

基于分层控制的多智能体编队协同控制

申禹繁, 黄晓倩, 胥保春*, 刘欣

南京工程学院应用技术学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年4月9日; 录用日期: 2026年5月18日; 发布日期: 2026年5月28日

摘要

针对大尺寸物料多智能体协同搬运中的精确编队与安全导航问题, 提出一种分层控制策略。上层采用增强Jump Point Search (JPS)算法, 引入安全距离约束, 规划全局安全路径; 下层基于分布式模型预测控制(DMPC), 构建四轮转向反相运动等效模型, 通过虚拟领航者-跟随者框架实现编队整体运动与局部队形控制的解耦。仿真结果表明, 所提控制策略在复杂环境中能够有效维持刚性编队形态, 同时保证整体系统的导航精度和安全性。

关键词

多机器人系统, 分层控制, 分布式模型预测控制

Cooperative Control of Multi-Agent Formations Based on Hierarchical Control

Yufan Shen, Xiaoqian Huang, Baochun Xu*, Xin Liu

School of Applied Technology, Nanjing Institute of Technology, Nanjing Jiangsu

Received: April 9, 2026; accepted: May 18, 2026; published: May 28, 2026

Abstract

Aiming at the problems of precise formation and safe navigation in multi-agent cooperative transportation of large-sized materials, a hierarchical control strategy is proposed. The upper layer adopts an enhanced Jump Point Search (JPS) algorithm with safety distance constraints to plan a global safe path. The lower layer builds an equivalent model of four-wheel steering with opposite-phase motion based on Distributed Model Predictive Control (DMPC), and decouples the overall formation motion from local formation shape control through a virtual leader-follower framework. Simulation results

*通讯作者。

文章引用: 申禹繁, 黄晓倩, 胥保春, 刘欣. 基于分层控制的多智能体编队协同控制[J]. 人工智能与机器人研究, 2026, 15(3): 888-902 DOI: 10.12677/airr.2026.153082

show that the proposed control strategy can effectively maintain a rigid formation shape in complex environments while ensuring navigation accuracy and safety of the overall system.

Keywords

Multi-Robot System, Hierarchical Control, Distributed Model Predictive Control

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

异形、重载、大尺寸工件在矿用机械、农用机械、船舶制造、航空航天等现代工业领域中普遍存在[1][2]。这类部件因其质量大、尺寸不规则、刚度低等特点,在生产过程中的搬运移栽作业面临特殊挑战。以风力发电机为例,其叶片长度可达百余米,传统人工驾驶卡车、叉车等搬运方式不仅难度大、效率低,还存在显著安全隐患[3][4]。随着中国制造业加快转型升级,长大物料自动化仓储物流技术发展与应用日益受到关注[5][6]。

在此背景下,采用多机器人协同搬运与精确编队控制技术,将多个运输单元构成一个可控的有机整体,以协同方式承担大尺寸、高负载物料的运载任务,是解决上述工业痛点的关键技术[7]-[10]。多智能体系统通过个体之间的局部感知、分布式决策和协同执行,能够完成单个智能体难以胜任的复杂任务,显著提升了任务执行的效率、鲁棒性与适应性[11]-[13]。其中,多智能体编队控制作为协同控制的核心问题之一,主要研究如何通过设计分布式控制策略,使智能体群体在复杂环境中形成并保持特定的空间构型,同时完成协同导航、避障与轨迹跟踪等任务。

国内外学者围绕多智能体编队控制问题已提出了多种方法,主要包括领导-跟随法[14]、虚拟结构法[15]和行为法[16]三大类。领导-跟随法通过指定领导者定义系统运动,跟随者基于相对状态调节自身运动,虽然结构简单,但存在单点故障风险;虚拟结构法将整个编队视为一个虚拟的刚性结构,通过定义编队队形来描述编队整体运动,便于全局性能分析;行为法则通过定义一系列基本行为(如聚合、避障、目标趋近)及其加权组合来实现编队,灵活性较高但稳定性分析困难。这些传统方法虽然在特定场景下有效,但在处理复杂动力学约束、系统不确定性和通信限制方面存在明显局限性[17]-[20]。

随着控制理论的发展,模型预测控制(MPC)因其处理约束优化问题的先天优势,被广泛引入到多智能体编队控制中。其中,分布式模型预测控制(DMPC)通过将全局优化问题分解为多个相互耦合的子问题,每个智能体基于局部信息独立求解,在保持计算效率的同时,增强了系统的可扩展性和容错能力,成为当前的研究热点[21]-[23]。

尽管 DMPC 在编队控制中展现出巨大潜力,但现有研究在以下几个方面仍存在不足:首先,大多数研究假定全局路径已知或规划简单,未能将安全导航与精确编队在一个完整框架内解决,导致在实际复杂障碍物环境中,系统的整体安全性与任务可靠性不足;其次,现有方法在分层控制架构中各层间的耦合协同不足,全局规划层与局部控制层往往独立设计,缺乏有效的反馈与协调机制,各智能体与编队整体运动间的动态关联被割裂,易导致全局最优性与局部动态性能间的矛盾,难以满足长大物料搬运等高精度作业需求[24]-[26]。

综上所述,为解决复杂环境下多智能体系统安全导航与精确编队的协同优化问题,本文提出一种集

成全局规划与改进分布式模型预测控制的分层控制策略，构建四轮转向反相运动等效模型，将编队整体的刚性运动行为形式化描述为具有明确运动学参数的状态演化过程，为上下层之间的信息传递提供统一的运动表征基础。该方法的核心优势在于，通过上层规划出安全的全局路径并协调与下层分布式 MPC 跟踪的闭环，系统性地将全局障碍物信息与局部跟踪控制相结合，在确保编队整体安全的前提下，实现高精度的编队保持与轨迹跟踪。

