

基于高精地图的物流配送车路径规划与跟踪控制

朱波^{1,2}, 谈笑昊¹, 谈东奎^{1,2}, 胡旭东¹

(1. 合肥工业大学 汽车工程技术研究院, 合肥 230009;
2. 合肥工业大学 智能制造技术研究院, 合肥 230051)

摘要: 为了解决园区等场景下无人车多途经点配送问题, 提出了一种基于矢量化高精地图的车道级全局路径规划、生成和跟踪控制方法。考虑配送车往返途经点顺序对行驶路径总长度的影响, 基于高精地图采用A*算法计算各配送点间的最优路径, 在此基础上, 利用动态规划算法求解经过多个配送点的全局最优路径。应用贝塞尔曲线对规划的路径进行平滑, 并根据道路曲率设定不同路径处的参考行驶速度, 进而生成车道级的可用于跟踪的目标轨迹。利用车辆二自由度模型设计模型预测控制器进行轨迹跟踪, 实现低速物流配送车的自主控制。在CarSim/PreScan/Simulink联合仿真平台和实车平台上对提出的规划控制方法进行了试验。结果表明, 相比传统的依据最近配送点策略确定的路径, 所提出的方法搜索出的路径长度平均缩短了6.15%。所设计的轨迹跟踪控制器能确保配送试验车与目标轨迹的横向偏差在0.25 m以内, 航向角偏差在5°以内。

关键词: 物流工程; 高精地图; 全局路径规划; 模型预测控制; 末端配送

中图分类号: U469.79 文献标志码: A DOI: 10.3969/j.issn.2095-1469.2024.02.04

High-Definition Map-Based Route Planning and Tracking Control for Logistics Distribution Vehicles

ZHU Bo^{1,2}, TAN Xiaohao¹, TAN Dongkui^{1,2}, HU Xudong¹

(1. Automotive Research Institute, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Intelligent Manufacturing Institute, Hefei University of Technology, Hefei 230051, China)

Abstract: To address the challenge of multi-waypoint delivery by unmanned vehicles in scenarios such as industrial parks, the paper proposes a lane-level global path planning, generation and tracking control method based on vectorized high-definition maps. Considering the influence of delivery point sequencing on the total path length, the A* algorithm is used based on high-definition maps to calculate the optimal path between each delivery point. And then, the dynamic programming algorithm is employed to obtain the globally optimal path that passes through multiple delivery points. The planned path is smoothed using Bezier curves, and the reference driving speed is set according to the road curvature at different points along the path, thereby creating a lane-level target trajectory suitable for tracking. Subsequently, a model predictive

收稿日期: 2023-02-16 改稿日期: 2023-05-02

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFB0105102); 安徽省自然科学基金项目(2208085QE153); 安徽省科技重大专项(202004b11020002)

参考文献引用格式:

朱波, 谈笑昊, 谈东奎, 等. 基于高精地图的物流配送车路径规划与跟踪控制[J]. 汽车工程学报, 2024, 14(2): 193-204.

ZHU Bo, TAN Xiaohao, TAN Dongkui, et al. High-Definition Map-Based Route Planning and Tracking Control for Logistics Distribution Vehicles[J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2024, 14(2): 193-204. (in Chinese)



controller based on a two-degree-of-freedom vehicle model is designed for trajectory tracking to achieve autonomous control of low-speed logistics delivery vehicles. The proposed planning and control method is tested on a joint simulation platform of CarSim, PreScan and Simulink, as well as on a real vehicle platform. The results show, compared with the traditional path determined based on the nearest delivery point strategy, that the path length determined by the proposed method is reduced by an average of 6.15%. The developed trajectory tracking controller ensures that the lateral deviation of the experimental delivery vehicle from the target trajectory is maintained within 0.25 m and the yaw angle deviation is kept within 5°.

Keywords: logistics engineering; HD maps; global path planning; model predictive control; end-of-line distribution

自动驾驶技术是国内众多高校和科技公司的研究热点, 将深刻影响交通出行的未来发展。该技术的出现使无人物流配送成为可能, 对提高配送效率和服务质量以及降低成本具有积极作用。

由于特定区域的低速自动驾驶场景相对简单, 比如港口、矿区、封闭的厂区或校园等区域, 其影响因素较稳定, 所以发展自动驾驶车辆潜力巨大。封闭园区无人车辆的发展将会加速自动驾驶技术的落地与产业化应用, 自动驾驶将成为物流领域的效率驱动力^[1]。张玉霞等^[2]提出了一种基于智慧物流园区的电子商务配送优化模型, 该模型使用贪心算法来优化路径规划和配送车辆的选择, 从而最大化配送效率。陈海燕等^[3]研究了基于智慧物流园区的配送中心布局优化方法, 提出了一种使用遗传算法的布局优化方法, 并使用案例研究验证了该方法的有效性。黄明等^[4]研究了基于智慧物流园区的跨境电商物流配送模式, 提出了一种基于深度学习的配送路径优化方法, 并对比了不同配送模式的优劣。胡晨等^[5]提出了一种基于智慧物流园区的冷链物流配送网络设计方法, 使用贪心算法和网络流模型来优化配送路径和冷链车辆的分配。其研究目的均在于提高物流配送服务效率。

高精地图 (High Definition Map, HD Map), 又称自动驾驶地图, 是一种面向车辆高级辅助驾驶、自动驾驶、智慧交通的电子地图产品。高精地图是自动驾驶安全行驶的基础, 它不仅有丰富的车道、路面标志物以及交通控制信号等数据内容, 同时还可以提供高精度的位置坐标信息和周边环境信息, 能降低自动驾驶车辆对传感器的依赖^[6]。高精地图作为一种行车基础设施提供全天候超视距的感

知, 解决传感器感知边界和使用条件受限的问题, 增强自动驾驶系统的稳健性。相比于复杂的城市道路环境, 物流配送车所处的园区环境的地图制作及更新成本要大大减少, 且由于抛开了各种复杂的传感器, 多个配送车共用一套高精度地图, 在确保系统稳定性的条件下成本得到进一步降低, 所以两者结合的优势尤为显著。

DIAZ-DIAZ 等^[7]基于 OpenDRIVE 标准的高精度地图用于全局路径规划和监测周围道路和道路元素以支持感知模块。通过使用 ROS 系统与自动驾驶栈的其他模块连接, 并在 CARLA 自动驾驶仿真平台上进行验证。GUO Lixiao 等^[8]将环境建模为拓扑图, 开发了经典 Dijkstra 算法的改进版本寻找全局最优路径, 使用基于启发式的算法 A* 算法来解决局部路径规划以搜索全局路径的每两个相邻节点之间的局部最小路径。GUO Xiaomin 等^[9]在校园自动驾驶背景下, 针对复杂环境和不存在规范限制的校园情境提出了通过结合矢量化高精地图和人工势场 (APF) 方法来生成碰撞风险图 (CR-Map), 应用于基于采样的算法来优化运动规划模块, 快速获得在复杂校园情境下高质量的可行路径。但是这些路径规划算法都是针对由起点至终点在约束条件下生成最优可行路径问题, 在物流运输配送路径规划中, 这些最短路径算法可以用于规划单一配送路线, 而对于园区自动驾驶物流配送车辆, 还需要考虑经过多个配送点并回到仓库的多途经点往返问题。因此, 仅仅依靠上述算法无法达到预期的路径规划目标, 需要结合其他算法。

