

# 基于 VSL-MPC 的半主动悬架预瞄控制研究\*

陈潇凯<sup>1</sup>, 曾铭锴<sup>1</sup>, 刘 向<sup>2</sup>, 姜 安<sup>3</sup>

(1. 北京理工大学机械与车辆学院, 北京 100081; 2. 南阳浙减汽车减振器有限公司, 南阳 473000;  
3. 北京中科慧眼科技有限公司, 北京 100025)

**[摘要]** 车载传感器为智能汽车提供了丰富的环境感知信息,然而,在电控悬架控制算法中,车辆所感知的路面信息尚未能被充分利用,造成车辆动力学控制效果不佳。本文以半主动悬架高性能预瞄控制问题为研究主题,提出了一种变步长模型预测控制(VSL-MPC)算法。该算法根据实时车速和双目相机采集的路面信息来确定预瞄控制步长,使得纳入控制算法中的路面感知信息能够更准确地反映路面特征,有助于半主动悬架在更恰当的時刻对悬架阻尼特性进行调节,能够实现更理想的悬架决策控制。利用双目相机对真实道路开展路面信息采集,引入半主动悬架系统最优性能界限作为性能评价基准,建立 4 种基于模型预测控制的半主动悬架仿真模型,仿真对比结果表明,驶过连续减速带和井盖冲击等典型城市路面特征时,所提出的 VSL-MPC 算法控制下的簧载质量垂向加速度与最优性能界限的差距仅为 0.72 和 2.33 dB,相比传统预瞄 MPC 算法的 4.31 和 4.46 dB、传统无预瞄 MPC 算法的 4.04 和 4.74 dB 具有显著提升,新算法能有效提升半主动悬架的动力学性能。

**关键词:** 半主动悬架;预瞄控制;变步长模型预测控制;离散冲击;CDC 减振器

## Research on Semi-active Suspension Preview Control Based on VSL-MPC

Chen Xiaokai<sup>1</sup>, Zeng Mingkai<sup>1</sup>, Liu Xiang<sup>2</sup> & Jiang An<sup>3</sup>

1. School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081; 2. Nanyang CIJAN Automobile Shock Absorber Co., Ltd., Nanyang 473000; 3. Beijing Smarter Eye Technology Co., Ltd., Beijing 100025

**[Abstract]** On board sensors provide rich environment information for intelligent vehicles. However, in the electronically controlled suspension control algorithm, the road information perceived by vehicles has not been fully utilized, resulting in poor vehicle dynamics control effect. In this paper, a variable step length model predictive control (VSL-MPC) algorithm is proposed based on the high-performance preview control of semi-active suspension. The VSL-MPC algorithm determines the step length of preview control by real-time vehicle velocity and the road information collected by the binocular camera, so that the road perception information included in the control algorithm can reflect the road features more accurately, which is helpful for the semi-active suspension to adjust the damping characteristics of the suspension at a more appropriate time to realize a more ideal suspension decision-making control. The road profile information is collected by the binocular camera first. Then the optimal performance limit of semi-active suspension system is introduced as the performance evaluation benchmark, and four different semi-active suspension simulation models based on model predictive control are established. The results of simulation show that under the typical urban road conditions such as continuous deceleration belts and manhole cover impact, the performance gap between the VSL-MPC algorithm and the benchmark is only 0.72 and 2.33 dB, which are much smaller than 4.31 and 4.46 dB of traditional preview MPC algorithm, and 4.04 and 4.74 dB of non-preview MPC algorithm, when taking the vertical acceleration of sprung mass as the indicator. The VSL-MPC algorithm can enhance the dynamic performance of semi-active suspension effectively.

\* 国家重点研发项目(2017YFB0103704)和国家自然科学基金(51675044)资助。

原稿收到日期为 2022 年 03 月 27 日,修改稿收到日期为 2022 年 04 月 28 日。

通信作者:陈潇凯,副教授,博士,E-mail:chenxiaokai@263.net。

**Keywords:** semi-active suspension; preview control; VSL-MPC; transient impact; continuous damping control damper

## 前言

阻尼可调的半主动悬架系统能有效提升汽车平顺性,且仅需较低的能耗、成本和空间需求,在量产车型中得到日益广泛的应用。在迅猛发展的智能汽车领域,激光雷达、双目相机等车载传感器被用于为汽车提供更加丰富的感知信息。其中,感知到的车前路面不平度信息可被纳入半主动悬架控制算法的设计中,用于构建轴前预瞄控制<sup>[1]</sup>,实现更好的决策效果。轴前预瞄控制可以有效应对汽车前方的路面高程变化,尤其是对车辆平顺性影响较大的离散冲击<sup>[2]</sup>。

在常用的轴前预瞄传感器方案中,纵向分辨率低的传感器(如激光雷达<sup>[3]</sup>)容易错失纵向尺度小的离散冲击路面特征,对城市道路路面不平度的感知不充分。对于半主动悬架系统的预瞄控制而言,纵向分辨率较高的双目相机更适合作为路面预瞄传感器方案。

许多研究将感知到的路面高程信息融入悬架控制策略中。其中,模型预测控制(MPC)算法这一基于模型和状态预测的控制策略,在悬架预瞄控制中具有天然优势。Goehrle等采用MPC算法研究了执行器约束对悬架预瞄控制性能的影响<sup>[4]</sup>。在此基础上,Goehrle等进一步考虑前馈信息扰动补偿,并对比了闭环与非闭环控制算法下的主动悬架性能差异<sup>[5]</sup>。Wu等提出了一种混合MPC来适应车速变化时悬架预瞄控制的需求<sup>[6]</sup>。Theunissen等提出一种用于悬架系统预瞄控制的局部e-MPC算法,离线运行MPC优化问题以减轻实时计算负担<sup>[7]</sup>。然而,传统的预瞄MPC算法具有固定的采样步长,无法保证纳入控制算法计算中的路面高程信息准确反映纵向尺度小的离散冲击特征。也无法确保及时调整阻尼系数,从而限制半主动悬架系统的控制效果。路面感知信息甚至可能给控制算法的求解带来负面影响。为此,Hu等提出结合感知到的前方减速带的纵向距离和车速,计算改进天棚控制策略作用的时刻来应对离散冲击<sup>[8]</sup>。Zhu等进一步考虑了半主动悬架系统执行器时延问题,提出了预瞄天棚控制策略<sup>[9]</sup>。但是上述两种控制策略不属于最优控制算

