

基于 GA-PSO 混合算法的钢杆磁特性参数识别方法*

何存富, 王志, 刘秀成, 王学迁, 吴斌

(北京工业大学机械工程与应用电子技术学院 北京 100124)

摘要:测量轴类零件的磁滞回线,利用其特征参数的变化表征零件表面硬度及硬化层深度,是具有工程应用前景的电磁无损检测新技术之一,其关键是轴类零件磁特性曲线测量装置的研制和磁特性参数高精度识别方法的研究。设计出一种基于闭环磁路的钢杆磁滞回线测量实验装置,并基于 J-A 磁滞模型,提出了一种遗传粒子群(GA-PSO)混合算法,实现了钢杆磁滞回线全局与局部特征参数的快速、高精度识别。实验测得的3种不同材质钢杆磁滞回线,对比分析了混合优化算法与单一算法(遗传、粒子群、模拟退火)的参数识别速度与精度,结果表明,混合算法全局识别结果的最小均方根误差仅为0.004 7,低于单一算法的相应结果;混合算法对局部特征参数(矫顽力、剩余磁感应强度)识别的相对误差均小于0.35%,优于单一算法识别精度。上述实验测试和磁特性参数识别方法,有望应用于销钉、螺栓等轴类构件表面硬化层的无损检测。

关键词:磁特性曲线;参数识别;遗传算法;粒子群算法;钢杆

中图分类号: TH878⁺.3 TM936 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

Magnetic property parameter identification of steel pole based on GA-PSO hybrid algorithm

He Cunfu, Wang Zhi, Liu Xiucheng, Wang Xueqian, Wu Bin

(College of Mechanical Engineering and Applied Electronics Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: By measuring the hysteresis loop of shaft parts, the change of its feature can be used to describe the the surface hardness and case depth. It is one of the most promising technologies for nondestructive testing. The key of this technology is to develop the measuring devices and research the high precision identification method. This paper design a hysteresis loop measurement device for shaft parts based on the closed magnetic circuit. A Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization (GA-PSO) hybrid algorithm is proposed to identify the parameters based on J-A model, which can realize the fast and accurate identification of the global and local characteristic parameters of hysteresis loop. According to the measured hysteresis loops of three different kinds of steel material, the consuming time and accuracy of parameter identification are compared and analyzed among the proposed hybrid algorithm and other algorithms (genetic algorithm; particle swarm optimization; simulated annealing algorithm). The experimental results show that the minimum root mean square error of the global identification results of the hybrid algorithm is only 0.004 7, which is lower than the corresponding results of other algorithms. The relative error of the local feature parameters (coercivity and residual magnetic induction) identification results of the hybrid algorithm is less than 0.35%, which is smaller than other algorithms. The experimental measurements and parameters identification method can be expected to apply for the nondestructive testing for surface hardened layer of shaft component, e. g., dowel pins, bolts.

Keywords: magnetic characteristic curve; parameter identification; genetic algorithm; particle swarm optimization; steel pole

1 引言

硬度测试是表面硬化处理的铁磁性零部件制造质量

控制中的重要内容之一。一般地,从零部件中进行取样并制备成金相试样,采用显微硬度测试等有损方法测量表面硬度、硬化层深度。显然,这类方法难以直接应用于生产线上的零部件检测。硬化处理后的材料表面磁特性

将发生改变,文献[1-5]表明,通过测量材料的磁特性曲线,提取相关特征参数,可以实现对力学性能的无损表征。为将该项技术应用于工程,需研制适用于零部件的磁特性曲线测量装置和发展高精度的磁特性参数识别方法。Kobayashi S等人^[3]搭建了适用于轴类零件的磁滞回线测试装置,采用简单的微分计算方法得到了微分磁导率双峰曲线,提取出双峰峰值比等参数用于硬化层深度表征;Kikuchi H等人^[4]采用U形磁轭对钢板进行励磁,从测得的磁滞回线中提取出矫顽力,分析了该参数随钢板材料碳含量的变化规律;Szielasko K等人^[5]针对富铜铁素体钢圆棒拉伸试件,设计了一种单磁轭励磁磁路,标定出材料磁化过程中表面切向磁场强度畸变因子与低周疲劳次数间的关联。上述研究中采用的磁特性参数大多采用简单的提取方法,只代表了磁滞回线的局部特征。基于特定模型的磁滞回线整体统计特征参数,由于难以提取而在无损检测领域的应用相对较少。

