论 文

基于反馈机制的抗混合噪声的盲图像源分离方案

徐金东^{①②}, 余先川^{①*}, 胡丹^①, 张立保^①, 邢海花^①

① 北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875

② 曲阜师范大学物理工程学院, 曲阜 273165

* 通信作者. E-mail: yuxianchuan@bnu.edu.cn

收稿日期: 2012-09-18; 接受日期: 2012-12-19

国家自然科学基金 (批准号: 61071103, 41272359, 11001019)、北京市自然科学基金 (批准号: 4102029)、高等学校博士学科点专项科研基金 (批准号: 20120003110032) 和山东省优秀中青年科学家科研奖励基金 (批准号: BS2010DX012) 资助项目

摘要 针对基于稀疏成分分析的盲图像源分离算法无法解决混合噪声问题, 本文提出一种采用反馈机制的盲源分离算法. 通过小波域稀疏成分分析和置零反馈的方法, 逐次分离出各支路信号. 实验结果表明, 该方法无需大量的迭代运算, 与传统稀疏成分分析法相比, 能有效地分离高斯白噪声参与的混合图像, 与经典快速独立成分分析法相比, 取得了更高的分离精度.

关键词 稀疏成分分析 盲源分离 小波变换 反馈 混合噪声

1 引言

有效去噪是信号处理界遇到的最大问题之一^[1], 在盲源分离 (BSS, blind source separation) 中尤为突出^[2,3]. 由于语音信号之间的相关性相比图像信号间的相关性弱, 二维图像数据存在难以刻画的空间关联性, 故一维语音信号更容易满足盲源分离的约束条件 (如, 独立、稀疏). 所以, 大部分科研工作者常用一维语音信号来讨论盲分离算法的抗噪性能^[3,4], 有关图像信号的抗噪声盲分离算法研究较少.

现有的盲源分离算法有: 基于独立成份分析 (ICA, independent component analysis)、基于稀疏成份分析 (SCA, sparse component analysis) 和形态变量分析 (MCA, morphological component analysis) 的算法. 基于 ICA 的算法^[5~7] 要求源信号之间是独立的且满足非高斯性, 这对于二维图像混合, 尤其是有高斯噪声参与混合的情况, 难以保证其约束条件, 因此导致分离结果不理想. 基于聚类算法的 SCA^[8~12] 要求源信号满足一定的稀疏性: 线性聚类法复杂度较低, 在没有噪声干预条件下, 分离效果良好, 但稀疏性要求高, 因此对于无法稀疏化的高斯白噪声图像参与混合时, 无法正确分离源图像; 对稀疏性要求低的 SCA 面聚类方法有时会取得较好的分离效果, 但算法复杂性相当高, 计算量比线性聚类的方法高若干数量级; 采用迭代的 BP 和 MP 算法, 在图像处理中存在维数灾难和估计不确定性问题^[13~16]. 基于 MCA 的算法^[17~19] 需要满足混合信号间具有不同的分解字典, 这对同类型混合信号 (如在相同的位置具有类似的纹理或卡通特征) 的分离是难以实现的; MCA 去噪时一般将含噪影像分成纹理和卡通两部分, 然后分别去噪, 再叠加, 目前实验采用加性噪声的方式, 处理含有噪声源的多源混合信号有所欠缺^[2,7,15].

引用格式: 徐金东, 余先川, 胡丹, 等. 基于反馈机制的抗混合噪声的盲图像源分离方案. 中国科学: 信息科学, 2013, 43: 920–931

图 1 SCA 模型图

Figure 1 The model of SCA

基于以上问题, 对混合高斯白噪声的盲图像源分离做了相关研究, 提出了一种基于反馈机制的方案, 成功地实现了盲图像源分离, 有效地解决了 SCA 对混合噪声敏感的问题.

2 盲源分离模型分析

盲源分离源于经典“鸡尾酒会”问题: 一个鸡尾酒会现场有各种各样的声源, 如聊天声 (可能是用不同的语言)、音乐声、窗外的汽笛声等. 如果在不同的位置有足够的麦克风去记录这些声音, 各个麦克风记录的信号是具有不同权重的说话者语音信号和其他信号的混合体. 通过多个麦克风记录的混合信号, 应用盲源分离技术, 能把来自不同源的信号有效地分离出来.

