

量子人工蜂群优化的盲源分离算法

程 静¹, 王荣杰^{1,2}

(1. 集美大学轮机工程学院, 福建 厦门 361021; 2. 福建省船舶与海洋工程重点实验室, 福建 厦门 361021)

[摘要] 为了实现分离多种服从不同分布类型的源信号, 将一种改进的量子人工蜂群方法用于优化盲源分离算法。在标准量子人工蜂群算法的基础上, 引入混沌优化算子生成初始解, 使初始种群的解均匀分布在可行解空间上; 在搜索阶段引入动态的邻域因子和遗忘因子, 控制寻优方向, 提高算法的收敛速度和寻优能力; 以信号峰度构造目标函数, 利用改进的量子人工蜂群方法对目标函数寻优, 获得分离矩阵, 实现混合信号的分离。仿真结果表明, 所提算法能够分离亚高斯分布、超高斯信号及两者的混合信号, 且在收敛速度和分离精度上均优于传统算法。

[关键词] 盲源分离; 量子人工蜂群算法; 峰度; 超高斯分布; 亚高斯分布

[中图分类号] TN 911.7

Blind Source Separation Algorithm Based on Quantum Artificial Bee Colony Optimization

CHENG Jing¹, WANG Rongjie^{1,2}

(1. School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China;

2. Fujian Provincial Key Laboratory of Naval Architecture and Ocean Engineering, Xiamen 361021, China)

Abstract: In order to achieve the separation of source signals subject to arbitrary distribution, an improved quantum artificial bee colony method was proposed for optimizing the blind source separation algorithm. First, on the basis of the standard quantum artificial bee colony algorithm, a chaotic optimization operator was introduced to generate the initial solution, so that the solutions of the initial population were uniformly distributed on the feasible solution space; Second, dynamic neighborhood factor and forgetting factor were introduced in the search stage to control the optimization direction, improving the convergence speed and optimization ability; Finally, the objective function was constructed based on signal kurtosis, and the separation matrix was obtained by optimizing the objective function using the improved quantum artificial bee colony method and hence one could realize the separation of mixed signals. The simulation results showed that the proposed algorithm was able to separate sub-Gaussian distribution, super-Gaussian signal and the mixed signal of both, and it outperforms the traditional algorithm in terms of convergence speed and separation accuracy.

Keywords: blind source separation; quantum artificial bee colony optimization; kurtosis; super-Gaussian distribution; sub-Gaussian distribution

[收稿日期] 2022-09-12

[基金项目] 国家自然科学基金项目(51879118)

[作者简介] 程静(1998—), 女, 博士生, 从事智能信息方向研究。通信作者: 王荣杰(1981—), 男, 教授, 博导, 从事智能信息处理和电力系统故障诊断研究。E-mail: roger811207@163.com

0 引言

在科学研究和工程应用中, 通过传感器获取的信号都混杂着其他信号源发出的信号及环境噪声等无用信号, 难以直接获得准确的源信号, 比如同频共调信号处理、单耳音乐分离、电磁场相干性等^[1-3]。由于源信号不能被传感器直接观测, 且源信号与其他信号如何混合未知, 难以建立从信源到传感器之间的数学模型。此时需要根据获取的信号(观测信号)恢复出源信号, 这就衍生出了信号处理技术中的一个重要的研究方向——盲信号分离(blind signal separation, BSS), 也称为盲源分离(blind source separation)。BSS 是指在源信号及信号混合参数均未知的情况下, 仅根据源信号的统计特征从观测信号中分离出所有的源信号^[4], 其在语音^[5]、图像^[6]、生物医学^[7]、通信^[8]等领域均受到了广泛关注。

BSS 算法层出不穷, 有人首次提出了 BSS 的独立分量分析(independent component analysis, ICA)方法^[9], 通过最小化分量之间的统计相关性进行独立成分估计。这一研究成果促进了对瞬时混合信号的 BSS 研究向 ICA 目标函数的构建和求解。ICA 无需大量信号参数测量和样本选取, 只需源信号具有统计独立性。在实际问题中, 信源独立性的假设是合理的, 且基于 ICA 的 BSS 具有很好的消噪效果, 因此, ICA 在 BSS 过程中得到了广泛的应用^[10]。该方法的特点是采用与信号统计特性相匹配的独立性优化准则, 结合各种优化算法求解分离矩阵。基于 ICA 的典型优化准则有峰度^[11-12]、互信息和负熵^[13], 当前的优化算法主要有梯度下降法^[14]、牛顿迭代法^[15]、群体智能优化算法^[16-18]和基于神经网络的算法。基于梯度的优化算法受初始值和步长的影响较大, 基于神经网络的方法计算量大, 且需要大量样本。基于群体智能算法存在易陷入局部最优的问题, 为了发挥量子算法的加速作用, 将量子算法与群体智能算法相融合, 可以弥补群体智能算法的不足^[19]。其中人工蜂群优化(artificial bee colony optimization, ABCO)算法是一种模拟蜜蜂采蜜行为的群集智能优化算法, 具有控制参数少、计算简单、易于实现的优点, 已在组合优化、函数优化等方面得到了广泛应用。但传统 ABCO 算法存在易早熟收敛和寻优速度慢的缺点, 因此, Bouaziz 等^[19]将量子与人工蜂群算法相结合, 提出了量子人工蜂群优化(quantum artificial bee colony optimization, QABCO)算法, 增强了搜索能力和优化效率, 该算法已得到广泛应用^[20-22]。目前还未找到有关量子人工蜂群算法的 BSS 的研究。

在实际的 BSS 中, 观测信号一般都是各种类型信号的混合, 如图像亚高斯信号、语音超高斯信号及高斯信号等。不同种类的信号具有不同的峰度值, 将信号的峰度绝对值之和作为非高斯信号判据准则, 可以无需考虑信号种类就可对观测信号直接分离^[23]。而智能群体优化算法易陷入局部最优, 基于神经网络的 BSS 方法需要大量的数据集, 且对运行环境要求相对较高。因此, 本文以混合信号的峰度作为目标函数, 采用改进的 QABCO 算法优化目标函数, 实现对亚高斯信号、超高斯信号, 以及超、亚高斯混合信号的精准分离。

1 问题描述

n 个零均值且相互独立的未知源信号 $\boldsymbol{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \cdots, s_n(t)]^T$, 通过一个未知线性混合系统 \boldsymbol{A} 混合, 使用 m 个传感器对 $\boldsymbol{S}(t)$ 进行观测, 得到观测信号 $\boldsymbol{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \cdots, x_m(t)]^T$, 通常要求传感器数量不得少于未知源信号个数, 即 $m \geq n$ 。忽略传输延迟效应后, 可以得到观测信号 $\boldsymbol{X}(t)$ 和源信号 $\boldsymbol{S}(t)$ 的关系为

$$\boldsymbol{X}(t) = \boldsymbol{A}\boldsymbol{S}(t)。$$

(1)

其中: $\boldsymbol{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是混合系统的列满秩混合实矩阵, 其元素只代表源信号线性混合的系数; $\boldsymbol{A}\boldsymbol{S}(t)$ 表示多个信号线性混合的结果; $t = 1, 2, \cdots, \tau$ 为时域采样点。

为了保证 BSS 能够实现信号分离和高保真, 需要假设信号满足统计独立特性^[24], 则理想的 BSS 结果为

$$\boldsymbol{S}(t) = \boldsymbol{A}^{\dagger}\boldsymbol{X}(t) = (\boldsymbol{A}^T\boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{A}^T\boldsymbol{X}(t)。$$

(2)

由于混合 \mathbf{A} 矩阵未知, 故 \mathbf{A} 的 Moore-Penrose 广义逆矩阵不可能求出, 导致无法通过 $\mathbf{S}(t) = \mathbf{A}^+ \mathbf{X}(t)$ 直接恢复源信号, 只能通过一个分离矩阵从观测信号中分离出源信号的估计信号。因此, BSS 的目标是根据源信号 $\mathbf{S}(t)$ 的统计独立假设条件, 对 $m \times n$ 未知混合矩阵 \mathbf{A} 设计一个 $n \times m$ 分离矩阵 \mathbf{W} , 根据

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t), \quad (3)$$

从观测信号 $\mathbf{X}(t)$ 中计算出 $\mathbf{S}(t)$ 的估计信号 $\mathbf{Y}(t)$ 。其中: $\mathbf{Y}(t) = [\mathbf{y}_1(t), \mathbf{y}_2(t), \dots, \mathbf{y}_n(t)]^T$ 为分离后源信号 $\mathbf{S}(t)$ 的估计或恢复; 在 $m \geq n$ 情况下, 分离矩阵 $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ 中的 $w_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 是 m 列的行向量。