描述整体磁特性曲线的模型主要包括 Preisach 模型^[6-7]、 $T(x)$ 模型^[8]和 Jiles-Atherton (J-A)模型^[9-10],其中 J-A 模型共由 5 个特征参数控制,均具有明确的物理意义而应用最为广泛。要将该模型应用于钢杆表面力学性的无损表征,必须对实验测取的磁滞回线进行参数识别。

Jiles D. C. 等人^[11]提出了基于迭代算法的参数估计方法,迭代次序需进行优化选取以保证参数识别精度,一般计算速度慢,计算精度控制难。为解决该问题,基于人工智能的优化算法被引入到模型参数识别,主要包括遗传算法^[12]、模拟退火算法^[13]以及混合蛙跳算法^[14]。各种优化算法的全局与局部寻优能力均有一定局限性,结合多种算法,可以有效弥补这一缺点,提高磁特性曲线的参数识别速度与精度。

本文采用基于闭环磁路的磁滞回线测量装置,对 3 种材质钢杆进行了磁滞回线测量。基于 J-A 模型,对比分析了多种优化算法对磁滞回线特征参数的识别结果。重点论述了遗传与粒子群的混合优化算法的实现过程,以及相比其他单一算法在计算速度和精度上的优势。

2 Jiles-Atherton 磁滞理论

J-A 磁滞模型考虑了磁畴壁运动与能量守恒原理,得到磁场强度 H 与磁化强度 M 之间的关系^[9-10]。其建模基础是 Langevin 方程,该方程可以对材料的无磁滞特性(以无磁滞磁化强度 M_{an} 表示)进行表征:

$$M_{an} = M_s \left[\coth\left(\frac{H_c}{a}\right) - \left(\frac{a}{H_c}\right) \right] \quad (1)$$

式中: M_s 为饱和磁化强度, a 为磁畴密度系数, H_c 为有效磁场强度。

有效磁场强度又可以表示为:

$$H_e = H + \alpha M_{an} \quad (2)$$

式中: α 为磁畴间的耦合系数。

而磁化强度 M 可用可逆磁化强度 M_{rev} 与不可逆磁化强度 M_{irr} 表示:

$$M = M_{rev} + M_{irr} \quad (3)$$

两种磁化强度与无磁滞磁化强度 M_{an} 的关系为:

$$M_{rev} = c(M_{an} - M_{irr}) \quad (4)$$

式中: c 为可逆磁化系数。

考虑能量守恒原理,静磁能与磁滞损耗的关系可表述为:

$$\mu_0 \int M dH_e = \mu_0 \int M_{an} dH_e - \mu_0 k \delta \int \left(\frac{M_{irr}}{dH_e} \right) dH_e \quad (5)$$

对式(5)中的 H_e 微分后,可得:

$$M = M_{an} - \delta k \left(\frac{dM_{irr}}{dH_e} \right) \quad (6)$$

式中: μ_0 为真空磁导率, k 为牵制系数, δ 为方向系数, $dH/dt > 0$ 时 $\delta = 1$, $dH/dt < 0$ 时 $\delta = -1$ 。

综合式(1)、(3)、(4)和(6)可得磁场强度 H 与磁化强度 M 的微分表达式为:

$$\frac{dM}{dH} = \frac{(1-c)(M_{an} - M) + c\delta k (dM_{an}/dH)}{\delta k - \alpha(1-c)(M_{an} - M)} \quad (7)$$

联合式(1)和(7),可绘制出磁滞回线 $M-H$,包括无磁滞曲线、起始磁化曲线与主磁滞回线。利用磁化强度 M 与磁感应强度 B 之间的关系: $B = \mu_0(H + M)$ 可以换算得到常用的磁特性曲线 $B-H$ 。例如,设置 J-A 模型参数如下: $M_s = 1.3 \times 10^6$; $k = 3\ 000$; $a = 1\ 000$; $\alpha = 1.5 \times 10^{-3}$; $c = 0.1$ 。则相应的磁特性曲线 $B-H$ 如图 1 所示。

