

一种新的信号分解算法及其在机动目标 ISAR 成像中的应用

王 勇, 姜义成

(哈尔滨工业大学电子工程技术研究所, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 本文首先提出一种新的信号分解算法——修正自适应 Chirplet 分解算法, 将 Chirplet 基函数推广到非线性调频信号的形式, 克服了传统自适应 Chirplet 分解对复杂信号逼近程度不高的缺点. 然后提出单分量基函数参数估计的一种实用算法和基于 CLEAN 思想的多分量信号分解方法, 并将其应用于机动目标的 ISAR 成像中, 进一步提高了成像质量, 外场实测数据成像结果验证了本文方法的有效性.

关键词: 修正 Chirplet 分解; 非线性调频信号; CLEAN 思想; ISAR 成像

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 03-0445-05

A New Algorithm of Signal Decomposition and Its Application in ISAR Imaging of Maneuvering Targets

WANG-Yong, JIANG Yi-cheng

(Research Institute of Electronic Engineering Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: A new algorithm of signal decomposition Modified Adaptive Chirplet Decomposition (MACD) is presented. The results of traditional Chirplet decomposition are not accurate for a complex signal, and this disadvantage is overcome by extending the Chirplet atoms to nonlinear frequency modulated signal. Then an efficient algorithm of parameters estimation to mono-component elementary function and the decomposition method based on CLEAN technique to multi-component signal is proposed, at last this algorithm is used in ISAR imaging of maneuvering targets, and the quality of ISAR images improves greatly. So the MACD algorithm is valuable in practice, and the results of real data demonstrate the validity of the method proposed.

Key words: MACD; nonlinear frequency modulated signal; CLEAN technique; ISAR imaging

1 引言

在机动飞行目标的逆合成孔径雷达 (ISAR) 成像中, 回波数据经过运动补偿后可近似为多分量多项式相位信号, 此时若想正确成像, 需估计出每个信号分量的参数, 进而得到目标的距离——瞬时多普勒像^[1]. 针对多分量信号的参数估计, 国内外学者提出了许多不同的方法, 如联合时频分布法^[2], 基于解调频技术的逐次消去法^[3]以及松弛迭代法^[4]等, 但这些方法都假设每个信号分量为线性调频信号, 这在目标的机动性不强时可近似成立. 实际上, 飞机一类目标做高机动飞行的情况时有发生, 此时若仍采用以上方法进行成像, 得到的图像会含有大量虚假散射点, 影响成像质量. 文献[5]提出了一种信号分解算法——自适应 Chirplet 分解法, 将多分

量信号分解成一组线性调频小波 (Chirplet) 基的线性组合, 然后, 再分别对这些基函数进行时频分析, 其基函数是根据信号的不同特点, 按照与信号最匹配的原则来自适应估计的. 这种方法进一步提高了多分量信号的参数估计精度, 但其基函数仍是线性调频信号的形式, 对复杂的多项式相位信号的逼近程度仍然不高.

基于此, 本文提出了修正的自适应 Chirplet 分解 (Modified Adaptive Chirplet Decomposition, MACD) 算法, 将 Chirplet 基函数推广到非线性调频信号的形式, 以更准确的逼近原始信号. 文中首先给出了修正自适应 Chirplet 分解的定义, 研究了基函数的参数估计方法, 然后针对多分量信号, 提出基于 CLEAN 思想的信号分解方法, 依次估计出每个信号分量的参数, 最后将其应用于机动目标的 ISAR 成像中, 使得成像质量进一步提高.

2 自适应 Chirplet 分解简介

自适应 Chirplet 分解是以基函数与待分析信号最相似的原则来选择基的, 将待分析信号 $s(t)$ 表示为一组线性调频小波基的线性叠加:

$$s(t) = \sum_{n=0}^{\infty} C_n g_n(t) \quad (1)$$

$$g_n(t) = (\pi\sigma_n^2)^{-0.25} \exp\left\{-\frac{(t-t_n)^2}{2\sigma_n^2} + j\omega_n(t-t_n) + j\beta_n(t-t_n)^2\right\} \quad (2)$$

其中, σ_n , t_n , ω_n , β_n 分别表示线调频小波基的宽度, 时间中心, 初始频率和调频率.

