

doi:10.3969/j.issn.1001-2400.2014.01.009

## 一种剪切波域的稀疏分量分析方法

纪 建, 李 晓

(西安电子科技大学 计算机学院, 陕西 西安 710071)

**摘要:** 在图像盲源分离应用中,传统独立分量分析(ICA)方法直接使用图像混合源作为输入求得解混矩阵,没有利用图像在变换域的稀疏特性,无法获得较好的解混效果.针对这一问题,笔者在分析剪切波域具有良好稀疏表示能力的基础上,提出了一种剪切波域的稀疏分量分析方法.该方法首先将图像混合源变换到剪切波域,得到剪切波系数,接着使用峭度选择最稀疏系数,最后将稀疏系数作为 ICA 方法的输入实现图像分离.由于选择较少的稀疏系数,问题的求解复杂度有了显著的降低.实验结果表明,与传统 ICA 方法相比,该方法获得了更好的分离效果,且缩短了算法的运行时间.

**关键词:** 盲源分离;独立分量分析;稀疏分量分析;剪切波变换

**中图分类号:** TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2014)01-0045-08

## Method for sparse component analysis in the shearlet domain

Ji Jian, Li Xiao

(School of Computer Science and Technology, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

**Abstract:** In applications of the image blind source separation, the traditional method of Independent Component Analysis(ICA) computes the mixed matrix by using source image directly, without using the prior knowledge that images can be represented sparsely in the transform domain, and it can not lead to a better effect. Based on the capacity of image sparse representation by shearlet, a method of sparse component analysis in the shearlet domain is presented. The image mixed source is first transformed to the shearlet domain and obtains a shearlet coefficient, then the sparsest coefficient is selected by computing kurtosis, and finally the sparse coefficient is used as the input of the ICA method to realize image separation. The complexity of the solving procedure represents a significant decrease since it chooses a less sparse coefficient. Experimental results show that, compared with the traditional ICA method, the method in this paper leads to a better separation effect and shortens the operation time of the algorithm.

**Key Words:** blind source separation; independent component analysis; sparse component analysis; shearlet transform

盲信号分离(Blind Source Separation, BSS)是在源信号和混合方式未知的情况下,利用混合后的观测数据求取源信号的过程.按照设定的假设条件和研究途径的不同,可以分成独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)<sup>[1]</sup>、因子分析(Factor Analysis, FA)和独立因子分析(Independent Factor Analysis, IFA)等若干课题.其中,ICA是在假定源信号相互统计独立的基础上,通过非正交的线性变换对源信号进行解混,很大程度上解决了盲信号分离的问题.但是,ICA算法存在分离精度低、收敛速度慢、噪声鲁棒性弱等问题,仍然无法得到很好解决.针对ICA算法存在的问题,文中提出了一种新的独立分量分析方法——稀疏分量分析(Sparse Component Analysis, SCA)方法<sup>[2]</sup>.

稀疏分量分析是在独立分量分析基础上发展起来的一种有效的盲信号处理技术<sup>[3-4]</sup>,其处理对象是由一

收稿日期:2012-09-28

网络出版时间:2013-09-16

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61101248, 61070143);陕西省科技计划资助项目(2011K06-39)

作者简介:纪建(1971—),女,副教授,博士, E-mail: jji@xidian.edu.cn.

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1076.TN.20130916.0926.201401.59.005.html>

组相互统计独立的稀疏信源经线性组合而成的混合信号,目的是从混合信号中提取出各个独立的信号分量.与独立分量分析相比,稀疏分量分析能在一定程度上解决 ICA 方法中存在的问题,可以获得更好的分离效果.然而,基于稀疏分量分析的稀疏独立分量分析方法(SParse Independent Component Analysis, SPICA)进行盲信号分离,与输入混合源的稀疏性密切相关,即混合源越稀疏,通过 SPICA 方法求得的解混矩阵越精确,所需时间也越少.但一般自然图像和信号在时域不具有稀疏特性,因此 SPICA 方法无法获得较好的分离效果.

文献[2]提出了一种基于小波包的独立分量分析方法(Wavelet SParse Independent Component Analysis, WSPICA).该方法利用图像在小波变换域具有稀疏性的先验条件,能够较好地实现图像盲分离.小波变换具有良好的时频局域特性,已经应用到了图像去噪、盲源分离和压缩传感等领域<sup>[5-7]</sup>,然而小波变换方向选择性少,在表示图像的直线或者曲线奇异性结构时,并不是最优的,无法获得较好的稀疏表示<sup>[8]</sup>.且对于有噪盲源分离<sup>[9]</sup>,WSPICA 方法无法实现分离.基于此,文献[10]提出的一种基于形态成分分析的有噪盲源分离方法(General Morphological Component Analysis, GMCA)能够很好地实现对有噪图像的盲分离,但是,算法存在一定的不稳定性.2007年,Guo 等人通过仿射系统构造了一种接近最优的多维函数稀疏表示工具:剪切波变换(Shearlet Transform)<sup>[11]</sup>,继承了曲波变换和轮廓波变换平移不变性和方向选择性多的优点,通过对基函数缩放、剪切和平移等仿射变换,生成具有不同特征的剪切波基函数.对于二维信号,剪切波变换不仅可以检测到所有的奇异点,而且还可以自适应跟踪奇异曲线的方向,且随着尺度参数变化,可精确描述函数的奇异性特征,从而获得了更好的图像稀疏表示能力.

