

基于独立分量分析和遗传算法的 图象分离方法研究与实现

杨俊安^{1,2)} 庄镇泉¹⁾ 钟子发²⁾ 郭立¹⁾

¹⁾(中国科学技术大学电子科学与技术系, 合肥 230026) ²⁾(解放军电子工程学院 204 研究室, 合肥 230037)

摘要 在深入分析独立分量分析技术的基础上, 针对常规数值求解方法容易陷入局部最优解的问题, 提出了一种基于遗传算法和独立分量分析相结合的盲源分离新算法。通过对图象信号分离仿真试验表明, 采用最佳保留机制和移民方式的动态补充子代个体操作, 在一定的群体规模和遗传代数情况下, 该方法能实现信号的百分离, 并可获得全局最优解。对超高斯信号和亚高斯信号的混合信号, 与扩展信息最大化方法相比, 该方法可获得更好的分离效果。

关键词 计算机图象处理(520·6040) 独立分量分析 遗传算法 峭度 盲源分离

中图分类号: TN911.13 TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2003)04-0441-06

Research & Realization of Image Separation Method Based on Independent Component Analysis & Genetic Algorithm

YANG Jun-an^{1,2)}, ZHUANG Zhen-quan¹⁾, ZHONG Zi-fa²⁾, GUO Li¹⁾

¹⁾(Department of Electronic Science & Technology, USTC HeFei 230026)

²⁾(204 Lab of Institute of Electronic Engineering PLA, HeFei 230037)

Abstract A novel Blind Source Separation (BSS) algorithm based on the combination of genetic algorithm and Independent Component Analysis (ICA) is proposed with analysis to the ICA method. The proposed algorithm can be used to solve the problem of local optimum that is easily stacked into by normal numerical solution. In the genetic algorithm, the Kurtosis as the fitness function is adopted, the elitist model is introduced and supplying filial generation's individual with migrant operation dynamically is also adopted. The simulation 1 is the separation of the mixed signals of three images and a noise. The simulation 2 is the separation of the mixed signals of two image signals (sub-gauss signal) and two voice signals (super-gauss signal). The image separation simulation shows that the blind signals separation can be realized and the global optimum can be acquired through the proposed algorithm under the circumstance of adequate population size and genetic generations. Compared with the Blind Source Separation method of extended-infomax, the proposed method in this paper can acquire better separating effect in separating the mixed signals of sub-gauss signal and super-gauss signal.

Keywords Computer image processing, Independent component analysis, Genetic algorithm, Kurtosis, Blind source separation

0 引言

独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 技术是近年来国际信号处理领域的研究热点之一。该技术可以在不知接收信号瞬时混

叠参数的情况下, 仅仅根据输入源信号的一些基本统计特征(统计独立和非高斯分布), 由观测信号恢复出源信号。目前, 该技术已应用于语音处理、生物医学工程、图象处理和通信领域, 并取得了一定的进展^[1~4]。在图象处理领域, 独立分量分析技术可用于图象去噪、人脸识别以及运动目标监测等^[4]。

基金项目: 教育部博士点专项基金(1999035808)

收稿日期: 2002-04-19; 改回日期: 2002-08-05

1986年,法国学者Herault和Jutten首次提出了基于神经网络模型和Hebb学习算法的时空自适应信号处理方法,声称可以对混合信号进行盲分离^[2]。此后,各国科学家提出了一系列的基于信息论准则的迭代估计方法和基于统计学的代数方法,将盲源分离技术推向深入。目前,ICA技术研究大致可分为基于信息论准则的迭代估计方法和基于统计学的代数方法两大类,从原理上来说,它们都是利用了源信号的独立性或非高斯性。基于信息论的方法研究中,各国学者从最大熵、最小互信息、最大似然和负熵最大化等角度提出了一系列估计算法。理论分析表明,这些算法在特定条件下是等价的。基于统计学的方法主要有二阶累积量、四阶累积量等高阶累积量方法。但上述多种算法在求解时,普遍存在容易陷入局部最优解的问题。为此,在深入分析独立分量分析技术的基础上,提出了一种基于遗传算法的独立分量分析新算法。通过对图象信号的分离仿真试验表明:采用最佳保留机制和移民方式的动态补充子代个体操作,在一定的群体规模和遗传代数的情况下,该方法能实现信号的盲分离,并可获得全局最优解。

