

超声红外热像检测条件的优化方法研究

张超省¹, 宋爱斌², 冯辅周¹, 闵庆旭¹, 朱俊臻¹

(1. 装甲兵工程学院 机械工程系, 北京 100072; 2. 装甲兵工程学院 基础部, 北京 100072)

摘要: 在超声红外热像检测中, 激励强度、激励时间和工具杆与被测对象之间的预紧力等检测条件是影响缺陷热信号的重要因素。实验和仿真分析表明: 激励时间和激励强度的增加将使裂纹生热增强, 而预紧力的增加却使得裂纹生热呈现先增强后减弱的趋势, 且检测条件对裂纹生热存在交互影响; 另外, 不恰当的检测条件将导致超声激励系统报警。基于检测条件对裂纹热信号和报警数据的影响分析, 文中提出了采用多元非线性回归模型和 Logistic 回归模型以估算特定检测条件下裂纹检出概率和检测报警概率, 最终确定了检测条件的选择范围。上述检测条件的优化方法能够为超声红外热像检测技术中检测方案的制定提供理论指导。

关键词: 超声红外热像; 检测条件; 检出概率; 报警概率

中图分类号: TG115.28 文献标志码: A DOI: 10.3788/IRLA201645.0204005

Research on optimization method of test conditions in sonic infrared imaging

Zhang Chaosheng¹, Song Aibin², Feng Fuzhou¹, Min Qingxu¹, Zhu Junzhen¹

(1. Department of Mechanical Engineering, Academy of Armored Forces Engineering, Beijing 100072, China;

2. Department of Fundamental Courses, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

Abstract: Test conditions as excitation intensity, excitation duration and engagement force between horn and test object are important factors affecting defect thermal signal in sonic infrared imaging. Experimental statistics and simulated results show that the increase of the excitation intensity and the excitation duration will enhance crack heating. However, the increase of the engagement force will enhance firstly and then weaken crack heating. Moreover, the effects of the test conditions on crack heating are interactive, and inappropriate test conditions will induce a test-stopping alarm. Based on the effect analysis of testing conditions on crack thermal signals and alarm incidents, a multivariate nonlinear regression model and a logistics regression model were adopted to estimate probability of detection and alarm during test, which will finally determine the value range of test conditions. The optimization methods proposed in this paper will provide theoretical direction for test scheme in sonic infrared imaging technology.

Key words: sonic IR imaging; test condition; probability of detection; probability of alarm

收稿日期: 2015-06-25; 修订日期: 2015-07-13

基金项目: 军队科研计划

作者简介: 张超省(1987-), 男, 博士生, 主要从事红外热像无损检测技术方面的研究。Email: cs116@163.com

导师简介: 冯辅周(1971-), 男, 教授, 博士, 主要从事故障诊断及无损检测技术方面的研究。Email: fengfuzhou@tsinghua.org.cn

0 引言

超声红外热像技术(又称振动热像技术,或热超声技术)是一种新型无损检测技术,其利用高强度超声脉冲激起被测对象内部产生高频振动,引起缺陷及不均匀区域因摩擦、塑性变形等产生热量并传导至表面,进而通过热像仪捕捉到这一变化信号以实现缺陷检测^[1-3]。检测特定对象之前,需要确定激励时间、激励强度、工具杆端面与被测对象之间预紧力等检测条件,恰当的检测条件能够增强缺陷生热效率,而不恰当的检测条件不仅会削弱缺陷生热效率还可能引发超声激励系统的报警,检测条件的优化能够提高裂纹检出概率和检测效率。

理论上讲,检测条件优化的关键在于建立检测条件与缺陷生热及报警事件的对应关系。然而,由于装置和校准精度的限制以及环境噪声的影响,实践过程中检测条件优化的关键则在于建立检测条件与缺陷检出概率及报警概率的联系。2004年,D. Mayton 和 S. Shepard 在 SPIE 会议上发表了他们对超声红外热像检测条件优化的研究成果,前者从实验角度分析了检测条件对缺陷生热的影响,后者则定性地给出了检测条件选取时应遵循的若干原则^[4-5]。2007~2011年,S. Holland 等人在简单梁结构上施加共振激励,建立了激励强度、裂纹尺寸、裂纹热信号之间的联系,并提出了一种评估超声红外热像检出概率的可行策略^[6-8];尽管其研究成果结合了理论分析和实验研究,但却是基于共振激励的条件下给出的,而在典型的超声红外热像检测中很难实现对被测对象的共振激励,使得检测条件对缺陷生热的影响非常复杂,其研究成果的推广受到限制。2014年,C. Gao 等人针对航空发动机扇叶裂纹的超声红外热像检测问题,提出了一种基于线性混合效应模型的检测条件优化方法,给出了特定检测条件下检出概率随裂纹尺寸的变化曲线^[9];然而,模型中变量的选取及形式完全基于实验数据的统计分析,其对应的物理意义并不明确。

