人工智能在麻醉学中的应用与前景

**顾晶莹1**1 **韩蓓思21**

1 南方科技大学 广东省 深圳市 518055

2 南方科技大学 广东省 深圳市 518055

12111341@mail.sustech.edu.cn

**摘 要**

随着近年来人工智能（AI）技术的快速发展，越来越多的AI技术被应用在各个产业中，进而发挥其强大的功能帮助提高工作效率与决策准确性。本篇综述将针对麻醉深度监测、麻醉控制、临床决策支持系统、事件和风险预测以及智能疼痛管理等方面论述AI技术在麻醉与围术期的应用，通过对文献进行了概括性综述进一步表现出人工智能在当前医疗领域的优势作用，同时也将对于其在应用上的局限性和面对的伦理问题与未来前景等方面发表见解。

**关键词：** 人工智能；麻醉；围术期

**Application and Prospect of Artificial Intelligence in Anesthesiology**

GU Jing-ying1 and HAN Bei-si2

1 Southern University of Science and Technology， Shenzhen，China

2 Southern University of Science and Technology， Shenzhen，China

**Abstract**

In recent years as the rapid development of artificial intelligence (AI) technology, a growing number of AI technology has been applied in various industries, and exert its powerful features to help improve the work efficiency and accuracy of making decision. This review will discuss the application of AI technology in anesthesia and perioperative period in terms of anesthesia depth monitoring, anesthesia control, clinical decision support system, event and risk prediction, intelligent pain management, etc. Through a summary of the literature, the advantages of artificial intelligence in the current medical field are further shown. At the same time, the limitations of its application, ethical issues and future prospects will also be expressed.

**Keywords**  artificial intelligence，anesthesia，perioperative period

介绍

* 1. 相关AI技术

机器学习（Machine Learning, ML）这一概念由被誉为“机器学习之父”的亚瑟-塞缪尔于1956年提出，他认为：机器学习是在不直接针对问题进行编程的情况下，赋予计算机学习能力的一个研究领域。从学科角度看机器学习是一门涵盖概率论、统计学、微积分、计算机科学等的一门多领域交叉学科。机器学习致力于研究如何让计算机模拟或实现人类的学习方式，以获取新的知识或技能，同时对已有知识结构进行重组，以此来不断提高自身的学习效率和性能。机器学习的学习过程主要由训练和测试两部分构成，训练是指计算机通过有监督、无监督等手段利用大量数据（训练集）进行训练建模，从数据中学习到数据中的潜在分布规律的过程。测试是指在训练的数据样本上构建的模型在未见过的新的数据样本（测试集）上进行分类或预测产生对应的输出（带标签的输出）

深度学习是机器学习的一个子研究方向，其主要目标是通过构建一定“深度”模型从数据中自动学习到有效的特征表示，克服传统机器学习过于依赖特征工程的缺陷，实现端到端学习。“深度”主要体现为对原始数据进行非线性特征转换的次数，如果把深度学习模型当作一个树结构，深度可以看作从根节点到叶节点所经过最大路径的长度。端到端学习则是学习过程中不进行分模块或分阶段训练，直接优化任务的总体目标。如今深度学习技术被广泛应用于计算机视觉、自然语言处理、智慧医疗、智慧城市等领域。

支持向量机（Support Vector Machine, SVM）最初是由Vlladimir N. Vapnik和Alexey Ya. Chervonenkis在1963年提出来的一种用于解决二分类问题的算法。如今SVM已经成为了一种通用的机器学习算法，并且成功应用于很多领域。例如利用SVM处理邮件信息，可以判断一封邮件是否为垃圾邮件。SVM学习的基本想法是求解能够正确划分训练数据集并且几何间隔最大的分离超平面。SVM有严格的数学理论支持，可解释性强，不依靠统计方法，从而简化了常见的分类和回归问题，并能找出对人物至关重要的关键样本，在采用核技巧之后，可以处理非线性分类/回归任务。

