

## 基于 MFAPC 的无人驾驶汽车路径跟踪方法

段建民, 马学峥, 柳 新

(北京工业大学 信息学部, 北京 100124)

**摘 要:** 为提高无人驾驶汽车转向系统对目标路径的跟踪精度, 提出一种新的无人驾驶汽车路径跟踪方法。介绍基于跟踪预瞄点的无人驾驶汽车横向控制方案, 给出系统的动态线性化数据模型及其多步预测方程, 并采用最小二乘法推导出伪梯度向量的估计和预测方程。结合无模型自适应控制与预测控制的优点, 能够通过滚动优化策略进行反复的在线计算, 从而得到较好的动态性能。基于 CarSim/Simulink 联合仿真平台, 在车速分别为 5 m/s、20 m/s 时进行验证, 结果表明, 与基于车辆动力学的 MPC 方案相比, 该方法具有更好的跟踪效果。

**关键词:** 无人驾驶; 路径跟踪; 预瞄策略; 无模型自适应预测控制; 联合仿真

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



**中文引用格式:** 段建民, 马学峥, 柳新. 基于 MFAPC 的无人驾驶汽车路径跟踪方法[J]. 计算机工程, 2019, 45(6):6-11, 20.

**英文引用格式:** DUAN Jianmin, MA Xuezheng, LIU Xin. Path tracking method of unmanned vehicle based on MFAPC[J]. Computer Engineering, 2019, 45(6):6-11, 20.

## Path Tracking Method of Unmanned Vehicle Based on MFAPC

DUAN Jianmin, MA Xuezheng, LIU Xin

(Information Faculty, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**[Abstract]** In order to improve the tracking precision of the unmanned vehicle steering system to the target path, this paper proposes a new unmanned vehicle path tracking method. It introduces the lateral control scheme of unmanned vehicle based on tracking preview point, and gives the dynamic linearized data model of the system and its multi-step prediction equation. The estimation and prediction model of pseudo-gradient vectors is derived by using the method of least squares. Adopting the advantages of model-free adaptive predictive control, it can perform repeated online calculations through rolling optimization strategies, so as to obtain better dynamic performance. Based on the CarSim/Simulink co-simulation platform, the method is verified when the vehicle speed is 5 m/s and 20 m/s. Results show that compared with the MPC scheme based on vehicle dynamics, this proposed method has better tracking performance.

**[Key words]** unmanned; path tracking; preview strategy; Model-Free Adaptive Predictive Control (MFAPC); co-simulation

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0052439

### 0 概述

近年来, 无人驾驶汽车成为人工智能领域十分热门的应用方向之一, 无人驾驶车辆控制系统的核心问题是车辆能否在系统规划的安全无碰撞路径上实现稳定的跟踪<sup>[1-3]</sup>。无人驾驶车辆的路径跟踪问题一般简化为横向、纵向 2 个自由度的控制问题, 汽车作为复杂的非线性系统, 对其横向控制的精度要求极高, 是整个无人驾驶系统能够稳定运作的基础。

在路径跟踪的横向控制问题上, 国内外学者进行了很多的研究, 文献[4]分析轮胎的非线性给车辆建模带来的困难, 利用无模型控制方法实现了对车辆横向和纵向控制。文献[5]介绍一个粒子群优化控制参数的模糊逻辑控制与 PID 控制联合控制的路径跟踪方法, 其中模糊逻辑控制作为主控制器控制汽车横向运动, PID 控制器作为补偿副控制器。文献[4]采用无模型控制方法与文献[5]利用 2 个不同控制器相互补偿, 都是为了克服非线性系统建模困难与不精确的

**基金项目:** 北京市属高等学校人才强教计划项目(038000543117004)。

**作者简介:** 段建民(1959—), 男, 教授、博士生导师, 主研方向为自动驾驶技术; 马学峥、柳新, 硕士研究生。

**收稿日期:** 2018-08-20 **修回日期:** 2018-09-25 **E-mail:** jmduan@bjut.edu.cn

问题。但这类控制方法在每个控制周期仅能针对单个预瞄点进行控制量计算, 面对紧急制动、连续弯道等工况时, 很难获得良好的性能。

文献[6]基于 CarSim/Simulink 仿真平台, 系统介绍了无人驾驶汽车模型预测控制的相关内容, 并给出 MPC 方法的汽车转向控制系统的具体实现方案, 提出非线性车辆动力学模型的线性化方法, 通过大量的仿真实验验证了 MPC 方法在不同速度、不同摩擦系数与不同跟踪轨迹上的鲁棒性。但其将系统转化为线性二次规划问题的方式是较为传统的 MPC 求解思路, 对于复杂的非线性系统存在较多的简化, 并且无法利用历史输入输出数据实现模型的自矫正。

