

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003769

基于改进型象群优化算法的 BSS 方法^{*}

夏奎^{1,2} 李炜^{1,2} 邱意敏^{1,2} 王晶^{1,2}

(1. 安徽工程大学 检测技术与节能装置安徽省重点实验室 芜湖 241000;
2. 安徽工程大学 高端装备先进感知与智能控制教育部重点实验室 芜湖 241000)

摘要:为了克服传统群智能算法在求解盲源分离(BSS)问题时收敛速度慢和分离精度差的缺点,提出一种基于改进型象群优化(IEHO)算法的BSS方法。该方法利用独立性原则,融合分离信号的峭度和互信息来构建目标函数。在氏族更新阶段,通过改进算法比例因子并加入邻域搜索,提高了算法搜索方式的多样性;在分离阶段,引入量子粒子群优化策略,提高了算法的全局搜索能力。仿真结果表明,与传统的象群优化算法和粒子群优化算法相比,IEHO算法的寻优效果较好,并成功实现了图像信号和语音信号的盲源分离,分离精度更高,收敛速度更快。

关键词:盲源分离;象群优化;邻域搜索;量子粒子群优化

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4099

BSS method based on improved elephant herding optimization algorithm

Xia Kui^{1,2} Li Wei^{1,2} Qiu Yimin^{1,2} Wang Jing^{1,2}

(1. Anhui Key Laboratory of Detection Technology and Energy Saving Devices, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China;
2. Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligent Control for High-end Equipment,
Ministry of Education, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China)

Abstract:In order to overcome the disadvantages of slow convergence speed and poor separation accuracy when solving blind source separation (BSS) problems in traditional swarm intelligence algorithms, a BSS method based on improved elephant herding optimization (IEHO) is proposed. The method uses the principle of independence to construct the objective function, combining the kurtosis and the mutual information of separating signals. In the clan update stage, the scale factor of algorithm is modified as well as exploiting the neighborhood search to improve the diversity of the search. In the separation stage, the quantum-behaved particle swarm optimization strategy is introduced to improve the global search ability of the algorithm. The simulation results show that the IEHO algorithm has a better optimization effect compared with the traditional elephant herding optimization algorithm and the particle swarm optimization algorithm. Meanwhile, the proposed algorithm can also realize blind source separation of images and speech successfully, with higher separation accuracy and faster convergence speed.

Keywords:blind source separation; elephant swarm optimization; neighborhood search; quantum-behaved particle swarm optimization

0 引言

盲源分离(blind source separation, BSS)或盲信号处理(blind signal processing, BSP)启源于人们对“鸡尾酒

会”问题的研究^[1]。盲源分离是指在源信号及混合方式等先验信息均未知的条件下,仅通过观测信号来恢复未知源信号的分离方法^[2]。随着近些年的发展,BSS已经成为信号处理领域研究的热点,并在诸多领域都具有潜在的应用前景,如:生物医学信号处理^[3]、语音识别^[4]和

收稿日期: 2020-12-11 Received Date: 2020-12-11

^{*} 基金项目:安徽工程大学检测技术与节能装置安徽省重点实验室开放研究基金资助项目(2017070503B026-A04)、安徽省省级质量工程“六卓越、一拔尖”卓越人才培养创新项目(2020zyrc039)、安徽省省级质量工程教学研究一般项目(2020jyxm1371)、安徽工程大学校级本科教学质量提升计划研究项目(2020jyxm16)、安徽高校自然科学研究项目(KJ2020A0351)、安徽高校自然科学研究项目(KJ2020A0345)、安徽工程大学科研项目(Xjky2020031)资助

图像处理^[5]、雷达信号处理^[6]以及机械故障诊断^[7]等。

独立成分分析 (independent component analysis, ICA)^[8]是一种求解 BSS 问题的传统方法,即在源信号相互独立的前提下,对目标函数进行寻优操作,使得分离出的信号之间独立性最强。基于这一理论,文献[9]使用自然梯度算法 (natural gradient algorithm, NGA) 对目标函数进行优化,避免了对分离矩阵求逆的问题,从而简化了计算过程。但该方法收敛速度较慢,且收敛速度易受步长或学习因子的影响。文献[10]通过改进的 FastICA 算法实现了在低信噪比情况下的信号分离,保留了 FastICA 算法收敛速度快的优点,然而其初始参数设置复杂,同时还涉及到非线性激活函数的选取问题。为改善这类问题,群智能算法被应用于盲源分离目标函数的优化过程。文献[11]提出用遗传算法来优化目标函数,与 FastICA 和 NGA 算法相比,其具有更高的计算精度及更强的独立性,但该方法的分离效果依赖于输入参数的优劣,局部搜索能力较差。文献[12]结合粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 和引力搜索算法 (gravitational search algorithm, GSA) 的优点,提出了 GPSO-ICA 算法,该算法局部搜索能力较强,收敛速度较快,但存在参数复杂、易陷入局部极值,以及分离精度不高等问题。

针对以上收敛速度慢和分离精度差等问题,本文提出一种改进型象群优化算法 (improved elephant herding optimization, IEHO),并将其运用于盲源分离问题的求解,从而构建了一种新的基于群智能优化的盲源分离方法。该方法利用峭度和互信息构建目标函数,采用 IEHO 算法对目标函数进行寻优操作。仿真表明,IEHO 算法能有效解决复杂函数的寻优问题,并成功应用于图像信号和语音信号的盲源分离问题,分离效果均优于传统群智能算法,在保证收敛速度较快的同时,提高了分离精度。