1 基于峭度的独立分量分析算法模型

1.1 问题描述

ICA的基本目标就是要找到一个线性变换,使变换后的各信号之间尽可能统计独立。设 x 为观测值,对应于一个 m 维信号 $x=[x_1, x_2, \dots, x_m]^T$,是源信号 $s=[s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ 的线性组合。

$$x = As \quad (1)$$

ICA的任务就是找到一个矩阵 W ,使得

$$y = Wx \quad (2)$$

要求输出信号 y_i 之间尽可能保持独立。那么 $y=[y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 就是 s 的近似解。

1.2 非高斯性的度量——峭度

由中心极限定理可知:一组独立随机变量和的分布比任何源信号更接近于高斯分布。因此可以将非高斯性作为随机信号相互独立的度量^[1]。

峭度是定量度量随机信号非高斯性的最简单和最原始的判据。随机信号 y 的峭度定义为

$$kurt(y) = E\{y^4\} - 3(E\{y^2\})^2 \quad (3)$$

其中, $E\{\cdot\}$ 代表信号的数学期望。

对零均值的随机信号,峭度即四阶累积量。零均值的高斯随机变量的峭度为0。峭度可正可负。峭度

大于0的随机信号称为超高斯信号,声音信号就是超高斯信号;峭度小于0的随机信号称为亚高斯信号,图象信号、通信信号都属于亚高斯信号。

可通过寻求观测信号 x_i 的一个线性组合 Wx ,使其峭度最大化(超高斯信号)或最小化(亚高斯信号)来分离独立分量。显然,只有在某些约束条件下,这个优化问题才有意义。一般假设 $E\{(Wx)^2\} = I$,可得到 $E\{(Wx)^2\} = E\{yy^T\} = I$ 。其中, I 为单位矩阵。令 $Z=WA$,对于独立信号 s_1, s_2, \dots, s_n 而言,由峭度的性质可得到峭度

$$\begin{aligned} kurt(Wx) &= kurt(WAs) = kurt(Zs) \\ &= \sum_{i=1}^n kurt(z_i s_i) = \sum_{i=1}^n z_i^2 kurt(s_i) \quad (4) \end{aligned}$$

在 $E\{yy^T\} = I$ 的约束下,式(4)有局部极大值或极小值。这样,通过最大化或最小化给定限制条件下的峭度计算式(4),就可以得到一个独立分量。

尽管峭度因为其理论和计算上都很简单而被广泛使用,但其必须由测量得到的样本来估计,常规的学习方法和数值优化方法往往会陷入局部最优解的陷阱,无法达到全局最优解。最速下降法和牛顿迭代法相结合的独立分量分析快速算法^[5],可在一定程度上避免牛顿迭代法对初值较敏感的问题,但仍然容易陷入局部最优解,因此提出了一种基于遗传算法的独立分量分析新算法,以实现全局最优解。

2 基于遗传算法的全局优化算法

遗传算法采用群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换(随机选择、遗传和变异)等遗传操作,使群体一代一代地进化到搜索空间中越来越好的区域,进而实现全局最优解。遗传算法实现的关键是解空间染色体编码方式、适应度函数的选取,以及具体的遗传形式(即利用多种遗传算子实现亲代染色体的遗传操作)。

2.1 适应度函数的选取

K-L散度、互信息和负熵等多种参数都可以作为信号非高斯性的判据。这里选用峭度的绝对值之和作为适应度函数^[6],即

$$\begin{aligned} J(y) &= \sum_{i=1}^n |kurt(y_i)| \\ &= \sum_{i=1}^n |E\{y_i^4\} - 3(E\{y_i^2\})^2| \quad (5) \end{aligned}$$

在 $E\{yy^T\} = I$ 的约束下,对于某一分离矩阵 W ,

$J(y)$ 越大表明 y_i 之间的独立性越强.

