

·综述·

人工智能在烧伤谵妄预警与管理中应用的研究进展

王贵¹ 钱红燕¹ 岳晓敏²¹嘉兴市中医医院重症医学科,嘉兴 314000;²嘉兴市中医医院神经外科,嘉兴 314000

通信作者:王贵,Email:wg1050@163.com

【摘要】 烧伤患者谵妄发生率高、识别困难且干预窗口狭窄,是重症监护中的突出难题。人工智能技术凭借其善于处理复杂高维数据、挖掘隐匿模式与实时连续监测的独特优势,为烧伤谵妄的预警与管理提供了新方向。该文基于烧伤谵妄的主要驱动机制与临床异质性,系统综述人工智能在烧伤谵妄预测模型建立、多模态数据融合与可解释输出、多源数据采集、智能处理与决策支持、临床应用与闭环反馈等方面的研究进展,分析当前面临的数据治理与算法公平性、临床场景的整合与协同、责任认定与伦理监管等挑战,并对未来研究方向进行展望,以期为人造智能在烧伤领域的应用提供借鉴与参考。

【关键词】 人工智能; 烧伤; 谵妄; 机器学习; 决策支持系统,临床

基金项目:浙江省中医药科技计划(2024ZL1070)

Research advances on the application of artificial intelligence in the warning and management of burn-related delirium

Wang Gui¹, Qian Hongyan¹, Yue Xiaomin²¹Department of Intensive Care Medicine, Jiaxing Hospital of Traditional Chinese Medicine, Jiaxing 314000, China;²Department of Neurosurgery, Jiaxing Hospital of Traditional Chinese Medicine, Jiaxing 314000, China

Corresponding author: Wang Gui, Email: wg1050@163.com

【Abstract】 Delirium in burn patients presented a prominent challenge in intensive care, characterized by high incidence, difficult identification, and a narrow intervention window. Artificial intelligence (AI) technology, with its unique advantages of being adept at processing complex high-dimensional data, mining hidden patterns, and real-time continuous monitoring, provided new directions for the warning and management of burn-related delirium. Based on the main driving mechanisms and

clinical heterogeneity of burn-related delirium, this article systematically reviewed the research advances of AI in establishment of predictive models for burn-related delirium, multimodal data fusion and interpretable outputs, multi-source data acquisition, intelligent processing and decision support, as well as clinical applications and closed-loop feedback. It analyzed current challenges such as data governance and algorithmic fairness, integration and collaboration in clinical scenarios, and liability attribution and ethical supervision, and prospected future research directions, aiming to provide references and insights for the application of AI in the field of burns.

【Key words】 Artificial intelligence; Burns; Delirious speech; Machine learning; Decision support systems, clinical

Fund program: Zhejiang Provincial Traditional Chinese Medicine Science and Technology Plan (2024ZL1070)

世界卫生组织调查显示,全球每年约有1 100万人因烧伤就诊,其医疗费用约为26.4亿美元^[1]。烧伤破坏皮肤屏障,可诱发以持续性疼痛和高代谢为特征的全身性应激反应,患者常需反复创面操作及长期镇静镇痛。一项研究显示,烧伤患者谵妄的发生率高达52%,持续时间约为11.5 d,显著高于普通ICU患者,且与住院时间延长、病死率上升以及长期神经功能损害密切相关^[2]。临床主流的谵妄评估法在应用于烧伤患者时,可能因未充分纳入烧伤特异性病理生理指标,而影响其敏感性与特异性^[3],同时,在人力资源紧张的烧伤病房中,极高的工作负荷可能导致谵妄的评估频次不足或深度不够,造成漏诊。当识别出谵妄时,患者可能已进展至躁动、拔管、跌倒等严重后果阶段,错失最佳干预时机。近年来,人工智能技术凭借其在处理复杂高维数据、挖掘隐匿模式与实时连续监测方面的独特优势,为烧伤谵妄的预警与管理提供了新方向。Esumi等^[4]的研究利用机器学习算

DOI: 10.3760/cma.j.cn501225-20250911-00392

收稿日期 2025-09-11

引用本文:王贵,钱红燕,岳晓敏.人工智能在烧伤谵妄预警与管理中应用的研究进展[J].中华烧伤与创面修复杂志,2026,42(10):997-1002. DOI: 10.3760/cma.j.cn501225-20250911-00392.

Wang G, Qian HY, Yue XM. Research advances on the application of artificial intelligence in the warning and management of burn-related delirium[J]. Chin J Burns Wounds, 2026, 42(10): 997-1002. DOI: 10.3760/cma.j.cn501225-20250911-00392.