1 盲源分离问题建模与求解

1.1 数学模型

假设 n 个相互独立的源信号 $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), \dots, s_n(t)]^T$, 经过一个未知系统混合得到观测信号 $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), \dots, x_m(t)]^T$, 其数学方程如下:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{N}(t)$ 为噪声信号; $\mathbf{A}$ 为 $m \times n$ 阶混合矩阵, 且 $m \geq n$ 。

一般情况下, 噪声信号忽略不计, 式(1)简化为:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) \quad (2)$$

BSS 问题即在 $\mathbf{S}(t)$ 和 $\mathbf{A}$ 均不具备先验知识的前提下, 通过分离矩阵 $\mathbf{W}$ 的求解得到输出信号 $\mathbf{Y}(t)$, 数学表达式为:

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

1.2 分离原理

根据中心极限定理, 两个独立随机变量和的分布通常比两个原始随机变量中的任一分布更接近高斯分布^[13]。因此, 在独立分量分析中, 常采用峭度或互信息构建目标函数。本文采用高阶统计量 (峭度) 和互信息两种准则相融合构建目标函数。其中, 零均值随机变量 y_i 的峭度定义如下:

$$K_4(y_i) = E\{y_i^4\} - 3E^2\{y_i^2\} \quad (4)$$

BSS 中, 信号峭度的绝对值越大, 分离信号间独立性越强。另一信号间独立性判据来自于信息论, 即互信息最小化准则。随机变量 y_i 间的相互信息利用微分熵定义如下:

$$I(y_1, \dots, y_n) = \sum_{i=1}^n H(y_i) - H(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n H(y_i) - \log |\det \mathbf{W}| - H(\mathbf{x}) \quad (5)$$

式中: $H(\mathbf{x}) = -\int p(\mathbf{x}) \log p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$ 是混合信号的信息熵, 熵总是非负的^[14]。当且仅当变量 y_i 之间在统计上相互独立时, 熵才为 0, 形式如下:

$$H(\mathbf{y}) = -\sum_{i=1}^n p(y_i) \log p(y_i) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 。

因此, 互信息不仅考虑了协方差, 还考虑到变量的整体依赖结构, 故本文构造的目标函数如下:

$$\begin{cases} J(\mathbf{W}) = \frac{1}{K(\mathbf{y}) + \varepsilon} + \sum_{i=1}^n H(y_i) - H(\mathbf{y}) \\ K(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n |E\{y_i^4\} - 3E^2\{y_i^2\}| \end{cases} \quad (7)$$

其中, ε 为一常数, 为防止分母为 0, $\varepsilon = 1$ 。在计算信号峭度和熵之前, 需对采样信号进行去均值和预白化^[15]。去均值处理是为了满足源信号为零均值随机变量这一假设前提; 预白化操作是为满足条件约束 $E(\mathbf{y}\mathbf{y}^T) = \mathbf{I}$ 。从而, 式(7)中 $K(\mathbf{y})$ 可写成:

$$K(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n |E\{y_i^4\} - 3| \quad (8)$$

当对式(7)中目标函数进行最小化时, 估计信号间依赖性最小。该方法无需假设信号源具有相同峰度符号, 直接最大化峭度绝对值, 可成功分离超高斯和亚高斯信号。对于目标函数的最小化问题, 本文采用改进型象群优化算法对目标函数进行寻优, 进而获得最优的分离矩阵 $\mathbf{W}$ 。

2 基于 IEHO 算法的 BSS 方法

2.1 象群优化算法 (EHO)

象群由氏族组成, 每个氏族都有固定数量的个体。

氏族中个体在女族长的带领下生活在一起,执行氏族更新操作来更新氏族中个体的位置;固定数量的成年公象离开氏族,执行分离操作优化氏族中位置较差的个体。EHO 算法^[16]具体包含氏族更新操作和分离操作两个主要阶段。

1) 氏族更新操作

氏族 ci 中大象个体在女族长带领下生活在一起,其中第 j 个个体下一次移动会受女族长(适应度最好位置 $X_{best,ci}$)的影响:

$$X_{new,ci,j} = X_{old,ci,j} + \alpha(X_{best,ci} - X_{old,ci,j})\eta \quad (9)$$

式中: $X_{new,ci,j}$ 和 $X_{old,ci,j}$ 为氏族 ci 中第 j 个大象新、旧位置, $\alpha \in [0,1]$ 为 $X_{best,ci}$ 对 $X_{ci,j}$ 影响的比例因子, $\eta \in [0,1]$ 是用来提高算法种群多样性的均匀分布随机数。

族群 ci 中女族长位置更新策略如下:

$$X_{best,ci} = \beta X_{center,ci} \quad (10)$$

式中:参数 $\beta \in [0,1]$, 控制氏族中心对最佳位置的影响程度。可以看出,女族长的最新位置将由氏族 ci 中所有个体信息生成。扩展到 d 维中,氏族中心定义为:

$$X_{center,ci,d} = \frac{1}{n_{ci}} \sum_{j=1}^{n_{ci}} X_{ci,j,d} \quad (11)$$

式中: $d(1 \leq d \leq D)$ 表示第 d 维数, D 代表搜索空间总维数; n_{ci} 表示氏族 ci 中大象的个数; $X_{ci,j,d}$ 表示 $X_{ci,j}$ 的第 d 维。

