·论　　著·

基于人工智能的心血管内科门诊快速反应系统的构建及应用

张华秀，李萍，汤睿，万艳娜

摘要：目的 探讨基于人工智能的心血管内科门诊快速反应系统在急救风险防控中的应用效果。**方法** 采用便利抽样法，选取 2025 年 6—11 月心血管内科门诊就诊的 125 例急救患者作为研究对象。将 2025 年 6—8 月 64 例急救患者设为对照组，采用常规急救模式。2025 年 9—11 月 61 例急救患者作为观察组，采用基于人工智能的门诊快速反应系统。比较两组急救响应时间、门诊急救效果指标及实施前后医护人员对门诊系统使用满意度。**结果** 两组患者均完成研究。系统实施后，观察组风险识别耗时、预警响应耗时、危急值处置闭环耗时显著短于对照组（均 $P<0.05$）；观察组危重患者转运时间显著短于对照组，高危患者紧急转运急诊科占比低于对照组（均 $P<0.05$）；医护人员系统使用满意度显著高于实施前（$P<0.05$）。**结论** 基于人工智能的心血管内科门诊快速反应系统通过智能预警、流程优化及质量持续改进机制，提升了急救响应效率、患者转运时效及医护人员使用满意度。

关键词：心血管门诊；　人工智能；　快速反应系统；　门诊管理；　急救；　转运；　满意度
中图分类号：R473.5　**DOI：**10.3870/j.issn.1001-4152.2026.19.013

Development and application of an artificial intelligence-based rapid response system for cardiovascular outpatient department

Zhang Huaxiu, Li Ping, Tang Rui, Wan Yanna. Department of Outpatient, The First Affiliated Hospital of Nanchang University, Nanchang 330006, China

Abstract: Objective To explore the application effect of an artificial intelligence (AI)-based rapid response system in the prevention and control of first-aid risks in cardiovascular outpatient department. **Methods** Using convenience sampling method, 125 first-aid patients visiting the cardiovascular outpatient department from June to November 2025 were enrolled as research subjects. A total of 64 first-aid patients from June to August 2025 were assigned to the control group receiving conventional first-aid mode, while 61 patients from September to November 2025 were included in the observation group adopting the AI-based outpatient rapid response system. The first-aid response time, outpatient first-aid outcome indicators between the two groups, and medical staff's satisfaction with the outpatient system before and after implementation were compared. **Results** All patients in both groups completed the study. After system implementation, the time consumption for risk identification, early-warning response, and closed-loop management of critical values in the observation group was significantly shorter than those in the control group (all $P<0.05$). The transfer time of critically-ill patients in the observation group was markedly shorter, and the proportion of high-risk patients urgently transferred to the emergency department was lower than that of the control group (both $P<0.05$). Medical staff's satisfaction with the system was significantly higher than that before implementation ($P<0.05$). **Conclusion** With intelligent early warning, process optimization and continuous improvement mechanism of quality, the AI-based rapid response system for cardiovascular outpatient department improves first-aid response efficiency, patient transfer timeliness and medical staff's system-use satisfaction.

Keywords: cardiovascular outpatient department;　artificial intelligence;　rapid response system;　outpatient management;　first-aid;　patient transfer;　satisfaction

门诊是医院诊疗服务的前沿窗口，具有就诊人流量大、疾病谱复杂、患者病情突发隐匿等特点，急救资源配置与应急处置流程均不及急诊科完善，极易因病情识别延迟、急救响应脱节、转运衔接不畅导致危重症患者病情恶化。因此，如何及时识别门诊护理风险因素，构建高效应急体系，保证患者安全，成为各大医院门诊护理管理的重要内容[1-3]。快速反应系统是针对病情恶化患者开展早期干预、及时控制病情的急救体系，可显著降低院内心脏骤停发生率和病死率[4-5]。然而，传统快速反应系统多基于病房或急诊科构建，其“人工判断－电话呼叫－被动响应”模式在空间分散、人流量大的门诊环境中常面临预警滞后、信息传递断链等现实困境[6-7]。人工智能（Artificial Intelligence，AI）的引入则实现了从“被动响应”向“主动预警”的转变，其能够对生命体征数据进行实时解析与风险分层，在护士主观觉察前即捕捉到隐匿性恶化趋势，从而显著缩短识别时间、保障临床信息的连续性，有效弥补了传统模式在门诊环境中的响应短板[8]。心血管疾病具有起病急、进展快、致死率高的特点，是门诊急救事件中最常见的病种，其急救效果高度依赖“黄金时间窗”内的快速识别与处置[9]。然而，当前多数心血管内科门诊仍沿用常规门诊急救流程，缺乏针对心血管急症特征的智能化预警工具，护士常依赖人工观察与经验判断来识别病情变化，难以及时捕捉隐匿性恶化信号。本研究结合心血管内科门诊诊疗特

