2024 年 第 24 卷 第 17 期
2024, 24(17): 07140-08

科 学 技 术 与 工 程
Science Technology and Engineering

ISSN 1671—1815
CN 11—4688/T

DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2304783
引用格式:李丹丹, 介百坤, 朱石磊, 等. 基于改进黑猩猩算法的解析 Preisach 模型参数辨识[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(17): 7140-7147.
Li Dandan, Jie Baikun, Zhu Shilei, et al. Parameter identification of analytic Preisach model based on improved chimpanzee algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(17): 7140-7147.

电工技术

基于改进黑猩猩算法的解析 Preisach 模型参数辨识

李丹丹[1,2], 介百坤[1,2], 朱石磊[1,2], 李仲康[1,2], 王宏[1,2*]
(1. 郑州轻工业大学建筑环境工程学院, 郑州 450001; 2. 河南省智慧建筑与人居环境工程技术研究中心, 郑州 450001)

摘　要　解析 Preisach 模型解决了 Preisach 模型因离散 Everett 函数造成的测量误差大、数值不稳定的问题,但是解析 Preisach 模型同时存在参数多、辨识复杂的问题。针对上述问题,提出一种融合多策略的改进黑猩猩优化算法,来实现对解析 Preisach 模型的参数快速、精确辨识。首先,引入自适应权重因子来平衡全局搜索和局部开发能力;其次,将差分变异策略应用到种群个体位置更新中,增强算法个体间的信息交流,扩大搜索范围;最后,使用柯西变异和高斯变异相结合的随机扰动策略,进一步增强算法跳出局部最优的能力。结合实验数据,分别使用遗传算法、黑猩猩算法、正弦余弦黑猩猩算法与所提算法对解析 Preisach 模型参数进行辨识,并基于辨识结果对取向硅钢片的磁滞回线进行模拟。通过磁滞回线拟合度、适应度值变化以及损耗误差分析 3 个方面的结果对比可得,所提算法在解析 Preisach 模型的参数辨识上兼具辨识精度高、收敛速度快的优点。

关键词　解析 Preisach 模型; Everett 函数; 参数辨识; 改进黑猩猩优化算法; 磁滞回线
中图法分类号　TM271;　　**文献标志码**　A

Parameter Identification of Analytic Preisach Model Based on Improved Chimpanzee Algorithm

LI Dan-dan[1,2], JIE Bai-kun[1,2], ZHU Shi-lei[1,2], LI Zhong-kang[1,2], WANG Hong[1,2*]
(1. College of Building Environment Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, China;
2. Henan Engineering Research Center of Intelligent Buildings and Human Settlements, Zhengzhou 450001, China)

[**Abstract**]　The analytical Preisach model solves the problems of large measurement error and numerical instability caused by discrete Everett function in the Preisach model, but there are many parameters and complicated identification problems in the model. In order to solve these problems, an improved chimp optimization algorithm based on multi-strategy fusion was proposed to achieve fast and accurate parameter identification of analytic Preisach model. Firstly, adaptive weighting factors were introduced to balance the global search and local exploitation capabilities. Secondly, the differential variance strategy was applied to update the position of individual populations, to enhance the exchange of information between individual algorithms and expand the search scope. Finally, a stochastic perturbation strategy using a combination of Cauchy and Gaussian variants was used to further enhance the algorithm's ability to jump out of local optima. Combined with the experimental data, genetic algorithm, chimpanzee algorithm and the algorithm proposed were used to identify the parameters of the analytical Preisach model. Based on the identification results, the hysteresis loops of the oriented silicon steel sheets were simulated. By comparing the results of hysteresis loop fitting degree, iteration times and fitness value, it can be seen that the proposed algorithm has the advantages of high identification accuracy and fast convergence speed in the identification of parameters of analytic Preisach model.

[**Keywords**]　analytic the Preisach model; the Everett function; parameter identification; improved chimpanzee optimization algorithm; hysteresis loop

收稿日期: 2023-06-28;　　**修订日期**: 2024-03-27
基金项目: 河南省高等学校重点科研项目计划(22A470014);河南省科技攻关项目(232102211050);郑州轻工业大学青年骨干教师项目(13502010006)
第一作者: 李丹丹(1985—),女,汉族,河南鹿邑人,博士,副教授。研究方向:电磁场数值计算与磁性材料磁特性模拟。E-mail:lidandan@zzuli.edu.cn。
* **通信作者**: 王宏(1977—),男,汉族,河南平顶山人,硕士,教授。研究方向:智能建筑设备节能优化控制、故障诊断及智慧运维。E-mail:wanghong@zzuli.edu.cn。

电工材料是电力工业中的重要材料,广泛应用于变压器、电机等电力设备上。磁性材料的非线性磁滞特性会对电磁场数值的精确计算产生重要影响。因此,对电工磁材料建立准确的磁滞模型,对电力设备的结构优化设计和降低能量损耗有着重要意义[1-5]。常用的电工磁材料磁滞特性的磁滞模型有 Jiles-Atherton(J-A)模型[6]、Preisach 模型[7]等。其中,J-A 模型是一种基于磁性材料内在能量守恒的物理模型,其参数少,但是模型的精度不高[8];Preisach 磁滞模型是最早被提出来的磁滞模型,它是一种基于宏观磁滞现象的数学模型,因其高效率和易于在计算机上实现等优点,成为国内外学者广泛应用的一种磁滞模型[9]。

