

数智健康国际动态

北京市卫生健康大数据与政策研究中心

2026. 3. 30

（三）智能体在医疗健康领域中应用

在网络技术、计算能力和协作理论快速进步的推动下，过去二十多年智能体系统引起了系统与控制领域广泛关注。这种持续关注源于一个关键优势：通过分布式协调解决复杂问题的能力，从而相较单智能体系统实现了更优越的可扩展性、灵活性和稳健性。正是这一优势推动了多智能体系统从理论框架走向实际应用，使其在分布式优化、阵型控制等多个领域被广泛采用。下面将分别以工业多机器人导航与医疗急救调度为例，展现多智能体系统在复杂现实任务中，通过结构化知识嵌入与模块化协同，突破传统方法在可扩展性、实时性与可靠性之间的根本性权衡。这种“知识锚定+模块协同”的范式，使系统兼具理论完备性与工程落地能力，为构建大规模、高可靠、可解释的自主智能系统提供了可复用的方法论基础。

第一篇文章提出一个“多智能体路径规划”模型，以解决工厂自动化、仓储物流与末端配送等场景中多机器人在共享空间下的高效、安全导航的需求。该模型突破传统方法在可扩展性与理论保证之间的权衡：解耦式计算快但缺乏长期无碰撞/无死锁保障；耦合式质量高但计算爆炸，难以扩展。核心创新在于将连续动力学建模嵌入离散搜索框架，兼顾完备性、最优性与实时性。研究设计了一个 Tree-LaCAM 算法，能快速生成可行轨迹，并持续优化至最优。其关键在于用动力学感知的状态表示，将离散航点映射为平滑、高速、可执行的时空轨迹。基于此，构建了三层协同框架：1) 多智能体路径规划器：输出无碰撞、无死锁的航点序列，并融合底层动力学与时空偏差预测；2) 参考轨迹生成器：采用基于 Transformer 的学习模型，毫秒级将几何航点转化为动态可行的密集轨迹；3) 模型预测控制器：结合控制屏障函数 (CBF)，实现高精度跟踪与反应式避障。在异构机器人集群（地面机器人、四旋翼、移动障碍物）上完成五大实验验证：1) 狭小空间内多架四旋翼以 >5.0 m/s 速度激进穿行；2) 地面机器人在动态环境中连续完成 20 次任务，安全性与效率显著提升；3) 同时调度 28 台主动机器人+12 个移动障碍物，验证千级状态规模下的鲁棒性；4) 地空协同完成“最后一公里”包裹投递；5) 多四旋翼并行执行高吞吐仓库作业。结果表明：本框架在保持理论协调保证前提下，大幅突破现有系统在运动

敏捷性（速度）、规模（机器人数量）与实时性（毫秒级响应）上的瓶颈。模块化、平台无关的设计支持快速迁移至不同硬件与任务场景。当前局限在于对静态/缓变环境假设及对定位与通信可靠性的依赖；但作为首个兼具严格理论保障与工程落地能力的多机器人导航范式，它为工业级大规模协同系统提供了新基准。

第二篇文章则为急救服务建立了一个基于结构化临床知识与多智能体大语言模型（LLM）的智能调度仿真系统。急救调度是院前急救的关键环节，调度员需基于有限、模糊且情绪化的来电信息快速分诊，直接影响患者生存率。尽管有 MPDS 等标准化协议，实际分诊仍受限于症状描述不清、语言差异与沟通压力。本研究提出了一个基于结构化临床知识与多智能体大语言模型（LLM）的智能调度仿真系统。系统核心是完全自治的双智能体框架：呼叫智能体（模拟患者/旁观者）与调度智能体（模拟专业调度员），二者严格遵循统一临床分类法与事实共享原则交互。该分类法覆盖 32 类主诉、6 类来电者身份（如患者、家属、能力受限者）及六阶段呼叫流程，依据美国国家急救调度标准制定，并整合临床背景、典型症状、处置指令与协议映射。所有对话场景均源自 50 例 MIMIC-III 去标识化急诊记录（19 - 100 岁，多病种），经知识图谱增强情境细节，生成 100 个高保真合成对话。调度智能体基于 AutoGen 构建，每轮动态执行四项操作：更新摘要、分类主诉、检索协议规则、生成问题或指令；其输出受多重硬约束保护——禁止诊断、限制内容范围、强制安全收尾，并通过检索增强生成（RAG）实时锚定结构化知识库。呼叫智能体仅依据公开场景描述与历史对话响应，采用非专业语言风格，不接触隐藏临床真相，确保交互真实性。评估采用混合框架：1）临床维度：4 名急诊医生盲评指导有效性、调度效能与交互对齐；2）语言维度：量化情感中立性、礼貌度、可读性（达 6 - 7 年级水平）及情绪适配性；3）运营维度：分析信息获取效率、响应延迟（平均 1.8 秒）与关键事件下的完整性。结果表明：系统调度效能优异——94%准确转接、97%提供回电建议、91%在必要时给出有效指导；提问高度相关，指导质量评分普遍 ≥ 4 分（5 分制）；在管理抗拒、角色一致性与共建医学共识方面获高度评价；语言表现稳健，能以冷静、礼貌、易懂方式回应恐惧/悲伤情绪；生命关键事件中响应更快、信息更完整。该系统不仅是一个高保真仿真平台，更是一种可扩展的调度智能范式：模块化设计支持协议迭代、决策辅助工具开发，并为人工监督下的实时部署提供技术验证。虽需真实环境进一步检验，本研究证实了结构化知识驱动的多智能体 LLM，在提升高风险医疗通信安全性、一致性与可解释性方面的切实潜力。（徐健编辑）

译文一：

能实现运动力学上敏捷动作的多智能体路径规划

Keisuke Okumura¹, Guang Yang, Zhan Gao², Heedo Woo, Amanda Prorok

来源: npj Robot.

时间: 2026 年 3 月

链接: <https://doi.org/10.1038/s44182-026-00083-2>.

1. 简介

在共享工作空间中操控多台机器人是一项大型自动化系统的关键技术。这一点在诸如工厂自动化、交通管理、制造、配送服务等众多应用中都显而易见。从本质上讲，所有与多机器人导航相关的任务都可以归结为一个问题：在给定初始配置情况下，引导每台机器人实际其预期目标。协调的概念进一步被定义为不存在会阻碍任务进展的机器人间碰撞、死锁或活锁，同时优化由此产生的运动轨迹以满足用户定义的目标，例如最小化任务完成时间。

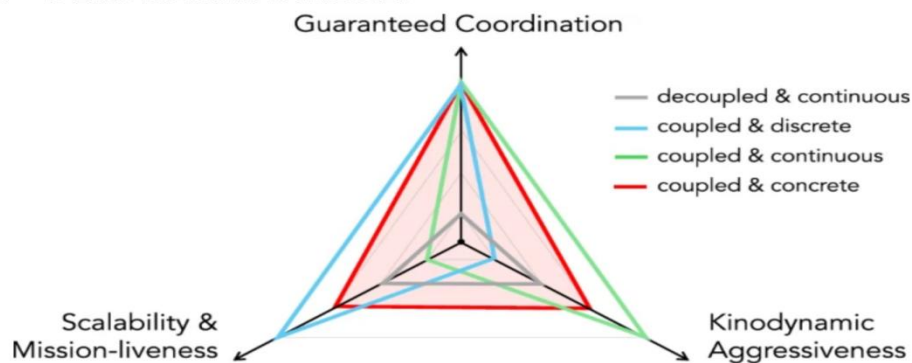
协调导航带来了单机器人系统中不存在的独特机器人挑战，例如协作感知和可靠的机器人间通信。我们的重点在于实现多机器人协调行为的关键挑战——长期轨迹规划。这带来了随着机器人数量增加而呈指数级增长的计算挑战，这是实现以下目标的困难所在：（I）由大量机器人组成的可扩展系统；（II）能够保证安全高效协调的可靠系统；（III）允许进行激进的运动控制以充分利用硬件潜力并实现性能最大化的系统；（IV）在部署期间能够迅速适应时变配置以确保任务连续性的实时系统。

在解决方案的一端是解耦的轨迹规划方法。这些方法通常是分散式的（尽管有时是集中式的），因其通过将关节协调分解为单个机器人的子问题从而降低了计算开销而广受欢迎。虽然解耦策略提供了实用的解决方案，尤其是在资源受限或部分可观测的场景中，但它们的代价是次优行为、不适用于需要紧密协调的场景，以及失去诸如无碰撞和无死锁之类的长期保证。对于未来不可或缺的长期基础设施系统而言，这些保证以及对协调的深入理解（超越其单纯的出现）是必要的。因此，实际需求也要求我们开发结合规划技术，同时保证可扩展性、可靠性、运动动力学灵活性和任务实时性。

耦合规划的计算成本主要由机器人状态离散化程度决定，该因素也影响可实现的运动动力学敏捷性。在一个极端，使用离散时空表示会导致多智能体路径寻找问题（MAPF）。通常通过基于图的组合搜索求解。自 2010 年代以来，MAPF 经历了重大发展，而近年来可扩展的离散搜索技术则可实现 10 级的管理能力 3 到 104 智能体人，同时保持任务实时性。然而，其简化网格世界的基本假设阻碍了对具有运动动力学约束的现实机器人的直接适应。相反，许多研究将多机器人导航概念化为连续状态空间表示中的数值优化过程。这种方向使得基于高精度动力学的流畅且激进的机动能够合成，但计算成本更高。因此，提供协调保证的方法通常仅限于少数智能体，以确保实时响应。

规划离散化的每个端点都有其独特的优势和明显的缺点。这种差异促使开发一种细致的状态表示，使得可扩展的离散搜索同时有效捕捉机器人的连续域运动。我们将这种规划范式称为“具体”，这个名称源自其连续与离散状态的混合表示，灵感来源于开创性的计算机科学教材。除了耦合表述固有的协调保证外，具体规划还旨在通过离散搜索，提供比全连续方法更好的可扩展性和实时响应性。同时，它通过保持对系统底层动态的感知，使运动动力学运动成为可能（见图 1）。

图1：多智能体轨迹规划策略的概念定位。



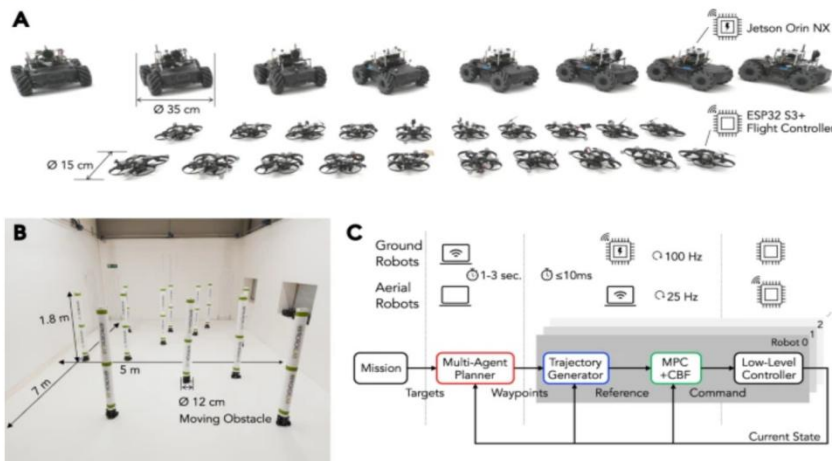
该示意图展示了在可行的情况下，耦合且具体的方法如何优化协调保证与性能之间的平衡。虽然该图代表了一个定性框架，但所展示的权衡通过实验结果（例如图 3 和 4 得到了实证验证）。

本研究明确了具体多智能体路径规划的概念。给定一个时空运动模型，解是为每个机器人设置一组协调的航点，这些路径点可直接且独立地由单个机器人控制器执行，将航点转换为动态可行的状态轨迹。为了解决这一规划问题，我们开发了一个理论上完整且最优的算法，称为 Tree-LaCAM，该算法基于领先的可扩展 MAPF 算法，即 LaCAM 及其多个版本。树形 LaCAM 在有限时间内找到成本最小的最优解（如

果解存在），否则报告解不存在。实际上，Tree-LaCAM 是一种随时算法，能够快速找到可行解，并随着时间推移逐步优化至最优解。

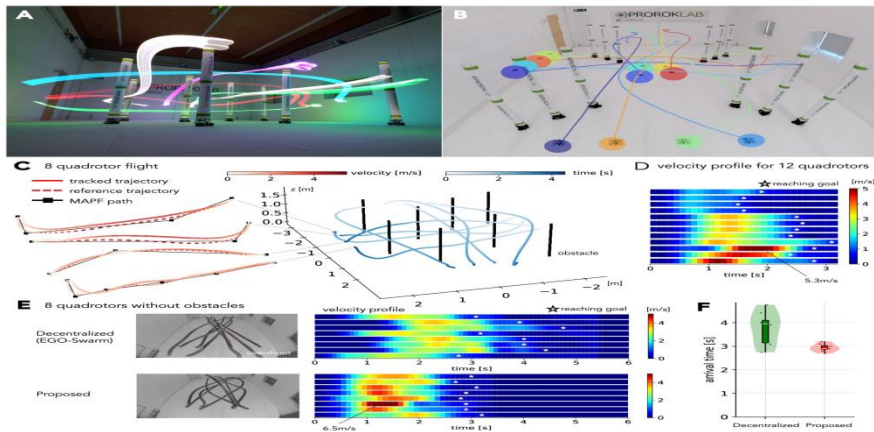
基于这一理论基础，我们开发了一个多机器人运动规划与控制框架，能够在大型机器人团队中实现可靠的多机器人导航。特别是在已知环境中，障碍物静止或缓慢变化，该框架设计用于通过极少的预先规划阶段解决一次性任务，该阶段仅持续几秒钟，同时仍允许激进的动作执行。我们解决方案的简单性使其能够部署在涉及多种机器人平台和任务场景的多种场景中（影片 1）。确实，使用图中展示的机器人设备。2A、B，我们演示（i）四旋翼激进团队飞行（见图 3）、（ii）地面机器人的终身运行，任务间延误最小（见图 4）、（iii）部署 40 台机器人，包括空中、地面和移动障碍机器人（见图 5）、（iv）末端配送场景中的异构机器人协作，以及（v）利用空中机器人实现仓储自动化场景（见图 6）。

图2：系统概述。



答：我们的机器人舰队由 8 台地面机器人和 20 台空中机器人组成。地面机器人基于剑桥机器人大师 67 而空中机器人则是新建的平台 68. B 室内实验工作区。动作捕捉系统追踪距离为 7.0×5.0×1.8 米范围内的物体 3 空间。快照中包含 12 个作为移动障碍物的 TurtleBots. C 规划与控制流程。在多机器人导航任务中，机外耦合多智能体规划器为每台机器人分配协调的航点序列。参考轨迹随后在每台机器人控制器中生成，并由带有 CBF 反应碰撞避免功能的 MPC 控制器跟踪。各个机器人控制器根据平台的计算能力，在机器人机上或机外操作。

图 3：动力学上多四旋翼导航。

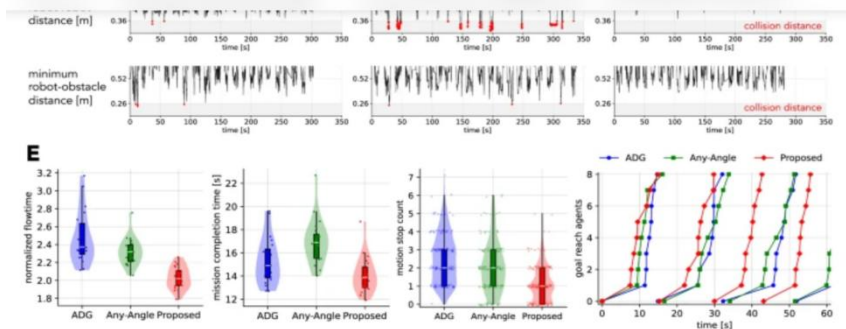


A: 八旋翼飞行任务的长曝光照片。四架四旋翼飞行器从后向前飞行，其余的从右向左飞行。B: 使用记录数据投影出的十二旋翼机任务的轨迹重叠图。图像中显示了它们的初始位置。C: 八旋翼飞行器任务的框架可视化。该图示包括由多智能体路径规划（MAPF）生成的航路点、基于这些航路点的参考轨迹以及旋翼飞行器实际跟踪的轨迹。D: 十二旋翼飞行器任务（如图 B 所示）的速度曲线，展示了峰值速度随时间的变化情况。每行对应一个旋翼飞行器，颜色强度表示速度。星号标记了各个旋翼飞行器的完成时间。E: 与分散式规划方法 39 相比的八旋翼飞行器轨迹，任务的起始和目标位置对齐。F: 每个机器人的目标到达时间。

