

文章编号 1004-924X(2007)01-0057-06

# 多尺度小波降噪的数字散斑相关搜索

李新忠<sup>1,2</sup>, 岱 钦<sup>1,2</sup>, 王希军<sup>1,2</sup>, J. W. Seo<sup>3</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;  
2. 中国科学院研究生院, 北京 100039; 3. 韩国宏益大学电子工程系, 首尔 韩国 121-791)

**摘要:**提出了一种基于多尺度小波降噪的数字散斑相关搜索方法。选用 symlets 小波,对分别存在高斯白噪声、椒盐噪声及泊松噪声的散斑位移图像进行多级小波分解,采用不同的降噪策略处理后再进行相关搜索。计算结果表明,多尺度小波降噪的数字散斑相关搜索方法与传统空域相关搜索方法相比,其测量精度提高了一个数量级,相对误差可以控制在1%以内;同时,其计算效率提高了1倍。

**关键词:**散斑相关;小波变换;多尺度;图像处理

**中图分类号:**TP391.4;O348 **文献标识码:**A

## Digital speckle correlation method of multi-scale wavelet noise reduction

LI Xin-zhong<sup>1,2</sup>, DAI Qin<sup>1,2</sup>, WANG Xi-jun<sup>1,2</sup>, J. W. Seo<sup>3</sup>

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130031, China;*  
2. *Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;*  
3. *School of Electronic and Electrical Engineering, Hongik University, 72-1 Sangsu-dong, Mapo-gu, Seoul 121-791, South Korea*)

**Abstract:** A novel Digital Speckle Correlation Method (DSCM) based on multi-scale wavelet noise reduction is proposed. Speckle patterns with Gaussian white noise or Salt & pepper noise or Poisson noise are decomposed using symlets wavelet family and processed by different noise reduction strategies. Compared with the traditional DSCM, the accuracy of this new method is improved dramatically and the relative error is less than 1%. Meanwhile, the calculated consuming time is decreased to half of the traditional DSCM.

**Key words:** speckle correlation; wavelet transform; multi-scale; image processing

## 1 引言

数字散斑相关搜索方法(DSCM)是在上世纪 80 年代由日本的 I. Yamaguchi 和美国的 W. H. Peters 及 W. F. Ranson 提出的一种无损测量方法<sup>[1]</sup>,由于其具有快速简便、对测试环境要求低等优点,近年来得到了广泛的应用。在对获得的散斑图像进行相关搜索时,仅能得到整像素位移,为了提高测量精度需要进行亚像素搜索。然而,亚像素搜索存在两个问题:一是计算效率低;二是噪声使得源图像和目标图像的相关尖峰相对平滑,这就降低了搜索精度,有时甚至导致搜索失败。

小波分析方法能够通过小波母函数的伸缩和平移实现对图像信号的多尺度分解,通过降噪处理可以有效地消除噪声的干扰,近年来在图像处理中得到了广泛的应用<sup>[2,3]</sup>。

本文提出的基于多尺度小波降噪的数字散斑相关搜索方法,是将小波变换的多尺度分析方法应用于数字散斑相关测量中,采用不同的降噪策略,对含噪声散斑图进行小波分解降噪处理后,再进行相关搜索。计算结果表明,与传统的空域相关搜索方法相比,在噪声散斑图像处理中,小波变换方法具有明显的优越性。

## 2 测量原理

### 2.1 散斑相关测量

在数字散斑相关测量中,物体变形前后拍得两幅散斑图,在变形前的散斑图中以待测点  $P$  为中心取  $m \times m$  的子区  $A$ ,当被测物体形变后,子区  $A$  移至子区  $B$  的位置。由统计学知, $A$  与  $B$  这两个样本空间的相关系数最大。因此可以根据相关系数的最大值来确定子区  $B$  的位置,从而得到  $P$  点的位移。概率统计理论中的相关公式为:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m [f(x_i, y_j) - \bar{f}][g(x_i^*, y_j^*) - \bar{g}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m [f(x_i, y_j) - \bar{f}]^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m [g(x_i^*, y_j^*) - \bar{g}]^2}}$$

