论 文

人工蜂群优化算法在复数盲源分离中的应用

王荣杰^{①③*}, 詹宜巨^②, 周海峰^①, 蔡庆玲^②

① 集美大学轮机工程学院, 厦门 361021

② 中山大学工学院, 广州 510006

③ 中山大学信息科学与技术学院, 广州 510006

* 通信作者. E-mail: Roger811207@163.com

收稿日期: 2013-08-15; 接受日期: 2013-11-29

国家自然科学基金 (批准号: 51309116, 51179074, 61071038)、广东省科技厅 (批准号: 2009390004202223) 和集美大学科研基金 (批准号: ZQ2013001) 资助项目

摘要 针对复值信号的源数估计和有序分离等关键技术, 提出一种基于人工蜂群优化的源数未知的复值盲源分离方法, 该方法首先利用交叉互验技术来估算复数源信号的个数, 然后通过人工蜂群算法优化峰度的绝对值来获得最佳分离向量, 并实现了逐次恢复源信号的目的. 仿真实验结果表明, 该方法不仅能依峰度绝对值的降序实现服从任何分布源信号的盲分离, 同时比其他方法具有更优越的估计性能. 另外, 提出一种基于峰度的欠定复盲源分离算法, 该算法根据信号的统计特性构造了用于欠定混合情况下盲抽取向量的代价函数, 然后通过人工蜂群算法优化其函数来获得最佳分离向量, 通过多次分离来实现欠定复盲源分离的目的. 通过对混合分布类型的复值源信号欠定盲分离仿真验证了该算法的有效性.

关键词 复值盲源分离 交叉互验 人工蜂群优化算法 峰度 欠定

1 引言

近年来, 复数形式的信号被广泛应用于数字通信、雷达和核磁共振数据分析等信号处理中; 此外, 通过时—频分析方法变换后得到实值信号在频域上分析信号也为复值. 为了解决复值盲源分离 (blind source separation, BSS) 的问题, Bingham 和 Hyvarinen 提出了一种快速的定点复数独立分量分析算法^[1], 该算法以高阶统计量作为目标函数, 但它仅适用于服从正则分布的复值源信号; 依据复值信号的应用, 复值 BSS 不仅要处理服从超高斯和亚高斯的正则分布的源信号, 还要处理服从超高斯和亚高斯的非正则分布的源信号; 文献 [2,3] 中的强解相关变换 (strong uncorrelating transform, SUT) 算法和文献 [4] 中的广义解相关变换 (generalized uncorrelating transform, GUT) 算法通过联合对角化含有源信号二阶统计特性的协方差矩阵和伪协方差矩阵来达到复数 BSS 的目的, 这类算法能分离出服从正则和非正则分布的复值源信号, 但 SUT 和 GUT 算法仅适用于伪协方差矩阵具有清晰谱的非正则复值信号, 还有它们的分离性能受到源数限制; 目前, 一类以非线性函数作为目标函数的复数 BSS 被提出用于分离服从任何分布的复值信号^[5~8], 这类算法存在如下两个不足: 其一, 它的可分析性和有界性之间相互制约; 其二, 对于非线性函数的选择缺乏指导性, 并且分离性能严格受到其影响. 然而,

引用格式: 王荣杰, 詹宜巨, 周海峰, 等. 人工蜂群优化算法在复数盲源分离中的应用. 中国科学: 信息科学, 2014, 44: 199–220, doi: 10.1360/112012-515

上述的复数 BSS 与实数 BSS 一样都存在对源信号恢复次序的不确定性; 为此, 本文首先提出了一种基于人工蜂群 (artificial bee colony, ABC) 优化的源数未知的复值盲分离算法, 该方法利用交叉互验技术估算复数信号的源数, 并可以依峰度绝对值的降序地实现服从任何分布的复值源信号的盲分离. 复数盲源分离和实值信号的 BSS 一样, 也可分为非欠定 (其中包含超定和适定, 在本文将两者统称为非欠定) 和欠定两种情况. 实数欠定盲源分离 (underdetermined blind source separation, UBSS) 现有比较新颖的算法有: 基于零空间表示和最大似然的 UBSS 法^[9]、基于时域的差分峰度法^[10,11] 和非负矩阵法等^[12]. 但它们都不适用于分离欠定混叠的复值信号. 纵观国内外已发表的文献, 目前还没有关于在时域上实现欠定复值盲源的研究成果. 因此, 本文提出了一种基于峰度概念和人工蜂群优化算法相结合的方法用于解决欠定混叠情况下的复值信号盲分离.

2 问题的描述

假设 n 个彼此相互独立的未知零均值复数源信号 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$, 其中 $s_i(t) = s_i^R(t) + js_i^I(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$; 记由文献 [13] 中定义源信号的伪协方差矩阵为 $\text{pcov}(s) = E\{[s(t) - E\{s(t)}][s(t) - E\{s(t)}]^T\}$, 如果 $\text{pcov}(s) = 0$, 那么 $s(t)$ 为正则分布信号, 否则为非正则信号. 再令 m 个复数观测信号 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$. 那么观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 与源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的关系可由 (1) 式表示.

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t). \quad (1)$$

(1) 式中, $t = 0, 1, \dots, N-1$ 为时域采样点; $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{m \times n}$ 为混合矩阵. 盲源分离就是在仅已知 $\mathbf{x}(t)$ 的前提下, 依靠信号的统计特性从 $\mathbf{x}(t)$ 分离或恢复出 $\mathbf{s}(t)$.

在 $m \geq n$ 的情况下, 并且给定的 $\mathbf{A}$ 为列满秩, 源信号 $\mathbf{s}(t)$ 可由 (2) 式确定它的唯一估计值.

$$\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{A}^\# \mathbf{x}(t). \quad (2)$$

(2) 式中, $\mathbf{A}^\#$ 为 $\mathbf{A}$ 的广义逆矩阵, $\mathbf{A}^\# = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T$; 当 $m = n$ 时, $\mathbf{A}^\#$ 为 $\mathbf{A}$ 的逆矩阵 $\mathbf{A}^{-1}$. 由 (2) 式可知, 无论是 $m > n$, 还是 $m = n$, 非欠定盲源分离其实就是求解 $\mathbf{A}^\#$ 的问题.

复数盲源抽取 (blind source extraction, BSE) 算法与实数 BSE 的主导思想一样都是要从观测信号矢量 $\mathbf{x}(t)$ 中分离出一个源信号 $\mathbf{s}(t)$, 复数的 BSE 过程可表示为 (3) 式.

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{w}\mathbf{x}(t) = \mathbf{w}\mathbf{A}\mathbf{s}(t). \quad (3)$$

式中, $\mathbf{w} = [w_1^R + jw_1^I, w_2^R + jw_2^I, \dots, w_m^R + jw_m^I]$ 为一个 m 维抽取权向量; $\mathbf{y}(t)$ 为在 $\mathbf{s}(t)$ 中一个源信号的恢复或估计, 以此通过 n 次提取过程最终获得所有源信号的估计. 它与复数 BSS 一样分离后的信号在排序上与源信号原来的排序不一致; 由于这个排序是未知的, 称之为次序不确定. 本文将首先讨论一种能消除分离信号的不确定性, 并能使它们依次被恢复的复数 BSS 或 BSE 算法.

当 $m < n$ 时, 即欠定情况, 即便混叠矩阵 $\mathbf{A}$ 已知, 对于源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的恢复也仍不是唯一的, 只能通过优化估计算法求 $\mathbf{s}(t)$ 的最优估计值, 欠定复盲源分离是本文另一个探讨的问题.

3 人工蜂群优化算法

人工蜂群算法是由 Karaboga 于 2005 年提出模拟蜜蜂寻觅花蜜过程的一种群体智能优化算法^[14]. ABC 是模拟蜂群分工寻找花蜜的机理来解决多维优化问题的群集智能算法, 如果将待优化的参数视

为花蜜源的话, 那么蜜蜂寻找一次新的花蜜的过程就相当于对于待求解的参数完成一次优化迭代. 模拟蜂群寻找花蜜来进行一次参数的优化迭代需要完成三个阶段: 工蜂 (employ bee, EB) 阶段, 根据上次优化过程得到的解的邻近中寻找下一个新的解; 观察蜂 (onlooker bee, OB) 阶段, 在工蜂阶段产生的解的基础上产生新解, 并进行优选; 侦察蜂 (scout bee, SB) 阶段, 放弃连续几次迭代过程中没有得到更新的解, 并产生一个新解.