20 世纪 70 年代数学家 Krasnoselskii 考虑到 Preisach 模型擦除特性和同余特性,从纯数学角度提出了适用于任何物理滞后现象的经典 Preisach 模型。然而经典 Preisach 模型当中包括了二重积分计算,使得该模型的求解变得复杂烦琐[10]。Gustavt 等[11]将 Everett 积分函数引入经典 Preisach 模型之中,该函数通过实测的磁滞回线数据辨识,由此可以避免复杂的二重积分计算,极大提高了 Preisach 模型的计算。但是从实测数据确定的离散 Everett 函数得到的磁化强度数值微分会放大测量误差,而且很可能还会因离散 Everett 函数的不平滑性使动态磁导率不连续,从而导致数值不稳定的迭代过程[12]。为解决上述问题,有学者提出可通过提前假设 Preisach 分布函数的表达式,把问题转化对所选表达式参数的识别,来避免采用离散的 Everett 函数,利用洛伦兹函数、高斯函数、cosh 函数等解析函数来近似代替 Preisach 分布函数[13-15]。虽然降低了 Preisach 分布函数辨识的难度,但还是会涉及复杂的二重积分计算,而且并未考虑到可逆磁化分量的影响。Mayergoyz[16]在经典 Preisach 模型的基础上增加了考虑可逆磁化的表达式,减少了经典 Preisach 模型中同余特性对模型的限制,能够更加准确的模拟现象。匈牙利学者 Szabó 等[17]利用一种指数函数来表征 Preisach 磁滞模型分布函数,由此推导得到解析 Preisach 模型,并且考虑到可逆磁化分量提出了一种新的解析表达式。刘任等[18]发现 Szabó 等[17]的解析 Preisach 模型存在推导错误,提出了正确的解析 Preisach 模型,但并未针对解析 Preisach 模型提出一种高效的参数辨识方法。陈龙等[19]提出一种改进速度公式的粒子群算法针对解析 Preisach 模型进行参数辨识,但是并未考虑到可逆磁化分量。

黑猩猩优化算法(chimp optimization algorithm, COA)是受到自然界中黑猩猩的狩猎行为启发而提出的一种群智能优化算法[20],COA 与其他智能优化算法相比具有参数少、易实现、稳定性高等优点。这些特点有望解决解析 Preisach 模型参数辨识问题,但目前尚无关于采用 COA 或改进 COA 来实现解析 Preisach 模型参数辨识的文献报道。

为了得到精确的解析 Preisach 模型参数,现提出一种多策略融合的改进黑猩猩算法(improved chimpanzee optimization algorithm,ICOA)应用于解析 Preisach 模型参数辨识中。该算法引入自适应权重因子来平衡算法的全局勘探和局部开发能力;将差分变异引入黑猩猩种群个体位置更新,加强黑猩猩个体的信息交流;最后利用随机变异扰动策略更新种群全局最优位置扩大算法搜索范围和增强算法跳出局部最优的能力。并通过实验与对比仿真与原始的黑猩猩算法、传统的遗传算法以及正弦余弦黑猩猩算法(sine-cosine chimpanzee optimisation algorithm)[21]做对比,检验其辨识精度、收敛速度。

1　解析 Preisach 模型

1.1　经典 Preisach 模型

经典 Preisach 模型认为磁性材料由一组单元矩形磁滞算子组成,其通过叠加一系列单元矩形磁滞算子的磁滞特性得到磁性材料的宏观磁滞特性。经典 Preisach 模型的表达式为

$$B(t) = \iint^{S} \mu(h_1,h_2)\gamma[h_1,h_2,H(t)]\,\mathrm{d}h_1\mathrm{d}h_2 \quad (1)$$

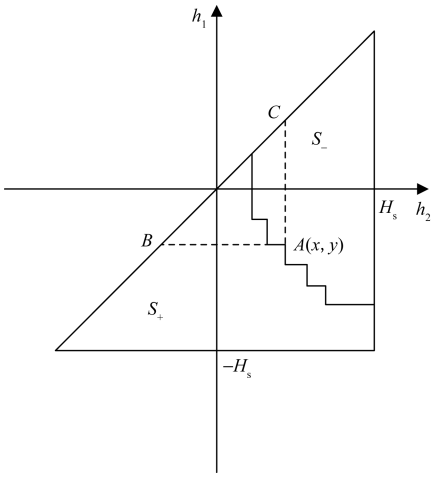
式(1)中:$B(t)$为输出值磁通密度;$H(t)$为 t 时刻的磁场强度;h_1 和 h_2 分别为磁滞算子正、负向阈值;$\mu(h_1, h_2)$为 Preisach 模型的分布函数;$\gamma[h_1, h_2, H(t)]$为单元磁滞算子,同每个磁滞算子的磁化状态 γ 仅有“+1”和“-1”两个值;S 为 Preisach 模型分布函数取值区域,如图 1 所示。

经典 Preisach 模型同余特性要求严格,对可逆磁化模拟存在误差,适用范围受到限制。推广 Preisach 模型在经典模型的基础上考虑增加可逆磁化分量,对可逆磁化模拟更准确,其表达式为

$$B(t) = \iint_{T} \mu(h_1,h_2)\gamma[h_1,h_2,H(t)]\,\mathrm{d}h_1\mathrm{d}h_2 + \int_{-\infty}^{+\infty} K(h_1)\gamma(h_1)\,\mathrm{d}h_1 \quad (2)$$

式(2)中:等式右边第一部分二重积分为不可逆磁化分量;右边第二部分为可逆磁化分量;$K(h_1)$为可逆磁化分量的分布函数;$\gamma(h_1)$为阶梯算子,它输出值只为 ±1。

