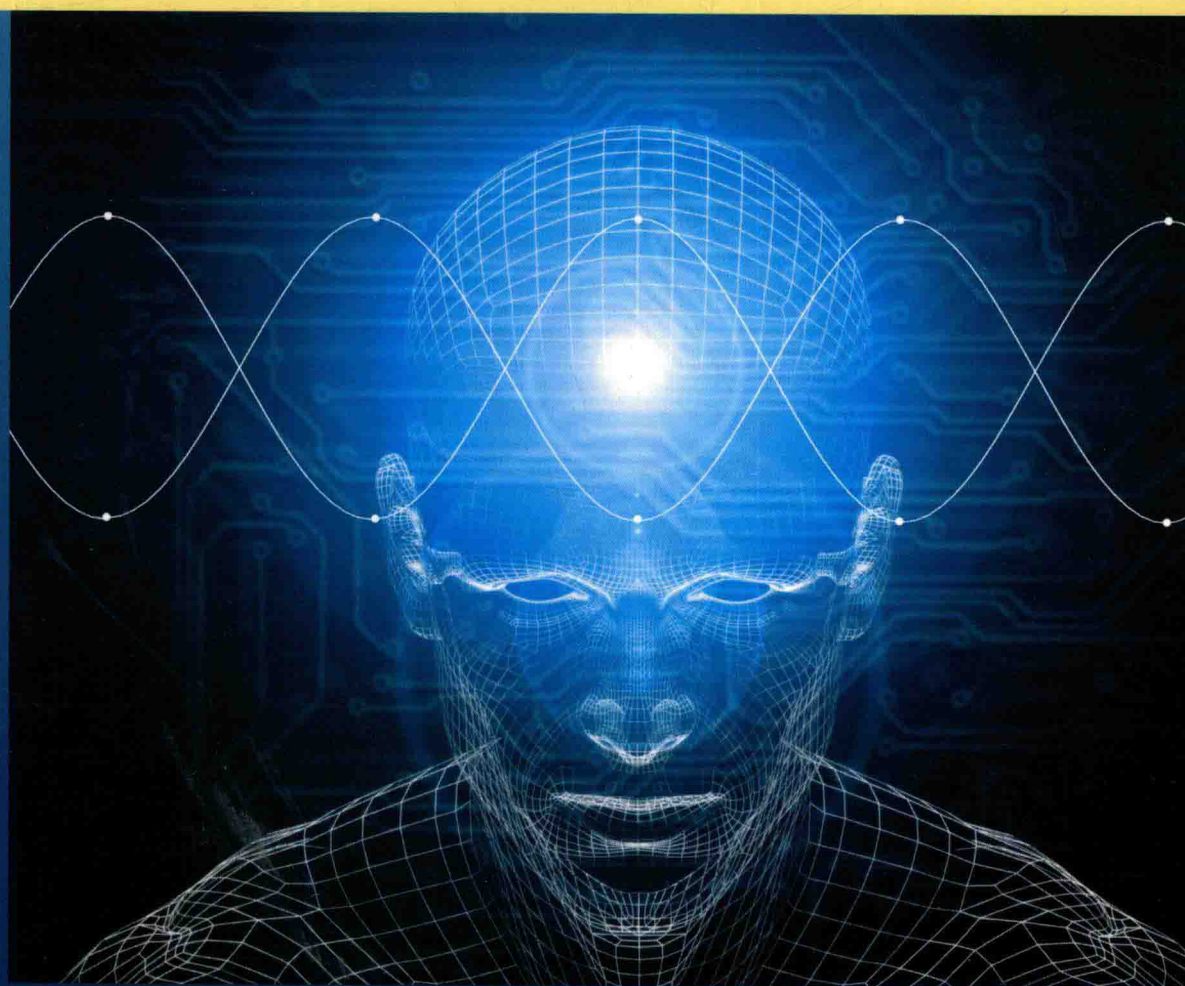


栗科峰 著

盲信号处理技术及工程应用

Blind Signal Processing Technology
And Engineering Application



黄河水利出版社

盲信号处理技术及工程应用

栗科峰 著

黄河水利出版社

· 郑 州 ·

内 容 提 要

本书主要介绍了盲信号处理领域的研究现状以及盲源分离主流方法,并结合科研成果给出盲信号处理技术在多个领域的工程应用,主要包括盲信号处理理论基础、主流盲源分离算法介绍、混合语音信号提取应用、图像恢复与增强应用、生物医学信号应用、通信信号分析应用等。

本书适用于电子、通信、电气工程本科高年级学生和信号处理方向研究生专业课教材或教学参考书。

图书在版编目(CIP)数据

盲信号处理技术及工程应用/栗科峰著. —郑州:黄河水利出版社,2017.11

ISBN 978 - 7 - 5509 - 1887 - 0

I. ①盲… II. ①栗… III. ①盲信号处理 IV. ①TN911.7

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2017)第 277506 号

组稿编辑:李洪良 电话:0371 - 66026352 E-mail:hongliang0013@163.com

出版社:黄河水利出版社

网址:www.yrcp.com

地址:河南省郑州市顺河路黄委会综合楼 14 层

邮政编码:450003

发行单位:黄河水利出版社

发行部电话:0371 - 66026940、66020550、66028024、66022620(传真)

E-mail:hhslebs@126.com

承印单位:虎彩印艺股份有限公司

开本:787 mm × 1 092 mm 1/16

印张:10.5

字数:243 千字

印数:1—1 000

版次:2017 年 11 月第 1 版

印次:2017 年 11 月第 1 次印刷

定价:38.00 元

前 言

盲信号处理(Blind Signal Process, BSP)技术,是 20 世纪 90 年代末期提出的一种新的信号处理方法。现在,盲源分离(Blind Source Separation, BSS)已经成为信号处理领域重要的前沿研究课题之一,是信号处理领域的一个重要分支学科,也是国际公认信息领域的难点技术之一,在语音信号处理、图像信号处理、生物医学信号处理、无线通信信号处理等领域有着广泛的应用潜力。