2 基于改进 QABCO 算法的 BSS

2.1 目标函数

峰度^[24]不仅可以用来区分高斯信号和非高斯信号, 还可以进一步将非高斯信号分为亚高斯信号和超高斯信号。为了方便计算, 本文以归零化峰度作为分析信号的判据, 可表示为

$$K(\mathbf{y}) \triangleq (E\{\mathbf{y}^4(t)\}) / (E\{\mathbf{y}^2(t)\})^2 - 3. \quad (4)$$

当 $K(\mathbf{y}) = 0$ 时, 信号为高斯信号; 当 $K(\mathbf{y}) < 0$ 时, 信号为亚高斯信号; 当 $K(\mathbf{y}) > 0$ 时, 信号为超高斯信号。本文以信号的峰度为判据准则求解分离矩阵 \mathbf{W} 。

基于源信号统计独立的假设, 在实际处理 BSS 问题时需要对观测信号进行去相关性处理。本文利用去均值和白化^[25]两种方式对观测信号 $\mathbf{X}(t)$ 进行预处理。

1) 去均值。根据

$$\bar{\mathbf{X}} = \mathbf{X} - E[\mathbf{X}], \quad (5)$$

对观测信号去均值, 使观测信号的均值为零。

2) 白化。用特征值分解法构造白化矩阵 \mathbf{B} , 根据

$$\mathbf{C}_x = E[\mathbf{X}\mathbf{X}^T], \quad (6)$$

计算观测信号的协方差矩阵 \mathbf{C}_x , 对 \mathbf{C}_x 进行特征值分解, 得到白化矩阵 \mathbf{B} , 即

$$\mathbf{B} = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{A}^T. \quad (7)$$

其中: \mathbf{A} 为列向量由 \mathbf{C}_x 的特征向量构成的矩阵; \mathbf{D} 为由 \mathbf{C}_x 的特征值构成的对角向量。白化后的观测信号为

$$\mathbf{Z}(t) = \mathbf{A}\mathbf{B}\bar{\mathbf{X}} = [\mathbf{z}_1(t), \mathbf{z}_2(t), \dots, \mathbf{z}_m(t)]^T. \quad (8)$$

则式 (3) 可改写为

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{Z}(t) = [\mathbf{y}_1(t), \mathbf{y}_2(t), \dots, \mathbf{y}_n(t)]^T. \quad (9)$$

如果源信号 $s_i(t) (i = 1, 2, \dots, n)$ 的峰度 $K(s_i) > 0 (K(s_i) < 0)$, 当 $\mathbf{Y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{Z}(t)$ 的 \mathbf{W} 为最优值时, $\mathbf{y}(t)$ 的峰度 $K(\mathbf{y})$ 将达到最大值 (最小值)^[26]。考虑到本文待分离的信号可能为高斯信号、亚高斯信号和超高斯信号, 因此本文选用 $\mathbf{Y}(t)$ 的峰度绝对值构造目标函数。即

$$\begin{cases} \mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{i1}) & \cos(\theta_{i2}) & \cdots & \cos(\theta_{in}) \\ \sin(\theta_{i1}) & \sin(\theta_{i2}) & \cdots & \sin(\theta_{in}) \end{bmatrix}, \\ \theta_{ij} = 2\pi \times \text{rand}(). \end{cases} \quad (10)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, M$; $j = 1, 2, \dots, N$; M 为种群规模; N 为解空间维数; $\gamma_{ij} = \text{rand}(0, 1)$, $j = 1, 2, \dots, m$ 。当 $J(\mathbf{W})$ 达到最大, 即 $\mathbf{Y}(t)$ 各分量的峰度绝对值达到最大时, 其所对应的 \mathbf{W} 即为最优分离矩阵, 将其代入

$$J(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^n |K(\mathbf{W}\mathbf{Z})| = \sum_{i=1}^n |K(\mathbf{y}_i)|, \|\mathbf{W}\|^2 = 1. \quad (11)$$

其中: $|\cdot|$ 表示取绝对值运算; $i = 1, 2, \dots, n$; $\|\cdot\|$ 是 Frobenius 范数操作。能先分离出峰度绝对值最大的源信号, 即可按照峰度绝对值的降序分离源信号。峰度绝对值是一个非线性多模函数, 应用优化学习算法找到使目标函数最大化的分离矩阵 \mathbf{W} 。此时, 绝对值最大的峰度所对应的源信号可以恢复。

2.2 QABCO 算法

ABCO 算法是一种模拟蜜蜂采蜜行为的群集智能优化算法, 蜜源位置表示可行解, 蜜源的丰富程度表示适应度, 最高适应度蜜源表示最优解, 蜜蜂寻找蜜源的过程就是寻找最优解的过程。QABCO 算法是在 ABCO 算法寻优机制的基础上, 使用量子比特对种群位置进行编码, 并通过量子旋转门进行位置更新。由于每个量子比特有两个概率幅, 因此在 QABCO 算法中, 每个人工蜂同时占据空间两个位置, 人工蜂数量相同时, 能加速人工蜂的搜索进程。QABCO 算法主要包括以下 4 部分。

1) 种群位置编码。用量子比特表示人工蜂位置, 设 $\alpha = \cos(\theta)$, $\beta = \sin(\theta)$, $\theta \in (0, 2\pi)$, 则量子比特可以表示为 $[\cos(\theta), \sin(\theta)]^T$, 故第 i 个人工蜂的位置为式 (10)。

种群中每个人工蜂位置占据遍历空间中两个解, 分别对应量子态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅值, 表示为

$$\mathbf{P}_{ic} = (\cos(\theta_{i1}), \cos(\theta_{i2}), \dots, \cos(\theta_{iN})), \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{is} = (\sin(\theta_{i1}), \sin(\theta_{i2}), \dots, \sin(\theta_{iN})). \quad (13)$$

其中: \mathbf{P}_{ic} 表示余弦位置; \mathbf{P}_{is} 表示正弦位置。人工蜂位置 \mathbf{P} 表示解空间中的 2^N 个候选解, 每个解为 N 列的行向量。在优化 BSS 问题时, 解空间维数与传感器个数, 也就是观测信号维度相同, 即 $N = m$ 。待求解的 \mathbf{W} 为 $n \times m$ 的矩阵, 故需要将解延伸至 $n \times m$ 的矩阵空间, 人工蜂的位置表示为

$$\mathbf{P}_c^i = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{11}^i), \cos(\theta_{12}^i), \dots, \cos(\theta_{1m}^i) \\ \cos(\theta_{21}^i), \cos(\theta_{22}^i), \dots, \cos(\theta_{2m}^i) \\ \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\ \cos(\theta_{n1}^i), \cos(\theta_{n2}^i), \dots, \cos(\theta_{nm}^i) \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_s^i = \begin{bmatrix} \sin(\theta_{11}^i), \sin(\theta_{12}^i), \dots, \sin(\theta_{1m}^i) \\ \sin(\theta_{21}^i), \sin(\theta_{22}^i), \dots, \sin(\theta_{2m}^i) \\ \vdots \quad \quad \quad \vdots \quad \quad \quad \vdots \\ \sin(\theta_{n1}^i), \sin(\theta_{n2}^i), \dots, \sin(\theta_{nm}^i) \end{bmatrix}, \quad (15)$$

其中: $\theta_{nm}^i = 2\pi \times \text{rand}()$ 。

2) 解空间变换。ABCO 算法根据人工蜂的适应度值 f 在候选解中选择最优解, 量子的优化过程限制在 $[-1, 1]$ 。为计算人工蜂的适应度值, 需要进行解空间的变换, 即将每个人工蜂占据的 2 个位置由单位空间 $I = [-1, 1]^n$ 映射到优化问题的解空间。在本文中, 目标函数 $J(\mathbf{W})$ 的值即为 f , 选择使 f 最大的人工蜂位置为分离矩阵最优值。假设第 i 个人工蜂的第 j 维量子比特为 $[\cos(\theta_{*}^i), \sin(\theta_{*}^i)]^T$, $* = 1, 2, \dots, m$, 则将其转换到解空间中相应的变量分别为

$$\mathbf{X}_{jc}^i = \left[\begin{array}{c} b_j(1 + \cos(\theta_{j1}^i)) + a_j(1 - \cos(\theta_{j1}^i)) \\ b_j(1 + \cos(\theta_{j2}^i)) + a_j(1 - \cos(\theta_{j2}^i)) \\ \vdots \\ b_j(1 + \cos(\theta_{jm}^i)) + a_j(1 - \cos(\theta_{jm}^i)) \end{array} \right]^T \bigg/ 2, \quad (16)$$

$$\mathbf{X}_{js}^i = \left[\begin{array}{c} b_j(1 + \sin(\theta_{j1}^i)) + a_j(1 - \sin(\theta_{j1}^i)) \\ b_j(1 + \sin(\theta_{j2}^i)) + a_j(1 - \sin(\theta_{j2}^i)) \\ \vdots \\ b_j(1 + \sin(\theta_{jm}^i)) + a_j(1 - \sin(\theta_{jm}^i)) \end{array} \right]^T \bigg/ 2, \quad (17)$$

