

文章编号:1671-6833(2011)01-0112-04

基于负熵粒子群算法的盲信号分离研究

李希字¹, 叶苗², 邵明省¹

(1. 鹤壁职业技术学院 电子信息工程系, 河南 鹤壁 458030; 2. 黄淮学院 电子科学与工程系, 河南 驻马店 463000)

摘要: 针对粒子群对盲信号分离时出现早熟等现象, 提出负熵粒子群算法. 首先将信息负熵最大化作为粒子群的目标函数, 不依赖其它的非高斯性度量判断, 避免识别混叠矩阵; 然后对观测信号进行中心化和白化处理, 用分离矩阵调整, 使各个信号分量之间独立, 大权重粒子做全局搜索, 小权重的做局部搜索, 混叠矩阵对所有列元素数组完成分离; 最后给出了算法流程. MATLAB 仿真结果显示该算法能够有效地完成盲信号分离和主要参数的提取.

关键词: 负熵; 粒子群; 盲分离; 最大化; 惯性权重

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A

0 引言

信号分离是现代信号处理领域的研究热点, 它在通信生物医学、语音处理等方面有巨大的应用潜力, 是数字信号处理领域的一个重要研究方向. 在信源未知时, 由观察信号推断信源称为盲信号处理, 包括盲辨识、盲解卷、盲信源分解等问题, 其中盲信号分离问题则是盲信号处理领域里最重要同时也是涵盖最广泛的一个方向, 得到了国内外专家学者广泛的研究. 盲信号分离技术也因此获得了飞速的发展^[1].

当前盲信号分离算法研究主要集中在独立分量分析算法上, 此算法要求盲信号为相互独立的变量, 而且对多于一个高斯分布的源信号不适用. 二阶统计量算法虽然可以降低统计独立性的限制, 但是不允许有独立同分布的盲源信号. 基本粒子群算法对盲信号分离在收敛速度上比较慢, 容易出现早熟现象陷入局部极值^[2].

信息熵的粒子群算法在全球收敛性、稳定性等方面更有效, 提高了算法的准确性和有效性. 负熵值不随盲信号的幅度变化而变化. 若盲信号为非高斯分布, 则值为非负; 高斯变量则为零, 利用负熵的这一性能可以在低信噪比环境下有效区分高斯噪声信号和语音信号. 笔者将信息负熵最大化作为粒子群的目标函数, 对观测信号进行中心化和白化处理, 经仿真实验, 较好地解决了盲信号

分离问题.

1 基于负熵最大化粒子群算法

1.1 问题描述

具有 n 个独立的信号源 $s_1(t), \dots, s_n(t)$ 和 n 个独立的观察量 $x_1(t), \dots, x_n(t)$, 观察量和信号源具有如下的关系^[3]:

$$x(t) = A \cdot s(t) \quad (1)$$

式中: $x(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t)]^T$, $s(t) = [s_1(t), \dots, s_m(t)]^T$, A 是一个 $n \times m$ 维混合矩阵, 由于 $x(t)$ 和 $s(t)$ 独立, 因此转化为求 $s(t)$ 的估计问题. 假定有如下公式:

$$y(t) = W \cdot x(t) = W \cdot A \cdot s(t) \quad (2)$$

式中: $y(t)$ 是对 $s(t)$ 的估计; W 是一个 $n \times m$ 维分离矩阵, 现要对以 W 为变量的目标函数 $L(W)$ 做出估计, 使用负熵使盲信号和拟合信号的残差接近高斯白噪声^[4].

1.2 负熵最大化时目标函数

设输出随机量 y 的概率密度为 $p(y)$, 随机量 y 的信息熵定义为:

$$H(y) = - \int p(y) \log(p(y)) dy \quad (3)$$

当 y 的信息度越随机, 信息熵越大, 在所有等方差的随机变量中, 高斯变量的熵最大, 因而可以利用熵来度量非高斯性, 对高斯分布为零且总是非负的非高斯性度量判断采用负熵形式^[5]:

收稿日期: 2009-09-11; 修订日期: 2010-11-29

作者简介: 李希字(1973-), 女, 河南鹤壁人, 鹤壁职业技术学院, 讲师, 研究方向: 计算机与信息技术. E-mail: lixizi1021@163.com.

