

# 基于数据驱动的车辆编队分布式预测控制

于树友<sup>1</sup>, 刘泽澎<sup>1</sup>, 林宝君<sup>1</sup>, 陈虹<sup>1,2</sup>

(1. 吉林大学 通信工程学院, 长春 130022; 2. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 200092)

**摘要:**提出了一种在线数据驱动预测控制方法,在闭环系统运行的各个离散时间点构建被控对象的等效线性模型,并设计了一种基于参数辨识残差动态调整遗忘因子的递推最小二乘算法,用于在线估计模型的时变参数。此外,还提出了一种基于前车-领航车-跟随通信拓扑的分布式预测控制策略,将车队的全局优化问题转化为每辆跟随车的局部优化问题,使所有跟随车能够并行求解各自的优化问题,提高了求解效率。TruckSim 与 Matlab/Simulink 的联合仿真结果表明:本文所构建的数据驱动模型能够准确捕捉时变环境下的车辆动态特性,所设计的分布式预测控制器能够有效保证车队的纵向跟踪性能和横向车道保持性能。

**关键词:**车辆编队;数据驱动控制;车道保持;分布式预测控制

**中图分类号:**TP273 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2025)09-3056-13

**DOI:**10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20250574

## Data-driven distributed predictive control of vehicle platoons

YU Shu-you<sup>1</sup>, LIU Ze-peng<sup>1</sup>, LIN Bao-jun<sup>1</sup>, CHEN Hong<sup>1,2</sup>

(1. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China; 2. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China)

**Abstract:** An online data-driven predictive control method was proposed, which constructs an equivalent linear model of the controlled plant at each discrete time step of the closed-loop operation, and a recursive least squares algorithm with a dynamically adjusted forgetting factor based on parameter identification residuals was developed to estimate the model's time-varying parameters online. Furthermore, a distributed predictive control strategy was proposed based on a predecessor-leader-follower communication topology. The strategy decomposes the global optimization problem of the vehicle platoon into local subproblems for each follower vehicle, enabling parallel computation and improving solution efficiency. Co-simulation results using TruckSim and Matlab/Simulink demonstrate that the proposed data-driven model accurately captures vehicle dynamics across time-varying environments, and the designed distributed controller ensures effective longitudinal tracking and lateral lane-keeping performance of the platoon.

**Key words:** vehicle platoon; data-driven control; lane-keeping; distributed predictive control

收稿日期:2025-06-28.

基金项目:吉林省自然科学基金项目(20240402079GH);国家自然科学基金项目(62473167).

作者简介:于树友(1974-),男,教授,博士.研究方向:预测控制,鲁棒控制,预测控制与鲁棒控制在机电系统中的应用.E-mail:shuyou@jlu.edu.cn

通信作者:林宝君(1974-),男,副教授,博士.研究方向:模数控系统,PLC,电机调速及其在机电系统中的应用.E-mail:linbj@jlu.edu.cn

## 0 引言

智能网联车辆队列技术在缓解交通拥堵和提升交通运输效率方面具有显著优势<sup>[1,2]</sup>。分布式模型预测控制凭借其最优控制性能和处理复杂系统约束的能力,已被用于解决车队的协同控制问题<sup>[3]</sup>。然而,该方法的控制性能依赖于模型精度和算法求解效率<sup>[4]</sup>。实际应用中,车辆参数时变特性及外界扰动等因素会显著影响模型的可靠性。构建一种既能精确表征车辆时变动态特性,又能兼顾实时计算效率的车辆模型,已成为实现高性能车队协同控制的关键。

随着控制精度要求的提高,车辆动力学模型逐步从横纵向解耦建模过渡到考虑轮胎非线性和横纵耦合效应的高自由度模型<sup>[5]</sup>。鉴于系统建模精确性与控制器设计简单性之间存在的本质理论矛盾,复杂模型会影响控制器的计算效率。实际应用中,常基于理想化假设,采用局部线性化<sup>[6]</sup>、反馈线性化<sup>[7]</sup>等方法对模型进行近似处理,不可避免地引入未建模动态和参数不确定性<sup>[8]</sup>。鲁棒控制虽能在一定程度上处理这些不确定性,但通常较为保守且耗时,当不确定性集较大时,可能导致系统平均性能下降<sup>[9]</sup>。

现代车辆数据采集系统可获取大量关于过程运行和车辆状态的高频数据,数据驱动方法直接利用采样数据识别系统的动态模型<sup>[10]</sup>,无须依赖车辆结构参数的先验信息,能够应对车辆系统在结构复杂性和参数不确定性方面所面临的挑战。神经网络凭借强大的非线性映射能力,被广泛应用于车辆动力学特性的拟合中。文献[11]利用前馈神经网络对车辆在极限工况下的非线性横向动力学建模,在高速场景中相较传统机理模型表现出更高的建模精度。然而,该类离线模型仍存在诸多局限性:模型性能依赖于训练数据的数量和质量,跨车型泛化能力弱,且缺乏良好的可解释性<sup>[12]</sup>。当外界环境频繁变化或车辆部件老化时,此类模型面临性能退化的风险,系统建模和维护成本较高。同时,模型中大量非线性激活函数的存在使其难以直接用于控制器设计<sup>[4]</sup>,建模精确性与控制器简单性之间的矛盾仍未解决。

数据驱动预测控制无须依赖被控系统的第一性原理模型或神经网络等非线性拟合器拟合的精确参数化模型,而直接基于原始数据或面向控制的线性辨识模型,预测系统未来动态响应<sup>[13]</sup>。文

献[14]提出了一种基于行为系统理论的数据驱动预测控制算法,利用结构化系统数据预测被控对象的未来轨迹。文献[15]提出了一种结合Koopman算子与深度神经网络的方法,通过构建升维线性模型刻画车辆系统的全局动态特性。然而,以上方法依赖离线建模,难以准确表征车辆在时变环境下的动态特性;当外界环境频繁变化时,模型依然面临性能退化的风险。

本文设计了数据驱动的车辆编队分布式预测控制,主要贡献包含以下方面:

(1)提出了一种基于车辆测量状态和输入数据的在线数据驱动建模方法,在闭环系统运行的工作点构建被控对象的等效线性模型表征车辆动态。

(2)针对递推最小二乘算法存在的数值不稳定问题,提出了一种基于辨识残差动态调整遗忘因子的递推最小二乘(Variable forgetting factor-recursive least squares, VFF-RLS)算法在线估计模型时变参数。

(3)提出了一种基于前车-领航车-跟随通信拓扑的分布式预测控制策略,利用线性数据模型将车队纵向与横向控制的轨迹跟踪问题转化为可分布式独立求解的调节问题,并在二次规划框架下实现最优求解,在保证建模精度的同时兼顾了算法实时性。

## 1 问题描述

本文考虑由 $N+1$ 辆同质商用车组成的智能网联商用车队列,其包含1辆人工驾驶的领航车和 $N$ 辆自动驾驶的跟随车,分别对应编号0和 $1\sim N$ 。

### 1.1 商用车动力学模型

本文采用单轨车辆动力学模型表示双轴卡车,其动力学示意图如图1所示。

根据文献[16],可得第 $i$ 辆车的力和力矩平衡方程为:

$$\begin{cases} \sum F_i^x = F_i^{xf} \cos \delta_i - F_i^{yf} \sin \delta_i + F_i^{xr} - F_{i,air}^x \\ \sum F_i^y = F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i + F_i^{yr} - F_{i,air}^y \\ \sum M_i^z = (F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i) \cdot l_i - F_i^{yr} \cdot l_r \end{cases} \quad (1)$$

式中: $F_i^{xf}$ 和 $F_i^{xr}$ 分别为车辆前、后轮纵向力; $F_i^{yf}$ 和 $F_i^{yr}$ 分别为车辆前、后轮横向力; $F_{i,air}^x$ 和 $F_{i,air}^y$ 分别