法,通过分析烧伤患者的生命体征、实验室指标等对谵妄进行预测,显示出良好的效能。尽管人工智能在普通ICU患者与术后患者谵妄预测模型中展现出潜在价值^[5-8],但烧伤谵妄患者在驱动机制、关键风险因素和数据模态上与前述模型所基于的群体存在差异^[9-10]。因此,开发具有烧伤特异性的人工智能模型,已成为该细分领域的前沿方向。本文基于烧伤谵妄的主要驱动机制与临床异质性,系统综述人工智能在烧伤谵妄预测模型建立、多模态数据融合与可解释输出中的应用以及在数据采集、智能处理和临床应用方面的可实施路径与挑战,以期人工智能在烧伤领域的应用提供参考。

1 烧伤谵妄的驱动机制与临床异质性

1.1 烧伤谵妄的驱动机制

1.1.1 系统性炎症与神经炎症的级联反应 严重烧伤可导致受损组织释放损伤相关分子模式,激活免疫系统,进而引起TNF- α 、IL-1 β 、IL-6等炎症介质水平显著升高,这一现象在临床研究与动物烧伤模型中均得到证实^[11]。这些炎症介质通过血脑屏障、脑室周围器官以及迷走神经传入通路等途径侵入中枢神经系统,激活小胶质细胞,被激活的小胶质细胞形态和功能发生改变,释放更多促炎性细胞因子和活性氧。烧伤小鼠小胶质细胞过度激活可导致突触吞噬增强和神经元功能障碍^[12],为炎症介导的神经损伤提供机制基础。因此,SIRS通过神经免疫交互机制引发中枢炎症级联反应,是谵妄发生的关键始动环节。

1.1.2 高代谢状态与脑能量失衡 烧伤后短时间内,儿茶酚胺、皮质醇和胰高血糖素等应激激素的急剧升高,驱动机体进入持续的超高代谢状态,导致全身组织大量分解。同时,烧伤后系统性炎症和继发感染所致内皮功能障碍及微血栓形成,可能损害脑部微循环^[13],炎症因子也可抑制神经元线粒体的氧化磷酸化功能^[14]。此状态下,大脑作为高耗能器官,能量需求激增,却面临巨大的能量供应危机,引起脑代谢紊乱,可表现为脑电图节律的弥漫性慢波化,这与注意力涣散、思维混乱等谵妄核心症状相关^[15]。

1.1.3 下丘脑-垂体-肾上腺轴功能紊乱 严重烧伤作为应激源,会导致下丘脑-垂体-肾上腺轴过度激活,皮质醇持续高水平分泌,尽管短期内具有抗炎作用,但长期的糖皮质激素暴露会对海马等大脑关键区域的神经元产生毒性作用,而海马锥体神经元在学习、记忆和情境关联中起核心作用,其功能受损会显著削弱大脑应对额外应激的储备,使患者更易发生谵妄^[16-17]。

1.1.4 精神活性药物的直接神经毒性 阿片类和苯二氮草类药物在烧伤治疗中广泛应用,但其神经药理作用可触发谵妄。阿片类药物通过激活 μ 阿片受体,不仅可产生镇痛作用,还可抑制大脑皮层和唤醒系统;且阿片类药物部分代谢产物具有神经兴奋性,可能触发某些躁动症状;此外,阿片类药物还通过抑制胃肠动力,促进细菌、内毒素易位,间接加重系统性炎症反应^[18]。苯二氮草类药物作为 γ -氨基丁酸A型受体正向变构调节剂,可增强中枢神经系统的抑制性神经传

导,显著降低大脑皮质兴奋性,易诱发意识清晰度下降、注意力涣散等抑制型谵妄表现,对于已因系统性炎症反应、脑代谢紊乱而处于功能代偿临界状态的大脑,此类药物的中枢抑制效应亦可使脑功能储备耗竭,成为谵妄发生或加重的关键诱发因素^[16]。

1.1.5 环境因素与昼夜节律紊乱 ICU监护治疗环境中的持续性噪声(经听觉通路)以及不当光照(经视网膜-下丘脑通路)均可影响下丘脑视交叉上核的功能,抑制内源性褪黑素的生理性节律分泌。下丘脑视交叉上核功能受抑可导致睡眠-觉醒周期紊乱及碎片化,而深度睡眠的严重匮乏不仅会损害认知功能,还会抑制脑内类淋巴系统的毒性物质清除效能,阻碍 β -淀粉样蛋白、Tau蛋白等神经毒性代谢产物的排出,毒性物质的蓄积可激活神经炎症通路、加重神经元损伤,形成毒性物质蓄积与神经炎症相互促进的恶性循环^[19]。此外,ICU内基于治疗需求实施的身体约束,会剥夺患者自主控制权,诱发无助感和恐惧情绪,从心理神经免疫学角度,这些负性心理体验会增强机体应激应答,进一步增加脑功能损伤风险。