笔者在分析剪切波具有良好稀疏表示能力的基础上,提出了一种剪切波域的稀疏分量分析方法,并将其应用到了图像盲分离中.

## 1 稀疏独立分量分析

### 1.1 SPICA 的数学模型

线性瞬时混合 SPICA<sup>[2]</sup>的研究对象是  $M$  个观测信号  $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ ,而这些信号是由多个相互独立、稀疏的源信号  $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$ ,经过线性系统  $\mathbf{A}$  混合得到的,即在每个时刻  $t$  都存在如下关系:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{AS}(t), \quad (1)$$

其中,  $M \times N$  维的混合矩阵  $\mathbf{A}$  和源信号  $\mathbf{S}(t)$  都是未知的,只有观测信号  $\mathbf{X}(t)$  是已知的.从式(1)可以看出,其与传统 ICA 方法的数学模型非常类似,惟一不同的是: SPICA 是由一组相互统计独立的稀疏信源经线性组合而成的混合信号.

SPICA 方法通过观测信号  $\mathbf{X}(t)$  求得一个分离矩阵  $\mathbf{W}$ ,再根据式(2)实现解混.

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{WX}(t) = \mathbf{WAS}(t). \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{Y}(t)$  是  $\mathbf{S}(t)$  的一个估计,其各分量相互独立,但  $\mathbf{Y}(t)$  各分量的排列次序和幅度与  $\mathbf{S}(t)$  可能有所不同,即顺序和幅度的不确定性.与独立分量分析理论一样,SPICA 实质上也是一个优化问题,其目的是通过调整分离矩阵  $\mathbf{W}$ ,使源信号间的独立性最强.

上面给出的 SPICA 模型中,假定不存在噪声.但在实际情况中,混合信号会受到噪声的影响.假定混入的噪声是与源信号相互独立的高斯白噪声,则 SPICA 的含噪模型表示为

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{AS}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{n}(t)$  表示  $M$  维高斯白噪声.

### 1.2 稀疏性对 SPICA 分离性能的影响分析

稀疏信号大部分系数的幅值为零或近零,只有极少数的系数幅值较大.因此从信号分布角度来看,其灰度直方图在零处形成一个很大的尖峰,随着远离零的两个方向,系数个数快速减少,这样的分布形式称为超高斯分布.研究表明,信号高斯性将影响盲分离的分离精度,就是说,当信号的超高斯性越强,即分布在零处形成的尖峰越尖、越窄时,分离效果越好<sup>[9-12]</sup>.

<http://www.xdxn.net>

另外,由于稀疏性导致信号中能量大的数据急剧减少,因此计算时有效数据就减少,计算量也随着直线下降.在图像处理中更直观地表现为,稀疏化后,图像有效数据的总数减少.因此增加图像的稀疏表示能力可以降低混合源分离的计算复杂度<sup>[9]</sup>.

鉴于上面两点,得出如下结论:信号的稀疏性不仅能提高盲分离算法的分离精度,同时也能降低盲分离算法的计算量和复杂度.

然而,现实中的大多数信号都不是稀疏的.因此,需要寻求一种方法对源信号进行稀疏分解,以满足上面的稀疏前提条件.信号经过稀疏分解后,信号主要集中在少数绝对幅值较大的分解系数上,从而获得很好的稀疏性.这一过程可以表示为

$$\mathbf{T}(\mathbf{x}_i) = \mathbf{T}\left(\sum_{j=1}^M a_{ij} \mathbf{s}_j\right) = \sum_{j=1}^M a_{ij} \mathbf{T}(\mathbf{s}_j), \quad i = 1, \dots, M. \quad (4)$$

令  $\mathbf{x}_i^T = \mathbf{T}(\mathbf{x}_i)$ ,  $\mathbf{s}_j^T = \mathbf{T}(\mathbf{s}_j)$ , 有

$$\mathbf{x}_i^T = \sum_{j=1}^M a_{ij} \mathbf{s}_j^T, \quad i = 1, \dots, M. \quad (5)$$

通过式(5)变换后,信号  $\mathbf{s}_j^T (j = 1, \dots, M)$  满足 SPICA 方法需要的稀疏条件.

## 2 Shearlet 变换理论

文献[11]通过经典仿射系统理论把几何与多分辨率分析结合起来提出了合成小波理论.

当维数为 2 时,具有合成膨胀的仿射系统形式为

$$\chi_{AB}(\psi) = \{\psi_{j,l,k}(x) = |\det \mathbf{A}|^{j/2} \psi(\mathbf{B}^l \mathbf{A}^j x - k) : j, l \in \mathbb{Z}, k \in \mathbb{Z}^2\}, \quad (6)$$

其中,  $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$ ,  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  为  $2 \times 2$  可逆矩阵,  $|\det \mathbf{B}| = 1$ . 如果  $\chi_{AB}(\psi)$  是具有如下形式的 Parseval 框架(也称为紧框架),即对任意的  $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ , 存在:

$$\sum_{j,l,k} |\langle f, \psi_{j,l,k} \rangle|^2 = \|f\|^2. \quad (7)$$

则系统中的元素称为合成小波. 其中,矩阵  $\mathbf{A}^j$  是与尺度变换相关联的,  $\mathbf{B}^l$  是与保持面积不变的几何变化相关联的,如旋转和剪切变换.合成小波具有多分辨率分析的属性,这意味着我们可以像小波一样,构造在各种尺度、位置和各个方向上的基元素的 Parseval 框架.

