

求解单通道盲分离问题的一种新方法

赵文红 王巍

(中国电子科技集团公司第三十六研究所 嘉兴 314033)

摘要 近年来,单通道盲分离作为信号处理领域中的重要分支,受到了人们越来越多的关注。粒子滤波和进化算法都是利用一群粒子(个体)进行逼近估计的方法,同时各有各的优势。本文将粒子滤波与进化算法两种方法结合起来,既利用了粒子滤波估计的准确性,又利用了进化算法对收敛性进行保证,提出了一种解决单通道盲分离问题的新方法。文中针对两路同频 BPSK 混合信号,采用粒子滤波的架构,同时利用赌轮选择方法对粒子进行重要性采样,最后根据最大后验估计的方法对当前时刻的粒子对进行估计。

关键词 单通道盲分离,粒子滤波,进化算法

中图分类号 TN911.7 **文献标识码** A

Novel Algorithm for Single Channel Blind Separation

ZHAO Wen-hong WANG Wei

(No. 36 Research Institute of CETC, Jiaxing 314033, China)

Abstract As an important branch of signal processing, single channel blind separation has received more and more attention in recent years. Particle filtering and evolutionary algorithm can both use a population of particles approximate optimal solutions sets, and each method has its own advantages. In this paper, combining the two methods, we proposed an algorithm for single channel blind separation. Not only does it exploit the accuracy of the particle filtering, but it takes advantage of the good convergence of the evolutionary algorithm. For co-frequency signals, we used the frame of particle filtering, do important sampling with roulette wheel selection, and estimate current state by Maximum Likelihood sequences estimation(MLSE).

Keywords Single-channel blind separation, Particle filtering, Evolutionary algorithm

1 序言

单通道信号分离已成为信号处理学界和神经网络学界共同感兴趣的热点研究领域,是一个基本的、极富挑战性的研究课题。在单通道条件下仅有一个传感器,其接收数据由若干个信号分量混叠而成,需要通过分离算法实现对各个信号分量的估计。由于接收信号比源信号的数量要少,需要利用较少的量去估计较多的量,这通常是一个病态的问题。

单通道的分离目前还没有一个比较一般的理论(或算法),单通道问题的解决与具体信号特性密不可分。本质上,求解单通道的盲分离算法内在机制都是利用了信号分量之间的差异性,常用的方法有以下几种:1)目前解决通信信号分离的方法很多是利用了通信信号的有限符号特性(Finite Alphabet, FA),如小波变换法^[1]和稀疏算法^[2],其局限在于需要两路数字信号同步,并且其准确性依赖于峰值出现处的估计准确性,从而需要较高的信噪比,同时峰值数不能太多,即有限符号集要求较小。2)构造多通道混合信号。通过对单路观测数据延迟处理得到多维的信号空间,如多倍过采样^[3]。局限在于成型滤波器必须存在一定的差异。3)状态估计

法^[4-6]。将信号分离问题转化为状态估计或有限参数估计问题。

同时,在完全没有先验知识的情况下,单通道盲分离问题几乎是不能解决的,因此目前诸多的单通道盲分离算法都有各自的适用条件、先验条件和针对性。解决单通道盲分离问题的关键在于如何利用所处理问题的先验知识,包括统计性和确定性、系统的和信号的、挖掘信号分量之间在某个域的差异性,并且利用这种差异性,将混合在一起的源信号分离开。

在本文中针对单通道条件下两路同频调制信号基带混合处理的一般性模型,把盲分离问题转化成了信息符号的估计问题,同时巧妙地结合进化算法的算子,在优化粒子滤波权重和重要性采样的同时,准确地实现状态的估计。

2 一种解单通道盲分离问题的混合方法

2.1 单通道信号的基本模型

假设单接收机同时接收到两个发射机发出的两路等基带同频 MPSK 信号,可以建立如下形式的状态方程:

$$\begin{cases} \alpha_k = S\alpha_{k-1} + d_k^i \\ \beta_k = S\beta_{k-1} + d_k^i \end{cases} \quad (1)$$

本文受国家自然科学基金(60872041, 61072066)资助。

赵文红(1981-),女,硕士,工程师,主要研究方向为进化计算、盲源分离, E-mail: wzwzh@sohu.com; 王巍(1980-),男,博士,高工,主要研究方向为智能计算。

