

急救大数据与临床决策支持

赵宇卓¹ 赵小柯² 潘菲¹ 朱志宏¹ 贾立静¹ 冯聪¹ 李开源¹ 李静² 张政波^{1,3} 黎檀实¹

¹解放军总医院急诊科, 北京 100853; ²北京交通大学经济管理学院 100044;

³解放军总医院医学工程保障中心, 北京 100853

通信作者: 黎檀实, Email: lts301@163.com

【摘要】 医疗大数据是当前国内研究热点, 以急救临床应用为导向也是目前急救医学领域大数据科研的主要方向。通过分析当前急救大数据平台建设与急救临床决策支持系统建设现状, 列举急救大数据科研领域发展存在的诸多问题, 探讨解决问题以达到推动国内急救大数据发展的理论方法, 为相关领域研究提供借鉴与参考。

【关键词】 急救医学; 大数据; 临床决策支持

基金项目: 国家自然科学基金(81701961); 北京市科技新星计划项目(XX2018019); 解放军总医院医疗大数据科研项目(2017MBD-30); 医疗大数据应用技术国家工程实验室(2017-148)

DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-4352.2019.01.008

Big data in emergency and clinical decision support system

Zhao Yuzhuo¹, Zhao Xiaoke², Pan Fei¹, Zhu Zhihong¹, Jia Lijing¹, Feng Cong¹, Li Kaiyuan¹, Li Jing², Zhang Zhengbo^{1,3}, Li Tanshi¹

¹Department of Emergency, Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, China; ²School of Economics and Management, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; ³Department of Engineering and Maintenance Center, Chinese PLA General Hospital, Beijing 100853, China

Corresponding author: Li Tanshi, Email: lts301@163.com

【Abstract】 Medical big data is a hot research topic in China, and it is also the main research direction in the field of emergency medicine. The current situation of the construction of the first-aid big data platform and the construction of the first-aid clinical decision support system were analyzed, the problems existing in the development of the first-aid big data research field were enumerated, to explore the theoretical methods for promoting the development of domestic first-aid big data, so as to provide references for the research in related fields.

【Key words】 Emergency medicine; Big data; Clinical decision support

Fund program: National Natural Science Foundation of China (81701961); Beijing Municipal Science and Technology New Star Program (XX2018019); Big-data Research and Development Project of Chinese PLA General Hospital (2017MBD-30); National Engineering Laboratory for Industrial Big-data Application Technology of China (2017-148)

DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095-4352.2019.01.008

2009 年, Google 公司在 *Nature* 上发表文章, 该公司研究团队应用自主研发的 Google 流感趋势调查系统(GFT), 通过对每日海量的 Google 搜索信息进行分析, 相比于美国疾病控制与预防中心(CDC)提前 2 周时间预测了流感流行^[1]。该文章的发表曾在世界范围内引起轰动。虽然在接下来的实践中证明 GFT 的预测结果并非一直准确无误^[2], 例如, GFT 在 2013 年预测的流感人数是美国 CDC 实际公布数量的 2 倍, 但这并不妨碍医疗大数据, 以及基于医疗大数据的临床决策支持研究成为当前国内外研究的热点问题。急救大数据是医疗大数据的分支以及重要组成部分, 急救大数据的特点由急救医学学科特征决定, 虽然相比于其他传统医学学科, 急救医学相对“年轻”, 但其成为独立学科的 30 年进程中已在医学领域发挥了不可替代的作用, 并且随着

科技的发展和几代人的努力, 急诊信息化建设水平也达到或接近国内其他传统学科水平, 积累了海量急危重症伤病员的诊疗数据, 为急救大数据和基于数据的临床决策支持研究发展提供了基础。

1 急救大数据发展现状与特征分析

当前医疗大数据发展面临诸多“瓶颈”, 其核心问题在于缺少高质量的数据资源。在大数据领域, 技术水平的发展始终领先于数据规模的发展, 我们所熟知的机器学习最早提出于 20 世纪 60 年代, 在其数十年的发展进程中, 针对不同的研究目标、不同的数据类型, 已产生多种多样的算法和模型。深度学习是机器学习中一种基于对数据进行表征学习的方法, 该概念最早由 Hinton 等^[3]于 2006 年提出, 深度学习概念的提出是大数据研究领域具有划时代意义的事件。不仅如此, 深度学习的成功应用还推

