

一种基于后非线性盲分离的图像解混技术研究

刘继承, 柏 慧, 姚建红

(东北石油大学 电气信息工程学院, 黑龙江 大庆 163318)

摘 要:文中将一种后非线性盲分离算法应用于图像解混,该算法不需要额外的附加源信号信息,实现了非线性混合图像的全盲分离。首先,对后非线性混合模型进行微分变换,形成如同线性瞬时混合模型的形式,经论证源信号的微分形式仍保留了源信号的统计特性,达到简化的目的;其次,依据信号的相关特性来建立相应的目标函数及其递推方式,实现盲信号分离目的;最后,通过仿真试验来验证文中算法的有效性、可行性。实验证明,所采用的算法计算量小、收敛速度快、分离指标高,实现了混合图像的全盲分离,扩大了盲分离算法在图像解混技术中的应用范围及影响。

关键词:后非线性;全盲分离;去相关

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)07-0099-03

Research on Image Unmixing Technology Based on Post-nonlinear Blind Separation

LIU Ji-cheng, BAI Hui, YAO Jian-hong

(Electrical Information Engineering Institute, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: In this paper, a nonlinear blind source separation algorithm is applied to image unmixing, the algorithm does not require additional information about the source signal, realizes the purpose of the nonlinear mixed image blind separation. Firstly, the model of post-nonlinear mixture is transformed into the model like the instantaneous linear mixture by the differential transformation, which makes the nonlinear problem simplified largely, then it is proved that the differential of source signals conserves the same statistical characters as the source signals. Secondly, the correlation characters of signals are utilized to construct separation criterion function and iterative equation for blind source separation. Lastly, the numerical computer simulations are performed to illustrate the validity and feasibility of the algorithm. Experiment tests show that the algorithm possesses some good excellences like low computational complexity, rapid convergence, high separation indexes, realizes whole-blind source separation and expands application and effect of the blind source separation algorithm in image unmixing technology.

Key words: nonlinear mixture; whole-blind separation; decorrelation

0 引 言

1997年Taleb和Jutten首次提出针对一些实际情况建立起来的后非线性混合信号盲分离的模型^[1]。例如信号接收过程中通常发生非线性畸变,混合信号在信道传输过程中发生畸变等等。目前,对后非线性的混合模型从理论上和算法上研究不很成熟,大多都是假设一个参数模型,建立目标函数,再通过调整相应的参数求得非线性变换的近似逆变换,补偿或抵消非线性畸变。而这些算法通常通过附加一些源信号信息,比如:源信号的二阶矩,非线性函数的形式,将非线性

函数限定在某一空间内,将源信号限定在某一空间内等^[2-7],来实现源信号的分离。这些算法对实际非线性函数很敏感,而且计算量大,因此,对于后非线性混合图像的盲分离算法的研究并不多。

文中采用了一种新的后非线性盲分离的算法,不需任何附加源信号信息,不需要解非线性函数的逆即可实现后非线性盲分离^[8],并将此算法应用于图像解混技术。该算法不受混合信号个数的限制,算法实现简单,收敛速度快,能够较好地实现图像的全盲解混。

1 模型的简化及分离

图1所示为后非线性混合模型。源信号首先经过线性混合,然后每一个线性混合信号皆发生相同的非线性畸变,从而产生后非线性混合信号,其数学模型表示为:

收稿日期:2011-11-28;修回日期:2012-03-02

基金项目:教育部地方重点资助项目(210056)

作者简介:刘继承(1970-),男,山东曹县人,教授,研究方向为信号与信息处理;柏 慧(1986-),女,硕士研究生,研究方向为现代信号处理技术。

$$x_i = f_i(m_i) = f_i \left| \sum_{j=1}^n a_{ij} s_j \right| \quad (1)$$

其中, x_i 为第 i 个后非线性混合信号, f_i 为第 i 个非线性函数(函数可逆), m_i 为信号经过线性混合的第 i 个输出信号, a_{ij} 则为线性混合矩阵 A 的第 i 行第 j 列元素, s_j 表示第 j 个源信号。图 1 所示为后非线性混合模型。