图 4：地面机器人终身使命。



图 5：多智能体路径规划，实现运动动力学上的激进机动

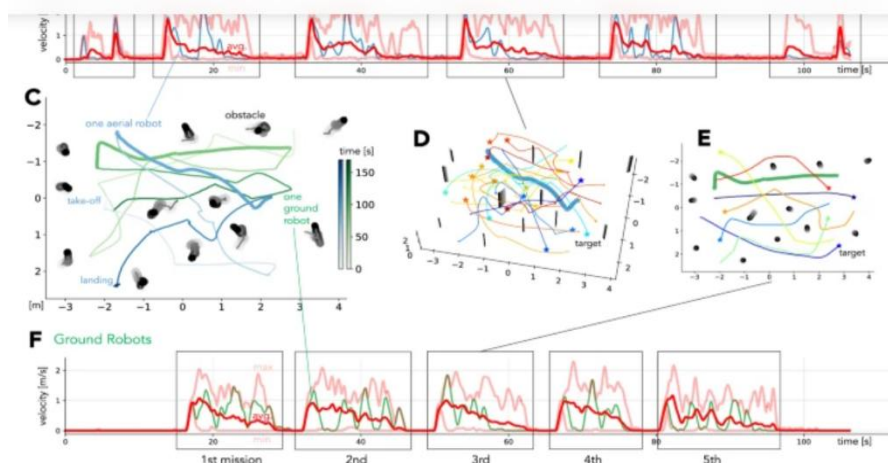


A: 实验性装置。我们使用八台受控机器人和八个移动障碍物，为每种方法连续完成了 20 次不间断的任务。B: 拟议方法的延时轨迹示意图。C: 针对给定任务配置（相同起止位置）三种耦合方法的定性轨迹比较。D: 在整个任务期间进行安全分析，显示两台机器人之间的最小距离以及机器人与障碍物之间的最小距离。碰撞点用红点标记。E: 绩效评估。图示了归一化流量、任务完成时间、停止频率以及沿时间轴单次任务达到的目标数量。流量时间表示每个机器人导航完成的时间。

图 5: 部署 40 台机器人。

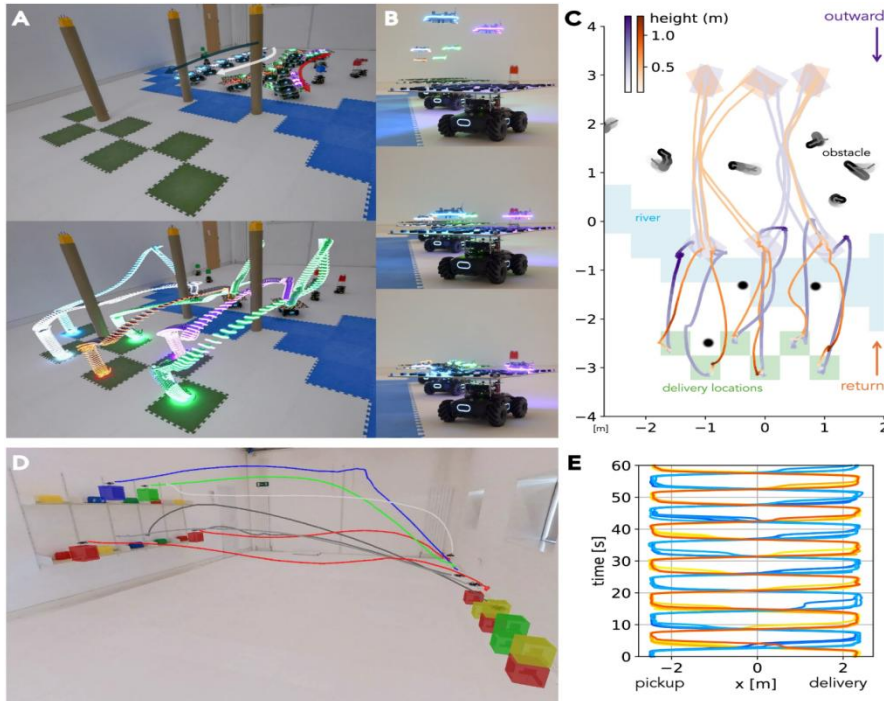


实现多智能体路径规划，实现运动动力学上的激进机动



A: 小型空间内大规模机器人部署的快照，包括 20 台四旋翼机、8 台地面机器人和 12 个移动障碍物。四旋翼的 B 速度曲线。平均速度、最低速度和最高速度用红线显示。其中一台四旋翼以蓝色标示。C 单个机器人在整个部署期间对每个平台的俯视轨迹。一次任务中完成 20 个四旋翼飞行轨迹。E 8 个地面机器人的弹道。地面机器人的 F 速度曲线。四旋翼和地面机器人在互斥的工作空间中异步移动。

图 6：末端配送和仓库自动化应用。



最后一公里配送场景的外向之旅。A 三台地面机器人，每台携带两台四旋翼，航向河岸，避开多个移动障碍。抵达后，四旋翼机器人从地面起飞，将包裹送达各自的绿色投递点。B 四旋翼着陆快照。随机放置的坚固垫片防止四旋翼机器人滑落地面。C 工作区俯视图，展示了整个交付流程。交付完成后，四旋翼机返回各自的地面机器人，随后整个舰队返回起始位置。工作空间中存在动态障碍，阻碍了任务前的规划。D 仓库自动化场景快照。四旋翼的轨迹和携带的物体会叠加。E 八个四旋翼轨迹，并有一分钟的时间，可视化任务进展。

尽管空间有限且需要紧密协调，我们展示了机器人团队执行敏捷机动的能力。例如，即使有 12 台飞行轨迹设计为相互作用的空中机器人，四旋翼机的最大速度仍可达 5.3 米/秒。这展示了积极的四旋翼协调能力，远超最先进的导航速度（室内团队导航通常低于 2.0 米/秒，如补充材料中的图 S1 所示）。此外，40 台机器人的演示虽然在规模、密度和工程复杂度方面存在重大挑战，但其运行时间超过单次运行，证明了该框架的可靠性。这些演示共同提供了具体规划实际能力的有力证据。

我们的框架专为真实的多机器人舰队设计，以具体规划为核心，整合了在复杂环境中大规模运营中的关键工程考量。它特别解决了那些在主要使用数值模拟或小规模硬件实验的研究中常被忽视的现实问题。这一关注引出了图中所呈现的架构。

在高层面上，我们的框架包括：（i）多智能体路径规划器，构成我们的理论基础；（ii）解耦的瞬时参考轨迹生成器；以及（iii）结合反应性碰撞避免作为最终安全措施的参考跟踪控制器。后两个组件在连续状态空间内工作以产生平滑运动，而规划者则利用具体状态表示实现大规模快速且保证的协调。下游信息，如具体规划中使用的时空预测，通过基于真实机器人轨迹数据训练的可学习组件整合进上游流程。

更具体地说，在当前配置和机器人目的地的情况下，协调路径规划器（i）基于具体表示生成无碰撞和无死锁的航点序列。规划器通过基于平台特定轨迹数据集训练的学习不确定性模块，融入了低层控制器动态。该模型预测空间偏差和到达时间，从而制定准确反映各站台导航能力和局限的规划。新兴的可扩展 MAPF 技术（如 LaCAM）能够及时推导中等可扩展性的解，即使离散搜索需要复杂的状态空间构造。此外，由于规划器在几何状态空间内工作，且不受高保真动态影响，它可以在不同机器人平台上进行协调，从而培养显著的架构可迁移性。

参考轨迹生成器（ii）随后将几何航点序列转换为运动动力学上可行且可直接供低级控制器访问的稠密态轨迹。除了纳入执行限制和安全要求等原则约束外，我们还采用灰盒学习模型，通过残留学习增强机器人的动力学表现。基于变压器的采用该模型模拟了数值优化中时间最优轨迹，不仅减轻了计算负担，还实现了机载轨迹生成，时间不到毫秒。这种效率至关重要，因为它在将全球联合计划分解为单个机器人轨迹时，实际上可以忽略机器人间的时间异步。

在参考轨迹生成后，模型预测控制器（MPC）（iii）跟踪参考轨迹，同时最小化偏差和控制工作量。MPC 采用非线性动力学模型实现精确跟踪，并支持激进的机器人机动。为确保部署安全，控制屏障功能（CBFs）被集成为硬约束以促进无碰撞运动。CBF 通过利用局部观测处理不可预见事件（如动态障碍物或模型不准确）提供了额外的安全层。

这种大规模多机器人协调的层级框架实现了具体规划的潜力，尽管存在如通信不完美、局部化不确定性和有限的计算资源等固有的现实限制。该架构采用混合方法，不仅弥合连续规划与离散规划表示之间的差距，还将基于第一原则的方法与数据驱动技术相结合，并将集中式规划与分布式（可能去中心化）执行相结合。通过协调这些对立范式，我们的框架克服了每种极端方法固有的局限。模块化设计——由三个专门制造的分离组件组成——从工程角度尤为重要，使得建造大型复杂系统

成为可能，比如本研究中报道的前所未有的 40 台机器人演示。虽然这些分层、混合和模块化多机器人规划方案并非为高度时间变化且动态障碍快速移动的环境设计设计，但正如以下实验所示，它们为现实操作条件提供了有力的解决方案，有望将其确立为大规模机器人协调领域的新事实标准。

2. 结果

该框架部署在由空中和地面机器人组成的机器人舰队上，如图中所示。2A，验证其多机器人运动规划和控制能力。所有实验均在一个紧凑的室内工作空间内进行，空间为 $7.0 \times 5.0 \times 1.8$ 米 3 如图所示。2B，控制流程如图所示。2C，后续将在方法部分详细描述。详细硬件规格可在补充材料表 S1 中查阅。

主要实验包括五种情景：（i）在狭小空间内进行激进的四旋翼群飞行，以验证具体规划是否能适应连续动力学；（ii）在逐渐变化的环境中终身进行地面机器人导航，以验证任务的实时性，即机器人需要在较长时间内在随机起点-目标位置之间导航；（iii）大规模部署 40 台机器人，包括空中、地面和障碍机器人，以评估系统的可扩展性和架构稳健性；（iv）采用异构机器人团队的最后一公里交付场景，以展示协作能力；（五）采用敏捷四旋翼的仓库自动化模型场景，进一步验证我们框架在实际应用场景中的适用性。随后我们进行消融研究，以证明框架中的设计选择的合理性。这些综合结果展示了该框架在具体规划基础下，能够在现实条件下解决紧密且耦合的多机器人协调问题。

2.1 与四旋翼群的激进飞行

图中最初的实验 3 涉及一个狭小空间，设有静态障碍物，多个四旋翼被划分为子组，分布在工作区的两侧。任务目标是让每个子组穿越工作区，并以最小的行进时间到达对面。MAPF 的规划时间设定为 2 秒。

工作区的设计有意让四旋翼机在房间中央相遇。如果没有协调，会出现高密度区域，可能导致高速碰撞和随后的灾难性故障。实现攻击性动作需要智能的时空区域管理，考虑运动不确定性和四旋翼运动动力学，如推力、姿态限制以及升降间的平滑过渡。

我们的实验验证采用了 8 台和 12 台四旋翼飞机的团队（见图 3A, B），展示了所有机器人复杂且协调的导航，以达到指定目标。图 3C 展示了将三个组件整合进部署框架的系统示意图，采用八四旋翼的情形。图中的速度分析。3D 强调了四旋翼发

动机即使在拥挤环境下也能实现的激进运动，峰值速度超过 5.0 米/秒。这超过了现有室内团队飞行，用于多机器人导航任务，后者通常速度低于 2.0 米/秒，团队规模少于八人，且工作空间更为简陋；无花果。补充材料 S1 将这场杰出演出置于 30 多件最先进作品中的背景。

图 3E 和影片 S6 进一步强调了通过将我们框架产生的机器人动作与已建立的分离四旋翼计划器产生的动作并置，所实现的协调攻击性。采用能够激发机器人敏捷性的耦合规划能够显著缩短任务完成时间，如图 3 所示。这种机动性的敏捷性源于我们框架能够提供紧密协调解决方案的能力，而这些解决方案是替代解耦规划策略所无法找到的（为图 1 中所示的模式提供了实证证据）详细内容和进一步分析见补充材料第一部分。

2.2 在不断变化的工作环境中实现终身运营

接下来，我们评估了该框架在一项任务中的任务活力，该任务需要地面机器人在随机起始-目标位置之间进行持续导航。实验装置由连续 20 个连续任务组成，分布在工作区内随机移动的 8 个动态障碍物，如图 4A（影片 2）所示。每个任务需要四个机器人从一侧移动到另一侧，反之亦然，迫使出现需要非简单协调碰撞和避免僵局的情境。

目标是在固定时间窗口内最大化完成导航任务的数量。与前述情景一样，准确的运动动力学和不确定性是快速安全完成连续任务的必要条件。此外，系统要求规划操作必须在几秒钟内完成。这种实时能力对于确保连续运行和最大化导航效率至关重要，同时也有助于适应动态环境，在静态规划配置可能迅速过时的情况下。动态障碍的存在增加了另一层复杂性，要求在计划执行过程中具备适应性行为——这是初始协调计划生成中通常未被考虑的因素。

我们将该方法结合两种常用耦合方法进行评估：（i）利用动作依赖图（ADG）实现无死锁执行的网格世界 MAPF 以及（ii）任意角度和连续时间的多机器人路径规划的直接执行。在这些方法的计划执行中，机器人速度会通过梯形速度剖面调整，以与我们的速度竞争。每位高级规划者有 3 秒时间来优化导航计划。图中展示了机器人轨迹的视觉对比。4B、4C，突出了我们方法实现的运动平滑性。这是高层路径规划者运动动力学意识的结果。关于这些方法的更多描述和讨论可见补充材料的 H 部分。

定量上，性能评估同时从安全和导航效率角度进行。图中的安全分析 4D 检查了整个任务期间的最小机器人间距离和机器人间障碍物间隙。我们提出的框架能在较长时间内保持安全导航，而两种基线方法都经历多次碰撞事件。这是因为它们无法在高层规划器中考虑运动动力学，以及在动态环境中缺乏低级别控制器的适应性。图 4E 通过三个指标突出了我们框架的导航效能：归一化流量时间，衡量单次任务的平均旅行时间；运动停止计数，表示机器人在任务中暂停的次数；以及所有机器人的任务完成时间。图中进一步详细分析了前 60 秒，表明我们的框架能在更短的行程时间内引导更多机器人到达目的地。因此，该框架在 270 秒内完成 20 个连续导航任务，优于 310 秒和 340 秒的基线。综合来看，这些结果表明我们的框架能够以更快更安全的方式完成导航任务。

2.3 在紧凑空间内部署 40 台机器人

我们利用一个由 40 个机器人组成的异构群体（8 个地面机器人、20 个四旋翼和 12 个动态障碍物），要求我们的方法在高度受限的空间内完成协调的运动规划。地面机器人和四旋翼最初分为两组，分别位于房间的相对端，类似于前述情景，而移动的障碍物则分布在房间各处（图 5 A；影片 3）。目标是持续引导这些机器人舰队前往指定目标，这些目标由房间的对面随机选出。虽然四旋翼和地面机器人不共享相同的操作空间，但它们在穿越整个实验空间高度时，面临相同的动态障碍。

