

# 基于样条插值与人工蜂群优化的非线性盲源分离算法

陈雷<sup>1</sup>, 甘士忠<sup>2</sup>, 张立毅<sup>1</sup>, 王光艳<sup>1</sup>

(1. 天津商业大学信息工程学院, 天津 300134; 2. 天津工业大学电子信息工程学院, 天津 300387)

**摘 要:** 针对更加复杂的非线性混合情况, 提出一种基于样条插值拟合与群智能优化的后非线性盲源分离算法。采用样条插值函数拟合去非线性函数, 使用负熵作为分离的评价准则, 建立分离模型。分离过程采用改进的人工蜂群算法优化求解样条插值节点参数, 并在分离的目标函数中引入相关性约束条件进行解空间范围限制, 克服分离过程中存在的异常值现象。针对语音数据的分离实验结果表明, 所提算法能够有效实现非线性混合信号的盲分离, 较传统的基于奇数多项式拟合的分离算法具有更高的分离精度。

**关键词:** 盲源分离; 后非线性; 样条插值; 群智能优化; 人工蜂群算法

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

## Nonlinear blind source separation algorithm based on spline interpolation and artificial bee colony optimization

CHEN Lei<sup>1</sup>, GAN Shi-zhong<sup>2</sup>, ZHANG Li-yi<sup>1</sup>, WANG Guang-yan<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China;

2. School of Electronics and Information Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China)

**Abstract:** A post-nonlinear blind source separation algorithm based on spline interpolation fitting and artificial bee colony optimization was proposed for the more complicated nonlinear mixture situations. The separation model was constructed by using the spline interpolation to fit the inverse nonlinear distortion function and using entropy as the separation criterion. The spline interpolation node parameters were solved by the modified artificial bee colony optimization algorithm. The correlation constraint was added into the objective function for limiting the solution space and the outliers would be restricted in the separation process. The results of speech sounds separation experiment show that the proposed algorithm can effectively realize the signal separation for the nonlinear mixture. Compared with the traditional separation algorithm based on odd polynomial fitting, the proposed algorithm has higher separation accuracy.

**Key words:** blind source separation, post nonlinear, spline interpolation, swarm intelligence optimization, artificial bee colony algorithm

### 1 引言

盲源分离 (BSS, blind source separation) 是在未知信号混合信息的情况下, 从观测信号中提取源信号的技术。对于线性盲源分离问题, 已有学者提

出了基于独立成分分析 (ICA, independent component analysis)<sup>[1-3]</sup>、主成分分析<sup>[4]</sup>和时间可预测性<sup>[5,6]</sup>等原理的一系列分离方法。然而, 工程实际应用中的信号混合往往是非线性的。例如, 无线通信领域中的放大器一般含有非线性混合因素<sup>[7]</sup>, 生物医学

收稿日期: 2017-02-13; 修回日期: 2017-05-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61401307); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2014M561184); 天津市应用基础与前沿技术研究计划基金资助项目 (No.15JCYBJC17100, No.14JCZDJC32600); 天津市科技特派员基金资助项目 (No.16JCTPJC48400)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61401307), China Postdoctoral Science Foundation (No.2014M561184), Tianjin Research Program of Application Foundation and Advanced Technology of China (No.15JCYBJC17100, No.14JCZDJC32600), Tianjin Research Program of Science and Technology Commissioner of China (No.16JCTPJC48400)

领域的传感器在记录数据的过程中也会混有非线性特征<sup>[8]</sup>。因此，非线性盲源分离是盲信号处理中一个更加贴近实际应用但难度更大的研究课题，具有重要的研究价值。

对于非线性盲源分离问题的可解性，已有一些学者进行了深入研究。Hyvarine<sup>[9]</sup>阐述了对于非线性分离问题，如果对非线性函数的空间没有限制，仅根据源信号的独立性假设，分离会存在无穷多个解。同时，Taleb<sup>[10]</sup>也从理论上分析指出，非线性混合信号通常情况下是很难进行分离的，但后非线性盲源分离问题是可解的。因而，目前所研究的非线性盲源分离问题主要是基于后非线性混合模型。该模型认为多路源信号首先经过线性混合，然后各路混合信号分别受到非线性畸变影响得到观测信号。后非线性混合模型可以较好地诠释实际工程环境<sup>[11~13]</sup>、可解性强，具有十分重要的研究意义。

后非线性盲源分离问题的求解主要包含以下 2 个关键点：非线性函数的拟合和目标函数的优化求解。对于非线性函数的拟合，目前，已有算法多采用奇数多项式<sup>[14]</sup>和神经网络<sup>[15,16]</sup>的方法。但奇数多项式易出现过拟合现象，而对神经网络的求解易陷入局部最优解，从而限制了算法的分离性能。对于目标函数的优化求解，传统分离算法主要采用梯度类优化方法，当算法的初始值选择不合理时，分离过程往往会收敛于局部极值，导致分离失败。

群智能优化算法具有全局收敛性好、求解精度高等优点，可以较好地解决梯度优化易陷入局部收敛的问题，已被广泛应用于通信、生物医学和自动控制等多学科领域<sup>[17~19]</sup>。近些年，也有学者开始尝试利用群智能优化算法解决盲源分离问题。例如，陈雷等<sup>[20]</sup>利用细菌算法优化基于峭度的目标函数实现了信号的逐次有序分离；张银雪等<sup>[21]</sup>利用改进的人工蜂群算法优化基于峭度的目标函数实现了信号整体同时分离；Mavaddaty 等<sup>[22]</sup>构造负熵和峭度相结合的目标函数，利用人工蜂群算法求解目标函数实现了对信号的有效分离；Chen 等<sup>[23]</sup>利用人工蜂群算法优化基于协方差比率的目标函数实现了信号的逐次有序分离。这些基于群智能的分离算法的性能优于传统基于梯度优化的分离算法，但它们主要解决的还是线性盲源分离问题。尽管 Gorriz 等<sup>[24,25]</sup>也相继提出了基于遗传算法的非线性盲源分离算法，但由于这些算法中主要采用奇数多项式等方法拟合非线性函数，对非线性畸变较强情况下

的信号分离效果仍然欠佳。

针对上述问题，本文提出一种基于插值法拟合与改进人工蜂群优化的后非线性盲源分离算法。该算法利用样条插值函数逼近去非线性函数，有效避免了现有拟合方法存在的过拟合现象。进而采用性能优异的改进人工蜂群算法对基于负熵的目标函数进行优化，求解样条插值节点参数，克服了梯度类优化方法求解目标函数过程易陷入局部收敛的问题。与此同时，本文算法还提出通过增加分离信号相关性约束条件的方法，克服在分离过程中存在的异常值现象，以保证算法求解的稳定性。

## 2 后非线性盲源分离模型与分离原理

后非线性混合模型可以诠释源信号首先经过线性混合，然后各路混合信号受到非线性畸变影响而得到观测信号的物理意义，该模型的数学表达为

$$x_i(t) = f_i\left(\sum_{j=1}^N a_{ij}s_j(t)\right) \quad (1)$$

其中， $s_j(t)$  为源信号， $j=1,2,\dots,N$ ， $N$  为源信号个数。 $x_i(t)$  表示  $s_j(t)$  先经过矩阵  $\mathbf{A}=(a_{ij})_{N \times N}$  的线性混合，再分别经过非线性函数  $\mathbf{F}(\cdot)=[f_1(\cdot), f_2(\cdot), \dots, f_i(\cdot), \dots, f_N(\cdot)]$  受到非线性畸变得到的各路混合信号， $i=1,2,\dots,N$ 。

