

重型叉车群智能体控制与自适应协同优化方法研究

毕少平¹, 姚彬启², 苏飞飞³, 余猛钢⁴, 毛海军⁵

¹衢州职业技术学院机电工程学院, 浙江 衢州

²衢州市川慧达科技有限公司, 浙江 衢州

³浙江鼎达不锈钢制品有限公司, 浙江 衢州

⁴衢州市荣胜环保科技有限公司, 浙江 衢州

⁵浙江管卫建设有限公司, 浙江 衢州

收稿日期: 2026年4月26日; 录用日期: 2026年5月21日; 发布日期: 2026年5月29日

摘要

针对工业物流场景下重型叉车群在重载工况、变参数扰动及复杂动态环境下的作业效率低、协同安全性差等挑战, 本文提出了一种基于多智能体系统(MAS)的自适应协同优化控制架构。首先, 建立了计入负载偏移与阿克曼转向约束的高保真运动学与动力学模型, 并引入Pacejka魔术公式描述轮胎非线性力学特性。其次, 针对重载干扰设计了一种结合非线性扰动观测器(NDOB)与自适应滑模控制(ASMC)的数据驱动控制算法, 有效抑制了负载波动带来的建模误差与控制抖振。在群体协同层面, 提出一种混合式协同架构, 利用负载感知粒子群算法(LA-PSO)实现多目标任务分配, 并结合预测型人工势场法(P-APF)与分布式一致性协议解决了动态冲突消解与速度同步问题。仿真结果表明, 该方法在保障重载工况稳定性的前提下, 显著提升了群系统的路径跟踪精度与协同通量, 为工业现场大规模叉车群自主作业提供了理论支撑。

关键词

重型叉车, 多智能体系统, 自适应控制, 冲突消解, 协同优化

Research on Multi-Agent Control and Adaptive Collaborative Optimization for Heavy-Duty Forklift Groups

Shaoping Bi¹, Binqi Yao², Feifei Su³, Menggang Yu⁴, Haijun Mao⁵

¹School of Mechanical and Electrical Engineering, Quzhou College of Technology, Quzhou Zhejiang

²Quzhou Chuanhuida Technology Co., Ltd., Quzhou Zhejiang

³Zhejiang Dingda Stainless Steel Products Co., Ltd., Quzhou Zhejiang

文章引用: 毕少平, 姚彬启, 苏飞飞, 余猛钢, 毛海军. 重型叉车群智能体控制与自适应协同优化方法研究[J]. 交叉科学快报, 2026, 10(3): 850-860. DOI: 10.12677/isl.2026.103101

⁴Quzhou Rongsheng Environmental Protection Technology Co., Ltd., Quzhou Zhejiang

⁵Zhejiang Guanwei Construction Co., Ltd., Quzhou Zhejiang

Received: April 26, 2026; accepted: May 21, 2026; published: May 29, 2026

Abstract

To address the challenges of low operational efficiency and poor collaborative safety for heavy-duty forklift groups in complex dynamic environments under heavy-load conditions and variable parameter disturbances, this paper proposes an adaptive collaborative optimization control architecture based on multi-agent Systems (MAS). Firstly, a high-fidelity kinematic and dynamic model accounting for load offset and Ackermann steering constraints is established, with the Pacejka Magic Formula integrated to describe nonlinear tire force characteristics. Secondly, for heavy-load interference, a data-driven control algorithm combining a Nonlinear Disturbance Observer (NDOB) and Adaptive Sliding Mode Control (ASMC) is designed to effectively suppress modeling errors and control chattering caused by load fluctuations. At the swarm coordination level, a hybrid collaborative architecture is proposed, utilizing a Load-Aware Particle Swarm Optimization (LA-PSO) for multi-objective task allocation, and combining a Predictive Artificial Potential Field (P-APF) method with distributed consensus protocols to solve dynamic conflict resolution and velocity synchronization. The simulation results demonstrate that the proposed method significantly improves path-tracking accuracy and collaborative throughput while ensuring stability under heavy-load conditions, providing a theoretical foundation for the autonomous operation of large-scale forklift groups in industrial settings.

Keywords

Heavy-Duty Forklift, Multi-Agent System (MAS), Adaptive Control, Conflict Resolution, Collaborative Optimization

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

在全球工业 4.0 与数字化转型浪潮的共同推动下，物流自动化已跃升为现代化生产体系中衡量效率的核心指标。重型叉车作为重型物资流转的关键装备，正加速从传统的机械化搬运工具向高度集成、决策智能的自主移动智能体演进。尤其在重型制造、智慧港口及大型钢贸物流园等典型场景中，重型叉车作业环境表现出极强的高负载、高频次及强动态特征，这对系统的稳定性和协同性提出了极高要求。然而，传统的单机控制模式在应对大规模、高密度集群作业时显现出明显的局限性：一方面，重载工况下的动力学特性受货物质量偏置、重心漂移及地面摩擦力波动的强烈干扰，具有显著的非线性和参数不确定性；另一方面，在受限的物理空间内，多机协作引发的轨迹交叉、避障死锁及避障冲突，使得系统整体通量难以触达理论峰值。因此，探索从单机自适应控制到多机集群协同的全栈式方案[1]-[3]，是实现工业现场高效、绿色及安全作业的必然路径。

