

通航机场动态环境下无人车路径规划方法

李永祺¹, 魏明珠^{*1}, 曾珍妮¹, 张景茹¹, 李辉¹, 龚敏¹, 董巾航¹

(1. 电子科技大学航空航天学院, 四川 成都 611731)

摘要: 针对动态场景下无人车自主避障存在规划适应性不足和轨迹平稳性差等问题, 提出一种改进混合 A* 与优化时间弹性带相结合的分层路径规划方法。在全局规划层引入 Reeds-Shepp 曲线回溯优化搜索, 结合运动学约束和感知代价构建非完整约束模型解决轨迹平稳性问题。在局部规划层引入加加速度约束构建超图优化模型改进时间弹性带算法, 并级联比例-积分-微分跟踪校正环节抑制指令突变, 解决规划适应性问题。仿真实验分析了通航机场动态环境下自主导航在路径平滑性、避障成功率和运动稳定性有所提高, 实物实验验证了算法的可行性。

关键词: 自主导航; 混合 A* 算法; 时间弹性带; 动态避障; 分层路径规划

中图分类号: TM 344.1 文献标志码: A DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2025.**.*

Path Planning for Unmanned Ground Vehicles in Dynamic Airport Environments

Li Yongqi¹, Wei Mingzhu^{*1}, Zeng Zhenni¹, Zhang Jingru¹, Li Hui¹, Gong Min¹, Dong Jinhang¹

(1. School of Aeronautics and Astronautics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, Sichuan, China)

Abstract: In autonomous navigation of unmanned ground vehicles, dynamic scenes often leads to insufficient planning adaptability and poor smoothness of obstacle-avoidance trajectories. To address these challenges, this paper proposes a hierarchical path planning method that integrates an improved Hybrid A* algorithm with an optimized Timed Elastic Band (TEB) algorithm. In the global path planning layer, a backtracking optimization search based on Reeds-Shepp curves is introduced. By incorporating the kinematic constraints of the unmanned ground vehicle and the perceived cost of environmental obstacles, a nonholonomic constraint model is constructed to enhance trajectory smoothness. In the local path planning layer, a hypergraph optimization model is developed by introducing jerk constraints into the TEB algorithm. Furthermore, a cascaded proportional-integral-derivative (PID) path tracking correction module is employed to suppress abrupt fluctuations in control commands, thereby improving environmental adaptability. Simulation experiments demonstrate that the proposed method significantly improves path smoothness, obstacle avoidance success rate, and motion stability in autonomous navigation within dynamic airport environments, while physical experiments validate the feasibility of the algorithm.

Keywords: Autonomous navigation; Hybrid A* algorithm; Timed Elastic Band; Dynamic obstacle avoidance; Hierarchical path planning.

0 引言

在动态移动目标的环境, 如民航机场的停机坪环境具有高动态、强约束、多任务并行的特点。

地面保障车辆在执行任务时, 不仅需要规避静态设施, 还需实时应对飞机滑行、其他作业车辆及工作人员的动态干扰^[1-2]。传统的路径规划算法通常基于栅格地图进行离散搜索, 生成的路径由

收稿日期: yyyy-mm-dd; 修回日期: yyyy-mm-dd

基金项目: 国家重点研发计划项目“大型机场设施安全性能提升关键技术”(2023YFB2604100) 资助课题

*通讯作者 E-mail: mingzhu.wei@uestc.edu.cn

折线段组成,存在大量导数不连续的节点,无法直接应用于具备最小转弯半径约束的阿克曼转向车辆^[3-4]。

移动机器人路径规划研究可分为图搜索、采样规划和轨迹优化等。经典规划理论与快速扩展随机树星 (Rapidly-exploring Random Tree Star, RRT*) 为复杂约束空间搜索提供了基础,但在狭窄通道和车辆非完整约束下仍需结合可行轨迹生成^[5-6]。在车辆运动学约束方面,混合 A* (Hybrid A*) 算法将连续状态扩展与车辆模型约束引入搜索过程,提升了半结构化环境下路径的可执行性^[7]; Reeds-Shepp 曲线为可前进、可倒车车辆提供了解析连接基础^[8]。后续改进混合 A* 方法进一步围绕启发代价、碰撞检测和平滑处理进行优化^[9-10]。

近两年研究进一步强调全局规划与局部优化的融合。约束空间轨迹规划、多尺度无人地面车辆 (unmanned ground vehicle, UGV) 导航和拥挤环境最短时间轨迹生成等工作,从搜索尺度、动态模型和环境复杂度层面提升了路径可行性^[11-13]。在移动机器人场景中,平滑运动规划、改进 A* 算法和 A*/动态窗口法 (Dynamic Window Approach, DWA) 融合算法表明,全局启发式搜索仍需结合局部速度约束与代价加权机制^[14-16]。针对复杂环境下的具体实现,指数代价加权、深度 Q 网络 (Deep Q-Network, DQN) -A*-DWA、移动充电机器人规划和跳点搜索 (Jump Point Search, JPS) -DWA 混合方法分别从代价设计、学习增强和局部避障协同等方面展开改进^[17-20]。此外,多因素加权 A* 与动态障碍行为预测方法进一步提升了动态障碍处理能力^[21-22];改进 RRT*、粗糙地形可通行性建模和不平坦地面安全导航研究则说明,算法在实际场景中还需兼顾实时性、安全裕度和地形/运动约束^[23-25]。这些研究为复杂机场地面环境下的无人车路径规划提供了可借鉴的算法基础,但仍需要面向飞机、车辆和行人混杂的非结构化区域构建更具针对性的规划策略。

针对上述问题,本文提出一种面向复杂动态机场环境的分层路径规划架构。主要贡献如下:

(1) 构建包含车辆非完整约束的全局路径规划模型,改进了 Hybrid A* 的节点扩展机制与启发式代价函数。

(2) 在时间弹性带 (Timed Elastic Band, TEB)

算法的目标函数中引入加加速度惩罚项,从优化层面平滑控制输出。

(3) 在局部规划输出端引入轻量级比例-积分-微分 (Proportional-Integral-Derivative, PID) 跟踪校正器,用于验证规划轨迹的可执行性并提升指令平稳性。

1 问题描述

1.1 无人车运动学模型的建立

机场地面环境无人车通常采用前轮转向架构,满足阿克曼转向原理。为简化计算,将其建模为自行车模型^[26]。设车辆后轴中心为参考点,其位姿表示为 $\mathbf{p} = [x, y, \theta]$,其中 (x, y) 为笛卡尔坐标, θ 为航向角。控制输入量为 $\mathbf{u} = [v, \phi]$,其中 v 为纵向线速度, ϕ 为前轮转角。基于自行车模型得到无人车的运动方程描述为:

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \sin \theta \\ \tan \phi / L \end{bmatrix} v \quad (1)$$

L 为车辆轴距。受机械结构限制,边界值约束条件描述为:

$$\begin{cases} v \in [v_{\min}, v_{\max}] \\ \phi \in [-\phi_{\max}, \phi_{\max}] \\ a \in [a_{\min}, a_{\max}] \end{cases} \quad (2)$$

