基于低分辨率磁滞变化曲线的杆件拉力测量*

朱中洋1,孙光民1,吴 斌2,何存富2,刘秀成2

(1.北京工业大学信息学部 北京 100124;2.北京工业大学机械工程与应用电子技术学院 北京 100124)

摘 要:根据磁弹基本原理可知,不同拉力作用下杆件材料的磁滞回线存在差异,据此提出了一种磁弹拉力测量改进方法。该 方法先采用双套筒线圈式磁弹传感器采集不同拉力下杆件磁滞回线信号,并利用磁滞变化曲线衡量力对磁滞回线上每一点的 影响,应用小波分析对磁滞变化曲线降维得到不同拉力下的低分辨率磁滞变化曲线特征,输入到神经网络进行训练,从而获得 低分辨率磁滞变化曲线与拉力的映射关系。通过实验分析表明,磁滞变化曲线可以从本质上直观地反映拉力对磁滞回线上每 一个点的影响。低分辨率磁滞变化曲线特征不仅包含着完整的拉力对磁滞回线每一点影响的信息而且特征维数低。应用基于 低分辨率磁滞变化曲线和神经网络的拉力测量方法,无需分析灵敏度曲线和拟合确定系数曲线就可确定反映拉力的特征,可以 实现多特征对拉力的拟合。接着,比较了误差反向传播神经网络(BPNN)、径向基神经网络(RBFNN)和利用线性插值样本训练 的 RBF 神经网络对拉力的预测性能,发现利用线性插值样本训练后的 RBF 神经网络的预测效果,优于 BP 神经网络和没采用 线性插值样本训练的 RBF 神经网络。最后,将基于低分辨率磁滞变化曲线和采用线性插值样本训练的 RBF 神经网络。最后,将基于低分辨率磁滞变化曲线和采用线性插值样本训练的 RBF 神经网络。11%和1,达 到了实际测量要求,证明了该方法的有效性和可用性。

关键词:磁弹;磁滞回线;低分辨率磁滞变化曲线;神经网络

中图分类号: 0348 TH823 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

Tension measurement method for rod-like structure based on low-resolution curve of hysteresis loop change

Zhu Zhongyang¹, Sun Guangmin¹, Wu Bin², He Cunfu², Liu Xiucheng²

 Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;
 College of Mechanical Engineering and Applied Electronics Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: From the magneto-elastic effect principle, it is known that diversity exists in the hysteresis loops of rode-like ferromagnetic material under different tension. So it can be employed to develop an improved method for tension estimation of rode-like structure. Firstly, the hysteresis loop signals of rod-like structure are acquired by an EM sensor which is composed of two coaxial solenoid coils. Then, a curve of hysteresis loop change (CHLC) is defined to reflect the tension influence on each point of the hysteresis loop. Secondly, low-resolution CHLC is obtained by using wavelet analysis. Finally, neural network is used to establish the relationship between the low-resolution CHLC and tension after the data with different tension is used to train the neural network. The experimental results show that CHLC can reflect the tension influence on each point of HLC not only has the characteristics of including the entire information of tension but also has the characteristics of low dimensionality. The relationship between the low-resolution CHLC and tension can be obtained by using neural network, without analysis of the sensitivity curve and coefficient of determination curve. The simple linear interpolation based RBF neural network has a better performance than BP neural network and RBF neural network is applied to two coaxial solenoid coils based EM sensor to measure the tension and its average prediction error and coefficient of determination are 0.11% and 1, respectively. This method is effective and can meet the actual measurement requirements.

Keywords: magneto-elastic; hysteresis loops; low-resolution curve of hysteresis loop change (CHLC); neural network

收稿日期:2017-05 Received Date: 2017-05

^{*}基金项目:国家自然科学基金(11527801,61305026)项目资助

0 引 言

基于磁弹效应的磁弹拉力传感器,具有高精度、非接触式等优点,因此应用基于磁弹理论制成的磁弹拉力传 感器进行拉力检测,已成为近些年来无损检测与评价领 域的研究热点之一。近些年,磁弹拉力传感器的设计已 很成熟,磁弹拉力传感器已被广泛应用于大桥钢索的拉 力、焊接残余应力的检测^[15]等。

