DOI:10.16016/j.2097-0927.202302091



围手术期大数据的应用与展望

易 斌[1],李 洪[2] 400038 重庆,陆军军医大学(第三军医大学)第一附属医院麻醉科[1];400037 重庆,陆军军医大学(第三军医大学)第二附属医院麻醉科[2]

[摘要] 目前医疗已经进入大数据时代,越来越多医疗大数据集被用于生成算法模型,以指导医疗护理的质量改进。我国每年实施数千万量级手术量,形成的围手术期大数据经过治理挖掘和算法应用后有望显著优化围手术期管理、减少并发症的发生。围手术期大数据是患者围手术期诊疗过程中产生的海量数据集合,结合大数据治理技术和机器学习算法,可应用于术前评估、不良事件预测、麻醉深度评估、自动给药系统、决策支持系统和超声图像处理等,从而显著提升手术患者围手术期安全,并减少医疗费用支出,由此提高人民群众的健康水平和减轻国家卫生经济负担。

[关键词] 围手术期医学;大数据;机器学习;人工智能

[中图法分类号] R614.2;R619+.9;TP183 [文献标志码] A

Application and prospect of big data during perioperative period

YI Bin[1], LI Hong[2] [1]Department of Anesthesiology, First Affiliated Hospital, Army Medical University (Third Military Medical University), Chongqing, 400038; [2]Department of Anesthesiology, Second Affiliated Hospital, Army Medical University (Third Military Medical University), Chongqing, 400037, China

[Abstract] At present, medical treatment has entered an era of big data, and more and more medical big data sets have been used to generate algorithm models to guide the quality improvement of medical care. Tens of millions of operations are carried out in China every year, and the obtained perioperative big data are expected to significantly optimize perioperative management and reduce complications after governance mining and algorithm application. Perioperative big data are a massive data set generated during the perioperative

[基金项目] 国家重点研发计划(2018YFC0116702);重庆市研究生教育教学改革研究项目(yjg202039);国家自然科学基金面上项目(82171265);"打仗型"医院军事医学科技创新专项(2023DZK77006)

[通信作者] 易 斌,教授,主任医师,博士研究生导师,陆军军医大学第一附属医院麻醉科主任。中华医学会麻醉学分会委员、全军麻醉青年委员会副主任委员、重庆市医学会麻醉学分会副主任委员、重庆市医师会麻醉学分会常委。陆军科技英才、重庆英才·创新领军人才,陆军军医大学优秀研究生导师。主持国家自然科学基金项目5项,国家重点研发计划、国家科技支撑计划分课题各1项,重庆市教改重点课题1项,中国学位与研究生教育委员会等教学课题4项,重庆市课题4项。第一/通讯作者发表SCI 40篇,其中TOP 6篇,最高影响因子17.694。获重庆市科技进步一等奖2项、军队医疗成果奖二等奖1项。参加了"北京小汤山抗击非典""汶川抗震救灾""2020年武汉抗疫""2022年上海抗疫"等,荣立三等功2次。E-mail:yibin1974@163.com

李 洪,教授,主任医师,博士研究生导师,陆军军医大学第二附属医院麻醉科主任。德国柏林心脏中心访问学者,美国弗吉尼亚大学博士后,国家重点研发计划首席科学家。获得国之名医·优秀风范、重庆英才、创新领军人才、重庆市引进高层次人才等荣誉称号。中华医学会麻醉学分会常务委员、重庆市医学会麻醉学分会主任委员、中国医学装备协会麻醉学分会副主任委员、中华医学会麻醉学分会麻醉与人工智能学组副组长。主要从事麻醉与围手术期器官保护、脑功能与人工智能等研究,主持国家重点研发计划、国家自然科学基金等省部级以上课题15项;获国家发明专利、实用新型专利授权7项。获军队医疗成果一等奖、三等奖各1项,荣立三等功1次。E-mail:lh78553@126.com

2097-0927/Copyright © 2022, 陆军军医大学(第三军医大学)。这篇开放获取文章遵循 CC BY 许可协议(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

diagnosis and treatment of patients. Combined with big data governance technology and machine learning algorithm, it can be applied to preoperative assessment, adverse event prediction, depth evaluation of anesthesia, automatic drug delivery system, decision support system and ultrasonic image processing, so as to significantly improve the perioperative safety of surgical patients and reduce medical expenses, and thus improve the health level of the people and reduce the burden of national health economy.