其中,  $x_i^* = x_i + \mu, y_j^* = y_j + \nu, f(x_i, y_j)$  为子区  $A$  中  $(x_i, y_j)$  点处的灰度值,  $g(x_i + \mu, y_j + \nu)$  为子区  $B$  中  $(x_i + \mu, y_j + \nu)$  点处的灰度值;  $\bar{f}$  和  $\bar{g}$  分别为子区  $A$  和  $B$  的平均灰度。通过搜索相关系数  $C$

的峰值可以确定待测点  $x, y$  方向的整像素位移  $(\mu, \nu)$ 。

上式能够较好地消除背景光强,保证相关系数分布具有良好的单峰性。

获得整像素位移后,为了提高测量精度需要进行亚像素位移测量。综合考虑计算精度和效率,文中采用的是五点插值法。

### 2.2 二维正交小波变换

Mallat 等人于 1989 年提出了多分辨率图像分解的小波表示<sup>[4,5]</sup>。提出尺度函数  $\phi$  可以生成一个多分辨率分析,通过尺度函数可以构造出小波函数族  $\Psi$ ,构造出的尺度函数和小波函数分别为:

$$\phi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}x - k)_{(j,k) \in R}$$

$$\Psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}x - k)_{(j,k) \in R}$$

图像信号可以表示为一个  $L^2(R^2)$  空间的函数  $f(x, y)$ ,其在二维正交小波基下可以分解为四部分,其展开式为:

$$A_{2^j} f = \iint_{R^2} f(x, y) \overline{\phi_{j,m}(x) \phi_{j,n}(y)} dx dy$$

$$H_{2^j} f = \iint_{R^2} f(x, y) \overline{\Psi_{j,m}(x) \phi_{j,n}(y)} dx dy$$

$$V_{2^j} f = \iint_{R^2} f(x, y) \overline{\phi_{j,m}(x) \Psi_{j,n}(y)} dx dy$$

$$D_{2^j} f = \iint_{R^2} f(x, y) \overline{\Psi_{j,m}(x) \Psi_{j,n}(y)} dx dy$$

这四部分的意义分别为:近似概貌  $A_{2^j} f$ ,水平细节  $H_{2^j} f$ 、垂直细节  $V_{2^j} f$  和对角细节  $D_{2^j} f$ ,图像的二维离散正交小波分解过程如图 1 所示:

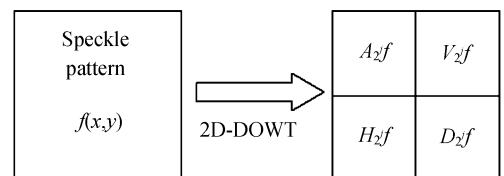
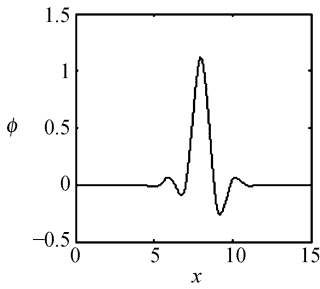


图 1 图像的二维离散正交小波分解

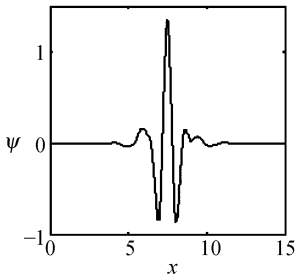
Fig. 1 Schematic diagram of image 2D-DOWT

在小波变换中,小波函数的选择直接影响到图像处理的精度和成败。选取小波函数有三个标准:自相似性强、最优化原则及合适的支集长度。

选择对称性好的 symlets 小波族<sup>[6,7]</sup>,可以减少图像重构时的相移。具体选择哪个 symlets 小波,需要通过计算确定。下面以 sym8 为例,其尺度函数和小波函数图形如图 2:



(a) 尺度函数图形  
(a) Scaling function



(b) 小波函数图形  
(b) Wavelet function

图 2 sym8 生成的尺度函数图形及其对应的小波函数图形

Fig. 2 Scaling function and its corresponding wavelet function produced by symlets ( $N=8$ )

