

基于动态迟滞单元的磁流变阻尼器建模与辨识

赵新龙,吴双江,潘海鹏

(浙江理工大学机械与自动控制学院,杭州 310018)

摘 要: 磁流变阻尼器(Magnetorheological damper,简称MR阻尼器)在振动控制方面具有很好的应用前景,但是由于MR阻尼器固有的非线性的迟滞特性会影响控制精度,因此需要对磁流变阻尼器进行建模分析。首先提出了改进的动态迟滞单元(Modified dynamic hysteresis operator,MDHO),MDHO能够描述不同的输出幅值;然后在MDHO的基础上提出了MR阻尼器的迟滞模型,在该模型中磁流变阻尼器的输出阻尼力表示为MDHO的滞变阻尼力与粘滞力两部分;最后利用改进的粒子群算法(Modified particle swarm optimization,MPSO)进行模型参数辨识。实验结果表明,基于动态迟滞单元的磁流变阻尼器的迟滞模型能够有效模拟MR阻尼器的实际特性。

关键词: 磁流变阻尼器;改进动态迟滞单元;迟滞模型;改进粒子群算法

中图分类号: TP20

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2018)03-0195-05

0 引 言

磁流变阻尼器被认为是最具应用前景的振动控制智能驱动器,但是由于本身固有的非线性的迟滞特性限制了它在很多方面的应用。因此要充分利用磁流变阻尼器的低功耗、高阻尼力、响应速度快等优点,需要建立较精确的数学模型。已有研究中模型一般可以分为两大类:参数化模型和非参数化模型。

MR阻尼器的参数化模型是将线性和非线性的弹簧模块、阻尼器以及其他的物理元件集合在一起,基于该类结构的迟滞模型能够模拟磁流变阻尼器非线性的特性^[1-6]。已有的MR阻尼器的参数化模型包括:宾汉模型(Bingham model)^[1]以及改进的宾汉模型^[2]、非线性双粘性模型^[3]、非线性滞回模型、Bouc-Wen模型^[4-5]、LuGre模型^[6]。宾汉模型^[1]的结构是将库伦元件和粘塑性模块结合在一起。该模型能够较好地描述MR阻尼器的位移和阻尼力的关系,已被广泛运用于迟滞的建模中,但是在低速下并不能较好地描述速度和阻尼力的关系。改进的宾

汉模型^[2]的预测结果与实验结果的差异明显,且数值计算较复杂耗时,不利于工程应用。非线性滞回模型^[3]是非线性双粘性模型的改进,由四条线构成的滞环模型,它的局限性在于无法描述阻尼力饱和和区域速度和阻尼力的特性。Bouc-Wen模型^[4-5]的粘塑性模块和混合的弹簧结构能够较好反映MR阻尼器的动态特性,因此该模型运用非常广泛,但是模型参数需要进行辨识,参数辨识结果对模型影响很大。LuGre模型^[6]是一种基于MR阻尼器内部磁流变液流动粘滞状态行为的阻尼器模型,利用动静力摩擦较准确地解释了磁流变液的粘性特性,但是该模型参数确定非常困难。参数化模型是在理想化的假设条件下提出的,可能会造成质量为负值等与实际不符的结果。

非参数化模型是对数据进行分析 and 训练,从而模拟实际磁流变阻尼器特性的模型。非参数化模型包括神经网络模型^[7-8]、模糊模型^[9-10]等。Chang等^[11]提出了一种多层神经网络微分最优的方法,Wang等^[12]提出了一种递归的神经网络模型。以上

两种基于神经网络的方法均能够高精度地描述 MR 阻尼器的特性,但是神经网络的架构和训练过程很复杂。Truong 等^[9]提出了基于模糊理论的非参数化的黑箱模型,该模型根据映射方式对 MR 阻尼器的特性进行了估计;Liem 等^[13]提出了基于自调节的模糊机理的非参数化模型。非参数化模型能够较好地描述磁流变阻尼器的动态特性,但是该类模型存在实现过程复杂的缺点。

本文提出了一种基于动态迟滞单元的参数化的磁流变阻尼器迟滞模型。首先改进了动态迟滞单元,增加了调整参数,从而改变迟滞特性的高度和偏移,以适应磁流变阻尼器固有的非线性特性,使得模型具有较好的灵活性;然后利用改进的粒子群算法对模型参数进行辨识。实验结果表明,该模型能精确表达磁流变阻尼器的力-速度特性,适合磁流变阻尼器控制器的设计。

