

磁流变弹性体减震器测试与力学建模*

刘 强^{1,2}, 徐 凯¹, 占晓明², 郑 涛²

(1. 中国海洋大学工程学院 青岛, 266100) (2. 浙江华东测绘与工程安全技术有限公司 杭州, 310014)

摘要 磁流变弹性体(magnetorheological elastomers, 简称 MRE)的力学性能呈现复杂的非线性特性, 建立 MRE 减震器的力学模型以表征其动力学特性是进行智能振动控制应用的关键。针对有参模型参数识别困难、无参模型易陷入局部最优等问题, 根据 MRE 减震器的力学特性试验结果, 建立思维进化算法(mind evolution algorithm, 简称 MEA)优化的 BP 神经网络模型来描述 MRE 减震器的力学特性, 并对比了参数化建模与非参数化建模的差异性。研究表明: 线性 K-C 模型仅能描述 MRE 减震器的线性力学特性; Bouc-Wen 模型能较为准确地表征其中心对称非线性力学特性; MEA-BP 神经网络能准确预测 MRE 减震器的非线性力学特性。研究成果为 MRE 减震器的设计及应用提供了参考。

关键词 磁流变弹性体减震器; 思维进化算法; BP 神经网络; 力学建模

中图分类号 TB535.1

引 言

磁流变弹性体减震器是一类智能半主动减振装置, 其刚度和阻尼可以随着施加的磁场大小和方向变化。MRE 可在磁场或非磁场的条件下进行固化, 形成各向同性或各向异性的类橡胶聚合物, 通过改变 MRE 周围的磁场强度, 可以使内部铁磁颗粒获得运动的偶极矩, 实现刚度的可调性。MRE 响应迅速、能耗低, 避免了传统磁流变液颗粒沉积、密封问题等缺陷, 成为车辆悬架、民用建筑、精密仪器和其他振动控制应用中的首选材料^[1-2]。

为了实现 MRE 的振动控制应用, 建立能准确表征 MRE 的力学模型十分必要。MRE 具有典型的非线性力学特性, 其力-位移曲线呈现出典型的滞回特性, 这给 MRE 力学性能表征带来了困难。目前, 对于 MRE 宏观力学特性建模主要分为 2 类: 参数化建模与非参数化建模^[3]。

参数化建模是将弹簧、阻尼等物理元件串联或并联在一起来实现对 MRE 宏观力学行为的描述, 常见有的 Bingham 模型^[4-5]、Sigmoid 模型^[6]和 Bouc-Wen 模型^[7]等。彭虎等^[6]提出了一种改进的双 Sigmoid 模型, 有效表征了磁流变减振器的力-位移关系。卢晶晶等^[7]通过建立 MRE 的 Bouc-Wen 模型来表示磁流变弹性体的刚度软化现象。这些模型虽然能较为准确地预测 MRE 材料的非线性滞回特性,

但其拟合参数较多, 多种工况下的拟合参数通常并不连续, 限制了其在实际工程中的应用。非参数化建模是基于人工神经网络、模糊及遗传等智能算法, 通过大量试验样本的训练来实现对于 MRE 力学行为的描述^[8]。陈昭晖等^[9]建立了非线性回归神经网络模型来描述磁流变阻尼器的泛化能力。潘公宇等^[10]提出了参数化与非参数化结合的模型来描述磁流变液阻尼器的非线性力学行为, 其建模方法便于实际控制, 减少计算量。但这些关于磁流变材料的非线性模型主要集中在磁流变阻尼器中, 尚缺乏对于 MRE 器件力学性能表征。Fu 等^[11]提出了非线性自回归神经网络来表征 MRE 的非线性力学特性, 其模型预测精度高, 具有较强的鲁棒性, 但其训练时间长, 结构复杂, 不便于实际工程应用。李得民等^[12]通过遗传算法对 BP 神经网络进行优化, 准确预测了磁流变弹性体减震器在压缩测试下的非线性力学特性, 但遗传算法的交叉与变异过程具有双重性, 既可能产生良性基因也可能破坏原来的基因。Vatandoost 等^[13]介绍了神经网络模型在 MRE 中的应用, 预测了 MRE 在不同振动幅值、频率及磁场强度下的拉压力学行为, 阐明了无参模型在 MRE 中应用的工程前景。

