

〈无损检测〉

## 涡流脉冲热像技术中基于神经网络的检出/漏检预测研究

孙吉伟, 孙 浩, 谢 敏, 李泓江, 邓栋栋, 曹 涛

(中国华阴兵器试验中心, 陕西 华阴 714200)

**摘要:** 涡流脉冲热像技术是一种新型的无损检测技术, 已在金属材料和复合材料的检测领域得到了广泛应用。检出/漏检则是评价被检测对象是否存在裂纹的重要标准, 为解决目前检出/漏检研究需要大量实验数据的问题, 本文提出了一种基于BP神经网络的检出/漏检预测方法。首先, 制作了30组含有不同尺寸疲劳裂纹的金属试件, 并完成了15组不同检测条件下的裂纹检测实验。其次, 分别绘制了3组检出概率曲线, 并完成了不同检测条件对检出概率的影响分析。最后, 为实现检出/漏检的可靠性预测, 构建了基于BP神经网络的检出/漏检预测模型, 并以50组数据为样本进行测试, 实现了不同检测条件下不同尺寸裂纹的检出/漏检0误差预测。

**关键词:** 涡流脉冲热像; 检出概率; BP神经网络; 检出/漏检预测

中图分类号: TG115.28 文献标识码: A 1001-8891(2020)08-0795-06

### Prediction of Hit/Miss under Different Detection Conditions through Eddy Current Pulsed Thermography

SUN Jiwei, SUN Hao, XIE Min, LI Hongjiang, DENG Dongdong, CAO Tao

(China Huayin Ordnance Test Center, Huayin 714200, China)

**Abstract:** Eddy current pulsed thermography is an emerging nondestructive testing technique that has been widely used for flaw detection in metallic materials. Typically, its performance is evaluated through hit/miss analysis. However, the traditional method of analyzing hit/miss requires considerable experimental data, which is time-consuming and expensive. In this study, a model-assisted method based on back-propagation neural networks (BPNNs) for hit/miss prediction was developed to minimize the need for additional experimental tests. Thirty sets of metal specimens with fatigue cracks of different lengths were fabricated; 15 experimental groups were subjected to different detection conditions. Subsequently, three sets of the probability of detection (POD) curves were plotted, and the effects of the different detection conditions on the POD were analyzed. Finally, a prediction model of the hit/miss based on the BPNN was constructed, and the hit/miss prediction was realized. The results showed that under different detection conditions, the proposed framework could complete the hit/miss prediction with an error of zero.

**Key words:** ECPT, POD, BPNN, prediction of hit/miss

## 0 引言

主动红外热像技术, 是一种采用主动式受控激励源来激发被测对象的温度场分布, 通过红外热像仪采集得到图像, 从而识别被测对象中缺陷的无损检测技术<sup>[1-2]</sup>, 具有检测效率高、操作简单、成像效果直观等优势<sup>[3-4]</sup>。西安科技研究院的 LI Y.<sup>[5]</sup>提出了一种研究冲击复合材料层合板的损伤演化的新方

法, 通过主动红外热像技术获得不同疲劳循环实验下的图像, 并做增强处理, 最后获得了疲劳周期与损伤面积之间的关系。哈尔滨工业大学的 TANG Q.<sup>[6]</sup>提出了用于脉冲热像技术的 Markov-PCA-BP 算法, 实现了圆孔缺陷深度及直径的预测。默罕默德大学的 Ahmed Kabour<sup>[7]</sup>提出了一种基于红外热像分析材料表面缺陷特征的方法, 采用小波变换多分辨率的形式提取图像的特征, 有效地实现了亚表

收稿日期: 2019-12-01; 修订日期: 2019-12-27。

作者简介: 孙吉伟 (1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事红外无损检测技术弹药安全性研究。E-mail: whusjw@163.com。

面缺陷的检测。日利纳大学的 Zuzana Stankovičová<sup>[8]</sup>介绍了超声红外锁相热像技术用于金属部件的检测,通过相位图的处理实现了3~5μm微小缺陷的检测。

