

• 论 著 • DOI:10.3969/j.issn.1672-9455.2023.09.024

基于 WOS 的重症医学领域人工智能研究的可视化分析

张开友,王思佳[△]

四川大学华西第二医院临床检验科/出生缺陷与相关妇女儿童疾病教育部重点实验室,四川成都 610041

摘要:目的 对重症医学领域人工智能研究热点及趋势进行分析。方法 计算机检索 Web of Science 数据库核心合集,检索与人工智能和重症医学相关的文献。采用 CiteSpace 和 VOSviewer 对检索到的文献进行可视化分析。结果 检索到重症医学领域人工智能研究的文献 2 593 篇。重症医学领域人工智能的文献总体发文量逐年增长,2019 年以后增速更快。发文量最多的国家、机构分别是美国、麻省理工学院,重症医学领域人工智能最常见的关键词包括机器学习、病死率、机械通气、脓毒血症、急性肾损伤等。结论 重症医学领域中人工智能的应用进入新阶段,机器学习、临床决策、预后预测、并发症预防等是研究的热点和前沿。

关键词:重症医学; 人工智能; 机器学习; 文献计量学; 可视化分析**中图法分类号:**R1**文献标志码:**A**文章编号:**1672-9455(2023)09-1287-07

Visual analysis of artificial intelligence research in critical care medicine based on WOS

ZHANG Kaiyou, WANG Sijia[△]

Department of Clinical Laboratory, West China Second Hospital, Sichuan University/

Key Laboratory of Birth Defects and Related Women and Children Diseases of

Ministry of Education, Chengdu, Sichuan 610041, China

Abstract: **Objective** To analyze the hot spots and trends of artificial intelligence research in the field of critical care medicine. **Methods** Computer search of the core collection of Web of Science database was conducted to retrieve literature related to artificial intelligence and critical care medicine. CiteSpace and VOSviewer were used to visualize and analyze the retrieved literature. **Results** The literature on artificial intelligence research in the field of critical care medicine was retrieved as 2 593 articles. The overall number of publications in the literature of artificial intelligence in critical care medicine increased year by year, with a faster growth rate after 2019. The countries and institutions with the highest number of publications were the United States and MIT, respectively, and the most common keywords for artificial intelligence in critical care medicine included machine learning, mortality, mechanical ventilation, sepsis and acute kidney injury. **Conclusion** The application of artificial intelligence in the field of critical care medicine has entered a new phase, and machine learning, clinical decision making, prognosis prediction and complication prevention are hot spots and preoccupations of research.

Key words: critical care medicine; artificial intelligence; machine learning; bibliometrics; visualization and analysis

有研究报道,重症监护室(ICU)患者的病死率为 8.6%~79.0%,而影响患者预后的原因复杂多变^[1-2]。在众多影响因素与不确定环境下,医生和患者家属在大量复杂的数据信息和病情变化面前,需要做出高风险决策;而临床医护人员在治疗计划、最优资源分配、工作量确定、护理质量评估等方面也面临重大挑战^[3-4]。近年来,人工智能(AI)在医疗健康领域中得到广泛应用,其主要目标是从大数据中挖掘隐藏的信息,并帮助医务人员做出有效的临床决策^[5]。AI 在疾病诊断、癌症患者筛查、治疗选择、减少用药错误和提高医疗技术等方面的研究不断增长^[6-9]。在重症临床工作中,AI 发挥着不可忽视的作用,因重症患者需 24 h 实时监测,有大量动态客观的数据供挖

掘,而 AI 可通过信息提取和机器学习等来加强患者临床治疗的决策制订、构建病情预测模型、优化医护工作流程等,也可通过患者实验室检测指标、生命体征变化及影像学检查结果等在关键时刻识别重症患者病情变化,为制订临床方案提供依据。随着 AI 在重症医学中应用的剧增,迅速了解该领域的研究内容和研究热点非常重要,因此,本研究采用文献计量学分析方法对该领域文献进行可视化分析,以全面概述重症医学领域 AI 应用的研究趋势和热点,为未来 AI 在重症患者中的研究提供有意义的方向。

1 材料与方法

1.1 数据来源和检索策略 检索 Web of Science 数据库(WOS)核心合集,检索时限为 2000 年 1 月 1 日

至 2022 年 7 月 31 日。由 2 位研究者独立进行文献检索,检索结果具有一致性。纳入标准:摘要符合 AI 结合重症医学领域的主题;排除标准:科技成果、报纸、会议的文献报道。