1.2 烧伤谵妄的临床异质性

烧伤谵妄在临床上表现出高度异质性,主要分为亢进型、抑制型与混合型3种临床亚型^[16]。亢进型表现为焦虑、注意力不集中、躁动等症状,易于识别;抑制型则表现为情感淡漠、反应迟钝,多发生在镇静或麻醉后,更为隐匿,易被临床忽视;混合型兼具亢进型与抑制型特点,交替出现。这种异质性使得传统量表评估模式受限,特别是在无法有效交流的危重患者中,谵妄评估的准时性和及时性下降,漏诊和延误风险增加^[10]。基于此,本课题组主张结合人工智能技术,实现多维度、连续性的客观评估,以弥补传统量表在烧伤谵妄临床表现异质性识别上的不足。

2 人工智能关键技术 在烧伤谵妄预警中的应用

针对烧伤谵妄驱动机制复杂且异质性高的特点,人工智能技术在处理高维、时序数据及挖掘隐匿模式方面较传统方法更具优势。

2.1 面向烧伤场景的预测模型

构建专用预测模型是实现预警的核心。研究显示,通用ICU谵妄预测模型^[7,20-21]因未纳入烧伤总面积、吸入性损伤、持续高代谢等关键变量,在烧伤患者中预测效能不足^[4,6]。这表明开发具有烧伤特异性的预测工具并非简单迁移现有模型,而需从根本上重构其特征工程与病理生理学假设。更为复杂的是,烧伤谵妄的发生发展并非单一急性事件驱动,而是由持续数周或数月的多重病理网络交织介导的动态过程^[17]。此外,烧伤临床场景存在独特约束:体表大面积敷料对计算机视觉监测构成物理遮挡^[22];频繁的创面处理导致生理监测数据中断^[23];患者年龄跨度极大,生理基线差异显著^[24]。这对模型的时序分析能力、鲁棒性及泛化能力提出了更高要求。在此背景下,算法体系逐渐从经典机器学习向深度学习演进,形成互补格局。以XGBoost、随机森林为代表

的经典机器学习模型,其树结构能够有效捕捉多变量间复杂的非线性关系与交互效应,擅长从结构化电子病历数据中识别并量化关键风险因子,并提供直观的特征重要性排序,从而在保持高预测效能的同时,极大增强模型的可信度与临床可接受度^[4,25]。而长短期记忆网络、Transformer等深度学习模型更擅长处理高维、非结构化的时序数据。长短期记忆网络能够从连续的生命体征、脑电图等序列数据中,捕捉谵妄发生前细微但具有预测价值的退化模式^[26];Transformer可深度解析临床笔记文本,挖掘比标准化编码更丰富、更早期的语义风险信号^[27],为烧伤谵妄的预警奠定基础。因此,未来的模型开发不应仅追求更大的受试者操作特征曲线下面积,更应致力于构建能够融合烧伤时序病理特性并适应其复杂临床数据环境的专用算法架构。

2.2 多模态数据融合与可解释输出

单一数据源模型难以捕捉烧伤谵妄的全貌及其不同亚型。为应对烧伤谵妄临床表现的异质性,多模态融合技术致力于整合生理信号、治疗记录、行为视频及环境与行为数据等信息,以构建全面的患者状态画像,实现精准亚型判别^[28],这也是实现烧伤谵妄精准诊疗的关键。然而,在真实烧伤病房环境中,部分模态数据难以获取,为此,开发能够处理不完整输入、具备强鲁棒性的融合模型^[29],是烧伤谵妄预测的重要保障。

为实现从预警到干预的闭环,模型的最终价值不仅在于辅助决策,更在于建立人机信任。以 SHAP (SHapley Additive exPlanation) 为代表的可解释人工智能方法,能够将模型的黑箱预测转化为临床可理解的决策依据。当系统对烧伤谵妄高危患者发出高风险预警时,SHAP 解析显示,“疼痛评分在 4 h 内骤升 3 分”和“血清 IL-6 水平达到峰值”两大特征共同构成本次预警的主要风险来源^[30]。可解释归因分析让人工智能预警摆脱单纯抽象的风险概率输出,而指向明确干预靶点的诊断性报告,从而驱动临床采取针对性措施,实现从预警到行动的闭环^[31]。这也是构建人机协同诊疗模式、实现从预警到精准干预闭环的关键桥梁。

2.3 从数据到决策的系统化处理流程

完整的烧伤谵妄预警系统遵循标准化流程:首先,对电子病历、床旁监护设备、视频音频流等多源异构数据进行标准化预处理与时间同步,确保所有信息能在时间轴上被准确分析;其次,通过特征工程从原始数据中提取与谵妄高度相关的关键信号;最后,将这些关键信号输入到集成化的预测与判别模型中,输出动态风险概率与临床亚型,为临床决策提供核心辅助。

