

基于 SEEMD 的高分辨率 SAR 图像 目标特征提取方法

娄 军,金 添,周智敏

(国防科技大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘 要: 针对高分辨率合成孔径雷达(SAR)图像,本文提出了一种基于分离集合平均经验模态分解(SEEMD)的目标散射特征提取方法.首先在图像二维波数域进行 SEEMD 分解获得每个目标的散射函数,然后估计目标散射特征参数,通过该参数可以区分目标所属的散射类型.最后,仿真实验和实测数据的处理验证了方法的有效性.

关键词: 高分辨率 SAR 图像;特征提取;经验模态分解

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)04-0793-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.04.028

A Target Feature Extraction Method Based on SEEMD in High-Resolution SAR Image

LOU Jun, JIN Tian, ZHOU Zhi-min

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

Abstract: A high-resolution SAR image target feature extraction method based on Separate Ensemble Empirical Mode Decomposition (SEEMD) is proposed in this paper. Firstly, target scattering function is obtained in the image wave-number domain via SEEMD. Then the target scattering feature parameters are estimated, we can classify targets into different scattering types by these parameters. The computer simulation and the real data experiment show the validity of the method.

Key words: high-resolution SAR image; feature extraction; empirical mode decomposition

1 引言

在传统的合成孔径雷达(SAR)成像模型中,一个基本假设是:在信号带宽和波束照射时间范围内目标的响应保持不变^[1].然而,对于高分辨率 SAR,由于采用了大带宽与大积累角^[2],该假设将不再成立,事实上,随着频率与观测角度的变化,目标散射回波的幅度响应是变化的,其变化规律由散射体的散射特性决定,反映了散射体的几何结构等信息^[3].由于传统 SAR 成像模型的约束,这些信息并没有显性地体现在 SAR 图像中,研究如何从高分辨率 SAR 图像中将这些信息提取出来,对于 SAR 目标的自动识别具有重要的意义.

为了能够得到目标在某个频段和方位角范围内的散射特征,有学者提出了子带-子孔径(Subband-Subaperture)处理方法^[4],该方法以牺牲距离和方位分辨率为代价来换取更多目标特征信息.文献[5]中基于时频分析

的思想,提出了采用空间-波数分布处理(SWD)获取目标的散射特征,认为子带-子孔径处理方法实际上基于时频分析理论中的短时傅里叶变换(STFT)方法,是 SWD 特征提取方法的特例,并进一步基于时频分析理论中的 Choi-Williams 分布(CWD)思想,提出了 CWD-SWD 方法提取目标散射特征,但是该方法在计算中窗函数会影响散射函数幅度的估计.如果采用 1 维距离像作为特征,然后利用基于监督的分类器进行检测和识别时,由于窗函数对学习样本和检测样本的影响是一样的,因此可以忽略窗函数的影响.然而,如果需要准确估计目标的散射参数时,窗函数的影响就不能忽略了.

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[6,7]是时频分析理论发展的最新成果,具有自适应性的特点.它基于数据局部特征,可以把复杂的数据分解成几个内蕴模式函数分量(Intrinsic Mode Functions, IMF),每个 IMF 分量是一个单分量的幅度-频率调制(AM-FM)信

号. 本文将 EMD 推广到 2 维情况, 提出了一种分离集合平均 EMD (SEEMD) 方法, 并且基于该方法, 提出了一种新的高分辨率 SAR 图像目标特征提取方法: 首先利用 SEEMD 准确获取目标的散射函数, 然后估计目标的散射特征参数并对目标分类.

2 典型散射体散射模型及其成像

文献[8]给出了典型散射体的散射模型, 该模型体现了目标回波与频率和方位角之间的关系, 根据该模型, 则第 i 个目标回波为:

$$E_i(k, \theta) = G_i(k, \theta) \cdot \exp(-j2kr_i) \quad (1)$$

其中, 信号波数 $k = 2\pi f/c$, f 为频率, c 为电磁波传播速度; θ 为方位角; r_i 为目标与雷达天线之间的距离; $G_i(k, \theta)$ 为第 i 个目标的幅度响应, 它反映了由散射体几何结构所决定的目标散射特性:

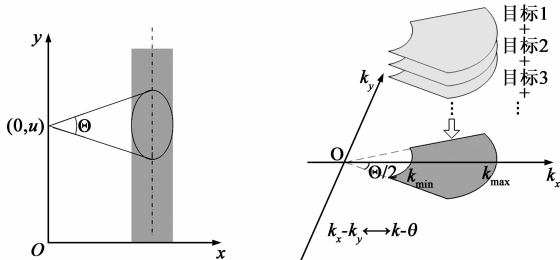
$$G_i(f, \theta) = A_i \left(\frac{jk}{k_c} \right)^{\alpha_i} e^{\beta_i \theta} \quad (2)$$

式中, $k_c = 2\pi f_c/c$, f_c 为雷达中心频率; 参数集 $\{A_i, \alpha_i, \beta_i\}$ 体现了第 i 个目标的电磁散射特征, 其中 A_i 为幅度; β_i 为方位角依赖因子, 表示了目标散射随方位角的变化关系; $\alpha_i \in \{-1, -0.5, 0, 0.5, 1\}$ 为频率依赖因子, 表示了目标散射随频率的变化关系. α_i 的不同取值可以区分散射体的几何形状: $\alpha_i = 1$ 表示角反射; $\alpha_i = 0.5$ 表示单曲面反射 (帽顶); $\alpha_i = 0$ 表示双曲面反射 (圆球); $\alpha_i = -0.5$ 表示边缘散射; $\alpha_i = -1$ 表示角绕射.

当雷达以正侧视条带 SAR 方式进行观测时, 其平面上几何关系如图 1(a) 所示, 天线沿方位向运动, 设第 i 个目标的坐标为 (x_i, y_i) , 在每个孔径位置 $(0, u)$ 处雷达发射和接收信号, 接收到的回波如式(3)所示:

$$S(k, u) = \sum_{i=1}^I \frac{1}{(u - y_i)^2 + x_i^2} p(k) g_A(k, \theta) G_i(k, \theta) \cdot \exp(-j2k\sqrt{(u - y_i)^2 + x_i^2}) \quad (3)$$

式中 $k_{\min} < k < k_{\max}$, $k_{\min} = 2\pi f_{\min}/c$, $k_{\max} = 2\pi f_{\max}/c$, $[f_{\min}, f_{\max}]$ 为雷达有效频带; $p(k)$ 为发射信号频谱 $p(f)$ 的波数表示, 是已知的, 为了便于分析, 不妨设其在有效频带内等于 1; $g_A(k, \theta)$ 为天线方向图, 实际上它也是和频率与方位角有关的函数, 同样也为已知的, 不妨设



(a) 条带 SAR 斜距平面上几何关系 (b) SAR 图像切片的波数域分布
图 1

天线方向图在成像积累角及有效频带方位内也等于 1; 方位角由雷达天线与目标的几何位置决定:

$$\theta = \arctan[(u - y_i)/x_i] \quad (4)$$

常见的高分辨率 SAR 成像方法有距离迁徙 (RM) 算法与后向投影 (BP) 算法, 两种算法分别在频域与时域进行, 文献[9]分析了 RM 算法与 BP 算法的区别与联系, 得到了统一的成像模型. 本文以 RM 算法为例, 讨论典型散射体的成像过程. 对 $S(k, u)$ 沿方位孔径位置 u 进行一维傅里叶变换, 通过驻定相位原理可得:

$$S'(k, k_u) \approx \sum_{i=1}^I \frac{\exp(-j\pi/4)}{\sqrt{4k^2 - k_u^2}} G_i \left(k, \arctan \frac{-k_u}{\sqrt{4k^2 - k_u^2}} \right) \cdot \exp(-jx_i \sqrt{4k^2 - k_u^2} - jy_i k_u) \quad (5)$$

RM 算法要求对式(5)作如下 Stolt 变换:

$$\begin{cases} k = \frac{1}{2} \sqrt{k_x^2 + k_y^2} \\ k_u = k_y \end{cases} \quad (6)$$

其中 k_x 与 k_y 分别表示斜距波数与方位波数, 式(5)变为

$$S''(k_x, k_y) = \sum_{i=1}^I \frac{\exp(-j\pi/4)}{2\sqrt{k_x^2 + k_y^2}} G_i \left(\frac{\sqrt{k_x^2 + k_y^2}}{2}, \arctan \frac{-k_y}{k_x} \right) \cdot \exp(-jx_i k_x - jy_i k_y) \quad (7)$$

散射函数 $G_i \left(\frac{\sqrt{k_x^2 + k_y^2}}{2}, \arctan \frac{-k_y}{k_x} \right)$ 可简写为 $G_i(k_x, k_y)$, 并令

$$I_{RM}(k_x, k_y) = \frac{\exp(-j\pi/4)}{2\sqrt{k_x^2 + k_y^2}} \quad (8)$$

$I_{RM}(k_x, k_y)$ 为 RM 算法引起的畸变, 畸变校正后, 式(7)可写为:

$$S'''(k_x, k_y) = \sum_{i=1}^I G_i(k_x, k_y) \exp(-jx_i k_x - jy_i k_y) \quad (9)$$

对式(9)作二维逆傅里叶变换就可得到目标的高分辨率 SAR 图像 $s(x, y)$.

从成像过程中可以看出, SAR 图像包含了目标的散射信息, 获取每个目标的散射函数, 进一步估计散射参数, 可以实现目标的分类. 然而, 在一幅 SAR 图像切片中, 总是存在许多不同的目标, 如果同时估计所有目标的散射参数, 将会带来巨大的计算复杂度. 为了估计每个目标的散射函数, 一些学者提出了利用图像分割方法先将每个目标划分到一个独立的区域中, 再单独估计散射参数^[10]. 该方法在目标之间距离较远时, 能获得不错的效果, 但当目标散射中心之间距离较近时, 图像分割只能将目标主瓣分离出来, 而目标散射函数并非仅体现在目标图像的主瓣, 还有在副瓣部分, 此时图像分割的方法无法同时保留副瓣的信息又消除其他目标的干扰, 方法性能将会下降.

为了避免图像域分割时遇到的副瓣丢失问题,本文从 SAR 波数域中将不同目标分离出来. SAR 图像的波数域分布如图 1(b)所示,其数据范围对应一个扇形区域.由式(9)可知,对于第 i 个目标,其波数域分布为:

$$F_i(k_x, k_y) = G_i(k_x, k_y) \exp(-jk_x x_i - jk_y y_i) \quad (10)$$

将形如 $f(t) = A(t) \exp(j\varphi(t))$ 的信号称为单分量 AM-FM 信号^[11], $A(t)$ 代表了幅度的变化, $\varphi(t)$ 代表相位变化, $d\varphi(t)/dt$ 为瞬时频率. 观察式(10)可以看出每个目标的波数域分布 $F_i(k_x, k_y)$ 具有二维单分量 AM-FM 信号的形式,其幅度为目标的散射函数 $G_i(k_x, k_y)$, 而其相位(瞬时频率)由目标位置 (x_i, y_i) 决定. 若能够将每个二维单分量 AM-FM 信号分离出来,并求出其幅度分布,我们就可以得到每个目标的散射特性从而对其进行分类. 本文利用经验模态分解的思想来分离这些二维单分量 AM-FM 信号,所分离出来的每个二维单分量 AM-FM 信号都对应了一个目标完整的波数域分布,若将其变换到图像域,则能够完整包括该目标的主瓣和副瓣. 如果在图像的空间域进行分割,则会产生目标副瓣丢失点的问题,而本文在图像的波数域(即二维频域)进行分割,则能够克服这个问题.

3 SEEMD 分解

经验模式分解(EMD)是最早由 Huang 等提出的一种针对非线性、非平稳信号的处理方法,具有自适应、非监督、数据驱动等特点,该方法将信号分解成为一系列内蕴模式函数(Intrinsic Mode Function, IMF)之和,并可以对分解后得到的各 IMF 分量进行 Hilbert 变换,获得分量的瞬时频率和振幅. 在 EMD 分解过程中,一个 IMF 分量信号需要满足如下两个条件:(1) 信号的极值点的数量与过零点的数量相等,或最多相差不能多于一个;(2) 信号的局部最大值和局部最小值定义的包络均值为零.

在按过零点定义的每一个周期中,IMF 分量只包括一个基本模式的振荡,因此它没有复杂的叠加波存在,每个 IMF 分量都是一个瞬时频率单一的 AM-FM 信号. 文献[6]中给出了一维 EMD 分解算法的步骤:对一给定信号 $f(t)$,先获得信号极值点,然后通过插值获得信号上下包络,对上下包络取平均得到均值,与均值的差得到分解的一层信号;如此重复,获得分解结果:

$$f(t) = \sum_{n=1}^N \text{imf}_n(t) + r_N(t) \quad (11)$$

式中, $\text{imf}_n(t)$ 就是所得的 IMF 分量, $r_N(t)$ 为残差.

传统的一维 EMD 分解存在模式混合问题,模式混合是指一个 IMF 中包含有完全不同频率尺度的信号分量,或者相似频率尺度的信号分量出现在不同的 IMF 中,一般由信号中的干扰或噪声引起,使得每个 IMF 的

物理意义变得不明确. 为了解决模式混合问题,一种改进的 EMD 方法——整体平均经验模式分解(EEMD)方法被提出^[12]. EEMD 是一种借助于噪声的数据分析方法,每次将不同的白噪声人为添加到被分析的信号中,并对添加了白噪声的信号进行 EMD 分解,共进行若干次,将所有分解获得的对应 IMF 分量求平均,得到最终的 IMF. 经过整体平均后的 IMF 与只进行一次 EMD 分解的 IMF 相比,可以自动消除模式混合问题,使得物理意义更明确. EEMD 消除模式混合的本质在于:对于每次 EMD 分解,添加的白噪声在整个时频空间是均匀分布的,信号的不同频率尺度被自动投影到由白噪声所建立的均匀时频空间的相应频率尺度上. 由于每次 EMD 分解添加的白噪声之间是不相关的,因此对所有 EMD 分解的相应 IMF 求整体平均后,人为添加的噪声被抵消掉.

由前面分析可知,高分辨率 SAR 图像的波数域分布为一系列二维单分量 AM-FM 信号之和,每一个二维单分量 AM-FM 信号的幅度分布实际代表了一个目标的散射特性,而 EMD 分解方法能够将单分量的 AM-FM 信号分离出来,因此可以将 EMD 分解用于 SAR 波数域目标的分离. EMD 分解应用于 SAR 波数域分解中需要采用其二维形式, Nunes^[13] 最早将一维 EMD 的思想应用到二维,提出了 BEMD 方法. BEMD 实现的关键问题在于极值点的获取和包络曲面的拟合方式. 对于二维信号,其幅度分布存在鞍或脊,极值点定义时如何考虑这些鞍点或脊点将对结果有很大的影响,而曲面拟合相比曲线拟合的计算开销巨大也是该方法的一个瓶颈. 若在 BEMD 中再引入 EEMD 的思想,添加白噪声信号进行多次 BEMD 分解,势必带来更大的运算量. 本文给出了一种新的二维 EMD 分解方法,称为分离 EEMD(Separate EEMD, SEEMD)方法,该方法与 BEMD 相比,计算量显著减少. SEEMD 首先将二维信号看作是行方向(列方向)一维信号的组合,利用一维 EEMD 对这些一维信号进行分解,然后将相同模式的分解结果组合成一系列新的二维信号,对这样的每个二维信号再用同样的方法进行列方向(行方向)的 EEMD 分解,最后将两个方向模式都相同的一维信号组合成最终的二维 IMF 信号.

设有二维多分量 AM-FM 信号 $f(x, y)$, 其离散采样可以写作:

$$f(\sim, \sim) = \begin{bmatrix} f_{1,1} & f_{1,2} & \cdots & f_{1,N} \\ f_{2,1} & f_{2,2} & \cdots & f_{2,N} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ f_{M,1} & f_{M,2} & \cdots & f_{M,N} \end{bmatrix} \quad (12)$$

其第 n 列为:

$$f(\sim, n) = [f_{1,n} \quad f_{2,n} \quad \cdots \quad f_{M,n}]^T \quad (13)$$

对该列做 EEMD 分解得到 J 层 IMF 分量:

$$\begin{aligned} f(\sim, n) &= \sum_{j=1}^J c_j(\sim, n) \\ &= \sum_{j=1}^J [c_{1,n,j} \quad c_{2,n,j} \quad \cdots \quad c_{M,n,j}]^T \end{aligned} \quad (14)$$

将每一列都做 EEMD 分解后,将相同层的分解结果重排为新的二维分布:

$$c_j(\sim, \sim) = \begin{bmatrix} c_{1,1,j} & c_{2,1,j} & \cdots & c_{1,N,j} \\ c_{2,1,j} & c_{2,2,j} & \cdots & c_{2,N,j} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{M,1,j} & c_{M,2,j} & \cdots & c_{M,N,j} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式(15)的第 m 行为:

$$c_j(m, \sim) = [c_{m,1,j} \quad c_{m,2,j} \quad \cdots \quad c_{m,N,j}] \quad (16)$$

对该行做 EEMD 分解得到 K 层 IMF 分量:

$$\begin{aligned} c_j(m, \sim) &= \sum_{k=1}^K d_{j,k}(m, \sim) \\ &= \sum_{k=1}^K [d_{m,1,j,k} \quad d_{m,2,j,k} \quad \cdots \quad d_{m,N,j,k}] \end{aligned} \quad (17)$$

将每个 $c_j(m, n)$ 的行都做 EEMD 分解后,最终将相同层的分解结果重排为新的二维分布:

$$d_{j,k}(\sim, \sim) = \begin{bmatrix} d_{1,1,j,k} & d_{1,2,j,k} & \cdots & d_{1,N,j,k} \\ d_{2,1,j,k} & d_{2,2,j,k} & \cdots & d_{2,N,j,k} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ d_{M,1,j,k} & d_{M,2,j,k} & \cdots & d_{M,N,j,k} \end{bmatrix} \quad (18)$$

该式为最终 SEEMD 分解的结果,整个二维信号分解可以表示为:

$$f(m, n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K d_{j,k}(m, n) \quad (19)$$

4 高分辨率 SAR 目标散射特征提取

上一节中我们提出了 SEEMD 分解方法将二维多分量 AM-FM 信号分解为单分量 AM-FM 信号,本节中给出基于 SEEMD 的高分辨率 SAR 目标散射特征提取具体方法.对所给的高分辨率 SAR 图像切片 $s(x, y)$,首先对其做二维傅里叶变换,得到其在二维波数域的分布 $S(k_x, k_y)$.然后利用 SEEMD 对 $S(k_x, k_y)$ 进行分解:

$$S(k_x, k_y) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K D_{j,k}(k_x, k_y) \quad (20)$$

$D_{j,k}(k_x, k_y)$ 为二维 IMF 分量,由 EMD 分解的原理可知, $D_{j,k}(k_x, k_y)$ 为一个二维 AM-FM 信号,并由前面分析知其即为某一目标的二维波数域分布.

$$D_{j,k}(k_x, k_y) = F_i(k_x, k_y) = G_i(k_x, k_y) \exp(-jk_x x_i - jk_y y_i) \quad (21)$$

对等号两边取模,可以得到目标的散射函数:

$$|G_i(k_x, k_y)| = |D_{j,k}(k_x, k_y)| \quad (22)$$

利用散射函数 $|G_i(k_x, k_y)|$ 我们就可以估计第 i 个

目标的散射参数.由于计算机处理数据的实际上是对距离波数 k_x 与方位波数 k_y 的离散采样,其对应的信号波数 k 与方位角 θ 也为离散的值,由式(7),有:

$$\begin{cases} k(p, q) = \sqrt{(p\Delta k_x)^2 + (q\Delta k_y)^2} / 2 \\ \theta(p, q) = \arctan\left[-\frac{q\Delta k_y}{p\Delta k_x}\right] \end{cases} \quad (23)$$

式中, Δk_x 为斜距波数的采样间隔, Δk_y 为方位波数的采样间隔.设同时满足 $k_{\min} < k(p, q) < k_{\max}$ 且 $-\frac{\theta}{2} < \theta(p, q) < \frac{\theta}{2}$ 的所有 (p, q) 组合有 L 个,由式(2),这 L 个 (p, q) 组合均有

$$|G_i(p, q)| = A_i \left(\frac{k(p, q)}{k_c}\right)^{\alpha_i} e^{\beta_i \theta(p, q)} \quad (24)$$

从式(24)中求解参数 A_i, α_i, β_i . 该问题为一个非线性估计问题,直接求解较为复杂,可将其化为线性最小二乘估计问题,对式(24)等号两边同时取对数:

$$\ln |G_i(p, q)| = \ln A_i + \alpha_i \ln\left(\frac{k(p, q)}{k_c}\right) + \beta_i \theta(p, q) \quad (25)$$

由第二节中介绍的散射模型可知参数 α_i 的取值为离散的, $\alpha_i \in \{-1, -0.5, 0, 0.5, 1\}$, 且当 $\alpha_i < 0$ 时散射响应很弱,在实际应用中可以忽略.因此,可以先将参数 α_i 的值分别取为 0、0.5、1,估计另外两个参数 A_i 与 β_i ,估计方法如下:

将 L 个信号波数 $k(p, q)$ 排列为 k_1, k_2, \dots, k_L , L 个方位角 $\theta(p, q)$ 排列为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L$, L 个 $|G_i(p, q)|$ 排列为 $|G_i|_1, |G_i|_2, \dots, |G_i|_L$,将式(25)写为向量形式:

$$\mathbf{G}_i - \alpha_i \mathbf{k} = [\mathbf{1} \quad \boldsymbol{\theta}] [\ln A_i \quad \beta_i]^T \quad (26)$$

其中 $\mathbf{1}$ 为 $L \times 1$ 维全 1 向量,

$$\mathbf{k} = [\ln(k_1/k_c), \ln(k_2/k_c), \dots, \ln(k_L/k_c)]^T \quad (27)$$

$$\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L]^T \quad (28)$$

$$\mathbf{G}_i = [\ln |G_i|_1, \ln |G_i|_2, \dots, \ln |G_i|_L]^T \quad (29)$$

求解该线性最小二乘问题,设 $\mathbf{x} = [\mathbf{1} \quad \boldsymbol{\theta}]$,得到参数 A_i 与 β_i 的估计结果为:

$$[\ln A_i \quad \beta_i]^T = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{-1} \mathbf{x}^T (\mathbf{G}_i - \alpha_i \mathbf{k}) \quad (30)$$

这样,我们获得 α_i 值分别为 0、0.5、1 所对应的三组参数估计结果,将这三组结果代入式(24)后求得估计残差,残差最小的一组结果即为最终参数估计结果,作为高分辨率 SAR 目标的散射特征.

5 实验与结果

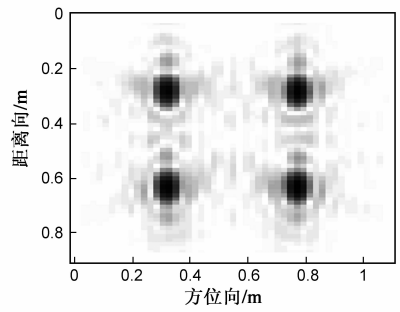
大面积场景 SAR 图像会包含许多目标,通常采用 MIT 提出的三级处理流程^[14],首先提取若干感兴趣区域(ROI),每个 ROI 包含一个感兴趣目标.对于高分辨率 SAR 图像,虽然实际中的目标很多,但实际目标散射

通常可以看成若干典型目标散射的组合,因此本文计算机仿真实验中对四个典型散射目标进行特征提取.仿真得到的某高分辨率 SAR 图像 ROI 切片如图 2(a)所示,图像中包含有 4 个目标如图 2(b)所示,分别为圆球、帽顶以及两个摆放朝向不同的三面角目标,由于圆球与帽顶都为旋转对称的物体,因此其方位依赖因子 β 都为 0,而三面角目标的方位依赖因子与其姿态角有关,每个目标的参数如表 1 所示.雷达系统采用频率步进体制,系统带宽为 2GHz,天线波数角宽度约 45° ,雷达回波信噪比为 10dB.

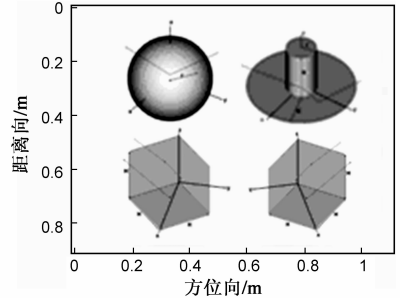
表 1 模拟的目标散射特征参数取值

参数	A	α	β	散射类型
目标 1	1	0	0	球
目标 2	1	0.5	0	帽顶
目标 3	1	1	0.5	三面角
目标 4	1	1	-0.5	三面角

利用本文提出的基于 SEEMD 分解的目标特征提取方法进行处理,处理流程如图 3 所示,首先将 SAR 图像通过二维快速傅里叶变换(FFT)变换到二维波数域,然后在波数域进行 SEEMD 获得每个目标的散射函数,通过参数估计得到每个目标的散射参数,表 2 给出了 4 个目标的散射特征参数估计结果,可以看出估计值与真实值接近.根据散射参数可以对目标进行分类,最后将 SEEMD 分解的结果进行二维逆傅里叶变换 (IFFT) 获得分类后的目标图像,如图 4 所示.



(a) 高分辨率 SAR 图像切片



(b) 图像中包含的目标

图 2

表 2 目标散射特征参数估计值

参数	A	α	β	散射体分类结果
目标 1	0.9053	0	-0.0081	球
目标 2	0.9741	0.5	-0.0953	帽顶
目标 3	0.9367	1	0.4731	三面角
目标 4	0.9982	1	-0.5228	三面角

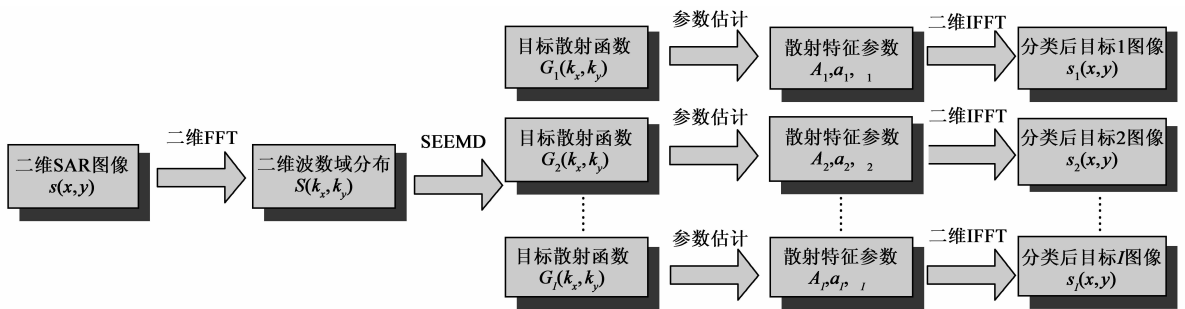


图 3 基于 SEEMD 分解的目标特征提取方法处理流程

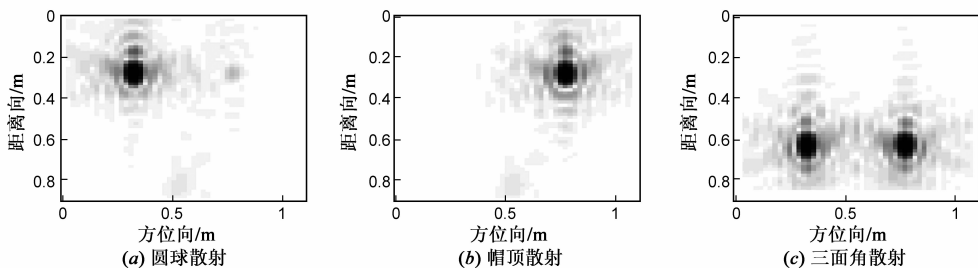


图 4 散射体分类后的 SAR 图像

我们还利用本文提出的方法,对实测的高分辨率 SAR 图像进行了处理,实测数据由轨道超宽带 SAR 系统获得.该系统采用步进频率脉冲信号,带宽范围为 500MHz ~ 2GHz,发射与接收均采用圆极化阿基米德螺

旋天线,天线在高度约为 3.5m 的直线轨道上匀速运动,对轨道一侧的地面目标进行观测.实测高分辨率 SAR 图像切片(图 5(b)所示)中包含了一个金属圆球目标与一个金属三面角簇目标,如图 5(a)所示.利用本文

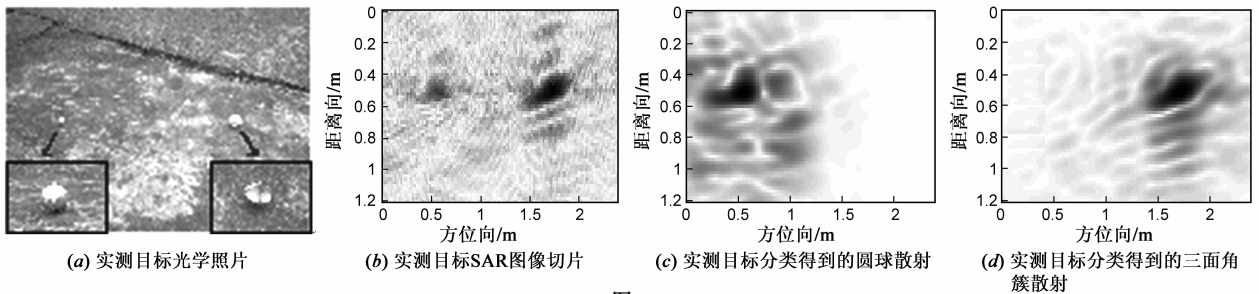


图5

方法提取目标特征并分类后的结果如图 5 (c) 和图 5 (d) 所示, 从图中可以看出, 金属圆球与三角角簇在图像中可以被有效区分开。

6 结论

本文提出了一种基于 SEEMD 分解的高分辨率 SAR 图像目标特征提取方法, 首先分析了高分辨率 SAR 的成像模型, 认为每个目标的散射函数实际上对应于图像波数域上的一个单分量的二维 AM-FM 信号, 然后提出了利用分离 EEMD (SEEMD) 方法将这些单分量二维 AM-FM 信号分解出来, 从而得到目标的散射函数, 进而估计出目标散射特征参数并对目标分类。该方法使得我们不仅能够从高分辨率 SAR 图像中获得目标的位置, 而且还能判断目标的散射体类型, 丰富了 SAR 图像所承载的信息。

参考文献

- [1] 保铮. 雷达成像技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
Bao Zhen. Radar Imaging Technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industries, 2005. (in Chinese)
- [2] 常文革, 梁向农, 周智敏. 超宽带合成孔径雷达方程研究[J]. 电子学报, 2001, 29(9): 1213 - 1216.
Chang Wen-ge, Liang Dian-nong, Zhou Zhi-min. Research on ultra-wideband SAR range equation[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(9): 1213 - 1216. (in Chinese)
- [3] 金添, 周智敏. 一种超宽带 SAR 地雷散射方位不变特征提取新方法[J]. 电子学报, 2007, 35(12): 2272 - 2278.
Jin Tian, et al. A novel ultra - wide band SAR landmine scattering aspect invariance feature extraction method [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(12): 2272 - 2278. (in Chinese)
- [4] B Krishnapuram, L Carin. Physics-based detection of targets in SAR imagery using support vector machines[J]. IEEE Sensors Journal, 2003, 3(2): 147 - 157.
- [5] Tian Jin, Zhimin Zhou. Ultrawideband synthetic aperture radar landmine detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(11): 3561 - 3573.
- [6] Huang N E, Long S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time se-

ries analysis [J]. Proceedings of the Royal Society London, 1998, 454(1971): 903 - 995.

- [7] 徐晓刚, 徐冠雷, 王孝通, 秦绪佳. 经验模式分解 (EMD) 及其应用[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 581 - 585.
XU Xiaogang, XU Guanlei, WANG Xiaotong, QIN Xujia. Empirical mode decomposition and its application [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(3): 581 - 585. (in Chinese)
- [8] Lee C Potter, Randolph L Moses. Attributed Scattering Centers for SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(1): 79 - 91.
- [9] 金添. 超宽带 SAR 浅埋目标成像与检测的理论和技术研究[D]. 国防科技大学: 长沙, 2007.
Jin Tian. Research on theory and technique of ultra-wideband SAR shallow buried targets imaging and detection [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2007. (in Chinese)
- [10] Koets M A. Feature extraction using attributed scattering center models on SAR imagery [J]. SPIE, 1999, 3721: 104 - 115.
- [11] Tay P C. AM-FM image analysis using the hilbert huang transform [A]. IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation [C]. USA: IEEE Press, 2008. 13 - 16.
- [12] Zhao Huawu, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2008, 1(1): 1 - 41.
- [13] Nunes J C, et al. Texture analysis based on local analysis of the bidimensional empirical mode decomposition [J]. IEEE Machine Vision and Application, 2005, 16(3): 177 - 188.
- [14] Novak L M, Halversen S D, Owirka G J. Effects of polarization and resolution on SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 102 - 116.

作者简介

娄 军 男, 1984 年 2 月出生, 江西南昌人. 2005 年和 2008 年获得国防科学技术大学电子科学工程学院工学学士和工学硕士学位, 现为国防科学技术大学信息与通信工程专业博士研究生, 研究方向为合成孔径雷达目标特征提取、检测与识别。

E-mail: loujun@nudt.edu.cn

金 添 男, 1980 年 2 月出生, 湖北武汉人. 博士, 副教授, 研究方向为合成孔径雷达成像算法、目标检测技术、目标电磁建模、机器学习等. E-mail: jintian@nudt.edu.cn