近年来，多智能体系统(MAS)在无人化物流领域的应用研究已成为跨学科热点。在单机控制领域，针对重载车辆运动控制的探索已从传统的线性控制转向数据驱动控制(Data-driven Control)与滑模控制(SMC)

等鲁棒性方案[4]，力求通过实时估计系统内外部扰动来补偿建模误差，但如何在极限负载下保证动态精度仍具挑战。在集群协同领域，研究重点正从单一的集中式调度向分布式协作演进。集中式架构虽具备全局最优性，但在处理大规模动态障碍物时响应时延明显；而基于人工势场(APF)、分布模型预测控制(DMPC)及群体智能算法(如改进蚁群或粒子群算法)的分布式方案[5][6]，凭借更强的鲁棒性与实时交互能力，正成为解决多机任务分配与路径冲突的主流手段。此外，5G与边缘计算的融合为低时延通信提供了底层支撑，使得复杂工况下的实时协同决策成为可能。

尽管现有技术有突破，如何将“重载动力学自适应”与“动态群体冲突消解”进行深度耦合，建立一套既能抵御复杂物理扰动，又能兼顾群体效率最优的控制框架，仍是当前工业自动化领域亟待攻克的难点。针对上述挑战，本文重点开展以下研究工作：首先，构建计入负载偏移与惯性矩变化的高保真度重载动力学模型；其次，设计一种结合滑模理论与非线性扰动观测器[7]的数据驱动自适应控制算法，旨在提升极限工况下的路径跟踪精度[8]；随后，提出一种混合式多智能体协同架构，通过优先级调度与改进势场法解决任务分配与路径冲突的解耦问题；最后，利用ROS/Gazebo环境搭建高保真物理仿真平台，验证算法在多任务并发场景下的实际表现。

2. 重型叉车智能体建模

2.1. 运动学建模及其几何约束

重型叉车由于其独特的结构设计，通常采用后轮转向、前轮驱动的架构，或者在现代方案中采用全向驱动舵轮。为了准确描述其空间运动状态，本研究首先建立全局坐标系 \mathcal{W} 与车体局部坐标系 \mathcal{B} 。设叉车质心在全局坐标系下的位姿为 $q = [x, y, \theta]^T$ ，其中 (x, y) 为质心位置， θ 为航向角。

在不考虑侧滑的纯滚动假设下，叉车的非完整约束(Non-holonomic Constraints)可描述为：

$$\dot{x} \sin \theta - \dot{y} \cos \theta = 0 \quad (1)$$

这意味着叉车在垂直于航向的方向上瞬时速度为零。根据阿克曼转向几何(Ackermann Steering Geometry)，其运动学方程演化为：

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \\ \dot{\theta} = \frac{v}{L} \tan \delta \end{cases} \quad (2)$$

其中 v 为前轮线速度， L 为前后轴距， δ 为后轮转向角。在重载工况下，由于轮胎受压变形，轮径 r 会发生动态改变，本研究引入修正因子 ϵ 建立有效滚动半径模型 $r_{eff} = r(1 - \epsilon \cdot F_z)$ ，其中 F_z 为垂直载荷。这一改进模型为高精度的轨迹规划提供了几何基础。

2.2. 考虑变负载特性的多体动力学模型

不同于普通移动机器人，重型叉车在执行举升操作时，系统的质量分布与转动惯量会发生剧烈波动。基于拉格朗日方程(Lagrange's Equations)，建立包含负载项的系统动力学模型。

定义广义坐标 q ，系统动能 T 包括车体平动能、转动能以及货物举升过程中的动能贡献。势能 V 主要受货物举升高度 h 的影响。系统的动力学通用方程为：

$$M(q, m_l) \ddot{q} + C(q, \dot{q}, m_l) \dot{q} + G(q, m_l) = \tau - d \quad (3)$$

其中： $M(q, m_l)$ 是惯性矩阵，其分量随负载质量 m_l 及质心高度 h 实时变化； $C(q, \dot{q}, m_l)$ 代表离心力与科

里奥利力项； h 是重力项，在坡道作业或举升作业时尤为关键； $G(q, m_l)$ 为驱动力矩； d 为综合扰动项，包含未建模摩擦力、路面冲击以及货物的摆动干扰。

