

·信号与信息处理·

## PCA与K-SVD联合滤波方法的研究

谷雨, 秦丽娟, 蒋磊磊

(沈阳理工大学信息科学与工程学院, 沈阳 110159)

**摘要:**针对早期的滤波方法,如线性的有高斯滤波、均值滤波、方框滤波等和非线性的如中值滤波、开闭运算等传统滤波方法是在像素级进行行列式的循环运算,运算繁琐,数据冗余和不能有效压缩图像进行数字化传播的缺点,提出一种基于PCA主成分图像融合后的K-SVD滤波方法的研究,有效弥补了单一K-SVD对椒盐噪声起不到良好滤波的缺点。首先对源图像进行多次的观测得到 $N$ 幅含噪图像(既含有高斯噪声也含有椒盐噪声,都是加性噪声)。再对 $N$ 幅含噪图像进行PCA主成分提取融合后进行K-SVD滤波(如果先进行K-SVD滤波的话会造成多幅图像的K-SVD的滤波,导致效率低且运算度冗余 $N$ 倍)。这样有效消除了高斯噪声的干扰,还解决了K-SVD对椒盐噪声不敏感的缺陷,完成了在图像特征级数据去噪的研究。

**关键词:**PCA融合;K-SVD滤波;特征级图像去噪

**中图分类号:**TP391.4

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-1255(2016)-04-0031-06

## Research on Combined Filtering Method of PCA and K-SVD

GU Yu, QIN Li-juan, JIANG Lei-lei

(School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

**Abstract:** For early filtering method, such as linear and nonlinear filtering, linear filtering includes Gaussian, mean and box filtering, nonlinear filtering includes median filtering and closed operation, which are determinant cycle operation at pixel level. According to the disadvantages of the traditional filtering methods mentioned of complicated calculation, data redundancy and image cannot be compressed effectively to perform digital transmission, a K-SVD filtering method based on principal component analysis (PCA) image fusion is proposed. And the disadvantages of single K-SVD such as without better filtering effect on salt and pepper noise is compensated effectively.  $N$  frames of images with noise are obtained through observing the source image many times, which have Gaussian and salt and pepper noise, both are additive noise. K-SVD filtering is performed after PCA extracting and fusing to  $N$  frames of images with noise. If K-SVD filtering is performed before PCA, the K-SVD filtering of multi-frame images is produced, which will lead to low efficiency and  $N$  times of calculation redundancy. So Gaussian noise interference is eliminated effectively and the disadvantage of being not sensitive to salt and pepper noise of K-SVD is resolved. And the research on data denoising at image feature level is finished.

**Key words:** principal component analysis (PCA) fusion; K-SVD filtering; feature level image denoising

图像信息在形成、发出、传输、接收的过程中,由于信息通过的传输介质和设备的实际性能的限制,不可避免的存在着内部干扰和外部干扰,由此会产生各式各样的干扰噪声<sup>[1-2]</sup>。为了防止噪声的

干扰影响使得图像信号信息失真,各类滤波方式应运而生<sup>[3]</sup>。

含噪声图像的滤波处理是图像处理的一种基本而且重要的技能需求。利用滤波技术可以从复

收稿日期:2016-08-11

**作者简介:**谷雨(1992-),男,硕士研究生,主要研究方向为数字图像处理;秦丽娟(1978-),女,博士,副教授,主要研究方向为计算机视觉智能计算、虚拟实现系统、机器人控制理论等;蒋磊磊(1990-),男,硕士研究生,主要研究方向为自适应信号处理。

