

# 同场景多幅图像中的强噪声抑制

陈洪波<sup>1</sup>, 陈真诚<sup>2</sup>, 汤井田<sup>2</sup>

(1. 桂林电子科技大学生物医学工程研究中心 广西 桂林 541004; 2. 中南大学信息物理工程学院 长沙 410083)

**【摘要】**提出了利用独立分量分析滤除同场景多幅图像中的噪声方法, 假设在含噪的同场景多幅图像中, 噪声信号和图像信号之间是相互独立的。利用独立分量分析方法可以将含噪的同场景多幅图像分解成图像信号分量和噪声信号分量, 根据独立分量的固定时间模式的标准差特性可以将图像信号分量提取出来, 以重构成去噪结果图像。实验结果表明, 该方法能有效地抑制多幅同场景图像中非零均值强高斯噪声, 而且可适用于稳定噪声强度和不稳定噪声强度环境。

**关键词** 图像处理; 独立分量分析; 同场景多幅图像; 噪声抑制

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2010.02.012

## Strong Noise Pollution Control in Multiple Copy Images

CHEN Hong-bo<sup>1</sup>, CHEN Zhen-cheng<sup>2</sup>, and TANG Jing-tian<sup>2</sup>

(1. Institute of Biomedical Engineering, Guilin University of Electronic Technology Guilin Guangxi 541004;

2. School of Info-Physics and Geomatics Engineering, Central South University Changsha 410083)

**Abstract** An effective method for strong noise pollution control in multiple copy images is proposed. If the noise and original image are mutually independent in mixed signals, the mixed signals are decomposed to an original image component and a noise component using ICA. The original image component is selected to reconstruct the result image according to standard deviation of its time course. Experimental results show that the proposed method can separate nonzero-mean noise Gaussian noise from multiple copy images, and is effective in the case of stable and unstable noise intensity.

**Key words** image processing; independent component analysis; multiple copy images; noise pollution control

在一些应用中经常会出现相同场景的多幅图像处理问题, 如在视频序列中取连续的多帧图像, 除一定程度的位移差别外, 场景是相同的, 它们所受到的噪声污染情况也是相似的。另外在遥感图像中, 所采集到的图像含有大量的强噪声, 甚至会覆盖有用的信息, 可以通过实时连续采集多幅图像, 并利用这些图像抑制噪声, 以提高图像的成像质量。目前图像采集设备的发展很快, 成像技术的硬件限制越来越小, 同场景多幅图像的降噪方法应用会越来越广, 研究同场景多幅图像的去噪方法是有必要的。

文献[1]提出了一种多幅图像的颜色修正算法, 以尽量消除噪声的影响。文献[2]通过不断地旋转和照明灯光获得同场景多幅全息照片, 以减少其中的斑纹噪声。文献[3]采用Cramer-Rao下界定义相同X照片场景多幅图像的噪声特性。文献[4-5]提出结合小波阈值技术的加权平均方法对同场景图像去噪。不同的图像, 小波阈值是不完全相同的, 得到最佳

阈值并非容易。当多幅图像中的噪声参数发生变化时, 最佳阈值的选择将更困难。文献[6]提出以多幅图像的线性组合方法抑制噪声。这些已有的同场景去噪方法都只考虑了均值为零的噪声, 但未考虑均值不为零的强噪声。

在同场景多幅图像中, 图像信号是静止不动的, 噪声信号在每幅图像中都会发生变化, 而且图像信号源和噪声信号源是相同的。所以, 噪声信号和图像信号可以看成是两个相互独立的信号, 独立分量分析(ICA)可以用来将噪声信号从同场景多幅图像中分离出来。文献[7]提出利用重构相空间和ICA的方法进行超声无损检测, 根据去噪的目的构造决策准则, 并依此选择希望的超声信号独立分量。文献[8]提出利用ICA分析柴油机引擎的声信号, 并采用傅里叶变换和连续小波变换对经ICA分解得到的独立分量进行分析。文献[9]采用盲源分解技术分析模拟集成电路的复合噪声特性。文献[10]提出利用统计

收稿日期: 2008-07-23; 修回日期: 2009-09-12

基金项目: 国家863计划(2006AA06Z105); 湖南省自然科学基金(07JJ6133)

