

## 人工智能在重症医学领域的应用进展

谢芳 薄禄龙 卞金俊

海军军医大学附属长海医院麻醉学部, 上海 200433

通信作者: 卞金俊, Email: jinjunbicu@163.com

**【摘要】** 近年来,人工智能在重症医学领域产生了一系列研究成果,很多算法模型通过临床试验验证,开始帮助临床医师制定临床决策。文章通过阐述目前人工智能在重症医学领域的应用进展,让临床医师了解人工智能如何为重症医学临床服务。介绍 ICU 所产生数据(时序数据、图像数据、文本数据、离散数据)结构域特点,论述重症医学领域的预警模型,基于重症监护医学信息集(medical information mart for intensive care, MIMIC)数据库的重症医学研究,就当前该领域的最新进展予以介绍。基于人工智能技术的应用,医护人员能更及时地发现临床问题,更好地制定临床决策,更有利于提高对重症患者的临床服务能力。

**【关键词】** 人工智能; 大数据; 重症医学; 重症监护治疗病房

**基金项目:** 上海市优秀青年医学人才培养计划(2017YQ015);上海市青年科技启明星计划(19QA1408500)

DOI: 10.3760/cma.j.issn.1673-4378.2019.10.017

### Advances in the application of artificial intelligence in critical care medicine

Xie Fang, Bo Lulong, Bian Jinjun

Department of Anesthesiology, Changhai Hospital, Naval Medical University, Shanghai 200433, China

Corresponding author: Bian Jinjun, Email: jinjunbicu@163.com

**【Abstract】** Artificial intelligence technology has produced a series of advanced models and algorithms in the field of critical care. Many model applications have been tested by clinical trials to support the physicians' optimal clinical decision making. In this review, we will introduce application progresses of artificial intelligence in intensive care. This review aims to make clinicians understand how artificial intelligence serve in critical care medicine. The major contents of this review include introducing characteristics of data in intensive care unit (ICU), e.g., time series, image, text and discrete data. Early warning models in the field and research based on medical information mart for intensive care (MIMIC) database will be discussed in detail. Based on the application of artificial intelligence, clinicians will make better clinical decisions in a timely manner so as to improve clinical service ability for caring critical patients.

**【Key words】** Artificial intelligence; Big data; Critical care medicine; Intensive care unit

**Fund program:** Shanghai Outstanding Youth Medical Professionals Training Program (2017YQ015); Shanghai Science and Technology Committee Rising-Star Program (19QA1408500)

DOI: 10.3760/cma.j.issn.1673-4378.2019.10.017

医疗服务系统的数字化正悄然改变临床诊疗和医学研究模式。ICU 是对因各种原因导致单个或多个器官与系统功能障碍危及生命或具有潜在高危因素的患者,及时提供系统的、高质量的医学监护和生命救治的场所<sup>[1]</sup>。重症患者常接受连续或接近连续的观察、诊疗和监护,产生实时监测的各种数据,如心率、血压、SpO<sub>2</sub>、尿量等。

ICU 许多干预措施的临床证据等级程度不高,实际操作中也存在很多不确定性。危重病的复杂性使传统医学研究面临不足。换言之,危重病研究需

要综合方法。人工智能提供一定的算法(如机器学习和深度学习),通过使用算法来解析数据,学习数据规律,然后对现实事件做出决策和预测。Johnson 等<sup>[2]</sup>提出利用重症监护医学信息集(medical information mart for intensive care, MIMIC)数据库,以公开可用的重症监护数据集生成可重复的研究。随着人工智能的快速发展,越来越多的算法模型在 ICU 得到运用,帮助临床医师根据患者实时信息做出最佳临床决策。本文对人工智能在重症医学领域的应用进展进行综述。

## 1 ICU 的数据特点

ICU 内一般配有床边监护仪、呼吸机、输液泵、除颤仪,甚至麻醉机等。这些数字医疗设备不断产生新的可利用数据。医护人员操作记录数据、患者在其他科室及实验室产生的数据,使 ICU 成为各种信息交汇的地方。ICU 集合患者大量医疗救治数据,包括血压、体温、心率、心电图等生命体征;大量图像连续监测数据,包括音视频图像信息和超声便携式设备监测信息;大量设备监测数据,包括高级生理监护仪、起搏除颤监护仪、心肺复苏机、高级转运呼吸机监测数据;大量患者病历数据,包括电子医疗记录数据及其他检验、检查数据等。ICU 的数据具有数据维度多、时效性好、高价值和高质量的特点,主要分为时序数据、图像数据、文本数据和离散数据。