杂图形信号中提取出所需要的信号,抑制噪声信号。图像的清晰度主要取决于图像的边缘、纹理和细小特征是否清楚,特征之间的区域变换是否平缓<sup>[4]</sup>。目前常见的线性滤波方式有方框滤波方法(box filter)、均值滤波方法<sup>[5]</sup>、高斯滤波方法(gaussian filter)<sup>[6]</sup>等方式。而均值滤波和高斯滤波皆是在方框滤波的基础之上演化得来的,其中的均值滤波便是方框滤波归一化的一种特殊滤波形式。其中,归一化就是把要处理的量都缩放到一个范围之内,常用的如(0,1),以便统一处理和直观量化。而非归一化的方框滤波用于计算每个像素领域内的积分特性,如密集光流算法(DOFA)中用到的图像协方差矩阵。而第三种 Gaussian 滤波方式也用到了核,根据权重的不同在核框内像素进行卷积以得出新像素点的像素值。这些传统的线性滤波方法虽然能有效的平滑噪声点,但是在滤去噪声点的同时也使得边缘变得平滑模糊,并且滤波效率越好,模糊代价越高。而诸如传统的非线性滤波的方法中值滤波得到的像素点与核内各个像素点都无相关性,虽然能有效的保留边缘的特征,但面对正态分布的 Gaussian 噪声就显得无力,开闭预算虽然是一种非线性滤波方式,但其独特的腐蚀和膨胀性也使得在滤波的同时损坏了图像的边缘特性。

目前,一种新兴起的“字典训练法”受到了极大的推崇<sup>[7]</sup>,其核心思想就是模板训练过程,通过多次的迭代运算找到最佳的值。此算法首先是由 Aharon、Elad 等人提出的,称之为 K-SVD 图像去噪方法,能有效的抑制加性的高斯白噪声,对纹理和边缘保留的很好,而且有很强的适应性。但是,面对不是正态分布的椒盐噪声就没有传统滤波的效果好,为此先进行多幅图像的主成分<sup>[8]</sup>(PCA)融合运算,提取出主成分特征值最高的那幅图进行其后的 K-SVD 运算,通过对单一 K-SVD 去噪的比对分析,证明了 PCA—K-SVD 图像去噪方法的优势和可靠性。

## 1 PCA 图像融合

PCA 图像融合方法是基于主成分分析的一种图像融合方法,能把高维的特征函数降维进行图像的分解与重构,优势在于高维降到了低维,省去了复杂的计算,例如  $2N$  维降到  $N$  维的话进行一次迭代运算就减少了  $4N^2$  次乘法运算和  $(3N^2 - 2N)$  次加法

运算。如维度降到了原值的  $1/k$ ,则迭代运算量减少了,有下式

$$\begin{aligned} \sum &\approx (k^n - 1)N^n \\ \prod &= (k^n - 1)N^n \end{aligned} \quad (1)$$

其中,上式为加运算,下式为积运算。

### 1.1 PCA 图像融合简述

假设有  $N$  幅同样大小的图像,这组图像同一坐标点  $f(x,y)$  可以用一个  $N$  维向量来表示,有下式

$$f(x,y) = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)^T \quad (2)$$

其中,向量的每个值代表第  $i$  幅图像所对应的  $f(x,y)$  灰度值。假设图像是  $W \times H$  的配准图像,则这样的  $f(x,y)$  点共有  $WH$  个,组成一个  $n \times WH$  的矩阵,如下式

$$F(x,y) = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & x_{31} & \cdots & x_{wh1} \\ x_{12} & x_{22} & x_{32} & \cdots & x_{wh2} \\ x_{13} & x_{23} & x_{33} & \cdots & x_{wh3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} & x_{3n} & \cdots & x_{whn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,矩阵中列向量代表多幅图中同一点的像素值,行向量代表一幅图中所有点的向量值,其中每一行行向量可以组成一个输入的源图像。总体的均值定义为

$$m_x = E\{x\} \quad (4)$$

总体的方差矩阵定义为

$$C_x = E\{(x - m_x)(x - m_x)^T\} \quad (5)$$

可知因为  $(x - m_x)$  是一个  $N \times WH$  的矩阵,他的转置  $(x - m_x)^T$  则为  $WH \times N$  的矩阵,轻易便得到  $C_x$  为  $N \times N$  的矩阵,而且他是一个实对称矩阵,如果元素  $x_i$  和  $x_j$  无关,他们的协方差就为零,并且有  $c_{ij} = c_{ji} = 0$ 。当  $N=1$ (源图像只有 1 幅)时候,所有的定义都降为了一维向量。

