



引用格式:李巧燕,全海燕.基于改进粒子群的独立分量分析算法研究[J].轻工学报,2016,31(2):103-108.

中图分类号:TN911.7 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2016.2.014

文章编号:2096-1553(2016)02-0103-06

基于改进粒子群的独立分量分析算法研究

Independent component analysis algorithm research based on improved particle swarm

李巧燕,全海燕

LI Qiao-yan, QUAN Hai-yan

关键词:

独立分量分析;粒子群优化算法;自适应调节;互信息

Key words:

independent component analysis(ICA); particle swarm optimization (PSO) algorithm; adaptive adjustment; mutual information

昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500

Institute of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China

摘要:针对传统粒子群优化(PSO)算法对目标函数进行优化时,粒子容易陷入局部最优及收敛速度慢的缺陷,提出了一种基于改进 PSO 算法的独立分量分析(ICA)算法.该算法通过随机分段选择调节 PSO 算法中的惯性因子 ω ,使粒子具有一定的自适应能力,以快速找到最优粒子;然后,将 ICA 中的互信息作为目标函数,通过改进的 PSO 算法优化 ICA 中的目标函数,使独立分量中的各个成分相互统计独立.仿真实验结果表明,本算法可明显提高全局搜索能力,有效地实现混合信号的分离,改善盲源信号的分离效果.

收稿日期:2015-05-11

基金项目:国家自然科学基金项目(41364002);云南省自然科学基金项目(2009ZC048M);昆明理工大学人才培养基金项目(KKZ3201103022)

作者简介:李巧燕(1989—),女,山东省菏泽市人,昆明理工大学硕士研究生,主要研究方向为信号与信息处理、智能优化与决策.

通信作者:全海燕(1970—),男,云南省红河州人,昆明理工大学副教授,博士,主要研究方向为信号处理与模式识别.

Abstract: In order to solve the problems such as easy falling into local optimum particle and slow convergence speed in traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm, an independent component analysis (ICA) algorithm based on the improved PSO algorithm was proposed. The method chose the value of the inertia weight factor ω randomly in the section to make the particle have adaptive ability. Because of this, the improved PSO algorithm could search the optical particle quickly. Meanwhile, it used the mutual information in ICA as the objective function, and the improved PSO algorithm to optimize the objective function, which made the components to be independent among each other. Simulation results showed the proposed method improved the global search ability, could separate the mixed signal effectively and improved the result of the blind source separation.

0 引言

独立分量分析(ICA)是一种分离混合信号(由统计独立的信号源混合而成)的主要方法,属于盲信号分离方法之一^[1-2].该算法最初是为了解决鸡尾酒会的语音信号分离问题而提出来的,随着对ICA研究的逐渐加深,现已成功地运用于信号处理、人脸识别、图像处理等方面^[3].

ICA主要由优化准则和优化算法构成,优化准则对ICA算法的统计特性有影响,而优化算法对ICA的收敛速度有影响^[4].根据不同的优化准则,学者们提出了不同的ICA算法,如T. W. Lee等^[5]提出了信息极大化的ICA算法(Ext-ICA),A. Hyvarinen等^[6]提出了ICA的不动点算法(Fast-ICA).不同的优化准则都可以用概率论的相关知识统一解释,所以本文主要分析ICA中的优化算法.由于传统ICA算法具有依赖梯度信息、局部搜索等特点^[7],学者们提出了利用粒子群优化(PSO)算法^[8]优化ICA目标函数的设想.文献[9]中提出可利用惯性因子线性递减的LDIW-PSO算法来优化ICA中的目标函数,以获得全局最优解.但该算法存在易陷入局部最优,收敛速度慢的缺陷,本文拟提出一种基于改进PSO的ICA算法,通过改进后的PSO算法来优化ICA中的目标函数,以期提高独立分量的分离效果.