基函数按照下列准则逐个自适应估计:

$$|C_n|^2 = \max_{g_n} \langle s_n(t), g_n(t) \rangle^2 \quad (3)$$

其中

$$s_n(t) = s_{n-1}(t) - C_{n-1}g_{n-1}(t), s_0(t) = s(t) \quad (4)$$

$s_n(t)$ 是 $s_{n-1}(t)$ 向基函数 $g_{n-1}(t)$ 作正交投影后的剩余量, 可以表示为

$$s_n(t) = s(t) - \sum_{i=1, i \neq n}^M C_i g_i(t) \quad (5)$$

M 为基函数的个数.

采用式(3)~(5)的方法, 可完成对信号 $s(t)$ 的分解. 下面, 计算基函数 $g_n(t)$ 的 Wigner-Ville 分布, 可得

$$WVD_{g_n}(t, \omega) = 2 \exp\left\{-\frac{(t-t_n)^2}{\sigma_n^2} - 4\sigma_n^2[(\omega-\omega_n)/2 - \beta_n(t-t_n)]^2\right\} \quad (6)$$

可见, 线调频小波基 $g_n(t)$ 的 Wigner-Ville 分布集中在直线

$$\omega = 2\beta_n t + (\omega_n - 2\beta_n t_n) = 2\beta_n t + \tilde{\omega}_n \quad (7)$$

上, 其中 $\tilde{\omega}_n = \omega_n - 2\beta_n t_n$.

3 修正自适应 Chirplet 分解(MACD)

在 Chirplet 分解的基础上, 本文提出修正的自适应 Chirplet 分解, 其基函数具有如下形式

$$h_n(t) = (\pi\sigma_n^2)^{-0.25} \exp\left\{-\frac{(t-t_n)^2}{2\sigma_n^2} + j\omega_n(t-t_n) + j\beta_n(t-t_n)^2 + j\gamma_n(t-t_n)^3\right\} \quad (8)$$

其中, σ_n , t_n , ω_n , β_n 分别表示基函数的宽度, 时间中心, 初始频率和调频率. 定义 γ_n 为基函数的弯曲因子, 它的存在, 使得基函数 $h_n(t)$ 的时频关系变为曲线, 如图 1 所示.

MACD 算法即是待分析信号 $s(t)$ 表示为一组新的基函数 $h_n(t)$ 的线性组合, 即

$$s(t) = \sum_{n=0}^{\infty} D_n h_n(t) \quad (9)$$

MACD 算法实质上等价于寻找与信号最接近的基函数

$$|D_n|^2 = \max_{h_n} \langle s_n(t), h_n(t) \rangle^2 \quad (10)$$

其中

$$s_n(t) = s_{n-1}(t) - D_{n-1}h_{n-1}(t) \quad (11)$$

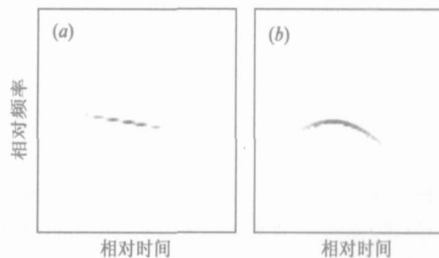


图 1 基函数时频关系 (a)线调频基函数; (b)MACD 基函数

$s_n(t)$ 是 $s_{n-1}(t)$ 向基函数 $h_{n-1}(t)$ 作正交投影后的剩余量, $s_0(t) = s(t)$.

从式(10)可以看出, 系数 D_n 的计算是一个多维非线性优化问题, 通常, 没有解析形式的解, 如果采用遍历整个参数空间的穷搜索方法进行估计, 运算量将是相当大的. 文献[6, 7]中针对线性调频基提出了参数估计的简化算法, 但仍需要在一定范围内进行参数搜索, 或者自适应迭代等, 不利于应用到 MACD 基函数的参数估计当中. 基于此, 这里提出了一种实用的 MACD 基函数参数估计算法, 过程如下.

