

RadiFlow: AI Agents 重构放射科工作流程

张濛濛^{1,2}, 丛福泽³, 王静^{1,4}, 张慧⁵, 李娟娟¹, 倪清桦⁴, 丁炫婷⁶, 田永林¹, 吕宜生¹,
薛华丹³, 王飞跃^{1,4,7}

- (1. 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室, 北京 100190;
2. 中国科学院大学人工智能学院, 北京 100049;
3. 中国医学科学院北京协和医院放射科, 北京 100730;
4. 澳门科技大学创新工程学院, 澳门 999078;
5. 北京交通大学计算机科学与技术学院, 北京 100044;
6. 清华大学信息科学技术学院, 北京 100084;
7. 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室, 北京 100190)

摘要: 随着现代医学的飞速发展和诊疗需求的日益增长, 放射科作为临床诊断的核心部门, 工作流程面临着多重挑战。这些挑战突出体现在多设备区域的复杂患者调度、人工操作导致的流程效率瓶颈、诊断辅助缺乏多模态临床信息综合推理能力以及报告撰写耗时等方面。提出了基于代理智能 (agentic AI) 的放射科全流程智能系统RadiFlow, 构建了预约与患者管理智能体、影像采集协同智能体、分析与诊断推理智能体以及报告生成与解读智能体。通过智能体的协同, 系统能够高效处理复杂患者调度与跨区域设备分流、实现影像采集标准化与智能容错、进行精准辅助诊断、自动化生成规范化报告并进行解读。本文为初步总结报告, 仅通过案例研究, 验证RadiFlow在提升放射科效率、诊断准确性、患者满意度及减轻医护负担方面展现出显著潜力, 后续将基于此框架构建放射科多智能体系统, 在实际场景中应用验证, 以期构建更智能、高效的放射科提供创新思路。

关键词: 智能体; 放射科; 人工智能; 大语言模型

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202535

RadiFlow: AI agents reconstructing radiology workflow

ZHANG Mengmeng^{1,2}, CONG Fuze³, WANG Jing^{1,4}, ZHANG Hui⁵, LI Juanjuan¹, NI Qinghua⁴, DING Xuanting⁶,
TIAN Yonglin¹, LYU Yisheng¹, XUE Huadan³, WANG Fei-Yue^{1,4,7}

1. State Key Laboratory of Multimodal Artificial Intelligence Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China
2. School of Artificial Intelligence, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China
3. Department of Radiology, Peking Union Medical College Hospital, Beijing 100730, China
4. Faculty of Innovation Engineering, Macau University of Science and Technology, Macao 999078, China
5. School of Computer Science and Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China
6. School of Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China
7. State Key Laboratory for Management and Control of Complex Systems, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

收稿日期: 2025-08-28; **修回日期:** 2025-09-09

通信作者: 王飞跃, feiyue.wang@ia.ac.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No.82372051); 澳门特别行政区科学与技术发展基金 (No.0093/2023/RIA2, No.0145/2023/RIA3, No.0157/2024/RIA2); 北京市自然科学基金海淀联合基金 (No.L222099); 首都卫生发展科研专项 (No.2024-2-4015); 四川省科技厅重点研发计划项目 (No.2024YFHZ0011)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.82372051), The Science and Technology Development Fund, Macao SAR (No.0093/2023/RIA2, No.0145/2023/RIA3, No.0157/2024/RIA2), Beijing Natural Science Foundation (No.L222099), Capital's Funds for Health Improvement and Research (No.2024-2-4015), Sichuan Key-Area Research and Development Program (No.2024YFHZ0011)

Abstract: With the rapid advancement of modern medicine and the increasing demand for clinical diagnosis and treatment, radiology, as a core department of clinical diagnostics, faces multiple challenges. These are particularly reflected in the complexity of patient scheduling across multi-device environments, workflow inefficiencies caused by manual operations, the lack of multimodal clinical information integration for diagnostic reasoning, and the time-consuming nature of report writing. To address these issues, RadiFlow, an end-to-end intelligent radiology workflow system based on Agentic AI, was proposed. The system was composed of four cooperative agents: scheduling agents, radiological examination agents, diagnostic reasoning agents, and report generation and interpretation agents. Through agents collaboration, RadiFlow can efficiently handle complex patient scheduling and cross-regional equipment allocation, achieve standardized and fault-tolerant imaging acquisition, provide accurate diagnostic assistance, and automatically generate and interpret standardized reports. However, this work remains a preliminary research report, validated through case studies. RadiFlow demonstrates significant potential for improving radiology efficiency, diagnostic accuracy, patient satisfaction, and reducing the workload of healthcare professionals. Future work will extend this framework to build a multi-agent radiology system for real-world deployment and validation, aiming to provide innovative insights into developing a more intelligent and efficient radiology practice.

Key words: agent, radiology, artificial intelligence, large language model

0 引言

随着现代医学的快速发展和患者诊疗需求的持续增长,放射科在临床诊断与治疗环节中扮演着越来越核心的角色。然而,传统放射科 workflow 正面临诸多挑战:其一,患者数量激增与多设备并行使用,使复杂的调度与资源分配问题愈加突出,人工依赖的调度方式不仅效率低下,还容易造成资源浪费与患者等待时间过长;其二,影像采集过程对技师的经验与操作依赖性较强,导致参数设置不一致、流程缺乏标准化,在突发情况(如急诊插入、设备故障)下更容易出现中断或延误;其三,尽管近年来深度学习在影像分析与病灶检测方面取得突破,但多数方法仍局限于单模态影像分析或孤立任务处理,难以结合电子病历、检验指标等临床信息进行多模态推理,从而无法支撑真正全面的诊断辅助;其四,影像报告的生成和解读高度依赖人工,不仅耗时耗力,而且缺乏个性化与智能化支持,患者常常难以理解报告内容,降低了诊疗体验与依从性。

虽然人工智能(artificial intelligence, AI)在医学影像领域取得重大进展,基于深度学习的图像识别、病灶检测与分割技术,如U-Net^[1]、nnU-Net^[2]和MedSAM2^[3]等,在多种生物医学图像分割任务中展现出卓越性能,但是放射科的实际工作流程远比单一的影像分析更复杂。放射科工作流程涉及多模态数据,如X线、计算机断层扫描(computed tomography, CT)、核磁共振(magnetic resonance imaging, MRI)影像、电子健康记录(electronic

health record, EHR)、生化指标等,多阶段任务(从影像采集、诊断、报告生成到治疗规划和随访)以及多方协作(放射科医师、临床医生、患者、技术人员)^[4],传统单一任务模型难以满足放射科 workflow 对系统整体性、动态交互和端到端协作的需求。

