

基于遗传-狮群算法优化的独立分量分析算法

张晓通 韩跃平* 杨洋

(中北大学信息与通信工程学院 山西 太原 030051)

摘要 针对传统独立分量分析算法存在过度依赖梯度信息、容易陷入局部最优等缺陷,提出一种基于遗传-狮群算法(GA_LSO)优化的独立分量分析算法。以信号的峭度绝对值之和作为目标函数,结合遗传算法较强的全局搜索能力和狮群算法良好的进化机制,对目标函数进行求解,提高了独立分量分析算法的精度,实现了对混叠信号的盲分离。仿真实验结果表明,该算法在收敛精度和速度上均较其他智能算法有较大提升,在解决盲源信号分离问题时,具有更高的收敛精度和更好的全局搜索能力,能有效地分离出各个源信号。

关键词 遗传算法 狮群算法 独立分量分析 盲源分离

中图分类号 TP301.6

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2021.02.040

INDEPENDENT COMPONENT ANALYSIS ALGORITHM BASED ON GENETIC_LION SWARM ALGORITHM OPTIMIZATION

Zhang Xiaotong Han Yueping* Yang Yang

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, Shanxi, China)

Abstract An independent component analysis(ICA) algorithm based on GA_LSO(genetic-lion swarm algorithm) is proposed to overcome the defects of traditional ICA algorithms, such as excessive dependence on gradient information and easy to fall into local optimum. It took the sum of the absolute value of the kurtosis as the objective function, and combined the GA(genetic algorithm) and LSO(lion swarm optimization) to solve the objective function, so as to improve the accuracy of the ICA algorithm and realize blind separation of mixed signals. The simulation results show that the GA_LSO algorithm has greatly improved the convergence accuracy and speed compared with other intelligent algorithms. When solving the blind source signal separation problem, it has higher convergence accuracy and better global search ability, and effectively separate each source signal.

Keywords Genetic algorithm Lion swarm optimization Independent component analysis Blind source separation

0 引言

盲信号分离技术^[1-3]是一种在源信号、传递系统等先验知识无法获得的条件下,以源信号的统计特性为依据,从观测的混叠信号中恢复出源信号的方法,在图像处理、语音处理和通信等多个领域得到了广泛的应用。

盲源分离理论^[4]的提出是为了解决如何让计算机从多个复杂信号中搜寻到有用信号的问题。独立分量

分析(Independent Component Analysis, ICA)是处理盲源分离问题的一种重要方法。Comon^[5]首次提出盲信号分离的独立分量分析方法,通过最小化分量之间的统计相关性进行独立成分估计。为了进一步提高 ICA 算法的收敛速度和精度,部分学者提出使用具有全局收敛性的群智能算法来优化 ICA。华容等^[6]提出了基于遗传算法(Genetic Algorithm, GA)过程信号的盲分离,使遗传算法和神经网络相结合实现对过程信号的去噪。Lin 等^[7]提出了基于粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)的盲信号分离,利用粒子群算法来

优化负熵最大化目标函数从而得到最优解。彭安洪等^[8]提出基于自适应粒子群算法盲源分离,利用自适应调整策略对粒子群算法进行了改进。这些群智能算法在一定程度上提升了ICA算法的性能,但也存在一些不足,例如:遗传算法的全局搜索能力较强,但搜索效率较低;粒子群算法不易陷入局部极值,但参数设置较多,收敛速度较慢。

狮群算法(Lion Swarm Optimization, LSO)^[9]是近年被提出和应用的群体智能算法,具有良好的协同进化机制,收敛速度较快,不易陷入局部最优,为解决全局寻优问题提供了一种新的途径。因此,本文提出了一种遗传-狮群算法GA_LSO,并应用于优化ICA中的目标函数,以提升ICA算法的精度,改善盲源分离效果。

1 线性混合盲源分离模型

独立分量分析^[5,10]是一种盲源分离算法,在源信号未知的情况下,能从观测信号中有效地分离出相互统计独立的源信号,具有结构简单、分离广泛等优点。线性混合盲源分离模型表示为:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 是 m 维已知的观察信号向量; $\mathbf{A}_{m \times n}$ 是元素为实数的列满秩混合矩阵($m \geq n$); $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ 是未知的 n 维信号源向量,分量 $s_i(t)$ 中至多有一个服从高斯分布且各分量相互统计独立。独立分量分析的研究目标就是通过迭代寻优获得一个最佳分离矩阵 $\mathbf{W}_{n \times m}$,根据式(2)从混合信号中计算出 $\mathbf{s}(t)$ 的最优逼近。