3.1 单分量信号参数估计

对于单分量信号, 可以利用基函数本身所包含的参数信息和自身特点, 采用已有的一些信号处理方法来获得参数的估计值, 方法如下:

假设原始信号 $s(t) = D_0 h_0(t)$, 首先构造参考信号

$$s_{ref}(t) = \exp(-j\gamma t^3 - j\beta t^2)$$

其中 γ 和 β 在一定范围内变化, 然后计算下式

$$\{\beta, \gamma\} = \arg \max_{\beta, \gamma} \text{FFT}[s(t) * s_{ref}(t)] \quad (12)$$

其中, $\text{FFT}[\cdot]$ 为快速 Fourier 变换算子, 同时有

$$s(t) * s_{ref}(t) = D_0 (\pi\sigma_0^2)^{-0.25} \exp\left\{-\frac{(t-t_0)^2}{2\sigma_0^2}\right\} \times \exp\{j(\omega_0 - 2\beta_0 t_0 + 3\gamma_0 t_0^2)t\} \times \exp\{j(\beta_0 - \beta - 3\gamma_0 t_0)t^2\} \times \exp\{j(\gamma_0 - \gamma)t^3\} \quad (13)$$

由式(13)知, 当 $\gamma = \gamma_0$ 时, 式(12)达到最大值, 所以可通过对式(12)进行谱峰搜索得到 γ_0 的估值 $\hat{\gamma}_0$ 及 $\beta_0 - 3\gamma_0 t_0$ 的估值 $\hat{\beta}$.

根据估计得到的 γ_0 和 β 构造新的参考函数

$$\hat{s}_{ref}(t) = \exp\{-j\hat{\gamma}_0 t^3 - j\hat{\beta} t^2\} \quad (14)$$

然后用此参考函数对原信号 $s(t)$ 解调频, 此时得到一近似正弦信号, 计算该正弦信号的频率, 得

$$\hat{\omega} = \max_{\omega} \{\text{FFT}[s(t) * \hat{s}_{ref}(t)]\} \quad (15)$$

设计一带宽极窄的带通滤波器把 $\tilde{\omega}$ 附近的窄谱滤出, 并做 Fourier 反变换, 得到近似正弦信号 $u(t)$, 即

$$u(t) = \text{IFFT}[\text{window}(\tilde{\omega}) \times \text{FFT}[s(t) * \hat{s}_{rf}(t)]] \quad (16)$$

其中, $\text{IFFT}[\cdot]$ 为快速 Fourier 反变换算子,

$$\text{window}(\tilde{\omega}) = \begin{cases} 1, & \tilde{\omega}_L < \tilde{\omega} < \tilde{\omega}_R \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

为带通滤波器, $\tilde{\omega}_L$ 、 $\tilde{\omega}_R$ 的数值根据窄谱的宽度确定。

然后计算 $u(t)$ 的 Wigner-Ville 分布, 得到 $s(t)$ 的时间中心估计值 t_0 , 即

$$t_0 = \arg \max_t [WVD_u(t, \omega)] \quad (17)$$

进而得到 β_0 的估值

$$\beta_0 = \beta + 3\gamma_0 t_0 \quad (18)$$

根据估计的 t_0 、 γ_0 和 β_0 构造参考函数

$$s'_{rf}(t) = \exp[-j\beta_0(t-t_0)^2 - j\gamma_0(t-t_0)^3] \quad (19)$$

然后计算下式得到 ω_0 的估值 ω_0 ,

$$\omega_0 = \max_{\omega} [\text{FFT}[s(t) * s'_{rf}(t)]] \quad (20)$$

ω_0 的计算采用信号与基函数最匹配的原则来进行估计, 即

$$\omega_0 = \arg \max_{\omega} |\langle s(t), h(t) \rangle|^2 \quad (21)$$

其中,

$$h(t) = (\pi\sigma^2)^{-0.25} \exp\left\{-\frac{(t-t_0)^2}{2\sigma^2} + j\omega_0(t-t_0) + j\beta_0(t-t_0)^2 + j\gamma_0(t-t_0)^3\right\} \quad (22)$$

最后利用式(10)可得到 D_0 的估值 D_0 。

通过以上步骤可完成对单分量信号的参数估计。计算过程中涉及二维搜索和 FFT 及乘法运算, 相比传统的自适应 Chirplet 分解, MACD 算法可对信号进行更精确的分解。但由于增加了一维的搜索过程, 导致计算量有所增加, 因此, 如何快速的对信号进行修正自适应 Chirplet 分解, 将是今后需要进一步研究的问题。下面研究基于 CLEAN 思想的多分量信号参数估计方法。