### 3 小波降噪方法在数字散斑相关搜索中的应用

在散斑图像处理中,采用不同的小波降噪策略,可以有多种搜索方法。文中拟采用四种不同的算法进行相关测量。算法 0 为传统的空域数字散斑相关搜索方法。算法 1、2、3 为基于小波降噪的散斑相关搜索方法,其计算流程图如图 3 所示。

流程图中, S, O 分别表示源图像和目标图像, A 表示小波分解后的概貌部分, D 代表三个细节部分,  $1, n, i$  为分解或重建的层数,带撇号的表示降噪后重建的部分。算法 1、2 和 3 的定义详见下面的说明。

算法 1: 在散斑图像中,噪声一般属于高频项,用小波进行一级分解后,噪声主要存在于三个细节部分中。因此,可以直接对一级小波分解后的近似系数进行相关搜索。

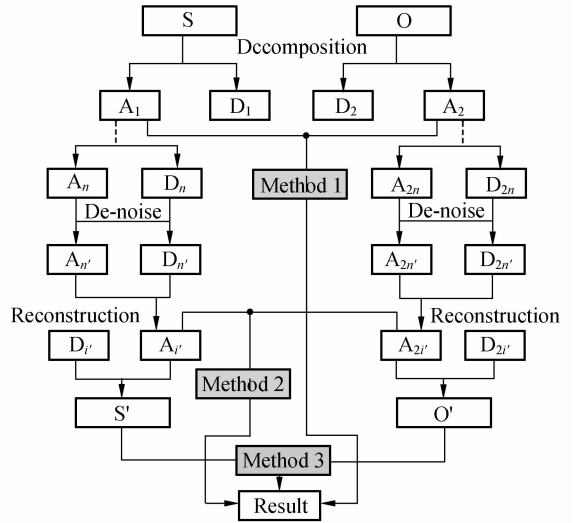


图 3 基于多尺度小波降噪的数字散斑相关测量方法的计算流程图

Fig. 3 Flow chart of DSCM based on wavelet noise reduction

算法 2: 算法 1 实际上等价于对散斑图像进行粗滤波,为了较精确地消除噪声影响,对图像进行多级小波分解,选择不同的降噪策略处理后,重构原图像,然后进行传统的空域相关搜索。

算法 3: 在对散斑图像多级小波分解,根据对噪声特性的分析选择合适的降噪策略处理,然后对重建至某一层的近似系数进行相关搜索。

从本质而言,算法 1、2 和 3 都是对含噪声的散斑图像小波分解降噪,然后进行相关搜索,只是选择的降噪策略不同。

### 4 结果与讨论

为了检验这几种小波相关搜索方法的测量精度和效率,对四幅散斑图  $I_0, I_1, I_2, I_3$  进行了处理。其中,  $I_0$  为源图像,图像质量较高基本不含噪声,  $I_1, I_2, I_3$  分别为  $I_0$  沿  $x$  轴正方向移动 3.738、5.555、7.293 pixel 后加入高斯白噪声的图像。图像大小为 512 pixel  $\times$  512 pixel。

首先,进行传统空域相关搜索计算,搜索窗口为 41 pixel  $\times$  41 pixel。

然后,利用 symlets 小波对散斑图进行一级分解,利用分解后的近似系数直接进行相关搜索。在本文的计算中,均采用 sym8 小波进行处理。由于一级分解后,分解图像为原图像的 1/4,坐标

减半,搜索窗口变为  $21 \text{ pixel} \times 21 \text{ pixel}$ ,搜索结果乘 2 后方为图像的移动结果。

在算法 2 和算法 3 中,采用相同的降噪策略,首先估计噪声强度,选择合适的降噪阈值,然后采用精度高的分层阈值法进行处理,最后重构。算法 2 采用二级小波分解,算法 3 采用二级和三级

小波分解。

为了较直观的了解小波分解过程,图 4 和图 5 给出了噪声散斑图  $I_1$  的一级和二级 sym8 小波分解图。可以看出,一级小波分解后,概貌图像中的噪声大为减少。二级概貌图像中基本没有噪声,但图像边缘开始变得模糊。