法,未能充分发挥路面预瞄信息的作用。为此,本文针对双目立体相机的路面信息预瞄方案,提出一种变步长模型预测控制算法(variable step length-MPC, VSL-MPC),根据当前车速和车前离散冲击的距离来调整预瞄控制步长,使得纳入控制器中的预瞄信息能准确反映路面特征,指导半主动悬架系统在恰当的时机做出更理想的调节,从而提升车辆的动力学表现。

## 1 基于双目相机的路面不平度采集

对半主动悬架实施预瞄控制的前提是可以获知未来一段时间内即将受到的路面不平度激励。在离散冲击较多的城市道路工况下,双目相机由于较高的纵向分辨率具有更好的预瞄效果。

选用某车载路面预瞄系统在城市道路环境中进行路面不平度采集,其原理如图1所示。该系统采用双目相机方案来采集前方一定范围内路面的三维坐标信息。待检测目标在左、右两相机内分别成像,并被校正至同一平面上。在进一步的像素点匹配后,得到两幅图像中各目标的视差,结合相机的参数可解算出目标的真实三维坐标信息。

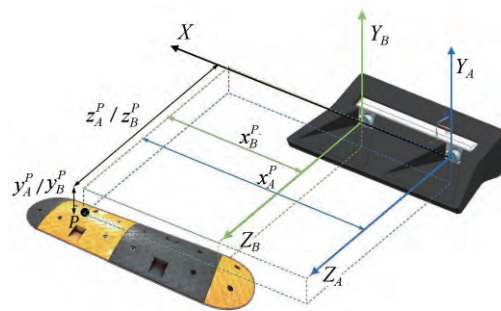


图1 路面预瞄系统方案工作原理

该车载路面预瞄系统可以测量车前5~30 m范围内的路面高程,纵向分辨率达到0.1 m,纵向测距精度为10 mm,同时路面高程的测量精度可达5 mm。结合语义分割算法,测量结果可精确还原常见的减速带、井盖、道路破损等离散冲击的特征,同时排除其他干扰特征的影响。利用该路面预瞄系统采集路面高程如图2所示。

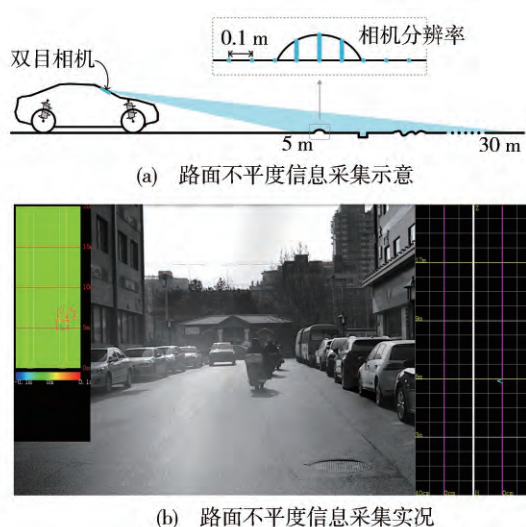


图2 路面预瞄系统采集路面不平度信息

利用该路面预瞄系统在某段城市道路中采集的路面不平度信息如图3所示,采集的信息能真实反映采集路段中的路面特征。该路段兼具表面轮廓凸起和凹陷的路面特征,同时各路面特征之间的间隔不一,存在距离较近连续特征,对半主动悬架系统抑制汽车振动,尤其是抑制在非平稳状态下受到二次冲击后的振动,具有较大的挑战性。

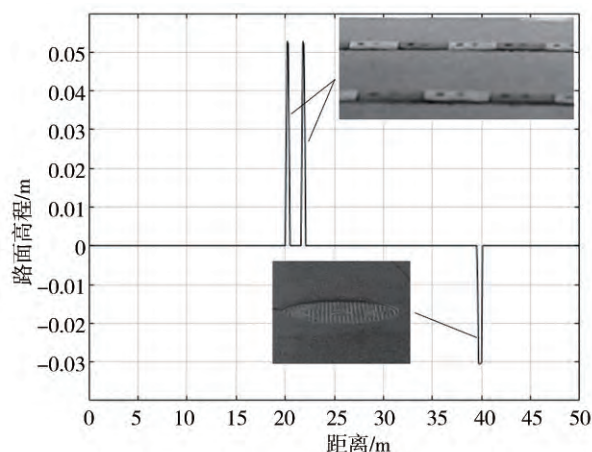


图3 路面不平度采集结果

## 2 基于CDC半主动悬架的车辆动力学模型

### 2.1 CDC减振器阻尼力模型

作为半主动悬架中常用的可控元件,CDC减振器通过改变电磁阀开度来改变自身阻尼系数,其输

出的阻尼力 $F_{\text{CDC}}$ 是控制电流 $i$ 和悬架运动速度 $(\dot{x}_b - \dot{x}_w)$ 的函数,故CDC减振器阻尼力模型如下:

$$F_{\text{CDC}} = f(i, \dot{x}_b - \dot{x}_w) \quad (1)$$

由于在CDC半主动悬架的控制中真正需要施加的控制量为电流 $i$ ,此时,控制电流与悬架运动速度、最优控制力之间的关系可以描述为阻尼力的逆模型:

$$i = f^{-1}(F_{\text{CDC}}, \dot{x}_b - \dot{x}_w) \quad (2)$$

为了便于得到阻尼力逆模型,需令CDC减振器阻尼力模型为关于控制电流 $i$ 的显式,选用非参数模型<sup>[10]</sup>:用关于控制电流 $i$ 的多项式 $A(i)$ 和关于悬架运动速度 $(\dot{x}_b - \dot{x}_w)$ 的形状函数 $S(\dot{x}_b - \dot{x}_w)$ 的乘积来估计减振器输出的阻尼力 $F_{\text{CDC}}$ ,则减振器阻尼力模型如式(3)所示。

$$F_{\text{CDC}} = A(i) \cdot S(\dot{x}_b - \dot{x}_w) \quad (3)$$

式中 $A(i) = \sum_{k=0}^n a_k \cdot i^k$ 代表在控制电流 $i$ 作用下CDC减振器可以输出的理论最大阻尼力, $a_k$ 为多项式的第 $k$ 阶系数。在本次拟合中,多项式最高阶次 $n$ 取1。其中

$$S(\dot{x}_b - \dot{x}_w) = \text{sgn}(\dot{x}_b - \dot{x}_w) \cdot \left[ 1 - \exp\left(-\frac{b_0 \cdot |\dot{x}_b - \dot{x}_w|}{V_0}\right) \right]$$

