

# 涡流热成像隐马尔科夫评估方法及应用

尹爱军<sup>1,2</sup>, 姚文杰<sup>1,2</sup>

(1. 重庆大学 机械工程学院, 重庆 400044; 2. 重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044)

**摘要:** 电涡流脉冲热成像 (Eddy current pulsed thermography, ECPT) 技术是一种集成了电、磁、热等多物理效应的新兴无损检测技术, 具有单次检测范围大、无交互、检测速度快等特点。传统基于特定时刻的单帧热图像分析, 很难直接区分不同区域的热分布, 无法建立有效的数学、物理模型, 对微小缺陷与早期疲劳损伤难以进行完整、有效的检测与评估。本文利用多帧热图像序列构造出了不同阶段的多维观测矩阵, 通过拉普拉斯特征映射 (Laplacian eigenmap, LE) 方法对高维观测数据集进行降维处理。利用 COMSOL 仿真分析了隐马尔科夫模型 (hidden Markov model, HMM) 追踪、评估材料特性的有效性, 最后通过 HMM 对降维后的齿轮疲劳数据进行学习、评估。通过不同阶段的齿轮疲劳实验验证, 基于隐马尔科夫模型与电涡流脉冲热成像的技术可以很好地评估齿轮在不同阶段的疲劳损伤状态。

**关键词:** 电涡流脉冲热成像; 多维观测矩阵; 仿真分析; 隐马尔科夫模型; 疲劳损伤

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2019)12-1141-05

## The Evaluation Method and Application of Hidden Markov in Eddy Current Thermal Imaging

YIN Aijun<sup>1,2</sup>, YAO Wenjie<sup>1,2</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Eddy current pulsed thermography (ECPT) is a new nondestructive testing technology that integrates the many physical effects of electricity, magnetism, and heat. ECPT has characteristics such as a large single detection range, non-interaction, and high detection efficiency. Traditional single-frame thermal image analysis based on a specific moment makes it difficult to directly separate thermal distributions of different regions, thereby making it impossible to establish effective mathematical and physical models. Besides, it is challenging to conduct complete and effective detection and evaluation of micro defects and early fatigue damage. In this work, multi-frame thermal image sequences were used to construct multi-dimensional observation matrices at different stages. A Laplacian eigenmap (LE) was adopted to reduce the dimensionality of the observation data set. COMSOL software was used to simulate and analyze the effectiveness of hidden Markov model(HMM) tracking and to evaluate material characteristics. Finally, HMM was used to train and evaluate gear fatigue data after dimension reduction. It can be verified by gear fatigue experiments that the combination of the hidden Markov model and eddy current pulse thermal imaging technology can be used to effectively evaluate the fatigue damage of a gear at different stages.

**Key words:** eddy current pulsed thermography, multi-dimensional observation matrices, simulation analysis, hidden Markov model, fatigue damage

## 0 引言

在机械传动系统中, 齿轮齿面的疲劳损伤是导致齿轮失效的重要原因之一, 齿轮早期疲劳损伤的有效

评估对生产质量与安全有着非常重要的意义。红外热成像检测技术是一门新兴的可有效检测金属构件微损伤的无损检测技术<sup>[1]</sup>。其中电涡流脉冲热成像 (eddy current pulsed thermography, ECPT) 是一种融合了电

收稿日期: 2019-07-04; 修订日期: 2019-11-28.

作者简介: 尹爱军 (1978-), 男, 重庆大学教授、博士生导师。专业方向包括无损检测、故障诊断、大数据分析与智能测试、机电一体化等。E-mail: aijun.yin@cqu.edu.cn。

