

DOI:10.11918/202012053

自适应 LOS 制导结合 MPC 控制的车辆循迹优化

刘清河,王泽文,赵立军

(哈尔滨工业大学 汽车工程学院,山东 威海 264209)

摘要: 为提升无人驾驶车辆循迹过程的动态响应能力,确保车辆能快速且稳定地跟踪参考路线,首先基于模糊控制的思想,在传统视线(line-of-sight, LOS)制导策略中引入了时变前视距离,提出了改进后的自适应 LOS 制导策略,把目标轨迹的跟踪简化为目标点航向的跟踪。其次,建立车辆三自由度动力学模型,并结合自适应 LOS 状态方程设计路径跟踪系统的线性数学模型。最后,基于模型预测原理,使用多步预测、滚动实时优化、反馈校正等控制方式,求解出最优反馈的方向盘控制指令。本文为验证上述所提及跟踪策略的有效性,在 Simulink 仿真环境中分别以直线路径和曲线路径作为参考轨迹进行追踪仿真实验,结果表明:所提自适应 LOS 制导策略能使循迹车辆的轨迹横向误差和航向误差迅速地收敛到零,从而验证了改进 LOS 制导算法可以提高无人车路径跟踪的响应速度和平稳性。

关键词: 自动驾驶;动力学模型;自适应视线制导法;路径跟踪;模型预测控制

中图分类号: TP242

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2022)01-0096-09

Vehicle tracking optimization based on adaptive LOS guidance and MPC control

LIU Qinghe, WANG Zewen, ZHAO Lijun

(School of Automotive Engineering, Harbin Institute of Technology, Weihai 264209, Shandong, China)

Abstract: To improve the dynamic response ability of unmanned vehicle tracking process and ensure that the vehicle can track the reference route quickly and stably, this paper firstly introduces the time-varying forward-looking distance into the traditional line-of-sight (LOS) guidance strategy based on the idea of fuzzy control, and proposes the improved adaptive LOS guidance strategy, which simplifies the tracking of target trajectory to the heading of the target point track. Secondly, a three degree of freedom dynamic model of vehicle is established, and the linear system mathematical model of path tracking is designed by combining the tracking error variable of adaptive LOS. Finally, multi-step prediction, rolling real-time optimization and feedback correction are used to solve the optimal feedback steering wheel control command, based on the principle of model prediction. To verify the effectiveness of the above-mentioned tracking strategy, the straight-line path and the curve path are used as the reference path in the Simulink simulation environment. The results show that the proposed adaptive LOS guidance strategy can make the tracking vehicle's lateral and heading errors converge to zero rapidly, which verifies that the adaptive LOS guidance algorithm can improve the response speed and stability of unmanned vehicle path tracking.

Keywords: autonomous driving; dynamic model; adaptive line-of-sight guidance method; path tracking; model predictive control

近些年,沿规定导航路径行驶的运输车以及园区观光游览车逐步成为企业研究的热点^[1],无人车在商用运输^[2-3]以及未来军事领域都有广阔的应用前景。作为自动驾驶核心技术之一,路径制导算法以及控制器的设计具有很强的理论研究价值和现实意义,国内外学者在这个领域开展了广泛而深入研究。目前主流的制导方法有两种:第一种是纯追踪(Pure Pursuit)算法^[4],该方式在车辆以及移动机器人的循迹领域应用广泛,但在高速行驶工况下会出

现超调。第二种是 Stanley 算法,该方法对环境中的随机干扰有较弱的鲁棒性,转弯时极易冲出跑道。目前循迹车辆的控制方法大多基于现代控制理论,主流方法有 LQR 控制^[5],PID 控制^[6]和模型预测控制^[7](model predictive control, MPC)等。LQR 控制选取了车辆运动学模型作为研究对象,但忽略车辆动力学约束,快速转弯时极易侧偏。经典 PID 控制简化了控制问题,鲁棒性高,控制参数需要反复地修改、调试,耗时较长。模型预测控制能实时处理多变量约束优化问题,权重系数选取灵活多样,在提高循迹实时性和稳定性方面有很好的效果。

针对无人车路径跟踪问题的不足之处,本文总

收稿日期:2020-12-15

基金项目:山东省重点研发计划项目(2019GGX104107)

作者简介:刘清河(1977—),男,副教授,硕士生导师

通信作者:赵立军, zhaolijun@hitwh.edu.cn

结了文献[8]中传统视线(line-of-sight, LOS)制导法动态响应慢的缺点,提出了时变前视距离的自适应 LOS 算法,把目标轨迹的跟踪转化为航向的跟踪,并基于车辆横向动力学模型以及模型预测控制方式求解最优反馈的方向盘控制指令。最后,为验证上述所提跟踪策略的有效性与优越性,在 Simulink 仿真环境分别进行直线路径和曲线路径追踪测试,验证了改进 LOS 制导算法能够基于当前的横向误差及调整前视距离,更出色地完成路径跟踪任务。

1 基于时变前视距离的视线(LOS)制导法

1.1 传统 LOS 的基本原理

视线(line-of-sight, LOS)制导法^[9]是在地对空导弹的多目标拦截,自动驾驶循迹领域应用较为广泛的经典制导算法,不仅能追踪曲率 k 为 0 的直线路径还可以追踪曲率 $k > 0$ 的曲线路径,但是变化曲率的存在会干扰车辆当前位置和目标位置的横向误差的大小,使得误差不能稳定的收敛。虽然曲率 k 不为零,但可以把曲线轨迹切分为许多段曲率为 0 的直线路径,本文选取细分后的直线作为追踪的目标路径。视线制导算法的原理如图 1 所示。

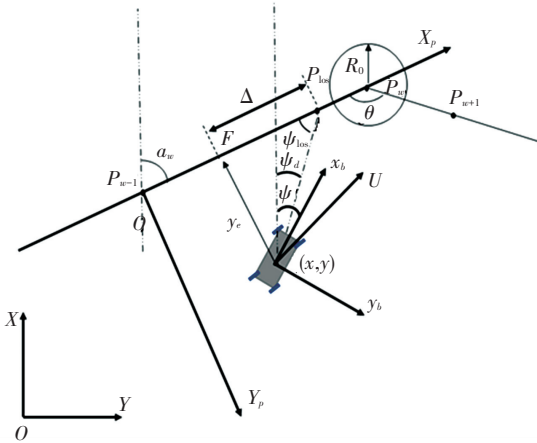


图 1 视线制导法追踪直线的几何图解

Fig.1 Geometric illustration of line-of-sight guidance

LOS 引导车辆收敛于目标直线 $P_{w-1}P_w$ 上的 LOS 点 $P_{\text{los}}(x_{\text{los}}, y_{\text{los}})$, 其中, $P_{w-1} = [x_{w-1}, y_{w-1}] \in R^2$, $P_w = [x_w, y_w] \in R^2$ 并保持车辆的方位角 ψ 和目标直线的航向角 α_w 一致。车辆在世界坐标系 (OXY) 中的位置坐标为 $P = [x, y] \in R^2$, 则循迹过程中确定 $P_{\text{los}}(x_{\text{los}}, y_{\text{los}})$ 的方法为:作车辆位置至期望直线的垂线, $P_{w-1}P_w$ 上与垂足 F 相距前视距离 Δ 的位置即为 LOS 点。设定一个以 P_{w-1} 为原点的正切参考坐标系 (OX_pY_p), 此时参考路径在世界坐标系 (OXY) 中的航向角可以表示成