除了前述场景中的诸多挑战外，这种密集的场景还带来了相当复杂的复杂性，而这些复杂性并不立即显现。（i）动态障碍的存在排除了任何离线准备，因此系统必须能够按需管理大量地面和空中机器人团队，以响应实时反馈；（ii）由于机器人数量众多，空间极度有限，导致持续且紧密的协调；（iii）整个实现过程，包括软件和硬件，必须展现出卓越的可靠性，以支持如此规模的连续多机器人导航请求。这一必要性在于，鉴于移动多机器人系统的特性，局部导航故障可能蔓延成灾难性的全舰队中断。具体来说，防止网络流量激增至关重要，因为这可能导致机器人暂时隔离，进而引发系统范围的故障。总体而言，这一情景使多机器人导航系统面临来自各方的巨大压力，使其成为我们框架的权威试验平台，进而为具体规划奠定基础。

实验结果如图 5 所示。演示所有 28 台主动控制机器人的导航任务，无需进行架构改造。所有系统模块都能在大规模运行中保持功能，安全高效地执行导航任务，

在多次试验中未发生碰撞或僵局。图 5B 和 5F 分别提供了空中和地面机器人的速度剖面，包括连续四次和五次连续运行。我们注意到，与较不杂乱的环境相比，最大速度略有下降，因为我们采用了保守的参数配置。尽管如此，四旋翼机的速度约为 3.0 米/秒，地面机器人超过 2.0 米/秒，这一速度依然具有竞争力，甚至超过了文献中报道的结果（见图 S1）。图 5C 展示了场景复杂度，展示了单个机器人在所有任务中从每个平台的非平凡轨迹，以及图 5D、5E 所示的任务中轨迹。总之，我们的框架有效应对了这一挑战性情景。

3. 应用场景

通过两个案例研究（末端配送和仓库自动化）展示该框架在不同任务中的适用性和可迁移性。

3.1 最后一英里配送

我们的最后一公里配送情景 需要空中和地面机器人之间的异构多机器人协作。我们利用这两种机器人互补的能力——四旋翼机器人在三维空间中提供快速导航能力，但电池容量有限；地面机器人则具备续航力和更高的载重能力，尽管存在地形特有的机动性限制。实验场景如下（影片 4）：（i）一支地面机器人舰队作为移动着陆平台，在避开动态障碍物的同时向目标区域移动。（ii）到达“河岸”后，它们作为四旋翼机的部署基地，随后穿越“水道”前往指定投放地点（图 6A 中的绿色拼块）。（iii）成功投放后，四旋翼执行返回各自地面平台并降落（见图 6B）。（iv）任务以地面机器人返回初始位置结束。

图 6C 中的整个任务轨迹表明，我们的框架成功地推广到这一异构多机器人协作任务，无需任何架构修改。需要注意的是，增加对接平台使地面机器人的占地面积比以往实验翻倍，因此框架必须适应这一新配置。正如后文将讨论的，我们框架对该配置的定制非常有限，这显示出对最初未设计配置的显著适用性。这是该框架模块化和规划者高度可转移性的结果。

3.2 仓库自动化

仓库自动化 1 是迄今为止多机器人运动规划与控制中最具吸引力的应用之一，多台机器人并行且不间断地工作，将包裹从出发地送达预定目的地。此类情形通常旨在最大化任务吞吐量，即单位时间内完成的任务数量，这使得敏捷运动综合成为

备受追捧的能力。此外，这些系统通常会施加严格的安全标准，通常要求一个可追溯和可验证的控制栈。目前，这些条件决定了集中式规划器的部署。我们的框架能够满足这些条件。这里我们提供了一个假设仓库在三维空间中运作的模型（影片 5）。

图 6 D 展示了一组四旋翼飞机从左侧货架到右侧投递点的虚拟包裹的快照，虚拟包裹在可视化中叠加。图中还展示了另一支四旋翼飞机团队，同时完成当前配送任务并移至货架等待下一批货。图 6E 可视化了这一反复过程随时间演变。我们的框架自然体现了这一行业启发的情景。极短的规划时间及由此产生的积极且密集的协调共同提升了系统效率，同时安全与活力通过长期且有保障的具体规划得以维持。

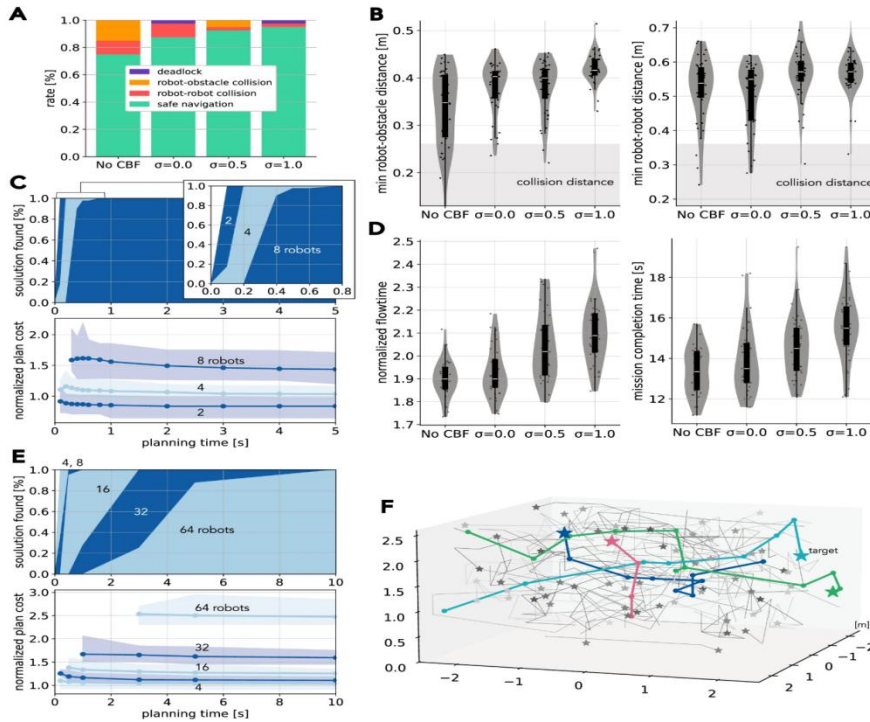
3.3 消融研究与敏感性分析

到目前为止，实验表明基于具体规划的框架能够在不同场景下安全且积极地导航多个机器人。本节对框架的主要模块进行消融研究和敏感性分析，以评估架构设计。我们还有意引入现实世界条件下的失效场景以测试韧性。具体来说，我们考察了当反应性碰撞避免方案（CBF）处于非激活状态时框架的行为。我们还评估了对高级规划者不确定性评估模块的影响，这些模块由 $\sigma_{2R} \geq 0$ 控制，该数值代表对时空偏差预测的信心度。此外，分析还考察了规划师在可扩展性和“随时规划”特性方面的能力，即规划结果质量随时间提升。关于每个角色的更多细节请见方法部分。

3.4 反应性碰撞规避的作用

该框架利用 CBF 作为本地反应碰撞避免模块，因其可靠性和易于集成到 MPC 控制器。通过 40 次随机试验，使用 8 台真实地面机器人和 8 台障碍机器人，配置与图 4 完全相同。7A 表明，CBF 极大降低了碰撞的可能性，尤其是机器人与障碍物碰撞。事实上，当 CBF 从 MPC 控制器中移除时，碰撞率超过 20%。这是因为与 CBF 相比，机器人间和机器人障碍物之间的距离有所缩短，如图 7B 所示。反过来，我们观察到移除 CBF 可以提升导航效率，如图 7D 中流速和任务完成时间的缩短所示。这些发现表明，运动攻击性与安全导航之间存在权衡。我们的框架设计强调安全性，包含 CBF，以保护机器人免受附近动态障碍等突发事件的影响。

图 7: 消融研究与敏感性分析。



40 个任务的解析。这些任务包含 8 台真实地面机器人和 8 个移动障碍物，配置与 Fig 相同。3A. B 关于机器人间及机器人间距离的安全测量，受不同不确定性水平影响 σ 。C 不同数量地面机器人的 Planner 成功率及其结果质量随时间推移。从真实机器人实验中提取了 40 个实例并对每个实验进行了测试。规划成本对应于流量时间指标。该图包括平均值、最小值和最大值。D 流量和任务完成时间，包括实际运行次数。E Planner 可扩展性评估， $5 \times 5 \times 2.5$ 米 3 四旋翼机的空地。每个设置都用 40 个随机生成的实例进行评估。规划器，参数配置与图中相同。5，在 10 秒内成功找到所有实例的解。（F）生成了 64 个四旋翼飞机的 MAPF 计划。多个四旋翼为可见度涂有颜色。

需要注意的是，虽然 CBF 理论上提供了安全性保障，但在实际应用中存在局限性，在某些情况下可能导致碰撞事件。这是因为该场景包含了 8 个动态障碍，增加了不确定性，这些障碍可能使起步时可行的计划在任务执行时变得不可行。关于此事的进一步讨论，请参见补充材料中的 M 节。

3.5 不确定性评估在高层规划中的作用

不确定性模块鼓励规划者遵循不确定性意识的协调计划，这使得当机器人动作涉及空间或时间大幅偏差时，可以更保守。不确定性由高斯分布表示，从而使规划

者的保守度得以实现，该程度通过调整分布水平（用 σ 表示）来控制。图 7A-D 展示了该参数 σ 的敏感性分析。我们观察到，更高的不确定性值会带来更安全的导航风格，同时对机器人运动的攻击性产生不利影响。这一现象是此前关于 CBF 角色的争论中归纳出来的。与此同时，动议计划中固有的过度保守性也可能导致失败，因为测试的情景包含了可能导致僵局情景的动态障碍。事实上，图 7A ($\sigma = 1.0$) 就包含了这样的死锁情况。因此，在我们报告的实验中，参数 σ 被设置为 0.5，以在两种视角之间取得平衡。

3.6 规划与优化性能

图 7C 评估了规划者的实时表现，包括 (i) 在有限时间内实现可行解决方案的能力，以及 (ii) 通过利用额外时间对解决方案进行优化的能力。计划质量以预计的旅行时间成本衡量。规划者能够在一秒内计算出涉及 2 到 8 个机器人的所有测试场景的解，并持续完善这些解。然而，这种投资的回报会随着时间推移递减，因此之前的实验采用了随时规划过程中早期提取解的做法。

3.7 可扩展性测试

虽然我们的框架已经展示了在现实世界中直接控制 28 个机器人和 12 个移动障碍物，但我们仍在压力测试其对更多机器人的可扩展性。由于单个机器人控制器，包括参考轨迹生成器，是完全解耦的，唯一的可扩展瓶颈在于耦合规划器。因此，我们利用模拟四旋翼在尺寸为 $5.0 \times 5.0 \times 2.5$ 米的紧凑空间中评估规划器的可扩展性，最高可达 64 个。图 7E 和 F 表明，尽管规划器意识到机器人运动的运动动力学和不确定性，但规划器能够在合理的规划时间内（即 3 秒内）处理数十台四旋翼。这种可扩展性直接源于我们框架中先进的 MAPF 算法的适应，该算法能够在简化网格世界中实时处理数千个智能体。补充材料的 G 部分进一步提供了经验数据，表明规划者可以在几分钟内处理数百台机器人。

3.8 尝试替代导航方案

我们还测试了一种没有耦合 MAPF 规划器的框架变体。通过 20 项随机试验，在与图格相同的环境中进行。7 答：这个消融版本在所有试炼中都遇到了僵局，导致任务无法完成。还尝试了端到端学习方法，采用流行的多智能体近端策略优化 (MAPPO) 算法，结合基于 GNN 的图神经网络 (GNN) 通信 [48]。结果显示碰撞事件频繁，主要源

于模拟与现实的差距以及对意外情况的泛化挑战。这些试点研究强烈鼓励引入耦合组件（如我们的）以提供协调保证，尤其是在需要复杂且可靠协调的情境下，正如我们一系列实验环境所展示的那样。

4. 讨论

我们展示了具体多智能体路径规划的能力，这是一种整体框架，利用离散表示进行组合搜索，同时明确包含连续机器人动力学。我们为点对点多机器人导航设计的部署框架，以保证规划为核心，采用模块化组件，通过数据驱动的工件无缝连接。尽管该领域已有大量研究成果，但我们的研究通过同时使用 40 台机器人（包括 20 台高速空中机器人和 8 台地面机器人）以及 12 个移动障碍物，在紧凑空间内进行实验而脱颖而出，超越一次性任务，处于时间变化的环境中，这些环境排除了离线一次性计划，要求任务实时性。这些实验表明，像这里提出的混合多机器人规划方案，为工业运行条件提供了有力的解决方案，有望将其确立为大规模机器人协调的新事实标准。

尽管实际条件常常阻碍解决方案直接向工业环境的转移，我们认为，我们具体的规划框架因其协调保障和平台无关性，是促进可靠高性能多机器人系统发展的关键。应用范围涵盖了需要移动实体实时协调的广泛领域，包括但不限于导引车辆之外的仓库自动化、物流运营和末端配送。此外，尽管本研究未实现，本文所介绍的快速耦合规划器为定期重新规划提供了可能，正如 MAPF 文献中广泛讨论的那样，从而增强了其适应更加动态和不确定环境的能力。

具体的表示方式，超越离散与连续规划的区别，是我们的基础，但我们的成功部署也源于实现一种隐含整合多样导航范式的混合架构。例如，高层协调草图在几何空间中以耦合方式规划，而可执行的全状态轨迹则以完全解耦的方式获得，无需考虑进一步的智能体间交互。这种有意的规划和表示方式转变成功防止了轨迹规划负担的快速增加，从而实现了可扩展性和任务实时性。

数据驱动范式在改进基于第一原理的方法方面也发挥着关键作用，能够捕捉现实部署的复杂性。例如，引入了带有模仿学习的参考轨迹生成，以满足在全局计划分发后立即获得轨迹的需求，且机器人间无明显延迟。即使采用最先进的方法，也需满足需求。即使采用最先进的方法，也需满足需求。凭借对系统动力学的广泛了解，时间最优轨迹优化耗时不可忽视，从工程角度来看，进行亚毫秒推断的能力具

有重大意义。从机器人轨迹中学习以获得更好的动力学表示，也提高了可靠性。实证数据可在补充材料的 F 部分获得。

我们方法的一个主要挑战在于难以处理高度动态的环境。虽然该框架对环境变化的敏感度较低，但无法保证规划阶段未考虑的动态障碍物能始终安全避开（图 7A 展示了导航失效的案例）。中等数量的不可预见动态障碍会改变任务执行过程中可用的空闲空间，导致计划中的机器人行为与实际行为之间不可忽视的差异，因此碰撞的发生，尤其是在机器人高速运行时。因此，我们认为该框架主要面向静态环境，而处理动态障碍的能力则是作为最后的保障措施。更多讨论可见补充材料的 M 部分。在动态环境中防止故障的一个简单变通方法是采用更严格防止碰撞的保守 CBF 参数，并结合全局监控系统。如果检测到与计划轨迹有显著偏差，可以重新调用全局规划器。然而，在激进任务执行期间动态调整全局计划仍是一个挑战。不仅限于上述，当前框架还未考虑完全未知的环境，即近距离飞行的下洗效应 54, 55, 56，或者说是非协作且对抗性的机器人团队。

