

考虑系统噪声与载重未知的智能车路况辨识

王建涛 杨超 刘帅帅 张利鹏* 王启军

燕山大学车辆与能源学院,秦皇岛,066004

摘要:在现有基于车辆动力学响应的路面高程信息识别技术的基础上,提出了一种自适应递归三步滤波算法以提高路面高程信息的识别精度。该算法通过引入动态统计估计环节实时调整系统模型参数和噪声统计参数,有效解决了因系统噪声和车辆载重未知导致的模型精度下降问题。通过离线仿真和实车试验,验证了所提算法在C级路面、凹坑路面和凸块路面上的识别效果,识别精度超过90%。结果表明,在存在系统噪声和车辆载重未知的情况下,所提算法具有更强的适应性和准确性,可为智能电动汽车在非结构道路行驶时的路面高程信息识别提供参考。

关键词:智能电动汽车;动力学响应;路面识别;自适应递归三步滤波

中图分类号:U461.6

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.02.024

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Intelligent Vehicle Road Recognition Considering System Noises and Unknown Load Weights

WANG Jiantao YANG Chao LIU Shuaishuai ZHANG Lipeng* WANG Qijun

School of Vehicle and Energy, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei, 066004

Abstract: Based on the existing technology for road recognition derived from vehicle dynamics response, an ARTSF algorithm was introduced to improve the accuracy of road recognition. By incorporating a dynamic statistical estimation component, the algorithm adjusted system model parameters and noise statistical parameters in real time, resolved the issues of reduced model accuracy due to system noises and unknown load weights effectively. Through offline simulations and vehicle testing, the algorithm's recognition performances on class C roads, pothole roads, and bumpy roads were validated, with recognition accuracy surpassing 90%. The results show that the algorithm has greater adaptability and precision in situations with system noises and unknown load weights. This paper provides a reference for intelligent electric vehicles to recognize road elevation information when driving on unstructured roads.

Key words: intelligent electric vehicle; dynamics response; road recognition; adaptive recursive three-step filtering(ARTSF)

0 引言

近年来,集感知、决策与控制技术于一体的智能电动汽车蓬勃发展,给人类带来了新的驾乘体验^[1-4]。准确及时地感知道路环境是保证智能电动汽车安全行驶的关键,特别是在坑洼路况中,若将识别得到的路面高程信息传输给车辆控制系统,并将其作为车辆主动悬架控制的前馈条件,可极大提高车辆行驶安全性和车身姿态稳定性^[5-7]。

当前对路面高程信息的识别方法主要分为三

类:接触式测量法、非接触式测量法和基于车辆动力学响应的识别方法^[8-10]。接触式测量法^[11-12]是指使用路面轮廓测量设备接触路面来获得路面高程信息,该方法的测量精度较高,但存在操作复杂且无法实现实时车载测量的问题,致使其很难大范围推广应用。非接触式测量法^[13-14]是指使用雷达或摄像头来识别路面高程信息的测量方法。当前基于雷达或摄像头的路面高程信息识别方法虽可实现实时车载测量,但易受到环境影响,常因天气或路面积水等原因而无法准确识别路面变化的地形。同时,其信号处理算法计算量大,这也极大地限制了基于预瞄信息的车身姿态控制效果^[15]。而基于车辆动力学响应的路面高程信息识别方法只需利用车辆自身的动力学响应即可准确识别未知路面的高程信息,具有成本低且不易受天气或

收稿日期:2024-06-13 修回日期:2026-01-14

基金项目:国家自然科学基金(52272407,U20A20332);中央引导地方科技发展资金(226Z2202G);河北省高等学校科学研究重点项目(ZD2022029);燕山大学基础创新科研培育项目(2023LGQN009)

道路积水等因素影响的特点^[16],再与主动悬架控制^[17-18]结合,可显著提高智能电动汽车的车身姿态控制能力。

国内外学者对基于车辆动力学响应的路面高程信息识别方法进行了大量研究。其中,采用神经网络算法来识别路面高程信息的方法较为广泛,通过大量的机器训练即可实现路面高程信息的识别。同时,为了进一步提高该类算法的识别精度,研究人员将其与小波变换算法结合,但该类算法的识别精度过度依赖于机器训练,且所需训练集较大^[19-23]。当车辆参数发生变化时,将导致已有训练集失效,因此在识别过程中需要进行数据迭代,增加了测量工作复杂性。针对上述机器学习算法的不足,国内外学者提出了使用观测器观测路面高程信息的方法。其中,基于卡尔曼滤波算法的白噪声路面识别观测器^[18,24]将未知输入路面引入,利用车载传感器测量车辆自身的动力学响应,即可实现未知输入路面高程信息估计。但以上方法容易受所建车辆模型精度的影响,当车辆系统噪声不确定、测量噪声不确定或车辆载重量未知时,其自适应性难以保证,最终会导致识别精度不足。同时,当车辆经过凹凸不平的非结构化道路时,车辆所承载荷冲击较大^[25-26],而现有识别算法的车辆模型未考虑轮胎包容特性的影响,其识别精度也会发生改变。因此,现有方法难以解决非结构化道路的复杂路面识别问题。

针对上述路面高程信息识别算法的不足,本文提出了一种自适应递归三步滤波(adaptive recursive three-step filtering, ARTSF)算法,在传统的递归三步滤波(RTSF)算法基础上引入了动态统计估计环节,利用系统观测值不断估计和修正系统模型参数、噪声统计参数和系统预测值,以解决由系统噪声不确定性和车辆载重未知而带来的模型精度不足问题,进而提高该算法对白噪声路面和凹凸不平非结构化道路的路面高程信息识别的自适应性和精度。同时,针对非结构道路的路面特征,将轮胎包容特性考虑到车辆动力学模型中,进一步提高算法的识别精度。最后,通过离线仿真与实车试验验证了所提路面高程信息识别方法的有效性。

1 系统模型的搭建

1.1 四分之一车辆模型

车辆动力学模型是基于动力学响应的路面高程信息识别的基础,而1/4车辆模型被广泛应用

于车辆稳定性的控制研究中,故本文以1/4车辆模型为基础对路面高程信息识别算法进行设计,1/4车辆模型如图1所示。1/4车辆的基本参数见表1。

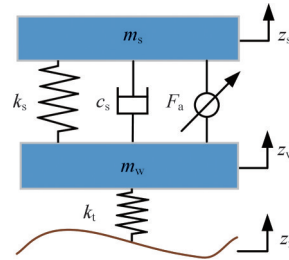


图1 1/4车辆模型

Fig.1 1/4 Vehicle model

表1 车辆基本参数

Tab.1 Basic vehicle parameters

参数	数值	参数	数值
簧上质量 m_s /kg	242.6	轮胎刚度 k_t /($\text{kN}\cdot\text{m}^{-1}$)	182
车轮质量 m_w /kg	49.2	悬架阻尼 c_s /($\text{N}\cdot\text{s}\cdot\text{m}^{-1}$)	1500
弹簧刚度 k_s /($\text{kN}\cdot\text{m}^{-1}$)	20	主动力 F_a /N	0