从混合信号中提取源信号的过程包括去非线性畸变和线性分离 2 个阶段。首先，通过求解去非线性函数  $\mathbf{G}(\cdot)=[g_1(\cdot), g_2(\cdot), \dots, g_i(\cdot), \dots, g_N(\cdot)]$  消除非线性函数  $\mathbf{F}(\cdot)$  造成的非线性畸变效应。然后，通过求解线性分离矩阵恢复出源信号，该分离过程的数学模型为

$$y_i(t) = \hat{s}_i(t) = \sum_{j=1}^N w_{ij}g_i(x_i(t)) \quad (2)$$

其中， $g_i(\cdot)$  表示非线性函数  $f_i(\cdot)$  的逆映射函数， $\mathbf{W}=(w_{ij})_{N \times N}$  为线性分离矩阵。通过该分离过程即可输出源信号的预测信号  $\hat{s}_i(t)$ ，并用  $y_i(t)$  表示。后非线性盲源分离问题的混合模型和分离模型如图 1 所示。

## 3 改进的人工蜂群算法

人工蜂群 (ABC, artificial bee colony) 算法是以蜜蜂觅食活动为模型发展建立起来的一种群体

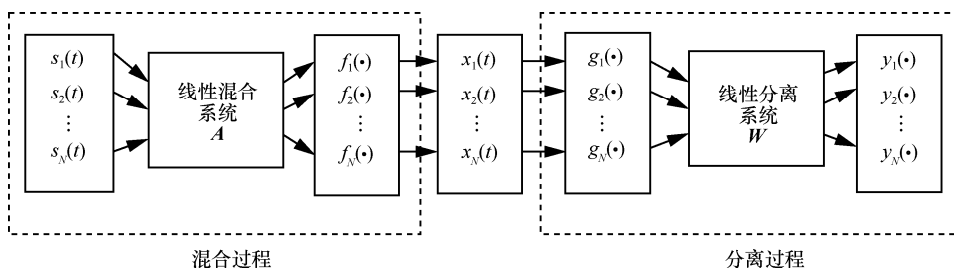


图 1 后非线性盲源分离模型

智能优化算法，最早由 Karaboga<sup>[26]</sup>于 2005 年提出。ABC 算法以其原理简单、易于实现等优点，在很多实际工程优化问题中得到广泛应用<sup>[27~29]</sup>。同其他已有群智能优化算法类似，基本 ABC 算法在求解高维、多模态优化问题时，仍然存在收敛速度不够快、陷入局部收敛等问题。因此，本文采用一种改进的人工蜂群 (MABC, modified artificial bee colony) 算法<sup>[30]</sup>进行非线性盲源分离过程的目标函数求解。下面，对 MABC 算法的优化求解原理进行简要介绍。

MABC 算法将蜜源位置作为优化问题的可行解，将蜜源质量作为可行解的适应度值，通过模仿蜂群搜索优质蜜源的机制，寻找优化问题的最优解。同基本 ABC 算法相同，MABC 算法将蜂群划分为采蜜蜂、观察蜂和侦查蜂 3 种。采蜜蜂基于记忆的蜜源信息搜索周边新蜜源，并将得到的信息传递给观察蜂；观察蜂根据采蜜蜂传递的蜜源信息跟随采蜜蜂探索新蜜源；在蜜源搜索过程中，部分采蜜蜂会在搜索蜜源无进展的情况下放弃当前蜜源，转而变为侦查蜂去寻找新蜜源。MABC 算法的具体寻优过程如下。

1) 初始化种群位置。初始化种群过程采用混沌系统 (chaotic system) 和反向学习 (opposition-based learning) 这 2 种方法相结合的方式。基于混沌系统的方法是根据式 (3) 和式 (4) 生成蜜源位置  $\mathbf{X}_i = \{x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}\}$ ，而基于反向学习的方法则根据式 (5) 生成蜜源位置  $\mathbf{OX}_i = \{ox_{i,1}, ox_{i,2}, \dots, ox_{i,D}\}$ 。进而从 2 种初始化方法得到的蜜源位置  $\mathbf{X}(SN)$  和  $\mathbf{OX}(SN)$  中选取最佳位置，作为蜜源的初始位置。

$$ch_{k+1} = \sin(\pi ch_k), ch_k \in (0,1) \quad (3)$$

$$x_{i,j} = x_{\min,j} + ch_{k,j}(x_{\max,j} - x_{\min,j}) \quad (4)$$

$$ox_{i,j} = x_{\min,j} + x_{\max,j} - x_{i,j} \quad (5)$$

其中， $k = 1, 2, \dots, K$ ， $K$  为混沌系统的最大迭代次数。 $i = 1, 2, \dots, SN$ ， $j = 1, 2, \dots, D$ 。 $SN$  表示蜂群规模， $D$  表示蜂群个体维数， $x_{\max,j}$ 、 $x_{\min,j}$  表示蜜源位置

上下边界。

2) 按照差分进化 (differential evolution) 的思想，随机选取 2 个蜜源位置  $\mathbf{X}_{r_1}$  和  $\mathbf{X}_{r_2}$ ，根据式 (6) 生成新蜜源位置  $\mathbf{V}_i = \{v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D}\}$ ，如果新蜜源优于当前蜜源，则替换蜜源位置，令  $\mathbf{X}_i = \mathbf{V}_i$ ；否则，保持当前蜜源位置不变。

$$v_{i,j} = x_{\text{best},j} + \phi_{i,j}(x_{r_1,j} - x_{r_2,j}) \quad (6)$$

其中， $\phi_{i,j}$  为  $[-1,1]$  内的随机数， $x_{\text{best},j}$  为当前最优蜜源位置。

3) 在优质蜜源的搜索过程中，采蜜蜂完成蜜源搜索后，将蜜源信息传递给观察蜂。观察蜂根据蜜源信息，按照式 (7) 依概率选择优质蜜源，并在该蜜源附近进行新蜜源的搜索。

$$p_i = \frac{fitness_i}{\sum_{j=1}^{SN} fitness_j} \quad (7)$$

其中， $fitness_i$  为第  $i$  个采蜜蜂所在蜜源的适应度值。

4) 如果采蜜蜂在蜜源周围进行了限定次数的搜索后，仍然不能找到更优的新蜜源，则该蜜源处的采蜜蜂将变为侦查蜂，根据式 (8) 寻找新蜜源，如果新蜜源质量更优，则替换该处蜜源。

$$v_{i,j} = x_{i,j} + \phi_{i,j}(x_{i,j} - x_{k,j}) \quad (8)$$

其中， $k \in \{1, 2, \dots, SN\}, k \neq i$ 。

5) 重复执行步骤 2)~步骤 4)，直到种群进化到最大迭代次数，并输出最优解。

MABC 算法的初始化方法较基本 ABC 算法使种群的产生更具多样性，为后续的搜索过程打下更好的基础。另外，MABC 算法吸收了差分进化算法的思想，改进了蜂群的蜜源搜索机制，提高了算法的探索能力，使算法的收敛速度和求解精度得到有效提升。因此，本文选用 MABC 算法作为最优化方法进行算法中去非线性函数的求解，更好地实现了针对非线性混合信号的分离。

