

# 基于盲源分离技术的一种信号处理方法研究

袁金焕, 李钢虎, 张宏科

(西北工业大学航海学院 西安 710072)

摘要: 文章利用盲源分离技术试图从给定的一组混合观察数据中恢复未知的独立信源。然后使用 Matlab 中的时频工具箱, 根据分离出的信号进行时频分析, 提取信号中所包含的特征信息, 达到能够识别出期望信号, 并能提取其余干扰信号的特征。

关键词: 盲源分离; 独立; 时频分析

中图分类号: 0422.2 文献标识码: A 文章编号: 1000-3630(2005)01-0050-05

## A technique of signal processing based on the blind source separation

YUAN Jin-huan, LI Gang-hu, ZHANG Hong-ke

(College of Marine Engineering, Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710072, China)

**Abstract** Unknown independent sources from a given set of observed mixtures are recovered using a blind source separation technique. Time and frequency analysis on the separated signals is then conducted using Matlab toolboxes for time and frequency domain processing to extract diagnostic information through which the expected signal is recognized and characteristics of interference signals extracted.

**Key words** blind source separation; independency; time and frequency analysis

## 1 引言

近年来, 盲信号处理方法研究成为一个新的信号处理研究方向, 而盲源分离则成为盲信号处理的热点。在信源和信号传输特征均未知的情况下, 仅仅通过接收到的混合信号 (源信号经过未知传输特征的信道混合后的输出) 来实现信源的分离, 恢复它们的波形, 这就是盲信源识别或盲信号源分离<sup>[1]</sup>。盲源分离技术应用广泛, 如天线阵列处理、图像重构和储存、地震勘探、医疗信号处理、语音处理和数字移动通信等。在阵列信号处理中, 传感器阵列收到的是来自多个源的未知信号, 并且在实际应用中, 阵列响应矩阵的值往往得不到或不稳定。因此, 当信(号)源和传感器、传感器位置之间的传输条件或接收机特性发生不可预测的变化时, 我们便很难对有关物理现象建立起精确的数学模型。在这类情况下, 需要完全脱离

对信号传输物理现象的建模, 利用盲信号分离技术研究多个独立信源或信号的分离问题。本文考虑的混合信号是由期望信号和干扰信号共同组成的, 试图从混合信号中识别出存在哪些干扰, 也即是首先能够分离出信号的组成成分, 进而分析所组成的干扰信号的特征。本文采用盲信号分离的相关算法, 达到能够仅根据观测样本进行盲信号分离的目的。设该观测信号是由有用信号和干扰信号组成的。无论是有用信号 (已知为直接序列扩频信号或调频信号), 还是未知干扰信号以及系统噪声, 在此我们把它们之中的任一个信号当成一个分量加以分离。根据分离出的信号进行时频分析, 提取信号中所包含的特征信息。

## 2 信号模型

设传感器个数为  $M$ , 共有  $N$  个信源, 其中  $M > N$ 。这些信源中有一个我们感兴趣的信号  $d(t)$  (或称期望信号) 和  $J$  个我们不感兴趣的信号  $i_j(t)$ ,  $j = 1, \dots, J$  (或称干扰信号), 各个信号独立。假设接收到的信号  $x(t)$  是阵列信号经过下变频到基带信号,