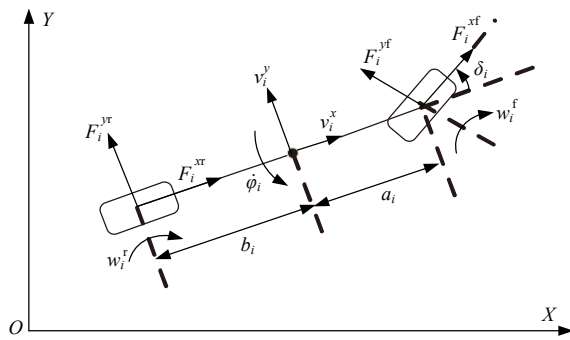


图1 前轮转向车辆的平面单轨模型

Fig. 1 Plane monorail model of front wheel steering vehicle

为车辆受到的纵向和横向空气阻力; $l_f$ 和 $l_r$ 分别为质心到前、后轴的距离; $\delta_i$ 为前轮转角。

轮胎力通过文献[16]中的Pacejka模型计算:

$$\begin{cases} F_i^{xf,r} = D_i \sin \left( C_i \left[ \arctan \left( B_i k_i - E_i (B_i k_i - \arctan(B_i k_i)) \right) \right] \right) \\ F_i^{yf,r} = D_i \sin \left( C_i \left[ \arctan \left( B_i \alpha_i - E_i (B_i \alpha_i - \arctan(B_i \alpha_i)) \right) \right] \right) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $F_i^{xf,r}$ 为前/后轮纵向力; $F_i^{yf,r}$ 为前/后轮侧向力; $k_i$ 和 $\alpha_i$ 为轮胎的滑移率和侧偏角; $D_i$ 、 $C_i$ 、 $B_i$ 和 $E_i$ 分别为轮胎魔术公式的峰值、形状、刚度和曲率因子,由轮胎垂向载荷、外倾角和路面附着系数共同确定。

根据牛顿-欧拉方程,可得如下动力学方程:

$$\begin{cases} \dot{v}_i^x = v_i^y \dot{\phi}_i + \frac{F_i^{xf} \cos \delta_i - F_i^{yf} \sin \delta_i + F_i^{xr} - F_i^{ar}}{m_i} \\ \dot{v}_i^y = -v_i^x \dot{\phi}_i + \frac{F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i + F_i^{yr}}{m_i} \\ \ddot{\phi}_i = \frac{(F_i^{xf} \sin \delta_i + F_i^{yf} \cos \delta_i) l_f - F_i^{yr} l_r}{I_i^z} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $m_i$ 为质量; $I_i^z$ 为转动惯量; $v_i^x$ 、 $v_i^y$ 分别为纵、横向速度; $\dot{v}_i^x$ 、 $\dot{v}_i^y$ 分别为纵、横向加速度; $\dot{\phi}_i$ 和 $\ddot{\phi}_i$ 分别为横摆角速度和横摆角加速度。

引入轮胎转动方程:

$$\begin{cases} \dot{\omega}_i^f = \frac{T_i^{df} - R_e F_i^{xf}}{J_i^f} \\ \dot{\omega}_i^r = \frac{T_i^{dr} - R_e F_i^{xr}}{J_i^r} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\dot{\omega}_i^f$ 和 $\dot{\omega}_i^r$ 分别为车辆前、后轮角加速度; $J_i^f$ 和 $J_i^r$ 分别为前、后轮转动惯量; $R_e$ 为车轮转动半径; $T_i^{df}$ 和 $T_i^{dr}$ 分别为作用于前、后轮的力矩。

定义状态量 $x_i$ 和控制量 $u_i$ 分别为:

$$\begin{cases} x_i = [v_i^x \ v_i^y \ \dot{\phi}_i \ \omega_i^f \ \omega_i^r]^T \\ u_i = [T_i^d \ \delta_i]^T \end{cases} \quad (5)$$

式中: $T_i^d$ 为车辆驱动/制动力矩,本文为后驱车辆,即 $T_i^{dr} = T_i^d$ 。

结合式(1)~(4),可得车辆动力学方程为:

$$\dot{x}_i = f_i^c(x_i, u_i) \quad (6)$$

式中: $f_i^c$ 为车辆动力学的非线性映射函数。

式(6)中 $f_i^c$ 蕴含着强非线性,动态行为难以被精确建模。为此本文提出一种在线数据建模方法,在每个工作点辨识线性数据模型以捕捉式(6)的动态特性。

注1 本文仅考虑车辆在二维平面内的纵向和横向动力学,不涉及非平坦路面下的俯仰及侧倾运动。

## 1.2 车辆数据驱动模型

车辆状态受多个历史状态(例如位置、速度等)及控制输入(如油门、刹车、转角等)的影响。因此,实际车辆的动力学行为可由非线性自回归模型描述:

$$y_i(k+1) = f_i(y_i(k), \dots, y_i(k-n_y), u_i(k), \dots, u_i(k-n_u)) \quad (7)$$

式中: $y_i(k) \in \mathbb{R}^m$ 为输出向量; $u_i(k) \in \mathbb{R}^r$ 为输入向量; $f_i(\cdot)$ 为描述其动力学行为的未知非线性函数; $n_u$ 、 $n_y$  ( $0 \leq n_u, 0 \leq n_y$ )为实际车辆系统的未知阶数。

直接采用非线性模型在计算和辨识上存在较大挑战。为此,本文在每个工作点利用滑动窗口数据构建线性数据模型描述车辆动态。具体而言,考虑以下状态空间方程所描述的线性离散多变量系统:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) = Cx(k) + Du(k) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $x(k) \in \mathbb{R}^n$ 为状态向量; $y(k) \in \mathbb{R}^m$ 为输出向量; $u(k) \in \mathbb{R}^r$ 为控制输入向量; $A$ 、 $B$ 、 $C$ 均为系统矩阵; $D$ 为前馈矩阵。

由于车辆动力学本质上是一个惯性系统,因此,本文令前馈矩阵 $D=0$ ,其输入/输出关系可描述为:

$$y(k) = G(z)u(k) \quad (9)$$

式中: $G(z) \in \mathbb{R}^{m \times r}$ 为离散时间传递函数矩阵。

$$G(z) = C(zI - A)^{-1}B = \frac{\text{Cadj}[zI - A]B}{\det[zI - A]} = \frac{\text{Cadj}[I - Az^{-1}]B}{z^{-n}\det[zI - A]} = \frac{Q(z)}{\alpha(z)} \quad (10)$$

式中:  $I$  为单位矩阵; “ $:$ ” 表示定义;  $\alpha(z)$  为  $n$  阶单位延迟算子  $z^{-1}[z^{-1}\mathbf{y}(k) = \mathbf{y}(k-1)]$  的特征多项式, 定义为  $G(z)$  的最小公分母;  $Q(z)$  为  $z^{-1}$  中的多项式矩阵。

$$\alpha(z) = 1 + \alpha_1 z^{-1} + \alpha_2 z^{-2} + \dots + \alpha_n z^{-n}, \alpha_i \in \mathbb{R}^1 \quad (11)$$

$$Q(z) = Q_1 z^{-1} + Q_2 z^{-2} + \dots + Q_n z^{-n}, Q_i \in \mathbb{R}^{m \times r} \quad (12)$$

定义输入参数矩阵  $\theta$ 、输出参数向量  $\alpha$ 、输入信息向量  $\varphi(k)$  和输出信息矩阵  $\psi(k)$  分别为:

$$\theta^T = [Q_1, Q_2, \dots, Q_n] \in \mathbb{R}^{m \times p}, p = nr;$$

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n; \quad \varphi(k-1) = \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u(k-2) \\ \vdots \\ u(k-n) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^p;$$

$$\psi(k-1) = [y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n)] \in \mathbb{R}^{m \times n}$$

因此, 得到如下辨识方程:

$$y(k) + \psi(k-1)\alpha = \theta^T \varphi(k-1) \quad (13)$$

对参数矩阵  $\theta^T$  进行 Kronecker 积变换<sup>[17]</sup>, 得到一个堆叠向量  $\text{vec}(\theta^T)$ , 从而可将式 (13) 改写为:

$$y(k) = [-\psi(k-1), (\varphi^T(k-1) \otimes I_m)] \cdot \begin{bmatrix} \alpha \\ \text{vec}(\theta^T) \end{bmatrix} =: H(k-1)\theta_s(k-1) \quad (14)$$

式中:  $H \in \mathbb{R}^{m \times (mp+n)}$ ,  $\theta_s \in \mathbb{R}^{mp+n}$ ;  $I_m$  为  $m$  维单位矩阵;  $H(k-1)$  为  $k$  时刻利用历史数据构建的滑动窗口输入输出矩阵;  $\theta_s(k-1)$  为  $k-1$  时刻辨识出的参数向量。

高速工况下, 车辆横纵向动力学在系统增益及扰动敏感性方面存在显著差异: 纵向动力学呈现较强的惯性特性, 较大幅度的扭矩变化才能引起明显的纵向速度响应; 横向动力学对前轮转角输入较敏感, 微小转角即可引发显著的侧向运动。本文构建独立的纵横向动态模型描述各自的动力学行为。