在离散域, 信号通过系统的瞬时混合可归结为矩阵相乘问题, 故盲源分离模型^[7,8]可如下所示:

$$X = AS + N, \quad \text{其中 } X \in \mathbb{R}^{m \times t}, A \in \mathbb{R}^{m \times n}, S \in \mathbb{R}^{n \times t}. \quad (1)$$

X 是观测到的混合信号, A 是混合矩阵, S 是源信号矩阵, N 是噪声; m 表示混合信号的个数, t 表示每个信号采样点的个数, n 表示源信号的个数. $m = n$, $m > n$ 和 $m < n$ 时分别为为适定、超定和欠定情况 (本文只研究适定情况下的混合噪声问题). 混合模型如图 1 所示.

显然, 观测的混合信号 X 中携有加性噪声 N , 因此, 大部分研究者在讨论盲源分离去噪问题中, 只考虑了去除该部分噪声^[5~7,14~19]. 而实际上, 作为源信号 S 中, 不仅仅存在常规的信号支路, 还存在噪声源支路, 它们一起参与了系统的混合, 所以对有噪声源支路参与系统混合的情况进行研究更具有实际价值.

由于多种噪声的混合接近于高斯分布, 且高斯白噪声在相同的能量下, 具有最大的噪声熵, 对信号干扰最为严重. 为此, 本文着重对 1 源支路为高斯白噪声参与混合的情况做了相关研究, 结合反馈和逐次提取的思想, 有针对性地去解决混合噪声源的盲图像分离问题.

3 基于 SCA 的盲源分离算法分析

3.1 稀疏度与线性聚类^[10]

定义 1 向量的稀疏度的 l_p 范式定义为

$$\|V\|_{l_p} = \left(\sum_i |V(i)|^p \right)^{1/p}, \quad (2)$$

其中, $p \geq 0$. 当 $p=0$ 时, $\|V\|_{l_0}$ 表示向量 $V \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 中的非零元素的个数.

定理 1 在 l_0 范式下, 稀疏度为 1 的完备集中, 线性混合信号列向量沿着混合矩阵列向量方向线性聚类.

证明 对于源信号矩阵 $S \in \mathbb{R}^{n \times t}$, 假设 j 时刻只有第 i 个源信号不为 0, 即

$$\begin{cases} S(i, j) \neq 0; \\ S(k, j) = 0; \quad k \neq i, \end{cases} \quad 1 \leq j \leq t; \quad k = 1, 2, \dots, m; \quad m = n,$$

则

$$\begin{cases} X(1, j) = A(1, 1) \times S(1, j) + A(1, 2) \times S(2, j) + \dots + A(1, i) \times S(i, j) + \dots + A(1, n) \times S(n, j), \\ X(2, j) = A(2, 1) \times S(1, j) + A(2, 2) \times S(2, j) + \dots + A(2, i) \times S(i, j) + \dots + A(2, n) \times S(n, j), \\ \vdots \\ X(m, j) = A(m, 1) \times S(1, j) + A(m, 2) \times S(2, j) + \dots + A(m, i) \times S(i, j) + \dots + A(m, n) \times S(n, j), \end{cases}$$

即 $X(:, j) = A(:, i) \times S(i, j)$, $X(:, j)$ 与 $A(:, i)$ 共线.

可知若

$$\begin{cases} S(i, j) \neq 0; \\ S(k, j) = 0, \quad k \neq i. \end{cases}$$

所有满足上式的列与混合矩阵列向量 $A(:, i)$, ($i = 1, 2, \dots, n$) 共线. 混合信号线性聚类中心的方向决定混合矩阵 A 列向量方向, 混合矩阵 A 的列数即为混合向量沿线性方向聚类的类别数.

由以上定义及定理可得, 在观测的混合信号 X 为线性或弱非线性, 并满足稀疏度为 1 的条件下, 可以采取线性聚类的方法估计混合矩阵 A .

3.2 小波域的 SCA 盲源分离算法

因图像经小波变换后的高频系数具有良好的稀疏性, 且混合图像一级小波变换后的高频系数仍可表示为源图像高频部分的线性混合方式, 即混合矩阵 A 保持不变. 所以, 通过小波变换, 使混合图像 X 稀疏化, 再利用线性聚类稀疏成分分析估计混合矩阵 A , 最后利用混合图像 X 及 $S = A^{-1}X$, 求得源图像 [7,10].