其中: a_j 和 b_j 分别为第 j 维变量的最大值和最小值。

3) 人工蜂位置的更新。在 QABCO 中, 通过量子旋转门改变量子位概率幅^[27], 进而实现种群位置更新。假设第 t 代量子旋转门为 $U(\Delta\theta_{j*}^i)$, 其表达式为

$$U(\Delta\theta_{j*}^i) = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta_{j*}^i) & -\sin(\Delta\theta_{j*}^i) \\ \sin(\Delta\theta_{j*}^i) & \cos(\Delta\theta_{j*}^i) \end{bmatrix}. \quad (18)$$

其中: $\Delta\theta_{j*}^i$ 为旋转角。旋转角的更新为当前旋转角加上其与邻域人工蜂旋转角的差值, 假设第 t 代旋转角为 $\Delta\theta_{j*}^i(t)$, 第 $t+1$ 代旋转角为 $\Delta\theta_{j*}^i(t+1)$, 即有

$$\Delta\theta_{j*}^i(t+1) = \Delta\theta_{j*}^i(t) + \varphi_{j*}^i(\Delta\theta_{l*}^i), \quad (19)$$

$$\Delta\theta_{l*}^i = \begin{cases} 2\pi + \theta_{j*}^k - \theta_{j*}^i, & \theta_{j*}^k - \theta_{j*}^i < -\pi, \\ \theta_{j*}^k - \theta_{j*}^i, & -\pi \leq \theta_{j*}^k - \theta_{j*}^i \leq \pi, \\ \theta_{j*}^k - \theta_{j*}^i - 2\pi, & \theta_{j*}^k - \theta_{j*}^i > \pi. \end{cases} \quad (20)$$

其中: φ_{j*}^i 为第 i 个人工蜂在第 j 维产生的随机数, 取值范围为 $[-1, 1]$, 控制 θ_{j*}^i 的邻域生成范围。式 (20) 中 k 为 $[1, n]$ 之间的随机数, 且 $k \neq i$ 。此时, 第 $t+1$ 代量子旋转门的表达式为

$$U(\Delta\theta_{j*}^i(t+1)) = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta_{j*}^i(t+1)) & -\sin(\Delta\theta_{j*}^i(t+1)) \\ \sin(\Delta\theta_{j*}^i(t+1)) & \cos(\Delta\theta_{j*}^i(t+1)) \end{bmatrix}. \quad (21)$$

假设第 t 代第 i 个人工蜂的第 j 维量子位为 $[\cos(\theta_{j*}^i(t)), \sin(\theta_{j*}^i(t))]^T$, $*$ = 1, 2, ..., m , 第 $t+1$ 代第 i 个人工蜂的第 j 维量子位为 $[\cos(\theta_{j*}^i(t+1)), \sin(\theta_{j*}^i(t+1))]^T$, 则相应的量子位概率幅的更新过程为

$$\begin{bmatrix} \cos(\theta_{j*}^i(t+1)) \\ \sin(\theta_{j*}^i(t+1)) \end{bmatrix} = U(\Delta\theta_{j*}^i(t+1)) \begin{bmatrix} \cos(\theta_{j*}^i(t)) \\ \sin(\theta_{j*}^i(t)) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{j*}^i(t) + \Delta\theta_{j*}^i(t+1)) \\ \sin(\theta_{j*}^i(t) + \Delta\theta_{j*}^i(t+1)) \end{bmatrix}. \quad (22)$$

4) 位置变异。为了增加人工蜂群的多样性, 避免早熟收敛, 将变异操作引入 QABCO 算法中, 由量子非门^[28]实现变异操作, 具体为

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{j*}^i) \\ \sin(\theta_{j*}^i) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\pi/2 - \theta_{j*}^i) \\ \sin(\pi/2 - \theta_{j*}^i) \end{bmatrix}. \quad (23)$$

令变异概率为 P_m , 每个人工蜂在 (0, 1) 之间设定一个随机数 rand, 若 $\text{rand} < P_m$, 则根据式 (23) 对该人工蜂的概率幅进行变异操作, 该人工蜂记忆的自身最优位置和旋转角保持不变。

2.3 改进量子人工蜂群的 BSS

利用 QABCO 算法优化 BSS 算法时, 人工蜂位置转换到解空间的 X_{j*}^i 和 X_{j*}^i , $i = 1, 2, \dots, M$ 、 $j = 1, 2, \dots, n$ 即为分离矩阵 W 的候选解。本文在初始化阶段引入混沌搜索机制, 解决基础 QABCO 算法遍历不均匀问题; 在人工蜂更新阶段, 引入遗忘因子和邻域因子, 控制人工蜂向最优方向更新位置。

QABCO 算法在初始化种群时具有随机性, 生成的种群可能因不够均匀导致 QABCO 算法不能均匀遍历整个解空间, 进而导致寻优缓慢或陷入局部最优。利用混沌序列的遍历性可避免搜索过程陷入局部极小的特征^[29], 在初始化种群时引用生物种群非线性动力学中的经典混沌映射 Logistic Map, 加强算法的搜索多样性, 具体为

$$\varepsilon_{j,k+1}^i = \mu \varepsilon_{j,k}^i (1 - \varepsilon_{j,k}^i). \quad (24)$$

其中: i 表示第 i 个人工蜂, $i = 1, 2, \dots, M$; j 表示解空间维数, $j = 1, 2, \dots, n$; $\varepsilon_{j,k}^i$ 表示第 j 维的第 k 个混沌数; $\varepsilon_{j,k}^i \in (0, 1)$, $\varepsilon_{00}^i \in (0, 1)$ 且 $\varepsilon_{00}^i \notin \{0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0\}$; $\mu \in [0, 4]$ 。

在求解 BSS 的分离矩阵时, 先由式 (24) 初始化旋转角, 其表达式为

$$\theta_{j,k}^i = 2\pi \times \varepsilon_{j,k}^i. \quad (25)$$

由式 (14) 和式 (15) 初始化种群位置 P_c^i 和 P_s^i , 再由式 (16) 和式 (17) 获得解空间下的种

群位置 \mathbf{X}_{jc}^i 和 \mathbf{X}_{js}^i , 得到分离矩阵 \mathbf{W} 的候选解为

$$\begin{cases} \mathbf{W}_c^i = [\mathbf{w}_{1c}^i & \mathbf{w}_{2c}^i & \cdots & \mathbf{w}_{nc}^i]^T, \\ \mathbf{w}_{jc}^i = \mathbf{X}_{jc}^i, j = 1, 2, \cdots, n. \end{cases} \quad (26)$$

$$\begin{cases} \mathbf{W}_s^i = [\mathbf{w}_{1s}^i & \mathbf{w}_{2s}^i & \cdots & \mathbf{w}_{ns}^i]^T, \\ \mathbf{w}_{js}^i = \mathbf{X}_{js}^i, j = 1, 2, \cdots, n. \end{cases} \quad (27)$$

其中: \mathbf{W}_{ic} 和 \mathbf{W}_{is} 表示第 i 个人工蜂在解空间内搜索到的两个候选解。

为了避免产生相同的分离矩阵 \mathbf{W} 或分离相同类型的信号, 利用 Gram-Schmidt 正交化方法对候选解的各分量进行去相关处理, 具体过程为

$$\begin{cases} \mathbf{w}_j^i = \mathbf{w}_j^i - \sum_{k=1}^{j-1} \mathbf{w}_k^i (\mathbf{w}_k^i)^T \mathbf{w}_j^i, \\ \mathbf{w}_j^i = \mathbf{w}_j^i / \|\mathbf{w}_j^i\|. \end{cases} \quad (28)$$

