

从案例到智能系统：人工智能驱动的单肺通气肺段级精准供氧闭环控制框架

——一项概念验证研究

吴俊婷¹, 黄莹¹, 王英^{1*}, 王涵^{2,3,4*} 

¹中山大学附属第五医院麻醉科, 广东 珠海

²香港中文大学医学院, 香港

³珠海中科先进技术研究院前沿科学计算中心, 广东 珠海

⁴深圳理工大学人工智能研究院, 广东 深圳

收稿日期: 2026年4月19日; 录用日期: 2026年5月12日; 发布日期: 2026年5月21日

摘要

背景: 单肺通气(one-lung ventilation, OLV)是胸外科手术中常用的通气方式,但术中低氧血症仍是其最常见且最具挑战性的并发症之一。传统处理方法如提高吸氧浓度、调整呼吸机参数或短暂双肺通气等往往具有滞后性,难以实现低氧的早期预警与精准干预。为此,本文提出一种人工智能驱动的肺段级精准供氧闭环控制系统,用于单肺通气期间低氧血症的智能化管理。**方法:** 本研究首先基于一例单肺通气期间发生严重低氧血症的病例,在支气管镜引导下实施肺段级精准供氧并成功改善患者氧合状态。在此基础上,构建人工智能驱动的肺段级精准供氧系统架构,包括监测层、决策层、控制层及支气管镜执行层,形成闭环控制系统。同时,建立低氧风险预测模型、氧气流量控制模型及供氧肺段选择模型,构成“预测-决策-控制”的智能供氧模型体系。最后,通过概念验证研究与模拟实验,对人工智能供氧策略与传统供氧策略在低氧预警时机、氧合稳定性及干预次数等方面进行比较。**结果:** 在病例中,当单肺通气期间患者血氧饱和度降至约73%且传统干预无效时,通过支气管镜引导向远离手术区域的肺段持续供氧后,患者血氧饱和度迅速恢复并维持在95%以上,且未对手术视野造成明显影响。模拟实验结果表明,与传统供氧策略相比,人工智能供氧策略能够更早进行低氧预警,减少低氧持续时间,提高最低血氧水平,并减少供氧干预次数,显示出更好的氧合稳定性。**结论:** 本研究提出的人工智能驱动肺段级精准供氧系统可实现单肺通气期间低氧血症的早期预测与精准干预,构建了围术期氧合管理的闭环控制框架。该研究从病例出发,通过系统设计与概念验证研究,证明了人工智能在单肺通气精准供氧中的潜在应用价值,为未来智能麻醉与智能呼吸管理系统的研究提供了新的技术路径。

关键词

单肺通气, 低氧血症, 人工智能, 精准供氧, 支气管镜, 闭环控制, 概念验证研究

*通讯作者。

From Case to Intelligent System: An AI-Driven Closed-Loop Framework for Segmental Oxygen Delivery during One-Lung Ventilation

—A Proof-of-Concept Study

Junting Wu¹, Ying Huang¹, Ying Wang^{1*}, Mini Han Wang^{2,3,4*} 

¹Department of Anesthesiology, The Fifth Affiliated Hospital of Sun Yat-Sen University, Zhuhai Guangdong

²Faculty of Medicine, Chinese University of Hong Kong, Hong Kong

³Frontier Science Computing Center, Zhuhai Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Zhuhai Guangdong

⁴Artificial Intelligence Research Institute, Shenzhen University of Advanced Technology, Shenzhen Guangdong

Received: April 19, 2026; accepted: May 12, 2026; published: May 21, 2026

Abstract

Background: One-lung ventilation (OLV) is a commonly used ventilation method in thoracic surgery, but intraoperative hypoxemia remains one of the most common and challenging complication. Conventional management strategies, such as increasing the fraction of inspired oxygen, adjusting ventilator parameters, or applying intermittent two-lung ventilation, are often reactive and may not provide early prediction or precise intervention. This study proposes an artificial intelligence (AI)-driven segmental oxygen delivery system with a closed-loop control framework for intelligent hypoxemia management during OLV. **Methods:** This study was initiated from a clinical case in which severe hypoxemia occurred during OLV and was successfully corrected by bronchoscopic-guided segmental oxygen delivery. Based on this case, an AI-driven segmental oxygen delivery system was developed, consisting of a Monitoring Layer, Decision Layer, Control Layer, and Bronchoscope Execution Layer, forming a closed-loop control system. Three AI models were designed, including a hypoxemia prediction model, an oxygen flow control model, and a segment selection model, corresponding to prediction, decision-making, and control processes. A proof-of-concept study and simulation experiments were conducted to compare the AI-based oxygen delivery strategy with conventional oxygenation strategies in terms of hypoxemia prediction timing, oxygenation stability, and intervention frequency. **Results:** In the clinical case, when SpO₂ dropped to approximately 73% during OLV and conventional interventions were ineffective, continuous oxygen delivery to a non-operative lung segment under bronchoscopic guidance rapidly restored SpO₂ to above 95% without significantly interfering with the surgical field. Simulation results suggested that the AI-based strategy could provide earlier hypoxemia warning, reduce the duration of hypoxemia, improve minimum SpO₂ levels, and reduce the number of oxygenation interventions compared with conventional strategies, indicating improved oxygenation stability. **Conclusion:** The proposed AI-driven segmental oxygen delivery system enables early prediction and precise intervention for hypoxemia during OLV and establishes a closed-loop framework for perioperative oxygenation management. This study translates a case-based clinical technique into an intelligent system framework and demonstrates its feasibility through a proof-of-concept study, providing a potential pathway toward intelligent anesthesia and precision ventilation.

Keywords

One-Lung Ventilation, Hypoxemia, Artificial Intelligence, Precision Oxygen Delivery, Bronchoscopy, Closed-Loop Control, Proof-of-Concept Study

Copyright © 2026 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

1.1. 单肺通气(OLV)低氧问题

单肺通气(One-Lung Ventilation, OLV) [1]是胸科手术中常用的麻醉与通气策略,通过隔离手术侧肺以提供良好的手术视野。然而,OLV 会引起显著的生理改变[2],最主要的问题是通气/血流比例失衡(ventilation-perfusion mismatch)和肺内分流(intrapulmonary shunt)增加,从而导致低氧血症(hypoxemia)。研究表明,即使在现代麻醉和机械通气技术不断改进的背景下,OLV 期间仍有约 5%~10% [3]的患者发生不同程度的低氧血症[4],严重时可危及手术安全并增加术后并发症风险。因此,如何在不影响手术操作视野的前提下有效改善 OLV 期间的氧合状态,一直是胸科麻醉与围术期管理中的关键问题之一[5]。OLV 低氧的本质原因在于:非通气侧肺仍然保留部分血流灌注,使未氧合血液直接进入体循环,形成右向左分流,导致动脉氧分压下降。在肺功能较差、既往肺叶切除、肺气肿、肺结核后遗症或严重胸膜粘连患者中,这一问题更加突出,使得传统通气策略在部分患者中难以奏效。因此,针对 OLV 低氧的精准干预策略具有重要的临床意义。

1.2. 现有方法的局限性

目前临床上针对 OLV 低氧血症的处理方法主要包括:调整吸入氧浓度、支气管镜下调整双腔管位置、清除气道分泌物、肺复张、应用呼气末正压(PEEP)、间断双肺通气、对非手术侧肺给予持续气道正压通气(CPAP)、高频喷射通气(HFJV)以及在极端情况下使用体外膜肺氧合(ECMO)等。这些方法在一定程度上可以改善氧合,但均存在明显局限性[1]。