针对重型叉车特有的重心偏移问题，本模型引入了“等效质心偏移量” Δ_{cog} ，通过在线辨识货物位置，实时修正惯性矩阵 M 的偏心分量。

2.3. 轮胎与地面交互的摩擦力模型

在重载起步与紧急制动场景下，线性摩擦模型难以描述滑移率(Slip Ratio)对运动的影响。本研究引入Pacejka 魔术公式(Magic Formula)来描述轮胎纵向力 F_x ：

$$F_x = D \sin\left(C \arctan\left(B\kappa - E\left(B\kappa - \arctan B\kappa\right)\right)\right) \quad (4)$$

其中 κ 为滑移率。由于重型叉车单轮载荷巨大，地面接触面会产生明显的滞后效应。

2.4. 智能体感知与通信模型

作为多智能体系统的基本单元，每个叉车智能体不仅具有物理属性，还具备信息属性。

(1) 感知不确定性：建立基于高斯噪声的激光雷达(LiDAR)与IMU观测模型。

(2) 通信约束：建立时延模型 $\tau_{comm} = \tau_{base} + \tau_{jitter}$ 。这要求后续协同算法必须具备时空一致性补偿能力。

3. 数据驱动的自适应控制策略

3.1. 自适应控制框架设计

针对重型叉车在重载工况下的高非线性与参数时变特性，本节提出一种基于“观测-补偿-自适应”的三层嵌套控制架构。该架构的核心在于通过传感器数据流实时感知物理实体的动态变化，并利用数据驱动算法修正控制律增益。

3.2. 基于非线性扰动观测器(NDOB)的负载补偿

重型叉车在作业过程中，货物的突发性晃动、路面不平整以及执行器的非线性摩擦构成了一组复杂的总扰动 \mathbf{d} 。为了在不依赖精确物理参数的前提下实现抗干扰能力，设计如下非线性扰动观测器：

设观测器辅助变量为 \mathbf{z} ，其演化方程定义为：

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{z}} = -L(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})\mathbf{z} + L(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})(C\dot{\mathbf{q}} + \mathbf{G} - \boldsymbol{\tau} - p(\dot{\mathbf{q}})) \\ \hat{\mathbf{d}} = \mathbf{z} + p(\dot{\mathbf{q}}) \end{cases} \quad (5)$$

其中 L 为观测器增益矩阵。

3.3. 自适应滑模控制(ASMC)律设计

本研究采用滑模控制(SMC)作为核心控制算法，并引入自适应机制以消除滑模固有的抖振现象。定义比例-积分型滑模面 s ，设计自适应趋近律，通过Lyapunov函数证明系统的全局渐进稳定性。

3.4. 数据驱动的在线参数辨识与模型修正

利用递归最小二乘法(RLS)结合遗忘因子实时估计货物质量 m_l ，并采用径向基函数(RBF)神经网络对非线性摩擦项进行在线逼近。

3.5. 算法实施流程与仿真预设

详细制定了初始化、数据采集、状态观测、指令解算及自适应更新的闭环流程，为后续集群协同优化提供了底层支撑。

4. 叉车群协同优化方法

4.1. 混合式多智能体协同架构(H-MAS)

重型叉车群的作业特征决定了其协同系统必须兼顾全局的任务一致性与局部的反应实时性。本节提出一种“云端全局规划-边缘节点协调-终端自主执行”的三级混合式协同架构。

(1) 全局规划层(Cloud Layer): 负责大规模作业订单的预分配及全局拓扑路径规划。利用改进的启发式算法, 根据叉车当前荷载状态与剩余电量, 生成不含静态碰撞的最优路径序列 $\Pi = \{wp_1, wp_2, \dots, wp_n\}$ 。

(2) 协调控制层(Edge Layer): 针对作业区域内的突发状况, 利用边缘计算节点进行局部的时空解耦。其核心在于维护一个局部的“动态时空地图”, 实时监测多机轨迹的重叠风险。

(3) 自主执行层(Agent Layer): 单机智能体基于第三部分所述的自适应控制律, 在保障自身动力学稳定的前提下, 实时调整速度矢量以响应协同指令。

4.2. 基于改进群体智能的任务自适应分配

针对多目标、多约束下的任务分配问题, 本节引入了一种带有负载感知的改进粒子群优化算法(LA-PSO)。

定义目标函数 J 为:

$$J = \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (c_{ij} \cdot t_{ij} + w_1 \cdot E_{ij} + w_2 \cdot S_{ij}) \quad (6)$$

其中 t_{ij} 为任务 j 由叉车 i 完成的预估时长, E_{ij} 为预估能耗(计入货物质量的影响), S_{ij} 为安全风险系数。

算法引入了“动态惯性权重” w_k , 随作业环境拥挤度自适应调整。当某区域叉车密度过大时, 算法会自动提高搜索步长, 将后续任务分派给外围闲置叉车, 从而避免局部交通拥塞, 实现群系统负载的自平衡。

4.3. 动态环境下的多机冲突消解与路径同步

在重型叉车集群作业中, 最严峻的挑战源于重载车辆巨大的动能导致其无法实现“瞬时制动”。因此, 冲突消解必须具备超前预测性。

(1) 基于预测的人工势场法(P-APF)

