

doi: 10.7690/bgzdh.2018.10.010

# 基于 SVM 回归的 GMI 磁传感器信号处理方法

张振川, 段修生

(陆军工程大学石家庄校区电子与光学工程系, 石家庄 050003)

**摘要:** 为克服典型非晶丝材料的巨磁阻抗 (giant magneto impedance, GMI) 效应的非线性特性所导致的局限性问題, 提出了一种基于支持向量机 (support vector machine, SVM) 回归的 GMI 磁传感器多参数数据处理方法, 利用支持向量机 SVM 作为识别工具, 以敏感材料的阻抗模值和阻抗角信息作为磁场识别参数, 将被测磁场强度值作为输出参数, 进行 SVM 模型建立和性能验证。结果表明: 该方法能很好地克服敏感材料的非线性特性的影响, 处理误差在  $\pm 0.007\text{Oe}$  以内。

**关键词:** GMI; SVM; 阻抗角; 磁场识别

**中图分类号:** TP212.13 **文献标志码:** A

## Signal Processing of GMI Magnetic Sensor Based on SVM Regression

Zhang Zhenchuan, Duan Xiusheng

(Department of Electronic &amp; Optical Engineering, Army Engineering University Shijiazhuang Campus, Shijiazhuang 050003, China)

**Abstract:** In order to overcome the limitations of the nonlinear properties of giant magneto-impedance (GMI) effects of typical amorphous wire materials. A multi-parameter data processing method of GMI magnetic sensor based on support vector machine (SVM) regression is proposed. Using SVM as a recognition tool, the impedance modulus and impedance phase information of sensitive materials are used as magnetic field identification parameter, the measured magnetic field strength value is taken as the output parameter, and then the SVM model is established and the performance is verified. The results show that the method can overcome the influence of the nonlinearity of the sensitive material, and the processing error is within  $\pm 0.007\text{Oe}$ .

**Keywords:** GMI; SVM; impedance phase; magnetic field identification

### 0 引言

GMI 磁传感器在灵敏度、稳定性、响应速度、功耗和尺寸等方面优势明显, 具有很好的适应性和广阔的应用前景。传统的 GMI 传感器利用 GMI 效应的阻抗模值信息进行磁场识别, 但磁敏感材料的 GMI 特性具有明显的非线性特征, 其特性曲线是典型的双峰形状, 增加了 GMI 传感器利用阻抗模值信息对磁场识别的难度, 也限制了 GMI 传感器的应用。如何利用 GMI 效应的阻抗角度信息进行磁场识别越来越受到关注, 有学者已经开始对基于阻抗角度特征的 GMI 效应和传感器进行研究<sup>[1-2]</sup>。笔者采用 GMI 效应的阻抗模值和阻抗角 2 个参数作为识别参数, 借助 SVM 工具克服了 GMI 的非线性响应的影响, 对磁场进行测量, 取得了很好的效果。

### 1 GMI 效应机理和表征方法

目前有关 GMI 效应产生的机理并不完善, 多数研究以非晶材料在高频激励下的趋肤效应作为

GMI 效应产生的机理来进行分析。趋肤效应指当交变电流通过导体时, 导体截面积上的电流分布是不均匀的, 越接近导体表面, 其电流密度越大, 主要是因为电流的感应引起<sup>[3]</sup>。趋肤效应公式为:

$$\delta = \sqrt{\frac{\rho}{\pi f \mu_{\phi}}} \quad (1)$$

式中:  $\rho$  为非晶材料的电阻率;  $f$  为激励信号的频率;  $\mu_{\phi}$  为圆周磁导率;  $\delta$  的物理意义可以理解为, 导体内部的电流密度为导体表面电流密度 37% 时位置与导体表面的距离。

