改进 PCA 在热波图像处理中的应用

孙延春 马齐爽

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院，北京 100191)

刘跃明

(中国国际航空股份有限公司工程技术分公司 成都维修基地，成都 610200)

姚红宇

(中国民用航空总局 航空安全技术中心，北京 100028)

摘 要：针对飞机结构隐藏腐蚀热波成像检测中出现的热像仪中有用数据较少、图像序列中腐蚀区域与非腐蚀区域对比不明显、信噪比较低等问题，提出了基于小波变换的改进 PCA(Principal Component Analysis)算法. 该算法对热图像序列中的每帧图像进行二进制离散小波变换，提取出低频部分的系数；对低频系数进行改进 PCA 分析，通过固定点算法并引入 Gram-Schmidt 正交化过程求解特征向量；令高频系数为零，抑制图像的噪声. 实验结果表明：该算法充分利用了热像仪的有用数据，提高了图像的质量和信噪比，且计算时间较短.

关 键 词：热像；图像处理；主分量分析(PCA)；小波变换

中图分类号：TN 911.73

文献标识码：A **文 章 编 号**：1001-5965(2008)09-1012-04

Application of improved PCA to thermal wave image processing

Sun Yanchun Ma Qishuang

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Liu Yueming

(Chengdu Aircraft Maintenance Base of Air China Limited, Engineering Technics Branch, Chengdu 610200, China)

Yao Hongyu

(Center of Aviation Safety Technology, Civil Aviation Administration of China, Beijing 100028, China)

Abstract: To solve the problems less valid data in thermal infrared imager, uneasy dipartite corrosion area in image and lower the signal to noise ratio which happened in detection of structure parts' hidden corrosion by thermal wave imaging, the improved PCA (principal component analysis) based on the wavelet was presented. The every frame image was transformed by dyadic discrete wavelet and the characteristic of wavelet transform coefficient was analyzed. Low frequency coefficients were analyzed by fast principal component method which quoted Gram-Schmidt orthonormalization procedure in fixed-point algorithm then distilled principal component and reconstructed the low frequency coefficients. To suppress image noise, the high frequency coefficients were equated to zero. The experimental results indicated that the method made best of thermal infrared imager's dada, improved the contrast of infrared thermal image and reduced noise of infrared thermal image, and that the method's compute-time was short.

Key words: thermography; image processing; principal component analysis (PCA); wavelet transforms

收稿日期：2007-08-06

基金项目：国家自然科学基金资助项目(60572181)

作者简介：孙延春(1978－)，男，山东定陶人，博士生，ace9024@126.com.

近年来,随着热成像设备帧频和分辨率的提高,红外热波成像技术的可靠性和精确度得到了大幅度的提高,应用领域进一步拓宽.由于图像序列的处理技术对热波检测的效果有着很大的影响,因此,对热图像序列处理方法的研究得到了重视[1].针对主动式红外热图像序列的处理方法主要有非线性回归、线性插值、脉冲相位法等[2-3].飞机结构隐藏腐蚀检测也开始引入热波成像技术,相对于复合材料,铝合金的热扩散率较大,试件表面温度场分布由不均到平均的持续时间较短,从热像仪提取出来的有用数据较少;另外由热像仪得出的红外图像的对比度较低,从图像上很难分辨出是否出现了腐蚀[4-5].主分量法是提取数据特征的有效工具,但是主分量法中计算量较大是一个不争的事实,尤其是对于图像矩阵处理时,其协方差矩阵的大小是图像行数与列数之积,这将影响计算的速度.因此,本文通过对 PCA (Principal Component Analysis)算法原理的分析,将小波变换和 Gram-Schmidt 正交化过程引入 PCA 算法中,加快了计算速度.同时令高频系数为零,降低了图像噪声.

1　PCA 算法的原理

PCA 是统计学中分析数据的一种方法,其目的是通过一个特殊的向量矩阵,将数据从原来的高维空间投影到一个低维的向量空间中,并且降维后保存了数据的主要信息,从而使数据更易于处理.

