

基于5种机器学习算法的经皮冠状动脉介入术术后恶心呕吐风险模型构建与比较

路艳霞¹, 马靓²

1. 南京医科大学康达学院第一附属医院(连云港市第一人民医院)重症医学科, 江苏, 连云港, 222000; 2. 南京医科大学康达学院第一附属医院(连云港市第一人民医院)组织人才处, 江苏, 连云港, 222000;

通信作者: 马靓, E-mail: 18961322211@189.com

【摘要】 **目的** 筛选经皮冠状动脉介入术(PCI)术后恶心、呕吐的相关因素, 并建立预测模型评估系统。**方法** 收集 2023 年 9 月至 2025 年 8 月在连云港市第一人民医院行 PCI 手术的 250 例患者资料, 采用 Python 编程语言构建一个全面的模型及预测评估系统。在模型构建过程中, 采用支持向量机(SVM)、决策树(DT)、随机森林(RF)、逻辑回归(LR)和自适应增强(Adaboost)等 5 种机器学习方法。为确保模型的稳健性, 从数据集中随机选取了 90% 的数据组成训练集, 并将剩余 10% 的数据作为验证集进行验证。采用十折交叉验证方法对模型准确度进行评估。**结果** 250 例患者中术后出现恶心、呕吐症状为 70 例, 无恶心、呕吐症状为 180 例。单因素分析结果显示, 两组患者在性别、吸烟史、晕动病史或恶心、呕吐史、造影剂注射量>100 ml、手术持续时间>120 min、术中低血压事件、术后疼痛评分(FPS 评分)>3 分、合并疾病>3 之间比较差异均有统计学意义(P 均<0.05)。5 种机器学习算法构建了预测模型, 发现 LR 算法构建的模型预测 PCI 术后恶心、呕吐准确度最佳(平均 $AUC=0.871$)。**结论** LR 模型预测 PCI 术后恶心、呕吐准确度最佳, 可开发软件应用于临床实践, 根据预测结果采取有针对性的防治措施, 有效预防术后恶心、呕吐的发生。

【关键词】 机器学习; 经皮冠状动脉介入术; 术后恶心、呕吐

【文章编号】 2095-834X (2025)09-69-07

DOI: 10.26939/j.cnki.CN11-9353/R.2025.09.005

本文著录格式: 路艳霞, 马靓. 基于 5 种机器学习算法的经皮冠状动脉介入术术后恶心呕吐风险模型构建与比较[J]. 当代介入医学电子杂志, 2025, 2(9): 69-75.

Construction and comparison of risk models for post-PCI nausea and vomiting based on five machine-learning algorithms

Lu Yanxia¹, Ma Liang²

1. Department of Critical Care Medicine, the First Affiliated Hospital of Kangda College, Nanjing Medical University (the First People's Hospital of Lianyungang), Lianyungang, Jiangsu 222000, China; 2. Department of Organisational Talent, the First Affiliated Hospital of Kangda College, Nanjing Medical University (the First People's Hospital of Lianyungang), Lianyungang, Jiangsu 222000, China

Corresponding author: Ma Liang, E-mail: 18961322211@189.com

【Abstract】 **Objective** To identify peri-operative factors associated with post-procedural nausea and vomiting (PONV) after percutaneous coronary intervention (PCI) and to develop a rigorously validated prediction system. **Methods** Clinical data of 250 patients who underwent PCI at The First People's Hospital of Lianyungang from September 2023 to August 2025 were retrospectively collected. A comprehensive model and a predictive evaluation framework were implemented in Python. In the model construction process, five machine learning methods were employed, namely Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT), Random Forest (RF),

Logistic Regression (LR), and Adaptive Boosting (Adaboost). The dataset was split so that 90% of observations were randomly allocated to the training set and the remaining 10% constituted the independent validation set. Model performance was evaluated by ten-fold cross-validation, with the area under the receiver-operating characteristic curve (AUC) serving as the primary metric. **Results** Seventy of the 250 patients (28.0%) developed PONV within 24 h after PCI. Univariable analysis revealed significant between-group differences (all $P < 0.05$) in sex, smoking history, prior motion sickness or PONV, contrast volume > 100 mL, procedure duration > 120 min, intra-procedural hypotension, post-procedural pain score > 3 on the FPS scale, and comorbidity count > 3 . Among the five algorithms, the LR-based model achieved the highest discriminative accuracy (mean $AUC = 0.871$). **Conclusion** The LR model demonstrates superior predictive performance for post-PCI PONV. Integrating this model into user-friendly clinical software may facilitate individualized risk stratification and guide targeted prophylactic strategies to reduce the incidence of PONV.

