

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905668

基于 AFSA 与 PSO 混合算法的 J-A 动态磁滞模型参数辨识及验证^{*}

赵志刚^{1,2}, 马习纹^{1,2}, 姬俊安^{1,2}

(1. 河北工业大学 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室 天津 300130;

2. 河北工业大学 河北省电磁场与电器可靠性重点实验室 天津 300130)

摘要: Jiles-Atherton (J-A) 磁滞模型静态参数辨识结果直接影响其对变压器铁心磁滞特性的预测效果。针对目前单一智能算法存在的寻优能力差、计算时间长等问题,提出了一种人工鱼群算法与优化惯性权重线性递减粒子群优化算法相结合的混合算法。搭建变压器铁心磁性能测试系统,对正弦激励下变压器铁心的磁滞特性和损耗特性进行实验研究。对比分析了所提混合算法与其他单一智能算法对 J-A 模型的参数辨识速度与精度。结果表明,混合算法辨识结果的均方根误差仅为 0.006 9,低于其他单一智能算法的相应结果,证明了该混合算法相较于其他单一智能算法,具有不易陷入局部最优解、收敛速度快、参数辨识精度高等优点。此外,考虑交变磁场下动态损耗分量对变压器铁心磁滞特性的影响,修正现有动态损耗系数求解方法,建立了 J-A 动态磁滞模型。通过对比动态磁滞回线模型预测结果与实验数据,验证了该方法的正确性与有效性。

关键词: Jiles-Atherton 磁滞模型;混合算法;变压器铁心;磁滞回线

中图分类号: TM401 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Parameter identification and verification of J-A dynamic hysteresis model based on hybrid algorithms of AFSA and PSO

Zhao Zhigang^{1,2}, Ma Xiwen^{1,2}, Ji Jun'an^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2. Key Laboratory of Electromagnetic Field and Electrical Apparatus Reliability of Hebei Province, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: The static parameter identification results of the Jiles-Atherton (J-A) hysteresis model directly affect the predictive effect of the model on the transformer core hysteresis characteristics. Aiming at the problems of poor optimization ability and long calculation time existing in current single intelligent algorithm, a hybrid algorithm combining artificial fish school algorithm and linearly decreasing particle swarm optimization algorithm with optimized inertia weight is proposed. A transformer core magnetic performance test system was set up to conduct the experiment research on the hysteresis and loss characteristics of the transformer core under sinusoidal excitation. The identification speed and accuracy of JA model parameters for the proposed hybrid algorithm and other single intelligent algorithms were compared and analyzed. The results show that the root mean square error of the hybrid algorithm identification result is only 0.006 9, which is lower than those of other single intelligent algorithms. The results prove that the proposed hybrid algorithm has the advantages of being not easy to fall into local optimal solutions, faster convergence speed and higher parameter identification accuracy compared with other single intelligent algorithms. In addition, considering the influence of the dynamic loss component on the hysteresis characteristics of the transformer core under alternating magnetic field, the existing dynamic loss coefficient solution method was modified, and a J-A dynamic hysteresis model was established. Comparing the forecast result of the dynamic hysteresis loop model with experiment data, the correctness and effectiveness of the proposed method are verified.

Keywords: Jiles-Atherton hysteresis model; hybrid algorithm; transformer core; hysteresis loop

收稿日期:2019-09-28 Received Date:2019-09-28

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51677052)项目资助

0 引言

目力所及,铁磁材料磁滞特性理论建模研究主要分为两类,一类是纯数学模型(如 Preisach 模型),另一类是物理与数学相结合的模型(如 J-A 模型)。Preisach 模型虽求解精度高,但模型参数的辨识较为复杂,仿真耗时严重。相较于 Preisach 模型,J-A 模型模型参数较少,各个参数物理含义明确,仿真耗时较短,模拟出的磁滞回线较为光滑且可以考虑涡流损耗、异常损耗对磁化过程的影响,因此在铁心磁滞建模领域得到了广泛应用^[1-2]。

由于 J-A 磁滞模型的预测效果直接受其模型参数辨识结果的影响,所以准确地辨识模型参数是关键问题。目前很多单一智能算法,如蛙跳算法、神经网络算法、蚁群算法等,被应用于解决无约束的非线性模型参数优化问题^[3-7]。采用上述单一智能算法提取 J-A 静态磁滞模型参数,实现过程简单、执行效率高,但会出现收敛速度慢、易陷入局部最优解等问题。

针对此问题,本文提出一种基于人工鱼群(artificial fish school algorithm, AFSA)与粒子群(particle swarm optimization, PSO)算法的混合智能算法,并将其应用于 J-A 模型静态参数辨识。该算法依靠 AFSA 前期较快的收敛速度和良好的全局寻优能力,快速定位最优解的区域,然后利用 PSO 算法进行局部搜索,进而确定最优解。该混合算法在收敛速度与收敛精度方面明显优于 AFSA 算法、PSO 及其改进算法(particle swarm optimization-linear descend inertia weight, PSO-LDIW)。此外,本文在上述静态模型参数辨识的基础上,充分考虑了交变磁场作用下动态损耗分量对铁心磁化过程的影响,修正现有的动态损耗系数求解方法,获取动态损耗系数,建立了 J-A 动态磁滞模型,并进行了动态磁滞特性数值预测及相关实验验证。

1 J-A 磁滞模型

1.1 J-A 静态磁滞模型

J-A 静态磁滞模型其无磁滞磁化方程表达式为:

$$M_{an} = M_s \left\{ \coth \left(\frac{H + \alpha M}{\alpha} \right) - \frac{\alpha}{H + \alpha M} \right\} \quad (1)$$