2. 系统建模

2.1. 单智能体运动学建模

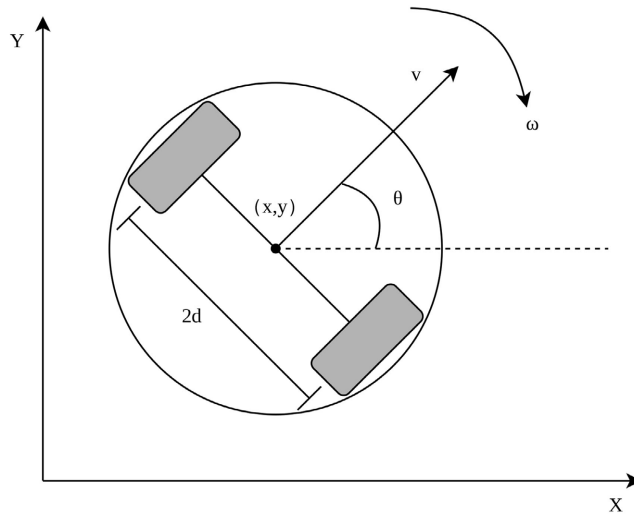


Figure 1. Two-wheel differential drive system
图 1. 二轮差速驱动结构

在研究过程中，单个智能体采用二轮差速驱动结构(如图 1 所示)，该结构具有机械结构简单、控制逻辑清晰的特点，适用于工业搬运场景的负载需求[27]。选取智能体在全局惯性坐标系下的位置坐标 (x_i, y_i) 和朝向角 θ_i 作为状态变量，控制输入为线速度 v_i 和角速度 ω_i 。

根据二轮差速驱动机器人的运动特性，忽略滑动、侧倾等动态效应，其连续时间运动学方程可表示为：

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = v_i(t) \cdot \cos(\theta_i(t)) \\ \dot{y}_i(t) = v_i(t) \cdot \sin(\theta_i(t)) \\ \dot{\theta}_i(t) = \omega_i(t) \end{cases} \quad (1)$$

其中， $(x_i(t), y_i(t)) \in \mathbb{R}^2$ 表示智能体 i 在全局坐标系下的位置坐标， $\theta_i(t) \in (-\pi, \pi]$ 表示其朝向角， $v_i(t) \in \mathbb{R}$ 和 $\omega_i(t) \in \mathbb{R}$ 分别表示线速度和角速度控制输入， $i = 1, 2, \dots, N$ ，为智能体数量。

为适配后续分布式模型预测控制的离散化求解框架，采用前向欧拉离散化方法将连续时间模型转换为离散时间模型，采样周期设为 Δt ，则离散时间运动学模型为：

$$\begin{cases} x_i(k+1) = x_i(k) + v_i(k) \cdot \cos(\theta_i(k)) \cdot \Delta t \\ y_i(k+1) = y_i(k) + v_i(k) \cdot \sin(\theta_i(k)) \cdot \Delta t \\ \theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \omega_i(k) \cdot \Delta t \end{cases} \quad (2)$$

根据车辆动力学理论, 编队整体运动学模型可表示为:

$$\begin{cases} \dot{x}_g = v \cos(\psi + \beta) \\ \dot{y}_g = v \sin(\psi + \beta) \\ \dot{\psi} = \frac{v}{L}(\delta_f - \delta_r) \\ \beta = \arctan\left(\frac{a\delta_f + b\delta_r}{L}\right) \end{cases} \quad (6)$$

其中, L 为编队等效轮距(前后轴间距), a 为编队质心到前轴的距离, b 为质心到后轴的距离, 满足 $L = a + b$ 。将 $\delta_r = -k \cdot \delta_f$ 代入横摆角和质心侧偏角表达式, 可简化得到:

$$\begin{cases} \dot{\psi} = \frac{v(1+k)}{L} \delta_f \\ \beta = \arctan\left(\frac{(a-bk)\delta_f}{L}\right) \end{cases} \quad (7)$$

为便于后续与虚拟领航者模型衔接, 将编队运动学模型表示为矩阵形式:

$$\dot{q}_g = \begin{bmatrix} \cos(\psi + \beta) \\ \sin(\psi + \beta) \\ \frac{(1+k)}{L} \delta_f \end{bmatrix} v \quad (8)$$

其中 $q_g = [x_g, y_g, \psi]^T$ 为编队整体状态向量。结合虚拟领航者-跟随者框架, 编队中各智能体的期望位置通过编队刚性体状态与预设偏移量的坐标变换得到。定义虚拟领航者状态为 (x_l, y_l, θ_l) , 由于编队等效为刚性体, 虚拟领航者状态与编队整体状态满足: $x_l = x_g$, $y_l = y_g$, $\theta_l = \psi$ 。第 i 个智能体相对于虚拟领航者的期望偏移量为 $d_i = [d_{x_i}, d_{y_i}]^T$ (根据矩形编队构型预设, 如前右单元 $d_1 = [a; b]$ 、前左单元 $d_2 = [a; -b]$ 等), 则通过旋转矩阵完成全局坐标变换, 得到第 i 个智能体的期望位置:

$$p_{i,des}(k) = \begin{bmatrix} x_l(k) \\ y_l(k) \end{bmatrix} + R(\theta_l(k)) \cdot d_i \quad (9)$$

其中旋转矩阵 $R(\theta)$ 描述了编队整体航向对智能体偏移位置的影响:

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (10)$$

各智能体的期望状态为 $x_{i,des} = [p_{i,des}(k)^T, \theta_l(k)]^T$, 通过跟踪该期望状态, 实现整个编队对四轮转向反相运动模型的等效跟随, 保证编队形态的刚性和运动的协调性。

基于上述单智能体和编队运动学模型, 设系统包含 N 个同质二轮差速驱动机器人, 整个多智能体系统的状态空间表示为 $X = [X_1^T, X_2^T, \dots, X_N^T]^T$, 输入向量为 $U = [U_1^T, U_2^T, \dots, U_N^T]^T$, 其中 $X_i = [x_i, y_i, \theta_i]^T$ 为第 i 个智能体的状态向量, $U_i = [v_i, \omega_i]^T$ 为其控制输入向量, 为后续分层控制器设计奠定了统一的模型基础。

3. 分层控制算法设计

3.1. 编队控制

引入虚拟领航者概念, 将编队形态与整体运动解耦。虚拟领航者不受物理约束限制, 其运动轨迹由

上层路径规划层生成。定义第 i 个跟随者智能体相对于虚拟领航者的期望偏移量为 $(\Delta x_i^d, \Delta y_i^d)$ ，则跟随者的期望状态为：

$$\begin{cases} x_i^d(t) = x_0(t) \cos \theta_0(t) - y_0(t) \sin \theta_0(t) + \Delta x_i^d \\ y_i^d(t) = x_0(t) \sin \theta_0(t) + y_0(t) \cos \theta_0(t) + \Delta y_i^d \\ \theta_i^d(t) = \theta_0(t) \end{cases} \quad (11)$$

