

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210653

# 狭窄空间的位姿辅助点 TEB 无人车导航方法\*

栾添添, 王皓, 尤波, 孙明晓

(哈尔滨理工大学自动化学院 哈尔滨 150080)

**摘要:**针对无人车在狭窄空间环境中采用传统时间弹性带(TEB)算法通过率低下以及速度突变的问题,提出一种位姿辅助点 TEB 算法(PAP-TEB)。通过在狭窄空间两侧添加位姿辅助点,调用定点规划算法,提高狭窄空间环境的通过率;其次,利用速度插补控制和 S 形速度规划分别优化自主导航和定点导航的输出速度,保证输出曲线的平滑和导航过程的稳定性;最后,通过无人车操作系统的对比仿真测试,以及两轮差速无人车实验对 PAP-TEB 算法进行性能验证。结果表明,在 55 cm 的狭窄通道场景下,PAP-TEB 算法的通过率提升约 50%;在穿门实验中,PAP-TEB 算法相较于传统 TEB 算法的通过率提升超过 20%,并且宽度越小,提升效果越明显,且无人车速度曲线波动较小,能够实现无人车的平稳运动。

**关键词:**狭窄空间环境;位姿辅助点;TEB 算法;定点导航;速度优化

**中图分类号:** TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## TEB unmanned vehicle navigation method for position and attitude auxiliary points in narrow space

Luan Tiantian, Wang Hao, You Bo, Sun Mingxiao

(School of Automation, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** To address the problems of low pass rate and sudden change in speed of unmanned vehicles using the traditional timed elastic band (TEB) algorithm in a narrow space environment, a pose auxiliary point TEB algorithm (pose auxiliary point TEB, PAP-TEB) is proposed. By adding pose auxiliary points on both sides of the narrow space, the fixed-point planning algorithm is used to improve the passing rate of the narrow space environment. Secondly, the output speed of autonomous navigation and fixed-point navigation is optimized by using speed interpolation control and S-shaped speed planning. The method guarantees the smoothness of the output curve and the stability of the navigation process. Finally, the performance of the PAP-TEB algorithm is evaluated through the comparative simulation test of the unmanned vehicle operating system and the two-wheel differential unmanned vehicle experiments. Results show that the pass rate of the PAP-TEB algorithm is increased by about 50% in the 55 cm narrow channel scene. In the through-the-gate experiment, the PAP-TEB algorithm improves the pass rate by more than 20% compared to the traditional TEB algorithm, and the smaller the width, the more obvious the lifting effect. In addition, the fluctuation of the speed curve of the unmanned vehicle is small, and the smooth motion of the unmanned vehicle can be realized.

**Keywords:** confined space environment; position assist points; TEB algorithm; fixed-point navigation; speed optimization

## 0 引言

路径规划作为无人车的研究核心技术,针对这一领域国内外已经进行了众多研究<sup>[1]</sup>。其中,局部规划在跟

踪全局路径的同时完成避障,提高规划系统在动态未知环境中的工作能力。实时避障的有效性是局部规划最重要的功能之一<sup>[2]</sup>。目前主流局部路径规划需要解决的问题包括:狭窄空间环境通过率低下以及速度、加速度波动明显等。

收稿日期:2022-11-02 Received Date: 2022-11-02

\* 基金项目:国家自然科学基金青年项目(62103120,51909049)、黑龙江省自然科学基金(LH2021F033,LH2020E094)、黑龙江省博士后面资助项目(LBHZ22195,LBH-Z22197)、黑龙江省复合材料高效成型及智能装备技术创新中心开放课题面上项目(HPTIC202204)、黑龙江省普通本科高等学校青年创新人才培养计划项目(UNPYSCT-2020190)资助

早期无人车局部路径规划算法有模拟退火法<sup>[3]</sup>、人工势场法<sup>[4]</sup>、模拟逻辑算法<sup>[5]</sup>、遗传算法<sup>[6-7]</sup>等,随着机器人操作系统(robot operating system, ROS)的快速发展,动态窗口法(dynamic windows approach, DWA)<sup>[8-9]</sup>和时间弹性带(timed elastic band, TEB)算法成为了目前主流的局部路径规划算法,其中,DWA算法适用于无人车实时局部路径规划,但DWA算法动态避障效果差,且规划的路径非最优路径。

与之相对应的TEB算法是由弹性带(elastic band, EB)算法<sup>[10]</sup>演变而来的,EB算法常被应用到了非完整约束和全向移动无人车,但是EB算法没有将时间约束加入到无人车约束中。因此,Roesmann等<sup>[11]</sup>于2012年在弹性带算法基础上提出了TEB,TEB算法具有良好的环境适应度和无人车结构适应度,TEB算法作为一种全局路径的后续优化算法,适用于多种无人车,TEB算法能够在遭遇动态障碍物时通过转向、停止等操作重新规划局部路径,从而跟随全局路径,且能够完成大部分场景的局部路径规划。