能量守恒方程为:

$$\mu_0 \int M_{an}(H) dH_e = \mu_0 \int M(H) dH_e + \mu_0 k \delta_H (1 - c) \int \left(\frac{dM_{irr}}{dH_e} \right) dH_e \quad (2)$$

其中:

$$H_e = H + \alpha M \quad (3)$$

式中: M 为实际磁化强度, $M = M_{irr} + M_{rev}$; M_{irr} 为不可逆磁化强度; M_{rev} 为可逆磁化强度; H_e 为有效磁场强度; H 为磁场强度; δ_H 为方向系数, $dH/dt > 0$ 时, $\delta_H = 1$; $dH/dt < 0$ 时, $\delta_H = -1$ 。

以磁场强度 H 作为输入量的 J-A 静态磁滞模型(正模型)为:

$$\frac{dM}{dH} = \frac{(1 - c)(M_{an} - M_{irr})}{\delta_H k - \alpha(M_{an} - M_{irr})} + c \frac{dM_{an}}{dH} \quad (4)$$

利用 $dH_e/dB = 1/\mu_0 + (\alpha - 1)dM/dB$ 代入式(2) 可得以磁通密度 B 为输入量的 J-A 静态磁滞模型(逆模型)为:

$$\frac{dM}{dB} = \frac{\delta_M(M - M_{an}) - k\delta_B c \frac{dM_{an}}{dB}}{\mu_0(1 - \alpha) \left[\delta_M(M - M_{an}) - k\delta_B c \frac{dM_{an}}{dB} \right] - \mu_0 k \delta_B} \quad (5)$$

式中: δ_B 为方向系数, $\delta_B = \text{sgn}(dB/dt)$; δ_M 为可防止出现非物理解的系数。当 $\text{sgn}(dB/dt) \cdot \text{sgn}(M_{an} - M) > 0$ 时, $\delta_M = 1$; 当 $\text{sgn}(dB/dt) \cdot \text{sgn}(M_{an} - M) < 0$ 时, $\delta_M = 0$ 。

参照国家标准 GB/T 3655-2008,考虑到铁磁材料磁性能测量中磁场强度 H 可能发生畸变,一般要求控制磁通密度 B 为正弦,且输入量要以解析函数的形式给出,因此采用逆模型提取 J-A 磁滞模型静态参数,可以降低参数辨识的复杂程度。

1.2 J-A 动态磁滞模型

铁磁材料单位体积内总损耗可分为磁滞损耗、涡流损耗和异常损耗^[8-9]。单位体积内涡流损耗可表示为:

$$W_{eddy} = \int_0^T \frac{d^2}{2\rho\beta} \left(\frac{dB}{dt} \right)^2 dt = k_e \int_0^T \left(\frac{dB}{dt} \right)^2 dt \quad (6)$$

式中: k_e 为涡流损耗系数; d 为叠片厚度; ρ 为电工钢电阻率; β 为铁心形状几何参数。

单位体积内异常损耗可表示为:

$$W_{anom} = \int_0^T \left(\frac{GSV_0}{\rho} \right)^{\frac{1}{2}} \left(\left| \frac{dB}{dt} \right| \right)^{\frac{1}{2}} dt = k_a \int_0^T \left(\left| \frac{dB}{dt} \right| \right)^{\frac{1}{2}} dt \quad (7)$$

式中: k_a 为异常损耗系数; G 为无量纲常数; S 为电工钢截面积; V_0 为描述局部矫顽磁场的统计分布, V_0 与平均晶粒尺寸 s 成正比(不同材料平均晶粒尺寸不一样,取向电工钢的平均晶粒尺寸 5~40 mm, B30P105 平均晶粒尺寸大约 20 mm)。

考虑上述动态损耗,在式(2) 能量守恒方程的基础上建立新的能量守恒方程。

$$\mu_0 \int M_{an}(H) dH_e = \mu_0 \int M(H) dH_e + \mu_0 k \delta_B (1 - c) \times \int \left(\frac{dM_{irr}}{dH_e} \right) dH_e + k_e \int \left(\frac{dB}{dt} \right)^2 dt + k_a \int \left(\left| \frac{dB}{dt} \right| \right)^{3/2} dt \quad (8)$$

推导获得涡流及异常损耗对应的磁场强度表达式,并依据场分离理论^[8],将损耗分离方程转化为以下相对应的场分离方程,即:

$$H_{\text{total}} = H_{\text{hys}} + H_{\text{eddy}} + H_{\text{anom}} \quad (9)$$

$$H_{\text{eddy}} = \frac{d^2}{2\rho\beta} \frac{dB}{dt} \quad (10)$$

$$H_{\text{anom}} = \delta_B \left(\frac{GSV_0}{\rho} \right)^{\frac{1}{\alpha}} \left(\left| \frac{dB}{dt} \right| \right)^{\frac{1}{\alpha}} \quad (11)$$

式中: H_{total} 为总磁场强度; H_{hys} 为静态磁滞磁场强度; H_{eddy} 为涡流损耗磁场强度; H_{anom} 为异常损耗磁场强度。通过式(9)得到动态磁滞模型中有效磁场强度 H_e 的表达式为:

$$H_e = H_{\text{hys}} + \alpha M \quad (12)$$

此时,以磁通密度 B 作为输入量的 J-A 动态磁滞模型为:

$$\frac{dM}{dB} = \frac{\delta_M(M - M_{an}) - k\delta_B c \frac{dM_{an}}{dH_e} + P_d(t)}{\mu_0(1 - \alpha) \left[\delta_M(M - M_{an}) - k\delta_B c \frac{dM_{an}}{dH_e} \right] - \mu_0 k\delta_B} \quad (13)$$

$$\text{其中, } P_d(t) = \frac{d^2}{12\rho} \left(\frac{dB}{dt} \right) + \delta_B \left(\frac{GSV_0}{\rho} \right)^{\frac{1}{\alpha}} \left(\left| \frac{dB}{dt} \right| \right)^{\frac{1}{\alpha}}。$$