1 独立分量分析

ICA是从混合信号 $X(t)$ 中分解得到 N 个统计独立分量 $y_1(t), \dots, y_N(t)$ 的过程.其中,源信号 $S(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ 由 N 维信号组成,且 $s_1(t), \dots, s_N(t)$ 之间相互统计独立.源信号 $S(t)$ 经混合矩阵 $\mathbf{A}_{M \times N}$ 作用后,得混合信号 $X(t) = \mathbf{A}S(t)$.一般取 $M = N$,则 $X(t) = [x_1(t), \dots, x_N(t)]^T$.对混合信号 $X(t)$ 按式①进行去均值运算,得去均值信号 $C(t)$,而 $C(t)$ 经式②白化处理之后得到白化信号 $Z(t)$,然后 $Z(t)$ 经解混矩阵 \mathbf{B} 作用,得输出信号 $y(t) = \mathbf{B}Z(t)$,即为源信号 $S(t)$ 的近似估计.

$$C(t) = X(t) - \mathbf{E}(X(t)) \quad ①$$

$$Z(t) = \mathbf{W}C(t) \quad ②$$

式中,白化矩阵 $\mathbf{W}(t) = \mathbf{D}^{-1/2}\mathbf{E}^T$, \mathbf{D} 为 $C(t)$ 的特征值矩阵, \mathbf{E} 为 $C(t)$ 的特征向量矩阵.

不同的目标函数虽然可以影响ICA的寻优效果,但也可以统一到概率论的框架之下,本文采用互信息量作为ICA的目标函数.对于线性输入输出系统 $y(t) = \mathbf{B}X(t)$,输入与输出的互信息量关系可以表示为^[10]

$$I(y) = H(x) - \log |\mathbf{B}| = \sum_{i=1}^N H(y_i) - \sum_{i=1}^N H(x_i) \quad ③$$

由于输入变量 x 为已知,所以式③简化为

$$I(y) = \sum_{i=1}^N H(y_i - \log |\mathbf{B}|) \quad ④$$

其中的 $H(y)$ 采用Gram-Charlier展开式

$H(y) = \frac{1}{2} \log(2\pi e) - \frac{1}{48}(4k_3^2 + k_4^2 - 3k_3^4 - 18k_3^2 k_4)$ 来逼近,三阶累计量 $k_3 = m_3$,四阶累计量 $k_4 = m_4 - 3m_2^2$.

若式④中 $I(y) = 0$,则表示混合信号 y 中的各个信号分量相互独立. 为优化 ICA 中输入输出信号之间的互信息量关系,本文采用包含随机分段选择惯性因子的改进 PSO 算法来优化目标函数,以获得 ICA 中的解混矩阵 B .

2 改进 PSO 算法

PSO 算法是通过模拟鸟类飞翔觅食行为而建立的智能优化算法^[12]. 算法中,每一个粒子类似于鸟群中的独立个体,而种群则类似于鸟群. 与鸟类寻找食物对其位置不断移动的过程相似,粒子群算法不断地更新种群中粒子的位置,粒子通过测试函数的取值来衡量位置是否达到最优. 本文则将 ICA 中输入与输出之间互信息量的关系作为粒子群优化算法的测试函数.

在 PSO 算法中,若用 x 表示粒子种群,则对于一个粒子总数为 M 的种群,其第 i 个粒子在 t 时刻的位置为 $x_i^t = (x_{i1}^t, \dots, x_{ij}^t, \dots, x_{id}^t)$, 速度 $v_i^t = (v_{i1}^t, \dots, v_{ij}^t, \dots, v_{id}^t)$, $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq d$, 其中 d 为种群的空间搜索维数. 粒子的速度及位置更新公式分别为

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + C_1 r_1 (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + C_2 r_2 (p_{gj}^t - x_{ij}^t)$$

$$V_{\min} \leq v_{ij}^t \leq V_{\max} \quad (5)$$

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t \quad X_{\min} \leq x_{ij}^t \leq X_{\max} \quad (6)$$

式中, x_{ij}^t, v_{ij}^t 分别表示 t 时刻第 i 个粒子第 j 维的粒子位置及粒子速度; V_{\min}, V_{\max} 分别为粒子的最小及最大速度; X_{\min}, X_{\max} 分别为粒子的位置下限及位置上限; C_1, C_2 为学习因子,一般 $C_1 = C_2 = 2$; r_1, r_2 为取值为 $[0, 1]$ 的随机数; p_i^t 表示当前粒子的最优位置; p_g^t 表示种群中最优粒子的位置.

