

文章编号:1006-2467(2020)09-0904-06

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2020.173

基于高斯过程回归的车辆巡航系统学习预测控制

何德峰, 彭彬彬, 顾煜佳, 余世明

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

摘要: 针对自动巡航系统中前车加速度预测问题,以及为满足人们对车辆安全性、舒适性和经济性要求,提出一种基于高斯过程回归的车辆自动巡航系统学习预测控制策略.先用高斯过程回归法对前车加速度做学习建模,再结合车间运动学模型定义车辆自动巡航系统预测模型.进而,通过在线滚动优化车辆自动巡航系统安全性、舒适性和经济性综合指标,建立车辆自动巡航系统学习预测控制器.最后,通过 CarSim/Simulink 联合仿真平台,将本方法的加减速典型驾驶工况与传统预测巡航控制策略下的驾驶工况对比验证.结果表明:与传统控制策略相比,本文方法更具有效性和优越性.

关键词: 模型预测控制;高斯过程回归;自动巡航系统;自主车辆

中图分类号: TP 273

文献标志码: A

Learning Predictive Control of Vehicular Automated Cruise Systems Based on Gaussian Process Regression

HE Defeng, PENG Binbin, GU Yujia, YU Shiming

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology,
Hangzhou 310023, China)

Abstract: Aimed at the preceding vehicular acceleration prediction problem in automated cruise systems, a learning predictive control strategy is proposed based on Gaussian process regression to meet people's requirements for safety, comfort, and economy of vehicles. First, the method of Gaussian process regression is used to build the learning modeling of preceding vehicular acceleration. Then, the learning model is combined with the inter-vehicle kinematics models to define the predictive model of the vehicular automated cruise system. After that, the learning predictive controller is established for the vehicular automated cruise system through optimizing the safety, driving comfort, and economy indexes online. Finally, under accelerating-decelerating classical driving scenarios, the effectiveness of the method proposed is compared with that of the traditional predictive cruise control on the CarSim/Simulink co-simulation platform. The results show that the method proposed is more effective and superior to traditional control strategies.

Key words: model predictive control; Gaussian process regression; automated cruise systems; automated vehicles

收稿日期:2019-12-17

基金项目:国家自然科学基金(61773345),浙江省自然科学基金(LR17F030004)资助项目

作者简介:何德峰(1979-),男,浙江省义乌市人,教授,博士生导师,从事模型预测控制理论与应用的研究.

电话(Tel): 0571-85290372; E-mail: hdfzj@zjut.edu.cn.

随着人们汽车保有量的增加,道路拥堵、环境污染、能源消耗、交通安全等问题越来越严重.作为传统巡航系统的增强技术,自动巡航控制(ACC)系统可通过控制节气门开度和制动系统自动调整车速,提高驾驶舒适性和安全性^[1-2],是目前智能交通系统的重要内容之一.早期 ACC 系统可以采用 PID 控制算法实现 ACC 系统的定速巡航和定距控制,文献[3]采用 PID 控制算法调整 ACC 系统的间距误差和相对速度,并通过零极点配置方法选取合适的控制参数.

随着对 ACC 系统研究的不断深入,研究人员希望在满足定速、定距巡航控制需求的基础上对驾驶的性能进行改善.由于模型预测控制(MPC)具有显式处理系统约束以及多变量的优点^[4-6],近年来被广泛地应用于 ACC 系统:文献[7]提出了3种基于 MPC 的 ACC 方法,并在文献[8-9]中做了进一步的应用验证;文献[10]针对前车信息跳变问题,提出车间反应时距的策略,结合 MPC 算法可有效减少 ACC 模式切换产生的加速度突变,提高乘车舒适性;文献[11]针对前车驶入驶出工况,实时调整 MPC 权重以提高燃油经济性和乘车舒适性.传统 MPC 假设是在预测时域内前车加速度不变的情况下预测前车加速度信息,但在实际情况中难以实现.当前车加速度不断变化时,由传统 MPC 所求得的最优解会产生偏差,对此,文献[12]采用闭环控制策略以补偿前车加速度变化的影响,改善了预测和控制效果.文献[13]将前车加速度看作一时间序列数据,比较了时间序列数据预测常用的参数化和非参数化方法,结果表明高斯过程回归方法具有更好的预测效果^[14].

