

# 基于增殖系数的混沌信号提取算法

黄锦旺<sup>1</sup>, 吕善翔<sup>2</sup>, 李广明<sup>1</sup>, 袁华强<sup>1</sup>

(1. 东莞理工学院计算机与网络安全学院, 广东东莞 523808; 2. 广东工业大学信息工程学院, 广东广州 510006)

**摘 要:** 本文提出一种基于混沌信号特性的信号盲提取算法, 由于不同的混沌信号在相空间里面对应着不同的吸引子二阶增长率, 利用这个特点定义了增殖系数 (Proliferation Exponent, PE) 并将其作为混沌信号提取的目标函数. 首先分析基于增殖系数的梯度搜索方法在解决盲提取问题时存在不足, 并将混沌信号的盲提取问题转化为带约束的优化问题, 提出利用改进的粒子群优化算法解决信号盲提取的优化问题, 通过惯性系数动态调整和最优位置的扰动, 提高算法的寻优性能. 实验结果表明基于增殖系数的信号提取算法能有效地提取混沌信号, 提取的信号在时域和相空间与源信号接近, 同时算法也表现出对噪声污染的鲁棒性.

**关键词:** 信号盲提取; 增殖系数; 粒子群优化算法; 混沌信号

**中图分类号:** TN911.72      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2019)04-0855-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.04.013

## Chaotic Signal Extraction Algorithm Based on Proliferation Exponent

HUANG Jin-wang<sup>1</sup>, LÜ Shan-xiang<sup>2</sup>, LI Guang-ming<sup>1</sup>, YUAN Hua-qiang<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science and Network Security, Dongguan University of Technology, Dongguan, Guangdong 523808, China;

2. School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510006, China)

**Abstract:** In this paper, we propose a signal extraction algorithm based on the property of chaotic signal. Each chaotic signal corresponds to a different chaotic attractor in phase space. We define proliferation exponent (PE) using the property above; PE is used as a statistic feature to classify chaotic signal and computationally less dissipative compared with Kullback Leibler divergence. We firstly model the problem of blind source extraction into an optimization problem with constrained. The objective function based on PE is non-convex or multi-modal and solving the optimization problem with gradient search method may lead to local optimum. We use particle swarm optimization (PSO) algorithm to solve the above optimization problem, the algorithm is improved by adjusting the inertia coefficient dynamically and the global optimal position is disturbed to diversify the particle population and increase the probability of escaping from local trap. The experimental results show that the proposed signal extraction algorithm can extract the mixture of chaotic signals and multi-channel Gaussian signals efficiently.

**Key words:** blind source extraction; proliferation exponent; particle swarm optimization algorithm; chaotic signal

## 1 引言

混沌信号具有类似噪声的特性和对初始条件的敏感性, 在保密通信和超宽带通信中有很大的应用前景<sup>[1,2]</sup>. 也正因为混沌信号的这些特点, 使得基于混沌信号的信号去噪、信号盲提取和分离都变得更具有挑战, 同时也是制约混沌信号应用的一个难题. 在混沌通信中将混沌载波从噪声中提取出来<sup>[3-5]</sup>, 从地震、气象

等自然信号的测量中获得混沌信号, 这些都需要用混沌信号提取算法.

对于混沌信号盲提取问题 (Blind Source Extraction, BSE) 问题, 已有的算法主要是基于已知的混沌动力系统. 文献[6,7]提出将混沌映射从其它包含混沌信号的混合信号中提取出来的方法, 算法首先建立提取向量的观察方程和测量方程, 利用自适应滤波器估计提取向量, 通过提取向量和混合信号的乘积实现信号的提

收稿日期: 2018-02-08; 修回日期: 2018-08-28; 责任编辑: 孙瑶

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61572131, No. 61872083); 广东省自然科学基金 (No. 2017A030310659); 高等教育“创新强校工程”专项 (No. 2017KQNCX194)

取,算法需要知道混沌信号的映射方程作为先验. 同样地,文献[8~10]提出将混沌信号从连续混沌信号的线性混合中提出来的方法. 然而在很多的实际应用中,比如气象分析、地热分析以及解密混沌通信信号时<sup>[11]</sup>,通常不能预先得到混沌信号的动力学方程作为先验知识,以上的算法存在一定的局限性. 此外,在全盲的信号提取算法中,比如独立成份分析(Independent Component Analysis, ICA)是一个比较成熟的算法<sup>[12]</sup>,它是一种基于概率密度函数的非高斯特性的统计提取方法,可以分离和提取多路的信号. 由于信号提取问题只关注于提取一路关键的信号,而 ICA 方法的分离过程需要多路信号同步提取,在计算复杂度上较高. 文献[13]提出一种批量学习的半盲信号提取算法,算法需要预先获得源信号的自相关函数来提取信号,文献[14]提出一种基于线性预测器的盲源信号提取算法,通过最小化均方差预测误差实现信号的提取. 上述方法的共同不足之处在于,提出的方法都未能利用到混沌信号本身的一些特别性质.