表示阻尼力与理论最大阻尼力之间的关系,是关于悬架运动速度 $(\dot{x}_b - \dot{x}_w)$ 的形状关系, $\text{sgn}(\dot{x}_b - \dot{x}_w)$ 表征悬架运动速度的方向, $b_0, V_0$ 为常数。

本文利用某型号CDC减振器开展阻尼力特性试验,如图4所示,据式(3)进行参数拟合。

在减振器试验台上对减振器施加运动行程为 $\pm 50 \text{ mm}$ 的正弦激励,减振器振动频率确定为0.17,

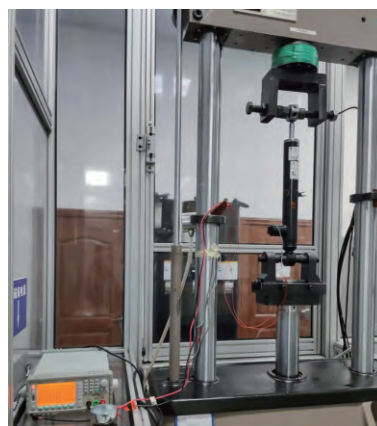


图4 CDC减振器阻尼力特性试验



0.41, 0.83, 1.24, 1.66, 2.53, 3.15 Hz,对应的最大速度分别为0.05, 0.13, 0.26, 0.39, 0.52, 0.795, 0.99 m/s。该减振器的工作电流范围为0.3~1.6 A,以0.1 A为间隔进行试验,得到14条CDC减振器的阻尼力-速度特性曲线,如图5所示。由于减振器在压缩行程和还原行程的特性曲线是非对称的,故利用最小二乘法分别进行拟合,得到CDC减振器阻尼力模型的参数,如表1所示。

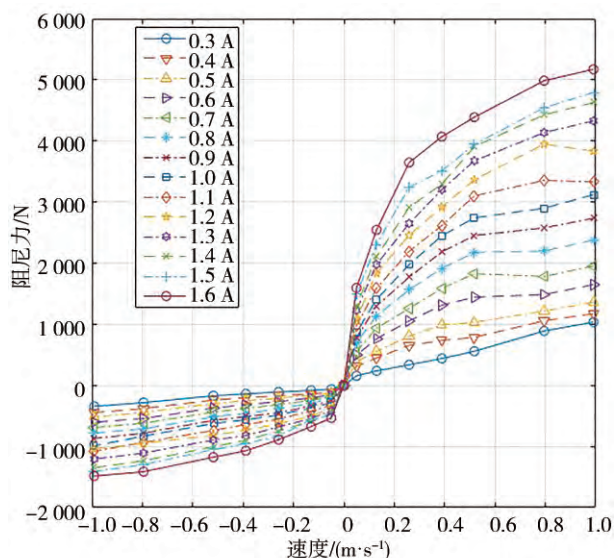


图5 CDC减振器阻尼力特性曲线

表1 CDC减振器阻尼力模型的参数

拉伸行程 ( $\dot{x}_b - \dot{x}_w > 0$ )		压缩行程 ( $\dot{x}_b - \dot{x}_w < 0$ )	
符号	数值	符号	数值
$a_0^+$	-395.13	$a_0^-$	-96.83
$a_1^+$	3 639.6	$a_1^-$	924.16
$b_0^+$	3.03	$b_0^-$	4.31
$V_0^+$	1.20	$V_0^-$	0.96

由此可得减振器阻尼力逆模型表达式为

$$i = \begin{cases} \frac{F_{\text{CDC}} - a_0^+ S_b^+}{a_1^+ S_b^+}, & \dot{x}_b - \dot{x}_w > 0 \\ \frac{F_{\text{CDC}} - a_0^- S_b^-}{a_1^- S_b^-}, & \dot{x}_b - \dot{x}_w < 0 \end{cases} \quad (4)$$

为防止阻尼力模型的误差导致求解时电流的夸大甚至产生负电流值,引入阻尼力边界模型<sup>[11]</sup>。

将CDC减振器在0.3和1.6 A这2个电流极值下的减振器速度特性曲线分段拟合成8条线段 $l_1 - l_8$ ,如图6所示。这8条直线的斜率 $k_i$ 和截距 $b_i$ 如表2所示。

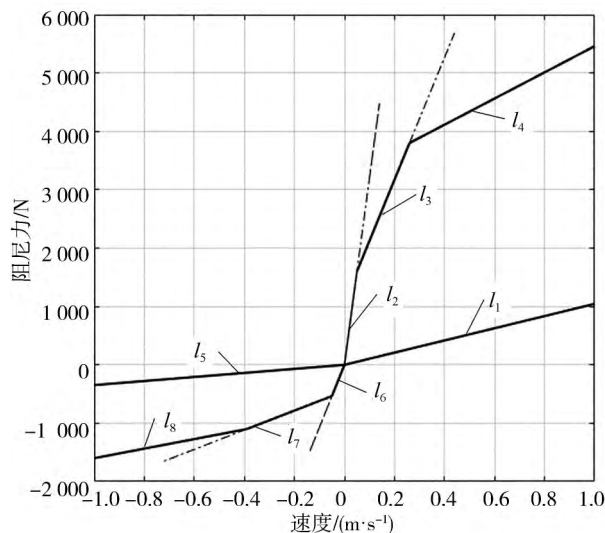


图6 CDC减振器阻尼力边界模型

表2 减振器边界模型的参数

编号	斜率 $k_i$	截距 $b_i$	编号	斜率 $k_i$	截距 $b_i$
$l_1$	1 045	0	$l_5$	347	0
$l_2$	32 000	0	$l_6$	10 700	0
$l_3$	10 476.2	1 076.2	$l_7$	1 661.8	-451.9
$l_4$	2 243.0	3 216.8	$l_8$	819.7	-780.3

## 2.2 1/4车辆动力学模型

本文主要关注垂向动力学,故选择研究包含车辆基本垂向信息,同时不失简洁的2自由度1/4车辆垂向动力学模型,如图7所示。CDC半主动悬架在模型中表现为可变阻尼力 $F_u$ ,其数值受控制参数和车辆状态共同影响。

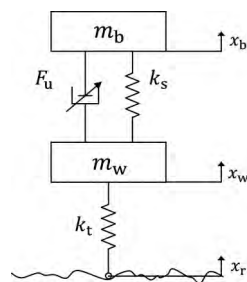


图7 1/4车辆垂向动力学模型

建立车辆动力学方程:

$$\begin{cases} m_b \ddot{x}_b + k_s(x_b - x_w) + F_u = 0 \\ m_w \ddot{x}_w - k_s(x_b - x_w) + k_t(x_w - x_r) - F_u = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $m_b$ 和 $m_w$ 代表簧载质量和非簧载质量; $x_b$ 和 $\ddot{x}_b$ 分别代表簧载质量的位移和加速度; $x_w$ 和 $\ddot{x}_w$ 分别代

