

# 基于堆叠自编码器神经网络的复合电磁检测铁磁性 双层套管腐蚀缺陷分类识别方法

张曦郁<sup>1,2</sup>, 李 勇<sup>1</sup>✉, 闫 贝<sup>1</sup>, 敬好青<sup>1</sup>

(1. 西安交通大学航天航空学院机械结构强度与振动国家重点实验室陕西省无损检测与结构完整性评价工程技术研究中心, 西安, 710049; 2. 西安军代局, 西安, 710043)

**摘要** 铁磁性双层套管长期服役于恶劣的工作环境, 极易出现腐蚀缺陷, 定期为服役中的双层套管进行在线检测十分必要, 而对管壁腐蚀缺陷位置的分类识别是管道定量检测与维修的前提和基础, 实时准确的套管腐蚀缺陷分类识别能力是决定管道在线检测效率的重要因素。针对这一情况, 将脉冲远场涡流和脉冲涡流技术相结合, 提出了基于堆叠自编码器神经网络的分类方法。通过仿真和实验选取合适特征量作为输入层, 实现了内管外壁腐蚀、外管内壁腐蚀和外管外壁腐蚀的分类, 实验整体预判精度可达 97.5%, 结果表明该方法可对双层套管腐蚀缺陷实施高效、高精度分类识别。

**关键词** 亚表面腐蚀缺陷; 分类识别; 铁磁性双层套管; 脉冲远场涡流检测; 脉冲涡流检测; 堆叠自编码器神经网络

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2018.01.013

**中图分类号** TG115.28 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2018)01-0072-07

## Classification of Subsurface Corrosion in Double-casing Pipes via Integrated Electromagnetic Testing with Stacked Auto-encoder Artificial Neural Network

ZHANG Xiyu<sup>1,2</sup>, LI Yong<sup>1</sup>✉, YAN Bei<sup>1</sup>, JING Haoqing<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures, Shaanxi Engineering Research Centre of NDT and Structural Integrity Evaluation, School of Aerospace, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Xi'an Military Representative Bureau, Xi'an 710043, China)

**Abstract:** The in-service Ferromagnetic Double-casing Pipe (FDP) is prone to Subsurface Corrosion (SSC) in the rigorous environments. It is necessary to evaluate SSC periodically. On the premise of defect classification in quantitative evaluation and maintenance, the real-time classification of SSC is of great importance. In light of this, this paper proposes a stacked Auto-Encoder Artificial Neural Network (SAE-ANN) classification method for classification of SSC in FDP in conjunction with Pulsed Remote Field Eddy Current (PRFEC) and Pulsed Eddy Current (PEC). By choosing appropriate eigenvalue as the input layer, 3 SSC scenarios (corrosion on external surfaces of inner and outer casing pipes; corrosion on the internal sur-

**收稿日期:** 2017-07-13

**基金项目:** 国家自然科学基金(51477127; E070104)

**作者简介:** 张曦郁(1989—), 男, 陕西咸阳市人, 硕士生, 主要从事电磁无损检测研究. E-mail: zhangxy81@stu.xjtu.edu.cn

**通信作者:** 李 勇(1978—), 男, 河北邯郸人, 博士, 副教授, 主要从事结构完整性、装备安全理论与技术研究. E-mail: yong.li@mail.xjtu.edu.cn

**引用格式:** 张曦郁, 李勇, 闫贝, 等. 基于堆叠自编码器神经网络的复合电磁检测铁磁性双层套管腐蚀缺陷分类识别方法 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(1): 72-78. ZHANG Xiyu, LI Yong, YAN Bei, et al. Classification of Subsurface Corrosion in Double-casing Pipes via Integrated Electromagnetic Testing with Stacked Auto-encoder Artificial Neural Network [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(1): 72-78.

face of the outer casing pipe) can be identified. The accuracy can reach 97.5% and the result shows that the proposed method is capable of identifying the localized SCC without much loss in accuracy.

