

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.05.004

基于最优控制的自动泊车路径重规划策略

胡延平¹, 汪彧涛¹, 赵林峰², 李旭辰¹, 尹浩然¹

(1. 合肥工业大学 机械工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 合肥工业大学 汽车与交通工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要: 车位狭窄时停车不规范会大大增加泊车难度。针对狭窄空间带来的泊车困难问题, 文章提出一种基于最优控制的泊车路径规划方法。根据自车位姿和车位位置, 考虑车辆运动学约束、机械约束、泊车空间边界约束, 将环境中的障碍物转化为凸多边形约束, 以最短泊车时间为性能指标规划路径, 并通过正交配置有限元法对变量进行完全离散, 加速最优控制问题求解过程, 以满足泊车实时性要求; 考虑到车位检测误差和路面状况对实际泊车的影响, 为进一步提高泊车成功率, 提出路径重规划策略。仿真和实车试验结果表明, 该文所提的自动泊车路径规划方法能够在狭窄泊车空间内无碰撞地快速完成泊车动作。

关键词: 自动泊车; 路径规划; 最优控制; 狭窄空间; 实车试验

中图分类号: U461.99 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-5060(2025)05-0598-08

Automatic parking path re-planning strategy based on optimal control

HU Yanping¹, WANG Yutao¹, ZHAO Linfeng², LI Xuchen¹, YIN Haoran¹

(1. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. School of Automobile and Traffic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The irregular parking in narrow spaces will greatly increase the difficulty of parking. To solve the problem of parking difficulties caused by narrow spaces, this paper proposes a parking path planning method based on optimal control. According to the vehicle posture and parking position, and considering vehicle kinematic constraints, mechanical constraints and parking space boundary constraints, the obstacles in the environment are transformed into convex polygon constraints, the path is planned with the shortest parking time as the performance index, and the variables are completely discretized by orthogonal collocation on finite elements to accelerate the solving process of the optimal control problem, thereby meeting the real-time requirements of parking. Considering the impact of parking space detection errors and road conditions on actual parking, a path re-planning strategy is proposed to further improve the parking success rate. Simulations and real vehicle experiments show that the proposed method can complete the parking action quickly without collision in a narrow parking space.

Key words: automatic parking; path planning; optimal control; narrow space; real vehicle experiment

0 引言

路径规划作为自动泊车关键技术之一, 国内外学者已进行了大量研究。路径规划算法大致可以分为几何方法、图搜索方法、基于采样的方法等。几何方法使用直线、圆弧等拟合路径^[1], 求解

效率高但连接处曲率可能不连续, 导致车辆原地转向, 通常使用贝塞尔曲线、五次多项式和过渡曲线对路径曲率进行优化; 图搜索方法需要先构建一张图, 在图中搜索最优路径, 常用图搜索方法如 Hybrid A* 算法^[2]、D* Lite 算法^[3]等; 基于采样的方法以 RRT 算法^[4]为代表, 路径搜索成功率

收稿日期: 2023-06-07; 修回日期: 2023-07-20

基金项目: 安徽省科技重大专项资助项目(202103a05020018)

作者简介: 胡延平(1966—), 男, 安徽含山人, 博士, 合肥工业大学副教授, 硕士生导师。

高,但常常不是最优解。除此之外,人工势场法^[5]、强化学习^[6]等方法也被广泛应用于路径规划中。

在求解路径规划问题时,若行驶区域内的环境信息是静态且完全可知的,则使用一次路径规划即可得到最优路径;但实际上对于动态障碍物很难有先验知识,而且由于传感器误差的存在,真实环境与感知数据之间会存在差异。文献[7]对传感器噪声和检测误差建立了感知误差模型,基于感知误差模型进行车位检测,使车辆最后停泊在真实的车位上;文献[8]针对外界光照扰动、随机噪声和观测角度变化对测量误差的影响,提出一种单目机器视觉测量误差概率建模与分析方法,以减小感知误差;考虑到泊车环境的复杂性,文献[9]采用D*算法在静态栅格地图上规划原始路径,使用动态窗口法规划局部路径,在规划过程中融合几何边界碰撞检测方法和栅格空间覆盖枚举方法,快速剔除不可行局部自主代客泊车路径;文献[10]提出一种基于曲线组合和数值优化的规划方法,将泊车过程逆向化为调整规划和入库规划两部分,结合约束优化模型引导车辆寻找最佳泊车点;文献[11]使用模型预测控制(model predictive control, MPC)进行轨迹规划,在每个控制周期结束时,根据优化条件选取合适的离散点,然后将B样条曲线拟合出的轨迹传递给MPC控制层;文献[12]使用Informed-RRT*算法初始化全局路径,当遇到动态障碍物时裁剪分支路径,删除不可行路径,并使用人工势场法对截断路径进行重规划。