式中, $\alpha_k = [\alpha_{k-L+1}, \dots, \alpha_{k+L}]$, $\beta_k = [\beta_{k-L+1}, \dots, \beta_{k+L}]$ 为两路符号序列, $d_k^1 = [0, \dots, 0, \alpha_{k+L}]^T$, $d_k^2 = [0, \dots, 0, \beta_{k+L}]^T$ 分别为两路信号的 $2L \times 1$ 扰动矢量;

$$S = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \text{ 为 } 2L \times 2L \text{ 的转移矩阵;}$$

观测方程如下:

$$y_k = g_1' \alpha_k + g_2' \beta_k + v_k \quad (2)$$

其中

$$g_1 = [g_1((L-1)T - \tau_1), \dots, g_1(-LT - \tau_1)]^T$$

$$g_2 = [g_2((L-1)T - \tau_2), \dots, g_2(-LT - \tau_2)]^T$$

$$g_i(t) = \frac{\sin(\pi t/T) \cos(a_i \pi t)}{\pi t(1 - 4a_i^2 t^2)/T^2} \quad (0 < a_i < 1)$$

2.2 基本粒子滤波算法

基于序贯重要性抽样和贝叶斯理论的粒子滤波尤其适用于处理非线性和非高斯性问题。这种方法的本质在于根据未知空间中采样粒子的状态来估计相关分布。粒子滤波主要有 3 个步骤,即产生粒子、更新粒子的权值以及重抽样。

(1)初始化:由初始分布 $p(x_0)$ 抽样得到 N 个初始粒子点 $x_0^i, i=1, 2, \dots, N$ 。

(2)序贯重要性:从 $t-1$ 到 t :假设 $t-1$ 时刻的粒子状态为 $x_{t-1}^1, \dots, x_{t-1}^N$, 对应的重要性权重为 $w_{t-1}^1, \dots, w_{t-1}^N$, 则对每个粒子 $i=1, 2, \dots, N$ 进行循环。

(3)进行重要性抽样产生新粒子。

(4)更新重要性权重。

2.3 进化算法

进化算法仿效生物学中进化和遗传的过程,遵从“生存竞争,优胜劣汰”的原则,从一组随机生成的初始可行群体出发,借助复制、交叉(重组)、变异等遗传操作,逐步逼近所研究问题的最优解。从实质而言,进化算法是一种具有自适应调节功能的搜索寻优技术。进化算法一般包含 4 个要素:生成初始种群、杂交算子、变异算子、选择。

进化算法的一般框架为:

(1)给定变异概率 p_m 及种群大小 pop 。随即产生初始种群 $P(0)$, 令 $t=0$;

(2)以函数值作为适应度函数从种群中选择个体进行杂交产生杂交后代;

(3)对上步中产生的杂交后代进行变异产生变异后代;

(4)从所有后代及 \bar{X} 中选择最好的 pop 个作为下一代的种群 $P(t+1)$, 令 $t=t+1$;

(5)若满足终止条件,停止,否则转(2)。

由于粒子滤波是用粒子的行为近似估计分布或者状态,而进化算法是用粒子的行为来逼近最优值,二者有着共通性,因此可以把二者很好地结合起来,从而达到更好的效果,下面给出本文的算法。

2.4 求解单通道盲分离问题的一种混合型方法

令 $\varphi_k = (a_k, b_k)$, 由(2)可知,

$$p(y_k | \varphi_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_v}} \exp\left(-\frac{(y_k - g_1' \alpha_k - g_2' \beta_k)^2}{2\sigma_v^2}\right) \quad (3)$$

因此,令 $p(y_k | \varphi_k)$ 为重要性权重 w_k^i , 同时将其作为进行

赌轮选择的概率,利用如下所示的算法 1,产生下一刻的抽样粒子,最后通过粒子的进化,利用最大后验估计

$$\hat{\varphi}_k^{MAP} = \operatorname{argmax}_{\varphi_k \in S^{\mathcal{V}}} \left\{ \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(\varphi_k - \varphi_k^i) \right\} \quad (4)$$

