

基于复数局部均值分解的含旋转部件目标微多普勒分离技术

袁斌* 徐世友 陈曾平

(国防科学技术大学 ATR 国防科技重点实验室 长沙 410073)

摘要: 针对逆合成孔径雷达成像中某些含旋转部件的雷达目标, 其回波由于受到旋转部件微多普勒的影响, 从而导致目标主体成像质量下降的问题, 该文研究了基于复数局部均值分解的微多普勒分离方法。该文通过分析目标主体和旋转部件回波分量的多普勒差异, 并利用复数局部均值分解方法精确分离信号中内含的振荡模式, 自适应地从高频至低频将复杂非平稳信号分解成若干个平稳的单分量信号, 从而实现微多普勒信号分离。通过将微多普勒信号和目标主体回波进行分离, 可以提高目标主体的成像质量, 并能更好地获得旋转部件的微动参数特征。仿真和实测数据的结果证明了该方法的有效性。

关键词: ISAR 成像; 微多普勒分离; 旋转部件; 复数局部均值分解

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)12-2927-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00655

Micro-Doppler Separation from Targets with Rotating Parts Based on Complex Local Mean Decomposition

Yuan Bin Xu Shi-you Chen Zeng-ping

(ATR Key Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In the ISAR imaging of targets with rotating parts, the image of the targets' main body may be shadowed by the micro-Doppler effect induced by the rotating parts. To solve this problem, an algorithm utilizing complex local mean decomposition is researched to separate the micro-Doppler signature. The Doppler frequency difference between the main body and the rotating parts is analyzed, and the complex local mean decomposition method is utilized to separate the micro-Doppler signature which accurately separate the oscillation mode embedded in signals and decompose the complex modulation non-stationary signals adaptively into some stable mono-components. After the separation, better geometrical features of the main body and micro-Doppler features of the rotating parts can be obtained by processing each independently. The results from the simulated and measured data are given to verify the validity of the proposed algorithm.

Key words: Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) imaging; Micro-Doppler separation; Rotating parts; Complex Local Mean Decomposition (CLMD)

1 引言

在高分辨雷达成像中, 为简化处理一般假设目标满足刚体模型, 即认为目标上所有散射点运动状态是相同的。然而对于现实目标来说, 这种条件往往并不满足。通常在目标整体运动的同时, 目标上的某些局部散射点还存在与整体状态不同的运动, 称之为微动^[1]。其中包含旋转部件的目标, 在实际成像中尤为常见, 如直升机、螺旋桨飞机、喷气式飞机、含旋转天线的舰船和含游动部件的卫星等。当目标包含旋转微动结构部件时, 由于旋转部件所产生的微多普勒与目标主体回波多普勒混叠, 将对目标主体 ISAR 成像结果造成污染, 同时也增加了旋

转部件微动特征分析的难度。将微多普勒信号从主体回波信号中分离, 一方面可提高目标主体的成像质量, 另一方面也可提高微多普勒信号微动参数估计精度。

微多普勒概念被提出以来, 许多有效的微多普勒信号分离技术相继被提出。文献[1]系统地研究了多种微动数学模型, 并分析了其微多普勒效应的谱特征; 文献[2]提出了基于小波变换和联合时频分析的微多普勒信号分离方法, 作者首先通过小波变换对信号进行处理去除低频分量, 然后对高频分量进行时频分析, 该方法对旋翼型的直升机回波数据获得了较好效果。但是, 小波变换是一种时频面上机械的格型分解, 其本质上无自适应性; 文献[3]根据微多普勒信号和目标主体回波信号的差别, 提出了

2012-05-29 收到, 2012-10-22 改回

*通信作者: 袁斌 yuanbin_163@163.com

基于 Chirplet 基分解的分离方法,对 Chirplet 基分解后的回波信号,依据调频率参数的大小对微多普勒进行分离,该方法对喷气式飞机实测数据处理,取得了不错的分离结果。但是,Chirplet 基函数包含 4 个未知参数,分解算法运算量较大;文献[4,5]分别利用线性调频基函数和调幅-线性调频基函数来代替 Chirplet 基,可以看作是对文献[3]中方法的一种简化处理;文献[6]提出了利用正弦指数基函数匹配进行微多普勒信号分离方法,但该基函数丢失了旋转部件的旋转半径信息;文献[7,8]分别研究了基于距离像序列或基于某个距离单元时频谱图的正弦曲线匹配处理的方法对微多普勒信号进行分离。但该类分离方法较难推广到其它类型微动结构中去;文献[9]通过对慢时间域积分处理,文献[10]通过谱图域的相消处理,实现微多普勒信息与目标主体信息的分离,这两类方法都未经实测数据的验证,在复杂环境下的有效性还有待验证;文献[11]利用经验模态分解技术(Empirical Mode Decomposition, EMD)提取出了静止卡车发动机的微多普勒特征;文献[12]则将复数信号 EMD 技术应用到微多普勒信号分离中,对涡轮螺旋桨飞机实测数据的微动信号进行成功分离。