LDIW-PSO 算法中 ω 的取值公式可以描述为

$$\omega = \omega_{\text{end}} + (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) / \left(1 - \frac{t}{t_{\text{max}}}\right) \quad (7)$$

其中, $\omega_{\text{end}} = 0.4, \omega_{\text{start}} = 0.9, t$ 为当前迭代次数, t_{max} 为最大迭代次数. 通过式⑦可知, ω 取值范围为 $[0.4, 0.9]$. 通过不断地对比分析实验结果,本文利用式⑧将 ω 进行随机化分段. 同时,通过随机化选择分段区间,并从分段区间中随机取值赋值给 ω ,使得 ω 具有一定的自适应能力.

$$\omega = \begin{cases} w_1 & w_1 \in [0.4, 0.7] \quad \text{rand}(0,1) \leq 0.5 \\ w_2 & w_2 \in [0.7, 0.9] \quad \text{rand}(0,1) > 0.5 \end{cases} \quad (8)$$

本文提出的改进算法是通过自由选取 ω 的值,使 ω 具有一定的随机取值能力,从而使粒子在整个算法过程中具有比较大的惯性权重,不仅在算法初期可以进行全局寻优,在算法后期也可以跳出局部最优,最终使粒子具有一定的全局寻优能力.

3 基于改进 PSO 的 ICA 算法

PSO 算法具有全局寻优且不依赖梯度信息的特点,这就使得利用该算法对以互信息为目标函数的函数进行优化时,可实现全局寻优,最终找到最优矩阵.

根据以上算法原理,本文提出的基于改进 PSO 的 ICA 算法步骤如下.

步骤 1 混合信号预处理. 通过式①将混合信号 $X(t)$ 去均值,通过式②对去均值后的信号 $C(t)$ 进行白化处理,得到信号 $Z(t)$.

步骤 2 初始化种群. 将种群中粒子的位置及速度分别初始化为 $x_i^t = (x_{i1}^t, \dots, x_{ij}^t, \dots, x_{id}^t), v_i^t = (v_{i1}^t, \dots, v_{ij}^t, \dots, v_{id}^t), -200 \leq x_{ij} \leq 200, -10 \leq v_{ij} \leq 10, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq d$. 总循环次数为 Num, t 为粒子当前循环的次数 ($1 \leq t \leq Num$), 初始化时 $t = 1$.

步骤3 根据式④求各个初始化粒子的适应度值 $I^1(y) = [I_1^1(y), \dots, I_M^1(y)]$, 式④中 $y(t) = \mathbf{BZ}(t)$.

步骤4 将粒子 x_i^1 作为粒子的当前最优位置 p_i^1 , 从求得的所有粒子的适应度值中选择最小的适应度值 $I^1(y)_{\min}$ 为全局最优适应度值, 并设对应于 $I^1(y)_{\min}$ 的粒子为当前全局中最优的粒子 p_g^1 .

步骤5 根据本文改进公式⑧求得当前循环的惯性权重值, 通过式⑤⑥分别对粒子的速度及位置进行更新.

步骤6 根据粒子更新所得的位置 x_{ij}^{t+1} 及速度 v_{ij}^{t+1} , 利用式④重新求各个粒子的适应度值 $I^{t+1}(y) = [I_1^{t+1}(y), \dots, I_M^{t+1}(y)]$. 若求得的新适应度值 $I_i^{t+1}(y)$ 减小, 则将粒子自身最优位置 p_i^t 更新为 p_i^{t+1} , 否则不更新粒子的自身最优位置. 从求得的所有新适应度值 $I_i^{t+1}(y)$ 中获得新的全局适应度值 $I^{t+1}(y)_{\min}$. 若 $I^{t+1}(y)_{\min} < I^t(y)_{\min}$, 则将全局最优粒子 p_g^t 更新为 p_g^{t+1} . 当迭代次数 $t < Num$ 时, 执行步骤5; 否则, 执行步骤7.

