

基于 RWT 和 RELAX 算法的多分量 LFM 信号参数估计^①

王 恒, 郑笔耕

荆楚理工学院 电子信息工程学院, 湖北 荆门 448000

摘要: 针对多分量 LFM 信号的分离和参数估计问题, 提出一种基于 RWT 和 RELAX 思想的参数估计算法. 该算法通过逐个估计并剔除信号中的较强分量实现多分量信号的分离. 进行参数估计时, 通过搜索信号的 RWT 平面最高峰值, 获得较强信号分量参数的粗估计, 再运用 RELAX 算法对已经估计出的各信号分量的参数进行迭代优化, 有效地提高了估计精度. 仿真结果表明, 信噪比为 -2dB 时, 含有 3 个 LFM 分量的信号分离后与原分量的相关系数达到 0.994, 高于传统的基于 RWT 加解线调的参数估计算法.

关键词: 参数估计; 线性调频; Radon-Wigner 变换 (RWT); RELAX 算法; 信号分离

中图分类号: TN915.1

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2017)10-0115-08

线性调频(LFM)信号具有频率时变、截获概率低的特点^[1]以及良好的抗干扰性能和低的截获概率^[2], 是应用于雷达、声呐、导弹引信等的常用信号. 随着空中电磁环境日益复杂, 对于非合作方式下工作的机载电子对抗侦察接收机, 如何准确有效地分离侦收到的混合信号并估计各个信号分量的参数, 成为实现辐射源识别和威胁等级判断的重要基础, 也是实施精确电子干扰的必要条件.

在已有的研究中, 传统的极大似然估计法^[3-5]和解线调法^[6]存在估计精度和计算复杂度的矛盾, 而且在低信噪比条件下估计精度不高. 而基于分数阶傅里叶变换 (FrFT)^[7-8]、Radon-Wigner 变换 (RWT)^[9-10]、Radon-Ambiguity 变换(RAT)^[11]和 Wigner-Hough 变换(WHT)^[12]等时频分析方法能够反映 LFM 信号的时频特征, 将一维信号变换到二维时频平面, 使信号参数估计问题转化为时频平面的二维谱峰搜索问题^[13], 在分析单一 LFM 信号时可获得较高的调频斜率和初始频率的估计精度, 因此在 LFM 信号参数估计中得到广泛应用. 然而对于具有多个 LFM 分量的混合信号, 其时频分布中存在的交叉干扰项严重影响调频斜率和初始频率的估计精度. 而平滑伪维格纳变换和时频分布级数法等改进方法虽然有效地抑制交叉项的影响, 但是会降低估计参数的频率分辨率^[14]. 因此如何运用时频分析方法实现高精度的多分量 LFM 信号分离和参数估计成为当前研究的热点.

为此, 本文提出一种基于 RWT 和 RELAX 算法的多分量 LFM 信号参数估计方法, 该方法通过逐个地剔除信号各个分量, 最终实现多分量 LFM 信号的分离和参数估计. 在参数估计阶段, 首先通过 RWT 变换对混合信号中的较强分量进行参数粗估计, 然后基于迭代优化的思想, 通过 RELAX 方法^[15-16]对已估计的信号分量参数进行循环优化精估计, 最后将估计出的较强信号分量从混合信号中剔除. 理论分析与仿真结果表明, 通过在传统的基于 RWT 的 LFM 信号参数估计方法中引入 RELAX 思想, 可以有效地改善时频分布中交叉项对估计精度的影响, 实现多分量 LFM 信号的有效分离和精确估计. 当信噪比为 -8 dB 时, 分离后的信号分量与初始信号分量的相关系数可达 0.935, 信噪比为 -2 dB 时, 相关系数达到 0.994.

① 收稿日期: 2016-04-28

作者简介: 王 恒(1983-), 女, 湖北荆门人, 讲师, 硕士, 主要从事通信与信息系统研究.

1 多分量 LFM 信号的 RWT 变换

1.1 多分量 LFM 雷达信号

雷达辐射源信号常用的 LFM 信号形式为

$$s(t) = \exp[-j2\pi(f_0 t + at^2)] \quad (1)$$

其中, a 为信号的调频斜率, f_0 为初始频率. 机载平台侦收到的多分量 LFM 信号可以看做是 N 个互不相关的可加性信号源与背景噪声组成, 其表达为

$$S(t) = \sum_{i=1}^N C_i \exp[-j2\pi(f_{i0} t + a_i t^2)] + e(t) \quad (2)$$

其中 C_i, a_i 和 f_{i0} 分别为信号 $s_i(t)$ 的幅度、调频斜率和起始频率, $e(t)$ 为侦收的混合信号中的干扰和噪声成分, 本文中假设该加性噪声为高斯白噪声.

