

一种基于人工蜂群算法的混沌信号盲分离方法

陈越 吕善翔 王梦蛟 冯久超

A blind source separation method for chaotic signals based on artificial bee colony algorithm

Chen Yue Lü Shan-Xiang Wang Meng-Jiao Feng Jiu-Chao

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 64, 090501 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.090501

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.090501>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I9>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

太赫兹场和倾斜磁场对超晶格电子动力学特性调控规律研究

[Nonlinear electron transport in superlattice driven by a terahertz field and a tilted magnetic field](#)

物理学报.2015, 64(9): 090502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.090502>

随机激励下双稳态压电俘能系统的相干共振及实验验证

[Broadband energy harvesting from coherence resonance of a piezoelectric bistable system and its experimental validation](#)

物理学报.2015, 64(8): 080503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.080503>

具有时滞反馈的非对称双稳系统中的振动共振研究

[Vibrational resonance in an asymmetric bistable system with time-delay feedback](#)

物理学报.2015, 64(7): 070507 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.070507>

外加磁场压电悬臂梁能量采集系统的磁化电流法磁力研究

[Magnetic force of piezoelectric cantilever energy harvesting system with an externally applied magnetic field based on magnetizing current method](#)

物理学报.2015, 64(6): 060502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.060502>

Duffing 振子微弱信号检测盲区消除及检测统计量构造

[Blind angle elimination method in weak signal detection with Duffing oscillator and construction of detection statistics](#)

物理学报.2015, 64(6): 060503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.060503>

一种基于人工蜂群算法的混沌信号盲分离方法*

陈越 吕善翔 王梦蛟 冯久超†

(华南理工大学, 电子与信息学院, 广州 510641)

(2014年10月7日收到; 2014年12月2日收到修改稿)

混沌信号所固有的非周期、宽带频谱和对初值极度敏感等特性使得对这类信号进行盲分离极为困难. 针对这一问题, 提出一种新的盲分离方法, 该方法通过相空间重构来构造代价函数, 将混沌信号的盲分离转化为一个无约束优化问题, 并利用人工蜂群算法进行求解. 不同于现有的独立成分分析方法仅使用混合信号的统计特性来解决分离问题, 该方法能充分利用混合信号内在的动态特性, 因而在处理混沌信号这种确定性信号时能获得更好的分离效果. 此外, 正交矩阵的参数化表示有效地降低了盲分离问题的复杂性, 使优化过程能快速收敛. 实验结果表明, 该方法具有较快的收敛速度和较高的数值精度, 在分离混沌信号时其整体性能优于现有的几种盲分离方法. 同时, 在分离混沌-高斯混合信号的实验中该方法也展现出优异良好的性能, 这表明该方法有应用潜力.

关键词: 人工蜂群算法, 盲分离, 混沌信号, 相空间重构

PACS: 05.45.-a, 05.45.Vx, 80.40.Ua

DOI: 10.7498/aps.64.090501

1 引言

混沌过程存在于很多物理系统中(例如生物系统、电气系统、机械系统等)^[1], 其所固有的非周期、宽带频谱和对初值极度敏感等特性使得在噪声环境下分离混沌信号极为困难^[2], 这无疑限制了混沌技术在传感器网络、多用户通信等领域的应用. 这一问题已经引起了不少研究者的兴趣, 一类在卡尔曼滤波框架下进行混沌信号盲分离的算法^[3-5]已将求解分离向量的问题转化为一个非线性的状态估计问题, 利用卡尔曼滤波器估计分离向量, 然后用观测信号乘以分离向量来重构源信号. 这类算法需要已知源混沌信号的动态方程, 这使得该方法在多数场合无法应用. 文献^[6-8]使用传统的独立成分分析(independent component analysis, ICA)方法来分离混沌信号, 这类方法假定各个源信号相互独立, 通过探索各种表征分离信号之间相互独立性的目标函数, 例如四阶积累量、熵、互信息

等, 当目标函数达到极值时认为各个分离信号之间的相互独立性最强, 从而分离出源信号^[9]. 状态空间重构也是一种解决盲分离问题的有效途径^[10,11], 文献^[12]运用这种方法分离混沌信号. 这种方法将每一个源信号建模为一个ARMA过程, 通过将过程参数嵌入到分块对角化的状态转移矩阵的每一个分块中来保证过程间的独立性, 然后利用EM(expectation maximization)算法或极大似然算法估计模型参数, 从而实现源信号的分离.

不同混沌系统产生的混沌信号相互独立, 用基于信号统计特性的ICA方法来分离混沌信号显然是可行的, 然而, 混沌信号本质上是一种非线性的确定信号, 现有的ICA方法不能有效利用混合信号中蕴含的动态特性^[13]. 针对这一问题, 本文提出一种基于人工蜂群(artificial bee colony, ABC)算法的混沌信号盲分离方法, 该方法运用相空间重构构造目标函数来探索混合信号内在的动态特性, 利用人工蜂群算法对目标函数进行优化, 从而分离出源信号. 同时, 引入正交矩阵的参数化表示, 降低了

* 国家自然科学基金(批准号: 60872123)、国家-广东省自然科学基金联合基金(批准号: U0835001)、中央高校基本科研业务费基金(2012ZM0025)和广东省高等学校高层次人才项目基金(批准号: N9101070)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: fengjc@scut.edu.cn

优化问题的维数,使得算法能够快速收敛.