作者单位：南昌大学第一附属医院门诊部（江西 南昌，330006）
通信作者：万艳娜，76614653@qq.com
张华秀：女，本科，副主任护师，185414747@qq.com
科研项目：江西省卫生健康委科技计划项目（202510034）；南昌大学第一附属医院临床研究培育项目（YFYLCYJPYHL202517）
收稿：2026－05－08；修回：2026－07－11

点，设计开发并应用集数据采集、动态预警、快速响应于一体的 AI 门诊快速反应系统，同步组建专业化门诊快速反应小组（Rapid Response Team，RRT）[10]，构建“智能系统＋专业团队”的心血管内科门诊急救新模式，为智慧门诊急救体系建设提供参考。

1　资料与方法

1.1　一般资料　采用便利抽样法，选取 2025 年 6－11 月南昌大学第一附属医院心血管内科门诊就诊的危重症患者为研究对象。纳入标准：①年龄≥18 岁；②因心血管疾病就诊；③接受抢救措施；④病历资料完整；⑤患者意识清楚，知情同意并自愿参与本研究。排除标准：并存恶性肿瘤、严重神经系统等疾病。剔除标准：抢救过程中放弃治疗或死亡。样本量计算：参考门诊急救相关研究[11]，以急救响应时间为主要结局指标，采用两独立样本 t 检验进行组间比较，设定检验水准 $\alpha=0.05$，$\beta=0.20$，效应量 $d=0.80$，采用 PASS25.0 软件计算，得出每组所需样本量为 52，考虑 10％的脱落率，每组应纳入 58 例患者。以 AI 心血管内科门诊快速反应系统实施为节点，将 2025 年 6－8 月就诊的 64 例患者设为对照组，2025 年 9－11 月就诊的 61 例患者设为观察组。两组一般资料比较，见表 1。本研究已通过南昌大学第一附属医院伦理委员会审核：IIT2025 临伦审第 015 号。

表 1　两组一般资料比较

组别	例数	性别（例）		年龄	文化程度（例）				婚姻状况（例）				疾病类型（例）				
		男	女	（岁，$\bar{x}\pm s$）	大专及以上	高中或中专	初中	小学及以下	未婚	已婚	离异	丧偶	冠心病	心律失常	心力衰竭	高血压	其他心脏病
对照组	64	35	29	65.52±13.03	12	24	19	9	9	48	3	4	22	14	10	9	9
观察组	61	33	28	64.13±12.86	11	22	18	10	7	47	3	4	20	13	9	10	9
统计量		$\chi^2=0.004$		$t=0.594$	$Z=-0.289$				$\chi^2=0.166$								
P		0.947		0.554	0.772				0.981*				0.997				

注：* 为 Fisher 确切概率法。

1.2　干预方法

对照组采用门诊常规急救模式。护理人员通过日常巡视、患者及家属求助发现病情突变患者后，立即大声呼叫现场其他医护人员协助抢救，使用血压计、脉搏血氧仪等设备测量患者生命体征，根据抢救者经验判断病情并实施紧急处置，如心肺复苏、除颤、吸氧、建立静脉通路等措施，待患者病情相对稳定后，由护理人员护送转运，转运过程中观察患者生命体征变化，抵达目标科室后进行口头交接，并完善门诊危重症患者护送登记本。观察组采用 AI 心血管内科门诊快速反应系统，系统架构自上而下分为对外交互服务层、AI 核心功能服务层（业务中枢）、门诊信息集成总线（数据互通枢纽）、数据与 AI 建模支撑层及门诊安全管理监控体系，其中包括构建数据采集与预警、快速响应分诊、智能联动转运、复盘分析后台 4 大核心功能模块（见图 1），同步组建专业化 RRT 并开展系统融合式培训，依托门诊安全管理监控体系落实全流程质量控制，具体如下。