1.2 RWT 变换

对于雷达信号 $x(t)$, 其 Wigner-Ville 分布(WVD) 为

$$W(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (3)$$

LFM 信号在 WVD 平面中表现为一条直线 $f = f_0 + at$, 其中参数 f_0 和 a 分别为信号的初始频率和调频斜率. 在 LFM 进行信号处理中, WVD 对单个 LFM 信号的时频性较好, 但分析混合信号时信号之间、信号与噪声之间存在着严重的交叉项^[17], 为了抑制 WVD 交叉项, 可沿 LFM 信号时频面中聚焦的直线做积分平滑, 故将 Radon 变换与 WVD 相结合, 形成 Radon-Wigner 变换(RWT)^[18]. LFM 信号通过 RWT 变换后得到^[19]:

$$R(\alpha, \beta) = \frac{1}{|\sin\beta|} \int_{-\infty}^{+\infty} W(t, f_0 + at) dt \Big|_{f_0 = \frac{\beta}{\sin\alpha}, a = -\cot\alpha} \quad (4)$$

当积分路径参数 (α, β) 与某个 LFM 信号调频参数 (a, f_0) 准确匹配时, 可获得最大的积分值, 此时表现为在 RWT 平面上出现一个峰值. 通过该峰值的坐标可获得相应的积分路径参数, 推导得到对应的信号参数.

2 多分量 LFM 信号的参数估计与分离

为了提高对多分量 LFM 信号的参数估计精度, 本文提出一种基于 RWT 粗估计和 RELAX 算法精估计的参数估计方法. 该方法将 RELAX 思想引入传统的基于 RWT 的 LFM 信号参数估计方法, 实现对信号分量参数的不断迭代优化估计, 极大地提高参数估计精度.

2.1 RELAX 算法

RELAX 算法是基于非线性最小方差准则的一种估计算法^[20], 该算法通过循环优化的思想将混合信号中的各个分量逐个地剔除, 通过迭代运算减小信号参数估计误差. 算法执行过程为: 由噪声和 N 个信号构成的多分量 LFM 信号 $S(t)$, 经过参数估计并分离前 $n-1$ 个信号后, 由其余信号和噪声组成的剩余信号 $S_{n-1}(t)$ 表达式为

$$S_{n-1}(t) = S(t) - \sum_{i=1}^{n-1} \exp[-j2\pi(f_{i0} t + a_i t^2)] \quad (5)$$

对第 n 个分量进行参数估计时, 根据 RELAX 算法中的非线性最小方差准则:

$$C_n(a_n, f_n) = \| S_{n-1}(t) - \exp[-j2\pi(f_n t + a_n t^2)] \|^2 = \| S_{n-1}(t) - s_n(t) \|^2 \quad (6)$$

通过求解 $\min C_n(a_n, f_n)$, 获得第 n 个信号分量参数的精确估计. 然后对估计出的前 n 个信号参数进行迭代更新. 更新过程为: 从原信号中分离出第 k 个 ($k \leq n$) 信号外的已估信号, 如式(7)所示. 然后从剩余信号 $S_k(t)$ 中估计第 k 个信号的参数, 依次迭代优化前 $n-1$ 个分量的估计值, 直至内部收敛. 这种估计剔除了其他已估信号的影响, 可以得到更高的估计精度.

$$S_k(t) = S(t) - \sum_{i=1, i \neq k}^n \exp[-j2\pi(f_{i0}t + a_it^2)] \quad (7)$$

例如估计第 3 个参数时($n = 2$), 根据公式(5) 计算剔除 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 得到剩余信号 $S_2(t)$. 通过计算 $S_2(t)$ 的 RWT 平面峰值粗估计得到 $s_3(t)$ 的参数(a_3, f_{30}). 在迭代更新过程中, 首先由 (a_2, f_{20}) 、 (a_3, f_{30}) 和公式(5) 更新 $s_1(t)$ 的参数(a_1, f_{10}), 由更新后的 (a_1, f_{10}) 、 (a_3, f_{30}) 更新 $s_2(t)$ 的参数(a_2, f_{20}), 再由更新后的 (a_1, f_{10}) 、 (a_2, f_{20}) 更新 $s_3(t)$ 的参数(a_3, f_{30}), 如此反复迭代优化直到内部收敛. 然后从原始信号中剔除估计出的 3 个信号, 估计剩余信号中其他分量的参数.

2.2 基于 RWT 和 RELAX 算法的多分量 LFM 信号参数估计算法流程

本文提出一种基于 RWT 和 RELAX 算法的多分量 LFM 信号参数估计算法. 这种方法充分利用了 RWT 方法可以迅速定位参数范围和 RELAX 算法估计精度高的特点, 可以实现对 LFM 分量的精确估计. 算法其具体步骤为:

步骤 1 基于 RWT 的参数粗估计

根据公式(5), 剔除已经估计出的前 n 个信号分量($0 \leq n < N$), 对剩余信号 $S_n(t)$ 进行 RWT 变换, 搜索变换平面的最高峰坐标值($\alpha_{\max}, \beta_{\max}$), 推导得到粗估计中心(a'_{n+1}, f'_{n+1}).

