

文章编号:1005-0523(2014)02-0086-05

基于热图时序特征和PNN的孔洞缺陷红外无损检测方法

周建民,符正晴,蔡莉,李鹏

(华东交通大学机电工程学院,江西 南昌 330013)

摘要:利用热图时序特征和PNN,提出了一种以像素为单位,实现缺陷红外无损检测的新方法。该方法首先采用红外热像仪获取加热试件在降温过程中的红外时序热图;其次,提取时序热图中正常和异常区域的灰度值,建立不同区域的灰度值与时间的关系,进而获得相应的初始特征;再次,采用主成分分析方法对初始特征进行提取,获得时序特征;最后,以时序特征作为训练样本,构建概率神经网络,实现孔洞缺陷检测。实验结果表明,正常区和异常区识别率分别可达到95%和85%。

关键词:红外无损检测;时序特征;主成分分析;概率神经网络

中图分类号:TN219

文献标志码:A

红外无损检测是近年来发展迅速的一种无损检测方法^[1]。与常规的涡流、射线等检测方法相比,该方法具有非接触、快速、温度灵敏度高($\geq 0.1\text{ }^{\circ}\text{C}$)等优点,因此,已广泛应用于材料缺陷检测中^[2-3]。

目前,借助图像处理方法,分析某一个时刻被测件的温度差异是实现缺陷红外无损检测的主要方法。在该检测过程中,一方面由于可获取的用于检测缺陷的特征较少;另一方面,由于单纯图像处理的缺陷检测效果不佳等原因,最终局限了红外无损检测的发展。

研究基于热图时序特征,并结合主成分分析(PCA, principal component analysis)和概率神经网络(PNN, probabilistic neural network)^[4],以像素点为单位实现了被测件的缺陷检测。研究一方面通过引入时序特征弥补了传统红外检测中特征缺乏的不足,另一方面,以像素点为对象进行缺陷检测,最终获得了理想的检测效果。

1 实验部分

1.1 实验仪器与试件

实验仪器包括热激励源和红外热图采集系统。热激励源为250 W的红外灯,用于加热试件;图像采集系统是红外热像仪IR970。其实验方案示意图如图1所示。

实验试件选用45#钢板,钢板的尺寸为 $147\text{ mm}\times 115\text{ mm}\times 19\text{ mm}$,表面制备有2个不同大小的孔洞缺陷,其中异常区域为A类孔洞缺陷区域(半径 $r=7.4\text{ mm}$)和B类孔洞缺陷区域(半径 $r=6\text{ mm}$),试件的其他区域为正常区域。

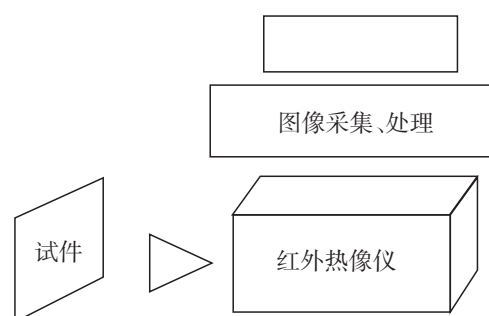


图1 实验方案示意图

Fig.1 Schematic diagram of the experimental scheme

收稿日期:2013-09-18

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51175175);江西省教育厅科技项目(GJJ13342;GJJ12312)

作者简介:周建民(1975—),男,副教授,博士,研究方向为无损检测技术。

1.2 红外时序热图采集

红外无损检测技术是被测件被加热后,被测件内部的缺陷改变材料局部的导热性能,致使材料表面温度场发生变化,通过材料表面的温度图谱即可判定缺陷,因此采用专用软件对获取的红外热图进行处理,从而达到检测目的^[5]。

首先,采用热激励源距离试件 10 cm 对试件缺陷面加热 20 min 后;其次,通过红外热像仪自动采集试件降温过程中的红外时序热图,间隔时间为 30 s。图2为降温 300 s 后的灰度图。

红外热图的灰度级直接反应了温度高低及其分布特征。因此,温差越大,图像的对比度也越大,就更有利于识别目标。热图像上某一像素点 (i,j) 处的灰度值 $f(i,j)$ 与该温度值 $T(i,j)$ 存在如下关系^[6]:

$$f(i,j) = \frac{255(T(i,j) - T_{\min})}{(T_{\max} - T_{\min})} \quad (1)$$

式中: $f(i,j)$ 为灰度图像; $T(i,j)$ 为图像的热场; $T_{\max}$ 为红外热图像最高温度; $T_{\min}$ 为红外热图像最低温度。因缺陷的出现会产生温度场发生变化,鉴于灰度值和温度高低有相应的关系,则会破坏其所在区域灰度值的排布规律,表现为图像中灰度的异常^[6]。