1.2.1　组建小组　①系统研发小组。由项目负责人统筹整体方案；信息工程师 2 名搭建数据库，研发系统、场景测试及系统维护；心血管副主任医师 1 名核定预警与处置标准；心血管内科门诊护士 1 名梳理临床场景并与工程师对接系统功能落地。②门诊专业化 RRT：由 1 名心血管内科主治医师（本院工作≥5 年，具备急诊抢救经验，负责病情评估与抢救决策）、3 名门诊护士（本院工作≥5 年，急诊科工作≥1 年或为医院急救小组成员，负责急救操作实施）、1 名护理组长（负责团队沟通协调与系统操作）及 1 名门诊护士长（负责质量监督）组成，团队成员均固定岗位、明确分工，确保急救响应的专业性与高效性。

1.2.2　系统设计与开发

本系统由科室联合医院信息科开展医工协同开发，依托院内现有信息集成平台构建门诊信息集成总线作为数据互通枢纽完成接口对接，对外交互服务层设置患者交互门户与多终端预警聚合、全链路赋能医护两大板块；底层搭建数据与 AI 建模支撑层，配套门诊安全管理监控体系。风险预警模块部署基于改良早期预警评分（Modified Early Warning Score，MEWS）[12]的规则驱动风险判别模型，将临床评估规则工程化封装，实现多源体征采集、风险分层预警、流程调度、AI 建模迭代及质控管理等业务功能。

1.2.2.1　数据采集与预警　①多源数据自动采集。候诊区布设一体化生命体征自助机，归属于患者交互门户，支持身份证、医保卡、就诊二维码 3 种身份识别方式，测量患者的体温、心率、血压、血氧饱和度 4 项生命体征指标，同时接入诊间窗口终端、急救一键报警物联网终端、医护移动端，采集数据经由门诊信息集成总线将采集数据实时同步至心血管内科门诊医生工作站，无需护士手工录入，消除人工登记漏项、延迟问题。②AI 多层级风险判别。团队成员以 MEWS 为核心，判别模型，联合信息科，结合心血管内科门诊患者特点，优化形成包含生命体征、意识状态的心血管内科门诊患者风险评估表（附件 1），在数据与 AI 建模支撑层搭建 AI 风险建模引擎，完成多模态体征融合、关键特征提取、高危患者画像库构建及 MEWS 模型训练迭代；多源数据门户完成数据实时监测、急救效能分析、风险指标考核、决策数据输出，为 AI 风险建模引擎提供数据源。将 MEWS 评分逻辑封装部署并嵌入门诊医生工作站系统，自动匹配患者体征数值，划分低危（＜3 分）、中危（3～4 分）、高危（5～9

分)、极危(>9 分)四层风险标签,根据不同分层设置不同的处置措施。③双维度智能预警机制。预设血压、心率、血氧饱和度、体温临界阈值,一旦测量数值超标,生命体征自助机自动弹窗提醒持续 5 s,并语音提示患者寻求医护帮助,实现患者端前置自救引导。预警信息经由多终端预警聚合模块完成体征实时推送、分诊优先级消息分发,向医护移动端输出语音引导就诊、转运调度通知。