随着近年汽车保有量的快速增长,停车位成为十分紧缺的资源,导致驾驶员常常需要在狭窄空间内进行泊车,大大增加了泊车难度。路径规划是在车辆起始运动状态与终止状态之间规划出一条满足约束条件的可行路径,因此,本文将泊车路径规划问题转化为最优控制问题,以车辆内在运动能力限制和外部环境相关的碰撞躲避限制作为约束条件,以最短泊车时间作为寻优指标;为提高泊车成功率,提出路径重规划策略,将感知到的障碍物转化为解析形式的约束方程,避免碰撞发生,并根据感知信息实时更新目标状态,由于泊车动作具有多次前进后退的特点,为减少感知误差,在停车换挡时对路径进行修正;最后,利用仿真和实车试验验证本文所提方法的可行性。

1 泊车轨迹规划

自动泊车的路径规划是在车辆从起始时刻运

动状态到终止时间运动状态之间规划出一条符合约束条件的行驶轨迹。约束条件主要包括车辆固有的运动约束以及泊车时车辆周围的环境约束,如车位、道路边界等。满足上述约束条件的路径可能不止一条,需要选择合适的性能指标确定最优路径。因此,泊车的路径规划问题可以转化为最优控制问题。车辆为控制对象,加速度和前轮转角为控制变量,车辆存在运动学约束,路径受到泊车起止点位置、航向角的约束以及车位、道路边界等障碍物约束。

1.1 最优控制问题

最优控制问题有多种形式,适用于求解泊车运动过程的是连续Bolza型问题,即求取控制变量 $u(t)$ 并确定终止时刻 t_f ,使得代价函数 J 沿轨迹 $x(t)$ 最小,即

$$\Phi(x(0), x(t_f), t_f) + \int_0^{t_f} L(x(t), u(t), t) dt \quad (1)$$

轨迹 $x(t)$ 受到的约束条件如下:

1) 车辆运动学约束,即

$$\frac{dx(t)}{dt} = f(x(t), u(t), t), \quad t \in [0, t_f] \quad (2)$$

2) 两点边界约束,即

$$h(t_f, x(0), x(t_f), u(0), u(t_f)) = 0 \quad (3)$$

3) 路径约束,即

$$g(x(t), u(t), t) \leq 0, \quad t \in [0, t_f] \quad (4)$$

其中:车辆运动学约束用于描述车辆的运动学性质;两点边界约束用于描述泊车时起点和终点的运动状态;路径约束将控制变量 $u(t)$ 和状态轨迹 $x(t)$ 约束在某一解空间内。

1.2 车辆运动学方程

泊车时车速通常较低,一般低于10 km/h,轮胎变形可以忽略,因此采用二自由度车辆运动学模型,如图1所示。

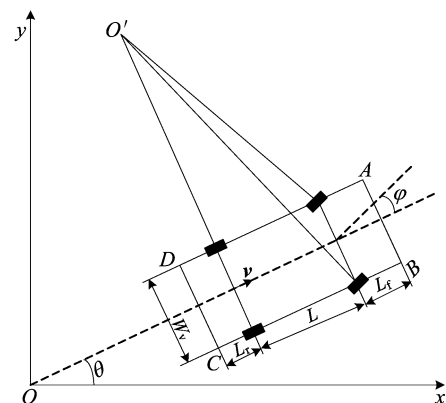


图1 车辆运动学模型

图 1 中: (x, y) 为 t 时刻车辆后轴中心的坐标; A, B, C, D 为车身的 4 个顶点; L, L_f, L_r 分别为车辆轴距、前悬和后悬的长度; W_v 为车宽。

根据车辆运动学模型可以得到泊车运动学微分方程为:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \\ \theta(t) \\ v(t) \\ \varphi(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v(t) \cos \theta(t) \\ v(t) \sin \theta(t) \\ v(t) \tan \varphi(t) / L \\ a(t) \\ \omega(t) \end{bmatrix}, \quad t \in [0, t_f] \quad (5)$$

其中: θ 为航向角; v 为车速大小; φ 为前轮转角; a 为加速度大小; ω 为前轮转向角速度。这里取 x, y, θ, v, φ 为状态变量, 对应代价函数中 $x(t)$; a, ω 为控制变量, 对应代价函数中 $u(t)$ 。

1.3 两点边界约束

规划路径时应当给出泊车起始时刻的运动状态, 即

$$\begin{bmatrix} x(0) & y(0) & \theta(0) & v(0) & \varphi(0) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 & \theta_0 & v_0 & \varphi_0 \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

同样, 终止时刻也应当给出车辆的运动状态, 即

$$\begin{bmatrix} x(t_f) & y(t_f) & \theta(t_f) & v(t_f) & \varphi(t_f) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} x_{t_f} & y_{t_f} & \theta_{t_f} & v_{t_f} & \varphi_{t_f} \end{bmatrix}^T \quad (7)$$

另外, 停车时需要满足:

$$\begin{bmatrix} v(t_f) & a(t_f) & \omega(t_f) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