$$J(y) = H(y_g) - H(y) \quad (4)$$

式中: y_g 和 y 是具有相同均值和方差的高斯变量. 在具有相同方差的随机变量中, 高斯分布的随机变量具有最大的信息熵, 而非高斯性越强, 信息熵越小^[6]. y 的非高斯性越强, $J(y)$ 值越大, 这样等价于最大化非高斯性, 负熵的目标函数:

$$L(W) = \max \sum_{i=1}^n J(y_i) \quad (5)$$

盲信号输出互信息散度^[7]为:

$$I(Y|y_1, y_2, \dots, y_m) = J(y) - \sum_{i=1}^m J(y_i) + \frac{1}{2} \ln \frac{\prod c_{ii}}{\det |w|} \quad (6)$$

式中: $\det |w|$ 为 y 的协方差矩阵; c_{ii} 为 $\det |w|$ 矩阵的对角线元素. 最小化互信息就相当于最大化负熵, 一般令:

$$J(y) \approx k_1 [E\{G^1(y)\}]^2 + k_2 [E\{G^2(y)\} - E\{G^2(v)\}]^2 \quad (7)$$

式中: G^1 为奇非二次函数; G^2 为偶非二次函数; k_1, k_2 为正数; v 为零均值方差的高斯变量^[8].

当输出变量完全相互独立时, 非高斯性度量达到最大, 对角线元素均为 0, 最大化负熵出现时刻获得独立的输出, 则已完成对盲信号的分离.

1.3 数据预处理

对观测信号中心化处理, 使信号的均值为 0, 盲信号均值 m 为 $E[x]$, 有

$$E[\bar{x}] = E[x - m] = E[x] - m = 0 \quad (8)$$

这样:

$$\bar{x} = x - m = A \cdot s(t) - m = A \cdot \{s(t) - A^{-1} \cdot m\} \quad (9)$$

得:

$$W = A^{-1} \quad (10)$$

构造白化矩阵 Q , 使观测信号为 $R = Q \cdot x$, 其中 R 和其自身分量 R_i 互不相关, 且具有单位方差: $E\{R \cdot R^T\} = I$, 当 $R = Q \cdot x = Q \cdot A \cdot s = B \cdot s$, 同时 $B \cdot B^T = I$, 求出 B 后, 则 $y = B^T \cdot R$, 这样就分离出了盲信号.

2 负熵粒子群算法

当负熵达到极大值分布时有利于提取信号. n 个信号函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 在 m 时的粒子约束条件为:

$$\begin{cases} f(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ \varphi_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ \varphi_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ \dots\dots \\ \varphi_m(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

引入因子 $1, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$ 与 (11) 式相乘得:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = f + \lambda_1 \varphi_1 + \lambda_2 \varphi_2 + \dots + \lambda_m \varphi_m \quad (12)$$

然后列出 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 粒子约束条件具有极值时的必要条件:

$$\begin{cases} \frac{\partial F}{\partial x_1} = \frac{\partial f}{\partial x_1} + \lambda_1 \frac{\partial \varphi_1}{\partial x_1} + \lambda_2 \frac{\partial \varphi_2}{\partial x_1} + \dots + \lambda_m \frac{\partial \varphi_m}{\partial x_1} \\ \frac{\partial F}{\partial x_2} = \frac{\partial f}{\partial x_2} + \lambda_1 \frac{\partial \varphi_1}{\partial x_2} + \lambda_2 \frac{\partial \varphi_2}{\partial x_2} + \dots + \lambda_m \frac{\partial \varphi_m}{\partial x_2} \\ \dots\dots \\ \frac{\partial F}{\partial x_n} = \frac{\partial f}{\partial x_n} + \lambda_1 \frac{\partial \varphi_1}{\partial x_n} + \lambda_2 \frac{\partial \varphi_2}{\partial x_n} + \dots + \lambda_m \frac{\partial \varphi_m}{\partial x_n} \end{cases} \quad (13)$$

粒子群算法的特性通过随机初始化体现. 为了控制前一时刻的粒子速度对本次时刻的影响^[9], 做如下处理: 让较大的惯性权重种群进行全局搜索, 而较小的惯性权重种群做局部搜索. 在实际的优化求解过程中, 惯性权重随迭代次数线性递减, 使粒子群在搜索的初始阶段能够以较大的概率在整个解空间进行搜索, 并能够快速收敛到最优解所在的局部区域, 然后随着惯性权重的递减, 粒子在该区域内实现局部微调. 在找到信号最优值时, 粒子根据如下的公式来更新自己的速度和新的位置:

$$\begin{cases} v(k+1) = w \cdot v(k) + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot \{pb(k) - x(k)\} + c_2 \cdot \text{rand}() \cdot \{pg(k) - x(k)\} \\ x(k+1) = x(k) + v(k+1) \end{cases} \quad (14)$$