磁弹拉力传感器采集到的信号,无法直接反映拉力, 因此,提取磁弹拉力传感器输出信号的合适特征,就成为 磁弹拉力检测的关键。Bulte D. P. 等人^[6]通过提取不同 拉力下磁弹拉力传感器输出时域信号的峰值来表征拉 力,结果显示出该信号峰值与拉力之间呈线性变化趋势; Wang M. L. 等人^[7]和 Sumitro S^[8]通过计算感应电压得到 的平均磁导率来表征拉力;Sumitro S 等人^[9]通过计算磁 弹传感器感应线圈上的电压来确定相对磁导率曲线,再 应用灵敏度分析和确定系数分析,来确定相对磁导率曲 线上最适合作为特征的点,最终选择相对磁导率曲线上 该点的值作为特征。在此基础上,吴斌等人^[10]通过将感 应线圈上的电压信号变换到频域,再通过总谐波畸变率 来表征拉力。同年,吴斌等人^[11]通过分析磁滞回线上每 一点的灵敏度和确定系数,来决定最合适作为拉力特征 的点,然后将该点的磁感应强度值作为表征拉力的特征。 上述方法,虽然取得了良好的拉力检测效果,但是存在以 下缺陷:1)特征包含的拉力信息不完整。上述方法选定 的特征,都是从磁特征信号上选取具有代表性的一个点, 即当拉力变化时,所选特征并未能包含拉力变化引起磁 特征曲线变化的所有信息。2)特征不固定。应用灵敏度 分析和确定系数分析来确定磁特征曲线上最合适作为拉 力特征的点,其步骤相当繁琐,并且当更换传感器或被测 杆件的材料时,就必须应用该方法重新分析一遍后,再确 定新的特征点。而且,磁特性曲线上每个点的标定方程 差异较大,因此没有统一的拉力表达方程。而且上述算 法,都是在时域和频域分析磁信号,还未见有在时-频域 分析磁特征信号并提取力学特征的研究报道。

基于此,本文提出一种基于低分辨率磁滞变化曲线 特征和神经网络的杆件拉力检测方法。该方法以磁滞变 化曲线特征反映拉力对磁滞回线上每个点的影响,再将 磁滞变化曲线变换到时-频域,利用小波变换进行特征降 维,最后,应用神经网络拟合低分辨率磁滞变化曲线特征 与杆件拉力之间的关系。

1 低分辨率磁滞变化曲线特征的提取方法

1.1 磁滞变化曲线特征

当拉力作用在试件上时,应用磁弹拉力传感器测得 该试件的磁滞回线的形状也发生了改变,如图1所示。





在图1(a)的上半部分,完整的磁滞回线包含两个部分: H 上升部分和 H 下降部分。由于这两个部分是对称的,选择 H 上升部分代表整条磁滞回线以减少运算量。对于磁滞回线中 H 上升的部分,磁场强度 H 和磁感应强度 B 的关系可以表示为:

 $B_i(F) = f(H_i)$ *i* = 1,…,*n* (1) 式中: B_i 和 H_i 分别代表采样得到的磁滞回线的磁感应强 度和磁场强度的数据, *n* 代表采样点数, *F* 代表在此条件 下被测杆件所承受的拉力。

图1中有两条磁滞回线,分别是在拉力 F_1 和拉力 F_2 下测得的(在图1(b)中,磁滞回线1对应于当拉力为 F_1 时被测试件的磁滞回线,磁滞回线2对应于拉力为 F_2 时被测试件的磁滞回线)。根据式(1),当拉力分别为 F_1 和F,时,磁场强度H与磁感应强度B的关系是:

$$B_i^1(F_1) = f_1(H_i^1) \quad i = 1, \cdots, n$$
(2)

$$B_i^2(F_2) = f_2(H_i^2) \quad j = 1, \cdots, m$$
(3)

式中: m 代表磁滞回线 2 的采样点数。不同拉力下的磁 滞回线的采样点数通常不同, 所以无法求得在相同磁场 强度下的磁感应强度的差。为了让横坐标统一(磁场强 度 H 统一), 应用线性插值对磁滞回线线性插值。在磁 滞回线 2 中, 当 $H^2 \in [H_i^2, H_{i+1}^2]$ 时, 磁场强度 H^2 与磁感 (7)

应强度 B² 可以被看作为具有线性关系,其表达式为:

$$B^{2} = \frac{H^{2}(B_{j+1}^{2} - B_{j}^{2})}{H_{j+1}^{2} - H_{j}^{2}} + B_{j}^{2} - \frac{H_{j}^{2}(B_{j+1}^{2} - B_{j}^{2})}{H_{j+1}^{2} - H_{j}^{2}}$$
(4)