盲源分离的目标是在缺乏源信号和混合系统先验知识的前提下,从混合观测信号中恢复或估计出原始信号。这样一个看似不可能解决的难题,在一定的假设条件下取得了巨大的成功,很多新颖而有效的解决方案层出不穷,为盲信号处理技术的广泛应用奠定了理论基础。

本书共 6 章,主要围绕盲信号处理技术的基础理论和盲源分离方法在多个专业领域的最新应用展开讨论,具体各章内容如下:第 1 章简要介绍了盲信号处理的研究现状及在各个领域的应用前景;第 2 章主要介绍了盲信号处理的基础理论,围绕盲源分离的数学模型和主流盲源分离算法的实现步骤,重点介绍了基于负熵极大化的 FastICA 算法、基于非高斯性极大化的盲源分离算法、基于信息极大化的 Informax 算法和基于特征矩阵联合近似对角化的 JADE 算法;第 3 章主要介绍了语音信号的分析处理方法,并对语音信号的盲源分离进行了实验验证;第 4 章首先介绍了常规的图像去噪方法,并重点阐述了基于盲源分离的图像去噪方法,然后对独立分量分析在图像盲分离中的应用进行了介绍;第 5 章针对盲源分离在生物医学信号处理中的应用进行了介绍,包括三个应用方向:胎儿心电信号提取、人体脑电信号提取和人体肌电信号分解;第 6 章针对盲信号处理在信息时代无线通信中的最新应用展开讨论,重点介绍了 MIMO-OFDM 系统的盲信道估计方法,并进行了仿真实验。

此外,在本书的撰写过程中参考了大量的文献,在此对相关作者表示衷心的感谢!限于作者水平,书中难免存在疏漏之处,恳请读者在阅读本书过程中批评指正。

作 者
2017 年 9 月

目 录

前 言

第1章 绪 论	(1)
1.1 引 言	(1)
1.2 盲信号处理的研究现状	(6)
第2章 盲信号处理基础理论	(9)
2.1 盲源分离问题的由来	(9)
2.2 盲源分离的数学模型	(11)
2.3 盲源分离的相关数学知识	(14)
2.4 盲源分离的不确定性	(21)
2.5 信号的预处理	(22)
2.6 盲源分离算法的分类及介绍	(24)
2.7 盲源分离的求解过程与评价准则	(33)
第3章 语音信号的盲源分离及应用	(36)
3.1 引 言	(36)
3.2 语音学基础	(36)
3.3 语音信号的分析与处理	(39)
3.4 语音信号的盲源分离方法	(56)
第4章 图像信号的盲源分离及应用	(69)
4.1 引 言	(69)
4.2 常规的图像去噪方法	(70)
4.3 基于盲源分离的图像去噪方法	(82)
4.4 基于独立分量分析的图像盲源分离	(89)
第5章 生物医学信号的盲源分离及应用	(95)
5.1 引 言	(95)
5.2 盲源分离应用于胎儿心电信号提取	(96)
5.3 盲源分离应用于人体脑电信号提取	(115)
5.4 盲源分离应用于人体肌电信号分解	(129)
第6章 通信信号的盲源分离及应用	(139)
6.1 引 言	(139)
6.2 MIMO-OFDM 系统介绍	(142)
6.3 MIMO-OFDM 系统的盲信道估计方法	(149)
6.4 MIMO-OFDM 系统的盲信道估计仿真实验	(154)
参考文献	(160)

第1章 绪论

1.1 引言

通信中的基本问题是要在一端精确或近似地有选择地再现另一端的信息(Claude Shannon, 1948)^[1]。盲信号处理是在缺乏混合系统和源信号先验知识的条件下,仅通过观测信号来恢复出源信号,从而再现另一端的信息。盲源分离(Blind Source Separation, 简称BSS)是一种新兴的研究方法,已经成为盲信号处理的一个重要的研究方向,并在语音信号处理、图像的特征提取与处理、无线通信的信号处理、生物医学信号处理(脑电图EEG、脑磁图MEG、心电图ECG、肌电图EMG)等领域得到了广泛的关注。

事实上,在缺乏混合系统和源信号先验知识的条件下,是不可能唯一地确定源信号的,然而,允许一定程度上的不确定性存在,对源信号加以估计则通常是可能的。这种不确定性可以看作是对被估计的源信号的任意比例的伸缩、排序和时滞,但依然保留了源信号的波形信息。尽管这种不确定性使盲源分离具有一定的局限性,但在许多实际应用中它并非关键问题,因为源信号的大量相关信息蕴含在波形中而不是信号的振幅或者系统输出的排列顺序中,在这种情况下我们允许提取的信号是源信号波形的某种失真形式。

盲源分离起源于对“鸡尾酒会问题”(Cocktail Party Problem)的研究,即人耳可以在多人声嘈杂环境中专注于某个人的声音,从而提取出我们感兴趣的目标语音信息,而我们通过现代仪器却很难模拟人耳的这一功能。如果没有任何假设条件和先验信息,仅由观测信号来确定源信号,从数学原理上讲是不可能的。但是出人意料的是,在一个非常宽松的假设条件下,即假定源信号矢量的各个分量是彼此独立的,同时允许一定的模糊性存在(信号幅度的不确定性和信号分量顺序的不确定性),这一问题通过盲源分离算法是可解的。

在语音信号处理领域,目前的语音识别与降噪增强算法仅能够识别和处理混有环境噪声的语音信号,而对于人声作为背景噪声的混叠语音信号就无能为力了,而盲源分离算法不受语音信号基音和谐波等声音特征的影响,在没有目标语音信号的先验信息条件下,通过利用麦克风阵列来模仿人类的耳朵,将采集到的混叠语音信号进行分离,从而提取出我们感兴趣的目标语音。尤其在数字移动通信高速发展的今天,如何从比较嘈杂的话音环境中分离出我们感兴趣的话音信号,提高输入信号的可懂度将具有广阔的应用前景。

