

基于改进自适应分解法的单通道雷达引信混合信号分离*

朱航¹⁾²⁾ 张淑宁^{1)†} 赵惠昌¹⁾

1)(南京理工大学, 电子工程与光电技术学院, 南京 210094)

2)(解放军 73015 部队, 湖州 313000)

(2013 年 10 月 12 日收到; 2013 年 11 月 12 日收到修改稿)

为了更好地改善单通道多分量调频体制雷达引信信号的时频分布, 以便于完成参数估计和信号分离, 将自适应 chirplet 分解法引入到单通道雷达引信信号的分离问题当中, 并加入时频曲线弯曲度因子, 提出一种改进的自适应 chirplet 分解法, 使其能够被用于非线性相位信号的分解, 利用快速算法和优化算法, 优化了运算过程, 可准确且快速地求解出各参数, 得到无交叉项的多分量信号时频分布, 使复杂混合情况下的多分量信号也能够被较好地分离. 通过仿真, 利用该方法对多种情况下混合信号的时频分布进行了很好的改进, 而后分解出了各分量信号, 并通过分析计算出了相应的混合系数, 仿真结果说明了该方法的有效性, 且具有一定的抗噪声性能.

关键词: 雷达引信信号, 单通道信号分离, 改进的自适应 chirplet 分解, 时频分布

PACS: 84.40.Xb, 84.40.Ua, 07.50.Qx

DOI: 10.7498/aps.63.058401

1 引言

雷达引信是装置在炮弹或导弹头上的一种小型雷达, 用来测量弹头附近有无目标, 当距离缩小到弹片足以击伤目标的瞬间, 使炮弹或导弹头爆炸, 提高命中率. 较早一代的雷达引信大多数为多普勒引信, 这种体制引信距离截止性差、炸点散布大, 此外由于发射的是单频等幅波, 很容易受到干扰, 因此随着国内外对引信定距精度和抗干扰能力等方面的要求日益苛刻, 这种体制的引信已经不能满足要求.

随着电子工业技术的发展, 各种新的引信体制不断出现. 其中调频体制雷达引信是发射调频等幅连续波信号的系统, 其发射信号的频率按调制信号的规律变化, 利用回波信号与发射信号之间的频率差可确定引信与目标之间的距离, 而不是

靠回波信号幅度来定距的. 炸点的散布与目标特性无关, 能够比较准确的确定弹目之间的距离. 因此, 与连续波多普勒体制相比, 具有定距精度高、抗干扰性能好等优点, 其测距误差理论上不受目标发射特性等因素的影响, 且具有一定的距离选择能力. 现今世界上许多较为先进的雷达引信系统, 如美国的 M734A1, XXM733, 德国的 DM34, 挪威的 PPD440, 均采用这种调频体制的雷达引信.

作为非平稳信号的线性调频(LFM)信号和正弦调频(SFM)信号, 由于具有良好的抗干扰性能和低的截获概率且波形易于实现, 成为最具有代表意义的调频体制雷达引信信号. 由于经典的傅里叶变换不反应非平稳信号的频率时变性质, 因此能够描述信号频率和时间关系的时频联合分析技术成为处理此类信号的有效方法. 如利用魏格纳分布(WVD)分析 LFM 信号, 利用平滑伪魏格纳分布(SPWVD)分析 SFM 信号, 但是这些方法在分析同

* 国家自然科学基金(批准号: 61301216)和国防预研究基金(批准号: 9140A05020212XXXXX1)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: a353eoenjust@163.com

时包含这两种调制体制的多分量信号时,特别是在噪声条件下,由于交叉项和时频面交叉点的存在,难以达到理想的效果.

战场侦察环境中,由于信道资源有限,极有可能在单通道内收到上述的同时包含 LFM 和 SFM 这两种调制体制的多分量雷达引信信号,无法利用时频联合分析技术得到好的分析结果,所以在噪声条件下用于分离多分量信号的单通道参数估计与分离技术在这种情况下十分必要.对于调频体制雷达引信信号的单通道分离问题,应针对信号特点进行有效分离,如利用粒子滤波,逐步估计出各分量信号的相应参数,但是此类方法计算量较大,特别是当分量个数大于 2 时,很难完成信号分离^[1-3];利用能量算子,计算各分量信号的相位,完成分离,但是此方法误差较大,特别是当分量信号在时频域有交叉点时,相位估计不准确^[3,4];利用各种核函数构造不同的时频分布,如维格纳分布、平滑伪维格纳分布,通过这些改进的时频分布可以观察各分量信号并估计它们的参数,而后通过信号重构,完成分离,但是此类方法在各分量信号时频域有较多交叉点时,产生较大交叉项,容易彼此重叠,也不能达到很好的效果^[5,6].有些方法利用了分量信号的特殊性达到分离的目的:如利用分量信号的周期不同实现分离^[7];利用各分量信号在时频域内没有交叉点的情况实现分离^[3].除此之外,还有一些方法被用于单通道信号分离^[8-17],然而,上述这些方法,当混合情况较复杂或混合个数大于 2 时,并非总能达到很好的分离效果.

本文针对典型的调频体制雷达引信信号,对于多分量 LFM 和 SFM 信号单通道混合的情况,利用自适应 chirplet 分解 (adaptive gauss chirplet decomposition, AGCD)^[18] 来分离雷达引信混合信号,并对其进行改进,提出一种新的信号分离方法——改进的自适应 chirplet 分解 (advanced adaptive chirplet decomposition, AACD),将混合信号自适应地分解成多段具有一定弯曲度的非标准型线性调频信号,很好地解决了交叉项的问题,其时频分布效果明显优于短时傅里叶变换 (STFT)、维格纳分布 (WVD) 及平滑伪维格纳分布 (SPWVD) 等常用的时频分析方法.通过分析分解后的时频分布,能够实现多分量雷达引信信号参数估计和信号分离.

2 单通道混合雷达引信信号

2.1 单通道信号混合模型

单通道信号分离问题的数学模型可以表示成

$$Y = AS + V, \quad (1)$$

式中, $Y \in R^{1 \times T}$, 表示接收端观测信号,由于是单通道,所以只有一路观测信号,长度为 T ; $A \in R^{1 \times N}$, 表示混合向量; $S \in R^{N \times T}$, 表示 N 个源信号,每行表示一个源信号; $V \in R^{1 \times T}$, 表示高斯白噪声信号. (1) 式也可以写成以下表达式:

$$[y] = [a_{11} \cdots a_{1N}] \begin{bmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_N \end{bmatrix} + [v], \quad (2)$$

式中, y 表示行向量,表示观测信号; s_i 也表示行向量,表示第 i 个源信号; v 表示高斯白噪声.

2.2 单通道雷达引信信号混合

本文考虑单通道条件下多分量雷达引信信号的混合情况,针对雷达引信信号的特点, (2) 式可表示为

$$y(t) = \sum_{i=1}^N a_i s_i(t) = \sum_{i=1}^N a_i A_i e^{j\theta_i(t)} + v(t), \quad (3)$$

式中, $y(t)$ 为一路观测信号, N 为混合的信号数目, a_i 为混合系数, A_i 为对应各分量信号的幅度, $\theta_i(t)$ 为各分量信号的相位,由于调制体制不同,所以相位随时间的变化也各不相同.

在本文中,主要考虑线性调频 (LFM) 信号和正弦调频 (SFM) 信号单通道混合问题,它们的相位可表示为

$$\theta_{\text{LFM}}(t) = 2\pi \cdot (f_{\text{LFM}}t + \frac{k_{\text{LFM}}t^2}{2}) + \varphi_{\text{LFM}}, \quad (4)$$

$$\theta_{\text{SFM}}(t) = 2\pi \cdot (f_{\text{SFM}}t + \frac{k_{\text{SFM}}}{\Omega_{\text{SFM}}} \cdot \cos(\Omega_{\text{SFM}}t)) + \varphi_{\text{SFM}}, \quad (5)$$

(4) 和 (5) 式中, f_{LFM} 和 f_{SFM} 分别为 LFM 信号和 SFM 信号的载频, k_{LFM} 为线性调频斜率, k_{SFM} 为 SFM 信号的最大调制频偏, Ω_{SFM} 为 SFM 信号的调制角频率, φ_{LFM} 和 φ_{SFM} 分别是两类信号的初始相位,将这两个相位表达式代入 (3) 式中模型相对应的 $\theta_i(t)$, 就构成了多分量雷达引信信号单通道混合问题的数学表达式.

2.3 单通道混合问题的时频分析

对于单通道多分量雷达引信信号的混合问题, 一般可以用时频分布进行初步分析. 图 1 列出了四

种情况: (a) 中分量信号之间没有交叉点, (b) 中分量信号之间存在一个交叉点, (c) 中分量信号之间交叉点较多, (d) 中分量信号较多, 且有多个交叉点, 这四幅图分离难度依次增加.

