

SAR 图像中目标的自动检测与辨别

钟雪莲¹⁾ 王长林¹⁾ 周平²⁾ 张新征²⁾

¹⁾(中国科学院遥感应用研究所遥感信息国家重点实验室,北京 100101)

²⁾(北京环境特性研究所目标与环境电磁散射辐射国家科技重点实验室,北京 100854)

摘 要 SAR 图像自动目标识别(automatic target recognition, ATR)是当前的一大研究热点。典型的 ATR 系统分为检测、辨别和识别 3 个阶段。在检测和辨别过程中对图像进行预筛选,找出感兴趣区域,是进行目标识别前的一个重要步骤。高效的预筛选过程可以大大减少目标识别过程的计算量。目前,目标检测的方法有 CFAR 方法、多分辨率方法以及基于相位信息的检测方法 3 类。目标辨别的方法也有多种。本文就目标检测和辨别阶段的主要算法及其效果作了系统的介绍,并对该领域未来的发展方向进行了展望。

关键词 SAR 图像 自动目标检测 目标辨别

中图分类号:TP751 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2005)06-0688-10

Automatic Target Detection and Discrimination in SAR Imagery

ZHONG Xue-lian, WANG Chang-lin

(Key Laboratory of Remote Sensing Information Science, Institute of Remote Sensing Applications,
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101)

ZHOU Ping, ZHANG Xin-zheng

(National Key Laboratory of Target and Environment Electromagnetic Scattering and Radiation,
Beijing Institute of Environmental Characteristics, Beijing 100854)

Abstract Automatic Target Recognition in SAR imagery becomes popular in recent years. The typical Automatic Target Recognition system consists of three stages: detection, discrimination and classification. Detection, whose role is to find regions in SAR imagery that contains potential targets, will inevitably produce false alarms. The false alarms are then further reduced by the following stage, discrimination. These two stages together are called prescreening, which are very important in the whole ATR system. If they act highly efficient, i. e., they can reject almost all the background clutter, the computational cost in the process of classification will be greatly reduced. At present, there are three methods in the field of automatic target detection: CFAR, multi-resolution model, detection methods based on image phases. There are also quite a few methods for target discrimination. In this paper we present an overview on the algorithms and their results for automatic target detection and discrimination in SAR imagery. The research trends of these fields are also given at the end of the paper.

Keywords SAR imagery, automatic target detection, target discrimination

1 引言

目标自动检测和识别在军事上和民用上都具有重要意义,如:探测埋于地下的管道,监测隐藏在树林中的坦克、水下的潜艇、海上的船只,以及寻找和

营救失事飞机^[1]等等,这些都需要用到目标检测和识别的技术。目标检测的传感器系统有很多,可以是非成像系统,也可以是成像系统^[2]。非成像系统得到 1 维的数据,成像系统得到 2 维图像或图像序列。多数的目标识别系统处理的都是图像数据,因此,本文的讨论限在图像范围内。而且,由于 SAR

基金项目:目标与环境电磁散射辐射国家科技重点实验室基金项目(51477050103zk2301)

收稿日期:2004-06-30;改回日期:2004-12-21

第一作者简介:钟雪莲(1980~),女。2002 年于浙江大学地球科学系获学士学位,现为中国科学院遥感应用研究所硕士研究生。主要研究方向为微波雷达遥感,SAR 图像中人造目标的检测和识别。E-mail: xuelianzhong@hotmail.com

成像方式相对于其他成像方式,具有全天时、全天候及穿透地物的特性,因此在地面人造目标的识别中被广泛应用。静止目标和移动目标的识别方法有很大差别,这里只讨论静止目标的识别问题。

一般的 ATR 系统可分为检测、辨别和识别 3 个阶段,如图 1 所示。检测阶段是对整个图像逐点处理,找出潜在人造目标区域,因为计算量巨大,要求算法应尽量简单。这一阶段的目标检测率应尽量接近 100%,但随着检测率的提高,虚警率也随着提高,这会给后面的分类带来巨大的计算量,因此还要对潜在目标区域进一步做辨别处理,剔除自然杂波区域。因为是在相似中寻找相似,所以这一步采用的算法较为复杂。以上两个阶段统称为预筛选阶段。第三阶段是目标分类,是在前面的基础上,对每个区域的人造目标进行分类识别。本文主要针对目标检测和辨别展开论述。



图 1 一般的 ATR 系统流程图
Fig. 1 Flowchart for ATR system

2 SAR 图像预处理

目标检测的任务就是寻找亮度分布的局部异常,亦即由目标引起的异常。检测结果的好坏在很大程度上取决于两个基本的雷达参数:(1)目标背景比(Target/Clutter, T/C),亦即信噪比;(2)背景的标准方差。增大 T/C,意味着增强目标;减小标准方差,意味着压制背景噪声。这两种预处理都可以提高目标的检测率。对于目标的检测和识别,图像预处理主要是指图像的去噪处理,而单极化和全极化图像有不同的预处理方法。

2.1 单极化图像的处理

对于单极化图像,可以用 CSS (centersurrounded shunt) 和 BCS/FCS (boundary contour system/feature contour system) 方法对图像进行预处理^[3],以降低图像噪声。BCS/FCS 是依据神经原理和视觉信息加工的特点提出的,其作用是发挥神经原理的作用组织信息,达到检测边界轮廓、抑制噪声干扰的目的。CSS 处理是 BCS/FCS 系统的第 1 步,较之于复杂的

BCS/FCS 系统,CSS 只需要少量的计算。其他的单极化图像预处理方法还有多视处理 (multi-look processing)^[4]、最小方差法 (minimum variance, MV)^[5]、多个信号源分类法 (multiple signal classification, MUSIC)^[5]。有些军事目标是经过伪装、遮蔽的,且位于植被覆盖茂密的地区,雷达成像需要穿透植被,但由于该地区的树干会在雷达影像上产生很强的回波,给识别带来很大的影响。为了减少噪声的影响,可以对整幅图像进行排序滤波 (rank-order filter)^[6]。

