

分类号：_____

密级：_____

UDC：_____

编号：_____

工学硕士学位论文

基于盲源分离的通信信号分离方法研究

硕士研究生：陶 钰

指导教师：窦 峥 教授

学科、专业：信息与通信工程

论文主审人：郭黎利 教授

哈尔滨工程大学

2017 年 3 月

分类号：_____

密级：_____

UDC：_____

编号：_____

工学硕士学位论文

基于盲源分离的通信信号分离方法研究

硕士研究生：陶 钰

指导教师：窦 峥 教授

学位级别：工学硕士

学科、专业：信息与通信工程

所在单位：信息与通信工程学院

论文提交日期：2017 年 1 月 11 日

论文答辩日期：2017 年 3 月 5 日

学位授予单位：哈尔滨工程大学

Classified Index:

U.D.C:

A Dissertation for the Degree of M. Eng

Research on Communication Signals Separation Method based on Blind Source Separation

Candidate: Tao Yu

Supervisor: Prof. Dou Zheng

Academic Degree Applied for: Master of Engineering

Specialty: Information and Communication
Engineering

Date of Submission: Jan.11th, 2017

Date of Oral Examination: Mar.5th, 2017

University: Harbin Engineering University

哈尔滨工程大学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：本论文的所有工作，是在导师的指导下，由作者本人独立完成的。有关观点、方法、数据和文献的引用已在文中指出，并与参考文献相对应。除文中已注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经公开发表的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者（签字）：

日期： 年 月 日

哈尔滨工程大学

学位论文授权使用声明

本人完全了解学校保护知识产权的有关规定，即研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权属于哈尔滨工程大学。哈尔滨工程大学有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件。本人允许哈尔滨工程大学将论文的部分或全部内容编入有关数据库进行检索，可采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文，可以公布论文的全部内容。同时本人保证毕业后结合学位论文研究课题再撰写的论文一律注明作者第一署名单位为哈尔滨工程大学。涉密学位论文待解密后适用本声明。

本论文（☐在授予学位后即可 ☐在授予学位 12 个月后 ☐解密后）由哈尔滨工程大学送交有关部门进行保存、汇编等。

作者（签字）：

导师（签字）：

日期： 年 月 日

年 月 日

摘 要

现代科学技术研究的发展导致通信环境日渐复杂，电磁信号日益密集，同时出现了很多全新的信号样式，这就使得有用信号很容易受到电磁环境中各种干扰和噪声的污染，对于干扰信号与有用信号的频域重叠的情况，以及单通道系统模型下信号的传输，将导致对混合信号中的有用信号的分离和提取变得更加困难，因此研究实用有效的信号分离提取方法具有重要意义。

本论文主要研究了单通道盲源分离模型中针对混合信号中的弱信号的分离提取问题，重点从理论分析、仿真验证和实测信号分离实验三个方面对基于时间序列低秩特性的信号分离算法模型及系统可行性进行了研究和验证。首先，对单通道的信号混合模型框架进行了概述，并对时间序列矩阵化后的低秩特性进行了研究，基于以上理论分析，提出了一种应用数字通信信号在矩阵化后具有低秩特性的特点来设计目标函数的RsPCA（Reshape Principal Component Analysis）单通道弱信号分离算法。其次，针对该算法模型中对噪声敏感的问题，改进了基于矩阵低秩特性的目标函数与优化算法模型，并提出一种高斯噪声条件下的nRsPCA（Noised Reshape Principal Component Analysis）信号分离算法。仿真结果表明，在极少的先验知识情况下，即使弱信号与干扰信号共用载波频率（不满足正交条件）且功率是干扰信号的0.01倍，利用RsPCA算法仍能够对其进行成功分离；同时，随着观测信号信噪比的降低，经过改进的nRsPCA算法较RsPCA算法分离效果更好，分离信干比约有2~5dB左右的提升。最后，本论文设计了实际环境中的单通道弱信号的分离方案，利用两台通用软件无线电（USRP）设计实测信号的传输实验对算法进行了验证，测试结果表明，该分离方案能有效的分离出隐藏在强干扰中并与干扰信号时频混叠的微弱实测源信号。

关键词：单通道；强干扰信号；时频混叠；低秩特性

ABSTRACT

The development of modern scientific and technological research has led the electromagnetic environment to a more complex level, a lot of new communication modes popped out, which makes useful signals pretty susceptible to all kinds of interference and noise from the electromagnetic environment. In an occasion where the interfering signals completely overlap weak useful signals in frequency domain under the single channel system model, to extract and precisely measure useful signals would become more difficult. Thus the demand of this detect-extract technique seems increasingly urgent.

In this paper, we mainly studied the separation of weak signals in mixed-signal for single-channel model under strong interference and noise background. The signal separation algorithm based on low rank characteristic of time series is verified with theoretical analysis, simulation verification and actual signal separation experiment. Firstly, the signal mixing model of single channel is summarized, and the low order rank characteristic of time series which after matrixing process is studied. Based on the above theoretical analysis, a single channel weak signal separation algorithm based on RsPCA is proposed. Secondly, according to the sensitivity to noise in the algorithm model, the cost function and Augmented Lagrangian Optimization model based on the low-rank characteristic of the matrix are improved, and propose the nRsPCA algorithm under poor signal to noise ratio situation. The simulation results show that with little prior knowledge, the RsPCA algorithm can separate the signal even if the weak signal and the interfering signal are on the same carrier (the orthogonal condition is not satisfied) and the power is 0.01 times of the interference signal amplitude, the improved nRsPCA algorithm has about 2~5dB improvement in separation signal to interference ratio compared with the original algorithm at low signal-to-noise ratio, which will have a significant effect on effectively separating the weak signals hidden in strong interference. At last, the experimental results show that the proposed scheme can be used to verify the real signal transmission performance by using two USRP devices, in which weak test signals can be effectively separated from strong interference signals.

Key words: Single Channel; Strong Interference; Time-Frequency Aliasing; Low Rank

目 录

| | |
|---|----|
| 第 1 章 绪论..... | 1 |
| 1.1 论文背景及意义..... | 1 |
| 1.2 国内外研究现状..... | 2 |
| 1.3 信号分离方法归类及存在的问题..... | 4 |
| 1.4 本文内容及章节安排..... | 6 |
| 第 2 章 盲源分离基本理论与关键技术研究..... | 8 |
| 2.1 引言..... | 8 |
| 2.2 盲源分离的数学模型及分类..... | 8 |
| 2.3 盲源分离常用目标函数与优化算法..... | 9 |
| 2.3.1 目标函数..... | 9 |
| 2.3.2 优化算法..... | 10 |
| 2.4 单通道盲源分离代表性算法分类..... | 12 |
| 2.4.1 基于小波变换的分离算法..... | 12 |
| 2.4.2 基于 EEMD 的分离算法..... | 13 |
| 2.4.3 基于鲁棒 PCA 的分离算法..... | 15 |
| 2.5 本章小结..... | 15 |
| 第 3 章 基于 RsPCA 的单通道弱信号分离方法..... | 16 |
| 3.1 引言..... | 16 |
| 3.2 基于低秩特性的单通道盲分离关键技术研究..... | 16 |
| 3.2.1 时间序列低秩特性理论框架..... | 16 |
| 3.2.2 基于低秩特性的目标函数设计..... | 18 |
| 3.2.3 基于增广拉格朗日的优化算法设计..... | 18 |
| 3.3 随机数分离实验..... | 20 |
| 3.4 强干扰背景下通信信号提取实验..... | 23 |
| 3.4.1 扩频 BPSK 信号提取实验..... | 23 |
| 3.4.2 扩频 16-QAM 信号提取实验..... | 30 |
| 3.4.3 扩频 QPSK 信号叠加强干扰 MC-CDMA 信号提取实验..... | 34 |
| 3.5 本章小结..... | 38 |

| | |
|---|----|
| 第 4 章 高斯噪声条件下的单通道弱信号分离方法..... | 39 |
| 4.1 引言..... | 39 |
| 4.2 引入噪声的优化算法设计..... | 39 |
| 4.3 随机数分离实验..... | 41 |
| 4.4 强干扰背景下通信信号提取实验..... | 43 |
| 4.4.1 扩频 BPSK 信号提取实验..... | 43 |
| 4.4.2 扩频 16-QAM 信号提取实验..... | 46 |
| 4.4.3 扩频 QPSK 信号叠加强干扰 MC-CDMA 信号提取实验..... | 49 |
| 4.5 本章小结..... | 51 |
| 第 5 章 算法实测数据验证及性能评估..... | 52 |
| 5.1 引言..... | 52 |
| 5.2 通用软件无线电外设..... | 52 |
| 5.3 基于 USRP 平台的通信信号分离算法实现..... | 53 |
| 5.3.1 信号发射部分..... | 54 |
| 5.3.2 信号接收部分..... | 55 |
| 5.4 实验参数设置与测试结果..... | 56 |
| 5.5 本章小结..... | 61 |
| 结 论..... | 62 |
| 参考文献..... | 64 |
| 攻读硕士学位期间发表的论文和取得的科研成果..... | 69 |
| 致 谢..... | 70 |

第1章 绪论

1.1 论文背景及意义

在当今信息化时代，通信、雷达等各种电子设备的广泛应用形成了时域高度密集、频域严重重叠、空域相互交织的复杂多变电磁环境，这使得侦察机接收到时频混叠信号的概率明显提高，因此对接收到的时频混叠信号进行有效分离，准确获取感兴趣的目标信号，从而提取出有用信息，成为通信侦察领域具有重要研究意义的课题。同时，也有人为的降低有用信号的发射功率并在同一频段为其添加强干扰信号来达到有用信号的低检测低截获的目的，例如在隐蔽通信^[1]的关键技术研究中，如图 1.1 所示，在发射端，掩护信号（携带无效信息或干扰信息）与隐蔽信号（携带有效信息）在某一给定时频槽下叠加同时发射，并保证隐蔽信号的功率远小于掩护信号，因为隐蔽信号共享掩护信号的时隙与带宽且功率小、相对微弱，这使得非授权接收机很难在掩护信号中检测或提取出微弱的隐蔽信号及其携带的有效信息，而在授权接收端，接收机利用高效的信号分离技术可以有效地提取出隐藏在强干扰中的隐蔽信号及其携带的有效信息。因此，研究实用有效的信号分离与提取技术已经成为探索自然变化规律、发展高新技术的重要途径，对推动相关领域技术的发展具有十分重要的意义。

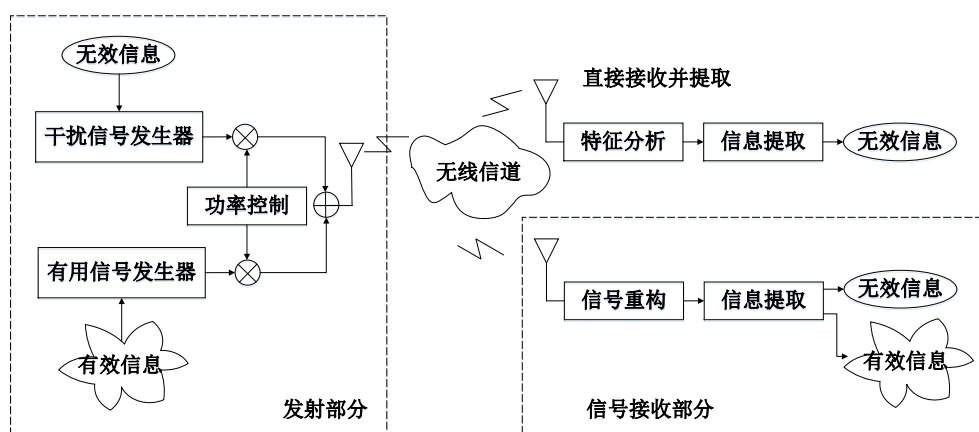


图 1.1 隐蔽通信系统框图

研究从混合信号中分离提取出有用信号主要包括以下两类分离过程^[2]：一类是从周期性的、规律的或人为添加的污染有用信号的不期望信号（在本文的论述中把这一类信号称为“干扰”，如与有用信号同频带的其他调制信号等）中分离出有用信号；另一类是从随机的、无规律的或自然环境中产生的污染有用信号的有害信号（本文的论述中把这一类信号称为“噪声”，如高斯白噪声、电阻热噪声等）中分离出有用信号。当干扰和噪

声与有用信号频域重叠且相对较强时，对有用信号的提取和精确测量将会变得十分困难，因此如何抑制干扰信号和噪声对有用信号的影响，从而在混合信号中将有用信号高精度分离出来是本课题的重点。近年来，专家和学者们在不断的研究事物规律的基础上，提出了很多分离有用信号的理论和方法，并逐渐形成了信号分离与提取方法研究这一分支技术学科。

为了能够从被噪声和强干扰污染的观测信号中提取出有用的弱信号，就需要分析有用信号和干扰噪声的特性及其差别，研究从背景噪声中检测有用信号的理论和方法。本文针对同频段强干扰背景下的信号分离和提取问题，采用了盲源分离中信号分解的思想，从淹没在噪声和干扰中的观测信号出发，构建有效的信号分离算法来分离同频段同调制类型以及不同调制类型的混合信号中的有用信号，进而实现有用源信号的提取的目的。

1.2 国内外研究现状

随着电子科学与信号处理技术的迅猛发展，专家学者们提出了很多具有代表性的信号分离与提取方法，其中抑制噪声类的方法主要有基于自相关运算的提取方法、取样积分与数字平均类提取方法、基于混沌振子以及随机共振的提取方法等；能够同时抑制噪声和其他干扰信号的方法主要有基于自适应滤波消噪技术的提取方法、小波分解信号提取法、经验模式分解信号提取法以及基于盲源分离的信号提取方法等。在本小节中分别对各类方法进行简要介绍，并就其优缺点及适用条件进行讨论。

在众多信号分离及提取技术中，基于自相关运算的提取方法是较为常用和有效的。利用自相关检测技术能够提取出隐藏在干扰和噪声中的弱信号的主要原因是噪声具有随机的特性，而有用信号由于具有一定的结构信息而具有一定程度的周期性，所以通过对含有噪声的信号的自相关运算可以一定程度的去除随机噪声对有用信号的影响，提高输出信噪比。文献[4]在基于自相关检测的基础上，提出了多重自相关的检测方法，文中通过对微弱正弦信号进行多次的自相关运算，提取出来的信号频率准确度极高，不足在于该方法会丢失相位信息。

对于频谱较宽而且相对复杂的弱信号，早在 1962 年，Klein 设计并实现了著名的取样积分器 **BOXCAR**，基于该理论基础，文献[5]提出了一种改进的取样积分与数字平均信号提取方案：首先，把一整段信号以时间间隔为界分隔成若干个小时时间段的信号，分别对这些小时时间段的信号进行取样，并把相同时刻取样的点进行平均积分作为最后输出，并将实验结果应用于核磁共振地下水探测仪的设计实验中，证明了该方法可以有效

的改善输出信号的信噪比。

作为多数非线性系统独有的一种状态，混沌态的运动状态可由 Duffing 方程、Vandpul 方程等加以描述，其中属 Duffing 方程的描述最为经典。Stark 等人^[6]提出了一种基于混沌原理的慢变弱信号分离方法，实验证明了在混沌背景远远大于弱信号幅值时仍能检测并提取出有用的微弱信号。文献[7]利用 Duffing 振子位于周期解和混沌边缘的临界状态时，目标信号对其具有周期策动力而引起的 Duffing 振子对待测信号和噪声的反应不同，进而检测出目标信号，通过对结果的分析，证明了该方法的有效性。

在非线性系统中还存在着一种很普遍的现象，那就是随机共振现象。该方法在超声测距、语音增强等领域得到了普遍的应用。文献[8]中指出，随机共振法与其他提取方法的不同在于，该方法是利用干扰信号的噪声，使微弱有用信号由无序状态转化为有序状态，进而放大微弱信号的幅值，最后产生共振输出，提升整个系统的信噪比。也就是说，随机共振法是对干扰信号的噪声加以利用而非抑制。Shi 等人^[9]针对强干扰下的微弱信号检测问题，提出了一种基于随机共振的滤波方法，并实验证明了该方法的有效性。

基于自适应滤波的消噪技术的基本原理是对干扰噪声和有用源信号分别进行接收，利用自适应滤波的算法来抵消干扰噪声，从而把背景噪声中的微弱信号提取出来。文献[10]提出一种新的自适应正弦滤波算法，主要针对干扰信号为正弦信号情况下的弱信号提取问题，该方法首先将含有噪声的信号分解成各个子信号的和，然后按照 LMS 准则调节各子信号中的不同频率的权值来逼近有用源信号，最后算法可精确收敛到待提取信号，文献仿真并证明了该方法能对强噪声背景下的微弱有用信号进行快速有效的提取。

小波分析又叫时频分析，它的精髓在于，在大尺度上观察变换缓慢的低频信息，而在小尺度上观察变换较快的高频信息，即小波变换法就是对信号进行多尺度多分辨率的时域分析。文献[11]中用小波分析对混合信号中的微弱有用信号进行提取，小波分解为四层，将第三、四层的高频系数设置为零，再对小波分解的系数加以调整和合成，就可以得到源信号。但这种信号分离提取方法会由于小波变换的计算时间较长，导致系统的实时性难以保证，而且不能同时兼顾时频分辨率，这也是值得人们考虑的问题。

经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[12]是由 Huang 对瞬时频率的研究的基础之上提出的信号分解算法，该方法可以将任意一个信号根据其局部特征分解为多路 IMF(Intrinsic Mode Function)之和，每一路 IMF 都刻画了源信号的某一局部的特征信息。同时，该方法还是一种自适应的时频分析方法，每一路 IMF 的频率成分会随着信号本身而变化，该方法在心电信号处理、机械故障等领域都有着广泛的应用，但 EMD 方法容易存在边缘效应和模态混叠等方面的问题，仍需进一步讨论和研究。

基于盲源分离的信号提取方法是指在少量先验信息的前提下, 仅仅根据对接收到的观测信号进行的分析, 来提取和分离混合信号中的微弱独立分离的一类弱信号提取方法。在盲源分离算法过程中, 需要提取的有用信号与干扰和噪声是不相关联的, 所以如果把每一种干扰信号和噪声分别当成一个个信号源对待, 在把有用信号从背景噪声中提取出来的同时, 还可以提取出各个干扰和噪声分量, 为噪声定位和特性的研究提供支持, 从根本上提供信号检测与提取的有效性。盲源分离的理论研究最早起源于上世纪八十年代。1986 年, J.Herault 和 C.Jutten^{[13][14]}率先提出了基于 Hebb 的学习律训练算法和反馈神经网络模型, 奠定了盲源分离的基础; 随后, C.Jutten^[15]等人在此基础上提出了基于奇次非线性函数的 Hebb 序列, 进一步推动了盲源分离理论的发展。1989 年, Cardoso 和 Comon 在美国举行的高阶谱国际会议上提出了独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 的概念^{[16][17]}, 并提供了假设条件, 至此 ICA 成为解决盲源分离问题的一种强大的方法。

单通道的盲源分离作为一种特殊的信号传输系统, 是盲源分离史上又一个新的挑战, 目前, 解决单通道的盲源分离问题的方法主要有通道扩展法: C.J.Jame^[21]利用向量的延迟来形成虚拟的多通道数据; Ping Gao^[22]等人采用数学中的奇异值分解对观测信号进行频谱的投影, 同时映射到高维子空间的方法来进行盲源分离。稀疏分解法: 文献[23]中 Davies M.等人利用计算机听觉场景的稀疏编码算法成功将单通道音乐信号进行分离; Cedric Fevott^[24]等人将具有稀疏表示的基函数引入到线性欠定盲源分离中等。基于参数估计的信号重构法: B.Barkat^[25]等人利用 Time-Only Kernels 法估计出时域上相近的两个不同源信号的幅度和瞬时频率; Emmanuel Vincent^[26]等人通过最大后验概率法来估计源信号参数及数目进而重构源信号等。变换域滤波法: L.Atlia^[27]构建调制域滤波器来分离源信号, 其原理就是利用通信信号中调制信号的包络特征; A.Ozerov^[28]通过设计能够自适应的调整参数的时变滤波器, 实现对语音信号的分离等。

1.3 信号分离方法归类及存在的问题

把有用信号从强干扰信号和噪声中分离出来, 提高有用信号的输出信干噪比是信号分离技术的主要工作, 针对不同类型的有用弱源信号以及干扰噪声的特性, 学者们提出并发展了多种提取有用信号的方法。具有代表性的不仅有典型的锁定放大、取样积分与数字平均、相关检测和自适应噪声抵消技术, 还有新兴的混沌方法、随机共振和信号分解方法等。如图 1.2 所示, 目前关于该技术的研究主要有以下四个方面:

第一: 以同步累积器、自适应滤波器、窄带滤波器等为代表信号分离提取技术是

目前该领域的一个热点，此类方法主要通过改进电路的设计等手段来减弱干扰和噪声，从而提取微弱有用信号。

第二：以 Duffing 振子法、相空间重构法等为代表的混沌振子的检测方法是通过对观测信号在混沌系统下的现象分析来衰减和抑制干扰和噪声的，此类方法可以估计出观测信号中非常微弱的频率信息，是当前一个研究热点。

第三：以调制随机共振法、自适应随机共振法等为代表的随机共振法与一般的信号分离提取方法不同，该方法是利用噪声的特性并在其帮助下，将有用信号由无序状态向有序状态转化并最终提取出来，是当前该领域一个研究热点。

第四：以盲源分离、EMD 分解、小波分解等为代表的信号分解的方法致力于将被测信号分解，得到其中的各种干扰和噪声成分，在抑制它们的同时分析其特性及传播途径，为有用源信号的提取提供帮助，此类信号分解方法也是当前领域的一个研究热点。

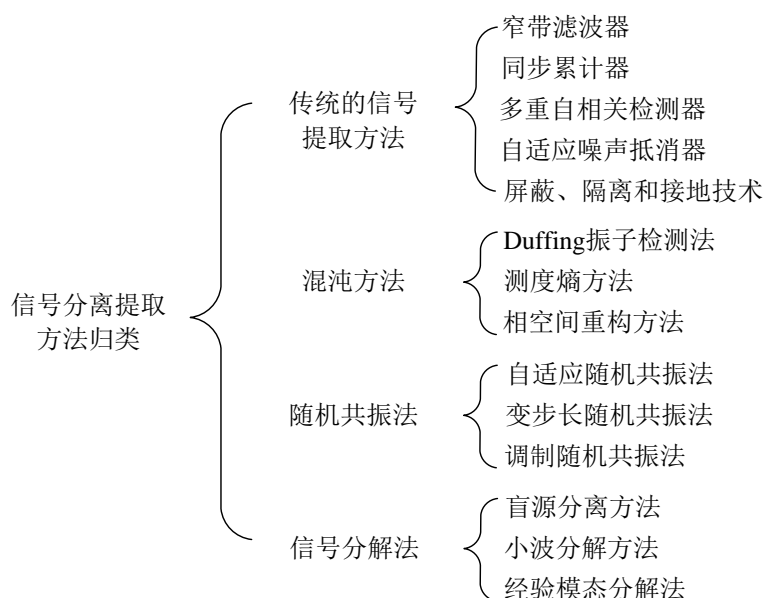


图 1.2 目前干扰噪声背景下信号分离方法归类

在强干扰噪声背景下，混合信号中待提取的有用信号种类繁多且千差万别，针对不同信号的不同特征，信号分离提取技术逐步发展并建立了一系列的检测方法，这些方法虽然在一定程度上解决了混合信号中的有用信号的分离和提取问题，但仍然存在很多的缺陷不足。

相关检测是利用有用弱源信号的相关性区别于噪声的随机性，但是该方法的缺点在于对被提取信号的信噪比要求较高，而且要求待提取的源信号是周期的，同时在提取弱信号的过程中会丢失其相位信息，低信噪比会导致检测效果剧烈下降甚至不能检测；取样积分方法通过多次取样并进行时域平均的方式来提取有用弱信号，该方法提取的信号

类型也必须是周期信号，而且在提取过程中要将信号按照周期分割，并且间隔的大小决定信号重构精度，信号的检测与提取的时间长、难以保证实时性；目前现有的混沌振子方法还不能对系统的混沌状态进行有效判别，对临界条件的判别误差很大，进而影响对有用信号参数估计的精度；基于随机共振的检测方法存在周期驱动信号强度的确定和绝热近似大参数条件下的高频微弱信号检测等问题；自适应噪声法是通过自适应地改变滤波器的参数来尽可能的抑制干扰和噪声从而提取有用信号的，但是当干扰和噪声十分复杂多变时，将导致滤波器参数的设计和实现非常困难；现有的小波分解、经验模态分解、盲源分离等信号分解方法，虽然能一定程度上分解出干扰噪声成分，但是仍存在信号分离精度和算法效率方面的问题。

1.4 本文内容及章节安排

本文在现有理论研究的基础之上，针对以上强干扰和噪声背景下的信号分离方法中存在的问题，提出了一种全新的单通道盲源分离模型下的 **RsPCA** 弱源信号分离算法，该算法对基于时间序列低秩特性的理论进行了研究，利用时间信号矩阵化后的核范数来设计目标函数，并选取了收敛速度快、运算量相对适中的增广拉格朗日乘子法搜索目标函数的极值；同时，针对该算法模型对噪声敏感的问题，本文改进了基于时间序列低秩特性的目标函数，并针对新的目标函数设计了全新的优化算法，提出了能够分离高斯噪声条件下的混合信号的 **nRsPCA** 分离算法。为了验证所提算法的可行性及测试算法分离性能，本文从理论分析、仿真验证和实测信号分离实验三个方面对算法进行了论述，共分为 5 章，各章节的主要内容安排如下：

第 2 章盲源分离基本理论与关键技术研究，主要介绍了盲源分离问题的系统模型和常用的目标函数及优化算法，以及近年来在单通道盲源分离领域具有代表性的基于 **EEMD** 和小波变换以及鲁棒 **PCA** 的几种分离方法，为后续的实验仿真奠定了理论基础。

第 3 章基于 **RsPCA** 的单通道弱源信号分离方法，研究了时间序列低秩特性的理论框架，并证明了将时间序列矩阵化后其秩的上界将会受其嵌入的子空间结构所控制，同时详细介绍了选取的增广拉格朗日乘子法作为优化算法搜索极值点的步骤。在仿真实验中，首先利用随机数的分离实验来验证分离算法的可行性，并针对仿真实验选取合适的优化算法的参数值；其次，利用分离算法对同调制类型、同载波频率的弱信号以及不同调制类型、同载波频率的弱信号进行分离实验，并对仿真结果进行分析。

第 4 章高斯噪声条件下的单通道弱源信号分离方法，对上文提出的 **RsPCA** 分离算法进行了改进，模型中引入噪声对目标函数的影响，并设计了全新的优化算法，同样首

先利用随机数据的分离实验对优化算法参数进行测试，通过对不同信噪比条件下的通信信号分离实验来验证改进的 nRsPCA 算法相对于原算法在低信噪比条件下的分离性能的提升，并给出仿真分析。

第 5 章算法实测数据验证及性能评估，首先介绍了 USRP 的工作原理及发射接收参数，设计了强干扰背景下基于 nRsPCA 算法的通信信号分离方案，并对接收天线接收到的实测混合信号进行分离，测试分离算法的性能指标，最后系统联调测试并分析测试结果。

第 2 章 盲源分离基本理论与关键技术研究

2.1 引言

本章首先介绍了信号分离方法中的盲源分离系统模型，包括超定、正定、欠定以及单通道传输四种情况；其次，对盲源分离领域常用的目标函数和优化算法进行了简要介绍，其中目标函数选取的成功与否将决定算法是否能够正确分离各个源信号，而优化算法的作用就是搜索目标函数的最优解，即得到各个源分量；最后，对近年来单通道盲源分离领域具有代表性的基于 EEMD 和小波分解以及鲁棒 PCA 的方法进行了介绍和简要分析。本章为后续的仿真及实测信号验证奠定了理论基础。在论述过程中，大写黑体字母代表矩阵，例如矩阵 \mathbf{A} ，小写黑体字母代表向量，如向量 \mathbf{v} ，书法体的大写字母代表实数的线性空间，如线性空间 \mathcal{R} ，斜体字母代表标量或变量，如 λ 。

2.2 盲源分离的数学模型及分类

在复杂的电磁环境中，有用信号经常会被乘性或加性的强干扰噪声所污染，接收天线接收到的信号可以看成是有用信号、其他干扰信号和噪声的组合。将盲源分离问题引入到检测和提取强干扰背景下的信号分离方法研究领域，不仅可以分离得到隐藏在强干扰信号中的相对较弱的源信号，同时也可以提取干扰和噪声信息，从而进行噪声定位和观测噪声特性，从根本上提高有用信号的检测和提取的有效性和可靠性。因此，寻求现有的盲源分离算法的不足与解决方案，研究混合信号分离过程中的有用弱信号与噪声源的特点，提高有用信号的检测性能与分离效果是一件十分有意义的事情。