如果对随机总体中取样的  $K$  向量,均值向量可以通过使用常见的求平均值表达式由样本来近似得到,如下式

$$m_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_k \quad (6)$$

同样,通过扩展乘积  $(x - m_x)(x - m_x)^T$  并联立式(4)和式(6),可以求得协方差矩阵用下面的等式表

达出来

$$C_x = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_k x_k^T - m_x m_x^T \quad (7)$$

## 1.2 PCA图像融合方法

因为  $C_x$  总是实对称的,找到一组  $n$  个标准正交特征向量总是可能的。令  $e_i$  和  $\lambda_i, i=1, 2, \dots, n$  为特征向量对应的  $C_x$  的特征值,以降序排布使  $\lambda_j \geq \lambda_{j+1}, j=1, 2, \dots, n-1$ 。令  $A$  为一个由  $C_x$  的特征向量组合而成的矩阵,并进行排序,使  $A$  的第一行为对应最大特征值的特征向量,相应的最后一行为最小特征值对应的特征向量。那么将  $A$  作为映射向量从  $x$  到  $y$  的变换公式如下

$$y = A(x - m_x) \quad (8)$$

且可得

$$m_y = E\{y\} = 0 \quad (9)$$

$y$  向量的协方差矩阵可以由  $A$  和  $C_x$  用下列式子表达

$$C_y = A C_x A^T \quad (10)$$

其中,  $C_y$  而且是一个对角矩阵,其对角线上的元素就是  $C_x$  的特征值,如下式

$$C_y = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (11)$$

$x$  的重构方法如下

$$x = A^T y + m_x \quad (12)$$

如果不使用全部的  $C_x$  特征向量,只提取出其中的  $k$  个特征向量作为  $k \times n$  的转换矩阵  $A_k^T$ ,那么得到的向量组  $y$  是  $k$  维的,也就是一个  $k \times WH$  的矩阵,那么这时候的原向量重构方法则如下

$$\hat{x} = A_k^T y + m_x \quad (13)$$

取 5 幅图像作为待融合图像,其中提取最大的那个特征值作为  $1 \times 5$  维的转换矩阵,其中重构后的图像在保持原有图像信息的同时极大的去除了椒盐噪声。

## 1.3 PCA图像融合效果

取了 5 幅含噪图进行了 PCA 主成分融合,如图 1 所示。

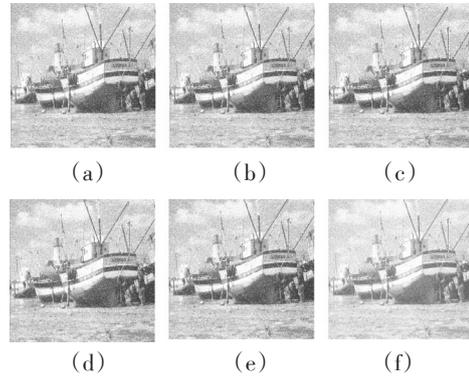


图1 PCA融合

图 1a~图 1e 为 5 幅既含有高斯噪声又含有椒盐噪声的源图像,图 1f 为 5 幅图像经过 PCA 融合后得出的去噪图像,源图像 ( $N$ ) 数量越多,融合后的图像的椒盐噪声越趋于零值,但耗时越久,计算量越复杂,所以在这里取  $N=5$ 。表 1 为 PCA 融合信噪比。

表1 PCA融合信噪比

图像序号	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
SNR/dB	19.312	19.673	18.991	19.084	19.191	20.160

由表 1 可得,PCA 融合后的图像信噪比要高于单独观测图像的信噪比。

## 2 K-SVD滤波

K-SVD 滤波算法<sup>[9]</sup>是以 K-均值为基础的,加以 SVD 算法奇异值分解为工具的一种图像去噪方法,是 Aharon、Elad 等人提出的,他对高斯白噪声有着非常好的抑制效果。