Shearlet 变换是  $L^2(\mathbb{R}^2)$  中合成小波的一个特例. 此时,  $\mathbf{A} = \mathbf{A}_0 = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ , 为各向异性膨胀矩阵;

$\mathbf{B} = \mathbf{B}_0 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ , 为剪切矩阵. 对任意  $\xi = (\xi_1, \xi_2) \in \hat{\mathbb{R}}^2$ ,  $\xi_1 \neq 0$ , 令  $\psi^{(0)}$  满足如下条件:

$$\hat{\psi}^{(0)}(\xi) = \hat{\psi}^{(0)}(\xi_1, \xi_2) = \hat{\psi}_1(\xi_1) \hat{\psi}_2(\xi_2/\xi_1). \quad (8)$$

其中,  $\hat{\psi}^{(0)}$  表示  $\psi^{(0)}$  的傅里叶变换;  $\hat{\psi}_2$  为 Bump 函数, 且  $\hat{\psi}_2 \in C^\infty(\mathbb{R})$ ,  $\text{supp } \hat{\psi}_2 \subset [-1, 1]$ ;  $\psi_1$  为连续小波函数, 且  $\hat{\psi}_1^{(0)} \in C^\infty(\mathbb{R})$ ,  $\text{supp } \hat{\psi}_1 \subset [-1/2, -1/16] \cup [1/16, 1/2]$ ; 因此,  $\hat{\psi}^{(0)}$  是连续的、紧支的, 且  $\hat{\psi}^{(0)} \in C^\infty(\mathbb{R})$ ,  $\text{supp } \hat{\psi}^{(0)} \subset [-1/2, 1/2]^2$ .

如果假定  $\sum_{j \geq 0} |\hat{\psi}_1(2^{-2j} \omega)|^2 = 1, \quad |\omega| \geq 1/8$  (9)

成立,则由式(8)和式(9)可知,对任何  $(\xi_1, \xi_2) \in D_0 = \{(\xi_1, \xi_2) \in \mathbb{R}^2 : |\xi_1| \geq 1/8, |\xi_2/\xi_1| \leq 1\}$ , 有

$$\sum_{j \geq 0} \sum_{l=-2^j}^{2^j-1} |\hat{\psi}^{(0)}(\xi \mathbf{A}_0^{-j} \mathbf{B}_0^{-l})|^2 = \sum_{j \geq 0} \sum_{l=-2^j}^{2^j-1} |\hat{\psi}_1(2^{-2j} \xi_1)|^2 |\hat{\psi}_2(2^j \xi_2/\xi_1 - l)|^2 = 1. \quad (10)$$

函数集  $\{\hat{\psi}^{(0)}(\xi \mathbf{A}_0^{-j} \mathbf{B}_0^{-l})\}$  形成  $D_0$  的一个划分,如图 1(a)所示.

由  $\hat{\psi}_1$  和  $\hat{\psi}_2$  的支撑条件很容易看出,函数  $\psi_{j,l,k}$  具有如下的频率支撑:

$$\text{supp } \hat{\psi}_{j,l,k}^{(0)} \subset \{(\xi_1, \xi_2) : \xi_1 \in [-2^{2j-1}, -2^{2j-4}] \cup [2^{2j-4}, 2^{2j-1}], |\xi_2/\xi_1 + l2^{-j}| \leq 2^{-j}\}, \quad (11)$$

即每个元素  $\hat{\psi}_{j,l,k}^{(0)}$  支撑在梯形对上,其大小近似于  $2^{2j} \times 2^j$ ,方向沿着斜率为  $l2^{-j}$  的直线,如图 1(b)所示.由上

述讨论可知:

$$\left\{ \begin{aligned} \psi_{j,l,k}^{(0)} &= 2^{3j/2} \psi^{(0)}(\mathbf{B}_0' \mathbf{A}_0^j x - k); \\ j &\geq 0, -2^j \leq l \leq 2^j - 1, k \in \mathbb{Z}^2 \end{aligned} \right\}, \quad (12)$$

是  $L^2(D_0) = \{f \in L^2(\mathbb{R}^2): \text{supp } \hat{f} \subset D_0\}$  的一个 Parseval 框架.

