

·综述·

## 人工智能在临床麻醉中的应用进展

杨力铭, 温仕宏

(中山大学附属第一医院麻醉科, 广东 广州 510080)

**摘要:**近年来,随着 ChatGPT、DeepSeek 等大语言模型走进大众视野,人工智能(AI)正成为 21 世纪发展最迅速的领域之一。随着 AI 的不断发展,各类新模型层出不穷,特别是通过整合多模态数据实现了更全面的信息捕捉与分析,展现出对 AI 赋能的临床麻醉诊治决策的显著价值。术前, AI 可辅助评估患者整体健康状况,帮助选择合适的麻醉方式,并预测困难气道等潜在风险。术中, AI 能协同麻醉医生监测生理指标,从低血压预测和药物自动输注控制系统等方面优化麻醉管理策略。术后, AI 可通过预测肺部并发症、术后谵妄及主要不良心血管事件等并发症,加速患者康复并提高长期生存率。本文分析了近年来国内外 AI 技术在医学领域中的赋能,系统梳理 AI 在临床麻醉中的应用场景,详细介绍了其在术前患者风险评估,制订个性化麻醉计划,术中麻醉监测、决策支持,术后患者恢复和远期随访等方面的最新进展。同时提出未来研究应加强多模态数据库建设、提升模型泛化能力、开发可解释框架并完善伦理治理,为麻醉医生和相关研究者提供了参考,凸显 AI 在推动麻醉学科智能化转型中的作用,并为后续研究提供指导意义。

**关键词:**人工智能;深度学习;麻醉;围术期管理;疼痛诊疗

中图分类号:R614

文献标志码:A

文章编号:1672-3554(2026)01-0077-07

DOI: 10.11714/jysu.med.YX20250087

### Advances in the Application of Artificial Intelligence in Clinical Anesthesia

YANG Liming, WEN Shihong

(Department of Anesthesiology The First Affiliated Hospital, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510080, China)

Correspondence to: WEN Shihong; E-mail: wshih@mail.sysu.edu.cn

**Abstract:** In recent years, with the emergence of large language models like ChatGPT and DeepSeek into the public domain, artificial intelligence (AI) has become one of the most rapidly developing fields of the 21st century. As AI continues to evolve, new models are constantly emerging, particularly through the integration of multimodal data that enables more comprehensive information capture and analysis, demonstrating significant value in supporting clinical anesthesia decision-making. Preoperatively, AI can assist in evaluating patients' overall health status, aid in selecting appropriate anesthesia methods, and predict potential risks such as difficult airways. Intraoperatively, AI can collaborate with anesthesiologists to monitor physiological parameters and optimize anesthesia management strategies, especially in predicting hypotension and improving automated drug infusion control systems. Postoperatively, AI can predict pulmonary complications, postoperative delirium, and major adverse cardiovascular events, thereby accelerating recovery and improving long-term survival. This article analyzes recent advances in AI technology in medicine worldwide, systematically reviews its application scenarios in clinical anesthesia, and provides detailed accounts of progress in preoperative risk assessment, formulation of personalized anesthesia plans, intraoperative monitoring and decision support, postoperative

收稿日期:2025-07-18

录用日期:2025-12-22

基金项目:国家自然科学基金(82272223)

作者简介:杨力铭,第一作者,研究方向:人工智能在围术期管理与临床麻醉中的应用, E-mail: yanglm29@mail2.sysu.edu.cn; 温仕宏, 通信作者,主任医师,教授, E-mail: wshih@mail.sysu.edu.cn

recovery, and long-term follow-up. It further highlights the need for future research to strengthen multimodal database construction, enhance model generalizability, develop explainable frameworks, and improve ethical governance. By summarizing current achievements and challenges, this review offers valuable reference for anesthesiologists and researchers, underscores the role of AI in driving the intelligent transformation of anesthesiology, and provides guidance for subsequent research directions.