考虑车辆自动巡航系统前车加速度预测问题以及对安全性、舒适性和经济性要求,本文采用高斯过程回归方法对前车加速度进行学习建模,结合车间运动学模型实现前车加速度及驾驶状态的预测计算.再通过在线滚动优化车辆安全性、舒适性和经济性综合指标,设计了一种基于高斯过程回归的车辆自动巡航系统学习预测控制器.最后,结合 CarSim/Simulink 联合仿真平台和加减速典型驾驶工况,仿真验证了所提出的巡航控制方法.相比传统基于 MPC 的车辆巡航控制方法,本文方法具有更好的舒适性及更小的燃油消耗.

1 自适应巡航系统车间运动学模型

图1所示为自适应巡航系统自车和前车的纵向运动学关系,并定义

$$\left. \begin{aligned} \Delta d &= d - d_{\text{des}}, \quad \Delta v = v_p - v_h \\ d &= x_p - x_h, \quad d_{\text{des}} = t_h v_h + d_0 \\ a_h &= \frac{a_{\text{des}}}{\tau_d s + 1} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: Δd 为车间距误差; d 为两车实际车间距; d_{des} 为理想安全车间距; Δv 为相对速度; v_p 为前车速度; v_h 为自车速度; x_p 为前车位置; x_h 为自车位置; t_h 为车间时距; d_0 为最小固定车间距; a_h 为自车加速度; τ_d 为时间常数; a_{des} 为期望加速度.

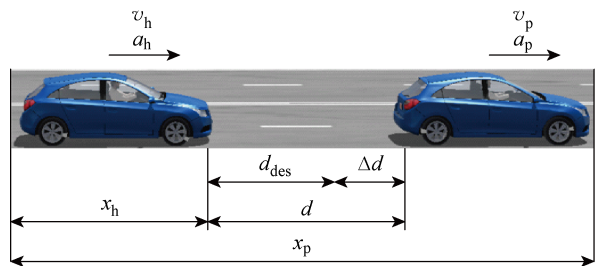


图1 车辆跟踪场景

Fig.1 Tracking scenario of vehicles considered

取车间距误差 d 、相对速度 v 、自车加速度 a_h 作为状态变量 \mathbf{x} ;期望加速度 a_{des} 为控制输入 u ;将前车加速度 a_p 看作系统扰动 w ;车间距误差 d 、相对速度 v 、自车加速度 a_h 为系统输出 \mathbf{y} ,得到的状态空间模型为

$$\left. \begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}u + \mathbf{G}w \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C}\mathbf{x} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{A} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & -t_h \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1/\tau_d \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1/\tau_d \end{bmatrix} \\ \mathbf{G} &= \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

对式(2)所建立的状态空间方程进行离散化后,可以得到

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}_k \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}_k u(k) + \mathbf{G}_k w(k) \\ \mathbf{y}(k+1) &= \mathbf{C}_k \mathbf{x}(k+1) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{A}_k &= \begin{bmatrix} 1 & T_c & -t_h T_c \\ 0 & 1 & -T_c \\ 0 & 0 & 1 - \frac{T_c}{\tau_d} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B}_k = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \frac{T_c}{\tau_d} \end{bmatrix} \\ \mathbf{G}_k &= \begin{bmatrix} 0 \\ T_c \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中: k 为当前采样时刻; $k+1$ 为下一采样时刻; T_c 为采样周期.

2 前车加速度高斯过程预测

在 k 时刻测得前车的 p 个历史时刻 $k-p, k-p+1, \dots, k-1$ 的加速度分别为 $a_p(k-p), a_p(k-p+1), \dots, a_p(k-1)$. 令

$$\begin{aligned} \mathbf{K} &= \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ \vdots \\ k_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k-p \\ k-p+1 \\ \vdots \\ k-1 \end{bmatrix} \\ \mathbf{A}_p &= \begin{bmatrix} a_{p1} \\ a_{p2} \\ \vdots \\ a_{pp} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_p(k-p) \\ a_p(k-p+1) \\ \vdots \\ a_p(k-1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

此时将 \mathbf{K} 和 \mathbf{A}_p 当作训练集的输入和输出, 其中假设 \mathbf{A}_p 是服从高斯分布的, 即

$$\mathbf{A}_p = F(\mathbf{K}, \mathbf{K}) \sim N(\mu(\mathbf{K}, \mathbf{K}), \sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})) \quad (7)$$