其中 $(x_0(t), y_0(t), \theta_0(t))$ 为虚拟领航者的状态。采用编队偏移矩阵简化期望状态描述，定义偏移矩阵 $O = [\Delta x_1^d, \Delta y_1^d; \Delta x_2^d, \Delta y_2^d; \dots; \Delta x_N^d, \Delta y_N^d]^T$ ，则所有跟随者的期望位置可表示为虚拟领航者状态与偏移矩阵的函数，便于编队形态的灵活调整。

编队控制的核心目标是使跟随者的实际状态跟踪期望状态，定义编队保持误差为：

$$e_{f,i}(t) = \sqrt{(x_i(t) - x_i^d(t))^2 + (y_i(t) - y_i^d(t))^2} \quad (12)$$

控制目标为在满足所有约束条件的前提下，使 $\lim_{t \rightarrow \infty} e_{f,i}(t) = 0$ ，同时保证整体轨迹跟踪误差最小。

3.2. 上层全局路径规划

基于传统 JPS 算法的基础上，引入安全距离约束和路径优化策略，设计增强 JPS 算法用于全局路径规划，提升路径的安全性与可跟踪性。算法主要分为路径搜索和路径平滑两个阶段。

3.2.1. 增强 JPS 路径搜索

首先将作业环境栅格化，构建栅格地图。为提升搜索效率，采用广度优先搜索(BFS)生成初始路径方向指导，利用余弦值衡量各搜索方向与 BFS 路径的相似程度，将搜索方向分为高优先级和次优先级。在跳点扩展过程中，仅对高优先级方向的跳点进行启发式函数评价，选择代价最小的跳点作为下一跳节点，减少冗余方向扩展。

为保证路径安全性，设计安全节点更新策略：对靠近障碍物的边界路径点，通过替换为共同的安全邻居点，避免路径贴近障碍物形成安全隐患；同时引入冗余节点消除策略，检测连续节点间的可直接连接性，删除冗余节点以缩短路径长度并减少控制节点数量。启发式函数设计综合考虑路径长度和安全距离，表达式为：

$$h(n) = \alpha \cdot d(n, g) + (1 - \alpha) \cdot \min_m d(n, O_m) \quad (13)$$

其中 $d(n, g)$ 为节点 n 到目标节点 g 的曼哈顿距离， $\min_m d(n, O_m)$ 为节点 n 到最近障碍物的距离， $\alpha \in (0, 1)$ 为权重系数。

3.2.2. 路径平滑处理

为提升路径的可跟踪性，采用贝塞尔曲线对搜索得到的离散路径进行平滑处理。设路径上的关键节点为 P_0, P_1, \dots, P_k ，构建 k 阶贝塞尔曲线，其参数方程为：

$$B(t) = \sum_{i=0}^k C_k^i (1-t)^{k-i} t^i P_i, t \in [0, 1] \quad (14)$$

其中 C_k^i 为组合数。通过贝塞尔曲线平滑后的路径连续可导，能够避免智能体运动过程中的急加减速，降低控制难度。平滑后的路径作为虚拟领航者的参考轨迹，为下层编队控制提供输入。

3.2.3. 编队整体运动参数拆分

上层规划层除完成全局路径生成外，核心职责还包括实现编队整体运动控制，并将其解耦为下层各智能体可直接跟踪的局部参考参数。基于 2.2 节建立的四轮转向反相运动编队模型，上层以编队整体运

动稳定性和路径跟踪精度为目标, 求解编队级控制输入(线速度 v 、前轮转向角 δ_f), 再通过坐标变换与运动学映射, 完成对下层各智能体参考状态的拆分。

1) 编队整体运动控制律设计以上层规划的虚拟领航者轨迹(位置 $(x_i(k), y_i(k))$ 、航向角 $\theta_i(k)$)为跟踪目标, 设计编队整体运动控制律, 求解最优编队级控制输入。定义编队整体跟踪误差为矩阵形式:

$$e_g(k) = \begin{bmatrix} x_i(k) - x_g(k) \\ y_i(k) - y_g(k) \\ \theta_i(k) - \psi(k) \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中 $(x_g(k), y_g(k), \psi(k))$ 为编队质心实际状态。采用比例 - 微分(PD)控制律实现编队整体运动调节, 控制律表达式为:

$$\begin{cases} v(k) = v_i(k) + K_{p1}e_{g1}(k) + K_{d1}\dot{e}_{g1}(k) \\ \delta_f(k) = K_{p2}e_{g3}(k) + K_{d2}\dot{e}_{g3}(k) \end{cases} \quad (16)$$

式中, $v_i(k)$ 为虚拟领航者参考线速度, $e_{g1}(k)$ 、 $e_{g3}(k)$ 分别为位置误差与航向角误差, K_{p1} 、 K_{d1} 、 K_{p2} 、 K_{d2} 为 PD 控制增益(通过仿真优化确定)。该控制律可确保编队整体精准跟踪参考轨迹, 同时通过调节前轮转向角 $\delta_f(k)$ 保证编队转向灵活性。

2) 下层参考参数拆分逻辑基于虚拟领航者 - 跟随者框架与四轮转向编队运动学特性, 将上层求解的编队级控制输入 $v(k)$ 、 $\delta_f(k)$ 及整体状态 $x_g(k), y_g(k), \psi(k)$ 拆分为各智能体的局部参考参数(期望位置 $p_{i,des}(k)$ 、期望线速度 $v_{i,des}(k)$ 、期望角速度 $\omega_{i,des}(k)$)。

根据 2.2 节编队等效模型, 编队横摆角变化率与前轮转向角的关系为 $\dot{\psi}(k) = \frac{v(k)(1+k)}{L} \delta_f(k)$, 结合智能体相对于虚拟领航者的预设偏移量 $d_i = [d_{xi}, d_{yi}]^T$, 通过坐标变换推导各智能体的期望角速度: 由于编队为刚性体, 所有智能体的航向角均等于编队横摆角 $\psi(k)$, 因此智能体期望角速度与编队横摆角变化率满足 $\omega_{i,des}(k) = \dot{\psi}(k)$ 。