首先建立1/4车辆模型,其动力学微分方程为

$$\left. \begin{aligned} m_s \ddot{z}_s &= k_s(z_w - z_s) + c_s(\dot{z}_w - \dot{z}_s) + F_a \\ m_w \ddot{z}_w &= k_t(z_r - z_w) - k_s(z_w - z_s) - c_s(\dot{z}_w - \dot{z}_s) - F_a \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: m_s 为簧上质量; m_w 为车轮质量; z_w 为车轮垂向位移; z_s 为车身垂向位移; F_a 为主动力; z_r 为路面垂向位移; k_s 为悬架弹簧刚度; k_t 为轮胎垂向刚度; c_s 为悬架阻尼。

1.2 C级路面模型

本文选择C级道路作为随机路面激励,根据GB7031中规定的路面功率谱密度的拟合公式,路面输入模型表达式为

$$\dot{z}_r(t) = -2\pi v f_0 z_r(t) + 2\pi n_0 \omega(t) \sqrt{G(n_0)} v \quad (2)$$

式中: v 为车速; f_0 为道路的空间截止频率, $f_0=0.01 \text{ m}^{-1}$; n_0 为参考频率,取 0.1 m^{-1} ; $\omega(t)$ 为高斯白噪声信号; $G(n_0)$ 为路面不平度系数,是以 n_0 为自变量的函数,但在C级路面激励模型中, $G(n_0)$ 为常数 $256 \times 10^{-6} \text{ m}^3$ 。

当车速 $v=1 \text{ m/s}$ 时,利用式(2)计算C级路面激励,结果如图2所示。

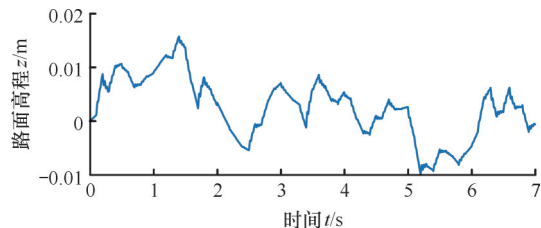


图2 C级路面激励

Fig.2 The random road excitation of class C

1.3 凹坑和凸块路面模型

轮胎具有包容特性,输入车辆模型的等效路

面与实际路面之间存在差异。当车辆在凹凸不平的路面上行驶时,路面会对车轮产生较大的冲击,而轮胎会对这些冲击有一定的过滤作用。因此,实际输入车辆模型的路面应采用考虑轮胎包容特性后的等效路面。

采用串联椭圆凸轮模型求解凹坑和凸块路面的等效路面,如图3所示。 Z_f 、 Z_r 分别为前、后椭圆凸轮的中心高度; $w(X)$ 为等效路面高度; β 为等效路面坡度角,顺时针为正方向; a_e 、 b_e 和 c_e 为椭圆凸轮形状参数; l_s 为前后两椭圆凸轮的纵向距离; X_f 、 X_r 分别为前后椭圆凸轮中心的纵坐标; X 为 X_f 与 X_r 的中点; x_f 为前椭圆凸轮接地点在其局部坐标系下的纵坐标; z_e 为前椭圆凸轮接地点到其中心的距离。

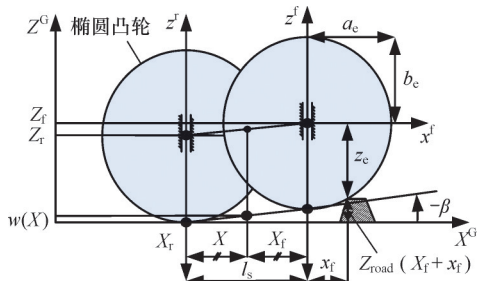


图3 串联椭圆凸轮模型

Fig.3 Tandem elliptic cam model

前、后椭圆凸轮中心的纵向距离 l_s 为

$$l_s = 2ap_l \quad (3)$$

式中: a 为轮胎接地印记的一半; p_l 为试验估算参数。

前椭圆凸轮满足的椭圆曲线公式为

$$\left(\frac{x_f}{a_e}\right)^{c_e} + \left(\frac{z_f}{b_e}\right)^{c_e} = 1 \quad (4)$$

在凸块路面上,前椭圆凸轮经过等效路面的高度 w_f 为

$$w_f = \begin{cases} 0 & X_f \leq X_{step} - l_b \\ Z_{step} - b_e + \left| b_e \left[1 - \left(\frac{X_{step} - X_f}{a_e} \right)^{c_e} \right]^{1/c_e} \right| & X_{step} - l_b < X_f \leq X_{step} \\ Z_{step} & X_{step} < X_f \leq X_{step} + B \\ Z_{step} - b_e + \left| b_e \left[1 - \left(\frac{X_f - X_{step} - B}{a_e} \right)^{c_e} \right]^{1/c_e} \right| & X_{step} + B < X_f \leq X_{step} + B + l_b \\ 0 & X_f > X_{step} + B + l_b \end{cases} \quad (5)$$

式中: B 为路面上凸块或凹坑的长度; X_{step} 、 Z_{step} 分别为障碍物在全局坐标系中 X^G 轴坐标和 Z^G 轴坐标。

$$l_b = a_e \left[1 - \left(\frac{b_e - Z_{step}}{b_e} \right)^{c_e} \right]^{1/c_e} \quad (6)$$

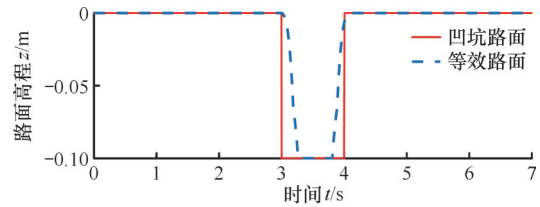
前椭圆凸轮经过凹坑时的等效路面高度为

$$w_f = \begin{cases} 0 & X_f \leq X_{step} \\ -b_e + \left| b_e \left[1 - \left(\frac{X_f - X_{step}}{a_e} \right)^{c_e} \right]^{1/c_e} \right| & X_{step} < X_f \leq X_{step} + l_b \\ Z_{step} & X_{step} + l_b < X_f \leq X_{step} + B - l_b \\ -b_e + \left| b_e \left[1 - \left(\frac{X_{step} - X_f + B}{a_e} \right)^{c_e} \right]^{1/c_e} \right| & X_{step} + B - l_b < X_f \leq X_{step} + B \\ 0 & X_f > X_{step} + B \end{cases} \quad (7)$$

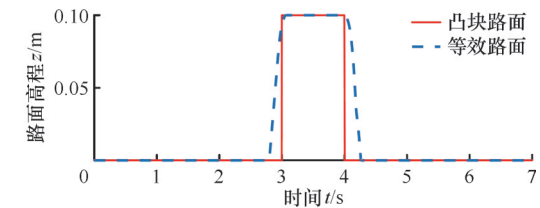
同理,可以计算出后椭圆凸轮经过凹坑或凸块路面时的等效路面高度 w_r 。联合前后椭圆凸轮模型则可求得等效路面高度为

$$w(X) = (w_f + w_r) / 2 \quad (8)$$

利用串联椭圆凸轮模型求解凹坑路面和凸块路面的等效路面,结果如图4所示。



(a) 凹坑路面及等效路面



(b) 凸块路面及等效路面

图4 凹坑路面和凸块路面

Fig.4 Potholed road and bumpy road

2 ARTSF 控制器设计

2.1 系统描述

卡尔曼滤波算法是一种经典的系统状态量优化估计算法,能够对常规系统的状态量进行精确估计。但当系统状态方程中存在未知输入量时,则很难精确观测系统未知输入,最终导致系统状态量估计困难。本文采用基于车辆系统动力学响应的方法识别未知输入路面的高程信息,针对系统状态方程中存在的路面未知输入量,通过引入未知输入观测器进行识别以提高路面高程信息识别算法的识别精度。本文采用自适应递归三步滤波(ARTSF)算法设计未知输入观测器,其设计过程如下。

