

基于最大熵化法的卫星信号盲分离

万 坚 李 明 朱中梁

(信号盲处理国防科技重点实验室 成都 610041)

摘要 该文研究的问题是从经过卫星信道的混合信号中分离出相互独立的原始信号。解决这类问题的传统方法往往是采用盲解卷积的算法,但是这种方法的计算量很大,需要对各个径的参数进行调整。该文利用卫星信道的特点,提出了基于最大熵的盲分离算法,极大地减小了计算量。最后的仿真结果表明了算法有效性。

关键词 盲分离,最大熵化法,预处理

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)12-2256-03

Blind Separation of Satellite Signals Based on the Maximum Entropy

Wan Jian Li Ming Zhu Zhong-liang

(National Defence Key Laboratory of Blind Processing of Signals, Chengdu 610041, China)

Abstract The problem that this paper discusses is how to separate the origin signals from the mixed satellite signals. The traditional method to solve the kind of problem adopts the algorithm of blind convolution which needs much account to adjust the all pathway parameters. However using the characteristic of satellite channel this paper put forwards the blind separation algorithm based on maximum entropy which can deduce the calculation too much. The results of simulations testify the validity.

Key words Blind separation, Maximum entropy, Pretreatment

1 引言

多信道的信号盲分离问题在不同的应用科学领域和工程领域,如语音信号处理、雷达信号处理和生物信号处理中越来越体现其重要性^[1-3]。针对这类多信道信号的盲分离问题往往采用的是盲解卷积的方法^[4],这种盲解卷积的算法的基础就是需要对线性系统的阶数进行估计,然后利用某种分离准则对分离矩阵进行参数更新迭代。该方法的弊端就是事前需要估计信道FIR滤波器的阶数,如果信道阶数估计太小极大影响分离效果;若估计太大,就会极大地增加计算量。以信道的阶数为 L ,分离源信号数为 N ,那么需要估计分离矩阵的参数个数就达到了 $L \times N^2$ 。本文针对卫星信道的实际特点:时延和衰减特性提出了基于信道时延参数估计的前馈神经网络模型,并结合最大熵化法实现对混合卫星时延信号进行了分离。最大熵化法是基于信息论的盲分离准则的一种,其原理是:一组随机变量的相互独立性越强,这组变量的联合不确定性程度越大,联合熵就越大。该方法巧妙地利用非线性函数的选取使得迭代算法具有较强的收敛特性,比起需要估计信源概率密度的方法,可以减少计算量,具有更好的可操作性。文献[5]中利用最大熵估计法对信道盲解卷积作了较详细的阐述,而本文与不同的点在于采用了不同的网络拓扑结构,将时延估计参数放在分离矩阵输出的一径

上,使得时延信号盲分离问题转变成瞬时信号的盲分离问题,并能够达到较好的分离效果。

2 算法原理

在对卫星信道的混合模型作分析前先进行如下假设:(1)输入源信号与输出混合信号的个数相同,不失一般性假定数目为2;(2)暂时不考虑噪声的影响;(3)输入信号是相互统计独立的平稳随机信号,且均值为0;

此项假设是为了使盲分离过程更为简单,即便信号的均值不为0,仍然可在后面的预处理过程中,通过白化的方法使其混合信号的均值为0。

文献[5]证明了源信号的盲可分离性,简单地说对于给定的混合信号 $Z(t)$, ($Z(t) = \{Z_1(t), Z_2(t)\}$),通过设定特定的分离准则和学习方法,就可以使得分离出来的信号 $Y(t)$, ($Y(t) = \{Y_1(t), Y_2(t)\}$)相互统计独立。因此可以通过不断地调整分离矩阵,当输出的信息熵达到最大时可以认为输出的信号是相互独立的,即 $Y(t)$ 和 $S(t)$, ($S(t) = \{S_1(t), S_2(t)\}$)只存在幅度、时延、排列次序的差别,盲分离得以实现。而在实际应用过程中,由于信息是通过波形携带的,故此上面3个差别是可以接受的。

当正常的卫星通信受到其他信号同频干扰时,那么卫星地面站收到的是本身通信信号与干扰信号叠加在一起的混合信号 $Z_1(t)$ 。为了保证正常的通信,就需要增加一个地面站,此时接收到另一个混合信号 $Z_2(t)$ 。由于卫星信道对信号的