定义  $k$  时刻构成输出/输入相关滑动窗口的数据为以下分布式测量输出/控制输入:

$$\begin{cases} \mathbf{y}_i^{\text{lo}}(k) = [v_i^x], \mathbf{y}_i^{\text{la}}(k) = [v_i^y \ \dot{\varphi}_i]^T \\ \mathbf{u}_i^{\text{lo}}(k) = [T_i^d], \mathbf{u}_i^{\text{la}}(k) = [\delta_i] \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{y}_i^{\text{lo}}(k)$ 、 $\mathbf{u}_i^{\text{lo}}(k)$  和  $\mathbf{y}_i^{\text{la}}(k)$ 、 $\mathbf{u}_i^{\text{la}}(k)$  分别用于构建车辆纵向和横向动态线性模型。

基于队列数据先入先出原则动态构建车辆的数据矩阵  $H_i^{\text{lo}}$  和  $H_i^{\text{la}}$ 。

### 1.3 车道保持模型

车道保持模型示意图如图2所示。定义车辆  $i$  相对于车辆  $i-1$  的纵向位置误差和纵向速度误差如下:

$$\begin{aligned} e_i^p &= p_i - (p_{i-1} - d_{\text{des}}) \\ e_i^{vx} &= v_i^x - v_{i-1}^x \end{aligned} \quad (16)$$

式中:  $p_i$  和  $p_{i-1}$  分别为第  $i$  辆车和第  $i-1$  辆车的纵向位置;  $d_{\text{des}}$  为相邻两车之间的期望车间距;  $v_i^x$  和  $v_{i-1}^x$  分别为第  $i$  辆车和第  $i-1$  辆车的纵向速度。

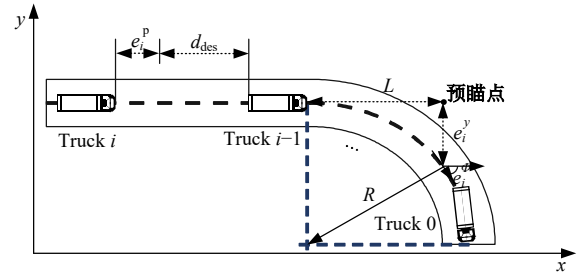


图2 车道保持模型示意图

Fig. 2 Lane-keeping model

定义行驶方向与预瞄点处道路切线的航向角误差  $e_i^e$  为:

$$e_i^e = \varphi_{i,\text{des}} - \varphi_i \quad (17)$$

式中:  $\varphi_{i,\text{des}}$  和  $\varphi_i$  分别为车辆  $i$  的期望航向角和实际航向角。

车道保持微分模型如下:

$$\begin{cases} \dot{e}_i^y = v_i^x e_i^e - v_i^y - L_i \dot{\varphi}_i \\ \dot{e}_i^e = \dot{\varphi}_{i,\text{des}} - \dot{\varphi}_i \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $\dot{e}_i^y$  为预瞄点与道路中心线的横向位置误差的导数;  $v_i^y$  为车辆横向速度;  $L_i$  为预瞄距离;  $\dot{\varphi}_{i,\text{des}} = v_i^x / R_i$  为期望横摆角速度;  $R_i$  为预瞄点处的道路曲率半径。

假设1 领航车由人类驾驶(不施加控制), 其纵向位置  $p_0$  和纵向速度  $v_0^x$  已知; 道路曲率半径  $R_i$  已知。

### 1.4 队列通信拓扑及几何构型

采用单向前车-领航车跟随通信拓扑, 跟随车能够从前车和领航车获取状态信息, 如图3所示。

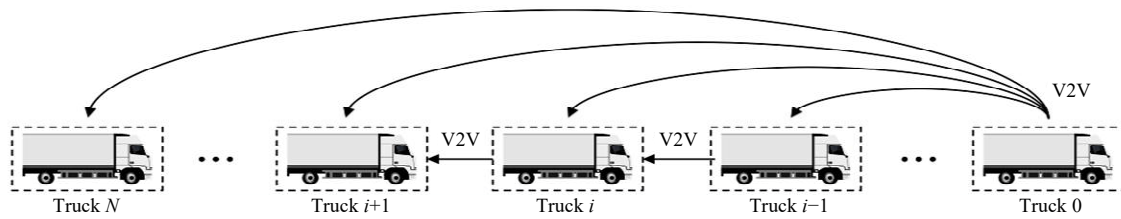


图3 前车-领航车跟随式通信拓扑

Fig. 3 Predecessor-Leader-Following topology

不同的车间距策略直接影响队列的几何构型及稳定性。本文采用恒定间距策略<sup>[18]</sup>,相邻两车之间的期望车间距为先验确定的常数,即取 $d_{\text{des}} = d_0$ 。

假设2 本文对通信系统做出以下假设:①车队中的车辆保持时钟同步;②车间通信理想,没有信道衰落、丢包或延迟;③所有传感器测量均无噪声。

### 1.5 队列控制目标

纵向控制目标为跟随车与领航车速度保持一致,同时相邻车辆间保持安全期望车间距,其数学描述为:

$$\begin{cases} \min \|v_0^x(k) - v_i^x(k)\|_2^2 \\ \min \|e_i^p(k) - 0\|_2^2 \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\|\xi(k)\|_2$ 表示函数 $\xi(k)$ 的2-范数。

纵向控制同时需满足以下约束条件。

(1)状态约束。为避免车队相邻车辆发生碰撞,同时维持车队几何构型,车辆的纵向车间距误差应满足:

$$e_{i,\min}^p \leq e_i^p(k) \leq e_{i,\max}^p \quad (20)$$

式中: $e_{i,\min}^p$ 和 $e_{i,\max}^p$ 分别为车间距误差允许的最小和最大值。

(2)执行机构约束。实际车辆系统的驱动/制动总合力矩输入 $T_i^d(k)$ 应被限制在一定的区间内:

$$T_{i,\min}^d \leq T_i^d(k) \leq T_{i,\max}^d \quad (21)$$

式中: $T_{i,\min}^d$ 和 $T_{i,\max}^d$ 分别为车辆的最大制动和最大驱动力矩。

横向控制目标为跟随车辆与道路中心线的横向位置误差和航向角误差尽可能小,其数学描述为:

$$\begin{cases} \min \|e_i^y(k) - 0\|_2^2 \\ \min \|e_i^e(k) - 0\|_2^2 \end{cases} \quad (22)$$

同时,需满足以下约束条件。

(1)状态约束。为避免车队超出道路边界,跟随车辆的横向位置误差及航向角误差应满足:

$$\begin{aligned} e_{i,\min}^y &\leq e_i^y \leq e_{i,\max}^y \\ e_{i,\min}^e &\leq e_i^e \leq e_{i,\max}^e \end{aligned} \quad (23)$$

式中: $e_{i,\min}^y$ 和 $e_{i,\max}^y$ 分别为横向位置误差允许的最小和最大值; $e_{i,\min}^e$ 和 $e_{i,\max}^e$ 分别为航向角误差允许的最小和最大值。

(2)执行机构约束。实际车辆系统的前轮转角输入 $\delta_i(k)$ 应被限制在一定的区间内:

$$\delta_{i,\min} \leq \delta_i(k) \leq \delta_{i,\max} \quad (24)$$

式中: $\delta_{i,\min}$ 和 $\delta_{i,\max}$ 为前轮最大右转角和最大左转角。

引理1(矩阵逆引理)<sup>[19]</sup> 如果矩阵 $\Gamma$ 可以表示为:

$$\Gamma = \Theta^{-1} + \mathbf{E}\Omega^{-1}\mathbf{E}^T \quad (25)$$

式中: $\Gamma \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 、 $\Theta \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 、 $\mathbf{E} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ 和 $\Omega \in \mathbb{R}^{p \times p}$ 。

假设矩阵 $\Gamma$ 、 $\Theta$ 和 $\Omega$ 是非奇异的。则 $\Gamma$ 的逆矩阵 $\Gamma^{-1}$ 为:

$$\Gamma^{-1} = \Theta - \Theta\mathbf{E}(\Omega + \mathbf{E}^T\Theta\mathbf{E})^{-1}\mathbf{E}^T\Theta \quad (26)$$

## 2 控制策略

针对车辆编队在不同工况下的安全行驶问题,本文提出了一种基于递推最小二乘的分布式预测控制(Recursive least squares-distributed predictive control, RLS-DPC)策略,控制架构如图4所示。其中,动态建模层采用VFF-RLS算法,利用历史状态和输入数据在线构建当前工作点的动态线性模型。跟踪控制层结合车道保持模型求解自车的局部二次规划问题。