引入 Everett 函数来对 Preisach 模型的计算进



$\pm H_s$ 为饱和磁场强度;$S_\pm$ 为积分区间;$A(x,y)$ 为积分区间 S_+ 和 S_- 分界线上一点坐标;ΔABC 为一取值区域

图 1 Preisach 模型分布函数取值区域

Fig. 1 Preisach model distribution function value region

行简化,表达式为

$$E(x,y) = \iint^{T} \mu(h_1,h_2)\,\mathrm{d}h_1\mathrm{d}h_2 = \int_x^y\int_x^{h_2} \mu(h_1,h_2)\,\mathrm{d}h_1 h_2 = \int_x^y\int_{h_1}^{x} \mu(h_1,h_2)\,\mathrm{d}h_1 h_2 \tag{3}$$

式(3)中:T 为 Everett 函数的积分域,即以图 1 中点 $A(x,y)$ 为直角顶点的直角三角形 ABC。

1.2 考虑可逆磁化分量的解析 Preisach 模型

假定正负阈值 h_1、h_2 互不相关,Preisach 模型分布函数可由 $\mu(h_1,h_2)$ 可由式(4)近似表示为

$$\mu(h_1,h_2) = \sum_{i=1}^{n} \omega_i(-h_1)\omega_i(h_2) \tag{4}$$

式(4)中:n 为多项式个数;$\omega_i(-h_1)$、$\omega_i(h_2)$ 为表征分布函数的两个相互独立的一维单值分布函数。根据分布函数 $\mu(h_1,h_2)$ 的数值和形式,一维函数 ω_i 的形式为

$$\omega_i = \frac{\alpha_i \mathrm{e}^{-\frac{x-\beta_i}{\gamma_i}}}{\left(1+\mathrm{e}^{-\frac{x-\beta_i}{\gamma_i}}\right)^2} = \frac{\alpha_i/2}{1+\cosh\left(\frac{x-\beta_i}{\gamma_i}\right)} = \frac{a_i \mathrm{e}^{-b_i x}}{(1+c_i \mathrm{e}^{-b_i x})^2} \tag{5}$$

式(5)中:α_i 为函数幅值;β_i 为函数均值;γ_i 为函数平方差;令 $a_i = \alpha_i \mathrm{e}^{\beta_i/\gamma_i}$,$b_i = 1/\gamma_i$,$c_i = \mathrm{e}^{\beta_i/\gamma_i}$,可以得到 ω_i 的更为简洁的第 3 个表达式为 $\omega_i = \frac{a_i \mathrm{e}^{-b_i x}}{(1+c_i \mathrm{e}^{-b_i x})^2}$,对不可逆磁化分量求解。将式(5)代入式(4),得到 Preisach 分布函数的表达式为

$$\mu(h_1,h_2) = \sum_{i=1}^{n} \frac{a_i \mathrm{e}^{-b_i h_1}}{1+c_i \mathrm{e}^{-b_i h_1}} \frac{a_i \mathrm{e}^{b_i h_2}}{1+c_i \mathrm{e}^{b_i h_2}} \tag{6}$$

根据文献[17]的推导,将式(6)代入式(2)求取积分得到 Everett 函数的表达式为

$$E(x,y) = \sum_{i=1}^{n} \frac{a_i^2}{b_i^2}\left\{\frac{\mathrm{e}^{b_i y} - \mathrm{e}^{b_i x}}{(1-c_i^2)(c_i+\mathrm{e}^{b_i x})(1+c_i \mathrm{e}^{b_i y})} + \frac{(c_i+\mathrm{e}^{b_i x})(1+c_i \mathrm{e}^{b_i y})L_i}{(1-c_i^2)^2(c_i+\mathrm{e}^{b_i x})(1+c_i \mathrm{e}^{b_i y})}\right\} \tag{7}$$

其中 L_i 为

$$L_i = \lg\left[\frac{(1+\mathrm{e}^{b_i y})(c_i+\mathrm{e}^{b_i x})}{(1+\mathrm{e}^{b_i x})(c_i+\mathrm{e}^{b_i y})}\right] \tag{8}$$

基于 Everett 函数的经典 Preisach 模型可以简化为

$$B(t) = \begin{cases} E[H(t),-H(t)], & H_s = 0, B_s = 0 \\ B_s + 2E[H(t),H_s], & H(t) > H_s \\ B_s - 2E[H(t),H_s], & H(t) \leqslant H_s \end{cases} \tag{9}$$

式(9)中:H_s 为最大磁场强度;B_s 为最大磁通密度。

对于式(3)中的可逆磁化分量,采用文献[13]中计算可逆分量的方法,将双曲正切函数用来近似计算可逆磁化分量,其表达式为

$$B_{\mathrm{rev}}(t) = d_1 H(t) + d_2 \tanh\left[\frac{H(t)}{d_3}\right] \tag{10}$$

式(10)中:$B_{\mathrm{rev}}(t)$ 为 t 时刻可逆磁化分量对应的磁通密度;d_1、d_2、d_3 为待定系数。联立式(7)~式(10)即可得到有可逆磁化分量的解析 Preisach 模型,其简化形式为

$$B(t) = \begin{cases} E[H(t),-H(t)] + B_{\mathrm{rev}}(t), & H_s = 0, B_s = 0 \\ B_s + 2E[H(t),H_s] + B_{\mathrm{rev}}(t), & H(t) > H_s \\ B_s - 2E[H(t),H_s] + B_{\mathrm{rev}}(t), & H(t) \leqslant H_s \end{cases} \tag{11}$$