2 参数辨识方法

2.1 AFSA 算法

AFSA 算法通过执行觅食行为、随机行为、聚群行为和追尾行为寻找最优解^[10]。

1) 觅食行为。每条人工鱼在其视野范围内随机选择一个位置。如果该位置优于当前位置,则向其方向移动。尝试多次未找到优于当前的位置,则进行随机行为。

2) 随机行为。人工鱼在其视野范围内随机移动一步。

3) 聚群行为。第 i 个人工鱼的视野范围内存在其他人工鱼的数目 nf , 第 i 条鱼视野范围内所有鱼的中心位置 X_c 。

$$X_c = \sum_{j=1}^{nf} \frac{X_j}{nf} \quad (14)$$

设 Y_i 与 Y_c 分别为第 i 条鱼位置与中心位置的食物量,同时设定一个拥挤度因子 δ 。若满足 $Y_c \times nf < \delta \times Y_i$, 则说明该中心位置的食物较多,同时中心附近并不拥挤,那么第 i 条人工鱼则向该中心位置 X_c 移动一步。否则,人工鱼执行觅食行为。

4) 追尾行为。设第 i 条人工鱼视野范围内其他鱼中最优人工鱼的位置为 X_b , 其所处位置的食物量为 Y_b, nf_b

为 X_b 视野范围内的鱼的数量。若满足 $Y_b \times nf_b < \delta \times Y_i$, 则说明该最优人工鱼位置处食物较多且周围不拥挤,那么第 i 条人工鱼向 X_b 移动一步。否则,人工鱼执行觅食行为。

该算法首先随机产生 N 条人工鱼,每条人工鱼先在其视野范围内进行聚群行为、追尾行为,向最优的位置移动。当条件不满足时,先进行觅食行为,在觅食的过程中未找到优于当前的位置,则进行随机行为。

2.2 经典 PSO 算法及其改进算法

1) 经典 PSO 算法

PSO 算法中第 i 个粒子是根据历史最优粒子的位置与第 i 个粒子经过的最优位置来更新粒子移动速度,使其向最优解方向移动,寻找最优解。PSO 算法的实现分为以下 3 个步骤:

①在 D 维空间随机生成 N 个粒子。

②第 i 个粒子在每次迭代过程中根据历史最优粒子和第 i 个粒子所经过的最优位置,更新当前粒子的位置与速度。

③经过 Num 次迭代确定一个最优解。

如上所述,PSO 算法的执行过程主要是对速度与位置进行更新^[11]。

(1) 速度更新

$$\begin{cases} V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1r_1(P_i - X_i(t)) + \\ \quad c_2r_2(P_g - X_i(t)) \\ V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}) \\ P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}) \\ P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}) \end{cases} \quad (15)$$

(2) 位置更新

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (16)$$

式中: V_i 为第 i 个粒子的速度; P_i 为第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置(个体极值); P_g 为整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置(历史最优值); w 是惯性因子,其值非负。 w 较大时,全局寻优能力强但局部搜索能力弱,反之亦然。 c_1, c_2 是认知因子和社会因子; r_1, r_2 为随机数。

2) 惯性权重线性递减 PSO (PSO-LDIW)

经典 PSO 算法容易过早地陷入局部最优,为了克服这个缺点,可在算法初期选取较大的惯性权重保证较好的全局搜索能力,随着迭代次数的增加惯性权重线性递减,保证其较好的局部搜索能力^[12]。

$$w_{nc} = w_{\max} - \frac{nc(w_{\max} - w_{\min})}{Num} \quad (17)$$

式中: w_{nc} 为第 nc 次迭代惯性权重; $w_{\max}$ 为惯性权重最大值; $w_{\min}$ 为惯性权重最小值。

2.3 AFSA-PSO-LDIW 混合算法

人工鱼群的聚群和追尾行为可以使鱼群向最优解的

区域移动,而拥挤度因子 δ 可以限制聚群规模,使鱼群广泛寻优,所以算法在前期有较快的收敛速度。但为了避免过度拥挤,人工鱼的随机行为增多,使得其在后期最优区域内找到最优解的概率有所下降。经典的 PSO 算法是一种贪心算法,通过记忆历史最佳位置与每个粒子经过的最优位置,向最佳位置方向前进。但是缺乏对周围区域的搜索,故容易陷入局部最优解。PSO-LDIW 算法可以调节惯性权重 w 提高其全局搜索能力与局部搜索能力,精度相对经典 PSO 算法提高。但 PSO 及其改进算法提取 J-A 模型参数精度均较低。因此基于 AFSA 全局寻优策略和 PSO-LDIW 局部寻优策略建立混合算法,可以大大提高参数提取的精度与速度。

本文采用实测磁滞回线磁场强度值与仿真磁滞回线磁场强度值的均方根误差作为目标函数 $fitness$ (适应度值)。

$$fitness = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (H_{mea}(i) - H_{com}(i))^2}{N}} \quad (18)$$

式中: H_{mea} 为实际磁场强度值; H_{com} 为仿真磁场强度值; N 为采样点数。

采用混合算法提取参数时,首先使用 AFSA 算法寻找最优解区域,当满足 $bestx-fitk$ 连续多次小于 ε_1 ($fitk$ 为第 k 次迭代的均方根误差, $bestx$ 为历史均方根最小值, ε_1 为较小的正数) 表明均方根稳定在某一值附近,即人工鱼群找到最优解区域,但最优解可能仍未找到。然后引入 PSO-LDIW 策略进行局部搜索,寻找最优解。当满足 $bestx-fitk$ 多次小于 ε_2 时 (ε_2 为较小的正数),表明 PSO-LDIW 算法找到一个较好的局部值(可能最优),则再次引入全局寻优策略。首先增大步长、扩大视野范围、多次进行随机行为,使其逃离当前区域,之后恢复原步长、视野进行搜索,反复进行,保证最大概率找到最优解的区域。该混合算法不仅避免了人工鱼群在寻优后期多余的计算量,还可以反复寻找,使得找到最优解的概率大大提高,而且拟合精度高、仿真耗时均低于 AFSA 算法。

