

超磁致伸缩执行器磁滞模型的参数辨识

唐宏波,朱玉川

(南京航空航天大学 机电学院,江苏 南京 210016)

摘要:准确辨识磁滞模型参数是保证超磁致伸缩执行器位移控制精度的关键,而单一算法难以实现对超磁致非线性模型参数的精确辨识。该文提出了一种新型混合优化策略,即改进的遗传退火算法,并将其应用于对超磁致伸缩执行器位移磁滞模型参数的辨识。该算法兼顾了遗传算法和模拟退火算法的优点,同时还引入了机器学习原理,将模拟退火算法作为遗传算法中的种群变异算子,并将模拟退火算法中的抽样过程与遗传算法相结合。此算法不仅充分发挥了遗传算法并行搜索能力强的特点,且增强和改进了遗传算法的进化能力,同时提高了系统的收敛性和收敛速度,避免最优解的丢失。通过仿真和试验研究表明,该算法相对于遗传算法有更高的精度,可有效精确辨识超磁致伸缩执行器磁滞模型的参数。

关键词:Jiles-Atherton 磁滞模型;超磁致伸缩执行器;遗传算法;改进的遗传退火算法;参数辨识
中图分类号:TM153;V227+.83;TH137 **文献标识码:**A

Parameter Identification of Hysteresis Model for Giant Magnetostrictive Actuator Based on Jiles-Atherton Model

TANG Hongbo, ZHU Yuchuan

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Accurately identifying the hysteresis model parameters may improve the control precision of giant magnetostrictive actuator output displacement. The single algorithm is difficult to achieve accurate identification of the ultra-magnetically induced nonlinear model parameters. This paper presents a new hybrid optimization strategy, the modified genetic algorithm and simulated annealing and applied to identification of the giant magnetostrictive actuator displacement hysteresis model parameters. The algorithm taking into account the genetic algorithm and simulated annealing algorithm strengths, and also introduces machine learning theory, simulated annealing algorithm as the population variation in genetic algorithm operator and simulated annealing algorithm and genetic algorithm Metropolis sampling process combines. This algorithm not only give full play to the ability of genetic algorithms parallel search features, but also enhance and improve the ability of genetic algorithms evolution and improve the convergence and convergence speed of the system, to avoid losing the optimal solution. The simulation and experimental results show that the algorithm with respect to the genetic algorithm has a high accuracy, the parameters can effectively identify the model.

Key words: Jiles-Atherton hysteresis model; giant magnetostrictive actuator; genetic algorithm; modified genetic algorithm and simulated annealing; parameter identification

0 引言

以稀土超磁致伸缩材料(GMM)为核心部件的超磁致伸缩执行器(GMA)具有体积小,性能稳定,承载能力大,能量转换效率高和响应速度快等优点^[1],在微机电系统组装、超精密加工、流体机械等领域中具有广泛的应用前景。但由于 GMM 存在磁滞非线性,因此 GMA 的输入电流与输出位移间

也呈现出磁滞非线性,这将严重影响 GMA 的实际应用。

目前,对于 GMM 的建模方法简要概括为以下两种:

1) 数学建模。Preisach 模型^[2]为典型代表。该建模方法的应用避免了执行器非线性模型的物理参数。如 Tan 等基于经典 Preisach 模型建立了线

收稿日期:2014-10-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51175243);航空科学基金资助项目(20130652011);江苏省自然科学基金资助项目(BK20131359)

作者简介:唐宏波(1990-),男,山西人,硕士生,主要从事智能材料及其结构,电液伺服控制的研究。朱玉川(1974-),男,副教授,博士,主要从事智能材料及其结构,电液伺服控制的研究。E-mail: meeyczhu@nuaa.edu.cn.