在采用主动红外热像进行检测的过程中,由于检测系统的变化、环境的干扰、人工操作的误差等因素必然会影响检测的结果。为评价主动红外热像技术检测结果的可靠性,装甲兵工程学院的 ZHU J. Z.<sup>[9]</sup>提出了用于超声红外热像技术的检出概率研究方法,通过对含有疲劳裂纹的金属平板试件进行检测实验,绘制了检出概率曲线并给出了 Wald 置信区间,MIN Q. X.等人<sup>[10]</sup>根据检出概率理论实现了超声锁相热像技术中检测条件的优化选择。哈尔滨工业大学的 LIU J.<sup>[11]</sup>采用光激励锁相技术对碳纤维材料进行检测,完成了不同检出阈值和不同调制频率下的实验结果分析。针对涡流脉冲热像技术的检出概率研究,英国无损检测中心的 Ben Weekes<sup>[12]</sup>对钢、钛、镍基合金 3 种材料中的疲劳裂纹进行检测,并将实验数据输入到累积正态分布模型中,得出的  $a_{90.95}$  (检出概率为 90%、置信度为 95% 时,疲劳裂纹对应的长度) 分别为 0.60 mm, 0.78 mm 和 1.50 mm。

目前大多学者停留在单一检测条件下的不同尺寸裂纹检出概率的研究上,同时检出概率实验的数据较少<sup>[13]</sup>,并且目前的检出概率研究大多停留在检出概率曲线的绘制阶段。然而,在检出概率的研究中,为获得更详细具体的检出概率曲线需要大量的实验数据作为支撑,此外对于实际的涡流脉冲热像检测中,检出/漏检<sup>[14]</sup> (hit/miss) 则是衡量检测结果的重要标准。为达到节约实验成本并完成 hit/miss 研究的目的,本文提出了一种基于 BP (back propagation) 神经网络的检出/漏检预测方法。首先,制作了 30 组含有不同尺寸疲劳裂纹的金属试件,并完成了 15 组不同检测条件下的裂纹检测实验。其次,分别绘制了 3 组检出概率曲线,并完成了不同检测条件对检出概率的影响分析。最后,为实现检出/漏检的可靠性预测,构建了基于 BP 神经网络的检出/漏检预测模型,并以 50 组数据为样本进行测试,实现了不同检测条件下不同尺寸裂纹的检出/漏检 0 误差预测。

## 1 实验装置及试件

图 1 所示为本课题组的涡流脉冲热像技术实验台,由型号为 FILR-T640 (640 pixel×480 pixel 的像素, 30 Hz 的采样频率, 0.035°C 的热灵敏度) 的

红外热像仪、功率为 3 kW 的激励电源、水冷装置、矩形线圈、采集终端以及三自由度的移动平台组成。

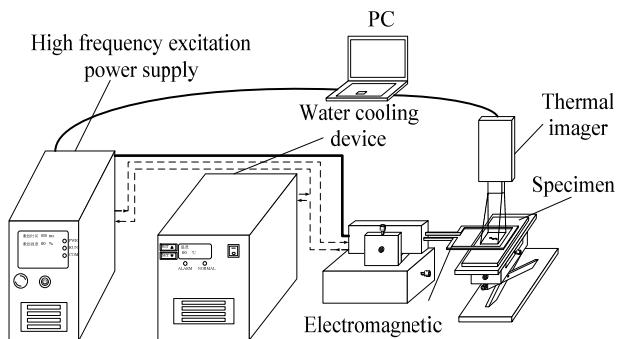


图 1 涡流脉冲热像实验台示意图

Fig.1 Schematic diagram of ECPT system

通过对大量装甲装备典型结构件的统计发现,在金属结构件拐角等应力集中区域存在严重的贯穿裂纹。为此,本文以 C45 为原材料,通过疲劳拉伸实验获得了如图 2 所示的贯穿裂纹,并按照虚线进行线切割,获得了如图 2 中 a, b 所示尺寸为 240 mm×5 mm×47.4 mm 的试件。本文以 30 组含有不同尺寸的疲劳裂纹试件为研究对象,其编号和尺寸如表 1 所示。