## 4 基于样条插值与 MABC 的后非线性盲源分离算法

### 4.1 算法原理

在后非线性盲源分离框架下，分离算法本质上是求解去非线性函数  $g_i(\cdot)$  和分离矩阵  $W$  的最优化过程。本文利用样条插值法拟合去非线性函数  $g_i(\cdot)$ ，采用负熵作为分离的目标函数，使用 MABC 算法优化调节样条插值节点参数，实现对信号非线性畸变的有效消除。同时，将 FastICA 算法<sup>[31]</sup>融合于上述非线性畸变的消除过程，求解出线性分离矩阵，最终正确恢复出源信号。

#### 4.1.1 基于样条插值的非线性函数拟合

非线性函数的拟合是后非线性盲源分离的关键环节，现有分离算法多采用奇数多项式拟合非线性函数。然而，奇数多项式方法容易产生过拟合问题，从而限制了算法分离性能的进一步提升。因此，本文提出采用样条插值的方法对去非线性函数  $g_i(\cdot)$  进行拟合。采用样条插值法拟合的优点在于能够保证拟合函数的分段平滑性，并能有效逼近高次函数，具有良好的数值稳定性和收敛性。

在本文算法中，待拟合的去非线性函数  $g_i(\cdot)$  如图 2 中实线所示。采用样条插值法拟合函数  $g_i(\cdot)$  需要得到  $M+1$  个节点  $Q_k(\alpha_k, \theta_k)$ ， $k=0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm \frac{M}{2}$ ， $\alpha_k$  由观测信号振幅值确定，相邻节点之间的距离  $\Delta\alpha$  相等。分别对相邻 2 个节点构成的第  $k$  个子区间  $[\alpha_{k-1}, \alpha_k]$  构造一个三阶多项式  $S_k(\alpha)$ ，函数表达式为  $S_k(\alpha) = b_{k0} + b_{k1}\alpha + b_{k2}\alpha^2 + b_{k3}\alpha^3$ ， $\alpha \in [\alpha_{k-1}, \alpha_k]$  (9) 其中， $b_{kj}$  ( $j=0, 1, 2, 3$ ) 为多项式  $S_k(\alpha)$  的待定系数。各区间的拟合多项式  $S_k(\alpha)$  构成拟合函数  $S(\alpha)$ 。若  $S(\alpha)$  满足节点上的函数值  $S(\alpha_k)$  与节点纵坐标值  $\theta_k$  相等，且在各节点处二阶导数连续，区间端点处二阶导数为 0，即

$$\begin{cases} S(\alpha_k) = \theta_k, k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm \frac{M}{2} \\ S^{(l)}(\alpha_k - 0) = S^{(l)}(\alpha_k + 0) = S^{(l)}(\alpha_k), l = 0, 1, 2 \\ S^{(2)}(\alpha_{-\frac{M}{2}}) = S^{(2)}(\alpha_{\frac{M}{2}}) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

则根据式(10)即可求解待定系数  $b_{kj}$ ，得到插值拟合函数  $S(\alpha)$ ，实现对去非线性函数  $g_i(\cdot)$  的正确拟合。本文算法采用 MABC 算法对目标函数进行求解，

从而得到正确的节点参数  $\theta_k$  ( $k=0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm \frac{M}{2}$ )，并根据式(9)和式(10)进行插值拟合，得到去非线性函数  $g_i(\cdot)$  的正确估计，进而实现信号的有效分离。

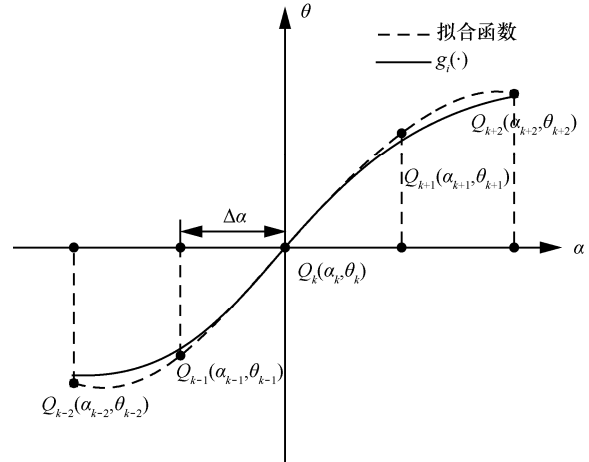


图 2 非线性函数插值拟合示意

#### 4.1.2 基于负熵的目标函数及约束条件

在解决盲源分离问题时，需要根据源信号的统计特性构造分离的目标函数。由于源信号通常来自相互独立的信号源，所以“独立性”常作为盲源分离中构造目标函数的重要统计特性<sup>[1]</sup>。负熵是评价信号独立性的一种有效指标，本文算法采用负熵作为分离信号的独立性判据，以此构造分离的目标函数。

针对本文算法的分离信号  $y_i$ ，若其概率密度为  $p_{y_i}(\xi)$ ，则微分熵可定义为

$$H(y_i) = -\int p_{y_i}(\xi) \ln p_{y_i}(\xi) d\xi \quad (11)$$

通过标准化，使其值非负，可定义其负熵为

$$J(y_i) = H(\mathbf{y}_{\text{Gauss}}) - H(y_i) \quad (12)$$

其中， $\mathbf{y}_{\text{Gauss}}$  是 高斯随机向量，其微分熵为 0。由于在实际信号处理过程中，源信号的概率密度未知，直接计算负熵较为困难，所以，通常都采用高阶累积量逼近负熵，如式(13)所示。

$$J(y_i) \approx \frac{1}{12} E\{y_i^3\}^2 + \frac{1}{48} kurt(y_i)^2 \quad (13)$$

其中， $kurt(\cdot)$  表示四阶累积量。

采用基于高阶累积量的独立性统计评价方法，在算法分离过程中常会产生异常值现象而影响分离效果<sup>[1]</sup>。对于非线性混合信号的分离，这种现象

更为突出。因此，本文在目标函数中引入协方差作为相关性约束条件，从而有效抑制了异常值现象的产生，保证了分离效果。该约束条件为

$$C = \max\{\text{cov}(\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_j), i, j = 1, 2, \dots, N, i \neq j\} \xrightarrow{\text{趋近}} 0 \quad (14)$$

综合负熵和约束条件构造本文算法的目标函数为

$$J(\theta) = \begin{cases} \sum_{i=1}^N J(\mathbf{y}_i) + \frac{1}{C}, & \text{满足式(14)} \\ \frac{1}{C}, & \text{不满足式(14)} \end{cases} \quad (15)$$

其中， $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i, \dots, \theta_N]$  为用于拟合去非线性函数  $\mathbf{G}(\cdot) = [g_1(\cdot), g_2(\cdot), \dots, g_i(\cdot), \dots, g_N(\cdot)]$  的样条插值函数的节点参数， $\theta_i = \{\theta_{i,0}, \theta_{i,-1}, \theta_{i,1}, \dots, \theta_{i, \frac{M}{2}-1}, \theta_{i, \frac{M}{2}}, \theta_{i, \frac{M}{2}+1}, \dots, \theta_{i,M}\}$

为第  $i$  路信号的样条插值节点参数。

#### 4.1.3 蜂群位置参数编码与分离过程

本文采用 MABC 算法优化求解上述目标函数，从而得到样条插值函数的节点参数  $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_i, \dots, \theta_N]$ 。由于非线性畸变对振幅正负值是等效的，样条插值函数为奇对称函数。因此， $\theta_{i,0} = 0, \theta_{i,-1} = \theta_{i,1}, \dots, \theta_{i, \frac{M}{2}-1} = \theta_{i, \frac{M}{2}+1}$ ，需要求解的样条插值节点参数可缩减为  $\theta_i = \{\theta_{i,1}, \theta_{i,2}, \dots, \theta_{i, \frac{M}{2}}\}$ 。