传统的医学影像信息系统,如医院信息系统(hospital information system, HIS)、实验室信息管理系统(laboratory information management system, LIS)、医学影像存档与通信系统(picture archiving and communication system, PACS)、放射信息管理系统(radiology information system, RIS)、临床决策支持系统(clinical decision support system, CDSS)等,虽然在数据归档与信息管理方面发挥了基础作用,但整体功能仍停留在信息化管理层面,缺乏主动决策、智能推理和跨环节协同能力。这导致放射科 workflow 长期呈现出碎片化、低效率与高负荷的特征,难以适应现代医疗对智能化、个性化和高效化的迫切需求。因此,亟须一种能够在全流程范围内进行智能感知、动态优化与跨主体协作的新范式^[5-7]。

代理智能和具身智能是当前人工智能领域的前沿范式,核心在于赋予系统类人或超人的自主性、环境交互能力和复杂任务处理能力。与传统的被动式AI系统不同,代理智能和具身智能可以根据高层目标,自主地对环境进行感知、理解、规划、决策并采取行动^[8-9]。随着大语言模型(large language model, LLM)的飞速发展,其强大的自然语言理解、推理与生成能力为代理智能的实现提供了核心动力。代理智能通过LLM进行任务规划、推理和

工具调用,主动执行一系列语言驱动或与语言相关的复杂任务^[10-11]。

在医疗领域,代理智能正推动革命性变革,使AI从单一功能工具转变为优化整个工作流程的“智能代理人”。通过感知、规划和执行任务,代理智能可整合碎片化工具,实现流程自动化和智能协同^[12]。例如,在放射报告生成中,代理智能可模拟放射科医师的多模态推理过程,结合影像与临床信息,生成高质量结构化报告,提升效率和准确性^[13-15]。此外,它还可以优化系统协调,如智能调度检查、动态调整资源分配以及个性化诊断流程^[16]。在患者沟通方面,代理智能提供个性化、易于理解的诊断解释和健康建议,增强医患之间的信任和患者依从性^[17]。

基于此,本文提出了一种面向放射科的全流程智能化系统——RadiFlow。不同于以往针对单一环节的AI应用,RadiFlow在架构上引入4类核心智能体:预约与患者管理智能体(scheduling agent, SA),实现智能调度与跨区域设备分流;影像采集协同智能体(radiological examination agent, REA),保障采集过程标准化并具备智能容错能力;诊断推理智能体(diagnostic reasoning agent, DRA),通过多模态大模型融合影像、临床文本与结构化指标,开展深度推理与危急值识别;报告生成与解读智能体(report generation and interpretation agent, RGIA),不仅实现高质量报告自动生成,还能根据不同受众提供个性化解读与交互。通过全局任务黑板、消息驱动通信与异常回滚机制,这些智能体形成高度自治与协同的网络,从而在全流程范围内实现放射科的智能化重构。

本文的主要创新点体现在以下几个方面:(1)提出覆盖放射科全流程的多智能体协同框架,从患者调度、影像采集到诊断推理与报告生成,构建端到端的闭环体系;(2)将LLM与医学影像模型深度融合,引入多模态知识推理机制,实现跨模态信息的精准整合与高可信诊断支持;(3)设计全局任务黑板、消息驱动调度和异常回滚机制,确保智能体间高效通信、任务无缝衔接与系统鲁棒性。综上,RadiFlow为放射科工作流的智能化升级提供了新的研究思路和系统框架。

1 国内外研究现状

代理智能范式正在医疗领域迅速发展,作为一

种系统级解决方案展现出巨大潜力。该范式以其能够根据高层目标,自主地将复杂任务分解为一系列可执行的子任务而著称。它能够规划最优执行路径,并通过与外部环境(包括其他AI模块和人类用户)的交互来适应动态变化。多项研究已探讨其具体应用,展示了其在放射科、肿瘤学及患者沟通等领域提升护理质量与效率的潜力。通过与伦理AI治理相结合,多智能体系统还能进一步强化临床决策支持^[18]。该范式的核心是代理智能,它在LLM自然语言理解、推理与生成能力的基础上,集成了任务规划、工具调用和多模态推理等功能,使其能够主动执行一系列复杂的、由语言驱动的医疗任务。

代理智能在放射科应用覆盖了从影像采集到患者管理的各个环节。在影像采集、重建与质量控制方面,通过多智能体协作优化早期处理流程。利用预训练框架动态调整数字减影血管造影(digital subtraction angiography, DSA)扫描参数,优化低剂量成像的信噪比,减少辐射暴露^[19]。通过双域生成框架自主选择重建算法,提升低剂量CT或MRI图像质量^[20]。超分辨率技术确保低剂量影像的诊断精度,适合儿科患者^[21]。生成式AI实时检测伪影,形成闭环质控,降低重复扫描率^[22]。时空分割技术支持动态影像处理,增强介入场景的精度^[23]。自进化多智能体仿真进一步优化任务规划^[24]。

在影像分析与辅助诊断中,代理智能可与视觉模型协同,执行复杂的分割与识别任务。MedSAM^[25]和MedSAM2利用提示驱动的分割策略,动态适应2D、3D及视频分割需求,为介入治疗导航提供精准支持。MedRAX等推理代理通过多模态推理,结合影像和文本数据,为特定病灶诊断提供辅助^[26]。此外,多智能体AutoML系统优化模型训练,自动调整参数以提升分析效率^[12]。这些应用体现了代理智能在任务规划与协作中的核心优势,显著提升了放射科诊断的精准性与效率。

在影像报告生成与解读方面,代理智能可整合多模态数据生成高质量报告。多模态多智能体框架通过整合影像和文本等多源信息,提升了报告生成的全面性与准确性^[15]。Flamingo-CXR^[27]、Med-R1^[28]和SERPENT-VLM^[29]等模型通过人机协作与自精炼技术持续优化报告质量。ChatGPT-3.5、ChatGPT-4等LLM能将复杂放射科报告印象改写为简明语言,节省撰写时间,使患者更易理解报告内容^[30]。然

而, AI 使用可能增加职业倦怠风险, 尤其在高工作负荷或低 AI 接受度的情况下^[31]。代理智能通过自动化重复任务 (如初步报告生成), 有望减轻医生负担, 降低倦怠风险。

尽管代理智能在医疗领域取得进展, 当前研究仍面临两大挑战。首先, 现有模型在多模态数据融合方面不足, 难以整合影像、文本和病史信息以形成全面临床判断^[32]。其次, 研究多集中于单一任务优化, 缺乏从就诊到随访的全流程智能协同, 导致系统碎片化。为应对这些挑战, 本团队基于代理智能开发了系列框架。针对多模态融合不足问题, OrthoGPT 通过整合骨科影像与临床数据提升精准诊疗能力^[33]; 平行药物系统利用大语言模型交互优化多源数据处理^[34]; 针对全流程协同不足问题, 平行医学图像分析系统优化影像处理与诊断流程^[35]; 平行麻醉平台实现全周期手术影像分析与任务协调^[36]; 平行医疗诊断与治疗系统支持慢性病全流程管理^[37]。然而, 这些工作在放射科端到端智能协同方面仍未实现全面突破, 难以无缝整合从影像采集到治疗随访的工作流。为此, 本文提出 RadiFlow 架构, 通过多智能体协作分解复杂工作流为互联任务, 整合多模态数据, 覆盖从问诊、检查调度到影像分析、报告生成及随访的全流程, 从而实现放射科工作流的智能化、自动化与个性化。

