

基于循环频域滤波及 Schmidt 正交对消的单通道信号分离算法*

王翔, 黄知涛, 周一宇

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:单通道盲信号分离是信号处理领域中的研究热点和难点。分析了循环频域滤波用于单通道时频重叠信号分离的可行性,提出了基于循环平稳频移滤波器及 Schmidt 正交对消的信号分离方法。利用频移滤波器提取一个源信号,通过 Schmidt 正交化法从观测信号中消去已提取的源信号获得另一个源信号。仿真表明,本文算法可有效分离时频重叠的雷达通信信号,相比时域维纳滤波,分离性能提高了 10dB 以上。

关键词:循环平稳;频移滤波器;单通道;信号分离;Schmidt 正交;对消

中图分类号:TN911 文献标志号:A 文章编号:1011-2486(2012)04-0120-06

Single channel signal separation algorithm based on cyclostationary filtering and Schmidt orthogonal cancellation

WANG Xiang, HUANG Zhitao, ZHOU Yiyu

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Single Channel Blind Signal Separation (SCBSS) is a hot and difficult topic in signal processing field. The feasibility of cyclostationary filtering applied in the single channel signal separation problem for the spectrally overlapping signals was analyzed, and then a separation algorithm based on frequency shift filter and Schmidt orthogonal cancellation was proposed. Firstly a source signal by frequency shift filter was extracted, then another source signal was estimated by subtracting the signal recovered from the mixture based on Schmidt orthogonalization. Simulation results indicate that, compared with the Wiener filtering technique, the proposed algorithm can separate radar and communication signals which are spectrally overlapping effectively and the proposed algorithm estimates the source signals with higher gain about 10dB.

Key words: cyclostationary; frequency shift filter; single channel; signal separation; Schmidt orthogonalization; cancellation

近 20 年来,盲源分离成为信号处理领域的研究热点,广泛应用于语音,机械故障检测,生物医学以及无线通信等领域。其主要任务是在未知源信号和混合参数的情况下,仅利用观测信号估计出源信号。经典的盲源分离方法主要假设观测通道数目要大于信源数目。然而在实际中,单通道观测的情况更为常见,因此,研究单通道盲信号分离方法,具有良好的实际意义。

对于单通道频域不重叠的平稳随机信号,可以通过带通滤波器进行频域滤波,从而逐个分离;对于单通道时域不重叠的信号,可以通过特殊的时变滤波器(类似于短时开关)进行时域滤波,从而逐个提取。然而实际中,单通道接收到的混合信号一般是时频重叠的,传统的时域频域滤波法已经失效。Hopgood^[1]进一步推广了时域频域理想滤波的概念,提出了广义谱域的概念,并指出,如果存在一个广义谱域,且源信号相互不重叠,通过构造广义谱域上的线性时变维纳滤波器(广义理想带通滤波器)就能完成多信号分量的分离。因此,单通道时频重叠信号的分离问题可以转换

为寻找一个新的变换域,并构造该域上的理想滤波器来完成。

大多数雷达、通信信号表现出很强的循环平稳特性,在源信号时频重叠的情况下,其循环谱域仍然可能不发生重叠。已有的滤波方法主要是将经典的频移滤波器用于扩频通信中的干扰抑制^[2-4],但是频移滤波器需要利用目标信号(Signal of Interest, SOI)的循环频率作为先验信息。实际中,除了 SOI,其余信号的循环频率未必事先已知,无法通过多次滤波逐个提取。针对这种情况,可以考虑对观测信号进行消源提取剩余源信号^[5]。Cichocki 等^[6]提出一种基于非线性代价函数的消源法,可以从观测信号中消去已提取出的信号,但是该算法需要迭代运算,计算过程复杂,而且受初值影响大,容易陷入局部极值;章晋龙等^[7]改进了消源过程,提出了正交去相关法,但该算法需要计算累积量,而且主要针对生物医学、图像等实信号,而通信信号一般以复信号为处理对象。

* 收稿日期:2011-09-14

基金项目:新世纪优秀人才支持计划资助项目

作者简介:王翔(1985—),男,福建福州人,博士研究生,E-mail:christopherwx@163.com;

黄知涛(通信作者),男,教授,博士,E-mail:taldcn@yahoo.com

1 问题描述

单通道混合信号的模型可以写为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{a}^T \mathbf{s}(t) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x}(t)$ 表示观测信号, $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ 是 N 个窄带源信号, $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ 表示混合系数。单通道盲信号分离就是在未知混合系数 \mathbf{a} 和源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的情况下, 仅利用 $x(t)$ 估计出源信号。这是一个极度病态的问题, 假设接收信号的数据长度为 L , 那么它需要利用 L 个已知量去估计 $L \times N$ 个未知量。本文只针对两个源信号的情况进行分析。此时, 式(11)可以简化为

$$x(t) = a_1 s_1(t) + a_2 s_2(t) \quad (2)$$

为实现分离, 本文假设其中一个源信号的参数信息已知, 并将其作为分离的先验信息。此外, 本文还作出如下假设:

假设 1 不同源信号是相互独立的。

假设 2 源信号均值为 0, 方差为 1, 即 $E[s_i(t)] = 0, \text{var}\{s_i(t)\} = E[s_i^2(t)] = 1$ 。

由于盲分离存在幅度模糊性, 即估计的源信号与真实源信号之间一般相差一个幅度因子。对于任何一个源信号的任意标量乘积都能通过对应的混合系数 α_i 除以对应的标量值而抵消:

$$x(t) = \sum_i \left(\frac{1}{\alpha_i} \right) [s_i(t) \alpha_i] \quad (3)$$

因此可以假定源信号都具有单位方差, 其幅度因子和混合系数合并。如果实际情况不满足假设 2, 可以通过标准化使其满足假设。本文后续分析及仿真的源信号均先通过以下标准化处理:

$$s_i(t) = \frac{s_i(t) - E[s_i(t)]}{\text{var}[s_i(t)]} \quad (4)$$

假设 3 假设 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 具有不同的循环频率(循环频率定义见 2.1 节)。

2 基于循环频域滤波的盲信号提取算法

2.1 循环平稳信号概述

在通信、遥测、雷达、声呐等系统中经常遇到一类信号, 它们的各阶统计参数随周期而变化, 这类信号称为“循环平稳”信号^[8]。如果一个随机过程 $x(t)$ 是二阶广义循环平稳的, 意味着其自相关函数具有周期性, 即满足

$$\begin{aligned} R_x(t, \tau) &= E[x(t + \tau)x^*(t)] \\ &= R_x(t + \tau + T, t + T) \end{aligned} \quad (5)$$

对 $R_x(t, \tau)$ 进行 Fourier 级数展开, 得

$$R_x(t, \tau) = \sum_{i=1}^{\infty} R_x^{\alpha_i}(\tau) e^{j2\pi\alpha_i t} \quad (6)$$

第 i 个 Fourier 系数为

$$R_x^{\alpha_i}(\tau) = \langle x\left(t + \frac{\tau}{\alpha_i}\right)x^*\left(t - \frac{\tau}{\alpha_i}\right)e^{j2\pi\alpha_i t} \rangle_t \quad (7)$$

其中, $(\cdot)^*$ 表示取共轭, $\langle \cdot \rangle_t \triangleq \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} (\cdot) dt$ 表示求时间平均, α_i 称为循环频率。 $R_x^{\alpha_i}(\tau)$ 也称为循环自相关函数。信号的循环谱定义为 $R_x^{\alpha_i}(\tau)$ 的 Fourier 变换, 即

$$S_x^{\alpha_i}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_x^{\alpha_i}(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (8)$$

特别地, 当 $\alpha_i = 0$ 时, 循环谱退化为信号功率谱, 即

$$S_x^0(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_x^0(\tau) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad (9)$$

Gardner^[8-9] 揭示了循环平稳信号的本质特征, 即将信号的瞬时谱在频率上分别上下搬移一定值后的两个信号具有相关性, 而搬移的频率值就是信号的循环频率, 利用这种谱相关性可以实现信号分离。

2.2 循环频域滤波可行性分析

Hopgood 等指出, 只要找到一个新的变换域, 各个源信号在该域上是不重叠的, 就可以通过构造该域上的广义维纳滤波器实现各个源信号的提取, 这既是对单通道盲信号分离的可行性分析, 也为解决这个问题提供了一个本质思路。循环频域即可以视作这样一个新的变换域, 对于时频重叠的多个信号, 如果源信号在循环频域上是分开的, 那么通过循环频域的理想滤波就能实现各个源信号的提取。

假设模型(2)右边的 $s_1(t), s_2(t)$ 均为循环平稳信号, $s_1(t)$ 的循环频率集为 $A_1, s_2(t)$ 的循环频率集为 A_2 。循环平稳信号的特征是离散分布在循环频率轴上的, 当不同的源信号特征在时域上或功率谱上相互掩盖时, 只要循环频率不同, 各个源信号在循环谱域的意义下仍可以清晰地辨识。即如果 $A_1 \cap A_2 = \{\emptyset\}$, 则可以认为 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 在循环频域上是分开的, 其满足

$$\begin{cases} \forall \alpha_i \in A_1, S_{s_2}^{\alpha_i}(f) = 0 \\ \forall \alpha_i \in A_2, S_{s_1}^{\alpha_i}(f) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