步骤 2 基于 RELAX 的参数精估计

通过步骤 1 估计出 $s_{n+1}(t)$ 信号参数的粗估计中心(a'_{n+1}, f'_{n+1}) 后, 运用 RELAX 算法对估计的 $n+1$ 个信号分量的参数进行迭代优化估计:

首先在信号参数的粗估计中心附近求解 $\min C_n(a_n, f_n)$, 得到第 $n+1$ 个信号分量的参数估计, 然后根据公式(7) 计算得到的 $S_k(t)$, 通过 RWT 变换重估并更新 $s_k(t)$ 信号的参数(a_k, f_k), 其中 $k = 1, 2, \dots, n$. 如此循环优化直至内部收敛, 此时包括 $s_{n+1}(t)$ 在内的 $n+1$ 个信号分量的参数更新完毕.

内部收敛的条件为剩余信号 $S_{n-1}(t)$ 的能量经过前后两次更新后的变化量低于收敛门限, 收敛判断过程可表示为(δ 为门限参数)

$$D_k - D_{k+1} \leq \delta \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} |S(t)|^2 dt \quad (8)$$

其中 D_k 为第 k 个信号分量的参数更新后, 剩余信号 $S_{n-1}(t)$ 的能量.

步骤 3 信号分离

通过 RWT 粗估计和 RELAX 精估计获得强信号分量参数的精确估计值(a_n, f_{n0}) 后, 采用参数重构实现强信号分量的分离:

$$s_n(t) = \exp[-j2\pi(f_{n0}t + a_nt^2)] \quad (9)$$

剩余信号的分离可采用时域对消法或者频域陷波法^[21]. 本文采用时域对消法分离剩余信号:

$$S_n(t) = S_{n-1}(t) - s_n(t) \quad (10)$$

步骤 4 终止门限判定

继续增加信号分量数目 n 的假设, 依次估计并分离剩余信号中的较强分量, 直到剩余信号的能量小于设定阈值, 可以认为信号中的所有分量均已分离, 否则返回步骤 1 继续. 剩余信号的能量判定可表示为(ξ 为阈值参数)

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s_{res}(t)|^2 dt \leq \xi \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} |S(t)|^2 dt \quad (11)$$

根据算法步骤作出算法流程图如图 1 所示:

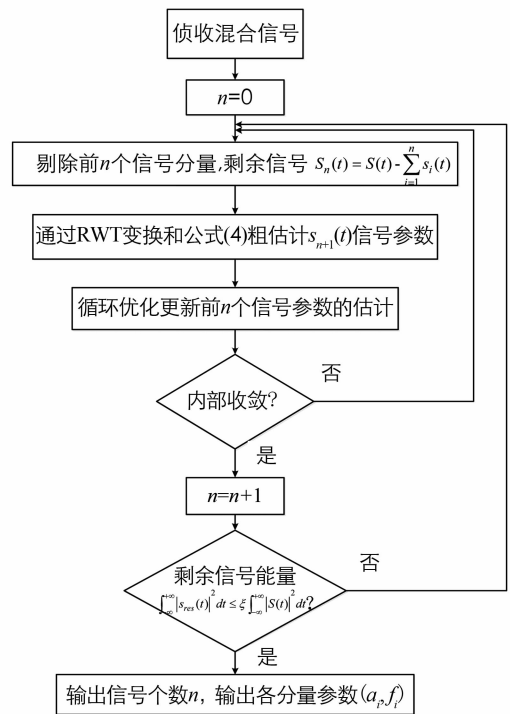


图 1 算法流程描述

3 仿真分析

仿真参数设置：假设接收机接收到的多分量 LFM 信号由 3 个 LFM 信号组成. 3 个分量的幅度分别为 1, 0.8, 0.7. 信号分量的标准化初始频率分别为 0.05, 0.3, 0.1 MHz, 终止频率分别为 0.35, 0.15, 0.25 MHz, 调频斜率分别为 $2.343\ 8 \times 10^9$, $-1.171\ 9 \times 10^9$, $-1.171\ 9 \times 10^9$ Hz/s. 噪声为加性高斯白噪声, RELAX 算法中的内部收敛参数 δ 为 10^{-2} , 算法终止门限的判定参数 ξ 无噪声条件下为 10^{-3} , 在有噪声条件下根据公式 11 和信噪比定义, 设 ξ :

$$\xi = \frac{1}{1 + 10^{\frac{SNR}{10}}}$$

(12)

仿真分析思路为：首先分析无噪声条件下本文算法对信号参数估计的有效性, 然后在强噪声条件下验证本文算法的估计精度稳定性, 最后通过比较本文算法与传统时频参数估计方法在不同信噪比下的估计效果.