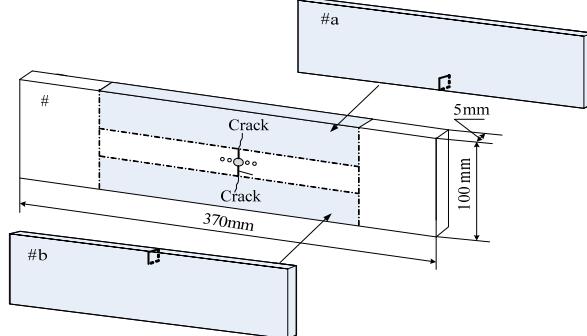


图 2 含疲劳裂纹的 45 钢平板试件

Fig.2 C45 flat specimen with fatigue crack

## 2 热响应信号提取

### 2.1 实验方案设计

在涡流脉冲热像技术中,激励时间、激励强度 (系统功率的百分比) 和提离距离 (电磁线圈下表面与试件上表面的距离) 是影响裂纹热响应信号的重要检测条件,为了能更准确地分析不同检测条件对检出概率的影响,分别在这 3 个检测条件中选定 5 个梯度,设计了如表 2 所示的实验方案,在特定检测条件下的实验进行 3 次以消除偶然误差 (共计 1350 组),提高实验数据的可靠性。为方便下文对实验数据的描述与分析,对不同检测条件采用如下形式进行表示: 激励时间-激励强度-提离距离,如

100-60-10 表示激励时间为 100 ms、激励强度为 60%、提离距离为 10 mm 的检测条件。

表1 裂纹长度及其编号

Table 1 Crack lengths and numbers

No.	Length/ $10^{-3}$ mm	No.	Length/ $10^{-3}$ mm
S1	419.91	S16	6577.41
S2	1707.41	S17	6629.00
S3	1986.66	S18	6740.50
S4	2181.48	S19	6983.00
S5	3454.42	S20	7071.50
S6	3474.50	S21	7275.00
S7	3898.49	S22	7507.79
S8	4639.50	S23	7930.00
S9	4866.00	S24	7948.20
S10	5263.50	S25	8014.54
S11	5374.71	S26	8014.54
S12	5477.50	S27	8537.50
S13	5624.33	S28	9143.00
S14	6559.11	S29	9301.36
S15	6570.00	S30	9453.00

表2 实验主要参数

Table 2 Main parameters of test

Excitation time/ms	Excitation intensity /%	Lift-off distance/mm
100	60	10
200	60	10
300	60	10
400	60	10
500	60	10
200	20	10
200	40	10
200	60	10
200	80	10
200	100	10
200	60	4
200	60	7
200	60	10
200	60	13
200	60	16

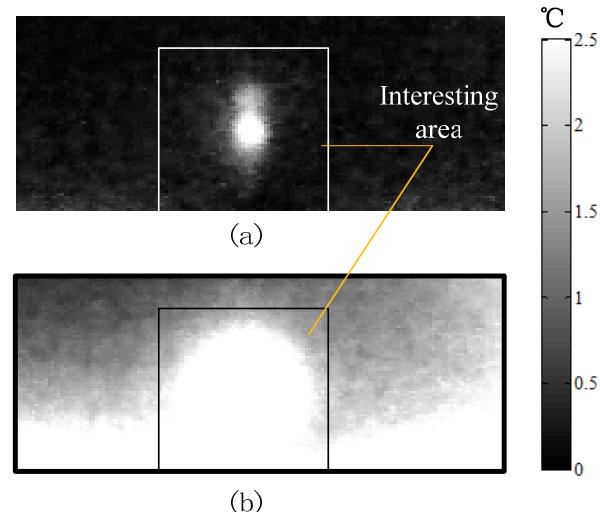
## 2.2 热响应信号计算理论

通常, 在涡流脉冲热像检测中将激励结束时刻裂纹区域的平均温升作为热响应信号, 即:

$$\hat{r} = T(t_{\text{end}}) - T(t_0) \quad (1)$$

式中:  $t_0$ 、 $t_{\text{end}}$  分别表示激励开始的时刻和激励结束的时刻。

随机选取的编号为 S10 的试件, 在检测条件 200-60-10 下的热像图如图 3 所示, 其中(a), (b) 分别为激励开始时刻和激励结束时刻的裂纹生热效果图。图中所示的框线区域为裂纹区域, 取裂纹区域的平均值根据式(1)即可完成对热响应信号的计算。



(a) 激励开始时刻 (b) 激励结束时刻  
(a) The start time of the excitation (b) The end of the excitation