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (2)$$

2 算法设计

2.1 遗传算法

遗传算法^[11-12]是一种模拟生物进化论的遗传和进化过程的随机搜索方法,每一个可行解用一个染色体表示。初代群体生成后,对种群中的个体进行选择、交叉和变异操作,按照适者生存、优胜劣汰的原理产生出代表新的解集的种群,使种群不断进化,适应度好的个体得以保留,适应度差的个体被逐渐淘汰,经过若干世代演化最终完成目标在可行域内的寻优问题。

2.2 狮群算法

狮群算法^[13-14]是一种群体智能优化算法,通过模

拟狮群狩猎、繁衍等社会行为,建立解决全局最优问题的模型,完成对复杂问题的求解。按照分工不同将狮群分为三类:狮王、母狮和幼狮。狮王主要负责守护领地,地位最高;母狮主要负责狩猎,地位次之;幼狮靠近狮王进食,跟随母狮学习狩猎,成年后被逐出狮群,地位最低。在算法迭代过程中,按照狮群比例将适应度较好的部分定义为狮王,较差的部分定义为幼狮,其余为母狮^[15]。

狮群算法的原理描述如下:每个猎物的位置代表问题的一个可行解,解的质量通过适应度值的大小来衡量。从待寻优空间中的某一初始位置开始,狮王占据了最优猎物的位置;母狮相互合作外出捕猎,并向狮王通知更好的猎物位置,然后狮王移动到那个位置;幼狮跟随母狮学习狩猎或靠近狮王进食,成年后被逐出狮群,位置更新呈现多样化,提高算法的探测能力。狮群分工合作,不断更新位置、重复搜寻,求解目标函数最优值。该算法流程详见文献^[16]。

2.3 分离原理

信号的统计独立性是解决线性混合信号盲源分离问题的基础。基于ICA算法对混合信号进行盲分离时首先应该选取合适的判据用于衡量分离信号的统计独立性,进而确定目标函数。其次采用某种算法对目标函数进行优化求极值,从而获得使分离信号独立性最强的分离矩阵或向量^[17]。

非高斯性意味着独立^[18],常用的信号非高斯性判据有互信息^[19]、峭度^[20]和负熵^[7]等。本文选择峭度的绝对值之和作为信号独立性的判据,定义目标函数为:

$$J(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^n |\text{kurt}(y_i)| = \sum_{i=1}^n |E\{y_i^4\} - 3(E\{y_i^2\})^2| \quad (3)$$

在 $E\{\mathbf{y}\mathbf{y}^T\} = \mathbf{I}$ 的约束下,对于某一分离矩阵 \mathbf{W} , $J(\mathbf{y})$ 越大表明分离信号 y_i 之间的独立性越强。

$$\text{fit}_i = 1/J(y_i) \quad (4)$$

式中: fit_i 是 $J(y_i)$ 对应的适应度值。

针对遗传算法存在收敛速度慢、容易陷入局部最优的缺陷,本文将狮群算法融入到遗传算法中,提出了GA_LSO。利用狮群算法位置更新多样化、不易陷入局部最优的特点进行前期勘探,利用遗传算法较强的全局搜索能力进行后期总结,提高算法的全局寻优能力。将GA_LSO应用于优化ICA,对ICA的分离矩阵 \mathbf{W} 通过GA_LSO优化得到最优解 \mathbf{W}' ,由 $\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}'\mathbf{x}(t)$ 得到分离变量,从而使分离变量的非高斯性最大,降低算法陷入局部最优解的概率,提升算法精度。并通过性

能指标评价函数衡量分离变量的独立性。

2.4 算法步骤

基于 GA_LSO 优化的 ICA 算法步骤如下:

(1) 对收集、采样后的混叠信号进行零均值化、白化处理。

(2) 初始化狮群中狮子的位置 x_i 及狮子的总数 N , 成年狮占狮群比例因子 β (为使算法的收敛速度较快, β 的取值一般小于 0.5), 最大迭代次数 T , 维度空间 D 。