2 融合多策略的改进黑猩猩优化算法

2.1 黑猩猩优化算法

COA 根据黑猩猩在狩猎中的不同分工将其分为 4 种类型:攻击者、障碍者、驱赶者和追逐者,其中攻击者是种群的领导者,其他 3 类黑猩猩协助狩猎,社会地位依次下降。黑猩猩驱赶和追逐猎物的数学模型描述如式(12)和式(13)所示。

$$D = \left|\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_{it}^{\mathrm{prey}} - \boldsymbol{M}\boldsymbol{X}_{it}^{\mathrm{chimp}}\right| \tag{12}$$

$$\boldsymbol{X}_{it+1}^{\mathrm{chimp}} = \boldsymbol{X}_{it}^{\mathrm{prey}} - \boldsymbol{A}D \tag{13}$$

式中:it 为当前迭代次数;$\boldsymbol{X}_{it}^{\mathrm{prey}}$ 为猎物的位置向量;$\boldsymbol{X}_{it}^{\mathrm{chimp}}$ 为当前黑猩猩的位置向量;D 为黑猩猩位置和猎物位置的距离;$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{M}$、$\boldsymbol{C}$ 均为系数向量,其数学表达式如式(14)~式(16)所示。

$$\boldsymbol{A} = 2f\boldsymbol{r}_1 - f \tag{14}$$

$$\boldsymbol{M} = \textbf{Chaotic_value} \tag{15}$$

$$\boldsymbol{C} = 2\boldsymbol{r}_2 \tag{16}$$

式中:$\boldsymbol{r}_1$ 和 $\boldsymbol{r}_2$ 为取值在[0,1]的随机向量;f 为线性递减收敛因子,随着迭代次数增多,f 由 2.5 线性衰减到 0;$\boldsymbol{A}$ 为决定黑猩猩和猎物距离的随机向量,它的值为区间在[$-f$, f]的随机数;**Chaotic_value** 为混沌映射矢量,代表黑猩猩在狩猎中性动机的影响;$\boldsymbol{C}$ 为猎物位置对黑猩猩位置影响的控制系数。

黑猩猩攻击猎物的位置更新公式如式(17)~式(19)所示。

$$\begin{cases} D_a = |C_1\boldsymbol{X}_a - M_1\boldsymbol{X}_{it}^i| \\ D_b = |C_2\boldsymbol{X}_b - M_2\boldsymbol{X}_{it}^i| \\ D_c = |C_3\boldsymbol{X}_c - M_3\boldsymbol{X}_{it}^i| \\ D_d = |C_4\boldsymbol{X}_d - M_4\boldsymbol{X}_{it}^i| \end{cases} \tag{17}$$

$$\begin{cases} \boldsymbol{X}_1 = \boldsymbol{X}_a - \boldsymbol{A}_1 D_a \\ \boldsymbol{X}_2 = \boldsymbol{X}_b - \boldsymbol{A}_2 D_b \\ \boldsymbol{X}_3 = \boldsymbol{X}_c - \boldsymbol{A}_3 D_c \\ \boldsymbol{X}_4 = \boldsymbol{X}_d - \boldsymbol{A}_4 D_d \end{cases} \tag{18}$$

$$\boldsymbol{X}_{it+1}^i = \frac{\boldsymbol{X}_1 + \boldsymbol{X}_2 + \boldsymbol{X}_3 + \boldsymbol{X}_4}{4} \tag{19}$$

式中:$\boldsymbol{X}_{it}^i$ 为第 i 个黑猩猩个体在第 it 次迭代时的位置向量;$\boldsymbol{X}_a$、$\boldsymbol{X}_b$、$\boldsymbol{X}_c$ 和 $\boldsymbol{X}_d$ 分别为攻击者、障碍者、驱赶者和追逐者的位置向量;$\boldsymbol{X}_1$、$\boldsymbol{X}_2$、$\boldsymbol{X}_3$ 和 $\boldsymbol{X}_4$ 分别为攻击者、障碍者、驱赶者和追逐者更新后的位置向量;$\boldsymbol{X}_{it+1}^i$ 是第 i 个黑猩猩个体在第 $it+1$ 次迭代时的位置向量。

2.2　多种策略融合的改进黑猩猩优化算法

2.2.1　自适应权重因子

自适应权重因子可以提高算法的收敛速度和精度,在全局寻优问题当中占有重要地位[22]。为此,针对标准 COA 算法存在的"开发"能力有限、早熟收敛、无法跳出局部最优值的问题,引入一种自适应调整的权重因子 ω,其数学模型为

$$\omega(it) = \omega_{\max} + (\omega_{\min} - \omega_{\max})\frac{1}{1 + e^{-[5(\frac{2it}{it_{\max}}-1)]}} \tag{20}$$

式(20)中:$\omega_{\max}$、$\omega_{\min}$ 取值分别为 0.9 和 0.4。ω 随迭代次数变化的图像如图 2 所示。

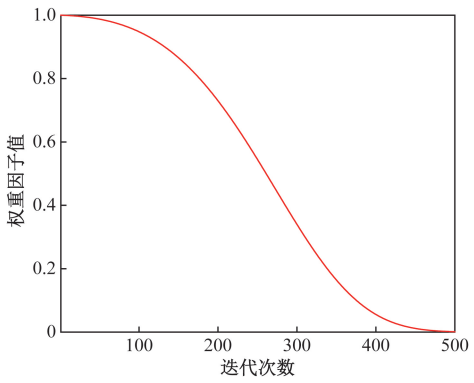


图 2　自适应调整的权重因子 ω 变化

Fig. 2　Changes in the adaptively adjusted weight factor ω

由图 2 可知,在算法运行的前期阶段,赋予算法一个大的权重,使得算法可以用大步长进行遍历搜寻,提高算法的全局寻优能力,加快算法收敛;在算法运行的中后期,为了提高算法在局部开发时的寻优精度,使算法更好的寻找一个最优个体,此时应给予算法一个较小的权重,有利于算法用小步长精准寻找最优个体位置,提升算法搜索精度。

