

控制与决策

Control and Decision

基于混合差分遗传算法的Bouc-Wen迟滞模型辨识策略

李自成, 张赛, 王后能, 熊涛

引用本文:

李自成, 张赛, 王后能, 等. 基于混合差分遗传算法的Bouc-Wen迟滞模型辨识策略[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 371-378.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0663>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用](#)

Improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and engineering applications

控制与决策. 2021, 36(2): 314-324 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0557>

[基于预防维护的单机调度问题](#)

Single-machine scheduling problem with preventative maintenance activities

控制与决策. 2021, 36(2): 395-402 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0626>

[基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度](#)

Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers

控制与决策. 2021, 36(1): 159-165 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0702>

[基于解空间反向跳跃和信息交互强化的新型混合蛙跳算法](#)

A new shuffled frog leaping algorithm based on reverse leaping in solution space and information interaction enhancement

控制与决策. 2021, 36(1): 105-114 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0719>

[基于机床超低待机状态的流水车间能耗调度](#)

Energy consumption scheduling in flow shop based on ultra-low idle state of numerical control machine tools

控制与决策. 2021, 36(1): 143-151 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0433>

基于混合差分遗传算法的Bouc-Wen迟滞模型辨识策略

李自成[†], 张 赛, 王后能, 熊 涛

(武汉工程大学 电气信息学院, 武汉 430205)

摘 要: 提出一种应用于 Bouc-Wen 迟滞模型的混合差分遗传算法. 该算法可以自适应调节缩放因子来改变交叉概率因子的值, 同样也可以自动调节交叉概率因子来调整缩放因子的值. 通过缩放因子和交叉概率因子的混合作用, 能使算法前期维持种群多样性, 同时强化对全局最优值的搜索能力, 从而快速寻找最适模型参数. 在算法后期, 随着局部最优值搜索能力的提高, 会进一步提高最优模型参数的精度. 与传统的自适应差分遗传算法在 Bouc-Wen 迟滞模型上的应用进行对比, 仿真结果表明所提出的混合差分遗传算法不仅收敛速度更快而且计算精度更高.

关键词: 混合差分遗传算法; Bouc-Wen 模型; 迟滞非线性; 参数辨识; 收敛速度; 计算精度

中图分类号: TP27

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0663

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 李自成, 张赛, 王后能, 等. 基于混合差分遗传算法的 Bouc-Wen 迟滞模型辨识策略 [J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 371-378.

Bouc-Wen hysteresis model identification strategy based on hybrid differential genetic algorithm

LI Zi-cheng[†], ZHANG Sai, WANG Hou-neng, XIONG Tao

(School of Electrical and Information Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China)

Abstract: A hybrid differential genetic algorithm for the Bouc-Wen hysteresis model is presented. The algorithm can adaptively adjust the scaling factor to change the value of the crossover probability factor. Similarly, it is can also automatically adjust the crossover probability factor to change the value of the scaling factor. Through the combination of the scaling factor and the cross factor, it can keep the individuals diversity and improve the searching ability of global optimum in the population at initial generations, as to quickly find the optimal model parameters. Moreover, the search ability of local optimal values can be improved, and the accuracy of the optimal model parameters can be further improved at a later time. The traditional adaptive differential evolution algorithm is applied to the same Bouc-Wen hysteresis model. The simulation results show that the proposed algorithm not only has faster convergence speed but also has higher computational accuracy.

Keywords: hybrid differential genetic algorithm; Bouc-Wen model; hysteresis nonlinearity; parameter identification; convergence speed; computational accuracy

0 引 言

迟滞是广泛存在于压电陶瓷材料及铁磁材料组成的驱动器之中的一种记忆现象, 迟滞现象是制约压电陶瓷材料及铁磁材料工业应用的关键因素^[1]. 因此, 国内外许多专家学者希望通过建立有效的迟滞模型来研究迟滞特性对精密定位的影响.

迟滞模型可以分为精确物理模型和模糊物理模型^[2]. 常见的精确物理模型有 Preisach 模型、Prandtl-Ishlinski 模型和 Maxwell 模型等^[3], 上述精确物理模

型描述迟滞特性相对复杂且只能表征固定频率下的迟滞特性. 而模糊物理模型却相对简单且可以描述不同频率下的迟滞特性, 因为模糊物理模型与输出结果密切相关. 其中 Bouc-Wen(B-W) 模型应用较广, 参数少并且易于数值化. 文献 [4] 提出了一种基于增加高次线性项的 MBW(modified Bouc-Wen) 模型描述压电陶瓷执行器的迟滞现象, 并提出改进差分进化算法的参数辨识策略, 其仅针对 B-W 模型的线性部分提出改进方法, 此外, 文中的改进差分进化算法是对缩

收稿日期: 2019-05-14; 修回日期: 2019-10-10.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41727801).

责任编辑: 柴利.

[†]通讯作者. E-mail: zcli@wit.edu.cn.

放因子和交叉概率因子进行线性调整. 文献[5]提出了基于B-W模型的TMC MC(transitional Markov chain Monte Carlo)辨识算法描述迟滞现象,虽然文中提出的辨识算法比较新颖,但是文中仅对基础的B-W模型进行辨识,基础的B-W模型在描述真实系统迟滞特性上存在一定的误差,而模型误差无法通过辨识算法进行修正. 文献[6]提出通过训练神经元建立神经网络的方式去辨识系统的迟滞特性曲线,虽然可以回避建立具体的迟滞模型来描述迟滞特性,但是模型的精度高度依赖神经元的训练程度,因此需要提供大量的数据提高神经网络描述迟滞特性的精确性.

本文基于标准B-W模型中的非线性迟滞部分改进方法提高原模型在描述真实系统迟滞特性上的不足,提出综合考虑缩放因子和交叉概率因子相互作用的差分进化算法,该算法能提高改进新模型描述真实系统迟滞特性的精度.最后通过仿真验证了所提出算法的有效性.