毕明华等^[10]针对多点多源物流配送问题, 通过优化多点间的最短路算法, 在 Dijkstra 算法的基

基础上提出了一种多点多源的最佳路径计算方法，并建立了车辆装载配送路径模型，实现了物流运输调度和动态物流信息管理。GHOSEIRI等^[11]使用目标规划和遗传算法来解决带时间窗口的多目标车辆路径问题。余文凯等^[12]为解决移动机器人规划多个目的地路径效率低的问题，通过改进的A*算法规划两地点间的路径，并计算各路径的距离，采用模拟退火策略对多个目的地进行优化排序，规划出全局最优路径。CHAI等^[13]研究了单一配送中心配送的决策方法，为了解决路径规划模型，设计了两阶段算法，在第1阶段中，使用脉冲算法从配送中心到每个目的地获取帕累托路径；在第2阶段中，设计了基于非支配排序遗传算法II(NSGA-II)的多目标优化方法以获取候选运输路径，将车辆调度问题转化为带时间窗口的车辆路径问题(VRPTW)，但在面临大规模调度时计算效率不高。蒲兴成等^[14]提出了一种基于改进粒子群算法和蚁群算法相结合的多目的地全局路径规划新方法，将目标点的选择转化为旅行商(TSP)问题，使用蚁群算法进行优化。王承端等^[15]针对探索路径提出了基于分层思想的自主探索路径规划算法，该方法基于最优信息增益原则选择候选观察点，通过求解TSP问题得到观察点访问顺序。

这些方法研究了配送中心和配送点模型下全局最优路径问题，适用于考虑经过多个配送点并回到仓库的多途经点往返问题，但是这些算法多应用于移动机器人、室内等场景，生成的路径精度较低，无法满足园区自动驾驶配送车辆的需求。针对上述问题，本文提出了一种基于高精地图的物流配送无人车路径规划和跟踪控制方法。基于高精地图的精

确语义信息，采用A*+动态规划的方法，求解无人车多途经点往返配送问题，规划代价最小路径，经过平滑后生成目标轨迹，并考虑车辆在弯道处的安全性，对全局速度进行合理规划。在此基础上，设计考虑物流配送车行驶平稳性的MPC控制器实现轨迹跟踪。整车规划-控制分层系统架构如图1所示。

本文以园区自动驾驶物流配送车为研究对象，基于高精地图设计了规划控制的自动驾驶方案，具有以下创新点。

1) 引入高精度矢量语义地图，对现实物流配送面临的多途径点全局最优路径问题，基于地图采用A*算法求解各途径点间的最短路径组成代价矩阵，将问题转化为旅行商问题，利用动态规划算法求解全局最优路径，可以有效降低配送车往返各途径点的总路程，并且算法具有高效简洁的特点。

2) 由高精地图生成车道级路径，经优化后生成可用于路径跟踪的轨迹；在生成轨迹的基础上，考虑运输安全，根据路径曲率对配送车行驶速度进行限制，对园区物流自动驾驶配送车具有一定现实意义。

3) 根据车道级精度的轨迹，设计了适用于生成轨迹的车辆横向控制器，完成全局路径规划、控制闭环，在仿真和实车试验下表现出了较高的精度。

1 高精地图数据构建

1.1 地图类型选择

高精地图按照数据存储格式，主要分为点云地

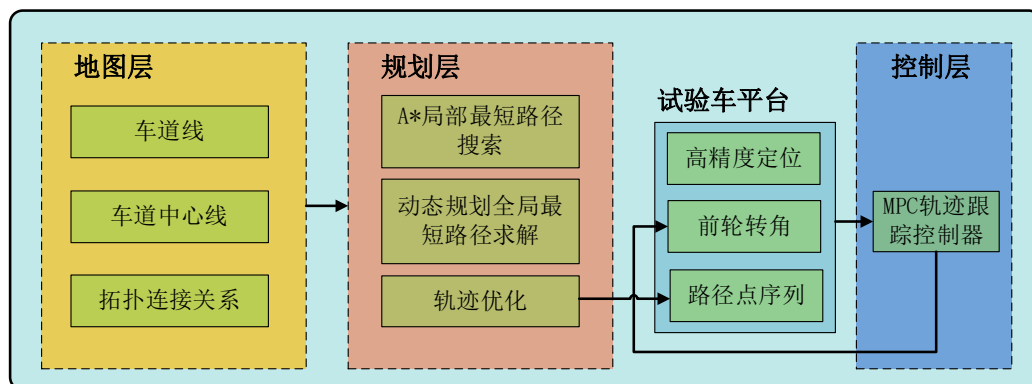


图1 整车规划-控制分层架构

图、矢量语义地图两类。点云地图通过激光雷达传感器采集原始点云数据，并对数据进行逐帧拼接得到，如图1所示，这种地图多用于小型场景，如室内机器人使用的场景。激光雷达测距精度高、对光照条件变化具有鲁棒性，并且点云数据中包含密集的几何特征，因此，点云地图有助于智能车辆的环境感知。但点云高精度地图数据量通常十分庞大，不适用于大规模应用。

在点云高精度地图的基础上，通过对点云特征边缘矢量化成图，得到带有语义信息的高精度矢量语义地图，如图2所示。相比于点云高精度地图，带有语义信息的矢量化高精度地图数据量为减少，对数据的传输和存储更加友好，但是这种地图对周围环境的描述，通常是以点、线的形式进行描述，与点云地图相比，缺少了更多环境的细节。结合高精度地图与环境感知算法，智能车辆可以通过匹配定位算法来确定自车在地图中的位置与姿态。

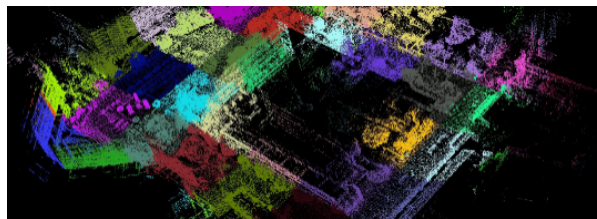


图2 点云高精地图

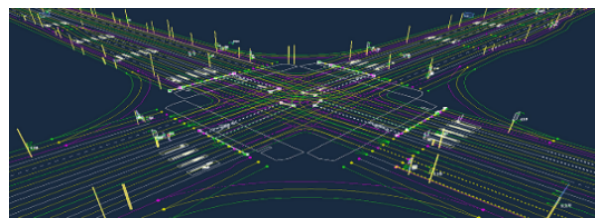


图3 矢量语义高精地图

基于上述考虑，对于大规模应用的物流配送车，采用矢量数据高精地图显然更有利于部署，并且具有路网拓扑和语义信息的矢量高精地图更利于路径的规划。

1.2 矢量高精地图数据结构设计

参考 MapInfo 定义的高精地图数据格式对矢量化标注的地图元素进行描述。将高精地图中道路信息应用于园区无人车辆的路径规划和跟踪控制，主要利用了车道线 (LANE_BOUNDARY)、车道中心线 (LANE_LINK) 的信息 (图3)，其数据结构

