综述 DOI：10.13406/j.cnki.cyxb.003693

基于人工智能的气道管理优化策略与实践分析

赵美玉[1]，王明亚[1]，韩永正[1]，郭向阳[1]，贾　斐[2]
（1.北京大学第三医院麻醉科，北京　100191；2.中国信息通信研究院云计算与大数据研究所，北京　100191）

【摘　要】气道管理是临床麻醉学、急救医学和重症医学领域的重要技术之一，妥善的气道管理可有效减少患者术后肺部并发症、降低患者的死亡风险。人工智能在麻醉学领域的应用日臻成熟，已成为现代麻醉实践的重要组成部分。根据医学影像信息识别困难气道的算法模型可为复杂气道评估提供辅助决策。当前麻醉机器人在气道管理领域的技术革新进展显著，已发展出基于机器视觉技术和深度神经网络技术的机器人辅助气管插管系统。本文将重点介绍人工智能时代麻醉机器人在气道管理中的应用进展。

【关键词】气管插管；机器人；人工智能；机器学习；深度学习
【中图分类号】R614；R782.05　　【文献标志码】A　　【收稿日期】2024-04-23

Optimization strategy and practice analysis of airway management based on artificial intelligence

Zhao Meiyu[1], *Wang Mingya*[1], *Han Yongzheng*[1], *Guo Xiangyang*[1], *Jia Fei*[2]
（*1. Department of Anesthesiology, Peking University Third Hospital;*
2. China Academy of Information and Communications Technology）

【**Abstract**】Airway management plays an important role in clinical anesthesiology, emergency medicine, and critical care medicine. Proper airway management can effectively reduce postoperative pulmonary complications and lower the risk of death for patients. The application of artificial intelligence in the field of anesthesiology is becoming increasingly mature and has become an important component of modern anesthesia practice. The algorithm model that identifies difficult airway by analyzing medical imaging information can provide decision support for assessing complex airway. The technological innovation of anesthesia robots in airway management has made significant progress, and a robot-assisted tracheal intubation system based on machine vision technology and deep neural network technology has been developed. This review focuses on the application progress of anesthesia robots in airway management in the era of artificial intelligence.

【**Key words**】tracheal intubation; robot; artificial intelligence; machine learning; deep learning

气道管理是呼吸支持治疗的重要技术之一。在围术期领域，气道管理失败是麻醉相关死亡原因的首要因素，因气道处理失败致死的病例数占麻醉相关死亡病例总数的40%[1-2]。气道管理一直是麻醉医师、急诊医师ICU医师面临的最具挑战性的工作之一，气管插管成功与否直接影响患者预后转归。英国1项前瞻性研究统计了1年内英国各地手术室、重症医学科、急诊科发生的气道相关不良事件，全麻期间呼吸系统主要并发症发生率为46.3%（95%CI=38.4%~54.2%）/百万例次[3]。不能及时完成气管插管或气管导管位置不正确可能会导致患者窒息、低氧血症、缺氧性心脏骤停甚至死亡[4-6]。即便气管插管成功，前述不良事件的发生概率也会随着插管次数的增加而显著攀升。首次气管插管失败导致的不良事件发生率为14.2%，第二次尝试为47.2%，第三次尝试为63.6%[7]。院前急救等场景下，常伴随患者血流动力学剧烈波动、饱胃、面部/颈部创伤和颈部固定等多种复杂状况，急救人员的气道管理经常面临挑战[8-9]。因此，在危重患者中实现快速和成功的气管插管至关重要。

人工智能辅助临床医生行气管插管是一种创新的方法。利用深度学习技术，可通过面部图像、上气道整体空间结构特征等影像资料构建模型算法，用于识别潜在的困难气道高

作者介绍：赵美玉，Email：zhaomeiyu1996@163.com，研究方向：气道管理，人工智能。
通信作者：贾　斐，Email：jiafei@caict.ac.cn。
基金项目：国家自然科学基金面上资助项目（编号：82071189）；首都卫生发展专项资助项目（编号：首发2024-2-40912）。
优先出版：https://link.cnki.net/urlid/50.1046.R.20250106.1327.006（2025-01-06）

危患者。在此基础上，利用机器人辅助技术，包括遥操作控制机器人、视觉反馈控制机器人、光/磁导航机器人等，实现气管插管操作。本文就近年来人工智能在气道管理中的应用进展进行综述。