1 改进动态迟滞单元

本文提出了改进的动态迟滞单元(Modified dynamic hysteresis operator, MDHO),其结构如图 1 所示。

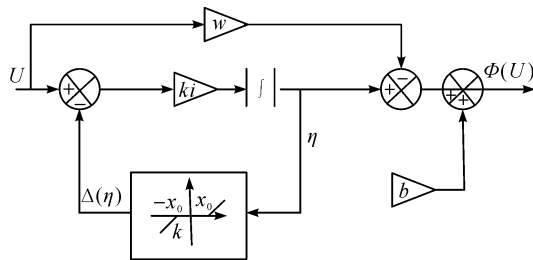


图 1 改进的迟滞单元结构

该动态迟滞单元表达式为:

$$\begin{aligned}\Phi(U) &= \eta - wU + b, \\ \dot{\eta} &= ki[U - \Delta(\eta)], \\ \Delta(\eta) &= \begin{cases} k(\eta - x_0), & \eta > x_0 \\ 0, & |\eta| \leq x_0 \\ k(\eta + x_0), & \eta < -x_0 \end{cases}\end{aligned}$$

其中: U 是速度作为模型输入; $\Phi(U)$ 是迟滞单元的输出; η 是状态参数; ki 是积分系数; k 是死区特性的斜率; x_0 是死区宽度; b 是迟滞环的偏置。实际情况中磁流变阻尼器在不同的电流下其阻尼力是不同的,表现为迟滞的幅值不同。为了表达不同幅值的迟滞现象,本文增加了死区宽度 x_0 。

在 x_0 不同的情况下,当输入 $U = 10 * \sin(2\pi t/30)$,其迟滞环幅值的变化如图 2 所示。从图 2 可以

看出,当 $x_0 = 1, 2, 3$ 时,即随着死区宽度的增加,迟滞环的输出幅值逐渐增大。另外参数 k, ki 对迟滞环的影响如图 3、图 4 所示。

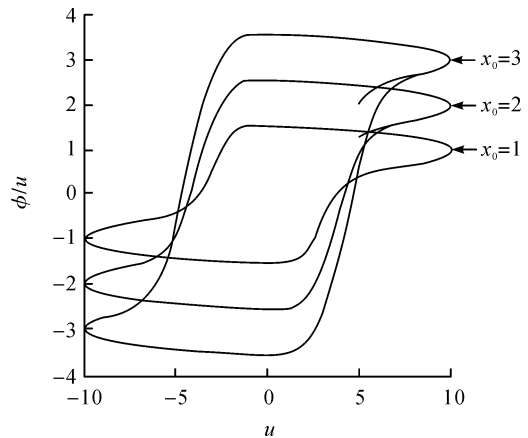


图 2 $ki=1, k=2$ 时参数 x_0 对迟滞环的影响

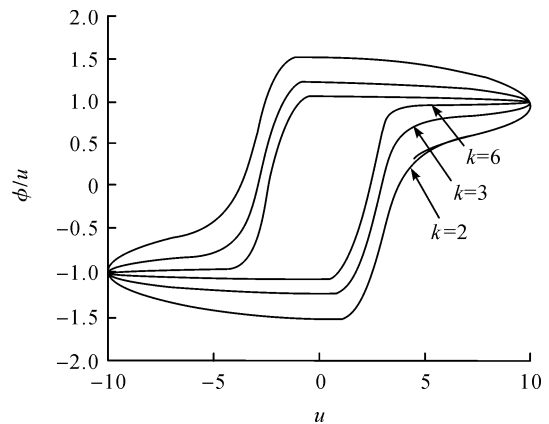


图 3 $ki=1, x_0=1$ 时参数 k 对迟滞环的影响

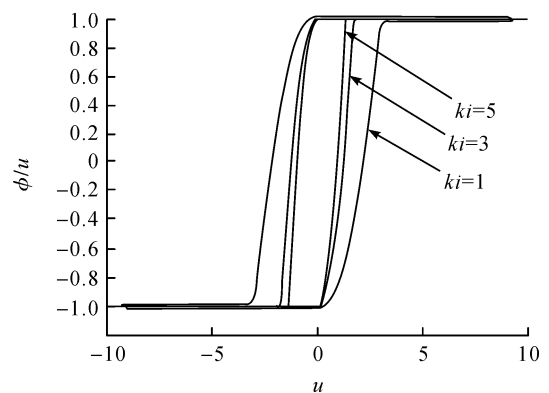


图 4 $x_0=1, k=15$ 时参数 ki 对迟滞环的影响

$\Phi(U)$ 为迟滞单元的输出,由图 3 可以看出,死区的斜率可以改变迟滞环小范围的高度和宽度。由图 4 可以看出,积分系数 ki 可以改变迟滞环的宽度。

文献[14]中的动态单元输出幅值是限定的,而实际情况下磁流变阻尼器中不同电流对应不同的输

出幅值,不能直接用于磁流变阻尼器的建模。本文与文献[14]所提出的迟滞单元不同,通过改变死区宽度 x_0 来改变输出的幅值,从而更精确地表达不同电流下的阻尼力-速度的关系。

