

磁流变阻尼器动力性能测试与建模^{*}

梅 真^{1,2}, 高毅超^{1,2}, 郭子雄^{1,2}

(1. 华侨大学土木工程学院 厦门, 361021) (2. 福建省结构工程与防灾重点实验室 厦门, 361021)

摘要 建立磁流变阻尼器精确的力学模型是进行磁流变阻尼减振结构反应分析与设计并取得良好振动控制效果的一个重要前提。首先, 对一个最大出力为 10kN 的磁流变阻尼器进行动力性能测试; 其次, 基于试验结果分别建立该阻尼器的参数化与非参数化动力学模型, 并对所建立模型的有效性进行验证; 最后, 对两种不同建模方式的结果进行对比分析。结果表明, 建立的参数化模型——双曲正切滞回模型能够有效地描述磁流变阻尼器的动力特性; 非参数化模型——反向传播(back propagation, 简称 BP)神经网络正向、逆向力学模型具有良好的训练样本拟合度、泛化能力和抗噪性能; 在试验数据拟合度上, BP神经网络模型要好于双曲正切滞回模型, 但后者阻尼力表达式形式简单, 更易于程序化。

关键词 磁流变阻尼器; 动力性能测试; 双曲正切滞回模型; BP神经网络模型

中图分类号 TU352.1; TH113

引 言

磁流变阻尼器是基于磁流变液的磁流变效应制成的一种半主动减振装置。它具有结构简单、动态范围宽、响应速度快、阻尼力大且连续顺逆可调等优点, 被认为是具有良好工程应用前景的减振装置之一^[1]。采用磁流变阻尼器进行结构振动控制时, 建立其精确的力学模型是结构-控制系统设计以及取得良好振动控制效果的关键因素之一。

磁流变阻尼器动力学模型主要有参数化模型和非参数化模型两种。参数化模型大多基于磁流变阻尼器动力性能测试得到的阻尼力-位移及阻尼力-速度试验曲线, 基于曲线拟合的办法给出阻尼力数学表达式。比较有代表性的参数化模型有 Bingham 模型^[2]、非线性双黏性滞回模型^[3]、Bouc-Wen 模型^[2]、现象模型^[2,4]、修正的 Dahl 模型^[5]、带质量元素的温度唯象模型^[6]、双 Sigmoid 模型^[7]及多项式模型^[8]等。非参数化模型同样是基于磁流变阻尼器动力性能测试试验数据, 大多采用神经网络、模糊逻辑等识别方法建模, 如神经网络模型^[9]、模糊模型^[10]及神经-模糊模型^[11]等。此外, 还可以将以上

两种建模方式相结合, 提出新的磁流变阻尼器非线性模型^[12]。以上参数化和非参数化建模过程中并未对磁流变液的磁流变效应产生机制以及磁流变阻尼器的阻尼力连续顺逆可调等方面进行物理学深层次考量, 而仅仅是从现象学的角度, 以磁流变阻尼器宏观动力学性能的精确描述为建模的主要目标。同时注意到, 磁流变液的磁流变效应产生的机理复杂, 并且磁流变阻尼器的力学性能受到输入电流、外激励性质等因素的影响, 其动态本构关系非常复杂。因此, 目前的磁流变阻尼器建模方式通常基于阻尼器力学性能试验结果建立其动力学模型。

笔者对一个最大出力为 10kN 的磁流变阻尼器进行不同振幅与频率正弦位移激励下的动力性能测试。基于试验结果, 建立该阻尼器的参数化模型——双曲正切滞回模型以及非参数化模型——BP神经网络正向和逆向力学模型, 并对所建立模型的有效性进行验证。最后, 对两种不同建模方式的结果进行对比分析。

1 磁流变阻尼器动力性能测试

对 MRD-100-10 型磁流变阻尼器进行研究, 如

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51409107, 51608212); 中国博士后科学基金资助项目(2014M551832); 福建省自然科学基金资助项目(2015J01211)

收稿日期: 2015-11-08; 修回日期: 2016-01-04

图 1 所示。该阻尼器主要由缸体、活塞、磁流变液以及电磁线圈组成,设计最大出力为 10 kN,缸体外直径为 100 mm,安装长度为 670 mm。其行程为 ±55 mm,最大输入电流为 2.0 A,能耗为 20 W。