2) 氏族分离操作

象群中公象成年后,会离开族群独自生活,通过分离操作提高算法的全局搜索能力。氏族 ci 中最差个体位置更新方式为:

$$X_{worst,ci} = X_{min} + (X_{max} - X_{min} + 1)\chi \quad (12)$$

式中: $X_{worst,ci}$ 代表氏族 ci 中位置信息最差的个体; X_{max} 和 X_{min} 为搜索空间的上、下界; $\chi \in [0,1]$ 表示均匀分布的随机数。

2.2 IEHO 算法

EHO 算法具有参数设置少、原理简单等优点,但在解决复杂函数时,收敛速度慢,易陷入局部极值,不能准确搜索到最优解。本文在氏族更新公式中引入邻域搜索项并改进比例因子,增加个体间信息交流,提高了算法的局部搜索能力。同时在分离操作中使用量子粒子群算法来提高种群多样性,增强算法的全局搜索能力。

1) 邻域搜索和变比例因子

EHO 氏族更新操作中,个体更新在一定程度上受比例因子 α 的影响。由于 α 的随机取值,会导致个体移动的位置可能是一个较优解或劣质解。同时该更新方式只利用上一代个体的位置信息,未利用其邻域内个体信息,搜索方式过于单一。对此,本文对式(9)增添邻域搜索项,增加氏族内的个体信息交流,有利于个体向最优解方向移动;其次邻域搜索步长随个体适应度值自适应调整;

同时改进算法的比例因子,使其随迭代次数增加而单调递减。个体更新公式如下:

$$X_{new,ci,j} = X_{ci,j} + \alpha(X_{best,ci} - X_{ci,j})\eta + (X_{ci,j} - X_{ci,k})R_{ci,k} \quad (13)$$

$$\alpha = \alpha_{min} + (\alpha_{max} - \alpha_{min}) \left[\frac{1 - \frac{2}{1 + \exp\left(-\frac{iter}{iter_{max}}\right)}}{1 + \exp\left(-\frac{iter}{iter_{max}}\right)} \right] \quad (14)$$

$$R_{ci,k} = \begin{cases} r \left(1 - \frac{f_{ci,k} - f_{ci,j}}{f_{ci,k} - f_{best}} \right) & f_{ci,k} \neq f_{best} \\ \gamma, \gamma \in [0,1] & f_{ci,k} = f_{best} \end{cases} \quad (15)$$

式中: α_{max} 和 α_{min} 代表 α 允许范围上下限; $iter$ 为当前迭代次数; $iter_{max}$ 为迭代总次数; f 为目标函数; r 随机取值为 $+1$ 或 -1 ; $X_{ci,k}$ 代表氏族 ci 中随机选择的邻域个体 ($k \neq j$)。

在 IEHO 算法中, α 与当前迭代次数有关。算法迭代初期, α 较大,增强全局最优解的导向作用,提高算法全局搜索能力,加快算法收敛速度;迭代后期, α 较小,增强算法局部搜索能力,易于使得算法跳出局部极值。式(14)的改进,避免了 EHO 算法中 α 取值的随机性。

式(15)中,邻域搜索项步长 $R_{ci,k}$ 的绝对值可大于 1。算法迭代初期,较大步长能扩展搜索空间提高算法全局搜索能力;算法迭代后期, $f_{ci,j}$ 无限接近 f_{best} , $R_{ci,k}$ 趋近于 0,较小步长在局部搜索时能迅速找到最优解,提高算法局部搜索能力,避免陷入局部极值。

2) 引入量子粒子群优化算法

量子力学中,利用波函数 $\psi(x,t)$ 表示粒子的运动状态:

$$E \frac{\partial}{\partial t} \psi(x,t) = -\frac{h^2}{2M} \nabla^2 \psi(x,t) + V(x) \psi(x,t) \quad (16)$$

式中: E 为能量; M 为粒子质量; h 为普朗克常量; $V(x)$ 代表粒子所在势场。

假设粒子在一维空间中,势能中心点 p 处建立一维 δ 势阱,则:

$$V(x) = -\lambda \delta(x - p) = -\lambda \delta(\nu) \quad (17)$$

将式(17)代入式(16)可得粒子在 δ 势阱中的定态薛定谔方程:

$$\frac{d^2 \psi}{d\nu^2} + \frac{2M}{h^2} [E + \lambda \delta(\nu)] \psi = 0 \quad (18)$$

式中: E 为粒子的能量。

对式(18)进行求解得到:

$$\begin{cases} L = h^2/M\lambda \\ \psi(\nu) = \frac{1}{\sqrt{L}} \exp(-|\nu|/L) \end{cases} \quad (19)$$

化简可得一维量子粒子群优化 (quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)^[17] 算法的表达式:

$$x = p \pm \frac{L}{2} \ln(1/u')$$

(20)