式中: $\mu(\mathbf{K}, \mathbf{K})$ 为 $F(\mathbf{K}, \mathbf{K})$ 的均值矩阵, 将 $\mu(\mathbf{K}, \mathbf{K})$ 设为 $\mathbf{0}$; $\sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})$ 为 $F(\mathbf{K}, \mathbf{K})$ 的协方差矩阵, 可通过协方差函数 $m(k_a, k_b)$ 计算得到; $k_a, k_b \in \mathbf{K}$, 其中协方差函数 $m(k_a, k_b)$ 选择平方指数函数型, 即

$$m(k_a, k_b) = \sigma_i^2 \exp\left(-\frac{(k_a - k_b)^2}{2l^2}\right) \quad (8)$$

式中: σ_i^2 为样本方差; l 为方差尺度. 接下来计算训练集输入样本 \mathbf{K} 的协方差矩阵 $\sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})$, 即

$$\sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K}) = \begin{bmatrix} m(k_1, k_1) & \cdots & m(k_1, k_p) \\ \vdots & & \vdots \\ m(k_p, k_1) & \cdots & m(k_p, k_p) \end{bmatrix} \quad (9)$$

令参数 $\boldsymbol{\theta} = (\sigma_i^2, l)$, 计算 $\boldsymbol{\theta}$ 的对数似然函数 $L(\boldsymbol{\theta})$, 即

$$L(\boldsymbol{\theta}) = -0.5 \mathbf{A}_p^T \sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})^{-1} \mathbf{A}_p - 0.5 \lg |\sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})| - 0.5 p \lg(2\pi) \quad (10)$$

式(10)是一个非凸的优化问题, 可采用牛顿法和共轭梯度法求取 $\boldsymbol{\theta}$ 的最优值^[15-16].

在 k 时刻, 预测前车未来的 p 个时刻 $k+1, k+2, \dots, k+p$ 的加速度分别为 $a_p^*(k+1), a_p^*(k+2), \dots, a_p^*(k+p)$. 令

$$\begin{aligned} \mathbf{K}^* &= \begin{bmatrix} k_1^* \\ k_2^* \\ \vdots \\ k_p^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k+1 \\ k+2 \\ \vdots \\ k+p \end{bmatrix} \\ \mathbf{A}_p^* &= \begin{bmatrix} a_{p1}^* \\ a_{p2}^* \\ \vdots \\ a_{pp}^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_p^*(k+1) \\ a_p^*(k+2) \\ \vdots \\ a_p^*(k+p) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (11)$$

此时将 \mathbf{K}^* 作为测试集的输入来预测 \mathbf{A}_p^* 的值, \mathbf{A}_p^*

是服从高斯分布的, 即

$$\mathbf{A}_p^* = F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*) \sim N(\mu(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*), \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)) \quad (12)$$

式中: $\mu(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$ 为 $F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$ 的均值矩阵, 将 $\mu(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$ 设为 $\mathbf{0}$; $\sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$ 为 $F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$ 的协方差矩阵, 可通过协方差函数 $m(k_a^*, k_b^*)$ 计算得到; $k_a^*, k_b^* \in \mathbf{K}^*$. 在不考虑噪声的情况下, 训练集输出 $F(\mathbf{K}, \mathbf{K})$ 和测试集输出 $F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$ 服从式(13)联合高斯分布

$$\begin{bmatrix} F(\mathbf{K}, \mathbf{K}) \\ F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*) \end{bmatrix} \sim N\left(\mathbf{0}, \begin{bmatrix} \sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K}) & \sigma^T(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}) \\ \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}) & \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*) \end{bmatrix}\right) \quad (13)$$

计算测试集输入 \mathbf{K}^* 的协方差矩阵 $\sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$, 即

$$\sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*) = \begin{bmatrix} m(k_1^*, k_1^*) & \cdots & m(k_1^*, k_p^*) \\ \vdots & & \vdots \\ m(k_p^*, k_1^*) & \cdots & m(k_p^*, k_p^*) \end{bmatrix} \quad (14)$$