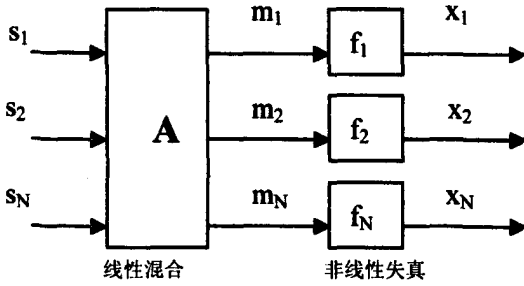


图 1 混合-分离模型

为了从观测信号 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 中分离出源信号 $S = [k_1 s_1, k_2 s_2, \dots, k_n s_n]$, (k_1, k_2, \dots, k_n 为任意非零常数), 达到盲信号分离目的。做出如下假设:

1) 源信号均值为零, 且各源信号之间统计独立。

2) 混合矩阵 A 是一个 n 阶方阵, 确定但未知, 且 A 的逆矩阵 $A^{-1} = W$ 存在。

3) 非线性函数 $F = [f_1, f_2, \dots, f_n]$ 是连续可微的^[9-12]。

从模型中可以看出, 由于非线性函数未知, 若用独立分量分析算法(ICA)来解决, 则存在无穷解的问题, 因此为了使解唯一就势必要附加源信号信息, 这样算法应用就受到一定限制, 盲分离成为半盲分离。这里为了算法简便, 只考虑两个源信号进行混合的情况。

首先, 对混合信号进行微分:

$$\begin{cases} \Delta x_1 = a_{11} \cdot \frac{df_1}{dm_1} \cdot \Delta s_1 + a_{12} \cdot \frac{df_1}{dm_2} \cdot \Delta s_2 \\ \Delta x_2 = a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_1} \cdot \Delta s_1 + a_{22} \cdot \frac{df_2}{dm_2} \cdot \Delta s_2 \end{cases} \quad (2)$$

从(2)式可以看出: 经过微分运算, 复杂的非线性混合信号变换成了比较简单的近似线性混合信号。比较 $\Delta s_1, \Delta s_2$ 的统计特性可知, $\Delta s_1, \Delta s_2$ 是零均值和互不相关的信号, 保留了源信号的统计特性。但是, 此混合信号虽线性却特殊, 不能在微分域内用瞬时线性混合分离算法来实现信号分离。因此, 文中采用先在微分域内进行分离, 然后利用积分变换重构源信号顺序。

建立分离模型, 考虑如下式:

$$\Delta y_1 = \Delta x_1 - a \cdot \Delta x_2 \quad (3)$$

$$\Delta y_2 = \Delta x_2 - b \cdot \Delta x_1 \quad (4)$$

其中, a 和 b 为调整参数, 将(2)式代入式(3)、(4)中, 且当调整参数 a 和 b 为:

$$a = \frac{a_{12} \cdot \frac{df_1}{dm_1}}{a_{22} \cdot \frac{df_2}{dm_2}} \quad (5)$$

$$b = \frac{a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_1}}{a_{11} \cdot \frac{df_1}{dm_1} - a \cdot a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2}} \quad (6)$$

时, 则:

$$\Delta y_1 = \left| a_{11} \cdot \frac{df_1}{dm_1} - a \cdot a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} \right| \Delta s_1 \quad (7)$$

$$\Delta y_2 = a_{22} \cdot \frac{df_2}{dm_2} \cdot \Delta s_2 \quad (8)$$

由式(7)、(8)中可以看出, 在微分域内, 首先, 通过调整 a, b 参数来实现混合信号的分离。其次, 对式(7)、(8)进行积分来实现源信号的重构。因此, 文中采用如下两式来重构源信号:

$$y_1(t) = y_1(t-1) + \Delta y_1(t) \quad (9)$$

$$y_2(t) = y_2(t-1) + \Delta y_2(t) \quad (10)$$

2 算法实现

通过以上分析可知: 当参数 a 和 b 分别满足式(5)、(6)时, 就可以实现信号在微分域内的分离。由 Δs_1 和 Δs_2 互不相关特性得:

$$\begin{aligned} E[(\Delta y_2)^2] = & \left| a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} - b \cdot a_{11} \cdot \frac{df_1}{dm_1} + b \cdot a \cdot a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} \right|^2 \\ & \cdot \Delta s_1^2 + \left| a_{22} \cdot \frac{df_2}{dm_2} \right|^2 \cdot \Delta s_2^2 \end{aligned} \quad (11)$$