式中: L 为特征长度; $u' \in (0,1)$ 间均匀分布的随机数。

将其扩展到多维空间中,可得量子粒子群优化算法表达式:

$$\begin{cases} x_{ij}^{t+1} = p_{ij}^t \pm \xi \times |g_{\text{best}} - x_{ij}^t| \times \ln[1/u_{ij}^t] \\ \xi = (\xi_1 - \xi_2) \frac{I_{\text{max}} - t}{I_{\text{max}}} + \xi_2 \end{cases}$$

(21)

式中: ξ 为收缩-扩张系数, ξ_1 、 ξ_2 为 ξ 的初值和终值; t 为迭代次数; I_{max} 为最大迭代次数; x_{ij}^{t+1} 代表粒子 $t+1$ 次所在位置; p_{ij}^t 为第 t 次粒子出现在点 p 位置; $u_{ij}^t \in (0,1)$ 间均匀分布的随机数; g_{best} 为所有粒子最优值的平均值。

$$g_{\text{best}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i^t =$$
$$\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_{i1}, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_{i2}, \dots, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_{iD} \right]$$

(22)

$$p_{id} = \varphi p_{ij} + (1 - \varphi) G_j$$

(23)

式中: n 为粒子数; D 为维数; p_{ij} 为个体最优值; G_j 为粒子群最优值; $\varphi \in (0,1)$ 间均匀分布的随机数。

EHO 算法使用式 (12) 更新族群中适应度值差的个体进行全局搜索,导致搜索范围过小,未能很好地提高种群多样性,一定程度上降低了算法全局搜索能力。而 QPSO 只需控制单个参数变量,全局搜索能力强,同时平均最优位置引入能提升算法搜索后期跳出局部极值的概率。因此可在 EHO 分离操作中融入 QPSO,更新公式改写为:

$$x_{\text{worst},ci}^{t+1} = p_{ij}^t \pm \xi \times |g_{\text{best}} - x_{\text{worst},ci}^t| \times \ln[1/u_{ij}^t]$$

(24)

分离操作步骤如下:

(1) 每次氏族更新操作结束后,将族群中适应度值差的个体记录并保存下来,视为量子空间中的粒子;

(2) 采用 QPSO 进行优化,通过式 (24) 重新计算个体适应度值;

(3) 若 $f(x_{\text{worst},ci}^{t+1}) > f(x_{\text{worst},ci}^t)$, 则更新 $X_{\text{worst},ci}$, 反之,不予更新。

2.3 算法步骤

IEHO 算法可自适应调整步长,控制算法的收敛速度,保持局部搜索和全局搜索间的平衡,提高算法的寻优能力。以信号峭度和互信息构建目标函数,基于 IEHO 算法的 BSS 方法主要步骤如下。

1) 读取观测信号,对其进行去均值、预白化操作。

2) 初始化种群,设置族群数量和每个族群中大象个数。

3) 随机初始化大象位置,根据目标函数式 (7) 计算种群个体适应度值,找到并保存种群中最佳个体位置 X_{gbest} 。

4) 进入氏族更新阶段,通过式 (13) ~ (15) 更新种群

中大象个体位置,对族群中最佳位置用式 (10) 和 (11) 更新。

5) 重新计算新种群的个体适应度值来评估新种群,并更新种群最优个体位置 X_{gbest} 和保存种群中最差个体位置信息。

6) 进入氏族分离阶段,通过式 (24) 更新族群中适应值差的个体位置信息,若算法满足迭代次数,执行步骤 7); 反之,重复步骤 4) ~ 6), 直至算法满足迭代次数。

7) 输出最优解作为分离矩阵 W , 并通过式 (3) 恢复源信号,算法结束。

3 仿真结果及分析

仿真均在 MATLAB R2018a 软件平台上完成。为验证 IEHO 算法寻优性能及其处理图像和语音信号盲源分离问题的效果,进行了如下仿真对比。

3.1 基准测试函数上的算法性能

为测试 IEHO 算法的性能,选取 4 个基准测试函数 (Sphere、Rastrigin、Ackley、Rosenbrock), 并与 EHO 和 PSO 算法进行对比实验。设定 3 种算法种群数为 50, 最大迭代次数为 200。EHO 和 IEHO 算法分为 5 个氏族, 每个氏族 10 个个体。PSO 算法参数设置为学习因子系数 $c_1 = c_2 = 1$, 惯性权重 $\omega \in [0.5, 0.9]$ 。对 4 个测试函数, 3 种算法均独立运行 30 次, 记录其平均解、最差解、最优解和标准差, 对比分析 3 种算法的性能, 结果如表 1 所示。

表 1 三种算法对基准测试函数的性能比较

Table 1 Comparison of the performance of the three algorithms on the benchmark functions

函数	算法	平均值	最优解	最差解	标准差
Sphere	PSO	5.834 3	1.674 2	8.695 4	2.561 3
	EHO	0.014 5	0.000 4	1.015 9	0.002 7
	IEHO	0	0	0	0
Rastrigin	PSO	11.758 1	4.135 9	32.651 4	7.271 5
	EHO	7.653 2	0.001 5	21.648 8	6.096 3
	IEHO	0	0	0	0
Ackley	PSO	0.981 7	0.037 1	2.031 3	0.740 8
	EHO	0.774 9	0.018 3	1.681 7	0.625 4
	IEHO	0.000 9	3.19×10^{-16}	0.048 5	0.008 3
Rosenbrock	PSO	103.563 8	32.271 9	186.503 8	40.709 8
	EHO	30.591 1	27.876 3	75.133 3	9.173 5
	IEHO	25.355 2	25.138 4	26.416 3	0.325 9