2 RadiFlow 系统框架

2.1 智能放射科工作流程框架

RadiFlow 系统引入代理智能协作网络, 旨在对放射科从检查申请到报告签发的全流程进行端到端智能化重构。该框架通过模拟人类医疗专家

在复杂诊疗任务中的分工协作模式, 使各智能体能够围绕统一的诊疗任务动态感知、信息共享、自主决策与高效协同, 共同形成一个高效智能闭环。如图1所示, RadiFlow 主要由以下四大核心智能体构成: 预约与患者管理智能体、影像采集协同智能体、诊断推理智能体、报告生成与解读智能体。

2.1.1 预约与患者管理智能体

SA 负责智能处理复杂的患者调度与资源分配。如图2所示, SA 接收来自 HIS/RIS 中患者检查申请的非结构化医嘱文本。首先, SA 精准解析医嘱, 自动将其标准化为系统可识别的检查需求, 并提取关键信息, 如患者基本情况、检查类型及紧急程度。随后, 为了生成最优的排程方案, SA 会整合多维约束条件, 包括设备的实时可用性技师排班、患者紧急程度以及预期检查时长等。基于这些信息, 利用优化算法自主生成并动态优化排程计划, 旨在平衡不同优先级患者的需求, 并最大化设备利用率。此外, SA 具备强大的跨资源池智能分流能力, 能根据负荷和预设规则, 智能协调院内或医联体/云影像场景下的设备资源, 实现任务的灵活路由和高效分配。当出现急诊插入或设备故障等突发情况时, SA 还能迅速智能调整排程, 并及时通知相关方。最终, SA 输出标准化的影像检查排程计划, 并触发后续影像采集流程的启动。

2.1.2 影像采集协同智能体

REA 负责确保影像采集过程的标准化、高效化和高质量。如图3所示, REA 接收并解析 SA 下发的具体排程任务指令, 分析患者的特殊情况, 如对造影剂的过敏史、特殊体位需求等, 为采集做好准备。作为采集流程的“协调者”, REA 会匹配并

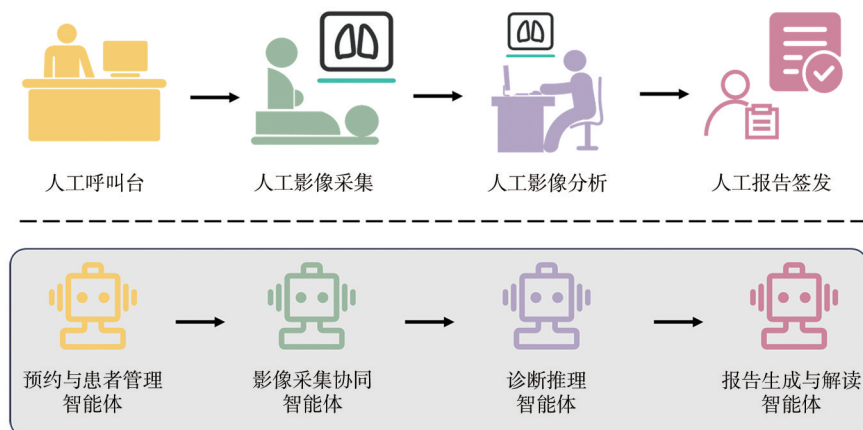


图1 从传统放射科工作流到智能放射工作流

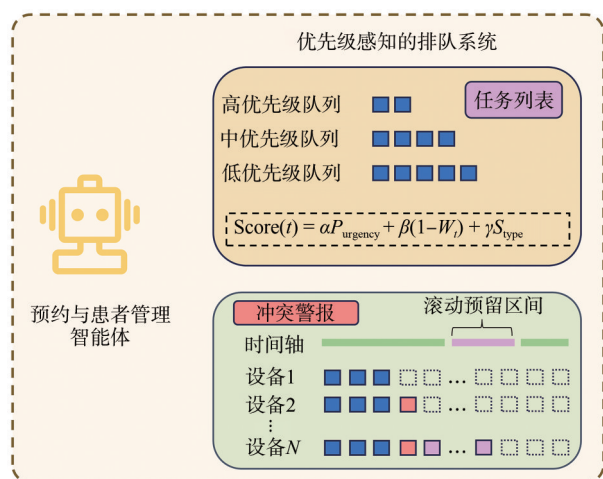


图2 预约与患者管理智能体

绑定最合适的影像设备资源，并通过遵循医疗数字影像传输（digital imaging and communications in medicine, DICOM）协定，将任务信息无缝同步至采集设备的工作列表中，大幅减少技师手动输入和核对的工作量。REA 能执行自动化参数配置，包括自动选择并设置扫描参数模板（如 MRI 序列、CT 辐射剂量、曝光参数），具备自动视野（field of view, FOV）选择和智能摆位功能，从而减少人为操作误差，提升影像质量的一致性。在采集前，REA 会强制进行患者身份多源二次核验，通过扫码、人脸识别等技术与 HIS 比对，确保“人-任务-设备-数据”全链路的信息准确无误。

在采集过程中，REA 具备强大的实时监控与异常自恢复能力。它会持续监测 DICOM 多模态过

程步骤（modality performed procedure step, MPPS）协议流，实时感知采集设备的运行状态和图像质量。当检测到异常情况（如采集失败、DICOM 数据缺帧、设备响应异常或患者移动导致伪影）时，REA 能自主触发预警并启动异常恢复策略，例如自动重试扫描或在必要时与 SA 协同，建议将任务迁移到另一台可用设备，以减少流程中断。值得一提的是，在影像引导治疗场景中，REA 能与介入设备实时联动，智能控制实时影像采集参数，确保手术过程中的高精度定位与导航。最终，REA 输出高质量、已核验并完整归档至 PACS 的影像数据，为后续的诊断分析提供可靠基础。

2.1.3 诊断推理智能体

DRA 是 RadiFlow 架构的核心智能引擎，专注于深度诊断推理与决策支持。如图4所示，DRA 接收 REA 归档的原始影像数据，并整合来自 HIS/RIS 的多模态临床信息，包括结构化数据（如患者年龄、性别、实验室检查指标、用药史、既往病史）和非结构化文本（如患者主诉、医生手写记录），以构建全面的患者表征。

DRA 利用多模态大模型作为其核心感知与推理大脑，结合医学知识图谱和诊断先验知识，整合影像数据与临床信息，构建全面的患者表征并进行初步的临床推理。基于推理结果，DRA 能够根据检查类型和病灶特点，自主选择并调用医学影像分析模型（如 U-Net、nnU-Net、MedSAM 及其 3D 扩展 MedSAM2）进行高精度器官定位、解剖结构识

