

人工智能在麻醉深度监测中的应用现状与前景探讨

李雨桐

牡丹江医科大学 黑龙江 牡丹江 157041

摘要: 麻醉深度 (Depth of Anesthesia, DoA) 监测是保障手术患者安全、优化麻醉管理的核心环节。传统监测方法依赖于单一或复合生理指标,存在主观性强、响应滞后、个体差异适应性差等局限。近年来,人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 技术,特别是机器学习 (Machine Learning, ML) 和深度学习 (Deep Learning, DL),凭借其强大的数据处理、模式识别和预测能力,在DoA监测领域展现出巨大潜力。本文系统综述了AI在DoA监测中的应用现状,深入分析了基于脑电图 (EEG)、多模态生理信号融合以及新型微创/微传感技术的AI模型构建方法;探讨了当前研究面临的挑战,包括数据质量、模型可解释性、临床验证及伦理法规等问题;并展望了未来发展方向,如个性化麻醉、闭环控制系统、边缘计算与联邦学习等。研究表明,AI有望推动DoA监测向更精准、实时、个体化和智能化的方向发展,最终提升围术期患者安全与医疗质量。

关键词: 人工智能; 麻醉深度; 脑电图; 机器学习; 深度学习; 闭环麻醉

引言

全身麻醉是可逆的药物诱导状态,精确控制麻醉深度是麻醉医师的核心任务。麻醉过浅可能致术中知晓,带来心理创伤;麻醉过深则可能抑制重要功能,增加术后风险,影响预后。因此,实时、客观、精准监测麻醉深度 (DoA) 对优化麻醉管理、保障患者安全和提高手术效率至关重要。传统DoA评估依赖麻醉医师经验及生命体征,但这些指标易受干扰,特异性低。基于脑电图的商业监测设备 (如BIS、Narcotrend等) 通过算法将EEG信号转化为数值指数,反映意识水平,虽被广泛应用,但存在算法不透明、普适性有限、动态响应不灵敏等不足。随着大数据和计算能力提升,人工智能技术为解决上述问题提供新思路。AI能从海量生理信号中自动提取深层特征,建立复杂非线性映射关系,实现更精细、鲁棒的DoA评估。本文全面梳理AI在DoA监测领域的最新进展,剖析核心技术与应用范式,审视当前挑战,并对未来发展趋势进行前瞻性探讨。

1 人工智能在DoA监测中的核心技术与应用现状

1.1 基于脑电图 (EEG) 信号的AI模型

EEG作为直接反映大脑皮层电活动的信号,是DoA监测最核心的数据源。AI技术在此领域的应用主要分为两大类:特征工程驱动的传统机器学习方法和端到端的深度学习方法。

1.1.1 传统机器学习方法

该方法首先需要人工设计并提取EEG信号的时域、频域、时频域及非线性动力学特征。常用的特征包括: (1) 时域特征: 均方根 (RMS)、样本熵 (SampEn)、近似熵

(ApEn) 等,用于衡量信号的复杂度和规律性。(2) 频域特征: 功率谱密度 (PSD)、各频段 ($\delta, \theta, \alpha, \beta, \gamma$) 的相对功率、中位频率 (MF)、谱边缘频率 (SEF) 等,反映不同意识状态下脑电波的能量分布。(3) 时频域特征: 小波变换系数、希尔伯特-黄变换 (HHT) 得到的瞬时频率和幅值,能捕捉EEG信号的非平稳特性。(4) 非线性特征: 李雅普诺夫指数、分形维数等,用于描述大脑这一复杂系统的混沌特性。在特征提取完成后,研究者通常采用支持向量机 (SVM)、随机森林 (RF)、K近邻 (KNN) 等分类器,或将DoA视为回归问题,使用多元线性回归、支持向量回归 (SVR) 等模型,来建立特征与麻醉状态 (如清醒、浅麻醉、深麻醉) 或与BIS等参考指数之间的映射关系^[1]。这类方法的优势在于模型相对简单,部分特征具有明确的生理学意义,便于理解和解释。然而,其性能高度依赖于特征工程的质量,且难以捕捉EEG信号中复杂的时空动态模式。

1.1.2 深度学习方法

深度学习通过构建多层神经网络,能够自动从原始或预处理后的EEG信号中学习到最优的特征表示,避免了繁琐且可能不充分的人工特征工程。目前主流的深度学习方法包括: (1) 卷积神经网络 (CNN): CNN擅长处理具有网格结构的数据。研究者常将EEG信号构建成二维图像 (如时频图、拓扑图),利用CNN强大的局部特征提取能力进行DoA分类或回归。例如,有研究将短时傅里叶变换 (STFT) 得到的时频图输入CNN,成功实现了对不同麻醉深度的高精度判别。(2) 循环神经网络 (RNN) 及其变体 (LSTM/GRU): EEG信号本质上是时间序列数

