

路面等级自适应的半主动悬架模型预测控制*

刘伟¹, 汪若尘¹, 丁仁凯², 郭中阳³

(1. 江苏大学汽车与交通工程学院 镇江, 212013)

(2. 江苏大学汽车工程研究院 镇江, 212013)

(3. 江苏超力电器有限公司 镇江, 212300)

摘要 针对采用单一控制策略/参数的半主动悬架难以适应不同行驶路况的问题,提出了一种路面等级自适应的半主动悬架模型预测控制策略。首先,通过试验获取磁流变阻尼器输出特性、构建1/4车悬架系统模型;其次,采用自回归(autoressive,简称AR)谱密度估计,设计基于路面高程估计的路面等级识别方法;然后,采用遗传算法优化不同等级路面下的模型预测控制参数;最后,依据路面等级识别结果进行控制参数切换,提升不同路况下车辆动力学性能。典型车速下的仿真结果表明:相比模型预测控制,B级路面下采用所提方法的车轮动载荷均方根值降低13.8%,D级路面下簧载质量加权加速度均方根值降低8.2%(较被动悬架降低18.6%),C级路面下簧载质量加权加速度和车轮动载荷均方根值分别降低3.9%和5.0%,说明所提方法可有效适应路面等级变化、提升车辆动力学性能;试验与仿真结果基本一致,说明了仿真结果的正确性。

关键词 半主动悬架;路面高程估计;路面等级识别;模型预测控制;参数切换

中图分类号 U463.33;TH113.1

0 引言

悬架作为车辆底盘系统的关键零部件,不仅起着连接车身与车轮的作用^[1],也承担着衰减路面冲击、抑制车身和车轮振动的关键任务^[2],直接关系到车辆行驶过程中的舒适性与安全性^[3]。近些年,半主动悬架凭借其良好的减振性能与较低的能量消耗,得到了学者们的广泛关注^[4]。

作为半主动悬架的关键核心,半主动执行器及其相关技术已日趋成熟,而相关控制理论仍有待深入研究。目前,应用较多的主要为以天棚控制和地棚控制为代表的传统控制策略^[5]。这2种控制策略简单易行,但难以同时兼顾车辆的乘坐舒适性与操纵稳定性。为进一步提升车辆性能,以最优控制和模型预测控制为代表的现代控制策略应运而生。武柏安等^[6]提出了一种基于遗传算法优化的磁流变半主动悬架最优控制方法,通过遗传算法优化最优控制器评价指标中的加权系数,有效提高了车辆的综合性能。张亮修等^[7]考虑半主动悬架中的非线性约束问题,设计了一种混杂模型预测控制方法,有效协调了乘坐舒适性与操纵稳定性之间的矛盾问题。随

着智能算法的飞速发展,以模糊控制和人工神经网络控制为代表的智能控制策略也被应用于悬架系统。Ji等^[8]提出了一种改进的变论域模糊控制策略,通过实时调整收缩-扩张因子,提高了车辆在不同行驶车速和道路激励下的行驶平顺性和操纵稳定性。申爱民等^[9]提出了一种适用于非线性液压悬架的径向基函数神经网络控制方法,并采用改进遗传算法优化了神经网络结构。然而,上述控制策略多考虑单一等级路面输入,忽略了路面不平度变化对控制效果的影响,导致设计的控制策略/控制参数无法满足多变路况下的差异化性能需求。

实时获取行驶路面信息是提高不同行驶路面下车辆动力学性能的有效手段。当前,关于路面等级识别的研究主要集中于如何提升识别效率与识别精度。Qin等^[10]借鉴模式识别的方法,基于车辆动态响应信息,通过路面统计特征识别、特征参数提取与路面特征分级识别,对随机路面等级进行分类,提高了路面等级识别的精度。薛俊俊等^[11]将双向循环机制和注意力机制引入门控循环单元网络,设计了路面不平度等级识别模型,有效提高了算法识别精度。然而,上述研究未能将路面等级信息与悬架控制进

* 国家自然科学基金资助项目(52502526,52472410);江苏省前沿技术研发计划资助项目(BF2025046);江苏省基础研究计划青年基金资助项目(BK20250841);江苏省卓越博士后计划资助项目(2025ZB599)

收稿日期:2023-11-21;修回日期:2024-05-28

行有效结合。

本研究针对现有悬架控制策略难以适应不同行驶路况的难题,将路面识别技术引入半主动悬架控制,提出了一种基于路面高程估计的路面等级识别方法;在此基础上,结合模型预测控制理论设计路面等级自适应的半主动悬架模型预测控制策略,采用遗传算法优化控制参数,旨在提升多变路况下的车辆动力学性能。

1 半主动悬架系统模型

1.1 磁流变阻尼器多项式模型

本研究采用精度较高、易于求逆的多项式模型对磁流变阻尼器进行建模。基于图1所示的磁流变阻尼器特性试验台架进行试验,在0~3.5 A以内间隔0.25 A选择供电电流,激励频率选用0.17、0.42、0.84、1.25、1.67、2.08和3.34 Hz,振幅为±25 mm。

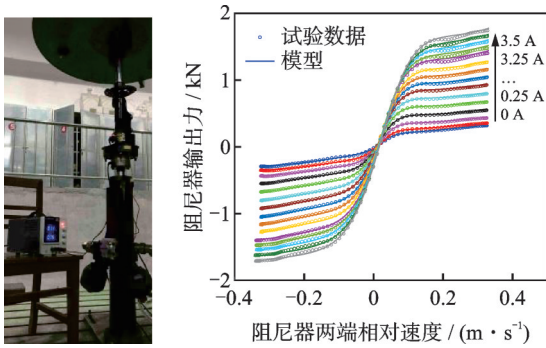


图1 台架布置及测试结果

Fig.1 Bench layout and test results

为准确描述滞回现象,参考Choi等^[12]的建模思路,将速度特性曲线按照加速度的方向分为上、下两个半支,并对试验数据进行拟合,计算式为

$$F = \frac{a_5 v_d^5 + a_4 v_d^4 + a_3 v_d^3 + a_2 v_d^2 + a_1 v_d + a_0}{v_d^2 + a_7 v_d + a_6} \quad (1)$$

