

电磁信号单通道盲分离方法的发展、应用与展望

王翔, 赵雨睿

国防科技大学电子科学学院, 湖南 长沙
Email: christopherwx@163.com

收稿日期: 2020年11月22日; 录用日期: 2020年12月21日; 发布日期: 2020年12月28日

摘要

单通道盲信号分离是欠定盲分离的极端情况, 具有重要的理论研究和实际应用价值。本文简要分析了单通道盲分离的特点和优点, 总结了单通道盲分离领域最新的研究成果, 系统地介绍了单通道盲分离在不同领域的应用, 并进一步讨论了其面临的问题和未来可能的研究思路 and 方向。

关键词

盲分离, 单通道, 独立分量分析, 模型, 贝叶斯估计

Development, Application and Perspective of Single Channel Blind Source Separation of Electromagnetic Signals

Xiang Wang, Yurui Zhao

School of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha Hunan
Email: christopherwx@163.com

Received: Nov. 22nd, 2020; accepted: Dec. 21st, 2020; published: Dec. 28th, 2020

Abstract

As an extreme case of ill-conditioned signal separation, Single Channel Blind Signal Separation (SCBSS) is an aspect of particular interest and importance. In this paper, the characteristic and advantage of SCBSS are briefly introduced, the latest theories and methods of SCBSS are then classified and summarized, and their applications in different fields are systematically introduced.

Finally, challenges and prospects for further development in the area are presented.

Keywords

Blind Source Separation, Single Channel, Independent Component Analysis, Model, Bayesian Estimate

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近二十年来, 盲信号分离(Blind Source Separation, BSS)广泛应用于语音、图像、生物医学、机械以及通信等领域, 其主要任务是在未知源信号和混合参数的条件下, 仅利用观测信号估计出源信号[1]。特别是在雷达、通信等信号处理领域, 盲信号分离可以实现时频混叠源信号的提取与分析, 大幅提高对频谱拥挤、碰撞等复杂电磁环境的适应能力, 具有广阔的应用前景。盲信号分离的一般数学模型如下:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 是观测信号, $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$ 是源信号, $\mathbf{A} = (a_{ij})_{M \times N}$ 是混合矩阵。当观测信号数目大于源信号数目时, 即 $M > N$ 时, 问题称为超定盲分离; 当观测信号数目和源信号数目相等时, 即 $M = N$ 时, 问题称为适定盲分离; 当观测信号数目小于源信号数目时, 即 $M < N$ 时, 问题就变成欠定盲分离。对于超定和适定的盲分离问题, 独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)被认为是解决此类问题的主要方法。对此, 国内外的学者作了大量的研究和应用工作[1] [2] [3] [4], 发展并成功应用了各种有效的 ICA 算法。

但是实际中, 由于复杂环境中源信号数目未知且受设备条件限制, 单通道盲信号分离问题更为常见。此外, 在实际应用中大多数系统希望采用单通道接收设备还有以下原因。

- 1) 多通道设备使得系统复杂, 体积庞大, 价格昂贵; 而采用单通道接收设备的系统结构简单且成本低;
- 2) 多通道设备存在阵列误差的影响, 例如各通道幅、相不一致性, 通道间互藕等因素都会影响到分离性能; 而单通道设备不存在这些问题;
- 3) 实际环境中信源数目是未知的而且有可能动态变化, 很难事先确定好接收通道的数目;
- 4) 特别地, 在非合作通信中, 单通道设备较多通道设备体积更小, 具有更好的隐蔽性, 从而能提高战场生存力和适应力。

基于以上原因, 必须专门研究单通道盲信号分离方法。所谓单通道盲信号分离(Single Channel Blind Source Separation, SCBSS), 就是只有一个观测信号, 即式(1)中 $M = 1$, SCBSS 是欠定盲分离的一种极端情况, 此时信号模型变成

$$x(t) = a_1 s_1(t) + a_2 s_2(t) + \dots + a_N s_N(t) = \sum_{i=1}^N a_i s_i(t) \quad (2)$$

虽然式(2)形式简单, 但是 SCBSS 是信号处理领域最具有挑战性的问题之一, 因为这是一个极度病态的问题, 假设观测信号采样点数为 K , 那么就需要仅通过 K 个已知量去估计 $K \times N$ 个未知量。

既然 SCBSS 是一个病态问题, 为此必须首先对它进行可分离性分析, 即是否能够实现单通道盲分离?

在可行的前提下, 什么样的条件才能够实现盲分离? 国内外研究人员已经分别从信号分量变换域上的可分离性和信号分量概率分布决定的可分离性对 SCBSS 的可行性进行了证明, 文献[5]和[6]对于问题的可行性进行了详细的阐述和总结, 本文不再赘述。

2. 单通道信号盲分离方法研究现状

单通道盲分离本质上就是求式(2)的未知数 s 过程, 一般需要假设并利用源信号的特性构建约束条件, 使得式(2)有唯一解。根据假设的不同, 主要方法可以分为以下六种。

2.1. 基于变换域滤波的方法

如果源信号在时域上不重叠, 则可以通过一个短时开关(时域滤波)实现多个信号的分离; 如果源信号在频域上不重叠, 则可以通过不同截止频率的带通滤波器分别提取。滤波法本质上利用了信号在时域或频域的不重叠性, 因此, 通过获取源信号相互不重叠的变换域是解决单通道盲分离的根本思路, 也是实现更高效的时频利用率的通信新体制的有效手段之一。

1) 广义功率谱理论

James. R. H 等扩展了传统的时域频域理想滤波的理论, 从寻找可分离域的角度出发, 提出广义功率谱的概念, 并从理论上建立了广义功率谱上时变维纳滤波器的模型。对于非平稳随机信号 $x(t)$, 其广义功率谱定义为

$$P_{xx}(\lambda, \hat{\lambda}) = \iint_{T^2} R_{xx}(t, \tau) K(t, \lambda) K^*(\tau, \hat{\lambda}) dt d\tau \quad (\lambda, \hat{\lambda}) \in \Lambda_x^2 \quad (3)$$

其中, $R_{xx}(t, \tau)$ 是自相关函数, $K(t, \lambda)$ 从时域变换到广义功率谱的基函数。则广义功率谱上的理想滤波器为

$$H(\lambda, \hat{\lambda}) = \begin{cases} 1 & (\lambda, \hat{\lambda}) \in \Lambda_x^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