3.1 无噪声条件下的信号参数估计

无噪声情况下多分量 LFM 信号 $S(t)$ 的 WVD 如图 2 所示. 图中 3 个信号的线性时频分布相互交叠, 而且由于交叉项的干扰, 已经难以分辨出 $S(t)$ 中的信号数目以及信号参数. 计算 $S(t)$ 的 RWT 得到图 3, 从图 3 中能够观察到突起的尖峰. 因此可以通过 RWT 中的峰值坐标得到信号的最佳投影路径参数, 并推导得到信号参数.

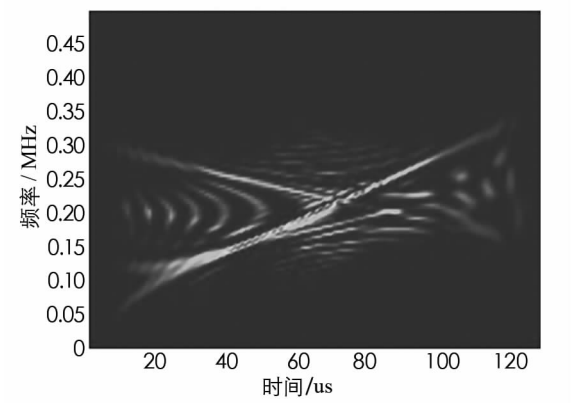


图 2 信号 $S(t)$ 的 WVD 图

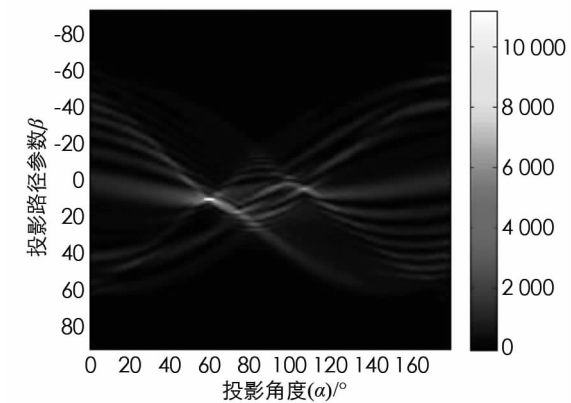


图 3 信号 $S(t)$ 的 RWT 图

$S(t)$ 的 RWT 平面最高峰值的坐标为 (60, 103), 推导得到最强信号分量 $s_1(t)$ 的参数的粗估计值为 (0.577 4, 0.03 MHz).

根据估计的参数重构信号 $s_1(t)$, 并从原信号 $S(t)$ 中分离重构信号, 得到剩余信号 $S_1(t)$. 根据算法思路, 通过对 $S_1(t)$ 进行基于 RWT 的粗估计和 RELAX 的精估计, 估计次强分量 $s_2(t)$ 和 $s_1(t)$ 的信号参数. 图 4 和图 5 为剩余信号 $S_1(t)$ 的 WVD 和 RWT. 从图 4 中能够观察到存在交叉干扰项的两条直线, 同时 RWT 分布中出现两个尖峰.

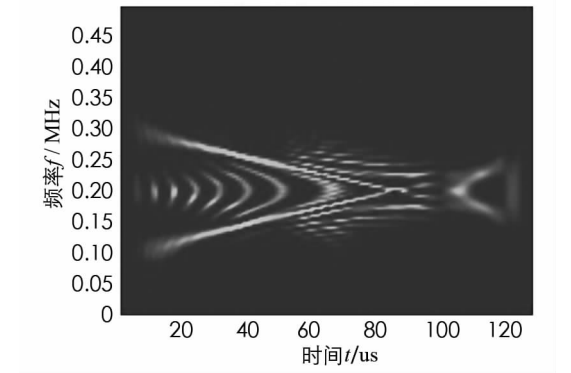


图 4 信号 $S_1(t)$ 的 WVD 图

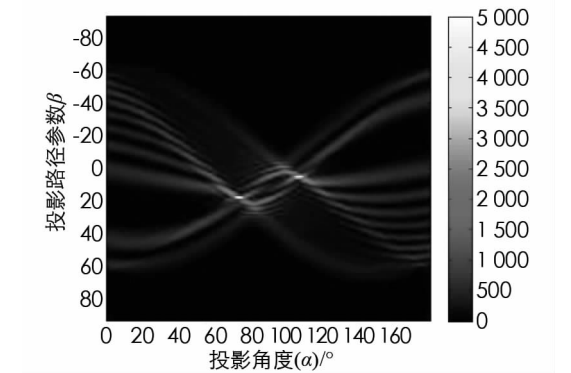


图 5 信号 $S_1(t)$ 的 RWT 图

进一步通过算法分离剩余信号中较强的信号分量 $s_2(t)$. 剩余信号 $S_1(t)$ 的 RWT 平面中最高峰值坐标为 (108, 98), 据此推算信号 $s_2(t)$ 参数的粗估计中心为 $(-0.324\ 9, 0.351\ 5\ \text{MHz})$. 然后通过 RELAX 算法对信号 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 的参数进行精估计. 根据信号 $s_2(t)$ 的估计结果, 从混合信号 $S(t)$ 中分离 $s_2(t)$, 对 $s_1(t)$ 进行重估, 进一步根据 $s_1(t)$ 的重估结果对 $s_2(t)$ 信号参数进行重估. 达到内部收敛后获得信号 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 的重估结果分别为 $(0.350\ 7, 0.048\ 0\ \text{MHz})$, $(-0.308\ 9, 0.302\ 5\ \text{MHz})$.