由式 (11) 计算目标函数值 J_c^i 和 J_s^i , 具体过程为

$$J_c^i(\mathbf{W}) = \sum_{j=1}^n |K(\mathbf{y}_{jc}^i)|, \quad (29)$$

$$\mathbf{Y}_c^i = \mathbf{W}_c^i \mathbf{Z} = [\mathbf{y}_{1c}^i, \mathbf{y}_{2c}^i, \cdots, \mathbf{y}_{nc}^i]^T, \quad (30)$$

$$J_s^i(\mathbf{W}) = \sum_{j=1}^n |K(\mathbf{y}_{js}^i)|, \quad (31)$$

$$\mathbf{Y}_s^i = \mathbf{W}_s^i \mathbf{Z} = [\mathbf{y}_{1s}^i, \mathbf{y}_{2s}^i, \cdots, \mathbf{y}_{ns}^i]^T. \quad (32)$$

人工蜂根据轮盘赌的形式进行位置更新, 以目标函数作为适应度函数, 第 i 个人工蜂位置被选择的概率为 p_i , 具体为

$$p(\mathbf{W}_i) = f(\mathbf{W}_i) / \sum_{i=1}^M f(\mathbf{W}_i). \quad (33)$$

其中: f 表示适应度值, 且 $f(\mathbf{W}_i) = J(\mathbf{W}_i)$ 。

在人工蜂位置更新阶段, 旋转角的更新与邻域人工蜂的旋转角有关。由于邻域人工蜂是随机选择的, 可能这个人工蜂位置比当前人工蜂位置好, 也有可能更差, 无法严格控制人工蜂向全局最优方向移动, 即蜂群算法对于寻优方向的控制力不足, 导致收敛速度变慢, 从而增加蜂群算法寻找最优解的时间^[30]。针对 QABCO 算法存在的这一不足, 在雇佣蜂和跟随蜂阶段引入遗忘因子 c_1 和邻域因子 c_2 对搜索过程进行动态调节, 其表达式为

$$\begin{cases} c_1 = \omega e^{-1}, \\ c_2 = \eta e, \\ \omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) t_{\text{Iter}} / T_{\text{Iter}}, \\ \eta = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) t_{\text{Iter}} / T_{\text{Iter}}, \\ e = \max(J_c^k, J_s^k) / \max(J_c^i, J_s^i). \end{cases} \quad (34)$$

其中: ω 、 η 分别表示遗忘因子和邻域因子的动态调节, ω 的上限 $\omega_{\max} \in [1, 2]$, 其下限 $\omega_{\min} \in [0, 1]$; T_{Iter} 表示最大迭代次数; t_{Iter} 表示算法当前的迭代次数; J_c^i 和 J_s^i 分别表示以当前第 i 个人工蜂位置为分离矩阵时的两个目标函数值, 即适应度值; k 为邻域人工蜂, 且 $k \neq i$; e 为增长系数, 当前人工蜂的适应度值大于邻域人工蜂的适应度值时, $e < 1$, 此时遗忘因子增大, 邻域因子减小。旋转角 $\Delta\theta_{*}^{ij}(t+1)$ 的更新可由式 (19) 改为

$$\Delta\theta_{j*}^i(t+1) = c_1 \Delta\theta_{j*}^i(t) + c_2 (\Delta\theta_{l*}). \quad (35)$$

在人工蜂搜索过程中, 若某一人工蜂位置经过 L_{limit} 次迭代后都未更新, 则根据式 (33) 在当前

位置邻域内搜索一个新位置代替当前位置。

基于改进量子人工蜂群算法的 BSS 过程为以下 9 个步骤。

步骤 1 根据式 (5) 和式 (8) 对观测信号 $X(t)$ 分别进行去均值和白化处理, 获得均值为 0、方差为 1 的观测信号 $Z(t)$ 。

步骤 2 初始化 IQABCO 算法的主要参数: 人工蜂数量 M , 搜索空间与观测信号维度相同, 混沌数 ε_{00}^i 和系数 μ , 动态调节因子的上下限 ω_{\max} 和 ω_{\min} , 变异概率 P_m , 迭代次数 $t_{\text{iter}} = 0$, 人工蜂位置未更新次数 $L = 0$, 最大迭代次数 T_{iter} , 位置未更新的最大次数 L_{limit} 。

步骤 3 根据 BSS 问题的数学模型, 由式 (25)、式 (14) 和式 (15) 确定初始化种群位置, 再由式 (16) 和式 (17) 进行解空间变换, 由式 (28) 进行去相关处理, 获得初始候选解。

步骤 4 由式 (10) 计算目标函数值, 如式 (29) 和式 (31) 所示, 并以目标函数值作为人工蜂的适应度值, 将最大适应度值记为 f_{best} , f_{best} 所对应的人工蜂位置 \mathbf{P}_{best} 为初始全局最优解, 即分离矩阵 \mathbf{W} 。

步骤 5 雇佣蜂 (employer bee, EB) 阶段: 由式 (33) 确定邻域搜索位置, 通过式 (35)、式 (20) 和式 (22) 更新量子位概率幅, 再由式 (16) 和式 (17) 进行解空间变换, 最后由式 (28) 进行去相关处理, 根据式 (11) 计算适应度值 EB_f 并与当前的适应度值比较, 若大于当前位置的适应度值, 保留新位置并与 f_{best} 比较, 若大于 f_{best} , 则更新 f_{best} 及 \mathbf{P}_{best} , 记录当前位置未更新次数 $L = 0$; 否则放弃该位置, $L = L + 1$ 。

步骤 6 跟随蜂 (onlooker bee, OB) 阶段。采用轮盘赌法选择要跟随的雇佣蜂, 根据式 (35)、式 (20)、式 (22) 和式 (23) 进行跟随蜂位置更新, 根据式 (16)、式 (17)、式 (28) 和式 (11) 计算适应度值 OB_f 。

步骤 7 比较 OB_f 与其相对应的 EB_f 的大小, 若 $OB_f > EB_f$, 则更新雇佣蜂位置及其适应度值, 并与 f_{best} 比较, 若大于 f_{best} , 则更新 f_{best} 及 \mathbf{P}_{best} , 记录 $L = 0$, 否则 $L = L + 1$ 。

步骤 8 侦察蜂 (scouter bee, SB) 阶段。若 $L > L_{\text{limit}}$, 则放弃该位置, 并通过式 (35) 在 \mathbf{P}_{best} 邻域内搜索新位置为侦察蜂位置, 并代替当前位置, 再由式 (16) 和式 (17) 进行解空间变换, 由式 (28) 和式 (11) 计算适应度值并与 f_{best} 比较, 若大于 f_{best} , 则更新 f_{best} 及 \mathbf{P}_{best} , 记录 $L = 0$ 。

步骤 9 更新迭代次数 $t_{\text{iter}} = t_{\text{iter}} + 1$ 。若 $t_{\text{iter}} > T_{\text{iter}}$ 或者满足收敛精度要求, 则停止迭代, 输出全局最优解 \mathbf{P}_{best} 即为最优分离矩阵 \mathbf{W} , 根据式 (3) 计算所求的分离信号 $y(t)$, 否则转至步骤 5。

通过

$$\text{SIR}_i = 10 \lg \|s_i\|^2 / \|s_i - y_i\|^2, i = 1, 2, \cdots, n,$$

(36)

$$\text{SNR} = \sum_{i=1}^n \text{SIR}_i / n$$

(37)

衡量分离效果。SIR_{*i*} 和 SNR 越大, 分离信号 y_i 与源信号 s_i 越接近, 分离效果越好。

3 实验仿真结果与分析

本文的实验仿真设备为一般计算机, 中央处理器为 Intel(R) Core(TM) i9-9980XE CPU@ 3.00 GHz; 内存容量为 64 GB; 系统为 Windows10, 64 位; 仿真环境为 Matlab2018b。

对比不同优化算法分离多种不同分布类型信号的收敛速度和分离精度。设置人工蜂群数 $M = 50$, 最大迭代次数 $T_{\text{iter}} = 300$, 混沌数 ε_{00}^i 和系数 μ 均为满足条件的随机数, 变异概率 $P_m = 0.05$, 其他控制参数如表 1 所示。true value 表示源信号峰值绝对值之和。

表 1 优化算法的控制参数
Tab.1 Control parameters for optimization algorithm

优化算法	参数
PSO	$c_1 = c_2 = 2$
ABC	$e = 0.5$
QPSO	$c_1 = c_2 = 2$ $e = 0.5$
QABCO	$L = M \times \text{rand}([0, 0.6])$ $\omega_{\max} = 2, \omega_{\min} = 0.5$ $e = 0.5$
IQABCO	$P_m = 0.05$ $L = M \times \text{rand}([0, 0.6])$