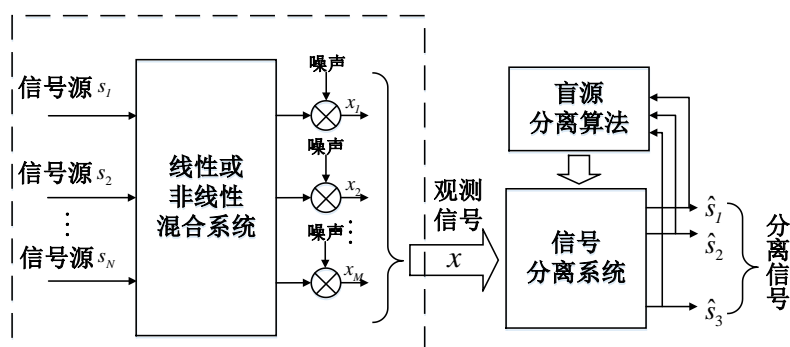


图 2.1 盲源分离方法原理框图

如图 2.1 是盲源方法示意图，有用的弱源信号与噪声及干扰以线性或非线性的混合方式得到观测信号，假设包含有用信号和干扰、噪声在内共有 N 个源信号，在 t 时刻采样得到的源信号向量为 $\mathbf{s}(t)=[s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$ ，同理 M 个观测信号向量为

$\mathbf{x}(t)=[x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ ，叠加在 $\mathbf{x}(t)$ 上噪声为 $\mathbf{n}(t)=[n_1(t), n_2(t), \dots, n_M(t)]^T$ ，线性瞬时混合模型下，信号与干扰及噪声的数学混合模型为^[31]

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (2-1)$$

其中 \mathbf{A} 是线性混合矩阵。则盲源分离问题可以描述为：在未知混合矩阵 \mathbf{A} 和 $\mathbf{s}(t)$ 的前提下，求一个分离矩阵 \mathbf{W} ，使得 \mathbf{W} 与 $\mathbf{x}(t)$ 的线性变换

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) \quad (2-2)$$

是对源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的一个可靠估计。

根据观测信号数目与源信号数目之间的关系，盲源分离模型可以分为四种情况：当观测信号的数目 M 大于源信号的数目 N 时，系统模型为超定线性混合模型；当 M 等于 N 时，为正定线性混合模型；当 M 小于 N 时，混合为欠定线性混合模型；当 $M=1$ 时是一种特殊情况下的混合模型，称为单通道线性混合模型，此模型也是本文的研究重点。

2.3 盲源分离常用目标函数与优化算法

盲源分离的算法多种多样，但算法的实现实际上都是求解优化问题的过程：第一步都是选择并确定合适的目标函数，第二步通过相对应的优化算法来搜索选用的目标函数的最优解，最后完成各个源信号的分离。因此分离算法可以统一表示为：

$$\text{盲源分离算法} = \text{目标函数} + \text{优化算法}$$

目标函数的选取将决定整个盲源分离算法的统计特性，如稳健性、一致性等；优化算法的选取将决定算法的迭代速度、数值的稳定特性和运算量等。求解盲分离问题的关键，是寻找能够有效分离各个源分量的目标函数，目标函数选取的成功与否将决定算法是否能够正确分离各个源信号。

2.3.1 目标函数

在盲源分离经典算法独立成分分析 ICA 的求解过程中，常用的目标函数有以下几种^[32]：

1. 极大似然目标函数

$$J(\mathbf{y}, \mathbf{W}) = \ln |\det(\mathbf{W})| + \sum_{i=1}^n E\{\log p_i(y_i, \mathbf{W})\} \quad (2-3)$$

其中 p_i 是第 i 个源信号分量概率密度函数。

2. 最小互信息目标函数

$$J(\mathbf{y}, \mathbf{W}) = \ln |\det(\mathbf{W})| + H(\mathbf{x}) - \sum_{i=1}^n H(y_i) \quad (2-4)$$

现已证明，当式(2-4)中的非线性函数取概率密度函数时，即 $g_i(\cdot) = p_i(\cdot), i=1, \dots, n$ 时，则式(2-4)和式(2-3)等价。

3. 高阶累积量目标函数

$$J(\mathbf{y}, \mathbf{W}) = \sum_{i=0}^n [\text{cum}_4(y_i)]^2 \quad (2-5)$$

$\text{cum}_4(y_i)$ 是 y_i 的四阶累积量。

4. 负熵目标函数

负熵指的是向量 \mathbf{y} 的微分熵和高斯分布熵的差，即

$$J(\mathbf{y}, \mathbf{W}) = H(\mathbf{y}_{\text{Gauss}}) - H(\mathbf{y}) \quad (2-6)$$

$\mathbf{y}_{\text{Gauss}}$ 是一个高斯分布且与 \mathbf{y} 相同方差的随机变量， $H(\cdot)$ 是信息熵。

利用最大负熵估计的原理是利用高斯变量的熵最大（相同方差条件下）的特性，当且仅当向量 \mathbf{y} 是高斯分布的情况式(2-6)等式右侧才为零，否则将大于零，即负熵总是非负的。所以当估计向量 \mathbf{y} 中包含的各个分量恰好是源信号时，式(2-6)将具有最大值，因为各个源向量将具有最大的非高斯性。

5. 恒模目标函数

对于通信系统中的恒幅值信号，如 BPSK 信号等，可以使用式(2-7)的恒模目标函数进行分离。

$$J(\mathbf{y}, \mathbf{W}) = -\sum_{i=1}^n E\{|y_i|^2 - 1\} - \rho \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n |E\{y_i y_j^*\}|^2 \quad (2-7)$$

$\rho > 0$ 是一个标量，用来调整式(2-7)中去相关函数与恒模函数的比重， $E(\cdot)$ 表示求数学期望。

2.3.2 优化算法

目标函数确定后，就可以通过优化算法来估计分离矩阵 \mathbf{W} 了。在求解盲源分离问题中常用的优化算法有以下几种：

1. 随机梯度算法^[33]

按照最陡方式下降的随机梯度法中的系数为 $\Delta \mathbf{W}(k) = \mu_k [\mathbf{W}^{-T}(k) - f(\mathbf{y}_k) \mathbf{x}_k^T]$ 。用随机

梯度代替(上式)中的实际梯度, 就可以得到随机梯度算法如式(2-7)所示。

$$\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) + \mu(t)(\mathbf{W}^T(t) - f(\mathbf{y}(t))\mathbf{x}^T(t)) \quad (2-7)$$

式中 $\mu(t)$ 为学习步长。这一算法收敛速度比较慢, 同时由于涉及求分离矩阵 \mathbf{W} 的逆问题, 所以一旦 \mathbf{W} 在更新过程中条件数减少, 算法就可能不收敛。

2. 自然梯度算法^[34]

当式(2-7)中用自然梯度 $\frac{\partial J(\mathbf{y}, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W}^T \mathbf{W}$ 代替随机梯度 $\frac{\partial J(\mathbf{y}, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}}$ 后, 就是自然梯度算法:

$$\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) + \mu(t)(\mathbf{I} - f(\mathbf{y}(t))\mathbf{y}^T(t))\mathbf{W}(t) \quad (2-8)$$

自然梯度算法不仅计算复杂度低而且收敛速度相对较快, 同时避免了矩阵的求逆过程, 非线性函数 $f(\mathbf{y})$ 一般取为:

$$f_i(\mathbf{y}_i) = \alpha_i(k_3^i, k_4^i)\mathbf{y}_i^2 + \beta_i(k_3^i, k_4^i)\mathbf{y}_i^3 \quad (2-9)$$

上式中 $k_3^i = E\{\mathbf{y}_{i,k}^3\}$ 及 $k_4^i = E\{\mathbf{y}_{i,k}^4\} - 3$ 分别表示 \mathbf{y}_i 的偏度和峰度, 而

$$\alpha_i(k_3^i, k_4^i) = -\frac{1}{2}k_3^i + \frac{9}{4}k_3^i k_4^i \quad (2-10)$$

$$\beta_i(k_3^i, k_4^i) = -\frac{1}{6}k_4^i + \frac{3}{2}(k_3^i)^2 + \frac{3}{4}(k_4^i)^2 \quad (2-11)$$

偏度和峰度用下面的公式更新:

$$k_{3,k+1}^i = k_{3,k}^i - \mu T(k_{3,k}^i - \mathbf{y}_{i,k}^3) \quad (2-12)$$

$$k_{4,k+1}^i = k_{4,k}^i - \mu T(k_{4,k}^i - \mathbf{y}_{i,k}^4 - 3) \quad (2-13)$$

3. 基于独立性的等变自适应分离算法^[35]

该算法是一种等变化自适应分离算法:

$$\mathbf{W}(t+1) = \mathbf{W}(t) + \mu(t)(\mathbf{I} - f(\mathbf{y}(t))\mathbf{y}^T(t) + \mathbf{y}(t)f^T(\mathbf{y}(t)) - \mathbf{y}(t)\mathbf{y}^T(t))\mathbf{W}(t) \quad (2-14)$$

相对于一般的随机梯度 $\frac{\partial J(\mathbf{y}, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}}$, Cardoso 和 Laheld 将梯度 $\frac{\partial J(\mathbf{y}, \mathbf{W})}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W}^T$ 称为相对梯度。

4. 固定点算法^[32]

Hyvarinen 的固定点算法是一种数值稳定且速度较快的盲源分离算法。它的目标函数为:

$$J(\mathbf{w}) = [E\{G(\mathbf{w}^T \mathbf{x})\} - E\{G(\mathbf{v})\}]^2 \quad (2-15)$$

式中 G 为一个任意非二次型函数, \mathbf{w} 满足 $E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{x})^2\} = 1$, \mathbf{v} 是零均值且单位方差的高斯随机变量。固定点算法把源信号的分离问题变成一个个优化问题的求解问题, 如式(2-16)

所示。

$$\mathbf{w}_i = \arg \min \sum_{i=1}^n J(\mathbf{w}_i), i = 1, \dots, n \quad (2-16)$$

约束条件为

$$E\{(\mathbf{w}_k^T \mathbf{x})(\mathbf{w}_j^T \mathbf{x})\} = \delta_{jk} \quad (2-17)$$

上述问题的解可以用如下的固定点算法获得

$$\mathbf{w}_{p+1} = \mathbf{w}_{p+1} - \sum_{j=1}^p \mathbf{w}_{p+1}^T C \mathbf{w}_j \mathbf{w}_j \quad (2-18)$$

$$\mathbf{w}_{p+1} = \mathbf{w}_{p+1} / \sqrt{\mathbf{w}_{p+1}^T C \mathbf{w}_{p+1}} \quad (2-19)$$

式中 $C = E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\}$ 是观测数据的协方差矩阵。式(2-18)和式(2-19)需要不断的更新迭代，直到 \mathbf{w}_{p+1} 收敛。

2.4 单通道盲源分离代表性算法分类

近年来，在单通道盲源分离领域提出了很多分离效果较好且具有代表性的方法，如文献[36]提出的 WT-ICA(Wavelet Transform and ICA)方法、文献[37]提出的 W-SVD-ICA(Singular Value Decomposition of Wavelet components)方法、文献[38]提出的 EEMD(Ensemble Empirical Mode Decomposition)信号分离方法、文献[39]提出的 EEMD-ICA(Ensemble EMD-ICA)信号分离方法、文献[40]提出的 EEMD-PCA(Ensemble EMD-PCA)方法、文献[41]提出的 EEMD-PCA-ICA 方法，以及文献[42]提出的鲁棒 PCA(Robust PCA)等，本节对以上算法进行简要介绍，并作为对比算法运用到下文的仿真实验中。

2.4.1 基于小波变换的分离算法

小波变换由于具有多分辨率等的优势而广泛应用在信号处理的各个领域。文献[36]提出的 WT-ICA 的单通道盲源分离技术中，应用小波分解的思想通过定义的线性时间变换滤波器的方式来按步分离混合信号，算法首先选择了母小波和小波变换的次序，并把小波分解的结果作为输入矩阵给 ICA 算法，然后对小波成分集应用 FastICA 或 ICA 算法，ICA 算法的基本模型如下：

假设源信号为 $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_m]^T \in \mathcal{R}^{m \times K}$ ，经过混合矩阵 \mathbf{A} 的混合，接收到的观测信号为 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \mathcal{R}^{n \times K}$ ，设加性高斯白噪声 $\mathbf{N} = [n_1, n_2, \dots, n_n]^T \in \mathcal{R}^{n \times K}$ ，噪声条

件下的 ICA 数学模型为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{S} + \mathbf{N} \quad (2-25)$$

式(2-25)可以表示为:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}_1(t) \\ \mathbf{x}_2(t) \\ \vdots \\ \mathbf{x}_M(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{M1} & a_{M2} & \cdots & a_{MN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_N(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{n}_1(t) \\ \mathbf{n}_2(t) \\ \vdots \\ \mathbf{n}_M(t) \end{bmatrix} \quad (2-26)$$

ICA 的基本任务就是寻找混合矩阵 \mathbf{A} 的逆矩阵 \mathbf{W} 作为分离矩阵, 把源信号还原出来。

最后, WT-ICA 算法推导出相应的混合矩阵和分离矩阵, 在小波集合成分中挑选待分离的信号并把它乘以混合矩阵来重构出该源信号。

文献[37]提出的 W-SVD-ICA 方法在小波分解步骤后引入奇异值分解 SVD(Singular Value Decomposition)步骤, 并设定门限来剔除相对较小奇异值点, 以此来获得相对清晰精确的信号细节特征。矩阵的奇异值分解 SVD 是一个能适用于任意长宽比例矩阵的分解方法, 假设 \mathbf{Q} 是一个 $N \times M$ 的矩阵, 它的奇异值分解为 $\mathbf{Q} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T$, \mathbf{U} 是一个 $N \times N$ 的正交矩阵, \mathbf{S} 是一个 $N \times M$ 的对角矩阵, \mathbf{V} 的转置是一个 $M \times M$ 的正交矩阵, 则 \mathbf{S} 对角线元素称为矩阵 \mathbf{Q} 的奇异值。该方法奇异值的去除步骤如下:

首先, 对混合信号应用小波分解, 将得到的分解矩阵 \mathbf{Q} 进行 SVD 分解 $\mathbf{Q} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T$, 将得到的奇异值序列按照从大到小的顺序依次排列为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$, 并归一化处理, 得到 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$, 其中

$$\sigma_i = \lambda_i / \lambda_1, \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (2-27)$$

其次, 计算式(2-27)即相邻的两个奇异值的变化率。找出 k_{ij} 中的最大值, 并把对应的元素位置 i 作为去除阈值;

$$k_{ij} = \sigma_i / \sigma_j, \quad i = 1, 2, \dots, r-1; j = i+1 \quad (2-28)$$

最后, 去除 $\lambda_{i+1}, \lambda_{i+2}, \dots, \lambda_r$, 并以新的奇异值序列 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_i$ 作为 \mathbf{S}' 的对角线元素重构分解矩阵 $\mathbf{Q}' = \mathbf{U}\mathbf{S}'\mathbf{V}^T$, 最后再对其进行 ICA 处理。文献[37]证实了该方法对干扰信号和噪声有比较明显的抑制作用, 能够更加有效的得到与源信号相接近的重构信号。

2.4.2 基于 EEMD 的分离算法

EMD 经验模态分解法首次提出了根据信号本身的局部时间特性来将其分解为一系列的 IMF 的形式的信号分离方案, 这些 IMF 在瞬时频率方面都具有相应的实际物理意义。输入信号经过 EMD 分解后, 可以用式(2-20)所示的 IMF 分量及一个余量之和

表示。

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{i=1}^n C_i(t) + r_n(t) \quad (2-20)$$

针对 EMD 分离信号过程中会遇到 IMF 的混叠问题、对噪声的敏感问题等, 文献[38]提出了一种可以抑制噪声的、相对稳定的利用白噪声的均匀分布来作为辅助的 EEMD 算法, 该算法主要分为以下几步。

第一步: 向目标数据 $\mathbf{x}(t)$ 添加正态分布的白噪声 $\mathbf{n}(t)$, 得到 $\mathbf{X}(t) = \mathbf{x}(t) + \mathbf{n}(t)$;

第二步: 利用添加的白噪声把数据应用 EMD 分解成一系列的 IMF 之和的形式, 即

$$\mathbf{X}(t) = \sum_{i=1}^n C_i(t) + r_n(t) \quad (2-21)$$

其中 $C_i(t)$ 是第 i 个 IMF, n 是 IMF 总共的数量, $r_n(t)$ 是余量。

第三步: 重复 M 次第一步和第二步, 但是每次用不同的白噪声序列, 再最后集合平均各个 IMF 分量如式(2-22)并作为最终结果输出。加入了噪声后能够有效的对 EMD 方法存在的模态混叠进行抑制, 使得 IMF 分量更加平滑。

$$C_i(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M C_i(t) \quad (2-22)$$

对于多路 IMF 分量, 文献[40]提出采用 EEMD-PCA 方法进行降维, 从而去除噪音和冗余对数据的不利影响, PCA 的目标就是寻找另一组基去重新定义原来的数据空间, 最大程度的去除冗余和噪音的干扰。该方法首先对随机向量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 中心化处理:

$$\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{x} - E\{\mathbf{x}\} \quad (2-23)$$

把 n 维向量 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 变成 $m(m \leq n)$ 维向量 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$, 处理表达式如式(2-24)所示。

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} \quad (2-24)$$

其中, $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ 是向量 \mathbf{x} 的主分量; \mathbf{W} 是分量正交的特征向量矩阵。

EEMD-ICA 分离方法和 EEMD-PCA-ICA 方法分别是对混合信号进行 EEMD 分离后的 IMF 分量和再对 IMF 分量进行 PCA 降维后的信号进行 ICA 处理, 并从分量中选取与源信号相关程度最大的成分。

2.4.3 基于鲁棒 PCA 的分离算法

鲁棒主成分分析 RPCA 考虑的是这样一个问题：数据矩阵 \mathbf{X} 往往在包含很多结构信息的同时也包含噪声，所以可以将它分解为两个矩阵求和的形式，其中一个矩阵由于内部具有一定的结构信息，使得各行或列间线性相关程度高，从而是低秩结构的；另一个由于含有噪声、而噪声是稀疏的导致其是具有稀疏结构的，则鲁棒主成分分析可以表示为式(2-29)的优化问题。

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{E}} \text{rank}(\mathbf{A}) + \lambda \|\mathbf{E}\|_0 \quad s.t. \mathbf{X} = \mathbf{A} + \mathbf{E} \quad (2-29)$$

RPCA 的本质是寻找数据在低维空间上的最佳投影。由于信道噪声等的影响会导致 \mathbf{X} 的低秩性被破坏，甚至有可能会变成满秩矩阵，所以求解 RPCA 问题的关键是将 \mathbf{X} 分解成一个低秩矩阵和一个稀疏矩阵，其中，包含一定结构信息的低秩矩阵即数据的本质低维空间。因为 PCA 假设数据的噪声是高斯的，对于大的噪声或者严重的离群点，PCA 会被它影响，导致无法正常工作，而 Robust PCA 则不存在这个假设。它只是假设它的噪声是稀疏的，而不管噪声的强弱如何。

由于式(2-29)中秩函数 $\text{rank}(\cdot)$ 和 L_0 范数在优化上存在非凸和非光滑特性，所以通常将它转换成求解式(2-30)的松弛的凸优化问题。即利用核范数对其进行求解。

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{E}} \|\mathbf{A}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_1 \quad s.t. \mathbf{X} = \mathbf{A} + \mathbf{E} \quad (2-30)$$

2.5 本章小结

本章首先介绍了盲源分离的系统模型，包括超定、正定、欠定以及最为病态的单通道四种情况；其次，简要介绍了分离模型中常用的目标函数和优化算法，其中目标函数的选取将决定整个算法的统计特性，包括稳健性、一致性等，优化算法的选取将决定算法的收敛速度、数值的稳定特性和运算量等。最后，对近年来单通道盲源分离领域的处理方法中具有代表性的基于 EEMD 和小波分解以及鲁棒 PCA 的方法进行了介绍和简要分析，为后文的仿真奠定了理论基础。

第3章 基于RsPCA的单通道弱信号分离方法

3.1 引言

在现代通信与电子战技术中,通信、雷达等各种电子设备的广泛应用形成了时域高度密集、频域严重重叠的复杂多变电磁环境,当侦察机接收到的时频混叠的干扰信号功率远大于有用信号时,如何对其进行有效分离,准确获取蕴含有用信息的目标信号成为当务之急。因此,基于以上背景,本章首先对时间序列低秩特性的理论进行了研究,并证明了将时间序列矩阵化后其秩的上界将会受其嵌入的子空间结构所控制,这使得将通信信号矩阵化后其秩通常远远小于矩阵的大小;其次,利用时间序列矩阵化后具有的低秩特性设计了目标函数并选取了收敛速度快、且运算量相对适中的增广拉格朗日乘子法搜索目标函数的极值,给出了基于矩阵低秩特性的信号分离方案;最后,利用随机数的分离实验来验证提出的分离方案的可行性,并针对仿真实验选取合适的参数值,对同调制类型、同载波频率的通信信号以及不同调制类型、同载波频率的通信信号进行分离实验,对仿真结果进行了分析。

3.2 基于低秩特性的单通道盲分离关键技术研究

为了在混有强干扰信号条件下将有用信号进行有效恢复,本章利用数字通信信号在矩阵化后具有低秩性的特点来设计目标函数,并给出相应的优化算法,使之在实际应用和硬件平台允许条件下搜索得到最优解。该算法的基本假设在于绝大部分数字通信信号经采样后以重排序的方式变换成矩阵时具有低秩结构。

3.2.1 时间序列低秩特性理论框架

由通信的基本理论可知,绝大多数的数字调制信号都可以被嵌入复数 L_1 空间的子空间 \mathcal{X}_0 中^[43]。此时该信号可以由(3-1)的子空间展开式表示

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K \alpha_k p_k(t), \quad t \in [0, T] \quad (3-1)$$

其中, $\{p_1(t), \dots, p_K(t)\}$ 表示 \mathcal{X}_0 的一组正交基, $\{\alpha_1, \dots, \alpha_K\}$ 是一组随机变量, 其表示波形中携带的信息。对(3-1)进行离散化则可以得到随机向量 $\mathbf{x}(n) \in \mathcal{C}^N$, 并且该向量可以嵌入到子空间 $\mathcal{X} \subset \mathcal{C}^N$ 中。若令 $\mathbf{p}_k(n) \in \mathcal{C}^N, k=1, 2, \dots, K$ 表示 \mathcal{X} 一组标准正交基, 则 $\mathbf{x}(n)$ 可以被分解为

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{p}_k(n), \quad n=1, 2, \dots, N \quad (3-2)$$

其中, $\alpha_1, \dots, \alpha_K$ 表示一组独立同分布的随机变量, K 表示线性空间 \mathcal{X} 的维度。在信号处理领域公式(3-2)通常被称为 Karhunen-Loeve 展开式^[44]。在无线通信领域, 公式(3-2)可以被用于多种调制方式的建模, 例如 ASK、PSK、QAM, FSK 和 OFDM^[43]。其中 α_k 表示传输的信息而 $\mathbf{p}_k(n)$ 通常被称作基带脉冲。为了简化模型, 本小节对 $\mathbf{p}_k(n)$ 进行进一步约束, 此时公式(3-2)可以被修改为

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{k=1}^K \alpha_k \mathbf{p}(n-kT), \quad n=1, 2, \dots, KT \quad (3-3)$$

其中, $\mathbf{p}(n)$ 的支撑集被限制在 $[0, T-1]$ 。由公式(3-3)可知, 公式(3-2)中的基向量 $\mathbf{p}_k(n), k=1, \dots, K$ 被向量 $\mathbf{p}(n)$ 的一组在时间轴上的平移所代替。模型被约束后, (3-3)可以被用来对 ASK、PSK 和 QAM 等调制方式进行建模, 其中 T 表示调制信号的符号周期。

定义重排序映射 $R: \mathcal{C}^{KT} \rightarrow \mathcal{C}^{K \times T}$, 其含义是将向量的每 T 个点映射成矩阵的一行。此时, 信号 $\mathbf{x}(n)$ 可以被重排序为

$$\mathbf{X} = R(\mathbf{x}) = \mathbf{a} \cdot \mathbf{p}^T \quad (3-4)$$

公式中符号分别表示 $\mathbf{a} = [\alpha_1, \dots, \alpha_K]^T$ 和 $\mathbf{p} = [\mathbf{p}(1), \dots, \mathbf{p}(T)]^T$ 。由公式(3-4)可知, 矩阵 \mathbf{X} 行向量由信号 $\mathbf{x}(n)$ 的符号组成, 并且 \mathbf{X} 的秩等于 1。图 3.1 给出了重排序映射 $R(\cdot)$ 和 \mathbf{X} 低秩结构的示意图。在更加复杂的条件下, 公式(3-4)中向量 \mathbf{a} 和 \mathbf{p} 可以被推广到矩阵。此时表示调制信号的基带脉冲类型通常不只一个, 例如 FSK, CDMA 和 OFDM 等。因此, 重排序后调制信号的理论秩通常很小且仅与具体通信体制有关而与观测数据的大小无关, 如常见调制信号如 DS-PSK/QAM 信号当按照行数为符号数、列数为 PN 序列长度矩阵化后, 其理论秩为 1; MC-CDMA 信号按照行数为符号数, 列数为 OFDM 符号长度矩阵化后, 其理论秩的大小为用户数。因此在观测大量符号的条件下, 可以推断利用 $R(\cdot)$ 重排序的调制信号具有低秩结构。

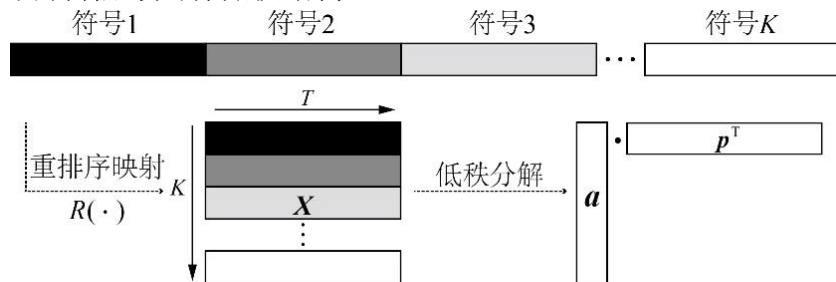


图 3.1 重排序映射和信号低秩结构示意图

3.2.2 基于低秩特性的目标函数设计

本节在以上理论分析的基础之上,提出了基于重排序主成分分析(Reshaped Principal Component Analysis, 以下简称为 RsPCA 算法)的单通道弱源信号分离算法,该算法的整体设计思路分为目标函数与优化算法设计两部分。针对绝大多数通信信号的低秩特性,在忽略噪声的前提下,设计目标函数如式(3-5)所示。

$$\min f(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \text{rank}(\mathbf{R}_1(\mathbf{a})) + \text{rank}(\mathbf{R}_2(\mathbf{b})) \quad s.t. \mathbf{x} = \mathbf{a} + \mathbf{b} \quad (3-5)$$

其中, \mathbf{x} 表示观测数据,即微弱有用信号 \mathbf{a} 与干扰信号 \mathbf{b} 的混合。定义重排序映射 $\mathbf{R}_1(\square): \mathcal{C}^T \rightarrow \mathcal{C}^{m_1 \times n_1}$ 和 $\mathbf{R}_2(\square): \mathcal{C}^T \rightarrow \mathcal{C}^{m_2 \times n_2}$ 分别满足 $\mathbf{R}_1(\mathbf{a})(i, j) = \mathbf{a}(j + (i-1)n_1)$ 和 $\mathbf{R}_2(\mathbf{b})(i, j) = \mathbf{b}(j + (i-1)n_2)$ 。从公式可知,该目标函数为严格凸函数。因此,公式的解唯一存在,且可以利用已有的凸优化工具可以搜索最优解。

需要指出的是,在实际通信系统信号传输过程中,利用传统定义矩阵的秩并不能完全反映信号的低秩结构。这是因为由于噪声与无线信道的影响,信号矩阵化后在传统意义下秩会增加甚至变成满秩矩阵,有效的解决该问题的方法是把最小化 $\text{rank}(\square)$ 问题松弛到最小化核函数的问题。核范数 $\|\mathbf{W}\|_*$ 是指矩阵奇异值的和,由文献[45]可知核范数是 $\text{rank}(\square)$ 的凸包络。近几年的科学研究中可以证明,矩阵核范数对解决矩阵填充、鲁棒 PCA 等问题具有一定的贡献^{[46][45][47]}。所以改进算法模型,用矩阵核范数代替秩函数得到新的目标函数

$$\min f(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \|\mathbf{R}_1(\mathbf{a})\|_* + \|\mathbf{R}_2(\mathbf{b})\|_* \quad s.t. \mathbf{x} = \mathbf{a} + \mathbf{b} \quad (3-6)$$