此外,由于车辆无法横向移动,非完整约束条件表示为:

$$\dot{x} \sin \theta - \dot{y} \cos \theta = 0 \quad (3)$$

该模型是后续全局节点扩展和局部轨迹优化的物理基础。

1.2 无人车分层自主导航方法架构设计

针对机场多种目标运动的复杂环境下的自主导航需求,设计了无人车分层导航框架,如图 1 所示。该系统从算法开发层面、分层系统架构设计以及仿真与实物环境三个主要部分展开,通过分层解耦解决静态设施密集与动态干扰并存下自主导航的难题。

在算法设计层面 (如图 1 左侧),系统构建了自主导航的理论模型。针对全局规划,综合考虑路径长度、启发式项及车辆运动约束,建立了混合 A* 算法的总代价函数;针对局部规划,基于 TEB 算法,在传统平滑项、避障项、运动学

约束项及时序项的基础上,引入加加速度代价项,作为改进的目标函数的一部分,以提升车辆运行平稳性。

在分层系统架构(如图1中间),依托于机器人操作系统(Robot Operating System, ROS)的 move_base 框架展开。系统输入包括目标点、传感器数据及 map_server 提供的二维栅格地图。分为全局路径规划和局部路径规划。全局规划层:调用混合 A*规划器,基于全局代价地图生成连接起点与终点的宏观参考路径。局部规划层:以全局路径为基准,改进 TEB 规划器结合

局部代价地图感知的实时障碍物信息,在线优化生成局部轨迹。控制与执行:局部规划器输出的速度指令经由 PID 控制器调节,最终转换为具体的线速度与角速度(v_x, θ)指令驱动车辆。

在仿真与实物验证(如图1右侧),系统构建了多维度测试环境,包括基于 Gazebo 的机场场景物理仿真、机器人操作系统可视化工具(ROS Visualization, RViz)三维可视化界面的路径监控,以及基于 Autolabor M2 无人车在真实机场环境下的实地部署,形成从算法性能验证到实物应用的可行性验证。

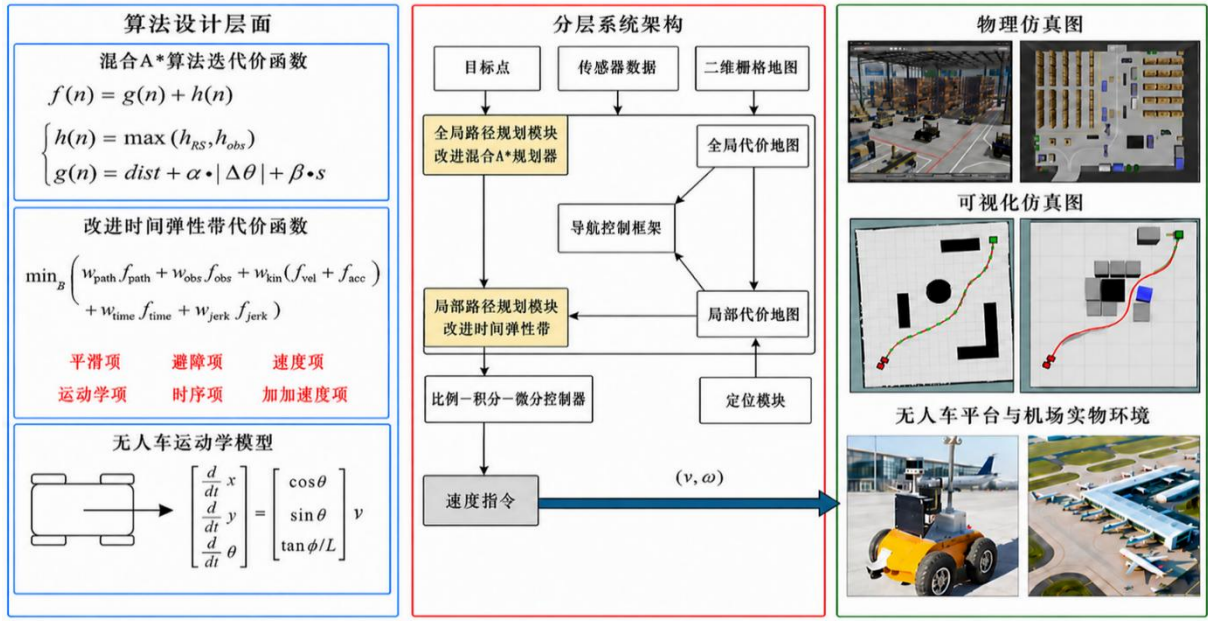


图1 面向机场复杂动态环境的无人车分层导航框架

Fig. 1 Hierarchical navigation framework for UGVs in complex airport dynamic environment

2 改进混合 A*算法全局路径规划

针对无人车全局路径规划任务,混合 A*算法在三维状态空间(x, y, θ)中进行搜索。与传统 A*不同,它利用运动学方程在连续空间推演子节点,而非简单地移动到相邻栅格中心。

2.1 节点扩展

在节点扩展过程中,根据车辆最小转弯半径 $R_{\min}$,将前轮转角 ϕ 离散化为 $\{-\phi_{\max}, \dots, 0, \dots, \phi_{\max}\}$ 等 K 个方向,按固定步长 ΔT 进行积分扩展。其节点拓展方向受小车动力学约束,如图2所示。

Hybrid A*算法要求在采样时间间隔内对前轮转角进行采样,使得车辆以当前状态为初始状态在采样时间间隔内按照前轮转角的采样值行

驶,进而模拟得到起始于当前状态且符合车辆运动学规律的扩展路径。因此,下一时刻的小车可到达的状态有 $4 * (\phi_{\max} / \Delta T)$ 种。

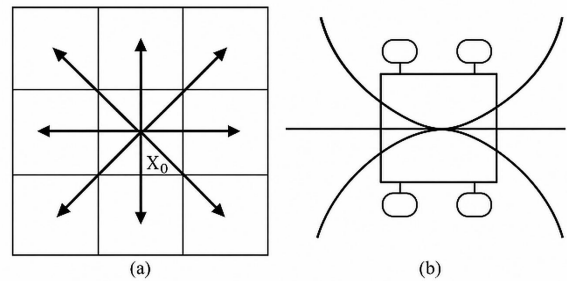


图2 (a) A*算法拓展方向, (b) 混合 A*算法拓展方向

Fig. 2 Expansion directions of (a) A* algorithm and (b) Hybrid A* algorithm

2.2 代价函数设计

为了保证路径的最优性与平滑性,定义节点 n 的总代价函数 $f(n)$ 为:

$$f(n) = g(n) + h(n) \quad (4)$$

$g(n)$ 不仅包含路径长度,还引入了对操作复杂度的惩罚,定义如下:

$$g(n) = g(n_{\text{parent}}) + \Delta d + w_1 \cdot |\Delta \theta| + w_2 \cdot |s| + w_3 \cdot C_{\text{switch}} \quad (5)$$

式中: Δd 为父节点到当前状态节点的欧氏距离; $|\Delta \theta|$ 为航向角变化量,用于惩罚过度转向; s 为倒车标志位(倒车为 1,前进为 0); w_2 用于抑制非必要的倒车行为; C_{switch} 为挡位切换次数(前进 $\leftrightarrow$ 后退), w_3 为高权重惩罚项,以避免车辆频繁“拉锯”运动。