1.2 研究方法 采用 CiteSpace6. 1. 3 (64-bit) 和 VOSviewer1. 6. 18 对文献的国家、机构和作者进行合作网络分析,对共被引文献和关键词进行共现分析,从而探寻重症医学领域 AI 研究的分布、研究热点和趋势。根据研究目的设置 CiteSpace 的时间跨度为

2000—2022 年,时间切片为 1 年。网络节点关联强度选择 Cosine 算法,选择标准阈值设定为 $g-index=25$ 。根据可视化结果选择最小生成树算法对可视化网络进行精简优化。

2 结 果

2.1 文献检索情况 共检索文献 3 362 篇,剔除重复文献 2 篇,非英语文献 49 篇,非研究类和综述类文献 718 篇,最终得到有效文献 2 593 篇。检索策略见表 1。

表 1 2000—2022 年 AI 在重症医学领域研究文献检索策略

检索步骤	检索式(TS=Topic)	检索文献(篇)
#1	TS=AI OR TS=Artificial intelligence OR TS=artificial intelligent OR TS=“Smart medicine”OR TS=Machine Learning OR TS=“Deep Learning Technology ” OR TS=“convolutional neural network” OR TS=“random forest” OR TS=“support vector machine” OR TS=“Supervised learning” OR TS=“Unsupervised learning” OR TS=“Reinforcement learning” OR TS=“Artificial neural networks” OR TS=“big data” OR TS=intelligen *	945 225
#2	TS=Critical care medicine OR TS=ICU OR TS=intensive care unit * OR TS=“intensive care patient * ” OR TS=“Critically ill patient * ” OR TS=“critical illness” OR TS=“intensive care” OR TS=“critical patient * ”	238 651
#3	#1 AND #2	3 362

2.2 发文量分布特征 重症医学领域 AI 研究发文量呈逐年增长的趋势,可分为 3 个阶段,最后一个阶段增长迅速,波动较大。(1)2000—2015 年:AI 在重症医学领域的研究增长缓慢,年平均论文数 28.56

篇;(2)2016—2018 年:年平均论文数达 117.67 篇,与前一时期相比,增长明显。(3)2019—2022 年:年平均论文数达 445.75 篇,占整个研究时段发文量的 68.76%(1 783/2 593),呈爆发式增长。见图 1。

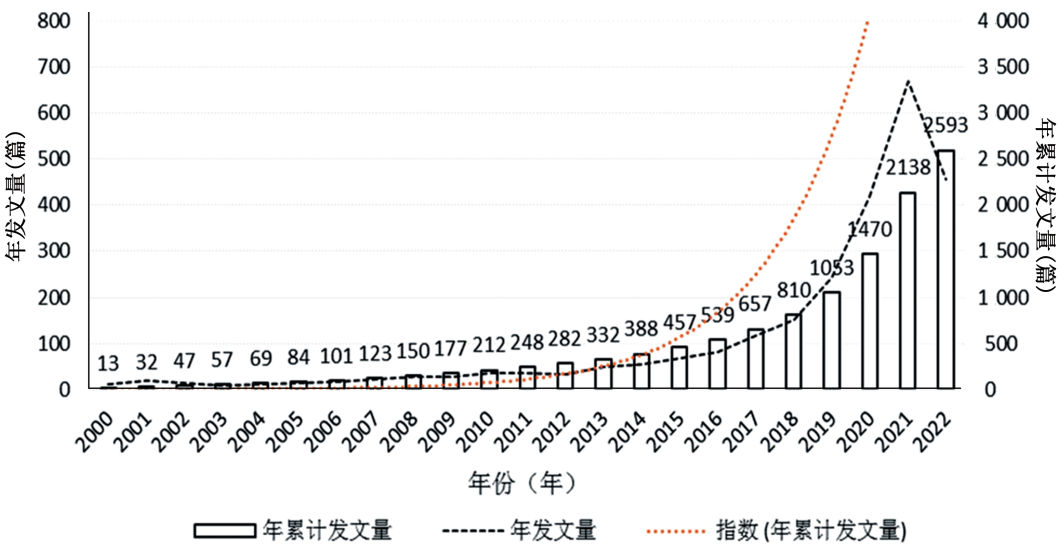


图 1 2000—2022 年重症医学领域 AI 研究年发文章量图

2.3 国家、机构、作者合作强度 所检索到的文献包含 91 个国家、3 745 家机构、13 656 位作者参与重症医学领域 AI 的研究。国家发文量排名前 3 位的分别是美国(1 027 篇)、中国(438 篇)、英国(184 篇);机构发文量排名前 3 位的分别是麻省理工学院(78 篇)、哈佛医学院(64 篇)、匹兹堡大学(53 篇),合作密切度排名前 3 的是麻省理工学院[连线粗细程度(TLS)=

