

基于 ABMSSA 的 PP 算法分布式自动驾驶 轨迹跟踪控制策略*

周正阳¹ 潘树国¹ 蔚保国² 高旺¹ 陈宗良¹

(1. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096; 2. 卫星导航系统与装备技术国家重点实验室 石家庄 050081)

摘要:针对在轨迹跟踪控制中横向纯追踪控制算法前视距离的选取受车辆速度影响较大的问题,本文设计了一种改进樽海鞘优化算法对纯追踪控制中的前视距离进行实时调整优化。首先在纯追踪控制模型的基础上,采用横向误差作为主要决策参数,设计了改进樽海鞘优化算法的目标函数,同时还在算法中引入布朗运动和自适应权重以防止陷入局部最优解和提高算法的收敛速度。其次本文还设计了纵向双环 PID 控制算法用于实现智能体车辆对于参考速度的跟踪。最后在智能体车辆实际平台上对所提出的基于分布式纵向双环 PID 控制算法、横向前视距离优化的纯追踪控制算法进行实验验证,并且设置多组对比实验。结果表明采用基于前视距离优化的纯追踪轨迹跟踪控制算法具有最优控制性能,其中最大横向误差为 0.068 m,平均横向误差为 0.014 m,相较于模糊优化其控制精度提升了 24.73%。

关键词: 轨迹跟踪; 纯追踪控制; 双环 PID 速度控制; 改进樽海鞘优化算法

中图分类号: TP273; TN96 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Distributed automatic driving trajectory tracking control strategy based on PP algorithm based on ABMSSA

Zhou Zhengyang¹ Pan Shuguo¹ Yu Baoguo² Gao Wang¹ Chen Zongliang¹

(1. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. State Key Laboratory of Satellite Navigation System and Equipment Technology, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: Aiming at the problem that the forward looking distance of the lateral pure tracking control algorithm is greatly affected by the vehicle speed, this paper designs an improved Salp optimization algorithm to adjust and optimize the forward looking distance in the pure tracking control in real time. Firstly, based on the pure tracking control model, the objective function of the improved Salp optimization algorithm is designed with the lateral error as the main decision parameter, and Brownian motion and adaptive weights are introduced into the algorithm to prevent falling into the local optimal solution and improve the convergence speed of the algorithm. Secondly, the longitudinal double-loop PID control algorithm is designed to track the reference speed of the vehicle. Finally, the proposed pure tracking control algorithm based on distributed longitudinal double-loop PID control algorithm and lateral forward distance optimization is verified experimentally on the actual platform of the agent vehicle, and multiple groups of comparison experiments are set up. The results show that the pure tracking trajectory tracking control algorithm based on forward looking distance optimization has the best control performance, in which the maximum lateral error is 0.068 m and the average lateral error is 0.014 m, and the control accuracy is improved by 24.73% compared with fuzzy optimization.

Keywords: trajectory tracking; pure pursuit control; double loop PID speed control; improved salpa optimization algorithm

0 引言

随着交通迅速发展以及汽车数量的持续上升,道路

拥堵以及疲劳驾驶等人为因素造成的交通事故日益增加,作为未来改善道路交通与驾驶安全最具潜力的技术,自动驾驶技术的重要性不言而喻^[1]。自动驾驶技术系统架构主要包括导航定位、环境感知、决策规划、以及控制

执行 4 大模块。其中导航定位模块主要是提供车辆当前的精确位置信息^[2]。感知模块是感知车身周围的环境,为路径规划^[3]和轨迹规划提供必要的信息。车辆由目标任务完成规划和避障等决策,其中的车辆的控制模块是立足于以上的 3 个模块的基础之上对于车辆进行控制,根据规划得出的目标轨迹进行横纵向控制,使得车辆沿着目标轨迹行驶。

目前主流的横向控制算法有模型预测控制算法(model predictive control, MPC)^[4]、PID 控制算法^[5]、滑模控制算法(silding model control, SMC)^[6]以及纯追踪控制算法(pure pursuit, PP)^[7]。主流的纵向控制算法主要有 PID 控制算法^[8]和模型预测控制算法^[9]。纯追踪控制算法由于其模型相对简单,鲁棒性强等特点目前被广泛应用于智能体车辆的路径跟踪领域。但是,纯追踪控制算法的跟踪性能很大程度上依赖于前视距离的选择,同时一般认为车速在一定范围内前视距离和车速成正比^[10]。前视距离越小,对于目标路径点的收敛速度就越快,但是很容易引起震荡,导致跟踪精度差。前视距离越大,发生振荡的程度就会越小,但是其收敛速度就会很慢,也会导致较大的跟踪误差。文献[11]提出了一种基于模型优化策略的前视距离优化方法,但该方法在实时性有所不足。文献[12]提出了一种基于车速的二次多项式函数的改进前视距离的方案,但是其二次多项式中不确定参数较多,所以其控制难度较大。文献[13]提出了一种多目标优化前视距离的方法,利用车辆运动学约束计算离散曲率,进而计算理想转向角。文献[14]提出了一种基于粒子群优化算法实时确定纯追踪控制在车速恒定且曲率变化较大情况下前视距离,但该方法未能考虑车速对于车辆前视距离的影响。文献[15]通过模糊控制获得更加合适的纯追踪控制的前视距离,但此方法受限于模糊规则的制定,且容易造成系统的不稳定。