计算测试集输入 \mathbf{K}^* 与训练集输入 \mathbf{K} 的协方差矩阵 $\sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K})$, 即

$$\sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}) = \begin{bmatrix} m(k_1^*, k_1) & \cdots & m(k_1^*, k_p) \\ \vdots & & \vdots \\ m(k_p^*, k_1) & \cdots & m(k_p^*, k_p) \end{bmatrix} \quad (15)$$

参照式(13)联合高斯分布, 根据高斯分布性质可以得到 $F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$ 的条件分布 $F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*) | F(\mathbf{K}, \mathbf{K})$, 即

$$F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*) | F(\mathbf{K}, \mathbf{K}) \sim N(\sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}) \sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})^{-1} \mathbf{A}_p, \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*) - \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}) \sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})^{-1} \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K})^T) \quad (16)$$

则对未来 p 个时刻的加速度 \mathbf{A}_p^* 的预测, 可用 $F(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}^*)$ 条件分布的均值作为 \mathbf{A}_p^* 估计值, 即

$$\mathbf{A}_p^* = \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}) \sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})^{-1} \mathbf{A}_p \quad (17)$$

当在下一时刻 $k+1$ 时, 重新测得前车的新历史 p 个时刻的加速度值. 重复上述步骤, 即可在下一时刻来预测新未来 p 个时刻的前车加速度值, 同时取预测值的第一个作为下一时刻的预测参考值. 如此周而复始, 即可实现在线预测前车加速度的值, 并不断修正预测偏差.

3 基于高斯学习的预测巡航控制算法设计

将式(4)建立的自适应巡航系统车间运动学模型作为预测模型, 对自适应巡航系统的未来行为进行 p 步预测, 定义 p 步预测输出向量和 p 步输入向

量^[17]分别为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Y}_p^*(k) &= [\mathbf{y}^*(k+1) \quad \cdots \quad \mathbf{y}^*(k+p)]^T \\ \mathbf{U}(k) &= [u(k) \quad \cdots \quad u(k+p)]^T \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

考虑到高斯过程回归预测的前车加速度扰动值,在这里定义 p 步加速度干扰项为

$$\mathbf{W}^* = [\tau w^*(k) \quad \cdots \quad \tau w^*(k+p)]^T \quad (19)$$

那么,对系统未来 p 步预测的输出可表示为

$$\mathbf{Y}_p^*(k) = \mathbf{S}_x \mathbf{x}(k) + \mathbf{S}_u \mathbf{U}(k) + \mathbf{S}_d \mathbf{W}^* \quad (20)$$

结合式(11)和(17)进一步展开可得到

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_p^*(k) &= \mathbf{S}_x \mathbf{x}(k) + \mathbf{S}_u \mathbf{U}(k) + \mathbf{S}_d \mathbf{A}_p^* = \\ &= \mathbf{S}_x \mathbf{x}(k) + \mathbf{S}_u \mathbf{U}(k) + \\ &= \mathbf{S}_d \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}) \sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})^{-1} \mathbf{A}_p \end{aligned} \quad (21)$$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{S}_x &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^2 \\ \vdots \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^p \end{bmatrix} \\ \mathbf{S}_d &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \mathbf{G}_k & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k \mathbf{G}_k & \mathbf{C}_k \mathbf{G}_k & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{p-1} \mathbf{G}_k & \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{p-2} \mathbf{G}_k & \cdots & \mathbf{C}_k \mathbf{G}_k \end{bmatrix} \\ \mathbf{S}_u &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_k \mathbf{B}_k & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k \mathbf{B}_k & \mathbf{C}_k \mathbf{B}_k & \cdots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{p-1} \mathbf{B}_k & \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k^{p-2} \mathbf{B}_k & \cdots & \mathbf{C}_k \mathbf{B}_k \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

稳态跟车工况中,期望车间距误差 Δd , 相对速度 Δv 同时趋于 0, 自车加速度能跟上前车加速度。因此可将优化目标写成一个加权形式的值函数^[18]:

$$\begin{aligned} J(k) &= \sum_{j=1}^p \mathbf{y}^{*T}(k+j) \mathbf{Q} \mathbf{y}^*(k+j) + \\ &= u(k+j) R u(k+j) = \\ &= \mathbf{Y}_p^{*T}(k) \bar{\mathbf{Q}} \mathbf{Y}_p^*(k) + \mathbf{U}^T(k) \bar{\mathbf{R}} \mathbf{U}(k) \end{aligned} \quad (23)$$