作者简介: 陈洪波(1972-), 男, 博士, 副教授, 主要从事图像处理、模式识别等方面的研究。

独立性抑制噪声,并整合了多级统计量。文献[11-12]提出利用ICA方法滤除信号中的乘性噪声,经过ICA分解后,每个独立分量的固定时间模式可以用来描述相应独立分量在时间上的变化情况。噪声分量的固定时间模式会产生很大的变化,而图像分量的固定时间模式几乎没有改变,因此,独立分量的固定时间模式可以用来提取图像信号分量,并达到分离出噪声的目的。

本文研究利用ICA算法滤除同场景多幅图像中的噪声。混合信号经过ICA分解后,利用每个独立分量的固定时间模式的标准差选择图像信号独立分量;然后利用图像信号独立分量重构去噪结果图像。本文假设图像中的噪声是均值不为零的高斯强噪声,由于ICA能对混合信号中的图像信号和噪声信号有效地分离,去噪效果比平均法等方法好。

## 1 独立分量分析

### 1.1 独立分量分析介绍

独立分量分析是基于信号高阶统计量的信号处理方法,其基本含义是将多道观测信号按照统计独立的原则,通过优化算法分解为若干独立成分。

若不考虑时间因素,只考虑随机变量的形式,ICA的基本数学模型为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} = \sum_{i=1}^m s_i \mathbf{a}_i \quad (1)$$

式中  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  为一组  $n$  维随机观测向量;  $\mathbf{S} = (s_1, s_2, \dots, s_m)^T$  为  $m(m \leq n)$  个未知源信号;  $\mathbf{A} = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T$  为混合矩阵;  $\mathbf{a}_i$  为ICA的基向量;  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{S}$  未知。通过寻求线性变换  $\mathbf{W}$ , 使估计分量  $\mathbf{Y} = \mathbf{W}\mathbf{X}$  尽可能统计独立。对模型做以下的基本假设: (1) 未知源信号  $s_1, s_2, \dots, s_m$  在统计意义上彼此独立; (2) 源信号中至多只有一个服从高斯分布。本文使用FastICA算法对图像进行分解。

FastICA是一种基于固定点迭代的高效神经网络算法<sup>[13]</sup>,其本质是最小化估计分量互信息。互信息的最小化等价于负熵最大化,负熵为:

$$J(y_i) \approx c[E\{G(y_i)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (2)$$

式中  $G(\cdot)$  为任何非二次函数;  $c$  为常数;  $v$  为一个标准化的(即零均值单位方差的高斯变量;  $y_i$  假设为零均值单位方差的随机变量。算法通过最大化参照为:

$$J_{G(w)} \approx [E\{G(\mathbf{W}^T \mathbf{x})\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (3)$$

寻找一个独立分量或投影追求方向  $y_i = \mathbf{W}^T \mathbf{x}$ 。 $\mathbf{w}$  为  $m$  维向量,且满足约束条件  $E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2\} = 1$ 。从

而,ICA模型估计可归结为如下优化问题:

$$\text{Arg max}_{\mathbf{w}_i} \sum_{i=1}^n J_{G(\mathbf{w}_i)} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

满足:

$$E\{(w_k^T \mathbf{x})(w_j^T \mathbf{x})\} = \delta_{jk} \quad (5)$$

当优化问题收敛时,每个  $\mathbf{w}_i (i = 1, 2, \dots, n)$  给出分离矩阵  $\mathbf{W}$  的一个行向量,由  $\mathbf{s} = \mathbf{W}\mathbf{x}$  给出ICA问题的解。

### 1.2 独立分量分析的实现方式

根据用于ICA分解的数据矩阵组成方式的不同,ICA可以分为两种实现方式<sup>[14-15]</sup>: 时域ICA(temporal ICA, TICA)和空域ICA(spatial ICA, SICA)。在TICA方式中,先将每一幅用于分解的原图像转换成  $M * N * 1$  ( $M$  和  $N$  分别是图像的宽和高)的列向量,然后将所有列向量组成一个矩阵,即数据矩阵  $\mathbf{X}_1$ 。用FastICA算法对  $\mathbf{X}_1$  进行ICA分解,  $\mathbf{Y}_1 = \mathbf{W}_1 \mathbf{X}_1$  (分解)或  $\mathbf{X}_1 = \mathbf{W}_1^{-1} \mathbf{Y}_1$  (重构),矩阵  $\mathbf{Y}_1$  的各行是在时间上相互独立的分量,而权值矩阵的逆  $\mathbf{W}_1^{-1}$  的每一列代表相应独立分量的固定空间模式。