**Key words:** subsurface corrosion; defect classification; ferromagnetic double-casing pipe; pulsed remote field eddy current; pulsed eddy current; stacked auto-encoder artificial neural network

铁磁性双层套管作为许多大型机械设备的常用零部件,长期服役于恶劣的工作环境,管壁极易出现腐蚀性缺陷,导致设备存在安全隐患<sup>[1-2]</sup>,直接影响其运行可靠性和安全性。为了规避风险,对服役管道定期进行在线无损评估显得尤为重要。作为在线检测的重要环节,缺陷位置的分类识别是腐蚀缺陷定量评估的前提和基础,实时高效的实现缺陷分类有助于提高管道在线检测的精度和效率。

与脉冲涡流检测相比,传统涡流检测方法受集肤效应和功耗损失较大等因素影响,不适用于铁磁性管道的检测<sup>[3-5]</sup>。脉冲涡流检测(Pulsed Eddy Current, PEC)和脉冲远场涡流检测(Pulsed Remote Field Eddy Current, PRFEC)作为新兴电磁无损检测技术,激励信号具有丰富的频谱信息,特别是 PRFEC 在对铁磁性管道检测具有检测精度高、检测深度大等优势<sup>[6-8]</sup>,杨宾峰等人提出“频谱分离点”的概念实现平板缺陷分类和定量检测<sup>[9]</sup>,喻星星等人基于 PRFEC 技术对双层钢管横向裂纹的变化情况进行了分析<sup>[10]</sup>。神经网络作为具有良好非线性映射能力的系统,常被用于各类信号处理中,曾臻等人利用 BP 神经网络实现了晶圆缺陷分类识别<sup>[11]</sup>,樊建平基于 BP 神经网络利用频谱分析法对平板缺陷超声信号进行了分类研究<sup>[12]</sup>,在管道缺陷分类方面,刘相彪和易方等人分别利用 BP 神经网络和模糊识别等手段对管道缺陷进行识别,不过准确率相对较低<sup>[14-15]</sup>。本文尝试结合 PEC 和 PRFEC 检测方法,采用单激励双检测的复合电磁检测技术,针对铁磁性双层套管管壁局部腐蚀缺陷,结合多种测信号特征分析,通过堆叠自编码器神经网络实现对管壁 3 种缺陷的分类识别。

## 1 堆叠自编码器神经网络

### 1.1 人工神经网络

人工神经网络是模拟人脑加工、存储和处理信息机制而提出的一种信息处理技术。从本质上讲,实现的是一种从输入到输出的映射关系,其输出值由输入样本、神经元间的连接权值以及传递函数所决定。神经网络基本结构包含输入层、隐含层和输出层<sup>[11]</sup>。通过训练和学习过程来修改隐含层网络连接权值,神经网络就可以完成所需的“输入-输出”

映射。由于其具有良好的非线性映射能力、自学习功能及高效数据处理能力等,因此常被用于在各类信号处理。

### 1.2 堆叠自编码器

自编码器指一个试图还原其原始输入的系统,原理见如图 1,它由编码器和解码器 2 部分组成,本质上为了实现  $x \rightarrow h \rightarrow \tilde{x}$ 。在信号编码映射过程中,过程编码  $h$  包含大量原始输入  $x$  的有效信息,也是重点关注的数据。

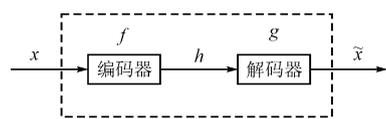


图 1 自编码器原理图

Fig. 1 The principle of auto-encoder

堆叠自编码器是指采用前一层自编码器过程编码  $h$  作为后一层自编码器原始输入,训练一个新的自编码器,在多次迭代学习的过程中,通过改变编码器  $f$  的约束,实现对原始输入  $x$  的数据逐层深度训练,原理见图 2。

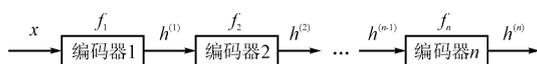


图 2 堆叠自编码器原理图

Fig. 2 The principle of stacked auto-encoder

### 1.3 堆叠自编码器神经网络

本文所采用堆叠自编码器神经网络是以检测信号部分特征值样本作为输入层,以训练好的自编码器堆叠在一起形成隐含层,以 Softmax 分类器作为输出层,其结构见图 3。

