

# 改进前车状态预测的自适应巡航控制策略

安婷玉<sup>1</sup>, 陈 婷<sup>1</sup>, 高 涛<sup>1</sup>, 李 浩<sup>2</sup>, 涂辉招<sup>2</sup>

(1. 长安大学 信息工程学院, 陕西 西安 710064; 2. 同济大学 交通运输工程学院, 上海 201804)

**摘要:** 针对自适应巡航控制(ACC)系统中前车运动状态不确定性造成的模型失配和性能下降问题, 提出一种改进前车状态预测的自适应巡航控制策略。首先, 基于前车的历史速度和加速度信息利用时间卷积网络预测前车的未来加速度轨迹, 然后将预测加速度作为扰动构建自适应巡航系统的预测控制模型, 最后在 Matlab—Carsim 联合仿真平台进行仿真实验。实验结果显示, 时间卷积网络能够对车辆加速度取得较好的预测效果, 且相对于传统 MPC 改进方法能够减小速度跟踪误差, 并提高跟驰车辆对前车速度变化的响应速度。

**关键词:** 自适应巡航控制系统; 模型预测控制; 时间卷积网络; 加速度轨迹预测

中图分类号: U495

文献标志码: A

## An Adaptive Cruise Control Strategy with Improved Preceding Vehicle State Prediction

AN Tingyu<sup>1</sup>, CHEN Ting<sup>1</sup>, GAO Tao<sup>1</sup>, LI Hao<sup>2</sup>, TU Hui Zhao<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 2. College of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

**Abstract:** To address the issue of model mismatch and performance degradation caused by uncertainties in the motion state of a preceding vehicle within adaptive cruise control (ACC) systems, a strategy for ACC by improving the prediction of the state of the preceding vehicle was proposed. Initially, the future acceleration trajectory of the preceding vehicle is predicted using a time convolutional network (TCN), which makes use of historical speed and acceleration information. Subsequently, the acceleration predicted is employed as a disturbance to formulate the predictive control model for the ACC system. Finally, simulation experiments are

conducted on the Matlab-Carsim joint simulation platform. The experimental results demonstrate that favorable predictive results for vehicle acceleration are achieved by the TCN. Furthermore, compared to the traditional model predictive control (MPC), the improved method leads to the reduction in velocity tracking errors and the enhancement in responsive speed of the following vehicle towards changes in the speed of the preceding vehicle.

**Keywords:** adaptive cruise control (ACC) system; model predictive control (MPC); time convolutional network (TCN); acceleration trajectory prediction

随着各项自动驾驶技术的成熟与发展, 先进驾驶辅助系统(Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)的功能日趋完善并在很多量产车型上得以应用<sup>[1]</sup>。自适应巡航控制(Adaptive Cruise Control, ACC)是ADAS的一个典型子系统, 它通过传感器、摄像头等探测器实时监控车辆周围环境信息, 控制单元再综合这些环境信息和自车状态实时对自车运动状态进行调整, 除了定速巡航功能之外还能够以安全、平稳和生态的方式实现对前车跟踪<sup>[2]</sup>。此外, 很多研究还表明, ACC对改善交通拥堵、实现交通流稳定性和提高道路空间利用率等方面也有积极贡献<sup>[3-6]</sup>。

当前研究中ACC的控制策略主要分为2类: 直接式控制和分层式控制。相较于直接式控制, 分层式控制因其能够更灵活地调整系统参数以及具备更强的抗干扰能力, 而被广泛应用于多数研究中<sup>[7]</sup>。分层式控制包括上下2层控制器。上层控制器综合传感器信息和自车状态信息, 通过各种控制算法决策出车辆行驶的理想加速度。下层控制器将此加速

收稿日期: 2023-11-11

基金项目: 国家重点研发计划(2019YFE0108300); 国家自然科学基金(52172379, 62001058); 中央高校基本科研业务费项目(300102241201, 310833160212)

第一作者: 安婷玉, 博士生, 主要研究方向为智能车辆控制、交通系统信息安全。E-mail: an\_tingyu@163.com

通信作者: 高 涛, 教授, 博士生导师, 工学博士, 主要研究方向为智能交通系统、模式识别。

E-mail: gtnwpu@126.com



论文  
拓展  
介绍

度转换为车辆制动或者驱动指令,最后由车辆动力学部件实现对这一指令的执行<sup>[8]</sup>。目前已经提出很多上层控制器的控制策略,比如经典的比例—积分—微分(PID)控制<sup>[9]</sup>、模糊控制<sup>[10]</sup>和模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)<sup>[11]</sup>等。其中, MPC 由于其多变量约束和多性能优化等优点能够综合考虑跟车过程中各项要求逐渐成为被研究的主流控制算法<sup>[12]</sup>。Li等<sup>[13]</sup>和LIN等<sup>[14]</sup>提出基于MPC的自适应巡航系统设计,除了最重要的跟车安全性要求外还考虑了跟车舒适性和燃油经济性问题。吴等<sup>[15]</sup>在基于MPC的ACC系统设计中针对加入前车加速度干扰后造成的系统无最优解的情况,通过拓宽可行域来求解得到鲁棒MPC的ACC策略。赵等<sup>[16]</sup>提出了显式MPC算法,进一步优化了计算失效的问题。

然而,传统MPC控制策略通常假设预测时域内前车加速度不变,实际情况中由于前车驾驶员受周围环境因素的影响使前车加速度随时发生变化。这种用理想信息做假设的情况下设计的控制策略,决策结果有一定的误差存在模型失配问题,误差较大时甚至会引发安全事故<sup>[17]</sup>。对此,戴等<sup>[18]</sup>提出用最小二乘法预测前车加速度,并提出MPC的改进算法MPC-MOACC,进一步优化了车辆行驶燃油经济性问题。但参数化的预测方法难以适应快速动态变化的周围环境且对预测模型的精度要求高。何等<sup>[19]</sup>采用高斯过程回归预测前车加速度,结合改进MPC控制策略后取得了更好的控制效果。但也存在预测误差较大时的模型失配问题。