重构信号 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 并从原信号 $S(t)$ 中分离, 得到新的剩余信号 $S_2(t)$. 剩余信号 $S_2(t)$ 的 WVD 和 RWT 如图 6 和图 7 所示.

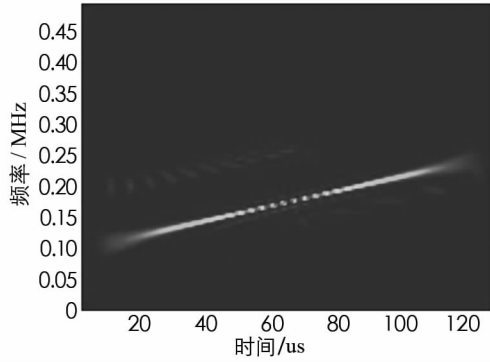


图 6 信号 $S_2(t)$ 的 WVD 图

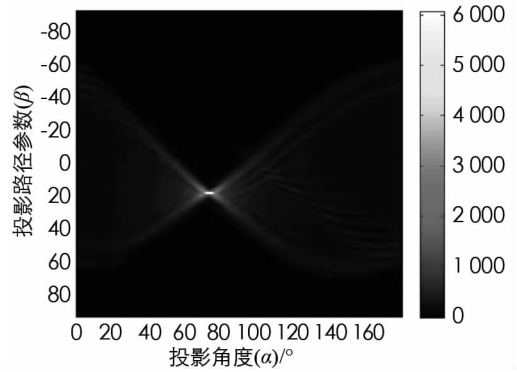


图 7 信号 $S_2(t)$ 的 RWT 图

基于 RWT 粗估计获得信号 $s_3(t)$ 的参数粗估值为 $(0.286\ 7, 0.118\ 7\ \text{MHz})$, 然后运用 RELAX 算法对信号 $s_1(t)$, $s_2(t)$ 和 $s_3(t)$ 进行迭代优化, 直至内部收敛, 最终得到混合信号中信号个数为 3, 信号参数分别为 $(0.599\ 4, 0.05\ \text{MHz})$, $(-0.308\ 9, 0.302\ 5\ \text{MHz})$, $(0.300\ 7, 0.099\ 7\ \text{MHz})$, 3 个分离后的信号分量与初始信号分量的相关系数为 0.996. 仿真结果表明, 本文算法能够有效分离混合信号中的各个分量并实现准确的参数估计.

3.2 强噪声条件下的信号参数估计

为了验证本文算法在噪声条件下的性能, 在信噪比 $\text{SNR} = -8\ \text{dB}$ 的强噪声背景下对信号进行参数估计. 图 8 为带噪信号的 WVD 图, 从图中仅能获得一条模糊的线性时频分布, 其余两条线性时频分布淹没于交叉项和噪声中.

运用本文算法对混合信号各分量进行估计. 首先计算 RWT 如图 9 所示. 图中最高点坐标值即为直线积分投影最大的积分路径, 其 (α, β) 值为 $(63, 106)$, 根据公式 (8) 计算可得信号参数 (a, f_0) 的粗估计中心为 $(0.509\ 5, 0.039\ 2\ \text{MHz})$.