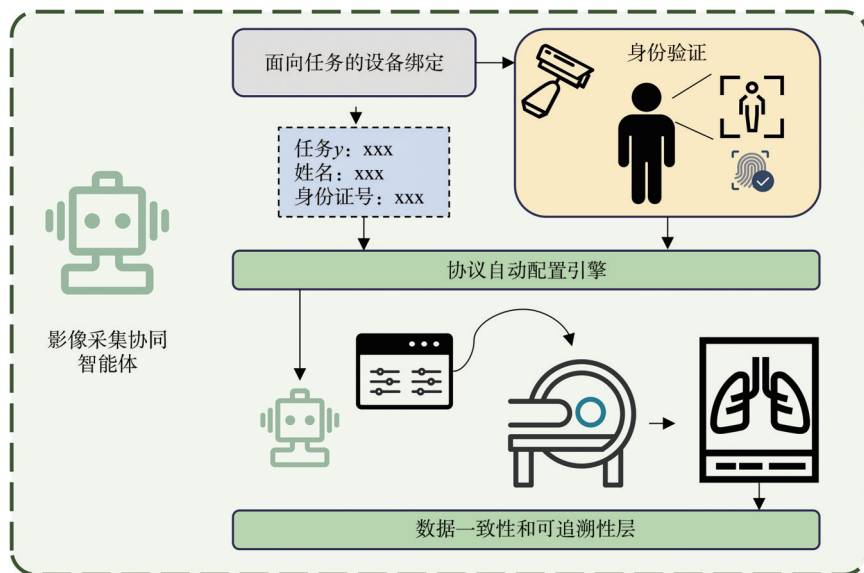


图3 影像采集协同智能体

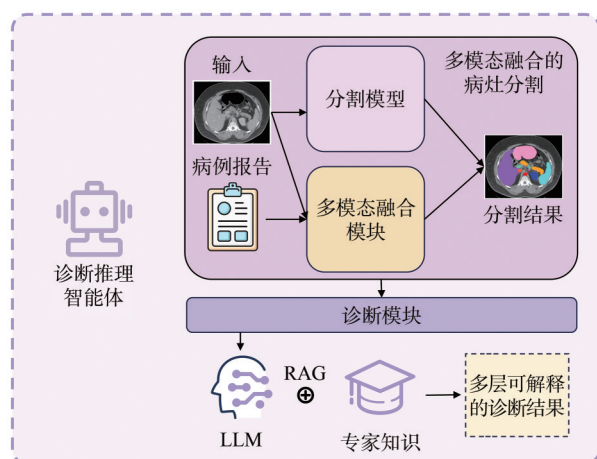


图4 诊断推理智能体

别和病灶的语义分割。在完成图像分析后, DRA 会将图像分析结果与多模态临床信息深度融合, 自主进行复杂的临床推理, 生成高置信度的候选诊断标签和鉴别诊断建议。

DRA 具备危急值检出功能, 能快速识别肺栓塞、脑出血等危急病变, 并即时进行标记与报告, 同时会联动 SA 调整患者优先级, 确保紧急情况得到优先处理。在跨模态影像技术融合场景下, DRA 能够整合不同模态的影像数据, 包括病理、基因组学数据, 实现更全面、精准的诊断推理。此外, 在影像互认平台场景中, DRA 也能对外部影像进行标准化处理与二次评估, 确保不同来源影像诊断的一致性。最终, DRA 输出结构化的诊断信息与详细推理结果, 为报告生成提供核心依据。

2.1.4 报告生成与解读智能体

RGIA 是 RadiFlow 架构中影像分析结果输出的关键环节, 其工作机制涵盖自动化报告撰写到智能报告解读的全过程。如图 5 所示, RGIA 接收 DRA 输出的结构化诊断信息。在报告生成阶段, 自主撰写自然语言初稿, 理解诊断上下文, 结合定制模板生成专业报告, 并自动嵌入关键影像截图和标注信息。生成初稿后, RGIA 启动医学语义与逻辑校验引擎, 结合 LLM 和医学知识图谱自主识别并修正报告中的矛盾或不严谨之处, 确保医学严谨性。智能体可根据报告类型和风险等级动态调整签发流程, 并支持自动归档与推送。在影像互认平台场景下, 它辅助生成符合互认要求的报告。报告最终由人类医师通过人机协同接口审核签发, RGIA 则自主学习医师反馈以持续优化报告质量。

在报告解读方面, RGIA 接收已签发的影像诊

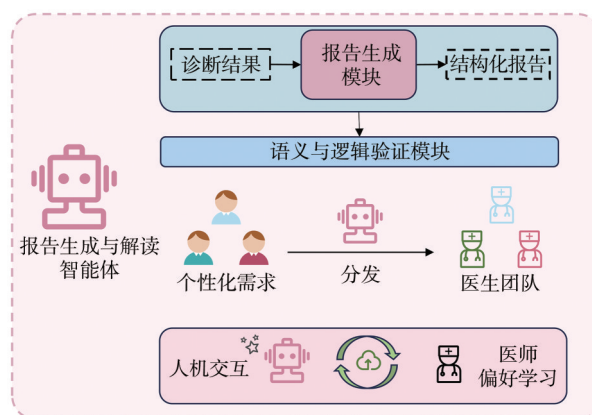


图5 报告生成与解读智能体

断报告, 并根据目标受众(患者或临床医生)定制化生成解读内容。面向患者, 它将专业术语转化为通俗语言, 智能关联图像关键区域, 并提供智能问答。面向临床医生, 它提供临床解决方案建议, 结合诊疗指南, 辅助医生做出更全面高效的决策。

2.2 智能体通信与协同机制

在 RadiFlow 中, 各智能体围绕诊疗任务动态感知、信息共享、自主决策与高效协同。如图 6 所示, RadiFlow 引入了 ACP (agent communication protocol) 与 MCP (model context protocol) 的双通道机制: ACP 专注于智能体之间的语义对齐与任务流转; MCP 负责外部设备、医院系统及算法工具链的标准化控制与数据访问。通过这两类协议的结合, 系统能够在保证语义一致性的同时实现对异构资源的安全可控调用。后文将从体系结构、智能体协同、设备/工具接入以及异常与治理 4 个方面进行阐述。

2.2.1 分层体系结构与全局任务黑板

RadiFlow 的通信体系包括意图与编排、ACP、MCP 以及全局任务黑板。LLM 作为编排引擎, 负责解析临床目标并将其分解为可执行子任务, 再根据任务优先级与上下文动态触发不同的智能体。ACP 承载所有任务消息与事件流, 确保 SA、REA、DRA 与 RGIA 在对话式任务推进中保持一致性。MCP 与 HIS/PACS/RIS/LIS/CDSS 等医院信息系统进行交互, 并调用医学影像分析模型(如 U-Net、nnU-Net、MedSAM、MedSAM2 等)。全局任务黑板则融合短期记忆、长期记忆, 实现任务上下文的持久化、知识化和可追溯化。