在SICA方式中,先将每一幅用于分解的图像转换成  $1 * M * N$  ( $M$  和  $N$  分别是图像的宽和高)的行向量,然后将所有行向量组成一个矩阵,即数据矩阵  $\mathbf{X}_2$ 。采用FastICA对  $\mathbf{X}_2$  作ICA分解,  $\mathbf{Y}_2 = \mathbf{W}_2 \mathbf{X}_2$  (分解)或  $\mathbf{X}_2 = \mathbf{W}_2^{-1} \mathbf{Y}_2$  (重构),则  $\mathbf{Y}_2$  的各行是从图像分解得到的相互独立的空间分量,而权值矩阵的逆  $\mathbf{W}_2^{-1}$  的每一列则代表相应独立分量的固定时间模式。

将ICA用于图像处理过程中,一般情况下,一幅图像的像素数目远远多于图像的数目,采用TICA方式作ICA分解,其运算量远高于SICA方式。另外,噪声在空间上都是随机的,图像信号在空间模式上也有较大的变化,若采用TICA方式进行分解,噪声的空间模式和图像信号的空间模式很难分开;而在时间模式上噪声是随机的,变化比较大,但图像信号的时间模式是很稳定的,变化较小,可以用于优选独立分量。基于以上两点考虑,本文采用SICA方式对图像进行分解。

## 2 同场景多幅图像的噪声抑制方法

### 2.1 图像信号独立分量的提取

图1显示了一幅噪声图像经过FastICA分解后所得到的独立分量(independent component, IC),以及它们的固定时间模式和标准差  $\sigma$ 。图1中的噪声图是在Matlab 6.1中对Lena图像(大小为128×128的灰度图)添加高斯噪声得到的,高斯噪声的均值  $M=0.2$ ,方差  $V=0.1$ 。经过ICA分解后,得到两个在空间上相互独立的IC。对于IC<sub>1</sub>,固定时间模式变化幅度很小

(它的标准差  $\sigma$  只有1.614 0), 说明该独立分量在信号的采集过程中变化不大, 比较稳定; 而对于  $IC_2$  来说, 固定时间模式变化的幅度相对于  $IC_1$  的变化幅度要大得多(标准差  $\sigma$  为27.105 3), 说明该独立分量在图像的采集过程中, 变化大而不稳定。对于同场景的多幅图像来说,  $IC_1$  就是图像信号所对应的独立分量,  $IC_2$  就是噪声信号所对应的独立分量。所以, 在ICA对混合信号分解后, 可以利用独立分量的固定时间模式标准差来选择代表图像信号的独立分量。标准差定义为:

$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{j=1}^N (t_{ij} - m_i)^2 / N} \quad (6)$$

式中  $\sigma_i$  表示第  $i$  个独立分量对应的时间模式的标准差;  $t_{ij}$ 、 $m_i$  和  $N$  分别表示该时间模式中第  $j$  个值、平均值和维数(即参与ICA分解的图像数目)。

在ICA方法中, 一个潜在的假设是在混合信号的源信号中最多只有一个信号为高斯信号, 因高斯

信号的线性组合仍为高斯信号<sup>[16]</sup>。如果噪声信号为高斯噪声, 而且图像信号又是稳定不变的, 那么在利用ICA对混合信号进行分解时, 只能得到两个独立分量, 一个分量代表稳定的图像信号, 另一个分量代表时刻在发生改变的高斯噪声信号。

### 2.2 噪声抑制的过程

基于ICA的同场景多幅图像的去噪过程如图2所示, 抑制图像信号和噪声信号的混合信号中的噪声过程可以分为4个步骤:

- (1) 将参与ICA分解的混合信号(含噪信号)按SICA方式组合成数据矩阵  $X$ 。
- (2) 采用FastICA方法对混合矩阵  $X$  进行分解, 得到两个在空间上相互独立的分量。
- (3) 利用两个独立分量的固定时间模式的标准差选择出代表图像信号的独立分量。
- (4) 利用选择出来的代表图像信号的独立分量重构得到抑制噪声后的结果图像。