分别采用 PSO、ABCO、QPSO、QABCO 和 IQABCO 5 种算法对服从亚高斯分布的信号 ($K(s_i) < 0$) 进行分离, 所选用的实验信号如图 1 (a) 所示, $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 的表达式为

$$\begin{cases} s_1(t) = \sin(T_s \times 500t + 50\cos(T_s \times 60t)), \\ s_2(t) = \sin(T_s \times 450t \times \sin(T_s \times 40t)), \\ T_s = 2.5 \times 10^{-4}. \end{cases} \quad (38)$$

$s_3(t)$ 是 rand 函数在 $[-1, 1]$ 产生的服从亚高斯分布的随机信号。通过式 (1) 得到的混叠信号如图 1 (b) 所示, 其中混叠矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} -0.884\ 0 & 0.636\ 6 & -0.515\ 9 \\ 0.173\ 0 & 0.717\ 7 & -0.300\ 1 \\ 0.457\ 8 & -0.355\ 2 & -0.263\ 2 \end{bmatrix}.$$

(39)

由式 (36) 和式 (37) 计算的 5 种算法分离结果的评价指标 SIR_i 和 SNR 如表 2 所示, 其中 IQABCO 算法的分离结果如图 1 (c) 所示, 5 种算法的收敛曲线对比图如图 2 所示。

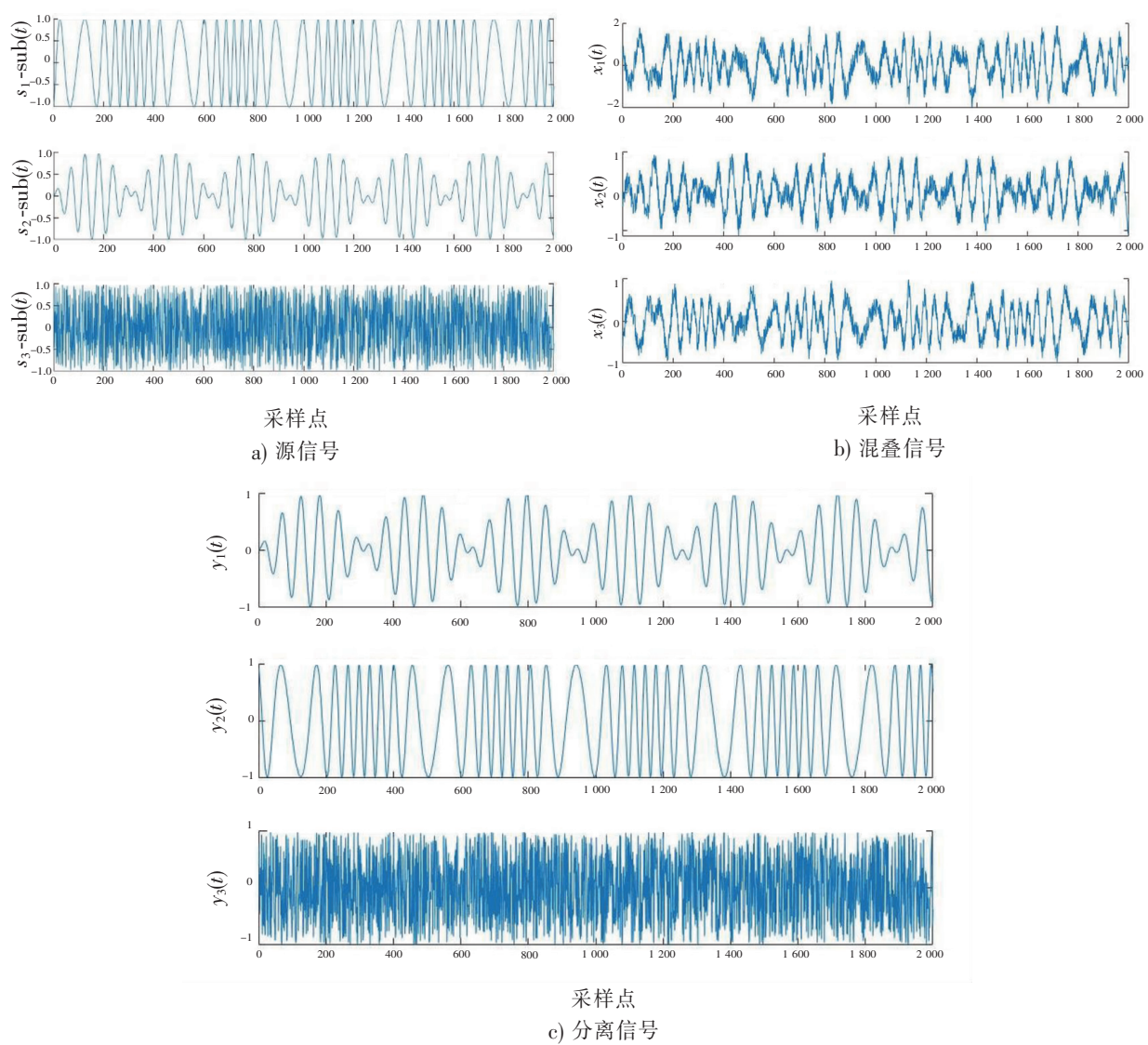


图 1 IQABCO 分离亚高斯信号
Fig.1 Separate sub-Gaussian signals of IQABCO

表 2 5 种算法分离亚高斯信号的结果
Tab.2 The results of five algorithms for
separating sub-Gaussian signals

算法	SIN_1	SIN_2	SIN_3	SNR
PSO	46.846 2	26.299 9	53.242 2	42.129 4
ABCO	17.336 5	36.914 1	23.387 3	25.879 3
QPSO	13.592 2	45.201 9	36.898 1	31.897 4
QABCO	35.242 7	44.038 2	39.439 8	39.573 6
IQABCO	48.342 0	37.820 3	48.980 5	45.047 6

说明:表中加粗数字表示最优结果,下同

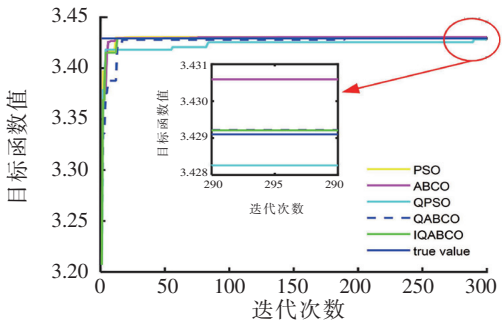


图 2 不同优化算法分离亚高斯信号的收敛曲线
Fig.2 Convergence curves for separating sub-Gaussian
signals using different optimization algorithms

由图 2 可得,随着迭代次数的增加,目标函数值增加,且本文所提的 IQABCO 算法求解的 \mathbf{W} 使得目标函数的最优值最邻近于 true value,其收敛速度仅次于 PSO 算法。

另外,采用 5 种算法对图 3 (a) 所示的服从超高斯分布混叠信号 ($(K(s_i) > 0)$) 进行分离,由

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} -0.247\ 4 & 0.065\ 1 & -0.816\ 0 \\ 0.740\ 4 & 0.363\ 1 & -0.012\ 5 \\ 0.627\ 4 & -0.186\ 9 & -0.426\ 4 \end{bmatrix}$$

(40)

得到混叠信号,如图 3 (b) 所示。由式 (36) 和式 (37) 计算 5 种算法分离结果的评价指标 SIR_i 和 SNR 如表 3 所示,其中 IQABCO 算法分离结果如图 3 (c) 所示,目标函数值随着迭代次数变化的收敛曲线如图 4 所示。

