

基于概率神经网络的钛钢爆炸复合棒材拉剪性能分类

刘云轩, 吴伟, 陈曦, 廖翔

(南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室, 南昌, 330063)

摘要: 研究基于超声信号的机器学习方法在钛钢爆炸复合棒材拉剪性能分类中应用。提出基于超声信号特征值的概率神经网络(Probabilistic neural network, PNN)评估分类方法, 首先获取120组工件样本的水浸超声检测全序列A扫信号, 对该信号进行时域分析和改进的协方差功率谱密度估计, 得到钛钢上结合层深度、上复合层的反射频率、频谱能量、下复合层的反射频率、频谱能量以及下表面二次反射波衰减等6种特征值作为PNN输入; 然后进行拉伸试验得到拉剪强度值作为PNN输出; 最后以96个样本特征信号和拉剪强度值建立分类训练模型, 其余24个样本超声特征信号作为测试集, 对这些样本的拉剪强度值进行分类预测。实验结果表明, 连续24次预测准确率为94.35%。本文研究为实现钛钢爆炸复合棒材拉剪性能快速、全覆盖检验找到新思路。

关键词: 爆炸复合棒材; 水浸超声; 概率神经网络; 拉剪强度

中图分类号: TG44⁺7 **文献标志码:** A

Tensile and Shear Properties Classification of Titanium Steel Explosive Composite Bar Based on Probabilistic Neural Network

LIU Yunxuan, WU Wei, CHEN Xi, LIAO Xiang

(Key Laboratory of Non-destructive Testing Technology, Nanchang Hangkong University, Nanchang, 330063, China)

Abstract: The application of machine learning method based on ultrasonic signals in tensile and shear performance evaluation of titanium steel explosive composite bars is studied. This paper proposes a probabilistic neural network (PNN) evaluation and classification method based on the eigenvalues of ultrasound signals. Firstly, 120 samples of workpiece are taken as the object to obtain the full sequence A-scan signals of water immersion ultrasonic testing. The signals are analyzed in time domain and improved covariance power spectral density estimation. Six characteristic values are used as PNN input: depth of the composite layer, reflection frequency of the upper composite layer, spectral energy, reflection frequency of the lower composite layer, spectral energy, and attenuation of the secondary reflected wave on the lower surface. Then, a tensile test is performed on the workpiece sample to obtain the tensile and shear strength values as the PNN output. Finally, a classification training model is established based on 96 sample characteristic signals and tensile and shear strength values. The remaining 24 samples are used as the test set, and the tensile and shear strength values of these samples are classified and predicted. Experimental results show that the accuracy rate of 24 consecutive predictions is 94.35%. This article finds new ideas for the fast and full

coverage evaluation of the tensile and shear properties of titanium steel explosive composite bars.

Key words: explosive composite bar; water immersion ultrasound; probabilistic neural network; tensile strength

引言

爆炸复合是以炸药产生的能量为动力,在爆炸瞬间推动两种金属或多种金属产生高速碰撞,使金属间结合面处焊接在一起的工艺。从产品外观上来区分有板材、棒材、管材等3种形式,其中棒材复合工艺示意和实际产品如图1所示。复合金属间界面由直接结合区、熔化层和漩涡组成,爆炸过程中存在原子扩散,结合区发生了严重的塑性变形并伴有加工硬化,结合面呈波纹状结构,可以提高金属层间结合强度。

棒材爆炸复合工艺质量评定重要参数之一是复合后的力学性能,国家军用标准 GJB3797A—2015《卫星用钛-不锈钢爆炸复合过渡接头棒规范》规定了棒材的拉剪强度、疲劳性能等技术指标,按相关金属材料拉伸标准在万能拉力机上试验^[1]。这种测试属破坏性抽检,需要从一批产品中抽取样品加工成试件才能完成,测试周期长且不能实现全覆盖检验。

