

基于MR阻尼器复杂力学模型的参数高精度识别方法

刘晓航, 吴琼, 牛再波, 郭进

(石家庄铁道大学 土木工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要: 由于磁流变阻尼器(MRD)的力学特性,其模型中的某些参数必然与电流相关,且参数众多、耦合复杂,难以精准识别。为解决此问题,提出分步渐进式参数识别法,通过逐步识别和优化参数,提高电流相关参数的识别精度。在采用遗传算法识别磁流变阻尼器模型参数的基础上,进一步利用单变量敏感性分析法(OAAT)进行敏感性分析。通过评估各参数的敏感性和物理意义,依次优化模型参数,采用多项式回归方法拟合参数与电流的关系,并利用决定系数 R^2 来评估回归模型的拟合效果。结果表明,采用分步渐进式识别法得到的参数 R^2 值均超过98%,显著提高了参数识别精度。对参数识别的最终结果进行数值仿真,并与随机激励试验结果进行对比,以验证识别结果的准确性。结果表明,采用分步渐进式识别法得到的现象学模型仿真结果与试验数据高度吻合(fitnessall=0.0015),为类似研究提供了参考和借鉴。

关键词: MR阻尼器;现象学模型;遗传算法;参数敏感性;OAAT法;参数识别

中图分类号: U441 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-0373(2025)01-0104-09

磁流变阻尼器是一种智能半主动控制元件,通常由充满磁流变液体的油缸和产生磁场的线圈组成。通过调节线圈电流,改变磁流变液体的黏度,实现精确的阻尼控制。这种阻尼器具有快速响应、低能耗、精确控制和高可靠性等优点^[1-5],广泛应用于汽车悬架系统和建筑减震装置。然而,其高度非线性和滞回特性使得建立动力学模型和实现有效控制存在挑战。其中Bouc-Wen模型^[6]可以表现出各种各样的滞回行为,通用性比较强,应用广泛,但其在活塞相对速度较低时不能很好地模拟阻尼力与速度的关系。为提高该区域的精确度,DYKE et al^[7]提出了修正的Bouc-Wen模型,即现象学模型,该模型是在Bouc-Wen模型的基础上引入另一个内部位移,并通过增加阻尼器和弹簧来修改Bouc-Wen模型的结构。该模型相比于Bouc-Wen模型可以更好地、较全面地反映MR阻尼器的非线性滞后性能。

现象学模型包含11个参数,再考虑到电流和活塞速度和激励的影响,导致现象学模型在进行参数识别时容易陷入局部最优解,参数识别难度增大。基于这类问题,相关研究人员做了大量研究工作,SPENCER et al^[8]将部分参数表示为与电流相关的参数形式,以此来提高模型精度,但是在模型参数本身就较多的情况下,再增加参数会使模型过于复杂,导致参数识别难度增加;CHEN et al^[9]通过曲线拟合将模型中所有参数均拟合成为与电流的函数,该方法可以极大程度上提高模型精度,模型泛用性不强,局限性很大;刘永强等^[10]提出了在参数取值范围未知的情况下,逐步缩小参数取值范围的方式进行参数识别,其所得识别结果较为精确,但对参数较多的模型,参数耦合关系复杂,即使缩小到很小的范围,个别参数与电流的关系也难以找到。

参考上述参数识别方法,本文针对可以准确描述磁流变阻尼器力学特性,但所包含参数较多的现象

收稿日期:2024-08-23 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxzbzrb.20240217

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52178493);河北省重点研发计划项目(21375402D);河北省自然科学基金面上项目(E2022210028);石家庄市科学技术局科研计划项目(231230025A)

作者简介:刘晓航(2000—),男,硕士研究生,研究方向为土木水利。E-mail:1925542073@qq.com

刘晓航,吴琼,牛再波,等.基于MR阻尼器复杂力学模型的参数高精度识别方法[J].石家庄铁道大学学报(自然科学版),2025,38(1):104-111,118.

学模型的参数识别,提出了一种分步渐进式参数识别法,利用待识别参数越少识别精度越高的特性,优先确定敏感性较弱的参数,为识别敏感性强的参数和模型中必然与电流相关的参数提供更高的精度,逐步确定模型参数,以适应度值 fitness 作为标准来判断仿真结果与试验数据之间的吻合程度,并将该方法与其余 2 种传统参数识别方法进行了对比。

1 试验介绍

试验阻尼器选取了型号为 D26-50A01 的剪切式磁流变阻尼器,如图 1 所示。试验于正弦波激励下测试阻尼器在振幅为 ±20 mm,频率为 1 Hz,电流分别为 0、0.2、0.4、0.6、0.8、1.0 A 不同工况下的力学特性,以及阻尼器在随机白噪声位移激励与随机电流激励下的力学特性。为消除试验数据中高频噪声对本文参数识别的影响,采用小波变换对数据进行滤波处理,滤波后的试验数据如图 2 所示。