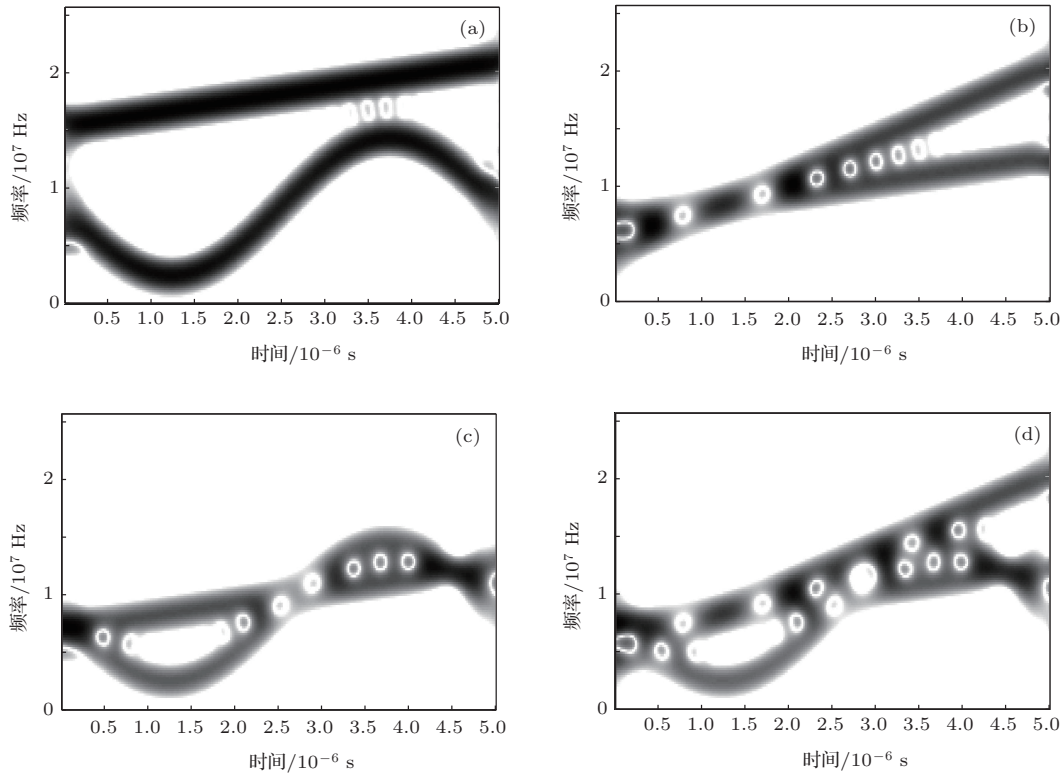


图 1 混合信号的各种情况 (a) 无交叉点; (b) 一个交叉点; (c) 多个交叉点; (d) 分量数较多

3 雷达引信混合信号的 AACD 分解

3.1 自适应高斯 chirplet 分解法 (AGCD)

对于信号 $s(t)$, 可以用一个完备基线性表示为

$$s(t) = \sum_{k=1}^{\infty} \tilde{C}_k g_k(t), \quad (6)$$

为方便在 3.2 节中讨论初始相位对自适应分解的影响, 本文的各信号表达式都考虑为解析形式. (6) 式中, \tilde{C}_k 可通过内积 $C_k = \langle \text{Re}(s_{k-1}(t)), \text{Re}(g_k(t)) \rangle$ 计算得到

$$\tilde{C}_k = \frac{C_k}{\langle \text{Re}(g_k(t)), \text{Re}(g_k(t)) \rangle}, \quad (7)$$

式中, $\text{Re}()$ 表示信号实部, $s_{k-1}(t)$ 为第 $k-1$ 步分解后的残余信号, $s_0(t) = s(t)$, C_k 反映了信号 $s_{k-1}(t)$ 和基函数 $g_k(t)$ 之间的相似程度.

而 AGCD 法就是利用高斯 chirplet 基函数集 $\{g_k(t)\}$, 寻找最佳的基函数, 最少的基函数个数使

(6) 式成立或近似成立. 其中

$$g_k(t) = (\pi\sigma_k^2)^{-0.25} \exp \left\{ -\frac{(t-t_k)^2}{2\sigma_k^2} + j \left[\omega_k + \frac{\beta_k}{2} (t-t_k) \right] (t-t_k) \right\}, \quad \sigma_k^2 \in R^+, \omega_k, t_k, \beta_k \in R. \quad (8)$$

每次分解都通过改变 $(t_k, \omega_k, \sigma_k^2, \beta_k)$ 并计算内积

$$|C_k|^2 = \max_{g_k} |\langle \text{Re}(s_{k-1}(t)), \text{Re}(g_k(t)) \rangle|^2, \quad (9)$$

得到相应的参数并求得与剩余信号最相似的基函数. 而后重复对

$$\begin{aligned} s_k(t) &= s_{k-1}(t) - \tilde{C}_k \cdot g_k(t) \\ &= s_{k-1}(t) - \frac{C_k}{\langle \text{Re}(g_k(t)), \text{Re}(g_k(t)) \rangle} \cdot g_k(t) \end{aligned}$$

做该分解, 当经过 M 次分解后, 剩余信号能量小于

某一设定值时, 停止分解, 就能得到对 $s(t)$ 的重构

$$s(t) \approx \sum_{k=1}^M \tilde{C}_k g_k(t) \approx s(t). \quad (10)$$

单位幅度 chirplet 信号的自身内积

$$\langle \text{Re}(g_k(t)), \text{Re}(g_k(t)) \rangle = 0.5,$$

因此, $\tilde{C}_k = 2C_k$. 由于 chirplet 基函数中的参数个数较多, 依次改变参数来寻找最大内积的基函数是个很复杂的过程. 文献 [18] 求出内积计算式的闭合解, 并基于 $s_k(t)$ 时频分布的能量最大点, 实现快速算法以求得每步分解中使内积最大的参数, 极大地减少了运算量. 而文献 [19, 20] 又在此快速算法基础上进行了改进, 使其能够适用信号时频面有交叉点的情况, 且避免得到局部极值的情况.

3.2 分解雷达引信混合信号时的初始相位问题

本文首先将 AGCD 运用于单通道雷达引信混合信号的分离, 对信号进行自适应分解, 但是这里需要注意, 由于混合雷达引信信号各分量一般都包含一个初始相位, 而 (8) 式中基函数未包含初始相位参数, 因此若不考虑初始相位, 会对信号分解产生影响, 下面讨论如何处理初始相位以保证正确分解.

考虑到初始相位的影响, 内积计算时对混合信号不取实部, 而是将解析信号整体代入, 即将解析信号同基函数实部做内积, 改变为

$$C_k = \langle s(t), \text{Re}(g_k(t)) \rangle. \quad (11)$$

假设解析信号 $s(t)$ 中包含有分量 $G_{k_1} \cdot g_{k_1}(t) \cdot \exp(j\varphi_{k_1})$, 其中 G_{k_1} 为幅度, φ_{k_1} 为初始相位. 此时若利用基函数 $g_{k_1}(t)$ 计算得到最大内积 $|C_{k_1}|^2$, 那就确定了与 $g_{k_1}(t)$ 对应的各参数 $(t_{k_1}, \omega_{k_1}, \sigma_{k_1}^2, \beta_{k_1})$, $s(t)$ 中除 $G_{k_1} \cdot g_{k_1}(t) \cdot \exp(j\varphi_{k_1})$ 外, 其他成分同 $g_{k_1}(t)$ 的内积为 0, 且解析信号实部与虚部的内积也为 0, 因此得到

$$\begin{aligned} C_{k_1} &= \langle s(t), \text{Re}(g_{k_1}(t)) \rangle \\ &= \langle G_{k_1} \cdot g_{k_1}(t) \cdot \exp(j\varphi_{k_1}), \text{Re}(g_{k_1}(t)) \rangle \\ &= G_{k_1} \cdot \exp(j\varphi_{k_1}) \cdot \langle \text{Re}(g_{k_1}(t)) \\ &\quad + j \cdot \text{Im}(g_{k_1}(t)), \text{Re}(g_{k_1}(t)) \rangle \\ &= G_{k_1} \cdot \exp(j\varphi_{k_1}) \cdot \langle \text{Re}(g_{k_1}(t)), \text{Re}(g_{k_1}(t)) \rangle \\ &= 0.5 G_{k_1} \cdot \exp(j\varphi_{k_1}), \end{aligned} \quad (12)$$

式中, $\text{Im}(\cdot)$ 表示取信号虚部. 此时, 通过 (12) 式求得的 C_{k_1} 中包含了幅度 G_{k_1} 以及初始相位 φ_{k_1} , 这样通过计算 $s(t) - \tilde{C}_{k_1} g_{k_1}(t) = s(t) - 2C_{k_1} \cdot g_{k_1}(t)$ 就完全去除了分量 $G_{k_1} \cdot g_{k_1}(t) \cdot \exp(j\varphi_{k_1})$, 对残余信号重复上述分解步骤, 才能正确的分解出各分量. 当残余信号能量小于某一设定值时, 停止分解,