据此，设定本文算法中蜂群的位置参数编码为  $\mathbf{X}_i = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N\} = \{\theta_{1,1}, \theta_{1,2}, \dots, \theta_{1, \frac{M}{2}}, \theta_{2,1}, \theta_{2,2}, \dots, \theta_{2, \frac{M}{2}}, \dots, \theta_{N,1}, \theta_{N,2}, \dots, \theta_{N, \frac{M}{2}}\}$ ，即 MABC 算法中蜜源位置的维数  $D = \frac{NM}{2}$ 。MABC 算法的蜜蜂群体在逐代搜索进化过程中不断更新蜜源位置，最终得到的全局最优蜜源位置参数即为待求的样条插值节点参数。

由于本文算法的分离过程为去非线性畸变和线性分离的联立过程，蜂群每代进化后得到节点参数  $\theta_i$ ，根据式(10)得到各路信号的去非线性函数  $g_i(\cdot)$ ，去除观测信号的非线性畸变。进而对去除非线性畸变的  $N$  路信号采用 FastICA 进行线性分离，得到各路输出信号  $\mathbf{y}_i$ 。根据式(15)计算目标函数值，作为各蜜源的适应度值。然后，根据适应度值调节种群进化过程，更新种群个体位置，搜索新蜜源。分离算法通过蜂群的不断进化更新，搜索到实现最优适应度值的蜜源位

置，即可得到正确的样条插值函数节点参数，完成对非线性混合信号的正确分离。

#### 4.2 算法步骤

本文算法的具体步骤如下。

**步骤 1** 根据样条插值函数的待求参数确定蜂群个体维数  $D$ ，根据式(4)和式(5)初始化蜂群个体所处蜜源位置  $\mathbf{X}_i$ 。

**步骤 2** 由当前蜂群所处各蜜源位置分别得到各自的样条插值节点参数  $\theta$ ，拟合去非线性函数  $\mathbf{G}(\cdot)$ ，得到去非线性畸变后的混合信号。

**步骤 3** 将上述信号输入 FastICA 算法进行线性分离，得到输出信号  $\mathbf{y}_i$ 。

**步骤 4** 将输出信号  $\mathbf{y}_i$  根据式(15)计算各蜜源的适应度值，将适应度值最大的蜜源位置作为当前种群找到的最优蜜源，其位置记作  $\mathbf{X}_{\text{best}}$ 。

**步骤 5** 所有蜜蜂飞向最优蜜源位置  $\mathbf{X}_{\text{best}}$ ，根据式(6)更新蜜源位置，寻找新的蜜源。

**步骤 6** 如果经过限定次数的搜索后，最优蜜源没有被新蜜源替换，此处的采蜜蜂将变为侦查蜂，按照式(7)计算的概率选择蜜源，并依据式(8)寻找新蜜源。

**步骤 7** 如果达到预设种群进化代数，输出最优蜜源位置  $\mathbf{X}_{\text{best}}$ ，获得样条插值节点参数  $\theta$ ，得到去非线性函数  $\mathbf{G}(\cdot)$ ，消除混合信号中的非线性畸变。进而采用 FastICA 算法对去非线性畸变后的混合信号进行线性分离，输出源信号的估计  $\mathbf{y}_i$ ，完成信号分离；否则，返回步骤 2。

#### 5 实验分析

为了验证本文提出的后非线性盲源分离算法的有效性，选取 RIKEN 脑科学研究所提供的语音信号数据(信号 1 和信号 2)及 NTT Communication Science Laboratories 提供的语音信号数据(信号 3)作为源信号进行分离实验。源信号经过线性混合矩阵  $\mathbf{A}$  和非线性畸变函数  $\mathbf{F}(\cdot) = [f_1(\cdot), f_2(\cdot), f_3(\cdot)]$  的共同作用，得到混合观测信号。为验证本文算法在非线形分离过程中的适应性，实验分别针对非线性畸变较弱情况和非线性畸变较强情况这 2 种畸变作用下的混合信号进行分离实验。在  $[-1, 1]$  范围内随机生成的线性混合矩阵  $\mathbf{A}$  为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.0675 & -0.4203 & -0.3060 \\ 0.3385 & -0.7196 & 0.4201 \\ -0.5284 & 0.7164 & -0.9878 \end{bmatrix}$$

针对非线性畸变较弱情况，选取畸变函数  $F(\cdot)=[f_1 = \tanh(0.6x_1), f_2 = \tanh(0.4x_2), f_3 = \tanh(0.5x_3)]$ ；针对非线性畸变较强情况，选取畸变函数  $F(\cdot)=[f_1 = \tanh(x_1), f_2 = \tanh(0.9x_2), f_3 = \tanh(0.8x_3)]$ 。各源信号如图 3 所示，非线性畸变较弱情况下的混合信号如图 4 所示，非线性畸变较强情况下的混合信号如图 5 所示。针对上述 2 种混合方式得到的混合信号，分别采用多种分离算法进行信号分离比较分析验证本文算法的分离性能。

**实验 1 FastICA 算法分离。**首先采用经典的 FastICA 算法对混合信号进行分离。在非线性畸变较弱情况下，获得的分离信号如图 6 所示；在非线

性畸变较强情况下，获得的分离信号如图 7 所示。由结果可知，FastICA 算法作为线性分离算法对于非线性混合信号的分离效果不佳。

为了更客观地评价算法的分离效果，进一步采用分离信号与源信号的相关系数绝对值、均方误差和重构信噪比 3 种性能指标来衡量分离效果，3 种性能指标分别定义如下。

1) 相关系数绝对值<sup>[32]</sup> (*AVCC*, absolute value of correlation coefficient), 表示分离信号与对应源信号之间的相似程度，其值为 [0,1] 范围内的数。*AVCC* 越接近于 1，表明分离信号与源信号的相似程度越高，分离效果越好。反之，*AVCC* 越接近于 0，表明