这里我们将 BSE 问题在噪声环境下建模,它可以同时解决连续和离散混沌信号的提取问题. 本文的创新性在于,分析增殖系数和梯度搜索方法的特点,将盲提取问题转化为一个参数优化问题,以及采用改进的粒子群优化算法求解该参数优化问题.

## 2 问题模型

### 2.1 增殖系数

对于混沌信号的特征描述,我们通常采用传统的李雅普诺夫指数(Lyapunov Exponent, LE),它能定量描述轨线相互排斥和相互吸引的量,最大李雅普诺夫指数是判断混沌系统的重要特征. 该指数的计算方法目前主要有,由定义法延伸的 Nicolis 方法、Jacobian 方法、Wolf 方法、P 范数方法和小数据量方法,指数的计算目前存在两个难点<sup>[15,16]</sup>,一是 LE 指数描述的轨迹在相空间,因而相应的时间序列需要变换到相空间进行表述;其次,如果不能预先获得系统的动力学方程,那么计算指数时,需要通过搜索得到两个轨道之间的最小欧氏距离,常用的搜索方法有 Sano 的切空间方法<sup>[15]</sup>,从单变量的观测序列中计算 LE 指数;Rosenstein 的小数据集方法<sup>[16]</sup>,该方法充分利用了所有能够利用的数据,可以获得比较高的计算精度.

作为一种新型的性能刻画函数,Lyu 等人定义的增殖系数主要是追踪时间序列在相空间的发散率<sup>[17]</sup>. 对于序列  $s(t)$ ,通过使用时延构造  $d$  维的矢量,可得

$$s(t) = [s(t), s(t+\tau), \dots, s(t+(d-1)\tau)]^T, \quad t=1, 2, \dots, \sigma+1 \quad (1)$$

其中  $d$  是嵌入维数,  $\tau$  是时延,  $\sigma+1$  是构造的相空间的

矢量个数. 进一步定义  $s(t+1)$  到  $s(1)$  的距离函数为  $V_s(t) = \|s(t+1) - s(1)\|^2$ , 其中  $\|\cdot\|$  代表函数的平方,可以得到增殖系数的定义:

$$P_\sigma(s) = \frac{D(V_s(t))}{E^2(V_s(t))}, t=1, 2, \dots, \sigma, \sigma \in \mathbf{Z} \quad (2)$$

其中  $D(\cdot)$  表示方差,  $E(\cdot)$  表示期望,  $\sigma$  称为控制因子. 控制因子的数值不仅影响着计算  $V_s(t)$  的增长率的精度,也影响着它对应的盲分离算法的收敛速度. 由于系统的测量数值一般都是带有噪声,为了从最小均方误差的角度减少噪声影响,对获得的数据进行统计分析时,  $\sigma$  需设为一个较大的数值. 另外,较大的  $\sigma$  会使得 PE 的性能表面更加平滑,这里我们设置  $\sigma \geq 100$ . 增殖系数具有幅值不变性、缩放不变性和上下界等性质,作为一种混沌信号的统计特性,PE 与 KL 散度相比计算复杂度更低,同时它所定义的目标函数的驻点也更少.

### 2.2 梯度追踪法求解存在的问题

当梯度追踪法应用在盲源分离(Blind Source Separation, BSS)问题中,一般假设线性混合矩阵  $\mathbf{A}$  列满秩且目标函数为凸光滑的. 不失一般性,假设 BSS 问题的混合模型为  $\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S}$ , 其中  $M$  个序列  $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T$  通过  $M$  个传感器记录,观测信号记为  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$ . 对于线性模型,可得  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{M \times M}$ , 同样地,  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ ,  $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{M \times N}$  是过定矩阵.

具体地,假设  $\mathbf{w}_i$  是一个解混矢量,它是理想值为  $\mathbf{A}^{-1}(:, i)$ , 因为  $\hat{s}_i$  为

$$\hat{s}_i = \mathbf{w}_i^T \mathbf{X}, i=1, 2, \dots, M \quad (3)$$

BSE 问题与 BSS 问题的主要不同之处在于它仅对提取一路最重要的信号感兴趣. 比如,  $\mathbf{w}_i^T \mathbf{X}, \forall i$  在 BSS 中是进行全局约束优化的. 因而分离的  $\hat{s}_i$ , 也具有顺序不确定性. 相反地, BSE 旨在提取一路混沌特性最强的信号.