[**Key words**] perioperative medicine; big data; machine learning; artificial intelligence

Supported by the National Key R&D Plan (2018YFC0116702), the Research Project of Chongqing Graduate Education Teaching Reform (yjg202039), the General Program of National Natural Science Foundation of China (82171265), and the Special Project of "War-Type" Hospital Military Medical Science and Technology Innovation (2023DZK77006). Corresponding author: YI Bin, E-mail: yibin1974@163.com; LI Hong, E-mail: lh78553@126.com

1980 年,"大数据"首次在 TOFFLE 的《The Third Wave》中提及[1]。此后,随着数据挖掘理论和数据库技术的逐步成熟,一批商业智能工具和知识管理技术开始被应用。从 2008 年《Nature》杂志推出"大数据"封面专栏,到 2010 年 CUKIER 在《The Economist》杂志上发表大数据专题报告《Data, Data Everywhere》[2],再到 2012 年牛津大学教授 MAYER-SCHNBERGER 的著作《Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think》[3]在国内风靡。随着互联网的普及,互联网数据呈爆发式增长,大数据在国内大力发展并逐渐被大众熟悉和使用。2013 年,大数据迎来了发展的高潮,以百度、阿里、腾讯为代表的国内互联网公司各显身手,纷纷推出创新性的大数据应用。2014 年,"大数据"首次写入政府工作报告;2015 年国务院发布《促进大数据发展行动纲要》,全面推进我国大数据发展和应用。此后,大数据应用渗透到各行各业,大数据价值不断凸显,数据驱动决策和社会智能化程度大幅提高,大数据产业迎来快速发展和大规模应用实施。

随着医疗机构信息基础设施的完善,各种先进的医疗设备不断增加,医疗数据呈现爆发式增加,医疗机构迎来了医疗大数据的时代。与此同时,人工智能(artificial intelligence,AI)技术不断发展,为利用医疗大数据和充分挖掘数据价值提供了技术方法。2021 年我国住院患者手术人次达到 8 103.1 万人次[4],与之相应的,产生了海量的电子病历数据、检验检查数据、监护数据等围手术期数据。在这些数据的数量、种类和产生速度的推动下,围手术期医学也进入了大数据的时代。AI 算法和大数据技术可针对围手术期大数据的海量性、复杂性、可变性和个体化的特点,对其进行充分挖掘和应用,可以提升诊疗效率,减少术中和术后并发症的发生,由此提高手术患者围手术期安全,并为个体化医疗开辟道路[5]。

目前我国麻醉执业医生只有 7.9 万人[4],相当于每万人仅拥有 0.57 个麻醉医生,与英美等发达国家差距巨大。近年来,我国住院患者手术逐年增长,而麻醉执业医生却几乎没有增加。不断加大的工作负荷和延长的工作时间,使麻醉医生普遍存在疲劳工作,增加患者围手术期的安全风险。在英国,择期手术患者的术后院内死亡率为 1%~4%,而高危患者的术后死亡率达到了 80%以上[6]。因此,早期识别高危患者,及时干预,对降低术后发病率和死亡率非常重要。围手术期大数据的应用是解决麻醉医生短缺,减轻工作负荷的重要方式之一。充分挖掘围手术期大数据价值,并将其运用在术前评估、不良事件预测、麻醉深度评估、决策支持系统、自动给药系统和自动超声图像处理等方面,可以优化临床麻醉管理工作流程,提高麻醉医生工作效率,提高医疗质量,最终改善患者预后[7]。正如国家卫健委发布的《"十四五"全民健康信息化规划》所述,要加强健康医疗大数据创新应用和行业治理,促进健康医疗大数据应用发展,充分释放数据价值,提高卫生健康工作质量和效率。

1 围手术期大数据的定义和特点

围手术期大数据是患者围手术期诊疗过程中产生的海量数据集合,可通过创新的管理和控制流程方式实现日益个性化的治疗、有效性评估和降低临床风险[8]。它亦具有大数据的"4V"特征,即大体量(volume)、多种类(variety)、速度快(veracity)、价值大(value)。