如果不同的源信号在广义功率谱上是互不重叠的, 就可以利用理想滤波器实现不同源信号的分离。文献[7]具体推导了如何构造广义功率谱以及在该广义功率谱上如何构造线性时变 Wiener 滤波器的方法。

2) 循环频域滤波方法

考虑到 MSK/GMSK、BPSK、QPSK 等通信信号都具有循环平稳特性, 在时域和频域混叠的情况下, 其循环谱和循环累积量仍有可能不会发生完全重叠, 许多学者从这方面入手, 提出了利用循环谱与循环累积量技术对不同调制信号进行识别和分离的算法。1987年, Gardner 利用线性周期时变变换调制信号[8], 并提出了谱相关理论。后来, Gardner 通过搬移信号的频率, 构建了一种频移盲自适应滤波器——FRESH 滤波器, 成功地提取了时域和频域混叠信号中的分量信号, 并证明了该滤波器能收敛到最优解, 但是 FRESH 滤波器是一种多周期时变滤波器, 文献[8]给出了频移滤波器的形式。

$$d(t) = \sum_{m=1}^M a_m(t) \otimes [x(t) \exp(j2\pi\alpha_m t)] + \sum_{n=1}^M b_n(t) \otimes [x^*(t) \exp(j2\pi\beta_n t)] \quad (5)$$

其中, 等式右边的第一项是对输入信号的解析成分进行滤波, 第二项是对输入信号的共轭成分进行滤波, 因此 FRESH 滤波器又被称为 Linear-Conjugate-Linear FRESH (LCL-FRESH) 滤波器。其中, α_m 和 β_n 是源信号的循环频率, $\{a_m(t)\}$ 和 $\{b_n(t)\}$ 分别是解析成分和共轭成分的滤波器冲激响应函数。最优的 LCL-FRESH 滤波器本质上等价于 $M+N$ 维的维纳滤波器。但是巨大的算法复杂度使得该算法难以在实际工程中得以应用。针对实际中没有参考信号的特点, J. Zhang 等[9]将经典的盲自适应滤波理论推广到

循环频域上, 提出了盲自适应 FRESH 滤波(BA-FRESH)法。蔡昕等通过实时校正误差实现循环频率误差条件下的 FRESH 滤波。后来, Yesta-Ojeda 利用快速分块 LMS (Fast Block-LMS)算法对 FRESH 滤波器进行改进, 大大降低了算法复杂度。然而, 频移滤波器要求混叠信号中分量信号的循环谱重叠程度不能超过 60%。

但在实际应用中, 由于多普勒效应等自然因素或参数估计存在误差, 实际获取的循环频率难免存在误差。循环频率误差(CFE)破坏循环频域滤波支路输出间的相干性, 使得滤波器效果变差。针对这一问题, 不同学者从多个角度进行尝试。Gelli [10]将循环频域输出端均方误差(TA-MSE)为目标函数, 修改最陡下降算法, 提出 CFE 的自适应校正算法。但由于均方误差函数与 CFE 之间存在较强的非线性关系, 且其采用变化的采样点计算均方误差, 故实际中校正效果不够理想。魏安全[11]等人对此算法进行改进, 采用固定的 J 个输入样点对 TA-MSE 进行估计, 滤波器性能有所提升。然而算法中并未约束 J 个输入样点的选取, 也没有利用全部的观测数据, 导致校正存在一定偏差。宋阳[12]等人利用全部的输入样点对 MSE 进行训练。实验结果表明该方法能够充分利用观测量, 减小噪声和干扰的影响, 既保证算法的收敛性, 也提升了训练效率。此外, 在不同的使用场景下, 有学者采用不同的目标函数对滤波器进行设计, 如自适应波束形成器输出功率[13]、真实循环自相关矩阵[14]、循环自相关幅度[15]、循环谱密度函数[16]等。但上述方法都面临着复杂度大、鲁棒性差的问题。对此, 蔡昕[17]将积分过程引入传统循环特征函数, 提出了一种新的循环特征函数 MCSD, 并在此基础上推导了以 MCSD 为目标函数的最速梯度下降方法。通过实验对比, 可以看出该算法对源信号脉冲成型函数及多径效应等带来的不确定性具有更强的鲁棒性。但是, 循环频率滤波的方法要求源信号循环频率是不相等且不能是倍数关系。而循环频率一般是由信号频率与码速率组合决定的, 当信号参数相近时, 分离性能就会急剧下降。

2.2. 基于模型参数估计和重构的方法

对于单通道信号分离这一病态问题, 另一种有效的思路是在对混合信号进行建模基础上, 将不同信号分量的分离转化为信号模型参数和分量个数的联合估计, 进而利用估计值根据模型重构信号分量来实现盲分离。

1) 基于单频分量假设的方法

对于幅度和频率慢变化的信号, 短时间内可以视作单频信号[5], 则混合信号模型可以修正如下

$$x(n) = \sum_{i=1}^k a_i s_i(n) = \sum_{i=1}^k a_i \exp\{j(\omega_i n + \phi_i)\} \quad (6)$$

因此, 信号分离问题就转换为多个单频信号的瞬时频率、相位以及幅度的估计问题。单频估计问题虽然将信号分离问题大大简化了, 但是也带来了许多问题, 例如信号的时间区间应尽可能短以保证单频假设的可靠性, 而短时间内的单频估计问题仍然是一个棘手的问题, 如果多个信号频率相差较小, 这就要求单频估计方法要有很高的分辨率。蔡权伟等[18]提出基于能量算子和差分能量算子的方法估计信号分量的瞬时频率和瞬时幅度, 具有很好的时域分辨率以瞬时自适应。单个单频信号的能量算子定义为

$$\Psi_d[x(n)] = x^2(n) - x(n-1)x(n+1) = \gamma_2[x(n)] \quad (1)$$

则信号的频率和幅度的绝对值可以分别由 $\Psi_d[x(n)]$ 和 $\Psi_d[x(n) - x(n-1)]$ 计算得到[10],

$$\begin{cases} \Omega = \arccos\left(1 - \Psi_d[x(n) - x(n-1)] / 2\Psi_d[x(n)]\right) \\ |a| = \sqrt{\Psi_d[x(n)] / \left(1 - \left(1 - \Psi_d[x(n) - x(n-1)] / 2\Psi_d[x(n)]\right)^2\right)} \end{cases} \quad (8)$$