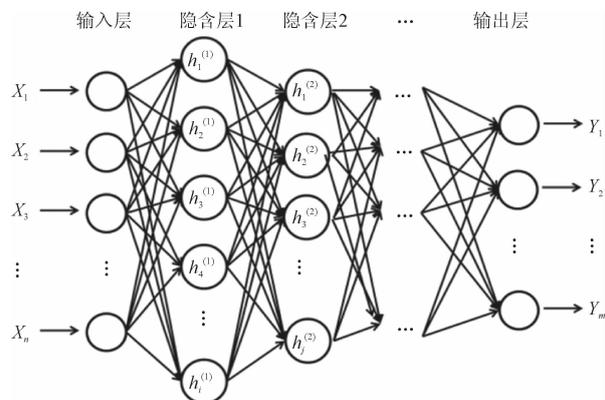


图 3 堆叠自编码器神经网络结构图

Fig. 3 The structure of stacked auto-encoder artificial neural network

网络模型训练第一个自编码器时,学习得到原始输入的一阶特征  $h_k^{(1)}$ ,再输入第二个自编码器,学习得到二阶特征  $h_k^{(2)}$ ,如此反复迭代,最终输入分类器中,训练得到 1 个能将多阶特征映射到数字标签的神经网络模型。

## 2 仿真研究

由于所涉及缺陷为局部腐蚀缺陷,故采用有限元方法进行仿真建模,图 4 为模型示意图,其中,检测探头为复合探头,包括与被测套管同轴放置的激励线圈、磁芯和贴近套管内壁且分别与激励线圈相距一定距离放置的 2 个磁场传感器组成。

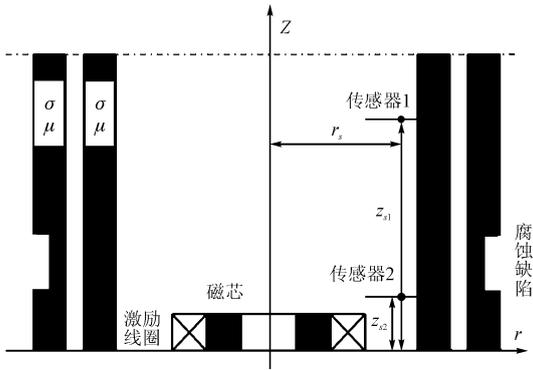


图 4 二维轴对称仿真模型

Fig. 4 2D axi-symmetric simulation model

模型参数见表 1,激励脉冲信号周期 30 ms, 占空比 33%。分别在内管外壁(Corrosion on external surface of inner casing pipe, CEI)、外管内壁(Corrosion on the internal surface of the outer casing pipe, CIO)和外管外壁(Corrosion on external surface of outer casing pipe, CEO) 3 处设置管壁全周局部腐蚀缺陷。设置 2 个传感器分别采集 PRFEC 和 PEC 检测信号,其中传感器 1 为 PRFEC 检测点,距离激励线圈约 2 倍外管内径处,位置坐标  $Z_{s1} = 90$  mm、 $r_{s1} = 15$  mm,传感器 2 为 PEC 检测点,位置坐标  $Z_{s2} = 12$  mm、 $r_{s2} = 15$  mm。

表 1 仿真模型参数

Tab. 1 Dimension of simulation model

	内管	外管	激励线圈	磁芯
内径/mm	34	42	16	8
外径/mm	40	48	22	16
高度/mm	1 000	1 000	15	15
电导率/(MS · m <sup>-1</sup> )	3.5	3.5	/	/
相对磁导率	150	150	1	1 000
匝数	/	/	800	/

### 2.1 样条插值获取样本可行性分析

典型的 PRFEC 和 PEC 检测信号见图 5。

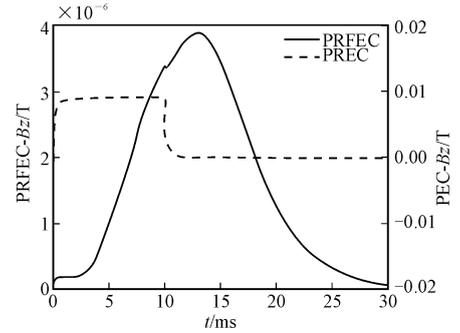


图 5 PRFEC 和 PEC 检测信号

Fig. 5 PRFEC and PEC response

神经网络的训练和测试需要大量样本,仅通过仿真获取训练样本会导致工作量极大,且在实际工程实践中不切实际。现对已获取到的检测信号采用三次样条插值,图 6 是缺陷宽度为 10 mm 时内管外壁(CEI)不同深度缺陷对应的 PRFEC 和 PEC 检测信号三次样条插值三维图,从图中可以看出,检测信号曲线变化光滑平缓。将插值信号与仿真信号作对比,图 8 为深×宽:0.8 mm×10 mm 缺陷仿真信号和插值信号对比图,从图中可以看出通过插值得到的缺陷响应信号与仿真信号误差极小,PRFEC 相对误差最大值约为真实信号的 0.052% 左右,PEC 相对误差最大值约为真实信号的 0.37%,因此可以通过三次样条插值的方法获得大量的训练数据样本。