围手术期医学分为术前、术中、术后三个阶段,且每个阶段关注的重点不同,因此围手术期大数据存在阶段性和时效性。在手术前,围手术期医学主要关注于对患者手术的各种风险进行评估,涉及电子病历、检验、检查等数据。这些数据来源于不同产商的不同医疗设备,包括文本、数值、图像等不同类型,所以围手术

期大数据又存在多源性、异构性和多模态性。这些多源异构数据还存在标准性差等问题,例如不同厂家的同种设备对同种检查名称不一致。因此,大数据分析常需使用数据标准化技术,以挖掘数据真实的价值。

在手术中,主要关注由各种监护设备产生的生命体征数据,根据体征情况及时决策干预。而生命体征数据往往是时间序列数据,所以这些数据具有时序性和动态性。生命体征数据收集,往往是监护设备通过采集患者的各种信号检测,难免会受到其他信号或干扰的影响,如监护仪采集心率时,若受到电刀干扰就会采集错误数据。此外,由于完成根据生命体征做出的决策和基础麻醉事件都需要时间,这些数据在及时性和一致性上存在偏差。因此,围手术期大数据分析时需要找到这些噪音点,给予修正,以免影响数据分析的结果。

在手术后,围手术期医学主要关注患者术后恢复和各种并发症,这是影响患者生存率的关键[9-11]。而这些并发症往往涉及多学科合作,数据来源较前面更加广泛,包括电子病历、检验、检查、监护数据、信号数据等各种数据结构和模态,数据更为复杂。

围手术期大数据有上千个指标,其中有结构化的数据,也有非结构化的数据。结构化的数据分为数值数据、标签数据和有序数据,非结构化的数据有文本数据和图片数据,不同类型数据的处理方式不同。此外,有的指标往往需要反复检测,存在明显的时序性,而这些指标也会受到不同干预措施影响,数据之间相互关联影响,呈现出高维和复杂的特点。

2 围手术期大数据的应用

围手术期大数据的多模态、高维和复杂等特点,以及围手术期数据存在不规范、噪音和数据缺失等问题,人脑计算能力难以处理,而大数据技术和 AI 技术却显示出其独有的优势。围手术期大数据应用于术前评估、不良事件预测、麻醉深度评估、自动给药系统、决策支持系统和超声图像处理等,可以贯穿围手术期的整个过程,帮助医护人员向患者提供更安全、更高效、更经济的医疗服务。

2.1 术前评估

围手术期大数据最常用于事件和风险预测。围手术期发生并发症是导致患者死亡的主要原因之一,早期发现患者围手术期不良反应,提醒医生及时干预,可以改善患者的结局及预后。美国麻醉医师协会(American society of anesthesiologists,ASA)分级是目前使用最广泛的术前风险评估工具,但耗时长、准确度低。ZHANG 等[12]使用患者家庭用药和合并症等数据,使用机器学习(machine learning,ML)算法,构建的连续型 ASA 分级预测模型,比传统 ASA 分级更精细,准确度更高,有助于麻醉医师术前识别高危患者。

困难气道也是麻醉相关死亡和并发症的主要原因之一,传统识别方法是通过马氏分级和甲颏距离识别。TAVOLARA 等[13]使用深度学习(deep learning,DL)方法,通过患者正位面部图像数据来识别困难气道,效果优于传统方法。而 HAYASAKA 等[14]在此基础之上,使用了 16 种面部图像数据,同样利用 DL 方法,进一步提升了识别效果。此外,KIM 等[15]利用年龄、性别、身高、体质量、体质指数(body mass index,BMI)、颈围和甲颏距离等数据,使用 ML 算法亦构建出了可以识别困难气道的预测模型。