性系统的动态磁滞非线性模型,该模型具有较强的预测磁滞非线性能力,但不能适应控制条件的变化。

2) 物理模型,即 Jiles-Atherton 模型(简称为 J-A 模型)^[3]。J-A 模型是基于铁磁材料畴壁理论建立的磁化强度模型,该模型揭示了磁化过程机理,不仅能分析由应力引起的磁机械效果,且能分析磁化强度与磁致伸缩的耦合作用。但由于 J-A 模型中的参数相互耦合,这就给实际应用中带来了很大的困难。Jiles 等^[4]利用磁滞回线的 5 个特殊点推导出参数的 5 个隐式方程,并使用连续迭代法对参数进行了粗略的估计和优化,但在进行连续迭代计算可能会导致不收敛且对实验测试的精度依赖性大;Almeida 等采用遗传算法对超磁致执行器磁滞静态模型中的参数进行了联合辨识仿真研究,其结果中一些参数的误差可高达 18%;Dieter Lederer 等^[5]利用模拟退火算法对模型的 5 个参数进行了辨识,但由于其辨识过程相对独立,没有考虑参数耦合的影响;总之,这些辨识算法都存在一些局限,辨识参数难以得到参数的真实值。

本文在遗传算法的基础上提出一种改进的遗传退火算法(MGASA),并用此算法对基于 J-A 模型的 GMA 磁滞模型进行参数辨识,且与遗传算法作了比较,最后将两种算法的辨识结果、预测结果分别与试验的实测结果进行对比,并给出了相关结论和评价。

1 GMA 的磁滞非线性模型

在 J-A 铁磁磁化理论模型中,Jiles 同时考虑可逆磁化和不可逆磁化过程,得

$$\begin{cases} H_e = H + \bar{\alpha}M \\ M_{an} = M_s \left[\coth\left(\frac{H_e}{a}\right) - \frac{a}{H_e} \right] \\ M_{rev} = c(M_{an} - M_{irr}) \\ M = M_{irr} + M_{rev} \\ \frac{dM_{irr}}{dH} = \frac{M_{an} - M_{irr}}{\delta k - \bar{\alpha}(M_{an} - M_{irr})} \end{cases} \quad (1)$$

式中: H_e 为磁性材的有效磁场; M_{an} 为无磁滞磁化强度; M_{irr} 为不可逆磁化强度; M_{rev} 为可逆磁化强度; M 为总磁化强度; $H = nI$ 为外加磁场; n 为单位长度激励线圈的匝数; $\delta = \text{sign}(H')$, H' 为 H 的倒数; $\bar{\alpha}$ 、 a 、 k 、 c 、 M_s 分别为畴壁相互作用系数、无磁滞磁化强度形状系数、不可逆损耗系数、可逆系数及饱和磁化强度。

在一定磁场作用下,各向同性材料基于磁化强度的二次磁致伸缩系数 λ 及 GMM 棒伸长量 ΔL 为^[6]

$$\begin{cases} \lambda = \gamma M^2 \\ \Delta L = \lambda L \end{cases} \quad (2)$$

式中: λ 为磁致伸缩二阶系数; L 为 GMM 棒的初始长度。在此模型中,需辨识的参数共有 6 个,即 $\theta = (\bar{\alpha} \ a \ c \ k \ M_s \ \gamma)$ 。

2 磁滞模型的参数辨识

遗传算法^[7]是一种高度并行、随机和自适应的优化算法,已广泛应用于机器学习、控制、优化等领域。但对于基本的遗传算法而言,在实际应用时,会出现早熟收敛和收敛性能差等缺点。模拟退火算法^[8]是在某一初温下,伴随温度参数不断下降,结合概率突跳特性在解空间中随机寻找目标函数的全局最优解。但对于基本的模拟退火算法而言,在实际应用中,当问题规模增大时,返回一个高质量的近似解的时间花费将难以承受。

为了避免基本遗传算法和基本模拟退火算法的缺点,综合二者的优点,本文提出一种新的混合优化辨识算法,即改进的遗传退火算法(MGASA)^[8-10]。此算法不仅对基本遗传算法和基本模拟退火算法进行了算法思想的融合,还引入了机器学习原理,将模拟退火算法作为遗传算法中的种群变异算子,并将模拟退火算法中的 Metropolis 抽样过程与遗传算法相结合,不仅充分发挥了遗传算法并行搜索能力强的特点,且增强和改进了遗传算法的进化能力;另外,利用机器学习原理来指导种群的建立,使优化过程在很短时间内获得最优解,提高了系统的收敛性能和收敛速度,避免了最优解的丢失。