(3) 根据式(5)计算成年狮的个数 n_{leader} , 则幼狮的数量为 $N-n_{leader}$ 。将个体历史最优位置设置为各狮的当前位置, 初始群体最优位置设置为狮王位置。

$$n_{leader} = \lceil N\beta \rceil \quad (5)$$

(4) 根据式(6)更新狮王的位置。

$$x_i^{k+1} = g^k (1 + \gamma \|p_i^k - g^k\|) \quad (6)$$

(5) 根据式(7)更新母狮的位置。

$$x_i^{k+1} = \frac{p_i^k + p_c^k}{2} (1 + \alpha_r \gamma) \quad (7)$$

式中: α_r 为母狮移动范围扰动因子; p_c^k 为从第 k 代母狮群中随机挑选的一个捕猎伙伴的历史最优位置。

(6) 产生(0,1)内的均匀随机数 q , 根据式(8)更新幼狮的位置。

$$x_i^{k+1} = \begin{cases} \frac{g^k + p_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma) & q \leq \frac{1}{3} \\ \frac{p_m^k + p_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma) & \frac{1}{3} \leq q \leq \frac{2}{3} \\ \frac{g^k + p_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma) & \frac{2}{3} \leq q < 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中: α_c 为幼狮移动范围扰动因子; γ 是依照正态分布 $N(0,1)$ 产生的随机数; p_i^k 为第 i 个狮子第 k 代的历史最优位置; g^k 表示第 k 代群体最优位置; p_m^k 为幼狮跟随母狮的第 k 代历史最优位置。

(7) 根据狮子的位置计算适应度值 fit_i , 更新自身历史最优位置 $\hat{fit}_{(best, i)}$ 及狮群历史最优位置 $\hat{fit}(G_{best})$ 。

(8) 根据式(9)计算每个基因个体被选中的概率, 并从种群中选择一部分个体。

$$p(i) = 1 - \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^N fit_j} \quad (9)$$

(9) 以交叉概率 c 对基因个体进行交叉运算, 每两个基因个体之间进行单点交叉。每个基因个体的变异概率为 m , 若个体发生变异, 则在它包含的二进制串中随机选取一位取反。

(10) 对所有新生成的个体, 重新计算适应度值, 更新最优解。

(11) 判断是否满足结束条件。若满足, 则算法结束, 输出的最优解即为所求的分离矩阵, 计算 $y(t) = Wx(t)$ 即所求的分离信号; 否则转到步骤(12)。

(12) 每迭代 10 次后重新排序, 确定狮王、母狮及幼狮的位置, 转到步骤(4)。

3 实验

3.1 在基准测试函数上的算法性能对比分析

为了测试 GA_LSO 的寻优性能, 从文献[21-22] 中选取 6 个典型的基准测试函数, 并与狮群算法(LSO)、自适应遗传算法(AGA)以及自适应粒子群算法(APSO)进行对比实验。6 个基准测试函数如表 1 所示, 其中: U 表示单峰函数, M 表示多峰函数, S 表示可分函数, N 表示不可分函数, 理论最优解均为 0。

表 1 基准测试函数

函数名	表达式	类型
Rastrigin	$f_1(x) = \sum_{i=1}^d [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)] + 10$	MS
Schaffer	$f_2(x) = 0.5 + \frac{\sin^2(x_1^2 - x_2^2) - 0.5}{[1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2}$	MS
Ackley	$f_3(x) = -20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{d}\sum_{i=1}^d x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{d}\sum_{i=1}^d \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	MN
Griewank	$f_4(x) = \sum_{i=1}^d \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^d \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	MN
Sphere	$f_5(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2$	US
Sum squares	$f_6(x) = \sum_{i=1}^d ix_i^2$	US