根据经典电磁理论, 高频激励下导体的阻抗  $Z$  是趋肤深度  $\delta$  的函数。例如以非晶敏感材料为例, 当交变电流  $I = I_0 \exp(-i\omega t)$  时, 其交流阻抗  $Z$  与趋肤深度  $\delta$  的关系可以表示为:

$$Z = R_{dc} \frac{k\alpha J_0(k\alpha)}{2J(k\alpha)} \quad (2)$$

式中:  $k = 1 + i/\delta$ ;  $R_{dc}$  为非晶材料的直流电阻;  $\alpha$

收稿日期: 2018-07-22; 修回日期: 2018-09-03

作者简介: 张振川(1992—), 男, 辽宁人, 在读硕士, 从事磁探测技术研究。

为非晶材料的半径； $J_0(k\alpha)$ 、 $J_1(k\alpha)$ 分别为零阶和 1 阶贝塞尔函数。

在强趋肤效应的作用下，式(2)可以近似为：

$$Z = (1+i)R_{dc} \frac{(\alpha\sqrt{\omega\mu_p})}{(2\sqrt{2\rho})} \quad (3)$$

由上式可见，敏感材料的交流阻抗与其电阻率  $\rho$ 、激励电流角频率  $\omega=2\pi f$  和圆周磁导率  $\mu_p$  有关。在铁磁性材料中，材料的磁导率  $\mu_p$  与激励电流的频率  $f$  和外加磁场  $H_{ex}$  有关，但磁导率  $\mu_p$  与外加磁场  $H_{ex}$  的函数关系，目前还没有完整的理论。

敏感材料 GMI 效应的强弱可以通过敏感材料阻抗变化率来衡量，目前公认的 GMI 效应表征公式主要有以下 2 种<sup>[4]</sup>：

$$\text{GMI}(\%) = \frac{\Delta Z}{Z} = \frac{Z(H_{ex}) - Z(H_{\max})}{Z(H_{\max})} \times 100\% ; \quad (4)$$

$$\text{GMI}(\%) = \frac{\Delta Z}{Z} = \frac{Z(H_{ex}) - Z(H_0)}{Z(H_0)} \times 100\% . \quad (5)$$

式中： $Z(H_{ex})$  为敏感材料在外加磁场  $H_{ex}$  下的阻抗值； $Z(H_{\max})$ 、 $Z(H_0)$  分别代表在外加磁场  $H_{ex}$  饱和时和外加磁场  $H_{ex}$  为 0 时敏感材料的阻抗值。图 1 是典型敏感材料的阻抗特性曲线。

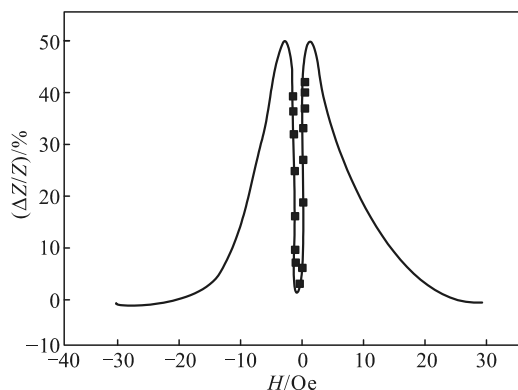


图 1 典型的 GMI 阻抗变化率曲线

## 2 单一参数测量的局限性分析

### 2.1 基于阻抗模值参数测量方法分析

目前，GMI 传感器多以敏感材料阻抗值为测量参数，通过测量敏感材料阻抗的模值  $|Z(H_{ex})|$ ，通过对 GMI 传感器进行标定获得  $|Z|-H$  数据库，或者对实验数据进行曲线拟合得到拟合曲线  $H = f(|Z|)$  等方式得出敏感材料所处的外界磁场强度，从而实现对外界磁场进行测量的目的。目前有关 GMI 传感器

的设计多采用该方式，因为具有 GMI 效应的敏感材料的阻抗值会随外加磁场变化而发生巨大变化，因此相对于其他类型的磁传感器来讲，GMI 磁传感器理论上具有更高的磁场灵敏度。