### 2.1 K-均值

K 均值算法就是求一个聚类分配<sup>[10]</sup>的问题,他是将各个聚类子集内所有元素的均值作为该类的聚类代表点。K 均值算法的主要思想就是通过多次的迭代把待分配数据划为不同的类别,从而使每个聚类内紧凑,且与其他聚类间独立,对连续的类有着很好的处理效果。K 均值问题要解决的是一个包括  $K$  个代码的码本,根据最近领域分配法则,对包含  $N$  个信号的信号集进行在  $K$  个码本中分类,  $N$  远大于  $K$ 。令  $C = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_k]$  为码本,当码本  $C$  给定

时,每个信号用最近的一个码表示,如下式

$$y_i \approx Cx_i \quad (14)$$

其中,  $x_i = e_j$  为自然基,也就是这个向量除了第  $j$  个值为 1 外,其他数值均为 0。并且  $j$  满足下式

$$\forall k \neq j, \|y_i - Ce_j\|_2^2 \leq \|y_i - Ce_k\|_2^2 \quad (15)$$

而且容易可得信号单个方差和总方差如下式

$$e_i = \|y_i - Ce_i\|_2^2 \quad (16)$$

$$E^2 = \sum_{i=1}^K e_i^2 = \|Y - CX\|_F^2 \quad (17)$$

要特别注意式(16)、式(17)中左边的  $e_i$  和右边的向量  $e_i$  并不是同一含义。则迭代的过程可以理解为两步,一是求系数编码,二是求码本。使满足下式

$$\min_{C,X} \{\|Y - CX\|_F^2\}, s, t \quad \forall i, x_i = e_k \quad (18)$$

### 2.2 K-SVD 算法

K-SVD 思想<sup>[11]</sup>是基于 K 均值算法衍变出来的,就是用 K 个码本的线性组合来表示 N 个信号分量  $y_i$ ,假设字典 C 和系数 X 都是固定的,要更新字典的第 k 列  $c_k$ ,领稀疏矩阵 X 中与  $c_k$  相乘的第 k 行记做  $x_r^k$ ,则目标函数可以重写为

$$\begin{aligned} \|Y - CX\|_F^2 &= \left\| Y - \sum_{j=1}^K c_j x_r^j \right\|_F^2 = \\ &= \left\| \left( Y - \sum_{j \neq k} c_j x_r^j \right) - c_k x_r^k \right\|_F^2 = \\ &= \|E_k^2 - c_k x_r^k\|_F^2 \end{aligned} \quad (19)$$

上式中,  $DX$  被分解为 K 个秩为 1 的矩阵的和,假设其中  $K-1$  项都是固定的,剩下的 1 列就是要处理更新的第 k 个。矩阵  $E_k^2$  表示去掉原子  $c_k$  的成分在所有 N 个样本中造成的方差。

如果在上一步就用 SVD 更新  $c_k$  和  $x_r^k$ ,SVD 能找到距离  $E_k^2$  最近的秩为 1 的矩阵,但这样得到的系数  $x_r^k$  不稀疏,换句话说,  $x_r^k$  与更新  $c_k$  前的非零元所处位置和值不一样。所以只保留系数中的非零值,然后再进行 SVD 分解就不会出现这种现象了。所以对  $E_k^2$  和  $x_r^k$  做变换,  $x_r^k$  中只保留  $x$  中非零位置的,  $E_k^2$  只保留  $c_k$  和  $x_r^k$  中非零位置乘积后的那些项。形成  $E_{kk}^2$ ,将  $E_{kk}^2$  做 SVD 分解,更新  $c_k$ 。