但是,大部分无人车途径狭窄空间时,由于2D激光雷达的限制,导致无人车无法扫描到车辆的尾部环境,致使无人车无法充分调整位置,导致此场景下的通过率不理想,在运动过程中也存在速度跳变现象,导致无人车损耗加大等问题。因此,众多学者对原始TEB算法进行了一系列改进。

Magyar等<sup>[12]</sup>通过加入连续约束函数对整个过程进行约束优化;戴婉玉等<sup>[13]</sup>针对动态局部规划问题,通过划分可行区域,减少了速度跳变,提高了动态环境运行的平稳性;文郁等<sup>[14]</sup>在传统TEB的基础上,添加了多种约束等,使机器人能够平稳精确到达目标点。上述文献均未考虑在无人车通过狭窄空间的通过率,使得该场景下无人车的通过率不高。

因此,提出一种PAP-TEB算法,通过添加位姿辅助点,在通过狭窄空间时调用定点规划算法,保证狭窄空间的通过率;在规划全局路径<sup>[15]</sup>的基础上,利用TEB算法完成无人车的自主导航,保证了导航路线的安全性和可行性,利用速度插补控制保证输出速度曲线的平滑。

## 1 两轮差速无人车模型

以两轮差速无人车作为研究对象,为了简化相关控制算法的实现,做以下假设:

- 1) 假设无人车在平面运动,不考虑场地倾斜所带来的影响;
- 2) 只考虑无人车直线运动和转向运动。

两轮差速无人车模型如图1所示,其中,车辆后侧矩形为驱动轮,车辆前侧圆形为万向轮,在此状态空间,车辆基坐标为 $(x, y, \gamma)$ ,其中 $(x, y)$ 是无人车的旋转中心坐标, $\gamma$ 是车辆的横摆角, $d_c$ 为无人车宽度, $v_c$ 为无人车的速度, $\omega_c$ 为无人车的角速度, $v_l$ 和 $v_r$ 分别为无人车驱动左轮和驱动右轮的速度, $r_c$ 表示此时旋转中心的转弯半径。

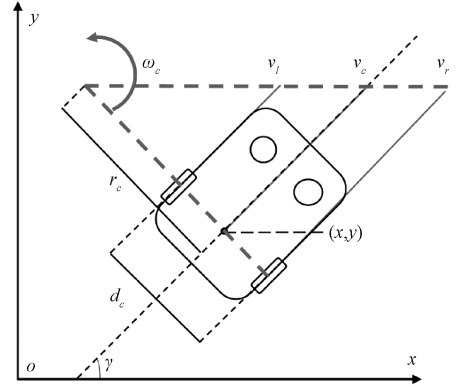


图1 两轮差速无人车运动模型

Fig. 1 Two-wheel differential unmanned vehicle motion model

根据无人车的驱动轮速度和转弯半径得到无人车的角速度 $\omega_c$ 和速度 $v_c$ 为:

$$\begin{cases} \omega_c = \frac{v_r - v_l}{d_c} \\ v_c = \frac{v_l + v_r}{2} \end{cases} \quad (1)$$

进而得到无人车旋转中心的转弯半径为:

$$r_c = \frac{(v_l + v_r)d_c}{2(v_r - v_l)} \quad (2)$$

## 2 TEB 算法分析

### 2.1 TEB 算法的最优轨迹

TEB算法生成的局部轨迹是由 $n$ 个连续的时间序列和位姿序列 $s_i$ 组成,其中,无人车的位姿 $s_i$ 定义为 $s_i = [x_i, y_i, \theta_i]$ , $x_i, y_i, \theta_i$ 分别表示无人车位置坐标 $(x_i, y_i)$ 和位姿角 $\theta_i$ ,相邻位姿 $s_i$ 和 $s_{i+1}$ 之间的时间间隔用 $\Delta T_i$ 表示。

TEB利用图优化<sup>[16]</sup>的思想,通过构建多目标优化函数优化超图,包括基础约束、速度与加速度约束、时间约束等一系列约束,进而构建非线性最小二乘代价函数获取最优轨迹,具体如下:

$$L^* = \arg \min_{L/\{s_1, s_n\}} \sum_k \sigma_k f_k^2(L) \quad k \in \{T, P\} \quad (3)$$