因而,基于 PE 的梯度追踪法不能应用于 BSE 问题,因为收敛的极值点不一定是混沌特性最强的驻点;这一特性可以明显地在 PE 的性能函数观测得到,因为它是多峰非凸函数. 假设噪声方差为  $\sigma^2$ , 如果使用预白化操作,记白化矩阵为  $\mathbf{V}$ , 那么  $\hat{\mathbf{S}} = \mathbf{W}\mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{S} = \mathbf{W}[\mathbf{A}\mathbf{S}(\mathbf{A}\mathbf{S})^T + \sigma^2 \mathbf{I}]^{-1/2} \mathbf{A}\mathbf{S}$ , 其中  $\mathbf{V}$  被噪声污染,因而解混矩阵  $\mathbf{W}$  是不准确的.

如果忽略预白化操作,假设两路信号为  $s_i, s_j$ , 它们满足如下约束  $3 \times P_\sigma(s_i) < P_\sigma(s_j)$ . 另外两路高斯信号记为  $\mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j$ , 由于混沌信号的高斯性比单路信号的高斯性更强,我们可得  $\|P_\sigma(s_i + \mathbf{n}_i) - P_\sigma(s_j + \mathbf{n}_j)\|_{\ell_2} < \|(P_\sigma(s_i) - P_\sigma(s_j))\|_{\ell_2}$ . 由于  $\sigma^2$  上升,必定存在  $\sigma^2$  使得  $3 \times P_\sigma(s_i) \geq P_\sigma(s_j)$ . 为了强调这种现象,我们得用 Logistic 映射进行一个简单的实验. Logistic 方程为  $s(t +$

1) =  $\mu s(t)(1 - s(t))$ ,  $\mu = 3.9$ , 它产生第一路信号  $s_1$ ; 第二路信号  $s_2$  由零均值单元方差的高斯分布产生. 控制信噪比为 20dB, 我们画出目标函数  $P_5(\mathbf{w}^T(s_1 + n_1; s_2 + n_2))$ , 如图 1 所示. 显然,  $w_1 = 0$  依然能对应着  $s_1$ , 但  $w_2 = 0$  则不代表任何有意义的信号.

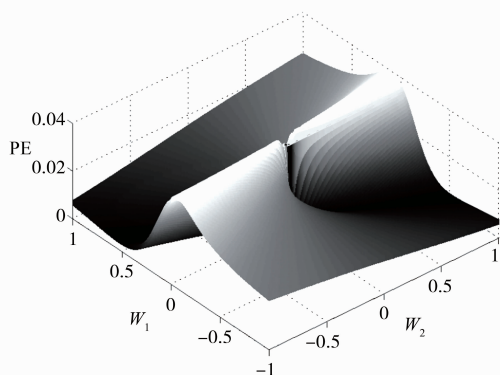


图1 驻点与解混点不匹配现象

另外, 由于性能函数的局限, ICA 不能分离信号于具有多于一路高斯信号的混合信源; 也即是说 ICA 里面的非高斯函数在解决 BSE 问题时不能应用于多路高斯信号的情形; 此时, 使用 PE 来提取一路混沌特性最强的信号是有效的.

基于以上讨论, 可以明确, 本文要解决的是如下优化问题:

$$(P_{PE}) : \arg \max P_{\sigma}(\mathbf{w}^T \mathbf{X}), \quad \text{s. t. } \mathbf{w} \in S \quad (4)$$

其中  $S$  表示约束集.

### 3 算法求解

粒子群优化算法 (PSO: Particle Swarm Optimization) 本质上属于一种智能进化算法<sup>[18-20]</sup>, 源于对鸟群捕食的行为研究. 其基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找算法的最优解. 粒子群优化算法简单、收敛速度快、容易编程实现, 而且不要求待解决的优化问题连续或可微, 这些优点使得粒子群优化算法得到广泛地应用.

图 2 是粒子群优化算法求解的示意图,  $P$  点为全局最优解, 粒子  $i$  从位置 1 更新到位置 2. 其中  $v_1$ 、 $v_2$  和  $v_3$  分别是全局历史最优解引起的速度、粒子  $i$  历史最优解引起的速度和粒子  $i$  原来具有的速度. 粒子最终的速度  $v$  由  $v_1$ 、 $v_2$  和  $v_3$  三个向量共同决定, 更新粒子到达新的位置, 以同样的方式迭代更新所有粒子的速度和位置, 粒子最终逼近全局最优解  $P$ .