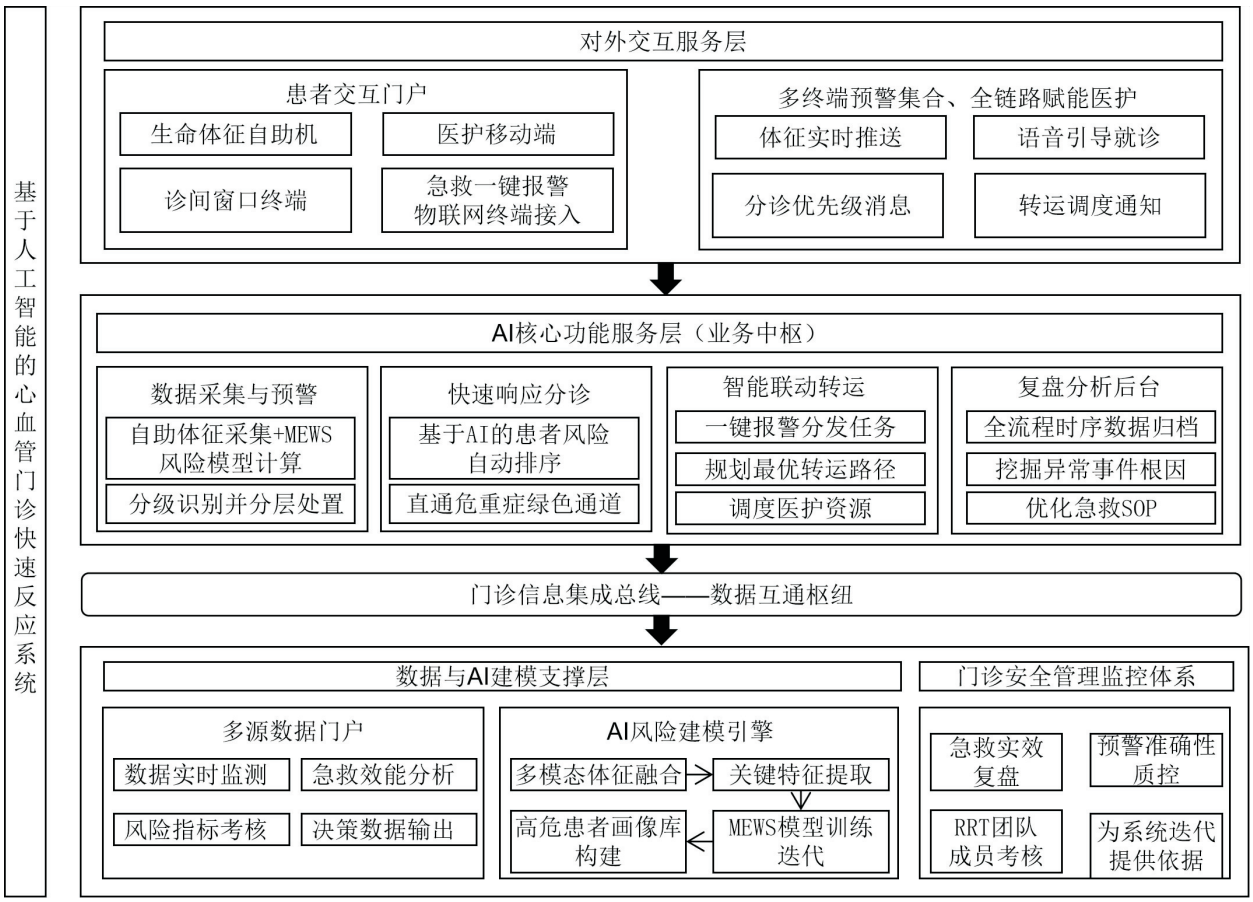


图 1 基于人工智能的心血管门诊快速反应系统

1.2.2.2 快速响应与分诊 ①危重症患者智能优先。依托门诊信息集成总线实现检验、检查结果与医生工作站实时同步,快速响应分诊模块基于 AI 完成患者风险自动排序,直通危重症绿色通道机制。系统智能识别危急值并自动弹窗亮预警,设置强约束智能流程,医生必须在系统内完成危急值处置,方可解锁后续全部诊疗操作;通过院内接口对接企业微信,同步将危急值处置提醒推送至首诊医师移动端,患者管理模块自动生成回访任务,提醒医护完成语音回访,依靠全流程智能触发、强制管控、多端联动,构建危急值处置完整闭环,落实危重症患者优先救治。②高龄患者自动优先就诊、优先检查。系统自动识别就诊患者年龄,对≥75 周岁老年人自动上调分诊优先级,全程无需人工操作,由系统智能调度实现提前叫号就诊、优先安排检查,缩短高龄慢病患者候诊时长,有效防范候诊期间病情突发恶化。

1.2.2.3 智能联动转运 ①一键报警快速响应。门诊每个分诊台、诊室均安装“一键报警”装置,急救一键报警物联网终端接入患者交互门户,具备双向通话功能。现场医护人员判断患者需紧急抢救时,按下报警键后,可通话至医护、安保、电梯管控人员,准确说出事件发生楼层、诊室编号、患者风险等级,智能联动转运模块执行一键报警分发任务,启动多科室智能联动功能,省去人工电话沟通环节。②转运路线规划。系统内嵌全院数字化地图,当患者发生急救事件时,根据发生地的楼层区域,系统自动规划不同楼层区域最优的转运路线,自动向电梯控制系统下发优先放行指令,缩短转运耗时。相关调度消息通过多终端预警聚合模块推送转运调度通知。

1.2.2.4 复盘分析后台及门诊安全管理监控体系构建 ①复盘分析后台。系统完成全流程时序数据归档,挖掘异常事件根因,基于复盘结果优化急救 SOP,输出的数据同步至底层多源数据门户用于急救效能分析与决策数据输出。②智能预警质控。依托门诊安全管理监控体系开展急救时效复盘、预警准确性质控、RRT 成员考核,分诊护士核查系统数据上传完整性,确保生命体征数据上传无遗漏、预警信息推送无延迟;信息工程师每月监测 AI 模型性能,设定预测准确率≥95%、人群稳定性指数≤0.25 为合格标准。③持续改进机制。门诊护士长担任质控监督员,每月