图 1 磁流变阻尼器实物图

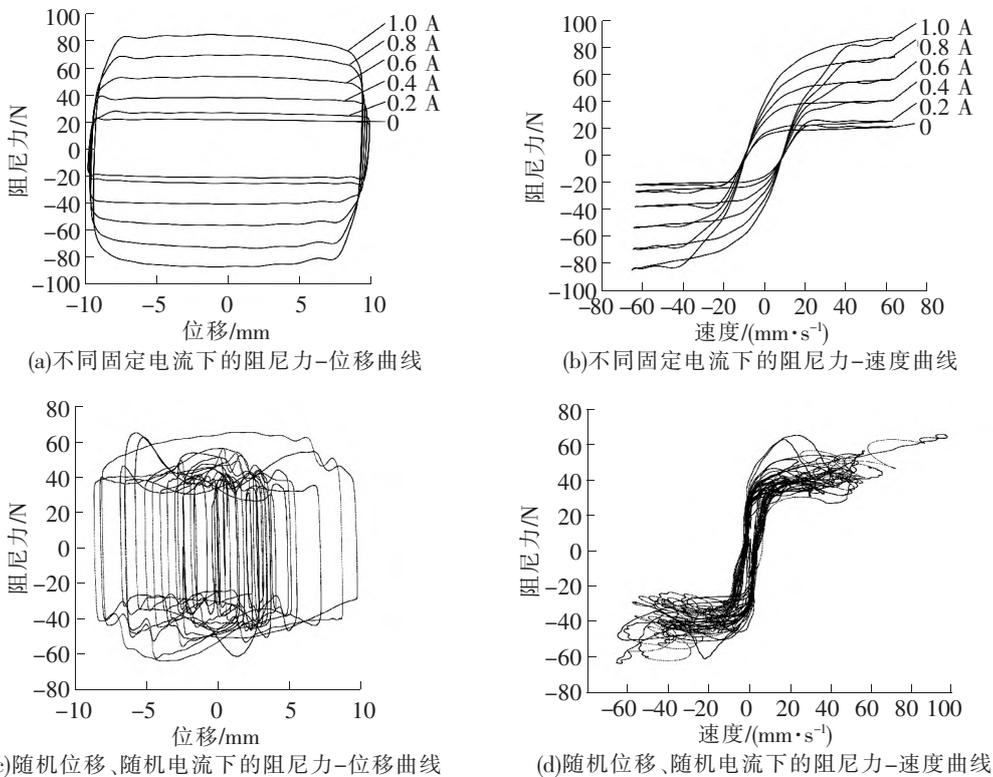


图 2 MR 阻尼器试验结果

2 现象学模型介绍及遗传算法简述

2.1 现象学模型

本文采用 SPENCER et al^[8] 提出的现象学模型,如图 3 所示,该模型虽然引入了较多参数,增加了参数识别的难度,但以复杂性作为代价得到的 MR 阻尼器模型更加精细,控制系统设计更加科学,换取了更高模拟精度的动力特性。MR 阻尼器的阻尼力 f 可以表示为

$$f = az + c_0(\dot{x} - \dot{y}) + k_0(x - y) + k_1(x - x_0) \quad (1)$$

或者表示为等价形式

$$f = c_1\dot{y} + k_1(x - x_0) \quad (2)$$

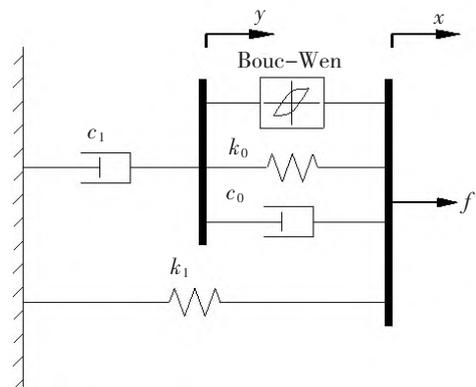


图 3 SPENCER 现象学模型

式中, k_1 为蓄能器的刚度; x 为活塞的相对位移; x_0 为刚度为 k_1 弹簧的初始变形; z 为演化变量, 可通过式 (3) 和式 (4) 确定

$$\dot{z} = -\gamma |\dot{x} - \dot{y}| |z| |z|^{n-1} - \beta (\dot{x} - \dot{y}) |z|^n + A (\dot{x} - \dot{y}) \quad (3)$$

$$\dot{y} = \frac{1}{c_0 + c_1} [\alpha z + c_0 \dot{x} + k_0 (x - y)] \quad (4)$$

