

DOI:10.19651/j.cnki.emt.1802269

冷轧带钢屈服强度的脉冲涡流检测方法研究*

李开宇 高雯娟 王平 张艳艳 杭成

(南京航空航天大学 南京 211106)

摘要: 目前冷轧带钢屈服强度的检测主要依赖于无损检测,大大增加了检测成本。将BP神经网络引入基于脉冲涡流的冷轧带钢屈服强度预测,首先提取脉冲涡流响应信号的时域、频域特征,分析了各个脉冲涡流信号特征的稳定性,然后建立信号特征与材料屈服强度的BP神经网络模型,最后用建立的模型对材料的屈服强度进行预测。实验表明,采用BP神经网络对冷轧带钢进行屈服强度预测的误差为6%及以下,这种方法对于降低工业生产的检测成本、提高检测效率有一定的实用价值。

关键词: 冷轧带钢;脉冲涡流;屈服强度;神经网络;参数预测

中图分类号: TG115.28;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 430.40

Research on pulse eddy current testing method for yield strength of cold rolled strip steel

Li Kaiyu Gao Wenjuan Wang Ping Zhang Yanyan Hang Cheng

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: At present, the detection of the yield strength of cold-rolled strip steel mainly depends on the damage detection, which greatly increases the detection cost. In this paper, the BP neural network is introduced into the yield strength prediction of cold rolled strip steel based on pulse eddy current. Firstly, the time domain and frequency domain characteristics of the pulse eddy current response signal are extracted. The stability of the characteristics of each pulse eddy current signal is analyzed, and the BP neural network model for signal characteristics and material yield strength is established, and the yield strength of the material is predicted using the established model. Experiments show that yield strength prediction error is 6% or less using the BP neural network to predict the yield strength of cold-rolled strip steel. This method has certain practical value for reducing the detection cost of industrial production and improving the detection efficiency.

Keywords: cold-rolled strip steel; pulsed eddy current; yield strength; neural network; parameter prediction

0 引言

冷轧带钢等铁磁性材料广泛应用于铁路、军事、航天、能源和建筑等方面,其机械特性直接影响到许多重大设备的安全^[1-2]。对铁磁性材料机械特性进行检测的传统方法为拉伸实验法,会造成大量的物料浪费,对机械特性进行无损检测已经成为当下的发展趋势,近年来,多种电磁学方法被用于对铁磁性材料的机械特性进行无损检测^[3-5]。3MA方法融合了巴克豪森、涡流和增量磁导率的方法,结合41个电磁参数用逐步回归的方法进行机械特性(屈服强度、抗

拉强度)的预测,其准确率较高,是目前比较成熟的商用仪器,但是造价昂贵,涉及多种电磁信号的相互干扰,需要花费大量时间进行探头校正。Liu等^[6]提出了结合巴克豪森、切向磁场信号和磁滞回线同时测量多种机械特性(硬度、拉应力)的方法。现有的机械特性无损检测方法大都融合了多种电磁方法,采用单种方法往往不能进行准确预测,而采用多种方法融合则会花费大量成本。为了克服上述问题,使用单一的脉冲涡流方法进行机械特性的预测。脉冲涡流作为一种特殊的多频涡流,会受到机械特性变化的影响,其信号的频谱宽广,包含了更多的信息,相比于巴克豪

收稿日期:2018-10-23

* 基金项目: 国家科技部“增材制造与激光制造”重大开发专项(2016YFB1100205)、基金委国家重大科研仪器研制项目(61527803)、科技部重大科学仪器设备开发专项子课题(2016YFF0103702)、南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfj20170325)、中央高校基本科研业务费专项资助

森、增量磁导率等方法更加简易、高效^[7-10]。屈服强度是一种重要的机械特性,因此重点研究如何利用脉冲涡流技术对屈服强度进行有效地预测。

采用脉冲涡流技术对冷轧带钢屈服强度进行预测,首先需要建立脉冲涡流信号特征与材料屈服强度之间的映射关系,进而才能对屈服强度进行预测。为了保证在小样本和非线性映射条件下的预测准确性,需要采用合理高效的数学模型。