### 1.1 时序数据

时序数据即按照时间顺序记录下来的数据。SpO<sub>2</sub>、心率、血压、体温、尿量等各种生命体征参数均属于时序数据。在临床服务中,医院使用的各种监护设备实时监测着患者的各项生命体征,不断产生包括血氧、心率、心电图等各种生命体征参数的时间序列数据。这些时序数据实时性高、连续性强、数据集大,与患者症状和医护人员的治疗及操作密切相关。无论过去的传统医学研究,还是新兴的人工智能辅助决策领域,时序数据都是非常重要的信息来源。

### 1.2 图像数据

随着 B 超、CT 和 MRI 等医学影像检查手段的广泛运用,患者住院期间积累大量医学图像数据。ICU 内同样产生上述数据,且愈发受临床医师的重视。医院通常将大部分影像结果以数字化形式集中存储在医院系统中。这些图像数据体量大、信息价值密度高,是医护人员诊断和操作的重要参考数据,在临床领域起着至关重要的作用。

### 1.3 文本数据

电子病历和放射检查记录等系统中存储大量患者病历和诊断结果的文本数据。这是临床医师对患者症状、诊断结果及临床检查结果的描述,包含临床医师专业知识以及对一些疾病的诊断。文本数据若能与其他数据结合,则可将患者临床表现、检查结果等与临床医师所判定的医学结论联系起来,具有极高的挖掘价值。

### 1.4 离散数据

医院信息系统同样存储着大量的离散数据,包括患者性别、年龄、血型、身高、体重等一系列基本信息和常规体征数据。ICU 医护人员对患者的判断

与操作离不开这些基础数据支撑。这些数据量较小且稳定,数据价值密度相对较低,但又是不可缺少的重要部分。

## 2 重症医学领域的预警模型

ICU 内患者发病急、病情重、病情进展快,对重症患者的早期预防与识别显得非常重要。ICU 内经常发生感染性休克、心脏或呼吸骤停等紧急现象。在产生这些危及生命的现象前期,患者其实已有一些不寻常的生命体征出现,并伴随常见并发症。目前,ICU 患者的治疗方案和手段主要依靠临床医师的经验和相关领域知识的积累,使得 ICU 患者病情评估上并不高效和有效。ICU 内广泛运用的急性生理与慢性健康状况评分、简化急性生理学评分 II (simplified acute physiology score II, SAPS-II) 等评分模型<sup>[3-4]</sup>,虽能辅助医护人员对患者当前生命体征状况和危险程度作出评估,但存在局限性。一方面,这些评分模型仅通过患者当前生命体征或一些测试的反应来评估患者风险,未将之前的生命体征纳入评分模型参考,没有充分利用时序信息;另一方面,这些评估模型在设计之初,通常只采用某一地区的患者作为样本构建评分标准,从而造成评分模型的普遍性不足,个性化程度不高。

随着大数据及人工智能的快速发展,不仅在临床麻醉领域有着广泛的运用<sup>[5-6]</sup>,在重症医疗领域的应用与日俱增,如疾病风险评估、病情恶化预警及死亡率预警等领域。Johnson 等<sup>[7]</sup>使用一种新颖的贝叶斯学习算法,Krajnak 等<sup>[8]</sup>结合机器学习和关键规则方法,都建立了以预测 ICU 病死率为目标的算法模型,取得了比现有基于评分规则的急性生理与慢性健康状况评分和 SAPS-II 等模型更好的评估效果,可更早、更准确地获知潜在风险。Kho 等<sup>[9]</sup>利用算法从电子健康档案数据找出病情可能恶化的患者。Churpek 等<sup>[10]</sup>在由 25 万多例住院患者组成的数据集中,建立一个 Logistic 回归模型,可准确估计病房患者在 ICU 转运期间发生心搏骤停或死亡的风险。