2 初始特征获取及其主成分提取

初始特征获取及其主成分提取是本研究的重点之一,也是缺陷检测的关键。

2.1 初始特征获取

研究提出了一种获取时序初始特征的方法。首先,通过灰度化和标准化,将采集的热图转变成像素为 177×137 的灰度图;其次,分别获取各时序热图中正常区域和异常区域(包括 A 类和 B 类)像素点的灰度值,并分别对 3 类区域灰度值与时间的关系进行曲线拟合(如图3所示);最后,在拟合曲线上每隔 30 s 选取一个灰度值,组成时序初始特征。

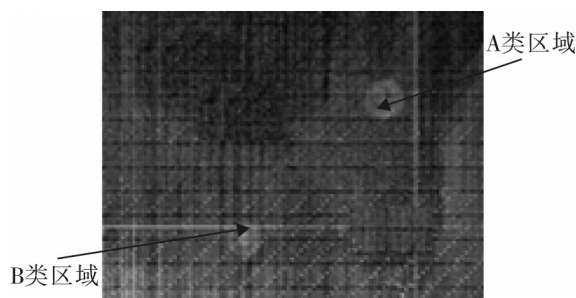
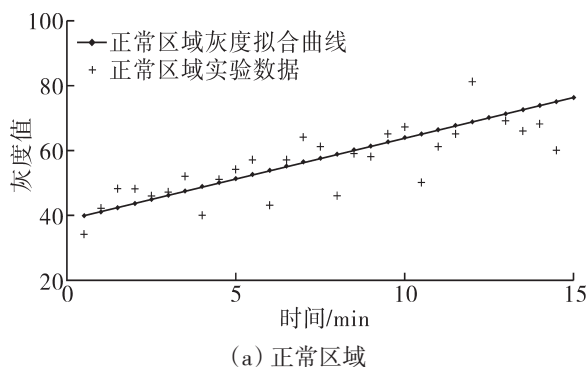
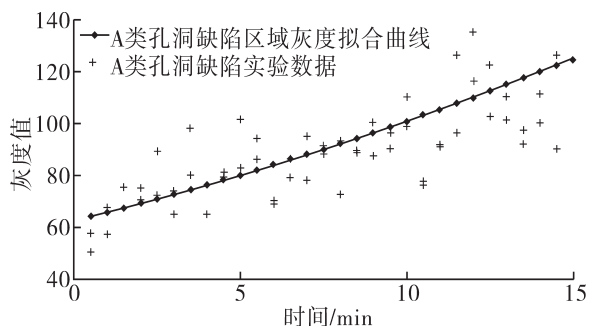


图2 灰度图 ($t=300$ s)

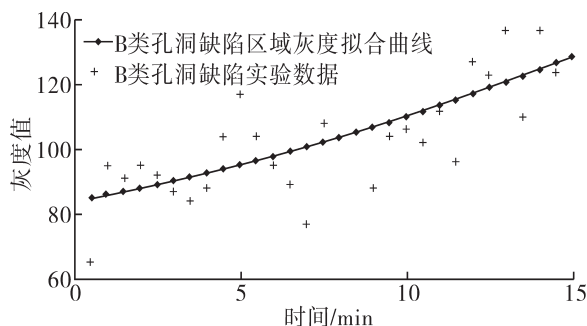
Fig.2 Grayscale image ($t = 300$ s)



(a) 正常区域



(b) 孔洞缺陷区域(A类)



(c) 孔洞缺陷区域(B类)

图3 正常区域和异常区域灰度随时间变化曲线

Fig.3 Gray curve of the normal and defects area with the cooling time

2.2 初始特征的主成分提取

为减少初始特征的相关信息,降低其的维数,提高缺陷检测的效率,研究对初始特征进行了主成分提取^[7-8],主要过程如下:

1) 建立初始特征矩阵 X 。分别以不同缺陷类型(正常区域,异常区域A类和B类)抽取训练集样品的灰度特征点,经标准化后,建立初始特征矩阵 X 为

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1p} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{np} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: n 为训练样本数; p 为初始特征维数,每隔30 s取某点的灰度值, p 为30。