1 迟滞建模

1.1 标准B-W模型

具有迟滞特性的压电陶瓷执行器定位系统可以用标准B-W模型^[7]表示为

$$\begin{cases} y(t) = G(t) + H(t); \\ \dot{h} = A\dot{u} - B|\dot{u}|h|h|^{n-1} - C\dot{u}|h|^n; \\ G(t) = k_0u(t), H(t) = k_1h(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: u 为输入电压; h 为B-W模型的迟滞部分; \dot{h} 为 h 的一阶导数; y 为输出位移;参数 k_0 和 k_1 为权重系数; A 、 B 、 C 、 n 为B-W模型参数, $n = 2$ 可以描述大多数迟滞系统,上述参数决定系统的迟滞特性.

1.2 改进B-W模型

标准B-W模型在描述真实PEA定位系统迟滞特性上存在以下不足:1) 真实系统的输入-输出之间有不对称非线性关系,而标准B-W模型是近似中心对称模型;2) 标准B-W模型描述的迟滞非线性部分不能包括真实系统初始的情况,而补偿标准B-W模型的非线性部分是解决上述问题的关键.因此,针对标准B-W模型的非线性部分补偿方法,提出相位补偿因数 ψ 和初值补偿因数 d 来解决上述问题.改进B-W模型如下所示:

$$\begin{cases} y(t) = G(t) + H(t) + d; \\ u_1 = u(t + \psi); \\ \dot{h}_1 = A\dot{u}_1 - B|\dot{u}_1|h_1|h_1|^{n-1} - C\dot{u}_1|h_1|^n; \\ G(t) = k_0u(t), H_1(t) = k_1h_1(t). \end{cases} \quad (2)$$

其中:相位补偿因子 ψ 是通过补偿输入电压的相位来补偿输入-输出的不对称关系;初值补偿因子 d 与真实系统的初始状态密切相关.

1.3 改进B-W模型稳定性证明

将改进B-W模型的迟滞微分 \dot{h}_1 改写为 $\dot{h}_1 = f(t, h_1)$,其中 t 在 $f: [0, +\infty) \times D \rightarrow R^n$ 上是分段连续并且 h_1 在 $D \subset R^n$ 上是局部李普希兹.此外, $\dot{h}_1 = f(t, h_1)$ 的平衡点为 $h_1 = 0$.假设存在连续可微函数 $V(V: [0, +\infty) \times D \rightarrow R)$ 在 $\forall t \geq 0$ 且 $\forall h_1 \in D$ 的条件下^[8]下满足

$$\begin{cases} W_1(h_1) \leq V(t, h_1) \leq W_2(h_1), \\ \frac{\partial V}{\partial t} + \frac{\partial V}{\partial h_1} f(t, h_1) \leq 0, \end{cases} \quad (3)$$

则称 $h_1 = 0$ 为稳定点.其中 $W_1(h_1)$ 和 $W_2(h_1)$ 在 D 上均为连续正定函数.

将改进B-W模型是否稳定的问题转换为寻找正定Lyapunov函数满足上述条件.选择Lyapunov函数为 $V(t, h_1) = h_1^2/2$,易有

$$\dot{V}_1 = h_1[A\dot{u}_1 - B|\dot{u}_1|h_1|h_1|^{n-1} - C\dot{u}_1|h_1|^n]. \quad (4)$$

将 \dot{u}_1 及 h_1 视为输入,则式(4)可分为 $h_1 > 0$ 且 $\dot{u}_1 > 0$, $h_1 < 0$ 且 $\dot{u}_1 > 0$, $h_1 > 0$ 且 $\dot{u}_1 < 0$ 和 $h_1 < 0$ 且 $\dot{u}_1 < 0$ 共4种情况.下面讨论 \dot{V}_1 的负定性,具体如下所示:

$$\begin{cases} h_1 > 0, \dot{u}_1 > 0; \\ \dot{V} = h_1\dot{u}_1(A - (B + C)h_1^n); \\ \dot{V} \leq 0, A - (B + C)h_1^n \leq 0. \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} h_1 < 0, \dot{u}_1 > 0; \\ \dot{V} = h_1\dot{u}_1(A + (B - C)|h_1|^n); \\ \dot{V} \leq 0, A + (B - C)|h_1|^n \geq 0. \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} h_1 > 0, \dot{u}_1 < 0; \\ \dot{V} = h_1\dot{u}_1(A + (B - C)h_1^n); \\ \dot{V} \leq 0, A + (B - C)h_1^n \geq 0. \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} h_1 < 0, \dot{u}_1 < 0; \\ \dot{V} = h_1\dot{u}_1(A + (B - C)|h_1|^n); \\ \dot{V} \leq 0, A + (B - C)|h_1|^n \leq 0. \end{cases} \quad (8)$$

不难看出 \dot{V} 的负定性与参数 A 、 B 、 C 密切相关,将 A 、 B 、 C 按照如下情形分类判定式(5)~(8)能否均满足 $\dot{V} \leq 0$.

针对 $A > 0, B + C > 0$ 且 $B - C \geq 0$,原点 $h_1 = 0$ 在 $D \subset R^n$ 的邻域内,有连续可微函数 $V(V: D \rightarrow R^n)$ 在 $\forall t \geq 0$ 且 $\forall h_1 \in D$ 的条件下^[8]下满足

$$\begin{cases} \alpha_1 \|h_1\| \leq V(t, h_1) \leq \alpha_2 \|h_1\|, \\ \frac{\partial V}{\partial t} + \frac{\partial V}{\partial h_1} f(t, h_1) \leq W_3(t), \\ \forall \|h_1\| \geq \mu > 0. \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\alpha_1(0) = \alpha_2(0) = 0$ 且 α_1 和 α_2 均为 κ 类函数, $W_3(t)$ 为连续正定函数.

在 $r > 0$ 下 $B_r = \{h_1 \in R \mid \|h_1\| < r\} \subset D$ 且有 $\mu < \alpha_2^{-1}(\alpha_1(r))$ 的条件下, 存在 κ 类函数 v . 如果任意初始条件 $h_1(t_0)$ 满足 $\|h_1\| < \alpha_2^{-1}(\alpha_1(r))$ 的要求^[8], 则 $T \geq 0$, 满足下式:

$$\begin{cases} \|h_1(t)\| \leq v(\|h_1(t_0)\|, t - t_0), \forall t_0 \leq t \leq t_0 + T; \\ \|h_1\| \leq \alpha_1^{-1}(\alpha_2(\mu)), \forall t \geq t_0 + T. \end{cases} \quad (10)$$

其中: 当 $T \rightarrow \infty$ 时, 有 $W_3(t) = 0$. 另外, 对于任意 $h_1(t_0)$, 有 $\|h_1(t)\| \leq \max[\|h_1(t_0)\|, \alpha_1^{-1}(\alpha_2(\mu))]$.