从图 2 所示的典型非晶材料的 GMI 阻抗模值特性曲线可以发现：敏感材料的阻抗模值与外界磁场存在明显的非线性关系，同时有关敏感材料的 GMI 效应机理尚未完全明确，因此很难得到敏感材料的阻抗值与其所处环境磁场强度值的对应函数关系。目前的研究多采用曲线拟合的方式来进行对应，通过前期的实验数据进行曲线拟合，得到一定程度上与测试点相匹配的拟合曲线，并以此作为 GMI 传感器的输出特性曲线，用于输出外界磁场强度的数值。采用该方式会因为拟合参数选取等因素的影响，导致阻抗值与磁场强度对应出现偏差，从而导致传感器性能指标降低。另外，目前大多数的非晶材料的 GMI 特性曲线在零磁场强度附近会出现大致对称的双峰形状，敏感材料的这种特性会导致一个阻抗值对应多个磁场强度的现象，影响传感器对测量磁场的识别能力。这些非线性特征均会增加 GMI 传感器的非线性误差，导致其对外界磁场的识别难度增加，限制了 GMI 传感器的发展与应用。

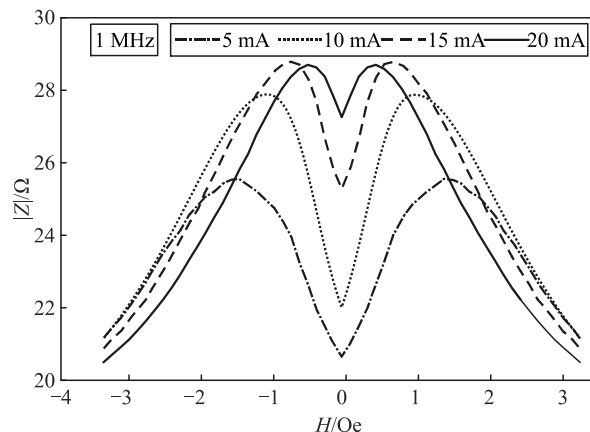


图 2 典型非晶材料的  $Z-H$  特性曲线

### 2.2 基于阻抗角参数测量方法分析

为了应对非晶材料的阻抗特性曲线非线性特征的弊端，近几年来国外的相关学者通过拓展研究，提出了以敏感材料的阻抗角作为 GMI 效应的测量参量的研究方法，通过测量敏感材料在外界磁场作用条件下的阻抗角值和阻抗角的变化，并以此为依据得到对应的外界磁场强度数值。基于阻抗角特征的 GMI 传感器具有更高的磁场灵敏度，其磁场灵敏度能够达到基于阻抗值特征传感器的 100 倍左右<sup>[5-6]</sup>。

图 3 是非晶材料的阻抗角特征曲线。由图可以观察到：敏感材料的阻抗角值随磁场的变化趋势大体上是对称的形式，当磁场强度达到一定程度后，其阻抗角的值达到饱和状态，出现反向增加的现象，仍然显示出类似于阻抗值特征的双峰结构的形式，同样具有很大的非线性程度。采用阻抗值作为识别参数，对磁场强度进行识别，仍然会出现多值性、增加磁场识别难度等问题。