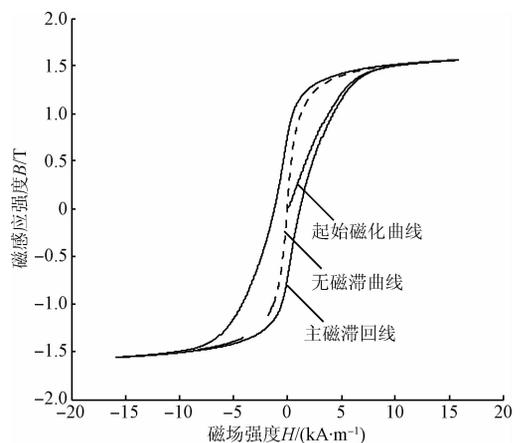


图1 典型磁特性曲线

Fig. 1 Typical magnetic characteristic curves

3 实验装置及磁滞回线测量

本文测试对象为3种不同材质的钢杆(直径22.5 mm,长200 mm),其化学成分含量如表1所示。为了测得钢杆结构的磁滞回线,搭建如图2所示的实验装置,主要包括3个部分:1)信号激励,由任意函数发生器与双极性功率放大器组成;2)传感器,由对称U型轭铁、双套筒线圈与霍尔元件组成;3)信号采集,数字示波器。

表1 三种被测试件化学成分列表

Table 1 Chemical composition of three kinds of test pieces (wt%)

被测试件	化学成分含量						
	C	Si	Mn	Cr	Mo	P	Ni
40Cr	0.42	0.23	0.66	0.96	0.004 1	0.011	0.03
45号钢	0.48	0.18	0.56	0.052	0.005 0	0.021	0.02
42CrMo	0.45	0.24	0.74	1.00	0.20	0.012	0.01

两个对称的U型轭铁长度、宽度分别为135和25 mm,磁靴部位呈内凹半圆形与被测试件接触,磁靴长度为50 mm;初级(外)、次级(内)螺线管线圈绕制宽度分别为30和100 mm,匝数分别为444和814;内外套筒的外径分别为22.5和40 mm;霍尔元件放置在内套筒外部中间处。由于采用了闭环磁路和双套筒结构,图2所示实验装置可以直接针对轴类零部件进行磁特性曲线测试,有望应用于实际工程。

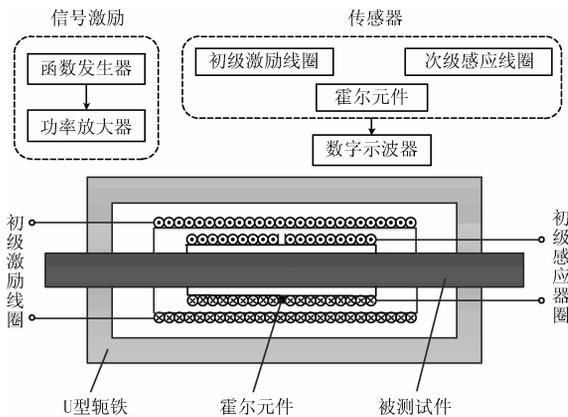


图2 磁滞回线测量装置示意图

Fig. 2 The apparatus for magnetic hysteresis loops measurement

测试过程中,任意函数发生器产生7 V、0.05 Hz的正弦激励信号,经双极性功率放大器放大后通入初级激励线圈。霍尔元件接收的磁场强度信号 H 与次级感

应线圈中的感应电压信号 U 输出至数字示波器被采集和存储。感应电压信号 U 通过数字积分得到磁感应强度 B ,其随磁场强度 H 的变化规律即为被测试件的磁滞回线。试验测得的3种不同材质钢杆的磁滞回线如图3所示。

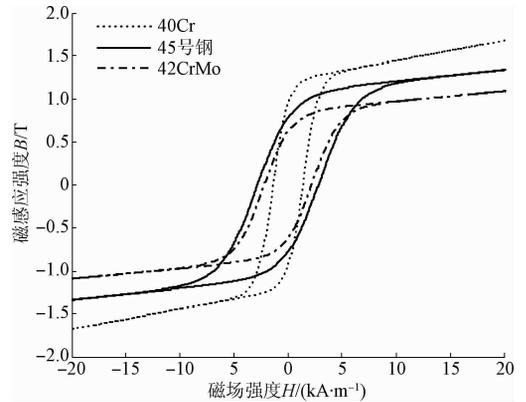


图3 三种不同材质钢杆的实验磁滞回线

Fig. 3 Experimental magnetic hysteresis loops of three steel pole with different materials