2.1 模型参数辨识原理

一般常用的目标函数都是基于最小二乘原理建立的,本文建立的目标函数为

$$E(\theta) = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q [y(k) - \hat{y}(k, \theta)]^2 \quad (3)$$

且参数向量满足约束条件为

$$d_i \leq \theta_i \leq b_i \quad i=1, 2, \dots, 6 \quad (4)$$

式中: k 为第 k 个采样时刻; Q 为总采样次数; $y(k)$ 为测量位移值; $\hat{y}(k, \theta)$ 为模型的计算位移值; θ_i 为 θ 的第 i 个参数; d_i 、 b_i 分别为 θ_i 的下、上限。GMA 基于 J-A 模型的磁滞非线性模型参数辨识原理如图 1 所示。

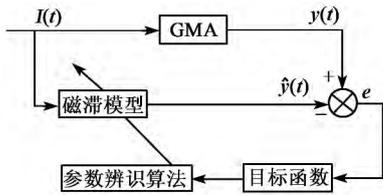


图 1 GMA 模型参数辨识原理

2.2 辨识算法流程图

MGASA 算法综合了遗传算法的全局并行搜索能力强和模拟退火算法局部串行搜索能力强大的特点,采用并、串行相结合的结构。外层在模拟退火算法产生的各个温度下进行遗传算法的操作,内层对种群进行搜索,初始解来源于遗传算法中的进化,模拟退火算法经 Metropolis 抽样过程得到的解又成为遗传算法中进行下一步进化时的初始种群;同时由于知识库的建立和机器学习原理,使在每一次优化过程中都会把最优参数和种群记录到知识库中,方便在下次生成种群时可直接调用取得最优参数时相应的种群作为部分种群,参数辨识的具体流程如图 2 所示。