2.2 全极化图像的处理

对于全极化 SAR 图像,可以用极化白化滤波 (polarimetric whitening filter, PWF)^[7,8] 来减小背景的标准方差,使用极化匹配滤波 (polarimetric matched filter, PMF) 来增大 T/C。假设用极化散射矩阵的 3 个复数元素 HH 、 HV 和 VV 来表示雷达回波 X ,则

$$X = \begin{bmatrix} HH_t + jHH_o \\ HV_t + jHV_o \\ VV_t + jVV_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} HH \\ HV \\ VV \end{bmatrix}$$

其中, HH_t 和 HH_o 表示复 HH 变量的同相和正交分量。

为了将图像噪声降到最小,PWF 要寻找权重矩阵 A ,使得下式值为最小。

$$\frac{s}{m} = \frac{D(y)}{E(y)} \quad (1)$$

其中, y 为强度, $y = X^T A X$, $D(y)$ 为标准方差, $E(y)$ 为数学期望。可求得最优的权重矩阵为 $A^* = \Sigma^{-1}$, Σ 是背景的极化协方差矩阵。PMF 方法是为了在 SAR 强度图像上获得最大的平均 T/C。强度图像可以用下式获得

$$y = |W^T X|^2 \quad (2)$$

其中, W 是连接 HH 、 HV 、 VV 的权重,它是以下特征值和特征向量方程的解。

$$\Sigma_c^{-1} \Sigma_t W = \lambda W \quad (3)$$

Σ_c 、 Σ_t 分别为背景和目标的极化协方差矩阵。最优权重向量对应于最大特征值的特征向量^[9]。此外,Novak 和 Sechtin 等人提出了一种最优极化检测算法 (optimal polarimetric detector, OPD)^[10]。OPD 算法是似然比意义上的最优,即对于给定的虚警概率,可以得到最好的检测率。但因为需要目标均值和协方差矩阵这些先验信息,实际操作困难。其他的全极化处理方法有:span 方法、最大合成能量 (power maximization synthesis, PMS) 法、类似似然比检验

(identity likelihood ratio test, ILRT) 法, 或者简单的单通道方法^[11]。

Andrew 等人发现在单极化数据中, *HV* 极化要比 *HH*、*VV* 极化检测率高, 而全极化检测的效果要优于单极化检测^[12]。在整个 ATR 系统中, 多极化数据的识别结果要远远好于单极化数据^[13]。在所有的极化处理的方法中, 以 PWF 方法的结果最为接近 OPD 方法。OPD 虽然可以得到最优的检测率, 但计算复杂, 需要很多先验知识, 所以 PWF 方法更为实用。

3 目标检测

目前, 一般目标检测都采用恒虚警率 (constant false alarm rate, CFAR) 方法, 即给定虚警概率, 而使目标检测率达到最大。所有的 CFAR 方法都需要建立背景的数学模型。地物信号幅度的密度分布函数有 Reyleigh、Weibull、Gamma 分布和对数分布等, 对于不同的地面, 所使用的雷达回波信号的分布模型也不同^[14]。在目标识别中, 一般使用 Reyleigh 分布、Weibull 分布或者 K 分布。Reyleigh 分布是 Weibull 分布的特例, Weibull 分布一般用于陆地 SAR 图像; K 分布用于海面 SAR 图像。为了简化计算, 也有使用 Gaussian 分布的。CFAR 方法完全依赖回波的强度信息来检测, 但是, SAR 图像不仅记录了地物的幅度信息, 也记录了地物的相位信息。因此, 可以利用相位信息进行检测。又因为 SAR 是一种相干成像系统, 所以在图像上, 空间分辨率的改变对目标和背景的影响是不同的。基于以上所说的 3 个方面可以形成 CFAR 方法、多分辨率方法以及基于相位信息 3 类不同的目标检测算法。

3.1 一般 CFAR 法

一般的 CFAR 方法主要是比较被检测点与背景区域在强度上的差异, 强度超过某一给定的界限时就可以认为是目标。这种 CFAR 方法有: 像元平均 CFAR (cell-averaging, CA-CFAR)、两参数 CFAR (two-parameter CFAR)、基于分割的 CFAR (segmentation-based, SEG-CFAR)、斜度 CFAR (skew metric, SM-CFAR)、Gamma CFAR、最大似然 CFAR (maximum likelihood, ML-CFAR)、排序 CFAR (order statistic, OS-CFAR) 以及两阶段 CFAR (two-stage CFAR) 等。

像元平均 CFAR 是最简单的自适应 CFAR 方法, 将待检测点与背景区的均值比较, 超过某一阈值

的则判定为目标^[15]。两参数 CFAR 用到了背景的方差, 被检测点与背景的均值和方差比较, 大于某一阈值就认为是潜在目标, 如下式所示。

$$\frac{X_i - \bar{X}_c}{\sigma_c} \geq T_{\text{CFAR}} \quad (4)$$

其中, X_i 是被检测像元的值, \bar{X}_c 和 σ_c 是背景的均值和方差, T_{CFAR} 为阈值。图 2 是计算背景均值和方差的模板。为了减小目标对背景的干扰, 在被检测像元和背景区域之间有一警戒区域, 其大小由目标大小决定。

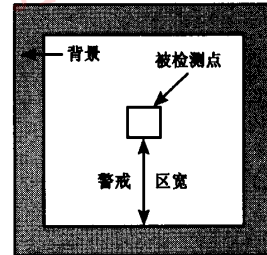


图 2 CFAR 的计算模板

Fig. 2 Top view of CFAR stencil

使用两参数 CFAR 有两个前提: 雷达回波是高斯分布; 背景静态均一。这两个前提在 SAR 图像中经常得不到很好的满足, 但由于该方法计算简单, 一般情况下的试验效果也不错, 所以应用还是很多。针对两参数 CFAR 的不足, 又发展了其他几种方法。