见表1和表2。平面描述如图3所示。高精度地图要素的几何信息采用 WKT 语言进行描述。WKT (Well-Known Text) 是一种文本标记语言，用于表示矢量几何对象、空间参照系统及空间参照系统之间的转换。该格式由开放地理空间联盟 (OGC) 制定^[16]。

表1 LANE_BOUNDARY 数据结构

内容	描述
WKT	几何形状描述
BoundaryID	车道边界 id 信息
SnodeID	起始节点 id
EnodeID	末端节点 id
Boundary_Type	车道边界类型
Adjacency	车道边界连接信息

表2 LANE_LINK 数据结构

内容	描述
WKT	几何形状描述
LaneID	车道 id 信息
SnodeID	起始节点 id
EnodeID	末端节点 id

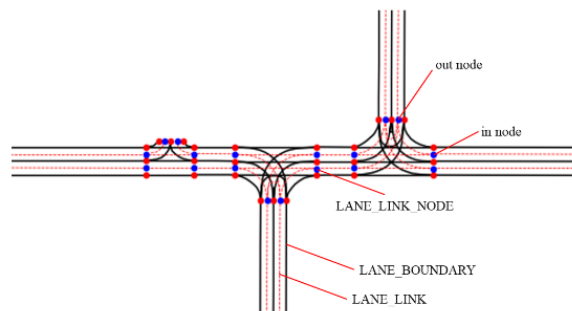


图4 高精地图道路平面描述

2 基于高精地图的车道级路径规划

2.1 地图数据处理

为了确保物流配送车辆能到达指定位置，需要将配送站点的地理坐标信息映射至相应的 LANE_LINK 上，并将该条 LANE_LINK 的 ID 信息进行存储。由于 LANE_LINK 均采用 WKT 语言的 LINESTRING (折线段) 字串进行表示，对于较平直的道路，仅需 2~3 个经纬度点便可以对道路中

心线进行表示，节省了大量的地图存储空间。按照如下方法确定配送站点与其对应的 LANE_LINK 上距离最近的节点：

$$D = \left\{ d_i = \frac{\sum_{k=1}^n \|p_k - p_0\|_1}{n}, i = 1, 2, 3, \dots, l \right\} \quad (1)$$

式中： p_0 为当前配送点在地图中的坐标； p_k 为构成车道中心线几何形状 (LINGSTRING) 的节点在地图中的坐标； n 为每条车道中心线几何形状的节点数目； l 为园区地图中 LANE_LINK 的数量。

$$d_{\min} = \min \{d, d \in D\} \quad (2)$$

将 d_{\min} 对应的 LANE_LINK 和与其相邻的对向 LANE_LINK 的 ID 信息进行存储，作为该配送站点在地图中的目的地，提供给路径查找算法使用。同时，将配送站点投影至这两条 LANE_LINK，提供给路径生成算法使用。

2.2 路径搜索

路径搜索算法的主要目的在于搜索出一条较优的配送路线，以节约配送时间，提高配送效率。由于 A* 算法快速，求解效果好，广泛应用于路径规划中，但是仅仅只能规划两点间的最优路径，无法求解多途经点最优问题。因此，考虑结合动态规划进行求解多途经点路径，搜索算法的流程如图 5 所示。

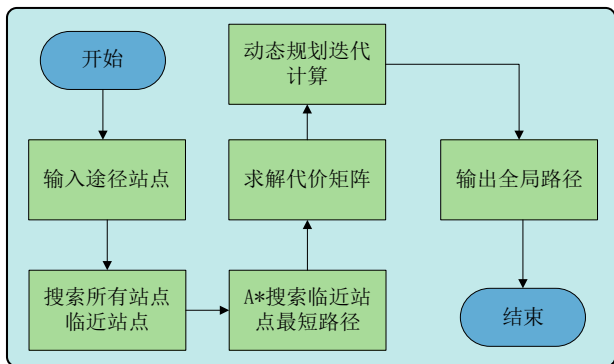


图 5 路径搜索流程

为降低全局路径的计算量，在构造代价矩阵时，对每个输入站点，选取离该站点最近的 n 个站点 (n 为总输入站点数量的一半)，搜索两站点间最短路径和每个站点回到起点的最短路径作为代价，其余站点的代价赋值为无穷。

将 A* 算法获得的各配送点间的最优路径长度作为代价，形成代价矩阵，在代价矩阵的基础上，采用动态规划算法求解全局最短路径，状态转移方程为：

$$\begin{cases} d(i, V') = \min \{c_{ik} + d(k, V' - \{k\})\} (k \in V'), \\ d(k, \{\}) = c_{ik} \quad (i \neq k). \end{cases} \quad (3)$$

式中： V 为所有需要经过站点的集合； V' 为除去当前站点后需要经过站点的集合； c_{ik} 为从 i 站点至 k 站点的最短路径； $d(i, V')$ 为从起点 i 出发经过 V' 中的站点各一次且仅一次，最后回到出发点 i 的最短路径长度； $d(k, \{\})$ 为从 k 站点回到出发站点 i 的最短路径长度。

通过迭代计算得到全局最短路径序列和最短路径长度。

通过该方式计算得到车辆从起点 (仓库) 出发，经过所有设定的需要经过的配送点，并回到仓库的最短路径，完成全局路径规划。该路径由高精地图的车道中心线表示，具有车道级精度，经下述优化后可作为行驶轨迹进行路径跟踪。

2.3 轨迹生成

由上述算法获得的路径序列为各车道中心线的 id 序列，每个 id 对应的道路中心线 (LANE_LINK) 由 WKT 语言进行表达，通过折线段的方式对直线或曲线进行描述，如图 6 所示，其中描述较平直的道路仅仅采用若个点，描述曲线则采用更多的点近似表达，直接将这些点作为轨迹跟踪控制器的输入显然不够。为此，对这些几何描述点进行插值，以获得密集的路径点序列。由于路网对直道的描述采用的描述点较少，而对弯道采用了大量的描述点。考虑园区道路的特点，可采用分段线性插值来生成中间路径点，为了满足路径跟踪应用要求，要确保路径点序列中相邻两点的距离不超过 1 m。

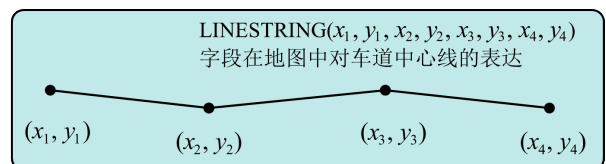


图 6 地图线段表示方式

由于生成的路径点序列不包含曲率信息，如果忽略道路曲率进行轨迹跟踪，将会产生较大的跟踪误差，使系统震荡甚至影响车辆的稳定性。因此，利用贝塞尔曲线易于生成平滑连续曲线的特点，采用贝塞尔曲线来对生成的路径点进行平滑^[16]。