依据“心血管内科门诊急救快速反应系统质量查检表”(附件1)开展现场核查;质控小组每2周组织案例分析会,基于系统复盘分析模块的数据,针对急救中出现的“响应延迟”“设备故障”“转运不畅通”“系统操作不熟练”等问题制订改进措施,形成“质量核查－问题分析－措施制订－落实整改－效果评价”的质量改进闭环,为系统迭代提供科学决策依据。

1.2.3　系统应用及配套人员保障

1.2.3.1　系统启动与全流程应用　患者抵达候诊区后,由护理人员引导至自助生命体征测量仪前,完成体温、心率、血压、血氧饱和度自动测量(默认自助测量生命体征患者为意识清醒)。测量数据经患者交互门户采集,通过门诊信息集成总线实时上传至医生工作站,系统调用AI核心功能服务层数据采集与预警模块,根据预设MEWS评分标准自动计算风险值,实现实时预警。患者端智能提醒:生命体征一体机设置阈值智能报警功能,当收缩压＞200 mmHg或≤80 mmHg、体温≥38.5℃或＜35℃、心率＞110次/min或≤40次/min、血氧饱和度＜0.90时,设备自动触发语音提醒(如“您的血压过高,请立即告知现场医护人员”)并弹窗显示5 s,引导患者主动寻求帮助。当自助终端或医生工作站推送高危预警信号后,现场医护人员第一时间复评患者病情,按需启动AI心血管门诊快速反应系统,RRT团队依据风险等级开展分级急救处置;待生命体征平稳后或边抢救边转运至对应专科或急诊科,完成跨科室信息与病情交接。

1.2.3.2　门诊RRT培训　对RRT实施系统融合式分层培训,采用“理论授课－系统实操－情景模拟－案例复盘”四维一体模式。培训内容涵盖预警识别、分级处置、联动号召、转运规划、交接记录等系统操作及急救流程,并将系统智能化预警、联动调度等功能应用与急救技能深度融合。演练后调用复盘分析后台模块,通过录像回放进行复盘分析,确保团队成员熟练运用系统实现急救全流程的智能化干预。具体安排详见附件1。

1.3　评价方法

急救相应时间、门诊急救事件指标通过查阅系统记录、医疗/护理病历、危急值登记本获得。

1.3.1　急救响应时间　①风险识别耗时:指从患者病情发生变化(生命体征触发系统预警或护理人员主观发现)至系统/人员明确识别出风险的时间;②预警响应耗时:指从预警信号发出至首项抢救措施开始执行的时间;③危急值处置闭环耗时:指从检验/检查危急值在医生工作站弹窗或医务人员接到危急值电话至医生完成处置的时间。

1.3.2　门诊急救效果指标　①候诊区就地抢救成功率(就地抢救成功例数/候诊区总抢救例数×100%);②高危患者紧急转运急诊科占比(转运至急诊科例数/危重症患者总例数×100%);③转运时间,指从启动转运指令至患者抵达目标科室(急诊或专科病房)的时间。

1.3.3　医护对门诊系统满意度　系统实施前后,采用自行设计的门诊急救系统满意度调查问卷,对参与急救流程的门诊医护人员(包括RRT成员及其他门诊医生共16名)进行满意度测评。问卷涵盖系统操作便捷性、预警准确率、响应及时性、信息整合度、整体使用体验等维度,共10个条目,采用Likert 5级评分法,总分10～50分,得分越高表明满意度越高。

1.4　统计学方法　采用SPSS25.0软件进行数据处理。计数资料以频数、率描述,组间比较采用χ^2检验及Fisher确切概率法;计量资料以($\bar{x}\pm s$)描述,组间比较采用独立样本t检验。等级资料比较采用Wilcoxon秩和检验。检验水准$\alpha=0.05$。

2　结果

2.1　两组急救响应时间比较　见表2。

表2　两组急救响应时间比较　min,$\bar{x}\pm s$

组别	例数	风险识别耗时	预警响应耗时	危急值处置闭环耗时
对照组	64	4.21±1.35	5.32±1.64	27.54±4.89
观察组	61	2.13±0.42	1.92±0.03	18.27±3.15
t		11.547	10.165	12.336
P		＜0.001	＜0.001	＜0.001