对于无噪声图像 X 受到加性噪声 n 影响形成 Y,  $Y=X+n$ 。假设字典 C 已知,设  $R_{ij}$  为重叠块提取操作

符,得  $X_{ij} = R_{ij}X$  反向近似估计似然估计函数 X,有下式

$$\hat{X} = \operatorname{argmin} \lambda \|X - Y\|_2^2 + \sum_{ij} \left\| C x_{ij}^\wedge - R_{ij} X \right\|_2^2 \quad (20)$$

从式(20)可以得到  $\hat{X}$  的解析表达式如下

$$\hat{X} = \left[ \lambda I + \sum_{ij} R_{ij}^T R_{ij} \right]^{-1} \left[ \lambda Y + \sum_{ij} R_{ij}^T C x_{ij}^\wedge \right] \quad (21)$$

其中, I 是一个单位矩阵,其中模板 C 可以进行各种变换,文中研究了三种,高斯模板,小波模板和 K-SVD 模板。

### 3 PCA 和 K-SVD 联合方法

该算法是在 K-SVD 的基础之上先进行 5 幅图像的 PCA 融合<sup>[12]</sup>以去除椒盐噪声对源图像的干扰,在融合图像的基础之上使用 K-SVD 图像去噪方法分别用三种不同的模板对同一融合图像进行去噪声,然后再在 3 幅经过不同模板训练去噪后的图像进行 PCA 融合取特征值最大的一个响亮进行源图像复原,经过 3 次的操作后能有较好的识别效果和滤波效果。图 2 是算法流程图。