局部均值分解方法(Local Mean Decomposition, LMD)是由 Smith 提出的一种新的自适应非平稳信号处理方法^[13],该方法分解后的每个分量都具有实际的物理意义,并且能反映原信号本来的内在特征。同时, LMD 方法相比于已广泛应用的 EMD 方法,在抑制端点效应、减少迭代次数等方面表现更好。LMD 方法由于在分析非线性非平稳信号时具有良好的效果,因此逐渐应用于脑电信号分析^[13]和机械故障诊断领域^[14]。但是,在雷达成像过程中,ISAR 成像依赖于对相位的积累。如果利用实信号 LMD 进行微多普勒信号分离处理,则必须对回波信号求取模值,从而丢失了相位信息。2011 年, Park 等人^[15]将实信号 LMD 方法向复数信号拓展,提出复数局部均值分解方法(Complex Local Mean Decomposition, CLMD)方法。本文在此基础上,研究 CLMD 的微多普勒信号分离方法,利用 CLMD 方法对非线性非平稳信号分解的优秀特质,成功实现旋转部件微动信号和目标主体信号分离,并通过分析和仿真验证证明了该方法的有效性,最后通过定量分析,显示了本文方法的优越性。

2 具有旋转部件的目标回波建模

假设目标相对于雷达的平动分量已被完全补偿,且成像期间目标成像模型固定在 2 维平面上,

则目标可等价于转台模型。如图 1 所示, XOY 平面为目标主体成像平面坐标系, $X'O'Y'$ 为旋转部件局部坐标系,转台中心 O 到雷达的距离为 R_0 ,旋转微动部件的旋转中心 O' 到转台中心 O 的距离为 $R_{OO'}$ 。成像模型包含两类散射点,分别为目标主体散射点和旋转微动部件散射点。其中 q 表示目标主体散射点,其相对于转台中心 O 的坐标为 (x_q, y_q) ,距离为 R_q ,初始方位为 θ_q ,散射点个数为 Q 。在成像相干积累时间内,目标主体以角速度 ω_0 慢速转动; p 表示旋转微动部件散射点, p 随着目标主体以 ω_0 速度进行旋转的同时,绕旋转中心 O' 高速转动。在旋转部件局部坐标系 $X'O'Y'$ 中, p 相对于旋转中心 O' 的坐标为 (x_p, y_p) ,距离为 r_p ,初始方位为 θ_p ,散射点个数为 P 。在成像相干积累时间内,旋转微动部件以角速度 $\omega_{O'}$ 绕旋转中心 O' 快速转动。

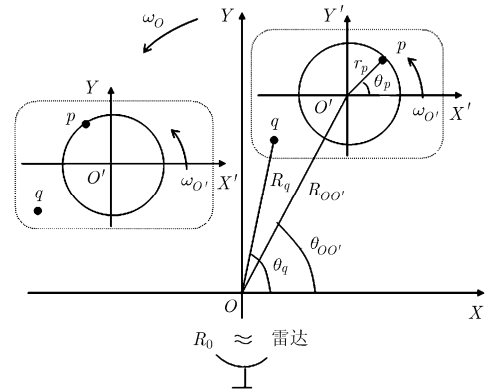


图 1 包含微动散射点的转台成像几何示意图

假设雷达发射线性调频信号形式为

$$s(t) = \text{rect}\left(\frac{\hat{t}}{T_p}\right) \exp\left\{j2\pi\left[f_c t + \frac{1}{2} K \hat{t}^2\right]\right\} \quad (1)$$

其中 $\text{rect}(t)$ 为矩形窗函数,当 $t \in [-1/2, 1/2]$ 取值为 1,其余取值为 0; f_c 是信号载频; T_p 是信号的脉冲宽度; K 是信号频率调制率; $t = t_m + \hat{t}$ 表示全时间; \hat{t} 为快时间,表示脉内时间; t_m 为慢时间,即脉冲发射时间; $t_m = mT_r$, m 为脉冲序号,而 T_r 为脉冲周期。

考虑目标上一个散射点,设 $\Delta R(t)$ 表示的散射点到参考点的距离在雷达视线方向上的投影。由于目标的转动在快时间内可以忽略,则 $\Delta R(t)$ 在快时间内可看作常数,即 $\Delta R(t) \approx \Delta R(t_m)$ 。则去斜接收后的回波信号可以写成

$$s(\hat{t}, t_m) = \sigma \text{rect}\left(\frac{\hat{t}}{T_p}\right) \exp\left\{-j\frac{4\pi}{c} K \hat{t} \Delta R(t_m)\right\} \cdot \exp\left\{-j\frac{4\pi}{\lambda} \Delta R(t_m)\right\} \quad (2)$$