3 人工智能驱动下的烧伤谵妄管理

基于关键技术的整合与临床应用,本小节旨在阐述从数据采集、智能处理到临床决策与反馈的闭环管理,为人工智能驱动下烧伤谵妄管理提供新思路。

3.1 多源数据采集

实现智能管理的首要任务是全面、高质量的烧伤患者多

源数据获取。数据主要归纳为 3 类:一是静态临床数据,如烧伤总面积、吸入性损伤、年龄与合并症等,为模型提供基线背景^[4]。二是动态治疗与生理时序数据,包括生命体征、实验室指标(如乳酸、特定细胞因子)、镇痛镇静药物剂量,以及脑电图、心率变异性等高频生理信号^[32-33],可反映病情瞬时变化与治疗反应。三是环境与行为数据,通过物联网传感器(监测光照、噪声、温度、湿度)及非接触式感知技术(如基于计算机视觉的活动度分析、基于音频的语音特征分析)进行采集^[34-35],旨在量化影响谵妄发生的外部情境及患者的行为表现。

然而,要在真实的烧伤监护环境中全面获取上述数据,尤其是环境与行为数据,面临严峻挑战。患者体表的大面积敷料直接遮挡了视觉监测视野;治疗性身体约束、频繁的创面操作导致行为信号中断且噪声增大;此外,对患者隐私的保护也限制部分感知技术的持续应用^[36]。这些因素共同导致数据普遍存在高缺失率、高噪声的特点,因此,开发能够有效处理不完整、高噪声数据的鲁棒性算法,是后续智能处理层得以构建和可靠运行的前提条件。

3.2 智能处理与决策支持

在获得多源数据后,烧伤谵妄管理的智能中枢对其进行预处理并同步获得多模态数据,然后将两种数据并行输入到风险预测引擎和亚型判别引擎中。风险预测引擎采用梯度提升树(如 XGBoost)或时序深度学习模型(如长短期记忆网络),对患者未来特定时间窗(如 4~24 h)内发生谵妄的概率进行持续动态估算,并映射为低、中、高风险等级,为临床提供预警判定^[37-38]。亚型判别引擎在风险评分升高或临床怀疑时被激活,分析行为数据(如视频中的躁动或淡漠)、高频生理信号(如脑电图的慢波化)及神经精神特征,利用卷积神经网络或 Transformer 等模型,输出患者属于亢进型、抑制型或混合型谵妄的概率分布^[39],实现精准表型分类,决定后续干预方向。当风险预测引擎发出高风险警报时,可解释性分析模块同步启动,定量解析预警中各个输入特征的贡献度^[40],从而提供从预警到精准临床决策的线索。

3.3 临床应用与闭环反馈

智能分析的核心价值在于赋能临床实践。目前,智能系统的应用主要集中在智能预警看板、个性化决策支持系统和自动化文档 3 个方面。智能预警看板作为主要的临床交互界面,以最小化认知负荷和操作干扰为前提,集成于医院信息系统或独立的移动终端,以可视化仪表盘形式动态呈现病区患者谵妄风险热力图,风险等级配色与布局需符合临床直觉,当风险状态变化时,系统通过推送进行分级提示。初步研究显示,与人工评估相比,此类可视化预警系统的引入可使谵妄漏报率降至 9%,平均干预启动时间缩短 4.7 h ($P < 0.01$)^[41]。这凸显出智能化界面在提升临床工作效率和响应速度方面的积极价值,但其对患者长期神经功能预后的影响,仍需在更大规模的前瞻性研究中进行探索。医护人员点击高风险患者标识,界面即刻呈现可解释性报告,列出风险跃升的核心变量及其贡献度,实现风险的透明化溯源,为快

速判定提供直接依据^[30-31]。个性化决策支持系统基于亚型判别结果与诱因归因,从结构化知识库中匹配并推送循证导向的干预方案。当判定为以疼痛为主要驱动因素的亢进型谵妄时,系统可能在医嘱界面提示优化背景镇痛方案,并评估是否需联合非药物干预;当判定为以环境刺激不足为特征的抑制型谵妄时,则建议启动促醒及定向力训练程序,并调整病房光照周期^[8]。未来,通过系统集成可联动病房环境控制系统或输注泵,实现镇痛镇静方案的自动化微调。自动化文档生成功能利用自然语言处理技术,自动从监护数据流与操作记录中提取关键信息,生成符合规范的护理病程记录,可减轻临床文书负担。一项前后对照研究显示,全链智控智能护理文书系统上线后,护士用于文书记录的时间显著减少,使其能将更多精力投入床旁照护和与患者沟通中^[42]。