2.2　两组门诊急救效果指标比较　见表3。

表3　两组门诊急救效果指标比较

组别	例数	候诊区就地抢救成功率[例(%)]	高危患者紧急转运急诊科占比[例(%)]	转运时间(min,$\bar{x}\pm s$)
对照组	64	63(98.44)	56(87.50)	9.98±1.72
观察组	61	61(100.00)	40(65.57)	5.62±1.23
χ^2/t			8.427	16.232
P		1.000*	0.004	＜0.001

注:*为Fisher确切概率法。

2.3　实施前后医护对门诊系统满意度比较　系统实施后医护人员对门诊急救系统的满意度评分为(43.80±3.91)分,显著高于旧系统使用体验的回顾性评分(31.50±5.23)分($t=9.684$,$P<0.001$)。

3　讨论

3.1　AI辅助心血管内科门诊快速反应系统的应用可缩短急救响应时间　临床早期预警系统已从传统人工评分向AI智能化方向发展[13-15],但现有研究多聚焦于急诊科、ICU,针对门诊场景的应用较少[16-20]。门诊患者病情隐蔽性强、流动性大,传统依赖护理人员巡视的急救模式易出现“预警延迟”与“响应脱节”。本研究构建的AI辅助门诊快速反应系统,依托顶层对外交互服务层、AI核心功能服务层、门诊信息集成总线、数据与AI建模支撑层多层架构,围绕数据采集与预警、快速响应分诊、智能联动转运、复盘分析后台四大核心模块开展智能化改造,实现了急救响应效率的系统性提升。在预警环节,传统模式依赖护理人员人工巡视与经验判断,受限于人力和注意力分配,难以实现对候诊区所有患者的监测。本研究通过患

者交互门户接入自助生命体征测量仪，经由门诊信息集成总线完成院内系统数据互联互通，可自动采集、实时上传患者体温、心率、血压、血氧饱和度等核心生命体征指标，摆脱了人工采集的主观性与局限性，保障监测数据的实时性、客观性与完整性。数据传入 AI 核心功能服务层后，由数据采集与预警模块调用 MEWS 风险判别模型完成计算与风险分层，风险标签及预警信息经多终端预警聚合模块推送至医护移动端及医生工作站。同时，设备搭载智能阈值报警机制，针对收缩压＞200 mmHg 或≤80 mmHg、血氧饱和度＜0.90 等危急生命体征异常情况，自动触发语音预警提示，形成多重预警屏障，极大降低了隐匿性危重病情的漏判、误判概率。华佳宁等[8]研究证实，智能化早期预警系统可显著提升危重患者病情预警的精准度与时效性，本研究预警模块的应用效果与该研究结论契合，进一步验证了 AI 智能预警在患者病情筛查中的应用价值。在响应环节，传统门诊急救模式依赖现场人员大声呼救或电话逐级上报，信息传递路径长、耗时久。本研究在患者交互门户接入急救一键报警物联网终端，实现急救需求秒级触达与多科室联动。依托门诊信息集成总线打通检验、检查数据与门诊医生工作站通路，识别危急值后工作站弹窗预警并强制处置，构建危急值处置完整闭环。此外，针对老年高风险人群，系统将 HIS 中的年龄信息与分诊叫号逻辑自动关联，对≥75 岁患者实施自动优先叫号，实现了风险等级与分诊流程的智能化联动，进一步压缩了高风险患者的候诊等待时间。在转运环节，触发急救事件后，AI 核心功能服务层智能联动转运模块自动规划最优转运路线，向电梯控制系统下发优先放行调度指令，调度消息通过多终端预警聚合模块推送至相关人员，避免转运过程中因电梯等待、通道堵塞等因素导致的延误。本研究观察组急救响应时间、转运时间显著短于对照组（均 $P<0.05$）。研究显示，心肺复苏每延迟 1 min，复苏成功率下降 10%[9]，本研究所实现的时间压缩为后续高级生命支持治疗争取了宝贵的“黄金窗口”。

3.2 AI 心血管内科门诊急救快速反应系统的应用有利于提高门诊急救效果 高危患者往往在候诊期间隐匿于普通就诊人群中，传统门诊依靠人工巡视识别危象，易出现候诊急症漏判、抢救启动滞后、转运衔接不畅等问题。本系统依托自助体征设备联合 MEWS 风险分层与智能阈值报警实现候诊患者全覆盖自动风险筛查，对中高危患者提前升级分诊优先级，急救关口大幅前移：低危患者常规巡视、中危患者优先就诊、高危及以上患者自动触发 RRT 响应。系统多重预警搭配一键多岗联动，可快速触发 RRT 现场处置，显著提升就地抢救成功率；内置全院电子地图自动规划最优转运路线、调度电梯优先通行，向接收科室同步患者全部诊疗数据，缩短转运时长、优化高危患者急诊转运配比，形成“预警－抢救－转运”完整急救闭环。