其中 σ 表示散射点的后向散射系数, c 为光速, λ 为载频对应的波长。 $\Delta R(t_m)$ 表示散射点到参考点的距离, 它是一个瞬时量。

对于目标主体散射点来说, 其到参考点的瞬时距离为

$$\Delta R_q(t_m) = R_q \sin(\omega_O t_m + \theta_q) \quad (3)$$

式(3)中对应的 R_q 为散射点 q 到参考点 O 的距离, ω_O 为目标主体运动的转动角速度, 通常很小, 因此, 目标主体散射点 q 对应的距离 $\Delta R_q(t_m)$ 在整个成像过程中变化很小。小角度情况下, 可以认为 $\cos(\omega_O t_m) \approx 1$, $\sin(\omega_O t_m) \approx \omega_O t_m$, 则散射点 q 对应的多普勒频率为

$$\begin{aligned} f_q &= -\frac{2}{\lambda} \frac{d(\Delta R_q(t_m))}{dt_m} \\ &= -\frac{2}{\lambda} \frac{d(R_q \cos \theta_q \sin(\omega_O t_m) + R_q \sin \theta_q \cos(\omega_O t_m))}{dt_m} \\ &\approx -\frac{2}{\lambda} \omega_O R_q \cos \theta_q \end{aligned} \quad (4)$$

即目标主体散射点所对应多普勒频率是时不变的, 在时间-多普勒平面上表现为平行于时间轴的直线, 通过传统的成像算法可以得到目标主体部分的 ISAR 像。

而对于旋转部件微动散射点 p 来说, 其到参考点 O 的瞬时距离为

$$\begin{aligned} \Delta R_p(t_m) &= R_{OO'} \sin(\omega_O t_m + \theta_{OO'}) \\ &\quad + r_p \sin(\omega_O t_m + \theta_p) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, 第 1 项为旋转微动中心与雷达的距离分量, 其对于所有的旋转微动散射点该项是相同的; 第 2 项为旋转微动散射点在旋转坐标系中的距离分量。若旋转部件的转动平面与刚体成像平面不重合, 旋转微动散射点的旋转半径可通过真实半径在雷达视线方向上的投影求取, 即真实半径乘以部件自旋轴与雷达视线夹角的正弦值。则散射点 p 相应的多普勒频率为

$$\begin{aligned} f_p &= -\frac{2}{\lambda} \frac{d(\Delta R_p(t_m))}{dt_m} \\ &\approx -\frac{2}{\lambda} \{ \omega_O R_{OO'} \cos \theta_{OO'} + \omega_p r_p \cos(\omega_O t_m + \theta_p) \} \end{aligned} \quad (6)$$

令 $f_{O'} = -2\omega_O R_{OO'} \cos \theta_{OO'} / \lambda$, 并将其代入式(6)可得

$$f_p = f_{O'} - \frac{2}{\lambda} \{ \omega_p r_p \cos(\omega_O t_m + \theta_p) \} \quad (7)$$

由式(7)可以看出, 旋转微动结构对应的瞬时多普勒频率为一条正弦曲线, 其中心频率为 $f_{O'}$ 。

3 基于复数局部均值分解的旋转部件回波分离

LMD 是一种新的自适应非平稳信号处理方法, 该方法将复杂的多分量信号分解为若干个单分量信号和一个余量信号的和值, 其中每个单分量信号为一个包络信号与一个纯调频信号的乘积函数(Product Function, PF)。将所有 PF 分量组合, 可以得到原始信号完整表示。对于任意信号的 LMD 分解过程如下:

(1)初始化处理, 令 $s_{i,k}(t) = x(t)$, $i = 1$, $k = 1$ 。其中 $x(t)$ 表示待分解原始信号, 下标 i 表示 PF 分量的序号, k 表示求取 PF 过程中迭代序号。

(2)找出信号 $s_{i,k}(t)$ 的所有的局部极值点, 记为 $n_{i,k,c}$, 其中 c 表示极值点的序号。通过式(8)和式(9)分别求出所有相邻局部极值点的平均值 $m_{i,k,c}$ 和包络估计值 $a_{i,k,c}$ 。

$$m_{i,k,c} = (n_{i,k,c} + n_{i,k,c+1})/2 \quad (8)$$

$$a_{i,k,c} = |n_{i,k,c} - n_{i,k,c+1}|/2 \quad (9)$$

由所求得平均值 $m_{i,k,c}$ 和包络值 $a_{i,k,c}$, 通过插值处理得到整个时间内的均值函数 $m_{i,k}(t)$ 和包络函数 $a_{i,k}(t)$ 。然后利用滑动平均法对 $m_{i,k}(t)$ 和 $a_{i,k}(t)$ 进行平滑处理, 获得其平滑均值函数 $\tilde{m}_{i,k}(t)$ 和平滑包络函数 $\tilde{a}_{i,k}(t)$ 。将平滑均值函数 $\tilde{m}_{i,k}(t)$ 从原始信号 $s_{i,k}(t)$ 分离出来, 然后除以平滑包络估计函数 $\tilde{a}_{i,k}(t)$, 以对信号进行解调。