其中: F 为磁流变阻尼器输出力; v_d 为磁流变阻尼器两端相对运动速度; a_i 为多项式系数,可以用关于输入电流CURR的一次函数表示,即 $a_i = b_i + c_i \text{CURR}$ 。

对式(1)求逆,可得输出 F 的所需控制电流CURR为

$$\text{CURR} = \frac{F v_d^2 + F b_7 v_d + F b_6 - \sum_{i=0}^5 (b_i v_d^i)}{\sum_{i=0}^5 (c_i v_d^i) - F c_7 v_d - F c_6} \quad (2)$$

其中: b_i, c_i 为多项式系数 a_i 与电流CURR的拟合系数。

采用Matlab中的Curve Fitting工具箱对试验数据进行拟合,可得所需多项式模型。多项式模型仿

真结果与试验数据之间的对比(上支曲线)如图1所示。可以看出,所构建磁流变阻尼器多项式模型具备良好的预测性能,可用于后续输出力控制。

1.2 半主动悬架动力学模型

本研究聚焦垂向动力学控制,因此选择如图2所示的1/4垂向振动模型作为研究对象。

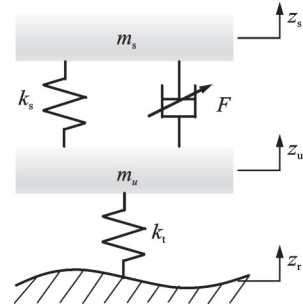


图2 1/4车半主动悬架模型

Fig.2 1/4 vehicle model with semi-active suspension

假设行驶过程中车轮始终与路面保持接触、车轮刚度为恒定常数,依据牛顿第二定律可得系统动力学微分方程为

$$\begin{cases} m_s \ddot{z}_s + k_s(z_s - z_u) + F = 0 \\ m_u \ddot{z}_u - k_s(z_s - z_u) - F + k_t(z_u - z_r) = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中: m_s, m_u 分别为簧载和非簧载质量; k_s 和 k_t 分别为悬架弹簧刚度和车轮刚度; z_s 和 z_u 分别为簧载和非簧载质量垂向位移; z_r 为路面输入。

采用簧载质量加速度、悬架动行程以及车轮动载荷来评价其垂向动力学性能,选取系统状态变量 x 和输出变量 y 分别为 $x = [z_s - z_u \quad \dot{z}_s \quad z_u - z_r \quad \dot{z}_u]^T$
 $y = [\ddot{z}_s \quad z_s - z_u \quad k_t(z_u - z_r)]^T$,则式(3)可描述为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + E\omega(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) \end{cases} \quad (4)$$

其中: $u(t) = [F]$,为系统控制输入; $\omega(t) = [\dot{z}_r]$,为外部扰动; A, B, C, D 与 E 均为系统参数矩阵,易由式(3)导出。

系统外部扰动为随机路面激励,采用滤波白噪声法对其进行建模,具体表达式参考文献[13]。

2 路面等级自适应的模型预测控制

2.1 控制方案设计

不同路面不平度和行驶车速下的车辆有着不同的动态性能需求,而车速与路面不平度又相互耦合。以常见的B、C和D级路面为例,不同路况下悬

架控制目标如表 1 所示。

对于 1/4 悬架系统,通常采用车身加权加速度均方根值和车轮动载荷均方根值来分别衡量乘坐舒

表 1 不同路况下悬架控制目标		
Tab.1 Control objective of suspension under different road conditions		
路面不平度等级	行驶车速/(km·h ⁻¹)	控制目标
B	60~120(高速)	车轮接地性
C	30~60(中速)	折中性能
D	0~30(低速)	乘坐舒适性

适性和车轮接地性,相应表达式可参考文献[14]。折中性能则可通过对两者加权来进行衡量。

根据路面不平度与车辆动力学性能需求之间的映射关系,设计了如图 3 所示的路面等级自适应半主动悬架模型预测控制架构。路面识别系统根据车辆动态响应信号实时估计路面高程、识别路面等级;控制器根据路面信息、系统状态以及切换逻辑切换模型预测控制参数,并计算理想悬架力;驱动器驱动磁流变阻尼器跟踪理想悬架力;被控对象在路面激励和悬架控制力的作用下输出动态响应信号。

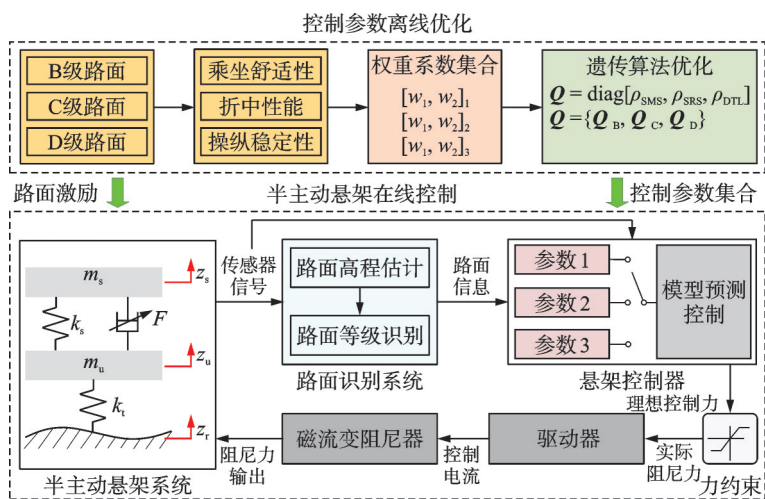


图 3 路面等级自适应半主动悬架模型预测控制架构

Fig.3 Model predictive control architecture for semi-active suspension adapting to different road levels

2.2 路面在线识别方法设计

2.2.1 路面高程估计

基于路面高程输入与车辆动态响应输出之间的映射关系,进行路面高程估计。构建从振动响应输出到路面高程输入的悬架系统逆模型;利用车载传感器获取车辆动态响应信号;基于所构建逆模型以动态响应信号为输入反推路面高程。