$$\alpha_w = \arctan2(y_w - y_{w-1}, x_w - x_{w-1}) \quad (1)$$

循迹过程中的沿向误差 x_e 和横向误差 y_e 经过坐标转换可以表示为

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \end{bmatrix} = \mathbf{R}^T(a_w) \begin{bmatrix} x - x_{w-1} \\ y - y_{w-1} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{R}^T$ 为世界坐标系 (OXY) 到参考路径坐标系 (OX_pY_p) 的转换矩阵, 表示为

$$\mathbf{R}(a_w) = \begin{bmatrix} \cos a_w & -\sin a_w \\ \sin a_w & \cos a_w \end{bmatrix} \quad (3)$$

展开公式(2)可得追踪的横向距离误差

$$y_e = -(x - x_{w-1}) \sin a_w + (y - y_{w-1}) \cos a_w \quad (4)$$

车辆需要快速且稳定地收敛于期望的路径上的 LOS 点 $P_{\text{los}}(x_{\text{los}}, y_{\text{los}})$ 并沿着目标轨迹稳定的追踪, 因此, 制导系统有两个操纵目标:

1) 横向控制: 随着车辆接近目标路径, 横向误差 y_e 逐渐收敛于 0, 即

$$\lim_{t \rightarrow \infty} y_e(t) = 0 \quad (5)$$

2) 纵向控制: 循迹车在纵向的实际速度与期望速度之间的误差逐步减小, 即

$$\lim_{t \rightarrow \infty} [u(t) - u_d(t)] = 0 \quad (6)$$

式中, u_d 为沿着车体 x 坐标轴的纵向期望线速度。

此外, 无人车接近参考目标点 P_w 时, 对应的目标直线由 $P_{w-1}P_w$ 换为 P_wP_{w+1} 。一般情况下, 当车辆驶入以 P_w 点为圆心, R_0 为半径的接纳圆形区域, 即 $(x - x_w)^2 + (y - y_w)^2 < R_0^2$ 时, 可判定车辆的目标路径点需要切换, 并对下一个目标直线进行跟踪。

车辆刚进入半径为 R_0 的接纳圆, 目标航向角 ψ_{los} 角以及车辆方位角 ψ 产生突变, 造成车辆无法避免地偏离参考直线路径。彼此相邻路径的夹角 $\theta \in (0, \frac{\pi}{2})$ 时, 较小的折角要求车辆提前发出转向

指令, 从而有足够的时间改变方位并通过弯曲地带。如果接纳圆半径 R_0 的取值过小, 车辆转弯会相对延迟, 造成循迹追踪的控制效果不理想; 相反地, 如果 θ 取值过大, 同时接纳圆半径取较大值, 车辆会提前追踪下一个目标路径直线, 造成对上一个直线追踪的不完整。所以, R_0 与相邻路径折角 θ 之间存在着对应的最优函数关系, 使得追踪过程中车辆的操纵特性发挥的更为出色。 R_0 有必要满足 $R_{\min} < R_0 < R_{\max}$ 。 $R_{\min}$ 可以保证车辆不会因为接纳圆过小而无法正常切换至接下来的目标直线。 $R_{\max}$ 则能可以避免接纳圆半径 R_0 过大所产生的循迹点追踪不完全。

无人车长度为 L , 接纳圆半径 R_0 与相邻路径的夹角 θ 成反比关系, 设计如下的公式:

$$R_0 = \begin{cases} l(\frac{\pi}{\theta} - 1)L + R_{\min}, \theta \geq \frac{\pi}{\sqrt{\frac{R_{\max} - R_{\min}}{lL}} + 1} \\ R_{\max}, 0 \leq \theta \leq \frac{\pi}{\sqrt{\frac{R_{\max} - R_{\min}}{lL}} + 1} \end{cases} \quad (7)$$

上式中的 l 数值取决于车辆的操纵性能, 确定 l 变量的具体方法如下所示:

1) 取 $n+2$ 个期望点, 生成的轨迹会有 n 个不同数值的航向夹角, 分别为 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 。设计期望轨迹时尽可能满足相邻目标直线之间的航向夹角 θ 彼此不同。

2) 应用恒定的接纳圆半径 R_0 进行循迹, 计算不同航向夹角下各个目标直线路径的平均横向追踪误差 e_a , 其公式为

$$e_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |e(i)| \quad (8)$$

式中, N 代表整个循迹过程的总步长, $e(i)$ 代表第 i 个目标直线的横向追踪误差, e_a 取较小数值时说明追踪效果更为出色。

3) 设计一系列接纳圆半径 R_0 , 令它们的集合为 $\{L, 2L, \dots, nL\}$, 分别在上述半径下完成路径追踪, 获取各个航向夹角 θ_i 所匹配的最佳 R_0 集合序列 $\{\bar{R}_{01}, \bar{R}_{02}, \dots, \bar{R}_{0n}\}$, 原则上采集的目标点越丰富, 辨识的效果越理想(l 的估计值更为准确), 与此同时也增加了工作内容, 于是常取 $4 \leq n \leq 6$ 。

4) 基于 Matlab 最小二乘估计函数获取的 l 估计数值 $\hat{l}$, 对应的估计公式为

$$\hat{l} = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{-1} \mathbf{x}^T \mathbf{y} \quad (9)$$

式中:

$$\mathbf{x} = \left[\left(\frac{\pi}{\theta_1} - 1 \right)^2, \left(\frac{\pi}{\theta_1} - 1 \right)^2, \dots, \left(\frac{\pi}{\theta_n} - 1 \right)^2 \right]^T$$

$$\mathbf{y} = \left[\frac{\bar{R}_{01} - R_{\min}}{L}, \frac{\bar{R}_{02} - R_{\min}}{L}, \dots, \frac{\bar{R}_{0n} - R_{\min}}{L} \right]^T$$

