

超声红外热像技术中缺陷的自动识别

冯辅周, 张超省, 江鹏程, 闵庆旭
(装甲兵工程学院机械工程系, 北京 100072)

摘 要: 超声红外热像技术是一种新型无损检测技术, 对金属试件疲劳裂纹、复合材料冲击损伤等缺陷具有良好的检测效果。传统缺陷识别主要依靠肉眼识别和专业经验, 对缺陷类型、缺陷程度的判断很难定量把握; 基于时间序列的缺陷识别算法速度慢、精度差、自动化程度低。本文以超声红外热像技术中裂纹的检测为例, 通过对比分析热图像分割区域中裂纹区域与亮点区域的形状、灰度等分布特征, 提取了用于裂纹信息识别的特征参量, 开发了基于加权支持向量机的裂纹自动识别算法, 为实现超声红外热像技术中缺陷的自动识别奠定了基础。试验验证了本文所提特征参量和自动识别算法的有效性。

关键词: 超声红外热像技术; 特征参量; 自动识别; 加权支持向量机

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2012.10.014

Automatic identification of crack in ultrasonic infrared imaging technology

FENG Fu-zhou, ZHANG Chao-sheng, JIANG Peng-cheng, MIN Qing-xu

(Department of Mechanical Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

Abstract: Ultrasonic Infrared Imaging is a novel NDE technique, which performs well for material internal defect detection such as metal fatigue crack, composite material impact damage and adhesion etc. Traditional defect identification depends on eyes and professional experience, which can't give a clear conclusion of defect information. The identification algorithm based on time sequence images is low-level. Therefore, taking the crack detecting of Ultrasonic IR for example, after contrastive analysis of shape characters and gray distribution between crack region and normal region, characteristic parameters for different regions are creatively extracted in this paper. An automatic recognition algorithm based on Weighted Support Vector Machines (Weighted SVM) is put forward for crack region recognition. Subsequently, the correctness of the algorithm is validated by experiments.

Key words: ultrasonic infrared imaging; characteristic parameters; automatic recognition; weighted SVM

1 引言

超声红外热像技术结合了超声激励和红外热像两种手段来检测材料和结构中缺陷, 对金属试件疲劳裂纹、复合材料冲击损伤等接触界面类型有非常好的检测效果^[1-2]。超声红外热像技术采用超声脉冲作为激励源, 注入被测对象的振动能量传播缺陷区域时, 缺陷区域因摩擦生热、塑性变形等产生热量, 使机械能转化为热能, 产生的热量以热波的形式

向试件表面传导, 从而在被测对象表面温度场上表现出来, 进而通过热像仪获取表面温度分布来判断被测对象内部或表面缺陷^[3]。超声红外热像检测系统的基本构成如图1所示。

基金项目: 军队计划科研资助。

作者简介: 冯辅周(1971-), 男, 博士, 教授, 主要从事装备故障诊断和状态监测。E-mail: fengfuzhou@tsinghua.org.cn

收稿日期: 2012-04-08; 修订日期: 2012-04-22

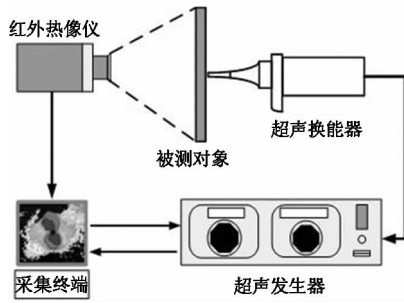


图1 超声红外热像检测系统

Fig.1 the system of ultrasonic IR imaging

作为一种新型的无损检测技术,超声红外热像技术已经引起国内外研究人员的广泛重视,美国空军已尝试采用该技术对飞机蒙皮疲劳裂纹和冲击损伤进行检测,笔者所在的研究小组采用该技术对某型装甲装备装甲底板裂纹进行检测,取得了良好的检测效果^[4]。在图像处理和缺陷识别领域,主成分分析^[5]、图像增强算法^[6]及锁相技术^[7]提出使得缺陷的识别效率得到大幅提升,然而超声红外热像技术在缺陷自动识别技术的研究上仍存在不足,尤其是对缺陷的自动识别和重构技术的研究还未引起足够重视。传统缺陷识别主要依靠肉眼观察和专业经验,对缺陷程度的判断很难定量把握;基于时间序列的缺陷识别依据缺陷区域温度随时间变化的反演模型实现了缺陷的半自动识别,但识别速度和精度受到了限制^[8]。