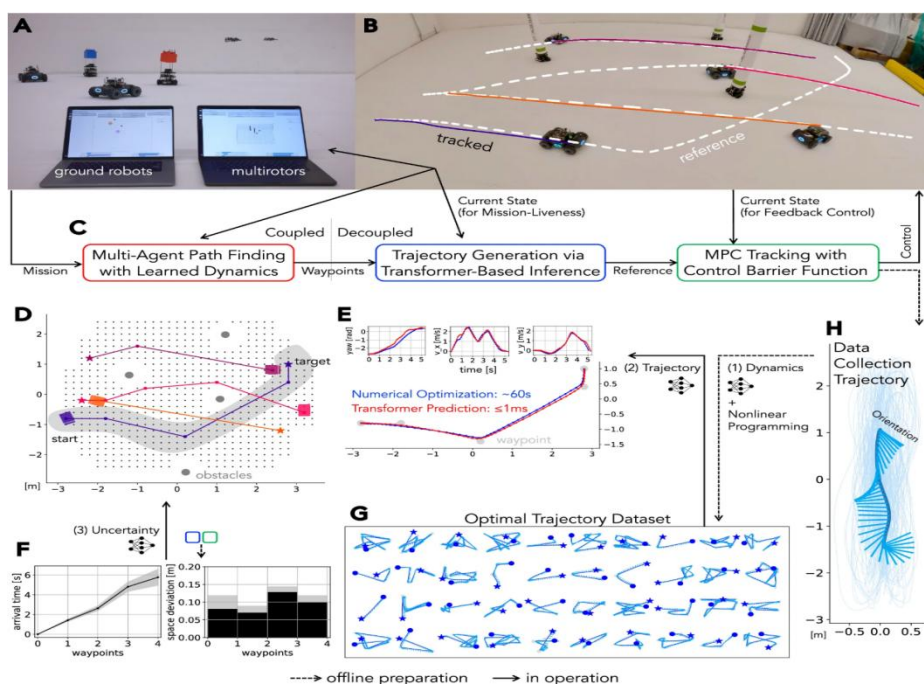
本研究侧重于规划和控制的进展，因此边缘化了定位问题，将其推迟给遥感解决方案（即外部遥测系统）。原则上，只要我们的规划和控制方案能够获得低延迟定位，无论是通过户外 GPS 还是基于视觉的室内技术，都能保持功能。我们注意到，我们的实现确实需要与动作捕捉系统进行外部状态估计的可靠通信方案，以及四旋翼群体控制。早期开发过程中遇到的大多数故障确实归因于通信不可靠性。因此，优化计算资源的分布变得必要；详细讨论见补充材料 E. 12 部分。另一种通信依赖是将全球计算的计划初始分配给每个机器人，但这对网络基础设施的负载远小于状态估计。此外，我们的混凝土规划解决方案对开始执行计划的时间有延迟容忍。这些方面的实证数据（即网络利用率和延迟容忍度）可在补充材料的 K 和 L 节中获得。

实验涵盖了多种场景，使用了两个不同的机器人平台。这表明所开发框架的可迁移性，不限于特定机器人平台或任务。事实上，尽管最初设计为地面机器人，该框架成功地适应了空中平台，且未涉及重大定制工作。灵活性还通过成功实施的最后一公里交付演示（包括新硬件设计）得以体现，这些演示在仅用三天内完成。这些快速发展得益于具体规划中采用的平台无关性代表和深思熟虑的模块化设计，使该框架能够快速适应最初未设计的新用例。

5. 方法

我们的框架采用层级结构（见图 8C）——由（i）多智能体路径规划器组成，具有学习的低层动态，（ii）基于学习的参考轨迹生成器，（iii）参考跟踪控制器——从高级离散规划器过渡到连续域的分布式控制器。其核心是具体规划，将低层连续信息整合到离散搜索中。该方案被表述为多智能体路径寻觅，带有执行约束（MAPF-X），使机器人能够在灵活协调的同时实现。参考轨迹生成器和 MPC 控制器的其他组件可能可互换，但该框架呈现现有形式，是因为考虑了许多机器人的可靠部署和高度可迁移性。

图 8：方法论概述。



地面机器人和四旋翼的图形用户界面，允许用户交互式管理机器人舰队。B 级叠加图作为参考和轨迹追踪。C 框架流水线。D 由 MAPF 规划器生成的离散航点。灰色高亮机器人将在下一个程序描述中使用。E 红色变压器状态轨迹与蓝色数值优化轨迹的定性比较。F 用于高层规划的到达时间和空间偏差预测。模型预测每个航点的这些值，以及从机器人行为中获得的不确定性。这些信息用于碰撞检查和 MAPF 流程中的成本计算。G 轨迹数据集预览，用于训练变压器模型。H 用于学习残差动力学的数据收集轨迹，其中一个段被高亮显示。训练好的模型用于基于优化的轨迹生成。简而言之，我们使用了三个机器学习模块。他们按照注释顺序接受训练。

本节概述了每个模块，从底层到高层，从下而上地界定部署的技术方面。这种呈现顺序反映了它们相互关联的依赖关系，这在我们的框架中独有，高层组件通过

数据驱动的工作整合了低层特征。特别地，我们的框架包含三个学习模块：（a）基于常微分方程的残差系统标识符，用于训练参考轨迹生成器的数据生成，用于补偿近似名义动力学与实际机器人动力学之间的不匹配（见图 8H）；（b）基于变压器的轨迹发生器，用于推断 MPC 跟踪的参考状态，旨在模拟通过数值优化计算的最优轨迹（见图 8E、G）；以及（c）MAPF 规划器使用的时空运动预测器，用于评估离散航点之间到达时间和路径偏差的变异性（见图 8D、F）。补充材料的 E 部分提供了更多技术细节，特别是针对平台特定的系统动力学设计。

5.1 具备反应性碰撞规避的模型预测控制器

该框架采用非线性模型预测控制（MPC）来计算遵循上游过程生成的参考轨迹的控制命令。基于第一原理动力学，其对抗扰动的固有鲁棒性和实现 MPC 精确控制的可靠性 $\dot{\mathbf{x}} = f_{\text{nominal}}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ ，允许高级规划者抽象低层实现的复杂性。这里， $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 表示单个机器人的状态向量，其中 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^m$ 表示其对应的控制输入。

为防止代理间碰撞并促进障碍物规避，我们进一步集成了控制屏障功能（CBF）³⁷，记作 $h(\mathbf{x})$ ，纳入 MPC 表述中以定义安全约束。本质上，CBF 作为一个失效保护机制，引导控制器合成更安全的输出，仅依赖局部观测。这一最后手段约束为系统模型中的潜在差异、通信延迟以及如时间变化障碍配置等意外事件提供了韧性。

正式来说，控制命令 \mathbf{u}_0 通过求解高频后退视界的数值优化，该数值采用参考态轨迹得到 $\mathbf{x}_{\text{ref}} \in \mathbb{R}^{n \times N_{\text{MPC}}}$ 以及反馈信息 $\mathbf{x}_{\text{current}} \in \mathbb{R}^n$ 作为输入，超参数为 $\gamma \in \mathbb{R}_{>0}$ 控制区间 Δt 。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k} \quad & \sum_{k=0}^{N_{\text{MPC}}-1} J(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{\text{ref}}, \mathbf{u}_k) \\ \text{subject to: } \quad & \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \int_0^{\Delta t} f_{\text{nominal}}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) dt, \mathbf{x}_0 = \mathbf{x}_{\text{current}}, \\ & \dot{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \gamma h(\mathbf{x}_k) \geq 0, \\ & g_{\text{platform}}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \geq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

积分采用四阶 Runge-Kutta 方案。成本函数 J 、CBF 的数学背景以及平台特定的约束 g 平台出现在补充材料中。

5.2 基于学习的系统识别

MPC 要求参考状态轨迹 x 。参考文献. 为了设计利用硬件能力的运动动力学激进轨迹，必须在更长时间范围内解决轨迹优化问题。该开环过程需要精确的动力学模型；否则，规划期内累积的误差将破坏轨迹的可行性。因此，这项工作轨迹优化中采用了灰盒动力学表示法，从基本原理建模机器人部分动力学，并通过数据驱动组件获得的残差动力学进一步细化。

特别是受数据驱动灰盒控制器设计启发。该框架使用神经常微分方程（NODE），学习时间上的残差和连续动力学，以便我们以后可以用它们进行可调离散时间步的数值积分。形式上，我们的动力学建模表达为 $f_{\text{gray}}(x, u) = f_{\text{nominal}}(x, u) + f_{\text{NODE}}(x, u)$ ，其中残差动力学由参数为 θ_{NODE} 的神经网络学习。求得 f_{NODE} ，我们首先收集轨迹数据 $\{(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \Delta t_k)\}_{k=0,1,\dots,M}$ ， $\Delta t_k \in \mathbb{R}$ 表示采样周期，每个平台机器人运动超过 1000 秒。数据是通过追踪专门设计的参考轨迹收集的（见图）。8H）通过 MPC 均匀覆盖机器人的状态空间。训练随后最小化状态转变的预测误差：

$$\mathcal{L}(\theta_{\text{NODE}}) = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} \left\| x_k + \int_0^{\Delta t_k} f_{\text{gray}}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) dt - \mathbf{x}_{k+1} \right\|_2 \quad (2)$$

模型训练完成后，我们可以使用高精度动力学 f_{gray} 在数值积分领域。

需要注意的是，基于学习的系统识别仅是为了提升参考轨迹生成。我们不使用 f_{gray} 在 MPC 中，有两个原因：（一）通过纳入 f_{gray} ，MPC 优化问题变得显著复杂，因为由此产生的动力学约束引入了强烈的非线性并增加了计算负担。再加上作为硬性安全要求的 CBF 约束，这会导致计算时间更长，并可能导致行为不稳定。收敛速度缓慢且潜在的次优解与实时控制和攻击性动作不兼容。（ii）相反，MPC 为 f_{nominal} 利用实时状态反馈实现快速重算，从而补偿模型误差。简而言之，我们牺牲部分模型精度，以换取闭环控制中更快的重采样率。即使 f_{nominal} MPC 中使用了高精度参考轨迹，使机器人能够在保持适度跟踪误差的同时进行攻击性动作，且不影响执行。有关实证证据，请参见补充材料 F 部分。

5.3 通过数值优化实现参考轨迹

给定上游过程的几何路径点序列 $[p_1, p_2, \dots] \in \mathbb{R}^{3 \times N_{\text{waypoint}}}$ ，该框架将运动动力学上激进的参考状态轨迹生成成为轨迹优化，采用非线性表述以最小化传输时间，类似于自

主无人机竞速场景。然而，显著的区别在于，不鼓励在两个连续航点之间出现较大的空间偏离，因为这种偏离使得在密集环境中无法进行紧密协调。

特别地，我们首先用线性插值拟合航点序列，并采样一个“更密集”的航点序列 $[p'_1, p'_2, \dots] \in \mathbb{R}^{3 \times N_{\text{traj}}}$ ，其中 $N_{\text{tragedy}} \gg N_{\text{waypoint}}$ 。给定初始状态 \mathbf{x}_{init} ，终结状态 \mathbf{x}_{end} ，以及偏差容差 $\bar{d}_{\text{traj}} \in \mathbb{R}_{\geq 0}$ ，以下公式用 N_{tragedy} 推导出所需的轨迹状态和控制变量， \mathbf{x}_k 以及 \mathbf{u}_k ，与采样时间 Δt 相关 k 。

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \Delta t_k} \sum_{k=0}^{N_{\text{traj}}-1} \Delta t_k \\ & \text{subject to: } \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \int_0^{\Delta t_k} f_{\text{gray}}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) dt, \mathbf{x}_0 = \mathbf{x}_{\text{init}}, \mathbf{x}_{N_{\text{traj}}-1} \in X_{\text{fin}} \quad (3) \\ & \|p'_k - p(\mathbf{x}_k)\|_2 \leq \bar{d}_{\text{traj}} \\ & g_{\text{platform}}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) \geq 0 \end{aligned}$$

平台特定约束 g_{platform} 除了灰盒动力学外，还能编码物理约束，利用我们基于每台机器人部署的先验知识，如驱动限制和安全要求。该优化确保生成的状态轨迹与高层规划器的航点相交，从而保持路径规划与轨迹生成之间的一致性。随后通过样条曲线插值对所得轨迹进行参数化，以使采样率与其他过程相匹配。

我们的实现涉及对由变量数 N_{tragedy} 组成的超参数集进行广泛的网格搜索及初始解猜测。该方法旨在可靠地获得解，独立于具体问题实例，无需手动调优，尽管约束和灰盒动态导致复杂的非线性。然而，由于其计算开销，即使是如图所示的简单实例。8C，推导解所需的时间是不可预测的。这使得单纯的数值优化无法承载任务实时性，尤其是在不断变化的环境中。缺乏实时性质使我们用基于学习的替代方案替代精确轨迹优化，采用常数时间近似。

5.4 通过变换器生成参考轨迹

上述繁重计算问题通过实现模仿学习推理来解决。这种方法的合理性在于，由于 MPC 本身具备能力，精确的参考轨迹并非前提。

特别是，该框架采用变压器作为其骨干架构，然后将密集的航路点序列 $[p'_1, p'_2, \dots]$ 转换为相应的状态轨迹 $[\mathbf{x}_1^{\text{pred}}, \mathbf{x}_2^{\text{pred}}, \dots]$ ，并为每个状态分配时间 $[t_1^{\text{pred}}, t_2^{\text{pred}}, \dots] \in \mathbb{R}^{N_{\text{traj}}}$ 。变压器能够处理复杂的任意长度的时间序列数据，利用自注意力机制考虑所有状态之间的时序相关性。这些特性对于生成适用于各种机器人平台的平滑且动态可行的运动轮廓至关重要。

通过数值优化，我们生成了相当数量的轨迹语料库，每个机器人平台约有 10 万个实例，使用了 300 多个 CPU 核心并行化。数据集预览见图。8G。百万参数模型使用普通均方误差作为模拟损耗进行训练。这种模型尺寸可以捕捉高维空间中的复杂状态轨迹形状，同时在机载计算设备上仍允许亚毫秒级的推断。快速的轨迹生成也是我们可扩展四旋翼配置的基础，这些设备可以在一台强大计算机上以极低延迟同时处理 20 个查询。生成轨迹的质量足以满足我们框架的目的。如图 8E 所示。即使是之前未见过的查询，地面真实值与生成轨迹之间的差异也很小，可以通过 MPC 来弥补。

5.5 保证协调的航点序列生成

该模块通过为每台机器人分配无碰撞和无死锁的航点序列，促进协调。我们的核心发明是多智能体路径寻觅 (MAPF) 的“具体”表述，能够捕捉低层次连续动态，同时仍允许使用离散搜索；其规划器利用先进的 MAPF 算法快速推理解。它们共同支撑着所有展示的演示。名为 MAPF-X (MAPF，带有执行约束) 的表述器以及名为 Tree-LaCAM 的规划器技术细节，详见补充材料的 C 节和 D 节。这里我们简要介绍他们的直觉。

给定每台机器人的几何路线图和起点-目标对，MAPF 旨在为每个机器人分配一系列时空点，如图所示。8D。标准 MAPF 表述定义机器人状态为时空位置，假设所有机器人同步执行动作并在单位时间内精确完成。这一常用表述因其简洁性加快了多智能体规划研究 [18, 21] 但这也使得反射连续的机器人运动变得困难，尤其是在激进的机动中。我们通过开发运动动力学和不确定性意识状态表示，结合数据驱动的运动模型，将离散信息转化为连续的时空预测来解决这一问题。

特别地，我们采用一个离散的每个机器人状态空间，作为以下组合：(i) 当前时间，(ii) 旅行边，即代表机器人出发点和到达点的一对顶点；(iii) 访问顶点的固定长度轨迹历史；(iv) 进度索引，表示完成当前走法剩余时间；以及 (v) 当前走法完成时间的不确定性。(iv) 的旅行时间由基于真实机器人数据训练的预测模型按需确定，模型利用 (iii) 的轨迹历史。这使得能够捕捉到超越经典 MAPF 单位时间假设的平滑运动。智能体间碰撞检查基于两者状态的时空重叠，并额外考虑训练模型提供的不确定性预测，以促进多机器人的安全导航。这些预测示例见图 8。MAPF-X 问题是每个机器人分配一条无碰撞路径，并带有这种扩展状态表示。