3 算法可行性验证

为了验证本文所提出的 AFSA-PSO-LDIW 算法在 J-A 模型静态参数辨识中的可行性与有效性,基于磁滞正模型,采用由一组自定义静态参数生成的磁滞回线作为理论曲线,分别采用 PSO、PSO-LDIW、AFSA 和 AFSA-PSO-LDIW 算法对 J-A 静态磁滞模型参数进行识别。参数辨识结果如表 1 所示,相应的由这些参数生成的磁滞回线与理论曲线对比如图 1 所示。从表 1 和图 1 中可以明显地看出,AFSA-PSO-LDIW 混合算法的参数辨识精度明显优于其他几种单一算法。

表 1 参数辨识结果对比
Table 1 Comparison of the parameter identification results

算法	k	a	M_s ($\times 10^6$)	α ($\times 10^{-5}$)	c
理论值	50	30	1.554 7	8	0.7
PSO	40.34	12.834	1.41	3.81	0.223
PSO-LDIW	53.19	36.85	1.607	9.28	0.749
AFSA	49.03	35.16	1.576 6	8.82	0.725
AFSA-PSO-LDIW(本文算法)	49.568 2	30.22	1.552	8.02	0.704

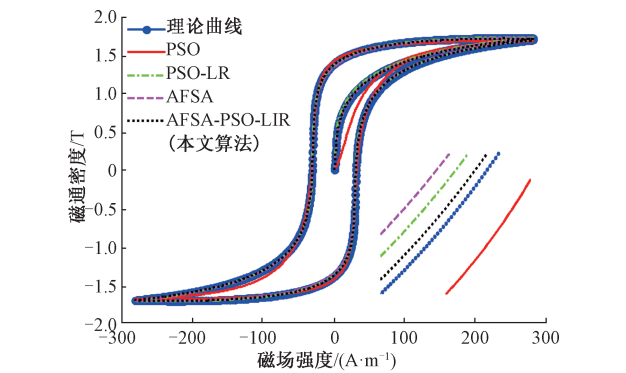


图 1 磁滞回线识别结果对比
Fig.1 Comparison of the hysteresis loop identification results

此外,为了表征上述各算法的收敛速度,本文给出了各个算法均方根误差随迭代次数的变化趋势,如图 2 所示。

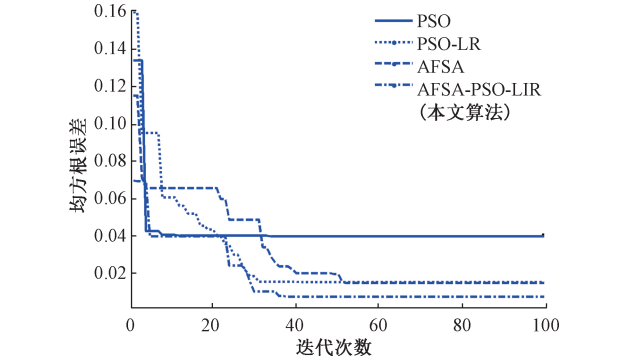


图 2 各算法均方根误差随迭代次数的变化
Fig.2 The root mean square error vs. the number of iterations for various algorithms

从图 2 可以看出,PSO 算法早熟现象明显,在第 8 次迭代就已经陷入局部最优解。虽然改进的 PSO 算法收敛效果优于 PSO 算法,可以多次跳出局部最优,但是全局收敛能力相对较差。AFSA 算法因为拥挤度因子的存在,使得人工鱼可以广泛的寻优,找到最优范围,但是难以找到最优解。混合算法在第 5 次迭代之后趋于平缓,均方根多次稳定在一个值附近,满足开启 PSO-LDIW 算法条件,通过 PSO-LDIW 算法进行局部搜索,可以发现均

方根有明显下降,这是因为 PSO-LDIW 算法具有对历史最优位置和每个粒子经过最优位置的记忆能力,使其迅速逼近最优解,但在第 38 次迭代后均方根多次稳定在一个值附近,表明陷入局部解,以此为判据,增大步长、扩大视野范围,利用 AFSA 算法进行随机行为逃离当前区域,重新确定全局最优解区域。

由表 1 和图 2 可以发现,AFSA-PSO-LDIW 算法求解得到的静态参数更接近全局最优解,而其他 3 种算法均陷入局部最优解。

4 磁滞特性实验研究

为了研究不同频率、不同磁化强度激励条件下变压器铁心材料的磁滞特性,本文按照电力变压器铁心的设计标准和叠装工艺,设计并制作了一台产品级的变压器铁心模型。该实验模型采用 45°全斜接缝,每级两片,三级步进 5 mm 搭接的叠装工艺制作而成。为了保证实验测量结果的准确性激励线圈和测量线圈紧贴铁心绕制,由绝缘件夹紧,结构尺寸如图 3 所示。