基金项目: 重庆市科技重大主题专项 (cstc2018jszx-cyztzx0032)。

涡流检测与红外热成像技术优势的主动式热成像方法<sup>[2]</sup>，具有非接触、无交互、检测面积大、检测效率高等优点。ECPT 检测过程中，涡流加热导体并在导体试件中发生热传导，红外相机通过热像图可以捕捉到试件损伤处温度分布的可疑响应。与其他热成像检测方法相比，根据涡流趋肤深度理论，ECPT 检测不局限于试件表面的检测，而可以检测一定深度的损伤。Liu 等<sup>[3]</sup>基于 ECPT 技术对焊接钢与 CFRP 钢复杂表面进行了检测，裂纹最大检测误差不超过 6%。Pan 等<sup>[4]</sup>研究了碳纤维复合材料中冲击和分层的检测机理。Gao 等<sup>[5]</sup>基于 ECPT 技术，提出了裂纹自动检测与识别的盲源分离方法。传统基于单帧热图像的缺陷检测方法很难直接区分不同区域的热分布，检测精度低，容易出现误检。本文对不同阶段的多帧热图像进行向量化处理，包含了试件不同损伤阶段丰富的多维空间信息，建立了与 ECPT 物理过程对应的红外热图像张量模型。之后，通过拉普拉斯特征映射 (Laplacian eigenmap, LE) 流形学习方法对多帧热图像矩阵进行降维处理，去除了高维数据中的冗余部分。隐马尔科夫模型 (hidden Markov model, HMM) 是典型的基于概率的状态评估模型。通过多物理场仿真软件 COMSOL 仿真分析了 HMM 追踪、评估材料物理特性的有效性。通过齿轮疲劳实验的验证，HMM 对降维后的齿轮疲劳红外数据进行学习、评估，准确的评估了齿轮在经过不同循环测试后齿轮的疲劳损伤状态。

## 1 热成像技术

### 1.1 电涡流脉冲热成像技术

ECPT 无损检测系统的原理图如图 1 所示。脉冲激励装置分别为红外热像仪和感应加热器提供触发信号与高频脉冲电流。感应线圈在高频电流的作用下产生交变磁场，并在试件表面感应出感生电涡流。ECPT 检测可分为焦耳加热过程与热传导过程。缺陷

的存在不仅使涡流密度在导体试件内分布不均，并对热传导阶段也产生影响。材料宏观物理特性对这两个物理过程有直接的影响。缺陷的存在也会影响导体试件微观结构，使导体试件的热导率、磁导率、电导率等物理性质发生变化<sup>[6-7]</sup>。导体试件损伤演化过程中，红外热像仪可以捕捉到金属材料表面温度的空间分布与温度瞬态响应的变化，并将红外热图像序列传递到计算机。

在交变磁场中对待测试件的涡流产生影响的因素包括激励电流的大小与频率，材料的电导率、磁导率，线圈的偏离距离等<sup>[8]</sup>。焦耳热在待测试件中传播，导体试件温度的空间、时间分布可表示为  $T = F(x, y, z, t)$ ，表达式如下：

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\gamma}{\rho C_p} \left( \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) + \frac{1}{\rho C_p} q(x, y, z, t) \quad (1)$$

式中： $q(x, y, z, t)$  为材料中单位体积涡流产生的热生成函数； $\rho$  为材料密度； $C_p$  为材料比热； $\gamma$  为材料热导率。导体试件的红外热辐射强度不仅受到温度变化的影响，材料表面发射率也对物体的热辐射有影响，热辐射可用下式表示：

$$E = \varepsilon \sigma T^4 \quad (2)$$

式中： $T$  为温度； $\varepsilon$  为材料表面发射率； $\sigma$  为斯蒂芬-玻耳兹曼常数。

ECPT 检测过程中的温度响应曲线可分为加热阶段与冷却阶段，其热响应曲线如图 2 所示。电涡流由于趋肤效应的存在，当损伤在趋肤深度以内时，试件的瞬态温度响应受到涡流加热与热传导的影响；损伤在趋肤深度以外时，试件瞬态温度响应主要受到热传导的影响。实验过程中，试件表面温度分布的变化通过红外热像图中每一点对应的不同颜色或灰度深浅实时记录。

