

人工智能在麻醉前评估中的应用研究进展

付 蓉¹, 聂 煌², 罗志锴^{1*}

¹延安大学医学院, 陕西 延安

²空军军医大学第一附属医院麻醉与围术期医学科, 陕西 西安

收稿日期: 2024年10月1日; 录用日期: 2024年10月26日; 发布日期: 2024年11月5日

摘 要

随着科技的飞速发展, 人工智能(Artificial intelligence, AI)已逐渐渗透到医学领域的各个角落, 促进了医疗保健的发展。在麻醉学领域, 人工智能的应用也逐渐扩展。麻醉前评估作为确保手术安全的重要环节, 其准确性和效率直接关系到患者的生命健康。本文将详细探讨人工智能在麻醉前评估中的应用, 以期为提高临床麻醉安全和效率提供新的思路和方法。

关键词

人工智能, 机器学习, 术前评估

Research Progress on the Application of Artificial Intelligence in Pre-Anesthesia Assessment

Rong Fu¹, Huang Nie², Zhikai Luo^{1*}

¹Medical School of Yan'an University, Yan'an Shaanxi

²Department of Anesthesiology and Perioperative Medicine, The First Affiliated Hospital of Air Force Medical University, Xi'an Shaanxi

Received: Oct. 1st, 2024; accepted: Oct. 26th, 2024; published: Nov. 5th, 2024

Abstract

With the rapid development of technology, Artificial Intelligence (AI) has gradually infiltrated various corners of the medical field, promoting the advancement of healthcare. In the field of anesthesiology, the application of AI is also gradually expanding. Pre-anesthesia assessment, as a crucial step

*通讯作者。

文章引用: 付蓉, 聂煌, 罗志锴. 人工智能在麻醉前评估中的应用研究进展[J]. 临床医学进展, 2024, 14(11): 221-226.
DOI: 10.12677/acm.2024.14112867

in ensuring surgical safety, directly relates to the life and health of patients in terms of accuracy and efficiency. This article will delve into the application of AI in pre-anesthesia assessment, aiming to provide new ideas and methods for improving clinical anesthesia safety and efficiency.

Keywords

Artificial Intelligence, Machine Learning, Preoperative Assessment

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来, AI 产品正不知不觉地深入到我们日常生活中, 如“扫脸支付”, “无人驾驶”等, AI 不仅为我们的生活带来诸多便利, 还可以促进医学事业的进步和发展。事实上, 它已经成为临床医学发展的一个重要途径, 诸如影像学和病理学诊断的某些方面, AI 的表现甚至可以媲美临床医学专家的水准[1]。

AI 在麻醉与围术期医学方面的应用尚处于起步阶段。其优势是可以整合海量、多样、真实的数据, 再借助各种算法、统计学知识, 依托强大的处理能力来辅助临床决策。AI 可应用于麻醉前、麻醉中、麻醉后各个环节, 例如麻醉深度监测、术中闭环反馈给药、术后不良事件预测等。术中麻醉深度监测是非常重要的, 因为麻醉用药不足会导致病人术中醒来, 过量则会对大脑、呼吸、循环等重要脏器造成损伤。AI 在此领域的工作即是通过强大的数据处理能力及自我学习能力, 对麻醉机及监护仪中冗杂且重复的监测数据或输入信号进行统计分析, 实时监测患者的麻醉深度, 提高麻醉效果和安全性。术中闭环反馈给药系统通过对患者的生命体征进行实时监测, 并根据监测结果自动调整麻醉药物的剂量和输注速度, 以维持患者处于适宜的麻醉状态。Zaouter C 等人[2]将全自动闭环给药系统应用于心脏外科手术体外循环过程中, 系统可以同步闭环输注镇痛、镇静和肌松三种药物, 研究结果表明了全自动给药系统的安全性和可靠性。在术后不良事件预测方面, AI 可以通过分析患者的电子健康记录数据, 如手术信息、麻醉类型、患者的人口统计学特征、病史、药物使用等, 来预测麻醉术后不良事件的发生概率。研究者利用算法对患者围手术期数据进行信息挖掘, 处理和分析多维度数据, 然后建立预测模型, 动态预测围手术期不良事件的发生率。麻醉前评估, 作为确保手术及麻醉安全的重要环节, 是每一位麻醉科医生在手术前需要完成的工作, 然而对于病情日益复杂的手术患者, 如何进行准确的麻醉前评估, 给麻醉科医生带来了挑战。引入 AI 能否提升麻醉前评估的准确性和效率? 许多学者和临床医生进行了初步尝试。本文将着重论述 AI 在麻醉前评估中的应用研究进展, 以期为将来研究方向提供借鉴。