基础理论研究的成熟会促进其在实际应用中的推广,盲源分离已经不再是离我们普通大众遥不可及的东西,随着国民经济的发展,它已经被悄无声息地应用到各行各业。盲源分离在无源声呐雷达探测、地震波探测、图像信号处理以及生物医学信号处理(脑电图(EEG)、脑磁图(MEG)、心电图(ECG)、肌电图(EMG))等领域都具有非常重要的理论价值和实际意义。表1-1所示为盲源分离技术的应用领域情况统计。

表 1-1 盲源分离技术的应用领域

语音信号分离	文档文字处理	无线信号和阵列天线
语音信号的分离 说话人的检测 汽车环境中的语音增强 乐器信号的分离 鼓声的抽取	扫描文档的识别及归类 多媒体数据独立分量分析 扫描文本中主题词的抽取 网页图像修补	自适应波束形成的独立分量分析 CDMA 移动通信中的信号分离 多用户检测 干扰抵消 远程辨识系统的盲源分离
图像处理	生物医学信号处理	工业应用
图像滤波增强及处理 图像无损编码中的独立分量分析 图像纹理的分类 天文图像的盲分离 宇宙背景微波分析 多普勒卫星图像地形分类 视频人脸的检测 数字图像水印技术 图像中反射分离	EEG(脑电图)消噪及源信号抽取 MEG(脑磁图)盲源分离 ECG(心电图)盲源分离 MCG(心磁图)盲源分离 EGG(胃电图)盲源分离 EMG(胃磁图)盲源分离 心室颤抖分析 FMRI 图像的时空分析 脑扫描图像处理	旋转机器的振动分析及故障诊断 机器的声学监测 NMR 光谱和其他谱中各分量的辨识 红外图像独立分量分析 化学反应独立分量分析
环境应用	金融时序分析	生物信息
地震信号分析 地球气流数据分析 火山爆发分析 天气和气候形成分析 气味的独立分量分析	交易率时序预测的预处理 寻找独立股票利润 金融中的独立因素分析	基因分类 DNA 子链中的独立分量分析

1.1.1 语音信号处理领域的应用

盲源分离研究的最初动机便是“鸡尾酒会问题”，在一大堆不和谐的谈话和背景噪声中，集中人的听力于某个谈话者的能力长期以来被认为是一个有趣但又具有挑战性的问题。人们能够在众多的谈话声和噪声中集中听力于某个人的声音，但是通过现代仪器却很难模拟实现这一过程。这种特殊的辨别能力也许是由人类的发声系统、听觉系统或者更为高级的知觉和语言处理特性决定的。

现在考虑在一个典型房间内通过麦克风阵列采集信号并进行语音分离的应用问题。存在 N 个发声源，每个麦克风接收到的信号可以是声源直接传来的信号，也可以是声源发出的信号经过墙壁或房间中的物体几次反射或者衰减延时信号的混合。实际上，经常只有个别信号是我们感兴趣的，如某人对着麦克风讲话，而其他的信号源可视为噪声，这

种情况就是一个噪声消除的问题。如果只有一个麦克风,可以尝试采用普通的去噪方法,如线性滤波,或者更为复杂的技术,如小波和稀疏编码压缩。不过这样的去噪效果是无法令人满意的,而且仅在噪声有明显不同于那些语音信号的频谱特征时,上述方法才能适用。于是,人们提出了采用多个麦克风采集更多的数据,以提高去噪效率。在现实环境中,麦克风相对于信号源的位置是相当随意的,因此混合过程是未知的,只有通过盲估计得到。由此可以知道,这种情况正好符合所谓的盲源分离模型,而该问题就是一种盲源分离问题,我们的目的是设计智能自适应系统及相应的学习算法,这种算法应与人脑具有相似的能力,即能在众多的谈话声中识别出某个人的声音。

盲源分离在语音信号处理中的应用主要表现在以下几个方面:

(1) 混叠语音信号盲分离及基频检测。混叠语音信号可以看作是各路语音信号的线性混合,而每一路语音信号均可视为独立分量,这正好符合盲源分离的假设,故可用盲源分离方法将各路语音信号分离出来,对此传统的单通道处理方法几乎是无能为力的。

(2) 语音增强与消噪。语音在传输的过程中不可避免地会受到周围噪声的干扰,这些干扰使最终接收到的语音并非纯净语音,而是携噪语音,语音中的噪声一般为加性噪声,而且噪声的产生独立于语音的产生。如果将语音和噪声分别看作由独立的信号源产生,然后线性地叠加成携噪语音,则完全可以应用线性盲源分离方法分离语音和噪声,从而达到语音增强的目的。

(3) 助听器。在有两个或两个以上的说话者存在的条件下,有听力障碍的人往往很烦躁,很难把注意力集中到某个人的讲话内容上。可以利用盲源分离技术选择出特定的源信号,使得他们可以清楚地听到想要与之交流的说话人的声音,而不会受到其他外来声音的干扰。传统的助听器仅具有单纯的放大功能和简单的语音滤波器,在噪声环境中,将所有接收到的信号一同放大,导致助听器的功能下降,而将盲源分离技术应用到助听器中,将大大提高这一产品的实用性和市场竞争力。

1.1.2 生物医学信号处理领域的应用

生物学上的源信号通常都很微弱、不稳定,容易被各种噪声和干扰污染,并且通常还相互叠加在一起。除经典信号处理方法(如自适应滤波、参数或非参数谱估计、时频分析和高阶统计量)外,还可以用智能盲信号处理方法(IBSP)进行信号的预处理、噪声和人工干扰的消除,以及根据信号的时空相关性和相互统计相关性来增强、检测、估计生物学信号。

随着盲源分离在医学信号处理方面的成熟应用,尤其是在大脑、心脏等方面疾病的诊断和治疗方面提供了重要的帮助,也使得常规治疗手段向非侵入式转变,不仅减少了病人治疗过程中的痛苦,也改进了疾病诊治的方法,例如通过仪器采集孕妇的混合心电信号,采用盲源分离将母亲的心电信号和婴儿的心电信号分离,从而为医生的诊治提供帮助。此外,盲源分离方法已经成功应用到核磁共振成像的图像信号处理领域,由此可见其发展的速度。基于盲源分离的胎儿心电信号(FECG)的提取结果如图 1-1 所示。