1.2 基于可变前视距离的自适应 LOS

传统的视线(LOS)制导法结合无人车实际位置与理想位置之间的状态误差, 按照一定的制导算法计算出控制命令, 发送给底层控制器, 改变车辆运动状态, 消除横向和纵向偏差。无人车的控制目标是无限接近于直线路径上目标点 $P_{\text{los}}(x_{\text{los}}, y_{\text{los}})$, 令参考路径方向 $P_{w-1}P_w$ 与车辆方位 $o_b P_{\text{los}}$ 的夹角 ψ_{los} 逐渐收敛到零, 因此车辆期望航向角度的公式如下:

$$\psi_d = a_w - \psi_{\text{los}} \quad (10)$$

式中

$$\psi_{\text{los}} = \arctan\left(\frac{y_e}{\Delta}\right) \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right] \quad (11)$$

通常情况下, 前视距离 Δ 为一个固定的数值。循迹初始阶段的横向误差 y_e 过大, 车辆本应迅速地收敛于 LOS 点, 但是固定的前视距离 Δ 无法快速调整方位, 因此收敛缓慢; 随着车辆接近参考路径, y_e 数值逐渐变小, 平稳地追踪成为系统的首要目标, 但是固定的 Δ 使得循迹存在震荡, 抖动的问题, 因此本文根据横向误差 y_e 的数值大小, 在线调整前视距离 Δ , 提出一种基于可变前视距离的 LOS 制导法, 使得车辆可以更加迅速且平稳地实现路径追踪。

本文所提出的时变前视距离公式如下:

$$\Delta(y_e) = (\Delta_{\max} - \Delta_{\min}) e^{-\gamma |y_e|} + \Delta_{\min} \quad (12)$$

从上述公式(12)可以看出, 前视距离 Δ 为横向距离误差函数, 与车速和目标路径曲率无关。其中, $\Delta_{\min}$ 和 $\Delta_{\max}$ 为循迹过程中前视距离的阈值, γ 为收敛速率。为取得出色的路径追踪效果, 前视距离的最小、最大值 $\Delta_{\min}$ 与 $\Delta_{\max}$ 依据经验分别取车身长度的 4 倍与 8 倍, γ 取 0.1。当车辆远离目标路径时, Δ 取较小值, 此时收敛速度加快; 当车辆靠近目标路径时, Δ 取较大值, 此时车辆的平稳性提高, 有效避免了震荡; 上述的远和近的概念都是相对, 当设定 $\Delta_{\min}$ 、 $\Delta_{\max}$ 以及 γ 的数值时应考虑车辆的动力学约束。

1.3 制导法稳定性分析

车辆在世界坐标系下的运动学方程式可以写成

$$\begin{cases} \dot{x} = u \cos \psi - v \sin \psi \\ \dot{y} = u \sin \psi + v \cos \psi \end{cases} \quad (13)$$

式中: u, v 为车辆纵向和横向的线速度, ψ 是车辆当前时刻的方位角。

对公式(4)两边求导, 可得

$$\begin{aligned} \dot{y}_e &= -\dot{x} \sin a_w + \dot{y} \cos a_w = \\ &= u \sin(\psi - a_w) + v \cos(\psi - a_w) \approx \\ &= U \sin(\psi - a_w) \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $U = \sqrt{u^2 + v^2}$ 为车辆前进的合速度。

为使 LOS 所规划的轨迹尽可能贴近实际情况, 考虑横向误差 y_e 的运动学约束, 接下来对制导系统在平衡点 $y_e = 0$ 附近的轨迹收敛稳定性进行分析。假设无人车循迹过程中精准地沿着期望路径行驶, 此时实际方位角 ψ 满足

$$\psi = \psi_d = a_w - \arctan\left(\frac{y_e}{\Delta}\right) \quad (15)$$

在 $\sin \psi_{\text{los}}$ 取值很小的情况下, $\sin \psi_{\text{los}} = \psi_{\text{los}}$, 将公式(15)代入到公式(14), 得到

$$\dot{y}_e = U \frac{-y_e}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \quad (16)$$

本文使用李雅普诺夫 (Lyapunov) 稳定性判据来证明车辆 LOS 制导系统的横向跟踪误差收敛可以到平衡性状态 $y_e = 0$, 设置一个正定的李雅普诺夫 (Lyapunov) 函数

$$V_1(y_e) = \frac{1}{2}y_e^2 > 0 \quad (17)$$

对横向误差 y_e 求导, 并代入公式 (16) 可得

$$\dot{V}_1(y_e) = -\frac{Uy_e^2}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \quad (18)$$

式中: 前进速度 U 大于 0, $\dot{V}_1 < 0$, 说明该制导系统在平衡点 $y_e = 0$ 具有全局渐进稳定特性 (Uniform Global Asymptotic Stability, UGAS)。在球空间 $D_1 = \{y_e \in R \mid |y_e| \leq \Phi, \Phi > 0\}$ 内部, 李雅普诺夫函数的导数满足

$$\dot{V}_1(y_e) = -\frac{Uy_e^2}{\sqrt{y_e^2 + \Delta^2}} \leq -k_1y_e^2 \quad (19)$$

式中: $0 < k_1 < \frac{U}{\sqrt{\Phi^2 + \Delta^2}}$, 上式证明可车辆制导系统在平衡点 $y_e = 0$ 具有半全局一致指数稳定性 (Uniform Local Exponential Stability, ULES)^[10]。综上所述, LOS 制导法不仅保证车辆最后趋近于平衡点 $y_e = 0$, 而且以较小的衰减速率完成轨迹收敛。

2 自适应 LOS 制导结合模型预测控制 (MPC) 的跟踪方法设计

2.1 车辆路径跟踪控制的原理

针对自动驾驶车辆的路径跟踪问题, 本文设计了一种基于系统跟踪模型的预测控制方法。原理如下: 首先利用自适应 LOS 把对目标路径的跟踪简化为对航向的跟踪, 然后基于系统跟踪模型以及模型预测控制方法实现车辆对期望方位的收敛, 跟踪系统的架构如图 2 所示。

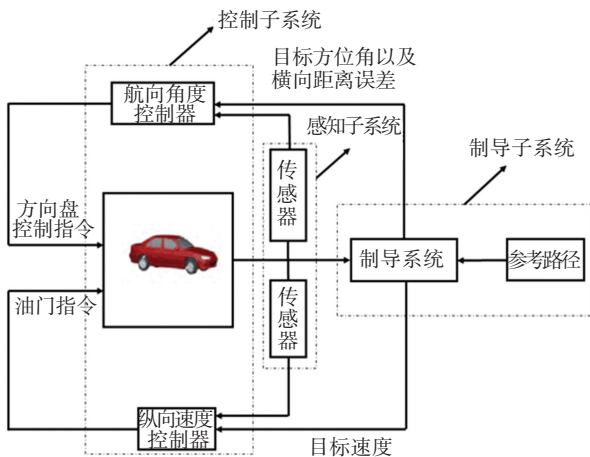


图 2 路径跟踪系统原理图

Fig.2 Schematic diagram of path tracking system

该跟踪控制系统由 3 个部分组成, 即环境感知子系统, 制导子系统以及底层控制子系统。环境感知系统主要利用激光雷达、GPS 等传感器获取无人车的位置、速度以及姿态信息。制导系统按照一定的制导算法生成期望路径与目标方位角。底层控制系统的任务是接受制导系统的规划指令, 改变车辆运动状态, 消除偏差。