综上所述,针对在轨迹跟踪控制中横向纯追踪控制算法前视距离的选取受车辆速度影响较大的问题,本文结合纯追踪控制模型和实际车辆,设计了一种改进樽海鞘优化算法对纯追踪控制在车速变化时的前视距离进行实时调整优化。通过实车实验,验证了所提出的改进樽海鞘优化算法对前视距离优化的可靠性和有效性。

1 纯追踪横向控制算法

纯追踪控制算法因为其控制模型相对简单且控制精度较高在无人驾驶控制领域应用广泛。纯追踪控制模型示意图如图 1 所示,图中 R 为车辆的转弯半径, δ 为前轮转角, L_d 为前视距离, (g_x, g_y) 为目标点。其模型是几何学自行车模型,纯跟踪算法以车辆后轴中心为切点,车辆纵向向车身为切线,通过控制前轮转角 δ ,使车辆可以沿着

一条经过目标路点 (g_x, g_y) 的圆弧行驶。

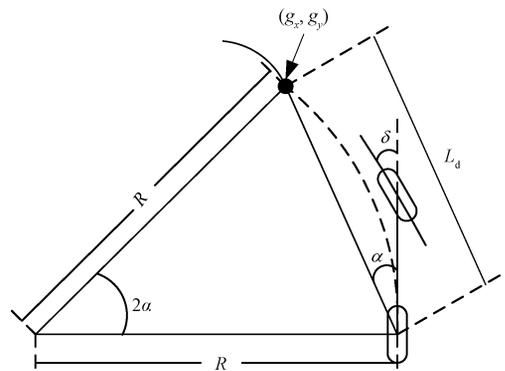


图 1 纯追踪示意图

Fig. 1 Geometry diagram of pure pursuit

由正弦定理可得:

$$\frac{L_d}{\sin 2\alpha} = \frac{R}{\sin(\frac{\pi}{2} - \alpha)} \quad (1)$$

将式(1)进一步化简可得:

$$\frac{L_d}{\sin \alpha} = 2R \quad (2)$$

由车辆的几何模型,车辆前轮转角可写为:

$$\delta = \arctan \frac{L}{R} \quad (3)$$

其中, L 为车辆的轴距。

将式(2)代入式(3)可得:

$$\delta_u = \arctan \frac{2L \sin \alpha}{L_d} \quad (4)$$

其中, δ_u 为车辆期望的转向角, L 为车辆的轴距,从式(4)可以看出前视距离的选取对于期望转向角影响很大。

一般认为纯追踪前视距离与车速成一次线性关系^[16]:

$$L_d = k \cdot v + L_f \quad (5)$$

其中, k 比例系数, v 为车辆速度, L_f 为使车辆稳定行驶的最小前视距离。

2 双环 PID 纵向控制算法

无人驾驶车辆既要满足横向控制精度,也要满足速度控制指标。速度控制器精度要求无人驾驶车辆的速度误差尽可能小。PID 控制器虽然可以实现速度跟踪,但其精度会有所降低。本文采用了纵向位置误差环和速度误差环的双 PID 控制器,在满足车辆速度控制精度的同时,还可以兼顾车辆的行驶过程中的平顺性。

车辆的误差模型如图 2 所示,本文是在参考路径的

基础上建立了 Frenet 坐标系。其中的 C 点坐标为车辆的实际位置, A 点是车辆实际位置在 Frenet 坐标系中投影, 其中的 B 点为参考轨迹点中距离车辆实际位置最近的点, B 点被称之为匹配点 (match point)。

由图 2 可知:

$$\boldsymbol{\tau}_m = [\cos\theta_m, \sin\theta_m] \quad (6)$$

$$\boldsymbol{n}_m = [-\sin\theta_m, \cos\theta_m] \quad (7)$$

其中, $\boldsymbol{\tau}_m$ 为匹配点 B 的切线方向的单位向量, \boldsymbol{n}_m 为匹配点 B 的法线方向的单位向量。

$$\boldsymbol{d} = \boldsymbol{X} - \boldsymbol{X}_m = [x - x_m, y - y_m] \quad (8)$$

其中, \boldsymbol{X} 为车辆实际位置的坐标向量, \boldsymbol{X}_m 为匹配点的坐标向量, \boldsymbol{d} 为向量 \boldsymbol{X} 和向量 \boldsymbol{X}_m 之差。