4 遗传-粒子群混合算法

遗传算法具有良好的全局搜索性能,但是搜索速度较慢,求解效率较低;而粒子群算法局部搜索性能强,收敛速度快,但是容易出现“早熟”情况从而陷入局部最优解^[15-16]。为解决磁滞模型的参数识别问题,并结合上述两个寻优算法,本文将遗传算法、粒子群算法结合,提出一种遗传-粒子群混合算法用于磁滞模型特征参数识别。

混合算法首先使用遗传算法全局寻优,使求解域聚集于全局最优解所在区域。根据遗传算法的实数编码规则随机生成若干个体,然后计算个体的适应度值,并根据适应度的大小进行选择、交叉和变异操作,当遗传算法满足算法终止条件后,将遗传算法优化的最终种群作为粒子群算法的初始粒子群。由遗传算法切换进入粒子群算法遵循两个判断准则:1)适应度函数阈值小于设定阈值 ε ;2)达到迭代次数。适应度函数阈值设定的大小直接影响粒子群算法的切换时机,若阈值取值过大那么遗传算法还未充分寻找到最优范围就进入粒子群算法,会使得后续粒子群算法的求解误差增大;若阈值取值过小,则会在遗传算法中进行较多的冗余计算,识别效率降低。本文将阈值设定相对较小,为了追求较高的识别精度,使粒子群算法搜索的起始值和搜索范围尽量靠近最优解。

混合算法后期使用粒子群算法局部深度寻优,在粒子群算法中,每个粒子具有速度和位置两个特征,位置代表搜索空间中的一个候选解,粒子通过追踪两个“当前最优解”完成自身迭代:1)粒子自身找到的当前最优位置,

即个体当前最优解 $p_i(t)$; 2) 整个种群找到的当前最优位置, 即全局当前最优解 $p_g(t)$ 。粒子群算法速度和位置的更新方程如下:

$$v_i(t+1) = v_i(t) + c_1 r_1 (p_i(t) - x_i(t)) + c_2 r_2 (p_g(t) - x_i(t)) \quad (8)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (9)$$

式中: v_i 和 x_i 分别表示第 i 个粒子的速度和位置; c_1 和 c_2 为加速因子(学习因子), 当 c_1 较大时算法侧重于局部寻优, 当 c_2 较大时算法侧重于全局寻优; r_1 和 r_2 为在 $[0, 1]$ 间的随机正实数。

粒子群算法终止条件为: 1) 适应度函数容差值连续 50 次小于设定容差 ξ ; 2) 达到迭代次数。适应度函数容差代表前后两代最优解间的差值, 若连续 50 次容差小于设定容差, 表明已取得全局最优解。

5 不同材质钢杆的 J-A 模型参数识别

5.1 适应度函数及算法参数设置

本文采用试验测得的磁感应强度 B_{mes} 与模型计算磁感应强度 B_{mod} 的绝对误差之和作为目标函数, 从而将参数识别转化为最小值优化问题, 目标函数如下:

$$f = \sum_{i=1}^n |B_{mes}(H) - B_{mod}(H)| \quad (10)$$

式中: f 为绝对误差之和, 也即是适应度值; H 为磁场强度; n 为采样点数。

混合算法中, 种群规模主要影响识别效率, 交叉概率与变异概率影响算法的全局搜索能力, 本文进行多次重复性实验, 最终参数设置如下: 遗传算法中, 种群规模为 20, 迭代次数 200, 交叉概率 0.8, 变异概率 0.3, 适应度函数阈值 $\varepsilon = 10$; 粒子群算法中, 粒子数为 20, 迭代次数 200, 加速因子 $c_1 = 2.5, c_2 = 1.5$, 适应度函数容差值 $\xi = 0.1$ 。