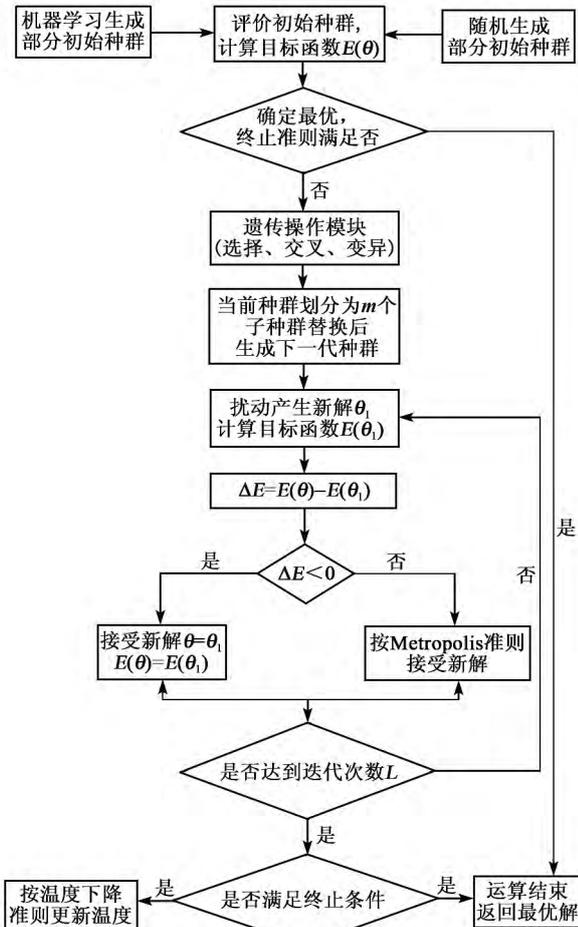


图 2 辨识算法流程图

3 辨识结果与试验验证

3.1 模型参数辨识的试验台搭建

为获得辨识模型所需的磁滞输入、输出数据,构建 GMA 试验台如图 3 所示。

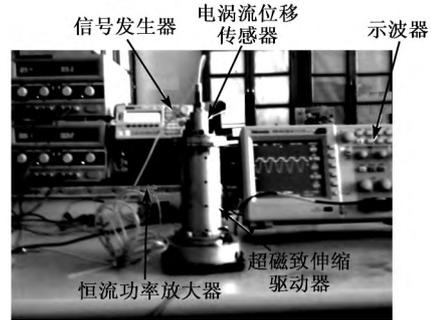


图 3 GMA 试验平台

3.2 数值仿真

在仿真中,首先利用图 3 的试验装置,产生频率 50 Hz、幅值 1.5 A 的输入电流,并用位移传感器采集执行器的输出位移,通过示波器显示并采集输入、输出样本数据 $I(k)$ 和 $y(k)$,样本长度 $Q=1000$ 。已知控制线圈匝数 $n=1200$,GMM 棒长 $L=80$ mm,遗传算法中种群规模 $q=150$,交叉概率 $P_c=0.8$,变异概率 $P_m=0.2$,最大迭代次数 $N=500$;MGASA 算法中 $q=150$, $P_c=0.8$, $P_m=0.2$, $N=500$,初温 $t=100$ s,退温速率 $v=0.98$ m/s,在每一温度下迭代的次数 $Y=100$ 。

为了检测遗传算法和 MGASA 算法参数辨识的性能,分别用不同的辨识算法对参数进行 3 次辨识,结果如图 4 所示。结果表明,在 3 次辨识过程

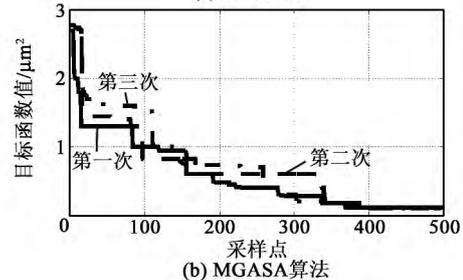
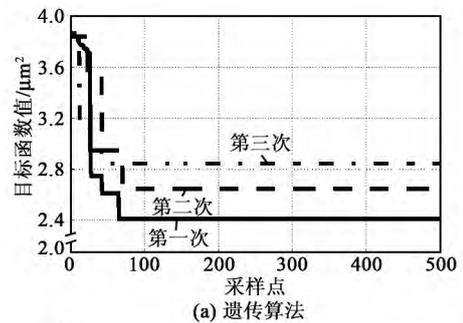


图 4 两种算法参数辨识进化过程

中,遗传算法在运算目标函数值时,会出现早熟和停滞现象,易陷入局部最小值,致使每次辨识结果不同;同时,由于问题规模的增大,其求解花费时间也很长。与之相比,MGASA算法具有很好的稳定性和收敛能力,3次辨识结果基本相同,同时由于采用了Metropolis抽样与遗传算法相混合的方法,使在辨识过程中能跳出局部极小,快速的向全局极小值收敛,从而得到全局最优值;最后,由于引入机器学习原理和知识库,在很大程度上节约了计算时间,提高了得到最优解的概率。

3.3 辨识结果

利用图3产生输入电流 $I = \sin(10\pi t)$,并用位移传感器采集GMA的输出位移,通过示波器显示并采集输入、输出样本数据 $I(k)$ 和 $y(k)$,样本长 $Z=1000$ 。

运行遗传算法和MGASA算法,辨识结果如表1所示。辨识结果与预测结果位移-电流关系曲线如图5所示。由表1可看出,两种辨识算法结果相差较大;由图5可看出,MGASA算法可很好地拟合出GMA输入、输出滞回曲线而遗传算法误差相对较大。

表1 两种辨识算法辨识结果

参数	取值范围	遗传算法	MGASA算法
$\tilde{\alpha}/10^3$	$[-0.01, 0.01]$	6.781	6.231
$a/10^3$	$[3, 10]$	3.412	6.728
c	$[0, 0.3]$	0.214	0.128
$k/10^3$	$[1, 6]$	1.817	2.640
$M_s/(10^5 \text{ A/m})$	$[6, 8]$	8.566	7.913
$\gamma/10^{-15}$	$[0, 6]$	2.078	2.477