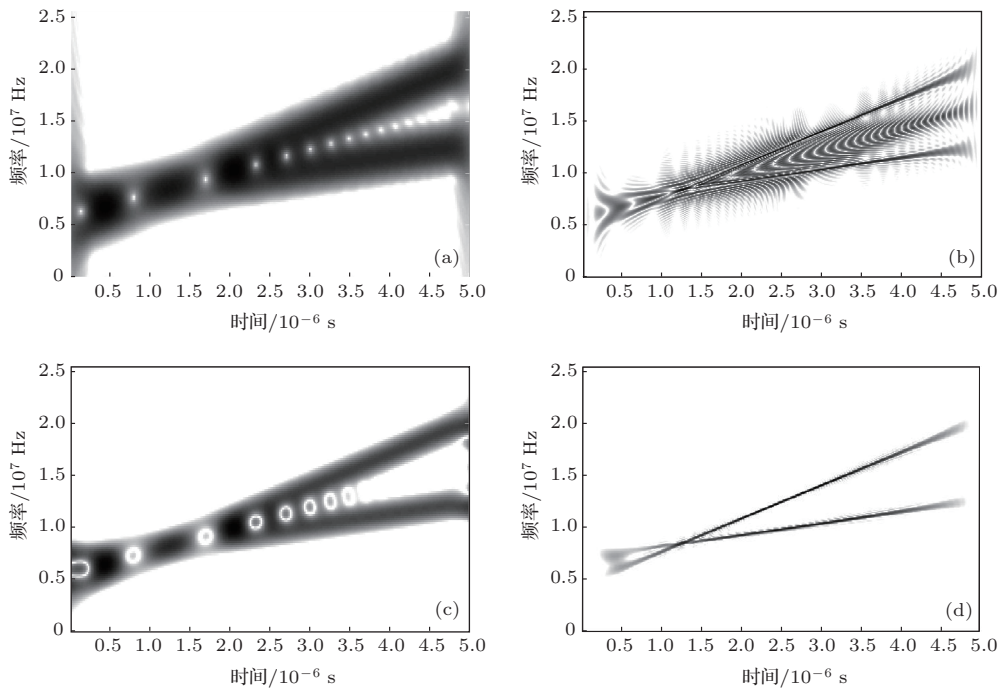


图2 两个 LFM 信号的各种时频分布 (a) STFT; (b) WVD; (c) SPWVD; (d) AGCD

并将分解所得的各分量 $\tilde{C}_k g_k(t)$ 的维格纳分布绘制于一幅图上. 如图 2(d) 所示, 两个线性调频信号混合, 分解出了两个 chirplet 信号, 将它们的维格纳分布画在一起, 由于此时两个信号是彼此独立的, 而非包含在一个信号内, 只是把它们画在了一个图上, 所以它们之间没有交叉项, 因此对时频分布有较好的改善, 便于参数提取.

通过观察改善后的时频分布, 能够确定混合的分量信号形式, 将各段独立的信号取出进行幅度归一化, 即可恢复原分量信号. 图 2 中画出了两个线性调频混合信号的各种不同时频分布, 从图 2(d) 中 AGCD 能清晰地看出该时频分布是由两条直线构成, 且这两条直线是彼此独立的, 可以明确该混合信号由两个线性调频信号混合, 将两条直线对应的信号做幅度归一化, 去除高斯包络的影响, 即得到了原信号, 只是幅度上有差异.

3.3 AGCD 分解失效实例

由上一节的分析可知, 自适应高斯 chirplet 分解法十分适合在单通道内从混合信号中分离出线性调频信号. 而根据 weierstrass 理论: 一个连续的函数在一封闭区间可以用一个足够阶数的多项式表示, 则一个连续相位可以表示成一个足够阶数的多项式相位, 而在多项式阶数大于 2 时, 线性调频信号能够对多项式相位信号进行拟合. 因此对于非线性调频信号, 该方法可以用多段线性调频信号来拟合. 例如对于 SFM 信号, 可以自适应地分解成多段 chirplet 信号, 其时频分布如图 3 所示.

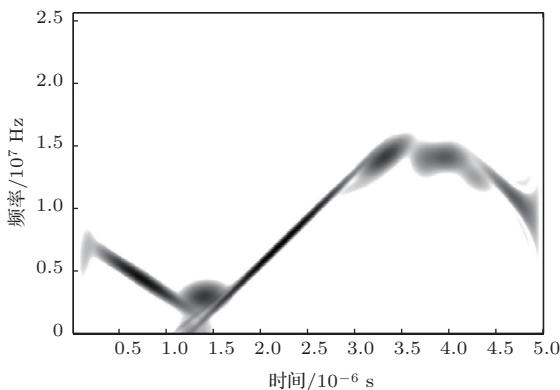


图 3 利用 AGCD 拟合 SFM 信号

从图 3 可以看出, 虽然 AGCD 分解法通过线性拟合来表示 SFM 信号, 但是却用到了较多段的 chirplet 信号, 且同原信号相比, 存在一定误差. 如

图 4 所示, 用 8 段线性线段拟合的正弦波形同原波形相比有一定差异, 使误差较大. 若是单个信号, 这种拟合的误差是可以接受的; 若是多个信号重合在一起, 这种拟合产生的误差将增大, 特别是当分解的 chirplet 信号段较多时, 会使其时频分布得不到很好的改善, 甚至有可能不能准确地分离出适合的分量, 如图 5 所示的信号是第 4 节仿真与分析中的情况 4), 两 LFM 信号同一个 SFM 信号的混合, 直接采用该方法, 对于信号的拟合效果较差, 此时, 利用 AGCD 对混合信号的分解失效, 不能明显地看出所包含的各分量信号.

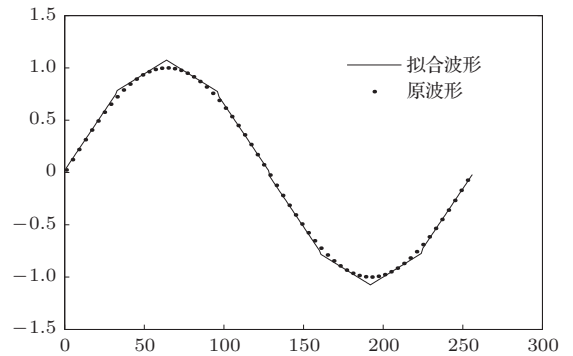


图 4 利用多段直线拟合正弦波形

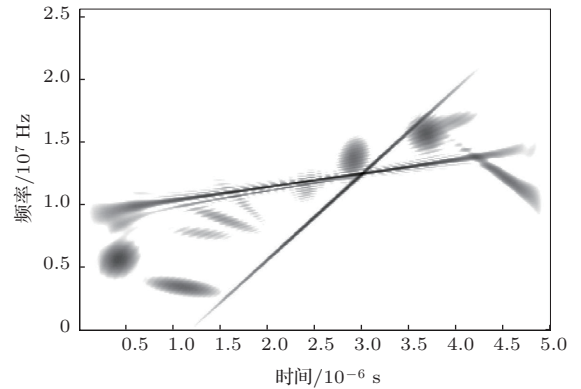


图 5 AGCD 失效示意图

3.4 改进的自适应高斯 chirplet 分解法 (AACD)

从上节分析知道, 当混合信号较复杂时, 直接利用 AGCD 方法可能会失效. 因此, 考虑对 AGCD 法进行改进, 在 chirplet 基函数中加一个弯曲度因子 γ_k , 如下式:

$$f_k(t) = (\pi\sigma_k^2)^{-0.25} \exp \left\{ -\frac{(t-t_k)^2}{2\sigma_k^2} \right\}$$

$$+ j \left[\omega_k + \frac{\beta_k}{2} (t - t_k) + \frac{\gamma_k}{3} (t - t_k)^2 \right] \times (t - t_k) \Bigg\},$$

$$\sigma_k^2 \in R^+, \omega_k, t_k, \beta_k, \gamma_k \in R, \quad (13)$$

式中, 弯曲度因子 γ_k 使其时频分布不再是直线, 而是一段曲线. 同理, 可效仿上节思路, 求解最大内积

$$|C_k|^2 = \max_{f_k} |\langle s_{k-1}(t), \text{Re}(f_k(t)) \rangle|^2. \quad (14)$$

通过不断地改变参数 $(t_k, \omega_k, \sigma_k^2, \beta_k, \gamma_k)$, 得出内积的最大值, 便求出了第 k 次分解时的相应参数和对应的基函数, 就能分离出非线性相位信号, 相比直接利用自适应高斯 chirplet 分解法的拟合, 改进后方法分解误差要小得多.

当然, 这里只增加了一个二阶弯曲度因子, 如果增加到三阶或更高阶的弯曲度因子, 实际的精度会在二阶的基础上又有一定的提高, 但是这样会使得需要搜索的参数很多, 加大求解难度. 而且基本上加入二阶弯曲度因子就能用几段曲线对正弦曲线实现极好的拟合, 如图 6 所示, 图中用 5 段二阶弯曲度曲线就很好地拟合了正弦波形.

因此, 只需增加到二阶弯曲度因子, 就能使较少几段曲线相位的拟合信号同正弦调频信号波形相似度很高, 误差极小, 同用线性调频信号拟合相比, 用以拟合的曲线段个数减小, 且拟合精度有较大提高, 对于其他的非线性相位信号, 这种拟合同样能达到很好的效果.

