

基于 QPSO 和 ICA 的图像盲分离方法研究

范文兵, 邢军阳, 李海涛, 代琳娜

(郑州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对 ICA 技术中常用的普通梯度算法容易陷入局部最优, 提出了一种基于量子行为的粒子群算法和独立分量分析相结合的盲源分离新算法. 以负熵作为独立分量分析的目标函数, 用 QPSO 算法代替普通梯度算法, 对瞬时混合信号进行分离, 给出了算法的具体步骤. 实验结果表明, 该算法能够有效实现图像的盲源分离. 同时与其他算法对比, 体现了该算法更高的性能.

关键词: 独立分量分析; 量子粒子群; 盲源分离; 负熵

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

doi:10.3969/j.issn.1671-6833.2012.03.027

0 引言

盲源分离是指在源信号的系统和外部环境无法精确获知的情况下, 将各个源信号从混迭信号(观测信号)中分离出的过程. 独立分量分析^[1](Independent Component Analysis, ICA)作为盲源分离的一个重要研究方向, 是信号处理技术领域近年来发展起来的一种新技术. 独立分量分析的算法可以表示为: ICA 算法 = 目标函数的选取 + 优化算法. 对于目标函数的选取, 包括高阶累积量、负熵、互信息及熵等; 常用的优化算法主要有: 梯度下降法, 固定点算法等, 但是这些算法有一个很大的缺陷就是全局收敛性能不理想, 易陷入局部最优. 为了克服 ICA 中常用算法的不足, 笔者选负熵做为 ICA 的目标函数, 并用量子行为粒子群算法^[2](QPSO)对负熵进行优化. 该方法简单高效, 与传统方法复杂、收敛速度慢的不足相比, 有很大的优势.

1 问题描述

ICA 是盲源分离最常用的一种, 其算法可以这样描述^[3]:

设有 N 个未知的源信号构成了一个列向量 $S(t) = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_n(t)]^T$, 其中 $t = 1, 2, \dots, n$; $i = 1, 2, \dots, n$. 经过 $m \times n$ 维的混合矩阵 A 后, 产生了 m 个观测信号 $X_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, m$, 构

成了列向量 $X(t) = [X_1(t), X_2(t), \dots, X_m(t)]^T$, 信号传输过程中有 M 个白色、高斯、统计独立的噪声信号 $N_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, M$, 构成的列向量 $N(t) = [N_1(t), N_2(t), \dots, N_m(t)]^T$, 要求在已知观测信号 $X_i(t)$ 而未知 A 的情况下, 设置一个 $N \times N$ 维的反混合阵 $W = (w_{ij})$, 求输入信号 $S(t)$ 的近似解. 它的数学模型可以表示为

$$X(t) = AS(t) + N(t). \quad (1)$$

从上述描述我们可以看出, ICA 具有两个基本特征:

(1) 源信号 $S(t)$ 是未知的;

(2) 在统计意义上讲, 这里进行的分离是相互独立的.

ICA 就是要找到一个解混矩阵 W , 使得观测信号 $X(t)$ 通过该系统后, 能够得到未知源信号 $S(t)$ 的近似解 $Y(t)$, 这个过程可以表示为

$$Y(t) = WX(t) = WAS(t), \quad (2)$$

其中, $Y(t) = [Y_1(t), Y_2(t), \dots, Y_n(t)]$.

而这些都是建立在以下假设的基础上的:

(1) 各信号 $S_i(t)$ 均为 0 均值、实随机变量, 各信号之间统计独立;

(2) 源信号数 M 与观测信号数 N 相同;

(3) 各个 $S_i(t)$ 的概率分布函数中最多允许有一个具有高斯分布;

(4) 各观察器引入的噪声很小, 忽略不计;

(5) 关于各源信号的概率分布函数略有一些

收稿日期: 2011-12-13; 修订日期: 2012-01-05

基金项目: 河南省重点科技攻关项目(112102310073); 河南省教育厅自然科学研究计划项目(2009A520028)

作者简介: 范文兵(1969-), 男, 郑州大学教授, 博士, 主要从事信号与信息处理、射频识别技术、图像处理等方面的研究, Email: iewbfan@zzu.edu.cn.