BP 神经网络是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈神经网络,具有很强的学习能力和优良的非线性映射能力,在小样本情况下仍可以保持较好的预测准确度,因此将 BP 神经网络模型引入屈服强度预测过程。首先提取了脉冲涡流信号时域和频域上的多种信号特征,进而建立各个信号特征与材料屈服强度的 BP 神经网络模型,最后用 BP 神经网络模型对材料的屈服强度进行预测。

1 脉冲涡流检测原理

脉冲涡流检测技术采用一定占空比的方波作为激励信号,激励线圈中的脉冲涡流感生出一个快速衰减的脉冲磁场,变化的磁场在铁磁性样件中感应出脉冲涡流,涡流的大小、相位及流动形式等会受到样件电导率、磁导率的影响。

冷轧带钢等铁磁性材料的屈服强度主要是由微观结构决定的,而微观结构的变化又会影响到材料的电导率、磁导率等电磁特性,进而影响到材料在脉冲激励下的响应信号,因此可以通过分析脉冲涡流响应信号的变化来预测屈服强度参数。脉冲涡流信号的幅值、相位均会受到材料微观结构变化的影响。

屈服强度 R_p 可以表示成材料微观结构参数(如奥氏体含量、马氏体含量等)的函数,如式(1)所示。

$$R_p = f(C_1, C_2, \dots, C_n) \quad (1)$$

将从脉冲涡流响应信号提取的特征参数表示为 P_k , 则 P_k 也可表示为材料一系列微观结构参数的函数,如式(2)所示。

$$P_k = f'(C_1, C_2, \dots, C_n) \quad (2)$$

结合式(1)和(2)可以将材料屈服强度表示为多种脉冲涡流响应信号特征的函数,如式(3)所示。

$$R_p = F(P_k) \quad (3)$$

通过选择合适的算法模型,采集大量的实验样本数据并进行训练,便可以建立材料屈服强度与脉冲涡流响应信号特征之间的映射关系,实现对材料屈服强度的预测。

2 实验装置及参数

脉冲涡流检测系统如图 1 所示。系统包括脉冲信号发生模块、探头、被检试件、信号调理模块和数据采集模块 5 个部分^[11-13]。脉冲信号源模块用于产生激励脉冲信号,并加到激励线圈两端,激励线圈在被测试件上产生脉冲激

励磁场;探头由磁传感器和磁芯组成,用于检测磁感应强度;数据采集与处理模块用于对检测信号进行采集与处理,通过编程控制 DAQ Card 采集数据并保存,以供后续信号分析处理调用。

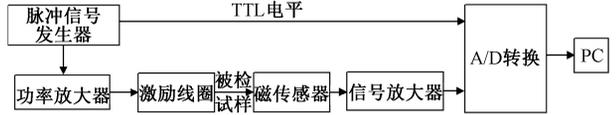


图 1 脉冲涡流检测系统

本系统的探头激励线圈选用线径 0.2 mm 的漆包线,激励线圈匝数为 400 匝,激励线圈电阻为 18.16 Ω ,电感为 40 mH。霍尔传感器采用 UGN3503。本系统选取 PCI-9111HR 数据采集卡实现信号的 A/D 转换,该采集卡的采样速度、精度等反面能够满足需要。

实验的激励信号选取幅值 10 V,频率 20 Hz,占空比为 50% 的方波信号,输出功率约为 3.2 W,采样频率为 20 kHz,每次采样时间为 1 s。被检试件是试件库中屈服强度各不相同的 11 块冷轧带钢材料,编号为 1~11 号,其屈服强度如表 1 所示。对每个试件进行了 20 次重复采样,共得到样本 220 组。

表 1 11 块试件屈服强度值

试件编号	1	2	3	4	5	6
屈服强度/MPa	301	321	335	338	404	412
试件编号	7	8	9	10	11	
屈服强度/MPa	440	524	1 061	1 093	1 149	