考虑系统的非线性以及有限的可测量响应量,采用自适应神经模糊系统构建逆模型。基于自适应神经模糊系统的悬架系统逆模型训练结构如图 4 所

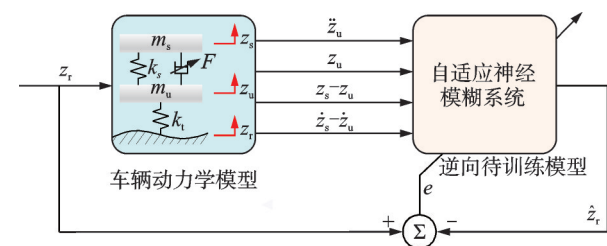


图 4 悬架系统逆模型训练结构

Fig.4 Training structure of suspension system inverse model

示。在训练过程中,将路面高程信号输入车辆正向动力学模型,引发模型产生非簧载质量加速度和位移、悬架动行程及其导数,并输入逆向待训练模型即自适应神经模糊系统,再通过训练输出与路面高程输入的差值对逆模型进行自适应训练。

根据正常行驶路面的激励幅值和频率范围,采用幅值不超过 0.25 m、上截至频率为 30 Hz 的有限带宽白噪声信号作为训练输入,以 1 000 Hz 的采样频率获取训练输入和输出。以生成信号的前 5 000 组作为训练信号,后 5 000 组作为检验信号,对自适应神经模糊系统进行训练。综合训练和检验误差确定系统结构为钟型隶属函数,隶属函数个数为 3。

2.2.2 路面等级识别

根据相关国际标准^[15],按照功率谱密度大小将路面分为 8 个等级,分别对应不同的功率谱密度均方根值分布区间。通过计算路面功率谱密度均方根值并判断其所属区间,则可确定当前路面不平度等级。本研究采用现代谱估计中谱分辨率较高的 AR 模型谱估计方法计算时间频域内路面功率谱密度,再结合车速将其换算至空间频域内。根据国际标

准^[15],可得 $0.011\sim 2.83\text{ m}^{-1}$ 内标准路面的功率谱密度均方根值计算公式为

$$\sigma_q = \left[\int_{0.011}^{2.83} G_q(n) dn \right]^{1/2} = \left[\int_{0.011}^{2.83} \frac{0.01 G_q(n_0)}{n^2} dn \right]^{1/2} \quad (5)$$

其中: n 为空间频率; $G_q(n)$ 为对应的路面功率谱密度。

因实际行驶过程中传感器获取的是离散信号,上述公式并不适用,本研究进一步提出了基于梯形积分公式的近似计算方法,即

$$\sigma_q = \left\{ \sum_{x=i}^j \frac{1}{2} [G_q(n_x) + G_q(n_{x+1})] [n_{x+1} - n_x] \right\}^{1/2} \quad (6)$$

其中: i, j 分别是空间频率为 $0.011, 2.83\text{ m}^{-1}$ 时对应的数据点编号,即 $n_i = 0.011\text{ m}^{-1}, n_j = 2.83\text{ m}^{-1}$; n_x 为第 x 个数据点的空间频率; $G_q(n_x)$ 为该频率下的路面功率谱密度。

上述计算是基于一定采样时间(定义为时间窗口 l)内的数据进行的。当采样频率一定时,时间窗口越长,数据越多,计算结果就越精确,但计算量也就随之增大,即时间窗口长度直接影响系统的识别精度和响应速度。为平衡识别精度与响应速度,分析了各等级路面下识别精度随时间窗口长度的变化关系,以95%识别精度为目标得到各等级路面下的时间窗口长度分别为3.7、4.2和4.9 s。为准确区分这3种路面,最终确定时间窗口长度为5 s。

2.3 模型预测控制

2.3.1 控制器设计

将具备显示处理约束能力的模型预测控制应用于半主动悬架。采用正向欧拉法对式(4)所示的连续车辆状态空间模型进行离散化,即

$$\begin{cases} \mathbf{x}(l+1) = \mathbf{A}_d \mathbf{x}(l) + \mathbf{B}_d \mathbf{u}(l) + \mathbf{E}_d \boldsymbol{\omega}(l) \\ \mathbf{y}(l) = \mathbf{C}_d \mathbf{x}(l) + \mathbf{D}_d \mathbf{u}(l) \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\mathbf{A}_d = \mathbf{T}_s \mathbf{A} + \mathbf{I}$; $\mathbf{B}_d = \mathbf{T}_s \mathbf{B}$; $\mathbf{E}_d = \mathbf{T}_s \mathbf{E}$; $\mathbf{C}_d = \mathbf{C}$; $\mathbf{D}_d = \mathbf{D}$; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵; $\mathbf{T}_s$ 为采样时间; l 为当前时刻。

对于半主动悬架系统,希望通过模型预测控制使得车辆具有良好的乘坐舒适性与操纵稳定性,即在 l 时刻预测的未来 N_p 步内的系统输出 $\hat{\mathbf{y}} = [\mathbf{y}(l+1), \mathbf{y}(l+2), \dots, \mathbf{y}(l+N_p)]^T$ 要尽可能小。同时,为控制成本和限制系统能耗,也希望在未来 N_c 步内施加的控制量 $\hat{\mathbf{u}} = [\mathbf{u}(l+1), \mathbf{u}(l+2), \dots, \mathbf{u}(l+N_c)]^T$ 尽可能小。因此,半主动悬架模型预测控制器的成本函数可定义为

$$J = \mathbf{x}^T(N_p) \mathbf{P} \mathbf{x}(N_p) + \sum_{l=1}^{N_p} \mathbf{y}^T(l) \mathbf{Q} \mathbf{y}(l) + \sum_{l=0}^{N_c} \mathbf{u}^T(l) \mathbf{R} \mathbf{u}(l) \quad (8)$$

其中: $\mathbf{x}(N_p)$ 为系统终端状态,对于悬架系统通常设置为0; $\mathbf{P}$ 为终端状态权重矩阵; $\mathbf{Q} = \text{diag}[\rho_{\text{SMS}}, \rho_{\text{SRS}}, \rho_{\text{DTL}}]$,为系统输出的权重矩阵; $\rho_{\text{SMS}}, \rho_{\text{SRS}}$ 和 ρ_{DTL} 分别为簧载质量加速度、悬架动行程以及车轮动载荷的权重系数; $\mathbf{R}$ 为控制量 $\mathbf{u}(l)$ 的权重系数矩阵。