笔者基于 MRE 减震器的力学特性试验, 建立 MEA-BP 神经网络模型来描述 MRE 减震器的非线性力学特性。同时, 为了凸显 MRE 减震器有参建

* 国家自然科学基金资助项目(51709248); 船舶动力工程技术交通运输行业重点实验室开放基金资助项目(KLMPET2018-06)
收稿日期: 2021-07-13; 修回日期: 2021-10-19

模与无参建模的差异性,运用典型的线性K-C模型、Bouc-Wen模型与MEA-BP神经网络模型来进行对比,比较了参数化建模和非参数化建模的预测精度,分析了各模型的表征特征。

1 MRE减震器设计及试验

1.1 MRE减震器结构设计

精密制造仪器和精密测量平台在使用时常常受到高频率微幅振动的影响,为了对高频仪器设备进行微幅振动控制,笔者设计并制备了MRE压剪混合型减震器^[14-16]。MRE减震器能够承受纵向及横向2类载荷,其结构如图1所示。该减震器采用横向水平放置与纵向倾斜30°放置的MRE材料薄片制成,上端采用刚性盖板,下端为刚性底座,上部MRE处于剪切-压缩混合工作模式,下部MRE处于纯压缩工作模式。MRE减震器设计参数如表1所示。

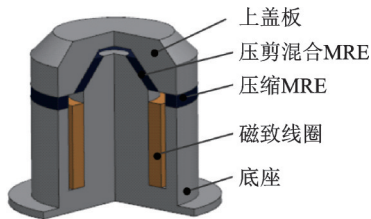


图1 MRE减震器结构图

Fig.1 Structure diagram of MRE shock absorber

表1 MRE减震器设计参数

Tab.1 Design parameters of MRE shock absorber

设计参数	数值
固有频率范围/Hz	290~340
纵向振动幅度/mm	0~0.5
承受重量/kg	0~35
减震器高度/mm	200
MRE材料厚度/mm	4
(内径/外径)尺寸/mm	90/110
磁致线圈匝数	572

线圈匝数选用计算标准为

$$N = \varnothing R / I \quad (1)$$

其中: I 为通电电流; \varnothing 为磁通; R 为磁阻。

具体描述为

$$\varnothing = B_0 S \quad (2)$$

$$R = L / Su_0 u_r \quad (3)$$

其中: B_0 为磁场强度; S 为磁路的横截面积; u_r 为材料的相对磁导率; u_0 为空气的磁导率。

1.2 MRE减震器试验方案

为了全面了解MRE减震器的力学特性,试验

综合测试了多种工况下MRE减震器的力-位移滞回响应。采用MTS831.50振动测试台进行试验,测试频率的有效范围为0.01~1 000 Hz;在力学测试与模拟(mechanical testing & simulation,简称MTS)系统中安装非接触式激光位移传感器与MTS 661力传感器,其有效分辨率分别为 ± 0.001 mm和 ± 0.001 kN,可以满足试验中MRE减震器的位移与受力的测量精度。

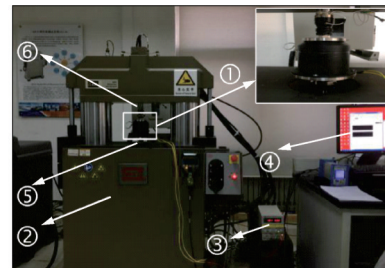
在本设计中,选择直径为1 mm的漆包线电磁线圈,其允许的最大电流为3 A,出于安全性考虑,本设计设定允许通过电磁线圈的电流变化范围为0~2 A。考虑到MRE减震器在较小的应变幅度下具有更大的MR效应^[17],同时避免减震器在试验中超过拉压极限位移,试验振动幅值范围为0~0.3 mm。试验采用正弦激励的方式,为了防止激励频率过高对振动测试装置造成损坏,选用的测试频率为2~15 Hz。试验测试前先对减震器夹具进行紧固处理,将减震器放置在夹具中心并用MTS振动测试台施加压力预紧。测试中根据单一变量原则对设定的工况进行测试,例如在探究电流对减震器力学特性影响规律时保证除电流以外的其他参数均一致。本研究选用的部分动力性能测试试验工况如表2所示。测试数据通过传感器传输到数据采集仪中,每种工况试验数据循环3次。为了保证试验数据的准确性,选用后2次循环数据作为有效试验数据。