无模型自适应控制 (Model-free Adaptive Control, MFAC)<sup>[7]</sup> 是一种仅利用受控系统的 I/O 数据驱动的控制策略<sup>[8-10]</sup>, 这种控制方法可以避免非线性系统极为复杂的建模过程, 既减小了算法的计算难度, 又降低了建模误差对控制系统的影响, MFAC 已经在电力电子<sup>[11-12]</sup>、电机控制<sup>[13-14]</sup>、车辆船舶<sup>[15-17]</sup>等领域获得了一定的研究成果。基于 MPC 的控制系统可以结合当前的测量值和预测模型, 预测系统未来一段时间内系统的输出, 并通过滚动优化策略进行反复的在线计算, 从而得到较好的动态性能<sup>[6, 18]</sup>。

本文提出一种面向无人驾驶汽车路径跟踪系统的 MFAPC 方法, 给出预瞄航向跟踪方案, 确定了控制系统的控制目标, 并采用最小二乘法推导出伪梯度向量的估计和预测方程。最后通过 CarSim/Simulink 联合仿真对本文算法进行了验证。

## 1 预瞄航向跟踪策略

### 1.1 预瞄概念

基于预瞄点的无人驾驶车辆路径跟踪算法的核心思想是通过控制前轮偏角  $\beta$ , 使车辆可以沿着一条经过预瞄点的圆弧行驶<sup>[19]</sup>, 预瞄点为目标跟踪轨迹上的一点, 预瞄距离的确定与车辆的速度、位置、目标轨迹前方的曲率变化等因素有关。本文仅引用预瞄点的概念来设计车辆横向控制的策略, 而不像传统的 Pure Pursuit 算法一样直接通过车辆的运动学模型得到轮偏角  $\beta$  的控制率。

### 1.2 预瞄航向跟踪

如果车辆每一时刻的行驶方向都和预瞄点方向一致, 即车辆永远向当前时刻预瞄点的方向行驶, 那么车辆就可以沿着预期轨迹行驶。当车辆航偏角  $\delta$  与车辆-预瞄点连线和 X 轴成角的差角  $\theta$  为 0 时, 就可以认为车辆是朝向参考轨迹行驶的。当无人驾驶汽车在参考轨迹的曲率较大时, 车速较慢, 预瞄距离较短; 当曲率较小时, 车速提升, 随之预瞄距离增长, 那么只要选取适当的预瞄距离, 就可以实现车辆对参考轨迹的跟踪。预瞄航向跟踪示意图如图 1 所

示, 图 1 中符号意义如表 1 所示。

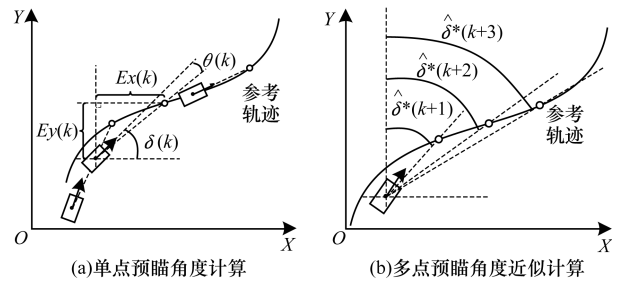


图 1 预瞄航向跟踪示意图

表 1 图示符号意义

符号	符号意义
$X, O, Y$	大地坐标系
$E_x$	与当前时刻预瞄点的 X 轴差值
$E_y$	与当前时刻预瞄点的 Y 轴差值
$\delta$	车辆航向偏角 (航偏角)
$\theta$	航偏角与车辆-预瞄点连线和 X 轴成角的差角