作用主要体现在对信号的幅度衰减和信道时延上面，这样就可以假定接收到的卫星下行混合信号的数学表达式为

$$\begin{cases} Z_1(t) = a_{11}S_1(t - d_1) + a_{12}S_2(t - d_2) \\ Z_2(t) = a_{21}S_1(t - d_3) + a_{22}S_2(t - d_4) \end{cases} \quad (1)$$

由于对于盲分离而言，绝对时延并没有意义，真正取决定性作用的是相对时延，因此可以对式(1)进行化简为式(2)：

$$\begin{cases} Z_1(t) = a_{11}S_1(t) + a_{12}S_2(t - \tau_{12}) \\ Z_2(t) = a_{21}S_1(t - \tau_{21}) + a_{22}S_2(t) \end{cases} \quad (2)$$

上面的 τ_{ij} 值分别表示接收到的原始信号 S_i 对 S_j 的相对时延。为了使收到的信号去相关，并使处理后的信号具有单位方差，即 $R_{XX} = I$ ， $X(t) = \{X_1(t), X_2(t)\}$ 这就需要对于下行混合信号作预处理，或称为白化处理。利用随机梯度下降法则^[6]就可以得到白化矩阵的迭代公式：

$$V(t+1) = V(t) - \mu[V(t)X(t)X(t)^T V^T(t) - I]V(t)^T \quad (3)$$

白化处理后的信号为 $X(t) = VZ(t)$ 。然后再构造前馈神经网络模型就得到下面的卫星信号的分离模型：

$$\begin{cases} U_1(t) = X_1(t)w_{11} + X_2(t - d_{21})w_{21} \\ U_2(t) = X_1(t - d_{12})w_{12} + X_2(t)w_{22} \\ Y_1(t) = g(U_1(t)), Y_2(t) = g(U_2(t)) \end{cases} \quad (4)$$

实现框图如图 1 所示：

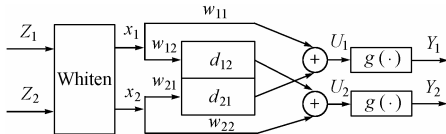


图 1 盲分离模型
Fig.1 Blind separation model

其中 $g(\cdot)$ 表示非线性算子，通过文献[7]分析中， $g(\cdot)$ 选取的好坏直接影响了迭代算法的稳定性和收敛的速度。本文取 $g(x) = \tanh(x)$ ，这样当 x 趋于 ∞ 时， $g(x) = \pm 1$ ； x 趋于 0 时， $g(x) = 0$ 。这就使得 $H(Y) = -E[\ln(p_Y)]$ 有界，即随机变量的信息熵有界。这样就可以得到分离准则 $\text{Max}(H(Y))$ 而

$$p_Y = \frac{p_X}{|J|}, \quad \text{因此 } H(Y) = H(X) + E\{\ln|J|\}, \quad \text{这样}$$

$$\text{Max}(H(Y)) \Rightarrow$$

$$\text{Max}(E(\ln|J|)), \quad \text{式中 } J \text{ 是指 Jacob 矩阵。}$$

3 算法实现

由 Jacob 矩阵的定义可以知道：

$$\begin{aligned} |J| &= \frac{\partial Y_1}{\partial X_1} \frac{\partial Y_2}{\partial X_2} - \frac{\partial Y_1}{\partial X_2} \frac{\partial Y_2}{\partial X_1} \\ &= \frac{\partial Y_1}{\partial U_1} \frac{\partial U_1}{\partial X_1} \frac{\partial Y_2}{\partial U_2} \frac{\partial U_2}{\partial X_2} - \frac{\partial Y_1}{\partial U_1} \frac{\partial U_1}{\partial X_2} \frac{\partial Y_2}{\partial U_2} \frac{\partial U_2}{\partial X_1} \\ &= \frac{\partial Y_1}{\partial U_1} \frac{\partial Y_2}{\partial U_2} w_{11}w_{22} \end{aligned} \quad (5)$$

所以有

$$\ln|J| = \ln \frac{\partial Y_1}{\partial U_1} + \ln \frac{\partial Y_2}{\partial U_2} + \ln(w_{11}w_{22}) \quad (6)$$