收稿日期: 2004-10-17 修回日期: 2005-01-31

作者简介: 袁金焕 (1978-), 女, 河南人, 硕士研究生, 研究方向: 信号检测与信息处理。

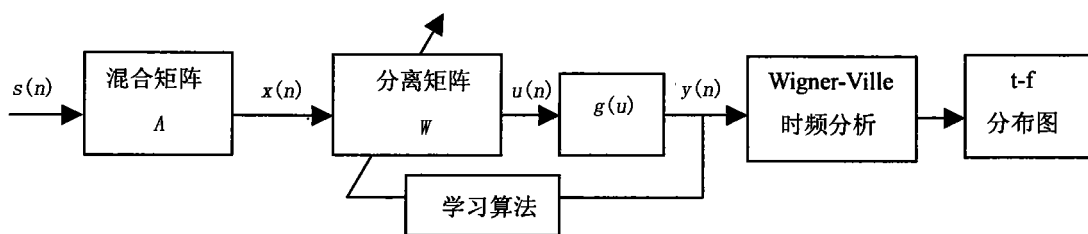


图 1 信源混合和分离及其分析方框图

不考虑跳频解跳、滤波等环节, 且假设入射信号为窄带信号。期望信号为 PSK 调制 (用于直接序列扩频信号) 或 FSK 调制 (用于调频扩频信号) 信号。本文试图从上述接收到的信号  $x(t)$  中识别出组成这些混合信号的独立信号的波形, 观测信号是由一个期望信号、 $J$  个干扰信号和系统噪声组成的。假设观测信号  $x(t)$  是这些独立信号的线性组合, 我们把任一个信号表示为  $s_i(t)$ ,  $i=1, \dots, N$ , 共有  $N$  个信号, 则可以采用盲信号分离的有关知识识别出所组成信号的波形。信源混合和分离及其信号分析的方框图如图 1 所示。观察模型为

$$x(n) = As(n) \quad (1)$$

这里  $A$  是一个  $N \times N$  的未知非奇异混合矩阵,  $s(n) = [s_1(n) \dots s_N(n)]^T$  是包含信源的一个  $N \times 1$  维矢量,  $x(n) = [x_1(n) x_2(n) \dots x_N(n)]^T$  是一个  $N \times 1$  维观察矢量, 它是唯一可利用的信息。为了由观测信号分离出独立源信号, 设计一个  $N$  输入、 $N$  输出的前向神经网络结构, 自适应调整分离矩阵  $W$ , 使

$$u(n) = Wx(n) = WAs(n) \quad (2)$$

这里  $u(n) = [u_1(n) u_2(n) \dots u_N(n)]^T$  是信源的一个估计。定义一个性能矩阵

$$P = WA \quad (3)$$

如果  $P$  归一化并调整次序, 完全分离后它是一个单位阵。时频分析的主要任务是描述信号的频谱含量是怎样随时间变化的, 以便能在时间和频率上同时表示信号的能量或者强度, 以对各种信号进行分析、处理, 提取信号中所包含的特征信息。

### 3 盲信源分离的基本原理

1985年, Herault和 Jutten 首先提出盲源分离问题<sup>[2]</sup>, 其目的是从一组观察信号中, 求得一组不可观察的信源信号, 除了信源数以外, 对信源和混合过程一无所知。假设  $N$  个 ( $N$  假设已知) 未知零均值

信源信号  $s_i(n)$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ) 在任何时间相互独立, 且其中最多只有一个高斯信源。  $M$  (其中  $m \geq N$ ) 次观测信号  $x_i(n)$  ( $i=1, \dots, M$ ) 是  $N$  个零均值、统计独立的未知源信号的线性组合, 即有

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^N a_{ij} s_j(n), \quad i=1, \dots, M \quad (4)$$

若使用向量符号表示, 则上式可写作标准形式, 即

$$x(n) = As(n), \quad A = (a_{ij})_{M \times N} \quad (5)$$

为简化讨论, 假设源信号的个数等于传感器的个数, 即  $M = N$ 。Nada 和 Parga<sup>[3]</sup> 指出在低噪声情况, 神经网络输入  $x$  与输出  $y$  之间互信息的最大化表明输出分布是可分的 (满足式 (3)), 即当对权  $W$  和非线性激励函数  $g(u)$  最佳化时, 一个非线性网络的信息传输的最大化, 将使输出间的互信息最小化。Bell 和 Sejnowski<sup>[4]</sup> 推导了该最大化的随机梯度学习规则, 用于前馈神经网络, 成功地分离了线性混合中的独立源。证明最大化神经网络输出的联合熵可近似使输出元素  $y_i = g(u_i)$  间的互信息最小, 这里  $g(u_i)$  是一个可逆的非线性单调函数。神经网络输出的联合熵为

$$H(y_1, \dots, y_N) = H(y_1) + \dots + H(y_N) - I(y_1, \dots, y_N) \quad (6)$$

这里  $H(y_1)$  是输出的边源熵,  $I(y_1, \dots, y_N)$  是它们的互信息。

根据自然梯度算法 (NGA),  $W$  的权值更新率为

$$\frac{dW}{dt} = \eta (W^{-T} - \phi(y)x^T) W^T W = \eta (I - \phi(y)y^T) W \quad (7)$$