1　构建困难气道预测模型

气道评估是气道管理的重要前提。传统的术前气道评估手段包括张口度、头颈活动度、甲颏距离、Mallampati分级等多个外观评估指标，以及医学影像检查（X线、CT、MRI、超声）的辅助评估。未预料的困难气道是麻醉相关死亡和严重并发症的主要原因。尽管麻醉医生常规进行术前气道评估，但75%~93%的气管插管困难属于非预料困难气道，常规术前气道评估方法难以准确识别[10]。人工智能依靠强大的学习能力和数据分析能力，通过建立困难气道预测模型，可极大提高气道异常解剖结构的识别效率和准确率。

1.1　机器学习

充分显示声门入口是成功进行气管插管的关键。作为人工智能的重要分支，机器学习通过深入学习和分析数据，赋予机器自主识别和处理数据的能力。2016年Carlson JN等[11]比较了麻醉专家和4种不同机器学习算法（K最邻近、支持向量机、决策树和卷积神经网络）对声门识别的准确率，旨在构建一个用于评估困难气道的辅助工具，研究结果表明：机器学习算法识别声门入口的准确率超过80%，其表现可与富有经验的麻醉专家媲美。随着算法模型的进一步优化，结合机器学习算法的视频喉镜有可能为操作者提供实时的气管插管路径导航，以帮助指导成功完成气管插管。

2024年Xia M等[12]采用机器学习中的轻量梯度提升机算法（LightGBM）建立了通过面部分析识别困难气道的算法模型，与使用logistic回归算法建立的传统模型的预测性能进行了比较，Delong测试结果表明，人工智能模型在预测困难的视频喉镜检查方面表现更好，提供了更大的临床净收益。研究分别采用平视位、伸舌位、张口位和侧卧位的面部图像。通过使用语音提示、摄像头和算法，人工智能模型可以提供比传统床旁气道评估更好的预测效果。这些数据可以用于制定气道管理计划，并减少麻醉医生的工作量。

上述机器学习算法（K最近邻、支持向量机、决策树、卷积神经网络、LightGBM等）各有其特点。K最近邻算法简单直观，但在处理大型数据集时计算成本较高；支持向量机在处理高维数据时表现出色，但在处理非线性问题时可能需要核技巧来提高性能；决策树易于理解和实现，但容易过拟合。卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）在图像识别任务中表现出色，但需要大量的标注数据进行训练。

1.2　深度学习

喉镜图像的计算机辅助分析有可能增加主观评估的客观性。深度学习算法作为机器学习的一个分支，利用多层神经网络模拟人脑的学习过程，通过逐层传递和学习，能自动提取数据特征，并基于这些特征进行预测或分类，具有改进图像分析的潜力，已在多种环境中表现出优异性能[13]。

1.2.1　CNN　CNN是深度学习的代表算法之一，能从图像中提取关键特征，并根据这些特征完成图像分类、目标检测等视觉任务。近十余年，伴随深度学习算法的发展，各种具有自动面部分析功能的人工智能模型被用于预测困难气道。2021年，Hayasaka T等[14]首次创建了一种能通过面部图像预测气管插管困难程度的人工智能模型，研究采用患者16个面部表情特征判定气管插管难易程度，通过深度学习算法建立分类模型，并利用类别激活热力图（class activation mapping，CAM）对模型进行可视化展示，模型预测灵敏度81.8%、特异度83.3%、准确率80.5%，仰卧闭口位可较好判断患者是否存在困难气道。由于样本量小（仅202例患者纳入分析），因此预测效果有限。

Cho HY等[15]开发和测试了一种使用颈椎侧位X线预测直接喉镜检查下Cormack Lehane（CL）分级3级或4级声门的深度学习模型。现有研究表明上气道结构（如舌骨、会厌、杓状软骨和甲状软骨）之间的成角、颈椎活动受限与气管插管困难有关。舌骨位于尾侧时，更多舌体占据下咽，直接导致喉镜暴露声门困难。颈椎活动受限则与寰枕间隙和棘突相关。利用类激活映射图对不同CL分级下的相应气道结构做出颜色标识，建立的模型可自动评估颈椎侧位X线片，预测CL分级3级或4级声门。

1.2.2　残差神经网络模型（ResNet）　ResNet通过引入残差学习和跳跃连接等机制，在解决深度神经网络模型训练过程中的梯度消失/爆炸问题、提高模型训练速度和性能、减少信息丢失以及增强模型泛化能力等方面表现出显著优势，是深度卷积神经网络模型的一种延伸。