众多的文献和数值优化分析实例都验证了 ABC 比 DE, GA 和 PSO 等群体优化算法具有更好的优化机理和收敛性能^[15~17], 这就是我们选用 ABC 算法的原因. 本文将待优化参数记为 θ , 至目前最优的解为 θ_{best} . 原型的 ABC 算法可以有效地避免迭代陷入局部最优的缺点, 但当 θ_{best} 在全局最优值附近时, 它的收敛速度慢; 解决此问题的思路就是让一部分蜂群按原来的方式进行寻优, 另一部分在 θ_{best} 附近产生新解. 按照这种思路, 我们将模拟观察蜂搜索下一个优化解的迭代计算式改写成

$$\theta_{\text{OB}}(l, d) = \begin{cases} \theta_{\text{best}}(d) + \phi_{ld}[\theta(l, d) - \theta(r_1, d)], & p_l \geq \bar{p}, \\ \theta(r_1, d) + \phi_{ld}[\theta(l, d) - \theta(r_2, d)], & p_l < \bar{p}. \end{cases} \quad (4)$$

(4) 式中, $\theta(l, d)$ 为待优化的参数, $\theta_{\text{best}}(d)$ 为目前最优的解, $\theta_{\text{OB}}(l, d)$ 为模拟观察蜂搜索的新解, $l = 1, 2, \dots, N_s$, N_s 为观察蜂的规模, $d = 1, 2, \dots, D$, D 为待求解参数的维数; r_1 和 r_2 为在 $[1, N_F]$ 之间随机产生与 l 相邻的整数序号, 且 $r_1 \neq l$ 和 $r_1 \neq r_2 \neq l$, N_F 为待解参数的规模, 即相当于花蜜源的规模, 我们取 $N_F = N_s$; ϕ_{ld} 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数, p_l 和 $\bar{p}$ 分别为不同可能优化解的概率和平均概率, p_l 由 (5) 式计算得到, $\bar{p} = \frac{\sum_{l=1}^{N_s} p_l}{N_s} = \frac{1}{N_s}$.

$$p_l = \frac{F(l)}{\sum_{l=1}^{N_s} F(l)}, \quad l = 1, 2, \dots, N_s. \quad (5)$$

(5) 式中, $F(l)$ 为用来衡量第 l 解优化效果的目标函数.

工蜂阶段和侦察蜂阶段产生新解的迭代式分别由 (6) 式和 (7) 式描述.

$$\theta_{\text{EB}}(l, d) = \theta(l, d) + \phi_{ld}[\theta(l, d) - \theta(r_1, d)]. \quad (6)$$

(6) 式中, r_1 为 $[1, N_F]$ 之间的随机整数, 且 $r_1 \neq l$.

$$\theta_{\text{SB}}(l, d) = \theta_{\text{best}}(d) + \phi_{ld}[\theta(l, d) - \theta(r_2, d)]. \quad (7)$$

(7) 式中, r_2 为 $[1, N_F]$ 之间的随机整数, 且 $r_2 \neq l$.

由于对于待优化的解也存在“盲”信息, ABC 优化算法跟其他优化算法一样, 参数的初始值都是随机产生; 它同样也对初始值敏感, 即初始值决定着其的收敛速度和优化解的最终适应度. 由混沌映射产生初始值, 可使搜索空间信息多样化, 即可获得比随机产生初始值更多样的可能解; 同时, 这将能更进一步提高算法的收敛速度^[18]. 本文选择 Logistics 混沌映射技术来产生待优化参数 (相当于蜜源) 的初始值^[19], 其可描述为

$$\theta(l, d) = \theta_{\min}(d) + c_G(l, d)[\theta_{\max}(d) - \theta_{\min}(d)], \quad i = 1, 2, \dots, N_F/2, \quad (8)$$

$$\theta(l, d) = [\theta_{\min}(d) + \theta_{\max}(d)] - \theta(l - N_F/2, d), \quad i = N_F/2 + 1, N_F/2 + 2, \dots, N_F, \quad (9)$$

(8) 式中, $c_G(l, d)$ 为 Logistics 混沌映射算子; $\theta_{\min}(d)$ 和 $\theta_{\max}(d)$ 分别为可能解的第 d 维最小值和最大值.

为了便于分析, 表 1 中的伪代码描述了本文提出的改进的 ABC 优化算法的实现步骤. 而图 1(a),

表 1 改进的 ABC 优化算法的实现步骤

Table 1 Realization step of improved ABC optimization algorithm

Initialize: set maximum number of iteration $k_{\max}$, k_{limit} , N_F , N_S , D ; Generate initial $\theta(l, d)$ by (8), (9), $i = 1, 2, \dots, N_F$, $d = 1, 2, \dots, D$.

while (iteration $\leq k_{\max}$)

Employed bee phase

for $i = 1$ to N_S

$\theta_{\text{EB}}(l) = \theta(i)$;

Randomly select the dimension of the solution, d ;

Calculate $\theta_{\text{EB}}(l, d)$ by (6);

Calculate goal function value $F_{\text{EB}}(l)$ of $\theta_{\text{EB}}(l)$;

if $F_{\text{EB}}(l) > (\text{or } <) F(l)$, $\theta(l) = \theta_{\text{EB}}(l)$, $k_{\text{-count}}(l) = 0$; else, $k_{\text{-count}}(l) = k_{\text{-count}}(l) + 1$;

end

Selecting the best-so-far solution θ_{best} from θ , and calculate p_l by (5);

Onlooker bee phase

for $i = 1$ to N_S

Calculate new $\theta_{\text{OB}}(l)$ by (4);

Calculate goal function value $F_{\text{OB}}(l)$ of $\theta_{\text{OB}}(l)$;

if $F_{\text{OB}}(l) > (\text{or } <) F(l)$, $\theta(l) = \theta_{\text{OB}}(l)$, $k_{\text{-count}}(l) = 0$; else, $k_{\text{-count}}(l) = k_{\text{-count}}(l) + 1$;

end

Scout bee phase

for $i = 1$ to N_F

if $k_{\text{-count}}(l) \geq k_{\text{-limit}}$

Calculate new $\theta_{\text{SB}}(l)$ by (7);

Calculate goal function $F_{\text{SB}}(l)$ of $\theta_{\text{SB}}(l)$;

if $F_{\text{SB}}(l) > (\text{or } <) F(l)$, $\theta(l) = \theta_{\text{SB}}(l)$, $k_{\text{-count}}(l) = 0$;

end

iteration+1;

end

Selecting the best final solution θ_{best} from θ .

Note: The compare symbol of objection function is “<” or “>” decided by the candidate optimization value in Table 1.

图 1 不同优化算法的寻优机理

Figure 1 Optimization mechanism of different optimization algorithms. (a)ABC algorithm; (b) proposed ABC algorithm

(b) 所示的分别为 $N_F=2$ 的原型 ABC 算法和本文算法的寻优机理, 实线表示完成一次迭代, 虚线表示完成多次迭代, 箭标的指向表示迭代后的解; 由图 1(a) 可知, 原型的 ABC 算法每次迭代是以当前的解为基础, 然后加上它与其他邻解之间的差量来得到新解. 而图 1(b) 中的寻优过程是以目前最靠近全局最优的至目前最优解为基础, 其实每次迭代中的至目前最优解可视为当前邻解过渡至下个新解的中继点 (图中用点线来表示), 显而易见它将比原型的 ABC 算法具有更好的迭代收敛能力, 它的迭代过程如 (4) 式中的上式描述; 此外, 改进的 ABC 算法还采用 (4) 式中的下式来避免算法陷入局部最优.