53]、哈佛医学院(TLS=44)、贝斯以色列女执事医疗中心(TLS=43)。作者发文量前 3 位是 CELI L A (27 篇)、ZHANG Z H (19 篇)、LEE J (16 篇)。作者之间以麻省理工学院的 CELI L A 和浙江大学 ZHANG Z H 等为核心的研究团队。见表 2 和图 2~4。

表 2 国家、机构和作者发量和合作强度

排名	国家			机构			作者		
	名称	发量(篇)	TLS	名称	发量(篇)	TLS	名称	发量(篇)	TLS
1	美国	1 027	440	麻省理工学院	78	53	CELI L A	27	7
2	中国	438	172	哈佛医学院	64	44	ZHANG Z H	19	2
3	英国	184	215	匹兹堡大学	53	19	LEE J	16	6
4	加拿大	157	138	宾夕法尼亚大学	51	20	DAS R	13	10
5	意大利	134	168	浙江大学	49	5	CLERMONT G	13	7
6	德国	124	131	斯坦福大学	44	20	MARK R G	13	7
7	西班牙	116	125	贝斯以色列女执事医疗中心	43	43	BIHORAC A	12	0
8	法国	116	126	麻省总医院	43	38	CLIFFORD G D	11	4
9	荷兰	107	110	加州大学旧金山分校	41	16	CALVERT J B	10	10
10	澳大利亚	103	101	多伦多大学	41	10	PINSKY M R	10	7

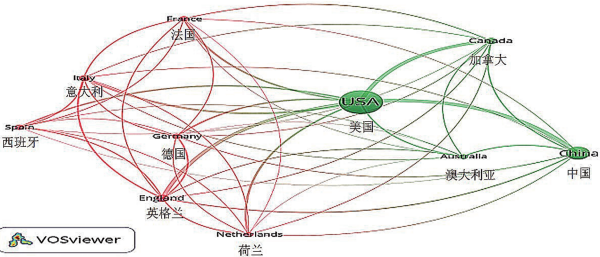


图 2 国家/地区合作网络图

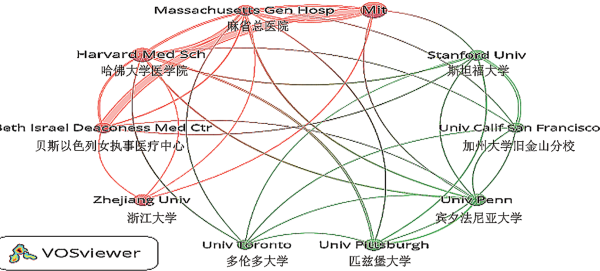


图 3 机构合作网络图

2.4 共被引文献分布和聚类结果 对 82 624 篇参考文献创建了一个共被引文献的聚类网络,在该可视化网络中,不同的节点类型组成一个聚类,代表共引文献的数量和中心性。具有代表性的引文标签显示了每个聚类的研究主题,文献的共引用频次及中心性分别见表 3~4。CiteSpace 生成了一个包含 755 个节点和 1 244 条线条的聚类图,见图 5。其中,Modularity $Q=0.842\ 9$,Silhouette $=0.866\ 7$,模块化 $Q>0.3$,说明聚类结构合理。被引频率排名前 3 的文献作者是 JOHNSON A E W(2016 年,频次为 297)、SINGER M(2016 年,频次为 149)、NEMATI S(2018 年,频次为 92),中心性排名前 3 的文献作者是 CELI L A(2013 年,中心性为 0.18)、SINGER M(2016 年,中心性为 0.12)、SAEED M(2011 年,中心性为 0.11),CELI L A(2013 年)和 SINGER M(2016 年)的频次分别为 15 和 149,但中心性都 >0.1 。聚类结果显示,共被引文献生成 6 个聚类标签,包括 #0 sepsis(脓毒症)、#1 COVID-19、#2 physiologic monitoring(生理监测)、#3 asynchronies(异步性)、#4 mortality prediction(病死率预测)、#5 brain injuries(脑损伤),