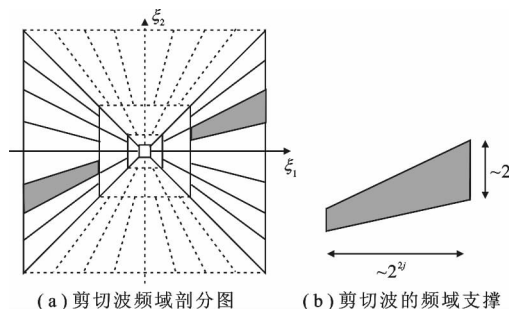


图 1 剪切波频域剖分图以及剖分子区域的几何特征

### 3 基于剪切波稀疏表示的 SPICA 方法

#### 3.1 剪切波变换的稀疏性分析

由前面分析可知,信号的稀疏性直接影响 SPICA 方法的分离性能,所以接下来将从非线性逼近效率、稀疏分解子带图像的分布两个方面来讨论剪切波变换的稀疏性.

##### 3.1.1 非线性逼近效率

非线性逼近效率是稀疏表示的一个重要衡量指标,就是选取变换域中  $M$  个最有效的系数来重建图像,通过重建图像和原图像之差形成的逼近误差来评价表示方法的逼近程度和效率.

选取分解后所有尺度、所有方向上  $M$  个最有效的系数来重建图像. 为了便于比较,采用小波变换进行同样的处理. 图 2 给出了选用 1.5% 的系数非线性逼近图像的情况. 图 2(a)是 barbara 原图像的局部放大; 图 2(b)是小波域的非线性重建图像; 图 2(c)是剪切波域的非线性重建图像.



图 2 线性逼近重构图像的比较

从图 2 可以看出,从主观视觉评价重构图像质量,相比小波,剪切波重建图像保留了较多的纹理信息,图像更为清晰,重建质量更好. 另外,还可以使用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)评价重建图像的质量. 表 1 给出了选取不同数量最有效系数个数情况下的重建效果比较.

从表 1 可以看出,无论选取比例是多少,剪切波重建图像的质量优于小波,以选取系数百分比等于 1.5% 为例,小波重建图像的 PSNR 值为 24.35 dB,而剪切波重建图像的 PSNR 值为 25.49 dB,比前者高出 1.14 dB. PSNR 数据表明,剪切波重建质量均高于小波.

从上面分析可以得出: 剪切波比小波具有更好的非线性逼近效果.

表 1 不同系数比例情况下的逼近效果比较

| 选取系数的百分比/% | 1     | 1.5   | 2     | 2.5   | 3     |
|------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 小波         | 23.44 | 24.35 | 24.98 | 25.65 | 26.28 |
| 剪切波        | 24.17 | 25.49 | 26.29 | 27.07 | 27.74 |

##### 3.1.2 稀疏分解子带图像的分布

稀疏性还可以通过系数的分布特性来表示. 若只有少数系数幅度较大,远离零点,而大部分系数幅度为零,或者“近零”,则称信号是稀疏的. 图 3 给出了 Lena 图部分高频子带剪切波系数的灰度直方图. 图中,标识符  $(i, j)$  表示位于第  $i$  分解尺度、第  $j$  方向上的分解子带系数.

从图 3 可以看出,每个子带系数的直方图均在零处形成一个尖峰,并且沿着远离零的两个方向,随着距离的增大,系数频数越来越小. 也就是说,所有子带中,大多数系数为零或“近零”,而较大系数的个数较少.

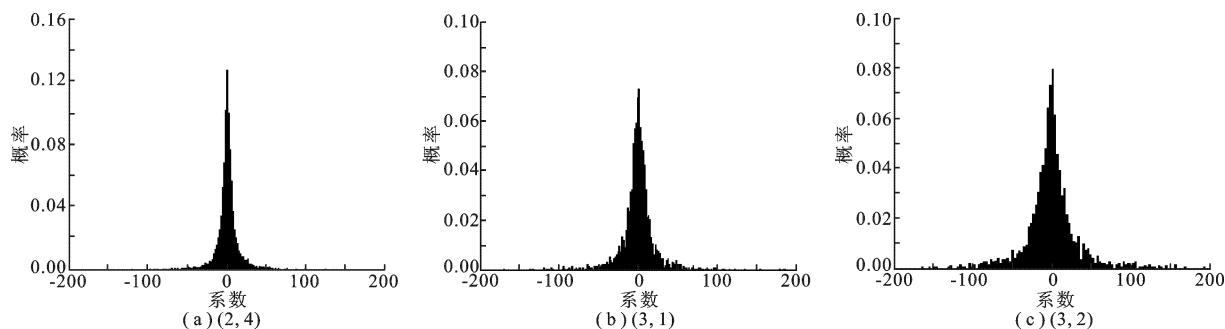


图 3 剪切波变换部分高频子带系数直方图

从而表明,通过剪切波分解得到的子带图像是稀疏的.

从非线性逼近效率和分解子带图像的稀疏分布两个角度分析,表明剪切波是一种比较有效的稀疏表示方法,可以很好地捕捉图像中的曲线奇异信息,而这些曲线奇异信息普遍存在于图像中.因此,它为图像处理提供了一种灵活的多分辨率、各向异性的稀疏表示方法.

目前,常采用傅里叶变换、短时傅里叶变换和小波(包)变换来进行信号稀疏化.其中,小波(包)变换以其良好的时域、频域信号局部特征表征能力,在信号处理领域得到了广泛的应用.然而小波(包)变换也存在一些缺点,它在分析点奇异信息时是最优的,而在表示图像结构的曲线奇异信息时却不是最优的.换言之,小波(包)变换不能稀疏地表示图像,从而限制了其在提高盲分离算法性能方面的能力<sup>[10]</sup>.因此,笔者提出了一种基于剪切波稀疏表示的盲源分离方法,充分利用了剪切波变换良好的稀疏表示特性.