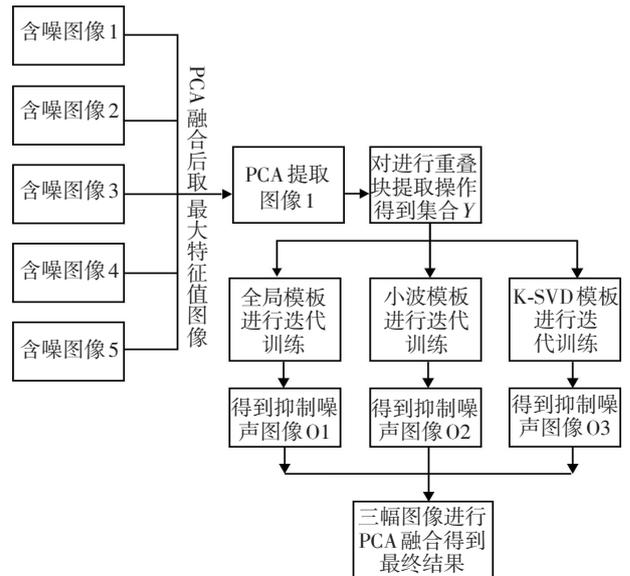


图 2 算法流程

(1)对 5 幅观测源图像进 PCA 融合并提取贡献值最大的一个成分分类进行复原,得到抑制椒盐噪声后的待处理图像。

(2)对经过 PCA 处理后的图像分别选用全局模

板、小波模板<sup>[13]</sup>、KSVD模板进行相应的训练图像去噪处理。

(3)以三种模板去噪后的图作为源图像重复第一步的操作,得出结果。

### 3.1 全局模板的训练算法

全局模板算法如图3所示。

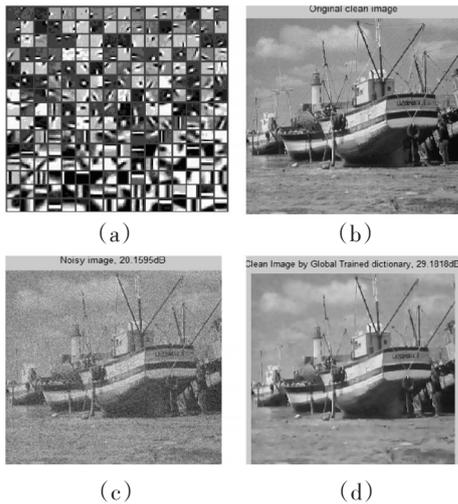


图3 全局模板算法

### 3.2 DCT模板的训练算法

DCT模板的训练算法如图4所示。

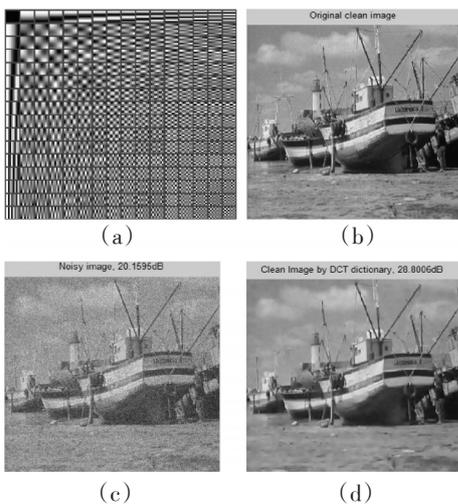


图4 小波模板算法

### 3.3 K-SVD模板的训练算法

K-SVD模板的训练算法如图5所示。

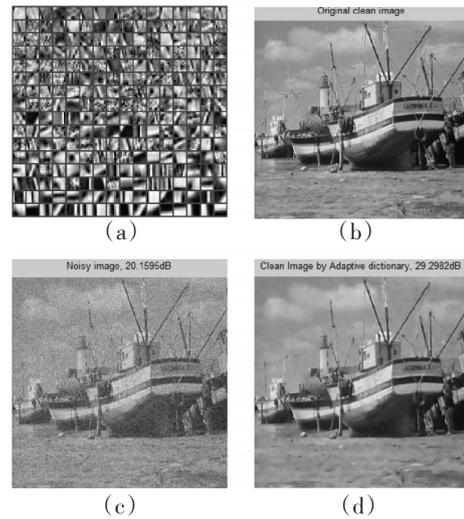


图5 K-SVD模板算法

图3、图4、图5中(a)为选取的训练字典,(b)为无噪声图像,(c)为含噪图像,(d)为去噪后的图像,可得选取的K-SVD模板要略优于前两种。

## 4 实验分析

选用待测库里的10幅图像进行10次的中值滤波、高斯滤波,三种模板训练和PCA—K-SVD联合训练法取每次训练的均值作为比较,结果如图6。

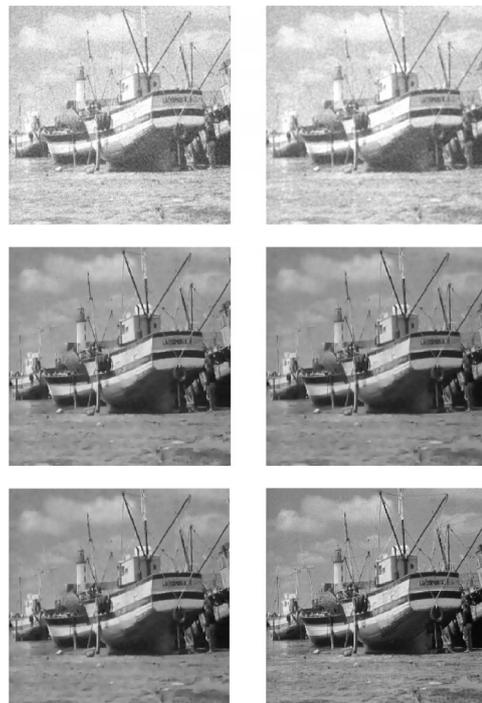


图6 六种滤波方式

图6为高斯滤波(5×5模板),中值滤波(5×5模板),全局训练算法,小波训练算法,K-SVD训练算法,PCA—K-SVD联合算法。

#### 4.1 根据数据库样本做出曲线

根据10幅图像单个的平均信噪比(SNR)做出高斯滤波,中值滤波和PCA—K-SVD(因为与其他3种模板具有相似性所以其他三种曲线不单独做出)曲线N-SNR曲线。如图7所示。