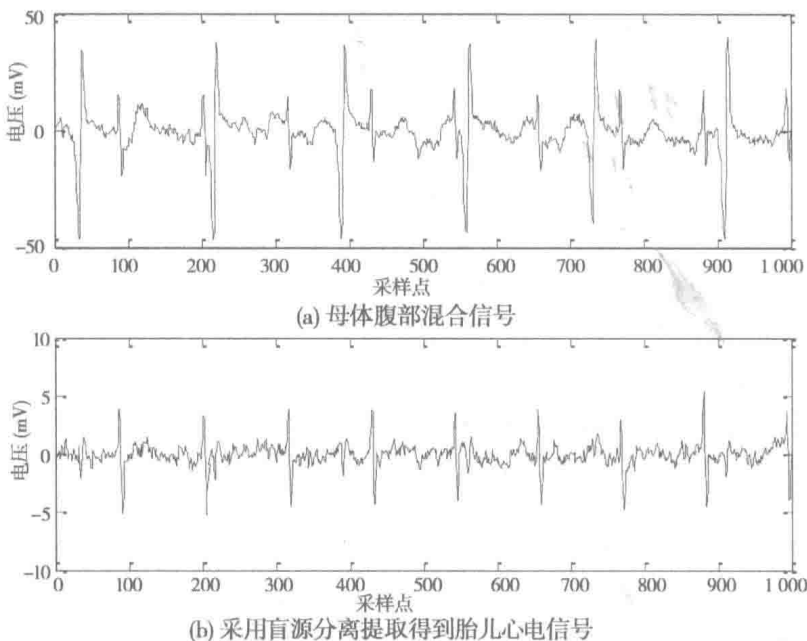


图 1-1 基于盲源分离胎儿心电信号的提取结果

1.1.3 通信领域的应用

盲信号处理模型及其算法在数字通信领域中具有广泛的应用前景,例如高速数字用户线、多通道数字式磁记录和多用户无线通信等,很有可能产生更有效并且计算效率更高的算法。盲源分离算法对于 MIMO 均衡器-滤波器-组合器的统一和优化设计是一种很有前途的工具,它们主要用于抑制诸如符号间干扰(ISI)、同波段或相邻波段间干扰(CCI/ACI)以及多接口干扰(MAI)等。

在数字移动通信系统中,盲源分离技术之所以很有应用潜力,是因为它在进行信道均衡时既不需要天线阵列响应的先验知识,也不需要任何训练信号,甚至在很恶劣的多途衰减环境中,这些算法通常也是稳健的,可以大大提高数字移动通信系统的通信质量。

盲源分离在军事通信领域的应用也极其广泛,如图 1-2 所示,几乎涵盖了军事通信领域的方方面面,包括 GPS 信号分析、无人机侦查、雷达、海军声呐控制等。

在无源声呐和雷达系统的阵列信号处理中,传感器从各个信号源处接收到信号,而源信号完全未知。在军事领域,雷达的作用越来越重要,但是随着现代电子侦察技术的发展,传统的主动雷达为了探测目标必须发出电波信号,很容易因暴露自己而遭到攻击,所以使用受到很大限制。近年来发展起来的无源雷达则不用发射机发射照射信号,而靠接收被探测目标自身辐射源(如机载雷达、通信、应答机、有源干扰机、敌我识别、GPS 导航等电子设备)或反射外辐射信号(如空中已存在的电视信号、通信信号和调频无线电广播信号等)的微波能量来探测目标。无源雷达自身不发射能量,使反辐射导弹等武器失去了引导媒介,不能利用电磁波信号对无源雷达进行捕捉、跟踪和攻击,因此无源雷达的主要优势是保密性能好、生存能力强,并可以探测隐身目标。

无源雷达一般需要多站协同定位,由于几个位置不在同一点的站将收到多个目标的

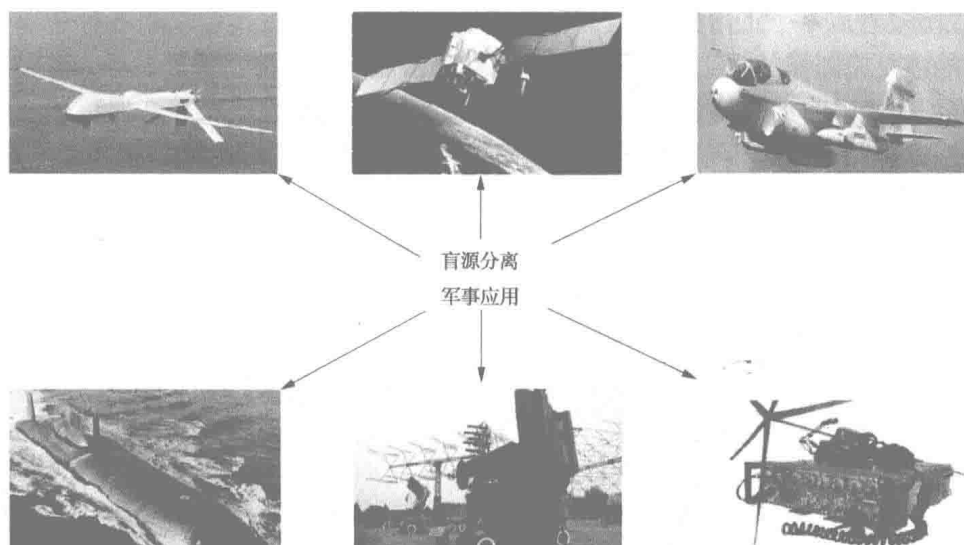


图 1-2 盲源分离的军事应用

信号,系统需要经过复杂的计算才能获取目标的位置,因此下一步是将多个传感器所接收的多个混叠信号进行盲源分离和比对,然后提取感兴趣的目标信息,并消除无用信息和干扰,完成对目标的探测、定位和跟踪。目前,美国、英国、法国和德国等都在开展无源雷达探测方面的研究,其中尤为突出的代表系统是美国洛克希德·马丁公司经过 15 年潜心研究的利用商业电视信号和调频广播信号进行探测和定位的“沉默的哨兵”系统。