针对现有研究中存在的不足,并结合超声红外热像检测的特点,文中尝试以裂纹检出概率和检测报警概率为准则实现超声红外热像检测条件的优化,以含裂纹的金属平板为研究对象,结合实验和仿

真手段揭示检测条件对裂纹生热的影响规律,在此基础上确定回归模型中响应变量和解释变量的形式,结合裂纹检出概率和报警概率给出最优化检测条件的选择范围。

1 基本理论

1.1 基于响应信号的检出概率计算

将响应信号记为与 p 个检测条件所组成的向量 $x=(x_1, x_2, \dots, x_p)$ 相关联的特定参数 \hat{x} , 则响应信号 \hat{x} 综合了用于准确判定裂纹的所有信息。如果函数 $g_x(\hat{x})$ 表示在特定检测条件下响应信号 \hat{x} 的概率密度, 那么:

$$POD(x) = \int_{\hat{x}_{dec}}^{\infty} g_x(\hat{x}) d\hat{x} \quad (1)$$

式中: \hat{x}_{dec} 为判定阈值, 超过该阈值的响应信号被判定为裂纹。响应信号 \hat{x} 和检测条件 x 之间的相关函数确定了函数 $g_x(\hat{x})$ 的均值, 即:

$$\hat{x} = \mu_x + \sigma \quad (2)$$

式中: μ_x 为函数 $g_x(\hat{x})$ 的均值; σ 为考虑响应信号 \hat{x} 和均值 μ_x 差异的随机误差项, 其分布特性决定了关于 μ_x 的概率密度函数 $g_x(\hat{x})$ 。通常可以将均值 μ_x 与检测条件 x 通过下式拟合:

$$\mu_x = \beta_0 + \beta_x \quad (3)$$

式中: β_0 为截距项; $\beta=(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$ 为检测条件的拟合系数向量。

一般来讲, 随机误差不随检测条件发生变化, 且满足正态分布特性, 因此 $POD(x)$ 函数可以由下式计算:

$$POD(x) = \text{Probability}[\hat{x} > \hat{x}_{dec}] = 1 - \Phi\left\{\frac{\hat{x}_{dec} - \mu_x}{\sigma}\right\} \quad (4)$$

定义如下随机变量:

$$Z = \frac{\hat{x} - \mu_x}{\sigma} \quad (5)$$

服从均值为 0、方差为 1 的标准正态分布, 其概率密度函数为:

$$\phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right) \quad (6)$$

那么, 可以将 $1/\sigma\phi(z_k)dz$ 视作第 k 次检测得到响应 \hat{x}_k 的概率, 所以构造似然函数如下所示:

$$L = \prod_{k=1}^n \frac{1}{\sigma} \phi(z_k) \quad (7)$$

式中： n 为检测次数。

似然函数的对数形式：

$$\ln L = -n \ln(\sigma) - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \left[\frac{\hat{x}_k - (\beta_0 + \beta x_k)}{\sigma} \right]^2 \quad (8)$$

那么，公式(3)中拟合系数和随机误差的极大似然估计可按下式求解：

$$\begin{cases} 0 = \frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_0} = \frac{1}{\sigma} \sum_{k=1}^n Z_k \\ 0 = \frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_i} = \frac{1}{\sigma} \sum_{k=1}^n X_{ik} Z_k \quad i=1, 2, \dots, p \\ 0 = \frac{\partial \ln(L)}{\partial \sigma} = \frac{1}{\sigma} \left(-n + \sum_{k=1}^n Z_k^2 \right) \end{cases} \quad (9)$$

通过 Newton-Raphson 迭代算法可以求出参数 β_i 和 σ 的极大似然估计 $\hat{\beta}_i$ 和 $\hat{\sigma}$ 。

1.2 基于报警数据的报警概率计算

为了避免过大地加载导致超声激励系统中的压电陶瓷单元损坏，其内部的反馈回路中设置了保护机制，不恰当地加载将导致超声激励系统的锁死而停止振动输出，因此测试过程中可能出现报警。通常不能从报警测试中获得有用的信息，报警事件的发生并不是需要的，因此需要找到容易导致报警的检测条件，并在制定检测方案时尽量避免此类的检测条件。