其中,  $\eta$  为学习速率,  $I$  为  $n \times n$  的单位阵,  $\phi(\cdot)$  为一非线性函数, 它的选择与要分离信号的峰度有关。相对于一般梯度  $\frac{\partial H(z, W)}{\partial W}$ , 梯度  $\frac{\partial H(z, W)}{\partial W}$   $W^T W$  称为自然梯度, 故式 (7) 所示算法称为自然梯度算法。Girolani 和 Fyfe 选用负熵作为投影索引, 参数化式 (7) 得出扩展信息最大化算法 (简称 eXit-

fm ax):

$$W(k+1) = W(k) + \mu(k) [I - K \tanh(u) u^T - uu^T] W(k) \quad (8)$$

其中,  $K$  是以元素  $K_i$  的符号为元素的对角矩阵。

$$K_i = \text{sign}\{E[\text{sech}^2(u_i)]E(u_i)^2 - E[\tanh(u_i)u_i]\} \quad (9)$$

式中  $\text{sign}$  为符号函数,  $\text{sech}$  为双曲正割函数,  $\tanh$  为双曲正切函数。

本文运用  $\text{ex infmax}$  方法成功分离出 6 个混合信源。

#### 4 魏格纳-威利时频分布 (简称 WVD 或 W-V 分布) 的原理

设实信号  $s(t)$  的解析信号为  $z(t)$ , 则解析信号的 W-V 分布为<sup>[5]</sup>

$$W(t, f) = \int_{-\infty}^{\infty} z(t + \frac{\tau}{2}) z^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (10)$$

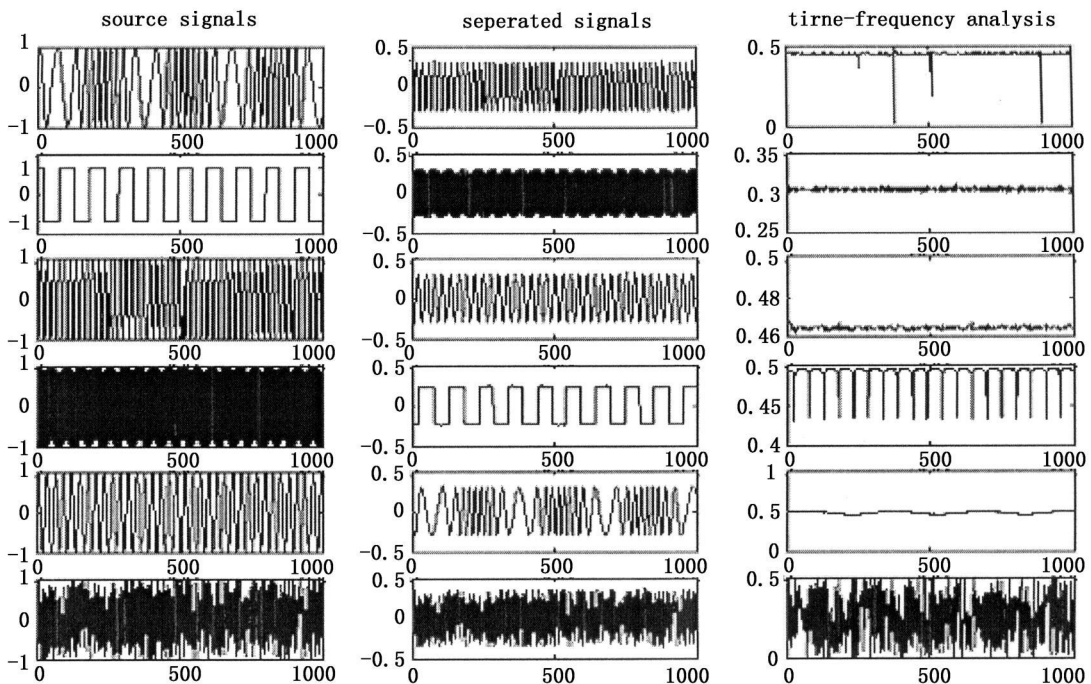
可见, W-V 分布能把时域分析和频域分析结合起来, 即找到一种联结时间和频率的双线性变换, 使之把一维的时间函数或频率函数映射为时间-频率的二维函数, 并能准确地反映出信号能量随时间