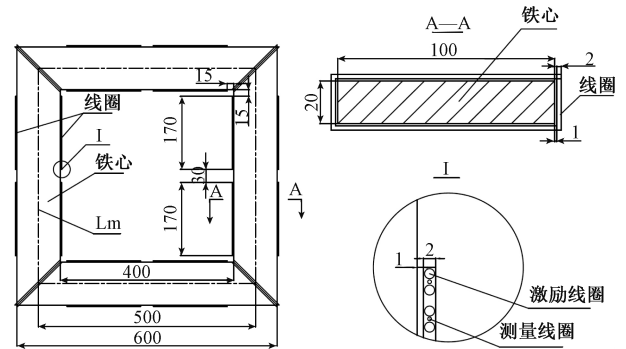


图 3 变压器铁心模型结构尺寸

Fig.3 Transformer core model structure dimensions

铁心材料选用宝钢公司 (Baosteel) 生产的 B30P105 冷轧取向电工钢。铁心模型的具体参数如表 2 所示。

表 2 铁心模型技术参数

Table 2 Technical parameters of the core model	
名称	参数
电工钢型号	B30P105
硅钢片密度/($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	7.65×10^3
模型铁心设计截面面积/ mm^2	2.0×10^3
模型铁心设计重量/kg	29.682
激励线圈匝数	144 匝 (两根并绕,单层)
导线密度/($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	8.90×10^3
激励线圈线规/mm	$\Phi 1.6$
测量线圈匝数	144 匝 (单层)
20℃时导线电导率/($\text{S}\cdot\text{m}^{-1}$)	5.71×10^7
测量线圈线规/mm	$\Phi 0.6$

基于该铁心模型搭建的变压器铁心磁滞特性测试系统如图 4 所示。实验中通过调整励磁电压实现对铁心中磁通密度的控制,来测得不同频率、不同磁通密度时的损耗数据和磁滞特性数据。表 3 所示为变压器铁心损耗数据,图 5 所示为磁化频率为 50 Hz 时的磁滞回线簇。



图 4 铁心磁滞特性测试系统

Fig.4 Core hysteresis characteristics test system

表 3 损耗值

Table 3 Loss value		(W/kg)		
B_m/T	10 Hz	40 Hz	50 Hz	
0.8	0.024	0.179	0.249	
0.9	0.031	0.223	0.310	
1.0	0.038	0.275	0.378	
1.1	0.045	0.328	0.456	
1.2	0.053	0.390	0.545	
1.3	0.062	0.461	0.646	
1.4	0.072	0.536	0.756	
1.5	0.084	0.619	0.876	
1.6	0.097	0.713	1.006	
1.7	0.119	0.838	1.172	

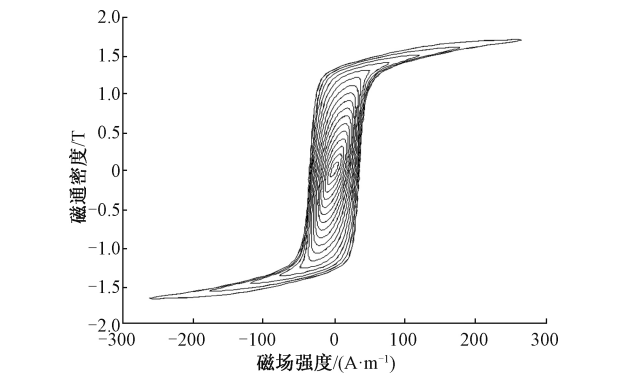


图 5 $f=50\text{ Hz}$ 磁滞回线簇 (0.1~1.7 T)

Fig.5 Hysteresis loop cluster at $f=50\text{ Hz}$ (0.1~1.7 T)

5 仿真验证

5.1 静态磁滞回线预测

假设变压器铁心在低频磁化条件下产生的涡流损耗和异常损耗可以忽略不计,其磁滞回线近似作为直流磁滞回线。通过测量变压器铁心模型在 10 Hz 不同磁通密度下的局部磁滞回线,分别采用 PSO 算法、PSO-LDIW 算法、AFSA 算法和 AFSA-PSO-LDIW 算法进行参数辨识。辨识曲线与实际磁滞回线对比如图 6 所示,静态参数识别结果如表 4 所示。其中,将磁极化强度 $J = 1.954\text{ T}$ 近似作为饱和磁极化强度,故饱和磁化强度 $M_s = J/\mu_0 \approx 1.554\,724 \times 10^6\text{ A/m}$ 。以 $B_m = 1.3\text{ T}$ 为例,各算法运行时间及均方根误差如表 5 所示。

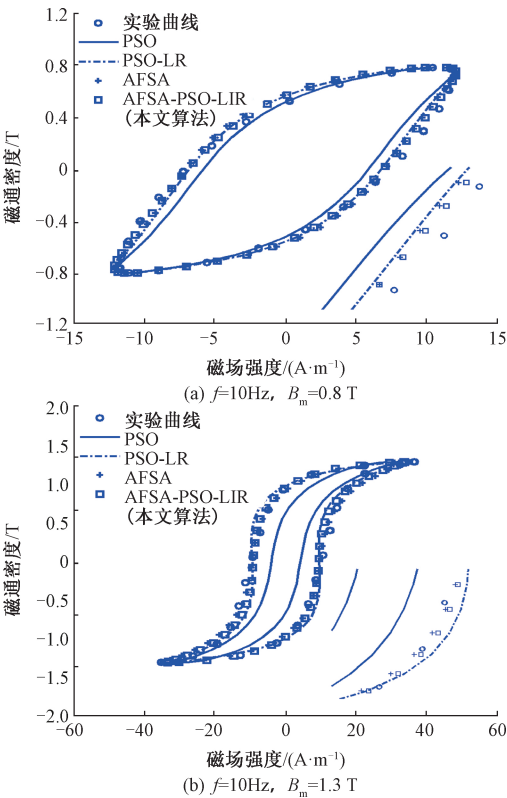


图 6 静态磁滞回线识别结果($f = 10\text{ Hz}$)
Fig.6 Static hysteresis loop identification results ($f = 10\text{ Hz}$)