智能体期望线速度需与编队整体线速度匹配, 考虑偏移量对局部速度的影响, 基于刚体运动的速度合成原理, 期望线速度表达式为:

$$v_{i,des}(k) = v(k) \cdot \sqrt{(\cos \psi(k))^2 + (\sin \psi(k))^2} = v(k) \quad (17)$$

结合 2.2 节推导的期望位置公式, 最终下层各智能体的完整参考参数集为:

$$\begin{cases} p_{i,des}(k) = \begin{bmatrix} x_g(k) \\ y_g(k) \end{bmatrix} + R(\psi(k)) \cdot d_i \\ v_{i,des}(k) = v(k) \\ \omega_{i,des}(k) = \frac{v(k)(1+k)}{L} \delta_f(k) \end{cases} \quad (18)$$

式中 $R(\psi(k))$ 为编队横摆角对应的旋转矩阵。通过该拆分逻辑, 上层将编队整体运动需求转化为下层可执行的局部参考指令, 实现整体运动与局部队形控制的解耦与协同。

3.3. 下层分布式模型预测控制

下层 DMPC 控制器的核心目标是: 基于上层拆分的局部参考参数, 在满足单智能体物理约束与智能体间安全约束的前提下, 实现编队队形的精确保持, 同时保证各智能体运动与编队整体四轮转向特性的

一致性。针对四轮转向编队的高机动性与刚性需求，从预测模型、目标函数、约束条件、分布式求解四个维度进行适配设计。

3.3.1. 适配四轮转向的预测模型

预测模型需同时兼顾单智能体差速驱动特性与编队四轮转向的整体运动约束。基于 2.1 节单智能体离散运动学模型，引入上层拆分的编队整体运动参数($\psi(k)$, $\dot{\psi}(k)$)作为约束项，构建耦合预测模型。

单智能体基础预测模型仍采用离散化运动学方程：

$$X_i(k+1) = f(X_i(k), U_i(k)) = \begin{bmatrix} x_i(k) + v_i(k) \cos \theta_i(k) \Delta t \\ y_i(k) + v_i(k) \sin \theta_i(k) \Delta t \\ \theta_i(k) + \omega_i(k) \Delta t \end{bmatrix} \quad (19)$$

为适配编队四轮转向特性，增加两项关键约束：① 航向角一致性约束：各智能体航向角必须等于编队横摆角，即 $\theta_i(k) = \psi(k)$ ，因此预测模型中需满足 $\theta_i(k+1) = \psi(k+1) = \psi(k) + \dot{\psi}(k) \Delta t$ ；② 角速度协同约束：智能体期望角速度需跟踪上层拆分的 $\omega_{i,des}(k) = \dot{\psi}(k)$ ，即 $\omega_i(k) \approx \dot{\psi}(k)$ 。

整合后，适配四轮转向编队的 DMPC 预测模型为：

$$\begin{cases} X_i(k+1) = f(X_i(k), U_i(k)) \\ \text{s.t. } \theta_i(k+1) = \psi(k) + \dot{\psi}(k) \Delta t \\ \omega_i(k) = \omega_{i,des}(k) + \Delta \omega_i(k) \end{cases} \quad (20)$$

式中 $\Delta \omega_i(k)$ 为角速度微调量，用于补偿个体运动误差，确保编队刚性的同时保留局部调节能力。该模型将编队整体四轮转向运动特性融入局部预测过程，实现整体运动与局部控制的深度耦合。

3.3.2. 代价函数设计

每个智能体 i 在时刻 k 求解局部优化问题，预测时域为 N ，控制时域为 $M (M \leq N)$ 。定义预测状态序列和控制序列：

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_i(k) &= \left[\mathbf{x}_i(k+1|k)^\top, \dots, \mathbf{x}_i(k+N|k)^\top \right]^\top \\ \mathbf{U}_i(k) &= \left[\mathbf{u}_i(k|k)^\top, \dots, \mathbf{u}_i(k+M-1|k)^\top \right]^\top \end{aligned} \quad (21)$$

代价函数需综合权衡轨迹跟踪精度、编队队形保持、四轮转向协同性及控制能耗，采用加权求和形式，表达式为：

$$J_i(\mathbf{U}_i(k)) = J_{i,track} + J_{i,control} + J_{i,formation} \quad (22)$$

1) 轨迹跟踪误差项 $J_{i,track}(k)$ ：确保智能体跟踪上层拆分的参考位置与速度，权重矩阵 Q 调节位置与速度跟踪的优先级：

$$J_{i,track} = \sum_{j=1}^N \left\| \mathbf{x}_i(k+j|k) - \mathbf{x}_{i,des}(k+j) \right\|_Q^2 \quad (23)$$

其中权重矩阵 $Q = \begin{bmatrix} q_x & & \\ & q_y & \\ & & q_\theta \end{bmatrix}$ 。

2) 控制输入代价项 $J_{i,control}(k)$ ：抑制控制输入突变，降低能耗，权重矩阵 R 平衡控制平滑性与跟踪精度：

$$J_{i,\text{control}} = \sum_{j=0}^{M-1} \|\mathbf{u}_i(k+j|k)\|_R^2 \quad (24)$$

其中 $R = \begin{bmatrix} r_v & \\ & r_\omega \end{bmatrix}$ 。

3) 编队队形保持项 $J_{i,\text{formation}}(k)$: 基于通信拓扑, 约束相邻智能体间的相对位置偏差, 确保编队形态刚性, 权重矩阵 Q_f 反映队形保持优先级:

$$J_{i,\text{formation}} = \sum_{j=1}^N \sum_{m \in \mathcal{N}_i} \|\mathbf{p}_i(k+j|k) - \mathbf{p}_m(k+j|k) - \mathbf{R}(\theta_i) \cdot (\mathbf{d}_i - \mathbf{d}_m)\|_{Q_f}^2 \quad (25)$$

其中 $Q_f = \begin{bmatrix} q_{f,x} & & \\ & q_{f,y} & \\ & & q_{f,\theta} \end{bmatrix}$, \mathcal{N}_i 为智能体 i 的邻居集合。

3.3.3. 约束条件设计

智能体的运动受到自身硬件性能限制, 主要包括速度约束和加速度约束。线速度 v 和角速度 ω 需满足:

$$\begin{cases} v_{\min} \leq v_i(t) \leq v_{\max} \\ \omega_{\min} \leq \omega_i(t) \leq \omega_{\max} \end{cases}, \forall i \in 1, 2, \dots, N \quad (26)$$