2. 麻醉前评估的意义和目的

一个好的麻醉医生应熟知病人整个围手术期可能出现的病理生理变化, 了解麻醉与手术对病人各系统、器官的影响, 并且预判病人的伴随疾病可能给麻醉与手术带来哪些风险, 了解采取哪些手段和措施能降低这些风险。准确的麻醉前评估不仅可以提高临床安全, 减少并发症, 而且能加速病人康复。

对于患者来说, 麻醉前评估和宣教可以缓解术前紧张情绪, 也能让患者了解麻醉的具体步骤, 可能的风险以及术前术后的注意事项。对于麻醉医生来说, 术前评估一方面可以了解患者的麻醉手术耐受能力及其潜在风险, 另一方面又能指导患者完善术前准备, 避免因术前准备不足而导致的手术延误或暂停[3]。术前麻醉评估作为围术期患者管理的重要组成部分, 可以通过对患者进行评估、筛选以及健康优化,

降低麻醉和手术风险,改善患者预后[4][5]。在加拿大安大略省进行了一项基于人群的数据库研究,研究对象是超过 360,000 名接受择期中高风险非心脏手术的患者。该研究比较了术前接受麻醉咨询和未接受麻醉咨询患者的术后相关结果。这项研究表明,尽管在整体人群中术前麻醉咨询并没有普遍改善术后 30 天存活和居家天数,但在某些特定高风险患者中(如缺血性心脏病,ASA-PS ≥ 4 ,身体衰弱及接受血管手术者),术前麻醉咨询显著改善了术后结果,包括提高术后存活天数和居家天数,缩短住院时间,降低短期和长期死亡率,减少医疗成本。

3. 麻醉前评估的现状

目前,麻醉前评估有两种形式:一种是麻醉评估门诊,即所有需要接受麻醉的患者在麻醉门诊进行统一的术前评估;另一种是由麻醉医生在术前一日内在病房对患者进行访视评估工作。麻醉前评估应根据患者的身体状况和手术风险来定制,对于健康且接受低风险手术的患者,通常可以在手术当天进行评估,对于高风险患者(ASA-PS ≥ 3)或接受高风险手术的患者,可能需要在手术前进行详细评估,以便留出医疗干预的时间。

麻醉前评估内容涉及疾病状况、手术风险以及相关操作如气管内插管的困难程度评估,由于患者个体差异和疾病复杂程度不同,评估时长也不尽相同,国内外对于麻醉前评估内容尚无统一标准[6],目前常用的包括美国麻醉医师协会(ASA)分级系统、RSRI 等。

麻醉前评估不足会导致择期手术取消和手术间空置,据报道,在所有择期手术中,麻醉导致的手术取消率为 0.3%~0.46% [7][8]。目前我国的麻醉前评估工作存在以下不足,首先麻醉科门诊的建设与管理尚未普及,而且缺乏统一的规范和标准[9];其次综合医院手术量大,变动率高,麻醉科医生工作负荷大,手术前一日访视未做到 100%覆盖,即便访视也无法做到详细了解患者的既往病情以及对患者及家属进行详细的麻醉风险告知,容易造成医患沟通的矛盾,甚至因对患者的病情了解不够详尽而带来医疗差错[10]。根据青年麻醉论坛[11]对 3647 名成员的调查发现,只有 78.3%的受访者按照常规麻醉流程进行麻醉术前评估,而 33.5%的受访者承认,超过一半的评估是在手术室进行的。

良好的麻醉前评估可减少不必要的术前检查,有利于缓解紧张的医疗资源。但在临床实践中,术前检查常规化,这在一定程度上会导致一部分患者医疗负担增加。美国麻醉医师协会在《麻醉前评估中的建议》指南中明确指出:对于麻醉前实验室检查,根据患者的临床症状和病史进行选择[12]。尽管已有不少指南发布,但研究表明[13]仅有 5%的术前实验室检查按照指南进行。英国一项研究表明[14],31.3%常规术前血液检查无必要,导致每年 1.12 千万英镑的浪费。因此,麻醉前评估可以根据患者的病史和体格检查来决定相关实验室检查,从而达到利益最大化。