2.2.2 智能体间语义协同

在智能体之间, RadiFlow 采用基于 ACP 的语义通信机制, 超越了传统发布/订阅模式。所有交

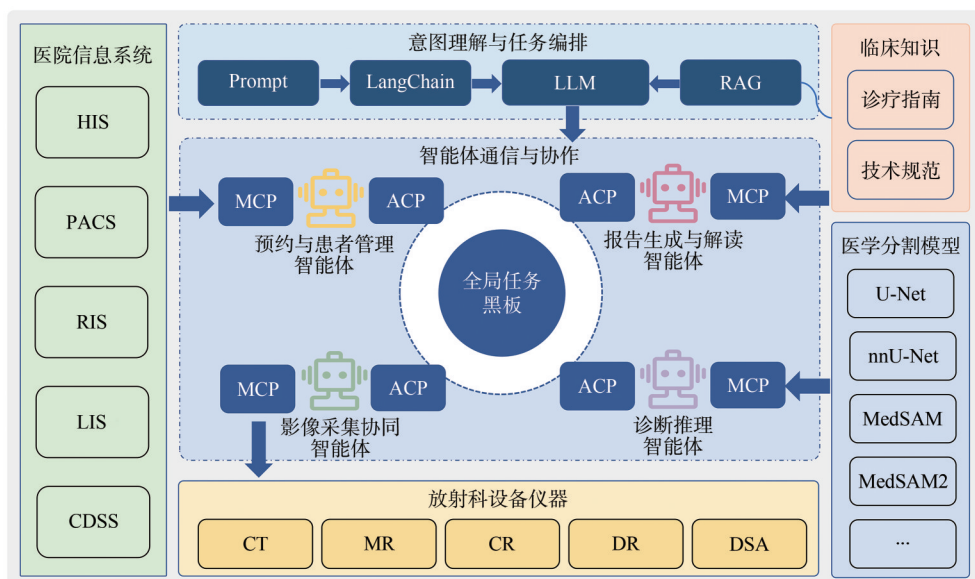


图6 智能体通信与协作机制

互以语义消息为载体，包含任务意图、上下文信息、约束条件与工具调用指令等要素。智能体间的通信表现为对话式任务流，例如，SA发布高优先级的急诊调度请求，REA通过消息对话确认设备可用性与采集策略，DRA在分析阶段进一步调用影像分割或病灶检测子代理，并在ACP上返回多模态推理结果，RGIA最终将这些结果整合为报告草稿并与临床医生确认。ACP提供优先级调度（如急诊任务自动加速）、全链路追踪（correlation-ID）、语义级与字段级脱敏等机制，确保在高并发、多模态与敏感数据环境下的通信可靠性与合规性。借助LLM的自然语言理解与生成能力，智能体间的通信不仅具备机器可解析性，还保留了临床专家可读可解释的特征。

2.2.3 智能体与外部资源交互

在智能体与外部资源交互方面，RadiFlow引入MCP以统一异构接口。其核心设计思想是控制面与数据面的分离：控制面负责协议下发、设备能力协商与执行回执，数据面则承担DICOM影像和视频的高效传输。MCP能够无缝对接影像设备、医院信息系统，以及多种影像分析与推理模型。通过声明式协议模板，MCP将采集协议、参数配置与模型调用封装为可重用的资源描述，智能体只需下发任务意图，即可由MCP完成参数对齐与资源适配。这种机制不仅降低了人工配置负担，还使系统在新设备、新模型接入时具备良好的即插即用性，保证了跨场景部署的可扩展性。

2.2.4 编排、异常处理与治理机制

在任务编排方面，RadiFlow利用LLM将临床目标编译为可执行图，实现任务的动态路由与角色调度。系统根据服务质量要求、资源负载与智能体能力画像进行策略化绑定，并在必要时触发替补切换或跨区域分流，以维持整体吞吐量与患者等待时间的平衡。在异常管理方面，RadiFlow将异常作为语义事件在ACP总线上广播，并在全局任务黑板中持久化。系统通过补偿机制完成跨环节回滚与修复，如撤销已分配的任务、切换设备或重置采集协议。当自动补偿不足以解决问题时，智能体会生成可解释的处置建议并提升至人工审核，人工反馈结果再被回写至长期记忆以供后续优化。与此同时，系统遵循“零信任与最小授权”原则，在ACP与MCP两个通道分别实施语义域与资源域的访问控制，并保留全链路审计日志，从而实现临床环境中可治理、可追责的智能运行。

通过ACP与MCP的协同，RadiFlow构建了一个覆盖智能体间语义对话、外部设备标准化接入、任务编排与异常治理的通信体系。该体系不仅满足了放射科全流程复杂任务的自治与协同需求，还在语义一致性、合规性与可扩展性方面展现出显著优势，为Agentic LLM驱动的医疗智能化提供可推广的范式。

3 案例研究与应用分析

本节将通过一个典型的复合案例具体展示Ra-

diFlow的运行机制与优势:一位住院急诊患者(患者A)因突发症状需紧急进行胸部CT检查,其首选检查区域为急诊CT;另一位门诊患者(患者B)按计划进行肺结节随访的胸部CT平扫,其检查区域为门诊CT。

3.1 预约与患者管理:智能调度优化

在传统调度模式下,处理患者A(急诊)和患者B(门诊预约)这类并发检查请求时面临诸多挑战。急诊设备在高峰期易饱和,门诊设备可能空闲,如何高效实现任务的跨区域分流,同时避免对门诊患者造成不可控的延误,并协调跨区域转运,是传统调度机制难以有效解决的问题。门诊与住院患者在检查特性上具有显著差异,传统调度机制难以高效平衡,从而导致效率低下和冲突率高。

在RadiFlow架构中,SA发挥核心作用。当患者A的急诊胸部CT检查申请通过HIS实时传入系统时,SA立即感知高优先级事件,其内置的LLM组件迅速解析医嘱,识别出“急诊”“胸痛”“排除肺栓塞”等关键词,并分类为“高优先级紧急检查”。系统实时获取所有CT设备(包括急诊CT和门诊CT)的占用状态和可用技师排班信息。

随后,SA基于多维度约束(患者A的最高优先级、所有CT设备的实时可用性、技师资源)进行动态规划,并采用优化算法,自主调整现有的排程方案。智能体首先根据医院预设的设备偏好策略(例如,急诊任务优先分配给急诊区设备)尝试将患者A的任务安排至急诊CT设备。若急诊CT设备已被占用或根据当前负荷和优先级规则判断通过跨区域调度能更快响应,智能体将评估门诊CT设备组的负荷。如果门诊CT设备存在即将到来的空闲窗口,并且该急诊任务的类型符合在门诊区域检查的要求,智能体将根据医院预设的可配置的跨区调度规则,智能地将患者A的任务分流到空闲的门诊CT设备。此时,智能体同样会调整原定在该门诊CT设备上检查的患者B的预约时间,并及时、自动地向患者B的联系方式(如通过患者端小程序或短信)推送检查时间顺延的通知,同时告知新的预计等待时长和排队状态更新,以提升患者满意度。智能体对所有影像检查任务进行实时优先级评分,并基于此进行动态排序和派发。它能识别住院医嘱中被临床医生标记为“急诊”的任务,并赋予其较高优先级。系统在各设备池的时间轴上设定动态的“住院保护时段”,如果预留时段内无住院任