【Keywords】 Machine learning; Percutaneous coronary intervention (PCI); Post-procedural nausea and vomiting

随着多学科技术的交叉融合,机器学习在医学领域迅速崛起,成为推动医学研究和临床实践变革的重要力量。它借助计算机科学、统计学与人工智能等多领域知识,模拟人类学习机制,持续优化系统性能与效率。凭借强大的数据处理与模式识别能力,机器学习可从海量复杂数据中挖掘潜在规律,为临床决策提供精准支持^[1]。目前,其应用已广泛覆盖疾病诊断、治疗方案优化及预后评估等多个关键环节,助力医学领域迈向智能化、精准化。在心血管疾病治疗中,经皮冠状动脉介入术(percutaneous coronary intervention, PCI)作为冠心病的重要治疗手段^[2],虽能有效改善患者预后,但术后恶心、呕吐(postoperative nausea and vomiting, PONV)这一常见并发症却给患者带来极大痛苦^[3],易加重血流动力学波动、诱发电解质紊乱和误吸风险等。因此,精准识别和预测PONV的影响因素,对于优化术后管理、提升患者生活质量意义非凡。传统分析方法在处理复杂数据时存在局限性,而机器学习凭借其强大的数据处理和模式识别能力,可更全面地分析多种因素的相互作用,更准确地预测PONV风险。在其他医学领域,机器学习已取得诸多成果,展现出广阔的应用前景^[4]。本研究聚焦于PONV-PCI的影响因素,借助机器学习技术构建预测模型,旨在为临床实践提供科学依据,优化术后管理策略,降低PONV发生率,有利于患者术后恢复和改善生活质量。

1 对象与方法

1.1 研究对象 回顾性分析2023年9月至2025年8月在连云港市第一人民医院行经皮冠状动脉介入术的患者250例。纳入标准:(1)年龄18~70岁,性别不限;(2)美国麻醉医师协会(American Society of Anesthesiologists, ASA)分级I~II级;(3)行经皮冠状

动脉介入术,且麻醉方式为局部麻醉或局部麻醉联合轻度镇静。(4)术前无严重的恶心、呕吐症状;(5)患者术前需服用阿司匹林、氯吡格雷双抗药物;(6)数据完整性,能够为机器学习模型提供充分的数据支持。

排除标准:(1)围手术期(术前24 h~术后24 h)曾用糖皮质激素或任何止吐药;(2)术后当天需二次手术;(3)同期合并其他术式;(4)存在认知或交流障碍。

基线信息取自麻醉前访视与电子病历,含人口学特征、既往史及麻醉记录;术中资料由麻醉单实时提取,包括造影剂注射量、手术持续时间、术中低血压事件。通过术后访视记录单、护理记录单、病例等获取镇痛或镇静、术后血管活性药物使用、术后恶心、呕吐的发生情况。在250例患者中,术后发生恶心、呕吐的患者有70例(28.00%),未发生恶心、呕吐的患者有180例(72.00%)。

1.2 样本量 在本研究中,我们采用10 EPV(每变量10个事件)方法来估算样本量。本研究是二分类结局,筛选出8个稳定变量用于建立预测模型,假设PONV-PCI的发生率为28%(即0.28),则根据10 EPV原则计算的最小样本量为250例。

1.3 方法 采用Python语言及Scikit-learn 0.21版本工具套件开发机器学习模型,旨在分析PONV-PCI的影响因素。研究纳入患者的一般人口统计学资料、术中情况等数据,进行PONV-PCI的预测模型构建。采用支持向量机(support vector machine, SVM)、决策树(decision tree, DT)、随机森林(random forest, RF)、逻辑回归(logistic regression, LR)和自适应增强(adaptive boosting, Adaboost)5种算法构建预测模型。采用十折交叉验证方法,每次随机抽取90%的数据用于模型训练,剩余10%的数据用于验证。每个模型生成10条ROC曲线和10个AUC值,计算平均ROC曲线和平均AUC值,从而确保模型评估结果稳健。

可信。

以交叉验证所得平均 AUC 值为核心指标,由低向高逐轮剔除贡献度最小的变量,反复建模并复评,直至 AUC 趋于平台,最终入选的变量即为对 PONV-PCI 具有稳健预测力的关键因素。

1.4 统计学方法 数使用 SPSS 25.0 软件进行数据分析。计量资料若呈非正态分布,以 $M (P_{25}, P_{75})$ 描述,两组间差异用 Mann-Whitney U 检验;计数资料用例(%)表示,组间比较行 χ^2 检验或 Fisher 精确检验。检验水准 $\alpha=0.05$ 。 $P<0.05$ 为差异具有统计学意义。