为了便于分析，将报警事件记为 y ，第 k 次检测 x_k 下发生报警记为 $y_k=1$ ，不发生报警记为 $y_k=0$ 。所以，可以将它看作为发生概率为 P 的 Bernoulli 实验的结果。但是，与单纯的 Bernoulli 实验不同，超声红外热像检测中报警概率 P 为检测条件 x 的函数，记为 $POD(x)$ 。实际观察结果表明，报警概率 $POD(x)$ 与检测条件 x 之间的关系可以用 Logistic 函数进行描述，即：

$$POD(x) = P(y=1|x) = \frac{\exp(\beta_0^a + \beta^a x)}{1 + \exp(\beta_0^a + \beta^a x)} \quad (10)$$

式中： β_0^a 为截距项； $\beta^a = (\beta_1^a, \beta_2^a, \dots, \beta_p^a)$ 为检测条件的拟合系数向量。

对公式(10)做 Logit 变换，得到：

$$\ln \left[\frac{POD(x)}{1 - POD(x)} \right] = \beta_0^a + \beta^a x \quad (11)$$

为方便表述，将第 k 次检测时发生报警的概率记

为 π_k ，即 $P(y_k=1)=\pi_k$ ，不发生报警的概率记为 $1-\pi_k$ ，即 $P(y_k=0)=1-\pi_k$ 。那么，报警事件 y_k 的联合概率函数为：

$$P(y_k) = \pi_k^{y_k} (1-\pi_k)^{1-y_k} \quad (12)$$

构造似然函数如下表示：

$$L = \prod_{k=1}^n P(y_k) = \prod_{k=1}^n \pi_k^{y_k} (1-\pi_k)^{1-y_k} \quad (13)$$

式中： n 为检测次数。

对似然函数取自然对数得到：

$$\ln(L) = \sum_{k=1}^n \left[y_k \ln \frac{\pi_k}{1-\pi_k} + \ln(1-\pi_k) \right] \quad (14)$$

那么，公式(11)中各系数的极大似然估计可按下式求解：

$$0 = \frac{\partial \ln(L)}{\partial \beta_i} \quad i=0, 1, 2, \dots, p \quad (15)$$

同样，运用 Newton-Raphson 迭代算法即可求出参数 β_i 的极大似然估计 $\hat{\beta}_i$ 。

2 实验装置

典型的超声红外热像检测系统包括加载单元、超声枪、红外热像仪、固定夹具等，如图 1 所示，其中，超声枪是超声激励系统的执行部件，超声激励系统还包含一个超声发生器(图 1 中没有显示)，用以将 220 V/50 Hz 的交流电转化为 20 kHz 的脉冲电流；通

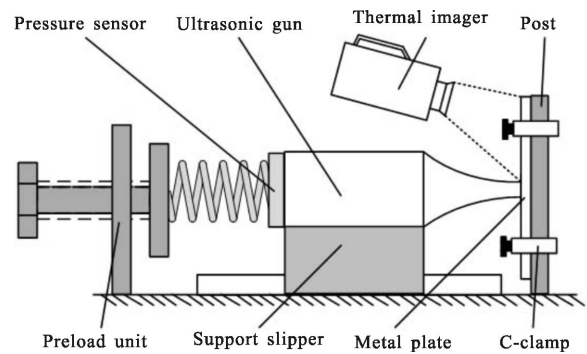


图 1 实验装置示意图

Fig.1 Schematic diagram of experimental setup

过调节加载单元的螺纹丝杠推动超声枪沿轴向运动，迫使超声枪的工具杆端面压紧被测对象；压力传感器则实时测量工具杆与被测平板之间的预紧力。超声激励系统选用 Branson DCX-S 超声塑料焊接系统，工作频率为 20 kHz，最大电功率为 1.25 kW。红外热像仪选用 FLIR T640，热灵敏度为 0.035 °C，振幅