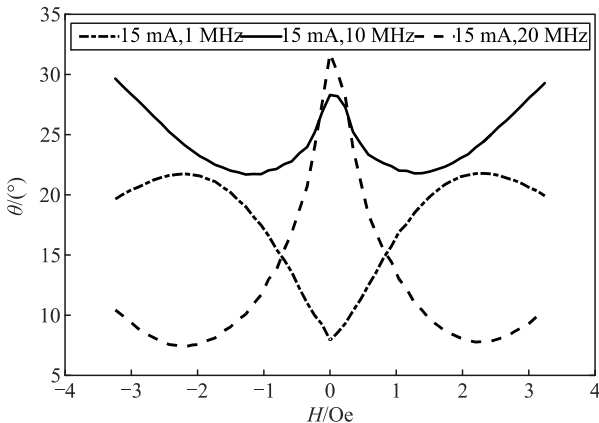


图 3 GMI 效应的阻抗角特征曲线

### 2.3 基于多参数的磁场测量方法

基于阻抗模值和阻抗角特征的识别方式，均因为其特性曲线的非线性强度大并且存在双峰结构的特征，导致磁场识别难度的增加。然而当把阻抗值和阻抗角特征曲线绘制在同一张图中时(如图 4 所示)，虽然采用阻抗值和阻抗角进行表征均会出现多值现象，但是对于不同的表征参数多值现象出现条件并不完全相同；因此，采用多参数的测量方法能够解决 GMI 传感器测量的多值性问题，同时也能够提升 GMI 传感器的灵敏度和稳定性，有助于提升传感器的性能指标。

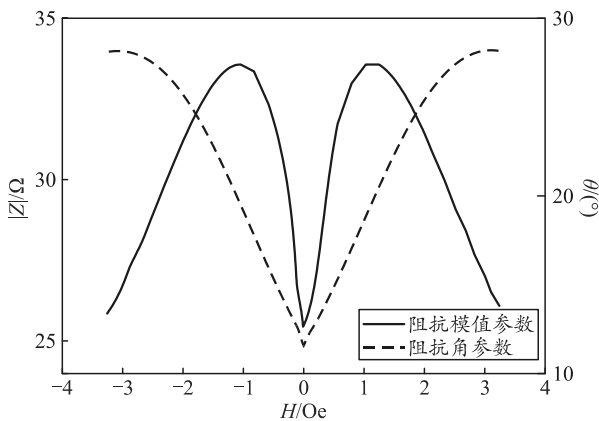


图 4 GMI 效应的阻抗值和阻抗角特性曲线

### 3 基于 SVM 的多参数识别方法

支持向量机(SVM)由 Vapnik 提出。在机器学习领域，SVM 是一个有监督的学习模型，通常用于模式识别、分类和线性回归分析中。SVM 在通用性、鲁棒性、有效性、理论的完善性方面具有一定优势。

LIBSVM 是台湾大学林智仁教授开发的一种简单、易于使用和快速有效的 SVM 模式识别与回归工具包。该工具提供了很多默认参数，利用这些默认参数可解决很多问题。笔者在 Matlab 环境下，利用 LIBSVM 建立磁场测量的 SVM 回归模型<sup>[7-10]</sup>。

基于 SVM 的多参数磁场测量方法的实现步骤为：通过对相同激励条件、不同磁场强度条件下的敏感材料阻抗模值和阻抗角特征进行测量，并对实验测得数据进行分组，利用训练数据构建 SVM 回归模型，利用验证数据对模型的识别能力进行检验，其流程如图 5 所示。

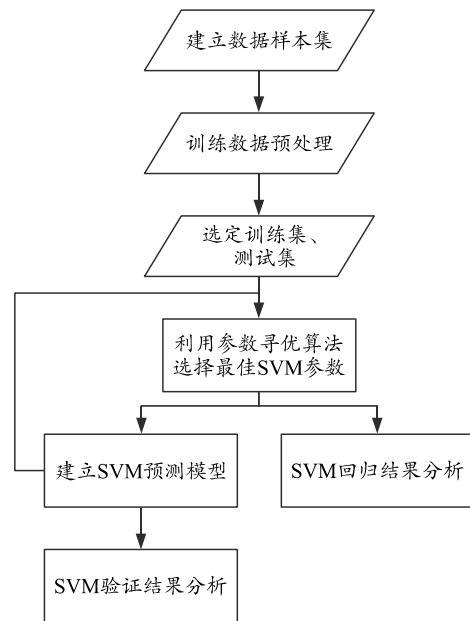


图 5 SVM 多参数磁场识别流程

#### 3.1 数据获取

以课题组现有的钴基非晶丝为测量材料，利用磁屏蔽室、高精度电流源、亥姆霍兹线圈搭建磁场环境，通过线圈的固有参数，根据高精度电流源的输出，计算亥姆霍兹线圈产生的稳定的磁场值  $H$ 。应用 Eyesight E4990A 型阻抗分析仪设置激励电流的频率和幅值参数，对非晶丝材料的阻抗特性进行量测并记录实验数据，通过实验和记录得到一系列在磁场强度、激励频率、激励幅值确定条件下的阻抗模值和阻抗角的实验数据。实际系统结构如图 6 所示。