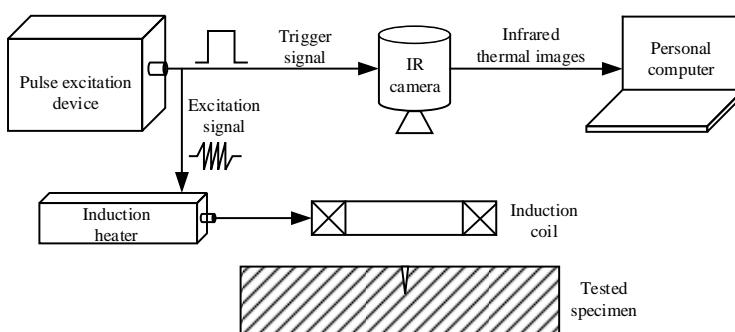


图 1 ECPT 技术原理图  
Fig.1 Schematic diagram of ECPT technology

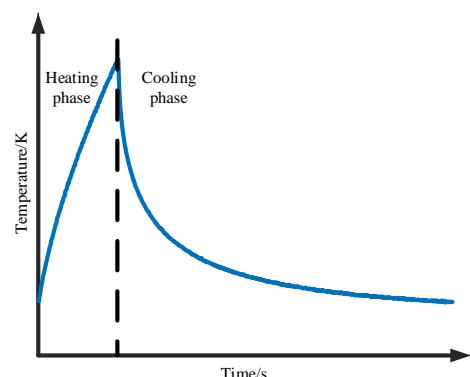


图 2 脉冲涡流热响应曲线  
Fig. 2 Thermal response curve of pulsed eddy current

## 1.2 红外热像向量化与非线性降维

根据导体试件疲劳损伤演化的基本理论, 分析不同阶段的热图像, 可以对试件材料的损伤状态进行评估。传统红外热图像无损检测方法多基于单帧热图像对金属构件损伤进行分析、评估, 难以建立有效的数学、物理模型, 对微小缺陷与早期疲劳损伤的敏感性低, 无法对试件进行准确的检测与评估。基于多帧热图像的张量分析, 包含了试件涡流加热阶段与冷却阶段的全部热图像信息, 可反映导体试件不同损伤阶段的时空域信息。图3为试件不同损伤阶段多帧红外热图像的重构及多维观测矩阵的降维示意图。图中  $i=1,2,\dots,I$  表示导体试件处于不同的疲劳损伤阶段;  $Y_i$  表示第  $i$  阶段的热图像序列;  $t$  表示各阶段热图像张量中的各单帧图像;  $n$  和  $m$  分别表示每帧热图像横向与纵向的像素点数, 故每帧图像的大小为  $N \times M$ ; 将每帧图像向量化后可得向量  $\text{Vec}[Y_i(t)]$ , 大小为  $1 \times (N \times M)$ ; 将各帧图像依次向量化并按照  $t=1,2,\dots,T$  顺序组合, 可得第  $i$  阶段热图像向量化矩阵  $Y_i = [\text{Vec}[Y_i(1)]; \text{Vec}[Y_i(2)]; \dots; \text{Vec}[Y_i(T)]]$ 。

由于ECPT技术是多物理效应的融合, 影响因素较多, 故热图像向量化矩阵具有非线性、高耦合度、冗余信息大的特点, 不利于图像数据的分析处理。本文利用基于流形学习的非线性降维方法LE对热图像高维数据进行降维处理, 找出高维冗余数据的低维流形嵌入。LE是一种可以保持局部最优邻域信息的非线性降维方法<sup>[9]</sup>, 高维数据空间相邻的点在低维流形中仍保持邻近<sup>[10]</sup>。设低维空间为  $S = (S_1, S_2, \dots, S_p)$ , 则LE降维是找到某种映射  $f$  使高维数据降维到低维本质维数, 即  $S = f(Y_i)$ 。