式中, k_0 为 MR 阻尼器较大速度状态下的刚度; c_0 为 MR 阻尼器较大速度状态下的阻尼系数; c_1 为 MR 阻尼器较低速度状态下的阻尼系数; α 为增益系数, 即磁流变液阻尼力对输入电流的响应强度; γ 、 β 、 A 用以调整磁流变液阻尼器阻尼力-速度曲线的光滑性。

2.2 遗传算法简述

参数识别方法选用的是遗传算法, 遗传算法^[11]是一种启发式优化算法, 模拟了生物进化中的遗传和选择机制。它通过模拟自然界的基因遗传、交叉和变异等操作, 从一个初始的种群中搜索最优解或接近最优解的方法。通常被用于解决优化问题, 特别适用于搜索空间庞大、复杂度高的问题, 其具有全局搜索能力强、并行性强、适用范围广、简单易实现等优点。因此, 遗传算法被广泛应用于工程优化、机器学习、数据挖掘等领域, 在解决复杂数学模型的参数识别方面也具有很大的优势。本文定义现象学模型适应度函数为

$$\text{fitness} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (F_i^{\text{sim}} - F_i^{\text{exp}})^2 / [n \max(|F^{\text{exp}}|)]} \quad (5)$$

式中, n 为试验所得到的数据点数; F_i^{sim} 为模拟所得到的阻尼力值; F_i^{exp} 为试验所得到的阻尼力值。

3 分步渐进式识别模型参数

分步渐进式识别法流程图见图 4。

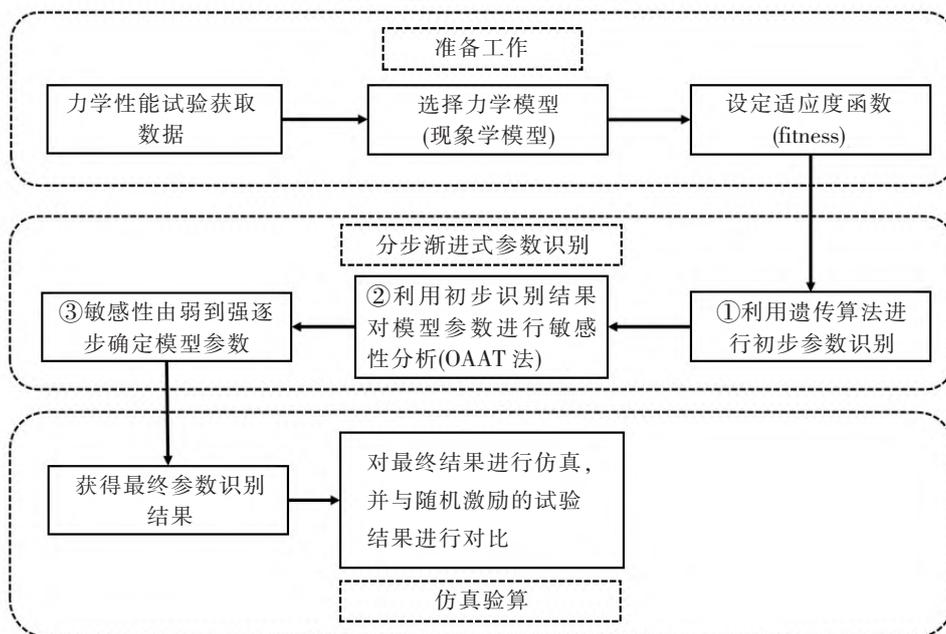


图 4 分步渐进式识别法流程图

图 4 中③需注意部分可观测到的有明确物理意义的参数, 如 c_0 (MR 阻尼器较高速度状态下的阻尼系数), c_1 (MR 阻尼器较低速度状态下的阻尼系数), 这 2 个参数可以在图 2(b) 中明显观测到 MR 阻尼器在较高和较低速度下阻尼力随电流呈一定的变化趋势。

3.1 初步识别参数

采用 Matlab 中自带的遗传算法工具箱^[12] (GADS) 对现象学模型中 c_0 、 k_0 、 c_1 、 k_1 、 x_0 、 α 、 γ 、 β 、 A 和 n 共 10 个参数进行多参数识别。鉴于缺乏具体的参数取值范围界定, 本文参考 DYKE et al^[7] 的参数识别结

果,将各参数的取值范围根据磁流变阻尼器的出力按一定比例缩小。初步识别中 c_0 、 k_0 、 c_1 、 k_1 、 x_0 、 α 、 γ 、 β 、 A 和 n 这 10 个参数的取值范围分别设置为 $[0,100]$ 、 $[0,10]$ 、 $[0,100]$ 、 $[0,10]$ 、 $[0,1]$ 、 $[0,100]$ 、 $[0,10]$ 、 $[0,100]$ 、 $[0,100]$ 、 $[0,5]$ 。