预瞄航向跟踪方案将传统路径跟踪方案中车辆状态量  $[x, y, \delta]$  与预期状态量的跟踪问题转化为单输入单输出系统, 即车辆航偏角  $\delta$  与车辆-预瞄点连线和 X 轴成角的跟踪问题。车辆-预瞄点连线和 X 轴成角为:

$$\delta^*(k+1) = \arctan \frac{E_y}{E_x} \quad (1)$$

系统的控制目标为:

$$\delta^*(k+1) - \delta(k) = 0 \quad (2)$$

分析可知预瞄距离直接影响着车辆的跟踪性能: 过短的预瞄距离容易在车辆高速行驶中出现超调, 导致车头左右摆动; 过长的预瞄距离虽然可以实现平滑跟踪, 但是跟踪速度较慢, 并在弯道上的跟踪性能欠佳。不同预瞄距离下简单的跟踪仿真如图 2 所示。图中点画线的轨迹是预瞄距离较近时的仿真结果, 虽然对误差的响应较快, 但是超调较大; 虚线为预瞄点较远时的仿真结果, 系统实现了平滑的跟踪, 但是跟踪的速度较慢, 所以一个合适的预瞄距离一直是单预瞄点跟踪系统提升性能的重要参数。图 2 中参数轨迹上的点为预感点箭头方向为预瞄方向。

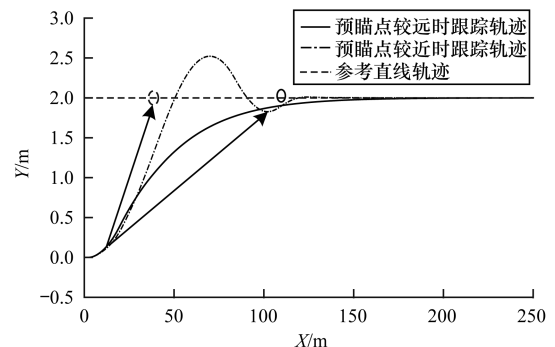


图 2 预瞄距离对跟踪效果影响示意图

由于本文基于 MFAPC 设计控制器,可以将对一个点的跟踪问题转化为对未来一系列点的综合控制问题,但是 MFAPC 方法不考虑车辆的机理建模,仅针对系统输入量  $\beta$  与系统输出量  $\delta$  的数据来自适应调整动态线性模型,想要获得多步预测的车辆位置状态,就需要增大控制系统的复杂程度。

由于无人驾驶汽车横向控制要求的控制周期很短,通常仿真的采样周期为 20 ms,相邻采样周期的  $\delta^*$  变化很小,因此在一定程度上,对  $\delta^*$  的简化估计并不会对系统的精度造成很大的影响,为了配合 MFAPC 方法实现车辆转向控制,并降低系统的运算复杂程度,这里给出了一种在  $k$  时刻(假设预测时域为 3)为  $[\delta^*(k+1), \delta^*(k+2), \delta^*(k+3)]^T$  的近似方法,如图 1(b) 所示,其中,  $\hat{\delta}^*(k+i), i=1,2,3$  是  $\delta^*(k+i), i=1,2,3$  的近似估计值。这样既解决了单点预瞄的超调问题又提升了车辆入弯时的动态性能,定义  $N_p$  为预测控制中的预测时域,则有:

$$Y_{N_p}^*(k+1) = \begin{bmatrix} \hat{\delta}^*(k+1) \\ \hat{\delta}^*(k+2) \\ \vdots \\ \hat{\delta}^*(k+N_p) \end{bmatrix} \quad (3)$$

## 2 控制器设计

### 2.1 控制系统设计

路径跟踪系统框图如图 3 所示,汽车的车速恒定不变,每个采样周期通过前方轨迹上的一系列预瞄点与车辆当前位置计算出  $Y_{N_p}^*$ , 然后通过 MFAPC 控制器计算出前轮偏角控制量  $\beta$ , 实现被控车辆对目标轨迹的跟踪。

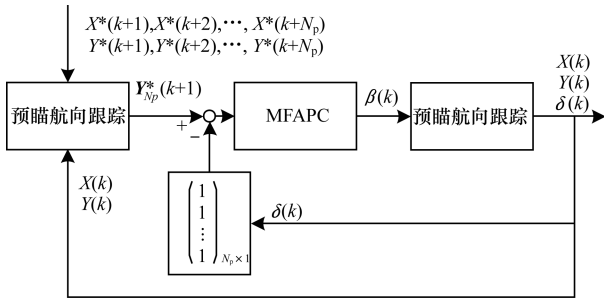


图 3 控制系统框图

MFAPC 与 MFAC 一样,是一种仅利用系统输入输出数据来自适应调整动态线性模型的控制方法,不需要通过分析汽车的机理来建立汽车的运动学或动力学模型,下文给出 MFAPC 的控制器设计方案。