3.2 多分量信号参数估计

对于多分量信号的情况, 本文提出了基于 CLEAN 思想的参数估计方法, 过程如下:

第一步: 根据式(12)、(17)、(18)、(20)、(21)及(10)估计第一个信号分量 $s_1(t)$ 的弯曲因子 γ_1 、调频率 β_1 、时间中心 t_1 、初始频率 ω_1 、时间宽度 σ_1 及系数 D_1 。

第二步: 根据下式在原始信号中把估计出的第一个信号分量减掉

$$s_2(t) = \text{IFFT}[(1 - \text{window}(\omega)) \times \text{FFT}[s(t) * e^{-j\beta_1 t_1} e^{j\omega_1 t}]] \quad (23)$$

其中 $\text{window}(\omega)$ 如式(16)所示, $s(t)$ 为原始信号, 且

$$\varphi_1 = \omega_1(t-t_1) + \beta_1(t-t_1)^2 + \gamma_1(t-t_1)^3 \quad (24)$$

第三步: 根据式(12)、(17)、(18)、(20)、(21)及(10)估计第二个信号分量 $s_2(t)$ 的弯曲因子 γ_2 、调频率 β_2 、

时间中心 t_2 、初始频率 ω_2 、时间宽度 σ_2 及系数 D_2 。

第四步: 重复以上步骤, 直到剩余信号的能量小于某一阈值 ε 为止, 即

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |s_{res}(t)|^2 dt \leq \varepsilon \quad (25)$$

文中 CLEAN 技术的实质是对不同信号分量设计相应的滤波器, 通过对信号分量进行滤波而达到信号分解的目的。滤波过程是在信号的频域进行, 避免 CLEAN 中对信号模型的严格要求。尤其是针对修正 Chirplet 基函数, 各信号分量的持续时间不同, 而且包络也是时变的, 该方法仍然有效, 具有较高的稳定性, 这更符合实际应用的需要。

图 2 给出了一组信号分解结果。图 2(a) 所示为一蝙蝠发射的回波定位脉冲的时域波形; 图 2(b) 是相应的 Wigner-Ville 分布, 从图中可以看出, 交叉项成分严重干扰着信号项; 图 2(c) 是基于传统自适应 Chirplet 分解后的 Wigner-Ville 分布, 该分布不含交叉项, 但对信号时变特性的刻画存在明显失真; 图 2(d) 是基于本文提出的 MACD 算法分解出每个信号分量后, 计算其高阶 Wigner-Ville 分布后的分析结果, 不难看出, MACD 算法能同时刻画蝙蝠回波定位脉冲中的非线性性和线性时变成分, 可更精确地显示信号分量的频率随时间的变化特性。

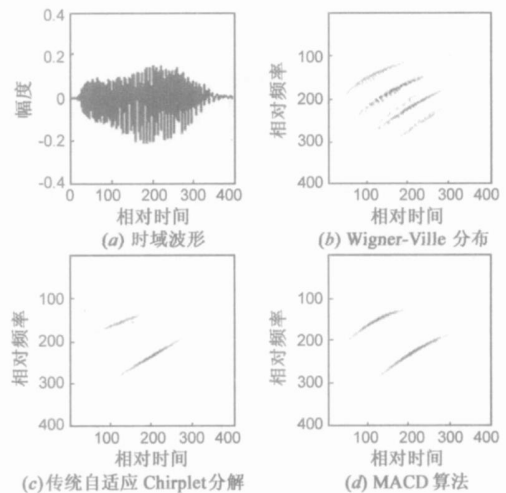


图 2 蝙蝠回波定位脉冲及其时频分布

4 基于 MACD 算法的机动目标 ISAR 成像

当目标机动飞行时, 由于其转轴和转速都是随时间变化的, 目标散射点回波的多普勒信号也是时变的, 因此传统的成像处理得到的图像是模糊的, 无法识别目标。基于此, 人们提出了距离——瞬时多普勒的概念, 同时给出了实用算法。该算法对时变多普勒信号做一阶线性近似, 即认为目标各散射点回波为线性调频