2000 年以来,在 DS-CDMA (Direct Sequence - Code Division Multiple Access) 信号处理中,芬兰的一些学者利用伪码周期等参数已知的条件,通过盲源分离算法有效地估计出了 DS-CDMA 信号的信息序列和伪码序列。2003 年,意大利学者将盲源分离技术应用于合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)中,有效抑制了所获得图像信号中的干扰噪声,使得目标图像的质量得到增强,并装备在美军的“捕食者”无人机上。近年,在认知无线电技术的研究领域里也可以发现盲源分离的身影,例如 2010 年美国国防部启动了认知无线电低能量信号分析传感器集成电路(Cognitive Radio Low-energy Signal Analysis Sensor ICs, CLASIC)项目,就是利用了盲源分离中对复杂混合信号的特征提取方面的功能。

1.1.4 数字图像处理领域的应用

数字图像处理的主要任务是将模拟图像信号转换成数字信号,再通过计算机对其进行处理。数字图像处理包含的内容非常丰富,如图像增强、图像识别、图像压缩、图像降噪、图像特征提取、图像复原、图像编码等。计算机和数学理论的发展以及各行各业的应用需求大大推动了数字图像处理技术的发展和进步。

在图像采集和传输等过程中,由于某些特定的原因引入了噪声信号,使图像失真、模糊,夹带各类噪声。例如,卫星接收到的遥感图像会因大气影响变得模糊。为了获得更高质量和清晰度的图像,可以使用图像降噪技术来恢复图像的真实面目,图像降噪技术的关键是根据实际情况建立一个合适的降噪模型。如果将图像的退化过程(图像被噪声信号

污染的过程) 看成一个正向的过程, 那图像降噪就是对应的逆过程, 利用各种逆退化的方法尽可能地复原图像的质量。图像降噪技术的任务是在尽可能不丢失图像大致信息的同时, 去除图像中夹带的噪声信号, 恢复图像原貌。然而, 完全滤除噪声和保留图像细节信息往往难以兼顾。因此, 利用图像降噪技术, 只能做到尽可能抑制噪声, 提高图像质量, 很难保证完全去除噪声。

采用盲源分离方法, 在多种噪声环境下, 降噪性能稳定且良好, 保留了大部分图像原始信息, 能最大程度地滤除图像中的噪声信号。高斯噪声环境下三种方法得到的降噪后的图像如图 1-3 所示。

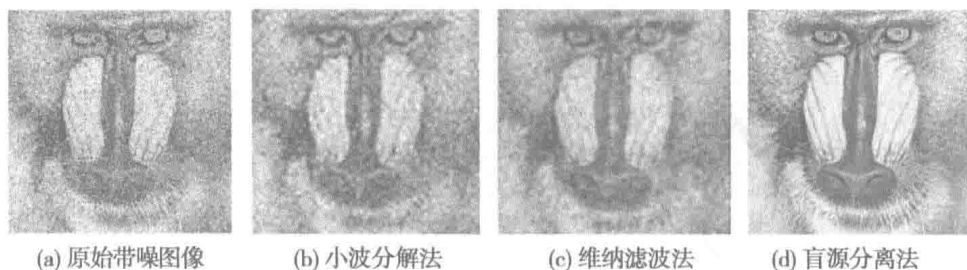


图 1-3 高斯噪声环境下三种方法降噪效果对比

1.2 盲信号处理的研究现状

盲信号处理的发展历程大致可以归为理论的建立、算法的提出、算法的完善以及算法性能分析等几个过程。

法国学者 Herault 和 Jutten 于 1986 年 4 月在美国犹他州举行的 Neural Network for Computing 会议中, 提出了一种基于反馈网络结构的递推算法^[2], 可以实现对相互独立的两个未知混合信号的分离, 但是这种方法仅仅利用了信号的二阶统计特性, 算法的收敛性不尽人意。虽然如此, 两位学者的工作却揭开了一个全新的信号处理研究领域, 这被公认是对盲源分离问题最早的实质性研究工作。

随后, 1987 年 Giannakis 等引入了三阶统计量^[3], 分析并讨论了盲分离的可辨识性问题, 这也是首次将高阶统计量与盲信号的分离问题相结合。1988 年, 学者 Linsker^[4] 提出了最大互信息准则的分离方法。1989 年, J. F. Cardoso^[5] 和 P. Common^[6] 于高阶谱分析会议上发表了两篇关于 ICA (Independent Components Analysis) 方面的论文, 这为独立分量分析研究奠定了理论框架基础。之后, 他们又提出了著名的 JADE (Joint Approximative Diagonalization of Eigenmatrix) 算法^[7], 即矩阵联合对角化 (JADE), 使得混合信号得到很好地分离, 验证了算法的可行性。1991 年被认为是盲源分离研究取得重大进展的一年, 基于 C. Jutten^[8]、Sorouchyari^[9] 和 P. Common^[10] 等的深入研究, 使得盲分离与人工神经网络算法相结合, 获得了著名的 H-J 算法。同时, L. Tong 和 R. W. Li 从数学角度出发, 讨论了盲分离的不确定性和可分离性, 将盲分离问题转化为利用矩阵求解特征值的问题。1994 年, 学者 P. Common^[11] 在主分量分析的基础上建立了独立分量分析的理论架构, 提出了可分离的假设条件, 指出在满足一定条件下, 盲信号混合可以通过对某个目标函数进

行动态优化从而达到分离,使得 ICA 技术成为日后盲源分离问题的一种主要方法。基于 ICA 思想^[12],学者们提出不同的目标函数使用各种优化算法达到了信号分离的目的,主要包括基于非高斯性度量、高阶统计量(High Order Statistics,简称 HOS)、极大似然、信息极大化(Informax)、最小互信息等,采用自然梯度、相对梯度、矩阵联合对角化等一系列的优化方法求得分离矩阵,从而达到盲源分离的目的,这些算法的提出,不仅推动了盲分离算法的研究,还使盲源分离算法的研究向统计信号处理、人工神经网络和信息论等领域延伸,研究范围更加广阔^[13-15]。