在遗传算法工具箱中将初始种群个数设置为 200 个,交叉概率为 0.8,最大代数为 800 代,适应度函数数值偏差(Function tolerance)为 1.0×10^{-8} ,进行初步参数识别。

初步参数识别结果如表 1 所示。

表 1 各电流下的初步参数识别结果

电流/A	c_0	k_0	c_1	k_1	x_0	α	γ	β	A	n	fitness
0	0.046	0.000	6.401	0.001	0.002	77.655	9.230	75.683	3.306	2.301	0.001 07
0.2	0.095	0.003	4.257	0.006	0.005	26.369	1.717	19.058	7.195	4.964	0.001 07
0.4	0.124	0.000	6.055	0.085	0.001	45.644	1.740	25.494	6.408	4.409	0.001 11
0.6	0.299	0.007	7.060	0.268	0.006	79.826	6.980	75.528	3.808	4.443	0.001 02
0.8	0.423	0.002	6.740	0.332	0.001	39.537	0.611	7.938	10.977	1.002	0.000 89
1.0	0.635	0.001	9.094	0.612	0.001	98.842	3.967	62.899	3.243	4.987	0.001 03

由表 1 可以看出,初步参数识别的结果是较为精确的,不同固定电流对应的各组识别结果适应度值 fitness 均小于 0.002。根据初步参数识别的结果可以看出,参数 c_0 、 k_1 与电流正相关,而其他参数与电流并没有明显的相关性,参数 c_0 、 k_1 随电流的变化曲线如图 5 所示。

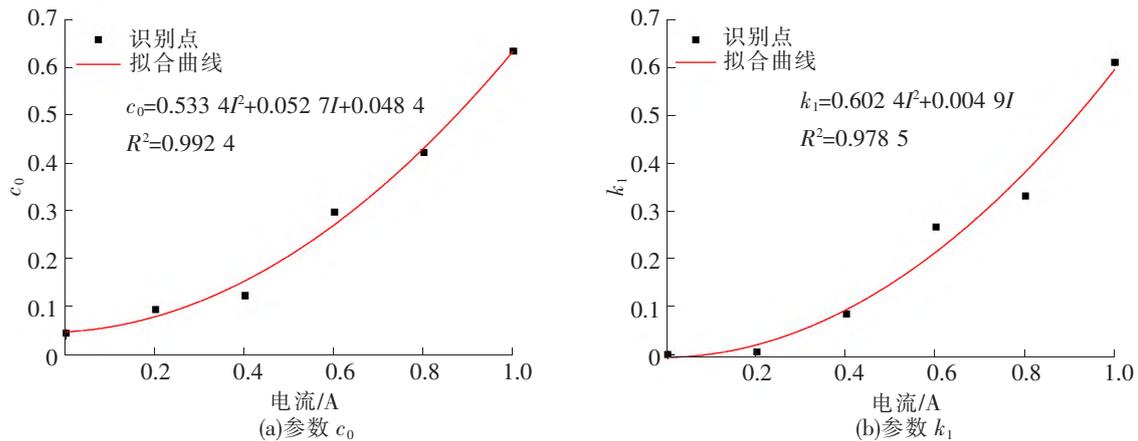


图 5 参数 c_0 、 k_1 随电流的变化曲线

由图 5 可见, c_0 与 k_1 随电流的变化趋势近似二次函数形式,进行二次曲线拟合,并以 R^2 为标准判断回归模型的拟合程度, R^2 的计算公式和 c_0 、 k_1 与电流 I 的关系为

$$R^2 = \frac{1 - \sum_i^n (\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2}{\sum_i^n (\bar{y} - y^{(i)})^2} \tag{6}$$

$$c_0 = 0.533 \cdot 4I^2 + 0.052 \cdot 7I + 0.048 \cdot 4 \quad R^2 = 0.9924 \tag{7}$$

$$k_1 = 0.602 \cdot 4I^2 - 0.004 \cdot 9I \quad R^2 = 0.9785 \tag{8}$$

式中, $y^{(i)}$ 为真实值; $\hat{y}^{(i)}$ 为预测值; \bar{y} 为样本均值。

参数 c_0 、 k_1 的 R^2 值分别为 0.9924、0.9785,均接近于 1,可以判断,回归模型较为符合观测结果,即二次拟合出来的参数 c_0 、 k_1 与电流之间的函数关系是较为精准的。

3.2 参数敏感性分析

参数敏感性分析^[13]是研究在不同输入参数变化的条件下,模型输出变化被分配或定量程度的度量。

关于敏感性分析, HAMBY^[14] 提出过很多有效的方法, 其中最简便的方法是令待测参数在一定范围内变化, 与此同时, 令其他参数保持不变, 然后观察由于这一参数的改变所导致的模型输出结果变化的规律, 这种方法被称为 OAAT(one-at-a-time) 法, 是一种典型的局部敏感性分析方法。