3 特征提取及分析

针对不同试件上采集的脉冲涡流信号,提取其时域和频域特征。时域特征包括微分信号峰值 PV_i 、差分信号峰值 PV_d ,频域特征包括信号一次谐波幅值 ω_1 和三次谐波幅值 ω_3 ,各特征值的定义及计算方式如下。

1)微分信号峰值 PV_i 是脉冲涡流响应信号在一周期内对时间求微分后的峰值,是反应磁感应强度变化率大小的特征,微分信号峰值计算如式(4)所示。

$$PV_i = \max_{0 \leq t \leq T} \left\{ \frac{\partial B}{\partial t} \right\} \quad (4)$$

式中: B 为脉冲涡流响应信号; t 为信号周期。

2)差分信号峰值 PV_d : 先选定一种试件的时域响应信号的一周期作为参考信号 B_{ref} ,用其他试件的一周期响应信号减去参考信号,得到差分信号,提取差分信号的峰值作为特征,差分信号峰值反映了其他信号与参考信号之间差别的大小程度,即其他试件与参考试件之间差别的大小程度。计算公式如式(5)所示。

$$PV_d = \max\{B - B_{ref}\} \quad (5)$$

3)频域特征(一次谐波幅值 ω_1 和三次谐波幅值 ω_3):

脉冲涡流信号包含丰富的频谱,不同频率的信号分量产生的涡流的渗透深度不同,因此响应信号中的不同的频谱分量可以反映材料不同深度处的电磁特性,频域特征已经在基于脉冲涡流的无损检测中得到广泛应用^[14-16]。不同屈服强度的材料由于微观结构的变化往往有着不同的电磁特性,频域信号特征也会受到屈服强度变化的影响,故提取频域特征对材料屈服强度进行预测。

4 BP神经网络预测及结果分析

4.1 BP神经网络模型构建

由于冷轧带钢的脉冲涡流信号特征和屈服强度之间存在着较为复杂的非线性关系,难以用传统的数学公式建立数学模型,而通过BP神经网络对系统输入和输出进行训练学习,可以从理论上逼近任意复杂的非线性函数,故采用BP神经网络建立预测模型。

首先建立样本库,确定模型的输入和输出。将试件库中的 N 种试件按比例划分为训练集和测试集,通过实验及特征提取可得到 N 种试件各自的信号特征。在一个试件上的一次采样数据作为一个样本,每个样本包括4个属性特征和1个标记信息。4个属性特征为脉冲涡流响应信号的4个特征值,标记信息为试件的屈服强度真实值 R_o 。样本的属性特征序列 X_i 和标记信息 X_o 分别如式(6)和(7)所示。

$$X_i = [PV_i, PV_d, \omega_1, \omega_3] \quad (6)$$

$$X_o = R_o \quad (7)$$

其次,根据模型的输入和输出建立BP神经网络预测模型。为了提高预测准确度以及收敛速度,选择双隐层BP神经网络,结构上包括输入层、双隐层和输出层。模型输入为训练集样本的属性特征序列,即提取的4个脉冲涡流响应特征,输出为训练集样本的标记信息,即试件的屈服强度真实值。模型输入层维数为4,输出层维数为1。设定隐层传递函数为双曲正切函数,输出层传递函数为线性函数,学习函数为梯度下降动量学习函数,误差函数为均方误差性能函数。结合实验的样本量,将神经网络模型参数设置为两个隐层节点数均为8,学习率为0.01,动量因子为0.95,最大训练次数为50,训练的结束条件为均方误差小于 4×10^{-5} 。

最后进行BP神经网络训练。将训练样本数据库中的属性特征序列作为模型输入,标记信息序列(即屈服强度真实值)作为模型输出。根据训练结果优化各项参数,训练结束后得到BP神经网络模型。

