

基于区域的 GLRT 车辆目标检测方法

彭荣鲲 周鑫 王沛 赵永辉 琚映云

(南京航空航天大学自动化学院, 南京, 210016)

摘要:基于合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)图像的地面车辆目标自动检测是一项重要的 SAR 军事应用研究。提出一种基于区域的广义似然比法(Generalized likelihood ratio test, GLRT)的目标检测方法,该方法将 GLRT 目标检测理论与图像分割技术相结合。首先利用普通图像常用的分割聚类方法从 SAR 图像场景中粗略地分离出陆地杂波区域和目标潜在区域。然后根据分割结果,分别对两区域数据建立合理的统计模型。最后在背景和统计特性都已知的情况下,采用 GLRT 目标检测方法对目标潜在区域的像素点进行逐一检测,获得更为精确的检测结果。对实际 SAR 数据处理的结果表明,该方法能有效地从陆地场景中检测出地面车辆目标,且具备一定的精确性和快速性。

关键词:SAR 图像; 车辆目标检测; 图像分割; 统计模型; 广义似然比法

中图分类号:TP753 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2615(2014)06-0931-07

Region-Based GLRT Method for Vehicle Target Detection

Peng Rongkun, Zhou Xin, Wang Pei, Zhao Yonghui, Ju Yingyun

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: Automatic ground vehicle detection based on synthetic aperture radar (SAR) image is one of the important military applications of SAR. A region-based generalized likelihood ratio test (GLRT) method is proposed, which combines the GLRT detection theory and the image segmentation technology. First, the SAR image is roughly segmented as land clutter region and potential target region through the split and merge procedure often used for processing the original images. Then, based on the segmentation results, the reasonable statistical models for the data in the two regions are built respectively. Finally, with the knowledge of statistical characteristics of clutter and target, the GLRT detection method is applied to the each pixel in the potential target region to obtain more accurate detection results. Experimental results based on real SAR data show that the proposed method can effectively detect the ground vehicle targets from the land clutter with excellent accuracy and speed.

Key words: synthetic aperture radar image; vehicle target detection; image segmentation; statistical model; generalized likelihood ratio test

合成孔径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)是一种主动成像的传感器,具有全天时,全天候、强穿透性等特点,在民用和军事的很多领域有着广泛的应用^[1-3]。特别是现代战争中大部分军事车辆目标(坦克、自行火炮等)主要由金属材料制

成,对电磁波具有较强的后向散射性,容易形成较大的雷达反射截面(Radar cross section, RCS),因此利用 SAR 来获取地面军事情报得到了各国军事专家的重视^[2]。目标检测作为 SAR 图像解译的前期基础步骤,对后续的目标鉴别、识别、跟踪等工作

基金项目:国家自然科学基金(61102138)资助项目。

收稿日期:2013-09-06;**修订日期:**2013-11-25

通信作者:周鑫,男,副教授,E-mail:xzhou@nuaa.edu.cn。

起着至关重要的作用,其研究和发展一直受到了广泛的关注。

由于地面场景内容的复杂性,环境变化以及相干斑噪声等因素的影响,SAR图像具有很强的非均匀性,从而导致大量的虚警,使得检测结果不可靠。目前,源于贝叶斯决策理论的恒虚警率(Constant false alarm rate, CFAR)方法是SAR图像目标检测领域研究最多、应用最为广泛的一类检测方法。自Novak^[4]撰文总结林肯实验室的双参数CFAR检测算法所取得的良好性能以来,后续针对CFAR的精度、速度等提高问题,从不同角度切入发展的CFAR检测算法大量涌现。如针对具体杂波背景内容,统计模型选择失配导致CFAR检测精度下降的问题,研究者们先后提出了基于不同分布模型的CFAR检测方法,为均匀、一般不均匀、极不均匀等多种场景图像提供了最优的CFAR检测^[3,5]。另外针对不同杂波背景形式(均匀杂波/杂波边缘/多目标)^[6],研究者们设计了多种与之相适应的CFAR检测器。其中CA-CFAR, GO-CFAR, SO-CFAR, OS-CFAR组成了4类基本CFAR检测器,后来发展的检测器大多是这4类检测器的组合或变体^[7]。著名的VI-CFAR(智能索引CFAR)就是将这4种检测器融合在一起,在多种杂波背景中都能保持较佳的CFAR检测性能^[8]。此外针对CFAR局部滑窗导致检测速度较慢方面,快速CFAR算法也得到了广泛的研究,典型的有:Kreithen提出的并行CFAR算法^[9],高贵提出的全局CFAR算法^[10],以及邢相薇等提出两级CFAR检测算法^[11]等。

