

盲信号分离技术与算法综述

周治宇 陈 豪

(中国空间技术研究院西安分院空间微波技术国家级重点实验室 西安 710100)

摘 要 盲信号分离技术是从接收信号中恢复未知源信号的有效方法,已经成为神经网络和信号处理等领域新的研究热点。首先介绍盲信号分离的发展状况,然后在介绍了盲信号分离的线性瞬时模型、线性卷积模型和非线性模型的基础上,对相应模型求解算法的基本原理、特点进行了阐述,接着还对与盲信号分离紧密相关的盲信号抽取技术进行了综述,最后指出盲信号分离技术的研究方向和广阔的应用前景。

关键词 盲信号分离,独立分量分析,盲源分离,综述

中图分类号 TN911.7 **文献标识码** A

Research and Survey on Algorithms of Blind Signal Separation Technology

ZHOU Zhi-yu CHEN Hao

(National Key Laboratory of Space Microwave Technology, China Academy of Space Technology(Xi'an), Xi'an 710100, China)

Abstract Blind signal separation(BSS) is a useful technology which can recover the unknown source signals from the received signals. It has become a new research hot spot of neural network and signal processing. We first introduced the development of BSS and then introduced the BSS's math models which containe linear instant model, linear convolutive model and nonlinear model. We also analysed the algorithms' principal and characteristic of every model and introduced blind signal extraction technology which is closed to BSS. Finally, we pointed out the research direction and wide foreground of BSS.

Keywords Blind signal separation, Independent component analysis, Blind source separation, Survey

从字面意思理解,信号分离就是从接收到的混合信号(典型情况下是感兴趣信号+干扰+噪声)中分别分离或恢复出原始源信号。信号分离是信号处理中的一个基本问题。各种时域滤波器、频域滤波器、空域滤波器或码域滤波器都可以看作是一种信号分离器,完成信号分离任务。只不过这时的“分离”仅仅是分离出需要的感兴趣的信号而已,与前面讲的“分离”稍有不同。由此可见,信号分离是许多信号处理共性的体现。在已知源信号和传输通道的先验知识时,上述通过滤波的信号处理能够在一定程度上完成信号分离的任务。然而,在没有源信号和传输通道先验信息时,通过滤波的方法根本就无法完成信号分离的任务,必须通过盲信号分离技术来解决。

盲信号分离也可以称为盲源分离^[1](BSS, Blind Signal/Source Separation),其含义是在不知道源信号及信号混合参数的情况下,仅根据观测到的混合信号估计源信号。独立分量分析(ICA, Independent Component Analysis)是为了解决盲信号分离问题而逐渐发展起来的一种新技术。目前盲信号分离大部分都采用独立分量分析的方法,即将接收到的混合信号按照统计独立的原则通过优化算法分解为若干独立分量,这些独立分量作为源信号的一种近似估计。因此许多文献经常将 BSS 与 ICA 不加区分地混用。

事实上,盲信号分离中要处理的问题在数学上是欠定的,因此结果不可能唯一,即分离结果存在两个不确定性:分离结果排列顺序不确定、分离结果幅度不确定。由于要传送的信息往往包含在信号波形中,因此这两个不确定性并不影响在实际中的应用。

1 盲信号分离技术的发展概况

盲分离的真正进展是在 20 世纪 80 年代后期,先驱性的工作主要由 Jutten 和 Herault 在 1986 年完成^[1];他们提出一种自适应的算法,完成了两个混迭源信号的分离。后来, Jutten, Herault, Comon, Sorouchyari 等人于 1991 年在“Signal Processing”上发表了关于盲源分离的 3 篇经典文章,标志着盲分离问题研究获重大进展^[3-5]。与此同时, L. Tong^[6]等人于 1991 年对盲分离问题的可辨识性进行了初步研究,直到 1996 年曹希仁^[7]才彻底解决了盲分离的可解性条件。

1994 年, Comon^[2]系统地分析了瞬时盲信号分离问题,同时明确地引入独立分量分析(ICA)的概念,证明了只要恢复出混合信号中各个信号之间的相互独立性,就可以完成对源信号的分离。可以说, Comon 的工作实际上使得对盲信号分离算法的研究变成了对独立分量分析的代价函数以及其优化算法的研究,使得以后的算法设计开始有了明确的理论依

到稿日期:2008-12-04 返修日期:2009-02-10 本文受国家重点实验室基金项目(9140C5305020705, 9140C5306030707)资助。

周治宇(1979-),男,博士生,主要研究方向为卫星通信、阵列信号处理等, E-mail: yuzhizhou504@yahoo.com.cn; 陈豪(1944-),男,研究员,博士生导师,主要研究方向为卫星通信、卫星抗干扰等。