4 基于 ABC 优化的有序复值盲源分离算法

传统算法中的源数 n 都设为已知, 但它在实际中是未知, 本节首先采用一种基于交叉互验技术的方法来估计源数, 然后提出一种基于改进的 ABC 的复值源信号有序分离算法.

4.1 基于交叉验证技术的复数源信号个数估计

源数是盲源分离算法展开研究和分析必须先知的信息, 为了确定复值源信号的个数, 本节提出了一种基于交叉验证技术的估计方法. 交叉验证是一种多变量统计技术, 它的思想是将数据分成几部分, 其中取一部分用于提取数据的特征, 其他部分用于验证这些特征 [20]. 利用交叉互验技术的思想, (10) 式和 (11) 式给出了一种复数源信号个数的估计准则.

$$\Psi^{(i)} = \text{diag}(\mathbf{C} - \hat{\mathbf{C}}_i \hat{\mathbf{C}}_i^H), \quad (10)$$

$$\hat{n} = \arg \min_i \left\{ \arg \max_i \left[|\text{trace}(\Psi^{(i)} - \Psi^{(m)})|^2 \right] \right\}. \quad (11)$$

(10) 和 (11) 式中, $i = 1, 2, \dots, m$, 上标 “H” 符为求复数矩阵或向量 Hermitian 转置运算; $\mathbf{x}(t)$ 的协方差矩阵 $\mathbf{C} = \mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^H$, $\hat{\mathbf{C}}_i = \mathbf{U}_i \mathbf{\Lambda}_i$, $\mathbf{\Lambda}_i$ 是对角元素为方差矩阵 $\mathbf{C}$ 前最大 i 个特征值的一个对角矩阵, $\mathbf{U}_i$ 的列向量为与其相应的特征向量; 而 $\tilde{\Psi}^{(m)} = \tilde{\mathbf{C}} - \tilde{\mathbf{C}}\tilde{\mathbf{C}}^H$, 其中 $\tilde{\mathbf{C}} = \tilde{\mathbf{U}}_m \tilde{\mathbf{\Lambda}}_m$, 对角矩阵 $\tilde{\mathbf{\Lambda}}_m$ 的对角线与 $\mathbf{\Lambda}_m$ 是交叉的, 且两个矩阵在对角线上的元素排序是相反的; $\text{diag}(\cdot)$ 和 $\text{trace}(\cdot)$ 分别为求对角矩阵和矩阵求迹运算. 由上述分析, $\tilde{\Psi}^{(m)}$ 可视为交叉验证技术中提取数据的特征, 而 $\Psi^{(i)} (i = 1, 2, \dots, m)$ 可视为用于验证的特征, 因此可以利用此原理来确定复值源信号的个数.

4.2 复值盲源抽取的代价函数

在信号处理中的信号呈超高斯、高斯和亚高斯等 3 种不同分布, 它们依据文献 [21,22] 中定义的峰度 (kurtosis) 概念来区分, 由该峰度也可以应用于界分服从正则或非正则的超高斯、高斯和亚高斯分布等 3 种不同的复值信号. 复值信号 $y(t)$ 的峰度可由 (12) 式数学表达来描述.

$$\begin{aligned} K(y) &\triangleq E[|y(t)|^4] - 2\{E[|y(t)|^2]\}^2 - |E[y(t)^2]|^2 \\ &= E\{[y(t)y(t)^*]^2\} - 2E[y(t)y(t)^*]^2 - E[y(t)y(t)]E[y^*(t)y^*(t)]. \end{aligned} \quad (12)$$

(12) 式中的上标 “*” 为取共轭复数的运算; 式中第 3 项等式变换成立的证明过程见附录 A. $K(y)$ 的取值为 3 种情况: 当 $K(y) > 0$ 时, 复值信号 $y(t)$ 服从正则或非正则的超高斯分布; 当 $K(y) = 0$ 时, 复值信号 $y(t)$ 服从正则或非正则的高斯分布; 当 $K(y) < 0$ 时, 复值信号 $y(t)$ 服从正则或非正则的亚高

斯分布. 结合 (3) 和 (12) 式将可以完成复数的 BSE, 不失一般性, 设 $E[\mathbf{s}(t)\mathbf{s}(t)^H] = \mathbf{I}$ 和 $\mathbf{z}(t) = \mathbf{B}\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{B}$ 为白化矩阵, 那么 $y(t) = \mathbf{w}\mathbf{z}(t)$, 此时 $E[y(t)y(t)^*] = 1$, 该式可以改写成

$$E[\mathbf{w}\mathbf{z}(t)\mathbf{z}(t)^H\mathbf{w}^H] = \mathbf{w}E[\mathbf{z}(t)\mathbf{z}(t)^H]\mathbf{w}^H = 1, \quad (13)$$

(13) 式中 $E[\mathbf{z}(t)\mathbf{z}(t)^H] = \mathbf{I}$, 因此它可以简化为 $\|\mathbf{w}\|^2 = 1$.

综上所述, 估计最优权抽取向量的代价函数为 (14) 式.

$$\mathbf{w} = \arg \max_{\mathbf{w}} |K(y)|, \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{w}\|^2 = 1. \quad (14)$$

(14) 式的代价函数的可行性, 我们将通过定理 1 来说明. 另外, 附录 B 证明了它为一个严格的凸函数 [23].

定理 1 [24] 假设观测信号为 $\mathbf{x}(t)$, 白化后的观测信号 $\mathbf{z}(t) = \mathbf{B}\mathbf{A}\mathbf{s}(t)$; 如果源信号 $s_i(t)$ 的峰度 $K(s_i) > 0$ ($K(s_i) < 0$), 当 $y(t) = \mathbf{w}\mathbf{z}(t)$ 的 $\mathbf{w} = \mathbf{w}_{\text{opt}}$ 时, 那么 $y(t)$ 的峰度 $K(y)$ 将达到最大值 (最小值).

由于定理 1 没有对复值源信号做任何限制或约束性的假设前提, 如正则或非正则分布, 因此它可以用于分离服从任何分布的复值信号.

4.3 基于 ABC 优化的有序复值盲抽取算法

提出的基于 ABC 优化的有序复值盲源抽取算法的思想: 是以 (12) 式中定义的峰度的绝对值作为目标函数, 利用第 3 节中改进的 ABC 算法进行优化得到 (14) 式中的最优权抽取向量 $\mathbf{w}$, 最终获得一个源信号的估计 $y(t)$, 重复上述过程来达到复值 BSS 的目的. 由 (14) 式可知, 在优化过程中只有当 $|K(y)|$ 达到最大, 此时 $\mathbf{w}$ 被认为是最优的, 因此源信号的估计 $y(t)$ 是按 $|K(y)|$ 的降序进行恢复的. 在 ABC 优化算法中, 待优化参数初始值的产生或迭代都需要在一个有限区间内变化, 而 (14) 式中的 $\mathbf{w}$ 为无穷区域内. 因此, 在约束项 $\|\mathbf{w}\|^2 = 1$ 的限制下, 我们对 $\mathbf{w}$ 进行 Hough 变换 [25] 可得到它的各个元素表达式

$$\begin{bmatrix} w_1^R \\ w_1^I \\ w_2^R \\ w_2^I \\ \vdots \\ w_m^R \\ w_m^I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha_1 \\ \sin \alpha_1 \cos \alpha_2 \\ \sin \alpha_1 \sin \alpha_2 \cos \alpha_3 \\ \sin \alpha_1 \sin \alpha_2 \sin \alpha_3 \cos \alpha_4 \\ \vdots \\ \sin \alpha_1 \sin \alpha_2 \sin \alpha_3 \cdots \cos \alpha_{2m-1} \\ \sin \alpha_1 \sin \alpha_2 \sin \alpha_3 \cdots \sin \alpha_{2m-1} \end{bmatrix}, \quad (15)$$

式中的 $[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{2m-1}] \in [0, 2\pi]^{(2m-1)}$.

由 (15) 式可知, 霍夫变换后只要求解 $(2m-1)$ 个 α 即可知含有 $2m$ 个实数的复值列向量 $\mathbf{w}$, 并且它们被约束在有限值的区域内, 这样使得参数的搜索空间缩小而减少了搜索时间, 同时也可以提高寻优的效果.