基于一种名为 LaCAM 的可扩展算法，对于经典 MAPF，我们开发了一个名为 Tree-LaCAM 的树搜索算法来求解 MAPF-X。该算法对所有机器人的联合状态空间进行详尽搜索，同时通过懒惰的继储状态生成大幅减少搜索工作量。理论上，我们证明树状 LaCAM 对 MAPF-X 是完备且最优的；在有限时间内，它找到一个最优解，使解成本最小化（如果解存在），否则报告不存在。实际上，Tree-LaCAM 作为一种随时算法，快速找到初始解，并逐步精炼，最终收敛到最优解。从经验上看，该实现能够在几秒钟内处理数十个机器人，正如我们的演示所示。补充材料的 G 部分进一步表明，在分钟的计算时间尺度下，它可以扩展到数百个机器人，同时仍考虑运动动力学和不确定性。

该状态空间定义灵感来自高级单智能体和多智能体规划抽象，以适应物理机器人的约束。虽然这些抽象通常在简化模拟中进行评估，但我们的方法通过利用 MAPF 技术的最新进展并从机器人轨迹中学习，弥合了理论框架与实际应用之间的鸿沟。通过这种表示方式，该框架可以生成由物理约束支配的运动动力学可行航点，而无需显式建模平台特定的状态空间。

5.6 训练运动模型

最后一个组成部分是 MAPF 过程中使用的运动预测器。该模型预测机器人即将从一个航点 \mathbf{p} 出发时的旅行时间和空间偏差 t 给另一个 \mathbf{p}_{T+1} ，借助轨迹历史 $[\mathbf{p}_{t-N_{\text{MAPF}}}, \mathbf{p}_{t-N_{\text{MAPF}}+1}, \dots, \mathbf{p}_{t-1}]$ ，统称为 P_t 。空间偏差定义为机器人实际位置与边缘之间的最大距离 $\langle \mathbf{p} \rangle_t, \mathbf{p}_{T+1}$ 。

我们创建一个数据集 $\{\langle P_k, y_k^{\text{space}}, y_k^{\text{time}} \rangle\}$ ，其中后两者表示空间和时间标签，使用以下程序。

(i) 有限航点序列 $P_{k-l:k+l} = [\mathbf{p}_0, \mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_\alpha]$ 其中 P_k 归属可以通过在竞技场随机行走，或通过随机设置虚拟障碍构建的最短路径来准备。第二种方法更接近真实部署设置，以减少分配转移。(ii) 机器人随后进行跟踪 $P_{k-l:k+l}$ 配合变压器轨迹发生器和 MPC，从而得到记录的定时轨迹 $\pi = [\langle \mathbf{x}_0, t_0 \rangle, \langle \mathbf{x}_1, t_1 \rangle, \dots, \langle \mathbf{x}_\beta, t_\beta \rangle]$ 。(iii) 顺序对齐优化 $P_{k-l:k+l} \pi$ 解，根据位置差异将每个航点分配给其中一个状态。这得到一个序列 $\langle \mathbf{p}_i, \langle \mathbf{x}_j, t_j \rangle \rangle$ ，可以直接用于构建数据集。数据收集后，单个神经网络会被训练用于预测 $\langle y_k^{\text{space}}, y_k^{\text{time}} \rangle$ 。特别地，模型假设高斯分布，因此训练采用负对数似然损失函数。我们的数据库包含每个平台超过 5 万个样本，收集时间为四小时。

*注：原文和译文版权分属作者和译者所有，若转载、引用或发表，请标明出处。

译文二：

DispatchMAS：用于急救服务的分类智能体

Xiang Li , Huizi Yu , Wenkong Wang , Yiran Wu , Jiayan Zhou , et al.

来源：BMC Emerg Med.

时间：2026 年 3 月

链接：<https://doi.org/10.1186/s12873-026-01540-9>.

6. 背景

急救调度，即基于有限的来电信息做出关键分诊决策，是院前护理中的关键步骤，直接影响患者的发病率和死亡率。国家标准如急救调度优先参考系统（EMDPRS）已被制定，旨在通过指导接线员遵循结构化、基于症状的协议，促进调度操作的一致性和安全。这些系统旨在确保紧急情况的及时准确识别，并提供救命的抵达前指示。然而，急救调度本质上面临症状描述模糊、语言多样性、高认知负荷和来电者痛苦等因素——这些因素可能影响决策准确性和运营效率。尽管已实施标准化的指导卡和调度员培训项目，先前研究已发现对院外心脏骤停等时间关键状况的分诊敏感性存在限制，且对高级生命支持需求的预测价值有限。调度员和急救服务（EMS）领导层越来越多地将这些局限性视为智能决策支持可以增强人类判断的领域，尤其是在复杂或不确定的呼叫中。

基于电话的急救调度在不同医疗系统中实现方式略有不同，但共享一个共同的核心任务。在许多北美环境中，急救呼叫会被引导到公共安全接听点（例如美国的9-1-1），受过培训的急救调度员使用标准化协议，如医疗优先调度系统（MPDS）来询问来电者，分配主诉和优先代码，并提供到达前指示，而独立的无线电调度员则协调现场单位。在中国大陆，来电者通过拨打专用的“120”号码激活 EMS，该号码连接医院内的急诊中心，这些中心既派遣救护车，也提供医疗监督，救护车通常由医护司机组成的团队。因此，尽管人员配置模式和角色界限有所不同——中国 120 系统常模糊医疗培训的接线员、调度员和现场服务提供者之间的界限——核心互动任务是相似的：快速识别和分类医疗问题、准确定位获取以及提供时间关键的到达前指导。

大型语言模型（LLMs）的出现改变了临床自然语言处理的格局。在紧急情境中，LLM 被用于分类呼叫紧急度、协助分诊决策，以及从非结构化调度员-呼叫员对话中生成结构化摘要。评估研究显示，LLM 分诊输出与人工护理人员决策之间存在中度到强度的一致性，表明将 LLM 整合进院前临床决策支持工作流程的早期可行性。其他研究则证明，使用基于通话记录和医疗场景训练的即时工程 LLMs，能够高度分类紧急与非紧急呼叫。近年来，LLM 的多模态应用以可穿戴认知助手的形式出现，利用语音、视觉和生物识别输入协助现场救援人员。

多智能体系统（MAS）也被探索为解决 EMS 协调和运营复杂性的补充框架。MAS 架构使多智能体能够实时协作，这些智能体代表了调度中心、救护车团队、医院或公共安全系统等利益相关方。这些智能体通过定义的协议进行通信，管理分诊工作流程、资源分配和路线优化，提升 EMS 系统的效率和可扩展性。早期 MAS 在院前护理中的实现已证明在任务分配和态势感知方面具有优势。近期工作将 MAS 与强化学习集成，基于空间需求模式动态调整响应部署，增强响应覆盖范围并缩短人口密集城市地区的行走时间。

MAS 与 LLM 的融合为综合结构化协调和自然语言智能提供了机会。在其他高风险领域，如国家安全应用中，LLM 的类似探索进一步凸显了安全、问责和可靠性在关键任务环境中的重要性。在基于仿真的 EMS 培训中，LLM 驱动的智能体被用于生成逼真的多语言呼叫者角色并模拟调度员互动，提升通信真实性和场景多样性。同样，基于主体的大型语言模型系统被提出通过特定角色的推理智能体（如分诊护士、医生和文档助理）支持急诊科 workflow，实时协作处理患者数据。这些架构展示了多智能体大型语言模型系统在不取代临床判断的情况下增强人工操作员的潜力，尤其是在嵌入人机环路框架中时。

尽管如此，这些技术的实际应用仍面临挑战。LLM 已知会产生幻觉事实内容，尤其是在长上下文环境中，其输出可能对提示性措辞和领域漂移敏感。持续的研究旨在通过对策划的 EMS 数据集进行指令微调，以及与将模型输出锚定于结构化派遣分类法的检索增强生成（RAG）机制集成，克服这些限制。同样，基于 MAS 的系统必须确保与现有 EMS 基础设施的互操作性，遵守特定司法管辖区的分诊协议，并在事件审查中解释智能体行为。

本研究通过开发和评估基于临床整理的分类法和事实共享的结构化、LLM 驱动的调度模拟系统，扩展了 MAS 和 LLM 在急救服务中的应用。我们的方法不同于以往将结构化协议与语言模型结合的工作。EMS-BERT 专注于通过预训练领域特定变换器，从静态叙事中提取实体和关系，而非生成动态交互场景。Sim911 在精神上更接近，使用 LLM 调用器通过 RAG 支持的上下文控制模拟和验证循环来训练人类调度员；但它仍是一个人机在环中训练工具。相比之下，我们的核心创新是一个完全自治的多智能体框架，其中呼叫者和调度员角色都作为基于 LLM 的智能体实例化，并在每个环节都受调度分类法和事实共享的约束。这种智能体-智能体范式有助于支持程序对齐、临床忠实且语言多样性的对话；可能促进超越以人为中心角色扮演的扩展场景生成；并为培训以外的应用提供了潜在基础，包括协议评估和未来决策支持。

为评估系统性能，我们实施了结合专家临床医生评估与自动化语言质量指标（情感、可读性和礼貌度）及运营绩效动态的混合评估策略，捕捉会话效率、信息完整性和响应节奏在不同呼叫阶段和紧急程度上的演变。这一集成框架使得在现实调度工作流下评估临床可信度、通信忠实度和实时适应行为成为可能。该系统在多种标准化紧急场景中进行测试，以评估 AI 生成响应的真实性、与临床意图的一致性以及沟通上的适当性。主要发现包括高操作质量（例如，94%正确的外部智能体联系，97%的回拨指令，91%的建议提供）、强有力的沟通指标（73.7%中性情绪，90.4%情绪中性，Flesch 阅读轻松度 80.9，礼貌 60.0%，无失礼），以及紧急自适应的运营动态，在生命关键事件中更快、每回合响应时间更短，同时实现各类投诉的呼叫完备性相当。

因此，本研究的主要贡献有三方面：（1）我们构建了基于临床的 EMS 分类法和事实共同点，以实现调度员-呼叫员的模拟；（2）我们开发基于 LLM 的多智能体调度系统，与这些结构保持一致；以及（3）我们设计了一个混合的人-算法评估框架用于调度员对话。在此范围内，我们将多智能体基于大型语言模型的系统介绍为急救调度的仿真与分析平台。系统通过结构化的案例描述生成端到端的调度员-呼叫者对话，这些对话可通过基于分类法的指导、操作操作和沟通质量评分标准进行分析。除了表征模型行为外，该平台还被设计为一个沙盒，用于压力测试和呼叫处理协议的优化，并生成结构化数据和设计模式，这些可能为未来的实时决策支持工具提供

参考。这些工具的设想作用是通过提升调度员与呼叫员互动的质量和一致性，补充和强化现有的调度 workflow，而非替代专业调度员。

7. 方法

本研究采用系统化的三阶段方法论，旨在确保所提调度模拟系统的临床基础、技术稳健性和严谨评估。如图所示。第一阶段，重点构建结构化、符合标准的分类法和事实共享，正式定义 32 个主要投诉（CC）、6 个来电者身份以及六阶段的呼叫处理协议。第二阶段将这些结构化知识转化为基于 LLM 的 MAS，实现呼叫者、调度员和响应智能体之间的动态交互。第三阶段建立了一个混合评估框架，将医生对指导有效性和派遣效果的判断，与对沟通质量（对话流畅度、情感/情感、可读性和礼貌性）的自动评估及基于文字记录的操作绩效动态相结合，捕捉信息收集的效率、完整性以及跨呼叫阶段和投诉紧急度的模拟节奏。这些阶段共同为急救服务中的智能体的开发和验证提供了一体化的路径。

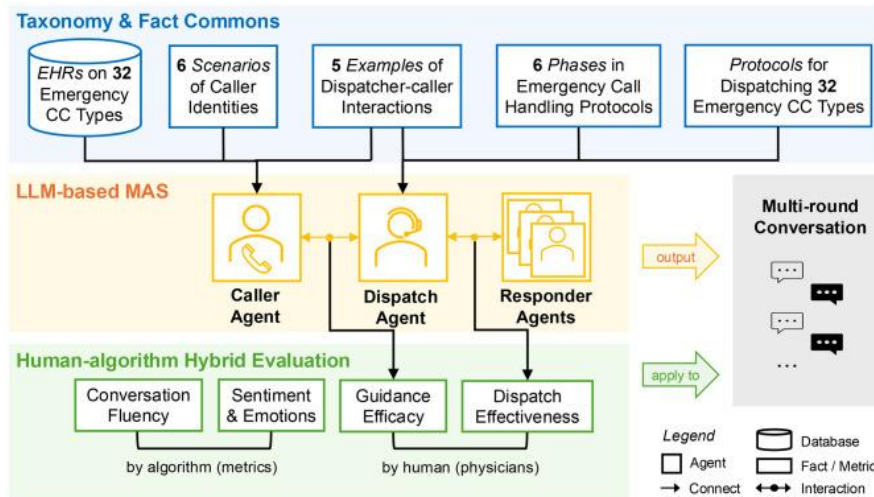


图 1 三阶段方法示意图：（a）分类法与事实共享，（b）基于大型语言模型的 MAS，以及（c）人机-算法混合评估

2.1 数据

我们使用了 50 份经过验证、去标识化的患者记录，来源于 MIMIC-III 数据库，涵盖多样人群（19–100 岁;52%男性）及急诊入院类型。在本次概念验证模拟中，我们未使用完整的 MIMIC-III 队列;相反，我们手动选择了一小部分成人急诊入院，具备足够结构化的信息，以创建涵盖 32 个主诉类别的病例小品。

每个病例通过 Neo4j 知识图谱进一步丰富，整合复杂的病史和入院情境。临床表现通过基于 EMDPRS 的紧急分类法组织，包含 32 个 CC，分为个别主诉、创伤事件和生命关键事件。为模拟真实互动，我们预定义了六种来电者身份类型（患者、旁观者、家属/关联人、多位来电者、相关方、有限能力来电者），并在本数据集中为每个患者病例分配两个身份以生成对话； N 个病例时产生 2 个 N 个呼叫场景，因此 50 个病例我们得到 100 个合成调度员-来电者对话。座席的通信模式和对话语气通过调度员教育材料中五个去标识化、训练的 911 呼叫范例进行了校准。这些示例仅用于分类学的细化和提示设计，本身不包含在分析数据集中。未访问操作性 9-1-1/120 日志、可识别的通话录音或真实通话记录；本研究中所有评估的对话均为完全合成的，源自精心策划的情景和事实共享。这些数据组成部分的详细摘要见表 1。

表 1 数据统计

数据组件	度规	价值 / 分布
患者记录	样本量	50 名独特的患者
	年龄范围	19 - 100 岁
	性别分布	52% 男性 ($n = 26$ 岁)，48% 女性 ($n = 24$ 岁)
紧急情景	个人首席投诉	27 件
	创伤事件类型	15 件
	时间/生命关键事件	8 案例
会话多样性	来电者身份类型	6 种不同类型
	每位患者的来电者身份	2 - 6 种类型
	真实世界通话记录	5 完整文字记录

为了在纯英语模拟中操作有限熟练度，我们还使用相同的情景和评估标准，对流利与有限英语熟练度呼叫者约束（每条件 40 次呼叫）进行了受控比较（补充方法 S7）。

2.2 急诊医学的分类法与事实共同点

我们开发了基于临床的分类法和事实共享资源，以系统地组织急救调度中遇到的各种场景。这一结构化知识库支撑了我们的模拟系统，确保语言模型智能体在临床基础且程序准确的紧急呼叫表征内运作。为构建分类法，我们识别出 32 个不同的主投诉（CC），这些内容源自国家公路交通安全管理局（NHTSA）和卫生资源与服务管理局（HRSA）发布的《急救调度：国家标准课程》，并附有母婴健康局的额外