以分段拟合的方式对路径点进行平滑，从起点开始，以 1 m 为一段进行拟合，每段拟合起点和终点分别为这一段的第 1 个和最后 1 个路径点。当 1 m 内路径点数量少于 3 个（直道情况）时，将后续的路径点作为补充。拟合的方法为：采用最小二乘法拟合参考路径的中间点，拟合残差大于阈值，则将当前拟合的路径点分为两段，进行分段拟合，重复上述流程直至残差小于给定阈值。拟合的流程如图 7 所示。

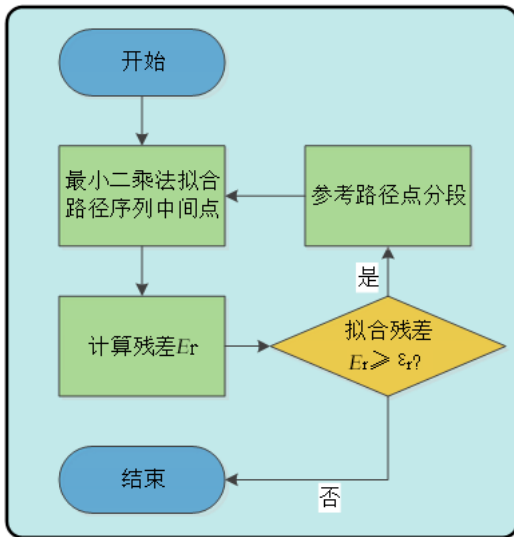


图 7 轨迹拟合流程

2.4 全局速度生成

由于高精地图对车道具有较完整的描述，可以获取道路节点处的曲率信息，所以可用来进行全局速度规划。

考虑无人车运输的安全性，防止车辆发生侧翻事故，首先对车辆在弯道处的横向加速度加以约束：

$$\begin{cases} a_y = v^2 |\kappa| \leq a_y^{\max}, \\ v \leq \sqrt{\frac{a_y^{\max}}{|\kappa|}}. \end{cases} \quad (4)$$

在此基础上，对全局车辆最高速度以及最大纵向加速度加以约束：

$$\begin{cases} v \leq v_{\max}, \\ a_x \leq a_{x\max}. \end{cases} \quad (5)$$

由于 Sigmoid 函数 n 阶连续可导，所以对于直道和弯道处的不同大小的参考车速，采用 Sigmoid 函数对速度进行平滑连接：

$$S(x) = \frac{e^{-x}}{1 + e^{-x}}, \quad (6)$$

$$S'(x) = S(x)(1 - S(x)).$$

对上式做如下变换：

$$v(x) = A \cdot S(ax) = A \cdot \frac{e^{-ax}}{1 + e^{-ax}} + b, \quad (7)$$

$$v'(x) = Aa \cdot S(ax)(1 - S(ax)).$$

则有：

$$a_x \leq v'(0) = \frac{1}{4} Aa \leq a_{x\max}. \quad (8)$$

式中： a_x 为纵向加速度； $A = v_{\text{end}} - v_{\text{start}}$ ； a 为变换系数； $b = v_{\text{min}}$ 。

以 $v(x)$ 作为速度曲线，对车速进行平滑连接。

3 轨迹跟踪控制器设计

对于高精地图生成的路径点，为了实现配送车辆自动循迹行驶，根据车辆动力学模型设计适用于规划路径的轨迹跟踪控制器。控制器由高精度组合导航系统获得车辆的位置信息，计算与所给路径的偏差，并实时输出前轮转角。同时转角传感器获取前轮转角信息反馈至控制器，实现对车辆的闭环控制。

3.1 车辆动力学模型

假设纵向速度恒定，为对车辆进行横向运动控制，选择二自由度车辆动力学模型作为参考模型。

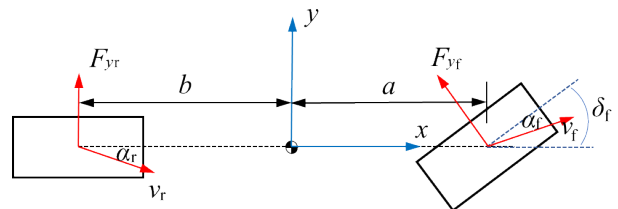


图 8 二自由度车辆动力学模型

$$\begin{aligned} ma_y &= F_{yf} \cos \delta_f + F_{yr}, \\ I_z \ddot{\varphi} &= F_{yf} \cos \delta_f \cdot a - F_{yr} \cdot b. \end{aligned} \quad (9)$$

式中： m 为质量； a_y 为横向加速度； a, b 为前后轴

距； F_{yf} , F_{yr} 为作用在前轮和后轮上侧向力的合力； δ_f 为前轮转角； I_z 为转动惯量； ϕ 为横摆角。

考虑轮胎的侧偏特性：

$$\begin{cases} F_{yf} = 2C_{\alpha_f}\alpha_f = 2C_{\alpha_f}\left(\frac{\dot{y} + \phi a}{v} - \delta_f\right), \\ F_{yr} = 2C_{\alpha_r}\alpha_r = 2C_{\alpha_r}\left(\frac{\dot{y} - \phi b}{v}\right). \end{cases} \quad (10)$$

式中： C_{α_f} , C_{α_r} 分别为前轮、后轮侧偏刚度； v 为车辆纵向速度。

以 $X = \begin{bmatrix} \dot{y} \\ \phi \end{bmatrix}$ 为状态量， $u = \delta_f$ 为输入量，小转角

下 $\cos \delta_f \approx 1$ ，建立状态方程：

$$\dot{X} = AX + Bu. \quad (11)$$

$$\text{式中：} A = \begin{bmatrix} \frac{2(C_{\alpha_f} + C_{\alpha_r})}{mv} & \frac{2(aC_{\alpha_f} - bC_{\alpha_r})}{mv} - v \\ \frac{2(aC_{\alpha_f} - bC_{\alpha_r})}{I_z v} & \frac{2(a^2C_{\alpha_f} - b^2C_{\alpha_r})}{I_z v} \end{bmatrix};$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{2C_{\alpha_f}}{m} \\ -\frac{2aC_{\alpha_r}}{I_z} \end{bmatrix}.$$