磁流变阻尼器动力性能测试的主要试验设备为电液伺服材料试验机。试验时,试验机的主动夹头驱动阻尼器的活塞,使其相对于缸体以固定的频率和振幅作简谐运动,同时由直流稳定电源对该阻尼器输入某一定常电流。以不同的简谐位移激励振幅与频率以及输入电流进行组合,对磁流变阻尼器进行不同工况下的动力性能测试,见表 1,以研究外激励的性质及输入电流的大小 0, 0.5, 1.0, 1.5 A 对阻尼器力学性能的影响。

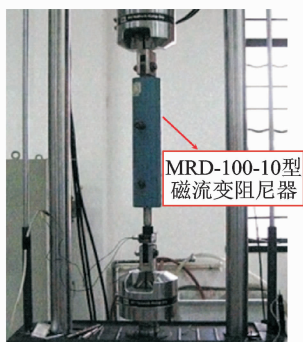


图 1 动力性能测试试验装置

Fig. 1 Experimental setup for dynamic testing

表 1 动力性能测试试验工况

Tab. 1 Experimental program of dynamic testing

振幅/mm	f/Hz				
	0.25	0.5	0.75	1.0	1.5
5		✓			
10		✓			
15	✓	✓	✓	✓	✓
20		✓			
25		✓			

不同测试工况下,磁流变阻尼器部分试验结果如图 2、图 3 所示。阻尼器活塞相对于缸体运动的速度是通过记录位移数据进行数值微分计算得到的,且所有试验数据均进行滤波处理。由图可以看出:该阻尼器滞回曲线饱满,耗能能力强;阻尼力-速度曲线表现出较为复杂的非线性滞回特性;最大阻尼力随输入电流(不超过最大输入电流 2 A)的增大而增大,且两者大体上呈线性关系;外激励的性质(即简谐位移激励的振幅和频率)对阻尼器动力性能有明显影响。

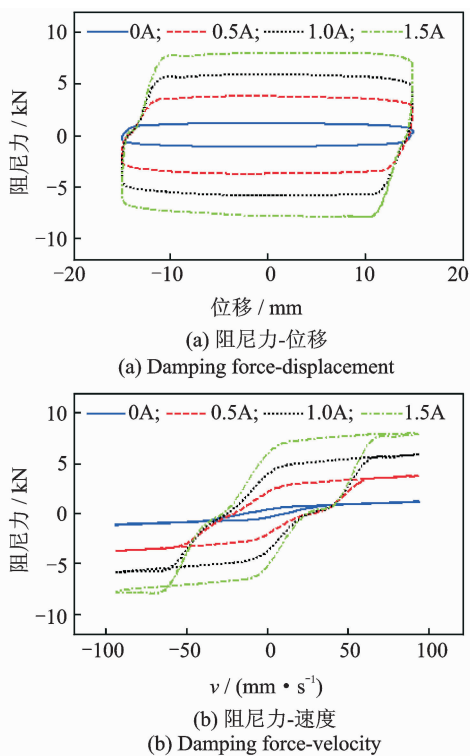


图 2 振幅为 15.0 mm、频率为 1.0 Hz 简谐激励下的试验曲线

Fig. 2 Experimentally measured curves for 1.0 Hz sinusoidal excitation with amplitude of 15.0 mm

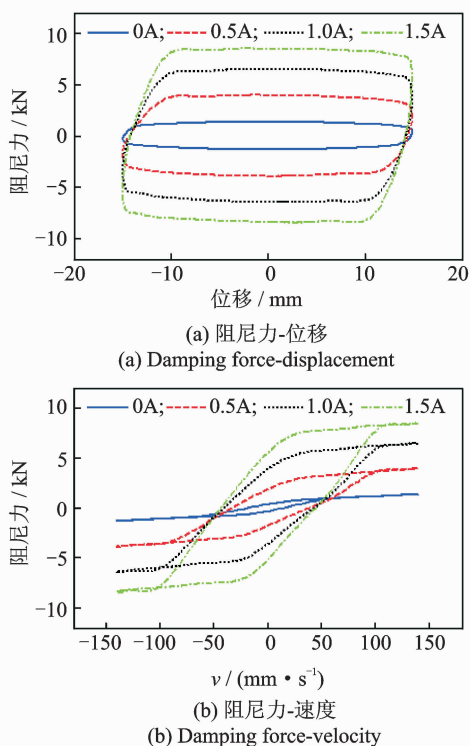


图 3 振幅为 15.0 mm、频率为 1.5 Hz 简谐激励下的试验曲线

Fig. 3 Experimentally measured curves for 1.5 Hz sinusoidal excitation with amplitude of 15.0 mm

