

文章编号: 2096-1618(2017)05-0479-08

基于超像素和信息论的 SAR 图像目标检测研究

邓洋洋, 冉元波, 韩景红

(成都信息工程大学电子工程学院, 四川 成都 610225)

摘要:针对传统的恒虚警率(CFAR)检测算法的不足,提出新的基于超像素和信息论的 SAR 图像目标检测方法。首先利用改进的 SLIC 超像素生成算法将 SAR 图像分割成超像素块,然后计算各超像素块自信息值并选出候选超像素块,最后用邻域加权信息熵剔除法滤除虚警超像素块,最终得到目标检测结果。同时与两种基于杂波统计模型的 CFAR 检测算法的检测效果进行对比,结果表明所提检测算法对 SAR 目标有较高的检测准确度,且目标物原有形态能得到很好的保留。

关键词:SAR;恒虚警率;超像素;自信息;加权信息熵

中图分类号:TN957.71

文献标志码:A

doi:10.16836/j.cnki.jcuit.2017.05.003

0 引言

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)是一种主动微波遥感探测系统,与光学、红外等传感器相比,其成像不受天气、光照等条件限制,可以对感兴趣的目标进行全天候、全天时侦察^[1]。目前 SAR 成像系统已广泛应用在军事领域,常用于侦察一些具有战略意义的特殊目标,如人工建筑、坦克、军舰等^[2]。20 世纪 50 年代初期美国科学家 Carl Wiley 第一次提出 SAR 概念,其后 SAR 系统及相关技术迅速发展。1953 年,美国伊利诺伊大学成功获取了第一幅 SAR 图像^[3]。随着 SAR 成像技术不断进步,获取的 SAR 图片分辨率变得越来越高,图像信息量也越来越大。但是, SAR 图像的判读和检测技术则十分滞后,尤其在对军事目标的自动检测识别技术上,远达不到战场检测实时处理的要求。在对 SAR 图像目标检测与识别的大量研究中,自动识别(automatic target recognition, ATR)系统的研究最为重要,实用性也最强。SAR 图像 ATR 系统流程主要包括 3 个步骤:检测、鉴别、分类/识别。其中,检测部分输出是识别部分的输入,检测部分性能会直接影响识别的效果,因此检测部分十分重要^[4-5]。

恒虚警率(constant false alarm rate, CFAR)算法广泛和频繁地应用在 SAR 图像目标检测中,各国学者已经提出一些基于背景杂波统计分布模型的 CFAR 检测方法。SAR 图像杂波模型有瑞利分布模型^[6]、Weibull 分布模型^[7]、Gamma 分布模型^[8-9]、K 分布模型^[10]、 G^0

分布模型^[11]等。但上述分布适用于一些特定的背景杂波,当分布对原始 SAR 图像拟合效果较差时, SAR 图像目标检测效果也较差。20 世纪 90 年代,林肯实验室的学者们提出双参数 CFAR 检测方法^[12]。还有学者利用已有的地理信息系统(geographic information system, GIS)信息对 SAR 图像目标进行检测,提高检测效率^[13]。

CFAR 目标检测方法是像素级别的,有一定的不足。在超像素概念被提出后,基于超像素的 SAR 图像目标检测发展很迅速。2012 年 Achanta 提出简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering, SLIC)算法^[14],该算法聚类效果较好。2014 年 Cao Z 使用基于加权信息熵的方法进行高分辨率 SAR 图像目标检测,具有较好的检测效果^[15]。文中综合利用改进的 SLIC 超像素生成方法、自信息值超像素斑块计算法和邻域加权信息熵剔除法来实现 SAR 图像目标检测。

1 基于 CFAR 的 SAR 图像目标检测方法

1.1 CFAR 检测原理

CFAR 算法是一种基于像素灰度值的 SAR 图像目标检测方法,对于大部分车辆、舰船、飞机等目标,其往往具有相对于背景更强的反射回波,反映在 SAR 图像中,这些目标表现出与背景杂波有较大的对比度^[16-17]。CFAR 检测算法将单个像素点的灰度值与某一预先设定的门限进行比较,从而判断该单个像素点是否为目标像素点。而确定这一门限与 3 个要素相关,分别是:虚警概率,杂波统计模型,CFAR 检测器。