支持向量机在泛化能力、非线性及维数灾难等方面有明显的优势^[9]。本文拟将支持向量机引入超声红外热像技术的缺陷识别环节,以超声红外热像技术对金属试件疲劳裂纹的检测为例,通过分析对比裂纹区域和亮点区域形状和灰度分布特征,提取了用于区分缺陷区域和亮点区域的特征向量,并在充分考虑不均衡样本和类别重要性影响的基础上,提出了采用加权支持向量机^[10]的裂纹自动识别算法,取得了良好的效果。

2 红外图像特征提取

图像特征提取是指对图像所包含的输入信息进行处理和分析,并将不易受随机因素干扰的信息作为特征参量提取出来。特征提取过程是去除冗余信息的过程,具有提高识别精度、减少运算量和提高运算速度的作用。良好的特征应具有可区分性、稳定性、独立性以及数目小等特点。超声红外热像数据是一种特殊的数据类型,其灰度值代表了被测对象在超声激励下温度随时间和空间的分布规律,超声激励下缺陷区域因温度升高而发亮,但是正常区域

也经常因表面不平整、应力集中等导致温度升高而发亮,所以对超声红外图像进行特征提取既要符合一般图像特征提取的特点,又必须满足超声红外图像的个性要求。

图2给出了某型轮式步战车底板裂纹的超声红外图像分割的结果,标号遵循从上到下,从左到右的原则。矩形区域标号2,3,4对应为裂纹区域,圆形区域标号1,5对应为边缘区域或试件上的凹凸区域,即亮点区域。图3给出了图2所示分割区域的灰度空间分布规律,可以看出裂纹区域灰度一般高于亮点区域的,且灰度幅值变化较大。结合图3中分割区域形状对比不难得出结论:区域几何特征、灰度及其统计特征是识别裂纹区域和亮点区域的两个重要方面。经过大量实验和对比分析,本文选择长宽比 P 、圆形度 E 、灰度差 Δh 和灰度方差 δ 等特征参量来描述超声红外图像分割区域的特征信息。

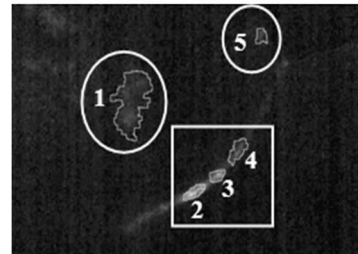


图2 超声红外图像分割

Fig.2 ultrasonic IR image segmentation

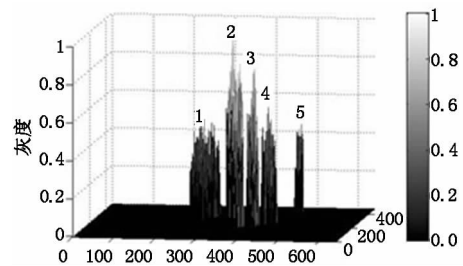


图3 分割区域的温度分布

Fig.3 temperature distribution of segmented area

2.1 长宽比 P

包围分割区域的最小矩形的长和宽之比,即:

$$P = L_1 / L_2 \quad P \geq 1 \quad (1)$$

式中, L_1 和 L_2 分别代表区域的长度和宽度,在热图像表现为对应方向上像素点的个数。裂纹区域多呈现长条形,亮点区域形状不规则且长宽比接近1。

2.2 圆形度 E

面积和周长平方之比乘以 $4 \times \pi$,即:

$$E = \frac{S}{C^2} \times 4 \times \pi \quad E \leq 1 \quad (2)$$

式中, S 为区域面积; C 为区域周长。圆形度 e 反映

了区域的形状复杂度,通常裂纹区域圆形度较大,而亮点区域因形状不规则圆形度较小。

2.3 灰度差 Δh

分割区域与背景的灰度平均值之差,即:

$$\Delta h = \frac{\sum_{i=1}^M f(i)}{M} - \frac{\sum_{j=1}^N g(j)}{N} \quad (3)$$

