

基于峰值点形态信息的 SAR 图像舰船尾迹检测算法*

邹焕新 郝文贤 匡纲要 郑 键

(国防科技大学 电子科学与工程学院 湖南 长沙 410073)

摘要 在分析合成孔径雷达(SAR)图像中舰船尾迹线性特性的基础上,针对 SAR 图像线性特征产生因素的多样性,及由此引起的 Radon 变换域中尾迹峰值点检测的不确定性,提出了一种基于峰值点形态信息的尾迹检测算法。算法门限化图像的 Radon 变换系数,提取出所有可能的峰值点,对这些相应的局部峰值点的一维截面进行连续小波变换峰值点匹配,根据提取到的参数形成决策矢量在特征空间中进行决策。仿真和实际数据处理的结果表明,该方法能有效、准确地检测到 SAR 图像中的舰船尾迹并判决其真假类别。

关键词 SAR 图像;尾迹检测;Radon 变换;连续小波变换;特征空间;决策

中图分类号:TN957 文献标识码:B

Detection Algorithm of the Ship Wakes from SAR Imagery Based on the Peak Morphological Information

ZOU Huan-xin, YU Wen-xian, KUANG Gang-yao, ZHENG Jian

(College of Electronic Science and Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract The linear characteristics of the ship wakes in SAR image is analyzed. Due to the fact that there are many factors which can generate the linear features, so aiming at the problem of the uncertainty in detecting the ship wake peaks in the Radon transform domain, an algorithm based on the peak morphological information to detect the ship wakes in SAR ocean imagery is proposed. The algorithm extracts all possible peaks by thresholding the Radon coefficients, and perform the continuous wavelet transform to the peak match for all these 1-dimensional local peak sections, and makes decision in the feature space finally using the decision vectors formed by the extracted parameters. The simulation and real data processing results show that the algorithm is reliable and can efficiently improve the accuracy of detection.

Key words SAR imagery; ship wake detection; radon transform; continuous wavelet transform; feature space; decision

自从 1978 年美国 SeaSAT SAR 卫星首次观测到舰船尾迹图像后,舰船尾迹雷达特征信号作为舰船目标检测和分类的一种方式受到了广泛的关注^[1]。SAR 图像中除了含有这些由舰船自身运动引起的线性尾迹之外,还可能包含其它的线性特征,如自然因素产生的线性特征和斑点噪声点形成的虚假线性特征。

SAR 图像中的尾迹检测是通过在含有噪声的图像中检测这些线性特征来实现的。目前用于检测尾迹特征的方法大部分是基于 Radon 变换^[2~4]实现的,也有一些其它的检测方法^[5,6]。这些方法都没有对尾迹的真假类别进行判断。虚假线性特征的存在则加大了对真实尾迹特征检测的难度。

1 舰船尾迹模式特性

研究人员在 20 世纪 80 年代就对舰船尾迹产生的机制进行了分析,对不同的海况和成像条件下能够获得 SAR 图像尾迹模式进行了分类,并已为海洋遥感界普遍接受。舰船产生的尾迹一般可分为三类:(1)由舰船直接产生的表面波尾迹;(2)湍流和漩涡尾迹;(3)舰船产生的内波。其中,表面波尾迹和湍流尾迹均具有明显的线性特性,对尾迹的检测也正是基于这一特性。

* 收稿日期 2004-09-28

作者简介 邹焕新(1973—)男,讲师,博士生。

2 尾迹检测算法描述

2.1 Radon 变换域门限化

图像中的每一线性特征在 Radon 变换域中均映射成一个尖锐的峰值点,因此,第一步的检测可以通过在 Radon 变换域 A_{RT} 中进行简单的门限化操作得以有效实现,其检测输出为一个峰值点序列。在这些峰值点中,有些是由真实的尾迹特征形成的,而另外一些则是由自然因素或噪声引起的。通过选择较小的门限值,可以提取绝大多数的局部峰值点,此时检测概率和虚警概率均很高。其检测步骤为:

- (1) 输入一幅 SAR 图像,计算输入图像的 Radon 变换,即选定离散化参数 N_θ 和 N_ρ 后计算 A_{RT} ;
- (2) 计算门限 T ,并用 T 门限化 A_{RT} ,由此得到 M_{max} 个峰值点序列。根据它们在 A_{RT} 中的坐标 (ρ_m, θ_m) 和幅度 H_m ,序列表示为 $\{\rho_m, \theta_m, H_m \mid m = 1, 2, \dots, M_{max}\}$ 。如果峰值点幅度小于 T 则退出。

2.2 峰值点截面连续小波变换处理

算法的第二步基于如下考虑:由真实的尾迹特征形成的峰值点在 Radon 空间中表现为相同的形状,在尺度上相差一个与线性特征宽度有关的尺度因子。通过测量每个选定的峰值点与理想峰值点之间的匹配度,可以把匹配度作为该峰值点可靠性的一个测度。文献 [7] 指出, Radon 变换域中峰值点衰减在法向距离 ρ 方向比在角度 θ 方向上要快得多,如图 1 所示。因此,在每个峰值点位置提取一个 A_{RT} 截面并用该截面来评估峰值点的可靠性是非常合适的。

一旦得到每个选定峰值点的一维截面,就可以通过连续小波变换 [8] (CWT) 分析来评估它的可靠性。CWT 在位移和尺度上的最大值可以当作为小波峰值点匹配的一个测量值。该测量值越接近单位值,小波峰值点的相似性越高。其检测步骤为(续 2.1 节步骤):

- (3) 对于 A_{RT} 中的每一个峰值点,以该峰值点为中心,在 ρ 方向提取一个一定长度的一维阵列 $s_m(\rho)$ 。结合每个峰值点的幅度值,可以得到一个波形序列,即 $\{s_m(\rho), H_m \mid m = 1, 2, \dots, M_{max}\}$ 。
- (4) 将波形 $s_m(\rho) \mid m = 1, 2, \dots, M_{max}$ 归一化,使其具有单位能量。
- (5) 选择一个或多个小波函数(例如 L 个)。
- (6) 对于每个波形和小波函数,计算波形的 CWT,并在位移和尺度上选择 CWT 幅度的最大值;将这些最大值标记为 $W_{l,m}$,其中下标 l 表示对应小波的序号, m 为当前处理波形的序号。对于每一个峰值点,其输出是根据不同小波函数计算得到的 CWT 最大值序列,即 $\{W_{1,m}, W_{2,m}, \dots, W_{L,m} \mid m = 1, 2, \dots, M_{max}\}$ 。
- (7) 将 CWT 最大值序列和 A_{RT} 中对应的峰值点的幅度值作为决策算法的输入。

2.3 特征空间决策

在 2.2 节中已经指出,为了判决峰值点是由真实线性特征还是由自然因素或噪声引起的,CWT 的最大值可以作为一个可靠性测量。如果采用不同的小波函数,那么可以得到不同(虽然不是完全彼此独立)的有用信息;此外, A_{RT} 中的峰值点幅度包含着更多的相关信息。若采用过多的小波函数,则对 CWT 最大值包含的信息进行去相关非常困难。实验表明,使用更多不同的小波函数不会使算法的性能有本质的提高,因此,只选择了两个小波函数(高斯小波和“墨西哥帽”小波),即主要讨论三维特征空间,其坐标变量为 G 、 M 和 H (适当归一化以使其值处于 $[0, 1]$ 之间)。 G 采用高斯小波时的 CWT 最大值(令 $W_1 = G$ 表示高斯小波最大值的一般变量,对于特征点则有 $W_{1,m} = G_m$); M 采用“墨西哥帽”小波时的 CWT 最大值; H 为 Radon 变换空间中峰值点幅度的模。

定义一个合适的判决函数 f ,它包含三维特征空间中所有变量的信息,即 $D_F = f(G, M, H)$ 。为了判决峰值点是否属于信号聚类(真实尾迹特征点形成的聚类),还需要定义一个门限值 A 进行比较。定义 $D_F = A$ 特征空间中的一个表面,它表示信号和噪声聚类(虚假特征点形成的聚类)的边界。决策性能

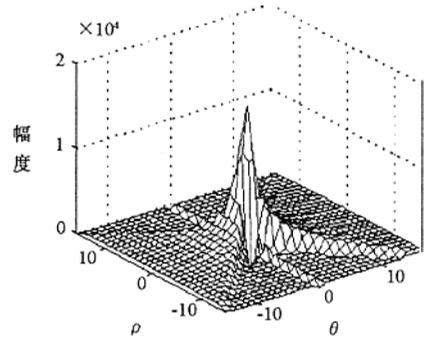


图 1 图像线性特征的 Radon 域中的峰值点形状

Fig.1 Peak shape of linear feature in Radon transform domain

取决于门限值 A 和函数 f 的定义,其中门限值 A 需要通过实验确定,函数 f 则指明了边界表面的类型。

算法的输入为小波最大值序列和峰值点幅度 $\{G_m, M_m, H_m\}$ (续 2.2 节步骤 χ $m = 1, 2, \dots, M_{\max}$):

(8) 选择一个合适的判决函数 $D_f(G, M, H)$, 以及门限值 A (省略下标 m 以指明这是一般函数);

(9) 相对于绝对最大值 H_{\max} 归一化幅度 H_m ;

(10) 对序列中的每个元素计算 D_f 值,即 $D_{f,m} = D_f(G_m, M_m, H_m)$ ($m = 1, 2, \dots, M_{\max}$);

(11) 对于每一个 m , 如果 $D_{f,m} > A$, 则说明检测到相应的尾迹线性特征, 该峰值点在 A_{RT} 中的坐标值 (ρ_m, θ_m) 即为相应的直线参数。

3 算法相关参数选择

参数 N_θ 和 N_ρ 决定了 Radon 变换域的离散化程度。对于一个 $N \times N$ 像素的图像, 选择 N_θ 和 N_ρ 分别为 N 和 N 进行 Radon 变换比较合适。

Radon 变换域门限值 T 可以表示为 Radon 变换系数标准差 σ 的倍数, 即 $T = \pm k * \sigma$, 其中“ \pm ”号考虑了亮或暗的峰值点。一般地, k 在 $[1, A]$ 之间取值可基本满足要求。

信号 $s_m(\rho)$ 的取值范围基本上取决于参数 N_θ 和 N_ρ 以及被检测线性特征的最大宽度。若一个 256×256 像素的图像进行 N_θ 和 N_ρ 分别为 256 和 256 的 Radon 变换, 则对于相对细小的线段, $s_m(\rho)$ 取为 16 ~ 32 个像素点比较合适, 同时其取值可以根据参数 N_θ 和 N_ρ 以及线段宽度的变化而成比例地变化。

选择“墨西哥帽”小波, 在已知的可能的的基本小波中, 它与峰值点截面波形表现出最好的形态匹配度, 理论上应该取得最好的性能。仿真结果表明, 在存在高斯和均匀噪声、加性和乘性噪声时, 高斯小波对于峰值点匹配更有效, “墨西哥帽”小波则适合于处理存在杂波的情况。

基于前述考虑, 算法采用 $L = 2$ 个小波函数。此时判决函数 D_f 有几种可能的选择, 一种非常简单的形式是 $D_f = gG + mM + hH$, 其中 g, m 和 h 是对特征空间中的三个变量进行线性加权的参数, 此时, 边界表面是一个平面; 另一种可能的选择是 $D_f = \sqrt{gG^2 + mM^2 + hH^2}$ 。在此情况下, D_f 表示从坐标轴原点到特征点的加权距离, 此时边界表面是椭圆面。

由于特征空间中的坐标变量 G, M 和 H 均在 $[0, 1]$ 之间取值, 因此由坐标轴原点到空间中任意一点的距离不会大于 $\sqrt{3}$ 。此外, 约束判决函数满足: 当 $G = M = 0$ 时, $H = 1$; 当 $G = M = 1$ 时, $H = 0$ 。由此可得到以下两个门限值: $A_1 = \sqrt{h}$ 和 $A_2 = \sqrt{g + m}$ 。

由于 $D_f > A$ 的特征点将判为属于信号聚类, 因此门限值 A 可在以下区间中取值:

$$A \in [\max(A_1, A_2), \sqrt{3}]$$

H_{\max} 参数可以基于一个图像训练集通过实验选定, 或者选为 Radon 变换系数的绝对最大值, 即

$$H_{\max} = \max |A_{RT}(\rho, \theta)|$$

权值 g, m 和 h 的选择必须满足 $g + m + h = 1$, 其取值可以通过合成或真实图像的实验选定, 或直接选为 $g = m = h = 1/3$ 。对于 Radon 变换, 当噪声引起的峰值点幅度与真实线性特征引起的峰值点幅度相当时, 检测性能会下降很多。此时, 可以充分利用形态信息(如 CWT 最大值)进行检测, 同时可以适当减小 h 和增大 g, m 的值。

4 实验结果与分析

运用该算法对合成和真实 SAR 图像进行了测试。图 $\chi(a)$ 为一幅合成图像, 它是在噪声背景上叠加了两条线性特征形成的(类似于 SAR 图像中的 Kelvin 尾迹)。图像中加入的是加性高斯白噪声, SNR 为 3dB。决策表面 D_f 为二次表面, 相应的权值为: $g = m = 0.3, h = 0.4$ 。为了将合成图像与真实图像的处理结果在同一条件下进行对比, 决策表面和权值设置在两种情况下保持不变。图 $\chi(b)$ 为图 $\chi(a)$ 的 Radon 变换, 对应于两条线性特征的峰值点在图中用白色矩形表示。图 $\chi(c)$ 为特征空间中的决策结果(其中, H 表示峰值点截面, M 表示“墨西哥帽”小波, G 表示高斯小波)。从图中可以明显地看出对应于真实线性特征的特征点(用“ \oplus ”表示)形成了一个聚类, 即信号聚类, 它可以很好地从其它虚假峰值点形

成的噪声聚类(用‘○’表示,下同)中分离出来。这两条线性特征在 Radon 变换域中对应的峰值点截面与高斯小波和‘墨西哥帽’小波的比较分别如图 2(d)和(e)所示。图 3(a)为一幅真实的 ERS-1 SAR 图像,图 3(b)为图 3(a)的 Radon 变换,变换域中的局部峰值点用白色矩形表示。图 3(c)为特征空间中的决策结果。从图中也可以明显地看出对应于真实线性特征的特征点形成了一个信号聚类,它可以很好地从其它虚假峰值点形成的噪声聚类中分离出来。这三条线性特征在 Radon 变换域中对应的峰值点截面与高斯小波和‘墨西哥帽’小波的比较分别如图 3(d)(e)和(f)所示。检测到的尾迹线性特征如图 3(g)所示。由图中可知,这些检测到的线性特征与 Kelvin 尾迹和湍流尾迹匹配得很好,而这在原始图像中无法清晰辨别。

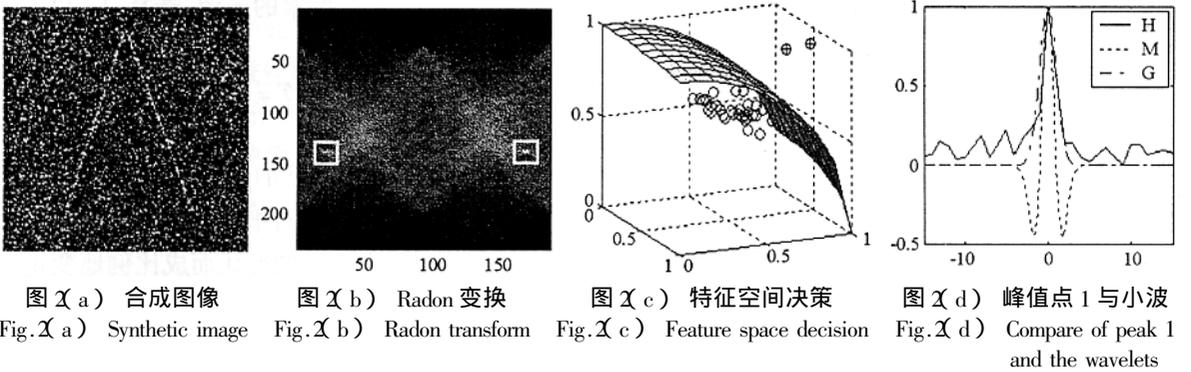


图 2(a) 合成图像 图 2(b) Radon 变换 图 2(c) 特征空间决策 图 2(d) 峰值点 1 与小波
Fig. 2(a) Synthetic image Fig. 2(b) Radon transform Fig. 2(c) Feature space decision Fig. 2(d) Compare of peak 1 and the wavelets

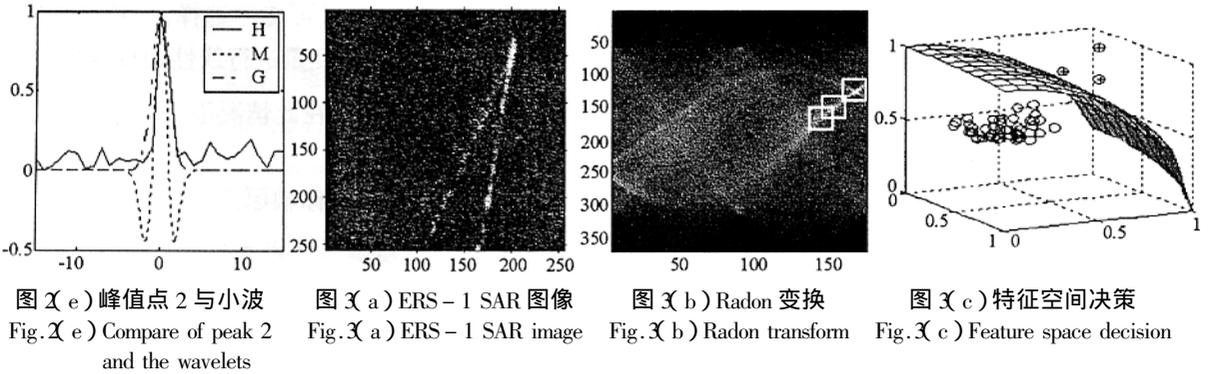


图 3(e) 峰值点 2 与小波 图 3(a) ERS-1 SAR 图像 图 3(b) Radon 变换 图 3(c) 特征空间决策
Fig. 3(e) Compare of peak 2 and the wavelets Fig. 3(a) ERS-1 SAR image Fig. 3(b) Radon transform Fig. 3(c) Feature space decision

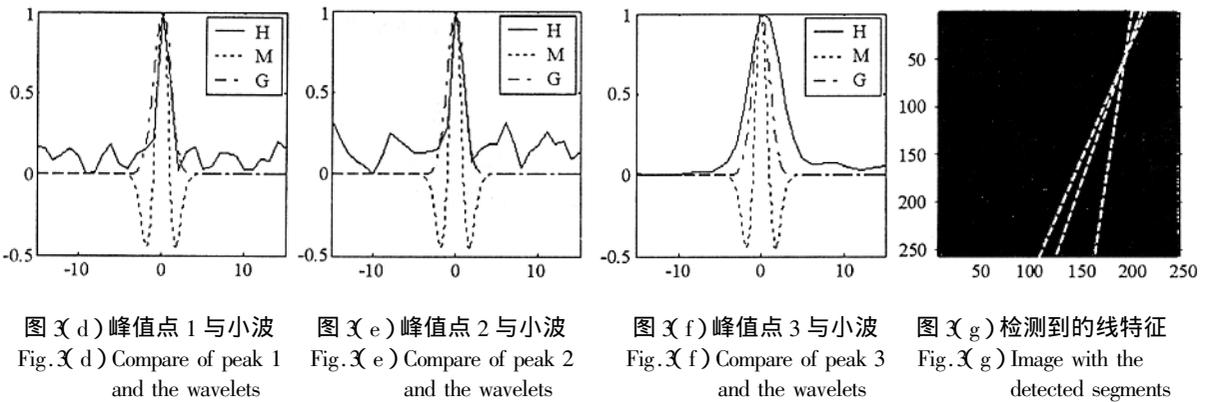


图 3(d) 峰值点 1 与小波 图 3(e) 峰值点 2 与小波 图 3(f) 峰值点 3 与小波 图 3(g) 检测到的线特征
Fig. 3(d) Compare of peak 1 and the wavelets Fig. 3(e) Compare of peak 2 and the wavelets Fig. 3(f) Compare of peak 3 and the wavelets Fig. 3(g) Image with the detected segments

此外,为了将特征空间决策结果与基于 Radon 方法的结果进行对比,对一系列 128×128 的图像进行了仿真实验。这些图像由具有恒定值(值为 S)的背景叠加上线段组成。线段的最大幅度值为 S (由此图像的最大幅度值为 $2S$),它的长度等于图像边长的 $1/4$ 。图像中加入了不同数量的加性高斯白噪声,对其 $ROC(P_F \sim P_D)$ 曲线通过对大量噪声样本实现的平均进行了评估。图 4 为虚警率与信噪比($FAR \sim SNR$)之间的关系曲线。在特征空间决策中,采用了平面作为判别函数,权值为 $g = 0.4, m = 0.4$

和 $h = 0.2$ 。若要使检测算法仅仅基于单变量,则可以通过将权值矢量三个变量中的其余两个置为 0 得到。图 4 的结果表明单纯采用 Radon 变换的虚警率约为 1,但它具有几乎可以忽略的漏检率;另一方面,采用附加形态信息的其它算法则渐进地降低了虚警率。图 5 为特征空间和单纯 Radon 变换算法的 ROC 曲线。该曲线表明前者比后者的性能好得多。

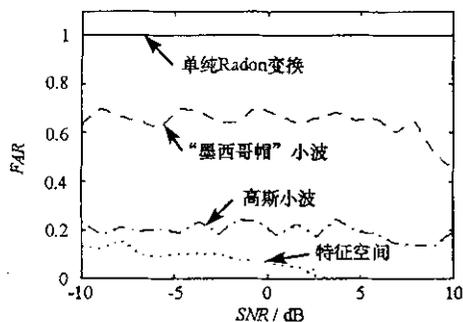


图 4 FAR 与 SNR 关系曲线
Fig.4 FAR versus SNR

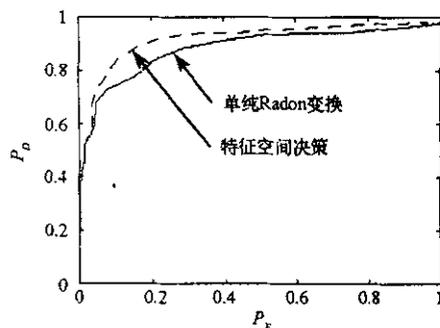


图 5 ROC 关系曲线
Fig.5 ROC curve

5 结论

提出了一个基于峰值点形态信息的算法,可用于检测 SAR 图像中的线性特征。该算法分为三步。第一步的检测具有非常高的检测概率和虚警概率。第二步基于连续小波的处理,其目的是为了降低虚警概率。利用 CWT 测量 Radon 变换域中峰值点的可靠性,可以根据峰值点长度自适应地调整;在基本小波选择上具有更大的自由度。由于主要在峰值点局部分析,因此它是一个低复杂性、高性能的算法。第三步的特征空间决策通过对 Radon 变换空间的信息进行集中和适当加权来实现。合成和真实图像的实验结果表明算法是有效的。

参考文献:

- [1] Gasparovic R. Observation of Ship Wakes from Space[A]. AIAA Space Programs and Technologies Conference[C], Huntsville, AL, March 1992: 24-27.
- [2] Rey M T, et al. Application of Radon Transform Techniques to Wake Detection in SeaSAT SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(4): 553-560.
- [3] Copeland A C, Ravichandran G, Trivedi M M. Localized Radon Transform-based Detection of Ship Wakes in SAR Images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(1): 35-45.
- [4] Lin I I, Kwok L K, Lin Y C, et al. Ship and Ship Wake Detection in the ERS SAR Image Using Computer-based Algorithm[A]. IGARSS97[C], 1997, Singapore.
- [5] Eldhuset K. An Automatic Ship and Ship Wake Detection System for Spaceborne SAR Images in Coastal Regions[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34(4): 1010-1018.
- [6] Fitch J P, Lehman S K, Dowla F U, et al. Ship Wake-detection Procedure Using Conjugate Gradient Trained Artificial Neural Network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1991, 29(5): 718-726.
- [7] Deans S R. Hough Transform from the Radon Transform[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1981, 3(2): 185-188.
- [8] 胡昌华,张军波,夏军,等.基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析[M].西安:西安电子科技大学出版社,2000.