目前,世界上盲源分离算法的研究团队主要包括:美国加利福尼亚大学 Sulk Tnstitutes 神经生物学计算实验室,Bell 和 Sejnowski 于 1995 年提出的信息极大化算法,揭开了基于神经网络的思想研究盲源分离的序幕;芬兰赫尔辛基大学计算机科学系神经信息研究组,Hyvarinen 等提出的基于负熵极大化的快速独立分量分析方法算法(Fast ICA),由于其高效的运算效率而被广为使用;一直活跃在研究前沿的日本 Riken 脑科学研究所脑信息研究室的 Amari 团队。

国内对盲源分离的研究始于 20 世纪 90 年代中后期,相对较晚,但是起点较高,包括清华大学、浙江大学、东南大学、大连理工大学、上海交通大学等著名高校,都加入到盲源信号处理的研究中。

2001 年,张贤达、保铮教授等通过发表学术论文的形式,对国外学者在盲源信号分离领域的研究成果进行了综述,提出了一些具有创新性的思路 and 方向,为国内学者在这一领域的研究奠定了一定的基础^[16-17]。

基于此,2002 年,吴军彪教授、陈进教授等通过盲源分离算法采用联合近似对角化二阶特征矩阵分离出具有故障特征的源信号。2004 年,游荣义教授等提出一种可以分离任意分布的非高斯信号的快速学习算法,依据独立成分分析原则采用混合信号的四阶累积量^[18]。2005 年,李良敏教授采用遗传算法从信号样本序列中估计信号概率分布,使得信号的互信息最小化,从而实现了线性混合信号的分离^[19]。

近年,由于通信行业的飞速发展,盲信号分离在通信中的应用也日渐广泛,例如重庆邮电大学研究了多用户的 DS-CDMA 信号的盲分离问题,在非协作条件下,有效实现了对信息序列和伪码序列的估计^[20]。值得提出的是,梅铁民博士在他的论文中系统地研究了二阶矩理论在盲分离中的应用^[21-23],证明了在盲分离中源信号的非白性与非平稳性具有等价性,进而推广到高阶统计量理论,证明了以上结论在高阶统计量理论中同样适用。此外,还较为系统地阐述了基于累积量的卷积盲分离算法的理论研究。随着算法理论的稳定,目前提出的一些新算法主要集中在放宽模型的假设前提上^[24-25]。

盲源分离在 MIMO-OFDM 系统方面的研究,具有代表性的是英国利物浦大学的学者 J. B. Gao、Teng Ma、Xu Zhu 和 A. K. Nandi,他们共同研究了基于 ICA 的 MIMO-OFDM 盲接收问题,降低峰均比(PAPR),实现盲均衡。同时,他们在 OFDMA 和 OFDM 方面也有重要的研究成果^[26-29]。2014 年,他们研究了基于 ICA 的 OFDMA 系统频偏估计与纠正算法^[30],验证了基于 ICA 的 OFDM 半盲均衡绿色通信的性能^[31]。近期,芬兰学者 M. G. S. Sriyananda 发表了多篇结合盲源分离原理的 OFDM 抗色噪声和干扰的研究文章,文中通过过采样的方式,建立了 OFDM 盲源分离的模型,用梯度最优化方法,实现了

信号的分离检测并仿真分析了其性能^[32-35]。结合无线通信系统的发展现状,盲源分离在 MIMO-OFDM 和 OFDM 系统中的研究仍然是热门,还有众多的关键技术问题需要解决。

随着国内学者的研究日渐深入,一些系统介绍盲源分离的书籍也相继出版,主要包括张贤达教授的《时间序列分析——高阶统计量方法》(书的结尾部分,介绍了一些盲源分离的基础理论知识)、马建仓教授等的《盲信号处理》、杨行峻教授的《人工神经网络与盲信号处理》、余先川教授等的《盲源分离理论与应用》、张发启教授的《盲信号处理与应用》、杨福生教授等的《独立分量分析的原理与应用》、史习智教授等的《盲信号处理——理论与实践》、周宗潭教授等的《独立成分分析》、孙守宇教授的《盲信号处理基础及其应用》^[36]、梅铁民教授的《盲源分离理论与算法》等。

经过近 30 年的发展,线性瞬时混合模型的盲分离算法研究基本完善,算法框架趋于成熟。因此,近年来,学者们围绕卷积混合和非线性混合信号的盲源信号分离问题进行了较多研究^[37-39],以及欠定盲信号和相关源信号的盲源分离研究也成为热点^[40-41]。这些研究不仅使得对混合信号盲源分离的理论研究更加贴近信号的实际混合情况,而且更具有实际的应用意义。

第2章 盲信号处理基础理论

盲源分离技术是20世纪90年代发展起来的一种新的信号处理技术,它是从多维统计数据中找出隐含因子或分量的方法。从线性变换和线性空间角度,源信号为相互独立的非高斯信号,可以看作线性空间的基信号,而观测信号则为源信号的线性组合,盲源分离就是在源信号和线性变换均不可知的情况下,从观测的混合信号中估计出数据空间的基本结构或者说源信号。目前,盲源分离的研究工作大致可分为两大类,一类工作是盲源分离的基本理论和算法的研究,基本理论的研究有基本线性盲源分离模型的研究以及非线性盲源分离、信号有时间延时的混合、卷积和的情况、带噪声的盲源分离、源的不稳定问题等的研究。算法的研究可分为基于信息论准则的迭代估计方法和基于统计学的代数方法两大类,从原理上来说,它们都是利用了源信号的独立性和非高斯性。各国学者提出了一系列估计算法。如 FastICA 算法、Informax 算法、最大似然估计算法、二阶累积量、四阶累积量等高阶累积量方法。另一类工作则集中在盲源分离的实际应用方面,已经广泛应用在特征提取、生物医学信号处理、通信系统、金融领域、图像处理、语音信号处理等领域,并取得了一些成绩。这些应用充分展示了盲源分离的特点和价值。