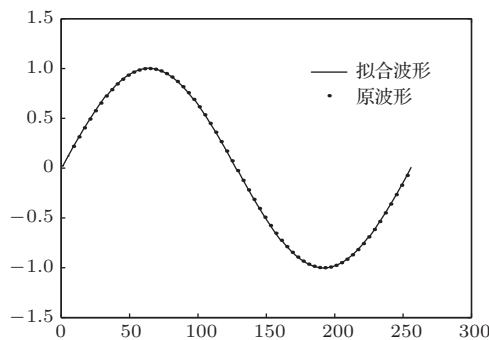


图 6 利用二阶弯曲度曲线拟合正弦波形

第 k 次分解, 令 $A_k = (t_k, \omega_k, \sigma_k^2, \beta_k, \gamma_k)$, 则 $f_k(t)$ 可以被写作 $f(A_k, t)$, 令函数

$$P(A_k) = - |\langle s_{k-1}(t), \text{Re}(f_k(t)) \rangle|$$

$$= - |\langle s_{k-1}(t), \text{Re}(f(A_k, t)) \rangle|. \quad (15)$$

增加弯曲度因子之后, 需要搜索五个参数, 计算量很大, 为提高搜索速度, 可以考虑先利用快速 AGCD 算法, 求解出同混合信号内积最大的 chirplet 信号及对应的各参数 $B = (t_k^{(0)}, \omega_k^{(0)}, \sigma_k^{2(0)}, \beta_k^{(0)})$, 令 $A_k^{(0)} = (B, 0) = (t_k^{(0)}, \omega_k^{(0)}, \sigma_k^{2(0)}, \beta_k^{(0)}, 0)$, 则 $P(A_k^{(0)})$ 是二阶弯曲度为 0 时的 $P(A_k)$ 最小值. 然后通过优化算法, 经过 n 次迭代得到位于 $A_k^{(0)}$ 邻域 $\|A_k - A_k^{(0)}\| \leq \xi$ 内的一组弯曲度不为 0 时的参数 $A_k^{(n)}$, 使得 $P(A_k^{(n)})$ 是函数 $P(A_k)$ 在这个 $A_k^{(0)}$ 邻域内的极小值, 即 $f(A_k^{(n)}, t)$ 是在此 $A_k^{(0)}$ 邻域内同混合信号内积最大的基函数, 所以必有 $P(A_k^{(n)}) \leq P(A_k^{(0)})$, 也就是说, 包含有弯曲度因子的基函数 $f(A_k^{(n)}, t)$ 比 $f(A_k^{(0)}, t)$ 对非线性相位信号的拟合程度要高(通过图 4 和图 6 已经进行了说明), 经过求出 $A_k^{(n)}$ 而进行分解的剩余能量一定比求出 $A_k^{(0)}$ 进行分解时小, 如图 7 所示, 当混合信号中存在非线性相位信号时, 虚线是利用 AGCD 进行分解时的每步剩余能量, 实线为改进的方法, 可以看出, 每步分解的剩余能量都是改进算法优于 AGCD, 分解效率高.

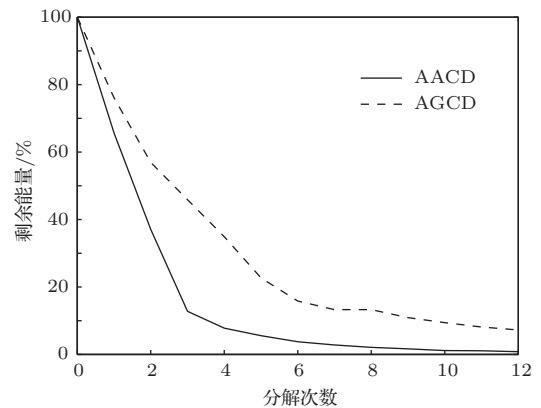


图 7 AACD 和 AGCD 方法分解效率对比

另外, AGCD 基于混合信号的时频域能量最大值点求得 $A_k^{(0)}$, 因此 $f(A_k^{(0)}, t)$ 和迭代求得的 $f(A_k^{(n)}, t)$ 一般会包含时频域内能量大的区域, 即从混合信号中去掉该区域, 使后续的分解步骤得到简化.

综上所述, 可以说求出 $A_k^{(n)}$ 来进行分解, 其效率要高于原始的 AGCD 算法, 而且分解时能够包含时频域能量最大点, 保证每次都按照优先去除时频域内能量大的区域这样一个原则来进行分解, 并且改进算法保留了 AGCD 算法的高效性, 可以很快完成初始值的求解, 经过较好的优化算法, 也能

够较快得到 $A_k^{(n)}$.

由 $A_k^{(0)}$ 确定 $A_k^{(n)}$ 最简单的方法是使用梯度最速下降法求解. 然而这样的基本迭代算法无法保证全局收敛性, 这里考虑采用信赖域方法求解, 该方法能够保证很强的收敛性和有效性, 由于算法原理属于常识, 这里直接给出计算步骤:

步骤 1 由快速 AGCD 法确定的初值 $A_k^{(0)}$, 给出信赖域半径上界 $\bar{\Delta}$, 令初始半径 $\Delta_0 \in (0, \bar{\Delta})$, 并给出参数 $0 \leq \varepsilon, 0 \leq \eta_1 \leq \eta_2 < 1, 0 < \gamma_1 \leq 1 < \gamma_2$, $n = 0$.

步骤 2 计算 $g_n = \left. \frac{\partial P(A_k)}{\partial A_k} \right|_{A_k=A_k^{(n)}}$, 如果 $\|g_n\| \leq \varepsilon$, 则停止迭代; 否则, 计算 $B_n = \left. \frac{\partial^2 P(A_k)}{(\partial A_k)^2} \right|_{A_k=A_k^{(n)}}$.

步骤 3 求解子问题

$$\min q^{(n)}(s_n) = P(A_k^{(n)}) + g_n^T s_n + \frac{1}{2} s_n^T B_n s_n,$$

$$s.t. \|s_n\|_2 \leq \Delta_n,$$

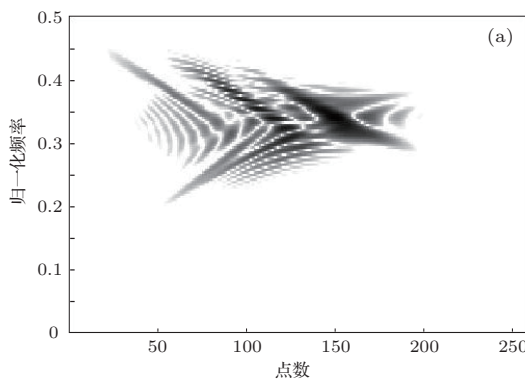
令 $s_n^c = -\alpha_n g_n, s_n^N = -B_n^{-1} g_n$, 其中 $\alpha_n = \frac{g_n^T g_n}{g_n^T B_n g_n}$. 而后,

$$A_k^{\tilde{(n+1)}} = \begin{cases} A_k^{(n)} - \frac{\Delta_n g_n}{\|g_n\|_2}, & \|s_n^c\| \geq \Delta_n, \\ A_k^{(n)} + s_n^c + \lambda(s_n^N - s_n^c), & \|s_n^c\| < \Delta_n, \|s_n^N\|_2 > \Delta_n, \\ A_k^{(n)} - B_n^{-1} g_n, & \|s_n^c\| < \Delta_n, \|s_n^N\|_2 \leq \Delta_n, \end{cases}$$

其中 λ 为方程 $s_n^c + \lambda(s_n^N - s_n^c) = \Delta_n$ 的解, $s_n = A_k^{\tilde{(n+1)}} - A_k^{(n)}$.

步骤 4 计算 $P(A_k^{\tilde{(n+1)}})$ 和

$$r_n = \frac{P(A_k^{(n)}) - P(A_k^{\tilde{(n+1)}})}{q^{(n)}(0) - q^{(n)}(s_n)},$$



$$\text{令 } A_k^{(n+1)} = \begin{cases} A_k^{(n)} + s_n, & r_n \geq \eta_1, \\ A_k^{(n)}, & \text{其他.} \end{cases}$$

步骤 5 校正信赖半径, 令

$$\Delta_{n+1} \in (0, \gamma_1 \Delta_n), r_n < \eta_1, \text{ 到步骤 3;}$$

$$\Delta_{n+1} \in \gamma_1 \Delta_n, \Delta_n), r_n \in [\eta_1, \eta_2], \text{ 到步骤 6;}$$

$$\Delta_{n+1} \in [\Delta_n, \min\{\gamma_2 \Delta_n, \bar{\Delta}\}], r_n \geq \eta_2, \text{ 到步骤 6.}$$

步骤 6 令 $k = k + 1$, 转到步骤 2.

算法中的参数可选择为 $\eta_1 = 0.01, \eta_2 = 0.75, \gamma_1 = 0.5, \gamma_2 = 2, \Delta_0 = \frac{1}{10} \|g_0\|$.

重复上述步骤, 最终可以求出 $P(A_k)$ 的最小值, 即求出 $A_k^{(0)}$ 邻域内的内积最大值点 $A_k^{(\max)}$.

图 8 是利用该改进算法, 对三个非线性信号重叠在一起时的时频面改善效果, 可以看出, 相比混合信号的维格纳分布, 采用 AACD 的方法, 可以将交叉项完全去除, 达到良好的效果.