据,具有显著的时间依赖性。RNN,特别是长短期记忆网络(LSTM)和门控循环单元(GRU),能够有效建模这种长期依赖关系,捕捉麻醉过程中脑电状态的动态演变。许多研究证明,基于LSTM的模型在预测BIS值方面优于传统方法。(3)混合模型:为了同时利用EEG信号的空间和时间信息,研究者提出了CNN-RNN混合架构。例如,先用CNN从多通道EEG的局部区域提取空间特征,再将这些特征序列输入LSTM以学习时间动态,从而获得更全面的DoA表征。

1.2 多模态生理信号融合的AI模型

单一的脑电图(EEG)信号虽是麻醉深度(Depth of Anesthesia, DoA)监测的核心数据源,但其易受肌电干扰、个体差异及麻醉药物类型等因素影响,难以全面反映复杂的全身生理状态。麻醉过程会引发广泛的自主神经与心血管系统变化,因此,整合多模态生理信号可为DoA评估提供更稳健、更全面的信息支撑。常见的辅助信号包括心电图(ECG),其衍生的心率变异性(HRV)指标能有效反映交感与副交感神经的动态平衡,而自主神经张力与麻醉深度密切相关;光电容积脉搏波(PPG)不仅可提供心率信息,其波形特征(如脉搏波传导时间PTT、波形形态)亦能间接体现交感神经活性;此外,呼吸信号的频率、节律及潮气量变化同样是评估中枢抑制程度的重要线索。人工智能(AI)技术凭借其强大的异构数据处理能力,为多模态融合提供了多种策略:早期融合通过提取各模态特征并拼接为高维向量后输入统一模型,结构简单但忽略模态间交互;晚期融合则先对各模态独立建模,再融合决策输出,灵活性强却可能损失互补信息;而中间融合作为深度学习框架下的高级方法,通过多分支网络结构在不同层级实现跨模态信息交互,并可引入注意力机制动态加权关键特征或时间点,从而实现更精细、自适应的特征整合。研究表明,精心设计的多模态AI模型不仅能显著提升DoA监测的准确性和鲁棒性,还能在EEG信号质量下降时有效利用其他生理信号进行补偿与校正,为临床提供更可靠的实时监测保障。

1.3 基于新型传感与可穿戴技术的AI应用

除了传统的临床监护仪,新兴的可穿戴和无创传感技术为DoA监测开辟了新途径。例如,基于功能性近红外光谱(fNIRS)的技术可以无创监测大脑皮层的血氧代谢变化,这与神经活动紧密相关。AI模型同样可以被用来分析fNIRS信号,以评估麻醉深度^[2]。此外,一些研究开始探索利用面部表情、瞳孔反应等外部生理指标。通过高分辨率摄像头捕捉患者的微表情或瞳孔直径变化,并结合计算机视觉和深度学习技术,构建非接触式的DoA

监测系统。虽然这些方法尚处于早期探索阶段,但其无创、便捷的特性使其在特定场景(如儿科麻醉、资源有限地区)具有潜在的应用价值。

2 当前面临的挑战与局限

2.1 数据层面的挑战

高质量、大规模、标准化的标注数据集是训练可靠AI模型的基础。然而,在麻醉领域,获取这样的数据集极为困难。首先,金标准(Ground Truth)的定义本身存在争议。BIS等商业指数虽被广泛用作参考,但其自身也并非完美无缺。其次,麻醉过程涉及多种药物的联合使用、个体间巨大的生理差异(年龄、体重、肝肾功能、合并症等),以及手术刺激强度的动态变化,导致数据呈现出极高的复杂性和异质性。最后,患者隐私和数据安全法规(如HIPAA、GDPR)也限制了多中心、大规模数据共享的可能性。

2.2 模型可解释性与可信度问题

临床决策关乎患者生命,医生必须理解模型为何做出某个判断。然而,许多高性能的深度学习模型(尤其是深度神经网络)本质上是“黑箱”,其内部决策逻辑难以解释。这种缺乏透明度的问题严重阻碍了临床医生对AI系统的信任和采纳。如何开发既高性能又可解释的AI模型(Explainable AI, XAI),例如通过可视化关键脑区、识别重要生理特征等方式,是当前研究的热点和难点。