据。

之后,涌现了一大批优秀的盲分离算法。A. J. Bell 和 T. J. Sejnowski^[8]于 1995 年提出了信息最大化法 (Informax), T. Lee^[9]于 1999 年对此算法进行了改进 (ExInformax); J. F. Cardoso 于 1996 年提出了非线性 PCA 算法^[10],并于 1997 年提出了最大似然算法^[11]。Amari^[12]于 1998 年提出了基于自然梯度的互信息最小算法,降低了算法计算量。Hyvarinen 和 Oja 于 1997 年提出了盲分离中的定点算法 FastICA^[13],为进一步的实际应用打下了坚实基础。进入新世纪后,随着基本盲分离理论的逐渐成熟,越来越多的学者投入到扩展的盲分离问题的研究中,促进了含噪盲分离、欠定盲分离、卷积盲分离及非线性盲分离等的发展。

在此基础上,相关的理论总结和专著不断涌现,进一步促进了学科的发展。“Proceedings of IEEE”1998 年 10 月的论文集是盲信号处理专辑^[14,15], Haykin^[16,17], Hyvarinen^[18], Cichocki^[19]等人相继出版了盲信号分离方面的专著。国内除了吴正国^[20]、周宗潭^[21]等人翻译国外的经典专著外,杨福生^[22]、马建仓^[23]和史习智^[24]等人也相继出版了盲信号分离方面的专著,对国内盲信号分离的研究起了积极推动作用。

目前公认的在盲信号分离领域做得较成功的几个研究小组如表 1 所列。

表 1 盲信号分离领域代表性研究机构、专家及成果表

| 代表性研究机构 | 代表性专家 | 代表性成果 |
|--------------------|-----------------------------------|-----------------------|
| 美国加州大学圣地亚哥分校及索克研究所 | Sejnowski, Bell, Lee 等 | 信息极大化及扩展算法等 |
| 芬兰赫尔辛基工业大学 | Oja, Karhunen, Hyvarinen 等 | 非线性 PCA 及 FastICA 算法等 |
| 日本 Riken 脑科学研究所 | Amari, Cichocki, Choi 等 | 互信息最小算法,自然梯度等 |
| 法国 CNRS 及 ENST | Cardoso, Comon, Herault, Jutten 等 | H-J 算法, ICA, JADE 算法等 |

自 1999 年起,国际上几个主要的研究小组分别轮流举办了多次独立分量分析和盲源分离的国际专题会议 (International Conference on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation),表 2 列出了这几次会议举办的时间和地点。

表 2 历届盲信号分离领域国际会议

| 届数 | 时间 | 地点 |
|----|-------------|----------------------------|
| 1 | 1999 年 1 月 | 法国 Aussois |
| 2 | 2000 年 6 月 | 芬兰赫尔辛基 |
| 3 | 2001 年 12 月 | 美国 San Diego |
| 4 | 2003 年 4 月 | 日本 Nara |
| 5 | 2004 年 9 月 | 西班牙 Grandada ¹⁾ |
| 6 | 2006 年 3 月 | 美国 Charleston |
| 7 | 2007 年 9 月 | 英国 London |
| 8 | 2009 年 | 巴西 Paraty |

可见对于这个领域的研究,正越来越受到人们的关注和重视。

2 盲信号分离的模型

根据混合过程的不同,盲信号分离的数学模型可以分为两种,即源信号经过线性混合的线性盲分离和源信号经过非线性混合的非线性盲分离。线性盲分离又可以分为没有信号

时延的瞬时线性盲分离和有信号时延的卷积盲分离。非线性盲分离可以分为一般意义下的非线性盲分离和特殊的非线性盲分离,其中后非线性盲分离是研究得最多的一种模型。

2.1 线性模型

2.1.1 线性瞬时模型

线性瞬时模型是盲信号分离中最简单也是最基础、最重要的一种模型,可以用下式表示

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

其中, $x(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)]^T$ 表示 m 个传感器阵列接收到的观测信号矢量; $s(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k)]^T$ 表示 n 个未知的源信号矢量; $n(k)$ 是 m 维的加性噪声,一般假设较小,可以忽略; A 是 $m \times n$ 的未知混合矩阵; k 是离散时间变量,为了书写简单,下面叙述将其略去。

盲信号分离的任务是在未知 s 和 A 的情况下,仅通过对 x 的处理,得到分离矩阵 W ,求出源信号 s 的估计 y ,如下式所示

$$y = Wx = WA s \quad (2)$$

当 WA 是一个每行每列只有一个非零元素的矩阵时,就达到了恢复源信号的目的。

图 1 是盲信号分离系统的示意框图。前面部分是未知源信号的混合过程,这部分对信号处理端是全“盲”的;后半部分是盲信号分离过程,通过处理观察信号,得到分离信号。盲信号处理中一般首先需要对混合信号进行“白化”预处理^[21](有些算法不需要,但是建议采用),然后对预处理后的信号进行盲分离。