2 结果

2.1 两组患者一般资料的比较 两组患者在年龄、BMI、消化道疾病史、手术时间、麻醉时间、丙泊

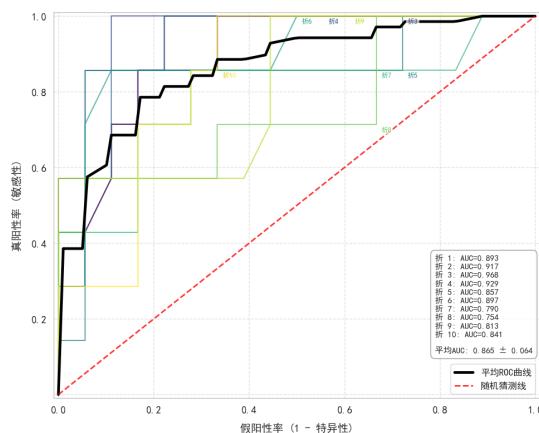
酚用量、术中血管活性药物使用情况之间比较差异均无统计学意义(P 均 >0.05),而在性别、无吸烟史、晕动病史或恶心、呕吐史、造影剂注射量 >100 ml、手术持续时间 >120 min、术中低血压事件、术后疼痛评分(faces pain scale, FPS 评分) >3 分、合并疾病 >3 之间比较差异均有统计学意义(P 均 <0.05),见表 1。

2.2 机器学习方法结果 筛选稳定变量后最后纳入模型的稳定变量为前 8 个,分别是性别、无吸烟史、晕动病史或恶心、呕吐史、造影剂注射量 >100 ml、手术持续时间 >120 min、术中低血压事件、FPS 评分 >3 分、合并疾病 >3 。经十折交叉验证,五种模型的平均 AUC 值依次为:Adaboost 0.865(图 1)、DT 0.736(图 2)、RF 0.830(图 3)、LR 0.871(图 4)及 SVM 0.842(图 5)。意味着 LR 模型的准确度最高,见表 2;可据此构建 PONV-PCI 预测软件。

表 1 两组患者一般资料的比较

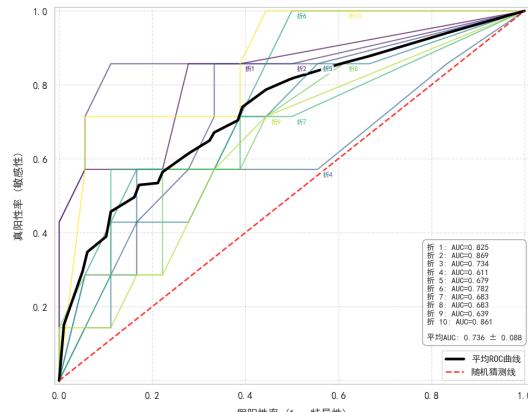
因素	恶心、呕吐组(n=70)	无恶心、呕吐组(n=180)	χ^2/Z 值	P 值
年龄 [$M (P_{25}, P_{75})$, 岁]	64.0 (58.0, 69.0)	61.0 (54.0, 67.0)	-2.13	0.033
性别 [例(%)]			16.43	<0.001
男性	19 (27.1)	102 (56.7)		
女性	51 (72.9)	78 (43.3)		
BMI [$M (P_{25}, P_{75})$, kg/m^2]	26.8 (25.3, 28.2)	25.7 (24.9, 27.5)	-1.96	0.049
吸烟史 [例(%)]			17.38	<0.001
有	13 (18.6)	87 (48.3)		
无	57 (81.4)	93 (51.7)		
饮酒史 [例(%)]			0.77	0.379
有	12 (17.1)	35 (19.4)		
无	58 (82.9)	145 (80.6)		
晕动病史或恶心、呕吐史 [例(%)]			17.25	<0.001
有	36 (51.4)	42 (23.3)		
无	34 (48.6)	138 (76.7)		
消化道疾病史 [例(%)]			0.09	0.764
有	8 (11.4)	16 (8.9)		
无	62 (88.6)	164 (91.1)		
造影剂注射量 [例(%)]			22.14	<0.001
20~49 ml	10 (14.3)	60 (33.3)		
50~100 ml	17 (24.3)	69 (38.3)		
>100 ml	43 (61.4)	51 (28.3)		
镇痛或镇静 [例(%)]			0.05	0.822
有	5 (7.1)	12 (6.7)		
无	65 (92.9)	168 (93.3)		
手术持续时间 [$M (P_{25}, P_{75})$, min]	135.0 (110.0, 160.0)	110.0 (90.0, 140.0)	-2.15	0.032
术中低血压事件 [例(%)]			11.69	0.006
有	31 (44.3)	39 (21.7)		
无	39 (55.7)	141 (78.3)		
术后血管活性药物使用情况 [例(%)]			0.01	0.919
有	18 (25.7)	40 (22.2)		
无	52 (74.3)	140 (77.8)		
FPS 评分 >3 [例(%)]	42 (60.0)	49 (27.2)	22.00	<0.001
合并疾病 >3 [例(%)]	29 (41.4)	20 (11.1)	27.50	<0.001