式中, $f(i)$, $g(j)$ 表示分割区域和背景区域的灰度; M , N 分别为区域和背景的像素点个数。裂纹区域生热明显温度升高较大,亮点区域生热微弱温度升高较小。

2.4 灰度方差 δ

分割区域各个像素灰度值的方差,即:

$$\delta = \frac{\sum_{i=1}^M (f(i) - \bar{f})^2}{M} \quad (4)$$

式中, $\bar{f}$ 为分割区域的平均灰度。裂纹区域热量从裂纹面向外传播,亮点区域热量分布较为平均,因此裂纹区域的灰度方差通常大于亮点区域。

3 加权支持向量机算法

对于训练样本 $x_i \in R(n)$, $i = 1, \dots, l$, $y_i \in \{1, -1\}$, 加权支持向量机算法可以描述为:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi, \rho} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C(-\nu\rho + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l s_i \xi_i) \\ \text{s. t.} & y_i(w^T \varphi(x_i) + b) \geq \rho - \xi_i, \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, l, \rho \geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

式中, w 是特征空间中分类超平面的系数向量; C 是对误差的惩罚因子; ξ_i 是考虑分类误差而引入的松弛因子; b 是分类面的阈值; s_i 是样本 i 的权值, 通常 $0 < s_i \leq 1$ 。采用拉格朗日乘子法, 求解式(5), 即:

$$\begin{aligned} L(w, b, \xi_i, \rho, \alpha_i, \beta_i, \delta) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 + \\ C(-\nu\rho + \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l s_i \xi_i) &- \sum_{i=1}^l (\alpha_i (y_i (w^T \varphi(x_i) + b) - \\ \rho + \xi_i) + \beta_i \xi_i) &- \delta \rho \end{aligned} \quad (6)$$

式中, α_i , β_i 和 δ 都是拉格朗日乘子, 并且 $\alpha_i \geq 0$, $\beta_i \geq 0$ 和 $\delta \geq 0$, 计算拉格朗日函数的鞍点偏微分, 并令偏微分等于零, 即:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = w - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \varphi(x_i) = 0 \quad (7)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = - \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) = 0 \quad (8)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = C s_i / l - \alpha_i - \beta_i = 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \rho} = -C\nu + \sum_{i=1}^l \alpha_i - \delta = 0 \quad (10)$$

将式(7)~式(10)代入式(6), 得到加权支持向量机的对偶优化表达式, 即:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi, \rho} & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \\ & 0 \leq \alpha_i \leq C s_i / l, i = 1, \dots, l \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i \geq C\nu \end{aligned} \quad (11)$$

式中, $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ 为核函数, 最常见的3种核函数为: 多项式核函数 $(x_i \cdot x_j + 1)^{(d)}$, 径向基核函数 $\exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2)$ 和 Sigmoid 核函数 $\tanh[g(x_i \cdot x_j) + p]$, 其中, d 为多项式次数, $\sigma > 0$, p 表示常数项。支持向量(support vector, SV)是具有性质 $\alpha_i > 0$ 的数据向量; 标准支持向量(normal support vector, NSV)具有性质 $0 \leq \alpha_i \leq C s_i / l$ 的支持向量; 边界支持向量(boundary support vector, BSV)是具有性质 $\alpha_i l = C s_i$ 和 $\xi_i > 0$ 的支持向量, 也是错误分类的样本点, 那么得到决策规则就是:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(x_i, x) + b) \quad (12)$$

式中, 分类面阈值 b 是一个常数:

$$b = \frac{1}{N_{\text{NSV}}} \sum_{x_j \in J_{\text{NSV}}} (y_i - \sum_{x_j \in J_{\text{SV}}} \alpha_j y_j K(x_j, x_i)) \quad (13)$$

式中, N_{NSV} 表示标准支持向量数; J_{NSV} 表示标准支持向量的集合; J_{SV} 为支持向量的集合。在两种类别的情况下, 若只考虑类别重要性对建立分类器的贡献, 忽略同一类别不同样本重要性的差别^[11], 则可以使正类 $s_i = s_+$ 且使负类 $s_i = s_-$, 则式(11)变为:

$$0 \leq \alpha_i \leq C s_+ / l, \forall y_i = +1, i = 1, \dots, l \quad (14)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C s_- / l, \forall y_i = -1, i = 1, \dots, l \quad (15)$$