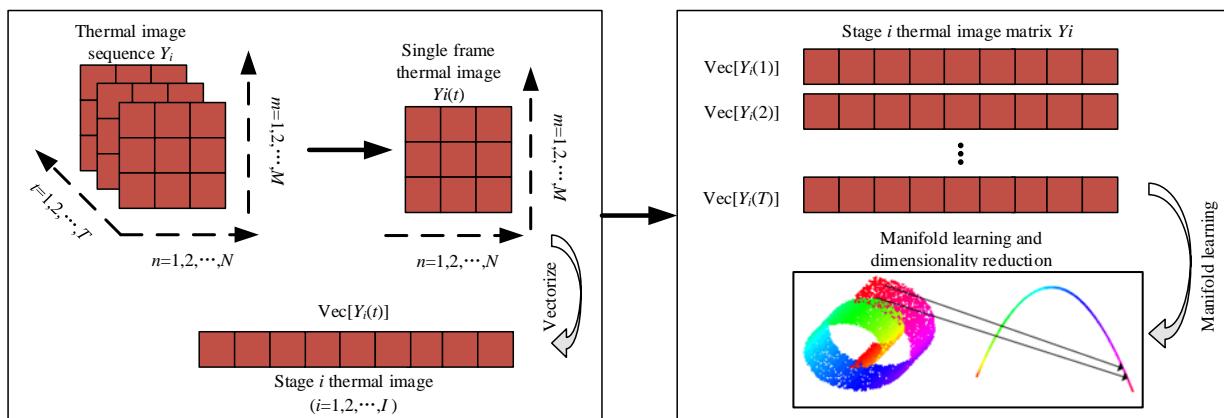


图3 ECPT红外热图像处理过程

Fig.3 Process of ECPT infrared thermal image processing

## 2 隐马尔科夫模型

HMM 基于马尔科夫链发展而来, 是一个双重概率模型<sup>[11]</sup>。在 HMM 模型中, 马尔科夫链描述观测序列不同状态间的转移关系, 普通随机过程表示状态与观测序列之间的关系, 模型中隐藏的状态只能通过观测序列进行推测。每个 HMM 可通过 3 个概率矩阵表示:

$$\lambda = (A, B, \pi) \quad (3)$$

式中:  $A$  为状态转移概率矩阵;  $B$  为观测值概率矩阵(混淆矩阵);  $\pi$  表示初始状态矩阵。HMM 中也包含两个状态集合, 即隐含状态  $S$  与观测序列  $O$ 。

HMM 通常需要解决评估问题(概率计算问题), 解码问题(预测问题)以及学习问题。评估问题可通过 Forward 算法评估观测序列与已知模型  $\lambda$  的匹配度, 用  $P(O|\lambda)$  表示; 解码问题利用 Viterbi 算法在已知模型  $\lambda$  的情况下, 计算  $P(O|\lambda)$  最大值, 寻找最优的隐含状态序列; 学习问题通过 Baum-Welch 算法学习、训练模型, 得到 HMM 的各个模型参数<sup>[12-13]</sup>。

## 3 仿真结果与讨论

利用多物理场仿真软件 COMSOL, 以尺寸  $60 \text{ mm} \times 30 \text{ mm} \times 5 \text{ mm}$  的矩形钢板为待测导体试件进行仿真分析。仿真过程中利用直径  $6.35 \text{ mm}$ , 长度  $120 \text{ mm}$  的线圈平行试件上表面对待测钢试件进行加热。仿真模型如图4所示。钢试件的材料特性参数如表1所示。激励线圈的电流为  $350 \text{ A}$ , 激励频率  $256 \text{ kHz}$ , 设置涡流加热时间为  $300 \text{ ms}$ , 冷却时间为  $300 \text{ ms}$ 。

表1 试件材料物理属性参数

Table 1 Physical property parameters of specimen material

Parameters	Values
Electrical conductivity $\alpha$ ( $\text{S}\cdot\text{m}^{-1}$ )	$4.0319\times 10^6$
Thermal conductivity $\gamma$ ( $\text{W}\cdot\text{m}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$ )	44.5
Magnetic permeability $\mu$	100
Density $d$ ( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$ )	7850
Heat capacity $C_p$ ( $\text{J}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$ )	475
Temperature coefficient / $\text{K}^{-1}$	$12.3\times 10^{-6}$

由第2章可知,材料损伤的存在会导致导体试件宏观物理特性发生变化。为了验证HMM对导体试件损伤的评估效果,本文进行了3次仿真实验,对材料性质的变化进行表征与追踪。在每次仿真实验中,只有一个物理参数是变化的,而其他参数保持相同。3次仿真实验可表示为:

① $\theta_j\{\alpha, \gamma, \mu\}$ , ② $\theta_j\{\alpha, \gamma, \mu\}$ , ③ $\theta_j\{\alpha, \gamma, \mu_j\}$

其中: $\theta$ 表示材料性质; $\alpha$ 表示电导率; $\gamma$ 表示热导率; $\mu$ 表示磁导率; $j=1, 2, \dots, 6$ 表示每次仿真实验参数变化的不同阶段,从初始设置值的50%到100%,每增加10%为一个阶段,每次实验包括6个阶段。图5为HMM表征、追踪不同材料特性变化的曲线图。热导率 $\gamma$ 与电导率 $\alpha$ 在不同阶段变化比较明显,对ECPT热传导过程影响较大;而磁导率 $\mu$ 在不同阶段变化较小,特别第二阶段后几乎没有变化,表明磁导率对热传导的影响最小。HMM能很好的对材料特性变化进行追踪,是一种有效的材料状态评估模型。

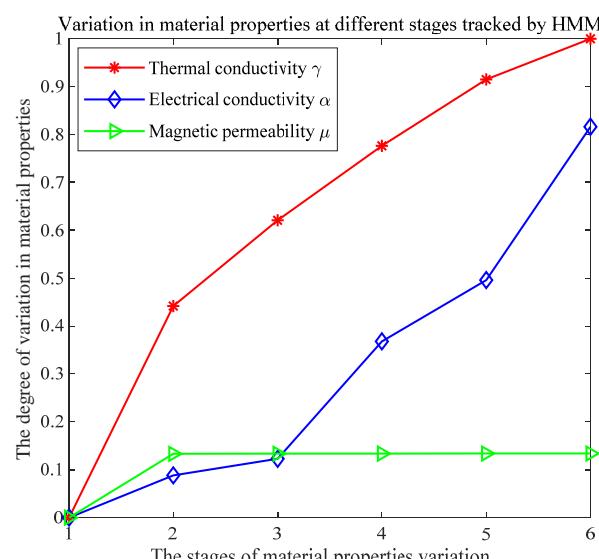


图5 不同阶段材料的HMM评估

Fig.5 HMM evaluation of material in different stages

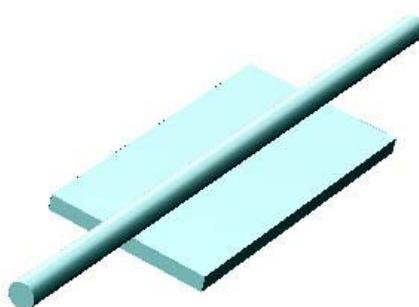


图4 仿真试件与线圈

Fig.4 Simulation specimen and coil

## 4 实验结果

### 4.1 齿轮疲劳实验

本实验选用的齿轮试样如图6所示。该6 mm螺旋齿轮由18CrNiMo7制成,齿宽为44 mm。齿轮疲劳测试装置为一个具有160 mm中心距离的连续接触疲劳试验机,该试验机转速为3000转,润滑油油温90℃。ECPT实验系统如图7所示,实验系统由感应加热器、脉冲激励装置、工作台、激励线圈、红外热像仪、计算机、待测齿轮等组成。其中红外热像仪为FLIR SC7500系列,像素320×256,最大全帧速率383 Hz;感应加热器为Easyheat224,最大激励电流400 Arms,激励频率150~400 kHz。本实验中,红外热像仪采样频率为383 Hz,采样时间2 s。整个齿轮接触疲劳实验分为7个阶段,接触应力逐渐增大,每个阶段的ECPT热图像用于检测齿轮表面或亚表面的接触疲劳损伤,不同阶段的齿轮疲劳循环次数及载荷加载情况如图8所示。



(a) 齿轮试样  
(b) 带有ECPT电感线圈的齿轮  
(a) Gear specimen  
(b) Gear with ECPT induction coil

图6 齿轮试样与电感线圈

Fig. 6 Gear specimen and induction coil

### 4.2 齿轮疲劳状态的分析与评估

在齿轮疲劳测试过程中,齿轮的接触部分不可避免的会产生磨损、点蚀等疲劳损伤,影响ECPT涡流加热与热传导过程并引起材料宏观物理性质的变化,进而引起试件疲劳表面温度响应的变化。通过HMM对7个阶段的齿轮疲劳ECPT数据的学习、评估,可