Wang GZ等[16]使用MixMatch半监督深度学习方法与ResNet18架构作为气道分类的核心网络开发了一种能够通过面部图像识别面罩通气困难和气管插管困难的全自动半监督深度学习模型。所选图像突出了患者信息的6个关键部分：最大张口度，Mallampati分级，颈部长度，颈部周长，头颈活动度和甲颏间距。研究仅采用30%样本训练模型，其准确性、敏感性、特异性、F1评分和AUC值便与专业麻醉医生相近（分别为90.00% vs. 91.00%、89.58% vs. 91.67%、90.13% vs. 90.79%、81.13% vs. 83.26%和0.945 vs. 0.949 7），在性能和成本间实现了良好平衡。

2022年上海胸科医院Li Y等[17]开发了基于VGG16和ResNET架构的支气管管腔识别诊断模型，并比较了在有和

没有人工智能系统辅助情况下，气管镜医生对支气管管腔判断的准确程度。将支气管管腔视频分割为31个不同的解剖位置，使用其中28 441张符合条件的支气管管腔图像训练模型。交叉验证集中，6个模型的最优准确率在91.83%~96.62%；除节段性支气管外，其他支气管识别的准确率为82.69%。在人工智能辅助下，医生识别管腔的准确率明显高于没有人工智能辅助。

1.2.3 掩码区域卷积神经网络模型（Mask R-CNN） 尽管人工智能算法经常用于分析医学图像，但紧急气管插管时喉镜捕获的图像可能存在运动模糊、视觉模糊、血液、粘液和呕吐物等复杂状况。Choi SJ等[18]开发了一种能通过视频喉镜图像快速分辨复杂状况下口腔结构的模型。临床医生手动标记54段插管视频中的关键解剖结构，包括舌、会厌、声带和角状软骨。采用DeepLabv3+、U-Net和经过调整优化的Mask R-CNN模型制备的EfficientNet-B5、EfficientNet-B5和R-CNN模型进行测试，识别处理速度（帧/秒）分别为3、24和32。其中Mask R-CNN模型训练效果最佳，能帮助医务人员在紧急情况下进行气管插管。

1.2.4 目标检测网络模型（CenterNet） 吕志峰等[19]基于深度学习算法成功构建可视喉镜下模拟人声门图像模型。临床医生使用可视喉镜暴露模拟人声门，并采集不同角度、不同方位声门图像，随机划分为训练集和测试集，完成图像标注。使用CenterNet、YOLOv3、YOLOv4模型识别声门，其中CenterNet模型识别精度最高。

上述模型都利用了神经网络的深度学习算法重现数据的复杂特征。CNN模型通过自动提取图像特征，在面部分析和困难气道预测中表现出了较高的准确率。ResNet通过引入残差学习解决了深度学习中的梯度消失问题，提高了模型的深度和复杂度，使其在处理更复杂的图层时仍然能够保证性能的提升。Mask R-CNN在处理具有复杂背景和遮挡的医学图像时，通过实例分割精确地识别出关键的解剖结构，这对于紧急情况下的气管插管尤为重要。

在比较这些模型时，本研究需要考虑它们的准确性、鲁棒性、训练和推理时间以及对数据量的需求。比如尽管CNN在图像识别上表现出色，但在样本量较小的情况下，其性能可能受限。ResNet通过其残差连接提高了网络的深度，但可能会增加模型的计算复杂度。Mask R-CNN虽然在复杂图像处理上表现出色，但其训练可能需要更多的时间和资源。

2 预测气管插管的生理性反应

自主神经系统（ANS）在人体对各种内外刺激的反应中扮演重要角色，可以调节机体呼吸、循环、体温及内分泌功能。ANS功能障碍可能使麻醉手术患者的围手术期管理复杂化，增加发病率和死亡率，对预后产生不利影响[20]。测量心率变异性（heart rate variability，HRV）是一种评价自主神经功能状态的简易方式，可根据心率变异性分析气管插管过程产生的伤害性刺激[21]。HRV可以通过计算心电图中R-R波的时间间隔来测量。其量化指标主要参考时域、谱域或频域以及非线性方法。通过对RR区间序列的分析，可以发现HRV包含高频信号（0.15~0.40 Hz）、低频信号（0.04~0.15 Hz）、极低频（0.003 3~0.040 0 Hz）等复杂成分[22]。这种频率范围的差异使HRV分析能够分离交感神经和副交感神经的影响。既往研究采用滑动时窗法，通过提取清醒状态、麻醉诱导后、气管插管时的心电图频谱特征，基于长短期记忆架构建立能对不同应激状态进行高精度分类的递归神经网络模型，预测气管插管产生伤害性刺激的发生率，准确率可达90%[23]。