参照试验测试磁滞曲线中的矫顽力 H_c 和饱和磁化强度 M_{max} , 设置各参数的识别范围^[17]:

$$0.5H_c < a < 5H_c \quad (11)$$

$$0.5H_c < k < 5H_c \quad (12)$$

$$0.5H_c/M_{max} < \alpha < 5H_c/M_{max} \quad (13)$$

$$M_{max} < M_s < 1.8M_{max} \quad (14)$$

$$0 < c < 1 \quad (15)$$

5.2 识别结果和分析

利用遗传-粒子群混合算法对 3 种不同材质钢杆的磁滞曲线特征参数进行识别, 将识别后的 5 个特征参数代入 J-A 模型, 绘制出的磁滞曲线与实验结果的对比分别如图 4~6 所示。为了对比分析遗传-粒子群混合算法的参数识别精度与速度, 选择遗传-粒子群和模拟退火 3 种算法同样进行上述操作, 识别结果如图 4~6 所示。

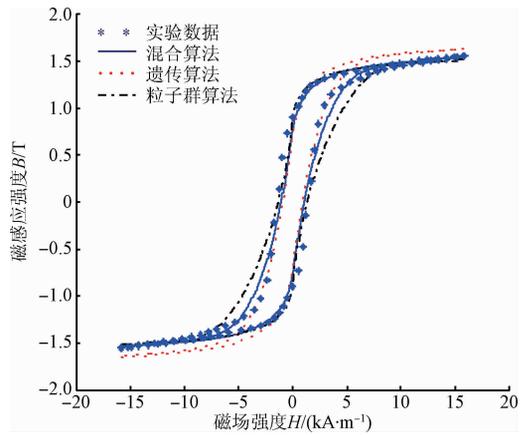


图 4 40Cr 参数识别结果

Fig. 4 Parameter identification results of 40Cr

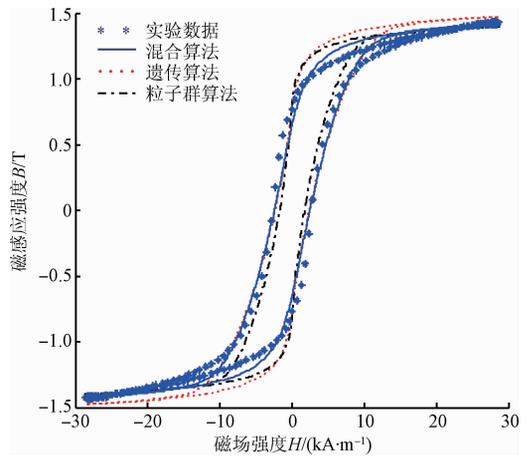


图 5 45 号钢参数识别结果

Fig. 5 Parameter identification results of 45 steel

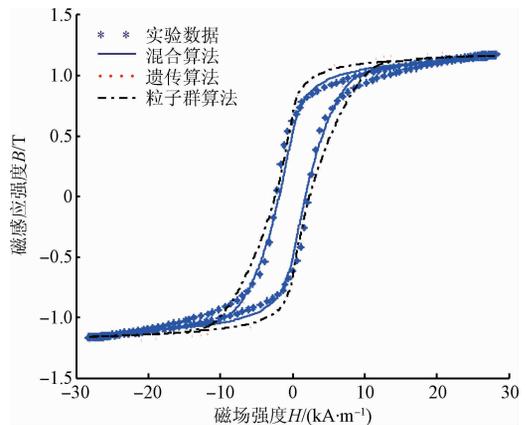


图 6 42CrMo 参数识别结果

Fig. 6 Parameter identification results of 42CrMo

参数识别的精度以均方根误差进行评价, 均方根误差越小代表参数识别精度越高。表 2 所示为各算法对 3

个实验信号的识别精度统计结果。表3所示为各算法参数识别过程的计算时间。

表2 各算法对3种被测试件参数识别均方根误差对比

Table 2 Comparison of the root mean square error of the algorithms with three kinds of test pieces

被测试件	混合算法	遗传算法	粒子群算法	模拟退火算法
40Cr	0.012 3	0.024 1	0.021 3	0.022 4
45号钢	0.004 7	0.011 5	0.012 5	0.012 7
42CrMo	0.005 3	0.015 2	0.010 6	0.014 4

