

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2018.06.019

# 基于 MPC 的自适应巡航算法改进研究\*

戴旭彬, 孙涛\*, 夏维

(上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093)

**摘要:**针对自适应巡航系统的前车加速度扰动问题,对跟车数学模型和模型预测算法的原理进行了研究。提出了一种估计器方法,基于前车的历史加速度信息,采用最小二乘的方法预测了前车未来加速度的变化规律,进而应用到跟车模型的模型预测框架中作为加速扰动预测值;建立了带有松弛变量的可执行约束条件,利用多目标优化求出了最优的期望加速度值;在静态驾驶模拟器对改进的模型预测算法进行了测试与验证,同时与传统的模型预测进行了对比分析。研究表明:改进的模型预测算法在对前车加速度存在扰动的情况下,能够实现良好的跟车功能。

**关键词:**估计;自适应巡航;模型预测控制;多目标优化

**中图分类号:**TP368.4;U463.6

**文献标志码:**A

**文章编号:**1001-4551(2018)06-0644-06

## Improvement of adaptive cruise algorithm based on MPC

DAI Xu-bin, SUN Tao, XIA Wei

(School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** Aiming at disturbance of preceding vehicle in adaptive control, car-following mathematical model and theory of model predictive control was researched, a kind of estimator was proposed. Based on history information on preceding vehicle, the law of preceding vehicle's acceleration was predicted through the method of least squares and then was applied in the car-following's model predictive control frame. Executable constraint area with slack variable was set up. Multi-objection was used to obtain optimal desired acceleration. It was tested and verified in the fixed driving simulator, compared with conventional model predictive control. The results indicate that improved model predictive control is able to follow preceding vehicle whose acceleration is varied.

**Key words:** estimator; adaptive cruise control(ACC); model predictive control; multi-objection optimization

## 0 引言

自适应巡航控制(ACC)主要包括定速巡航和跟车功能,其中跟车功能的实现有很多算法,包括传统的PID转向智能算法,如模型预测控制(MPC)<sup>[1-4]</sup>。它的优点在于利用预测的未来状态重复地进行滚动时域优化。为了得到最优解,MPC预测模型必须准确可靠。ACC的跟踪前车功能,需要实现车速相等并保持安全距离功能,所以针对ACC的MPC不仅与自车有关,而且与前车相关,尤其是加速度。实际上当前车进行加

速或减速时,其加速度并不是保持不变的。然而在传统MPC控制下,在预测模型未来状态时,会将前车加速度认为是定值,所以得到的最优解会偏大或偏小。

针对预测模型中的扰动的问题,国外的学者进行了研究。MESBAH A等人<sup>[5]</sup>采用闭环控制策略,补偿前车加速度扰动的影响,改善了预测和控制的效果;SUN C等人<sup>[6]</sup>提出了基于马尔科夫链构建车辆速度模型,通过在线学习算法得到马尔科夫传递矩阵预测出前车速,实验表明该车辆模型更好地实现了对汽车速度估计。由于闭环控制需要大量的离线计算,马尔科夫模型建立所需的数据多而且在线计算量大,还有

收稿日期:2017-11-12

基金项目:上海市科技创新基金资助项目(12ZZ145)