为此提出一种改进前车状态预测的自适应巡航控制策略。首先,基于前车的历史速度和加速度信息利用时间卷积网络(Temporal Convolutional Network, TCN)对前车未来加速度进行预测,然后将预测加速度作为扰动构建自适应巡航系统的预测控制模型,最后通过Matlab—Carsim联合仿真平台将本文方法与传统MPC进行驾驶工况下的对比仿真实验。仿真测试结果表明,时间卷积网络能够对车辆加速度取得较好的预测效果,且相对于传统MPC本文方法能够减小速度跟踪误差,并提高跟驰车辆对前车速度变化的响应速度。

## 1 基于模型预测控制的自适应巡航控制系统建模

### 1.1 自适应巡航控制系统车间纵向运动学模型

图1所示为自适应巡航系统中车间纵向运动学

关系。对于下位控制器采用式(1)所示一阶惯性环节<sup>[20]</sup>来补偿车辆对期望加速度的滞后输出:

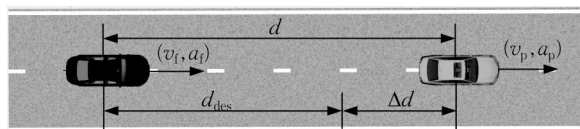


图1 车辆间运动学关系

Fig. 1 Kinematics relationship between vehicles

$$a_f = \frac{K_L}{\tau \cdot s + 1} a_{des} \quad (1)$$

式中: $a_{des}$ 为期望加速度; $a_f$ 为后车实际加速度; $\tau$ 为惯性环节时间常数; $K_L$ 为一阶系统增益; $s$ 为Laplace算子。当系统采样周期为 $T_s$ 时,其离散时间表达式如式(2)所示:

$$a_f(k+1) = (1 - T_s/\tau)a_f(k) + u(k)T_s/\tau \quad (2)$$

式中: $u(k)$ 为ACC系统决策算法输出的期望加速度,本文采用恒定车头时距作为间距策略即 $d_{des} = \tau_h v_f + d_0$ ,其中 $\tau_h$ 为固定车间时距, $d_0$ 为最小保持车间距, $v_f$ 为跟随车辆速度。因此,间距误差 $\Delta d(k)$ 和相对速度 $v_{rel}(k)$ 见式(3)所示:

$$\begin{aligned} \Delta d(k) &= d(k) - d_{des} \\ v_{rel}(k) &= v_p(k) - v_f(k) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $d(k)$ 和 $v_p(k)$ 代表 $k$ 时刻真实车间距和前车速度。以前车加速度 $a_p(k)$ 为系统扰动 $\varphi(k)$ ,定义 $x(k) = [d(k), v_f(k), v_{rel}(k), a_f(k), j(k)]^T$ 为状态变量,其中, $a_f(k)$ 和 $j(k)$ 分别为跟随车辆的加速度和加加速度,建立式(4)所示系统离散状态空间方程:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + G\varphi(k) \\ y(k) &= Cx(k) - D \end{aligned} \quad (4)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_s & -\frac{T_s^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T_s & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -T_s & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 - \frac{T_s}{\tau} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau} & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{T_s}{\tau} \\ \frac{1}{\tau} \end{bmatrix}$$

$$G = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T_s^2 \\ 0 \\ T_s \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} \Delta d(k) \\ v_{rel}(k) \\ a_f(k) \\ j(k) \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & -\tau_h & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} d_0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

### 1.2 改进前车运动状态预测的自适应巡航系统控制结构

图 2 所示为改进前车状态预测的自适应巡航系统控制结构,即首先基于前车的历史速度和加速度信息利用 TCN 进行前车加速度轨迹预测,然后将预测轨迹作为系统扰动并联合自车状态作为系统状态,通过 MPC 算法优化求解得到期望加速度,最后经过下层控制器转化后由仿真车辆平台执行。

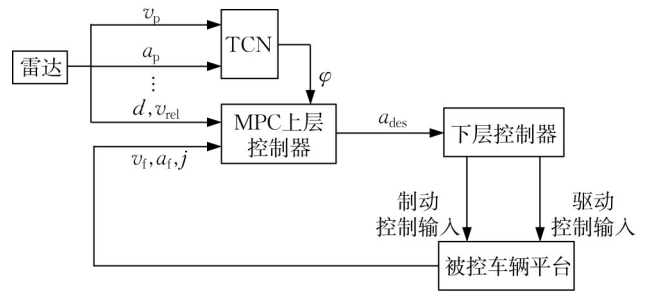


图 2 改进前车状态预测的自适应巡航控制系统结构

Fig. 2 ACC system architecture with improved preceding vehicle state prediction

## 2 基于时间卷积网络的前车加速度预测

Zhou 等<sup>[21]</sup>经过仿真实验证明前车运动状态的预测对于基于 MPC 的 ACC 车辆弦稳定性具有重要作用。通过合适的预测手段,如果后车能够更早或更好地响应前车的速度变化,可以有效提高弦稳定性。此外,在 MPC 约束条件研究中提到加速度界限受到速度影响,即存在线性加速度限制。基于此,本

文提出用时间卷积网络 TCN 对前车加速度进行协变量预测。TCN 凭借其卷积核在多个时间尺度上展现出的卓越特征提取能力,不仅能够高效地捕捉到速度和加速度之间复杂的局部短期及全局长期时间依赖关系,同时其卷积操作还确保了计算上的相对高效性。该网络的具体结构如图 3a 所示。此外,TCN 还增加了残差连接,可有效避免中间层堆叠导致模型在训练过程中出现梯度消失的问题。图 3b 展示了 TCN 模型的基础单元,该单元是由因果扩张卷积加上残差连接构成的,图中  $i$  表示网络的第  $i$  级。