Wang 等<sup>[11]</sup>利用 ICU 患者前 48 h 30 多项生命体征时序数据和患者基本信息等,对患者死亡风险进行评估。利用信息论、混沌理论和小波变换等数据处理方法,从时序数据中抽取出 32 项特征,再利用先进的 Time-Slicing Cox 模型进行建模,最终得到有效评估患者生命危险的 ICU 死亡预警模型,有效识别出未来 24 h 有可能出现生命危险的患者。

Jawad 等<sup>[12]</sup>利用 ICU 患者实时生命体征数据和实验室检测数据,对患者感染性休克的发生概率进行预测。犀牛科技的研发团队先后在 ICU 转运预警、病情恶化预警、疾病风险评估、操作决策辅助和病死率预警等方面研发出多个实时预警系统<sup>[13]</sup>。在大数据支持下,前沿人工智能算法相比医护人员传统检查方法能更早发现感染性休克患者的生命体征特点,并提醒医护人员进行早期干预。

### 3 基于 MIMIC 数据库的重症医学研究

MIMIC-III 数据库是一个免费开放的重症监护医学数据集,具有开放性、数据集时间跨度长(12 年)以及个人健康数据完整等特点,成为重症医学领域著名的科研数据集(<http://physionet.org/mimic3/>)。许多研究者利用 MIMIC-III 对重症监护数据进行数据挖掘,产生新的临床模型,包括疾病严重度评分、并发症评分以及临床诊疗方法的改进,如机械通气、血压测量等。目前,已有很多学者利用该数据库就临床问题发表研究。

脓毒症是严重感染导致危及生命的急性器官功能障碍,是全球第三大死亡原因,也是医院内死亡的主要原因。容量复苏和使用血管收缩药是脓毒症早期治疗的关键,但目前仍缺乏针对脓毒症的个性化治疗方案。Komorowski 等<sup>[14]</sup>基于 MIMIC-III 数据库开发了人工智能临床医师,从大量患者数据中提取内隐知识,并通过分析大量(多数为次优)治疗决策来学习最佳治疗,证明了人工智能临床医师选择的治疗方案优于人类临床医师。其研究模型为脓毒症提供了个性化临床最佳治疗决策,从而有助于改善患者预后。

García-Gallo 等<sup>[15]</sup>基于机器学习方法建立 ICU 内脓毒症患者 1 年病死率的预测模型,利用 MIMIC-III 建模与验证。这一集合算法生成的模型比传统评分系统(如 SAPS II、序贯器官衰竭评分或急性疾病严重程度评分)能更准确预测患者 1 年病死率。Severson 等<sup>[16]</sup>利用 MIMIC-III 数据库探讨抗利尿激素对脓毒症患者血清乳酸水平的影响,结果表明,接受加压素治疗的患者血清乳酸水平上升可能性更大,接受加压素治疗的患者血清乳酸中值升高 0.3 mmol/L,未接受加压素治疗的患者降低 0.7 mmol/L ( $P<0.001$ )。Feng 等<sup>[17]</sup>采用 MIMIC-III 数据库研究经食管超声应用与脓毒症患者 28 d 病死率的关系。结果表明,使用经食管超声心动图可改善脓毒症患者 28 d 病死

率。Serpa Neto 等<sup>[18]</sup>利用 MIMIC-III 和急诊 ICU 数据库分析有创通气至少 48 h 危重患者机械通气动力与病死率的关系发现,机械通气动力与 ICU 病死率、30 d 病死率、ICU 和住院时间有关,且高机械通气动力值的通气与患者较高的住院死亡率独立相关。

Moskowitz 等<sup>[19]</sup>对 MIMIC-III 数据库数据进行提取,分析探讨 3 种常用药物(美托洛尔、地尔硫卓、胺碘酮)对快速型心房颤动的疗效比较,结果表明,美托洛尔的失败率低于胺碘酮,且在 4 h 时达到心室率控制优于地尔硫卓。Danziger 等<sup>[20]</sup>使用大量重症患者的初始队列检查外周水肿与患者 1 年后生存率的关系发现,住院体检中发现外周水肿是危重症的一个较差预后指标。外周水肿是仅反映潜在病理生理,还是具有独立致病作用,尚需进一步研究。另外,Chen 等<sup>[21]</sup>发现,静脉充血可表现为周围水肿或 CVP 升高,与重症患者的急性肺损伤直接相关。