设定 4 种算法的种群规模均为 30, 最大迭代次数均为 50。经过反复多次实验, 确定 GA_LSO 中成年狮的比例为 0.2; 粒子群参数设置为: 惯性权重最大值 $\omega_{max} = 0.9$, 惯性权重最小值 $\omega_{min} = 0.5$, 最优解权重系数 $c_1 = c_2 = 2$; 遗传算法的交叉概率设为 0.9, 变异概率设为 0.01; 当寻优结果与理论最优值相差小于 0.01 时判定寻优成功。智能算法求解时, 有一定的随机性, 因此进行重复实验, 取平均值。对于每个测试函数, 4 种算法均独立运行 100 次, 记录其收敛代数、平均解等

5 个指标,对比分析 4 种算法的寻优性能,结果如表 2 所示。

表 2 4 种算法对基准测试函数的寻优性能比较

函数	算法	成功率	收敛代数	平均解	最优解	标准差
f_1	GA_LSO	1	6.77	0	0	0
	LSO	0.69	36.51	15.311 8	0	23.590 4
	AGA	0	33.40	42.393 3	16.657 7	13.369 5
	APSO	0	46.97	45.772 4	18.598 6	13.773 6
f_2	GA_LSO	1	2.20	0	0	0
	LSO	1	3.03	0	0	0
	AGA	0.71	6.54	0.010 7	0	0.015 4
	APSO	1	2.56	0.000 3	0	0.001 2
f_3	GA_LSO	1	6.11	0	0	0
	LSO	0.97	41.40	0.005 4	0	0.034 4
	AGA	0	37.48	4.242 6	2.593 8	0.804 5
	APSO	0	50.05	0.980 8	0.166 1	0.619 4
f_4	GA_LSO	1	5.47	0	0	0
	LSO	0.93	30.33	0.010 3	0	0.058 6
	AGA	0	36.66	0.534 8	0.170 4	0.185 4
	APSO	0.02	50.13	0.184 9	0.003 1	0.165 2
f_5	GA_LSO	1	6.89	0	0	0
	LSO	0.99	40.80	0.000 2	0	0.001 5
	AGA	0	36.95	6.943 4	1.053 5	3.596 4
	APSO	0.02	50.03	0.140 6	0.005 7	0.141 3
f_6	GA_LSO	1	6.93	0	0	0
	LSO	0.97	38.52	0.008 2	0	0.070 9
	AGA	0	38.18	221.417 6	29.852 1	143.177 2
	APSO	0	50.10	20.767 8	0.322 9	37.543 0

可以看出,本文算法在 6 个测试函数 100 次实验中的平均解均一致达到理论最优解。与 LSO 相比,虽然寻优成功率与本文算法接近,但本文算法的迭代次数更低,标准差更小。与 AGA 相比,本文算法具有更高的成功率和更高的精度。与 APSO 相比,在测试函数 $f_2(x)$ 时,虽然两者的成功率都为 1,但是本文算法的平均解和标准差都比 APSO 更好,在测试其他函数时,本文算法的寻优性能也比 APSO 更好。

图 1 给出了 4 种算法对测试函数的寻优收敛曲线。为使对比效果更加直观,将纵轴适应度值取对数得出 $\lg(f(x))$ 收敛曲线。与其他算法相对比,GA_LSO 收敛曲线的斜率更大,曲线更为平滑,说明收敛的速度更快,收敛过程更加稳定。