动了计算机视觉^[4]、语音识别以及自然语言处理^[5]等其他领域的发展。而反观数据规模发展进程,大数据领域长期处于“巧妇难为无米之炊”的窘境。

急救大数据领域的发展面临同样的问题,且由于急救医学成为独立学科时间尚短、业内对推进急救领域发展的重视程度不足,以及急救医学学科特征,致使急救大数据领域的发展面临更多的难题:一是国内急救领域信息化建设滞后,与国外急救医学信息化建设相比还有显著的差距^[6],诸多急救医疗机构仍通过手写记录诊疗信息,致使急救数据严重缺失;二是急诊患者五花八门,主要分为疾病和创伤两类,其中疾病又可按照系统分为心血管系统急症、呼吸系统急症、消化系统急症,创伤又可分为颅脑损伤、骨折、失血性休克等,与其他学科相比,急救数据的驳杂多样为建立专病数据库、黄金数据集带来先天性的劣势;三是医疗机构之间、医疗机构与转运平台之间在数据传输共享方面存在“数据孤岛”,致使在数据方面没有构成高价值的院前数据、抢救数据、院内救治数据链条。尽管急救大数据发展存在诸多难点问题,但亦具有其独特优势:一是数据量大,急诊数据的采集频率是以秒为单位,在一个诊疗过程中就可产生大量的临床数据,而慢性病、肿瘤等临床数据、健康数据的采集频率是以周、月甚至年为单位,要获得同等数据量,需花费更多的时间;二是数据具有时间意义,相对于其他健康、医疗数据,急救临床数据的采集有精确的时间,在短时间内能够完备记录一个诊疗过程;三是临床数据丰富,急诊急救过程中使用大量多种类型的临床数据采集装置,如床旁监护仪、心电图、脑电图等,以及检测检验手段,如医学影像 CT、磁共振成像(MRI)、生化检验等,还包括从医院已有的医院管理信息系统(HIS)、电子病历等信息系统中提取的患者病史、医嘱、用药历史等;四是数据相关性强,在一个急救诊疗过程中,上述多种临床数据都是同时采集的,因此各个临床数据之间的对应关系明确且密切,譬如用药前后的各项临床指标的变化都有实时记录;五是数据可验证,急诊的诊疗结果在很短的时间内即可验证整个诊疗过程。鉴于以上原因,急救大数据有可能率先在医疗健康大数据领域有突破性进展,形成示范效应。虽然当前急救数据的驳杂性和多样性为其发展带来困难,但随着数据量的不断递增,急救数据也必将在多领域、多学科呈现“全面开花”的效果。

国外在急救大数据领域发展较早,其成功经验主要在于早期即形成了完备的从数据采集、清洗、匹配到成库的流程体系。具有里程碑式的事件是美国麻省理工学院与以色列贝斯女执事医院合作发布重症监护医学信息数据库(MIMIC)^[7],并于 2016 年将数据库升级至 MIMIC-III,扩充数据量至 52 423 例次危重患者诊疗信息^[8]。值得一提的是,这一大型多参数数据库可在互联网开源共享使用,为全球学者开展相关研究提供了免费数据资源。

2 基于急救大数据的临床决策支持

数据的价值体现在应用,急救大数据的价值就体现在以服务急救医学为导向的实践。同样,急救医学的特点也决定了急救大数据的现行应用方向。首先,急救医学的特点体现在“急”,急救医学是以时间窗作为其评价标准的学科,伤病员的抢救分秒必争,如何提高急救时效性是急救大数据应用的目标,而正是由于急救数据采集频率高、价值密度大,因此可以更好地服务于急救时效救治;其次,急救医学的特点体现在全流程,如何实现急危重症患者救治的连续性,需要从院前到院内急救数据链的串联共享,实现全流程的伤病员评估与预测预警诊疗体系,并进行自身反馈改进。