之所以选择峭度绝对值的和作为独立性的判据,是因为考虑到若处理的信号为不同种类的信号,即既有超高斯信号,又有亚高斯信号,那么单纯使用峭度就无法对其正确分离.仿真结果表明,采用峭度的绝对值之和作为适应度函数可从混合信号中正确分离出图象信号(亚高斯信号)和话音信号(超高斯信号).

2.2 初始群体的形成

通过随机方式产生由若干个分离矩阵构成的初始群体.考虑到图象处理中运算量较大,初始群体的规模设定为 50 个随机矩阵.

2.3 染色体编码方式

对分离矩阵 W 进行编码.例如对 4 路源信号进行分离,则分离矩阵为 4×4 的方阵,构成的染色体为 $16\text{bit} \times 16$,如图 1 所示.

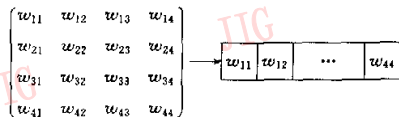


图 1 染色体编码方式

2.4 选择、交叉和变异操作

本研究采用最佳保留选择机制和赌轮选择机制相结合的混合选择机制,即:计算每一个个体的适应度函数,将最佳的一个个体直接保留到下一代;变异概率取 $P_m = 0.001$,群体中共有 $16 \times 16 \times 50 \times 0.001 = 12.8$ 位可以变异.这里将 9 个适应度较好的个体进行随机一位变异后,传送到下一代;然后执行赌轮选择,从群体中选择两个个体进行配对,进行一点交叉,产生两个新个体,传送到下一代.

上述操作中采用了最佳保留选择机制,而且动态补充新子代个体.即淘汰最差的部分个体,从优秀的父代个体中变异产生一些新个体,作为移民补充到子代群体中.在移民的过程中,不仅可以加速淘汰差的个体,而且还可以增加解的多样性.移民算是避免早熟的一种好方法.

定理 如果变异概率 $P_m \in (0, 1)$,交叉概率 $P_c \in [0, 1]$,采用比例选择法(按个体适应度占群体适应度的比例进行复制),且在选择前保留当前最优解的遗传算法可收敛到全局最优解^[7].

由此定理可知,采用改进的遗传算法,可以保证收敛到全局最优解.

2.5 初始化及约束条件的满足

峭度作为非高斯性度量的前提条件是零均值,且满足 $E\{yy^T\} = \mathbf{I}$ 的约束条件.因此有必要对待处理的信号进行中心化和白化处理,并且在遗传的每一代都要进行白化处理,以满足约束条件.

中心化就是观测矢量 x 减去它的均值,变成零均值矢量.

白化的含义是将观测变量 x 进行线性变换 $Q(Q$ 为变换矩阵),得到 $v = Qx$,经过变换后, v 的各分量 v_i 互不相关,且具有单位方差(即 $E\{vv^T\} = \mathbf{I}$).白化操作是通过 PCA 网络来实现的.

$$v = Qx = \Lambda^{-1/2}U^T x$$

其中, $\Lambda = \text{diag}(d_1, \dots, d_n)$ 是相关阵 $R_x = E\{xx^T\}$ 的 n 个最大特征值组成的对角阵; $U \in C_{m \times n}$ 是 n 个相应的特征矢量 c 组成的矩阵.

变换之后, v 和 s 之间的关系为: $v = Qx = QAs = Bs$.因为独立分量 s_i 有单位方差, $E\{ss^T\} = BE\{ss^T\}B^T = BB^T = \mathbf{I}$, B 为正交阵.因此求矩阵 A 的问题就变成求正交阵 B 的问题.一旦 B 求出后,就可得 $y = B^T v$, B^T 称为正交分离阵.