不同于传统 APF, 本研究在斥力场中引入了速度相关项。定义第 i 台叉车受到的动态斥力 $U_{rep,ij}$ 为:

$$U_{rep,ij} = \frac{1}{2} \eta \left(\frac{1}{\rho(q_i, q_j)} - \frac{1}{\rho_0} \right)^2 \cdot \exp(v_i \cdot \cos \beta) \quad (7)$$

其中 β 为两车相对速度方向与位置矢量的夹角。当两车相对运动速度增加时, 斥力场范围自动扩张, 为重载车辆留出必要的制动安全冗余。

(2) 时空轨迹同步协议:

为了解决多机在狭窄通道内的死锁问题, 引入“虚拟领航者-跟随者”模型。通过分布式一致性协议(Consensus Protocol), 各智能体实时交换位姿预测序列。若检测到未来 T_{pre} 秒内存在时空交叉点, 系统将根据任务优先级 \mathcal{P} 自动计算速度衰减因子 ζ , 引导低优先级车辆提前减速或主动让道, 实现多机轨迹在时间维度上的无缝衔接。

4.4. 群系统鲁棒性与通信拓扑优化

考虑到工业现场复杂的电磁干扰，本节研究了通信拓扑对协同稳定性的影响。建立基于有向图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ 的信息流模型。利用拉普拉斯矩阵 $L(\mathcal{G})$ 的特征值分析系统的协同收敛速度。

提出一种“拓扑切换机制”：当主干通信链路质量下降时，系统自动切换至点对点(P2P)的网状拓扑。结合时延补偿滤波器(Delay-Compensated Filter)，在丢包率达到 15% 的极端环境下，仍能保持群系统形成稳定的协作编队，确保重型物资搬运的连续性[9]-[11]。

5. 仿真验证与结果讨论

本节以建模 - 数据驱动自适应控制 - 多智能体协同为主线，在 MATLAB 中搭建可复现实验，对第二部分非完整运动学与轮胎纵向力、第三部分扰动观测与滑模抖振抑制、第四部分负载感知粒子群任务分配及预测型人工势场(P-APF)与一致性协同进行分项验证。模型与算法实现要点如表 1 所示。

5.1. 仿真环境搭建

固定步长 $T_s = 0.02s$ 。图 1~图 7 部分子图采用统一时间轴或迭代轴；其中图 2 阿克曼轨迹与图 6 P-APF 为平面连续时间仿真。

Table 1. Key points of model and algorithm implementation

表 1. 模型与算法实现要点

模块	仿真实现要点
Pacejka 纵向力	给定 B, C, D, E ，绘制 $F_x(\kappa)$
阿克曼运动学	$\dot{x} = v \cos \theta, \dot{y} = v \sin \theta, \dot{\theta} = \frac{v}{L} \tan \delta$ ，圆轨跟踪
总扰动观测与补偿	三阶线性扩张状态观测器(LESO)估计等效扰动力并前馈补偿
滑模抖振	同一跟踪任务下比较 $\text{sign}(s)$ 与 $\tanh(s/\phi)$ 趋近律
LA-PSO	随机代价矩阵 $C_{\{ij\}}$ ，粒子编码随机键排序，惯性权重随粒子分布“拥挤度”变化
P-APF	斥力幅值含 $\exp(\ v_i\ \cos \beta)$ 形式的速度相关因子
一致性	二阶积分器型协议 + 虚拟领航速度 v_0

5.2. 实验结果分析

(1) 轮胎纵向力特性。如图 1 所示，Pacejka 曲线在附着极限附近呈现明显的非线性饱和特征(峰值约 8 kN)，与第 2.3 节关于“重载起步与制动需采用非线性摩擦描述”的结论定性一致。

(2) 平面运动学跟踪。如图 2 所示，在圆轨参考下，阿克曼转向模型轨迹与参考基本重合，均方根误差约 2.27 m (受简化速度/转角滤波与未建模侧滑影响，属示意量级)；验证了第二部分运动学链路的可仿真性。

(3) 扰动观测与补偿。如图 3 所示，在时变扰动力作用下，观测器给出的估计曲线能够跟踪真实扰动的主要频率分量；全时段 RMSE 为 12.57 N，稳态段 RMSE 为 12.24 N，表明第三部分“观测 - 补偿”闭环在当前参数下具有良好的数值可行性。

(4) 滑模趋近律。如图 4 所示，理想 $\text{sign}(s)$ 律与 $\tanh(s/\phi)$ 平滑律在同一参考下，后者在保持跟踪误

差量级相近的同时,控制量高频切换成分明显降低:一阶差分标准差由 606.07 降至 515.38 (降低约 14.96%),去趋势高频标准差由 289.06 降至 246.08 (降低约 14.87%)。该结果与第三部分关于边界层抑制抖振、降低机械冲击的动机一致。