2 参数化动力学建模——双曲正切滞回模型

磁流变阻尼器参数化动力学模型一般采用曲线拟合的办法建立。观察图 2、图 3 中阻尼力-速度曲线不难看出,各测试工况试验曲线均由上行和下行两条单值曲线组成,且这两条单值曲线的形状与双曲正切函数的曲线形状均较为接近。鉴于此,金江等^[13]提出磁流变阻尼器双曲正切滞回模型,即阻尼力 f 可表示为

$$f = f_y \tanh[\beta_0(\dot{x} - \dot{x}_0 \operatorname{sgn}(\ddot{x}))] + C_0 \dot{x} \quad (1)$$

其中: \dot{x} 为阻尼器活塞与缸体的相对运动速度; f_y 为阻尼器的屈服力; C_0 为黏滞阻尼系数; \dot{x}_0 为滞回量,即阻尼力为零时的穿越速度; β_0 为指数系数,控制滞回曲线在 \dot{x}_0 附近的斜率。

双曲正切滞回模型中共有 4 个基本参数,即屈服力 f_y 、黏滞阻尼系数 C_0 、穿越速度 \dot{x}_0 和指数系数 β_0 。该滞回模型的参数识别需要分两步进行:首先,选出若干组动力性能测试的试验数据,针对每个工况分别采用 Matlab 非线性最小二乘拟合技术识别出 4 个基本参数,其中,待识别参数的初始值采用文献^[13]中给出的方法确定;然后,采用多元非线性回归分析方法确定 4 个模型参数与阻尼器输入电流以及外激励性质之间的定量关系。文献^[13]提出的磁流变阻尼器双曲正切滞回模型,只是针对单个试验工况进行建模,没有进一步确定该模型中的 4 个基本参数与输入电流以及外激励性质之间的数量关系。通过对第 1 步参数识别的结果进行进一步参数分析,发现双曲正切滞回模型中的 4 个基本参数与阻尼器输入电流以及活塞与缸体相对运动的最大速度(表征外激励性质)这两个因素之间分别存在定量关系,这与文献^[7]中参数分析的结论较为类似。因此,借鉴文献^[7]双 sigmoid 模型中相关参数的回归模型,笔者采用如下的二元函数分别表示各参数

$$f_y = \frac{6\ 897.8}{1 + 8.184e^{-2.785I}} e^{1.051\dot{x}_m} \quad (2)$$

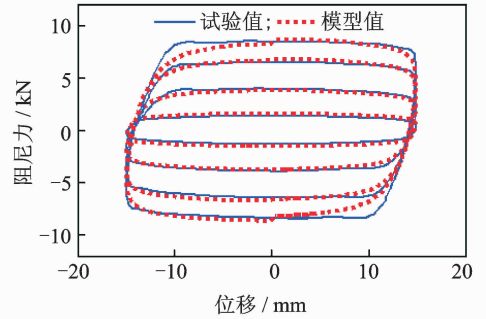
$$C_0 = \frac{21\ 976}{1 + 1.421e^{-2.491I}} e^{-4.536\dot{x}_m} \quad (3)$$

$$\dot{x}_0 = (0.145\ 4 + 0.443\ 7 - 0.398\ 3I^2 + 0.122\ 3I^3)\dot{x}_m \quad (4)$$

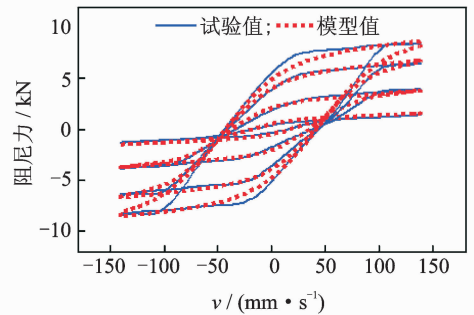
$$\beta_0 = e^{-0.38I} (152.596 - 1\ 544.8\dot{x}_m + 4\ 875.4\dot{x}_m^2) \quad (5)$$