根据分离准则就可以得到权系数和时延调整参数的梯度算法：

$$\begin{bmatrix} \Delta d_{12} \\ \Delta d_{21} \end{bmatrix} \propto \begin{bmatrix} \frac{\partial \ln|J|}{\partial d_{12}} \\ \frac{\partial \ln|J|}{\partial d_{21}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2Y_2 w_{12} & 0 \\ 0 & 2Y_1 w_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X'_1(t - d_{12}) \\ X'_2(t - d_{21}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta w_{12} \\ \Delta w_{21} \end{bmatrix} \propto \begin{bmatrix} \frac{\partial \ln|J|}{\partial w_{12}} \\ \frac{\partial \ln|J|}{\partial w_{21}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2Y_2 & 0 \\ 0 & -2Y_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1(t - d_{12}) \\ X_2(t - d_{21}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta d_{12} \\ \Delta d_{21} \end{bmatrix} \propto \begin{bmatrix} \frac{\partial \ln|J|}{\partial d_{12}} \\ \frac{\partial \ln|J|}{\partial d_{21}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2Y_2 w_{12} & 0 \\ 0 & 2Y_1 w_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X'_1(t - d_{12}) \\ X'_2(t - d_{21}) \end{bmatrix} \quad (9)$$

根据上面得到的梯度算法，就可以得到参数迭代公式如下：

$$\left. \begin{aligned} \begin{bmatrix} w_{11}(n+1) \\ w_{22}(n+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} w_{11}(n) \\ w_{22}(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu_{11} & 0 \\ 0 & \mu_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -2Y_1(n) & 0 \\ 0 & -2Y_2(n) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_1(n) \\ X_2(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu_{11} & 0 \\ 0 & \mu_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/w_{11}(n) \\ 1/w_{22}(n) \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} w_{12}(n+1) \\ w_{21}(n+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} w_{12}(n) \\ w_{21}(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu_{12} & 0 \\ 0 & \mu_{21} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -2Y_2(n) & 0 \\ 0 & -2Y_1(n) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_1(n - d_{12}) \\ X_2(n - d_{21}) \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} d_{12}(n+1) \\ d_{21}(n+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} d_{12}(n) \\ d_{21}(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mu_{d1} & 0 \\ 0 & \mu_{d2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2Y_2(n)w_{12}(n) & 0 \\ 0 & 2Y_1(n)w_{21}(n) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_1(n - d_{12}) - X_1(n - 1 - d_{12}) \\ X_2(n - d_{21}) - X_2(n - 1 - d_{21}) \end{bmatrix} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

4 实验仿真

根据式(2)，我们选取一个 2×2 的随机矩阵：

$$A = \begin{bmatrix} 0.90768 & 0.80461 \\ 0.17722 & 0.55917 \end{bmatrix} \quad \text{和两个随机时延参数：} \tau_{12}=40, \tau_{21}=30$$

这样通过卫星下行接收机收到的混合信号为

$$Z_1(t) = 0.90768S_1(t) + 0.80461S_2(t - 40)$$

$$Z_2(t) = 0.17722S_1(t - 30) + 0.55917S_2(t)$$

其中源信号 $S_1(t), S_2(t)$ 为随机选取的两个同频段 BPSK 信号，从频域上看两个信号的频谱将完全重叠，利用传统的滤波器的方法无法实现两个信号的分离。

在预处理模块中利用式(3)的迭代算法对收到的卫星下行信号 $Z_1(t), Z_2(t)$ 作白化处理，就可以得到 $X_1(t), X_2(t)$ 。此时迭代出来的白化矩阵为 $\begin{bmatrix} 1.8169 & -1.037 \\ -1.0161 & 3.815 \end{bmatrix}$ 。然后根据式

(10)对权参数和时延参数进行迭代就可以对混合信号实现分离。值得注意的是在迭代的过程中步长 μ 的选取策略是刚开始选取较大的常数，然后分段逐渐递减地选取较小的常数，最后按指数衰减选取步长，这样做的目的是使分离的效果更好。通过上面几个步骤就可以将混合信号实现分离。其中

原始信号 $S_1(t), S_2(t)$, $S_1(t) = \text{PN1} \times \sin(20t)$, $S_2(t) = \text{PN2} \times \sin(20t)$, 其中 (PN1、PN2) 表示 ± 1 均匀分布的伪随机序列, 混合信号 $Z_1(t), Z_2(t)$, 以及恢复出来的信号 $Y_1(t), Y_2(t)$ 的波形如图 2-图 4 所示。而时延参数 d_{12}, d_{21} 的收敛曲线如图 5 所示。

最后本文采用相似系数矩阵 $\psi = [\xi_{ij}]_{2 \times 2}$ 来衡量分离效果,

其中 $\xi_{ij} = \xi(Y_i, S_j) = \frac{\sum_{k=1}^n Y_i(k) S_j(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^n Y_i^2(k) \sum_{k=1}^n S_j^2(k)}}$,