文献[10]已经证明, 在信号分量彼此独立的情况下, 混合信号的谱相关函数等效于多信号分量的谱相关函数之和。对式(2)两边同时求循环频率为 α 时的循环谱, 得

$$S_x^{\alpha}(f) = S_{s_1}^{\alpha}(f) + S_{s_2}^{\alpha}(f) \quad (11)$$

将式(10)代入式(11), 得

$$\begin{cases} \forall \alpha_i \in A_1, S_x^{\alpha_i}(f) = S_{s_1}^{\alpha_i}(f) \\ \forall \alpha_i \in A_2, S_x^{\alpha_i}(f) = S_{s_2}^{\alpha_i}(f) \end{cases} \quad (12)$$

因此, 不同的源信号可以通过在循环频域上构建理想滤波来获取, 即

$$\begin{cases} S_{s_1}^{\alpha}(f) = H_{s_1}(f) S_x^{\alpha}(f) = \sum_i H_{s_1}^{\alpha_i}(f) S_x^{\alpha_i}(f) \\ S_{s_2}^{\alpha}(f) = H_{s_2}(f) S_x^{\alpha}(f) = \sum_i H_{s_2}^{\alpha_i}(f) S_x^{\alpha_i}(f) \end{cases} \quad (13)$$

其中

$$H_{s_1}^{\alpha_i}(f) = \begin{cases} 1, & \alpha_i \in A_1 \\ 0, & \alpha_i \in A_2 \end{cases}, H_{s_2}^{\alpha_i}(f) = \begin{cases} 1, & \alpha_i \in A_2 \\ 0, & \alpha_i \in A_1 \end{cases} \quad (14)$$

在实际中,时频重叠的信号即使频谱完全重叠,循环频率族也会因码速率和载波等因素而不发生完全重叠。假设源信号为两个 BPSK 信号,频率分别为 $f_1 = 9.8\text{MHz}$ 和 $f_2 = 12.456\text{MHz}$,码速率分别为 $R_1 = 5.115\text{Mbps}$ 和 $R_2 = 0.8\text{Mbps}$,采样频率为 50MHz ,显然,其在时频域是相互重叠的。根据文献[8]分析, $s_1(t)$ 的循环频率为 $\{\pm kR_1, \pm 2f_1, 2f_1 \pm kR_1\}, k = 1, 2, \dots$; $s_2(t)$ 的循环频率为 $\{\pm kR_2, \pm 2f_2, 2f_2 \pm kR_2\}, k = 1, 2, \dots$ 。

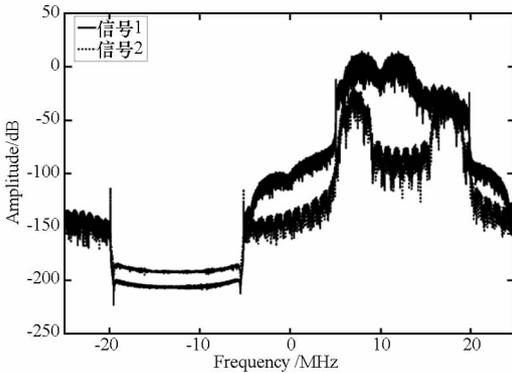


图 1 源信号在 R_1 处的循环谱

Fig. 1 Cyclostationary spectrum at $\alpha = R_1$

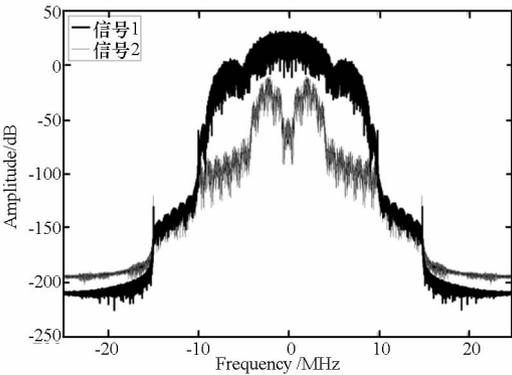


图 2 源信号在 $2f_1$ 处的循环谱

Fig. 2 Cyclostationary spectrum at $\alpha = 2f_1$

图 1 和图 2 分别显示了 $s_2(t)$ 在 $s_1(t)$ 的循环频率 R_1 和 $2f_1$ 处的循环谱。从图中可以看出, $s_2(t)$ 在 $s_1(t)$ 的循环频率处的循环谱主瓣的峰值较信号 1 低了 20dB 以上。