其中: I 为磁流变阻尼器的输入电流(A); \dot{x}_m 为活塞与缸体相对运动的最大速度(m/s)。

为验证所建立双曲正切滞回模型的有效性,将磁流变阻尼器动力性能测试试验数据与该模型分析结果进行对比。限于篇幅,只给出其中 1 组典型工况下试验数据与模型分析结果的对比,如图 4 所示。



(a) 阻尼力-位移
(a) Damping force-displacement



(b) 阻尼力-速度
(b) Damping force-velocity

图 4 双曲正切滞回模型验证

Fig. 4 Validation of hyperbolic tangent hysteresis model

由图 4 可见,试验实测数据与双曲正切滞回模型的计算结果较为吻合。为进行定量误差分析,定义如下的 2-范数相对误差

$$e = \|x_{\text{Exp}}(t) - x_{\text{Ana}}(t)\| / \|x_{\text{Exp}}(t)\| \times 100\% \quad (6)$$

其中: $x_{\text{Exp}}(t)$ 与 $x_{\text{Ana}}(t)$ 分别为 t 时刻的试验实测值与模型分析值。

误差分析结果表明,图 4 中阻尼力的 2-范数相对误差为 7.07%。由此可见,笔者建立的双曲正切滞回模型能够较好地刻画磁流变阻尼器的阻尼力-位移以及阻尼力-速度曲线,即能够对阻尼器的动力特性进行较为准确的定量把握。

3 非参数化动力学建模——BP 神经网络模型

神经网络因具有非常好的非线性逼近能力,可应用于非线性系统的辨识。其中,BP 神经网络

络是目前应用最为广泛的神经网络模型之一,故笔者将基于 BP 神经网络建立磁流变阻尼器的正向和逆向力学模型。

3.1 BP 神经网络正向力学模型

磁流变阻尼器的阻尼力是输入电流以及缸体与活塞相对运动位移及速度的函数,且阻尼器在工作过程中是一个动态系统。然而,BP 神经网络本质上是一类静态的非线性映射,必须将动态特性引入磁流变阻尼器的 BP 神经网络模型,其中最直接的方法是根据系统过去的输入和输出,增加网络的输入。基于以上考虑,最终确定的 BP 神经网络正向力学模型具有图 5 所示的网络结构,即磁流变阻尼器当前时刻的阻尼力 $f(t)$ 可表示为

$$f(t) = g(x(t-1), x(t), \dot{x}(t-1), \dot{x}(t), I(t-1), I(t), f(t-2), f(t-1)) \quad (7)$$

其中: $x(t), x(t-1), \dot{x}(t), \dot{x}(t-1), I(t)$ 与 $I(t-1)$ 分别为当前时刻和前一时刻的位移、速度及输入电流; $f(t-1)$ 和 $f(t-2)$ 为前两个时刻的阻尼力; $g(\cdot)$ 为网络输入与输出之间的映射关系。

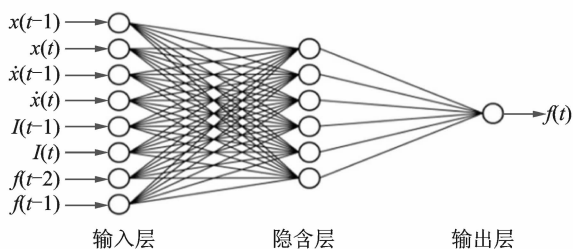


图 5 BP 神经网络正向力学模型的网络结构

Fig. 5 Configuration of forward neural network model

磁流变阻尼器动力性能测试中获得的部分试验数据将应用于 BP 神经网络模型的训练与测试。与图 2、图 3 相对应的试验数据分别用作训练样本及测试样本。笔者采用贝叶斯正则化算法(trainbr),而非常见的 Levenberg-Marquardt 算法(trainlm)进行 BP 神经网络模型的训练。这是由于经前一种算法训练得到的神经网络较少出现因“过度训练”而导致“过度拟合”的情况,且在泛化能力及抗噪性能方面往往表现更优。图 5 中 BP 神经网络模型隐含层和输出层的激活函数分别为双曲正切 S 型函数(tansig)和线性函数(purelin)。