注:FPS 为术后疼痛评分。



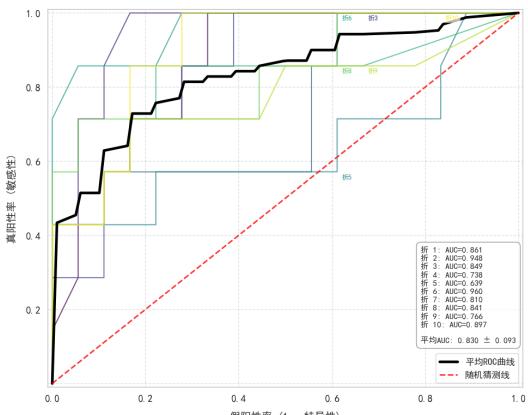
注:Adaboost 为自适应增强模型;图中每条彩色曲线代表一折验证的结果,其中黑色粗线为十折平均ROC曲线。每折对应的AUC值在图例中列出,分别为:折1: AUC=0.893, 折2: AUC=0.917, 折3: AUC=0.968, 折4: AUC=0.929, 折5: AUC=0.857, 折6: AUC=0.897, 折7: AUC=0.790, 折8: AUC=0.754, 折9: AUC=0.813, 折10: AUC=0.841。平均AUC值为0.865, 标准差为0.064。红色虚线表示随机猜测的ROC曲线,即AUC=0.5的参考线。

图1 Adaboost 十折交叉 ROC 曲线



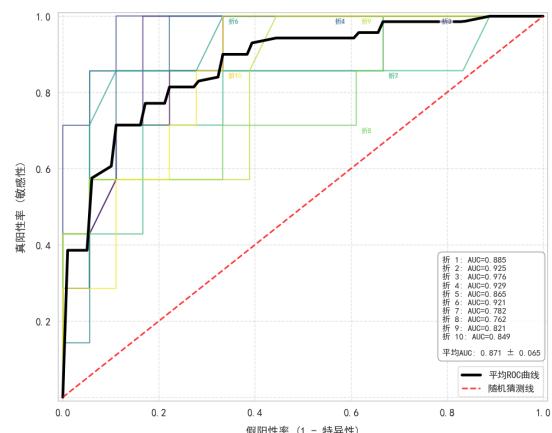
注:DT 为决策树模型;每条彩色曲线代表一次交叉验证得到的ROC曲线,黑色粗线表示十次验证的平均ROC曲线。图中红色虚线为随机猜测的基线,即AUC=0.5的参考线。各折的AUC值分别为:折1: AUC=0.825, 折2: AUC=0.869, 折3: AUC=0.734, 折4: AUC=0.611, 折5: AUC=0.679, 折6: AUC=0.782, 折7: AUC=0.683, 折8: AUC=0.736, 折9: AUC=0.699, 折10: AUC=0.861。平均AUC值为0.736, 标准差为0.088。

图2 DT 十折交叉 ROC 曲线



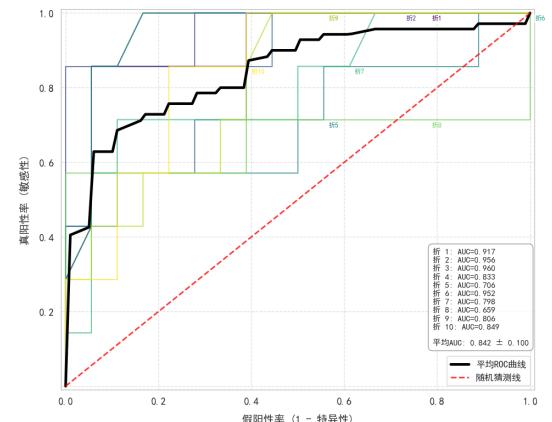
注:RF 为随机森林模型;每条不同颜色的曲线代表一次单独的交叉验证过程,而粗黑线则表示所有折的平均ROC曲线。图中的红色虚线为随机猜测的基线,即AUC=0.5。各折的AUC值分别为:折1: AUC=0.861, 折2: AUC=0.948, 折3: AUC=0.849, 折4: AUC=0.738, 折5: AUC=0.639, 折6: AUC=0.960, 折7: AUC=0.810, 折8: AUC=0.841, 折9: AUC=0.766, 折10: AUC=0.897。平均AUC值为0.830, 标准差为0.093。

