

基于磁光图像的飞机铆钉缺陷识别

高庆吉^{1),2)} 胡丹丹¹⁾ 牛国臣¹⁾ 邢志伟¹⁾

¹⁾(中国民航大学航空自动化学院,天津 300300) ²⁾(天津市智能信号与图像处理重点实验室,天津 300300)

摘要 针对飞机铆钉磁光图像的识别问题,提出了一种基于模糊支持向量机的裂纹有无和裂纹方向自动识别的新方法。该方法首先对铆钉磁光图像进行预处理得到铆钉二值化图像;然后采用阈值法求取铆钉中心;最后将由铆钉中心发出的星形射线矢量作为特征,采用模糊支持向量机方法对铆钉有无裂纹和裂纹方向进行分类。其中,支持向量机的核宽及惩罚常数采用网格法进行选取,并结合模糊隶属度函数解决多类分类问题中存在的错分和拒分现象。实验结果表明,使用训练获得的支持向量机分类器识别裂纹缺陷取得了很好的效果,能够满足自动检测的高实时性要求。

关键词 磁光图像 星形矢量 支持向量机

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)12-2179-05

Defect Recognition of Aircraft Rivet Based on Magento-optic Image

GAO Qing-ji^{1),2)}, HU Dan-dan¹⁾, NIU Guo-chen¹⁾, XING Zhi-wei¹⁾

¹⁾(Department of Aeronautical Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300)

²⁾(Tianjin Key Laboratory for Advanced Signal and Image Processing, Tianjin 300300)

Abstract Aiming at the magneto-optic image of aircraft rivet, a new automated recognition algorithm based on fuzzy support vector machine(FSVM) is presented in order to inspect the crack of rivet and its direction. The binary image of rivet is obtained by preprocessing the magneto-optic image; the approximate center of rivet is obtained through the threshold method; the star radial vector radiated from the approximate center of rivet is regarded as the characteristic, and the algorithm based on FSVM is used to inspect the crack of rivet and its direction. The kernel parameter and the penalty constant of SVM are optimized using the grid method. And fuzzy multi-class classification method is adopted to avoid refusal classification and false classification. Experiment results show that good effect of defect recognition is achieved using our SVM classifier, and the request of high real time in automated recognition is satisfied.

Keywords magneto-optic image, star radial vector, support vector machine(SVM)

1 引言

磁光成像(magneto-optic imaging, MOI)技术是现代航空器无损检测的一次革命,其也提供了一种合成材料检测的新方法^[1,2]。采用磁光成像技术可以获得飞机表面及亚表面的疲劳裂纹和腐蚀损伤的实时图像,具有快速、准确、便于采用录像或摄影等

方式保存检测结果等特点,并增强了对信号解释的可靠性。

飞机铆钉裂纹缺陷的检测是飞机结构损伤检查面临的重要挑战之一,亟待开发铆钉缺陷自动识别系统,以提高检测速度和可靠性^[3]。目前,针对铆钉磁光图像已经有学者开始研究其缺陷识别算法^[3-5],但是普遍存在的问题是特征提取算法速度慢、实时性差,且分类结果无法辨别裂纹方

基金项目:中国博士后科学基金项目(2005037540)

收稿日期:2006-01-09;改回日期:2006-06-26

第一作者简介:高庆吉(1966~),男,教授,博士。主要研究方向为机器人智能与系统、机器人环境感知认知。发表论文30余篇,其中8篇论文被EI收录。E-mail: gaoqingji@vip.sohu.com

向等。

本文首先提取铆钉磁光图像的星形矢量特征,然后利用支持向量机对该特征进行分类,以识别裂纹有无和裂纹方向。为了提高识别精度,采用了网格法进行模型选取,并结合模糊隶属度解决多类分类问题中的拒分和错分现象。