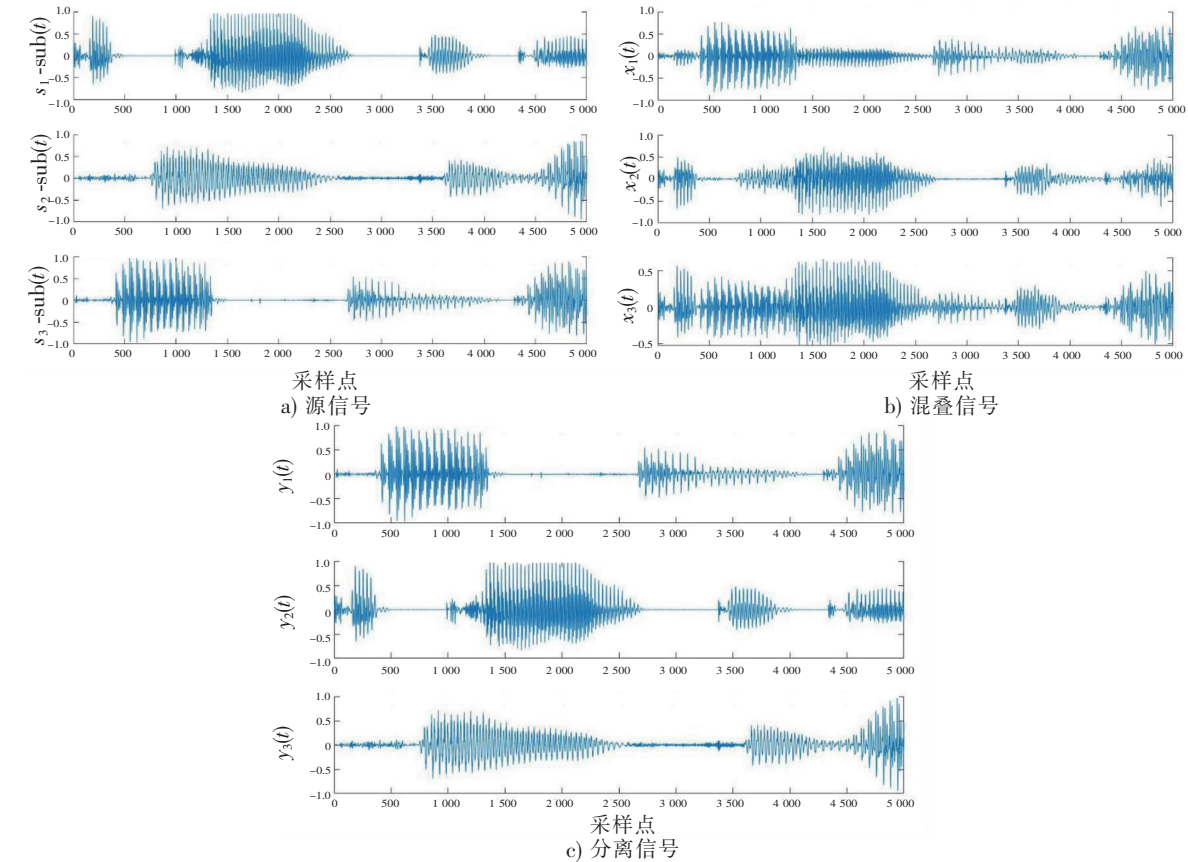


图 3 IQABCO 分离超高斯信号
Fig.3 Separate super-Gaussian signals of IQABCO

表 3 5 种算法分离超高斯信号的结果
Tab.3 The results of 5 algorithms for separating super-Gaussian signals

算法	SIN_1	SIN_2	SIN_3	SNR
PSO	11.913 7	20.961 7	10.938 1	14.604 5
ABCO	45.772 1	33.124 5	45.680 2	41.525 6
QPSO	32.935 6	26.252 2	26.722 9	28.636 9
QABCO	31.018 5	35.925 7	31.190 3	32.711 5
IQABCO	41.739 0	43.124 5	48.252 2	44.371 9

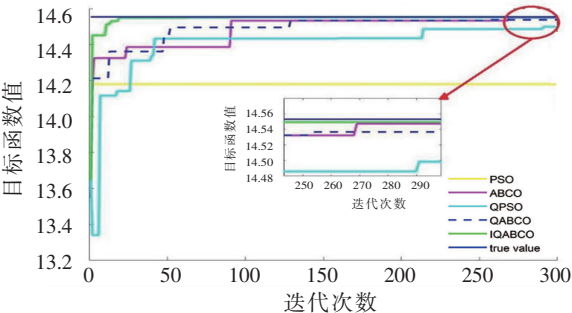


图 4 不同优化算法分离超高斯信号的收敛曲线
Fig.4 Convergence curves for separating super-Gaussian signals using different optimization algorithms

由图 4 可得, 随着迭代次数的增加, 目标函数值增加, 基于 IQABCO 算法求解的目标函数最优值最接近 true value。

最后对服从超高斯分布和亚高斯分布的混合信号进行了分离实验, 亚高斯信号为图 1a 中的 $s_{1_sub}(t)$ 和 $s_{2_sub}(t)$, 超高斯信号为图 3a 中的 $s_{1_super}(t)$ 和 $s_{2_super}(t)$, 如图 5a 所示。混叠矩阵 A 为在 $[-1, 1]$ 上生成的随机数, 混叠信号如图 5b 所示, 由式 (36) 和式 (37) 计算的 5 种算法分离结果的评价指标 SIR_i 和 SNR 如表 4 所示, IQABCO 算法的分离结果如图 5c 所示, 目标函数值随迭代次数变化的收敛曲线如图 6 所示。

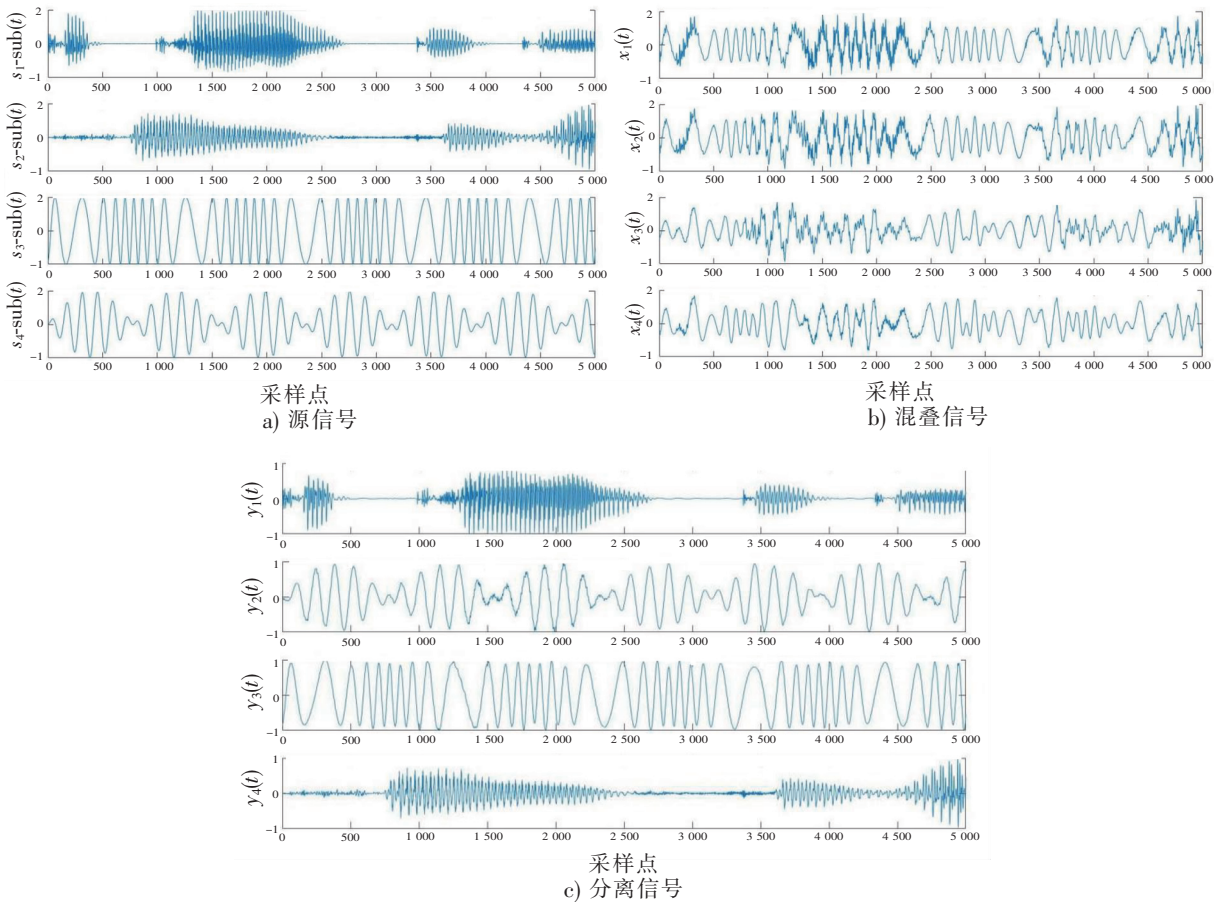


图 5 IQABCO 分离亚高斯和超高斯的混合信号
Fig.5 Separate mixed signals of sub-Gaussian and super-Gaussian of IQABCO

表 4 5 种算法分离亚高斯和超高斯混合信号的结果
Tab.4 Results of 5 algorithms for separating sub-Gaussian and super-Gaussian mixed signals