$$h_{i,k}(t) = s_{i,k}(t) - \tilde{m}_{i,k}(t) \quad (10)$$

$$s_{i,k}(t) = h_{i,k}(t) / \tilde{a}_{i,k}(t) \quad (11)$$

(3)重复上述步骤, 循环直至 $s_{i,k}(t)$ 为一个纯调频信号, 也即包络估计函数 $\tilde{a}_{i,k}(t)$ 趋近于 1。假如包络估计函数 $\tilde{a}_{i,k}(t)$ 不等于 1, 说明 $s_{i,k}(t)$ 不是一个纯调频信号, 需要重复上述迭代过程。将循环停止时得到的纯调频信号记为 $s_{i,K}(t)$ 。

(4)迭代过程中产生的所有平滑包络估计函数 $\tilde{a}_{i,k}(t)$ 相乘可以得到包络信号 $a_i(t)$, 即瞬时幅值函数:

$$a_i(t) = \tilde{a}_{i,1}(t) \tilde{a}_{i,2}(t) \cdots \tilde{a}_{i,K}(t) \quad (12)$$

将包络信号 $a_i(t)$ 和纯调频信号 $s_{i,K}(t)$ 相乘, 可以得到原始信号的第 1 个 PF 分量为

$$\text{PF}_i(t) = a_i(t) s_{i,K}(t) \quad (13)$$

它是一个单分量的调幅-调频信号, 其瞬时幅值就是包络信号, 其瞬时频率则可由纯调频信号求出:

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d(\arccos(s_{i,K}(t)))}{dt} \quad (14)$$

将 PF 分量从原始信号 $s_{i,k}(t)$ 中分离出来, 得到一个

新的信号 $u_i(t)$:

$$u_i(t) = s_{i,k}(t) - PF_i(t) \quad (15)$$

(5)重复以上步骤, 循环至 $u_i(t)$ 为单调函数为止。若 $u_i(t)$ 不是单调函数, 令 $s_{i+1,k}(t) = u_i(t)$, $i = i + 1$, $k = 1$, 返回步骤(2)。若 $u_i(t)$ 为一个单调函数, 此时将残留的信号记为 $u(t)$ 。

(6)最终的分解结果可以表示为

$$x(t) = \sum_i PF_i(t) + u(t) \quad (16)$$

LMD分解可精确分离信号中内含的振荡模式, 各分量反映了信号中存在的不同特征的成分, 因此LMD方法是一种自适应的信号分解法, 且每一个PF分量都具有物理意义。由于每个PF分量只有单一频率调制成分, 包络信号为该PF分量的瞬时幅值, 且由纯调频信号可直接求出PF分量的瞬时频率。

由于雷达接收机采用正交采样技术, 可同时得到回波信号的幅度和相位信息。如果利用实信号LMD进行微多普勒信号分离处理, 则必须对回波信号求取模值, 从而丢失了相位信息。CLMD方法是LMD方法向复数信号的一种有效拓展, 其分解过程如图2所示。 $p_0(t)$ 和 $p_{\pi/2}(t)$ 分别表示复数信号 $s_{i,k}(t)$ 的实部和虚部, 其中 $p_0(t) = \text{Re}(e^{-j0} \cdot s_{i,k}(t))$, $p_{\pi/2}(t) = \text{Re}(e^{-j\pi/2} \cdot s_{i,k}(t))$ 。 $\tilde{m}_{0(i,k)}(t)$ 和 $\tilde{a}_{0(i,k)}(t)$ 分别表示 $p_0(t)$ 的平滑均值和包络, $\tilde{m}_{\pi/2(i,k)}(t)$ 和 $\tilde{a}_{\pi/2(i,k)}(t)$ 分别表示 $p_{\pi/2}(t)$ 的平滑均值和包络, 其中 i 表示乘积函数的序号, k 表示分解过程中的迭代序号。则复信号的平滑均值函数 $M_{i,k}(t)$ 可由信号的实部和虚部的平滑均值函数求得。

$$M_{i,k}(t) = mc_{0(i,k)}(t) + mc_{\pi/2(i,k)}(t) \quad (17)$$

式(17)中, $mc_{0(i,k)}(t) = e^{j0} \cdot \tilde{m}_{0(i,k)}(t)$, $mc_{\pi/2(i,k)}(t) = e^{j\pi/2} \cdot \tilde{m}_{\pi/2(i,k)}(t)$ 。将复平滑均值函数 $M_{i,k}(t)$ 从原始复信号 $s_{i,k}(t)$ 中分离:

$$H_{i,k}(t) = s_{i,k}(t) - M_{i,k}(t) \quad (18)$$

复信号的实部和虚部可分别通过LMD方法解调, 得到解调后的信号为 $s_{0(i,k)}(t)$ 和 $s_{\pi/2(i,k)}(t)$ 为

$$\left. \begin{aligned} s_{0(i,k)}(t) &= \text{Re}(e^{j0} \cdot H_{i,k}(t)) / \tilde{a}_{0(i,k)}(t) \\ s_{\pi/2(i,k)}(t) &= \text{Re}(e^{-j\pi/2} \cdot H_{i,k}(t)) / \tilde{a}_{\pi/2(i,k)}(t) \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