标准粒子群优化算法流程如图 3 所示, 算法的性能主要取决于粒子的飞行速度更新算法, 标准粒子群优化算法, 飞行速度的更新算法为

$$v_{ij} = \omega \times v_{ij} + c_1 \times r_1 \times (p_{ij} - w_{ij}) + c_2 \times r_2 \times (g_{ij} - w_{ij}) \quad (5)$$

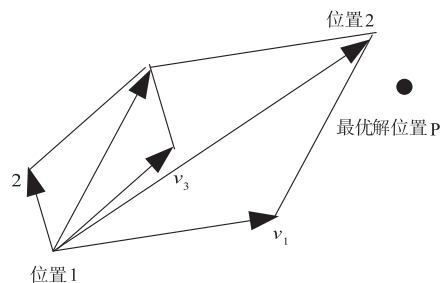


图2 粒子迭代更新

这里  $\omega$  为非负的惯性因子, 较大的取值, 有较强的全局寻优能力和较弱的局部寻优能力, 较小的取值则相反.  $v_i$  是粒子的飞行速度,  $v_{ij}$  是  $v_i$  的第  $j$  列分量,  $w_i$  是粒子  $i$  的位置,  $w_{ij}$  是  $w_i$  的第  $j$  列分量,  $c_1, c_2$  是加速系数,  $r_1, r_2$  是取值区间为  $[0, 1]$  的随机数,  $p_i$  是粒子  $i$  的局部最优位置,  $p_{ij}$  是  $p_i$  的第  $j$  列分量,  $g$  是所有粒子找到的最优位置,  $g_j$  是  $g$  的第  $j$  列分量. 算法设计中, 动态的  $\omega$  取值能获得比固定取值更优的算法性能, 这里我们采取线性递减权值策略,  $\omega$  的更新过程为

$$\omega^t = (\omega_{ini} - \omega_{end})(T_{max} - t)/T_{max} + \omega_{end} \quad (6)$$

这里  $T_{max}$  为最大迭代次数,  $t$  为当前迭代次数,  $\omega_{ini}$  为初始值,  $\omega_{end}$  为迭代至最大进化代数时的权值, 根据经验我们取  $\omega_{ini} = 0.9$  和  $\omega_{end} = 0.4$ .

粒子群算法群体的所有个体都向同一个全局最优粒子学习, 它的优点是算法有较快的收敛速度, 但是过强的学习会导致算法群体的进化停滞, 为提高算法的性能, 我们对全局最优粒子  $g$  加一个方差可调的正态随机分布扰动:

$$g'_j = N(g_j, \sigma) \quad (7)$$

这里  $\sigma$  为方差, 待更新粒子向扰动后的全局最优粒子  $g'$  学习.

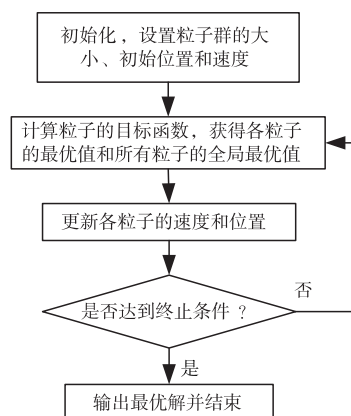


图3 粒子群优化算法流程

综上, 本文的求解算法如下.

(1) 初始化

提取向量  $w$  的维度为  $n$ , 种群由  $m$  个粒子组成  $W$

$= \{w_1, w_2, \dots, w_m\}$ , 第  $i$  个粒子的位置为  $w_i = \{w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}\}$ , 飞行速度为  $v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}\}$ , 该粒子  $i$  的局部最优位置为  $p_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in}\}^T$ , 所有粒子找到的最优位置为  $g = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}^T$ , 最大速度区间为  $[-v_{\max}, v_{\max}]$ , 这里我们取  $v_{\max} = 0.5(UB - LB)$ , 搜索空间为提取向量  $w$  的约束集  $S$ , 在速度区间和搜索空间上随机初始化速度和位置.

#### (2) 个体极值与全局最优解

根据目标函数  $P_{PE} = \arg \max_{\sigma} (w^T X)$ , 为每个粒子找到的历史上最优的位置信息  $p_i^t, i \in (0, m)$ , 并从这些个体历史最优解中找到一个全局最优解  $g^t$ , 并与历史最优解比较, 选出最佳的作为当前的历史最优解.