为 640 pixel×480 pixel, 采样频率为 30 Hz。

被测平板选择尺寸为 200 mm×100 mm×3.95 mm 的半硬铝合金, 其长边一侧人工预制一个长度为 10 mm 的裂纹, 如图 2 所示。为减少振动能量沿夹具向外传播, 在被测平板和固定夹具之间放置尺寸为 100 mm×20 mm×2 mm 的硬纸板作为隔振材料以实现隔振; 固定夹具通过螺栓夹持被测平板四角实现固定, 螺栓拧紧时扭转力矩设定为 15 N·m; 激励位置偏离中心 20 mm。为减少外界环境对实验过程的干扰, 采用双层遮光布料构建一个红外暗室以屏蔽外界辐射源和空气流动造成的影响; 同时, 在被测平板检测区域喷涂黑色哑光漆以提高表面发射率。

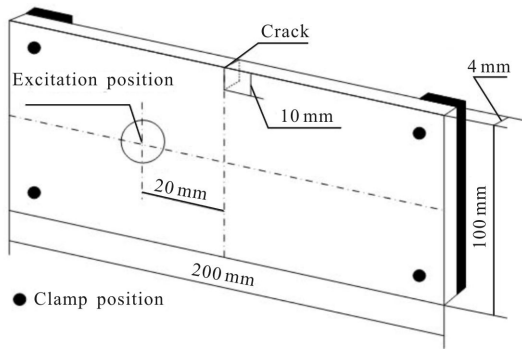


图 2 被测平板示意图

Fig.2 Schematic diagram of tested plate

3 检测条件对裂纹生热的影响分析

假定一个薄板内部存在一个沿厚度方向分布面热源, 不考虑空气对流和热辐射, 可以认为平板表面温度与内部温度分布一致, 那么内热源产生的热量可由下式近似给出:

$$q_A = A \times h \times \rho \times C \times T_{\text{avg}} \quad (16)$$

式中: A 、 h 、 ρ 和 C 分别表示薄板的面积、厚度、密度及比热容, 温度变化不大时均视为常数; T_{avg} 为平板表面温升均值。由于被测平板厚度较小, 可以将其视作薄板, 同时还可以将超声激励下裂纹面的摩擦生热当作面热源。那么, 以裂纹中间位置为中心选取一个方形区域, 其内切圆的半径 $r_D \approx 4\sqrt{\alpha T}$, 其中 α 为热扩散系数, T 为采集时间, 则该区域之外任意点的温度值(依 Green 函数)小于中心点温度的 e^{-8} 倍, 可以忽略不计。因此, 将该选定区域的温升均值和面积代入公式(16)即可估算裂纹摩擦产生的热量。后

文实验分析中, 提取裂纹面摩擦的估计热量作为响应信号或裂纹热信号。

3.1 激励时间对裂纹生热的影响

通过实验得到了不同检测水平下(预紧力和激励强度的不同组合) 裂纹热信号随时间变化的分布规律及一次拟合曲线, 图 3 所示, 其中激励强度采用最大电功率的百分比表示, 最大电功率对应空载振幅约 50 μm , 预紧力以质量作为度量(单位: kg)。可以看到: 三种不同的检测水平下, 裂纹区域估计热量均随激励时间的增长而增加, 且近似地呈线性关系。

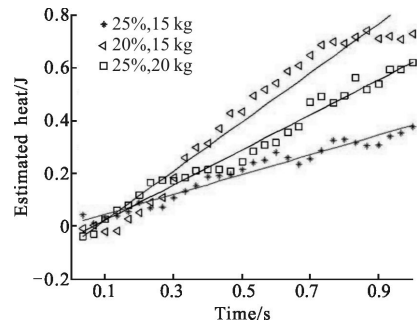


图 3 实验条件下估计热量随时间变化的散点图及拟合曲线

Fig.3 Scatter diagrams and fitted curves of estimated heat versus excitation time obtained with experiment statistics

由于实验受仪器精度、环境噪声等因素影响较大, 因此不能仅仅依靠实验观察便充分肯定上述结论。进一步, 采用前期建立的仿真模型(参见文献[10])得到了裂纹摩擦生热量随激励时间变化的数据及拟合曲线, 如图 4 所示, 其中激励强度直接采用工

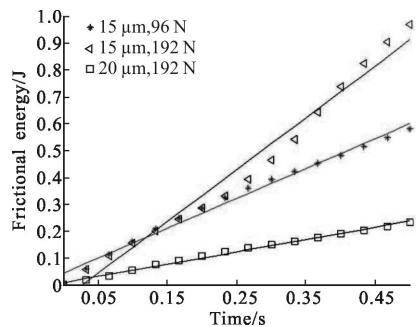


图 4 仿真条件下摩擦生热量随时间变化的散点图及拟合曲线

Fig.4 Scatter diagrams and fitted curves of frictional energy versus excitation time obtained with simulation results