其中, $f_k$ 函数分别取值为 $f_p$ 和 $f_r$ , $f_r$ 为目标函数, $f_p$ 为

惩罚函数,  $\sigma_k$  为权重值,  $L/\{s_1, s_n\}$  表示初始位姿  $s_1$  和目标点位姿  $s_n$  是固定的, 不受优化。

## 2.2 TEB 算法的基础约束

TEB 算法的基础约束主要分为两个部分, 分别是无人车靠近障碍物的约束  $f_{obs}$  和远离全局路径的约束  $f_{path}$ , 具体如下:

$$f_{obs} = e_\tau(-d_{min,j}, r_{o_{min}}, \varepsilon, S, n) \approx \begin{cases} \left(\frac{d_{min,j} - (-r_{o_{min}} - \varepsilon)}{S}\right)^n, & d_{min,j} > -r_{o_{min}} - \varepsilon \\ 0, & d_{min,j} \leq -r_{o_{min}} - \varepsilon \end{cases} \quad (4)$$

$$f_{path} = e_\tau(d_{min,j}, r_{p_{max}}, \varepsilon, S, n) \approx \begin{cases} \left(\frac{d_{min,j} - (r_{p_{max}} - \varepsilon)}{S}\right)^n, & d_{min,j} > r_{p_{max}} - \varepsilon \\ 0, & d_{min,j} \leq r_{p_{max}} - \varepsilon \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $\varepsilon$  为偏移因子,  $S$  为缩放比例,  $n$  为阶数,  $d_{min,j}$  为全局路径点和障碍物之间的直线最短距离,  $r_{o_{min}}$  为无人车与障碍物之间的距离阈值,  $r_{p_{max}}$  为无人车与全局路径的距离阈值。

## 3 改进措施

### 3.1 改进 TEB 算法速度约束

基于 TEB 算法的加速度约束, 无人车在运动过程中速度不会发生跳变现象, 但是加速度的跳变也会对无人车造成一定的冲击, 因此, 提出通过速度、加速度、急动度的联合约束, 控制速度和加速度的变化范围, 利用速度插补算法对输出线速度和角速度进行约束, 具体如下:

$$\begin{cases} \Delta v_x = v_i - v_{i-1} \\ \Delta v_\omega = \omega_i - \omega_{i-1} \\ \Delta v = \sqrt{\Delta v_x^2 + \Delta v_\omega^2} \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\Delta v_x$ ,  $\Delta v_\omega$ ,  $\Delta v$  分别为相邻位姿间线速度, 角速度和合成速度变化量, 根据速度变化量计算插补算法的中间参量, 具体如下:

$$\begin{cases} I = \frac{\sqrt{\Delta v}}{2} \\ D = \frac{(v_i + v_{i-1})I}{2} \\ W = \frac{(\omega_i + \omega_{i-1})I}{2} \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $I, D, W$  为中间参量, 在此基础上进一步计算

无人车的加速度和急动度, 具体如下:

$$\begin{cases} a_v = \frac{-3s_{i-1} + 3D - 2v_{i-1}I - v_iI}{I^2} \\ j_v = \frac{2s_{i-1} - 2D + v_{i-1}I + v_iI}{I^3} \\ a_\omega = \frac{-3s_{i-1} + 3D - 2\omega_{i-1}I - \omega_iI}{I^2} \\ j_\omega = \frac{2s_{i-1} - 2D + \omega_{i-1}I + \omega_iI}{I^3} \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $a_v, j_v, a_\omega, j_\omega$  分别为无人车线加速度, 线急动度, 角加速度, 角急动度, 最后, 根据式 (8) 得到的加速度和急动度, 以及式 (6) 得到的速度值, 得到无人车的实时角速度和实时线速度, 具体如下:

$$\begin{cases} v_{pub} = v_{i-1} + 2a_vI + 3j_vI^2 \\ \omega_{pub} = \omega_{i-1} + 2a_\omega I + 3j_\omega I^2 \end{cases} \quad (9)$$

其中,  $v_{pub}$  和  $\omega_{pub}$  为发送给无人车的实时线速度和实时角速度。

### 3.2 改进定点规划算法

为了解决传统 TEB 算法在狭窄空间通过率低下的问题, 提出了一种改进定点规划算法, 通过添加位姿辅助点, 在无人车靠近狭窄空间时, 调用改进定点规划算法。

其中, 位姿辅助点为带有位置信息的设定点。分别在狭窄空间两侧设定位姿辅助点, 分别为  $s_{a1}$  和  $s_{a2}$ , 无人车是否将狭窄空间起始侧位姿辅助点作为局部目标点的距离判断标准为距离阈值  $threshold$ , 距离阈值大小的设定标准为无人车长度, 判断无人车当前位置和  $s_{a1}$  之前的距离是否小于距离阈值  $threshold$ , 小于时将  $s_{a1}$  作为局部目标点, 到达  $s_{a1}$  本阶段自主导航结束, 然后, 获取  $s_{a2}$  位姿, 并依据  $s_{a2}$  的方向调整无人车车头方向, 开始定点导航。