### 2.1 车辆数据模型参数估计策略

本节在FF-RLS基础上开发了VFF-RLS算法,引入基于模糊逻辑的可变遗忘因子策略,并通过最小化广义累计误差的平方和辨识参数向量 $\theta_s$ 。

构建跟随车辆 $i$ 的广义累计误差平方和为:

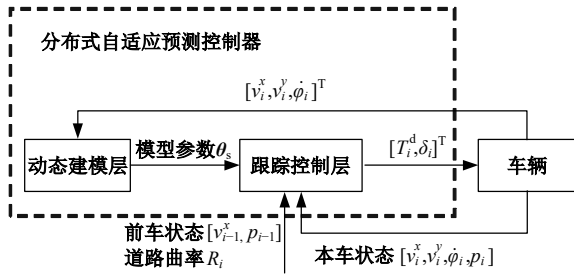


图4 分布式自适应预测控制框图

Fig. 4 Distributed adaptive predictive control block diagram

$$\Phi_i(k, \theta_s) = \sum_{j=1}^k \lambda^{k-j} (j) \|y_i(j) - \hat{y}_i(j, \theta_s)\|^2 = \sum_{j=1}^k \lambda^{k-j} (j) \|y_i(j) - H(j-1)\theta_s(j-1)\|^2 \quad (27)$$

式中:  $\lambda$  为指数型遗忘因子, 满足  $0 < \lambda \leq 1$ 。

构建跟随车辆的模型辨识残差的 2-范数  $\epsilon_i$  为:

$$\epsilon_i(k, \theta_s) = \|y_i(k) - \hat{y}_i(k, \theta_s)\|^2 = \|y_i(k) - H(k-1)\theta_s(k-1)\|^2 \quad (28)$$

跟随车辆  $i$  的估计准则函数可简化为:

$$\Phi_i(k, \theta_s) = \sum_{j=1}^k \lambda^{k-j} (j) \epsilon_i(j, \theta_s) \quad (29)$$

最优参数值应使估计准则函数  $\Phi_i(k, \theta_s)$  最小, 即

$$\theta_s^* = \arg \min_{\theta_s \in \mathfrak{R}} \Phi_i(k, \theta_s) \quad (30)$$

式中:  $\mathfrak{R}$  为参数  $\theta_s$  允许的搜索空间。

优化问题(30)的 VFF-RLS 算法如下:

$$\begin{cases} \theta_s(k) = \theta_s(k-1) + K(k) [y(k) - H(k-1)\theta_s(k-1)] \\ K(k) = (P(k-1)H^T(k-1)) \cdot (\lambda(k-1)I + H(k-1)P(k-1)H^T(k-1))^{-1} \\ P^{-1}(k) = [\lambda(k-1)P^{-1}(k-1) + H^T(k-1)H(k-1)] \end{cases} \quad (31)$$

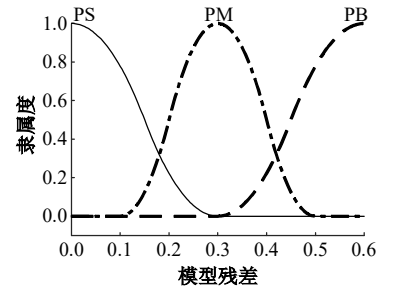
式中:  $\lambda I$  为对角元素均为  $\lambda$  的对角阵;  $\theta_s^T(0)$  和  $P(0)$  的初始值通常设置为  $\theta_s^T(0) = \mathbf{0}_{1 \times (mp+n)}$ ,  $P(0) = \alpha^2 I (0 < \alpha < \infty)$ 。

同时,  $P^{-1}(k)$  可通过矩阵逆引理转化为下式:

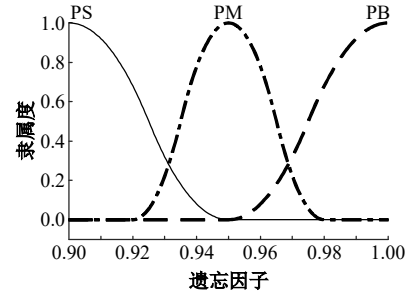
$$\begin{cases} P^{-1}(k) = [\lambda(k-1)P^{-1}(k-1) + H^T(k-1)H(k-1)] \\ P(k) = \frac{1}{\lambda(k-1)} [I - K(k)H(k-1)]P(k-1) \end{cases}$$

(32)

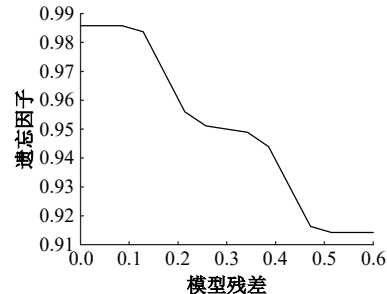
为避免固定遗忘因子存在的数值不稳定问题<sup>[21]</sup>, 设计模糊控制器来动态调整遗忘因子, 将残差 2-范数  $\epsilon_i$  作为逻辑输入, 遗忘因子  $\lambda$  作为输出。将输入/输出量分为 PS、PM 和 PB 的 3 个集合, 对应正小、正中、正大模糊语言, 并利用 Z-型、 $\pi$ -型和 S-型函数设计输入  $\epsilon_i$  和输出  $\lambda$  的隶属度函数如图 5(a)(b) 所示,  $\epsilon_i$  与  $\lambda$  的映射关系如图 5(c) 所示。最后, 设计模糊规则使  $\lambda$  随  $\epsilon_i$  的增大而减小: 当残差较大时, 采用较小的遗忘因子, 以加快算法的收敛速度; 反之, 当残差较小时, 增大遗忘因子, 避免误差协方差矩阵过度增大, 从而平衡新旧数据的影响权重。



(a) 模型残差隶属度函数



(b) 遗忘因子隶属度函数



(c) 模型残差和遗忘因子MAP图

图5 隶属度函数

Fig. 5 Membership function

因此, 优化问题(30)的改进 VFF-RLS 算法如下:

$$\begin{cases} \theta_s(k) = \theta_s(k-1) + K(k) [y(k) - \\ H(k-1) \theta_s(k-1)] \\ K(k) = [P(k-1) H^T(k-1)] \cdot [\lambda(k-1) I + \\ H(k-1) P(k-1) H^T(k-1)]^{-1} \\ P(k) = \frac{1}{\lambda(k-1)} [I - K(k) H(k-1)] P(k-1) \end{cases} \quad (33)$$

在闭环系统运行的工作点,构建车辆历史状态及输入数据矩阵  $H$ ,利用(33)在线辨识模型(14)中的时变参数  $\theta_s$ ,实现对系统动态特性的实时表征。

为验证本文模型的“等效性”,基于某款商用车构建了 TruckSim 高仿真模型(车辆参数见表1)。考虑控制器的采样步长为 0.01 s,预测时域为 7 步,因此将模型参数更新步长设置为 0.1 s,以满足预测时域内模型参数不变的假设。为尽可能覆盖多种工况,前轮转角以扫频信号为输入,频率覆盖 0~1 Hz<sup>[22]</sup>,仿真每增加 10 s,输入频率增加 0.2 Hz。赋值为转角输入最大约束值 0.1 rad,扭矩为恒定的 1 000 N·m 输入。等效线性模型和 TruckSim 高仿真模型的输出响应如图 6 所示。

表1 第  $i$  辆车的参数

Table 1 Parameters of the  $i^{\text{th}}$  vehicle

| 参数                                 | 数值     | 参数                                   | 数值        |
|------------------------------------|--------|--------------------------------------|-----------|
| $m_i/\text{kg}$                    | 18 000 | $I_i^z/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$   | 130 421.8 |
| $l_i/\text{m}$                     | 3.5    | $l_i^r/\text{m}$                     | 1.5       |
| $J_i^I/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$ | 24     | $J_i^r/(\text{kg}\cdot\text{m}^2)$   | 48        |
| $R_i/\text{m}$                     | 0.51   | $\rho/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$ | 1.225 8   |

使用均方根误差(Root mean square error, RMSE)评估等效线性模型和 TruckSim 之间的偏差,即:

$$\text{RMSE} = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N \|y(k) - y_{\text{true}}(k)\|_2^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N \|y_{\text{true}}(k)\|_2^2}} \times 100\% \quad (34)$$

式中:  $y(k)$  和  $y_{\text{true}}(k)$  分别为等效线性模型和 TruckSim 在  $k$  时刻的输出。

同时,等效线性模型与 TruckSim 的纵向速度、横向速度和横摆角速度的均方根误差分别为 0.14%、2.86% 和 3.50%,表明本文所提线性数据模型能够准确刻画系统在不同工作点的动态特性,在有限时域的预测框架内可作为对原系统的等效替代。