根据式(7)可预测 l 至 N_p 每个时刻的输出,即

$$\hat{\mathbf{y}} = \tilde{\mathbf{C}} \mathbf{x}(l) + \tilde{\mathbf{D}} \hat{\mathbf{u}} + \tilde{\mathbf{E}} \hat{\boldsymbol{\omega}} \quad (9)$$

其中: $\hat{\boldsymbol{\omega}} = [\boldsymbol{\omega}(l), \boldsymbol{\omega}(l+1), \dots, \boldsymbol{\omega}(l+N_p-1)]^T$;参数矩阵 $\tilde{\mathbf{C}}, \tilde{\mathbf{D}}$ 和 $\tilde{\mathbf{E}}$ 易由式(7)推导得出,详见文献[16]。

将式(9)代入式(8),并忽略与控制量无关的项,可得标准形式的成本函数为

$$J = \hat{\mathbf{u}}^T (\tilde{\mathbf{D}}^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{D}} + \mathbf{R}) \hat{\mathbf{u}} + 2 \mathbf{x}^T(l) \tilde{\mathbf{C}}^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{D}} \hat{\mathbf{u}} + 2 \hat{\boldsymbol{\omega}}^T \tilde{\mathbf{E}}^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{D}} \hat{\mathbf{u}} \quad (10)$$

考虑磁流变阻尼器的力调节范围,以及悬架动行程限制,上述控制器的设计可转化为含多约束的标准二次规划问题并通过内点法求解,即

$$\begin{aligned} \min J &= \hat{\mathbf{u}}^T (\tilde{\mathbf{D}}^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{D}} + \mathbf{R}) \hat{\mathbf{u}} + 2 \mathbf{x}^T(l) \tilde{\mathbf{C}}^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{D}} \hat{\mathbf{u}} + 2 \hat{\boldsymbol{\omega}}^T \tilde{\mathbf{E}}^T \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{D}} \hat{\mathbf{u}} \\ \text{s.t.} &\begin{cases} u_{\min} \leq \hat{\mathbf{u}} \leq u_{\max} \\ z_{\min} \leq \mathbf{z}_s - \mathbf{z}_u \leq z_{\max} \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $u_{\min}, u_{\max}$ 分别为可控阻尼力的下限、上限; $z_{\min}, z_{\max}$ 为悬架最大压缩、伸张行程。

2.3.2 参数优化

由式(8)可知,模型预测控制器需要确定的控制参量主要包括预测步长 N_p 、控制步长 N_c 、系统输出权重矩阵 $\mathbf{Q}$ 和控制量权重矩阵 $\mathbf{R}$ 。考虑控制算法的响应速度和控制效果,仿真确定 $N_p = 30$ 和 $N_c = 5$ 。同时,鉴于磁流变阻尼器实际运行功耗较低,控制力变化对总体能耗影响较小,因而选择 $\mathbf{R} = 0.1$ 。由式(11)可知,对于权重矩阵 $\mathbf{Q}$,该控制参量的选取直接影响悬架系统的输出性能。为满足各级路面下的动力学性能需求,本研究设计了包含3组权重矩阵的增益集合 $\mathbf{Q} = \{\mathbf{Q}_B, \mathbf{Q}_C, \mathbf{Q}_D\}$,并采用遗传算法对各权重矩阵中的权重系数进行优化。

首先,针对各等级路面控制目标设计了以下适应度函数,即

$$f(\rho_{\text{SMS}}, \rho_{\text{SRS}}, \rho_{\text{DTL}}) = w_1 \frac{\text{SMA}_{\text{semi}}}{\text{SMA}_{\text{pass}}} + w_2 \frac{\text{DTL}_{\text{semi}}}{\text{DTL}_{\text{pass}}} \quad (12)$$

其中: SMA_{semi} 和 DTL_{semi} 分别为模型预测控制下簧

载质量加权加速度和车轮动载荷的均方根值; SMA_{pass} 和 DTL_{pass} 分别为被动悬架簧载质量加权加速度和车轮动载荷的均方根值; w_1 和 w_2 为对应的加权系数,依据表 1 与参考文献[13],各等级路面下的 w_1 和 w_2 可确定为 $\{B|w_1=0.2, w_2=0.8\}$, $\{C|w_1=0.5, w_2=0.5\}$, $\{D|w_1=0.8, w_2=0.2\}$ 。

在进行大范围寻优前,先通过代数较少的预寻优得到各权重的优化范围,则各等级路面下控制增益确定问题可转化为优化求解问题,即

$$\min f(\rho_{SMS}, \rho_{SRS}, \rho_{DTL}) \tag{13}$$

s.t.
$$\begin{cases} 20 \leq \rho_{SMS} \leq 200 \\ 1000 \leq \rho_{SRS} \leq 10000 \\ 0 \leq \rho_{DTL} \leq 1 \end{cases}$$

然后,分别以 B、C 和 D 级路面为输入,采用遗传算法对式(13)进行寻优。最后,得到各等级路面对应的优化权重矩阵见表 2 所示。

表 2 优化权重矩阵

Tab.2 Weight matrix after optimization

路面不平度等级	ρ_{SMS}	ρ_{SRS}	ρ_{DTL}
B	25.638 2	8 049.134 1	0.123 9
C	132.350 7	9 092.393 4	0.138 9
D	188.094 9	8 213.778 9	0.111 8

3 仿真分析

3.1 路面在线识别方法验证

为验证路面在线识别方法的有效性,以现有方法^[17]为比较对象进行仿真对比分析。基于 Matlab 软件设定的 1/4 车半主动悬架模型参数如表 3 所示。以 B、D 和 C 级路面依次构成的随机路面序列作为仿真输入,各等级路面下车速分别为 70、30 和 50 km/h,仿真总时长为 150 s。

表 3 模型参数设置

Tab.3 Model parameter settings

参数	符号	数值
簧载质量/kg	m_s	317.5
非簧载质量/kg	m_u	45.4
弹簧刚度/(N·m ⁻¹)	k_s	20 000
车轮刚度/(N·m ⁻¹)	k_t	192 000

图 5 为路面在线识别结果。由图可知,所设计的路面高程估计方法可实现各等级路面高程的有效估计,尽管估计误差随路面不平度等级的增加而有所增大,但绝对值仍然较小,估计精度较高。两种方