表2 动力性能测试试验工况

Tab.2 Experimental program of dynamic testing

试验工况	位移/mm	电流/A	f /Hz
1	0.05	0.00	2.00
2	0.10	0.50	10.00
3	0.15	1.00	15.00

针对设定的试验工况,进行了磁流变弹性体减震器力-位移曲线测量。MTS振动测试台如图2所示,MRE减震器滞回曲线如图3所示。



①-MRE减震器; ②-MTS振动测试台; ③-直流电源; ④-计算机; ⑤-力传感器; ⑥-位移传感器

图2 MTS振动测试台

Fig.2 MTS vibration test bench

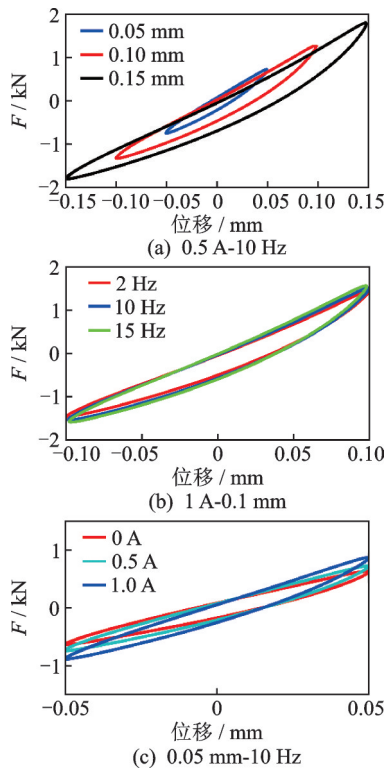


图3 MRE减震器滞回曲线

Fig.3 Hysteretic curve of MRE shock absorber

1.3 试验结果分析

由图3(a)可以看出,MRE的刚度与振幅呈现负向相关性,即随着位移幅值的增加而出现刚度退化,这与MRE的佩恩效应相一致,这种现象通常发生在黏弹性材料中^[5],是一种可逆行为,并且在剪切和压缩模式下都可以观察到。

图3(b)显示了MRE在压剪混合模式下刚度与频率的相关性,在电流与振动幅值相同的条件下,MRE减震器的刚度随着激励频率的增加略有增强,但频率对刚度增强很小,仅有5%左右。

由图3(c)可以看出,磁滞回线的斜率与电流之间具有类线性关系,这表明电流与MRE减震器的刚度是一种类线性递增的关系。通过对试验数据进一步分析可知,MRE减震器在0 A下的刚度为 1.27×10^7 N/m,在1 A下的刚度为 1.74×10^7 N/m,刚度增加了37%。通过对试验曲线面积变化情况分析可知,MRE减震器在0 A下的阻尼为 1.96×10^{-2} N·m,在1 A下的阻尼为 2.37×10^{-2} N·m,阻尼增加了21%。这充分说明了MRE减震器具有一定的变刚度与变阻尼特性。

2 MRE减震器非参数化力学建模

2.1 MEA-BP神经网络模型

为了表征MRE减震器的非线性力学特性,笔

者提出运用思维进化算法优化的BP神经网络对MRE减震器进行非参数化建模研究。

MEA是一种启发式随机搜索算法,其通过模拟人类思维的进化过程来进行参数的迭代优化。BP神经网络容易陷入局部最优,将其与MEA结合可以对神经网络初始阶段的权值与阈值进行优化,提高神经网络的预测精度。建模过程如下。

1) 数据输入及归一化。对MTS测试得到的数据进行预处理,采用随机法生成训练集和测试集,将训练集与测试集分别进行归一化处理,避免变量差异对模型的影响。

2) BP神经网络结构的确定。将试验工况中的位移、速度、电流及频率作为BP神经网络输入,预测力为网络输出,确定BP神经网络输入层、隐含层及输出层的节点个数分别为4,8,1。