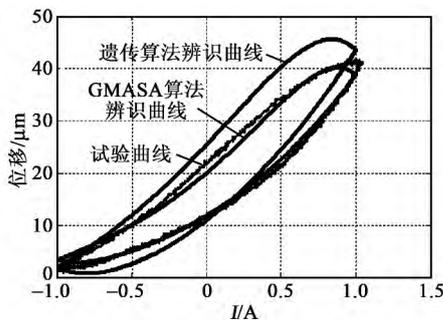


图5 辨识结果与测量结果比较

3.4 试验验证

为了验证在任意变化趋势的电流输入控制下利用辨识参数计算GMA输出位移变化的准确性,本文又在相同控制条件下,改变输入电流幅值对GMA输出位移作了预测,电流幅值依次取0.6 A、

0.8 A和1.2 A,同时与实验结果作对比,其结果如图6所示。由图6可知,遗传算法在计算结果上与实验测量结果误差较大,不能准确反映GMA的位移变化;相反,MGASA算法的计算结果与测量结果相吻合,能较好的反映实际位移变化;可见,采用MGASA算法辨识出的参数能在一定程度上反映参数的真实值,在实际位移值计算时可直接使用。

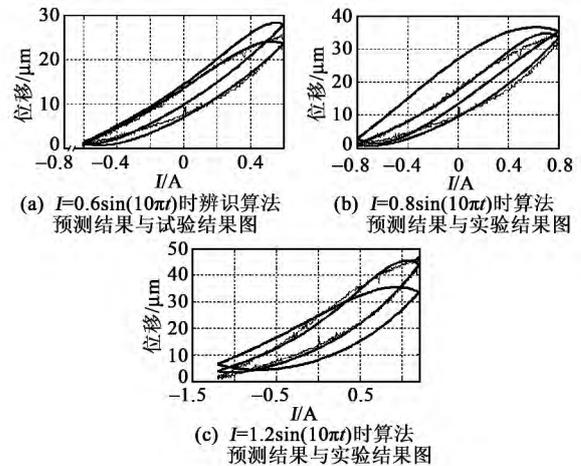


图6 验证数据下模型预测输出与实测输出

4 结束语

本文在基于传统遗传算法基础上结合模拟退火算法提出了一种改进的遗传退火算法,利用该算法和传统遗传算法对超磁致伸缩执行器位移模型参数进行联合仿真辨识。通过与遗传算法辨识结果比较可得该算法具有很好的稳定性,可有效的节约运算时间,同时,还克服了遗传算法的早熟、提前收敛等缺点,具有极强的全局寻优能力和收敛性能。

通过对超磁致伸缩执行器电流-位移特性的试验研究,结果表明,该算法辨识结果和测量结果相吻合,其辨识精度高于传统遗传算法。同时用该算法的辨识结果对在不同电流输入控制情况下的预测结果和试验结果也相吻合。因此,磁滞非线性模型和参数辨识法是有效的、可行的。MGASA算法辨识结果可直接用于在相同控制条件下任意变化趋势的电流输入时对GMA输出位移的预测。

参考文献:

- [1] 王博文,曹淑瑛,黄文美.磁致伸缩材料与器件[M].北京:冶金工业出版社,2008.
- [2] PREISACH F. Uber die magnetische nachwirkung[J]. Zeitschrift fur Physik, 1935, 94(2): 277-302.

(下转第872页)