PCA 除了可完成观测矢量不相关处理外,还可以进行降维处理,即保证观测信号的数量和源信号的数量相同.

遗传操作的具体步骤如下:

- (1) 随机产生 50 个分离矩阵作为初始群体.
- (2) 在每一代执行第 3 步~第 5 步操作.
- (3) 执行中心化和白化处理.
- (4) 计算每一个个体的适应度函数.
- (5) 将最佳个体直接保留到下一代,9 个较好的个体经变异操作后传送到下一代,执行赌轮选择、交叉后产生剩余的个体,保持群体的规模不变.

3 仿真实验

3.1 仿真实验 1

实验中选定 3 个 128×256 的图象信号(图 2(a)、(b)、(c))和 1 个随机噪声信号(图 2(d)).图中的横坐标和纵坐标代表图象的像素.二维图象信号逐行扫描为一维信号.4 路信号乘以一随机混合矩阵,即可得到混合信号,如图 3 所示.对混合信号采用本文提出的方法进行分离,经过 30 代遗传操作后的分离结果如图 4 所示.从图中可以看出,尽管信号的次序发生了变化,4 路源信号还是都得到了较好的分离.

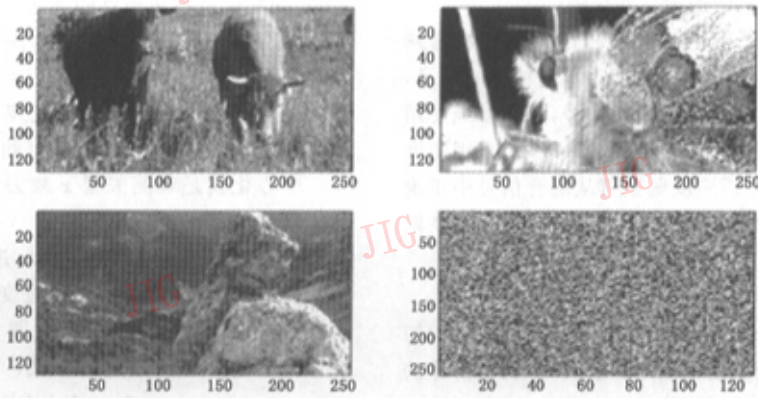


图2 源图象

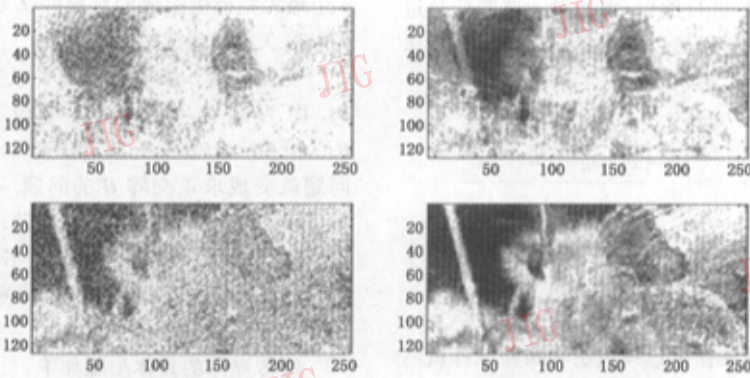