见图 5、6。



图 4 作者合作网络图

表 3 2000—2022 年 AI 在重症医学领域的高频次共被引文献

排名	作者	频次
1	JOHNSON A E W(2016)	297
2	SINGER M(2016)	149
3	NEMATI S(2018)	92
4	POLLARD TJ(2018)	79
5	KLILAUER T(2016)	76
6	ZHOU F(2020)	69
7	LUNDBERG S M(2017)	67
8	DESAUTELS T(2016)	66
9	KOMOROWSKI M(2018)	59
10	WYNANTS L(2020)	56

表 4 2000—2022 年 AI 在重症医学领域的共被引文献的中心性

排名	作者	中心性
1	CELI L A(2013)	0.18
2	SINGER M(2016)	0.12
3	SAEED M(2011)	0.11
4	ANGUS D C(2015)	0.10
5	JI D(2020)	0.09
6	DOSHIVELEZ F(2017)	0.09
7	JOHNSON A E W(2018)	0.08
8	CHURPEK M M(2016)	0.05
9	CHAR D S(2018)	0.05
10	JOHNSON A E W(2016)	0.04

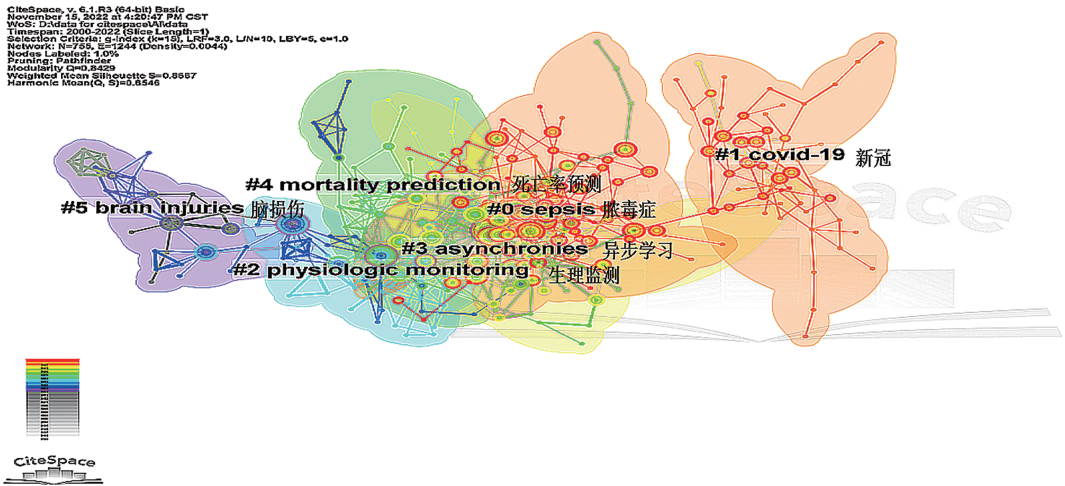


图 5 共被引文献聚类视图



图 6 共被引文献时间线图

2.5 关键词的分布和聚类结果 共计 8 712 个关键词被纳入研究, machine learning(机器学习)、mortality(病死率)、intensive care unit(ICU)关键词出现频次超 500 次, 其次 risk factors(危险因素)、artificial intelligence(人工智能)、sepsis(脓毒血症)、critical care(危重护理)、outcome prediction(结局预测)等关键词出现频次相对较高(>200 次), 见表 5。关键词聚类图显示, VOSviewer 关键词最小出现频次阈值为 5, 符合条件的关键词为 784 个, 包含 machine learning(机器学习)、mortality(病死率)、sepsis(脓毒血症)、critical care(危重护理)、management(管理)和 mechanical ventilation(机器通气)7 个聚类标签。见图 7、8。

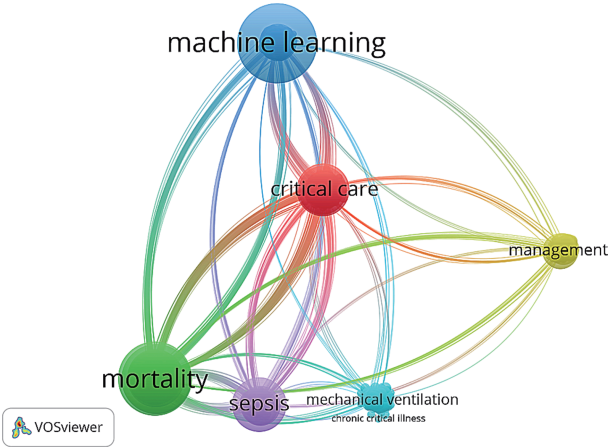


图 7 关键词聚类网络图

表 5 2000—2022 年 AI 在重症医学领域频次≥100 次的关键词分布情况

排名	关键词	频次	TLS	排名	关键词	频次	TLS
1	machine learning	661	4 314	13	big data	140	870
2	mortality	570	3 977	14	septic shock	134	1 007
3	intensive care unit	500	3 304	15	management	133	862
4	risk factors	334	2 286	16	care	120	682
5	artificial intelligence	313	1 960	17	validation	114	815
6	sepsis	312	2 249	18	model	114	815
7	critical care	289	2 003	19	deep learning	113	642