Dejam 等<sup>[22]</sup>采用基于人工智能技术,对 9 809 例重症患者进行回顾性分析,评价输血对 30 d 及 1 年病死率的影响,发现 55 岁以下输血患者的病死率增加。年龄大于 75 岁的输血患者 30 d 和 1 年病死率较低。接受心脏手术的患者中,输血与较差的预后相关。因此,未来的输血研究和临床决策应基于患者基线特征和临床背景的差异决定。

### 4 人工智能的不足与挑战

人工智能在医疗领域的运用日益成熟,但在危重患者的研究和护理中也存在缺陷与挑战。首先,基于人工智能各种算法所得出可靠的临床决策,需在 ICU 中实施精心设计、可解释和有效的数据驱动系统,这些数据驱动系统的实施必须在控制良好的试验研究的严格支持下进行。其次,影响临床决策的许多因素,包括临床、社会和个人因素,不一定反映在数字记录中,因此数据驱动系统的任何输出都需由临床医师首先评估、解释和补充。最后,还需权衡数据开放性和可再现性的需求及对数据隐私和安全性的需求。最近一项研究显示,在使用相同 ICU 数据的数据科学研究中,研究结果的可再现性差<sup>[23]</sup>。

### 5 总结与展望

随着信息科技的发展,大数据技术和人工智能算法在医学领域的运用触手可及。随着 ICU 内监测设备的智能化、数据收集的信息化,医护人员不再局限于循证医学和临床经验来为重症患者做重大

临床医疗决策。基于人工智能技术的应用,医护人员能够更及时地发现临床问题,更好地制定临床决策,更有利于提高对重症患者的临床服务能力。值得注意的是,大数据的应用本身还存在解释性不足、准确率高但出错代价大等需要解决的问题。通过临床医师、研究人员、数据科学家的多方协作,将有助于更客观和科学地运用人工智能,为改善重症患者的预后做出决策。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