根据式(14)和式(15), 并结合式(11)可以得到关系式:

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i = 2C\nu \quad (16)$$

由式(16)可以得到边界为:

$$\frac{N_{\text{BSV}+}}{l_+} \leq \frac{\nu l}{2s_+ l_+} \leq \frac{N_{\text{SV}+}}{l_+} \quad (17)$$

$$\frac{N_{\text{BSV}+}}{l_-} \leq \frac{\nu l}{2s_- l_-} \leq \frac{N_{\text{SV}-}}{l_-} \quad (18)$$

式中, $N_{\text{BSV}+}$, $N_{\text{BSV}-}$, $N_{\text{SV}+}$, $N_{\text{SV}-}$, l_+ , l_- 分别表示正类和负类的边界支持向量数目、支持向量数目及其样本数目。为了使两类之间得到相等的精度, 需满足以下关系:

$$\frac{s_+}{s_-} = \frac{l_-}{l_+} \quad (19)$$

式(19)表明, 当正类的数目小于负类的数目, 但重要性大于负类时, 要获得相同的分类精度则正

类的权重要大于负类的权重。

4 实测数据试验验证

为了验证本文提取的特征向量和加权支持向量机算法的实际效果,采用实测的超声红外图像进行了试验验证。将超声红外图像进行预处理和图像分割,提取各个分割区域的特征参量,并标定各个分割区域的类型,作为超声红外图像分类的特征向量样本数据,表1给出了图2所示分割结果对应的特征参量和分类结果,其中,“-1”表示亮点区域,“+1”表示裂纹区域。选取2000个分割区域作为样本,其中共有亮点区域1552个,裂纹区域448个, l_{-1}/l_{+1} 作为权重比选择的参考指标。随即抽取1000个样本作训练集,剩下的1000个样本作测试集。

表1 分割区域的特征参量

Tab.1 characteristics parameters of segmented area

组号	P	E	Δh	δ	类型
1	1.5970	0.3045	0.9138	0.0206	-1
2	1.4783	0.5333	4.9273	0.4562	+1
3	1.3333	0.7508	3.5309	0.6045	+1
4	1.3226	0.4580	1.4862	0.1835	+1
5	1.2222	0.5906	1.1608	0.3292	-1

加权支持向量机验证算法按式(14)中对 s_i 进行了简化,只考虑了样本数量不平衡和类型重要性的问题,没有考虑样本之间重要性的影响。分类器核函数采用径向基函数 $\exp(-\|x_i - x_j\|^2/2\sigma^2)$,采用序贯最小优化算法(SMO),当 $\sigma = 1.97$, $C = 0.72$, $\nu = 0.5$ 、停止误差设定为0.001时,裂纹区域和亮点区域分类精度随权重比 s_{+1}/s_{-1} (其中, $s_2 = 1$)变化如图4所示, $s_{+1}/s_{-1} = 2.9$ 时裂纹分类精度达到95%左右,同时亮点分类精度下降并稳定在78%左右。权重比 $s_{+1}/s_{-1} = 2.9 < l_{-1}/l_{+1} = 3.46$ 初步判断是由于亮点区域灰度差和灰度方差两个特征参量易受噪声影响,野点(Outlier)太多所致。可以