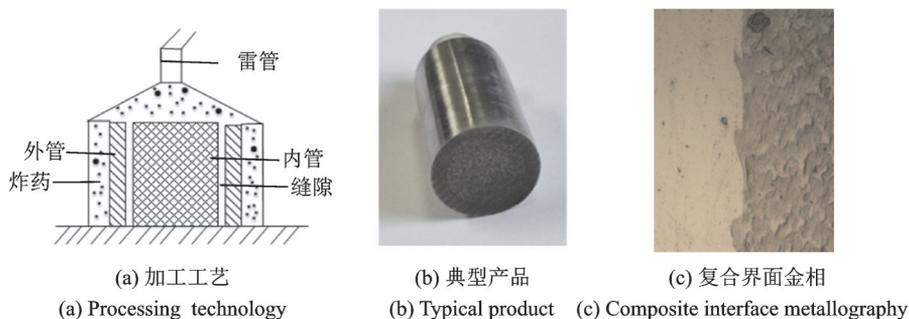


图1 爆炸复合棒材

Fig.1 Explosive composite bar

为实现产品全面质量控制,常用超声无损检测方法评价结合层形态来评价复合质量。国内在超声回波信号表征复合面结合层形态方面做了大量研究,早在20世纪80年代,文献[2]研究了超声波纵波直射法探测钛-钢爆炸复合管板内部未结合区方法,文献[3]指出超声波检测异种爆炸复合材料时,回波脉冲的相位和幅值同样重要,文献[4]将小波变换信号处理方法用于爆炸复合板超声检测,文献[5]将超声回波功率谱应用于爆炸焊薄层厚度测量等。这些研究成果表明爆炸复合材料超声检测回波从时域和频域分析上能较好地反映结合层形态。

大量测试数据发现,结合层形态与强度拉剪值之间有很好的相关性:结合面波纹形态良好,拉剪性能越强,反之则越弱,结合面波纹不明显的现象,行业内称之为弱结合。这种对应关系使得用超声信号评估爆炸复合后的力学性能成为可能,文献[6]在钛钢爆炸复合板超声检测信号分析中,用一次底波与复合界面回波比值来判别结合强度。这对于产品全覆盖力学性能检验来说,无疑具有十分重要的应用前景。

然而,超声纵波在爆炸复合棒材中存在多次反射,回波波形相比板材要复杂^[7-8],用单一特征信号显然不足以反映结合层形态,无法用来判别结合强度。本文针对这个问题,抽取若干样本采集全序列水浸超声A扫数据,从时域提取结合层厚度,频域解析上下结合层信号反射频率和能量,下界面底波衰减

等6种特征值作为输入,再将实际拉伸后得到的拉剪强度值作为输出建立分类训练模型,提出基于机器学习的概率神经网络算法,实现对未知样本拉剪强度值评估。

1 爆炸复合棒材质量评定

1.1 爆炸焊复合棒材拉剪性能测试

拉剪强度测试是以产品的标准试样,通过相应的试验装置,使平行于试验力方向的基材与复材的结合面承受拉伸力直至分离,以测定其强度。GJB3797A—2015标准中,某钛钢低压接头棒材复合产品(芯部为钢,外部为钛,钛直径 D_1 为18.0 mm,整个外径 D_2 为25.0 mm)如图2(a)所示。

按GB/T 228.1—2010《金属材料拉伸试验第1部分:室温试验方法》对工件测试,按式(1)计算拉剪强度。

$$\sigma_{br} = \frac{G}{A\pi L} \quad (1)$$

式中: σ_{br} 为拉剪强度; G 为试样破断最大力; A 为结合界面长度,取为4 mm; π 取3.14; L 为测试直径,即芯部钛直径,图2(a)中试样取18 mm。

按图2(a)中试样尺寸,要求拉剪强度大于256 MPa,折算拉伸力约57.8 kN以上。实际测试某一试件加载力/变形量如图2(b)所示,破断力为62.5 kN,表明该试样合格。