先验知识.

根据信息论的知识,一组随机变量 y 的微分熵为

$$H(y) = - \int P(y) \ln P(y) dy, \quad (3)$$

其中, $P(y)$ 为随机变量 y 的概率密度函数. 而其负熵^[4]可以表示为

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

式中的 y_g 与 y 具有相同的方差,且 y_g 是服从高斯分布的随机变量. 对于两个方差相同的信号,高斯分布的信息熵最大,信号的非高斯性越强,负熵也就越大. 当负熵最大时,就可以认为已经实现了盲源分离. 这也就是基于负熵的独立性判决准则的 ICA 算法.

但是式(3)中负熵的计算涉及到随机变量概率密度的估计,它只是理论上的最优目标函数,在实际应用中受到制约. 基于此,常使用高阶累积量作为负熵的近似计算公式^[5]:

$$\begin{aligned} J(y) &= \frac{1}{12} k_3(y)^2 + \frac{1}{48} k_4(y)^2 \\ &= \frac{1}{12} (E\{y^3\})^2 + \frac{1}{48} (\text{kurt}(y))^2. \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $k_i(y)$ 表示随即变量 y 的第 i 阶累积量. 而在实际运算中常使用的近似负熵^[6]公式为:

$$J(y) = c \{E[G(y)] - E[G(v)]\}^2. \quad (6)$$

式中: c 是大于零的常数, v 是具有单位方差的零均值高斯变量, $G(\cdot)$ 是一个非二次函数,根据不同的高斯性,可以取不同的值^[7].

$$G_{\text{up}}(y) = \frac{1}{a_2} \log(\cosh(a_1 y)/a_1); \quad (7)$$

$$G_{\text{ub}}(y) = y^4/4. \quad (8)$$

式中: $1 \leq a_1 \leq 2; a_2 \approx 1$.

2 ICA 中的 QPSO

首先我们先简单介绍一下 PSO 算法^[8],该算法是近年来发展起来的一种新的群体智能优化算法,它将群体中的每个个体看作问题搜索空间中的一个粒子,代表问题的一个解,每个粒子都有位置和速度两个向量来描述,根据自身的以往经验和整个群体的经验不断调整位置和速度,直至找到全局最优解. 在此过程中,随着速度的不断减小而逐渐收敛到全局最优点(P 点),从动力学角度看,在这一点实际上存在某种形式的吸引势能场一直吸引着粒子,从而保证了粒子的聚集. 但 PSO 的最大缺点是不能以概率 1 收敛到全局最优

解^[9]. 2004 年, Sun 等根据前人的研究成果,将量子力学与传统的粒子群算法结合在一起,提出了一种基于 δ 势阱的、具有量子行为的粒子群算法(QPSO),它认为粒子具有量子行为,因此可以在整个可行解空间中进行搜索. 相对于标准 PSO 算法,它的收敛性能和全局搜索性更好,并且它只通过波函数 $\psi(X, t)$ 来描述粒子状态,比标准 PSO 的参数更少. 理论上已经证明了 QPSO 是一种全局收敛算法,实验结果也表明了它在几个基准函数的收敛性能要优于标准的 PSO 算法.

设在 D 维搜索空间中,有 M 个粒子,每个粒子都可以看作是没有重量和体积的微粒,它在搜索空间中以一定的速度飞行,而速度随着个体和群体的飞行经验不断调整,每个粒子代表着搜索空间的一个位置,通过下列公式进化:

$$\begin{aligned} \text{mbest} &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_i = \\ &= \frac{1}{M} \left(\sum_{i=1}^M p_{i1}, \sum_{i=1}^M p_{i2}, \dots, \sum_{i=1}^M p_{iD} \right); \end{aligned} \quad (9)$$

$$p = (\alpha_1 \times p_i + \alpha_2 \times p_g) / (\alpha_1 + \alpha_2); \quad (10)$$

$$x(t+1) = p \pm \beta \times |\text{mbest} - x(t)| \times \ln(1/u). \quad (11)$$