带有未知输入的随机线性离散时变系统为

$$\begin{cases} x_k = Ax_{k-1} + G_{k-1}d_{k-1} + G_{k-1}^*d_{k-1}^* + w_{k-1} \\ y_k = Cx_k + Hd_k + H^*d_k^* + v_k \end{cases} \quad (9)$$

式中: x_k, x_{k-1} 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的系统状态向量, $x_k \in \mathbf{R}^n$; d_k, d_{k-1} 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的系统已知输入向量, $d_k \in \mathbf{R}^m$; d_k^*, d_{k-1}^* 分别为 k 和 $k-1$ 时刻的系统未知输入向量, $d_k^* \in \mathbf{R}^m$; y_k 为 k 时刻的系统测量输出, $y_k \in \mathbf{R}^p$; w_{k-1}, v_k 分别为过程噪声和测量噪声, $w_{k-1} \in \mathbf{R}^n, v_k \in \mathbf{R}^p$, 两者的非奇异协方差矩阵分别为 $Q_k = E[w_k w_k^T] \geq 0, R_k = E[v_k v_k^T] > 0$; A 为状态转移矩阵; G_{k-1} 为系统方程的观测矩阵; G_{k-1}^* 为系统方程未知输入的系数矩阵; C 为量测方程的观测矩阵; H 为量测方程已知输入的系数矩阵; H^* 为量测方程未知输入的系数矩阵。

实现上述带有未知输入的随机线性离散时变系统的最优滤波, 需要确定初始值 x_0 的无偏估计值 \hat{x}_0 及其协方差矩阵 P_0^x , x_0 的无偏估计值 $\hat{x}_0 = E(x_0)$, 协方差矩阵 $P_0^x = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]$ 。依据测量输出值 $\{y_0, y_1, \dots, y_k\}$ 依次递归, 则可得到系统的未知输入 $\{\hat{d}_{0|0}, \dots, \hat{d}_{k|k}\}$ 和系统状态的无偏最优滤波 $\{\hat{x}_{0|0}, \dots, \hat{x}_{k|k}\}$ 。

2.2 ARTSF 算法

在上述带有未知输入的随机线性离散时变系统中, 若未知输入的系数矩阵列满秩 ($\text{rank}(H_k^*) = m, k=0, 1, \dots$), 则 ARTSF 算法即有效估计该系统中的未知输入^[27]。本文提出的 ARTSF 算法具体结构如下。

1) 时间更新。系统初始化:

$$\left. \begin{aligned} \hat{x}_{0|0} &= E[x_0] \\ \hat{d}_0^* &= E[d_0^*] \\ P_{0|0} &= E[(x_0 - \hat{x}_{0|0})(x_0 - \hat{x}_{0|0})^T] \\ M_0 &= E[(d_0^* - \hat{d}_0^*)(d_0^* - \hat{d}_0^*)^T] \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

状态先验估计值为

$$\hat{x}_{k|k-1} = A_{k-1} \hat{x}_{k-1|k-1} + G_{k-1} \hat{d}_{k-1|k-1} + q_k \quad (11)$$

式中: q_k 为 k 时刻更新的系统噪声均值。

先验误差协方差矩阵为

$$P_{k|k-1}^x = [A_{k-1} \quad G_{k-1}] \begin{bmatrix} P_{k-1|k-1}^x & P_{k-1|k-1}^{xd} \\ P_{k-1|k-1}^{dx} & P_{k-1|k-1}^d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_{k-1}^T \\ G_{k-1}^T \end{bmatrix} + Q_{k-1} \quad (12)$$

$$P_{k|k} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k})(x_k - \hat{x}_{k|k})^T]$$

$$P_{k|k}^d = E[(d_k - \hat{d}_{k|k})(d_k - \hat{d}_{k|k})^T]$$

$$P_{k|k}^{xd} = E[(x_k - \hat{x}_{k|k})(d_k - \hat{d}_{k|k})^T] = (P_{k|k}^{dx})^T$$

2) 未知输入估计。未知输入增益矩阵为

$$M_k = (H_k^T \tilde{R}_k^{-1} H_k)^{-1} H_k^T \tilde{R}_k^{-1} \quad (13)$$

$$\tilde{R}_k = C_k P_{k|k-1}^x C_k^T + R_k \quad (14)$$

未知输入估计方程为

$$\hat{d}_{k|k} = M_k (y_k - C_k \hat{x}_{k|k-1}) \quad (15)$$

方差矩阵为

$$P_{k|k}^d = (H_k^T \tilde{R}_k^{-1} H_k)^{-1} \quad (16)$$

3) 测量更新。增益系数为

$$K_k = P_{k|k-1}^x C_k^T \tilde{R}_k^{-1} \quad (17)$$

残差为

$$e_k = y_k - A \hat{x}_{k|k-1} - G_k \hat{d}_{k|k} \quad (18)$$

系统状态后验估计为

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - C_k \hat{x}_{k|k-1} - H_k \hat{d}_{k|k}) \quad (19)$$

更新协方差矩阵:

$$P_{k|k}^x = P_{k|k-1}^x - K_k (\tilde{R}_k - H_k P_{k|k-1}^d H_k^T) K_k^T \quad (20)$$

$$P_{k|k}^{xd} = (P_{k|k}^{dx})^T = -K_k H_k P_{k|k}^d \quad (21)$$

更新系统噪声均值:

$$q_{k+1} = (1 - j_k) q_k + j_k (\hat{x}_{k+1|k+1} - A x_k - G_k \hat{d}_{k|k}) \quad (22)$$

更新系统噪声方差:

$$Q_{k+1} = (1 - j_k) Q_k + j_k (K_k e_k e_k^T K_k^T + P_{k+1|k} - A P_k A^T) \quad (23)$$

$$j_k = (1 - b) / (1 - b^{k+1})$$

式中: b 为遗忘因子, 取值范围为 $(0, 1)$, 在工程应用中一般取 $[0.95, 0.99]$ 。

ARTSF 算法的总体设计流程如图 5 所示。在 $k=0$ 时刻 ARTSF 算法根据式 (10) 进行初始化, 状态先验估计值 $\hat{x}_{k|k-1}$ 和先验误差协方差矩阵 $P_{k|k-1}^x$ 分别通过式 (11) 和式 (12) 从系统模型中估计出来。在未知输入估计阶段, 通过式 (13) 和式 (14) 分别计算出未知输入增益矩阵 M_k 和 \tilde{R}_k , 再利用式 (15) 和式 (16) 分别估计未知输入 $\hat{d}_{k|k}$ 及其协方差矩阵 $P_{k|k}^d$ 。在测量更新阶段, 首先计算增益系数 K_k 和残差 e_k ; 然后利用式 (19) 和式 (20) 估计系统状态后验估计值 $\hat{x}_{k|k}$ 和后验协方差矩阵 $P_{k|k}^x$; 最后利用式 (22) 和式 (23) 分别计算系统噪声均值 q_{k+1} 和系统噪声方差 Q_{k+1} 。上述计算结果被反馈到 $k+1$ 时刻的时间更新阶段, 最终实现 ARTSF 算法递归。