首先,间断双肺通气会中断手术操作,影响手术进程,甚至可能导致胸腔镜手术转为开胸手术,从而增加手术风险与术后并发症。其次,CPAP 或高频喷射通气虽然可以改善氧合,但往往需要额外设备,并且容易导致手术侧肺膨胀,影响术野暴露[6]。再次,ECMO 虽然可以显著改善氧合,但其成本高、侵入性强、并发症风险高,不适用于常规手术场景[7]。因此,现有方法往往在“改善氧合”与“维持良好手术视野”之间难以取得平衡,临床上仍然缺乏一种既能持续改善氧合、又不干扰手术操作的有效方法。此外,现有的干预策略大多依赖麻醉医生的经验进行人工判断和手动调节,缺乏精准化和智能化的决策支持系统。在复杂肺部基础疾病患者中,低氧发生具有明显的个体差异,传统经验性调节策略往往具有滞后性和不确定性,难以实现精准、动态和个体化的氧合管理[8]。

1.3. 本研究病例所采用的技术

在本研究病例中,我们提出并应用了一种新的技术策略:在单肺通气过程中,通过视频支气管镜将氧气持续、精准地输送至远离手术区域的肺叶或肺段,以在不影响手术视野的前提下改善患者氧合状态。与传统的整肺通气或间断供氧不同,该方法实现了肺叶/肺段水平的精准供氧(lobar and segmental oxygen

delivery), 可以在维持手术侧肺萎陷状态的同时, 增加有效气体交换区域, 从而改善通气/血流比例失衡, 减少肺内分流, 显著提高血氧饱和度。该技术的核心特点在于“连续性”和“精准性”: 氧气可以持续输送至目标肺段, 避免了反复操作带来的干扰; 可以根据手术部位动态调整供氧肺段, 例如在手术右上肺叶时对右下肺叶供氧, 而在手术右下肺叶时可切换至其他肺段供氧, 从而实现动态氧合优化。这种策略为 OLV 低氧血症提供了一种新的解决思路, 即从“整肺通气”转向“肺段级精准通气/供氧”。

1.4. 人工智能(AI)与精准肺段供氧

尽管精准肺段供氧技术在理论上具有明显优势[9], 但在实际临床操作中, 仍然存在若干关键问题: 首先, 何时开始供氧、选择哪个肺段供氧、供氧流量设定多少、何时需要切换供氧肺段, 这些决策高度依赖麻醉医生的经验判断; 其次, 患者氧合状态受到多种因素影响, 包括肺功能、手术阶段、通气参数、血流动力学变化等, 具有明显的动态变化特征; 最后, 低氧往往具有一定的滞后性, 当 SpO₂ 明显下降时再进行干预[10]可能已经错过最佳时机[11]。

因此, OLV 低氧管理本质上是一个动态、多参数、闭环控制问题(dynamic multi-parameter closed-loop control problem), 非常适合引入人工智能技术[12]进行预测、决策与自动控制[4]。人工智能[13]可以通过整合患者术前信息、术中生命体征数据、呼吸机参数以及支气管镜位置信息[14], 建立低氧风险预测模型, 并实时给出最优供氧策略, 包括供氧肺段选择、氧流量调节以及供氧时机控制, 从而实现从“经验驱动”向“数据驱动”[15][16]和“智能决策”[17][18]的转变。结合闭环控制系统(closed-loop control system), 未来有望构建 AI 驱动[19]的精准肺段供氧系统(AI-driven precision segmental oxygen delivery system), 实现对 OLV 期间氧合状态的自动调节与优化。这不仅可以提高围术期安全性, 还可能推动麻醉与机械通气从传统人工调节模式向智能化[20]、自主化(autonomous anesthesia and ventilation) [21]方向发展[22]。因此, 将人工智能技术[23]与精准肺段供氧技术相结合, 构建智能化 OLV 氧合管理系统[24], 具有重要的研究价值和潜在的临床应用前景[25]。

2. 人工智能驱动的肺段级精准供氧系统架构

为实现单肺通气(One-Lung Ventilation, OLV)期间低氧血症的精准管理与动态调控, 本文构建了一种人工智能驱动的肺段级精准供氧系统(AI-Driven Segmental Oxygen Delivery System) (图 1)。该系统以围术期多源生理数据为基础, 通过人工智能决策模型对供氧策略进行优化, 并通过支气管镜实现肺叶/肺段水平的精准供氧, 从而在保证手术视野的前提下改善患者氧合状态。系统整体采用分层架构设计, 主要包括监测层(Monitoring Layer)、决策层(Decision Layer)、控制层(Control Layer)以及支气管镜执行层(Bronchoscope Layer), 形成一个闭环控制系统(closed-loop control system), 实现从数据采集、智能决策到精准执行的完整流程。

该系统采用闭环控制架构设计, 主要包括监测层(Monitoring Layer)、决策层(Decision Layer)、控制层(Control Layer)以及支气管镜执行层(Bronchoscope Layer)。监测层负责采集围术期多模态生理数据, 包括血氧饱和度(SpO₂)、动脉血气参数、气道压力、血流动力学参数及手术信息等; 决策层基于人工智能算法进行低氧风险预测、供氧策略优化及供氧肺段选择; 控制层根据人工智能决策结果调节氧气流量并根据生理反馈进行实时调整; 支气管镜执行层在支气管镜引导下将氧气精准输送至目标肺段。系统整体形成“监测-预测-决策-执行-反馈调节”的闭环控制流程, 实现单肺通气期间氧合管理的智能化与精准化。

2.1. 多源生理参数监测层(Monitoring Layer)

监测层主要负责在单肺通气过程中实时采集患者的多源生理数据与设备参数信息, 为人工智能模型

提供数据输入。由于 OLV 期间氧合状态受到呼吸系统、循环系统及手术操作等多因素影响，因此需要建立多模态数据监测体系。监测层采集的数据主要包括：血氧饱和度(SpO₂)、动脉血气参数(PaO₂、PaCO₂)、呼气末二氧化碳(EtCO₂)、呼吸机参数(潮气量、呼吸频率、气道峰压、呼气末正压等)、血流动力学参数(心率、平均动脉压)、麻醉深度指标以及手术阶段信息(手术肺叶位置、手术进程)。此外，还可以结合患者术前数据，如肺功能指标、胸部 CT 影像特征、既往肺部手术史等，用于低氧风险的基础评估。通过上述多源数据的融合，监测层可构建围术期实时生理状态数据流(periooperative real-time physiological data stream)，为后续低氧风险预测与供氧决策提供可靠的数据基础。