务,则该时段自动释放给门诊预约患者,有助于减少资源浪费,并根据实时需求动态调整保留比例,以优化资源利用。此外,通过多队列调度和实时评估机制,系统可以有效降低排程冲突率。例如,对于同楼层或同病区的住院患者任务,智能体支持合并调度,减少转运批次和缩短等待时间。

通过SA的智能调度,即使在多设备区域部署的复杂环境中,患者A的急诊检查也能获得快速响应,患者B的门诊检查虽然延误但被有效控制并及时告知,显著提升了整体运营效率和患者体验。

3.2 自动化影像采集:标准化与智能容错

当患者A(无论是分流至门诊CT还是在急诊CT)和患者B的检查任务被SA调度并确认后,REA即刻接力。REA持续感知全局任务黑板上“检查任务已分配”的状态,并自动解析任务指令。它遵循DICOM Modality Worklist协议,将患者的详细信息和检查要求无缝同步至对应的CT采集设备工作列表中。同时,智能体根据患者的临床信息(如年龄、体重)和检查类型(胸部CT平扫),自主访问内置的标准化扫描协议知识库,自动选择并配置合适的扫描参数模板(如针对肺栓塞筛查的特定扫描序列和辐射剂量参数),从而减少技师的手动操作,有助于保证扫描参数设置的标准化和准确性。在采集前,智能体强制执行多源二次患者身份核验机制。技师扫描患者腕带上的条码或利用人脸识别技术,系统将这些信息与医院的EMPI数据库进行比对,并实时对接HIS进行最终核查,确保“人-任务-设备-数据”全链路信息的一致性,有效预防因信息错配导致的医疗差错。在影像采集过程中,REA持续监测DICOM MPPS流,实时感知CT设备的运行状态和图像质量。假设在患者A的扫描过程中,因患者轻微移动导致部分图像出现伪影,智能体能够立即检测到这一异常(如通过图像质量评估模型),自主触发预警并启动智能恢复策略。若伪影程度可接受,智能体可能会自动调整后续扫描参数;若伪影严重影响诊断,智能体将立即通知技师,并建议采取重扫或调整体位等措施,确保最终获得高质量的影像数据。同时,智能体负责将采集完成的DICOM图像数据准确无误地归档至PACS,并进行数据完整性校验,确保数据链路的可靠性。通过REA的协同,影像采集过程实现了高效化、标准化,并具备了对常见异常情况的智能应对能力。

3.3 自动化影像分析与诊断：多模态智能推理

高质量的影像数据（如患者A的胸部CT图像和患者B的肺结节随访CT图像）一旦完成采集并归档至PACS，DRA便开始工作。DRA持续感知全局任务黑板上“已采集待分析”任务状态，利用其多模态LLM核心，同时深度解析来自PACS的CT影像数据和HIS/RIS中与患者A相关的临床信息（如主诉胸痛、生命体征、D-二聚体水平）以及与患者B相关的历史病史、既往肺结节影像报告。通过图像-文本对齐模型，这些异构数据被有效整合，构建出全面的患者表征，为诊断推理提供更完整的上下文。

智能体根据检查类型，自主选择并调用一系列医学影像分析工具。对于患者A，智能体调用针对肺部血管和肺栓塞检测的分割模型，快速识别肺动脉分支，并检测是否存在充盈缺损或血栓征象，同时对心脏和主动脉等伴随结构进行初步分析。对于患者B，智能体调用肺结节分割与检测模型，对新采集的肺部CT图像中的肺结节进行高精度分割、测量，并根据内置知识图谱，自动评估结节的形态、密度、边界等特征。若有历史影像，智能体还会调取并对比历史结节影像，评估其大小、密度或形态的变化趋势。

智能体的LLM结合医学知识图谱和诊断先验知识，进行临床推理。它将影像特征和临床症状相结合，生成高置信度的诊断假设。例如，对于患者A，结合影像特征（如肺动脉充盈缺损）和临床症状（胸痛、D-二聚体升高），智能体生成高置信度的诊断假设：“高度怀疑急性肺栓塞”，鉴于急性肺栓塞属于危急值，智能体立即触发快速上报机制，优先向主治医师推送诊断结果，并建议紧急分配医疗资源（如抗凝治疗或介入手术）。同时，智能体自主规划鉴别诊断，列出需排除的疾病（如心肌梗死、主动脉夹层）及其鉴别要点。

对于患者B，智能体综合当前影像结节特征与历史变化趋势，结合患者病史，给出初步诊断建议，如“考虑肺部稳定结节，建议定期随访”或“考虑结节增大，建议进一步活检”。智能体还自主生成自然语言格式的诊断解释和后续建议，详细阐述诊断依据和推理过程。例如，当诊断为“可疑肺结节”时，它会解释为何需要进一步检查。这种解释性反馈有助于提升AI决策的透明度。DRA通过深度融合多模态信息和智能推理，为放射科医师提

供了有力的辅助诊断支持，有助于提升诊断效率和准确性。

3.4 报告生成与签发：高效与规范化

DRA完成影像分析和初步诊断后，RGIA便开始工作。RGIA持续感知全局任务黑板上“诊断完成”事件，并主动读取DRA输出的结构化诊断信息（包括病灶位置、性质、大小、ICD-10编码、鉴别诊断、后续建议等）。其内置的LLM作为“报告撰写引擎”，根据这些信息，自主撰写符合临床表达规范的影像诊断报告初稿。报告内容包括检查方法、影像所见、诊断结论及建议。例如，对于患者A，将自动生成描述肺动脉充盈缺损、肺野清晰度及心脏大小等细节的报告段落。智能体还会自动将关键影像截图（如肺栓塞区域的横断面图像）和带有标签的标注信息（如血栓的位置和大小测量）嵌入报告中，实现图文并茂的报告呈现。

在生成初稿后，智能体启动医学语义与逻辑校验引擎。其LLM结合内置的医学知识图谱，自主识别报告中可能存在的矛盾信息、关键信息缺失或表述不严谨的情况。例如，它会校验影像所见与诊断结论之间的逻辑一致性。若发现任何不一致，智能体能自主标记并建议修改，有助于确保报告的医学严谨性。报告的最终签发仍需人类医师的专业审核。智能体提供直观、高效的人机协同接口，允许放射科医师对报告进行批注、修改、补充和评价。智能体能够自主学习并记录所有这些反馈信息，用于模型的持续优化，从而提升报告生成的准确性和个性化程度。同时，智能体根据报告的紧急程度和复杂程度，动态调整签发流程，例如，对于患者A的急诊报告，智能体可将其标记为“高优先级快速签发”，并自动推送至值班医师进行优先审核。报告经医师最终确认后，智能体自动调用HIS/RIS接口完成报告的归档与推送。RGIA通过自动化撰写、智能校验和人机协同，有效提升了报告的生成效率和质量一致性，有助于减少放射科医师在报告环节的重复性劳动。