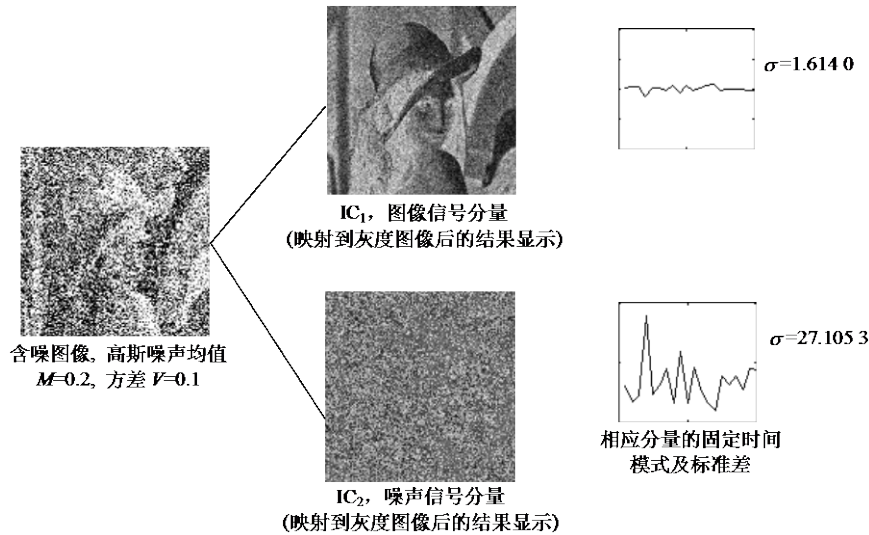


图1 图像信号分量和噪声信号分量

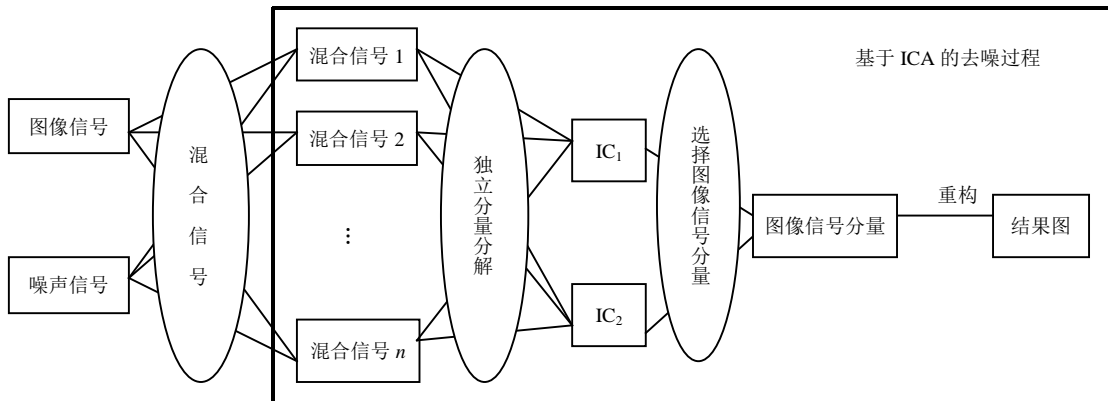


图2 基于ICA的去噪过程示意图

### 3 实验结果及讨论

#### 3.1 参与分解的混合噪声图像数目

参与分解的混合噪声图像的幅数直接影响去噪的结果。理论上幅数越多,去噪的效果越好。本文利用去噪结果图像和原图像之间的均方误差(MSE)衡量去噪的结果。MSE定义为:

$$MSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [R(i, j) - O(i, j)]^2}{MN}} \quad (7)$$

式中  $R$  为去噪后的结果图像;  $O$  为不含噪声的原图像;  $M$  和  $N$  分别表示图像的宽和高。MSE的值越小,说明去噪的结果图像与原图像差别越小,去噪的效果越好。图3显示了去噪结果和图像幅数的关系,噪声为高斯噪声,噪声均值  $M=0.1$ ,噪声方差  $V=0.2$ 。随着参与分解的图像数目的增加,去噪的效果也越好。理论上当该数目达到无穷大时,去噪效果最好。但当数目大于14时,去噪的结果随数目的增加而变化不大。