具杆端面的空载振幅表示, 激励时间设为 0.5 s 以降低计算时间, 被测平板四角以 6000 N 的轴向力固定于支撑, 超声枪被施以除轴向以外的所有自由度

的约束,并在轴向方向施以一定的预紧力(单位:N)。可以看到:不同检测水平下,裂纹摩擦生热量随激励时间的增长而增加,同样近似地呈线性关系,说明超声激励下裂纹的生热效率基本恒定,进一步验证了实验结论。

3.2 预紧力对裂纹生热的影响

保持激励强度(14%、18%和 22%)、激励时间(1 s)等其它检测条件不变,在 0~500 N 范围内改变预紧力,提取不同预紧力对应的裂纹热信号并采用二次曲线对数据进行拟合,如图 5 所示。可以看到:不论激励强度处于何种水平,当预紧力在 0~300 N 范围内变化时,裂纹生热量随着预紧力增大而增加;当激励强度较小(14%)时,预紧力的增大(>300 N)反而导致裂纹生热量的衰减;当激励强度较大(18%和 22%)时,预紧力的增大(>300 N)导致超声激励系统报警,造成相应实验数据的缺失。

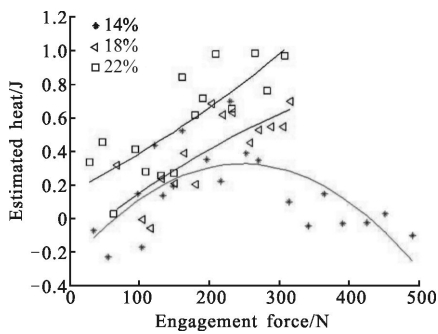


图 5 实验条件下估计热量随预紧力变化的散点图及拟合曲线
Fig.5 Scatter diagrams and fitted curves of estimated heat versus engagement force obtained with experiment statistics

为完善上述实验观察,图 6 给出了与实验条件类似的数值模拟结果,由于裂纹生热量与激励时间

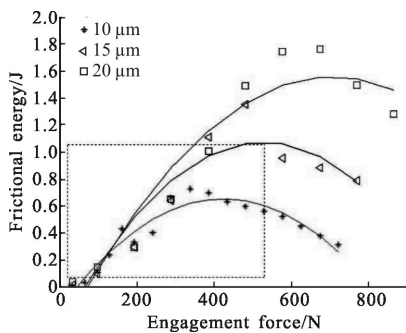


图 6 仿真条件下摩擦生热量随预紧力变化的散点图及拟合曲线
Fig.6 Scatter diagrams and fitted curves of frictional energy versus engagement force obtained with simulation results

的关系近似线性,为减少计算的时间成本,将仿真求解和激励时间均设为 0.2 s。可以看到:在不同的激励强度水平下(空载振幅为 10 μm, 15 μm, 20 μm),裂纹摩擦生热均随预紧力的增大呈现先增加后衰减的规律;而且激励强度越大,摩擦生热上升段转成下降段出现的时刻越靠后;图 5 所示实验结论大致落于图 6 虚线矩形框所包含的区域内。

3.3 激励强度对裂纹生热的影响

保持预紧力(50 N、100 N 和 200 N)、激励时间(1 s)等其它检测条件不变,在最大功率的 15%~40% 范围内改变激励强度,提取不同激励强度对应的裂纹热信号并采用二次曲线对数据进行拟合,如图 7 所示。可以看到:不论预紧力处于哪一个水平,裂纹生热量大致随激励强度的增大而增加。遗憾的是,同样由于激励系统的报警,无法从实验观察中轻易获取预紧力较大时估计热量随激励强度的变化规律。

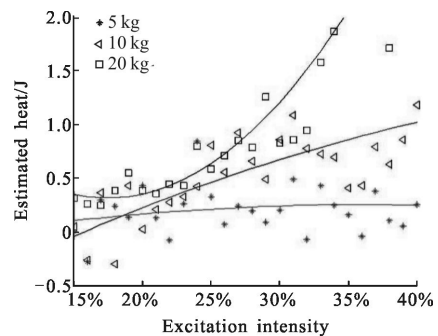


图 7 实验条件下估计热量随激励强度变化的散点图及拟合曲线
Fig.7 Scatter diagrams and fitted curves of estimated heat versus excitation intensity obtained with experiment statistics