本节通过具体的案例演示，阐述了RadiFlow系统通过四大智能模块及其内部智能体的紧密协同，实现放射科从预约、采集、诊断到报告的全流程智能化管理。RadiFlow系统的发展将持续深化，后续将在现有RadiFlow框架的基础上，参照平行戏剧^[38]的构建方式，逐步演进为平行放射工作流

系统,如图7所示,包括放射科实际 workflow RadiFlowACT 与放射科智能体 workflow RadiFlowART 两大核心子系统,形成虚实互动的平行架构,既能在真实场景中支撑日常放射工作,又能在虚拟环境中开展模拟、推演与优化,从而实现持续改进与智能优化迭代。

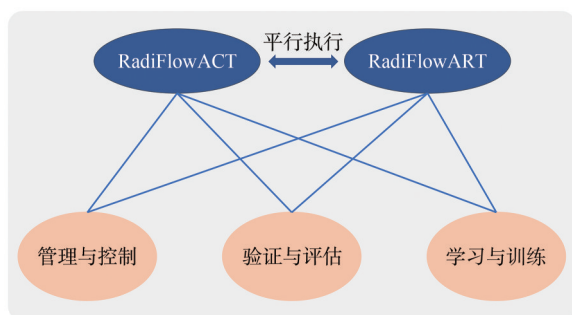


图7 平行RadiFlow架构

4 总结与展望

本文提出了一套基于智能体的放射科全流程智能管理系统 RadiFlow,旨在优化传统放射科工作流程中调度复杂、诊断辅助受限和报告撰写耗时等核心痛点。RadiFlow 系统采用多智能体协同架构,涵盖了从检查申请到报告签发的全链条管理。通过具体的案例演示, RadiFlow 在提升放射科整体运营效率、诊断准确性、患者满意度及减轻医护人员工作负担方面展现出显著潜力,为放射科的智能化转型提供了新的思路。需要强调的是,本文的研究属初步总结报告,主要通过案例研究进行验证,后续将建立平行 RadiFlow 系统并在实际临床环境中开展更大规模的应用与测试,以进一步检验和完善 RadiFlow 的可行性与有效性。

展望未来, RadiFlow 系统的发展将围绕以下几个核心方向持续深化。首先,基于智能合约与分布式自主组织 (decentralized autonomous organizations and operations, DAO) [39], 构建一个开放的医疗 AI 协作网络生态,吸引放射医学专家、数据科学家和开发者共同参与,持续优化各智能体依赖的 AI 模型。系统通过自动化的群体决策与激励分配机制,促进 DAO 成员提交医学数据、算法改进方案等,推动多模态 LLM 在医学领域知识的深度拓展和复杂推理能力提升,以应对更广泛、更具挑战性的临床场景。其次,构建人机自主协同的可信生态,在提升智能体决策的自主性与鲁棒性的同时,

着重增强其可治理性与可解释性,确保医疗专业人员能够理解并信任 AI 的建议,从而实现更深层次的人机协同,保障技术发展方向符合多方利益。此外,将积极推动系统在多样化临床环境下的实际部署和大规模验证,利用区块链与分布式数据协同技术,不断收集真实世界数据进行迭代优化,以增强系统对不同医院管理流程和设备特点的适应性。最终,将探索系统在放射科以外的医疗环节的集成应用,如与临床决策支持系统、患者健康管理平台等的深度融合,以实现更全面的医疗智能化。

参考文献:

- [1] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [2] ISENSEE F, JÄGER P F, KOHL S A A, et al. Automated design of deep learning methods for biomedical image segmentation[J]. arXiv preprint, 2019, arXiv: 1904.08128.
- [3] MA J, YANG Z, KIM S, et al. MedSAM2: segment anything in 3D medical images and videos[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2504.03600.
- [4] TADAVARTHI Y, MAKEEVA V, WAGSTAFF W, et al. Overview of noninterpretive artificial intelligence models for safety, quality, workflow, and education applications in radiology practice[J]. Radiology Artificial Intelligence, 2022, 4(2): e210114.
- [5] JING A B, GARG N, ZHANG J J, et al. AI solutions to the radiology workforce shortage[J]. NPJ Health Systems, 2025, 2(20): 1-6.
- [6] SCHNEIDER J. Generative to agentic AI: survey, conceptualization, and challenges[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2504.18875.
- [7] GRIDACH M, NANAVATI J, ABIDINE K Z E, et al. Agentic AI for scientific discovery: a survey of progress, challenges, and future directions[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2503.08979.
- [8] ACHARYA D B, KUPPAN K, DIVYA B. Agentic AI: autonomous intelligence for complex goals: a comprehensive survey[J]. IEEE Access, 2025, 13: 18912-18936.
- [9] FERBER D, EL NAHHAS O S M, WÖLFLEIN G, et al. Autonomous artificial intelligence agents for clinical decision making in oncology[J]. arXiv preprint, 2024, arXiv: 2404.04667.
- [10] YILDIRIM N, RICHARDSON H, WETSCHEREK M T, et al. Multi-modal healthcare AI: identifying and designing clinically relevant vision-language applications for radiology[C]//Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM, 2024: 1-22.
- [11] JIN D, PAN E, OUFATTOLE N, et al. What disease does this patient have? a large-scale open domain question answering dataset from medical exams[J]. Applied Sciences, 2021, 11(14): 6421.
- [12] FENG J, ZHENG Q, WU C, et al. M3Builder: a multi-agent system for automated machine learning in medical imaging[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2502.20301.
- [13] BIZZO B C, ALMEIDA R R, ALKASAB T K. Artificial intelligence enabling radiology reporting[J]. Radiologic Clinics of North America, 2021, 59(6): 1045-1052.
- [14] DO H M, SPEAR L G, NIKPANA M, et al. Augmented radiologist workflow improves report value and saves time: a potential model for implemen-