尽管CFAR算法在SAR图像检测领域得到了长足的发展,然而不能忽视的是所有的CFAR检测算法都只是根据背景杂波的统计信息来选取门限值的,在检测的过程中并没有考虑目标的统计特性,而是将目标作为背景统计特性的异常点来检测的,这其实是一种次优的贝叶斯决策方法^[12]。非CFAR的检测方法主要有广义似然比法(Generalized likelihood ratio test, GLRT)检测算法^[13],监督学习方法如基于神经网络^[14],基于支持向量机^[15]等。总的来说,这些非CFAR算法一般都能取得较好的效果,但是目标先验信息的需要,算法计算速度较慢限制了这些算法的推广。其中需要特别指出的是,同样源于贝叶斯决策理论的GLRT检测方法在检测过程中同时应用到了背景

杂波和目标的统计信息,可实现最优的贝叶斯决策,相比CFAR更加合理^[12]。此外GLRT检测采用的是全局门限,计算量相对较少,而CFAR检测通常是基于滑窗的,每一次滑窗移动都需要重新计算门限值,快速性方面理论上GLRT要优于CFAR。但是由于GLRT检测算法需要同时知道目标和背景的统计分布,而一般认为实际目标的统计分布是难以知道的,这极大限制了GLRT算法的应用。

本文针对复杂地物场景中军事车辆目标物检测问题,提出一种基于区域的GLRT目标检测方法,该方法将图像分割技术与GLRT目标检测算法相结合。利用普通图像中常用的分割和聚类方法,快速粗略地分离出SAR图像场景中的杂波区域和目标潜在区域,再分别对两种区域数据建立合理的统计模型,如此解决了SAR图像中目标统计特性难以获取的难题。在背景和目标统计特性都已知的的基础上,再对目标潜在区域采用更为精确的GLRT检测进一步确定目标。实验部分对实际数据进行处理,并与经典的VI-CFAR检测方法进行比较,结果表明本文方法能够有效、精确、快速地检测出SAR图像陆地场景中的军事目标。

1 背景与目标区域数据建模

由金属制成的军事车辆目标,其具有较强的雷达反射回波,在SAR图像上表现为和周围陆地环境相比具有较大的幅度值水平。基于此,首先采用一种简单门限技术来选择所有可能的金属目标像素,然后采取聚类处理滤除较为明显的虚假目标,经过以上处理后可以粗略地从图像中分离出杂波区域和目标潜在区域。然后再分析两区域SAR数据的统计特性,对其分别建立合适的统计模型。

矩量保持法是一种常用于图像分割的多阈值自动选择算法,它基于图像分割前后矩量保持不变的原理,自动确定多个最佳门限值,该算法简单、计算量小^[16]。对于一幅仅含有目标和背景两类的SAR图像 f ,其 i 阶矩定义为

$$m_i = \frac{1}{n} \sum_x \sum_y f^i(x, y) \quad i=1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

式中: n 为图像像素总数, $f(x, y)$ 为 (x, y) 处像素的幅度值。定义 $m_0=1$ 。采用矩量保持法,假设产生的最佳幅度门限值为 Th^* ,根据门限值 Th^* 实现对图像的二值分割。分割后图像幅度值用 z_0 和 z_1 ($z_0 < z_1$)代替。则分割后二值图像的前三阶矩

为

$$m'_i = \sum_{j=0}^1 p_j (z_j)^i \quad i=1,2,3 \quad (2)$$

式中: p_0, p_1 分别为二值图像中幅度值为 z_0, z_1 像素占整个二值图像的比例,即是原图像中幅度值低于和高于门限 Th^* 的像素占原图像的比例。则有

$$p_0 + p_1 = 1 \quad (3)$$

根据矩量保持法原理,应当保持分割前后图像的各阶矩相等,即有

$$p_0 z_0^0 + p_1 z_1^0 = m_0$$

$$\vdots \quad (4)$$

$$p_0 z_0^3 + p_1 z_1^3 = m_3$$

4 个未知数,4 个方程,求解方程组(4),得出 p_0 后,结合原图像幅度值直方图,确定最佳门限值 Th^* ,使之满足

$$p_0 = \frac{1}{n} \sum_{f_j \leq Th^*} n_j \quad (5)$$

式中: n_j 表示原图像中幅度值为 f_j 的像素个数。根据门限值 Th^* ,可将原图像分割成 A, B 两类区域, A 类为幅度值大于 Th^* 的像素点集合区域, B 类为幅度值小于 Th^* 的像素点集合区域。那么可以认为金属目标潜在于幅度值水平较高的 A 类区域像素集合中。