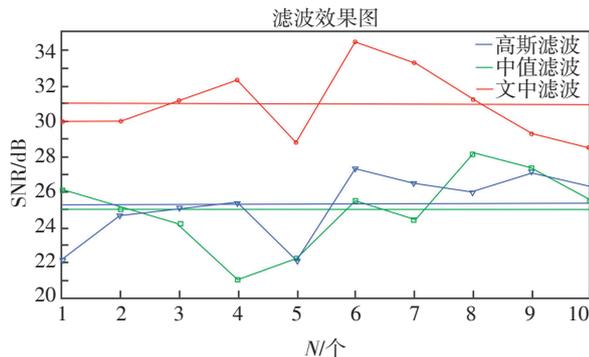


图7 三种典型滤波方式

图中的三个曲线显示了3种滤波方式的比较,单一的线性如高斯滤波和单一的非线性如中值滤波效果相差无几,但与训练算法加PCA融合提取后的信噪比差距约4~5个dB,可以看出,使用PCA—K-SVD去噪方法有着良好的效果。

#### 4.2 根据数据库样本做出表格

表2为6种滤波方式的比较结果。

表2 6种滤波方式比较

滤波方式	信噪比/dB	运算时间/s
中值滤波	24.96	0.913
高斯滤波	25.27	1.002
全局模板训练	29.18	13.196
小波模板训练	28.80	14.186
K-SVD模板训练	29.30	32.176
PCA—K-SVD方法	30.90	59.913

表2中显示了6种滤波去噪方式的对比,PCA—K-SVD效果最高但运算复杂度和运算时间远高于其余5种方式,而且也可知模板训练进行的去噪方式运算时间也远远大于单一去噪模型。

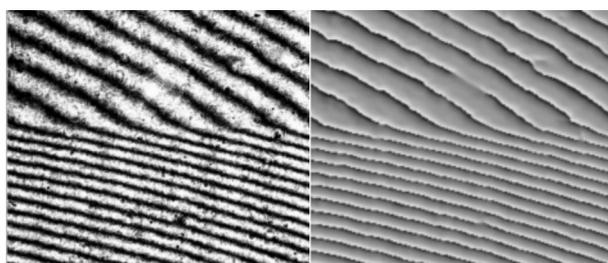
## 5 结论

通过实验分析,新的去噪方法在去噪效果上优于传统去噪方法和略优于新式模板训练去噪方法,大约提升了1 dB的SNR左右。不足的地方在于运算时间又一次的增加,并且需要观测多幅含噪源图像,而且随着源图像数目的增加运算量增大。但在需要良好去噪的条件下,本方法有着提取高信噪比的优势。

#### 参考文献

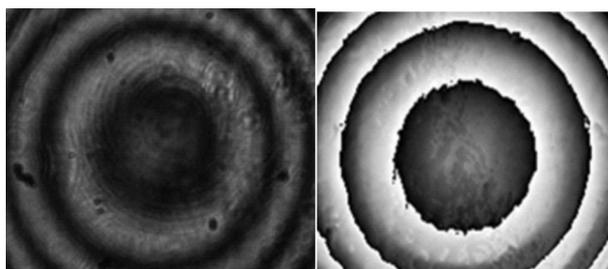
- [1] 韩晓微,范立南,李浚圣,等.一种基于脉冲噪声检测的图像均值滤波方法[J]. 计算机工程与应用, 2004(27): 102-104.
- [2] 张小义,陈东,韩晓广.基于线性和非线性混合滤波器的噪声抑制技术[J]. 计算机工程与设计, 2004(25): 1460-1462.
- [3] 容观澳.计算机图像处理[M]. 北京:清华大学出版社, 2000:1-100.
- [4] Petros M, Ronald W S, Muhammad A B. Mathematical morphology and its applications to image and signal processing[M]. New York: Kluwer Academic Publishers, 1996:1-32.
- [5] Hoill Jung, Kyung-Yong Chung. Mining-based associative image filtering using harmonic mean[J]. Cluster Computing, 2014, 17(3):767-774.
- [6] Geusebroek Jan-Mark, Smeulders Arnold W M, van de Weijer Joos. Fast anisotropic Gauss filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 12(8):38-43.
- [7] Shigeaki Sakurai, Kyoko Makino, Shigeru Matsumoto, et al. Applied Computational intelligence and soft computing [J]. IEEE, 2014, 8(3):2-31.
- [8] (美)冈萨雷斯.数字图像处理[M].北京:电子工业出版社, 2003:549-552.
- [9] Michal Aharon, Michael Elad, Alfred Bruckstein. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11):4311-4322.
- [10] Torabi Mahmoud, Rosychuk Rhonda J. Spatial event cluster detection using an approximate normal distribution[J]. International Journal of Health Geographics, 2008(7):61.
- [11] Ron Rubinstein, Michael Elad. Learning sparse dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 1.