3.3 医护人员对 AI 心血管内科门诊急救快速反应系统满意度较高 调查结果显示，系统实施后医护人员满意度评分显著高于旧系统，分析其原因：一方面，AI 智能预警与危急值强制处置功能有效降低了护士人工监测的认知负荷与心理压力，使其能够将更多精力聚焦于直接护理操作；另一方面，“一键报警”多端联动减少了传统模式下频繁电话沟通所带来的时间消耗与信息错位，提升了团队协作的流畅度。此外，系统全流程质量控制的复盘分析模块功能，为护理人员提供了持续学习和改进的平台，使其在每次急救事件后都能获得系统性反馈，进一步增强了医务人员的获得感与认同感。未来可通过界面优化与个性化功能定制，持续提升用户体验。

4 结论

基于 AI 的心血管内科门诊快速反应系统通过智能预警触发、专业化团队响应与全流程质量控制，显著缩短门诊危重症患者急救响应与转运时间，同时获得了较高的医护人员使用满意度，为门诊护理安全管理提供了可推广的实践模式。本研究仅在 1 所医院心血管内科门诊开展，样本量较小且病种较集中，结果推广性需进一步验证；AI 预警模型未纳入患者既往病史、用药史等个性化数据，预测精准度仍有提升空间。未来可扩大多中心、多科室样本，增加更多的预测变量进一步优化系统效能。

附件 1 风险评估表、质量查检表、培训安排
请用微信扫码查看

附件1 风险评估表、质量查检表、培训安排

参考文献：

[1] 张金晶. 智能辅诊系统在中医护理门诊中的开发与应用[J]. 中医药管理杂志，2021，29(23)：303-304.

[2] 刘熙林. 人性化服务在中医门诊护理管理中的应用及护患关系评价[J]. 中国卫生产业，2020，17(20)：83-85.

[3] 乔蕊，于晓洁. 门诊护理风险因素识别与评估在门诊护理安全中的应用价值[J]. 医学临床研究，2024，41(11)：1762-1764.

[4] 金静芬，张兰兰，陈水红，等. 院内快速反应系统的建立与应用研究[J]. 中华急诊医学杂志，2015，24(6)：678-680.

[5] 李立群，王建宁，詹梦梅，等. 快速反应系统对住院患者临床结局影响的系统评价再评价[J]. 中国护理管理，2019，19(6)：850-856.

[6] 陈丽花，张娜，周明，等. 院内快速反应系统的应用现状及展望[J]. 中华灾害救援医学，2021，9(5)：1010-1013.

[7] Barrett J，Hawdon G，Wade J，et al. Measuring the success of medical emergency teams：potentially preventable deaths versus total cardiac arrest deaths. a single centre observational study[J]. Intern Med J，2018，48(3)：264-269.

（下转第 28 页）

[20] Ohkubo T, Kikuya M, Metoki H, et al. Prognosis of "masked" hypertension and "white-coat" hypertension detected by 24-h ambulatory blood pressure monitoring: 10-year follow-up from the Ohasama study[J]. J Am Coll Cardiol,2005,46(3):508-515.

[21] Milman T, Joundi R A, Alotaibi N M, et al. Clinical inertia in the pharmacological management of hypertension: a systematic review and meta-analysis[J]. Medicine (Baltimore),2018,97(25):e11121.

[22] McKinstry B, Hanley J, Wild S, et al. Telemonitoring based service redesign for the management of uncontrolled hypertension: multicentre randomised controlled trial[J]. BMJ,2013,346:f3030.

[23] Schwartz J E, Muntner P, Kronish I M, et al. Reliability of office, home, and ambulatory blood pressure measurements and correlation with left ventricular mass [J]. J Am Coll Cardiol,2020,76(25):2911-2922.

[24] McManus R J, Mant J, Franssen M, et al. Efficacy of self-monitored blood pressure, with or without telemonitoring, for titration of antihypertensive medication (TASMINH4): an unmasked randomised controlled trial [J]. Lancet,2018,391(10124):949-959.