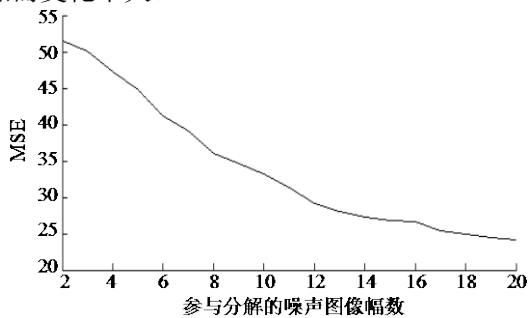


图3 去噪效果与参与分解噪声图像幅数的关系

#### 3.2 去噪结果与噪声强度之间的关系

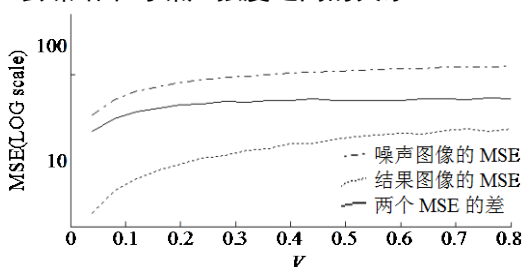


图4 在噪声均值一定的情况下,去噪效果与噪声方差的关系

在不同的噪声强度下,所得到的去噪效果不完全一样。图4显示了在噪声均值一定的情况下,去噪效果与噪声方差之间的关系。噪声均值  $M=0.1$ ,噪声图像幅数为14。当噪声均值一定时,随着噪声方差的增加,噪声图像的质量变差(MSE增加),去噪结果图像的质量也随之降低,但两个MSE的差并没有减少,去噪的效果是差不多的,甚至更好。图5

显示了在噪声方差一定的情况下,去噪效果与噪声均值之间的关系。噪声方差  $V=0.2$ ,噪声图像幅数为14。当噪声均值一定时,去噪结果图像的MSE基本不变,即去噪的效果与高斯噪声的均值关系不大。但随着噪声均值的提高,噪声图像的成像质量同样变差,两个MSE的差将随着噪声均值的增加而提高,说明去噪的效果更好。

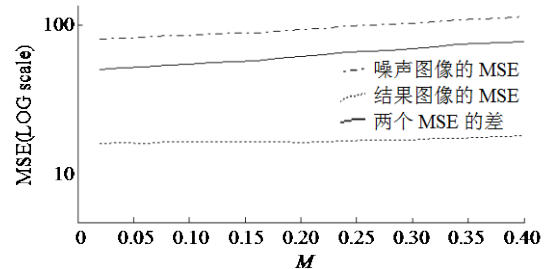


图5 在噪声方差一定的情况下,去噪效果与噪声均值的关系

#### 3.3 实验结果比较

利用同场景多幅图像进行去噪,经典的方法是平均法。利用单一图像进行去噪,维纳滤波方法是一种比较好的选择。将本文方法的实验结果与平均法、单一图像的维纳滤波、维纳平均滤波方法(先对单一图像进行维纳滤波,再对其结果进行平均)及平均维纳滤波法(先对噪声图像进行平均,再进行维纳滤波)等方法的实验结果进行比较。

对于同幅多场景图像,本文假设图像是点对应的,不存在位移,因此不需要配准。本文所有实验结果都是在Matlab 6.1环境下运行得到的。

##### (1) 噪声强度稳定情况下的实验结果

噪声稳定就是指在对同场景图像的获取过程中,高斯噪声强度一致,即在每幅参与ICA分解的图像中的噪声强度相同。图6显示了在噪声均值为0.2、噪声方差为0.2的情况下的实验结果比较。在该实验中,对采用的14幅同场景噪声图像进行处理。从图中可以看到,基于ICA方法的去噪结果图像和噪声图像的平均图像的视觉效果是最好的,对图像的细节部分也有较好的保留。但噪声图像的平均图像的MSE较大,即和原图像差别也较大。在这种噪声强度下,利用维纳滤波对单一噪声图像滤波的结果图的视觉效果最差。若采用维纳滤波和噪声图像平均相结合的方法,去噪结果与它们之间的顺利关系不大,即对噪声平均图像进行维纳滤波的去噪效果和对每幅噪声图维纳滤波的结果进行平均的去噪效果相差不多。表1给出了6组在不同噪声强度情况下的实验结果,由表中可以得到与图6同样的结论。

表1 噪声强度稳定情况下去噪结果比较

$M$	$V$	噪声图像的MSE	ICA结果图的MSE	噪声平均图像的MSE	单一图像维纳滤波结果的MSE	噪声平均图像的维纳滤波结果的MSE	先维纳滤波再平均结果的MSE	
1	0.1	0.1	73.705	20.432	32.582	40.623	29.852	30.549
2	0.1	0.2	87.832	28.202	37.839	47.595	33.850	34.372
3	0.2	0.1	82.182	20.649	50.885	55.735	49.138	49.238
4	0.2	0.2	94.959	24.339	50.113	57.544	48.417	48.528
5	0.3	0.2	102.701	28.092	67.113	72.367	65.077	64.834
6	0.3	0.3	106.773	34.622	65.622	71.440	62.941	62.610