续表 5 2000—2022 年 AI 在重症医学领域频次≥100 次的关键词分布情况

排名	关键词	频次	TLS	排名	关键词	频次	TLS
8	prediction	286	1 976	20	system	112	731
9	outcome prediction	246	1 700	21	diagnosis	111	696
10	COVID-19	215	910	22	Clinical decision support systems	107	800
11	critically ill patients	169	1 221	23	children	106	679
12	score	156	1 188	24	acute kidney injury	100	642

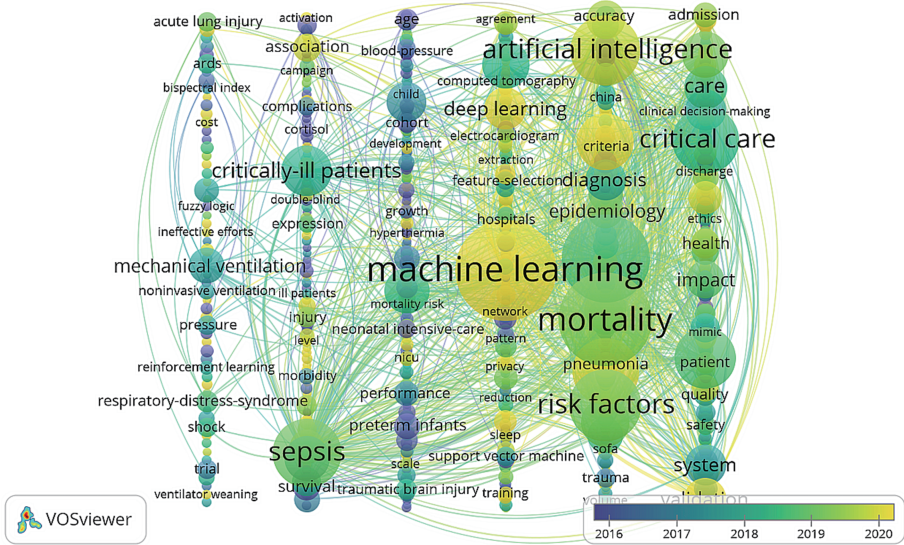


图 8 关键词时间线图

3 讨 论

CiteSpace 和 VOSviewer 的可视化功能允许对近 22 年 AI 在重症医学领域的原始文章进行文献计量学分析。本研究结果显示,2000—2022 年发表的关于该主题的科学文章数量呈增长趋势。由此可见, AI 在重症医学领域的应用已逐渐成为一个重要课题。目前多见单一量化的文献分析,少见应用文献计量学研究系统对该领域进行分析和概述的研究;随着 AI 在重症医学领域的深度应用,需要及时掌握该领域的重点研究内容和热点,并反馈予临床。本研究正是契合这一要点,分析近 22 年 AI 应用于重症领域的相关文献,通过绘制知识图谱对该领域发展现况、研究热点及趋势进行可视化分析,为未来临床 AI 在重症患者中的研究提供有意义的方向。

3.1 国家、机构、作者合作强度分析 本研究显示,国家发文量排名前 3 位的分别是美国(1 027 篇)、中国(438 篇)、英国(184 篇)。TLS 反映各国之间合作关系密切程度,以美国为中心开展的研究众多,其次是英国。机构发文量排名前 3 位的分别是麻省理工学院(78 篇)、哈佛医学院(64 篇)、匹兹堡大学(53 篇),合作密切度排名前 3 的是麻省理工学院(TLS=53)、哈佛医学院(TLS=44)、贝斯以色列女执事医疗中心(TLS=43)。作者发文量前 3 位是 CELI L A (27 篇)、ZHANG Z H(19 篇)、LEE, J(16 篇)。说明 AI 在发达国家的应用较发展中国家多,但国家之间、