2.1 盲源分离问题的由来

盲源分离的研究起源于著名的“鸡尾酒会问题”,即在一个鸡尾酒会上,很多人彼此交谈,音乐声、谈笑声混杂在一起,但作为谈话的双方却能从嘈杂的声音中提取对方的话语信息。人耳的这种可以从混合声音中选取自己感兴趣的声音而忽视其他掩蔽声音的现象就是“鸡尾酒会效应”(Cocktail Party Effect)。“鸡尾酒会问题”简单来说就是当很多人同时在一个房间内说话时,混叠声音信号由一组麦克风记录下来,如何从得到的观测信号中成功分离出我们感兴趣的某个语音的问题。这就是 ICA 分离算法所需要解决的问题,如图 2-1 所示。

作为一个直观的示例,可以考虑图 2-2 中的波形。这四个波形是由麦克风采集到的混叠语音信号 $\mathbf{X}$,它们看起来很像纯粹的噪声,但事实上这些观测信号里隐藏着一些具有相当结构化特性的源信号。

盲源分离算法需要做的就是利用这四个混合矢量,在混合矩阵和源信号 $\mathbf{S}$ 均未知的情况下,仅根据源信号间是统计独立的这一假设,只利用观测信号 $\mathbf{X}$ 确定一个线性变换矩阵 $\mathbf{W}$,使变换后的输出信号 $\mathbf{Y} = \mathbf{W} \cdot \mathbf{X}$ 是源信号 $\mathbf{S}$ 的最优估计 $\mathbf{S}'$,如图 2-3 所示,便实现了对混叠信号的分离。

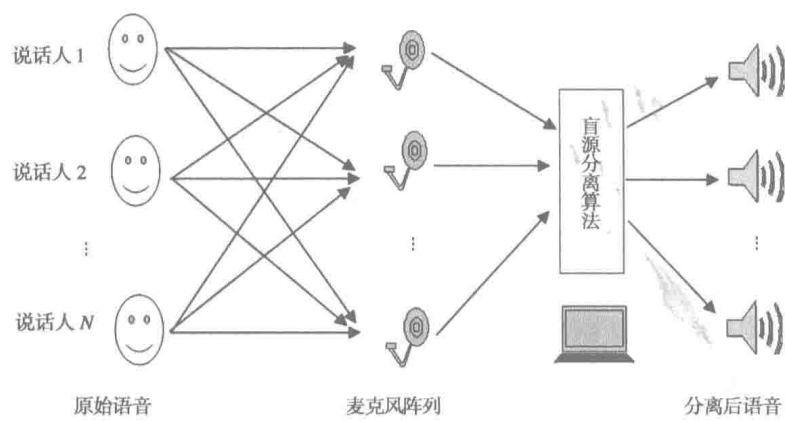


图 2-1 “鸡尾酒会问题”示意图

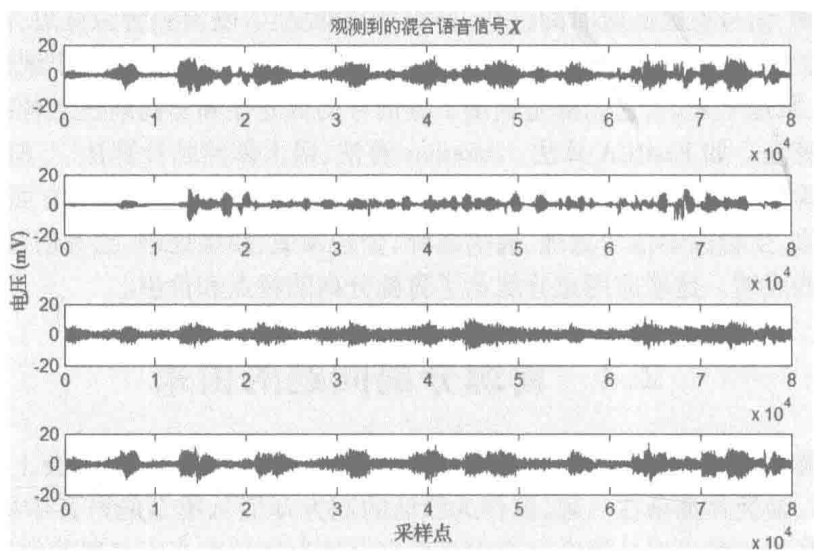


图 2-2 麦克风采集到的混合信号

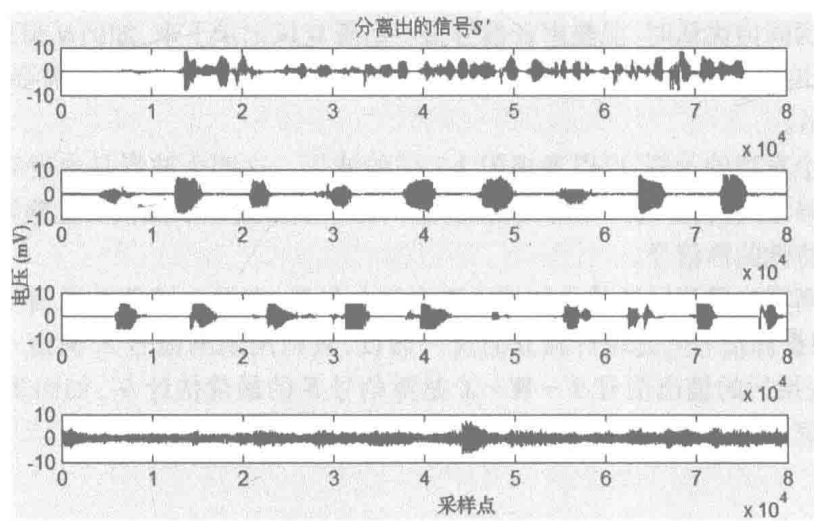


图 2-3 盲源分离算法分离出的信号

2.2 盲源分离的数学模型

盲源分离问题涉及很多数学知识,为更好地理解盲源分离的原理及算法,本节主要介绍了盲源分离的基本线性数学模型,然后对噪声模型和非线性模型进行了简要阐述,最后通过一个实验演示了 BSS 问题的解决过程。