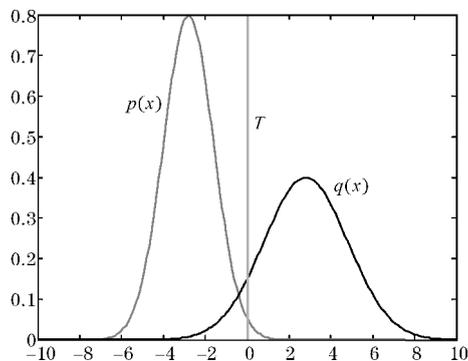


图1 CFAR 阈值检测原理图

如图1所示, $p(x)$ 是背景杂波的概率密度函数; $q(x)$ 是目标的概率密度函数; p_{fa} 是预先给定的虚警概率; 则由统计信号和概率论知识可得:

$$p_{fa} = \int_T^{\infty} p(x) dx \quad (1)$$

在确定上述3个要素后, 检测阈值 T 就可求出, 此时检测判断依据为

$$\begin{cases} x > T, \text{该像素点为目标像素点} \\ x \leq T, \text{该像素点为背景像素点} \end{cases} \quad (2)$$

其中, x 为被检测像素点的灰度值, T 为求出的检测阈值灰度值。

对于一幅 SAR 图像, 要计算其背景分布模型的概率密度函数, 首先需要估计其分布模型, 建立杂波统计模型就是采用不同的统计模型去逼近 SAR 图像背景的直方图。图2为 CFAR 检测算法通用的流程, 其中虚线框标示了 CFAR 检测算法需要预先确定的3个要素。

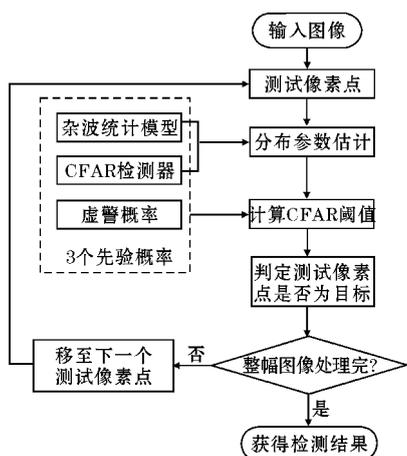


图2 CFAR 算法通用流程图

1.2 基于统计模型的 SAR 图像目标检测

1.2.1 SAR 图像杂波统计建模

由于 SAR 图像与光学图像有差异, 所以很多光学图像的处理方法不能直接应用于 SAR 图像上。SAR

图像杂波统计建模是通过统计的方法来对 SAR 图像数据进行描述, 有参量模型和非参量模型两种建模过程。其中, 参量模型通常首先给出图像可能服从的几种概率分布, 然后利用矩估计或最大似然估计等估计方法, 通过实际的数据估计出概率分布模型的参数, 最后选择最优的概率分布模型作为 SAR 图像的杂波统计模型^[18]。几种常用的 SAR 图像杂波模型有瑞利分布模型、Weibull 分布模型、Gamma 分布模型、K 分布模型、 G^0 分布模型。下面仅用基于瑞利分布的模型说明 CFAR 检测阈值的求解过程, 基于其他分布模型的检测阈值求解过程原理相同。

1.2.2 瑞利分布模型

瑞利分布的概率密度函数为

$$f(A) = \frac{A}{b_s^2} \exp\left(-\frac{A^2}{2b_s^2}\right) \quad (3)$$

式中, b_s 为形状参数。 $A = \sqrt{Z}$, Z 为杂波强度。将公式(3)代入公式(1)中, 则有:

$$p_{fa} = \int_T^{\infty} f(A) dA = \int_T^{\infty} \frac{A}{b_s^2} \exp\left(-\frac{A^2}{2b_s^2}\right) dA \quad (4)$$