式中: mbest 指的是中值的最优位置; M 表示群体中粒子的个数; p_i 是粒子 i 的最优位置; p_g 是整个群体的最优位置; p 是 p_i 与 p_g 之间的随机点; α_1, α_2, u 都是 $0 \sim 1$ 之间的随机数; $x(t)$ 是 t 次迭代后粒子的位置信息; β 的作用是控制粒子的收敛速度,称之为收缩扩张因子. 一般情况下,在 t 次迭代时, β 的取值^[10]用下式表示:

$$\beta = 0.5 + 0.5 \times (\text{MAXITER} - T) / \text{MAXITER}. \quad (12)$$

QPSO 算法的基本流程如下图所示.

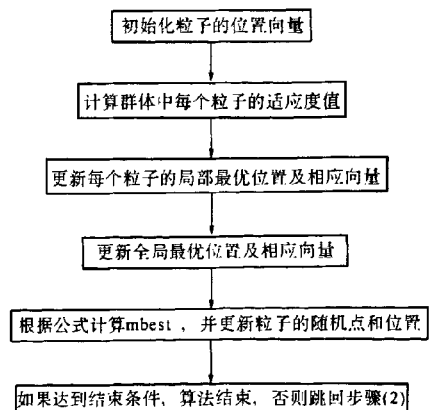


图1 QPSO 算法基本流程图

Fig.1 Basic flowchart of QPSO algorithm

3 基于 QPSO 的 ICA 算法步骤

基于量子行为粒子群算法的独立分量分析算法主要有以下步骤.

(1) 适应度函数的选取. 对目标函数的选取, 包括非高斯性极大化、互信息最小化以及最大似然估计等, 在这里用非高斯性最大化方法, 将负熵作为目标函数;

(2) 数据的预处理. 将混合后的观测信号 $X(t)$ 进行中心化、预白化等初步的预处理, 前者能够降低独立分量分析算法的复杂度, 后者可以去除各观测信号之间的相关性;

(3) 初始化粒子种群. 设定搜索维度及群体中个体的个数, 并随机产生每个粒子的初始位置向量;

While(迭代次数 < 设定的迭代次数), do.

(4) 由粒子位置分离信号, 并对分离后的信号进行中心化和预白化处理, 根据式(6)计算每个粒子的适应度值;

(5) 根据每个粒子的适应度值来更新个体的最优位置 p_i 以及相应的向量;

(6) 然后根据每个个体的最优位置来寻找并更新全局最优值及其它位置向量;

(7) 根据式(9)、(10)、(11)计算 m_{best} , p 以及位置向量 x ;

(8) 进入循环, 判断是否满足终止条件, 如果不满足, 跳转至步骤(3), 否则跳转至步骤(9);

(9) 确定分离矩阵并输出分离信号.

End.

4 仿真分析

4.1 图像分离仿真实验

选取 3 个图像信号和一个随机噪声信号如图 2 所示, 4 个独立信号以线性方式混合, 混合图像如图 3 所示, 对信号依次采用 FASTICA、PSO-ICA 以及笔者提出的方法进行分离, 仿真结果如图 4~6 所示, 可以看到 3 种方法分离之后的图像顺序发生了变化, 这是因为盲分离问题的不确定性, 但是信号实现了有效的分离.

4.2 性能评价

由图像分离的效果可以清晰的看到不同算法的分离效果, 同时也可以用来一些定量指标来进一步衡量不同算法之间的性能. 采用分离信号的信噪比, 对于图像信号而言就是使用峰值信噪比

PSNR 作为衡量指标^[11], 它的表达式如下所示:

$$\text{PSNR}(y_i) = 10 \log \frac{255^2}{E\{|y_i - s_i|^2\}}. \quad (13)$$

峰值信噪比的大小随着算法性能变化, 性能越好, 峰值信噪比越大, 说明信号的信号比提高的越大、解卷积的效果就越好.