2 盲分离问题模型

假设 n 个源信号 $s_i(t)$, $i = 1, \dots, n$ 通过混合矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 线性混合后,产生 m 个观测信号 $x_i(t)$, $i = 1, \dots, m$, 即

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

其中 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_m(t)]^T$, $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_n(t)]^T$, T 表示向量或矩阵的转置. 如果考虑观测噪声, 我们有

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (2)$$

其中 $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), \dots, n_m(t)]^T$ 为高斯白噪声. 盲分离可以通过以下线性变换实现:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{B}\mathbf{x}(t), \quad (3)$$

其中 $\mathbf{y}(t) = [y_1(t), \dots, y_n(t)]^T$ 为重构的源信号, 矩阵 $\mathbf{B} = [b_1, \dots, b_n]^T \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 称为分离矩阵. (3) 式可以改写为向量形式:

$$y_i(t) = b_i \mathbf{x}(t), \quad i = 1, \dots, n, \quad (4)$$

若 \mathbf{I} 为单位矩阵, 当 $\mathbf{B}\mathbf{A} = \mathbf{I}$ 时上述线性变换的结果就是源信号 $y(t) = s(t)$. 然而, 由于盲分离问题的解存在幅度和顺序的不确定性^[9], 分离算法的目标应该是得到满足下式的分离矩阵:

$$\mathbf{B}\mathbf{A} = \mathbf{\Lambda}\mathbf{P}, \quad (5)$$

其中 $\mathbf{\Lambda}$ 是任意的 n 阶非奇异实对角矩阵, \mathbf{P} 是任意的 n 阶置换矩阵.

为使得盲分离问题可解, 本文对盲分离模型 (1) 和 (2) 作如下假设:

1) 源信号的个数不大于观测信号的个数, 即混合系统是超定系统 ($n < m$) 或正定系统 ($n = m$). 通过降维处理可以将超定系统转换为正定系统, 因此本文仅讨论 $n = m$ 的情况.

2) 混合矩阵 \mathbf{A} 是列满秩的.

3) 各个源信号互不相关, 显然, 当信号长度足够长时, 不同混沌系统产生的信号互不相关.

3 混沌信号盲分离方法

3.1 人工蜂群算法

人工蜂群算法^[14,15] 是 Karaboga 等受蜜蜂觅食行为启发而提出的一种启发式优化算法. 在该算法中, 蜂群由雇佣蜂、跟随蜂和侦察蜂三种蜜蜂组

成, 它们协同工作寻找蜜含量最高的食物源. 食物源的位置代表优化问题的一个可行解, 食物源的蜜含量对应优化问题的适应度.

雇佣蜂和跟随蜂的数目相等, 且都等于食物源数目, 假设该数目为 SN . 另外, 假设待优化问题的维数为 D . 首先, ABC 算法产生随机分布的 SN 个初始解向量 (食物源位置) $\mathbf{x}_i = \{x_{i1}, \dots, x_{iD}\}$, $i = 1, \dots, SN$, 并计算它们的适应度值 (蜜含量) $\text{fit}(\mathbf{x}_i)$. 初始化之后开始进行循环优化. 在每次循环中, 每只雇佣蜂按照

$$v_{ij} = x_{ij} + \Phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (6)$$

对 \mathbf{x}_i 的邻域搜索产生新食物源 $\mathbf{v}_i = \{v_{i1}, \dots, v_{iD}\}$, 并计算蜜含量 $\text{fit}(\mathbf{v}_i)$. (6) 式中 Φ_{ij} 是均匀分布于 $[-1, 1]$ 的随机数, $k \in \{1, \dots, SN\}$ 且 $k \neq i$ 是随机选取的一个解. 雇佣蜂在 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{v}_i 之间使用贪心算法做出选择, 如果新食物源的蜜含量高于旧食物源, 则雇佣蜂更新食物源位置. 当所有雇佣蜂完成搜索后, 它们向跟随蜂分享全部食物源的信息. 跟随蜂根据食物源的蜜含量依公式

$$P_i = \text{fit}_i / \left[\sum_{i=1}^{SN} \text{fit}_i \right], \quad (7)$$

式中的概率 P_i 用轮盘赌的方式选择食物源 \mathbf{x}_i , 然后和雇佣蜂一样按 (6) 式在其邻域搜索产生新食物源并检查蜜含量, 如果蜜含量高于旧食物源, 就更新食物源位置. 当每只跟随蜂搜索完毕后, 进入下一次循环. 如果某个不是全局最优解的食物源经多次循环都没有得到改善, 则应废弃该食物源, 并由侦察蜂依公式

$$x_{ij} = x_{\min j} + \text{rand}(0, 1) * (x_{\max j} - x_{\min j}), \quad j \in \{1, \dots, D\}, \quad (8)$$

随机产生一个新的食物源 \mathbf{x}_i 来替代它.

以上人工蜂群算法的主要步骤可由图 1 中的伪代码表示.

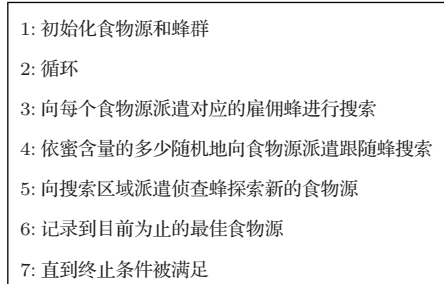


图 1 人工蜂群算法的伪代码

Fig. 1. Pseudo code of ABC algorithm.

3.2 相空间增长指数与盲分离问题的目标函数

利用 Takens 的相空间重构^[16]理论, 文献^[17]定义了一种衡量时间序列的相空间流型生长速率的指标, 并将它命名为增长指数. 本文利用该指数来刻画混沌信号的盲分离问题, 并设计相应的目标函数.