表3 各算法对3种被测试件参数识别时间对比

Table 3 Comparison of computation time of the algorithms with three kinds of test pieces (s)

被测试件	计算时间			
	混合算法	遗传算法	粒子群算法	模拟退火算法
40Cr	922	911	918	2 988
45号钢	2 234	2 191	2 148	6 016
42CrMo	1 988	1 894	1 828	5 368

对比可以看出,对于3种试验测得的磁滞回线,混合算法的参数识别精度均高于其他3种单一算法的识别结果。混合算法进行参数识别所需计算时间与遗传算法和粒子群算法基本一致,但远小于模拟退火算法。因此,遗传-粒子群混合算法更适用于磁滞回线特征参数的高精度、快速识别。

混合算法综合了遗传算法的全局寻优和粒子群算法的局部寻优特点。表2对比分析了不同算法对磁滞回线的全局识别能力。进一步地,以磁滞回线局部特征参数矫顽力 H_c 与剩余磁感应强度 B_r 为例,对比分析不同算法的局部寻优能力。3种被测试件的实测局部特征参数与各算法识别得到的结果如表4所示。

表4 各算法对3种被测试件参数识别的局部特征参数对比

Table 4 Comparison of local characteristic parameters of the algorithms with three kinds of test pieces

实验组别	矫顽力 $H_c/(A \cdot m^{-1})$			剩余磁感应强度 B_r/T		
	40Cr	45号钢	42CrMo	40Cr	45号钢	42CrMo
实测值	1 335	2 616	1 956	0.901	0.787	0.588
混合算法	1 332	2 474	1 851	0.869	0.799	0.586
遗传算法	905	2 381	1 821	0.690	0.753	0.633
粒子群算法	1 064	1 725	2 408	0.759	0.808	0.668
模拟退火算法	1 057	2 012	2 101	0.706	0.696	0.558

由表4分析可得,采用混合算法识别的参数值与实

测局部特征参数的相对误差最小,在3种不同被测试件中,矫顽力的最小相对误差为0.22%;剩余磁感应强度的最小相对误差为0.34%。而其他单一算法所识别的矫顽力最小相对误差为6.90%;剩余磁感应强度的最小相对误差为4.32%。以上分析体现了混合算法优异的局部寻优性能。

6 结 论

为将磁特性曲线测试方法应用于轴类构件表面硬化处理质量控制的无损检测,本文采用基于闭环磁路的实验装置测量了3种材质钢杆的磁滞回线,利用遗传-粒子群混合算法对磁滞回线的5项J-A模型磁滞参数进行了识别。通过与单一算法对参数识别结果的对比,得到以下主要结论。

1) 识别精度。采用混合算法的最小均方根误差为0.004 7;而采用其他单一算法识别的最小均方根误差为0.010 6,表明混合算法的参数识别精度高于其他3种单一算法的识别结果。

2) 计算速度。混合算法进行参数识别所需计算时间与遗传算法和粒子群算法基本一致,但远小于模拟退火算法。

3) 局部特征参数。混合算法对矫顽力与剩余磁感应强度识别结果的最小相对误差分别为0.22%和0.34%,均优于其他单一算法的识别结果,体现了遗传-粒子群混合算法在局部参数寻优上的优异性。

上述磁滞回线测试实验技术和高精度参数识别方法是铁磁性材料表面力学性能无损表征的重要基础。基于磁滞回线参数识别方法的硬度、硬化层深度磁学检测实验将在后续研究中充分讨论。所提出的方法和得到的结论,可以实现轴类零部件表面力学性能的磁学无损检测,具有广阔的工程应用潜力。

参考文献

- [1] DOBMANN G, ALTPETER I, WOLTER B, et al. Industrial applications of 3MA-micromagnetic multi-parameter microstructure and stress analysis[J]. Studies in Applied Electromagnetics and Mechanics, 2008, 31(1): 5-11.
- [2] 吴德会,李雪松,黄一民,等.利用局部磁滞回线特性的无损检测新方法[J].仪器仪表学报,2015,36(10): 2207-2214.
WU D H, LI X S, HUANG Y M, et al. New nondestructive test method with empirical research using local hysteretic loop characteristics[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2207-2214.
- [3] KOBAYASHI S, TAKAHASHI H, KAMADA Y.