**Key words:** artificial intelligence; deep learning; anesthesia; perioperative management; pain diagnosis treatment

[J SUN Yat-sen Univ(Med Sci), 2026, 47(1): 77-83]

近年来,随着 ChatGPT、DeepSeek 等大语言模型走进大众视野,人工智能(artificial intelligence, AI)已成为 21 世纪发展最迅猛的领域之一,其通过计算机系统模拟人类认知功能(如感知、理解与推理),从而实现自主决策和复杂任务的执行<sup>[1]</sup>。在医学领域,大模型技术出现为 AI 的应用价值和范围带来了新的可能。临床麻醉一直被视为高风险的医疗操作,然而得益于数十年来质控体系的完善、麻醉技术的革新及新型麻醉药物的应用,择期手术安全性已有显著提升,围术期死亡率已降至极低水平( $<0.1\%$ )<sup>[2]</sup>。尽管如此,临床麻醉仍面临诸多挑战:①高危患者管理:急诊手术与危重症患者的麻醉风险较高,涉及围术期脑健康维护、重要器官保护、应激性免疫抑制及慢性疾病患者的个体化麻醉策略等;②精准麻醉实施障碍:缺乏对麻醉深度、生理状态等多维指标的统一量化评估体系,导致个体化用药不足;③疼痛诊疗瓶颈:慢性疼痛治疗亟需更安全有效的药物与非药物疗法,而现行主流方案(如阿片类与非甾体抗炎药)仍存在差异化的副作用<sup>[3]</sup>。AI 凭借其多模态数据分析、模式识别与预测优势,为上述问题的解决提供了新路径<sup>[4]</sup>。因此,本文聚焦 AI 在围术期麻醉管理与疼痛诊疗中的创新应用,系统综述其医学转化进展,旨在帮助临床麻醉医师更好地把握领域发展动态。

## 1 AI 技术在医学领域中的赋能

现代医学的变革同时也是 AI 融合的机遇。AI,特别是其核心技术机器学习(machine learning, ML)和深度学习(deep learning, DL)的飞速发展,已逐步构建起一个涵盖计算机视觉、自然语言理解、影像智能识别、大规模数据挖掘、专家辅助决策及智能机器人等多元化的技术体系<sup>[5-6]</sup>。传统的单

模态 AI 系统依赖单一信息源(如仅文本或仅图像)。相比之下,多模态 AI 系统能够统一编码和融合来自不同来源(如文本、图像、信号)的信息,实现跨模态信息的深度理解与匹配。临床医学的诊断、预后评估和治疗决策高度依赖于多源异构数据(如病史、体征、影像、病理等)和复杂场景。这些数据的高维度、高复杂性及独特特征,使得开发和验证普适性强的 AI 模型面临巨大技术挑战<sup>[7]</sup>。当前,医学 AI 技术创新正从单模态分析处理迈向多模态协同发展的新范式,利用生成数据进行训练的新策略,为减少现实数据依赖的同时保证模型的强数据支持提供了新思路和颠覆性的价值。随着外科手术和麻醉监测技术的持续革新,AI 与围术期医学的协同融合,尤其在需要整合处理海量多源数据的临床麻醉领域展现出日益显著的发展潜力。

## 2 AI 在围术期麻醉管理中的进展

围术期管理涵盖手术决策至术后康复的全周期,其质量直接影响患者短期预后与长期生存率<sup>[8]</sup>。麻醉医师需以患者为中心实施多学科协同管理,而连续监测产生的海量多模态数据为决策带来新的挑战<sup>[9]</sup>。AI 技术通过赋能术前风险评估、术中决策支持及术后恢复监测,为围术期精细化管理提供新范式<sup>[10]</sup>。

### 2.1 AI 在术前评估与麻醉风险预测中的应用

气道管理是麻醉医师临床工作中必须面对的问题,受过正规训练的麻醉医师在喉镜检查 and 气管插管时出现困难或预期出现困难称为困难气道。共识提出麻醉医师应基于病史、体格检查、困难气道评分、影像学检查进行综合气道评估<sup>[11]</sup>。传统评估方法均存在不同程度的局限性:体格检查预测精度较低,辅助检查精确度高但受到设备、成本和辐

射风险的限制,而新技术如虚拟喉镜或3D打印仅有小样本研究,缺乏证据且高成本。随着医疗AI的落地,如何应用其以早期识别并妥善管理高风险的困难气道,成为麻醉医师探索的热点。