采用 7 段 S 形加减速算法进行速度规划, 如式 (13) 和 (14) 所示, 将定点规划划分为 7 个阶段: 加加速阶段、匀加速阶段、减加速阶段、匀速阶段、加减速阶段、匀减速阶段、减减速阶段, 将加速度  $a$ , 速度  $v$ , 位移  $S$  分别表示为:

$$\begin{cases} a(t) = a(t_i) + \int_{t_i}^t j(\tau) d\tau \\ v(t) = v(t_i) + \int_{t_i}^t a(\tau) d\tau \\ s(t) = s(t_i) + \int_{t_i}^t v(\tau) d\tau \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $j$  为急动度,  $a$  为加速度,  $v$  为速度,  $t$  为时间点,  $t_i$  为过渡时间点,  $\tau_i$  为局部时间点, 表示各个阶段的初始时刻。急动度、加速度、速度和位移变化曲线之间满足积分和微分关系, 且加速阶段和减速阶段的时间相同。

## 4 实现流程

PAP-TEB 算法具体包括如下步骤:

- 1) 构建含有狭窄空间的栅格代价地图,并在狭窄空间两侧分别添加位姿辅助点,设定距离阈值;
- 2) 调用全局路径规划器进行无人车全局路径规划,在全局路径规划结果基础上采用 PAP-TEB 算法进行规划;
- 3) 验证此时轨迹的可行性,若不可行则重新规划局部路径,若可行则输出相应控制指令控制无人车移动,直到满足无人车当前位置与狭窄空间起始侧的位姿辅助点  $s_{a1}$  距离小于距离阈值;
- 4) 将位姿辅助点  $s_{a1}$  作为局部目标点直到无人车到达该位姿辅助点;
- 5) 将狭窄空间终止侧的位姿辅助点  $s_{a2}$  作为定点规划目标点并调用改进定点规划算法,利用 S 型速度规划输出速度指令控制无人车向  $s_{a2}$  移动;
- 6) 到达后继续调用 PAP-TEB 算法进行自主导航,直到无人车当前位姿满足目标位姿点要求。

## 5 实验分析

为了验证 PAP-TEB 规划算法有效性,将算法移植到 ROS 操作系统进行 gazebo(机器人仿真软件)仿真实验,然后在两轮差速无人车上进行实验测试,两个实验均在三维可视化工具(RVIZ)进行操作。

### 5.1 仿真实验

仿真实验所用 ROS 导航包 navigation 的相关设置如表 1 所示,仿真参数均基于实际无人车的参数进行设置。目的是为了验证 PAP-TEB 算法在狭窄空间的通过率以及减少无人车速度冲击的有效性。

表 1 仿真运动学参数

Table 1 Simulation kinematic parameters

参数	符号	数值	单位
最大线速度	$v_{max}$	0.3	m/s
最大后退线速度	$v_{max-back}$	0.1	m/s
最大角速度	$\omega_{max}$	0.3	rad/s
无人车离障碍物的安全距离	$d_{min}$	0.1	m
障碍物的膨胀距离	$d_{inf}$	0.3	m
最大线加速度	$a_{v-max}$	0.5	$m/s^2$
最大角加速度	$a_{\omega-max}$	0.5	$rad/s^2$
无人车的长度	$d_l$	0.45	m
无人车的宽度	$d_w$	0.33	m
距离阈值	$threshold$	0.5	m

狭窄通道宽度设定为 55 cm。如图 2(a)、(b) 所示,传统 TEB 算法在狭窄通道中虽然可以规划可行路径,但是由于 TEB 实时位姿调整的特性,导致了无人车碰撞到狭窄通道,致使自主导航失败。图 2(c)、(d) 为 PAP-TEB 算法效果图,可以看出轨迹位于狭窄通道中心,无人车成功通过狭窄通道。共重复实验 20 次,其中传统 TEB 算法通过该场景的次数为 3 次,而 PAP-TEB 算法通过该场景的次数为 16 次,相较于传统 TEB 算法成功率提升约 50%。