2.2 术中不良事件预测

低血压和低氧血症是围手术期中常见的临床事件,与心肌梗死、急性缺血性卒中、急性肾损伤等严重并发症密切相关[16]。由于低血压和低氧血症难以预测,临床麻醉中通常在事件发生后予以处理,而早期发现术中低血压和低血氧有助于麻醉和手术效果的改善。近几年研究表明,利用围手术期大数据和 AI 算法可以实现早期预测。HATIB 等[17]基于患者动脉血压的波形图数据,提取血流动力学特征,使用 ML 算法提前 5 min 预测出低血压的敏感性和特异性都达到了 92%。KANG 等[18]使用监护仪、麻醉机和输液泵获取的数据以及患者的一般信息等,构建 ML 模型来预测麻醉诱导后低血压的发生,其最佳模型的受试者工作特征曲线下面积(area under the curve,AUC)达到了 0.842。在低氧血症预测方面,LUNDBERG 等[19]使用监护仪和麻醉机中的获得的血流动力学和通气数据以及术中使用药物、麻醉干预措施、检验指标等数据,开发了一种基于 ML 的 Prescience 系统,结果显示,该系统可将麻醉医生预测术中低氧血症的能力提高一倍。GENG 等[20]使用单变量分析从患者一般信息、合并症、颈围、甲颏距离和麻醉用药等数据,先找出与低氧血症相关的指标,再基于这些指标构建人工神经网络模型,预测无痛胃肠镜检查期间的低氧血症,AUC 约为 0.800。

全身麻醉可令患者意识、痛觉消失,反射抑制和骨骼肌松弛,从而提供舒适、安全的手术条件,其中麻醉深度的控制至关重要。麻醉过浅或过深都可对患者造成不良影响。准确的麻醉深度监测可防止镇静过度或

不足,避免术中知晓或血流动力学不稳定,进而降低死亡率、发病率,加快术后恢复。然而麻醉药物与麻醉深度并不存在线性关系[21],应用围手术期大数据来检测麻醉深度表现出显著优势。TACKE 等[22]通过脑电图和听觉诱发电位来预测麻醉患者是否存在意识,其最大预测概率达到了 0.935。AFSHAR 等[23]和 GU 等[24]均采用术中患者的脑电图信号,构建 ML 模型来预测患者的脑电双频指数(bispectral index,BIS),结果显示,这两个模型预测效能都优于传统的麻醉深度估计方法。

2.3 术后并发症预测

术后发生危重症是围手术期死亡的主要原因之一,早期诊断,及时干预,可以降低患者的死亡风险。ZHANG 等[25]使用供体特征以及移植患者的一般信息、病因、围手术期检验结果、合并症和用药情况等数据,通过 ML 算法来预测肝移植后发生急性肾损伤的患者,区分度约为 0.760。JEONG 等[26]使用终末期肾病患者的术前数据和术中数据等,通过多种 ML 算法预测终末肾病患者术后是否发生不良心脏事件,最佳模型的区分度为 0.797。LEE 等[27]使用患者的一般信息、检验结果、ASA 分级、术中生命体征、发病时间、用药情况和麻醉事件等共 46 个特征,构建 ML 模型以预测全麻患者的死亡率,其 AUC 达到了 0.921。BIHORAC 等[28]使用大量接受重大手术患者的数据,来预测急性肾损伤、脓毒症、静脉血栓栓塞等八种术后并发症及术后一年死亡风险,其 AUC 值为 0.820-0.940。

2.4 用药管理

临床决策支持工具也是围手术期大数据的应用方向之一,它不再是单纯的提示或预警,而可以实实在在地指导医生做出正确的临床决策,减少危重不良时间的发生,帮助患者快速外科康复。PENG 等[29]利用 MIMIC-Ⅲ数据库中脓毒症患者的一般信息、生命体征、实验室检查、序贯器官衰竭(sequential organ failure assessment, SOFA)评分、用药情况等数据,训练强化学习(reinforcement learning,RL)模型,该模型认为治疗脓毒症时,比起液体复苏更推荐血管加压药的使用。KOMOROWSKI 等[30]构建的 RL 模型则推荐早期使用低剂量血管加压药来治疗脓毒症,可避免液体过量。YU 等[31]使用机械通气患者的呼吸频率、心率、动脉 pH 值、呼气末正压、血氧饱和度、吸入氧浓度、动脉血氧分压等数据,使用逆 RL,通过脱机通气效果和镇静剂剂量反推医生的拔管策略,结果显示患者的整体状态较单独的氧合指标更重要。此外,该研究团队还通过 RL[32],找出了更有效的机械通气和镇静用药策略,以保证整个过程都在一个相对稳定的状态,更利于手术患者快速外科康复。