由于 SAR 图像数据本身具有噪声严重的特点,因此以上基于矩量保持法门限分割后图像中会存在较多孤立的 A 类像素点或分散的 A 类小区域,这些点和小区域明显是虚假目标。因此有必要对分割结果进行进一步的聚类处理,滤除这些虚假目标,获得更为集中平滑的分割结果。这里采用 N 近邻法,该方法的基本思路是:对于一个类别待判定的样本,若其在特征空间中的 N 个最邻近的样本中的大多数属于某一个类别,则该样本也属于这个类别。如图 1 所示,假设 x 为分割后图像中孤立的 A 类像素点或分散的 A 类小区域中的一个像素点,若其周围的 N 个像素点中有 n 或 n 个以上像素属于 A 类,则判别像素 x 属于 A 类集合,否则判别其为 B 类像素。本文实验中 N 选择的是 8, n 选择的是 4。

经过上述处理,可从原 SAR 图像粗略地分离出金属目标潜在区域 A 和陆地杂波区域 B。文献 [17] 研究发现在众多可用于 SAR 图像数据统计建模的模型中, K 分布是最接近 SAR 陆地杂波数据的统计模型; Lognormal 分布对金属目标区域

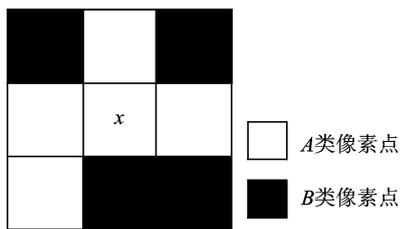


图 1 8-近邻法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of 8-neighbor

SAR 数据有着最优的拟合效果。由此分别采用 K 分布和 Lognormal 分布对陆地杂波区域和金属目标潜在区域 SAR 数据建立统计模型, K 分布和 Lognormal 分布模型数学表达式及其参数估计方法参见文献[3,18]。将所建立模型与 SAR 数据的实际分布情况进行比较,验证所建立模型的正确性。

图 2 为 SAR 背景与目标区域数据建模流程图,同时给出了一小场景 SAR 图像的分割实例,经过矩量保持分割和近邻法处理后可以得到较为平滑的分割结果,且分割出的目标潜在区域尽可能多地包含了目标信息。从实验角度证明了本文分割方法的有效性。若针对背景杂波复杂的大场景数据时,亦可根据实际情况,同时调整近邻法处理过程中的 N 与 n 的参数值,以达到如上的分割效果。

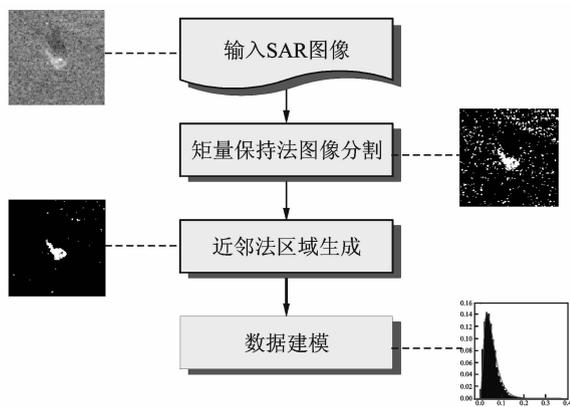


图 2 SAR 背景与目标区域数据建模流程图

Fig. 2 Flow chart of background & target data modeling

归纳整个 SAR 图像数据的建模流程如下:

(1) 图像分割。采用矩量保持法,自动确定最佳门限值来选择金属目标区域的所有可能像素。

(2) 区域生成。对步骤(1)的分割结果采用 8-近邻法聚类处理,滤除图中明显的虚假目标,生成较为集中的陆地杂波区域和金属目标潜在区域。

(3) 数据建模。对陆地杂波区域 SAR 数据建

立 K 分布模型;对金属目标潜在区域 SAR 数据建立 Lognormal 分布模型。

2 GLRT 目标检测

为进一步确定目标,需要对金属目标潜在区域的像素进行更为精确的目标检测。CFAR 是目前 SAR 图像目标检测领域应用最为广泛的方法,但是都是基于背景杂波统计模型,目标只是作为背景统计特性中的异常点来检测的,未考虑目标的统计特性,因此是一种次优的检测策略。而 GLRT 检测方法在检测过程中同时应用到了背景杂波和目标的统计信息,可实现最优的贝叶斯决策,相比 CFAR 更加合理。