2) 计算初始特征矩阵 X 的标准化矩阵 S 。

3) 计算标准化矩阵 S 的特征值 λ_i ($i=1,2,\dots,p$) (其中,特征值 λ_i 按由大到小顺序排列),并计算出累积贡献率,确定贡献率大于80%的主成分个数 m ,其中 $m=3$ 。

4) 计算主成分。确定贡献率大于80%的主成分,并作为新特征用于后续的神经网络识别。

3类区域的主成分散点图如图4所示。

3 构建概率神经网络

概率神经网络是基于贝叶斯分类规则与概率密度函数估计方法发展而来的一种并行分类算法^[9-10]。

PNN由输入层,模式层,求和层,输出层共4层组成。

测试样品的特征矢量由输入层放入神经网络后,模式

层与累加层将计算出该样品在每一模式类的概率密度,具有最大值的那一类将被认为是当前测试样品的模式类。其中,概率密度的计算公式如下^[11]:

$$f_A(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} \delta^p N_A} \sum \exp \left[-\frac{(X - X_{Ai})^T (X - X_{Ai})}{2\delta^2} \right] \quad (3)$$

式中: X 为测试样品的 p 维特征向量; $f_A(X)$ 为 X 属于A类的概率密度函数; X_{Ai} 为第A类缺陷类型的第 i 个训练样品的特征向量; N_A 为A类中训练样品的个数; δ 为平滑参数,其取值确定了以样本为中心的钟状曲线的宽度^[12]。

根据提取出的序列灰度样本集,及其对该时序特征进行主成分分析获得的前三个主成分得分,即可对PNN神经网络进行训练。当正常区域和异常区域A、B的训练集样品放入模式层之后,训练样本训练完成,然后依次选取145组(A类区域)、102组(B类区域)、200组(正常区域)的待测像素点为测试样本进行测试,采用概率神经网络训练,平均识别率达到90%。最终实现了以像素点为单位并以时序特征为特征向量的缺陷检测。

4 结果与分析

在Matlab中,构建概率神经网络,利用像素点提取初始特征30个,并进行主成分分析获得3个有效特征,现在随意选取其中的像素点的时序特征作为训练的输入向量 p ,建立概率神经网络,其PNN检测的分类结果统计如表1所示。

结果表明:

1) 分类结果表明,采用时序特征并结合概率神经网络的方法进行缺陷检测是完全可行的,其识别效果较理想。

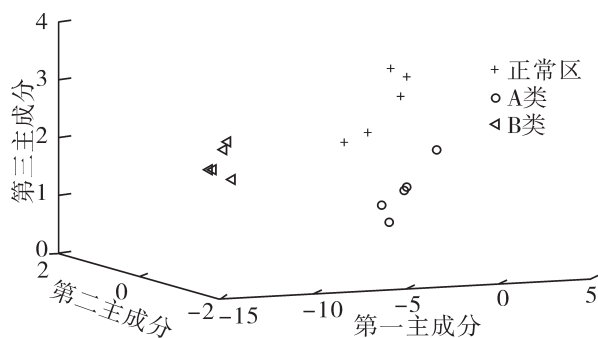


图4 3类区域主成分散点图($m=3$)

Fig. 4 Scattered point of three kinds of areas ($m=3$)

2) 识别结果表明,选取不同大小的孔洞类型缺陷,随着面积减小,其识别率也相应降低,说明面积小的孔洞缺陷,其识别效果没有缺陷面积大的识别效果好。

3) 从拟合曲线来看,3类区域的灰度值随时间变化各不相同,同一时刻,正常区域灰度值最小,B类孔洞缺陷灰度值最大,说明缺陷面积越小,同一时刻其灰度值越小。而且在相同间隔内,A类孔洞缺陷较B类灰度值变化较快,说明缺陷面积越小,其灰度值随时间变化越慢。

5 结论

针对可获取的用于检测缺陷的特征较少,单纯图像处理的缺陷检测效果不佳这一问题,实验采用红外热像仪获取红外时序热图;并提取热图中正常和异常区域的灰度值,建立不同区域的灰度值与时间的关系,进而获得时序初始特征;然后采用主成分分析实现初始特征降维,获得时序特征;最后,以时序特征作为训练样本,构建概率神经网络。最终结果表明,正常区域和异常区域识别率分别可达到95%,85%。提出了一种以像素为单位,基于热图时序特征和PNN,实现了缺陷红外无损检测。克服了单张图片检测、获得特征信息量少的局限性等缺点,提高了有效性和精确性,具有一定的实用价值。