BSE 对复值源信号进行一次抽取后, 还得对观测信号进行一次退化处理和降维处理. 退化处理的目的是从混叠的观测信号中减去已抽取的信号, 这个过程可由 (16) 式描述.

$$\mathbf{x}_{\text{new}}(t) = \mathbf{x}_{\text{now}}(t) - \mathbf{h}y(t). \quad (16)$$

表 2 基于 ABC 优化的有序复值盲源分离方法的实现步骤

Table 2 Realization step of complex blind source separation with the order based on ABC algorithm

1. Calculate number of complex source signals $\hat{n}$ by (10) and (11);
2. Initialize n' , $n' = \hat{n}$; if $m > n'$, reduce observed signal to n' through PCA in [26];
3. Calculate $\mathbf{B}$ by computing Schur decomposition of $\mathbf{C} = \mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^H$, then Sphere the observations, $\mathbf{z}(t) = \mathbf{B}\mathbf{x}(t)$;
4. Set α in (15) as θ , then obtain optimal extracted vector $\mathbf{w}$ through maximizing (12) using the method in Table 1;
5. Estimated $y(t)$ by $y(t) = \mathbf{w}\mathbf{z}(t)$;
6. Deflation step by (16) and (17);
7. $n' \leftarrow n' - 1$;
8. If $m > n'$, Reduce observed signal to n' through PCA in [26];
9. If $n' > 1$, go to step 3 end.

为了满足 (16) 式中的 $e = E[|\mathbf{x}_{\text{now}}(t) - \mathbf{h}y(t)|^2]$ 能达到最小值要求的条件, 令 $\frac{\partial e}{\partial \mathbf{h}} = 0$, 可得

$$\mathbf{h} = E[\mathbf{x}_{\text{now}}(t)y(t)]/E[|y(t)|^2]. \quad (17)$$

式中, $\mathbf{x}_{\text{now}}(t)$ 和 $\mathbf{x}_{\text{new}}(t)$ 分别为退化前和退化后的观测信号. 退化处理后再利用主元成份分析 (principal component analysis, PCA)^[26] 对 $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 进行降维处理, 将新的观测信号从 N_{now} 维降为 $N_{\text{now}} - 1$ 维, N_{now} 为退化前 $\mathbf{x}_{\text{now}}(t)$ 的维数.

为了便于分析, 将上述的复值盲源有序抽取算法归结于表 2, 这种方法仅需通过 $(n - 1)$ 次抽取过程就能达到恢复 n 个源信号的目的.

本文基于 ABC 优化的有序复值盲源分离方法与直接求解 (2) 式的 $\mathbf{A}^\#$ 的算法之间的区别在于: 为了从混叠信号中恢复 n 个源信号, 本文的算法需要求解 $n - 1$ 个抽取向量, 且它们的维数是递减的, 即 $m, m - 1, \dots, 2$; 而后的分离过程相当于要求解 n 个 m 维的抽取向量. 而本文算法抽取第一个源信号用的分离向量与直接求解 $\mathbf{A}^\#$ 算法分离峰度绝对值的源信号 $\mathbf{A}^\#$ 对应的行向量是相同的, 这个行向量其实就是本文算法第一次计算 $(2m - 1)$ 个 α 组成含有 $2m$ 个实数的复值列向量 $\mathbf{w}$.

5 欠定复数盲源分离算法

为了解决 $m < n$ 欠定情况下的复盲源分离问题. 本节在引入差分峰度概念^[10] 的基础上得到了一种可实现欠定复源盲分离的算法. 首先假设复值源信号个数 n 为已知, 源信号中含有 P 个复非平稳的源信号, 且 $(n - m) \leq P \leq m$. 如果记 $K_y(t_1)$ 和 $K_y(t_2)$ 为复值信号 $y(t)$ 在时刻 t_1 和时刻 t_2 的峰度, 将复值信号 $y(t)$ 的差分峰度定义为

$$DK_y(t_1, t_2) \triangleq K_y(t_1) - K_y(t_2). \quad (18)$$

进而将各个源信号对应的峰度记为 $K_{s_i}(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$; 并设 $(\mathbf{BA})^H \mathbf{w}^H = [r_1 e^{j\theta_1}, r_2 e^{j\theta_2}, \dots, r_m e^{j\theta_m}]^H$, 将其代入 (3) 式, (18) 式可改写为

$$DK_y(t_1, t_2) = \sum_{i=1}^n r_i^4 [K_{s_i}(t_1) - K_{s_i}(t_2)]. \quad (19)$$

(19) 式中, $K_{s_i}(t_1)$ 和 $K_{s_i}(t_2)$ 分别为源信号 $s_i(t)$ 在时刻 t_1 和时刻 t_2 的峰度. 当 $s_i(t)$ 为复平稳信号时, (18) 式中的 $K_{s_i}(t_1) - K_{s_i}(t_2) = 0$; 而源信号 $s_i(t)$ 为复非平稳信号时, 那么 $K_{s_i}(t_1) - K_{s_i}(t_2) \neq 0$. 因此, 式中的 $DK_y(t_1, t_2)$ 是由复非平稳的 $s_i(t)$ 元素组成的. 如果令 Q 为非平稳源信号 $s_i(t)$ 的序号 i 集合, 则 (19) 式又可写成

$$DK_y(t_1, t_2) = \sum_{i \in Q}^{r_i^4} [K_{s_i}(t_1) - K_{s_i}(t_2)]. \quad (20)$$

由 (20) 式可知, 如果源信号特性满足假设条件时, 那么欠定的问题将可以退化 (简化) 为非定的问题. 当 $DK_y(t_1, t_2)$ 在单位球面上的绝对值达到最大时将存在唯一一个 $r_i (i \in Q)$ 不为零^[27]. 而由 (20) 式可知, 此时对应的某个复非平稳源信号 $s_i(t)$ 将可以被恢复出来. 类似计算非欠定情况下的峰度之前需要白化观测信号, 要计算 (18) 式的差分峰度也需要通过预白化处理观测信号, 即求解白化矩阵, 为了与 B 区分, 我们将其记为 B_c , 它是通过对差分相关矩阵 $DR_x(t_1, t_2) = R_x(t_1) - R_x(t_2)$ 进行 EVD 分解得到.

由上述的分析可得到如下 2 个结论: 其一, (18) 式中差分峰度绝对值可以作为求解盲抽取权向量 w 的代价函数, 即通过最大化差分峰度绝对值可以恢复出混合在欠定观测信号中的复非平稳源信号; 其二, w 也受到 $\|w\|^2 = 1$ 项的约束. 它们具体可以描述为

$$z(t) = B_c x(t), \quad (21)$$

$$y(t) = w^H z(t), \quad (22)$$

$$w = \arg \max_w |DK_y(t_1, t_2)|, \quad \text{s.t.} \quad \|w\|^2 = 1. \quad (23)$$

另外, 它们的可行性可以通过定理 2 来说明. 同样, 由附录 B 的过程可以证明 $|DK_y(t_1, t_2)|$ 也为一个严格的凸函数.

定理 2 假设观测信号为 $x(t)$, 白化后的观测信号 $z(t) = B_c A s(t)$; 如果源信号 $s_i(t)$ 的 $DK_{s_i}(t_1, t_2) > 0$ (或 $DK_{s_i}(t_1, t_2) < 0$), 当 $y(t) = w^H z(t)$ 的 $w = w_{\text{opt}}$ 时, 那么 $y(t)$ 的差分峰度 $DK_y(t_1, t_2)$ 将达到最大值 (或最小值).

虽然优化 (23) 式中的代价函数可以应用梯度法或智能群体寻优算法, 但由于后者的全局寻优能力比前者强, 因此我们选择了第 3 节的人工蜂群 ABC 优化算法. 对于 ABC 优化算法, 与第 4 节一样存在着 $\|w\|^2 = 1$ 约束项. 因此, 我们仍可以对 w 通过如 (15) 式的霍夫变换得到 $[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{2m-1}] \in [0, 2\pi]^{(2m-1)}$. 通过霍夫变换后求解 (23) 式的 w 不仅变成只需要求解 $(2m-1)$ 个 α 即可知含有 $2m$ 个实数的复数列向量 w , 并且它们被约束在有限值的区域内.