将热波图像序列中的每一帧图像表示成向量的形式:

$$\boldsymbol{F}=[\boldsymbol{F}_1,\boldsymbol{F}_2,\cdots,\boldsymbol{F}_n] \tag{1}$$

其中,$\boldsymbol{F}_k=[f_{k1},f_{k2},\cdots,f_{kr}]^{\mathrm{T}}$ 为第 k 帧图像,$r=M\times N$,M 和 N 分别为原始帧图像的行像素数和列像素数;n 为总帧数.进而得出协方差阵为

$$\boldsymbol{C}=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}(\boldsymbol{F}_k-\bar{\boldsymbol{F}})(\boldsymbol{F}_k-\bar{\boldsymbol{F}})^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

其中,$\bar{\boldsymbol{F}}$ 为均值向量,$\bar{\boldsymbol{F}}=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\boldsymbol{F}_k$;$\boldsymbol{C}$ 为 $r\times r$ 的矩阵,计算 $\boldsymbol{C}$ 的特征值$[\lambda_1,\lambda_2,\cdots,\lambda_n]$(其中$\lambda_1\geqslant\lambda_2\geqslant\lambda_3\geqslant\cdots\lambda_n$)和对应的特征向量$[u_1,u_2,\cdots,u_n]^{\mathrm{T}}$,这些特征向量就是热波序列图像的正交基,特征向量所对应的特征值越大,它在重构时的贡献也越大,所以对那些特征值很小的特征向量可以忽略.这样可应用前 d 个主分量来重建模型:

$$\hat{\boldsymbol{F}}=\sum_{i=1}^{d}\boldsymbol{u}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}\boldsymbol{u}_i \tag{3}$$

对热图像序列进行 PCA 分析中,主要涉及的计算是 $\boldsymbol{C}$ 的特征值和特征向量的求取.下面从两个方面对算法进行改进,提高运算速度.

2　热图像小波变换系数的分析

小波变换具有很好的时频特性,能够将图像的高频部分和低频部分分开,高频部分是图像的细节和噪声,低频部分是图像的平坦区或者变换缓慢的部分.对于主动式红外热图像来说,图像的细节部分几乎没有,即高频部分就是图像的噪声,高频部分的系数直接反映噪声的大小.低频部分反映的是图像的平坦区,是图像特征和图像的能量集中区域.因此,可以对小波变换后的低频系数进行 PCA 分析.低频系数的个数肯定远小于图像的行列数之积.这样可以降低 $\boldsymbol{C}$ 的维数.

图像的二进制离散小波变换为

$$s_jf(m,n)=\iint_{\Omega^2}f(x,y)2^{2j}\psi_j(x-2^{-j}m,y-2^{-j}n)\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{4}$$

$$w_j^if(m,n)=\iint_{\Omega^2}f(x,y)2^{2j}\psi_j^i(x-2^{-j}m,y-2^{-j}n)\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{5}$$

其中,$i=1,2,3$.由

$$\{s_jf(m,n),w_j^1f(m,n),w_j^2f(m,n),w_j^3f(m,n)\}$$

构成 $L^2(\Omega)$中图像的二维正交小波分解系数.其中,$s_jf(m,n)$为原图像的低频系数;w_j^i($i=1,2,3,j\in[1\quad J]$)为图像不同方向分辨率下的系数;$f(x,y)$为灰度值;$\psi_j^i(x-2^{-j}m,y-2^{-j}n)$为小波基.

3　PCA 算法的改进

设 $\boldsymbol{x}\in\boldsymbol{R}^n$ 为 N 维向量,$\boldsymbol{y}\in\boldsymbol{R}^m$ 为 M 维向量,$\overline{\boldsymbol{x}}\in\boldsymbol{R}^n$ 为 x 重构后的 N 维向量,PCA 是将 n 维空间的 $\boldsymbol{x}$ 变换到 m 维空间的 $\boldsymbol{y}$,即存在正交矩阵 $\boldsymbol{\phi}\in\boldsymbol{R}^{n\times m}$,使