为验证已训练 BP 神经网络正向力学模型的有效性,以下将从训练样本的拟合程度、网络的泛化能力及抗噪性能三个方面分别进行分析。

BP 神经网络正向力学模型的训练数据与网络

输出的对比如图 6 所示,阻尼力的 2-范数相对误差为 0.32%。由此可见,所建立的 BP 神经网络正向力学模型对训练样本具有非常高的拟合度。

BP 神经网络正向力学模型的测试数据与网络输出的对比如图 7 所示,阻尼力的 2-范数相对误差为 1.53%,仅较之于训练数据与网络输出的 2-范数相对误差略大。因此,经贝叶斯正则化算法训练过的 BP 神经网络正向力学模型对测试样本同样具有非常好的预测能力,即泛化能力优异。

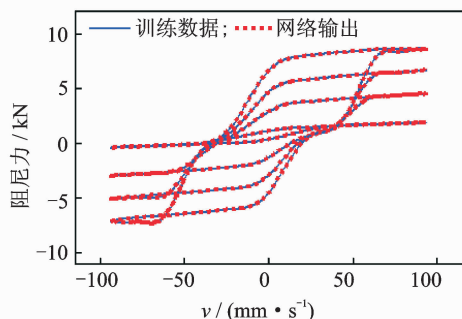


图 6 正向力学模型训练数据与网络输出对比

Fig. 6 Comparison of training data and network outputs

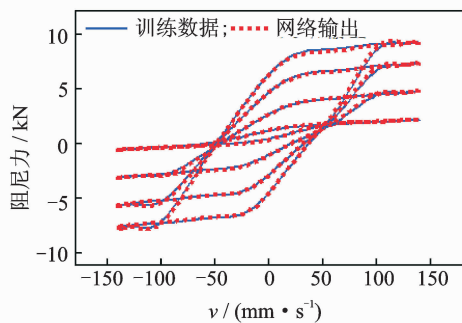


图 7 正向力学模型测试数据与网络输出对比

Fig. 7 Comparison of test data and network outputs

以上 BP 神经网络建模及性能分析中所采用的训练及测试样本均为滤波处理后的试验数据,而观测噪声在实际反馈控制中是普遍存在的,并且它对控制品质也会产生一定影响。因此,有必要对 BP 神经网络力学模型的抗噪性能进行分析,这一点在已有的关于磁流变阻尼器神经网络建模的文献中却经常被忽视。对于单输出系统,系统的统计灵敏度^[14-15]可定义为

$$S = \lim_{\sigma \rightarrow 0} \frac{\sqrt{\text{var}(\Delta y)}}{\sigma} \quad (8)$$