本节提出的欠定的复值信号盲分离算法的思路: 首先, 通过 (21) 和 (23) 式将欠定混合下的复非平稳源信号分离出来; 虽然这一点与文献 [10] 中只能处理实数 BSS 方法类似, 但本文的方法与它的区别在于本文能按差分峰度的绝对值的降序分离欠定情况下的复值或实值源信号. 其后该方法再通过 (3) 式依峰度绝对值的降序将余下 (此时必须为非欠定混合) 的复非平稳或复平稳信号恢复出来. 由于该算法仍是逐个将源信号提取出来, 因此它需要在每抽取一个信号后对观测信号进行退化处理或降维处理, 我们采用第 4.3 小节中提出的方法来实现. 为了便于分析, 图 2 所示的伪代码描述了该算法的具体实现步骤, 该算法仅需通过 $(n-1)$ 次的抽取过程就能完成 n 个源信号的分离.

图 2 欠定的复值信号盲分离算法的实现步骤

Figure 2 Realization step of underdetermined complex blind source separation algorithm

6 仿真分析

6.1 改进的 ABC 算法优化性能的测试

为了考察第 3 节中改进的 ABC 算法优化函数的效果, 选取如下 6 个已被广泛采用的标准测试函数进行试验.

Sphere 函数:

$$f_1(\beta) = \sum_{d=1}^D \beta_d^2, \quad (24)$$

(24) 式中的 Sphere 函数为单峰可分离函数, β 的取值范围为 $[-100, 100]^D$, $D = 30$, 全局最优值为 0.

Griewank 函数:

$$f_2(\beta) = \frac{1}{4000} \left(\sum_{d=1}^D \beta_d^2 \right) - \left[\prod_{d=1}^D \cos\left(\frac{\beta_d}{\sqrt{d}}\right) \right] + 1, \quad (25)$$

(25) 式中的 Griewank 函数为多峰非可分离函数, β 的取值范围为 $[-600, 600]^D$, $D = 30$, 全局最优值为 0.

Ragstrigin 函数:

$$f_3(\beta) = \sum_{d=1}^D [\beta_d^2 - 10 \cos(2\pi\beta_d) + 10], \quad (26)$$

(26) 式中的 Ragstrigin 函数为多峰可分离函数, β 的取值范围为 $[-5.12, 5.12]^D$, $D = 4$, 全局最优值为 0.

Rosenbrock 函数:

$$f_4(\beta) = \sum_{d=1}^D [100(\beta_d^2 - \beta_{d+1})^2 + (\beta_d - 1)]^2, \quad (27)$$

(27) 式中的 Rosenbrock 函数为单峰非可分离函数, β 的取值范围为 $[-30, 30]^D$, $D = 30$, 全局最优值为 0.

Ackley 函数:

$$f_5(\beta) = 20 + \exp(1) - 20 \exp \left[-0.2 \sqrt{(1/D) \sum_{d=1}^D \beta_d^2} \right] - \exp \left[(1/D) \sum_{d=1}^D \cos(2\pi\beta_d) \right], \quad (28)$$

(28) 式中的 Ackley 函数为多峰非可分离函数, β 的取值范围为 $[-32, 32]^D$, $D = 2$, 全局最优值为 0.

Schaffer 函数:

$$f_6(\beta) = 0.5 + \frac{\sin^2 \left(\sqrt{\sum_{d=1}^D \beta_d^2} \right) - 0.5}{\left[1 + 0.001 \left(\sum_{d=1}^D \beta_d^2 \right) \right]^2}, \quad (29)$$

(29) 式中的 Schaffer 函数为多峰非可分离函数, β 的取值范围为 $[-100, 100]^D$, $D = 2$, 全局最优值为 0.

Sphere 函数主要用来测试算法的寻优精度, 考察执行性能; 而 Griewank, Ragstrigin, Rosenbrock, Ackley 和 Schaffer 等 5 种测试函数主要用来检测算法的全局搜索性能和避免早熟的能力. 我们还将本文的算法与文献 [15] 中原型的 ABC 优化算法、文献 [28] 中改进的 ABC 优化算法及文献 [29] 中的 PSO 优化算法的实验结果进行比较和仿真, 此外, 目前众多文献中提及 ABC 的改进算法或相关的一些智能优化算法, 鉴于本文的研究重点, 对此本文不再赘述. 图 3 为 4 种不同优化算法对测试函数进行优化的收敛曲线, 通过此曲线可以直观分析不同算法的优化收敛能力, 注意为独立运行 20 次仿真实验的均值 (为了获得更好的显示效果, 图为限定收敛曲线在纵轴显示范围的结果); 图中的 MABC 为 Karaboga 在文献 [28] 中提出的一种改进的 ABC 优化算法, 而 IABC 算法为本文提出的改进算法; IABC, MABC 和 ABC 3 种算法相关的参数设置为 (30) 式, 而 PSO 优化算法的相关参数设置为 (31) 式. 我们还用这 20 次实验的最佳优化值 Best、中值 Median、最坏优化值 Worst、均值 Mean 和标准方差 Std 等参数来定量分析不同算法的优化效果, 其中 Best、Median 和 Worst 的值反映了优化解的质量, Mean 值反映了优化算法的收敛速度, Std 值反映了算法的稳定性和鲁棒性, 表 3 列出了 4 种不同优化算法的实验结果.

$$\begin{cases} k_{\max} = 10\,000, \\ k_{\text{limit}} = 5, \\ N_F = 30, \end{cases} \quad (30)$$

$$\begin{cases} \text{最大迭代次数} = 10\,000, \\ \text{粒群规模} = 30, \\ \text{最大惯性权值因子} = 0.9, \\ \text{最小惯性权值因子} = 0.4, \\ \text{两个加速常数均为} 2. \end{cases} \quad (31)$$

图 3 不同优化算法的收敛曲线

Figure 3 The convergent curve of different optimization algorithms. (a) Convergent curve of sphere benchmark function; (b) convergent curve of griewank benchmark function; (c) convergent curve of ragstrigin benchmark function; (d) convergent curve of rosenbrock benchmark function; (e) convergent curve of ackley benchmark function; (f) convergent curve of schaffer benchmark function

从图 3 的 4 种不同优化算法的直观收敛曲线可知, 本文提出的 IABC 算法比 MABC 算法、ABC 算法和 PSO 算法更良好的优化效果. 从表 3 可知, 4 种优化算法对 Ragstrigin 和 Schaffer 两种测试函

表 3 不同优化算法的测试结果比较

Table 3 Comparison of testing result of different optimization algorithms

Function name	IABC algorithm	MABC algorithm	ABC algorithm	PSO algorithm
Sphere function	Best value	0	2.3404×10^{-63}	5.8688×10^{-40}
	Median value	0	3.4396×10^{-60}	2.5194×10^{-39}
	Worst value	0	5.0652×10^{-58}	1.9346×10^{-38}
	Mean value	0	5.4403×10^{-59}	4.8372×10^{-39}
	Std value	0	1.5894×10^{-58}	5.8316×10^{-39}
Griewank function	Best value	0	0	0
	Median value	0	0	0.0148
	Worst value	0	0	0.0319
	Mean value	0	0	0.0130
	Std value	0	0	0.0123
Ragstrigin function	Best value	0	0	0
	Median value	0	0	0
	Worst value	0	0	0
	Mean value	0	0	0
	Std value	0	0	0
Rosenbrock function	Best value	3.0402	21.4035	21.4035
	Median value	3.0402	23.0599	23.0599
	Worst value	3.0402	23.9106	23.9106
	Mean value	3.0402	22.9217	22.9217
	Std value	1.5736×10^{-15}	0.6897	0.6897
Ackley function	Best value	0	1.9540×10^{-14}	0
	Median value	0	1.8943×10^{-12}	2.8194×10^{-9}
	Worst value	0	2.8780×10^{-7}	1.3155×10^{-4}
	Mean value	0	6.1062×10^{-8}	1.3264×10^{-5}
	Std value	0	1.1842×10^{-7}	4.1560×10^{-5}
Schaffer function	Best value	0	0	0
	Median value	0	0	0
	Worst value	0	0	0
	Mean value	0	0	0
	Std value	0	0	0