当采用CLMD分解时, 判断循环1停止的条件是解调后的信号 $s_{0(i,k)}(t)$ 和 $s_{\pi/2(i,k)}(t)$ 都为纯调频信号。将迭代过程中产生的所有平滑包络估计函数相乘, 便可分别得到复信号的实部和虚部包络信号为

$$\left. \begin{aligned} a_{0(i)}(t) &= \prod_k \tilde{a}_{0(i,k)}(t) \\ a_{\pi/2(i)}(t) &= \prod_k \tilde{a}_{\pi/2(i,k)}(t) \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

复数乘积函数 $cPF_i(t)$ 可表示为

$$cPF_i(t) = a_{0(i)}(t) \cdot s_{0(i,i)}(t) \cdot e^{j0} + a_{\pi/2(i)}(t) \cdot s_{\pi/2(i,i)}(t) \cdot e^{j\pi/2} \quad (21)$$

同时残留信号 $u_i(t)$ 可表示为

$$u_i(t) = s_{i,k}(t) - cPF_i(t) \quad (22)$$

判断残留信号 $u_i(t)$ 是否存在振荡模式, 通过循环处理直至残留信号不存在振荡模式, 最终的残留信号用 $u(t)$ 表示。将所有复数乘积函数和最终的残留信号相加即得到信号的复数局部均值分解的完整的表达:

$$x(t) = \sum_i cPF_i(t) + u(t) \quad (23)$$

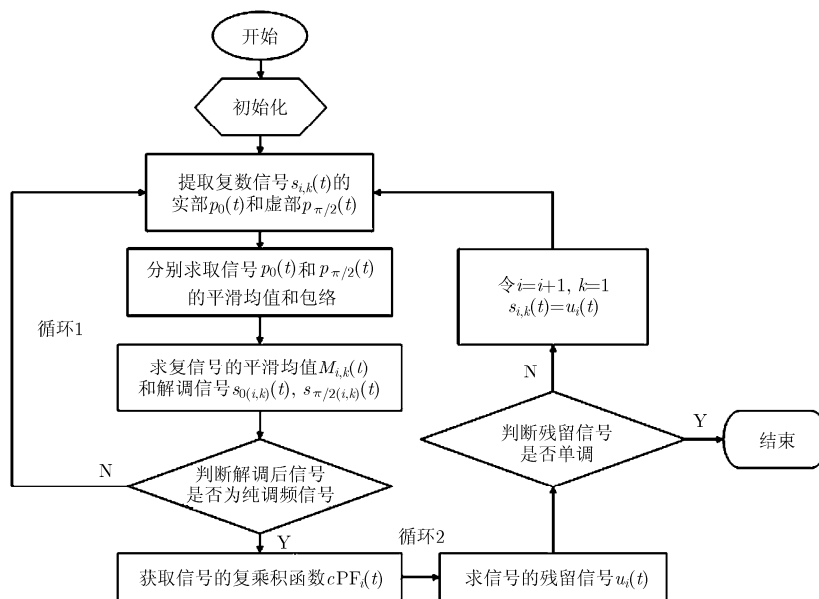


图2 复数局部均值分解的流程图

通过对比式(4)与式(6)可知,目标主体部分回波近似的平稳信号,具有恒定的多普勒频率。且目标主体转动引起的多普勒频率较小,位于频谱的低频部分。而高速旋转部件回波是非平稳的,其对应的瞬时多普勒频率在时频图上的形状为随时间快速变化的正弦曲线。但是,如果直接对频谱加窗函数处理进行低频和高频回波分离,则旋转部件回波频谱中的低频分量有可能将影响目标主体的成像。根据上述分析可知,采用 CLMD 方法分解处理,可自适应地将回波信号分解为具有不同频率乘积函数复信号,从而实现旋转部件与目标主体回波的分离。

4 仿真与实测数据处理结果

4.1 仿真数据处理结果

假设目标点散射模型由 6 个散射点组成,5 个为主体射点,以“o”标记,1 个为旋转散射点,以“*”标记,结构如图 3 所示。设雷达发射线性调频信号,载频为 10 GHz,带宽为 300 MHz,脉宽为 25.6 μ s,脉冲重复频率为 2000 Hz,成像积累脉冲数为 512,成像期间目标主体散射点离旋转中心的半径为 4 m,旋转散射点以半径 0.4 m,旋转频率 5 Hz,绕某个旋转中心旋转。