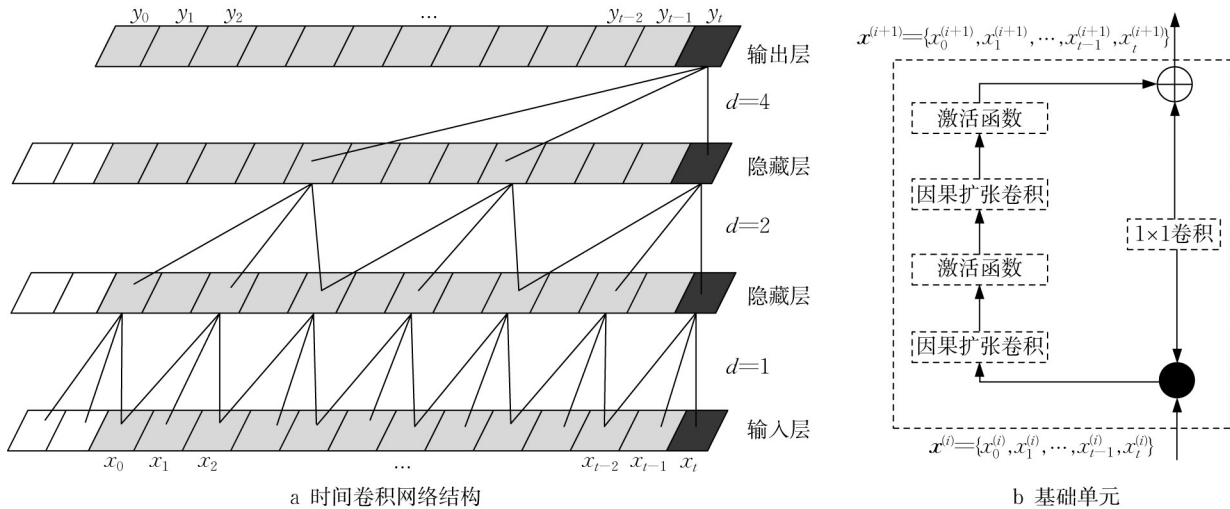


图 3 时间卷积网络结构和基础单元示意

Fig. 3 Structure of TCN and schematic of TCN basic unit

将前车历史速度和历史加速度同时作为输入通道,建立式(5)所示映射关系得到需要的未来加速度

$$\begin{cases} Y_{TCN}(t) = f_{TCN}(X_{TCN}^1(t), X_{TCN}^2(t)) \\ X_{TCN}^1(t) = \{a_p(t-n+1) \cdots a_p(t-1), a_p(t)\} \\ X_{TCN}^2(t) = \{v_p(t-n+1) \cdots v_p(t-1), v_p(t)\} \\ Y_{TCN}(t) = \{a_p(t+1) \cdots a_p(t+N_p-2), a_p(t+N_p-1)\} \end{cases} \quad (5)$$

将当前时刻的加速度  $a_p(t)$  与预测得到的未来加速度轨迹  $Y_{TCN}(t)$  组合为预测时域  $N_p$  内的前车加

速度扰动矩阵  $\Phi$ 。

### 3 改进前车状态预测的自适应巡航系统设计

与传统 MPC 采用恒定前车加速度相比,本文在模型预测阶段利用 TCN 预测的前车加速度轨迹作为系统扰动。此外,外部环境干扰和车辆参数不确定性使得预测值与实际测量状态之间存在一定偏差,因此引入预测误差  $e(k)$  对 ACC 系统纵向运动学模型的预测状态量  $x_p(k+1|k)$  进行校正,从而提高预测的准确性和精度,则  $k$  时刻的预测状态量见式(6)所示:

$$x_p(k+1|k) = Ax(k) + Bu(k) + G\varphi(k) + We(k) \quad (6)$$

式中:  $e(k) = x(k) - x_p(k|k-1)$ ,  $W = \text{diag}(w_1, w_2, w_3, w_4, w_5)$  为矫正矩阵,且  $W$  中各元素取值范围均为  $(0, 1)$ 。

由上述分析可知,通过引入反馈矫正机制,根据(4)及(6)推导出式(7)所示状态空间方程的矩阵形式为

$$\begin{aligned} X &= A_p x(k) + B_p U + G_p \Phi + W_p e(k) \\ Y &= C_p x(k) + F_p U + S_p \Phi + L_p e(k) - D_p \end{aligned} \quad (7)$$

指定预测时域为  $N_p$  且控制时域为  $N_c$ , 相关矩阵为

$$\begin{aligned} X &= \begin{bmatrix} x_p(k+1|k) \\ x_p(k+2|k) \\ \vdots \\ x_p(k+N_p|k) \end{bmatrix} Y = \begin{bmatrix} y_p(k+1|k) \\ y_p(k+2|k) \\ \vdots \\ y_p(k+N_p|k) \end{bmatrix} A_p = \begin{bmatrix} A \\ A^2 \\ \vdots \\ A^{N_p} \end{bmatrix} \\ B_p &= \begin{bmatrix} B & 0 & \cdots & 0 \\ AB & B & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A^{N_p-1}B & A^{N_p-2}B & \cdots & \sum_{l=0}^{N_p-N_c} A^l B \end{bmatrix} \\ U &= \begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ \vdots \\ u(k+N_c-1) \end{bmatrix} \\ G_p &= \begin{bmatrix} G & 0 & \cdots & 0 \\ AG & G & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A^{N_p-1}G & A^{N_p-2}G & \cdots & G \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Phi &= \begin{bmatrix} \varphi(k) \\ \varphi_{\text{TCN}}(k+1) \\ \vdots \\ \varphi_{\text{TCN}}(k+N_p-1) \end{bmatrix}, W_p = \begin{bmatrix} W \\ W^2 \\ \vdots \\ W^{N_p} \end{bmatrix}, C_p = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{N_p} \end{bmatrix} \\ F_p &= \begin{bmatrix} CB & 0 & \cdots & 0 \\ CAB & CB & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{N_p-1}B & CA^{N_p-2}B & \cdots & \sum_{l=0}^{N_p-N_c} CA^l B \end{bmatrix} \\ S_p &= \begin{bmatrix} CG & 0 & \cdots & 0 \\ CAG & CG & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{N_p-1}G & CA^{N_p-2}G & \cdots & CG \end{bmatrix} \\ L_p &= \begin{bmatrix} CW \\ CW^2 \\ \vdots \\ CW^{N_p} \end{bmatrix}, D_p = \begin{bmatrix} D \\ D \\ \vdots \\ D \end{bmatrix} \end{aligned}$$