步骤7 当达到最大迭代次数时, 可得整个种群中的最优粒子 p_g^{t+1} , 即为所求的分离矩阵 \mathbf{B} . 由解混过程 $y(t) = \mathbf{BZ}(t)$, 可得输出信号 $y(t)$.

4 仿真实验结果与分析

4.1 改进 PSO 算法测试

通过选取几种常见的测试函数, 比较本文提出的改进 PSO 算法与 LDIW-PSO 算法分别达到最优粒子时所需的平均迭代次数, 结果见表1(每个测试函数测验 30 次, 每次测验的迭代次数为 3 000 次). 由表1可知, 与 LDIW-PSO 算法相比, 本文改进 PSO 算法显著地提高了收敛速度, 平均收敛速度提升 56.94%, 使粒子迅速收敛到最优粒子.

4.2 基于改进 PSO 的 ICA 算法测试

本文利用一般仿真信号 $s(t) = [s_1(t), s_2(t), s_3(t), s_4(t)]$ 对算法进行验证分析. $s_1(t)$ 为正弦信号, $s_2(t)$ 为方波信号, $s_3(t)$ 为锯齿波信号, $s_4(t)$ 为随机噪声信号. 源信号仿真波形如图1所示. 源信号 $S(t)$ 经随机矩阵相乘之后得混合信号 $X(t)$, 其仿真波形如图2所示. 混合信号 $X(t)$ 经传统 LDIW-PSO-ICA 处理之后, 得解混信号 $y(t)$ 的仿真波形如图3所示. 经本文提出的改进 PSO-ICA 处理之后, 得解混信号 $Y(t)$ 的仿真波形如图4所示. 实验所取样本的采样点数 $n = 200$; 种群 $M = 30$; 因为输入4个信号, 所以 $D = 16$; 循环次数 $Num = 300$.

表1 本文提出的改进 PSO 算法与 LDIW-PSO 算法达到最优粒子时平均迭代次数比较

Table 1 Comparison of the average number of iterations between LDIW-PSO and the proposed method in the paper

测试函数	LDIW-PSO	改进 PSO	提升收敛速率/%
$FX = \sum X_i^2$	1 263	287	77.28
$FX = \sum [100(X_{i+1} - X_i)^2 - (X_i - 1)^2]$	830	90	89.16
$FX = \sum [X_i^2 - 10 \cos(2\pi X_i) + 10]$	1 567	1 345	14.17
$FX = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{30} \sum X_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{30} \sum \cos(2\pi X_i)\right) + 20 + e$	1 487	547	63.21
$FX = \frac{\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2}}{1 + 0.01(x_1^2 + x_2^2)^2} - 0.5$	1 652	976	40.92