对于现象学模型, 这种复杂模型包含许多参数, 其中一些参数的敏感性较低, 而另一些参数的敏感性较高。如果忽略参数敏感性直接进行参数识别, 由于参数较多, 会增加陷入局部最优解的风险。因此, 根据敏感性的强弱顺序逐步进行参数识别, 优先识别敏感性较低的参数, 逐步减少参数数量。这种方法不仅提高了识别敏感性较高参数的精确度, 而且由于初始取值范围不变, 能够有效避免参数陷入局部最优解。为研究磁流变阻尼器现象学模型中各参数对阻尼力的敏感程度, 采用 OAAT 法进行参数敏感性分析。参数敏感度的计算公式为

$$S = \frac{[\sum_{i=1}^N (F_i - F_i')^2]^{1/2}}{\sum_{i=1}^N F_i} \quad (9)$$

式中, F_i 为原模型参数代入现象学模型获得的第 i 个数据点的阻尼力; F_i' 为变化后的参数代入现象学模型获得的相应阻尼力; N 为数据点总数; S 为参数的敏感度, 值越大说明该参数的敏感性越高。

取任意一组电流参数识别的数据(这里取 0.6 A)来进行参数敏感性分析, 各参数的基数选择初步识别出的参数值, 结果见图 6。

图 6 直观地显示出了 OAAT 法分析的各参数的敏感度分布情况, 即在 10 个参数中, k_1 、 γ 、 k_0 、 x_0 这 4 个参数敏感性较低(敏感度百分比均小于 2%), 而其余参数敏感性都较强(敏感度百分比均大于 8%)。

3.3 逐步识别参数

(1) 除在初步参数识别中确定参数值的 c_0 、 k_1 , 其余参数中 γ 、 k_0 和 x_0 敏感性较低(敏感度 < 2%), 对模型输出的影响不大, 故将其识别为一组, 并依据初步参数识别的结果采用均值法确定其参数值。

参数 $x_0 = 0.003$ 、 $k_0 = 0.002$ 、 $\gamma = 4.169$, 剩余参数 c_1 、 α 、 β 、 A 和 n 的取值范围保持与初步识别的取值范围相同, 继续进行第 2 步参数识别。

识别结果见表 2。

表 2 各电流下的第 2 步参数识别结果

电流/A	c_1	α	β	A	n	fitness
0	7.353	29.316	56.161	7.750	4.795	0.001 03
0.2	4.109	61.358	81.630	3.260	3.235	0.001 07
0.4	6.080	51.587	16.388	6.816	1.989	0.001 13
0.6	12.371	15.637	4.981	27.504	1.115	0.001 00
0.8	8.356	78.121	29.694	3.796	4.784	0.001 01
1.0	8.595	81.949	19.924	4.038	4.080	0.001 02

根据表 2 参数敏感性分析的结果, 剩余的 5 个参数中, 参数 β 的敏感性最弱。同时, 第 2 步参数识别结果表明, 参数 β 与电流并没有明显的相关性。因此, 将参数 β 取平均值为 24.635。

(2) 在减少参数个数后, 剩余参数的取值范围仍然与初步相同, 进行第 3 步参数识别以进一步优化模型, 识别结果见表 3。

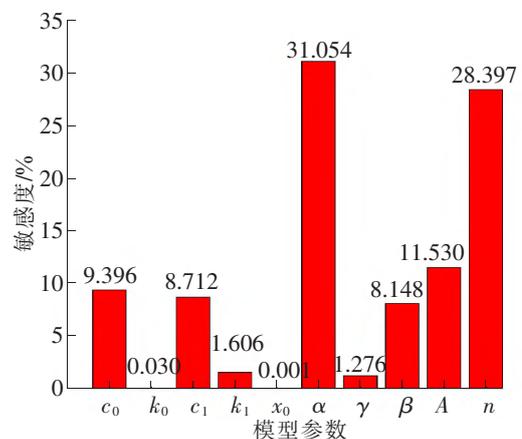


图 6 Bouc-Wen 模型参数 OAAT 分析结果

表 3 各电流下的第 3 步参数识别结果

电流/A	c_1	α	A	n	fitness
0	8.029	33.833	7.932	2.227	0.001 09
0.2	4.411	48.667	4.341	2.399	0.001 08
0.4	7.208	42.406	7.088	4.855	0.001 17
0.6	7.676	59.208	4.943	4.826	0.001 01
0.8	8.878	72.681	4.142	4.993	0.001 01
1.0	10.393	98.252	3.362	3.615	0.001 02