表簧载质量的位移和加速度; $x_r$ 代表路面不平度; $k_s$ 和 $k_t$ 代表悬架刚度和轮胎刚度。

选定状态向量  $\mathbf{x} = [x_b, x_w, \dot{x}_b, \dot{x}_w]^T$  和系统输出  $\mathbf{y} = [\ddot{x}_b, x_b - x_w, x_w - x_r]^T$ , 则可将系统微分方程转化成状态空间方程:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} + \mathbf{F}\mathbf{w} \\ \mathbf{y} = \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}\mathbf{u} + \mathbf{\Delta}\mathbf{w} \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $\mathbf{u} = F_u$ ;  $\mathbf{w} = x_r$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ -\frac{k_s}{m_b} & \frac{k_s}{m_b} & 0 & 0 \\ \frac{k_s}{m_w} & -\frac{(k_s + k_t)}{m_w} & 0 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{m_b} \\ \frac{1}{m_w} \end{bmatrix}; \mathbf{F} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{k_t}{m_w} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} -\frac{k_s}{m_b} & \frac{k_s}{m_b} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{D} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{m_b} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; \mathbf{\Delta} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$$

模型所用车辆参数如表3所示。

表3 车辆参数

符号	描述	数值
$m_b/\text{kg}$	簧载质量	410
$m_w/\text{kg}$	非簧载质量	39
$k_s/(\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$	悬架刚度	20 000
$k_t/(\text{N} \cdot \text{m}^{-1})$	轮胎垂向刚度	183 000

### 3 变步长模型预测控制(VSL-MPC)算法

本节介绍面向半主动悬架的变采样时长模型预测控制(VSL-MPC)算法。该算法基于MPC算法建立,因此本节中先阐述半主动悬架MPC优化问题,然后再进行VSL-MPC算法的构建。

#### 3.1 半主动悬架MPC优化问题

模型预测控制采用离散模型来预测被控对象的未来状态,并通过求解有限时域内的最优化问题得

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1|k) = \mathbf{A}_d \mathbf{x}(k|k) + \mathbf{B}_d \mathbf{u}(k|k) + \mathbf{F}_d \mathbf{w}(k|k) \\ \mathbf{x}(k+2|k) = \mathbf{A}_d^2 \mathbf{x}(k|k) + \mathbf{A}_d \mathbf{B}_d \mathbf{u}(k|k) + \mathbf{A}_d \mathbf{F}_d \mathbf{w}(k|k) + \mathbf{B}_d \mathbf{u}(k+1|k) + \mathbf{F}_d \mathbf{w}(k+1|k) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(k+N_p|k) = \mathbf{A}_d^{N_p} \mathbf{x}(k|k) + \mathbf{A}_d^{N_p-1} \mathbf{B}_d \mathbf{u}(k|k) + \mathbf{A}_d^{N_p-1} \mathbf{F}_d \mathbf{w}(k|k) + \cdots + \sum_{i=1}^{N_p-N_c} \mathbf{A}_d^{i-1} \mathbf{B}_d \mathbf{u}(k+N_c|k) + \mathbf{F}_d \mathbf{w}(k+N_p-1|k) \end{cases} \quad (10)$$

到最优控制量。利用零阶保持离散化方法<sup>[4]</sup>将式(6)表示的连续车辆动力学系统模型进行离散化:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1|k) = \mathbf{A}_d \mathbf{x}(k|k) + \mathbf{B}_d \mathbf{u}(k|k) + \mathbf{F}_d \mathbf{w}(k|k) \\ \mathbf{y}(k|k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k|k) + \mathbf{D}\mathbf{u}(k|k) + \mathbf{\Delta}\mathbf{w}(k|k) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{A}_d = e^{\mathbf{A}T}$ ,  $\mathbf{B}_d = \int_0^T e^{\mathbf{A}t} \mathbf{B} dt$ ,  $\mathbf{F}_d = \int_0^T e^{\mathbf{A}t} \mathbf{F} dt$ ,  $T$ 为控制步长;  $\mathbf{x}(k|k)$ 、 $\mathbf{w}(k|k)$ 为 $k$ 时刻的测量量,代表在 $k$ 时刻的真实系统状态和路面激励;  $\mathbf{y}(k|k)$ 、 $\mathbf{u}(k|k)$ 和 $\mathbf{x}(k+1|k)$ 为 $k$ 时刻的预测量,代表在 $k$ 时刻预测的 $k$ 时刻系统输出、 $k$ 时刻控制量和 $k+1$ 时刻系统状态。

在半主动悬架控制这一MPC优化问题中,希望在 $k$ 时刻预测的未来 $N_p$ 步(称为预测域)内的系统输出 $\mathbf{y}(k+i|k)$  ( $i=1, 2, \dots, N_p$ )尽可能小,即保证受控车辆有较好的平顺性和操纵稳定性;同时也使得未来 $N_c$ 步(称为控制域)内所需施加的控制量,即可变阻尼力 $\mathbf{u}(k+j|k)$  ( $j=1, 2, \dots, N_c$ )尽可能小。因此半主动悬架MPC优化问题的目标函数 $\min J(\mathbf{y}, \mathbf{u})$ 可定义为

$$\min J = \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{y}(k+i|k)\|_Q^2 + \sum_{j=0}^{N_c} \|\mathbf{u}(k+j|k)\|_R^2 \quad (8)$$

式中 $Q$ 和 $R$ 为权重矩阵。

令  $\hat{\mathbf{Y}} = [\mathbf{y}(k+1|k), \mathbf{y}(k+2|k), \dots, \mathbf{y}(k+N_p|k)]^T$ ,  $\hat{\mathbf{U}} = [\mathbf{u}(k|k), \mathbf{u}(k+1|k), \dots, \mathbf{u}(k+N_c|k)]^T$ , 则目标函数可转化为

$$\min J = \|\hat{\mathbf{Y}}\|_{\bar{Q}}^2 + \|\hat{\mathbf{U}}\|_{\bar{R}}^2 \quad (9)$$

式中  $\bar{Q} = \text{diag}[Q, \dots, Q]$ ,  $\bar{R} = \text{diag}[R, \dots, R]$ 。