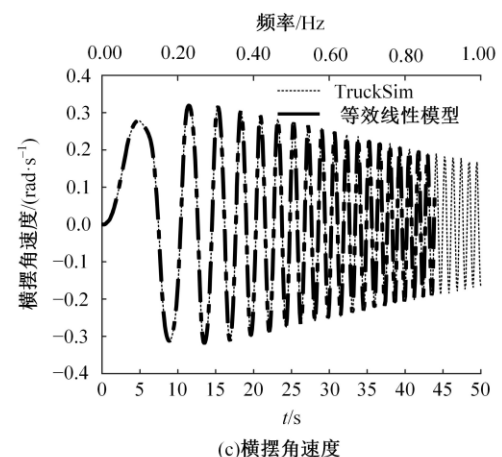
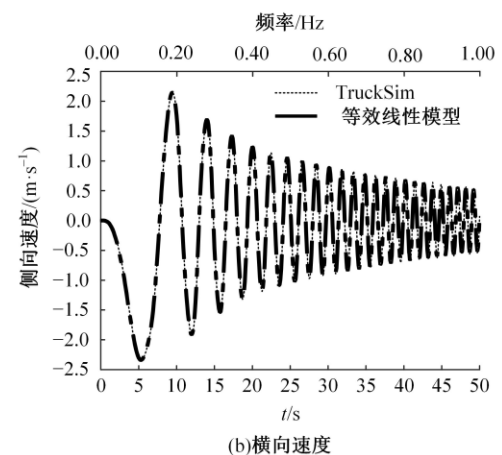
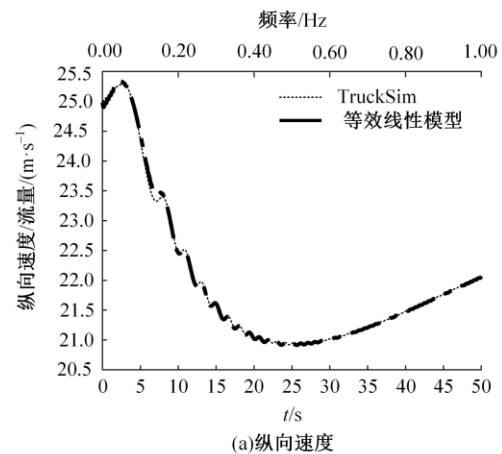


图6 等效线性模型与 TruckSim 的输出响应对比  
Fig. 6 Comparison of the output response between the equivalent linear model and TruckSim

## 2.2 纵向控制器设计

由于车队纵向运动控制是一个轨迹跟踪问题,因此,定义跟随车辆的期望参考如下:

$$\mathbf{r}_i^{\text{lo}}(k) = [\mathbf{v}_{i,\text{des}}^r(k) \quad \mathbf{e}_{i,\text{des}}^p(k)]_{2 \times 1}^T \quad (35)$$

式中:  $\mathbf{v}_{i,\text{des}}^r(k)$  为车辆期望纵向速度;  $\mathbf{e}_{i,\text{des}}^p(k)$  为期望纵向位置误差。

为使车辆能够跟踪领航车纵向速度,且保持

期望车间距,设定  $v_{i,\text{des}}^x(k) = v_0^x(k)$ ,  $e_{i,\text{des}}^p(k) = 0$ 。

定义车辆的纵向跟踪误差为:

$$\mathbf{e}_i^{\text{lo}}(k) = \begin{bmatrix} v_i^x(k) - v_0^x(k) & e_i^p(k) - 0 \end{bmatrix}_{2 \times 1}^T \quad (36)$$

定义车辆在预测时域  $N_p$  内的控制序列为:

$$\mathbf{U}_i^{\text{lo}}(:, k) = [\mathbf{u}_i^{\text{lo}}(k|k), \mathbf{u}_i^{\text{lo}}(k+1|k), \dots, \mathbf{u}_i^{\text{lo}}(k+N_p-1|k)]_{N_p \times 1}^T \quad (37)$$

假设3 所有车辆采用相同的预测时域和采样时间。

综合式(19)~(21)(35)~(36),将车辆  $i$  在  $k$  时刻的纵向轨迹跟踪问题归结为如下约束优化问题。

优化问题1

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{U}_i^{\text{lo}}(k)} J_i^{\text{lo}}(\mathbf{e}_i^{\text{lo}}(k), \mathbf{U}_i^{\text{lo}}(k)) \\ \text{s.t. } \mathbf{y}_i^{\text{lo}}(k+j+1|k) = \mathbf{H}_i^{\text{lo}}(k+j|k)\boldsymbol{\theta}_{si}^{\text{lo}}(k) \\ T_{i,\min}^d \leq T_i^d(k+j|k) \leq T_{i,\max}^d \\ \mathbf{e}_{i,\min}^p \leq \mathbf{e}_i^p(k+j|k) \leq \mathbf{e}_{i,\max}^p \\ J_i^{\text{lo}}(\mathbf{e}_i^{\text{lo}}(k), \mathbf{U}_i^{\text{lo}}(k)) = \end{cases} \quad (38)$$

$$\sum_{j=0}^{N_p-1} \left( \|\mathbf{e}_i^{\text{lo}}(k+j|k)\|_{\mathbf{Q}_i^{\text{lo}}}^2 + \|\mathbf{u}_i^{\text{lo}}(k+j|k)\|_{\mathbf{R}_i^{\text{lo}}}^2 \right) \quad (39)$$

注2 模型参数在预测时域内保持不变,仅在每个采样时刻采集到车辆的真实状态后进行更新。

由于优化问题1的目标函数(39)是二次型,且系统状态方程、控制输入约束和状态约束(38)均为线性不等式,因此,优化问题1是一个二次规划问题,且车辆纵向轨迹跟踪问题可转化为一个调节问题。

### 2.3 横向控制器设计

车队横向运动控制同样是一个轨迹跟踪问题,定义跟随车辆的期望参考如下:

$$\mathbf{r}_i^{\text{la}}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_{i,\text{des}}^y & \mathbf{e}_{i,\text{des}}^e \end{bmatrix}_{2 \times 1}^T \quad (40)$$

式中:  $\mathbf{e}_{i,\text{des}}^y$  和  $\mathbf{e}_{i,\text{des}}^e$  分别为车辆  $i$  的期望横向位置误差和期望航向角误差。

为使跟随车辆能够尽可能沿道路中心线行驶,设定  $\mathbf{e}_{i,\text{des}}^y = 0$ ,  $\mathbf{e}_{i,\text{des}}^e = 0$ 。

定义车辆  $i$  的横向跟踪误差为:

$$\mathbf{e}_i^{\text{la}}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{e}_i^y(k) - 0 & \mathbf{e}_i^e(k) - 0 \end{bmatrix}_{2 \times 1}^T \quad (41)$$

定义  $k$  时刻车辆在预测时域  $N_p$  内的控制序列为:

$$\mathbf{U}_i^{\text{la}}(:, k) = [\mathbf{u}_i^{\text{la}}(k|k), \mathbf{u}_i^{\text{la}}(k+1|k), \dots,$$

$$\mathbf{u}_i^{\text{la}}(k+N_p-1|k)]_{N_p \times 1}^T \quad (42)$$

综合式(21)~(24)(40)~(41),将车辆  $i$  在  $k$  时刻的横向车道保持问题归结为如下约束优化问题。

优化问题2

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{U}_i^{\text{la}}(k)} J_i^{\text{la}}(\mathbf{e}_i^{\text{la}}(k), \mathbf{U}_i^{\text{la}}(k)) \\ \text{s.t. } \mathbf{y}_i^{\text{la}}(k+j+1|k) = \mathbf{H}_i^{\text{la}}(k+j|k)\boldsymbol{\theta}_{si}^{\text{la}}(k) \\ \delta_{i,\min} \leq \delta_i(k+j|k) \leq \delta_{i,\max} \\ \mathbf{e}_{i,\min}^y \leq \mathbf{e}_i^y(k+j|k) \leq \mathbf{e}_{i,\max}^y \\ \mathbf{e}_{i,\min}^e \leq \mathbf{e}_i^e(k+j|k) \leq \mathbf{e}_{i,\max}^e \\ J_i^{\text{la}}(\mathbf{e}_i^{\text{la}}(k), \mathbf{U}_i^{\text{la}}(k)) = \end{cases} \quad (43)$$

$$\sum_{j=0}^{N_p-1} \left( \|\mathbf{e}_i^{\text{la}}(k+j|k)\|_{\mathbf{Q}_i^{\text{la}}}^2 + \|\mathbf{u}_i^{\text{la}}(k+j|k)\|_{\mathbf{R}_i^{\text{la}}}^2 \right) \quad (44)$$