3.2 跟踪误差模型

将车辆动力学模型转化至车身坐标系，可得到车辆跟踪误差模型，如图9和式(12)所示。

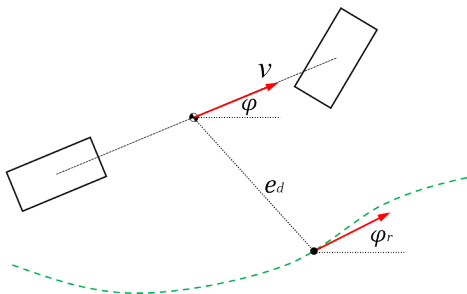


图9 误差模型

$$\begin{cases} \ddot{e}_d = \mu_1 \dot{e}_d + \mu_2 e_\phi + \mu_3 \dot{e}_\phi + \eta_1 \dot{\phi}_r + \lambda_1 \delta_f, \\ \ddot{e}_\phi = \mu_4 \dot{e}_d + \mu_5 e_\phi + \mu_6 \dot{e}_\phi + \eta_2 \dot{\phi}_r + \lambda_2 \delta_f. \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \text{式中：} \mu_1 &= \frac{C_{\alpha_f} + C_{\alpha_r}}{mv}; & \mu_2 &= -\frac{C_{\alpha_f} + C_{\alpha_r}}{m}; & \mu_3 &= \frac{aC_{\alpha_f} - bC_{\alpha_r}}{mv}; \\ \mu_4 &= \frac{aC_{\alpha_f} - bC_{\alpha_r}}{I_z v}; & \mu_5 &= -\frac{aC_{\alpha_f} - bC_{\alpha_r}}{I_z}; & \mu_6 &= \frac{a^2C_{\alpha_f} - b^2C_{\alpha_r}}{I_z v}; \\ \eta_1 &= \frac{aC_{\alpha_f} - bC_{\alpha_r}}{mv} - v; & \eta_2 &= \end{aligned}$$

$\frac{a^2C_{\alpha_f} + b^2C_{\alpha_r}}{I_z v}$; $\lambda_1 = -\frac{C_{\alpha_f}}{m}$; $\lambda_2 = -\frac{aC_{\alpha_f}}{I_z}$; e_d 为车辆质心与其在规划轨迹上投影点的距离； $e_\phi = \phi - \phi_r$ 为车辆横摆角与参考轨迹航向角误差； a , b 分别为车辆质心到前后轴的距离； C_{α_f} , C_{α_r} 分别为前轮、后轮的侧偏刚度； I_z 为绕 z 轴的转动惯量。

3.3 轨迹跟踪模型预测控制器

根据上述车辆动力学模型与轨迹跟踪误差模型，本节针对物流配送无人车设计模型预测控制器，实现对基于高精地图生成的行驶路径的闭环跟踪控制。

以 $\zeta = [e_d \ \dot{e}_d \ e_\phi \ \dot{e}_\phi]^T$ 为状态量， $u = \delta_f$ 为输入，根据误差模型建立状态空间表达式：

$$\begin{cases} \dot{\zeta} = A_1 \zeta + B_1 \dot{\phi}_r + C_1 u, \\ \eta = I_{4 \times 4} \cdot \zeta. \end{cases} \quad (13)$$

$$\text{式中：} A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \mu_1 & \mu_2 & \mu_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & \mu_4 & \mu_5 & \mu_6 \end{bmatrix}; B_1 = [0 \ \eta_1 \ 0 \ \eta_1]^T;$$

$$C_1 = [0 \ \lambda_1 \ 0 \ \lambda_2]^T.$$

离散化模型：

$$\begin{cases} \tilde{\zeta}(k+1|t) = \tilde{A}_k \tilde{\zeta}(k|t) + \tilde{B}_k \dot{\phi}_r(k|t) + \tilde{C}_k \Delta U(k|t), \\ \tilde{\eta}(k|t) = \tilde{D} \cdot \tilde{\zeta}(k|t). \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \text{式中：} \tilde{A}_k &= \begin{bmatrix} A_k & B_k \\ 0_{1 \times 4} & I_{1 \times 4} \end{bmatrix}; & \tilde{B}_k &= \begin{bmatrix} B_k \\ 0_{1 \times 1} \end{bmatrix}; & \tilde{C}_k &= \begin{bmatrix} C_k \\ 0 \end{bmatrix}; \\ \tilde{D} &= [I_{4 \times 4} \ 0_{4 \times 1}]; & A_k &= I + TA_1; & B_k &= TB_1; & C_k &= TC_1; \end{aligned}$$

T 为采样周期。

以上式作为预测模型，在 t 时刻，对预测时域 N_p 内所有状态进行预测。预测输出为：

$$Y(t) = \psi_r(t|t)\tilde{\zeta}(t|t) + \Theta_r \Delta U(t) + \Gamma_r \dot{\phi}_r(t). \quad (15)$$

$$\text{式中：} Y(t) = \begin{bmatrix} \eta(t+1|t) \\ \eta(t+2|t) \\ \dots \\ \eta(t+N_c|t) \\ \dots \\ \eta(t+N_p|t) \end{bmatrix}; \Delta U(t) = \begin{bmatrix} \Delta u(t|t) \\ \Delta u(t+1|t) \\ \dots \\ \Delta u(t+N_c|t) \end{bmatrix};$$

$\psi_r(t|t)$, Θ_r , Γ_r 分别为系数矩阵。

为了保证无人车快速平稳地按照高精地图给定的参考轨迹进行行驶,在设计控制器时,采用如下目标函数,式中第 1 项确保快速接近目标轨迹,第 2 项限制控制器进行平稳输出。

$$J(k) = \sum_{i=1}^{N_p} \left\| \boldsymbol{\eta}(k+i|t) - \boldsymbol{\eta}_{\text{ref}}(k+i|t) \right\|_{\boldsymbol{Q}}^2 + \sum_{i=1}^{N_c-1} \left\| \Delta U(k+i|t) \right\|_{\boldsymbol{R}}^2 + \rho \varepsilon^2 \quad (16)$$

式中: \boldsymbol{Q} , \boldsymbol{R} 为权重矩阵; N_p 为预测时域; N_c 为控制时域; ρ 为权重系数; ε 为松弛因子。

为了在行驶过程中,确保车辆能安全平稳地跟踪轨迹,避免变化过快的前轮转角导致过大的加速度影响运输的物品,对最大侧向加速度和转角变化量加以限制:

$$\begin{cases} U_{\min} \leq U(t) \leq U_{\max}, \\ \Delta U_{\min} \leq \Delta U(t) \leq \Delta U_{\max}. \end{cases} \quad (17)$$

结合上述约束采用二次规划对目标函数进行求解,将最优控制序列中的第 1 项作为下一时刻前轮转角的输入,从而实现无人车辆的轨迹跟踪闭环控制。

4 仿真试验及结果

4.1 基于高精地图的多配送站点路径生成

以合肥某创新创业园区为试验地点(图 10),建立园区高精地图,并确定物流仓库和配送站点的地理位置。

将仓库以及配送站点的位置信息映射至对应的 LANE_LINK 上,如图 11 所示,图中长方形表示仓库,圆点为配送站点。



图 10 园区卫星图

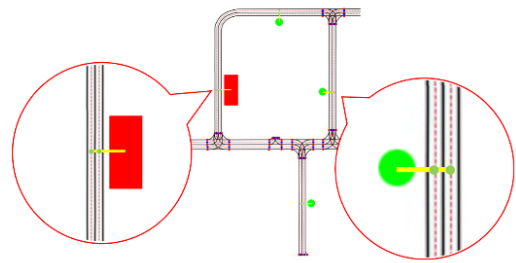


图 11 位置映射

根据上述的路径搜索算法,首先对站点进行编号,如图 12 所示,其次对距离最近的 5 个站点依次求解,组成代价矩阵。

根据状态转移方程迭代计算得到最短路径的站点顺序为: $0 \rightarrow 1 \rightarrow 6 \rightarrow 10 \rightarrow 11 \rightarrow 12 \rightarrow 8 \rightarrow 9 \rightarrow 7 \rightarrow 5 \rightarrow 4 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 0$, 路径总长度为 1 488 m。