通过图 6 可以发现,在静态磁滞回线参数辨识中,本文提出的 AFSA-PSO-LDIW 混合算法拟合精度最高,采用单一的智能算法(PSO、PSO-LDIW、AFSA 算法)辨识效果相对较低。需要指出的是,对于取向电工钢材料,在磁通密度较低(1 T 以下)时,实际曲线近似为椭圆,识别结果在一象限上升处、三象限下降处有向内凹陷的趋势。

表 4 局部磁滞回线的参数识别 (AFSA-PSO-LDIW)
Table 4 Parameter identification of local hysteresis loops (AFSA-PSO-LDIW)

B_m/T	k	a	M_s	$\alpha(\times 10^{-5})$	c	$fitness$
0.8	14.73	10.36	1 554 724	1.33	0.43	0.543 2
0.9	15.12	10.33	1 554 724	1.41	0.42	0.558 0
1.0	15.07	11.56	1 554 724	1.58	0.44	0.531 7
1.1	16.05	12.33	1 554 724	1.94	0.45	0.671 0
1.2	17.31	14.91	1 554 724	2.51	0.46	0.659 2
1.3	16.22	26.19	1 554 724	4.94	0.43	1.449 0
1.4	21.73	37.50	1 554 724	7.51	0.51	3.293 0
1.5	39.96	49.11	1 554 724	10.7	0.72	4.078 5
1.6	21.90	43.97	1 554 724	8.76	0.47	4.983 5
1.7	26.51	44.58	1 554 724	9.35	0.52	5.426 1

表 5 各个算法收敛速度及均方根误差 ($B_m = 1.3\text{ T}$)
Table 5 Comparison of the convergence speed and root mean square error for various algorithms ($B_m = 1.3\text{ T}$)

参数	算法			
	PSO	PSO-LDIW	AFSA	AFSA-PSO-LDIW (本文算法)
总耗时/s	49 158	53 148	63 676	57 324
均方根误差	3.72	1.567 3	2.204 3	1.449

通过表 5 对比可知,采用相同的粒子数,混合算法提取精度较高,耗时均比 AFSA 算法低,PSO 及其改进算法虽然总耗时短但是均方根误差较大。

5.2 动态磁滞回线预测

J-A 动态磁滞模型中包含 7 个参数^[13],其中 5 个静态参数、2 个动态参数。静态参数可通过上述 AFSA-PSO-LDIW 混合算法进行提取,动态参数需要结合不同频率条件下的损耗特性数据进行求解^[14-16]。动态参数中的涡流损耗系数可以通过式(6)求得。而求解异常损耗系数时,磁滞损耗较难获取,因此本文将铁磁材料在低频下的磁滞回线近似看作静态磁滞回线。通过实际测得 3 个频率(10、40、50 Hz)下的铁心损耗,利用式(19)近似求解异常损耗系数。

$$W_{f_1} = W_{\text{hys}} + k_e \int_0^{T_1} \left(\frac{dB}{dt} \right)^2 dt + k_a \int_0^{T_1} \left| \frac{dB}{dt} \right|^{3/2} dt \quad (19)$$

式中: W_{f_1} 为频率 f_1 下实测的铁心损耗; W_{hys} 为直流下的铁心损耗(直流磁滞回线的面积)。

假设将 10 Hz 下实测的铁心损耗全部作为磁滞损耗,按照上述动态系数求解方法,针对交流磁化频率 $f_1 = 50\text{ Hz}$, $B_m = 1.7\text{ T}$ 时取向电工钢的动态损耗系数进行计

算,计算结果如表 6 所示。

表 6 损耗系数 ($W_{\text{hys}} = W_{10\text{ Hz}}$)

Table 6 Loss coefficient ($W_{\text{hys}} = W_{10\text{ Hz}}$)		
B_m	k_e	k_a
1.7 T	0.0131 6	0.370 6

需要指出的是,在总损耗不变的前提下,如果将 10 Hz 产生的损耗全部作为磁滞损耗,则式(19)中的 W_{hys} 项相对实际值必然偏大,利用式(19)进行异常损耗系数求解,得到的异常损耗系数势必偏小。此时,基于 10 Hz 磁滞回线提取的静态参数结合表 6 所示动态损耗系数,拟合得到的动态磁滞回线与实测曲线对比如图 7 所示。

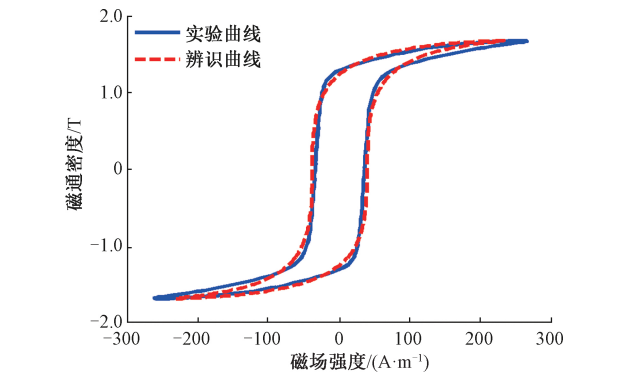


图 7 动态磁滞回线识别结果 ($f=50\text{ Hz}$)
Fig.7 Dynamic hysteresis loop identification result ($f=50\text{ Hz}$)

根据图 7 所示的结果,基于上述假设条件计算得到的动态磁滞回线虽然从表面看具有较好的拟合效果,但该方法存在一定的理论缺陷。这是因为 10 Hz 磁滞回线本身就包含了涡流损耗和异常损耗,进而导致提取出来的静态参数偏大,求得的异常损耗系数偏小,削弱了异常损耗对动态回线的影响。