机器拥有远超人类的专注力,以及不易疲劳的特性,因此,机器在提高麻醉医生效率、准确性和患者安全性方面拥有极大的挖掘价值[33]。早在 1950 年,KIERSEY 等[34]便研发出了根据脑电图维持血药浓度的自动给药系统。2013 年,麻醉机器人“McSleepy”出现了[35],它可以完成从麻醉诱导到麻醉苏醒的各项与麻醉相关的任务,并且能够掌控镇静、镇痛和肌肉松弛。随后 ZAOUTER 等[36]开发了一种新型自动麻醉系统,用于体外循环心脏外科手术中静脉麻醉药物的闭环给药,同样能够掌控镇静、镇痛和肌肉松弛。RESTOUX 等[37]开发了一个肝原位癌闭环自动给药系统,通过 BIS 调整异丙酚和瑞芬太尼的用药,可以在整个手术过程中提供足够的麻醉深度。然而目前自动给药系统使用的是基于规则模型,无法解决个体和人群的差异问题。随着 AI 技术的不断突破,挖掘出围手术期大数据更大的价值,构建出更强大的模型,可能可以更加高效、安全和个体化地指导麻醉用药。

2.5 围手术期辅助检查

超声检查由于其实时、低成本、无辐射以及对解剖结构识别的能力在围手术期被广泛使用。超声图像具有实时、动态特以及数据量庞大复杂等特点,使用人工分析超声数据的工作量巨大且准确性易受人为主观因素影响。通过 AI 分析大数据建立模型,可以帮助医生有效识别结构以及定位,减少主观经验造成的诊断误差,提高围手术期医疗的安全性。经皮脊柱穿刺手术需要识别椎骨水平,以有效、安全地注入镇痛剂,目前椎骨水平的识别主要通过触诊,但该方法很容易出现误诊。HETHERINGTON 等[38]使用卷积神经网络对下脊柱的横向超声图像进行识别,成功区分了骶骨、椎间隙和椎骨。在硬膜外麻醉中,准确识别硬膜外腔和针靶至关重要,PESTEIE 等[39]利用 DL 在超声图像上检测硬膜外腔和针靶,可以减少操作的失败率,减轻患者的并发症,提高安全性。在区域神经阻滞方面,HUANG 等[40]利用 DL 构建股神经区域分割的模型,来识别股神经阻滞区域,获得了满意的效果。YANG 等[41]构建出可用于自动定位肌间沟臂丛神经的系统,能够帮助医生准确定位。此外,目前甚至已经出现了用于周围神经阻滞的商用 ScanNav Anatomy PNBAI 辅助显示系统[42],可以对多种关键结构辅以各种颜色显示。

3 展望

围手术期大数据应用有助于协助医师提供更高效、更安全、更个性化的医疗服务。目前围手术期大数据在风险和事件预测、评估麻醉深度、辅助临床决策和超声引导方面都有广泛的应用。但是在自动给药的方向上,更多是基于规则的模型,此类模型尚存在着鲁棒性不强,没有充分利用现阶段围手术期用药数据等问题,难以做到以患者为中心的个性化医疗服务。随着AI技术的发展,围手术期大数据能够挖掘出更有价值的信息,构建更具药效学和药代动力学的模型,甚至对不同人群构建用药模型,以实现智能化、个性化的医疗服务,提高医生效率,保障患者安全。