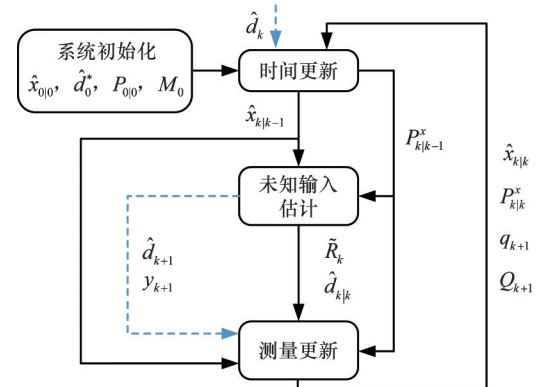


图 5 ARTSF 算法流程图

Fig.5 Flow chart of ARTSF algorithm

2.3 1/4 车辆模型的状态空间方程

1/4 车辆模型状态方程为

$$\dot{x} = A_j x + G_j^* d^* \quad (24)$$

系数矩阵分别为

$$A_j = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\frac{k_s}{m_s} & -\frac{c_s}{m_s} & \frac{k_s}{m_s} & \frac{c_s}{m_s} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{k_s}{m_w} & \frac{c_s}{m_w} & -\frac{k_s+k_t}{m_w} & -\frac{c_s}{m_w} \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$G_j^* = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{k_t}{m_w} \end{bmatrix}^T \quad (26)$$

系统向量为

$$x = [z_s \quad \dot{z}_s \quad z_w \quad \dot{z}_w]^T \quad (27)$$

未知输入向量为

$$d^* = z_r \quad (28)$$

本文 ARTSF 算法是一种离散域算法,在应用 ARTSF 算法识别未知输入道路过程中,需要对式(24)进行离散化。欧拉方法是一种常用的离散化方法,使用其对状态方程进行离散化:

$$x_{k+1} = (I + T_s A_j) x_k + T_s G_j^* d^* = A x_k + G^* d^* \quad (29)$$

式中: T_s 为采样时间。

为了保证本文设计的测量方程具有可观测性,须考虑约束和可观测性的选取,测量方程需有未知输入量,以满足以下条件:

$$G^* \neq 0 \quad H^* \neq 0 \quad (30)$$

$$m > q \quad (31)$$

式中: m 为测量向量的维度; q 为未知输入向量的维度。

测量方程为

$$y_k = C x_k + H^* d_k^* \quad (32)$$

系数矩阵分别为

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 & 0 \\ -\frac{k_s}{m_s} & -\frac{c_s}{m_s} & \frac{k_s}{m_s} & \frac{c_s}{m_s} \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{k_s}{m_w} & \frac{c_s}{m_w} & -\frac{k_s+k_t}{m_w} & -\frac{c_s}{m_w} \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$H^* = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{k_t}{m_w} \end{bmatrix}^T \quad (34)$$

测量向量为

$$y_k = [z_s - z_w \quad \ddot{z}_s \quad z_s \quad \ddot{z}_w]^T \quad (35)$$

式中: $z_s - z_w$ 为悬架动行程; \ddot{z}_s 为车身垂向加速度; \ddot{z}_w 为车轮垂向加速度。

3 仿真与试验

3.1 仿真

应用 ARTSF 算法识别未知输入路面高程信息的流程如图 6 所示。当车辆在待识别路面行驶时,车载传感器将悬架动行程、车轮垂向加速度、车身垂向加速度以及车身垂向位移等车辆状态参数传输给 ARTSF 控制器,基于车辆系统动力学响应与递归算法实现未知输入路面的高程信息估计。

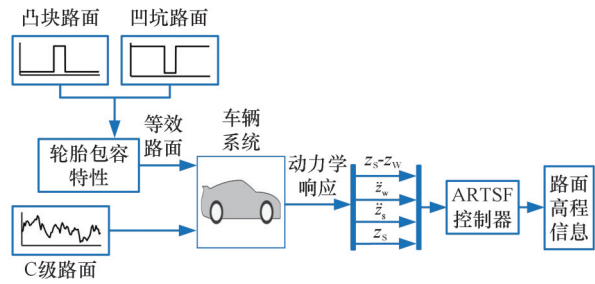


图 6 基于 ARTSF 算法的路面识别流程图

Fig.6 Flow chart of road recognition based on ARTSF algorithm

为了验证本文 ARTSF 算法的有效性,将其与 RTSF 算法和未知输入离散卡尔曼滤波(DKF-UI)算法进行仿真对比。仿真工况分为以下三种:C级路面、凹坑路面和凸块路面,同时在三种工况下分别考虑无系统噪声、有系统噪声和载重未知等因素的影响,充分验证两种算法的识别效果。设置路面凹坑深 0.1 m、长 1 m,设置路面凸块高 0.1 m、长 1 m。当车辆在此类路况下行驶时,为保证车辆行驶安全,车辆往往采用低速行驶模式。因此,在仿真工况中,设定车辆车速为 1 m/s。

当无系统噪声和测量噪声时,采用 ARTSF 算法、RTSF 算法和 DKF-UI 算法对车辆在 C 级路面、凹坑路面和凸块路面上的路面高程信息进行识别,仿真结果如图 7 所示。图 7a 和图 7b 所示分别为 C 级路面高程信息的识别结果和误差,三种识别算法都能较精确地识别 C 级路面高程。RTSF 算法和 DKF-UI 算法的识别结果误差波动较大,识别精度略差。ARTSF 算法对 C 级路面的高程信息识别误差小于另外两种算法的误差,且误差逐渐减小,波动也较小。图 7c 和图 7d 所示分别为凹坑路面高程信息识别的结果和误差,与 C 级路面类似,ARTSF 算法对凹坑路面的高程信息识别误差小于另外两种算法的误差,其中 RTSF 算法识别误差为 1 cm,DKF-UI 算法识别误差为 0.8 cm,而 ARTSF 算法的识别误差为 0.45 cm。图 7e 和图 7f 所示分别为凸块路面高程信息识别的结果和误差,ARTSF 算法对凸块路面的高程信息识别误差小于另两种算法的误差,其中 RTSF 算法识别误差为 1 cm,DKF-UI 算法识别误差为 0.9 cm,而 ARTSF 算法的识别误差为 0.4 cm。以上仿真结果说明,无系统噪声和测量噪声时,本文 ARTSF 算法可以准确识别 C 级路面、凹坑路面和凸块路面的高程信息,且识别精度均在 90% 以上。