#### (3) 更新速度和位置的公式

惯性系数更新

$$\omega^t = (\omega_{\text{ini}} - \omega_{\text{end}})(T_{\text{max}} - t)/T_{\text{max}} + \omega_{\text{end}} \quad (8)$$

全局最优位置扰动

$$g_j^t = N(g_j^t, \sigma), j \in (0, n) \quad (9)$$

速度和位置更新

$$\begin{aligned} v_{ij}^{t+1} &= \omega^t \times v_{ij}^t + c_1 \times r_1 \times (p_{ij}^t - w_{ij}^t) \\ &\quad + c_2 \times r_2 \times (g_{ij}^t - w_{ij}^t), \\ i &\in (0, m), j \in (0, n) \end{aligned} \quad (10)$$

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + v_{ij}^t, i \in (0, m), j \in (0, n) \quad (11)$$

#### (4) 终止条件

当迭代次数达到  $T_{\text{max}}$  后终止运行, 输出寻优结果  $w$ . 提取的混沌信号为  $\hat{s} = wX$ .

## 4 算法性能分析

### 4.1 加入全局最优扰动操作对速度更新的影响

将式(5)写成向量形式:

$$\begin{aligned} v_{ij}^{t+1} &= \omega^t \times v_{ij}^t + c_1 \times r_1 \times (p_{ij}^t - w_{ij}^t) \\ &\quad + c_2 \times r_2 \times (g_{ij}^t - w_{ij}^t) \\ &= u_1 + u_2 + u_3' \end{aligned} \quad (12)$$

其中  $u_1 = \omega^t \times v_{ij}^t, u_2 = c_1 \times r_1 \times (p_{ij}^t - w_{ij}^t), u_3' = c_2 \times r_2 \times (g_{ij}^t - w_{ij}^t)$ . 速度向量的更新范围不是原来的一个点, 而是一个圆形的区域, 这样做的好处是保证所有粒子向最优区域学习, 降低学习的强度, 增加群体的多样性, 提高算法的寻优性能.

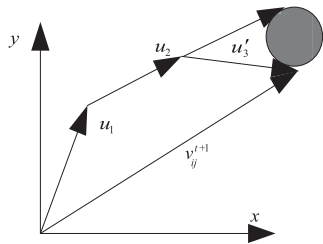


图4 加入全局最优扰动后速度向量的覆盖区域

### 4.2 算法复杂度分析

粒子飞行速度和位置向量更新的复杂度为  $O(3mn)$ , 计算目标函数函数、更新局部和全局最优位置的复杂度为  $O(3m)$ , 算法完成一次迭代的时间复杂度为  $O(3mn) + O(3m) = O(3m(n+1))$ . 因此算法的整体复杂度是  $O(kmnT_{\text{max}})$ , 其中  $m$  是粒子的数量,  $n$  是待求解问题的维数,  $T_{\text{max}}$  是算法最大迭代次数,  $k$  是常数.

## 5 仿真实验

为验证算法的有效性, 本节我们分别采用连续时间和离散时间的混沌信号做仿真测试, 最后仿真测试信噪比对算法性能的影响.

对于混合信号,  $4 \times 4$  混合矩阵  $A$  从高斯分布  $N(0, 1)$  中采样每一个元素. 为了实验收敛速度与估计精度的平衡, 粒子群优化算法的主要参数设置为:  $m = 50, \sigma = 3, T_{\text{max}} = 700$ . 这里采用相关系数  $\xi(\hat{s}, s)$  来评估提取信号的精度, 其定义:

$$\xi(\hat{s}, s_j) = \frac{\sum_{t=1}^N \hat{s}(t)s(t)}{\sqrt{\sum_{t=1}^N \hat{s}^2(t) \sum_{t=1}^N s^2(t)}} \quad (13)$$

这里  $\hat{s} = wX$  为提取信号,  $N$  为信号长度.

混沌映射和高斯信号的混合, 信号长度为  $N = 5000$  的 4 路混合序列, 第一路是 Logistic 映射  $s_1$ , 其它三路是具有不同方差的高斯信号  $s_2 \sim N(0, 0.5), s_3 \sim N(0, 1), s_4 \sim N(0, 2)$ . 令  $\mu = 3.9, s_1(1) = 0.2, s_1$  的产生方程为  $s_1(t+1) = \mu s_1(t)(1 - s_1(t))$ .

在 300 次仿真之后, 本文算法的平均提取精度是  $\xi(\hat{s}, s_1) = 0.9814$ , 其中相关系数  $\xi(\hat{s}, s_1) = 0.98$  的提取结果如图 5 所示. 从该图可以看到, 提取信号  $\hat{s}$  与原始信号  $s_1$  有着一样的形状和相图轮廓, 表明了提取算法的有效性.