图3 混合图象

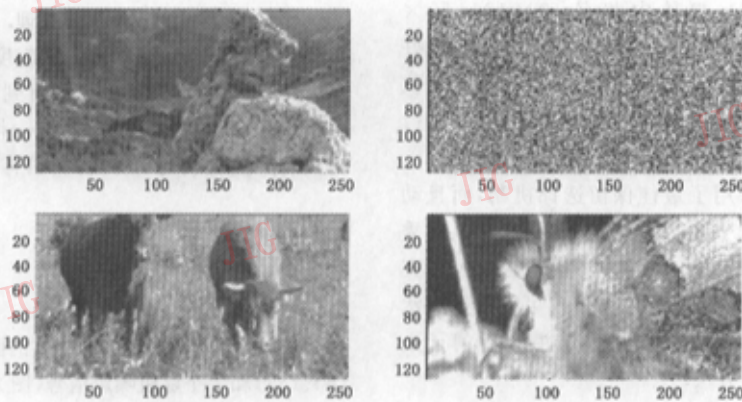


图4 分离后的图象

3.2 仿真实验2

为了更进一步验证本文提出的算法,实验中选用2路图象信号(亚高斯信号)和2路声音信号(超高斯

信号).图5为图象信号和声音信号的源信号,图6为混合信号,图7为经过50代遗传操作后的分离结果.从图中可以看出,4路源信号都得到了较好的分离.

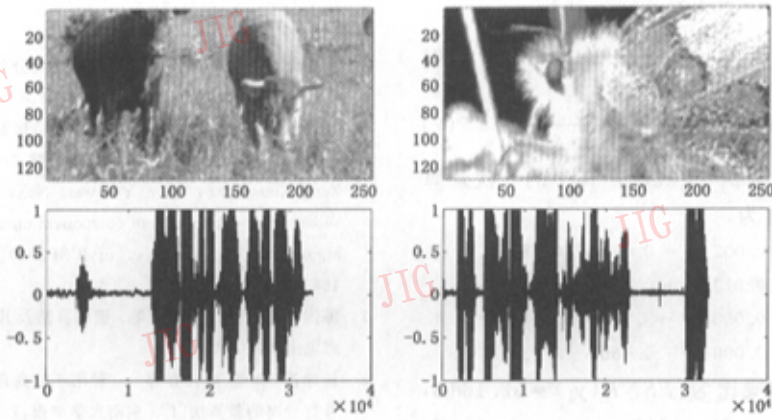


图 5 源信号

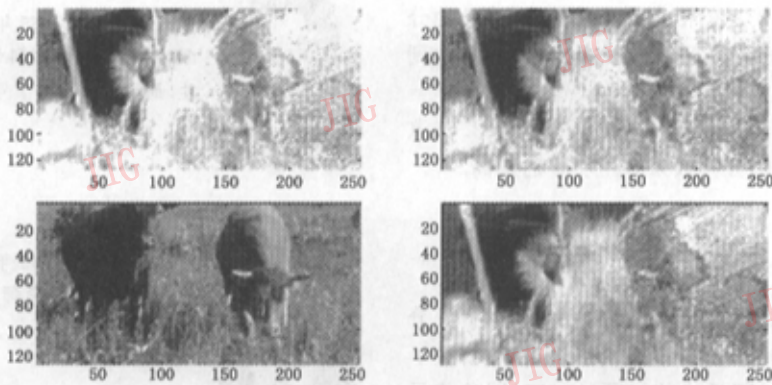


图 6 混合信号

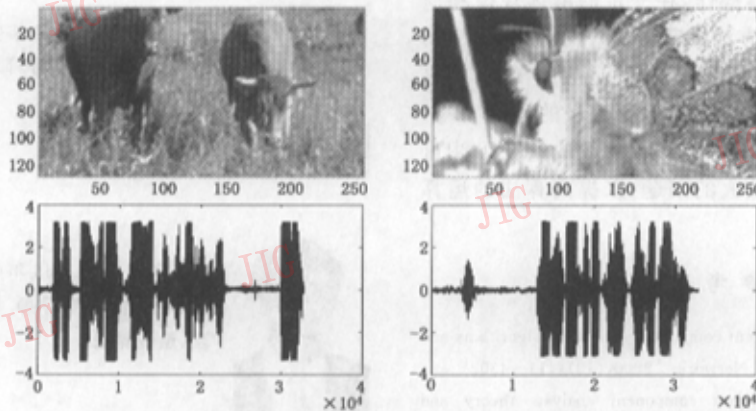


图 7 分离后的信号

3.3 性能评估

除了对分离的信号用直观的观察法来评估分离效果外,还可以采用一些定量的指标来衡量.一种方法是采用分离矩阵和混合矩阵的乘积矩阵 WA ,若

每行的最大值和其他值之间较大的差异,则表明获得了较好的分离效果;另一种方法是采用分离后信号 y_i 的信噪比,对语音信号,采用标准信噪比 SNR ;对于图象信号,采用峰值信噪比 $PSNR$ ^[8].