(下转第45页)



(a)实验干涉图 (b)相位图

图3 实验干涉条纹图和获得的相位图



(a)实验干涉图 (b)相位图

图4 实验干涉条纹图和获得的相位图

### 3 结论

提出了一种基于二维连续小波变换的条纹干涉图相位提取的新算法,为了解决传统二维连续小波变换计算耗时的问题,引入了快速傅里叶变换来进行卷积计算,为了更加快速的计算,提出选择合适的少量离散参数代替连续的参数进行计算的

方法。通过仿真模拟和实验结果可以看出,该算法可以快速准确的提取出干涉条纹图的相位,对有缺陷的干涉条纹图也可以提取其完整相位图,该算法具有一定的可行性和有效性。

### 参考文献

- [1] Creath K. Phase-shifting speckle interferometry[J]. *Appl Opt*, 1985;24(18):3053-8.
- [2] 单小琴,朱日宏,李建欣.基于二维傅里叶变换的单帧干涉图相位提取方法[J].*应用光学* 2013, 34(5): 802-808.
- [3] Ma J, Wang Z, Pan B, et al. Two-dimensional continuous wavelet transform for phase determination of complex interferograms[J]. *Appl Opt*, 2011, 50:2425-2430.
- [4] Federico A, Kaufmann G H. Evaluation of the continuous wavelet transform method for the phase measurement of electronic speckle pattern interferometry fringes[J]. *Op. Eng.* 2002, 41:3209-3216.
- [5] Ma J, Wang Z, Vo M, et al. Parameter discretization in two-dimensional continuous wavelet transform for fast fringe pattern analysis[J]. *Appl Opt*, 2011, 50(34): 6399-408.
- [6] 李思坤,苏显渝,赵文静.小波变换轮廓术中用小波脊系数幅值引导相位展开的研究[J].*光学学报*, 2008(4).
- [7] Liu H, Catwright A N, Basaran C. Moire interferogram phase extraction: a ridge detection algorithm for continuous wavelet transforms[J]. *Appl Opt*, 2004, 43:850-857.

(上接第30页)

- [9] 扈佃海,吕续良,文刘强.一种改进的直方图均衡化图像增强算法[J].*光电技术应用*, 2012, 27(3): 65-68.
- [10] 徐艳丽,谭剑.基于非线性反锐化掩膜的DR图像边缘增强[J].*中国医学物理学杂志*, 2013, 27(4): 2013-2015.
- [11] 陈武凡.小波分析及其在图像处理中的应用[M].北京:

科学出版社, 2002.

- [12] Dippel S, Stahl M, Wiemker R, et al. Multiscale contrast enhancement for radiographies: laplacian pyramid versus fast wavelet transform[J]. *IEEE Trans, Medical Imaging*, 2002, 21(4):343-353.

(上接第36页)

- [12] I Gede Pasek Suta Wijaya, Keiichi Uchimura, Gou Koutaki. Face recognition using holistic features and within class scatter-based PCA[C]. *GSTF Journal on Computing (JoC)*, 2013, 3(2):1-7.

- [13] Han-Jin Cho, Tae-Hyoung Park. Wavelet transform based image template matching for automatic component inspection[N]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2010, 50(9):1033-1039.