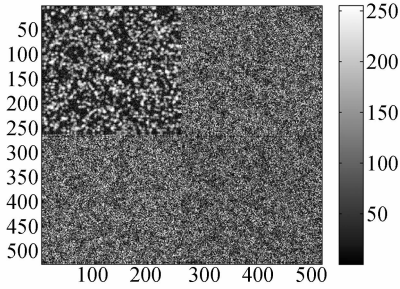


图 4 散斑图  $I_1$  的一级 sym8 小波分解图

Fig. 4 1<sup>st</sup> order decomposition of image  $I_1$  using sym8 wavelet

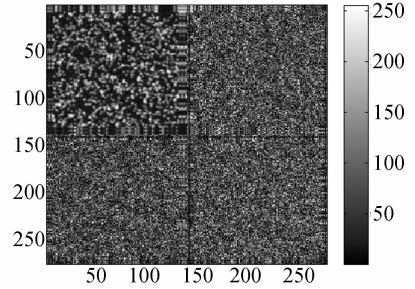


图 5 散斑图  $I_1$  的二级 sym8 小波分解图

Fig. 5 2<sup>nd</sup> order decomposition of image  $I_1$  using sym8 wavelet

表 1 几种不同搜索方法的计算结果

Tab. 1 Calculated results of several methods

图像	预设置 (pixel)	算法	分解层数	重构近似系 数的层数	计算值 (pixel)	CPU 耗时 (s)	相对误差 (%)
$I_1$	3.738	0	—	—	3.953	4.391	5.752
		1	1	—	3.710	2.703	0.749
		2	2	—	3.729	5.015	0.241
			2	1	3.838	4.687	2.675 3
			3	1	3.838	4.953	2.675
				2	3.920	4.812	4.869
$I_2$	5.555	0	—	—	5.861	3.985	5.509
		1	1	—	5.536	2.734	0.342
		2	2	—	5.516	4.719	0.702
			2	1	5.424	4.657	2.358 3
			3	1	5.424	4.875	2.358
				2	5.272	4.719	5.095
$I_3$	7.293	0	—	—	7.674	6.110	5.224
		1	1	—	7.246	2.750	0.644
		2	2	—	7.258	4.671	0.480
			2	1	7.500	4.625	2.838
			3	1	7.500	4.781	2.838
				2	7.705	4.703	5.649

四种搜索方法的计算结果列于表 1。对表 1 中的数据进行分析可知,算法 1 和算法 2 的测量精度最高,其次是算法 3 重构到第一层近似系数的方法;最后是算法 0 和算法 3 重构到第二层近似系数的方法。

从表 1 中的相对误差可以看出,算法 0 和算法 3 中重构到二级概貌进行相关搜索的误差较大,一般在 5% 以上。由于采用了相同的降噪策略,算法 3 中进行二级和三级小波分解降噪后重构到一级概貌相关搜索的测量精度是相同的,在

2%~3%之间。综合考虑效率,可以仅采用二级分解降噪重构到一级近似概貌的方法。

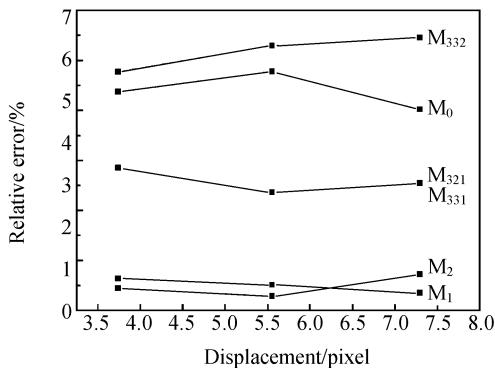
算法1和算法2的测量精度都在1%以内,且与传统的空域相关搜索方法相比,搜索精度提高了一个数量级。若考虑计算效率,应首先选用算法1,它的计算时间仅为传统空域相关的一半左右。

究其原因,在对存在噪声的散斑图进行一级小波分解后,大部分噪声都被分解到细节部分中;继续进行二级和三级小波分解后,虽然细节部分基本不存在噪声,但也丢失了图像的部分细节信息。而采用合适的降噪策略处理后重构原图像,则损失的细节信息较少,测量精度较高。