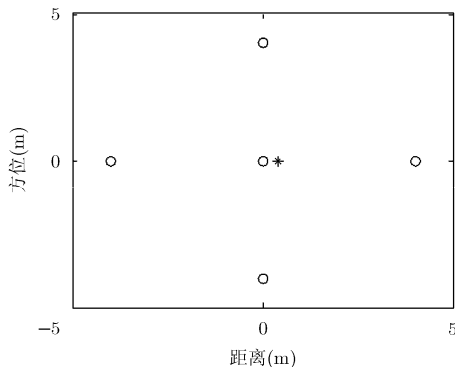


图 3 目标的散射点分布

为验证文中的回波分离方法在低信噪比情况下的鲁棒性,向回波中加入高斯白噪声,信噪比 SNR = 0 dB。对回波 ISAR 成像结果如图 4(a),由于旋转散射点的存在,目标主体的 ISAR 像受到微多普勒调制的影响,变得模糊。对含旋转散射点的距离单元 65 进行短时傅里叶变换得到其时频图,如图 4(b)所示,通过观察可知回波信号的瞬时多普勒包含 3 条直线和 1 条正弦曲线,分别对应目标主体散射点和旋转散射点。对该距离单元回波进行 CLMD 分解后,目标主体散射点回波能量和旋转部件散射点的能量集中在不同的 PF 中,分别如图 4(c)和图 4(d)所示,旋转部件的能量主要集中在乘积函数

PF1 中,目标主体的能量集中在乘积函数 PF2 中。分离后利用 RD 算法可得到主体的聚焦图像,如图 4(e)所示。通过求取微多普勒信号的自相关可以得到旋转部件的旋转周期,如图 4(f)所示,此处求出旋转周期为 0.2 s,对应旋转频率为 5 Hz。

CLMD 算法的处理的基本思路与复数经验模式分解(CEMD)方法相似,都是自适应地实现从高频至低频将复杂非平稳信号分解成若干个平稳的单分量信号,从而可实现微多普勒信号分离。但 CLMD 方法在迭代次数上要优于 CEMD 方法。为验证文中算法的性能,在相同的硬件条件下(CPU: Pentium R 2.80 GHz,内存: 2 GB),分别利用 CEMD 方法和 CLMD 方法对目标回波信号进行分离,对两种方法进行对比试验分析。

为了定量地分析分离效果,将分离后得到的微动信号能量与加入目标回波中的旋转部件散射点的能量比值,定义为对旋转部件回波的压制效果比 Per,如式(24)所示。

$$\text{Per} = \frac{\sum_m \sum_n |\text{Decomp}(m, n)|}{\sum_m \sum_n |\text{Orig}(m, n)|} \quad (24)$$

其中 $\text{Orig}(m, n)$ 表示原始的旋转部件散射点的能量, $\text{Decomp}(m, n)$ 表示分解后的微动信号能量。同时,对不同信噪比环境下微多普勒信号分离,采用蒙特卡洛仿真,仿真次数 100 次。图 5 为对旋转部件回波的压制效果比,图 6 为微多普勒信号分离消耗的时间,从图中可以看出基于 CLMD 的微多普勒分离方法的分离效果略优于基于 CEMD 方法,而 CLMD 方法的计算时间远远低于 CEMD 方法。

4.2 实测数据处理结果

为验证算法的有效性,本文采用实测数据为 AN-26 涡轮螺旋桨飞机实测数据。雷达的带宽为 400 MHz,雷达的脉冲重复频率为 400 Hz。图 7(a)显示了未进行微多普勒分离处理直接成像的结果,可以看出由于涡轮螺旋桨的微多普勒调制造成了图像的模糊。图 7(b)显示了经 CEMD 微多普勒分离后的目标主体图像,图 7(c)显示了经 CLMD 微多普勒分离后的目标主体图像,两种方法都能较好地消去了微动的影响,且完整地保留了目标主体的信息,但是采用 CEMD 方法处理的时间为 44.73 s,采用 CEMD 方法处理的时间为 1.38 s。

图 7(d)为微多普勒分离前距离单元 492 的信号自相关函数,旋转部件的频率无法估计出来。图 7(e)为基于 CLMD 分离后,微多普勒信号的自相关,由图中可以较好地估计出旋转部件的频率,此处的旋转频率为 28 Hz。通过对比微多普勒分离前和分离