其中 v_{\min} 、 v_{\max} 分别为线速度的最小和最大值, ω_{\min} 、 ω_{\max} 分别为角速度的最小和最大值。

考虑到电机响应特性, 加速度约束为:

$$\begin{cases} \dot{v}_{\min} \leq \dot{v}_i(t) \leq \dot{v}_{\max} \\ \dot{\omega}_{\min} \leq \dot{\omega}_i(t) \leq \dot{\omega}_{\max} \end{cases}, \forall i \in 1, 2, \dots, N \quad (27)$$

同时基于上层编队运动参数, 速度和角速度协同约束:

$$\begin{cases} |v_i(k+j|k)| \leq v_{i,\text{des}}(k) + \Delta v_{\max} \\ |\omega_i(k+j|k)| \leq \omega_{i,\text{des}}(k) + \Delta \omega_{\max} \end{cases} \quad (28)$$

其中 Δv_{\max} , $\Delta \omega_{\max}$ 为最大速度和最大角速度微调量。

考虑到编队转向协调系数 k 与前轮转向角 δ_f , 约束智能体角速度变化范围:

$$\omega_i(k) \in \left[\frac{v_{\min}(1+k)}{L} \delta_{f,\min}, \frac{v_{\max}(1+k)}{L} \delta_{f,\max} \right] \quad (29)$$

其中 $\delta_{f,\min}$, $\delta_{f,\max}$ 为前轮转向角极限。

为保证系统渐近稳定, 选取终端惩罚函数 $V(x_i(N_p)) = x_i^T(N_p) P x_i(N_p)$ (P 为 Lyapunov 方程解), 并设置终端约束集 $\Omega = \{x_i | V(x_i) \leq \eta\}$ (η 为正数), 确保预测时域末端系统状态收敛至稳定域。

4. 仿真实验与分析

4.1. 实验设置

为验证所提分层编队控制策略的有效性, 在 MATLAB 平台上搭建了四智能体编队仿真系统。仿真环境采用 30×30 的栅格地图, 障碍物占比约为 15%, 自定义障碍物布局用以模拟仓储障碍环境, 地图中白色区域为自由空间, 灰色区域为障碍物, 如图 3 所示。

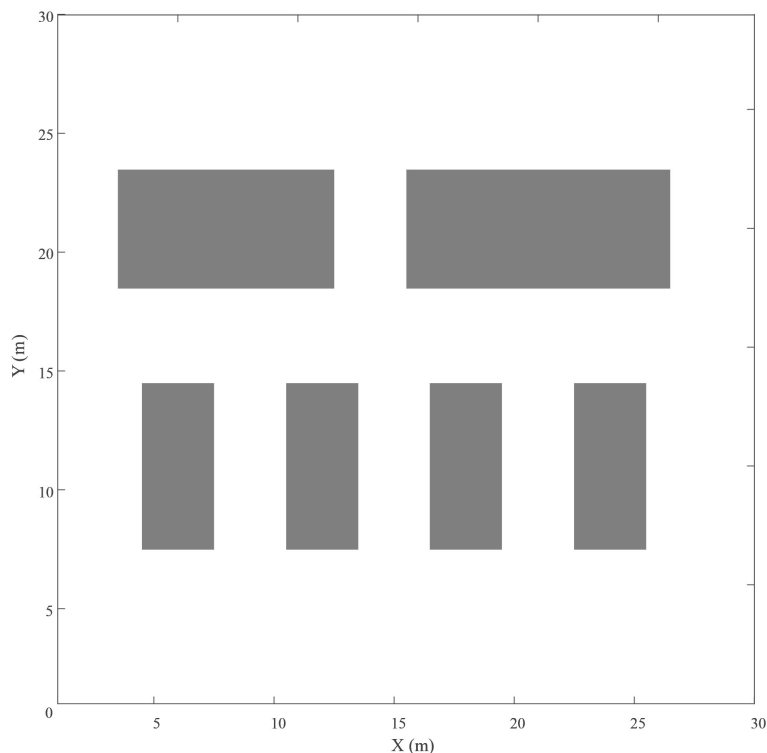


Figure 3. Raster map
图 3. 栅格地图

采用 4 个同质智能体协同，组成编队构形，并使其在环境中从起点[5, 5]到终点[28, 28]来模拟协同载重运动。假设编队采用正方形编队，且每个智能体均采用二轮差速驱动模型，尺寸设置为半径 0.2 m，轮距 $L_{mir} = 0.1$ m 最大线速度 $v_{max} = 0.8$ m/s，最大角速度 $\omega_{max} = 0.8$ rad/s。编队等效为四轮转向刚性体，前后轴距 $L = 0.8$ m，转向比 $k = 1.0$ ，最大前轮转向角 $\delta_{f,max} = \pi/6$ rad/s。编队构形的空间信息与编队形状如表 1 及图 4 所示。

Table 1. Spatial information on formation configuration
表 1. 编队构型的空间信息

智能体	智能体相对于编队质心位置/m
1	(0.4, 0.4)
2	(0.4, -0.4)
3	(-0.4, 0.4)
4	(-0.4, -0.4)

控制器参数通过理论分析与仿真调试相结合的方式确定。上层增强 JPS 算法的安全距离取 1.0 m，综合考虑了机器人尺寸与安全裕度；启发式函数权重 $\alpha = 0.6$ 通过网格搜索法确定，兼顾路径长度与障碍物距离。下层分布式 MPC 的预测时域 $N = 14$ 、控制时域 $M = 8$ 的选取基于系统动态响应速度与计算负载的权衡。权重矩阵 $Q = \text{diag}(100, 100, 50)$ 、 $R = \text{diag}(1500, 800)$ 编队保持权重 $Q_f = \text{diag}(5000, 5000, 200)$ 通过仿真微调使编队误差与输入能量达到平衡后确定。采样时间 $\Delta t = 0.1$ s 满足实时性要求且能准确捕捉系统动态。