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} \tag{6}$$

成立.如果 $\boldsymbol{x}$ 的均值不为零,则有

$$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu}) \tag{7}$$

其中,$\boldsymbol{\mu}=E(\boldsymbol{x})$.重构后的 $\overline{\boldsymbol{x}}$ 可表示为

$$\overline{\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{\phi}\boldsymbol{y}+\boldsymbol{\mu} \tag{8}$$

将式(7)带入式(8),即

$$\overline{\boldsymbol{x}}=\boldsymbol{\phi}\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})+\boldsymbol{\mu} \tag{9}$$

最小均方误差 MSE(Mean Squared Error)可以表示为

$$D_{\mathrm{MSE}}=E[\|\overline{\boldsymbol{x}}-\boldsymbol{x}\|^2] \tag{10}$$

其中，$E[\cdot]$为数学期望；$\|\cdot\|^2$为范数的平方. 将式(9)带入式(10)，则D_{MSE}可以表示为

$$D_{\mathrm{MSE}}=E[\|(\boldsymbol{I}_{n\times n}-\boldsymbol{\phi}\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}})(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})\|^2] \tag{11}$$

令 $\boldsymbol{g}(\boldsymbol{\phi},\boldsymbol{x})=(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{I}_{n\times n}-\boldsymbol{\phi}\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}})(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})$，则

$$D_{\mathrm{MSE}}=E[\boldsymbol{g}(\boldsymbol{\phi},\boldsymbol{x})] \tag{12}$$

对此式进行求导：

$$\frac{\partial}{\partial\boldsymbol{\phi}}E[\boldsymbol{g}(\boldsymbol{\phi},\boldsymbol{x})]=$$
$$-2E[(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}}]\boldsymbol{\phi}=-2\boldsymbol{\Sigma}_x\boldsymbol{\phi} \tag{13}$$

其中，$\boldsymbol{\Sigma}_x=E[(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{\mu})^{\mathrm{T}}]$为 $\boldsymbol{x}$ 的协方差矩阵. 由式(13)以及 $\boldsymbol{\phi}$ 正交化条件可知：$\boldsymbol{\phi}$ 可以采用固定点算法来求得[6-7].

固定点算法引入 Gram-Schmidt 正交化过程对 $\boldsymbol{\phi}$ 进行正交规范化. 引入 Gram-Schmidt 正交化过程的优点：可以避免求解特征值，不需要对协方差矩阵进行特征值分解，降低了计算特征向量的复杂度；算法的收敛速度较快，不必考虑步长以及初始值的设置等. 具体算法如下：

1) 确定 PCA 的总个数为 d，计算 $\boldsymbol{C}$，令 $i=1,\cdots,d$；

2) 随机选择 $\boldsymbol{\phi}_i$，$\boldsymbol{\phi}_i$ 的大小为 $n\times1$；

3) 用 $\boldsymbol{\Sigma}_x\boldsymbol{\phi}_i$ 更新 $\boldsymbol{\phi}_i$，即：$\boldsymbol{\phi}_i\leftarrow\boldsymbol{\Sigma}_x\boldsymbol{\phi}_i$；

4) 对 $\boldsymbol{\phi}_i$ 正交化处理，用 $\boldsymbol{\phi}_i-\sum_{j=1}^{i-1}(\boldsymbol{\phi}_i{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}_j)\boldsymbol{\phi}_j$ 代替 $\boldsymbol{\phi}_i$，即：$\boldsymbol{\phi}_i\leftarrow\boldsymbol{\phi}_i-\sum_{j=1}^{i-1}(\boldsymbol{\phi}_i{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}_j)\boldsymbol{\phi}_j$[8]；

5) 对 $\boldsymbol{\phi}_i$ 做归一化处理，即：$\boldsymbol{\phi}_i\leftarrow\frac{\boldsymbol{\phi}_i}{\|\boldsymbol{\phi}_i\|}$；

6) 判断 $\boldsymbol{\phi}_i$ 是否收敛，即：$|\boldsymbol{\phi}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}_i-1|<\varepsilon$ 是否成立，其中 ε 为给定的误差值，$\boldsymbol{\phi}_i^{\mathrm{T}}$ 为 $\boldsymbol{\phi}_i$ 的新值. 如果不成立则回到 3)；

7) 增加 i 重复上述步骤，直到 $i=d$.