当式(11)取最小值时, 必有:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E[(\Delta y_2)^2]}{\partial b} = & 2 \left| a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} - b \cdot a_{11} \cdot \frac{df_1}{dm_1} + b \cdot a \cdot a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} \right| \\ & \cdot \left| a \cdot a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} - a_{11} \cdot \frac{df_1}{dm_1} \right| \cdot \Delta s_1^2 = 0 \end{aligned} \quad (12)$$

由于 $\left| a \cdot a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} - a_{11} \cdot \frac{df_1}{dm_1} \right| \cdot \Delta s_1^2 \neq 0$, 若要式

(12)成立则必有:

$$a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} - b \cdot a_{11} \cdot \frac{df_1}{dm_1} + b \cdot a \cdot a_{21} \cdot \frac{df_2}{dm_2} = 0 \quad (13)$$

即(6)式成立。所以通过使式(11)取最小值得到参数 b 可以满足分离条件式(6)。这时得到分离信号 Δs_2 , 它为式(8)的结果。因此, 得到分离准则函数:

$$J = \min(E[(\Delta y_2)^2]) \quad (14)$$

用函数 J 调整参数 b 的值。文中采用 LMS 算法使目标函数 J 得到最小值。算法流程见图 2。

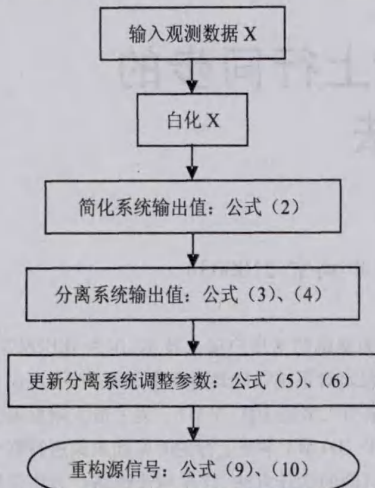


图2 算法流程图

3 实验结果

实验选择 256×256 的 lena、baboon 的灰度图像进行混合, 混合后图像 $m_i = (i - \alpha_i)I_{12} + \alpha_i I_{22} (i = 1, 2)$, 实验选取参数 $\alpha_1 = 0.09, \alpha_2 = 0.2$ 。文中采用图像之间的相关系数 r 和绝对灰度误差 MSE 来作为评价指标, 用以定量评价上述的混合图像盲分离效果:

设原始图像和分离后的图像分别为 m, \hat{m} , 灰度分别为 $m_{ij}, \hat{m}_{ij} (i, j = 1 \cdots 256)$, 则

$$\text{MSE} = \frac{1}{256} \sqrt{\sum_{i=1}^{256} \sum_{j=1}^{256} (m_{ij} - \hat{m}_{ij})^2}$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{256} \sum_{j=1}^{256} (m_{ij} - \bar{m}_{ij})(\hat{m}_{ij} - \bar{\hat{m}}_{ij})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{256} \sum_{j=1}^{256} (m_{ij} - \bar{m}_{ij})^2 (\hat{m}_{ij} - \bar{\hat{m}}_{ij})^2}}$$

实验前, 对原始图像进行灰度均衡, 保证 $0 \sim 255$ 的灰度范围, 使评价指标 MSE 对不同灰度图像均保持一致。图 3(a)、(b) 分别表示 256 级灰度的原始图像。当 $\alpha_1 = 0.09$ 时, 混合系数较小, 混合图像 (c) 中 baboon 并不明显; 当 $\alpha_2 = 0.2$ 时, 明显可以看出图 3(d) 是两个不同图像的叠加。仿真时沿 X 轴扫描使两混合图像转化为一维信号, 分离后的图像如图 3(e)、(f) 所示。图 3(e) 和原始图像 (a) 比较, 灰度误差为 4.3, 相关系数为 0.9998, 图 3(f) 和原始图像 (b) 比较, 灰度误差为 6.2, 相关系数 r 为 0.9997。