法均能有效实现各路面不平度等级的识别,但所提方法表现出更高的识别精度。这表明所设计路面在线识别方法具有相比现有方法更高的识别精度,可以为后续半主动悬架控制提供有效依据。

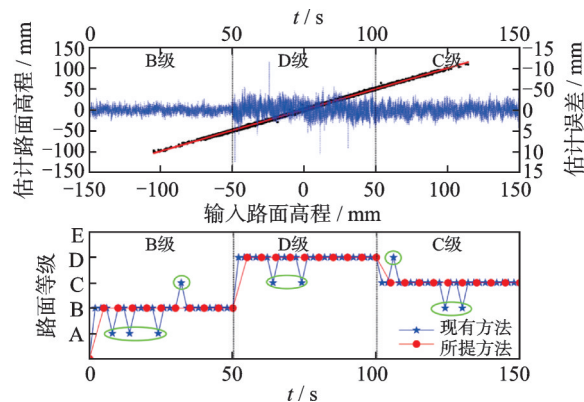


图 5 路面在线识别结果
Fig.5 Results of online road identification

3.2 路面等级自适应模型预测控制策略验证

为突出路面等级自适应模型预测控制(定义为方法 2)的优越性,分别以被动悬架和模型预测控制(定义为方法 1)半主动悬架为比较对象,进行性能仿真分析。其中,方法 2 依据路面等级识别结果从表 2 中自适应选取控制增益;方法 1 选取侧重乘坐舒适性并兼顾操纵稳定性的固定控制增益,根据 $\{w_1=0.6, w_2=0.4\}$,利用式(13)可得 $\rho_{SMS}=96.852\ 1$, $\rho_{SRS}=6\ 632.333\ 9$, $\rho_{DTL}=0.041\ 3$ 。

由于最初 5 s 内无法获取行驶路面等级,为兼顾乘坐舒适性与车轮接地性,采用 C 级路面下的参数进行控制。悬架性能均方根值对比如表 4 所示。为便于观察,图 6 给出了各等级路面下 3 s 内的悬架性能仿真结果。

在 B 级路面下,模型预测控制下的车轮动载荷均方根值较被动悬架增加了 10.2%,此工况下所提控制策略的目标是改善车轮接地性,该控制下的车轮动载荷均方根值较模型预测控制降低了 13.8%,车轮接地性明显提升。在 D 级路面下,模型预测控制下的簧载质量加权加速度均方根值相比被动悬架降低了 11.4%,而此路况下所提控制策略的目标是提升车辆乘坐舒适性,其簧载质量加权加速度均方根值相比模型预测控制减小了 8.2%,较被动悬架降低了 18.6%,车辆乘坐舒适性得到进一步提升。在 C 级路面下,模型预测控制的簧载质量加权加速度均方根值较被动悬架降低了 13.9%,车轮动载荷均方根值增加了 11.1%。此时所提控制策略的目标是实现折中性能最优,簧载质量加权加速度和车轮动

表 4 悬架性能均方根值对比
Tab.4 Comparison of root mean square values of suspension performance

路面不平度等级	时间/s	被动悬架			模型预测控制			所提控制策略		
		簧载质量加权加速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	车轮动载荷/kN	悬架动行程/cm	簧载质量加权加速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	车轮动载荷/kN	悬架动行程/cm	簧载质量加权加速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-2}$)	车轮动载荷/kN	悬架动行程/cm
B 级	0~50	0.511	0.433	0.644	0.439 (↓ 14.1%)	0.477 (↑ 10.2%)	0.498 (↓ 22.7%)	0.464 (↓ 9.2%)	0.411 (↓ 5.1%)	0.499 (↓ 22.5%)
D 级	50~100	1.392	1.174	1.751	1.234 (↓ 11.4%)	1.285 (↑ 9.5%)	1.390 (↓ 20.6%)	1.133 (↓ 18.6%)	1.282 (↑ 9.2%)	1.598 (↓ 8.7%)
C 级	100~150	0.922	0.758	1.194	0.794 (↓ 13.9%)	0.842 (↑ 11.1%)	0.878 (↓ 26.5%)	0.763 (↓ 17.2%)	0.800 (↑ 5.5%)	0.955 (↓ 20.0%)