针对静态参数提取偏大,动态参数求解偏小的问题。本文在 10 Hz 磁滞回线的基础上,将分离动态损耗得到的磁滞回线作为静态磁滞回线,提取静态参数并预测;同时,基于分离得到的静态磁滞损耗对现有动态参数的求解方法进行修正。

涡流损耗系数可以通过公式(6)求解,异常损耗系数与静态磁滞损耗存在比例关系^[17]。为了保证磁滞损耗与异常损耗系数相对应,联立公式(7)、(19)求解异常损耗系数,动态参数如表 7 所示。

表 7 改进的损耗系数 ($B_m = 1.7\text{ T}$)

Table 7 Improved loss coefficient ($B_m = 1.7\text{ T}$)		
B_m	k_e	k_a
1.7 T	0.013 16	0.454 6

按照上述方法,通过式(19)推导正弦 10 Hz 下各损耗值如表 8 所示。

表 8 损耗值 ($f=10\text{ Hz}$)

Table 8 Loss value ($f=10\text{ Hz}$) (W/kg)			
f	磁滞损耗	涡流损耗	异常损耗
10 Hz	0.072 75	0.009 812	0.036 5

通过表 8 可明显看出,变压器铁心模型(B30P105 取向电工钢)在 10 Hz 时的磁滞损耗所占比例较小,故提高静态参数的提取精度需要剥离动态损耗。

采用式(9)将 10 Hz 下的磁场强度 H 进行简单分离,得到的磁滞回线近似作为静态磁滞回线,剥离出、静态磁滞回线、10 Hz 磁滞回线、50 Hz 磁滞回线对比如图 8 所示。

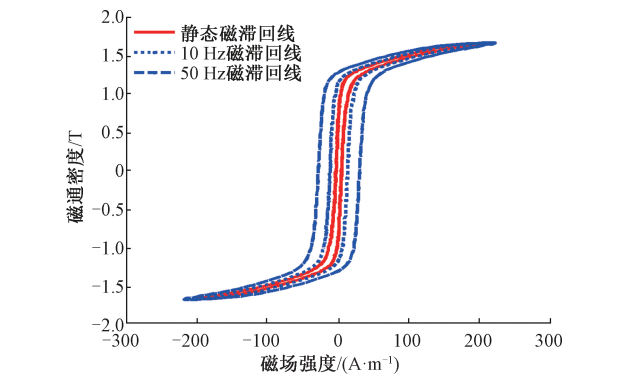


图 8 静态磁滞回线与 $f=10\text{ Hz}$ 、50 Hz 磁滞回线对比
Fig.8 Comparison between static hysteresis loops and hysteresis loops at $f=10\text{ Hz}$, 50 Hz

采用混合算法提取静态磁滞回线(在 10 Hz 磁滞回线的基础上剥离动态损耗得到的磁滞回线)参数如表 9 所示。在上述静态参数的基础上,结合表 7 所示的动态参数拟合得到 50 Hz 磁滞回线,与实测 50 Hz 磁滞回线进行对比如图 9 所示。

表 9 静态磁滞回线参数识别 ($B_m = 1.7\text{ T}$)

Table 9 Static hysteresis loop parameter identification ($B_m = 1.7\text{ T}$)				
k	a	M_s	α	c
20.37	45.13	1 554 724	$9.533\ 9\times 10^{-5}$	0.64

通过对比图 7 和图 9(b)可以发现两者拟合均较好,但得到图 7 的方法是假设 10 Hz 下产生的损耗全部为磁滞损耗,求解得到的动态参数(异常损耗系数)偏小,理论上存在缺陷;而图 9(b)是将剥离动态损耗的磁滞回线作为静态磁滞回线,在提取静态参数的基础上,通过改进动态参数的计算方法,获得动态参数,得到动态磁滞回线,拟合较好且理论较为合理。

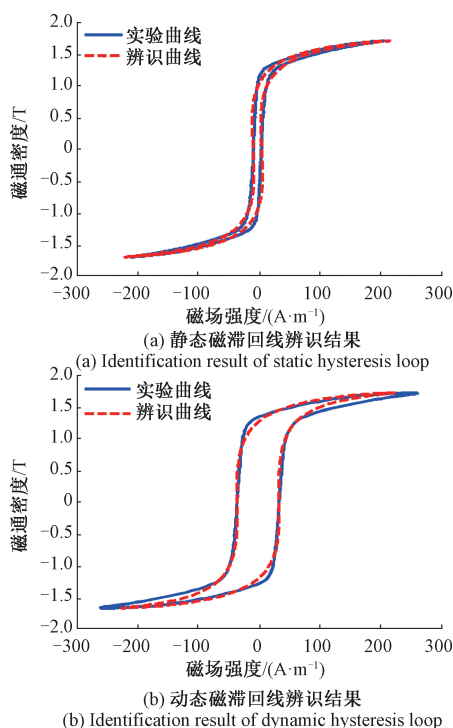


图9 改进的动态磁滞回线辨识结果($f=50\text{ Hz}$, $B_m=1.7\text{ T}$)

Fig.9 Improved dynamic hysteresis loop identification result ($f=50\text{ Hz}$, $B_m=1.7\text{ T}$)

6 结 论

1) 针对 J-A 磁滞模型静态参数辨识问题,本文提出并实现了一种基于 AFSA 与 PSO-LDIW 算法相结合的混合智能算法,该算法可以综合考虑 AFSA 算法的前期寻优能力和 PSO-LDIW 算法的后期收敛速度,相较于经典的单一智能算法具有收敛速度快、预测精度高等优点。利用该算法对表征 J-A 静态磁滞模型的相关参数进行了数值预测,预测结果与理论值具有较好的一致性,证明了本文所提混合算法的可行性和正确性。