来估计第 k 时刻的粒子状态。其中 $S^{\mathcal{V}}$ 表示整个符号序列状态空间。

算法 1

(1)产生随机数 $0 < r < 1$, 如果 $r < w_k^i$, 则 $a_{k+1}^i = a_k^i$, 否则, a_{k+1}^i 为其符号序列空间的其他元素。

(2)方法同(1),产生 b_{k+1}^i 。

本文提出的混合型方法采用如下算法:

(1)随机产生初始个体即 N 对等基带 BPSK 信号 $\varphi_k^i, i=1, 2, \dots, N$, 初始权重设为 $w_k^i = 1/N$; 估计信号的初始状态。

(2)利用式(3)计算 w_k^i , 此过程中用到的后一时刻的粒子采用随机选择的方法,然后进行权值归一化。

(3)利用算法 1 产生下一刻的抽样粒子,从而实现对下一刻粒子状态的估计。

(4)利用最大后验概率估计准则即式(4)估计当前时刻粒子。

(5)计算误码率 SER。

3 数值模拟和结果分析

在 Matlab 上产生仿真数据进行实验,在仿真实验中,令噪声方差为 σ^2 , 信噪比为 $10 \log_{10}(\operatorname{var}(x_1(t) + x_2(t))/\sigma^2)$; 两路信号符号周期 T 相同且已知,升余弦滚降系数选取为 $\alpha_1 = 1/3, \alpha_2 = 1/3$, 升余弦滤波器持续时间为 $[-1, 2]$, 即 $L=2$, 假设无信道衰减 $h_1 = h_2 = 1$; 序列长度 K 为 100, 采样数 N 为 200, 同时固定两路信号时延 $\tau_1 = 0.1T, \tau_2 = 0.3T$, 算法的性能用误符号率 SER(两个序列的符号对正确且对应顺序正确/序列长度 K)、SER1(符号对的正确率)来衡量,仿真结果如图 1、图 2 所示。

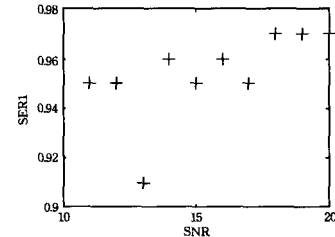


图 1 仿真结果(无顺序的符号对)

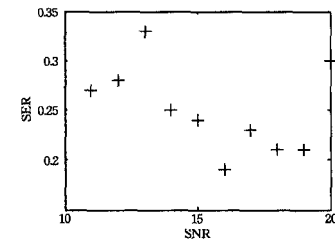


图 2 仿真结果(两个序列的符号对正确且对应顺序正确)

从上面的数据可以看出,该方法基本上实现了信号的分离,并且在进一步解决符号对中信号的顺序问题后可以更进一步达到质的飞跃,这将是我们的下一步工作的重点。

结束语 目前仅有的解决单通道盲分离问题的方法,大都具有很大的局限性,并且都是按整个序列估计来达到分离的效果,因此具有一定的模糊性。文中针对两路同频 BPSK 混合信号,给出了综合运用粒子滤波和进化算法来估计某时

刻序列符号对,从而得到分离开混合信号的一条新的思路,同时初步有了较好的结果。当然每一个时刻估计出的符号对中信号的顺序问题仍是亟待解决的问题,这将是我們下一步探讨的重中之重。

参考文献

- [1] Heidari S, Nikias C I. Co-channel interference mitigation in the time-scale domain; the CIMTS algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Process, 1996, 44(9): 2151-2162
- [2] Szu H H, Chanyagorn P, Kopriva I. Sparse coding blind source separation through powerline [J]. Neurocomputing, 2002, 28(1): 1015-1020
- [3] Ghirmai T, Bugallo M F, Miguez J, et al. A sequential Monte Carlo method for adaptive blind timing estimation and data de-

tection[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 2855-2865

- [4] Cai Quan-wei, Wei Ping, Xiao Xian-ci. Single channel signal component separation using Bayesian estimation[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2007, 18(1): 33-39
- [5] Tu Shi-long, Chen Shao-he, Zheng Hui, et al. Particle filtering based Single-channel Blind Separation of Co-frequency MPSK Signals[C]//International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication, 2007. Xiamen, China; IEEE Press, 2007: 582-585
- [6] Liu K, Li H, Dai X, et al. Single Channel Blind Separation of Co-frequency MPSK Signals[C]// Communications, Internet, and Information Technology, 2006. St. Thomas, USVI, USA; ATTA Press, 2006: 42-46