2 模型结构

本文提出的磁流变阻尼器模型结构如图 5 所示。磁流变阻尼器的输出阻尼力为改进迟滞单元的滞变阻尼力与粘滞力之和,该模型的数学表达式为:

$$F = \Phi(U) + c_0 \dot{x},$$

其中: $\Phi(U)$ 是改进迟滞单元的滞变阻尼力输出; $c_0 \dot{x}$ 是粘滞力输出; x 是位移; F 是阻尼力,为模型输出。

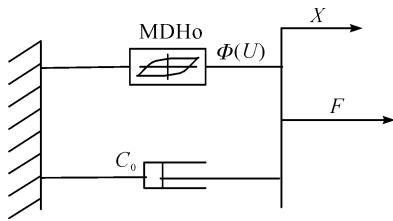


图 5 基于动态迟滞单元的模型结构

电流和速度均会影响磁流变阻尼器的输出,为了使得模型在变电流的情况下能够适应速度的变化,需要确定模型参数和电流的关系。这样,模型参数 $x_0, ki, k, \omega, b, c_0$ 可表示为:

$$x_0 = x_{01} + x_{02}r,$$

$$k = k_1 + k_2r,$$

$$ki = ki_1 + ki_2r,$$

$$\omega = \omega_1 + \omega_2r,$$

$$b = b_1 + b_2r,$$

$$c_0 = c_{01} + c_{02}r,$$

其中: $x_0, ki, k, \omega, b, c_0$ 分别表示电场为零时的粘滞阻尼力、积分系数、屈服强度、前馈系数、偏置力系数、粘滞阻尼系数; r 是中间变量,与电流 i 的关系可以用一阶微分方程表示为:

$$\dot{r} = -\alpha(r - pi - q),$$

从而建立参数 $x_0, ki, k, \omega, b, c_0$ 与电流 i 的联系。因此,模型中有 $x_{01}, x_{02}, ki_1, ki_2, k_1, k_2, \omega_1, \omega_2, b_1, b_2, c_{01}, c_{02}, \alpha, p, q$ 共 15 个参数需要辨识。

3 改进的粒子群算法

粒子群算法中,所有的粒子都被用于寻找最优解,每个粒子寻找最优解的速度跟它当前的位置和全局的位置是相关的,传统的粒子群算法表示为:

$$V_i^{kg+1} = \omega V_i^{kg} + c_1 r_1 (p_{ibest}^{kg} - X_i^{kg}) + c_2 r_2 (g_{ibest} - X_i^{kg}),$$

$$X_i^{kg+1} = X_i^{kg} + V_i^{kg+1},$$

其中: $kg=1,2,3,\dots,N$, N 代表粒子群中粒子的数量, ω 是权重, V_i^{kg+1} 和 V_i^{kg} 分别表示是最大速度和粒子当前的速度, c_1, c_2 为设定的学习因子, r_1, r_2 为在 0 到 1 之间的随机数, X_i^{kg} 表示粒子当前的位置。

然而,传统的粒子群算法容易陷入局部最优解、收敛速度慢,因此本文对粒子群算法进行了改进,其表达式为:

$$V_i^{kg+1} = \omega_m (V_i^{kg} + c_1^{kg} r_1 (p_{ibest}^{kg} - X_i^{kg})) + c_2^{kg} r_2 (g_{ibest} - X_i^{kg}),$$

$$\omega_m = \omega_{\max} - \omega * rand_1,$$

$$\omega_a = \omega_{\min} + ((\omega_{\max} - \omega_{\min}) * i) / N,$$

$$c_1^{kg} = c_{1\max} - ((c_{1\max} - c_{1\min}) * N) / kg,$$

$$c_2^{kg} = c_{2\max} - ((c_{2\max} - c_{2\min}) * N) / kg,$$

其中: $V_i^{kg+1}, V_i^{kg}, X_i^{kg}, N$ 跟传统粒子群算法中一样, ω_{\min} 和 ω_{\max} 分别表示为权值的最大值和最小值, ω_a 是中间变量, ω 是权值, c_1^{kg}, c_2^{kg} 分别是第 kg 个粒子的学习因子, $c_{1\min}, c_{2\min}, c_{1\max}, c_{2\max}$ 分别表示学习因子的上限和下限, $rand_1$ 是 0 到 1 之间的随机数。