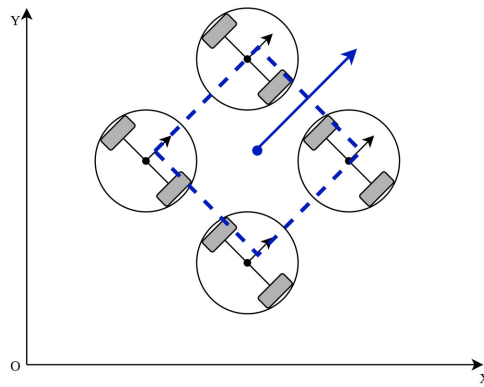


Figure 4. Formation configuration, with the dashed line indicating the desired formation
图 4. 编队构型, 其中虚线为期望队形

4.2. 实验结果与分析

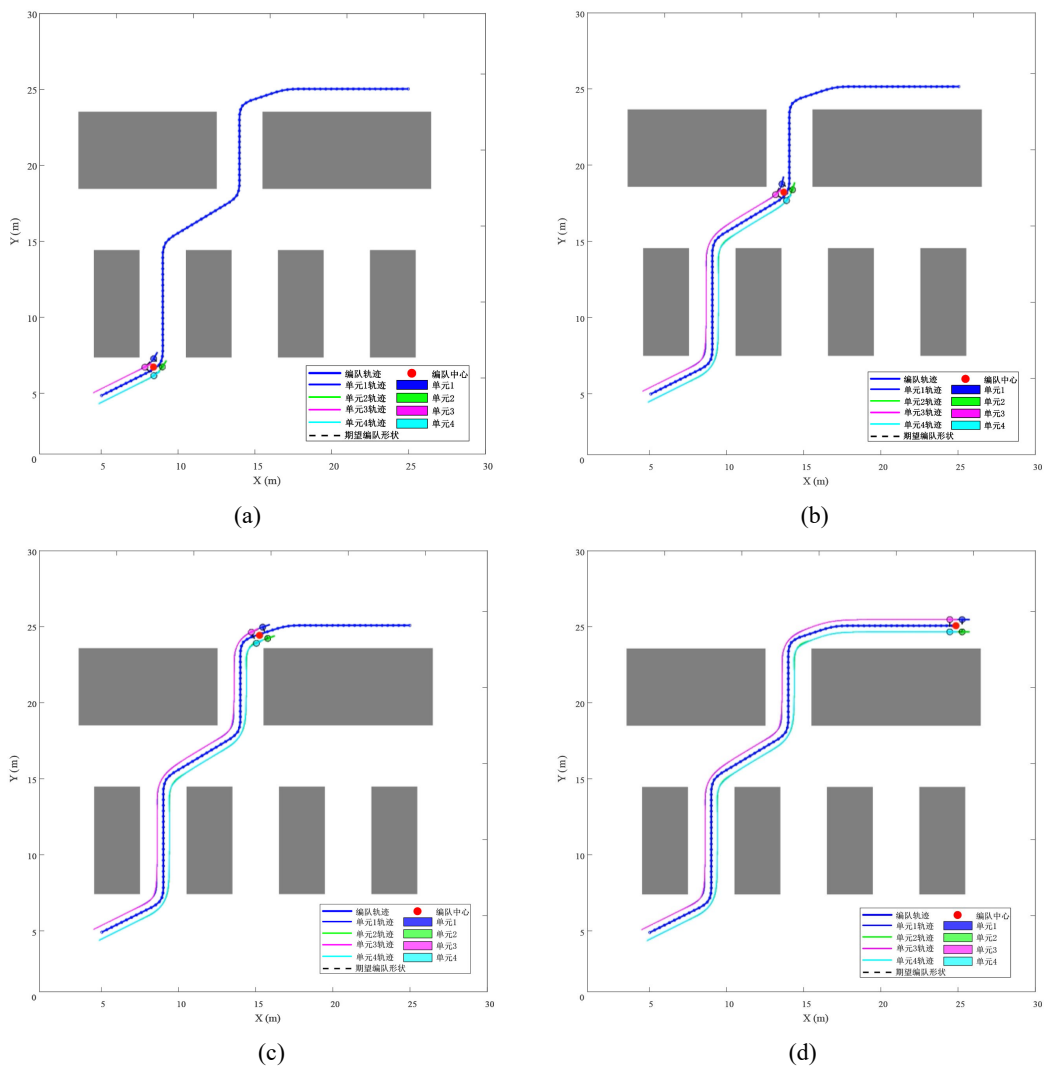


Figure 5. Simulation results of multi-agent formation control algorithms
图 5. 多智能体编队控制算法仿真结果

图5显示了全局路径规划结果及四智能体的实际运动轨迹。增强JPS算法在障碍物之间搜索出一条安全路径，经贝塞尔曲线平滑后路径曲率变化平缓，满足四轮转向车辆的运动学约束。虚拟领航者沿平滑路径运动时，各智能体通过分布式MPC实时调整自身位置，在保证编队不变的情况下，成功绕过所有障碍物，且与障碍物的最小距离始终保持在1 m以上。在狭窄通道处，编队整体宽度虽略大于通道，但由于采用四轮转向反相模式，转弯半径显著减小，编队整体仍能顺利通过，验证了所提编队运动学模型的灵活性。

图6给出了编队整体跟踪误差随时间的变化曲线。从初始位置开始，各智能体在约2.5 s内迅速调整位姿，使编队误差降至0.1 m以下，表明所提DMPC控制器具有较快的编队形成能力。进入稳态后，编队跟踪误差始终保持在0.2 m以内，编队误差的均值 $\mu = 0.042$ m，标准差 $\sigma = 0.018$ m，95%置信区间为[0.008, 0.076] m。考虑到物理约束的存在，编队整体在转向时虽出现较大跟踪误差，但可以快速恢复。路径跟踪均方根误差为0.0087 m，验证了控制器对参考轨迹的高精度跟踪性能。

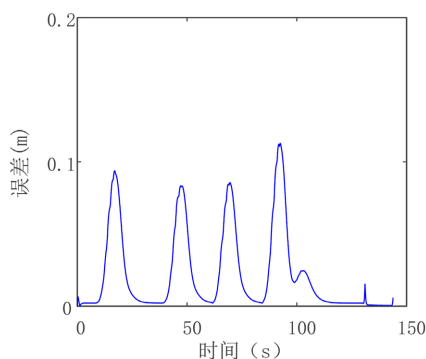


Figure 6. Formation tracking error

图6. 编队跟踪误差

图7、图8展示了各智能体之间的相对距离误差和各智能体相对于虚拟领航者的偏移误差。四个智能体之间的相对距离误差均在0.05 m以内、偏移误差均在0.06 m以内，且变化趋势与编队跟踪误差变化趋势基本一致。计算单元间偏移误差的相关系数矩阵，平均值为0.92，表明编队整体保持了良好的刚性形态，四轮转向反相运动学模型被有效跟随。