式中: \mathbf{Q} 为对系统输出的正定加权矩阵; R 为对系统控制量的正定加权系数; $\bar{\mathbf{Q}}$ 和 $\bar{\mathbf{R}}$ 分别为 \mathbf{Q} 和 R 形成的对角矩阵。通过选择 \mathbf{Q} 和 R 可以表征车辆自动巡航系统的舒适性和经济性等驾驶要求^[1]。

进一步考虑车辆的物理特性以及汽车行驶过程中的乘车舒适性要求,定义车辆速度和期望加速度约束:

$$v_{\min} \leq v(k) \leq v_{\max}, \quad u_{\min} \leq u(k) \leq u_{\max}, \quad \forall k \geq 0$$

则在当前时刻 k , 定义车辆自动巡航系统滚动时域优化控制问题

$$\mathbf{U}^*(k) = \min_{\mathbf{U}(k)} J(k) \quad (24)$$

$$\text{s. t.} \quad \mathbf{x}(j+1 | k) = \mathbf{A}_k \mathbf{x}(j | k) +$$

$$\mathbf{B}_k u(j | k) + \mathbf{G}_k w(j | k)$$

$$\mathbf{y}(j | k) = \mathbf{C}_k \mathbf{x}(j | k)$$

$$w(j | k) = \sigma(\mathbf{K}^*, \mathbf{K}) \sigma(\mathbf{K}, \mathbf{K})^{-1} \mathbf{A}_p$$

$$v_{\min} \leq v(j | k) \leq v_{\max}$$

$$u_{\min} \leq u(j | k) \leq u_{\max}$$

$$\mathbf{x}(0 | k) = \mathbf{x}(k)$$

$$j = 0, 1, \dots, p-1$$

式中: 整数 $p > 0$ 为预测时域; $\mathbf{x}(k)$ 为车辆自动巡航系统在当前时刻 k 的状态; $\bullet(j | k)$ 表示在时刻 k 对变量 \bullet 在时刻 $k+j$ 的预测值; \mathbf{A}_p 为根据式(6)求得的前车 p 个历史加速度值。根据式(24)得到控制序列 $\mathbf{U}^*(k)$, 将其第一个控制分量 $u^*(0 | k)$ 作用于车辆自动巡航系统(4); 在下一时刻, 重复上述运行过程, 实现对车辆自动巡航系统的学习预测控制。

4 仿真与结果分析

在 CarSim 软件中搭建整车模型和仿真工况, 前车和自车选取 C 级掀背式轿车, 前轮驱动, 发动机功率为 125 kW, 前车的速度设置为 $v_p = v_0 + 5.6 \sin(0.5t)$, v_0 为前车的初始速度设为 15.3 m/s, 自车初始速度 v_h 设置为 13.9 m/s, 两车初始距离相距 40 m。在 Simulink 中搭建好控制系统模型, 采用本文提出的算法, 选取参数 $t_h = 2$ s, $\tau_d = 0.2$, $p = 10$, $\mathbf{Q} = 5\mathbf{I}$, $R = 10$, $T_c = 0.1$ s, $u_{\min} = -4$ m/s², $u_{\max} = 5$ m/s², $v_{\min} = 0$ 和 $v_{\max} = 30$ m/s, 同时与传统模型预测控制算法(即在预测时域内前车加速度假定恒定)作对比, 仿真结果如图 2~5 所示。

从图 2 和 3 可得, 当前车加速度不断增大时, 由于传统 MPC 方法假定在预测时域内前车加速度不变, 所以预测输出会偏小导致自车加速度偏小, 故车速没有基于高斯过程回归的 MPC 方法的车速快。当前车减速度在不断减小时, 由于传统 MPC 方法假定在预测时域内前车减速度不变, 所以预测输出