循迹控制的具体过程如下:

1) 上位机记录 GPS 的经纬度坐标并生成参考路径点。一般情况下, 参考路径是相邻点连接形成的直线段。

2) 自适应 LOS 制导律依据参考路径, 车身姿态, 位置等信息计算出车辆与参考路径的横向距离误差以及方位角的相位差。

3) 横向控制采用模型预测控制的方式, 依据横向距离误差、方位角相位差以及车速等信息计算最优的方向盘指令。纵向控制采用传统比例-积分-微分这种闭环控制方式 (PID 控制), 生成油门和刹车的指令, 实现汽车的定速巡航。

4) 将线控油门, 方向盘转角指令输送到车辆的底盘。

5) 环境感知子系统得到车辆行驶过程中的位置, 车速, 车身姿态等信息, 再把数据及时的传送到上层制导系统, 生成期望的状态参数。

2.2 无人车的动力学模型

汽车动力学模型^[11]是车辆实现仿真控制的基础, 可以更好地分析车辆稳态响应以及瞬态响应。然而, 车辆具有非线性特性, 考虑到仿真的计算效率和耗时, 本文使用单车模型进行动力学分析并做如下假设:

1) 单纯考虑轮胎的线性侧偏特性, 忽略轮胎里的横纵耦合关系。

2) 忽略纵向空气动力学。

3) 假设汽车只有前轮转向, 并且忽略悬架对稳定性的影响。

4) 忽略汽车载荷左右的转移。

根据上述所列的假设, 建立如图 3 所示的汽车动力学模型, $O-XYZ$ 是世界惯性坐标系, $o-xyz$ 是车体坐标系。

基于车辆动力学模型和牛顿第二定律, 车辆沿着车体坐标系 x 轴、 y 轴和绕 z 轴的方程分别为:

在 x 轴方向上

$$ma_x = F_{xf} + F_{xr} \quad (20)$$

在 y 轴方向上

$$ma_y = F_{yf} + F_{yr} \quad (21)$$

在 z 轴方向上

$$I_z\ddot{\psi} = aF_{yf} - bF_{yr} \quad (22)$$

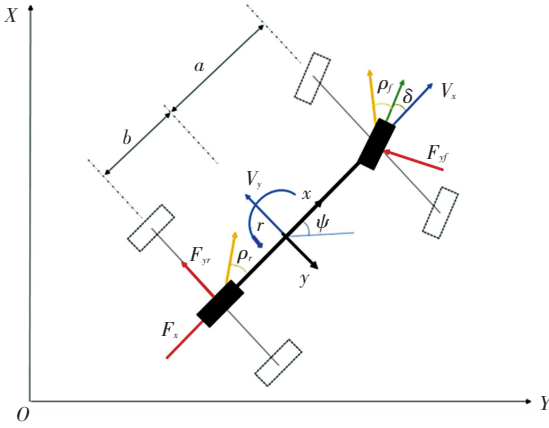


图 3 车辆动力学模型

Fig.3 Vehicle dynamics model

其中, m 为整车整备质量, I_z 为绕 z 轴的转动惯量, a, b 分别为重心到前后轴的距离。经过分析, y 轴的加速度 a_y 由两部分组成: 分别是 y 轴方向的位移加速度和绕 z 轴转动的向心加速度, 表示如下:

$$a_y = \dot{v} + u\dot{\psi} \quad (23)$$

代入到公式(21), 可得

$$m(\dot{v} + u\dot{\psi}) = F_{yf} + F_{yr} \quad (24)$$

轮胎由于受到横向的载荷压力, 会产生一个很小的侧偏角, 前后轮胎所受横向力 F_{yf} , F_{yr} 与对应侧偏角 ρ_f , ρ_r 的线性关系为

$$\begin{cases} F_{yf} = 2C_f\rho_f \\ F_{yr} = 2C_r\rho_r \end{cases} \quad (25)$$

式中, C_f 和 C_r 分别为汽车前后轮胎的侧偏刚度。当前后轮的侧偏角都取较小值时, $\tan \rho = \rho$, ρ_f 和 ρ_r 计算公式为

$$\begin{cases} \rho_f = \delta - \frac{v + a\dot{\psi}}{u} \\ \rho_r = \frac{b\dot{\psi} - v}{u} \end{cases} \quad (26)$$

式中, δ 为前轮转角。结合公式(24)~(26)得到横向位移 y 与方位角 ψ 的状态空间模型。

$$\begin{bmatrix} \ddot{y} \\ \ddot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{y} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2C_f/m \\ 2aC_f/I_z \end{bmatrix} \delta \quad (27)$$

其中:

$$\begin{aligned} a_{11} &= -(2C_f + 2C_r)/mu \\ a_{12} &= -u - (2aC_f - 2bC_r)/mu \\ a_{21} &= (2aC_f - 2bC_r)/I_z u \\ a_{22} &= -(2a^2C_f + 2b^2C_r)/I_z u \end{aligned}$$

2.2 无人车的路径跟踪系统模型

自适应 LOS 制导获取车辆实时位置信息并与期望路径作比较, 在线计算出期望的方位角度, 使用模型预测控制器改变车辆状态。结合公式(14)和

(27), 设计跟踪系统的非线性数学模型, 可得

$$\begin{cases} \dot{y}_e = U \sin \bar{\psi} \\ \dot{\bar{\psi}} = r \\ \dot{r} = -\frac{2bC_r - 2aC_f}{I_z u} v - \frac{2a^2C_f + 2b^2C_r}{I_z u} r + \frac{2aC_f}{I_z} \delta \end{cases} \quad (28)$$

式中, $\bar{\psi} = \psi - a_w$, r 为车辆绕 z 轴旋转的角速度。从状态空间表达式来观察, 系统状态变量为: $\mathbf{x} = [y_e, \bar{\psi}, r]^T$, $\mathbf{u} = \delta$ 为控制输入变量, 则该数学模型经过转换得到如下的表达式:

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \begin{bmatrix} U \sin \bar{\psi} \\ r \\ -\frac{2bC_r - 2aC_f}{I_z u} v - \frac{2a^2C_f + 2b^2C_r}{I_z u} r + \frac{2aC_f}{I_z} \delta \end{bmatrix} \quad (29)$$