假设观测序列 $x(t)$ 由吸引子维数为 d_A 的动态系统产生, 通过时间延迟为 1 的相空间重构, 可以得到其在欧几里得空间 R^d 的状态向量:

$$\zeta(t) = [x(t), x(t+1), \dots, x(t+d-1)]^T, \quad t = 1, \dots, \sigma+1, \quad (9)$$

其中 d 是嵌入维数, $\sigma+1$ 是由时间延迟重构获得的状态向量的个数. 相空间重构理论表明, 当嵌入维数 d 大于吸引子维数 d_A 的至少两倍并且是整数时, 原动态系统的吸引子可以被 $\zeta(t)$ 光滑的重构. 在盲分离的应用背景下, 各个源信号对应的 d_A 显然是未知的, 因此, 在实际操作中可以让嵌入维数 d 取的尽可能大, 使 $\zeta(t)$ 更好地反映原动态系统的物理特性.

在重构的相空间中, 定义状态向量 $\zeta(t+1)$ 与 $\zeta(1)$ 之间的距离为

$$V_\zeta(t) = \|\zeta(t+1) - \zeta(1)\|^2, \quad (10)$$

其中 $\|\cdot\|$ 表示欧几里得范数. 不同混沌信号在相空间的流型具有不同的生长率, 可以定义增长指数来对其进行描述:

$$P_\sigma(\zeta) = \frac{D(V_\zeta(t))}{E^2(V_\zeta(t))}, \quad t = 1, \dots, \sigma, \quad (11)$$

其中 $D(\cdot)$ 表示方差, $E(\cdot)$ 表示数学期望, 整数 σ 是控制参数. 没有噪声时可以取 $5 \leq \sigma \leq 10$ 降低计算 $P_\sigma(\zeta)$ 的运算量; 实际应用中观测噪声不可忽略, 应取 $\sigma \geq 100$.

文献^[17]证明了当重构 $\zeta(t)$ 的观测序列具有零均值时, $P_\sigma(\zeta)$ 具有以下性质:

性质 1 尺度不变性, 即 $P_\sigma(\zeta) = P_\sigma(k\zeta)$, $\forall k \neq 0$.

性质 2 $P_\sigma(k_1\zeta_1 + k_2\zeta_2) < \max(P_\sigma(\zeta_1), P_\sigma(\zeta_2))$, $\forall k_1, k_2 \neq 0$, 其中 ζ_1 和 ζ_2 是任意两个不相关的随机序列.

假设有不相关的观测序列 $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$, 对其进行时间延迟为 1 的相空间重构得到的状态向量分

别为 $\zeta_1(t)$ 和 $\zeta_2(t)$, $t = 1, \dots, \sigma+1$, 注意到重构运算⁽⁹⁾是线性运算, 因此, 序列 $k_1x_1(t) + k_2x_2(t)$ 重构得到的状态向量为 $k_1\zeta_1(t) + k_2\zeta_2(t)$. 结合 $P_\sigma(\zeta)$ 的性质 2 可以得到以下结论: 由两个不同动态系统产生的不相关的时间序列, 其线性组合的增长指数总是小于这两个序列增长指数中较大的那一个; n 个互不相关的序列中的任意一个序列和剩下的 $n-1$ 个序列的线性组合不相关, 因此 n 个互不相关序列的线性组合的增长指数总是小于这些序列的增长指数中最大的一个.

以上结论启发我们, 可以将包含 n 个混合信号的盲分离问题转化为一个带正交约束的优化问题:

$$\begin{aligned} & \max_{B \in R^{n \times n}} \{P_\sigma(\zeta_{y,1}), \dots, P_\sigma(\zeta_{y,n-1})\} \\ & \text{subject to } E(y(t)y^T(t)) = \mathbf{I}, \end{aligned} \quad (12)$$

其中 B 是分离矩阵, $P_\sigma(\zeta_{y,i})$ 是 $y_i(t)$ 的增长指数, \mathbf{I} 是单位矩阵. 约束条件 $E(y(t)y^T(t)) = \mathbf{I}$ 确保了求得的每一路分离信号 $y_i(t)$ 与求解其他分离信号 $y_j(t)$, $j \neq i$ 的解空间正交. 相应的目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^{n-1} P_\sigma(\zeta_{y,i}), \quad (13)$$

应该注意到, 目标函数不包括 $P_\sigma(\zeta_{y,n})$ 这一项.

3.3 去均值、白化和正交约束

增长指数的性质 1 和性质 2 仅对零均值的序列成立, 因此, 需要对观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 去均值, 这可以通过将每一路观测信号减去其时间均值来实现, 即

$$x_i(t) = x_i(t) - E(x_i(t)), i = 1, \dots, n. \quad (14)$$

白化是盲分离中常用的预处理方法, 其含义是对零均值随机向量 $\mathbf{x}(t)$ 进行线性变换 $\tilde{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t)$, 使变换后得到的向量 $\tilde{\mathbf{x}}(t)$ 在统计意义上是白色的, 即 $E(\tilde{\mathbf{x}}(t)\tilde{\mathbf{x}}^T(t)) = \mathbf{I}_n$, \mathbf{W} 称为白化矩阵. 假设 $\mathbf{x}(t)$ 的自相关矩阵的特征分解为

$$E(\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^T(t)) = \mathbf{Q}\mathbf{\Sigma}\mathbf{Q}^T, \quad (15)$$

其中 \mathbf{Q} 是正交矩阵, $\mathbf{\Sigma}$ 是对角矩阵. 则白化矩阵为

$$\mathbf{W} = \mathbf{\Sigma}^{-1/2}\mathbf{Q}^T. \quad (16)$$

(12) 式中的正交约束可以通过对观测数据预白化并限定分离矩阵 B 为正交矩阵来实现, 即如果 (16) 式成立且 $B\mathbf{B}^T = \mathbf{I}_n$, 则有

$$E(y(t)y^T(t)) = E(B\tilde{\mathbf{x}}(t)(B\tilde{\mathbf{x}}(t))^T) = \mathbf{I}_n. \quad (17)$$