### 3.2 稀疏性判定

选择峭度  $K(x)$  作为稀疏性的判定依据.结合自然梯度盲源分离算法,采用峭度作为图像信号稀疏性判据.从信号分布角度来看,稀疏信号的灰度直方图在零处形成一个很大的尖峰,随着远离零的两个方向,信号数减少.主峰的尖锐程度可以用峭度来描述,峭度定义为

$$K(x) = E(x - \bar{x})^4 / \sigma^4 - 3 \quad (13)$$

其中,  $E(x - \bar{x})^4$  表示 4 阶矩,  $\sigma$  表示标准差.  $K(x)$  的值取决于  $x$  的概率密度函数,不同信号的峭度值不同,信号越稀疏,峭度越大,峰就越尖锐.

### 3.3 稀疏子图像选取

稀疏子图像的具体选取步骤如下:

Step1 对混合源  $X_i (i = 1, 2, \dots, M)$  进行剪切波稀疏分解  $[C_{i\text{df}}^{(1,1)}, \dots, C_{i\text{df}}^{(1,L_1)}, C_{i\text{df}}^{(2,1)}, \dots, C_{i\text{df}}^{(k,L_k)}] = S[X_i]$ . 其中,  $S[\cdot]$  表示剪切波变换,  $C_{i\text{df}}^{(k,L_k)}$  表示分解得到的位于第  $k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) 尺度、第  $L_k$  ( $L_k = 1, 2, \dots, L_k$ ) 方向上的细节子图像.

Step2 计算所有高频分块子图像的峭度  $K_i^{(k,L,j)}$ , 有

$$K_i^{(k,L,j)} = K(C_{i\text{df}}^{(k,L,j)}), \quad i \in [1, M], l \in [1, L_k], k \in [1, K], j \in [1, N_b] \quad (14)$$

其中,  $N_b$  为分块数.

Step3 计算所有图像对应每一个位置子图像的最小峭度值  $V_{\text{min}}(k, l, j)$ :

$$V_{\text{min}}(k, l, j) = \min(K_1^{(k,L,j)}, K_2^{(k,L,j)}, \dots, K_M^{(k,L,j)}) \quad (15)$$

Step4 求  $V_{\text{min}}$  中最大值对应的坐标  $(\max X, \max Y, \max J)$ .

Step5 根据以上步骤计算得到稀疏子图像  $S_{\text{sparse}}(k, l, j)$ :

$$S_{\text{sparse}}(k, l, j) = [C_{1\text{df}}^{(\max X, \max Y, \max J)}, C_{2\text{df}}^{(\max X, \max Y, \max J)}, \dots, C_{M\text{df}}^{(\max X, \max Y, \max J)}] \quad (16)$$

### 3.4 剪切波域的稀疏分量分析方法

剪切波域的稀疏分量分析方法的具体实现步骤如下:

Step1 对接收到的混合图像  $X_i (i = 1, 2, \dots, M)$  进行剪切波稀疏分解.

Step2 对于含噪声的盲源分离,则对子图像应用双树复数小波硬阈值方法<sup>[13]</sup>去噪,得到去噪子图像.

否则跳过 Step2,直接执行 Step3.

Step3 使用 3.3 节介绍的方法选取稀疏子图像组.

Step4 采用 Infomax ICA<sup>[14]</sup> 方法对 Step3 得到的子图像组  $S_{\text{sprase}}(k, l, j)$  进行盲源分离, 求得解混矩阵  $W$ .

Step5 将解混矩阵  $W$  代入式(2), 实现图像分离.

## 4 实验结果与分析

为了验证笔者提出的剪切波域稀疏独立分量分析方法的有效性, 进行了两组仿真实验, 第 1 组是无噪盲源分离, 第 2 组是有噪盲源分离. 选取图 4 所示的 4 幅标准灰度图进行两两盲源分离, 并分别与传统 ICA 方法 (Infomax, Kernel)<sup>[14-15]</sup>、基于小波变换的独立分量分析方法 (WSPICA)<sup>[2]</sup> 以及 GMCA 方法<sup>[10]</sup> 的分离性能进行比较. 其中剪切波变换采用尺度为 5、方向为 3 的分解, 小波变换使用 db4 正交小波, 分解尺度为 3.