灌注指数（perfusion index，PI）是另一种监测气管插管应激反应的无创定量指标。Shah SB等[24]的研究对比了经视频喉镜插管和经口机器人肿瘤手术（transoral robotic surgery，TORS）时的应激反应。TORS是一种能够通过模拟人类手术动作，在口腔和咽喉等狭窄空间内进行精确操作的机器人手术系统，在打开患者口腔的过程中会产生类似于喉镜检查的血流动力学改变和应激反应。研究共纳入26例成年患者，经视频喉镜插管时的PI显著高于手术机器人打开患者口腔时的PI，表明气管插管操作引起的应激反应更强烈。未来自主神经功能测量可与深度学习算法融合，作为一种诊断和评估预后的气道管理方式。

3 机器人辅助气管插管

2010年，Tighe PJ等[25]描述了第1例使用多功能达芬奇外科系统和模拟人体模型进行机器人辅助柔性纤支镜插管的案例，表明机器人辅助气管插管的可行性，但该系统运行成本高昂，不适合广泛应用；2012年，Hemmerling TM等[26]设计和开发了以宾得视频喉镜为基础的开普勒气管插管系统，研究中前12次气管插管91%的成功率在临床非常具有应用前景；2016年，Cheng XY等[27]设计制作了一种用于气管插管的装置Intubot，气管导管被安装在引导探针上，步进电机控制导管前后移动，伺服电机控制导管弯曲角度，基于Viola-Jones目标检测算法的微型摄像机定位声带并引导气管导管进入声门。

2018年海军军医大学Wang XY等[28]在Kepler系统的理论基础上，针对院前、战地、地震等事故或灾难场景研发了一种无线网络遥操作机器人气管插管系统RRAIS。服务器和客户端电脑通过无线局域网实现互联。医生根据客户端反

馈的内窥镜图像操作飞行摇杆发送指令，控制机器人运动，并用实验动物猪验证了该系统的可行性。与直接喉镜相比，该机器人插管系统的成功率更高（首次成功率80% vs. 40%，总体成功率90% vs. 60%），但耗时更长（75 s vs. 53 s，$P<0.01$）。

2020年，Biro P等[29]探索使用自动喉部成像机器人内窥镜（REALITI）用于气管插管。该手持设备配有手动和自动两种模式，使用基于Haar特征的级联分类器检测角状软骨、声门、气管3个关键解剖结构，对每个特征使用500~700个正图像和500~900个负图像进行识别训练。当识别出关键解剖特征时，可以允许尖端自动向声门旋转完成插管。研究表明，与手动模式相比，该系统在自动模式下可更快完成气管插管（平均节省时间为5.5 s）。

2021年，王荣峰等[30]利用“非接触性”磁场力的特点研发一套磁导航气管插管装置，由导航磁体和磁性引导条组成。该研究分为3组：5名麻醉医生分别使用直视喉镜和磁导航装置、5名非麻醉医生仅使用磁导航装置，完成每人25次气管插管操作，直视喉镜下气管插管时间显著高于磁导航装置用时；采用Likert等级对装置的易操作性进行主观评分，组间差异无显著统计学意义（$P=0.110$）。研究表明了磁导航技术用于气管插管的可行性，且具有操作简单、快速、有效、学习曲线短等特点。

由于3D图像捕捉、人工智能、用于图像分析的机器学习和机器人控制系统等现有技术的结合，未来气道管理可能会发生革命性的变化[31]。目前用于气管插管的机器人主要有2种控制策略，即远程操作控制和视觉反馈控制。在远程操作控制策略下，机器人由外科医生直接控制，完全执行操作者的命令。该策略可以提高操作的直观性和安全性，多用于各种手术机器人；视觉反馈控制允许探头自动跟踪用户在二维内窥镜图像上定义的轨迹，通过运动学方程求解进而优化探头在体内的空间坐标系，控制内窥镜二维图像的方位、深度和位置，并二次规划引导路径。2024年Deng Z等[32]介绍了一种基于视觉反馈的遥操作辅助控制经鼻气管插管系统（RNIS），由内窥镜图像导航、机器人共享遥操作、自主操作控制等功能模块构成，实现了机器人在人体腔道的环境感知能力和对柔性纤支镜连续动态的控制能力，并成功完成2例临床试验。