机构间的合作力度不够,还有待加强,这或许与国家综合科技实力相关;作者间合作以麻省理工学院的 CELI L A 和浙江大学 ZHANG Z H 最为密切。另外,本研究发现 2019—2022 年, AI 在重症医学领域应用的文献呈现爆发式增长,这说明该领域的研究已经成为各国、各机构的关注热点,其研究价值和应用前景都值得研究人员关注。

3.2 共被引文献的分布和聚类分析 本研究显示,被引频率排名前 3 的文献作者是 JOHNSON A E W (2016 年,频次为 297)、SINGER M(2016 年,频次为 149)、NEMATI S(2018 年,频次为 92),中心性排名前 3 的文献作者是 CELI L A(2013 年,中心性为 0.18)、SINGER M(2016 年,中心性为 0.12)、SAEED M(2011 年,中心性为 0.11), CELI L A(2013 年)和 SINGER M(2016 年)的频次分别为 15 和 149,但中心性都>0.1,说明这 2 篇参考文献的影响力较大。对于聚类分析,共被引文献生成 6 个聚类标签,包括 #0 sepsis(脓毒症)、#1 COVID-19、#2 physiologic monitoring(生理监测)、#3 asynchronies(异步性)、#4 mortality prediction(病死率预测)、#5 brain injuries(脑损伤)。图 6 时间线图中,节点出现的时间表示该聚类首次引用时间,“#5 brain injuries(脑损伤)”聚类出现最早,(2007 年),而“#1 COVID-19”出现时间最晚(2019 年)。说明近几年研究人员的关注热点是脓毒症、生理监测、病死率预测、脑损伤和 CO-

VID-19,而这些热点中蕴含的危险因素识别尤为重要。

3.2.1 危险因素识别的 AI 研究对临床决策有重要作用 通常,重症患者病情重且变化快,医生和护士期望通过 AI 技术识别出对患者生命有影响的因素,在病情恶化之前提前采取措施,阻止患者出现生命危险。这类研究包括对病死率和预后的预测、实验室数据和影像学资料中危险信息的识别、住院时长和非计划再入院率的预测。本研究也发现, AI 算法对危重患者脓毒血症、病死率、出入院等进行预测的内容是近年的热点。有研究表明使用无创参数来预测 ICU 患者院内早期病死率,可纳入变量多达 151 个,建立的患者病死率预测模型优于传统评分方法,这为 ICU 患者病死率预测的广泛应用提供了可能,为制订准确的临床决策提供了依据^[10]。同时,部分研究的主要方向为利用 AI 开发可识别重症患者病情变化的电子病历系统。因此,着眼于危险因素识别的 AI 研究对临床决策意义重大。

3.2.2 机械通气报警识别是危险因素中 AI 研究的主要内容 机械通气是重症患者治疗的重要部分, AI 在机械通气的应用包含对机械通气患者插管时长和病死率预测、插管定位、拔管后低血氧饱和度的预测。YANG 等^[11]开发一个基于基线变量的机器学习模型对快速浅呼吸指数的轨迹识别延长机械通气患者。CHAN 等^[12]采用机器学习建立机械通气患者病死率预测模型,急性生理与慢性健康评分、血红蛋白和清蛋白是预测年病死率的鉴别点。早期准确预测气管插管位置对危重患者至关重要,基于 AI 的关键点检测系统发现,气管插管经隆突插入 20~55 mm 是最佳位置^[13]。而机器学习算法可精准预测重症患者拔管后出现低氧血症的风险^[14]。由此可见, AI 与机械通气的深度融合应用,对重症患者的精准治疗提供了重要参考依据,这一研究内容也值得临床关注。

3.3 关键词的分布和聚类分析 本研究显示,关键词聚类分析中,共出现 machine learning(机器学习)、mortality(病死率)、sepsis(脓毒血症)、critical care(危重护理)、management(管理)和 mechanical ventilation(机械通气)7 个聚类标签。时间轴视图显示,几乎每年都会出现新的关键词, machine learning(机器学习)、deep learning(深度学习)、artificial intelligence(人工智能)等是近 2 年的热点词汇。这说明随着时间的推移,研究热点会不断变化,研究人员需要实时关注。

3.3.1 机械学习、深度学习,是 AI 研究的鲜明特点,并在自动化预测方面有重要作用 DESAUTELS 等^[15]开发了基于患者生命体征的机器学习预测模型识别脓毒血症,该模型只涉及 6 项基本生命体征,缺少大量临床数据;有研究表明,基于机器学习模型,结合人口学特征、生命体征、血液检测结果、评分系统等