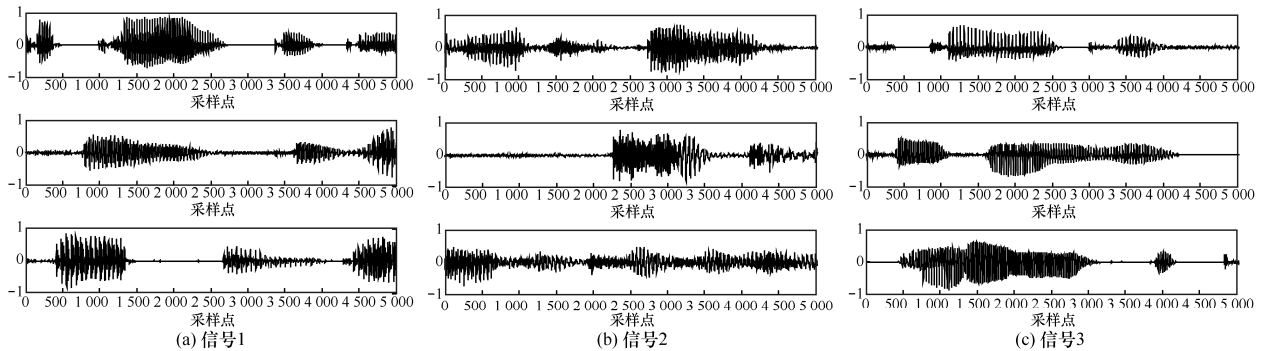


图 3 源信号

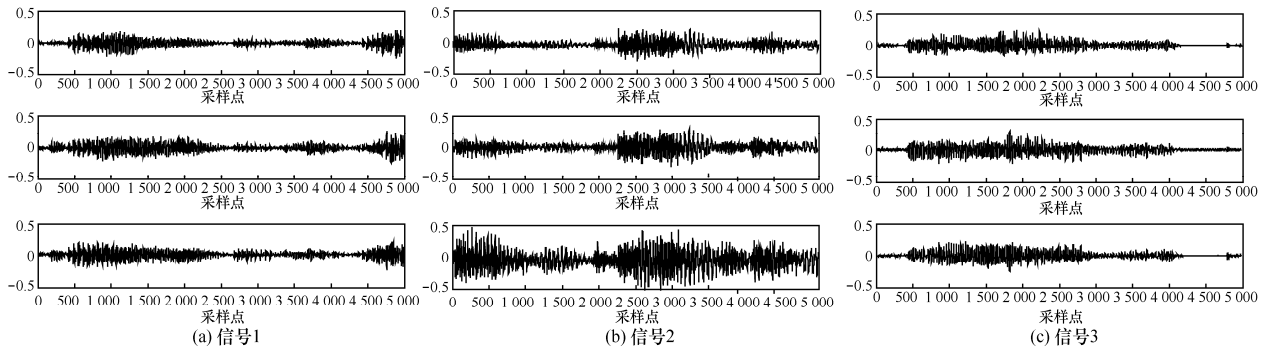


图 4 混合信号（非线性畸变较弱情况）

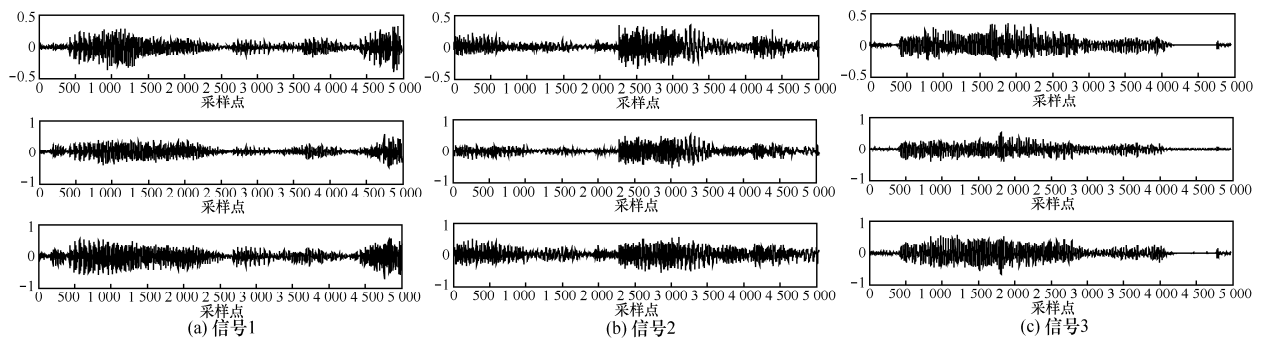


图 5 混合信号（非线性畸变较强情况）

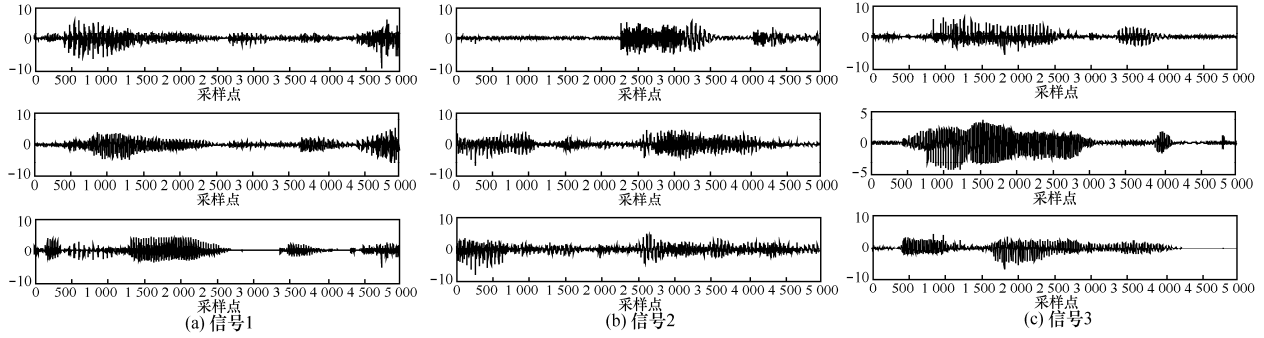


图 6 FastICA 算法分离信号 (非线性畸变较弱情况)

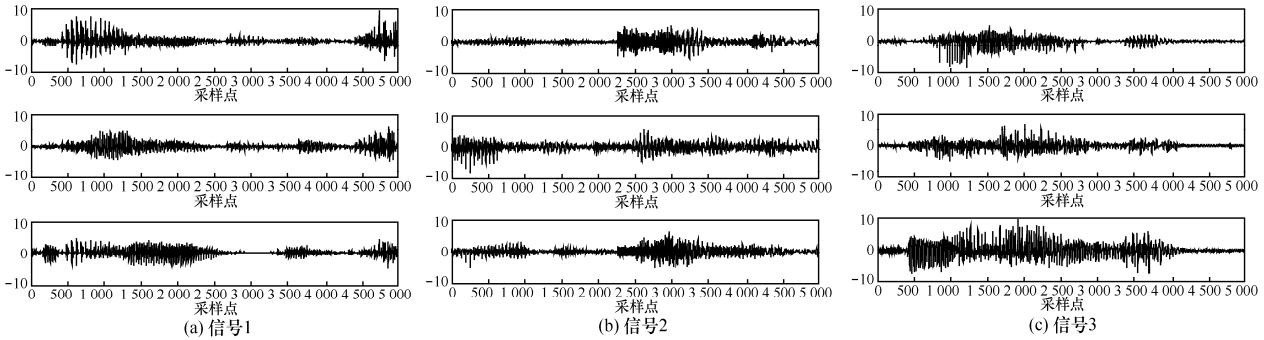


图 7 FastICA 算法分离信号 (非线性畸变较强情况)

分离信号与源信号的相似程度越低, 分离效果越差。

$$AVCC = \frac{\left| \sum_{t=1}^T y_i(t) s_i(t) \right|}{\sqrt{\sum_{t=1}^T y_i^2(t) \sum_{t=1}^T s_i^2(t)}} \quad (16)$$

2) 均方误差<sup>[32]</sup> (MSE, mean square error) 表示分离信号与对应源信号之间的平均误差, 其值越接近于 0, 表明分离效果越好。

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^T (s_i(t) - y_i(t))^2}{T} \quad (17)$$

3) 重构信噪比<sup>[33]</sup> (RSNR, reconstruction signal-to-noise ratio) 也是评判信号分离效果的重要性指标。该值越大, 表明分离效果越好。

$$RSNR = -10 \lg \left( \frac{\sum_{t=1}^T (s_i(t) - y_i(t))^2}{\sum_{t=1}^T s_i^2(t)} \right) \quad (18)$$