3) 确定解码长度。依据网络拓扑结构,通过神经网络输入层、隐含层及输出层的节点个数确定解码长度 S ,解码计算公式为

$$S = S_1 S_2 + S_1 S_2 + S_2 + S_3 \quad (4)$$

其中: S_1 为网络输入层节点数; S_2 为隐含层节点数; S_3 为输出层节点数。

4) MEA参数初始化设置。设置种群大小 $P=200$,优胜子种群个数 $B=5$,临时子种群个数 $T=5$,子群体大小 $Z=P/(B+T)=20$,迭代次数 $N=10$,适应度函数 F 为

$$F = n / (Y_{sim} - Y_{exp})^2 \quad (5)$$

其中: n 为样本数量; Y_{sim} 为预测输出; Y_{exp} 为试验参照输出。

5) 迭代趋同、异化操作。对分配完成的各个子种群执行趋同操作,迭代至子种群成熟为止,判断是否存在比优胜子种群更优的临时子种群,进而执行异化操作。

6) 解码最优个体。MEA满足最终迭代次数,按照编码规则对最优个体进行解码,确定BP神经网络权值与阈值。

7) BP神经网络训练及预测。选取包含不同频率、电流及振幅下的各工况数据点对神经网络进行训练,每种工况选取200组数据进行训练,剩余100组数据进行测试,对MRE减震器的输出力进行预测,验证模型的预测准确度。

MEA-BP算法流程如图4所示。

2.2 模型结果预测

为了验证MEA-BP神经网络模型的准确性,选用激振频率为10 Hz、激励振幅为0.1 mm、电流为1.0 A的试验工况对力-位移曲线与力-速度曲线的

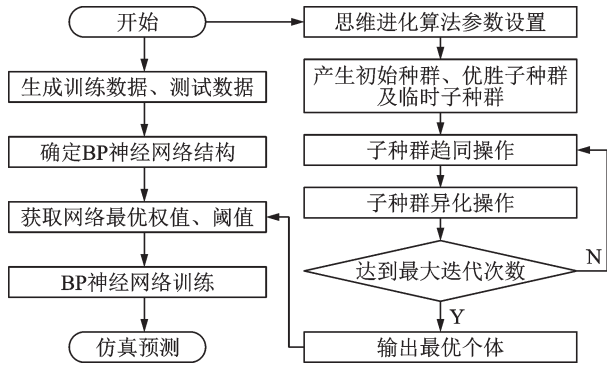


图4 MEA-BP算法流程

Fig.4 MEA-BP algorithm flow

预测精度进行验证,分别如图5,6所示。

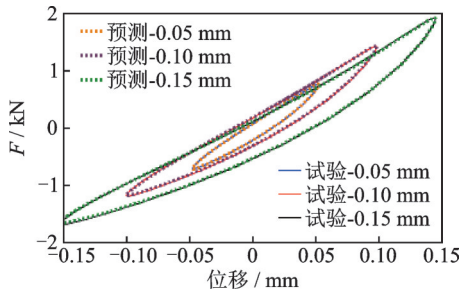


图5 MEA-BP力-位移验证

Fig.5 MEA-BP force-displacement verification

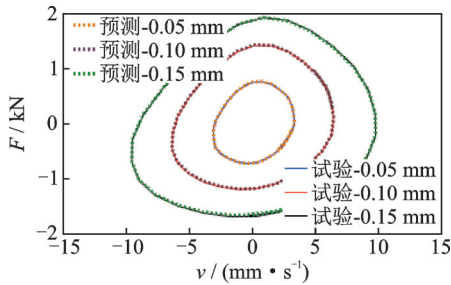


图6 MEA-BP力-速度验证

Fig.6 MEA-BP force-velocity verification

由图5,6可知,MEA-BP神经网络模型能准确描述MRE减震器月牙形力-位移滞回曲线,且对于类圆形力-速度曲线也能准确表征。为了进行误差的定量分析,通过均方误差(mean square error,简称MSE)与平方相关系数(squared correlation coefficient,简称SCC)对试验结果与预测结果进行了误差分析,其具体表达式为

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [F_p(i) - F_c(i)]^2 \quad (6)$$

$$SCC = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^n [F_p(i) \cdot F_c(i)] \right\}^2}{\left\{ \sum_{i=1}^n F_p(i)^2 \cdot \sum_{i=1}^n F_c(i)^2 \right\}} \quad (7)$$

其中: n 为样品点的个数; $F_p(i)$ 与 $F_c(i)$ 分别为第 i 个

样本数据点的预测力与实测力。

误差结果分析表明,图6中力-位移曲线的MSE值为37.57 N,SCC值为0.999 8。由此可见,本研究建立的MEA-BP神经网络模型能有效表征MRE减震器的非线性力学特性。