### 2.2 动态线性化模型及其多步预测方程

预瞄航向跟踪系统满足无模型预测控制方法的基本假设要求,具体的基本假设要求可以参考文

献[11]中的相关内容。动态化线性化模型如下:

$$y(k+1) = y(k) + \Phi_L^T(k) \Delta U_L(k) \quad (4)$$

其中:

$$y(k) = \delta(k)$$

$$u(k) = \beta(k)$$

$$\Phi_L(k) = [\Phi_1(k), \Phi_2(k), \dots, \Phi_L(k)]^T$$

$$\Delta U_L(k) = [\Delta u(k), \Delta u(k-1), \dots, \Delta u(k-L+1)]^T$$

$$\text{令 } A = \begin{bmatrix} 0 & & & & \\ 1 & 0 & & & \\ & \ddots & \ddots & & \\ & & & 1 & 0 \end{bmatrix}_{L \times L}, B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{L \times 1}, \text{ 将线性}$$

化数据模型式(4)写成一步预测方程的形式:

$$y(k+1) = y(k) + \Phi_L^T(k) A \Delta U_L(k-1) + \Phi_L^T(k) B \Delta u(k) \quad (5)$$

可以类推出向前  $N_p$  步的预测方程如下:

$$y(k+N_p) = y(k) + \sum_{i=0}^{N_p-1} \Phi_L^T(k+i) A^{i+1} \Delta u(k-1) + \sum_{i=0}^{N_p-1} \Phi_L^T(k+i) A^i B \Delta u(k) + \sum_{i=1}^{N_p-1} \Phi_L^T(k+i) A^{i-1} B \Delta u(k+1) + \dots + \sum_{i=N_u-1}^{N_p-1} \Phi_L^T(k+i) A^{i-N_u+1} B \Delta u(k+N_u-1) \quad (6)$$

将上述  $N_p$  步预测方程公式改写为矩阵的形式,可以定义:

$$Y_{N_p}(k+1) = [y(k+1), y(k+2), \dots, y(k+N_p)]^T$$

$$\Psi_1(k) =$$

$$\begin{bmatrix} \Phi_L^T(k) B \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{N_u-1} \Phi_L^T(k+i) A^i B & \dots & \sum_{i=N_u-1}^{N_u-1} \Phi_L^T(k+i) A^{i-N_u+1} B \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{N_p-1} \Phi_L^T(k+i) A^i B & \dots & \sum_{i=N_u-1}^{N_p-1} \Phi_L^T(k+i) A^{i-N_u+1} B \end{bmatrix}_{N_p \times N_u}$$

$$\Psi_2(k) = \begin{bmatrix} \Phi_L^T(k) A \\ \sum_{i=0}^1 \Phi_L^T(k+i) A^{i+1} \\ \vdots \\ \sum_{i=0}^{N_p-1} \Phi_L^T(k+i) A^{i+1} \end{bmatrix}_{N_p \times L}$$

$$E = [1, 1, \dots, 1]^T$$

$$\Delta U_{N_u}(k) = [\Delta u(k), \dots, \Delta u(k+N_u-1)]^T$$

关于控制系统输入输出数据模型的多步预测方程可以简写为以下的形式:

$$Y_{N_p}(k+1) = E y(k) + \Psi_1(k) \Delta U_{N_u}(k) + \Psi_2(k) \Delta U_L(k-1) \quad (7)$$

### 2.3 控制算法

MFAPC 方法的控制输入准则函数如下:

$$\begin{aligned} J = & [Y_{N_p}^*(k+1) - Y_{N_p}(k+1)]^T \times \\ & [Y_{N_p}^*(k+1) - Y_{N_p}(k+1)] + \\ & \lambda \Delta U_{N_u}^T(k) \Delta U_{N_u}(k) \end{aligned} \quad (8)$$

将式(7)带入控制输入准则函数式(8),并运用

优化条件  $\frac{\partial J}{\partial U_{N_u}(k)} = 0$ , 则可得到下式:

$$\begin{aligned} \Delta U_{N_u}(k) = & (\Psi_1(k)^T \Psi_1(k) + \lambda I)^{-1} \Psi_1(k)^T \times \\ & [Y_{N_p}^*(k+1) - E y(k) - \Psi_2(k) \Delta U_L(k-1)] \end{aligned} \quad (9)$$