当 $|h_1(0)| \leq \sqrt[n]{A/(B+C)}$ 时, 针对所有 $t \geq 0$, 有 $|h_1(t)| \leq \sqrt[n]{A/(B+C)}$ 或 $|h_1(0)| \geq \sqrt[n]{A/(B+C)}$. 对于 $\forall t \geq 0$, 有 $|h_1(t)| \leq |h_1(0)|$. 结合上述情况, 可以得出 $|h_1(t)|$ 的上限为

$$\max\{\sqrt[n]{A/(B+C)}, \sqrt[n]{A/(B+C)}\}.$$

针对 $A > 0, B + C > 0, B - C < 0$ 且 $B \geq 0$, 如果 $h_1(0) \in [-\sqrt[n]{A/(C-B)}, \sqrt[n]{A/(C-B)}]$, 则在任意 $\dot{u}_1(t) (u_1(t) \in C^1)$ 输入下, $h_1(t)$ 为有界输出. 采用反证法证明, 现假定 $h_1(0) \geq \sqrt[n]{A/(C-B)}$, 有连续输入信号 $\dot{u}_1 = D_0/(A+(B-C)h_1(t)^n)$. 因为 $h_1(0) \geq \sqrt[n]{A/(C-B)} > 0$, 所以 $[A+(B-C)h_1(0)^n] < 0$. 此外, 存在 $h_1(t) \geq \sqrt[n]{A/(C-B)} > 0, t \in [0, t_1]$. 可以得出 $h_1(t) > 0$ 且 $\dot{u}_1(t) < 0$. 改写迟滞项

$$\dot{h}_1(t) = \dot{u}_1(t)(A+(B-C)h_1^n), \quad (11)$$

可推出 $\dot{h}_1(t) = 1$, 可得 $h_1(t) = t + h_1(0)$, 其中 $t \in [0, t_1]$. 另外, 可以改写 \dot{u}_1 为 $\dot{u}_1 = 1/(A+(B-C)(t+h_1(0))^n)$. 即使 $t \rightarrow \infty$, 不难发现 $\dot{u}_1(t)$ 仍然有界, 但是 $h_1(t)$ 无界. 综上, $|h_1(t)|$ 的上限为

$$\max\{h_1(0), \sqrt[n]{A/(B+C)}\}.$$

针对 $A > 0, B + C > 0, B - C < 0$ 且 $B < 0$, 同样令 $h_1(0) \in [-\sqrt[n]{A/(C-B)}, \sqrt[n]{A/(C-B)}]$, 不妨假设 $0 \leq h_1(0) \leq M$, 其中定义 $M \in (\sqrt[n]{A/(C-B)}, \sqrt[n]{A/(C+B)})$, 有连续输入信号为 $\dot{u}_1 = 1/(A+(B-C)h_1(t)^n)$, 类似地得到 $h_1(t) > 0$ 且 $u_1(t) < 0$. 改写迟滞项

$$\dot{h}_1(t) = \dot{u}_1(t)(A+(B-C)h_1^n), \quad (12)$$

同样能够得出 $h_1(t) = t + h_1(0)$ 且 $\dot{u}_1 = 1/(A+(B-$

$C)(t+h_1(0))^n$), 从而易知 $\dot{u}_1(t)$ 有界而 $h_1(t)$ 无界. 因此, 无法找到合适 $h_1(0)$ 来使 $h_1(t)$ 有界.

针对 $A < 0, B - C > 0$ 且 $B + C \geq 0$, 可以使用与 $A > 0, B + C > 0$ 且 $B - C \geq 0$ 相类似的方法, 同样能够得出 $|h_1(t)|$ 的上限为

$$\max\{\sqrt[n]{A/(C-B)}, \sqrt[n]{A/(C-B)}\}.$$

此外, 针对 $A < 0, B + C < 0$, 同样可以使用与 $A > 0, B + C > 0, B - C < 0$ 且 $B \geq 0$ 相似的方法得出 $|h_1(t)|$ 的上限为

$$\max\{h_1(0), \sqrt[n]{A/(C-B)}\},$$

其中 $h_1(0) \in [-\sqrt[n]{A/(C+B)}, \sqrt[n]{A/(C+B)}]$.

最后讨论 $A = 0, B + C > 0$ 且 $B - C \geq 0$. 类似 $A > 0, B + C > 0$ 且 $B - C \geq 0$ 的证明方法, 因为 $A = 0$, 所以, 当 $|h_1(0)| \leq \sqrt[n]{A/(B+C)} = 0$ 时, 针对所有 $t \geq 0$, 有 $|h_1(t)| \leq \sqrt[n]{A/(B+C)}$. 可知 $h_1(t) = 0$, 表明改进模型没有迟滞效应, 不符合真实迟滞系统.

2 基于改进B-W模型的参数辨识

在DE算法中, 缩放因子和交叉因子决定算法的局部搜索和全局搜索能力, 同时对收敛速度和种群多样性有明显的影响^[9].

2.1 混合DE算法

自适应差分进化算法的核心是在种群的初始时刻, 在种群中随机挑选2个个体进行交叉和变异操作, 同时缩放因子 F 及交叉概率因子 CR 在ADE算法过程中可以动态调整, 加速算法前期的全局搜索能力并提高算法后期的局部搜索能力. 随后将新产生的个体与此时种群中预留的较优个体进行比较, 判定是否可作为下一时刻种群中的较优个体, 每一代均要进行判别操作, 淘汰较差个体, 选出优秀个体, 最终完成逼近最优解. 显然, 常规DE算法的性能很大程度上取决于变异操作和交叉操作. 而大部分ADE算法也仅对变异操作中的缩放因子和交叉操作中的交叉概率因子进行分开操作^[10-12], 没有考虑缩放因子和交叉概率因子之间的相互作用对ADE算法的辨识精度具有一定的影响. 针对ADE的不足, 首先考虑缩放因子 F 和交叉概率因子 CR 之间的相互影响作用, 然后进行混合差分进化算法的变异操作.