2.2.2　结合差分变异的种群个体位置更新

原始 COA 种群位置更新并未考虑其他黑猩猩个体间的搜索经验和信息交流,导致算法寻优精度低。为解决此问题,引入差分进化算法的差分变异策略[23],得到黑猩猩算法新的位置更新公式为

$$\boldsymbol{X}_{it+1}^i = \frac{\boldsymbol{X}_1 + \boldsymbol{X}_2 + \boldsymbol{X}_3 + \boldsymbol{X}_4}{4} + r_3F_1(\boldsymbol{X}_a - \boldsymbol{X}_{it}^j) + r_4F_2(\boldsymbol{X}_{it}^k - \boldsymbol{X}_{it}^l) \tag{21}$$

式(21)中:r_3、r_4 均为取值在[0,1]的随机数;F_1、F_2 为差分缩放因子,取值均为 0.5;$\boldsymbol{X}_{it}^j$、$\boldsymbol{X}_{it}^k$、$\boldsymbol{X}_{it}^l$ 分别为第 j、k 和 l 个黑猩猩个体在 it 次迭代时的位置向量,且 $j \neq k \neq l \neq i$。

将差分变异策略融入种群个体位置更新公式中,促进种群间个体交流,增强算法全局搜索能力,让算法更好地寻找全局最优位置。

2.2.3　随机变异扰动策略更新全局最优位置

原始 COA 缺少变异机制,容易陷入局部最优。为此,提出一种结合柯西变异和高斯变异的随机变异扰动策略[24],其表达式为

$$\boldsymbol{X}_{\text{newa}} = \begin{cases} \boldsymbol{X}_a[1 + G(0,1)], & r > P_m \\ \boldsymbol{X}_a[1 + C(0,1)], & r < P_m \end{cases} \tag{22}$$

式(22)中:$G(0,1)$ 为服从高斯分布的随机数;$C(0,1)$ 为服从柯西分布的随机数;r 为取值在[0,1]的随机数;$\boldsymbol{X}_{\text{newa}}$ 为得到的新解;P_m 为动态概率,其表达式为

$$P_m = 1 - it/it_{\max} \tag{23}$$

高斯变异扰动范围较小,具有较好的局部开发能力,柯西变异扰动范围较大,全局搜索能力较好。将黑猩猩个体的全局最优位置作为扰动对象,使算法更加快速的收敛。

由式(22)可以看出,在算法迭代初期,P_m 较大,算法倾向于用柯西变异得到新解,有利于扩大算法的搜索范围,增强其全局搜索能力;在算法迭代后期,P_m 较小,算法倾向于高斯变异得到新解,该式采

用高斯分布变异扰动,更有利于加强算法的局部开发能力。同时对比新解和原来的全局最优位置的适应度值,选取最优值作为新的全局最优位置。

在原始 COA 中加入随机变异扰动策略,弥补了原始 COA 缺少变异机制的不足,丰富了种群多样性,同时提高了算法全局搜索和局部开发能力,加快算法的收敛速度。

2.3 基于 ICOA 的解析 Preisach 模型参数辨识流程

将解析 Preisach 模型参数辨识问题转化为求取适应度函数最小值的最优化问题,选取均方根误差作为适应度函数,其表达式为

$$\varepsilon = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{P}\left[B_{\mathrm{cal}}(j) - B_{\mathrm{mea}}(j)\right]^2}{P}} \tag{24}$$

式(24)中:ε 为适应度值;B_{mea} 为实验测量值;B_{cal} 为计算值;P 为采样个数。

由于在解析 Presiach 模型参数辨识中直接用式(24)计算适应度值得到的数值过小,不利于直观表现算法在参数辨识时的效果,因此,选择将 ε 线性放大 100 倍,得到新的适应度值 $\varepsilon_i = 100\varepsilon$,使适应度值区分度更高。

将 ICOA 应用到解析 Preisach 模型参数辨识中,其参数辨识流程图如图 3 所示。

3 实验验证与结果分析

为了验证 ICOA 在解析 Preisach 模型参数辨识问题上的准确性与有效性,引入原始 COA、常用的 Preisach 模型参数辨识算法遗传算法以及 SCCOA 共 3 种算法作为对比,同时选取取向硅钢片 B50A800 在 5H_Z 条件下,最大磁通密度为 1.1 T 的实验数据生成的实验磁滞回线作为基准曲线。

基于 4 种不同算法解析 Preisach 模型进行参数辨识,辨识结果分别如表 1 ~ 表 4 所示,在此选取多项式个数 $n = 3$。当 n 过大时,解析 Preisach 模型的精度提升的有限,计算量却会成倍增加。

基于 4 种不同算法的解析 Preisach 模型参数辨识结果,对取向硅钢片 B50A800 的磁滞回线进行模拟,其模拟磁滞回线与基准磁滞回线对比如图 4 所示。