#### 3.1 性能指标函数

平稳的跟车响应可以降低燃油消耗、改善驾乘舒适度,因此引入指数衰减参考轨迹<sup>[22]</sup>,使得系统输出沿着平滑的参考轨迹移动到零点,如式(8)所示:

$$y_{\text{ref}}(k+i) = \mathbf{A}^i y(k) \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{A} = \text{diag}(\lambda_{\Delta d}, \lambda_{v_{\text{rel}}}, \lambda_{a_f}, \lambda_j)$ ,  $\lambda_{\Delta d}, \lambda_{v_{\text{rel}}}, \lambda_{a_f}, \lambda_j$  分别为待优化目标向量中相应分量  $\Delta d, v_{\text{rel}}, a_f, j$  的参考轨迹系数,取值范围均为  $(0, 1)$ 。

ACC 系统的性能要求是使被控输出  $y_p(k)$  可以跟踪参考输入  $y_{\text{ref}}(k)$ , 进而确定目标函数式(9)所示:

$$\begin{aligned} J &= \sum_{i=1}^{N_p} [y_p(k+i|k) - y_{\text{ref}}(k+i|k)]^T \times \\ &\quad \mathbf{Q} [y_p(k+i|k) - y_{\text{ref}}(k+i|k)] + \\ &\quad \sum_{i=1}^{N_c} u(k+i)^T R u(k+i) \end{aligned} \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{Q}$  和  $R$  为权重系数。 $\mathbf{Q} = \text{diag}(q_{\Delta d}, q_{v_{\text{rel}}}, q_{a_f}, q_j)$ ,  $q_{\Delta d}$  为车间距误差的权重因子。

#### 3.2 系统约束及其软化处理

MPC 进行优化求解时,采用硬约束可能会导致无法求得可行解。此时,需要引入向量松弛因子对各个硬约束做松弛化处理,从而拓宽求解可行域,保证可行解存在<sup>[23]</sup>。

引入松弛变量,得到式(10)所示预测时域内含有松弛因子的性能代价函数,为

$$J_T(y, u, \varepsilon) = J + \varepsilon^T \rho \varepsilon \quad (10)$$

其中

$$\varepsilon = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4, \varepsilon_5]^T$$

$$\rho = \begin{bmatrix} \rho_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \rho_2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \rho_3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \rho_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \rho_5 \end{bmatrix}$$

式中:  $\rho_1, \rho_2, \rho_3, \rho_4, \rho_5$  为相应松弛因子的权系数。同时,对约束进行松弛化处理,式(11)为整理后的约束条件:

$$\begin{cases} d(k) \geq d_c + \varepsilon_1 \xi_{\min}^d \\ v_{\min} + \varepsilon_2 \xi_{\min}^{v_t} \leq v_t(k) \leq v_{\max} + \varepsilon_2 \xi_{\max}^{v_t} \\ a_{\min} + \varepsilon_3 \xi_{\min}^{a_t} \leq a_t(k) \leq a_{\max} + \varepsilon_3 \xi_{\max}^{a_t} \\ j_{\min} + \varepsilon_4 \xi_{\min}^j \leq j(k) \leq j_{\max} + \varepsilon_4 \xi_{\max}^j \\ u_{\min} + \varepsilon_5 \xi_{\min}^u \leq u(k) \leq u_{\max} + \varepsilon_5 \xi_{\max}^u \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4, \varepsilon_5$  为松弛因子;  $\xi_{\max}^{v_t}, \xi_{\max}^{a_t}, \xi_{\max}^j, \xi_{\max}^u$  及  $\xi_{\min}^d, \xi_{\min}^{v_t}, \xi_{\min}^{a_t}, \xi_{\min}^j, \xi_{\min}^u$  分别为系统硬约束上界和下界的松弛系数。

至此,基于 MPC 的 ACC 上层控制算法转化为式(12)所示二次规划在线求解问题:

$$\begin{aligned} \min & \{ \hat{U}^T H \hat{U} + 2f \hat{U} \} \\ \text{s.t.} & A_u \hat{U} \leq b_u \end{aligned} \quad (12)$$

式中:  $\hat{U} = [U, \varepsilon]^T$ ,  $\hat{U}$  包含控制变量  $U$  和向量式松弛因子  $\varepsilon$ ;  $A_u$  为约束条件的系数矩阵;  $b_u$  为约束条件的常数项矩阵。相关矩阵的表达式为

$$H = \begin{bmatrix} \Gamma_R + F_p^T \Gamma_Q F_p & 0 \\ 0 & \rho \end{bmatrix}, A_u = \begin{bmatrix} PB_p & -\tilde{\xi}_{\max}^x \\ -PB_p & \tilde{\xi}_{\min}^x \\ I & -\tilde{\xi}_{\max}^x \\ -I & \tilde{\xi}_{\min}^x \end{bmatrix}$$

$$b_u = \begin{bmatrix} N - PG_p \Phi - PA_p x(k) - PW_p e(k) \\ -R + PG_p \Phi + PA_p x(k) + PW_p e(k) \\ U_{\max} \\ -U_{\min} \end{bmatrix}$$

