

大模型辅助决策下的多移动机器人 动态编队与冲突消解策略研究

何惠甜^{1*}

HE Huitian

摘要

针对多移动机器人在动态环境中协同作业时编队稳定性欠缺且冲突频繁发生的问题,文章针对大模型辅助决策情形下的多移动机器人动态编队及冲突消解策略展开研究,以多机器人协同运动和冲突演化特性为基础,将基于 Transformer 的大模型引为高层决策单元,对多机器人状态序列及其时序关联实施统一建模,进而生成为面向全局协同的编队调整以及冲突规避决策。基于此构建动态编队决策机制与多机器人协同冲突消解策略,以达成编队保持和冲突规避的协同优化目的。实验结果表明,此方法能够切实降低冲突发生的概率,同时提升编队稳定性与系统鲁棒性,验证了大模型辅助决策在多移动机器人协同控制领域中的应用价值。

关键词

多移动机器人; Transformer; 大模型辅助决策

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.04.044

0 引言

多移动机器人协同作业作为智能制造、智能巡检、应急救援以及无人系统集群等领域内的重要研究方向,借助编队形式来开展协同运动,不仅能够提升任务执行的效率,还可以扩大感知范围并增强系统整体的可靠性^[1]。但在实际应用场景中,多移动机器人大多运行于具有不确定性和动态变化特征的环境之中,环境障碍、目标变化以及机器人之间的相互影响,均使得编队保持与冲突规避面临着较大的挑战^[2]。传统依靠规则或者局部优化的决策方法,对有限的即时信息形成依赖,难以对多机器人系统在时间和空间维度上的耦合关系进行充分刻画,进而容易造成决策短视或者协同性不足的状况^[3]。随着人工智能技术的不断发展,大模型在序列建模和全局关联表达方面彰显出显著优势,为解决复杂协同决策问题提供了全新的思路^[4]。将大模型引入多移动机器人决策过程当中,有助于多机器人历史状态与环境信息进行统一建模。

1 问题分析

多移动机器人在动态环境执行协同任务时,一般会以编队形式开展运动,如此做是为了能够提升作业的效率以及整

体的协同性。不过在实际的运行过程中,机器人不只要维持编队的结构,还需同时应对环境中的障碍、目标的变化以及其他机器人运动所产生的影响,这使得系统在协同性和安全性之间存在着较为显著的矛盾^[5]。

从系统建模角度出发,设多移动机器人系统中包含 N 个机器人,第 i 个机器人在时刻 t 的状态可表示为:

$$x_i(t) = [x_i(t), y_i(t), v_i(t), \theta_i(t)]^T \quad (1)$$

式中: $x_i(t)$ 与 $y_i(t)$ 分别表示机器人在二维平面坐标系中的位置坐标; $v_i(t)$ 表示机器人在当前时刻的线速度大小; $\theta_i(t)$ 表示其运动航向角; $()^T$ 表示向量转置。随着机器人数量的增加,系统整体状态空间维度迅速上升,多机器人间的相互影响使得决策问题呈现出明显的高维耦合特征。

在动态环境中,多移动机器人系统的决策行为不仅影响当前时刻的空间分布,还会通过状态演化机制对未来编队结构与潜在冲突风险产生持续影响。因此,动态编队保持与冲突消解问题本质上可以表述为一个带有时序耦合与多主体约束的优化问题。设系统在时刻 t 的整体状态为 $X_t = \{x_t^1, x_t^2, \dots, x_t^N\}$, 则多机器人在规划时间窗口 T 内的协同决策目标可统一表示为:

$$\min_{\{u_t^i\}} \sum_{t=0}^T \left(\sum_{i=1}^N \|x_t^i - \tilde{x}_t^i\|^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{j=i+1}^N \phi(\|x_t^i - x_t^j\|) \right) \quad (2)$$

$$\text{s.t. } x_{t+1}^i = f(x_t^i, u_t^i)$$

式中: N 为机器人数量; x_t^i 为第 i 个机器人在时刻 t 的实际

1. 广州商学院 广东广州 521000

[基金项目] 2025 年全国高等院校计算机基础教育研究会计算机基础教育教学研究课题(2025-AFCEC-361)