3.5 自适应分解法的抗噪声性能分析

需要指出的是, 当混合信号中包含噪声且信噪比不至于过低时, 目标信号往往聚集在时频面的狭小能量区域内, 而随机噪声一般分布在整个时频面上. 由于自适应分解按照内积最大原则, 首先会找出的是能量在时频域内集中的且同基函数集 $\{f_k(t)\}$ 匹配度高的信号, 而后才轮到能量分散且匹配度低的信号.

假设混合信号 $s(t)$ 包含有 $\{f_k(t)\}$ 中的 r 个基函数, 且含有噪声 $w(t)$:

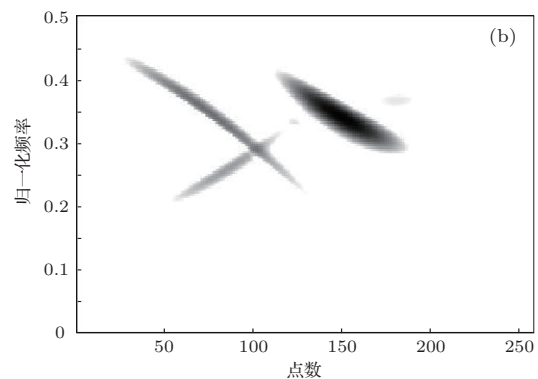


图 8 利用 AACD 拟合多个非线性相位信号 (a) WVD; (b) AACD

$$s(t) = \sum_{k=k_1}^{k_r} \tilde{C}_k f_k(t) + w(t). \quad (16)$$

由于噪声信号能量分散且与基函数集不能很好的匹配, 则它们之间的内积

$$C_w = \langle w(t), \text{Re}(f_k(t)) \rangle \approx 0. \quad (17)$$

因此一般 $|C_k| > |C_w|$, ($k = k_1, \dots, k_r$), 那么在信号分解时, 以

$$|C_k|^2 = \max_{f_k} |\langle s_{k-1}(t), \text{Re}(f_k(t)) \rangle|^2$$

求最大内积时, 会先将能量集中且匹配度高的各段曲线信号 $\tilde{C}_k f_k(t)$, ($k = k_1, \dots, k_r$) 找出, 当包含的分量信号都被分解出之后, 混合信号中只剩余了能量分散的匹配度低的噪声信号, 通过设定停止分解的阈值, 就能将大部分噪声排除. 而包含在分量信号时频聚集区域内的噪声信号能量十分有限, 基本不影响对信号的分析. 所以, 可以认为自适应分解法具有一定的抗噪声性能.

4 仿真与分析

针对本文研究的雷达引信信号, 选择了几种混合情况: 其中情况1)–3)包含的两分量信号调

制体制有所不同, 情况1)是一个LFM信号和一个SFM信号, 情况2)是两个SFM信号, 情况3)是一个连续LFM信号和一个脉冲LFM信号, 各分量信号之间频域相互重叠, 混合形式较为复杂, 在情况1)和2)中甚至包含有多个时频面交叉点, 对分析带来较大难度, 通过对这三种情况的仿真, 说明了该方法可以适用于各种混合形式较复杂的情况, 其中情况3)说明虽然改进了算法, 但是不妨碍其分解不同线性信号的有效性; 而情况4)和5)中包含有三个分量信号, 它们彼此之间频域重合且时频面有交叉点, 由于现有的许多方法在解决分量个数大于2的信号分离问题时, 不能达到较好的效果, 所以通过对情况4)和5)的仿真, 说明该方法在分量个数大于2时也能取得较好效果, 体现了该方法的优点. 这些情况中的信号, 虽然载频各不相同, 但是都被设计为频域及时域内均混叠, 时频面有交叉点, 且均在侦查接收机的接收频带之内, 因此它们同时被接收机在同一频段内接收到, 是单通道内的较复杂混合形式的多分量混叠信号.

这些信号均信噪比为8.5 dB, 利用本文方法改善时频分布, 这里的各分量信号均包络幅度为1, 在混合时混合系数不同.

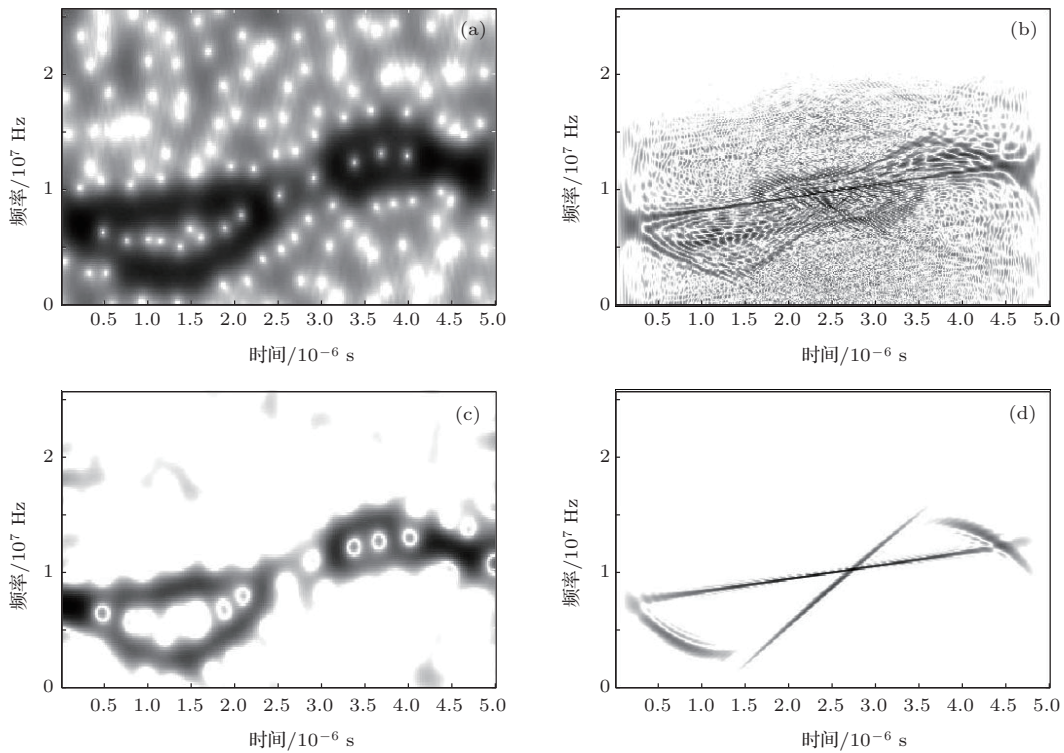


图9 情况1)的各种时频分布 (a) STFT; (b) WVD; (c) SPWVD; (d) AACD

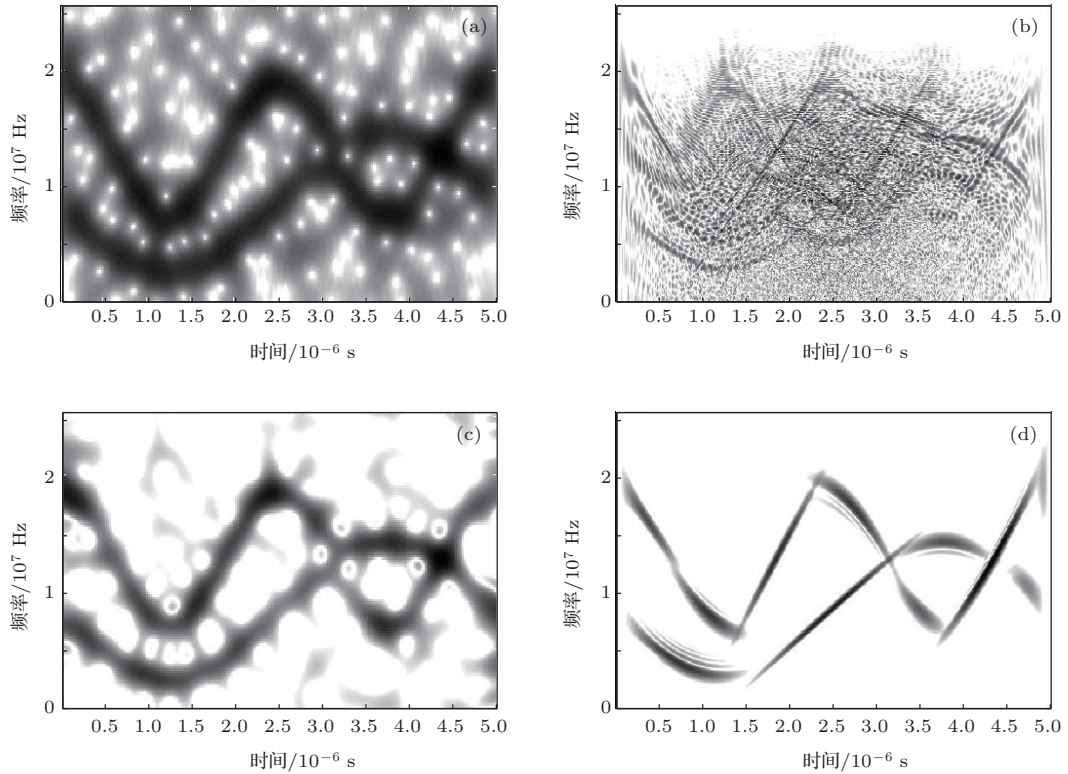


图10 情况2)的各种时频分布 (a) STFT; (b) WVD; (c) SPWVD; (d) AACD

1) 一个LFM信号同一个SFM信号混合情况, 各参数如下:

LFM信号: 载频7 MHz, 调频率 1.12×10^6 MHz/s, 混合系数0.48; SFM信号: 载频8.5 MHz, 最大调制频率6 MHz, 调制角频率 $4 \times 10^5\pi$, 混合系数0.45.