2.1.1 初始化操作

定义种群的规模为 N , 待辨识个体表示为 X , 种群存续 G 代, 则每一代表示一个时刻. 其中单个个体为 D 维向量, 个体搜寻的界限为 $[X_{\min}, X_{\max}]$, 其中待辨识参数的上限和下限将由具体的问题限定.

2.1.2 变异操作

应用突变操作产生突变个体 V , V 具体表示为

$$\begin{cases} \frac{dF}{di} = F_0 \left(1 - \frac{F}{F_{\min}}\right) CR, F_{i=0} = F_{\max}; \\ \frac{dCR}{di} = CR_0 \left(1 - \frac{CR}{CR_{\max}}\right) F, CR_{i=0} = CR_{\min}; \\ V_{i,G} = X_{a,G} + F(X_{b,G} - X_{c,G}). \end{cases} \quad (13)$$

其中: $X_{a,G}$ 、 $X_{b,G}$ 、 $X_{c,G}$ 表示当前时刻从种群中随机挑选的彼此不同的个体; $a, b, c, i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 且 $a \neq b \neq c \neq i$; F_0 为初始衰减率, CR_0 为初始增长率, $F, CR \in [0.5, 1]$.

2.1.3 交叉操作

考虑缩放因子 F 和交叉概率因子 CR 之间的相互影响作用之后, 具体步骤如下:

$$\begin{cases} U_{i,G}^j = v_{i,G}^j, \text{rand}(0, 1) < CR \text{ or } j = j_{\text{rand}}; \\ U_{i,G}^j = x_{i,G}^j, \text{otherwise.} \end{cases} \quad (14)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, n, j_{\text{rand}} \in [1, 2, \dots, N]$ 用来确保候选个体至少有一个来自突变个体, 否则将造成候选个体与之前时刻的较优个体相同而无法生成新个体.

2.1.4 选择操作

模型参数的选择操作选用 RMSE (root mean squared error) 描述候选个体的适应值, 具体如下:

$$\begin{cases} \text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{MBW}}} \sum_{k=1}^{N_{\text{MBW}}} (y_k - \hat{y}_k)^2}; \\ x_{i,G+1} = U_{i,G}, \text{RMSE}_U < \text{RMSE}_X; \\ x_{i,G+1} = x_{i,G}, \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

其中: y_k 表示改进 B-W 模型的第 k 个真实输出值, \hat{y}_k 表示改进 B-W 模型的第 k 个预测输出值, N_{MBW} 表示改进 B-W 模型输出个数的总和.

2.2 性能分析

选用收敛速度及计算精度来分析自适应差分遗传算法与本文所提出混合差分遗传算法的区别^[13]. 由前文分析可知, F 与 CR 的动态调整是自适应算法的核心, 因此, 自适应差分遗传算法变异操作^[14] 如下所示, 其他操作均不改变:

$$\begin{cases} \frac{dF}{di} = F_0 \left(1 - \frac{F}{F_{\min}}\right) F, F_{i=0} = F_{\max}; \\ \frac{dCR}{di} = CR_0 \left(1 - \frac{CR}{CR_{\max}}\right) CR, CR_{i=0} = CR_{\min}; \\ V_{i,G} = X_{a,G} + F(X_{b,G} - X_{c,G}). \end{cases} \quad (16)$$

2.2.1 收敛速度分析

先定义辨识参数矩阵为 $\vartheta_{G=i}(N, M)$. 其中: N 为种群规模, M 为待辨识个体数量, $\vartheta_{G=i}(p_i, M)$ 为在 $G = i$ 代 p_i 处的 $\text{RMSE}_{\vartheta_{G=i}}$ 最小. 可将初始化操作改写为

$$\begin{cases} \vartheta_{G=i}(N, M) = \vartheta_{G=i-1}(P_{i-1}, M) + F(N, M), \\ F(N, M) = F(N)(\vartheta_{G=i-1}(j, M) - \vartheta_{G=i-1}(k, M)), \end{cases} \quad (17)$$

其中 $p_i \neq j \neq k (1 \leq p_i, j, k \leq N, i \geq 2)$. 交叉操作改写为

$$V_{G=i}(N, M) = \vartheta_{G=i}(N\vartheta_{G=i}, M) + \vartheta_{G=i-1}(N\vartheta_{G=i-1}, M), \quad (18)$$

其中 $(N\vartheta_{G=i} + N\vartheta_{G=i-1} = N) \max(N\vartheta_{G=i-1}) = N$. 选择操作改写为

$$\vartheta_{G=i}(N, M) = \vartheta_{G=i}(N\vartheta_{G=i}, M) + \vartheta_{G=i-1}(N\vartheta_{G=i-1}, M), \quad (19)$$

其中 $(N\vartheta_{G=i} + N\vartheta_{G=i-1} = N) \max(N\vartheta_{G=i}) = N$.

分析初始化操作项 $\vartheta_{G=i}(N, M)$, 当 $F(N)$ 越小, $\vartheta_{G=i}(N, M)$ 越容易在 $\vartheta_{G=i-1}(P_{i-1}, M)$ 处找寻最优值. 此外, 分析交叉操作项 $V_{G=i}(N, M)$, 不难发现, $CR(N\vartheta_{G=i})$ 越大, $V_{G=i}(N, M)$ 中的初始化项 $\vartheta_{G=i}(N\vartheta_{G=i}, M)$ 项数增多, 说明局部搜索能力越强, 收敛速度越快. 由于 $\vartheta_{G=i-1}(P_{i-1}, M)$ 的 $\text{RMSE}_{\vartheta_{G=i-1}}$ 为 $\vartheta_{G=i-1}(N, M)$ 的 RMSE 最小值, 而进入选择操作项 $\vartheta_{G=i}(N, M)$ 中的 $V_{G=i}(N\vartheta_{G=i}, M)$ 需要满足条件 $\text{RMSE}_{\vartheta_{G=i}} < \text{RMSE}_{\vartheta_{G=i-1}}$, 从而能进一步提高辨识矩阵 $\vartheta_{G=i}(N, M)$ 的精度.