* 1. 麻醉和围术期的意义

麻醉和围术期管理在手术治疗中扮演着至关重要的角色。作为医学领域的重要分支，麻醉学旨在通过使用药物和特定的技术来确保患者在手术期间不感到疼痛，并保持安全的生理状态。在这一过程中，麻醉医生需要密切监测患者的生命体征和麻醉深度，以确保手术过程的顺利进行。而围术期管理则涉及手术前、手术中和手术后的全面护理，旨在减少手术风险、促进患者康复，以及提高手术治疗的成功率。

随着人工智能技术的发展，越来越多的研究开始探索将人工智能应用于麻醉学领域。人工智能技术可以帮助麻醉医生更准确地监测患者的生理状态，提高麻醉深度的预测和控制能力，从而减少手术风险，提高手术治疗的成功率。本文将对人工智能在麻醉学中的应用进行综述，以期为医学领域的相关研究和临床实践提供有益的参考。

本综述将首先介绍人工智能在麻醉学中的应用领域，并对相关技术和方法进行概述。随后将对目前的研究进展和临床实践进行综合分析，探讨人工智能技术在麻醉学中的优势和局限性。此外，本文还将讨论人工智能在围术期管理中的潜在应用，以及未来可能的发展方向和挑战。

通过对人工智能在麻醉学中的应用进行全面综述，本文旨在为医学领域的研究人员和临床医生提供深入了解和启发，促进相关领域的进一步发展和创新。同时，本文也将为医学实践和患者康复提供有益的指导，有望推动麻醉学和围术期管理领域的进步，为患者的健康和生命安全提供更加可靠的保障。

应用

随着人工智能技术的进一步发展，其在麻醉及及围术期的应用也逐渐得到普及，一定程度上缓解了麻醉人员的工作负担，也提高了其在手术过程中的工作效率。在研究人员的进一步开发过程中，多种新型的人工智能技术在麻醉与围术期也得到了应用，进一步推动了智能化麻醉与自动化医疗事业的发展。

* 1. 麻醉深度监测

人工智能技术在麻醉深度监测领域的应用，为麻醉学和围术期管理带来了革命性的变革。通过结合传感器技术、信号处理和智能算法，人工智能技术能够更准确地监测患者的麻醉深度，为麻醉医生提供实时的、个性化的麻醉管理方案，从而降低手术风险，提高手术治疗的成功率。本文将对人工智能技术在麻醉深度监测中的应用进行综述，旨在全面了解该领域的研究进展和临床实践，探讨其优势、局限性和未来发展方向。

人工智能技术在麻醉深度监测中的应用领域包括但不限于：基于脑电图（EEG）信号的麻醉深度监测[1][2][3]、神经模糊系统[4][5][6]和神经网络的闭环麻醉深度控制[7]、基于波形分析的深度麻醉分类[8]等。这些技术的应用使得麻醉医生能够更准确地评估患者的麻醉深度，及时调整麻醉药物的用量，降低麻醉过深或过浅带来的风险，提高手术的安全性和成功率。

然而，人工智能技术在麻醉深度监测领域也面临一些挑战。首先，不同患者的生理特征和药物反应存在较大差异，因此建立通用的麻醉深度监测模型具有一定的难度。其次，人工智能算法的可解释性和安全性也是当前研究和实践中的关键问题。此外，临床实践中的标准化和规范化问题，以及与人工智能技术的结合也需要进一步探讨和完善。

未来，人工智能技术在麻醉深度监测领域的发展方向包括但不限于：个性化的麻醉管理方案、多模态信号融合的深度监测技术[9]、智能闭环控制系统的应用[10]等。通过不断地改进和创新，人工智能技术有望为麻醉医生提供更加精准、安全和高效的麻醉管理方案，为患者的手术治疗带来更多的益处。

* 1. 麻醉控制

人工智能技术在麻醉深度监测中的应用已经成为医学领域的研究热点。通过对大量的文献进行综述，我们可以发现，人工智能技术在麻醉深度监测中的应用主要集中在对脑电图（EEG）信号的分析和处理[11][12]上。这些技术的发展为麻醉医生提供了更准确、可靠的麻醉深度监测方法，有助于提高手术安全性和患者的手术体验。