作者简介:戴旭彬(1991-),男,江苏常州人,硕士研究生,主要从事车辆动力学与控制方面的研究。E-mail:dai\_xubin@qq.com

通信联系人:孙涛,男,博士,副教授。E-mail:tao\_sun531@163.com

改进空间。

本文针对自适应跟车行驶时前车加速度扰动问题进行研究。

## 1 跟车模型控制的建立

自适应巡航系统的控制器分为上、下两层。

### 1.1 上层控制

跟车模型如图1所示。

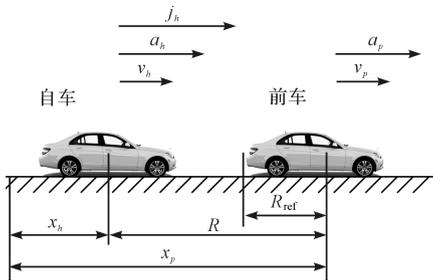


图1 跟车模型

首先根据的相对运动关系,建立状态空间方程<sup>[7]</sup>:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}u(k) + \mathbf{G}w(k) =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & T_s & -\frac{T_s^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -T_s & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 - \frac{T_s}{\tau} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{T_s}{\tau} \\ \frac{1}{\tau} \end{bmatrix} u(k) + \begin{bmatrix} \frac{T_s^2}{2} \\ 0 \\ T_s \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} w(k) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}(k)$ —状态变量,选取为 $[R(k), v_h(k), \Delta v(k), a_h(k), j_h(k)]^T$ ;  $u$ —上层控制器的输入量即前车期望的加速度 $a_{des}$ ;  $w(k)$ —前车加速度扰动,  $a_p(k)$ ;  $R$ —两车之间的相对距离;  $v_h$ —前车速度;  $\Delta v$ —相对速度;  $a_h$ —前车加速度;  $j_h$ —前车加加速度;  $T_s$ —采样时间,取0.001 s。

另外输出变量选取为前车和前车相对距离与期望距离的差值,两车相对速度,前车加速度和加加速度。得到输出方程:

$$\mathbf{y}(k+1) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k+1) + z =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & -t_h & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k+1) + \begin{bmatrix} -R_0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

期望的相对距离采用可变间距策略中的恒定车头时距采用定车头时距,即参考相对距离:

$$R_{ref} = R_0 + t_h v_h \quad (3)$$

式中: $t_h$ —车头时距;  $R_0$ —前车静止时与前车保持的距离。

### 1.2 下层控制

本文在下层控制中建立了逆纵向动力学模型<sup>[8]</sup>。在实际过程中,下层控制器的输入即上层控制中的期望加速度 $a_{des}$ 和实际输出的加速度 $a$ 存在延迟,这里用一阶惯性系统表示:

$$a = \frac{1}{\tau s + 1} a_{des} = \frac{1}{\tau s + 1} u \quad (4)$$

式中: $\tau$ —时间常数。

## 2 基于模型预测控制的算法建立

本研究需要构建一个估计器,利用之前时刻的值,采用最小二乘法拟合出最逼近的直线,并估计未来时刻的值,最后利用模型预测算法计算出最优的期望加速度。

### 2.1 最小二乘法拟合

在进行估计之前,本研究先进行以下条件假设:在相对较短的时间内,加速度近似沿着直线变化,即:

$$a_p(t) = a_0 + a_1 t \quad (5)$$

因此,可以根据最小二乘法来得到 $a_0$ 和 $a_1$ 值<sup>[9]</sup>,并估计未来值。

若有 $p-1$ 个过去的采样值分别为 $a_p(k+1-p), a_p(k+2-p), a_p(k+3-p), \dots, a_p(k-1)$ 以及当前采样值 $a_p(k)$ 。通过当前采样值的直线由式(5)可以得到:

$$\begin{aligned} \tilde{a}_p(t) &= a_p(k) + a_1(t-k) = \\ &= a_p(k) - a_1 k + a_1 t \end{aligned} \quad (6)$$

为了使得直线能够逼近其他时刻的采样值,选取权重评价函数为:

$$J_a = \sum_{i=k+1-p}^{k-1} \mathbf{q}_i (a_p(i) - \tilde{a}_p(i))^2 \quad (7)$$

式中: $\mathbf{q}_i$ —权重矩阵。

本研究对于接近当前采样时刻的值采用较大的权重,使得拟合出的直线更加靠近较新的值。由于权重评价函数是个凸函数,它的极小值对应的是全局的最小值。利用求导得到式(7)最小值时对应的 $a_1$ :

$$\frac{dJ_a}{da_1} = 2 \sum_{i=k+1-p}^{k-1} q_i(a_p(i) - \tilde{a}_p(i))(i - k) = 0 \quad (8)$$

$$a_1 = \frac{\sum_{i=k+1-p}^{k-1} q_i(a_p(i) - a_p(k))}{\sum_{i=k+1-p}^{k-1} (i - k)} \quad (9)$$