表 1 的数据为非线性畸变较弱与非线性畸变较强这 2 种情况下, 采用 FastICA 算法对非线性混合信号进行分离的实验结果 (算法独立运行 20 次的统计平均值)。由 AVCC、MSE 和 RSNR 这 3 种性能

指标数据可知, 由于非线性畸变效应的存在, FastICA 算法对非线性混合情况下信号的分离性能会急剧下降, 很难正确分离出源信号。

**实验 2** 本文算法分离。本文算法的参数设置: 针对 3 路混合信号, 需要求解 3 个样条插值函数。每个样条插值函数选取 5 个节点。由于待求样条插值函数为奇对称函数, 所以算法中每个样条插值函数只需求解 2 个未知参数。因此, 针对 3 路信号共需求解 6 个未知参数, 设定蜂群个体维数  $D=6$ , 蜂群规模  $SN=20$ , 算法进化代数为 150。根据混合信号的振幅范围, 设置样条插值函数的步长  $\Delta\alpha=0.5$ 。

本文算法在非线性畸变较弱情况下得到的分离信号波形如图 8 所示。由图 8 可知, 本文算法得到的分离信号与源信号相似度很高, 很好地消除了线性混合作用和非线性畸变效应, 源信号得到了正确有效的恢复。在非线性畸变较强情况下, 本文算法的分离信号波形如图 9 所示。由图 9 可知, 当非线性畸变效应增强后, 本文算法得到的分离信号质量会略有下降, 但仍然以较高质量恢复出了源信号。

进一步, 在仅使用混合矩阵  $A$  进行线性混合情况下, 以及非线性畸变较弱和非线性畸变较强这 2 种混合情况下, 将本文算法与文献[23]、文献[24]

表 1 FastICA 算法分离性能

性能指标	$y_i$	非线性畸变较弱情况			非线性畸变较强情况		
		信号 1	信号 2	信号 3	信号 1	信号 2	信号 3
AVCC	$y_1$	0.962 8	0.753 7	0.855 3	0.857 7	0.579 4	0.485 8
	$y_2$	0.919 4	0.992 1	0.972 9	0.847 9	0.915 7	0.727 3
	$y_3$	0.824 2	0.785 2	0.989 0	0.778 4	0.759 1	0.594 9
	均值	0.902 1	0.843 7	0.939 1	0.828 0	0.751 4	0.602 7
$MSE(\times 10^{-3})$	$y_1$	33.608 8	98.262 8	39.250 2	14.090 9	59.797 7	39.337 4
	$y_2$	6.217 9	0.799 2	16.613 2	32.167 8	6.012 8	35.192 7
	$y_3$	50.984 4	39.436 5	3.328 8	26.718 9	69.537 0	103.053 0
	均值	30.270 4	46.166 2	19.730 7	24.325 9	45.115 8	59.194 4
RSNR/dB	$y_1$	2.528 0	3.727 2	3.666 3	6.292 2	-0.695 6	4.029 1
	$y_2$	6.945 2	16.508 6	6.120 0	-0.192 9	7.472 5	2.855 9
	$y_3$	-1.238 0	5.140 2	14.831 7	1.568 1	1.253 9	0.118 0
	均值	2.745 1	8.458 7	8.206 0	2.555 8	2.676 9	2.334 3

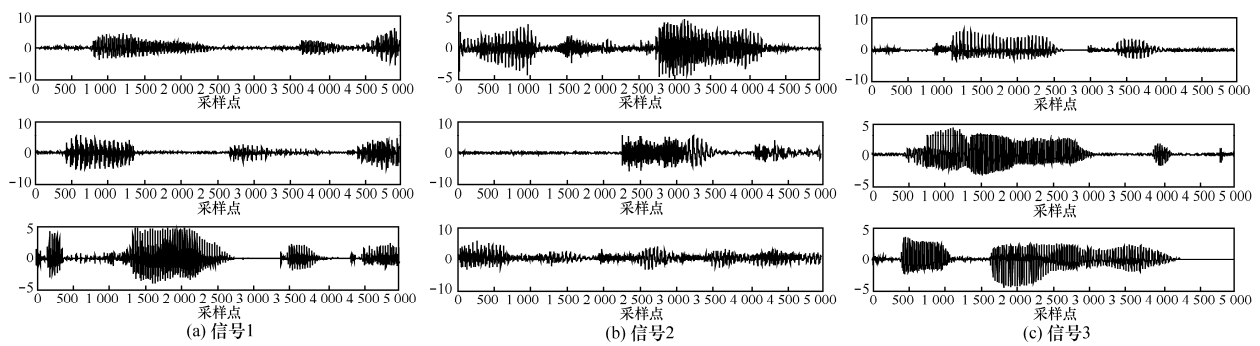


图 8 本文算法分离信号（非线性畸变较弱情况）

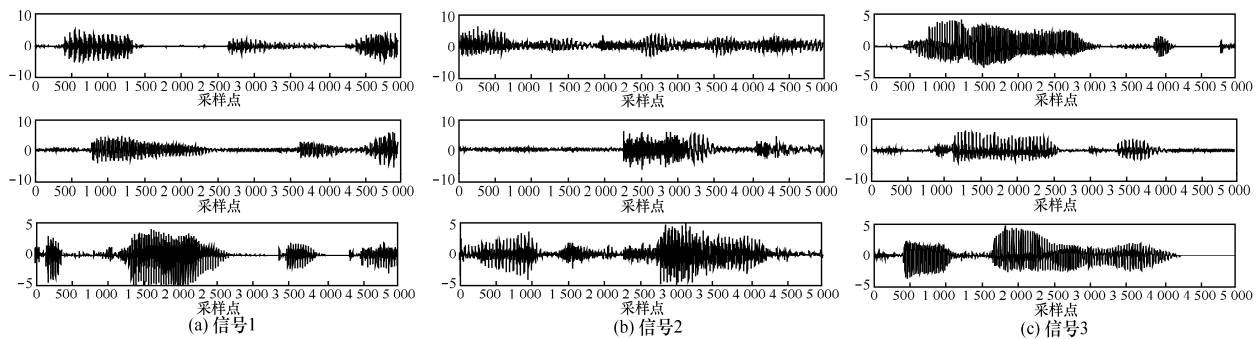


图 9 本文算法分离信号（非线性畸变较强情况）

中的分离算法性能进行对比。文献[23]和文献[24]分别是基于群智能优化的线性盲源分离算法和非线性盲源分离算法，分离性能指标数据算法独立运行 20 次的统计平均值如表 2~表 4 所示。其中，文献[23]算法的种群个数为 20，进化代数为 150；文献[24]算法中奇数多项式选用 5 阶函数，种群个数为 40，进化代数为 150。

由表 2 数据可知，对于不含非线性畸变的线性混合信号，3 种算法均具有良好的分离效果。综合分析 AVCC、MSE 和 RSNR 这 3 种性能指标数据可知，3 种算法之间的性能差异并不明显。由于文献[23]的算法是专门针对线性混合情况的分离算法，其总体分离性能相对还更优些。

而对于存在非线性畸变的混合情况，由表 3 和

表 4 数据可知, 本文基于样条插值拟合与人工蜂群优化的盲源分离算法的信号分离效果最好, 3 组信号分离实验的总体平均数据:  $AVCC$  达到 0.98 以上,  $MSE$  达到  $10^{-3}$  量级,  $RSNR$  超过了 15 dB。在非线性畸变较弱和非线性畸变较强情况下均达到了较高的分离性能指标。