为提高搜索效率并避免陷入 U 型障碍物陷阱^[7],本文采用最大化组合启发策略:

$$h(n) = \max(h_{\text{RS}}(n), h_{\text{OBS}}(n)) \quad (6)$$

其中, $h_{\text{RS}}(n)$ 表示非完整约束启发项 $h_{\text{RS}}(n)$, 为 Reeds-Shepp 曲线计算无障碍环境下从当前位姿到目标位姿的最短路径长度^[8]。 $h_{\text{OBS}}(n)$ 表示障碍物启发项,即有障碍物情况下,当前点到目标点的最短路径长度。

2.3 曲线优化回溯

为加速收敛,在无人车距离目标点足够近时,尝试调用 Reeds-Shepp 曲线连接,即进行优化回溯。

设当前车辆位姿状态为 $p_i = (x_i, y_i, \theta_i)$, 目标状态为 $p_g = (x_g, y_g, \theta_g)$ 。为简化计算,将目标状态 p_g 变换到以 p_i 为原点的局部坐标系中。Reeds-Shepp 曲线由圆弧段(左转 L 、右转 R)和直线段(S)组成。以典型的 $L^+ S^+ L^+$ 路径组合为例,其路径生成过程可描述如下:

(1) 路径段的相对位姿增量

左转段(L), 转角为 τ : 位姿增量为 $(\sin \tau, 1 - \cos \tau, \tau)$ 。

直行段(S), 长度为 u : 位姿增量为 $(u, 0, 0)$, 在全局坐标下体现为:

$$\Delta x = u \cos \tau, \Delta y = u \sin \tau \quad (7)$$

第二段左转(L), 转角为 v : 其局部坐标为:

$$\begin{cases} \Delta x_L(v) = \sin v \\ \Delta y_L(v) = 1 - \cos v \\ \Delta \theta_L(v) = v \end{cases} \quad (8)$$

(2) 组合路径的终点状态方程

将上述三段运动叠加,可推导出 $L^+ S^+ L^+$ 路径组合的终点状态 (x_f, y_f, θ_f) 关于路径参数 (t, u, v) 的非线性方程组:

$$\begin{cases} x_f = \sin \tau + u \cos \tau + \sin v \cos \tau \\ \quad - (1 - \cos v) \sin \tau \\ y_f = 1 - \cos \tau + u \sin \tau + \sin v \sin \tau \\ \quad + (1 - \cos v) \cos \tau \\ \theta_f = \tau + v \end{cases} \quad (9)$$

(3) 路径参数的反解与回溯

解析回溯的核心在于根据相对目标位姿 (x, y, θ) 反解出路径参数 (τ, u, v) 。通过求解上述方程组,可得参数解析式:

$$\begin{cases} u = \sqrt{(x - \sin \theta)^2 + (y - 1 + \cos \theta)^2} \\ \tau = \arctan 2(y - 1 + \cos \theta, x - \sin \theta) \\ v = \theta - \tau \end{cases} \quad (10)$$

算法遍历 Reeds-Shepp 曲线集中所有 48 种运动组合(如 $C|C|C, L^+ S^+ R^-$ 等),分别利用上述类似的逆运动学公式计算对应的路径参数。若存在解且生成的路径不与障碍物碰撞,则选取总长度最短的路径 σ_{RS}^* 作为回溯路径,并立即终止搜索,将当前路径与该解析路径拼接,形成最终的全局规划轨迹。

3 改进 TEB 算法的局部路径规划

全局路径仅提供了静态环境下的参考轨迹,局部规划需解决动态避障及控制平滑问题。针对标准 TEB 在机场高动态环境下可能出现的控制量突变、加速度冲击大等问题,本文进行了两点关键改进,其一是引入加加速度作为 TEB 目标函数的约束项,其二是设计了级联 PID 轨迹跟踪控制器,如图 3 所示。整个算法基于 TEB 算法框架,其中黄色部分为改进内容。

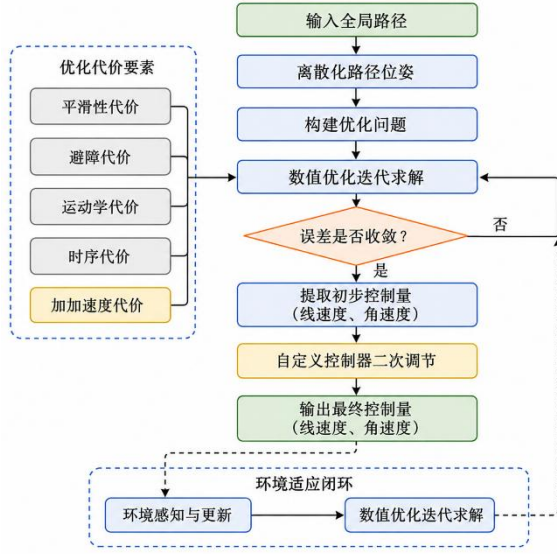


图3 基于改进 TEB 算法的局部轨迹规划流程

Fig. 3 Flowchart of improved TEB algorithm for solving control commands

3.1 引入加加速度约束的超图优化模型构建

TEB 算法将路径规划问题建模为超图 (Hyper-graph) 优化问题^[27-28]。

定义超图中点序列为无人车的位姿序列为 $B = \{p_0, \Delta T_0, p_1, \Delta T_1, \dots, p_n, \Delta T_n\}$ ， $p_i = [x, y, \theta]_i^T$ 为位姿， ΔT_i 为相邻位姿的时间间隔。

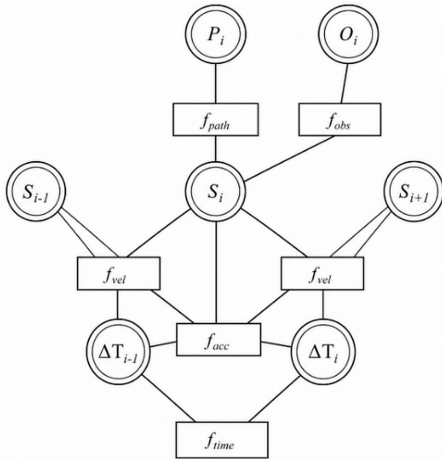


图4 超图网络

Fig. 4 Hypergraph network

总目标函数 $V(B)$ 为各约束项的加权和，其各项约束构成如图4所示超图网络：

$$V(B) = \sum_k \gamma_k f_k(B) \quad (11)$$

传统 TEB 包含以下核心约束项：

路径跟随约束 f_{path} ：惩罚与全局参考路径的横向误差。

障碍物约束 f_{obs} ：当车辆与障碍物距离 $d_{min} < d_{safe}$ 时施加惩罚。

速度与加速度约束 f_{vel}, f_{acc} ：确保运动状态满足公式(2)。

3.2 引入加加速度约束

传统 TEB 生成的轨迹在逼近动态障碍物时，加速度 a 往往剧烈跳变。为提升物资运输的平稳性，本文新增加加速度 (Jerk) 约束项 f_{jerk} 。

首先计算第 i 采样时间的平均加速度 $a_i = (v_{i+1} - v_i) / \Delta T_i$ ，则加加速度及其惩罚函数定义为：

$$J_i = \frac{a_{i+1} - a_i}{\Delta T_{avg}}, \quad \Delta T_{avg} = \frac{\Delta T_i + \Delta T_{i+1}}{2} \quad (12)$$

$$f_{jerk}(B) = \sum_{i=0}^{n-2} \sigma(J_i - J_{max}) + \sigma(-J_i) \quad (13)$$