$\Omega = \omega/T$ 是数字频率, 利用式(8)能对单个 AM-FM 信号的瞬时频率和幅度绝对值进行很好地估计。对于多个分量的混合信号, 根据正弦信号的微分关系, 可以构建 k 个高阶差分方程

$$\underbrace{\begin{bmatrix} x_1 + x_{2k-1} & x_2 + x_{2k-2} & \cdots & x_k + x_k \\ x_2 + x_{2k} & x_3 + x_{2k-1} & \cdots & x_{k+1} + x_{k+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_k + x_{3k-2} & x_{k+1} + x_{3k-3} & \cdots & x_{2k-1} + x_{2k-1} \end{bmatrix}}_{\mathbf{X}_g} \underbrace{\begin{bmatrix} g_{k-1} \\ g_{k-2} \\ \vdots \\ g_0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{g}} = \underbrace{\begin{bmatrix} x_0 + x_{2k} \\ x_0 + x_{2k+1} \\ \vdots \\ x_{k-1} + x_{3k-1} \end{bmatrix}}_{\mathbf{x}_g} \quad (9)$$

其中, $x_k = x(n-k)$, k 表示源信号数目。由于 \mathbf{X}_g 是满秩的, 则

$$\mathbf{g} = -\mathbf{X}_g^{-1} \mathbf{x}_g \quad (10)$$

从式(10)可以看出, 方程(9)的系数 \mathbf{g} 是能量算子 $\gamma_2[x(n)]$ 和 m 阶差分能量算子 $\gamma_m[x(n)]$ 的函数

$$\begin{aligned} g_i &= F(\gamma_m[x(n-m)]) \quad i = 0, 1, \dots, k-1 \\ \gamma_m[x(n)] &= x(n)x(n+m-2) - x(n-1)x(n+m-2) \end{aligned} \quad (11)$$

文献[10]指出, $\{e^{-j\Omega_1}, e^{-j\Omega_2}, \dots, e^{-j\Omega_k}, e^{j\Omega_1}, e^{j\Omega_2}, \dots, e^{j\Omega_k}\}$ 是下式特征方程的根

$$\sum_{i=0}^k g_{k-i} z^{-i} + \sum_{i=1}^k g_i z^{-k-i} = 0 \quad (12)$$

利用搜索求根的方法求得各个源信号的数字瞬时频率 $\Omega_i, i = 1, 2, \dots, k$ 。利用估计得到的瞬时频率、信号的能量算子以及差分能量算子可以估计各个源信号的瞬时幅度。

此外, 还可以通过时频分析的方法估计瞬时频率和相位, 但是非线性的时频分析手段如维格纳分布等在多信号情况下会产生交叉项, 这些交叉项会带来虚假的谱峰, 从而混淆真实信号的时频信息。对于这个问题, 通过在时频域加窗平滑等方法可以减少交叉项, 但是会造成时域或者频域分辨率的降低。虽然近来又有学者提出了许多具有较好时频分辨率和交叉项抑制能力的时频核函数, 但是由于计算复杂且适应信号范围有限, 无法大量应用。

2) 基于时变 AR 模型的方法

相比一般的时频分析方法, 时变 AR 模型不用考虑交叉项问题, 同时具有很好的时间分辨率和频率分辨率。对于非平稳信号 $x(n)$ 可以用时变 AR 模型很好地表示

$$x(n) - a_1(n-1)y(n-1) - \dots - a_p(n-1)y(n-p) = v(n) \quad (13)$$

其中, 激励信号 $v(n)$ 为方差为 σ^2 的白噪声。如果可以估计时变 AR 模型系数 $a_i(n-i)$, 就可以估计 $x(n)$ 的时变功率谱为

$$S(n, \omega) = \frac{\sigma^2}{\left| 1 - \sum_{i=1}^p a_i(n-i)e^{j(i\omega)} \right|} \quad (14)$$

利用时变 AR 模型估计得到的 $S(n, \omega)$ 就可以精确地估计出各个源信号的瞬时频率, 然后再利用 LS、RLS 等方法估计瞬时幅度从而重构各个源信号。时变 AR 模型的系数 $a_i(n-i)$ 估计是个非平稳问题, 通常采用加窗方法, 假定一段时间内信号是平稳的或接近平稳的, 然后采用 Burgung, LS 等方法估计, 但是这类方法存在窗长和分辨率的矛盾, 估计精度不是很高。蔡权伟[18]提出, 时变系数可以表示为一个小数目的已知基函数的加权线性组合并利用离散长椭球序列作为基函数, 将时变系数的估计问题转换为时不变系数的估计问题, 并利用递归方法进行估计。

上述方法都是假设源信号幅度和频率是慢变化的, 无法应用于具有一定带宽的数字通信信号。对于长时间观测的信号需要进行分割, 以保证分割后的各段信号满足单频假设, 才能对每一段进行单频参数估计和信号分离。因此, 存在将不同段分离结果进行拼接或者配对的问题, 现在通常用的方法是利用相位的连续性进行拼接和配对; 当信号的瞬时频率相差不大时, 这些条件将很难保证拼接的准确性。

3) 基于贝叶斯模型的方法

贝叶斯估计从参数的概率分布出发, 对待估参数进行估计, 并通常可以获得较好的估计精度和较低的信噪比门限。假设 \mathbf{X} 是观测数据集, $\boldsymbol{\theta}$ 是未知的模型参数, 在参数空间 Θ 上服从一个概率分布 $p(\boldsymbol{\theta})$, 称为 $\boldsymbol{\theta}$ 的先验分布, 则 $\boldsymbol{\theta}$ 的后验概率密度为

$$p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{X}) = \frac{p(\mathbf{X}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta})}{p(\mathbf{X})} \propto p(\mathbf{X}|\boldsymbol{\theta})p(\boldsymbol{\theta}) \quad (15)$$

常用的贝叶斯估计包括最大后验估计(MAP)和最小均方误差估计(MMSE), 分别为

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{MAP}} &= \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{X}) \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}_{\text{MMSE}} &= \int \boldsymbol{\theta} p(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{X}) d\boldsymbol{\theta} \end{aligned} \quad (16)$$

蔡权伟等[18]利用基函数分解法对AM-FM信号进行建模

$$x(n) = \sum_{i=1}^k A_i(n) \cos[\phi_i(n)] + v(n) = \sum_{i=1}^k [1 + k_{a_i} a_i(n)] \cos\left[\omega_i n + \sum_{m=0}^n k_{f_i} b_i(m) + \phi_i\right] + v(n) \quad (17)$$