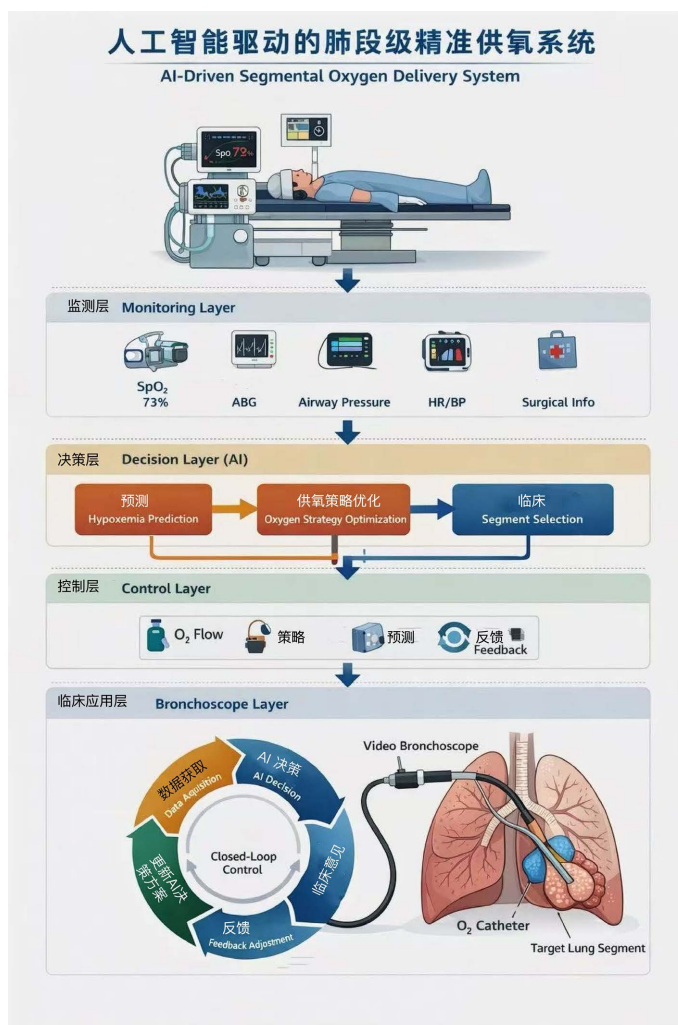


Figure 1. Architecture of the AI-driven segmental oxygen delivery system during one-lung ventilation (OLV)
图 1. 单肺通气期间人工智能驱动的单肺通气期间精准供氧系统架构图

2.2. 人工智能供氧决策层(Decision Layer)

决策层是系统的核心部分，主要基于人工智能算法对患者低氧风险进行预测，并对供氧策略进行智能决策。该层可进一步分为两个子模块：低氧风险预测模块和供氧策略优化模块。低氧风险预测模块基于时间序列生理数据建立低氧预测模型，对未来一段时间内发生低氧血症的概率进行预测，从而实现低

氧的早期预警。该模型可采用机器学习或深度学习方法构建，如逻辑回归、随机森林、梯度提升树、长短记忆网络(LSTM)或 Transformer 时间序列模型等。通过对 SpO₂ 变化趋势、气道压力变化、EtCO₂ 变化及血流动力学变化进行综合分析，模型可输出未来 5 分钟或 10 分钟内发生低氧的风险概率。在低氧风险预测的基础上，供氧策略优化模块进一步确定最佳供氧方案。决策内容包括：是否需要进行肺段供氧、应选择哪个肺段进行供氧、氧气流量设定范围以及是否需要切换供氧肺段等。该问题本质上属于多参数、多目标优化问题，其目标是在改善氧合状态的同时尽量减少对手术视野的干扰，并降低肺过度膨胀风险。该模块可采用基于规则的专家系统、监督学习模型或强化学习方法实现，从而实现供氧策略的智能化与个体化。因此，决策层的主要功能是将患者实时生理状态转化为具体的供氧控制策略，是连接监测数据与供氧执行之间的关键环节。

2.3. 供氧控制层(Control Layer)

控制层主要负责将人工智能决策层输出的供氧策略转化为具体的设备控制参数，实现氧气输送的动态调节。控制参数主要包括氧气流量、供氧持续时间以及供氧启动与停止时机等。控制层可与麻醉机、氧气流量控制装置及监护系统相连接，根据 AI 决策结果自动调节氧气输出流量，并在供氧过程中持续接收来自监测层的反馈数据，如 SpO₂ 和气道压力变化情况，从而对供氧策略进行实时调整。该过程构成一个典型的闭环反馈控制系统(closed-loop feedback control system)，即系统根据患者氧合状态变化不断修正供氧参数，使患者氧合水平维持在安全范围内。与传统由麻醉医生手动调节氧气供给不同，控制层可实现供氧参数的自动化与精细化调节，从而提高供氧管理的精度与响应速度。

2.4. 支气管镜精准供氧执行层(Bronchoscope Layer)

支气管镜执行层是系统实现肺段级精准供氧的关键执行模块。该层通过视频支气管镜将氧气导管精准定位至目标肺叶或肺段，并将氧气持续输送至远离手术区域的肺组织，从而在不影响手术操作视野的情况下增加有效气体交换面积，改善通气/血流比例失衡。支气管镜层不仅承担氧气输送功能，同时还可提供实时影像反馈，用于确认供氧位置是否准确，并根据手术进程动态调整供氧肺段。例如，在手术操作上肺叶时，可选择向下肺叶供氧；当手术区域发生变化时，可在支气管镜引导下调整供氧位置，从而实现供氧区域的动态切换。未来，随着计算机视觉与医学影像识别技术的发展，支气管镜图像可进一步与人工智能系统结合，实现肺段自动识别与支气管镜路径导航，从而构建 AI 引导的支气管镜精准供氧系统(AI-guided bronchoscopic oxygen delivery system)。

2.5. 闭环系统工作流程总结

综上所述，本文提出的 AI 驱动肺段级精准供氧系统的工作流程如下：首先，监测层实时采集患者生理参数；随后，决策层基于人工智能模型预测低氧风险并制定供氧策略；然后，控制层根据决策结果调节氧气流量与供氧时间；最后，通过支气管镜执行层将氧气精准输送至目标肺段。在供氧过程中，系统持续接收患者血氧变化作为反馈信号，并对供氧策略进行动态调整，从而形成完整的闭环控制系统。该系统实现了从“实时监测 - 智能预测 - 策略决策 - 精准执行 - 反馈调节”的全过程智能化管理，为单肺通气期间低氧血症的精准干预提供了一种新的技术框架。

3. 低氧预测与精准供氧优化的人工智能模型

为实现单肺通气(One-Lung Ventilation, OLV)期间低氧血症的早期预警与精准供氧控制，本文构建了一套人工智能模型体系，包括低氧预测模型(Hypoxemia Prediction Model)、氧气流量控制模型(Oxygen Flow Control Model)以及供氧肺段选择模型(Segment Selection Model)。三个模型分别对应“预测 - 决策 - 控制”

三个关键环节，共同构成 OLV 精准供氧的智能决策系统。

3.1. 低氧风险预测模型(Hypoxemia Prediction Model)

低氧血症通常在单肺通气过程中呈渐进性发展趋势，可通过围术期生理参数时间序列变化对未来一段时间内发生低氧的风险进行预测。本研究构建低氧风险预测模型，预测未来短时间窗口(如 3 min、5 min 或 10 min)内患者发生低氧血症的概率，从而实现低氧的早期预警与提前干预。模型输入为围术期多源时间序列数据，包括血氧饱和度(SpO_2)、动脉血氧分压(PaO_2)、呼气末二氧化碳($EtCO_2$)、气道压力、潮气量、呼吸频率、呼气末正压(PEEP)、心率、平均动脉压等参数。同时可结合患者术前信息，如肺功能指标、胸部 CT 影像特征、既往肺部手术史等作为静态特征输入，以提高模型预测准确性。模型构建方法可采用传统机器学习方法与深度学习相结合的方式。对于结构化数据，可采用逻辑回归(Logistic Regression)、随机森林(Random Forest)或梯度提升树(XGBoost)等方法建立低氧风险分类模型；对于时间序列数据，可采用长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)或 Transformer 时间序列模型，以捕捉生理参数的动态变化趋势。模型输出为未来一定时间内发生低氧血症的概率，包含 P (hypoxemia in 5 min)和 P (hypoxemia in 10 min)。当预测风险超过预设阈值时，系统将触发供氧决策模块，从而在 SpO_2 明显下降之前进行干预，实现从被动处理低氧向主动预防低氧的转变。