对于分离矩阵 B 的正交化, 一种方法是在每一步优化迭代中对分离矩阵做斯密特正交化运算^[18];

也有学者在目标函数中增加一项 $\|BB^T - I_n\|^2$, 当这一项经过优化趋近最小值0时 B 趋近于一个正交矩阵^[19]. 然而, 这些方法忽略了 n 阶正交矩阵的自由度仅为 $n(n-1)/2$ 的事实, 增加了优化问题的复杂性(维数). 通过 Cayley 变换, 任一非病态(行列式等于1)的 n 阶正交矩阵都可以分解为一系列旋转矩阵的乘积, 并用包含 $n(n-1)/2$ 个参数的参数向量 $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_{n(n-1)/2}\}$ 进行表示^[20]. 这种方法能将待优化的参数从 n^2 个减少到 $(n^2+n)/2$ 个, 显著提高算法的收敛速度和鲁棒性. 本文后续部分对3阶正交矩阵采用以下形式的参数化表示:

$$B_{3 \times 3} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta_1 & -\sin \theta_1 \\ 0 & \sin \theta_1 & \cos \theta_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta_2 & 0 & -\sin \theta_2 \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \theta_2 & 0 & \cos \theta_2 \end{bmatrix}$$

$$\times \begin{bmatrix} \cos \theta_3 & -\sin \theta_3 & 0 \\ \sin \theta_3 & \cos \theta_3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (18)$$

其中参数向量 $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_3\}$, $\theta_i \in [0, 2\pi]$.

3.4 基于人工蜂群算法的盲分离方法

利用正交矩阵的参数化表示可以将(12)式转化为一个无约束优化问题:

$$\max_{\theta_i \in [0, 2\pi]} \{P_\sigma(c_{y,1}), \dots, P_\sigma(c_{y,n-1})\}, \quad (19)$$

$$i = 1, \dots, n(n-1)/2,$$

将参数向量 $\theta = \{\theta_1, \dots, \theta_{n(n-1)/2}\}$ 作为食物源位置, 将目标函数(13)看作适应度函数, 可以用人工蜂群算法求解(19), 其流程如图2所示.

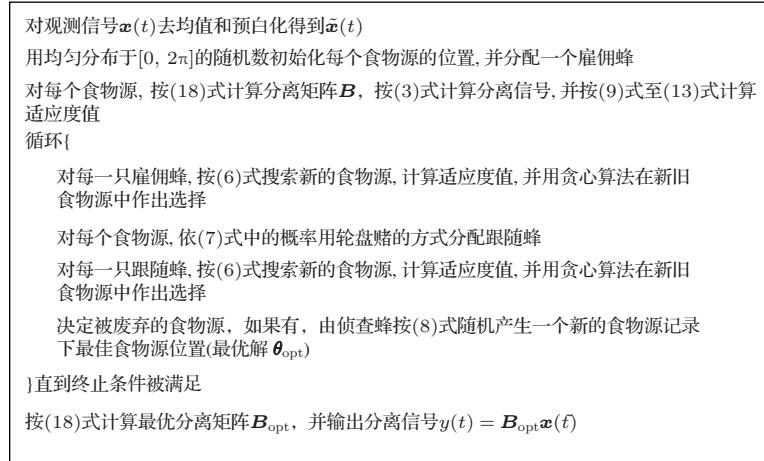


图2 盲分离算法流程图

Fig. 2. Flow chart of the proposed algorithm.

4 仿真实验

本节将通过 Matlab 仿真实验来评估本文提出的混沌信号盲分离方法的性能.

4.1 仿真设计

源信号由三种不同的混沌吸引子产生, 它们是 Rossler 吸引子:

$$\begin{aligned} dx/dt &= -y - z, \\ dy/dt &= x + ay, \\ dz/dt &= b + z(x - c), \end{aligned} \quad (20)$$

参数 $a = 0.2, b = 0.2, c = 5$; Duffing 吸引子:

$$\begin{aligned} x/dt &= y, \\ dy &= -p_1y - p_2x - p_3x^3 + q \sin(\omega t), \end{aligned} \quad (21)$$

参数 $p_1 = 0.5, p_2 = -1, p_3 = 1, q = 0.42, \omega = 1$; 和 Lorentz 吸引子:

$$\begin{aligned} dx/dt &= s(y - x), \\ dy/dt &= rx - y - xz, \\ dz/dt &= xy - bz, \end{aligned} \quad (22)$$

参数 $s = 16, r = 45.92, b = 4$. 以上混沌方程通过四阶龙格库塔法进行数值积分, 分别产生源信号 $s_1(t), s_2(t)$ 和 $s_3(t)$, 积分步长分别为 0.05, 0.05, 0.01. 在每次仿真中, 混合矩阵 $A \in R^{3 \times 3}$ 由 $[-1, 1]$ 之间的均匀分布随机生成, 并由(1)式和(2)式生成

无噪和有噪的观测信号. 图3显示了某次实验的源信号和无噪观测信号.

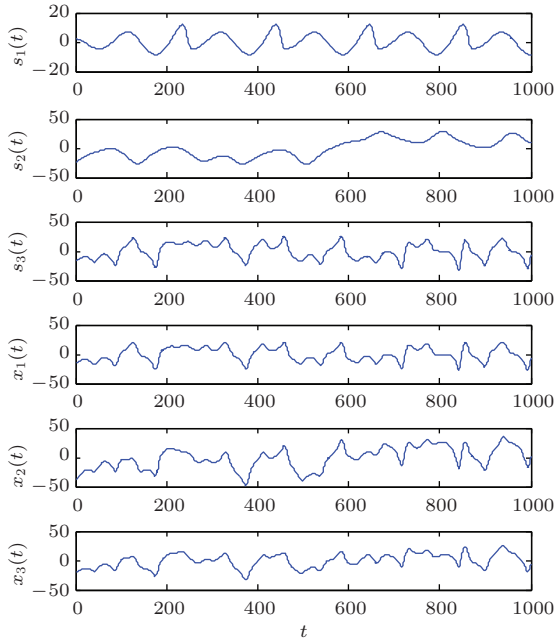


图3 源信号与无噪混合信号的波形

Fig. 3. Waveform of source signals and noise free mixed signals.