若需要回正方向盘, 则令:

$$\varphi(t_f) = 0 \quad (9)$$

1.4 路径约束

路径规划的目的是得到一条平顺、无碰撞的泊车路径, 因此在满足车辆自身运动学约束和边界约束之外, 还要考虑障碍物约束和车辆内在运动能力的限制。

车辆内在运动能力的限制和外部环境约束通常被称为路径约束, 用于将状态变量和控制变量限制在某一解空间内, 是作用于车辆运动过程(除车辆运动学方程外)的约束条件。

车辆内在的机械特性决定了状态变量、控制变量的取值范围, 一般包括:

$$\begin{cases} |\varphi(t)| \leq \varphi_{\max}, & t \in [0, t_f]; \\ |a(t)| \leq a_{\max}, & t \in [0, t_f]; \\ |v(t)| \leq v_{\max}, & t \in [0, t_f]; \\ |\omega(t)| \leq \omega_{\max}, & t \in [0, t_f] \end{cases} \quad (10)$$

其中: $\varphi_{\max}, \omega_{\max}$ 为最大前轮转角、最大前轮转向角速度; a_{\max}, v_{\max} 为泊车过程中允许的最大加速度

和最大速度。

外部环境约束主要表现为泊车通道约束以及整个泊车过程中车辆与障碍物的碰撞约束。将车辆在二维平面上近似成一个矩形, 根据后轴中点坐标 (x, y) 、轴距 L 、车身宽度 W_v 、前悬 L_f 和后悬 L_r 可以计算出车身 4 个顶点的坐标为:

$$\begin{cases} x_A = x + (L + L_f) \cos \theta - (W_v/2) \sin \theta, \\ y_A = y + (L + L_f) \sin \theta + (W_v/2) \cos \theta \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} x_B = x + (L + L_f) \cos \theta + (W_v/2) \sin \theta, \\ y_B = y + (L + L_f) \sin \theta - (W_v/2) \cos \theta \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} x_C = x - L_r \cos \theta + (W_v/2) \sin \theta, \\ y_C = y - L_r \sin \theta - (W_v/2) \cos \theta \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} x_D = x - L_r \cos \theta - (W_v/2) \sin \theta, \\ y_D = y - L_r \sin \theta + (W_v/2) \cos \theta \end{cases} \quad (14)$$

本文使用多边形来描述障碍物, 这种方式有利于构建解析形式的碰撞约束条件, 凸多边形可以减少优化计算的时间, 凹多边形可以分解为凸多边形的组合。

当某一点在多边形外部时, 该点与各顶点所连三角形的面积之和应大于多边形面积之和。当车身不与障碍物碰撞时, 应满足车身 4 个顶点均在凸多边形外部, 且凸多边形各顶点在车身外部, 另外为了安全考虑, 需要将实际的面积增加一个阈值。

设第 i 个障碍物为 n 边形, 碰撞约束可以简化表示为:

$$\begin{cases} \text{VoB}\{A(x, y), B(x, y), C(x, y), D(x, y), \\ F_{i1}(x, y), F_{i2}(x, y), \dots, F_{in}(x, y)\}; \\ \text{BoV}\{F_{i1}(x, y), F_{i2}(x, y), \dots, F_{in}(x, y), \\ A(x, y), B(x, y), C(x, y), D(x, y)\} \end{cases} \quad (15)$$

其中: $A(x, y), B(x, y), C(x, y), D(x, y)$ 为根据式(11)~(14)计算的车身顶点坐标; $F_{i1}(x, y), F_{i2}(x, y), \dots, F_{in}(x, y)$ 为障碍物各顶点坐标。

本文将目标车位左、右两侧的车位转化为障碍物考虑。

实际泊车时, 路径不仅受车位约束, 同时受到泊车通道约束。

泊车时车身顶点不应驶出区域边界, 则式(11)~(14)应满足:

$$\begin{cases} x_{\min} \leq x_m \leq x_{\max}, \\ y_{\min} \leq y_m \leq y_{\max} \end{cases} \quad (16)$$

其中: (x_{\min}, y_{\min}) 和 (x_{\max}, y_{\max}) 为泊车区域边界的坐标值; (x_m, y_m) 为车身各顶点的坐标值。

1.5 最优控制问题求解

基于提高泊车效率、减少交通拥堵的目的,本文期望在较短时间内完成泊车任务,因此取最短泊车时间为性能指标。自动泊车路径规划的最优控制问题可以表述为:

$$\begin{aligned} & \min t_f; \\ & \text{s. t. 车辆运动学方程(5);} \\ & \quad \text{两点边界约束式(6)、(7)、(8)、(9);} \\ & \quad \text{路径约束式(10)、(15)、(16)。} \end{aligned}$$