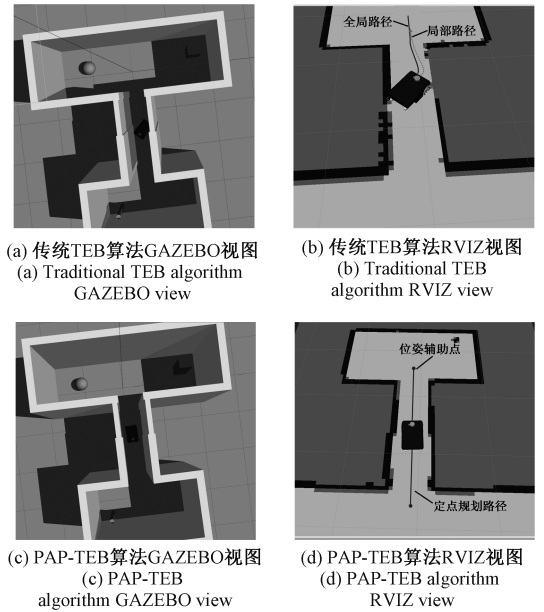


图 2 狭窄通道轨迹示意图

Fig. 2 Diagram of narrow channel trajectory

仿真实验环境如图 3 所示,分别设置门框宽度为 50、55、60 cm,每组算法分别进行 50 次重复试验,实验结果如表 2 所示。

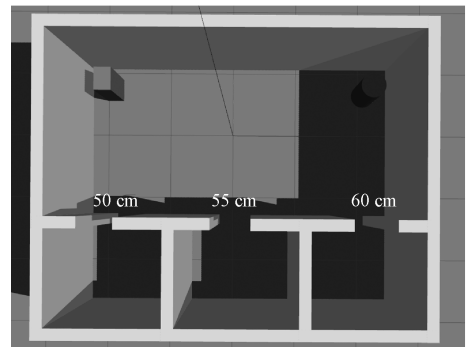


图 3 穿门仿真环境图

Fig. 3 Simulation environment diagram of door penetration

实验部分效果如图 4 所示,实验结果表明,在无人车穿越 50 cm 门框时,传统 TEB 算法通过次数仅为 9 次,



表 2 穿门实验结果  
Table 2 Serial gate test results

门框宽度/cm	算法	成功次数	成功率/%
50	传统 TEB 算法	9	18
	PAP-TEB 算法	36	72
55	传统 TEB 算法	26	52
	PAP-TEB 算法	43	86
60	传统 TEB 算法	38	76
	PAP-TEB 算法	50	100

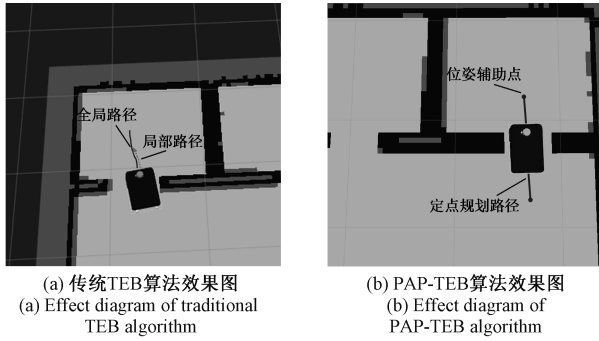


图 4 穿门实验轨迹示意图

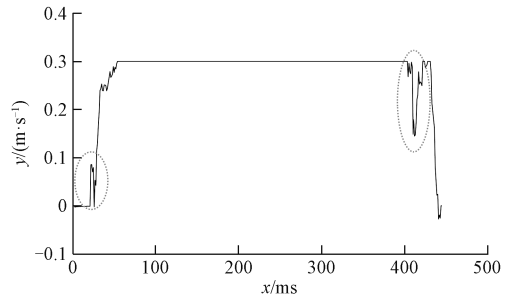
Fig. 4 Diagram of door passing test track

通过率仅为 18%，而 PAP-TEB 算法的通过率则为 72%，相较于传统 TEB 算法通过率提升了 54%；针对 55 cm 门框环境，传统 TEB 算法的通过率为 52%，PAP-TEB 算法达到了 86%，通过率提高了 34%；针对 60 cm 门框，传统 TEB 算法的通过率为 76%，PAP-TEB 算法全部成功通过，通过率提升了 24%。综上所述 PAP-TEB 算法在穿门实验与传统 TEB 算法相比通过率有显著提升，特别在门框宽度接近无人车自身宽度时提升效果尤其明显。

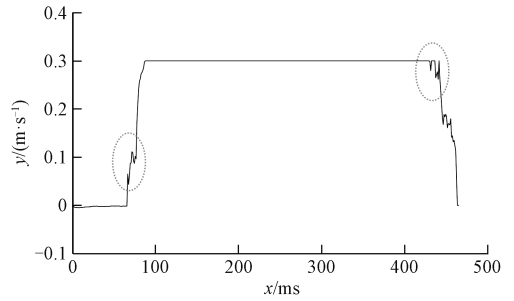
图 5 表示无人车在仿真环境中线速度和角速度的变化曲线，对比图 5 中椭圆框部分，传统 TEB 算法在无人车启动停止阶段线速度和角速度产生了连续突变。在线速度方面，PAP-TEB 算法最大波动小于 0.05 m/s，而传统 TEB 算法的最大波动则超过了 0.15 m/s，振幅降低超过 66.6%。在角速度方面，传统 TEB 算法在运动过程中最大与最小加速度相差超过 0.5 rad/s，PAP-TEB 算法极值相差约为 0.4 rad/s，振幅降低约 20%。