在磁滞回线2中,为了得到在磁场强度为Hⁱ下的磁 感应强度,可以通过下式得到,即:

$$B_{i}^{2} = \frac{H_{i}^{1}(B_{j+1}^{2} - B_{j}^{2})}{H_{j+1}^{2} - H_{j}^{2}} + B_{j}^{2} - \frac{H_{j}^{2}(B_{j+1}^{2} - B_{j}^{2})}{H_{j+1}^{2} - H_{j}^{2}}$$
$$H_{i}^{1} \in [H_{j}^{2}, H_{j+1}^{2}]$$
(5)

应用式(5),就可以使两条磁滞回线具有相同的横 坐标。在磁场强度上升的部分中,相同磁场强度下磁感 应强度的差为:

$$|\overline{C_{i}(F_{2} - F_{1})}| = B_{i}^{2}(F_{2}) - B_{i}^{1}(F_{1}) \quad i = 1, \cdots, n$$

$$(6)$$

$$\overline{C_{i}(F_{2} - F_{1})} = (H_{b}^{2} - H_{i}^{1}, B_{b}^{2} - B_{i}^{1}) = (0, B_{b}^{2} - B_{i}^{1})$$

当拉力从 F_1 变到 F_2 时,磁滞回线的形状从磁滞回 线1 变成了磁滞回线2。因为拉力改变是个连续的过程, 所以磁滞回线的形状变化也是连续的过程。但是,由于 只能获得在特定力下的磁滞回线,所以在实际测量中,这 个过程是离散的。在本文中,为了描述磁滞回线在拉力 变化下的变化过程,将相同磁场强度下磁感应强度的差 分解为两部分:与磁滞回线斜率平行的部分和与磁滞回 线垂直的部分。在图 1(b)中,点 H1_a(H_i^1, B_i^1),H1_b (H_{i+1}^1, B_{i+1}^1)和 H1_c(H_i^2, B_i^2)在磁滞回线1 上(拉力为 F_1);点 H2_a(H_j^2, B_j^2),H2_c(H_{j+1}^2, B_{j+1}^2)和 H2_b (H_b^2, B_b^2)在磁滞回线2 上(拉力为 F_2)。通过式(1)~ (5),点 H2_b 的横纵坐标分别为:

$$H_b^2 = H_i^1, H_i^1 \in [H_j^2, H_{j+1}^2]$$
(8)

$$B_b^2 = \frac{H_i^1(B_{j+1}^2 - B_j^2)}{H_{j+1}^2 - H_j^2} + B_j^2 + \frac{H_j^2(B_{j+1}^2 - B_j^2)}{H_{j+1}^2 - H_j^2}$$
(9)

磁滞回线1上每一个点的斜率为:

$$\mu_i^{\rm I} = (H_{i+1}^{\rm I} - H_i^{\rm I}, B_{i+1}^{\rm I} - B_i^{\rm I})$$
(10)

磁滞回线1 的斜率 μ_i^1 与 | $\overline{C_i(F_2 - F_1)}$ | 的夹角 θ_i 为: $\theta_i = \arccos\left(\frac{\mu_i^1 \cdot \overline{C_i(F_2 - F_1)}}{(F_1 - F_1)}\right)$ (11)

$$\theta_i = \arccos\left(\frac{\mu_i + (2 - 1)}{|\mu_i| \cdot |\overline{C_i(F_2 - F_1)}|}\right) \tag{11}$$

相同磁场强度下磁感应强度差曲线 $\overline{C_i(F_2 - F_1)}$ 与 磁滞回线 1 斜率 μ_i^1 的垂直分量 $\overline{C_i^{pe}(F_2 - F_1)}$ 与平行分 量 $\overline{C_i^{pe}(F_2 - F_1)}$ 分别为:

$$\overline{C_i^{pa}(F_2 - F_1)} = (H_c^1 - H_i^1, B_c^1 - B_i^1)$$
(12)

$$\left|\overline{C_{i}^{pa}(F_{2}-F_{1})}\right| = \cos\theta_{i} \times (B_{b}^{2}-B_{i}^{1})$$
(13)

$$\overrightarrow{C_{P^{e}}(F_{2} - F_{1})} = (H_{1}^{2} - H_{1}^{1} B_{2}^{2} - B_{1}^{1})$$
(14)

$$\left|\frac{C^{pe}(F-F)}{C^{pe}(F-F)}\right| = \sin\theta \times \left(B^2 - B^1\right)$$
(15)

$$\frac{1}{C_i(F_2 - F_1)} = \frac{C_i^{pa}(F_2 - F_1)}{C_i^{pa}(F_2 - F_1)} + \frac{C_i^{pa}(F_2 - F_1)}{C_i^{pa}(F_2 - F_1)}$$
(16)