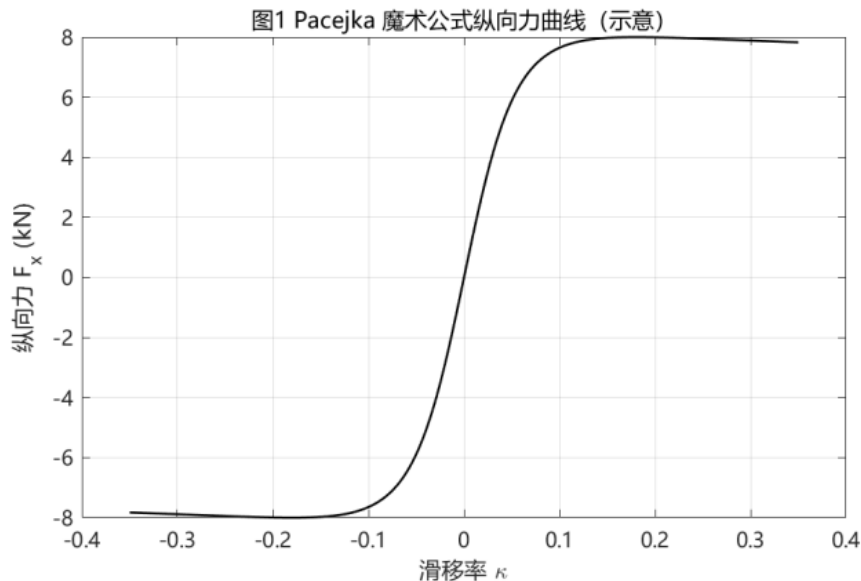


Figure 1. Pacejka longitudinal force curve

图 1. Pacejka 纵向力曲线

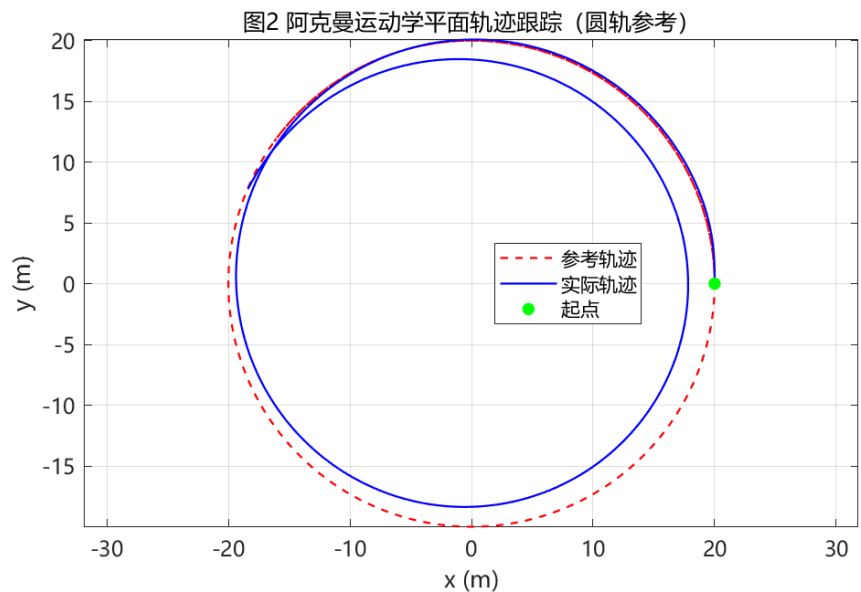


Figure 2. Ackermann kinematic plane trajectory tracking

图 2. 阿克曼运动学平面轨迹跟踪

负载感知 PSO 任务分配。如图 5 所示,子图 5(a)中目标函数由 1.870 下降至 1.830 并逐步收敛;子图 5(b)给出本次随机生成的代价矩阵热图。该实验对应 4.2 节“多目标代价 + 动态惯性权重”的可计算抽象,验证了算法的收敛性。