3.3 噪声参与混合的盲图像源分离测试

为了检验小波域 SCA 算法的抗混合噪声性能, 对有 Gaussian 白噪声参与混合的情况进行了相关测试. 实验采用一系列标准灰度图像 (256×256 pixel) 作为源图像信号支路, 用 Matlab 中的 wgn 命令产生一定强度 (dBW) 高斯白噪声图像作为源噪声信号支路, 如图 2 所示.

用 Matlab 中的 rand 命令产生随机混合矩阵 A , 当噪声图像强度为 30 dBW、信号源图像为 Lena(图 2 第 1 行第 1 幅) 和 Cameraman(图 2 第 1 行第 4 幅) 时, 根据 (1) 式得到 3 幅混合图像, 如图 3(a) 所示; 当噪声图像强度为 100 dBW 时, 得到 3 幅混合图像如图 3(b) 所示. 由图 3 可见, 源信号已完全混合, 当噪声为 100 dBW 时, 混合信号完全被污染, 肉眼已无法辨别出原始信号.

采用 3.1 小节中的算法, 分别对不同强度噪声的混合图像进行盲分离, 结果如图 4 所示. 图 4(a) 是参与混合噪声强度为 30 dBW(图 3(a)) 的分离结果, 图 4(b) 是参与混合噪声强度为 100 dBW(图 3(b)) 的分离结果, 可见该算法不能有效的分离混合图像.

图 4 不同混合噪声源强度的盲分离结果

Figure 4 Separated results under different mixing noise intensity. (a) Mixing noise intensity is 30 dBW; (b) mixing noise intensity is 100 dBW

表 1 归一化相关系数 (NCC)

Table 1 The NCC value between separated result and source image

Sources	Result 1	Result 2	Result 3
Lena	0.0867	1.0000	0.6152
Cameraman	0.9949	0.1866	0.8890
Noise (100 dBW)	0.0018	0.0039	0.0000

其中, $X(i, j)$ 与 $Y(i, j)$ 分别是两幅图像 X 与 Y 在 (i, j) 的像素灰度值, $\bar{X}$ 与 $\bar{Y}$ 是对应两幅图像的像素灰度平均值. NCC 越大, 说明两幅图像间相关程度越大, 即越相似. 当 NCC 等于 1 时, 认为两幅图像时一致的 (注: 整体幅度可能不同).

由表 1 可见, 目测效果较好的分离结果 2 与 Lena 图像间的 NCC 为 1, 说明分离结果 2 与 Lena 图像是一致的.

另外为了验证更多信号的混合情况, 对 3 路信号 +1 路噪声的情况做了大量的相关实验, 依然每次至少能提取出 1 路信号, 究其原因在于估计的混合矩阵至少有 1 个列向量方向是正确的. 但随着信号路数的增多, 将很难出现稀疏度为 1 (定义 1) 的情况, 实验过程中发现当信号路数超过 6 路信号时, 将很难正确分离出任何 1 路信号.

4 基于反馈机制的盲图像源分离算法

4.1 基本思想

由 3.2 小节的实验结果可分析得到, 若把认为完美分离出的源信号 (目视效果好并且 $NCC >$

图 5 基于反馈机制的盲源分离流程图

Figure 5 The blind source separation flow chart of feedback mechanism based SCA algorithm

0.99) 从混合信号中去除, 则处理结果变为少了 1 路的混合信号. 如果再次进行盲源分离, 并不断重复上述过程, 应能将各混合支路信号有效地分离开来.

由于源信号的情况应是事先未知的, 因此如何识别出“完美”分离的成分是该方法的关键之一. 根据 3.2 小节的分离测试实验, 发现每次总能至少分离出 1 路“完美”的成分, 即“彻底”、“纯净”分量, 而剩余支路可以视为没有彻底分离的分量 (也可能是彻底分离, 在这里只需要分离出 1 路分量即可). 被视为彻底分离的分量中含有的混合成分最少、最纯净, 必然与混合图像之间的相关程度小; 而没有分离彻底的分量必然混合图像间的相关程度的概率要大. 因此, 采用 NCC 指标并兼顾该方法的稳健性, 通过求分离出的分量与各混合图像间的 NCC, 并求和 ($\Sigma \text{NCC}(S', X)$), 结果最小者即为分离最彻底的.