位置: $\bar{x}_i^j$ 为该机器人在理想编队结构中的期望位置; u_i^j 为其控制输入; $f(\cdot)$ 为运动学或动力学状态转移函数; λ 为编队保持与冲突规避之间的权衡系数; $\phi(\cdot)$ 为冲突风险函数, 通常当两机器人间距离小于安全阈值 r_s 时取反比例或势函数形式以刻画风险强度。

该目标函数的第一项描述编队偏差平方和, 其值在时间维度上累积, 意味着局部避让造成的位置偏移并不会在单步内消失。因此, 若仅采用单步或基于局部信息的即时避让策略, 只能在当前时刻降低冲突风险, 却难以控制编队误差在时间上的累积扩散, 也无法准确预判冲突演化趋势对整体稳定性的长期影响。由此可见, 多移动机器人的动态编队与冲突消解问题实质上是一个在时间维度上递推、在空间维度上耦合的协同优化决策问题。

2 大模型辅助决策总体架构设计

2.1 大模型辅助决策的整体框架

为应对多移动机器人于动态环境里开展编队协同及冲突消解之际所遭遇的高维状态彼此耦合、全局信息难以充分运用以及决策具有短视性等一系列问题, 本文构建起一种借助大模型来辅助决策的多移动机器人协同控制的整体架构。该架构将多机器人系统的运行状态以及环境信息作为基础, 通过引入大模型的方式去实现高层的协同决策推理, 并且和底层的运动控制模块形成一种分层协作的机制, 进而在复杂场景之下提升系统整体的协同性与稳定性。

状态感知与建模层承担着采集并整理多移动机器人及其运行环境基础信息的任务, 该层会对多源信息实施时间对齐操作以及统一建模处理, 构建出能够反映系统运行态势的状态描述, 以此为后续的决策提供可靠的输入。

2.2 状态感知与建模层

状态感知层采集各机器人在连续时间窗口内的位姿、速度及航向信息, 并融合环境障碍与邻域交互特征, 通过统一建模形成多机器人状态表示。为刻画系统在时间与空间维度上的耦合特性, 本文将多机器人状态构造如下联合状态向量:

$$S(t) = \left[x_1(t), \dots, x_N(t), \sum_{j \neq i} \phi(u_i(t) - u_j(t)) \right] \quad (3)$$

式中: $u_i(t)$ 表示其位置分量; $\phi(\cdot)$ 表示用于描述机器人间相对位置关系的非线性映射函数。

该建模方式在时间上通过连续窗口采样保留动态演化信息, 在空间上通过非线性交互映射刻画群体耦合结构, 使系统状态不仅描述“每个机器人在哪里”, 还反映“群体结构是否偏移、冲突是否在积累以及编队是否趋于失稳”。这种

统一状态表示为后续的协同控制与冲突消解算法提供了更具判别力和预测能力的输入基础。

2.3 大模型决策层

在多移动机器人系统里, 大模型决策层被用于实现面向全局协同的高层决策推理, 其功能是基于由状态感知与建模层所提供的多机器人状态序列, 对机器人之间的时序关联以及空间交互关系进行综合刻画, 进而生成可用于动态编队调整和冲突消解的协同决策信息。本文选用基于 Transformer 的编码器—解码器结构当作决策模型, 该模型的整体结构如图 1 所示。