4 核心挑战与应对方向

尽管前景广阔,但人工智能从实验室走向烧伤 ICU 床旁,仍需跨越数据、临床整合与伦理三重障碍,清醒认识这些挑战是规划其可行发展路径的前提。

4.1 数据治理与算法公平性

系统的有效性依赖于高质量、多模态的数据,采用联邦学习与差分隐私结合架构,允许各机构在数据不出本地的前提下协同训练模型,成为兼顾数据利用与隐私保护的关键路径^[43]。应建立标准化的数据采集渠道与质量控制流程,在模型开发全周期嵌入公平性评估与干预,在算法中引入公平性约束,并在部署后持续监控各亚群的性能指标,以确保其公平性^[44]。

4.2 临床场景的整合与协同

技术性能设计不当极易导致频繁出现低特异性或与临床脱节的警报,医护人员可能对其麻木甚至关闭系统,导致干预失败^[45]。因此,警报设计必须遵循智能化与分级化原则,与可解释的归因分析和可执行的建议深度绑定,通过模拟演练和持续培训,让医护人员理解系统的能力与局限,建立合理信任^[46]。烧伤谵妄预警系统是提供数据洞察与决策支持的助手,而临床医护人员凭借其专业判断与对患者的整体把握,始终是诊疗决策的最终负责人与执行者。

4.3 责任认定与伦理监管

当人工智能深度介入临床决策时,临床医师作为最终决策者,必须对采纳或驳回建议的诊疗行为负责^[47]。为此,所有建议、临床决策及后续结果都应采用不可篡改的技术手段进行完整记录,以实现过程可追溯与事后审计。未来推动人工智能系统的规范化应用,需要伦理学家、临床专家、技术开发者和政策制订者共同参与。需要有更多人工智能相关行业标准和临床指南,更多前瞻性、多中心的人工智能实效性研究推出,以积累关于其临床获益与风险的高级别证据,为科学的监管审批与伦理共识提供坚实基础。

5 总结与展望

人工智能在烧伤谵妄预警与管理中展现出潜在价值,通

过处理高维、多模态数据,能够实现更早期、更精准的风险识别与临床分型,从而弥补传统评估方法在实时性、特异性及异质性捕捉方面的不足。可通过整合静态临床特征、动态治疗记录、高频生理信号以及环境行为数据,构建具有烧伤特异性的预测模型,并结合可解释人工智能决策支持系统,为临床从风险感知到精准干预的实施路径提供参考,最终提高谵妄防治的精准性,改善患者预后。

目前烧伤谵妄领域面临数据整合与标准化、临床警报疲劳、算法公平性与伦理合规等多重挑战。未来研究应遵循阶梯式发展、迭代验证的路径系统开展。首先,联合多中心建立高质量、标准化的烧伤患者前瞻性临床数据库,开发与优化高精度、可解释的谵妄早期风险预测模型,形成可靠的算法基础。其次,构建集成多模态数据的智能化决策支持模块,通过引入音频、视频及电子病历文本等非结构化数据,提升对隐匿亚型的识别能力,依托循证知识库,搭配面向临床场景的个性化交互界面,实现人在回路模式下的高效人机协同。最终,需要通过大规模、多中心的实用性随机对照试验,在真实临床环境中全面验证该闭环系统的效能与安全性,从而为高级别循证依据的积累、医疗器械认证及临床指南的更新奠定坚实基础,助力实现从预警到干预的全程智能管理。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Yi L, Xie Z, Wang Z, et al. Time trends in thermal burns incidence among Brazil, Russia, India, China, and South Africa (BRICS), an age-period-cohort analysis from the GBD 2019[J]. Sci Rep, 2025, 15(1): 6877. DOI: 10.1038/s41598-025-90935-y.
- [2] Silva MP, Vala J, Sousa J, et al. Incidence and delirium risk factors in burn patients: a prospective cohort study[J]. Burns, 2025, 51(6): 107556. DOI: 10.1016/j.burns.2025.107556.
- [3] Salhotra R, Bose A, Srivastava S, et al. Reliability and validity of Hindi version of the confusion assessment method for intensive care unit (CAM-ICU) for diagnosis of delirium: a cohort study[J]. Indian J Crit Care Med, 2024, 28(10): 958-962. DOI: 10.5005/jp-journals-10071-24809.
- [4] Esumi R, Funao H, Kawamoto E, et al. Machine learning-based prediction of delirium and risk factor identification in intensive care unit patients with burns: retrospective observational study[J]. JMIR Form Res, 2025, 9: e65190. DOI: 10.2196/65190.
- [5] Schöler LM, Graf L, Airola A, et al. Determining the ground truth for the prediction of delirium in adult patients in acute care: a scoping review[J]. JAMIA Open, 2025, 8(3): ooaf037. DOI: 10.1093/jamiaopen/ooaf037.
- [6] Ren Y, Zhang Y, Zhan J, et al. Machine learning for prediction of delirium in patients with extensive burns after surgery[J]. CNS Neurosci Ther, 2023, 29(10): 2986-2997. DOI: 10.1111/cns.14237.
- [7] Gong KD, Lu R, Bergamaschi TS, et al. Predicting intensive care delirium with machine learning: model development and external validation[J]. Anesthesiology, 2023, 138(3): 299-311. DOI: 10.1097/ALN.0000000000004478.
- [8] 曹烨君, 张明珠, 潘国俊, 等. 基于 E-PRE-DELIRIC 风险分层模型的谵妄管理模式在重症监护病房应用的有效性及其预测性