车辆的横向误差 e_d 和纵向误差 e_s 可分别表示为:

$$e_d = \boldsymbol{d} \cdot \boldsymbol{n}_m \quad (9)$$

$$e_s = \boldsymbol{d} \cdot \boldsymbol{\tau}_m \quad (10)$$

双环 PID 纵向控制的结构图如图 3 所示, 它主要

是由“位置 PID 跟踪控制器”和“速度 PID 跟踪控制器”构成。位置跟踪控制器的输入为纵向跟踪误差 e_s , 输出为速度补偿 v_c ; 速度 PID 跟踪控制器的输入为速度补偿和当前位置速度偏差, 输出为加速度补偿 a_c 。

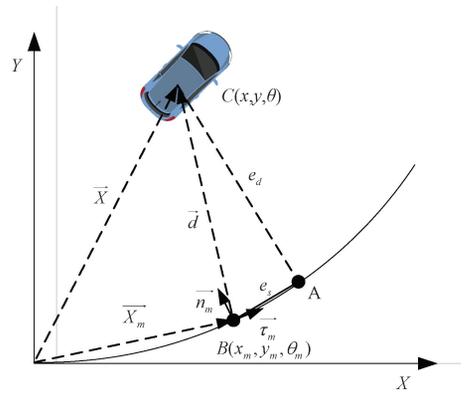


图 2 车辆误差模型

Fig. 2 Vehicle error model

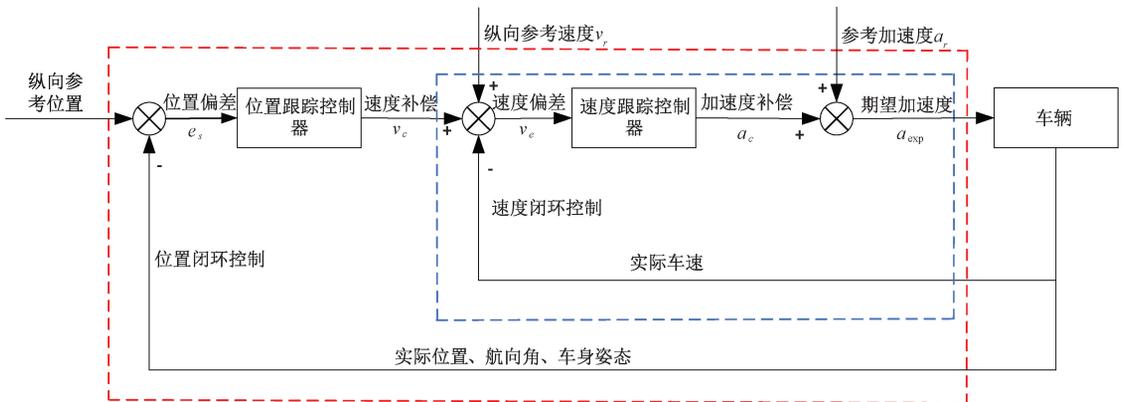


图 3 双环 PID 纵向控制的结构

Fig. 3 Structure diagram of double loop PID longitudinal control

通过加速度补偿和参考加速度即可求出车辆的期望加速度, 进而控制车辆的速度。这种方法可以同时控制两个已知的输入量, 增强了系统整体的抗干扰性能, 提高了鲁棒性。

在双环 PID 控制系统中, 针对式 (11) 和 (12) 中的比例、积分和微分的参数进行整定, 最终实现对车辆的纵向控制。

$$v_c = k_{ps} \cdot e_s + k_{ds} \cdot \frac{de_s}{dt} + k_{is} \cdot \int e_s \cdot d\tau \quad (11)$$

$$a_c = k_{pe} \cdot v_e + k_{de} \cdot \frac{dv_e}{dt} + k_{ie} \cdot \int v_e \cdot d\tau \quad (12)$$

3 ABMSSA 算法

ABMSSA 是一种改进的樽海鞘智能优化算法^[17], 它

在传统的樽海鞘算法的基础之上引入了布朗运动和自适应权重。一方面, 通过在樽海鞘算法中引入布朗运动, 可以提高樽海鞘算法的开发能力和探索能力, 防止算法陷入局部最优解; 另一方面, 通过引入自适应权重机制, 可以加快优化算法的收敛。

对于一维的布朗运动, 假设 W_t 是概率空间上的布朗实值过程, 则布朗运动的实值更新公式为:

$$\Delta W_t \sim N(0, h), \forall t > 0, h > 0 \quad (13)$$

引入布朗运动的樽海鞘优化算法的领导者更新公式为:

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1((ub - lb)c_2 + lb) \cdot W_t, c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1((ub - lb)c_2 + lb) \cdot W_t, c_3 < 0.5 \end{cases} \quad (14)$$