分析表 1 可得,对于单峰函数 Sphere 和多峰函数 Rastrigin, IEHO 算法准确搜索到函数极值, 算法准确性较高。特别注意的是, 函数 Rosenbrock 是非凸、病态函数, 最优解位于一个平滑、狭长抛物线形山谷内, 算法易陷入局部极值。PSO、EHO 对此函数的平均值均高于最优解, 标准差值远高于单峰函数测试时, 可知在多峰函数寻优时, PSO、EHO 算法稳定性差。IEHO 的最差解接近平均

值和最优解,标准差值较单峰函数测试时,虽小幅度增加,但依旧远小于 1,可得 IEHO 算法稳定性较强。综上所述,在氏族更新操作中增加邻域搜索项并改进比例因子,能有效提高算法搜索能力,避免陷入局部极值,故 IEHO 算法在准确性和稳定性上优于 PSO 和 EHO 算法。

3 种算法对 4 个基准测试函数的收敛曲线如图 1 所示。为使对比效果更直观,对 y 轴适应度值取对数。由图 1 可看出,对比于 PSO、EHO 算法,IEHO 算法收敛曲

线的斜率更大,曲线更平滑,收敛速度更快。图 1(d)中,因 Rosenbrock 函数特点,PSO 多次改变寻优方向,未能在算法规定的迭代次数下收敛。EHO 未搜索到最优解,陷入局部极值,算法提前收敛。而 IEHO 能快速、准确找到最优解。由上述可知,在氏族分离操作中通过融入 QPSO 寻优策略,增加了种群多样性,提高算法全局搜索能力,能有效加快收敛速度。故 IEHO 算法在收敛性上优于 PSO 和 EHO 算法。