其各种时频分布如图9所示, 由于噪声的存在, 除AACD外其他几种时频分布效果都不是很好, 而通过对AACD分布图的观察, 可以明显地判断混合信号类型.

2) 两个SFM信号混合情况, 各参数如下:

SFM信号1: 载频8.5 MHz, 最大调制频率6 MHz, 调制角频率 $4 \times 10^5\pi$, 混合系数0.4; SFM信号2: 载频13 MHz, 最大调制频率6.5 MHz, 调制角频率 $8 \times 10^5\pi$, 混合系数0.5.

其各种时频分布如图10所示, AACD的时频分布效果明显好于其他三种.

3) 一个LFM信号同一个脉冲LFM信号混合情况, 各参数如下:

LFM信号: 载频7 MHz, 调频率 1.12×10^6 MHz/s, 混合系数0.58; 脉冲LFM信号: 载频6 MHz, 调频率 3.2×10^6 MHz/s, 占空比为1:1, 周期 2.5×10^{-6} s, 混合系数0.5.

其各种时频分布如图11所示, AACD时频分布效果很好, 完全去除了交叉项.

4) 两个LFM信号同一个SFM信号混合情况, 各参数如下:

LFM信号1: 载频4.4 MHz, 调频率 3.2×10^6 MHz/s, 混合系数0.54; LFM信号2: 载频7 MHz, 调频率 1.12×10^6 MHz/s, 混合系数0.48; SFM信号: 载频8.5 MHz, 最大调制频率6 MHz, 调制角频率 $4 \times 10^5\pi$, 混合系数0.45.

其各种时频分布如图12中所示, 使用AACD方法也可以得到较好的效果. 同图5相比, 由于增加了二阶弯曲度因子, 使得信号分解时, 时频面分布得到改善, 能够清晰地看出各个分量信号.

5) 两个SFM信号同一个LFM信号混合情况, 各参数如下:

LFM信号: 载频6 MHz, 调频率 3.2×10^6 MHz/s, 混合系数0.42; SFM信号1: 载频13 MHz, 最大调制频率6 MHz, 调制角频率 $8 \times 10^5\pi$, 混合系数0.45. ; SFM信号2: 载频8.5 MHz, 最大调制频率6 MHz, 调制角频率 $4 \times 10^5\pi$, 混合系数0.48.

其各种时频分布如图13所示, AACD方法有较好的改善效果.

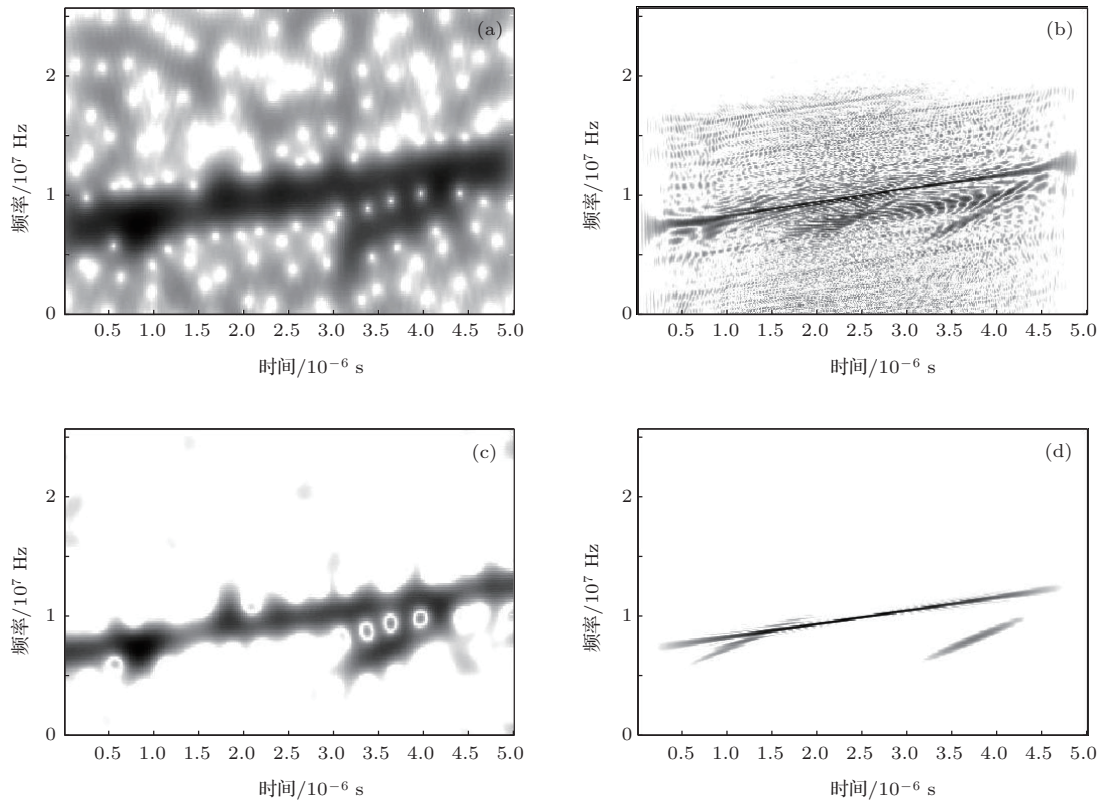


图 11 情况 3) 的各种时频分布 (a) STFT; (b) WVD; (c) SPWVD; (d) AACD

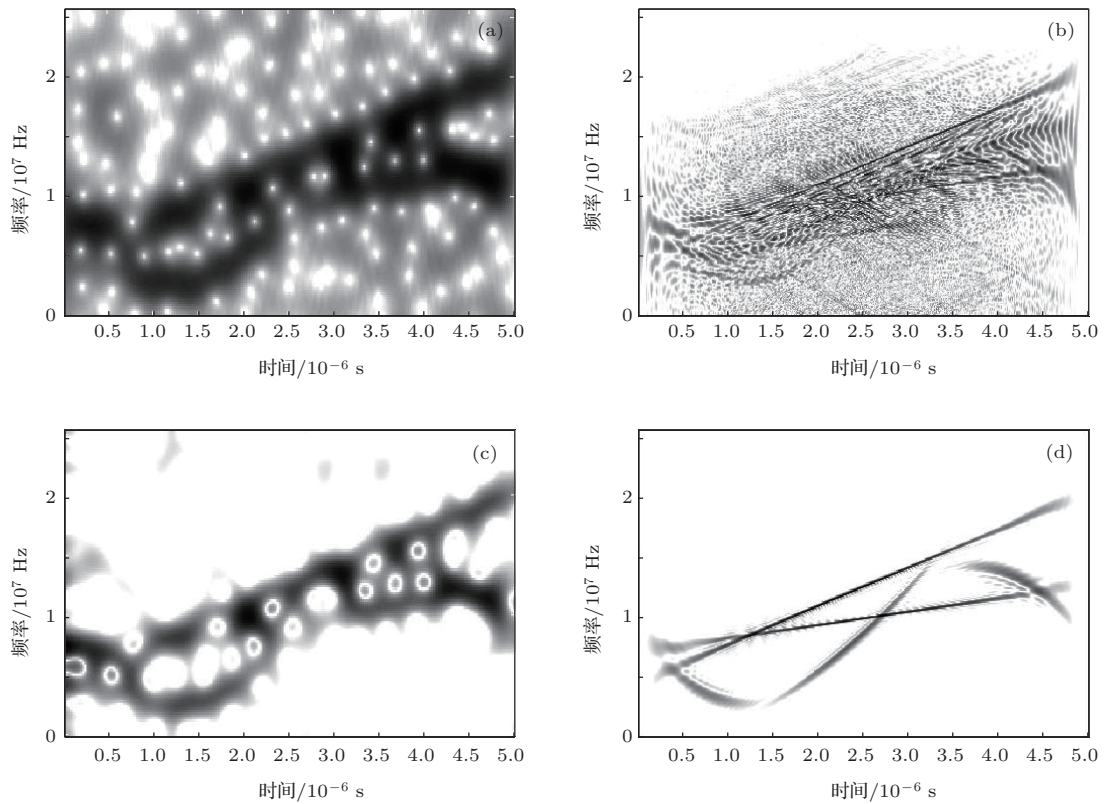


图 12 情况 4) 含噪时的各种时频分布 (a) STFT; (b) WVD; (c) SPWVD; (d) AACD

在获得较好的时频分布后,以4)为例说明后续的信号分解方法.首先需要判断混合信号形式,从时频分布图12(d)中可以较清晰地判断出该混合信号包含两个LFM信号和一个SFM信号,由于图中的各段曲线对应的是彼此独立的分解信号,因此可以将这些信号取出,组成三个分量信号的时频分布,如图14所示.