4. 人工智能在麻醉前评估中的应用

4.1. 术前访视及麻醉风险评估

麻醉术前访视的意义十分重大,优质的术前访视是提高麻醉安全性和患者满意度的重要前提[15][16]。在提升患者围手术期安全性与满意度的背景下,有研究团队[17]结合择期患者术前电子健康记录(EHR)和患者客户端采集的病史系统数据,构建了一个智能的 AI 术前访视系统。该系统能够综合两者信息,自动提取关键特征,生成详尽的术前评估报告。通过这一系统,我们能够更早地识别出围手术期的高危风险因素,为外科医师和麻醉科医师提供必要的干预指导。这一创新不仅有效节省了人力资源,更显著提升了患者围手术期的安全性和满意度,满足了现代医疗服务的高标准要求。

术前风险评估对于管理患者流动、分配医疗资源、减少手术病例取消和提高患者安全性非常重要,目前 ASA PS 分级是使用最广泛的系统,但是这种分级主观性强,精细度有限[18]。2018 年 Zhang [19]等

人开发了一个能够自动生成具有更细精度连续评分的 ASA PS 分级系统,他们使用有监督机器学习方法构建了一个模型,该模型基于患者术前信息(年龄、BMI、既往手术史、现病史、术前用药以及合并症)来预测患者的 ASA PS 评分,然后再与麻醉医生的手动评分进行比较。结果表明该模型与麻醉医生评分的一致性达到了中等程度,同时连续评分可以帮助麻醉医师识别高危患者,从精细的术前麻醉风险评估中获益,以便在术中麻醉管理中提高关注度,这项研究展示了通过机器学习技术可以自动且更细精度地评估患者 ASA PS 评分的可能性,为临床实践和麻醉管理提供了新的工具。2023 年 Wongtangman 等人[20]在两个不同医疗中心进行了一项大型研究,开发了一种基于机器学习的身体状态评估系统,并使用了术前可用的数据进行了验证。在 57.2%的病例中,麻醉医生的 ASA PS 评分和 ML ASA PS 评分是一致的,与麻醉医生的评分相比,ML 的 ASA PS 评分将更多的患者归为极端的类别(即 I 和 IV 类,表示状况最佳和最差),较少的患者被归为 ASA II 和 III 类。该评估系统能够早期识别高风险患者,因此医疗团队可以更早地制定针对性治疗和护理计划,从而提高患者的手术安全性和术后恢复质量。除了经常使用的 ASA PS 评分系统,2024 年, Liu [21]等人完成了一项 FLEX 评分研究,这是一种基于机器学习的手术风险评估工具,它可以结合患者基本信息、手术分型系统(CPT 代码)和疾病诊断系统(ICD-10 代码),进行个体化术前手术风险预测。FLEX 评分根据患者的具体情况对合并症的影响进行加权处理,从而得到个体化的风险预测。通过多中心验证, FLEX 评分在识别不良术后结局准确性方面遥遥领先于以往的评分系统,为临床医生提供了有力的决策支持,为高效、准确的临床需求提供有力保障。

有研究者[22]利用机器学习方法,提出基于 BP 神经网络的肿瘤手术麻醉风险评估模型,该模型通过分析手术麻醉风险的相关因素,结合人工神经网络相关知识,构建了 BP 神经网络模型。其对肿瘤手术麻醉风险预测的准确率达 89.8%,并且可以给出患者患某种麻醉并发症的风险概率。总的来说此模型为麻醉医师在评估麻醉风险时提供了客观、可靠的指导,有效降低了因医院医疗条件和麻醉医师技能水平参差不齐等主观因素导致的麻醉风险误判概率。通过这一模型,我们能够更加科学地预测和规避潜在的麻醉风险,从而确保患者的安全。

早期的临床决策支持系统(CDSS)应用于术前评估时仅局限于单一类别指标的筛查,基于 AI 的 CDSS 则利用 AI 算法自动读取病历数据并进行分析,克服了传统评估方式的缺点,提高了术前评估的准确性和效率。2019 年, Bihorac 等[23]研发了 My Surgery Risk 系统,该系统基于 EMR 记录中现有的临床数据,计算出 8 类术后不良事件[急性肾损伤(acute kidney injury, AKI)、败血症、静脉血栓栓塞症、ICU 停留时间 >48 h、机械通气时间 >48 h、切口处并发症、神经系统并发症和心血管系统并发症]的概率风险得分,经验证该系统预测术后并发症的 AUC 为 0.82~0.94。