其中, $v(n)$ 是均值为 0, 方差为 σ_v^2 的高斯白噪声, 时变幅度和时变频率可以利用基函数表示为

$$\begin{aligned} 1 + k_{a_i} a_i(n) &= \sum_{j=0}^d a_{ij} g_j(n) \\ k_{f_i} b_i(n) &= \sum_{j=0}^d w_{ij} g_j(n) \end{aligned} \quad (18)$$

则

$$x(n) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^d \left\{ \alpha_{i,j} \cos\left[\omega_i n + \sum_{m=0}^n \sum_{j=0}^l w_{ij} g_j(m)\right] + \beta_{ij} \sin\left[\omega_i n + \sum_{m=0}^n \sum_{j=0}^l w_{ij} g_j(m)\right] \right\} g_j(n) + v(n) \quad (19)$$

作如下定义

$$\begin{aligned} \mathbf{C} &= [\alpha_{1,1}, \beta_{1,1}, \dots, \alpha_{1,d}, \beta_{1,d}, \dots, \alpha_{k,1}, \beta_{k,1}, \dots, \alpha_{k,d}, \beta_{k,d}]^T \\ \mathbf{D} &= \begin{bmatrix} \underbrace{\cos\left[\omega_i n + \sum_{m=0}^n \sum_{j=0}^l w_{ij} g_j(m)\right]}_{\text{第 } 2[(i-1)d+j]-1 \text{ 行}} g_j(n), & \underbrace{\sin\left[\omega_i n + \sum_{m=0}^n \sum_{j=0}^l w_{ij} g_j(m)\right]}_{\text{第 } 2[(i-1)d+j] \text{ 行}} g_j(n) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (20)$$

则式(19)可以写成矩阵形式

$$\mathbf{x} = \mathbf{DC} + \mathbf{v} \quad (21)$$

从信号模型中看出, 未知参数为信号个数 k 和信号参数 $\boldsymbol{\theta} = (\mathbf{C}, \boldsymbol{\omega}, \mathbf{w}, \sigma^2)$, 总的参数空间为 $\Theta = \{k, \boldsymbol{\theta}\}$ 。一般可以假设噪声方差 σ^2 和信号个数 k 的先验分布分别是反伽玛分布和泊松分布。此时, k 和 $\boldsymbol{\theta}$ 的联合后验概率密度为

$$p(k, \boldsymbol{\theta}|\mathbf{x}) = p(k, \mathbf{C}, \boldsymbol{\omega}, \mathbf{w}, \sigma^2|\mathbf{x}) \propto p(\mathbf{x}|k, \mathbf{C}, \boldsymbol{\omega}, \mathbf{w}, \sigma^2) p(k, \mathbf{C}, \boldsymbol{\omega}, \mathbf{w}|\sigma^2) p(\sigma^2) \quad (22)$$

对 $p(k, \mathbf{C}, \boldsymbol{\omega}, \mathbf{w}, \boldsymbol{\sigma} | \mathbf{x})$ 的 \mathbf{C} 、 \mathbf{w} 和 $\boldsymbol{\sigma}$ 进行高维积分得到边缘概率密度 $p(k | \mathbf{x})$ 和 $p(\boldsymbol{\omega} | \mathbf{x})$ ，再利用 MAP 或 MMSE 准则即可求得信号个数 k 和频率 $\boldsymbol{\omega}$ 的估计。从式(22)看出，贝叶斯估计需要进行高维积分，计算非常复杂，通常不能获得一个封闭的解，且参数空间的维数可能会发生变化。对于这两个问题，利用可逆跳跃 MCMC 方法可以很好地产生样本近似参数的概率分布，从而使得高维积分可以利用样本求和来代替，大大提高了贝叶斯估计的可行性，同时能保持良好的参数估计性能和全局收敛性。

彭耿[6]将该方法推广到数字调制信号，并假设各源信号频率近似相同且码速率相同。如果一帧数据有 M 个码元，经过下变频并以 $1/T_s$ 对信号进行采样，得到等效基带混合信号模型为

$$x(n) = \sum_{i=1}^k h_n^{(i)} e^{j(\Delta\omega_n^{(i)} n T_s + \varphi_n^{(i)})} \sum_{m=-L}^L s_{n+m}^{(i)} g^{(i)}(-m T_c + \tau_n^{(i)}) + v(n) \quad (23)$$

$h_n^{(i)}$ 、 $\Delta\omega_n^{(i)}$ 、 $\varphi_n^{(i)}$ 、 $\tau_n^{(i)}$ 分别表示第 i 个源信号的幅度、频偏、初相以及相对时延。 $g^{(i)}(\bullet)$ 是成型滤波器。文献[6]中为简化分析，假设 $T_s = T_c$ ， $\varphi_n^{(i)} = 0$ ， $h_n^{(i)} = 1$ ， $L = 0$ ， $\tau_n^{(i)} = \tau_i$ ， $\Delta\omega_n^{(i)} = \Delta\omega_i$ ，则(23)也可以表示成形如(21)的形式，其中

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} s_1^{(1)} e^{j\Delta\omega_1 T_c} & \dots & s_1^{(k)} e^{j\Delta\omega_k T_c} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_M^{(1)} e^{j\Delta\omega_1 T_c} & \dots & s_M^{(k)} e^{j\Delta\omega_k T_c} \end{bmatrix}_{M \times k} \quad (24)$$

$$\mathbf{C} = [g_1(\tau_1), \dots, g_k(\tau_k)]^T$$

此时，待求的未知参数为信号个数 k 和参数 $\boldsymbol{\theta} = (\mathbf{C}, \mathbf{s}, \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\sigma}^2)$ 。

2.3. 基于数字信号直接解调的分离方法

对于数字调制的混合信号的盲分离，除了分离出不同源信号的波形外，另一个思路是利用观测信号直接恢复不同源信号的信息序列。两个近似同频的数字调制信号的基带混合模型如式(23)所示。直接解调的思路就是仅利用信号基带采样值 $x(n)$ 恢复出两路源信号的符号序列 $s_n^{(i)}$ 。以两个信号为例，可以建立观测方程和状态方程分别为

$$y_n = \mathbf{f}_n^T \mathbf{s}_n + \mathbf{v}_n \quad (25)$$

$$\begin{cases} \Phi_n = \Omega \Phi_{n-1} + \mathbf{d}_n \\ \boldsymbol{\theta}_n = \psi(\boldsymbol{\theta}_{n-1}, \mathbf{u}_n) \end{cases} \quad (26)$$