在临床实践中,利用面部图像预测困难气道是便捷的方式。Cuendet等<sup>[12]</sup>率先提出了一个全自动无创困难气道插管检测系统,使用随机森林算法提取970名患者面部图像的形态特征,提出了AUC为0.779的可验证预测模型。Hayasaka等<sup>[13]</sup>则使用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的算法,利用16种不同姿势下的面部图像,通过在视觉几何模型(VGG16)的13个卷积层中增加1个卷积层,得到采用仰卧闭口位的最佳AI模型(AUC 0.864)。相比之下, Hayasaka等的研究增强了面部图像数据集的多样性,揭示不同姿势下不同模型的预测效能差异,凸显了实用价值。此类模型仅需面部图像信息,因无创和低成本,在困难气道预测方面前景广阔。借助于影像设备进行困难气道评估也是麻醉医师常用的策略。鉴于超声便携、无创无辐射和可动态观测的优点,有研究将其作为气道评估的影像学手段,证实其诊断价值与X线和CT相似<sup>[14]</sup>。睡眠呼吸暂停综合征(obstructive sleep apnea syndrome, OSAS)是引发困难插管的常见原因之一,此群体的气道评估对预防围术期不良事件发生有重要意义。但现实中大部分OSAS患者都未能在围术期确诊<sup>[15]</sup>。对此,Manlises等<sup>[16]</sup>从OSAS患者清醒期间的舌头超声图像中提取舌头变形的动态特征,训练ML模型对OSAS严重程度进行分类,模型的平均准确率为43.49%,证明AI模型具有区分OSAS严重程度的能力。上述的研究显示AI在困难气道预测方面展现出广阔前景。

此外, AI在ASA分级预测、麻醉方法选择和心血管风险评估等方面也展现出潜力。麻醉医师需要在围术期对患者的全身情况和各器官功能进行评估,制定个体化的麻醉策略和管理方案以降低麻醉和手术风险。美国麻醉医师协会(ASA)健康状态分级是麻醉医师常用的评估方法。Turan等<sup>[17]</sup>证明了ChatGPT-4预测患者ASA分级的能力与专业麻醉医师一致,证明了大语言模型在麻醉评估中的潜力。尽管该模型较既往研究具有更强效能,但在预测ASA IV级患者时欠佳,表明大语言模型面对病情更复杂的患者时存在局限性,需要更充分的术前准备。麻醉本身的风险因素同样需要关注,而选

择恰当的麻醉方法是保障围术期患者安全的关键措施。Elik等<sup>[18]</sup>将72名ASA I-III级、计划行骨科手术的成年患者的术前资料输入ChatGPT、Copilot和Gemini 3种目前主流的AI模型中,通过与专业麻醉医师作出的麻醉方式决策进行对比。结果显示Gemini模型(谷歌推出的AI大语言模型)在术前麻醉方式的选择上与麻醉医师的总体一致率为68.5%,在有服药史的患者中一致率更高达85.7%。体现了AI快速、客观、无情感的特点可在危急时辅助麻醉医师在术前作出最优麻醉决策。

术前心血管系统功能评估对于判断患者是否能够耐受麻醉和手术以及选择合适的监测策略至关重要,而AI能够在术前帮助麻醉医师精准快速地识别出高风险个体。Shen等<sup>[19]</sup>基于非心脏手术的稳定型心绞痛患者的术前临床数据,使用贝叶斯算法自动调整模型参数,开发了性能优于经典模型的堆叠集成模型用于预测围术期心血管事件的发生。Wang等<sup>[20]</sup>则开发了用于解读心脏磁共振成像的DL模型,为术前心脏功能客观评估提供了新途径。尽管AI在术前评估与风险预测中的现有成果令人激动,但仍缺少利用术前多模态数据预测术中重要脏器功能损伤和麻醉相关并发症的研究。未来, AI模型性能提升将聚焦综合多模态患者信息和建立大规模多中心数据集,力求提升模型泛化能力和丰富临床应用场景。

## 2.2 AI在术中监测与麻醉决策中的应用

通过合理的监测手段和麻醉管理策略对维持患者术中血流动力学稳定具有重要意义。2023年围手术期质量倡议共识会议制定的最新共识<sup>[21]</sup>指出,“在接受非心脏手术的成人中,术中平均动脉压(mean arterial pressure, MAP) < 60 mmHg或收缩压(systolic blood pressure, SBP) < 90 mmHg与急性肾损伤、心肌损伤/梗死和死亡有关,建议将高危患者的术中平均动脉压保持在 $\geq 60$  mmHg”。因此,临床亟需提高麻醉医师确定不同患者或组织器官的特异性低血压危害阈值的能力,及时对术中出现的低血压选择最佳治疗策略和个体化血管活性药物。