图3 裂纹区域热像图

Fig.3 Thermal image of a crack region

最适合分析“hit/miss”形式数据的数学模型是 Logistic 回归模型, 在“hit/miss”形式的数据中, 通过记录 1 (或 0) 来表示缺陷检出 (漏检), 其概率密度函数服从二项分布, 并采用  $y$  标记检测事件, 其中  $y=1$  表示缺陷检出,  $y=0$  表示缺陷漏检。检出概率函数  $POD(a)$  可表示为:

$$\begin{cases} POD(a) = P(y|a) = \frac{f(a)}{1+f(a)} \\ f(a) = \exp(\alpha + \beta a) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $a$  为缺陷的尺寸;  $\alpha$  为拟合随机项;  $\beta$  为拟合后缺陷尺寸的系数。对式(2)进行 Logit 变换, 可得:

$$\ln\left(\frac{POD(a)}{1-POD(a)}\right) = \alpha + \beta a \quad (3)$$

将第  $k$  次检测时缺陷被检出的概率标记为  $p_k$ , 即  $POD(y_k=1)=p_k$ , 将缺陷漏检的概率标记为  $1-p_k$ , 即  $POD(y_k=0)=1-p_k$ 。那么, 缺陷检出概率的联合概率密度函数可表示为:

$$POD(y_k) = p_k^{y_k} (1 - p_k)^{1-y_k} \quad (4)$$

构造似然函数可表示为：

$$L = \prod_{k=1}^n P(y_k) = \prod_{k=1}^n p_k^{y_k} (1 - p_k)^{1-y_k} \quad (5)$$

式中：n 表示检测次数。

对式(5)的似然函数取自然对数可得：

$$\ln(L) = \sum_{k=1}^n \left[ y_k \ln \frac{p_k}{1-p_k} + \ln(1-p_k) \right] \quad (6)$$

通过极大似然估计即可求出  $\alpha$ ,  $\beta$  的估计值  $\hat{\alpha}$ ,  $\hat{\beta}$ , 进而求出检出概率的值。

### 3 检出概率曲线分析

检出概率曲线是特定检测条件下, 不同裂纹尺寸检出概率的最直观反映。实际检测中涡流脉冲热像检测技术的检测能力可通过检出概率值 90% 时的裂纹尺寸具体表现。本章的检出概率计算中, 检出阈值设定为 1.5°C (通常检出阈值为背景噪声的 2 倍), 根据前期的研究成果, 采用式(2)对检出概率进行计算, 分别估算出如表 3、4、5 所示的不同检测条件下的检出概率模型参数, 并绘制了如图 4、5、6 所示的检出概率曲线。

通过图 4 中不同激励时间下检出概率曲线的对比, 可以看出: 在涡流脉冲热像检测中, 激励强度和提离距离保持不变时, 对于同一尺寸裂纹, 激励时间越长, 检出概率越高; 对于同一激励时间, 裂纹尺寸越大, 检出概率越高; 可以通过增加激励时间来提高检测能力。通过表 3 中检出概率模型参数估计值的对比, 可以看出: 在涡流脉冲热像检测中, 对于相同激励强度和提离距离的检测, 激励时间越长,  $\hat{\mu}$ 、 $a_{50}$ 、 $a_{90}$  (检出概率为 50%、90% 时对应的裂纹长度) 值越小, 即与图 4 分析得到激励时间越长检测能力越强的结论相一致; 随着检测能力的提高, 检测数据的标准差具有逐渐降低的趋势。需要说明的是, 在实际实验中, 环境等误差不可避免, 因此, 在与激励时间为 200 ms 时相比, 激励时间为 300 ms 时的标准差略微增大, 但是, 整体呈现出逐渐降低趋势。

通过对图 5 不同激励强度下的检出概率曲线的比较, 可以得到: 激励时间和提离距离保持不变时, 激励强度越高, 检出概率越高; 对于同一激励强度, 裂纹尺寸越大, 检出概率越高; 可以通过增加激励强度来提高检测能力。通过表 4 中检出概率模型参

数估计值的对比, 可以看出: 在涡流脉冲热像检测中, 对于相同激励时间和提离距离的检测, 激励强度越大,  $\hat{\mu}$ 、 $a_{50}$ 、 $a_{90}$  值越小, 即与图 5 分析得到激励强度检测能力越强的结论相一致; 随着激励强度的提高, 检测数据的标准差逐渐降低, 数据的波动性更小。