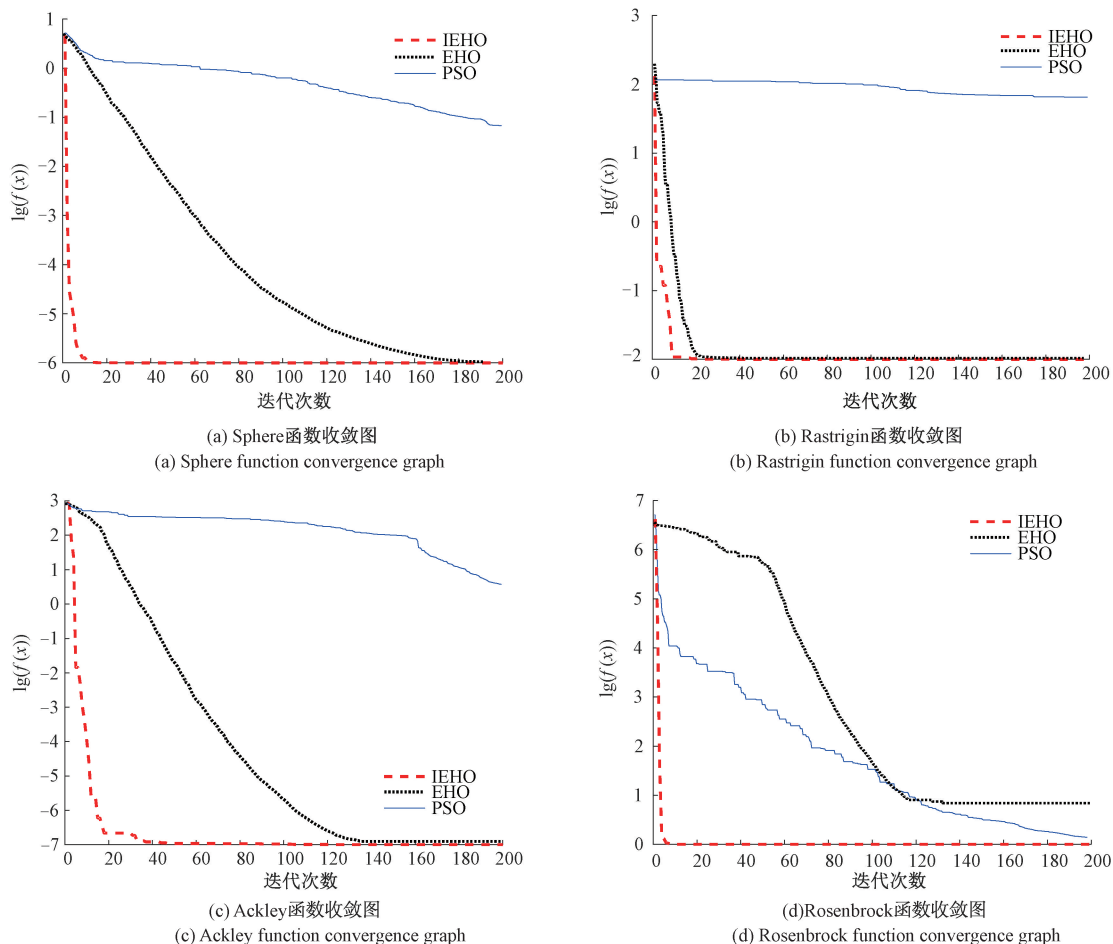


图 1 三种算法对 4 个基准函数的收敛曲线

Fig. 1 Convergence curves of three algorithms on four benchmark functions

综上所述,IEHO 算法在单峰函数和多峰函数运算中显示出一定的算法优越性,能在较少迭代次数的情况下搜索到最优解。

3.2 图像分离的算法性能

为验证基于 IEHO 算法的盲源分离方法的有效性,将 IEHO 算法应用到图像信号的(亚高斯信号)盲分离。本实验拟采用 3 幅 256×256 图像(Cameraman、Coco、Couple)作为源信号,通过随机矩阵将图像混合,混合图像采用 IEHO 算法处理,得到的图像分离效果如图 2 所示。

由图 2 可知,分离信号与源信号在内容上大致保持一致,实现了图像信号的盲分离,验证了 IEHO 算法的有效性。

为进一步验证 IEHO 算法的性能,采用 PSO、EHO 算法对上述图像进行处理,选用相似系数 ρ_{ij} ^[18] 和信干比 (SIR)^[19] 来评定算法分离性能,定义如下:

$$\rho_{ij} = \frac{\left| \sum_{t=1}^n s_i(t) y_j(t) \right|}{\sqrt{\sum_{t=1}^n s_i^2(t) \sum_{j=1}^n y_j^2(t)}} \quad (25)$$

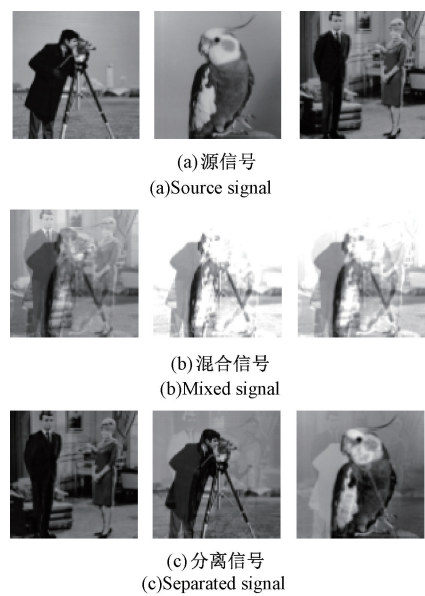


图 2 图像分离效果
Fig. 2 Image separation effect

$$SIR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 10 \lg \frac{E[s_i^2]}{E[(y_i - s_i)^2]} \tag{26}$$

式中： ρ_{ij} 越接近于 1,表明分离信号与源信号间的相似程度越高;信干比 SIR 越大,说明算法的分离效果越好。

由表 2 和 3 的数据可知,相对于其他算法,IEHO 算法图像分离时的相似系数均最接近于 1,分离信号的信干比 SIR 均最大。综上所述,IEHO 算法能够成功应用于图像信号的盲分离,且分离性能优越。

表 2 相似系数比较

Table 2 Similarity coefficient comparison

算法	ρ_{11}	ρ_{22}	ρ_{33}
PSO	0.947 8	0.985 3	0.994 7
EHO	0.986 2	0.976 1	0.991 8
IEHO	0.995 7	0.999 7	0.999 5

表 3 信干比较

Table 3 SIR comparison

算法	y_1	y_2	y_3
PSO	36.18	46.25	56.36
EHO	32.72	46.59	56.07
IEHO	45.27	55.47	58.53

3.3 语音分离的算法性能

将 IEHO 算法应用于语音信号的盲分离。平稳环境下选取 3 个语音信号(超高斯信号)为源信号,采样频率为 8 kHz,采样点数为 4×10^4 。混合矩阵为三维随机矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} 0.119\ 0 & 0.340\ 4 & 0.751\ 3 \\ 0.498\ 4 & 0.585\ 3 & 0.255\ 1 \\ 0.959\ 7 & 0.223\ 8 & 0.506\ 0 \end{bmatrix}$$