文献[23]算法和文献[24]算法为 2 种性能优良的盲源分离算法。文献[24]算法使用奇数多项式拟

合法进行非线性函数的拟合, 利用改进的遗传算法优化求解目标函数实现信号分离。由表 3 和表 4 的数据可知, 由于本文算法使用拟合性能更优的样条差值拟合法, 同时, 结合优化性能更强的改进人工蜂群优化算法进行目标函数的优化求解, 所以较文献[24]算法具有更加优异的分离效果。文献[23]算法尽管也采用人工蜂群优化算法优化求解目标函数实现信号分离, 但由于算法中未考虑混合信号中非

表 2 算法分离性能比较 (线性混合情况)

性能指标	$y_i$	信号 1			信号 2			信号 3		
		文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法	文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法	文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法
$AVCC$	$y_1$	0.996 1	0.997 9	0.998 3	0.998 6	0.999 3	0.998 0	0.998 9	0.996 1	0.997 0
	$y_2$	0.999 5	0.999 0	0.999 4	0.998 1	0.999 6	0.999 2	0.999 8	0.995 3	0.998 3
	$y_3$	0.994 3	0.999 2	0.998 8	0.999 2	0.998 8	0.999 5	0.998 2	0.994 5	0.999 4
	均值	0.996 6	0.998 7	0.998 8	0.998 6	0.999 2	0.998 9	0.999 0	0.995 3	0.998 2
$MSE(\times 10^{-3})$	$y_1$	0.118 6	0.355 3	0.118 1	0.676 1	2.742 8	0.420 0	2.385 0	0.073 8	0.253 5
	$y_2$	0.034 2	0.180 2	0.029 0	0.427 2	0.140 4	0.087 2	0.049 9	0.144 8	0.260 5
	$y_3$	0.163 3	0.115 0	0.199 0	0.370 7	1.005 3	1.024 6	2.779 1	0.130 6	0.049 3
	均值	0.105 4	0.216 8	0.115 4	0.491 3	1.296 2	0.510 6	1.738 0	0.116 4	0.187 8
$RSNR/dB$	$y_1$	21.567 8	15.222 7	23.371 9	25.335 0	28.387 3	23.030 6	27.059 8	20.582 4	22.275 6
	$y_2$	32.812 9	26.846 4	28.915 6	22.655 3	23.653 2	24.104 1	30.263 2	20.614 9	22.322 9
	$y_3$	19.221 2	19.957 4	19.874 8	26.965 0	28.515 1	33.748 7	22.848 2	21.460 5	25.229 7
	均值	24.534 0	20.675 5	24.054 1	24.985 1	26.851 9	26.961 1	26.723 7	20.885 9	23.276 1

表 3 算法分离性能比较 (非线性畸变较弱情况)

性能指标	$y_i$	信号 1			信号 2			信号 3		
		文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法	文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法	文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法
$AVCC$	$y_1$	0.411 8	0.991 0	0.996 7	0.382 6	0.982 1	0.995 8	0.315 9	0.982 8	0.991 8
	$y_2$	0.952 5	0.992 1	0.996 8	0.842 4	0.991 7	0.996 4	0.718 0	0.997 1	0.998 6
	$y_3$	0.837 9	0.996 8	0.996 2	0.954 2	0.997 9	0.990 3	0.780 4	0.995 7	0.998 0
	均值	0.734 1	0.993 3	0.996 6	0.726 4	0.990 6	0.994 2	0.604 8	0.991 9	0.996 1
$MSE(\times 10^{-3})$	$y_1$	75.308 0	1.236 6	0.401 9	80.494 9	3.830 6	0.354 7	165.088 6	3.929 3	3.107 5
	$y_2$	10.978 5	3.250 4	0.637 9	22.323 7	1.136 3	0.687 2	71.341 1	7.248 6	1.240 6
	$y_3$	20.888 5	1.920 7	0.671 1	52.725 2	2.255 1	2.070 1	119.473 7	4.537 4	1.452 5
	均值	35.725 0	2.135 9	0.570 3	51.847 9	2.407 3	1.037 3	118.634 5	5.238 4	1.933 5
$RSNR/dB$	$y_1$	-0.986 8	21.071 9	24.746 3	-1.987 6	13.120 7	24.540 0	-2.572 5	14.098 0	15.297 4
	$y_2$	4.475 9	15.874 9	21.312 7	1.774 2	16.951 7	20.389 6	-0.213 0	12.697 4	23.152 8
	$y_3$	2.637 3	22.228 5	21.877 3	2.454 5	20.951 5	17.846 7	-0.792 4	15.071 8	18.175 6
	均值	2.042 1	19.725 1	22.645 4	0.747 0	17.008 0	20.925 4	-1.192 6	13.955 7	18.875 3

表4 算法分离性能比较(非线性畸变较强情况)

性能指标	$y_i$	信号 1			信号 2			信号 3		
		文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法	文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法	文献[23]算法	文献[24]算法	本文算法
AVCC	$y_1$	0.375 9	0.769 4	0.989 0	0.343 9	0.875 8	0.989 3	0.259 6	0.836 3	0.941 6
	$y_2$	0.920 0	0.912 0	0.991 8	0.898 7	0.927 1	0.982 5	0.832 6	0.959 1	0.987 5
	$y_3$	0.855 7	0.877 6	0.991 4	0.933 5	0.961 5	0.978 7	0.811 9	0.973 1	0.978 0
	均值	0.717 2	0.853 0	0.990 7	0.725 4	0.921 5	0.983 5	0.634 7	0.922 8	0.969 0
$MSE(\times 10^{-3})$	$y_1$	106.752 4	28.858 0	1.441 9	110.929 6	15.997 7	1.198 2	204.193 5	97.798 2	18.350 2
	$y_2$	27.951 7	15.063 3	3.504 7	34.870 4	7.371 1	2.896 0	49.049 0	22.938 0	4.836 9
	$y_3$	34.214 6	46.920 1	1.323 0	62.250 2	8.458 1	3.491 6	61.544 5	11.916 4	12.571 0
	均值	56.306 2	30.280 5	2.089 9	69.350 1	10.609 0	2.528 6	104.929 0	44.217 5	11.919 4
RSNR/dB	$y_1$	-2.502 2	9.062 5	17.471 7	-3.380 4	6.763 3	18.535 1	-3.495 7	3.109 9	11.159 2
	$y_2$	0.429 5	10.548 4	13.306 8	-0.162 7	8.155 4	13.984 1	1.414 1	9.502 1	16.741 4
	$y_3$	0.472 2	9.873 7	17.554 6	1.733 6	15.748 6	15.978 3	2.088 4	10.772 7	14.604 6
	均值	-0.533 5	9.828 2	16.111 0	-0.603 2	10.222 4	16.165 8	0.002 3	7.794 9	14.168 4