3.2. 氧气流量控制模型(Oxygen Flow Control Model)

在确定需要进行肺段供氧后，氧气流量的设定对氧合改善效果及肺组织膨胀程度具有重要影响。氧气流量过低可能无法有效改善氧合，而氧气流量过高可能导致手术侧肺组织膨胀，影响手术视野，甚至增加气压伤(barotrauma)的风险。因此，需要建立氧气流量优化模型，以实现供氧效果与手术条件之间的平衡。氧气流量控制模型的输入包括当前 SpO_2 、 PaO_2 、 $EtCO_2$ 、气道压力、肺顺应性指标、当前供氧肺段位置以及手术阶段信息等。模型输出为推荐氧气流量范围(如 0.5~5 L/min)及供氧持续时间。该模型本质上属于连续变量控制问题，可采用回归模型或强化学习(Reinforcement Learning)方法进行建模。强化学习方法可通过建立奖励函数(reward function)来优化供氧策略，即：1)当 SpO_2 上升时给予正奖励；2)当手术侧肺膨胀影响手术视野时给予负奖励；3)当氧气流量过大时给予惩罚；4)当患者氧合维持稳定时给予奖励。通过不断学习与优化，模型可逐步获得最优氧气流量控制策略，实现供氧参数的动态调节与个体化优化。

3.3. 供氧肺段选择模型(Segment Selection Model)

在单肺通气期间，不同肺段供氧对氧合改善的效果不同，同时对手术视野的影响也不同。因此，选择合适的供氧肺段是精准供氧策略中的关键问题之一。供氧肺段选择模型的输入包括以下信息：1) 手术肺叶或手术肺段位置；2) 当前支气管镜位置；3) 患者肺部解剖结构信息(基于 CT)；4) 各肺段通气/血流匹配情况；5) 当前氧合状态(SpO_2 、 PaO_2)；6) 手术进程阶段。模型输出为最优供氧肺段，例如右下叶基底段、右中叶或左下叶等。该问题可以建模为分类问题或优化问题。可采用决策树、随机森林或神经网络模型，根据历史病例数据学习在不同手术场景与不同患者肺功能条件下最优供氧肺段的选择策略。在进一步研究中，还可以结合肺部 CT 三维重建与肺段分割技术，建立个体化肺段供氧模型，从而实现基于患者解剖结构的个体化供氧路径规划。

3.4. AI 模型协同工作机制

本研究提出的系统，低氧预测模型、氧气流量控制模型与供氧肺段选择模型并非独立工作，而是相

互协同构成完整的智能供氧决策系统。其基本工作流程如下：低氧预测模型对患者未来一段时间内发生低氧血症的风险进行预测；当预测风险超过阈值时，系统启动供氧策略优化模块；随后，供氧肺段选择模型确定最佳供氧肺段位置；最后，氧气流量控制模型计算最优氧气流量与供氧时间，并通过控制模块执行供氧操作。在供氧过程中，系统根据 SpO_2 和气道压力变化进行实时反馈调节，从而形成闭环控制系统。通过上述多模型协同机制，系统可实现单肺通气期间氧合管理的智能化、精准化与个体化。

4. 概念验证研究与模拟实验框架

由于连续肺段精准供氧技术在临床中仍处于探索阶段，且目前病例数量有限，难以开展大规模前瞻性随机对照研究，因此本研究采用概念验证研究(proof-of-concept study)与模拟实验相结合的方法，对人工智能驱动的肺段级精准供氧系统的潜在有效性与可行性进行初步验证。本研究首先基于实际病例中单肺通气期间严重低氧血症的发生与精准肺段供氧干预后的氧合改善过程，对供氧干预前后的氧合变化进行分析。在该病例中，患者在单肺通气过程中出现进行性低氧血症，血氧饱和度最低降至约 73%，常规干预措施未能有效改善氧合状态，而在采用支气管镜引导下向远离手术区域的肺段持续精准供氧后，患者血氧饱和度迅速恢复并稳定在 95% 以上，手术得以顺利完成，表明肺段级精准供氧在改善 OLV 低氧方面具有潜在有效性。在此基础上，本研究进一步构建单肺通气氧合变化的模拟模型，并在模拟环境中比较传统供氧策略与 AI 决策供氧策略在低氧预警时机、氧合稳定性以及干预次数等方面的差异，从而对 AI 精准供氧系统的潜在临床价值进行概念性验证。

4.1. 基于病例的氧合改善过程分析(Case-Based Oxygenation Response Analysis)

概念验证研究，首先基于本病例记录的围术期血氧变化数据，对低氧发生阶段与精准供氧干预阶段的血氧变化趋势进行分析。通过记录 SpO_2 随时间变化的曲线，可以将单肺通气过程划分为三个阶段：单肺通气初始稳定阶段、低氧发生阶段以及肺段精准供氧干预后氧合恢复阶段。术中胸腔镜下可见右肺存在广泛胸膜粘连及多发肺大疱，提示患者肺部基础条件较差，单肺通气期间发生低氧风险较高(图 2)。

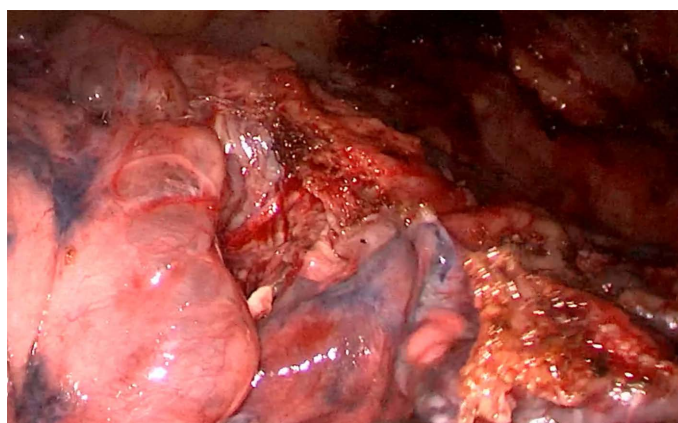
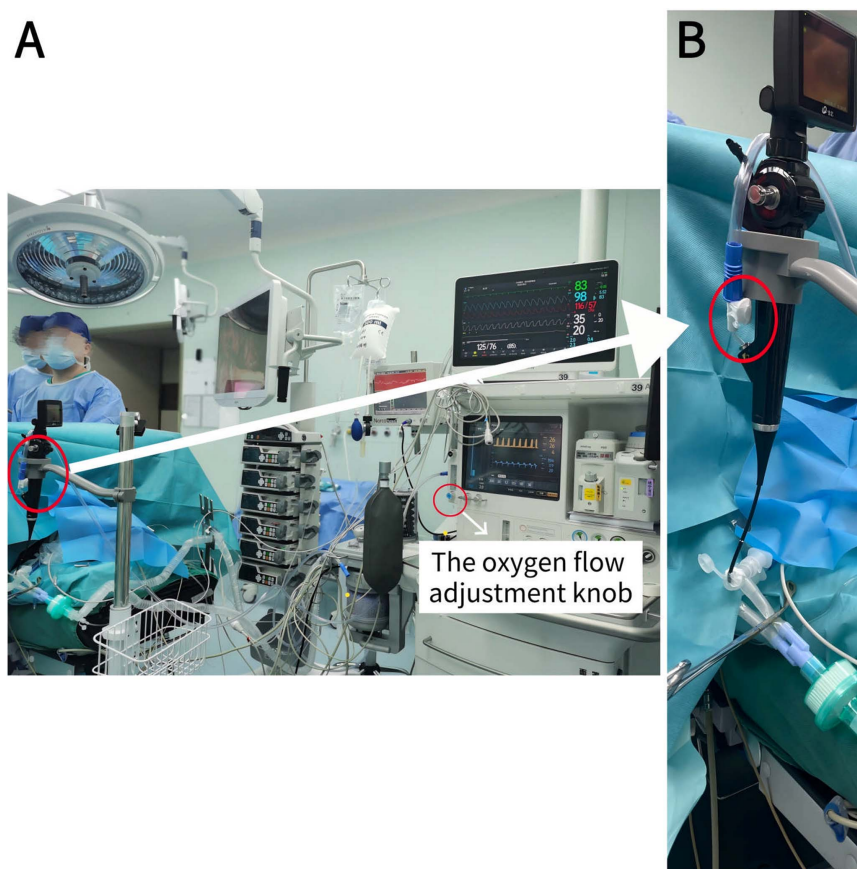