$$f = \begin{bmatrix} x(k)^T (C_p^T - C^T \Psi) \Gamma_Q F_p + \Phi^T S_p^T \Gamma_Q F_p - \\ (D_p^T - D^T \Psi) \Gamma_Q F_p + e(k)^T L_p^T \Gamma_Q F_p, 0 \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_R = \begin{bmatrix} R & & \\ & \vdots & \\ & & R \end{bmatrix}, U_{\max} = \begin{bmatrix} u_{\max} \\ u_{\max} \\ \vdots \\ u_{\max} \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_Q = \begin{bmatrix} Q & & \\ & \vdots & \\ & & Q \end{bmatrix}, \Psi = [\Lambda \quad \dots \quad \Lambda^{N_p}], \tilde{\xi}_{\max}^x = \begin{bmatrix} \xi_{\max}^x \\ \xi_{\max}^x \\ \vdots \\ \xi_{\max}^x \end{bmatrix}$$

$$\tilde{\xi}_{\min}^x = \begin{bmatrix} \xi_{\min}^x \\ \xi_{\min}^x \\ \vdots \\ \xi_{\min}^x \end{bmatrix}, \tilde{\xi}_{\max}^x = \begin{bmatrix} \xi_{\max}^x \\ \xi_{\max}^x \\ \vdots \\ \xi_{\max}^x \end{bmatrix}, \tilde{\xi}_{\min}^x = \begin{bmatrix} \xi_{\min}^x \\ \xi_{\min}^x \\ \vdots \\ \xi_{\min}^x \end{bmatrix}$$

$$P = \begin{bmatrix} p & & \\ & p & \\ & & \vdots \\ & & & p \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} r \\ r \\ \vdots \\ r \end{bmatrix}, U_{\min} = \begin{bmatrix} u_{\min} \\ u_{\min} \\ \vdots \\ u_{\min} \end{bmatrix}$$

$$N = \begin{bmatrix} n \\ n \\ \vdots \\ n \end{bmatrix}, \xi_{\max}^x = \begin{bmatrix} \xi_{\max}^d & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \xi_{\max}^{v_t} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \xi_{\max}^{a_t} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \xi_{\max}^j & 0 \end{bmatrix}$$

$$\xi_{\min}^x = \begin{bmatrix} \xi_{\min}^d & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \xi_{\min}^{v_t} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \xi_{\min}^{a_t} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \xi_{\min}^j & 0 \end{bmatrix}, r = \begin{bmatrix} d_c \\ v_{\min} \\ a_{\min} \\ j_{\min} \end{bmatrix}$$

$$\tilde{\xi}_{\min}^x = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad \xi_{\min}^u]$$

$$\xi_{\max}^x = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad \xi_{\max}^u], p = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$n = \begin{bmatrix} \text{Inf} \\ v_{\max} \\ a_{\max} \\ j_{\max} \end{bmatrix}$$

式中:  $I$  为维度为  $N_c$  的单位向量;  $\text{Inf}$  代表一个相对正值的无限值,表示间距没有上限。

## 4 实验及结果分析

### 4.1 基于时间卷积网络的加速度预测结果分析

为验证 TCN 预测模型的性能,选择来自开源数据集 NGSIM 作为数据源。NGSIM (Next Generation Simulation) 数据集源于美国联邦公路局,该数据集包含多维度的车辆轨迹信息,例如车辆位

置、速度、加速度以及车道编号等。数据集的采集的频率为10Hz。实验中先对车辆速度和加速度轨迹进行平滑处理消除噪声,取80%的数据作为训练集后20%的数据作为测试集。部分测试车辆的预测结果见图4。