由路径搜索算法得到的 LANE_LINK, 结合途经点位置信息,采用三次贝塞尔曲线进行分段拟合,生成可用于自动驾驶路径跟踪的曲线,在高精地图中所生成的轨迹如图 12 所示,箭头标示了完整的去程和回程路径。

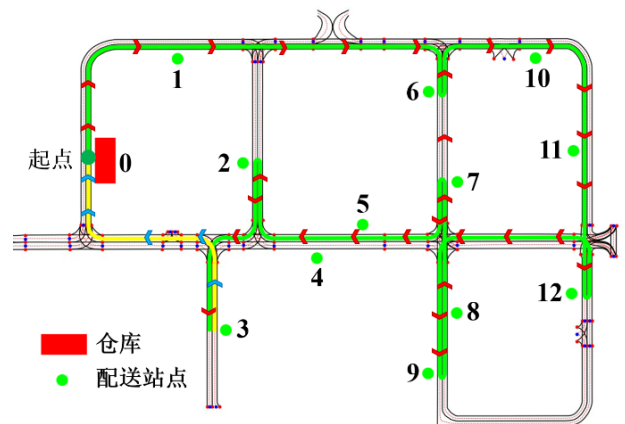


图 12 算法生成的全局路径

实际应用时物流车辆每次配送任务的途经点位置和数量都会发生变化。为了验证算法在其他任务中的有效性,随机选取不同数量途经点按照上述算法生成路径,表 3 对比了初始顺序路径长度和优化后路径长度。

由表 3 可知,本文提出的路径搜索算法相比于最近点搜索,可以做到 1%~15% 路径长度的优化,配送点数量适中的情况下优化效果比较明显,能有效减少总的行驶路径长度。

表 3 不同数量途经点的路径生成

途经点标号	最近点搜索	A*+动态规划	距离优化
1, 5, 9	522 m	522 m	0%
2, 6, 9, 11	1 244 m	1 225 m	1.53%
1, 4, 7, 9, 12	1 222 m	1 139 m	6.79%
3, 5, 7, 8, 10, 12	1 378 m	1 217 m	11.68%
1, 3, 6, 7, 9, 10, 12	1 480 m	1 258 m	15.00%
1-12	1 517 m	1 488 m	1.91%

轨迹的平滑试验，选取图 13 所示的 LANE_LINK 进行生成，包括直行及左转右转场景，总长度为 450 m，生成对应的目标轨迹，生成的路径曲率信息如图 14 所示。

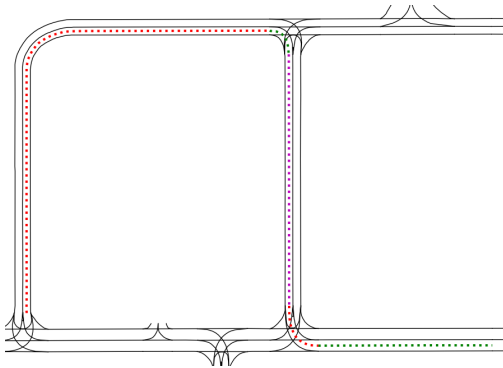


图 13 用于路径跟踪的轨迹

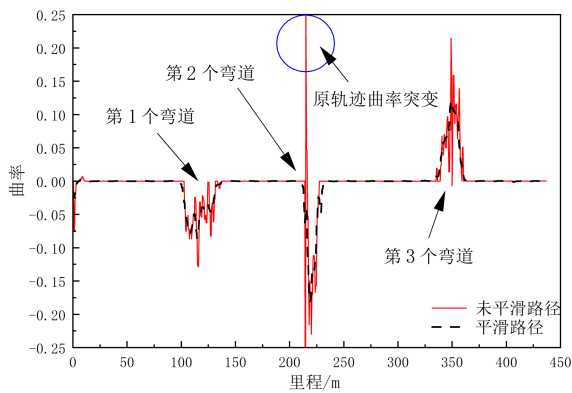


图 14 平滑前后轨迹曲率

根据生成轨迹的曲率和朝向数据可以看出，直接从原始高精地图 LANE_LINK 生成的轨迹在两个弯道处曲率和朝向会发生突变，这将导致跟踪控制系统震荡进而容易产生较大的跟踪误差。而经过平滑后的轨迹，其轨迹具有连续的曲率和朝向。

为确保物流配送无人车行驶安全，在弯道处设

定车辆横向加速度 $a_y \leq 0.98 \text{ m/s}^2$ ，直道处车速 $v \leq 20 \text{ km/h}$ ，纵向加速度 $a_x \leq 0.98 \text{ m/s}^2$ ，所规划的参考车速曲线如图 15 所示。

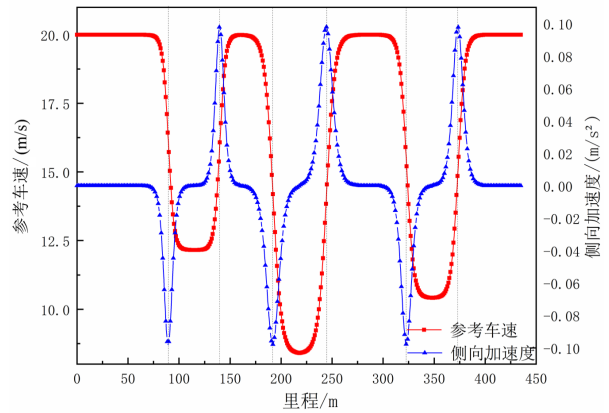


图 15 全局速度生成

可以看出，所规划出的车速变化平缓，在进入弯道处，速度已降至合理范围。最大加速度被限制在 0.98 m/s^2 以内，且加速度变化平稳。当车辆在小于参考车速下行驶时，可以保证车辆具有较小的侧向加速度，对车辆运输安全具有一定意义。

4.2 路径跟踪仿真

根据高精地图在 PreScan 中建立 1:1 的虚拟园区场景，对园区中的主干道路进行建模，其东西向（横向）长度约 400 m，南北向（纵向）长度约 300 m，如图 16 所示。

以纯电驱动物流配送小车为原型，在 CarSim 中设置车辆模型参数。

表 4 车辆模型参数

参数	值
质量 m/kg	200
轴距 L/m	0.8
质心到前轴距离 a/m	0.35
质心到后轴距离 b/m	0.45
电机最大转矩 T_{max}/Nm	200
转动惯量 $I_z/(\text{t}\cdot\text{m}^2)$	0.192
前轮侧偏刚度 $C_{\alpha_f}/(\text{kN}/\text{rad})$	82.7
后轮侧偏刚度 $C_{\alpha_r}/(\text{kN}/\text{rad})$	55.2