其中 $\sigma(x)$ 为惩罚函数，通常取二次方 x^2 当 $x > 0$ ，否则为 0。该项约束迫使优化器寻找加速度变化更连续的解。

3.3 目标函数构建与解算

综合上述改进，最终的非线性优化目标函数为：

$$\min_B \left(w_{path} f_{path} + w_{obs} f_{obs} + w_{kin} (f_{vel} + f_{acc}) + w_{time} f_{time} + w_{jerk} f_{jerk} \right) \quad (14)$$

利用通用图优化 (general graph optimization, g2o) 库中的 Levenberg-Marquardt 算法对公式(14)进行迭代求解，得到局部最优轨迹。

3.4 级联 PID 路径跟踪控制

TEB 输出的开环控制指令 v_{ref}, ω_{ref} 易受系统扰动影响。本文设计了级联 PID 控制器进行闭环校正。定义位置误差 e_d 和角度误差 e_θ ：

$$e_d = \sqrt{(x_{ref} - x_{curr})^2 + (y_{ref} - y_{curr})^2} \quad (15)$$

$$e_\theta = \text{normalize_angle}(\theta_{ref} - \theta_{curr}) \quad (16)$$

最终下发给底层执行机构的控制律为：

$$\begin{cases} v_{cmd} = v_{ref} + K_p^v e_d + K_i^v \int e_d dt + K_d^v \dot{e}_d \\ \omega_{cmd} = \omega_{ref} + K_p^\omega e_\theta + K_i^\omega \int e_\theta dt + K_d^\omega \dot{e}_\theta \end{cases} \quad (17)$$

该前馈-反馈控制结构既保留了 TEB 的预测能力，又增强了系统的抗扰动性^[29-33]。

4 仿真实验分析

为验证算法的可行性，首先利用 MATLAB 平台对改进的算法性能进行分析。包括改进的混合 A* 算法和改进的 TEB 算法。然后利用物理仿真平台 Gazebo 建立仿真的机坪环境，验证算法性能。

4.1 算法性能分析实验

4.1.1 改进混合 A* 算法性能分析

针对传统 A* 算法生成路径不满足车辆非完整约束的问题，本节在 MATLAB 中建立无人车位姿 (x, y, θ) 三维状态空间，重点验证第二章的理论设计。进行 5 次实验，部分仿真结果如图 5 所示。表 1 展示了两类算法在实验中的平均方向突变次数与最大曲率。

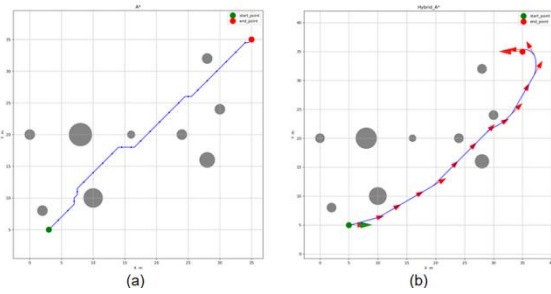


图 5 全局路径规划性能分析：(a) 为 A* 算法，(b) 为混合 A* 算法

Fig. 5 Global path planning performance analysis: (a) A* algorithm, (b) Hybrid A* algorithm

表 1 两者算法对比

Table 1 Comparison of the two algorithms

关键指标	A* 算法	混合 A*
平均方向突变	9	2
平均最大曲率	0.67	0.54
最小避碰距离	0.22	0.34

分析可知，引入 Reeds-Shepp 曲线的混合 A* 算法在狭窄通道或死角区域的脱困能力显著增强，将方向突变次数由 9 次降至 2 次；而且 Reeds-Shepp 曲线的平滑扩展使得路径最大曲率较纯 A* 降低约 19%，且对障碍物有更安全的距离把控。

4.1.2 改进的 TEB 算法性能分析实验

本节在 MATLAB 中构建非线性优化问题，引入 (x, y, θ, t) 四维状态空间，设计模拟车辆在避开障碍物的过程，重点验证引入加加速度约束

项后控制量的平稳性。

图 6 给出传统 TEB 及改进 TEB 算法的对比结果，其中绿色曲线代表改进后的 TEB 算法，橙色曲线代表原始 TEB 算法；图中的橙色圆盘表示障碍物的膨胀区域。