当拉力从 F_1 变到 F_2 时,磁滞回线1变成了磁滞回线 2。磁滞回线形状的变化过程可以被分为两个过程:1)磁 滞回线1上的点 H1_a 沿着平行分量 $\overline{C_{P}^{\mu}(F_2 - F_1)}$ 移动 到了点 H1_c。2)点 H1_c 沿着垂直分量 $\overline{C_i^{pe}(F_2 - F_1)}$ 的 方向移动到了点 H2_b。当拉力改变时,第1个过程使得 磁滞回线1上的点在同一条磁滞回线上移动,第2个过 程使得磁滞回线1上的点移动到磁滞回线2上。第2个 过程,能够本质地反映拉力对磁滞回线的影响,所以本文 选择垂直分量作为反映拉力的特征。 $\overline{C_i^{pe}(F_2 - F_1)}$ 就是 磁滞变化曲线。当拉力 F_1 为0时,式(17)可以改写为:

$$\left|\overrightarrow{C_{i}^{pe}(F)}\right| = \left|\overrightarrow{C_{i}^{pe}(F_{2})}\right| = \sin\theta_{i} \times (B_{b}^{2} - B_{i}^{1}) \quad (17)$$

以在任意拉力下的磁滞回线与未受力试件的磁滞回 线为基础,应用式(17),就可以得到试件上的拉力信息。 假设未受力试件磁滞回线的采样点个数为 n,受力试件磁 滞回线的采样点为 m,通过应用式(17),磁滞变化曲线的 采样点个数被统一到了 n个,也就是说,任意采样点个数 的磁滞回线与采样点为 n的磁滞回线计算得到的磁滞变 化曲线有统一的坐标,如此变换,这有利于对拉力的检测。

1.2 基于小波分析的磁滞变化曲线特征降维

多分辨率分析是离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)的一个应用^[12]。应用 Mallat 塔式分解 算法,可以实现对一维信号的分解。随着分解次数的增加,信号的分辨率和维数也在降低^[13]。因为磁滞变化曲线的形状简单,高频成分含量少,所以应用 Mallat 塔式分解算法,可以对磁滞变化曲线特征实现降维操作。

令 $f(i) = |\overline{C_i^{pe}(F)}|, i \in [1,n], i \in Z$,通过 Mallat 塔式分解算法,就可以将 f(i) 分解为 2^{j-1} 分辨率下的近 似信息和细节信息。算法如下:

$$f(i) = A_{2i}^{d} f(i) = A_{2i}^{d} f(i) + D_{2i}^{d} f(i)$$
(18)

$$A_{2i}^{d}f = HA_{2i}^{d}f \tag{19}$$

$$D_{2^{j-1}}^d f = G A_{2j}^d f (20)$$

式中: A_2^{i} 代表 f(i) 在 2^{i} 分辨率下的离散逼近操作算子, H和 G 分别代表低通滤波器和它的镜像高通滤波器。式 (19) 和(20) 表示近似信息和细节信息,可以通过 H和 G 滤波之后采样得到。 $f(i) = |\overline{C_i^{per}(F)}|, i \in [1,n], i \in Z$ 可以被看作 f(i) 在 1 分辨率下的离散逼近 A_1^{d} ,将 f(i) $= |\overline{C_i^{per}(F)}|, i \in [1,n], i \in Z$ 经 5 次分解,就可以得到 分辨率为 1/2、1/4、1/8、1/16、1/32 和 1/64 的离散近似 信息。本文中,应用分辨率为 1/32 的离散近似磁滞变化 曲线作为低分辨率特征。

1.3 基于神经网络和低分辨率磁滞变化曲线特征的拉 力拟合

低分辨率磁滞变化曲线特征的特征维数不是 1,所 以基于单特征的线性拟合无法直接应用。文献[9-11]通 过计算每个特征的灵敏度和确定系数来选择特征。当被 测材料或者传感器发生变化时,需要重新应用该方法选 择合适的特征。因此,由于没有统一的特征,使得拉力检 测过程繁琐。反映拉力的特征通常不止一个,因此多输 入(反映拉力的特征)单输出(拉力值)的拟合模型显得 尤为重要。神经网络已经被广泛地应用在模式识别和曲 线拟合等领域^[14-16]。神经网络是典型的多输入多输出模型,因此本文应用神经网络来拟合低分辨率磁滞变化曲线和拉力的关系。为了选择合适的神经网络类型,本文分别用反向传播(back propagation, BP)神经网络和径向基(radial-basis function, RBF)神经网络^[17-18]来拟合低分辨率磁滞变化曲线特征与拉力的关系。