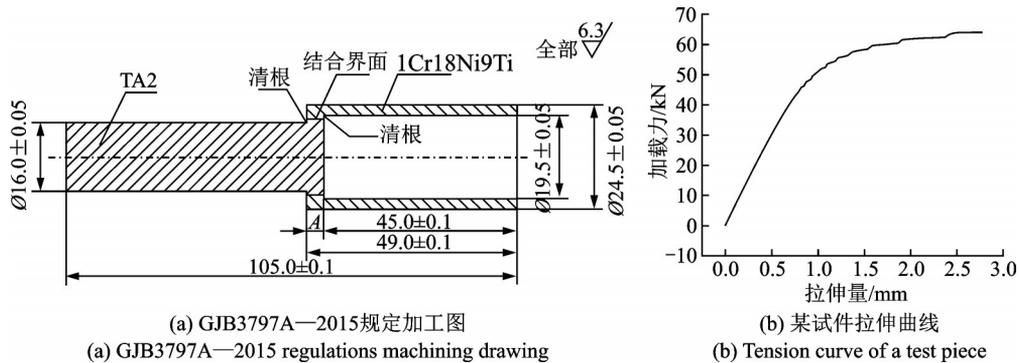


图2 拉剪标准试样

Fig.2 Standard tensile shear specimen

1.2 超声检测及信号分析

做拉剪强度试验之前,对试件做水浸耦合超声检测,工作方式为径向扫查,探头频率10 MHz,超声检测仪为OLYMPUS 5077 PR,数据采集仪型号为PicoScope 3206D,采样频率50 MHz/s。获取的典型全序列A扫时域信号如图3所示,超声波在棒材中传播路径如图4所示。

超声波束在棒材中的传输过程为:探头发出的始波①,经水层到达钛合金上表面,一部分反射出回波③;另一部分折射到达上结合层,反射出回波④;继续到达下结合层后反射出回波⑤;再继续往下传输到钢下表面,反射出一次底波⑥,最后在钢中反射出二次底波⑦,各次回波信号由接收探头依次接收。采集的信号一方面从始波到各个回波在时序上存在时差,另一方面始波频率与回波频率存在偏移,因此对回波信号进行时域和频域分析,可以得到以下6种信号特征:

(1)钛层厚度(单位mm)。即③与④之间时域差,乘以超声在钛合金中的声速(6 100 m/s),图中计算值为2.85 mm。

(2)超声衰减。底面一次底波⑥与二次底波⑦衰减,按式(2)计算。

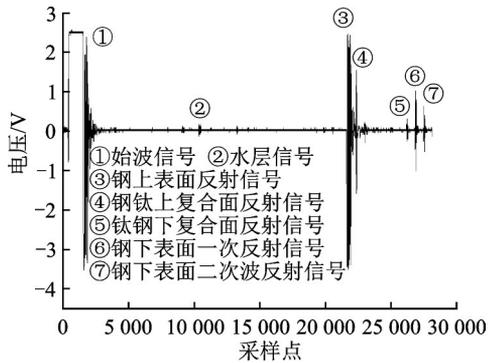


图3 钛钢爆炸复合棒材超声回波

Fig.3 Ultrasonic echo of explosive composite bar of titanium

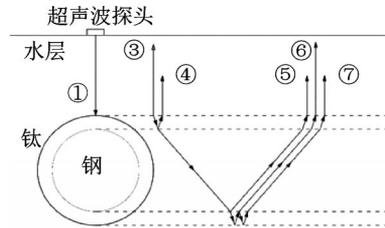


图4 超声波在钛钢爆炸复合棒材中的传播

Fig.4 Propagation of ultrasonic wave in explosive composite bar of titanium steel

$$\alpha = \frac{20 \log \left(\frac{B_1}{B_2} - 6 - \delta \right)}{2x} \quad (2)$$

式中： B_1, B_2 分别为第一、二次底波高度；6为扩散衰减引起的分贝差； δ 为反射损失，约为0.5~1.0 dB； x 为工件厚度。按式(2)， δ 取0.5 dB，计算衰减值为0.017 dB/mm