2 磁光成像检测原理

磁光成像技术原理是法拉第电磁感应定律与法拉第磁光效应的综合应用^[6]。磁光成像装置如图 1 所示。

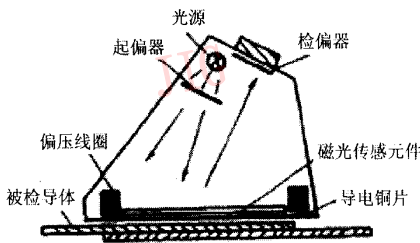


图 1 磁光成像装置
Fig. 1 Magneto-optic imaging set

光源发出的光经起偏器变为线偏振光投射到磁光传感元件上,因光线通过传感器元件后,经反射再次穿过磁光传感元件,故光矢量振动面偏转角度为 2θ (θ 为法拉第旋光度)。通常在检偏器后观察,由于检测区域光场的明暗情况与光矢量振动面的偏转角度以及检偏器透光轴的方向有关,因此在没有缺陷时,观察到检测区域的亮度均匀,可通过调整检偏器透光轴方向来使观察到的亮度最强。当检测到有缺陷的区域时,由于缺陷使涡流的直线流动路径发生畸变,会引起该局部区域磁场的变化,从而使偏振光在通过磁光传感元件相应部件时产生不同的旋转角度,这样就会观察到表示缺陷存在的暗斑纹。

3 星形矢量特征提取

小波变换和傅里叶分解是提取缺陷边缘特征的两种可行方法^[7]。小波变换中,由于带有噪声的铆钉与带有裂纹的铆钉频域能量基本相同,且同一能量影响同一空间频域,因此分辨效果差;傅里叶分解法虽然可以精确地突出突变信号的频率,在有无裂

纹的分类中可得到很好的效果,但是,由于它不能提供各种频率成分的空间位置信息,因此无法体现裂纹的方向信息。星形矢量法的提出很好地体现了裂纹的有无和方向特征。

采用文献^[7]描述的铆钉磁光图像预处理算法得到的铆钉二值化图像如图 2 所示。

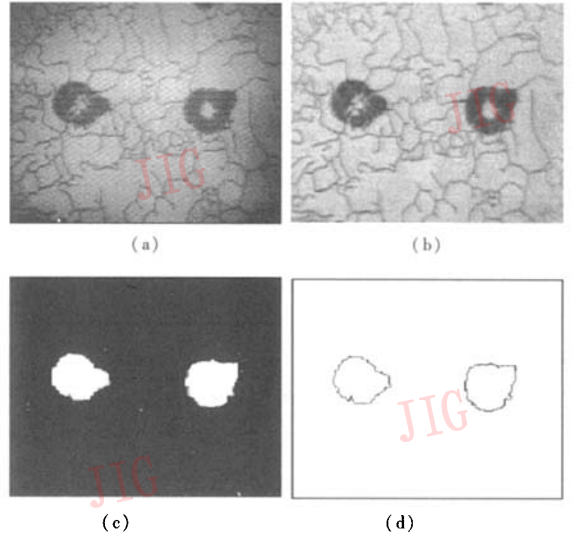


图 2 铆钉磁光图像预处理

Fig. 2 Preprocessing result of the rivet magneto-optic image

对预处理得到的铆钉边缘图像,在垂直和水平方向分别求内距 h 和 w ,令

$$T(h,w) = 0.5 \times \min(h,w) \tag{1}$$

当取阈值 $t = T(h_{max}, w_{max})$,其中, h_{max} 和 w_{max} 分别为垂直和水平方向的最大内距,则铆钉中心坐标 $O(x,y)$ 为所有使得 $T(h,w) > t$ 的边缘点坐标的平均值。

以点 O 为原点,按顺时针方向,以 22.5° 步进即得到一个 16 方向的星形矢量 (O_1, O_2, \dots, O_{16}) (如图 3 所示)。该星形矢量体现了铆钉裂纹的方向特

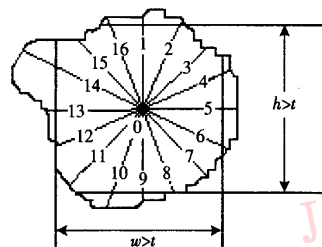


图 3 星形矢量法提取特征

Fig. 3 Feature extraction in star radial vector method

征。为使其具有尺寸不变性,需进行归一化处理,以得到支持向量机的训练样本特征输入,即第 i 个样本数据 (x_i, y_i) 为

$$\begin{cases} x_i = \frac{(O_{i,1}, O_{i,2}, \dots, O_{i,16})}{\|(O_{i,1}, O_{i,2}, \dots, O_{i,16})\|_2} \\ y_i = \pm 1 \end{cases} \quad (2)$$