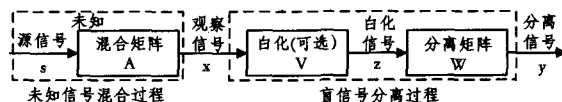


图 1 盲信号分离系统示意框图

2.1.2 线性卷积模型

当接收信号为源信号不同时延的线性组合时,其模型如下式所示

$$x(k) = \sum_{p=-\infty}^{\infty} A(p)s(k-p) + n(k) \quad (3)$$

$$A(p) = \begin{bmatrix} a_{11,p} & \dots & a_{1m,p} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1,p} & \dots & a_{mm,p} \end{bmatrix}$$

其中, $A(p)$ 表示延迟为 p 时的混合滤波器矩阵, a_{ij} 表示第 j 个源信号到第 i 个传感器之间的响应。其它参数与线性瞬时模型时一样。

卷积模型的盲信号分离就是寻找一个 L 阶的 $n \times m$ 的分离滤波器矩阵 $W(q)$,使得

$$y(k) = \sum_{q=0}^Q W(q)x(k-p) \quad (4)$$

是源信号的估计。

2.2 非线性模型

2.2.1 一般非线性模型

非线性模型是线性模型的一个自然推广,并且能刻画现实中大量存在的各种非线性混合情况。一般的非线性模型如下式所示

¹⁾有的文献认为 ICA2004 的举办地点为日本的 kyoto,这是不对的。

$$x(k) = f(s(k)) + n(k) \quad (5)$$

其中, f 是一个从 R^n 到 R^m 的可逆非线性实值映射。非线性盲信号分离就是在未知 s 及 f 情况下求得一个映射 $g: R^m \rightarrow R^n$, 求得 s 的估计, 即

$$y(k) = g(x(k)) \quad (6)$$

2.2.2 后非线性模型

非线性盲信号分离远比线性盲信号分离复杂, 如果没有其它约束, 很难得到一个有意义的解, 因此必须对非线性混合过程进行必要约束。其中, 后非线性模型 (PNL, Post Non-Linear) 限制非线性混合过程为先进线性混合, 然后才进行非线性混合。PNL 作为一种可解的且具有很强实际意义的模型, 得到了广泛的研究。PNL 模型如图 2 所示。

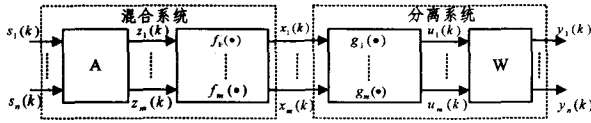


图2 PNL盲信号分离模型

混合过程如下式所示

$$\begin{aligned} z &= As \\ x &= f(z) = f(As) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, z 是线性混合后的信号, x 是非线性混合后的信号。除了 x 已知外, 其它都是未知的。分离过程如下式所示

$$\begin{aligned} u &= g(x) \\ y &= Wu = Wg(x) = Wg(f(As)) \end{aligned} \quad (8)$$

在 PNL 中, 由于有线性混合部分, 因此相应地也存在瞬时线性混合和卷积线性混合的 PNL, 这里就不再讨论。

3 盲信号分离算法

盲信号分离算法可以按照不同的标准进行分类。下面从算法针对的数学模型不同将算法大致分为 3 类: ①针对线性瞬时模型的分离算法, 本文将重点介绍; ②针对卷积线性模型的分离算法; ③针对非线性模型的算法。

3.1 线性瞬时模型盲分离算法

线性瞬时模型的分离算法亦称为盲信号分离算法的基本算法, 其它模型的算法大都是从这些算法中引申得到的。基本算法大致可以分为自适应算法、快速算法和基于累积张量的算法。

3.1.1 自适应算法

①信息最大化算法 (Informax): 是 Bell 和 Sejnowski 基于信息论的方法提出的一种算法^[8], 其主要思想是先使分离信号通过一个非线性函数作用 (代替对高阶统计量的估计), 然后最大化输出信号的熵。分离矩阵 W 的自适应更新公式如下

$$\Delta W \propto (W^T)^{-1} - 2g(y)x^T \quad (9)$$

其中, $g(y) = \tanh(y)$ 。由于非线性函数与超高斯型源信号的分布函数匹配, 因此只能分离超高斯信号。

上面的迭代公式是基于随机梯度得到的, 由于需要进行矩阵求逆, 因此计算效率较低。后来 Cardoso^[10] 和 Cichocki^[24] 分别提出了相对梯度和自然梯度概念 (它们之间是等价的), 从而避免了矩阵求逆, 简化了算法, 如下式所示

$$\Delta W \propto [(W^T)^{-1} - 2g(y)x^T] \cdot W^T W = [I - 2g(y)y^T] W \quad (10)$$