得到图9所示的评估曲线。根据HMM评估曲线可知,随着齿轮疲劳循环次数的增加,齿轮接触疲劳与材料物理特性变化越来越大,各阶段相对于初始阶段的差异性整体呈越来越大的趋势,符合齿轮疲劳损伤的演化过程。第3阶段(0.5072)与第2阶段(0.5065)相比上升幅度较低,第6阶段(0.9253)与第5阶段(0.9785)相比与初始阶段差异性轻微下滑,这是由于ECPT还受到距离,材料表面热发射率,环境辐射等因素的影响。

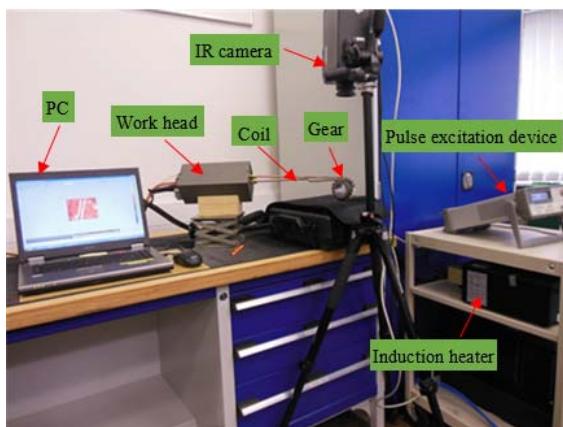


图7 ECPT实验系统  
Fig.7 ECPT experimental system

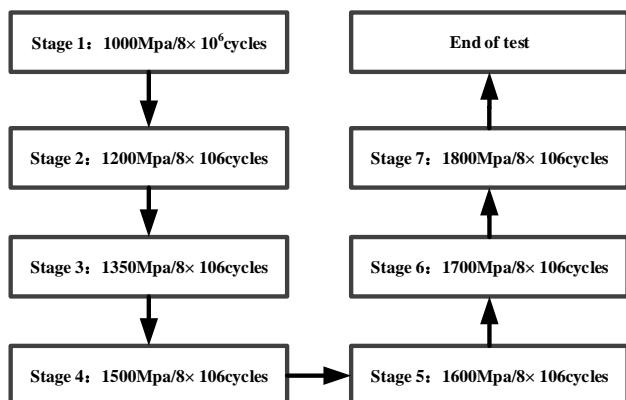


图8 各阶段齿轮疲劳测试实验  
Fig.8 Gear fatigue test at each stage

## 5 结语

本文对ECPT检测技术的焦耳加热与热传导等物理过程进行了讨论,并对不同阶段的ECPT图像进行处理,建立了多帧热图像张量数学模型。通过HMM评估模型对不同阶段齿轮疲劳数据的学习、评估,可以表征和跟踪材料属性的变化,得到了齿轮疲劳演化状态评估曲线。本文还存在一些不足,没有充分考虑影响ECPT热图像的其他客观因素,后期的研究将综合考虑距离、热发射率、环境辐射等因素对损伤评估的影响。