算法	SIN_1	SIN_2	SIN_3	SIN_4	SNR
PSO	6.598 4	8.120 1	4.609 4	10.780 5	7.527 1
ABCO	15.851 9	10.274 5	9.884 1	9.202 7	11.303 3
QPSO	16.844 4	16.862 4	12.613 8	22.919 8	17.310 1
QABCO	16.852 2	14.379 9	20.296 6	17.706 9	17.308 9
IQABCO	25.853 3	28.887 8	26.055 8	20.527 8	25.331 2

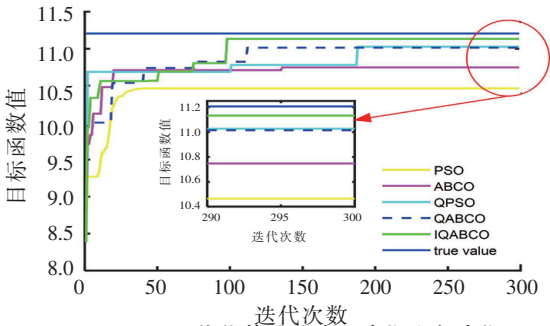


图 6 不同优化算法分离亚高斯和超高斯混合信号的收敛曲线

Fig. Convergence curves of different optimization algorithms for separating sub-Gaussian and super-Gaussian mixed signals

由图 6 可得，随着迭代次数的增加，目标函数值增加，PSO 算法具有最快收敛速度，但其陷入局部最优；ABCO、QABCO 和 QPSO 算法收敛速度均慢于 IQABCO 算法，且收敛精度低于 IQABCO 算法。

表 5 ~ 表 7 分别给出了分离不同信号时 5 种优化算法各自运行 30 次的最好解、最坏解、标准差及与真值的绝对差。最好解为运行 30 次所得结果中与真值相差最小的解，最坏解为与真值相差最大的解，绝对差为最好解与真值差的绝对值。表 8 为利用不同优化算法分离亚高斯信号、超高斯信号及两者混合信号达到收敛时的迭代次数。

表 5 5 种算法分离亚高斯信号的结果对比
(真值为 -3.429 10)

Tab.5 Comparison of results of five algorithms for separating sub-Gaussian signals
(true value of -3.429 10)

算法	最好解	最坏解	标准差	绝对差
PSO	-3.429 13	-3.420 47	0.005 8	0.000 03
ABCO	-3.430 68	-3.425 75	0.001 8	0.001 58
QPSO	-3.428 03	-3.421 66	0.002 3	0.001 07
QABCO	-3.429 14	-3.424 73	0.001 6	0.000 04
IQABCO	-3.429 13	-3.426 08	0.001 3	0.000 03

表 6 5 种算法分离超高斯信号的结果对比
(真值为 14.553 30)

Tab.6 Comparison of results of five algorithms for separating super-Gaussian signals
(true value of 14.553 30)

算法	最好解	最坏解	标准差	绝对差
PSO	14.197 62	13.877 35	0.0374	0.355 68
ABCO	14.549 67	14.481 82	0.025 6	0.003 63
QPSO	14.483 57	14.431 67	0.029 4	0.069 73
QABCO	14.538 95	14.495 82	0.012 9	0.014 35
IQABCO	14.549 69	14.501 81	0.011 6	0.003 61

表 7 5 种算法分离亚高斯和超高斯混合信号的结果对比 (真值为 11.20 550)

Tab.7 Comparison of results of five algorithms for separating sub-Gaussian and super-Gaussian mixed signals (true value of 11.205 50)

算法	最好解	最坏解	标准差	绝对差
PSO	10.464 94	10.256 92	0.064 1	0.740 56
ABCO	10.746 54	10.689 31	0.002 5	0.458 96
QPSO	11.014 73	10.381 28	0.194 1	0.190 77
QABCO	11.014 71	10.682 87	0.083 6	0.190 79
IQABCO	11.132 35	10.855 62	0.055 9	0.073 15

表 8 5 种优化算法分离不同分布类型信号的收敛迭代次数
Tab.8 Convergence iteration times of five optimization algorithms for separating signals of different distribution types 单位:次

算法	亚高斯信号	超高斯信号	亚高斯和超高斯的混合信号
PSO	13	2	28
ABCO	76	91	137
QPSO	84	291	189
QABCO	189	253	112
IQABCO	112	19	98

由表 2 ~ 表 4 可得，IQABCO 算法分离出的亚高斯信号 s_1 与源信号的误差最小，分离出的超高斯信号 s_2 和 s_3 均与源信号的误差最小，分离出的亚高斯和超高斯的混合信号均与源信号有最小误差，且均有最大 SNR，即 IQABCO 算法分离出的信号总体效果最好。

图 2、图 4、图 6 和表 5 ~ 表 8 表明, 对于亚高斯信号, PSO 算法与 IQABCO 算法具有相同分离效果, 但 IQABCO 算法具有最快收敛速度。对于超高斯信号以及亚高斯和超高斯的混合信号, IQABCO 算法的收敛速度仅次于 PSO 算法, 但 IQABCO 算法具有最优分离效果。因此, 基于 IQABCO 算法求解的分离矩阵, 在兼顾分离效果和收敛速度的情况下, 能够同时适用于亚高斯混合信号、超高斯信号和两者的混合信号, 且在分离不同分布类型的信号时, IQABCO 具有最小标准差, 表明其稳定性大于其他 4 种优化方法。

最后, 利用 IQABCO 分别对图像和语音的混合信号进行了分离。图 7 (a) 为服从亚高斯分布的图像信号, 图 7 (b) 为图像混叠信号, 图 7 (c) 为利用 IQABCO 的分离结果。图 8 (a) 为服从超高斯分布的语音信号, 图 8 (b) 为语音混叠信号, 图 8 (c) 为利用 IQABCO 的分离结果。由图 7 (c) 和图 8 (c) 可以看出, IQABCO 算法能够清晰正确地分离出混叠的语音信号和图像信号, 证明了所研究的量子人工蜂群算法对 BSS 的有效性。