在 Matlab/Simulink 中搭建路径跟踪 MPC 控制器模型，分别使用未经平滑的轨迹和经过平滑后的轨迹进行跟踪控制。

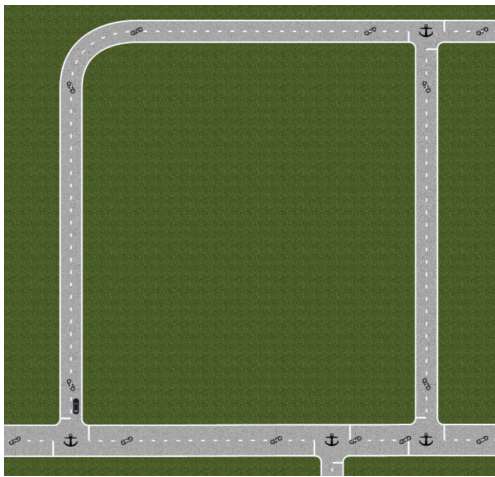


图 16 Prescan 仿真场景

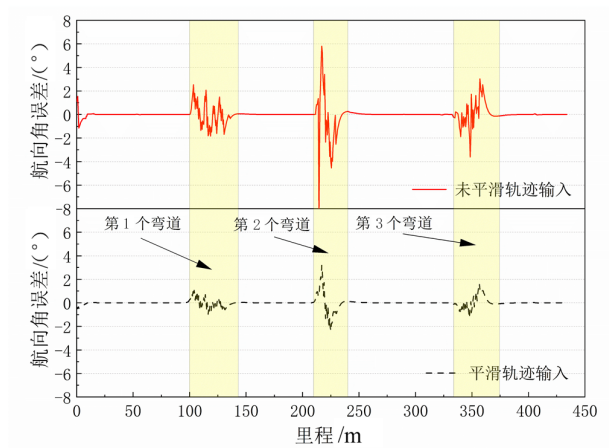


图 19 车辆航向角偏差仿真结果

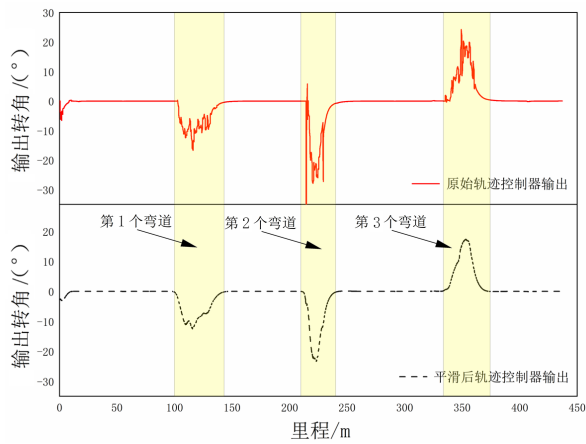


图 17 控制器输出的前轮转角

从图 17 的仿真结果可以看出，平滑后的路径控制器输出的前轮转角更加平滑，不容易产生突变，更加符合实际情况下驾驶员对车辆转角的控制。

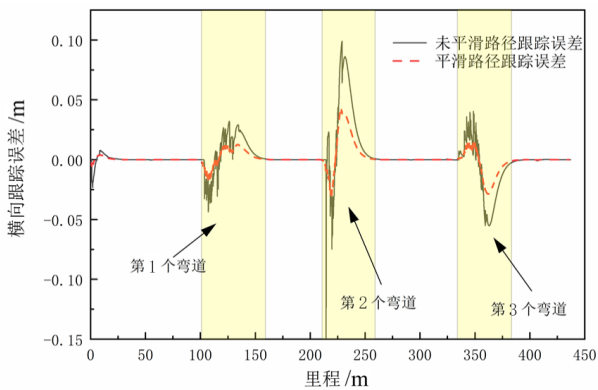


图 18 车辆横向偏差仿真结果

图 18~19 分别展示了轨迹跟踪仿真试验车辆横向偏差和航向角偏差的结果。由图可知，采用由

高精地图直接生成的路径点序列进行跟踪控制时，在两个弯道处均产生了较大的横向偏差，最大横向偏差达到 0.1 m。而采用经过平滑后的路径作为目标轨迹时，在弯道处的横向误差缩小到了 0.05 m 以内，航向角的偏差也有一定程度的降低，路径跟踪精度得到了有效提升。

4.3 实车试验

搭建轮毂电机驱动的物流配送无人车试验平台，主要装配线控底盘系统（前轮转向、后轮驱动与制动）、组合导航定位系统、环境感知系统和控制计算单元等，实车试验平台如图 20 所示。



图 20 实车试验平台

路径跟踪实车测试的横向偏差和航向角偏差结果如图 21~22 所示。在实车跟踪控制过程中，车辆运行平稳，无较大转向控制波动。在平直道路上，其航向角误差保持在 0.5° 以内，横向偏差在 0.1 m 以内。在弯道处，航向角误差不超过 3.5°，横向偏差在 0.25 m 以内。

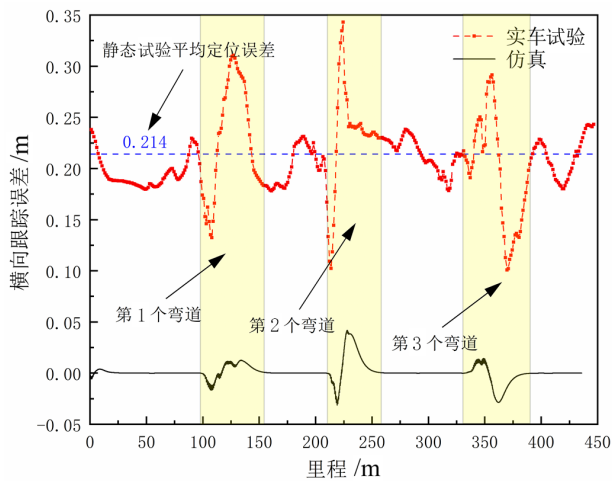


图21 试验横向偏差

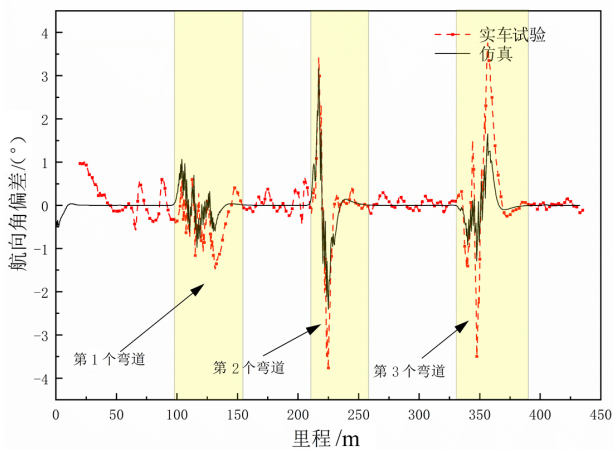


图22 试验航向角偏差

与仿真结果相比,横向偏差与仿真结果的最大差值在0.07 m范围内,航向角与仿真结果最大差值

在 2° 范围内。设备信号传输延迟,计算耗时等因素均为导致偏差的因素,但偏差对于园区低速运行的车辆处于可接受的范围内,可以满足园区物流配送无人车的作业要求。

5 结论

本文得到的主要结论如下。

1) 提出将矢量化语义高精度地图应用于封闭园区物流小车的自动化配送任务。采用A*算法计算各途经点间的最优路径,并考虑多途经点经过顺序对车辆配送代价的影响,结合动态规划算法将求解车道级全局最优路径转化为TSP问题,提出了一种全局多途经点路径搜索算法。相比于采用最近配送点依次搜索的方法,该方法在目标配送点较多的情况下,配送路程平均减少了6.15%。