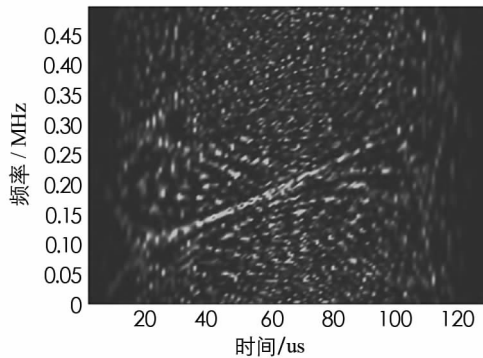


图 8 带噪信号 $S(t)$ 的 WVD 图

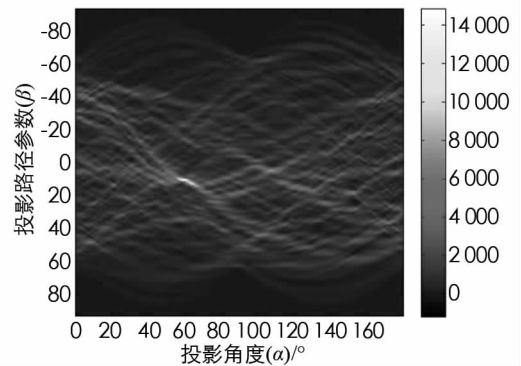


图 9 带噪信号 $S(t)$ 的 RWT 图

通过粗估计获得的最强信号分量 $s_1(t)$ 的参数值对该信号分量进行重构, 得到重构信号 $s_1(t)$ 和分离后的剩余信号 $S_1(t)$. 进一步对 $S_1(t)$ 进行基于 RWT 的粗估计, 得到信号的 WVD 和 RWT 分布如图 10 和图 11 所示. 其中 RWT 平面峰值坐标为 (108, 98), 因此得到第二个信号分量的参数粗估计值为 $(-0.318\ 9, 0.305\ 5\ \text{MHz})$. 通过 RELAX 算法对两个信号参数进行精估计, 得到两个信号的精估计值为: $(0.599\ 7,$

0.050 2 MHz), (−0.308 9,0.302 5 MHz).

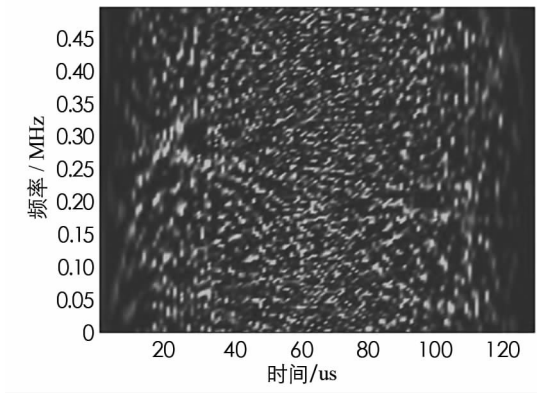


图 10 带噪信号 $S_1(t)$ 的 WVD 图

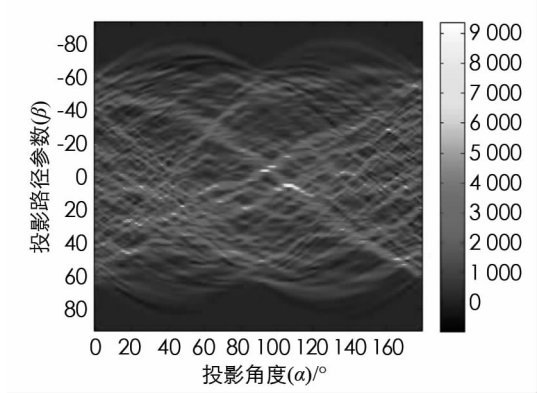


图 11 带噪信号 $S_1(t)$ 的 RWT 图

根据估计参数重构信号并将前两个信号分离,得到剩余信号 $S_2(t)$ 的 WVD 和 RWT 分布如图 12 和图 13 所示. 从剩余信号 $S_2(t)$ 的 WVD 中可以观察到模糊的线性调频分布,反映在 RWT 中的尖峰坐标为 (75, 110),通过粗估计得到信号的参数粗估计为 (0.267 9, 0.130 5 MHz).

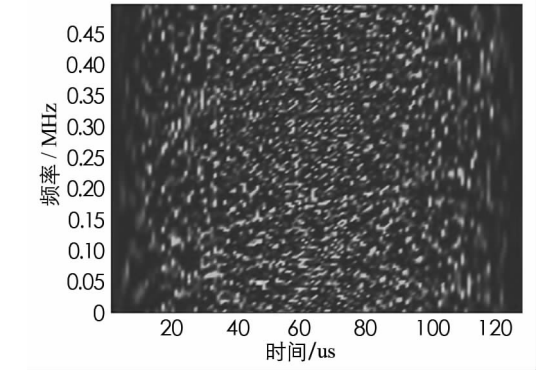


图 12 带噪信号 $S_2(t)$ 的 WVD 图

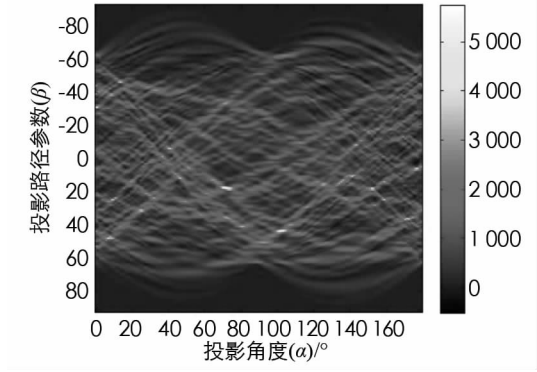


图 13 带噪信号 $S_2(t)$ 的 RWT 图

通过 RELAX 算法对估计的 3 个信号参数进行迭代优化精估计,得到 3 个信号的参数估计值为 (0.603 4,0.048 0 MHz), (−0.303 7,0.299 9 MHz), (0.299 7,0.097 6 MHz). 分离 3 个信号后的剩余信号 $S_3(t)$ 的能量与原信号 $S(t)$ 的能量之比为 77.43%, 低于算法终止阈值 86.32%, 因此估计过程结束,共分离并获得 3 个信号的参数.