Figure 2. Thoracoscopy image showing extensive adhesions and pulmonary bullae in the right lung during the operation

图 2. 术中胸腔镜图像显示右肺存在广泛胸膜粘连及多发肺大疱

在低氧发生阶段，随着单肺通气持续进行，患者血氧饱和度逐渐下降，提示肺内分流增加及通气/血流比例失衡加重；在实施肺段精准供氧后，血氧饱和度明显上升并维持稳定，向远离手术区域的肺段持续供氧可以增加有效气体交换面积，从而改善氧合状态。该过程为后续建立氧合变化模拟模型提供了参

考依据。为改善氧合状态，在支气管镜引导下将氧气导管置入远离手术区域的右下肺叶，通过延长管道持续输送氧气(图 3)。胸腔镜下可见供氧后右下肺叶部分膨胀，但未对手术区域造成明显干扰(图 4)。



注：(A) 全景图：氧气由麻醉机输出，经改装成人用吸引导管(12F，上海 BETER，外径 4.0 mm)及延长管连接，在视频支气管镜引导下输送至右下肺；(B) 近景图：显示氧气通过相同路径输送至右下肺的过程。

Figure 3. Schematic diagram of segmental oxygen delivery under bronchoscopic guidance
图 3. 支气管镜引导下肺段供氧路径示意图

4.2. 单肺通气氧合变化模拟模型(Oxygenation Simulation Model)

为了在不增加临床风险的前提下评估不同供氧策略的效果，本研究建立单肺通气条件下氧合变化的模拟模型。该模型基于通气/血流比例失衡及肺内分流变化对动脉氧合的影响原理，模拟在不同供氧条件下血氧饱和度的变化趋势。

模拟模型的输入参数包括：初始 SpO_2 、肺内分流比例、潮气量、呼吸频率、呼气末正压、气道压力、供氧流量以及供氧肺段位置等参数。模型输出为在不同时间点的 SpO_2 变化趋势曲线。

在模拟实验中设置三种不同的供氧策略：1) 无额外干预策略(No Intervention)，即维持单肺通气，不进行额外供氧；2) 传统干预策略(Traditional Strategy)，即当 SpO_2 下降至设定阈值(如 90%)后再进行供氧或短暂双肺通气；3) AI 决策策略(AI Strategy)，即基于低氧预测模型提前进行肺段供氧，并根据实时血氧变化动态调整供氧流量与供氧肺段。

通过模拟不同策略下 SpO_2 随时间变化的曲线，可以比较不同策略在氧合稳定性方面的差异。



Figure 4. Thoracoscopic image showing partial expansion of the right lower lung without significant interference with the surgical procedure

图 4. 术中胸腔镜图像显示供氧后右下肺部分膨胀,但未对手术操作产生明显干扰

4.3. AI 决策供氧策略模拟(AI-Based Oxygen Delivery Simulation)

在 AI 决策策略中,系统首先基于低氧预测模型对未来一段时间内发生低氧血症的风险进行预测。当预测风险超过设定阈值时,系统提前启动肺段供氧,而不是在 SpO_2 已经明显下降后再进行干预。

在供氧过程中,系统根据实时 SpO_2 与气道压力变化动态调整氧气流量,并在必要时调整供氧肺段位置,从而形成闭环控制过程。通过模拟该过程,可以评估 AI 策略在低氧预警提前量及氧合稳定性方面的潜在优势。

4.4. AI 策略与传统策略比较指标(AI vs Traditional Strategy Evaluation Metrics)

为了比较 AI 供氧策略与传统供氧策略之间的差异,本研究设置以下评价指标: 1) 最低血氧饱和度(Minimum SpO_2); 2) 低氧持续时间(Duration of hypoxemia); 3) 血氧恢复时间(Recovery time); 4) 供氧干预次数(Number of interventions); 5) 氧气使用总量(Total oxygen consumption); 6) 手术中断次数(Interruption of surgery)。

理论上,与传统策略相比, AI 策略由于能够提前预测低氧风险并提前干预,可减少低氧发生持续时间,提高最低血氧水平,并减少手术中断次数,从而提高围术期安全性与手术流程的连续性。

4.5. 概念验证研究流程总结(Workflow of Proof-of-Concept Study)

本研究的概念验证研究流程如下:首先基于病例数据分析单肺通气期间低氧发生与精准供氧干预后的氧合变化趋势;随后建立氧合变化模拟模型;然后在模拟环境中分别设置传统供氧策略与 AI 决策供氧策略;最后通过比较不同策略在氧合稳定性与干预次数等指标上的差异,对 AI 精准供氧系统的潜在临床应用价值进行初步评估。

通过概念验证研究与模拟实验相结合的方法,本研究为人工智能驱动的肺段级精准供氧系统提供了初步的理论依据与技术可行性支持,并为未来开展前瞻性临床研究奠定基础。

5. 讨论

5.1. 从单病例技术到智能供氧系统的转变

本研究从单病例中连续肺段精准供氧成功改善单肺通气低氧血症的临床实践出发,进一步提出人工智能驱动的肺段级精准供氧系统框架,实现了从“单一技术操作”到“智能供氧系统”的概念拓展。传统病例报告通常仅描述某一技术在特定患者中的应用效果,而本研究在病例基础上进一步抽象出供氧决策过程,并将其建模为一个可由人工智能参与的动态决策与控制问题,从而将临床经验转化为可计算、可建模、可优化的智能系统问题。

单肺通气期间低氧血症的发生具有明显的动态性和个体差异性,其管理过程本质上是一个连续监测-风险评估-策略决策-干预执行-反馈调整的闭环过程。传统管理模式主要依赖麻醉医生根据经验进行判断和手动调节,属于典型的经验驱动模式。而本研究提出的 AI 驱动精准供氧系统可将这一过程转变为数据驱动与模型驱动模式,从而为围术期呼吸管理提供新的技术路径。