图 8 给出了仿真条件下裂纹面摩擦生热总能量

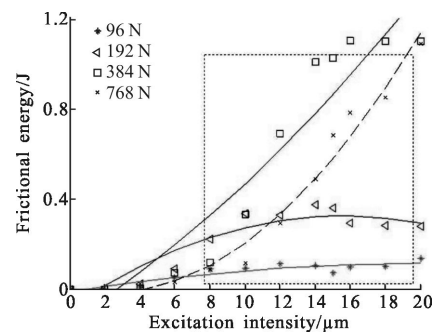


图 8 仿真条件下摩擦生热量随激励强度的散点图及拟合曲线
Fig.8 Scatter diagrams and fitted curves of frictional energy versus excitation intensity obtained with simulation results

随激励强度的变化规律。可以看到:不论预紧力处于何种水平(96 N、192 N、384 N 和 768 N),裂纹摩擦生热均随着激励强度的增大而增加;图 7 所示的实验结论大致落于虚线矩形框所包含的区域。进一步,结合图 6 不难发现:过大的预紧力(768 N)并不利于裂纹的摩擦生热,其原因涉及预紧力对被测对象振动特性和裂纹接触面闭合度的双重影响,将在其它文章中详细揭示该现象产生的原因。

4 基于检出概率的检测条件优化

4.1 测试方案设计

基于上述分析,得出以下先验知识:(1) 裂纹生热和激励时间呈近似线性的关系,不受其他因素影响;(2) 其它条件不变时,裂纹生热随着预紧力的增大呈现先增加后衰减的规律;(3) 其它条件不变时,裂纹生热随着激励强度的增大而增加,且呈现曲线关系;(4) 过大的预紧力和振动幅值组合将引起激励系统报警,使测试中断;(5) 由于激励系统自身的限制,实际检测时,激励强度不能过小($\geq 10\%$)。

检测人员总是希望尽可能地检出裂纹,同时又不会引起系统频繁的报警,因此,选择检测条件时必须综合考虑检出概率和报警概率。根据上述结论,确定激励时间、预紧力和激励强度的取值范围,保证实验数据能够相对完整地描述裂纹生热的变化规律,同时还要能够获取足够的报警信息。以这三个检测条件为解释变量,分别在各自的取值范围内选择六个水平,如表 1 所示,三个因子六个水平的组合共有 $6^3=216$ 种形式,每种形式的组合进行 3 次重复测量求平均值作为裂纹热信号的取值。

表 1 测试因子水平

Tab.1 Test factor level

Level	Excitation time/s	Engagement force/N	Excitation intensity
Level 1	0.167	50	15%
Level 2	0.333	150	20%
Level 3	0.500	250	25%
Level 4	0.667	350	30%
Level 5	0.833	450	35%
Level 6	1.000	550	40%

4.2 检出概率估算

基于第 3 节的描述,采用多元非线性回归模型来描述裂纹热信号与检测条件之间的关系,除了考虑激励时间、激励强度和预紧力的一次项之外,在该

模型中考虑预紧力二次项、激励强度二次项以及检测条件之间交互项的影响,公式(2)可以改写为:

$$\hat{x} = \beta_0 + \beta_1 f + \beta_2 v + \beta_3 t + \beta_{1,1} f^2 + \beta_{2,2} v^2 + \beta_{1,2} f v + \beta_{1,3} f t + \beta_{2,3} v t + \beta_{1,2,3} f v t + \sigma \quad (17)$$

式中: f 、 v 和 t 分别为预紧力、激励强度和激励时间。

通过 R 语言中的 `lm()` 函数求得公式(17)的参数,基于 Akaike 信息准则(Akaike's Information Criterion, AIC)和 t 检验结果,采用逐步回归分析对回归模型的变量进行缩减,删去统计不显著的预紧力一次项以及激励强度二次项,公式(17)变为如下形式:

$$\hat{x} = \beta_0 + \beta_2 v + \beta_3 t + \beta_{1,1} f^2 + \beta_{1,2} f v + \sigma \quad (18)$$

表 2 给出了公式(18)中各系数的估计,可以看到:模型中各个系数 t 检验的结果显著不为 0($p < 0.001$),表明模型的各项对裂纹热信号的影响都非常显著,缩减模型(18)的方差解释率已经超过了 99.9%。各个参数均满足假设检验,说明响应信号与各项变量均显著相关。