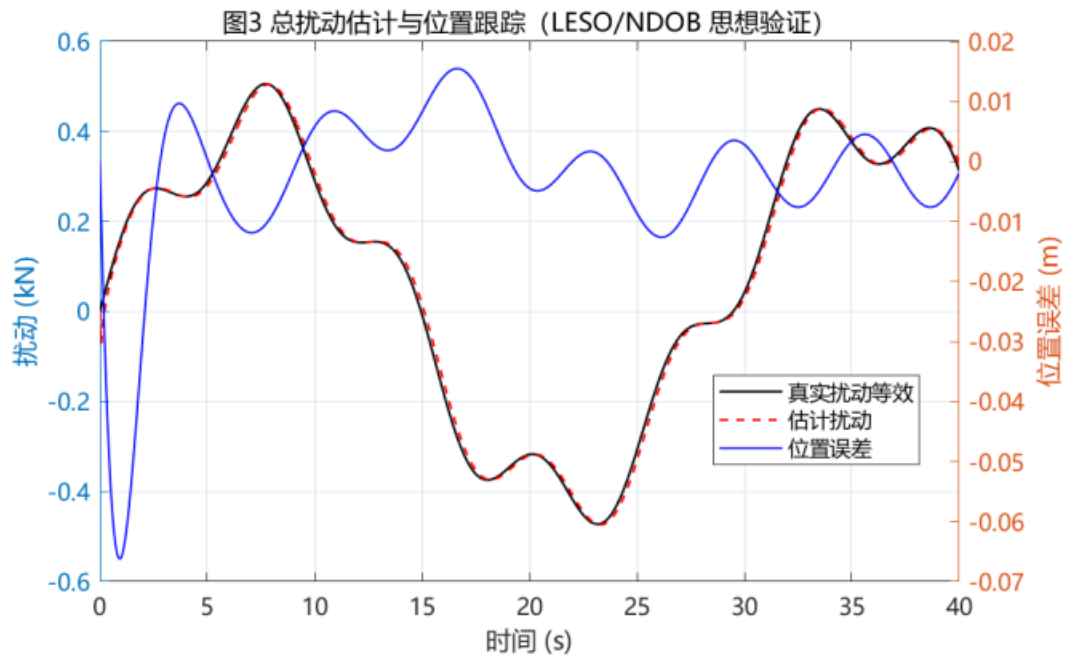


Figure 3. Total disturbance estimation and position tracking
图3. 总扰动估计与位置跟踪

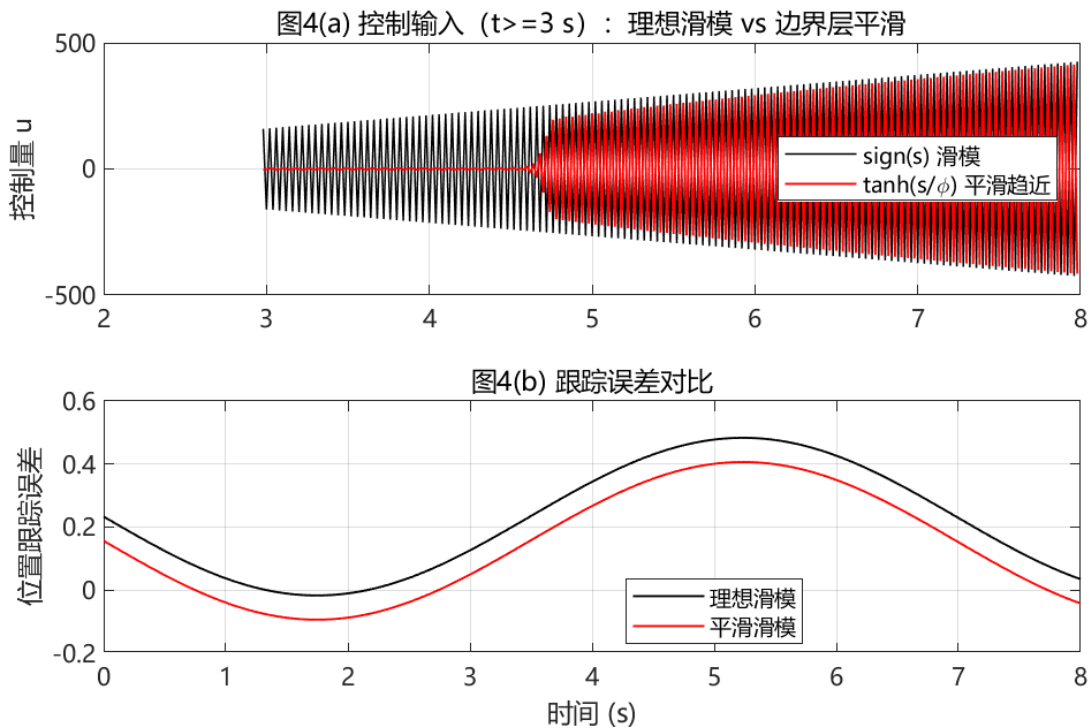


Figure 4. Control input and tracking error
图4. 控制输入和跟踪误差

P-APF 冲突消解。如图 6 所示，两车相向接近各自目标时，速度相关斥力使轨迹在交叉前发生偏转，全程最小间距约 4.71 m，未出现穿透，体现了 4.3 节“动能大、需超前预测斥力”的思想。