改进的粒子群算法主要有两点优势,首先增加的 ω_m 作为 V_i^{kg} 和 $c_1^{kg} r_1 (p_{ibest}^{kg} - X_i^{kg})$ 共同的权值,传统粒子群算法中容易陷入局部最优是由于没有对局部最优解取权值,改进的粒子群算法在 $c_1^{kg} r_1 (p_{ibest}^{kg} - X_i^{kg})$ 中包含 p_{ibest}^{kg} , p_{ibest}^{kg} 能够反映局部搜索情况,对其取权值能克服陷入局部最优的问题;另外 c_1^{kg} 和 c_2^{kg} 用于保证收敛速度^[15],随着搜寻的进行,学习因子随着采样次数的变化而减小,所以改进粒子群算法有更快的收敛速度。

4 实验验证

本实验选用美国 Lord 公司型号为 RD-1005-3 的磁流变阻尼器。验证的电流频率为 15 Hz, 粒子个数 $N=500$, 学习因子 c_1 的最大值和最小值分别为 $c_{1\min}=1.1, c_{1\max}=1.3$; c_2 的最大值和最小值分别为 $c_{2\min}=1.4, c_{2\max}=1.9$ 。权值的最大值和最小值分别为 $\omega_{\min}=0.4, \omega_{\max}=0.9$ 。利用改进的粒子群算法辨识出参数分别为 $x_{01}=0.2910, x_{02}=0.0030, ki_1=14.9237, ki_2=-0.1479, b_1=0.0265, b_2=-0.0003, c_{01}=0.0582, c_{02}=0.0006, k_1=12.4830, k_2=0.1064, \omega_1=0.6738, \omega_2=0.0074, Z=-38.0000, p=-9.8500, q=12.0000$ 。实验结果与模型输出的比较如图 6 所示。图 7 分别是实际输出和模型输出的比较,图 8 为建模误差,可以看出,该模型能比较精确的逼近实

际输出,由实验结果可知相对误差均在7.8%以下,满足控制建模的要求。

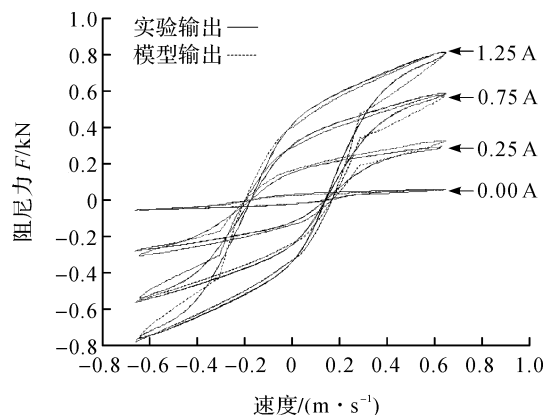


图6 实验数据与模型输出

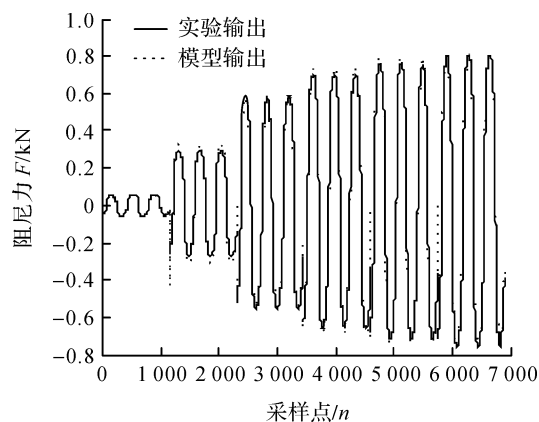


图7 实际阻尼力与模型输出阻尼力

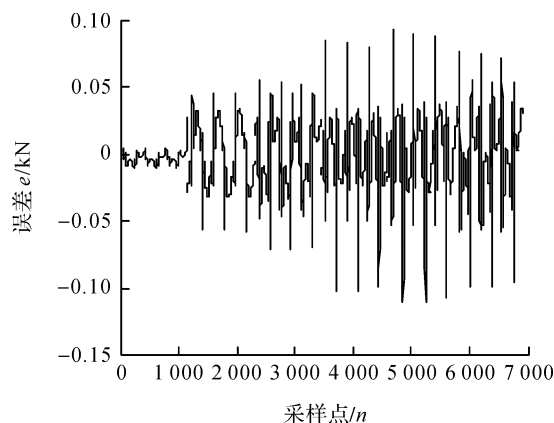


图8 模型误差

5 结论

本文提出了一种迟滞单元与粘塑性模块结合的磁流变阻尼器模型,将磁流变阻尼器的阻尼力分解成滞变阻尼力与粘滞力之和。改进的迟滞单元通过增加死区宽度来调整输出的幅值,从而更加适应磁流变阻尼器的迟滞特性。运用改进的粒子群算法来辨识模型参数,克服了传统算法容易陷入局部最优