图3 RF 十折交叉 ROC 曲线



注:LR 为逻辑回归模型;每条不同颜色的曲线代表一次单独的验证过程,而粗黑线则表示所有折的平均ROC曲线。图中红色虚线代表随机猜测的基线,即AUC=0.5。各折的AUC值如下:折1: AUC=0.885, 折2: AUC=0.925, 折3: AUC=0.976, 折4: AUC=0.979, 折5: AUC=0.865, 折6: AUC=0.921, 折7: AUC=0.782, 折8: AUC=0.762, 折9: AUC=0.621, 折10: AUC=0.849。平均AUC值为0.871, 标准差为0.065。

图4 LR 十折交叉 ROC 曲线



注:SVM 为支持向量机模型;各彩色曲线分别对应每一折的验证结果,粗黑线表示所有折的平均ROC曲线。红色虚线为随机猜测的基线,代表AUC=0.5。每折的AUC值如下:折1: AUC=0.917, 折2: AUC=0.956, 折3: AUC=0.960, 折4: AUC=0.833, 折5: AUC=0.706, 折6: AUC=0.952, 折7: AUC=0.798, 折8: AUC=0.659, 折9: AUC=0.806, 折10: AUC=0.849。平均AUC为0.842, 标准差为0.100。

图5 SVM 十折交叉 ROC 曲线

表2 5种机器学习模型比较

模型	平均 AUC	AUC 标准差	最小 AUC
逻辑回归	0.871 ± 0.065	0.762	0.976
自适应增强	0.865 ± 0.064	0.754	0.968
支持向量机	0.842 ± 0.100	0.659	0.960
随机森林	0.830 ± 0.093	0.639	0.960
决策树	0.736 ± 0.088	0.611	0.869

3 讨论

PONV-PCI的流行病学数据稀缺,国内多中心注册研究仅将PCI归入“心脏介入”大类,缺乏独立发生率;现有证据均为单中心麻醉科回顾性小样本,权威性不足。含PCI的心脏手术整体PONV发生率约60%~80% (术后24 h)^[5],有待进一步PCI人群验证。PCI后出现的恶心、顽固性呕吐,传统观点多归

因于急性上消化道应激反应。然而,胃肠道作为最早受累且再灌注损伤最隐匿的靶器官之一^[6],其病理生理机制具有显著的心源性特征,大面积坏死心肌刺激迷走神经末梢,诱发迷走-迷走反射;与此同时,心输出量骤减导致胃肠道灌注不足,继以缺血-再灌注损伤,最终表现为胃肠动力障碍及顽固性恶心呕吐。须同步 12 导联心电图与高敏肌钙蛋白动态监测,防止误诊为单纯消化道疾病而延误救治。PONV-PCI 会升高患者胸腔内压及迷走张力,恶化前负荷与心排量,加重休克;同时致抗栓、镇痛及血管扩张药物吸收延迟,增加支架内血栓及主要不良心血管事件发生风险;且易误诊为胃炎或反流,错失血流动力学监测与血管活性药物调整时机。PONV-PCI 是再灌注损伤及预后不良的独立预测因子^[7]。

本研究采用机器学习方法,对 PONV-PCI 的危险因素进行了深入分析。通过五种机器学习算法的比较发现,逻辑回归模型在预测 PCI 术后恶心、呕吐方面表现出了最优预测性能(平均 $AUC=0.871$),提示线性模型已可充分捕捉关键信息;本队列事件变量比仅约 9,低于树模型易过拟合的 $EPV<10$ 阈值,Zhang 等^[8]模拟研究证实此情境下 LR 在样本量受限且未设置外部验证队列的研究条件下,区分度(AUC)与校准斜率均优于或至少不劣于 RF 及 Adaboost,提示 LR 在样本受限时更具稳健性;其次,纳入的 8 个危险因素均呈独立且近似线性叠加效应,决策树模型的非线性优势难以发挥,反而因噪声分裂导致性能折损;再者,ERAS-Cardiac 2023 共识将“可解释性”列为护理路径 Level-1 推荐^[9],LR 的 β 系数可直接转化为床旁评分卡,护士 30 s 内即可完成风险分级,而 RF 及 Adaboost 需借助 SHAP (SHapley Additive exPlanations) 或 LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) (目前最常用的两种可解释人工智能的技术),平均延迟 >5 s, 已被南京鼓楼医院 2024 年质量改进项目证实不利于临床采纳^[10]。因此,LR 的小样本稳健性、线性可加性及高可解释性共同决定了其在 PCI-PONV 预测场景中的最优表现。