根据图 6 参数敏感性分析的结果,剩余的 4 个参数中,参数 c_1 的敏感性最弱。但从表 3 可以看出,参数 c_1 、 α 、 A 和 n 与电流的关系没有明显规律。然而,参数 c_1 在现象学模型中代表较低速度下的阻尼系数。通过分析图 2(c) 的试验结果发现,在较低速度下,黏滞阻尼系数 c_1 随电流呈现一定的变化规律,因此不能简单地用均值法确定其参数值。因此跳过 c_1 优先固定参数 A 。第 3 步参数识别结果表明,参数 A 与电流并没有明显的相关性。因此,将参数 A 取平均值为 5.301。

(3) 遵循上述顺序,继续优化参数 $n=3.114$ 。表 4 为各电流下的第 4 步参数识别结果。

表 4 各电流下的第 4 步参数识别结果

电流/A	c_1	α	n	fitness
0	7.463	52.072	1.686	0.001 10
0.2	4.478	38.652	3.013	0.001 08
0.4	6.558	53.884	3.245	0.001 16
0.6	8.626	66.650	3.470	0.001 03
0.8	11.662	78.670	3.460	0.001 11
1.0	14.559	81.768	3.811	0.001 12

(4) 再依据上述结果,对剩余参数继续进行参数识别,具体识别结果见表 5。

表 5 各电流下的第 5 步参数识别结果

电流/A	c_1	α	fitness
0	4.665	32.955	0.001 08
0.2	4.436	37.949	0.001 15
0.4	6.608	55.131	0.001 16
0.6	8.858	70.281	0.001 14
0.8	12.013	82.960	0.001 12
1.0	15.735	89.667	0.001 25

从表 5 的参数识别结果可以看出,参数 c_1 、 α 与电流近似正相关,参数随电流的变化曲线如图 7 所示。

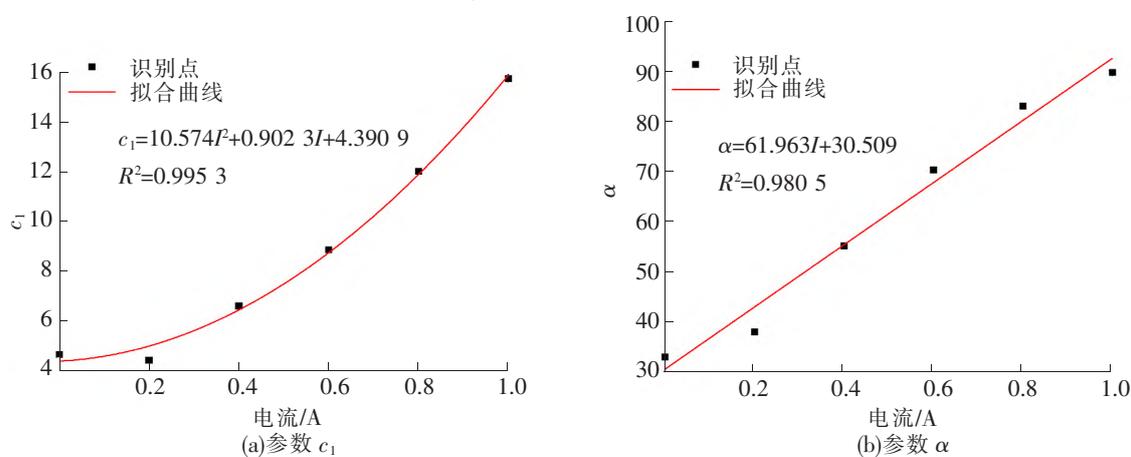


图 7 参数 c_1 、 α 随电流的变化趋势

对参数 c_1 、 α 与电流的函数关系进行二次拟合,拟合结果为

$$c_1 = 10.574I^2 + 0.9023I + 4.3909 \quad R^2 = 0.9953 \quad (10)$$

$$\alpha = 61.963I + 30.509 \quad R^2 = 0.9805 \quad (11)$$

从表 1~表 5 的识别结果中可以看出,每次进行参数识别 fitness 值均可以达到 0.001,即利用分步渐进式参数识别法进行参数识别可以取得较为精确的解,表 6 为现象学模型 10 个参数的识别结果。

表 6 参数识别结果

参数	单位	最优值
c_0	N·s/mm	$c_0 = 0.5334I^2 + 0.0527I + 0.0484$
k_0	N/mm	0.0020
c_1	N·s/mm	$c_1 = 10.574I^2 + 0.9023I + 4.3909$
k_1	N/mm	$k_1 = 0.6024I^2 - 0.0049I$
x_0	mm	0.0030
α	N/mm	$\alpha = 61.963I + 30.509$
γ	mm ⁻²	4.1690
β	mm ⁻²	24.6352
A		5.3012
n		3.1141