麻醉诱导后低血压(post-induction hypotension, PIH; 定义为诱导后10 min内MAP < 55 mmHg)受患者年龄、ASA分级、血容量、ACEI/ARB用药史、丙泊酚和阿片类药物使用等诸多因素影响<sup>[22]</sup>。现存的AI模型不仅可预测PIH,还能识别低血压亚型并指导个体化干预。Katsin等<sup>[23]</sup>基于

ML采用k折叠交叉验证方法训练PIH预测模型并识别了关键的预测因素,包括诱导前低基线MAP和SBP、丙泊酚剂量、长期服用 $\beta$ 受体阻滞剂等。值得注意的是,研究使用信息增益法评估了已设定模型参数的重要性,便于后续模型优化和避免过度拟合,确保了该模型的泛化能力。尽管研究存在如模型的精确度不够高、PIH定义不统一、单中心数据集缺乏普遍性等局限,但该模型可以在一定程度上帮助麻醉医师早期识别高危患者,制定个体化策略以降低PIH的发生。围术期不同的低血压类型常与不同的血流动力学参数改变相关,利用AI识别围术期低血压亚型可以指导麻醉医师对低血压进行精准治疗和有效优化术中决策。Jian等<sup>[24]</sup>将2871名发生术中低血压(定义为MAP<65 mmHg至少1 min)患者的每搏输出量指数(stroke volume index, SVI)、心率、体循环血管阻力指数(systemic vascular resistance index, SVRI)和每搏输出量变化(stroke volume variation, SVV)作为无监督DL模型的输入变量,以识别低血压的4种亚型(根据生理和临床特征标记为血管舒张、低血容量、心肌抑制和心动过缓)。通过开发的自动编码器模型学习患者数据的有效表示,以减少异常值的影响,然后使用高斯混合模型将潜在空间中的数据聚类为低血压亚型。通过Kullback-Leibler散度分析(散度越接近0,两种低血压亚型就越相似)发现血管舒张为2.5/0.5、低血容量为0.1/0.3、心肌抑制为0.07/0.1、心动过缓为0.3/0.2,表明开发数据集与2个验证数据集(手术患者/重症患者)相似,能够识别和独立验证低血压的亚型。上述研究为推动AI整合到临床实践中提供了证据,特别是在经典统计方法难以应对复杂多因素现象的领域。

此外,将AI引入闭环麻醉输注系统是向术中决策自动化迈进的大胆尝试。与传统简单药代动力学模型的开环系统不同,闭环麻醉输注是一种通过反馈原理控制变量的自动化系统。当系统内的输入及输出与设定目标出现偏差时,系统会自动进行补偿<sup>[25]</sup>。闭环麻醉输注系统包括单闭环和多闭环,其中单闭环系统只关注其中一个组件如镇静、阿片类、肌松等某一种药物或液体管理,其有限视角可能导致系统补偿不良而影响患者生理状态。AI可能为患者提供更好的麻醉药物个体化输注。Yun等<sup>[26]</sup>提出了一种异丙酚自动输注控制系统,将药代/药效动力学(pharmacokinetics/pharmacody-

namics, PK/PD)结合模型的输出整合到基于深度神经网络(deep neural network, DNN)和基于长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)的2种深度强化学习模型中,可以有效地对异丙酚输注速率提出动态建议,维持稳定的双频谱指数(bispectral index, BIS)和血药浓度。Tu等<sup>[27]</sup>则利用BIS、心率、呼吸频率和MAP等参数开发了一个PK/PD模拟环境,再使用深度学习算法训练出多目标异丙酚自动输注系统,该系统结果优于其他深度强化学习算法和传统控制方法开发的系统。Joosten等<sup>[28]</sup>通过整合麻醉深度、心脏血流和保护性肺通气3个独立控制因素,证明多闭环系统的自动麻醉管理优于手动控制麻醉管理。上述研究表明,未来若将多个AI模型驱动的单闭环系统(如术中血压监测和药代动力学)整合成一个多闭环系统,可以提高受控变量的稳定性,减少麻醉医师工作量和保障患者术中安全。