求解得到:

$$p_{fa} = \exp\left(-\frac{T^2}{2b_s^2}\right) \quad (5)$$

从而得到瑞利分布下的 CFAR 检测器阈值为

$$T = b_s \sqrt{2 \ln p_{fa}} \quad (6)$$

依次类推, 基于 Gamma 等分布模型的 CFAR 检测器阈值都可以求出, 并用于 SAR 图像目标检测。

1.3 CFAR 检测器

CFAR 检测器通过滑动窗口遍历整个 SAR 图像中所有像素点, 实现像素点级别的目标检测。最常用的 CFAR 滑动窗口是空心滑窗, 由内向外可分3个组成部分, 分别是目标区域、保护区域及杂波区域。对于 SAR 图像目标检测, 根据对杂波区域内像素点采样方式的不同, CFAR 检测器可划分为4大类, 分别是均值类 CFAR 检测器、有序统计类检测器^[18-19]、基于自动筛选的 CFAR 检测器、自适应 CFAR 检测器^[20-21]。其中, 单元平均 CA-CFAR (cell averaging, CA) 均值检测器最经典, 其采样方式是对杂波区域内的所有像素点全部采样, 将其用于杂波统计模型的估计。显然, 这种采样方式在均匀场景可以适用, 但是当 SAR 图像中出现非均匀场景时或有很多目标时, CFAR 滑动窗口的杂波区域内像素点可能出现较大差异。为适应对 SAR 图像中非均匀场景或多目标情况下的检测, 又出现了最大 GO-CFAR 检测器、最小 SO-CFAR 检测器^[22]。3种 CFAR 检测器原理如图3所示。

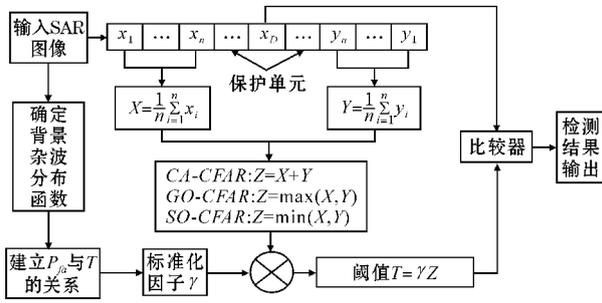


图 3 CA、GO、SO-CFAR 检测器原理图

GO-CFAR 适用于多杂波边缘区域,而 SO-CFAR 检测器适用于多目标干扰区域中。有序统计类、自适应、自动筛选 3 种 CFAR 检测器均在均值类 CFAR 检测器上有改进,场景适应性也更强。

传统的 CFAR 检测算法是像素级别的,目标检测结果中丢失目标像素点的可能性很大,也很可能会出现一些虚警小目标。当分布模型对 SAR 图像的拟合效果较差时,目标检测效果也较差。而超像素是由一系列位置相邻且其他特征相似的像素点组成的小区域,每个超像素块出现也有其对应的信息值,用基于超像素和信息论的 SAR 图像目标检测算法可以克服传统 CFAR 检测的缺点,取得较好检测效果。

2 基于超像素和信息论的 SAR 图像目标检测

相比较与经典的 CFAR 检测算法,所提的整个算法包含超像素块生成算法、全局检测算法和局部检测算法 3 种。首先用改进的 SLIC 算法将原始 SAR 图像分割成超像素斑块,然后计算每一个超像素块的自信息值大小,在此过程中,将整个 SAR 图像视为一个大的超像素斑块,计算所有超像素斑块的分布模型投影到整个 SAR 图像上得到的自信息值。接着,通过基于统计的离群值检测获取离群的候选超像素斑块,最后用基于邻域的加权信息熵法滤除虚警超像素斑块,获得最终检测结果,流程图如图 4 所示。

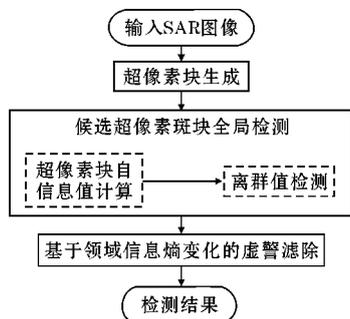


图 4 整个算法检测流程图

2.1 超像素生成算法

目前,分水岭算法、均值漂移算法、K 均值算法等超像素生成算法在光学图像处理中应用相对比较广泛^[14]。对 SAR 图像目标检测来说,如果超像素斑块边缘与 SAR 图像中目标边缘能够重合或几乎重合,后续处理更加容易,检测效果也更好。而基于聚类的 SLIC 超像素生成算法可以满足上述要求。但因为 SLIC 超像素生成算法是用于光学图像处理的,没有考虑 SAR 图像是灰度图像这一特性,所以必须对 SLIC 算法进行改进,使其能适用于 SAR 图像。从搜索空间和距离测度的加权两方面改进,使其适用于整个 SAR 图像目标检测算法。