随着自动给药系统发展,从单输入单输出系统,到多输入多输出系统,自动给药系统的任务也在不断地丰富,迈向闭环的药物管理系统也大有希望。目前基于大数据的AI系统只能完成一项或者一类任务,属于"弱AI"的范畴。随着近期掀起一股ChatGPT的热潮,"弱AI"将不断走向"强AI",在大数据支持下的AI应用将有效实现围手术期全覆盖。此外,"垃圾输入,垃圾输出[43]",这句话反映出围手术期大数据最大的局限是数据质量问题。由于目前很多数据由人工录入,因此存在数据录入错误、录入不完整、或录入不及时、不标准等问题,数据完整性不足。此外,自动获取的数据同样存在问题,如各种原因对仪器的干扰,生成错误数据,以及不同厂家仪器之间的标准不统一等。这些数据问题限制了对围手术期大数据价值的挖掘,需加强数据标记及数据清洗流程的管控。另外,由于围手术期大数据的敏感性、安全性以及各个医疗机构数据格式不统一等问题,限制了不同单位间的数据共享,进一步限制了围手术期大数据的应用。未来,随着技术的不断进步,通过围手术期大数据不断丰富AI系统的应用功能,进一步丰富用药的任务,不断扩展麻醉流程上的任务,以完成闭环智能麻醉管理系统,实现麻醉全流程管理。这种局限性在未来会不断减小。

陆军军医大学第一附属医院麻醉科、第二附属医院麻醉科与中国科学院重庆绿色智能研究院在医学和人工智能交叉领域合作多年;致力于围手术期大数据在促进外科手术患者快速外科康复研究,以及战创伤重症伤员救治链中应用研究。在多项国家重点研发计划、国家支撑计划、国防科技创新特区课题等项目支持下,在"围手术期大数据治理和算法应用"上存在的多个关键/核心问题提供可行的解决途径和研究方案。前期合作的"围手术期大数据支持下危重症患者早期预警和干预决策支持"系列研究,已经发表相关SCI论著20余篇;同时获得"医疗器械产品注册证"、软件产品证书、软件著作权。

参考文献:

[1] TOFFLE A. The third wave[M]. New York: William Morrow, 1980.

[2] CUKIER K. Data, data everywhere, work, and think[J]. The Economist, 2010(2): 27.

[3] MAYER-SCHNBERGER V, CUKIER K. Big data: a revolution that will transform how we live, work, and think[M]. Boston: Houghton Mifflin Harcourt, 2013.

[4] 国家卫生健康委员会. 中国卫生健康统计年鉴-2022[M]. 北京: 中国协和医科大学出版社, 2022: 131.
NATIONAL HEALTH COMMISSION. Chinese health statistical yearbook-2022[M]. Beijing: Peking Union Medical College Press, 2022: 131.

[5] TAN SS, GAO G, KOCH S. Big data and analytics in healthcare[J]. Methods Inf Med, 2015, 54(6): 546-547. DOI: 10.3414/ME15-06-1001.

[6] PEARSE R M, HARRISON D A, JAMES P, *et al*. Identification and characterisation of the high-risk surgical population in the United Kingdom[J]. Crit Care, 2006, 10(3): R81. DOI: 10.1186/cc4928.

[7] HULSEN T, FRIEDECKÝ D, RENZ H, *et al*. From big data to better patient outcomes[J]. Clin Chem Lab Med, 2022, 61(4): 580-586. DOI: 10.1515/cclm-2022-1096.

[8] DINDAYAL A, JITENDER M. A structural equation model for big data adoption in the healthcare supply chain[J]. Int J Prod Perform Manag, 2023, 72(4): 917-942. DOI: 10.1108/IJPPM-12-2020-0667.

[9] GUSTAFSSON U O, OPPELSTRUP H, THORELL A, *et al*. Adherence to the ERAS protocol is associated with 5-year survival after colorectal cancer surgery: a retrospective cohort study[J]. World J Surg, 2016, 40(7): 1741-1747. DOI: 10.1007/s00268-016-3460-y.

[10] FRANSEN L F C, VERHOEVEN R H A, JANSSEN T H J B, *et al*. The association between postoperative complications and long-term survival after esophagectomy: a multicenter cohort study[J]. Dis Esophagus, 2022. DOI: 10.1093/dote/doac086.

[11] PETERSEN J D, SIERSMA V D, WEHBERG S, *et al*. Clinical management of hip fractures in elderly patients with dementia and postoperative 30-day mortality: a population-based cohort study[J]. Brain Behav, 2020, 10(11):

e01823. DOI: 10.1002/brb3.1823.

[12] ZHANG L D, FABBRI D, LASKO T A, *et al*. A system for automated determination of perioperative patient acuity[J]. J Med Syst, 2018, 42(7): 1-11. DOI: 10.1007/s10916-018-0977-7.