当存在系统噪声和测量噪声时,采用 ARTSF 算法、RTSF 算法和 DKF-UI 算法对车辆

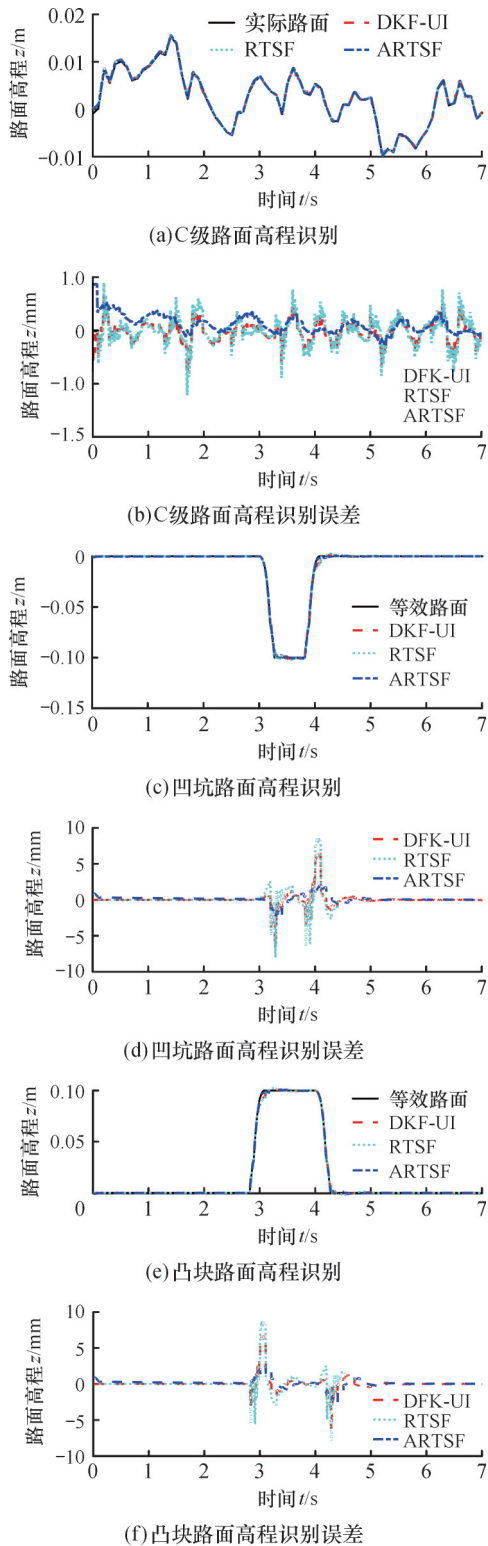


图7 无噪声路面识别对比

Fig.7 Road recognition without noise

在C级路面、凹坑路面和凸块路面上的路面高程信息进行识别,仿真结果如图8所示。图8a和图8b所示分别为C级路面高程信息的识别结果和误差,RTSF算法和DKF-UI算法的路面高程识别结果误差波动较大,识别精度略差,说明算法适应性较差。而ARTSF算法的识别误差小于另外两种算法的识别误差,且波动较小。在识别初始

阶段,相对于无噪声时的识别效果,ARTSF算法的识别误差变化较小,说明该算法适应性较好。图8c和图8d所示分别为凹坑路面高程信息识别的结果和误差,与C级路面仿真类似,ARTSF算法对凹坑路面的高程信息识别误差小于另外两种

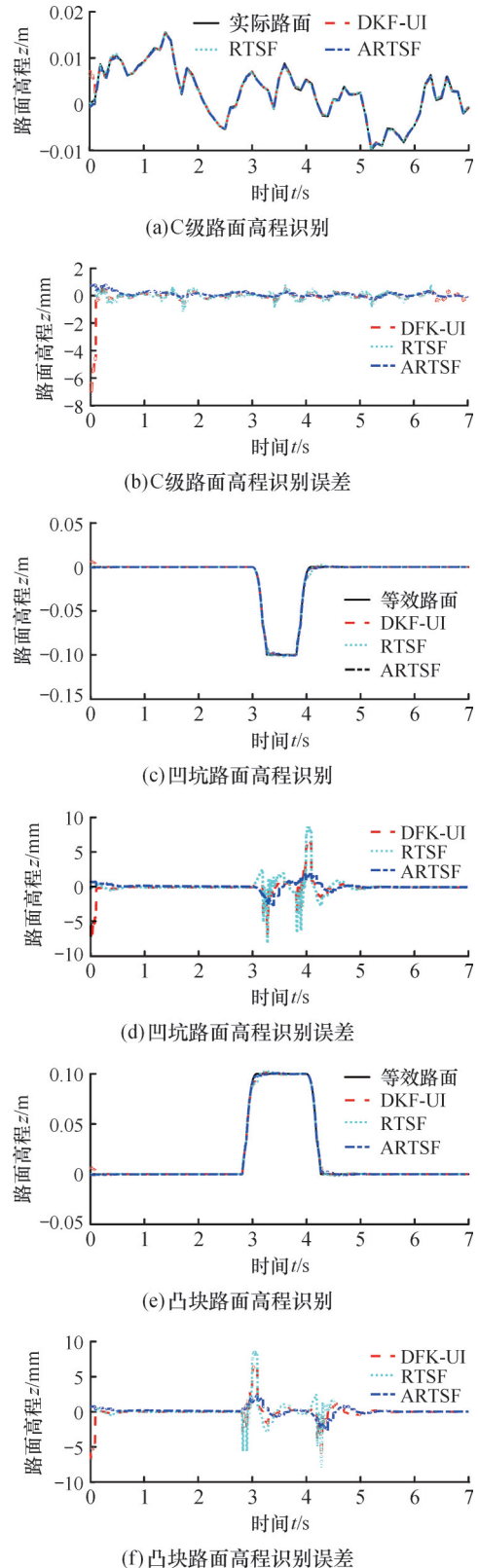


图8 有噪声路面识别

Fig.8 Road recognition with noise

算法的识别误差。在识别初始阶段,相比于无噪声时的识别效果,ARTSF算法的识别误差变化较小,说明该算法适应性较好。其中,RTSF算法识别误差为1 cm,DKF-UI算法识别误差为0.7 cm,而ARTSF算法的识别误差为0.3 cm。图8e和图8f所示分别为凸块路面的仿真结果和误差,ARTSF算法对凸块路面的高程信息识别误差小于另外两种算法的识别误差。其中,RTSF算法识别误差为0.9 cm,DKF-UI算法识别误差为0.8 cm,而ARTSF算法的识别误差为0.4 cm。以上仿真结果说明,本文ARTSF算法受系统噪声和测量噪声的影响较小,算法适应性较好,可以准确识别C级路面、凹坑路面和凸块路面的高程信息,识别精度均在90%以上。

当车辆载重未知时,采用ARTSF算法、RTSF算法和DKF-UI算法对车辆在C级路面、凹坑路面和凸块路面上的路面高程信息进行识别,仿真结果如图9所示。图9a和图9b所示分别为C级路面高程信息的识别结果和误差,RTSF算法和DKF-UI算法的路面识别结果误差显著增大,RTSF算法识别误差为2 mm,DKF-UI算法识别误差为1.2 mm,这是由于车辆载重未知,影响模型精度而造成算法识别效果不佳,说明RTSF算法和DKF-UI算法的适应性较差。而本文ARTSF算法对C级路面的高程信息识别误差小于另外两种算法的识别误差,且误差逐渐减小,波动也较小,说明算法适应性较好。图9c和图9d所示分别为凹坑路面高程信息识别的结果和误差,与C级路面类似,本文ARTSF算法对凹坑路面高程信息的识别误差小于另外两种算法的识别误差,且与载重已知情况下的仿真结果相比误差变化较小,说明算法适应性较好。其中,RTSF算法识别误差为1.5 cm,DKF-UI算法识别误差为1.1 cm,ARTSF算法的识别误差为0.4 cm。图9e和图9f所示分别为凸块路面高程信息识别的结果和误差,ARTSF算法对凸块路面的高程信息识别误差小于另外两种算法。其中,RTSF算法识别误差为1.3 cm,DKF-UI算法识别误差为1.1 cm,而ARTSF算法的识别误差为0.4 cm,ARTSF算法的适应性较好。以上仿真结果表明,当车辆载重未知时,本文ARTSF算法的适应性较好,载重未知导致的模型精度降低的影响较小,可以准确识别C级路面、凹坑路面和凸块路面的高程信息,识别精度均在90%以上。