求取测试集车辆的平均RMSE和决定系数 $R^2$

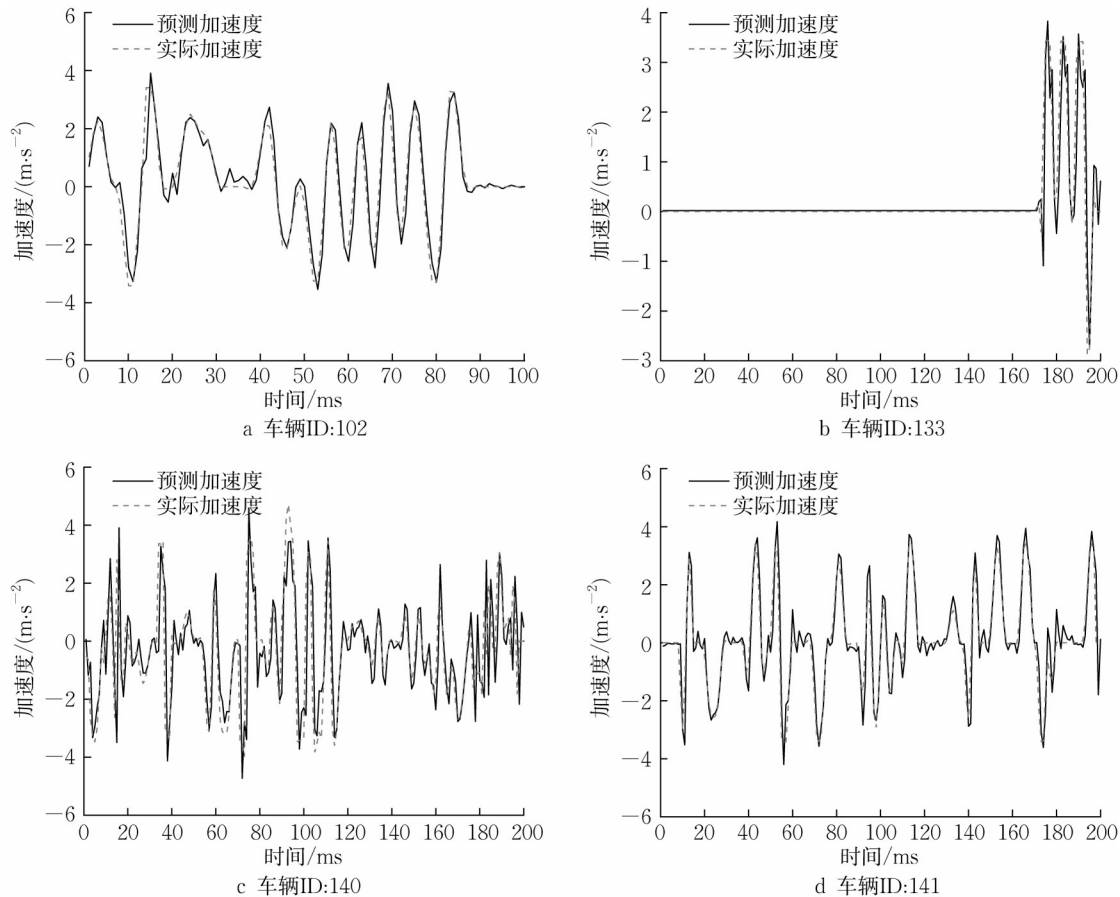


图4 TCN在部分测试车辆上的预测效果

Fig. 4 Predictive effects of TCN on selected test vehicles

表1 模型预测性能对比

Tab. 1 Comparison of model predictive performance

| 模型   | RMSE | $R^2$ |
|------|------|-------|
| LSTM | 2.74 | 0.64  |
| TCN  | 2.56 | 0.73  |

#### 4.2 改进前车状态预测的自适应巡航系统仿真分析

采用Matlab—CarSim联合仿真平台验证本文所提出的改进前车状态预测的自适应巡航系统,其中前车状态预测器和ACC控制器在Simulink中搭建,交通场景以及车辆动力学模型由CarSim提供。控制器参数设置如表2所示。

##### 4.2.1 工况1

在初始时刻,两车均以 $60\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$ 的初速度匀速

行驶,5s后前车开始逐渐加速,加速度约为 $2.22\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$ ,5s后加速至 $100\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$ ,之后维持 $100\text{km}\cdot\text{h}^{-1}$ 行驶10s。图5为自车在此工况下的系统响应结果。

图5a为前车运动预测结果,其中可以看出当前车速度变化较小,如匀速行驶时,TCN的预测精度较高;前车运动状态发生较大变化时,历史数据的不平稳性造成的模型性能降低使得预测精度有所下降,尤其体现在10s左右加速度再次归零的过程中,但总体上仍能准确预测前车运动状态。由图5b可见,前车在5s到10s的过程中经历了加速度从增大到减小的过程。在5s左右加速度增大的过程中,传统MPC低估了预测时域内前车加速度导致自车速度较低,而TCN能够及时预测到加速度的变化,使

表 2 控制器参数设置

Tab. 2 Parameter configuration of controller

| 名称   | 参数设置          | 名称  | 参数设置 |
|--|---------------|---|------|
| $T_s$  | 0.05          | $\tau$  | 0.4  |
| $\tau_h$   | 1.5           | $d_0$   | 7    |
| $N_p$  | 16            | $N_c$   | 5    |
| $Q$  | diag{1,1,1,1} | $R$   | 1    |
| $\xi_{\min}^{v_i}$                                 | -1            | $\xi_{\max}^{v_i}$  | 1    |
| $\xi_{\min}^{a_i}$                                 | -0.1          | $\xi_{\max}^{a_i}$  | 0.1  |
| $\xi_{\min}^j$                                     | 0             | $\xi_{\max}^j$  | 0    |
| $\xi_{\min}^u$                                     | -0.1          | $\xi_{\max}^u$  | 0.1  |
| $v_{\min}$   | 0             | $v_{\max}$  | 40   |
| $a_{\min}$   | -5.5          | $a_{\max}$  | 2.5  |
| $j_{\min}$   | -2.5          | $j_{\max}$  | 2.5  |
| $u_{\min}$   | -5.5          | $u_{\max}$  | 2.5  |
| $\rho_1, \rho_2, \rho_3, \rho_4, \rho_5$           | 3             | $\xi_{\min}^d$  | 0    |
| $\tau w_1, \tau w_2, \tau w_3, \tau w_4, \tau w_5$ | 0.5           | $\lambda_{\Delta d}, \lambda_{v_{rel}}, \lambda_{a_i}, \lambda_j$ | 0.5  |

得其相对于传统 MPC 能够更早期地对前车速度的改变做出响应,对于由自动驾驶车辆形成的车队来说,这一点对队列稳定性具有重要意义。从图 5c 也可见,在前车加速度减小的过程中,TCN 能够预测加

速度下降趋势,相对于传统 MPC 的速度跟踪误差其最大跟踪误差也更小。由此证明,对前车运动趋势的预测能够使自车对交通环境更为敏锐,更能进一步节约道路通行空间。

4.2.2 工况 2

在初始时刻,自车初速度为  $100 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ ,前车以  $90 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$  的初速度匀速行驶,之后前车开始逐渐减速并在 5 s 内减速至  $60 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ ,之后保持  $60 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$  行驶 15 s,图 6 为工况 2 的系统响应结果。

图 6a 中前车运动状态的预测结果与工况 1 中的预测结果趋势一致。由图 6b 可知,2 种控制器均能及时调整自车运动从而跟踪前车速度变化,图中速度跟踪存在滞后的主要原因在于仿真过程中传感器延迟以及底层控制器的时间滞后对系统性能的影响。此工况中,前车加速度经历了从减小到增大的过程。由图 6b 可见,前车在 5 s 左右加速度增大的过程中,传统 MPC 低估了这种变化,使得其以更多的速度过冲来补偿。图 6c 也显示了基于 TCN 的 MPC 的速度跟踪误差略小于传统 MPC。