其中， $\mathbf{s}_n^{(i)} = [s_{n-L+1}^{(i)}, s_{n-L+2}^{(i)}, \dots, s_{n+L}^{(i)}]^T$ ， $\mathbf{f}_n = [\mathbf{f}_n^{(1)}, \mathbf{f}_n^{(2)}]^T$ ， $\mathbf{s}_n = [\mathbf{s}_n^{(1)}, \mathbf{s}_n^{(2)}]^T$ ，

$\mathbf{f}_n^{(i)} = h_i e^{j(\Delta\omega_i n T + \varphi_i)} [g_i((L-1)T + \tau_i), \dots, g_i(-LT + \tau_i)]^T$ ， $\Phi_n = [\zeta_{n-L+1}, \dots, \zeta_{n+L}]$ ， $\zeta_n = [s_n^{(1)}, s_n^{(2)}]$ ，

$\mathbf{d}_n = [0, 0, \dots, \zeta_{n+L}] \Omega_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}$ 为移位矩阵， $\boldsymbol{\theta}_n$ 是包含 h_i 、 $\Delta\omega_i$ 、 φ_i 、 τ_i 等在内的所有未知参数集， ψ 表示 $\boldsymbol{\theta}_k$ 是 $\boldsymbol{\theta}_{k-1}$ 和参数扰动 \mathbf{u}_k 的函数，一般假设为高斯函数。刘凯[19]和涂世龙等[20]分别利用粒子滤波方法实现未知参数集 $\boldsymbol{\theta}_k$ 和源符号序列 Φ_k 的联合估计，但是粒子滤波计算太复杂，效率低下，工程上不易实现。Raheli 和 Polydoros 在总结前人工作的基础上，将基于码元序列辅助的参数估计技术与传统的 Viterbi 算法相结合，提出了用于估计码元序列的逐留存处理(Pre-Survivor Processing, PSP)算法。栾海

妍等[21]将支持向量机(support vector machine, SVM)引入粒子滤波算法迭代过程中, 利用 SVM 得到粒子集概率密度的稀疏表示, 从所有粒子中选择出若干重要的粒子, 得到一个既没有退化又能保证粒子多样性的优质粒子集, 在迭代过程中, 只更新这部分粒子的权值。在保证估计精度的条件下有效降低了计算量。此外, 涂世龙等[22]还利用了不同源信号的不同的纠错编码信息作为 PSP 算法或者维特比译码算法的约束, 直接恢复出信息码序列。不过上述算法都是基于基带信号实现的, 要求源信号同频或近似同频且假设各个源信号的符号速率相同。

2.4. 基于单通道 ICA 的方法

鉴于经典的 ICA 方法能够较好地解决适定以及超定条件下的盲分离问题, 能否利用各种成熟的 ICA 算法解决单通道问题成为国内外研究人员的关注重点之一。但是, 由于混合矩阵是奇异的, ICA 解混算法不能直接应用于单通道盲分离。一个直观的思路就是寻找一种途径, 将单通道观测数据转换为多通道观测数据, 然后再采用 ICA 算法, 这种方法被成为单通道 ICA (Single Channel Independent Component Analysis, SCICA)。根据将单通道数据转换为多通道数据方法的不同, SCICA 有以下几类方法:

1) 过采样技术

E. S. Warner 等[23]提出利用过采样方法和抽头延迟线方法将单路数据转换为多路数据, 将解卷积问题转换为解瞬时线性混合问题, 但是需要已知源信号的成型滤波器且要求成型滤波器是不同的。

2) 动态嵌入技术

C. J. James 等人[24] [25]利用动态嵌入方法将单通道观测数据转换为多通道数据并应用于生物医学信号处理中。其理论基础是假设测量的信号是一个具有一定自由度的非线性动态系统, 通过观测数据可以获取隐藏在该系统内的不同的独立成分。动态嵌入实质上是一种相空间重构(RPS)技术, 通过 RPS 可以区分两个功率谱相同的信号, 由单个状态(单通道观测)重构的相空间可以充分描述任何系统的动态特性; 同时 RPS 是对一维时间序列信号的时间延迟的多维描述, 包含了系统的所有信息。而 RPS 最常用的方法就是利用观测的时间序列的延迟构造高维数据, 嵌入延迟方法如下式所示:

$$\mathbf{x}(t) = [x(t), x(t-\tau), \dots, x(t-(N-1)\tau)]^T \quad (27)$$

其中, 延迟时间间隔 τ 和嵌入维数 m 是两个重要的参数。将延迟后的各路信号视为多路观测数据从而生成 ICA 模型。在通信中, 由于时间延迟带来相位上的变化会造成数字通信信号相位上的损失, 而不能直接应用。蔡昕[17]等利用调制类信号具有内在时空耦合特性, 提出了时域线性阵列的概念。

进而借助时域线性阵列, 实现了伪多通道观测的构建, 从而实现盲信号分离。根据调制信号的表达式可知, 空间距离与时间间隔带来的影响是等价的, 即调制信号具有时空耦合特性。利用这一特性, 可以直观地通过下列方式构建伪多通道观测。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1(n) \\ x_2(n) \\ \vdots \\ x_p(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(n+r_1) \\ x(n+r_2) \\ \vdots \\ x(n+r_p) \end{bmatrix} \approx \mathbf{A}\mathbf{S} \quad (28)$$

$$\text{其中 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_1 e^{j\varphi_{11}} & a_2 e^{j\varphi_{12}} & \dots & a_N e^{j\varphi_{1N}} \\ a_1 e^{j\varphi_{21}} & a_2 e^{j\varphi_{22}} & \dots & a_N e^{j\varphi_{2N}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \dots \\ a_1 e^{j\varphi_{P1}} & a_2 e^{j\varphi_{P1}} & \dots & a_N e^{j\varphi_{PN}} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_1(n) \\ s_2(n) \\ \vdots \\ s_N(n) \end{bmatrix}.$$

$\varphi_{mi} = 2\pi f_{ci} r_m T_s$, $m = 1, 2, \dots, P$, $i = 1, 2, \dots, N$, P 为构建的伪多通道观测的维度, $r_1 = 0$ 。这一方法极