通过训练得到的BP神经网络模型对测试样本的屈服强度参数进行预测,并计算误差、合格率。参数预测包括模型预测和取平均值两个步骤。将测试集中样本的属性特征序列作为BP神经网络的输入,获得对应样本的屈服强度预测值。将某个试件上进行 n 次采集得到的 n 个测试样本 $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}$ 的属性特征序列分别作为模型输入,得到

n 个输出值 r_1, r_2, \dots, r_n ,则该试件屈服强度预测值 r_o 的计算公式如式(8)所示。

$$r_o = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_k \quad (8)$$

合格率($<10\%$)的计算方法如式(9)所示,合格率($<10\%$)反映了误差小于 10% 的测试样本在总的测试样本中所占的百分比。

$$Q_{10} = \frac{n_{10}}{n} \times 100\% \quad (9)$$

式中: n 表示测试样本总数; n_{10} 表示相对误差小于 10% 的测试样本数。

4.2 屈服强度预测及结果分析

为了进一步验证所提出的方法对未知试件屈服强度进行预测的有效性,进行下面的预测实验。以2号试件为例,将2号试件作为未知试件,将其余10个试件上得到的样本(200组)作为训练集来训练BP神经网络模型,将2号试件上得到的样本(20组)作为测试集,按4.1节所述的方法预测2号试件的屈服强度,并计算预测的相对误差、合格率等。2号试件20组样本的屈服强度预测值与真实值的对比结果如图2所示。

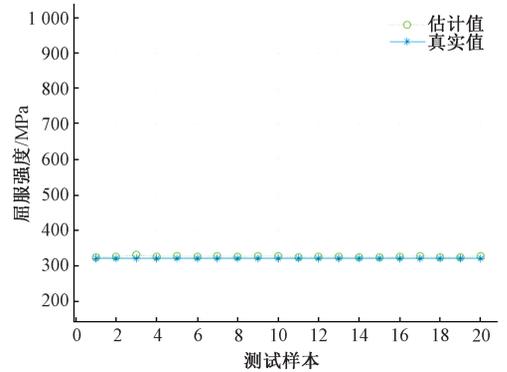


图2 第2号试件20组样本预测值与真实值对比

通过图2可以看出2号试件20组样本的屈服强度预测相对误差均在 10% 以内。用20组样本的预测值可得到2号试件的屈服强度预测平均值,即为最终预测值。以此类推,分别将其余试件当作未知试件,可以得到每个试件的屈服强度预测值,相对误差、最大相对误差以及合格率。11个试件的屈服强度预测值、相对误差、最大相对误差以及合格率如表2所示。

从表2可以看出,所有试件的屈服强度预测相对误差均在 10% 以下,说明对未知试件的屈服强度进行预测时,提出的方法有着较高的准确率和有效性。3号试件和6号试件屈服强度的预测相对误差分别为 0.73% 和 0.88% ,均低于 1% ,证明了预测的准确性。1号试件的20组样本中,相对误差小于 10% 的合格率为 80% ,低于大部分试件的合格率,且最大误差为 15.74% ,大于多数试件的最大误差,可以看出1号试件的20组样本的预测结果整体较为发散,

表 2 11 种试件的屈服强度预测结果

序号	真实值	预测值	相对 误差/%	合格率 ($<10\%$)/%	最大 误差/%
1	301	309.7	2.89	80	16.25
2	321	329.89	2.77	100	3.04
3	335	332.54	0.73	100	8.78
4	338	343.63	1.67	100	2.33
5	404	392.23	2.91	90	16.14
6	412	415.61	0.88	95	12.97
7	440	425.92	3.20	100	8.21
8	524	500.25	4.53	95	13.49
9	1061	1040	1.98	100	3.19
10	1093	1039.1	4.93	100	8.47
11	1149	1088	5.31	75	17.55