4 模型验证

为验证分步渐进式参数识别法识别出的现象学模型的准确性,定义了总适应度函数(fitnessall)来评估整体识别结果的精确度,采用随机位移和随机电流激励下的 MR 阻尼器试验数据作为对比基准,将通过简化参数获得的现象学模型仿真数据与试验数据进行比较,评估两者之间的吻合程度,如图 8 和表 7 所示。

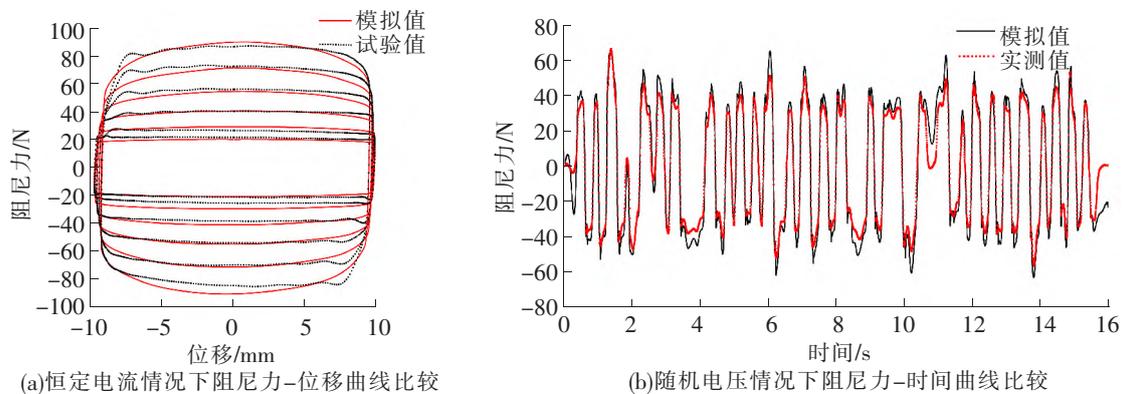


图 8 模拟系统与实际系统响应比较

根据式(6)的适应度函数,定义包含所有电流的总适应度函数为

$$\text{fitnessall} = \frac{\sum_{i=1}^m \text{fitness}_i}{m} \quad (12)$$

式中, m 为试验中电流的个数,本文为 6; fitness_i 为单个电流作用下的适应度值。

表 7 仿真模拟得到各电流下的适应度值

电流/A	0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0	随机激励
fitness	0.0018	0.0024	0.0012	0.0012	0.0012	0.0012	0.0016

根据表 7 计算包含所有电流的总适应度值(fitnessall)为 0.0015,在随机电压和随机位移激励下的模型适应度值为 0.0016。通过图 8 和表 7 可以看出,在遗传算法基础上通过分步渐进式识别法识别出的现象学模型不仅在辨识数据上表现出较好的拟合效果,而且在随机电压和随机位移激励条件下,所识别出

的磁流变阻尼器的力学模型在动态响应方面依然与实验数据保持了较高的一致性。

5 结论

针对磁流变阻尼器中参数众多且耦合关系复杂,其参数难以识别的情况,在遗传算法的基础上提出了一种基于参数敏感性进行参数识别的分步渐进式识别法,对该方法所得识别结果进行了验证,并与 2 种常规的参数识别方法进行对比,得出以下结论:

(1)在初步识别中,参数 c_1 、 α 并未表现出与电流的函数关系,但在分步识别的最终结果中,它们呈现出与电流的二次函数关系。经过计算得出的参数 c_1 、 α 与电流的回归曲线 R^2 值均大于 98%,这充分表明分步渐进式识别法有助于突显参数与电流之间的关系。

(2)通过分步渐进式识别法识别出来的现象学模型,不仅与参与识别的试验数据相吻合,总适应度值 (fitnessall) 为 0.001 5,而且还可以准确表达在随机位移激励和随机控制电流下的 MR 阻尼器动力响应 (fitness) 为 0.001 6。

综上所述,该研究提出的参数分步渐进式识别法,在识别较多参数的模型时识别结果较为精确,为识别磁流变阻尼器较多参数的力学模型提供了一种新思路,可供其他类似研究参考借鉴。