2.3 基于频移滤波的盲信号提取方法

由于信号时域和循环谱的变换不是可逆变换,无法通过循环频域滤波结果的逆变换求解源信号的时域波形。Gardner 研究了基于循环平稳特性的最优滤波方法,提出了线性共轭线性-频移(LCL-FRESH)滤波器^[8],其原理是利用信号的不同频率搬移成分的滤波结果进行加权和以增强感兴趣的频移成分分量同时减弱干扰部分的频移

成分分量,既利用了时域相关性,又利用了频域相关性。设 $d(k)$ 是 $x(k)$ 进行 LCL-FRESH 滤波的结果,则有

$$\hat{x}(k) = \sum_{i=1}^N h^{\alpha_i}(k) \odot x_{\alpha_i}(k) + \sum_{i=1}^M h^{\beta_i}(k) \odot x_{\beta_i}^*(k) \quad (15)$$

其中, $x_{\alpha_i}(k) = x(k) e^{j2\pi\alpha_i k}, x_{\beta_i}^*(k) = x^*(k) e^{j2\pi\beta_i k}, \odot$ 表示卷积。 $\{\alpha_i\}_N$ 和 $\{\beta_i\}_M$ 分别是 $h^{\alpha_i}(k)$ 和 $h^{\beta_i}(k)$ 频移滤波器非共轭部分和共轭部分的滤波器系数。具体结构如图 3 所示。如果确定了 $\{\alpha_i\}_N, \{\beta_i\}_M$, 则最优滤波器 $h^{\alpha_i}(k)$ 和 $h^{\beta_i}(k)$ 的求解就等价于求解一个 $M + N$ 维的维纳滤波器问题。针对实际中没有完整的期望信号的情况, Zhang 等^[11]证明了采用输入的观测信号作为参考信号实质上与采用期望信号求解的滤波器是等价的。因此,输出的均方误差为

$$\begin{aligned} J &= E\{[x(k) - \hat{d}(k)]^2\} \\ &= E\{[x(k) - \sum_{i=1}^N h^{\alpha_i}(k) \odot x_{\alpha_i}(k) \\ &\quad + \sum_{i=1}^M h^{\beta_i}(k) \odot x_{\beta_i}^*(k)]^2\} \end{aligned} \quad (16)$$

根据最小均方误差准则,最优滤波器响应可表示为

$$\begin{aligned} h_{opt} &= \arg \min_{h(k)} E\{[x(k) - \sum_{i=1}^N h^{\alpha_i}(k) * x_{\alpha_i}(k) \\ &\quad + \sum_{i=1}^M h^{\beta_i}(k) * x_{\beta_i}^*(k)]^2\} = \mathbf{R}^{-1} \cdot \rho \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $\mathbf{R} = E\{\hat{x}(k)\hat{x}^H(k)\}, \rho = E\{\hat{x}(k)x^*(k)\}, \hat{x}(k) = [\hat{x}_1^T(k), \dots, \hat{x}_N^T(k), \hat{x}_{N+1}^T(k), \dots, \hat{x}_{M+N}^T(k)]^T, \hat{x}_i(k) = [x(k-L+1)e^{j2\pi\alpha_i(k-L+1)}, \dots, x(k)e^{j2\pi\alpha_i k}]^T, i = 1, 2, \dots, N; \hat{x}_{i+N}(k) = [x^*(k-L+1)e^{j2\pi\beta_i(k-L+1)}, \dots, x^*(k)e^{j2\pi\beta_i k}]^T, i = 1, 2, \dots, M; \mathbf{h}_{opt} = [\mathbf{h}_1^T, \dots, \mathbf{h}_{M+N}^T]^T, \mathbf{h}_i = [h_i(0), \dots, h_i(L-1)]^T, i = 1, 2, \dots, M + N; L$ 表示滤波器阶数。

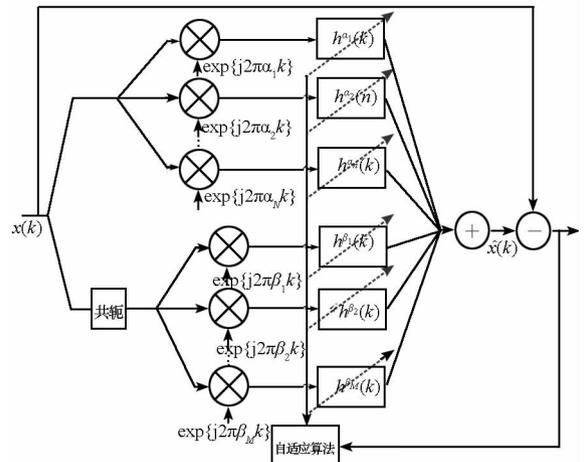


图 3 LCL-FRESH 滤波器结构

Fig. 3 Structure of LCL-FRESH filter

因此,根据假设 3,利用 $s_1(k)$ 的频率和符号速

率就能设计出对应 $s_1(k)$ 的 LCL-FRESH 的滤波器 $h_{opt_{s_1}(k)}$, 从混合信号中提取 $s_1(k)$ 。设 $\hat{s}_1(k)$ 表示 LCL-FRESH 滤波器提取的 $s_1(k)$ 的估计, 则有