线性畸变效应的影响, 其分离效果较本文算法差距较大。

## 6 结束语

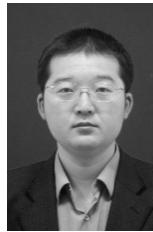
本文针对后非线性混合模型提出一种基于人工蜂群优化的盲源分离算法。算法使用样条插值法替代奇数多项式法拟合去非线性函数, 有效克服了奇数多项式法存在的过拟合现象。分离过程采用人工蜂群优化算法替代传统的梯度类优化方法, 克服了梯度优化过程易受初始值影响而陷入局部收敛的局限性。实验结果表明, 本文算法对于非线性混合情况下语音信号的分离效果很好, 在非线形畸变较弱和非线形畸变较强情况下均获得了良好的分离性能指标, 并且, 本文提出的基于群智能优化的非线性盲源分离算法框架还具有物理意义明晰、无需推导迭代式等优点, 进一步可以针对其他非线性拟合方法和群智能优化算法研究得到性能更优的非线性分离算法。

## 参考文献:

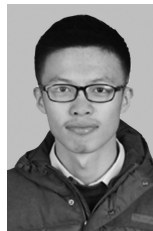
- [1] HYVARINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis[M]. JohnWiley & Sons, 2001.
- [2] KURAYA M, UCHIDA A, YOSHIMORI S, et al. Blind source separation of chaotic laser signals by independent component analysis[J]. Optics Express, 2008, 16(2): 725-730.
- [3] MATILAINEN M, NORDHAUSEN K, OJA H. New independent component analysis tools for time series[J]. Statistics & Probability Letters, 2015, 105: 80-87.
- [4] DIAMANTARAS K I, PAPANITRIOU T. Applying PCA neural models for the blind separation of signals[J]. Neurocomputing, 2009, 73(1-3): 3-9.
- [5] STONE J V. Blind source separation using temporal predictability[J]. Neural Computation, 2001, 13(7): 1559-1574.
- [6] 陈雷, 张立毅, 郭艳菊, 等. 基于时间可预测性的差分搜索盲信号分离算法[J]. 通信学报, 2014, 35(6): 117-125.  
CHEN L, ZHANG L Y, GUO Y J, et al. Blind signal separation algorithm based on temporal predictability and differential search algorithm[J]. Journal on Communications, 2014, 35(6): 117-125.
- [7] GUAN L, KEARNEY R, ZHU C Y A, et al. High-performance digital predistortion test platform development for wideband RF power amplifiers[J]. International Journal of Microwave and Wireless Technologies, 2013, 5(5): 149-162.
- [8] ACCARDO A, CUSENZA M, MONTI F. Linear and non-linear parameterization of EEG during monitoring of carotid endarterectomy[J]. Computers in Biology and Medicine, 2009, 39(6): 512-518.
- [9] HYVARINEN A, PAJUNEN P. Nonlinear independent component analysis: existence and uniqueness results[J]. Neural Networks, 1999, 12(3): 429-439.
- [10] TALEB A, JUTTEN C. Source separation in post-nonlinear mixtures[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(10): 2807-2802.
- [11] FILHO E F S, SEIXAS J M, CALOBA L P. Modified post-nonlinear ICA model for online neural discrimination[J]. Neurocomputing, 2010, 73(6-8): 820-2828.
- [12] DUARTE L T, SUYAMA R, RIVET B, et al. Blind compensation of nonlinear distortions: application to source separation of post-nonlinear mixtures[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(11): 5832-5844.
- [13] AZIZ N B A, ABDULLAH W F H, TAHIR N M. Implementation of nonlinear blind source separation for CHEMFET sensor arrays[C]//The 2014 IEEE 10th International Colloquium on Signal Processing and its Applications. 2014: 238-241.

- [14] LEE T W, KOEHLER B U, ORGLMEISTER R. Blind source separation of nonlinear mixing models[C]//The 1997 IEEE Signal Processing Society Workshop: Neural Networks for Signal Processing VII. 1997: 406-415.
- [15] YANG H H, AMARI S, CICHOCKI A. Information-theoretic approach to blind separation of source in non-linear mixture[J]. Signal Processing Letters, 2000, 7(7): 197-200.
- [16] TAN Y, WANG J, ZURADA J. Nonlinear blind source separation using a radial basis function network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(1): 124-134.
- [17] KARABOGA N. A new design method based on artificial bee colony algorithm for digital IIR filters[J]. Journal of the Franklin Institute, 2009, 346(4): 328-348.
- [18] ATYABI A, LUERSEN M H, POWERS D M W. PSO-based dimension reduction of EEG recordings: implications for subject transfer in BCIO[J]. Neurocomputing, 2013, 119: 319-331.
- [19] KUMAR E V, RAAJA G S, JEROME J. Adaptive PSO for optimal LQR tracking control of 2 DoF laboratory helicopter[J]. Applied Soft Computing, 2016, 41: 77-90.
- [20] 陈雷, 张立毅, 郭艳菊, 等. 基于细菌群体趋药性的有序音信号分离算法[J]. 通信学报, 2011, 32(4): 77-85.  
CHEN L, ZHANG L Y, GUO Y J, et al. Sequential blind signal algorithm based on bacterial colony chemo taxis[J]. Journal on Communications, 2011, 32(4): 77-85.
- [21] 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.  
ZHANG Y X, TIAN X M, DENG X G. Blind source separation based on modified bee colony algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(10): 2026-2030.
- [22] MAVADDATY S, EBRAHIMZADEH A. A comparative study of bees colony algorithm for blind source separation[C]//The 20th Iranian Conference on Electrical Engineering. 2012: 1172-1177.
- [23] CHEN L, ZHANG L Y, GUO Y J, et al. Blind source separation based on covariance ratio and artificial bee colony algorithm[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2014, 484327.
- [24] GORRIZ J M, PUNTONET C G, ROJAS F. Optimizing blind source separation with guided genetic algorithms[J]. Neurocomputing, 2006, 69(13-15): 1442-1457.
- [25] TAN Y, WANG J. Nonlinear blind source separation using higher order statistics and a genetic algorithm[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 5(6): 600-612.
- [26] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical Report-TR06, 2005.
- [27] SINGH A. An artificial bee colony algorithm for the leaf-constrained minimum spanning tree problem[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9(2): 625-631.
- [28] SABAT S L, UDGATA S K, ABRAHAM A. Artificial bee colony algorithm for small signal model parameter extraction of MESFET[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2010, 23(5): 689-694.
- [29] MANOJ V J, ELIAS E. Artificial bee colony algorithm for the design of multiplier-less nonuniform filter bank transmultiplexer[J]. Information Sciences, 2012, 192: 193-203.
- [30] GAO W F, LIU S Y. Modified artificial bee colony algorithm[J]. Computers & Operations Research, 2012, 39(3): 687-697.
- [31] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [32] FREEDMAN D, PISANI R, PURVES R. Statistics[M]. W. W. Norton & Company, 2007.
- [33] BOFILL P, ZIBULEVSKY M. Underdetermined blind source separation using sparse representations[J]. Signal Processing, 2001, 81(11): 2353-2362.

### 作者简介:



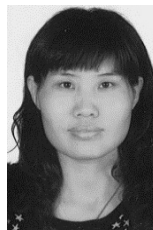
陈雷 (1980-), 男, 河北唐山人, 博士后, 天津商业大学副教授, 主要研究方向为盲信号处理、仿生智能计算等。



甘士忠 (1994-), 男, 河南信阳人, 天津工业大学硕士生, 主要研究方向为盲信号处理、仿生智能计算等。



张立毅 (1963-), 男, 山西忻州人, 博士, 天津商业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为盲信号处理、信号检测与处理等。



王光艳 (1975-), 女, 河北邯郸人, 博士, 天津商业大学副教授, 主要研究方向为盲信号处理、语音增强、水下语音通信等。