若 $\text{AF}(N) > \text{HF}(N)$ 且 $\text{ACR}(N\vartheta_{G=i-1}) < \text{HCR}(N\vartheta_{G=i-1})$ 成立, 则从 $f_H(\vartheta_{G=i-1})$ 到 $f_H(\vartheta_{G=i})$ 收敛速度要比 $f_A(\vartheta_{G=i-1})$ 到 $f_A(\vartheta_{G=i})$ 收敛速度快. 在实际选取 N 的过程中发现, 满足上述条件比较困难, 因此可将上述条件弱化为: 至少有 $N/2$ 满足 $\text{AF}(N) > \text{HF}(N)$ 且 $\text{ACR}(N\vartheta_{G=i-1}) < \text{HCR}(N\vartheta_{G=i-1})$ 成立, 则上述结论依然成立.

2.2.2 计算精度分析

定义辨识算法的李雅普诺夫指数为 $\lambda \approx \frac{1}{G} \sum_{i=1}^{G-1} (\ln |f'(\vartheta_{G=i})|)$. 其中 $f(\vartheta_{G=i})$ 为 $\text{RMSE}_{\vartheta_{G=i}}$, $f'(\vartheta_{G=i}) = f(\vartheta_{G=i}) - f(\vartheta_{G=i-1})$. 显然辨识算法精度高, 即 $|f(\vartheta_{G=i}) - f(\vartheta_{G=i-1})|$ 小.

若 $\lambda_H G < \lambda_A G$, 则 $\sum_{i=1}^{G-1} (\ln |f'_H(\vartheta_{G=i})|) <$

$\sum_{i=1}^{G-1} (\ln |f'_A(\vartheta_{G=i})|)$ 成立, 显然, 混合差分遗传算法的计算精度要比传统的自适应差分遗传算法的计算精度高, 然而, 直接分析二者的精度差异比较困难, 因此, 结合收敛速度成立的条件, 即在 N 中, 至少有 $N/2$ 满足 $AF(N) > HF(N)$ 且 $ACR(N\vartheta_{G=i}) < HCR(N\vartheta_{G=i})$ 成立. 然后在 $G = i (1 < i < G_{\max})$ 时, 分别对 $f_H(\vartheta_i) = f_A(\vartheta_i)$ 或 $f_H(\vartheta_i) < f_A(\vartheta_i)$ 和 $f_H(\vartheta_i) > f_A(\vartheta_i)$ 三种结论进行讨论.

若 $f_H(\vartheta_{G=i}) = f_A(\vartheta_{G=i})$, 结合 $f_H(\vartheta_{G=i-1})$ 到 $f_H(\vartheta_{G=i})$ 收敛速度比 $f_A(\vartheta_{G=i-1})$ 到 $f_A(\vartheta_{G=i})$ 的收敛速度快, 则有

$$\begin{aligned} &|f_H(\vartheta_{G=i}) - f_H(\vartheta_{G=i-1})| < \\ &|f_A(\vartheta_{G=i}) - f_A(\vartheta_{G=i-1})|. \end{aligned}$$

易知 $f_H(\vartheta_{G=i-1}) < f_A(\vartheta_{G=i-1})$ 成立. 当 $G = i - 1$ 时, 同样有

$$\begin{aligned} &|f_H(\vartheta_{G=i-1}) - f_H(\vartheta_{G=i-2})| < \\ &|f_A(\vartheta_{G=i-1}) - f_A(\vartheta_{G=i-2})|. \end{aligned}$$

不妨假设 $f_H(\vartheta_{G=i-2}) > f_A(\vartheta_{G=i-2})$, 有

$$\begin{aligned} &|f_A(\vartheta_{G=i-1}) - f_A(\vartheta_{G=i-2})| < \\ &|f_A(\vartheta_{G=i-1}) - f_H(\vartheta_{G=i-2})| < \\ &|f_H(\vartheta_{G=i-1}) - f_H(\vartheta_{G=i-2})|, \end{aligned}$$

这与结论矛盾, 则 $f_H(\vartheta_{G=i-1}) \leq f_A(\vartheta_{G=i-1})$. 可得当 $1 < G \leq i - 2$ 时, 有

$$\begin{aligned} &|f_H(\vartheta_{G=i}) - f_H(\vartheta_{G=i-1})| \leq \\ &|f_A(\vartheta_{G=i}) - f_A(\vartheta_{G=i-1})| \end{aligned}$$

成立, 即 $\lambda_H G \leq \lambda_A G$ 成立. 当且仅当 $\forall G \in (1, i - 2]$, $f_H(\vartheta_{G=i}) = f_A(\vartheta_{G=i})$ 时, 有 $\lambda_H G = \lambda_A G$ 成立. 而当 $G = i + 1$ 时, 结合

$$\begin{aligned} &|f_H(\vartheta_{G=i+1}) - f_H(\vartheta_{G=i})| < \\ &|f_A(\vartheta_{G=i+1}) - f_A(\vartheta_{G=i})|, \end{aligned}$$

易得

$$f_H(\vartheta_{G=i+1}) > f_A(\vartheta_{G=i+1}).$$

不妨假设 $f_H(\vartheta_{G=i+2}) < f_A(\vartheta_{G=i+2})$, 有

$$\begin{aligned} &|f_A(\vartheta_{G=i+2}) - f_A(\vartheta_{G=i+1})| < \\ &|f_H(\vartheta_{G=i+2}) - f_A(\vartheta_{G=i+1})| < \\ &|f_H(\vartheta_{G=i+2}) - f_H(\vartheta_{G=i+1})|, \end{aligned}$$

这与结论矛盾, 则 $f_H(\vartheta_{G=i+1}) \geq f_A(\vartheta_{G=i+1})$. 同样可得 $i + 2 \leq G < G_{\max}$ 时, 有

$$|f_H(\vartheta_{G=i}) - f_H(\vartheta_{G=i-1})| \geq$$

$$|f_A(\vartheta_{G=i}) - f_A(\vartheta_{G=i-1})|$$

成立, 即 $\lambda_H G \geq \lambda_A G$ 成立. 当且仅当 $\forall G \in [i + 2, G_{\max})$, $f_H(\vartheta_{G=i}) = f_A(\vartheta_{G=i})$, 有 $\lambda_H G = \lambda_A G$ 成立. 结合上述分析, $1 < G \leq i - 1$, $\lambda_H G < \lambda_A G$; $G = i$, $\lambda_H G = \lambda_A G$; $i + 1 \leq G < G_{\max}$, $\lambda_H G > \lambda_A G$.