指导。这些投诉涵盖了多种紧急类型，包括医疗、创伤、环境和产科事件，因其代表性和与调度员工作流程的相关性而被选中。

对于每个 CC，我们都整理了结构化信息，以支持模拟和解释。该分类的详细实地结构、策划原则及完整分类见补充方法 S1。其中包括临床背景和典型病因、最常报告的症状和情境模式、标准的入院前指示、儿科和母科病例的特殊考虑，以及相关地方和国家调度协议的整合（补充表 S1）。这些元素共同确保临床准确性，并提供结构化事实共享，使智能体能够以符合急诊医学最佳实践的方式响应。

为了模拟真实的紧急互动，我们进一步设计了六个典型的来电者身份，反映了现实调度场景的多样性：

患者：可能症状严重且沟通能力有限的个体；

旁观者：第三方旁观者，在场但不熟悉患者的背景；

家庭/关联人：家庭成员或亲密伙伴，常常带来情感紧迫感；

多呼叫者：多个同时呼叫者，可能提供相互矛盾的信息；

相关方：可能对紧急情况负责的个人；以及

能力有限来电者：功能性沟通受限的来电者，包括流利度下降、词汇量有限或难以理解复杂问题。

这些身份基于来自 MIMIC-III 电子健康记录数据集的临床叙述，使系统能够反映症状的真实表现、来电者行为和信息质量。

同时，我们用调度员培训和运营中广泛采用的六阶段协议编码了紧急呼叫的标准进程。虽然这一结构在美国急救调度国家标准课程中有正式规定，但其基本步骤大致符合中文 120 的做法，调度指导同样强调确认报警人的位置和联系方式，引出主诉和关键症状，优先处理紧急情况，并在交接救护车队前提供到达前的指示：

初始接收：呼叫接线员收集重要信息，如位置、患者身份和紧急情况；

现场状况评估：提取上下文细节以评估环境安全和状况严重程度；

调度：根据收集到的信息启动适当的响应单位；

提供实时更新：随着新细节的出现；

到达前指示的传递：如心肺复苏（CPR）和止血，以稳定患者状况，等待救援人员到达；以及

通话结束：专业响应人员接手后正式结束互动。

2.3 基于 LLM 的智能体 EMS 调度系统

基于《Sect.》中描述的结构化分类法和事实共享。2.2，我们的第二个主要贡献是开发了由大型语言模型（LLM）驱动的多智能体急救调度（EMD）仿真系统。如图所示。2，系统整合了结构化的医疗知识、真实的来电者身份和标准化的调度协议，以模拟端到端的紧急呼叫场景。两个核心智能体——呼叫智能体和调度智能体——在 AutoGen 框架内动态交互，以重现现实世界的 911 呼叫。响应智能体仅在需要时调用——例如救护车被派遣或需要交接接收团队时——以模拟下游临床操作并完成端到端工作流程。具体组件版本，包括核心 LLM 和软件框架，已在补充表 S2 中记录，以确保可重复性。

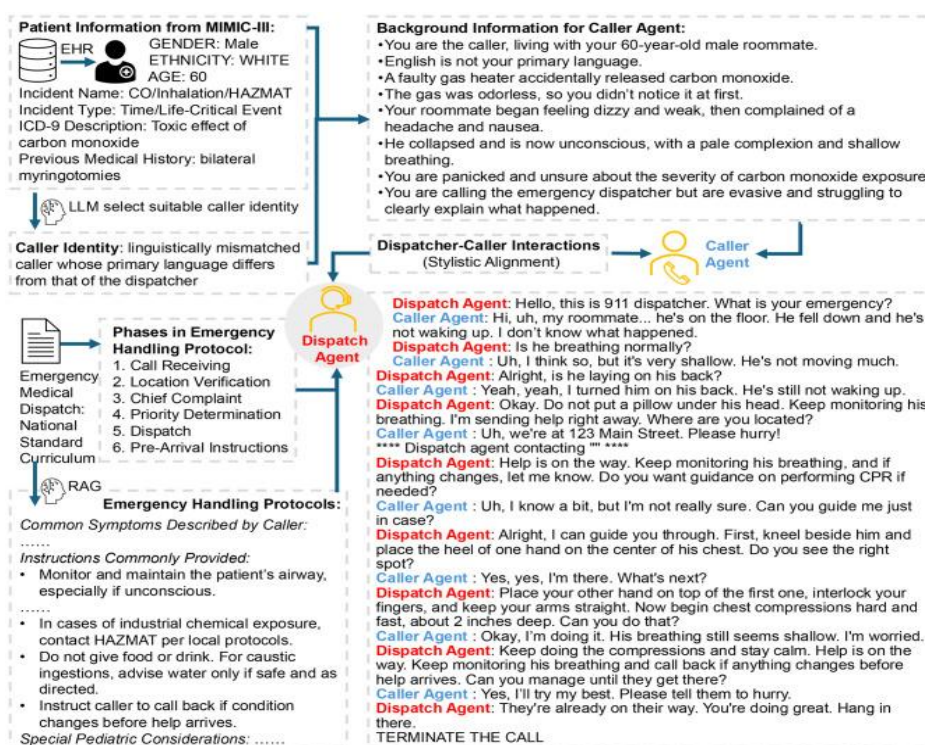


图2 基于 LLM 的多智能体急救调度（EMD）模拟系统的示意图

来自 MIMIC-III 电子健康记录（EHR）的患者信息为来电者提供了真实的背景和身份。来自急救调度国家标准课程的知识——包括主诉分类、处理流程和呼叫处理阶段——为呼叫员和调度员提供基础。该流水线展示了呼叫场景生成和身份选择、调度员与呼叫者之间的交互与回合级主诉分类和协议检索、可选升级至辅助智能体，以及预到达指令的传递，这些都体现在代表性的通话记录中

简而言之，每一次模拟电话都是调度员与呼叫智能体之间的轮流互动。在每个调度轮班，系统（i）更新呼叫的实时摘要，（ii）使用 EMS 分类法对主诉和优先事

项进行分类，(iii) 仅从共享临床知识库检索特定事件规则和到达前指示，然后生成一个通俗易懂的问题或指令。呼叫智能体随后仅使用场景描述和之前回合中可得的信息进行响应，遵循强制外行人沟通风格并防止访问隐藏“神眼”知识的约束。如果可用信息不足以确定特定协议分支，调度智能体会使用预定义的“信息缺失”备份，而不是猜测。

为了减少不安全或不切实际的行为，我们实施了多项硬编码的防护措施。调度员的输出限制为每回合一次行动，必须遵循安全第一命令（现场安全和生命威胁优先于次要细节），并明确禁止提供医疗诊断或非协议治疗建议。所有电话必须以标准化的安全网关闭结束（例如，若情况发生变化，建议呼叫者重新联系 EMS）。情景层面的排除规则进一步防止不合理或不安全的设置（如无意识的来电者或自证其罪的施害者）。完整的架构细节、提示模板和安全规则见补充方法 S2–S5 和补充表 S3–S6。

LLM 的一个众所周知的局限性是它们倾向于产生合理但不准确或虚构的反应，通常称为幻觉。为降低这一风险，两位智能体人都基于《教派》中引入的事实。通过在每个对话回合中以结构化、临床相关的知识约束生成过程，系统最大限度地减少错误信息，增强临床真实性。

呼叫智能体旨在模拟多样且自然的紧急呼叫。对于每个案例，我们生成叙述性的背景情景，而不是直接暴露结构化的患者数据。利用从 MIMIC-III 派生的配置文件，LLM 从六个预定义角色中选择最符合上下文的来电者身份——患者、旁观者、家属或关联者、多位来电者、潜在负责的个人或语言不匹配的来电者——同时排除逻辑上不一致的选项（例如，无意识的患者作为来电者）。生成的情景包括来电者与患者关系、环境（如家中或公共场所）、时间和可观察症状等上下文细节（抽样变量见补充表 S7）。这种方法实现了两个目标：确保来电者身份与临床语境的真实对齐，避免过于精确或不合理的临床描述，这些描述在真实对话中不会出现。构建工作流程、采样变量以及管理呼叫智能体生成的关键安全优先一致性规则详见补充方法 S2。为了进一步模拟真实的通话动态，呼叫智能体的语音通过五条真实 911 文字记录的语言样本进行校准，使系统能够重现紧急电话典型的模糊性、紧迫感和情感语气。

调度智能体初始化为标准化的紧急呼叫处理协议，并使用用于校准呼叫智能体的真实通话文字记录。在每个对话回合，轻量级分类器会审查对话历史，并分配分类法中定义的 32 个 CC 类别之一，或者如果证据不足，则分配一个名为“信息缺乏”的备选类别。一旦确定了 CC，我们会采用 RAG 机制。该过程动态检索与已识别 CC 相关的程序和临床指令，并将其整合进调度员的提示中。这确保了结构化的提问、适当的警示覆盖以及准确的抵达前指导。所有智能体均通过 API 访问的 GPT-4o 模型实例化。我们基于三项实用标准选择了 GPT-4o 作为代表性的前沿大型语言模型：在复杂语言任务上的强力表现、对多智能体设计所需工具/函数调用的原生支持，以及成本符合运行 100+端到端仿真的需求。系统的回合级 RAG 循环和完整的提示库，包括为确保安全且连贯交互而设计的全局硬约束，详见补充方法 S3 和补充方法 S4。关于调度智能体、调用智能体、CC 分类器和 RAG 注入模板的完整提示符已在补充表 S3-S6 中提供。

此外，系统支持多智能体升级和外部工具集成。每个 CC 协议都标注了潜在的辅助资源，如 EMDPRS 或外部机构（如警察、消防）。在 CC 确认后，调度器可以通过函数调用调用这些资源。在这项研究中，为了保持对话流畅，LLM 模拟了辅助智能体的响应，但模块化设计允许在未来部署中即插即用地与真实 API 或智能体逻辑集成。

综合来看，基于 LLM 的 MAS 实现了图中所示的端到端工作流程。结构化的病例元数据和电子健康记录衍生的叙述为现实的来电场景提供种类；调度器会迭代地分类 CC 并检索协议绑定的决策步骤；当符合条件时，会发布到达前的指示；在适用时，函数调用触发辅助智能体（例如 EMDPRS、police、fire）。通过统一扎实的医学知识、叙事呼叫者建模、动态 CC 条件提示和模块化升级，该框架能够生成高保真模拟，既能模拟真实的 9-1-1 互动，又能保持临床安全性。因此，该平台最好被视为一个受控的仿真与分析环境，为未来协议优化、决策支持接口设计以及在适当情况下与实时 EMS 系统集成提供即插即用的路径。

2.4 人机-算法混合评估框架

我们采用了结合结构化人类专家评估与自动转录指标的混合框架，评估了 AI 增强调度系统。该设计针对三个互补目标：临床有效性，评估系统是否遵守急救调度协议并提供安全、适当的指导；沟通稳健性，评估系统在压力条件下是否保持清晰、

冷静和专业;以及运行性能动态,评估系统在模拟时间压力下收集关键信息和通过呼叫阶段的效率和适应性。

2.5 综合评估

人工评估和自动化评估提供了互补且非重复的视角。人类评级从专家视角反映临床适宜性、方案遵循性及实际效用。自动化沟通指标在大规模范围内量化语气和可及性(如情感/情感、可读性和礼貌度),为互动质量提供系统性检查。运营性能动态进一步量化流程层面的行为——如信息收集效率、完整性以及呼叫阶段和投诉紧急度的模拟节奏——将系统所说与通话的展开联系起来。这些组成部分共同构成了一个综合框架,用于验证临床、通信和运营性能,支持迭代优化并指导未来部署研究。

2.6 人体评估

人类评估分为三个领域:**指导效能、派遣有效性和交互对齐**。指导有效性涵盖了医生对抵达前建议清晰性和适当性的判断,这些建议定义为向来电者提供的非诊断性指示(例如,定位、监测、立即安全措施,以及何时应重新联系 EMS 或寻求紧急护理)。调度有效性关注通话的操作质量:质询是否相称且针对性强,以识别主要问题和红旗特征,这与电话分诊准确性和紧急性分配工作相符;鉴于难以确定位置是 EMS 响应延迟的主要原因,且基于移动和手机的定位系统显著缩短响应时间,呼叫者的位置是否被明确传达和确认;是否在指示时联系合适的额外服务(如警察、消防或毒物控制),并符合将毒物控制及其他机构定位为应急响应链重要组成部分的指导;以及是否提供明确的安全提醒(例如,情况发生变化时回电),这反映了初级和远程护理中的“安全网”文献,强调提醒患者注意红旗症状、何时寻求进一步帮助以及如何重新获取服务,作为降低诊断和分诊风险的核心策略。这些方面与电话分诊和调度中关于在全面信息收集、准确定位与分类以及及时资源动员之间取得平衡的既定关切相符。

互动对齐领域基于对紧急和求助电话的对话分析研究,将呼叫处理视为互动成就,而非简单的信息传递。借鉴 Whalen 和 Zimmerman 对公民报警电话中“实用认识论”的分析,Tracy 关于框架冲突和对标准化质询的抵抗,以及 Shaw 及其同事关于电话支持中压力和立场管理的研究,我们评估了(i)调度员如何对应框架并解释基于协议的质询,(ii)他们如何恰当地建立和使用呼叫者对事件的认识访问,以及(iii)

他们如何有效管理互动问题，如抵抗、误解或角色错位。为了明确探究同一交互框架内的错位和修复，我们进行了一项受控触发扰动研究，指示呼叫智能体在通话中引入具体的麻烦源（例如，抗拒提问/指令、作为有限知识旁观者的角色不匹配，或最初需要协商共享框架的模糊日常描述），与无触发基线（补充方法 S8）。其他所有要素——包括临床情境、调度员政策和评估评分标准——均保持不变。这三个领域共同使我们能够评估呼吁的实质性成果（指导和行动）以及实现这些成果的互动工作。结构化问卷如表 2 所示。

表 2 评估问卷概述

类别	子类别	问题	答案类型
指导疗效	建议	调度员有没有给来电者提供建议？	二进制（是/否）
指导疗效	对建议数量的满意度	调度员提供的建议是否足够？	序数（1-5） ¹
指导疗效	如果有建议，请提供有用的建议	调度员给出的建议在紧急情况下帮助报警员有帮助吗？	序数（1-5） ¹
调度效能	问答数量	调度员和呼叫员之间问答的问题数量合理吗？	序数（1-5） ¹
调度效能	提出和回答的问题的相关性	调度员是否问了相关问题以识别医疗问题？	序数（1-5） ¹
调度效能	联系正确的潜在智能体人	调度员是否成功联系了正确的潜在其他客服？	二进制（是/否）
调度效能	被告知必要时再打电话	调度员有没有建议来电者如有必要回电？	二进制（是/否）
调度效能	获得的位置	调度员是否明确地询问并确认了来电者的位置（包括派遣救援所需的详细信息）？	二进制（是/否）
交互比对	帧对齐与信息管理	调度员有没有明确解释为什么他们需要问多个问题/遵守流程才能派人帮忙？	序数（1-5） ¹
交互比对	认识论适宜性：建立呼叫者的知识基础	调度员是否明确说明报警人是如何知道问题的（例如，直接目击者、听到尖叫声、他人告知）？	二进制（是/否）
交互比对	认识论适宜性：共享的医学问题框架	通话结束时，是否对主要问题（例如“无意识成人”、“可能中风”、“严重呼吸困难”）达成了清晰且医学意义深远的共识？	序数（1-5） ¹
交互比对	互动性麻烦管理：处理对提问/指示的抗拒	当呼叫者抗拒提问或指令时，调度员是否以一种缓解互动的方式回应（例如冷静重复、简短解释），而不是升级冲突？	序数（1-5） ¹

类别	子类别	问题	答案类型
交互对比	互动问题管理：与来电者的立场和角色保持一致	调度员是否以支持合作的方式，适当承认了来电者的立场和角色（例如直接受害者、旁观者、第三方举报人）？	序数（1 - 5） ¹