优化问题2的目标函数(44)是二次型,且系统状态方程、控制输入约束和状态约束(43)均为线性不等式,因此,其也是一个二次规划问题,且车辆横向轨迹跟踪问题同样可转化为一个调节问题,横向模型参数更新方式及优化问题刷新频率与纵向一致。

## 3 仿真实验

为验证所提 RLS-DPC 策略的有效性,基于 TruckSim 与 Matlab/Simulink 联合仿真平台,将所提 RLS-DPC 算法与文献[23]提出的非线性模型预测控制(Nonlinear model predictive control, NMPC)算法进行对比。两种算法采用相同的控制目标及约束条件,在配备 Intel(R) Core(TM) i7-12700 CPU(2.10 GHz)和 16 GB RAM 的台式机上仿真。控制器的具体参数见表2(其中 RLS-DPC 控制器采用横纵向独立控制方式,为便于表格呈现,将权重矩阵合并展示)。

仿真道路环境依据《公路工程技术标准》和《公路路线设计规范》设置。考虑高速公路单条车道宽 3.75 m,紧急停车带宽 3.5 m,本文采用的商用车宽 2.5 m,为确保车队在指定车道内安全行驶,最大横向位置误差不应超过 0.5 m。同时,高速公路车辆设计时速分别为 100、80、60 km/h 时,其相应的最小道路半径分别为 700、400、20 m。

注3 相较于常规工况,极限曲率下更容易暴露控制系统在稳定性与跟踪性能方面的潜在问题,因此,更具代表性和挑战性。在确保所提控制器已能在常规工况下实现良好控制性能与行驶安

表2 控制器参数

Table 2 Controller parameters

| 参数                               | RLS-DPC                  | NMPC                     |
|----------------------------------|--------------------------|--------------------------|
| $T_s$                            | 0.01 s                   | 0.01 s                   |
| $N_p$                            | 7                        | 7                        |
| 预瞄距离                             | 5 m                      | 5 m                      |
| $d_{des}$                        | 11 m                     | 11 m                     |
| $x_n$                            | 4                        | —                        |
| $y_n$                            | 2                        | —                        |
| $\delta_{i,min}, \delta_{i,max}$ | -0.1, 0.1 rad            | -0.1, 0.1 rad            |
| $T_{i,min}^d, T_{i,max}^d$       | -1E4, 1E4 N·m            | -1E4, 1E4 N·m            |
| $e_{i,min}^p, e_{i,max}^p$       | -5, 5 m                  | -5, 5 m                  |
| $e_{i,min}^y, e_{i,max}^y$       | -0.5, 0.5 m              | -0.5, 0.5 m              |
| $e_{i,min}^e, e_{i,max}^e$       | -0.15, 0.15 rad          | -0.15, 0.15 rad          |
| $Q$                              | diag(2E6, 1E7, 3E2, 3E2) | diag(6E6, 2E8, 3E7, 3E7) |
| $R$                              | diag(4E1, 3E1)           | diag(5E-3, 1E8)          |

全性的基础上,本文进一步设计接近极限的测试场景,以验证控制器在复杂工况下的适应性和有效性,从而为控制策略的稳定性保证提供有力补充。为此,整体降低设计速度所对应道路圆曲线的最小半径,将道路半径调整为400~100 m,对应曲率为0.002 5~0.01,如图7所示。

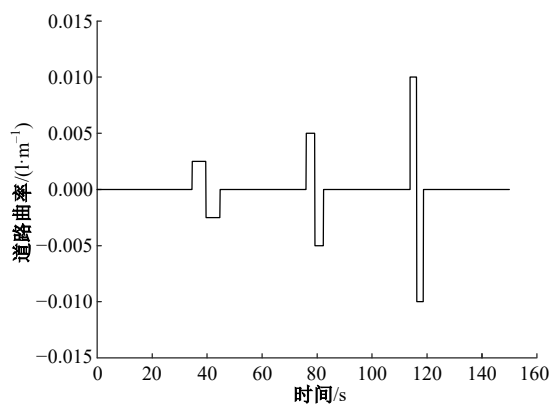
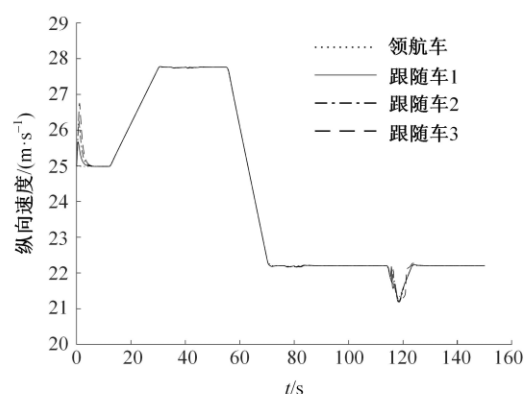


图7 道路曲率

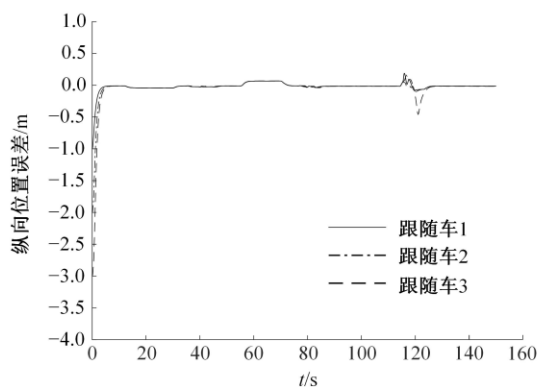
Fig. 7 Road curvature

工况1 为测试算法在高速-大曲率工况下的有效性,本工况在图7的基础上,提高行驶末端的速度,轨迹如图8(a)所示,其中,领航车的初始速度为90 km/h,终端速度保持在80 km/h;仿真路段由不同半径的弯道路段与用于变速的直线路段交替组成,其中,变速直线路段用于实现车辆在不同速度下进入对应曲率的弯道;路面附着系数取为0.85。

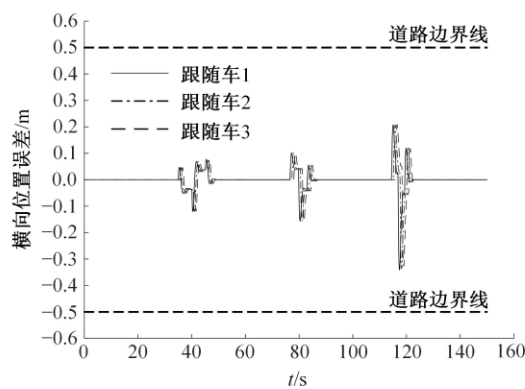
图8给出了基于RLS-DPC算法的仿真结果,图9给出了基于NMPC算法的仿真结果。在路段末端弯道之前(仿真时间114 s之前),如图8(a)(b)及图9(a)(b)所示,在直线路段,两种算法