4 结束语

文中将一种后非线性混合盲分离算法应用于图像解混技术中, 此算法与一般非线性算法相比, 不必附加任何源信号信息, 实现全盲分离。该算法在图像解混技术上的应用突破了现存图像解混应用的范围限制, 打破了现存算法的思路, 并通过计算机仿真试验验证

了文中算法的有效性和可行性。

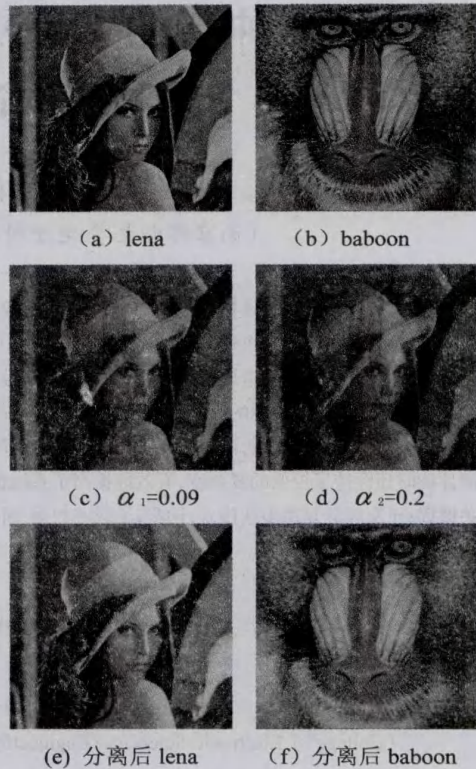


图3 lena 和 baboon 图像盲分离

参考文献:

- [1] Taleb A, Jutten C. Nonlinear source separation: the post-nonlinear mixtures [C] // Proc of ESANN. Bruges, Belgium: [s. n.], 1997: 179-284.
- [2] Taleb A, Jutten C. Source separation in post-nonlinear mixtures [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47 (10): 2807-2820.
- [3] Rojas F, Puntonet C G, Rodriguez-Alvarez M, et al. Blind source separation in post-nonlinear mixtures using competitive learning, simulated annealing and a genetic algorithm [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part c: Applications and Reviews, 2004, 34 (4): 407-416.
- [4] Tan Ying, Wang Jun, Zurada J M. Nonlinear blind source separation using a radial basis function network [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12 (1): 124-134.
- [5] Archard S, Pham D T, Jutten C. Criteria based on mutual information minimization for blind source separation in post-nonlinear mixtures [J]. ELSEVIER Signal Processing, 2005, 85 (5): 965-974.
- [6] Bai Erwei, Li Qingyu, Zhang Zhiyong. Blind source separation/channel equalization of nonlinear channels with binary inputs [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53 (7): 2315-2323.
- [7] Woo W L, Dlay S S. Nonlinear blind source separation using

(下转第 105 页)