加入碰撞约束之后,最优控制问题的复杂程度显著增加,很难通过直接计算求解最优控制问题的闭合解。目前大规模最优控制问题的求解一般采用数值解法,首先对自变量进行离散化,将最优控制问题转化为非线性规划问题进行求解。

本文使用全联立正交配置有限元法^[13]对控制变量 $u(t)$ 和状态变量 $a(t)$ 进行离散化。将整个优化时域 $[0, t_f]$ 分为等长的 N 段,每段有限元为 $[t_{i-1}, t_i]$, 则有:

$$t_i - t_{i-1} = \frac{t_f}{N}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

在每段有限元 $[t_{i-1}, t_i]$ 上,以拉格朗日插值函数表示各变量,即

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{j=0}^K l_j(\tau) x_{i,j}, & \tau \in [0, 1]; \\ u(t) = \sum_{j=0}^K \bar{l}_j(\tau) u_{i,j}, & \tau \in [0, 1]; \\ t = t_{i-1} + (t_i - t_{i-1})\tau, & \tau \in [0, 1] \end{cases} \quad (18)$$

其中: l_j 为状态变量 $x(t)$ 的拉格朗日基函数; $x_{i,j}$ 为离散配置点的状态变量; \bar{l}_j 为控制变量 $u(t)$ 的拉格朗日基函数; $u_{i,j}$ 为离散配置点的控制变量; K 为插值阶次。

为保证各变量在配置点处拟合误差为 0,基函数应满足以下关系:

$$l_j(\tau) = \prod_{k=0, k \neq j}^K \frac{\tau - \tau_k}{\tau_j - \tau_k};$$

$$l_j(\tau_k) = \begin{cases} 1, & k = j; \\ 0, & k \neq j \end{cases} \quad (19)$$

$$\bar{l}_j(\tau) = \prod_{k=0, k \neq j}^K \frac{\tau - \tau_k}{\tau_j - \tau_k};$$

$$\bar{l}_j(\tau_k) = \begin{cases} 1, & k = j; \\ 0, & k \neq j \end{cases} \quad (20)$$

从而得到:

$$\begin{cases} x(t_{i,j}) = x_{i,j}, \\ u(t_{i,j}) = u_{i,j}, \\ t_{i,j} = t_{i-1} + (t_i - t_{i-1})\tau_j \end{cases} \quad (21)$$

完全离散后使用序列二次规划对离散后的非线性规划问题进行求解。

2 路径重规划

将泊车路径规划转换为最优控制问题,只要存在数值解,就可以规划出一条从起始状态到目标状态光滑、无碰撞且耗时最短的泊车路径。但实际泊车中,存在以下 2 个问题:

1) 传感器检测误差。目前车位检测大多基于相机和超声波,视觉方法获取的图像存在畸变,超声波传播时存在衰减,都难以获得准确的距离信息,导致计算的泊车终止运动状态不准确。

2) 路面状况的影响。坑洼等路面状况会影响实际路径跟踪效果。

为减小感知误差和路面状况对泊车的影响,提高泊车成功率,本文基于最优控制理论和全景环视系统提出路径重规划策略。全景环视系统视域广,可以对车位进行实时检测,并将障碍物转化为解析形式的约束方程;而最优控制方法在建好数学模型后,只需初始位姿和结束位姿就可以求解路径,适合进行路径重规划。

通常在车辆识别到车位后,需要 1 次或多次停车换挡才能泊车入位。每次停车换挡,车辆起始状态与目标状态更加接近。在停车换挡时,对目标状态进行更新,可以避免检测误差的累积,并可根据当前位置的起始状态和目标状态重新规划路径。

泊车过程中的停车换挡通常发生在以下几种情况:

- 1) 将驶出停车区域边界时;
- 2) 将与其他车辆、行人等障碍物发生碰撞时;
- 3) 将与停车车位约束进行碰撞时。

在实际泊车时,1 次路径规划的效果往往并不理想,这是由于狭窄车位空间的泊车路径复杂,而且需要多次前进后退,路径跟随难度大,即使感知误差可以忽略,跟随路径时也会产生累积误差,因此,采取路径重规划策略十分必要。采用重规划策略,车辆不再仅仅依靠初始信息进行泊车,而是将感知到的障碍物转化为约束方程,并实时更新目标状态,根据目标状态和车辆当前位姿计算最优路径。但如果一直跟随新生成的路径,那么泊车路径