式中: v 是粒子的速度; 为避免粒子群收敛速度过快, 增设阈值 v_{\max} , 使粒子速度在 $(-v_{\max}, v_{\max})$ 区间; x 是当前粒子的位置; pb 是局部最优值; pg 是全局最优值^[10]; $\text{rand}()$ 是介于 $(0, 1)$ 之间的随机数; c_1, c_2 是学习因子; w 是惯性权重, 其值为 $\frac{1}{n}$.

这样就能在采样信号后对粒子继续使用^[11-12].

算法步骤为:

- ①读取观测信号, 进行中心化和白化预处理;
- ②初始粒子种群数目及个体移动速度, 以分离矩阵作为粒子的初始位置;
- ③根据个体分离信号, 计算和存储每个粒子的适应度值和位置, 记录全局和局部最优解;
- ④更新粒子的位置和速度;
- ⑤对混合矩阵每列之间正交化, 避免重复分离同一信号, 重新计算适应度值, 更新全局最优解和局部最优解;

⑥如果达到最大迭代次数,则算法终止,否则,转至②;

⑦判断混合矩阵是否对所有列元素数组完成分离,反之,停止循环,确定分离矩阵;

⑧输出分离信号。

3 实验仿真

实验仿真平台用 MATLAB7.0 进行,对粒子群的参数设置为:种群数量为 20, $c_2 = c_1 = 2$, $v_{max} = 5$,迭代次数为 25. 设输入信号为 4 路信号,如图 1 所示,分别为随机信号、方波信号、正弦信号、余弦信号。

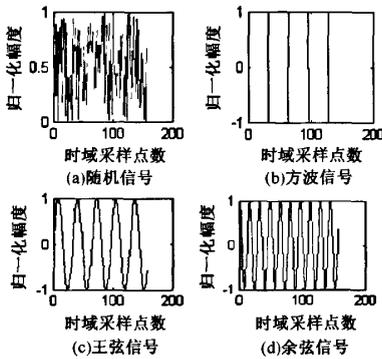


图 1 4 路输入信号

Fig.1 Four Signals Input

然后对 4 路信号进行混合,混合矩阵为:

$$A = \begin{bmatrix} -0.1631 & -0.9673 & 0.4141 & 0.6436 \\ 0.2795 & 0.6244 & 0.7360 & 0.7892 \\ 0.2615 & 0.2893 & 0.1227 & 0.4165 \\ 0.6667 & 0.5491 & 0.1395 & 0.7594 \end{bmatrix} \quad (15)$$

得到图 2 所示的观察信号,根据负熵的线性不变性,噪声段负熵特征不随噪声的幅度以及信噪比的大小变化而变化,对信号白化处理后如图 3 所示。

采样点数为 200,采样频率,迭代次数不超过 300 次,随机进行 100 次蒙特卡罗分离运算,分离矩阵为:

$$W = \begin{bmatrix} 4.4257 & 3.7784 & 1.7878 & 7.2451 \\ 8.5670 & -1.5785 & 6.0292 & 2.1238 \\ -4.5435 & 2.7863 & 5.5468 & 0.7412 \\ 0.5785 & 2.3332 & 0.1565 & 0.4197 \end{bmatrix} \quad (16)$$

输出信号如图 4 所示,整个过程中只抽取其中的部分信号,减少了冗余的数据量.分离信号与源信

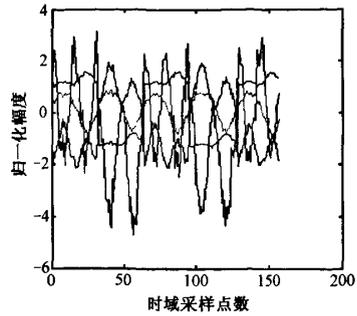


图 2 观察信号

Fig.2 Observation Signal

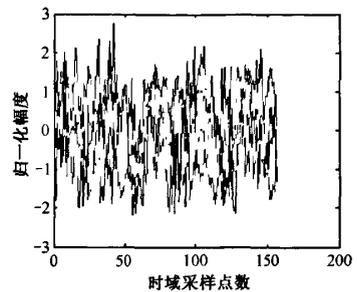


图 3 信号白化处理

Fig.3 Signal Whitening Process

号除了在幅度和顺序上有一些差别外,并不影响对分离出信号的识别和主要参数的提取,图形基本相似,成功地分离出了源信号.当然如果叠加混合信号比较多的话,则需要考虑运算因素和分离精度方面的问题。