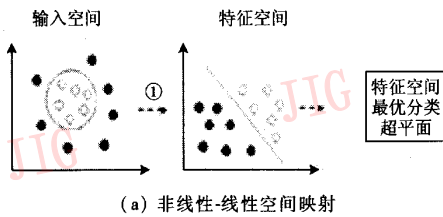
式中, +1 表示正类, -1 表示负类。

4 基于模糊支持向量机的裂纹分类

在模式识别领域,支持向量机 (support vector machine, SVM) 方法具有很大优势:(1) 可以进行小样本学习,以避免过拟合现象,且收敛速度快;(2) 由于获得的是全局最优解,从而解决了神经网络方法无法避免的局部极值问题;(3) 解决了维数灾难问题。因此,可选用 SVM 训练飞机蒙皮裂纹分类超平面。

4.1 支持向量机分类算法工作原理

支持向量机是在统计学习理论 VC 维和结构最小化理论上发展出的一种新的通用学习方法。它的基本思想是:先通过某种事先选择的非线性映射 $x \rightarrow \varnothing(x)$ 将训练样本映射到一个高维线性可分的特征空间,然后在这个空间中构造最优分类超平面,并使得分类面离训练样本中支持向量的距离最大,线性分类时,距离大者取得较好的泛化能力(如图 4 所示)。



(a) 非线性-线性空间映射

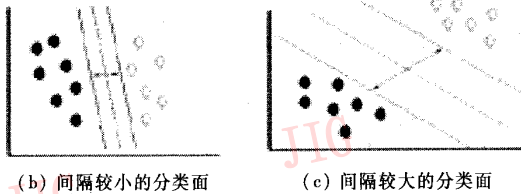


图 4 支持向量机工作原理图

Fig. 4 Working principle of SVM

考虑到最优分类超平面算法的性质,在高维空间中,无需知道采取的非线性变换的具体形式,只需

进行内积运算即可,即用 $K(x, x^T) = \varnothing(x) \cdot \varnothing(x^T)$ 代替最优分类面中的点积,就相当于把原空间变换到一个新的空间,式中, K 称为核矩阵, x^T 为 x 的转置。

给定训练集

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l,$$

式中, $x_i \in X = R^n, y_i \in Y = \{1, -1\}, i = 1, 2, \dots, l, l$ 为训练样本个数。支持向量分类机的求解可归结为求解使得间隔最大的对偶优化问题^[8]:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (3)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C$$

式中, C 为惩罚常数, $K(x_i, x_j)$ 为核函数。

求得最优化问题(式(3))的解为

$$\hat{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l) \quad (4)$$

从而可得到分类超平面的决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l \hat{\alpha}_i y_i K(x_i, x_j) + \hat{b} \right] \quad (5)$$

式中

$$\hat{b} = y_i - \sum_{i=1}^l y_i \hat{\alpha}_i K(x_i, x_j) \quad j = \{j | 0 < \hat{\alpha}_j < C\}$$

4.2 模型选取

只要核函数的参数选择合适,不管选取哪种核函数,都能把一个线性不可分的样本空间高维特征映射到一个线性可分的特征空间。同时,每个核函数都需要一个人为设定的参数,而且参数取值不同,对应的分类器性质以及推广识别率将有很大差别。

本文选用常用的径向基函数核函数,即

$$K(x_i, x_j) = \exp \frac{-\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2} \quad (6)$$

式中, x_i, x_j 分别为样本输入之一, σ 为其核宽。惩罚参数 C 和核宽 σ 是人工调节的参数。

可采用网格法选择参数,以期获得最好的分类精度^[9,10]。网格法参数寻优,就是将 C 和 σ 分别取 N 个值和 M 个值,对 $N \times M$ 个 (C, σ) 的组合,先分别训练不同的 SVM,再估计其推广识别率,以便在 $N \times M$ 个 (C, σ) 的组合中得到推广识别率最高的一个组合作为最优参数。