在提升麻醉质量的过程中,关键在于识别危险因素,进而精准地甄别出处于高风险状态的患者。通过积极地促使这些患者完善术前准备,然后主动干预以降低潜在风险。这一系列的措施不仅有助于降低围术期相关并发症的发生率,更是保障患者安全、降低病死率的关键环节。

4.2. 术前气道评估

气道评估是术前访视的一个重要方面,可早期识别困难气道并及早做准备,降低未预料的困难气道发生率,减少对患者的伤害。据报道[24],临床麻醉中困难气管插管发生率高达 1%~4%,插管失败率为 0.05%~0.2%,尽管所占比例很小,但是一旦发生便会造成无法挽回的悲剧。美国麻醉学家协会(ASA)的指导方针规定,“在所有患者开始麻醉和呼吸道管理之前,只要可行都应对气道进行评估”[25]。即使在紧急情况下,也必须留出时间至少对气道进行一次简短的重点检查,评估气管内插管的可行性[26]。2022 年美国麻醉医师协会新版困难气道管理指南将困难气道定义为受过正规训练的麻醉科医师所经历的预期或非预期的面罩通气、喉镜检查、声门上气道通气、气管插管、拔管或建立有创气道等一项或多项的困

难或失败[27]。麻醉医生对困难气道的评估易受个人经验影响,更倾向于主观的感知,因此如何更加客观地判定困难气道仍然是一个问题[28]。

综合评估气道的方法有很多,术前麻醉医生气道评估主要采用以下五种简便的方法:改良的 Mallampati 分级(III 级以上属于困难气道的范畴),张口度,甲颏距离,下颏前伸幅度,头颈运动幅度。虽然术前评估能识别大部分困难气道患者,但在临床实践中仍然会有少数困难气道患者未被发现。因此麻醉医生需要更有效的工具用以识别困难气道,以减少因意外困难气管插管带来的并发症。近年来,将 AI 技术应用到困难气道成为热门研究领域之一, AI 技术的快速发展为困难气道的预测提供了新的方向。Thomas E Tavolara [29]等提出利用正面面部图像开发深度学习模型,通过基于注意力的多实例学习模型进行分类,然后通过多数投票来识别难以插管的患者,对于困难气道的预测有较高的准确性(AUC = 0.71)。Wang 等[30]对行择期手术的 1000 例患者从 9 个不同的视角采集头颈部图像,应用半监督 DL 算法对困难气道识别的准确度和敏感性为 90.0%和 89.6%,该模型可以利用患者面部图像识别困难气道,且颈部周围图像与困难气道评估相关性最高。为解决困难气道的问题,上海交通大学医学院附属第九人民医院姜虹教授带领团队充分发挥临床大数据的优势,在国内率先开展结合人像识别,声纹分析和深度学习算法实现智能评估困难气道的研究,该团队利用深度学习技术,特别是卷积神经网络等算法,开发了能够分析面部特征的预测模型,并通过训练集对模型进行训练,测试集对模型的预测性能进行验证,最后研究结果显示,与传统气道评估方法相比,该模型在预测困难气道方面具有显著的准确性[31]。

5. 小结

AI 在麻醉前评估中具有显著的优势,可以提高评估的精确性、客观性,从而进一步降低术中风险,提高患者围手术期安全;减轻麻醉医生的工作负担,提高工作效率,以及促进个体化麻醉的发展。我相信随着 AI 技术的不断发展和完善,其在麻醉前评估领域的应用将会越来越广泛。

总之, AI 与麻醉学的结合,是科技进步与医学发展的必然产物。AI 对麻醉领域的影响不可忽视,它为麻醉医生提供了更好的工具和技术,而麻醉医生的重要性体现在对 AI 分析的结果进行临床解读、改进 AI 技术的临床实用性以及辅助优化其工作流程等各个方面。尽管 AI 在麻醉领域有一定的应用潜力和价值,但它依然只是一个辅助工具,在未来还需要更多的研究来探索 AI 在麻醉学科中的应用。