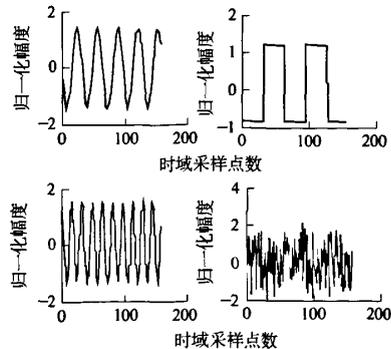


图 4 4 路输出信号

Fig.4 Four Signals Output

4 结论

笔者针对盲信号分离问题的特点提出负熵粒子群算法,把负熵最大化作为目标函数,分离矩阵作为寻优粒子,在找到信号最优值时,粒子更新速度和位置.仿真显示负熵粒子群算法能较好的完成对盲信号的分离,为盲分离提供了新思路。

参考文献:

- [1] 徐尚志. 盲信号分离算法的研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 2005: 1 - 5.
- [2] 江川. 盲源分离算法及其在语音分离中的应用研究[D]. 江门市: 五邑大学信息学院, 2009: 1 - 10.
- [3] 徐耀华, 郭英, 王刚. 基于负熵的语音端点检测算法技术大学[J]. 信号处理, 2009, 25(2): 307 - 312.
- [4] 李仁良, 高大启. 一种基于独立分量分析的數字字符识别方法研究[J]. 计算机工程与科学, 2006, 28(2): 74 - 76, 80.
- [5] 马建仓, 牛奕龙, 陈海洋. 盲信号处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006: 85 - 95.
- [6] 陈超, 高宪军, 李德鑫. 基于独立分量分析的混叠跳频信号分离算法[J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2008, 26(4): 347 - 351.
- [7] 周勃, 陈长征, 宋楠. 应用盲分离神经网络预测逐日太阳辐射能[J]. 太阳能学报, 2007, 28(9): 1008 - 1011.
- [8] 周孔丹; 鲁华祥. 一种基于自适应滤波的相位检测方法[P]. 中国专利: 200810106220, 2009 - 11 - 11.
- [9] 李会荣, 高岳林, 李济民. 一种非线性递减惯性权重策略的粒子群优化算法[J]. 商洛学院学报, 2007, 21(4): 16 - 20.
- [10] 岳克强, 赵知劲, 沈雷. 基于负熵和智能优化算法的盲源分离方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(4): 250 - 252.
- [11] 席志红, 边峦剑, 晋野. 基于改进粒子群的盲源分离算法研究[J]. 应用科技, 2010, 37(1): 12 - 14, 22.
- [12] 王书锋, 肖小城, 冯冬青. 求解 Job-shop 问题的改进混合离散粒子群优化算法[J]. 郑州大学学报: 工学版, 2010, 31(4): 44 - 47.

Blind Signal Separation Research Based on Negative Entropy Particle Swarm Optimization Algorithm

LI Xi-zi¹, YE Miao², SHAO Ming-sheng¹

(1. Electronic Information Engineering Department, Hebi College Vocation and Technology, Hebi 458030, China; 2. Electronic Science And Engineering Department, Huang Huai College, Zhumadian 463000, China)

Abstract: Aiming at the precocity in Particle Swarm Optimization(PSO) Algorithm, proposes the negative entropy PSO Algorithm. First the information negative entropy maximization as the objective function of PSO, without the other non-Gauss measure judgment, avoids distinguishing the aliasing matrix; Then carries on the centralization and albinism processing to the observation signal, causes between each signal component with the separation matrix adjustment the independence, the great weight makes the overall situation search, the small weight makes the partial search, the aliasing matrix completes the separation to all row element array; Finally it given the Algorithm. The MATLAB simulation result showed this Algorithm can complete the blind signal separation and the main parameter extraction effectively.

Key words: Negative entropy; Particle Swarm Optimization; blind separation; maximum; inertia weight