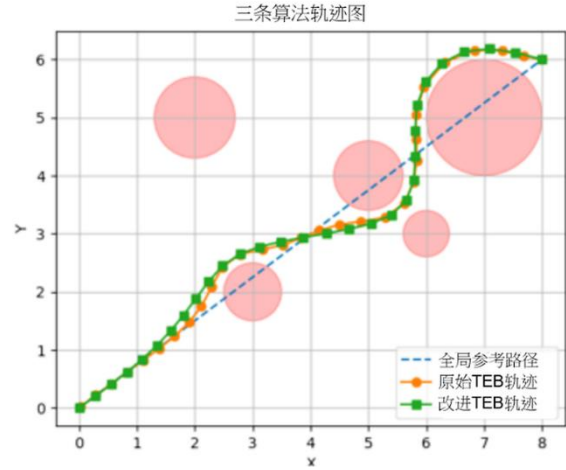


图 6 加入障碍物半径后的仿真图像

Fig. 6 Simulation image with obstacle radii added

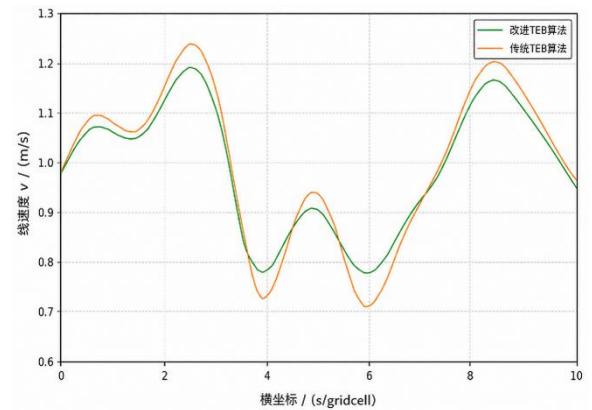


图 7 线速度曲线变化，横坐标单位：s/gridcell

Fig. 7 Linear velocity curve variation

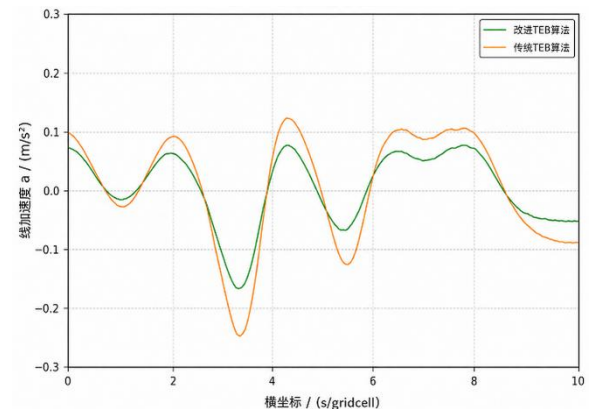


图 8 线加速度曲线变化，横坐标单位：s/gridcell

Fig. 8 Linear acceleration curve variation

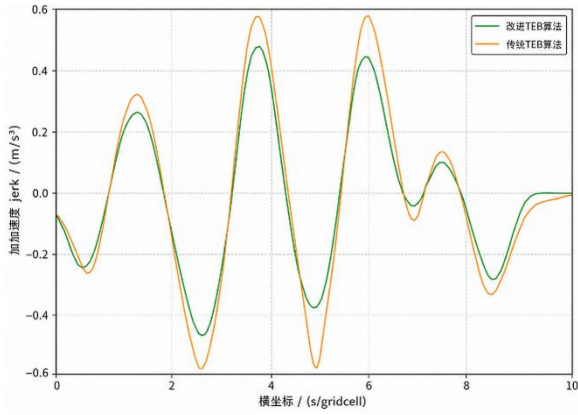


图 9 加加速度曲线变化，横坐标单位：s/gridcell

Fig. 9 Jerk curve variation

为量化性能差异，本文在每条轨迹上均匀选取 50 个状态点，分别计算并记录线速度 v 、线加速度 a 、加加速度 j 、角速度 ω 以及角加速度 α ，并将这些数据绘制成折线图（图 7、图 8、图 9），直观体现改进算法在平滑性与跟踪稳定性上的提升。

分析上面的曲线可知，与传统 TEB 相比，改进的 TEB 在同一测试场景下表现出以下三点显著改进：①线速度 $v(t)$ 的峰谷波动幅度减小，速度变化更均匀，有效避免路径急转处的过度加速或制动；②线加速度 $a(t)$ 峰值明显降低、尖峰次数减少，车辆加减速冲击力减弱，从而提升乘坐舒适度并减轻驱动器机械应力；③线加加速度 $j(t)$ 高频抖动和尖锐脉冲被抑制，最大加加速度值下降约 10%–20%，直接验证了加加速度惩罚项的成效。

4.2 机场场景仿真实验分析

4.2.1 仿真实验平台与参数设置

实验基于 Ubuntu 20.04 和 ROS Noetic 环境，利用 Gazebo 搭建机场仿真场景，场景构成如图 11~图 13 所示。无人车物理仿真模型采用 Jackal 平台，如图 10 所示。其参数设置为：轴距，最大线速度，最大角速度，最大加加速度限制，激光测距范围 30.0 m。

为模拟机场环境，基于 Gazebo 构建仿真机场环境。根据动态环境的特点，搭建了 3 类机场环境，第一类大场景的空旷停机坪区域，模拟动态车辆与行人较多的场景，如图 11 所示。第二类物资暂存区，模拟障碍物密集且部分未知的场景，如图 12 所示。第三类多作业分区，模拟应急通道、狭窄走廊等复杂结构，如图 13 所示。



图 10 仿真使用的 Jackal 无人车

Fig. 10 Jackal UGV used in simulation

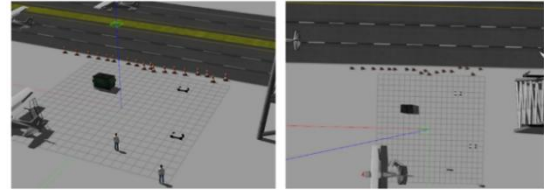


图 11 一类场景-模拟机场停机坪周边环境

Fig. 11 Scenario 1 - Simulated airport apron environment

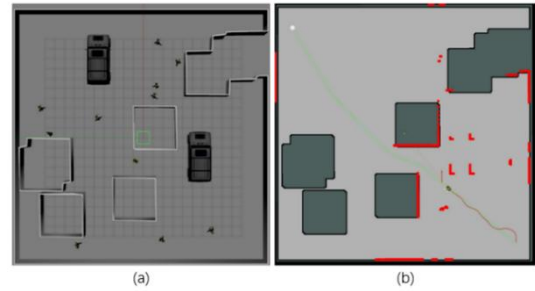


图 12 二类场景-模拟机场中复杂的物资暂存处

Fig. 12 Scenario 2 - Simulated complex material storage area in airport

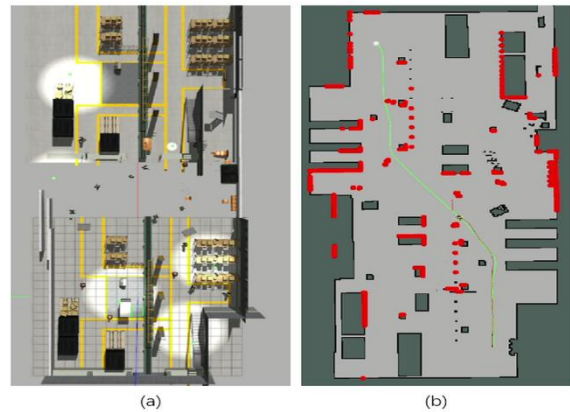


图 13 三类场景-模拟机场多作业目标复杂环境

Fig. 13 Scenario 3 - Simulated complex multi-task airport environment

4.2.2 仿真实验分析

在存在动态行人（速度 0.3 ~ 0.6m/s）和静态障碍物的混合场景中，对比了“A* + DWA”、

“ $A^* + TEB$ ”以及本文的“混合 $A^* +$ 改进 TEB ”三种组合策略，每组进行 50 次测试。

本文选取第二类场景展示测试效果，场景测试如图 14 所示。设置无人车由 A 点向 B 点运动，图 14(a) 显示无人车绕开车辆，图 14(b) 显示无人车经过拐角区域，图 14(c) 显示无人车经过人流密集区域。每组重复实验 50 次，记录无人车实验过程数据并量化结果。

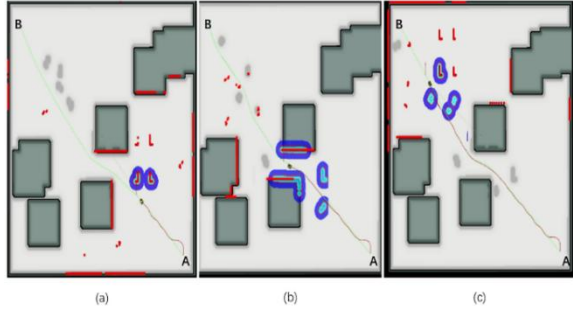


图 14 二类场景下无人车自主导航结果 (a), (b), (c)均为无人车从 A 到 B 点的 RViz 仿真图

Fig. 14 UGV autonomous navigation results in Scenario 2: (a), (b), (c) are RViz simulation screenshots of the UGV traveling from point A to B