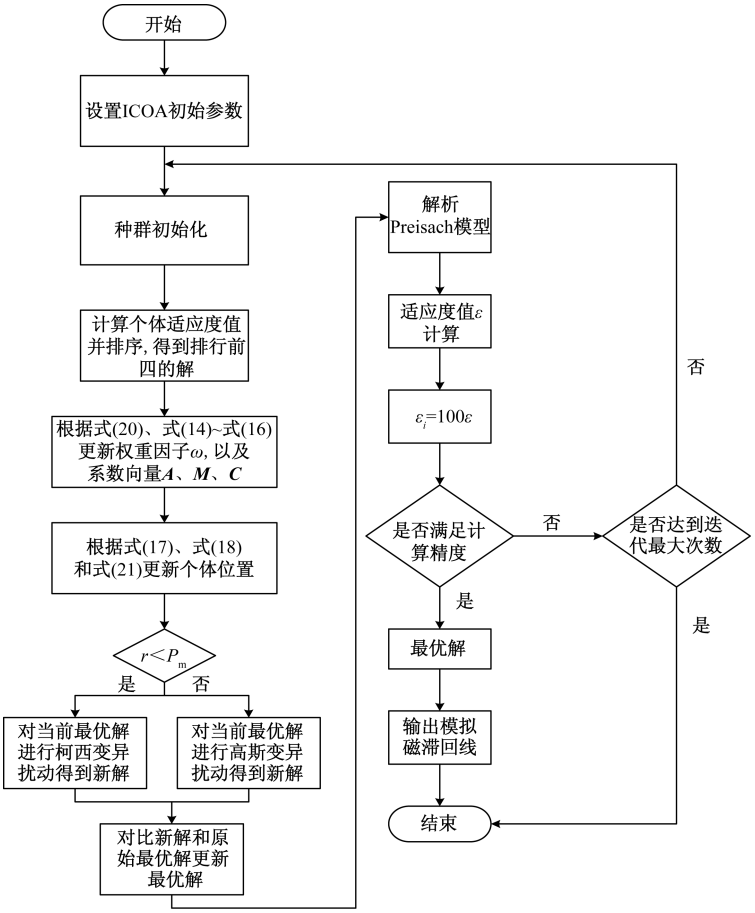


图 3 ICOA 参数辨识流程

Fig. 3 ICOA parameter identification process

表 1　遗传算法辨识的参数($n=3$)

Table 1　Parameters recognized by the genetic algorithm($n=3$)

i	a_i	b_i	c_i	d_i
1	0.197	11.265	4.645	3.9×10^{-3}
2	0.842	34.894	11.555	9.5×10^{-3}
3	0.213	35.013	15.798	140.361

表 2　原始 COA 辨识的参数($n=3$)

Table 2　Parameters recognized by the original COA($n=3$)

i	a_i	b_i	c_i	d_i
1	1.000	17.605	4.516	0.025
2	2.1×10^{-3}	36.573	5.787	0.026
3	3.5×10^{-3}	50.000	19.199	15.269

表 3　SCCOA 辨识的参数($n=3$)

Table 3　Parameters recognized by SCCOA($n=3$)

i	a_i	b_i	c_i	d_i
1	0.934	9.700	0.075	2.101×10^{-4}
2	1.107×10^{-4}	5.449	2.621	0.001 4
3	0.484	11.004	4.239	34.197

表 4　ICOA 辨识的参数($n=3$)

Table 4　Parameters recognized by ICOA($n=3$)

i	a_i	b_i	c_i	d_i
1	0.966	24.568	7.818	1.968×10^{-4}
2	0.170	50.000	11.697	3.9×10^{-3}
3	1.011×10^{-15}	41.314	31.397	141.384

由图 4 可以明显看出,ICOA 辨识得到的模拟磁滞回线与实验磁滞回线吻合度最高,遗传算法与 SCCOA 两种算法辨识得到的模拟磁滞回线吻合度最低。

为直观对比 4 种不同优化算法的收敛速度和收敛精度,其参数辨识中适应度值 ε_i 随迭代次数的变化如图 5 所示。

由图 5 可知,从收敛速度上来看:ICOA 迭代到 57 代时收敛到最优值;SCCOA 迭代到 74 代时收敛到最优值;原始 COA 迭代到 83 代时收敛到最优值;遗传算法迭代到 90 代时收敛到最优值,显然 ICOA 收敛速度更快。从收敛精度上来看:ICOA 的适应度值最小,收敛精度最高,遗传算法的适应度值最大,收敛精度最低。

为了进一步验证所提的参数辨识算法在磁滞特性模拟中的作用,使用该方法对模拟取向硅钢片 B50A800 在频率 5 Hz,最大磁通密度分别为 0.3、0.5、0.7、0.9、1.1、1.3、1.5 T 条件下的磁滞回线,所得的模拟磁滞回线与实验磁滞回线对比图如图 6 所示。