参考文献

- [1] Lopes, S., Rocha, G. and Guimarães-Pereira, L. (2023) Artificial Intelligence and Its Clinical Application in Anesthesiology: A Systematic Review. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, **38**, 247-259. <https://doi.org/10.1007/s10877-023-01088-0>
- [2] Zaouter, C., Hemmerling, T.M., Lanchon, R., Valoti, E., Remy, A., Leuillet, S., et al. (2016) The Feasibility of a Completely Automated Total IV Anesthesia Drug Delivery System for Cardiac Surgery. *Anesthesia & Analgesia*, **123**, 885-893. <https://doi.org/10.1213/ane.0000000000001152>
- [3] Tan, A.L., Chiew, C.J., Wang, S., Abdullah, H.R., Lam, S.S., Ong, M.E., et al. (2019) Risk Factors and Reasons for Cancellation within 24 H of Scheduled Elective Surgery in an Academic Medical Centre: A Cohort Study. *International Journal of Surgery*, **66**, 72-78. <https://doi.org/10.1016/j.ijsu.2019.04.009>
- [4] Duncan, D. and Wijesundera, D.N. (2016) Preoperative Cardiac Evaluation and Management of the Patient Undergoing Major Vascular Surgery. *International Anesthesiology Clinics*, **54**, 1-32. <https://doi.org/10.1097/aia.0000000000000091>
- [5] Gebremedhn, E.G. and Nagaratnam, V. (2014) Assessment of Patient Satisfaction with the Preoperative Anesthetic Evaluation. *Patient Related Outcome Measures*, **5**, 105-110. <https://doi.org/10.2147/prom.s66737>
- [6] 赵雪娇, 胡嘉乐, Beverly, G.G., 等. 成人全麻患者麻醉前评估临床实践指南分析[J]. 临床麻醉学杂志, 2018, 34(5): 463-467.
- [7] Hussain, A.M. and Khan, F.A. (2005) Anaesthetic Reasons for Cancellation of Elective Surgical Inpatients on the Day of Surgery in a Teaching Hospital. *JPMA: The Journal of the Pakistan Medical Association*, **55**, 374-378.
- [8] Emanuel, A. and Macpherson, R. (2013) The Anaesthetic Pre-Admission Clinic Is Effective in Minimising Surgical