其中 $\|\square\|_*$ 代表矩阵核范数, $\mathbf{x} = \mathbf{a} + \mathbf{b}$ 代表观测向量。由于核范数是矩阵秩的凸包络,所以可以发现极小化公式(3-6)就是搜索数据 \mathbf{x} 的最低秩成分。为了提高强弱信号混合后 RsPCA 对其分离的效果,本节在设计 RsPCA 具体算法时在式(3-6)的基础上引入条件参数 $\lambda > 0$, 此时目标函数可以被修改为

$$\min f(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \|\mathbf{R}_1(\mathbf{a})\|_* + \lambda \|\mathbf{R}_2(\mathbf{b})\|_* \quad s.t. \mathbf{x} = \mathbf{a} + \mathbf{b} \quad (3-7)$$

显然可知 $f(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ 是一个凸函数,因此可以利用凸优化算法对目标函数的极值进行搜索。

3.2.3 基于增广拉格朗日的优化算法设计

选定目标函数后,由文献[49]启发,本论文选用不精确增广拉格朗日乘子(Inexact Augmented Lagrange Multiplier, IALM)法求解目标函数(3-7)的极值。由 IALM 的基本理论可知,IALM 解决的最优化问题是满足式(3-8)等式条件

$$\min f(\mathbf{x}), \quad s.t. h(\mathbf{x}) = 0 \quad (3-8)$$

为了求解上式，可以定义如下增广拉格朗日方程：

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mu) = f(\mathbf{x}) + \langle \mathbf{y}, h(\mathbf{x}) \rangle + \frac{\mu}{2} \|h(\mathbf{x})\|^2 \quad (3-9)$$

$\mu > 0$ 表示一个标量， $f(\mathbf{x})$ 代表目标函数， $h(\mathbf{x})$ 代表约束条件， $\langle \cdot \rangle$ 是矩阵内积。文献[48]证明了在矩阵修复等问题中，增广的拉格朗日优化算法的分析过程和实现原理都相对简单，参数的调整比迭代阈值法和近似梯度法更加容易，而且增广拉格朗日法求解最优解的收敛结果更为精确，求解速度也比其他算法至少快五倍，运算占用的内存相对较少，这对于大型的应用程序如 web 数据分析等的应用中将是一个显著的优势。

对于本文提出的 RsPCA 算法的特定情况，在不考虑噪声的前提下，需要解决的问题是式(3-7)，带入到上文提到的增广拉格朗日算法中，可以得到

$$L(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{y}, \lambda) = \|R_1(\mathbf{a})\|_* + \lambda \|R_2(\mathbf{b})\|_* + \langle \mathbf{y}, \mathbf{x} - \mathbf{a} - \mathbf{b} \rangle + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{a} - \mathbf{b}\|^2 \quad (3-10)$$

其中 \mathbf{y} 表示对偶向量， $\mu > 0$ 表示一个标量。在搜索最优解的每一次迭代中，算法首先在给定 $\mathbf{y} = \mathbf{y}_0$ 和 $\mu = \mu_0$ 的条件下求解子问题 $\min_{\mathbf{a}, \mathbf{b}} L(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{y}_0, \mu_0)$ ；然后在对对偶向量 \mathbf{y} 与标量 μ 进行更新。在对子问题 $\min_{\mathbf{a}, \mathbf{b}} L(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{y}_0, \mu_0)$ 的求解过程中，本算法采用变量交替更新的方式依次对向量 \mathbf{a} 和向量 \mathbf{b} 进行迭代。由于 IALM 建议在迭代时不需要计算出子问题的精确解，因此本算法最终的迭代流程是依次更新变量 $\mathbf{a} \rightarrow \mathbf{b} \rightarrow \mathbf{y} \rightarrow \mu$ 。本模型采用相邻两次迭代输出结果的相对变化值作为迭代的停止条件，当算法满足不等式(3-11)时，停止迭代运算。

表 3.1 增广拉格朗日乘子法应用于 RsPCA

算法 1: ALM 增广拉格朗日乘子法应用于 RsPCA

初始化: 观测向量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^T$

$\mathbf{y}_0 = \text{sgn}(\mathbf{x})$, $\mathbf{a}_0 = \mathbf{b}_0 = \mathbf{x} / 2$, $k = 0$, $\lambda > 0$, $\mu_0 > 0$, $\tau > 0$

迭代: 直到不等式(3-11)成立

求解 $(\mathbf{a}_{k+1}, \mathbf{b}_{k+1}) = \arg \min_{\mathbf{a}, \mathbf{b}} L(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{y}_k, \lambda)$

$\mathbf{a}_{k+1} = R_1^{-1}(D_{\mu^{-1}}(R_1(\mathbf{x} - \mathbf{b}_k + \mu_k^{-1} \mathbf{y}_k)))$

$\mathbf{b}_{k+1} = R_2^{-1}(D_{\mu^{-\lambda}}(R_1(\mathbf{x} - \mathbf{a}_{k+1} + \mu_k^{-1} \mathbf{y}_k)))$

更新: \mathbf{y}_k 、 μ_k

$\mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{y}_k + \mu_k (\mathbf{x} - \mathbf{a}_{k+1} - \mathbf{b}_{k+1})$

$\mu_{k+1} = \rho \mu_k$

$k = k + 1$

输出: $(\mathbf{a}_{k+1}, \mathbf{b}_{k+1})$

$$\frac{|(\mathbf{a}_{k+1} - \mathbf{a}_k)^2 + (\mathbf{b}_{k+1} - \mathbf{b}_k)^2|}{\mathbf{a}_k^2 + \mathbf{b}_k^2} \leq \tau \quad (3-11)$$

其中, $\tau > 0$ 为收敛门限值。具体求解过程如表 3.1 所示, 其中 $\text{sgn}(\square): \mathcal{C}^T \rightarrow \mathcal{C}^T$ 返回输入向量的符号; $\|\square\|$ 代表向量的 L_2 范数; $D_\lambda(\square)$ 代表具有参数 λ 的矩阵奇异值的软门限判决, 如果 $\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T$ 是矩阵 \mathbf{X} 的奇异值分解, 则 $D_\lambda(\mathbf{X}) = \mathbf{U}\bar{\mathbf{S}}\mathbf{V}^T$, 其中 $\bar{\mathbf{S}}$ 满足

$$\bar{S}(i, j) = \begin{cases} S(i, j) - \lambda, & S(i, j) > \lambda \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3-12)$$

3.3 随机数分离实验

为了验证上文提出的 RsPCA 算法分离的可行性, 并测试目标函数中矩阵的秩的大小、优化算法中各个参数的选择对分离性能的影响, 首先对合成的随机数据的进行分离实验并对测试结果进行分析。仿真实验中, 假设信号的长度 $T = 10000$; 两个重排序映射分别满足 $R_1: \mathcal{C}^{10000} \rightarrow \mathcal{C}^{50 \times 200}$ 和 $R_2: \mathcal{C}^{10000} \rightarrow \mathcal{C}^{200 \times 50}$ 。在给定重排序矩阵秩为 r 的条件下为了生成源信号 \mathbf{a}_0 , 仿真首先产生随机标准正交矩阵 $\mathbf{U}_a \in \mathcal{R}^{50 \times r}$ 和 $\mathbf{V}_a \in \mathcal{R}^{200 \times r}$, 而 \mathbf{a}_0 的产生服从表达式 $\mathbf{a}_0 = R_1^{-1}(\mathbf{U}_a \mathbf{V}_a^T) \in \mathcal{R}^{10000}$; 同理, 在生成源信号 \mathbf{b}_0 时, 仿真首先产生随机标准正交矩阵 $\mathbf{U}_b \in \mathcal{R}^{200 \times r}$ 和 $\mathbf{V}_b \in \mathcal{R}^{50 \times r}$, 而 \mathbf{b}_0 的产生服从表达式 $\mathbf{b}_0 = R_2^{-1}(\mathbf{U}_b \mathbf{V}_b^T) \in \mathcal{R}^{10000}$ 。由于 $\mathbf{U}_a, \mathbf{U}_b$ 和 $\mathbf{V}_a, \mathbf{V}_b$ 为标准正交阵, 因此仿真可以保证 \mathbf{a}_0 和 \mathbf{b}_0 进行重排序得到矩阵的秩满足 $\text{rank}(R_1(\mathbf{a}_0)) = \text{rank}(R_2(\mathbf{b}_0)) = r$ 。仿真中观测数据 (混合信号) 的产生服从模型

$$\mathbf{x} = \sigma \mathbf{a}_0 + \mathbf{b}_0 = \mathbf{a}_1 + \mathbf{b}_0 \quad (3-13)$$

其中, \mathbf{a}_1 满足表达式 $\mathbf{a}_1 = \sigma \mathbf{a}_0 (\sigma > 0)$, 通过控制 \mathbf{a}_0 的权值 σ 来模拟潜在成分之间存在的能量差异。为了评价分析算法的性能, 仿真采用源信号 \mathbf{a}_1 与算法分离得到的估计信号 $\tilde{\mathbf{a}}_1$ 之间的信干比 SIR (Signal to Interference Ratio) 作为性能指标, 其表达式如式(3-14)所示。从式(3-14)可以看出, 输出信干比越大, 说明算法分离重构的性能越好。

$$\text{SIR} = 10 \log \left[\frac{\mathbf{a}_1^2(k)}{[\mathbf{a}_1(k) - \tilde{\mathbf{a}}_1(k)]^2} \right] \quad (3-14)$$

图 3.2~3.5 给出了 RsPCA 算法在不同参数设置条件下 20 次仿真得到的针对 \mathbf{a}_1 的平均分离信干比对比曲线。

图 3.2 是当 $\sigma = 0.1$ 时改变参数 τ 对算法分离性能的影响曲线, 横坐标参数 τ 是式(3-11)中提到的停止迭代循环的收敛条件, 且设置向右参数 τ 趋向于更小, 即收敛条件趋向于更严格; 3.2(a)纵坐标代表随着参数 τ 的减小算法分离得到的针对 \mathbf{a}_1 的信干比变化曲

线，3.2(b)纵坐标代表随着参数 τ 的减小算法迭代次数曲线。从图中可以看出，参数 τ 的不断减小将导致迭代次数的增多和信干比的提升。一般情况下，我们需要在保证系统分离性能的前提下尽可能的降低迭代次数，图中显示当参数 τ 降低到 1×10^{-6} 时（即图中标出位置处），分离信号 \mathbf{a}_1 的信干比已经趋于稳定，且迭代次数适中，故以下仿真中设置收敛参数 $\tau = 1 \times 10^{-6}$ 。

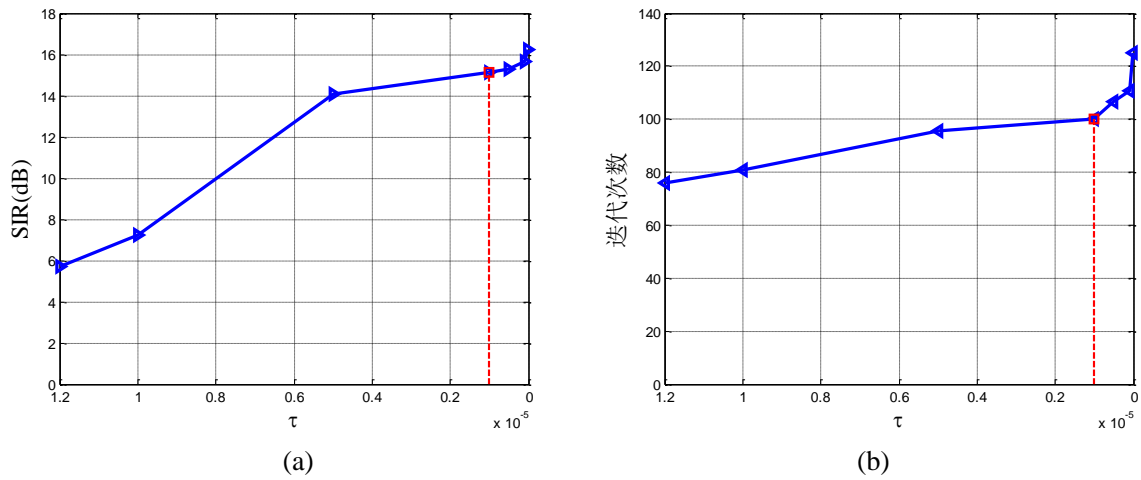


图 3.2 参数 τ 与分离信干比及迭代次数的关系

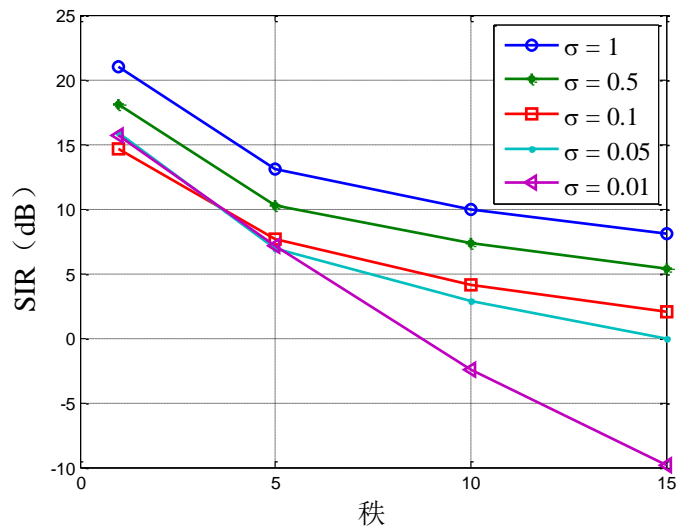


图 3.3 矩阵秩的大小与参数 σ 及分离信干的关系

图 3.3 反映了源信号 \mathbf{a}_1 经重排序矩阵化后的秩 r 的大小对 RsPCA 算法分离性能的影响。可以发现，同一 σ 条件下，随着随机数据矩阵化后的秩的增大，信干比减小，分离性能降低。同一矩阵秩 r 的条件下， σ 越大分离效果越好，这是因为数据 \mathbf{a}_1 权值越大，在混合信号中所占用的功率越大，越容易被分离。在 $\sigma = 1$ 且 $r < 5$ 的条件下，估计信号 $\tilde{\mathbf{a}}_1$ 与源信号 \mathbf{a}_1 之间的 SIR 大于 13dB，且随着秩 r 的增加分离信干比降低，当 $r = 15$ 时 RsPCA

仍能够以 $\text{SIR}=8\text{dB}$ 的精度实现 \mathbf{a}_1 的分离。同时由图可知，在秩 r 较低条件下两个潜在成分的能量差异对算法的分离效果影响并不明显。例如当 $r=1$ 时，权值从 $\sigma=1$ 到 $\sigma=0.01$ 条件下两个潜在成分 \mathbf{a}_1 和 \mathbf{b}_0 的能量比最大可达 10000 倍，而 RsPCA 分离的分离性能仅衰减 5dB。该结论表明，RsPCA 可以有能力从混合信号中分离出能量非常微弱的潜在成分。该性能使得 RsPCA 在认知无线电的动态频谱接入、军用隐蔽通信、通信雷达一体化等方面具有潜在应用价值。

图 3.4 表示在 $\sigma=0.01$ 时， \mathbf{a}_1 矩阵化后的秩分别为 1、3、5 时，随机数源数据与重构数据对比图。由图 3.5 可以看出，虽然此时 \mathbf{a}_1 的能量远远小于 \mathbf{b}_0 ，但是在 $r=1,3$ 条件下 RsPCA 算法仍可以高精度分离出信号。在 $r=5$ 条件下虽然重构数据与源数据相比会产生一定的偏差，但是仍在可接受范围内。

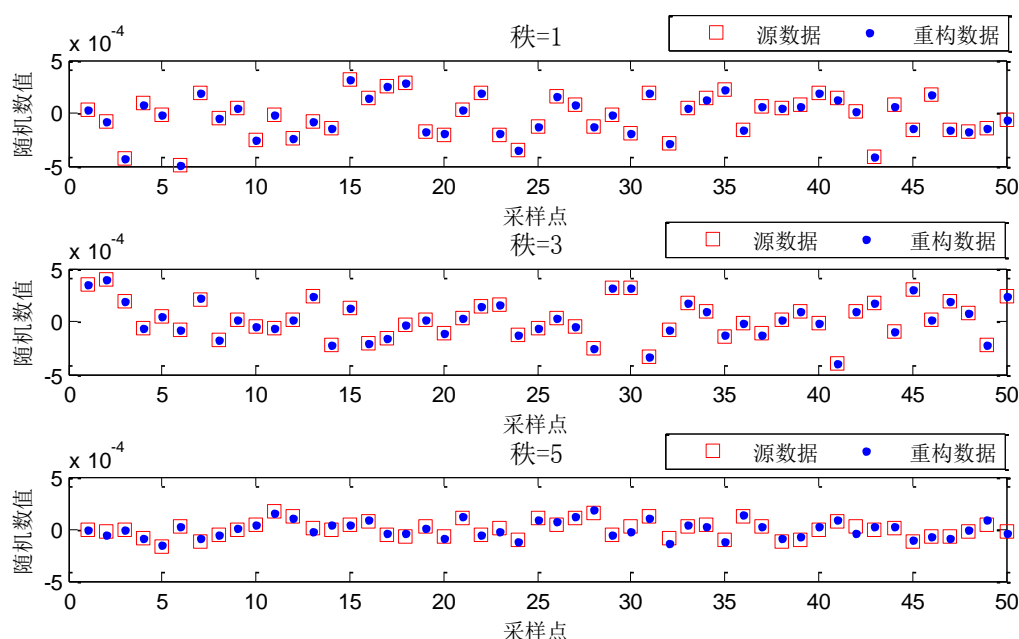


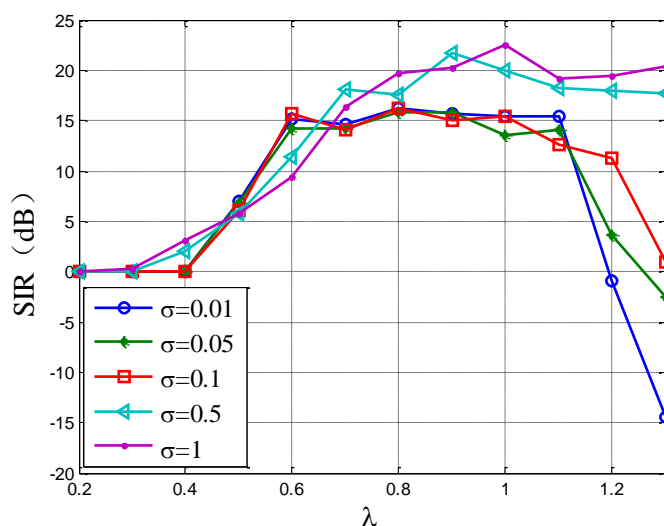
图 3.4 不同矩阵秩的分离性能对比

调整参数 λ 是拉格朗日算法中的一个重要参数，需要根据混合向量中两个源向量所占的功率比例进行微量调整，为测试不同 σ 值混合情况下的最佳 λ 值，采用控制变量法的方式，在随机数据矩阵化后的秩为 1 的情况下，依次改变 λ 值与 σ 值，仿真得到不同 λ 值与不同 σ 时对应的分离信干比的平均值并制成表 3.2 和图 3.5。

图 3.5 给出了秩为 1 条件下调整参数 λ 对 RsPCA 分离性能的影响曲线。由图可知，权值 σ 越小，算法分离得到的信干比对 λ 的变化越敏感，但在本仿真条件下 $\lambda=1$ 通常可以在不同 σ 取值下得到良好的分离性能。

表 3.2 调整参数 λ 随 σ 变化得到分离信干比数据表格

| $\sigma \backslash \lambda$ | 0.01 | 0.05 | 0.1 | 0.5 | 1 |
|-----------------------------|----------|---------|---------|---------|---------|
| 0.2000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |
| 0.3000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.2368 |
| 0.4000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 1.9930 | 3.0609 |
| 0.5000 | 7.0413 | 6.8787 | 6.1041 | 5.7530 | 5.8101 |
| 0.6000 | 15.1752 | 14.2740 | 15.6359 | 11.4601 | 9.4275 |
| 0.7000 | 14.6835 | 14.1912 | 14.1035 | 18.1638 | 16.3648 |
| 0.8000 | 16.1653 | 15.8491 | 16.2618 | 17.5236 | 19.7441 |
| 0.9000 | 15.6544 | 15.8027 | 14.9878 | 21.7082 | 20.2429 |
| 1.0000 | 15.4016 | 13.5416 | 15.4090 | 19.9692 | 22.4560 |
| 1.1000 | 15.4236 | 14.0567 | 12.5506 | 18.2040 | 19.1875 |
| 1.2000 | -0.9565 | 3.6531 | 11.2085 | 17.9363 | 19.3822 |
| 1.3000 | -14.4114 | -2.4976 | 0.9947 | 17.6604 | 20.4210 |

图 3.5 不同微弱程度信号中调整参数 λ 与分离信干比对比图

3.4 强干扰背景下通信信号提取实验

在 3.3 节中讨论了 RsPCA 算法对随机数据的分离性能，在本节中将应用 RsPCA 算法对通信信号进行分离实验，主要分为同调制类型、同载波频率的通信信号分离提取实验和不同调制类型、同载波频率的通信信号分离提取实验两大类，并对仿真结果进行分析。

3.4.1 扩频 BPSK 信号提取实验

仿真参数设置：源信号为两路基带直扩 BPSK 信号。扩频序列均为长度为 7 位的 m

序列，源信号 \mathbf{a} 传输符号个数 $L_1=10$ ，扩频码片速率为 $f_{pm1}=100$ cps，符号持续时间是 70ms，采样频率 $f_s=2.8$ kHz；源信号 \mathbf{b} 传输符号个数 $L_2=40$ ，扩频码片速率为 $f_{pm2}=400$ cps，符号持续时间是 17.5ms，采样频率 $f_s=2.8$ kHz。矩阵化参数设置为 $R_1=[f_s/(f_{pm1}/7) \quad L_1]$ ， $R_2=[f_s/(f_{pm2}/7) \quad L_2]$ ，参数 $\lambda=1.01$ 。

仿真方法：源信号 \mathbf{a} 与源信号 \mathbf{b} 按照 $\mathbf{x}=\sigma\mathbf{a}+\mathbf{b}(\sigma\leq 1)$ 的比例线性混合，并在不同信噪比条件下对弱信号 $\sigma\mathbf{a}$ 进行分离（为方便对比分离效果，此处的信噪比是针对混合信号的信号功率添加的噪声功率），对比分离得到的针对弱信号 $\sigma\mathbf{a}$ 的信干比性能。

首先，在不添加噪声、 $\sigma=1$ 的分离实验中，将本章提出的 RsPCA 方法与第二章中介绍的 EEMD 信号分离方法、EEMD-ICA 分离方法、EEMD-PCA 分离方法、EEMD-PCA-ICA 分离方法，以及直接利用小波分离和 WT-ICA 方法、W-SVD-ICA 方法以及 RPCA 方法进行对比，重构信号与源信号的时域波形对比如图 3.6 所示（红色虚线代表源信号，蓝色实线代表算法分离得到信号）其中小波分解方法的分解层数为 10 层；WT-SVD-ICA 方法设置剔除界限为邻近变换率中的最大值对应的奇异值的数值；基于 EEMD 的方法中的 IMF 数量为 11 路，第一路为观测信号，添加噪声的功率与信号的功率相同；鲁棒 PCA 方法中调整参数设置为 0.065；RsPCA 方法 λ 设置为 1.01。

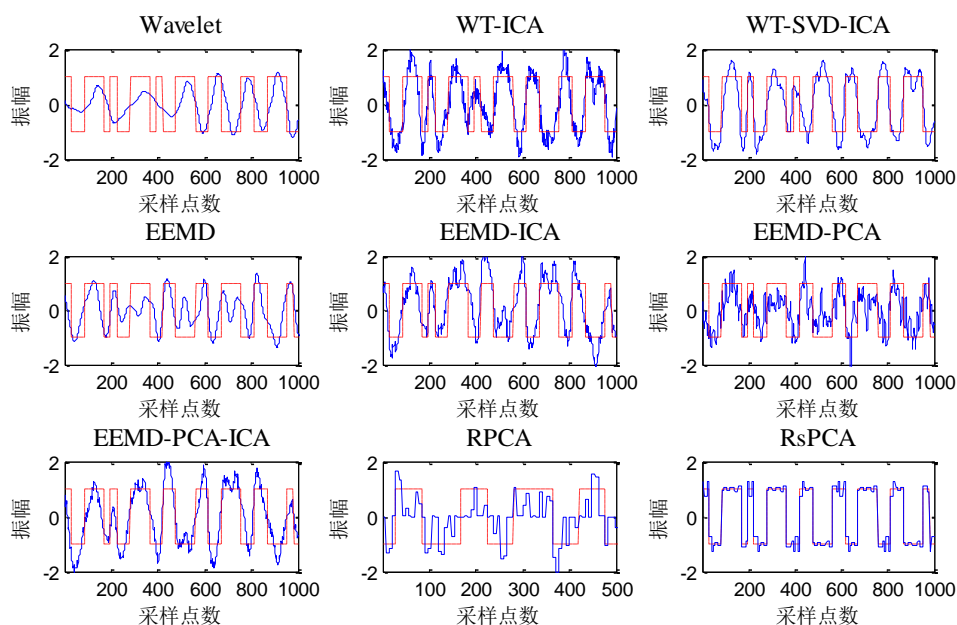


图 3.6 不同方法分离得到时域波形对比图

从分离信号的时域波形和可以看出，在不添加噪声的情况下，本文提出的 RsPCA 算法对信号 $\sigma\mathbf{a}$ 的时域波形还原度远远高于基于 EEMD、基于小波变换和鲁棒 PCA 的方法，分离效果最好。仿真用时对比如表 3.3 所示，从仿真用时对比表也可以看出，RsPCA

算法的迭代速度最快，用时最短。

表 3.3 不同方法仿真时间对比

| 方法 | 用时（秒） | 方法 | 用时（秒） |
|------------|-------|--------------|-------|
| RsPCA | 0.299 | EEMD | 0.352 |
| RPCA | 0.388 | EEMD-ICA | 2.200 |
| Wavelet | 0.118 | EEMD-PCA | 0.372 |
| WT-ICA | 3.704 | EEMD-PCA-ICA | 2.377 |
| WT-SVD-ICA | 0.770 | | |

为了量化在噪声环境下不同算法的分离性能，同样采用多次实验得到的针对弱有用信号的分离信干比的平均值作为评价指标，选用上述方法中性能相对较好的 WT-ICA 分离方法、WT-SVD-ICA 分离方法、EEMD-ICA 分离方法、EEMD-PCA 分离方法、EEMD-PCA-ICA 分离方法以及 RPCA 分离方法作为对比，分别设置 $\sigma = 0.1 \sim 1$ ，在混合信号信噪比 20dB 条件下对 σa 信号进行分离，得到信干比对比曲线如图 3.7(a)所示。同理，在混合信号信噪比 15dB 条件下对 σa 信号进行分离，得到图 3.7(b)。表 3.4 中给出了 20dB 和 15dB 时部分仿真实验的信干比数值。

表 3.4 部分实验信干比数据表

| σ 方法 | 1 | 0.8 | 0.6 | 0.3 | 0.1 |
|--------------------|---------|---------|---------|---------|----------|
| EEMD-PCA(20dB) | 2.0828 | 2.1401 | 1.6192 | 0.8554 | -2.9780 |
| EEMD-PCA(15dB) | 3.4060 | 2.5084 | 1.6954 | 0.2056 | -5.2347 |
| EEMD-ICA(20dB) | 3.3287 | 3.0204 | 1.5363 | -6.4839 | -16.8262 |
| EEMD-ICA(15dB) | 3.4060 | 2.5084 | 1.6954 | -6.2056 | -16.6345 |
| EEMD-PCA-ICA(20dB) | 3.1158 | 3.5493 | 1.8421 | -6.1318 | -16.3024 |
| EEMD-PCA-ICA(15dB) | 3.1636 | 2.7022 | 2.0148 | -5.5974 | -16.7865 |
| WT-ICA(20dB) | 4.4805 | 4.1748 | 3.1394 | -5.4870 | -16.4179 |
| WT-ICA(15dB) | 4.4738 | 3.4452 | 2.0794 | -5.3114 | -16.8018 |
| W-SVD-ICA(20dB) | 4.5687 | 3.6054 | 2.8573 | -5.8777 | -13.2321 |
| W-SVD-ICA(15dB) | 4.6487 | 3.4722 | 1.9411 | -5.9547 | -13.7610 |
| RPCA(20dB) | 2.6684 | 0.9580 | -1.3054 | -7.4850 | -6.6767 |
| RPCA(15dB) | 3.3923 | 1.7718 | -0.4314 | -6.1095 | -6.4213 |
| RsPCA(20dB) | 12.0893 | 10.7033 | 10.0395 | 6.5886 | -1.1129 |
| RsPCA(15dB) | 9.6690 | 8.0153 | 7.1203 | 2.7919 | -5.6654 |

从图 3.7(a)中可以看出，在 SNR=20dB 的条件下，当 σ 为 0.1~1 时，随着 σ 的减小，各个分离方法的信干比呈递减趋势，这是因为 σ 的减小将导致 σa 在混合信号中占的功率比减小而相对于干扰信号 b 变得更加微弱，更不利于分离。EEMD-ICA 算法、EEMD-ICA-PCA 算法、WT-ICA 算法以及 WT-SVD-ICA 算法由于引入独立成分分析而