$$\hat{s}_1(k) = \hat{x}(k) \odot h_{opt_{s_1}(k)} \approx s_1(k)$$

3 基于 Schmidt 正交化的信号对消法

虽然重复上节的滤波过程就可以提取另外一个源信号, 但是由于源信号的循环频率和调制样式之间存在差异, 需要重新设置 LCL-FRESH 滤波器的结构和参数。而在实际应用中, 并非所有的源信号参数都是已知的。如果能从观测信号中消除 LCL-FRESH 滤波器提取的源信号, 则剩余信号即为另一个源信号。根据假设 2, 将 $\hat{s}_1(k)$ 进行标准化, 可以得到

$$\hat{s}_1(k) = \frac{\{\hat{s}_1(k) - E[\hat{s}_1(k)]\}}{\text{var}[\hat{s}_1(k)]} \approx s_1(k) \quad (18)$$

因此, 可以从观测信号 $x(k)$ 中消去 $\hat{s}_1(k)$ 即可得到源信号 $s_2(k)$ 的估计 $\hat{s}_2(k)$, 即

$$\hat{s}_2(k) \approx x(k) - a_1 \hat{s}_1(k) \quad (19)$$

此时, 问题就转变为对混合系数 a_1 的估计。 $x(k)$ 和 $\hat{s}_1(k)$ 的内积为

$$\begin{aligned} \langle x(k), \hat{s}_1(k) \rangle &= \sum_{k=1}^n [(a_1 s_1(k) + a_2 s_2(k)) \hat{s}_1^*(k)] \\ &= \sum_{k=1}^n a_1 s_1(k) \hat{s}_1^*(k) \\ &\quad + \sum_{k=1}^n a_2 s_2(k) \hat{s}_1^*(k) \end{aligned} \quad (20)$$

其中, n 为信号采样点数。根据假设 1 和假设 2, 易知 $\sum_{k=1}^n s_2(k) \hat{s}_1^*(k) = \langle s_2(k), \hat{s}_1(k) \rangle \approx 0$,

$\sum_{k=1}^n s_1(k) \hat{s}_1^*(k) = \langle s_1(k), \hat{s}_1(k) \rangle \approx 1$, 因此有

$$a_1 \approx \langle x(k), \hat{s}_1(k) \rangle \quad (21)$$

将式(21)代入式(19)可求得 $s_2(k)$ 的估计, 即

$$\begin{aligned} \hat{s}_2(k) &\approx x(k) - \langle x(k), \hat{s}_1(k) \rangle \hat{s}_1(k) \\ &\triangleq x(k) - \frac{\langle x(k), \hat{s}_1(k) \rangle}{\langle \hat{s}_1(k), \hat{s}_1(k) \rangle} \hat{s}_1(k) \end{aligned} \quad (22)$$

易知, 式(22)正是 Schmidt 正交化公式。

4 算法步骤

算法流程如图 4 所示。具体步骤可总结如下:

(1) 把观测信号进行 Hilbert 变换, 得到解析信号; (2) 根据其中一个源信号 $s_1(k)$ 的循环频率, 确定非共轭部分频率 $\{\alpha_i\}_N$ 和共轭部分频率 $\{\beta_i\}_M$; (3) 根据式(17)求 LCL-FRESH 滤波器系数, 根据式(15)对观测信号 $x(k)$ 进行 LCL-

FRESH 滤波, 得到 $s_1(k)$ 的估计 $\hat{s}_1(k)$; (4) 对 $\hat{s}_1(k)$ 根据式(14)进行标准化, 即 $\hat{s}_1(k) = \frac{\{\hat{s}_1(k) - E[\hat{s}_1(k)]\}}{\text{var}[\hat{s}_1(k)]}$; (5) 利用 Schmidt 正交化公式从观测信号中消去 $\hat{s}_1(k)$, 以求得另一个源信号, 即 $\hat{s}_2(k) = x(k) - \langle x(k), \hat{s}_1(k) \rangle \hat{s}_1(k)$ 。