(3)上结合层④和下结合层⑤频谱分析。作改进的协方差方法进行功率谱密度估计，求得中心频率值和能量值，如图5所示。

超声数字采样频率为50 MHz，映射到标准化角频率为 2π ，由于离散变换频谱的对称性，图中只显示对应角频率 π 部分（即映射实际频率25 MHz），因此求得上结合层④中心频率为8.21 MHz，能量值为-3.022 dB，下结合层⑤中心频率为9.13 MHz，能量值为-16.79 dB。

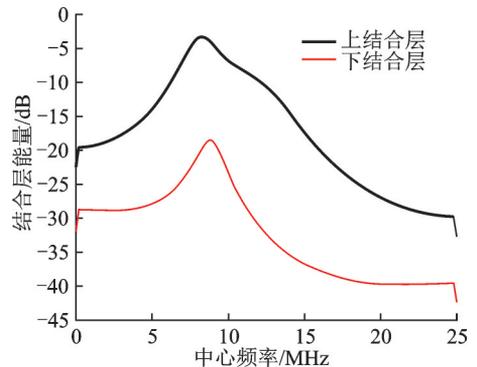


图5 上下结合层频谱图

Fig.5 Spectrum of upper and lower combination layer

2 概率神经网络评估力学性能模型

2.1 概率神经网络

概率神经网络(Probabilistic neural network, PNN),属贝叶斯策略前馈神经网络,融合了密度函数估计和贝叶斯决策理论,主要用于模式分类^[9-11]。其网络结构如图6所示。

第1层为输入层,用于接收来自训练样本值,将数据传递给径向基层,神经元个数与输入向量长度相等。第2层为径向基层,其神经元节点有一个中心,该层接收输入层样本并计算输入向量与中心的距离,最后返回一个标量值,神经元个数与输入训练样本个数相同。第*i*类的第*j*神经元所确定的输入/输出关系由式(3)定义径向基函数。

$$\Phi_{ij}(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{1}{2}} \sigma^d} e^{-\frac{(x-x_{ij})(x-x_{ij})^T}{\sigma^2}} \quad (3)$$

式中： $i=1, 2, \dots, M, M$ 为训练总数； d 为样本空间数据的维数； x_{ij} 为第*i*类样本的第*j*个中心； σ 为平滑因子，直接影响网络性能。

第3层是求和层,把隐含层中属于同一类的神经元输出做加权平均

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^L \Phi_{ij}}{L} \quad (4)$$

式中: v_i 表示第*i*类类别的输出, L 为第*i*类的神经元个数。求和层神经元个数与类别类*M*相同。输出层取求和层中最大的一个作为输出的类别

$$y = \arg \max (v_i) \quad (5)$$

第4层是输出层,通过归一化处理可得到各类的概率估计,在所有输出层神经元中具有最大后验概率密度的神经元输出近似为1,其余神经元趋近于0。

2.2 训练样本

根据概率神经网络原理,把棒材结合层的6个超声特征值作为模型的输入,试样拉剪强度值分为3类作为模型的输出。统计120个测试拉剪强度值分布如图7所示,数据分析结果如表1所示。

按lillietest正态分布拟合度优度测试,在显著性水平为0.05条件下,样本属于正态分布。由于概率神经网络的输出必须是离散值。因此,按剪切强度均值 $\mu \pm \sigma$ 划分成3类,即280 MPa以下,280~320 MPa之间,大于320 MPa,形成包含类型特征信息的数据集,表2为数据集中的样本特征值和定义的输出类别。