### 参考文献

- [1] Smiths E. What is an ICU [EB/OL]. WiseGEEK: clear answers for common questions, 2016 [2016-05-25]. <http://www.wisegeek.org/what-is-an-icu.htm>.
- [2] Johnson AE, Stone DJ, Celi LA, et al. The MIMIC Code Repository: enabling reproducibility in critical care research [J]. *J Am Med Inform Assoc*, 2018, 25(1): 32-39. DOI:10.1093/jamia/ocx084.
- [3] Le Gall JR, Loirat P, Alperovitch A, et al. A simplified acute physiology score for ICU patients[J]. *Crit Care Med*, 1984, 12(11): 975-977. DOI:10.1097/00003246-198411000-00012.
- [4] Le Gall JR, Lemeshow S, Saulnier F. A new Simplified Acute Physiology Score(SAPS II) based on a European/North American multicenter study[J]. *JAMA*, 1993, 270(24): 2957-2963. DOI:10.1001/jama.1993.03510240069035.
- [5] 张玮艳, 翟茜, 方向明. 麻醉与神经环路及人工智能的研究现状 [J]. *国际麻醉学与复苏杂志*, 2019, 40 (1): 81-85. DOI:10.3760/cma.j.issn.1673-4378.2019.01.017.
- [6] 丁玲玲, 袁维秀, 米卫东, 等. 人工智能辅助手术的麻醉管理[J]. *国际麻醉学与复苏杂志*, 2013, 34 (8): 729-736. DOI:10.3760/cma.j.issn.1673-4378.2013.08.015.
- [7] Johnson AEW, Dunkley N, Mayaud L, et al. Patient specific predictions in the intensive care unit using a Bayesian ensemble [C/OL]. *Comp Cardiol*, 2012, 39: 249-252. <http://dx.doi.org/https://ieeexplore.ieee.org/document/6420377?amumber=6420377>.
- [8] Krajnak M, Xue J, Kaiser W, et al. Combining machine learning and clinical rules to build an algorithm for predicting ICU mortality risk[C]. *Comp Cardiol*, 2012, (1): 401-404. [http://xueshu.baidu.com/usercenter/paper/show?paperid=96bd718eda30c7d96b25cef87e5bc201&site=xueshu\\_se](http://xueshu.baidu.com/usercenter/paper/show?paperid=96bd718eda30c7d96b25cef87e5bc201&site=xueshu_se).
- [9] Kho A, Rotz D, Alrahi K, et al. Utility of commonly captured data from an EHR to identify hospitalized patients at risk for clinical deterioration[J/OL]. *AMIA Annu Symp Proc*, 2007, 11: 404-408.
- [10] Churpek MM, Yuen TC, Winslow C, et al. Multicenter comparison of machine learning methods and conventional regression for predicting clinical deterioration on the wards [J]. *Crit Care Med*, 2016, 44(2): 368-374. DOI:10.1097/CCM.0000000000001571.
- [11] Wang Y, Chen W, Heard K, et al. Mortality prediction in ICUs using a novel time-slicing cox regression method [J/OL]. *AMIA Annu Symp Proc*, 2015, 2015: 1289-1295.
- [12] Jawad I, Lukšić I, Rafnsson SB. Assessing available information on the burden of sepsis: global estimates of incidence, prevalence and mortality [J/OL]. *J Glob Health*, 2012, 2 (1): 10404. DOI:10.7189/jogh.02.010404.
- [13] Cui Z, Chen W, He Y, et al. Optimal action extraction for random forests and boosted trees [C]. *ACM*, 2015, (8): 179-188. DOI:10.1145/2783258.2783281.
- [14] Komorowski M, Celi LA, Badawi O, et al. The artificial intelligence clinician learns optimal treatment strategies for sepsis in intensive care [J]. *Nat Med*, 2018, 24 (11): 1716-1720. DOI:10.1038/s41591-018-0213-5.
- [15] García-Gallo JE, Fonseca-Ruiz NJ, Celi LA, et al. A machine learning-based model for 1-year mortality prediction in patients admitted to an intensive care unit with a diagnosis of sepsis[J]. *Med Intensiva*, 2018, pii: S0210-5691(18)30245-6. DOI:10.1016/j.medint.2018.07.016.
- [16] Severson KA, Ritter-Cox L, Raffa JD, et al. Vasopressin administration is associated with rising serum lactate levels in patients with sepsis[J/OL]. *J Intensive Care Med*, 2018: 885066618794925. DOI:10.1177/0885066618794925.
- [17] Feng M, McSparron JI, Kien DT, et al. Transthoracic echocardiography and mortality in sepsis: analysis of the MIMIC-III database[J]. *Intensive Care Med*, 2018, 44(6): 884-892. DOI:10.1007/s00134-018-5208-7.
- [18] Serpa Neto A, Deliberato RO, Johnson AEW, et al. Mechanical power of ventilation is associated with mortality in critically ill patients: an analysis of patients in two observational cohorts[J]. *Intensive Care Med*, 2018, 44 (11): 1914-1922. DOI:10.1007/s00134-018-5375-6.
- [19] Moskowitz A, Chen KP, Cooper AZ, et al. Management of atrial fibrillation with rapid ventricular response in the intensive care unit: a secondary analysis of electronic health record data[J]. *Shock*, 2017, 48(4): 436-440. DOI:10.1097/SHK.0000000000000869.
- [20] Danziger J, Chen K, Cavender S, et al. Admission peripheral edema, central venous pressure, and survival in critically ill patients[J]. *Ann Am Thorac Soc*, 2016, 13(5): 705-711. DOI:10.1513/AnnalsATS.201511-737OC.
- [21] Chen KP, Cavender S, Lee J, et al. Peripheral edema, central venous pressure, and risk of AKI in critical illness[J]. *Clin J Am Soc Nephrol*, 2016, 11(4): 602-608. DOI:10.2215/CJN.08080715.
- [22] Dejam A, Malley BE, Feng M, et al. The effect of age and clinical circumstances on the outcome of red blood cell transfusion in critically ill patients[J/OL]. *Crit Care*, 2014, 18(4): 487. DOI: 10.1186/s13054-014-0487-z.
- [23] Johnson AE, Pollard TJ, Mark RG. Reproducibility in critical care: a mortality prediction case study [C]. *PMLR*, 2017, 68: 361-376. <http://proceedings.mlr.press/v68/johnson17a.html>.

(本文编辑:孙婷)