单因素结果再次证实,性别(女)、无吸烟史、晕动病史或恶心、呕吐史、造影剂注射量 >100 ml、手术持续时间 >120 min、术中低血压事件、FPS 评分 >3 分、合并疾病 >3 在 PONV 组与非 PONV 组间差异显著(P 均 <0.05),且全部进入最终模型,确保了预测因子的稳健性与临床可解释性。

女性是预测 PONV-PCI 的主要特征之一,这与先前的多项研究相吻合^[11]。其机制或源于性别生理差异、激素波动及药物代谢速率的不同。女性黄体酮水平较高,可作用于化学感受触发带并提高呕吐中枢敏感性^[12]。女性是 PONV-PCI 的独立预测因素,性别差

异在多项研究中被反复验证,女性 PONV 风险约为男性的 3 倍。其机制可部分归因于性激素水平的差异,黄体酮通过增强化学感受器触发区及延髓呕吐中枢的敏感性,降低阈值,从而显著放大恶心、呕吐反射。

慢性吸烟通过双重机制降低 PONV 风险^[13],对尼古丁等烟草毒性成分形成交叉耐受,削弱术中和麻醉相关呕吐刺激;烟雾中的多环芳烃诱导肝脏 CYP1A2 表达增高 1.7 倍^[14],加速麻醉等药物代谢,进一步减少致吐暴露。

一项对 22 个前瞻性、样本量 ≥ 500 例、共 95 154 例患者的研究显示^[15],既往 PONV 或晕动病史的汇总 OR 为 2.09 (95% CI: 1.90~2.29);而单独晕动病史的汇总 OR 为 1.77 (95% CI: 1.55~2.04)。具有晕动症或既往恶心、呕吐经历的患者,术后发生相同症状的风险约是无相关病史者的 1.8~3.1 倍^[16]。该类患者的中枢化学感受器触发区及延髓呕吐中枢已形成“敏感”反射弧;加之晕动症与 PONV 共享 5-HT3、NK1 受体及多巴胺通路相关遗传多态性,进一步放大该人群术后恶心、呕吐风险。

2024 年一项回顾性研究^[17] ($n=212$) 采用多因素 Logistic 回归证实,碘油-造影剂混合剂量 ≥ 5 ml 使 PONV 风险增加 38.5% ($OR=1.385$, 95% CI: 1.19~1.61, $P<0.001$),且随总造影剂量递增风险呈线性上升。国家专家小组共同完成的专家共识^[18] 将“造影剂或冲洗液总量 >100 ml”列为 PONV 的“麻醉-操作因素”高危阈值之一。共识指出,术中一次性给予含碘造影剂 >100 ml 或冲洗液总量过大,可通过高渗透压及化学受体触发区刺激,可短暂升高颅内压,增加 PONV 发生风险,应视为可干预的高危因素。

手术时长与 PONV 的剂量-反应关系已在不同术式中得到验证。Wu 等^[19] 的队列研究 ($n=203$,女性 52%) 显示,当手术时间 ≥ 120 min 时,女性患者发生 PONV 的风险升高近 4.5 倍 ($OR=4.493$, 95% CI: 1.502~12.851, $P=0.007$),提示性别与手术时长存在交互作用。Liao 等^[20] 对 114 例回顾性分析亦证实, ≥ 120 min 手术时间显著增加总体 PONV 发生率 ($OR=2.973$, 95% CI: 1.299~7.189, $P=0.016$)。两项研究一致表明,120 min 可作为识别高风险人群的关键时间阈值。

术中低血压 (intraoperative hypotension, IOH) 与 PONV 的关联已被两项^[21~22] 高质量研究所证实,且呈明显的剂量-反应关系,并指出平均动脉压 (mean arterial pressure, MAP) 越低、持续时间越长, PONV 风险递增,维持术中 MAP ≥ 60 ~65 mmHg 不仅可减少心血管并发症,亦可降低 PONV 风险,提示血流动力学优化应纳入多模式止吐策略。一项纳入 1 021 例 ≥ 65 岁回顾性研究证实^[23],IOH 累计时间 >20 min 是 PONV