导致算法会出现迭代次数过多或不收敛的情况，算法不够稳定。鲁棒 PCA 算法原理在于寻找混合信号中的低秩成分，而本次实验中的两路信号都为低秩信号，所以对该算法的分离产生困难，效果不佳。本章提出的 RsPCA 算法的分离信干比明显高于其他八种方法，信干比保持在 0dB~12dB 左右，而其他算法的分离信干比仅仅保持在-16dB~4dB 左右。

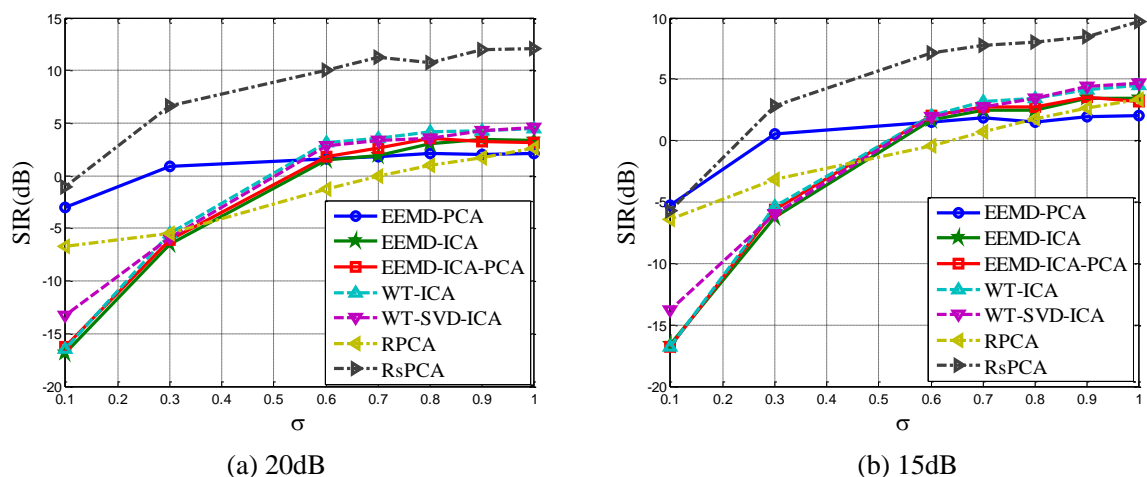


图 3.7 不同信噪比条件下分离信干比对比曲线

从图 3.7(b)可以看出，SNR=15dB 时，本章提出算法的分离信干比相对于 SNR=20dB 时有一定程度的下降（这是因为 RsPCA 在目标函数式(3-8)的设计中并没有对噪声进行建模，所以噪声功率的增大会对 RsPCA 算法的分离性能造成影响），但总体趋势仍高于其他单通道盲源分离算法，且在分离信干比较高的同时相对稳定。

上述实验中由于要综合考虑所有方法的仿真时间及实验参数设置的合理性，所以统一设置弱信号符号长度相对较短为 10 个，这使得 RsPCA 算法对弱信号进行矩阵化操作后的低秩特性相对不明显，所以分离性能并不是最优情况。随着符号长度的增加，矩阵化后的低秩特性更加明显，算法的分离性能也将一定程度上的提升。下面给出 RsPCA 算法提取微弱信号时设置的待提取信号的符号长度对分离信干比的影响曲线如图 3.8 所示。仿真条件为混合信号信噪比 15dB， σ 为 0.1，其他仿真参数设置与上文相同，仅仅改变待提取信号的符号长度。分别设置矩阵化操作参数为 $R_1 = [f_s / (f_{p1}/7) \ L_1]$ ， $R_2 = [f_s / (f_{p2}/7) \ L_2]$ ， $L_i, i=1,2$ 为基带映射后的符号长度。其他方法由于分离性能与符号长度无直接关系且用时较长暂且忽略。

从图 3.8 中可以看出，随着弱信号的传输的符号个数增加，信号的低秩特性的愈加明显使得分离信干比有所提升，而图 3.7 证明了在符号长度为 10，即 RsPCA 算法本身性能相对不理想的情况下，其分离信干比仍大于其他算法，具有最佳的分离性能。由于

受矩阵化后的矩阵长宽比例限制, 信干比数值达到峰值时继续增加符号长度会使得分离性能稍微下降, 并最终趋于平稳。

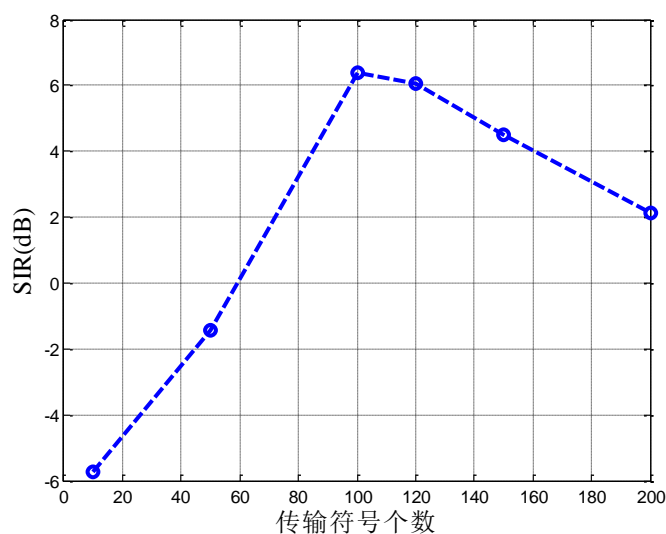
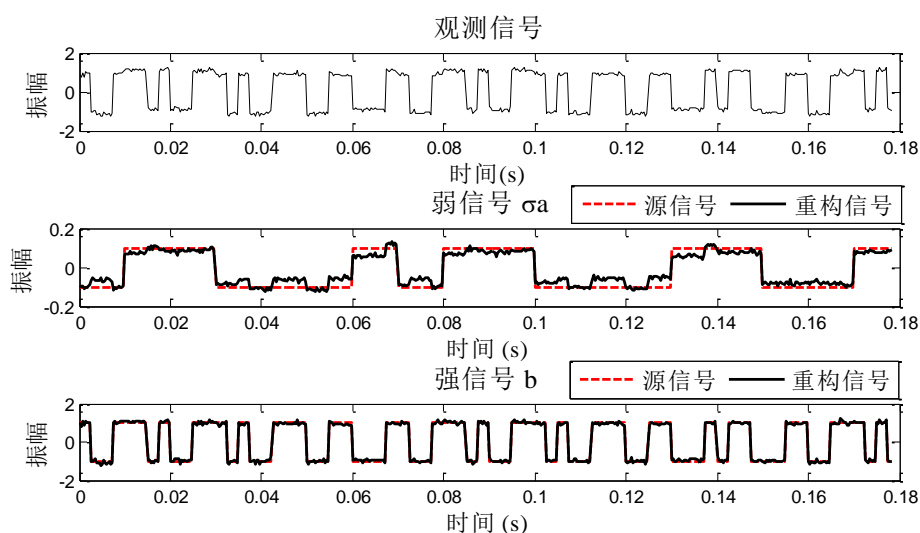
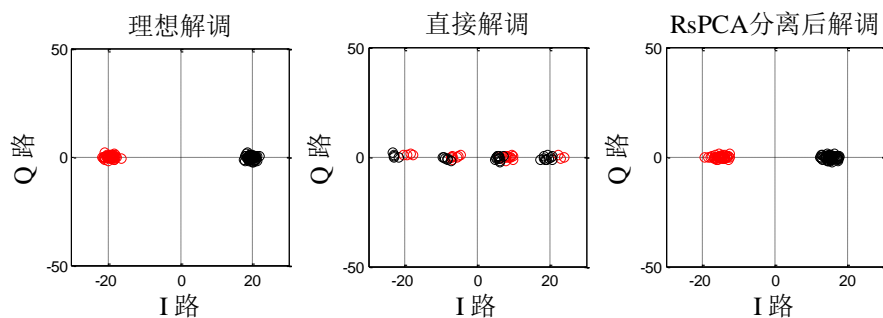


图 3.8 分离信干比随符号长度变化曲线

当 $\sigma=0.1$, 符号长度为 100, 信噪比环境分别为 20dB 和 15dB 时, 接收到的观测信号的时域波形以及分离得到的各个信号与源信号的时域波形对比如图 3.9(a)、3.10(a)所示。图 3.9(b)、3.10(b)星座图中理想解调代表弱源信号 σa 单独在信道中传输时进行解调判决前对应的星座图; 直接解调代表信号 a 与 b 按照 $x = \sigma a + b$ 的比例线性混合后, 接收机对接收到信号直接进行解调前得到的针对弱信号 a 的星座图; RsPCA 分离后并解调对应的是经过分离算法分离后, 再对弱信号 σa 进行解调前的星座图。

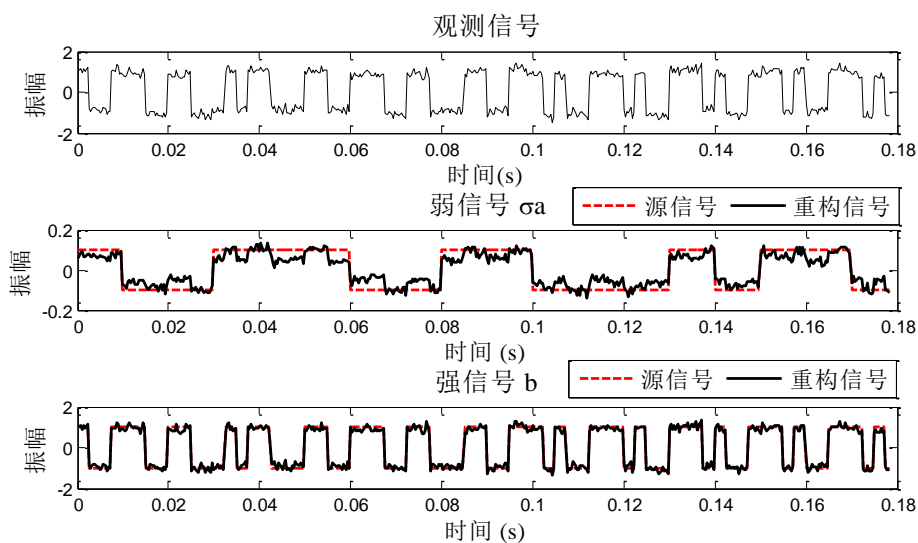


(a) 时域波形对比

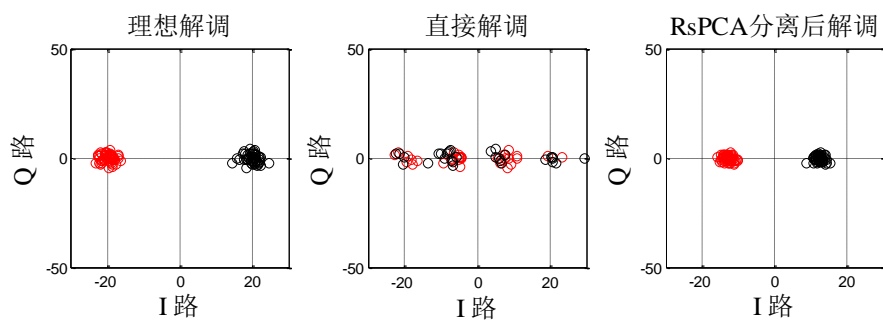


(b) 星座图对比

图 3.9 源信号与分离信号时域波形对比及分离星座图对比 (20dB)



(a) 时域波形对比



(b) 星座图对比

图 3.10 源信号与分离信号时域波形对比及分离星座图对比 (15dB)

从图 3.9(a)、3.10(a)分离实验可以看出, 当 $\sigma=0.1$ 时, 即干扰信号的幅值是微弱有用信号幅值 10 倍、功率是其 100 倍时, 观测信号时域波形表面上看起来和干扰信号 **b** 非常相似, 这意味着当混合信号被接收机接收到后, 非授权接收机仅仅能解调出表面上的和观测信号相似度极高的无用干扰信号 **b**, 只有授权接收机经过 RsPCA 分离算法分离后, 才能获取隐藏在其中的有用的弱源信息, 且算法对混合信号中的弱源信号时域波形

的还原度极高。从图 3.9(b)、3.10(b)星座图的对比也可以看出，RsPCA 算法分离过程中一定程度上的抑制了干扰信号对有用弱信号的影响，未经算法分离直接对混合信号进行解调前的星座图混叠现象严重，经过算法分离的弱源信号能够被正确解调的几率远远增大。

误比特率是在信号传输过程中，一定时间内接收机接收到的数字信号中出现错误的比特数占在相同的时间段内接收机所接收到的总比特数的比例，误比特率是通信系统中有效衡量数据传输准确性的常用指标。在直扩 BPSK 信号分离实验中，信号 a 与 b 按照 $x = \sigma a + b$ ($\sigma = 0.1$) 的比例线性混合，弱信号 σa 总长度为 5 万比特，保持其他仿真参数不变，在不同的信噪比环境下（为方便对比分离效果，此处的信噪比是针对混合信号的信号功率添加的噪声功率）对弱信号 σa 进行分离，并选择其他方法中分离性能相对较好的 EEMD-PCA 方法作为对比，得到图 3.11 的误比特率曲线，其中理想条件代表弱信号 σa 单独在信道中传输时的误比特率；直接解调误比特率是信号 a 与 b 按照 $x = \sigma a + b$ ($\sigma = 0.1$) 的比例线性混合后，接收机对接收到信号直接进行解扩并解调后得到的弱信号 σa 的误比特率；RsPCA 和 EEMD-PCA 分别是用两种方法对接收到信号进行分离后，再解扩并解调得到的误比特率。

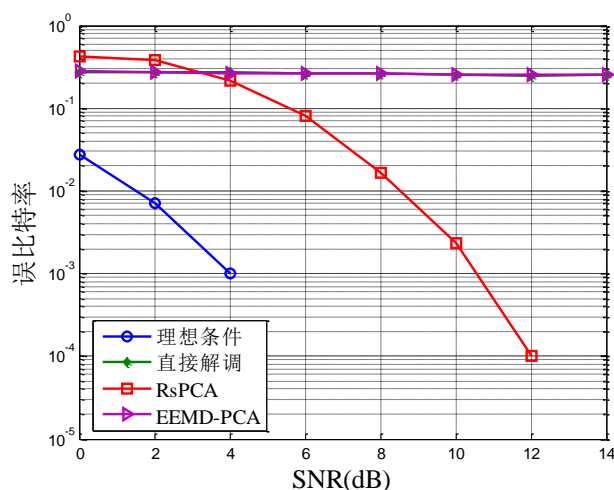


图 3.11 误比特率曲线对比

从图 3.11 误比特率曲线对比中可以看出，未经分离算法分离并直接对弱源信号 σa 进行解调将导致大量的错误比特信息；EEMD-PCA 方法在 $\sigma = 0.1$ 时由于有用信号已经很微弱而导致不能有效分离混合信号，同样产生大量错误比特；经过 RsPCA 算法分离后再对弱信号进行解调明显的降低了错误比特的概率，在 $\text{SNR} > 12\text{dB}$ 时已经能够完全正确解调有用微弱信息，系统传输性能得到很大提升。

以上实验通过对 RsPCA 算法分离混合信号得到的针对弱信号的分离信干比、时域波形、星座图以及误比特率曲线图等表明,即使在载波不满足正交的条件下,RsPCA 算法也能够对相同调制类型、不同微弱程度的源信号进行有效的分离,并具有较好的稳定性。

3.4.2 扩频 16-QAM 信号提取实验

仿真参数设置:源信号为两路基带 16QAM 信号。扩频序列均为长度为 7 位的 m 序列。源信号 \mathbf{a} 传输符号个数 $L_1=4$,扩频码片速率为 $f_{pm1}=100$ cps,符号持续时间是 70ms,采样频率 $f_s=2.8$ kHz;源信号 \mathbf{b} 传输符号个数 $L_2=16$,扩频码片速率为 $f_{pm2}=400$ cps,符号持续时间是 17.5ms,采样频率 $f_s=2.8$ kHz。两路信号的矩阵化参数设置分别为 $R_1=[f_s/(f_{pm1}/7) \ L_1]=[196 \ 4]$, $R_2=[f_s/(f_{pm2}/7) \ L_2]=[49 \ 16]$,参数 $\lambda=1.01$ 。

仿真方法:源信号 \mathbf{a} 与源信号 \mathbf{b} 按照 $\mathbf{x}=\sigma\mathbf{a}+\mathbf{b}(\sigma\leq 1)$ 的比例线性混合,并在不同信噪比条件下对弱信号 $\sigma\mathbf{a}$ 进行分离(为方便对比分离效果,此处的信噪比是针对混合信号的信号功率添加的噪声功率),对比分离得到的针对弱信号 $\sigma\mathbf{a}$ 的信干比大小。在混合信号信噪比 20dB 条件下对 $\sigma\mathbf{a}$ 信号进行分离,得到图 3.12(a);在混合信号信噪比 15dB 条件下对 $\sigma\mathbf{a}$ 信号进行分离,得到图 3.12(b)。表 3.5 中给出了两种信噪比条件下部分仿真实验的信干比数值。

表 3.5 部分实验信干比数据表

| σ 方法 | 1 | 0.8 | 0.7 | 0.5 | 0.3 | 0.1 |
|--------------------|--------|---------|---------|---------|----------|----------|
| EEMD-PCA(20dB) | 1.6127 | 1.0135 | 0.091 | 1.1509 | 1.0946 | -4.750 |
| EEMD-PCA(15dB) | 1.4109 | 0.9305 | 0.8734 | -0.4790 | -0.8113 | -4.5033 |
| EEMD-ICA(20dB) | 2.1854 | -1.6170 | -2.8601 | -5.5095 | -9.4411 | -19.7814 |
| EEMD-ICA(15dB) | 1.9133 | 0.0120 | -2.5147 | -5.0031 | -9.7435 | -19.8491 |
| EEMD-PCA-ICA(20dB) | 1.3943 | -1.8416 | -2.7883 | -4.9751 | -9.8989 | -19.7814 |
| EEMD-PCA-ICA(15dB) | 1.1835 | -0.7407 | -1.6480 | -5.0478 | -9.6540 | -19.8491 |
| WT-ICA(20dB) | 0.2486 | -0.3090 | -2.9976 | -5.0701 | -8.8228 | -18.3529 |
| WT-ICA(15dB) | 0.8898 | -0.3090 | -2.9976 | -5.0701 | -8.8228 | -18.3529 |
| W-SVD-ICA(20dB) | 1.8851 | -0.6080 | 0.7224 | -1.6046 | -3.63380 | -7.6010 |
| W-SVD-ICA(15dB) | 1.9274 | 1.3297 | 0.7224 | -1.6046 | -6.6338 | -7.6123 |
| RPCA(20dB) | 3.5125 | 2.5976 | 1.3619 | 0.9160 | -1.0117 | -2.0943 |
| RPCA(15dB) | 2.5719 | 2.1105 | 0.6785 | 0.7825 | -20335 | -4.9254 |
| RsPCA(20dB) | 9.7298 | 8.0328 | 7.3451 | 6.5760 | 3.6680 | -2.8184 |
| RsPCA(15dB) | 8.4769 | 7.0768 | 6.8665 | 5.8780 | 3.0128 | -4.7126 |

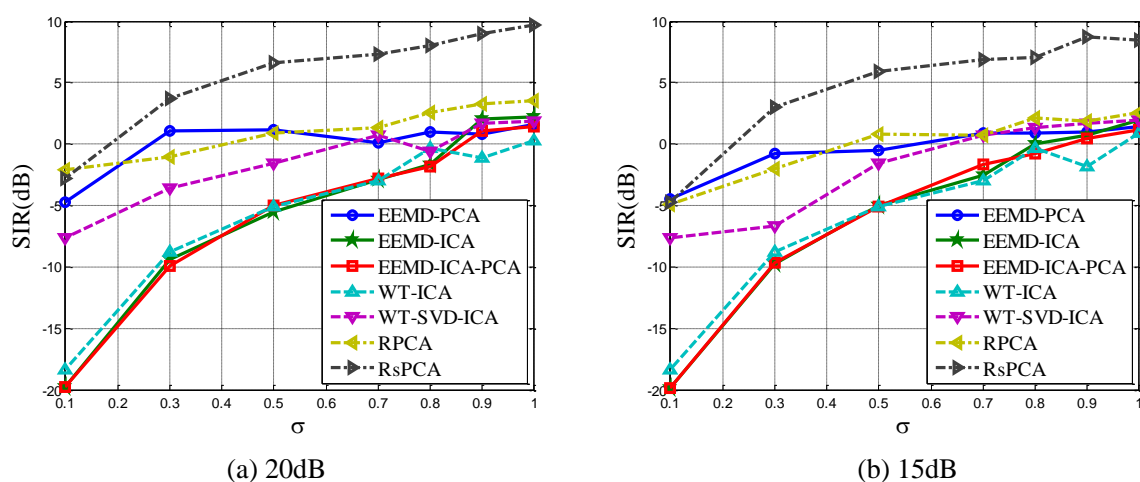


图 3.12 不同信噪比条件下分离信干比对比曲线

从图 3.12(a)和 3.12(b)中可以看出,随着 σ 的减小,各个分离方法的信干比呈递减趋势,且 RsPCA 算法的分离信干比明显高于其他八种方法,在信噪比为 20dB 时,信干比保持在-2dB~10dB 左右,而其他算法的分离信干比仅仅保持在-20dB~4dB 左右;当信噪比降低为 15dB 时, RsPCA 算法的分离信干比有一定程度的下降,但总体趋势仍高于其他单通道盲源分离算法,分离效果最好,且在信干比较高的同时相对稳定。

同理,符号长度将会对 RsPCA 算法的分离性能产生一定程度的影响,在信噪比为 20dB, σ 为 0.1 时,对不同符号长度的弱信号进行提取,分别设置矩阵化操作参数 $R_1 = [f_s / (f_{pn1}/7) \ L_1]$, $R_2 = [f_s / (f_{pn2}/7) \ L_2]$, $L_i, i=1,2$ 为基带映射后的符号长度,得到不同 σ 时对应的信干比值如图 3.13 所示。

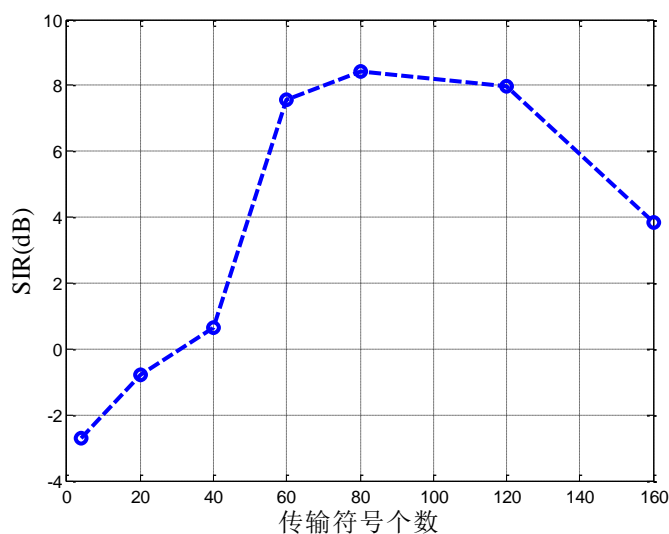


图 3.13 信干比随符号长度变化曲线

从图 3.13 中可以看出,随着弱信号的传输的符号个数增加,信号的低秩特性的愈加

明显使得分离信干比有所提升,同时,图 3.13 证明了在符号长度为 4,即算法本身相对性能不佳的情况下,RsPCA 算法的分离信干比仍大于其他算法,分离效果最好。

当 $\sigma=0.1$ 时,符号长度为 80,信噪比为 20dB 和 15dB 时,接收到的观测信号的时域波形以及分离得到的各个信号与源信号的时域波形对比如图 3.14(a)、3.15(a)所示。图 3.14(b)、3.15(b)星座图中理想解调代表微弱源信号 σa 单独在信道中传输时进行解调判决前对应的星座图;直接解调代表源信号 a 与源信号 b 按照 $x = \sigma a + b(\sigma = 0.1)$ 的比例线性混合后,接收机对接收到信号直接进行解调前得到的针对弱信号 σa 的星座图;RsPCA 分离后并解调对应的是经过分离算法分离后,再对弱信号 σa 进行解调前的星座图。从图 3.14(a)、3.15(a)时域波形对比可以看出,当 $\sigma=0.1$ 时,微弱信号功率占混合信号总功率的很小部分,观测信号时域波形表面上看起来和干扰信号 b 非常相似,经过 RsPCA 算法分离后得到的信号时域波形与源信号非常相似;从图 3.14(b)、3.15(b)星座图的对比也可以看出,RsPCA 算法分离过程中很大程度上的抑制了干扰信号对微弱有用信号的影响,减小了星座点之间的混叠,更有利于弱信号正确的判决输出。

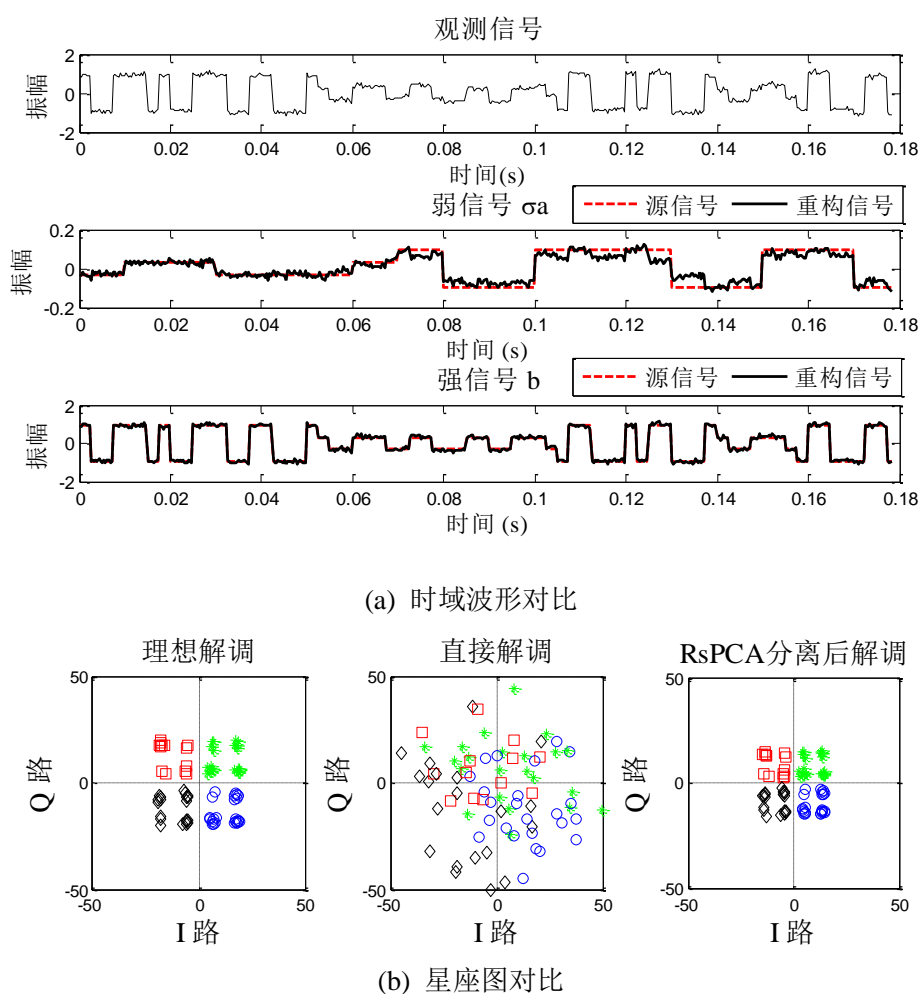
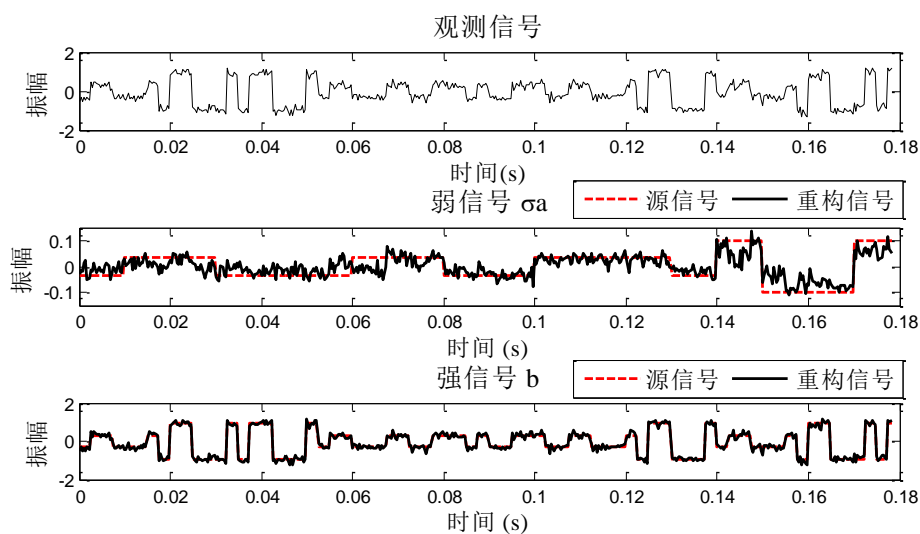
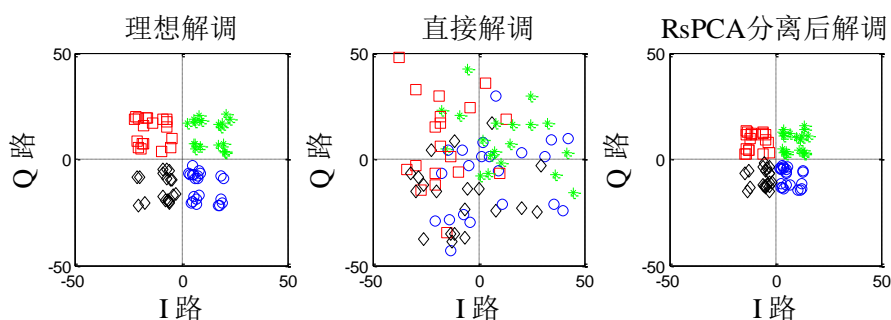