混合后的语音信号采用 IEHO 算法进行处理,语音信号的实验结果如图 3 所示。

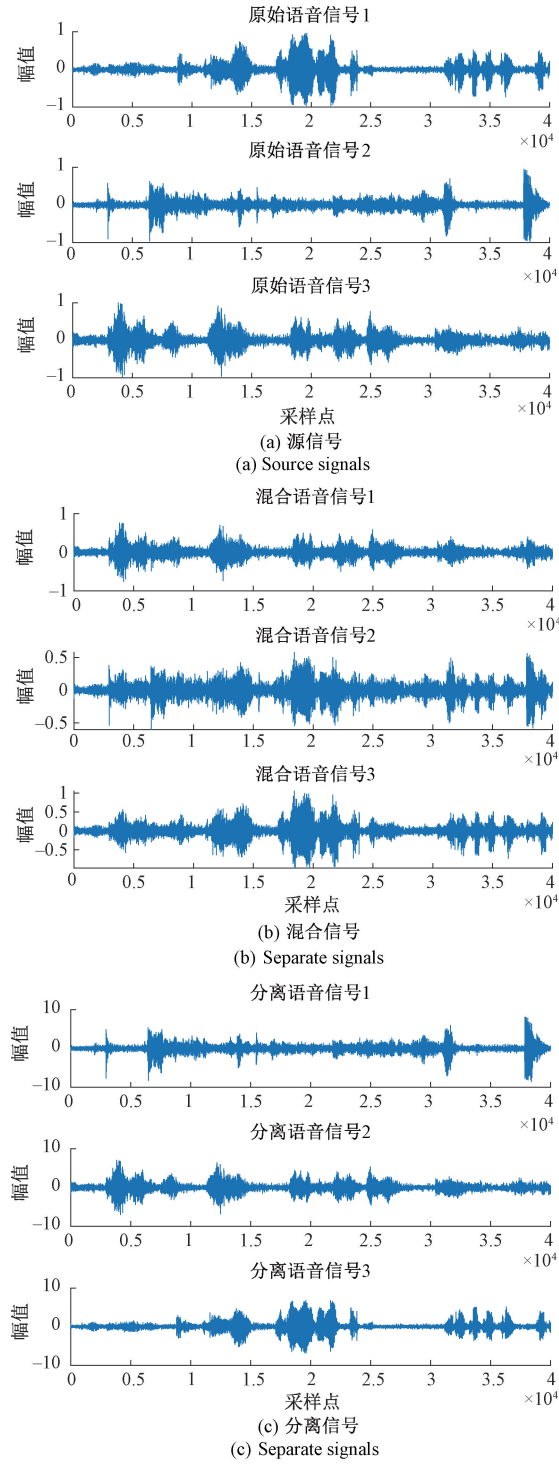


图 3 语音分离效果
Fig. 3 Voice separation effect

由图 3 可知,分离信号与源信号的波形相差无异,但分离信号的幅值和顺序与源信号不一致,这是由于盲源分离内在的不确定性导致的。因为源的大量信息蕴藏在源信号的波形中,所以并不影响盲源分离的应用,故 IEHO 算法同样能够成功应用于语音信号的盲分离。

性能指标 (PI)^[20] 定义如下:

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

(27)

为直观验证 IEHO 算法性能,也采用 PSO、EHO 算法对上述语音信号处理,通过计算信干比 *SIR* 和性能指标 *PI* 评定算法性能。式中,当矩阵 *G* 的每行每列中元素有且只有一个占优,而其余近似为 0 时,*PI* 取值偏小。*PI* 值越接近于 0,源信号与分离信号越相似。

由表 4 可知,IEHO 算法分离出 3 个信号的信干比 *SIR* 均大于其他算法,可见 IEHO 算法的分离性能要优于 PSO、EHO 算法。

表 4 三种算法的信干比 *SIR* 性能比较

Table 4 *SIR* performance comparison of 3 algorithms

算法	<i>y</i> ₁	<i>y</i> ₂	<i>y</i> ₃
PSO	20.78	16.53	36.25
EHO	32.04	28.56	40.69
IEHO	44.36	35.27	59.63

3 种算法的性能指标 *PI* 与迭代次数的关系如图 4 所示。图 4 中,PSO 算法迭代大约 98 次后收敛;EHO 算法在迭代 63 次左右后开始收敛;IEHO 算法在运行 43 次后开始收敛。由此可知,IEHO 算法的收敛速度最快。PSO、EHO 算法在经过多次寻优后,依旧未使性能指标 *PI* 接近于 0,而 IEHO 算法在最少迭代次数下,使性能指标 *PI* 趋近于 0,故 IEHO 算法的分离效果最佳。综上所述,IEHO 算法的收敛曲线斜率更大、更平滑,收敛速度也更快,因此 IEHO 算法在语音信号盲分离上性能优越。

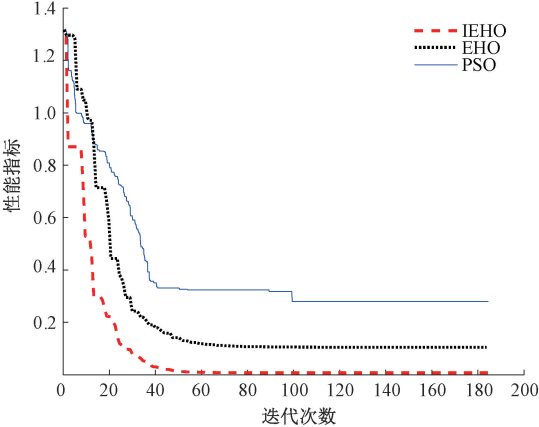


图 4 三种算法的 *PI* 性能指标

Fig. 4 *PI* performance index of 3 algorithms

4 结 论

为提高群智能算法在解决线性瞬时盲源分离问题上的性能,将改进型 EHO 算法应用于盲源分离中。通过在 EHO 算法的氏族更新公式中加入邻域搜索项并改善比例因子,增强了算法局部搜索范围并丰富了算法搜索方式。同时在算法分离操作中引用量子粒子群搜索策略,有效提高了算法的种群多样性,平衡了算法的全局搜索能力和局部搜索能力,克服了 PSO 这类群智能算法应用于盲源分离中,所存在的收敛速度慢和分离精度差等缺点。仿真表明,IEHO 算法收敛速度较快、迭代次数较少、收敛精度较高。该方法成功实现了对于图像信号和语音信号的盲源分离,且分离性能优越。

参考文献

[1] HE K H, LONG Y H, LI Y J, et al. Mask-based blind source separation and MVDR beamforming in ASR [J]. International Journal of Speech Technology, 2020, 23(8) : 133-140.