其中: σ 为系统输入扰动的标准差; $\text{var}(\Delta y)$ 为由输入扰动引起的系统输出误差的方差值。

本研究灵敏度分析中,分别考虑加性和乘性这两种输入扰动对 BP 神经网络模型输出误差的影

响,且假定加性及乘性输入扰动分别为加性和乘性白噪声过程。BP 神经网络正向力学模型的统计灵敏度分析结果如图 8 所示。

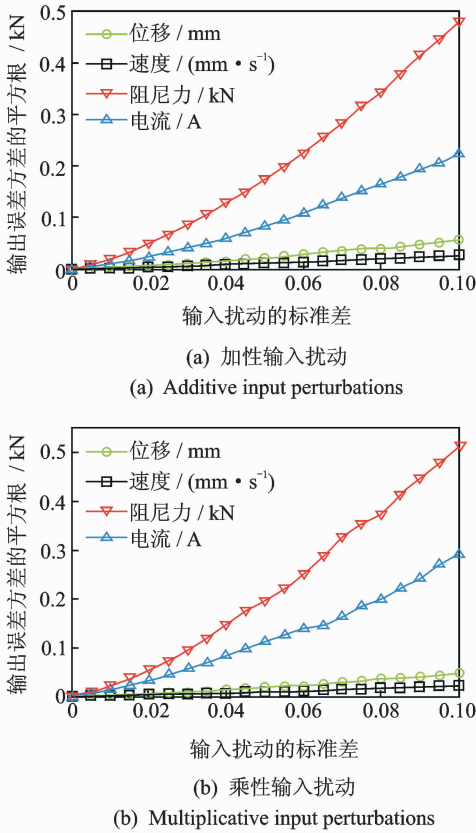


图 8 正向力学模型统计灵敏度

Fig. 8 Statistical sensitivities for forward model

由图 8 可知,当输入扰动的幅度较小时,由此引起的 BP 神经网络模型输出误差并不明显。但是随着输入扰动幅度的增大,输出统计灵敏度快速增大。同时注意到,不同的输入量在同一幅度噪声扰动下,对 BP 神经网络模型输出误差的影响不尽相同,其中,阻尼力扰动引起的统计灵敏度最为突出。因此,对于所建立的磁流变阻尼器 BP 神经网络正向力学模型,在实际工程应用中可以考虑对阻尼力反馈信号进行降噪处理,以减小观测噪声对实时控制系统带来的不利影响。此外,由分析结果可知,两种不同性质输入扰动(即加性与乘性输入扰动)下的统计灵敏度分析结果较为接近。

3.2 BP 神经网络逆向力学模型

上面基于 BP 神经网络建立了磁流变阻尼器的正向力学模型。然而,当由控制算法确定的控制量是阻尼器的阻尼力而非输入电流时,需要通过该阻尼器的逆向力学模型由期望的阻尼力计算出相应的

控制电流。磁流变阻尼器逆向力学模型建模中所采用的训练及测试数据与正向力学模型建模中的相同,只是输入量与输出量有所区别。BP 神经网络逆向力学模型的网络结构如图 9 所示,即磁流变阻尼器当前时刻的输入电流 $I(t)$ 可表示为

$$I(t) = \varphi(x(t-1), x(t), \dot{x}(t-1), \dot{x}(t), f(t-1), f(t), I(t-2), I(t-1)) \quad (9)$$

其中: $x(\cdot), \dot{x}(\cdot), f(\cdot)$ 与 $I(\cdot)$ 分别为 (\cdot) 时刻的位移、速度、阻尼力及输入电流; $\varphi(\cdot)$ 为网络输入与输出之间的映射关系。

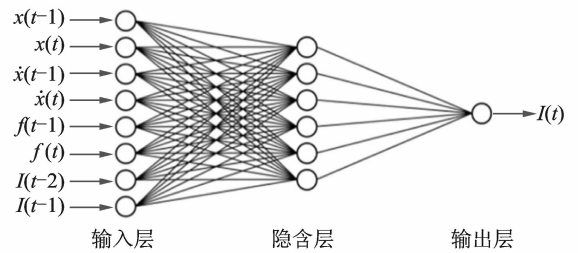


图 9 BP 神经网络逆向力学模型的网络结构

Fig. 9 Configuration of inverse neural network model

与正向力学模型相同,逆向力学模型也采用贝叶斯正则化算法(trainbr)进行训练,隐含层和输出层的激活函数分别为双曲正切 S 型函数(tansig)和线性函数(purelin)。训练完毕后,BP 神经网络逆向力学模型的训练数据与网络输出的对比如图 10 所示,输入电流的 2-范数相对误差为 0.03%。逆向力学模型的测试数据与网络输出的对比如图 11 所示,输入电流的 2-范数相对误差为 0.75%。由此可知,训练过的磁流变阻尼器逆向力学模型具有很好的训练样本拟合度和泛化性能。