大地降低了所需的嵌入维数, 且能应对频谱混叠的源信号, 使用性能显著提升。

3) 奇异谱分析技术

奇异谱分析(Singular Spectrum Analysis, SSA)技术实质上是对动态嵌入技术的改进, 其主要思想是对动态嵌入生成的高维数据进行奇异值分析, 从奇异向量中提取出源信号相关的成分。Th. Alexandrov [26] 将 SSA 用于一维时间序列分析中周期信号的提取和预测, Hong-Guang Ma 等[27]利用 SSA 技术对多通信信号进行分离, 并利用宽带接收机进行外场试验, 成功地分离多个通信信号。但是 SSA 方法假设信号是平稳的, 对于非平稳的通信信号, 需要进行分段进行分离。但是, 该方法要求源信号在频域不是完全重叠的。

4) 经验模态分解技术

经验模态分解技术是一种单通道技术, 将复杂的时间序列分解成有限的振荡模式, 称为本质模式函数(IMF)。IMF 是单分量, 零均值的振荡函数, 一组 IMF 是完备的正交基。单分量意味着一个时刻只有一个频率值; 正交性意味着不同的 IMF 没有相似的频率成分; 振荡性意味着 IMF 有相同数目的局部极大值和极小值, 且极大值是正的, 极小值是负的。Bogdan Mijović [28]等将经验模态分解和 ICA 技术结合解决单通道生物医学信号的盲分离问题, 其主要思想是将观测数据分解为多个 IMF, 对 IMF 进行 ICA 分析或者聚类分析得到新的 IMF 集, 不同的集内的 IMF 的加权和即求得各个源信号。

5) 子带函数技术

Xiefeng Cheng [29]等假设源信号是一系列子带函数的加权和, 利用训练数据求解某个源信号子带函数, 并将子带函数作为先验信息, 辅助构造多通道的 ICA 模型。设训练序列 $s_1(n)$, 将其按时间上分为 P 段, 即 $s_1^1(n), s_1^2(n), \dots, s_1^p(n)$, 每一段长度远小于 $s_1(n)$ 。存在 $b_1^j(n), j=1, 2, \dots, Q$, 使得 $s_1^i(n) = \sum_{j=1}^Q c_{ij} b_1^j, i=1, 2, \dots, P$ 。将观测的单通道数据也分解为 P 段, 则第 p 段数据可以写成

$$\begin{bmatrix} x^p \\ s_{11}^p \\ s_{12}^p \\ \vdots \\ s_{1Q}^p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_2 s_2^p + a_1 s_1^p \\ s_{11}^p \\ s_{12}^p \\ \vdots \\ s_{1Q}^p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_2 & a_1 c_{p1} & a_1 c_{p2} & \cdots & a_1 c_{pQ} \\ 0 & c_{p1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & c_{p2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & c_{pQ} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_2^p \\ b_1^1 \\ b_1^2 \\ \vdots \\ b_1^Q \end{bmatrix} \quad (29)$$

式(28)就等效于经典的 ICA 模型, 利用不同的 ICA 方法即可实现源信号估计, 子带函数的方法对单通道语音信号的分离取得了良好的效果。但是该方法只对能够进行子带函数分解的语音信号有效, 且分离前需要获取被分离源信号的训练数据用于获取子带函数, 在实际中很难满足。

2.5. 基于信号特殊特性的方法

除了上述方法, 针对一些特殊的信号和应用场合, 还有一些其他方法, 比如利通信中的连续相位信号(CPM)的恒模特性[30]、数字基带信号的有限字符效应[31]等; 此外, 在非合作 DS-SS-CDMA 通信中可以利用扩频码的周期特性和 ICA 算法实现扩频序列的提取[32]; 利用特征值分解分离单通道混合信号中的周期信号[33]等。

2.6. 基于信号生成模型的方法

目前, 该方法主要应用于语音信号处理。基于信号生成模型的方法的主要思想是假设不同语音源信号的生成服从某一个含参模型, 利用源信号的训练数据, 通过不同的学习算法完成模型的估计, 并利用该模型作为分离的先验信息。根据模型的不同可以分为矢量量化(VQ) [34]、高斯马尔可夫混合模型(GMM) [35]、隐马尔可夫混合模型(HMM)、稀疏编码(Sparse Coding)、非负矩阵分析(NMF)等。

这类算法的有效性都依赖于两个条件: 一是事先知道谁在说话; 二是“干净”的源信号的训练数据要足够多(保证模型的正确性), 在实际中特别是存在未知信号的环境中, 并不总能满足。Alexey Ozerov [36] 提出了一种自适应的方法根据接收到的混合观测数据实时校正信号生成模型, M.H. Radfar [37]则提出了一个独立的不依赖于任何说话者的通用语音信号模型。

2.7. 现有方法性能比较分析

虽然上述六大类方法都在一定的条件下解决了单通道盲信号分离问题, 但是对源信号的约束条件、观测接收条件以及运算性能等不尽相同, 下表 1 给出了现有方法的性能比较分析。

Table 1. Comparison of Existed SCBSS Methods

表 1. 现有单通道分离方法的比较分析

方法	适应源信号类型	源信号时间频率混叠性	先验信息	缺点	计算复杂度	
基于变换域滤波(循环频域)	雷达、通信等一般电磁信号	适应时频部分混叠, 但循环频率不能相同	源信号的循环频率	循环频率的误差影响分离性能	较大	
基于模型参数估计和重构的方法	单频信号、AM 信号等	源信号频率或者相位不能完全一致	无	实际中符合单频假设的信号较少	较小	
基于直接解调的方法	数字调制信号	适应时频完全重叠	源信号的参数已知	只能适应	高, 且随着源信号个数增加呈指数级增长	
单通道 ICA	过采样	数字调制信号	适应时频完全重叠	成型滤波器已知	不同源信号成型滤波器不同	较小
	动态嵌入/奇异谱分析	雷达、通信等一般电磁信号	适应时频部分混叠	相位特性	要求相位连续	较大
	经验模态分解	窄带信号	适应频谱不混叠	无	源信号	较小
	子带函数	窄带信号	适应时频部分混叠	要求源信号样本做训练数据	子带函数模型失配影响分离性能	较小
信号特殊特性	恒模	具有恒包络特性的通信信号	适应时频部分混叠	无	受信噪比影响大, 恒模特性易被破坏	较小
	伪随机码周期性	采用 CDMA 体制的通信信号	适应时频完全重叠	已知或者精确估计伪随机码的周期	参数估计精度影响性能	较大, 随着源信号个数增加复杂度增加
基于信号生成模型的方法	非数字调制类信号	适应时频部分混叠	信号生成模型需要单个源的训练数	模型失配将影响分离性能	高	