BP 神经网络由输入层、隐含层和输出层组成。输入 层通过样本将特征值传递给隐含层,隐含层将输入节点 传递来的输入向量进行加权求和,输出层向外输出隐含 层传输信号加权求和的结果。以最小误差为目标函数, 通过最速下降法调整权值矩阵来学习样本的内部规律。 RBF 神经网络也由输入层、隐含层和输出层组成,其隐含 层需要对样本进行聚类分析来确定;而且隐含层和输出 层的权值,需要应用最小二乘法来确定。

本文中,两种神经网络输入层神经元的个数为14 (低分辨率磁滞变化曲线的维数),输出层神经元的个数 为1(拉力)。应用神经网络,可以直接求得多个特征与 拉力的关系,无需选择最合适的特征。

2 工作原理及测量装置

在对铁磁材料特性的研究中,通常应用磁滞回线来 反映铁磁性材料的磁特性^[19]。当外加应力作用在被测 试的电磁性材料制成的杆件上时,外加应力将影响其微 观上磁畴壁的不连续跳跃与旋转运动,因此该杆件材料 磁滞回线的形状也会发生改变^[10],进而表现为饱和磁化 强度、剩磁感应强度和矫顽力等磁学特征的改变^[20-22]。 因此,通过获得磁性材料制成的杆件在不同拉力下的磁 滞回线,提取其磁滞回线上的合适特征,就可能得到该特 征与拉力的关系方程。

应用磁弹拉力传感器测量拉力的现场实物如图 2 所示。选择纯铁杆作为被测对象,该铁杆的尺寸为直径 8 mm,长度为550 mm。在室温条件下,应用柱塞泵进行杆件的拉伸,荷重传感器的示数作为实验过程中拉力 F 的实际值。应用双套筒螺线管线圈传感器测量纯铁杆件的磁滞回线。该传感器外层螺线管长度为 L = 100 mm,初级励磁线圈为 $N_1 = 1571$ 匝,内层螺线管绕制有 $N_2 = 445$ 匝的次级线圈。应用 Agilent 3322a 函数发生器去产生频率为 2.5 Hz的正弦波。然后应用 KEPCO BOP-400L 电源给初级 激励线圈供电。电压峰-峰值为5 V。次级感应线圈的内径 为9 mm。当初级线圈通过电流 I 时候,励磁强度 H 为^[11]:

$$H = N_1 I/L \tag{21}$$

次级线圈所感应到的磁感应强度 B 的表达式为:

$$B = \frac{RCU}{N_2 A_f} + \mu_0 \left(1 - \frac{A_1}{A_f} \right) H$$
 (22)

式中: *RC* 为电压积分电路的积分常数, *A_f* 为杆件的横截 面积, *A₁* 为次级线圈的横截面积。应用 Tekronix 4490b 数字示波器采集初级激励线圈和次级感应线圈的信号且

其采样率为100 kS/s。依据式(21)和(22),就可以计算 不同拉力的杆件所对应的磁滞回线。



(a) 磁弹拉力传感器用来测量杆件拉力的实物
 (a) The tension measurement apparatus including magneto-elastic tension sensor and rod-like structure



(b) 磁滞回线采集与显示系统实物 (b) The hysteresis loop detection and display system.

图 2 应用磁弹拉力传感器测量拉力的现场实物 Fig. 2 The tension measurement system including magneto-elastic tension sensor

3 实验结果及分析

3.1 不同拉力下的磁滞回线

应用图 2 中磁弹拉力测量装置在测量现场测量的不同拉力下的杆件材料的磁滞回线如图 3 所示。图 3 的结果显示,当拉力增加时,磁滞回线会慢慢变矮。当磁场强度在矫顽力附近时,所有的磁滞回线相交于一点(见图 3 (b));当磁场强度大于矫顽力之后,磁滞回线的幅度,即相等磁场强度下磁感应强度的大小,会随着拉力的增加而变小(见图 3(c))。通过观察不同拉力相对应的磁滞回线簇,可以定性地分析拉力对磁滞回线的影响。