5.2. OLV 低氧管理的本质:闭环控制问题

从工程角度看,单肺通气低氧管理问题可以被视为一个典型的闭环控制系统问题。系统的控制目标是维持患者氧合水平在安全范围内,而系统状态受到肺内分流比例、通气参数、血流动力学状态以及手术操作等多因素影响,并随时间不断变化。因此,该问题具有典型的动态系统特征与多参数耦合特征。

在传统模式下,麻醉医生通过观察 SpO_2 和血气分析结果进行人工调节,相当于人工控制系统;而在 AI 驱动系统中,可以通过低氧预测模型对系统状态进行预测,并通过决策模型计算最优供氧策略,再通过控制模块调节氧气输送参数,从而形成自动闭环控制系统。这一过程与自动驾驶系统或智能胰岛素泵系统类似,均属于基于人工智能的闭环控制系统。

因此,从系统工程角度看,人工智能驱动的肺段级精准供氧系统不仅是一种新的供氧方法,更是一种围术期呼吸管理模式的转变,即从人工经验控制向智能闭环控制转变。

5.3. 精准通气与精准供氧(Precision Ventilation and Precision Oxygen Therapy)

传统机械通气策略通常以整肺为单位进行通气参数调节,而本研究提出的肺段级供氧策略则将干预尺度从“整肺”细化至“肺叶/肺段”,属于一种更高分辨率的呼吸支持策略。随着胸腔镜手术与支气管镜技术的发展,实现肺段级干预在技术上已具有可行性。精准医学(precision medicine)的核心理念是根据个体差异进行个体化治疗,而精准供氧(precision oxygen therapy)可以被视为精准医学在围术期呼吸管理中的具体体现。通过人工智能系统综合分析患者肺功能、手术部位及实时生理参数,可以为不同患者制

定不同的供氧策略,从而实现个体化氧合管理。因此,本研究提出的 AI 精准供氧系统可被视为“精准通气(precision ventilation)”或“精准供氧(precision oxygen therapy)”的一种实现形式,为围术期个体化呼吸管理提供新的思路。

5.4. 智能麻醉与智能手术室(Intelligent Anesthesia and Smart Operating Room)

近年来,智能麻醉(intelligent anesthesia)与智能手术室(smart operating room)逐渐成为医学工程领域的研究热点。例如,基于闭环控制的麻醉深度控制系统、自动机械通气控制系统以及围术期风险预测系统等均已逐步开展研究。在这一背景下,将人工智能技术引入单肺通气氧合管理具有重要的研究意义。

在未来的智能手术室环境中,患者监护系统、麻醉机、呼吸机、支气管镜系统及手术导航系统可实现数据互联互通,人工智能系统可基于多源数据进行综合决策,并自动调节通气与供氧策略,从而形成围术期生命支持的智能管理系统。本研究提出的 AI 驱动肺段级精准供氧系统可以作为智能麻醉系统中的一个重要组成部分,为构建智能化围术期呼吸支持系统提供技术框架。

5.5. 人工智能与医生协同决策(Human-AI Collaborative Decision-Making)

需要指出的是,人工智能系统在围术期管理中的应用不应完全取代医生,而应作为医生决策的辅助工具。在本研究提出的系统中,人工智能主要用于低氧风险预测与供氧策略推荐,而最终决策仍可由麻醉医生根据具体手术情况进行确认。这种“人工智能辅助决策 + 医生最终决策”的模式属于人机协同决策模式(human-AI collaborative decision-making),既可以提高决策效率,又可以保证临床安全性。因此,在未来临床应用中, AI 精准供氧系统可作为麻醉医生的智能辅助系统,用于提供低氧预警与供氧策略建议,从而降低低氧发生风险并减轻医生工作负担。

5.6. 实施挑战与安全性分析(Implementation Challenges and Safety Considerations)

在将人工智能驱动的肺段级精准供氧系统从概念验证推进至临床应用的过程中,仍面临一系列关键技术挑战与安全性问题,需要在未来研究中系统性解决。

首先,该系统高度依赖围术期多模态[21]生理数据的实时融合,包括 SpO₂、动脉血气、呼吸机参数及血流动力学指标等。然而,不同数据源在采样频率、时间同步性及信号质量方面存在差异,可能影响 AI 模型输入的稳定性。因此,需要构建高鲁棒性的实时数据融合框架,例如基于时间对齐(time alignment)与数据缺失补偿(data imputation)的多模态融合方法,以确保模型决策的可靠性。其次,精准肺段供氧依赖支气管镜操作的准确性。在未来自动化或半自动化系统中,机器人支气管镜的定位精度、路径规划能力及操作稳定性将直接影响供氧效果[26]。错误定位可能导致供氧无效或影响手术视野。因此,有必要结合计算机视觉与肺部解剖建模技术,发展高精度的支气管镜导航系统,并引入实时影像反馈机制以提高执行可靠性。在高风险医疗场景中, AI 模型的安全性[27]与可解释性[28]至关重要[29]。低氧预测模型[6]若出现误报(false positive)或漏报(false negative),可能分别导致不必要干预或延误治疗。因此,需要引入可解释人工智能(Explainable AI, XAI)方法[30],如 SHAP 或注意力机制[31][32],对模型决策进行可视化解释[33]。同时,应建立模型置信度评估机制,并在低置信度情况下触发人工干预,从而提高系统安全性。

尽管该系统具备自动决策能力,但在实际临床环境中,应采用“AI 辅助 + 医生主导”的人机协同模式。人工智能系统可提供低氧风险预警与供氧策略建议,而最终决策由麻醉医生根据临床经验与手术情况进行确认。这种模式有助于在提升效率的同时降低系统性风险。闭环控制系统在极端情况下可能发生故障,例如传感器异常、数据中断或模型失效。因此,必须设计完善的安全冗余机制,包括:自动切换至传统人工控制模式(fallback mode)、设置安全阈值(如 SpO₂ < 88% 强制报警)和多级报警系统(multi-level alert

system)。这些措施可确保在系统异常时患者安全不受影响。

5.7. 氧合变化模拟模型的构建与验证(Construction and Validation of the Oxygenation Simulation Model)

为确保模拟实验结果具有充分的生理学合理性与方法学严谨性,本研究对单肺通气(OLV)条件下氧合变化模拟模型的构建原理及其验证过程进行了系统阐述。该模型旨在在不增加临床风险的前提下,定量评估不同供氧策略对患者氧合状态的影响,从而为人工智能驱动的精准确供氧策略提供理论支持。

在模型构建方面,本研究采用经典的多室肺模型(multi-compartment lung model) [4]来描述单肺通气期间的气体交换过程。该模型将肺划分为多个功能性区域(functional compartments),每个区域具有不同的通气/血流比(ventilation-perfusion ratio, V/Q ratio),从而能够有效模拟肺内分流(intrapulmonary shunt)及通气不均匀性对氧合的影响。在此基础上,动脉氧分压(PaO₂)的计算结合肺泡气体方程(alveolar gas equation)及氧合血红蛋白解离曲线(oxyhemoglobin dissociation curve),并通过引入分流比例(shunt fraction, Q_s/Q_t)来刻画未氧合血液进入体循环对整体氧合状态的影响,使模型能够反映 OLV 条件下典型的气体交换受限特征。在动态建模方面,本研究构建了基于时间序列的氧合状态演化模型。系统状态随时间动态更新,其核心变量包括血氧饱和度 SpO₂(t)、动脉氧分压 PaO₂(t)、分流比例变化以及供氧干预参数(包括氧气流量与供氧肺段位置)。供氧策略通过改变局部 V/Q 匹配状态,从而影响整体氧合水平。该过程可抽象为离散时间更新函数,即 SpO₂ 在下一时间点由当前氧合状态、通气/血流分布、供氧强度及分流程度共同决定。通过该动态建模框架,模型能够模拟不同供氧策略对氧合恢复速度、最低血氧水平及整体稳定性的影响。