连续混沌信号与高斯信号的混合, Lorenz 系统产生一路混沌信号, 它的动力方程为

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= g_1(z_2 - z_1) \\ \dot{z}_2 &= z_1(g_2 - z_3) - z_2 \\ \dot{z}_3 &= z_1 z_2 - g_3 z_3 \end{aligned} \quad (14)$$

它的系统参数  $[g_1, g_2, g_3] = [10, 8/3, 28]$ , 用四阶龙格库塔算法求解上述微分方程组, 设置信号长度  $N = 5000$ , 将第二路信号  $z_2$  记为  $s_1$ . 与第一个例子类似, 其他三路高斯信号的方程为  $s_2 \sim N(0, 0.5), s_3 \sim N(0, 1), s_4 \sim N(0, 2)$ . 长度都为  $N = 5000$ .

在通过  $A$  的线性调制之后, 混合信号通过粒子群优化算法进行信号提取. 经过 300 次仿真去均值得到相关系数均值为  $\xi(\hat{s}, s_1) = 0.9807$ . 取其中一次相关系数  $\xi(\hat{s}, s_1) = 0.9850$  的结果, 原始信号和提取信号如图 6 所示, 提取信号和原始信号非常接近.

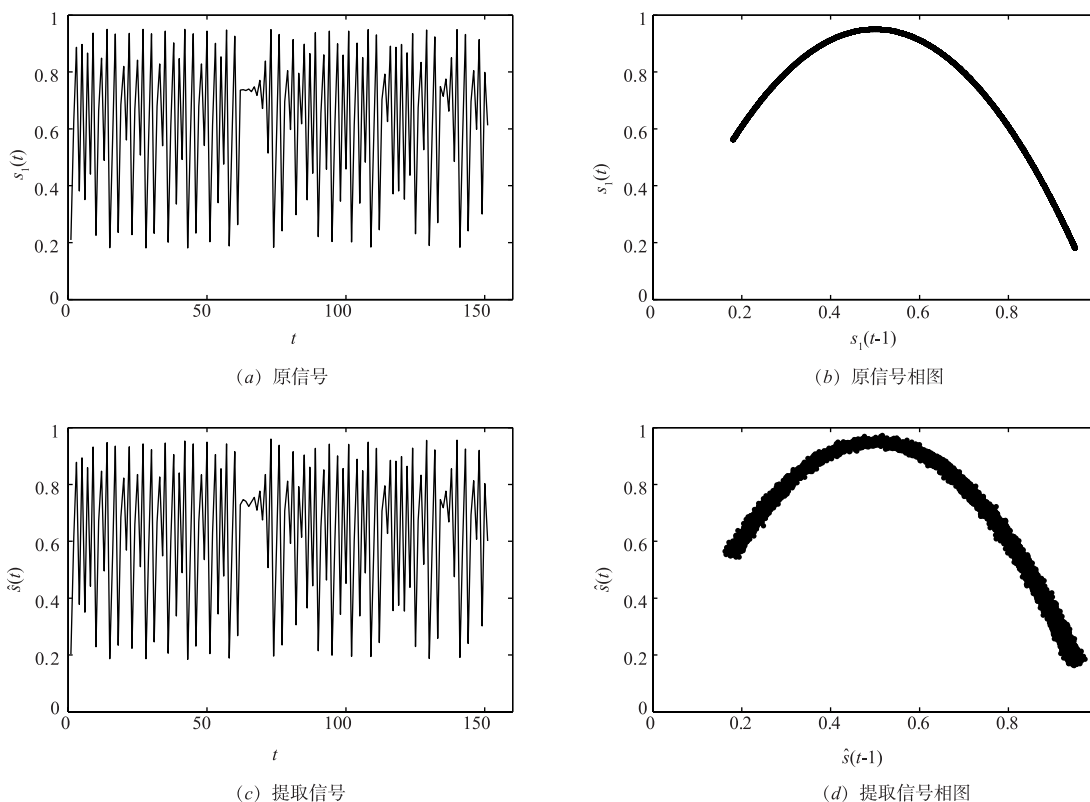


图5 Logistic映射的原始信号和提取信号

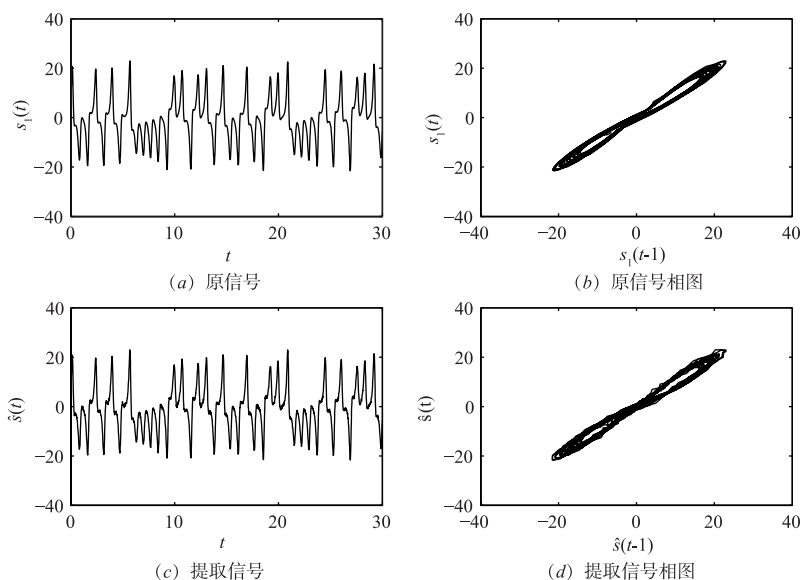


图6 Lorenz的原始信号和提取信号

对测量噪声的鲁棒性测试,将第二个例子中的观测信号 $(x_1, x_2, x_3, x_4)$ 加上噪声,记加噪之后的四路信号分别为 $\bar{x}_i$ ,对于任一路信号,它们的信噪比为

$$SNR = 10 \lg \frac{\|x_i\|_{l_2}^2}{\|\bar{x}_i - x_i\|_{l_2}^2}, \quad i = 1, 2, 3, 4 \quad (15)$$

通过控制信噪比在 5dB ~ 30dB 变化,我们运行 300