变量可以更准确地识别脓毒血症的发生^[16]。SAWHNEY 等^[17]研究也表明 AI 在预测脓毒血症患者病死率中,格拉斯哥昏迷量表评分、血尿素氮、呼吸频率、尿量和年龄是重要的因素。这说明 AI 在脓毒症自动检测系统、病死率预测等方面发挥着重要作用。此外,急性肾损伤(AKI)是危重症患者常见的并发症,其发生率高达 60%,病死率为 40%~60%^[18],传统研究对 AKI 识别和预测有巨大贡献,但 AKI 的特异性和病理生理学表现仍是一大挑战。KOYNER 等^[19]利用电子健康数据开发了一种预测工具,预测在血清肌酐升高的 41 h 内未进行血液透析时,发生 AKI 2 期的可能性较大。因此, AI 可能在 AKI 事件后的 AKI 轨迹和风险评估中发挥进一步的作用。与此同时,有研究表明采用机器学习对脓毒症患者 AKI 的预测,可用于协助临床医生识别高危患者并实施早期干预以降低病死率^[20-21],而基于机器学习模型可以预测脓毒症相关 AKI 危重患者住院后 48、72、120 h 及 ICU 入院后 28 d 内的住院病死风险^[22]。

3.3.2 AI 在临床领域的广泛应用可以为临床研究提供重要数据 目前, AI 也在不同科室的重症患者中得到运用。在神经外科重症患者中被用于智能护理信息管理系统的设计和肠内营养支持评估等^[23];在急诊重症患者中用于分诊^[24];在儿科重症患者中用于中心静脉导管相关深静脉血栓形成的危险因素识别和患者临床结局预测^[25];也被用于利用呼吸机参数预测心脏 ICU 患者快速脱机程序^[26]。这说明 AI 的应用正在临床领域广泛开展,其重要的应用参考价值日渐凸显。同时,笔者也发现多参数重症监护智能监测 II 已成为机器学习模型构建和验证的重要数据库。越来越多的研究者利用该数据库数据预测重症患者治疗、预后、并发症等,为重症患者的管理、治疗和护理提供了依据。

近二十年 AI 在重症医学中的应用取得了显著进步,国内外的关注热点具有一致性,美欧国家处于领先地位,主要表现在发文量和机构合作密切度上,国内机构需要加强与领先机构的合作交流,提升在该领域发展速度和质量。本研究通过对 AI 在重症医学研究中的可视化分析,发现当前重症医学领域 AI 研究的热点集中在脓毒血症、生理监测、病死率预测、脑损伤和机械深度学习上。而 5G 的推广使用,使 AI 在重症医学中应用的研究不仅关注预测重症患者的临床结局,在治疗、并发症等方面的应用也取得重要的成果,这一结果也促进未来的研究将 AI 的成果用于实践。本研究也存在一些局限性。首先,本研究只包括一个数据库中的原创文章和评论;其次, AI 在重症医学领域的伦理研究的文献数量和影响有限,未被软件提取热点和趋势。

参考文献

[1] WEISSMAN C, VAN HEERDEN P V, SPRUNG C L.