如果 $Y_i = cS_j$, 则 $|\xi_{ij}| = 1$, 也就是说此时分离出来的信号与源信号只有幅度的差异。由于本文分离出来的信号是源信号的延时样本, 因此需要对原始信号先进行时延然后再利用相似系数矩阵对分离效果进行评估。经过计算机仿真得到分离出来的信号与源信号的相似系数矩阵如下:

$$\psi = \begin{bmatrix} 0.9931 & 0.023 \\ 0.0122 & 0.992 \end{bmatrix}, \text{ 利用文献[4]的盲解卷积的方法,}$$

取信道阶数为 $L = 10$, 这样需要迭代的参数为 40 个, 而最后的相似矩阵为 $\psi_1 = \begin{bmatrix} 0.9831 & 0.014 \\ 0.0132 & 0.987 \end{bmatrix}$, 由此可见针对卫星信号的盲分离问题, 本文的算法能够采用较少的参数迭代(文

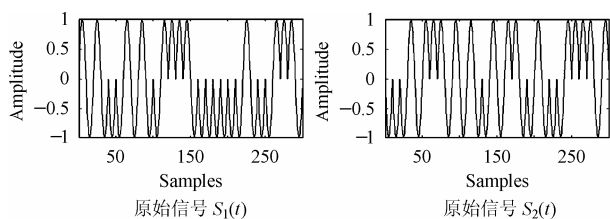


图 2 原始信号
Fig.2 Original signals

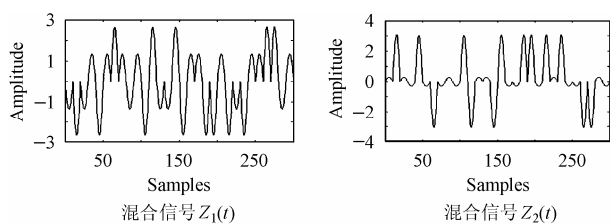


图 3 混合信号
Fig.3 Mixed signals

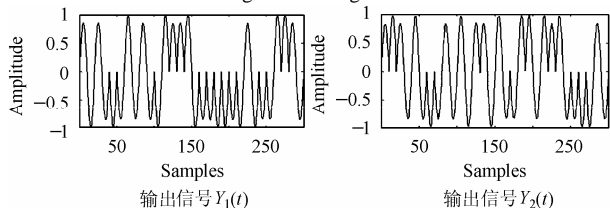


图 4 恢复信号
Fig.4 Recovered signals

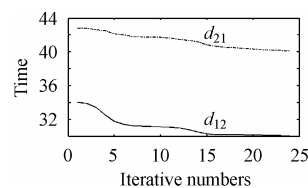


图 5 时延参数 d_{21}, d_{12} 的收敛曲线
Fig.5 Delay parameter d_{21}, d_{12} convergence curve

中为 6 个)就能够达到盲解卷积相似的分离效果。

5 结束语

本文利用最大熵化法, 采用前馈神经网络结构对卫星下行混合信号进行分离。这种分离算法利用梯度算法准则, 对权向量和时延参数进行估计, 避免了传统盲解卷积解决这类问题时需要假设信道阶数这一条件, 同时避免了大量的参数迭代, 极大地减少了计算量, 从而更满足实际需求的需求。从计算机仿真得到的数据来看有较好的分离的效果, 证明了该算法的有效性。

参考文献

- [1] Jutten C, Herault J. Blind separation of source, An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, 1991, 24(1): 1-29.
- [2] Common P. Independent component analysis: a new concept? *Signal Processing*, 1994, 36(3): 287-314.
- [3] Amari S. Natural gradient works efficient in learning. *Neural Computation*, 1998, 10: 251-276.
- [4] 谭丽丽, 韦岗. 多输入多输出盲解卷积问题的最大熵化法. *电子学报*, 2000, 28(1): 114-116.
- [5] Bell A J, Sejnowski T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution. *Neural Computation*, 1995, 7: 1129-1159.
- [6] Cardoso J F, Laheld. B H. Equivariant adaptive source separation[J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996, 43(12): 3017-3030.
- [7] Aapo Hyvarinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634.

万 坚: 男, 1977 年生, 博士生, 研究方向为信号盲处理。

李 明: 男, 1978 年生, 博士生, 研究方向为卫星通信。

朱中梁: 男, 1936 年生, 中国科学院院士, 主要研究方向为卫星通信、盲信号处理、信息安全。