一些研究采用了神经网络技术，通过对脑电图信号进行分析和处理，实现了对麻醉深度的准确监测。例如，有研究使用人工神经网络对脑电图信号进行分类[13][14]，以区分患者的清醒状态和麻醉状态。这种方法利用了神经网络对大量数据的学习和识别能力，提高了麻醉深度监测的准确性和稳定性。

另外，一些研究还利用了模糊逻辑技术[15][16]，建立了模糊推理系统来监测麻醉深度。模糊逻辑系统能够处理不确定性和模糊性的问题，对于麻醉深度的监测具有一定的优势。通过对脑电图信号的模糊化处理和推理分析，模糊逻辑系统能够更好地理解和判断患者的麻醉状态，为麻醉医生提供更可靠的监测结果。

此外，还有研究采用了波形熵分析[17]、小波变换等信号处理技术[18]，结合人工智能算法，实现了对麻醉深度的准确监测。这些技术的应用使得对脑电图信号的分析更加全面和深入，为麻醉医生提供了更多的监测指标和信息，有助于更准确地评估患者的麻醉状态。

* 1. 临床决策支持系统(CDSS)

有研究显示，当人脑分析判断过多事件时，其处理的效率及准确性将大大下降。由于此结论，百度与东钦公司共同创立了以人工智能技术为基础的一系列医院智能化管理系统，其中临床决策支持系统可根据患者的过往医疗经历、过敏史、病理征状、检测指标等方面对其制定个性化的精准医学治疗方案。而在麻醉科的应用上，可以根据病患的体重、吸收效果与代谢率等因素对手术过程所需的麻醉药物进行测定[19]，另一方面可以通过对患者的神经血管等组织器官进行3D扫描定位[20]，进一步辅助麻醉医师对其进行麻醉操作，同时在围手术期可持续性自主监测患者的血压、呼吸频率等指标[21]，进一步针对麻醉效果对麻醉方案做出调整，也可根据手术过程中可能发生的突发情况做出紧急预案，对正在进行手术的医生及麻醉医生做出提醒与警告[22]，可帮助手术人员在手术过程中更加精确地判断患者的状态，进而做出更正确的决策提高手术质量，并减少术后并发症的发生或降低并发症的症状。在手术结束后也可以准确判断患者的苏醒时间，进一步对手术过程做出评价,也可为麻醉后护理进行决策指导[23]，并可为医生提供术中的相关数据以便在此基础上提出改进方案，为后续其他类似患者的手术处理提出指导，也可为CDSS系统提供更多的数据与样本提高其在后续应用的决策准确性。

* 1. 麻醉中的事件和风险预测

机器学习、神经网络和模糊逻辑等技术在麻醉与围手术期风险的预测中都有广泛的应用。例如使用人工神经网络（ANN）模型预测异丙酚诱导催眠效果[24]，研究表明，异丙酚剂量改变引起的血流动力学变化可能会导致低血压，且在麻醉诱导过程中出现意识未被察觉的概率并不低，比如在麻醉诱导过程中遇到插管困难，患者可能会在瘫痪状态下恢复意识。ANN模型在预测异丙酚的催眠效果方面优于临床医生，可以帮助确定最佳剂量，降低麻醉成本。虽然该模型输入参数不包含所有关键因素，但研究表明神经网络在预测异丙酚推注诱导催眠效果方面具有潜力[24]。ANN模型还可应用于预测全身麻醉期间诱导后[25]或脊髓麻醉期间[26]患者低血压的风险。在全身麻醉研究中，通过分析1017份麻醉记录，使用多个变量构建的ANN模型在预测准确性上明显优于逻辑回归（LR）模型和临床医生。结果表明该模型在提高全身麻醉期间诱导后低血压高风险患者的警觉性和决策支持方面具有良好的辨别力和校准能力。尽管ANN模型存在“黑匣子”性质和过度学习的理论关注，但其在医疗决策方面的成功经验表明其在临床实践中存在应用价值[25]。与此相类似的，脊髓麻醉研究中建立的ANN模型同样在敏感性和特异性上优于LR模型和临床医生。这些研究为提高全身和脊髓麻醉期间低血压预测准确性提供了有力的工具，并凸显出计算机模型在此领域的潜在优势[26]。