盲分离算法的精度采用相似系数^[8]和性能指数^[5,21]两种指标来衡量. 第*i*路分离信号和源信号间的相似系数定义为

$$S_i = \frac{\left| \sum_{t=0}^{N-1} y_i(t) s_i(t) \right|}{\sqrt{\sum_{t=0}^{N-1} y_i^2(t) \sum_{t=0}^{N-1} s_i^2(t)}}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (23)$$

其中*N*为观测信号的长度. 各路相似系数的平均值 $\bar{\zeta}$ 将用来评价分离信号的质量, $\bar{\zeta}$ 越接近1表示盲分离算法的精度越高. 性能指数定义为

$$PI = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n \frac{|g_{ij}|^2}{\max_k |g_{ik}|^2} \right) + \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n \frac{|g_{ij}|^2}{\max_k |g_{kj}|^2} \right), \quad (24)$$

其中 g_{ij} 是矩阵 \mathbf{G} 第*i*行第*j*列的元素, $\mathbf{G} = \mathbf{BWA}$, PI越小越好, 当 \mathbf{G} 满足(5)式时, 性能指数取得最小值0.

仿真实验中, 本文方法的性能将与其他盲分离方法进行比较. 包括: FastICA^[22]; 近似联合对

角化(joint approximate diagonalization of eigenmatrices, JADE)^[23]. 另外, 分离信号的互信息(mutual information, MI)和峭度(kurtosis)也常常被用来构造盲分离算法的目标函数^[9,24]:

$$J_{MI} = \sum_{i=1}^n H(y_i) - \log |\det(\mathbf{B})|, \quad (25)$$

$$J_{kurtosis} = - \sum_{i=1}^n |E(y_i^4) - 3E^2(y_i^2)|. \quad (26)$$

用第三节所述的ABC算法对这两个目标函数做极小值优化所实现的盲分离算法将被用来和本文方法对比以说明增长指数作为目标函数的有效性. 本节中, ABC算法的参数统一按照表1设置.

表1 人工蜂群算法的参数设置

Table 1. Considered parameters of ABC algorithm.

人工蜂群算法的参数	参数值
雇佣蜂数量	4
跟随蜂数量	4
侦查蜂数量	1
食物源废弃前连续未改善的循环次数	30
最大迭代次数	100

这里将迭代次数达到100次作为ABC优化的终止条件, 如果增加最大迭代次数, 分离精度还有可能被进一步提高. 关于相空间增长指数 $P_\sigma(\zeta)$ 的计算, 无观测噪声时控制参数取 $\sigma = 5$, 嵌入维数取 $d = N - \sigma$, *N*为观测信号的长度; 有噪声时取 $\sigma = 100$ 以确保 $P_\sigma(\zeta)$ 关于分离向量 b_i 的性能表面足够光滑.

4.2 无观测噪声时的仿真结果

对于图3中的混合信号, 用本文算法得到的分离信号如图4所示.

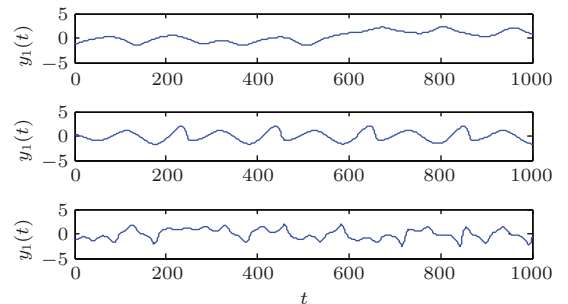


图4 无噪声情况下分离信号的波形

Fig. 4. Separated signals in noise free case.

取长度 $N = 2000$ 的观测信号, 分别用增长指数((13)式)、互信息((25)式)和峭度((26)式)作为目标函数通过ABC优化进行盲分离. 从同一个随机生成的初始食物源出发, 采用每种目标函数各重复进行4次实验, 算法的收敛情况如图5所示. 无论哪种目标函数, 分离信号和源信号相似系数的平均值 $\bar{\zeta}$ 都随迭代步数的增加迅速增大, 并在几十步以内趋于稳定. 本文方法得到的平均相似系数的稳定值更接近于理想值1, 这表明用增长指数构造的目标函数的全局极值点集更接近于(5)式所确定的盲分离问题的最优解集.

取500到4000之间不同长度的观测信号重复进行100次实验平均后得到的结果如表2所示. 信号长度 $N = 500$ 时, 只有JADE得到的分离结果勉强可用; 随着 N 增大, 相似系数和性能指数这两种指标反映出相近的趋势: 在观测信号较短时, 无论哪种方法其分离性能都随信号长度的增加而提高; 当信号长度 $N \geq 1000$ 时, 本文方法的分离精度明显高于其他方法.

表2 无噪声时不同信号长度下各种盲分离方法的性能比较

Table 2. Blind separation performance versus signal length in noise free case.