上述公式(29)中不仅包含状态变量的一次项, 还有三角函数项 $\sin \bar{\psi}$, 函数 $f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 为非线性方程, 因此该数学模型具有非线性特性。导致系统计算量增加, 实时性变差, 有必要对该系统模型进行进一步的简化。车辆航向角误差 $\bar{\psi}$ 在小角度范围内浮动, 假设 $\sin \bar{\psi} = \bar{\psi}$, 并把横向速度加入到状态变量提升模型维度, 最终的路径跟踪模型为

$$\begin{bmatrix} \dot{y}_e \\ \dot{\bar{\psi}} \\ \dot{v} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & U & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a_{11} & a_{12} \\ 0 & 0 & a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_e \\ \bar{\psi} \\ v \\ r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 2C_f/m \\ 2aC_f/I_z \end{bmatrix} \delta \quad (30)$$

2.4 基于自适应模型预测控制的跟踪策略设计

模型预测控制 (MPC) 使用多步预测^[12], 滚动实时优化^[13], 反馈校正^[14]等策略缩小系统模型中状态变量的误差。本文设计的控制器能估算未来预测步长系统状态, 修正车辆方位角误差。为书写方便, 公式(30)要表示为状态方程, 可得

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} \end{cases} \quad (31)$$

式中, $\mathbf{x}$ 为状态变量, 代表无人车当前状态的数值与目标数值的误差量; $\mathbf{u}$ 为系统输入变量, $\mathbf{y}$ 为系统输出变量, 系统矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & U & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & a_{11} & a_{12} \\ 0 & 0 & a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 2C_f/m \\ 2aC_f/I_z \end{bmatrix}, \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

数值计算器需要处理离散数据信息, 但是上式

的状态方程是连续,有必要对系统进行离散化。本文使用欧拉算法实现状态方程的离散化,可以得到

$$\begin{cases} \mathbf{A}_k = \mathbf{I} + \mathbf{T}\mathbf{A} \\ \mathbf{B}_k = \mathbf{T}\mathbf{B} \end{cases} \quad (32)$$

式中: $\mathbf{A}_k$ 以及 $\mathbf{B}_k$ 分别表示经过欧拉算法离散化后的系统状态矩阵, $\mathbf{T}$ 为离散间隔步长。综合公式 (31) 和 (32), 可得

$$\begin{cases} x(k+1) = \mathbf{A}_k x(k) + \mathbf{B}_k u(k) \\ y(k) = \mathbf{C}_k x(k) \end{cases} \quad (33)$$

为了精确地约束前轮转角的增量,把状态变量 $x(k)$ 与输入量 $u(k-1)$ 封装成一个新的状态变量

$$\varepsilon(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k-1) \end{bmatrix} \quad (34)$$

更新后的系统模型为

$$\begin{cases} \varepsilon(k+1) = \bar{\mathbf{A}}_k \varepsilon(k) + \bar{\mathbf{B}}_k \Delta u(k) \\ y(k) = \bar{\mathbf{C}}_k \varepsilon(k) \end{cases} \quad (35)$$

式中: $\bar{\mathbf{A}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_k & \mathbf{B}_k \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{B}}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_k \\ 1 \end{bmatrix}$, $\bar{\mathbf{C}}_k = [\mathbf{C}_k \ 0]$ 。

MPC 可以获取系统某未来 N_p 步长内的预测输出, N_p 预测时域内的离散状态变量方程可表示为

$$\begin{cases} \varepsilon(k+1|k) = \bar{\mathbf{A}}_k \varepsilon(k) + \bar{\mathbf{B}}_k \Delta u(k) \\ \varepsilon(k+2|k) = \bar{\mathbf{A}}_k^2 \varepsilon(k) + \bar{\mathbf{A}}_k \bar{\mathbf{B}}_k \Delta u(k) + \bar{\mathbf{B}}_k \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \varepsilon(k+N_p|k) = \bar{\mathbf{A}}_k^{N_p} \varepsilon(k) + \bar{\mathbf{A}}_k^{N_p-1} \bar{\mathbf{B}}_k \Delta u(k) + \cdots + \bar{\mathbf{A}}_k^{N_p-N_c} \bar{\mathbf{B}}_k \Delta u(k+N_c-1) \end{cases} \quad (36)$$

上式中, N_p 、 N_c 分别为预测时域和控制时域。 $N_c < N_p$ 说明 N_c 时刻后控制输入 $\Delta u(k)$ 已经达到稳定的状态, N_p 时域内系统的输出表达为

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{F}\varepsilon(k) + \mathbf{K}\Delta\mathbf{U}(k) \quad (37)$$

式中, $\Delta\mathbf{U}$ 为控制时域 N_c 内的输入增量, $\mathbf{F}$ 、 $\mathbf{K}$ 为系统矩阵, 它们的表达式为

$$\begin{cases} \mathbf{Y} = [\mathbf{y}^T(k+1) \ \mathbf{y}^T(k+2) \ \cdots \ \mathbf{y}^T(k+N_p)]^T \\ \Delta\mathbf{U} = [\Delta\mathbf{u}^T(k+1) \ \Delta\mathbf{u}^T(k+2) \ \cdots \ \Delta\mathbf{u}^T(k+N_p-1)]^T \\ \mathbf{F} = [(\bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{A}}_k)^T \ (\bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{A}}_k^2)^T \ \cdots \ (\bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{A}}_k^{N_p})^T]^T \\ \mathbf{K} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{B}}_k & 0 & \cdots & 0 \\ \bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{A}}_k \bar{\mathbf{B}}_k & \bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{B}}_k & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{A}}_k^{N_p-1} \bar{\mathbf{B}}_k & \bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{A}}_k^{N_p-2} \bar{\mathbf{B}}_k & \cdots & \bar{\mathbf{C}}_k \bar{\mathbf{A}}_k^{N_p-N_c} \bar{\mathbf{B}}_k \end{bmatrix} \end{cases}$$

构建考虑横向误差以及控制量增量的惩罚函数, 从控制序列中找最优解, 惩罚函数的表达式为

$$\mathbf{J}(k) = \sum_{i=1}^{N_p} \|y_d(k+i) - y(k+i)\|_Q^2 + \sum_{i=1}^{N_c} \|\Delta u(k+i-1)\|_R^2 \quad (38)$$

式中, $\mathbf{J}$ 为惩罚函数, $\mathbf{Q}$ 与 $\mathbf{R}$ 分别是预测时域权重系数和控制时域权重系数。由于 $y(k)$ 已经代表当前状态数值与期望状态数值误差, 所以期望状态 y_d 为 0。为方便求解带约束二次规划问题, 结合公式 (37) 和 (38), 惩罚函数转化为标准的二次型, 可得

$$\mathbf{J}(\Delta\mathbf{U}(k)) = \frac{1}{2} \Delta\mathbf{U}(k)^T \mathbf{H} \Delta\mathbf{U}(k) + \mathbf{M}^T \Delta\mathbf{U}(k) \quad (39)$$

式中:

$$\begin{cases} \mathbf{H} = \mathbf{K}^T \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{K} + \bar{\mathbf{R}} \\ \mathbf{M} = \mathbf{K}^T \bar{\mathbf{Q}} (\mathbf{F} \varepsilon(k)) \\ \bar{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{Q} \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & & \\ & \ddots & \\ & & \mathbf{R} \end{bmatrix} \end{cases}$$