其中, W_t 表示布朗运动轨迹参数, x_j^1 表示领导者的位置, F_j 表示食物的位置即全局最优解, ub 表示阈值的

上界, lb 表示阈值的下界, c_2 和 c_3 表示 $[0, 1]$ 之间的随机数, c_1 是平衡探索和开发能力的重要参数, 其中 c_1 的计算公式为:

$$c_1 = 2e^{-\left(\frac{t}{T}\right)^2} \quad (15)$$

其中, t 为当前的迭代次数, T 为最大迭代次数。

在改进樽海鞘算法的搜索过程之中, 为了加快收敛速度, 本文设计了两个不同的自适应权重如下:

$$W_1 = \frac{2f^2(x_j^i)}{f^2(x_j^{i-1}) + f^2(x_j^i)} \quad (16)$$

$$W_2 = \frac{f^2(x_j^{i-1})}{f^2(x_j^{i-1}) + f^2(x_j^i)} \quad (17)$$

其中, x_j^i 表示第 j 维的第 i 个跟随的樽海鞘, $f(x_j^i)$ 和 $f(x_j^{i-1})$ 分别表示第 j 维的第 i 个跟随的樽海鞘以及它所跟随的相邻樽海鞘的适应度的值。其中 W_1 影响局部优化的能力, W_2 影响全局优化的能力。

改进樽海鞘算法流程如图 4 所示。首先初始化樽海鞘种群, 设定在搜寻过程中的上下界。后根据目标函数计算适应度, 将最优解赋值给食物源保存。领导者继续探索最优解周围的空间, 跟随者不断趋近于领导者, 经过一定次数的迭代, 不断更新领导者和追随者的位置, 最终确定的食物源即为最优前视距离, 且改进后的樽海鞘优化算法还可以提高算法的收敛速度, 系统的实时性得以保证。改进的樽海鞘优化算法的跟随者位置更新方式如式(18)所示。

$$x_j^i = \frac{1}{2}W_1 \cdot (x_j^i + x_j^{i-1}) + W_2 \cdot (F_j - x_j^i) \quad (18)$$

改进的樽海鞘算法优化前视距离的目标函数设计为:

$$J = \sqrt{a_1 \sum_{i=1}^{n-1} E_{1i} + a_2 \sum_{i=1}^{n-1} E_{2i}} \quad (19)$$

其中, a_1 和 a_2 分别为权重系数。第 1 部分包含了车辆位置和参考轨迹之间的误差信息, 代表轨迹跟踪的准确性; 第 2 部分包含了车辆航向角和参考航向角之间的误差, 代表车辆在行驶时的安全性。为了同时满足车辆跟踪时的精度和安全性, 在本文中分别设置为 0.6 和 0.4, E_{1i} 和 E_{2i} 的计算公式如下:

$$E_{1i} = \sqrt{(y_i - y_{ref,i})^2 + (x_i - x_{ref,i})^2} \quad (20)$$

$$E_{2i} = |\theta_i - \theta_{i-1}| \quad (21)$$

其中, x_i 和 y_i 分别表示为车辆在 i 时刻的横向位置和纵向位置; $x_{ref,i}$ 和 $y_{ref,i}$ 分别表示车辆在 i 时刻的参考横向位置和参考纵向位置; θ_i 和 θ_{i-1} 分别表示车辆 i 时刻和第 $i-1$ 刻的车辆的航向角。

通过一系列的迭代, 可以找到使得目标函数最小的前视距离即为该速度下的最优前视距离。

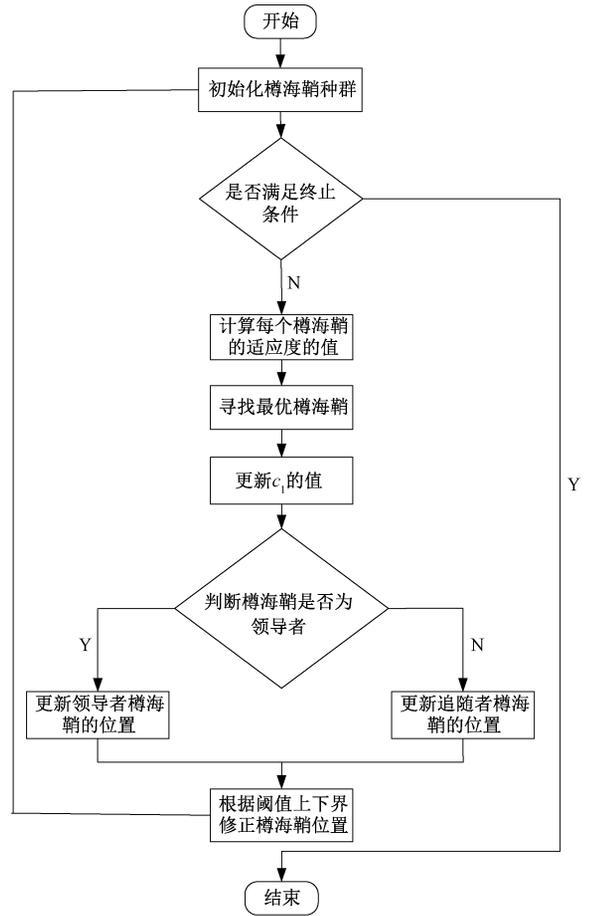


图 4 改进樽海鞘算法流程

Fig. 4 The flowchart of ABMSSA

4 实验验证

4.1 仿真实验

为了验证 ABMSSA 优化算法的有效性, 设置本节路径跟踪仿真实验, 仿真平台为 MATLAB。本节仿真实验设置为: 1) 对比分析改进樽海鞘优化算法与传统樽海鞘优化算法的收敛的速度。2) 不考虑车辆的纵向控制, 在恒定车速下对比分析 ABMSSA 优化算法在纯追踪控制中对前视距离的优化效果后通过最小二乘法拟合出最优前视距离和车速的线性关系。