[25] Zaghloul H, Fanous K, Ahmed L, et al. Digital health literacy in patients with common chronic diseases: systematic review and meta-analysis[J]. J Med Internet Res,2025,27:e56231.

[26] Tucker K L, Sheppard J P, Stevens R, et al. Self-monitoring of blood pressure in hypertension: a systematic review and individual patient data meta-analysis[J]. PLoS Med,2017,14(9):e1002389.

[27] Bobrow K, Farmer A J, Springer D, et al. Mobile phone text messages to support treatment adherence in adults with high blood pressure (SMS-Text Adherence Support [StAR]): a single-blind, randomized trial[J]. Circulation,2016,133(6):592-600.

[28] Vawter L, Tong X, Gemilyan M, et al. Barriers to antihypertensive medication adherence among adults: United States, 2005[J]. J Clin Hypertens (Greenwich),2008,10(12):922-929.

[29] Nishigaki N, Shimasaki Y, Yoshida T, et al. Physician and patient perspectives on hypertension management and factors associated with lifestyle modifications in Japan: results from an online survey[J]. Hypertens Res, 2020,43(5):450-462.

[30] Tedla Y G, Bautista L E. Drug side effect symptoms and adherence to antihypertensive medication[J]. Am J Hypertens,2016,29(6):772-779.

[31] Shahimi N H, Lim R, Mat S, et al. Association between mental illness and blood pressure variability: a systematic review[J]. Biomed Eng Online,2022,21(1):19.

[32] Lee M C, Liu C C, Wang W H, et al. Effectiveness of mobile application disease self-management programme on mental health and self-management of patients with hypertension: a randomised controlled trial[J]. Int J Nurs Pract,2024,30(6):e13312.

(本文编辑　黄辉,吴红艳)

(上接第 17 页)

[8] 华佳宁,王慧虹,孙丹,等.烧伤护理安全风险智能预警平台的开发与应用[J].护理学杂志,2026,41(3):100-103,119.

[9] Panchal A R, Bartos J A, Cabañas J G, et al. Part 3: adult basic and advanced life support: 2020 American Heart Association guidelines for cardiopulmonary resuscitation and emergency cardiovascular Care[J]. Circulation,2020, 142(16_suppl_2):S366-S468.

[10] 郑鹏,高志伟,孙青松,等.脓毒性休克快速反应小组对 1 h 集束化治疗策略实施依从性的影响[J].中华急诊医学杂志,2022,31(11):1457-1462.

[11] 邓雪芹,陈瑜,陈帅军,等.PDCA 结合情景模拟的培训模式对提高门诊急救质量的研究[J].内科理论与实践,2024,19(1):63-67.

[12] Subbe C P, Kruger M, Rutherford P, et al. Validation of a modified Early Warning Score in medical admissions [J]. QJM,2001,94(10):521-526.

[13] De Jong A, Jung B, Daurat A, et al. Effect of rapid response systems on hospital mortality: a systematic review and meta-analysis[J]. Intensive Care Med,2016,42(4): 615-617.

[14] Herasevich S, Lipatov K, Pinevich Y, et al. The impact of health information technology for early detection of patient deterioration on mortality and length of stay in the hospital acute care setting: systematic review and meta-analysis[J]. Crit Care Med,2022,50(8):1198-1209.

[15] Gerry S, Bonnici T, Birks J, et al. Early warning scores for detecting deterioration in adult hospital patients: systematic review and critical appraisal of methodology[J]. BMJ,2020,369:m1501.

[16] Muralitharan S, Nelson W, Di S, et al. Machine learning-based early warning systems for clinical deterioration: systematic scoping review[J]. J Med Internet Res, 2021,23(2):e25187.

[17] Pinsky M R, Bedoya A, Bihorac A, et al. Use of artificial intelligence in critical care: opportunities and obstacles[J]. Crit Care,2024,28(1):113.

[18] Kareemi H, Yadav K, Price C, et al. Artificial intelligence-based clinical decision support in the emergency department: a scoping review[J]. Acad Emerg Med, 2025,32(4):386-395.

[19] Chen J, Qi T D, Vu J, et al. A deep learning approach for inpatient length of stay and mortality prediction[J]. J Biomed Inform,2023,147:104526.

[20] Bassin L, Raubenheimer J, Bell D. The implementation of a real time early warning system using machine learning in an Australian hospital to improve patient outcomes[J]. Resuscitation,2023,188:109821.

(本文编辑　黄辉,吴红艳)