### 2.3 AI在术后恢复与随访中的应用

手术麻醉后的相关并发症亦是麻醉医师关注的重要问题。AI具有处理和分析复杂数据的能力,在降低各类术后并发症发生率,术后密切监测患者的恢复情况和制定长期康复计划促进恢复方面具有巨大潜力。

AI已被证实能有效预测各种术后并发症如术后肺部并发症(postoperative pulmonary complications, PPC)、术后谵妄(postoperative delirium, POD)和肝移植并发症等。研究表明常规手术人群PPC的发生率为2.0%~5.6%,且术后1周内的死亡病例中近25%与PPC有关<sup>[29]</sup>。目前已知的大部分PPC相关危险因素如吸烟史、外科手术操作等麻醉医师无法干预。Chen等<sup>[30]</sup>将连续的动态通气策略作为研究重点,利用10484名接受全身麻醉机械通气患者的术中呼吸动力学参数等数据在内的6个ML模型进行训练,进一步在前瞻性队列中进行测试并提出性能最佳的XGBoost模型,结果提示优于经典的加泰罗尼亚手术患者呼吸风险评分(AUC:0.881 vs. 0.592)。POD是一种常见、危险且消耗资源的术后不良事件。麻醉医师的任务包括危险因素的评估、预防性药物的使用、手术或麻醉类型的决策、非药物干预的实施和神经监测等,因此在预防、筛查和最终治疗POD的工作中迫切需要AI的加入。Dodsworth等<sup>[31]</sup>利用瑞士和德国的双中心数据集构建了PIPRA算法以在临床中识别

有POD风险的患者,其模型在内部验证的AUC为0.80,外部验证的AUC为0.74。但该研究大部分外部验证数据时间跨度大且仅来自骨科和创伤人群,而非普遍性人群,所以该研究更多是进行算法的验证,而不是对其真实临床性能的估计。为此,Reeve等<sup>[32]</sup>通过对PIPRA模型进行质量改进后使用前瞻性外部验证,证实该模型在真实数据上表现良好(AUC=0.77)。

肝移植术后并发症类型复杂多样,包括手术相关的血管、胆道并发症和免疫排斥反应等,还易同时影响多器官功能,因此及时识别和管理肝移植复杂多样的术后并发症至关重要<sup>[33]</sup>。肝移植术后移植物纤维化是影响受者长期生存的重要因素,而肝组织活检是目前诊断移植物纤维化的金标准。为开发一种新的非侵入性方法,Rabindranath等<sup>[34]</sup>使用1 097名患者组成的数据,设置50个相关的变量同时训练人工神经网络和支持向量机两个模型,预测表现均优于传统血清生物标志物APRI和FIB-4,其中人工神经网络表现最佳(AUC=0.77, 0.81)。肝移植术后并发的心肌梗死、房颤、心力衰竭等主要不良心血管事件(major adverse cardiac events, MACE)是移植受者术后早期死亡的重要原因。为了预测移植后MACE风险,Abdelhameed等<sup>[35]</sup>使用18 304名接受肝移植患者的电子病历数据,开发和测试了DL模型中的双向门控循环单元(BiGRU,一种用于处理序列数据的DL模型)模型,并与逻辑回归、随机森林等传统ML模型进行对照比较。研究取术后30 d、1年、3年、5年4个时间段内发生首次MACE为事件终点。结果显示BiGRU在4个时间段内对移植术后MACE的预测效能总体优于对照模型,尤其是在术后30 d内预测术后MACE的AUC达0.841,提示DL模型在移植术后短期和长期心血管风险分层与辅助精准干预的应用价值。以上这些AI的临床应用不仅有助于实现人为早期干预、降低并发症风险,还为术后长期康复管理提供支持。

### 3 AI在疼痛诊疗中的进展

疼痛是一种复杂的生理心理活动,结合多模态检测(如fMRI、心率变异性、皮肤电反应信号等)对全面评估至关重要。在日常急慢性疼痛诊疗中主要依赖患者主诉,尚缺乏客观诊断方法和评估标