次仿真取均值来观测信噪比与相关系数的关系,结果如图 7 所示。 $|\xi(\hat{s}, s_1)|$ 与 SNR 表现了正相关的关系.相关系数 $|\xi(\hat{s}, s_1)|$ 能达到 0.9 的精度时 SNR 仅需要约为 7.5dB;这个精度在以 0.9 的相关系数为有效提取标尺的准则中是有效的提取结果<sup>[21]</sup>.

图 8 为粒子群算法迭代次数和信号提取相关系数

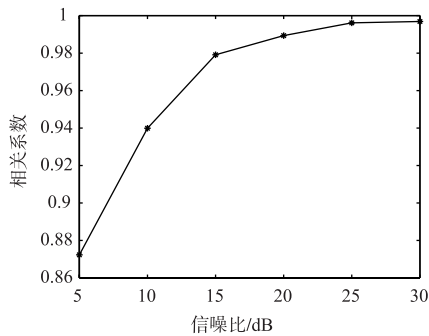


图7 相关系数和信噪比的关系

的关系,在第二个例子的基础上,设置信噪比  $SNR = 15\text{dB}$ ,粒子数  $m = 50$ ,扰动方差  $\sigma = 3$ . 图中可以看出相关系数随着迭代次数的增加而迅速改善,当迭代次数超过 500 次后,相关系数的变化趋于平稳.

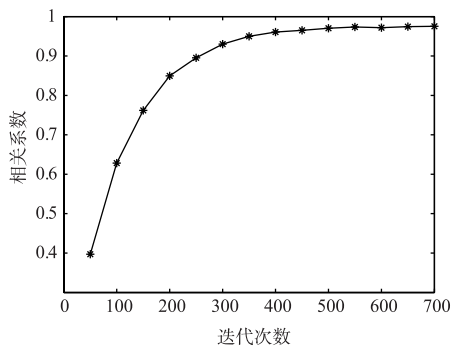


图8 相关系数和迭代次数的关系

## 6 结论

在本文中,通过使用新定义的增殖系数作为目标函数,BSE 问题转化为一个多峰函数优化问题,这种优化问题的源信号包含着多于一路的高斯信号. 由于目标函数为多峰非凸函数,采用梯度算法求解存在收敛的极值点不一定是混沌特性最强的驻点. 我们采用改进的粒子群优化算法求解目标函数,对全局最优粒子施加扰动,该思想旨在向最优粒子学习,但放缓学习的强度和速度,较好保持全局探测和局部勘探之间的平衡,提高算法的性能. 仿真结果表明,本文方法不仅能够从多路高斯信号里面提取混沌映射和连续混沌信号,对噪声污染表现出较强的鲁棒性.

### 参考文献

[1] 朱行涛,刘郁林,栗铁桩. 基于循环平稳差异的直扩信号盲提取抗干扰方法[J]. 电子学报,2017,45(6):1506-1512.  
ZHU Xing-tao, LIU Yu-lin, LI Tie-zhuang. Anti-jamming method by blindly extracting of direct sequence spread spectrum signal based on cyclostationary difference [J].