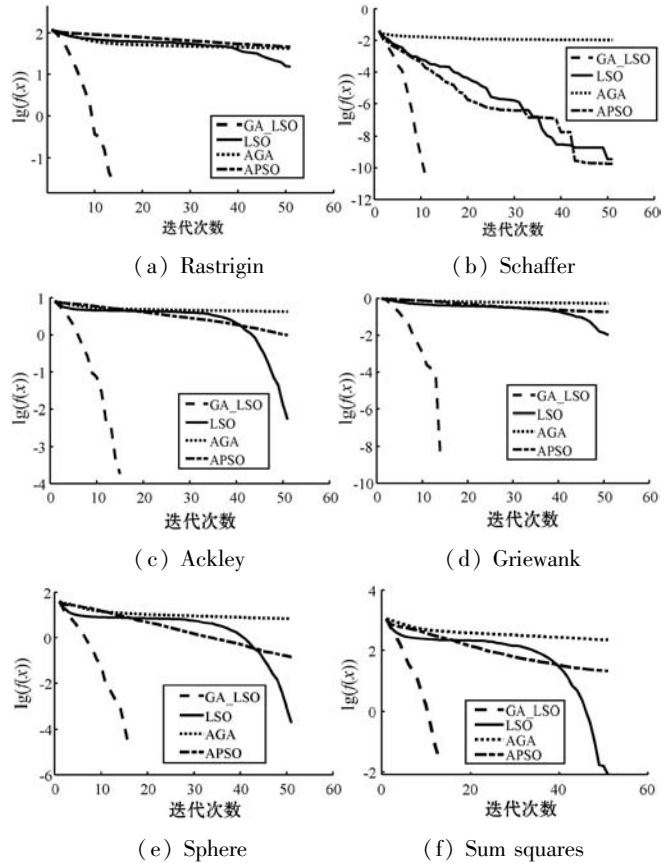
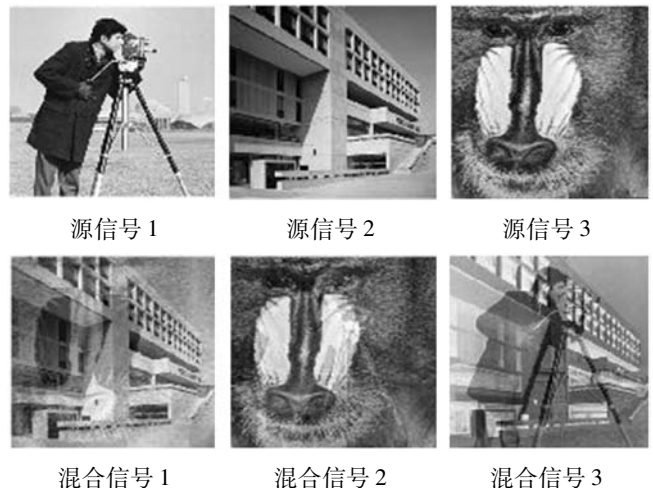


图 1 4 种算法对 6 个基准测试函数的收敛曲线

综上所述,GA_LSO 在对基准测试函数的寻优对比实验中表现出较好的性能,采用更少的迭代次数,得到质量更高的解。在独立进行的 100 次实验中,GA_LSO 的求解成功率最高,每次求解都能找到符合求解精度要求的最优解。

3.2 针对图像分离的算法性能对比分析

为验证基于 GA_LSO 优化的 ICA 算法 (GALSO_ICA) 的有效性,将其应用于图像信号的盲源分离中。取三幅 256×256 图片 (cman、bank 和 baboo) 作为源信号,通过随机初始化混合矩阵将三幅图像进行混合,对混合图像采用 GALSO_ICA 算法处理之后,得到的分离图像的效果如图 2 所示。





分离信号 1 分离信号 2 分离信号 3

图 2 GALSO_ICA 算法的图像分离效果

由图 2 可知,分离后的图像在内容上得到了较好的保持,达到了较高的分离质量,证明了 GALSO_ICA 算法的有效性。

为了进一步验证 GALSO_ICA 算法的优越性,采用传统独立分量分析算法(ICA)、狮群算法优化的 ICA 分离方法(LSO_ICA)、遗传算法优化的 ICA 分离方法(GA_ICA)以及粒子群算法优化的 ICA 分离方法(PSO_ICA),使用相同数据进行效果对比研究。

本文选择相似系数、信噪比及性能指数 3 个指标作为分离性能的客观评价尺度,计算公式分别如下:

$$\rho_{ij} = \frac{\left| \sum_{i=1}^N s_i(t)y_j(t) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^N s_i^2(t) \sum_{j=1}^N y_j^2(t)}} \quad (10)$$

$$SNR(y_i) = 10 \times \lg \frac{\sum_{i=1}^T s_i^2(t)}{\sum_{i=1}^T [y_i(t) - s_i(t)]^2} \quad (11)$$

$$PI = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \left\{ \left(\sum_{j=1}^N \frac{|G_{ij}|}{\max_l |G_{il}|} - 1 \right) + \left(\sum_{j=1}^N \frac{|G_{ji}|}{\max_l |G_{lj}|} - 1 \right) \right\} \quad (12)$$