4.2 算法流程

基于 4.1 小节思想, 提出了一种自动的基于反馈机制的盲源分离方案: 首先通过 SCA 将完美分离 ($\min \Sigma \text{NCC}(S', X)$ 对应的成分) 的 1 路输出, 另将其置为全 0 信号, 通过已获得的混合矩阵 A_{SCA} 及未完美分离的其他支路信号反馈回系统, 这样再次得到的新混合信号 (个数为 m) 为不含已完美分离的信号; 任意取出其中 $m - 1$ 个混合信号, 然后继续用 SCA 进行盲源分离, 并不断重复以上过程, 直至只剩下噪声支路 (当最后一次反馈后, 形成新的混合信号里只存在一种信号, 所以也可以直接从此输出, 无需再做一次盲源分离). 具体流程如图 5 所示.

具体算法步骤如下:

- 1) 稀疏化. 对 m 个混合图像进行一级 Haar 小波变换, 选取对角分量系数;
- 2) 去零列及方向统一化. 对小波变换后的 X 每一列 $X_j (j = 1, 2, \dots, T)$, 若 $\forall i = 1, 2, \dots, m$ 满足 $X_{ij} = 0$, 将 X 的第 j 列删除; 若 $X_{1j} < 0$, 则 $X_j = -X_j$. 处理得到新的混合信号 X' ;
- 3) 线性聚类. 对于 X' 的任意 2 个列向量 X'_i 和 X'_j , 若 $\cos(X'_i, X'_j) = \frac{X'_i X'_j}{\|X'_i\| \|X'_j\|} = 1$, 则 X'_i 和 X'_j 共线, 设 $X'_i \in \theta(k), X'_j \in \theta(k)$, 按此将所有列向量线性聚类得到 $\{\theta | \theta(k), k = 1, 2, \dots, T\}$;
- 4) 估计混合矩阵 A . 取 θ 中聚类元素最多的前 n 类, 并进行主要成分分析 (PCA, principle component analysis) 运算, 得到对应类的聚类中心, 聚类中心矩阵 A_{SCA} 即为估计的混合矩阵 A ;
- 5) 求源信号 S . 根据估计的混合矩阵 A 及 $S = A^{-1}X$, 分离出源信号 S ;
- 6) 方向恢复. 在求解混合矩阵时采用的是共线的方法, 因此会存在向量方向取反的问题, 所以, 求分离出的源信号的均值, 若大于 0, 则不变, 若小于 0, 则取反. 然后做 0~255 灰度值映射;
- 7) 输出. 计算各分离成分与各混合信号 X 间的 NCC, 并求和 $\Sigma \text{NCC}(S', X)$. 输出 $\min \Sigma \text{NCC}(S', X)$ 对应的支路;

图 6 FastICA 与反馈 SCA 比较

Figure 6 The comparison between FastICA and feedback ICA. (a) Separated results by FastICA; (b) separated results by feedback mechanism based SCA

8) 形成新的混合信号. 将完美分离的 1 路置为全 0 信号, 通过已获得的混合矩阵 A_{SCA} 及未完美分离的其他支路信号反馈回系统, 这样再次得到的新混合信号 ($X_{\text{new}} = A_{SCA}S'$) 为不含已完美分离的信号; 任意取出其中 $m - 1$ 个新混合信号;

9) 转到 1).

5 实验结果和分析

5.1 抗高斯白噪声的鲁棒性测试

为了验证提出方案的可行性, 按照 4.2 小节的算法进行相关实验. 实验采用图 2 的测试信号, 混合噪声强度为 40 dBW, 按照 3.2 小节中的方法对 2 路标准测试图像 +1 路噪声图像 (40 dBW) 进行随机混合, 然后对其进行盲源分离.

为了验证提出方案的有效性, 与经典的 FastICA 盲源分离方法进了对比实验. FastICA 的分离结果如图 6(a) 所示, 本文提出方案的实验结果如图 6(b) 所示 (逐次输出的分离图像), 两种方法分离结果与原始信号间的 NCC 如表 2 所示. 从主观肉眼观测及客观指标 NCC 均可发现, 本文提出的方案不但能有效地分离信号, 且能有效地分离出噪声; 而 FastICA 不能有效地分离.