经过上述分析可知, 要根据面对问题的源信号特性选择不同的单通道分离算法。对于单频或者窄带信号, 可以选择基于模型参数估计和重构的方法; 对于两个数字调制信号的混叠情况, 例如 PCMA 信号, 可以选择直接解调的方法; 对于多个数字调制信号, 只要时频域是不完全混叠的, 可以选择单通道 ICA 方法, 特别是动态嵌入方法; 对于非数字调制类信号, 可以采用基于信号生成模型的方法; 对于具有特殊特性的信号, 则应该充分利用信号特性进行盲分离。

3. 讨论与展望

近十年来, 经过各个领域研究人员共同的努力, 单通道盲信号分离的研究无论是理论方面还是应用方面都取得了令人瞩目的成绩。但是对于日益复杂的信号环境以及不断拓展的应用领域, 其仍然是一项

充满困难和挑战的工作, 未来依然有很多研究工作亟待解决。

1) 现有的盲信号分离方法大都假设信源数目是恒定的且已知, 实际情况中, 信源数目很可能是未知的且动态变化, 现有的估计信源数目的方法如 AIC, MDL 等需要较长的数据且信噪比适应能力较差。利用 Bayesian-MCMC 方法可实现信号数目和参数的联合估计, 但是计算过程相对较为复杂。因此, 需要进一步研究源信号个数估计的方法。

2) 对于基于模型的分离方法, 都需要事先提供信源信号的训练数据, 通过学习算法获取信号模型参数, 这在实际中并不总能满足, 特别是对于未知的源信号, 能否仅仅利用观测数据估计信号模型, 是一个重要的研究课题。此外, 随着深度学习技术的兴起, 基于数据驱动模型学习与分解方法正在成为下一个研究热点。基于不同类别神经网络对数据进行分解, 并在分解得到的基空间中完成源信号分离是一个新的思路, 同时也对样本数据的收集与管理提出了更高的要求。

3) 对于基于循环平稳的多周期时变滤波器方法, 需要已知其中一个源信号的循环频率作为滤波器设计的先验信息。事实上, 在循环频率未知的条件下, 问题就转化为循环频率的估计和信号分离两个问题, 同时实现信号分离和循环频率参数估计也是一个可能的研究方向。

4) 对于时频重叠严重的多个源信号, 现有的时频分析, 循环平稳滤波等方法均失效。最直观的解决方法是找到一个变换域, 在这个域上各个源信号相互不重叠, 从而通过构建这个变换域上的维纳滤波器实现信号分离。这也是解决单通道盲分离的本质方法, 一旦找到, 分离效果一定非常理想。

5) 基于单频分量假设的方法一般要将长时间信号分割为多段, 对每一段进行单频参数估计和信号分离, 因而存在将不同段分离结果进行拼接或者配对的问题, 现在通常用的方法是利用相位的连续性进行拼接和配对。当信号的瞬时频率相差不大时, 这些约束条件将很难保证拼接的准确性。对于非平稳信号的分离问题, 如果采用基于 SSA 的单通道 ICA 算法, 也需要将单通道观测分割为近似平稳的多段数据分别进行分离, 也存在上述类似的问题。因此, 需要进一步研究如何实现多段分离信号的准确配对和拼接。

6) 应该进一步研究如何借助不同信号自身的内部特性, 将单通道观测转换为多通道观测, 将欠定的问题向适定的问题转化, 从而可以利用各种成熟的 ICA 算法予以解决。

7) 对于数字通信信号, 通过解调获取源信息序列是最终目的。如何能利用数字通信信号的有限字符效应等特点直接从混合信号中恢复出源信号的信息序列也是一个重要的研究方向。

4. 结论

本文对单通道盲分离问题的优点和特点进行了简要的分析, 对电磁信号领域的单通道盲分离方法进行了分类总结, 并对单通道盲分离未来面临的问题和可能的研究方法进行了分析和展望。

实际上, 以单个信号为对象的传统信号识别和参数估计方法, 已经无法适应日益复杂的信号环境, 而单通道盲分离作为重要的预处理手段, 可以保证传统信号处理方法的有效性。虽然单通道盲分离解决困难, 但由于其巨大的实际意义和应用价值, 正在吸引不同领域越来越多的研究人员投入到这项研究工作中。

基金项目

湖南省自然科学基金创新研究群体。

参考文献

- [1] Hyvärinen, A. and JuhaKarhunen, E. (2001) Independent Component Analysis. Wiley, Hoboken.
- [2] Hyvärinen, A. (1999) Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **10**, 626-634. <https://doi.org/10.1109/72.761722>