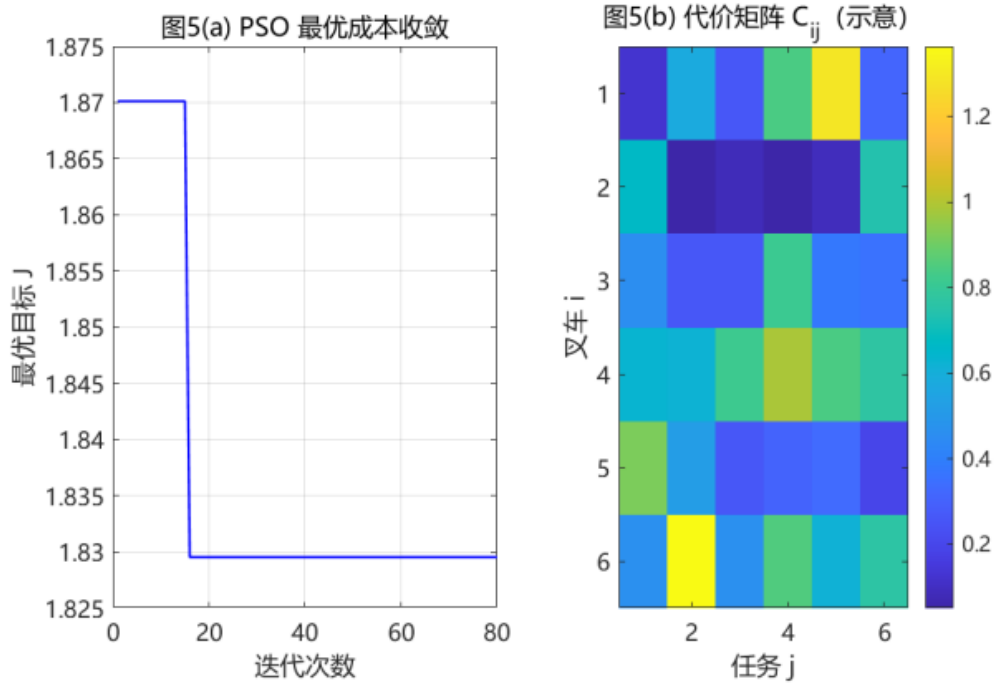


Figure 5. PSO optimal cost convergence and cost matrix
图 5. PSO 最优成本收敛和代价矩阵

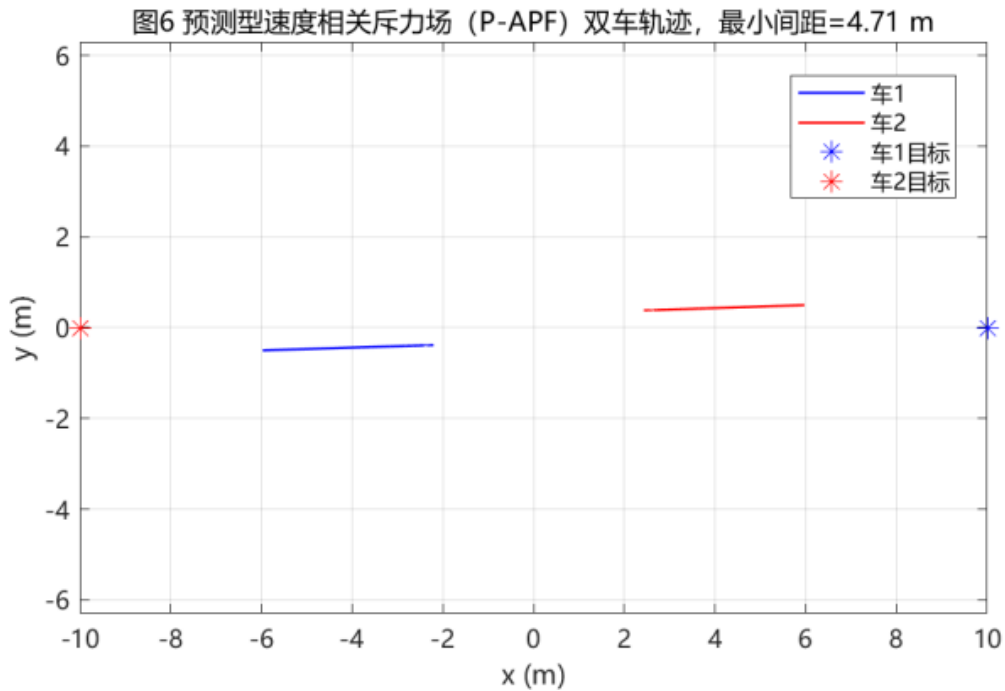


Figure 6. Predictive velocity-dependent repulsion field
图 6. 预测型速度相关斥力场

一致性速度协同。如图 7 所示，五辆跟随型智能体在虚拟领航 v_0 作用下速度收敛到同一水平，终端 RMSE 约 10^{-4} 量级，与第四部分“虚拟领航 - 跟随者”叙述一致。