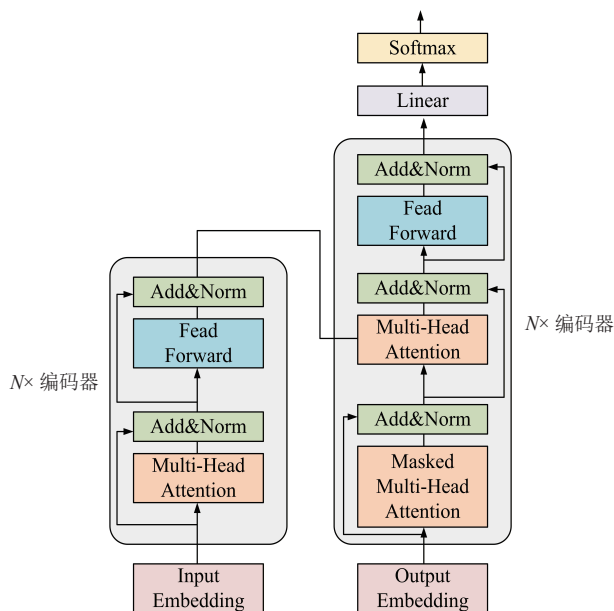


图 1 Transformer 整体结构

在编码器端, 多机器人状态序列首先被映射为高维特征表示, 并通过自注意力机制建模不同机器人及不同时刻状态之间的关联关系。设输入状态序列表示为矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{T \times d}$, 其中 T 表示时间窗口长度, d 表示单时刻状态特征维度。编码器中多头注意力的单头计算过程可表示为:

$$A = \text{softmax} \left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}} \right) \mathbf{V} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{Q} = \mathbf{X}\mathbf{W}_Q$ 、 $\mathbf{K} = \mathbf{X}\mathbf{W}_K$ 、 $\mathbf{V} = \mathbf{X}\mathbf{W}_V$ 分别为查询、键和值矩阵; $\mathbf{W}_Q$ 、 $\mathbf{W}_K$ 、 $\mathbf{W}_V$ 为可学习参数; d_k 为键向量维度。该计算形式使模型能够在时间和主体两个维度上自适应分配注意力权重, 从而捕获多机器人系统中的潜在协同关系与冲突演化趋势。

在完成注意力建模后, 编码器通过前馈网络与残差归一化结构进一步增强特征表达能力, 在解码器端, 模型以编码器输出的全局状态表示为条件, 结合已生成的历史决策信息, 通过带掩码的自注意力机制生成未来协同决策序列。通过该

递推形式，解码器能够在保证决策时序一致性的同时，生成与系统当前状态相匹配的协同决策输出。

2.4 协同执行与反馈层

协同执行与反馈层的职责是把大模型决策层输出的高层协同决策转变为能够直接作用于多移动机器人系统的控制行为，并且通过实时状态反馈来实现决策和执行之间的闭环衔接。

在具体实现中，解码器输出的协同决策结果被解析为各机器人在当前时刻的控制调节量，并通过统一的控制映射作用于机器人运动学模型，其执行过程可表示为：

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{B} \cdot \mathbf{K} \cdot \mathbf{y}_i(t) \quad (5)$$

式中： $\mathbf{y}_i(t)$ 为大模型生成的协同决策向量； $\mathbf{K}$ 为决策到控制量的映射矩阵； $\mathbf{B}$ 为由机器人运动学特性确定的控制增益矩阵。

3 大模型驱动的动态编队与冲突消解策略

3.1 动态编队决策生成机制

动态编队决策生成机制依照系统当下所呈现的状态以及所面临的任务需求，在线生成既能够满足编队所设定的约束条件，又具备时间维度上连续性特点的协同决策。该机制将大模型决策层所输出的关于状态理解的结果作为运作基础，通过对编队结构实际呈现的偏差情况与群体运动所表现出的趋势进行综合性分析，进而达成对编队形态的自适应调整效果，以此来保障编队在动态变化的环境当中能够实现稳定的演化进程。

在决策生成过程中，首先基于机器人间的相对位置关系刻画当前编队结构的偏离程度。设第 i 个机器人与其邻接机器人集合 $\mathcal{N}_i$ 之间的编队偏差定义为：

$$e_i(t) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (\|\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{p}_j(t)\| - d_{ij}^*) \quad (6)$$