然后再利用式(5)进行预测:

$$\begin{bmatrix} a_p(k+1) \\ a_p(k+2) \\ \vdots \\ a_p(k+p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & k+1 \\ 1 & k+2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & k+p \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} a_p(k) - \frac{\sum_{i=k+1-p}^{k-1} q_i(a_p(i) - a_p(k))}{\sum_{i=k+1-p}^{k-1} (i - k)} \\ \frac{\sum_{i=k+1-p}^{k-1} q_i(a_p(i) - a_p(k))}{\sum_{i=1}^{p-1} (i - k)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

### 2.2 ACC 的控制目标分析

在模型预测控制中,为了避免控制对象出现较大的变化,通常使  $y(k+1)$  沿着期望的平缓曲线到达设定值  $y_{ref}^{[10]}$ 。参考曲线如下:

$$y_{ref}(k+i) = \alpha^i y(k) + (1 - \alpha^i) y_{ref} \quad (11)$$

式中:  $\alpha$ —参数越小参考轨迹到达参考值的响应时间越短,此处  $\alpha$  取 0.9。

跟踪前车的最终目标是自车和前车的相对速度  $\Delta v$  为 0,同时,相对距离  $R$  趋近于期望的相对距离,即:  $\Delta v \rightarrow 0R \rightarrow R_{ref}$ 。

相对距离的期望值由式(3)计算得到。相对速度期望值为 0;加速度的期望值采用模型<sup>[11]</sup>,即:

$$a_{ref} = k_v \Delta v + k_d \Delta R \quad (12)$$

式中:  $k_v$ —相对速度系数,取 0.25;  $k_d$ —相对距离系数,取 0.02;  $\Delta R$ —实际相对距离与理想相对距离的差值。

### 2.3 跟踪模型的预测

为了方便起见,记  $p$  为预测时域,  $m$  为控制时域,且  $m \leq p$ ,并有如下假设:

控制时域之外,  $i = m, m+1, \dots, p-1$ ,控制变量不变,即:

$$\Delta u(k+i) = 0 \quad (13)$$

由式(1,3)建立的跟车模型和式(10)建立的估计模型,对 ACC 系统未来行为可做出如下的预测:

$$y(k+i|k) = C \{ A^i x(k) + \sum_{h=1}^i A^{i-h} [ B(u(k-h) +$$

$$\sum_{j=0}^{h-1} \Delta u(j) ) + Gw(k+h) ] \} \quad (14)$$

进一步展开得到:

$$\begin{bmatrix} y(k+1) \\ y(k+2) \\ \vdots \\ y(k+p) \end{bmatrix}_{p \times 1} = S_x x(k) + S_{u1} u(k-1) + S_{u2} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1) \end{bmatrix}_{m \times 1} + G_w \begin{bmatrix} 1 & k \\ 1 & k+1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & k+p-1 \end{bmatrix}_{p \times 2} \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} a_p(k) - \frac{\sum_{i=k+1-p}^{k-1} q_i(a_p(i) - a_p(k))}{\sum_{i=k+1-p}^{k-1} (i - k)} \\ \frac{\sum_{i=k+1-p}^{k-1} q_i(a_p(i) - a_p(k))}{\sum_{i=1}^{p-1} (i - k)} \end{bmatrix}$$

其中:  $s_x = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^p \end{bmatrix}_{p \times 1}$ ;  $s_{u1} = \begin{bmatrix} CB \\ CB + CAB \\ \vdots \\ \sum_{h=1}^p CA^{h-1} B \end{bmatrix}_{p \times 1}$ ;

$$G_w = \begin{bmatrix} CG & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAG & CG & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{p-1}G & CA^{p-2}G & CA^{p-3}G & \dots & CG \end{bmatrix}_{p \times p}$$

$$S_{u2} = \begin{bmatrix} CB & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \sum_{h=1}^2 CA^{h-1}B & CB & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{h=1}^m CA^{h-1}B & \sum_{h=1}^{m-1} CA^{h-1}B & \dots & \dots & CB \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{h=1}^p CA^{h-1}B & \sum_{h=1}^{p-1} CA^{h-1}B & \dots & \dots & \sum_{h=1}^{p-m+1} CA^{h-1}B \end{bmatrix}_{p \times n}$$