②扩展的信息最大化算法 (ExInformax): 亦称负熵最大化算法, 是由 Girolami 和 Fyfe 于 1997 年提出的^[9], 可以同时分离超高斯和亚高斯源信号。其算法更新公式如下

$$\Delta W \propto [I - K_4 \tanh(y)y^T - yy^T] W \quad (11)$$

其中, $K_4 = \text{diag}(\text{sign}(k_4(y_i)))$, $k_4(y_i)$ 是 y_i 的峭度, $\text{sign}()$ 是符号函数, $\text{diag}()$ 是将向量变为对角阵的函数。

③非线性主分量分析 (NLPCA, NonLinear Principal Component Analysis): 是主分量分析的推广。将非线性引入 PCA, 可以实现信号高阶去相关。借助独立性的等变量自适应分离 (EASI, Equivariant Adaptive Separation via Independence) 算法^[10] 就是 NLPCA 算法中的一种经典算法。其后发展起来的很多其他神经网络算法都可以看作是 EASI 算法的特例或推广。它的更新公式为

$$\Delta W \propto [-\varphi(y)y^T + y\varphi^T(y) - yy^T] W \quad (12)$$

其中, 非线性函数 $\varphi(y)$ 由源信号的峰度来确定:

$$\varphi(y) = \begin{cases} \tanh(y) - y, & \text{超高斯信号源} \\ y^3, & \text{高斯信号源} \end{cases}$$

④互信息最小 (MMI, Minimum Mutual Information) 算法^[18]: 是利用分离后信号互信息最小来进行盲信号分离的。其中在最小化互信息过程中需要用到概率密度的 Gram-Charlier 展开式, 最后得到的更新公式为

$$\Delta W \propto [I - \zeta(y)y^T] W \quad (13)$$

非线性函数为

$$\zeta(y) = \frac{3}{4}y^{11} + \frac{25}{4}y^9 - \frac{14}{3}y^7 - \frac{47}{4}y^5 + \frac{29}{4}y^3$$

这些自适应算法在一定条件下都可以在形式上统一为 $\Delta W \propto [I - \Psi(y)y^T] W$, 不同点在各个算法中的非线性函数 $\Psi(y)$ 不同, 如表 3 所列。

表3 自适应算法的统一形式

| 算法 | 分离矩阵更新公式 | 统一形式的非线性函数 |
|---|--|-------------------------------------|
| Informax | $[I - 2g(y)y^T] W$ | $2g(y)$ |
| ExInformax | $[I - K_4 \tanh(y)y^T - yy^T] W$ | $K_4 \tanh(y) + y$ |
| EASI | $[I - \varphi(y)y^T + y\varphi^T(y) - yy^T] W$ | $\varphi(y) + y\varphi^T(y)y^T - y$ |
| MMI | $[I - \zeta(y)y^T] W$ | $\zeta(y)$ |
| 统一的自适应算法更新公式: $\Delta W \propto [I - \Psi(y)y^T] W$ | | |

还有其它一些自适应算法 (如最大似然分离算法和 Bussgang 算法) 也可以归纳到上面的统一公式里面, 这里就不再赘述。事实证明, 这里的非线性函数的选取虽然不是任意的, 但是具有很大的灵活性, 可以不必拘泥于算法推导时候的非线性函数。这为算法的创新提供了一个较好的方法。

3.1.2 快速算法 FastICA

自适应算法的优点是能在变化环境下自适应, 缺点是收敛速度比较慢, 且取决于学习速率。学习速率选取不当, 有可能导致算法不收敛, 因此需要寻找一种收敛速度快且容易使用的盲分离算法, FastICA 就是具有这样优点的一种重要算法。

芬兰学者 Hyvarinen 等人于 1997 年首次提出了基于峭度的 FastICA 算法^[13], 又在 1999 年提出了基于负熵的改进 FastICA 算法^[26]。由于该算法收敛速度特别快, 因此也被称为“快速 ICA 算法”。它可能是目前实际应用最广泛的一种算法。

FastICA 算法是基于非高斯性最大化原则得到的一种批处理算法。峭度和负熵都可以作为非高斯性的度量, 但是峭

度不是一个鲁棒的度量,因为样本中某个不准确的价值会使峭度发生非常大的变化;而负熵则能很好克服这一缺点,是一个鲁棒的度量,因此基于负熵的 FastICA 算法性能更好些。