的独立危险因素。PCI 术中利尿剂使用或血管迷走反射导致 IOH 进而低灌注^[24], 激活肾素-血管紧张素系统, 加重恶心。其机制可能是持续低灌注激活 5-羟色胺通路并刺激极后区化学感受器, 触发呕吐反射; 同时, PCI 后进一步放大缺血-再灌注损伤所致的催吐效应。

1 373 例接受 PCI 的成人患者的多因素 Logistic 回归证实^[25] NRS ≥ 4 分为 PONV 的独立危险因素, 术中及术后 NRS ≥ 4 分患者 PONV 风险显著升高, 进一步支持疼痛强度与 PONV 正相关。术后急性疼痛 (NRS>3) 诱发 PONV 的级联路径可能的机制可能是疼痛刺激促使交感-迷走张力失衡, 胃肠蠕动抑制、胃排空延迟; 疼痛激活化学感受器触发区多巴胺及 5-HT₃ 受体, 并受应激激素(肾上腺素、皮质醇)易化, 降低呕吐阈值; 整合信号经迷走背核下行, 引发胃底松弛、幽门痉挛、膈肌同步收缩, 最终表现为恶心与呕吐。疼痛通过神经-体液双途径直接放大 PONV 风险, 前瞻性地将 NRS 控制在 ≤ 3 分, 可在源头阻断该反射弧, 实现镇痛与止吐的双获益。综上与本研究 FPS>3 分对 PONV-PCI 风险增加的结果吻合。

本研究提示, PCI 术后合并 ≥ 3 种基础疾病者更易出现 PONV, 但现有文献尚未在 PCI 人群中证实这一结果。心脏及介入研究^[17,26] 提示, 多系统疾病可能通过迷走-交感失衡和胃肠灌注不足加重催吐反射, 该关系需 PCI 专病队列进一步验证。

综上所述, PONV-PCI 是患者自身因素(女性、无吸烟史、晕动史)、手术-麻醉因素(造影剂量 > 100 ml、手术时长 > 120 min、术中低血压)及术后因素(疼痛评分 > 3 分、并存疾病 ≥ 3 种)交织作用的复杂综合征; 本研究通过机器学习与经典统计交叉验证初步锁定上述危险谱, 并提出“并存疾病 ≥ 3 种”的 PCI 专病阈值假设, 未来需在多中心前瞻性队列中进一步验证其独立效应, 并优化算法模型, 以实现个体化止吐策略与 ERAS 路径的精准整合。PONV-PCI 并非单纯术后不适, 而是再灌注损伤的“心源性-医源性”双重触发事件。因此, PONV-PCI 应视为再灌注质量与预后风险的窗口指标, 需早期识别并纳入多学科干预。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

参考文献

- [1] Mao Y, Jimma BL, Mihretie TB. Machine learning algorithms for heart disease diagnosis: a systematic review[J]. Curr Probl Cardiol, 2025, 50(8): 103082.
- [2] Burzotta F, Louvard Y, Lassen JF, et al. Percutaneous coronary intervention for bifurcation coronary lesions using optimised angiographic guidance: the 18th consensus document from the European Bifurcation Club [J]. EuroIntervention, 2024, 20(15): e915-e926.
- [3] Koo BW. Achieving relief from nausea and vomiting: from intraoperative to postoperative management[J]. Korean J Anesthesiol, 2024, 77(6): 573-574.
- [4] Sullivan BA, Grundmeier RW. Machine learning models as early warning systems for neonatal infection[J]. Clin Perinatol, 2025, 52(1): 167-183.
- [5] Grant MC, Chappell D, Gan TJ, et al. PeriOperative Quality Initiative (POQI) and the Enhanced Recovery After Surgery (ERAS) Cardiac Society Workgroup. Pain management and opioid stewardship in adult cardiac surgery: joint consensus report of the PeriOperative Quality Initiative and the Enhanced Recovery After Surgery Cardiac Society[J]. J Thorac Cardiovasc Surg, 2023, 166(6): 1695-1706.
- [6] 中华医学会心血管病学分会, 中华心血管病杂志编辑委员会. 急性心肌梗死合并心原性休克诊断和治疗中国专家共识(2021)[J]. 中华心血管病杂志, 2022, 50(3): 231-242.
- [7] Dorsch MF, Lawrence RA, Sapsford RJ, et al. Poor prognosis of patients presenting with symptomatic myocardial infarction but without chest pain[J]. Heart, 2001, 86(5): 494-498.
- [8] Zhang T, Wang S, Li Y, et al. Machine learning for predicting pediatric imaging no-shows: a comparative study of logistic regression, random forest and AdaBoost [J]. Front Artif Intell, 2025, 8: 1239874.
- [9] Grant MC, Chappell D, Gan TJ, et al. Pain management and opioid stewardship in adult cardiac surgery: Joint consensus report of the PeriOperative Quality Initiative and the Enhanced Recovery After Surgery Cardiac Society[J]. J Thorac Cardiovasc Surg, 2023, 166(6): 1695-1706.e2.
- [10] 李敏, 陈倩, 孙睿, 等. 心脏导管室术后恶心呕吐床旁风险评分卡的质量改进报告[J]. 中华护理杂志, 2024, 59(9): 1078-1083.
- [11] Haith SI, Nagarekha D, Hegade G, et al. Postoperative nausea and vomiting: a simple yet complex problem[J]. Anesth Essays Res, 2016, 10(3): 388-396.
- [12] Kurdi MS, Ramaswamy A. Does the phase of the menstrual cycle really matter to anaesthesia? [J]. Indian J Anaesth, 2018, 62(5): 330-336.
- [13] Yao Y, Lin C, He Q, et al. Ultrasound-guided bilateral superficial cervical plexus blocks enhance the quality of recovery in patients undergoing thyroid cancer surgery: a randomized controlled trial[J]. J Clin Anesth, 2019, 61:

- 109651.
- [14] Ran CT, Bosilkovska M, Bourdonnaye GDL, et al. Reduced levels of biomarkers of exposure in smokers switching to the Carbon-Heated Tobacco Product 1.0: a controlled, randomized, open-label 5-day exposure trial [J]. *Sci Rep*, 2020, 10: 19227.
- [15] Apfel CC, Läärä E, Koivuranta M, et al. Evidence-based analysis of risk factors for postoperative nausea and vomiting [J]. *Br J Anaesth*, 2012, 109(5): 742-753.
- [16] Poon YY, Ke TY, Hung KC, et al. Risk factors of postoperative vomiting in the eye of "real-world evidence"-modifiable and clinical setting-dependent risk factors in surgical trauma patients [J]. *J Pers Med*, 2021, 11(5): 386.
- [17] Wang Y, Zhou X, Li G, et al. Risk factors for postoperative nausea and vomiting after TACE: a prospective cohort study [J]. *Curr Oncol*, 2024, 32(1): 17.
- [18] Gan TJ, Belani KG, Bergese S, et al. Fourth consensus guidelines for the management of postoperative nausea and vomiting [J]. *Anesth Analg*, 2020, 131(2): 411-448.
- [19] Wu S, Gan C, Huang X, et al. Incidence and risk factors of postoperative nausea and vomiting in lung cancer patients following lobectomy and application of analgesic pumps [J]. *J Int Med Res*, 2022, 50(6): 3000605221105343.
- [20] Liao B, Liao W, Wu X, et al. Analysis of influencing factors and construction of prediction model for postoperative nausea and vomiting in patients undergoing laparoscopic sleeve gastrectomy: a single-center retrospective cohort study [J]. *BMC Anesthesiol*, 2024, 24(1): 131.
- [21] Müller M, Fassbender P, Joshi GP, et al. Intra-operative hypotension and postoperative nausea and vomiting: a retrospective cohort analysis of 38 577 patients [J]. *Br J Anaesth*, 2021, 127(2): e66-e68.
- [22] Park JW, Kim JH, Kim JW, et al. Intra-operative hypotension and postoperative nausea and vomiting in gynecologic laparoscopy: a secondary analysis of a randomized trial [J]. *J Clin Med*, 2021, 10(16): 3521.
- [23] 吴觉伦, 田园, 聂卫华, 等. 手术患者接受患者自控静脉镇痛期间发生术后恶心呕吐的危险因素分析 [J]. 协和医学杂志, 2024, 15(2): 366-374.
- [24] Ostermann M, Auzinger G, Grocott M, et al. Perioperative fluid management: evidence-based consensus recommendations from the international multidisciplinary PeriOperative Quality Initiative [J]. *Br J Anaesth*, 2024, 133(6): 1263-1275.
- [25] 王明玉, 衡垒. 术中呼气末二氧化碳水平对妇科腹腔镜手术老年患者发生术后恶心呕吐的影响 [J]. 老年医学研究, 2025, 6(1): 20-23.
- [26] Yu L, Dong Y, Shi S, et al. Analysis of postoperative nausea and vomiting in patients with lung cancer undergoing thoracoscopic surgery under general anesthesia and its influencing factors: a observational study [J]. *BMC Surg*, 2024, 24(1): 316.