不同磁通密度下实验磁滞损耗与模拟磁滞损耗对比图如图 7 所示。

不同磁通密度下实验磁滞损耗与模拟磁滞损耗误差分析如表 4 所示。

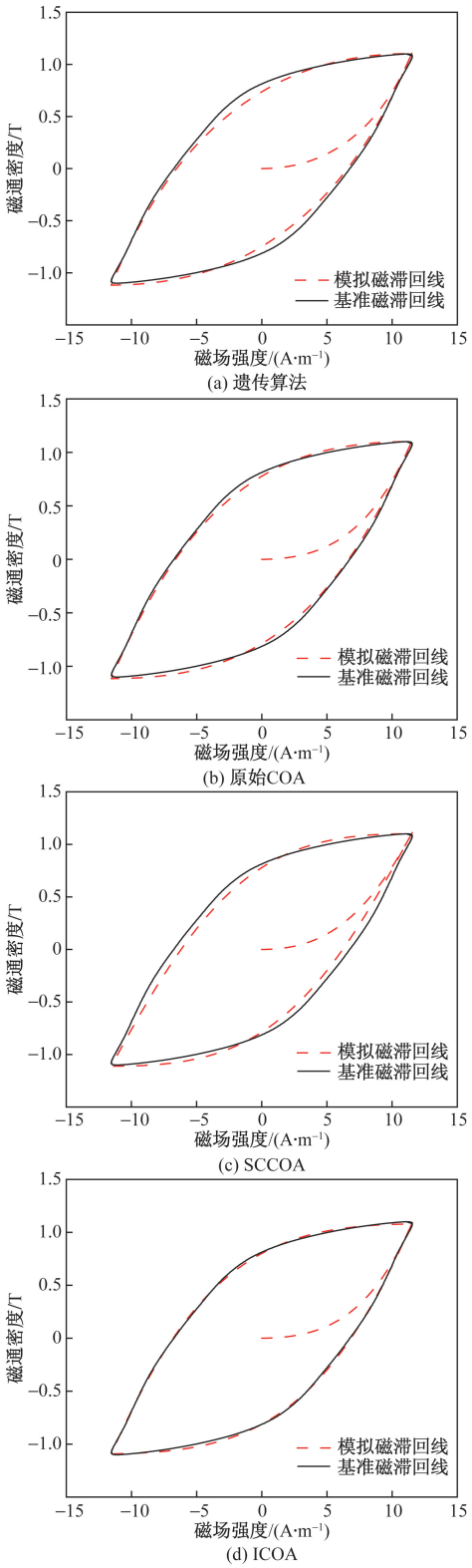


图 4　基于不同算法模拟磁滞回线与实验磁滞回线对比

Fig. 4　Comparison of simulated hysteresis loops and experimental hysteresis loops based on different algorithms

通过损耗误差分析可得,基于 IM-COA 算法提取的模型参数进行模拟的磁滞损耗与实测磁滞损

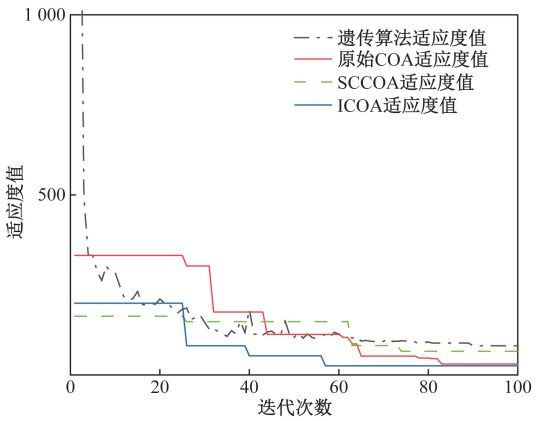


图 5 适应度值变化曲线

Fig. 5 Change curve of fitness value

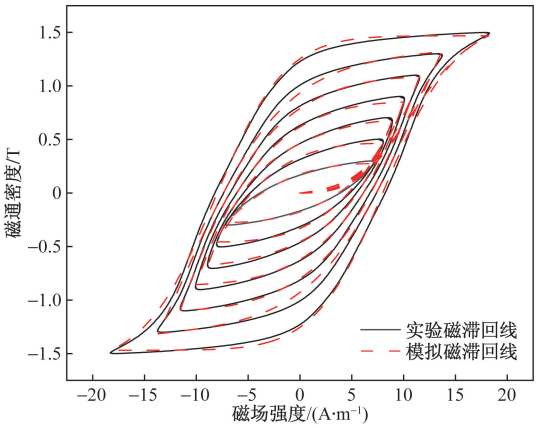


图 6 不同最大磁通密度磁滞回线模拟

Fig. 6 Hysteresis loop simulation under different maximum flux densities

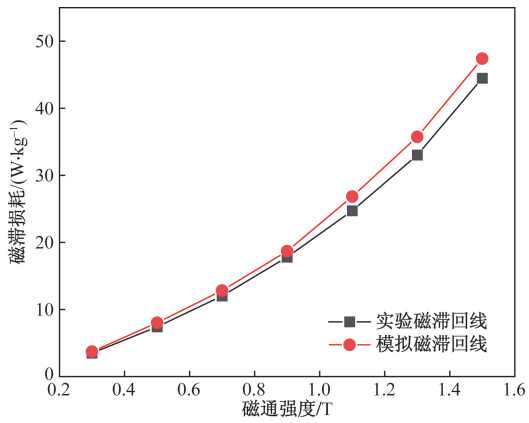


图 7 实验磁滞损耗与模拟磁滞损耗对比

Fig. 7 Comparison of experimental hysteresis loss and simulated hysteresis loss

耗之间的最大误差为 8.59%,最小误差为 4.99%,平均误差为 7.22%。所提取的模拟磁滞损耗其误差均小于 10%,可以满足实际工程应用需求。该实验验证了该算法在解析 Preisach 模型的参数辨识的有效性。

表 4 实验磁滞损耗与模拟磁滞损耗误差分析

Table 4 Error analysis of experimental hysteresis loss and simulated hysteresis loss

磁通密度/T	实验磁滞损耗/(W·kg⁻¹)	模拟磁滞损耗/(W·kg⁻¹)	误差/%
0.3	3.501	3.721	6.28
0.5	7.415	8.027	8.25
0.7	12.025	12.832	6.71
0.9	17.813	18.701	4.99
1.1	24.716	26.839	8.59
1.3	33.041	35.743	8.01
1.5	44.482	47.409	7.70

4 结论

研究的创新点在于提出了一种多策略融合的改进黑猩猩优化算法用于解析 Preisach 模型的参数辨识。该算法分别对权重因子和种群个体位置更新等阶段做出改进并增加了变异机制,以上改进策略能够丰富算法种群多样性、增强算法全局搜索及局部开发能力、加快算法收敛速度。通过模拟结果与实验结果对比发现:所提算法迭代收敛速度快、适应度值小、辨识精度高,模拟磁滞回线与实验磁滞回线吻合度较高,证明该算法可以实现解析 Preisach 模型参数的准确辨识。

参 考 文 献

[1] 李丹丹, 朱聪聪, 乔振阳, 等. 无取向硅钢片损耗特性模拟研究[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(16): 6485-6489.
Li Dandan, Zhu Congcong, Qiao Zhenyang, et al. Simulation on loss property simulation of non-oriented steel sheets[J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(16): 6485-6489.