将各时频分布对应的分量解析信号幅度归一化,得到各分量信号波形,但是还未求出混合系数.

假设混合信号可以表示为 $\sum_{i=1}^M a_i \cdot \exp[j\theta_i(t)]$, M 表示分量信号个数, a_i 表示混合系数, $\theta_i(t)$ 表示分量信号的相位. 则至此只是求出了

$\exp[j\theta_i(t)]$, ($i = 1, \dots, M$), 对于第 m 个分量, 计算同混合信号实部的内积, 由于各分量信号之间内积为0, 则

$$\begin{aligned} & \left\langle \exp[j\theta_m(t)], \operatorname{Re} \left(\sum_{i=1}^M a_i \cdot \exp[j\theta_i(t)] \right) \right\rangle \\ &= \langle \exp[j\theta_m(t)], \operatorname{Re}(a_m \cdot \exp[j\theta_m(t)]) \rangle \\ &= \left\langle \exp[j\theta_m(t)], \frac{a_m \cdot \exp[j\theta_m(t)] + a_m \cdot \exp[-j\theta_m(t)]}{2} \right\rangle \\ &= \frac{a_m}{2} \cdot \langle \exp[j\theta_m(t)], \exp[j\theta_m(t)] \rangle \\ & \quad + \frac{a_m}{2} \cdot \langle \exp[j\theta_m(t)], \exp[-j\theta_m(t)] \rangle \\ &= \frac{a_m}{2} \cdot \int_I e^{j[2\theta_m(t)]} dt + \frac{a_m}{2} \cdot \int_I 1 dt, \end{aligned} \quad (18)$$

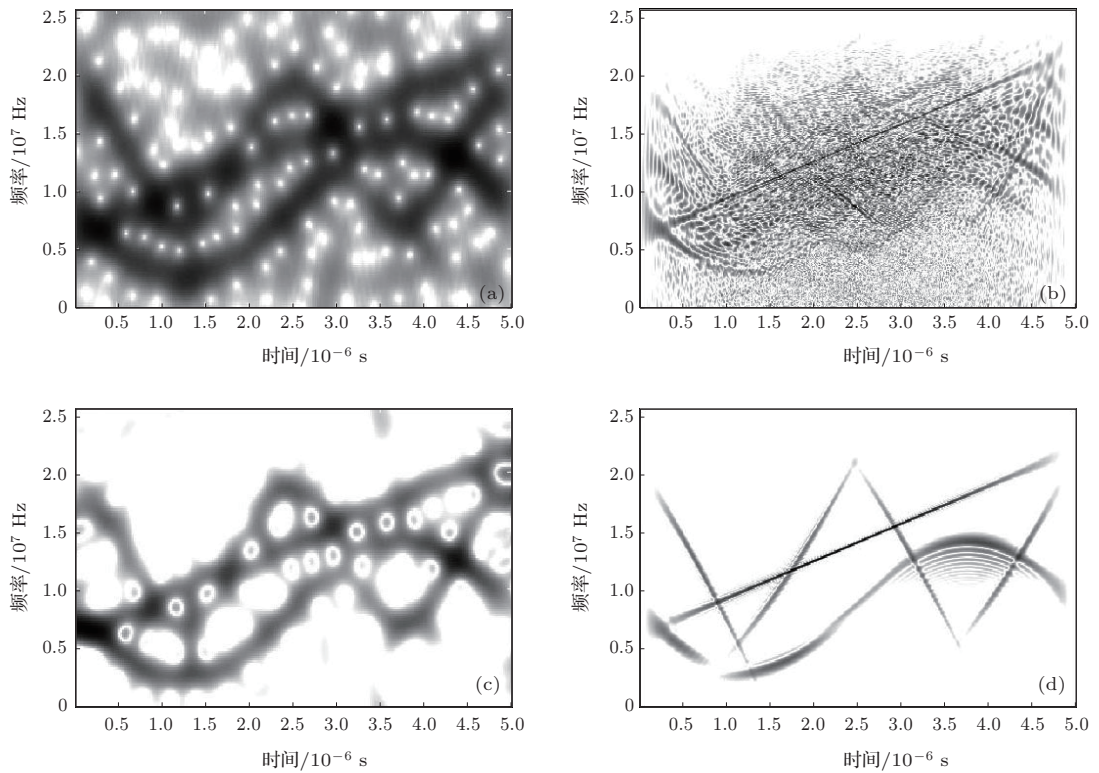


图13 情况5)的各种时频分布 (a) STFT; (b) WVD; (c) SPWVD; (d) AACD

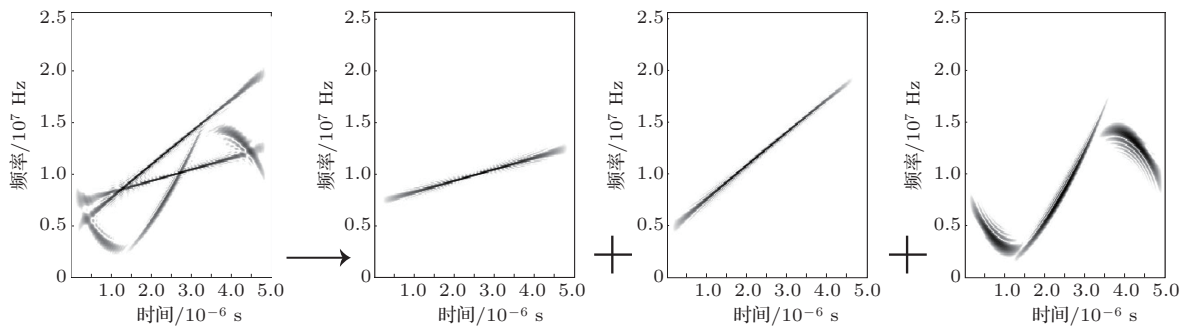


图14 情况4)分段取出组合分量时频分布

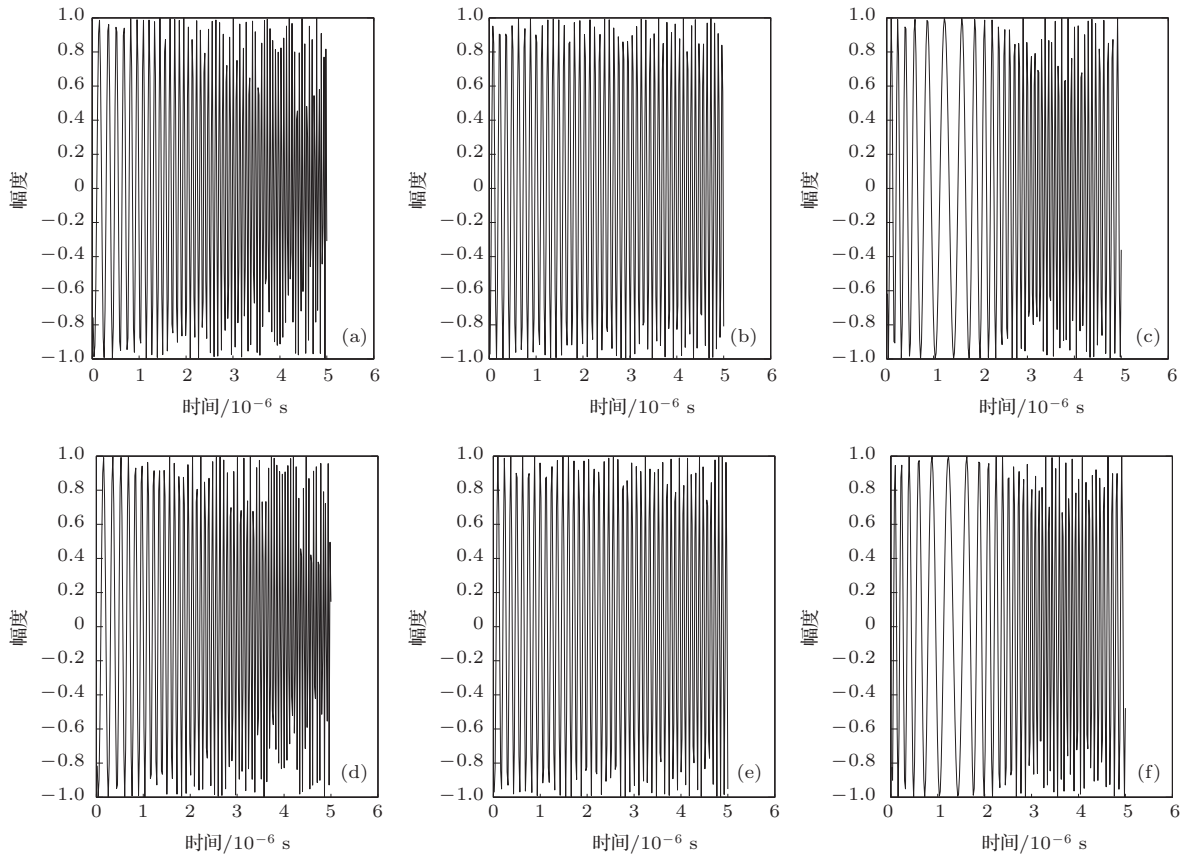


图 15 恢复信号同源信号对比 (a) 源信号 1; (b) 源信号 2; (c) 源信号 3; (d) 恢复信号 1; (e) 恢复信号 2; (f) 恢复信号 3