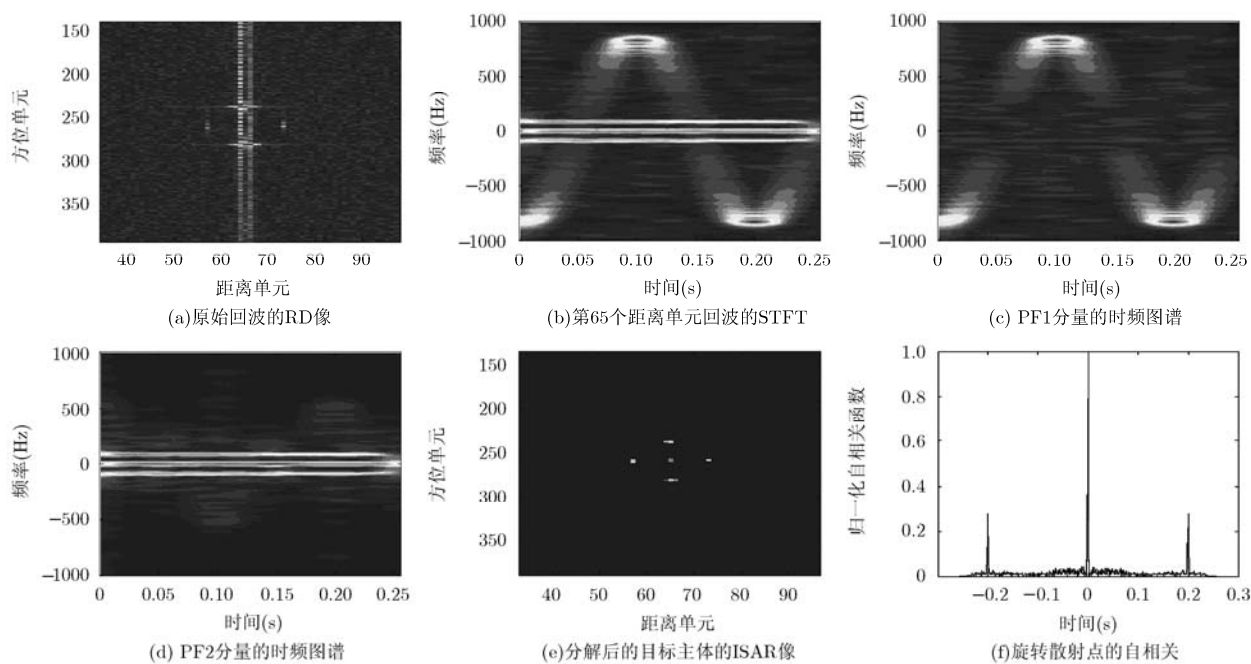


图4 仿真数据的微多普勒分离效果

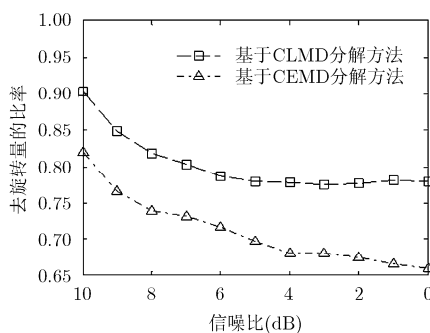


图5 仿真数据的微多普勒分离压制效果比

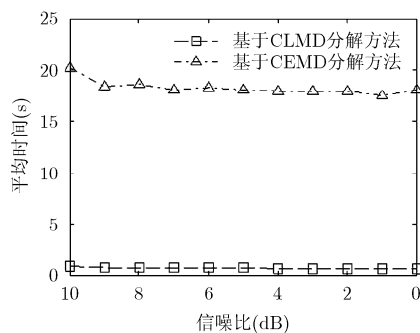
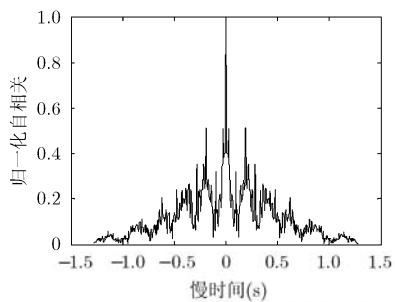
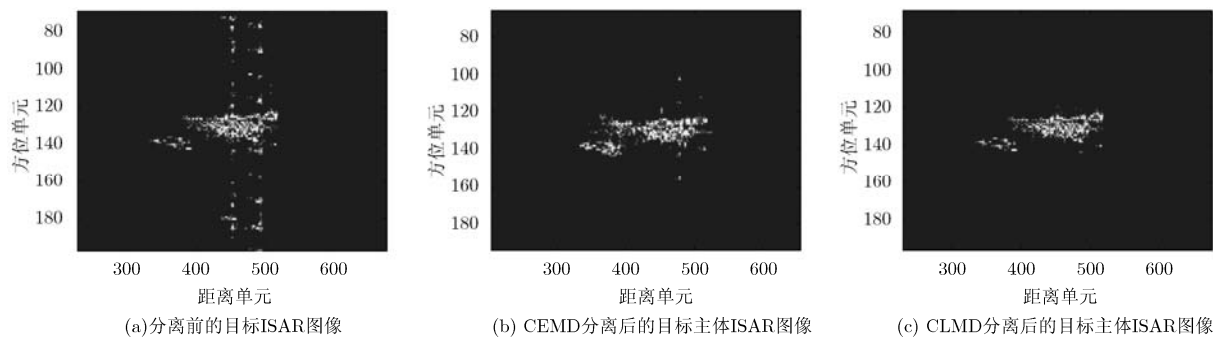
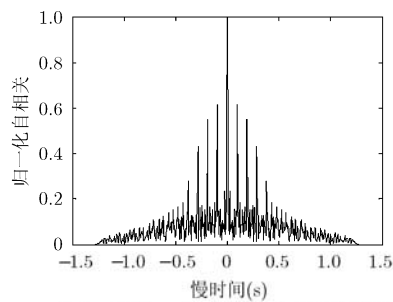