但求平均后得到的最终预测值相对误差小于 1%，说明实验中随机误差的影响可通过求平均的方式大大减小。2~4 号, 6~7 号和 9 号的预测准确率高于其他试件, 这是因为进行模型训练的试件中包含了较多与待测试件屈服强度值相近的试件, 且待测试件的屈服强度值介于用于训练的试件的屈服强度范围内。这说明神经网络模型更能在训练试件的屈服强度范围内反映信号特征与屈服强度之间的映射关系, 当测试试件的屈服强度在训练试件集屈服强度范围内时, 其预测结果的精度大大提高。整体上, 提出的参数预测方法可以对铁磁性试件的屈服强度参数进行较为准确、高效的预测, 并且不需要通过拉伸实验来破坏试件, 减少了物料浪费, 这为冷轧带钢屈服强度检测转向无损方式提供了一定的参考。

5 结 论

通过提取脉冲涡流时域和频域特征, 进而训练 BP 神经网络模型, 可以实现对冷轧带钢屈服强度参数的预测, 预测误差均在 6% 以下, 达到了预期目标, 符合工业生产对检测精度的要求。这印证了脉冲涡流技术对于冷轧带钢屈服强度检测的有效性, 解决了单种电磁方法难以对屈服强度进行准确预测的问题, 为冷轧带钢屈服强度无损检测提供了一种新的思路, 为脉冲涡流技术在材料机械性能检测方面的应用提供了借鉴。

基于脉冲涡流技术对冷轧带钢屈服强度进行检测作为一种无损检测方法, 具有较高的准确率, 同时, 避免了拉伸实验造成的物料浪费, 可以大大降低冷轧带钢屈服强度检测的成本, 提高检测效率, 具有很好的应用前景。

后续工作将会围绕提高屈服强度检测精度开展, 主要包括以下 3 点:

- 1) 结合脉冲涡流信号的特点, 进行时频域的特征提取, 并进一步对比分析;
- 2) 进行 BP 神经网络模型的优化方法研究, 提高模型

的准确性和计算效率, 从而提高检测效率;

3) 结合其他先进电磁无损检测技术, 把巴克豪森、EMAT 等方法同脉冲涡流技术结合起来, 共同进行屈服强度的预测, 提高检测的准确性。

参考文献

- [1] 周德强, 田贵云, 尤丽华, 等. 基于频谱分析的脉冲涡流缺陷检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(9): 1948-1953.
- [2] LI J, WU X, ZHANG Q, et al. Pulsed eddy current testing of ferromagnetic specimen based on variable pulse width excitation[J]. NDT & E International, 2015, 69(69): 28-34.
- [3] 武新军, 张卿, 沈功田. 脉冲涡流无损检测技术综述[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8): 1698-1712.
- [4] 陈骁. 基于脉冲涡流技术的多层导电结构内层缺陷检测研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2015.
- [5] 周海婷, 厚康, 潘红良, 等. 基于有限元仿真电涡流传感器的结构优化[J]. 电子测量技术, 2016, 39(7): 15-19.
- [6] LIU X CH, SHANG W L, HE C F, et al. Simultaneous quantitative prediction of tensile stress, surface hardness and case depth in medium carbon steel rods based on multifunctional magnetic testing techniques[J]. Measurements, 2018(128): 445-463.
- [7] 朱红运, 王长龙, 江涛, 等. 激励电流对脉冲涡流检测的影响研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(1): 1-8.
- [8] TIAN G Y, HE Y, ADEWALE I, et al. Research on spectral response of pulsed eddy current and NDE applications[J]. Sensors and Actuators A Physical, 2013, 189(2): 313-320.
- [9] 周德强, 左晓芳, 尤丽华, 等. 脉冲涡流铁磁性材料缺陷检测系统设计[J]. 传感器与微系统, 2012, 31(10): 121-124.
- [10] XU Z Y, WU X J, HUANG C, et al. Analysis of excitation current parameters in pulsed eddy current testing for ferromagnetic metallic materials [J]. International J Application Electromagn, 2012, 39: 213-219.
- [11] YU Y, YAN Y, WANG F, et al. An approach to reduce lift-off noise in pulsed eddy current nondestructive technology[J]. NDT & E International, 2014, 63: 1-6.
- [12] 张斌强. 脉冲涡流检测系统的设计与研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
- [13] HE Y, TIAN G, ZHANG H, et al. Steel corrosion characterization using pulsed eddy current systems[J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(6): 2113-2120.
- [14] 高军哲, 潘孟春, 张琦, 等. 基于调频激励和细化谱分析的多频涡流检测技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2011,

32(11):2628-2634.