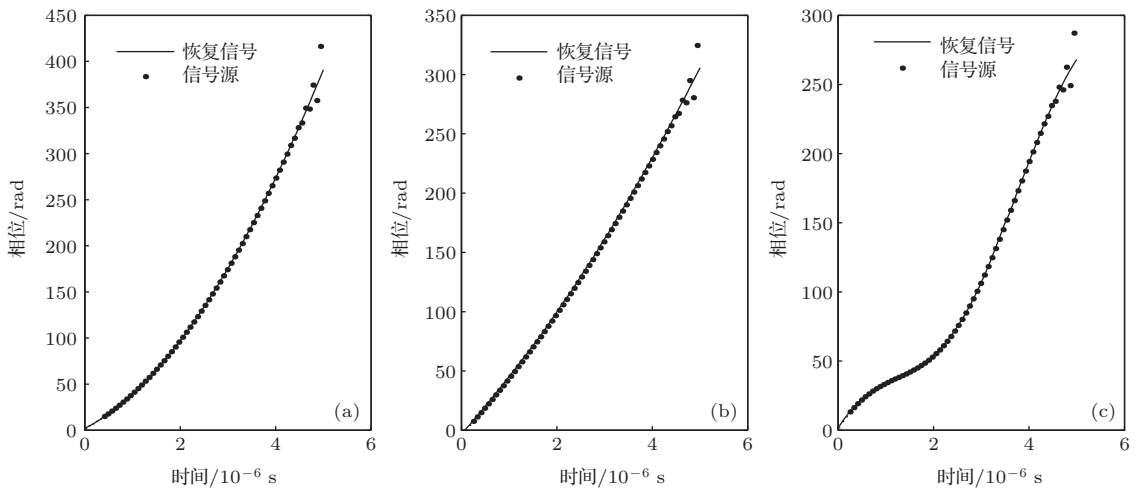


图 16 恢复信号同源信号相位对比 (a) 信号 1; (b) 信号 2; (c) 信号 3

式中 I 表示时域支撑域, 左边积分部分在一个 2π 周期内为 0, 所以只剩下右边的积分, 假设仿真中支撑域上有 N 个离散点, 最后得到

$$\left\langle \exp[j\theta_m(t)], \operatorname{Re} \left(\sum_{i=1}^M a_i \cdot \exp[j\theta_i(t)] \right) \right\rangle = \frac{a_m}{2} \cdot \int_I 1 dt \approx \frac{N \cdot a_m}{2}. \quad (19)$$

因此, 将求得的幅度归一化信号分别同原混合信号的实部做内积, 用内积除以点数的一半, 就得到了各自在混合信号中的混合系数. 但这里需要注意, 点数不宜过少, 否则以此法得到的混合系数误差会较大, 所以 (19) 式中最后用约等号. 仿真中取点数为 1024 点, 得到的最后混合系数分别为 0.545, 0.471, 0.457. 恢复信号同源信号对比如图 15 所示,

波形相似度分别为0.967, 0.985, 0.960.

如图 16 所示, 对恢复信号和源信号的相位进行对比, 可以看到较好的结果.

5 结 论

本文提出了一种改进的自适应 chirplet 分解方法, 能够用来快速分解混合信号中的非线性相位信号, 将其用于单通道内的多分量雷达引信信号的时频分布改善, 得到很好的时频分布, 较好地完成信号参数提取和分离. 通过仿真, 说明该方法在相同条件下, 对多分量雷达引信信号的时频改善要优于几种常用的时频分析方法, 特别是在噪声条件下混合情况较复杂时, 其优势更加明显.

参考文献

- [1] Liu K 2007 *Ph. D. Dissertation* (Hefei: University of Science and Technology of China) (in Chinese) [刘凯 2007 博士学位论文 (合肥: 中国科学技术大学)]
- [2] Cheng H 2011 *Ph. D. Dissertation* (Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China) (in Chinese) [成昊 2011 博士学位论文 (成都: 电子科技大学)]
- [3] Cai Q W 2005 *Ph. D. Dissertation* (Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China) (in Chinese) [蔡权伟 2005 博士学位论文 (成都: 电子科技大学)]
- [4] Cai Q W, Wei P, Xiao X C 2006 *Journal on Communications* **27** 49 (in Chinese) [蔡权伟, 魏平, 肖先赐 2006 通信学报 **27** 49]
- [5] Cheng G F 2012 *Science Technology and Engineering* **12** 56 (in Chinese) [陈广峰 2012 科学技术与工程 **12** 56]
- [6] Li M Z, Zhao H C 2011 *Acta Armamentarii* **32** 543 (in Chinese) [李明孜, 赵惠昌 2011 兵工学报 **32** 543]
- [7] Peng G, Wang F H, Huang Z T, Jiang W L 2010 *Journal of Hunan University(Natural Sciences)* **4** 42 (in Chinese) [彭耿, 王丰华, 黄知涛, 姜文利 2010 湖南大学学报: 自然科学版 **4** 42]
- [8] Wang F P, Wang Z J, Guo J B 2002 *Acta Phys. Sin.* **52** 474 (in Chinese) [王芙平, 王赞基, 郭静波 2002 物理学报 **53** 474]
- [9] Wang S Y, Feng J C 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 170508 (in Chinese) [王世元, 冯久超 2012 物理学报 **61** 170508]
- [10] Li X X, Feng J C 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 701 (in Chinese) [李雪霞, 冯久超 2007 物理学报 **56** 701]
- [11] Huang G M, Xiong G, Zhao H C, Wang L J 2005 *Journal of Electronics & Information Technology* **27** 431 (in Chinese) [黄光明, 熊刚, 赵惠昌, 王季军 2005 电子与信息学报 **27** 431]
- [12] Li J Q, Jin R H, Geng J P, Fan Y, Mao W 2007 *Journal of Electronics & Information Technology* **29** 570 (in Chinese) [李家强, 金荣洪, 耿军平, 范瑜, 毛炜 2007 电子与信息学报 **29** 570]
- [13] Wang X, Huang Z T, Zhou Y Y 2012 *Journal of National University of Defense Technology* **34** 120 (in Chinese) [王翔, 黄知涛, 周一宇 2012 国防科技大学学报 **34** 120]
- [14] Wu L, Jiang H 2012 *Information and Electronic Engineering* **10** 343 (in Chinese) [吴量, 江桦 2012 信息与电子工程 **10** 343]
- [15] Li H G, Meng G 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 2069 (in Chinese) [李鸿光, 孟光 2004 物理学报 **53** 2069]
- [16] Chen H B, Feng J C, Fang Y 2008 *Chin. Phys. Lett.* **25** 405
- [17] You R Y, Chen Z 2005 *Chin. Phys.* **14** 2176
- [18] Yin Q Y, Qian S E, Feng A G 2002 *IEEE Trans on Signal Processing* **50** 1298
- [19] Lü G Z, He Q, Wei Z S 2006 *Signal Processing* **22** 506 (in Chinese) [吕贵洲, 何强, 魏震生 2006 信号处理 **22** 506]
- [20] Wang Y, Jiang Y C 2007 *Journal of Electronics & Information Technology* **29** 2124 (in Chinese) [王勇, 姜义成 2007 电子与信息学报 **29** 2124]

Single-channel source separation of radar fuze mixed signal using advanced adaptive decomposition*

Zhu Hang¹⁾²⁾ Zhang Shu-Ning^{1)†} Zhao Hui-Chang¹⁾

1) (School of Electronic and Optical Engineering, NUST, Nanjing 210094, China)

2) (Unit 73015 of PLA, Huzhou 313000, China)

(Received 12 October 2013; revised manuscript received 12 November 2013)

Abstract

An advanced method of signal decomposition-advanced adaptive chirplet decomposition(AACD) is presented to separate the radar fuze mixed signal in single-channel. The method adds curvature factor to the adaptive Gauss chirplet decomposition (AGCD), thus it can be used to decompose nonlinear time varying components. It uses the fast algorithm and trust region method to optimize arithmetic process, then all the parameters can be solved accurately and quickly, and the mixed signal's time-frequency distribution without cross terms is obtained. In the simulation, the advanced method is used to improve the time-frequency distribution of complex mixed signals, then it can separate all the components and calculate the mixing coefficients. Results indicate that the proposed method has higher effectiveness and strong performance of anti-noise

Keywords: radar fuze signals, single-channel source separation, advanced adaptive chirplet decomposition, time-frequency distribution

PACS: 84.40.Xb, 84.40.Ua, 07.50.Qx

DOI: [10.7498/aps.63.058401](https://doi.org/10.7498/aps.63.058401)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61301216), and the National Defense Pre-Research Foundation of China (Grant No. 9140A05020212XXXXX1).

† Corresponding author. E-mail: a353eoenjust@163.com