在临床决策支持系统应用于临床工作方面,国内外已有诸多案例,通常临床决策支持系统的建立可以依托于医院信息系统中的患者电子健康记录(EHR)、临床数据库、临床固有知识等,并应用数据挖掘技术实现^[9]。Piri 等^[10]基于 140 万例糖尿病患者人口统计学和实验室检查数据建立临床决策支持系统,用于探索糖尿病视网膜病变相关风险因素;Samuel 等^[11]应用模糊层次分析方法,对 297 例患者心力衰竭事件预测准确率达到 91.1%,相较于传统人工神经网络预测方法高 4.4%;Bountris 等^[12]应用人工神经网络技术,集成多种分子生物学技术建立辅助决策支持系统,使宫颈癌的诊断敏感度达到 89.4%,特异度达到 97.1%;吴欢等^[13]应用国内某三甲医院 2 万余条数据,针对院内经皮冠状动脉介入治疗(PCI)术后主要不良心血管事件的发生,使用多种模型进行预测预警,最高预测精度可达 88.7%。以上研究说明医疗大数据的数据体量不断扩增,技术不断完善,为开展临床决策支持研究奠定了基础。然而我们也应该充分认识到,当前临床决策支持系统的发展还存在诸多问题:一是由于数据质量偏低、数据缺失值过多、数据字段不完善,导致

部分研究在设计时即存在先天缺陷;二是部分研究更多注重算法和模型,其研究成果与服务临床应用导向存在偏差;三是在预测预警方面往往难以把握准确度与敏感性的关系,导致误报警或漏报警时常发生。虽然存在以上诸多问题,但不可否认,应用临床决策支持系统辅助临床工作、减轻医护人员负担、提高工作效率、提升医疗服务质量、减少医疗开支仍是未来医疗发展大势所趋。

3 国内急救大数据发展前景展望

就目前发展趋势而言,急救大数据以服务急救医学临床应用为导向,致力于横向及纵向发展,横向发展即扩展急救大数据规模,纵向发展即服务临床及科研工作。通过扩展急救大数据规模、打通院前院内随访数据传输共享壁垒,建立具有更大价值的多中心急救数据链条;纵向发展致力于急救大数据应用,创造临床及科研价值。

一是继续开展信息化领域建设。为弥补当前急救领域信息化发展不足的劣势,减少因手写病历导致的诊疗信息数据流失,需研发具有在多个医疗机构均适用的信息化系统,在全国各级急救医疗机构中实现信息系统覆盖,进而实现诊疗信息的全面采集。同时,信息系统框架结构的搭建也将助力急救数据库框架的建设完善。

二是建设多中心、全要素急救领域大数据库。打破不同医疗机构间、院前院内数据传输壁垒,实现多中心数据融合与急救数据链条建立。通过扩展急救大数据规模,弥补急救数据驳杂的劣势;应用急救数据链实现数据驱动的全流程辅助决策支持。实现以上目标需要国家在政策上予以支持,医疗机构间互信互认,建立公平良好的数据使用共享机制。

三是发展从专病专症专系统到全科多病种的临床决策支持系统。充分吸收借鉴国内外已有临床决策支持科研成果,考虑急救医学病种多样的特点,整合专病、专症或单系统辅助决策支持模块或工具,不断形成和完善适用于急救全科多病种的辅助决策支持综合系统。这一点的实现需要不断积累,形成产学研一体化机制,并在临床工作中实际验证系统效能。

综上所述,无论是在急救大数据平台建设还是急救临床决策支持研究方面,当前我国都呈现出蓬勃向上的趋势。以解放军总医院为例,本院于2017年成功建立急救领域专题数据库——解放军总医院急救数据库,包含2014至2018年在急诊科就诊的50余万例患者分诊信息及2万余例急诊抢救单元