3 模型预测对比

3.1 对比模型描述

传统的磁流变材料常采用参数化模型来描述其力学行为,其中最为常见的有线性K-C模型、Bingham模型与Bouc-Wen模型。为了凸显MEA-BP神经网络模型较传统参数化模型在预测精度上的优势,笔者通过典型的线性K-C模型与Bouc-Wen模型来对所建立的模型进行分析与比较。

线性K-C模型常用来描述黏弹性材料的力学特性,通常采用阻尼器和弹簧器件来代表黏性元件和弹性元件,通过两种基本元件的组合,可以构建不同的黏弹性材料的力学模型,其中最简单、最具代表性的线性K-C模型如图7所示。

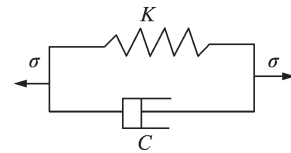


图7 线性K-C模型

Fig.7 Linear K-C model

线性K-C模型具有典型的线性黏弹特性,其刚度具有典型的一次函数特性,可由滞回曲线的力区间与位移区间的比值决定,而阻尼参量通常由滞回曲线的面积决定,即

$$k = (F_{max} - F_{min}) / (x_{max} - x_{min}) \quad (8)$$

$$c = S / 2\pi^2 f x^2 \quad (9)$$

其中: F_{max} , F_{min} , x_{max} 及 x_{min} 分别为MRE减震器滞回曲线力最大值、力最小值、位移最大值及位移最小值; f 为加载频率; S 为滞回曲线的面积。

线性K-C模型参数描述如图8所示。

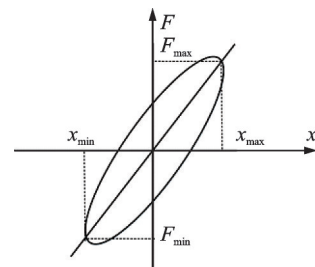


图8 线性K-C模型参数描述

Fig.8 Parameter description of linear K-C model

与线性 K-C 模型不同, Bouc-Wen 模型通过增加具有非线性刚度元件来描述 MRE 减震器力学特性,其模型如图 9 所示。

Bouc-Wen 模型除了线性刚度与阻尼元件,还引入了 Bouc-Wen 单元来表征模型的滞回特性。多参

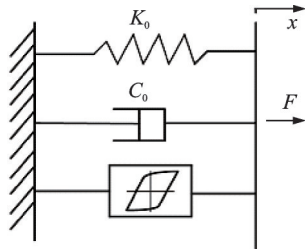


图 9 Bouc-Wen 模型

Fig.9 Bouc-Wen model

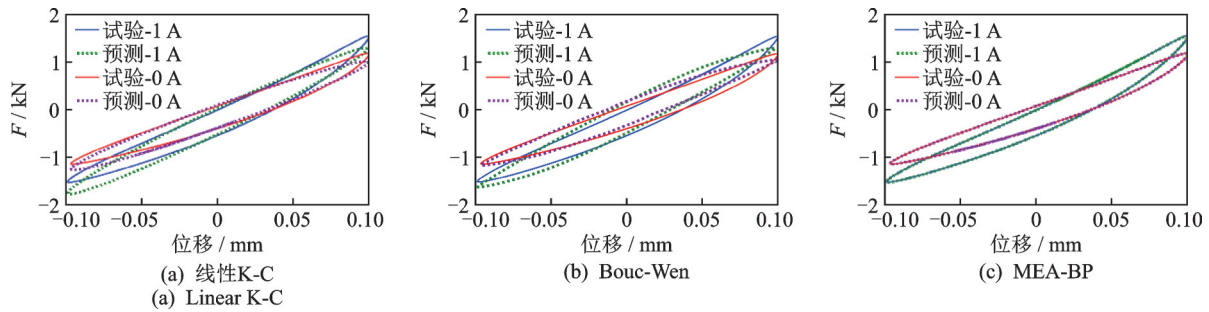


图 10 不同模型力-位移验证对比

Fig.10 Comparison of force-displacement verification for different models

由图 10 可知:线性 K-C 模型能有效表征 MRE 减震器的线性力学特性,其描述的滞回曲线形状为轴对称的类椭圆状,并非是试验测得类弯月状,对于滞回曲线拐角处的非线性行为并不能准确表征; Bouc-Wen 模型预测的滞回曲线形状为中心对称的类 S 型椭圆,与线性 K-C 模型相比,其对于滞回曲线下拐角处的非线性行为能较为有效地表征,但不能准确预测非中心对称的类月牙状滞回曲线; MEA-BP 神经网络模型可以有效表征 MRE 减震器月牙形滞回曲线,其对于非线性力学行为的描述要比线性 K-C 模型和 Bouc-Wen 模型准确。