图 3.14 源信号与分离信号时域波形对比及分离星座图对比 (20dB)



(a) 时域波形对比



(b) 星座图对比

图 3.15 源信号与分离信号时域波形对比及分离星座图对比 (15dB)

在误比特率的对比实验中，设置源信号 a 与源信号 b 按照 $x = \sigma a + b$ ($\sigma = 0.1$) 的比例线性混合，弱信号总长度为 5 万比特，保持其他参数不变，在不同的信噪比环境下对弱信号 σa 进行分离，并选择对比算法中分离性能较好的 EEMD-PCA 分离方法进行对比。

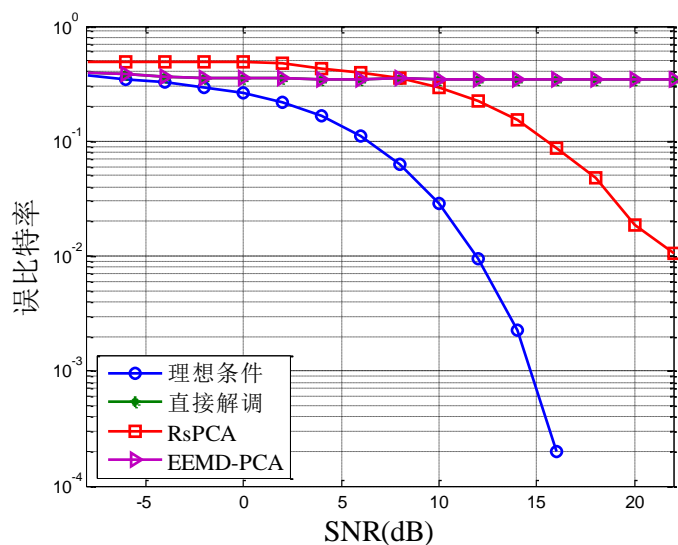


图 3.16 误比特曲线对比

图 3.16 中理想条件下的误比特率是弱信号 σa 单独在信道中传输时的误比特率；直接解调误比特率是源信号 a 与源信号 b 按照 $x = \sigma a + b (\sigma = 0.1)$ 的比例线性混合后，接收机对接收到信号直接进行解扩并解调后得到的弱信号的误比特率；RsPCA 和 EEMD-PCA 分别是用两种方法对接收到信号进行分离后，再解扩并解调得到的误比特率。从图中可以看出，未经分离算法分离并直接对微弱信号 σa 进行解调将导致大量的错误比特信息，利用 EEMD-PCA 方法在信号很微弱的前提下也会导致大量错误比特，而经过 RsPCA 算法分离后再对弱信号进行解调明显的降低了错误比特的概率，传输性能得到提升。

3.4.3 扩频 QPSK 信号叠加强干扰 MC-CDMA 信号提取实验

作为结合了码分多址 CDMA 扩频和正交频分复用 OFDM 调制的优点的 OFDM-CDMA 技术于 1993 年首次提出，是一项移动通信系统中的关键技术，其中包括了三种多载波传输结合码分多址的传输方案：Multicarrier DS-CDMA 通信系统、MT-CDMA (Multi-Tone CDMA) 系统以及 MC-CDMA (Multi-Carrier CDMA) 系统。在 MC-CDMA 中，用户信息分别经过扩频、OFDM 调制后发射，所以保留了 CDMA 和 OFDM 通信中各自的优点，在三种通信体制中性能更优。

本次实验在基带直扩 QPSK 信号中添加强干扰 MC-CDMA 信号，并利用 RsPCA 算法分离各个源信号。仿真参数设置：弱源信号 a 为直扩 QPSK 信号，扩频序列是长度为 7 位的 m 序列，传输符号个数 $L_1 = 11$ ，扩频码片速率为 $f_{pm1} = 100$ bps，符号持续时间是 70ms，采样频率 $f_s = 2.8$ kHz；干扰信号 b 为 MC-CDMA 信号，传输符号个数 $L_2 = 196$ ，子载波数 $n = 8$ ，用户数为 2 个，采用 8 位的 Walsh 扩频码，扩频码片速率为 $f_{pm2} = 2.03$ kcps，符号持续时间是 3.93ms，采样频率 $f_s = 2.8$ kHz。两路信号的矩阵化参数设置分别为 $R_1 = [f_s / (f_{pm1} / 7) \quad L_1] = [196 \quad 11]$ ， $R_2 = [n + 3 \quad L_2] = [11 \quad 196]$ (+3 为添加循环前缀引入)，参数 $\lambda = 1.01$ 。

仿真方法：首先将直扩 QPSK 信号（源信号 a ）和 MC-CDMA 信号（源信号 b ）的功率进行归一化，再将二者按照 $x = \sigma a + b (\sigma \leq 1)$ 的比例线性混合，并对混合信号信噪比 20dB 条件下对弱信号 σa 进行分离，对比分离得到的针对弱信号 σa 的信干比性能。在 SNR=20dB 条件下对 σa 信号进行分离，得到表 3.6 中数值并绘制图 3.17。

从图 3.17 中可以看出，随着 σ 的减小，各个分离方法的信干比呈递减趋势。本章提出的 RsPCA 算法的分离信干比明显高于其他八种方法，分离信干比保持在 3dB~16dB

左右，而其他算法的分离信干比仅仅保持在-23dB~8dB 左右。

表 3.6 分离信干比表

| σ 方法 | 1 | 0.8 | 0.6 | 0.4 | 0.2 | 0.1 |
|----------------|---------|---------|---------|---------|----------|----------|
| EEMD-PCA | 0.4150 | 3.0477 | 2.6439 | 1.5407 | 1.0711 | -4.1677 |
| EEMD-ICA | 3.0633 | -0.1866 | -3.4317 | -5.5842 | -10.8652 | -22.9016 |
| EEMD-ICA-PCA | -0.9940 | 0.0356 | -3.3020 | -5.2991 | -11.0469 | -22.8805 |
| WT-ICA | -1.1541 | -2.1822 | -2.8689 | -5.4493 | -9.3342 | -21.2221 |
| W-SVD-ICA | 3.5953 | 0.0020 | 0.0004 | -1.0012 | 0.0006 | -18.0123 |
| RPCA | 8.1091 | 6.5037 | 4.2195 | 1.3618 | -0.1411 | -1.4378 |
| RsPCA | 15.8160 | 14.5968 | 14.1889 | 11.7933 | 7.9930 | 3.4161 |

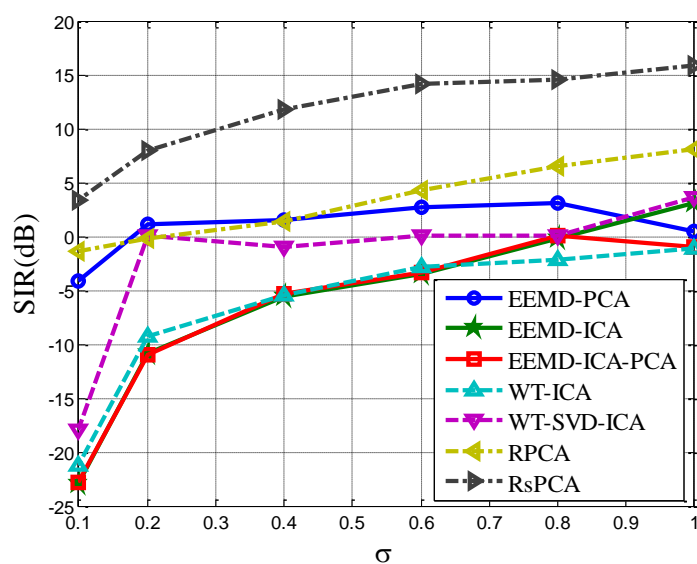


图 3.17 分离信干比曲线对比对比

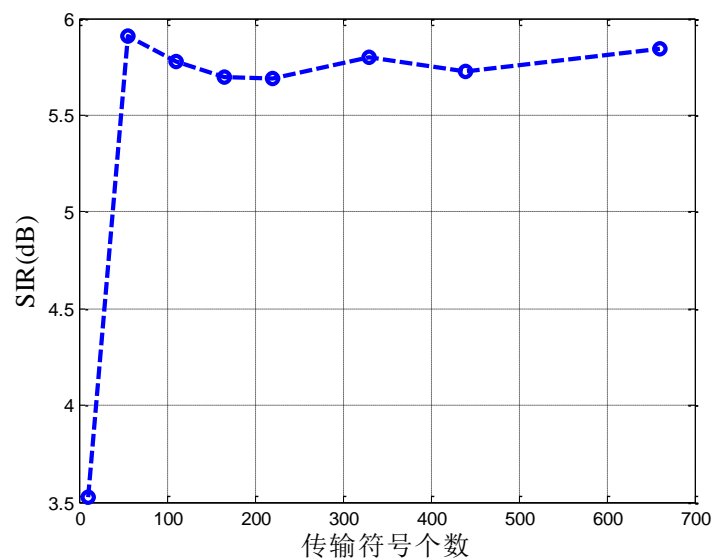


图 3.18 信干比随符号长度变化曲线

同理，在信噪比为 20dB， σ 为 0.1 时，对不同符号长度的弱信号进行提取，分别设置矩阵化操作参数 $R_1 = [f_s / (f_{pm1}/7) \quad L_1]$ ， $R_2 = [n+3 \quad L_2]$ ， $L_i, i=1,2$ 为基带映射后的符号长度，得到不同 σ 时对应的信干比值如图 3.18 所示。从图中可以看出，弱信号的传输的符号个数增加使得分离信干比有所提升，并最终趋于稳定在 5.5dB 以上。

当 $\sigma=0.1$ 时，符号长度为 110，信噪比为 20dB 时，接收到的观测信号的时域波形以及分离得到的各个信号与源信号的时域波形对比如图 3.19(a)所示。图 3.19(b)星座图中理想解调代表微弱源信号 σa 单独在信道中传输时进行解调判决前对应的星座图；直接解调代表信号 a 与 b 按照 $x = \sigma a + b (\sigma \leq 1)$ 的比例线性混合后，接收机对接收到信号直接进行解调前得到的针对弱信号 σa 的星座图；RsPCA 分离后并解调对应的是经过分离算法分离后，再对弱信号 σa 进行解调前的星座图。

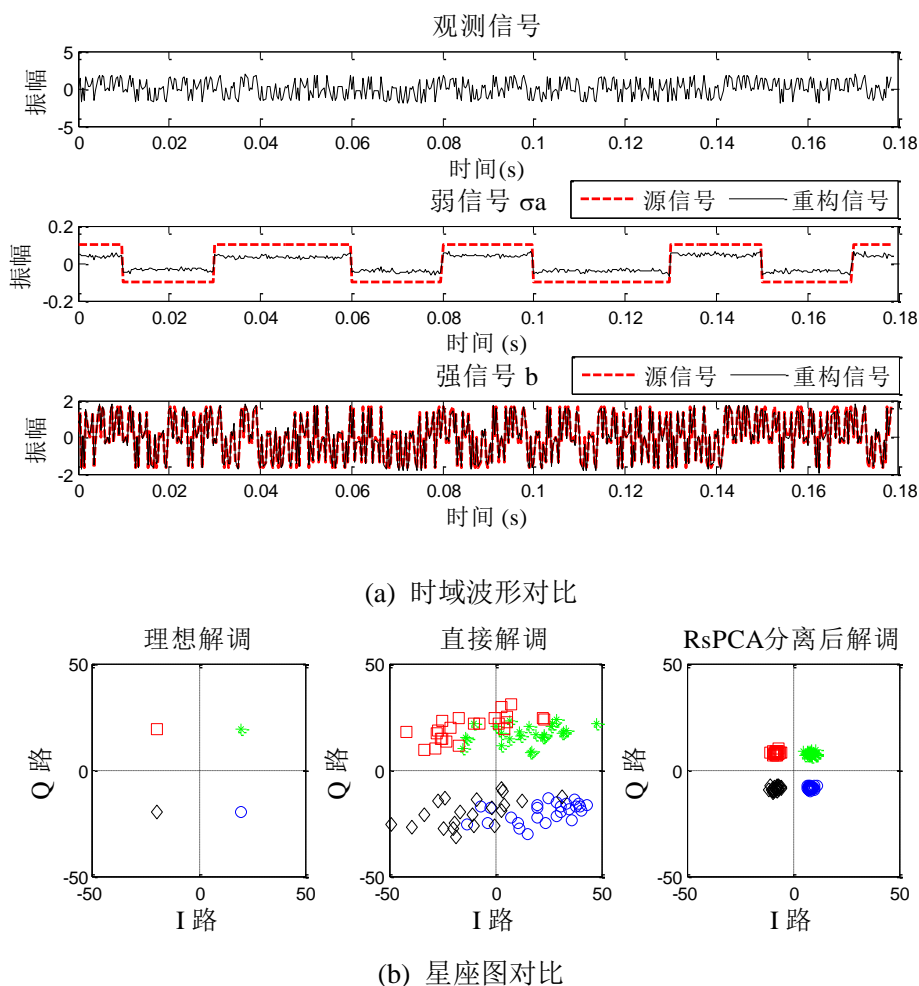


图 3.19 源信号与分离信号时域波形对比及分离星座图对比

从时域波形对比可以看出，当 $\sigma=0.1$ 时，观测信号时域波形表面上看起来和 MC-CDMA 信号非常相似，经过算法分离后可以得到隐藏在 MC-CDMA 信号中的直扩

QPSK 信号。从星座图的对比也可以看出, RsPCA 算法分离过程中很大程度上的抑制了干扰信号对微弱有用信号的影响, 很大程度上减小了星座点之间的混叠。

在误比特率的对比实验中, 设置源信号 a 与源信号 b 按照 $x = \sigma a + b (\sigma = 0.1)$ 的比例线性混合, 弱信号总长度为 5 万比特, 保持其他参数不变, 在不同的信噪比环境下对弱信号 σa 进行分离, 并选择对比算法中分离性能较好的 RPCA 分离方法进行对比。

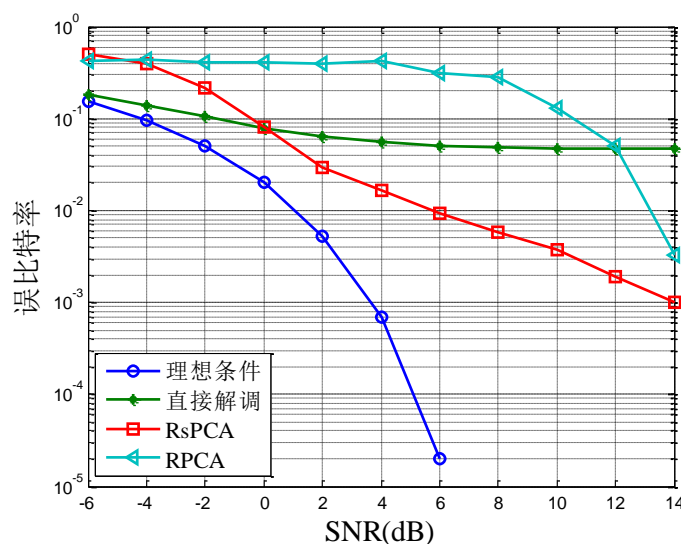


图 3.20 误比特率曲线对比

图 3.20 中理想误比特率是弱信号 σa 单独在信道中传输时的误比特率; 直接解调误比特率是信号 a 与 b 按照 $x = \sigma a + b (\sigma = 0.1)$ 的比例线性混合后, 接收机对接收到信号直接进行解扩并解调后得到的弱信号的误比特率; RsPCA 和 RPCA 分别是用两种方法对接收到信号进行分离后, 再解扩并解调得到的误比特率。从图中可以看出, 鲁棒 PCA 分离算法在低信噪比条件下无法对混合信号进行有效分离, 当 $\text{SNR} > 6\text{dB}$ 时误比特率才有所下降; RsPCA 算法分离后再对弱信号进行解调明显的降低了错误比特的概率, 相比较其他几种情况具有最低误比特率。

从上述三个通信信号分离实验可以看出, 即使在干扰信号与有用信号时频混叠的条件下, RsPCA 算法也能够对相同调制类型或不同调制类型、不同微弱程度的源信号进行有效的分离, 并一定程度上的抑制了干扰信号对微弱有用信号的影响。经过算法分离的弱信号与源信号相比时域波形相似度极高, 相比较未经算法分离并直接解调的情况, 能够被正确解调的也几率远远增大。特别当 $\sigma = 0.1$ 时, 从时域波形上几乎无法发现隐藏在混合观测信号中的微弱的 σa 信号的存在和影响, 这意味着当干扰信号的功率远大于微弱有用信号的功率时, 接收机接收到的混合信号的特征表面上看起来和干扰信号 b 非常相似, 非授权接收机直接对其进行解调仅仅能解调出信号表面的无用的干扰信号 b , 只

有授权接收机经过分离算法分离后，才能获取隐藏在其中的有用的微弱信号 σa 。同时通过以上的仿真实验可以看出，信噪比大小的变化对算法的分离性能具有一定影响。在高信噪比条件下，多数分离实验能对 $\sigma = 0.1$ 及以下的弱信号有效分离并保持较高的分离信干比。但是当信噪比减小时，分离性能也一定程度的下降。例如在直扩 BPSK 信号分离实验中，固定 $\sigma = 1$ 时，信噪比 SNR=20dB 的条件下，能保持分离信干比为 12dB 左右，但当 SNR=15dB 时，分离信干比约为 9dB 左右，信干比降低了 3dB 左右。这是因为在设计 RsPCA 算法的目标函数模型过程中，没有考虑噪声的存在与影响。在第四章中，将针对噪声条件下的强干扰信号与有用信号时频混叠的分离问题进行讨论。

3.5 本章小结

本章首先对时间序列低秩特性的理论框架进行了研究，利用这一特性设计了单通道盲源分离的目标函数，并选取准确度高、迭代速度快的增广拉格朗日的优化算法来搜索极值点，给出了基于矩阵低秩特性的信号分离方案；其次，利用随机数的分离实验证明了提出的 RsPCA 算法在随机数据矩阵化后的秩越低的情况下，算法的分离信干比越高，性能越好，并选取了最佳调整参数的数值；最后，利用分离算法对同调制类型、同载波频率的通信信号以及不同调制类型、同载波频率的通信信号进行分离，其中包括扩频 BPSK 信号的分离实验、扩频 16QAM 信号的分离实验、以及扩频 QPSK 信号与 MC-CDMA 信号的分离实验。实验结果表明，在信噪比满足一定条件下，即使干扰信号功率远远大于有用信号，RsPCA 算法仍能够其进行成功分离，并保持较高的分离信干比，但随着信噪比的降低，分离性能有一定程度的下降。

第4章 高斯噪声条件下的单通道弱信号分离方法

4.1 引言

目前，对于信噪比恶劣条件下的盲分离处理方法主要有两类。第一类是在对接收到的混合信号进行分离前首先对其进行降噪预处理，把低信噪比的盲信号分离问题转换为高信噪比环境下的信号分离问题；第二类是增强算法的鲁棒性，提高分离算法本身对含有噪声的信号的处理能力，使得信噪比环境恶劣的情况下算法也能够有效的分离混合信号。本章针对第三章中算法对噪声的敏感问题，采用第二类方法，提出了一种能够处理含噪混合信号的分离算法与测试方案。首先对第二章中提出的 **RsPCA** 分离算法进行了改进，模型中引入噪声对其的影响；在此基础上，设计全新的优化算法，并利用随机数据的分离实验对优化算法参数进行测试，给出最佳参数值；最后通过对不同信噪比条件下的通信信号分离实验来验证改进的 **nRsPCA** 算法在低信噪比条件下的分离性能的提升，并给出仿真分析。

4.2 引入噪声的优化算法设计

在本文 3.2 节中从理论上分析了大多数通信信号在重排序条件下具有低秩结构，并以该研究结果为基础针对通信信号提出一种新的单通道盲源分离方法，从理论框架、具体算法实现，以及数值仿真与实验三方面对该算法进行了研究，目标函数的设计中用矩阵核范数代替秩函数，得到

$$\min f(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \|\mathbf{R}_1(\mathbf{a})\|_* + \|\mathbf{R}_2(\mathbf{b})\|_* \quad s.t. \mathbf{x} = \mathbf{a} + \mathbf{b} \quad (4-1)$$

其中向量 \mathbf{a} 和向量 \mathbf{b} 是源信号， \mathbf{x} 是观测信号，没有考虑噪声的存在和影响。在本章中，在目标函数设计模型中引入噪声的存在，修改目标函数为式(4-2)。

$$\min f(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \|\mathbf{R}_1(\mathbf{a})\|_* + \|\mathbf{R}_2(\mathbf{b})\|_* \quad s.t. \|\mathbf{x} - \mathbf{a} - \mathbf{b}\| < \varepsilon \quad (4-2)$$

其中 ε 是噪声导致的观测信号（混合信号） \mathbf{x} 与源信号 \mathbf{a} 和源信号 \mathbf{b} 之差的余量。由公式(4-2)可知 $f(\mathbf{a}, \mathbf{b})$ 是一个凸函数，因此利用凸优化算法对目标函数的极值进行搜索。显然，求解目标函数（4-2）的极值，等价于求解式(4-3)的极值。

$$f(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mu) = \|\mathbf{R}_1(\mathbf{a})\|_* + \|\mathbf{R}_2(\mathbf{b})\|_* + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{a} - \mathbf{b}\|^2 \quad (4-3)$$

其中 $\mu > 0$ 表示一个标量，等式两端都除以 μ ，并用 λ 代替 $1/\mu$ ，式(4-3)可以修改为

$$f(\mathbf{a}, \mathbf{b}, \lambda) = \frac{1}{2} \|\mathbf{a} + \mathbf{b} - \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{R}_1(\mathbf{a})\|_* + \lambda \|\mathbf{R}_2(\mathbf{b})\|_* \quad (4-4)$$

分别对上式中的向量 \mathbf{a} 和向量 \mathbf{b} 求解偏导数，得到

$$\begin{cases} \frac{\partial f(\mathbf{a}, \mathbf{b})}{\partial \mathbf{a}} = (\mathbf{a} + \mathbf{b} - \mathbf{x}) + \lambda(\partial \|R_1(\mathbf{a})\|_*) \\ \frac{\partial f(\mathbf{a}, \mathbf{b})}{\partial \mathbf{b}} = (\mathbf{a} + \mathbf{b} - \mathbf{x}) + \lambda(\partial \|R_2(\mathbf{b})\|_*) \end{cases} \quad (4-5)$$

由于 0 属于式(4-5)中等号右侧两个式子的解集，所以满足

$$\begin{cases} \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{a}) - \mathbf{b}}{\lambda} \in \partial \|R_1(\mathbf{a})\|_* \\ \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{b}) - \mathbf{a}}{\lambda} \in \partial \|R_2(\mathbf{b})\|_* \end{cases} \quad (4-6)$$

故上式的极值分别为

$$\begin{cases} \mathbf{a} = R_1^{-1} D_\lambda [R_1(\mathbf{x} - \mathbf{b})] \\ \mathbf{b} = R_2^{-1} D_\lambda [R_2(\mathbf{x} - \mathbf{a})] \end{cases} \quad (4-7)$$

其中 $D_\lambda(\cdot)$ 代表具有参数 λ 的矩阵奇异值的软门限判决，与第三章中定义相同。

在搜索最优解的每一次迭代中，本算法采用变量交替更新的方式依次对变量 \mathbf{a} 和 \mathbf{b} 进行迭代，迭代流程是依次更新变量 $\mathbf{a}_k \rightarrow \mathbf{b}_{k+1} \rightarrow \mathbf{a}_{k+1} \rightarrow \mathbf{b}_{k+2} \dots$ 。首先设定向量 \mathbf{a} 和向量 \mathbf{b} 的初始值，令第一次迭代得到的结果 \mathbf{a} 作为变量参与到求向量 \mathbf{b} 的计算中，同理，将计算得到的 \mathbf{b} 值再重新迭代入下一次求解向量 \mathbf{a} 的计算中，如此反复迭代求解向量 \mathbf{a} 和向量 \mathbf{b} 的数值直到满足收敛条件，最后输出向量 \mathbf{a} 和向量 \mathbf{b} 的最终数值。本章将该算法命名为 nRsPCA (Noised Reshaped Principal Component Analysis)。

表 4.1 应用于 nRsPCA 的优化算法

算法 2: nRsPCA 算法

输入: 观测向量 \mathbf{x}

初始化: λ , $k = 0$, $\mathbf{a}_0 = \mathbf{b}_0 = \mathbf{x} / 2$

迭代: 直到不等式(4-8)成立

求解 $(\mathbf{a}_{k+1}, \mathbf{b}_{k+1}) = \arg \min_{\mathbf{a}, \mathbf{b}} f(\mathbf{a}, \mathbf{b})$

$\mathbf{a}_{k+1} = R_1^{-1}(D_\lambda(R_1(\mathbf{x} - \mathbf{b}_k)))$

$\mathbf{b}_{k+1} = R_2^{-1}(D_\lambda(R_2(\mathbf{x} - \mathbf{a}_{k+1})))$

$k = k + 1$

输出: $(\mathbf{a}_{k+1}, \mathbf{b}_{k+1})$

同样采用相邻两次迭代的输出 $(\mathbf{a}_{k+1}, \mathbf{b}_{k+1})$ 与 $(\mathbf{a}_k, \mathbf{b}_k)$ 的相对变化值作为迭代的停止条件，当算法满足以下不等式时，停止迭代运算。

$$\frac{|(\mathbf{a}_{k+1} - \mathbf{a}_k)^2 + (\mathbf{b}_{k+1} - \mathbf{b}_k)^2|}{\mathbf{a}_k^2 + \mathbf{b}_k^2} \leq \tau \quad (4-8)$$

其中, $\tau > 0$ 为代表收敛条件的门限值, 以下实验中, τ 取 1×10^{-6} 。

4.3 随机数分离实验

首先利用合成的随机数据来验证重构算法的可行性。仿真中, 假设信号的长度 $T=10000$; 两个重排序映射分别满足 $R_1: \mathcal{C}^{10000} \rightarrow \mathcal{C}^{50 \times 200}$ 和 $R_2: \mathcal{C}^{10000} \rightarrow \mathcal{C}^{200 \times 50}$ 。在给定重排序矩阵秩为 r 的条件下为了生成源信号 \mathbf{a}_0 , 仿真首先产生随机标准正交矩阵 $\mathbf{U}_a \in \mathcal{R}^{50 \times r}$ 和 $\mathbf{V}_a \in \mathcal{R}^{200 \times r}$, 而 \mathbf{a}_0 的产生服从表达式 $\mathbf{a}_0 = R_1^{-1}(\mathbf{U}_a \mathbf{V}_a^T) \in \mathcal{R}^{10000}$; 同理, 在生成源信号 \mathbf{b}_0 时, 仿真首先产生随机标准正交矩阵 $\mathbf{U}_b \in \mathcal{R}^{200 \times r}$ 和 $\mathbf{V}_b \in \mathcal{R}^{50 \times r}$, 而 \mathbf{b}_0 的产生服从表达式 $\mathbf{b}_0 = R_2^{-1}(\mathbf{U}_b \mathbf{V}_b^T) \in \mathcal{R}^{10000}$ 。由于 $\mathbf{U}_a, \mathbf{U}_b$ 和 $\mathbf{V}_a, \mathbf{V}_b$ 为标准正交阵, 因此仿真可以保证 \mathbf{a}_0 和 \mathbf{b}_0 进行重排序得到矩阵的秩满足 $\text{rank}(R_1(\mathbf{a}_0)) = \text{rank}(R_2(\mathbf{b}_0)) = r$ 。仿真中观测数据 (混合信号) 的产生服从模型

$$\mathbf{x} = \sigma \mathbf{a}_0 + \mathbf{b}_0 = \mathbf{a}_1 + \mathbf{b}_0 \quad (4-9)$$