2) 利用高精地图可以生成全局车道级参考路径的特点,结合轨迹平滑技术,同时实现精确行驶路径和参考车速的规划,在此基础上设计了基于MPC的轨迹跟踪控制器。所提出的基于矢量化高精地图的物流配送车路径规划与跟踪控制方法在Simulink/CarSim/PreScan联合仿真环境下表现出了良好的轨迹跟踪控制性能,通过搭建物流配送小车平台,在真实封闭园区环境下对所提出方法进行实车试验验证,所得结论与仿真基本一致。在实车试验中,横向偏差保持在0.25 m以内,航向角误差保持在 0.5° 以内。

参考文献 (References)

- [1] GRAF L, ANNER F. Autonomous Vehicles as the Ultimate Efficiency Driver in Logistics [M]//Disrupting Logistics. Springer, 2021:191-206.
- [2] 张玉霞,汤鸿晖,胡其煜.基于智慧物流园区的电子商务配送优化研究[J].现代物流,2019,(12):32-36.
ZHANG Yuxia, TANG Honghui, HU Qiyu. Research on E-Commerce Distribution Optimization Based on Smart Logistics Park [J]. Modern Logistics, 2019, (12): 32-36. (in Chinese)
- [3] 陈海燕,王汉,周学清.基于智慧物流园区的配送中心布局优化[J].物流技术,2019,38(8):26-30.
CHEN Haiyan, WANG Han, ZHOU Xueqing. Distribution Center Layout Optimization Based on Smart Logistics Park [J]. Logistics Technology, 2019, 38(8): 26-30. (in Chinese)
- [4] 黄明,邹瑞芬,王远峰.基于智慧物流园区的跨境电商物流配送模式探究[J].现代物流,2020(1):40-44.
HUANG Ming, ZOU Ruifen, WANG Yuanfeng. Research on Cross-Border E-Commerce Logistics Distribution Model Based on Smart Logistics Park [J]. Modern Logistics, 2020(1):40-44. (in Chinese)
- [5] 胡晨,庞欢,张颖,等.基于智慧物流园区的冷链物流配送网络设计[J].物流技术,2020,39(6):22-27.
HU Chen, PANG Huan, ZHANG Ying, et al. Design of Cold Chain Logistics Distribution Network Based on Smart Logistics Park [J]. Logistics Technology, 2020, 39(6):22-27. (in Chinese)
- [6] 张宁,马文双.自动驾驶对于高精地图的技术需求分析

- [J].物流技术与应用,2020,25(1):135-137.
- ZHANG Ning, MA Wenshuang. Analysis of Technical Requirements for High-Precision Maps in Autonomous Driving[J].Logistics Technology and Application, 2020, 25(1):135-137.(in Chinese)
- [7] DIAZ-DIAZ A, OCAÑA M, LLAMAZARES Á, et al.HD Maps: Exploiting OpenDRIVE Potential for Path Planning and Map Monitoring[C]//2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), June 4-9, 2022, Aachen, Germany. Piscataway NJ:IEEE, c2022:1211-1217.
- [8] GUO Lixiao, YANG Qiang, YAN Wenjun.Intelligent Path Planning for Automated Guided Vehicles System Based on Topological Map[C]//2012 IEEE Conference on Control, Systems & Industrial Informatics, Sept.23-26, 2012, Bandung, Indonesia.Piscataway NJ:IEEE, c2012:69-74.
- [9] GUO Xiaomin, CAO Y, ZHOU J, et al. HDM-RRT: A Fast HD-Map-Guided Motion Planning Algorithm for Autonomous Driving in the Campus Environment [J]. Remote Sensing, 2023, 15(2):487.
- [10] 毕明华,何利力.动态物流中多源多点最佳路径算法研究[J].计算机系统应用,2019,28(2):253-258.
- BI Minghua, HE Lili.Research on the Algorithm of Multi-Source and Multi-Destination Optimal Path in Dynamic Logistics[J].Computer Systems & Applications, 2019, 28(2):253-258.(in Chinese)
- [11] GHOSEIRI K, GHANNADPOUR S F. Multi-Objective Vehicle Routing Problem with Time Windows Using Goal Programming and Genetic Algorithm [J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(4):1096-1107.
- [12] 余文凯,章政,金震,等.多目的地自主移动机器人的路径规划[J].计算机工程与设计,2020,41(10):2934-2941.
- YU Wenkai, ZHANG Zheng, JIN Zhen, et al.Path Planning for Multi-Destination Autonomous Mobile Robots [J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(10):2934-2941.(in Chinese)
- [13] CHAI H, HE Ruichun, MA Changxi, et al.Path Planning and Vehicle Scheduling Optimization for Logistic Distribution of Hazardous Materials in Full Container Load[J]. Discrete Dynamics in Nature & Society, 2017, 2017(3):9685125.1-9685125.13.
- [14] 蒲兴成,李俊杰,吴慧超,等.基于改进粒子群算法的移动机器人多目标点路径规划[J].智能系统学报,2017,12(3):301-309.
- PU Xingcheng, LI Junjie, WU Huichao, et al. Multi-Objective Point-to-Point Path Planning for Mobile Robots Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Journal of Intelligent Systems, 2017, 12(3):301-309. (in Chinese)
- [15] 王承端,王桐.基于最小snap的机器人自主探索路径规划算法[J].哈尔滨商业大学学报(自然科学版),2023,39(1):39-46.
- WANG Chengduan, WANG Tong. Robot Autonomous Exploration Path Planning Algorithm Based on Minimum Snap [J]. Journal of Harbin University of Commerce (Natural Sciences Edition), 2023, 39(1):39-46. (in Chinese)
- [16] OGC. Simple Feature 0. Access [Z]. <https://www.opengeospatial.org/standards>, OGC, 2015.
- [17] 龚建伟,姜岩,徐威.无人驾驶车辆模型预测控制[M].北京:北京理工大学出版社,2014.
- GONG Jianwei, JIANG Yan, XU Wei. Model Predictive Control of Unmanned Vehicles [M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2014.(in Chinese)

作者简介



朱波(1980-),男,湖北宜昌人,博士,副研究员,硕士生导师,主要研究方向为智能网联汽车和电动汽车热管理。

Tel: 13866198839

E-mail: zhubo@hfut.edu.cn

通信作者



谈东奎(1989-),男,安徽合肥人,博士,助理研究员,主要研究方向为车辆动力学与控制、智能网联汽车。

Tel: 15955102809

E-mail: tandongkui@hfut.edu.cn