2.2 SAR 图像的自信息

在信息论中,一个随机事件发生的可能性越小,其所具有的信息价值越大。对于一个离散的信息源,一个随机事件的发生所具有的价值信息被定义为自信息^[15]。假设随机事件为 e_i ,则其自信息 $H(e_i)$ 表示为

$$H(e_i) = -\log_m p(e_i) \quad (7)$$

其中 $p(e_i)$ 为随机事件 e_i 的概率,变量 i 表示第 i 个可能的事件。

一幅 SAR 图像中任意像素点对应的灰度值出现的概率是确定的,且通过灰度直方图可以得到。那么,图像中任意像素点的灰度值所对应的自信息可以计算求得。同理,对于一幅以超像素斑块为单元组成的 SAR 图像,其中任意一个超像素斑块所对应的自信息也可计算求得。

假设一幅由 n 个超像素斑块组成的 SAR 图像,对于 SAR 图像 I 中任意一个超像素斑块 S_n ,假设此超像素斑块由 $a \times a$ 个像素点组成,则超像素斑块 S_n 的强度分布模型可表示为

$$\begin{pmatrix} r \\ p(r) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0, & 1, & \dots, & 255 \\ p(0), & p(1), & \dots, & p(255) \end{pmatrix} \quad (8)$$

其中,变量 $p(r)$ 表示斑块 S_n 中像素点灰度值为 r 的概率,且有

$$0 \leq p(r) \leq 1, \sum_{i=0}^{255} p(r) = 1 \quad (9)$$

采用似然函数表示每一个超像素斑块出现的概率,对于任意一个超像素斑块 S_n ,其条件概率值为

$$P(S_n | I) = \prod_{k=1}^{a^2} P_I(S_n(k)) \quad (10)$$

式中, a^2 为超像素斑块 S_n 中像素点的数量。 $P_I(\bullet)$ 是 SAR 图像 I 的概率分布, $S_n(k)$ 是超像素斑块 S_n 中第 k 个像素点对应的灰度值。

因 SAR 图像斑点噪声分布相对均匀,不考虑超像素斑块中像素点的顺序,故(10)式可通过超像素斑块 S_n 的概率分布重新表示为

$$P(S_n | I) = \prod_{i=1}^{255} (P_I(i))^{P_{S_n}(i) \cdot a^2} \quad (11)$$

代入公式(11)到公式(7),可得超像素斑块 S_n 对应的自信息值,表示如下:

$$H(S_n | I) = -\log_m(P(S_n | I))$$

$$\begin{aligned} &= -\log_m\left(\prod_{r=0}^{255} (P_I(r))^{P_{S_n}(r) \cdot a^2}\right) \\ &= -a^2 \cdot \sum_{r=0}^{255} (P_{S_n}(r) \cdot \log_m(P_I(r))) \quad (12) \end{aligned}$$

式中, a^2 为常数,为增强目标超像素斑块与背景超像素斑块之间的差异,做出定义如果 $P_{S_n}(r) \neq 0$,那么 $P_{S_n}(r) = 1$ 。简化为

$$H'(S_n | I) = -a^2 \cdot \sum_{r=0}^{255} \log_m(P_I(r)) \quad (13)$$

这样 SAR 图像 I 中的任意超像素斑块 S_n 对应的自信息值可以通过整幅图像的灰度值概率分布进行计算。在实际处理数据时,只把超像素斑块的直方图中灰度值出现概率不为零的位置映射到 SAR 图像的直方图上,然后计算对应的自信息值。

2.3 离群值检测和虚警滤除

2.3.1 离群值检测

在所有超像素斑块自信息值求得的情况下,首先对数据进行统计,建立对应的分布直方图。然后求取对应的均值与方差,最后对每个超像素对应的自信息值进行离群值检测。超像素斑块自信息的离群值检测公式为

$$\begin{cases} \frac{H(S_n) - u_n}{\delta_n} > T_b, n \in (1, 2, \dots, w), H(S_n) \text{ 为离群值} \\ \frac{H(S_n) - u_n}{\delta_n} < T_b, n \in (1, 2, \dots, w), H(S_n) \text{ 为正常值} \end{cases} \quad (14)$$

式中, $H(S_n)$ 为超像素斑块 S_n 对应的自信息值,并假设有 w 个超像素斑块, n 为超像素斑块数量。变量 u_n 和 δ_n 为第 n 个超像素斑块对应的自信息值直方图分布的均值和方差,变量 T_b 为检测阈值。为尽量保证不出现漏检的情况,将 T_b 的取值降低,将 T_b 取值范围设为 $[1, 2)$ 。但这样也导致候选超像素斑块中可能存在背景超像素斑块,因此在全局检测后,用基于加权信息熵的邻域变化尺度方法滤除候选斑块中的虚警超像素斑块。

2.3.2 基于加权信息熵的虚警滤除

对于 SAR 图像中用于测试的任意超像素斑块 S_T ,首先获取其拓展区域,获取方法是以测试候选超

像素斑块 S_T 为中心,拓展为改进的 3×3 的由超像素斑块组成的拓展区域。因为在超像素斑块生成那一步可以调整参数,不会将目标分成很小的 9 块,这样的话无须类似自动筛选 CFAR 检测器那样对以判定为超像素的斑块做出标记而不纳入后续计算。然后获取 4 个方向上的邻域 $S_T(d)$,其中 $d \in \{1, 2, 3, 4\}$ 。4 个拓展方向如图 5 所示,分为垂直方向 1,水平方向 2,对角方向 3 和 4。

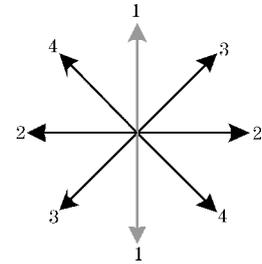


图 5 4 个拓展方向

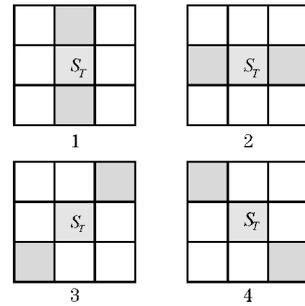


图 6 4 个方向邻域斑块

对于测试超像素斑块 S_T ,需要分别计算 4 个方向对应的加权信息熵。在图像处理中,一维图像熵反映了图像分布所具有的平均信息量大小^[15]。对于一幅 SAR 图像,其一维图像熵的计算公式可表示为

$$H = -\sum_{r=0}^{255} p(r) \log p(r) \quad (15)$$

其中, $p(r)$ 可通过图像直方图获得,表示图像中灰度强度值为 r 的像素点出现的概率。

那么测试超像素斑块 S_T 的加权信息熵表达式如下:

$$E(S_T) = -\sum_{r=0}^{255} (r - \bar{r}_V)^2 P_{S_T}(r) \log_2(P_{S_T}(r)) \quad (16)$$

其中,变量 $P_{S_T}(r)$ 为候选超像素斑块 S_T 中灰度值 r 的概率,变量 \bar{r}_V 为候选超像素斑块灰度值均值。

对于选超像素斑块 S_T 的 4 个方向拓展邻域 $S_T(d)$,其加权信息熵 $E(S_T(d))$ 计算公式为

$$E(S_T(d)) = -\sum_{r=0}^{255} (r - \bar{r}_{ER}(d))^2 \cdot P_{S_T(d)}(r) \log_2(P_{S_T(d)}(r)) \quad (17)$$

式中,变量 d 为拓展邻域的方向, $d \in \{1,2,3,4\}$ 。

$\overline{r_{ER}(d)}$ 是 d 方向拓展邻域灰度值均值。 $P_{S_T(d)}(r)$ 为 d 方向拓展邻域超像素斑块灰度值 r 的概率。候选超像素斑块与拓展邻域的加权信息熵之间的差异可由如下公式计算得到:

$$V(S_T) = \operatorname{argmin}(E(S_T(d))) - E(S_T) \quad (18)$$

其中, $d \in \{1,2,3,4\}$ 。因为选取的是 4 个方向拓展邻域与候选超像素斑块之间最小的加权信息熵,即使一个方向上最近的一个超像素斑块已经判断为超像素斑块,对 $V(S_T)$ 的大小也不会产生影响,不会影响后续的计算。然后用 $\frac{V(S_T)}{E(S_T)}$ 表示拓展区域加权信息熵增长率,与离群值检测类似,第二次选取阈值并与拓展区域加权信息熵增长率比较,判断候选超像素斑块属于目标超像素斑块还是背景超像素斑块,实现虚警超像素斑块滤除。

3 仿真实验与分析

3.1 仿真实验

实验第 1 步是对测试 SAR 图像用改进的 SLIC 算法进行超像素处理,使图像分割成超像素斑块。可以通过修改参数生成不同大小的超像素斑块。用于测试的 SAR 图像数据如图 7 所示,目标数据选自 MSTAR 数据库中的舰船目标。

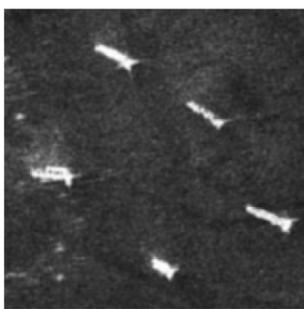


图 7 初始 SAR 图片

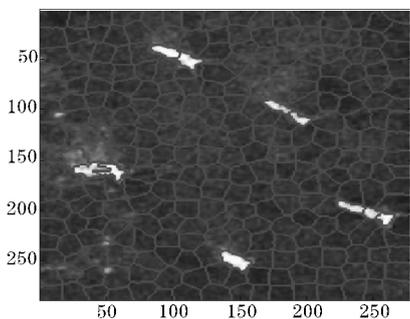


图 8 超像素斑块生成图

从图 8 可以看出 SAR 图像超像素斑块生成效果很好,超像素边缘与目标边缘重合,且目标被分成 10 个超像素斑块。在获取了测试 SAR 图像的超像素处理结果后,实验第 2 步是统计整个 SAR 图像数据的灰度值分布,第 3 步是进行超像素斑块的自信息值分布统计和排序,统计结果如图 9 和 10 所示。

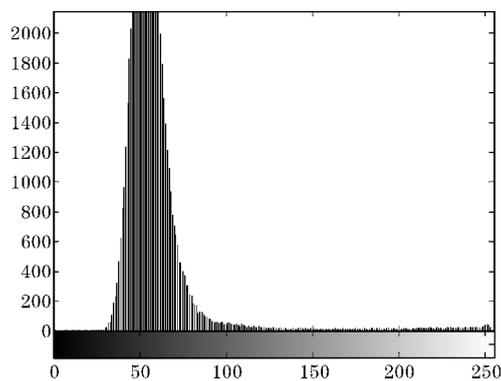


图 9 原始图像灰度值分布图

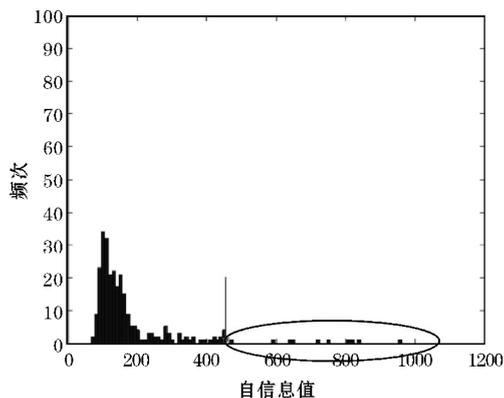


图 10 超像素斑块的自信息值分布图

可以看到共 10 块自信息远离自信息值集中区域,与目标分为 10 个超像素斑块相符合。第 4 步和第 5 步是进行局部检测和虚警超像素斑块滤除,任意选取超像素斑块 S_T 如图 11 中黄色框标记所示,用基于加权信息熵的邻域变化尺度方法滤除候选斑块中的虚警超像素斑块。试验中用 $\frac{V(S_T)}{E(S_T)}$ 表示拓展区域加权信息熵增长率,第一次设增长率阈值为 25%,当增长率大于设定阈值 T_h 时,判断为目标超像素块;当增长率小于设定阈值 T_h 时,判断为背景,检测结果如图 12 所示,可以看到有虚警超像素斑块。第二次用潜在区域增长信息熵升降排序法自动选取阈值,实现虚警斑块滤除,最终检测结果如图 13 所示。

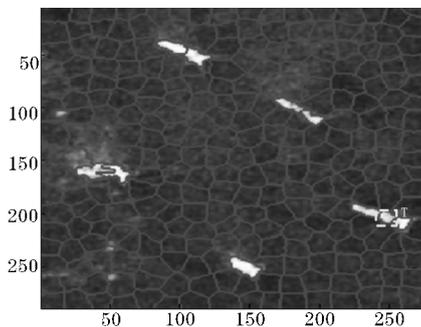


图 11 选取超像素斑块图

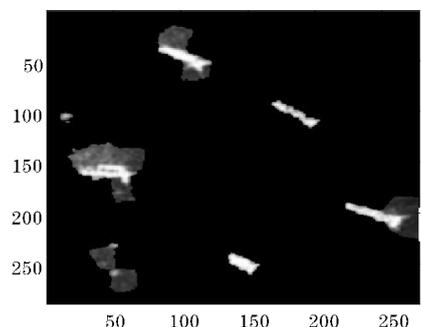


图 12 增长率阈值设为25%时斑块滤除结果

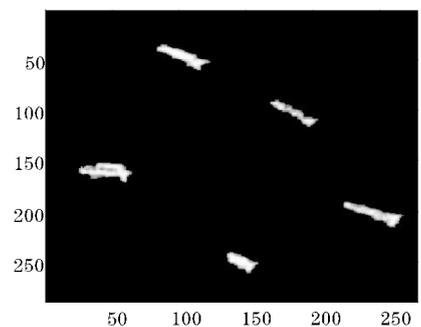


图 13 第二次自动选取增长率阈值的滤除结果

可以看到检测结果中没有虚警目标出现,且舰船目标原有形态被完好无损地保存,效果很好。

3.2 对比分析

为增强实验对比性,在同一 Matlab 运行环境下,选取另一幅包含坦克目标的 SAR 图片,如图 14 所示。采用所提方法对其进行检测,并对比用基于瑞利分布的 CFAR 检测方法和基于 Gamma 分布的 CFAR 检测方法对目标进行检测。其中,CFAR 检测采用所提的 CA-CFAR 检测器,且检测后用形态学滤波方法对图像进行腐蚀和膨胀运算,剔除虚警目标。检测结果如图 14 ~ 15 所示。



图 14 包含坦克目标的原始 SAR 图



图 15 所提方法检测结果图

基于瑞利分布模型的 CFAR 检测结果如图 16 ~ 17 所示。

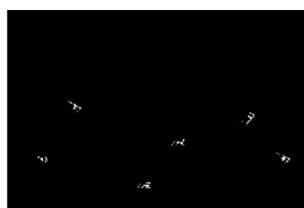


图 16 瑞利分布的 CFAR 检测二值图

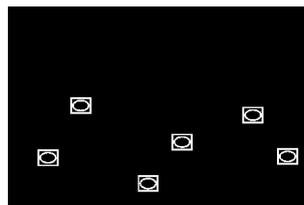


图 17 形态学处理后结果图

基于 Gamma 分布的 CFAR 检测结果如图 18 ~ 19 所示。

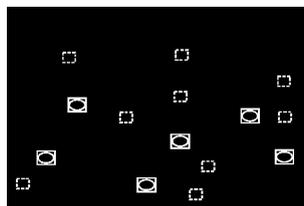


图 18 Gamma 分布的 CFAR 检测二值图

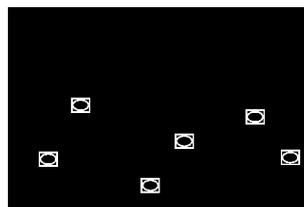


图 19 形态学处理后结果图

图 17 ~ 19 中,正确检测出的目标由圈框标记,虚警目标由虚线方框标记。从 3 种方法的检测对比结果可以看出,所提方法的检测结果中目标物被全部检测出来,没有虚警目标,且目标原有形态得以保持完整。而另外两种基于杂波统计模型的 CFAR 检测算法的检测结果中则存在较多的虚警,在滤波和图像形态学腐蚀膨胀处理后,目标原有形态没有很好地保留。此外,

另外选择了一定数量的包含军事目标的SAR图像进行检测试验并进行统计,最终计算得到所提算法的SAR图像目标检测率在93%以上,且目标物检测后原有形态都能很好地保留。

4 结束语

首先简单介绍了SAR图像目标检测的背景及常用的基于CFAR的SAR图像目标检测方法,包括CFAR检测原理和CFAR检测器,及基于不同杂波统计模型的CFAR检测算法。接着提出基于超像素和信息论的SAR图像目标检测算法,最终仿真得到所提算法的检测结果,并与两种基于杂波统计模型的CFAR检测算法的检测效果进行了对比。结果表明所提检测算法对SAR图像目标有较高的检测准确度,且目标原有形态能得到很好保留。后续研究中,将结合SAR图像目标特征,改进算法以研究场景更大、信息更丰富的SAR图像目标检测。

参考文献:

- [1] 焦李成. 智能SAR图像处理与解译[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [2] 朱良, 郭巍, 禹卫东. 合成孔径雷达卫星发展历程及趋势分析[J]. 现代雷达, 2009, (4): 5-10.
- [3] Massonnet D, Souyris J C. Imaging with synthetic aperture radar[M]. CRC Press, 2008.
- [4] 复杂场景下的SAR目标检测[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- [5] 匡纲要. 合成孔径雷达目标检测理论、算法及应用[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2007.
- [6] Frery A C, Muller H J, Yanasse C C F, et al. A model for extremely heterogeneous clutter [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1997, 35(3): 648-659.
- [7] Anastassopoulos V, Lampropoulos G A. Optimal CFAR detection in Weibull clutter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1995, 31(1): 52-64.
- [8] Qin X, Zhou S, Zou H, et al. A CFAR detection algorithm for generalized gamma distributed background in high-resolution SAR images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(4): 806-810.
- [9] Qin X, Zhou S, Zou H, et al. A CFAR detection algorithm for generalized gamma distributed background in high-resolution SAR images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(4): 806-810.
- [10] 赵明波, 何峻, 付强. SAR图像CFAR检测的快速算法综述[J]. 自动化学报, 2012, 38(12): 1885-1895.
- [11] Feng J, Cao Z, Pi Y. Variational SAR image segmentation based on the G0 model and an augmented Lagrangian method [J]. Progress In Electromagnetics Research B, 2012, 39: 373-392.
- [12] Novak L M, Burl M C. Optimal Speckle Reduction in Polarimetric SAR Imagery [C]. Proc. 22nd Asilomar Conf. Signal, System, and Computers Pacific, CA, 1988: 781-785.
- [13] 冯籍澜. 高分辨率SAR图像分割与分类方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
- [14] Achanta R, Shaji A, Smith K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [15] Cao Z, Ge Y, Feng J. Fast target detection method for high-resolution SAR images based on variance weighted information entropy [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2014, (1): 1.
- [16] 杨道莲. 机载SAR图像陆地目标检测方法的研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2013.
- [17] 庄圆. 复杂背景下SAR图像目标特征提取与分析研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
- [18] 高贵. 高分辨率SAR图像目标特征提取研究[D]. 北京: 国防科学技术大学, 2003.
- [19] Ritcey J A, Du H. Order statistic CFAR detectors for speckled area targets in SAR [C]. Signals, Systems and Computers. Conference Record of the Twenty-Fifth Asilomar Conference on. IEEE, 1991: 1082-1086.
- [20] Rohling H. Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations [J]. IEEE transactions on aerospace and electronic systems, 1983, (4): 608-621.
- [21] 谢堃. 合成孔径雷达图像目标检测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.

[22] Muller H J. Modeling of extremely heterogeneous radar backscatter [C]. Geoscience and Remote Sensing. IGARSS 97. Remote Sensing-A Scientific

Vision for Sustainable Development. ,1997 IEEE International. IEEE,1997,(4):1603-1605.

Research on SAR Image Target Detection based on Superpixel and Information Theory

DENG Yang-yang, RAN Yuan-bo, HAN Jing-hong

(College of electronic engineering, Chengdu University of information technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: In order to make up the shortcomings of the traditional CFAR detection algorithm, a new SAR image target detection method based on superpixel and information theory is proposed. Firstly, the SAR image is divided into superpixel patches by using the improved SLIC superpixel generation method, and then the information value of the superpixel patches are calculated and the candidate superpixel patches are selected. Finally, The extravagant patches are filtered by using the neighborhood weighted information entropy rejection method, and the target detection result is obtained. At the same time, comparing the result of the proposed method with the results of two CFAR detection algorithms based on clutter statistical model. The results show that the proposed algorithm has high detection accuracy for SAR image target, and the original shape of target can be well preserved.

Keywords: SAR; CFAR; superpixels; self-information; weighted information entropy