4 展望与挑战

人工智能为麻醉学的快速发展提供了坚实基础。与传统方法相比，基于人工智能的气道管理优化策略具备以下优势：①人工智能通过建立困难气道预测模型，可以极大提高气道异常解剖结构的识别效率和准确率。传统方法依赖于医生的经验和手动评估，而人工智能可以分析大量的医学影像数据，提供更准确的预测。②人工智能算法和模型能够提供决策支持系统，帮助医生预测潜在的困难气道，而传统方法可能需要医生基于有限的信息做出判断。③人工智能领域的深度学习算法能够通过分析面部图像、上气道空间结构特征等，构建用于识别潜在的困难气道高危患者模型，从而降低气管插管失败的风险。④通过优化气管插管过程，有助于减少患者术后肺部并发症和降低死亡风险。⑤通过测量HRV和PI等生理参数，人工智能可以帮助评估气管插管过程中的应激反应，从而优化手术管理。⑥AI技术可以用于缺乏气道管理经验者的培训或远程医疗指导，提高医疗资源的利用效率。

目前在国内申请的气管插管机器人专利设计主要涉及遥操作、精准定位、导航交互、光/磁导航及多模态传感技术等功能模块。人工智能中的混合现实技术、深度学习模型等优势理论在气管插管机器人的应用尚有待拓展，未来可对缺乏气道管理经验者进行气管插管培训或远程医疗指导，但需谨防神经网络出现运算错误及机器人系统失控风险[33]。

参 考 文 献

[1] Russotto V, Myatra SN, Laffey JG, et al. Intubation practices and adverse peri-intubation events in critically ill patients from 29 countries [J]. JAMA, 2021, 325(12): 1164-1172.

[2] Apfelbaum JL, Hagberg CA, Connis RT, et al. 2022 American society of anesthesiologists practice guidelines for management of the difficult airway[J]. Anesthesiology, 2022, 136(1): 31-81.

[3] Cook TM, Woodall N, Frerk C, et al. Major complications of airway management in the UK: results of the Fourth National Audit Project of the Royal College of Anaesthetists and the Difficult Airway Society. Part 1: anaesthesia[J]. Br J Anaesth, 2011, 106(5): 617-631.

[4] Simpson GD, Ross MJ, McKeown DW, et al. Tracheal intubation in the critically ill: a multi-centre national study of practice and complications[J]. Br J Anaesth, 2012, 108(5): 792-799.

[5] Natt BS, Malo J, Hypes CD, et al. Strategies to improve first attempt success at intubation in critically ill patients[J]. Br J Anaesth, 2016, 117(Suppl 1): i60-i68.

[6] Jung W, Kim J. Factors associated with first-pass success of emergency endotracheal intubation[J]. Am J Emerg Med, 2020, 38(1): 109-113.

[7] Sakles JC, Chiu S, Mosier J, et al. The importance of first pass success when performing orotracheal intubation in the emergency department[J]. Acad Emerg Med, 2013, 20(1): 71-78.

[8] Higgs A, McGrath BA, Goddard C, et al. Guidelines for the management of tracheal intubation in critically ill adults[J]. Br J Anaesth, 2018, 120(2): 323-352.

[9] Trent SA, Kaji AH, Carlson JN, et al. Video laryngoscopy is associated with first-pass success in emergency department intubations for trauma patients: a propensity score matched analysis of the national emergency airway registry[J]. Ann Emerg Med, 2021, 78(6): 708-719.

[10] Tavolara TE, Gurcan MN, 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.

[11] Carlson JN, Das S, de la Torre F, et al. A novel artificial intelligence system for endotracheal intubation[J]. Prehosp Emerg Care, 2016, 20(5): 667-671.

[12] Xia M, Jin C, Zheng Y, et al. Deep learning-based facial analysis for predicting difficult videolaryngoscopy: a feasibility study [J]. Anaesthesia , 2024, 79(4): 399-409.

[13] Parker F, Brodsky MB, Akst LM, et al. Machine learning in laryngoscopy analysis: a proof of concept observational study for the identification of post-extubation ulcerations and granulomas[J]. Ann Otol Rhinol Laryngol, 2021, 130(3): 286-291.

[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.

[15] Cho HY, Lee K, Kong HJ, et al. Deep-learning model associating lateral cervical radiographic features with Cormack-Lehane grade 3 or 4 glottic view[J]. Anaesthesia, 2023, 78(1): 64-72.