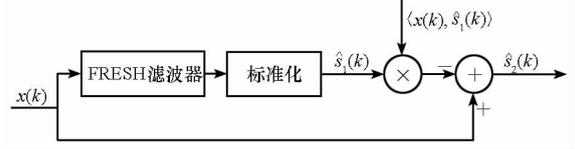


图4 本文算法流程

Fig. 4 flow of the proposed algorithm

5 仿真分析

5.1 评价准则

为了对盲分离的效果进行评估, 采用信干比 SIR 作为恢复出的信号波形与源信号波形之间的差异性的评价。SIR 定义如下:

$$\text{SIR} = 10 \ln \left\{ \frac{E[s^2(k)]}{E[|s^2(k) - \hat{s}^2(k)|^2]} \right\} \quad (23)$$

其中, $s(k)$ 表示源信号, $\hat{s}(k)$ 表示源信号的估计。SIR 越大说明估计的信号越接近源信号, 估计性能越好; 反之, 则说明估计的信号与源信号相差越大。

5.2 仿真实验

仿真实验 1: 验证本文算法的分离性能。

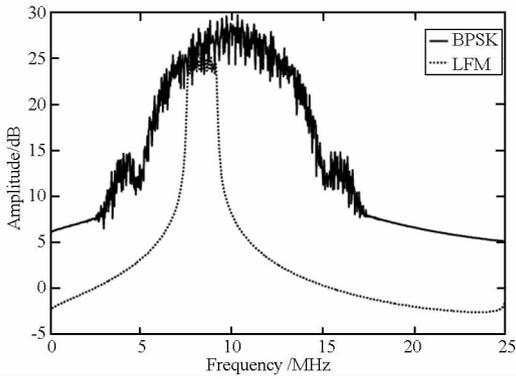
假设 $s_1(k)$ 是频率为 9.8MHz、符号速率为 5.115Mbps 的 BPSK 通信信号, $s_2(k)$ 是起始频率 5MHz, 带宽为 2MHz 的线性调频信号 (LFM)。LCL-FRESH 滤波器阶数取 10, 非共轭循环频率和共轭循环频率分别取

$$\alpha = \{0, R_1, -R_1\}, \beta = \{2f_1, -2f_1, 2f_1 - R_1, 2f_1 + R_1\}$$

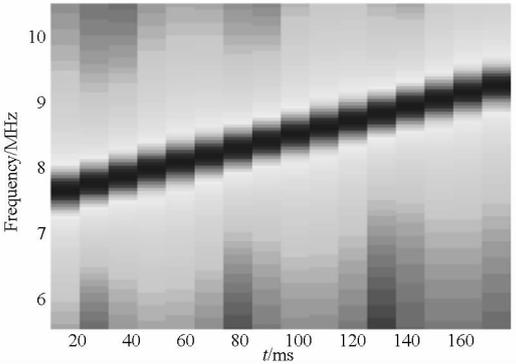
(1) 设置干信比变化范围为 -10 ~ 6dB, 在不同干信比条件下 (LFM 信号能量与 BPSK 信号能量之比定义为干信比) 分别进行 50 次蒙特卡洛仿真, 比较 LCL-FRESH 滤波与维纳滤波的分离性能。

(2) 设置信噪比变化范围为 -10 ~ 40dB, 分别针对干信比为 0、2、3、5dB 时, 仿真不同信噪比条件下 LCL-FRESH 滤波的分离性能, 蒙特卡洛仿真次数为 50。

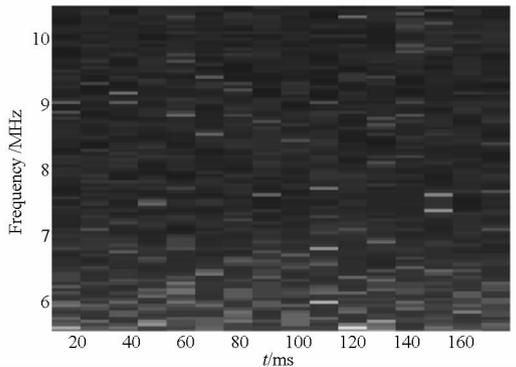
图 5 显示了 BPSK 信号和 LFM 信号的功率谱和时频图, 可以看出此时两个信号在时频域上完全重叠, 传统的维纳滤波方法无法实现有用信号的提取和干扰抑制; 图 6 显示了 FRESH 滤波与维纳滤波在不同干信比条件下的分离性能, 从图中可以看出 FRESH 滤波可以在频谱完全重叠的条件下 (循环频域未重叠) 实现信号分离, 相比维纳



(a) 两个信号同时存在的功率谱



(b) LFM 信号时频图



(c) 混合信号时频图

图 5 BPSK 通信信号和 LFM 信号功率谱和时频图
Fig.5 Power spectrum and time-frequency transformation of BPSK signal and LFM signal