数的优化效果达到全局最优值; 由 Sphere 函数的测试结果说明 PSO 算法和 MABC 算法具有相同的寻优精度, 而 ABC 算法最差; PSO 算法在优化 Griewank 函数和 Rosenbrock 函数的结果是最差的, 特别对 Rosenbrock 函数的优化过程呈现出了 PSO 算法“性早熟”的现象; ABC 算法在优化 Griewank 函数和 Rosenbrock 函数的效果与 MABC 是一样的, 但它处理 Ackley 函数的效果是最差的. 而本文的算法 IABC 算法仅对 Rosenbrock 函数的优化效果没有达到全局最优值, 但它却比其他 3 种算法具有更好的优化性能. 由图 3 和表 3 可知 IABC 算法在优化解的质量、收敛速度、算法的稳定性和鲁棒性

都比 MABC 算法、ABC 算法和 PSO 算法具有更好的优化效果, 这也说明本文提出的通过改进 ABC 算法中搜索优化解的机理和新的初始优化解产生方法来改善相关算法的优化性能的思路是可行的, 实例仿真实验结果也达到了预期目标.

6.2 基于 ABC 优化的有序复值 BSS 算法的仿真与分析

为了验证第 4 节中的复值源信号个数估计方法和基于 ABC 优化的复值 BSS 算法的有效性, 分别对源信号服从正则分布信号、非正则分布信号以及同时服从正则分布和非正则分布混合信号的盲分离进行了仿真实验, 每个仿真实验均进行了 10 次独立运行. 人工蜂群 ABC 优化算法的相关参数设置为 (32) 式.

$$\begin{cases} k_{\max} = 500, \\ k_{\text{limit}} = 5, \\ N_F = 20. \end{cases} \quad (32)$$

实验一 正则分布源信号盲分离实验.

在这个仿真实验中选取的 3 个服从正则分布源信号为 $s_1(t) = r(t)[\cos \phi(t) + j \sin \phi(t)]$, $r(t)$ 和 $\phi(t)$ 分别在 $[0, 1]$ 和 $[-\pi, \pi]$ 之间随机产生; $s_2(t)$ 为 16QAM 信号; $s_3(t)$ 信号的产生方法类似 $s_1(t)$, 它的 $r(t)$ 依泊松分布随机产生. 它们的星座图如图 4(a) 所示, $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 均为服从亚高斯分布的复数信号, 而 $s_3(t)$ 为服从超高斯分布的复数信号; 将它们由 (1) 式中的复数矩阵 $\mathbf{A}$ 混合得到观测信号, $\mathbf{A}$ 的实部和虚部均在 $[-1, 1]$ 之间产生; 图 4(b) 所示为利用本文的算法得到的分离信号. 为了定量分析分离效果, 采用 (33) 式来评价不同算法的性能, 利用它对恢复信号评价的结果如表 4 所示. 图 5 为利用 IABC, MABC, ABC 和 PSO 等 4 种不同优化算法抽取第一个正则源信号的优化曲线.

$$\text{cSIR}_i = 10 \log \frac{\|\mathbf{s}_i\|^2}{\|\mathbf{s}_i - \hat{\mathbf{s}}_i\|^2}, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (33)$$

式中, $\hat{\mathbf{s}}_i$ 为与 $\mathbf{s}_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 对应的估计 y_j .

实验二 非正则分布源信号盲分离实验.

在这个仿真实验中选取的 3 个服从非正则分布源信号为: $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 都能表示为 $s^R(t) + js^I(t)$, $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 的实部和虚部分别依 Poisson 分布和 Gamma 分布随机产生, 且每个时刻的实部和虚部互异, 得到的复数源信号均服从超 Gaussian 分布; $s_3(t)$ 为服从亚 Gaussian 分布的 BPSK 信号; 它们的星座图如图 6(a) 所示, 同样将它们由 (1) 式中的复数矩阵 $\mathbf{A}$ 混合后得到观测信号; 图 6(b) 所示为利用本文的算法得到的分离信号. 此外, 还将该算法与文献 [5] 中以非线性函数作为目标函数的算法和文献 [30] 中基于 SUT 的算法进行仿真比较, 表 5 和表 6 分别列出了由不同算法得到的分离信号的峰度和恢复性能比较.

实验三 正则分布和非正则分布源信号混合的盲分离实验.

在这个仿真实验中选取的源信号星座图如图 7(a) 所示, $s_1(t) = s^R(t) + js^I(t)$, 实部和虚部依 Poisson 分布随机产生, 且每个时刻的实部和虚部互异, 它服从超 Gaussian 分布的非正则信号; $s_2(t) = r(t)[\cos \varphi(t) + j \sin \varphi(t)]$ 为服从亚 Gaussian 分布的正则信号, $r(t)$ 依 Gamma 分布随机产生, $\varphi(t)$ 在 $[-\pi, \pi]$ 之间随机产生; $s_3(t)$ 为服从超 Gaussian 分布的 16QAM 正则信号; $s_4(t)$ 为服从亚 Gaussian 分布的 BPSK 非正则信号; 图 7(b)–(c) 分别为混合后的观测信号和利用本文的算法得到的分离信号,

图 4 正则分布信号的恢复结果

Figure 4 Recovery results of circular signals. (a) Constellation of source signals; (b) constellation of observe signals; (c) constellation of separated signals

图 8 所示为抽取前 3 个源信号的 ABC 优化收敛曲线. 在这个仿真实验中, 仍将该算法与文献 [5] 的算法和文献 [30] 的算法进行仿真比较, 表 7 列出了不同算法分离结果的比较. 为了更好地检验基于交叉互验技术的复数源信号个数估计, 我们利用 3 个例子加以验证: 例 1、例 2 和例 3 中 $\mathbf{A}$ 的 m 分别取 4, 5 和 6, 它们的实部和虚部仍在 $[-1, 1]$ 之间随机产生; 表 8 所示为它们的源数估计结果.

由图 4、图 6、图 7、图 8、表 4 和表 5 可知, 本文的算法能按峰度的绝对值的降序逐次分离出服从任何分布的源信号 (估计值). 由图 5 利用不同优化算法抽取第一个正则分布源信号的收敛曲线, 它不仅进一步说明了本文算法比其他优化算法具有更好的收敛能力外, 并且该算法恢复的信号更接近于源信号 (收敛的峰度越接近于真值说明恢复信号越逼近源信号, 即对源信号的恢复质量越好). 通过

表 4 正则分布信号的恢复性能

Table 4 Recovery performance of circular signals

Separated signal	Source signal	Kurtosis		cSIR _i
		True value	Estimated value	
y_1	s_1	-0.7933	-0.7934	31.8546
y_2	s_2	-0.2070	-0.2089	30.5400
y_3	s_3	0.0076	0.0074	32.1857

图 5 抽取第一个源信号的不同优化算法的收敛曲线

Figure 5 Convergent curve of different optimization algorithms for first extract signal

表 6 和表 7 中不同的复数 BSS 方法分离结果比较可知, 文献 [5] 中算法的分离效果受所选取的非线性代价函数的影响, 合适的代价函数可得到良好的分离信号, 但由于盲源分离的假设前提, 使得代价函数的选取存在着未知性或模糊性; 此外, 文献 [5] 和 [30] 中基于 GUT 的算法均是在对源信号分布加以一定的限制条件展开的, 这些假设条件限制了它们对混合分布源信号的分离质量. 相比这两类算法, 本文的算法不仅没有对复值源信号做相关的限制或约束性的假设前提, 且具有更好的分离性能. 由 (10) 和 (11) 式中的源数估计准则, 表 8 中的源数可估计为 4, 与实际的源信号个数一致, 由此说明了基于交叉验证技术的复数源信号个数估计方法的正确性和可行性.

6.3 基于 ABC 优化的有序复值 BSS 算法的仿真与分析

为了验证第 5 节中提出的欠定的复值信号盲分离算法的有效性, 利用该算法对 4 种服从不同分布的复值源信号进行了盲分离仿真实验, 在仿真验证实验中选取的源信号星座如图 7(a) 所示. 复数矩阵 $\mathbf{A}$ 实部和虚部的值都是在 $[-1, 1]$ 之间随机产生, 并且实部和虚部的值互异, 图 9(a) 为混合后观测信

图 6 非正则分布信号的恢复结果

Figure 6 Recovery results of noncircular signals. (a) Constellation of source signals; (b) constellation of observe signals; (c) constellation of separated signals

号的星座图. 在盲分离的仿真实验中, 应用的人工蜂群 ABC 优化算法的相关参数设置为 (34) 式, 仿真实验结果为进行了 10 次独立运行的情况. 图 9(b) 为利用本章的方法分离出信号的星座图. 对于分离效果定量的分析仍采用 (33) 式的 $cSIR_i$ 进行评价, 利用它对恢复信号的评价如表 9 列出的值.

$$\begin{cases} k_{\max} = 500, \\ k_{\text{limit}} = 5, \\ N_F = 20. \end{cases} \quad (34)$$

表 5 非正则分布估计信号的峰度

Table 5 Kurtosis of estimated signals of noncircular

Separated signal	Source signal	True value	Estimated value			
			Our algorithm	The algorithm 1 in [5]	The algorithm 2 in [5]	The algorithm in [30]
y_1	s_3	-1.8750	-1.8750	-1.3784	-1.4315	-1.8750
y_2	s_1	0.0027	0.0028	0.0028	0.0024	0.0028
y_3	s_2	0.0013	0.0013	0.0014	0.0021	0.0013

Note: The order between source signals and separated signal using the proposed algorithm is consistent. However, the orders of separated signals of 20 independent simulations using conventional algorithms are random.

表 6 不同的复数 BSS 方法分离非正则信号结果比较

Table 6 Comparison of result of different complex BSS methods for noncircular signals

Source signal	Complex BSS method			
	Our algorithm	The algorithm 1 in [5]	The algorithm 2 in [5]	The algorithm in [30]
s_1	29.5629	22.8724	3.6759	27.6576
s_2	22.0257	21.4649	-1.6495	20.8558
s_3	53.7782	15.5085	22.4239	39.3916

Note: The nonlinear functions of algorithm 1 and algorithm 2 in [5] are asinh and cosh in Tables 5 and 6, respectively.

表 7 不同的复数 BSS 方法分离结果比较

Table 7 Comparison of result of different complex BSS methods

Source signal	Complex BSS method			
	Our algorithm	The algorithm 1 in [5]	The algorithm 2 in [5]	The algorithm in [30]
s_1	20.5056	20.5859	9.2721	17.5384
s_2	35.8375	21.6110	9.3025	31.3035
s_3	28.3879	24.4556	25.3039	-2.6981
s_4	69.5364	-4.9947	22.4447	59.3386

表 8 正则分布和非正则分布信号混合的源数估计

Table 8 Number estimation of mixed sources of circular and noncircular

Number of source		1	2	3	4	5	6
CR	Example 1	2.2097×10^6	2.4922×10^6	3.5900×10^6	5.0130×10^6	—	—
	Example 2	0.7766×10^6	0.7811×10^6	1.5913×10^6	2.3372×10^6	2.3372×10^6	—
	Example 3	1.3937×10^6	2.3438×10^6	3.8661×10^6	4.4603×10^6	4.4603×10^6	4.4603×10^6

Note: The CR represents the cross validate coefficient, and “—” represents null.

由图 9 和表 9 可知, s_2 的分离质量相对其他 3 个源信号的恢复质量是最差, 而其余 3 个源信号恢复基本上还好. 由图 9 分离信号的顺序, s_2 的差分峰度的绝对值为 0.0021, 它是 4 个信号中差分峰绝

图 7 正则和非正则分布混合信号的恢复结果

Figure 7 Recovery results of mixed signals circular and noncircular. (a) Constellation of source signals; (b) constellation of observe signals; (c) constellation of separated signals

图 8 分离前 3 个信号的改时 ABC 算法优化收敛曲线

Figure 8 Convergent curve of modified ABC algorithm of pre-three signals

图 9 欠定复盲源分离

Figure 9 Underdetermined complex blind source separation. (a) Constellation of observe signals; (b) constellation of separated signals

表 9 离信号的 $cSIR_i$ 值Table 9 $cSIR_i$ value of separated signals

Number of source	s_1	s_2	s_3	s_4
$cSIR_i$ (dB)	21.1612	16.3018	25.5860	26.8828

对值最大的, 而其余的信号均按峰度绝对值降序分离出来, 这种分离的顺序符合理论上的分析. 由这个仿真实验结果表明本章提出的算法是可行的.

7 结语

针对复数信号的有序分离和欠定盲分离等关键问题, 本文主要完成如下 4 个方面的内容: 1) 在交叉验证的思想提出了一种基于交叉验证技术的复值源信号个数估计方法, 正则分布与非正则分布混合情况下的仿真结果表明了估计方法的正确性; 2) 提出了一种改进的 ABC 优化算法, 该算法根据目前蜂群成员的寻优质量采用两种探索方案, 通过对 6 种基准函数的测试结果表明了该方案的合理性, 且它比其他一些算法具有更好的优化性能; 3) 为了消除复值源信号分离次序的模糊性, 在改进的 ABC 优化算法的基础上提出了一种基于 ABC 优化的有序复值 BSS 方法, 仿真实验结果表明该方法不仅能按峰度的绝对值的降序分离复数信号, 且它比其他传统的 BSS 方法具有更优越的估计性能. 4) 为了解决欠定的复值信号盲分离问题, 提出一种基于峰度的盲源分离算法, 该算法根据源信号的统计特性构造了用于在欠定混合情况下分离向量的代价函数, 然后通过人工蜂群算法优化其函数以获得最佳分离

向量, 并达到恢复源信号的目的; 它仅需通过 $(n-1)$ 次的抽取过程就能完成 n 个源信号的分离. 通过混合类型信号的盲分离仿真实验结果表明了该方法的有效性.