会不断变化,为保证车辆行驶的平顺性,只有在停车换挡时才重新规划并跟随新路径。

路径重规划示意图如图 2 所示。图 2 中: q_s 表示起始状态; q_e 表示目标状态。

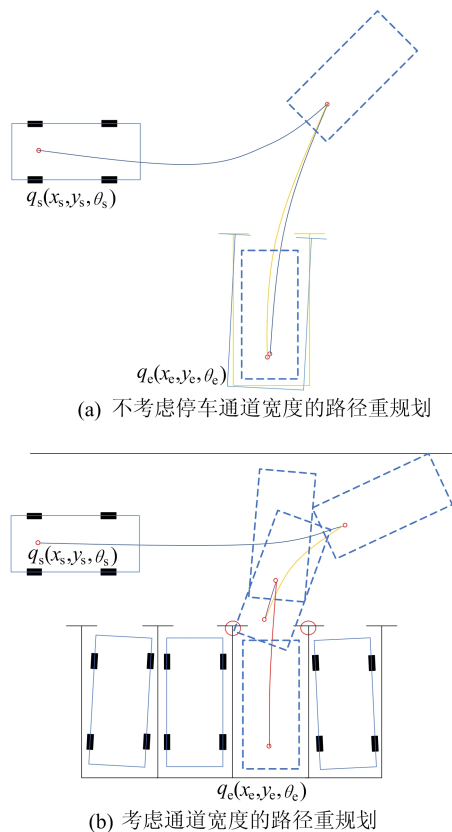


图 2 路径重规划示意图

图 2a 所示为不考虑通道宽度的路径重规划,蓝色路径为第 1 次检测到可用车位时根据起始状态和终止状态计算的路径,然后跟随路径进行泊车,在停车换挡时,根据此时检测到的目标状态重新规划泊车路径(黄色路径)。

图 2b 所示为考虑通道宽度的路径重规划,此时将检测到的通道边界添加到路径约束中。开始泊车时,车辆将感知到的障碍物转换为约束方程,并通过感知到的空闲车位计算目标状态,根据起始状态和目标状态基于最优控制方程求解路径,并跟随该路径进行泊车。计算的路径需要 3 次停车换挡,意味着执行了 3 次路径重规划。

每次路径重规划基于前一次路径规划的结果,保证了泊车路径的连续性。停车换挡时更新目标状态,新生成的路径消除了前一次路径跟随误差和感知误差对本次路径的影响,避免了累计误差的产生,且由于感知误差与距离正相关,随着起始状态与目标状态的接近,感知误差对泊车的

影响也越小。

路径重规划流程如图 3 所示。

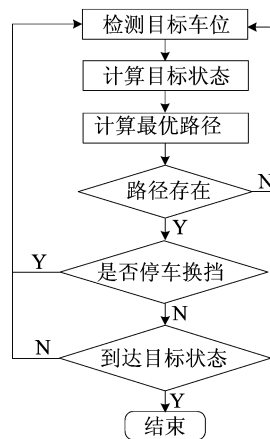


图 3 重规划流程

3 仿真分析

本文以最常见的垂直、平行和斜式 3 种类型车位来验证基于最优控制方法建立的数学模型。采用 MATLAB/Simulink 搭建仿真平台,车辆参数及运动学约束参数见表 1 所列。

表 1 车辆参数和物理约束

参数	数值
轴距/m	2.600
前悬/m	0.960
后悬/m	0.929
车身宽度/m	1.825
泊车最大车速/(m/s)	2.000
泊车最大加速度/(m/s ²)	0.300
最大前轮转角/rad	0.600
最大前轮转向角速度/(rad/s)	0.550

1) 垂直车位工况。垂直车位工况下最优控制的自动泊车仿真结果如图 4 所示。设车位宽度为 2.5 m,长度为 5.0 m,由于旁车不规范泊车导致实际车位狭窄,该工况下,车辆根据标准车位计算目标状态,并将障碍车转化为凸多边形约束进行路径规划。