和频率的分布。

### 5 计算机仿真与分析

本实验选择 6 个传感器接收 6 个源的混合信号, 期望信号为 QPSK 信号。混合矩阵  $A$  在  $[-1, 1]$  之间随机选取, 这 6 个源为: 相位调制信号  $s_1 = \sin(500t + 6\cos(53t))$ ; 符号函数  $s_2 = \text{sign}(\cos(155t))$ ; QPSK 信号, 由 Matlab 工具箱<sup>[6]</sup> 函数  $\text{anaqpsk}$  产生  $s_3 = \text{real}(s_0')$ ;  $[s_0] = \text{anaqpsk}(1024, 128, 0.05)$ ; 高频信号  $s_4 = \cos(2\pi 500t)$ ; 低频信号  $s_5 = \sin(2\pi 90t)$ ;  $[-1, 1]$  之间均匀分布的随机噪声  $s_6 = 2\text{rand}(1, 1024) - 1$ 。混合信号通过 2.5kHz 的采样频率, 取 1024 个点, 由式 (8) 算法模拟, 为了使算法稳定可靠, 对混合数据进行了预白化处理。算法中采用的参数为: 学习率  $\mu = 0.02$  初始矩阵  $W(0) = I$ 。算法的分离结果如图 2 所示。图 2 中第 1 列为源信号, 第 2 列为分离信号, 第 3 列分别对第 2 列的 6 个分离信号进行时频分析。第三列从上至下分别称为  $y_1(n)$ 、 $y_2(n)$ 、 $y_3(n)$ 、 $y_4(n)$ 、 $y_5(n)$ 、 $y_6(n)$  的时频图。

实验中性能矩阵  $P$  的值为



横轴时间  $t$  ( $\times 0.4\text{ms}$ ), 前两列纵轴为幅度, 第三列纵轴频率为  $f$  ( $\times 2.5\text{kHz}$ )

图 2 6 个未知信号混合盲分离结果及时频分析图

$$P = WA = \begin{bmatrix} 0.0032 & -0.0042 & \underline{0.2996} & -0.0012 & 0.0000 & -0.0106 \\ -0.0001 & -0.0006 & 0.0003 & \underline{-0.2998} & -0.0002 & -0.0076 \\ -0.0075 & -0.0039 & 0.0010 & -0.0000 & \underline{-0.3001} & 0.0013 \\ 0.0008 & \underline{-0.2340} & 0.0035 & -0.0001 & 0.0002 & 0.0008 \\ \underline{-0.3000} & 0.0002 & -0.0064 & 0.0002 & -0.0035 & 0.0057 \\ 0.0009 & 0.0007 & -0.0030 & 0.0051 & -0.0021 & \underline{0.3524} \end{bmatrix}$$

可见,  $P$  的每行每列仅有 1 个元素远大于其它元素, 归一化并调整次序即可为一个单位矩阵, 表明信号分离成功, 只是其幅度、相位、位置有变化。但这并不影响分离的信息, 负号代表反相  $180^\circ$ 。分离信号和源信号的对应关系是:  $y_1(n) \quad s_3(n), y_2(n) \quad s_4(n), y_3(n) \quad s_8(n), y_4(n) \quad s_2(n), y_5(n) \quad s_1(n), y_6(n) \quad s_6(n)$ 。这里使用 Amari 距离<sup>[7]</sup>评价算法分离矩阵的性能:

$$AD = \sum_{i=1}^N \left[ \sum_{j=1}^N \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{ik}|} - 1 \right] + \sum_{i=1}^N \left[ \frac{|p_{ij}|}{\max_k |p_{kj}|} - 1 \right] \quad (11)$$