式中： $\mathbf{p}_i(t)$ 与 $\mathbf{p}_j(t)$ 分别表示机器人 i 与 j 在时刻 t 的位置向量； d_{ij}^* 为预设的期望编队距离； $\|\cdot\|$ 为欧几里得范数。该偏差量反映了局部编队结构相对于目标形态的整体偏移情况，为后续决策调整提供依据。

为保证编队调整过程的平滑性与时序一致性，在决策生成阶段进一步引入时间连续性约束，其形式可表示为：

$$\|\mathbf{y}_i(t) - \mathbf{y}_i(t-1)\| \leq \delta \quad (7)$$

式中： $\mathbf{y}_i(t-1)$ 为上一时刻的编队决策结果； δ 为允许的最大决策变化阈值。该约束限制了相邻时刻决策的变化幅度，从而避免编队形态频繁振荡。

3.2 冲突消解策略的生成与协同机制

冲突消解策略的生成与协同机制用于多移动机器人进行

动态编队运行的过程中，针对潜在可能发生或者已经实际发生的空间冲突状况，实施预测、作出决策以及开展协同处理等一系列操作，促使冲突规避行为与编队保持目标可以在同一个决策框架范围之内获得统一的协调安排。

在策略生成阶段，系统首先对机器人间的冲突风险进行量化评估。针对第 i 个机器人，其在时刻 t 的冲突风险度量可表示为：

$$c_i(t) = \sum_{j \neq i} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{p}_i(t) - \mathbf{p}_j(t)\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式中： $\mathbf{p}_i(t)$ 与 $\mathbf{p}_j(t)$ 分别为机器人 i 与 j 的位置向量； σ 为用于调节距离敏感度的尺度参数。该风险度量在机器人间距减小时迅速增大，从而反映潜在冲突的紧迫程度，为冲突消解决策提供连续化输入。

为保证冲突消解过程不会破坏编队整体结构，引入协同一致性约束以平衡避让行为与编队目标，其约束形式可表示为：

$$\sum_{i=1}^N \|\mathbf{z}_i(t) - \bar{\mathbf{z}}(t)\|^2 \leq \varepsilon \quad (9)$$

式中： $\bar{\mathbf{z}}(t)$ 表示全体机器人冲突消解决策的均值向量； ε 表示允许的协同偏差上限。

该约束条件对个体避让决策所具有的离散程度形成限制，推动机器人以相互协同的方式完成冲突消解任务。

4 实验设计与仿真验证

4.1 实验场景与对比方案设置

为验证本文提出的大模型辅助决策下多移动机器人动态编队与冲突消解策略的有效性，构建基于仿真环境的多机器人协同实验平台。仿真平台采用 ROSNoetic (Ubuntu20.04) 作为系统框架，物理仿真引擎选用 Gazebo11.10，用于模拟机器人运动学行为与环境交互过程。决策模型基于 PyTorch2.0 实现，并在配备 IntelCorei7-12700HCPU、32 GB 内存、NVIDIARTX3080LaptopGPU 的计算平台上完成训练与推理。

实验场景设置为二维平面环境，区域尺度为 20 m×20 m，系统中部署 $N=8$ 台差分驱动移动机器人，单机器人半径设为 0.25 m，最大线速度为 1.0 m/s。环境中随机布置静态障碍物，并引入随机移动障碍以模拟动态干扰情形。

为全面评估所提方法性能而设置如下对比方案，方案一是采用人工设定距离阈值与优先级规则以进行冲突规避的基于固定规则的编队控制与避障方法，方案二为通过局部代价函数独立调整机器人运动的基于局部优化的多机器人避让方法，方案三是本文提出的通过全局状态序列生成协同编队与