还有研究通过模糊逻辑模型计算综合肺指数（IPI），将IPI与进行结肠镜检查的患者中的呼吸抑制事件进行前瞻性比较。结果显示，高IPI组在呼吸抑制事件中的比例较高。然而，IPI与生理参数的一致性有限，商用IPI监测系统仍需进一步的评估和验证[27]。

在手术室和重症监护病房(ICU)的特定事件监测方面，有研究将机器学习应用于动脉压波形，创建了一种预测低血压的算法。该算法在对低血压事件前15分钟、10分钟和5分钟的预测中呈现出高准确性，在预测手术患者的低血压方面具有潜在应用[28]。还有研究引入了InSight，一种机器学习分类系统，通过多组ICU患者数据预测脓毒症的发作。结果表明，InSight在脓毒症患者的分类性能上表现出色，优于传统评分系统，即便随机删除60%的数据，InSight的性能仍然保持高水平[29]。此外，在一项随机对照临床试验中，比较基于机器学习的严重脓毒血症预测系统与基于电子健康记录的的脓毒血症检测仪，结果显示，使用机器学习算法明显降低了平均住院时间和院内死亡率，该算法有助于更早的临床干预和患者预后的改善[30]。

* 1. 智能疼痛管理

在疼痛管理领域，机器学习技术可以应用于麻醉期间的疼痛监测与药物管理。研究通过分析接受胆囊切除手术的患者数据，引入机器学习技术，建立镇痛监测仪（ANI）信号与瑞芬太尼给药之间的关系，验证了ANI可以作为镇痛药剂量调整的可靠指标，并提出了基于机器学习的计算机决策系统[31]。Ben-Israel等[32]通过结合手术刺激水平和阿片类药物效应浓度，建立了一种基于多个生理参数的全麻患者疼痛水平（NoL）的客观指标，并提出了两种整合这些参数的方法：NoLlinear（基于普通线性回归）和NoLnon-linear（基于非线性Random Forest回归）。研究表明，相对于单个参数，基于这两种技术的NoL指数可以更好地区分有害和非有害的手术事件。NoLnon-linear可以更好地排列疼痛水平，展示出多参数方法在评估疼痛反应中的优越性。进一步的研究将确定NoL指数作为临床工具评估全麻期间疼痛水平的可用性[32]。脑电图（EEG）有作为客观生物标志的潜力，能够预测术后阿片类镇痛的个体反应，尤其在冷痛过程中。Gram等[33]创新性地使用机器学习分析术前EEG，以预测患者对术后阿片类药物镇痛治疗的反应，准确度达65％，有望推动个性化疼痛治疗的发展。此外，Olesen等[34]探究了支持向量机（SVM）是否能够在癌痛患者中识别基因变异与所需阿片类药物剂量之间的关联。三个候选基因中选择的18个单核苷酸多态性（SNP）均未显示与阿片类药物剂量的显著关联。因此，SVM分析并未提供有关基因分析预测阿片类药物剂量的新成果。

未来前景

人工智能在麻醉学的应用中呈现出了广泛的前景。目前，麻醉学中的人工智能主要集中在麻醉深度监测、麻醉控制、临床决策支持系统、事件和风险预测以及疼痛管理等临床应用方向。在这些应用中，机器学习、计算机视觉和自然语言处理等人工智能子领域以及经典机器学习、神经网络和模糊逻辑等方法最为常见。尽管目前大多数麻醉学领域中的人工智能应用仍处于研究和开发阶段，但其未来展望令人鼓舞。

在临床实践中，现代麻醉学涉及对患者的多重数据流的收集、分析和解释。随着医疗系统由模拟数据转向数字数据，临床医生需要借助数据密集型的工作流来完成日常任务。电子健康记录和麻醉信息管理系统减轻了麻醉医生的文档负担。然而，随着可用数据量的增加，医生需要更好地整合与解释这些数据，以安全地管理患者的麻醉。人工智能技术的应用或将最大程度地辅助医生，使其更好地利用电子捕获的数据。