4 实验与比较

实验中的试件为 100 mm×50 mm×2 mm 的铝合金(Al2403)平板，在平板的下表面加工平底孔来模拟腐蚀，如图 1 所示. 平底孔的尺寸如表 1 所示. 图 2 为从热像仪中提取出的较为清晰的 6 帧图(原始图像序列中的第 12 帧，13 帧，14 帧，15 帧，16 帧，17 帧)中的一帧图像，图像的大小为 320×160. 图 3 为直方图均衡化的图像. 图 4 为采用二维 PCA 处理的重构图像. 图 5 为基于小波变换的 PCA 处理的重构图像. 图 6 为基于小波变换的改进 PCA 处理的重构图像.

表 1 孔的尺寸

孔号	直径/mm	深度/mm	孔号	直径/mm	深度/mm
1	16	1.2	4	10	1.2
2	16	0.8	5	10	0.8
3	20/16	0.4/0.6	6	10	0.4



图 1 试件的下表面

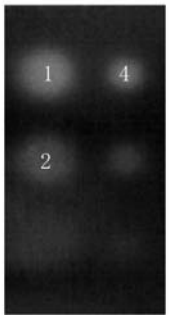


图 2 原始图像中的一帧图像

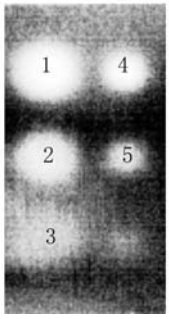


图 3 直方图均衡化处理图像

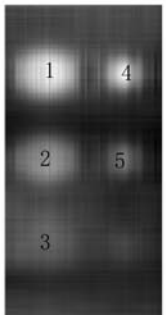


图 4 二维 PCA 处理的重构图像

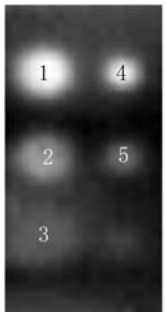


图 5 基于小波变换的 PCA 处理后的重构图像

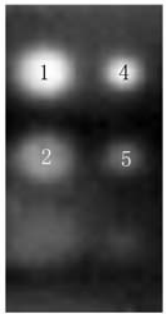


图 6 基于小波变换的改进 PCA 处理后的重构图像

从视觉上看，二维 PCA 处理后的视觉效果明显降低，出现的带状条纹，主要是因为二维 PCA 对图像的列进行处理，抽取是列的主成分，因此，在重构时出现带状条纹. 直方图均衡化可以增加图像的对比度，但同时也放大了噪声，与图 1 相比，明显的增大缺陷的面积，出现了误判.

小波变换的改进 PCA 算法和小波变换的 PCA 算法处理效果几乎一致，相比于原始图像，重构后图像的对比度都有了很大的提高，视觉质量较好，腐蚀区域和未腐蚀区域清晰可见，在原图像序列中几乎无法分辨的 3，5 两个平底孔，重构后能够辨认出来.

5　图像重构后的定量评价

5.1　图像的质量

设 $f(x,y)$表示图像中点(x,y)的灰度值,定义评价图像质量的测量函数为[9]

$$Q=\frac{1}{MN}\sum_{x=1}^{M}\sum_{y=1}^{N}f(x,y)^2-\left(\frac{1}{MN}\sum_{x=1}^{M}\sum_{y=1}^{N}f(x,y)\right)^2 \tag{14}$$

Q 值越大,则图像的质量越好,图像对比越明显.

从表 2 可以看出,原始图像(图 2)中图像质量的 Q 值为 1 514,小波变换的 PCA 处理后重构图像(图 5)和小波变换的改进 PCA 处理后的重构图像(图 6)的 Q 值达到了 6 072.4 和 5 943,图像质量明显得到了提高. 二维 PCA 处理后图像(图 4)Q 值达到了 6 332.4. 直方图均衡化处理后图像(图 3)的图像 Q 值最高为 21 725,但是视觉效果不好,与图 1 相比,腐蚀区域明显扩大.