在每一控制步中,当路面激励 $\mathbf{w}(k|k)$ 一定时,系统输出 $\mathbf{y}(k|k)$ 完全由控制量 $\mathbf{u}(k|k)$ 决定,因此通过离散车辆动力学模型将目标函数 $\min J(\mathbf{y}, \mathbf{u})$ 转化为完全由控制量 $\mathbf{u}$ 和其他已知量的表达式,便于进一步求解。

根据离散动力学模型可以预测未来 $N_p$ 步的系统状态:

令  $\widehat{X} = [\mathbf{x}(k+1|k), \mathbf{x}(k+2|k), \dots, \mathbf{x}(k+N_p|k)]^T$ ,  
 $\widehat{W} = [\mathbf{w}(k|k), \mathbf{w}(k+1|k), \dots, \mathbf{w}(k+N_p-1|k)]^T$ ,  
 则有:

$$\widehat{X} = \bar{A}\mathbf{x}(k|k) + \bar{B}\widehat{U} + \bar{F}\widehat{W} \quad (11)$$

其中:  $\bar{A} = [A_d, A_d^2, \dots, A_d^{N_p}]^T$

$$\bar{B} = \begin{bmatrix} B_d & 0 & \dots & \dots & 0 \\ A_d B_d & B_d & 0 & \dots & 0 \\ A_d^2 B_d & A_d B_d & B_d & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ A_d^{N_p-1} B_d & A_d^{N_p-2} B_d & \dots & \dots & B_d \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_d^{N_p-1} B_d & A_d^{N_p-2} B_d & \dots & \dots & \sum_{i=1}^{N_p-N_c} A_d^{i-1} B_d \end{bmatrix}$$

$$\bar{F} = \begin{bmatrix} \Gamma_d & 0 & \dots & \dots & 0 \\ A_d \Gamma_d & \Gamma_d & \ddots & \ddots & 0 \\ A_d^2 \Gamma_d & A_d \Gamma_d & \Gamma_d & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ A_d^{N_p-1} \Gamma_d & A_d^{N_p-2} \Gamma_d & \dots & \dots & \Gamma_d \end{bmatrix}$$

同时有:

$$\widehat{Y} = \bar{C}\widehat{X} + \bar{D}\widehat{U} + \bar{\Delta}\widehat{W} \quad (12)$$

其中:  $\bar{C} = \text{diag}[C, \dots, C]$

$$\bar{D} = \begin{bmatrix} 0 & D & 0 & \dots \\ 0 & 0 & \ddots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & D \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & D \end{bmatrix}$$

$$\bar{\Delta} = \begin{bmatrix} 0 & \Delta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \Delta \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \Delta \end{bmatrix}$$

将式(11)和式(12)代入式(9),可得:

$$\min J = \left[ \bar{C}(\bar{A}\mathbf{x}(k|k) + \bar{B}\widehat{U} + \bar{F}\widehat{W}) + \bar{D}\widehat{U} + \bar{\Delta}\widehat{W} \right]^T \bar{Q} \cdot$$

$$\left[ \bar{C}(\bar{A}\mathbf{x}(k|k) + \bar{B}\widehat{U} + \bar{F}\widehat{W}) + \bar{D}\widehat{U} + \bar{\Delta}\widehat{W} \right] + \widehat{U}^T \bar{R} \widehat{U} \quad (13)$$

将式(13)展开并忽略与控制量  $\mathbf{u}$  无关的常数项:

$$\min J = \widehat{U}^T \left[ (\bar{C}\bar{B} + \bar{D})^T \bar{Q} (\bar{C}\bar{B} + \bar{D}) + \bar{R} \right] \widehat{U} +$$

$$2\mathbf{x}^T(k|k) \bar{A}^T \bar{C}^T \bar{Q} (\bar{C}\bar{B} + \bar{D}) \widehat{U} \cdot$$

$$2\widehat{W}^T (\bar{C}\bar{F} + \bar{\Delta})^T \bar{Q} (\bar{C}\bar{B} + \bar{D}) \widehat{U} \quad (14)$$

其中,每一步最优化求解时控制量  $\mathbf{u}(k+j|k)$  ( $j = 0, 1, \dots, N_c$ ) 的约束即为图6所示的CDC减振器阻尼力边界,受悬架运动速度影响:

$$\widehat{F}_{LB}(\dot{x}_b - \dot{x}_w) < \widehat{U} < \widehat{F}_{UB}(\dot{x}_b - \dot{x}_w) \quad (15)$$

式中:  $\widehat{F}_{LB}(\dot{x}_b - \dot{x}_w) = [F_{LB}, \dots, F_{LB}]^T$ ,  $F_{LB}$  为可变阻尼力  $F_u$  的下限;  $\widehat{F}_{UB}(\dot{x}_b - \dot{x}_w) = [F_{UB}, \dots, F_{UB}]^T$ ,  $F_{UB}$  为可变阻尼力  $F_u$  的上限。

目标函数  $\min J(\mathbf{y}, \mathbf{u})$  等价于关于控制量  $\mathbf{u}$  的二次规划问题,可用积极集法进行求解。

### 3.2 VSL-MPC算法构建

为提升半主动悬架预瞄控制在离散冲击下的控制效果,提出基于MPC的变步长模型预测控制(VSL-MPC)算法,如图8所示。图中,  $T_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 为  $n$  个子MPC控制器的控制步长,且  $T_{\max}$  和  $T_{\min}$  为其中的最大和最小值。

该算法的求解过程如下所示。

步骤1:

在  $k$  时刻读取车辆状态  $\mathbf{x}(k|k)$ 、车速  $v$  和预瞄范围内的路面高程信息  $\Omega_k$ 。

步骤2:

根据预瞄范围  $\Omega_k$  内是否有离散冲击(进一步计算时间距离  $t$ , 并判断时间距离  $t$  是否在控制步长序列  $T_i$  中), 悬架系统是否处于非平稳状态来确定控制步长  $T$ 。

步骤3:

在相应的子MPC控制器中求解出最优控制力  $F_{opt}$ 。

步骤4:

通过阻尼力逆模型解算所需控制电流  $i_k$ , 并施加给半主动悬架系统。

VSL-MPC算法的核心是步骤2中控制步长  $T$  的选取。其基本原理是在执行每一控制步前,根据预瞄的路面高程信息和实时车速来决定控制步长,进而选择相应的子MPC控制器来进行求解。子MPC控制器的选取依据为:(1)当车前有离散冲击时,保证控制器在离散冲击处进行最优控制力求解;(2)当悬架系统处在非平稳状态(以悬架运动速度大于某个设定的阈值作为判断依据),选择步长尽可能小的子控制器来尽快衰减振动;(3)除以上两种情况外,选择步长最大的控制器,提高运算效率。在同时满足第1点和第2点时,应优先满足第1点的条件。因此,不同情况下控制步长的选取如表4所示。