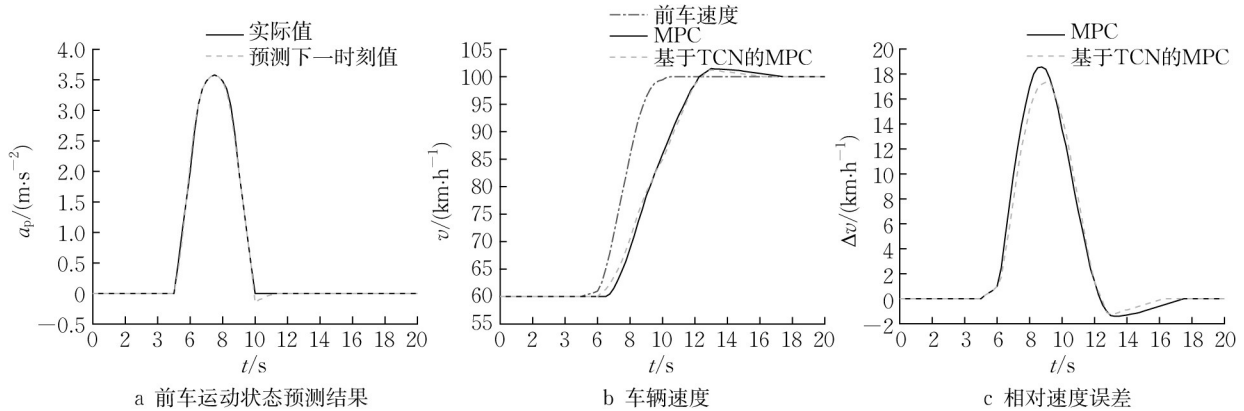


图 5 加速工况仿真结果

Fig. 5 Simulation results under acceleration condition

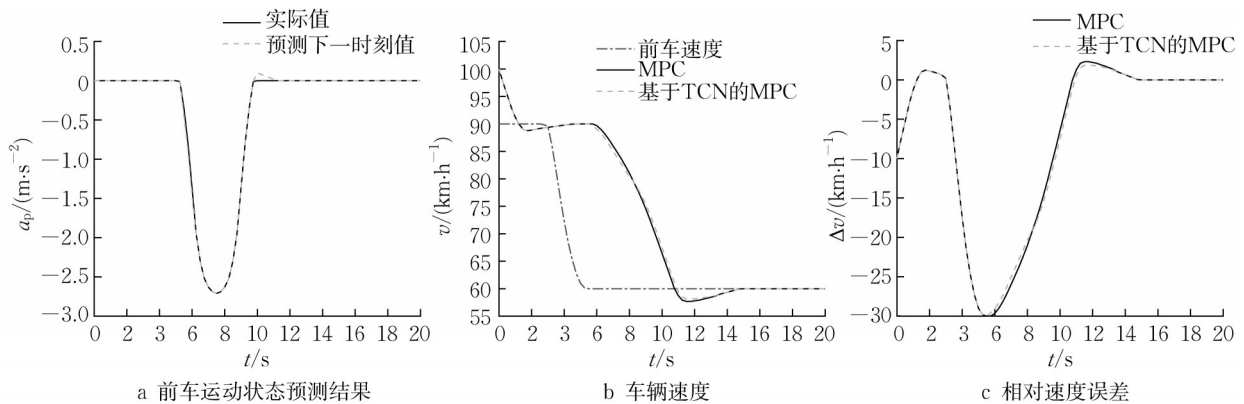


图 6 减速工况仿真结果

Fig. 6 Simulation results under deceleration condition

## 5 结论

针对自适应巡航系统中前车运动不确定性造成的模型失配问题,以及考虑跟车安全性、燃油经济性和驾乘舒适性等多目标,提出了一种改进前车状态预测的自适应巡航控制策略,首先,基于前车的历史速度和加速度信息利用时间卷积网络(TCN)对前车未来加速度进行预测,然后将预测加速度作为扰动构建自适应巡航系统的预测控制模型,最后通过Matlab—Carsim联合仿真平台将本文方法与传统MPC进行驾驶工况下的对比仿真实验。实验结果表明,时间卷积网络能够对车辆加速度取得较好的预测效果,且相对于传统MPC本文方法能够减小速度跟踪误差,并且使跟驰车辆更早地对前车速度的改变做出响应,对于由自动驾驶车辆形成的车队来说,这一点对队列稳定性具有重要意义。本文只利用自车的速度和加速度信息作为特征项进行训练,随着传感器技术的进步,周围车辆信息和环境信息也能作为特征项进一步提升预测精度,下一步工作可以对此进行扩展。

### 作者贡献声明:

安婷玉:数据处理,模型构建,论文起草。  
陈 婷:研究设计,结果讨论,论文润色。  
高 涛:思路梳理,结论总结,论文润色。  
李 浩:思路优化,结果讨论,论文润色。  
涂辉招:思路优化,结果讨论,论文润色。