- [3] Bell, A.J. and Sejnowski, T.J. (1995) An Information-Maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution. *Neural Computation*, **7**, 1129-1159. <https://doi.org/10.1162/neco.1995.7.6.1129>
- [4] Cardoso, J.F. (1993) Blind Beamforming for Non-Gaussian Signals. *IEE Proceedings*, **140**, 362-370. <https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1993.0054>
- [5] 蔡权伟, 魏平, 肖先赐. 信道重叠信号分离方法的发展与展望[J]. 电子学报, 2005, 33(B12): 2446-2454.
- [6] 彭耿. 卫星测控数传信号盲分离与参数估计方法研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 国防科学技术大学, 2009.
- [7] James, R.H. and Rayner, P.J.W. (2003) Single Channel Nonstationary Stochastic Signal Separation Using Linear Time-Varying Filters. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **51**, 1739-1752. <https://doi.org/10.1109/TSP.2003.812837>
- [8] Gardner, W.A. (1993) Cyclic Wiener Filtering: Theory and Method. *IEEE Transactions on Communications*, **41**, 151-163. <https://doi.org/10.1109/26.212375>
- [9] Zhang, J., Wong, K.M., Luo, Z.Q. and Ching, P.C. (1999) Blind Adaptive FRESH Filtering for Signal Extraction. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **47**, 1397-1402. <https://doi.org/10.1109/78.757230>
- [10] Gelli, G., Laura, L. and Tulino, A.M. (1998) Cyclostationarity-Based Filtering for Narrowband Interference Suppression in Direct-Sequence Spread-Spectrum Systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communication*, **16**, 1747-1755. <https://doi.org/10.1109/49.737643>
- [11] 魏安全, 沈连丰. CFE 下 FRESH 滤波器性能分析及 CFE 校正[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(4): 853-858.
- [12] 宋阳, 王翔. CFE 条件下基于循环维纳滤波的单通道分离算法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2014, 9(2): 186-193.
- [13] Lee, J.H., Lee, Y.T. and Shih, W.H. (2000) Efficient Robust Adaptive Beamforming for Cyclostationary Signals. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **48**, 1893-1901. <https://doi.org/10.1109/78.847776>
- [14] Lee, J.H., Chao, C.C., Huang, C.C., et al. (2015) Adaptive Cyclostationary Array Beamforming with Robust Capabilities. *Journal of the Franklin Institute*, **352**, 2486-2503. <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2015.03.029>
- [15] Yin, W.X. and Wang, K.R. (2008) A New Method to Symbol Rate Estimation of MPSK Signals. *IEEE Computer Society Congress on Image and Signal Processing*, Sanya, 27-30 May 2008, 394-398. <https://doi.org/10.1109/CISP.2008.469>
- [16] Yang, J.L., Yang, W.J. and Xu, G.Q. (2012) Blind Estimation of Carrier Frequency and Symbol Rate Based on Cyclic Spectrum Density. *Procedia Engineering*, **29**, 514-519. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2011.12.753>
- [17] 蔡昕. 复杂电磁环境下的盲源分离关键技术研究[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 国防科技大学, 2016.
- [18] 蔡权伟. 多分量信号的分量分离技术研究[D]: [博士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2005.
- [19] 刘凯. 粒子滤波在单通道信号分离中的应用研究[D]: [博士学位论文]. 中国科技大学, 2007.
- [20] Tu, S.L., Chen, S.H., Zheng, H. and Wan, J. (2007) Particle Filtering Based Single-Channel Blind Separation of Co-Frequency MPSK Signals. *International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, Xiamen, 28 November-1 December 2007, 89-92. <https://doi.org/10.1109/ISPACS.2007.4445954>
- [21] 栾海妍, 江桦, 刘小宝. 利用粒子滤波与支持向量机的数字混合信号单通道盲分离[J]. 应用科学学报, 2011, 29(2): 195-202.
- [22] 涂世龙, 陈越新, 郑辉. 利用纠错编码的同频调制混合信号单通道盲分离[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(9): 2113-2117.
- [23] Warner, E.S. and Proudler, I.K. (2003) Single-Channel Blind Signal Separation of Filtered MPSK Signals. *IEE Proceedings—Radar, Sonar and Navigation*, **150**, 396-402. <https://doi.org/10.1049/ip-rsn:20031007>
- [24] James, C.J. (2003) On the Use of Single-Channels for Sensing Multisource Activity in Biomedical Signals. *Proceedings of the 4th Annual IEEE Conference on Information Technology Applications in Biomedicine*, Birmingham, 24-26 April 2003, 366-369.
- [25] James, C.J. and Lowe, D. (2003) Extracting Multisource Brain Activity from a Single Electromagnetic Channel. *Artificial Intelligence in Medicine*, **28**, 89-104. [https://doi.org/10.1016/S0933-3657\(03\)00037-X](https://doi.org/10.1016/S0933-3657(03)00037-X)
- [26] Alexandrov, T. and Golyandina, N. (2005) Automatic Extraction and Forecast of Time Series Cyclic Components within the Framework of SSA. *Proceedings of the 5th St. Petersburg Workshop on Simulation*, Petersburg, 26 June-2 July 2005, 45-50.
- [27] Ma, H.G., Jiang, Q.B., Liu, Z.Q., Liu, G. and Ma, Z.Y. (2010) A Novel Blind Source Separation Method for Single-Channel Signal. *Signal Processing*, **90**, 3232-3241. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2010.05.029>
- [28] Mijovic, B., De Vos, M., Gligorijevic, I., Taelman, J. and Van Huffel, S. (2010) Source Separation from Single-Channel Recordings by Combining Empirical-Mode Decomposition and Independent Component Analysis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **57**, 2188-2196. <https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2051440>

- [29] Cheng, X., Zheng, Y., Tao, Y., Chen, Z. and Chen, Y. (2007) Independent Sub-Band Functions: Model and Applications. *Proceedings of IJCNN*, Orlando, 12-17 August 2007, 361-365. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2007.4370983>
- [30] Berangi, R. and Leung, P. (2001) Indirect Co-Channel Interference Cancelling. *Wireless Personal Communication*, **19**, 37-55. <https://doi.org/10.1023/A:1011956224541>
- [31] Szu, H., Chanyagorn, P. and Kopriva, I. (2002) Sparse Coding Blind Source Separation through Powerline. *Neurocomputing*, **48**, 1015-1020. [https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(02\)00595-7](https://doi.org/10.1016/S0925-2312(02)00595-7)
- [32] 陆凤波, 黄知涛, 姜文利. 基于 Fast-ICA 的 CDMA 信号扩频序列盲估计及性能分析[J]. 通信学报, 2011, 32(8): 136-142.
- [33] 彭耿, 王丰华, 黄知涛, 姜文利. 单通道混合信号中周期信号的盲分离[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2010, 37(4): 42-45.
- [34] Jang, G.J., Lee, T.W. and Oh, Y.H. (2003) Single Channel Signal Separation Using MAP-Based Subspace Decomposition. *Electronics Letters*, **39**, 1766-1767. <https://doi.org/10.1049/el:20031122>
- [35] Roweis, S.T. (2003) Factorial Models and Refiltering for Speech Separation and Denoising. *Proceedings Eurospeech*, Geneva, 1-4 September 2003, 1009.
- [36] Ozerov, A., Philippe, P., Bimbot, F. and Gribonval, R. (2007) Adaptation of Bayesian Models for Single-Channel Source Separation and Its Application to Voice/Music Separation in Popular Songs. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, **15**, 1564-1578. <https://doi.org/10.1109/TASL.2007.899291>
- [37] Radfar, M.H., Dansereau, R.M. and Sayadiyan, A. (2008) Speaker-Independent Model-Based Single Channel Speech Separation. *Neurocomputing*, **72**, 71-78. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2007.12.049>