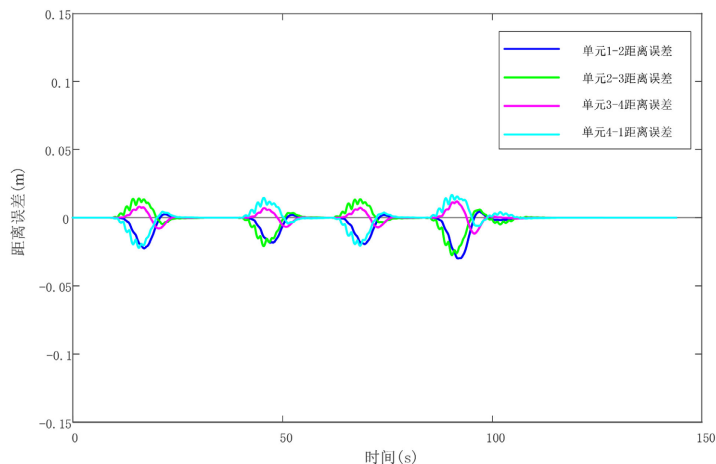


Figure 7. Relative distance error between agents

图7. 各智能体之间的相对距离误差

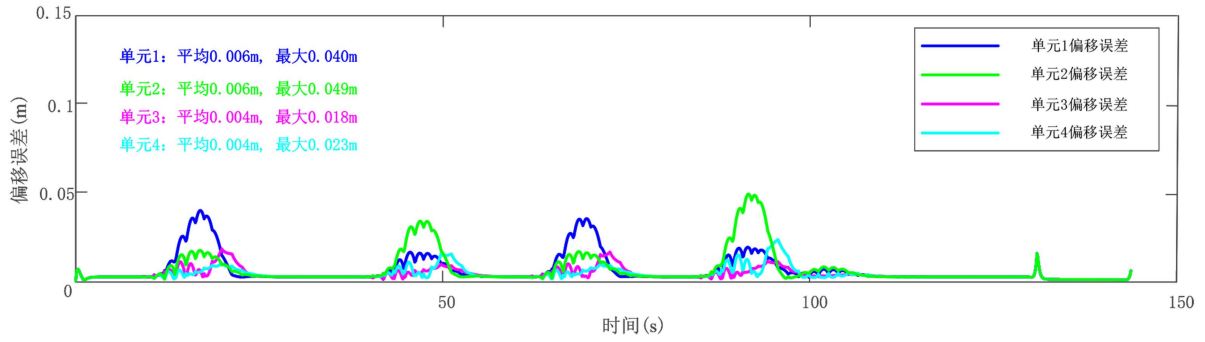


Figure 8. Position deviation error relative to the formation of each agent

图 8. 各智能体相对编队位置的偏移误差

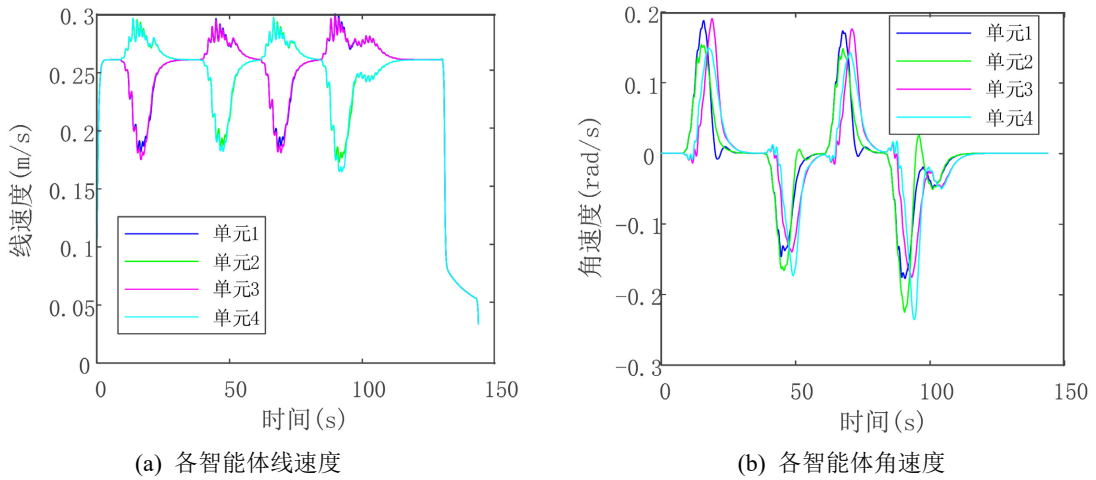


Figure 9. Movement of each agent

图 9. 各智能体运动情况

图 9 为四个智能体的线速度与角速度控制输入曲线。速度变化平滑，无剧烈抖振，且始终满足约束边界 ($|v| \leq 0.8 \text{ m/s}$, $|\omega| \leq 0.8 \text{ rad/s}$)。为进一步量化平滑程度，计算线速度的加速度变化率：最大加速度 0.42 m/s^2 ，平均加速度 0.15 m/s^2 ，均小于电机驱动能力上限 0.5 m/s^2 。角速度曲线与虚拟领航者期望角速度 $\omega_{i,des} = \dot{\psi}$ 高度吻合，且运动趋势与编队整体运动趋势基本一致，说明下层控制器有效跟踪了上层拆分的协同参数。

在转弯段 ($t = 15 \text{ s}$ 附近)，角速度增加至 0.35 rad/s ，对应的转弯半径计算为 $R = v/\omega = 0.6/0.35 \approx 1.71 \text{ m}$ 。根据四轮转向运动学理论，理论最小转弯半径 $R_{min} = L/\delta_{f,max} = 0.8/(\pi/6) \approx 1.53 \text{ m}$ 略大于理论值，体现了安全裕度的保留。