其中, \mathbf{a}_1 满足表达式 $\mathbf{a}_1 = \sigma \mathbf{a}_0$ ($\sigma > 0$); 通过控制 \mathbf{a}_0 的权值模拟潜在成分之间存在的能量差异。为了评价分析算法的性能, 同样采用源信号 \mathbf{a}_1 与算法分离得到的估计信号 $\tilde{\mathbf{a}}_1$ 之间的信干比 SIR 作为性能指标。当 $\sigma = 0.1$ 时, 根据不同的信噪比情况 (为方便对比分离效果, 此处的信噪比是针对混合信号的信号功率添加的噪声功率), 改变调整参数 λ 的大小, 得到分离信干比如表 4.2 所示。

从表 4.2 中可以看出, 当 SNR=20dB 时对应的最佳 λ 值为 2; 当 SNR=15dB 时对应的最佳 λ 值为 3; 当 SNR=10dB 时对应的最佳 λ 值为 5.5; 当 SNR=5dB 时对应的最佳 λ 值为 8.5。绘制最佳 λ 值随信噪比的变化曲线如图 4.1 所示, 从图中可以看出, 随着信噪比 SNR 的降低, 调整参数 λ 的值逐渐增大会达到更好的分离效果。

表 4.2 不同信噪比条件下测试调整参数数据表格

| SNR | λ | 1 | 1.5 | 2 | 2.5 | 3 | 3.5 |
|-------|-----------|--------|---------|---------|--------|--------|--------|
| 20 dB | SIR (dB) | 9.1995 | 10.6015 | 10.7759 | 9.7922 | 8.9298 | 7.7545 |
| SNR | λ | 2 | 2.5 | 3 | 3.5 | 4 | 4.5 |
| 15 dB | SIR (dB) | 5.7981 | 7.1744 | 7.7003 | 7.3963 | 6.7964 | 6.0669 |
| SNR | λ | 4.5 | 5 | 5.5 | 6 | 6.5 | 7 |
| 10 dB | SIR (dB) | 3.7819 | 4.0740 | 4.2027 | 4.0113 | 3.6858 | 3.1523 |
| SNR | λ | 7.5 | 8 | 8.5 | 9 | 9.5 | 10 |
| 5 dB | SIR (dB) | 0.5386 | 1.0736 | 1.5422 | 1.4029 | 1.3538 | 1.1336 |

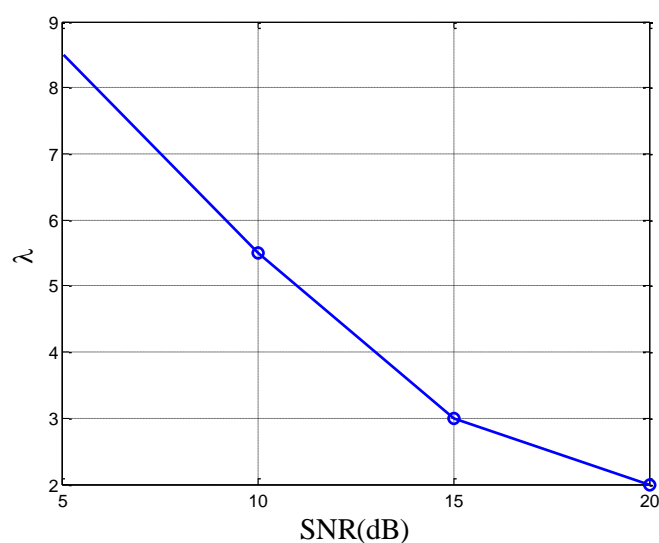


图 4.1 不同信噪比条件下的最佳调整参数值

在不同信噪比的条件下, 分别利用 RsPCA 算法和改进的能分离含噪信号的 nRsPCA 算法从混合观测数据中重构的源数据 \mathbf{a}_1 和 \mathbf{b}_0 , 其中 $\mathbf{x} = \sigma \mathbf{a}_0 + \mathbf{b}_0 = \mathbf{a}_1 + \mathbf{b}_0$, $\sigma = 0.1$, 并计算重构数据 \mathbf{a}_1 的分离信干比大小, 得到表 4.3 并制图 4.2。

表 4.3 不同信噪比条件下分离信干比对比

| SNR (dB) | 0 | 5 | 10 | 15 | 20 |
|----------|----------|----------|---------|---------|--------|
| RsPCA | -15.8104 | -11.0044 | -6.2371 | -1.0712 | 3.8227 |
| nRsPCA | -1.0060 | 1.2263 | 4.2677 | 7.8755 | 9.1282 |

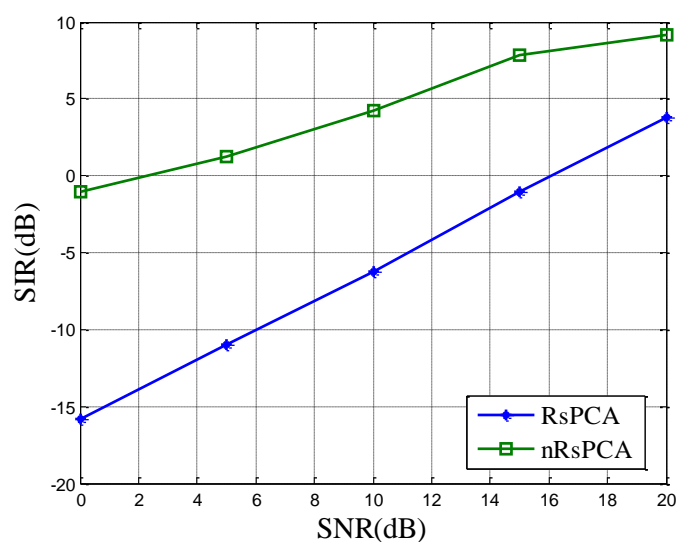


图 4.2 RsPCA 与 nRsPCA 分离性能对比

从图中可以明显看出, 当 $\sigma = 0.1$ 时, 添加了噪声的影响后 RsPCA 算法分离性能下降, 在 16dB 及以上信噪比条件下可以保持正的分信干比, 当信噪比低于 16dB 时, 信干比为负, 而改进的 nRsPCA 方法对噪声的抑制效果明显, 在 2dB 及以上信噪比的条

件下分离信干比为正值，在 10dB 及以上信噪比的条件下能保持较高的分离信干比，相比于 RsPCA 算法分离性能有很大的提升。

4.4 强干扰背景下通信信号提取实验

在 4.3 节中讨论了 nRsPCA 算法对随机数据的分离性能，在本节中将应用 nRsPCA 算法对强干扰条件下的通信信号进行分离实验，分为扩频 BPSK 信号提取实验、扩频 16-QAM 提取实验和扩频 QPSK 信号叠加强 MC-CDMA 信号提取实验三部分，并与第三章提出的算法进行对比。

4.4.1 扩频 BPSK 信号提取实验

仿真参数设置：源信号为两路基带直扩 BPSK 信号。扩频序列均为长度为 7 位的 m 序列，源信号 a 传输符号个数 $L_1=10$ ，扩频码片速率为 $f_{pm1}=100$ cps，符号持续时间是 70ms，采样频率 $f_s=2.8$ kHz；源信号 b 传输符号个数 $L_2=40$ ，扩频码片速率为 $f_{pm2}=400$ cps，符号持续时间是 17.5ms，采样频率 $f_s=2.8$ kHz。矩阵化参数设置为 $R_1=[f_s/(f_{pm1}/7) \quad L_1]=[196 \quad 1]$ ， $R_2=[f_s/(f_{pm2}/7) \quad L_2]=[49 \quad 40]$ ，nRsPCA 算法中 SNR=20dB 时参数 $\lambda=2$ 、SNR=15dB 时参数 $\lambda=3$ ，SNR=10dB、5dB 时参数 $\lambda=6$ 。

仿真方法：源信号 a 与源信号 b 按照 $x=\sigma a+b$ ($\sigma=1$ 、 $\sigma=0.6$) 的比例线性混合，并在不同信噪比条件下对弱信号 σa 进行分离（为方便对比分离效果，此处的信噪比是针对混合信号的信号功率添加的噪声功率），对比分离得到的针对弱信号 σa 的信干比性能。同样将本章提出的 nRsPCA 方法与 EEMD-ICA 分离方法、EEMD-PCA 分离方法、EEMD-PCA-ICA 分离方法，以及 WT-ICA 分离方法、W-SVD-ICA 分离方法、RPCA 方法以及第三章提出的 RsPCA 方法进行对比。其中小波分解方法的分解层数为 10 层；WT-SVD-ICA 方法设置剔除界限为邻近变换率中的最大值对应的奇异值的数值；基于 EEMD 的方法中的 IMF 数量为 11 路，第一路为观测信号，添加噪声的功率与信号的功率相同；鲁棒 PCA 方法中调整参数设置为 0.065；RsPCA 方法调制参数设置为 1.01。

本实验各个方法仿真用时如表 4.4 所示。

表 4.4 不同方法单次仿真时间对比

| 方法 | 用时（秒） | 方法 | 用时（秒） |
|------------|-------|--------------|-------|
| RsPCA | 0.256 | EEMD-ICA | 2.243 |
| nRsPCA | 0.286 | EEMD-PCA | 0.473 |
| WT-ICA | 3.524 | EEMD-PCA-ICA | 2.532 |
| WT-SVD-ICA | 0.787 | RPCA | 0.356 |

从表 4.4 可以看出，nRsPCA 算法和 RsPCA 算法用时较短，迭代速度最快，具有

一定优势。

当 $\sigma=1$ 和 $\sigma=0.6$ 时，在不同信噪比条件下对 σa 信号进行分离，得到表 4.5 中信干比数值并绘制图 4.3、图 4.4 信干比对比曲线。

表 4.5 不同信噪比环境下分离信干比数据表

| 方法 \ SNR | 20dB | | 15dB | | 10dB | | 5dB | |
|--------------|------------|--------------|------------|--------------|------------|--------------|------------|--------------|
| | $\sigma=1$ | $\sigma=0.6$ | $\sigma=1$ | $\sigma=0.6$ | $\sigma=1$ | $\sigma=0.6$ | $\sigma=1$ | $\sigma=0.6$ |
| EEMD | 1.6526 | 1.4267 | 1.5656 | 1.6417 | 1.4897 | 1.5113 | 1.6447 | 1.4805 |
| EEMD-PCA | 2.0828 | 1.6192 | 2.1274 | 1.5367 | 2.0053 | 1.4824 | 2.3445 | 1.5840 |
| EEMD-ICA | 3.3287 | 1.5363 | 4.4992 | 1.6060 | 3.4060 | 1.6954 | 4.5156 | 1.6265 |
| EEMD-ICA-PCA | 3.1158 | 1.8421 | 3.3903 | 2.0113 | 3.1636 | 2.0148 | 3.5664 | 1.9073 |
| Wavelet | 2.2350 | 2.0713 | 2.2367 | 2.0769 | 2.1691 | 2.0311 | 2.2367 | 2.0769 |
| WT-ICA | 4.4805 | 3.1394 | 4.3824 | 2.4760 | 4.4738 | 2.0794 | 4.6933 | 2.0511 |
| W-SVD-ICA | 4.5687 | 2.8573 | 4.1367 | 2.7037 | 4.6487 | 1.9411 | 3.8345 | 1.8426 |
| RPCA | 2.6684 | -1.305 | 2.1733 | -0.431 | 2.4921 | -0.837 | 3.0243 | 0.6177 |
| RsPCA | 12.089 | 10.039 | 9.2421 | 6.5920 | 5.8857 | 3.1261 | 1.3619 | -1.433 |
| nRsPCA | 14.503 | 12.874 | 11.794 | 9.4954 | 8.2551 | 6.6745 | 6.3871 | 5.3206 |

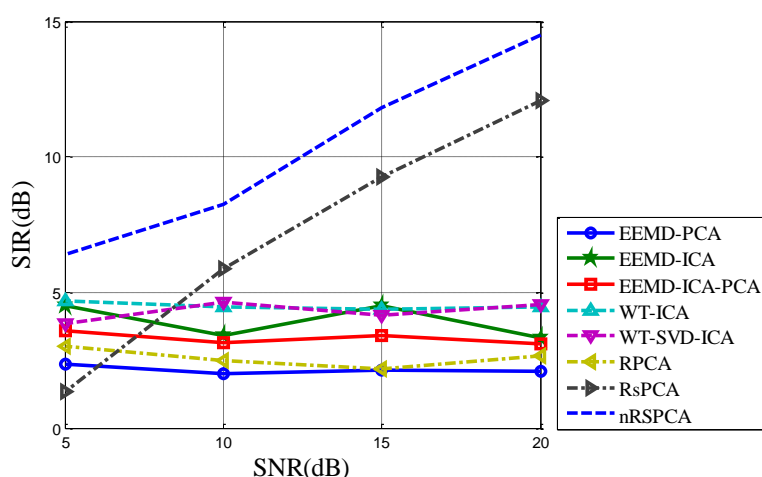


图 4.3 $\sigma=1$ 情况下的分离信干比对比

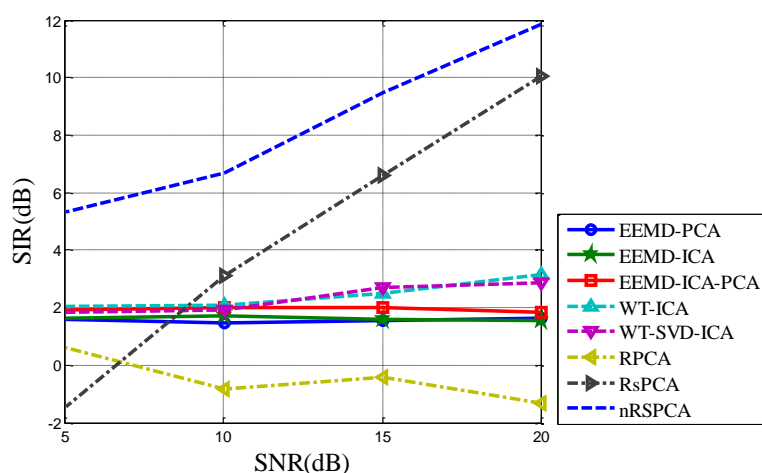


图 4.4 $\sigma = 0.6$ 情况下的分离信干比对比

从图 4.3 和图 4.4 可以看出, 在固定 σ 的情况下, RsPCA 算法和 nRsPCA 算法的分离信干比都随着信噪比的减小而呈下降趋势, 在高信噪比条件下, 对于从混合信号中分离出弱信号 σa , 二者都具有很好的分离性能, 但随着信噪比的降低, nRsPCA 算法与 RsPCA 算法相比对源信号 σa 的分离性能更好, 比 RsPCA 算法的信干比高出约 4~6dB, 这说明经过改进的 nRsPCA 算法更适用于恶劣信噪比条件下的有用源信号的分离; 基于 EEMD 和小波分解以及鲁棒 PCA 的方法虽然性能随信噪比变化趋势不明显, 但整体信干比较低, 分离效果不佳。

在 SNR=15dB、 $\sigma = 0.6$ 、弱信号传输符号个数为 10 个情况下, 利用 nRsPCA ($\lambda = 3$) 算法和 RsPCA ($\lambda = 1.01$) 算法分离弱信号得到的时域波形与源信号时域波形对比如下。

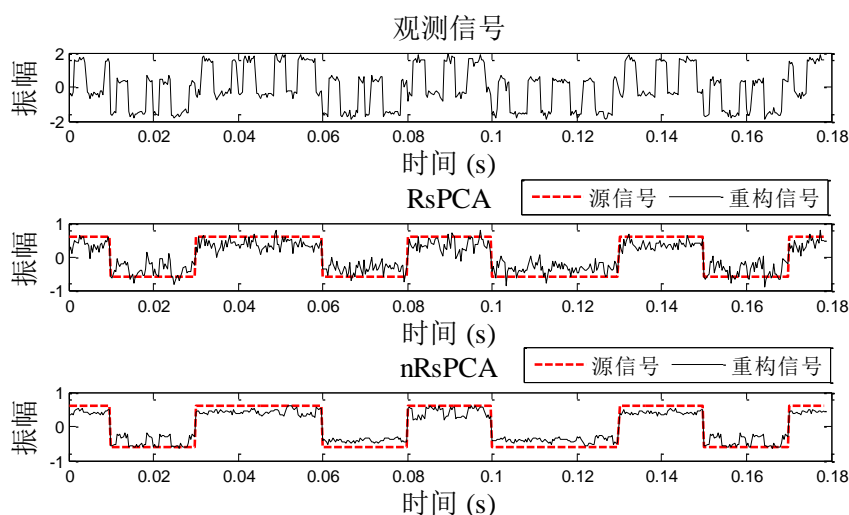


图 4.5 RsPCA 与 nRsPCA 分离时域波形对比

从图中可以明显看出, 在 SNR=15dB 的情况下, 经过改进的 nRsPCA 算法比 RsPCA 算法对源信号的还原度更高, 并一定程度上的抑制了噪声对源信号的影响, 使得分离信号时域波形更接近源信号。

下面对弱信号传输过程中的错误比特曲线进行分析。在直扩 BPSK 信号分离实验中, 源信号 a 与源信号 b 按照 $x = \sigma a + b$ ($\sigma = 0.1$) 的比例线性混合, 弱信号 σa 总长度为 5 万比特, 保持其他参数不变, 在不同的信噪比环境下对弱信号 σa 进行分离, 得到图 4.6 误比特率曲线, 其中理想误比特率是弱信号 σa 单独在信道中传输时的误比特率 (为对比效果, 理想传输的信道噪声按照混合信号的信噪比对应的噪声大小添加); 直接解调误比特率是信号 a 与 b 按照 $x = \sigma a + b$ ($\sigma = 0.1$) 的比例线性混合后, 接收机对接收到信号直接进行解扩并解调后得到的弱信号 σa 的误比特率; RsPCA 和 nRsPCA 分别是用两种方法对接

收到信号进行分离后，再解扩并解调得到的误比特率。

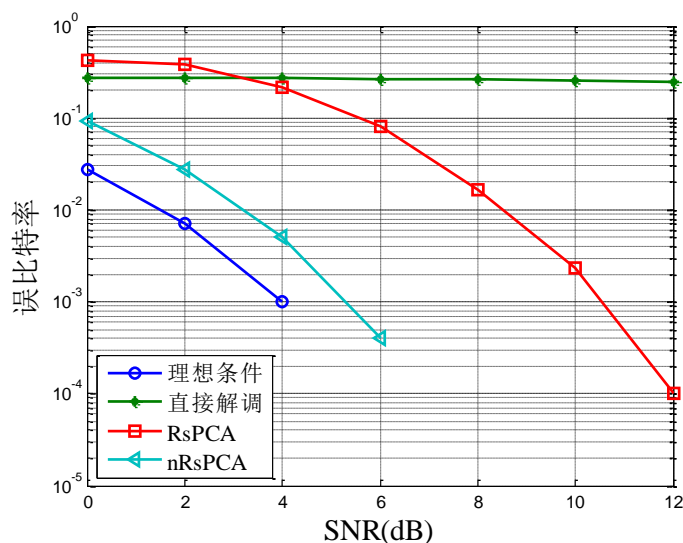


图 4.6 误比特率曲线对比

从图 4.6 中可以看出，未经分离算法分离并直接对微弱信号 a 进行解调将导致大量的错误比特信息，经过 RsPCA 算法和改进的 nRsPCA 算法分离后再对弱信号进行解调都提高了信号传输的正确性，并且引入噪声存在的 nRsPCA 分离算法对弱信号 a 的重构性能更为显著，误比特率最低并更接近理想条件传输下的误比特率，在信噪比大于 6dB 情况下误比特率已经为 0，这说明该方法相对于 RsPCA 算法更适用于分离含有噪声情况下的混合信号中与干扰信号时频混叠的有用成分。

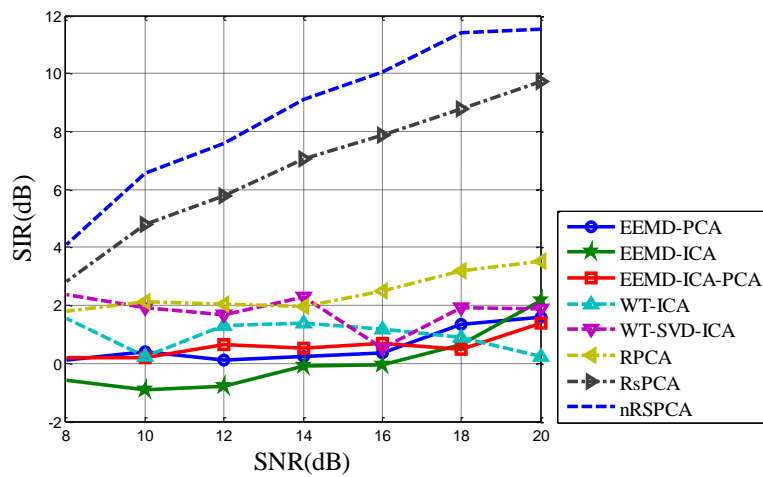
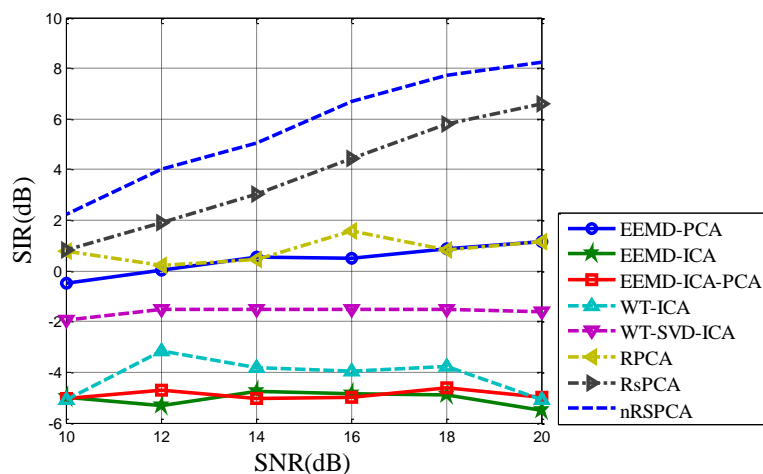
4.4.2 扩频 16-QAM 信号提取实验

仿真参数设置：源信号为两路基带 16QAM 信号。扩频序列均为长度为 7 位的 m 序列。源信号 a 传输符号个数 $L_1 = 7$ ，扩频码片速率为 $f_{pm1} = 100$ cps，符号持续时间是 70ms，采样频率 $f_s = 2.8$ kHz；源信号 b 传输符号个数 $L_2 = 28$ ，扩频码片速率为 $f_{pm2} = 400$ cps，符号持续时间是 17.5ms，采样频率 $f_s = 2.8$ kHz。两路信号矩阵化参数设置分别为 $R_1 = [f_s / (f_{pm1} / 7) \quad L_1] = [196 \quad 7]$ ， $R_2 = [f_s / (f_{pm2} / 7) \quad L_2] = [49 \quad 28]$ ，当 SNR=20dB、18dB 时 nRsPCA 算法中的参数 $\lambda = 2$ 、SNR=16dB、14dB 时参数 $\lambda = 3$ ，SNR=12dB、10dB 时参数 $\lambda = 6$ ，SNR=8dB 时参数 $\lambda = 8$ 。

仿真方法：源信号 a 与源信号 b 按照 $x = \sigma a + b (\sigma \leq 1)$ 的比例线性混合，并在不同信噪比条件下对弱信号 σa 进行分离，对比不同算法分离得到的针对弱信号 σa 的信干比性能。在 $\sigma = 1$ 、 $\sigma = 0.5$ 条件下对 σa 信号进行分离得到的信干比曲线如图 4.7、图 4.8 所示，部分仿真数据如表 4.6 所示

表 4.6 不同信噪比环境下分离信干比数据表

| 方法 \ SNR | 20dB | | 16dB | | 12dB | | 8dB | |
|--------------|------------|--------------|------------|--------------|------------|--------------|------------|--------------|
| | $\sigma=1$ | $\sigma=0.5$ | $\sigma=1$ | $\sigma=0.5$ | $\sigma=1$ | $\sigma=0.5$ | $\sigma=1$ | $\sigma=0.5$ |
| EEMD | 1.2089 | 1.3760 | 1.1416 | 1.1357 | 1.6433 | 1.3466 | 1.5125 | 1.3760 |
| EEMD-PCA | 1.6127 | 1.1509 | 0.3487 | 0.5160 | 0.1210 | 0.0266 | 0.0961 | 1.1509 |
| EEMD-ICA | 2.1854 | -5.509 | -0.058 | -4.872 | -0.773 | -5.331 | -0.601 | -5.509 |
| EEMD-ICA-PCA | 1.3943 | -4.975 | 0.7005 | -4.990 | 0.6301 | -4.697 | 0.2082 | -4.975 |
| Wavelet | 2.4095 | 2.2858 | 2.4118 | 2.3085 | 2.4153 | 2.2888 | 2.4025 | 2.2858 |
| WT-ICA | 0.2486 | -5.070 | 1.1704 | -3.945 | 1.2967 | -3.150 | 1.5338 | -5.070 |
| W-SVD-ICA | 1.8851 | -1.604 | 0.5398 | -1.525 | 1.6677 | -1.541 | 2.3820 | -1.604 |
| RPCA | 3.5125 | 1.1644 | 2.5144 | 1.5711 | 2.0377 | 0.2105 | 1.7926 | 1.1644 |
| RsPCA | 9.7298 | 6.5760 | 7.8770 | 4.4290 | 5.8001 | 1.9035 | 2.8291 | -1.576 |
| nRsPCA | 11.530 | 8.2316 | 10.058 | 6.7045 | 7.5717 | 4.0082 | 4.1033 | 1.2316 |

图 4.7 $\sigma=1$ 情况下的分离信干比对比图 4.8 $\sigma=0.5$ 情况下的分离信干比对比

从图 4.7-4.8 中可以看出，在固定 σ 的情况下，nRsPCA 算法与 RsPCA 算法相比对源信号 σa 的分离性能更好，比 RsPCA 算法的信干比高出约 2~4dB，更适用于噪声条件

下的与干扰信号时频混叠的有用源信号的分离；基于 EEMD 和小波分解以及鲁棒 PCA 的方法虽然性能随信噪比变化趋势不明显，但整体信干比较低，分离效果不佳。

在 $\text{SNR}=14\text{dB}$ 、 $\sigma=0.5$ 、弱信号传输符号个数为 7 个情况下，利用 nRsPCA ($\lambda=3$) 算法和 RsPCA ($\lambda=1.01$) 算法分离弱信号得到的时域波形与源信号时域波形对比如下。

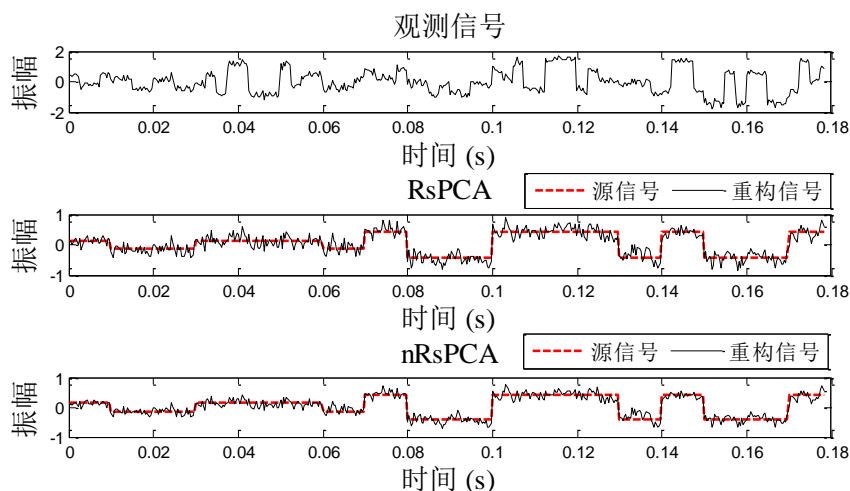


图 4.9 RsPCA 与 nRsPCA 分离时域波形对比

从图 4.9 中可以明显看出，在 $\text{SNR}=14\text{dB}$ 的情况下，经过改进的 nRsPCA 算法比 RsPCA 算法对源信号的还原度更高，对噪声的抑制能力更加明显，分离得到信号的时域波形更接近源信号。

下面对弱信号传输过程中的错误比特率曲线进行分析。在直扩 16QAM 信号分离实验中，源信号 a 与源信号 b 按照 $x = \sigma a + b$ ($\sigma=0.1$) 的比例线性混合，弱信号 σa 总长度为 5 万比特，保持其他参数不变，在不同的信噪比环境下对弱信号 σa 进行分离，得到图 4.10 误比特率曲线，其中理想误比特率是弱信号 σa 单独在信道中传输时的误比特率（为对比效果，理想传输的信道噪声按照混合信号的信噪比对应的噪声大小添加）；直接解调误比特率是源信号 a 与源信号 b 按照 $x = \sigma a + b$ ($\sigma=0.1$) 的比例线性混合后，接收机对接收到信号直接进行解扩并解调后得到的弱信号 σa 的误比特率；RsPCA 和 nRsPCA 分别是用两种方法对接收到信号进行分离后，再解扩并解调得到的误比特率。图中显示，未经分离算法分离并直接对微弱信号 σa 进行解调将导致大量的错误比特信息。经过 RsPCA 算法和改进的 nRsPCA 算法分离后再对弱信号进行解调都降低了错误比特的概率，并且引入噪声存在的 nRsPCA 分离算法对弱信号 σa 的分离效果更好，误比特率更接近理想传输下的数值。