[13] TAVOLARA T E, GURCAN M N, SEGAL S, *et al*. Identification of difficult to intubate patients from frontal face images using an ensemble of deep learning models[J]. Comput Biol Med, 2021, 136: 104737. DOI: 10.1016/j.compbiomed.2021.104737.

[14] HAYASAKA T, KAWANO K, KURIHARA K, *et al*. Creation of an artificial intelligence model for intubation difficulty classification by deep learning (convolutional neural network) using face images: an observational study[J]. J Intensive Care, 2021, 9(1): 38. DOI: 10.1186/s40560-021-00551-x.

[15] KIM J H, KIM H, JANG J S, *et al*. Development and validation of a difficult laryngoscopy prediction model using machine learning of neck circumference and thyromental height [J]. BMC Anesthesiol, 2021, 21(1): 125. DOI: 10.1186/s12871-021-01343-4.

[16] SMISCHNEY N J, SHAW A D, STAPELFELDT W H, *et al*. Postoperative hypotension in patients discharged to the intensive care unit after non-cardiac surgery is associated with adverse clinical outcomes[J]. Crit Care, 2020, 24(1): 682. DOI: 10.1186/s13054-020-03412-5.

[17] HATIB F, JIAN Z P, BUDDI S, *et al*. Machine-learning algorithm to predict hypotension based on high-fidelity arterial pressure waveform analysis[J]. Anesthesiology, 2018, 129(4): 663-674. DOI: 10.1097/ALN.0000000000002300.

[18] KANG A R, LEE J, JUNG W, *et al*. Development of a prediction model for hypotension after induction of anesthesia using machine learning[J]. PLoS One, 2020, 15(4): e0231172. DOI: 10.1371/journal.pone.0231172.

[19] LUNDBERG S M, NAIR B, VAVILALA M S, *et al*. Explainable machine-learning predictions for the prevention of hypoxaemia during surgery[J]. Nat Biomed Eng, 2018, 2(10): 749-760. DOI: 10.1038/s41551-018-0304-0.

[20] GENG W J, TANG H L, SHARMA A, *et al*. An artificial neural network model for prediction of hypoxemia during sedation for gastrointestinal endoscopy[J]. J Int Med Res, 2019, 47(5): 2097-2103. DOI: 10.1177/0300060519834459.

[21] PARK Y, HAN S H, BYUN W, *et al*. A real-time depth of anesthesia monitoring system based on deep neural network with large EDO tolerant EEG analog front-end[J]. IEEE Trans Biomed Circuits Syst, 2020, 14(4): 825-837. DOI: 10.1109/TBCAS.2020.2998172.

[22] TACKE M, KOCHS E F, MUELLER M, *et al*. Machine learning for a combined electroencephalographic anesthesia index to detect awareness under anesthesia[J]. PLoS One, 2020, 15(8): e0238249. DOI: 10.1371/journal.pone.0238249.

[23] AFSHAR S, BOOSTANI R, SANEI S. A combinatorial deep learning structure for precise depth of anesthesia estimation from EEG signals[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2021, 25(9): 3408-3415. DOI: 10.1109/JBHI.2021.3068481.

[24] GU Y, LIANG Z H, HAGIHIRA S. Use of multiple EEG features and artificial neural network to monitor the depth of anesthesia[J]. Sensors (Basel), 2019, 19(11): 2499. DOI: 10.3390/s19112499.

[25] ZHANG Y H, YANG D, LIU Z F, *et al*. An explainable supervised machine learning predictor of acute kidney injury after adult deceased donor liver transplantation[J]. J Transl Med, 2021, 19(1): 321. DOI: 10.1186/s12967-021-02990-4.

[26] JEONG Y S, KIM J, KIM D, *et al*. Prediction of post operative complications for patients of end stage renal disease [J]. Sensors (Basel), 2021, 21(2): 544. DOI: 10.3390/s21020544.

[27] LEE C K, SAMAD M, HOFER I, *et al*. Development and validation of an interpretable neural network for prediction of postoperative in-hospital mortality[J]. NPJ Digit Med, 2021, 4(1): 8. DOI: 10.1038/s41746-020-00377-1.