在参数设定方面,模型参数综合来源于文献报道的 OLV 生理参数范围、临床麻醉监测数据以及本研究病例中的真实 SpO₂ 变化曲线。关键参数包括初始 SpO₂ 与 PaO₂、肺内分流比例(通常设定为 20%~40%以反映 OLV 状态)、氧气流量范围(0~5 L/min)以及通气参数(如潮气量、呼气末正压等)。上述参数设定使模型能够在合理的生理范围内运行,并增强其与实际临床场景的一致性。

在模型验证方面,为确保模拟结果的可信性,本研究在进行供氧策略比较前对模型进行了初步验证。首先,通过趋势一致性验证(trend validation),将模拟生成的 SpO₂ 变化曲线与病例真实数据进行对比,结果显示模型能够再现 OLV 阶段血氧逐渐下降及精准供氧干预后快速恢复的典型动态过程。其次,通过生理合理性验证(physiological plausibility),模型输出符合既有临床规律,即分流比例增加导致氧合下降,而增加有效通气区域或提前干预可显著改善氧合水平。此外,通过敏感性分析(sensitivity analysis),系统性改变关键参数(如分流比例与供氧流量),观察模型输出变化趋势,结果表明模型响应与生理预期一致,进一步验证了模型的稳定性与可靠性。

尽管如此,本研究所构建的模拟模型仍属于简化模型,尚未完全考虑肺泡通气的非线性分布、呼吸与循环系统的复杂耦合效应以及个体化肺结构差异等因素。因此,未来研究可通过引入基于 CT 的三维肺结构重建、个体化参数建模以及真实世界多中心临床数据,对模型进行进一步优化与验证,从而提升其在临床决策支持中的应用价值。

5.8. 研究局限性与未来研究方向

本研究仍存在一定局限性。首先,目前研究基于单病例开展概念验证研究,样本量较小,尚不能充分验证该系统在不同患者群体中的有效性与安全性。其次,本研究中人工智能模型仍处于理论模型与模拟实验阶段,尚未在真实临床环境中进行系统验证。此外,肺段供氧的最佳流量范围及最佳供氧肺段选择策略仍需通过更多临床数据进行优化。

未来研究可从以下几个方面开展:首先,收集更多单肺通气病例数据,建立低氧预测模型并进行回

顾性验证；其次，开发支气管镜导航与肺段识别算法，实现供氧肺段的自动定位；再次，建立闭环控制系统，实现氧气流量的自动调节；最后，通过前瞻性临床研究验证 AI 精准供氧系统在围术期氧合管理中的临床价值。

6. 总结

本文基于单病例中连续肺段精准供氧成功改善单肺通气低氧血症的临床实践，提出了一种人工智能驱动的肺段级精准供氧系统框架，并通过概念验证研究与模拟实验对该系统的潜在可行性进行了初步验证。该系统通过整合围术期多源生理数据，利用人工智能模型进行低氧风险预测、供氧策略决策及氧气流量优化控制，并通过支气管镜实现肺段级精准供氧，从而构建单肺通气氧合管理的闭环控制系统。

本研究表明，将人工智能技术与肺段级精准供氧技术相结合，有望实现单肺通气期间低氧血症的早期预警与精准干预，为围术期呼吸管理提供一种新的智能化解决方案。未来，通过进一步开展回顾性研究与前瞻性临床研究，有望推动智能供氧系统在胸科手术及围术期呼吸管理中的临床应用。

致 谢

本研究对珠海中科先进技术研究院江旭东同志提供的资源表示感谢。

基金项目

国家自然科学基金：82501368，62372047。

参考文献

- [1] Shum, S., Huang, A. and Slinger, P. (2023) Hypoxaemia during One Lung Ventilation. *BJA Education*, **23**, 328-336. <https://doi.org/10.1016/j.bjae.2023.05.006>
- [2] Piccioni, F., Langiano, N., Bignami, E., Guarnieri, M., Proto, P., D'Andrea, R., *et al.* (2023) One-Lung Ventilation and Postoperative Pulmonary Complications after Major Lung Resection Surgery. A Multicenter Randomized Controlled Trial. *Journal of Cardiothoracic and Vascular Anesthesia*, **37**, 2561-2571. <https://doi.org/10.1053/j.jvca.2023.04.029>
- [3] Wang, W., Gong, Z., Zhao, M., Zhang, Z., Qiu, Y., Jiang, Q., *et al.* (2023) Hypoxemia in Thoracoscopic Lung Resection Surgery Using a Video Double-Lumen Tube versus a Conventional Double-Lumen Tube: A Propensity Score-Matched Analysis. *Frontiers in Surgery*, **10**, Article ID: 1090233. <https://doi.org/10.3389/fsurg.2023.1090233>
- [4] Li, C., Shen, J., Yang, L. and Chen, C. (2026) Comparison of Two-Lung Ventilation with CO₂ Artificial Pneumothorax and One-Lung Ventilation during Esophagectomy: A Retrospective Cohort Study. *BMC Anesthesiology*, **26**, Article No. 218. <https://doi.org/10.1186/s12871-026-03726-x>
- [5] Bruinooe, A.J.G., Mao, R., Gottschalk, T.H., Srinathan, S.K., Buduhan, G., Tan, L., *et al.* (2022) Identifying Biomarkers of Ventilator Induced Lung Injury during One-Lung Ventilation Surgery: A Scoping Review. *Journal of Thoracic Disease*, **14**, 4506-4520. <https://doi.org/10.21037/jtd-20-2301>
- [6] Lv, L., Zhang, W., Zhang, H., Wei, Y., Duan, J. and Ren, J. (2026) Effects of Lung-Protective Ventilation on Cerebral Oxygenation during One-Lung Ventilation in Neonates. *Journal of Pain Research*, **19**, 1-12. <https://doi.org/10.2147/jpr.s559083>
- [7] Durkin, C., Romano, K., Egan, S. and Lohser, J. (2021) Hypoxemia during One-Lung Ventilation: Does It Really Matter? *Current Anesthesiology Reports*, **11**, 414-420. <https://doi.org/10.1007/s40140-021-00470-5>
- [8] Musil, P., Harsanyi, S., Torok, P., Paulikova, M., Moens, D., Kalas, L., *et al.* (2023) Application and Technical Principles of Catheter High-Frequency Jet Ventilation. *Advances in Respiratory Medicine*, **91**, 278-287. <https://doi.org/10.3390/arm91040022>
- [9] Fan, Y., Ye, T., Huang, T. and Xiao, H. (2022) Machine Learning-Based Construction of a Clinical Prediction Model for Hypercapnia During One-Lung Ventilation for Lung Surgery. <https://assets-eu.researchsquare.com/files/rs-2004210/v1/4f85264e-9acf-4843-bd6e-54fab818ad3d.pdf>
- [10] Wang, M.H. (2025) Integrating Artificial Intelligence and Precision Therapeutics for Advancing the Diagnosis and Treatment of Age-Related Macular Degeneration. *Bioengineering*, **12**, Article 548. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12050548>