- Cancellation Rates. *Anaesthesia and Intensive Care*, **41**, 90-94. <https://doi.org/10.1177/0310057x1304100115>
- [9] 张旭. 低碳概念下的建筑设计策略运用[J]. 工程管理与技术探讨, 2022, 4(1): 111-113.
- [10] 陈珏, 侯旭敏, 娄洁琼, 等. 胸部疾病专科医院麻醉术前评估中心的建设与思考[J]. 中国医药导报, 2023, 20(6): 185-189.
- [11] 朱斌, 汪云飞, 周祥勇, 等. 中国麻醉质量与患者安全调查[J]. 麻醉安全与质控, 2017, 1(2): 71-76.
- [12] Apfelbaum, J.L., Connis, R.T., Nickinovich, D.G., *et al.* (2012) Practice Advisory for Preanesthesia Evaluation: An Updated Report by the American Society of Anesthesiologists Task Force on Preanesthesia Evaluation. *Anesthesiology*, **116**, 522-538.
- [13] Pastides, P., Tokarczyk, S., Ismail, L., Ahearne, D. and Sarraf, K.M. (2011) Preoperative Blood Tests: An Expensive Tick Box Exercise. *Journal of Perioperative Practice*, **21**, 421-424. <https://doi.org/10.1177/175045891102101204>
- [14] Phoenix, G.K., Elliott, T., Chan, J.K. and Das, S.K. (2012) Preoperative Blood Tests in Elective General Surgery: Cost and Clinical Implications. *Journal of Perioperative Practice*, **22**, 282-288. <https://doi.org/10.1177/175045891202200902>
- [15] Kouki, P., Matsota, P., Christodoulaki, K., *et al.* (2012) Greek Surgical Patients' Satisfaction Related to Perioperative Anesthetic Services in an Academic Institute. *Patient Preference and Adherence*, **6**, 569-578. <https://doi.org/10.2147/ppa.s34244>
- [16] Le May, S., Hardy, J., Taillefer, M. and Dupuis, G. (2001) Patient Satisfaction with Anesthesia Services. *Canadian Journal of Anaesthesia*, **48**, 153-161. <https://doi.org/10.1007/bf03019728>
- [17] 罗猛强, 王英伟. 人工智能麻醉系统的开发与应用[J]. 上海医学, 2023, 46(5): 272-277.
- [18] 邵海军, 胡天然, 徐怡琼, 等. 人工智能与麻醉[J]. 上海医学, 2023, 46(5): 265-267.
- [19] Zhang, L., Fabbri, D., Lasko, T.A., Ehrenfeld, J.M. and Wanderer, J.P. (2018) A System for Automated Determination of Perioperative Patient Acuity. *Journal of Medical Systems*, **42**, Article No. 123. <https://doi.org/10.1007/s10916-018-0977-7>
- [20] Wongtangman, K., Aasman, B., Garg, S., Witt, A.S., Harandi, A.A., Azimaraghi, O., *et al.* (2023) Development and Validation of a Machine Learning Asa-Score to Identify Candidates for Comprehensive Preoperative Screening and Risk Stratification. *Journal of Clinical Anesthesia*, **87**, Article ID: 111103. <https://doi.org/10.1016/j.jclinane.2023.111103>
- [21] Liu, R., Stone, T.A.D., Raje, P., Mather, R.V., Santa Cruz Mercado, L.A., Bharadwaj, K., *et al.* (2024) Development and Multicentre Validation of the FLEX Score: Personalised Preoperative Surgical Risk Prediction Using Attention-Based ICD-10 and Current Procedural Terminology Set Embeddings. *British Journal of Anaesthesia*, **132**, 607-615. <https://doi.org/10.1016/j.bja.2023.11.039>
- [22] 朱丹红, 郑辉哲, 何斌杰. 基于 BP 神经网络的肿瘤手术麻醉风险评估模型[J]. 中国现代医药杂志, 2019, 21(6): 10-12.
- [23] Bihorac, A., Ozrazgat-Baslanti, T., Ebadi, A., Motaie, A., Madkour, M., Pardalos, P.M., *et al.* (2019) Mysurgeryrisk: Development and Validation of a Machine-Learning Risk Algorithm for Major Complications and Death after Surgery. *Annals of Surgery*, **269**, 652-662. <https://doi.org/10.1097/sla.0000000000002706>
- [24] Asai, T., Koga, K. and Vaughan, R.S. (1998) Respiratory Complications Associated with Tracheal Intubation and Extubation. *British Journal of Anaesthesia*, **80**, 767-775. <https://doi.org/10.1093/bja/80.6.767>
- [25] Apfelbaum, J.L., Hagberg, C.A., Caplan, R.A., Blitt, C.D., Connis, R.T., Nickinovich, D.G., *et al.* (2013) Practice Guidelines for Management of the Difficult Airway. *Anesthesiology*, **118**, 251-270. <https://doi.org/10.1097/aln.0b013e31827773b2>
- [26] Tobias, J.D. (2018) Preoperative Anesthesia Evaluation. *Seminars in Pediatric Surgery*, **27**, 67-74. <https://doi.org/10.1053/j.sempedsurg.2018.02.002>
- [27] Apfelbaum, J.L., Hagberg, C.A., Connis, R.T., Abdelmalak, B.B., Agarkar, M., Dutton, R.P., *et al.* (2021) 2022 American Society of Anesthesiologists Practice Guidelines for Management of the Difficult Airway. *Anesthesiology*, **136**, 31-81. <https://doi.org/10.1097/aln.0000000000004002>
- [28] Burgess, M.B., Schauer, S.G., Hood, R.L. and De Lorenzo, R.A. (2022) The Difficult Airway Redefined. *Prehospital and Disaster Medicine*, **37**, 723-726. <https://doi.org/10.1017/s1049023x22001455>
- [29] Tavalara, T.E., Gurcan, M.N., Segal, S. and Niazi, M.K.K. (2021) Identification of Difficult to Intubate Patients from Frontal Face Images Using an Ensemble of Deep Learning Models. *Computers in Biology and Medicine*, **136**, Article ID: 104737. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2021.104737>
- [30] Wang, G., Li, C., Tang, F., Wang, Y., Wu, S., Zhi, H., *et al.* (2023) A Fully-Automatic Semi-Supervised Deep Learning Model for Difficult Airway Assessment. *Heliyon*, **9**, e15629. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e15629>
- [31] Xia, M., Jin, C., Zheng, Y., Wang, J., Zhao, M., Cao, S., *et al.* (2023) Deep Learning-based Facial Analysis for Predicting Difficult Videolaryngoscopy: A Feasibility Study. *Anaesthesia*, **79**, 399-409. <https://doi.org/10.1111/anae.16194>