(上接第 60 页)

的灰度图,并用“cat”函数级联得到三维 RGB 彩色图像。

实验仿真采用了如图 10 所示的模板^[12]。

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

图 10 MCNN 的选择对象提取模板

最终的提取结果如图 11(i)所示,实现了车牌提取。另外,从图 11(h)可以看出:将单分量图提取结果相加合成的目标对象灰度图像,也能很好地显示目标对象的特征。该仿真结果进一步验证了 MCNN 用于图像处理的优点。在此基础上,通过绘制所提取车牌的 R、G、B 分量灰度图的直方图,对车牌字符进行分割,并将每个字符的直方图与事先建立的车牌字符数据库(直方图)进行比对,进而识别车牌。

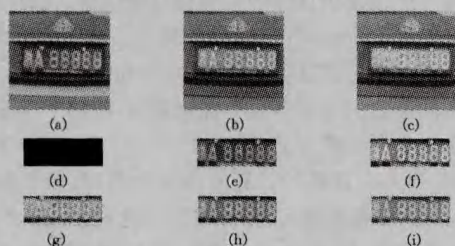


图 11 车牌提取

结束语 本文利用具有动态可变电阻的忆阻器来实现 CNN 中细胞间的连接权值,通过改变忆阻器两端的电压来调节忆阻细胞神经网络(MCNN)中反馈算子和控制算子的元素值,从而实现了 MCNN 网络的多种应用。进一步,用三层 MCNN 对车尾彩色图像进行边缘检测、噪声去除、车牌提取,实现了车牌定位识别的预处理。仿真实验验证了多层 MCNN 用于彩色图像处理的高效性,同时,显示了 MCNN 灵活可调的多应用性,并为大幅度提高 CNN 硬件实现^[4,13]集成度提供了新的思路。将 MCNN 硬件电路与车牌识别技术相结合,有望大幅度提高车牌的预处理及识别速度。

由于 MCNN 主要应用于图像处理,因此本文在说明基于

MCNN 进行车牌识别思路的基础上,重点突出 MCNN 的应用。接下来的工作中我们将建立车牌字符直方图数据库,完善车牌识别过程。

参考文献

- [1] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks; theory[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 1988, 35(10): 1257-1272
- [2] Chua L O. Memristor-The missing circuit element [J]. IEEE Transactions on Circuit Theory, 1971, 18(5): 507-519
- [3] Williams R S, Stewart D. How we found the missing memristor [J]. IEEE Spectrum, 2008: 29-35
- [4] Roska T, Chua L O. The CNN Universal Machine; An Analogic Array Computer [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, Analog and Digital Signal Processing, 1993, 40(3): 163-173
- [5] Strukov D, et al. The missing memristor found [J]. Nature, 2008, 453: 80-83
- [6] Birolek Z, Birolek D, Birolekova V. SPICE model of memristor with nonlinear dopant drift [J]. Radio Engineering, 2009, 18(2): 210-214
- [7] Yang J J, Pickett M D, Li X, et al. Memristive switching mechanism for metal/oxide/metal nanodevices [J]. Nature Nanotechnology, 2008, 3: 429-433
- [8] 高士咏,段书凯,王丽丹. 忆阻细胞神经网络及图像去噪和边缘提取中的应用 [J]. 西南大学学报: 自然科学版, 2011, 33(11): 63-70
- [9] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks; Applications [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 1988, 35(10): 1273-1290
- [10] Itoh M, Chua L O. Memristor Cellular Automata and Memristor Discrete-Time Cellular Neural Networks [J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2009, 19(11): 3605-3656
- [11] Horn B K P. Robot vision [M]. Cambridge, MA: M. I. T. Press, 1986
- [12] Gonzalez R C, Woods R E, 等. 数字图像处理: Matlab 版 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2008
- [13] Wang L, Gyvez J P D, et al. Time Multiplexed Color Image Processing Based on a CNN with Cell-State Outputs [J]. IEEE Transaction on Very Large Scale Integration (VLSI) System, 1998, 6(2): 314-322