表 3 不同激励时间条件下的检出概率模型估计值

Table 3 Estimation of POD model parameters under different excitation time

Parameters	Excitation times/ms				
	100	200	300	400	500
$\hat{\mu}$	41.25	22.10	14.29	9.32	5.77
$\hat{\sigma}$	1.84	1.35	1.60	1.13	1.01
$a_{50}$	41.25	22.10	14.29	9.32	5.77
$a_{90}$	43.62	23.83	16.35	10.77	7.07

表 4 不同激励强度条件下的检出概率模型估计值

Table 4 Estimation of POD model parameters under different excitation intensity

Parameters	Intensity/%				
	20	40	60	80	100
$\hat{\mu}$	46.80	26.24	22.10	18.46	14.90
$\hat{\sigma}$	1.72	1.42	1.35	1.34	1.30
$a_{50}$	46.80	26.24	22.10	18.46	14.90
$a_{90}$	48.11	27.97	23.83	20.97	16.21

表 5 不同提离距离条件下的检出概率模型估计值

Table 5 Estimation of POD model parameters under different lift-off distance

Parameters	Lift-off distance/mm				
	4	7	10	13	16
$\hat{\mu}$	30.00	27.24	22.10	39.57	40.21
$\hat{\sigma}$	2.49	2.36	1.35	2.99	3.94
$a_{50}$	30.00	27.24	22.10	39.57	40.21
$a_{90}$	32.91	29.01	23.83	42.87	43.26

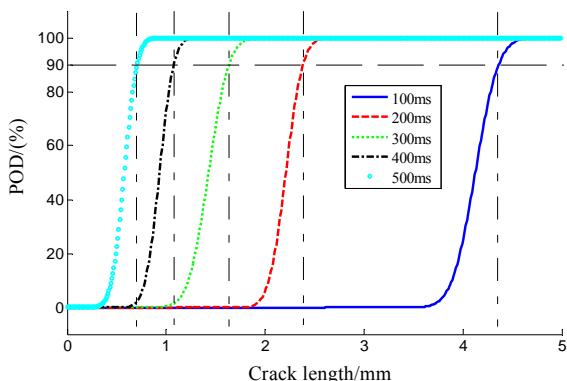


图4 不同激励时间下的检出概率曲线

Fig.4 POD curves under different excitation time

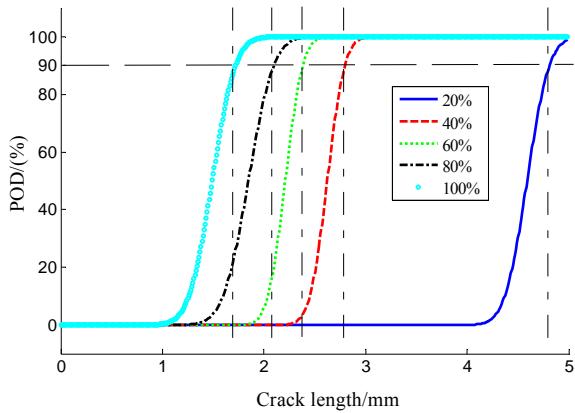


图5 不同激励强度下的检出概率曲线

Fig.5 POD curves under different excitation intensity

通过对图6不同提离距离下的检出概率曲线的比较,可以得出:激励时间和激励强度保持不变时,对于同一尺寸裂纹,在4 mm、7 mm、10 mm、13 mm、和16 mm五个提离距离下,在提离距离等于10 mm时,检出概率最高;对于同一提离距离,裂纹尺寸越大,检出概率越高;可以通过调整适当的提离距离来提高检测能力。通过表5中检出概率模型参数估计值的对比,可以看出:在涡流脉冲热像检测中,激励时间、激励强度保持不变时,在4 mm、7 mm、10 mm、13 mm、和16 mm五个提离距离下,提离距离等于10 mm时,  $\hat{\mu}$ 、 $a_{50}$ 、 $a_{90}$ 值最小,即与图6分析得到在提离距离等于10 mm时,检测能力最强的结论相一致;随着检测能力的提高,检测数据的标准差具有逐渐降低的趋势。