- 能研究[J].解放军医学院学报,2023,44(5):501-507,524.DOI: 10.3969/j.issn.2095-5227.2023.05.011.
- [9] Mertin V, Most P, Busch M, et al. Current understanding of thermo(dys)regulation in severe burn injury and the pathophysiological influence of hypermetabolism, adrenergic stress and hypothalamic regulation-a systematic review[J/OL]. Burns Trauma, 2022, 10: tkac031[2025-09-11]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36168403/>. DOI: 10.1093/burnst/tkac031.
- [10] Pruskowski KA, Feth M, Hong L, et al. Pharmacologic management of pain, agitation, and delirium in burn patients[J]. Surg Clin North Am, 2023, 103(3): 495-504. DOI: 10.1016/j.suc.2023.02.003.
- [11] Ren Y, Zhang Y, Luo J, et al. Research progress on risk factors of delirium in burn patients: a narrative review[J]. Front Psychiatry, 2022, 13: 989218. DOI: 10.3389/fpsy. 2022. 989218.
- [12] Zhang R, Xu B, Zhang N, et al. Spinal microglia-derived TNF promotes the astrocytic JNK/CXCL1 pathway activation in a mouse model of burn pain[J]. Brain Behav Immun, 2022, 102: 23-39. DOI: 10.1016/j.bbi.2022.02.006.
- [13] Zhang P, Zou B, Liou YC, et al. The pathogenesis and diagnosis of sepsis post burn injury[J/OL]. Burns Trauma, 2021, 9: tkaa047[2025-09-11]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/33654698/>. DOI: 10.1093/burnst/tkaa047.
- [14] Moins-Teisserenc H, Cordeiro DJ, Audigier V, et al. Severe altered immune status after burn injury is associated with bacterial infection and septic shock[J]. Front Immunol, 2021, 12: 586195. DOI: 10.3389/fimmu.2021.586195.
- [15] 中华医学会神经病学分会神经心理与行为神经病学学组. 综合医院谵妄诊治中国专家共识(2021)[J]. 中华老年医学杂志, 2021, 40(10): 1226-1233. DOI: 10.3760/cma. j. issn. 0254-9026.2021.10.002.
- [16] Stanley GHM, Barber ARJ, O'Brien AM, et al. Delirium in hospitalised adults with acute burns - a systematic review [J]. Burns, 2022, 48(5): 1040-1054. DOI: 10.1016/j.burns.2022.05.023.
- [17] 罗月, 梁光萍. 烧伤后认知障碍及其机制的研究进展[J]. 中华烧伤与创面修复杂志, 2023, 39(8): 790-794. DOI: 10.3760/cma.j.cn501225-20221117-00492.
- [18] Duprey MS, Dijkstra-Kersten SMA, Zaai IJ, et al. Opioid use increases the risk of delirium in critically ill adults independently of pain[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2021, 204(5): 566-572. DOI: 10.1164/rccm.202010-3794OC.
- [19] Tang BHY, Manalo J, Chowdhury SR, et al. Melatonin use in the ICU: a systematic review and meta-analysis[J]. Crit Care Med, 2025, 53(9): e1714-e1724. DOI: 10.1097/CCM.00000000000006767.
- [20] Wu Z, Jiang Y, Li S, et al. Enhanced machine learning predictive modeling for delirium in elderly ICU patients with COPD and respiratory failure: a retrospective study based on MIMIC-IV[J]. PLoS One, 2025, 20(3): e0319297. DOI: 10.1371/journal.pone.0319297.
- [21] Tang D, Ma C, Xu Y. Interpretable machine learning model for early prediction of delirium in elderly patients following intensive care unit admission: a derivation and validation study[J]. Front Med (Lausanne), 2024, 11: 1399848. DOI: 10.3389/fmed.2024.1399848.
- [22] Schmidt S, Drysch M, Lehnhardt M. Burn surgery[J]. Dtsch Med Wochenschr, 2023, 148(17): 1075-1080. DOI: 10.1055/a-1957-4457.
- [23] Perkins M, Wood F, Griffin B, et al. Variation in burn wound management approaches for paediatric burn patients in Australia and New Zealand[J]. ANZ J Surg, 2022, 92(4): 753-758. DOI: 10.1111/ans.17435.
- [24] Haruta A, Mandell SP. Assessment and management of acute burn injuries[J]. Phys Med Rehabil Clin N Am, 2023, 34(4): 701-716. DOI: 10.1016/j.pmr.2023.06.019.
- [25] Zhang M, Zhong M, Cheng Y, et al. Intelligent prediction platform for sepsis risk based on real-time dynamic temporal features: design study[J]. JMIR Med Inform, 2025, 13: e74940. DOI: 10.2196/74940.
- [26] 李丽轩, 梁洪, 范勇, 等. 基于物联网和可穿戴技术的智能监护系统研发及其应用模式探索研究[J]. 生物医学工程杂志, 2023, 40(6): 1053-1061. DOI: 10.7507/1001-5515.202211047.
- [27] Yang Z, Mitra A, Liu W, et al. TransformEHR: transformer-based encoder-decoder generative model to enhance prediction of disease outcomes using electronic health records[J]. Nat Commun, 2023, 14(1): 7857. DOI: 10.1038/s41467-023-43715-z.
- [28] Ye J, Hai J, Song J, et al. Multimodal data hybrid fusion and natural language processing for clinical prediction models [J]. AMIA Jt Summits Transl Sci Proc, 2024, 2024: 191-200.
- [29] Liu J, Capurro D, Nguyen A, et al. Attention-based multimodal fusion with contrast for robust clinical prediction in the face of missing modalities[J]. J Biomed Inform, 2023, 145: 104466. DOI: 10.1016/j.jbi.2023.104466.
- [30] Kalyakulina A, Yusipov I, Moskalev A, et al. eXplainable Artificial Intelligence (XAI) in aging clock models[J]. Ageing Res Rev, 2024, 93: 102144. DOI: 10.1016/j.arr.2023.102144.
- [31] Han C, Kim HI, Soh S, et al. Machine learning with clinical and intraoperative biosignal data for predicting postoperative delirium after cardiac surgery[J]. iScience, 2024, 27(6): 109932. DOI: 10.1016/j.isci.2024.109932.
- [32] Belayneh AG, Adal O, Mamo ST, et al. Treatment outcome and associated factors of burn injury in Ethiopian hospitals: a systematic review and meta-analysis[J]. Scars Burn Heal, 2025, 11: 20595131251321772. DOI: 10.1177/20595131251321772.
- [33] Messelu MA, Abrha NN, Jemberie HK, et al. The national burden of mortality and its associated factors among burn patients in Ethiopia. A systematic review and meta-analysis [J]. Burns, 2024, 50(9): 107201. DOI: 10.1016/j.burns. 2024. 07.005.
- [34] Bagley BA, Senthil-Kumar P, Pavlik LE, et al. Care of the critically injured burn patient[J]. Ann Am Thorac Soc, 2022, 19(6): 880-889. DOI: 10.1513/AnnalsATS.202110-1099CME.
- [35] Cao Z, Hidalgo G, Simon T, et al. OpenPose: realtime multi-person 2D pose estimation using Part Affinity Fields [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2021, 43(1): 172-186. DOI: 10.1109/TPAMI.2019.2929257.
- [36] Carter JE, Shupp JW, Phelan HA, et al. Refinement of an artificial intelligence algorithm for enhanced burn wound depth assessment using multispectral imaging: an expanded proof of concept study[J]. J Burn Care Res, 2025, 46(6): 1302-1317. DOI: 10.1093/jbcr/iraf057.
- [37] Boppana SH, Tyagi D, Komati S, et al. AI-delirium guard: predictive modeling of postoperative delirium in elderly surgical patients[J]. PLoS One, 2025, 20(6): e0322032. DOI: 10.1371/journal.pone.0322032.
- [38] Giesa N, Sekutowicz M, Rubarth K, et al. Applying a