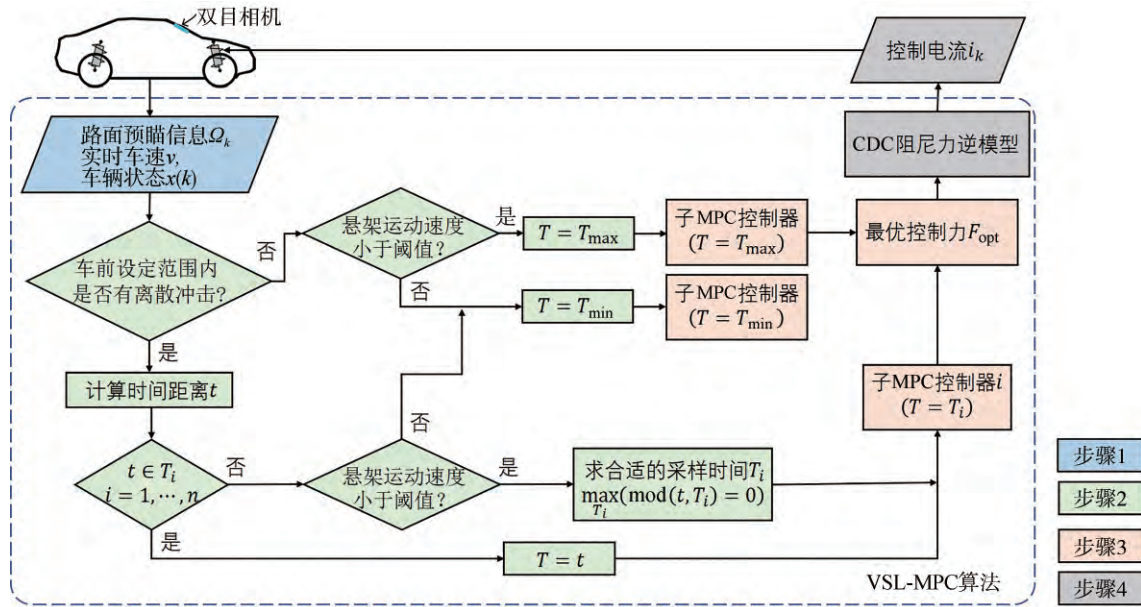


图8 VSL-MPC算法框架

表4 控制步长 $T$ 的选取依据

项目	$\Omega_k$ 中含离散冲击		$\Omega_k$ 中不含离散冲击
	$t \in T_i$	$t \notin T_i$	
悬架为非平稳状态	$T = t$	$T = T_{\min}$	$T = T_{\min}$
悬架为平稳状态	$T = t$	$T = \max_{T_i}(\text{mod}(t, T_i) = 0)$	$T = T_{\max}$

该算法本质上是对不同步长的子MPC控制器进行优化组合,使控制算法可以较好地应对随机出现的路面离散冲击,并在受到离散冲击时刻实施最优控制,从而实现最优控制效果。

由于离散冲击的纵向尺度往往较小,在实际驾驶场景中,半主动悬架系统经过离散冲击时通常仅能进行一次阻尼系数的调整,半主动悬架系统的作动时刻尤为重要。在此以簧载质量垂向加速度为指标,以数值仿真的方法探究半主动悬架在表面轮廓凸起和凹陷两种典型路面特征下的最佳作动时刻,如图9所示。

仿真中各组的系统参数和最优控制参数均保持一致,对两种典型特征分别取4个作动时刻进行对比。结果显示,在轮廓凸起特征(如减速带)的冲击下,半主动悬架在 $t_3$ 时刻作动时,受控车辆的簧载质量垂向加速度的峰值小于其他时刻作动时的效果;在轮廓凹陷特征(如下陷井盖)的冲击下,半主动悬架在 $t_1$ 时刻作动时,对受控车辆簧载质量垂向加速度的峰值控制效果最好。该结果反映出半主动悬架在不同行程中对阻尼系数的调节规律:在压缩行程

中维持较低的阻尼系数减小振动的峰值,在复原行程中调整为较高的阻尼系数确保车轮回落过程中车身获得较好的支撑,同时迅速衰减振动,从而提升车辆的平顺性。因此,对于减速带等表面轮廓凸起的离散冲击,应在最高点处由较小的阻尼值调整为较大的阻尼值;而对于下陷井盖等表面轮廓凹陷的离散冲击,则应当在接触轮廓的边缘处调整为较大的阻尼值。仿真结果为VSL-MPC算法中控制步长的精确选取提供了依据。

## 4 算法仿真验证

### 4.1 仿真工况及对照组设置

为了验证所提出VSL-MPC算法的有效性,考虑驶过此类冲击特征路面的车速水平普遍较低,令仿真车速 $v = 10 \text{ m/s}$ ,以图3所示的实采路面信息作为输入,开展仿真试验。

仿真参照组分别为“最优界限点”MPC算法( $T = 0.01 \text{ s}$ )、预瞄MPC算法( $T = 0.05 \text{ s}$ )和无预瞄MPC算法( $T = 0.05 \text{ s}$ )。考虑到双目相机识别路面信息的分辨率为 $0.1 \text{ m}$ ,而仿真车速 $v = 10 \text{ m/s}$ ,即路面信息在时域内的分辨率为 $0.01 \text{ s}$ 。为此,VSL-MPC算法中采用5个子MPC控制器,控制步长分别为 $0.09$ 、 $0.08$ 、 $0.07$ 、 $0.06$ 和 $0.05 \text{ s}$ 。通过不同子MPC控制器的优化组合,可以应对任意时刻出现的路面冲击,同时相比上述的参照组,无需缩短控制步长从而导致