性能指标	分离方法	信号长度				
		500	1000	2000	3000	4000
相似系数 $\bar{\zeta}$	本文方法	0.9285	0.9939	0.9976	0.9990	0.9969
	FastICA	0.9358	0.9740	0.9753	0.9937	0.9933
	JADE	0.9607	0.9885	0.9951	0.9907	0.9951
性能指数 PI	本文方法	0.1792	0.0130	0.0060	0.0038	0.0122
	FastICA	0.1540	0.1079	0.0814	0.0252	0.0305
	JADE	0.0836	0.0503	0.0258	0.0257	0.0259

表3显示了对长度 $N = 2000$ 的混合信号进行100次盲分离的总执行时间. 可以看到, 在三种用启发式优化做盲分离的方法中, 本文方法比使用互信息或峭度作目标函数的方法要快近一倍. 虽然分离精度更高, 但本文方法比JADE明显要慢, 这是由于启发式优化算法在每次迭代中要多次评估目标函数值, 而增长指数的计算又较复杂. 研究增长指数的快速近似算法将是降低计算复杂度的一个途径.

表3 100次盲分离的总执行时间

Table 3. Total execution time of 100 separations.

分离方法	本文方法	互信息	峭度	FastICA	JADE
时间/s	149.3	282.1	286.2	74.38	6.18

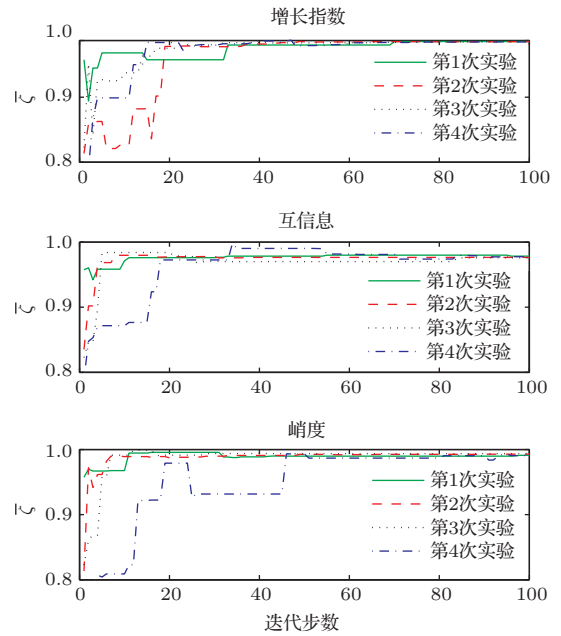


图5 无噪声时相似系数 $\bar{\zeta}$ 随迭代步数的收敛情况

Fig. 5. The convergence attribute of correlation coefficient $\bar{\zeta}$ in noise free case.

4.3 有观测噪声时的仿真结果

本文后面的实验中均采用高斯白噪声作为观测噪声. 取长度 $N = 2000$ 、信噪比 $\text{SNR} = 25 \text{ dB}$ 的观测信号, 分别用增长指数、互信息和峭度作为目标函数通过ABC优化进行盲分离, 图6显示了四次实验中迭代步数和相似系数的关系. 可以看到, 无论用哪种目标函数, 相似系数都可能远离理想值1, 这表明在噪声影响下目标函数的性能表面已被改变, 使得全局极值点有可能远离(5)式所确定的最优解集. 但相对而言, 本文方法的分离性能较好. 通过更多类似实验发现, 当 $\text{SNR} \leq 20 \text{ dB}$ 时, 各种盲分离方法都在超过半数的实验中远离正确的解集, 这意味着在噪声严重的情况下讨论盲分

离性能已经没有实际意义, 应该首先考虑降低噪声水平.

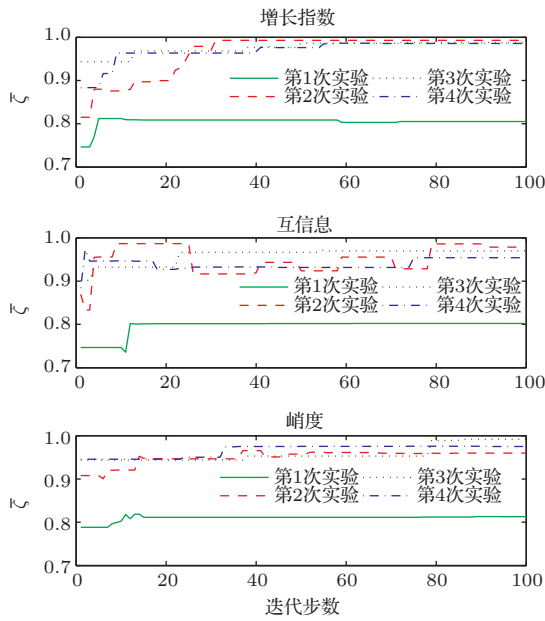


图6 信噪比 SNR = 25 dB 时算法的收敛情况

Fig. 6. The convergence attribute when SNR = 25 dB.

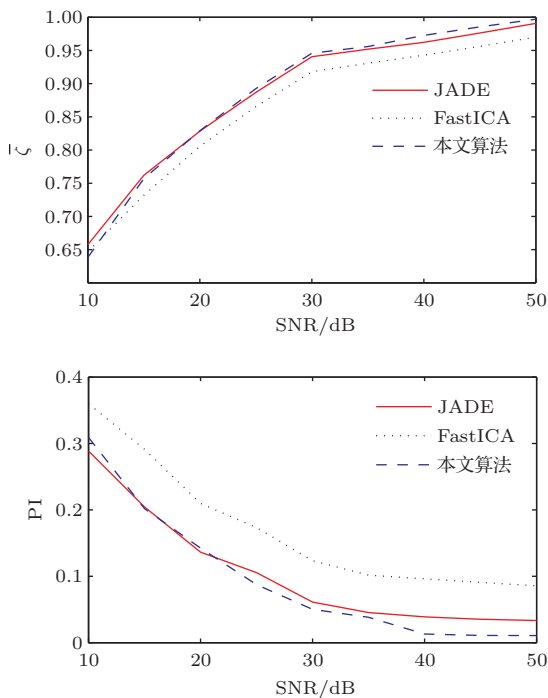


图7 盲分离性能随信噪比的变化情况

Fig. 7. Blind separation performance versus SNR.