接下来将优化问题写成加权形式的值函数:

$$J(y, u, \Delta u) = \sum_{i=1}^p (y(k+i) - y_{ref}(k+i))^T w_y (y(k+i) - y_{ref}(k+i)) + \sum_{i=1}^p (u(k+i))^T w_u u(k+i) + \sum_{i=1}^p (\Delta u(k+i))^T w_{\Delta u} \Delta u(k+i) \quad (16)$$

式中:  $w_y$ —系统输出的权重矩阵;  $w_u$ —系统输入的权

重; $w_{\Delta u}$ —系统输入变化的权重。

将以上约束和相关车辆参数约束进行整理,并引入松弛变量  $\varepsilon^{[12]}$ 。松弛变量的引入是为了解决当在约束范围内无法得到最优的解时,通过适当地增加约束范围从而得到最优解。如前车急加减速时,必须适当增加系统输入变化范围才能保持继续跟踪前车,否则有很大的概率出现丢失跟踪对象或追尾。但是对于输出变量中的  $\Delta R$ ,为了保证安全性,不采用松弛变量。

至此上层控制的优化问题可以转化为带约束的二次规划问题:

$$\min_{\Delta u} J(y, u, \Delta u) + \rho \varepsilon^2 \quad (17)$$

s. t.

$$\begin{cases} 0 \leq \Delta R(k+i|k) \\ v_{\min} - \varepsilon v_{\min}^{(v)} \leq v_h(k+i|k) \leq v_{\max} + \varepsilon v_{\max}^{(v)} \\ a_{\min} - \varepsilon a_{\min}^{(a)} \leq a_h(k+i|k) \leq a_{\max} + \varepsilon a_{\max}^{(a)} \\ j_{\min} - \varepsilon v_{\min}^{(j)} \leq j_h(k+i|k) \leq j_{\max} + \varepsilon v_{\max}^{(j)} \\ u_{\min} - \varepsilon v_{\min}^{(u)} \leq u(k+i|k) \leq u_{\max} + \varepsilon v_{\max}^{(u)} \\ \Delta u_{\min} - \varepsilon v_{\min}^{(\Delta u)} \leq \Delta u(k+i|k) \leq \Delta u_{\max} + \varepsilon v_{\max}^{(\Delta u)} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $\rho$ —松弛变量的权重系数; $v_{\min}^{(v)}, v_{\min}^{(a)}, v_{\min}^{(j)}, v_{\min}^{(u)}, v_{\min}^{(\Delta u)}$ —约束松弛下界; $v_{\max}^{(v)}, v_{\max}^{(a)}, v_{\max}^{(j)}, v_{\max}^{(u)}, \Delta u_{\max}^{(\Delta u)}$ —约束松弛上界; $u_{\min}, u_{\max}$ —车辆加速度能力; $\Delta u_{\min}, \Delta u_{\max}$ —车辆加速度变化量; $v_{\min}, v_{\max}$ —车辆速度约束。

### 3 实验及结果分析

算法验证原理如图 2 所示。

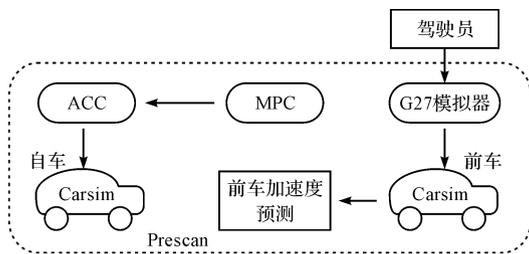


图 2 算法验证原理图

本研究采用 Carsim 的高精度车辆动力学模型,在 Prescan 下搭建的模拟工况,G27 模拟器模拟方向盘、油门和制动踏板,驾驶员通过 G27 控制前车,自车由 ACC 控制,而 ACC 由 MPC 算法决定,MPC 通过融合预测的前车加速度,两车的相对距离和相对速度得到期望加速度。