另一种方法是使用 PI 指数^[12]来作为评判分离效果的指标, 它的表达式如下:

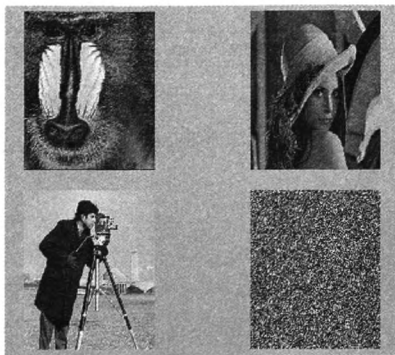


图 2 源图像

Fig. 2 Source image

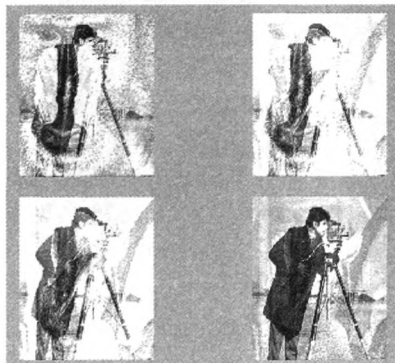


图 3 混合图像

Fig. 3 Hybrid image



图 4 使用 FASTICA 分离图像

Fig. 4 Separate image by FASTICA

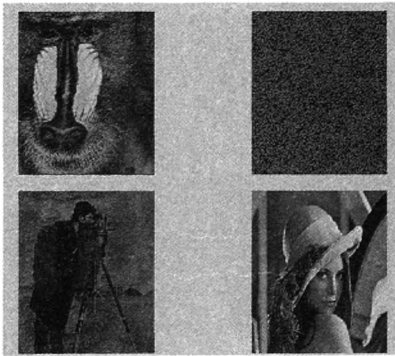


图 5 使用 PSO-ICA 分离图像
Fig.5 Separate Image by PSO-ICA

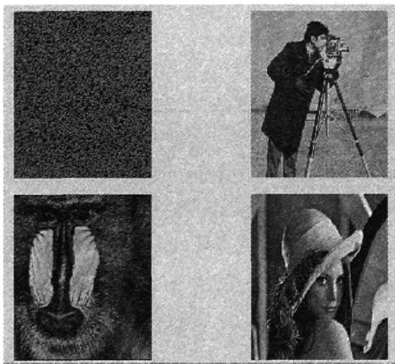


图 6 使用本文算法分离图像
Fig.6 Separate Image by the Algorithm of this paper

$$PI = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{i=1}^N \left\{ \left(\sum_{k=1}^N \frac{|g_{ik}|}{\max_j |g_{ij}|} - 1 \right) + \left(\sum_{k=1}^N \frac{|g_{ki}|}{\max_j |g_{ji}|} - 1 \right) \right\}. \quad (14)$$

式中: g_{ij} 表示矩阵 G 的 (i,j) 元素,它的值总是大于等于零,当它的值等于零的时候, G 的每行每列有且仅有一个非零元素,因此,用此指标度量的时候,值越小说明分离效果越好。

下表是对 3 种不同算法的对比,表 1 表示 4 幅图像在不同算法下的峰值信噪比,表 2 表示 3 种算法下相应 PI 值。

表 1 不同算法的信噪比
Tab.1 SNR of different algorithms dB

算法	γ_1	γ_2	γ_3	γ_4
FASTICA	61.148 9	61.307 5	67.704 0	68.129 4
PSO-ICA	62.203 5	61.886 3	69.954 2	70.236 5
本文算法	65.526 8	63.524 6	70.805 6	72.894 2

由图像分离的仿真效果以及表 1 和表 2 中的两个指标的比较,可以看出笔者提出的算法在算

法的收敛精度和速度上都有所提高。

表 2 不同算法的相应 PI 值
Tab.2 PI values of different algorithms

算法	PI 值	迭代步数
FASTICA	0.568 1	9
PSO-ICA	0.356 9	8
本文算法	0.115 2	7

5 结论

笔者针对独立分量分析传统优化算法的不足,将量子粒子群优化算法引入到盲源分离中,给出一种基于量子粒子群的独立分量分析算法,解决了常规算法容易陷入局部最优的问题,通过仿真实例成功分离出源信号。结果表明了该算法切实有效,与传统算法以及其他改进算法对比,其性能和稳定性都有了提高。下一步的研究方向是改进量子粒子群算法并应用于独立分量分析中,期望能够得到更理想的效果。

参考文献:

[1] HYVARINEN A. Independent component an-alysis; Algorithms and applications [J]. Neural Networks, 2000(13):411-430.