实际控制过程中, 系统的控制量和状态变量满足以下约束条件:

$$\begin{cases} \Delta u_{\min}(k+i) \leq \Delta u(k+i) \leq \Delta u_{\max}(k+i), \\ \quad \text{式中 } i = 0, 1, \dots, N_c - 1; \\ u_{\min}(k+i) \leq u(k+i) \leq u_{\max}(k+i), \\ \quad \text{式中 } i = 0, 1, \dots, N_c - 1; \\ y_{\min}(k+i) \leq y(k+i) \leq y_{\max}(k+i), \\ \quad \text{式中 } i = 0, 1, \dots, N_p \end{cases} \quad (40)$$

上式中, $\Delta u_{\max}$ 和 $\Delta u_{\min}$ 为 N_c 步长内控制增量约束阈值, $u_{\max}$ 和 $u_{\min}$ 为 N_c 步长内控制量约束阈值, $y_{\max}$ 和 $y_{\min}$ 为系统输出约束阈值。

综上所述, 自适应视线 LOS 制导结合 MPC 的跟踪优化过程可转化为如下带有约束的二次规划^[15] (Quadratic Programming, QP) 问题。

$$\begin{cases} \min \mathbf{J}(\Delta\mathbf{U}) = \frac{1}{2} \Delta\mathbf{U}^T \mathbf{H} \Delta\mathbf{U} + \mathbf{M}^T \Delta\mathbf{U} \\ \text{s.t.} \\ \mathbf{Y}(k) = \mathbf{F}\varepsilon(k) + \mathbf{K}\Delta\mathbf{U}(k) \\ \Delta u_{\min}(k) \leq \Delta u(k) \leq \Delta u_{\max}(k) \\ u_{\min}(k) \leq u(k) \leq u_{\max}(k) \\ y_{\min}(k) \leq y(k) \leq y_{\max}(k) \end{cases} \quad (41)$$

对于实际循迹来讲, 如何满足 MPC 控制器对轨迹跟踪精度与行驶稳定性的要求十分重要。传统 MPC 控制器中的预测时域步长 N_p 通常为一个恒定的数值, 但该步长参数应当依据车道的几何形状及时进行调整, 从而获得到较好的控制效果。降低预

测时域步长 N_p 时,控制器对路径的跟踪精度会有所降低(尤其在曲率特别大的转弯处,追踪精度降低的更加明显)。目前主流的预测步长 N_p 自适应控制器原理如下:选取参考路径曲率的绝对值 k 来判定道路的几何信息, N_p 可以依据跟踪轨迹曲率 k 的变化整定,实现自适应控制,达到较好的跟踪效果。MPC 控制器中本身就等同包含前视过程,自适应也约等同于前视自适应,后续仿真会比较变参数 N_p 与自适应 LOS 的路径追踪效果。

预测步长与曲率之间的关系可表示为

$$N_p = \text{Round}(c_1 |k| + c_2) \tag{42}$$

式中: c_1 为曲率增益系数, c_2 为预测步长 N_p 的最小值,本文取 $c_1 = 400$, $c_2 = 5$ 。

3 仿真实验

本文提出了自适应视线 (LOS) 制导法结合 MPC 控制的循迹优化策略,为了检测该方法的有效性,需要通过 Simulink 仿真平台进行模拟:将自适应 LOS 制导结合传统 MPC 的路径跟踪策略应用到循迹控制过程中,同时设计了传统 LOS +传统 MPC 以及传统 LOS+自适应 MPC 的路径跟随方法,并将上述三种轨迹追踪仿真结果进行比较。车辆大多数时间沿直线路径行驶,偶尔遇到需要更换车道以及加速的工况。因此,本文分别设计了直线路径和曲线路径工况下的路径追踪仿真。考虑到计算机硬件的运算能力,设定传统 MPC 控制器的参数为: $N_p = 5$, $N_c = 2$, $T = 1$ s;纵向 PID 控制器参数为: $K_p = 0.2$, $K_I = 0.1$, $K_D = 0$, 车辆模型参数见表 1。

表 1 无人车模型数据

Tab.1 Parameters of unmanned vehicle model

参数	符号	规格	单位
整车整备质量	m	45	kg
汽车转动惯量	I_z	120	kg · m ²
重心到前轴距离	a	43	cm
重心到后轴距离	b	42	cm
前轮侧偏刚度	C_f	35 962.675	N/rad
后轮侧偏刚度	C_r	35 962.675	N/rad

3.1 直线路径的跟踪结果

车辆追踪直线路径时,设定期望车速 28 km/h,起步时的位置坐标为 (- 10,40) 并处于静止状态,横向初始偏差为 -20 m,初始航向角度与目标路径方位角的差值为 0 rad。仿真实验结果见图 3,图 3 (a) 清晰地表明传统 LOS+传统 MPC,传统 LOS+变预测步长 MPC 以及自适应 LOS+传统 MPC 这三种路径追踪策略均可实现直线的良好跟踪。经过对比,自适应 LOS 制导律机动灵活,响应迅速,可以更

快收敛到目标直线,整体的行驶平顺性也更加出色,主要是因为初始阶段车辆与目标直线距离较大,前视距离 Δ 相应地缩短,自适应 LOS 发出更为“激进”的追踪指令。随着车辆接近目标直线,自适应 LOS 的前视距离相应地增加,让震荡有所缓解,追踪也更加地平稳。考虑到直线参考路径的曲率 $k = 0$,两种 MPC 控制器根据公式 (42) 取相同的预测步长 N_p ,因此传统 LOS+传统 MPC 与传统 LOS+自适应 MPC 在追踪直线过程中有着相同的轨迹,这两种循迹策略在之后四个评价指标中也有着重合的曲线。图 3 (b)与图 3(c) 分别为横向误差以及前视距离随时间变化的对比结果。虽然在车辆到达目标直线附近时,三种追踪策略的横向偏差会有稍许的波动,但是都可以稳定地收敛于 0。其中,自适应 LOS+传统 MPC 的横向误差比变预测步长的 MPC 控制器收敛得更加迅速,延迟相对较小,跟踪精度也更为理想。图 3(d) 为前轮转角对比图,能够看出自适应 LOS 的方向盘转向幅度较大,横向误差收敛变快,说明系统起步阶段对跟踪性能更加侧重。由图 3(d) 可以看出,对于设计的自适应 LOS,前期的航向角收敛速度快,达到稳态航向角后的震荡、抖动与自适应 MPC 相比得到了大幅度改善。图 3(f) 为纵向速度变化曲线。三种循迹策略的纵向控制都是采用相同的 PID 控制器,因此,纵向速度收敛曲线重合。车辆由最开始的静止状态经过 40 s 的加速后平稳地收敛到期望值,有效地避免了超调以及静态误差,纵向车速跟踪效果较好;综上所述,本文所设计的横纵向控制器满足循迹的要求。

3.2 曲线路径的跟踪结果

1)假设车辆在 S 型无障碍物赛道上行驶,该赛道由曲率半径分别为 10 m 和 15 m 的半圆以及其他直线构成。起始位置坐标为 (- 10,25),横向初始偏差为 5 m,初始航向角为 0 rad,循迹车由静止加速到目标车速 30 km/h,随后保持纵向的匀速运动。仿真结果见图 4,从图 4(a) 能够看出三种追踪系统都可以在有限的时间内出色地完成曲线路径追踪任务。尽管第二种循迹策略的预测时域 N_p 会随着赛道曲率 k 的变化自动调节,但自适应 LOS 在初始阶段的转变更“激烈”,收敛更快,转弯期间以一个弧度相对更小的曲线沿着圆形赛道行驶,具有更加出色的动态追踪能力。图 4(b) 为横向误差随时间变化的对比结果。随着转弯处曲率 k 的增加,第二种循迹策略中控制器的预测步长 N_p 调整变长,追踪精度有所上升,因此比传统 LOS+传统 MPC 策略的横向误差指标表现得更为出色。图 4(c) 与图 4(d) 给出了三种策略的前视距离与转向角变化曲线。可以

看出当车辆与参考路径误差较大时,自适应 LOS 对追踪的时效性有着更高的要求,因此误差收敛速度变快;当位置误差变小时,行驶平稳性占更高的权重,此时的前视距离随之增加,车辆的行驶也更加平稳。无论是传统 LOS 还是自适应 LOS,前轮转角一直处于约束阈值内,自适应 LOS 要求的转向操纵指令更迅速,转向幅度更大。分析图 4(e)的航向角变化曲线可得:与传统 LOS 相比,采用自适应 LOS 制

导算法的航向角前期响应迅速,这意味着更为优秀的动态追踪能力,随着车辆接近参考曲线,车辆的平稳性提高,有效避免了超调。图 4(f)中的实际车速与期望车速对比图可看出纵向速度收敛地迅速且平稳,跟踪效果好;再结合图 4(f)中的横向误差以及而图 4(e)中的航向角均控制在合理范围之内,说明本文的纵横综合控制器可在曲线工况下保证车辆完成追踪任务,再次验证了其可行性与可靠性。

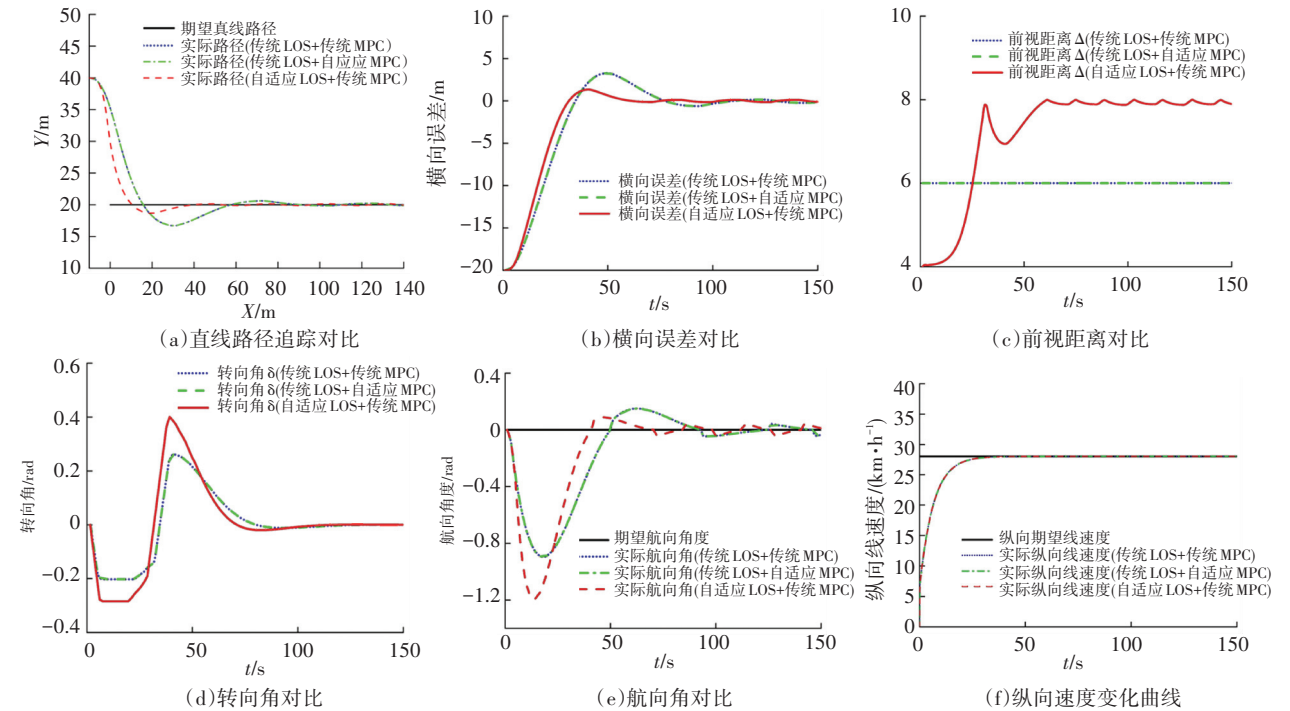


图 3 直线路径追踪效果评价指标变化曲线

Fig.3 Evaluating indicator of straight path tracking

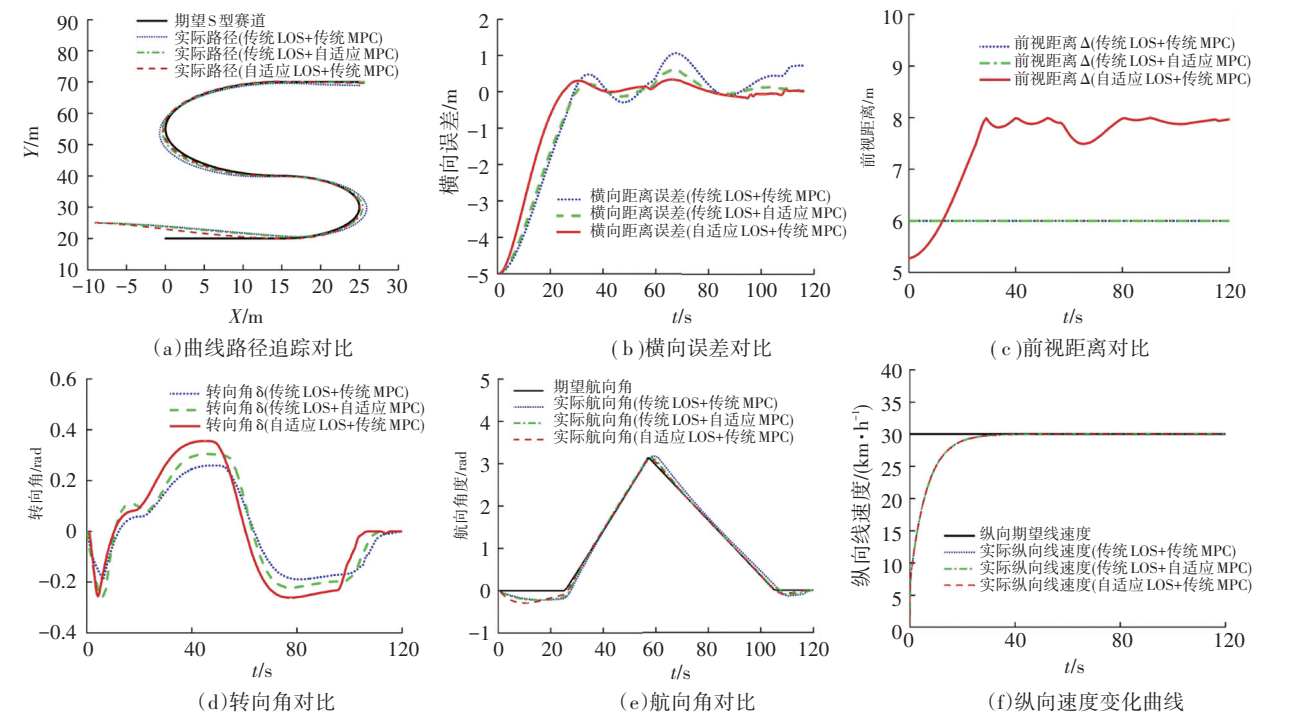


图 4 曲线路径追踪效果评价指标变化曲线

Fig.4 Evaluating indicator of curve path tracking

4 结 论

1) 围绕着如何提高自主循迹车辆路径跟踪的响应速度和平稳性, 本文提出了基于可变前视距离视线(LOS)制导结合模型预测控制(MPC)的思想, 为无人车提供充足的操纵和响应时间, 保证汽车更加灵活地追踪路径。

2) 基于传统 LOS 制导算法, 将前视距离 Δ 当成一个随横向误差不断优化的时变量, 提升追踪的灵活度与稳定性, 并基于李雅普诺夫稳定性理论证明 LOS 制导算法满足横向跟踪误差 y_e 最后趋近于 0。

3) 采用单车模型作为研究的对象, 建立能够分析车辆稳定性与操纵性的动力学模型, 并结合自适应 LOS 的状态方程建立系统追踪控制模型, 为模型预测控制器的设计做好准备。

4) 基于模型预测控制(MPC)理论设计带约束的惩罚函数, 预测系统未来时域内的状态变量, 并通过滚动优化以及反馈校正求取方向盘的最优输入量, 从而快速且平稳地跟踪参考轨迹。

5) 在 Simulink 仿真环境分别进行直线路径和曲线路径的追踪测试, 验证了自适应 LOS 制导算法能够基于当前的横向误差及时调整前视距离, 有效提高无人车路径跟踪的响应速度和平稳性。

参考文献

- [1] HERRENKIND B, NASTJUK I, BRENDEN A B, et al. Young people's travel behavior-using the life-oriented approach to understand the acceptance of autonomous driving[J]. *Transportation Research*, 2019, 74(Sep.): 214-233
- [2] 刘川, 陈金鹰, 朱正模, 等. 5G 对无人驾驶汽车的影响分析[J]. *通信与信息技术*, 2017(3): 43-44
LIU Chuan, CHEN Jinying, ZHU Zhengmo, et al. Impact analysis of 5G on driverless vehicles [J]. *Communication and Information Technology*, 2017 (3): 43-44
- [3] 刘超, 王馨莹. 景区观光车自动讲解系统设计[J]. *科技与创新*, 2018, 118(22): 123-124
LIU Chao, WANG Xinxuan. Design of automatic explanation system for scenic spot sightseeing bus [J]. *Science and Technology and Innovation*, 2018, 118 (22): 123-124
- [4] WANG H, LIU B, PING X, et al. Path tracking control for auto-

- nomous vehicles based on an improved MPC[J]. *IEEE Access*, 2019, 7:161064
- [5] CHEN J, ZHAN W, TOMIZUKA M. Autonomous driving motion planning with constrained iterative LQR[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2019, 4(2):244
- [6] FARAG W. Complex trajectory tracking using PID control for autonomous driving[J]. *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, 2019, 18(2):356
- [7] FENG Y, CHAO Y, XING L, et al. Experimental evaluation on depth control using improved model predictive control for autonomous underwater vehicle (AUVs) [J]. *Sensors*, 2018, 18(7): 2321
- [8] SHARMA S K, SUTTON R. An optimised nonlinear model predictive control based autopilot for an uninhabited surface vehicle[J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2013, 46(10): 73
- [9] OH S R, SUN J. Path following of underactuated marine surface vessels using line-of-sight based model predictive control[J]. *Ocean Engineering*, 2010, 37(2/3): 289
- [10] FOSSEN T I, PETTERSEN K Y. On uniform semiglobal exponential stability (USGES) of proportional line-of-sight guidance laws[J]. *Automatica*, 2014, 50(11): 2912
- [11] 刘凯, 龚建伟, 陈舒平, 等. 高速无人驾驶车辆最优运动规划与控制的动力学建模分析[J]. *机械工程学报*, 2018(14): 141
LIU Kai, GONG Jianwei, CHEN Shuping, et al. Dynamic modeling analysis of optimal motion planning and control for high speed unmanned vehicles [J]. *Acta Mechanical Engineering*, 2018 (14): 141
- [12] 罗莉华. 基于 MPC 的车道保持系统转向控制策略[J]. *上海交通大学学报*, 2014, 48(7): 1015
LUO Lihua. Steering control strategy of lane keeping system based on MPC [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2014, 48 (7): 1015
- [13] 柳致海. 基于 MPC 的车辆稳定性控制研究[D]. 长春: 吉林大学, 2011
LIU Zhihai. Research on vehicle stability control based on MPC [D]. Changchun: Jilin University, 2011
- [14] ZHANG Y, BAI Y, YANG H, et al. Low switching frequency model predictive control of three-level inverter-fed IM drives with speed-sensorless and field-weakening operations[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(6): 4262
- [15] 李学鋆. 基于 UTMD 的汽车自动驾驶的路径规划寻优算法[J]. *汽车安全与节能学报*, 2018, 9(4): 449
LI Xuezheng. Path planning optimization algorithm for automatic driving based on UTMD [J]. *Journal of Automotive Safety and Energy Saving*, 2018, 9 (4): 449

(编辑 王小唯)