准。Zhang等<sup>[36]</sup>构建了纳入3 411名患者的真实疼痛数据集和1 038名志愿者的模仿疼痛数据集,由麻醉医师使用数字评定量表(numeric rating scale, NRS)注释疼痛程度,训练PyTorch平台的预设视觉计划模型VGG-16。在真实疼痛数据集上,重度疼痛的AUC为0.898,而轻度、中度疼痛的AUC分别为0.657和0.723。这可能是由于轻度、中度疼痛的面部表情轻微,而重度疼痛通常伴随着更明显的面部动作,导致模型的性能差异。在重度疼痛分类方面,真实疼痛数据集(AUC=0.898)明显优于模仿疼痛数据集(AUC=0.741),这可能是因为真实疼痛数据集的面部图像来自真实的术后患者,而模仿的面部图像无法完全真实地表达疼痛。脑电图(electroencephalogram, EEG)是临床实践中疼痛评估和严重程度分级的工具之一。Al-Nafjan等<sup>[37]</sup>通过脑机接口获取EEG信号,分析比较基于DL、ML的多种模型性能,发现DL模型在疼痛评估方面准确性更佳。未来整合多模态数据源的研究将有助于提升疼痛评估准确性,并能细致理解疼痛机制。在疼痛治疗中,麻醉医师常在超声引导下注射局麻药于神经末梢,神经干、丛、节,阻滞其神经传导而达到镇痛作用。基于U-Net架构的DL模型ScanNav能够在超声图像上产生彩色叠加,突出显示局部阻滞的主要结构,为麻醉医师提供实时可视化反馈,能更准确和安全地辅助神经阻滞操作<sup>[38]</sup>。Bowness等<sup>[39]</sup>证明ScanNav能够在93.5%患者的超声图像中准确识别局部阻滞的重要解剖结构,进一步证实了其在提升局部神经阻滞准确性、安全性和有效性的潜力。

### 4 总结与展望

临床麻醉前评估和决策常因信息整合不足、主观偏倚及预后预测困难而受限,其根源在于现有数据难以精确表征患者病理生理状态,且缺乏实时高效的分析工具。AI凭借多源信息融合与深层模式挖掘能力,可实时整合生命体征、影像学与基因组学等跨模态数据,并揭示人类无法识别的隐匿生理关联,为优化决策提供新路径。

但其临床转化仍面临诸多问题,最关键的就是多模态数据协同困难和存在样本多样性的不足,只有构建或完善大规模多中心、多模态数据库,保证数据的质量、数量和多样性,才能增强AI

在临床实践中的鲁棒性与泛化能力。尽管近年已有大量模型落地,但其在真实临床实践的应用价值亟需证据支持。现有研究多为算法开发与内部验证阶段,未来应将加强成熟模型的外部验证及多中心前瞻性研究,而非单纯追求新模型的构建。同时 AI 模型还存在可解释性缺失、隐私泄露、算法偏见放大医疗不平等和责任归属界定模糊等伦理风险。其“黑箱”的特征由于缺乏透明的推理过程,严重限制医生与患者对模型推理的信任度,成

为 AI 在临床麻醉中深度应用的瓶颈。若在临床实践中,预测结果的同时能提供支撑推理的逻辑和证据,将利于在高风险决策场景中的推广。随着国家监管部门明确将算法可解释性、可追溯性及风险管理作为 AI 结合医疗的考量因素,未来研究者应着力构建数据治理标准、开发可解释 AI 框架、并将伦理准则嵌入技术全流程,通过“数据-算法-伦理”三位一体的协同机制推动麻醉学科智能化转型。