FastICA 算法是一种批处理的算法,它每次从混合信号中只提取出一个信号,然后通过一种“紧缩”的正交化处理,使得被提取出的信号下次不会再次处理。这样,经过这两个步骤的不断进行,就可以完成盲信号分离的任务。

3.1.3 基于累积张量的算法

张量可以认为是矩阵或线性算子的推广,而累积张量可以认为是协方差矩阵的推广。协方差矩阵是二阶累积张量,四阶累积张量就是四阶累积量。PCA 是利用协方差矩阵的特征分解使数据不相关。作为这一原理的推广,可以利用四阶累积张量使四阶累积量为零,使数据相互独立,达到分离的目的^[21]。

①四阶盲辨识(FOBI, Fourth Order Blind Identification):是 Cardoso 于 1989 年提出的利用四阶统计量对信号进行盲分离和辨识的方法^[27]。它的基本思想可以解释为:对加权协方差矩阵的特征分解。加权协方差矩阵为

$$\Omega = E\{\|z\|^2 z z^T\} \quad (14)$$

其中, z 是白化后的信号(如图 1 所示); $\|z\|^2 = z^T z$, 是加权的权系数。对 Ω 进行特征分解后,可以得到分离矩阵以及包含源信号四阶矩的对角阵。

FOBI 可能是求解盲信号分离最简单的方法,它与白化的复杂度是一样的,因而在计算上十分高效。然而,该算法只能在源信号的峭度各不相同同时才能使用,这在一定程度上限制了算法的应用。

在含噪声的情况下对 FOBI 算法进行了扩展,主要包括“扩展的 FOBI(EFOBI)”算法^[28]和多信号盲提取算法^[29](A-MUSE, Algorithm for Multiple Unknown Signals Extraction)。算法由于利用了时间信息,可以处理含高斯白噪声的混合信号的分离,且计算较简单。

②特征矩阵联合近似对角化(JADE, Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices):是 Cardoso 于 1999 年提出的^[30]。JADE 算法是 FOBI 算法的推广和改进,可以解决源信号具有相同峭度信号的分离问题。算法通过对信号四维累积张量矩阵的特征分解和联合对角化,得到分离矩阵和源信号的估计。JADE 算法需要的存贮空间较大,适用于低维情况。

除了上面讨论的算法外,还有最大峰度算法(Maxkurt)以及它与 JADE 算法相结合的盲分离移位阻断法(SHIBBS, Shift Block Method of Blind Separation),还有其它一些二阶盲分离算法,这里不再赘述了。

3.1.4 其它的瞬时盲分离方法

上面讨论的盲信号分离方法大部分都是用 ICA 的方法进行信号分离的,主要假设源信号是统计独立的,且没有时间结构。这时可以通过优化反映信号独立性或非高斯性的代价函数,得到信号分离的结果。这种方法往往会直接或间接用到信号的高阶统计量信息,且对多于一个高斯分布的源信号的混合不适用。

事实上,如果知道源信号一些其他信息,则使用二阶统计量就可以进行信号分离。在实际应用中,源信号往往是时间信号,因此可以利用其在不同时延下的协方差信息来降低对统计独立性的限制条件。用二阶统计量方法便可估计混合矩

阵和源信号。这种方法不允许分离功率谱形状相同或统计独立的源信号。如果源信号还是二阶非平稳的,则可以用基于二阶统计量的方法分离具有相同功率谱形状的源信号。

3.2 线性卷积模型盲分离算法

线性卷积模型比线性瞬时模型复杂,其方法大概可以分为以下几类。

3.2.1 转化为线性瞬时盲分离

如果通过一定的变形,能将线性卷积模型转化为线性瞬时模型,则可以用前面介绍的线性瞬时盲分离算法来解决卷积问题。实践证明这种方法是可行的^[21]。定义

$$\tilde{s}(k) = [s_1(k), s_1(k-1), \dots, s_1(k-L+1), s_2(k), s_2(k-1), \dots, s_2(k-L+1), \dots, s_n(k), s_n(k-1), \dots, s_n(k-L+1)]^T \quad (15)$$

$$\tilde{x}(k) = [x_1(k), x_1(k-1), \dots, x_1(k-L+1), x_2(k), x_2(k-1), \dots, x_2(k-L+1), \dots, x_n(k), x_n(k-1), \dots, x_n(k-L+1)]^T \quad (16)$$

则卷积混合模型可以写为 $\tilde{x} = \tilde{A}\tilde{s}$ 。其中, \tilde{A} 是由系数 $a_{ij,p}$ 组成的滤波器组按适当的顺序排列成的数组。这样就将卷积模型转化为线性瞬时模型,可以用前面介绍的方法进行求解。只是现在未知数的维数是原来的 L 倍,有可能导致维数灾难。