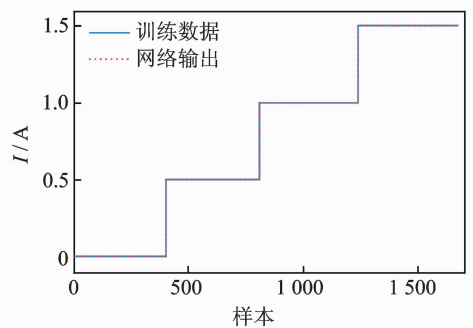


图 10 逆向力学模型训练数据与网络输出对比

Fig. 10 Comparison of training data and network outputs

为研究 BP 神经网络逆向力学模型的抗噪性能,分别考虑加性和乘性这两种输入扰动,对该模型的统计灵敏度进行了分析,分析结果如图 12 所示。

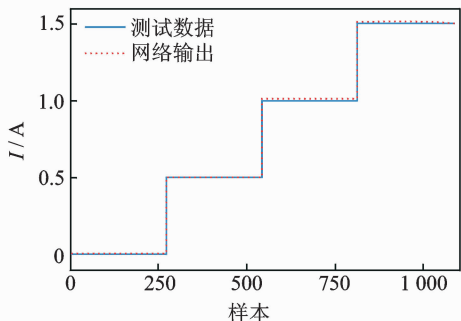


图 11 逆向力学模型测试数据与网络输出对比

Fig. 11 Comparison of test data and network outputs

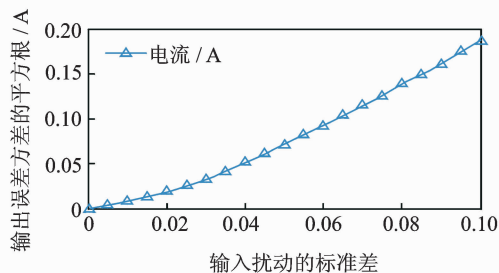
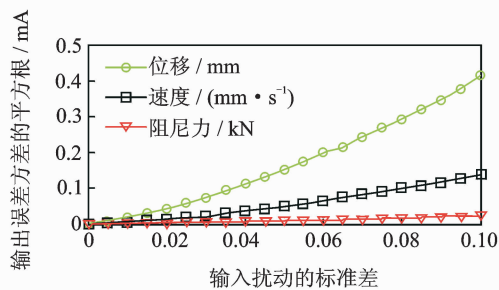
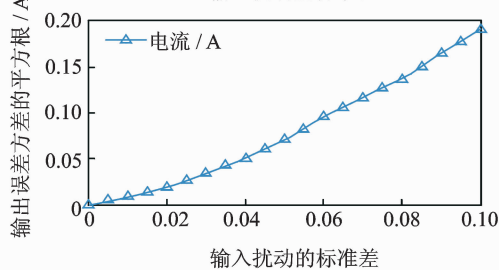
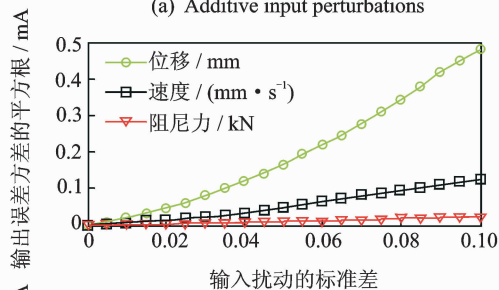
(a) 加性输入扰动
(a) Additive input perturbations(b) 乘性输入扰动
(b) Multiplicative input perturbations

图 12 逆向力学模型统计灵敏度

Fig. 12 Statistical sensitivities for inverse model

制电流受噪声扰动时,将会引起 BP 神经网络逆向力学模型相对最大的输出误差。

4 两种建模方式的比较

两种建模方法都是从现象学的角度、以磁流变阻尼器宏观动力学性能的精确描述为建模的主要目标。若以模型预测结果与试验实测数据的拟合程度评价建模效果,由 2-范数相对误差数据对比可知,非参数化模型(BP 神经网络模型)的建模精度相对于参数化模型(双曲正切滞回模型)要更高。由 BP 神经网络可以同时建立磁流变阻尼器的正向和逆向动力学模型,因此在控制器设计时可根据实际需要选用。然而,与笔者建立的双曲正切滞回模型一样,已有文献中建立的参数化模型大多为正向力学模型,而由参数化正向力学模型一般很难直接得到相应的逆向力学模型。

笔者建立的参数化模型——双曲正切滞回模型的阻尼力表达式形式简单,其中的 4 个基本参数物理意义明确且便于识别。因此,在结构-控制系统设计时采用双曲正切滞回模型要比 BP 神经网络模型能更好地与分析软件,特别是专业设计软件相融合,以便设计人员进行一体化分析。由于双曲正切滞回模型能够对磁流变阻尼器的动力特性进行较为准确的定量描述,结构-控制系统的整体分析精度能够满足工程要求。