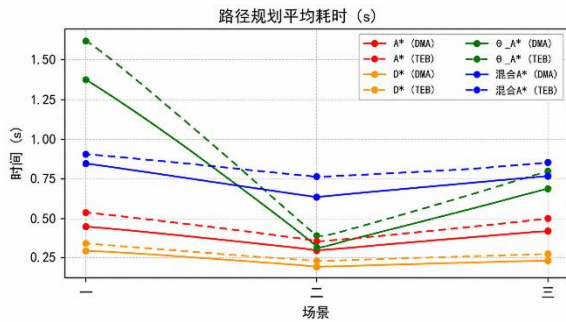


图 15 不同算法组合下路径规划平均耗时
Fig. 15 Average path planning time under different algorithm combinations

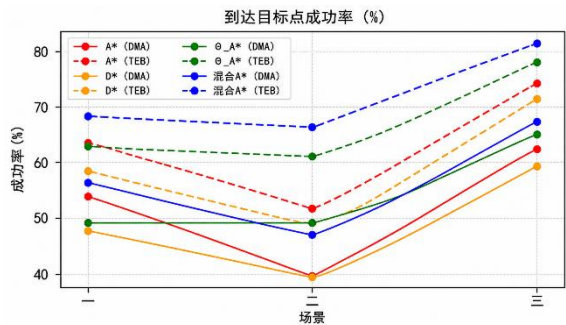


图 16 不同算法组合下到达目标点成功率
Fig. 16 Success rate of reaching the target point under different algorithm combinations

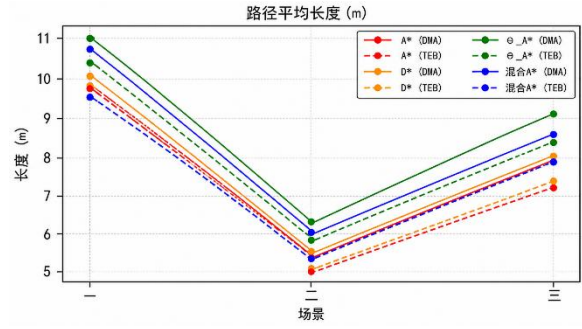


图 17 不同算法组合下路径平均长度
Fig. 17 Average path length under different algorithm combinations

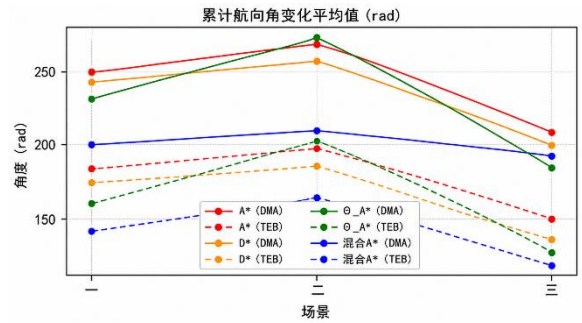


图 18 不同算法组合下累计航向角变化平均值
Fig. 18 Average cumulative heading angle change under different algorithm combinations

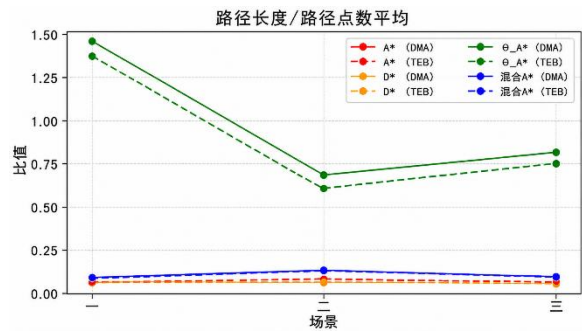


图 19 不同算法组合下路径长度/路径点数平均
Fig. 19 Average path length / number of path points under different algorithm combinations

图 15、图 16、图 17、图 18、图 19 展示了不同算法组合在各场景下的性能对比。图中不同颜色曲线分别对应不同全局规划算法，实线表示 DWA 局部规划器，虚线表示改进 TEB 局部规划器。从对比数据可知，混合 A^* 在所有场景下的路径平滑度指标均最优。特别是在复杂场景三中，其累计航向角变化量仅为 115.6 rad，远低于传统 A^* 的 148.3 rad。这得益于混合 A^* 在搜索阶段充

分考虑车辆非完整约束,从源头上减少折线路径带来的频繁转向调整,为局部规划提供了更优的初始轨迹。

引入改进 TEB 局部规划器后,系统的动态性能显著提升。数据显示,相较于 DWA 方案^[34],改进 TEB 方案在保持路径长度基本一致的情况下,将运动过程平均耗时缩短了约 12.4% (场景三数据)。这表明该算法能更有效地利用速度空间,在狭窄环境中实现更流畅的连续运动,避免了传统算法常见的减速停顿。

本方案(混合 A*+ 改进 TEB)展现出较好的鲁棒性,在最复杂测试场景中到达成功率为 81.2%,为各组合中的最高值,相比“混合 A*+DWA”组合提升 13.7%。仿真结果表明,该组合不仅改善了传统几何算法路径可行性不足的问题,也提升了车辆在障碍密集区的通过能力和行驶稳定性。

5 实物验证实验

为验证所提分层路径规划算法在真实物理环境中的工程可行性与鲁棒性,本文基于阿克曼转向移动平台 Autolabor M2,如图 20(a)搭建实验系统,并在模拟通航机场停机坪的半结构化场景中开展导航测试。实验场地利用室内开阔区域布置静态障碍物(泡沫柱、立牌模拟机场设施),并引入多名移动人员模拟地勤作业的动态干扰,如图 20(b)所示。实验对比传统“A*+TEB”方案与本文提出的“混合 A*+改进 TEB”方案,每组重复 10 次,使用 rosbag 记录底层控制指令与轨迹数据,量化评估路径平滑性、控制稳定性及避障成功率等关键指标。

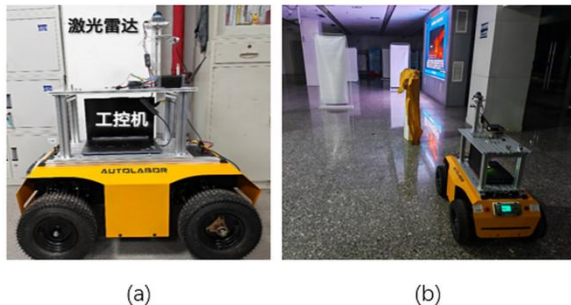


图 20(a) Autolabor M2; (b) 实验场地

Fig. 20 (a) Autolabor M2, (b) Experimental site

实验过程如图 21、图 22 所示。无人车从起点出发,需穿过静态障碍区并应对随机切入的动

态行人。当动态障碍物突然进入路径时,改进 TEB 规划器能够快速响应,通过优化目标函数中的加加速度(Jerk)约束及底层 PID 控制,生成平滑的避障轨迹(如图 21(b)、图 22(b)所示),避免了传统算法中常见的急停或剧烈转向振荡;在多人密集区域(图 21(c)、图 22(c)),车辆仍能保持平稳的速度变化,顺利完成导航任务。实物实验的性能指标对比如表 2 所示。

表 2 实物实验算法性能对比

Table 2 Performance Comparison of Algorithms in Physical Experiments		
性能指标	A*+TEB	混合 A*+改进 TEB
路径平滑性/(m^{-1})	0.082	0.054
平均方向突变次数 /次	3.2	1.8
线速度标准差 /($m \cdot s^{-1}$)	0.21	0.13
最大加加速度 /($m \cdot s^{-3}$)	1.24	0.86
最大曲率/(m^{-1})	0.31	0.24
最小障碍物距离/m	0.21	0.26
避障成功率/%	70.0	90.0