3.2.2 转化到频域进行盲分离

上面是从时域,通过重新组合得到线性瞬时混合模型,其实还可以利用傅里叶变换的方法在频域转换为线性瞬时混合模型,经过分离后,再转换到时域即可^[31]。其理论基础为:时域卷积在频域为乘积和频域变换,不改变混合矩阵。实际使用的频域变换都是采用短时傅里叶变换,各个数据窗口分别进行频域变换,这有可能造成盲分离中次序的不确定性导致各个频段分离出的信号不能正确拼接的问题。然而与时域算法相比较,频域算法能大大降低计算量,实际应用中具有较大优势。需要特别注意的是,在频域求解盲分离问题时,要处理的数据是复数,需要用到适用于复数的盲分离算法。

3.2.3 Bussgang 算法

卷积混合盲分离的许多思路来自盲去卷积的工作。Bussgang 算法^[17](1996 年提出)是盲解卷中发展较早、变种较多、至今仍在通信等领域广泛应用的方法,该方法可以用来进行卷积混合信号的盲分离。其主要过程是使分离后的信号经过一个非线性函数作用,并用非线性函数输出与分离后的信号的差值来调整分离矩阵,类似于 LMS 的过程。Bussgang 算法应用随机梯度使代价函数最小化,比较简单,易于实现,不足是存在局部极小点,可能收敛到错误的解。根据非线性函数的不同,Bussgang 的类型也不同,常用的有 Sato 算法、Godard 算法和 CMA 算法。

3.2.4 高阶统计量方法

直接利用时空高阶统计量准则来解决卷积混合的盲分离方法也很多。有文献利用互累积量矩阵来解决卷积分离的问题^[32];有的文献利用高阶谱或多谱对最小相位系统进行卷积盲分离;还有文献利用极大化峭度平方和来估计整个分离系统。时空去相关方法和子空间方法也可以用于卷积盲分离模型中。

3.3 非线性模型盲分离算法

前面讨论的都是基于线性混迭情况下的盲信号分离问

题。在实际的工作环境中,理想的线性混迭环境其实是不存在的,因此需要研究非线性混合时的盲分离问题。Hyvarinen, Taleb 等人在 1999 年对非线性问题解的存在性和不确定性进行了较深入的研究^[33],证明了解的存在性。然而由于高度的非线性,导致解是非唯一的。此时,寻找相互独立的输出信号并不能反映源信号的有用信息,必须附加其它信息。已经提出的非线性算法大致可以分为两种:一种是针对一般的非线性模型的算法;另一种是针对特定模型(如 PNL)的算法。

3.3.1 一般非线性模型的分离算法

①自组织映射(SOM, Self-Organizing Map)算法^[34]:通过抽取信号中的非线性特征来解决一般的非线性盲分离问题。当源信号服从(或近似服从)均匀分布时,基于 SOM 的非线性映射能够分离出近似的源信号;而当真实源信号非均匀分布时,此方法不可避免地造成失真。随着源信号数目的增加, SOM 方法的计算复杂度也迅速增加。这些不利条件限制了它的应用。有文献提出了一种生成地形映射(GTM)方法^[35],放松了源信号服从均匀分布的约束条件。

②多变量贝叶斯学习方法:亦称为贝叶斯集合学习方法^[36],利用一个适合于估计后验分步参数的极限分布来实现源信号的分离。该法最早应用于线性 BSS 中,后来才被 Lapalainen, Valpola 等人应用到非线性 BSS 中。这些方法利用多层感知器(MLP)网络对含噪的非线性映射进行模拟,只要有足够数目的隐神经元,该网络就能以任意精度近似任何非线性映射。学习过程是基于无监督贝叶斯总体学习,这与标准的反向传播算法不同。但是这类方法具有计算复杂度高,且学习过程中容易陷入局部最小值的缺点,限制了算法的应用。

③遗传算法:为了改善非线性函数的参数估计性能,避免学习过程中出现大量局部极小问题, Rojas 等人引入了遗传算法^[37](GA, Genetic Algorithms)。他们使用 GA 算法来优化非线性函数的参数,同时利用自然梯度法得到分离矩阵,可以避免局部最小解而得到近似全局最优解。

除了上面介绍的几类方法外,还有基于 Infformax 推广、基于径向基神经网络、基于核非线性 ICA 等多种算法来解决非线性盲分离问题。

3.3.2 PNL 的分离算法

针对 PNL 模型的盲分离算法大都包括两步:第一步,非线性处理,由非线性校正函数消除原来非线性混合时的非线性畸变的影响,得到近似线性的混合信号;第二步,线性分离,分离经非线性处理后的近似线性混合的信号,通过线性处理得到的分离矩阵使输出信号尽可能相互独立。Taleb^[33]利用 MMI 算法的思想成功实现了对 PNL 的分离,后来 Achard 等人对算法进行了推广,扩大了应用范围。Yang 和 Amari 等利用信息后向传播(BP, Back-Propagation)算法进行 PNL 的分离;Puntonet 等人使用几何思想和神经网络相结合的方法实现一类特殊的 PNL 的分离。