Gamma CFAR 是从两参数 CFAR 方法中演变过来的。针对两参数 CFAR 周围区域的形状和大小不能随意变化的缺点, 采用 Gamma 核来控制周围区域的大小和形状, 并进行特征提取^[16]。2 维 Gamma 函数如下:

$$g_{k,\mu}(n_1, n_2) = \frac{\mu^{k+1}}{2\pi k!} (\sqrt{n_1^2 + n_2^2})^{k-1} e^{-\mu\sqrt{n_1^2 + n_2^2}} \quad (5)$$

$$-N \leq n_1, n_2 \leq N$$

其中, k 为阶数, μ 为尺度系数, 两者控制着 Gamma 函数的形状和大小。

两参数 CFAR 的判别式可写成为

$$X_i^2 - 2X_i\bar{X}_c + \bar{X}_c^2 - T_{\text{CFAR}}^2\bar{X}_c^2 + T_{\text{CFAR}}^2\bar{X}_c^2 > 0 \quad (6)$$

特征向量为 $(X_i, X_i^2, \bar{X}_c, \bar{X}_c^2)$ 。相应地在 Gamma CFAR 中, 有相似的判别式, 只是基本特征为 $(g_1 * X, (g_1 * X)^2, g_k * X, g_k * X^2)$, $k > 1$, 按下式计算目标和背景特征,

$$g_{k,\mu} * X^p = \sum_{p=1,2} \sum g_{k,\mu}(n_1, n_2) x^p(n_1, n_2), \quad (7)$$

图3是Gamma CFAR模板的形状。

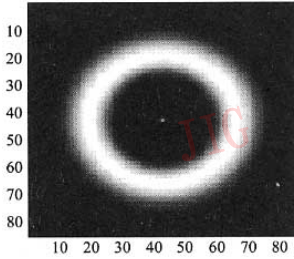


图3 Gamma CFAR模板(引自文献[16])

Fig.3 Gamma CFAR kernel (from reference 16)

ML-CFAR假定背景的雷达回波是Weibull分布,但参数未知,运用最大似然估计来获得背景的参数^[17,18]。Weibull分布的概率密度函数如下:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{C}{B} \left(\frac{x}{B}\right)^{C-1} \exp\left\{-\left(\frac{x}{B}\right)^C\right\} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (8)$$

B 、 C 分别为尺度参数和形状参数, $C=2$ 时为Reyleigh分布。利用最大似然估计得到 B 、 C 的估计值如下:

$$\frac{\sum_{m=1}^M x_m^{\hat{C}} \ln x_m}{\sum_{m=1}^M x_m^{\hat{C}}} - \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \ln x_m = \frac{1}{\hat{C}} \quad (9)$$

$$\hat{B} = \left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_m^{\hat{C}} \right)^{1/\hat{C}} \quad (10)$$

$$P_{FA} = \exp\left[-\left(\frac{T}{\hat{B}}\right)^{\hat{C}}\right] \quad (11)$$

M 是参考样本点的个数, P_{FA} 是设定的虚警率, T 为阈值。如果被检测点的值大于 T ,则为目标。

SEG-CFAR和OS-CFAR都可以消除SAR图像的非均一性影响。SEG-CFAR将SAR图像分割成一个个均一的小区域,再在这些小区域中进行CFAR操作,这样就消除了背景地物边界对检测的影响,减少了虚警^[19,20]。OS-CFAR将背景中的样本点按序排列,选择其中某一阶或某两阶的组合,作为阈值^[21],或者,在计算阈值时,去除那些亮度高的点,因为这很可能是干扰目标。Wilson提出了GOOSE(greatest-of order statistic estimator) CFAR和CGO(censored greatest-of) CFAR两种扩展的OS-CFAR方法,较好地解决了背景边界和干扰目标的影响^[22]。一般情况下,OS-CFAR的效果比CA-

CFAR的好,因为前者对于干扰目标和背景边界具有很强的稳定性^[18,23]。

斜度CFAR根据目标和背景回波概率密度函数在对数域呈现的不同斜度来检测目标。斜度用来衡量概率密度函数的对称性,可以有不同的计算方法,包括斜度系数、矩斜度系数和Pearson第一、第二斜度系数^[24]。人造目标回波为正倾斜,自然背景为负倾斜^[15]。为了提高检测率,可以采用两阶段CFAR方法^[25],对同一幅图像进行全局CFAR和局部CFAR检测,最终检测结果是综合两者的结果形成的。

以上CFAR方法,都是就某一方面做些改进,但它们也可以融合在一起使用,Bisceglie等人就提出了一种针对LS(location-scale)类型背景的CFAR方法,综合了排序、分割、最大似然估计等多种手段^[26]。CFAR方法只用到了对比度或亮度信息,也可以加入目标的空间信息。Kaplan提出使用广义分形(extended fractal, EF)特征检测目标。EF特征对特定大小的目标非常敏感。综合使用CFAR和EF特征的优点,可以大大减少虚警^[27,28]。雷达阴影信息,也可以减少CFAR的虚警^[29]。CFAR检测后,还要利用形态学方法、先验信息等进行聚类,得到潜在目标区域。

3.2 多分辨率CFAR法

在均一的背景下,还有一种基于小波变换和CFAR的多分辨率方法可以用于目标检测^[30]。该方法的基本假设是:人造目标在低分辨率的时候更容易探测,因为它们的散射比自然物体更持久。该算法需要先对图像进行离散小波变换,利用 LH 和 HL 子图像可得到一系列低分辨率的图像。在所得的幅度图像中使用基于Reyleigh分布的CFAR,聚类后得到感兴趣区域,再对感兴趣区域使用更精确的Weibull分布或K分布CFAR。这样做可以大大减少计算量。Subotic和Thelen也将多分辨率方法用于目标检测中,建立了背景杂波和目标的统计模型,并发现杂波的多分辨率过程是一个布朗运动过程。运用布朗运动过程是独立增量过程的性质,可以用一个简单的取样方法获得一系列低分辨率的图像。基于这些模型,又发展了一系列的多分辨率检测器。实验结果表明,逐点进行检测时,多分辨率检测远远好于单分辨率检测^[31]。