综上所述，仿真结果验证了所提分层编队控制算法在编队形成与保持、复杂环境导航、控制输入合理性及计算效率等方面的有效性，为大尺寸部件协同搬运提供了可行的技术方案。

5. 结论与展望

研究针对复杂静态环境下多智能体系统的协同编队控制问题，提出了一种融合增强全局路径规划与分布式模型预测控制的分层编队控制算法。构建了集成单智能体差速驱动模型与四轮转向编队等效模型的系统框架，并基于虚拟领航者概念实现了整体运动与局部跟随的解耦。在此基础上，设计了一种集成安全距离约束的改进 JPS 全局路径规划器，并结合贝塞尔曲线平滑技术，为系统提供安全、平滑的参考

轨迹。下层的改进分布式 MPC 控制器使每个智能体能够基于局部邻居信息进行滚动优化, 通过有限步迭代协调, 在满足多种约束条件的前提下, 实现了编队形态的高精度保持; 在复杂障碍物环境中能实现安全导航, 验证了其有效性和优越性。

基金项目

南京工程学院在职博士科研资助项目(ZKJ202505)。

参考文献

- [1] 张海森, 张煌, 王常顺. 基于多机器人编队控制的大件物品协同搬运[J]. 山东大学学报(工学版), 2023, 53(4): 157-162.
- [2] 武星, 余文康, 楼佩煌, 等. 大型部件的多机器人合作搬运协同导引控制[J]. 中国机械工程, 2022, 33(13): 1586-1595.
- [3] Nascimento, T.P., Conceição, A.G.S. and Moreira, A.P. (2014) Multi-Robot Nonlinear Model Predictive Formation Control: The Obstacle Avoidance Problem. *Robotica*, **34**, 549-567. <https://doi.org/10.1017/s0263574714001696>
- [4] 曹其新, 杜建军, 冷春涛, 等. 用于协作搬运的全方位移动式多 AGV 系统[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2013, 41(S1): 241-244.
- [5] 江宏. 长大物料自动化物流系统技术与市场需求——访沈阳飞机工业集团物流装备有限公司总工程师王中军[J]. 物流技术与应用, 2022, 27(9): 98-100.
- [6] 李诣坤, 韦思亮. 无人仓多搬运机器人协同作业轨迹自动控制研究[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(2): 115-121.
- [7] Fan, C., Zeng, F., Shirafuji, S. and Ota, J. (2023) Development of a Three-Mobile-Robot System for Cooperative Transportation. *Journal of Mechanisms and Robotics*, **16**, Article ID: 021008. <https://doi.org/10.1115/1.4056771>
- [8] 包翔宇. 双机器人协同控制与轨迹规划技术研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 长安大学, 2021.
- [9] 杨帆. 多移动机器人编队控制与协作运输研究[D]: [博士学位论文]. 上海: 华东理工大学, 2012.
- [10] Kwon, J. and Chwa, D. (2012) Hierarchical Formation Control Based on a Vector Field Method for Wheeled Mobile Robots. *IEEE Transactions on Robotics*, **28**, 1335-1345. <https://doi.org/10.1109/tro.2012.2206869>
- [11] 童仁鹏. 多 AGV 搬运的协同编队与避障算法的研究与实现[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 重庆邮电大学, 2021.
- [12] 路登凯. 物流机器人在线编队与避障算法研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2024.
- [13] Egerstedt, M. and Xiaoming Hu, (2001) Formation Constrained Multi-Agent Control. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, **17**, 947-951. <https://doi.org/10.1109/70.976029>
- [14] Li, X., Xiong, Q., Sui, D., Zhang, Q., Li, H., Wang, Z., et al. (2024) Disturbance-Adaptive Tapered Soft Manipulator with Precise Motion Controller for Enhanced Task Performance. *IEEE Transactions on Robotics*, **40**, 3581-3601. <https://doi.org/10.1109/tro.2024.3420802>
- [15] 芮可人, 王丽华, 谢能刚. 基于虚拟结构优化模型的多机器人编队形成方法[J]. 现代信息科技, 2019, 3(18): 56-58.
- [16] Monteiro, S. and Bicho, E. (2010) Attractor Dynamics Approach to Formation Control: Theory and Application. *Autonomous Robots*, **29**, 331-355. <https://doi.org/10.1007/s10514-010-9198-8>
- [17] 赵小涵, 史小露, 陈璐, 等. 多智能体中央式协同路径规划算法综述[J]. 农业装备与车辆工程, 2024, 62(6): 144-150.
- [18] 丁思敏, 王刚, 孙立辉. 多智能体系统编队控制技术综述[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(10): 50-55.
- [19] 顾大强, 郑文钢. 多移动机器人协同搬运技术综述[J]. 智能系统学报, 2019, 14(1): 20-27.
- [20] 胡鸿翔, 梁锦, 温广辉, 等. 多智能体系统的群集行为研究综述[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2018, 10(4): 415-421.
- [21] 单晓萌, 王靖岳, 王浩天. 基于 MPC 的无人车运动轨迹跟踪控制研究[J]. 机械工程师, 2020(9): 45-47.
- [22] Chen, Y. and Li, Z. (2024) Formation Adaptation in Obstacle-Cluttered Environments via MPC-Based Trajectory Planning. *Science China Information Sciences*, **67**, Article ID: 174201. <https://doi.org/10.1007/s11432-023-4031-y>
- [23] 梁忠超, 张欢, 赵晶, 等. 基于自适应 MPC 的无人驾驶车辆轨迹跟踪控制[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(6): 835-840.

- [24] Kuriki, Y. and Namerikawa, T. (2015) Formation Control with Collision Avoidance for a Multi-UAV System Using Decentralized MPC and Consensus-Based Control. 2015 *European Control Conference (ECC)*, Linz, 15-17 July 2015, 3079-3084. <https://doi.org/10.1109/ecc.2015.7331006>
- [25] 周锐森, 冯友兵. 基于状态空间 MPC 的无人机无人车联合运动控制[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(11): 2383-2390.
- [26] Pan, Z., Sun, Z., Deng, H. and Li, D. (2022) A Multilayer Graph for Multiagent Formation and Trajectory Tracking Control Based on MPC Algorithm. *IEEE Transactions on Cybernetics*, **52**, 13586-13597. <https://doi.org/10.1109/tcyb.2021.3119330>
- [27] 王刚. AGV 自动导引车的研究现状与未来趋势[J]. 教育研究, 2019, 2(1): 71.