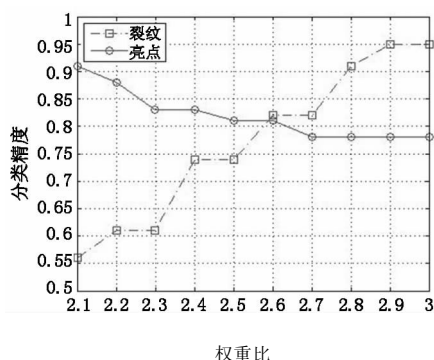


图4 裂纹和亮点分类精度随权重比变化

Fig.4 classification accuracy of crack and light spot

看到,裂纹区域识别精度的大幅度提升是以小幅度牺牲亮点区域识别精度为前提的,但这种牺牲通常被认为是值得的。

5 结束语

本文通过对比裂纹区域和亮点区域的形状及灰度分布特征,提取了用于裂纹识别的特征参量;结合样本数量和类型重要性不平衡的特点,开发了基于加权支持向量机的裂纹自动识别算法,为超声红外热像技术中缺陷的自动识别奠定了理论基础。应当指出的是上述算法主要依据对分割区域的形状和灰度分布等信息,提取的特征参量较少,分类精度仍不理想。下一步的研究工作将在深入挖掘缺陷特征信息的基础上,探索提高特征参量稳定性的图像降噪技术,并引入监督模糊聚类^[12]等算法确定样本重要性权重,从特征提取和加权支持向量机算法两方面对本文提出的自动识别算法加以优化和改进。

参考文献:

- [1] J Renshaw, J C Chen, S D Holland, et al. The sources of heat generation in vibrothermography [J]. Ndt & E International, 2011, 44(8): 736 - 739.
- [2] Chen Dapeng, Zhang Cunlin, Li Xiaoli, et al. Ultrasonic infrared thermal wave technology and its application in nondestructive evaluation [J]. Laser & Infrared, 2008, 38(9): 778 - 780. (in Chinese)
陈大鹏, 张存林, 李晓丽, 等. 超声热红外技术在无损检测领域中的应用 [J]. 激光与红外, 2008, 38(9): 778 - 780.
- [3] R L Thomas, X Han, L D Favro, et al. Infrared imaging of defects in materials with chaotic sonic excitation [C]. International Ultrasonics Symposium Proc., 2010: 591 - 594.
- [4] Feng Fuzhou, Zhang Chaosheng, Yuan Jian, et al. Identification and reconstruction of cracks in ultrasonic IR imaging [J]. Nondestructive Testing, 2011, 26(5): 11 - 19. (in Chinese)
冯辅周, 张超省, 袁建, 等. 超声红外热像技术中裂纹的识别和重构 [J]. 无损检测, 2011, 26(5): 11 - 19.
- [5] Guo Xingwang, Gao Gongchen, Lü Zhenxia. Application of principal component analysis in infrared image sequence processing [J]. Infrared Technology, 2006, 28(6): 311 - 314. (in Chinese)
郭兴旺, 高功臣, 吕珍霞. 主分量分析法在红外数字图像序列处理中的应用 [J]. 红外技术, 2006, 28(6): 311 - 314.
- [6] S D Holland, J Renshaw. Physics-based infrared Image

- Enhancement for Thermography [J]. NDT & E International 2010, 43(5):440-445.
- [7] Liu Junyan, Dai Jingmin, Wang Yang. Theory and experiment of IR lock-in thermography with image sequence processing [J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(2):346-351. (in Chinese)
- 刘俊岩, 戴景民, 王扬. 红外图像序列处理的锁相热成像理论和试验 [J]. 激光与红外工程, 2009, 38(2):346-351.
- [8] Zheng Kai, Zhang Shuyi, Cai Shijie. Defect recognition in ultrasonic infrared thermography [J]. Nondestructive Testing, 2008, 30(10):757-759. (in Chinese)
- 郑凯, 张淑仪, 蔡士杰. 超声激发下缺陷红外信号的识别 [J]. 无损检测, 2008, 30(10):757-759.
- [9] V N Vapnik. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [10] Fan Xinwei, Du Shuxin, Wu Tiejun. Weighted support vector machine based classification algorithm for uneven class size problems [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8A(9):1037-1042. (in Chinese)
- 范昕炜, 杜树新, 吴铁军. 可补偿类别差异的加权支持向量机算法 [J]. 中国图象图形学报, 2003, 8A(9):1037-1042.
- [11] Lu Weiguo, Dai Yaping, Tu Xuyan, et al. Weighted support vector machine method suitable for weighted sample set [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2005, 25(3):211-215. (in Chinese)
- 鹿卫国, 戴亚平, 涂序彦, 等. 适用于加权样本集处理的加权支持向量机方法 [J]. 北京理工大学学报, 2005, 25(3):211-215.
- [12] J A K Suykens, J De Brabanter, L Lukas, et al. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation [J]. Neurocomputing, 2002, 48(10):85-105.