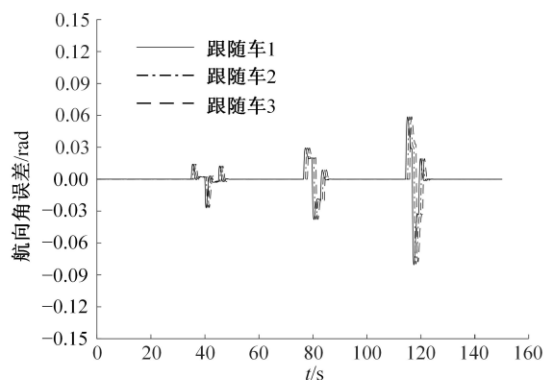
(a)纵向速度



(b)纵向位置误差



(c)横向位置误差



(d)航向角误差

图8 工况1, RLS-DPC

Fig. 8 Working condition 1, RLS-DPC

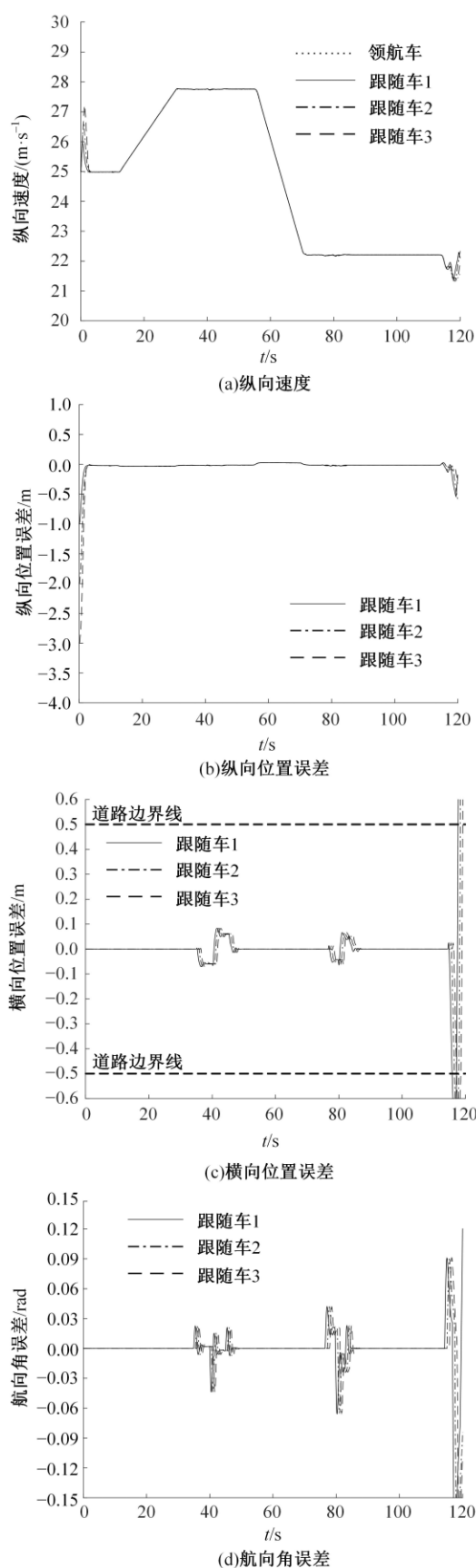


图9 工况1, NMPC

Fig. 9 Working condition 1, NMPC

均能使跟随车快速跟踪领航车的速度并保持一致,同时维持期望车间距,使纵向位置误差渐近收敛至零。而在弯道路段,车辆的横纵耦合特性被激发,同时跟随车进入弯道时间存在差异,速度扰动会在车队中传播,跟随车需同时应对自身的耦合动力学和传入扰动,从而导致两种算法下的车辆纵向速度和车间距均出现有界波动。如图8(c)(d)及图9(c)(d)所示,两种算法均能将车队横向位置误差控制在最大允许误差范围内,确保车辆不超出道路边界。

以80 km/h的速度进入曲率为0.01的末端弯道时,车辆的横纵耦合效应显著增强,较此前序路段呈现更强的非线性动态特性。仿真结果表明,机理模型固有的未建模动态与建模误差被显著放大,导致NMPC算法在此弯道下无法保证车辆的横向控制性能和行驶安全性,车辆发生失稳并冲出道路边界;同时,纵向控制性能也出现明显下降。相比之下,本文在线数据模型能够准确捕捉车辆的动态特性,基于此模型的RLS-DPC算法仍能保证车队的横向与纵向控制性能,并留有足够的安全裕度。

表3给出了两种算法的平均计算时间。所提RLS-DPC的计算时间(含在线建模与控制求解)小于采样周期,满足系统的实时性要求;相比之下,NMPC无法在规定的采样时间内找到可行解。

表3 两种算法的平均计算时间

Table 3 Average computation time of the two algorithms

| 算法      | 跟随车1    | 跟随车2    | 跟随车3    |
|---------|---------|---------|---------|
| RLS-DPC | 0.002 9 | 0.002 4 | 0.002 3 |
| NMPC    | 0.032 3 | 0.029 8 | 0.029 8 |

工况2 为测试算法在中高速-大曲率-低附着工况下的有效性,本工况同样降低设计速度所对应道路圆曲线的最小半径(同工况1);将道路附着系数设为0.35,以模拟突发降雨工况下路面附着系数骤降的现象<sup>[24]</sup>;在已知附着系数与道路曲率的条件下,车辆在无漂移工况下能够安全通过弯道的最大允许速度可由下式给出<sup>[16]</sup>:

$$v_{\max}^x = \sqrt{\frac{\mu g}{\kappa}} = \sqrt{\frac{0.35 \times 9.81}{0.01}} = 18.5 \text{ m/s} = 66 \text{ km/h} \quad (45)$$

式中: $\mu$ 为路面附着系数; $g$ 为重力加速度; $\kappa$ 为道路曲率。

综合考虑轮胎的混合滑移特性和附着力椭圆约束,确定工况2下领航车在末端弯道的行驶速度为60 km/h,其速度轨迹如图10(a)所示。

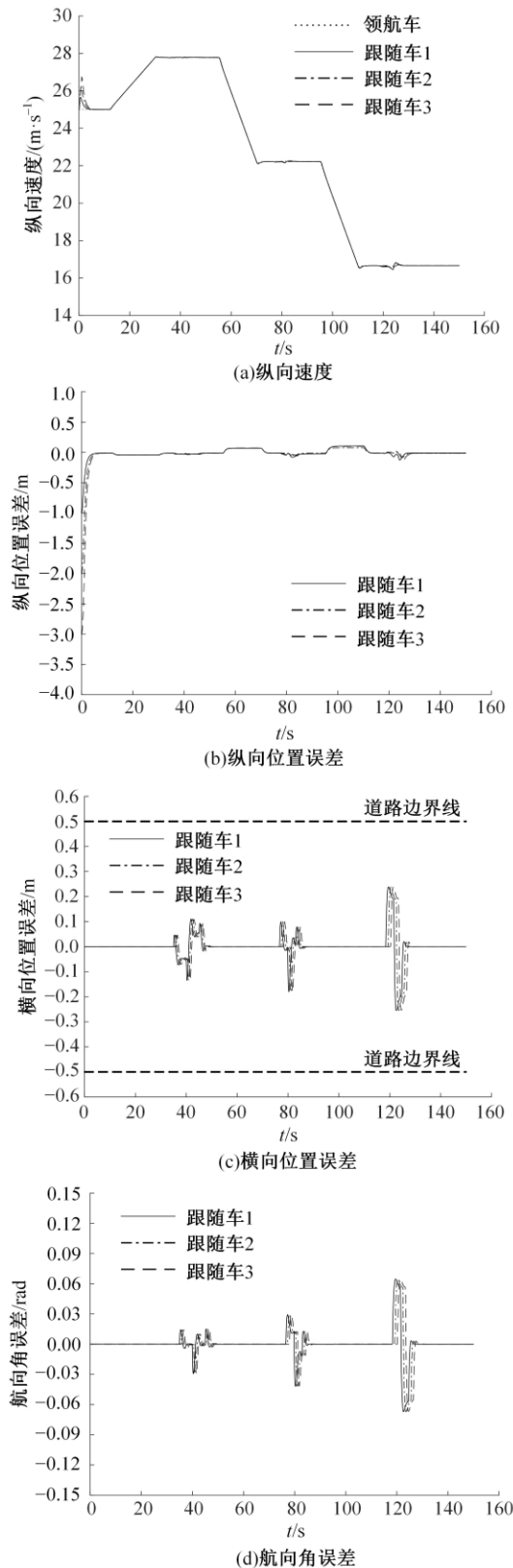
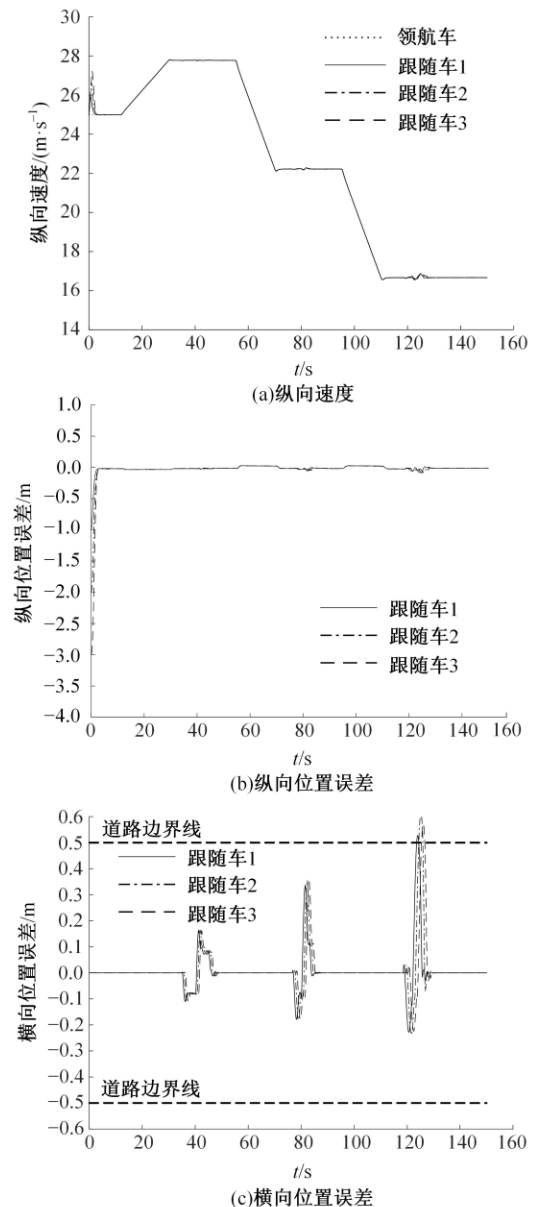