- Evaluation of case depth in induction-hardened steels: Magnetic hysteresis measurements and hardness-depth profiling by differential permeability analysis[J]. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials*, 2013, 343(5): 112-118.
- [4] KIKUCHI H, ARA K, KAMADA Y, et al. Effect of Microstructure changes on barkhausen noise properties and hysteresis loop in cold rolled low carbon steel[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2009, 45(6): 2744-2747.
- [5] SZIELASKO K, TSCHUNCKY R, RABUNG M, et al. Early detection of critical material degradation by means of electromagnetic multi-parametric NDE[C]. *Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*. 2014: 711-718.
- [6] FANG L, WANG J, ZHANG Q. Identification of extended Hammerstein systems with hysteresis-type input nonlinearities described by Preisach model[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2015, 79(2): 1257-1273.
- [7] 腾峰成, 林晓乐, 张崇兴, 等. 基于非线性 GA 算法的动态 P 模型的参数识别与验证[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(5): 1123-1130.
- TENG F CH, LIN X L, ZHANG CH X, et al. Parameter identification and verification of dynamic P model based on nonlinear genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(5): 1123-1130.
- [8] TAKACS J. *Mathematics of hysteretic phenomena: The $T(x)$ model for the description of hysteresis* [M]. Weinheim: Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, 2003.
- [9] JILES D C, ATHERTON D L. Theory of ferromagnetic hysteresis [J]. *Journal of applied physics*, 1984, 55(6): 2115-2120.
- [10] JILES D C, ATHERTON D L. Theory of ferromagnetic hysteresis [J]. *Journal of magnetism and magnetic materials*, 1986, 61(1-2): 48-60.
- [11] 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.
- [12] LU H L, WEN X S, LAN L, et al. A self-adaptive genetic algorithm to estimate JA model parameters considering minor loops[J]. *Journal of Magnetism and Magnetic Materials*, 2015, 374(1): 502-507.
- [13] BOUKHTACHE S, AZOUI B, FELIACHI M. Optimized model for magnetic hysteresis in silicon-iron sheets by using the simulated annealing algorithm[J]. *International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics*, 2009, 30(1): 1-7.
- [14] WANG F, GENG C, SU L. Parameter identification and prediction of Jiles-Atherton model for DC-biased transformer using improved shuffled frog leaping algorithm and least square support vector machine [J]. *Electric Power Applications IET*, 2015, 9(9): 660-669.
- [15] KAO Y T, ZAHARA E. A hybrid genetic algorithm and particle swarm optimization for multimodal functions[J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(2): 849-857.
- [16] 陈希祥, 邱静, 刘冠军. 基于混合二进制粒子群-遗传算法的测试优化选择研究[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(8): 1674-1680.
- CHEN X X, QIU J, LIU G J. Optimal test selection based on hybrid BPSO and GA[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(8): 1674-1680.
- [17] NAGHIZADEH R A, VAHIDI B, HOSSEINIAN S H. Parameter identification of Jiles-Atherton model using SFLA[J]. *Compel International Journal of Computations & Mathematics in Electrical*, 2012, 31(4): 1293-1309.

作者简介



何存富, 1985 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于华中科技大学获得硕士学位, 1996 年于清华大学获得博士学位, 现为北京工业大学教授, 主要研究方向为现代测控技术与方法、无损检测新技术。

E-mail: hecunfu@bjut.edu.cn

He Cunfu received his B. Sc. degree in 1985 from Taiyuan University of technology, received his M. Sc. degree in 1990 from Huazhong University of Science and Technology, received his Ph. D. degree in 1996 from Tsinghua University. Now he is a professor in Beijing University of Technology. His main research interests include modern control & measurement and new nondestructive test technology.



王志, 2012 年于北京工业大学获得学士学位, 2015 年于北京信息科技大学获得硕士学位, 现为北京工业大学在读博士研究生, 主要研究方向为现代测控技术与方法。

E-mail: wangzhi90@emails.bjut.edu.cn

Wang Zhi received his B. Sc. degree in 2012 from Beijing University of Technology, received his M. Sc. degree in 2015 from Beijing Information Science and Technology University. Now he is a Ph. D. candidate in Beijing University of Technology. His main research interest is modern control and measurement technology.