表1 孔洞缺陷检测的分类结果

Tab.1 Results of classification of hole defect detection

类型	测试样本/个	测试集分类正确率/%
正常区域	200	95
A类孔洞缺陷	145	88.3
B类孔洞缺陷	102	82

参考文献:

- [1] 田裕鹏.红外检测与诊断技术[M].北京:化学工业出版社.2006:15-40.
- [2] 吴平川,路同浚,王炎.钢板表面缺陷的无损检测技术与应用[J].无损检测, 2000, 22(7):312-315.
- [3] 蒋淑芳. 红外热波无损检测用于材料表面下缺陷类型识别[D]. 北京: 首都师范大学, 2006.
- [4] SPECHT D F. Probabilistic neural networks[J]. Neural networks, 1990, 3(1):109-118.
- [5] 匡以顺. 基于红外热图像信息的铜转炉炉衬蚀损状态在线测量系统研究[D]. 赣州:江西理工大学, 2007.
- [6] BULANON D M, BURKS T F, ALCHANATIS V. Image fusion of visible and thermal images for fruit detection[J]. Biosystems Engineering, 2009, 103(1):12-22.
- [7] 李鹏,周建民,赵志敏. 基于 PCA 和 PNN 的高甘油三脂血清荧光光谱识别[J]. 光子学报, 2011, 40(11):1641-1645.
- [8] 王杉,陈翔,司寒羽.基于遥感图像信息特征的单调递增 SSDA 算法[J]. 华东交通大学学报, 2013, 30(1):15-21.
- [9] 孙永军,王福明. 概率神经网络 PNN 在发动机故障诊断中的应用[J]. 机械工程与自动化, 2007(8):99-99.
- [10] 苏亮,宋绪丁. 基于 Matlab 的概率神经网络的实现及应用[J]. 计算机与现代化, 2011(11):47-50.
- [11] LEE J J, LEE J W, YI J H, et al. Neural networks-based damage detection for bridges considering errors in baseline finite element models[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 280(3):555-578.
- [12] 陈佳,傅攀.基于小波包和概率神经网络的滚动轴承故障诊断[J].四川兵工学报,2011,32(5):58-61.

Infrared Nondestructive Testing for Hole Defect Based on Temporal Characteristics and Probabilistic Neural Networks

Zhou Jianmin, Fu Zhengqing, Cai Li, Li Peng

(School of Mechatronical Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: This paper presents a novel method of infrared NDT for detecting hole defects based on temporal characteristics and probabilistic neural network (PNN). Firstly, the sequence image was obtained by thermal imaging camera. Secondly, the gray value of normal and abnormal area was extracted and different parts of the gray value of time were set up, and then the initial characteristics were achieved. The principal component analysis was used to extract initial characteristics and get the temporal characteristics. Finally, the temporal characteristics were adopted as the training sample, and the probabilistic neural network was founded for the hole defect detection. Results showed that the recognition rates of the normal and abnormal area were 95% and 85% respectively.

Key words: infrared nondestructive testing; temporal characteristic; principal component analysis; probabilistic neural network

(上接第 36 页)

Comparative Study on Noise Characteristics of Rail Traffic Vehicles at Different Speeds

Sun Weina, Li Li, Luo Yanyun

(Institute of Railway and Urban Mass Transit, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: Based on the test and analysis of the rail traffic noise produced by the vehicles running on the testing line in Tongji University, this paper studies noise levels of rail traffic vehicles in different conditions, and the noise intensity and spectrum characteristics are recorded accordingly. The results indicate that the noise value at each monitoring point increases instantly as the velocity of the vehicle climbs up when the speed is below 47km/h, and it almost tends to be a linear increase, specifically, in spite of the four different conditions of vehicle speed, the noise value increases unanimously as the distance between the monitoring point and the noise producer decreases and the height increases, and vice versa. At different speeds, all the peak frequencies from each monitoring point are around 800 Hz while the main range of the noise energy varies regularly as the vehicle speed changes, that is, the main range of the noise energy approaches 800 Hz gradually with the increasing speed of the vehicle. The results may provide the statistical and scientific basis for the measures of controlling the rail traffic noise and its prediction.

Key words: rail traffic; speed; noise; spectrum characteristics