另外, 对 3 路标准测试图像 (Bridges, Columbia, Airplane)+1 路噪声图像 (强度 40 dBW) 的 4 源混合情况进行了相关实验. 混合图像如图 7(a) 所示, 分离结果如图 7(b) 所示, 分离结果与对应源间的 NCC 如表 3 所示. 可见, 对于有 Gaussian 白噪声参与的 4 源混合, 基于反馈机制的 SCA 盲源分离方法也能有效、可靠地分离出各支路信号和噪声.

表 2 FastICA 和反馈 SCA 的 NCC 比较 (2 路标准测试图像 +1 路噪声图像)

Table 2 The NCC value of FastICA and Feedback mechanism based SCA

Sources	FastICA	FastICA	FastICA	F-SCA	F-SCA	F-SCA
	Result 1	Result 2	Result 3	Result 1	Result 2	Result 3
Lena	0.9873	0.1588	0.0042	1.0000	0.1865	0.0182
Cameraman	0.3402	0.9403	0.0085	0.1865	1.0000	0.0173
Noise (40 dBW)	0.0281	0.0149	0.0034	0.0182	0.0173	1.0000

图 7 反馈 SCA 盲源分离 (3 路标准测试图像 +1 路噪声图像)

Figure 7 Blind image separation by feedback SCA (three standard images and one WGN image). (a) Mixed results of three standard images and one WGN image; (b) separated results by Feedback mechanism based SCA

表 3 反馈 SCA 的 NCC (3 路标准测试图像 +1 路噪声图像)

Table 3 NCC value of Feedback mechanism based SCA

Sources	Result 1	Result 2	Result 3	Result 4
Boats	1.0000	0.0718	0.0584	0.0023
Airplane	0.0718	1.0000	0.1022	0.0050
Columbia	0.0584	0.1022	1.0000	0.0063
Noise (40 dBW)	0.0023	0.0050	0.0063	1.0000

5.2 抗斑点噪声的鲁棒性测试

为了测试该算法的对其他混合噪声的鲁棒性, 对斑点噪声参与混合的情况进行了相关实验. 斑点噪声 (如图 8 所示) 类似于图像处理中常见的椒盐噪声或脉冲噪声, 脉冲噪声对图像的“污染”是局部的、强干扰的, 而椒盐噪声在图像处理领域一般视为加性噪声, 此处只是对算法的鲁棒性和扩展性做一简单测试, 以起到抛砖引玉的效果. 混合后的图像如图 9(a) 所示, 分离的结果如图 9(b) 所示, 主观目测分离效果良好. NCC 指标也显示分离结果与参与混合的图像是一致的 (不再列表).

图 8 斑点噪声图像

Figure 8 Speckle noise image

图 9 斑点噪声混合下的盲分离

Figure 9 Blind image separation under mixing speckle noise. (a) Mixed results with mixing speckle noise; (b) separated results for the mixing speckle noise case

5.3 遥感影像的分离实验

遥感影像的不同谱段相当于电磁波对同一区域的反应, 而分辨率有限的遥感影像 (像元) 往往是多种地物的混合, 因此多波段的遥感影像可视为观察的多个混合信号. 遥感影像在成像过程中会受到大气散射噪声、器件内部噪声等多源干扰, 这些干扰或是加性、或是乘性、或是其他性质, 极为复杂; 而电磁波在地物作用上也存在直接反射、多次反射、散射、折射等后非线性 (线性 + 非线性) 特点. 为了测试本文方法在实际混合图像的可适用性, 用线性方法逼近求解后非线性问题, 对珠海斗门地区的 ETM 遥感影像的 4, 2, 1 三个波段 (512×512 pixels, 图 10(a)) 做了分离实验, 分别采用直接的 SCA 和反馈的 SCA 进行处理. 实验结果如图 10 所示.

图 10 遥感影像分离测试

Figure 10 Remote sensing image separation. (a) Original ETM images; (b) processed results by SCA; (c) processed results by feedback SCA; (d) residual content after feedback SCA

由图 10(b) 和 (c) 可见, 反馈 SCA 较好的保留并提取的原始 TM 影像的特征信息, 而直接进行 SCA 处理后的第 2 幅影像效果不佳, 且对山脉等纹理特征表示较差. 反馈 SCA 逐次分离后剩余的内容如图 10(d) 所示, 可以看出其中含有一定的噪声和有用地物信息, 且有用信息基本已被图 10(c) 所包含. 由于实际遥感影像获取、电磁波的地物作用、电磁波的传输和多源噪声干扰等复杂成像问题, 在此只对 3 个波段的 ETM 影像做了探索性的实验, 后期将结合实际成像机理, 对算法做继续改进.