根据预测控制的求解控制量的基本方法,即所

$$\begin{aligned} \hat{\Phi}_L(k) = & \hat{\Phi}_L(k-1) + \frac{P_1(k-2) \Delta U_L(k-1)}{a(k-1) + \Delta U_L^T(k-1) P_1(k-2) \Delta U_L(k-1)} \times [\Delta y(k) - \Delta U_L^T(k-1) \hat{\Phi}_L(k-1)] \\ P_1(k-1) = & \frac{1}{a(k-1)} \times \left[ P_1(k-2) - \frac{P_1(k-2) \Delta U_L(k-1) \Delta U_L^T(k-1) P_1(k-2)}{a(k-1) + \Delta U_L^T(k-1) P_1(k-2) \Delta U_L(k-1)} \right], a(k) = a_0 a(k-1) + (1-a_0) \end{aligned} \quad (12)$$

式(12)给出了伪梯度向量  $\Phi_L(k)$  的近似估计算法,除此之外,控制算法式(9)中  $\Psi_1(k)$  和  $\Psi_2(k)$  中的未知元素还有  $\Phi_L(k+1), \Phi_L(k+2), \dots, \Phi_L(k+N_p-1)$ , 所以需要预报算法能够基于  $k$  时刻已知的  $\Phi_L(1), \Phi_L(2), \dots, \Phi_L(k)$ , 来预报  $\Phi_L(k+1), \Phi_L(k+2), \dots, \Phi_L(k+N_p-1)$  的近似估计值,此处给出一种多层梯度算法来实现  $\Phi_L(k+i)$ ,  $i=1,2,\dots,N_p-1$  的预报。

建立  $\Phi_L(1), \Phi_L(2), \dots, \Phi_L(k)$  的自回归模型如下:

$$\begin{aligned} \Lambda(k) = & \Lambda(k-1) + \frac{P_2(k-2) \zeta(k-1)}{b(k-1) + \zeta^T(k-1) P_2(k-2) \zeta(k-1)} \times [\hat{\Phi}_L^T(k) - \zeta^T(k-1) \Lambda(k-1)] \\ P_2(k-1) = & \frac{1}{b(k-1)} \times \left[ P_2(k-2) - \frac{P_2(k-2) \zeta(k-1) \zeta^T(k-1) P_2(k-2)}{b(k-1) + \zeta^T(k-1) P_2(k-2) \zeta(k-1)} \right], b(k) = b_0 b(k-1) + (1-b_0) \end{aligned} \quad (15)$$

式(12)、式(15)中的  $P_1(-1), P_2(-1)$  均为正定方阵。

根据式(13),给出预报算法如下:

$$\begin{aligned} \hat{\Phi}_L(k+i) = & \Gamma_1^T(k) \hat{\Phi}_L(k+i-1) + \\ & \Gamma_2^T(k) \hat{\Phi}_L(k+i-2) + \dots + \\ & \Gamma_n^T(k) \hat{\Phi}_L(k+i-n) \end{aligned} \quad (16)$$

其中,  $i=1,2,\dots,N_p-1$ 。

## 3 仿真实验

### 3.1 仿真环境与模型参数

为了验证 MFAPC 方案在无人驾驶汽车横向控制系统中的优越性,基于 CarSim/Simulink 仿真平台进行了双移线仿真实验(参考文献[6]中的双移线

求得控制序列的第1个元素作为受控对象的实际控制量<sup>[6,18]</sup>,则可以得到该时刻的控制量如下:

$$u(k) = u(k-1) + \mathbf{g}^T \Delta U_{N_u}(k) \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{g}^T = [1, 0, \dots, 0]^T$ 。

在控制算法式(9)中,未知变量  $\psi_1(k)$  和  $\psi_2(k)$  中的未知元素为  $\Phi_L(k+i), i=0,1,\dots,N_p-1$ ,为了算法完整性,能够计算出系统控制量,以下给出伪梯度向量  $\Phi_L$  的估计算法和预报算法。

### 2.4 伪梯度向量的估计算法和预报算法

根据式(4)可知:

$$\Delta y(k+1) = \Delta U_L^T(k) \Phi_L(k) \quad (11)$$

本节给出带有时变因子的最小二乘法来计算伪梯度向量的估计量:

$$\begin{aligned} \hat{\Phi}_L(k) = & \Gamma_1^T(k) \hat{\Phi}_L(k-1) + \Gamma_2^T(k) \hat{\Phi}_L(k-2) + \dots + \\ & \Gamma_n^T(k) \hat{\Phi}_L(k-n) \end{aligned} \quad (13)$$