信号。但是,当目标机动性很强时,散射点回波多普勒信号变化可能是高阶的,此时,为能正确成像,文献[8]提出了基于乘积型高阶模糊度函数的估计方法估计多项式相位系数来进行机动目标成像,但这种方法对信号的参数估计精度不高,具有误差传递特性;文献[9]提出了基于信号的 Chirplet 分解的机动目标成像算法,该算法用分段线性的曲线近似表示各散射点的多普勒变化,即把具有高阶多普勒的散射点回波近似为多个线性调频信号分量之和,但该方法对信号的逼近程度不高,对于一些散射点在某些时刻存在幅度和频率估计误差,尤其是在两个分量的接点处误差更大,此时得到的图像会含有虚假散射点,同时存在散射点定位不准的现象,这都会影响成像质量。因此,本文提出基于 MACD 算法的机动目标 ISAR 成像算法,对散射点回波信号进行修正自适应 Chirplet 分解,进一步提高了信号的参数估计精度,使得成像质量得到改善。

由于主要研究机动目标的成像,因此认为雷达数据已经过运动补偿处理,此时每个距离单元回波为一多分量信号,同时有些散射点回波并不是完整地存在于整个孔径,其幅度也是时变的,因此可认为某一距离单元的目标回波是一变包络的多分量多项式相位信号,模型如下:

$$s(t) = \sum_{k=1}^K a_k(t) \exp(j\phi_k(t)) \quad (26)$$

$$\phi_k(t) = \phi_{0,k} + 2\pi \sum_{m=1}^M c_{k,m} t^m \quad (27)$$

其中 $a_k(t)$ 为第 k 个分量的幅度, $\phi_k(t)$ 为 K 阶多项式相位。

前面已经提到过,对多分量多项式相位信号,采用 MACD 算法可以更精确地逼近原始信号,优于传统的自适应 Chirplet 分解算法。现用一组 ISAR 外场实测数据来比较两种算法的成像结果。

选取两段雅克-42 飞机机动飞行数据段,雷达发射线性调频信号,载频 $f_0 = 5.52\text{GHz}$,发射信号带宽 $B = 400\text{MHz}$,脉宽 $\tau = 25.6\mu\text{s}$,脉冲重复频率 $f_r = 5.12\text{s}$,成像积累时间分别为 $t = 3.84\text{s}$ 和 $t = 5.12\text{s}$ 。这里的包络对齐采用积累互相关法,相位校正采用恒定相位差消除法,图 3(a) 和 (b) 为基于传统距离——多普勒算法分别对两段不同数据进行成像的结果,此时所得图像模糊,已无法辨识。图 4(a)、(c) 为第一段数据采用自适应 Chirplet 分解方法分别在 $t = 0.38\text{s}$ 、 $t = 0.96\text{s}$ 时刻的瞬时成像结果,其中的 Chirplet 分解方法详见文献[6]。可以看到,此时的图像质量较好,而且反映出不同时刻目标不同的运动姿态;但由于此时对目标回波信号做线性近似,可能将一个散射点回波分成多个信号分量,这样会导致虚假散射点的产生,同时对某些散射点的定

位也存在误差。图 4(b)、(d) 为采用本文提出的 MACD 算法在分别与图 4(a)、(c) 相同时刻的成像结果,可见,此时的图像质量进一步得到提高,而且目标的虚假散射点得到减少,尤其是在飞机的机头与机翼处。同样,图 4(e)、(g) 为第二段数据采用自适应 Chirplet 分解方法分别在 $t = 0.51\text{s}$ 、 $t = 1.28\text{s}$ 时刻的瞬时成像结果;图 4(f)、(h) 为采用本文提出的 MACD 算法在分别与图 4(e)、(g) 相同时刻的成像结果,此时的成像质量也得到进一步的提高。