在手术室和重症监护室中，麻醉医生通常依赖经验监测患者的麻醉，调整麻醉、神经肌肉阻滞和心血管药物以维持镇静和生理支持。随着医疗技术的进步，麻醉医生预期要权衡和考虑多个数据源如BIS和SEDLINE（Masimo, USA）监测器，以安全地管理患者的麻醉。

人工智能可以通过分析大规模数据集来克服电极图数据的复杂性，为深度麻醉或意识状态提供预测特征。此外，大数据方法还可用于克服术中觉醒事件的数据稀缺性问题。因此，策划和建立健全的数据集至关重要，这些数据集可作为未来人工智能系统开发的训练材料。

在个性化医学的大数据方法中，人工智能有望在麻醉护理中发挥重要作用。虽然目前针对镇痛管理的基因多态性搜索尚未成功，但在其他领域人工智能已成功应用于识别潜在的药物反应基因标记。随着硬件、算法设计以及数据库创建管理的进一步完善，人工智能技术将通过基因识别展开更多应用。

总体而言，人工智能在麻醉学领域有着广阔的前景。它有望为临床医生提供基于可靠的临床指标的决策支持。随着更多的临床实践元素数字化并积累到数据库中，以及人工智能对临床现象更加全面理解的潜力，我们将见证人工智能系统在麻醉学领域的发展。

局限性与伦理

人工智能在麻醉学中的应用虽然展现出了潜在的优势，但同时也面临着一系列局限性和伦理挑战。

人工智能在医疗领域的热潮在媒体中愈演愈烈，而过高的期望可能导致临床医生、患者和监管机构对人工智能技术未来在医疗行业带来的革命感到失望。因此，必须认识到，使用基于人工智能的技术并不一定会比当前方法更具优势。

大多数人工智能在麻醉学中的应用仍处于研发阶段，目前的关注点并非替代医生的判断和技能，而是探索如何增强它们。一些研究显示在测量麻醉深度等临床终点方面，人工智能相较于现有方法取得了改进，但也有研究表明其性能不如目前广泛使用的技术。

这一性能上的差异并非意外，虽然人工智能领域已有50多年历史，但近10到15年来的迅猛发展主要得益于大规模数据集、先进硬件以及新一波的人工智能架构和算法。与此同时，人工智能在游戏、自动驾驶等领域取得了引人注目的成就，但这些应用往往处于受限的环境中，有着明确定义的规则。

与复杂游戏不同，临床医学存在较大不确定性，解释的临床数据通常是生理或病理过程的替代物，而不是直接测量过程本身。因此，人工智能在处理复杂、临床意义更大的问题时表现相对受限，更多地局限于处理特定问题。

此外，人工智能的透明度也是一个挑战，尤其是神经网络可能呈现出“黑匣子”效应，即无法解释其预测的原因。因此努力提高算法的可解释性成为可行的方向，以增强人类对其预测的信任和理解。

在伦理方面，人工智能在数据偏见、预测关联而非因果关系以及期望过高等问题上存在着挑战。医生和患者对于人工智能技术的期望若过高，可能导致对其失望，因此有必要对人工智能的局限性有一个明确的认识。另外，人工智能算法对数据的敏感性也使其容易受到潜在的偏见影响，这需要在实际应用中引入数据科学家与医生的合作，确保对数据分析的正确解释。

总体而言，人工智能在麻醉学中的应用展示了巨大的潜力，但要实现更广泛的临床应用，必须克服其性能差异、透明度不足和伦理挑战。未来的研究和发展需要更多跨学科的合作，以推动人工智能在医学领域的应用走向更加成熟和可信的阶段。

**结束语**

麻醉学领域中，从围手术期支持到重症监护到疼痛管理，人工智能技术影响着麻醉临床实践。随着研究工作的推进和技术开发的加强，临床医生基于实践的见解将会进一步协助人工智能的临床转化。