4 盲信号抽取

事实上解决盲分离问题有两种思路:一种是同时分离所有的源信号(甚至包括噪声),另一种不是同时分离所有源信号,而是逐个地、按一定顺序地提取源信号。后一种方法可以称为盲信号抽取(BSE, Blind Signal Extraction)。在许多盲信

号分离问题中,可能并不需要将所有的源信号都恢复出来,有时只需要确定一个或者几个具有特殊性质的感兴趣的信号,而舍弃其它不感兴趣的源信号和噪声信号,这时 BSE 就是一个很自然的选择。

BSE 算法一般包括抽取与紧缩两个过程,它们是级联的。按照抽取的次序每次抽取出一个独立信号,然后通过紧缩过程从混合信号中减去已抽取的信号。如此循环,直到分离出所有感兴趣的信号为止。目前 BSE 算法主要有两种类型:一种是基于信号高阶统计量的算法, FastICA 算法也可以归纳到这一类;另一种是基于线性预测的时间相关的源信号的提取。

与同时分离所有源信号的方法相比,盲抽取方法具有以下几个优点:①可按照源信号的特征(如峭度、稀疏性、非高斯性和平滑性等)以特定的顺序进行抽取;②可以在抽取的每个阶段针对所要抽取的信号的特征提出不同的准则进行抽取;③可以仅仅抽取感兴趣的少数源信号,减少计算量和计算时间;④盲抽取算法往往比同时分离算法要简单。但是,盲信号提取方法在紧缩过程的误差会累积,容易导致病态问题,因此性能比同时分离的方法稍差。

结束语 盲信号分离技术由于具有广泛的应用前景,吸引了大批优秀学者从事相关的研究,一直是神经网络、信号处理和计算智能学等多个领域共同的研究热点。经过 20 年的发展,在理论和实践方面取得了丰硕的成果。但是也应当看到,这个年轻的学科还存在许多难题有待进一步完善和解决,特别在以下几个方面还需要完善:

低信噪比条件下的盲分离问题;

欠定或病态条件下的盲分离问题,特别是单信道的盲分离问题;

复数情况盲分离;

适用于实际的卷积和非线性盲分离的模型和高效算法;

与其它技术(如粒子滤波等)相结合的盲分离。

任何理论都是为应用服务的,盲信号分离技术也不例外。目前盲信号处理技术已经在生物医学信号处理、语音信号处理、雷达信号分选、电子侦察、数字波束形成、无线通信、地震信号处理、机械故障诊断、图像处理、数字水印、人脸识别和金融数据分析等领域得到了广泛应用。与实际应用相结合,使盲信号分离技术获得了强大的生命力,不断推动着盲信号分离技术向更广、更深的方向发展。反过来,盲信号分离技术的进一步发展,必将对实际应用起到积极的推动和促进作用。

参考文献

- [1] Jutten C, Herault J. Space or time adaptive signal processing by neural network models[C]// Intern. Conf. on Neural Network for Computing, Snowbird(Utah, USA), 1986: 206-211
- [2] Common P. Independent component analysis, a new concept[J]. Signal Processing, 1994, 36: 287-314
- [3] Common P, Jutten C, Herault J. Blind separation of sources, Part II: Problems statement[J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 11-20
- [4] Jutten C, Herault J. Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture[J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 21-30

(下转第 31 页)

- [10] Ali M, et al. MMAC: A mobility-adaptive collision-free mac protocol for wireless sensor networks[C]//Proc. 24th IEEE IPC-CC. 2005
- [11] Pham H, et al. An adaptive mobility-aware MAC protocol for sensor networks(MS-MAC)[C]//Proc. IEEE Int'l Conf. on Mobile Ad hoc and Sensor Systems. 2004
- [12] Wei Ye, et al. Medium Access Control with Coordinated Adaptive Sleeping for Wireless Sensor Networks[J]. IEEE/ACM Trans. Net, 2004
- [13] Ajendran V R, et al. Energy-efficient collision-free medium access control for wireless sensor networks[J]. ACM Sen Sys, 2003
- [14] Zaidi Z R, et al. Mobility Estimation for Wireless Networks Based on an Autoregressive Model[C]//Proc. IEEE Globecom 2004. 2004
- [15] Raja A, et al. A Mobility Adaptive Hybrid Protocol for Wireless Sensor Networks[R]. USC/ISI Technical Report ISI-TR-567. 2003
- [16] Hu H T, et al. Mobile awareness based cluster selection mechanisms in wireless Ad hoc networks[C]//Proc. 2004 IEEE 60th Vehicular Technology Conference. 2004