#### 4 检出/漏检预测

在涡流脉冲热像检测中,检出概率曲线是指导工程应用的重要理论基础。目前,检出概率曲线只能针对特定的、单一的检测条件。然而,在实际检测时,必须考虑多个检测条件的共同影响,由此,

单一检测条件下的检出概率曲线无法满足检测的需求。同时,为解决工业检测现场设备用户提出的特定检测条件下,特定尺寸的缺陷能否被检测出的问题,本文引入了BP神经网络<sup>[15]</sup>,将不同检测条件下的检出概率进行整合,构建了基于BP神经网络的检测结果(检出/漏检)预测模型。

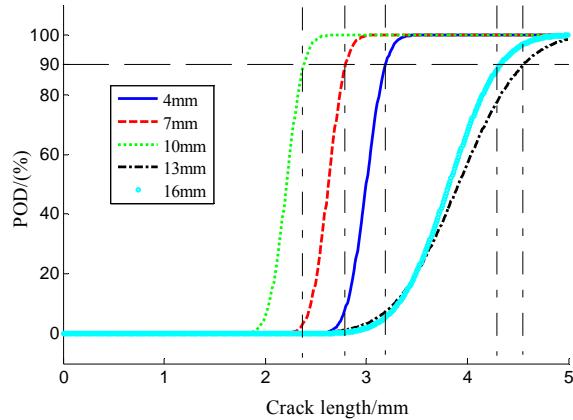


图6 不同提离距离下的检出概率曲线

Fig.6 POD curves under different lift-off distance

具体地,采用 $POD_{BP0/1} \sim (a, T, I, L)$ 表示BP检出预测模型,其中 $a$ 、 $T$ 、 $I$ 、 $L$ 分别表示被测试件含有的裂纹尺寸、激励时间、激励强度以及提离距离。将前期得到的1350组数据根据0.8°C的阈值转换成1/0形式的hit/miss数据。将实验数据随机分成1300组训练样本和50组测试样本,将裂纹尺寸、激励时间、激励强度、提离距离这4组特征作为网络的输入,即该BP神经网络具有4个输入层神经元;输出结果只有两种形式检出/漏检,即输出层节点个数为1个(取值为0或1);隐含层节点数为4;最大训练次数为1000;训练步长为10;学习率为0.6;目标误差为0.02。在采用BP神经网络进行仿真训练的过程中,通过newff实现网络的建立,并通过train进行网络的训练,最后采用sim函数完成网络的仿真测试。

图7所示为BP神经网络误差曲线,经过165次训练后达到目标误差。在50个测试样本中,含缺陷的数据37组,不含缺陷的数据有13组,经过BP神经网络预测检测准确率为100%,误差为0。可以看出:本文建立的BP神经网络的hit/miss模型可实现不同检测条件下的检出/漏检预测。

#### 5 结论

针对涡流脉冲热像检测中设备用户存在的疑问,本文提出了一种针对不同检测条件下不同裂纹尺寸的检出/漏检预测方法,得出的结论如下:

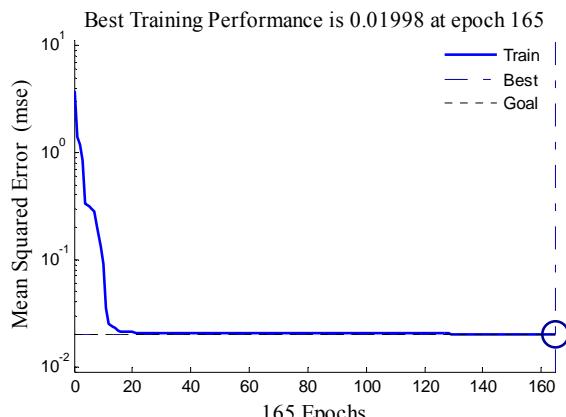


图 7 BP 神经网络收敛曲线

Fig.7 Convergence of training with BPNN

1) 在涡流脉冲热像检测中,对于同一尺寸裂纹,激励时间越长,检出概率越高;对于同一激励时间,裂纹尺寸越大,检出概率越高;可以通过增加激励时间来提高检测能力。

2) 对于同一尺寸裂纹,激励强度越高,检出概率越高;对于同一激励强度,裂纹尺寸越大,检出概率越高;可以通过增加激励强度来提高检测能力。

3) 对于同一尺寸裂纹,在激励强度 60%的条件下,提离距离等于 10 mm 时,检出概率最高;对于同一提离距离,裂纹尺寸越大,检出概率越高;可以通过调整适当的提离距离来提高检测能力。