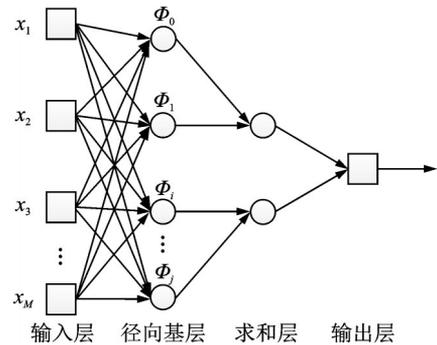


图6 概率神经网络结构图

Fig.6 Structure diagram of probabilistic neural network

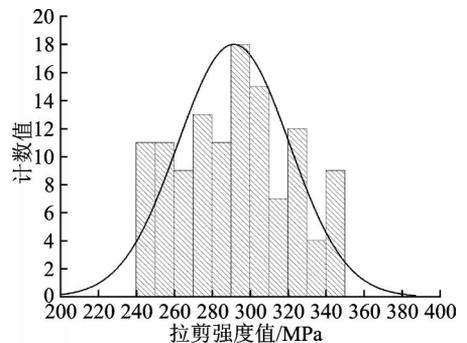


图7 试件剪切值分布

Fig.7 Shear value distribution of test piece

表1 试样训练集拉剪特征值

Table 1 Characteristic value of tensile shear in sample training set

均值 μ /MPa	标准差 σ	最大值/ MPa	最小值/ MPa	中位数/ MPa	变异系数	偏度	峰度
295.87	23.242	345	260	290	0.078 5	0.351	-0.711

2.3 评估算法实现

根据所有120组数据集,按拉剪强度值大小可分为3类,其中第1类样本44个,第2类样本53个,第3类样本23个,按等比抽取原则,各类随机抽取80%样本数(第1类35个,第2类43个,第3类18个)作为训练集共96个,其余24个样本作为测试集,用于验证概率神经算法准确率。

以前述分析的超声6种特征信息作为输入因子,在构建网络时选用不同的训练函数,通过期望值与实际输出的对比,在有限的训练样本下获得最优的神经网络模型。神经网络输入节点为6个,隐藏层为一层,隐藏单元节点为10个,输出节点为3个,即预测样本的分类。在Matlab中应用神经网络工具箱中PNN模型,训练迭代误差分析如图8所示。经40次迭代运算,误差精度达到最佳值。

表2 部分试样训练集超声信号特征值

Table 2 Characteristic value of ultrasonic signal in training set of some samples

样本号	钛层厚度/mm	上结合层 中心频率/ Hz	上结合层 频谱能量/ dB	下结合层 中心频率/ Hz	下结合层频 谱能量/dB	底面一次底 波与二次底 波衰减/ (dB·mm ⁻¹)	拉剪值/ MPa	定义 类别
1	2.94	7.62	11.21	7.03	5.35	0.014 0	261	2
2	2.94	7.62	11.21	7.03	5.26	0.013 0	261	2
3	2.58	7.42	12.54	7.23	5.81	0.015 0	263	2
4	2.58	7.42	12.52	7.23	5.89	0.016 0	263	2
5	2.58	7.42	12.57	7.03	5.88	0.019 0	263	2
6	3.00	7.23	11.21	7.03	3.87	0.020 0	282	2
7	3.00	7.23	11.22	7.03	4.02	0.020 0	282	2
8	3.00	7.23	11.20	7.03	3.89	0.022 5	282	2
9	2.52	7.23	11.20	7.03	2.97	0.012 4	285	2
10	2.52	7.23	11.20	7.03	3.00	0.038 5	285	2
11	3.00	7.23	10.03	6.84	0.90	0.030 2	322	1
12	3.00	7.23	10.05	6.84	0.87	0.030 2	322	1
13	3.00	7.23	10.01	6.84	0.83	0.030 2	340	1
14	3.06	7.23	10.01	6.84	0.61	0.038 6	340	1
15	3.06	7.23	10.09	6.84	0.71	0.049 9	340	1
16	3.06	7.03	7.91	6.64	-3.43	0.062 5	340	3
17	3.06	7.03	7.87	6.64	-3.41	0.065 3	342	3
18	3.06	7.03	8.06	6.64	-3.07	0.060 4	340	3