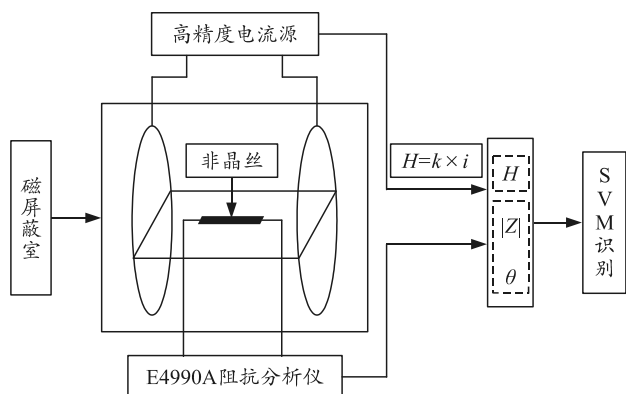


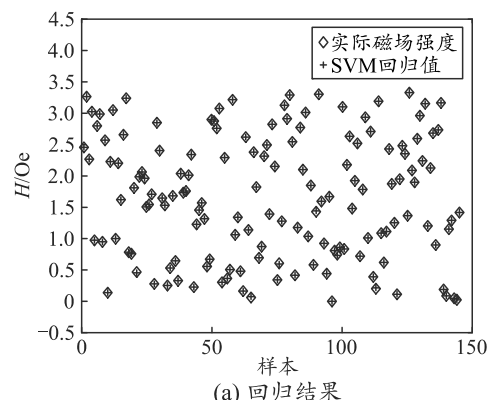
图 6 实验系统结构

将阻抗分析仪的测量值  $|Z|$ 、 $\theta$  组成 2 维矩阵，作为 SVM 的输入识别参数，将每组输入参数相对应的磁场强度值  $H$  组成 1 维矩阵作为 SVM 的输出矩阵。设置阻抗分析仪的激励电流的参数频率为 500 kHz、幅度为 10 mA，通过改变高精度电流源的输出电流的幅值，从而改变亥姆霍兹线圈产生的磁场强度值并记录，利用阻抗分析仪测量并记录在磁场强度、激励电流频率和幅值一定的情况下非晶材料的阻抗模值和阻抗角值，最终得到 174 样本用于训练和验证，选取其中 145 组作为训练样本，另外 29 组作为验证样本。

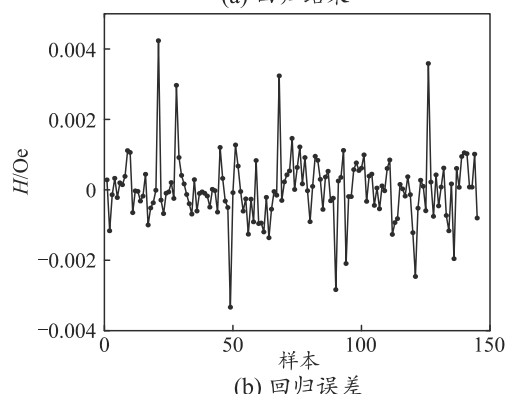
### 3.2 SVM 模型建立

用 Matlab 工具对实验样本进行处理，得到 SVM 的输入输出矩阵，神经网络的输入参数为 Keysight E4990A 阻抗分析的测量数据进行处理，得到  $145 \times 2$  的矩阵，行向量为 145 个不同的样本，列向量为每个样本的阻抗模值  $|Z|$ 、阻抗角  $\theta$  参数，将与输入矩阵对应的磁场强度值  $H$  进行数据处理得到  $145 \times 1$  的矩阵作为输出矩阵。