**参考文献**

1. AL-KADI MI, REAZ MB, ALI MAM: Evolution of Electroencephalogram Signal Analysis Techniques during Anesthesia. Sensors 2013; 13:6605–35.
2. EAGLEMAN S, DROVER D: Calculations of consciousness: Electroencephalography analyses to determine anesthetic depth. Curr Opin Anaesthesiol 2018; 31:431–8
3. VESELIS RA, REINSEL R, SOMMER S, CARLON G: Use of neural network analysis to classify electroencephalographic patterns against depth of midazolam sedation in intensive care unit patients. J Clin Monit 1991; 7:259–67
4. BENZY VK, JASMIN EA, KOSHY RC, AMAL F, INDIRADEVI KP: Relative Wave Energy based Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System model for the Estimation of Depth of Anaesthesia. J Integr Neurosci 2018; 17:69–82
5. EMSAEILPOUR M, MOHAMMADI ARA: Analyzing the EEG Signals in Order to Estimate the Depth of Anesthesia Using Wavelet and Fuzzy Neural Networks. Int J Interact Multimed Artif Intell 2016; 4:12–5
6. GHANATBARI M, MEHRIDEHNAVI AR, RABBANI H, MAHOORI AR, MEHRJOO M: A comparative study of the output correlations between wavelet transform, neural and neuro fuzzy networks and BIS index for depth of anesthesia. IEEE Symp Ind Electron Appl 2010:655–9 doi:10.1109/ISIEA.2010.5679383
7. ALLEN R, SMITH D: Neuro-fuzzy closed-loop control of depth of anaesthesia. Artif Intell Med 2001; 21:185–91.
8. HATIB F, JIAN Z, BUDDI S, LEE C, SETTELS J, SIBERT K, RINEHART J, CANNESSON M: Machine-learning Algorithm to Predict Hypotension Based on High-fidelity Arterial Pressure Waveform Analysis. Anesthesiology 2018; 129:663–74
9. SADRAWI M, FAN S, ABBOD M, JEN K, SHIEH J: Computational Depth of Anesthesia via Multiple Vital Signs Based on Artificial Neural Networks. Biomed Res Int 2015; 2015
10. DUMONT G, ANSERMINO J: Closed-loop control of anesthesia: A primer for anesthesiologists. Anesth Analg 2013; 117:1130–8
11. GREENE BR, MAHON P, MCNAMARA B, Boylan GB, Shorten G: Automated Estimation of Sedation depth from the EEG. 29th Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc 2007:3188–91 doi:10.1109/IEMBS.2007.4353007
12. HUANG JR, FAN SZ, ABBOD MF, JEN KK, WU JF, SHIEH JS: Application of Multivariate Empirical Mode Decomposition and Sample Entropy in EEG Signals via Artificial Neural Networks for Interpreting Depth of Anesthesia. Entropy 2013; 15:3325–39
13. JIANG G, FAN SZ, ABBOD MF, HUANG H, LAN J, TSAI F, CHANG H, YANG Y, CHUANG F, CHIU Y, JEN K, WU J, SHIEH J: Sample entropy analysis of EEG signals via artificial neural networks to model patients’ consciousness level based on anesthesiologists experience. Biomed Res Int 2015; 2015
14. LIU Q, CHEN Y, FAN SZ, ABBOD MF, SHIEH J: EEG Signals Analysis Using Multiscale Entropy for Depth of Anesthesia Monitoring during Surgery through Artificial Neural Networks. Comput Math Methods Med 2015; 2015
15. MANSOOR BAIG M, GHOLAMHOSSEINI H, HARRISON M: Fuzzy logic based anaesthesia monitoring systems for the detection of absolute hypovolaemia. Comput Biol Med 2013; 43:683–92
16. MIRZA M, GHOLAMHOSSEINI H, HARRISON MJ: A fuzzy logic-based system for anaesthesia monitoring. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc 2010; 2010:3974–7
17. Application of Multivariate Empirical Mode Decomposition and Sample Entropy in EEG Signals via Artificial Neural Networks for Interpreting Depth of Anesthesia
18. GHANATBARI M, MEHRIDEHNAVI AR, RABBANI H, MAHOORI AR, MEHRJOO M: A comparative study of the output correlations between wavelet transform, neural and neuro fuzzy networks and BIS index for depth of anesthesia. IEEE Symp Ind Electron Appl 2010:655–9 doi:10.1109/ISIEA.2010.5679383