同时 TO 和 CFO 也可以达到要求。

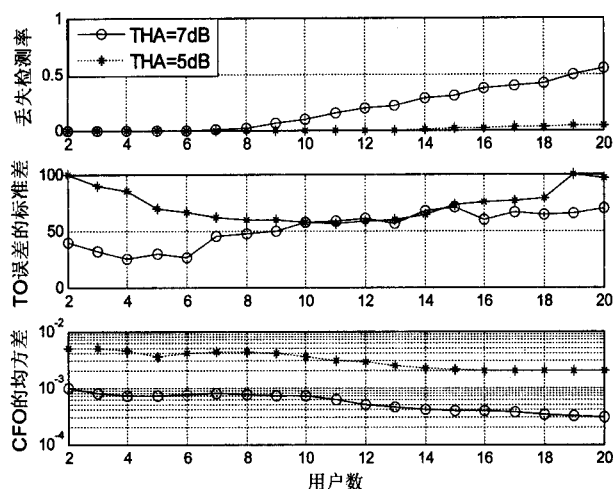


图2 用户数变化时的性能

3 结束语

文中提出一种多用户 OFDMA 上行的数据辅助的 TO 和 CFO 的联合估计技术。该方法是基于一个相关器,它对应于所需测距码的时域表述。TO 是通过比较相关器输出和预定的阈值而估算出来的,CFO 是通过除了 N 样本之外的两个相关峰值的相位的不同计算出来的。

描述了算法的详细实现方法,同时特别关注了丢失检测率的降低。该方案完全是在时域进行,相比于频域的方法,它不需要 FFT 模块。只需要两个 OFDMA 符号来进行 TO 和 CFO 的估计,使得这种方案具有较快的速度和大的吞吐量。仿真及分析结果表明,该方案在特定情况下可以容纳 20 用户,同时保持 95% 的检测成功率,且 TO 和 CFO 的估计误差在 IEEE802.16 标准的规定以内。

参考文献:

- [1] 佟学俭,罗涛. OFDM 移动通信技术与原理[M]. 北京:人民邮电出版社,2003.
- [2] 张金文. 802.16 宽带无线城域网技术[M]. 北京:电子工业出版社,2006.
- [3] 赵晓秋. 3G/B3G 网络核心技术与应用[M]. 北京:机械工业出版社,2007.
- [4] Choi J, Lee C, Jung H W, et al. Carrier frequency offset compensation for uplink of OFDM-FDMA systems[J]. IEEE Communications Letters, 2000(4): 414-416.
- [5] Cao Z, Tureli U, Yao Y D. Deterministic multiuser carrier-frequency offset estimation for interleaved OFDMA uplink[J]. IEEE Transactions on Communications, 2004, 52(9): 1585-1594.
- [6] Fu X, Minn H. Initial uplink synchronization and power control (ranging process) for OFDMA systems[C]//IEEE Globecom. [s.l.]: [s.n.], 2004: 3999-4003.
- [7] Minn H, Fu X. A new ranging method for OFDMA systems[C]//IEEE Globecom. [s.l.]: [s.n.], 2005: 659-669.
- [8] van de Beek J J, Borjesson P O, Boucheret M L, et al. A time and frequency synchronization scheme for multiuser OFDM[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1999, 17(11): 1900-1914.
- [9] Koo J. Ranging scheme for the TOPAZ uplink[R]. [s.l.]: Samsung, 2004.
- [10] 王若莹,李梁,张润洲,等. 一种移动数据同步算法[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(12): 137-140.
- [11] 汪裕民. OFDM 关键技术与应用[M]. 北京:机械工业出版社, 2006.
- [12] 刘晓明,魏正兵,贺璟,等. OFDM 系统中频数字接收机的工程实现[J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(9): 181-183.
- [13] IEEE LAN/MAN Standards Committee. Part 16: air interface for fixed broadband wireless access systems[S]. 2004.

(上接第 101 页)

- a hybrid RBF-FMLP network[J]. IEEE Proc-Vis Image Signal Process, 2005, 152(2): 173-183.
- [8] 柳艳红,魏学业,吉松坡. 后非线性混合盲信号分离的一种新算法[J]. 电子学报, 2008, 7(7): 1401-1404.
- [9] Lee T W, Girolami M, Sejnowski T. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed subgaussian and supergaussian sources[J]. Neural Computation, 1999, 11(2): 417-441.

- [10] Amari S. Natural gradient works efficiently in learning[J]. Neural Computation, 1998, 10(2): 251-276.
- [11] Cardoso J F. Blind signal separation: statistical principles[J]. Proceedings of the IEEE, 1998, 86(10): 2009-2025.
- [12] Chen Y, He Z. Post-nonlinear source separation: hard switching versus soft learning[C]//IEEE APCCAS 2000. Tianjin: [s.n.], 2000: 403-406.