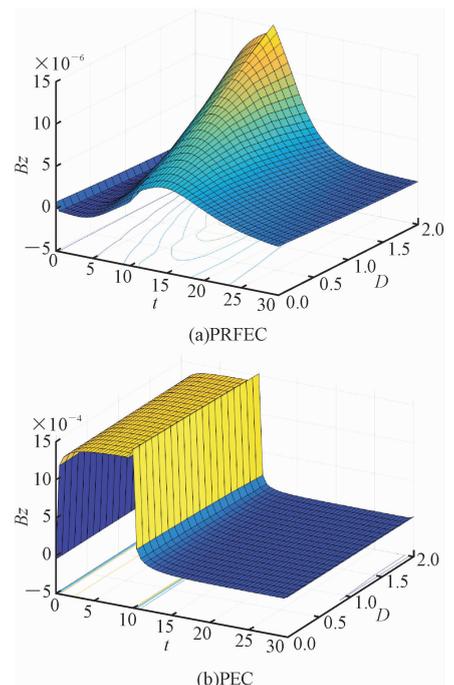


图 6 2 种检测信号样条插值图

Fig. 6 The figure of cubic spline interpolation of PRFEC and PEC response

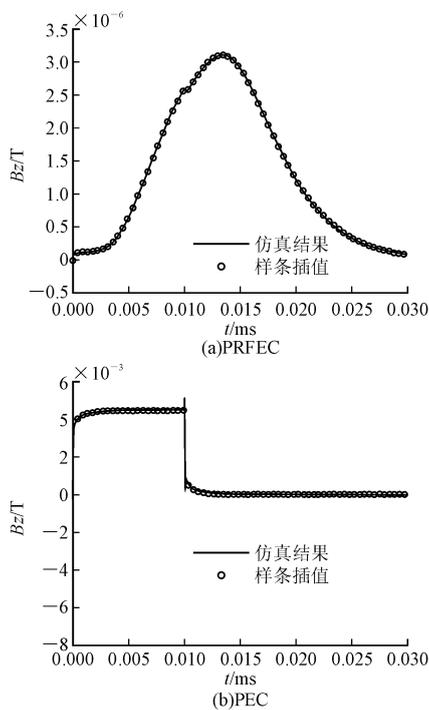


图 7 仿真信号与插值信号对比图

Fig. 7 The comparison of simulation and interpolation signal

### 2.2 信号特征量的选取

神经网络预测的精度很大程度上取决于输入层的形式,理想的输入形式是数据点少且包含较多的检测信息<sup>[13-14]</sup>。PRFEC 检测信号中包含大量的管壁信息,首先提取最常用特征量:峰值(Peak Value, PV)、峰值时间(Peak Time, PT)和信号面积  $S_1$ ,其次将 PRFEC 信号取对数见图 8 所示,并提取信号后半段下降区域线性拟合斜率  $K_1$ ;针对 PEC 检测信号,首先提取信号面积  $S_2$ ,而 PEC 信号后半段包含大量铁磁性材料信息,将信号取对数提取信号后半段下降区域拟合斜率  $K_2$ 。

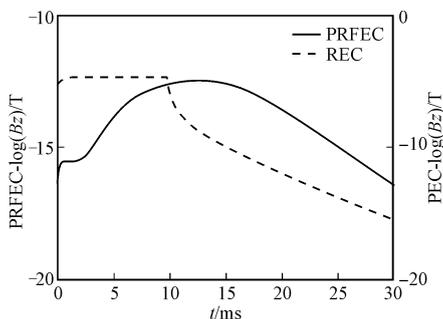


图 8 检测信号取对数

Fig. 8 Response took the logarithm

将以上选取的 6 个特征量分别与其相对应的缺陷深度进行拟合,得到关联曲线图 9~10。观察图形可知,选取的 6 个特征量都与缺陷深度  $D$  有着较好的线性关系,说明这些特征量都能一定程度上反映缺陷情况,包含大量管壁缺陷信息,可以作为样本进行神经网络训练。

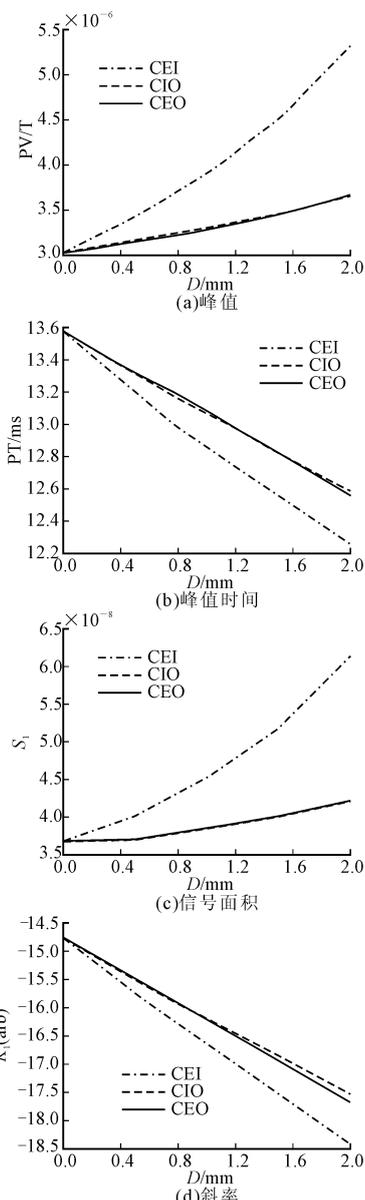


图 9 PRFEC 特征量关联曲线

Fig. 9 Correlation of thickness loss with PRFEC eigenvalue

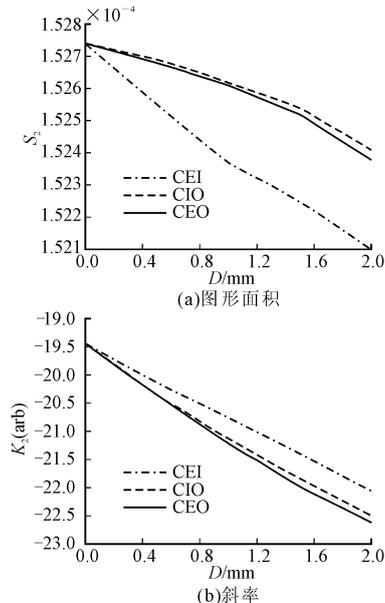


图 10 PEC 检测信号提取特征量关联曲线

Fig. 10 Correlation of thickness loss with PEC eigenvalue

### 2.3 训练神经网络并测试

仿真设置缺陷类型为 CEI、CIO 和 CEO 3 种, 设置缺陷宽度  $W$  范围是 10~50 mm, 每隔 5 mm 取 1 种缺陷, 设置缺陷深度  $D$  范围是 0~2 mm, 采用 3 次样条插值方法在每种缺陷宽度下获取 40 个缺陷深度检测信号样本, 综上获得共计  $3 \times 9 \times 40 = 1\ 080$  组检测信号。分别提取每组 PRFEC 和 PEC 信号的特征量并归一化处理, 生成训练数据样本矩阵  $A_{Train}$ , 取其中 980 组作为训练数据, 取剩余 100 组作为测试数据。利用 matlab 建立神经网络, 在不损失精度的前提下尽可能的提高测试效率, 综合比较后选择两层自编码器进行堆叠作为隐含层, 各层神经元数分别为 10 和 5。将样本矩阵输入神经网络, 生成测试结果见图 11, 表格中的“1、2、3”分别代表 CEI、CIO 和 CEO 缺陷, 训练测试计算耗时大约为 10 s。

Output Class	Target Class			
	1	2	3	
1	31 31.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	2 2.0%	34 34.0%	2 2.0%	89.5% 10.5%
3	0 0.0%	0 0.0%	31 31.0%	100% 0.5%
	93.9 6.1%	100% 0.0%	93.9% 6.1%	96.0% 4.0%

图 11 仿真测试结果

Fig. 11 Test result of simulation

图 11 表格中的“行”代表神经网络识别各类缺陷的判定数量,“列”代表测试样本各类缺陷实际数量, 测试结果显示:

1) CEI 缺陷 33 个, 其中 31 个判定正确, 2 个错判为 CIO 缺陷;

2) CIO 缺陷 34 个, 全部判定正确;

3) CEO 缺陷 33 个, 其中 31 个判定正确, 2 个错判为 CIO 缺陷。

100 个缺陷有 4 个发生误判, 整体预判精度 96%。造成误判的原因是由于训练样本是在有限的仿真信号基础上通过样条插值方法获取, 在 3 种缺陷的深度都较小时, 各检测信号十分相近, 在神经网络进行判定时就有可能造成误判。

## 3 实验研究

为了进一步验证仿真结果, 搭建检测实验平台,

见图 12。该平台由信号发生器产生激励方波信号, 经过功率放大器放大后施加于复合检测探头的激励线圈, 实验采用隧道磁电阻 (Tunnel Magneto Resistance, TMR) 传感器拾取检测信号, 系统中 PRFEC(传感器 1)和 PEC(传感器 2)2 个传感器拾取检测信号后经过信号放大器和滤波器处理, 由数据采集卡采集与转化, 并输入至 PC 端, 通过 Labview 程序实现检测信号的提取和显示。

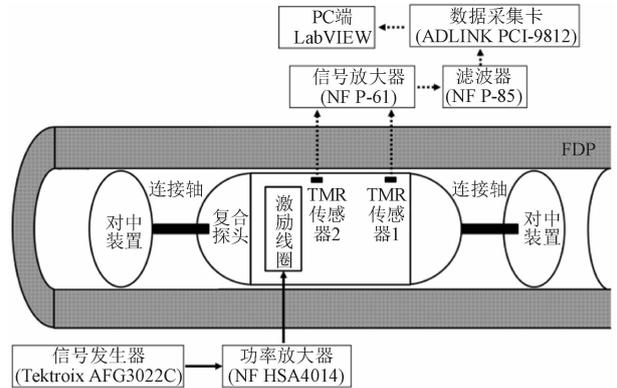


图 12 实验系统示意图

Fig. 12 Schematic illustration of experimental system

实验选用试件为铁磁性无缝钢管, 管道长度为 500 mm, 试件内、外径和探头具体参数与仿真模型相同。加工试件缺陷分别位于管壁 CEI、CIO 和 CEO, 其中 CEI 和 CEO 缺陷宽度各有 10 mm、30 mm 和 50 mm, 由于试件实际加工存在困难, CIO 缺陷加工宽度分为 10 mm 和 30 mm, 在每种缺陷宽度下加工试件缺陷深度 0.5 mm、1 mm 和 1.5 mm, 分别采集每个缺陷的 PRFEC 和 PEC 检测信号。

实验数据处理方法与仿真相同, 在每种缺陷宽度下通过 3 次样条插值各获得检测信号 30 组, 对每组信号提取特征量并归一化处理, 最终获取样本共计 240 组。选取 200 组进行神经网络训练, 取剩余 40 组进行测试, 训练测试耗时大约为 6 s, 测试结果见图 13, 测试结果显示:

Output Class	Target Class			
	1	2	3	
1	11 27.5%	0 0.0%	1 2.5%	91.7% 8.3%
2	0 0.0%	11 27.5%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	17 42.5%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	94.4% 5.6%	97.5% 2.5%

图 13 实验测试结果

Fig. 13 Test result of experiment

- 1)CEI 缺陷 11 个,全部判定正确;
- 2)CIO 缺陷 11 个,全部判定正确;
- 3)CEO 缺陷 18 个,其中 17 个判定正确,1 个错判为 CEI 缺陷。

40 个缺陷整体判定准确率达 97.5%。实验操作过程存在噪声影响,会使样条插值信号存在一定误差进而可能导致误判。实验整体预判精度达到 97.5%,结果表明该方法可以实现铁磁性套管管壁缺陷的分类识别。

## 4 结语

本文将 PRFEC 和 PEC 2 种技术相结合,设计并制作了复合探头,针对铁磁性双层套管管壁局部腐蚀缺陷,利用堆叠自编码器神经网络实现了缺陷的分类识别。在数据处理过程中通过三次样条插值获取样本,提取峰值等特征量进行迭代训练,通过仿真和实验测试结果表明,该方法可以实现管壁缺陷的分类识别,为双层套管腐蚀缺陷定量评估提供有效支撑。

### 参考文献(References):

- [1] LI Y, CHEN Z M, QI Y. Generalized Analytical Expressions of Liftoff Intersection in PEC and a Liftoff-Intersection-Based Fast Inverse Model [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2011, 47 ( 10 ): 2931-2934.
- [2] 周德强,田贵云,王海涛,等. 脉冲涡流无损检测技术的研究进展 [J]. 无损检测, 2011,33(10): 25-29, 35.  
ZHOU D Q, TIAN G Y, WANG H T, et al. The Recent Developments of Pulsed Eddy Current Nondestructive Testing Technology [J]. Nondestructive Testing, 2011, 33(10): 25-29, 35. (in Chinese)
- [3] 曹海霞,王畅,杨宾峰,等. 脉冲涡流无损检测提离效应研究 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2011, 12(3): 45-49.  
CAO H X, WANG C, YANG B F et al. Study of Lift-Off Effects for Pulsed Eddy Current Nondestructive Testing Technique [J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2011, 12(3): 45-49. (in Chinese)
- [4] LI Y, YAN B LI D, et al. Pulse-modulation Eddy Current Inspection of Subsurface Corrosion in Conductive Structures [J]. NDT&E International 2016 (79): 142-149.
- [5] 杨宾峰,张辉,赵玉丰,等. 基于新型脉冲涡流传感器的裂纹缺陷定量检测技术 [J]. 空军工程大学学报

(自然科学版), 2014, 12(1): 73-77.

YANG B F, ZHANG H, ZHAO Y F, et al. Quantification of Crack Defect Using a New Pulsed Eddy Current [J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2014, 12(1): 73-77. (in Chinese)

- [6] LI Y, LI D, YAN B, et al. Magnetic Field Measurement-Based PRFEC for Detection and Classification of Subsurface Corrosion [C]// Electromagnetic Nondestructive Evaluation (XIX) of "Studies in Applied Electromagnetics and Mechanics" for The 20th International Workshop on Electromagnetic Nondestructive Evaluation, 2016: 77-85.
- [7] LI Y, LIU X B, QI Y, et al. Efficient Analytical Modelling for Pulsed Remote Field Eddy Current Evaluation of Stratified Tubular Structures [C]// Nondestructive Evaluation/Testing: New Technology & Application (FENDT), 2013 Far East Forum on IEEE, Jinan, China; IEEE, 2013: 18-22.
- [8] 刘相彪,李勇,陈振茂,等. 基于磁场测量的脉冲远场涡流检测双层套管仿真研究 [J]. 无损检测, 2013, 35(10): 48-52.  
LIU X B, LI Y, CHEN Z M, et al. Investigation of Pulsed Remote Field Eddy Current Evaluation of Double-Casing Pipeline Based on Magnetic Field Measurement [J]. Nondestructive Testing, 2013, 35 (10): 48-52. (in Chinese)
- [9] 杨宾峰,张辉,荆毅飞,等. 基于脉冲激励的远场涡流检测机理及缺陷定量评估技术 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2013,14(6): 45-49.  
YANG B F, ZHANG H, JING Y F, et al. Inspection Principle and Defect Quantitative Estimation of Pulsed Remote Field Eddy Current Technique [J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2013, 14(6): 45-49. (in Chinese)
- [10] 喻星星,付跃文,徐进军,等. 脉冲远场涡流检测双层钢管横向裂缝仿真研究 [J]. 南昌航空大学学报:自然科学版, 2014, 8(2): 86-91.  
YU X X, FU Y W, XU J J, et al. Simulation of Transverse Crack Detection in Double-layered Steel Tube Using Pulsed Remote Field Eddy Current Method [J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Science Edition), 2014, 28(2): 86-91. (in Chinese)
- [11] 曾臻,戴曙光,穆平安. 基于神经网络的晶圆缺陷分类系统 [C]//工业仪表与自动化学术会议. 上海, 2007: 364-369.  
ZENG Z, DAI S G, MU P A. The Wafer Defects Classification System on ANN [C]// IAC. Shanghai, China, 2007: 364-369. (in Chinese)
- [12] 杨录,樊建平,张艳花. 一种于 EMD 信分类方法