令观测信号长度 $N = 2000$, 信噪比从 10 dB 到 50 dB 每隔 5 dB 作为一个测试点, 重复进行 100 次实验平均后得到的结果如图 7 所示. 随着输入信噪比降低, 三种分离方法的误差都不断增大. FastICA 的分离精度远低于另外两种盲分离方法,

SNR > 20 dB 时本文方法在每个测试点上都获得了最好的分离效果, SNR ≤ 20 dB 时本文方法的性能和 JADE 也非常接近, 但这时的平均相似系数只有 0.8 甚至更低, 各种分离方法都已不能有效分离测试信号了.

4.4 混沌信号和随机信号的分离实验

自然界中的信号大多为随机信号, 混沌信号在应用中不可避免地会受其干扰, 能否有效分离这两类信号对实际应用尤为重要. 令信号长度 $N = 2000$, 信噪比 SNR = 30 dB, 将 Lorentz 信号和以下两个 AR 过程生成的随机信号进行混合:

$$\begin{aligned}
 s_1(t) = & 0.73s_1(t-1) - 0.62s_1(t-2) \\
 & - 0.52s_1(t-3) + 0.38s_1(t-4) \\
 & - 0.23s_1(t-5) - 0.16s_1(t-6) \\
 & - 0.07s_1(t-7) + 0.45u(n), \\
 s_2(t) = & 0.53s_2(t-1) - 0.32s_2(t-2) \\
 & - 0.12s_2(t-3) + 0.08s_2(t-4) \\
 & - 0.03s_2(t-5) + 0.32v(n), \quad (27)
 \end{aligned}$$

其中 $u(n)$ 和 $v(n)$ 是零均值单位方差的高斯白噪声, 并且在每次试验中都相互独立地随机生成. 图 8 显示了混合信号前 1000 个数据点的波形. 源信号和由本文算法所获得的分离信号的前 1000 个数据点如图 9 所示.

表 4 显示了将以上实验重复进行 100 次得到的平均性能指标. 将表 4 中的数据和图 6 中 SNR = 30 dB 的数据进行比较可以看到, FastICA 和 JADE 的性能严重下降, 这是由于基于高阶统计量的独立成分分析方法要求源信号中最多只能有 1 路高斯信号. 而本文方法不使用观测信号的高阶统计特性, 因此对高斯信号也有很好的分离效果.

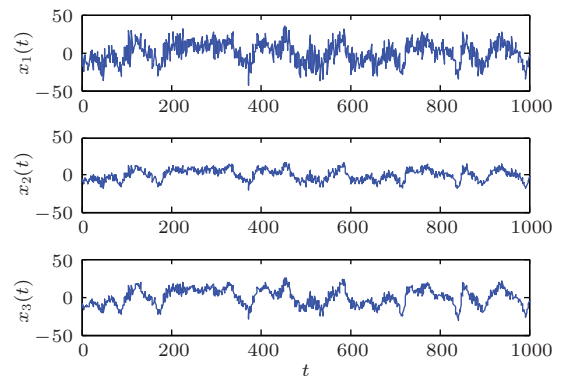


图8 混合信号的波形

Fig. 8. Waveform of mixed signals.

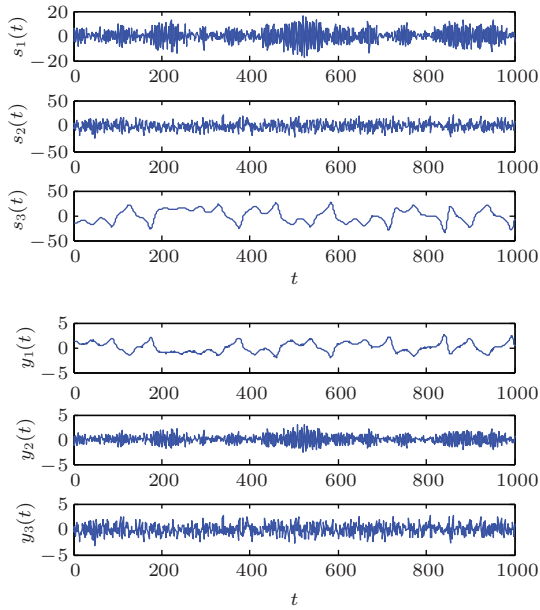


图9 源信号和分离信号的比较

Fig. 9. Comparison of source signals and separated signals.

表4 分离高斯-混沌混合信号的性能

Table 4. Blind separation performance of mixed chaotic and gaussian signals.

分离方法	相似系数 ζ	性能指数 PI
本文方法	0.9530	0.0279
FastICA	0.9074	0.1694
JADE	0.9120	0.1275

5 结 论

针对混沌信号的盲分离问题,提出了一种用相空间重构法构造目标函数并利用人工蜂群算法求解分离矩阵的盲分离方法.该方法的优点包括以下两个方面:其一,不同于现有的各种ICA方法仅使用混合信号的统计特性来解决盲分离问题,该方法将相空间增长指数作为目标函数,充分利用了混合信号内在的动态特性,因而更适合于处理混沌信号这种确定性信号;其二,通过正交矩阵的参数化表示有效降低了盲分离问题的复杂性,同时结合人工蜂群算法良好的全局寻优特性,使算法能够快速收敛.这两个优点都在仿真实验中得到验证.仿真结果表明,对于混沌信号,本文提出的盲分离方法在无噪声和有噪声环境下的性能都整体优于FastICA, JADE等盲分离方法,并且具有较快的收敛速度.最后,这种方法也适用于高斯过程产生的

随机信号,这表明该方法有很强的应用潜力.