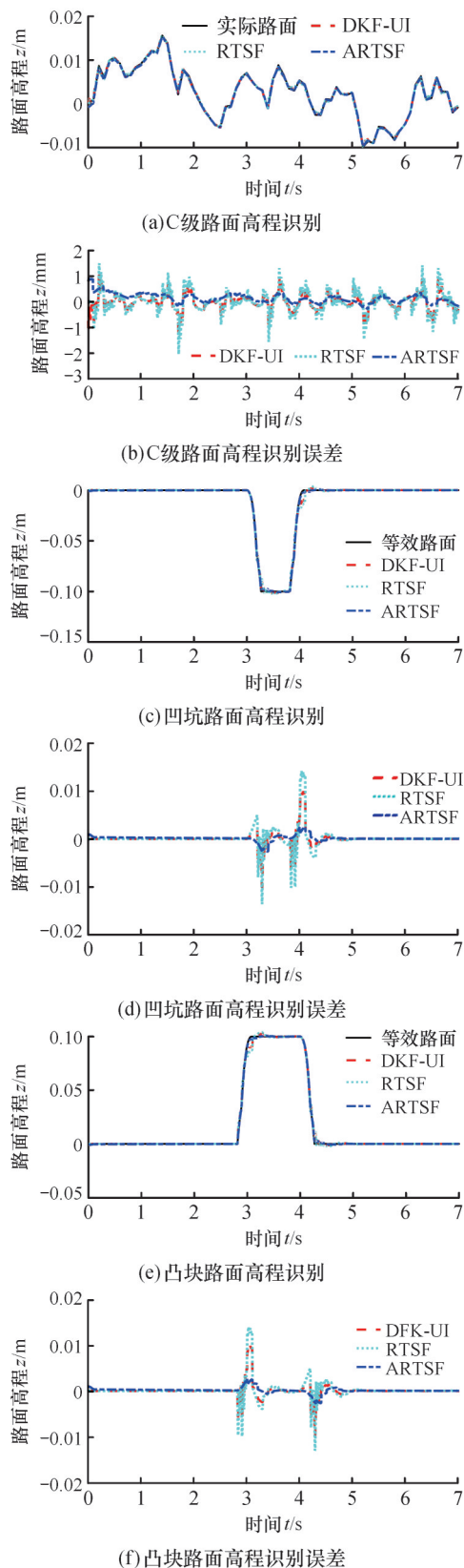


图9 载重未知情况下的路面识别

Fig.9 Road recognition with unknown load weight

3.2 试验

为进一步验证本文ARTSF算法对路面高程信息的识别效果,进行凹坑路面和凸块路面的高程信息识别实车试验,试验方案如图10所示。试

验硬件包括试验路面、试验车、dSPACE快速原型系统、信息处理单元以及识别算法控制器5个部分。车载传感器将实时采集的车辆状态参数传输给dSPACE,同时,dSPACE根据车速计算整车需求驱动力,控制4个车轮轮毂电机的驱动转矩。最后将上位机中采集的车辆状态参数传输给ARTSF路面识别算法控制器,完成路面高程信息识别。悬架动行程、车身垂向加速度以及车轮

垂向加速度可以通过车载传感器直接测得。而车身垂向加速度由于簧载质量位移的测量比较困难,本文采用高通滤波器去除车身垂向加速度积分过程中产生的低频漂移误差^[17]的方法,间接获得车辆簧载质量的位移信息。试验路面凹坑长1 m、深0.1 m,路面凸块长1 m、高0.1 m。试验过程中车辆保持1 m/s的速度匀速行驶。