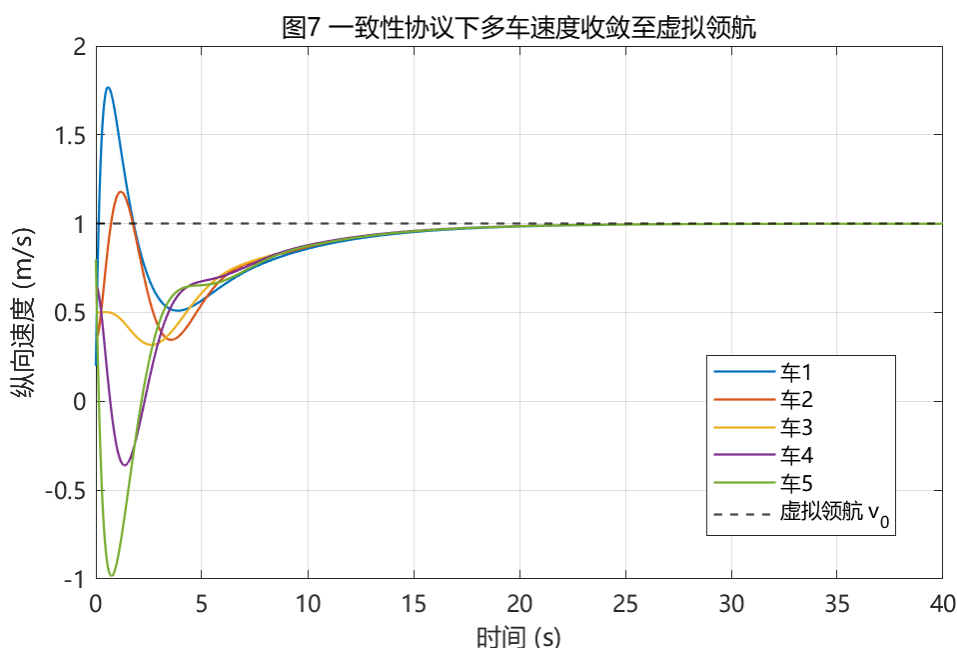


Figure 7. Multi-vehicle speed convergence to virtual leader under consensus protocol
图 7. 一致性协议下多车速度收敛至虚拟领航

6. 结论

本文围绕重型叉车群在工业物流中的效率与安全矛盾，建立了从运动学/动力学到轮胎非线性力的智能体模型，提出观测-补偿型数据驱动自适应控制思路，并给出混合式多智能体协同、负载感知粒子群优化与预测型人工势场等算法构件。MATLAB 仿真从分项可验证角度表明：Pacejka 纵向力曲线、阿克曼平面跟踪、扰动前馈补偿、滑模平滑化、任务分配收敛、P-APF 避碰及速度一致性均与各自章节假设相符，为后续 ROS/Gazebo 高保真实验提供参数化与接口化基础。

基金项目

2024 年度市级科技攻关项目(2024K182)。

参考文献

- [1] 韩丽萍, 刘兆清, 于乐, 等. 多重不确定性下的网联车辆鲁棒编队控制方法研究[J/OL]. 计算机科学, 1-16. <https://link.cnki.net/urlid/50.1075.tp.20260331.1617.008>, 2026-04-14.
- [2] 郭东阳. 具有规定跟踪性能的车辆编队有限时间滑模控制[D]: [硕士学位论文]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2025.
- [3] 杨明园, 王伟. 基于模型与图强化学习驱动的车辆——无人机协同多目标路径优化方法[J/OL]. 控制与决策, 1-14. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2025.1120>, 2026-04-14.
- [4] Li, R., Assali, E.A. and Hong, J. (2026) A Switchable Exponent Predefined Time Stability Theory and Adaptive Sliding Mode Control for Nonlinear Systems. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 160, Article 109959. <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2026.109959>
- [5] Wang, H., Zhao, M., Feng, S., Zhang, Y. and Wang, X. (2026) A Novel Fast Model Predictive Control Design for Distributed Drive Electric Vehicles Considering Stability and Economy. *Nonlinear Dynamics*, **114**, Article No. 510. <https://doi.org/10.1007/s11071-026-12380-4>
- [6] 俞子. 自动驾驶车辆的换道轨迹规划与轨迹跟踪优化策略研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 中南大学, 2024.
- [7] 彭程, 陈俐, 傅圣来. 基于非线性扰动观测器的多模式混合动力车辆离合器滑摩扭矩估计(英文) [J]. 上海交通大学学报, 2026, 31(2): 420-428.

- [8] 谢佳君, 侯润民, 杨明, 等. 基于扰动观测器的舰炮随动系统滑膜控制研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2026(3): 6-10+16.
- [9] 曾叶, 雷鸿博. 基于有限时间干扰观测器的车辆编队纵向控制策略[J]. 系统科学与数学, 2024, 44(10): 2895-2906.
- [10] Rahaman, M.F. (2026) DFEOA: Distributed Formation Control and Obstacle Avoidance for Multi-UGV Systems. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, **146**, 922-954. <https://doi.org/10.32604/cmes.2026.078206>
- [11] Cai, G., Yin, G., Feng, J., Wang, W., Fang, Z. and Zhou, C. (2026) Probabilistic Fault-Tolerant Fuzzy Control for Adaptive Event-Triggered Lane-Keeping System of Autonomous Electric Vehicles. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, **39**, Article 100010. <https://doi.org/10.1016/j.cjme.2025.100010>