图10 工况2, RLS-DPC

Fig. 10 Working condition 2, RLS-DPC

在工况2下,同样对比了本文RLS-DPC算法与NMPC算法的控制效果。两种算法在直线路段均能保证车辆的纵向控制性能;而在弯道路段,由于在附着系数为0.85工况下辨识得到的轮胎模型无法准确表征车辆在当前附着系数为0.35的低附路面上的非线性动态特性,导致机理模型出现显著失配。此时,路面实际可提供的最大纵向和横向力均显著低于轮胎模型的峰值力,轮胎会更早地进入饱和区。因此,NMPC算法的仿真结果(见图11)与工况1类似,仅能在车辆非线性动态尚未被显著激发的前序路段维持横向控制性能与行驶安全性;当车辆以60 km/h的速度进入曲率为0.01的末端弯道时,NMPC算法仍无法保证横向控制性能,车辆超出车道边界。相比



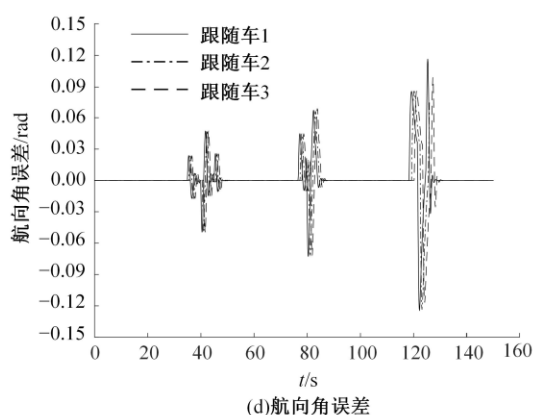


图11 工况2, NMPC

Fig. 11 Working condition 2, NMPC

之下,在线动态数据模型依据车辆输入输出数据自适应调整模型参数,更准确地表征了车辆在不同工作点下的动态特性,仿真结果进一步验证了所提RLS-DPC算法在车辆动态建模与控制中的有效性。

综上所述,NMPC算法依赖于离线标定的机理模型,在外界环境快速变化的动态场景中,未建模动态和建模误差易被显著放大,进而导致模型失配,难以保证车辆在时变环境中的控制性能和行驶安全性。相比之下,本文提出的基于在线辨识的数据驱动模型,能够有效规避传统建模方法中存在的未建模动态问题。在该模型基础上,进一步设计了数据驱动分布式预测控制器,使跟随车辆能够并行求解各自的局部二次规划问题,在提升求解效率的同时,展现出优异的控制性能和环境适应能力。

## 4 结束语

本文提出了一种带遗忘因子的在线数据驱动预测控制方法。该方法在闭环系统运行的每个工作点,直接从车辆运行数据中学习系统动态,并设计了RLS-DPC算法用于在线估计模型的时变参数。开发了一种分布式预测控制策略,使所有跟随卡车能够在二次规划框架下并行求解各自的优化问题。通过TruckSim与Matlab/Simulink的联合仿真,验证了本文建模方法、参数辨识算法及控制策略的有效性,在保证车辆编队纵向跟踪和横向车道保持性能的同时,兼顾了算法的实时性。

## 参考文献:

[1] Chen T, Cai Y, Chen L, et al. Trajectory and veloc-

ity planning method of emergency rescue vehicle based on segmented three-dimensional quartic Bezier curve[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 24(3): 3461-3475.

[2] 张文会,叶梅茹,席聪,等.混合交通流环境下车辆编队与碳排放特性[J/OL]. [2025-09-04]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240775>

[3] Qiang Z, Dai L, Chen B, et al. Distributed model predictive control for heterogeneous vehicle platoon with inter-vehicular spacing constraints[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 24(3): 3339-3351.

[4] Wang R, Li H, Liang B, et al. Policy learning for nonlinear model predictive control with application to USVs[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 71(4): 4089-4097.

[5] 冯阳阳.智能网联环境下商用车队列分布式模型预测控制策略[D].长春:吉林大学控制科学与工程学院,2024.

Feng Yang-yang. Distributed model predictive control of truck platoons under intelligent networked environment[D]. Changchun: College of Control Science and Engineering, Jilin University, 2024.

[6] 丁能根,李丹华,许景,等.基于局部线性化的汽车质心侧偏角估计[J].农业机械学报,2012,43(1): 6-11.

Ding Neng-gen, Li Dan-hua, Xu Jing, et al. Estimation of vehicle sideslip angle based on local linearization[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(1): 6-11.

[7] Quan S, Wang Y X, Xiao X, et al. Feedback linearization-based MIMO model predictive control with defined pseudo-reference for hydrogen regulation of automotive fuel cells[J]. Applied Energy, 2021, 293: No. 116919.

[8] Vicente B A H, James S S, Anderson S R. Linear system identification versus physical modeling of lateral-longitudinal vehicle dynamics[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2020, 29(3): 1380-1387.

[9] Aswani A, Gonzalez H, Sastry S S, et al. Provably safe and robust learning-based model predictive control[J]. Automatica, 2013, 49(5): 1216-1226.

[10] Zhan J, Ma Z, Zhang L. Data-driven modeling and distributed predictive control of mixed vehicle platoons[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022, 8(1): 572-582.

[11] Spielberg N A, Brown M, Kapania N R, et al. Neu-

- ral network vehicle models for high-performance automated driving[J]. *Science Robotics*, 2019, 4(28):No. eaaw1975.
- [12] 耿科. 基于数据驱动的智能车辆非线性车辆动力学建模方法研究[D]. 北京: 北京交通大学电子信息工程学院, 2023.
- Geng Ke. A data-driven approach to modeling nonlinear vehicle dynamics for intelligent vehicles[D]. Beijing: School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, 2023.
- [13] Breschi V, Sassella A, Formentin S. On the design of regularized explicit predictive controllers from input-output data[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022, 68(8): 4977-4983.
- [14] Coulson J, Lygeros J, Dörfler F. Data-enabled predictive control: in the shallows of the DeePC[C]// 18th European Control Conference (ECC), Naples, Italy, 2019: 307-312.
- [15] Xiao Y, Zhang X, Xu X, et al. Deep neural networks with Koopman operators for modeling and control of autonomous vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2022, 8(1): 135-146.
- [16] Rajamani R. *Vehicle Dynamics and Control*[M]. Heidelberg: Springer Science & Business Media, 2011.
- [17] Ding F, Chen T. Hierarchical gradient-based identification of multivariable discrete-time systems[J]. *Automatica*, 2005, 41(2): 315-325.
- [18] Swaroop D, Hedrick J K. Constant spacing strategies for platooning in automated highway systems[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 1999, 121(3): 462-470.
- [19] Deng C Y. A generalization of the Sherman-Morrison-Woodbury formula[J]. *Applied Mathematics Letters*, 2011, 24(9): 1561-1564.
- [20] Fortescue T R, Kershenbaum L S, Ydstie B E. Implementation of self-tuning regulators with variable forgetting factors[J]. *Automatica*, 1981, 17(6): 831-835.
- [21] Kim M, Kim K, Han S. Reliable online parameter identification of li-ion batteries in battery management systems using the condition number of the error covariance matrix[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 189106-189114.
- [22] Zhu S, He Y. Articulated heavy vehicle lateral dynamic analysis using an automated frequency response measuring technique[J]. *International Journal of Vehicle Performance*, 2015, 2(1): 30-57.
- [23] 李文博, 谢华城, 于树友, 等. 基于分布式模型预测的商用车队列避障控制 [J/OL]. [2025-09-04]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20240678>
- [24] Hichri Y, Cerezo V, Do M T. Friction on road surfaces contaminated by fine particles: some new experimental evidences[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part J: Journal of Engineering Tribology*, 2017, 231(9): 1209-1225.