#### 参考文献

- [1] Russell SJ, Norvig P. Artificial intelligence: a modern approach[M]. 2003.
- [2] Tung A, Dutton RP. Anesthesia quality improvement: current state and future opportunities[J]. Anesthesiology, 2025, 142(1): 12.
- [3] 《中华麻醉学杂志》编委会“十大科学问题”编著组. 麻醉与围术期医学亟待解决的十大科学问题(2025版)[J]. 中华麻醉学杂志, 2025, 45(1): 5-13.  
Editorial Board of Chinese Journal of Anesthesiology. Ten scientific questions to be solved in anesthesiology and perioperative medicine (2025 Edition)[J]. Chin J Anesthesiol, 2025, 45(1): 5-13.
- [4] 熊利泽. 2025: 争做有“人工智能”素养的麻醉人[J]. 中华麻醉学杂志, 2025, 45(1): 1-2.  
Xiong LZ. 2025: striving to be anesthesiologists with “AI literacy”[J]. Chin J Anesthesiol, 2025, 45(1): 1-2.
- [5] 刘蓬然, 霍彤彤, 陆林, 等. 人工智能在医学中的应用现状与展望[J]. 中华医学杂志, 2021, 101(44): 7-13.  
Liu PR, Huo TT, Lu L, et al. Current status and future prospects of AI in medicine[J]. Chin Med J, 2021, 101(44): 7-13.
- [6] 胡高凯, 牛亚楠, 龚玉康, 等. 深度学习在腰椎疾病诊断、手术规划及术后预测中的应用研究进展[J]. 实用医学杂志, 2025, 41(6): 921-928.  
Hu GK, Niu YN, Gong YK, et al. Research progress on the application of deep learning in lumbar spine disease [J]. J Pract Med, 2025, 41(6): 921-928.
- [7] Acosta JN, Falcone GJ, Rajpurkar P, et al. Multimodal biomedical AI[J]. Nat Med, 2022, 28(9): 1773-1784.
- [8] Harris J, Matthews J. Artificial intelligence: predicting perioperative problems[J]. Br J Hosp Med (Lond), 2024, 85(8): 1-4.
- [9] Bignami E, Panizzi M, Bellini V. Artificial intelligence for personalized perioperative medicine [J]. Cureus, 2024, 16(1): e53270.
- [10] Singam A. Revolutionizing patient care: a comprehensive review of artificial intelligence applications in anesthesia [J]. Cureus, 2023, 15(8): e49887.
- [11] Xia M, Ma W, Zuo M, et al. Expert consensus on difficult airway assessment[J]. Hepatobiliary Surg Nutr, 2023(4): 12.
- [12] Cuendet GL, Schoettker P, Yuce A, et al. Facial image analysis for fully-automatic prediction of difficult endotracheal intubation [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2016, 63(2): 328-339.
- [13] Hayasaka T, Kawano K, Kurihara K, et al. Creation of an artificial intelligence model for intubation difficulty classification by deep learning using face images: an observational study[J]. J Intensive Care, 2021, 9(1): 38.
- [14] Ji C, Ni Q, Chen W. Diagnostic accuracy of radiology (CT, X-ray, US) for predicting difficult intubation in adults: a meta-analysis[J]. J Clin Anesth, 2018, 45: 79-87.
- [15] 李玲, 钟海燕. 阻塞性睡眠呼吸暂停综合征患者围术期气道管理的研究进展[J]. 临床麻醉学杂志, 2023, 39(9): 969-972.  
Li L, Zhong HY. Research progress of perioperative airway management in patients with obstructive sleep apnea syndrome [J]. J Clin Anesthesiol, 2023, 39(9): 969-972.
- [16] Manlises CO, Chen JW, Huang CC. A gated recurrent unit model based on ultrasound images of dynamic tongue movement for determining the severity of obstructive sleep apnea[J]. Ultrasonics, 2024, 141: 107320.
- [17] Turan EH, Baydemir AE, Gümüşcan F, et al. Evaluating the accuracy of ChatGPT-4 in predicting ASA scores: a prospective multicentric study[J]. J Clin Anesth, 2024, 96: 111475.
- [18] Elik E, Turgut MA, Aydoğan M, et al. Comparison of AI applications and anesthesiologist's anesthesia method choices [J]. BMC Anesthesiol, 2025, 25(1): 2.
- [19] Shen L, Jin YP, Pan A, et al. Machine learning-based predictive models for perioperative major adverse