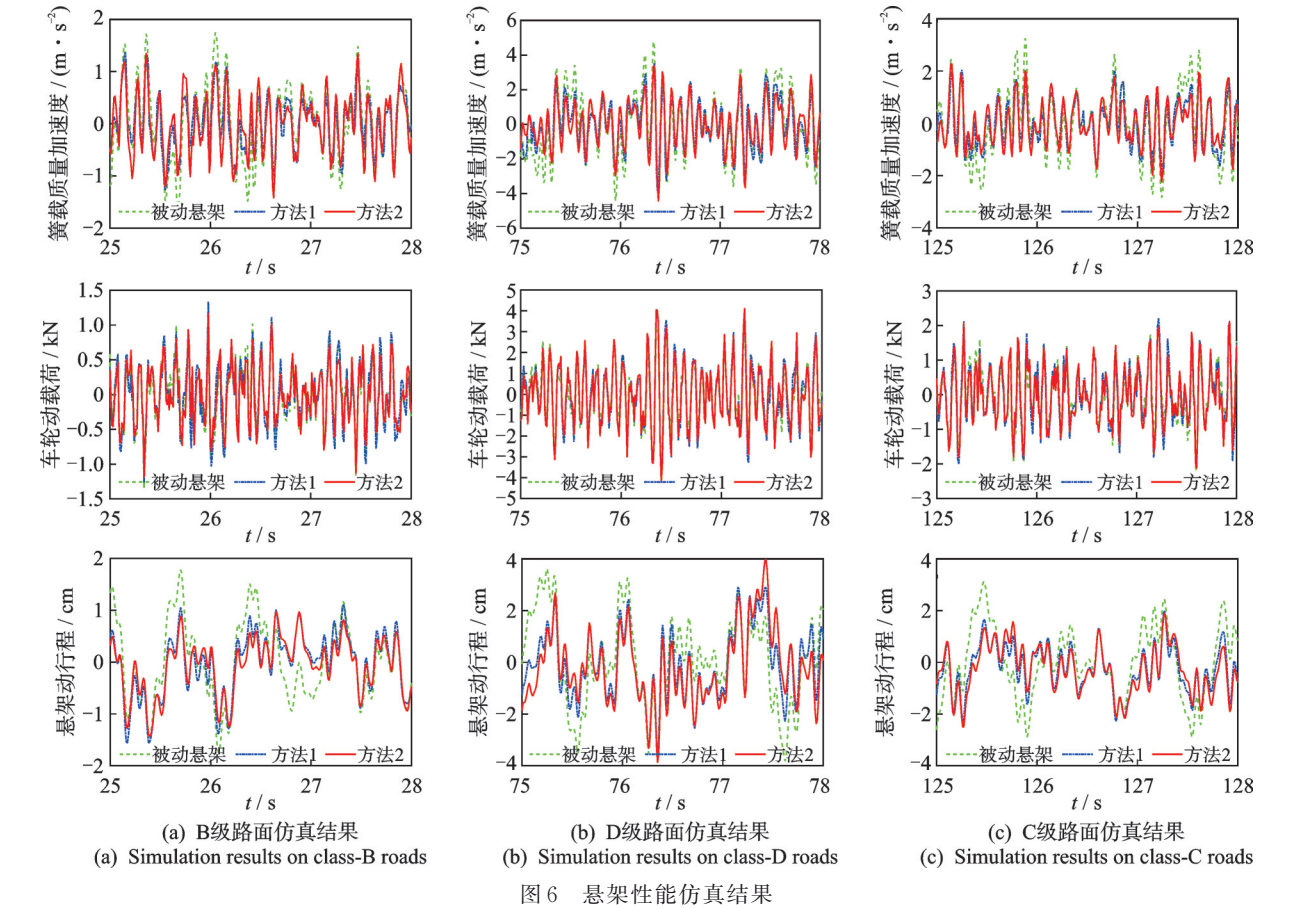


图 6 悬架性能仿真结果
Fig.6 Suspension performance simulation results

载荷均方根值较模型预测控制分别降低了 3.9% 和 5.0%，乘坐舒适性与车轮接地性(即折中性能)均得到有效改善。

此外，模型预测控制与路面等级自适应模型预测控制下的悬架动行程均方根值在全路面下较被动悬架均有明显优化。B 级路面下分别优化了 22.7% 和 22.5%，D 级路面下分别优化了 20.6% 和 8.7%，C 级路面下分别优化了 26.5% 和 20.0%。全路面下，两种控制方法下的悬架动行程均未超过约束条件。

为进一步分析所提控制策略效果，对图 6 中时域结果进行快速傅里叶变换，得到频域仿真结果对比如图 7 所示。可以看出，B 级路面下，模型预测控制的车轮动载荷功率谱密度在低频段较低，但在高频段远远高于被动悬架，因此其车轮接地性较差。而此时所提控制策略的目标是提高车轮接地性，其车轮动载荷功率谱密度在低频段和高频段相比模型预测控制均有显著降低，即车轮接地性得到了显著提升。在 D 级路面下，模型预测控制的簧载质量加速度功率谱密度在低频段和高频段较被动悬架均有

明显降低,此时所提控制策略的目标是提高乘坐舒适性,其簧载质量加速度功率谱密度在低频段较模型预测控制更低,即乘坐舒适性更优。

在C级路面下,模型预测控制的簧载质量加速度功率谱密度在低频段较被动悬架明显降低,但其车轮动载荷功率谱密度在高频段较被动悬架明显增加。此时所提控制策略的目标为提高车辆折中性

能,其簧载质量加速度功率谱在低频段较模型预测控制明显降低,车轮动载荷功率谱密度在高频段显著减小,即折中性能得到了有效改善。3种等级路面下,两种控制产生的悬架动行程功率谱密度在低频段均显著低于被动悬架,而模型预测控制下的悬架动行程功率谱密度在D级和C级路面下所提控制策略又有明显降低,这一结果与时域结果分析一致。