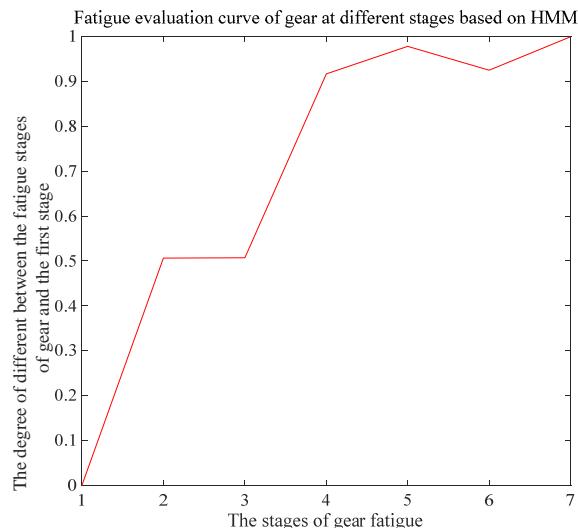


图9 HMM齿轮疲劳评估曲线  
Fig.9 Gear fatigue evaluation curve of HMM

## 参考文献:

- [1] 袁丽华, 汪江飞, 朱争光, 等. 材料表面裂纹的红外热像显微检测[J]. 红外技术, 2018, 40(6): 612-617.  
YUAN Lihua, WANG Jiangfei, ZHU Zhengguang, et al. Detection of material surface cracks by infrared thermal imaging microscope[J]. *Infrared Technology*, 2018, 40(6): 612-617.
- [2] 白洁, 彭建平, 张康, 等. 基于涡流脉冲热成像方法的稳态闭合疲劳裂纹检测[J]. 无损检测, 2018, 40(12): 12-16, 86.  
BAI Jie, PENG Jianping, ZHANG Kang, et al. The detection of steady closed fatigue crack based on ECPT[J]. *Nondestructive Testing*, 2018, 40(12): 12-16, 86.
- [3] LIU Z P, YONG D, ZHU C, et al. Applications of red-green-blue normalization and interframe difference matrix in complex surface by eddy current pulsed thermography[J]. *Insight*, 2018, 60(12): 670.
- [4] PANM C, HEY Z, TIAN G Y, et al. Defect characterization using pulsed eddy current thermography under transmission mode and NDT applications[J]. *NDT & E International*, 2012, 52: 28-36.
- [5] GAO B, BAI L B, Woo W L, et al. Automatic defect identification of eddy current pulsed thermography using single channel blind source separation[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(4): 913-922.
- [6] Naderi M, Khonsari M M. On the characterization of thermal-conductivity degradation during torsional fatigue[J]. *International Journal of Thermophysics*, 2011, 32(3): 693-703.
- [7] Morrison A Q, Case E D, Ren F, et al. The elastic modulus, biaxial fracture strength, electrical and thermal transport properties of thermally fatigued hot pressed LAST and LASTT thermoelectric materials[J]. *Materials Chemistry and Physics*, 2012, 134(2): 973-987.

(下转第 1150 页)

扫查和检测。

3) 红外热成像技术对待测物体表面状态、光线差异等因素较为敏感,在实际检验中宜采用打磨、遮光、去除焊缝余高等方法尽量避免或降低以上因素对红外检测结果准确度的影响。