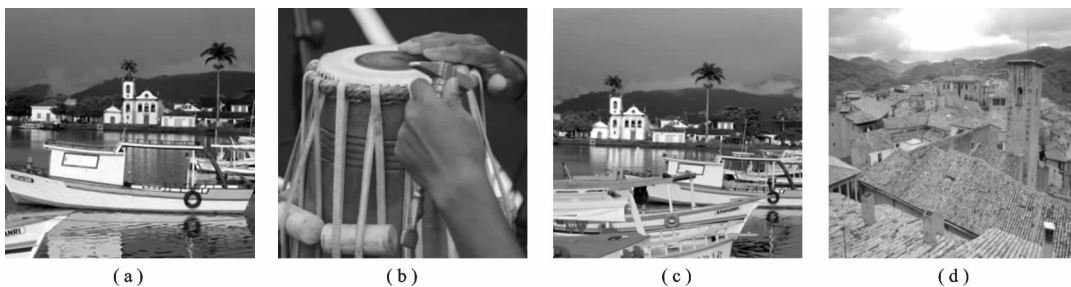


图 4 4 幅标准灰度图

### 4.1 无噪盲源分离

第 1 组实验选取图 4(a)和图 4(b)、图 4(b)和图 4(d)作为测试图像, 对两组图像随机混合构造混合源, 接着分别使用 Infomax、Kernel、WSPICA 和文中方法进行盲源分离, 笔者从信噪比 (Signal to Noise Ration, SNR) 值和执行时间两个方面评价算法性能. 图 5、图 6 和表 2 给出了实验结果比较.

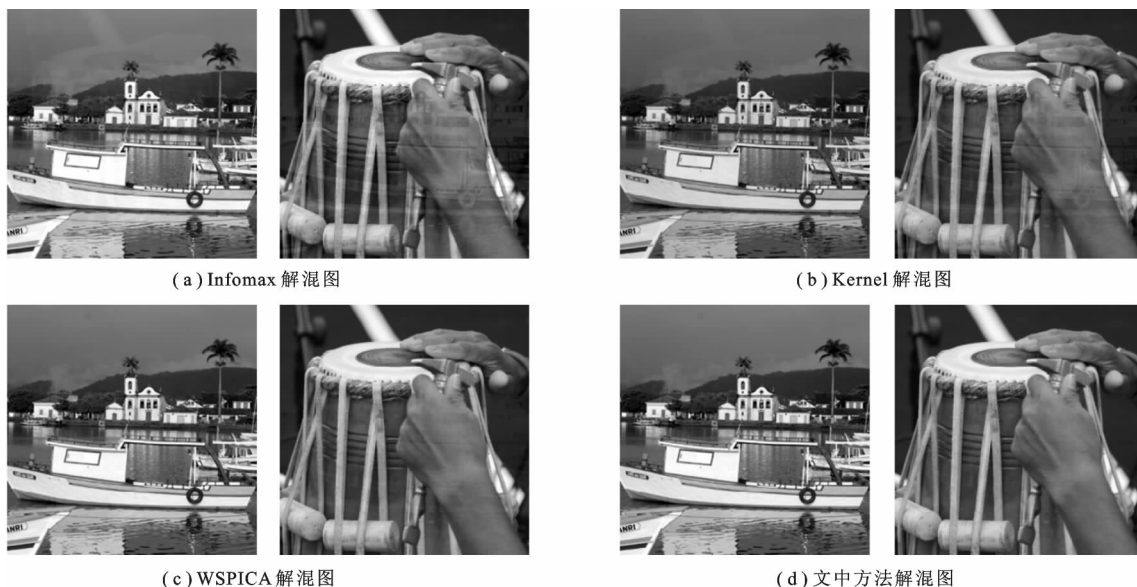


图 5 各种盲源分离方法结果对比图

从表 2 可以看出, 无论从 SNR 值, 还是算法执行时间评价, 文中方法均优于其他方法. 文中方法在保证分离图像质量的同时, 也缩短了算法的执行时间. 从图 5 可以看出, WSPICA 和文中方法有效地分离了混合源, 得到了较好的分离效果, 但相比 WSPICA, 文中方法的执行时间比较快. 而 Infomax 和 Kernel 方法没有实现解混, 存在两幅图像混叠的现象. 从图 6 可以看出, WSPICA 和 Infomax 方法解混失败, 而 Kernel 和文中方法有效地实现了混合源分离, 并得到了较好的分离效果, 但 Kernel 方法的执行时间是 79.7809 s, 比文中方法慢了 78.6641 s. 相比而言, 文中方法是最优的.