- What can be learned from crude intensive care unit mortality? Methodological implications[J]. *J Crit Care*, 2020, 59:130-135.
- [2] JAFARI M, FAZELI F, SEZAVAR M, et al. Role of procalcitonin in the prognosis of mortality in patients admitted to the intensive care unit; a review study[J]. *Tanafos*, 2021, 20(4):296-305.
- [3] NETTERS S, DEKKER N, VAN DE WETERING K, et al. Pandemic ICU triage challenge and medical ethics[J]. *BMJ Support Palliat Care*, 2021, 11(2):133-137.
- [4] YIN M, TAMBYAH P A, PERENCEVICH E N. Infection, antibiotics, and patient outcomes in the intensive care unit[J]. *JAMA*, 2020, 323(15):1451-1452.
- [5] VASEY B, NAGENDRAN M, CAMPBELL B, et al. DECIDE-AI expert group. Reporting guideline for the early-stage clinical evaluation of decision support systems driven by artificial intelligence; DECIDE-AI[J]. *Nat Med*, 2022, 28(5):924-933.
- [6] SHAIKH F, DEHMESHIK J, BISDAS S, et al. Artificial intelligence-based clinical decision support systems using advanced medical imaging and radiomics[J]. *Curr Probl Diagn Radiol*, 2021, 50(2):262-267.
- [7] ECHLE A, RINDTORFF N T, BRINKER T J, et al. Deep learning in cancer pathology; a new generation of clinical biomarkers[J]. *Br J Cancer*, 2021, 124(4):686-696.
- [8] SEOL H Y, SHRESTHA P, MUTH J F, et al. Artificial intelligence-assisted clinical decision support for childhood asthma management; a randomized clinical trial[J]. *PLoS One*, 2021, 16(8):e0255261.
- [9] LEE H, YOUM S. Development of a wearable camera and AI algorithm for medication behavior recognition[J]. *Sensors (Basel)*, 2021, 21(11):3594.
- [10] WANG P, XU J, WANG C, et al. Method of non-invasive parameters for predicting the probability of early in-hospital death of patients in intensive care unit[J]. *Biomed Signal Process Control*, 2022, 73:103405.
- [11] YANG T M, CHEN L, LIN C M, et al. Identifying novel clusters of patients with prolonged mechanical ventilation using trajectories of rapid shallow breathing index[J]. *Front Med (Lausanne)*, 2022, 9:880896.
- [12] CHAN M C, PAI K C, SU S A, et al. Explainable machine learning to predict long-term mortality in critically ill ventilated patients; a retrospective study in central Taiwan[J]. *BMC Med Inform Decis Mak*, 2022, 22(1):75.
- [13] TSAI L W, YUAN K C, HOU S K, et al. Determining carina and clavicular distance-dependent positioning of endotracheal tube in critically ill patients; an artificial intelligence-based approach[J]. *Biology (Basel)*, 2022, 11(4):490.
- [14] XIA M, JIN C, CAO S, et al. Development and validation of a machine-learning model for prediction of hypoxemia after extubation in intensive care units[J]. *Ann Transl Med*, 2022, 10(10):577.
- [15] DESAUTELS T, CALVERT J, HOFFMAN J, et al. Prediction of sepsis in the intensive care unit with minimal electronic health record data; a machine learning approach[J]. *JMIR Med Inform*, 2016, 4(3):e5909.
- [16] DELAHANTY R J, ALVAREZ J A, FLYNN L M, et al. Development and evaluation of a machine learning model for the early identification of patients at risk for sepsis[J]. *Ann Emerg Med*, 2019, 73(4):334-344.
- [17] SAWHNEY S, FRASER S D. Epidemiology of AKI: utilizing large databases to determine the burden of AKI[J]. *Adv Chronic Kidney Dis*, 2017, 24(4):194-204.
- [18] DE MENDONÇA A, VINCENT J L, SUTER P M, et al. Acute renal failure in the ICU; risk factors and outcome evaluated by the SOFA score[J]. *Intensive Care Med*, 2000, 26(7):915-921.
- [19] KOYNER J L, CAREY K A, EDELSON D P, et al. The development of a machine learning inpatient acute kidney injury prediction model[J]. *Crit Care Med*, 2018, 46(7):1070-1077.
- [20] YUE S, LI S, HUANG X, et al. Machine learning for the prediction of acute kidney injury in patients with sepsis[J]. *J Transl Med*, 2022, 20(1):215.
- [21] LUO X Q, YAN P, DUAN S B, et al. Development and validation of machine learning models for real-time mortality prediction in critically ill patients with sepsis-associated acute kidney injury[J]. *Front Med (Lausanne)*, 2022, 9:853102.
- [22] JIANG S, WANG R, ZHANG H. Integrated learning model-based assessment of enteral nutrition support in neurosurgical intensive care patients[J]. *BioMed Res Int*, 2022, 2022(1):4061043.
- [23] CHANG H, YU J Y, YOON S Y, et al. Machine learning-based suggestion for critical interventions in the management of potentially severe conditioned patients in emergency department triage[J]. *Sci Rep*, 2022, 12(1):10537.
- [24] MCADAMS R M, KAUR R, SUN Y, et al. Predicting clinical outcomes using artificial intelligence and machine learning in neonatal intensive care units; a systematic review[J]. *J Perinatol*, 2022, 42(12):1561-1575.
- [25] CHEN W T, HUANG H L, KO P S, et al. A simple algorithm using ventilator parameters to predict successfully rapid weaning program in cardiac intensive care unit patients[J]. *J Pers Med*, 2022, 12(3):501.
- [26] SAEED M, VILLARROEL M, REISNER A T, et al. Multiparameter intelligent monitoring in intensive care II (MIMIC-II): a public-access intensive care unit database[J]. *Crit Care Med*, 2011, 39(5):952-960.