### 参考文献:

- [1] 张紫微, 郑玲, 李以农, 等. 考虑前车运动不确定性的多目标自适应巡航控制[J]. 汽车工程, 2023, 45(3): 361. DOI: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.03.003.  
ZHANG Ziwei, ZHENG Ling, LI Yinong, *et al.* A Multi-objective adaptive cruise control strategy for autonomous vehicle considering uncertain movements of preceding vehicle [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(3): 361. DOI: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.03.003.
- [2] 荆亚杰. 基于MPC算法的车辆多目标自适应巡航控制系统研究[D]. 西安:长安大学, 2019.  
JING Yajie. Research on vehicular multi-objective adaptive cruise control system based on MPC algorithm [D]. Xi'an: Chang'an University, 2019.
- [3] GUNTER G, JANSSEN C, BARBOUR W, *et al.* Model-based string stability of adaptive cruise control systems using field data [J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2020, 5(1): 90. DOI: 10.1109/TIV.2019.2955368.
- [4] 汪敏, 涂辉招, 李浩. 基于跟驰行为谱的跟驰风险状态预测[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2021, 49(6): 843. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.21019.  
WANG Min, TU Huizhao, LI Hao. Prediction of Car-Following risk status based on Car-Following behavior spectrum [J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2021, 49(6): 843. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.21019.
- [5] 涂辉招, 崔航, 鹿畅, 等. 面向自动驾驶路测驾驶能力评估的避险脱离率模型[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2020, 48(11): 1562. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.20125.  
TU Huizhao, CUI Hang, LU Chang, *et al.* A Risk-Avoiding disengagement frequency model for assessing driving ability of autonomous vehicles in road testing [J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2020, 48(11): 1562. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.20125.
- [6] 李浩, 俞璐, 丁晓华, 等. 基于实际运行数据的混合动力汽车能耗分析[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2021, 49(4): 544. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.20329.  
LI Hao, YU Lu, DING Xiaohua, *et al.* Energy consumption analysis for parallel PHEVs with identifying working modes based on Real-world longitudinal travel data [J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2021, 49(4): 544. DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.20329.
- [7] LI S E, JIA Z, LI K, *et al.* Fast online computation of a model predictive controller and its application to fuel economy-oriented adaptive cruise control [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 16(3): 1199. DOI: 10.1109/TITS.2014.2354052.
- [8] ZHU Min, CHEN Huiyan, XIONG Guangming. A model predictive speed tracking control approach for autonomous ground vehicles [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87: 138. DOI: 10.1016/j.ymssp.2016.03.003.
- [9] PRABHAKAR G, SELVAPERUMAL S, PUGAZHENTHI P N. Fuzzy PD plus I control-based adaptive cruise control system in simulation and real-time environment [J]. IETE Journal of Research, 2018: 111. DOI: 10.1080/03772063.2017.1407269.
- [10] 李肖含. 汽车自适应巡航控制系统模糊控制策略研究[D]. 北京:北京理工大学, 2015.  
LI Xiaohan. Research on fuzzy control strategy of automotive adaptive cruise control system [D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015.
- [11] 周稼铭, 张亮修, 衣丰艳, 等. 基于粒子群寻优的汽车自适应巡航预测控制[J]. 北京理工大学学报, 2021, 41(2): 214. DOI: 10.15918/j.tbit1001-0645.2019.274.  
ZHOU Jiaming, ZHANG Liangxiu, YI Fengyan, *et al.* Adaptive cruise predictive control based on particle swarm optimization [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2021, 41(2): 214. DOI: 10.15918/j.tbit1001-0645.2019.274.
- [12] NAUS G J L, PLOEG J, MOLENGRAFT M J G V D, *et al.* A model predictive control approach to design a parameterized adaptive cruise control [M]// Automotive Model Predictive Control. Springer London, 2010. DOI: 10.1007/



- 978-1-84996-071-7\_17
- [13] LI Shenbo, LI Keqiang, RAJAMANI R, *et al.* Model predictive multi-objective vehicular adaptive cruise control [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2011, 19 (3): 556. DOI: 10.1109/TCST.2010.2049203
- [14] LIN Yuchen, HSU H C, CHEN Wenjin. Dynamic programming for model predictive control of adaptive cruise control systems [C]//IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety. Beijing: IEEE, 2015: 202 – 207. DOI: 10.1109/ICVES.2015.7396918
- [15] 吴光强, 郭晓晓, 张亮修. 汽车自适应巡航跟车多目标鲁棒控制算法设计[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2016, 48(1): 80. WU Guangqiang, GUO Xiaoxiao, ZHANG Liangxiu. Multi-objective robust adaptive cruise control algorithm design of car following model[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2016, 48(1): 80.
- [16] 赵树恩, 冷姚, 邵毅明. 车辆多目标自适应巡航显式模型预测控制[J]. 交通运输工程学报, 2020, 20(3): 206. DOI: 10.19818/j.cnki.1671-1637.2020.03.019. ZHAO Shuen, LENG Yao, SHAO Yiming. Explicit model predictive control of multi-objective adaptive cruise of vehicle [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2020, 20(3): 206. DOI: 10.19818/j.cnki.1671-1637.2020.03.019.
- [17] LIANG Y X, LI Y N, YU Y H, *et al.* Path-following control of autonomous vehicles considering coupling effects and multi-source system uncertainties[J]. Automotive Innovation, 2021, 4: 284. DOI: 10.1007/s42154-021-00155-z.
- [18] 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. DOI: 10.3969/j.issn.1001-4551.2018.06.019. DAI Xubin, SUN Tao, XIA Wei. Improvement of adaptive algorithm based on MPC [J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering, 2018, 35 (6) : 644. DOI: 10.3969/j.issn.1001-4551.2018.06.019.
- [19] 何德峰, 彭彬彬, 顾煜佳, 等. 基于高斯过程回归的车辆巡航系统学习预测控制[J]. 上海交通大学学报, 2020, 54(9): 904. DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2020.173. HE Defeng, PENG Binbin, GU Yujia, *et al.* Learning predictive control of vehicular automated cruise systems based on gaussian process regression [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2020, 54 (9) : 904. DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2020.173.
- [20] 李升波. 车辆多目标协调式自适应巡航控制[D]. 北京: 清华大学, 2009. LI Shengbo. Vehicular multi-objective coordinated adaptive cruise control[D]. Beijing: Tsinghua University, 2009.
- [21] ZHOU Hao, ZHOU Anye, LI Tienan, *et al.* Congestion-mitigating MPC design for adaptive cruise control based on Newell's car following model: History outperforms prediction [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2022, 142: 103801. DOI: 10.1016/j.trc.2022.103801
- [22] LUO Lihua, LIU Hong, LI Ping, *et al.* Model predictive control for adaptive cruise control with multi-objectives: Comfort, fuel-economy, safety and car-following [J]. Journal of Zhejiang University SCIENCE A, 2010, 11 (3) : 191. DOI: 10.1631/jzus.A0900374.
- [23] 张亮修, 吴光强, 郭晓晓. 车辆多目标自适应巡航控制算法[J]. 西安交通大学学报, 2016, 50(11): 136. DOI: 10.7652/xjtub201611021. ZHANG Liangxiu, WU Guangqiang, GUO Xiaoxiao. Vehicular Multi-objective Adaptive Cruise Control Algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(11): 136. DOI: 10.7652/xjtub201611021.