<http://www.xdxn.net>

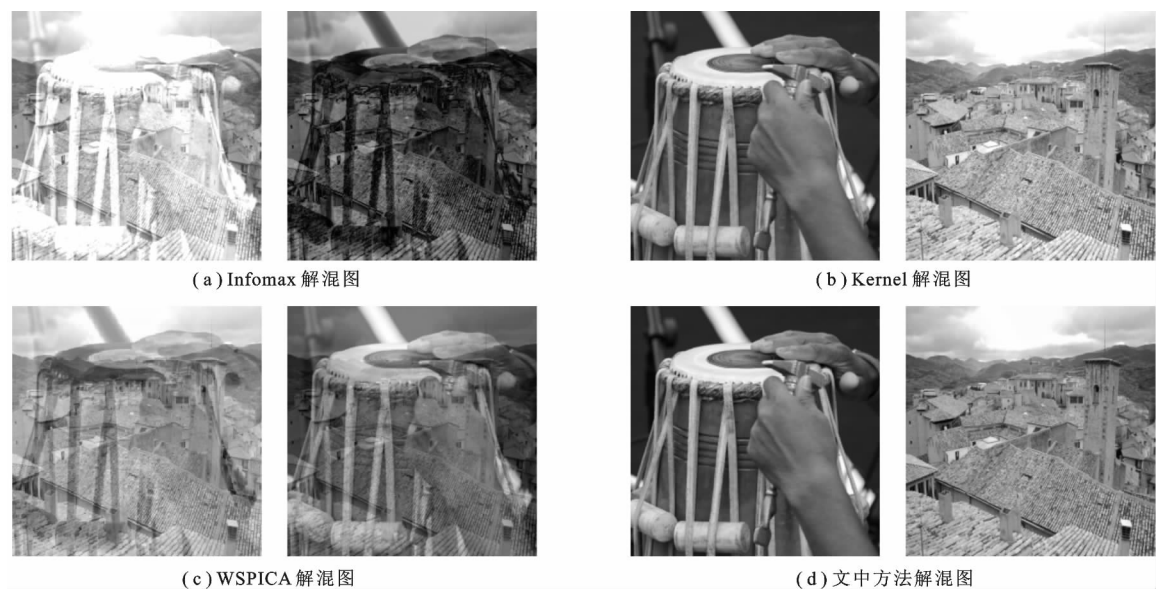


图 6 各种盲源分离方法结果对比图

表 2 各种盲源分离方法分离结果 SNR 值对比

| 方法      | SNR/dB |        | 执行时间/s  | 方法      | SNR/dB |        | 执行时间/s  |
|---------|--------|--------|---------|---------|--------|--------|---------|
|         | 图 4(a) | 图 4(b) |         |         | 图 4(b) | 图 4(d) |         |
| Infomax | 52.63  | 56.00  | 3.4672  | Infomax | 42.84  | 43.70  | 3.7220  |
| Kernel  | 55.99  | 57.55  | 40.6049 | Kernel  | 65.39  | 55.85  | 79.7809 |
| WSPICA  | 59.76  | 61.17  | 9.2072  | WSPICA  | 49.25  | 42.93  | 10.3259 |
| 文中方法    | 61.70  | 63.54  | 0.9377  | 文中方法    | 66.39  | 58.64  | 1.1168  |

4.2 有噪盲源分离

第 2 组实验选取图 4(a)和图 4(b)、图 4(b)和图 4(c)作为测试图像,为了模拟信道存在噪声的情况,在随机混合源上加入标准差  $\sigma = 5$  的随机噪声. 分别使用 GMCA 和文中方法进行盲源分离. 图 7、图 8 以及表 3 给出了实验结果比较.



图 7 各种盲源分离方法结果对比图

表 3 各种盲源分离方法分离结果 SNR 值对比

| 方法   | SNR/dB |        | 执行时间/s | 方法   | SNR/dB |        | 执行时间/s |
|------|--------|--------|--------|------|--------|--------|--------|
|      | 图 4(a) | 图 4(b) |        |      | 图 4(b) | 图 4(c) |        |
| GMCA | 45.81  | 51.68  | 2.4634 | GMCA | 45.30  | 50.86  | 2.5639 |
| 文中方法 | 49.60  | 54.91  | 0.9347 | 文中方法 | 47.85  | 55.37  | 0.9959 |

从表 3 可以看出,无论从 SNR 值角度,还是从算法执行时间角度评价,文中方法均优于 GMCA. 从图 6 和图 7 可以看出,GMCA 的分离结果图存在明显的伪迹,丢失了很多图像有用信息,而文中方法保留了更多的图像有用信息,且算法的执行时间比 GMCA 的快.



图 8 各种盲源分离方法结果对比图

综合以上分析,笔者从 SNR 值和算法执行时间两个角度评价了各种方法的优劣.实验结果表明,该方法在无噪和有噪盲源分离中都可以得到较好的分离效果,且显著缩短了算法的执行时间.

## 5 结 束 语

笔者提出了一种剪切波域的稀疏独立分量分析方法,充分利用了剪切波平移不变性和方向选择性多的优点,提高了图像表示的稀疏度,并将其应用到了无噪和有噪盲源分离中.与传统独立分量分析和基于小波变换的 WSPICA 方法相比,该方法可以捕捉更多的图像纹理以及边缘信息,显著缩短了算法的执行时间.