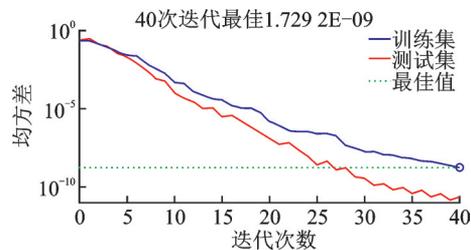


图8 训练结果误差分析

Fig.8 Error analysis of training results

3 评估结果分析

对给定训练集样本进行学习后,得到概率神经网络模型。再将测试集中的24个样本中的6种特征值作为输入进行预测。由于模型输出是3类,对每个测试样本在每种分类上都有概率密度值,共有3个得分,哪个分类得分值大即表示该样本属于哪一类。经计算后模型输出部分预测结果如表3所示,所有120组样本预测分类如图9所示。从图9可以看出,在所有120个样本中,与实际定义不同的错误预分类共有7个(原定义第2类,预测为第3类),与实际定义相同的正确预测分类有117个,准确率为94.35%,表明模型建立合理,分类准确率较高。

表3 部分样本分类预测结果
Table 3 Some sample classification prediction results

样本号	原定义类别	第一类预测概率	第二类预测概率	第三类预测概率	预测分类	分类结果正确性
1	2	1.86E-13	0.999 999 999	1.23E-09	2	正确
2	2	7.98E-13	0.999 999 994	5.67E-09	2	正确
3	2	2.90E-10	1.70E-05	1.00E+00	3	错误
4	2	8.74E-10	5.76E-05	1.00E+00	3	错误
5	2	1.35E-09	8.98E-05	1.00E+00	3	错误
6	2	1.34E-05	0.999 986 606	2.57E-16	2	正确
7	2	8.02E-06	0.999 991 976	1.61E-15	2	正确
8	2	2.09E-07	0.999 999 791	2.41E-15	2	正确
9	2	5.95E-07	0.999 999 324	8.09E-08	2	正确
10	2	6.33E-07	0.999 999 244	1.23E-07	2	正确
11	1	0.999 622 512	3.77E-04	1.05E-17	1	正确
12	1	0.999 971 047	2.90E-05	4.61E-18	1	正确
13	1	0.999 970 909	2.91E-05	4.35E-18	1	正确
14	1	0.999 985 543	1.45E-05	1.01E-18	1	正确
15	1	0.999 974 332	2.57E-05	6.54E-19	1	正确
16	3	2.88E-14	8.80E-11	1	3	正确
17	3	1.08E-12	5.09E-09	0.999 999 995	3	正确
18	3	2.80E-13	1.25E-09	0.999 999 999	3	正确

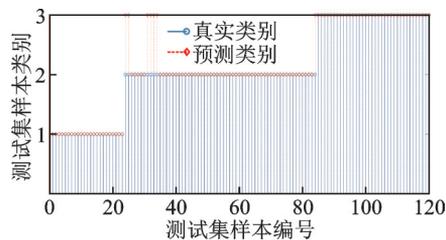


图9 预测分类结果

Fig.9 Forecast classification results

4 结束语

本文研究基于超声检测特征信号评估钛钢爆炸复合棒材力学性能,建立特征信号为输入和拉剪强度值分类为输出的对应关系模型,采用概率神经网络(PNN)机器学习方法,对测试样本拉剪强度作了预测判断,准确率较高。为钢钛爆炸复合棒材超声检测信号评估力学性能作了有益的尝试,为快速全面实现产品质量分级分类提供了一种新的方法。

参考文献:

- [1] 郭悦霞,赵惠,朱磊,等.卫星用钛-不锈钢爆炸复合过渡接头棒规范:GJB 3797A—2015[S].北京:中国人民解放军总装备部,2015.
- [2] 邓文会.大面积钛钢爆炸复合管板内部未结合区的测定[J].稀有金属材料与工程,1988(1):49-51.