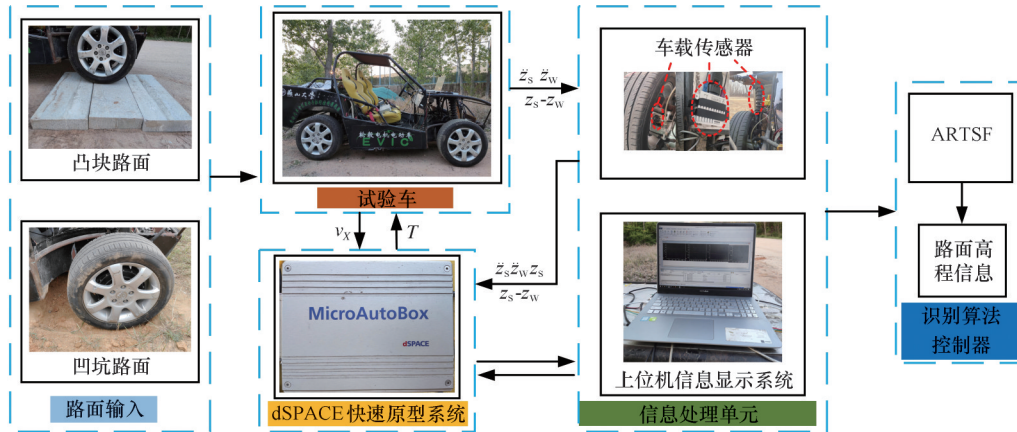


图10 路面识别试验方案

Fig.10 Test scheme of road recognition

试验过程中测得的车辆状态参数如图11所示,分别为悬架动行程、车身垂向加速度和车轮垂

向加速度。由于试验路面非绝对平整,试验测得的上述参数相比仿真结果存在一定波动,但试验

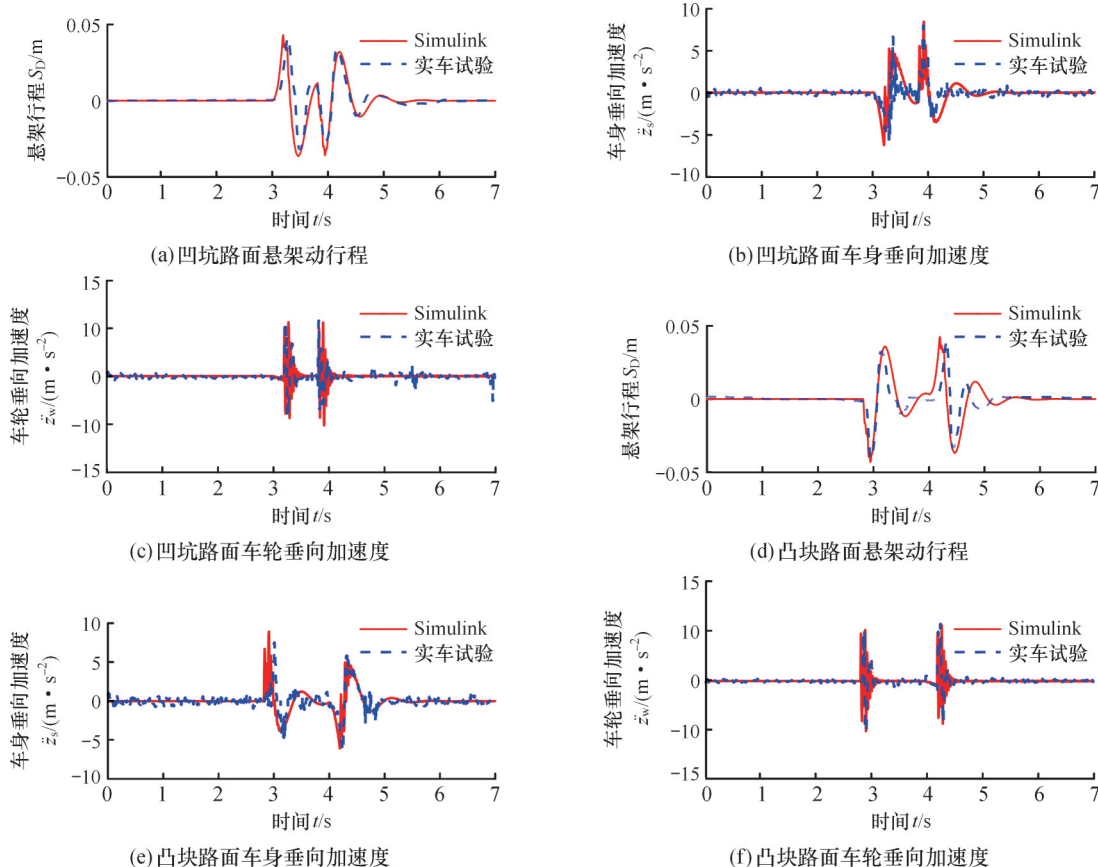


图11 车辆状态参数

Fig.11 Vehicle state parameters

结果与仿真结果趋势基本一致,验证了本文所建1/4车辆模型的准确性。

对凹坑路面和凸块路面的高程信息识别进行实车试验,采用 ARTSF 算法、RTSF 算法和 DKF-UI 算法的试验结果如图 12 所示。右前轮进入凹坑时受到传感器响应速度的影响,系统识别到的路面高程略小于等效路面;右前轮驶出凹坑时,受到车轮惯性运动的影响,系统识别到的路面高程略大于等效路面。RTSF 算法识别误差为 1.5 cm, DKF-UI 算法的识别误差为 1.6 cm,而 ARTSF 算法的识别误差在 1 cm 以内,识别精度更高。在凸块路面识别中,RTSF 算法识别误差为 0.9 cm, DKF-UI 算法的路面高程识别误差为 1.3 cm,而 ARTSF 算法的识别误差为 0.7 cm,识

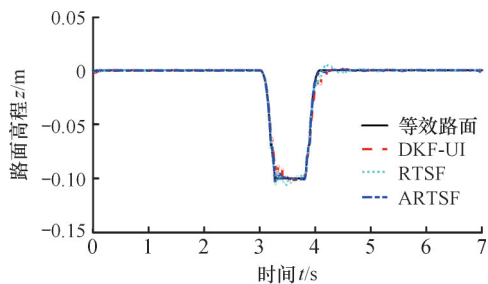
别效果更好。以上结果证明了本文 ARTSF 算法可准确识别凹坑路面和凸块路面的高程信息,识别效果优于 RTSF 算法和 DKF-UI 算法。

4 结语

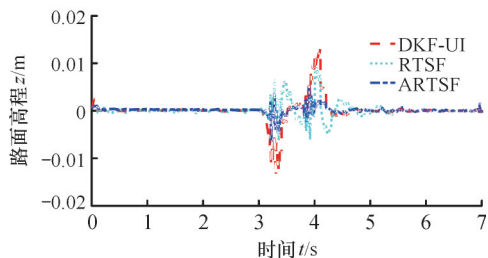
本文提出了一种自适应递归三步滤波(ARTSF)算法,用于识别路面高程信息。通过传感器测量车辆在路面上的动力学响应,并将这些数据输入 ARTSF 控制器,实现了路面高程信息的准确识别。为了验证算法的自适应性,建立了 1/4 车辆模型、C 级路面模型以及考虑轮胎包容特性的凹凸路面模型,并在系统无噪声、系统噪声不确定以及车辆载重未知的条件下进行仿真和试验。仿真和试验结果表明,当车辆驶过凹坑路面时,RTSF 算法、DKF-UI 算法的路面高程识别误差分别为 1.5、1.6 cm,而 ARTSF 算法的识别误差控制在 1 cm 以内;当车辆驶过凸块路面时,RTSF 算法、DKF-UI 算法的识别误差分别为 0.9、1.3 cm,而 ARTSF 算法的识别误差控制在 0.7 cm 以内。ARTSF 算法的路面高程信息识别精度明显优于 RTSF 算法和 DKF-UI 算法的识别精度,超过 90%。上述结果证明了 ARTSF 算法在系统噪声和车辆载重未知的情况下具有更强的适应性,能够有效提高智能电动汽车的路面高程信息识别精度。

参考文献:

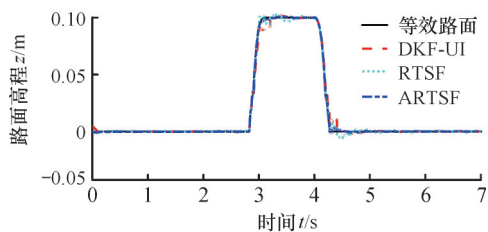
- [1] 刁勤晴,张雅妮,朱凌云. 双预瞄点智能车大曲率路径的横纵向模糊控制[J]. 中国机械工程, 2019, 30(12): 1445-1452.
DIAO Qinqing, ZHANG Yani, ZHU Lingyun. A Lateral and Longitudinal Fuzzy Control of Intelligent Vehicles with Double Preview Points for Large Curvature Roads[J]. China Mechanical Engineering, 2019, 30(12): 1445-1452.
- [2] GUO Jinghua, LI Wenchang, WANG Jingyao, et al. Safe and Energy-efficient Car-following Control Strategy for Intelligent Electric Vehicles Considering Regenerative Braking[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(7): 7070-7081.
- [3] FAN Lili, ZENG Changxian, MENG Zonglin, et al. A Secured Vehicle Brain: DAO-based Collaborative Perception and Decision-making Systems for Intelligent Vehicles in CPSS[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(1): 52-54.
- [4] 张利鹏,刘欣,刘帅帅,等. 双模耦合驱动智能电动汽车对开坡道行驶稳定性控制[J]. 中国公路学报, 2024, 37(3): 204-215.
ZHANG Lipeng, LIU Xin, LIU Shuashuai, et al. Driving Stability Control of a Dual-mode Coupling Drive Intelligent Electric Vehicle on Bisectonal Slopes[J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(3): 204-215.
- [5] DING Renkai, WANG Ruocheng, MENG Xiangpeng, et al. Intelligent Switching Control of Hybrid Electromagnetic Active Suspension Based on Road Identification[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 152:



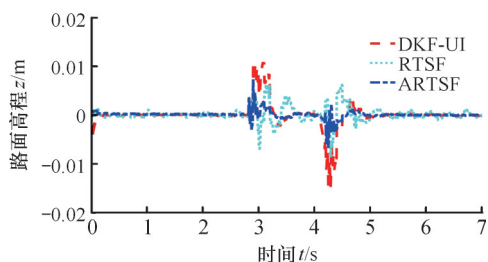
(a)凹坑路面高程识别



(b)凹坑路面高程识别误差



(c)凸块路面高程识别



(d)凸块路面高程识别误差

图 12 试验结果

Fig.12 Test results

- 107355.
- [6] YIN Guodong, WANG Zhen, ZHANG Ning, et al. Improving Stability and Comfort of an In-wheel Motor Drive Electric Vehicle via Active Suspensions[J]. International Journal of Heavy Vehicle Systems, 2019, 26(3/4): 494.
- [7] JIN Xianjian, WANG Jiadong, HE Xiongkui, et al. Improving Vibration Performance of Electric Vehicles Based on In-wheel Motor-active Suspension System via Robust Finite Frequency Control[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(2): 1631-1643.
- [8] HAN Yi, WANG Biyao, GUAN Tian, et al. Research on Road Environmental Sense Method of Intelligent Vehicle Based on Tracking Check[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(1): 1261-1275.
- [9] GUO Chence. Analysis of Unstructured Road Information Recognition Methods for Unmanned Vehicles[C]//2019 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS). Singapore, 2019: 84-89.
- [10] 邹俊逸, 刘畅, 郭文彬, 等. 面向智能车辆的路面凹凸障碍物识别方法研究[J]. 中国机械工程, 2024, 35(6): 951-961.
- ZOU Junyi, LIU Chang, GUO Wenbin, et al. Research on Road Uneven Obstacle Recognition Method for Intelligent Vehicles[J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(6): 951-961.
- [11] KAVIANIPOUR O, MONTAZERI-GH M, MOAZAMI-ZADEH M. Road Profile Measurement Using the Two Degrees of Freedom Response-type Mechanism[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2015, 229(6): 1074-1087.
- [12] LEE J H, LEE S H, KANG D K, et al. Development of a 3D Road Profile Measuring System for Unpaved Road Severity Analysis[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2017, 18(2): 155-162.
- [13] 赵健, 李雅欣, 朱冰, 等. 基于激光雷达的纵向坡路动态可行驶性预测[J]. 中国公路学报, 2019, 32(6): 147-157.
- ZHAO Jian, LI Yaxin, ZHU Bing, et al. Dynamic Traversability Prediction on a Longitudinal Ramp Based on Lidar[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(6): 147-157.
- [14] LI H T, TODD Z, BIELSKI N, et al. 3D Lidar Point-cloud Projection Operator and Transfer Machine Learning for Effective Road Surface Features Detection and Segmentation[J]. The Visual Computer, 2022, 38(5): 1759-1774.
- [15] 孙朋朋, 赵祥模, 蒋渊德, 等. 降雨条件对车载激光雷达性能影响的试验研究[J]. 中国公路学报, 2022, 35(11): 318-328.
- SUN Pengpeng, ZHAO Xiangmo, JIANG Yuande, et al. Experimental Study of Influence of Rain on Performance of Automotive LiDAR[J]. China Journal of Highway and Transport, 2022, 35(11): 318-328.
- [16] 刘浪, 张志飞, 鲁红伟, 等. 基于增广卡尔曼滤波并考虑车辆加速度的路面不平度识别[J]. 汽车工程, 2022, 44(2): 247-255.
- LIU Lang, ZHANG Zhifei, LU Hongwei, et al. Road Roughness Identification Based on Augmented Kalman Filtering with Consideration of Vehicle Acceleration[J]. Automotive Engineering, 2022, 44(2): 247-255.
- [17] KANG S W, KIM J S, KIM G W. Road Roughness Estimation Based on Discrete Kalman Filter with Unknown Input[J]. Vehicle System Dynamics, 2019, 57(10): 1530-1544.
- [18] 丁仁凯, 蒋俞, 汪若尘, 等. 考虑未知输入的主动悬架路面高程与等级识别研究[J]. 汽车工程, 2021, 43(2): 278-286.
- DING Renkai, JIANG Yu, WANG Ruochen, et al. Research on Road Elevation and Grade Identification of Active Suspension Considering Unknown Inputs[J]. Automotive Engineering, 2021, 43(2): 278-286.
- [19] ZHAO Jing, WANG Xiaowei, WONG P K, et al. Multi-objective Frequency Domain-constrained Static Output Feedback Control for Delayed Active Suspension Systems with Wheelbase Preview Information[J]. Nonlinear Dynamics, 2021, 103(2): 1757-1774.
- [20] 黄俊明, 杨国, 杨蓉. 轮胎包容特性滤波下的主动悬架预瞄自抗扰控制研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(1): 39-50.
- HUANG Junming, YANG Guo, YANG Rong. Preview Active Disturbance Rejection Control of Active Suspension Based on Tire Enveloping Properties[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2022, 36(1): 39-50.
- [21] KIM G, LEE S Y, OH J S, et al. Deep Learning-based Estimation of the Unknown Road Profile and State Variables for the Vehicle Suspension System[J]. IEEE Access, 2021, 9: 13878-13890.
- [22] ZHANG Zhiming, SUN Chao, BRIDGELALL R, et al. Road Profile Reconstruction Using Connected Vehicle Responses and Wavelet Analysis[J]. Journal of Terramechanics, 2018, 80: 21-30.
- [23] QIN Yechen, XIANG Changle, WANG Zhenfeng, et al. Road Excitation Classification for Semi-active Suspension System Based on System Response[J]. Journal of Vibration and Control, 2018, 24(13): 2732-2748.
- [24] XUE Kai, NAGAYAMA T, ZHAO Boyu. Road Profile Estimation and Half-car Model Identification through the Automated Processing of Smartphone Data[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 142: 106722.
- [25] NI Liwei, MA Fangwu, GE Linhe, et al. Design and Posture Control of a Wheel-legged Robot with Actively Passively Transformable Suspension System[J]. Journal of Mechanisms and Robotics, 2021, 13(1): 011014.
- [26] 张利鹏, 段嘉瑶, 苏泰, 等. 电动轮驱动汽车空间稳定性底盘协同控制[J]. 机械工程学报, 2022, 58(10): 209-221.
- ZHANG Lipeng, DUAN Jiayao, SU Tai, et al. Chassis Cooperative Control of In-wheel Motors Drive Electric Vehicle for Improving Spatial Stability[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(10): 209-221.
- [27] GILLIJNS S, de MOOR B. Unbiased Minimum-variance Input and State Estimation for Linear Discrete-time Systems[J]. Automatica, 2007, 43(1): 111-116.

(编辑 陈勇)

作者简介:王建涛,男,1988年生,讲师。研究方向为智能车底盘协同控制。E-mail: wjt@ysu.edu.cn。张利鹏*(通信作者),男,1979年生,教授、博士研究生导师。研究方向为智能车辆动力学与控制。E-mail: evic2024@163.com。

本文引用格式:

王建涛,杨超,刘帅帅,等. 考虑系统噪声与载重未知的智能车路况辨识[J]. 中国机械工程, 2026, 37(2): 498-507.

WANG Jiantao, YANG Chao, LIU Shuaishuai, et al. Intelligent Vehicle Road Recognition Considering System Noises and Unknown Load Weights[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(2): 498-507.