3.3 算法性能分析

为了验证本文算法的估计优势,将本文提出的基于 RWT 和 RELAX 的混合信号参数估计方法与传统的 RAT 加解线调方法^[22] 在不同信噪比情况下进行比较.

表 1 为在信噪比为 −8 dB 的情况下,两种方法对于混合信号的估计结果. 从表中可知本文提出的基于 RWT 和 RELAX 算法的信号分离方法在进行混合信号分离后,分离信号与初始信号的相关系数高于传统的基于 RAT 加解线调的方法.

本文算法在传统算法中加入 RELAX 算法对信号参数进行精估计,提高了信号分离和参数估计效果. 因为本文加入的 RELAX 算法在对信号参数进行精确估计具备两项优点:

- 1) 传统算法估计信号分量参数后,直接将信号分离剔除,可能造成估计误差累计,导致后续信号分量的估计准确率下降. 而 RELAX 算法在每一个信号分量估计时,均对已经估计过的信号参数进行重估,迭代优化直至内部收敛,极大地减小了累积的估计误差.
- 2) 传统的基于 RAT 加解线调方法通过先 RAT 估计信号的调频斜率,然后根据估计的调频斜率进行解线调操作,对初始频率进行估计. 当信号中噪声较强时,调频斜率的估计可能出现较大的误差. 而本文基于 RWT 的对信号参数进行粗估计时能够同时实现对信号调频斜率和初始频率的估计,不存在调频斜率的估计误差对初始频率估计的影响.

表 1 两种算法的信号参数估计结果

		RAT 加解线调	本文算法
LFM1	a	0.575 6	0.619 2
	f_s	0.047 9	0.045 9
	f_e	0.335 7	0.355 5
LFM2	a	−0.323 2	−0.320 6
	f_s	0.284 2	0.320 5
	f_e	0.122 6	0.160 2
LFM3	a	0.380 8	0.258 0
	f_s	0.084 8	0.111 5
	f_e	0.275 2	0.240 5
相关系数		0.904 8	0.935 1

进一步验证不同信噪比条件下两种方法的分离效果,图 14 和表 2 为两种算法频率估计准确率对比。从图 14 可知,在信噪比低于−10 dB 的低信噪比条件下,两种算法均只能估计出信号中的一个分量;随着信噪比的改善,信号分离效果显著提高,当信噪比达到−8 dB 时,混合信号中的各个分量均可以被准确地分离并估计。相比于 RAT 加解线调算法,通过本文算法分离所得的信号分量与初始信号分量的相关系数高出 4.24%,在信噪比为−2 dB 时,本文算法通过本文算法分离所得的信号分量与初始信号分量的相关系数达到 0.994,性能较好。

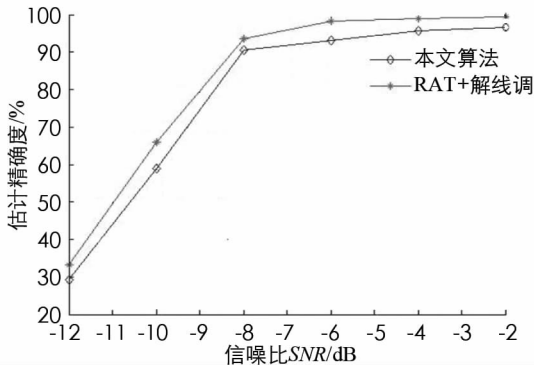


图 14 不同信噪比下分离信号与初始信号的相关系数

表 2 不同信噪比下分离信号与初始信号的相关系数

SNR/dB	−12	−10	−8	−6	−4	−2
RAT+解线调	0.293	0.588	0.905	0.932	0.956	0.967
本文算法	0.333	0.661	0.935	0.983	0.990	0.994

4 结束语

针对混合信号分离问题,本文提出了一种基于 RWT 和 RELAX 算法的信号分离方法。这种方法结合了 RWT 算法可对信号参数进行快速粗估计和 RELAX 算法估计精度高的特点,能够实现比传统方法更高的估计精度,信号分离效果好,具有较强的实用性。

参考文献:

[1] 朱 航,张淑宁,赵惠昌. 单通道多分量伪码复合线性调频信号分离及参数估计 [J]. 兵工学报,2014,35(9): 1365—1374.

[2] 朱 航,张淑宁,赵惠昌. 基于改进自适应分解法的单通道雷达引信混合信号分离 [J]. 物理学报,2014,63(5): 058401—1—058401—13.

[3] LIANG R M, ARUN K S. Parameter Estimation for Superimposed Chirp Signals [C]// IEEE International Conference on ASSP. San Francisco, 1992: 273—276.