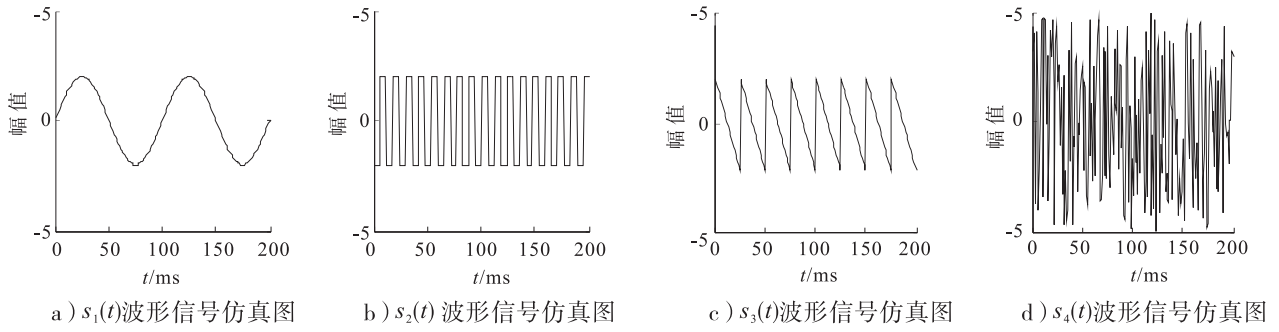


图 1 源信号仿真波形图

Fig. 1 Simulation waveform figures of original signals

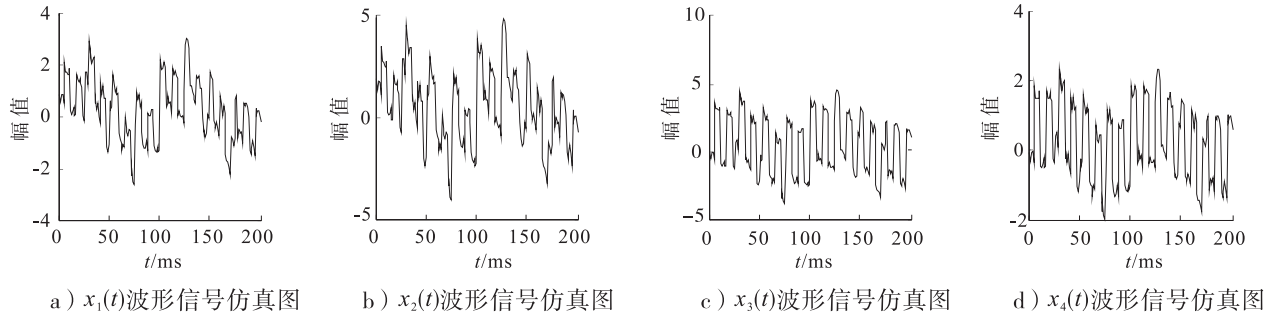


图 2 混合信号仿真波形图

Fig. 2 Simulation waveform figures of mixed signals

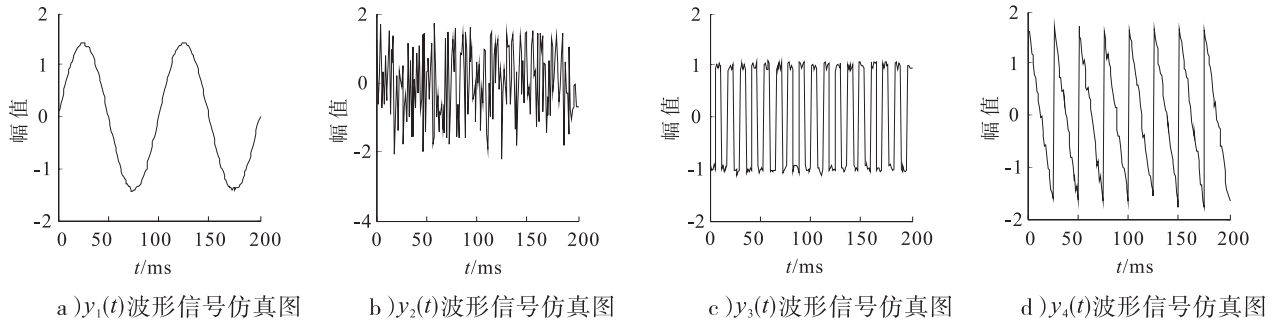


图 3 LDIW-PSO-ICA 得到的解混信号仿真波形图

Fig. 3 Simulation waveform figures of output signals in way of LDIW-PSO-ICA

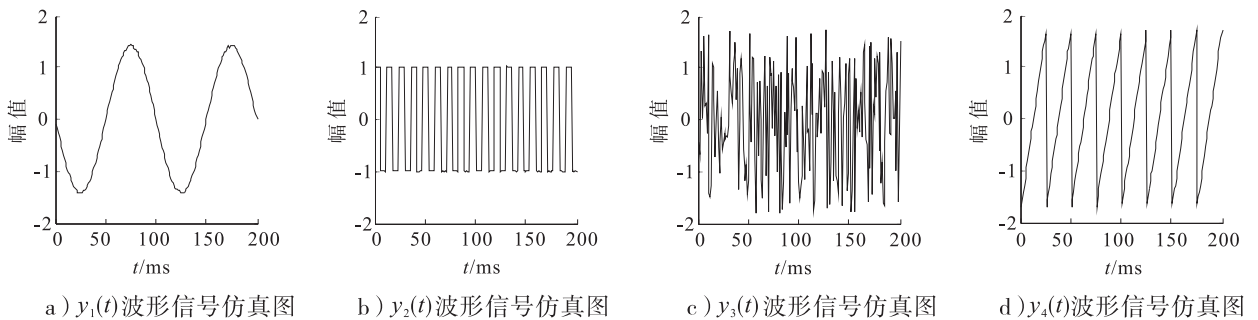


图 4 本文改进算法得到的解混信号仿真波形图

Fig. 4 Simulation waveform figures of output signals in the method of this paper

本文采用源信号与分离信号之间的相关系数来对比分析各个算法对混合信号的分离效果. 输出信号与源信号的相关系数越接近 1, 表明信号的分离效果越好; 反之, 则表明信号的分离效果越差. 本文改进算法与 LDIW-PSO-ICA 的相似系数对比分析结果见表 2.

表2 本文算法与 LDIW-PSO-ICA 算法的输出信号相似系数对比分析

Table 2 Comparison of the similarity coefficient of output signals between LDIW-PSO-ICA and the proposed method in the paper

相关系数	本文算法	LDIW-PSO-ICA	提升的相似比率/%
正弦信号	0.972 3	0.965 3	0.73
方波信号	0.998 5	0.725 0	37.72
锯齿波信号	0.993 7	0.914 0	8.72
噪声	0.725 6	0.715 0	1.48

由表 2 可见, 与传统 LDIW-PSO-ICA 算法相比, 4 种不同的源信号经过本文改进算法处理所得解混信号与源信号更相似, 平均相似系数提高 12.16%. 其中, 本文改进算法可以从混合信号中得到与源信号更加相似的方波信号.

5 结语

本文改进了 PSO 算法, 并基于此优化了 ICA 算法. 改进后的 PSO 算法可以使粒子随机获得 ω 的值, 这就使得在算法后期, 粒子可以具有较大的 ω , 从而提高算法的全局搜索能力, 避免算法后期粒子容易陷入局部最优的问题. 仿真实验结果表明, 改进 PSO 算法可以快速地提升种群中粒子的收敛速度, 基于改进 PSO 的 ICA 算法可以从混合信号中获得与源信号更加相似的方波信号, 达到比较理想的分离结果. 由于本文处理的信号是一般的仿真信号, 所以应用实际信号进行分析将是下一步的研究方向.