从图 4 的仿真结果可以看出,在窄通道的垂直车位工况下,使用最优控制计算的泊车路径能够很好地满足避障约束和边界约束,状态变量和控制变量均满足约束条件。

规划路径用时 140.0 ms,泊车为低速工况,满足实时性要求,整个泊车过程用时仅 26.1 s,前轮转角变化连续,不存在原地转向。

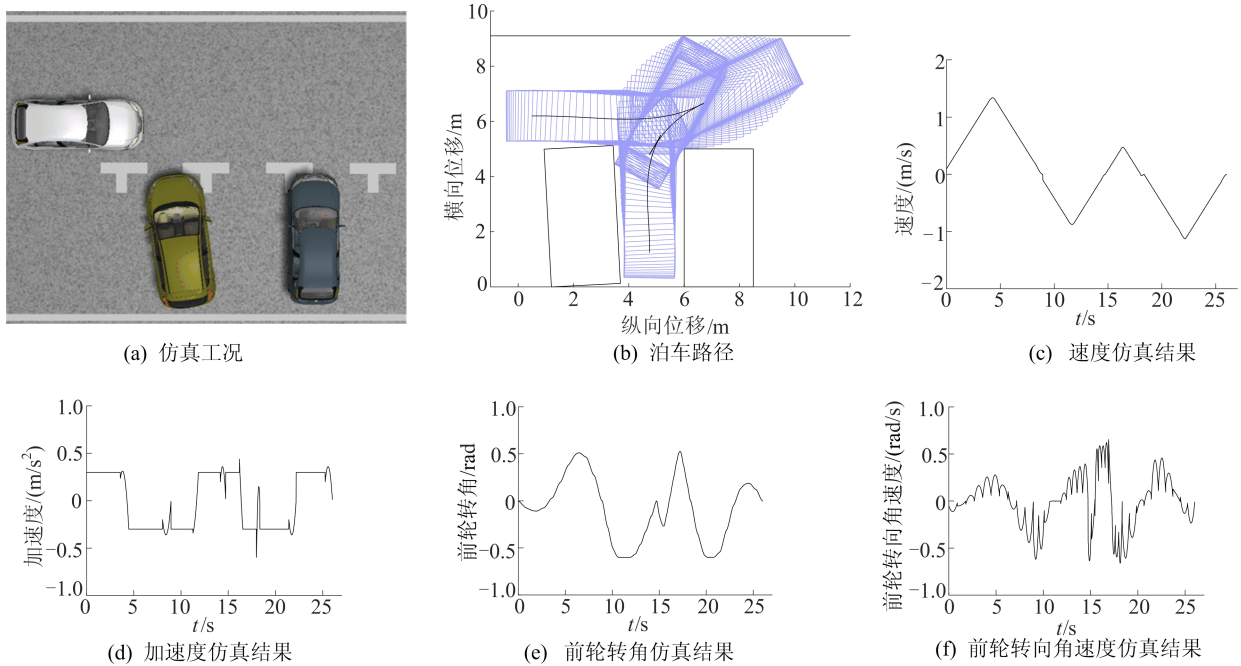


图 4 垂直车位工况下最优控制的自动泊车仿真结果

2) 平行车位工况。平行车位工况下最优控制的自动泊车仿真结果如图 5 所示。设停车通道宽度为 3.5 m,车位长度为 6.0 m,宽度为 2.5 m。

从图 5 的仿真结果可以看出,整个泊车过程无碰撞,前轮转角和速度变化连续,泊车耗时为 26.2 s。

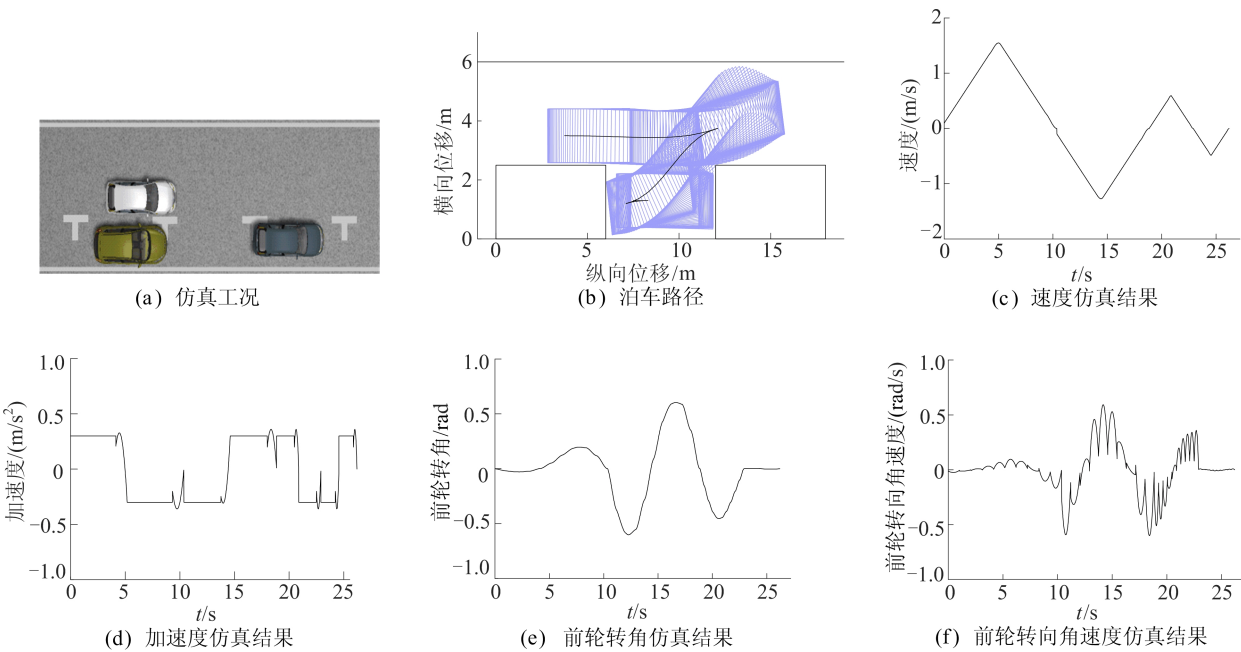


图 5 平行车位工况下最优控制的自动泊车仿真结果

3) 斜式车位工况。斜式车位工况下最优控制的自动泊车仿真结果如图 6 所示。设停车通道宽度为 4.0 m,车位类型为常见 60°倾角的斜式车位。从图 6 的仿真结果可以看出,整个泊车过程无碰撞,泊车耗时为 20.9 s。