在该实验平台下,将以上模型与没有前车加速度这个模块的传统模型预测控制进行对比。

仿真所用车型为 C 级掀背式轿车,前轮驱动,前车的车型与自车相同,采样时间取 0.01 s。模型预测控制算法仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数列表

名称	数值	名称	数值
$m$	20	$\rho$	10
$w_y$	diag(100,80,10,10)	$w_u$	1
$w_{\Delta u}$	0.1	$\rho$	0.8
$y_{\min}/(m \cdot s^{-1})$	(0 m, 0 m/s, -5 m/s <sup>2</sup> , -6 m/s <sup>3</sup> )	$y_{\max}/(m \cdot s^{-1})$	( $+\infty$ , 25 m/s, 5 m/s <sup>2</sup> , 6 m/s <sup>3</sup> )
$u_{\min}/(m \cdot s^{-2})$	5	$u_{\max}/(m \cdot s^{-2})$	5
$\Delta u_{\min}/(m \cdot s^{-2})$	2	$\Delta u_{\max}/(m \cdot s^{-2})$	2
$v_{\min}^{(v)}/(m \cdot s^{-1})$	0.5	$v_{\max}^{(v)}/(m \cdot s^{-1})$	0.5
$v_{\min}^{(a)}/(m \cdot s^{-2})$	0.8	$v_{\max}^{(a)}/(m \cdot s^{-2})$	0.8
$v_{\min}^{(j)}/(m \cdot s^{-3})$	0.6	$v_{\max}^{(j)}/(m \cdot s^{-3})$	0.6

仿真工况为:初始时刻两车之间的距离为 30 m,前车与自车初始车速分别为 16 m/s 和 14 m/s,前车由驾驶员通过 G27 控制,车速变化规律为先加速后减速最后稳定行驶,自车由 ACC 算法控制跟踪前车。

车辆速度变化曲线如图 3 所示。

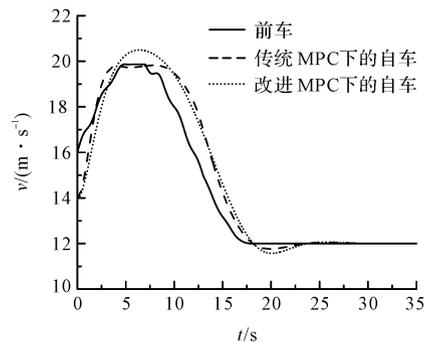


图 3 车辆速度变化曲线

根据图 3,在 0~18 s 前车的速度近似呈现正弦变化,在改进 MPC 下,由于认为前车加速度保持不变,在计算预测输出量时,若前车的加速降低时,预测输出会偏大导致自车加速度偏大,即车速上升快;同理减速度增加时,导致自车减速度偏小,即车速下降慢。所以自车速度变化趋势跟踪不如改进 MPC 好。

车间距离变化曲线如图 4 所示。

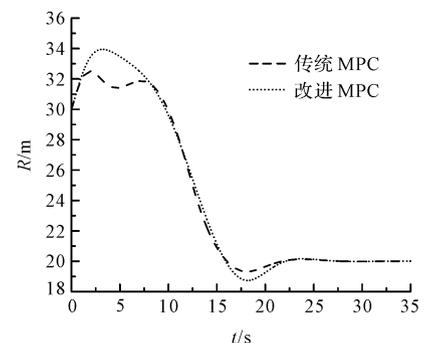


图 4 车间距离变化曲线

改进 MPC 下的自车和前车的向距离不仅在合理的范围内,而且变化趋势比较缓和。虽然存在较小迟滞,即当前车减速时,自车没有立即减速,但是并没有产生严重的影响。18 s 以后,两种算法下,自车的车速与前车的逐渐保持一致,自车与前车的相对距离也趋于安全值。