若 $f_H(\vartheta_{G=i}) < f_A(\vartheta_{G=i})$, 则结合上文 $f_H(\vartheta_{G=i}) = f_A(\vartheta_{G=i})$ 中的分析, 易得 $1 < G \leq i$, $\lambda_H G < \lambda_A G$. 而当 $G = i + 1$ 时, 结合

$$\begin{aligned} &|f_H(\vartheta_{G=i+1}) - f_H(\vartheta_{G=i})| < \\ &|f_A(\vartheta_{G=i+1}) - f_A(\vartheta_{G=i})|, \end{aligned}$$

无法从 $f_H(\vartheta_{G=i+1})$ 与 $f_A(\vartheta_{G=i+1})$ 的关系中推出矛盾, 即当在 $G = i + 1$ 时, 二者计算精度不确定.

若 $f_H(\vartheta_{G=i}) > f_A(\vartheta_{G=i})$, 结合上文 $f_H(\vartheta_{G=i}) = f_A(\vartheta_{G=i})$ 中的分析, 易得 $i < G \leq G_{\max}$, $\lambda_H G > \lambda_A G$. 而当 $G = i - 1$ 时, 结合

$$\begin{aligned} &|f_H(\vartheta_{G=i}) - f_H(\vartheta_{G=i-1})| < \\ &|f_A(\vartheta_{G=i}) - f_A(\vartheta_{G=i-1})|, \end{aligned}$$

无法从 $f_H(\vartheta_{G=i-1})$ 与 $f_A(\vartheta_{G=i-1})$ 的关系中推出矛盾, 即当 $G = i - 1$ 时, 二者计算精度不确定.

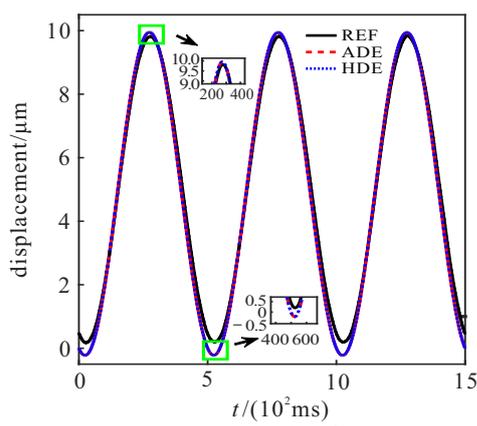
3 仿真实验

在压电放大器 E-725 控制的 PEA 产品 (P-756.3 CD, physik instrumente) 上进行仿真. 压电放大器由 DSP、电压放大器及 18 位 A/D 和 24 位 D/A 转换器组成, 该 PEA 内置电容式位移传感器用于测量输出位移. 采样频率选为 20 kHz. 提出的建模和辨识算法由 Matlab 编程实现. 运用四阶龙格-库塔 (Runge-Kutta) 求解式 (13) 和 (16), 当且仅当 $N = 17$ 时满足 $AF(N) > HF(N)$ 且 $ACR(N\vartheta_{G=i-1}) < HCR(N\vartheta_{G=i-1})$ 成立, 其中 $F_0 = 100$, $CR_0 = 100$. 由于 $G = i$, $f_H(\vartheta_{G=i}) = f_A(\vartheta_{G=i})$ 成立的条件相对比较严苛, 结合上文计算精度理论分析, 考虑在 $G = i - 1$ 时, 有 $f_H(\vartheta_{G=i}) < f_A(\vartheta_{G=i})$ 成立, 且当 $G = i + 1$ 时, 有 $f_H(\vartheta_{G=i}) > f_A(\vartheta_{G=i})$ 成立来验证二者在计算精度及收敛速度上的差异. 此外, 还需考虑仿真时间不能过长. 因此, 辨识算法中的种群设置为 17 (size = 17), 迭代次数为 80 ($G = 80$).

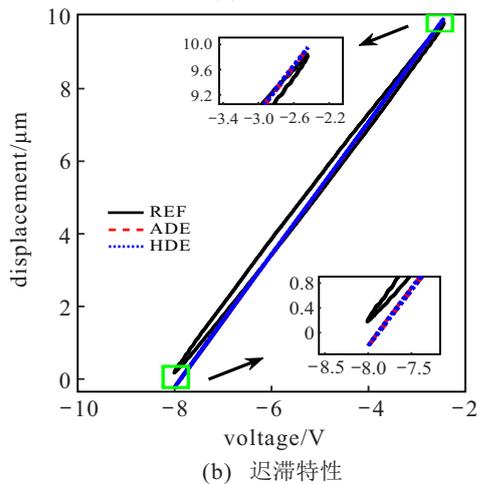
已有文献证明采用不同频率的电压输入, 迟滞环的形状一般不同^[15]. 因此, 当输入电压频率发生变化时, 需要重新整定 B-W 模型参数.

当 PEA 的输入电压为

$$\begin{aligned} u_1 = 2.7845 \sin((2\pi t/500) - \\ 148.85(2\pi/500)) - 5.22 \end{aligned} \quad (20)$$



(a) 输出位移



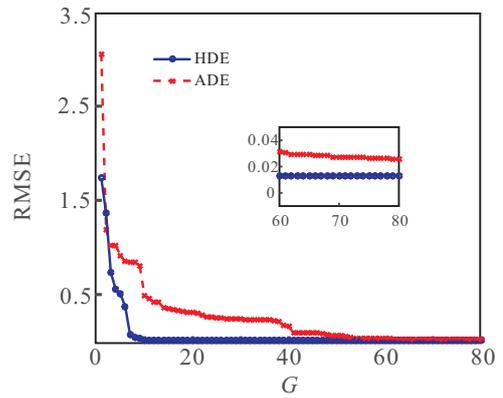
(b) 迟滞特性

图1 2 Hz输入电压经标准B-W模型得到的曲线

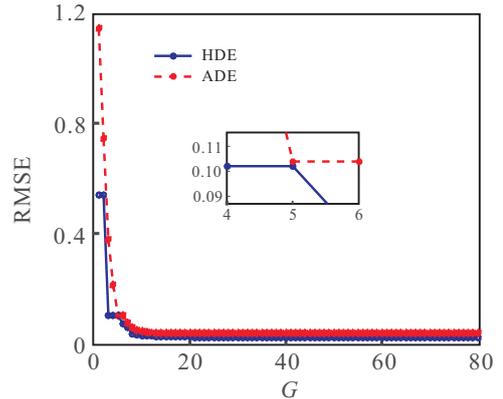
时,采用标准B-W模型描述输出位移,通过辨识算法来优化模型参数.输出位移和迟滞曲线如图1所示.