[15] LIU B, HUANG P, ZENG X, et al. Hidden defect recognition based on the improved ensemble empirical decomposition method and pulsed eddy current testing[J]. NDT & E International, 2017, 86(Complete): 175-185.

[16] FAN M, CAO B, SUNNY A I, et al. Pulsed eddy current thickness measurement using phase features

immune to liftoff effect[J]. NDT & E International, 2017, 86(Complete):123-131.

作者简介

李开宇,副教授,主要研究方向为计算机测控技术、电磁无损检测等。

高雯娟(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为电磁无损检测。

E-mail:gwj8586@163.com

Pickering 公司发布新款 256 节点双刀 PXI 开关矩阵

带有全面的继电器自检检测功能

英国 Pickering 公司于近日发布了新款高密度双刀 PXI 开关矩阵,可提供比同类竞争产品更高的性能。40-580 (32x8) 系列和 40-583 (64x4) 系列两款矩阵均可被 Pickering 的继电器检测工具(BIRST and eBIRST)所支持,可为临近寿命终点的继电器或因超性能规范进行热切换而受损的继电器提供准确且全面的诊断。



这两款新矩阵均具有 256 个双刀节点,采用镀金触点的电磁继电器,可进行冷热两种切换,切换电压最高 300VDC/250VAC,功率最高 60 W,电流最大 2 A。自带集成的 BIRST 自检检测功能硬件,可快速简便地查找模块内的继电器故障。无需其他测试装置,只需断开前面板连接器,然后启动 BIRST 应用程序,该检测工具便会开始运行诊断测试,将故障继电器全部找出。另外, Pickering 的外部检测工具 eBIRST 可以额外地测试前面板连接,并且通过图形输出显示所有的故障继电器,使得故障查找更为简便。

英国 Pickering 公司的技术产品专家 Bob Stasonis 对新产品作了进一步说明:“这些新款矩阵开关可用于的一

些典型功能性测试应用包括汽车、航空航天、铁路轨道、工业自动化方面的自动测试设备(ATE)信号路由以及数据采集系统。信号连接方面则使用 78 针 D 型或 160 针 DIN 连接器,可在我们类型丰富的线缆与连接器配件库中查找。”

这两款单槽的 3U 矩阵模块可用于任何 PXI 机箱或 PXIe 混合机箱中,还可以用于 Pickering 的 LXI 以及 LXI/USB 机箱中。另外还提供综合全面的驱动程序,可支持的编程语言种类非常丰富。这两款新型号的矩阵对 Pickering 公司原有的 40-582(16×16) 系列矩阵进行了补充,并且均带有标准的 3 年质保服务。

关于 Pickering Interfaces

英国 Pickering 公司为电子测试与验证领域的用户设计并生产模块化信号开关与仿真类产品。我们提供目前业内种类最全的基于 PXI、LXI 和 PCI 总线的信号开关和仿真类的产品。同时为了更好的支持我们的模块化产品, Pickering 公司全线提供配套的线缆和连接器解决方案,诊断测试工具包,同时拥有自己的软件团队实现并支持应用软件及驱动程序的开发。

Pickering 公司的产品被应用于世界各地的测试系统中,因产品的高可靠性和高性价比而获得了广泛赞誉。Pickering 公司的业务遍布世界各地,在中国、美国、英国、德国、瑞典、法国和捷克设有自己的分公司,同时在美洲、欧洲、亚洲的很多国家建立了合作代理经销网络。

目前其产品在电子工业领域得到广泛应用,包括汽车电子、航空航天、国防、能源、工业自动化、通信、医疗和半导体等行业。关于信号开关和信号仿真产品的更多信息请访问官网:www.pickeringtest.com。