车辆加速度变化曲线如图 5 所示。

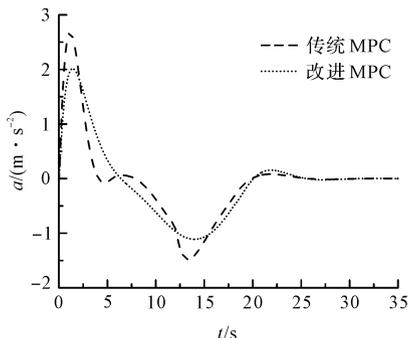


图 5 车辆加速度变化曲线

可以印证,传统和改进 MPC 的自车加速度变化趋势大体相同。改进的 MPC 下的自车,不仅峰值加速度降低了 25.20%,而且加速度变化更加圆滑。因此从经济角度上讲,改进模型预测控制算法更具有经济性。纵向的加加速度过大,会对驾驶员产生不适感<sup>[13-14]</sup>。

车辆加速度变化率曲线如图 6 所示。

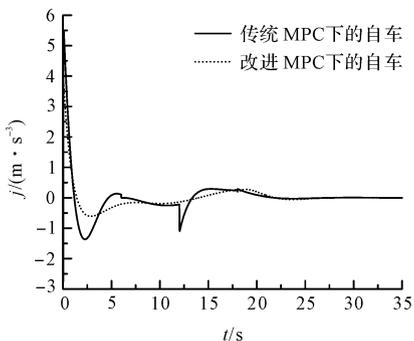


图 6 车辆加速度变化率曲线

除了初始阶段,由于前车不仅速度高于自车,而且在作加速运动,使得自车会产生加大的加速度才能跟踪上前车,造成了初始阶段自车加加速度较大。但是随后的时间里,一方面,改进的 MPC 下的自车加加速度均在  $\pm 1 \text{ m/s}^3$  以内,另一方面峰值加加速度降低了

31.21%。因此,改进模型预测控制算法更具有舒适性。

燃油消耗是根据发动机转速与节气门开度查表得到燃油消耗率并积分得到。自车燃油消耗曲线如图 7 所示。

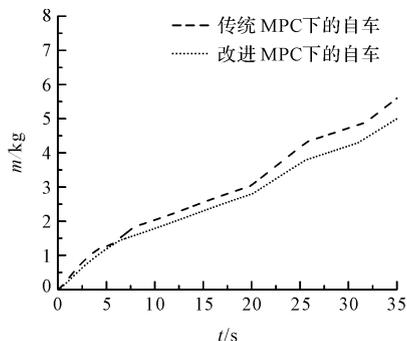


图 7 自车燃油消耗曲线

传统 MPC 控制下自车油消耗为 5.595 kg,改进 MPC 控制下为 4.996 kg,减少了约 10.71%。

两种 MPC 对比如表 2 所示。

表 2 两种 MPC 对比

	传统 MPC	改进 MPC	改善/(%)
峰值加速度/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-3}$ )	2.691	2.013	25.20
峰值加加速度/( $\text{m} \cdot \text{s}^{-4}$ )	5.502	3.785	31.21
燃油消耗量/kg	5.595	4.996	10.71

从峰值加速度、峰值加加速度和然后消耗率三方面进行的对比情况知,改进 MPC 在 3 项指标中均比传统 MPC 有所改善,其中峰值加加速度改善在所有指标中最为明显,达到 31.21%。

## 4 结束语

针对前车加速度扰动会影响模型预测框架下的 ACC 跟车效果问题,本文研究了跟车模型和模型预测算法。

笔者在之前的基础上添加了一个前车加速度的估计器,通过前车加速度的历史信息,利用最小二乘法得到加速度的变化趋势,在静态驾驶模拟器实验平台上测试和验证了改进 MPC 的有效性,同时与传统 MPC 作了对比。实验表明:改进 MPC 在峰值加速度、峰值加加速度和燃油消耗量上都有所改进。

(下转第 657 页)

### 本文引用格式:

戴旭彬,孙涛,夏维. 基于 MPC 的自适应巡航算法改进研究[J]. 机电工程,2018,35(6):644-648,657.

DAI Xu-bin, SUN Tao, XIA Wei. Improvement of adaptive cruise algorithm based on MPC[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2018,35(6): 644-648,657.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>