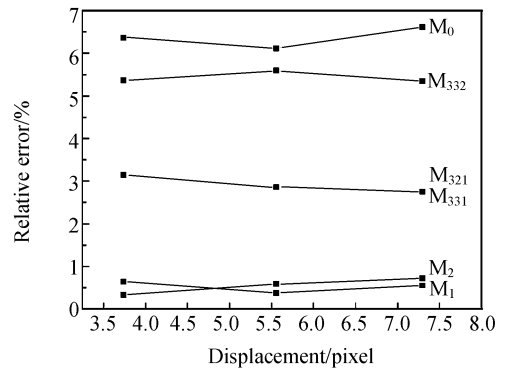
在实际散斑图像处理中,虽然散斑图存在的主要噪声为高斯白噪声,但也可能存在椒盐噪声或泊松噪声。为研究这两种噪声存在情况下多尺度小波的降噪效果,将上述实验中散斑图 $I_1$ 、 $I_2$ 、 $I_3$ 添加的高斯白噪声分别替换为椒盐噪声和泊松噪声,然后利用上述四种相关搜索方法进行了处理。

计算结果的相对误差如图6所示。其中,(a)为含有椒盐噪声的图像,(b)为含有泊松噪声的图像。

图6中M后第一个数字表示第几种计算方法,第二个数字表示小波分解的层数,第三个数字



(a)椒盐噪声  
(a) Salt & pepper noise



(b)泊松噪声  
(b) Poisson noise

图6 散斑图的计算结果

Fig. 6 Calculated results of speckle patterns

表示小波分解后重构近似系数的层数。如 $M_{331}$ 表示采用方法3进行3级小波分解后重构至第1层近似系数,然后进行相关搜索运算。

由图6可以看出,传统空域数字散斑相关搜索方法(即 $M_0$ )的计算误差随噪声的不同变化较大,其余几种小波降噪散斑相关搜索方法对不同噪声的计算误差仅略有变化,这说明多尺度小波降噪的数字散斑相关搜索方法具有较好的鲁棒性。此外,CPU耗时主要由算法结构决定,所以含椒盐噪声或泊松噪声散斑图的计算时间与含高斯白噪声散斑图的计算时间基本相同。

## 5 结论

通过对含有几种不同噪声的散斑图进行多尺度 symlets 小波分解,选择合适的降噪策略后,采用四种不同的算法进行了对比研究。计算结果表明,基于多尺度小波降噪的相关搜索方法与传统的空域相关搜索方法相比,测量精度提高了一个数量级,其相对误差低于1%;同时,计算效率提高了一倍。

## 参考文献:

- [1] RANSON W F, PETERS W H. Digital image technique in experimental stress analysis[J]. *Opt. Eng.*, 1982, 21 (5): 427-431.
- [2] 李会芳,俞卞章. 基于小波的多重分形图像去噪新算法[J]. *光学精密工程*, 2004, 12(3): 305-310.  
LI H W, YU B Z. New wavelet-based algorithm for denoising of multifractal images[J]. *Opt. Precision Eng.*,

2004,12(3):305-310. (in Chinese)

- [3] 林晓梅,李琳娜,牛刚,等. 基于小波边缘检测的图像去噪方法[J]. 光学精密工程,2004,12(1):88-93.  
LIN X M, LI L N, NIU G, *et al.*. Image de-noising based on wavelet edge detection[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2004,12(1):88-93. (in Chinese)
- [4] MALLAT S. A theory multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1989, 11 (7): 674-693.
- [5] MALLAT S. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models [J]. *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Proces.*, 1989, 37 (12) ; 2091-2110.
- [6] DAUBECHIES I. *Ten lectures on wavelets* [M]. CBMSNSF Series in Applied Math. Philadelphia; SIAM, Publ, 1992.
- [7] DAUBECHIES I. Orthonormal bases of compactly supported wavelets [J]. *Commun. Pure Appl. Math.*, 1998, *XLI*: 909-996.

作者简介:李新忠(1979—),男,山东邹平人,博士研究生,主要从事激光测量及图像处理技术的研究。

E-mail: lixinzhong7922@163.com

(本栏目编辑 严寒)