首先在 Matlab 工具下对得到的 2 个矩阵进行归一化处理，然后再建立 SVM 回归模型，并设置相应参数值，进行模型训练，而后利用在特定参数下的模型对输入样本进行模型回归，并将回归输出和实际输出进行比对，从而得到该模型的数据回归情况，作为模型参数的调整依据，通过参数寻优算法得到最佳模型参数。图 7 是在通过参数寻优算法得到的最佳回归参数和建立 SVM 模型回归情况。从图中可以发现：建立的模型对磁场强度的回归情况良好，误差控制在  $\pm 0.005$  Oe，其回归数据和真实数据的均方误差为  $5.454\ 66e-07$ ，平方相关系数达到 0.999 998，回归结果和真实数据非常接近，说明建立的模型回归效果理想。



(a) 回归结果



(b) 回归误差

图 7 SVM 模型输出结果

### 3.3 模型验证分析

建立的 SVM 模型能否对磁场强度进行有效识别，除了要对模型训练数据的回归情况进行分析，还需要对其进行验证。用上述实验中得到的 29 组数据作为验证样本进行验证分析，如表 1 所示。

表 1 验证样本

磁场强度 $H/Oe$	阻抗值 $ Z /\Omega$	阻抗角 $\theta/(^\circ)$
0.011 57	22.406 644	13.039 975
0.127 28	24.075 841	14.452 660
0.242 99	25.191 910	16.376 116
0.358 70	25.914 644	18.877 299
0.474 41	26.083 842	20.468 186
0.590 12	26.020 892	21.707 082
0.705 83	25.668 710	22.682 231
0.821 54	25.191 416	23.547 852
0.937 25	24.619 052	24.118 869
1.052 96	24.009 598	24.556 753
1.168 67	23.420 958	24.725 416
1.284 38	22.838 910	24.767 033
1.400 09	22.308 827	24.615 072
1.515 80	21.806 862	24.368 511
1.631 51	21.370 294	24.017 098
1.747 22	20.960 441	23.610 117
1.862 93	20.608 200	23.150 513
1.978 64	20.282 380	22.670 756
2.094 35	19.998 683	22.167 755
2.210 06	19.737 676	21.660 192
2.325 77	19.510 544	21.153 147
2.441 48	19.300 971	20.649 252
2.557 19	19.118 127	20.169 721
2.672 90	18.947 695	19.693 607
2.788 61	18.795 314	19.239 716
2.904 32	18.656 733	18.796 292
3.020 03	18.531 047	18.374 002
3.135 74	18.411 750	17.961 900
3.251 45	18.307 916	17.566 002

笔者对 29 组在 10 mA、500 kHz 激励电流激励下的实验数据进行数据处理，得到 29×2 的输入矩阵和 29×1 与之对应的磁场强度值矩阵。对上述矩阵做归一化处理，将处理后的输入矩阵作为识别参数输入到建立好的 SVM 模型，将与之对应的磁场强度值矩阵验证矩阵作为参考矩阵输入到 SVM 模型，目的是分析模型的识别能力。通过实验验证得到了如图 8 所示的磁场识别结果。