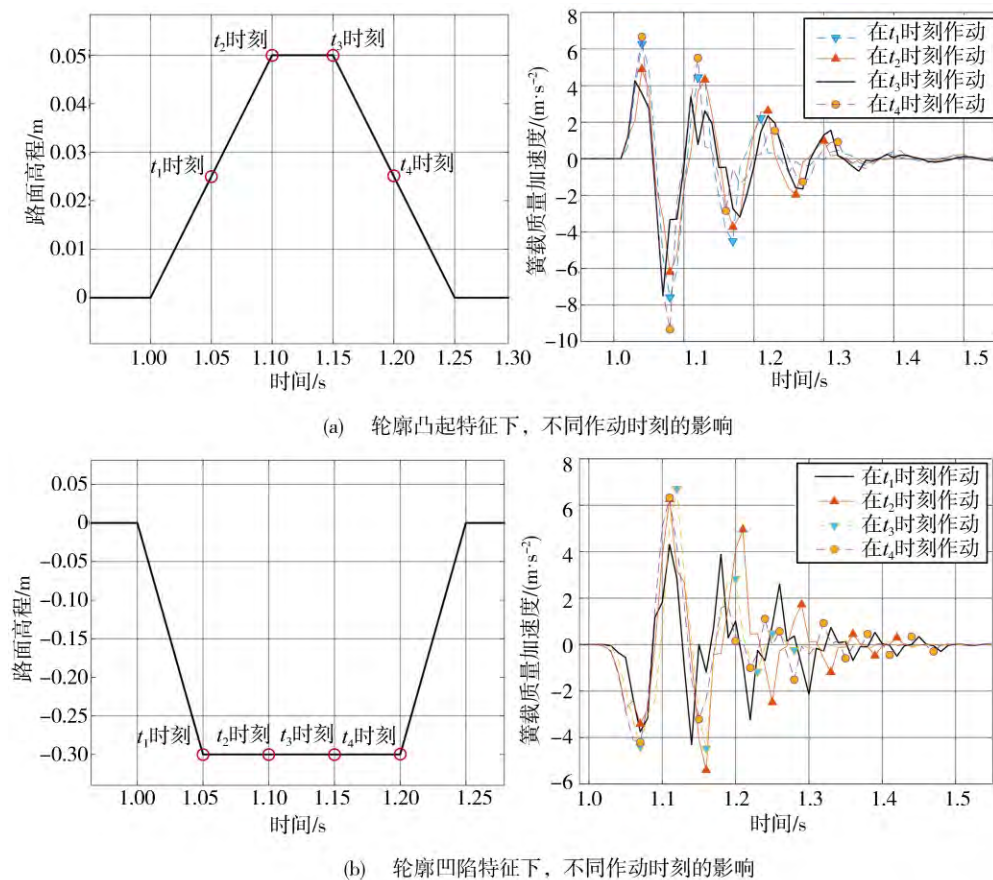


图9 不同作动时刻对控制效果的影响

控制算法运算效率的降低。4种算法对最优化问题及其求解的设置完全一致,仅存在预瞄信息和控制器步长的区别。同时,优化目标权重以车辆的平顺性为导向。4种算法的参数设置如表5所示。

表5 控制算法参数设置

控制算法	有无路面预瞄	控制步长/s
“最优界限点”MPC	有	0.01
VSL-MPC	有	0.09/0.08/0.07/ 0.06/0.05
预瞄MPC	有	0.05
无预瞄MPC	无	0.05

其中,最优界限<sup>[12]</sup>指在特定悬架系统能达到的最优的动力学性能边界,表示特定系统在可以获知完整、准确的路面预瞄信息时通过最优控制所能达到的性能,用平顺性和操纵稳定性指标来衡量最优界限,如图10所示,指标数值越小,代表的性能越好。其中点A表示选取恰当的悬架阻尼值时,被动悬架所能达到的性能平衡。而在仿真中引入的“最

优界限点”MPC算法,由于控制器参数已经选定,代表的是最优界限上的一个点,如图中B点所示。该算法能达到理论上的“最优”性能,无法用于实时控制,但可以衡量其他控制算法的性能。

#### 4.2 仿真结果分析

仿真得到各控制算法作用下系统的簧载质量垂向加速度 $\ddot{x}_b$ ,如图11所示。

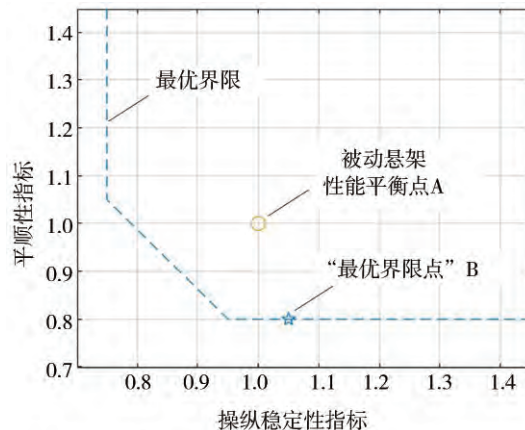


图10 半主动悬架性能最优界限



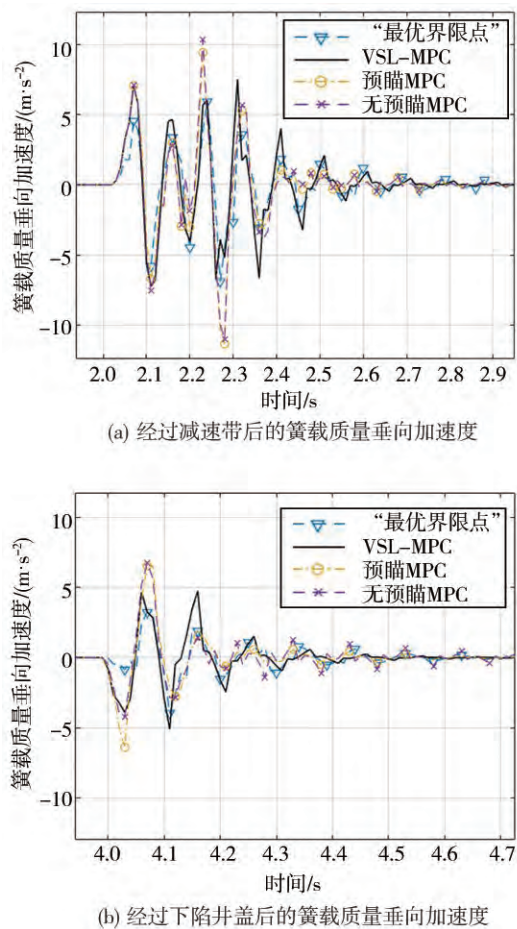


图11 仿真工况下的簧载质量垂向加速度

结果显示,驶过连续减速带后,簧载质量垂向加速度曲线在2.0–2.2和2.2–2.4 s期间分别出现了一处尖峰,对应两个减速带的冲击;而在下陷井盖的冲击下出现了一处尖峰。驶过上述离散冲击后,VSL-MPC算法控制下的簧载质量垂向加速度峰值显著小于预瞄MPC算法和无预瞄MPC算法的结果。表6中列出了不同算法控制下,系统在驶过减速带、井盖冲击后的簧载质量垂向加速度峰值和簧载质量垂向加速度均方根值,以及各算法与作为基准的“最优界限点”MPC算法的控制效果差距。统计结果显