冲突消解决策的大模型辅助决策方法。

4.2 动态编队稳定性验证

为评估不同方法在动态环境中对编队结构的保持能力，选取编队平均偏差与编队收敛时间作为评价指标，其中前者用于衡量机器人间实际相对距离与期望编队距离的偏离程度，后者反映编队在扰动后恢复稳定状态所需时间，实验结果如表 1 所示。

表 1 不同方法下动态编队稳定性对比结果

方法类型	编队平均偏差 /m	偏差标准差 /m	编队收敛时间 /s
规则控制方法	0.42	0.11	7.6
局部优化方法	0.31	0.08	5.2
本文方法	0.18	0.04	3.1

从表 1 可见，基于规则的方法在动态扰动条件下存在编队偏差较大且稳定性波动明显的情况，局部优化方法虽在一定程度上降低了编队误差，但在复杂干扰下仍有收敛缓慢的问题。本文方法在编队平均偏差和收敛时间两项指标上均展现出更优性能，这表明大模型辅助决策能够有效利用历史状态信息以提升动态编队调整的稳定性与一致性。

4.3 冲突消解效果对比分析

在针对冲突消解性能开展的验证工作中重点考察不同方法于高密度运行状况下所呈现出的冲突发生频率和冲突消解成功率，实验借助逐步提升机器人运行密度以及障碍物数量的方式来构造易于发生冲突的复杂场景，同时对单位时间之内的平均冲突次数和成功规避冲突的比例进行统计，并且让各方法在相同的实验条件下运行，实验结果如表 2 所示。

表 2 不同方法下冲突消解性能对比结果

方法类型	平均冲突次数 /(次·min ⁻¹)	冲突消解成 功率/%	平均规避耗 时/s
规则控制方法	3.8	82.5	2.4
局部优化方法	2.6	88.9	1.9
本文方法	1.2	96.7	1.1

从表 2 可知，随着场景复杂度的不断提升，规则控制方法的冲突发生频率出现显著增加的态势，而且其成功率也受到限制，局部优化方法虽然在降低冲突次数方面起到了一定改善作用，但依旧存在局部避让不协调的问题。本文所提出的方法在冲突次数、消解成功率以及规避耗时等各项指标上都取得了更为优异的结果，这表明基于大模型的协同决策机

制有能力对多机器人行为进行有效协调，进而实现更为平稳且一致的冲突消解效果。

5 结论

本文围绕多移动机器人在动态环境中执行协同任务时所面临的编队稳定性不足以及冲突频发的问题，提出一种在大模型辅助决策下的动态编队与冲突消解方法。该方法通过引入基于 Transformer 的决策模型，对多机器人状态序列进行统一建模，以此来实现编队调整与冲突消解决策的协同生成。仿真结果显示，此方法能够有效提升多移动机器人系统在复杂场景下的协同性和运行稳定性。

参考文献：

[1] 徐建明,周佳旋,周路顺,等.基于 IBVS- 预设性能约束的机器人编队与静态避障控制 [J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(1):76-85.

[2] 汤亮,牛一森,马荣庚.改进 DDPG 导航实现的双机器人编队在限制区域内的运输 [J]. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2025, 39(11):130-137.

[3] 曹腾,王晓莹,杨少华,等.具有预设性能的多移动机器人轨迹跟踪控制 [J/OL]. 北京航空航天大学学报,1-15[2026-04-08].<https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2025.0169>.

[4] 林永强,林剑贤.基于激光雷达的多移动机器人编队协同避障控制 [J]. 电脑编程技巧与维护,2025(9):125-127.

[5] 许哲,廖禹祥,吴家跃.多移动机器人编队的预定义时间事件触发控制 [J]. 兵器装备工程学报,2025,46(8):300-308.

【作者简介】

何惠甜（1979—），通信作者（email: 20241544@qq.com），女，广东佛山人，硕士，研究方向：人工智能、大模型。

（收稿日期：2026-02-24 修回日期：2026-04-13）