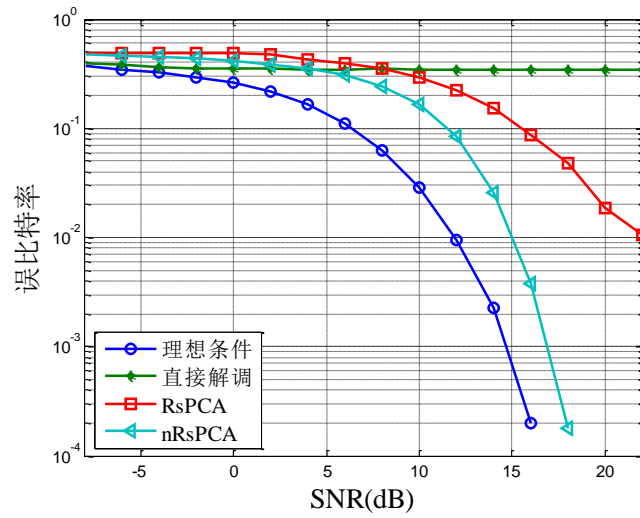


图 4.10 误比特曲线对比

4.4.3 扩频 QPSK 信号叠加强干扰 MC-CDMA 信号提取实验

仿真参数设置：弱源信号 \mathbf{a} 为直扩 QPSK 信号，扩频序列是长度为 7 位的 m 序列，传输符号个数 $L_1 = 11$ ，扩频码片速率为 $f_{pm} = 100$ bps，符号持续时间是 70ms，采样频率 $f_s = 2.8$ kHz；干扰信号 \mathbf{b} 为 MC-CDMA 信号，传输符号个数 $L_2 = 196$ ，子载波数 $n = 8$ ，用户数为 2 个，采用 8 位的 Walsh 扩频码，扩频码片速率为 $f_{pm} = 2.03$ kcps，符号持续时间是 3.93ms，采样频率 $f_s = 2.8$ kHz。矩阵化参数设置为 $R_1 = [f_s / (f_{pm1}/7) \quad L_1] = [196 \quad 11]$ ， $R_2 = [n+3 \quad L_2] = [11 \quad 196]$ (+3 为添加循环前缀引入)，SNR=20dB、15dB 时 nRsPCA 算法中的参数 $\lambda = 3$ 、SNR=10dB、5dB 时参数 $\lambda = 5$ ，SNR=0dB 时参数 $\lambda = 8$ 。

仿真方法：首先将直扩 QPSK 信号（源信号 \mathbf{a} ）和 MC-CDMA 信号（源信号 \mathbf{b} ）的功率进行归一化，再将二者按照 $\mathbf{x} = \sigma\mathbf{a} + \mathbf{b}$ ($\sigma = 0.1$) 的比例线性混合，并在不同信噪比条件下对弱信号 $\sigma\mathbf{a}$ 进行分离，得到图 4.11 所示信干比对比曲线，表 4.7 给出了仿真数据。

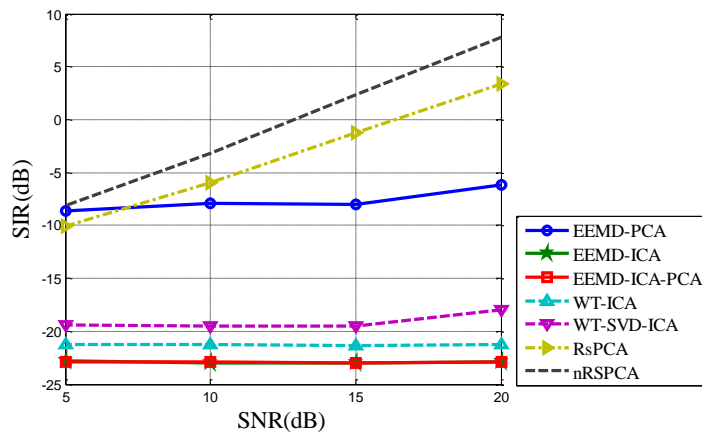
图 4.11 $\sigma = 0.1$ 情况下的分离信干比对比

表 4.7 $\sigma=0.1$ 分离信干比表

| SNR(dB) 方法 | 20 | 15 | 10 | 5 | 0 |
|---------------|----------|----------|----------|----------|----------|
| EEMD | -0.6475 | -4.5503 | -6.9348 | -8.0070 | -7.1341 |
| EEMD-PCA | -6.1677 | -7.9872 | -7.9265 | -8.6408 | -9.7064 |
| EEMD-ICA | -22.9016 | -22.9723 | -22.9855 | -22.8433 | -22.8403 |
| EEMD-ICA-PCA | -22.8805 | -22.9853 | -22.9407 | -22.8746 | -22.9777 |
| Wavelet | -1.3076 | -1.1274 | -1.1674 | -1.7526 | -2.3323 |
| WT-ICA | -21.2221 | -21.3793 | -21.2305 | -21.2521 | -21.1839 |
| W-SVD-ICA | -18.0123 | -19.5572 | -19.4591 | -19.4325 | -19.4912 |
| RPCA | -1.4378 | -1.2241 | -1.6695 | — | — |
| RsPCA | 3.3565 | -1.2176 | -5.9478 | -10.0230 | -13.3125 |
| nRsPCA | 7.8239 | 2.3242 | -3.1903 | -8.1134 | -11.9210 |

其中“—”表示算法失效，在该信噪比条件下已经无法提取弱源信号。

在 $\text{SNR}=15\text{dB}$ 、 $\sigma=0.1$ 、弱信号传输符号个数为 11 个情况下，利用 nRsPCA ($\lambda=3$) 算法和 RsPCA ($\lambda=1.01$) 算法分离弱信号得到的时域波形与源信号时域波形对比如图 4.12 所示。

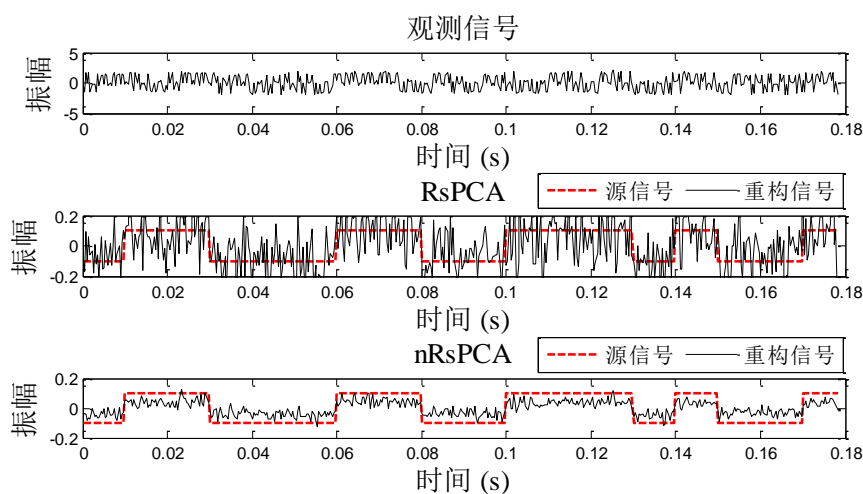


图 4.12 RsPCA 与 nRsPCA 分离时域波形对比

从图 4.11 中可以看出，经过改进的 nRsPCA 算法的分离信干比最高，分离效果最好。图 4.12 也可以证明，在 $\text{SNR}=15\text{dB}$ 、 $\sigma=0.1$ 的情况下，观测信号时域波形和干扰信号 MC-CDMA 信号已经非常相似，几乎无法发现隐藏在其中的直扩 QPSK 信号的存在和影响，nRsPCA 算法和 RsPCA 算法都能从混合信号中分离出功率较小较为微弱的直扩 QPSK 信号，但 nRsPCA 算法对源信号的还原度更高，更大程度上抑制了噪声和干扰对源信号的影响，使得分离信号更接近源信号。

下面对弱信号传输过程中的错误比特曲线进行分析。本实验中源信号 *a* 和 *b* 按照

$x = \sigma a + b(\sigma = 0.1)$ 的比例线性混合，弱信号 σa 总长度为 5 万比特，保持其他参数不变，在不同的信噪比环境下对弱信号 σa 进行分离，得到图 4.13 误比特率曲线，其中理想误比特率是弱信号 σa 单独在信道中传输时的误比特率；直接解调误比特率是源信号 a 和 b 按照 $x = \sigma a + b(\sigma = 0.1)$ 的比例线性混合后，接收机对接收到信号直接进行解扩并解调后得到的弱信号 σa 的误比特率；RsPCA 和 nRsPCA 分别是用两种方法对接收到信号进行分离后，再解扩并解调得到的误比特率。

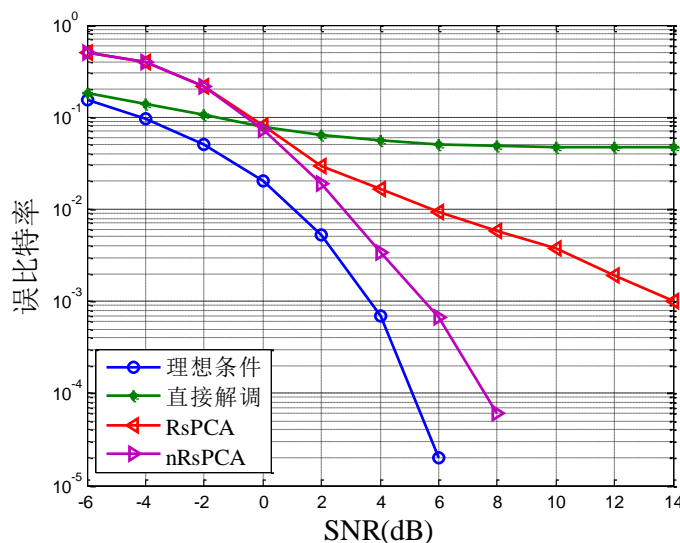


图 4.13 误比特率曲线对比

从图 4.13 可以看出，直接对混合信号中的微弱信号 σa 进行解调将导致大量的错误比特信息；经过 RsPCA 算法和 nRsPCA 算法分离后的弱信号的误比特率都有所降低，但 nRsPCA 分离算法对弱信号 σa 的分离效果更好，误比特率更接近理想传输下的数值。

4.5 本章小结

本章首先针对第三章中算法模型对噪声敏感的问题，改进了基于时间序列低秩特性的目标函数，并针对新的目标函数设计了全新的优化算法，提出了能够分离含噪混合信号的 nRsPCA 分离算法；其次，在对随机数的仿真实验中可以证明，随着信噪比 SNR 的降低，调整参数 λ 的值逐渐增大会达到更好的分离效果，实验给出了不同信噪比环境下的最佳 λ 值以及变化趋势；再次，通过对通信信号的分离仿真实验证明了算法在低信噪比条件下针对第三章算法的分离性能的提升。本章各个实验证明了 nRsPCA 算法具有既能分离低信噪比情况下的源信号、又能对强干扰下的弱信号进行分离、且相对于目前已有的算法运算时间更快，源信号还原度更高的优势。

第 5 章 算法实测数据验证及性能评估

5.1 引言

通用软件无线电 USRP (Universal Software Radio Peripheral) 的广大使用者和开发者为其提供了非常丰富且充足的资源库,同时还具有模块化的基础程序代码库,这使得 USRP 的使用者可以快速的设计并搭建一个独立、灵活且强大的软件无线电系统,满足不同软件无线电应用。本章利用两台 USRP 发射并接收的实测信号,对本文提出的强干扰背景下的通信信号分离提取算法的性能进行验证。文中首先介绍了 USRP 的工作原理及发射接收参数,其次给出了基于 nRsPCA 的通信信号分离方案来分离实测信号的实现过程,最后在系统联调测试环节,给出测试条件、测试方案以及测试结果。

5.2 通用软件无线电外设

通用软件无线电 USRP 让开发者在普通计算机上就可以实现高带宽软件无线电设备的功能,其中所有波形相关处理在 PC 的 CPU 上完成,而如数字上下变频、抽样和内插等高速通用操作在 FPGA 上进行实现,USRP 主要充当通信系统中的数字基带、中频部分^[54]。USRP 的广大开发者为其提供了非常丰富充足的资源库和模块化的基础程序代码库,这就使得开发者能够低预算、高效率地对通信系统进行设计,这是 USRP 的最大价值所在^[55]。

USRP 的主要组成部分包括母板、各种子板以及天线。主板的作用为中频采样以及中频信号到基带信号之间的转换,子板的作用是射频信号的接收或发送以及到中频的相互转换,而且对于不同类型的子板,将会覆盖各自不同的射频频谱范围和不同的收/发能力和增益,并且共同把比特流数据从天线到主机相互传送。USRP 硬件、LabVIEW 软件以及 Matlab 软件等,组成了完整的软件无线电开发环境,使得使用者可以基于 USRP 完成各种富有创造力的设计。

标准 USRP 的硬件工作原理如图 5.1 所示。

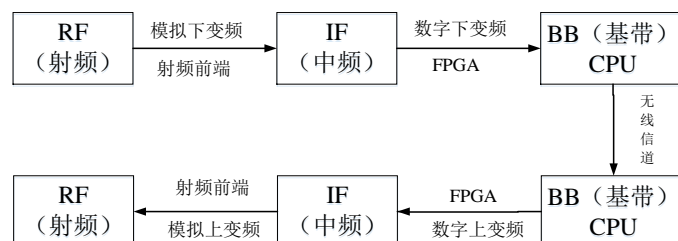


图 5.1 标准 USRP 硬件工作原理框图

本文使用 NI-USRP2930 完成信号采集实验，其发射频率范围为 50MHz-2.2GHz，频率步进小于 1KHz，最大输出功率为 15dBm-20dBm，增益范围为 0dB-31dB，数模转换器为 2 通道、400MS/s、16 bit；接收频率范围为 50MHz-2.2GHz，频率步进小于 1KHz，增益范围为 0dB-31.5dB，噪声系数为 5dB-7dB，模数转换器为 2 通道，100MS/s，14 bit。USRP 前面板如图 5.2 所示，从图中可以看到千兆网口、外部时钟输入接口(10MHz)、MIMO 扩展口、PPS 输入接口(3-5V, TTL)、TX/RX 的 SAM 接口以及电源接口(6V,3A)。



图 5.2 USRP 前面板

5.3 基于 USRP 平台的通信信号分离算法实现

信号采集系统的搭建整体架构如图 5.3 所示，利用两台 USRP2930 和两台计算机来完成混合信号的传输过程，其中一台 USRP 和一台计算机用来实现含有不同功率比的干扰信号和有用信号的混合信号的发射，经无线信道传输后，再利用另一台 USRP 进行接收，进行模拟下变频与数字下变频后将基带信号数据采集并存储，并进行后续信号处理。试验中两套设备之间距离约为 2 米，其中接收部分实验环境如图 5.4 所示。

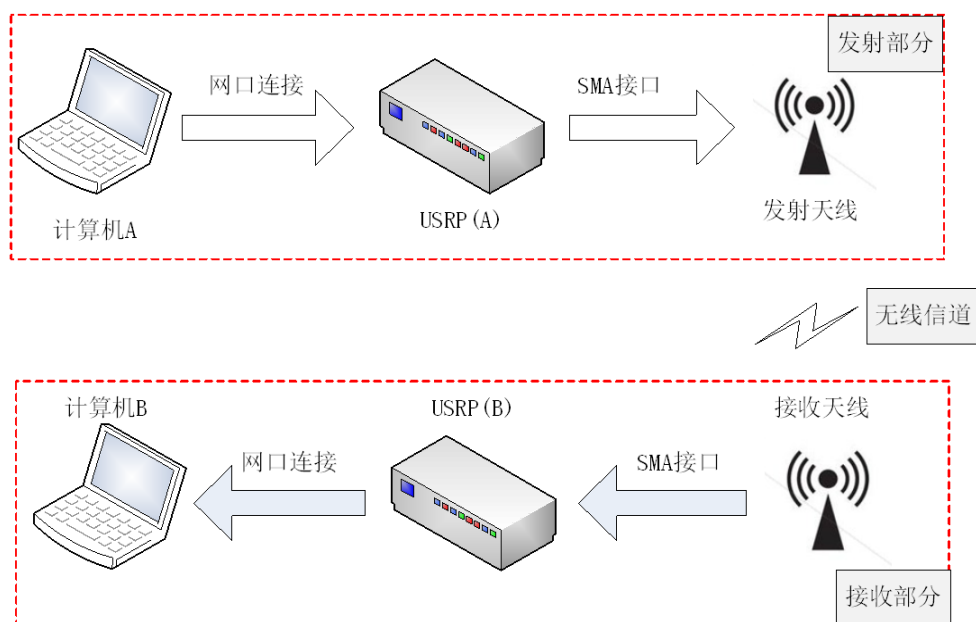


图 5.3 信号采集实验架构

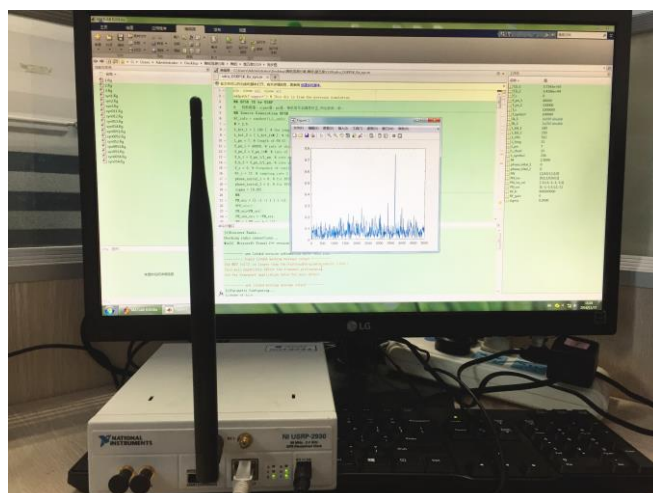


图 5.4 USRP 信号接收实验环境

本章设计的信号发射接收整体方案如图 5.5 所示，主要由发射模块和接收模块两部分组成，各个模块将在 5.3.1 节和 5.3.2 节中分别详细介绍。

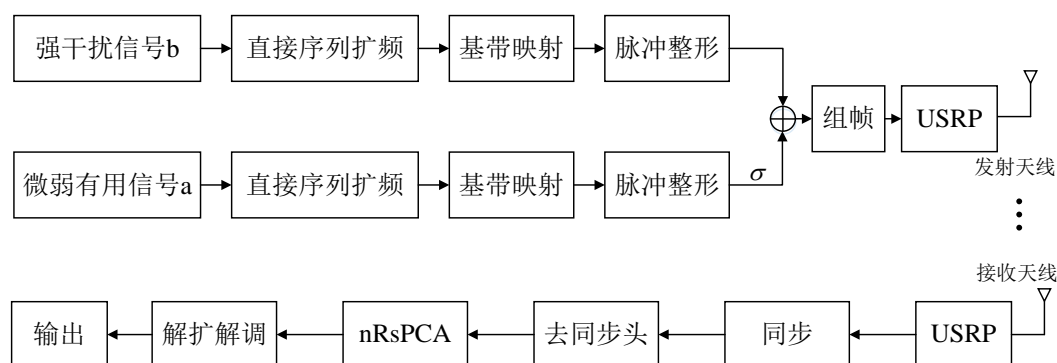


图 5.5 信号发射接收整体框图

5.3.1 信号发射部分

本次实验中微弱有用信号选用直扩 BPSK 信号，强干扰信号为同调制类型同载波频率的大功率信号。将干扰信号和有用信号进行扩频并脉冲成型后的数据添加帧头后组成基带数据帧，帧头分别为两个短训练序列（15 位 m 序列）和两个长训练序列（31 位 m 序列），采用四个帧头的目的是为了提高接收机的载波同步和相位校正的准确性，帧结构示意图如下：

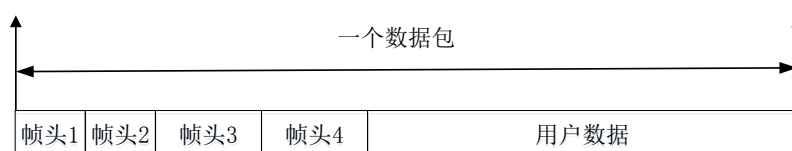


图 5.6 帧结构示意图

将组帧后的数据包通过 USRP 发射到无线信道中，USRP 载波频率设置为 600MHz。

5.3.2 信号接收部分

首先对接收到的信号进行同步，包括帧同步、频率同步以及相位同步三部分。

1、帧同步

接收机每次接收 10 万个数据点，对接收到数据首先进行帧同步来确定混合信号是否成功接收到。帧同步采用本地样本相关^[56]的方法，将输入信号与本地帧头共轭相关，并对共轭相关的结果做归一化，将相关值与设定阈值进行比较，当相关值大于阈值时，记录该值对应的采样点，即为有用信号到达位置，并将接收数据存储进行后续操作，如果相关值小于阈值，则重新接收，直至接收到混合信号。

帧同步的实现框图如下：

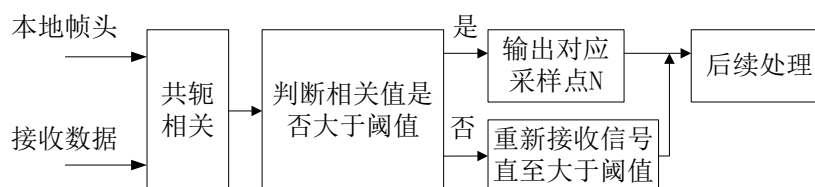


图 5.7 帧结构实现框图

2、频率同步

利用发射信号中添加的两段短训练序列和两段长训练序列进行频率同步，来去除频率偏移对信号发射接收系统的不利影响。

基于长短训练序列的载频校正的基本思想是：发送端发送重复的训练符号，在信道环境存在频率偏移 Δf_c 时，相同的训练符号之间就会产生一个跟 Δf_c 相关的相位差 $\Delta\phi$ ，通过相位差 $\Delta\phi$ 与相同训练序列间隔时间的关系，就可以求得 Δf_c 的估计值^{[59][60]}。两个重复的短帧头的相隔时间短，可校正的频率范围大，为粗频率同步；两个长帧头相隔时间长，可校正的频率范围小，为精频率同步，通过不断调整粗同步和精同步值来达到频率同步的目的。

3、相位同步

相位同步利用帧头的训练序列进行相位补偿。相位的偏移会产生大量误码，所以需要比较接收信号帧头部分与本地帧头信号的相位关系来判断相偏情况，并将偏移的相位进行校正，实现框图如下：

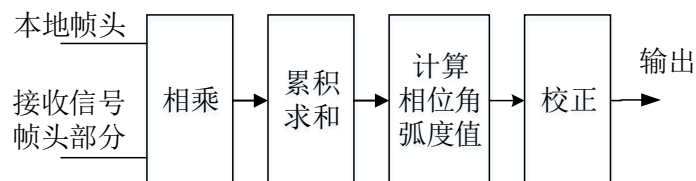


图 5.8 相位同步示意图

对接收信号进行同步后，去除添加在有用数据前侧的同步头序列，并利用 nRsPCA 算法对混合信号进行分离，进而得到微弱有用源信号，并对实验结果进行分析。

5.4 实验参数设置与测试结果

实验参数设置：源信号 a 符号长度为 100，扩频序列为长度为 7 位的 m 序列，扩频码片速率为 40kcps，符号持续时间是 0.175ms，采样频率 $f_s = 1\text{MHz}$ ；源信号 b 符号长度为 250，扩频序列为长度为 7 位的 m 序列，扩频码片速率为 100kcps，符号持续时间是 0.07ms，采样频率 $f_s = 1\text{MHz}$ ；混合信号载波频率 $f_c = 600\text{MHz}$ 。本实验中 BPSK 信号映射关系为：“0”映射成“1”，“1”映射成“-1”。帧同步粗同步阈值设定为 0.6。矩阵化参数设置为 $R_1 = [f_s / (f_{pm1}/7) \quad L_1] = [175 \quad 100]$ ， $R_2 = [f_s / (f_{pm2}/7) \quad L_2] = [70 \quad 250]$ ，参数 $\lambda = 10$ 。

实验 1：信号 a 与信号 b 按照 $x = a + b$ 的比例线性混合，并对幅度进行归一化后，通过 USRP 发射到无线信道中。首先进行帧同步，确定数据到达时刻。

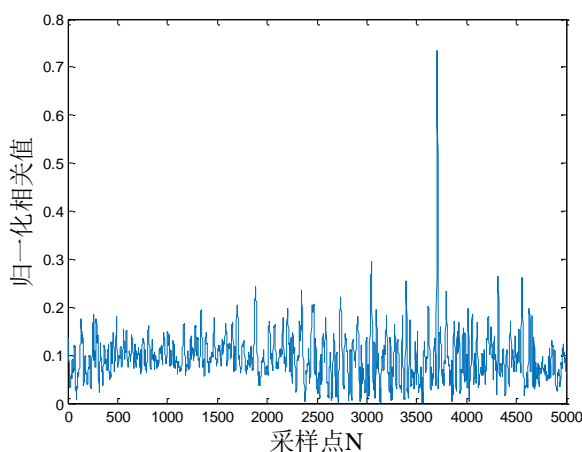


图 5.9 帧同步相关值输出

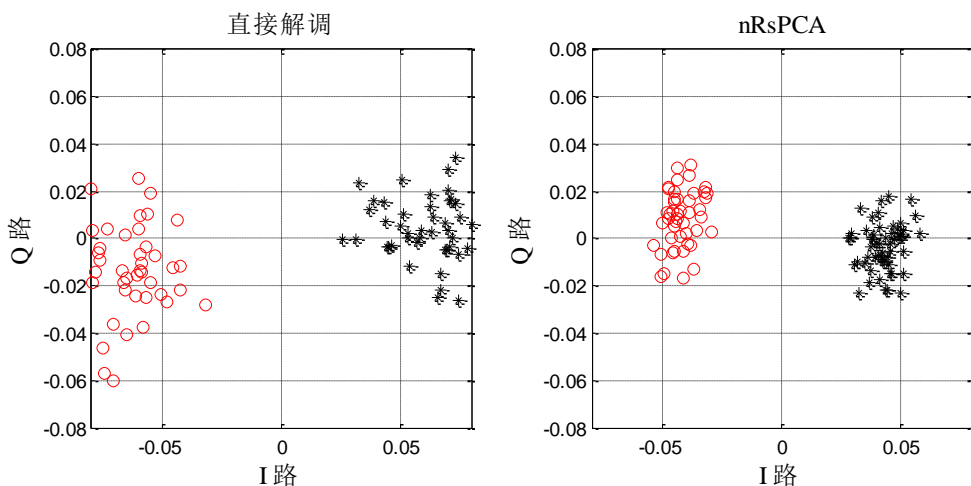


图 5.10 分离算法分离后星座图与未经分离直接解调星座图对比

从图 5.9 可知，数据捕获位置为第 3706 个采样点。确定发射数据到达后，将本次采集到的 10 万个数据点存储，并进行后续分离操作，得到图 5.10 仿真结果，直接解调和 nRsPCA 分别代表同步后，未经 nRsPCA 算法分离直接对混和信号进行解调和经算法分离后再对输出信号进行解调判决前的星座图。从图中可以看出，分离算法一定程度上的抑制了噪声和混合信号中的干扰信号对有用信号的影响。接收机接收到的观测信号的时域波形、源信号 a 时域波形以及分离算法重构得到信号的时域波形对比如图 5.11 所示，可以发现，分离算法对源信号时域波形的还原度很高，能够正确分离混合信号中的有用源信号。

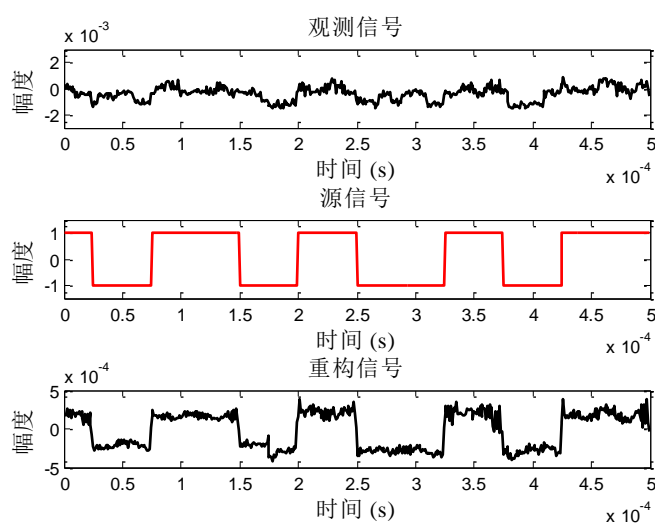


图 5.11 混合信号与源信号及分离信号时域波形对比

实验 2: 信号 a 与信号 b 按照 $x = 0.5a + b$ 的比例线性混合，并对幅度进行归一化后，通过 USRP 发射到无线信道中。帧同步信号到达位置如下图：