滤波,输出 BPSK 信号的信干比提高了 10dB 以上;图 7 显示了不同信噪比条件下 FRESH 滤波的分离性能,从图中可以看出,信噪比越高,分离效果越好;图 8 给出了实现对消后的 LFM 信号的功率谱和时频图,从图中可以看出本文算法可以有效地从混合信号中分离出源信号。

仿真实验 2: 不同循环频率对分离效果的影响。

仿真场景设置同实验 1。为了比较不同循环频率对分离效果的影响,分别采用下列不同的循环频率族:

(1) 只采用非共轭循环频率, $\alpha = \{0, R_1, -R_1\}$, 记为 N-CF;

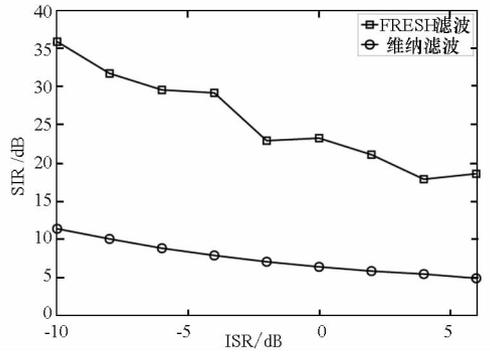


图 6 FRESH 滤波与维纳滤波比较
Fig.6 Comparison of performance by using FRESH filtering and Wiener filtering

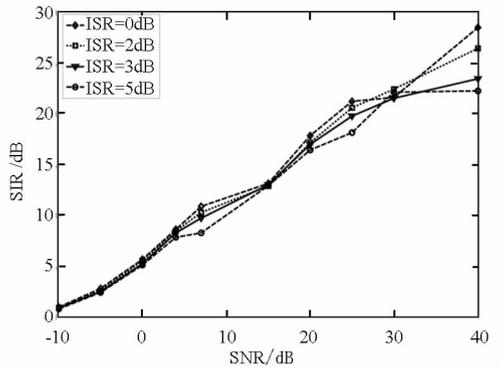
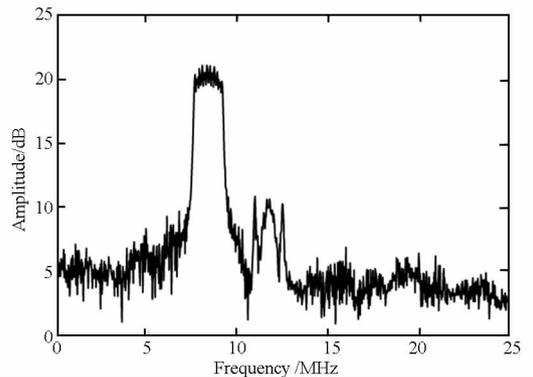
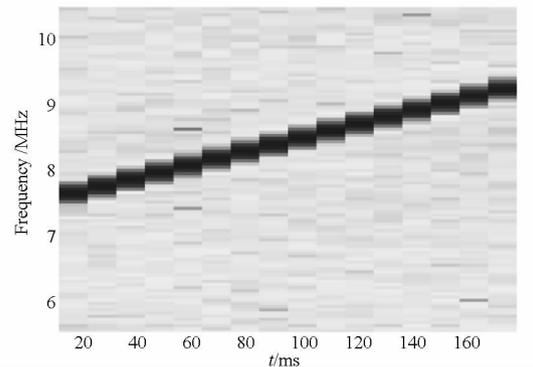


图 7 分离效果随信噪比变化结果
Fig.7 Comparison of SIR versus varying SNR



(a) 对消后 LFM 信号功率谱



(b) 对消后 LFM 信号时频图

图 8 分离后 LFM 信号的功率谱和时频图
Fig.8 power spectrum and time-frequency transformation of LFM signal after separation

(2) 只采用共轭循环频率, $\alpha = \{0\}$ 和 $\beta = \{2f_1, -2f_1\}$, 记为 C-CF;

(3) 同时采用非共轭循环频率和共轭循环频率, $\alpha = \{0, R_1, -R_1\}$ 和 $\beta = \{2f_1, -2f_1, 2f_1 - R_1, 2f_1 + R_1\}$, 记为 MC1;

(4) 同时采用非共轭循环频率和共轭循环频率, $\alpha = \{0, R_1, -R_1\}$ 和 $\beta = \{2f_1, -2f_1, 2f_1 - R_1, -2f_1 - R_1, 2f_1 + R_1, -2f_1 + R_1\}$, 记为 MC2。