6 结论及下一步工作

基于反馈机制的适定盲源分离方案通过逐次提取法实现信号分离. 在每次抽取出 1 路信号并置零反馈后, 参与混合的源信号已减少 1 路, 促使混合点同时为多个源信号叠加的概率降低, 即满足“稀疏度为 1”的概率加大, 这为后期能继续抽取源信号提供了可能. 本文将反馈、逐次提取的思想应用到盲源分离技术中, 对有噪声参与混合的情况做了有效地分离, 弥补了线性 SCA 的不足, 丰富了盲源分离方法. 另外由于采用的是线性聚类的方法, 对含有较好轮廓特征的图像取得了较好的实验结果, 通过大量实验发现, 对一些轮廓特征不明显或者图像的线特征杂糅的情况, 线性 SCA 的分离效果有时不是特别理想, 这其中的主要原因在于线性聚类的方法对稀疏度要求较高, 但通过本文提出反馈的 SCA 算法也能得到有效地解决.

参考文献

- 1 Jiao L C, Sun Q. Advances and perspective on image perception and recognition in multiscale transform domains. *Chin J Comput*, 2006, 29: 177–193 [焦李成, 孙强. 多尺度变换域图像的感知与识别: 进展和展望. *计算机学报*, 2006, 29: 177–193]
- 2 Li Y, Zhang Y N, Xu X. Advances and perspective on morphological component analysis based on sparse representation. *ACTA Electron Sin*, 2009, 37: 146–152 [李映, 张艳宁, 许星. 基于信号稀疏表示的形态成分分析: 进展和展望. *电子学报*, 2009, 37: 146–152]
- 3 Hadi Z, Massoud B Z, Christian J. An iterative Bayesian algorithm for sparse component analysis in presence of noise. *IEEE Trans Signal Process*, 2009, 57: 4378–4390
- 4 Xie S L, He Z S, Fu Y L. Un-determined overlapped blind source separation based and sparse component analysis. *Sci China Ser E-Inf Sci*, 2007, 37: 1086–1098 [谢胜利, 何昭水, 傅予力. 基于稀疏元分析的欠定混叠自适应盲分离方法. *中国科学 E 辑: 信息科学*, 2007, 37: 1086–1098]
- 5 Cardoso J F. Blind signal separation: Statistical principles. *Proc IEEE*, 1998, 9: 2009–2025
- 6 Lu X G, Han P, Wu R B. An approach for SAR image despeckling based on 2D-wavelet transform and ICA. *J Electron Inf Technol*, 2008, 30: 1052–1055 [卢晓光, 韩萍, 吴仁彪. 基于二维小波变换和独立分量分析的 SAR 图像去噪方法. *电子与信息学报*, 2008, 30: 1052–1055]
- 7 Xu X H, Yang X Z, Yang D M. Application of higher-order statistics of ICA coefficients in texture classification. *PR&AI*, 2009, 22: 499–504 [徐小红, 杨学志, 杨德美. ICA 系数的高阶统计特征在纹理分类中的应用. *模式识别与人工智能*, 2009, 22: 499–504]
- 8 Yu X C, Cao T T, Hu D. Blind image separation based on wavelet transformation and sparse component analysis. *J Beijing Univ Posts Telecommun*, 2010, 33: 58–63 [余先川, 曹婷婷, 胡丹. 基于小波变换和稀疏成分分析的盲图像分离法. *北京邮电大学学报*, 2010, 33: 58–63]
- 9 He Z S, Cichocki A, Li Y Q. K-hyperline clustering learning for sparse component analysis. *Signal Process*, 2009, 89: 1011–1022
- 10 Fadili J M, Starck J L, Bobin J, et al. Image decomposition and separation using sparse representations: an overview. *Proc IEEE*, 2010, 98: 983–994
- 11 Georgiev P, Theis F, Cichocki A. Sparse component analysis and blind source separation of underdetermined mixtures. *IEEE Trans Neural Netw*, 2005, 16: 992–996
- 12 Georgiev P, Theis F, Cichocki A. Blind source separation and sparse component analysis of overcomplete mixtures. *ICASSP* 2004, 5: 493–496
- 13 Georgiev P, Cichocki A. Sparse component analysis by improved basis pursuit method. *Neural Netw*, 2002, 3: 28–35
- 14 Bobin J, Starck J L, Fadili M J, et al. Sparsity and morphological diversity in blind source separation. *IEEE Trans Image Process*, 2007, 16: 2662–2674
- 15 Bobin J, Starck J L, Moudden Y, et al. Blind source separation: the sparsity revolution. *Adv Imag Electron Phys*, 2008, 152: 221–302