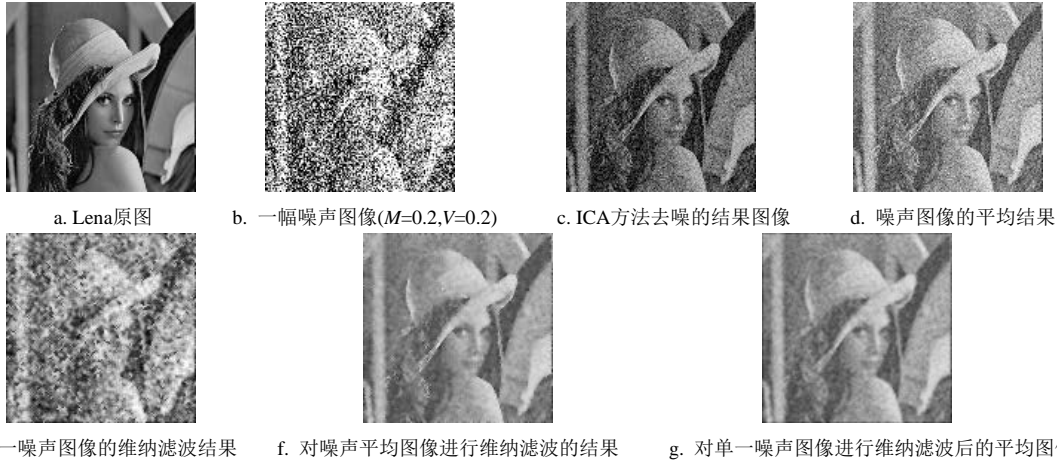


图6 噪声强度稳定情况下, 多幅同场景图像去噪的实验结果比较(噪声图像幅数为14)

(2) 噪声强度不稳定情况下的实验结果

噪声强度不稳定是指对相同场景采集多幅图像时, 高斯噪声的强度发生变化, 在每幅采集到的图像中, 噪声强度是不相同的。表2显示了在噪声均值

和方差分别变化时的实验结果。图7给出了当噪声均值为0.1, 方差发生变化时去噪结果图像。从结果中可以发现, 在噪声强度发生变化时, 去噪的效果也是比较好的, 能得到较满意的结果。

表2 噪声强度不稳定情况下去噪结果比较

噪声图像幅数	$M$	$V$	ICA结果图的MSE	噪声平均图像的MSE	噪声平均图像的维纳滤波结果的MSE	先维纳滤波再平均结果的MSE
20	0.1	0.02~0.40	21.911	35.149	32.926	33.429
20	0.01~0.20	0.2	24.661	36.399	34.076	34.695
20	0.01~0.20	0.02~0.40	21.668	34.430	32.280	32.761

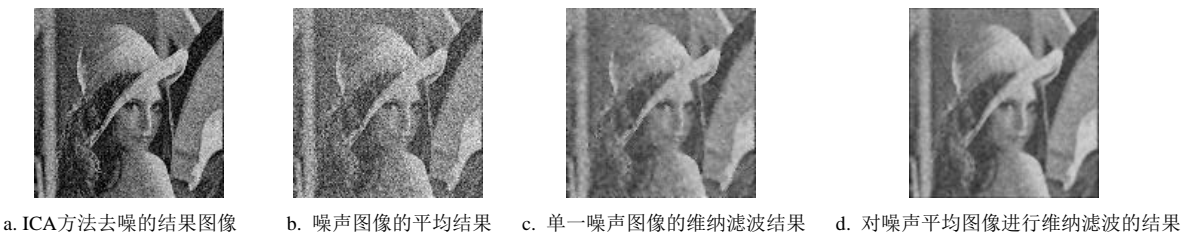


图7 噪声强度不稳定情况下, 多幅同场景图像去噪的实验结果比较

4 结 论

本文采用独立分量分析方法分析和处理了同场景多幅图像噪声的抑制问题。如果将采集到的同场景图像数据按SICA方式组成用于ICA分解的数据矩阵, 经过ICA分解后得到的权值矩阵的逆  $W^{-1}$  的每一列则代表相应独立分量的固定时间模式。因为不含噪声的图像信号是稳定的, 而噪声时刻都在发生变

化, 所以可以根据独立分量的固定时间的模式变化情况选择代表图像信号的独立分量, 利用选择出来的独立分量重构图像, 就可以得到去噪后的结果图。通过与多幅图像的平均结果以及图像平均和维纳滤波相结合方法的结果进行比较, 可以得出ICA方法可以有效地抑制图像中的强高斯噪声。

(下转第226页)