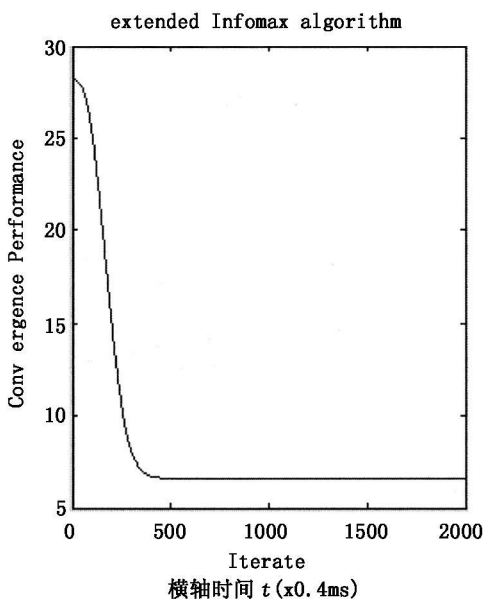


图 3 收敛性能曲线图

计算出的结果越小, 表明该矩阵  $P$  越接近一个单位阵。图 3 所示为算法收敛和分离效果图, 以迭代次数为横坐标, 以 Amari 距离为纵坐标。可以看出算法能在 400 次迭代以内收敛到稳定点。由图 4 可以看出,  $y_1(n)$  在某些时刻发生大的频率跳变, 可推知这些点是相位跳变, 且相移键控点发生在以信号采样间隔表示的离散时间时刻  $n \approx 128, 256, \dots$ , 由此估算出符号速率为  $R_s \approx f_s / 128$  其中  $f_s$  为信号  $A/D$  变换采样频率, 该实验中  $f_s = 2.5 \text{ kHz}$ , 可推知该

信号为期望的 QPSK 信号。

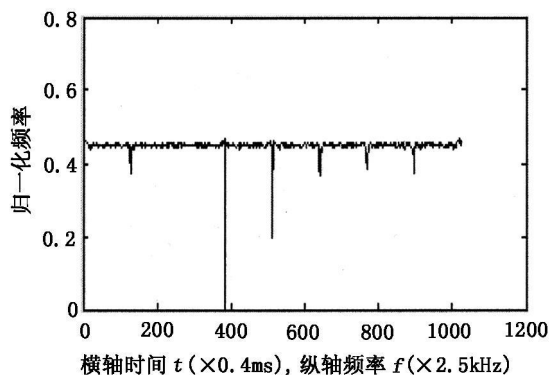


图 4  $y_1(n)$  的时频分析显示图

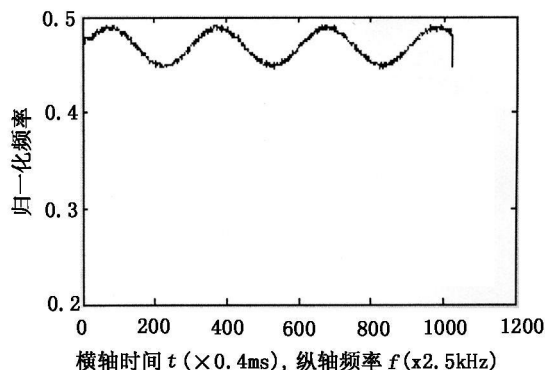


图 5  $y_5(n)$  的时频分析显示图

由  $y_2(n), y_3(n)$  的时频图知,  $y_2(n), y_3(n)$  分别是频率值为  $500 \text{ Hz}$  和  $90 \text{ Hz}$  的单频率余弦波信号。由  $y_4(n)$  时频图知,  $y_4(n)$  为符号函数, 它在以信号采样间隔表示的离散时间时刻  $n \approx 50, 100$  处变号。由  $y_5(n)$  的时频分析显示图 (图 5) 可估算出该信号为正弦调制信号, 调制周期约为 300 个采样间隔表示的时间。 $y_6(n)$  可分析为  $[-1, 1]$  之间均匀分布的随机噪声。