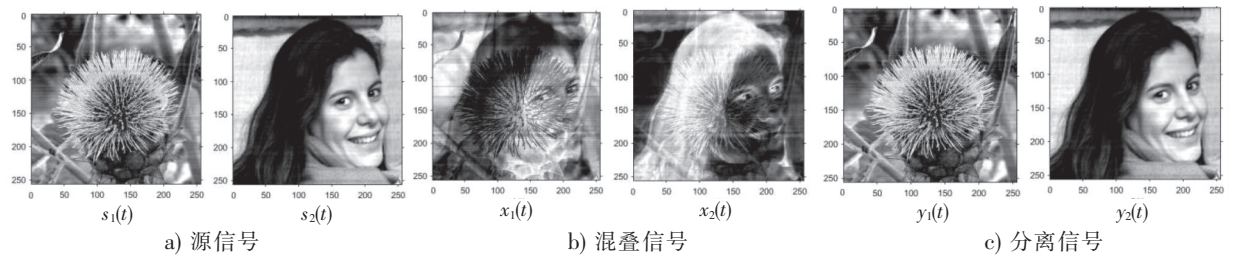


图 7 IQABCO 分离图像的混合信号
Fig.7 Mixed signals of separate images of IQABCO

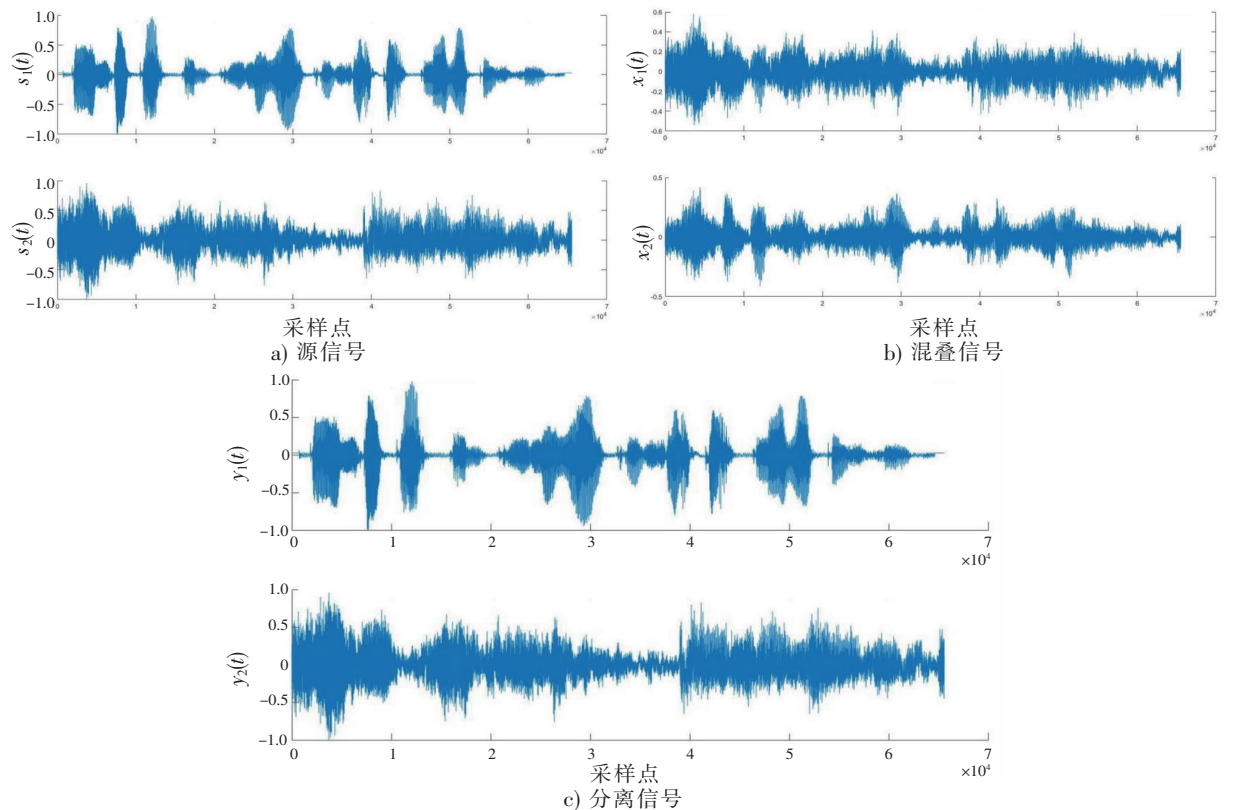


图 8 IQABCO 分离语音的混合信号
Fig.8 Mixed signals of separate sound of IQABCO

4 结论

本文以信号峰度的绝对值作为目标函数, 利用量子人工蜂群算法求解最优分离矩阵, 实现对亚高

斯信号、超高斯信号以及两者混合信号的分离。在量子人工蜂群初始化阶段,引入混沌映射以加强人工蜂搜索空间的多样性和均匀性;在搜索阶段,引入遗忘因子和邻域因子动态调节搜索过程,使人工蜂向最优方向移动,避免陷入局部最优,并加快收敛速度。为了验证本文所提算法的可行性,与 4 种传统优化算法 PSO、ABCO、QPSO 和 QABCO 进行对比,实验结果表明,本文算法能够适用于亚高斯信号、超高斯信号以及两者的混合信号 3 种情况,且能够同时兼顾收敛速度和分离精度。此外,本文所提算法的稳定性均优于其他 4 种优化算法。最后,通过本文算法实现了对混合的语音信号和图像信号的分离。

[参 考 文 献]

- [1] HUO T T, GAO Y. A blind separation algorithm for heterogeneous mixed signals[J]. *Annals of Telecommunications*, 2020, 75 (11/12): 729-737.
- [2] GONG Y K, DAI L Q. Monaural musical octave sound separation using relaxed extended common amplitude modulation[J]. *Journal of Circuits Systems and Computers*, 2022, 31(4): 2250076.
- [3] FROMENTEZE T, DAVY M, YURDUSEVEN O, et al. Spatiotemporal analysis of electromagnetic field coherence in complex media[J]. *Physical Review Applied*, 2022, 17(5): 1-13.
- [4] NIKUNEN J, VIRTANEN T. Direction of arrival based spatial covariance model for blind sound source separation[J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2014, 22(3): 727-739.
- [5] HASAN A M, MELLI A, WAHID K A, et al. Denoising low-dose CT images using multiframe blind source separation and block matching filter[J]. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2018, 2(4): 279-287.
- [6] WANG L, CAVALLARO A. Pseudo-determined blind source separation for ad-hoc microphone networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2018, 26(5): 981-994.
- [7] HOSSAIN M M, LEVY B E, THAPA D, et al. Blind source separation-based motion detector for imaging super-paramagnetic iron oxide (SPIO) particles in magnetomotive ultrasound imaging[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2018, 37(10): 2356-2366.
- [8] ZHANG A Q, ZHANG L L, LI M S, et al. Identification of dominant low frequency oscillation modes based on blind source separation[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32(6): 4774-4782.
- [9] MEINECKE F C, ZIEHE A, KAWANABE M, et al. Independent component analysis, a new concept? [J]. *Signal Processing*, 1994, 36(3): 287-314.
- [10] ZHANG K, CHAN L W. Convolutional blind source separation by efficient blind deconvolution and minimal filter distortion [J]. *Neurocomputing*, 2010, 73(13/14/15): 2580-2588.
- [11] ACHARYA D P, PANDA G, MISHRA S, et al. Bacteria foraging based independent component analysis[C]//International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. Piscataway: IEEE, 2007: 527-531.
- [12] WANG R J. Blind source separation based on adaptive artificial bee colony optimization and kurtosis[J]. *Circuits Systems and Signal Processing*, 2021, 40(7): 3338-3354.
- [13] DADULA C P, DADIOS E P. A genetic algorithm for blind source separation based on independent component analysis [C]//International Conference on Humanoid. Cebu City, Philippines: IEEE, 2014: 1-6.
- [14] BELL A J, SEJNOWSKI T. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. *Neural Computation*, 1995, 7(6): 1129-1159.
- [15] HYVÄRINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(7): 1483-1492.
- [16] MESSINA F, CERNUSCHI-FRÍAS B. Robust parallel fast-ICA algorithms using batch and adaptive MMSE estimators[J]. *Argentine Symposium on Technology*, 2012, 41: 240-251.
- [17] 王荣杰, 詹宜巨, 周海峰, 等. 一种单通道的周期性信号盲分离算法[J]. *集美大学学报(自然科学版)*, 2014, 19(1): 75-80.
- [18] ZHAO Y, ZHENG J L. Particle swarm optimization algorithm in signal detection and blind extraction[C]//International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Networks. Piscataway: IEEE, 2004: 37-41.

- [19] BOUAZIZ A, DRAA A, CHIKHI S. A quantum-inspired artificial bee colony algorithm for numerical optimisation[C]//International Symposium on Programming and Systems (ISPS). Piscataway:IEEE,2013:81-88.
- [20] LI Y Z, ZHAO Y, ZHANG Y Y. A spanning tree construction algorithm for industrial wireless sensor networks based on quantum artificial bee colony[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking,2019(1):176.
- [21] 司玉鹏,王荣杰,周文婷,等. 基于量子计算的船舶混合能源系统配置优化及能量管理[C]//海峡科技专家论坛暨海峡两岸航海技术与海洋工程研讨会论文集. 厦门:中国航海学会,中国造船工程学会,福建省航海学会,等. 2021:8-31.
- [22] 邓斯凯,毛弋. 基于量子人工蜂群算法的配电网多目标优化重构[J]. 湖南师范大学自然科学学报,2021,44(2):80-86.
- [23] 李志农,皮海玉,肖尧先. 基于量子遗传的机械故障盲源分离方法研究[J]. 兵工学报,2014,35(10):1681-1688.
- [24] 张贤达. 现代信号处理[M]. 北京:清华大学出版社有限公司,2002.
- [25] LI Z, AN J, LEI S, et al. A blind source separation algorithm based on whitening and non-linear decorrelation[C]//International Conference on Computer Modeling & Simulation. Sanya, China:IEEE,2010:443-447.
- [26] 王荣杰. 人工蜂群优化算法的应用[M]. 北京:电子工业出版社,2016.
- [27] DUAN H. B, XU C F, XING Z H. A hybrid artificial bee colony optimization and quantum evolutionary algorithm for continuous optimization problems[J]. International Journal of Neural Systems,2010,20(1):39-50.
- [28] WU J Y. An improved quantum-behaved particle swarm optimization method for solving constrained global optimization problems[C]//15th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT). Nara, Japan:ISCIT, 2015:157-160.
- [29] YU Y, GAO S, CHEN G S, et al. CBSO: a memetic brain storm optimization with chaotic local search[J]. Memetic Computing,2018,10(4):353-367.
- [30] 张银雪,田学民,邓晓刚. 基于改进人工蜂群算法的盲源分离方法[J]. 电子学报,2012,40(10):2026-2030.

(责任编辑 马建华 英文审校 黄振坤)