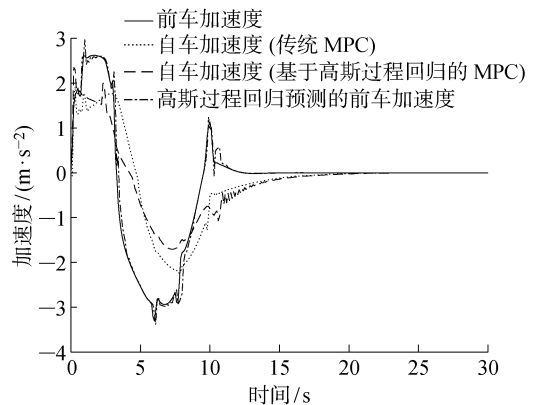


图2 本车加速度曲线

Fig. 2 Acceleration of host vehicle

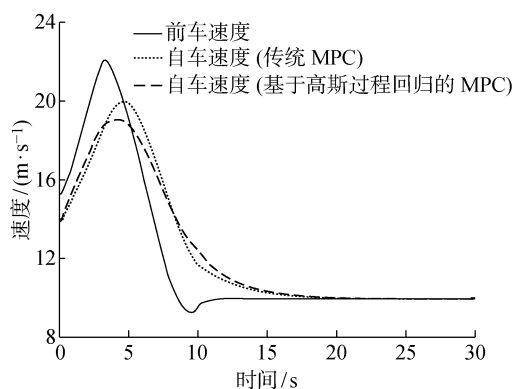


图3 本车速度曲线

Fig. 3 Speed of host vehicle

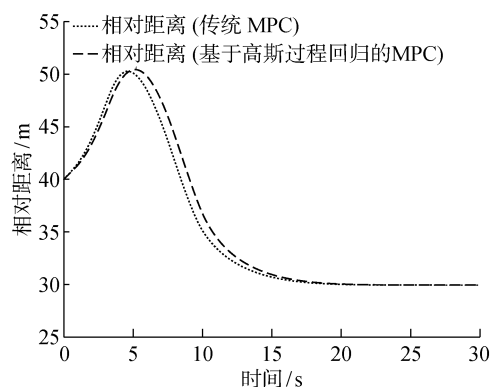


图4 车间距实时曲线

Fig. 4 Time evolution of inter-vehicle distances

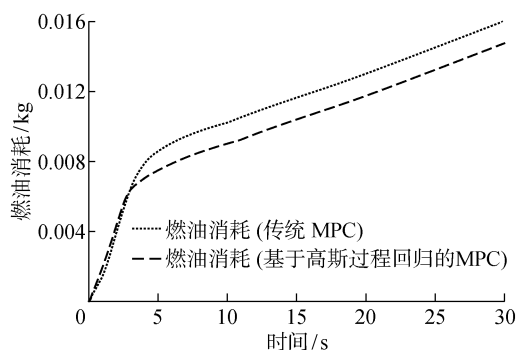


图5 本车燃油消耗实时曲线

Fig. 5 Time evolution of fuel consumption of host vehicle

会偏大,导致自车减速度偏大,车速下降更剧烈。加入加速度预测后,自车能提前做好加减速的准备,避免了不必要的急加急减,速度变化更平缓,峰值更低,跟踪效果更理想。此外,采用上述高斯过程回归预测方法,能有效地预测前车加速度变化。

如图4所示,相对于传统方法,在基于高斯过程回归的车辆自动巡航系统学习预测控制方法下,当前车不断加速时,两车相对距离会更小,交通容量更

大;当前车不断减速时,两车相对距离会更大,以确保行车安全。如图5所示,基于高斯过程回归的车辆自动巡航系统学习预测控制方法可使车辆燃油消耗减少。

5 结语

本文针对车辆自动巡航控制系统中前车加速度预测问题,以及为满足人们对安全性、舒适性和经济性要求,提出了一种基于高斯过程回归的车辆自动巡航控制系统学习预测控制策略。通过对前车加速度基于高斯回归的学习建模,预测在优化时域内的前车加速度,结合车间距运动学模型以及在线滚动优化安全性、舒适性和经济性综合性能指标,设计了车辆自动巡航控制系统学习预测控制器。仿真结果表明,与传统模型预测巡航控制策略相比,本文控制策略下的车辆乘车舒适性以及燃油经济性均得到有效提升。

参考文献:

- [1] 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): 136-143.
ZHANG Liangxiu, WU Guangqiang, GUO Xiaoxiao. Vehicular multi-objective adaptive cruise control algorithm[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2016, 50(11): 136-143.
- [2] 吴光强, 张亮修, 刘兆勇, 等. 汽车自适应巡航控制系统研究现状与发展趋势[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2017, 45(4): 544-553.
WU Guangqiang, ZHANG Liangxiu, LIU Zhaoyong, et al. Research status and development trend of vehicle adaptive cruise control systems[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2017, 45(4): 544-553.
- [3] ZHANG J, IOANNOU P A. Longitudinal control of heavy trucks in mixed traffic: Environmental and fuel economy considerations[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2006, 7(1): 92-104.
- [4] HE D F, WANG L, SUN J. On stability of multiobjective NMPC with objective prioritization[J]. *Automatica*, 2015, 57: 189-198.
- [5] HE D F, HUANG H, CHEN Q X. Quasi-min-max MPC for constrained nonlinear systems with guaranteed input-to-state stability[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2014, 351(6): 3405-3423.
- [6] KAMAL M A S, MUKAI M, MURATA J, et al. Model predictive control of vehicles on urban roads

- for improved fuel economy[J]. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, 2013, 21(3): 831-841.
- [7] 李升波, 王建强, 李克强, 等. MPC 实用化问题处理及在车辆 ACC 中的应用[J]. **清华大学学报(自然科学版)**, 2010, 50(5): 645-648.
- LI Shengbo, WANG Jianqiang, LI Keqiang, *et al.* Processing of MPC practical problems and its application to vehicular adaptive cruise control systems[J]. **Journal of Tsinghua University (Science and Technology)**, 2010, 50(5): 645-648.
- [8] EBEN LI S, LI K Q, WANG J Q. Economy-oriented vehicle adaptive cruise control with coordinating multiple objectives function[J]. **Vehicle System Dynamics**, 2013, 51(1): 1-17.
- [9] LI S E, JIA Z Z, LI K Q, *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**, 2015, 16(3): 1199-1209.
- [10] 朱敏, 陈慧岩. 考虑车间反应时距的汽车自适应巡航控制策略[J]. **机械工程学报**, 2017, 53(24): 144-150.
- ZHU Min, CHEN Huiyan. Strategy for vehicle adaptive cruise control considering the reaction headway[J]. **Journal of Mechanical Engineering**, 2017, 53(24): 144-150.
- [11] ZHAO R C, WONG P K, XIE Z C, *et al.* Real-time weighted multi-objective model predictive controller for adaptive cruise control systems[J]. **International Journal of Automotive Technology**, 2017, 18(2): 279-292.
- [12] MESBAH A. Stochastic model predictive control: An overview and perspectives for future research[J]. **IEEE Control Systems**, 2016, 36(6): 30-44.
- [13] LEFÈVRE S, SUN C, BAJCSY R, *et al.* Comparison of parametric and non-parametric approaches for vehicle speed prediction[C]// **American Control Conference**. Portland, OR, USA: IEEE, 2014: 3494-3499.
- [14] RASMUSSEN C E, WILLIAMS C K I. Gaussian processes for machine learning [M]. Cambridge, MA, USA: The MIT Press, 2006.
- [15] 何志昆, 刘光斌, 赵曦晶, 等. 高斯过程回归方法综述[J]. **控制与决策**, 2013, 28(8): 1121-1129.
- HE Zhikun, LIU Guangbin, ZHAO Xijing, *et al.* Overview of Gaussian process regression[J]. **Control and Decision**, 2013, 28(8): 1121-1129.
- [16] 肖红军, 刘乙奇, 黄道平. 高斯过程建模方法在工业过程中的应用[J]. **华南理工大学学报(自然科学版)**, 2016, 44(12): 36-43.
- XIAO Hongjun, LIU Yiqi, HUANG Daoping. Application of Gaussian process modeling method in industrial processes[J]. **Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)**, 2016, 44(12): 36-43.
- [17] 陈虹. 模型预测控制[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- CHEN Hong. Model predictive control[M]. Beijing: Science Press, 2013.
- [18] 孙涛, 夏维, 李道飞. 基于模型预测控制的协同式自适应巡航控制系统[J]. **中国机械工程**, 2017, 28(4): 486-491.
- SUN Tao, XIA Wei, LI Daoifei. CACC system based on MPC[J]. **China Mechanical Engineering**, 2017, 28(4): 486-491.

(本文编辑: 仪小梅)