Fig. 3 The hysteresis loop under different tension

3.2 不同拉力下的磁滞变化曲线

在图(a)中,可以看到 $|\overline{C_i^{pe}(F)}|$ 曲线在磁场强度为 8 000 A·m⁻¹附近存在伪峰值点。在图 4(c)中,可以看 到垂直于磁滞回线斜率的 $|\overline{C_i^{pe}(F)}|$ 曲线没有伪峰值点, 所以垂直于磁滞回线斜率的 $|\overline{C_i^{pe}(F)}|$ 曲线没有伪峰值点, 所以垂直于磁滞回线斜率的 $|\overline{C_i^{pe}(F)}|$ 曲线作为反映拉 力的特征曲线。在图 4(e)中,"伪峰值"被包含在了水平 分量中。在图 4(b)中,在矫顽力附近,当拉力为1 和1.5 kN 时, $|\overline{C_i(F)}|$ 曲线有交叉,而且各个拉力的 $|\overline{C_i(F)}|$ 曲线在矫顽力附近规律紊乱,这并不利于拉力检测。在 图 4(d)中,在矫顽力附近,所有磁滞变化曲线交于一点, 当拉力为1 和1.5 kN 时,磁滞变化曲线不再紊乱。因为 紊乱的变化特征包含在垂直分量中(见图 4(f))。

在矫顽力附近, |*C_i*(*F*)| 曲线会有上下两个峰值出现,这说明矫顽力附近,磁滞回线上的点对拉力的响应最敏感。本文认为这是错误的。图5 说明了伪峰值点产生的原因。针对于磁滞回线的下半部分,随着磁场强度的增加,磁滞回线的斜率也在增加,在矫顽力附近,磁滞回

线的斜率达到最大值,在矫顽力附近,即使两条磁滞 回线距离很近,但是由于 $|\overline{C_i(F)}|$ 曲线是纵坐标相 减,所以 $|\overline{C_i(F)}|$ 曲线在矫顽力附近仍然会取得比 真实值更大的值,但该值无法真实地反映磁滞回线上 对应点对拉力的响应,因此,该峰值点可被认为是"伪 峰值点"。







3.3 不同拉力下的低分辨率磁滞变化曲线

因为磁滞变化曲线是一个简单波形,将不同拉力下的 磁滞变化曲线应用 Mallat 塔式分解算法可以将其低分辨 率离散近似信息提取出来。高频信息可以看作为是一种 噪声。随着分解次数的增加,磁滞变化曲线的分辨率和维



数也在降低。本文选取分辨率为 1/32 的磁滞变化曲线作 为低分辨率特征。低分辨率磁滞变化曲线虽然特征只有 14 维,但是包含着拉力对磁滞回线所有的影响信息。图 6 所示为不同拉力下的低分辨率磁滞变化曲线,可见,当拉 力变化时,低分辨率磁滞变化曲线也发生较大的变化。





Fig. 6 Low-resolution CHLCs under different tension

3.4 基于 BP 神经网络和 RBF 神经网络的拉力检测对 比结果分析

为了验证基于低分辨率磁滞变化曲线和神经网络的 拉力预测性能,本文应用交叉验证的方式。一共7组拉 力,拉力的大小分别为0.5、1、1.5、2、2.5、3和3.5 kN。 因为样本训练的范围是在0.5~3.5 kN,所以应用神经网 络预测 $F \in (0 \text{ kN}, 3.5 \text{ kN})$ 的拉力。应用其中6组拉力 去做训练,去预测剩余一组的拉力,一共循环5次。为了 提高 RBF 神经网络的泛化能力,将原样本间进行线性插 值得到未知拉力的特征,在本文中在两个样本之间插值 一个,也就是通过线性插值得到了0.75、1.25、1.75、 2.25、2.75和3.25 kN。插值得来的样本只做训练,不需 要被预测。因为拉力对磁滞回线影响的线性度较高,所 以上述线性插值操作是合理的。为了评价3种预测算法 的质量,应用相对误差和曲线拟合方程确定系数 *R*² 来评 价预测数据的质量,*R*² 的计算公式为^[10]:

$$R^2 = \frac{RSS}{TSS} = 1 - \frac{ESS}{TSS}$$
(23)

在式(23)中 ESS 表示误差的平方和即预测数据和原 始数据对应点的误差平方和;TSS 为总离差平方和,即原始 数据和其均值之差的平方和;RSS 为回归平方和。经过计 算得到,BP 神经网络预测的平均误差为 16.85%,其确定 系数为0.627 3。未用插值数据训练的 RBF 神经网络平均 预测误差为1.61%,其确定系数为0.996 8。由表1 可以看 出,将样本数据进行线性内插之后,RBF 神经网络的泛化 能力更强,其最大的误差仅为 0.57%,其平均误差为 0.11% 且其确定系数为1(确定系数保留小数点后四位四 舍五入之后的结果)。这足以满足拉力检测的准确度。