- space and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [2] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [3] VO B N, SUMEETPAL S, DOUCET A. Sequential monte carlo methods for multitarget filtering with random finite sets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [4] MATHLER R P S. PHD filters of higher order in target number[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [5] PANTA K, VO B N, SINGH S, et al. Probability hypothesis density filter versus multiple hypothesis tracking [C]//Maspalomas; Proceedings of SPIE; SPIE, 2004: 284-295.
- [6] LIN L, BAR-SHALOM Y, KIRUBARAJAN T. Data association combined with the probability hypothesis density filter for multitarget tracking [C]//Maspalomas; Proceedings of SPIE; SPIE, 2004: 464-475.
- [7] DROR-REIN E, MITCHELL H B. A soft assignment algorithm for multiple target tracking[J]. Signal Processing, 2001, 81(8): 1757-1764.
- [8] CLARK D E, BELL J. Data association for the phd filter [C]//Chicago; Proceedings of the International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing; IEEE, 2005: 217-222.
- [9] PANTA K, VO B N, SINGH S. Improved probability hypothesis density filter (phd) for multitarget tracking [C]//Chicago; Proceedings of ICISIP; IEEE, 2005: 213-218.
- [10] CLARK D E, PANTA K, VO B N. Gm-phd filter multi-target tracker[C]//Chicago; Proceedings of the International Conference on Information Fusion, IEEE, 2006: 1-8.
- [11] CLARK D E, VO B N, BELL J. The gm-phd filter multitarget tracking in sonar images [C]// Kissimmee; Proceeding SPIE Signal Processing, Sensor Fusion and Target Recognition; SPIE, 2006: 62350R-1-62350R-8.
- [12] PHAM N T, HUANG W, ONG S. Maintaining track continuity in gmphd filter[C]// Chicago; Proceedings of the International Conference on Information, Communications and Signal Processing; IEEE, 2007: 1-5.
- [13] PANTA K, CLARK D, VO B N. Data association and track management for the gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2009, 45(3): 1003-1016.
- [14] GRANSTROM K, LUNDQUIST C, ORGUNER U. Extended target tracking using a Gaussian mixture PHD filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(4): 3268-3286.
- [15] RISTIC B, VO B N, CLARK D, et al. A metric for performance evaluation of multi-target tracking algorithms [J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2011, 59(7): 3452-3457.
-
- (上接第 866 页)
- [3] JILES D C, HARIHARAN S. Interpretation of the magnetization mechanism in terfenol-D using barkhausen pulse-height analysis and irreversible magnetostriction[J]. J Appl Phys, 1990, 67(9): 5013-5015.
- [4] JILES D C, THOELKE J B, DEVINE M K. Numerical determination of hysteresis parameters for the modeling magnetic properties using the theory of ferromagnetic hysteresis[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1992, 28(1): 27-35.
- [5] ALMEIDA L A L, DEEP G S, LIMA A M N, et al. Modeling a magnetostrictive transducer using genetic algorithm[J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 2001, 266/230: 1262-1264.
- [6] 刘慧芳, 贾振元, 王福吉. 超磁致伸缩执行器位移模型的参数辨识[J]. 机械工程学报, 2011(15): 115-120.
LIU Huifang, JIA Zhenyuan, WANG Fuji. Parameter identification of displacement model for giant magnetostrictive actuator [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011(15): 115-120.
- [7] 席裕庚, 柴天佑, 恽为民. 遗传算法综述[J]. 控制理论与应用, 1996(6): 697-708.
XI Yugeng, CAI Tianyou, YUN Weimin. Summary of genetic algorithms[J]. Control Theory and Applications, 1996(6): 697-708.
- [8] 王雪梅, 王义和. 模拟退火算法与遗传算法的结合[J]. 计算机学报, 1997, 20(4): 381-384.
WANG Xuemei, WANG Yihe. Simulated annealing algorithm and genetic algorithm[J]. Journal of Computers, 1997, 20(4): 381-384.
- [9] 刘爱军, 杨育, 邢青松, 等. 含精英策略的小生境遗传退火算法研究及其应用[J]. 中国机械工程, 2012, 23(5): 556-563.
LIU Aijun, YANG Yuzhong, XING Qingsong, et al. Niche genetic research annealing algorithm and its application containing elitist strategy [J]. Chinese Mechanical Engineering, 2012, 23(5): 556-563.
- [10] 周沫, 左雷, 王春雨, 等. 基于遗传/模拟退火算法的蒸发波导反演研究[J]. 电波科学学报, 2014, 29(1): 122-128.
ZHOU Mo, ZUO Lei, WANG Chunyu. Inversion of evaporation duct based on genetic/simulated annealing hybrid algorithm [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2014, 29(1): 122-128.