- cardiovascular events in patients with stable coronary artery disease undergoing noncardiac surgery [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2025, 260: 108561.
- [20] Wang YJ, Yang K, Wen Y, et al. Screening and diagnosis of cardiovascular disease using artificial intelligence-enabled cardiac magnetic resonance imaging [J]. *Nat Med*, 2024, 30 (5): 1471–1480.
- [21] Saugel B, Fletcher N, Gan TJ, et al. PeriOperative quality initiative (POQI) international consensus statement on perioperative arterial pressure management [J]. *Br J Anaesth*, 2024, 133(2): 13.
- [22] Chen B, Pang QY, An R, et al. A systematic review of risk factors for postinduction hypotension in surgical patients undergoing general anesthesia [J]. *Eur Rev Med Pharmacol Sci*, 2021, 25(22): 7044–7050.
- [23] Katsin M, Glebov M, Berkenstadt H, et al. Developing a machine learning-based prediction model for postinduction hypotension [J/OL]. *J Clin Monit Comput*, 2025. [2025-09-08]. <https://doi.org/10.1007/s10877-025-01295-x>.
- [24] Jian ZP, Liu XF, Kouz K, et al. Deep learning model to identify and validate hypotension endotypes in surgical and critically ill patients [J]. *Br J Anaesth*, 2025, 134 (2) : 308–316.
- [25] Coeckelenbergh S, Boelefahr S, Alexander B, et al. Closed-loop anesthesia: foundations and applications in contemporary perioperative medicine [J]. *J Clin Monit Comput*, 2024, 38(2): 487–504.
- [26] Yun WJ, Shin MJ, Jung S, et al. Deep reinforcement learning-based propofol infusion control for anesthesia: a feasibility study with a 3000-subject dataset [J]. *Comput Biol Med*, 2023, 156: 106739.
- [27] Tu Z, Jeffries S, Pelletier E, et al. Deep reinforcement learning for multi-targets propofol dosing [J]. *J Clin Monit Comput*, 2025, 39(3): 613–623.
- [28] Joosten A, Rinehart J, Bardaji A, et al. Anesthetic management using multiple closed-loop systems and delayed neurocognitive recovery: a randomized controlled trial [J]. *Anesthesiology*, 2020, 132(2): 253–266.
- [29] Chandler D, Mosieri C, Kallurkar A, Pham AD, et al. Perioperative strategies for the reduction of postoperative pulmonary complications [J]. *Best Pract Res Clin Anaesthesiol*, 2020, 34(2): 153–166.
- [30] Chen Z, Gu S, Zeng S. Utilising intraoperative respiratory dynamic features for developing and validating an explainable machine learning model for postoperative pulmonary complications. *Comment on Br J Anaesth* 2024; 132: 1315–26 [J/OL]. *Br J Anaesth*, 2024. (2024-07-15) [2025-09-08]. <https://doi.org/10.1016/j.bja.2024.05.035>.
- [31] Dodsworth BT, Reeve K, Falco L, et al. Development and validation of an international preoperative risk assessment model for postoperative delirium [J]. *Age Ageing*, 2023, 52 (6): afad086.
- [32] Reeve KA, Schmutz Gelsomino N, Venturini M, et al. Prospective external validation of the automated PIPRA multivariable prediction model for postoperative delirium on real-world data from a consecutive cohort of non-cardiac surgery inpatients [J]. *BMJ Health Care Inform*, 2025, 32: e101291.
- [33] Buros C, Dave AA, Furlan A. Immediate and late complications after liver transplantation [J]. *Radiol Clin North Am*, 2023, 61(5): 785–795.
- [34] Rabindranath M, Sun Y, Khalili K, et al. Utilizing machine learning to predict liver allograft fibrosis by leveraging clinical and imaging data [J]. *Clin Transplant*, 2025, 39(4): e70148.
- [35] Abdelhameed A, Bhangu H, Feng J, et al. Deep learning-based prediction modeling of major adverse cardiovascular events after liver transplantation [J]. *Mayo Clin Proc Digit Health*, 2024, 2(2): 221–230.
- [36] Zhang JT, Hu XY, Duan W, et al. Application of deep learning-based facial pain recognition model for postoperative pain assessment [J]. *J Clin Anesth*, 2025, 105: 111898.
- [37] Al-Nafjan A, Alshehri H, Aldayel M. Objective pain assessment using deep learning through EEG-based brain-computer interfaces [J]. *Biology*, 2025, 14(2): 210.
- [38] 邓虹, 黄镇伟, 许彦君, 等. 基于人工智能构建影像增强检查静脉穿刺位点定位模型的临床研究 [J]. *新医学*, 2025, 56(10): 968–976.
- Deng H, Huang ZW, Xu YJ, et al. Clinical study of construction of artificial intelligence-based localization model for venous puncture sites in contrast-enhanced imaging examination [J]. *J New Med*, 2025, 56(10): 968–976.
- [39] Bowness JS, Burckett-St Laurent D, Hernandez N, et al. Assistive artificial intelligence for ultrasound image interpretation in regional anaesthesia: an external validation study [J]. *Br J Anaesth*, 2023, 130(2): 217–225.