样本	拉力	BP	RBF 预测值/	插值 RBF	BP 预测	RBF 预测	插值 RBF
编号	真实值/N	预测值/N	Ν	预测值/N	误差/%	误差/%	预测误差/%
1	1 000	707.61	1 047.21	999.92	29.24	4.72	0
2	1 500	947.69	1 451.68	1 491.39	36.82	3.22	0.57
3	2 000	1 565.32	2 017.98	1 998.51	21.73	0.90	0.07
4	2 500	2 138.11	2 483.11	2 497.94	14.48	0.68	0.08
5	3 000	3 470.55	3 052.66	3 000.09	15.69	1.76	0

表 1 BP 和 RBF 神经网络预测误差 Table 1 The prediction error of BP and RBF neural network

5 结 论

本文提出了一种基于低分辨率磁滞变化曲线和 RBF 神经网络的拉力检测方法。通过实验结果分析,得到以 下主要结论:

1)磁滞变化曲线可以本质并直观地反映拉力对磁滞
 回线上每个点的影响。通过应用磁滞变化曲线,可以定
 量地得到磁滞回线上每个点对拉力的响应。

2)低分辨率磁滞变化曲线不仅包含着拉力对磁滞回 线上每个点的影响信息,而且特征维数只有14维。

3)应用线性内插样本进行训练 RBF 神经网络的泛 化能力最强,其预测误差在 0.57% 之内。

4)应用 RBF 神经网络可以实现多输入单输出的拉 力预测模型。该模型无需通过灵敏度和确定系数来选择 特征,多维的拉力特征直接输入模型训练即可,并且得到 了较高的预测精度。

5)将基于低分辨率磁滞变化曲线和采用线性插值样 本训练的 RBF 神经网络的拉力测量方法应用于实际拉 力测量中,其拉力测量误差和确定系数分别达到 0.11% 和 1。

以上研究结论表明,在实际拉力测量中,应用本文提出的杆件拉力测量算法足以满足拉力测量精度的要求。

参考文献

- TANG D D, HUANG S L, CHEN W M, et al. Study of a steel strand tension sensor with difference single by pass excitation structure based on the magneto-elastic effect[J]. Smart Materials & Structures, 2008, 17(2): 264-271.
- [2] LEI Y, ZHENG Z P, LIU C. A new magneto-elastic

sensor for measuring tension of steel cables and corrosion in steels[C]. 14th International Symposium on Applied Electromagnetics and Mechanics,2009:711-718.

- [3] KIM J T. Field application of elasto-magnetic stress sensors for monitoring of cable tension force in cablestayed bridges[J]. Smart Structures and Systems, 2013, 12(3): 465-482.
- [4] SHIN S W, YIM J, WANG M L, et al. Application of elasto-magnetic based stress sensors for measurements of cable tension force in cable-stayed bridge [C]. 7th International Conference on Bridge Maintenance, Safety and Management (IABMAS), 2014:237-241.
- [5] TANG D D, ZHU H J, MOU J L, et al. Research on the temperature influence and compensation technique in a magneto-elastic cable tension sensor [J]. International Journal of Sensor Networks, 2014, 16(4): 236-243.
- [6] BULTE D P. The pursuit of hysteresis in polycrystalline ferromagnetic materials under stress [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2009, 45(1): 83-87.
- [7] WANG M L, CHEN Z L, KOONTZ S S, et al. Magnetoelastic permeability measurement for stress monitoring in steel tendons and cables [C]. SPIE's 5th Annual International Symposium on Nondestructive Evaluation and Health Monitoring of Aging Infrastructure, 2000: 492-500.
- [8] SUMITRO S. True-stress measurement of PC steels by EM sensor [J]. Journal of Prestressed Concrete Japan (JPCEA), 2001, 43(6): 99-103.
- [9] SUMITRO S, KUROKAWA S, SHIMANO K, et al. Monitoring based maintenance utilizing actual stress sensory technology [J]. Smart Materials and Structures, 2015, 14(3): S68.
- [10] 吴斌,苏楠,刘秀成,等. 基于谐波分析的磁弹拉力测 量改进方法研究[J]. 机械工程学报,2015,51(20): 54-60.

WU B, SU N, LIU X CH, et al. Improved method for elastomagnetic effect based tension measurementusing harmonic analysis techniques [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(20):54-60.