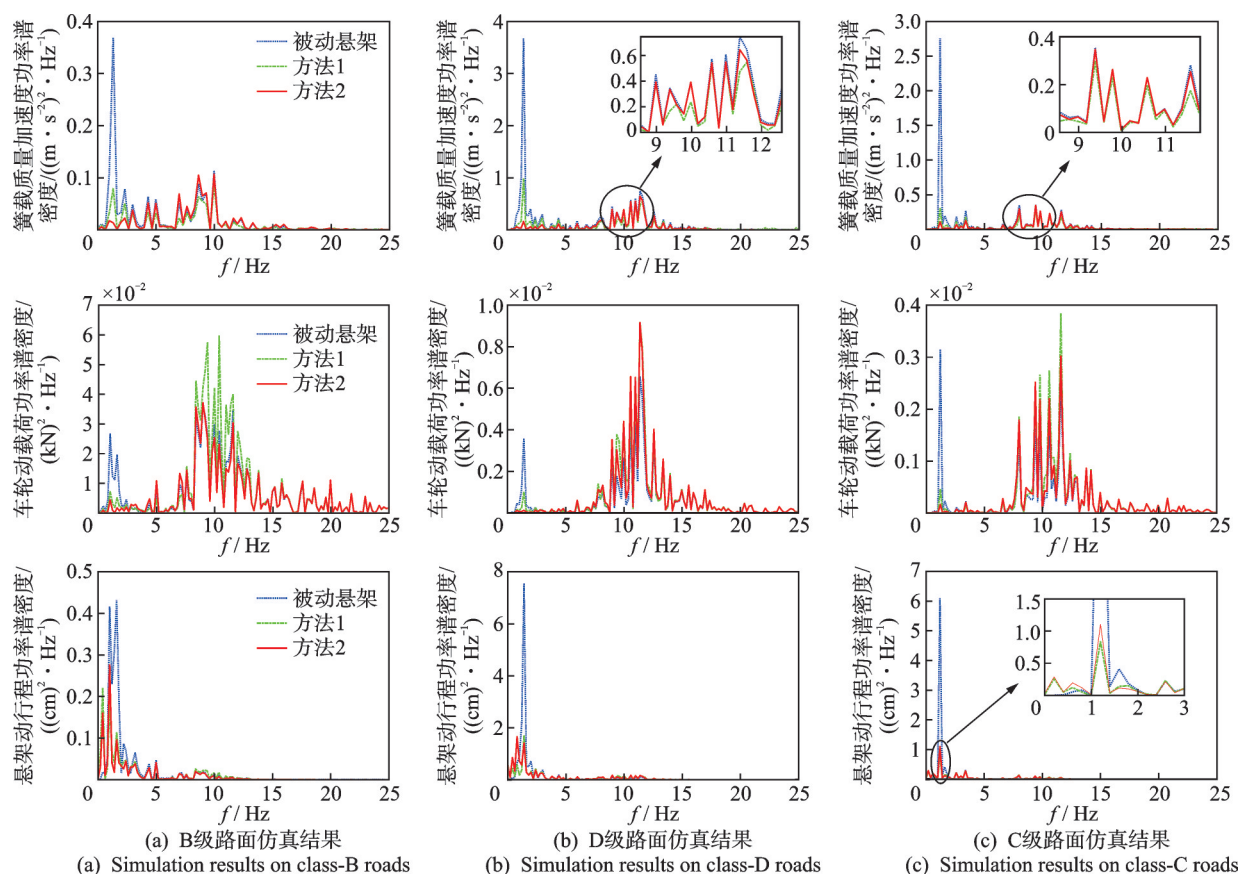


图7 频域仿真结果对比

Fig.7 Comparison of frequency domain simulation results

4 台架试验

为验证仿真结果的正确性以及控制策略的实时性,进一步开展台架试验。1/4车半主动悬架试验台架如图8所示。试验相关参数与仿真一致,传感器采样频率为200 Hz,模型预测控制与路面等级自适应



图8 1/4车半主动悬架试验台架

Fig.8 Test bench of 1/4 vehicle with semi-active suspension

模型预测控制的预瞄时域为30个步长(即0.15 s),控制时域为5个步长(0.025 s)。试验采用随机路面序列作为输入,并由INSTRON 8800型单通道激振台进行模拟。由D2P快速原型控制器运行路面识别算法和路面等级自适应模型预测控制算法,采用直流稳压电源为驱动器供电,磁流变阻尼器在驱动器控制电流的作用下输出理想控制力。此外,由安装在多连杆车身处和车轮轮心处的加速度传感器采集簧载质量和非簧载质量加速度信号,由安装在激振头上的力传感器采集车轮动载荷信号。

本研究中,对车身和车轮加速度信号进行积分以获取绝对速度。考虑信号积分过程中高频噪声引起的测量误差、传感器零点漂移引起的积分误差以及由积分的初始值生成的直流分量,本研究设计了

组合滤波器对车身和车轮加速度信号进行处理。该组合滤波器由 2 个低通滤波器和 1 个高通滤波器组成,组合滤波器及其硬件电路如图 9 所示。低通滤波器 $L(s)$ 用于滤除高频噪声, $L_i(s)$ 用于积分加速度信号,高通滤波器 $H(s)$ 用于滤除积分初值引起的零点漂移和低频干扰信号。

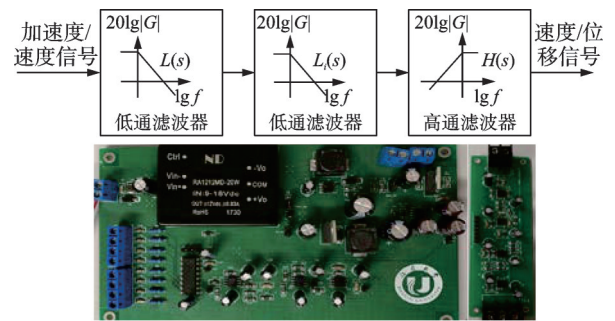


图 9 组合滤波器及其硬件电路

Fig.9 Combined filter and its hardware circuit

路面在线识别结果对比如图 10 所示。由图 10 可知,识别结果与仿真结果基本一致,仅在 65 s 时出现了 1 次识别误差,总体识别精度较高。此外,试验与仿真结果之间不存在时间延迟,即所设计路面在

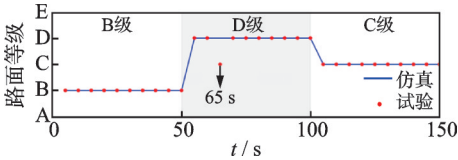


图 10 路面在线识别结果对比

Fig.10 Comparison of online road identification results

线识别方法可以满足实时性需求。

悬架性能试验仿真结果对比如表 5 所示。可以看出,0~50 s 内(B 级路面下),簧载质量加权加速度、车轮动载荷以及悬架动行程均方根值与仿真结果之间的误差分别为 10.6%、5.8% 和 1.4%; 50~100 s 内(D 级路面下),3 个指标均方根值与仿真结果之间的误差分为 10.5%、7.3% 和 2.1%; 100~150 s 内(C 级路面下),试验与仿真之间的误差分别为 9.3%、7.9% 和 0.2%。鉴于仿真过程中存在磁流变阻尼器的建模误差,以及试验过程中多连杆台架结构的非线性与机械摩擦等因素,实际试验结果可能与仿真结果之间可能存在最大 12% 的误差^[18]。而此处误差最大仅为 10.6%,说明试验结果与仿真结果的一致性较好,验证了仿真结果的正确性。

表 5 试验与仿真结果对比

Tab.5 Comparison of experimental and simulation results						
时间/s	簧载质量加权加速度均方根值/(m·s ⁻²)		车轮动载荷均方根值/kN		悬架动行程均方根值/cm	
	仿真	试验	仿真	试验	仿真	试验
0~50	0.464	0.513 (↑ 10.6%)	0.411	0.387 (↓ 5.8%)	0.499	0.492 (↓ 1.4%)
50~100	1.133	1.252 (↑ 10.5%)	1.282	1.188 (↓ 7.3%)	1.598	1.565 (↓ 2.1%)
100~150	0.763	0.834 (↑ 9.3%)	0.800	0.737 (↓ 7.9%)	0.955	0.953 (↓ 0.2%)

5 结 论

- 1) 针对现有单一悬架控制策略/参数无法满足不同行驶路况车辆动力学性能需求的问题,以磁流变半主动悬架为研究对象,提出了一种路面等级自适应的模型预测控制策略。
- 2) 通过磁流变阻尼器外特性试验,获取了磁流变阻尼器的示功特性和力-速度特性。在此基础上,构建了磁流变阻尼器分式多项式模型及其逆模型。
- 3) 基于自适应神经模糊网络设计了基于车辆动力学响应的路面高程估计方法,并在此基础上提出了基于 AR 谱密度估计的路面等级识别方法,实现了行驶过程中路面等级的精确识别。
- 4) 将路面识别与模型预测控制相结合,设计了路面等级自适应的半主动悬架模型预测控制策略,并采用遗传算法优化了各级路面悬架控制参数,实现了各级路面车辆动力学性能的有效折中。

5) 在随机路面序列下进行对比仿真分析,结果表明,路面等级自适应模型预测控制可显著改善 B 级路面下的车轮接地性,提高 D 级路面下的乘坐舒适性,优化 C 级路面下车辆的折中性能。试验与仿真结果基本一致,验证了控制策略的可行性。

参 考 文 献

[1] YATAK M Z, AHIN F. Ride comfort-road holding trade-off improvement of full vehicle active suspension system by interval type-2 fuzzy control[J]. Engineering Science and Technology, an International Journal, 2020, 24(6): 259-270.

[2] MUHAMMED A, GAVRILOV I A. Unscented Kalman-filter to manage the handling-comfort trade-off of quarter-of-vehicle[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2022, 44(1): 232-244.

[3] 林长波, 王越, 许恩永, 等. 半主动悬架改进 ADD 控制策略研究[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(1): 197-202.

- LIN Changbo, WANG Yue, XU Enyong, et al. Study on improved ADD control strategy for semi-active suspensions[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(1): 197-202. (in Chinese)
- [4] 冯桂珍, 李正川, 韩翔宇, 等. 电动汽车磁流变半主动悬架系统建模与控制[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(3): 438-445.
FENG Guizhen, LI Zhengchuan, HAN Xiangyu, et al. Modeling and control of magnetorheological semi-active suspension for electric vehicle[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(3): 438-445.
- [5] LIU C, CHEN L, LEE H, et al. Generalized skyhook-groundhook hybrid strategy and control on vehicle suspension[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 72(2): 1689-1700.
- [6] 武柏安, 龙海洋, 李耀刚, 等. 基于遗传算法的磁流变半主动悬架最优控制[J]. 机床与液压, 2021, 49(9): 109-114.
WU Baian, LONG Haiyang, LI Yaogang, et al. Optimal control of MR semi-active suspension based on genetic algorithm[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(9): 109-114. (in Chinese)
- [7] 张亮修, 王宇, 吴光强, 等. 汽车阻尼可调半主动悬架混杂模型预测控制[J]. 西安交通大学学报, 2017, 51(11): 156-164.
ZHANG Liangxiu, WANG Yu, WU Guangqiang, et al. Hybrid model predictive control of semi-active suspension with variable damping shock absorber[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(11): 156-164. (in Chinese)
- [8] JI G, LI S, FENG G, et al. Enhanced variable universe fuzzy control of vehicle active suspension based on adaptive contracting-expanding factors[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2023: 1-15.
- [9] 申爱民, 贺严松. 用于车辆非线性液压悬架的径向基函数神经网络控制优化与仿真[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(2): 148-152.
SHEN Aimin, HE Yansong. Optimization and simulation of RBF neural network control for vehicle nonlinear hydraulic suspension[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2020, 18(2): 148-152. (in Chinese)
- [10] QIN Y, WEI C, TANG X, et al. A novel nonlinear road profile classification approach for controllable suspension system: simulation and experimental validation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 125: 79-98.
- [11] 薛俊俊, 陈双. 基于深度学习的路面不平度等级识别研究[J]. 机电工程技术, 2021, 50(11): 66-69.
XUE Junjun, CHEN Shuang. Research on road roughness level recognition based on deep learning[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2021, 50(11): 66-69. (in Chinese)
- [12] CHOI S B, LEE S K, PARK Y P. A hysteresis model for the field-dependent damping force of a magnetorheological damper[J]. Journal of sound and vibration, 2001, 2(245): 375-383.
- [13] 李仲兴, 程淇谦, 李忠远. 基于MPC的轮毂电机驱动电动汽车垂向振动研究[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(3): 600-607.
LI Zhongxing, CHENG Qiqian, LI Zhongyuan. Vertical vibration of hub motor driving electric vehicle based on MPC[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(3): 600-607. (in Chinese)
- [14] ROJAS A E R, NIEDERKOFER H, WILLBERGER J. Comfort and safety enhancement of passenger vehicles with in-wheel motors[R]. [S. l.]: SAE Technical paper, 2010.
- [15] ISO. ISO 8608: Mechanical vibration-road surface profiles-reporting of measured data[S]. Geneva: International Organization for Standardization, 2016.
- [16] ZHANG B Q, LI Z J, ZHAO H H, et al. Adaptive MPC control for in-wheel-motor-drive electric vehicles with semi-active suspension based on binocular vision road identification[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2025, 11(5): 12136-12148.
- [17] WANG Z, XU S, LI F, et al. Integrated model predictive control and adaptive unscented Kalman filter for semi-active suspension system based on road classification [C]//WCX SAE World Congress Experience. Detroit, MI, United States: SAE International, 2020: 2020-01-0999.
- [18] DING R, WANG R, MENG X, et al. Research on time-delay-dependent H_∞/H_2 optimal control of magnetorheological semi-active suspension with response delay[J]. Journal of Vibration and Control, 2023, 29(5/6): 1447-1458.



第一作者简介:刘伟,男,1995年10月生,博士生。主要研究方向为车辆振动测试与控制。曾发表《On-line estimation of road profile in semi-active suspension based on unsprung mass acceleration》(《Mechanical Systems and Signal Processing》2020, Vol.135)等论文。
E-mail: ujsliuwei@163.com

通信作者简介:汪若尘,男,1977年12月生,博士、教授。主要研究方向为车辆动态性能模拟与控制、汽车尾气温差发电系统研究和智能车辆系统等。
E-mail: wrc@ujs.edu.cn