由图1可以看出,标准B-W模型可以粗略地描述输入电压与输出位移之间的迟滞关系,但是标准B-W模型拟合的输出位移与真实的输出位移有一定差距,因此,提出改进B-W模型描述输入电压与输出位移之间的迟滞关系.针对图1中模型输出位移在波峰-波谷处偏移,可以直接在模型输出位移中加入初值补偿因子 d 来校正.同时可以看出,模型输出位移存在相位偏差,提出相位补偿因数 ψ 来修正,通过补偿输入电压的相位间接修正输出位移的相位差.类似地得到改进B-W模型适应度曲线如图2(a)所示,输出位移和迟滞曲线如图3所示.

由图2(a)和图3可以得出,改进B-W模型不论是输出位移还是输入-输出迟滞曲线,均有较好的拟合效果.此外,由于增加了辨识参数 d 及 ψ ,对算法的快速收敛性提出了挑战,使得图2(a)的收敛性明显要慢.对比ADE和HDE的算法,可知HDE对改进B-W多参数模型辨识精度要明显优于ADE,主要因为改进B-W多参数模型存在参数耦合,需要思考参数之间的耦合因素,HDE正是基于研究缩放因子 F 及

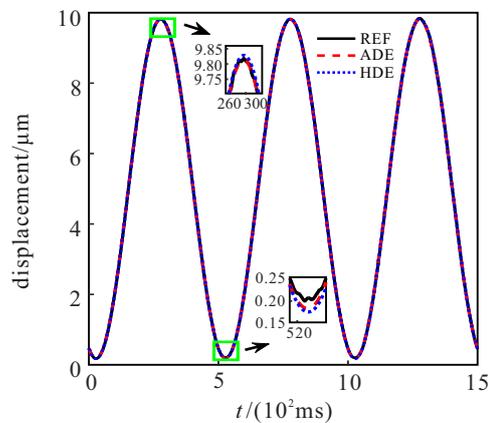


(a) 2Hz输入电压

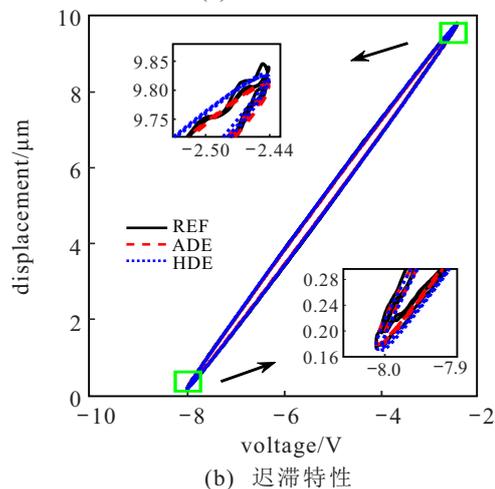


(b) 8Hz输入电压

图2 改进B-W模型适应度曲线



(a) 输出位移



(b) 迟滞特性

图3 2 Hz输入电压经改进B-W模型得到的曲线

交叉概率因子CR的耦合效应间接描述参数间的耦合问题,通过HDE算法间接解耦,提高了模型精度.

同时,选择不同频率的输入电压验证模型辨识算法的重复性. PEA的输入电压为

$$u_2 = 1.572 \sin((2\pi t/125) - 52.35(2\pi/125)) - 6.1163. \quad (21)$$

前文已经证实标准B-W模型在描述迟滞曲线上的不足,因而选用改进B-W模型论证辨识算法的重复性. 改进B-W模型适应度曲线如图2(b)所示,输出位移和迟滞曲线如图4所示. 即使输入不同频率的电压,改进B-W模型仍然有好的拟合效果. 同时,本文提出的HDE辨识方法可以很好地提高改进B-W模型的精度. 将输入电压分别视为 u_1 和 u_2 ,改进B-W模型最优适应度值整理如表1所示. 虽然ADE也可以针对不同的输入电压实现动态调整,但与HDE算法辨识相比精度较低.