示,在所提出VSL-MPC算法的控制下,经过减速带、井盖后的峰值与基准相差0.72和2.33 dB,明显优于预瞄MPC算法的4.31和4.46 dB,无预瞄MPC算法的4.04和4.74 dB。同时,VSL-MPC算法在均方根值的控制上相比预瞄MPC算法、无预瞄MPC算法也有一定的提升。结果表明,所提出的VSL-MPC控制算法无需通过减小采样步长,可以较好应对在路上随机出现的离散冲击。

值得关注的是预瞄MPC算法在仿真工况下的平顺性表现并不明显优于无预瞄MPC算法,即预瞄信息没有带来控制效果的提升。在本次试验中,仿真车辆分别在2.00–2.05 s、2.16–2.21 s时段受到减速带冲击,且2.02和2.18 s到达减速带的最高点;在3.96–4.01 s时段受到下陷井盖的冲击。由于预瞄MPC控制器的采样步长 $T_s = 0.05$  s,第1个减速带的预瞄信息将无法纳入控制器进行最优求解,导致在驶过第1个减速带时控制效果与无预瞄MPC算法一致;同时控制器将认为系统经历第2个减速带和井盖的时刻分别为2.20和4.00 s,纳入控制器的路面预瞄信息错误反映路面冲击的特征,同时半主动悬架系统无法在恰当的时刻作动,导致在悬架运动的某一行程中对簧载质量加速度峰值的控制效果反而比无预瞄MPC算法差。在整个仿真过程中,预瞄MPC算法对簧载质量加速度均方根值的控制效果相较无预瞄MPC算法无明显提升。

由上述分析可知,半主动悬架控制算法需要预瞄信息正确反映路面特征进行求解,并在恰当的时刻指导半主动悬架系统作动,才能发挥预瞄控制的优势。本文提出的VSL-MPC算法能够根据路面预瞄信息与实时车速,调节控制器的控制步长,不仅能够确保纳入求解器中的预瞄信息能够正确反映路面特征,求得最佳阻尼系数,同时能保证半主动悬架在恰当的时刻对阻尼系数进行调节,提升车辆的动力学表现。

表6 簧载质量垂向加速度统计结果

控制算法	减速带工况 峰值绝对值/( $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$ )	结果对比/dB	井盖工况峰值 绝对值/( $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$ )	结果对比/dB	均方根值/ ( $\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$ )	结果对比/dB
“最优界限点”MPC	6.92		3.97		0.81	
VSL-MPC	7.52	0.72	5.1	2.33	1.10	2.66
预瞄MPC	11.36	4.31	6.52	4.46	1.17	3.19
无预瞄MPC	11.02	4.04	6.73	4.74	1.19	3.34

## 5 结论

为了充分发挥智能汽车感知信息在半主动悬架控制决策中的作用,本文利用基于双目相机的路面预瞄系统采集城市道路的路面高程信息,提出一种变步长模型预测控制(VSL-MPC)算法。该算法根据当前车速和双目相机路面预瞄信息来确定控制器步长,使纳入控制器中求解的预瞄信息可以真实反映路面冲击的特征,从而指导半主动悬架在恰当的时刻调节系统参数。同时,本文以仿真的手段探究了在减速带、下陷井盖两种典型路面特征的冲击下半主动悬架的最佳作动时刻,为控制器步长的精确选取提供依据。

在验证算法的有效性时,本文引入了“最优界限点”算法作为基准,并以预瞄 MPC 算法和无预瞄 MPC 算法为参照,针对实际采集的某段包含连续减速带和下陷井盖两种典型工况的路段开展仿真计算。仿真结果表明,VSL-MPC 算法无需通过缩小步长,即可提升离散冲击下的车辆平顺性。除了仿真工况中涉及的减速带、下陷井盖两种典型工况外,该算法可以充分利用车辆感知信息,并结合半主动悬架系统的作动规律,有效应对任何路面高程发生突变的路况,对于提升城市路况下的车辆动力学表现有重大意义。

### 参考文献

- [1] THEUNISSEN J, TOTA A, GRUBER P, et al. Preview-based techniques for vehicle suspension control: a state-of-the-art review[J]. *Annual Reviews in Control*, 2021, 51:206-235.
- [2] CALISKAN K, HENZE R, KUCUKAY F. Potential of road preview for suspension control under transient road inputs[J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2016, 49(3): 117-122.
- [3] LION K M, KWONG K H, LAI W K. Smart speed bump detection and estimation with kinect[C]. 2018 4th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR). Auckland: IEEE, 2018: 465-469.
- [4] GOEHRLE C, SCHINDLER A, WAGNER A, et al. Model predictive control of semi-active and active suspension systems with available road preview[C]. 2013 European Control Conference (ECC). Zurich: IEEE, 2013: 1499-1504.
- [5] GOEHRLE C, SCHINDLER A, WAGNER A, et al. Road profile estimation and preview control for low-bandwidth active suspension systems[J]. *IEEE-ASME Transactions on Mechatronics*, 2015, 20(5): 2299-2310.
- [6] WU J, ZHOU H, LIU Z, et al. Ride comfort optimization via speed planning and preview semi-active suspension control for autonomous vehicles on uneven roads[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(8): 8343-8355.
- [7] THEUNISSEN J, SORNIOTTI A, GRUBER P, et al. Regionless explicit model predictive control of active suspension systems with preview[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(6): 4877-4888.
- [8] HU H, WU G, MAO L. Preview control of semi-active suspension with adjustable damping based on machine vision[C]. 2021 IEEE 16th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2021:117-123.
- [9] ZHU Y, BIAN X, SU L, et al. Ride comfort improvement with preview control semi-active suspension system based on supervised deep learning[J]. *SAE International Journal of Vehicle Dynamics, Stability, and NVH*, 2021, 5(1): 31-44.
- [10] SONG X, AHMADIAN M, SOUTHWARD S C. Modeling magnetorheological dampers with application of nonparametric approach[J]. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 2005, 16(5):421-432.
- [11] QIN Y, ZHAO F, WANG Z, et al. Comprehensive analysis for influence of controllable damper time delay on semi-active suspension control strategies[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2017, 139(3): 031006.
- [12] SERGIO M, CHARLES P, CRISTIANO S, et al. Semi-active suspension control design for vehicles[M]. MA: Elsevier, 2010: 1-150.