[28] BIHORAC A, OZRAZGAT-BASLANTI T, EBADI A, *et al*. MySurgeryRisk: development and validation of a machine-learning risk algorithm for major complications and death after surgery[J]. Ann Surg, 2019, 269(4): 652-662. DOI: 10.1097/SLA.0000000000002706.

[29] PENG X F, DING Y, WIHL D, *et al*. Improving sepsis treatment strategies by combining deep and kernel-based reinforcement learning[J]. AMIA Annu Symp Proc, 2018, 2018: 887-896.

[30] KOMOROWSKI M, CELI L A, 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.

[31] YU C, LIU J M, ZHAO H Y. Inverse reinforcement learning for intelligent mechanical ventilation and sedative dosing in intensive care units[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2019, 19(Suppl 2): 57. DOI: 10.1186/s12911-019-0763-6.

[32] YU C, REN G Q, DONG Y Z. Supervised-actor-critic

reinforcement learning for intelligent mechanical ventilation and sedative dosing in intensive care units[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2020, 20(Suppl 3): 124. DOI: 10.1186/s12911-020-1120-5.

[33] DUMONT G A, ANSERMINO J M. Closed-loop control of anesthesia: a primer for anesthesiologists[J]. Anesth Analg, 2013, 117(5): 1130-1138. DOI: 10.1213/ANE.0b013e3182973687.

[34] KIERSEY D K, FAULCONER A Jr, BICKFORD R G. Automatic electroencephalographic control of thiopental anesthesia[J]. Anesthesiology, 1954, 15(4): 356-364. DOI: 10.1097/00000542-195407000-00004.

[35] HEMMERLING T M, ARBEID E, WEHBE M, *et al*. Evaluation of a novel closed-loop total intravenous anaesthesia drug delivery system: a randomized controlled trial[J]. Br J Anaesth, 2013, 110(6): 1031-1039. DOI: 10.1093/bja/aet001.

[36] ZAOUTER C, HEMMERLING T M, LANCHON R, *et al*. The feasibility of a completely automated total IV anesthesia drug delivery system for cardiac surgery[J]. Anesth Analg, 2016, 123(4): 885-893. DOI: 10.1213/ANE.0000000000001152.

[37] RESTOUX A, GRASSIN-DELYLE S, LIU N, *et al*. Pilot study of closed-loop anaesthesia for liver transplantation[J]. Br J Anaesth, 2016, 117(3): 332-340. DOI: 10.1093/bja/aew262.

[38] HETHERINGTON J, LESSOWAY V, GUNKA V, *et al*. SLIDE: automatic spine level identification system using a deep convolutional neural network[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2017, 12(7): 1189-1198. DOI: 10.1007/s11548-017-1575-8.

[39] PESTEIE M, LESSOWAY V, ABOLMAESUMI P, *et al*. Automatic localization of the needle target for ultrasound-guided epidural injections[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2018, 37(1): 81-92. DOI: 10.1109/TMI.2017.2739110.

[40] HUANG C Y, ZHOU Y, TAN W L, *et al*. Applying deep learning in recognizing the femoral nerve block region on ultrasound images[J]. Ann Transl Med, 2019, 7(18): 453. DOI: 10.21037/atm.2019.08.61.

[41] YANG X Y, WANG L T, LI G D, *et al*. Artificial intelligence using deep neural network learning for automatic location of the interscalene brachial plexus in ultrasound images[J]. Eur J Anaesthesiol, 2022, 39(9): 758-765. DOI: 10.1097/EJA.0000000000001720.

[42] BOWNESS J, VARSOU O, TURBITT L, *et al*. Identifying anatomical structures on ultrasound: assistive artificial intelligence in ultrasound-guided regional anesthesia[J]. Clin Anat, 2021, 34(5): 802-809. DOI: 10.1002/ca.23742.

[43] VANHONACKER D, VERDONCK M, CARVALHO H N. Impact of closed-loop technology, machine learning, and artificial intelligence on patient safety and the future of anesthesia[J]. Curr Anesthesiol Rep, 2022, 12(4): 451-460. DOI: 10.1007/s40140-022-00539-9.

(**收稿**:2023-01-11;**修回**:2023-02-15)

(编辑 栗 嘉)