注意：所有序数项：1 = 强烈不满意，2 = 不满意，3 = 可接受，4 = 满足，5 = 非常满意

我们生成了 100 个模拟紧急呼叫场景，涵盖了不同的信用卡和来电者档案。四名完成急诊医学培训/轮转并有急性分诊经验的持证医生担任专家评审员。为减少单一系统偏差，我们招募了在美国 9-1-1 和中国 120 系统中具备院前经验的急诊医生，对使用相同评分标准的对话样本进行评分，使我们的人为评估反映两种不同 EMS 传统的视角。每位评审员独立使用问卷审查指定病例子集，四位医生对 20 个病例进行了注释，以评估评审者间的可靠性。评审员对模型版本进行盲测，并在校准集上训练以标准化解释。如图所示的评估界面。由两个面板组成：左面板显示呼叫智能体与调度智能体之间的对话，右面板则包含标准化的评估选项。医生通过此界面提交评估。

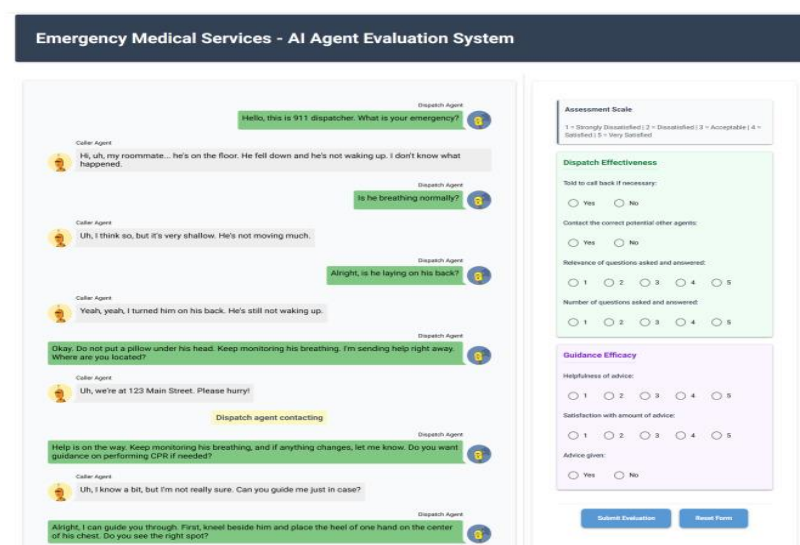


图 2 智能体系统的评估接口

2.7 受控通信消融

为研究特定沟通策略如何影响固定临床场景中信息的诱导和互动结果，我们进行了受控消融，仅调整调度员的问题框架政策，同时保持基本案例小品、协议和评估标准不变（补充方法 S6）。我们比较了多种在认知负荷和认知引导上不同的框架风格（例如，单焦点顺序提问与捆绑/超载提问，以及行话化和医学化/引导式表述）。

每种风格均基于主研究报告的基于评分标准的结果和操作标志进行评估;完整的实验设置和结果见补充方法 S6。

2.8 算法评估

为补充专家判断，我们评估了四个与沟通相关的维度：**情感分析**（整体评价语气）、**情绪分类**（主导情感状态）、**可读性评估**（压力下的语言简洁性）和**礼貌评估**（尊重、专业表达）。这些选择基于证据表明，沟通方式能强烈影响紧急和临床遭遇中的合作、理解和信任，超越事实内容。对急救医疗服务电话的研究表明，来电者的情绪状态及接线者管理情感的方式与院外心脏骤停识别及调度员协助心肺复苏的成功执行有关;更平静、更投入的沟通与更好的来电合作和对指令的遵守密切相关。因此，量化调度员轮流的情感和主导情绪，可以作为一个可扩展的智能体指标，判断回应是否保持情感平衡——既不过度冷漠，也不过度紧张，并且是否适时校准以适应危机情境。

可读性是健康传播中长期存在的问题:急诊出院说明和书面患者材料常常超出推荐阅读水平，低可读性与理解力差和对指示的遵守能力较差相关。在紧急呼叫中，当来电者可能感到焦虑、分心或健康素养有限时，确保口头指示尽可能简单易懂至关重要。最后，感知到的尊重和尊严，以及以患者为中心的沟通，与更高的信任和更好的临床患者体验相关。明确的礼貌评分让我们能够识别并避免不必要的粗鲁或威胁性回应，同时在必要时允许坚定且时间紧迫的指令。这四个自动化指标共同提供了互补的、基于理论的沟通质量指标，增强了临床和运营绩效的专家评级。类别、分类和模型总结于表 3，具体模型检查点和规格详见补充表 S8。

表 3 算法评估指标与模型

类别	类型学	分类学	模型 / 计算
情感分析	多级别	正面、负面和中性	罗伯塔基地
情绪分类	多级别	厌恶、喜悦、悲伤、愤怒、恐惧、惊讶和中性	E-DistilRoBERTa
可读性评估	连续	0 - 100	弗莱施阅读轻松
礼貌评估	多级别	礼貌，有些礼貌，中性，不礼貌	伯特基

情感通过 RoBERTa 基础在 TweetEval 上微调（负面/中性/正面）进行分类，情绪分类则遵循 Ekman 的分类法，通过 E-DistilRoBERTa 训练于 EmoEvent 语料库及补充数据集（七个类别：厌恶、喜悦、悲伤、愤怒、恐惧、惊讶、中性）。礼貌性通

过基于合成客户服务互动训练的 BERT 分类器（礼貌/略有礼貌/中性/不礼貌）进行评估，可读性则用 Flesch 阅读易懂度评分（0–100;值越高表示可及性越高）进行测量。这些预训练模型之所以被选中，是因为它们在大规模对话文本（如社交媒体和客户服务对话）上得到了广泛验证，并且提供了强大的现成工具，用于粗粒度地分析情感、情感和礼貌。我们的目标不是从这些标签中做出病例级临床推断，而是刻画调度员和呼叫员在多种模拟通话中语言使用的广泛差异。因此，我们将这些输出视为英语情感语调和沟通风格的近似指标，承认模型并非专门针对紧急通话记录进行训练;开发 EMS 专用、精细调优的分类器是未来工作的重要方向。

由于紧急情况下的来电者通常非常痛苦，保持清晰和情绪適切至关重要。与此同时，对话分析研究强调，并非所有来电者都会表现出明显的情感;表面上平静或情感平淡的表达本身可能成为沟通不一致的根源，需要额外的互动工作来建立紧迫感和共享框架。过于情绪化的反应可能加剧焦虑，而不清晰或过于技术性的指示则可能危及患者安全。因此，算法评估补充专家评审，提供对沟通质量和临床安全性的可扩展检查。

2.9 作战性能动态评估

为了评估系统在模拟时间压力下的效率和响应能力，我们基于对话记录进行了事后分析。补充图中展示了 100 个案例中运营表现的定量评估，包括信息完整性、响应及时性和指导准确性的分布。这些指标的详细评分方法在补充表 S10 中定义。需要注意的是，本次分析所用的时间线是基于话语数量计算的模拟，而非现实世界的计算延迟。核心指标“信息收集效率评分”基于智能体人在特定场景中成功诱导的预定义关键实体（如位置、意识）比例计算。

2.10 统计分析

鉴于类别流行率偏差且多评定者，我们使用 Gwet 的 AC1——对患病率/边际失衡的敏感度低于 κ ——来估算评审者间信赖度（95%置信区间）。我们用描述性统计（频率和百分比）总结了研究结果，涵盖二元和序数评分。为了研究评级者之间的差异，我们使用单向方差分析（ANOVA）来评定序数评分，将其视为近似连续，并检查正态性和同方差性;以及 Pearson 卡方检验用于二元结果（Fisher 精确检验，期望计数为 <5 ）。采用双尾检验， $\alpha = 0.05$;p 值为名义值，多次比较时不做调整。同样的推断方法应用于补充消融（补充方法 S7–S8），比例通过 Fisher 精确/卡方检验比

较，评分量表结果则根据需要使用单向方差分析或双样本检验进行比较（补充方法 S7-S8）。

8. 结果

本节呈现我们混合评估框架的研究成果。我们首先报告人工评估结果，包括评级者间的可靠性以及系统在指导有效性和派遣有效性上的表现；随后，我们展示了对座席生成对话（情感/情感、可读性和礼貌性）的算法评估，以及基于文字记录的操作绩效动态，这些数据量化了信息收集的效率、完整性以及跨呼叫阶段和投诉紧急程度的模拟节奏。

3.1 人体评估

评级者间可靠性

为验证人类评估的一致性，我们首先评估了四位医生共同注释的 20 个病例的评审间可靠性。分析结果显示，Gwet's AC1 在所有评估指标上均大于 0.70，显示医生间高度一致，支持我们评估框架的稳健性。

系统在调度中的表现、指导效能和交互对齐

该系统在调度效能和指导效能方面表现出强劲的表现，医生们对此进行了评定。如图所示。4（a），系统实现了高调度效能：在二元评估中，94%的案件成功识别并联系了正确的潜在其他智能体，并在 97%的情况下提供了必要时回电的建议。对于序数指标，所提问题的相关性主要被高度评价（得分为 4 或 5）。值得注意的是，37%的问题数量获得了中性评分（3 分），这表明有进一步校准的空间。指导有效性在所有指标中均被评为异常高的（见图）。4（b））。调度员在 91%的必要情境中提供了建议，建议数量和提供的帮助都极为积极，大多数得分为 4 或 5 分。此外，对话分析知情的互动对齐领域显示出持续强有力的互动管理（在评分案例中， $n=80$ ）。调度员因与呼叫者立场和角色保持一致（77/80 中得分 4-5,96.3%）、处理抵抗无升级（77/80 中 4-5,96.3%）以及按呼叫结束明确共同医疗问题框架（70/80 中 4-5 分，87.5%）而获得高度评价。评分员也经常支持调度员关于协议驱动问题的解释（70/80 中 4-5,87.5%）。最后，调度员在 72/80（90.0%）明确确立了来电者的知识基础，支持了互动的有效认知基础。在其他框架消融中，单焦点顺序提问产生最稳定的指导、完整性和对齐评分，而捆绑/过载提问则降低了交互对齐和感知效率（补

充方法 S6)。在设计诱导相互作用困难的触发扰动中，我们观察到问题管理和响应时效在条件间存在统计学显著差异，其中阻力条件产生了最大的对齐和节奏惩罚(补充方法 S6)。

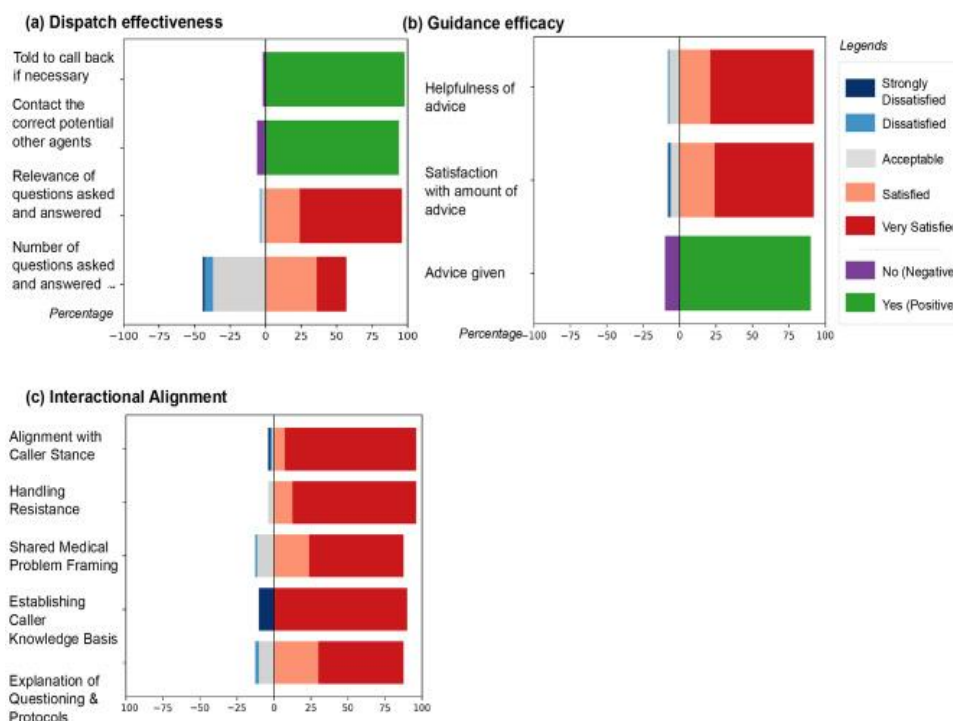


图 4 评估结果为 (a) 调度有效性和 (b) 指导有效性。条形图表示二元 (是/否) 和序数 (1-5) 回答的百分比分布

评级者分歧的统计分析

为探讨评级者间潜在的变异性，我们进行了统计分析以比较医生的注释。如补充表 S9 所述，我们在两个指标上发现评级者之间存在统计学显著差异：“提出和回答问题的相关性” (ANOVA, $F = 4.301$, $p = 0.007$) 和“联系正确的潜在其他智能体人” (卡方检验, $\chi^2 = 16.0$, $p = 0.001$)。在其他所有指标中，均未观察到统计学上显著的差异，表明高度共识。对个别评审评分的事后回顾显示，“问题相关性”的差异主要由一位评审员 (医生#4) 持续低于另一位 (医生#1) 所给出的评分。

3.2 算法评估

算法评估为调度员与呼叫员对话的沟通质量和情感动态提供了定量见解。分析显示，调度员的专业冷静形象与报警者模拟的痛苦之间存在明确且恰当的区别，如图 5 所示。

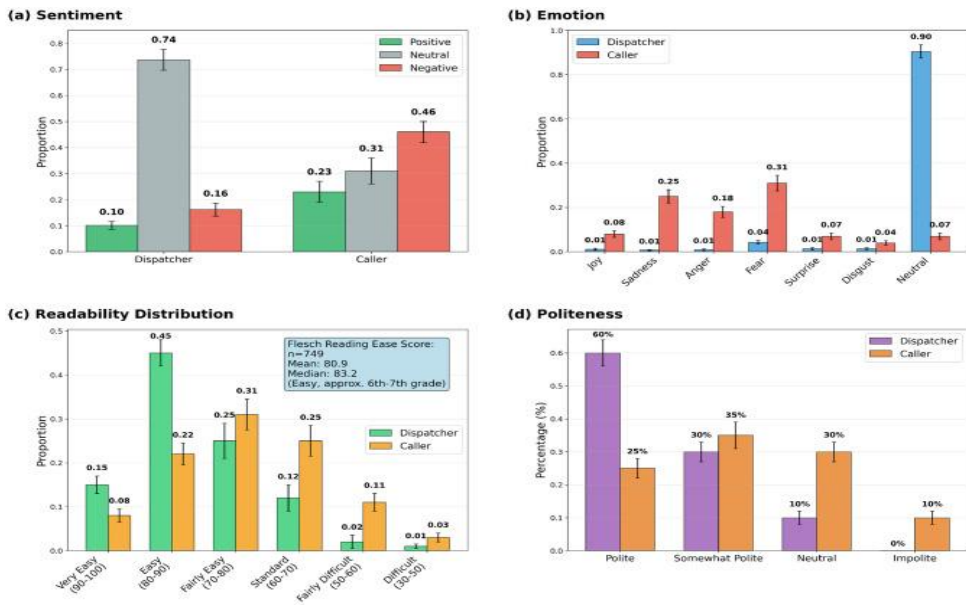


图 5 算法评估，比较调度员和来电者对话画像在四个关键指标上的表现：（a）情感分布，（b）情绪分类，（c）基于 Flesch 阅读易懂度评分的可读性，以及（d）礼貌程度

情感与情感分析

对智能体反应的分析显示，它们的情感特征存在鲜明对比。如图 5a 所示。调度员保持以中立态度（74%），适合专业紧急沟通。相比之下，呼叫智能体的对话主要是负面（46%），较少中立（31%），有效模拟了紧急情况下个人的情绪状态。这种情感差距通过情绪分类进一步得到确认（见图）。5b），调度员的输出绝大多数是中性的（90.4%）。相反，来电者表现出显著的恐惧（31%）和悲伤（25%），这些情绪与情景的紧迫性和严重性相符。我们注意到，真实的 EMS 呼叫包含更广泛的情感表现，且感知到情感缺失也可能引发互动问题；我们目前的来电智能体主要针对困境表现来调校。