裂纹识别网格法参数选择结果如表 1 所示。

4.3 基于模糊支持向量机的多类分类

将铆钉缺陷分为 9 类,无裂纹作为一类,类别号

表 1 网格法参数选择结果
Tab.1 Result of grid parameter

两类分类器	C	σ	支持向量个数	识别率(%)
0-0	10	0.044	62	99.1
1-1	50	0.18	20	100
2-2	10	0.1	28	100
3-3	100	0.2	21	100
4-4	10	0.1	35	100
5-5	10	0.1	29	98.9
6-6	10	0.1	29	98.9
7-7	10	0.1	25	100
8-8	10	0.1	27	100

为 0,有裂纹的按裂纹分布方向分为 8 类:(上,1)、(右上,2)、(右,3)、(右下,4)、(下,5)、(左下,6)、(左,7)、(左上,8)。其中,(上,1)表示裂纹方向在铆钉上方,1 为类别号。同理,(右上,2)表示裂纹方向在铆钉右上方,2 为类别号,以此类推。选用“one-against-all”多类分类方法,并针对拒分和错分问题,结合模糊识别方法,采用把多类目标特征向量经非线性变换到支持向量机特征空间中的模糊隶属度函数,再根据隶属度函数的大小重新对拒分和错分样本进行分类的方法^[11]。

目标特征信号空间称为原始空间,经某种变换后得到映射后的空间则称为特征空间。基于 SVM 的分类算法使用核函数实现这种非线性变换。由于变换前后原始空间和特征空间的元素是一一对应关系,所以原始空间中某一类目标特征矢量经变换后,在特征空间中也同样聚类为一类,并且分布在某一半径的特征圆内。

假设有 K 类分类样本,其原始空间各类的类心为 $Q_k(1 \leq k \leq K)$,映射到特征空间后相应类的类心为 P_k ,把特征空间中各类正确分类为样本的半径记为 R_k ,将错分或者拒分样本 x 映射到特征空间后到类心 P_k 的距离记为 L_k 。假设第 k 类目标为 $\{X_1, X_2, \dots, X_k\}$,每一类目标有 n_k 个训练样本,经过 SVM 训练后得到 K 个分类决策函数 $\{f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)\}$,那么第 k 类目标映射到特征空间为 $\{f_k(X_k)\}$ 。选用特征空间中第 K 类目标的重心作为其类心,即

$$P_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} f_k(x_i) \quad (7)$$

第 k 类的半径为

$$R_k = \max \{ \|f_k(x_1) - P_k\|, \|f_k(x_2) - P_k\|, \dots, \|f_k(x_n) - P_k\| \} \quad (8)$$

错分或者拒分样本 x 到类心的距离为

$$L_k(x) = \|f_k(x) - P_k\| \quad (9)$$

定义错分或拒分样本 x 属于第 k 类样本的模糊隶属度函数为

$$\mu_k(x) = \begin{cases} 1.0 & R_k = L_k(x) = 0 \text{ 时} \\ 0.5 & R_k = L_k(x) \neq 0 \text{ 时} \\ 0.5 + 0.5 \times \frac{R_k - L_k(x)}{L_k(x)} & R_k < L_k(x) \text{ 时} \\ 0.5 + 0.5 \times \frac{R_k - L_k(x)}{R_k} & R_k > L_k(x) \text{ 时} \end{cases} \quad (10)$$

5 实验结果及分析

为验证本文方法的分类效果,选用各类铆钉进行了分类实验。实验首先选用 101 个训练样本(包括 21 个正常铆钉样本、各方向裂纹样本各 10 个)训练支持向量机(如图 5 所示);然后用获得的多类分类器对 116 个测试样本进行识别,裂纹检出率达到 99.1%,检出裂纹方向的正确率达到 98.02%。实验发现,以下几个因素影响识别率:

- (1) 铆钉中心的准确度直接关系到样本特征的代表能力;
- (2) 训练样本对类空间的覆盖程度直接影响支持向量机的泛化能力;
- (3) 模型选取时,两类分类器中所有使得分类正确的 (C, σ) 组合都基本满足 $\log C$ 与 $\log \sigma^2$ 的差等