本次仿真实验采取的轨迹为双移线工况, 车辆的初始位置为参考轨迹的起点, 车轴距设定为 0.65 m, 设定车速为 1 m/s, 仿真参考路径如图 5 所示。

按照式(16)~(18)对改进的樽海鞘优化算法进行不断地更新迭代, 得到改进樽海鞘优化算法在速度为 1 m/s 时的最优前视距离 $L_d = 0.154$ m。对比分析改进樽海鞘优化算法与传统樽海鞘优化算法的收敛的速度, 其结果如表 1 所示。同时为了验证该前视距离的最优

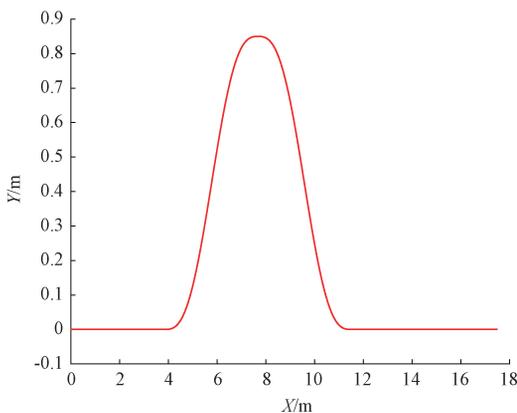


图 5 参考路径

Fig. 5 Reference path

性,分别选取 $L_d = 0.154, 0.5$ 和 0.1 m 进行仿真对比,得到在不同前视距离下的路径跟踪和横向误差对比,如图 6 所示。

由表 1 可看出改进樽海鞘优化算法相较于传统樽海鞘优化算法的收敛时间减少了 3.5699 s,收敛速度提高了 20.49% 。

由图 6(a)、(b)可以看出在这 3 个前视距离下整体的横向控制精度较高,通过比较可以得出在 $L_d = 0.154$ m 时的最大横向误差小于在 $L_d = 0.5, 0.1$ m 时最大横向误差,且总体控制精度更优。

表 1 改进樽海鞘算法和传统樽海鞘算法对比

Table 1 The improved Salp algorithm compares with traditional Salp algorithm

参数	改进樽海鞘算法	传统樽海鞘算法
收敛时间/s	13.853 8	17.423 7
前视距离/m	0.154	0.154

采用 ABMSSA 算法对不同速度下的双移线工况进行最优前视距离进行优化,后将优化后的不同速度下的最优前视距离进行最小二乘拟合,可得到最优前视距离和速度的一次线性关系。

速度分别取 $0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.0, 1.2, 1.4$ m/s,采用 ABMSSA 优化算法得出在不同的速度下的最优前视距离,后采用最小二乘法进行拟合。拟合结果如图 7 所示。

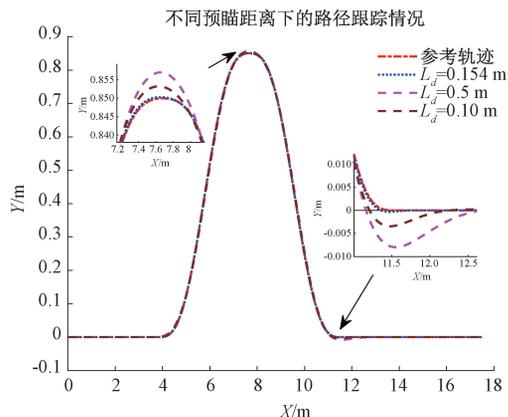
拟合出的前视距离 L_d 与速度 v 的线性关系为:

$$L_d = 0.083 0v + 0.068 9 \quad (22)$$

4.2 实车实验

为了进一步验证实验的合理性,在智能体车辆平台进行实车轨迹跟踪实验。轨迹即在路径的坐标信息的基础上又添加了参考速度、参考加速度、参考时间的信息。

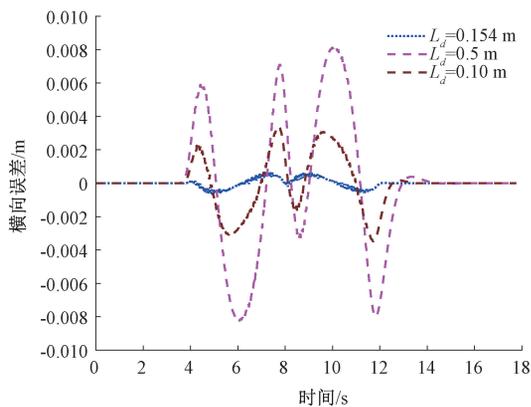
实车轨迹跟踪框架分为定位模块、决策模块和执行



(a) 路径跟踪对比

(a) Path tracking comparison

不同前视距离下的横向误差



(b) 横向误差对比

(b) Lateral error comparison

图 6 路径跟踪结果

Fig. 6 Path tracking result

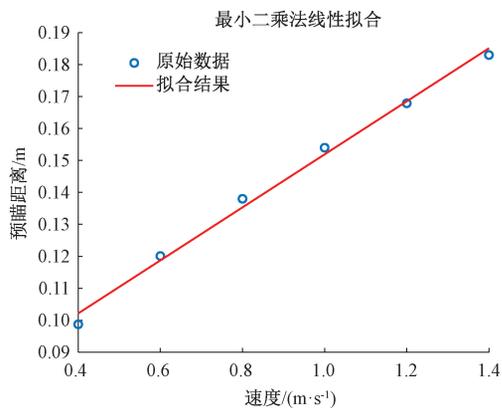


图 7 最小二乘拟合曲线

Fig. 7 Least squares fit curve

模块。定位模块通过实时动态定位技术和惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 进行组合导航接受定位信息;决策模块通过 CAN 总线实时输出控制命令至执行

模块。执行模块由自由转向机构、加速和制动模块构成。实验小车测试平台的基本参数如表 2 所示。本次实验的测试小车和场地如图 8 所示。

表 2 测试车辆参数

Table 2 Test vehicle parameters

参数	指标
轴距/mm	650
长×宽×高/mm	980×745×380
前/后轮距/mm	605
车体重量/kg	65/70
空载最高车速/(m·s ⁻¹)	1.5
转向精度/(°)	0.5
转向	前轮阿克曼
最大转向角度/(°)	33
最大爬坡能力/(°)	10
最小转弯半径/m	1.6
载重/kg	150
通信接口	CAN



图 8 实车平台及实验场地

Fig. 8 Real vehicle platform and test site

本次实车实验跟踪的轨迹为如图 5 所示的双移线工况。针对于双移线路径进行轨迹的生成。首先将双移线路径点的平面直角坐标系下的坐标转换为 Frenet 坐标系下的坐标,后对其进行动态规划,在对动态规划的结果进行二次规划即可得到双移线轨迹,最后通过插值法进行轨迹点的增密。得到参考速度随时间的曲线如图 9 所示。因为考虑车辆最大空载车速为 1.5 m/s,故参考速度设定为先从 0 上升到 1.25 m/s,行驶一段时间后,速度降为 0.6 m/s 匀速行驶。

实车实验采用基于分布式控制。纵向采用双环 PID 控制算法,横向采用基于 ABMSSA 的前视距离优化的纯追踪控制算法。为了验证 ABMSSA 算法的有效性。首先测试了多组恒定前视距离的跟踪效果,后经比较在 $L_d = 1.5$ m 时控制精度较高。同时还将 ABMSSA 优化算法与模糊优化算法进行对比分析。最终轨迹跟踪测试结果如

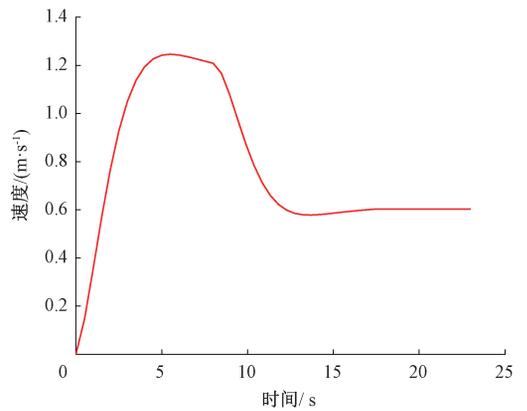


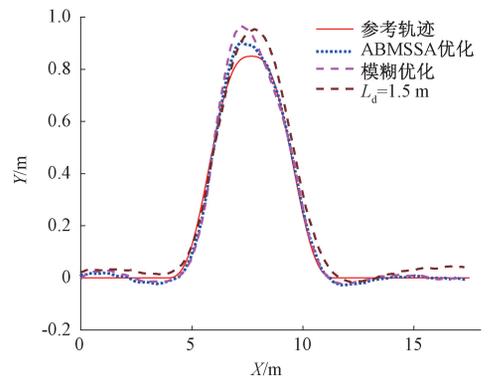
图 9 参考速度随时间变化曲线

Fig. 9 Reference velocity curve over time

图 10 所示。在轨迹跟踪过程中 ABMSSA 实时优化的动态前视距离变化如图 11 所示。

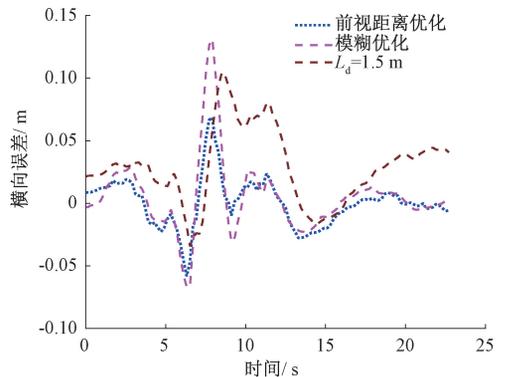
1) 图 10(a)、(b)反映的是横向控制精度,图 10(c)、(d)反映的是纵向控制精度。由图 10(c)、(d)可知双环 PID 纵向控制器能够实现车辆对于参考车速的精确跟踪,并且前视距离对纵向控制精度几乎无影响。