表 2　实验中涉及到图像的 Q 值

图序	Q 值
图 2	1 514
图 3	21 725
图 4	6 332.4
图 5	6 072.4
图 6	5 943

5.2　算法的性能指标

算法的性能指标主要是计算时间与 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio). 仿真软件为 Matlab7.0,计算机的配置为 CPU 的主频为 P4 2.8 GHz,内存为 512 MB,各种算法的计算时间和 PSNR 值如表 3 所示.

表 3　各种方法的计算时间和 PSNR 值

实验方法	计算时间/s	PSNR/dB
基于小波变换的改进 PCA	8	49.405 5
基于小波变换的 PCA	61	49.287 6
二维 PCA	3	15.852 4
直方图均衡化	3	7.283 9

由表 2 可知,小波变换的改进 PCA 的 PSNR 值为 49.405 5,小波变换的 PCA 的 PSNR 值为 49.287 6,二者的值相差不多. 二维 PCA 的 PSNR 值为 15.852 4,直方图均衡化的值更小,为 7.283 9. 各种实验方法的计算时间表明,小波变换的 PCA 的计算最耗时,达到 61 s,小波变换的改进 PCA 耗时为 8 s,其他两种方法最短,大概在 3 s左右.

因此,从上述 3 个指标可以看出,二维 PCA 和直方图均衡化虽然图像质量较高,然而视觉效果不佳;计算时间虽短,另一个指标 PSNR 的值太低. 基于小波变换的 PCA 算法和基于小波变换的改进 PCA 算法的对比度较原始图像有了很大的提高,PSNR 的值比二维 PCA 和直方图均衡化大的多,同时基于小波变换的改进 PCA 算法的计算时间更短. 因此,基于小波变换的改进 PCA 算法的整体性能指标最好.

6　结 束 语

在对红外图像特点分析和对 PCA 算法原理推导的基础上,本文提出了基于小波变换的改进 PCA 算法,该算法为了提高运算速度,一方面引入小波变换,降低协方差矩阵的维数;另一方面在进行 PCA 分析时,引入 Gram-Schmidt 正交化过程求解特征向量. 综合考虑图像质量、PSNR 和计算时间 3 个指标,经本文提出的算法处理后的图像整体性能最优,算法的工程应用前景最为广阔.

参考文献 (References)

[1] Vavilov V. Evaluating the efficient of data processing algorithms in transient thermal NDT[C]// Burleigh D D, Elliott C K, Raymond P G. Thermosense XXVI. Bellingham: SPIE, 2004:336－347

[2] González D A, Ibarra C C, Madruga F J, et al. Differentiated absolute phase contrast algorithm for the analysis of pulsed thermographic sequences[J]. Infrared Physics & Technology, 2006,48(1):16－21

[3] Shepard S M, Lhota James R, Rubadeux B A, et al. Reconstruction and enhancement of active thermographic image sequences[J]. Optical Engineering, 2003,42(5):1337－1342

[4] Avdelidis N P, Almond D P, Dobbinson A, et al. Aircraft composites assessment by means of transient thermal NDT [J]. Progress in Aerospace Sciences, 2004,40(3):143－162

[5] Krishnapillai M, Jones R, Marshall I H, et al. NDTE using pulse thermography: numerical modeling of composite subsurface defects[J]. Composite Structures, 2006,75(1):241－249

[6] Sharma A, Paliwal K K. Fast principal component analysis using fixed-point algorithm[J]. Pattern Recognition Letters, 2007,28(10):1151－1155

[7] Zhu Xiaolong, Ye Jimin, Zhang Xianda. A fixed-point nonlinear PCA algorithm for blind source separation[J]. Neurocomputing,2005,69(1):264－272

[8] 张长江,王晓东,张浩然. 红外图像全局和局部对比度增强的非线性增益法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2006,l18(6):844－848

Zhang Changjiang, Wang Xiaodong, Zhang Haoran. Nonlinear gain algorithm to enhance global and local contrast for infrared image[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2006,l18(6):844－848(in Chinese)

(责任编辑:刘登敏)