式(10)中相似系数 ρ_{ij} 用来衡量两个信号的相似程度, ρ_{ij} 越大,表示源信号 $s_i(t)$ 和分离所得信号 $y_j(t)$ 的相关性越强,相似度越高,算法分离效果越好;式(11)中输出信噪比越大,表明分离信号与源信号相差越小,算法分离效果越好;式(12)中性能指数 PI 的值越小,表明分离效果越理想。若 $PI=0$,则表明分离所得信号与源信号是一样的。

表 3、表 4 和表 5 分别记录了相似系数、信噪比,以及性能指数 3 个指标来比较各算法的性能,图 3 从收敛速度、收敛精度,以及收敛稳定性等方面直观比较各算法的优劣性。由表中数据可知,GALSO_ICA 算法在对三幅图像分离时的相似系数最接近于 1,信噪比均达到最大,性能指数相比于其他算法最小。综合上述 3 个性能指标,本文算法相比于其他四种算法,分离效果最好,分离后的图像在质量上有显著提升。

表 3 相似系数比较

算法	ρ_{11}	ρ_{22}	ρ_{33}
传统 ICA	0.576 8	0.984 4	0.736 8
LSO_ICA	0.985 5	0.992 6	0.873 7
GA_ICA	0.818 6	0.784 0	0.945 6
PSO_ICA	0.936 6	0.977 0	0.993 5
本文算法	0.993 1	0.999 3	0.999 6

表 4 信噪比较

算法	$SNR(y_1)$	$SNR(y_2)$	$SNR(y_3)$
传统 ICA	30.59	42.80	45.78
LSO_ICA	31.46	48.72	52.48
GA_ICA	31.97	48.68	56.09
PSO_ICA	38.14	47.25	56.13
本文算法	43.16	52.59	57.58

表 5 性能指数比较

算法	PI
传统 ICA	0.326 9
LSO_ICA	0.282 6
GA_ICA	0.311 7
PSO_ICA	0.257 8
本文算法	0.091 6

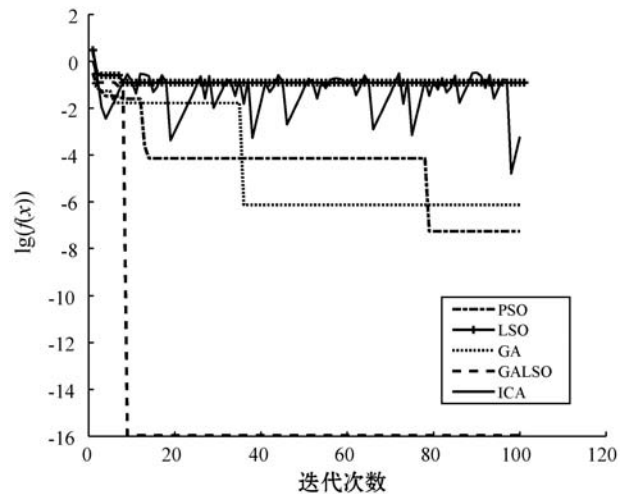


图 3 5 种算法分离图像的收敛曲线

从图 3 中几种智能算法的适应度收敛曲线可以看出,在迭代次数一样的情况下,传统 ICA 算法的收敛曲线一直振荡无法收敛至 0,而本文算法的收敛曲线斜率更大,更为平滑,精度更高。因此本文算法比基于 GA、PSO 和 LSO 的盲分离效果更好,在性能上有显著提升。

综上所述,GALSO_ICA 盲源分离算法的整体性能均优于对比算法,具有更高的收敛精度、更快的收敛速度和更好的稳定性,能够很好地解决盲源分离问题。

4 结 语

本文结合了遗传算法和狮群算法的优点,提出了一种遗传-狮群算法 GA_LSO,并应用于优化 ICA。所提算法通过每次迭代中选取遗传算法和狮群算法的最优值,提高了混合算法的性能,较好地减少了遗传算法出现早熟收敛的概率并且克服了狮群算法收敛精度不高等缺点。通过6个基准测试函数的实验表明,本文提出的 GA_LSO 具有较高的收敛精度、较快的收敛速度和较好的鲁棒性,且能有效处理高维复杂函数的寻优问题。通过对混合图像的仿真实验表明,基于 GA_LSO 优化的 ICA 算法是一种有效的盲源信号分离算法,能够有效提升盲源信号的分离质量,在信号处理中具有广泛的应用前景。

参 考 文 献

[1] 张贤达,保铮. 盲信号分离[J]. 电子学报,2001,39(S1):1766-1771.