2) 由图 10(a)、(b)可知,ABMSSA 优化算法的最大横向误差为 0.068 m,优于模糊优化和固定前视距离。且 ABMSSA 优化算法的整体跟踪路径平稳,波动较小,整体



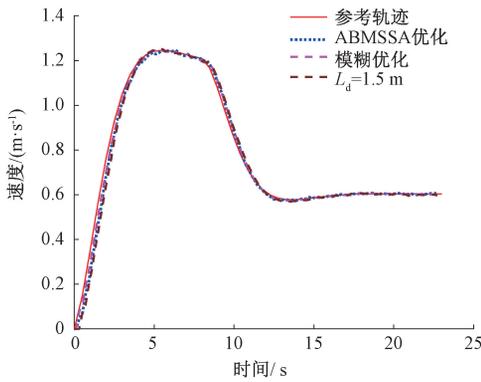
(a) 轨迹跟踪对比

(a) Trajectory tracking comparison



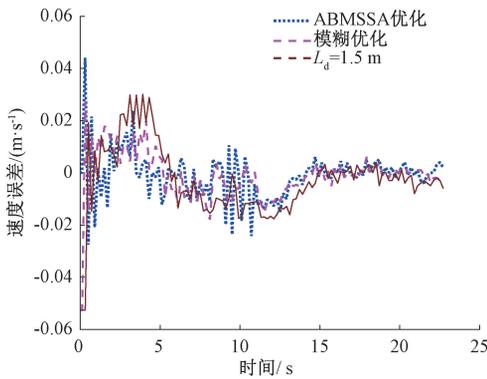
(b) 横向误差对比

(b) Lateral error comparison



(c) 速度跟踪对比

(c) Velocity tracking comparison



(d) 速度误差对比

(d) Velocity error comparison

图 10 轨迹跟踪测试结果

Fig. 10 Trajectory tracking test results

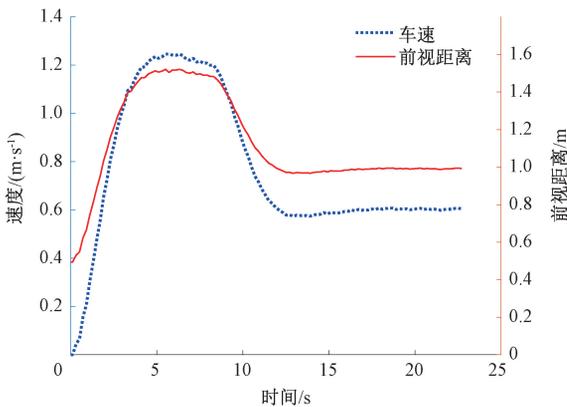


图 11 ABMSSA 优化前视距离变化曲线

Fig. 11 Optimize the forward looking distance curve

控制精度较高。经计算在 ABMSSA 前视距离实时优化实验中的平均横向误差为 0.014 0 m;在 $L_d = 1.5$ m 时的平均横向误差为 0.033 8 m;在模糊优化前视距离实验中平均横向误差为 0.018 6 m;相较于糊优化前视距离和 $L_d = 1.5$ m 跟踪精度分别提升了 24.73%和 58.70%。

5 结 论

本文提出了一种改进樽海鞘优化算法对纯追踪控制在轨迹跟踪中车速变化时的前视距离进行实时优化。首先在仿真平台上验证了改进樽海鞘优化算法的有效性。后在实车测试平台上,对所提出的优化算法进行轨迹跟踪测试。结果表明采用基于前视距离优化的纯追踪轨迹跟踪控制控制算法的最大横向误差为 0.068 m,平均横向误差为 0.014 0 m,控制精度相较于模糊优化提升了 24.73%,该算法能够有效的提高车辆在车速变化时的控制精度。

参考文献

[1] 陈耀庭,郑燕萍. 无人驾驶汽车路径跟踪算法研究综述[J]. 林业机械与木工,2023,51(6):21-26,35.
CHEN Y T, ZHENG Y P. A review of path tracking algorithms for driverless vehicles[J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment, 2023,51(6):21-26,35.

[2] 韩勇强,于潇颖,纪泽源,等. 面向城市复杂环境的 GNSS/INS 高精度图优化算法[J]. 中国惯性技术学报,2022,30(5):582-588.
HAN Y Q, YU X Y, JI Z Y, et al. The high-precision factor graph optimization algorithm of GNSS/INS for urban complex environment [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2022,30(5):582-588.