2.2.1 盲源分离的线性模型

BSS 问题是信号处理中一个传统而又极具挑战性的课题。BSS 是指仅从观测的混合信号(通常是多个传感器的输出)中恢复独立的源信号,这里的“盲”是指:①源信号是不可观测的;②混合系统是事先未知的。在科学研究和工程应用中,很多观测信号都可以假设成是不可见的源信号的混合。所谓的“鸡尾酒会问题”就是一个典型的例子,简单说就是当很多人(作为不同的声音源)同时在一个房间里说话时,声音信号由一组麦克风记录下来,这样每个麦克风记录的信号是所有人声音的一个混合,也就是通常所说的观测信号。问题是:如何从这组观测信号中提取每个说话者的声音信号,即源信号。如果混合系统是已知的,则以上问题就退化成简单的求混合矩阵的逆矩阵。但是在更多的情况下,人们无法获取有关混合系统的先验知识,这就要求人们根据观测信号来推断这个混合矩阵,实现盲源分离。

盲源分离的线性数学模型如下:

设有 N 个未知的源信号 $S_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 构成一个列向量 $S(t) = [S_1(t), S_2(t), \dots, S_N(t)]^T$, 其中 t 是离散时刻,取值为 $0, 1, 2, \dots$ 。设 A 是一个 $M \times N$ 维矩阵,一般称为混合矩阵(mixing matrix)。设 $X(t) = [X_1(t), X_2(t), \dots, X_M(t)]^T$ 是由 M 个可观察信号 $X_i(t)$ ($i = 1, 2, \dots, M$) 构成的列向量,且满足下列方程:

$$X(t) = AS(t) \quad (M \geq N) \quad (2-1)$$

BSS 的问题是,对任意 t ,根据已知的 $X(t)$ 在 A 未知的条件下求未知的 $S(t)$ 。这构成一个无噪声的盲分离问题。设 $N(t) = [N_1(t), N_2(t), \dots, N_M(t)]^T$ 是由 M 个白色、高斯、统计独立噪声信号 $N_i(t)$ 构成的列向量,且 $X(t)$ 满足下列方程:

$$X(t) = AS(t) + N(t) \quad (M \geq N) \quad (2-2)$$

则由已知的 $X(t)$ 在 A 未知时求 $S(t)$ 的问题是一个有噪声盲源分离问题。

一般根据以下几个基本假设条件来解决 BSS 问题:

- (1) 各信号源 $S_i(t)$ 均为 0 均值、实随机变量,各源信号之间统计独立。
- (2) 源信号数 M 与观察信号数 N 相同,即 $N = M$,这时混合阵 A 是一个确定且未知的 $N \times N$ 维方阵。假设 A 是满秩的,逆矩阵 A^{-1} 存在。
- (3) 各个 $S_i(t)$ 的 pdf(概率分布函数)中最多只允许有一个具有高斯分布。
- (4) 各观察器引入的噪声很小,可以忽略不计。这时可以用式(2-3)描述源信号与观察信号之间的关系且 $N = M$ 。
- (5) 关于各源信号的 pdf $p_i(S_i)$,要略有一些先验知识。

这称为基本 BSS。BSS 的目的是对任何 t ,根据已知的 $X(t)$ 在 A 未知的情况下求未

知的 $S(t)$, BSS 的思路是设置一个 $N \times N$ 维反混合阵 $W = (w_{ij})$, $X(t)$ 经过 W 变换后得到 N 维输出列向量 $Y(t) = [Y_1(t), \dots, Y_N(t)]^T$, 即有

$$Y(t) = WX(t) = WAS(t) \quad (2-3)$$

整个过程可以表示成如图 2-4 所示。

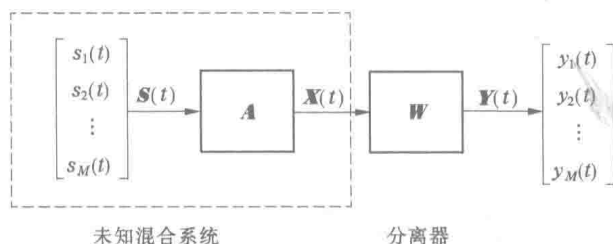


图 2-4 BSS 的线性模型

如果通过学习可以实现 $WA = I$ (I 是 $N \times N$ 维单位阵), 则 $Y(t) = S(t)$, 从而达到了源信号分离目标。

2.2.2 盲源分离的其他模型

实际中往往不能同时满足基本 BSS 的这些假设条件。因此, 近几年很多学者都涉及了减弱这几个假设条件的 BSS 研究, 提出了一些新的理论, 如非线性 BSS、噪声 BSS、信号有时间延时的混合、卷积和的情况、源的不稳定问题等, 但这些理论还不够完善, 许多问题还有待进一步研究解决。下面简单介绍一下噪声 BSS 和非线性 BSS。

2.2.2.1 盲源分离的噪声模型

现实生活中, 观察信号中往往包含噪声信号, 因此在解决问题的时候应该把噪声考虑进去, 以求使得问题的结果更加精确。噪声 BSS 模型的定义如下:

$$X(t) = AS(t) + N(t) \quad (M \geq N) \quad (2-4)$$

这里, $S(t)$ 、 $X(t)$ 和 A 与基本 ICA 中定义的 $S(t)$ 、 $X(t)$ 和 A 相同, 其中 $N(t) = [N_1(t), N_2(t), \dots, N_M(t)]^T$ 是由 M 个白色、高斯、统计独立噪声信号 $N_i(t)$ 构成的列向量。

这里要求如下假设成立:

- (1) 这个噪声是加性的, 并且独立于独立分量。
- (2) 噪声是高斯的。

2.2.2.2 盲源分离的非线性模型

在某些情况下, 基本线性的 BSS 太简单, 不能对观察向量 $X(t)$ 予以充分的描述。非线性 BSS 混合模型定义如下:

$$X(t) = f(S(t)) \quad (2-5)$$

这里, $X(t)$ 、 $S(t)$ 与基本 ICA 中定义的 $X(t)$ 、 $S(t)$ 相同, 其中 $f(\cdot)$ 是非线性混合函数。

为了更好地理解 BSS 问题, 下面我们做了一个仿真实验演示: