

基于系统响应的履带车辆路面识别方法

王鑫, 顾亮, 李晓雷, 董明明
(北京理工大学机械与车辆学院, 北京 100081)

摘 要: 为提高履带车辆对不同路面适应能力, 基于多体动力学仿真平台建立履带车辆及多种路面动力学仿真模型. 通过履带车与路面模型的行驶仿真, 采集车体质心动力学响应时域信号, 并应用小波变换分解该信号. 采用距离评估技术提取上述分解信号的敏感特征向量, 利用 BP 神经网络基于上述敏感特征向量提出路面识别方法. 搭建小型履带模型车测试系统, 使模型车行驶于实际路面并进行现场测试, 采集测试过程中履带模型车车体质心、负重轮及履带板动力学响应时域信号, 对提出的路面识别方法进行验证. 结果表明, 该路面识别方法识别精度达到 99%, 该方法对路面类型具有高度识别能力.

关 键 词: 履带车辆; BP 神经网络; 小波变换; 路面识别; 试验验证

中图分类号: U 463.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2019)07-0968-06

Road Identification Method for Tracked Vehicles Based on System Response

WANG Xin, GU Liang, LI Xiao-lei, DONG Ming-ming
(School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China. Corresponding author: DONG Ming-ming, E-mail: vdmm@bit.edu.cn)

Abstract: In order to improve tracked vehicles' adaptability to different types of road surfaces, a dynamic simulation model of tracked vehicles and various types of road was established based on the multi-body simulation platform. The time-domain dynamic response signals of vehicle centroid were collected through the driving simulation of tracked vehicles and road models, and the signals were decomposed by wavelet transformation. Distance evaluation technique was used to extract sensitive feature vectors. A road identification method based on the above sensitive feature vectors was proposed by using BP neural network. In order to verify the validity of the method, a test system based on small tracked vehicle models was built. The vehicle model drove on the actual road to collect the time-domain dynamic response signals of tracked vehicles' body centroid, load wheels and track-terrain interaction. The results showed that the identification precision of the method is 99%. This method has a high identification ability for road types.

Key words: tracked vehicle; BP neural network; wavelet transformation; road identification; experimental verification

常规轮式车辆主要应用于城市、公路等标准路面环境, 而履带车辆主要应用于军事、农业、工程机械及其他特殊应用环境. 相对轮式车辆而言, 履带车辆行进路面具有起伏大、复杂度高及不确定性高等特点, 对履带车辆动力学特性造成严重影响.

传统路面测量采用水准仪或专门的路面计来得到路面纵断面的不平度值^[1], 为提高路面识别精度, 基于轮式车辆半主动悬架系统, Qin 等^[2-3]提出基于悬架系统动力学反馈的概率神经网络(PNN)以及深度学习神经网络(DNNs)路面分类技术. Wang 等^[4]基于多种国际标准路面, 考虑系统过程噪声和测量噪声, 针对轮式车辆利用车体垂向加速度信号提出了路面状况识别技术及悬架

系统状态估计的自适应卡尔曼滤波技术 (AKF). Tudón-Martínez 等^[5]提出基于 Q 参数化方法,应用常规传感器观测路面不平粗糙度及其频率的主动观测方法,应用傅里叶分析技术分析路面粗糙度同时完成路面分类. Nguyen 等^[6]结合随机森林算法及增强算法等机器学习算法,应用数字图像分析技术,基于路面几何形状及路面纹理信号提出路面故障检测及分类方法.

针对履带车辆车体-履带-地面耦合作用,在数学及动力学建模方面,孟磊等^[7]基于 LMS Virtual. Lab Motion 多体动力学仿真软件,建立了车辆、履带、试验台架动力学模型,分析了履带对车体振动的影响. 王军等^[8]基于 ADAMS 软件构建具有特殊行驶系的履带车辆整车的虚拟样机模型,研究了车辆在不同路面、车速和使用条件下的动力学性能及对驾乘人员的影响,建立了包括整车、路面、驾驶员模型的驾驶员-履带车辆-路面系统的虚拟样机,仿真了驾驶员对车辆的操控行为. 刘辉等^[9]计算且分析了路面不平度对履带车辆传动系统扭转随机激励的影响,建立数学及动力学模型,探讨了路面不平度、车速和预张紧力对履带车辆传动系统扭转随机激励产生的影响.

上述研究结果表明,由于履带车辆造价高昂且尺寸较大,占用大面积测试场地,测试环境及测试要求较高. 相比较于轮式车辆路面识别技术的研究,研究人员多在履带车辆动力学特性及车辆-路面耦合作用方面进行了研究,在路面识别归类等方面进行的研究工作较少. 由于履带车辆复杂的车体结构及特殊的应用环境,进行路面几何特征识别分类的研究可作为车辆行进路面规划、车体参数调整等动作的依据,对进一步提高特殊应用环境下车辆操控稳定性及成员舒适性具有重大意义. BP 神经网络因其学习分类能力突出,近年来广泛应用于图像识别、模式识别等领域^[10],具有强大的容错性和鲁棒性.

本文基于 LMS Virtual. Lab Motion 多体动力学仿真软件建立以行动系统为主的车辆-履带-路面多体动力学仿真模型及多种路面仿真模型,进行车辆行驶动力学仿真,采集车体质心垂向动力学时域信号,进行数据处理进而提出路面识别方法. 搭建小型履带模型车测试系统,行驶于实际路面,现场测试并采集动力学信号,对提出的路面识别方法进行验证.

1 识别方法描述

图 1 为履带车辆路面识别流程图,如图所示,基于系统响应的履带车辆路面识别方法的提出与验证分为两个步骤:①基于 1:1 履带车辆及其行驶路面仿真模型提出履带车辆路面识别分类方法;②搭建小型履带模型车测试系统使模型车行驶于实际路面,增加采样信号类别,现场测试,应用并改进步骤①中提出的路面识别方法识别路面,同时对该方法验证.

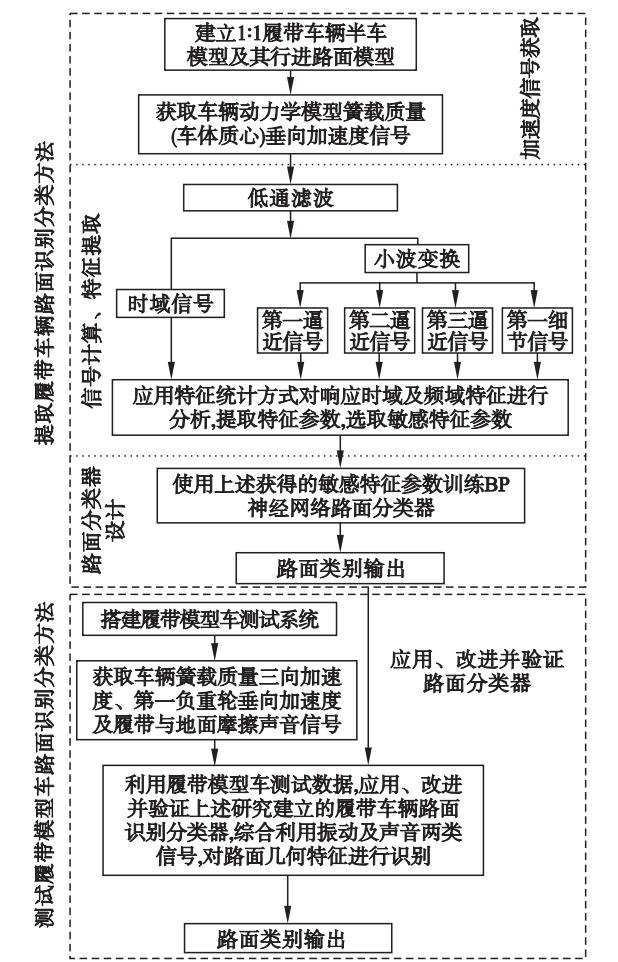


图 1 履带车辆路面识别流程图
Fig. 1 Road surface identification flow chart for tracked vehicles

2 履带车辆动力学模型及模型车测试系统

针对某型号履带车辆,基于 LMS Virtual. Lab Motion 多体动力学仿真软件,忽略车辆侧倾及平移运动,按照车辆实际尺寸 1:1 建立履带车辆半车及其行驶路面仿真模型. 其中履带车辆模型包括车体、悬挂系统以及行动系统,悬挂系统由

扭杆、平衡肘及减震器构成,行动系统由负重轮、主动轮、诱导轮及履带构成,履带板节距 $t_T = 137\text{ mm}$,如图 2a 所示. 采集戈壁路、铺面路、起伏

路及砂石路 4 种路面信息,基于 CATIA 软件生成路面不平度信息,导入 LMS Virtual. Lab Motion 软件生成加厚曲面,如图 2b 所示.

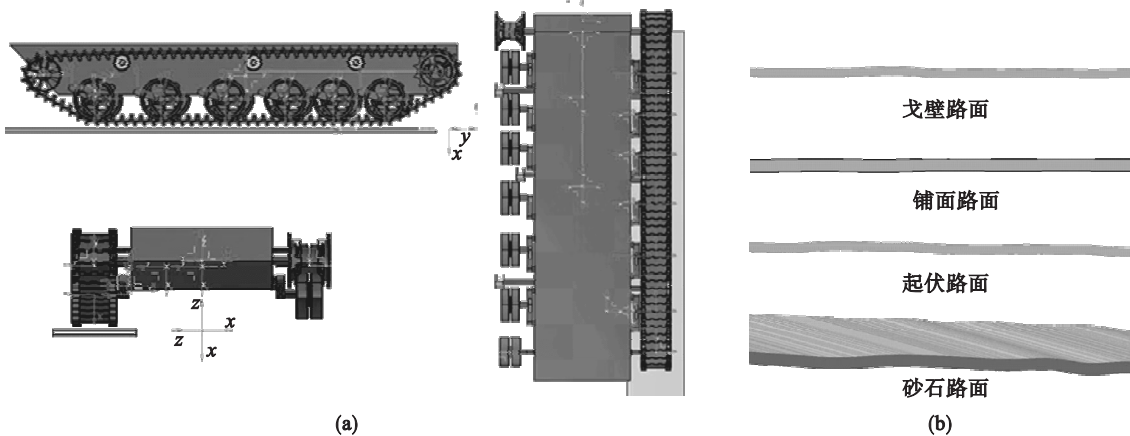


图 2 多体动力学仿真模型
Fig. 2 Multi-body dynamic simulation model
(a)—履带车辆; (b)—路面.

车辆-履带-地面耦合模型以速度 18.4 m/s 匀速直线行驶,采集车体质心垂向加速度信号.

按照车辆实际尺寸 4:1 搭建履带模型车测试系统,如图 3a 所示,履带车辆模型采用橡胶履带,全车自重 75 kg ,外形尺寸为 $1.3\text{ m} \times 0.75\text{ m} \times 0.38\text{ m}$,由于试验条件限制,模型车最高车速 2 m/s ,测试路面为草地、铺砖以及凹凸路面,如图 3b 所示. 履带车辆测试系统配置 2 个单向加速度

传感器,分别布置于车辆左右第一负重轮轮轴横向外延伸处,用于采集左右第一负重轮垂向加速度信号;配置 2 个声压传感器,分别布置于车辆左右负重轮外侧位置,垂向向下采集车辆行进过程中履带与路面摩擦声压信号;配置 1 个三向加速度传感器,布置于车身上方,采集车体质心 x, y, z 三向加速度信号.

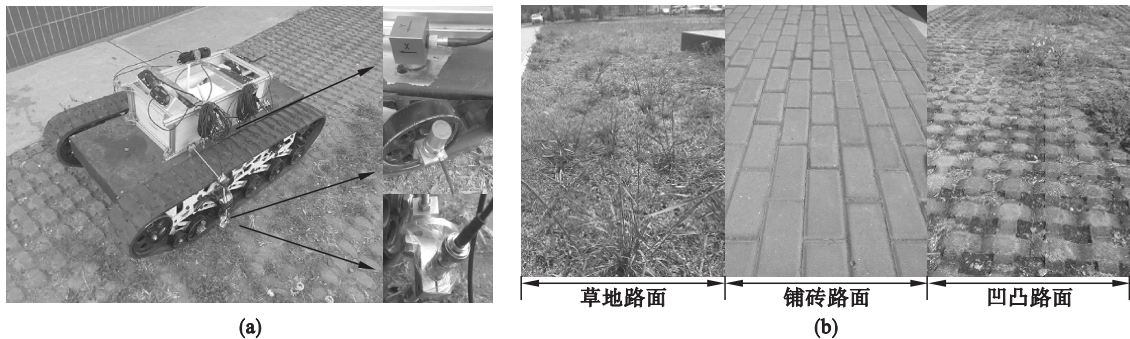


图 3 小型履带模型车测试系统
Fig. 3 Test system for small tracked vehicle model
(a)—履带模型车; (b)—测试路面.

3 基于 BP 神经网络的履带车辆路面识别算法

3.1 数据处理及特征提取

基于 LMS Virtual. Lab Motion 多体动力学仿真软件建立履带车辆半车模型,行驶于戈壁路、铺面路、起伏路及砂石路等 4 种路面模型. 采集车体质心垂向加速度时域信号,基于搭建的履带模型车测试系统,使小型履带模型车行驶于测试路

面,包括草地路、凹凸路及铺砖路等路面,采集得到各传感器信号,包括左右两侧负重轮垂向加速度信号,左右两侧履带板与地面摩擦声压信号,车身 x, y, z 三向加速度信号.

将上述时域信号进行低通滤波处理和三层小波分解,获得第一逼近、第二逼近、第三逼近以及第一细节信号. 应用数学统计手段,计算上述时域及频域信号特征值的有量纲量及无量纲量,有量纲量包括均值、均方根值、有效值、方差、极大值、极小值以及峰值等,无量纲量包括偏斜度、波形指

标、脉冲指标以及裕度等,如表 1 所示.

表 1 统计特征参数 Table 1 Statistics feature parameters			
符号	参数	表达式	符号 参数 表达式
F_1	均值	$\frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$	F_7 峭度 $\frac{\sum_{n=1}^N (x(n)-F_1)^4}{(N-1)F_2^4}$
F_2	方差	$\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n)-F_1)^2}{N-1}}$	F_8 峰值指标 $\frac{F_5}{F_4}$
F_3	方根幅值	$\left(\frac{\sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) }}{N}\right)^2$	F_9 裕度指标 $\frac{F_5}{F_3}$
F_4	均方根值	$\sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$	F_{10} 波形指标 $\frac{F_4}{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^N x(n) }$
F_5	峰值	$\max x(n) $	F_{11} 脉冲指标 $\frac{F_5}{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^N x(n) }$
F_6	偏斜度	$\frac{\sum_{n=1}^N (x(n)-F_1)^3}{(N-1)F_2^3}$	

为简化运算,避免算法出现维数灾难,采用距离评估技术选取与路面类型最相关的敏感特征参数.

车辆于 C 类路面行驶,采集得到具有 J 个特征的特征集:

$$\{q_{m,j,c}, m=1,2,\cdots,M; j=1,2,\cdots,J; c=1,2,\cdots,C\} . \tag{1}$$

式中: $q_{m,j,c}$ 表示第 c 类路面,第 j 个特征的第 m 个信号样本; M, J 分别表示总样本数和总特征数.

同类路面同特征样本平均距离 $d_{j,c}$ 表达式为

$$d_{j,c} = \frac{2 \sum_{k,l=1}^M |q_{k,j,c} - q_{l,j,c}|}{M(M-1)}, k \neq l . \tag{2}$$

所有 C 类路面特征的总体平均距离 $d_{j,c}^{(t)}$ 为

$$d_{j,c}^{(t)} = \frac{\sum_{c=1}^C d_{j,c}}{C} . \tag{3}$$

样本方差因素 $v_j^{(d)}$ 为

$$v_j^{(d)} = \frac{\max(d_{j,c})}{\min(d_{j,c})} . \tag{4}$$

同类路面内样本平均值 $u_{j,c}$ 为

$$u_{j,c} = \frac{\sum_{m=1}^M q_{m,j,c}}{M} . \tag{5}$$

不同种类路面之间特征平均值 $a_j^{(c)}$ 为

$$a_j^{(c)} = \frac{2 \sum_{p,q=1}^C |q_{j,p} - q_{j,q}|}{C(C-1)}, p \neq q . \tag{6}$$

路面类型方差因素 $v_j^{(u)}$ 为

$$v_j^{(u)} = \frac{\max(|u_{j,p} - u_{j,q}|)}{\min(|u_{j,p} - u_{j,q}|)} . \tag{7}$$

整体方差因素 λ_j 为

$$\lambda_j = \frac{1}{\frac{v_j^{(d)}}{\max(v_j^{(d)})} + \frac{v_j^{(u)}}{\max(v_j^{(u)})}} . \tag{8}$$

平均距离因素 α_j 为

$$\alpha_j = \lambda_j \frac{a_j^{(c)}}{d_{j,c}^{(t)}} . \tag{9}$$

距离评估参数 $\bar{\alpha}_j$ 为

$$\bar{\alpha}_j = \frac{\alpha_j}{\max(\alpha_j)} . \tag{10}$$

图 4 为针对不同类型路面得到的敏感特征参数选取结果,提取的敏感特征参数为方差(信号 2)、偏斜度(信号 6)以及峭度(信号 7). 由图可见,针对不同类型路面得到的敏感特征参数(信号 2,6,7)对履带车辆在不同路面行驶过程中采集到的车辆动力学响应激励存在显著差异.

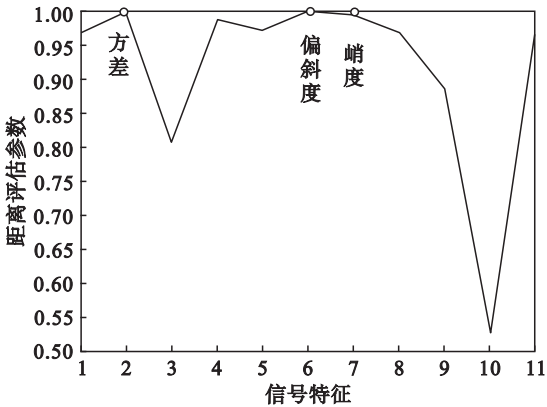


图 4 不同类型路面敏感特征参数选取结果
Fig. 4 Selection results of sensitive characteristics parameter of different types of road surfaces

3.2 识别算法

基于履带车辆动力学仿真模型行驶于不同路面时提取的敏感特征参数(方差、偏斜度及峭度),应用 BP 神经网络提出针对路面类型的识别算法. BP 神经网络设置隐含层网格节点 30 个,输出层网格节点 4 个,设置目标误差 0.001,学习率 0.001,最大迭代次数 500,实际执行迭代 209 次.

BP 神经网络采用线性传递函数(linear transfer function),如式(11),以及对数 S 形转移函数(logarithmic sigmoid transfer function),如式(12)作为激活函数.

$$f(x) = x , \tag{11}$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} (0 < f(x) < 1) . \tag{12}$$

采用梯度下降自适应学习函数 (traingdx) 对 BP 神经网络进行训练.

基于搭建的履带模型车测试系统,增加采集信号类型及数量,改进并对神经网络路面识别算法进行训练,验证该算法的有效性. BP 神经网络设置隐含层网格节点 168 个,输出层网格节点 3 个,设置目标误差 0.001,学习率 0.001,最大迭代次数 500,实际执行迭代 167 次.

4 应用、改进及验证路面类型识别方法

4.1 应用及识别精度

为验证上述基于 BP 神经网络路面类型识别方法的有效性,履带车辆动力学仿真模型以实际车速 18.4 m/s (66.24 km/h) 在各随机类型路面分别匀速直线行驶 35 s,待行驶状况稳定后,提取履带车辆动力学模型匀速行驶 8.86 s 时的车体质心垂向加速度时域信号,如图 5 所示,路面模型依次为戈壁、铺面、起伏以及砂石路面.

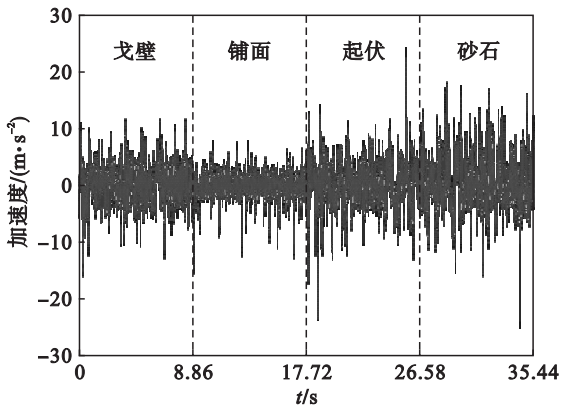


图 5 履带车辆动力学模型路面激励时域信号
Fig. 5 Road excitation time domain signals of the tracked vehicle dynamic model

对图 5 加速度时域信号进行敏感参数选取,将选取后的敏感特征参数输入路面识别方法,对路面类型进行识别. 图 6 为针对履带车辆动力学模型得到的路面类型识别结果,识别结果为 y , $y=1,2,3,4$ 分别代表戈壁、铺面、起伏及砂石路面.

基于图 6 的结果计算路面识别方法精度:对于路面识别方法,输出路面类型 y 、输入路面类型 y^* 及其集合 A ,如果 y 不属于集合 A ,则认为识别错误.

$$A=\{y|y^*-0.5\leq y\leq y^*+0.5,y^*=1,2,3,4\} . \quad (13)$$

路面类型识别精度为

$$p=\frac{y-y^*}{y^*} . \quad (14)$$

由式 (14) 计算得到针对履带车辆动力学模型的路面类型识别精度为 80% .

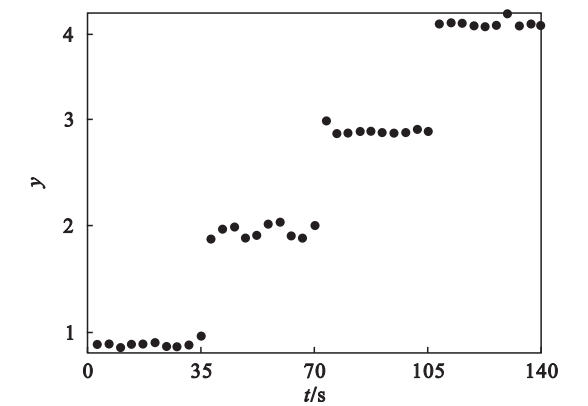


图 6 履带车辆动力学模型路面类型识别结果
Fig. 6 Road type identification results of the tracked vehicle dynamic model

4.2 改进及验证

由于小型履带模型车最高速度限制,履带模型车分别以 2,0.8 以及 0.4 m/s 速度于各路面 (凹凸路面、铺砖路面以及草地路面) 分别行驶 20 s,获得行驶于测试路面的履带模型车车体质心 x,y,z 三向加速度、负重轮垂向加速度、履带地面摩擦声压等时域信号,经数据处理及敏感特征提取后,输入路面识别方法,改进路面识别算法并增加输入参数类别,对路面类型进行识别.

图 7 为针对履带模型车测试系统得到的路面类型识别结果.

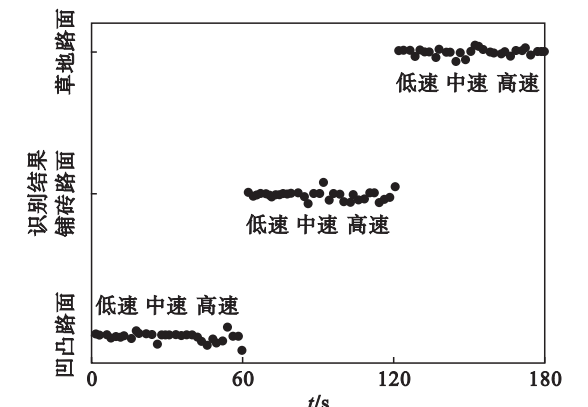


图 7 履带模型车测试系统路面类型识别结果
Fig. 7 Road type identification results of the test system of tracked vehicle model

由图 7 可见,改进的路面类型识别方法更加精确地对各种路面类型进行了识别. 该识别方法识别率达到 99% ,相比未改进的路面识别方法有效提高了路面类型识别率.