[3] 王萍,潘树国,蔚保国,等. 基于 RSS_GN RRT 算法的狭长空间路径规划[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(1):72-85.
WANG P, PAN SH G, YU B G, et al. Narrow and long space path planning based on RSS_GN RRT algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024,38(1):72-85.

[4] WANG H, LIU B, PING X, et al. Path tracking control for autonomous vehicles based on an improved MPC[J]. IEEE Access, 2019, 7: 161064-161073.

[5] HAN G, FU W, WANG W, et al. The lateral tracking control for the intelligent vehicle based on adaptive PID neural network[J]. Sensors, 2017, 17(6): 1244.

[6] 葛媛媛,张宏基. 基于自适应模糊滑模控制的机器人轨迹跟踪算法[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(5):746-755.
GE Y Y, ZHANG H J. Trajectory tracking algorithm for robot based on adaptive fuzzy sliding mode control[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017,31(5):746-755.

[7] WANG W J, HSU T M, WU T S. The improved pure pursuit algorithm for autonomous driving advanced system[C].2017

- IEEE 10th International Workshop on Computational Intelligence and Applications (IWCIA). IEEE, 2017: 33-38.
- [8] 赵伟,赵汗青.基于模糊自整定 PID 的履带车辆自动驾驶系统纵向车速控制[J].计算机应用,2018,38(S1):63-66.
ZHAO W, ZHAO H Q. Speed control of tracked vehicle driving system based on fuzzy self-tuning PID [J]. Journal of Computer Applications, 2018,38(S1):63-66.
- [9] MEKALA G K, SARUGARI N R, CHAVAN A. Speed control in longitudinal plane of autonomous vehicle using mpc [C]. 2020 IEEE International Conference for Innovation in Technology (INOCON). IEEE, 2020: 1-5.
- [10] PARK M, LEE S, HAN W. Development of steering control system for autonomous vehicle using geometry - based path tracking algorithm [J]. Etri Journal, 2015, 37(3): 617-625.
- [11] KIM S, LEE J, HAN K, et al. Vehicle path tracking control using pure pursuit with MPC-based look-ahead distance optimization [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023,73(1):53-66.
- [12] 付景枝,尹泽凡,刘云平,等.基于改进纯跟踪算法的无人车路径跟踪研究[J].机械设计,2022,39(S2):41-45.
FU J ZH, YIN Z F, LIU Y P, et al. Research on track driving of unmanned vehicle based on improved pure tracking algorithm [J]. Journal of Machine Design, 2022,39(S2):41-45.
- [13] HORVÁTH E, HAJDU C, KÖRÖS P. Novel pure-pursuit trajectory following approaches and their practical applications [C]. 2019 10th IEEE International Conference on Cognitive Infocommunications (CogInfoCom). IEEE, 2019: 597-602.
- [14] 张华强,王国栋,吕云飞,等.基于改进纯追踪模型的农机路径跟踪算法研究[J].农业机械学报,2020,51(9):18-25.
ZHANG H Q, WANG G D, LYU Y F, et al. Agricultural machinery automatic navigation control system based on improved pure tracking model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(9):18-25.
- [15] 杨言,刘放,郑雪楷,等.基于模糊纯追踪模型的隧道台车路径追踪控制[J].电子测量技术,2022,45(7):14-20.
YANG Y, LIU F, ZHENG X K, et al. Path tracking control of tunnel trolley based on fuzzy pure pursuit mode [J]. Electronic Measurement Technology, 2022,45(7):14-20.
- [16] 汤新华,成宇庆,潘树国,等.基于时滞补偿的纯追踪控制前视距离优化方法[J].中国惯性技术学报,2023,31(9):876-882.
TANG X H, CHENG Y Q, PAN SH G, et al. Look-ahead distance optimization for pure pursuit control based on time delay compensation [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023,31(9):876-882.
- [17] 梁成龙,陈志环.基于混合策略改进的樽海鞘群算法[J/OL].控制与决策,1-9[2024-06-04].https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0436.
LIANG CH L, CHEN ZH H. Improved salp swarm algorithm based on hybrid strategy [J / O L]. Control and Decision, 1-9 [2024-06-04]. https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0436.

作者简介



周正阳,2021年于河南理工大学获得学士学位,现为东南大学硕士研究生,主要研究方向为无人车辆跟踪控制。

E-mail: 947310809@qq.com

Zhou Zhengyang received his B. Sc. degree of Engineering from Henan Polytechnic University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate in the Southeast University. His main research interest includes vehicle control.



潘树国(通信作者),2007年于东南大学获得博士学位,现为东南大学教授,博士生导师,主要研究方向为GNSS高精度定位与环境智能感知。

E-mail: psg@seu.edu.cn

Pan Shuguo (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Southeast University in 2007. Now he is a professor, Ph. D. supervisor in Southeast University. His main research interests include GNSS high-precision positioning and environmental intelligent sensing.