5 结论

1) 本研究中阻尼器的滞回曲线饱满,最大阻尼力随输入电流(不超过最大输入电流 2 A)的增大而增大,且阻尼力-速度曲线表现出较为复杂的非线性滞回特性。

2) 参数化模型——双曲正切滞回模型,阻尼力表达式形式简单,其中的 4 个基本参数物理意义明确且便于识别,分析表明该模型能有效刻画磁流变阻尼器的动力特性。

3) 非参数化模型——BP 神经网络正向、逆向力学模型能分别准确地预测磁流变阻尼器的阻尼力与输入电流,且均具有良好的训练样本拟合度、泛化能力和抗噪性能。

4) 在试验数据拟合度上,BP 神经网络模型要好于双曲正切滞回模型,但后者阻尼力表达式形式简单,更易于程序化。

参 考 文 献

- [1] Jung H J, Spencer Jr B F, Ni Yiqing, et al. State-of-the-art of semiactive control systems using MR fluid dampers in civil engineering applications[J]. *Structural Engineering and Mechanics*, 2004, 17(3-4): 493-526.
- [2] Spencer Jr B F, Dyke S J, Sain M K, et al. Phenomenological model for magnetorheological dampers[J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 1997, 123(3): 230-238.
- [3] Wereley N M, Pang Li, Kamath G M. Idealized hysteresis modeling of electrorheological and magneto-rheological dampers[J]. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 1998, 9(8): 642-649.
- [4] Yang Guangqiang. Large-scale magnetorheological fluid damper for vibration mitigation: modeling, testing and control[D]. Indiana, United States: The University of Notre Dame, 2001.
- [5] 周强, 瞿伟廉. 磁流变阻尼器的两种力学模型和试验验证[J]. *地震工程与工程振动*, 2002, 22(4): 144-150.
Zhou Qiang, Qu Weilian. Two mechanic models for magnetorheological damper and corresponding test verification [J]. *Earthquake Engineering and Engineering Vibration*, 2002, 22(4): 144-150. (in Chinese)
- [6] 徐赵东, 李爱群, 程文灏, 等. 磁流变阻尼器带质量元素的温度唯象模型[J]. *工程力学*, 2005, 22(2): 144-148.
Xu Zhaodong, Li Aiqun, Cheng Wenrang, et al. A temperature phenomenological model with mass element of magnetorheological damper[J]. *Engineering Mechanics*, 2005, 22(2): 144-148. (in Chinese)
- [7] 李秀领, 李宏男. 磁流变阻尼器的双 sigmoid 模型及试验验证[J]. *振动工程学报*, 2006, 19(2): 168-172.
Li Xiuling, Li Hongnan. Double-sigmoid model for magnetorheological damper and corresponding experiment verification[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2006, 19(2): 168-172. (in Chinese)
- [8] 周铁明, 陈恩伟, 陆益民, 等. 磁流变阻尼器的改进多项式模型及验证[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(7): 221-226.
Zhou Tieming, Chen Enwei, Lu Yimin, et al. Modified polynomial model and its verification for a MR damper[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2014, 33(7): 221-226. (in Chinese)
- [9] Boada M J L, Calvo J A, Boada B L, et al. Modeling of a magnetorheological damper by recursive lazy learning[J]. *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 2011, 46(3): 479-485.
- [10] Liem D T, Truong D Q, Ahn K K. Hysteresis modeling of magnetorheological damper using self-tuning Lyapunov based fuzzy approach[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, 2015, 16(1): 31-41.
- [11] 郑玲, 周忠永. 基于自适应神经模糊的磁流变阻尼器非参数化建模[J]. *振动与冲击*, 2011, 30(10): 25-29.
Zheng Ling, Zhou Zhongyong. Non-parametric modeling for a magneto-rheological (MR) damper based on an adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2011, 30(10): 25-29. (in Chinese)
- [12] 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. Tests and modeling for magneto-rheological (MR) dampers [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2015, 34(6): 36-40. (in Chinese)
- [13] 金江, 刘红梅, 王海霞. 磁流变阻尼器的实用计算模型[J]. *南通大学学报: 自然科学版*, 2006, 5(3): 80-83.
Jin Jiang, Liu Hongmei, Wang Haixia. Practical calculating model of magnetorheological damper [J]. *Journal of Nantong University: Natural Science Edition*, 2006, 5(3): 80-83. (in Chinese)
- [14] Choi J Y, Choi C. Sensitivity analysis of multilayer perceptron with differentiable activation functions [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, 3(1): 101-107.
- [15] Bernier J L, Díaz A F, Fernández F J, et al. Assessing the noise immunity and generalization of radial basis function networks[J]. *Neural Processing Letters*, 2003, 8(1): 35-48.



第一作者简介:梅真,男,1983年8月生,讲师。主要研究方向为结构振动控制。曾发表《Experimental and analytical studies on stochastic seismic response control of structures with MR dampers》(《Earthquakes and Structures》2013, Vol. 5, No. 4)等论文。

E-mail: meizhen83@163.com