 [11] 吴斌,李强光,刘秀成,等.基于磁特性曲线的杆件拉力测量及影响因素研究[J]. 仪器仪表学报,2015, 36(3):560-567.

> WU B, LI Q G, LIU X CH, et al. Tension measurement method for rod - like structure based on magnetic characteristic curve and its influence factor analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(3): 560-567.

[12] 朱中洋,肖志云,孙光民,等. 基于 Radon 小波低分辨

率的织物疵点检测算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(3):863-867.

ZHU ZH Y, XIAO ZH Y, SUN G M, et al. Fabric defect detection algorithm based on Radon-wavelet low resolution [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 36(3):863-867.

- [13] SUN G M, WANG J, QIN S F, et al. Radar target recognition based on the multi-resolution analysis theory and neural network [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(16): 2019-2115.
- [14] 周绍磊,廖剑,史贤俊. RBF-SVM 的核函数选择方法及
 其在故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报,
 2014,28(3):240-246.

ZHOU SH L, LIAO J, SHI X J. Kernel parameter selection of RBF-SVM and its application in fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014, 28(3):240-246.

[15] 严玥,江赟,严实.利用 RBF 网络的火电厂氮氧化物浓度检测方法[J].电子测量与仪器学报,2017,31(1):
 45-50.
 YAN Y, JIANG Y, YAN SH. Detection method of NOx

concentration in coal fired power plant using RBF network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017,31(1):40-50.

- [16] 王新,候风艳.基于改进的 PSO-BP 神经网络的无刷直流电机控制 [J].电子测量技术,2017,40(2):10-14.
 WANG X, HOU F Y. Control of brushless DC motor based on improved PSO-BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2017, 40 (2): 10-14.
- [17] 丁硕,巫庆辉,常晓恒,等.基于灰色 BP 神经网络的实验材料供应预测 [J]. 国外电子测量技术,2016, 35(12):79-82.

DING SH, WU Q H, CHANG X H, et al. Prediction of laboratory equipment support based on grey relation analysis and BP neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(12):79-82.

 [18] 刘浩然,赵翠香,李轩,等.一种基于改进遗传算法的 神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报,2016, 37(7):1573-1580.

LIU H R, ZHAO C X, LI X, et al. Study on a neural network optimization algorithm based on improved genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,37(7):1573-1578.

[19] 何存富, 王志, 刘秀成, 等. 基于 GA-PSO 混合算法的杠 杆磁特性参数识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4):838-843.

HE C F, WANG ZH, LIU X CH, et al. Magnetic

property parameter identification of steel pole based on GA-PSO hybrid algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2017,38(4):838-843.

- [20] SZIELASKO K, MIRONENKO I, ALTPETER I. Minimalistic devices and sensors for micromagnetic materials[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2013, 49(1): 101-104.
- [21] MOHAPATRA J N, KAMADA Y. Magnetic hysteresis loop as a tool for the evaluation of spheroidization of cementites in pearlitic steels [J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2015, 24 (4): 1551-1557.
- [22] LIU T, TAKAHASHI S, KIKUCHI H, et al. Stray flux effects on the magnetic hysteresis parameters in NDE of low carbon steel [J]. NDT & E International, 2006, 39(4): 277-281.

作者简介



朱中洋,2011 年于北京工业大学获得学 士学位,2015 年于内蒙古工业大学获得硕士 学位,现为北京工业大学在读博士生,主要 研究方向为神经网络及应用和微磁无损检 测。

E-mail: zhuzhongyang2012@ sina. com

Zhu Zhongyang received his B. Sc. degree from Beijing University of Technology in 2011, received his M. Sc. degree from Inner Mongolia University of Technology in 2015. He is currently pursuing his Ph. D. degree in electronic science and technology in Beijing University of Technology, China. His main research interests include neural network and non-destructive testing.



孙光民(通讯作者),1982年于北京理 工大学本科毕业获得学士学位,1991年于南 京理工大学获得硕士学位,1997年于西安电 子科技大学获得博士学位,现为北京工业 大学教授、博士生导师,主要研究方向为神 经网络与应用、图像处理与模式识别等。

E-mail:gmsun@bjut.edu.cn

Sun Guangmin (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Beijing Institute of Technology in 1982, and received his M. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 1991, and received his Ph. D. degree from Xidian University in 1997. Currently, he is a professor with Beijing University of Technology. His main research interests include neural networks and applications, image processing and Pattern recognition, and etc.