### 参考文献:

- [1] Karray E, Loghmari M A, Naceur M S. Blind Source Separation of Hyperspectral Images in DCT-domain [C]//Advanced Satellite Multimedia Systems Conference and the 11th Signal Processing for Space Communications Workshop. Piscataway: IEEE, 2010: 381-388.
- [2] Bronstein A M, Bronstein M M, Zibulevsky M, et al. Sparse ICA for Blind Separation of Transmitted and Reflected Images [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2005, 15(1): 84-91.
- [3] 刘丹华, 石光明, 周佳社. 一种冗余字典下的信号稀疏分解新方法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2008, 35(2): 228-232.  
Liu Danhua, Shi Guangming, Zhou Jiashe. New Method for Signal Sparse Decomposition over a Redundant Dictionary [J]. Journal of Xidian University, 2008, 35(2): 228-232.
- [4] Maazaoui M, Abed Meraim K, Grenier Y. Adaptive Blind Source Separation with HRTFs Beamforming Preprocessing [C]//Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop. Washington DC: IEEE, 2012: 269-272.
- [5] Kim Y, Nadar M S, Bilgin A. Wavelet-based Compressed Sensing Using a Gaussian Scale Mixture Model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(6): 3102-3108.
- [6] Fowler J E, Mun S, Tramel E W. Multiscale Block Compressed Sensing with Smoothed Projected Landweber Reconstruction [C]//Proceedings of the European Signal Processing Conference. Poland: European Signal Processing Conference, 2011: 564-568.
- [7] 王书振, 邹子健, 李莉, 等. 一种基于稀疏正则化的图像盲复原方法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2012, 39(6): 167-169.  
Wang Shuzhen, Zhou Zijian, Li Li, et al. Method for Blind Image Restoration Based on Sparse Regularization [J]. Journal of Xidian University, 2012, 39(6): 167-169.
- [8] 赵知劲, 解婷婷, 李小平, 等. 一种小波域盲源分离算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2007, 34(3): 423-427.  
Zhao Zhijin, Xie Tingting, Li Xiaoping. Blind Source Separation Method in the Wavelet Domain [J]. Journal of Xidian University, 2007, 34(3): 423-427.
- [9] Yang Yang, Li Zuoli, Wang Xiuqin, et al. Noise Source Separation Based on the Blind Source Separation [C]//Proceedings of Chinese Control and Decision Conference. Piscataway: IEEE, 2011: 2236-2240.
- [10] Bobin J, Starck J L, Fadili J, et al. Sparsity and Morphological Diversity in Blind Source Separation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1): 2662-2674.

(下转第 146 页)

<http://www.xdxn.net>



- Communications, 2007, 14(6):32-39.
- [2] Lovelace W M, Townsend J K. The Effects of Timing Jitter and Tracking on the Performance of Impulse Radio[J]. IEEE Journal of Selected Areas in Communications, 2002, 20(9):1646-1651.
- [3] Fort A, Chen M, Desset C. Impact of Sampling Jitter on Mostly—Digital Architectures for UWB Biomedical Applications[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE, 2007: 5769-5774.
- [4] Tang Jin, Xu Zhengyuan, Sadler B M. Performance Analysis of b-bit Digital Receivers for TR-UWB Systems with Inter-Pulse Interference[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2007, 6(2): 494-505.
- [5] Hoyos S, Sadler B M, Arce G R. Monobit Digital Receivers for Ultra-wideband Communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2005, 4(4): 1337-1344.
- [6] Ke Lei, Yin Huarui, Gong Weilin. Finite-resolution Digital Receiver Design for Impulse Radio Ultra-wideband Communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(12): 5108-5117.
- [7] Yin Huarui, Wang Zhengdao, Ke Lei. Monobit Digital Receivers: Design, Performance, and Applications to Impulse Radio[J]. IEEE Transactions on Communications, 2010, 58(6): 1695-1704.
- [8] Gong Weilin, Yin Huarui, Ke Lei. Performance Analysis of IR-UWB 1 bit Digital Receivers[C]//Proceedings of IEEE Conference on Information Science and Systems. Piscataway: IEEE, 2010: 897-901.
- [9] Zhang Chao, Yin Huarui, Ren Pinyi. The Effects of Narrowband Interference on Finite-Resolution IR-UWB Digital Receivers[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(5): 536-538.
- [10] Sun Fei, Yin Huarui, Wang Weidong. Finite-Resolution Digital Receiver for UWB TOA Estimation [J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(1): 76-79.
- [11] Chen Xiaohui, Xu Sheng, Yin Huarui, et al. Potentials of IR-UWB Technology for Ubiquitous Computing [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2011, 15(1): 75-84.
- [12] Gold S A. Wireless Communications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.
- [13] Gradshteyn I S, Ryzik I M. Table of Integrals, Series, and Products [M]. 7ed. Amsterdam: Elsevier, 2007.
- [14] Forester J. Channel Modeling Sub-committee Report Final [R/OL]. [2012-08-08]. [http://grouper.ieee.org/groups/802/15/pub/2003/Mar03/02490r1P802-15\\_SG3a-Channel-Modeling-Subcommittee-Report-Final.zip](http://grouper.ieee.org/groups/802/15/pub/2003/Mar03/02490r1P802-15_SG3a-Channel-Modeling-Subcommittee-Report-Final.zip).

(编辑: 李恩科)

(上接第 52 页)

- [11] Guo K, Labate D. Optimally Sparse Multidimensional Representation Using Shearlets [J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2007, 39(1): 298-318.
- [12] 张瑾, 方勇. 基于分块 Contourlet 变换的图像独立分量分析方法 [J]. 电子与信息学报, 2007, 29(8): 1813-1816.  
Zhang Jin, Fang Yong. An Independent Component Analysis Algorithm Based on Block-wise Contourlet Transform [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2007, 29(8): 1813-1816.
- [13] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The Dual-tree Complex Wavelet Transform [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [14] Cardoso J F. Infomax and Maximum Likelihood for Source Separation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 1997, 4(4): 112-114.
- [15] Karhunen J. Neural Approaches to Independent Component Analysis and Source Separation [C]//Proceedings of European Symposium on Artificial Neural Networks. Brussels: DFacto, 1996: 249-266.

(编辑: 王 瑞)