### 参考文献:

- [1] Xavier Maldague. *Nondestructive Testing Monographs and Tracts (Volume 7), Infrared Methodology and Technology*[M]. Gordon and Breach Science Publishers, 1992.
- [2] Roderic K Stanley, Patric O Moore, et al. *Nondestructive Testing Handbook(Volume 9), Special Nondestructive Testing Methods*[M]. American Society for Nondestructive Testing, 1995.
- [3] 齐晗兵,林林,白浩然,等.压力容器保温层缺陷的热特性及红外检测[J].无损检测,2013,35(5): 52-54.  
QI Hanbing, LIN Lin, BAI Haoran, LI Dong. The thermal properties of insulation defects in pressure vessels and infrared detection[J]. *Nondestructive Testing*, 2013, 35(5): 52-54.
- [4] 陈书旺,王明时,陆守权.红外传感技术在地下管道寻迹中的应用[J].传感技术学报,2006,19(1): 211-214.  
CHEN Shuwang, WANG Mingshi, LU Shouquan. Application of infrared sensor technology for searching pipelines underground[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2006, 19(1): 211-214.
- [5] 范春利,沈立华,李孟良,等.船用输热管道及保温层的红外热像无损检测研究[J].电子器件,2006,29(4): 1367-1371.  
FAN Chunli, SHEN Lihua, LI Mengliang. Study on thermographic inspection of pipelines used in vessel and its insulation layer[J]. *Chinese Journal of Electron Devices*, 2006, 29(4): 1367-1371.
- [6] 贾强.氨制冷压力管道不停机全面检验方法研究[J].压力容器,2012,29(5): 75-80.  
JIA Qiang. Research of comprehensive inspection methods of non-stop ammonia refrigeration pressure piping[J]. *Pressure Vessel Technology*, 2012, 29 (5): 75-80.
- [7] 沈功田,李涛,姚泽华,等.高温压力管道红外热成像检测技术[J].无损检测,2002,24(11): 473-477.  
SHEN Gongtian, LI Tao, YAO Zehua. Infrared Thermography for high temperature pressure pipes[J]. *Nondestructive Testing*, 2002, 24(11): 473-477.
- [8] 邱旭,钟舜聪,朱志彬,等.聚乙烯管道缺陷的红外热成像模拟及实验研究[J].机电工程,2014,31(12): 1513-1517.  
QIU Xu, ZHONG Shuncong, ZHU Zhibin. Infrared thermography simulation and experiments of polyethylene pipe defects[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2014, 31(12): 1513-1517.
- [9] 杨黎俊,耿完桢,姜玲珍,等.金属管内壁腐蚀的红外成像检测[J].激光与红外,1997,27(3): 152-154, 157.  
YANG Lijun, GENG Wanzen, JIANG Lingzhen. Inner surface corrosion detection of metal tube using infrared imaging technique[J]. *Laser & Infrared*, 1997, 27(3): 152-154, 157.
- [10] 赵烨,方正中,李震.在用压力管道检测中红外热成像技术的应用[J].管道技术与设备,2008(5): 25-27.  
ZHAO Ye, FANG Zhengzhong, LI Zhen. Application of the infrared thermal imagery technology to conduit under examination[J]. *Pipeline Technique and Equipment*, 2008(5): 25-27.
- [11] 李大鹏,张利群,赵岩松.管道外表缺陷红外无损检测和缺陷识别特征方向法[J].机电设备,2005,22(4): 1-5.  
LI Dapeng, ZHANG Liqun, ZHAO Yansong. Infrared non-destructive testing of pipe with outer defect and character direction method of defect identification[J]. *Mechanical and Electrical Equipment*, 2005, 22(4): 1-5.
- [12] 李国华,林晓凤,高聚春.管道内壁腐蚀的红外热像无损检测的数值模拟[J].矿山机械,2012,40(9): 118-122.  
LI Guohua, LIN Xiaofeng, GAO Juchun, et al. Numerical simulation of infrared thermographical NDT of pipeline with internal corrosion[J]. *Mining & Processing Equipment*, 2012, 40(9): 118-122.

(上接第 1145 页)

- [8] YIN A J, GAO B, TIAN G Y, et al. Physical interpretation and separation of eddy current pulsed thermography[J]. *Journal of Applied Physics*, 2013, 113(6): 064101-1-064101-8.
- [9] Malik Z K, Hussain A, WU J. An online generalized eigen value version of Laplacian eigen maps for visual big data[J]. *Neurocomputing*, 2016, 173: 127-136.
- [10] JIA P, YIN J S, HUANGX S, et al . Incremental Laplacian eigenmaps by preserving adjacent information between data points[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(16): 1457-1463.
- [11] 王绵斌,安磊,李芬花,等.基于遗传算法的耦合隐马尔科夫模型的故障诊断方法[J].机械设计与制造,2018(12): 195-198.  
WANG Mianbin, AN Lei, LI Fenhua, et al. Fault diagnosis method based on GA-CHM [J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2018(12): 195-198.
- [12] 王恒,周易文,季云,等.结合狄利克雷过程和连续隐马尔科夫模型的滚动轴承性能退化评估[J].吉林大学学报:工学版,2019, 49(1): 117-123.  
WANG Heng, ZHOU Yiwen, JI Yun, et al. Performance degradation assessment of rolling bearing based on Dirichlet process and continuous Markov model[J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2019, 49(1): 117-123.
- [13] 张西宁,雷威,杨雨薇,等.采用自适应基因粒子群算法优化隐马尔科夫模型的方法及应用[J].西安交通大学学报,2018, 52(8): 1-8.  
ZHANG Xining, LEI Wei, YANG Yuwei, et al. Adaptive genetic particle swarm algorithm for optimization hidden Markov models with application[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2018, 52(8): 1-8.