- [11] Sha, Y., Xu, R., Shao, S., Yang, J., Tang, B., Liang, Q., *et al.* (2025) Tailored Single-Lung Ventilation Approaches and Postoperative Pulmonary Outcomes in Thoracic Surgery. *Journal of Thoracic Disease*, **17**, 5371-5387. <https://doi.org/10.21037/jtd-2025-314>
- [12] Han Wang, M., Cui, J., Lee, S.M., Lin, Z., Zeng, P., Li, X., *et al.* (2025) Applied Machine Learning in Intelligent Systems: Knowledge Graph-Enhanced Ophthalmic Contrastive Learning with “Clinical Profile” Prompts. *Frontiers in Artificial Intelligence*, **8**, Article ID: 1527010. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1527010>
- [13] Wang, M.H., Pan, Y., Jiang, X., Lin, Z., Liu, H., Liu, Y., *et al.* (2025) Leveraging Artificial Intelligence and Clinical Laboratory Evidence to Advance Mobile Health Applications in Ophthalmology: Taking the Ocular Surface Disease as a Case Study. *iLABMED*, **3**, 64-85. <https://doi.org/10.1002/ila2.70001>
- [14] Han, J.S., Mashari, A., Singh, D., Dianti, J., Goligher, E., Long, M., *et al.* (2020) Personalized Ventilation to Multiple Patients Using a Single Ventilator: Description and Proof of Concept. *Critical Care Explorations*, **2**, e0118. <https://doi.org/10.1097/cce.0000000000000118>
- [15] 王涵. 人工智能在老年黄斑病变中的应用综述性研究及基于医学影像的老年黄斑变性病症量化分析[J]. 人工智能与机器人研究, 2022, 11(2): 143-157.
- [16] 杨舒同, 李竹君, 金超, 等. 评估人工智能在 CTPA 肺栓塞诊断效能及肺栓塞指数中的临床应用价值[J]. 西安交通大学学报(医学版), 2025, 46(1): 157-161.
- [17] 王涵. 人工智能在眼科领域的综述性研究——以 OCT 眼底诊断为例[J]. 人工智能与机器人研究, 2021, 10(4): 306-312.
- [18] 李佳蓉, 朱晓敏, 赵晓赟. 人工智能在气道管理方面的研究进展[J]. 天津医药, 2025, 53(10): 1098-1104.
- [19] Wang, M.H., Xing, L., Pan, Y., Gu, F., Fang, J., Yu, X., *et al.* (2024) AI-Based Advanced Approaches and Dry Eye Disease Detection Based on Multi-Source Evidence: Cases, Applications, Issues, and Future Directions. *Big Data Mining and Analytics*, **7**, 445-484. <https://doi.org/10.26599/bdma.2023.9020024>
- [20] Wang, M.H., Jiang, X., Zeng, P., Li, X., Chong, K.K., Hou, G., *et al.* (2025) Balancing Accuracy and User Satisfaction: The Role of Prompt Engineering in AI-Driven Healthcare Solutions. *Frontiers in Artificial Intelligence*, **8**, Article ID: 1517918. <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1517918>
- [21] Wang, M.H., Zhou, J., Huang, C., Tang, Z., *et al.* (2024) Fusion Learning Methods for the Age-Related Macular Degeneration Diagnosis Based on Multiple sources of Ophthalmic Digital Images. 470-492. <https://www.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/12983/129831W/Fusion-learning-methods-for-the-age-related-macular-degeneration-diagnosis/10.1117/12.3017888.short>
- [22] Lee, H., Yoon, H., Kim, J., Park, J.S., Koo, C., Won, D., *et al.* (2023) Development and Validation of a Reinforcement Learning Model for Ventilation Control during Emergence from General Anesthesia. *npj Digital Medicine*, **6**, Article No. 145. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00893-w>
- [23] Wang, M.H. (2026) Artificial Intelligence across the Obesity Continuum: From Mechanistic Insights to Global Precision Prevention and Therapy. *Obesity*, **34**, 294-316. <https://doi.org/10.1002/oby.70095>
- [24] 范浩浩, 姜倩倩, 邢文字, 等. 基于人工智能的自动肺部超声评分对 ARDS 患者血管外肺水评估的价值[J]. 中国急救医学, 2023, 43(1): 24-29.
- [25] Zang, Q., Cui, H., Guo, X., Lu, Y., Zou, Z. and Liu, H. (2022) Clinical Value of Video-Assisted Single-Lumen Endotracheal Intubation and Application of Artificial Intelligence in It. *American Journal of Translational Research*, **14**, Article 7643.
- [26] Soleymani, A., Li, X. and Tavakoli, M. (2022) Surgical Procedure Understanding, Evaluation, and Interpretation: A Dictionary Factorization Approach. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, **4**, 423-435. <https://doi.org/10.1109/tmrb.2022.3170210>
- [27] Yu, Y., Wang, M.H. and Zhang, J.B. (2026) Abstract Meaning Representation for Cross-Domain Knowledge Integration: A Semantic Framework for Explainable and Trustworthy AI. In: Ye, Y. and Zhou, H., Eds., *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, IOS Press, 79-86. <https://doi.org/10.3233/faia251751>
- [28] Wang, M., Lin, Z., Zhou, J., Xing, L. and Zeng, P. (2023) Applications of Explainable Artificial Intelligent Algorithms to Age-Related Macular Degeneration Diagnosis: A Case Study Based on CNN, Attention, and CAM Mechanism. 2023 *IEEE International Conference on Contemporary Computing and Communications (Inc4)*, Bangalore, 21-22 April 2023, 1-5. <https://doi.org/10.1109/inc457730.2023.10263077>
- [29] Wang, M.H. and Qin, S. (2026) Explainable Neuro-Symbolic Artificial Intelligence for Automated Interpretation of Corneal Topography and Early Keratoconus Detection. *Frontiers in Artificial Intelligence*, **9**, Article ID: 1713747. <https://doi.org/10.3389/frai.2026.1713747>
- [30] Wang, M.H., Chong, K.K., Lin, Z., Yu, X. and Pan, Y. (2023) An Explainable Artificial Intelligence-Based Robustness Optimization Approach for Age-Related Macular Degeneration Detection Based on Medical IOT Systems. *Electronics*,

-
- 12**, Article 2697. <https://doi.org/10.3390/electronics12122697>
- [31] Wang, M.H. (2025) An Explainable AI Framework for Corneal Imaging Interpretation and Refractive Surgery Decision Support. *Bioengineering*, **12**, Article 1174. <https://doi.org/10.3390/bioengineering12111174>
- [32] Shapovalova, V. (2026) Postoperative Pain: Overview, Risks, Trajectories, Multimodality, Prospects, Role of Artificial Intelligence (Part 1). *SSP Modern Pharmacy and Medicine*, **6**, 1-15. <https://doi.org/10.53933/ktx43s08>
- [33] Wang, M.H. (2025) Explainable Artificial Intelligence Framework for Predicting Treatment Outcomes in Age-Related Macular Degeneration. *Sensors*, **25**, Article 6879. <https://doi.org/10.3390/s25226879>