4) 随着检测能力的提高,检测实验的数据误差呈现逐渐降低的趋势。

5) 本文建立的 BP 神经网络的 hit/miss 模型可实现不同检测条件下的检出/漏检预测,误差为 0。

研究成果可为不同检测条件不同尺寸裂纹的检出/漏检研究提供理论指导,为该技术的工程应用奠定了基础。

## 参考文献:

- [1] Maldague X P V. Introduction to NDT by active infrared thermography[J]. *Materials Evaluation*, 2002, **60**(9): 1-22.
- [2] Kumar M C S, Bagavathiappan S, Sankar Y S, et al. Active infrared thermal imaging for quantitative analysis of defects and delaminations in composite materials[J]. *Nondestructive Evaluation*, 2009, **8**(1): 28-36.
- [3] Chung Y, Ranjit S, Kim W. Thermal Imaging for Detection of SM45C subsurface defects using active infrared thermography techniques[J]. *The Korean Society for Nondestructive Testing*, 2015, **35**(3): 193-199.
- [4] 孙吉伟, 冯辅周, 张丽霞, 等. 涡流脉冲热像检测中金属疲劳裂纹的生热分析[J]. 红外技术, 2019, **41**(4): 91-95.
- [5] LI Y, YANG Z W, ZHU J T, et al. Investigation on the damage evolution in the impacted composite material based on active infrared thermography[J]. *Ndt & E International*, 2016, **83**: 114-122.
- [6] TANG Q, DAI J, LIU J, et al. Quantitative detection of defects based on Markov-PCA-BP algorithm using pulsed infrared thermography technology[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, **77**: 144-148.
- [7] Kabouri A, Khabbazi A, Youlal H. Applied multiresolution analysis to infrared images for defects detection in materials[J]. *Ndt & E International*, 2017, **92**: 38-49.
- [8] Zuzana Stankovičová, Vladimír Dekýš, František Nový, et al. Nondestructive testing of metal parts by using infrared camera[J]. *Procedia Engineering*, 2017, **177**: 562-567.
- [9] ZHU J Z, ZHANG C S, FENG F Z, et al. Study on probability of detection for fatigue cracks in sonic infrared imaging[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, **77**: 296-301.
- [10] MIN Q X, ZHU J Z, FENG F Z, et al. Study on optimization method of test conditions for fatigue crack detection using lock-in vibro thermography[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2017, **83**: 17-23.
- [11] LIU J, YANG L, FEI W, et al. Study on probability of detection (POD) determination using lock-in thermography for nondestructive inspection (NDI) of CFRP composite materials[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, **71**(2): 448-456.
- [12] Weekes B, Almond D P, Cawley P, et al. Eddy-current induced thermography—probability of detection study of small fatigue cracks in steel, titanium and nickel-based super alloy[J]. *Ndt & E International*, 2012, **49**: 47-56.
- [13] 孙吉伟, 冯辅周, 闵庆旭, 等. 涡流脉冲热像检测中疲劳裂纹的检出概率[J]. 红外与激光工程, 2018, **47**(5): 46-51.
- [14] SUN Jiwei, FENG Fuzhou, MIN Qingxu, et al. Probability of detection for fatigue crack in eddy current pulsed thermography[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, **47**(5): 46-51.
- [15] GONG Jinlong, GAI Zhigang, XIE Weihao, et al. Study on probability of detection for CFRP laminate defect using infrared thermal wave radar imaging[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017(10): 276-284.
- [16] CHENG H L, Soon Cheol Park. Combination of modified BPNN algorithms and an efficient feature selection method for text categorization[J]. *Information Processing & Management*, 2009, **45**(3): 329-340.
- [17] SUN Jiwei, FENG Fuzhou, ZHANG Lixia, et al. Thermal analysis of metal fatigue cracks in eddy current pulsed thermography[J]. *Infrared Technology*, 2019, **41**(4): 91-95.