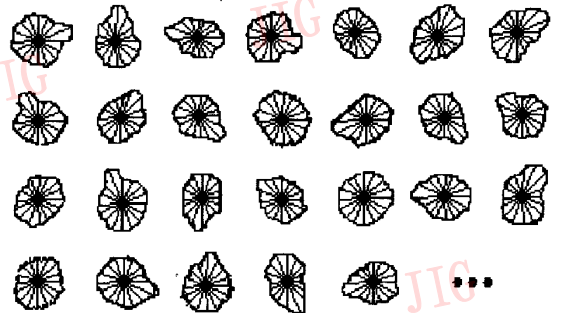


图 5 训练样本特征提取

Fig.4 Feature extraction result of the samples

于某一固定常数。

6 结 论

针对飞机铆钉的磁光图像,提出了一种基于模糊支持向量机的自动识别裂纹缺陷的新方法。该方法针对铆钉磁光图像的不规则圆形特点,首先选用阈值法确定近似铆钉中心,然后将由铆钉中心发出的星形射线矢量作为识别的基本特征,最后采用模糊支持向量机方法对铆钉有无裂纹及其周围裂纹的方向进行分类。其中,支持向量机采用径向基核函数,同时利用网格法选取核宽及惩罚常数,并结合模糊隶属度函数解决多类分类问题中存在的错分、拒分现象。样本测试实验的结果表明,算法具有很高的识别率。

参考文献 (References)

- 1 Fitzpatrick G L, Thome D K, Skaugset R L, *et al.* Magneto-optic/eddy current imaging of aging aircraft; a new NDI technique [J]. *Materials Evaluation*, 1993, **51**(12):1402 ~ 1407.
- 2 Thome D K, Fitzpatrick G L, Skaugset R L, *et al.* Aircraft corrosion and crack inspection using advanced magneto-optic imaging technology [A]. In: *Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering* [C], Scottsdale, AZ, USA, 1996, **2945**:365 ~ 373.
- 3 Ramuhalli P, Slade J, Park U, *et al.* Modeling and signal processing of magneto-optic images for aviation applications [A]. In: *Proceedings of ISSS-SPIE International Conference on Smart Materials Structures and Systems* [C], Bangalore, India, 2002, **5062**:248 ~ 255.
- 4 Park U, Fan Y, Udpa L, *et al.* Automated rivet inspection for aging aircraft with magneto-optic imager [A]. In: *Proceedings of the 10th International Workshop on Electromagnetic Nondestructive Evaluation* [C], East Lansing, Michigan, USA, 2004.
- 5 Park U, Udpa L, George C. Motion-based filtering of magneto-optic imagers [J]. *Image and Vision Computing*, 2004, **22**(3):243 ~ 249.
- 6 Simms S. MOI: magneto-optic/eddy current imaging [J]. *Materials Evaluation*, 1993, **50**(5):529 ~ 536.
- 7 Lemistre M, Decitre J M. Corrosion and cracks detection in metallic structures by magneto optic image [A]. In: *Proceedings of International Conference on Quality Control by Artificial Vision* [C], Le Creusot, France, 2001:65 ~ 70.
- 8 Deng Nai-yang, Tian Ying-jie. *New Method in Data Mining—Support Vector Machine* [M]. Beijing: Science Press, 2004:186 ~ 196. [邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机 [M]. 北京: 科学出版社, 2004:186 ~ 196.]
- 9 Chapelle O, Vapnik V, Bousquet O, *et al.* Choosing multiple parameters for support vector machine [J]. *Machine Learning*, 2002, **46**(1):131 ~ 159.
- 10 Wang Peng, Zhu Xiao-yan. Model selection of SVM with RBF kernel and its application [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2003, **39**(24):72 ~ 73. [王鹏, 朱小燕. 基于 RBF 核的 SVM 的模型选择及其应用 [J]. *计算机工程与应用*, 2003, **39**(24):72 ~ 73.]
- 11 Vapnik V, Chapelle O. Bounds on error expectation for support vector machine [J]. *Neural Computation*, 2000, **12**(9):2013 ~ 2036.