收治患者信息^[14]。基于该数据库,本院成功举办“急救大数据 Datathon”活动^[15],形成13个科研团队,完成13项与急救临床决策支持相关的科研项目。尽管取得一些成绩,但仍面临以上所述诸多问题,开展多中心数据平台建设研究,建立急救大数据临床决策支持体系仍然任重而道远。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Ginsberg J, Mohebbi MH, Patel RS, et al. Detecting influenza epidemics using search engine query data [J]. *Nature*, 2009, 457 (7232): 1012–1014. DOI: 10.1038/nature07634.
- [2] Davidson MW, Haim DA, Radin JM. Using networks to combine "big data" and traditional surveillance to improve influenza predictions [J]. *Sci Rep*, 2015, 5: 8154. DOI: 10.1038/srep08154.
- [3] Hinton GE, Osindero S, Teh YW. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. *Neural Comput*, 2006, 18 (7): 1527–1554. DOI: 10.1162/neco.2006.18.7.1527.
- [4] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. *Com ACM*, 2017, 60 (6): 84–90. DOI: 10.1145/3065386.
- [5] Mikolov T, Chen K, Corrado G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space [EB/OL]. (2013–09–07) [2018–06–01].
- [6] Walsh SH. The clinician's perspective on electronic health records and how they can affect patient care [J]. *BMJ*, 2004, 328 (7449): 1184–1187. DOI: 10.1136/bmj.328.7449.1184.
- [7] Saeed M, Villarroel M, Reisner AT, et al. Multiparameter intelligent monitoring in intensive care II: a public-access intensive care unit database [J]. *Crit Care Med*, 2011, 39 (5): 952–960. DOI: 10.1097/CCM.0b013e31820a92c6.
- [8] Johnson AE, Pollard TJ, Shen L, et al. MIMIC-III, a freely accessible critical care database [J]. *Sci Data*, 2016, 3: 160035. DOI: 10.1038/sdata.2016.35.
- [9] El-Sappagh SH, El-Masri S. A distributed clinical decision support system architecture [J]. *J King Saud Univ Comp Inform Sci*, 2014, 26 (1): 69–78. DOI: 10.1016/j.jksuci.2013.03.005.
- [10] Piri S, Delen D, Liu T, et al. A data analytics approach to building a clinical decision support system for diabetic retinopathy: developing and deploying a model ensemble [J]. *Dec Supp Syst*, 2017, 101: 12–27. DOI: 10.1016/j.dss.2017.05.012.
- [11] Samuel OW, Asogbon GM, Sangaiah AK, et al. An integrated decision support system based on ANN and Fuzzy_AHP for heart failure risk prediction [J]. *Exp Syst Appl*, 2017, 68: 163–172. DOI: 10.1016/j.eswa.2016.10.020.
- [12] Bountris P, Haritou M, Pouliakis A, et al. An intelligent clinical decision support system for patient-specific predictions to improve cervical intraepithelial neoplasia detection [J]. *Biomed Res Int*, 2014, 2014: 341483. DOI: 10.1155/2014/341483.
- [13] 吴欢, 薛万国, 应俊, 等. 基于机器学习方法的PCI术预后主要不良心血管事件预测模型研究 [J]. *中国数字医学*, 2018, 13 (8): 2–5. DOI: 10.3969/j.issn.1673–7571.2018.08.001.
- [14] Wu H, Xue WG, Ying J, et al. Prediction model of major adverse cardiovascular event based on machine learning after percutaneous coronary intervention [J]. *China Digital Med*, 2018, 13 (8): 2–5. DOI: 10.3969/j.issn.1673–7571.2018.08.001.
- [15] 赵宇卓, 王俊梅, 潘菲, 等. 急救数据库建设初探 [J]. *中华危重病急救医学*, 2018, 30 (6): 609–612. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095–4352.2018.06.022.
- [15] Zhao YZ, Wang JM, Pan F, et al. Pilot research: construction of emergency rescue database [J]. *Chin Crit Care Med*, 2018, 30 (6): 609–612. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095–4352.2018.06.022.
- [15] 张政波, 薛万国, 曹德森, 等. 急救大数据与 Datathon 活动 [J]. *中华危重病急救医学*, 2018, 30 (6): 603–605. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095–4352.2018.06.020.
- [15] Zhang ZB, Xue WG, Cao DS, et al. Big data in emergency medicine and Datathon event [J]. *Chin Crit Care Med*, 2018, 30 (6): 603–605. DOI: 10.3760/cma.j.issn.2095–4352.2018.06.020.

(收稿日期: 2018–08–01)