[4] 李春红,韦新星. Elastic Net 方法在 Cox 模型变量选择中的研究 [J]. 西南大学学报(自然科学版),2015,37(7): 95—101.

[5] 杜文久,谢荣华,李洪波. 多维项目反应理论二级评分模型的参数估计 [J]. 西南大学学报(自然科学版),2015,37(5): 78—81.

[6] GUAN X, ZHONG L H, HU D H, et al. An Extended Processing Scheme for Coherent Integration and Parameter Estimation Based on Matched Filtering in Passive Radar [J]. Journal of Zhejiang University Science C, 2014, 15(11): 1071—1085.

[7] LIU S, SHAN T, ZHANG Y D, et al. A Fast Algorithm for Multi-Component LFM Signal Analysis Exploiting Seg-

- mented DPT and SDFrFT [C]// IEEE International Radar Conference, 2015: 1139—1143.
- [8] ZHU Jian-dong, LI Jin-liang, GAO Xiang-dong, et al. Adaptive Threshold Detection and Estimation of Linear Frequency-Modulated Continuous-Wave Signals Based on Periodic Fractional Fourier Transform [J]. Circuits Systems Signal Processing, 2015, 35(7): 2502—2517.
- [9] WU G Z, FU G, WU Y J. Detection and Parameter Estimation of Chirp Signal Based on Time-Frequency Analysis [J]. Advanced Materials Research, 2014, 989: 3989—3992.
- [10] XU J Z, YU F Q, DUAN P G, et al. A Direction of Arrival Estimation Method for Wideband LFM Signals Based on RWT and ESPRIT Algorithm. Advanced Marerials Research, 2014, 1044: 976—981.
- [11] 贾舒宜, 王国宏, 杜文超. 在单脉冲内基于 Radon-ambiguity 变换的加速度估计方法研究 [J]. 宇航学报, 2008, 29(3): 989—994.
- [12] LI Y, TANG B. Parameters Estimation and Detection of MIMO-LFM Signals Using MWHT [J]. International Journal of Electronics, 2015, 103(3): 439—454.
- [13] 马秀荣, 张 媛, 白 媛, 等. 基于功率谱形态学运算的 LFM 信号参数估计 [J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(1): 16—22.
- [14] 刘 颖, 陈殿仁, 陈 磊, 等. 基于周期 Choi-Williams Hough 变换的线性调频连续波信号参数估计算法 [J]. 电子与信息学报, 2015, 37(5): 1135—1140.
- [15] LIU Zheng-she, LI Jian. Implementation of the RELAX algorithm [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, 1998, 34(2): 657—664.
- [16] LI Chang-zhi, LING Jun, LI Jian, et al. Accurate Doppler Radar Noncontact Vital Sign Detection Using the RELAX Algorithm [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(3): 687—695.
- [17] 许建忠, 王祖林, 郭旭静. 采用 RWT 的信号波达方向估计方法 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(9): 16—19.
- [18] 常 雯, 李增辉, 杨 健. 基于迭代 Radon-Wigner 变换 FMCW-ISAR 目标速度估计及速度补偿 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2014, 54(4): 464—468.
- [19] 张贤达, 保 铮. 非平稳信号分析与处理 [M]. 北京: 国防工业出版社, 1998: 156—180.
- [20] 贺 颖, 田幕琴. RELAX 算法在鼠笼式异步电机转子故障诊断中的应用 [J]. 仪表技术与传感器, 2013(8): 86—88.
- [21] 黄 宇, 刘 锋, 王泽众, 等. 基于周期 FRFT 的多分量 LFM CW 雷达信号分离 [J]. 航空学报, 2013, 34(4): 846—854.
- [22] 刘爱芳, 朱晓华, 陆锦辉, 等. 基于 Radon-Ambiguity 变换的多分量 LFM 信号检测与参数估计 [J]. 南京理工大学学报, 2004, 28(4): 409—413.

A Parameter Estimation Algorithm for Multi-Component LFM Signal Based on RWT and RELAX

WANG Heng, ZHENG Bi-geng

School of Electronics and Information Engineering, Jingchu University of Technology, Jingmen Hubei 448000, China

Abstract: An algorithm for multi-component LFM signal estimation and separation based on RWT and RELAX has been proposed. The multi-component LFM signal is separated by individually estimating and separating the stronger component in this algorithm. In parameters estimation phase, the rough estimation of stronger component is obtained by searching the highest peak of the RWT domain. Then the RELAX algorithm is applied for effectively improving the accuracy of the rough estimation in an iteratively way. The simulation results show that while the SNR is -2 dB, the correlation coefficient between the separated and original signals can reach 0.994 while the multi-component LFM signal has 3 components. The correlation coefficient of the proposed algorithm is higher than that of traditional estimation algorithm based on RAT and Chirp-Fourier.

Key words: parameters estimation; linear frequency modulation; Radon-Wigner transform (RWT); RELAX algorithm; signal separation

责任编辑 汤振金