(上接第 20 页)

- [5] Sorouchyari E. Blind separation of sources, Part III: Stability analysis[J]. Signal Processing, 1991, 24: 21-29
- [6] Tong L, Liu R, Soon V. Indeterminacy and identifiability of blind identification[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1991, 38(5): 499-509
- [7] Cao X R, Liu R. General approach to blind source separation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(3): 562-571
- [8] Bell A J, Sejnowski T J. An Information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural Computation, 1995, 7(6): 1004-1034
- [9] Lee T, Girolami M, Sejnowski T. Independent Component Analysis Using an Extended Information Algorithm for Mixed Sub-Gaussian and Super-Gaussian Sources[J]. Neural Computation, 1999, 9(7): 1483-1492
- [10] Cardoso J F, Laheld B H. Equivariant adaptive source separation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(12): 3017-3030
- [11] Cardoso J F. Informax and maximum likelihood for blind source separation[J]. IEEE Signal Processing Letter, 1997, 4(4): 112-114
- [12] Amari S, Cichocki A. Adaptive blind signal processing-neural network approaches[J]. Proceedings of IEEE, 1998, 86(10): 2026-2046
- [13] Hyvarinen A, Oja E. A Fast Fixed-point Algorithm for Independent Component Analysis[J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483-1492
- [14] Karhunen J, Joutsensalo J. Representation and separation of signals using nonlinear PCA type learning[J]. Neural Networks, 1994, 7: 113-127
- [15] Oja E, Karhunen J, Wang L. Principle and independent components in neural networks-Recent developments[C]//Proc. 7th Italian Workshop Neural Networks, WIRN'95. Vitri, Italy, 1995: 20-26
- [16] Haykin S. Unsupervised Adaptive Filtering: Volume II, Blind Deconvolution First Edition[M]. USA: John Wiley and Sons, 2000
- [17] Haykin S. Unsupervised Adaptive Filtering: Volume I, Blind Source Separation First Edition[M]. USA: John Wiley and Sons, 2000
- [18] Amari S, Cichocki A, Yang H H. A new learning algorithm for blind signal separation[M]. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 1996: 757-763
- [19] Cichocki A, Amari S. Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Applications[M]. First Edition. USA: John Wiley and Sons, 2002
- [20] Cichocki S A. 自适应盲信号与图象处理[M]. 吴正国, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2005
- [21] Hyvarinen A, Karhunen J. 独立成分分析[M]. 周宗潭, 董国华, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2007
- [22] 杨福生, 洪波. 独立分量分析的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006
- [23] 马建仓, 牛奕龙, 陈海洋. 盲信号处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006
- [24] 史习智, 等. 盲信号处理——理论与实践[M]. 上海: 上海交通大学出版社, 2008
- [25] Cichocki A, Unbehauen R, Moszczynski R. A new on-line adaptive learning algorithm for blind separation of source signals[J]. Proc. ISANN94, 1994, 30(17): 406-411
- [26] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634
- [27] Cardoso J F. Source separation using higher order moments[C]//Proc. IEEE ICASSP. 1989, 4: 2109-2112
- [28] Soon V. An extended fourth order blind identification algorithm in spatially correlated noise[C]//Proc. IEEE ICASSP. 1990: 1365-1367
- [29] Tong L. AMUSE, A new blind identification algorithm[C]//Proc. IEEE ISCAS. 990: 1365-1367
- [30] Cardoso J F. Higher order constraints for independent component analysis[J]. Neural Computation, 1999, 11(1): 157-192
- [31] Anemuller J, Kollmeier B. Amplitude modulation decorrelation or convolutive blind source separation[C]//ICA2000. Helsinki, 2000: 215-220
- [32] Nguyen H L. Blind source separation for convolutive mixture [J]. Signal Processing, 1995, 45: 209-229
- [33] Taleb A. Source separation in post-nonlinear mixtures[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(10): 2807-2820
- [34] Pajunen P, Hyvarinen A, Karhunen J. Nonlinear blind source separation by self-organizing maps[C]//Proc. Int. Conf. on Neural Networks(ICANN'96). Bochum, Germany, 1996: 815-820
- [35] Bishop C, Svensen M, Williams C. GTM: The generative topographic mapping[J]. Neural Computation, 1998, 10: 215-234
- [36] Girolami M. Advances in independent component analysis[M]. London: Springer, 2000
- [37] Rojas F. Nonlinear blind source separation using genetic algorithms[C]//ICA2001. San Diego, 2001: 400-405