- transformer architecture to intraoperative temporal dynamics improves the prediction of postoperative delirium[J]. *Commun Med (Lond)*, 2024, 4(1): 251. DOI: 10.1038/s43856-024-00681-x.
- [39] Edriss S, Romagnoli C, Caprioli L, et al. Commercial vision sensors and AI-based pose estimation frameworks for markerless motion analysis in sports and exercises: a mini review[J]. *Front Physiol*, 2025, 16: 1649330. DOI: 10.3389/fphys.2025.1649330.
- [40] Zhang W, Tang N, Song J, et al. Development and validation of a machine learning-based risk prediction model for postoperative delirium in older patients with hip fracture[J]. *J Gerontol A Biol Sci Med Sci*, 2025, 80(12): glaf200. DOI: 10.1093/gerona/glaf200.
- [41] Ditzel FL, Hut SCA, van den Boogaard M, et al. DeltaScan for the assessment of acute encephalopathy and delirium in ICU and non-ICU patients, a prospective cross-sectional multicenter validation study[J]. *Am J Geriatr Psychiatry*, 2024, 32(9): 1093-1104. DOI: 10.1016/j.jagp.2023.12.005.
- [42] 姜泽伟, 郁慧杰, 陈子红, 等. “全链智控”重症护理信息数据的设计及临床应用[J]. *中国中西医结合急救杂志*, 2023, 30(6): 739-742. DOI: 10.3969/j.issn.1008-9691.2023.06.020.
- [43] Nagamani GM, Kumar CK. Design of an improved graph-based model for real-time anomaly detection in healthcare using hybrid CNN-LSTM and federated learning[J]. *Heliyon*, 2024, 10(24): e41071. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e41071.
- [44] Yang Y, Lin M, Zhao H, et al. A survey of recent methods for addressing AI fairness and bias in biomedicine[J]. *J Biomed Inform*, 2024, 154: 104646. DOI: 10.1016/j.jbi.2024.104646.
- [45] Bakker T, Klopowska JE, Dongelmans DA, et al. The effect of computerised decision support alerts tailored to intensive care on the administration of high-risk drug combinations, and their monitoring: a cluster randomised stepped-wedge trial[J]. *Lancet*, 2024, 403(10425): 439-449. DOI: 10.1016/S0140-6736(23)02465-0.
- [46] Rozenes S, Fux A, Kagan I, et al. Alert-grouping: Smart Personalization of Monitoring System Thresholds to Help Healthcare Teams Struggle with Alarm Fatigue in Intensive Care[J]. *J Med Syst*, 2023, 47(1): 113. DOI: 10.1007/s10916-023-02010-6.
- [47] Keutzer L, Simonsson US. Medical device apps: an introduction to regulatory affairs for developers[J]. *JMIR Mhealth Uhealth*, 2020, 8(6): e17567. DOI: 10.2196/17567.