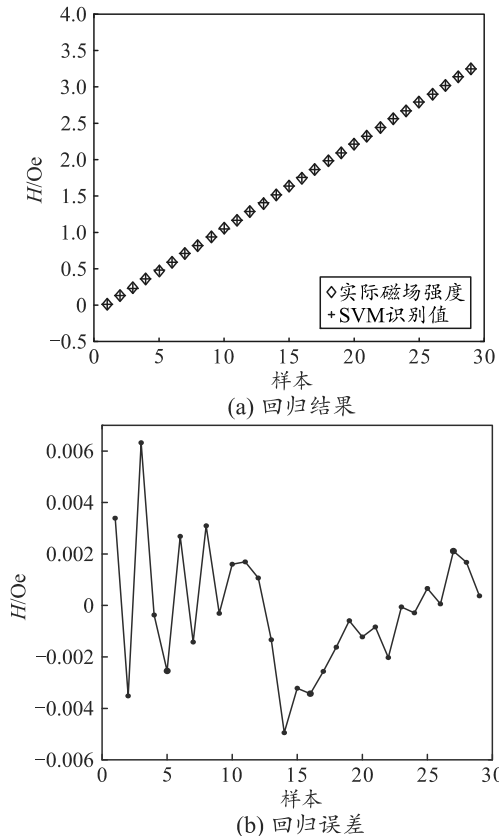


图 8 SVM 识别效果验证

验证结果显示：磁场识别误差在±0.007 Oe 以内，其 SVM 模型的识别磁场强度值和实际磁场强度值的均方误差为 1.924 93e-06，平方相关系数为 0.999 993，识别结果接近于实际磁场强度值，能够对磁场强度进行有效的识别。但是从识别结果来看，该 SVM 模型对 29 组验证样本的识别结果指标低于对 145 组训练样本的回归结果，主要是因为该模型是依据 145 组实验样本建立的，验证数据与训练数据不同，并没有在模型建立中使用，同时训练样本数目相对较少，数据的涵盖范围小，也是导致识别误差出现的原因之一。

#### 4 结论

针对敏感材料 GMI 效应的非线性造成传感器

磁场识别难度大的问题，笔者采用基于 SVM 的多参数识别方法，选取阻抗模值和阻抗角 2 个参数作为识别参数，利用参数寻优算法选取 SVM 参数建立 SVM 模型，提高回归磁场强度数值的拟合精度，使训练数据的回归误差能够控制在±0.005 Oe 以内。利用验证数据对 SVM 模型进行验证分析，使误差控制在±0.007 Oe 以内，较好地解决了 GMI 效应的非线性引起的多值性问题，达到了很好的对外界磁场识别效果。

#### 参考文献：

- [1] COSTA E S, HALL C R BARBOSA, L. A. P. Gusmao. Point matching: A new electronic method for homogenizing the phase characteristics of giant magnetoimpedance sensors[J]. REVIEW OF SCIENTIFIC INSTRUMENTS, 2014, 084708 (85): 57-62.
- [2] COSTA E S, GUSMAO L A P, HALL C R B, et al. An enhanced electronic topology aimed at improving the phase sensitivity of GMI sensors[J]. Measurement Science and Technology, 2014, 25: 11.
- [3] 刘景顺. 非晶微丝的巨磁阻抗效应及其连接和温度特性[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013: 3-5.
- [4] 肖晶. 目标探测 GMI 传感器设计及信号处理技术研究[D]. 石家庄: 军械工程学院, 2014: 12-15.
- [5] PITTA A C O B, VELLASCO M M B R, HALL C R B, et al. Neuro-genetic system for optimization of GMI samples sensitivity Neural Networks[J]. 2016, 75: 141-149.
- [6] SILVA E C, GUSMAO L A P, BARBOSA C R H, et al. Electronic approach for enhancing impedance phase sensitivity of GMI magnetic sensors[J]. Electronics Letters, 2013, 49(6): 396-397.
- [7] 张询, 靳东明, 刘华瑞, 等. 基于模糊神经网络的智能巨磁电阻传感器设计[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(4): 895-897.
- [8] ASLI A K. Prediction of giant magneto-impedance effect in amorphous glass-coated micro-wires using artificial neural network[J]. Kaya Journal of Inequalities and Applications, 2013(1): 1-4.
- [9] 吴彩鹏, 邓甲昊. 遗传神经网络在 GMI 传感器设计中的应用[J]. 科技导报, 2010, 28(4): 895-897.
- [10] CAYLAK O, DEREBAŞI N. Prediction of giant magneto impedance on As-cast and post production treated Fe<sub>43</sub>Co<sub>68.2</sub>Si<sub>12.5</sub>B<sub>15</sub> amorphous wires using neural network[J]. Journal of Optoelectronics & Advanced Materials, 2008, 10(11): 2916-2918.