5 结 论

- 1) 针对某型号履带车辆,基于 LMS Virtual. Lab Motion 多体动力学仿真软件,建立履带车辆仿真模型,采集实际路面信息,生成路面仿真模型,基于该车辆-履带-地面耦合模型,采集车体质心垂向加速度信号.
- 2) 针对履带车辆路面行进过程中获取的时域信号,应用小波变换分解信号,提取信号敏感特征向量.
- 3) 基于提取的敏感特征向量,应用 BP 神经网络设计路面识别方法,训练、测试该方法,实现对模型路面类型的有效识别,该方法识别率达到 80% .
- 4) 针对上述基于履带车辆仿真模型建立的 BP 神经网络路面识别算法,搭建履带模型车测试系统,行驶于测试路面,增加采集信号类型和数量,改进并验证了上述识别算法,实现对测试路面类型的有效识别,识别率达到 99% ,相比未改进的路面识别方法有效提高了路面类型识别率.

参考文献:

[1] 余志生. 汽车理论 [M]. 5 版. 北京: 机械工业出版社,2009.
(Yu Zhi-sheng. Automobile theory [M]. 5th ed. Beijing: China Machine Press,2009.)

[2] Qin Y C, Xiang C L, Wang Z F, et al. Road excitation classification for semi-active suspension system based on system response[J]. *Journal of Vibration & Control*,2018,24 (13):2732 - 2748.

[3] Qin Y C, Langari R, Wang Z F, et al. Road excitation

classification for semi-active suspension system with deep neural networks[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2017,33(3):1907 - 1918.

[4] Wang Z F, Dong M, Qin Y, et al. Suspension system state estimation using adaptive Kalman filtering based on road classification[J]. *Vehicle System Dynamics*, 2017,55 (3): 371 - 398.

[5] Tudón-Martínez J C, Fergani S, Sename O, et al. Adaptive road profile estimation in semiactive car suspensions [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*,2015,23 (6):2293 - 2305.

[6] Nguyen T H, Nguyen T L, Sidorov D N, et al. Machine learning algorithms application to road defects classification [J]. *Intelligent Decision Technologies*,2018(11): 59 - 66.

[7] 孟磊,李晓雷,邱实,等. 履带对履带车辆车体振动影响的分析[J]. 车辆与动力技术,2015(4):1 - 5.
(Meng Lei, Li Xiao-lei, Qiu Shi, et al. Analysis of the influence of caterpillar tracks on the vibration of tracked vehicle body [J]. *Vehicle and Power Technology*,2015(4): 1 - 5.)

[8] 王军,魏来生,兰小平. 驾驶员-履带车辆-路面系统的建模与仿真[J]. 计算机集成制造系统,2003,9 (sup1): 108 - 111.
(Wang Jun, Wei Lai-sheng, Lan Xiao-ping. The modeling and simulation of driver/ATV/road system [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2003, 9 (sup1): 108 - 111.)

[9] 刘辉,符升平,项昌乐. 不平整路面履带车辆动力传动系统扭转随机激励研究[J]. 农业机械学报,2010,41 (12): 1 - 6.
(Liu Hui, Fu Sheng-ping, Xiang Chang-le. Torsional random excitation of tracked vehicle powertrain system caused by road roughness[J]. *Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery*,2010,41(12):1 - 6.)

[10] 胡方明,简琴,张秀君. 基于 BP 神经网络的车型分类器 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版),2005,32(3): 439 - 442.
(Hu Fang-ming, Jian Qin, Zhang Xiu-jun. The classifier of car types using BP neural networks [J]. *Journal of Xidian University (Natural Science Edition)*, 2005, 32 (3): 439 - 442.)