为了量化不同模型的预测精度,分别比较了 SCC, MES 与平均偏差 (average deviation, 简称 AD) 3 种模型,模型预测精度对比如表 3 所示。从 MSE 值可以看出,在电流为 1 A 时, MEA-BP 模型

表 3 模型预测精度对比

Tab.3 Comparison of prediction accuracy of models

模型	I/A	SCC	MSE/N	AD/N
线性 K-C	0	0.985 2	59.34	34.21
	1	0.978 2	65.28	36.71
Bouc-Wen	0	0.989 8	42.14	21.15
	1	0.985 0	49.36	24.35
MEA-BP	0	0.999 8	31.26	13.24
	1	0.999 8	37.57	15.74

数的引入使得 Bouc-Wen 模型本构特性更加复杂,能有效地表征材料的双黏特性和速度滞回特性。Bouc-Wen 力学本构模型可表示为

$$F = C_0 \dot{x} + K_0 (x - x_0) a z \quad (10)$$

$$\dot{z} = -r |\dot{x}| |z|^{n-1} - \beta \dot{x} |z|^n + A \dot{x} \quad (11)$$

其中: z 为滞回中间变量; A, n, a, β 及 r 为无量纲参量; n 决定了非线性滞回环的光滑程度,通常 n 可取 1 和 2。

3.2 预测结果对比

基于实测试验数据对所建立的 3 种模型的预测精度进行对比,限于篇幅,只给出激振频率为 10 Hz、激励振幅为 0.1 mm、电流为 0 与 1 A 工况下不同模型力-位移验证对比结果,如图 10 所示。

的预测精度比 Bouc-Wen 模型提高了 27%; 而从 AD 值的对比中可以看出, MEA-BP 模型的预测精度比线性 K-C 模型提高了 57.12%, 进一步表明了 MEA-BP 模型的准确性。

4 结 论

1) 线性 K-C 模型仅能表征磁流变弹性体减震器的线性刚度行为,其滞回曲线呈现明显的轴对称状椭圆形; Bouc-Wen 模型能较为有效地描述滞回曲线的非线性刚度特性,其滞回曲线呈现中心对称状的 S 形椭圆,对于下拐角处的描述较为准确; 2 种有参模型对于磁流变弹性体减震器非中心对称的弯月形力学行为均不能准确描述。

2) 思维进化算法优化的 BP 神经网络不但能有效描述磁流变弹性体的非线性刚度行为,其对于滞回曲线弯月形拐点也能准确地描述,这种对非中心对称的力学行为描述是很多有参模型所不具备的。

3) 本研究提出的非参数化模型避免了有参模型多参数辨识困难的问题,并且只需要较少的试验数据进行训练就能有效表征磁流变弹性体减震器的非线性力学行为,为磁流变弹性体减震器的设计及应用提供了理论依据。