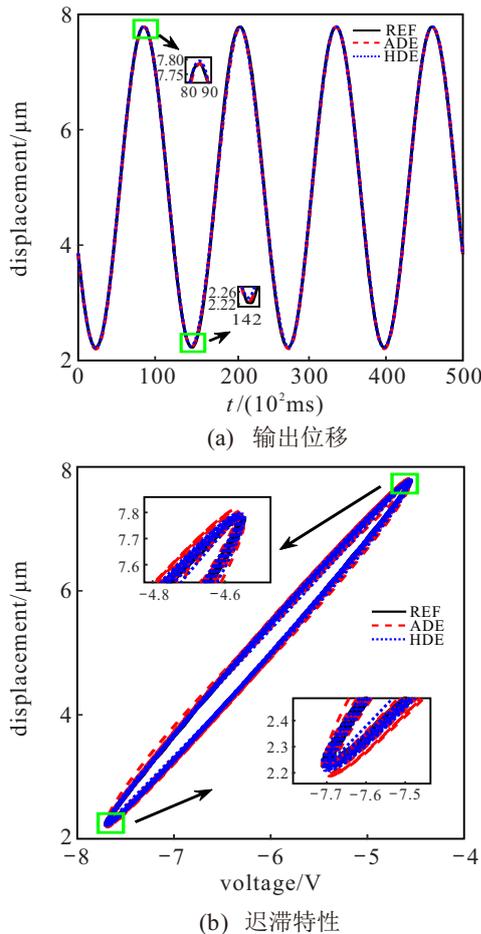


图4 8 Hz输入电压经改进B-W模型得到的曲线

表1 改进B-W模型最优适应度值 μm

输入电压	ADE最优适应度值	HDE最优适应度值
u_1	0.025 5	0.013 2
u_2	0.039 8	0.021 5

4 结 论

本文首先提出了一种新的改进B-W模型描述PEA输入-输出之间的迟滞关系,并证明了改进B-W模型的稳定性; 然后,从收敛速度与计算精度着手,分析ADE与HDE的差异,并通过给PEA输入不同的控制电压 u_1 和 u_2 得到两组改进B-W模型的输出位移拟合误差曲线. 可知HDE在拟合真实迟滞位移上的最大误差为 $0.0215 \mu\text{m}$,而ADE的最大误差为 $0.0398 \mu\text{m}$,说明了本文提出的HDE在小种群范围(size= 17)及迭代次数($G = 80$)中的有效性. 虽然HDE的最大误差在不同输入电压下有一些变化,但是与ADE相比仍然较小,表明HDE在描述经改进B-W模型输出的迟滞位移与真实迟滞位移的拟合精度几乎不受输入电压的影响. 此外,还验证了本文提出的HDE针对多参数非线性耦合模型有较好的辨识效果.

参考文献(References)

[1] Dong Ruili, Tan Yonghong, Xie Yangqiu. Identification of micropositioning stage with piezoelectric actuators[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 75(6): 618-630.

[2] Cheng L, Liu W C, Hou Z G, et al. Neural network based nonlinear model predictive control for piezoelectric actuators[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(12): 7717-7727.

[3] 孟爱华, 祝甲明, 刘成龙, 等. 基于改进PSO算法的GMA迟滞模型参数辨识[J]. 控制工程, 2014, 21(5): 735-739.

(Meng A H, Zhu J M, Liu C L, et al. Parameter identification of GMA hysteresis model based on improved PSO algorithm[J]. Control Engineering of China, 2014, 21(5): 735-739.)

[4] Wang G, Chen G Q, Bai F Z. Modeling and identification of asymmetric Bouc-Wen hysteresis for piezoelectric actuator via a novel differential evolution algorithm[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2015, 235(11): 105-118.

[5] Ortiz G A, Alvarez D A, Bedoya-Rulz D. Identification of bouccwen type models using the transitional markov chain monte carlo method[J]. Computers & Structures, 2015, 146: 252-269.

[6] 周淼磊, 张敬爱, 赵宇, 等. 压电微定位平台神经网络与专家模糊复合控制方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 95-100.

(Zhou M L, Zhang J A, Zhao Y, et al. Hybrid control for piezoelectric micro positioning platform based on BP neural network and expert fuzzy control[J]. Control and

- Decision, 2018, 33(1): 95-100.)
- [7] 刘永强, 杨绍普, 廖英英. 一种磁流变阻尼器模型参数识别新方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(6): 62-68.
(Liu Y Q, Yang S P, Liao Y Y. A new method for parameter identification of magnetorheological damper model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(6): 62-68.)
- [8] Hassan K Khalil. Nonlinear systems third edition[M]. New Jersey: Prentice Hall, 2002: 114-117.
- [9] Li Yuancheng, Li Zongpu, Yang Liqun, et al. Reactive power optimization of distribution network with distributed power supply based on improved quantum differential evolution[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(7): 1280-1288.
- [10] 赵志伟, 杨景明, 呼子宇, 等. 基于一次指数平滑法的自适应差分进化算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(5): 790-796.
(Zhao Z W, Yang J M, Hu Z Y, et al. Adaptive differential evolution algorithm based on primary exponential smoothing[J]. Control and Decision, 2016, 31(5): 790-796.)
- [11] 侯莹, 韩红桂, 乔俊飞. 基于参数动态调整的多目标差分进化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(11): 1985-1990.
(Hou Y, Han H G, Qiao J F. Multi-objective differential evolution algorithm based on parameter dynamic adjustment[J]. Control and Decision, 2017, 32(11): 1985-1990.)
- [12] 张贵军, 王柳静, 周晓根, 等. 基于共轭增强策略的差分进化算法[J]. 控制与决策, 2017, 32(7): 1313-1318.
(Zhang G J, Wang L J, Zhou X G, et al. Differential evolution algorithm based on conjugate enhancement strategy[J]. Control and Decision, 2017, 32(7): 1313-1318.)
- [13] 丁锋. 系统辨识算法的复杂性、收敛性及计算效率研究[J]. 控制与决策, 2016, 31(10): 1729-1741.
(Ding F. Study on complexity, convergence and computational efficiency of system identification algorithm[J]. Control and decision, 2016, 31(10): 1729-1741.)
- [14] 陈华, 范宜仁, 邓少贵. 基于logistic模型的自适应差分进化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(7): 1105-1108.
(Chen H, Fan Y R, Deng S G. Adaptive differential evolution algorithm based on logistic model[J]. Control and Decision, 2011, 26(7): 1105-1108.)
- [15] 秦海辰, 尹周平. 压电陶瓷晶体迟滞特性的本构关系研究[J]. 中国机械工程, 2014, 25(15): 2059-2064.
(Qin H C, Yin Z P. Constitutive relationship of hysteresis characteristics of piezoelectric ceramic crystals[J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(15): 2059-2064.)

作者简介

李自成 (1977—), 男, 教授, 博士, 从事控制理论及应用、电力电子与运动控制等研究, E-mail: zcli@wit.edu.cn;

张赛 (1993—), 男, 硕士生, 从事微纳驱动与控制理论的研究, E-mail: zhangsai1850@qq.com;

王后能 (1978—), 男, 副教授, 博士, 从事非线性控制、自适应控制等研究, E-mail: wanghouneng@163.com;

熊涛 (1983—), 男, 讲师, 博士, 从事微纳运动控制等研究, E-mail: xiakyxiong@163.com.

(责任编辑: 孙艺红)

著作权转让声明

论文作者须保证所投论文为原创作品且不存在涉密和一稿多投问题, 若发生侵权或泄密问题, 一切责任由论文作者承担. 论文作者保证所投论文的署名无争议, 若发生署名争议, 责任由论文作者承担.

本刊已许可中国知网以数字化方式复制、汇编、

发行、信息网络传播本刊全文. 本刊支付的稿酬已包含中国知网著作权使用费. 所有署名作者向本刊提交文章发表之行为视为同意上述声明. 如有异议, 请在投稿时说明.