[16] Wang GZ, Li CX, Tang FD, et al. A fully-automatic semi-supervised deep learning model for difficult airway assessment[J]. Heliyon, 2023, 9(5): e15629.

[17] Li Y, Zheng XX, Xie FF, et al. Development and validation of the artificial intelligence (AI)-based diagnostic model for bronchial lumen identification[J]. Transl Lung Cancer Res, 2022, 11(11): 2261-2274.

[18] Choi SJ, Kim DK, Kim BS, et al. Mask R-CNN based multiclass segmentation model for endotracheal intubation using video laryngoscope[J]. Digit Health, 2023, 9: 20552076231211547.

[19] 吕志峰，方　洁，王　洋，等. 基于深度学习算法可视喉镜下模拟人声门图像识别模型的构建[J]. 中华麻醉学杂志，2023，43(6)：723-727.

Lv ZF, Fang J, Wang Y, et al. Construction of three image recognition models of manikin's glottis using visual laryngoscopy based on deep-learning algorithm[J]. Chin J Anesthesiol, 2023, 43(6): 723-727.

[20] Mazzeo AT, La Monaca E, Di Leo R, et al. Heart rate variability: a diagnostic and prognostic tool in anesthesia and intensive care[J]. Acta Anaesthesiol Scand, 2011, 55(7): 797-811.

[21] Shaffer F, McCraty R, Zerr CL. A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability[J]. Front Psychol, 2014, 5: 1040.

[22] Gruson D, Bernardini S, Dabla PK, et al. Collaborative AI and Laboratory Medicine integration in precision cardiovascular medicine [J]. Clin Chim Acta, 2020, 509: 67-71.

[23] Yin Q, Shen D, Tang Y, et al. Intelligent monitoring of noxious stimulation during anaesthesia based on heart rate variability analysis [J]. Comput Biol Med, 2022, 145: 105408.

[24] Shah SB, Chawla R, Kaur C. Assessment of stress response due to C-Mac D-blade guided videolaryngoscopic endotracheal intubation and docking of da Vinci surgical robot using perfusion index in patients undergoing transoral robotic oncosurgery[J]. J Clin Monit Comput, 2023, 37(4): 1011-1021.

[25] Tighe PJ, Badiyan SJ, Luria I, et al. Robot-assisted airway support: a simulated case[J]. Anesth Analg, 2010, 111(4): 929-931.

[26] Hemmerling TM, Taddei R, Wehbe M, et al. First robotic tracheal intubations in humans using the Kepler intubation system[J]. Br J Anaesth, 2012, 108(6): 1011-1016.

[27] Cheng XY, Jiang GJ, Lee K, et al. IntuBot: design and prototyping of a robotic intubation device[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Brisbane, QLD, Australia. IEEE, 2018: 1482-1487.

[28] Wang XY, Tao YF, Tao XD, et al. An original design of remote robot-assisted intubation system[J]. Sci Rep, 2018, 8(1): 13403.

[29] Biro P, Hofmann P, Gage D, et al. Automated tracheal intubation in an airway manikin using a robotic endoscope: a proof of concept study [J]. Anaesthesia, 2020, 75(7): 881-886.

[30] 王荣峰，张倩雲，丁泓帆，等. 基于磁导航技术的气管插管装置设计及可行性研究[J]. 中国医疗器械杂志，2021，45(1)：22-25.

Wang RF, Zhang QY, Ding HF, et al. Design and feasibility study of tracheal intubation device based on magnetic navigation technology[J]. Chin J Med Instrum, 2021, 45(1): 22-25.

[31] Dhananchey R, Henri Jean Alinier G, Bouras A, et al. Conceptualization of artificial intelligence in airway management[J]. J Emerg Med Trauma Acute Care, 2022, 2022(1): 1-2.

[32] Deng Z, Zhang SZ, Guo YX, et al. Assisted teleoperation control of robotic endoscope with visual feedback for nasotracheal intubation[J]. Robot Auton Syst, 2024, 172: 104586.

[33] 任伟东，吕　楠，李梦杰，等. 人工智能在气道管理中的应用[J]. 临床麻醉学杂志，2024，40(3)：304-309.

Ren WD, Lyu N, Li MJ, et al. Application of artificial intelligence in airway management[J]. J Clin Anesthesiol, 2024, 40(3): 304-309.

（责任编辑：李青颖）

本文引用格式：

赵美玉，王明亚，韩永正，等. 基于人工智能的气道管理优化策略与实践分析[J]. 重庆医科大学学报，2025，50(1)：1-5.