[2] 赵海峰,张亚,李世中. 浸彻过载信号的欠定盲源分离与特征提取 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40 (10) : 208-218.
ZHAO H F, ZHAN Y, LI SH ZH. Undetermined blind source separation and feature extraction of penetration overload signals [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10) : 208-218.

[3] 韩亮,蒲秀娟,刘茜. 结合多路 v-SVR 与 TFBSS 的胎儿心电信号提取 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (6) : 1381-1387.
HAN L, PU X J, LIU Q. Fetal ECG signal extraction combined with multi-channel v-SVR and TFBSS [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6) : 1381-1387.

[4] PRAKASH K, HEPZIBHA R D. Blind source separation for speech music and speech mixtures [J]. International Journal of Computer Applications, 2015, 110(12) : 975-8887.

[5] 耿文波,姚遥. 基于稀疏先验的运动模糊图像盲复原方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (8) : 132-139.
GENG W B, YAO Y. Blind restoration method of motion blurred image based on sparse prior [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(8) : 132-139.

[6] 胡江湖,吉丰. 盲信号处理在雷达抗主瓣干扰中的性能分析 [J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(7) : 17-21.
HU J H, JI F. Performance analysis of blind signal

- processing in radar anti-main lobe interference [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(7): 17-21.
- [7] 杨保海, 余香梅, 舒彤. 脉冲噪声环境下机械故障信号的盲分离[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(3): 440-447.
- YANG B H, YU X M, SHU T. Blind separation of mechanical fault signals under impulse noise environment[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(3): 440-447.
- [8] COMON P. Independent component analysis[J]. Signal Processing, 1994, 36: 287-314.
- [9] CHRISTOPHER M S, ELMER R M. A blind source separation of instantaneous acoustic mixtures using natural gradient method [C]. IEEE International Conference on Control System, 2012: 124-129.
- [10] 王彬. 基于 FastICA 的低信噪比雷达信号分选算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2019, 40(11): 1555-1560.
- WANG B. FastICA-based low signal-to-noise ratio radar signal sorting algorithm [J]. Journal of Northeastern University(Natural Science Edition), 2019, 40(11): 1555-1560.
- [11] GAO J W, CHUN X Z. Independent component analysis based on genetic algorithms[C]. IEEE 10th International Conference on Natural Computation, 2014: 214-218.
- [12] LEE S H, YANG C S. GPSO-ICA: Independent component analysis based on gravitational particle swarm optimization for blind source separation[J]. Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 35(2): 1943-1957.
- [13] MAVADDATY S, EBRAHIMZADEH A. Blind signals separation with genetic algorithm and particle swarm optimization based on mutual information [J]. Radio electronics and Communications Systems, 2011, 54(6): 315-324.
- [14] 陆建涛. 变步长等变自适应盲源分离算法[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(12): 83-89.
- LU J T. Variable step size and variable adaptive blind source separation algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(12): 83-89.
- [15] 马志阳. 基于 LMS 和 FA 的盲源分离优化算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2019.
- MA ZH Y. Research on blind source separation optimization algorithm based on LMS and FA [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [16] WANG G G. Elephant herding optimization [C]. 3rd International Symposium on Computational and Business Intelligence, 2015: 1-5.
- [17] 何畏, 罗潇, 曾珍, 等. 利用 QPSO 改进相关向量机的电池寿命预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 18-24.
- HE W, LUO X, ZENG ZH, et al. Battery life prediction based on QPSO improved relevant vector machine[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 18-24.
- [18] LIU S, WANG B M, ZHANG L Y. Blind source separation method based on neural with bias term and maximum likelihood estimation criterion [J]. Sensors, 2021, 21(3): 973-999.
- [19] 何鹏举, 刘刚易, 折廷廷. 单通道 AE 信号盲分离的飞机构件监测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 34-42.
- HE P J, LIU G Y, SHE T T. Research on monitoring of aircraft structural components based on blind separation of single channel AE signal [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 34-42.
- [20] 吴佳佳, 行鸿彦, 孙江. 一种雨声信号的盲源分离处理方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(9): 144-153.
- WU J J, HANG H Y, SUN J. Blind source separation processing method for the rain sound signal[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(9): 144-153.

作者简介



夏奎, 2019 年于滁州学院获得学士学位, 现为安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为盲源分离。

E-mail: 1109371336@qq.com

Xia Kui received his B. Sc. degree from Chuzhou University in 2019. Now he is a M. Sc. Candidate at Anhui Polytechnic University. His main research interest includes blind source separation.



李伟, 分别在 2007 年和 2010 年于安徽工程大学获得学士学位和硕士学位, 2014 年于江南大学获得博士学位, 现为安徽工程大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为信号处理、盲源分离等。

E-mail: liwei@ahpu.edu.cn

Li Wei received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Anhui Polytechnic University in 2007 and 2010, and Ph. D. degree from Jiangnan University in 2014, respectively. Now he is an associate professor and a M. Sc. supervisor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include signal processing and blind source Separation, etc.