3.3 基于相位或方位信息的目标检测

3.3.1 子孔径相干法

多数的目标检测都是基于CFAR的。CFAR检

测要求目标像元与背景显著不同。当背景中含有多个目标,彼此距离又很近的时候,CFAR 方法就失效了。而且,当目标被伪装或隐藏起来的时候,雷达回波减弱,此时,CFAR 的效果也会受到很大影响。CFAR 方法会产生大量的虚警,需要目标辨别进一步处理。所有这些都是 CFAR 不利的方面,而通过子孔径相干进行目标检测的方法则可以克服这些缺点。子孔径相干方法的思想来源于干涉 SAR。由人造目标和自然地物的散射特性可知,在方位向上,目标在很大的角度失配范围内具有强的相干性,而自然地物则需要亚像元级的配准才能形成很强的相干。因此,可以用相干的方法区分目标和杂波。由于干涉图像对一般难以得到,因此可以从一幅 SAR 全孔径图像中获得两幅子孔径图像,计算它们的相干系数,在最终的相干图像中设定阈值,寻找目标。

运用子孔径相干法,可以在一定程度上检测出隐藏和伪装的目标,也可以检测出彼此距离很近的目标,而且无需建立背景杂波的统计模型。Meth 将 CFAR 方法与此方法进行了比较显示,CFAR 方法产生大量的虚警,还遗漏了目标;子孔径相干法不仅检测到所有的目标,而且几乎没有虚警产生,这就省略了目标辨别的步骤,节省了计算量。Arnaud 利用单视复图像的前视、后视两幅子视图像进行相干计算,在 ERS-1 图像中检测海面上的船舶,试验结果证明这种方法是可行的^[32]。Souyris 等人也应用了同样的原理,只是在子图像的产生和相干计算上有所不同。而且,他们将该方法略作修改推广到全极化 SAR 图像中,效果明显好于单极化图像中的检测结果。但是,该方法有一些局限性,在某些情况下,如噪声是不完全发育等,检测结果会受到一定程度的影响。而且,检测陆地目标时,该方法只在机载图像中进行了试验,还没有应用到卫星图像中,效果如何,还不得而知^[33]。将 SAR 子孔径用于目标检测,在其他文献中也有出现^[34,35]。Kapoor 就利用不同方位向上目标散射特性的不同,运用子孔径在 UWB SAR 全极化图像中检测被树林遮掩的车辆^[34]; Flake 等人利用子孔径图像建立马尔可夫模型进行目标检测^[35]。

3.3.2 相干空间滤波的方法

宽带、高分辨率的 SAR,如 UHF、VHF SAR 系统,具有很大的方位向积分角度($>0.5\text{rad}$),因此在方位向和距离向都有很高的分辨率。很长或很大的目标,比如电线、管道、卡车等,可以在 SAR 图像上占据很

多的像元。它们在 SAR 图像上具有线性的、距离相关的相位结构 $2k_0 r$,这里 $k_0 = 2\pi/\lambda$,是中心频率的波数, r 为目标与 SAR 孔径中心之间的斜距。而且,沿着它们延伸方向的相位增量是波数和距离增量的乘积^[36]。可以利用这一性质进行目标检测。考虑一对笛卡儿坐标系 $X = (x\ y)^T$ 和 $X_i = (x_i\ y_i)^T$,如图 4(a)所示,它们之间旋转了 φ 角度。

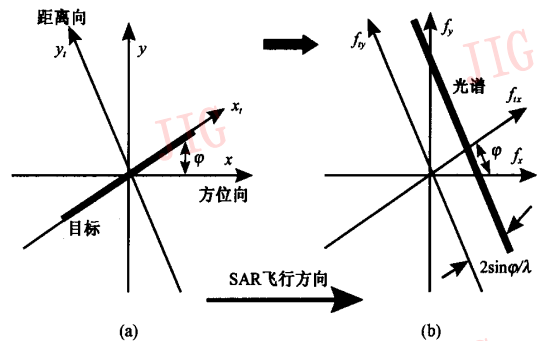


图 4 图像和谐坐标系统(引自文献[38])

Fig. 4 Image and spectral coordinate systems(from reference 38)

则一细的、长度为 L 的电线 SAR 信号可以表示为

$$\begin{aligned} \tilde{s}(X_i) &= w(x_i) \tilde{b}(x_i) \delta(y_i) \exp(2jk_0 y) \\ &= w(x_i) \tilde{b}(x_i) \delta(y_i) \exp[2jk_0(x_i \sin(\varphi) + y_i \cos(\varphi))] \\ w(x_i) &= \begin{cases} 1 & |x_i| \leq \frac{L}{2} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\tilde{b}(x_i)$ 是地物的复散射幅度。将其变换到光谱域 $F = (f_x\ f_y)^T$ 和 $F_i = (f_{x_i}\ f_{y_i})^T$ (如图 4(b)), 得到

$$\begin{aligned} \tilde{F}_i &= \tilde{b} L \sin c\left(\frac{f_{x_i} - f_x}{f_L}\right), f_{\varphi} = \frac{2\sin\varphi}{\lambda} \\ f_L &= \frac{1}{L}, \sin c(f) = \frac{\sin(\pi f)}{\pi f} \end{aligned} \quad (13)$$

这里假设电线上所有散射点的向后散射幅度相等,即

$$\tilde{b}(x_i) = \tilde{b}$$

可以看出,目标的能量集中在狭窄的线性光谱域中,这样就可以对 SAR 图像进行带通滤波以增强信噪比^[37]。对于长度为 L 的目标,若背景是白化高斯噪声过程,则式(13)给出了最优滤波器。但关于背景的这种假设通常不能成立,所以为了减少背景的影响,需要采用低旁瓣滤波器,如 Hamming 滤波器进行滤波处理。