参 考 文 献

- [1] FU J, LI P, WANG Y, et al. Model-free fuzzy control of a magnetorheological elastomer vibration isolation system: analysis and experimental evaluation[J]. Smart Materials & Structures, 2016, 25(3):035030.
- [2] SUN S S, YANG J, DENG H X, et al. Horizontal vibration reduction of a seat suspension using negative changing stiffness magnetorheological elastomer isolators[J]. International Journal of Vehicle Design, 2015, 68(1/2/3):104.
- [3] 梅真, 高毅超, 郭子雄. 磁流变阻尼器动力性能测试与建模[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(3):553-559.
MEI Zhen, GAO Yichao, GUO Zixiong. Dynamic performance test and modeling of magnetorheological damper[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3):553-559. (in Chinese)
- [4] 祝世兴, 杨丽昆, 魏戡, 等. 基于改进Bingham模型的磁流变阻尼器力学建模及试验研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2021, 35(4):254-264.
ZHU Shixing, YANG Likun, WEI Jian, et al. Mechanical modeling and experimental study of magnetorheological damper based on improved Bingham model[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science Edition), 2021, 35(4):254-264. (in Chinese)
- [5] 马然, 朱思洪, 梁林, 等. 磁流变减振器建模与试验[J]. 机械工程学报, 2014, 50(4):135-141.
MA Ran, ZHU Sihong, LIANG Lin, et al. Modeling and experiment of magnetorheological damper[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(4):135-141. (in Chinese)
- [6] 彭虎, 张进秋, 刘义乐, 等. 基于改进双Sigmoid模型的磁流变减振器力学建模研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(15):216-222.
PENG Hu, ZHANG Jinqiu, LIU Yile, et al. Study on mechanical modeling of magnetorheological damper based on improved double Sigmoid model[J]. Vibration and Shock, 2019, 38(15):216-222. (in Chinese)
- [7] 卢晶晶, 陈曦, 周亚东, 等. 基于刚度软化试验建立磁流变弹性体的Bouc-Wen模型[J]. 机械工程材料, 2021, 45(1):100-104.
LU Jingjing, CHEN Xi, ZHOU Yadong, et al. Bouc-wen model of magnetorheological elastomers based on stiffness softening test [J]. Materials for Mechanical Engineering, 2021, 45(1):100-104. (in Chinese)
- [8] 庞辉, 刘凡, 王延. 某越野汽车磁流变半主动悬架变论域模糊控制[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(2):311-319.
PANG Hui, LIU Fan, WANG Yan. Variable universe fuzzy control for a off-road vehicle magnetorheological semi-active suspension[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2):311-319. (in Chinese)
- [9] 陈昭晖, 倪一清. 磁流变阻尼器非参数化模型泛化能力的提高[J]. 振动与冲击, 2017, 36(6):146-151.
CHEN Zhaohui, NI Yiqing. Improvement of generalization ability of nonparametric model of magnetorheological damper[J]. Vibration and Shock, 2017, 36(6):146-151. (in Chinese)
- [10] 潘公宇, 杨海, 徐腾跃, 等. 磁流变液阻尼器试验与建模研究[J]. 振动与冲击, 2015, 34(6):36-40.
PAN Gongyu, YANG Hai, XU Tengyue, et al. Experiment and modeling of magnetorheological fluid damper [J]. Vibration and Shock, 2015, 34(6):36-40. (in Chinese)
- [11] FU J, LIAO G Y, LAI J J, et al. NARX neural network modeling and robustness analysis of magnetorheological elastomer isolator[J]. Smart Materials & Structures, 2016, 25(12):125019.
- [12] 李得民, 汪太琨, 冷鼎鑫. 基于遗传算法表征MRE器件的力学特性[J]. 湘潭大学学报(自然科学版), 2020, 42(6):43-50.
LI Demin, WANG Taikun, LENG Dingxin. Characterization of mechanical properties of MRE devices based on genetic algorithm[J]. Journal of the Xiangtan University (Natural Science Edition), 2020, 42(6):43-50. (in Chinese)
- [13] VATANDOOST H, ALEHASHEM S M S, NO-ROUZI M, et al. A supervised artificial neural network-assisted modeling of magnetorheological elastomers in tension-compression mode[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2019, 55(12):1-8.
- [14] LENG D X, XU K, MA Y, et al. Modeling the behaviors of magnetorheological elastomer isolator in shear-compression mixed mode utilizing artificial neural network optimized by fuzzy algorithm (ANNOFA)[J]. Smart Materials & Structures, 2018, 27(11):115026.
- [15] LENG D X, WU T T, LIU G J, et al. Tunable isolator based on magnetorheological elastomer in coupling shear-squeeze mixed mode[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2018, 29(10):2236-2248.
- [16] FU J, ZHENG X, YU M, et al. A new magnetorheological elastomer isolator in shear - compression mixed mode [C] //IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. [S.l.]: IEEE, 2013.
- [17] JU B X, YU M, FU J, et al. A novel porous magnetorheological elastomer: preparation and evaluation [J]. Smart Materials & Structures, 2012, 21(3):035001.



第一作者简介:刘强,男,1981年10月生,正高级工程师。主要研究方向为海上风电工程结构监测与全生命周期安全评估。曾发表《基于稳定控制的主变室边墙变形分析及处理措施》(《水电与新能源》2019年第33卷第9期)等论文。
E-mail:liu_q@hdec.com

通信作者简介:徐凯,男,1994年11月生,硕士生。主要研究方向为智能材料与振动控制。
E-mail:user_xukai@126.com