和速度慢的缺陷。该模型能精确表达变电流的情况下阻尼力-速度的关系,结构简单,易于分析,便于控制器设计。

参考文献:

- [1] Hong S R, Wereley N M, Choi Y T, et al. Analytical and experimental validation of a nondimensional Bingham model for mixed-mode magnetorheological dampers[J]. Journal of Sound & Vibration, 2008, 312(3): 399-417.
- [2] Hu W, Wereley N M. Rate-dependent elastoslide model for magnetorheological damper[J]. Journal of Guidance Control & Dynamics, 2015, 31(3): 479-489.
- [3] Yang M G, Li C Y, Chen Z Q. A new simple non-linear hysteretic model for MR damper and verification of seismic response reduction experiment[J]. Engineering Structures, 2013, 52(9): 434-445.
- [4] Dominguez-gonzalez A, STIHARU I, SEDAGHATI R. Practical hysteresis model for magnetorheological dampers[J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 2014, 25(8): 967-979.
- [5] Domínguez A, Sedaghati R, Stiharu I. Modelling the hysteresis phenomenon of magnetorheological dampers[J]. Smart Materials & Structures, 2004, 13(6): 1351.
- [6] Shirazi F A, Mohammadpour J, Grigoriadis K M, et al. Identification and control of an mr damper with stiction effect and its application in structural vibration mitigation[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2012, 20(5): 1285-1301.
- [7] Witters M, Swevers J. Black-box model identification for a continuously variable, electro-hydraulic semi-active damper[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2010, 24(1): 4-18.
- [8] Ekkachai K, Tungpimprut K, Nilkhamhang I. Force control of a magnetorheological damper using an elementary hysteresis model-based feedforward neural network[J]. Smart Materials & Structures, 2013, 22(11): 5030.
- [9] Truong D Q, Ahn K K. Nonlinear black-box models and force-sensorless damping control for damping systems using magneto-rheological fluid dampers[J]. Sensors & Actuators A Physical, 2011, 167(2): 556-573.
- [10] Truong D Q, Ahn K K. Identification and application of black-box model for a self-sensing damping system using a magneto-rheological fluid damper[J]. Sensors & Actuators A Physical, 2010, 161(1/2): 305-321.
- [11] Chang C C, Roschke P. Neural network modeling of a magnetorheological damper[J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 1998, 9(9): 351-358.
- [12] Wang D H, Liao W H. Modeling and control of

- magnetorheological fluid dampers using neural networks [J]. *Smart Materials & Structures*, 2004, 14(1): 111-126.
- [13] Liem D T, Truong D Q, Ahn K K. Hysteresis modeling of magneto-rheological damper using self-tuning Lyapunov-based fuzzy approach[J]. *International Journal of Precision Engineering & Manufacturing*, 2015, 16(1): 31-41.
- [14] Friedland B, Gurfil P. New simple model of dynamic hysteresis[J]. *Transactions of the Institute of Measurement & Control*, 2003, 25(3): 202-216.
- [15] Khadhraoui T, Ktata S, Benzarti F, et al. Features selection based on modified PSO algorithm for 2d face recognition[C]//*International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization. IEEE*, 2016: 99-104.

Modeling and identification of magnetorheological damper based on dynamic hysteresis operator

ZHAO Xinlong, WU Shuangjiang, PAN Haipeng

(Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Magnetorheological(MR) damper has promising application prospect in terms of vibration control. However, since the inherent nonlinear hysteresis of MR damper will affect control precision, modeling analysis is required for MR damper. Firstly, modified dynamic hysteresis operator-MDHO was proposed, which could describe different output amplitude. Then the hysteresis model of MR damper was presented on the basis of MDHO. In the model, output damping force of the magnetorheological damper consists of hysteresis damping force and viscous force. Finally, the modified particle swarm optimization (MPSO) was proposed to identify the model parameters. The results show that, the hysteresis model of MR damper based on dynamic hysteresis operator can effectively simulate actual characteristics of MR damper.

Key words: magnetorheological damper; modified dynamic hysteresis operator; hysteretic model; modified particle swarm optimization

(责任编辑: 康 锋)