表 2 公式(18)模型系数的估计值

Tab.2 Coefficient estimation value of model shown by Eq.(18)

Coefficient	Estimation	Std. error	t -ratio	p -value
β_0	-1.147 2	0.283 5	-7.573 2	5.49e-12
β_2	0.036 1	0.010 7	3.371 4	0.000 98
β_3	2.025 5	0.227 4	8.904 8	3.50e-15
$\beta_{1,1}$	-0.001 2	0.000 1	-7.848 9	1.23e-12
$\beta_{1,2}$	0.004 3	0.000 4	9.836 2	<2e-16
σ	0.753 1	-	-	-

将表 3 中的模型参数估计值代入公式(4)来计算裂纹检出概率。图 9 给出了激励时间为 1 s,判定

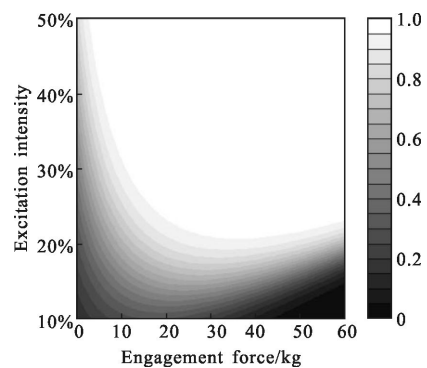


图 9 激励时间为 1 s 对应的裂纹检出概率

Fig.9 POD plot for excitation time=1 s

阈值为 1J, 裂纹检出概率随检测条件(预紧力和激励时间)的分布云图, 可以看到: 较大预紧力和较大激励强度的组合能够显著提高裂纹的检出概率。

4.3 报警数据分析

由实验数据可知报警事件的发生与激励时间无关, 公式(11)所表示的报警概率与检测条件的关系可改写为如下形式:

$$\ln \left[\frac{POA(x)}{1-POA(x)} \right] = \beta_0^a + \beta_1^a f + \beta_2^a v + \beta_{1,2}^a fv \quad (19)$$

通过 R 语言中的 glm() 函数求得公式(19)的参数, 再依据 Akaike 信息准则和 t 检验结果, 采用逐步回归分析筛选出对报警数据显著相关的变量只有交互项 fv, 因此公式(19)进一步改写为如下形式:

$$\ln \left[\frac{POA(x)}{1-POA(x)} \right] = \beta_0^a + \beta_{1,2}^a fv \quad (20)$$

表 3 给出了公式(20)各系数的估计值, 可以看到: 在 p<0.01 的水平下, 回归系数 t 检验的结果都非常显著, 缩减模型(20)的方差解释率超过了 99%。公式(20)能够准确描述报警概率与检测条件(预紧力和激励强度)的关系。

表 3 公式(20)模型系数的估计值

Tab.3 Coefficient estimation value of model shown by Eq.(20)

Coefficient	Estimation	Std. error	t-ratio	p-value
β_2^a	-5.712 5	1.878 8	-3.040 1	0.002 36
$\beta_{1,2}^a$	0.005 6	0.001 9	2.948 7	0.003 20