2.3 临床验证与泛化能力

大多数AI模型的研究仍停留在回顾性数据分析阶段,缺乏严格的前瞻性、多中心、随机对照临床试验证据。一个在特定医院、特定人群上表现优异的模型,很可能在面对不同设备、不同麻醉方案或不同种族/年龄段的患者时性能急剧下降^[3]。因此,模型的鲁棒性和跨中心泛化能力是其能否走向临床应用的关键瓶颈。

2.4 伦理、法规与人机协作

AI系统的引入也带来了新的伦理和法律问题。如果AI系统出现误判导致医疗事故,责任应由谁承担?此外,过度依赖AI可能会削弱麻醉医师的专业技能和临床判断力。理想的模式应是“人在回路”(Human-in-the-loop)的智能辅助系统,AI负责处理海量数据、提供决策建议,而最终的决策权和责任仍掌握在经验丰富的麻醉医师手中。

3 未来发展前景与展望

面对挑战,AI在DoA监测领域的未来发展前景依然广阔,以下几个方向值得重点关注:

3.1 个性化与精准麻醉

未来的AI系统将不再追求“放之四海而皆准”的通用模型,而是朝着高度个性化的方向发展。通过整合患

者的基因组学、代谢组学、既往病史等先验信息, AI可以在麻醉前就为每位患者量身定制一个初始的药代动力学/药效动力学(PK/PD)模型, 并在术中根据实时生理反馈不断更新和优化该模型, 从而实现真正的精准麻醉给药。

3.2 闭环麻醉输注系统(Closed-loop TCI)

AI是实现全自动闭环麻醉系统的核心引擎。在这种系统中, AI驱动DoA监测模块作为“感知器”, 实时评估患者状态; 智能控制器(如强化学习算法)作为“大脑”, 根据预设目标(如维持BIS在40-60)和当前状态, 自动计算并调整麻醉药物的输注速率。这不仅能极大减轻麻醉医师的工作负担, 还能将麻醉深度维持在一个更稳定、更理想的范围内, 减少人为误差。

3.3 边缘计算与联邦学习

为了解决数据隐私和模型泛化问题, 联邦学习(Federated Learning)提供了一种创新的解决方案。各医疗机构可以在本地训练自己的AI模型, 仅将模型参数(而非原始患者数据)上传至中央服务器进行聚合, 从而在保护数据隐私的同时, 协同构建一个更强大、更具泛化能力的全局模型^[4]。同时, 借助边缘计算技术, 复杂的AI推理可以在手术室本地的设备上完成, 确保监测的实时性和可靠性, 减少对云端网络的依赖。

3.4 超越意识: 对麻醉不同维度的精细化监测

麻醉是一个包含催眠、镇痛、肌松和抑制伤害性反射等多个维度的复合状态。未来的AI系统有望超越单

一的“意识深度”监测, 分别对镇痛深度(如通过分析HRV、皮肤电导等自主神经反应)和肌松程度进行独立、精准的评估, 为麻醉医师提供一个多维度的、全景式的患者状态仪表盘。

4 结语

人工智能正在深刻变革麻醉深度监测这一传统医学领域。通过深度挖掘EEG及其他多模态生理信号中的隐含信息, AI模型在准确性、实时性和个体适应性方面展现出超越传统方法的巨大优势。尽管在数据、可解释性、临床验证和伦理法规等方面仍面临诸多挑战, 但随着技术的不断迭代和跨学科合作的深入, 这些问题有望逐步得到解决。未来, AI将不再是简单的监测工具, 而是成为麻醉医师不可或缺的智能伙伴, 共同推动麻醉学进入一个更加精准、安全、高效的新时代。最终, 这一切努力都将汇聚成一个核心目标: 最大限度地保障每一位手术患者的生命安全与舒适体验。

参考文献

- [1]郭艺,杜秋晨,吴朦朦,等.人工智能赋能麻醉监护仪实现麻醉深度监测[J].中国医疗器械杂志,2023,47(01):43-46.
- [2]王兴,段金娟,徐四七,等.人工智能在临床麻醉监测中的应用研究进展[J].上海医学,2025,48(10):653-659.
- [3]杨力铭,温仕宏.人工智能在临床麻醉中的应用进展[J].中山大学学报(医学科学版),2026,47(01):77-83.
- [4]董有静,赵航,刘洪涛,等.人工智能在临床麻醉学中的研究概述[J].中国医药,2025,20(12):1915-1920.