- tation of artificial intelligence[J]. Academic Radiology, 2020, 27(1): 96-105.
- [15] YI Z, XIAO T, ALBERT M V. A multimodal multi-agent framework for radiology report generation[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2505.09787.
 - [16] KOCAK B, PONSIGLIONE A, ROMEO V, et al. Radiology AI and sustainability paradox: environmental, economic, and social dimensions[J]. Insights into Imaging, 2025, 16(1): 88.
 - [17] PANDEY H, AMOD A. Advancing healthcare automation: multi-agent system for medical necessity justification[J]. arXiv preprint, 2024, arXiv: 2404.17977.
 - [18] CHEN Y J, ALBARQAWI A, CHEN C S. Reinforcing clinical decision support through multi-agent systems and ethical AI governance[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2504.03699.
 - [19] ZHAO H X, XU Z Y, CHEN L, et al. Large-scale pretrained frame generative model enables real-time low-dose DSA imaging: an AI system development and multi-center validation study[J]. Med, 2025, 6(1): 100497.
 - [20] ZHANG J D, SUN K C, YANG J W, et al. A generalized dual-domain generative framework with hierarchical consistency for medical image reconstruction and synthesis[J]. Communications Engineering, 2023, 2: 72.
 - [21] HOSSAIN M I, ZAMZMI G, MOUTON P R, et al. Explainable AI for medical data: current methods, limitations, and future directions[J]. ACM Computing Surveys, 2025, 57(6): 1-46.
 - [22] RASHIDI H H, PANTANOWITZ J, CHAMANZAR A, et al. Generative artificial intelligence in pathology and medicine: a deeper dive[J]. Modern Pathology, 2025, 38(4): 100687.
 - [23] ZHANG J D, CUI Z M, SHI Z W, et al. A robust and efficient AI assistant for breast tumor segmentation from DCE-MRI via a spatial-temporal framework[J]. Patterns, 2023, 4(9): 100826.
 - [24] ALMANSOORI M, KUMAR K, CHOLAKKAL H. Self-evolving multi-agent simulations for realistic clinical interactions[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2503.22678.
 - [25] MA J, HE Y T, LI F F, et al. Segment anything in medical images[J]. Nature Communications, 2024, 15: 654.
 - [26] FALLAHPOUR A, MA J, MUNIM A, et al. MedRAX: medical reasoning agent for chest X-ray[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2502.02673.
 - [27] TANNO R, BARRETT D G T, SELLEGREN A, et al. Collaboration between clinicians and vision-language models in radiology report generation[J]. Nature Medicine, 2025, 31(2): 599-608.
 - [28] LAI Y, ZHONG J, LI M, et al. Med-r1: Reinforcement learning for generalizable medical reasoning in vision-language models[J]. arXiv preprint, 2025, arXiv: 2503.13939.
 - [29] KAPADNIS M N, PATNAIK S, NANDY A, et al. SERPENT-VLM: self-refining radiology report generation using vision language models[J]. arXiv preprint, 2024, arXiv: 2404.17912.
 - [30] DOSHI R, AMIN K S, KHOSLA P, et al. Quantitative evaluation of large language models to streamline radiology report impressions: a multimodal retrospective analysis[J]. Radiology, 2024, 310(3): e231593.
 - [31] LIU H, DING N, LI X Y, et al. Artificial intelligence and radiologist burnout[J]. JAMA Network Open, 2024, 7(11): e2448714.
 - [32] SIMON B D, OZYORUK K B, GELIKMAN D G, et al. The future of multimodal artificial intelligence models for integrating imaging and clinical metadata: a narrative review[J]. Diagnostic and Interventional Radiology, 2025, 31(4): 303-312.
 - [33] 张志成, 王静, 张阳, 等. OrthoGPT: 面向精准诊疗的多模态骨科大模型[J]. 智能科学与技术学报, 2024, 6(3): 338-346.
ZHANG Z C, WANG J, ZHANG Y, et al. OrthoGPT: multimodal generative pre-trained transformer models for precise diagnosis and treatment of orthopedics[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2024, 6(3): 338-346.
 - [34] 林飞, 王飞跃, 田永林, 等. 平行药物系统: 基于大语言模型和三类人的框架与方法[J]. 智能科学与技术学报, 2024, 6(1): 88-99.
LIN F, WANG F Y, TIAN Y L, et al. Parallel drug systems: framework and methods based on large language models and three types of humans[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2024, 6(1): 88-99.
 - [35] 王飞跃, 金征宇, 苟超, 等. 基于 ACP 方法的平行医学图像智能分析及其应用[J]. 中华放射学杂志, 2021, 55(3): 309-315.
WANG F Y, JIN Z Y, GOU C, et al. ACP-based parallel medical imaging for intelligent analytics and applications[J]. Chinese Journal of Radiology, 2021, 55(3): 309-315.
 - [36] 赵毅飞, 申乐, 叶佩军, 等. 平行麻醉: 从麻醉自动化走向智慧型全周期麻醉平台[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(2): 234-246.
ZHAO Y F, SHEN L, YE P J, et al. Parallel anesthesia: from anesthesia automation to intelligent full-cycle anesthesia platform[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2023, 5(2): 234-246.
 - [37] WANG J, WANG X, GUO Y Y, et al. A parallel medical diagnostic and treatment system for chronic diseases[C]//Proceedings of the 2020 Chinese Automation Congress (CAC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 7412-7416.
 - [38] NI Q H, VIKTÓRIA B, LIN F, et al. Parallel theaters in CPSS: from shadows of ISDOS to intelligence of decision theaters[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2025, 12(6): 1059-1062.
 - [39] 李娟娟, 秦蕊, 丁文文, 等. 基于 Web3 的去中心化自治组织与运营新框架[J]. 自动化学报, 2023, 49(5): 985-998.
LI J J, QIN R, DING W W, et al. A new framework for Web3-powered decentralized autonomous organizations and operations[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(5): 985-998.

[作者简介]



张濛濛 (2000-), 女, 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室博士生, 主要研究方向为通用医学影像分割模型、合成数据辅助分割、基于医学影像进行诊断与推理的视觉语言模型等。



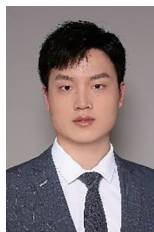
丛福泽 (1993-), 男, 中国医学科学院北京协和医院放射科科研博士后, 主要研究方向为智能医学影像处理、医学视觉问答。



王静 (1992-), 男, 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统全国重点实验室工程师, 澳门科技大学创新工程学院博士生, 主要研究方向为平行医疗理论与方法、智慧医疗系统的构建与应用。



张慧 (1993-), 女, 北京交通大学计算机科学与技术学院副教授, 主要研究方向为多智能体协同、多模态感知、具身智能。



田永林 (1994-), 男, 博士, 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统国家重点实验室助理研究员, 主要研究方向为平行智能、自动驾驶、智能交通。



李娟娟 (1986-), 女, 博士, 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统国家重点实验室副研究员, 主要研究方向为区块链治理、DAO与决策智能。



吕宜生 (1983-), 男, 中国科学院自动化研究所多模态人工智能系统国家重点实验室研究员, 主要研究方向为人工智能、机器学习、深度学习、智能驾驶、智能交通和交通大数据。



倪清桦 (1999-), 女, 澳门科技大学创新工程学院工程科学系博士生, 主要研究方向为平行戏剧、社会计算、智能决策。



薛华丹 (1979-), 女, 博士, 中国医学科学院北京协和医院放射科副主任、主任医师、教授、博士生导师, 主要研究方向为腹盆影像诊断。



丁炫婷 (2006-), 女, 清华大学信息科学技术学院在读, 主要研究方向为数字生物与智能健康。



王飞跃 (1961-), 男, 博士, 中国科学院自动化研究所复杂系统管理与控制国家重点实验室主任, 澳门科技大学特聘教授, 主要研究方向为平行系统的方法与应用、社会计算、平行智能、知识自动化。