仿真结果表明,将泊车路径规划问题转化为最优控制问题求解得到的路径质量较好,各种工况下均未与车位约束和边界约束产生碰撞,整个泊车过程中车辆前轮转角变化连续,即使在狭窄空间也没有出现原地转向。

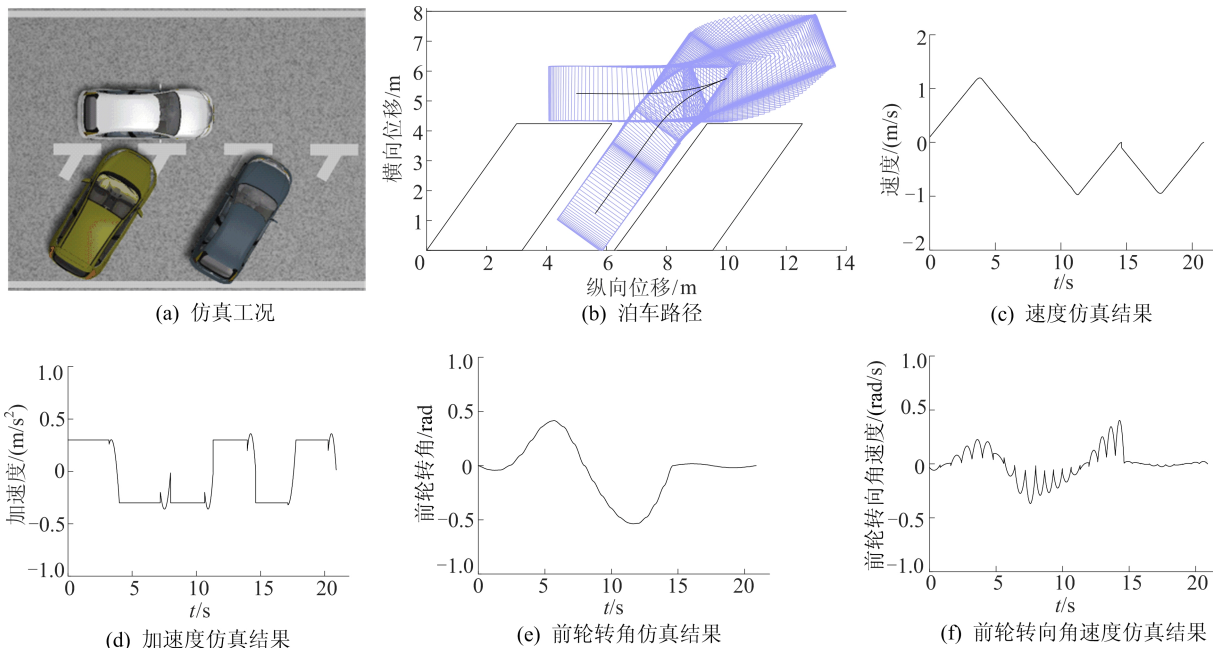


图 6 斜式车位工况下最优控制的自动泊车仿真结果

4 实车试验

由于仿真实验无法证明重规划算法可以提高泊车成功率,本文以实验室纯电汽车进行实车自动泊车试验,如图 7 所示。

全景环视系统由 4 颗鱼眼相机构成,用于车位及障碍物检测。泊车系统中,使用组合惯导对试验车进行差分定位,并通过轮速传感器获得车

轮转动的脉冲数;对试验车执行部件和控制系统进行线控改装,包括转向系统、制动系统、动力系统和挡位系统,分别实现车辆转向、车速和挡位的主动控制。

全景环视系统使用 YOLO-Fastest 深度学习算法进行车位角点的检测,YOLO-Fastest 大小仅 1.3 MiB,帧率可达 148 帧/s,只需 5 ms 即可识别出车位,满足实时性要求。