这里考虑的主要因素的定义如下: 1) 路径平滑性: 通过计算路径各点曲率的平均值得到, 值越小表示路径越平滑, 车辆转向越平缓。2) 方向突变次数: 记录车辆行驶过程中倒车或原地转向的次数, 反映全局路径的连续性和局部规划的柔顺性。3) 控制稳定性: 采用底层指令(线速度、角速度)的标准差衡量, 标准差越小, 控制越平稳。4) 加加速度抑制: 加加速度(Jerk)是加速度的变化率, 峰值越小, 乘坐舒适性和机械磨损越小。5) 最大曲率: 路径中曲率的最大值, 直接影响转弯可行性。6) 最小障碍物距离: 整个行驶过程中与静态或动态障碍物的最近距离, 体现安全裕度。7) 避障成功率: 在多次重复实验中, 成功避开所有动态障碍物并抵达终点的比例。

从表 2 数据可以看出, 本文算法在各项指标上均优于传统组合: 路径平滑性与方向突变: 混合 A*生成的全局路径由于引入 Reeds-Shepp 曲线和非完整约束, 平均曲率较 A*降低约 34%, 方向突变次数从 3.2 次降至 1.8 次, 减少了车辆在狭窄空间内的频繁倒车调整, 更符合机场特种

车辆（如牵引车、客梯车）受最小转弯半径限制的实际需求。控制稳定性与加加速度抑制：改进TEB通过引入加加速度惩罚项并结合PID前馈-反馈控制，使线速度标准差降低38%，最大加加速度值下降31%，有效抑制了控制指令的高频抖动。这对于运输精密仪器或乘客摆渡的机场车辆尤为重要，可显著提升乘坐舒适性并减少机械磨损。安全性与避障成功率：改进算法将最小障碍物距离从0.21 m增大至0.26 m，提供了更大的

安全裕度；避障成功率由70%提升至90%，验证了其在动态干扰下的高鲁棒性，能够更好地满足机场停机坪高动态、多任务并行的作业要求。

综上，实物实验结果表明，本文提出的混合A*+改进TEB分层规划方案在真实环境中具有良好的适应性与稳定性，通过优化全局路径的动力学可行性和局部轨迹的平滑性，有效支撑了机场无人车在复杂动态场景下的安全、平稳、高效运行。



图 21 无人车实际运动过程：(a) 启动；(b) 动态障碍物阻挡后倒车重规划；(c) 穿越多行人区域；(d) 到达终点
Fig. 21 UGV motion sequence: (a) startup; (b) reversing replanning under a dynamic obstacle; (c) traversing a multi-pedestrian area; (d) reaching the destination

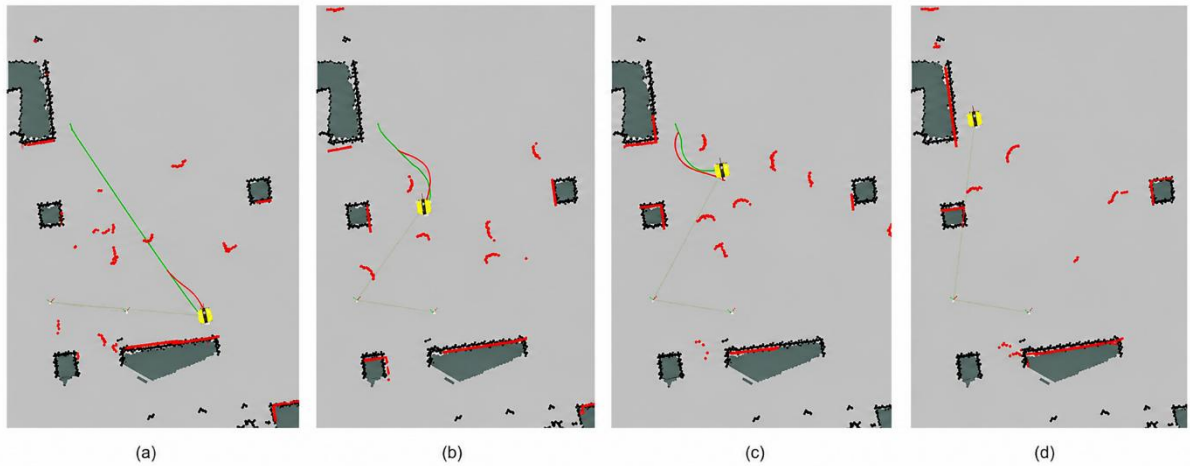


图 22 无人车实际运动的 RViz 端轨迹组图：(a) 无人车启动时规划的路径；(b) 无人车遇到动态障碍物阻挡后采取倒车重规划策略；(c) 无人车穿越多行人障碍物区域；(d) 无人车顺利到达终点

Fig. 22 UGV trajectory sequence in RViz: (a) initial planned path; (b) reversing replanning under a dynamic obstacle; (c) traversing a multi-pedestrian area; (d) reaching the destination

6 结论

本文针对通航机场等复杂动态环境下无人车路径规划存在的环境适应性弱、局部避障轨

迹不平稳等问题，提出了一种融合改进混合A*与优化TEB的分层路径规划方法。全局层通过Reeds-Shepp曲线回溯优化混合A*算法，结合运动学启发与障碍物感知代价函数，生成满足非完

整约束的平滑参考路径,显著提升了路径的动力学可行性与平滑性,为后续局部规划提供了高质量初始参考。局部层在TEB算法中引入加加速度惩罚项,并设置PID跟踪校正环节,有效抑制指令突变,控制稳定性显著增强,避免了急停急转带来的冲击,满足了机场环境下对运输平稳性的高要求。结果证明了所提方法在路径平滑性、动态避障鲁棒性及运动稳定性方面的综合优势。本方法生成的低曲率路径有效适配了机场特种车辆(如飞机牵引车、客梯车)较大的转弯半径限制,保障了其在机位线、服务车道及翼展下方狭窄空间的顺畅通行;优化的动力学平滑性则显著降低了因急停急转造成的乘客摔伤或货物倾倒风险,同时缩短了运动耗时,提升了地勤作业效率,能够更好满足航班保障的严苛计算起飞时间(Calculated Take-Off Time, CTOT)要求。