5.2 实验验证

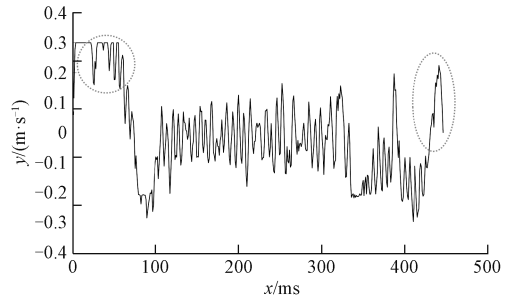
将 PAP-TEB 算法应用到两轮差速无人车上，无人车的运动由两个带减速器的直流电机驱动实现，同时基于 2D 激光雷达进行建图和导航，通过布置密集障碍物的狭窄通道进行测试，分别测试算法的可行性和有效性。无



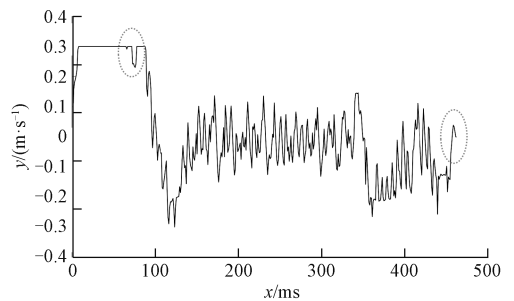
(a) 传统 TEB 算法线速度曲线图  
(a) Traditional TEB algorithm linear velocity curve



(b) PAP-TEB 算法线速度曲线图  
(b) PAP-TEB algorithm linear velocity curve



(c) 传统 TEB 算法角速度曲线图  
(c) Traditional TEB algorithm angular velocity curve



(d) PAP-TEB 算法角速度曲线图  
(d) PAP-TEB algorithm angular velocity curve

图 5 无人车速度曲线图

Fig. 5 Speed curves of unmanned vehicle line

人车如图 6 所示，环境地图如图 7 所示，配置参数如表 3 所示，其他参数设置同表 1。

完成地图构建并给定目标点后，实验过程如图 8 所示，线速度和角速度变化如图 9 所示，可以看到无人车能够成功规划出全局路径及局部路径，从而顺利到达目标点并完成自主导航。线速度与角速度相较于仿真的振荡

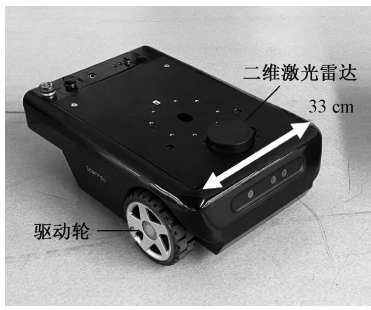


图6 实物测试两轮差速无人车

Fig. 6 Physical test of two wheel differential unmanned vehicle

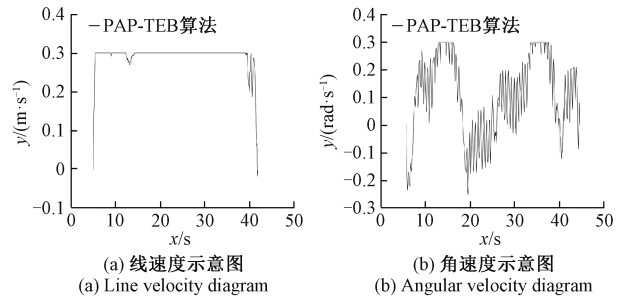


图9 无人车速度示意图

Fig. 9 Diagram of unmanned vehicle velocity

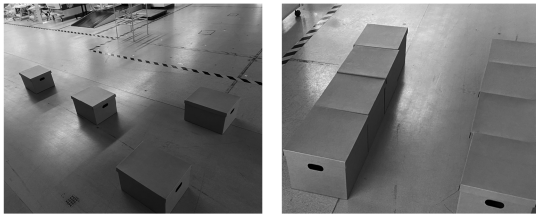


图7 复杂障碍物环境地图

Fig. 7 Complex obstacle environment map

示,传统TEB算法在该场景下成功穿越4次,对于改进算法,在两侧设置位姿辅助点后,如图10所示,当无人车靠近狭窄通道时,调用定点规划算法,经过20次重复试验,无人车成功穿越12次,定点导航速度曲线如图11所示。实验结果表明,改进TEB算法无人车顺利通过狭窄通道的概率显著提升,改善了改进TEB算法在狭窄通道场景下的可行性,且无人车能够无碰撞通过相应区域。