[2] Murata N, Ikeda S, Ziehe A. An approach to blind source separation based on temporal structure of speech signals[J]. Neurocomputing,2001,41(1-4):1-24.

[3] Rivet B, Girin L, Jutten C. Mixing audiovisual speech processing and blind source separation for the extraction of speech signals from convolutive mixtures[J]. IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing, 2007,15(1):96-108.

[4] 王川川,曾勇虎. 欠定盲源分离算法的研究现状及展望[J]. 北京邮电大学学报,2018,41(6):103-109.

[5] Comon P. Independent component analysis, a new concept? [J]. Signal Processing,1994,36(3):287-314.

[6] 华容,苏中义. 基于遗传算法过程信号的盲分离[J]. 上海交通大学学报,2001,35(2):319-322.

[7] Lin C L, Hsieh S T, Sun T Y, et al. PSO-based learning rate adjustment for blind source separation[C]//2005 International Symposium on Intelligent Signal Processing & Communication Systems. IEEE,2005:181-184.

[8] 彭安洪,赖惠成. 一种采用云自适应粒子群算法的盲源分离[J]. 计算机仿真,2013,30(9):340-343,353.

[9] Yazdani M, Jolai F. Lion optimization algorithm(LOA): A nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. Journal of Computational Design & Engineering,2016,3(1):24-36.

[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.

[11] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社,1999.

[12] 冯智莉,易国洪,李普山,等. 并行化遗传算法研究综述[J]. 计算机应用与软件,2018,35(11):1-7,80.

[13] Rajakumar B R. The lion's algorithm: A new nature-inspired

search algorithm[J]. Procedia Technology,2012,6:126-135.

- [14] Wang B, Jin X P, Cheng B. Lion pride optimizer: An optimization algorithm inspired by lion pride behavior[J]. Science China: Information Sciences,2012,55(10):2369-2389.
- [15] 张聪明,刘立群,马立群. 一种新的群智能算法:狮群算法[J]. 计算机科学,2018,45(S1):114-116.
- [16] 刘生建,杨艳,周永权. 一种群体智能算法——狮群算法[J]. 模式识别与人工智能,2018,31(5):431-441.
- [17] 陈雷. 基于群智能优化方法的盲信号分离算法研究[D]. 天津:天津大学,2011.
- [18] Hyvarinen A, Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications[J]. Neural Networks,2000,13(4):411-430.
- [19] 兰红,金绍斌. 粒子群优化的 CNN 互信息医学图像配准算法[J]. 计算机应用与软件,2015,32(12):201-205.
- [20] 褚鼎立,陈红,宣章健. 基于改进鲸鱼优化算法的盲源分离方法[J]. 探测与控制学报,2018,40(5):76-81.
- [21] 尚猛,康建英,曹峻玮,等. 基于改进鲸鱼优化算法的物流配送中心选址策略[J]. 计算机应用与软件,2019,36(6):254-259.
- [22] 罗佳,唐斌. 基于收敛因子非线性动态变化的灰狼优化算法[J]. 中国科技论文,2016,11(17):1991-1997.

(上接第164页)

- [13] Houben S, Stallkamp J, Salmen J, et al. Detection of traffic signs in real-world images: The German traffic sign detection benchmark[C]//International Joint Conference on Neural Networks, 2013:1-8.
- [14] Ioffe S, Szegedy C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//32nd International Conference on International Conference on Machine Learning, 2015:448-456.
- [15] Maas A, Hannun A, Ng A. Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models[C]//30th International Conference on Machine Learning, 2013.
- [16] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017:936-944.
- [17] Arcos-García A, Álvarez-García J A, Soria-Morillo L M. Evaluation of deep neural networks for traffic sign detection systems[J]. Neurocomputing,2018,316:332-344.
- [18] Salti S, Petrelli A, Tombari F, et al. A traffic sign detection pipeline based on interest region extraction[C]//The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2013:1-7.
- [19] Yang Y, Luo H, Xu H, et al. Towards real-time traffic sign detection and classification[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016,17(7):2022-2031.