将表 3 的系数代入公式(10)得到了报警概率的分布云图, 如图 10 所示, 不难发现: 较大预紧力和

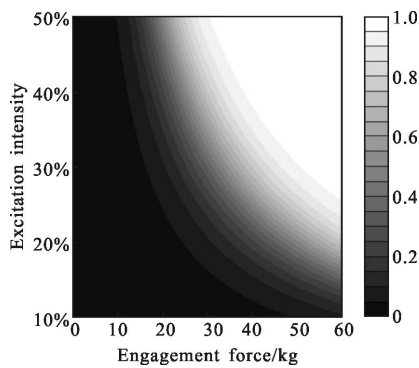


图 10 报警概率分布图
Fig.10 POA plot

较大激励强度的组合更容易引起超声激励系统的报警。

4.4 检测条件优化

超声红外热像检测过程中, 最优化的检测条件需要满足两个条件: 尽可能最大化裂纹热响应, 同时使得报警事件尽可能少的发生。图 11 结合了图 9 所示的检出概率云图和图 10 所示的报警概率云图, 其中, 裂纹检出概率阈值设为 0.95 且报警概率设置为 0.05。可以看到: 浅灰色区域范围内的检测条件不能使检出概率满足要求; 深灰色区域范围内的检测条件不能使报警概率满足要求; 黑色区域范围内的检测条件既不满足检出概率的要求也不能满足报警概率的要求; 白色区域范围内的检测条件能够同时满足检出概率和报警概率的要求, 即此区域内的检测条件既可以使裂纹更容易被检出又能够将超声激励系统报警的可能降低到最小。实际上, 激励时间的选择应根据检测效率的需要而定, 当激励时间确定为 1s 时, 针对此类裂纹时应该在白色区域内选择合适的预紧力和激励强度。必须说明的是, 特定检测条件下裂纹的检出概率与裂纹位置、尺寸和方向密切相关, 因此上述结论只适合于特定裂纹的检测优化。

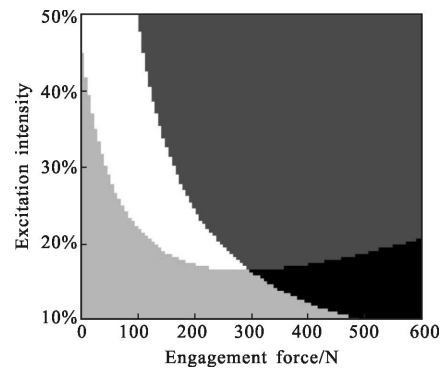


图 11 激励时间为 1s 对应的检测优化结果
Fig.11 Test optimization for excitation time=1s

5 结论

文中系统介绍了超声红外热像技术中检出概率和报警概率计算方法, 揭示了裂纹生热随预紧力、激励强度和激励时间等检测条件的变化规律; 基于裂纹检出概率和报警数据分析确定了检测条件的选择范围。研究成果亦适合于解决其它检测手段的检测优化问题。尽管如此, 该领域依然需要完成以下几方

面的工作:

(1) 文中以裂纹生热量为响应信号,所得检出概率随激励时间的增大而增加。若将裂纹生热效率(即,单位时间内裂纹生热量)作为响应信号,由于裂纹生热效率在激励过程中基本恒定,激励时间对裂纹检出概率的影响将被弱化。然而,当激励时间较短时,裂纹区域温升不明显,导致噪声对裂纹热信号的影响相对较大,此时激励时间选择亦不能过小。

(2) 文中将判定阈值确定为1J,没有充分的理论依据。实际上,判定阈值的确定与仪器精度、裂纹结构参数等条件密切相关,将在以后进一步深入研究。

(3) 开发合适的图像处理算法,有助于降低噪声带来的影响,进一步提高裂纹检出概率。

参考文献:

- [1] Favro L, Han X, Ouyang Z, et al. Infrared imaging of defects heated by a sonic pulse [J]. *Review of Scientific Instruments*, 2000, 71(6): 2418–2421.
- [2] Renshaw J, Chen J, Holland S, et al. The sources of heat generation in vibrothermography[J]. *NDT & E International*, 2011, 44: 736–739.
- [3] Morbidini M, Cawley P, Barden T, et al. Prediction of the thermosonic signal from fatigue cracks in metals using vibration damping measurements [J]. *Journal of Applied Physics*, 2006, 100: 104905.
- [4] Donna Mayton. A Design of Experiments approach to characterizing the effects of sonic IR variables [C]//SPIE, 2004, 5405: 322–331.
- [5] Steven Shepard, Tasdiq Ahmed, James Lhota. Experimental considerations in vibrothermography [C]//SPIE, 2004, 5405: 332–335.
- [6] Stephen Holland, Christopher Uhl, Jeremy Renshaw. Toward a viable strategy for estimating vibrothermographic probability of detection[J]. *AIP Conf.* 2008, 975: 491–497.
- [7] Stephen Holland, Christopher Uhl, Zhong Ouyang, et al. Quantifying the vibrothermographic effect [J]. *NDT & E International*, 2011, 44: 775–782.
- [8] Ming Li, Stephen Holland, William Meeker. Quantitative multi-inspection-site comparison of probability of detection for vibrothermography nondestructive evaluation data [J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2011, 30: 172–178.
- [9] Gao Chunwang, William Q Meeker, Donna Mayton. Detecting cracks in aircraft engine fan blades using vibrothermography nondestructive evaluation [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2014, 131: 229–235.
- [10] Feng Fuzhou, Zhang Chaosheng, Min Qingxu, et al. Heating characteristics of metal plate crack in sonic IR imaging [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 42(5): 1456–1461. (in Chinese)