SNR 或 PSNR 越大,表明分离效果越好.

$$SNR(y_i) = 10 \log \frac{E\{|s_i|^2\}}{E\{|y_i - s_i|^2\}} \quad (6)$$

$$PSNR(y_i) = 10 \log \frac{255^2}{E\{|y_i - s_i|^2\}} \quad (7)$$

以仿真实验 2 为例,随机选择其中的一次运算结果.矩阵乘积 WA 为

$$\begin{pmatrix} 0.0196 & -0.0020 & -0.0546 & 0.1823 \\ -0.0003 & 0.0136 & -0.0606 & 0.0148 \\ -0.0006 & -0.0002 & -3.1464 & 0.1840 \\ 0.0010 & -0.0001 & 0.1668 & 3.2345 \end{pmatrix}$$

分离信号的信噪比为: $SNR(y_1) = 62.16\text{dB}$, $PSNR(y_2) = 85.24\text{dB}$, $SNR(y_3) = 44.54\text{dB}$, $SNR(y_4) = 46.27\text{dB}$.

文献[8]采用扩展的信息最大化方法,成功地分离了超高斯信号和亚高斯信号的混合信号,并达到了较好的效果, $SNR(y_1) = 35\text{dB}$, $SNR(y_2) = 42\text{dB}$, $PSNR(y_3) = 39\text{dB}$, $PSNR(y_4) = 45\text{dB}$. 与该指标相比,本研究的分离效果有了明显的提高.

4 结 论

基于遗传算法和独立分量分析相结合的盲源分离新算法,采用了遗传算法的全局寻优特点,解决了常规算法易陷入局部最优的问题.通过对图象信号分离仿真试验表明:采用最佳保留机制和移民方式的动态补充子代个体操作,在一定的群体规模和遗传代数的情况下,该方法能获得很好的分离效果.同时,该方法采用峭度的绝对值作为适应度函数,解决了亚高斯信号和超高斯信号混合信号的分离问题,可适用于各种信号分离的场合.后续的研究可注重解决遗传算法运算量大的问题,以提高算法的运算效率.

参 考 文 献

- Hyvarinen A. Independent component analysis: Algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, (13): 411~430.
- Lee Te-Won. Independent component analysis theory and applications[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1998.
- Hyvarinen A. Survey on independent component analysis[R]. <http://www.cis.hut.fi/~aapo/2000>
- 吴小培,冯焕清,周荷琴等. 基于独立分量分析的图象分离技术及应用[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6A(2): 133~137.
- 杨俊安,庄镇泉,吴波等. 一种基于负熵最大化的改进的独立分量分析快速算法[J]. 电路与系统学报, 2002, 7(4): 37~40.
- Zeng Xiang-Yan, Chen Yen-wei, Nakao Zensho et al. Signal separation by independent component analysis based on a genetic algorithm[A]. In: Proc. of ICSP2000[C], Beijing, 2000, 3: 1688~1694.
- 陈国良,王煦法,庄镇泉等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.
- 杨绿溪,李克,周长春等. 一种用于超高斯信号和亚高斯混合信号盲分离的新算法[J]. 东南大学学报, 1999, 29(1): 1~7.



杨俊安 1965年生,解放军电子工程学院副教授,中国科学技术大学在职博士生.研究方向为盲信号处理、数据融合.



庄镇泉 1938年生,中国科学技术大学教授,博士生导师.研究方向为神经网络、遗传算法.



钟子发 1957年生,解放军电子工程学院教授,博士生导师.研究方向为数据挖掘、信号处理.



郭立 1946年生,中国科学技术大学教授,博士生导师.研究方向为图象处理、遗传算法.