同样, 当期望信号为 FSK 信号时, 也得到了较好的效果, 除  $s_3$  外, 其它信号同上所示,  $[s_0] = \text{anafsk}(1024, 64, 5); s_3 = \text{real}(s_0')$ ; 该信号的时频分析图如图 6 所示。

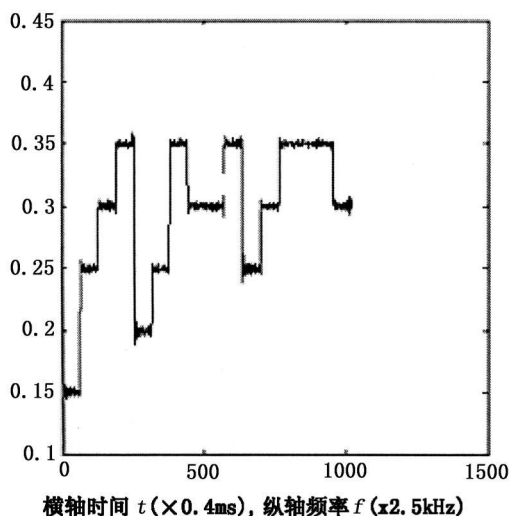


图 6 FSK的时频分析图

由图 6可估算出, 频移键控点发生在以信号采样间隔表示的离散时间时刻  $n \approx 65, 130, \dots$ 。

## 6 结束语

本文用扩展信息最大化方法求取分离矩阵, 并对分离信号进行了时频分析。该分离方法仅利用观测数据, 与混迭矩阵无关, 可以在线估计线形混迭系统的分离矩阵。用时频分析可以估算信号的频率及其随时间的变化关系。推算出期望信号, 并能分析干扰信号的特征。但在干扰信号参数与期望信号十

分接近时, 本方法同样也无能为力。计算机仿真实验结果表明, 该方法是有效的, 可以比较精确地分离线形混迭的信号, 并能大致估算信号的频率特点。

## 参 考 文 献

- [1] Jutten C, Herault J. Blind separation of sources-Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture [J]. *Signal Processing*, 1991, **24**: 1-20
- [2] Herault J, Jutten C. Space or time adaptive signal processing by neural network models[A]. in *Neural Networks for Computing*. Denver J S AIP Conference Proceedings 151[C]. New York: American Institute of Physics, 1986
- [3] Nadal J-P, Parga N. Non-linear neurons in the low noise limit: a factorial code maximizes information transfer[J]. *Network*, 1994, **5**: 565-581
- [4] Bella J, Sejnowski T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. *Neural Computation*, 1995, **7**: 1129-1159
- [5] Boashash B. Time-frequency signal analysis. In: *Haykin S. Advances in Spectrum Analysis and Array Processing Vol II*[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1991: 418-517
- [6] 胡昌华, 周涛. 基于 MATLAB 的系统分析与设计-时频分析[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002
- [7] Amari S, Cichocki A. Adaptive blind signal processing-neural network approaches [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, **86**(10): 2026-2048

## 无锡南方声学工程有限公司近日迁入新址暨开业

无锡南方声学工程有限公司是一个在我国超声界有一定影响的民营企业。公司经过近几年的市场拼搏和资金投入, 研究能力不断提高、生产规模不断扩大。为了更好地适应市场需求公司于 2005 年 1 月 18 日正式迁入无锡锡山经济开发区新址(东亭镇钱家庄村尤沈巷后)并隆重举行了开业典礼。中国声学学会功率超声分会及国内多名超声专家和众多同行业领导到会祝贺。该公司目前主要从事压电陶瓷系列元件、各类功率超声用换能器及化纤行业、滤芯行业专用全自动超声波清洗机等产品研制。近来又研发了五元系列压电陶瓷材料, 用于超声波清选用换能器, 可使整机起振迅速、热稳定性好, 受到了广大用户的欢迎。目前公司与国内多所高校、研究所进行合作, 使公司整体实力得到了提升, 二年前又通过了质量体系认证, 公司产品已覆盖国内外。