图6 仿真数据的微多普勒分离时耗



(d)分离前第492个距离单元信号的自相关



(e) CLMD分离后的第492个距离单元中微多普勒信号的自相关

图7 AN-26 飞机的微多普勒分离和参数估计

后的目标 ISAR 像, 及微多普勒信号自相关函数, 可看出经 CLMD 对实测数据进行微多普勒分离, 可以获得聚焦的主体图像, 且有利于更准确地估计出旋转部件的微动参数。

5 结束语

当目标包含旋转微动结构部件时, 由于微动部件所产生的微多普勒与目标主体回波混叠, 使得目标主体的 ISAR 图像质量变差, 产生干扰的条带, 同时目标主体回波的存在, 也增加了微动特征分析的难度。针对该问题, 本文研究了基于复数局部均值分解的微多普勒分离方法。该方法可以有效地将微多普勒信号和主体回波信号分解到不同的乘积函数中, 实现微多普勒的分离, 从而提高目标主体的成像质量和更好地估计微动参数。最后, 通过仿真和实测数据验证了本文提出算法的有效性, 并通过定量分析分析了本文算法的优越性。

参 考 文 献

- [1] Chen V C, Li F Y, Ho S S, *et al.* Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(1): 2-21.
- [2] Thayaparan T, Abrol S, Riseborough E, *et al.* Analysis of radar micro-Doppler signatures from experimental helicopter and human data[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2007, 1(4): 289-299.
- [3] Li J and Ling H. Application of adaptive chirplet representation for ISAR feature extraction from targets with rotating parts[J]. *IEE Proceedings of Radar, Sonar & Navigation*, 2003, 150(4): 284-291.
- [4] 白雪茹, 周峰, 邢孟道, 等. 空中微动旋转目标的二维 ISAR 成像算法[J]. *电子学报*, 2009, 37(9): 1937-1943.
Bai Xue-ru, Zhou Feng, Xing Meng-dao, *et al.* 2D ISAR imaging algorithm for air micro-motion targets[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(9): 1937-1943.
- [5] 贺思三, 周剑雄, 赵会宁, 等. 基于 AM-LFM 分解的微多普勒信号提取[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(3): 554-558.
He Si-san, Zhou Jian-xiong, Zhao Hui-ning, *et al.* Micro-Doppler signal extraction based on AM-LFM decomposition [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(3): 554-558.
- [6] Setlur P, Amin M, and Thayaparan T. Micro-Doppler signal estimation for vibrating and rotating targets[C]. Proceedings of the Eighth International Symposium on Signal Processing and Its Applications, Sydney, 2005: 639-642.
- [7] Stankovic L, Djurovic I, and Thayaparan T. Separation of target rigid body and micro-Doppler effects in ISAR imaging[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(4): 1496-1506.
- [8] Zhang Q, Yeo T S, Tan H S, *et al.* Imaging of a moving target with rotating parts based on the Hough transform[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(1): 291-299.
- [9] Luo Ying, Zhang Qun, Qiu Cheng-wei, *et al.* Micro-Doppler effect analysis and feature extraction in ISAR imaging with stepped-frequency chirp signals[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(4): 2087-2098.
- [10] Li Kai-ming, Liang Xian-jiao, Zhang Qun, *et al.* Micro-Doppler signature extraction and ISAR imaging for target with micromotion dynamics[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(3): 411-415.
- [11] Cai C, Liu W, Fu J S, *et al.* Empirical mode decomposition of micro-Doppler signature[C]. Proceedings of International Radar Conference, Washington, 2005: 895-899.
- [12] Bai X, Xing M, Zhou F, *et al.* Imaging of micromotion targets with rotating parts based on empirical-mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(11): 3514-3523.
- [13] Smith J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. *Journal of The Royal Society Interface*, 2005, 2(5): 443-454.
- [14] Wang Y, He Z, and Zi Y. A comparative study on the local mean decomposition and empirical mode decomposition and their applications to rotating machinery health diagnosis[J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2010, 132(2): 021010.
- [15] Park C, Looney D, VanHulle M M, *et al.* The complex local mean decomposition[J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(6): 867-875.

袁 斌: 男, 1982 年生, 博士生, 研究方向为 ISAR 成像和目标识别。

徐世友: 男, 1978 年生, 讲师, 博士, 主要从事雷达信号处理与目标识别方面研究。

陈曾平: 男, 1967 年生, 教授, 博士生导师, 主要从事雷达系统与目标识别方面研究。