2) 完全按照电力变压器铁心的设计标准和叠装工艺设计并制作了产品级的铁心实验模型。基于该模型搭建了变压器铁心磁性能测试系统,对不同频率、不同磁通密度激励条件下变压器铁心的静态磁滞回线、动态磁滞回线和损耗数据进行了实验研究,为磁滞模型的建立与方法验证提供了必要的支持。

3) 在静态磁滞模型参数辨识的基础上,考虑动态损耗分量对磁化过程的影响,分离动态损耗,提取静态磁滞回线,改进动态损耗参数求解方法,确定模型相关动态参数,进而建立 J-A 动态磁滞模型。基于该模型对 50 Hz 正弦激励下铁心动态磁滞回线进行了数值预测,并进行

了相关的实验研究和数据对比分析。结果验证了本文建立的 J-A 动态磁滞模型在变压器铁心动态磁滞现象的表达方面具有较好的模拟效果。

参考文献

- [1] JILES D C, THOELKE J B. Theory of ferromagnetic hysteresis: Determination of model parameters from experimental hysteresis loops[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1989, 25(5): 3928-3930.
- [2] JILES D C, THOELKE J B, DEVINE M K. Numerical determination of hysteresis parameters for the modeling of magnetic properties using the theory of ferromagnetic hysteresis[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1992, 28(1): 27-35.
- [3] BAGHEL A P S, KULKARNI S V. Parameter identification of the Jiles-Atherton hysteresis model using a hybrid technique[J]. IET Electric Power Applications, 2012, 6(9): 689-695.
- [4] 王贵程, 吴国新, 左云波, 等. 基于改进蚁群算法包装机器人轨迹规划研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 94-100.
WANG G CH, WU G X, ZUO Y B, et al. Research on trajectory planning of packaging robot based on improved ant colony algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 94-100.
- [5] 董珍一, 林莉, 孙旭, 等. 基于 BP 神经网络的超声表面波定量表征金属表层裂纹深度研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 31-38.
DONG ZH Y, LIN L, SUN X, et al. Study on the quantitative characterization of metal surface crack depth through BP neural network combined with SAW technique[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 31-38.
- [6] 王洋, 刘志珍. 基于蛙跳模糊算法的 Jiles Atherton 铁心磁滞模型参数确定[J]. 电工技术学报, 2017, 32(4): 154-161.
WANG Y, LIU ZH ZH. Determination of Jiles Atherton core hysteresis model parameters based on fuzzy-shuffled frog leaping algorithm [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(4): 154-161
- [7] 耿超, 王丰华, 苏磊, 等. 基于人工鱼群与蛙跳混合算法的变压器 Jiles-Atherton 模型参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(18): 4799-4807.
GENG CH, WANG F H, SU L, et al. Parameter identification of Jiles-Atherton model for transformer based on hybrid artificial fish swarm and shuffled frog leaping algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(18): 4799-4807.
- [8] BAGHEL A P S, KULKARNI S V. Dynamic loss

- inclusion in the Jiles-Atherton (JA) hysteresis model using the original JA approach and the field separation approach[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2014, 50(2): 369-372.
- [9] 王洋. 变压器铁心剩磁预测研究[D]. 济南: 山东大学, 2017.
WANG Y. Research on residual flux prediction of the transformer[D]. Jinan: Shandong University, 2017.
- [10] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法—人工鱼群算法[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
LI X L. A new intelligent optimization method-artificial fish school algorithm [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003.
- [11] SCHUTTE J F, GROENWOLD A A. A study of global optimization using particle swarms[J]. Journal of global optimization, 2005, 31(1): 93-108.
- [12] CLERC M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]. Evolutionary Computation, Proceedings of the 1999 Congress on IEEE, 1999, 3: 1951-1957.
- [13] 李泽涛. 基于 J-A 模型的单相变压器建模和偏磁研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2014.
LI Z T. Modeling and DC-biased magnetization research of single-phase transformer based on j-a hysteresis model[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2014.
- [14] 王洋, 刘志珍. 基于 Jiles Atherton 磁滞理论的直流偏磁下铁心损耗预测[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(1): 313-323.
WANG Y, LIU ZH ZH. The forecasting method of core loss under DC bias based on the Jiles Atherton hysteresis theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 313-323.
- [15] ZIRKA S E, MOROZ Y I, MARKETOS, et al. Generalization of the classical method for calculating dynamic hysteresis loops in grain-oriented electrical steels[C]. IEEE Transactions on Magnetics, 2008: 2113-2126.
- [16] JILES D C. Modelling the effects of eddy current losses on frequency dependent hysteresis in electrically conducting media[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1994, 30(6): 4326-4328.
- [17] BERTOTTI G. Direct relation between hysteresis and dynamic losses in soft magnetic materials[J]. Le Journal de Physique Colloques, 1985, 46(C6): 389-392.

作者简介



赵志刚, 分别在 2004 年, 2007 年和 2010 年于河北工业大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为河北工业大学教授, 主要研究方向为电工磁材料磁性能模拟与工程电磁场数值仿真及应用。

E-mail: zhaozhigang@hebut.edu.cn

Zhao Zhigang received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degrees all from Hebei University of Technology in 2004, 2007 and 2010, respectively. Now, he is a professor in Hebei University of Technology. His main research interests include magnetic property simulation, and engineering electromagnetic field numerical simulation and application of electrical magnetic materials.



马习纹(通信作者), 2018 年于渤海大学获得学士学位, 现为河北工业大学硕士研究生, 主要研究方向为电工磁材料磁性能模拟与工程电磁场数值仿真及应用。

E-mail: ma15131660295@163.com

Ma Xiwen(Corresponding author) received his B. Sc. degree from Bohai University in 2018. Now, he is a M. Sc. candidate at Hebei University of Technology. His main research interest include magnetic property simulation, and engineering electromagnetic field numerical simulation and application of electrical magnetic materials.