· Burns & Trauma 好文推荐 ·

烧伤脓毒症生物标志物: 最新进展

引用格式: Palmieri TL, Heard J. Biomarkers of sepsis in burn injury: an update[J/OL]. *Burns Trauma*, 2025, 13: tkae080[2026-09-21]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39822649/>. DOI: 10.1093/burnst/tkae080.

脓毒症是严重烧伤患者死亡的重要原因。烧伤后皮肤屏障破坏、免疫功能紊乱及持续高代谢反应均可增加感染风险,同时烧伤本身引起的发热、心动过速、呼吸增快及白细胞计数异常又与脓毒症表现高度重叠,使早期诊断烧伤脓毒症面临较大困难。目前常用的感染指标仍难以准确区分烧伤相关无菌性炎症与感染性宿主反应。为此,美国加州大学 Davis 分校及北加州 Shriners 儿童医院烧伤外科 Tina L. Palmieri 教授团队在 *Burns & Trauma* 发表了 *Biomarkers of sepsis in burn injury: an update* 一文,系统总结烧伤脓毒症生物标志物的研究进展及临床应用前景。

该综述重点分析了降钙素原、C 反应蛋白、促炎及抗炎细胞因子、血细胞相关指标、可溶性 CD14 亚型、钙卫蛋白、激肽释放酶抑制蛋白、非编码 RNA、表观遗传学指标、多组学数据及细胞外囊泡等候选标志物。现有证据显示,降钙素原对细菌感染具有一定提示价值,但其水平受到烧伤面积和感染类型影响,连续动态监测可能较单次检测更有意义。C 反应蛋白易受烧伤炎症反应干扰,难以独立判断感染。可溶性 CD14 亚型可能早于降钙素原、C 反应蛋白和白细胞计数出现升高,但仍缺乏足够的烧伤患者验证。细胞外囊泡可携带蛋白质、微小 RNA 和 DNA,并反映免疫细胞及内皮细胞的活化状态。已有研究将血浆细胞外囊泡与拉曼光谱结合,对烧伤脓毒症的识别敏感度和特异度分别达到 97.5% 和 90%,显示出良好的应用潜力。

综上所述,目前尚无单一生物标志物能够独立、可靠地诊断烧伤脓毒症,未来应结合患者脓毒症表型,构建涵盖炎症、免疫、代谢及组学信息的动态标志物组合,为烧伤脓毒症的早期识别、风险分层和抗感染治疗提供依据。

祝葛华,编译自 *Burns Trauma*, 2025, 13: tkae080; 郭光华,审校

广告目次

珠海亿胜生物制药有限公司	封三
桂林华诺威基因药业股份有限公司	封底