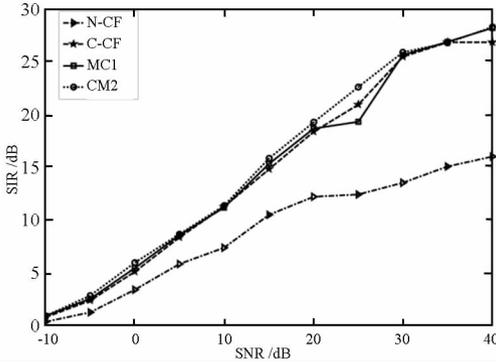


图9 不同循环频率对分离效果的影响

Fig.9 Comparison of performance by using different cyclostationary frequencies

图9给出了分别采用不同循环频率族进行分离后的信干比。结果显示,采用共轭循环频率时的分离效果要优于没有采用共轭循环频率时的分离效果,这是因为信号在码速率处的循环谱相关程度低于信号载频处。理论上说,采用循环频率数目越多,分离效果越好,但从图中可以看出,相比 C-CF, MC2 和 MC3 对分离效果的改善并不明显。这是由于信号在载频附近的循环谱能量最大,而随着循环频率远离载频值,循环谱能量迅速下降,其对于 FRESH 滤波器的贡献也迅速下降。实际中,接收机采用的循环频率数目越多,其实现结构越复杂,从图9可以看出,在应用中并不需要采用尽可能多的循环频率, C-CF 结构就可以实现信号的有效分离。

6 结论

本文研究了循环频域最优滤波器(频移滤波器)在单通道通信雷达信号盲分离中的可行性,提出了一种基于循环频域 LCL-FRESH 滤波和 Schmidt 正交化对消的信号分离算法。在利用 LCL-FRESH 滤波提取有先验信息的一个源信号之后,通过 Schmidt 正交化对消法从观测信号中提取出剩余的源信号。仿真结果表明,在满足循

环频域不重叠的条件下, FRESH 滤波可以有效实现单通道时频重叠信号的分离,其分离效果明显优于传统的维纳滤波法。此外,基于 Schmidt 正交化对消方法仅利用观测信号和已经提取的源信号,就能实现混合系数和剩余源信号的估计。

参考文献 (References)

- [1] James R H, Peter J W Rayner. Single channel nonstationary stochastic signal separation using linear time-varying Filters [J]. IEEE transactions on signal processing, 2003, 51 (7): 1739 - 1752.
- [2] 李晓欢. 基于信号循环平稳特性的信号分离技术研究与应用[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2004.
LI Xiaohuan. Study on cyclostationary based spectral overlapping interference signal extraction technology and DSP implementation [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2004. (in Chinese)
- [3] 付海涛. 基于循环平稳的单信道时频重叠信号分析[D]. 成都: 电子科技大学, 2008.
FU Haitao. Analysis of spectrally overlapping signals based on cyclostationary property [D] Chengdu: University of Electronic Technology, 2008. (in Chinese)
- [4] 刘云, 郭洁, 叶芝慧, 等. 频谱重叠信号分离的循环平稳算法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2005, 35 (3): 333 - 337.
LIU Yun, GUO Jie, YE Huizhi, et al. Separating cyclostationary signals from spectrally overlapping interference [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2005, 35 (3): 333 - 337. (in Chinese)
- [5] Yeste-Ojeda O A, Grajal J. Cyclostationarity Y based signal separation in interceptors based on a single sensor [C]// IEEE Radar Conference, 2008: 169 - 174.
- [6] Cichocki A, Thawonmas R, Amari S. Sequential blind signal extraction in order specified by stochastic properties [J]. Electronics Letters, 1997, 33 (1): 64 - 65.
- [7] 章晋龙, 何昭水, 谢胜利. 基于遗传算法的有序信号盲提取[J]. 电子学报, 2004, 32 (4): 616 - 619.
ZHANG Jinlong, HE Zhaoshui, XIE Shengli. Sequential blind signal extraction in order based on genetic algorithm [J]. Acat Electronica Sinica, 2004, 32 (4): 616 - 619. (in Chinese)
- [8] Gardner W A. Cyclic Wiener filtering: theory and method [J]. IEEE Transaction on Communications, 1993, 41 (1): 151 - 163.
- [9] Gardner W A, Napolitano A, Paura L. Cyclostationarity: half a century of research [J]. Signal Processing, 2006, 86: 639 - 697.
- [10] 黄知涛, 周一宇, 姜文利. 循环平稳信号处理与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
HUANG Zhitao, ZHOU Yiyu, JIANG Wenli. Cyclostationary Signal Processing and Its Application [M]. Beijing: Science Press, 2006. (in Chinese)
- [11] Zhang J, Wong K M, Luo Z Q et al. Blind adaptive FRESH filtering for signal extraction [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47 (5): 1397 - 1402.