令  $\zeta(k-1) = [\hat{\Phi}_L^T(k-1), \hat{\Phi}_L^T(k-2), \dots, \hat{\Phi}_L^T(k-n)]^T$ ,  $\Lambda(k) = [\Gamma_1^T(k), \Gamma_2^T(k), \dots, \Gamma_n^T(k)]^T$ , 则式(13)可写为:

$$\hat{\Phi}_L^T(k) = \zeta^T(k-1) \Lambda(k) \quad (14)$$

其中:

轨迹),并分别在不同的车速下(5 m/s 和 20 m/s)与基于车辆动力学建模的 MPC 方案进行了仿真对比。MPC 方案中的动力学模型建模及其线性化方法、预测控制目标函数的确定以及算法参数的选择等详细情况参考文献[6]中的相关内容,本文给出了 CarSim 车辆建模的相关数据,如表2所示。

表2 车辆动力学模型相关参数

参数	取值
车辆质量/kg	$m = 1\ 723$
绕 z 轴转动惯量/( $\text{kg} \cdot \text{m}^2$ )	$I = 4\ 175$
车身尺寸/m	$L = 4, W = 1.988$
轴距/m	$a = 1.232, b = 1.468$
轮胎侧偏刚度/( $\text{N} \cdot \text{rad}^{-1}$ )	$C_f = 66\ 900, C_r = 62\ 700$

Simulink 仿真平台中的控制器利用 S-function 实现,具体实现过程参考第 2 节、第 3 节内容,仿真环境的具体搭建如图 4 所示,其中,MFAPC 控制器、参数的取值如表 3 所示。

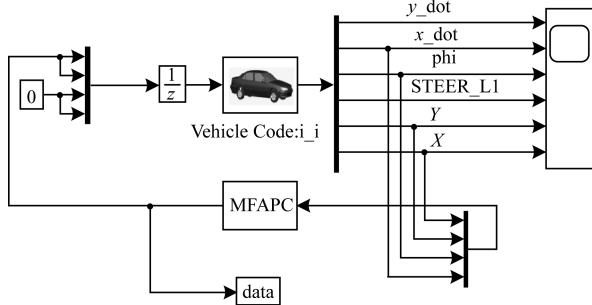


图 4 Simulink 仿真平台

表 3 MFAPC 方法控制器参数取值

参数	取值
预测时域	$N_p = 35$
控制时域	$N_u = 1$
滑动时间窗口长度	$L = 5$
权重因子	$\lambda = 0.85$
伪梯度向量初始值	$\phi_L(0, :) = 0.2$
估计算法正定矩阵	$P_1(-1) = 10I$
预报算法正定矩阵	$P_2(-1) = 100I$
最小二乘距离因子	$a(0) = b(0) = 0.95$
遗忘因子参数	$a_0 = b_0 = 0.99$
时变参数矩阵阶数	$n = 3$
时变参数矩阵初始值	$\Lambda(0) = \text{ones}(3L, L)$

### 3.2 仿真结果

本文根据上文给出的参数进行仿真, Simulink 仿真时间为 30, 采样周期为 0.02, CarSim 路面附着力  $\mu = 0.8$ 。选取控制器参数时考虑城市行驶环境, 仿真设计车速在 20 m/s 以下, 图 5 ~ 图 7 所示的跟踪效果设定车速为 5 m/s, 其中宏观跟踪效果清楚地显示 MFAPC 的跟踪效果明显优于 MPC, 行驶轨迹与目标轨迹几乎完全重合。

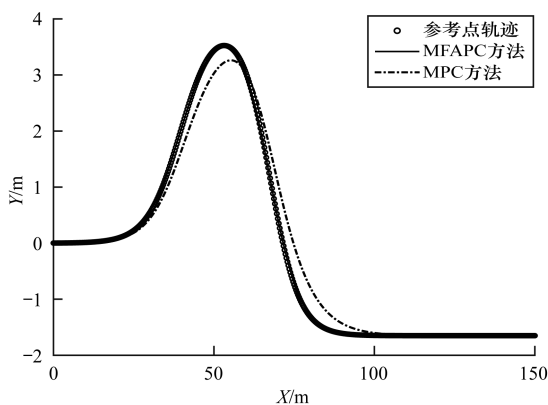


图 5 车速为 5 m/s 时的宏观跟踪对比结果

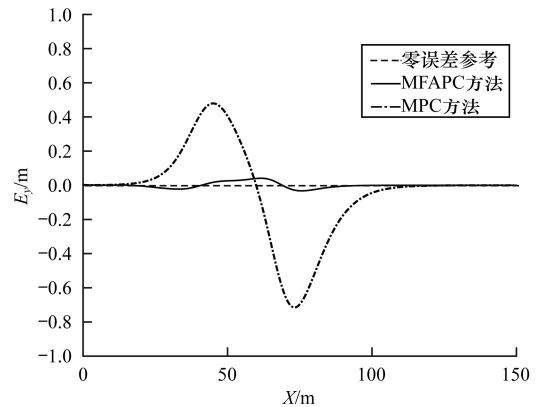


图 6 车速为 5 m/s 时的横向误差对比结果

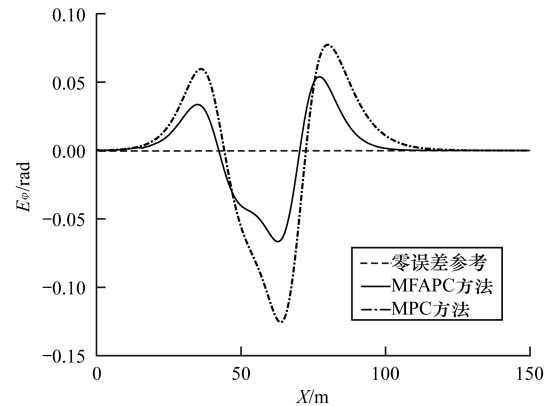


图 7 车速为 5 m/s 时的航向角误差对比结果

从跟踪误差对比上来看, MFAPC 方法在低速行驶情况下可以将误差控制在 0.04 m 左右, 仅在 3 个连续转向处出现了一定的跟踪误差。考虑到无人车的决策规划层会根据感知层的路况信息, 规划出一条无碰撞且符合车辆实际可到达情况的路径, 所以在参考路径能够保证良好的乘车体验时, 航偏角的跟踪情况可以一定程度上反映车辆跟踪的舒适度, 不难理解, 航偏角的误差越大, 那么在车头调整过程中, 左右的摆动就越剧烈。而从图 7 的对比中可以看到, 航偏角的波动出现在车辆转弯处, 在直线跟踪上 2 种方法都体现了平稳跟踪, 但是 MFAPC 方法在过弯时对航偏角误差的抑制效果更好。

车速为 20 m/s 的仿真结果如图 8 ~ 图 10 所示, 在车速较高时, 车辆惯性较大, 过大的车辆转向会导致车辆侧滑甚至侧翻, 所以车辆跟踪会出现转向内侧方向的偏差, 可以看出, 2 种方法都出现了一定程度的误差, 但明显可以看出, MFAPC 方法的误差更小, 相对较大误差出现在第 2 个、第 3 个转弯处, 误差均在 0.3 m 以内, 与 MPC 方法 0.6 m 以上的最大误差相比较, 跟踪性能极大地保障了车辆与乘坐人的安全。MFAPC 方法虽然在转弯处的航偏角出现了一次震荡, 但是由于具有绝对值更小的优势, 几乎难以察觉车头的摆动。

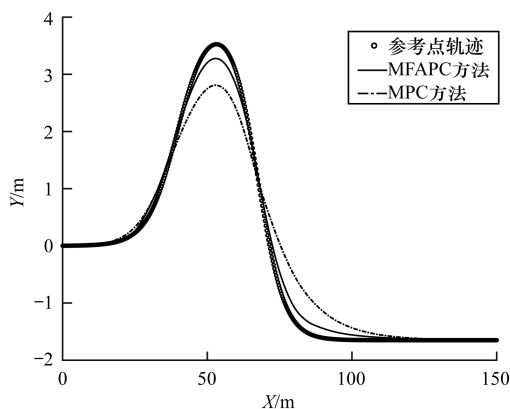


图 8 车速为 20 m/s 时的宏观跟踪对比结果

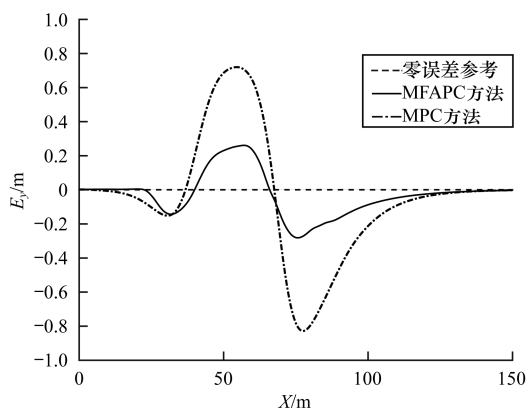


图 9 车速为 20 m/s 时的横向误差对比结果

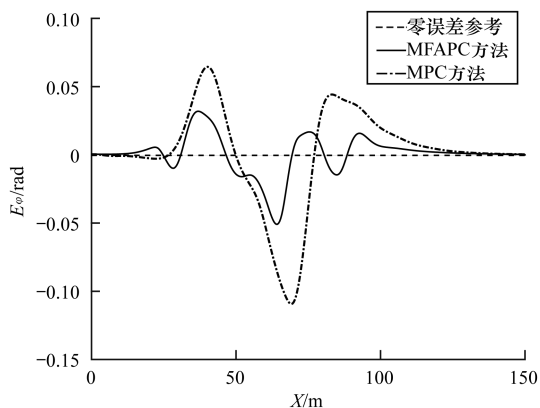


图 10 车速为 20 m/s 时的航向角误差对比结果

#### 4 结束语

本文研究面向无人驾驶汽车路径跟踪控制的转向系统,考虑无人驾驶汽车控制场景,将 MFAC 与 MPC 的核心思想与相关内容相结合,给出基于 MFAPC 的路径跟踪方法,并提出一种改进的预瞄航向跟踪策略,通过预处理车辆当前位置姿态信息,将控制系统转化为单输入单输出系统。在 CarSim/Simulink 联合仿真平台上的验证结果表明,无人驾驶车辆在不同车速下具有良好的跟踪效果,与基于车辆动力学的 MPC 方案相比,MFAPC 方案具有更优的路径跟踪性能。

#### 参考文献

- [1] SAMUEL M, HUSSEIN M, BINTI M. A review of some pure-pursuit based path tracking techniques for control of autonomous vehicle [J]. International Journal of Computer Applications, 2016, 135(1): 35-38.
- [2] 陈虹, 宫洵, 胡云峰, 等. 汽车控制的研究现状与展望[J]. 自动化学报, 2013, 39(4): 322-346.
- [3] 陈慧岩, 陈舒平, 龚建伟. 智能汽车横向控制方法研究综述[J]. 兵工学报, 2017, 38(6): 1203-1214.
- [4] MENHOUR L, D'ANDREA-NOVEL B, FLIESS M, et al. An efficient model-free setting for longitudinal and lateral vehicle control; validation through the interconnected pro-SiVIC/RTMaps prototyping platform [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017(99): 1-15.
- [5] FACHRUDIN F. Optimization of automatic steering control on vehicle with steer by wire system using particle swarm optimization [J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2016, 24(1): 541-557.
- [6] 龚建伟, 姜岩, 徐威. 无人驾驶车辆模型预测控制[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2014.
- [7] 侯忠生. 再论无模型自适应控制[J]. 系统科学与数学, 2014, 34(10): 1182-1191.
- [8] XU Dezhi, JIANG Bin, SHI Peng. A novel model-free adaptive control design for multi-variable industrial processes [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(11): 6391-6398.
- [9] HOU Zhongsheng, JIN Shang. Data-driven model-free adaptive control for a class of MIMO nonlinear discrete-time systems [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(12): 2173-2188.
- [10] 侯忠生, 金尚泰. 无模型自适应控制[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [11] HE Lihong, WANG Hongyu, WANG Jinjin, et al. Research on application of buck converter based on data-driven model-free adaptive controller [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 427: 1044-1047.
- [12] HUANG Zhanjun, WANG Zhanzhan, LEI Cui, et al. Boost converter optimal control based on MFAC and FPSOA under model mismatch [C]//Proceedings of IEEE CCDC' 16. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 5778-5783.
- [13] LI Haitao, NING Xin, LI Wenzhou. Implementation of a MFAC based position sensorless drive for high speed BLDC motors with nonideal back EMF [J]. ISA Transactions, 2016, 67: 348-355.
- [14] SHA Liming, LU Huacai, SHI Jing, et al. Research on optimized control technology of permanent magnet linear motor based on MFAC [J]. Journal of Xinyu University, 2017(2): 123-130.
- [15] YAO Wenlong, LIU Yuan, ZHANG Jundong, et al. Design of vector control based on MFAC for SSP podded propulsion [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 2418-2423.

(下转第 20 页)