[2] SUN Jun,FENG Bin,XU Wen-bo. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]// Congress on Evolutionary Computation Portland. OR: IEEE, 2004:325-331.

[3] 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.

[4] 杨行峻,郑君里.人工神经网络与盲信号处理[M].北京:清华大学出版社,2003:327-330.

[5] COMOM P. Independent component analysis; A New Con-cept[J]. Signal Processing, 1994,36(3):287-314.

[6] 郭武,朱长仁,王润生.一种改进的 FastICA 算法及其应用[J].计算机应用,2008,28(4):960-962.

[7] 王辉,王娟.ICA-R 算法在旋转机械故障信号提取中的应用[J].深圳信息职业技术学院学报,2011,(1):53-57.

[8] KENNEDY J, EBERHAR R C. Particle swarm optimization[C]//International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ:IEEE,1995:1942-1946.

[9] BERCH F V D. An analysis of particle swarm optimization [D]. Pretoria: University of Pretoria, 2002.

[10] 滕春英,须文波,孙俊.基于 QPSO 的图像融合算法的研究[J].计算机应用研究,2007,24(5):289-299.

(下转第 112 页)

师范大学学报:自然科学版,2009,43(3):355 - 358.

Conference on Information. Beijing: Computing and Telecommunication, 2010: 162 - 165.

- [6] ZHENG Xi-ying, KONG Bo. The depth spectrums of linear cyclic Codes on Ring $Z_{r_m}[C]$ //IEEE Youth

Depth Spectrums of Linear Cyclic Codes over Ring Z_M

CHANG Xiao-peng¹, ZHENG Xi-ying², KONG Bo³

(1. Department of Information Technology, Henan Institute of Education, Zhengzhou 450046, China; 2. Institute of Information Engineering, Huanghe Science and Technology College, Zhengzhou 450005, China; 3. Department of Mathematics, Henan Institute of Education, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: Based on the depth spectrum of linear cyclic code of length n over the integer residue class ring $Z_{p_i^{a_i}}$ ($i = 1, 2, \dots, l$), according to the Chinese remainder theorem, the generator polynomial of cyclic code of length n (p_i is not exactly divisible by $n, i = 1, 2, \dots, l$) over the integer residue class ring Z_M ($M = p_1^{a_1} p_2^{a_2} \dots p_l^{a_l}$ and p_1, p_2, \dots, p_l are different prime factors of M) is studied. And the depth spectrum of linear cyclic code of length n over Z_M is given in the form of multiset.

Key words: generate polynomial; cyclic code; depth spectrum; depth distribution

(上接第 109 页)

- [11] 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.

- [12] 翁乐明.独立分量分析若干问题的研究[D].上海:上海交通大学理学院数学系,2009.

Research of Image Blind Separation Method Based on QPSO and ICA

FAN Wen-bing, XING Jun-yang, LI Hai-tao, DAI Lin-na

(School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In this paper, we introduce the Independent Component Analysis (ICA) and Quantum Particle Swarm Optimization (PSO) briefly. As the ordinary gradient algorithm of ICA technology is easy to fall into local optimum, we proposed quantum-behavior based particle swarm optimization and independent component analysis for blind source separation combining new algorithms. This algorithm takes negative entropy as the objective function of independent component analysis, replaces the ordinary gradient algorithm with QPSO algorithm and separates the instantaneous mixed signals. All the steps of this algorithm are given in this paper. Experiment is show that the proposed algorithm can effectively achieve the image of the blind source separation. Compared with other algorithms, this algorithm shows better performance.

Key words: independent component analysis; quantum particle swarm optimization; blind source separation; negentropy