[2] Ren L, Lin L. Analytical prediction model of energy losses in soft magnetic materials over broadband frequency range[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(2): 2009-2017.

[3] 赵志刚, 马习纹, 姬俊安, 等. 谐波激励条件下铁心动态 Energetic 建模与验证[J]. 电工技术学报, 2020, 35(20): 4241-4250.
Zhao Zhigang, Ma Xiwen, Ji Jun'an, et al. Dynamic Energetic modeling and verification of core under harmonic excitation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(20): 4241-4250.

[4] 陈昊, 李琳, 刘洋. 基于 Energetic 模型的机械应力作用下电工钢片磁滞特性模拟[J]. 电工技术学报, 2023, 38(12): 3101-3111.
Chen Hao, Li Lin, Liu Yang. Simulation of hysteresis characteristics of electrical steel sheet under mechanical stress based on energetic model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(12): 3101-3111.

[5] 李丹丹, 杨娜, 乔振阳, 等. 电工设备铁心磁滞损耗的改进模型[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(27): 179-185.
Li Dandan, Yang Na, Qiao Zhenyang, et al. Improved model of hysteresis loss of the iron core of electrician equipment[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(27): 179-185.

[6] Jiles D C, Atherton D L. Theory of ferromagnetic hysteresis[J]. Journal of Applied Physics, 1984, 55(6): 2115-2120.

[7] Preisach F. Überdie magnetische nachwirkung[J]. Zeitschrift Für Physik, 1935, 94: 277-302.

[8] Liu R, Gu C Y, Sun J D, et al. Analytical inverse preisachmodel and its comparison with inverse Jiles-Atherton model in terms of accuracy and computational speed[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2023, 59(11): 1-5.

[9] 余蓓, 李晓露. 基于解析 Preisach 模型的非晶合金磁滞特性模拟[J]. 南方电网技术, 2022, 16(1): 83-89.
Yu Bei, Li Xiaolu. Simulation of hysteresis characteristics of amorphous alloys based on analytical Preisach model[J]. China Southern Power Grid Technology, 2022, 16(1): 83-89.

[10] Chen L, Zhang T R, Ben T, et al. Accurate small major hysteresis loops calculation by the Preisach model with improved parametric distribution function[J]. AIP Advances, 2022, 12(3): 1-6.

[11] Gustav M, Mats L. Review of hysteresis models for magnetic materials[J]. Energies, 2023, 16(9): 1-66.

[12] Zirka S E, Moroz Y I, Harrison R G, et al. Inverse hysteresis models for transient simulation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(2): 552-559.

[13] Fuzi J. Analytical approximation of Preisach distribution functions [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2003, 39(3): 1357-1360.

[14] Finocchio G, Carpentieri M, Cardelli E, et al. Analytical solution of Everett integral using Lorentzian Preisach function approximation [J]. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 2005, 300(2): 451-470.

[15] Hussain S, Lowther D. An efficient implementation of the classical Preisach model[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2018, 54(3): 7300204.

[16] Mayergoyz D I. Mathematical model of hysteresis and their applications[M]. New York: Academic Press, 2003.

[17] Szabó Z, Fuezi J. Implementation and identification of Preisach type hysteresis models with Everett function in closed form[J]. Journal of Magnetism & Magnetic Materials, 2016, 406: 251-258.

[18] 刘任, 杜莹雪, 李琳, 等. 解析正 Preisach 磁滞模型的推导与修正[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(5): 2070-2079.
Liu Ren, Du Yingxue, Li Lin, et al. Parsing is Preisach hysteresis model is derived and the corrected[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(5): 2070-2079.

[19] 陈龙, 易琼洋, 贲彤, 等. 全局优化算法在 Preisach 磁滞模型参数辨识问题中的应用与性能对比[J]. 电工技术学报, 2021, 36(12): 2585-2593, 2606.
Chen Long, Yi Qiongyang, Ben Tong, et al. Application and performance comparison of global optimization algorithm for parameter identification of Preisach hysteresis model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 201, 36(12): 2585-2593, 2606.

[20] Khishe M, Mosavi M R. Chimp optimization algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2020, 149: 113338.

[21] Chen H L, Wang M J, Zhao X H. A multi-strategy enhanced sine cosine algorithm for global optimization and constrained practical engineering problems[J]. Applied Mathematics & Computation, 2020, 369: 124872.

[22] 丁容, 高建瓴, 张倩. 融合自适应惯性权重和柯西变异的秃鹰搜索算法[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(5): 910-915.
Ding Rong, Gao Jianling, Zhang Qian. A condor search algorithm incorporating adaptive inertia weights and cauchy variation[J]. Journal of Small Microcomputer Systems, 2023, 44(5): 910-915.

[23] 白钰, 彭珍瑞. 基于自适应惯性权重的樽海鞘群算法[J]. 控制与决策, 2022, 37(1): 237-246.
Bai Yu, Peng Zhenrui. Adaptive inertia weight-based algorithm for bottled sea squirt swarms[J]. Control and Decision, 2022, 37(1): 237-246.

[24] 李光泉, 刘欣宇, 王龙飞, 等. 基于多机制优化螺旋飞行特征的乌燕鸥算法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(26): 11299-11308.
Li Guangquan, Liu Xinyu, Wang Longfei, et al. Sooty tern algorithm based on multi-mechanism optimized spiral flight characteristics[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(26): 11299-11308.