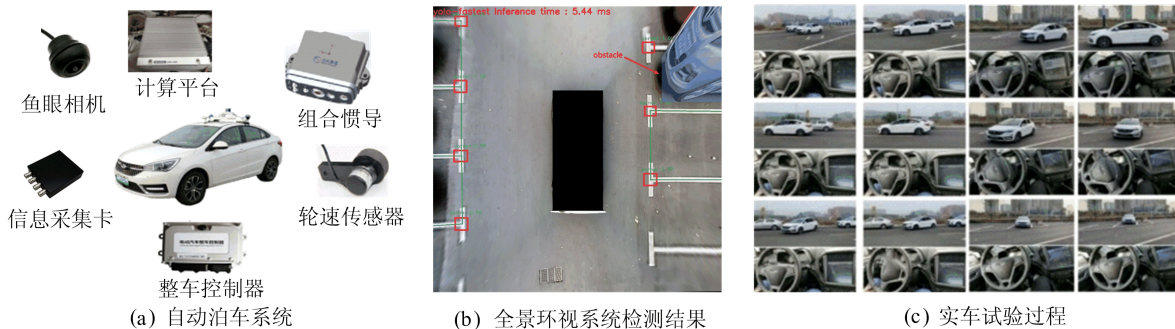


图 7 实车试验

图 7b 所示为全景环视系统下的车位识别情况,可以看出,全景环视系统对于车位角点和障碍物都有较好的检测结果。识别车位角点的目的是计算目标状态,以检测到车位时的车辆状态为泊车初始状态,并根据初始状态和目标状态调用路径求解路径。识别障碍物的目的是将障碍物转换为解析形式的凸多边形约束。

本文对垂直、平行、斜式车位分别进行 60 次泊车试验,其中 30 次使用路径重规划进行泊车,

30 次不使用路径重规划泊车,试验结果分别见表 2、表 3 所列。

表 2 未使用路径重规划策略的泊车试验结果

车位类型	泊车次数	成功次数	成功率/%
垂直	30	25	83.3
平行	30	24	80.0
斜式	30	26	86.7

表3 使用路径重规划策略的泊车试验结果

车位类型	泊车次数	成功次数	成功率/%
垂直	30	28	93.3
平行	30	28	93.3
斜式	30	29	96.7

泊车成功标准为车身在车库线内,泊车过程中车轮不压线,停车时车头车尾不出线。试验结果表明,采用路径重规划策略能有效提高泊车成功率。

5 结 论

1) 本文基于最优控制方法进行自动泊车路径规划,得到的路径平滑、曲率连续,便于跟踪控制,且省去了建图步骤;使用正交配置有限元法进行路径求解,求解时间在 100 ms 左右,满足低速泊车的实时性要求。

2) 将全景环视系统识别到的障碍物转化为凸多边形,便于建立解析形式的约束方程;再将约束方程作为最优控制问题的路径约束,则可以计算得到安全、无碰撞的泊车路径。

3) 相较于几何和图搜索等方法,使用最优控制方法进行路径规划不仅能得到泊车路径,还能得到泊车过程中控制变量和状态变量的变化过程,路径规划和运动规划能够同时完成。

4) 仿真结果表明,本文提出的泊车路径规划方法适用于常见的各种车位类型,并在窄车位、窄通道工况下也有较好的泊车效果。

5) 实车试验结果表明,使用路径重规划策略能明显提高泊车成功率。

[参 考 文 献]

[1] HUANG J, YANG Y F, DING D L, et al. Automatic park-

ing paths planning research based on scattering points nine-degree polynomial and easement curve[J]. Automobile Engineering, 2022, 237(3): 529-543.

- [2] 任秉韬,王渐渐,邓伟文,等. 基于混合 A* 和可变半径 RS 曲线的自动泊车路径优化方法[J]. 中国公路学报, 2022, 35(7): 317-327.
- [3] 张毅,施明瑞. 基于单元分解的改进 D* lite 路径规划算法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2021, 33(6): 1007-1013.
- [4] 朱冰,韩嘉懿,赵健,等. 基于安全场改进 RRT* 算法的智能汽车路径规划方法[J]. 汽车工程, 2020, 42(9): 1145-1150.
- [5] 张家旭,王晨,赵健. 基于改进人工势场法的汽车弯道超车路径规划与跟踪控制[J]. 汽车工程, 2021, 43(4): 546-552.
- [6] 陈鑫,兰凤崇,陈吉清. 基于改进深度强化学习的自动泊车路径规划[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2021, 35(7): 17-27.
- [7] LEE S, LIM W, SUNWOO M. Robust parking path planning with error-adaptive sampling under perception uncertainty[J]. Sensors, 2020, 20(12): 3560-3580.
- [8] 尹鑫,周金宇,程锦翔. 单目机器视觉误差概率建模与分析[J]. 江苏理工学院学报, 2022, 28(6): 82-87.
- [9] 张家旭,王志伟,郭崇,等. 面向动态障碍物场景的自主代客泊车路径规划[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2022, 52(2): 52-57.
- [10] 胡杰,朱令磊,陈瑞楠,等. 狭小车位平行泊车路径规划方法研究[J]. 汽车工程, 2022, 44(7): 44-50.
- [11] 汪佳兴,庄继晖,程晓鸣,等. B样条曲线下的 MPC 路径重规划算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2020, 34(4): 27-35.
- [12] 王杨斌,章伟,王为科,等. 改进 Informed-RRT* 的动态环境路径规划算法[J]. 电光与控制, 2022, 29(5): 28-32.
- [13] BIEGLER L. T. Nonlinear programming: concept, algorithms, and applications to chemical processes [M]. [S. l.]: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2010: 16-34.

(责任编辑 胡亚敏)