表3 无人车参数配置

Table 3 Parameters configuration of unmanned vehicle

项目	数值	单位
尺寸	0.46×0.33×0.17	m
额定续航	4	h
探测距离	10	m
扫描范围	360	(°)
采样频率	8 000	Hz

表4 实物实验结果

Table 4 Physical test results

通道宽度/cm	算法	成功次数	成功率/%
55	传统TEB算法	4	20
	PAP-TEB算法	12	60

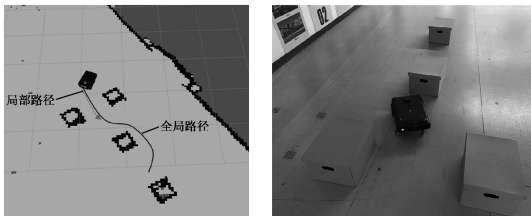


图8 复杂障碍物测试图

Fig. 8 Complex obstacle test RVIZ view

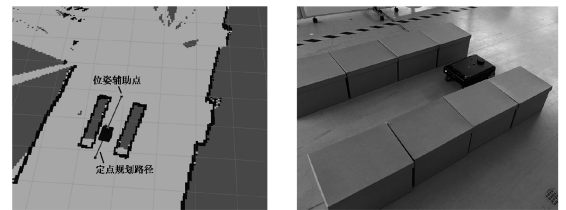


图10 狭窄通道测试图

Fig. 10 Narrow aisle RVIZ view

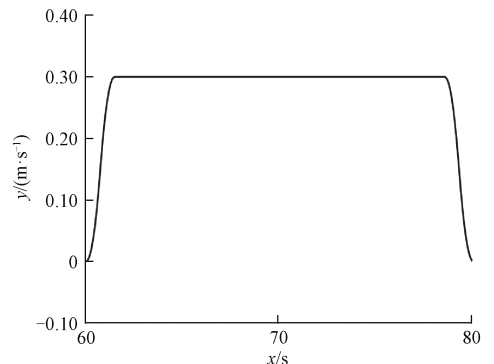


图11 定点导航速度曲线

Fig. 11 Fixed point navigation speed curve

次数和幅度有一定的增加,但振荡次数和幅度相较于仿真中的传统TEB算法都有一定程度的改进。实验结果表明,改进算法具备可行性。

针对狭窄通道环境,分别基于传统TEB算法和改进算法分别在狭窄通道重复实验20次,实验结果如表4所

## 6 结 论

针对传统 TEB 算法在通过狭窄空间环境存在的问题,提出一种 PAP-TEB 算法,通过理论分析和实验验证,有以下结论:

1) 在通过狭窄区域时,通过添加位姿辅助点,调用定点规划算法,有效解决了该场景通过率低下的问题,实验结果表明,相较于传统 TEB 算法,PAP-TEB 算法的场景通过率超过 80%,而传统算法的通过率则低于 50%,证明了改进算法的可行性;

2) 通过改进速度插值算法,通过速度、加速度、急动度的联合约束,减少了速度的突变,降低了对无人车的冲击,通过 7 段式 S 形速度规划,提高了定点规划输出速度曲线的平滑性;

3) 相较于传统 TEB 算法,PAP-TEB 在狭窄空间能够显著减少无人车因重定位和过度调姿导致的自主导航失败,且在启动与停止时角速度和线速度波动也有一定的减小。

本文提出的 PAP-TEB 算法适用于狭窄空间的自主导航,但是在实际应用中存在非直线狭窄区域,因此在日后研究中可以结合复杂狭窄区域作进一步研究。

## 参考文献

- [ 1 ] 迟旭,李花,费继友. 基于改进 A\* 算法与动态窗口法融合的机器人随机避障方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 132-140.
- CHI X, LI H, FEI J Y. Research on robot random obstacle avoidance method based on the fusion of improved A\* algorithm and dynamic window method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 132-140.
- [ 2 ] 邝先验,欧阳鹏,周亚龙,等. 基于多层 VSA-Morphin 算法的局部路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 123-129.
- KUANG X X, OUYANG P, ZHOU Y L, et al. Local path planning based on multi-layer VSA-Morphin algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 123-129.
- [ 3 ] SHI W, HE Z, TANG W, et al. Path planning of multi-robot systems with boolean specifications based on simulated annealing[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(3): 6091-6098.
- [ 4 ] WEN J, YANG J, WANG T. Path planning for autonomous underwater vehicles under the influence of ocean currents based on a fusion heuristic algorithm[J].

IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(9): 8529-8544.

- [ 5 ] ZHAO B, SHAO S, LEI L, et al. Curve fitting-based dynamic path planning and tracking control for flexible needle insertion [J]. IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics, 2022, 4(2): 436-447.
- [ 6 ] 王贵程,吴国新,左云波,等. 基于改进蚁群算法包装机器人轨迹规划研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 94-100.
- WANG G CH, WU G X, ZUO Y B, et al. Research on trajectory planning of packaging robot based on improved ant colony algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 94-100.
- [ 7 ] 李宁,魏登,曹裕捷,等. 自动驾驶电动汽车避障控制算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(5): 199-207.
- LI N, WEI D, CAO Y J, et al. Obstacle avoidance control algorithm for autonomous electric vehicles [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(5): 199-207.
- [ 8 ] LEE D H, LEE S S, AHN C K, et al. Finite distribution estimation-based dynamic window approach to reliable obstacle avoidance of mobile robot [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(10): 9998-10006.
- [ 9 ] DONG H, WENG C Y, GUO C, et al. Real-time avoidance strategy of dynamic obstacles via half model-free detection and tracking with 2d lidar for mobile robots[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2020, 26(4): 2215-2225.
- [ 10 ] QUINLAN S, KHATIB O. Elastic bands: Connecting path planning and control [C]. Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 1993: 802-807.
- [ 11 ] ROESMANN C, FEITEN W, WOESCH T, et al. Trajectory modification considering dynamic constraints of autonomous robots[C]. The 7th German Conference on Robotics, Munich, 2012: 1-6.
- [ 12 ] MAGYAR B, TSIOGKAS N, DERAY J, et al. Timed-elastic bands for manipulation motion planning[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(4): 3513-3520.
- [ 13 ] 代婉玉,张丽娟,吴佳峰,等. 改进 TEB 算法的局部路径规划算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(8): 283-288.

- DAI W Y, ZHANG L J, WU J F, et al. Research on local path planning algorithm based on improved TEB algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(8): 283-288.
- [14] 文郁, 黄江帅, 江涛, 等. 安全平滑的改进时间弹性带轨迹规划算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(8): 2008-2016.
- WEN Y, HUANG J SH, JIANG T, et al. A safe and smooth improved time elastic band trajectory planning algorithm [J]. Control and Decision, 2022, 37(8): 2008-2016.
- [15] 栾添添, 王皓, 孙明晓, 等. 基于动态变采样区域 RRT 的无人车路径规划 [J/OL]. 控制与决策: 1-8 [2023-03-30]. DOI:10.13195/j.kzyjc.2021.1555.
- LUAN T T, WANG H, SUN M X, et al. Path planning of unmanned vehicles based on dynamically variable sampling area RRT [J/OL]. Control and Decision: 1-8 [2022-03-30]. DOI: 10.13195/j.kzyjc.2021.1555.
- [16] PHIQUEPAL C, ORTHEY A, VIENNOT N, et al. Path-tree optimization in discrete partially observable environments using rapidly-exploring belief-space graphs[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2022, 7(4): 10160-10167.

## 作者简介



栾添添, 2011 年、2018 年于哈尔滨工程大学分别获得工学学士学位、博士学位, 现为哈尔滨理工大学副教授, 主要研究方向为路径规划、群集系统建模评估。

E-mail: luantiantian@hrbust.edu.cn

**Luan Tiantian** received her B. Sc. and Ph. D. degrees both

from Harbin Engineering University in 2011 and 2018, respectively. She is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. Her main research interests include path planning, cluster system modeling and evaluation.



王皓, 2020 年于哈尔滨理工大学荣成校区获得学士学位, 现于哈尔滨理工大学攻读硕士研究生, 主要研究方向为群集系统路径规划和导航。

E-mail: 2718395372@qq.com

**Wang Hao** received his B. Sc. degree from Rongcheng Campus of Harbin University of Technology and Science in 2020. He is currently a master student at Harbin University of Technology and Science. His main research interests include cluster system path planning and navigation.



尤波(通信作者), 1982 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 1988 年于哈尔滨科学技术大学获得硕士学位, 1995 年于哈尔滨工业大学获得博士学位, 现为哈尔滨理工大学教授, 主要研究方向为路径规划、智能机器人与机电控制。

E-mail: youbo@hrbust.edu.cn

**You Bo** (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Harbin Institute of Technology in 1982, M. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 1988, and Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 1995. He is currently a professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include path planning, intelligent robot and mechatronic control.