参考文献

- 1 Bingham E, Hyvarinen A. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals. *Int J Neural Syst*, 2000, 10: 1-8
- 2 Arie Y. Performance analysis of the strong uncorrelating transformation in blind separation of complex-valued sources. *IEEE Trans Signal Process*, 2012, 60: 478-483
- 3 Eriksson J, Koivunen V. Complex-valued ICA using second order statistics. In: *Proceedings of the 14th IEEE Signal Processing Society Workshop on Machine Learning for Signal Processing*. New York: IEEE, 2004. 183-191
- 4 Ollila E, Koivunen V. Complex ICA using generalized uncorrelating transform. *Signal Process*, 2009, 89: 365-377
- 5 Novey M, Adali T. Complex ICA by negentropy maximization. *IEEE Trans Neural Netw*, 2008, 19: 596-609
- 6 Novey M, Adali T. On extending the complex fastICA algorithm to noncircular sources. *IEEE Trans Signal Process*, 2008, 56: 2148-2154
- 7 Adali T, Li H L, Novey M. Complex ICA using nonlinear functions. *IEEE Trans Signal Process*, 2008, 56: 4536-4543
- 8 Adali T, Kim H, Calhoun V. Independent component analysis by complex nonlinearities. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. New York: IEEE, 2004. 5: 525-528
- 9 Wang R J, Zhan Y J, Zhou H F. Underdetermined blind source separation based on null-space representation and maximum likelihood. *J Commun*, 2012, 33: 183-190 [王荣杰, 詹宜巨, 周海峰. 基于零空间表示和最大似然的欠定盲源分离方法. *通信学报*, 2012, 33: 183-190]
- 10 Thomas J, Deville Y, Shahram H. Differential fast fixed-point algorithm for underdetermined instantaneous and convolutive partial blind source separation. *IEEE Trans Signal Process*, 2007, 55: 3717-3729
- 11 Wang R J, Zhan Y J, Zhou H F. A method of underdetermined blind source separation in time-domain. *Int J Electron*, 2012, 99: 543-555
- 12 Zhang Y. Blind separation of underdetermined mixtures of sources. Dissertation for Ph.D. Degree. Shanghai: Shanghai University, 2009 [张烨. 欠定混合信号的盲分离. 博士学位论文. 上海: 上海大学, 2009]
- 13 Neeser F, Massey J. Proper complex random processes with applications to information theory. *IEEE Trans Inf Theory*, 1993, 39: 1293-1302
- 14 Karaboga D. An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization. Technical Report TR06, 2005
- 15 Karaboga D, Akay B. A comparative study of artificial bee colony algorithm. *Appl Math Comput*, 2009, 214: 108-132
- 16 Karaboga D, Basturk B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm. *Appl Soft Comput*, 2008, 8: 687-697
- 17 Liu G Q, Niu P F, Xiao X J. Development and investigation of efficient artificial bee colony algorithm for numerical function optimization. *Appl Soft Comput*, 2012, 12: 320-332
- 18 Rahnamayan S, Tizhoosh H R, Salama M A. Opposition-based differential evolution. *IEEE Trans Evol Comput*, 2008, 12: 64-79
- 19 Gao W F, Liu S Y. Improved artificial bee colony algorithm for global optimization. *Inf Process Lett*, 2011, 111: 871-882
- 20 Sun T Y, Liu C C, Tsai S J. Blind source separation with dynamic source number using adaptive neural algorithm. *Expert Syst Appl*, 2009, 36: 8855-8861
- 21 Zhang X D. *Modern Signal Processing*. Beijing: Tsinghua University Press, 2002 [张贤达. 现代信号处理. 北京: 清华大学出版社, 2002]
- 22 Cardoso J F, Soderstrom A. Blind beamforming for non-Gaussian signals. *IEE Proc F*, 1993, 140: 362-370
- 23 Li H L, Adali T. A class of complex ICA algorithms based on the kurtosis cost function. *IEEE Trans on Neural Netw*, 2008, 19: 408-419
- 24 Dattororo J. *Convex Optimization and Euclidean Distance Geometry*. Palo Alto: Meboo, 2005

- 25 Fu N, Qian L Y, Peng X Y. Blind recovery of mixing matrix with sparse source based on improved K-means clustering and Hough transform. *Acta Electron Sin*, 2009, 37: 92–96 [付宁, 乔立岩, 彭喜元. 基于改进 K-means 聚类 and 霍夫变换的稀疏源. *电子学报*, 2009, 37: 92–96]
- 26 Wang R J, Zhou H F. Application of SVM in fault diagnosis of power electronics rectifier. In: *Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation*, Chongqing, 2008. 1256–1260
- 27 Cichocki A, Amari S I. *Adaptive Blind Signal and Image Processing*. New York: Wiley, 2002
- 28 Karaboga D, Akay B. A modified artificial bee colony (ABC) algorithm for constrained optimization problems. *Appl Soft Comput*, 2011, 11: 3021–3031
- 29 Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*. New York: IEEE, 1995. 1942–1948
- 30 Douglas S C. Fixed-point algorithms for the blind separation of arbitrary complex-valued non-Gaussian signal mixtures. *EURASIP J Adv Signal Process*, 2007: 1–12

附录 A

证明 首先易知

$$y^*(t)y^*(t) = [y(t)y(t)]^*. \quad (\text{A1})$$

记 $u(t) = y(t)y(t)$, 并令 $u(t) = u_R(t) + ju_I(t)$, $u_R(t)$ 和 $u_I(t)$ 分别为 $u(t)$ 的实部和虚部, 它们都为实变量. 根据实数随机变量数学期望的性质, 可得

$$E[u(t)] = E[u_R(t)] + jE[u_I(t)], \quad (\text{A2})$$

同理可得

$$E[u^*(t)] = E[u_R(t)] - jE[u_I(t)] = \{E[u_R(t)] + jE[u_I(t)]\}^* = E^*[u(t)]. \quad (\text{A3})$$

将 $u(t) = y(t)y(t)$ 代入 (A3) 式, 即

$$E[y^*(t)y^*(t)] = E^*[y(t)y(t)], \quad (\text{A4})$$

进一步可得

$$E[y(t)y(t)]E[y^*(t)y^*(t)] = E[y(t)y(t)]E^*[y(t)y(t)] = |E[y^2(t)]|^2, \quad (\text{A5})$$

即 (12) 式中的第 3 项等式变换是成立的.

附录 B

证明 令信号 $y(t) = \lambda y_1(t) + (1 - \lambda)y_2(t)$, 且 $0 < \lambda < 1$. 由信号的统计特性, $K(y)$ 可改写为

$$K(y) = \lambda^4 K(y_1) + (1 - \lambda)^4 K(y_2), \quad (\text{B1})$$

它的绝对值为

$$|K(y)| = |\lambda^4 K(y_1) + (1 - \lambda)^4 K(y_2)| \leq \lambda^4 |K(y_1)| + (1 - \lambda)^4 |K(y_2)|. \quad (\text{B2})$$

由于 $0 < \lambda < 1$, 所以 $\lambda^4 < \lambda$ 或 $(1 - \lambda)^4 < (1 - \lambda)$; 又由于 $|K(y_1)| \geq 0$ 和 $|K(y_2)| \geq 0$, 可得

$$\lambda^4 |K(y_1)| + (1 - \lambda)^4 |K(y_2)| < \lambda |K(y_1)| + (1 - \lambda) |K(y_2)|, \quad (\text{B3})$$

易得

$$|K(y)| < \lambda |K(y_1)| + (1 - \lambda) |K(y_2)|, \quad (\text{B4})$$

即 $|K(y)|$ 为一个严格的凸函数. 此外, 它也可通过计算 $|K(y)|$ 的二阶导数来证明.

Application of artificial bee colony optimization algorithm in complex blind separation source

WANG RongJie^{1,3*}, ZHAN YiJu², ZHOU HaiFeng¹ & CAI QingLing²

1 Marine Engineering Institute, Jimei University, Xiamen 361021, China;

2 School of Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China;

3 School of Information Science and Technology, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China

*E-mail: Roger811207@163.com

Abstract Aiming at the key technologies of number estimation and ordered recovery of complex-valued signals, a method of complex blind source separation with an unknown number of sources based on artificial bee colony optimization was proposed. Firstly, we introduced an algorithm based on cross validation technology to estimate number of sources. Then, the optimally extracted vectors were determined through maximizing absolute value of kurtosis by using artificial bee colony optimization, so as to separate complex-valued signals one by one. The simulation results show that the proposed method can achieve the blind separation for source signals of any distribution in decreasing order of absolute kurtosis, and compared to other conventional algorithms, this method has preferable estimating performance. In addition, we considered the underdetermined complex blind source separation problem of instantaneous mixtures based on kurtosis. The cost function of the extracted vector in the underdetermined mixed case was constructed by exploiting the statistics properties of complex-valued source signals, and then artificial bee colony optimization algorithm was used to maximize the function to determine the optimally extracted vectors. The underdetermined complex blind source separation was achieved through many times of extracting. The simulation result of blind separation of different types of signals validates the feasibility of the proposed method.

Keywords complex blind source separation, cross validation, artificial bee colony optimization, kurtosis, underdetermined

WANG RongJie was born in 1981. He received the M.S. degree in electrical engineering from Guangdong University of Technology, Guangzhou in 2006. Since July 2006, he has been a Lecturer with Marine Engineering Institute, Jimei University. He is currently pursuing his Ph.D. degree in communication and information system from Sun Yat-sen University. His main research interest is blind signal processing.

ZHAN YiJu was born in 1955. He received the Ph.D. degree in electrical and electronic engineering from Hongkong University, Hongkong in 1997. He is now a Professor at School of Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou. His research interests include blind signal processing and electronic information technology with its applications.