参考文献

- [1] YUAN D, ZHONG Y, ZHU X, et al. Trajectory planning for unmanned vehicles on airport apron under aircraft-vehicle-airfield collaboration[J]. *Sensors*, 2025, 25(1): 71.
- [2] VAN DER ZWAN M, ERMIS G, SHARPANSKYKH A. Multi-agent task allocation and path planning for autonomous ground support equipment[J]. *Journal of Air Transport Management*, 2025, 129: 102855.
- [3] PADEN B, CAP M, YONG S Z, et al. A survey of motion planning and control techniques for self-driving urban vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2016, 1(1): 33-55.
- [4] GONZALEZ D, PEREZ J, MILANES V, et al. A review of motion planning techniques for automated vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(4): 1135-1145.
- [5] LAVALLE S M. *Planning algorithms*[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2006.
- [6] KARAMAN S, FRAZZOLI E. Sampling-based algorithms for optimal motion planning[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2011, 30(7): 846-894.
- [7] DOLGOV D, THRUN S, MONTEMERLO M, et al. Path planning for autonomous vehicles in unknown semi-structured environments[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2010, 29(5): 485-501.
- [8] REEDS J, SHEPP L. Optimal paths for a car that goes both forwards and backwards[J]. *Pacific Journal of Mathematics*, 1990, 145(2): 367-393.
- [9] NEMEC D, GREGOR M, BUBENIKOVA E, et al. Improving the Hybrid A* method for a non-holonomic wheeled robot[J]. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2019, 16(1): 1729881419826857.
- [10] 谭光兴, 黄磊昌, 李明泽. 基于改进混合A*算法在动态环境中的快速路径规划[J]. *现代电子技术*, 2025, 48(19): 136-142.
- TAN G X, HUANG L C, LI M Z. Fast path planning in dynamic environment based on improved Hybrid A* algorithm[J]. *Modern Electronics Technique*, 2025, 48(19): 136-142.
- [11] LI Y, LI G, WANG X. Research on trajectory planning of autonomous vehicles in constrained spaces[J]. *Sensors*, 2024, 24(17): 5746.
- [12] CAO R, YANG Z, SONG R, et al. MPP: multiscale path planning for UGV navigation in semi-structured environments[C]//2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE, 2024: 5497-5504.
- [13] IWANAGA Y, FUJIMOTO Y. Minimum-time-trajectory planning in cluttered environment via highly accurate discrete-time modeling for wheeled mobile systems[J]. *IFAC Journal of Systems and Control*, 2025, 32: 100316.
- [14] SELEK A, SEDER M. Smooth motion planning method for mobile robots in dynamic environments[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2026, 195: 105220.
- [15] 谢春丽, 陶天艺. 基于混合A*算法的移动机器人路径规划研究[J]. *南京信息工程大学学报*, 2025, 17(3): 340-351.
- XIE C L, TAO T Y. Mobile robot path planning based on Hybrid A* algorithm[J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology*, 2025, 17(3): 340-351.
- [16] 韩毅, 刘毅超, 关甜, 等. 改进A*和动态窗口法的无人车路径规划[J]. *山东大学学报(工学*

版), 2025, 55(3): 16-24.

HAN Y, LIU Y C, GUAN T, et al. Improved A* and dynamic window approach for unmanned vehicle path planning[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(3): 16-24.

[17] HU M, JIANG S, ZHOU K, et al. Improved exponential and cost-weighted hybrid algorithm for mobile robot path planning[J]. Sensors, 2025, 25(8): 2579.

[18] ZHANG Y, CUI C, ZHAO Q. Path planning of mobile robot based on A Star algorithm combining DQN and DWA in complex environment[J]. Applied Sciences, 2025, 15(8): 4367.

[19] ZHU W, CHEN Z. Research on path planning for mobile charging robots based on improved A* and DWA algorithms[J]. Electronics, 2025, 14(12): 2318.

[20] GUO R, REN X, BAO C. Path planning for mobile robots based on a hybrid-improved JPS and DWA algorithm[J]. Electronics, 2025, 14(16): 3221.

[21] BAIK S, BONG J H, JEONG S. Weight-incorporating A* algorithm with multi-factor cost function for enhanced mobile robot path planning[J]. Actuators, 2025, 14(8): 369.

[22] HAHN B. Enhancing obstacle avoidance in dynamic window approach via dynamic obstacle behavior prediction[J]. Actuators, 2025, 14(5): 207.

[23] 张艳珠, 侯亢钧, 陈勇, 等. 基于强化学习的改进 RRT* 路径规划[J]. 沈阳理工大学学报, 2025, 44(4): 1-6, 12.

ZHANG Y Z, HOU K J, CHEN Y, et al. Improved RRT* path planning based on reinforcement learning[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2025, 44(4): 1-6, 12.

[24] LIU Z, GUO S, YU F, et al. Improved A* algorithm for mobile robots under rough terrain based on ground trafficability model and ground ruggedness model[J]. Sensors, 2024, 24(15): 4884.

[25] GAI J, GUO Z, SU H, et al. A safe and efficient navigation framework for ground vehicles on uneven terrain considering kinematic constraints and terrain traversability[J]. Sensors, 2026, 26(5): 1481.

[26] KONG J, PFEIFFER M, SCHILDBACH G, et

al. Kinematic and dynamic vehicle models for autonomous driving control design[C]//2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Piscataway: IEEE, 2015: 1094-1099.

[27] ROSMANN C, HOFFMANN F, BERTRAM T. Kinodynamic trajectory optimization and control for car-like robots[C]//2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway: IEEE, 2017: 5681-5686.

[28] 牛继高, 寇晓辉, 侯军凯. 融合改进 A* 和时间弹性带算法的自主移动机器人路径规划[J]. 中原工学院学报, 2025, 36(2): 24-33.

NIU J G, KOU X H, HOU J K. Autonomous mobile robot path planning combining improved A* and timed elastic band algorithms[J]. Journal of Zhongyuan University of Technology, 2025, 36(2): 24-33.

[29] WU J, MA X, PENG T, et al. An improved timed elastic band (TEB) algorithm of autonomous ground vehicle (AGV) in complex environment[J]. Sensors, 2021, 21(24): 8312.

[30] CHEN L, LIU R, JIA D, et al. Improvement of the TEB algorithm for local path planning of car-like mobile robots based on fuzzy logic control[J]. Actuators, 2025, 14(1): 12.

[31] WANG L, MA W, JIANG G, et al. Multi-robot smooth path planning considering local motion control based on TEB-VO[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2026, 197: 105304.

[32] WERLING M, ZIEGLER J, KAMMEL S, et al. Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a Frenet frame[C]//2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE, 2010: 987-993.

[33] SNIDER J M. Automatic steering methods for autonomous automobile path tracking, CMU-RI-TR-09-08[R]. Pittsburgh: Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2009: 1-78.

[34] FOX D, BURGARD W, THRUN S. The dynamic window approach to collision avoidance[J]. IEEE Robotics & Automation Magazine, 1997, 4(1): 23-33.

作者简介

李永祺 (2002-), 男, 硕士, 主要研究方向为机器学习与路径规划算法及其在复杂环境中的应用研究。 E-mail: 2021100903008@std.uestc.edu.cn

魏明珠 (1982-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为多机器人分布式感知与控制。 E-mail : mingzhu.wei@uestc.edu.cn

曾珍妮 (1999-), 女, 博士研究生, 主要研究方向为机器学习、计算机视觉。 E-mail: zhenni@std.uestc.edu.cn

张景茹 (2002-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习与路径规划算法及其在复杂环境中的应用研究。 E-mail: 202421100204@std.uestc.edu.cn

李辉 (1964-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为模式识别与智能系统、机电作动系统的伺服控制等。 E-mail: Kelly.li@126.com

龚敏 (2002-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、机器人感知与定位。 E-mail : 2201474654@qq.com

董巾航 (2003-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、机器人感知与定位。 E-mail : 2781509186@qq.com