参 考 文 献

- [1] ZHANG Z, PENG Y. Dynamic physical model for MR damper considering chain deflection in preyield stage[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2020, 146(11):1-17.
- [2] ZHU X, JING X, CHENG L. Magnetorheological fluid dampers: A review on structure design and analysis[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2012, 23(8):839-873.
- [3] YANG G, SPENCER F B, JUNG H, et al. Dynamic modeling of large-scale magnetorheological damper systems for civil engineering applications[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2004, 130(9):1107-1114.
- [4] HONG S, WERELEY N, CHOI Y, et al. Analytical and experimental validation of a nondimensional Bingham model for mixed-mode magnetorheological dampers[J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 312(3):399-417.
- [5] WEI Liankang, LV Hongzhan, YANG Kehang, et al. A comprehensive study on the optimal design of magnetorheological dampers for improved damping capacity and dynamical adjustability[J/OL]. Actuators, 2021, 10(3):64[2024-08-23]. <https://doi.org/10.3390/act10030064>.
- [6] NEGASH A B, YOU W, LEE J, et al. Parameter identification of Bouc-Wen model for magnetorheological (MR) fluid damper by a novel genetic algorithm[J]. Advances in Mechanical Engineering, 2020, 12(8):1-12.
- [7] DYKE S J, SPENCER B F, SAIN M K, et al. Modeling and control of magnetorheological dampers for seismic response reduction[J]. Smart Materials and Structures, 1996, 5(5):565-575.
- [8] SPENCER 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.
- [9] CHEN Xiaoliang, WEI Weizhen, XU Liyou, et al. Parameter identification of Bouc-Wen model for MR damper by parameter sensitivity analysis and modified PSO algorithm[J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2022, 69(4):513-531.
- [10] 刘永强, 杨绍普, 廖英英, 等. 基于遗传算法的磁流变阻尼器 Bouc-Wen 模型参数辨识[J]. 振动与冲击, 2011, 30(7):261-265.
- [11] KWOK N M, HA Q P, NGUYEN M T, et al. Bouc-Wen model parameter identification for a MR fluid damper using computationally efficient GA[J]. ISA Transactions, 2007, 46(2):167-179.
- [12] 李耀刚, 陈盟, 龙海洋, 等. 基于 Matlab 磁流变阻尼器 Bouc-Wen 模型的参数识别[J]. 机床与液压, 2018, 46(5):97-101.
- [13] JIANG Min, RUI Xiaoting, ZHU Wei, et al. Parameter sensitivity analysis and optimum model of the magnetorheological damper's Bouc-Wen model[J]. Journal of Vibration and Control, 2021, 27(19/20):2291-2302.
- [14] HAMBY D M. A review of techniques for parameter sensitivity analysis of environmental models[J]. Environmental Monitoring & Assessment, 1994, 32(2):135-154.

(下转第 118 页)

scribe the mechanical properties of fewer-leaf variable cross-section leaf springs, the curvature of the upper surface was first calculated using Matlab, and a polynomial for the contour of the lower surface was fitted. Three-dimensional solid models of the leaf spring, both with and without rounded corners, were then established using SolidWorks. Subsequently, static simulation analysis of the leaf spring was conducted in ANSYS. Finally, the results were validated through bench tests. The results show that the leaf spring model considering cross-sectional rounded corners was closer to actual conditions, with the maximum displacement and stress simulation data showing relative errors of only 1.19% and 0.154% compared to experimental data. The entire process integrated the advantages of bench tests and CAE technology, demonstrating the importance of cross-sectional rounded corners in simulation modeling and providing a reference for the structural design of leaf springs.

Key words: variable cross-section leaf spring; finite element analysis; static load test; curve fitting

~~~~~  
(上接第 111 页)

## High-precision Parameter Identification Method Based on Complex Mechanical Model of MR Damper

LIU Xiaohang, WU Qiong, NIU Zaibo, GUO Jin

(School of Civil Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

**Abstract:** Due to the mechanical properties of magnetorheological dampers (MRD), some parameters in the model are inevitably related to the current. These parameters are numerous, interrelated and complex, making precise identification challenging. To address this issue, this paper proposed a step-by-step progressive parameter identification method, which enhances the accuracy of identifying current-related parameters through gradual identification and optimization. On the basis of using genetic algorithm to identify MRD model parameters, this study further utilized the One-At-A-Time (OAAT) sensitivity analysis method for sensitivity analysis. By evaluating the sensitivity and physical significance of each parameter, the model parameters are optimized sequentially. A polynomial regression method was then employed to fit the relationship between the parameters and the current, with the coefficient of determination ( $R^2$ ) used to evaluate the fitting effect of the regression model. The results show that the  $R^2$  values of the parameters obtained by using the step-by-step progressive identification method all exceed 98%, significantly improving the accuracy of parameter identification. Numerical simulations of the final identified parameters were performed and compared with the results of random excitation experiments to verify the accuracy of the identification results. The findings indicate that the phenomenological model simulation results obtained through the step-by-step progressive identification method are highly consistent with the experimental data (fitnessall = 0.0015), provides valuable reference for similar research.

**Key words:** MR damper; phenomenological model; genetic algorithm; parameter sensitivity; OAAT method; parameter identification