易读性和礼貌

调度员信息的可读性很高，表明指示清晰且易于求助来电者。这些信息的平均 Flesch 阅读难度得分为 80.9，相当于 6 至 7 年级的阅读水平。如图 5c 所示。调度员的语言分布在“简单”类别（43%）达到峰值，而呼叫者的语言自然更为多样和复杂。礼貌评估确认调度员的专业沟通标准很高（图 5d）。大多数回复被归类为“礼貌”（60%），另外 30% 被评为“较为礼貌”，重要的是，没有任何回答被评为“不礼貌”。这表明他们始终坚持尊重和支持性的沟通规范，这在高风险场合尤为关键。

3.3 运行性能动态

运行绩效结果（如图 6 所示）显示，系统对话行为会随着通话阶段和主投诉的紧急程度而变化。按呼叫阶段分析信息收集效率（图 6 a）显示出一个倒 U 形趋势，效率在关键评估阶段（模拟 2–5 分钟）中平均得分达到 4.3，此时快速、结构化的提问最为重要。在后续的指导和结束阶段，效率保持相对较高，表明在初步评估形成后，系统并不会显著减速或变得混乱。

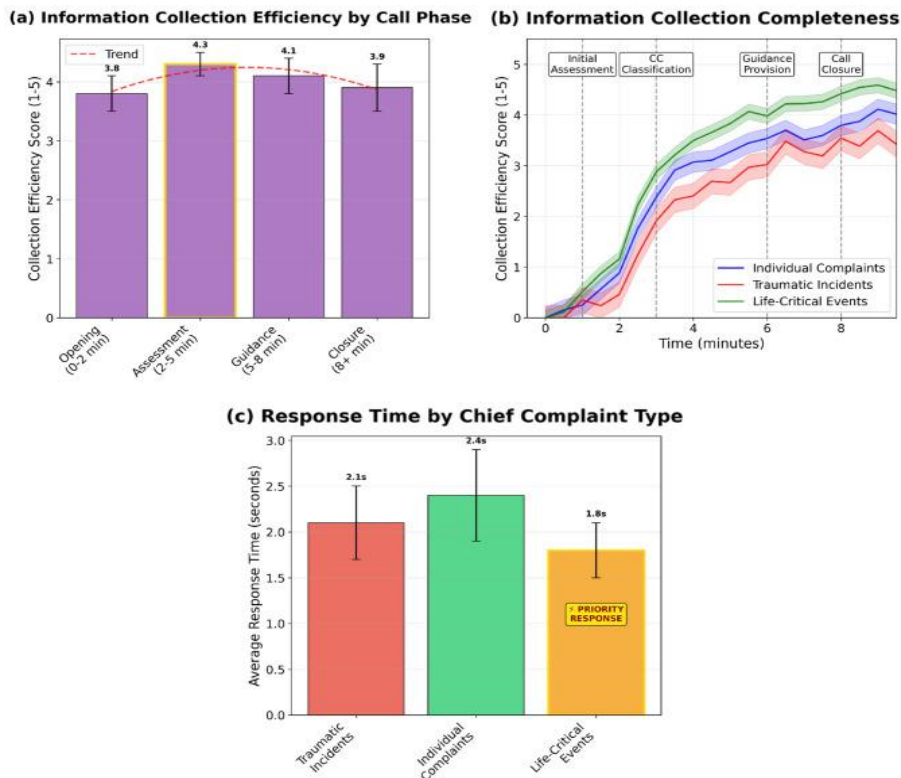


图 6 信息收集与响应动态的事后分析。（a）信息收集效率得分（1–5）在通话的“评估”阶段最高，与该阶段的核心任务相符。（b）模拟时间内收集完整性的痕迹表明，系统在“生命关键事件”（绿色线）中收集信息的速度最快，体现了有效的优先级排序。（c）模拟响应的平均时间在“生命关键事件”中最快（1.8 秒），确认系统能够根据紧急情况调整对话策略

在评估通话持续时间内的性能时（见图 6b），系统似乎也会优先处理紧急案件。生命关键事件（绿色线）的收集完整性提升更快，且比创伤性或个别投诉更早趋于平稳，表明在关键时刻信息收集策略加快。值得注意的是，三组的完整性曲线在通话结束时趋于一致，表明对生命关键事件的早期提问速度不会牺牲整体信息覆盖率。

这种优先级在系统的模拟响应时间中表现得最为明显（图 6 c）。智能体在处理生命关键事件时更快（平均每调度员每回合 1.8 秒），相比之下，创伤事件（2.1 秒）和个人投诉（2.4 秒）相比，反映了一旦识别出生命威胁场景后，话语向更短、更直接、更具指导性的表达转变。对总模拟通话时长的分析显示，这一模式显示，生命关键事件的中位数持续时间最短（补充图 1）。综合来看，这些结果表明，在我们的模拟环境中，系统会根据情况的紧迫性调整对话节奏，同时在不同类型的投诉类型中实现了相当的通话结束信息完整性。

重要的是，较短的模拟时长或更快的每回合响应时间不应被解读为本质上“更有效”的呼叫处理。在真实的 EMS 呼叫中，交互问题（如误解、抗拒、角色/知识不匹配）可能需要修复序列、澄清和反复确认，以适当延长交流时间，同时提升安全性和共享理解。因此，我们的时序分析反映的是受控模拟假设下的效率，应与交互对齐结果一同解读，而非单独作为呼叫质量的智能体指标。

9. 讨论

本研究开发并评估了一套基于临床分类学、由大型语言模型驱动的新型多智能体模拟急救调度系统。我们的混合评估结合了专家医生评估与自动化语言指标，证明该系统能够在受控条件下生成符合既定方案的临床合理对话。基于智能体的调度器在运营行动的有效性、到达前指导的有效性和交互对齐方面获得了很高的评级。这些发现表明，将 LLM 智能体建立在结构化、领域特定的知识框架中，可以提升模拟中模型行为的安全性和一致性，并为未来高风险医疗环境中的决策支持工具设计提供有用基础。

虽然我们的评估侧重于模拟对话而非患者层面的结果，但我们测量的维度在机制上与以往工作的临床和运营终点相关联。更高的**引导效能**——例如及时且清晰地提供关于 CPR、定位或监测的到达前指示——与更多旁观者的行动和在时间关键紧急情况下的生存率提高相关。同样，更好的**调度效能**，包括更早更可靠的地点获取、有针对性的讯问以引发警示症状，以及正确介入额外服务（如警察、消防或毒物控制），与更短的响应时间、更合适的资源分配以及减少漏接或错置案件的风险密切相关。强有力的**互动对齐**——例如解释问题的必要性、在不升级的情况下管理阻力，以及实现对主要问题的清晰共享框架——支持来电者合作和遵守指令，这间接影响安全和效率。在本研究中，我们仅在受控条件下的仿真中考察这些机制；任何声称这

些维度改进能转化为更好患者结果或运营绩效的说法，都需要在真实紧急呼叫中进行前瞻性验证，并与现有调度系统进行比较。

与以往的通信研究一致，受控框架消融表明交互质量对协议动作的语言实现方式非常敏感。特别是，单焦点顺序提问似乎能减轻来电者的认知负荷并最小化修复，支持更高的信息完整性和更强的共享框架，而捆绑或过载的问题回合则增加交互摩擦并降低感知时效性。这些发现支持将该平台作为沙盒，在标准化条件下系统比较协议措辞变体，同时避免过度解释超出模拟范围（补充方法 S6）。

我们的结果强调了分类法和事实共同点在引导智能体行为中可能的重要性。系统能够动态分类主诉并在每个对话回合检索相应协议，这似乎有助于在我们的测试场景中保持调度员的回答流畅且程序适用。这种方法在功能上反映了检索增强生成的核心原则，即生成模型的输出锚定于可靠的外部知识源。通过为每个主诉案策划详细的事实共享，我们为 LLM 提供了一个结构化的“真实来源”，这似乎提升了其生成内容在测试场景中的可预测性和临床连贯性，并为未来结合验证医学数据库实时 RAG 的工作奠定了坚实基础。

此外，多智能体架构为创建真实且可适应的 EMS 工作流程提供了显著灵活性。该框架超越了简单的问答，模拟了应急响应中内在的动态多方协调。除了程序性进展，触发扰动实验还表明模拟能够诱导并量化需要修复工作的相互作用态。引入呼叫者抵抗、角色不匹配或共享框架挑战，选择性地改变了交互对齐和操作节奏，同时保持若干核心程序标志相对稳定，符合 EMS 呼叫质量依赖于协议内容和维持合作所需的交互工作。这些结果支持将该框架更精确地描述为一个受控环境，用于在标准化条件下研究错位和修复动力学（补充方法 S8）。系统的模块化允许单个组件独立更新或替换，例如呼叫智能体的人物设定、调度智能体的推理模型，或所使用的具体协议。这使得通过添加代表其他紧急服务（如警察、消防、毒物控制）的新智能体，或集成外部工具和 API[7]来扩展模拟，从而创建高保真度的数字孪生式调度员-呼叫员工作流程表示，用于研究和设计。在仿真框架内，这样的平台可用于探索协议变体、测试操作假设，并在考虑临床部署前研究通信动态。

同时，我们系统的 LLM 和 MAS 组件继承了当代 AI 众所周知的局限性。即使基于事实共享，LLM 仍可能产生幻觉、夸大其确定性，或在面对非分布输入时表现不可预测，而多智能体系统则可能放大协调失败或角色和目标的微妙错误指定。降低

这些风险需要技术和组织上的保障措施相结合。在技术层面，未来该工作的扩展可以纳入可解释的 AI 技术（例如回合级理由、每条指令与分类规则的明确链接以及智能体状态可视化），使智能体行为对临床医生和派遣领导更加透明。健全的数据治理同样至关重要：训练和评估数据以及仿真日志需要在明确的隐私、安全和访问控制下管理，这些控制与 EMS 监管框架兼容。在组织层面，基于该架构的未来决策支持系统应围绕强有力的人工监督设计，将 AI 定位为推荐层，供调度员和医生审问、覆盖或忽略，并嵌入不确定性感知行为的机制（例如，当模型信心低或场景超出验证范围时，尊重仅限人工的工作流程）。最终，任何超越仿真的步骤都必须依赖于严格的现实世界验证、前瞻性试验、与现有系统的基准对比以及正式的监管评估，而非被视为必然的走向。

这种固有的灵活性对于应对紧急服务中社会和文化定制化的关键需求尤为宝贵。原则上，现有框架可以调整以更好地服务多元社区。例如，LLM 的多语言能力可用于模拟与非母语者的互动，呼叫者身份框架也可以扩展为涵盖代表不同年龄组、认知能力或文化背景的人格，这些角色会影响症状的描述和指令的接收方式。通过将事实共享系统加载到特定区域的协议或公共卫生优先事项，模拟环境可以支持特定司法管辖区的情景库和协议调优，未来工作中还可以将其重新用作沟通培训的资源。这与关于 LLM 在危机管理和急诊医学中作用的更广泛评估[62]相符，同时强调负责任的部署将依赖于技术进步与治理、监管和一线从业者意见的对齐。

10. 局限性与未来工作

尽管结果有希望，但这项研究存在若干局限性。首先，我们的评估是在模拟环境中进行的，无法完全复制现实世界 911 电话的高压、不可预测性，包括背景噪音和极度情绪状态，以及低情感/冷静的表现，在这些情况下紧急性在谈话中表现得较为不明显。虽然我们的主要评估使用英语对话，但我们还进行了仅用英语的压力测试，测试中呼叫智能体的功能性英语交流受到限制（流利英语与 LEP-英语提示设置）。补充分析未发现各评分标准维度间的疾病间统计学显著差异，尽管指导提供显示了最大的非显著趋势（补充方法 S7）。在这项补充实验中，“有限熟练度”作化为仅限英语的提示约束，而非真正的多语言或口译员介导的交流。具体来说，来电客服被指示保持英语口语，但使用简短短语、简单词汇、语法错误、偶尔的误解，以及在回答冗长或捆绑问题时更加困难。这种操作旨在近似压力下功能性英语沟通的减弱，

从而能够受控地测试受限理解和表达对调度互动质量的影响。然而，该设计未能捕捉真正的多语言或语码切换互动（如混合语言通话），也未评估语言识别、翻译或文化特定表达如何影响理解和修复；将框架扩展到非英语和混合语言调度场景仍是未来工作的重要方向。其次，为了简化情景生成并实现受控比较，我们将来电者位置固定在一个占位地址（“123 Main Street”）上，跨案件使用。这种选择减少了地址格式的多样性，消除了实际中常导致调度延迟和沟通误解的现实复杂性（例如地址不完整、地标、公寓/建筑标识符、农村位置、来电者不确定性或移动来电者中转）。未来研究应引入位置变异性和结构化地址扰动，以更忠实地测试位置诱导、确认策略和错误恢复，适用于现实条件下。第三，虽然我们四位医生组成的小组提供了相当多的共识，但由更多且多元化的评估者组成，包括经验丰富的急救人员和专业调度员，将能更全面地评估系统的运营效用。两位评级者在特定指标上观察到的统计学显著差异凸显了融合多元专业视角的重要性。此外，为了指导迭代精炼，我们对代表性失败案例进行了定性根本原因分析（详见补充方法 S5），识别出“问题过载”和“过早错误分类”等模式（补充图 6 及补充表 S11）。第四，我们的分类虽然宽泛，但是静态的；一个现实世界的系统需要机制，能够持续更新其知识库，以掌握最新的临床指南。第五，虽然我们实现了 **seveRAR** 幻觉缓解策略——包括基于共享临床知识库、严格提示约束和情景排除规则——我们未定量测量幻觉率，也未将受限系统与无约束 LLM 基线进行比较。因此，我们关于降低幻觉风险的主张基于定性综述和在沙盒环境中的专家判断，未来工作应包括对幻觉频率和影响在模拟和现实世界数据中的正式定量评估。

未来工作将聚焦于解决这些局限性。急诊医学领域的新兴证据也凸显了人工智能驱动方法的潜力。下一步是在受控环境中，与专业调度员和急救人员进行前瞻性验证，利用我们的系统作为模拟和分析平台，比较方案变体，审视信息收集策略，测试决策支持接口设计。我们还计划将系统与现有模型（如 **EMS-BERT** [64]）和标准化数据集进行基准测试，以定量衡量其性能。进一步开发将聚焦于整合真正的 **RAG** 架构，使智能体能够从实时、可信的医疗来源提取信息。最后，探讨围绕人工智能在急诊医学中的复杂伦理考量——特别是安全性、问责制以及算法偏见的缓解——将成为我们持续研究的核心主题。最后，我们将将“信息缺乏”备用从安全约束扩展为明确的研究对象。在真实通话中，不完整或不清晰的信息通常通过对话修复和渐进

意义构建（如有针对性的澄清、重述、确认检查和基于地标的的基础）来解决。未来迭代将建模和评估结构化后备策略——何时推迟、请求哪些最小澄清以及如何确认理解——以便框架更忠实地捕捉在不确定性下共享意义的建立，而非仅仅将缺失信息视为错误条件。

11. 结论

总之，本研究表明，将结构化临床分类法与多智能体 LLM 框架结合，可以在受控条件下以临床基础和操作真实的方式模拟复杂的 EMS 调度场景。该方法为开发和定制支持高风险医疗通信的智能体提供了潜在蓝图，前提是严格的真实世界验证。我们的发现不假设部署，而是为未来培训和决策支持工具提供一条可能的路径，这些工具将在强有力的人工监督、健全的数据治理和正式监管审查下运行。虽然在实时调度环境中的进一步工作对于评估影响、安全性和普遍性至关重要，但这一基于模拟的框架为推动人工智能辅助急诊医学在研究和设计中的进展奠定了基础。

*注：原文和译文版权分属作者和译者所有，若转载、引用或发表，请标明出处。