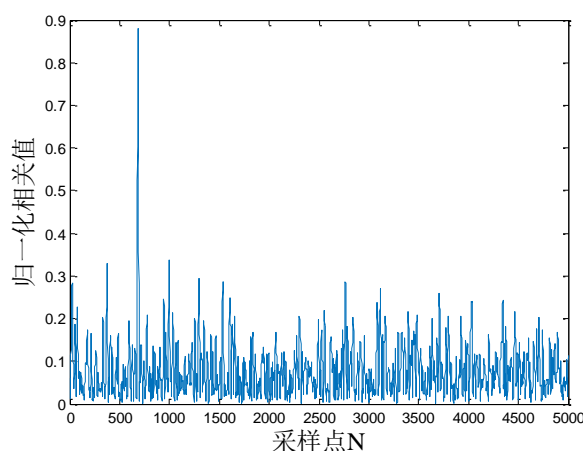


图 5.12 帧同步相关值输出

数据捕获位置为第 684 个采样点。确定发射数据到达后，将本次采集到的 10 万个数据点存储，并进行后续运算。信号 a 与信号 b 按照 $x = 0.5a + b$ 的比例线性混合，应用 nRsPCA 算法对接收到的混合信号分离后，对应解调前输出的星座图、以及未经 nRsPCA 算法分离并直接对混和信号进行解调判决前的输出信号星座图如图 5.13 所示。

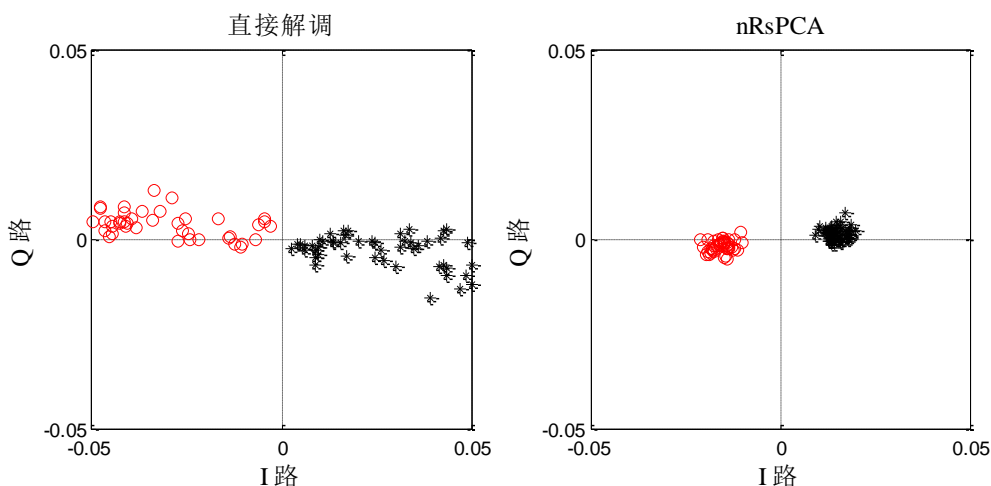


图 5.13 分离算法分离后星座图与未经分离直接解调星座图对比

接收机接收到的观测信号的时域波形、有用信号 a 时域波形以及分离算法重构的信号时域波形对比如图 5.14 所示。

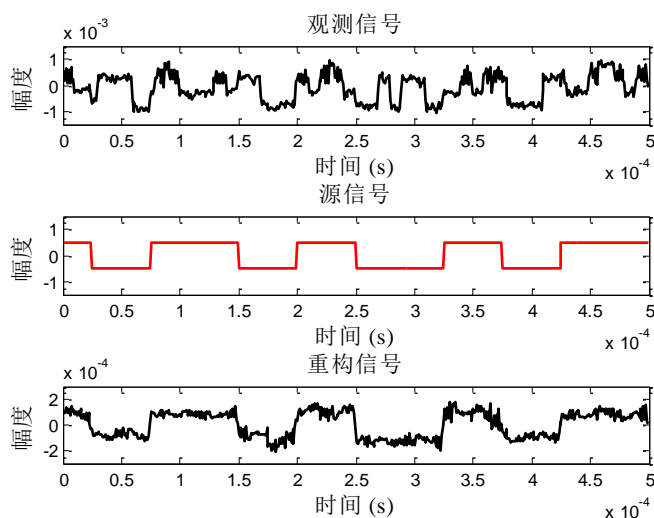


图 5.14 混合信号与源信号及分离信号时域波形对比

从图 5.13 和 5.14 可以看出，当有用信号幅度是干扰信号幅度 0.5 倍时，算法仍能对实测的有用信号进行有效分离，得到的重构信号的时域波形保持了源信号的码元信息与扩频序列信息等，只是幅值上有一定的下降。

实验 3: 信号 a 与信号 b 按照 $x = 0.1a + b$ 的比例线性混合，并对幅度进行归一化后，

通过 USRP 发射到无线信道中。帧同步数据到达位置如下图：

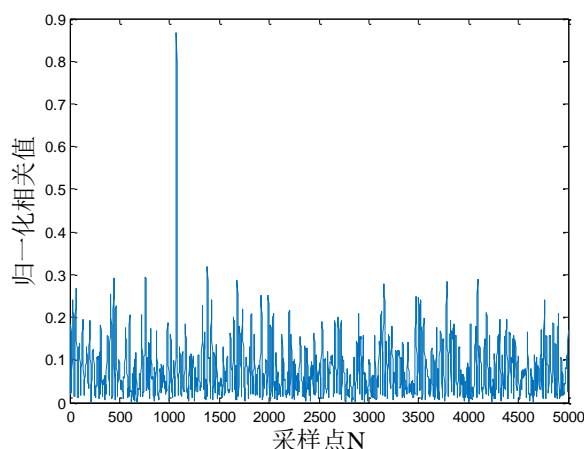


图 5.15 帧同步相关值输出

数据捕获位置为第 909 个采样点。确定发射数据到达后，将本次采集到的 10 万个数据点存储，并进行后续运算。信号 a 与信号 b 按照 $x = 0.1a + b$ 的比例线性混合，应用 nRsPCA 算法对接收到的混合信号分离后，对应解调前输出的星座图、以及未经 nRsPCA 算法分离并直接对混和信号进行解调判决前的输出信号星座图如图 5.16 所示。其中，经过分离算法分离后弱信号 $0.1a$ 传输的误比特率为 5%，而未经分离直接解调的弱信号误比特率为 40%。

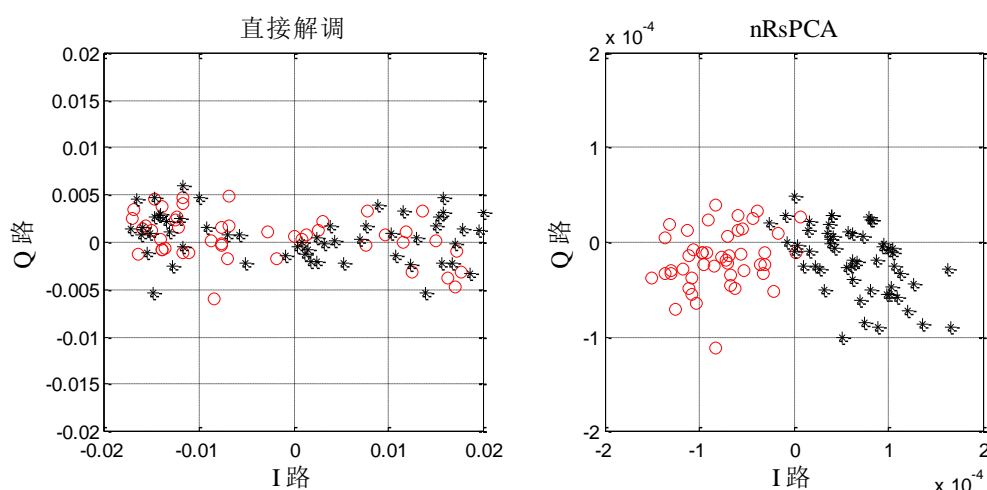


图 5.16 分离算法分离后星座图与未经分离直接解调星座图对比

实验 4: 信号 a 与信号 b 按照 $x = 0.05a + b$ 的比例线性混合，并对幅度进行归一化后，通过 USRP 发射到无线信道中。

从图 5.17 中可以看出，数据捕获位置为第 3401 个采样点。确定发射数据到达后，将本次采集到的 10 万个数据点存储，并进行后续运算。信号 a 与信号 b 按照 $x = 0.05a + b$ 的比例线性混合，应用 nRsPCA 算法对接收到的混合信号分离后，对应解调前输出的星

座图、以及未经 nRsPCA 算法分离并直接对混和信号进行解调判决前的输出信号星座图如图 5.18 所示。其中，经过分离算法分离后弱信号 $0.05a$ 传输的误比特率为 6%，而未经分离直接解调的弱信号误比特率为 51%。

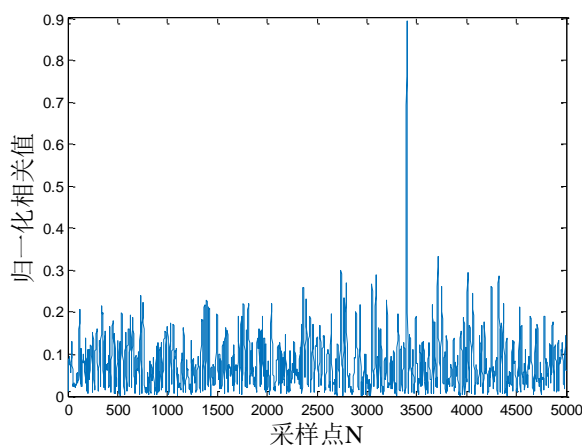


图 5.17 帧同步相关值输出

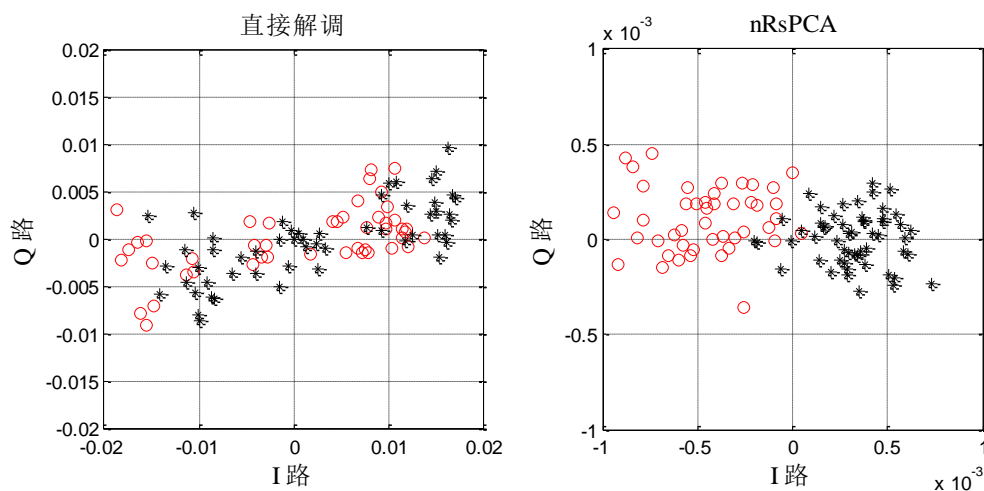


图 5.18 分离算法分离后星座图与未经分离直接解调星座图对比

从以上四个实验的测试结果可以看出，当 $\sigma=1$ 和 $\sigma=0.5$ 时，对接收到的实测混合信号进行直接解调和经分离算法分离后解调都能得到正确的传输比特，但经过分离算法分离后的星座图更为聚拢，说明干扰信号对弱信号的影响一定程度上的被抑制掉，更有利于正确的解调判决输出；当 $\sigma < 0.5$ 时，直接对实测混合信号进行解调会产生大量的错误比特，而用分离算法分离后，误比特率明显下降，系统性能得到了显著的提升。实验证明对于无线信道传输下的实测信号，分离算法能够有效的提取出隐藏在大功率干扰信号中的微弱有用信号并一定程度上的抑制干扰信号对其的影响。

5.5 本章小结

本章利用两台 USRP 对实测信号的分离实验来证明了上文提出的针对强干扰背景下的弱信号的分离算法的可行性并分析了其性能。首先介绍了 USRP 的工作原理及发射接收参数,并设计了基于 nRsPCA 的通信信号分离方案,利用其中一台 USRP 来发射信号,另一台 USRP 接收信号并将数据存储在计算机中,两台 USRP 距离约为 2 米。测试结果表明,当有用信号与干扰信号相同功率传输时,直接解调与分离算法分离后解调都能得到正确比特,而当 $\sigma < 0.5$ 时,应用分离算法分离后再对弱信号进行解调的误比特率相对于直接对实测混合信号进行解调的误比特率明显下降,证明该分离方案能够有效分离出隐藏在强干扰信号中并与干扰信号时频混叠的实测有用信号,与未分离的混合信号相比,信号被正确传输的性能显著提升。

结 论

随着现代科学技术研究的发展,电磁环境日渐复杂,通信频段不断展宽,通信信号也日益密集,通信系统传输的有用信号很容易受到电磁环境中的各种干扰和噪声的污染而变得相对微弱,对于有用信号与干扰信号时域和频域完全重叠的情况,以及单通道系统模型下信号的传输,将导致对有用信号的提取和精确测量变得更加困难,因此将微弱的有用信号检测并提取出来的需要日益迫切,研究实用有效的弱信号提取技术具有重要意义。本文在基于时间序列低秩特性的理论基础之上,提出了一种全新的单通道模型的针对强干扰背景下有用弱信号的分离算法,并对其进行了改进,使得新算法可以适应低信噪比条件下的弱信号与干扰信号时频混叠情况下的分离问题,对强干扰背景下的有用信号的检测与分离具有一定意义。

本文重点从理论分析、仿真验证和实测信号分离实验三个方面对基于时间序列低秩特性的信号分离系统模型及可行性进行了研究和验证,并取得了一定的研究成果,总结如下:

(1) 研究了基于时间序列低秩特性的理论框架。对绝大部分数字通信信号经采样后以重排序的方式变换成矩阵或张量时具有低秩结构的特性进行了讨论,并证明了将时间序列矩阵化后其秩的上界将会受其嵌入的子空间结构所控制,这使得将通信信号矩阵化后其秩通常远远小于矩阵本身的秩的大小,这将是盲源分离领域设计目标函数的一个新的理论研究方向。

(2) 提出了基于 RsPCA 算法的单通道弱信号分离方案。在基于以上理论研究的基础之上,提出了应用数字通信信号在矩阵化后具有低秩性的特点来设计目标函数的信号分离算法,并应用增广拉格朗日法来搜索目标函数的极值解。仿真实验中首先利用随机数的分离实验证明了随机数据矩阵化后的秩越低的情况下,算法的分离性能越好,且优化算法中的调整参数 λ 在 0.8~1.1 之间具有最佳的分离效果;其次利用该算法对分离相对困难的时频混叠的通信信号进行分离,实验结果证明了即使弱信号功率是干扰信号功率的 0.01 倍, RsPCA 算法仍能够对其进行成功分离,并保持较高的分离信干比,且相对于目前已有的其他分离算法具有最好的分离性能。

(3) 改进了基于 RsPCA 的单通道弱信号分离算法,提出了能够分离含噪混合信号的 nRsPCA 分离算法。针对上文提出的 RsPCA 算法对噪声的敏感性问题,改进了基于时间序列低秩特性的目标函数,并针对新的目标函数设计了全新的优化算法,提出了能

够分离含噪混合信号的 **nRsPCA** 分离算法。仿真实验证明了该算法相对于 **RsPCA** 算法在低信噪比条件下分离性能的提升，如在对直扩 **BPSK** 的弱信号提取实验中，经过改进的 **nRsPCA** 算法较原算法在低信噪比条件下的分离信干比约有 **5dB** 左右的提升，这对于隐藏在强干扰中的弱信号的有效分离将具有显著的效果。同时，仿真实验比较了目前已有的分离算法与本文提出的分离算法的性能，证明了本文提出算法的优越性。

(4) 利用两台 **USRP** 对实测信号的分离实验验证上文提到的针对隐藏在强干扰中的弱信号的分离算法的可行性。利用其中一台 **USRP** 来发射信号，另一台 **USRP** 接收信号并将帧同步后的数据存储在计算机中。先对接收到的混合信号进行频率同步和相位同步，去除信号传输过程中的频率偏移和相位偏移对系统传输性能的影响，再对处理后的信号应用分离算法。测试结果表明，该分离方案能够分离出隐藏在强干扰中并与干扰信号时频混叠的实测信号，与未分离的混合信号相比，经过算法分离的信号的传输误比特率明显降低，通信性能显著提升。

本文对基于时间序列低秩特性的信号分离算法的研究基本完成，然而仍有许多不足之处有待继续探讨，例如，优化算法迭代次数和时间的进一步降低，将是未来将该算法更好的应用于盲源分离领域的一个研究方向；其次，待分离信号的长度对分离算法的影响也有待继续研究。

参考文献

- [1] Parah S A, Sheikh J A, Hafiz A M, et al. A secure and robust information hiding technique for covert communication[J]. International Journal of Electronics, 2015, 102(8):1-14.
- [2] 李秀坤,李婷婷,马涛.微弱信号强干扰分离方法研究[J].振动与冲击,2011,(03):225-227..
- [3] 周治宇, 陈豪. 盲信号分离技术与算法综述[J]. 计算机科学, 2009, 36(10):16-20.
- [4] 孙诚.基于 MATLAB 的微弱信号检测方法仿真分析[J].水雷战与舰船防护, 2015, 01:47-51.
- [5] 林君,张哲,王应吉,孙淑琴,尚新磊. 数字式平均法提高 MRS 探测信噪比应用研究[J]. 仪器仪表学报,2012,03:508-513.
- [6] J.Stark, B.Arumugaw. Extracting slowly varying signal from a chaotic background[J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 1992. 2(2): 413-419.
- [7] Y. Chang, Y. Hao, and C. Li. Phase Dependent and Independent Frequency Identification of Weak Signals Based on Duffing Oscillator via Particle Swarm Optimization[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2014. 33(1): 223-239.
- [8] P.M. Shi, X.J. Ding, and D.Y. Han. Study on multi-frequency weak signal detection method based on stochastic resonance tuning by multi-scale noise[J]. Measurement, 2014. 47: 540-546.
- [9] P.M. Shi, X.J. Ding, and D.Y. Han. Study on multi-frequency weak signal detection method based on stochastic resonance tuning by multi-scale noise[J]. Measurement, 2014. 47: 540-546.
- [10] 杨浩,李星辰,罗建. 自适应正弦数字滤波在信号提取中的研究[J]. 压电与声光,2010,04:667-670.
- [11] MA Xiaoyan, LI Guangzhu, ZHANG Xianda. Improved radar signal to noise ratio method based on wavelet transforms[J]. Tsing hua University: Sci&Tech, 2003, 43(3): 422—424.
- [12] N.E.Huang, Z. Shen, and S.R. Long. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proc. R. Soc. Lond., 1998. A: 903-995.
- [13] C. Jutten, J. Herault. Blind separation of sources, Part 1:An adaptive algorithm based on neuromimetic structure[J]. Signal Processing, 1991. 24: 1-10.

- [14] Herault J, Jutten C. Space or time adaptive signal processing by neural network models [C]. Neural network for computing: AIP Conference proceedings 151. 1986:206-211.
- [15] Jutten C, Herault J. Blind separation of sources, Part I: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture[J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 1-10.
- [16] Cardoso J F. Blind Identification Of Independent Components With Higher-order Statistics[J]. Higher-Order Spectral Analysis, 1989. Workshop on, 1989: 157 - 162.
- [17] Comon P. Separation Of Stochastic Processes[C]// Higher-Order Spectral Analysis, 1989. Workshop on. IEEE, 1989: 174 - 179.
- [18] Hyvairinen A. Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent component analysis[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634.
- [19] Bell A J, Sejnowski T J, An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural Computation, 1995, 7(6): 1004-1034.
- [20] Cardoso J F, Laheld B H. Equivariant adaptive source separation[J]. IEEE Trans. on Signal Process, 1996, 44(12): 3017-3030.
- [21] C. J. James, D. Lowe. Single channel analysis of electromagnetic brain signals through ICA in a dynamical systems framework[C]. EMBS 2001, Istanbul, Turkey, 2001; 1974-1977
- [22] P. Gao, E. C. Chang, L. Wyse. Blind separation of fetal ECG from single mixture using SVD and ICA[C]. Communications and Signal Processing and the Fourth Pacific Rim Conference on Multimedia, 2003: 1418-1422.
- [23] M. Davies, T. Blumensath. Sparse and shift-invariant representation of music[J]. IEEE Trans Audio Speech and Language Processing, 2006, 14(1): 50-57.
- [24] Cedric Fevotte, Smon J. Gosall. A Bayesian approach for blind separation of sparse sources [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing, 2006, 14(6): 2174-2188.
- [25] B. Barkat, B. Boashasha. A high-resolution quadratic time-frequency distribution for multicomponent signals analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(10): 2232-2239.
- [26] Emmanuel Vincent, R. Gribonval, C. Fevotte. Performance measurement in blind audio source separation[J]. IEEE Transactions on audio speech and language processing, 2006, 14(4): 1462-1469.
- [27] Les Atlas, Christian Janssen. Coherent modulation spectral filtering for single-channel

- music source separation[C]. ICASSP 2005, Philadelphia, PA, USA, 2005,4: 461-464.
- [28] Alexey Ozerov, Remi Gribonval. One microphone single voice separation using source-adapted models[C]. IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics. New Paltz, 2005: 90-93.
- [29] Jang Gil Jin, Lee Te Won, Oh Yung Hwan. A subspace approach to single channel signal separation using maximum likelihood weighting filter[C]. ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2003, (5): 45-48
- [30] J. Manuel, O.Reyes-gomez, Daniel Pwellis, Multiband audio modeling for single-channel acoustic source separation[C]. ICASSP 2004, Montreal, Quebec, Canada, 2004, 5: 641-644.
- [31] 王坤朋. 微弱信号检测的盲源分离方法及应用研究[D].重庆大学,2014.
- [32] 张小兵. 盲源分离算法及其应用研究[D].西北工业大学,2006.
- [33] 刘鑫,马琳,谭学治. 白化处理的自然梯度盲源分离统一算法[J]. 哈尔滨工业大学学报,2010,07:1046-1050.
- [34] 刘婷,张锦,李灯熬. 改进的自然梯度盲源分离算法在非平稳环境中的应用[J]. 电子器件,2016,03:675-679.
- [35] 邓灵,张天骐,金静,朱洪波. 基于改进 EASI 算法的多跳频信号盲源分离[J]. 科学技术与工程,2014,02:45-49.
- [36] Shao H, Shi X, Li L. Power signal separation in milling process based on wavelet transform and independent component analysis[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2011, 51(9):701-710.
- [37] Zhang C, Yang JA, Ye F. Single channel blind separation algorithm based on singular value decomposition of wavelet components[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument. 2011;25(11):991-7.
- [38] Wu Z, Huang NE. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 1(1):1-41.
- [39] Mijović B, De V M, Gligorijević I, et al. Source separation from single-channel recordings by combining empirical-mode decomposition and independent component analysis.[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2010, 57(9):2188-96.
- [40] Feng Y, Huang X D, Chen J, et al. A Novel Denoising Method Based on Ensemble Empirical Mode Decomposition – Principle Component Analysis[J]. Applied Mechanics & Materials, 2014, 668-669:1157-1261.

- [41] Guo Y, Huang S, Li Y. Single-Mixture Source Separation Using Dimensionality Reduction of Ensemble Empirical Mode Decomposition and Independent Component Analysis[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2012, 31(6):2047-2060.
- [42] Huang P S, Chen S D, Smaragdis P, et al. Singing-voice separation from monaural recordings using robust principal component analysis[C] IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. IEEE, 2012:57-60.
- [43] Gallager R G. Principles of digital communication[J]. 2010, 38(9):53-72.
- [44] Watanabe S. Karhunen-Loève expansion and factor analysis: Theoretical remarks and applications.[J]. 1965:635-660.
- [45] Fazel M. Matrix Rank Minimization with Applications[J]. PhD thesis, Stanford University, 2002.
- [46] Candès E., Recht B. Exact matrix completion via convex optimization. Foundations of Computational Mathematics[J], 2009, 9(6): 717–772.
- [47] Recht B., Fazel M., Parrilo P. Guaranteed minimum-rank solutions of linear matrix equations via nuclear norm minimization. SIAM Review[J], 2010, 52(3): 471–501.
- [48] Bertsekas, Dimitri P. Constrained optimization and Lagrange multiplier methods[M] Academic press, 2014.
- [49] Lin Z, Chen M, Ma Y. The augmented lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices[J]. arXiv preprint arXiv:1009.5055. 2010 Sep 26.
- [50] Cai J., Candès E., Shen Z. A singular value thresholding algorithm for matrix completion[J]. SIAM Journal on Optimization, 2010, 20(4): 1956–1982.
- [51] Ma S., Goldfarb D., Chen L. Fixed point and Bregman iterative methods for matrix rank minimization[J]. Mathematical Programming, 2011, 128(1-2): 321–353.
- [52] Toh K., Yun S. An accelerated proximal gradient algorithm for nuclear norm regularized least squares problems[J]. Pacific Journal of Optimization, 2010, 6: 615–640.
- [53] Lin Z., Liu R., Su Z. Linearized alternating direction method with adaptive penalty for low-rank representation[C]. In: Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), 2011, pp. 612–620.
- [54] 吴迪. OFDM 高阶调制技术在无线局域网中的实现方法研究[D]. 西安电子科技大学, 2013.
- [55] 张磊. GSM/UMTS 混合网络安全若干关键技术研究[D]. 北京邮电大学, 2011.
- [56] 井庆丰, 陆宇平, 仲伟志, 严晓菊. 基于伪随机序列前导码的 OFDM 系统帧同步算法[J].

系统工程与电子技术,2013,02:408-413.

- [57] 单宝堂,王华,张健,沈庭芝. 一种并行帧同步设计方案的提出、设计与应用[J]. 电子技术应用,2005,06:61-64.
- [58] 易智,周亮,刘德伟. 一种新的极低 SNR 下帧同步机制研究[J]. 通信技术, 2009,12:204-206.
- [59] 王钢,刘毅鹏. BPSK 载波同步技术的研究[J]. 通信技术,2003,01:21-22+33.
- [60] 沈宙,马忠松. 高速卫星通信中全数字载波同步算法的研究[J]. 国外电子测量技术,2014,04:36-39.

攻读硕士学位期间发表的论文和取得的科研成果

- [1] Tao Yu, Dou Zheng, Lin Yun, Wu Zhiqiang, Li Dong, and Zhang Zhiping. Detection Method of Weak Low-Frequency Electromagnetic Signal Based on Multi-layer Autocorrelation[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition 9, 2016: 27-36. (EI 检索号: 20161902349156)
- [2] Li Chao, Guo Lili, Tao Yu, et al. Yet Another Schatten Norm for Tensor Recovery[M]// Neural Information Processing. 2016. (SCI 检索号: 000389805200006)
- [3] 软件著作权: DS-BPSK 发射接收软件。

致 谢

两年多的研究生光阴转瞬即逝，在这里，首先要感谢我的母校哈尔滨工程大学，学校高水平的教学环境和科研环境为我的成长提供了很大的帮助，也使我对科学研究产生了浓厚的兴趣。

特别要感谢我的导师窦峥老师。窦老师为我提供了很好的实验室环境和资源，让我能在学术氛围浓厚的环境下完成毕业设计论文。窦老师学术思想敏锐、治学态度严谨、他的科研精神深深感染着我，使我终身受益。本篇论文完成的过程中，窦老师给了我耐心的指导，提出很多有针对性的问题，才使得我的论文能够顺利完成。同时，我还要感谢张薇老师在本论文内容与结构上给予的宝贵意见，很多不容易注意到的细微之处也得到了张薇老师的细心提醒。

感谢实验室的李超师兄为我提供的帮助，每当我遇到困难时，是他耐心的指导和鼓励，给我从不同视角提出的建议和一些技术上的支持，才使我一步步克服难关，解决论文中遇到的瓶颈并最终顺利完成。此外，还要感谢同一实验室的王灿、李文文、冯清松、池袖伟、赵宇曦、周练、董亚宁等同学，对我毕业设计的支持和帮助。感谢他们的陪伴，一起探讨、一起学习的日子都让我很难忘，也希望我们能够一直共同进步。

感谢我研究生期间所有的任课老师及实验老师，是你们教会了我理论知识和实践技能；感谢我的父母和亲人，一直以来默默的支持我，鼓励我克服困难，勇往直前。

最后，谨向参与论文审阅的专家、教授和学者致以诚挚的谢意！