- DENG Wenhui. Determination of unbound zone in explosion clad tube sheet of large area titanium steel[J]. *Rare Metal Materials and Engineering*, 1988(1): 49-51.
- [3] 何凤岐. 爆炸焊结合质量的宽频超声无损检验[J]. *核科学与工程*, 1986, 6(4): 360-365.
HE Fengqi. Wide frequency ultrasonic nondestructive testing of bonding quality of explosive welding[J]. *Nuclear Science and Engineering*, 1986, 6(4): 360-365.
- [4] 周曦, 周克印, 姚恩涛. 小波变换在爆炸焊接复合板超声检测中的应用[J]. *计测技术*, 2006(3): 10-12, 34.
ZHOU Xi, ZHOU Keyin, YAO Entao. Application of wavelet transform to ultrasonic inspection of explosive welding composite plates[J]. *Metrology & Measurement Technology*, 2006(3): 10-12, 34.
- [5] 张宇, 林莉, 吕香慧, 等. 316L 不锈钢爆炸焊薄层厚度的超声测量[J]. *无损探伤*, 2010, 34(6): 10-13.
ZHANG Yu, LIN Li, LV Xianghui, et al. Ultrasonic measurement of the thickness of 316L stainless steel explosive welding thin layer[J]. *Nondestructive Testing Technology*, 2010, 34(6): 10-13.
- [6] 王礼营, 韩淑荣, 张磊, 等. 爆炸焊接钛钢复合板结合强度超声检测评定[J]. *材料开发与应用*, 2017, 32(4): 68-73.
WANG Liying, HAN Shurong, ZHANG Lei, et al. Ultrasonic testing evaluation on bonding strength of explosive welded titanium steel clad plate[J]. *Development and Application of Materials*, 2017, 32(4): 68-73.
- [7] 裴大荣, 郭悦霞. 钛-不锈钢复合棒结合强度评价[J]. *稀有金属材料与工程*, 1997(5): 51-53.
PEI Darong, GUO Yuexia. Bond strength evaluation of titanium stainless steel composite rod [J]. *Rare Metal Materials and Engineering*, 1997(5): 51-53.
- [8] 郭悦霞, 裴大荣, 马东康, 等. 钛-不锈钢爆炸复合棒结合界面人工缺陷的超声控伤[J]. *中国有色金属学报*, 1998(S2): 247-249.
GUO Yuexia, PEI Darong, MA Dongkang, et al. Ultrasonic damage control of artificial defects on the interface of explosive composite rod of titanium stainless steel[J]. *The Chinese Journal of Nonferrous Metals*, 1998(S2): 247-249.
- [9] 姜绍飞, 刘明, 倪一清, 等. 大跨悬索桥损伤定位的自适应概率神经网络研究[J]. *土木工程学报*, 2003(8): 74-78.
JIANG Shaofei, LIU Ming, NI Yiqing, et al. Research on adaptive probabilistic neural network for damage localization of long-span suspension bridge[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2003(8): 74-78.
- [10] 阮晴, 罗飞路, 罗诗途, 等. 基于特征评估和概率神经网络的超声焊缝缺陷识别[J]. *测试技术学报*, 2012, 26(2): 125-131.
RUAN Qing, LUO Feilu, LUO Shitu, et al. Welding line flaws identification in ultrasonic testing based on feature evaluation and PNN[J]. *Journal of Test and Measurement Technology*, 2012, 26(2): 125-131.
- [11] 胡浩. 一种基于概率神经网络建立电气系统故障的分类方法[J]. *科技创新与应用*, 2018(8): 11-13.
HU Hao. A fault classification method of electrical system based on probabilistic neural network[J]. *Technology Innovation and Application*, 2018(8): 11-13.

作者简介:



刘云轩(1995-),男,硕士研究生,研究方向:数字信号处理等, E-mail: 2689301487@qq.com。



吴伟(1970-),男,教授,研究方向:机器学习等, E-mail: wuwei@nchu. edu. cn。



陈曦(1982-),女,博士,讲师,研究方向:智能算法等, E-mail: chenxi@nchu. edu. cn。



廖翔(1962-),男,实验师,研究方向:无损检测等, E-mail: 20001@nchu. edu. cn。

(编辑:夏道家)