Acta Electronica Sinica, 2017, 45(6):1506-1512. (in Chinese)

- [2] Kaddoum G. Wireless chaos-based communication systems: a comprehensive survey [J]. IEEE Access, 2016, 4: 2621-2648.
- [3] 黄锦旺,李广明,冯久超,等. 一种无线传感器网络中的混沌信号重构算法 [J]. 物理学报, 2014, 63(14):140502.  
HUANG Jinwang, LI Guangming, FENG Jiuchao, et al. A chaotic signal reconstruction algorithm in wireless sensor networks [J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(14):140502. (in Chinese)
- [4] SENOUCI A, BOUKABOU A, BUSAWON K, et al. Robust chaotic communication based on indirect coupling synchronization [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2014, 34(2):393-418.
- [5] MESLOUB A, BOUKHELIFA A, MERAD O, et al. Chip averaging chaotic ON-OFF keying: a new non-coherent modulation for ultra wide band direct chaotic communication [J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(10):2166-2169.
- [6] LIN J, LIN W. Extended Kalman filter-based codec for chaotic communication systems [J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2014, 24(7):1450094.
- [7] HUANG J, FENG J. Signal reconstruction in wireless sensor networks based on cubature Kalman particle filter [J]. Chinese Physics B, 2014, 23(7):070504.
- [8] XIE Z B, FENG J C. Blind source separation of continuous-time chaotic signals based on fast random search algorithm [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2010, 57(6):461-465.
- [9] HU W, LIU Z. Partially blind source separation of continuous chaotic signals from linear mixture [J]. IET Signal Processing, 2008, 2(4):424-430.
- [10] ARENA P, BUSCARINO A, FORTUNA L, et al. Separation and synchronization of piecewise linear chaotic systems [J]. Physical Review E, 2006, 74(2):6212. 1-6212. 11.
- [11] TUNG W, GAO J, HU J, et al. Detecting chaos in heavy-noise environments [J]. Physical Review E, 2011, 83(4):046210. 1-046210. 9.
- [12] 张登科. 基于 ICA 的盲信号分离正定性检验方法 [J]. 电子学报, 2012, 40(11):2303-2308.  
ZHANG Deng-ke. Approaches for checking determinnancy in ICA-based BSS [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(11):2303-2308. (in Chinese)
- [13] BARROS A, CICHOCKI A. Extraction of specific signals with temporal structure [J]. Neural Computing, 2001, 13: 1995-2003.

- [14] LIU W, MANDIC D, CICHOCKI A. Blind source extraction based on a linear predictor[J]. IET Signal Processing, 2007, 1(1): 29 – 34.
- [15] SANO M, SAWADA Y. Measurement of the lyapunov spectrum from a chaotic time series[J]. Physical Review Letters, 1985, 55(10): 1082 – 1085.
- [16] ROSENSTEIN M, COLLINS J, LUCA C. A practical method for calculating largest lyapunov exponents from small data sets[J]. Physica D, 1993, 65(1): 117 – 134.
- [17] LYU S, WANG Z, HU Z, et al. Gradient method for blind chaotic signal separation based on proliferation exponent [J]. Chinese Physics B, 2014, 23(1): 010506. 1 – 010506. 6.
- [18] 申元霞, 曾传华, 王喜凤, 汪小燕. 并行协作骨干粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2016, 44(7): 1643 – 1648.  
SHEN Yuan-xia, ZENG Chuan-hua, WANG Xi-feng, WANG Xiao-yan. A parallel-cooperative bare-bone particle swarm optimization algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(7): 1643 – 1648. (in Chinese)
- [19] 赵吉, 傅毅, 梅娟. 基于演化历史信息的自变异协同量子行为粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2016, 44(12): 2900 – 2907.  
ZHAO Ji, FU Yi, MEI Juan. An improved cooperative QPSO algorithm with adaptive mutation based on entire search history[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(12): 2900 – 2907. (in Chinese)
- [20] 谢承旺, 邹秀芬, 夏学文, 王志杰. 一种多策略融合的多目标粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2015, 43(8): 1538 – 1544.  
XIE Cheng-wang, ZOU Xiu-fen, XIA Xue-wen, WANG Zhi-jie. A multi-objective particle swarm optimization algorithm integrating multiply strategies[J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(8): 1538 – 1544. (in Chinese)
- [21] CHEN H B, FENG J C, FANG Y. Blind extraction of chaotic signals by using the fast independent component analysis algorithm[J]. Chinese Physics Letters, 2008, 25(2): 405 – 408.

#### 作者简介



**黄锦旺** 男, 1984 年生于广东普宁. 2014 年华南理工大学电信学院博士研究生毕业. 主要研究领域为传感器网络、信号处理.  
E-mail: huangjw@dgut.edu.cn



**李广明(通讯作者)** 男, 1968 年 10 月出生于河南信阳. 2000 年郑州工业大学电工理论与新技术专业硕士研究生毕业, 东莞理工学院副教授. 主要研究领域为混沌信号与信息处理、嵌入式与物联网应用技术.  
E-mail: ligm@dgut.edu.cn