一般的目标检测方法都是在图像生成之后,检

测整个图像区域,为了节省计算量,Kaplan 等人提出了一种在图像生成过程中来检测目标的多尺度方法。当目标检测器获得足够多的信息可以判断某一块区域没有目标的时候,就提示图像生成器中止继续生成该区域的图像。这样,只生成潜在目标区域的图像,节省了图像生成中的大量计算量。用 UWB-SAR 数据做实验,证明了该方法可行^[38, 39]。Lu 等人提出了一种在距离-多普勒域中检测目标的方法^[40],在成像之前检测目标,可以节省数据的存储空间和成像时间。也有一些不同的方法用来检测海上的船舶等。Howard 等人使用遗传规划 (genetic programming) 的方法在低分辨率 (50m ~ 100m) 的 SAR 图像上检测船舶^[41]。Jiang 等人利用统计方法、雷顿变换和其他图像处理手段发展了一种自动检测模型,主要用来检测 RADARSAT SAR 图像中的船舶^[42]。在 ERS 图像中,不仅可以检测出船只,还可以估算出船只的各种参数,如长度、方向、速度等^[43, 44]。

4 目标辨别

目标辨别的方法主要有以下几种:二次 Gamma 判别式法 (quadratic gamma discriminator, QGD), 模型阶数法 (model order), 多尺度模型的方法 (multiscale models), 利用特征选取进行分类, 以及基于支持向量机或隐马尔可夫模型的目标辨别方法。

4.1 二次 Gamma 判别式法

QGD 方法是从两参数 CFAR 方法得到启发的。两参数 CFAR 方法其实是一种简单的二次判别式, 判别式的系数固定, 而且项数不完整, 缺少了某些项。从 Gamma CFAR 看到, 可以用 Gamma 核来控制被检测点周围背景的形状。结合这两点, 形成二次 Gamma 判别式法。其完整的二次判别式为

$$y = \mathbf{W}^T \mathbf{F}_{\mu_1, \mu_n} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{W} = [w_1 \ w_2 \ w_3 \ w_4 \ w_5 \ w_6 \ w_7 \ w_8]^T$ 为权重向量, $\mathbf{F}_{\mu_1, \mu_n}$ 为特征向量:

$$\mathbf{F}_{\mu_1, \mu_n} = [g_{1, \mu_1} * X \quad g_{k, \mu_n} * X \quad g_{1, \mu_1} * X^2 \quad g_{k, \mu_n} * X^2 \quad (g_{1, \mu_1} * X)^2 \quad (g_{k, \mu_n} * X)^2 \quad (g_{1, \mu_1} * X) \times (g_{k, \mu_n} * X) \quad 1]^T$$

其中, k 为阶数, μ_1, μ_n 分别表示目标和背景的尺度系数。

检测后可以得到一批感兴趣区域, 用 Gamma 核

提取各个区域的特征 $\mathbf{F}_{\mu_1, \mu_n}$, 线性加权求和。判断其和 y , 大于某一阈值 T_{QGD} , 就为目标。具体参见文献 [16]、[45]、[46]。QGD 中判别式是所有特征的线性组合, 其实它是一种二次多项式判别的方法, Principe 等人在 QGD 的基础上又提出了非线性二次 Gamma 判别式法 (nonlinear QGD, NL-QGD)^[16, 47]。这里把线性组合替换成非线性的多层感知器 (MLP)。试验结果显示, 如果选择适当的误差评价函数, NL-QGD 比 QGD 的检测率高、虚警率低。

4.2 模型阶数法

使用模型阶数来区分目标和背景基于这样的理论: 模拟目标所用的模型比模拟背景的复杂, 其复杂性可以用模型的阶数来定量表示。可用图 5 所示的带侧连接的多层前馈神经网络建立数学模型。

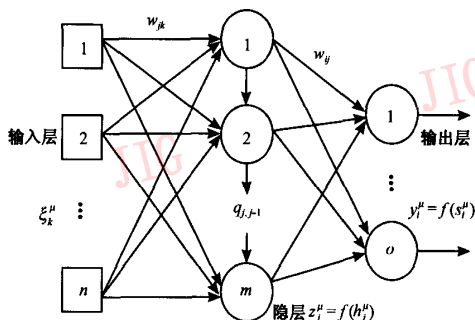


图 5 带侧连接的 3 层前馈神经网络 (引自文献 [49])

Fig. 5 Lateral connections in a feed-forward architecture (from reference 49)

目标和背景的输入、输出结点数相同, 不同的唯有隐层所使用的神经元数, 因此, 隐层神经元多, 阶数大, 意味着模型复杂, 判断为目标; 反之, 模型简单, 判为背景。用反向传播 (back-propagation, BP) 算法得到隐层误差, 梯度法修正权值, 输出函数通常采用 Sigmoid 函数。网络训练时, 详细的权值修正量可参见文献 [48]。进一步分析发现, 在隐层中间部分的某些神经元行为相似, 减小了网络的有效阶数^[49, 50], 只有那些行为不同的神经元才计算到网络的阶数中。径向基函数 (RBF) 网络也可以作为数学模型^[51], 但试验效果没有前馈网络理想。

4.3 多尺度模型方法

自然背景与目标的统计特性在尺度上的变化是不同的, 以此可以有效地区分两者。SAR 是相干成像系统, 分辨单元大小改变, 散射体将迁入或迁出该像元, 对于背景来说, 单位面积内的平均后向散射并

没有发生太大的变化。而对人造目标区域(如车辆等),只有少量占优势的散射点,且它们之间具有确定的相位关系,散射点的迁入迁出会使得单位面积内的平均后向散射产生很大的变化^[52]。因此,多分辨率模型可以用来捕捉图像中尺度相关的统计特征的变化。对于不同的目标、不同类型的背景,这种变化也是不同的。不但可以用多尺度方法辨别不同的目标,也可以用它来分辨不同的背景。

多分辨率模型不同于传统的方法。它处理一系列同一区域不同分辨率的图像。可以用分级二叉树的方法来获得多分辨率图像^[52, 53],得到的 SAR 图像序列为: $Y = \{Y^{(m)}\}$, $m = 0, \dots, M$, M 是一正整数。0 级是最高分辨率图像,相邻尺度分辨率图像以二倍尺度变化,低分辨率图像由高分辨率图像生成。可以用简单的算术平均得到低分辨率图像^[54],也可以将图像变换到频率域,低通滤波后,逆变换到空间域后二抽样形成低分辨率图像^[55]。图像序列建成以后,可以建立多尺度自回归(multi-scale autoregressive, MAR)模型

$$Y_{ij}^{(m)} = \alpha_0^{(m)} + \sum_{k=1}^{R(m)} \alpha_k^{(m)} Y_{i/2^k, j/2^k}^{(m+k)} + \xi_{ij}^{(m)} \quad (15)$$

式中, $R(m)$ 是 m 级图像的阶数, $\alpha_0^{(m)}, \dots, \alpha_{R(m)}^{(m)}$ 是回归系数, $\xi_{ij}^{(m)}$ 是残差图像。回归系数可以用最小二乘法确定,阶数可以由残差图像标准方差的变化来确定。试验结果表明,对于背景图像,用一阶多项式就可拟合,而对于目标图像,需用二阶多项式拟合^[56, 57]。在分辨率足够高的时候,背景的残差图像方差很小,而目标的残差图像则相对很大,据此可以分辨目标和背景。在 MAR 基础上,也可以建立 MARMA(multi-scale auto-regressive moving average)模型,具体参见文献[54]~[55]。

4.4 基于特征选取的目标辨别

目标和背景的散射特征在很多方面是不一样的,怎样刻画它们在自动目标识别中非常重要。但是,这里存在几个问题:

(1) 因为特征之间具有相关性,使用的特征数增加时,系统的复杂性也随之增加,但却并不总是得到更好的检测结果;

(2) 在使用训练样本进行特征选择的时候,可能产生模型对训练样本的过适应情况,从而失去了概括能力,不能很好地识别测试样本;

(3) 较少的特征可以减少计算时间,这对于实际应用非常重要。所以,要在所有的特征中进行选

择,找出最有效的特征,这就要用到特征选取。

使用特征选取来进行目标辨别可以分为 CFAR 检测、特征提取、特征选择及分类 4 个步骤,流程图如图 6 所示。

特征选取可以用遗传算法来实现^[57]。按照图 6 的流程, Cooke 和 Tristrom 利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)方法在低分辨率 SAR 图像中进行目标辨别^[58]。他们所使用的特征主要为图像特征向量的子集。SVD 分析揭示,在 HRR(high range resolution)数据空间中,对应于最大奇异值的特征向量占目标总能量的 90% 以上,因此,特征向量可以作为目标辨别的统计量。如果某区域只包含背景,那么特征向量就会是均匀分布的^[59]。

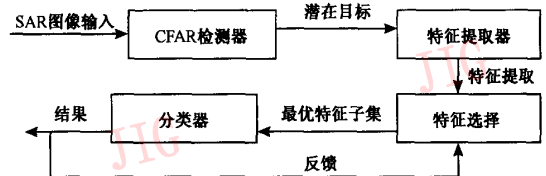


图 6 特征选择用于目标辨别的流程图(引自文献[58])

Fig. 6 System diagram for target discrimination
(from reference 58)

4.5 基于支持向量机或隐马尔可夫模型的目标辨别

人造目标的后向散射与方位向有密切的关系,而自然地物相对来说是与方位无关的。因此,利用方位信息进行目标辨别也是一种行之有效的办法。在 SAR 成像过程中,方位信息都被集成到一幅图像中,从而失去了一部分明显的方位相关性。但是,方位相关的信息可以通过在图像中进行 2 维方向滤波获得^[60],方向滤波后形成的图像等价于子孔径处理形成的图像。这里利用的是目标散射的方位相关性,目标成像的角度范围越大,效果越好。具有大积分角度的 SAR,如 UVB-SAR,更适用于此方法,而传统 SAR 的积分角比较窄。此方法首先需要使用方向滤波器将待辨别的全孔径图像分解成一系列子孔径图像,接着提取出每一子孔径图像代表性的特征,得到一系列方位相关的特征向量。可以用隐马尔可夫模型(hidden markov model, HMM)对这个随机过程进行建模^[61, 62]。也可以使用支持向量机(support vector machine, SVM)对该图像进行分类^[63]。

Raney 等人比较了二次多项式检测器(QPD)、贝叶斯神经网络(BNN)以及支持向量机(SVM)三

者应用于SAR图像时的检测效果,指出在低虚警率时,SVM优于其他两种检测器,而在虚警率较高的时候,它们的检测效果几乎一致,这种情况下,使用QPD算法即可,因为它最简单,且易于训练^[64]。

5 结 语

本文系统介绍了SAR图像自动目标检测和辨别领域内的一些算法。目标检测的方法可分为3种类型:CFAR方法、多分辨率检测方法、基于相位信息的目标检测。其中,基于相位信息的目标检测是最新的、也是目前最为有效的一种方法。它的检测率几乎达到100%,且虚警率小。但这种目标检测目前还不很成熟,有待进一步发展,这也是SAR图像目标检测未来发展一种趋势。由于低频率SAR系统不仅能提供高距离分辨率,还能够穿透植被和土壤,这对于那些经过伪装、隐藏的军事目标的检测、识别非常有效。因此,目标检测的另一发展趋势是VHF/UHF波段SAR图像的检测,如UWB-SAR。随着全极化数据的获取变得越来越容易,利用极化信号来检测人造目标也越来越受到关注。目标辨别是连接检测和识别的中间阶段,可以被看成两类识别过程,在检测的虚警率很低的情况下,可以省略这一步骤。利用目标与自然地物方位向散射特性的不同来辨别目标是今后发展的一个重要方向。

参考文献 (References)

- Lukowski T I. Synthetic aperture radar for search and rescue: studies at natural resources Canada-update [A]. In: Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium [C], Toulouse, France, 2003, 2: 1311 ~ 1313.
- Rogers S K, Colombi J M, Martin E C, et al. Neural networks for automatic target recognition [J]. Neural Networks, 1995, 8(7/8): 1153 ~ 1184.
- Waxman A M, Seibert M C. Neural processing of target in visible, multi-spectral IR and SAR imagery [J]. Neural Networks, 1995, 8(7/8): 1029 ~ 1051.
- Liu Zhoufeng, Ping Qingwei, He Peikun. An improved algorithm for the detection of vehicle group target in high-resolution SAR images [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology [C], Beijing, China, 2002: 572 ~ 575.
- Zhang Jingxin, Schroeder J, Redding N J. SAR image enhancement for small target detection [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal [C], Hong Kong, China, 2003, 3: 449 ~ 452.
- Mitra A K, Lewis T L, Shaw A K. Rank-order filters for FOPEN target detection [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(2): 93 ~ 96.
- Novak L M, Burl M C. Optimal polarimetric progressing for enhanced target detection [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1993, 29(1): 234 ~ 244.
- Novak L M, Burl M C. Optimal speckle reduction in polarimetric SAR imagery [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1990, 26(2): 293 ~ 305.
- Novak L M, Hesse S R. Optimal polarizations for radar detection and recognition of targets in clutter [A]. In: Record of the 1993 IEEE National Radar Conference [C], Boston, Mass, USA, 1993: 79 ~ 83.
- Novak L M, Sechtin M B. Studies of target detection algorithms that use polarimetric radar data [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, 1989, 25(2): 150 ~ 165.
- Chaney R D, Burl M C, Novak L M. On the performance of polarimetric target detection algorithms [A]. In: Record of IEEE International Radar Conference [C], Arlington, Virginia, USA, 1990: 520 ~ 525.
- Andrew P, Robert R, Kotska O, et al. Land target detection using high resolution multi-polarimetric SAR data [A]. In: Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium [C], Seattle, USA, 1998, 2: 1094 ~ 1096.
- Novak L M, Halversen S D, Owirka G J, et al. Effects of polarization and resolution on SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 102 ~ 116.
- Guo H. Theories and applications of radar for earth observation [M]. Beijing: Science Press, 2000: 38 ~ 41. [郭华东. 雷达对地观测理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2000: 38 ~ 41.]
- Koch M W, Moya M M. Cueing Feature discovery and one-class learning for Synthetic Aperture Radar automatic target recognition [J]. Neural Networks, 1995, 8(7/8): 1081 ~ 1102.
- Principe J C, Kim M, Fisher J W III. Target discrimination in Synthetic Aperture Radar (SAR) using artificial neural networks [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(8): 1136 ~ 1149.
- Ravid R, Levanon N. Maximum-likelihood CFAR for Weibull background [J]. Radar and Signal Processing, IEE Proceedings-F, 1992, 139(3): 256 ~ 264.
- Kuttikkad S, Chellappa R. Non-Gaussian CFAR techniques for target detection in high resolution SAR images [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Austin, Texas, USA, 1994: 910 ~ 914.
- McConnell I, Oliver C J. A comparison of segmentation methods with standard CFAR for point target detection [A]. In: Europto Conference on SAR Image Analysis, Simulation and Modeling IV [C], Orlando, FL, USA, 1998, SPIE-3497: 76 ~ 87.
- McConnell I, Oliver C J. Segmentation-based target detection in SAR [A]. In: Europto Conference on SAR Image Analysis, Modelling and Techniques II [C], Florence, Italy, 1999, SPIE-3869: 45 ~ 54.

- 21 Levanon N, Shor M. Order statistic CFAR for Weibull background [J]. *IEE Proceedings*, 1990, **137**(3): 157 ~ 162.
- 22 Wilson Sanford L. Two CFAR algorithms for interfering targets and non-homogeneous clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, **29**(1): 57 ~ 72.
- 23 Rifkin R. Analysis of CFAR performance in Weibull clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, **30**(2): 315 ~ 329.
- 24 Fogler R J, Hostetler L D. SAR clutter suppression using probability density skewness [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1994, **30**(2): 622 ~ 626.
- 25 Wang Ying, Chellappa R, Zheng Qinfen. CFAR detection of target in fully polarimetric SAR images[DB/OL]. <http://www.cs.umd.edu/TRs/TR-no-abs.html>, 2000-08-11.
- 26 Bisceglie M D, Galdi C. CFAR detection of extended objects in high resolution SAR images[A]. In: *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*[C], Sydney, Australia, 2001, **6**: 2674 ~ 2676.
- 27 Kaplan L M. Improved SAR target detection via extended fractal features [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, **37**(2): 436 ~ 451.
- 28 Kaplan L M, Murenzi R. Evaluation of CFAR and texture based target detection statistics on SAR imagery[A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*[C], Seattle, Washington, USA, 1998, **4**: 2141 ~ 2144.
- 29 Lombardo P, Schotti M, Kaplan L M. SAR prescreening using both target and shadow information[A]. In: *Proceedings of IEEE Radar Conference*[C], Atlanta, Georgia, 2001: 147 ~ 152.
- 30 Gagnon L, Oppenheim H. R&D activities in airborne SAR image processing/analysis at Lockheed Martin Canada [A]. In: *International Conference on Application of Photonic Technology III* [C], Ottawa, Ontario, Canada, 1998, **SPIE-3491**: 998 ~ 1003.
- 31 Subotic N S, Thelen B J. Multi-resolution detection of coherent radar targets[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(1): 21 ~ 35.
- 32 Arnaud A. Ship detection by SAR interferometry [A]. In: *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*[C], Hamburg, Germany, 1999, **5**: 2616 ~ 2618.
- 33 Souyris J C, Henry C, Adragna F. On the use of complex SAR image spectral analysis for target detection: assessment of polarimetry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, **41**(12): 2725 ~ 2734.
- 34 Kapoor R, Nandhakumar N. Features for detecting obscured objects in ultra-wideband (UWB) SAR imagery using a phenomenological approach[J]. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(11): 1761 ~ 1774.
- 35 Flake L R, Ahalt S C, Krishnamurthy A K. Detecting anisotropic scattering with hidden Markov models[J]. *IEE Proceeding Radar, Sonar Navigation*, 1997, **144**(2): 81 ~ 86.
- 36 Jao J K, Ayasli S. SAR detection of wires using image phase signatures [A]. In: *Proceedings of IEEE International Radar Conference*[C], Atlanta, Georgia, 1995: 362 ~ 368.
- 37 Jao J K, Lee C E, Ayasli S. Coherent spatial filtering for SAR detection of stationary targets[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, **35**(2): 614 ~ 626.
- 38 Kaplan L M, Oh Seung-Mok, McCellan J H. Detection of broadside targets during image formation using a quad-tree approach[A]. In: *Proceedings of IEEE International Radar Conference*[C], Arlington, Virginia, 2000:104 ~ 109.
- 39 Kaplan L M, McCellan J H, Oh Seung-Mok. Prescreening during image formation for ultra-wideband radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, **38**(1): 74 ~ 88.
- 40 Lu Liming, Wang Runsheng, Li Wugao. A target detection method in range-Doppler domain from SAR echo data[A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition*[C], Quebec, Canada, 2002, **1**: 91 ~ 94.
- 41 Howard D, Roberts S C, Brankin R. Target detection in SAR imagery by genetic programming [J]. *Advances in Engineering Software*, 1999, **30**(5): 303 ~ 311.
- 42 Jiang Qingshan, Wang Shengrui, Ziou Djemel. Ship detection in Radarsat SAR imagery[A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* [C], San Diego, 1998, **5**: 4562 ~ 4566.
- 43 Liu Yingjian, Fang Mingqiang, Feng Qian, *et al.* An automatic ship detection system using ERS SAR images[A]. In: *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*[C], Toulouse, France, 2003, **4**: 2656 ~ 2658.
- 44 Zhang Yu, Zhang Yong-gang, Huang Wei-gen. The technique researching for ship and ship wake detection using space SAR images [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2003, **18**(1): 31 ~ 35. [张宇, 张永刚, 黄韦良. 星载 SAR 船舶及尾迹探测技术研究[J]. *遥感技术与应用*, 2003, **18**(1): 31 ~ 35.]
- 45 Principe J C, Radisavljevic A. Target prescreening based on a quadratic gamma discriminator[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, **34**(3): 706 ~ 715.
- 46 Principe J C, Radisavljevic A. Target prescreening based on 2D gamma kernels[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, **34**(3): 209 ~ 213.
- 47 Kim M, Principe J C. Artificial neural networks with gamma kernels for automatic target detection [A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*[C], Washington, DC, USA, 1996, **3**: 1594 ~ 1599.
- 48 Kothari R, Ageypong K. On lateral connections in feed-forward neural networks [A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*[C], Washington, DC, USA, 1996: 13 ~ 18.
- 49 Kothari R, Ageypong K. Self-regulation of model order in feed-forward neural networks[A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*[C], Houston, Texas, USA, 1997: 1966 ~ 1971.
- 50 Kothari R. A function approximation framework for ROI determination in SAR images [DB/OL]. <http://www.mbvlab.wpafb.af.mil/paper.html>, 2004-12-13.

- 51 Kothari R, Ensley D. On the use of model order for detecting potential target location in SAR images [DB/OL]. <http://www.mvlab.wpafb.af.mil/paper.html>, 2004-12-13.
- 52 Howurd D, Schroeder J. Multi-scale models for target detection and background discrimination in synthetic aperture radar imagery [J]. *Digital Signal Processing*, 1999, 9(3): 149 ~ 161.
- 53 Fosgate C H, Krim H. Multi-scale segmentation and anomaly enhancement of SAR imagery [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(1): 7 ~ 20.
- 54 Schroeder J, Howard D. Multi-scale modeling for target detection in complex synthetic aperture radar [A]. In: *Proceedings of Information, Decision and Control [C]*, Adelaide, Southern Australia, 1999: 77 ~ 82.
- 55 Irving W W, Novak L M, Willisky A S. A multi-scale approach to discrimination in SAR imagery [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1997, 33(4): 1157 ~ 1169.
- 56 Zhang Cui, Zou Tao, Li Sudan, *et al.* A multiscale approach to discriminating targets in SAR imagery [J]. *Journal of Astronautics*, 2001, 22(5): 20 ~ 25. [张翠, 邹涛, 郦苏丹等. 一种在 SAR 图像中进行目标识别的多尺度模型 [J]. *宇航学报*, 2001, 22(5): 20 ~ 25.]
- 57 Bhanu B, Lin Yingqiang. Genetic algorithm based feature selection for target detection in SAR images [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(7): 591 ~ 608.
- 58 Cooke T, Redding N J. Comparison of selected features for target detection in synthetic aperture radar imagery [J]. *Digital Signal Processing*, 2000, 10(4): 286 ~ 296.
- 59 Cooke T, Redding N J, Schroeder J, *et al.* Comparison of selected features for target detection in synthetic aperture radar imagery [A]. In: *Proceedings of Thirty-Third Asilomar Conference on Signals, System and Computers [C]*, Pacific Grove, CA, USA, 1999, 2: 859 ~ 863.
- 60 Rau R, McClellan J H. A directional image decomposition for ultra-wideband SAR [A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]*, Munich, Germany, 1997, 5: 2877 ~ 2880.
- 61 Runkle P, Nguyen L H, McClellan J H, *et al.* Multi-aspect target detection for SAR imagery using hidden Markov models [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(1): 46 ~ 55.
- 62 Runkle P R, Bharadwaj P K, Couchman L, *et al.* Hidden Markov models for multi-aspect target classification [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(7): 2035 ~ 2040.
- 63 Krishnapuram B, Sichina J, Carin L. Physics-based detection of targets in SAR imagery using support vector machines [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2003, 3(2): 147 ~ 157.
- 64 Ranney K, Khatri H, Nguyen L. Comparison of three different detectors applied to synthetic aperture radar data [A]. In: *International Conference on Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery IX [C]*, Orlando, FL, USA, 2002, *SPIE-4727*: 91 ~ 99.