19. NAIRBG,PETERSON G N,NERADILEK M B,etal.Reducing wastage of inhalation anesthetics using real-time decision support to notify of excessive fresh gas flow[J].Anesthesiology,2013,118(4):874-884.DOI:10.1097/ALN.0b013e3182829de0.
20. MATAVAC,PANKIV E, RAISBECK S,et al. A convolutional neural network for realtime classification, identification, and labelling of vocal cord and tracheal using laryngoscopy and bronchoscopy video[J].J Med Syst,2020,44(2):44.DOI:10.1007/s10916-019-1481-4.
21. RENY,LOFTUSTJ,DATTAS,etal.Performance of a machine learning algorithm using electronic health record data to predict postoperative complications and report on a mobile platform[J/OL].JAMA Netw Open,2022,5(5): e2211973[2022-10-17]
22. WAX DB,MCCORMICK PJ,JOSEPH T T,etal.An automated critical event screening and notification system to facilitate preanesthesia record review[J].Anesth Analg,2018,126(2):606-610.DOI:10.1213/ANE.0000000000002141.
23. R.M. O, E.K. A, C.S. M, H.B. DS: Towards an automated multimodal clinical decision support system at the post anesthesia care unit. Comput Biol Med 2018; 101:15–21
24. LIN C S, LI Y C, MOK M S, et al. Neural network modeling to predict the hypnotic effect of propofol bolus induction [J]. Proc AMIA Symp, 2002: 450-3.
25. LIN C S, CHIU J S, HSIEH M H, et al. 2008. Predicting hypotensive episodes during spinal anesthesia with the application of artificial neural networks. Comput Methods Programs Biomed [J], 92: 193-197.
26. LIN C S, CHANG C C, CHIU J S, et al. 2011. Application of an artificial neural network to predict postinduction hypotension during general anesthesia. Med Decis Making [J], 31: 308-314.
27. BERKENSTADT H, BEN-MENACHEM E, HERMAN A, et al. 2012. An evaluation of the Integrated Pulmonary Index (IPI) for the detection of respiratory events in sedated patients undergoing colonoscopy. J Clin Monit Comput [J], 26: 177-181.
28. HATIB F, JIAN Z, BUDDI S, et al. 2018. Machine-learning Algorithm to Predict Hypotension Based on High-fidelity Arterial Pressure Waveform Analysis. Anesthesiology [J], 129: 663-674.
29. DESAUTELS T, CALVERT J, HOFFMAN J, et al. 2016. Prediction of Sepsis in the Intensive Care Unit With Minimal Electronic Health Record Data: A Machine Learning Approach. JMIR Med Inform [J], 4: e28.
30. SHIMABUKURO D W, BARTON C W, FELDMAN M D, et al. 2017. Effect of a machine learning-based severe sepsis prediction algorithm on patient survival and hospital length of stay: a randomised clinical trial. BMJ Open Respir Res [J], 4: e000234.
31. GONZALEZ-CAVA J M, ARNAY R, MéNDEZ PéREZ J A, et al. A Machine Learning Based System for Analgesic Drug Delivery[C]//International Joint Conference SOCO’17-CISIS’17-ICEUTE’17 León, Spain, September 6–8, 2017, Proceeding. Cham:Springer International Publishing,2018:461-470.
32. BEN-ISRAEL N, KLIGER M, ZUCKERMAN G, et al. 2013. Monitoring the nociception level: a multi-parameter approach. J Clin Monit Comput [J], 27: 659-668.
33. GRAM M, ERLENWEIN J, PETZKE F, et al. 2017. Prediction of postoperative opioid analgesia using clinical-experimental parameters and electroencephalography. European Journal of Pain [J], 21: 264-277.
34. OLESEN A E, GRONLUND D, GRAM M, et al. 2018. Prediction of opioid dose in cancer pain patients using genetic profiling: not yet an option with support vector machine learning. BMC Res Notes [J], 11: 78.