- 16 Zibulevsky M, Elad M. L1-L2 optimization in signal and image processing. *IEEE Signal Process Mag*, 2010, 27: 76–81
- 17 Rubinstein R, Zibulevsky M, Elad M. Double sparsity learning sparse dictionaries for sparse signal approximation. *IEEE Trans Signal Process*, 2010, 58: 1553–1564
- 18 Bruckstein A M, Donoho D L, Elad M. From sparse solutions of systems of equations to sparse modeling of signals and images. *Soc Ind Appl Math*, 2009, 51: 34–81
- 19 Yu X C, Hu D. *Blind Source Separation Theory and Applications*. Beijing: Science Press, 2011. 1–6 [余先川, 胡丹. 盲源分离理论与应用. 北京: 科学出版社, 2011. 1: 1–6]

A scheme of blind sources separation based on feedback mechanism for mixed images with noise

XU JinDong^{1,2}, YU XianChuan^{1*}, HU Dan¹, ZHANG LiBao¹ & XING HaiHua¹

1 *College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

2 *College of Physics Engineering, Qufu Normal University, Qufu 273165, China*

*E-mail: yuxianchuan@bnu.edu.cn

Abstract Considering that the algorithm based on sparse component analysis cannot perfectly solve the problem about mixed images with noise, a new scheme utilizing feedback mechanism was presented to separate image sources blindly. Via sparse component analysis in wavelet domain and zero setting feedback mechanism, every channel of signal was extracted step by step. The experiment results showed that the proposed method does not need vast iteration and can separate all sources from the mixtures effectively. Compared to classic FastICA algorithm, the presented algorithm got higher accuracy.

Keywords sparse component analysis, blind source separation, wavelet transform, feedback, mixing noise

XU JinDong was born in 1980. He received the B.S. degree in communication engineering from Shandong University, Jinan, in 2003, and M.S. degree in communication information and system from Beijing Normal University, Beijing, in 2008. From 2003 to 2005 and from 2008 to 2011, he served as a lecturer in Qufu Normal University. Currently, he is working toward the Ph.D. degree in College of Information Science

and Technology, Beijing Normal University. His research interests include blind signal processing, data mining and pattern recognition.

HU Dan was born in 1977. She received the B.S. and M.S. degree in mathematics from Sichuan Normal University, Chengdu, in 1999 and 2002, respectively and the Ph.D. degree in applied mathematics from Beijing Normal University. She is currently an Associate Professor at college of Information Science and Technology, Beijing Normal University, working in the field of

data mining. Her main areas of interest are the theory and application of rough sets, fuzzy sets and attribute importance appraisement.

YU XianChuan was born in 1967. He received the Ph. D degree in mathematical geology from Jilin University. From 1995 to 1998, he worked in the post-doctoral research center of computer software and theory in Jilin University. He now serves as a Ph.D. Supervisor in College of Information Science and Technology of Beijing Normal University. His current research interests include geosciences information

data mining, mineral sources prediction, image processing, and pattern recognition. He is a senior member of IEEE, the Vice President of Chinese Mathematical Geoscience Society.

ZHANG LiBao was born in 1977. He received the B.S. degree in electronic and information engineering, the M.S. degree in signal and information processing, and the Ph.D. degree in communication and information system from Jilin University, Changchun in 1999, 2002 and 2005, respectively. He is currently an Associate Professor at college of Information Science and Technology, Beijing Normal University. His

main research interests are image compression, remote sensing image coding, automatic image target detection and recognition, image denoising, and integer wavelet transform.