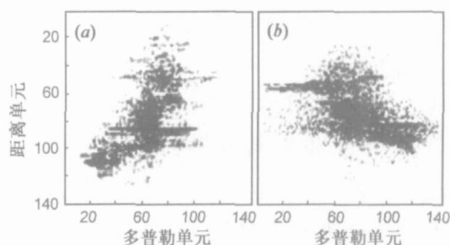


图 3 两段数据的距离—多普勒算法成像结果

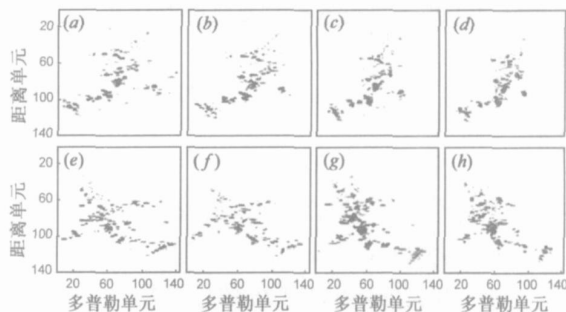


图 4 雅克-42 飞机两段数据不同方法成像结果

5 结论

本文首先提出一种新的信号分解算法——修正自适应 Chirplet 分解算法,将 Chirplet 基函数推广到非线性调频信号的形式,克服了传统自适应 Chirplet 分解对复杂信号逼近程度不高的缺点。然后研究了基函数的参数估计方法,针对多分量信号,提出基于 CLEAN 思想的信号分解方法,依次估计出每个信号分量的参数,最后将其应用于机动目标的 ISAR 成像中,与传统的基于自适应 Chirplet 分解法获得的成像结果相比,成像质量得到进一步改善。

参考文献:

- [1] Bao Z, Wang G, Luo L. Inverse synthetic aperture radar imaging of maneuvering targets [J]. Optical engineering, 1998, 37(5): 1582–1588.
- [2] V C Chen, S Qian. Joint time frequency analysis for radar range-Doppler imaging [J]. IEEE Trans on AES, 1998, 34(2): 486–499.
- [3] Peter T Gough. A fast spectral estimation algorithm based on

- FFT[J]. IEEE Trans on SP, 1996, 42(6): 1317– 1322.
- [4] Li J, Stoica P. Efficient mixed spectrum estimation with applications to target feature extraction[J]. IEEE Trans on SP, 1996, 44(2): 281– 296.
- [5] Mann Steve, Haykin Simon. The Chirplet transform: physical considerations[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1995, 43(11): 2745– 2761.
- [6] 邹虹, 保铮. 一种有效的基于 Chirplet 自适应信号分解算法[J]. 电子学报, 2001, 29(4): 515 – 517.
ZOU Hong, BAO Zheng. An efficient algorithm for adaptive Chirplet based signal decomposition[J]. Acta electronica sinica, 2001, 29(4): 515– 517. (in Chinese)
- [7] 殷勤业, 倪志芳. 自适应旋转投影分解法的快速实现[J]. 通信学报, 1998, 19(1): 22– 28.
YIN Qinye, NI Zhifang. A fast implementation of adaptive oriented orthogonal projective decomposition (AOP) [J]. Journal of China institute of communications, 1998, 19(1): 22– 28. (in Chinese)
- [8] 郑义明, 邢孟道, 保铮. 基于多分量多项式信号参数估计的机动目标成像[J]. 西安电子科技大学学报, 2000, 27(4): 471– 475.
ZHENG Yiming, XING Mengdao, BAO Zheng. Imaging of maneuvering targets based on parameter estimation of multicomponent polynomial signals[J]. Journal of XiDian university, 2000, 27(4): 471– 475. (in Chinese)
- [9] 王根原, 保铮. 一种基于自适应 Chirplet 分解的逆合成孔径雷达成像方法[J]. 电子学报, 1999, 27(3): 29– 31.
WANG Genyuan, BAO Zheng. ISAR imaging based on Chirplet decomposition to maneuvering targets[J]. Acta electronica sinica, 1999, 27(3): 29– 31. (in Chinese)

作者简介:

王 勇 男, 1979 年生于吉林扶余, 现为哈尔滨工业大学通信与信息系统专业博士生. 主要研究方向: 非平稳信号的时频分析及其在合成孔径雷达成像中的应用. E-mail: wangyong6012@hit.edu.cn

姜义成 男, 1964 年生于哈尔滨市, 哈尔滨工业大学教授, 博士生导师, 研究方向为雷达信号处理, 目标识别技术等.