参考文献

- [1] Feng J C, Tse C K 2008 *Reconstruction of Chaotic Signals with Applications to Chaos-based Communications* (Beijing: Tsinghua University Press) pp3-20
- [2] Andreyev Y V, Dmitriev A S, Efremova E V, Anagnostopoulos A N 2003 *IEEE Trans. Circ. Syst. I* **50** 613
- [3] Hu Z H, Feng J C 2010 *Journal of Southwest University (Natural Science)* **32** 146 (in Chinese) [胡志辉, 冯久超 2010 西南大学学报(自然科学版) **32** 146]
- [4] Huang J W, Feng J C, Lü S X 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 050502 (in Chinese) [黄锦旺, 冯久超, 吕善翔 2014 物理学报 **63** 050502]
- [5] Wang S Y, Feng J C 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 170508 (in Chinese) [王世元, 冯久超 2012 物理学报 **61** 170508]
- [6] Chen H B, Feng J C, Fang Y 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 405
- [7] Kuraya M, Uchida A, Yoshimori S, Umeno K 2008 *Optics Express* **16** 725
- [8] Gong Y R, He D, He C 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 120502 (in Chinese) [宫蕴瑞, 何迪, 何晨 2012 物理学报 **61** 120502]
- [9] Comon P, Jutten C 2010 *Handbook of Blind Source Separation* (Waltham: Academic Press) pp6-15
- [10] Olsson R K, Hansen L K 2006 *Journal of Machine Learning Research* **7** 2585
- [11] Galka A, Wong K, Ozaki T 2010 *Modeling Phase Transitions in the Brain* (Berlin:Springer) pp27-52
- [12] Galka A, Wong K, Stephani U, Ozaki T. Siniatchkin M 2013 *International Journal of Bifurcation and Chaos* **23** 1350165
- [13] Wang B Y, Zheng W X 2006 *IEEE Trans. Circ. Syst. II* **53** 143
- [14] Karaboga D, Basturk B 2007 *Journal of Global Optimization* **39** 459
- [15] Karaboga D, Basturk B 2008 *Applied Soft Computing* **8** 687
- [16] Takens F 1981 *Lecture Notes in Mathematics* (Berlin:Springer) pp366-381
- [17] Lü S X, Wang Z S, Hu Z H, Feng J C 2014 *Chin. Phys. B* **23** 010506
- [18] Mavaddaty S, Ebrahimzadeh A 2012 *20th Iranian Conference on Electrical Engineering* Tehran, Iran May 15-17, 2012 p1172
- [19] Ebrahimzadeh A, Mavaddaty S 2014 *Swarm and Evolutionary Computation* **14** 15
- [20] Schaub H, Tsiotras P, Junkins J L 1995 *International Journal of Engineering Science* **33** 2277
- [21] Yang H H, Amari S I 1997 *Neural Computation* **9** 1457
- [22] Cardoso J F 1999 *Neural Computation* **11** 157
- [23] Hyvärinen A 1999 *IEEE Trans. Neural Networks* **10** 626
- [24] Yang H H, Amari S 1997 *Neural Computation* **9** 1457

A blind source separation method for chaotic signals based on artificial bee colony algorithm*

Chen Yue Lü Shan-Xiang Wang Meng-Jiao Feng Jiu-Chao[†]

(School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

(Received 7 October 2014; revised manuscript received 2 December 2014)

Abstract

The inherent features, such as non-periodic, wide band spectrum, and extremely sensitive to initial values etc. make it quite a challenge to blindly separate the mixed chaotic signals. A new blind source separation method based on the artificial bee colony algorithm is proposed in this paper. This method can recover chaotic sources from noisy observations on their linear mixtures without any prior information about the source equations. The proposed method is structured in the phase space of the demixed signals, which is reconstructed from the observations by using delay-embedding method. An objective function in the reconstructed phase space is designed so that the blind source separation problem is transformed into an optimization problem. The optimal demixing matrix is obtained by maximize the objective function with an artificial bee colony optimizer and the chaotic sources are then recovered by multiplying the observed mixtures and the optimal demixing matrix. Before the optimization procedure is made, a pre-whitening should be employed. Additionally, the parameterized representation of orthogonal matrices through principal rotation is adopted to reduce the dimension of the optimization procedure so that the proposed blind source separation algorithm can converge quickly. Different from the traditional independent component analysis approaches which concern mainly the statistical features, the proposed blind source separation method utilizes the dynamics in the observed mixtures by means of phase space reconstruction. Therefore, better performance can be achieved when it is used to deal with chaotic signals.

In computer simulation, two cases are taken into consideration: namely, the mixture is noiseless or not contaminated by noise. The correlation coefficient criterion and the performance index criterion are adopted to evaluate the separation performances. Simulation result shows that in most cases the proposed approach converges within a few tens of iterations and the chaotic sources can be accurately recovered. The impact of noise level and signal length on the separation performance is investigated in detail. The overall performance of the proposed approach is much better than the traditional independent component analysis approaches. Moreover, the capability of separating the mixed chaotic and Gaussian signals revealed in the simulation indicates that the proposed approach has the potential to be applied in a wider range of applications.

Keywords: artificial bee colony algorithm, blind source separation, chaotic signal, phase space reconstruction

PACS: 05.45.-a, 05.45.Vx, 80.40.Ua

DOI: 10.7498/aps.64.090501

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60872123), the Joint Fund of the National Natural Science Foundation and the Natural Science Foundation of Guangdong Province, China (Grant No. U0835001), the Fundamental Research Funds for the Central Universities of Ministry of Education of China (Grant No. 2012ZM0025), and the fund for Higher-Level Talents of Guangdong Province, China (Grant No. N9101070).

[†] Corresponding author. E-mail: fengjc@scut.edu.cn