参考文献:

[1] JUTTEN C, HERAULT J. Blind of sources (Part

I): an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture [J]. Signal processing, 1991, 24 (1):1.

[2] 张银雪, 王学民. 基于改进 PSO-ICA 的地震信号去噪方法[J]. 石油地球物理勘探, 2012, 47 (1):56.

[3] 马建仓, 牛亦龙, 陈海洋. 盲信号处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006:1-7.

[4] 孙路路. 基于 ICA 的混合图像盲分离算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2010.

[5] LEE T W, GIROLAMI M, SEJNOWSKI T J. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed sub-Gaussian and super-Gaussian sources[J]. Neural computation, 1999, 11(2):417.

[6] HYVARINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural computation, 1997, 9(7):1483.

[7] 李刚磊. 基于改进粒子群的 ICA 算法[J]. 科技信息, 2011(26):81.

[8] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway: IEEE, 1995(4):1942.

[9] 张文希, 郑茂. 基于粒子群优化的独立分量分析算法研究[J]. 科学技术与工程, 2010, 10 (8):1866.

[10] 杨福生, 洪波. 独立分量分析的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006:26-27.

[11] REJU V G, KOH S N, SOON I Y. Partial separation method for solving permutation problem in frequency domain blind source separation of speech signals[J]. Neurocomputing, 2008, 71 (10/12):2098.

[12] 李丽, 牛奔. 粒子群优化算法[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2009:27-29.