上一节从 SAR 图像粗略分离得到散射性较弱的陆地杂波区域和散射性较强的目标潜在区域,并对金属目标潜在区域 SAR 数据建立 Lognormal 模型,对陆地杂波区域 SAR 数据建立 K 分布模型,分别估计得到模型参数。在背景杂波分布与金属目标概率密度分布函数(Probability density function, PDF)都已知的情况下,可以使用 GLRT 的检测方法来进一步确定目标潜在区域中的每一个像素点是否属于金属目标物。

假设 x 为金属目标潜在区域的一个待检测像素,定义目标检测问题为以下二元假设。

H_0 : 当前检测像素 x 判断为杂波。

H_1 : 当前检测像素 x 判断为目标。

根据贝叶斯决策理论, GLRT 检测器定义为

$$\lambda(x) = \frac{p(x, \hat{\theta}_1 | H_1)}{p(x, \hat{\theta}_2 | H_0)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda_T \quad (6)$$

式中: $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2$ 分别为所建立的 Lognormal 模型与 K 分布模型参数; λ_T 为检测阈值,可由多次检测的结果,确定一个性能最优的平均阈值作为固定检测阈值。若 $\lambda(x) \geq \lambda_T$, 则当前检测服从 H_1 判决,否则服从 H_0 判决。如此对图像目标潜在区域的每一个像素进行逐个检测,待检测完毕,输出检测结果。

3 实验结果及分析

实验部分将本文所设计的基于区域的 GLRT 目标检测方法应用于实际大场景 SAR 图像目标检测问题,并将该方法所得检测结果分别与基于 K 分布和 Lognormal 分布的 VI-CFAR 检测方法的检测结果进行比较,从而验证所设计方法的有效

性。

3.1 实验数据

本文实验所采用的 SAR 数据来源于美国 MSTAR 项目,为 X 波段 HH 极化机载 SAR 图像幅度数据,距离向分辨率为 0.3 m,方向向分辨率为 0.2 m,图像大小为 1 400 像素 \times 1 400 像素。实验原图如图 3(a)所示,图中包含有 12 个待检测目标,分别是 8 辆 T72 坦克,4 辆 ZSU23-4 自行火炮,图像背景是由草地、灌木丛组成的陆地杂波,属于弱杂波背景。通过矩量保持法分割和近邻法处理,从图像中分离出陆地杂波区域和金属目标潜在区域。对陆地杂波区域的数据建立 K 分布模型,如图 4(a)所示,对金属目标潜在区域的数据建立 Lognormal 分布模型,如图 4(b)所示。由图 4 可以直观发现,所建立的模型的概率分布函数曲线(由 PDF 求得)与实际幅度数据直方图非常接近,从而说明了所建立模型的正确性。

3.2 实验性能评价指标

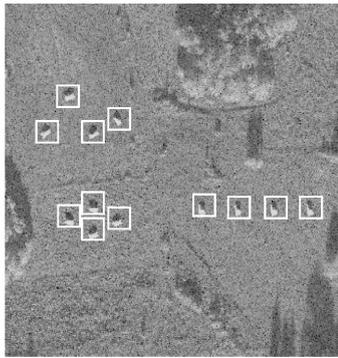
Robertson 等^[19]定义检测算法的品质因数 FoM 为

$$\text{FoM} = \frac{N_{dt}}{N_{rt} + N_{fa}} \times 100\% \quad (7)$$

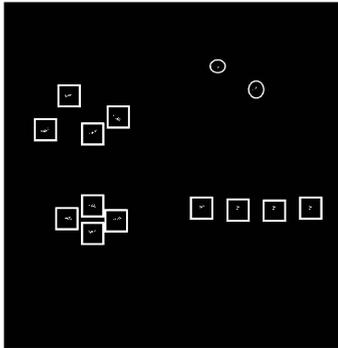
式中: N_{dt} 为检测结果中正确的检测目标数; N_{fa} 为虚警目标个数; N_{rt} 为实际目标数。品质因数越接近于 1,说明检测效果越好。另外在检测算法能正确检测出目标的基础上,希望检测结果尽可能多地保留目标信息。

3.3 实验结果

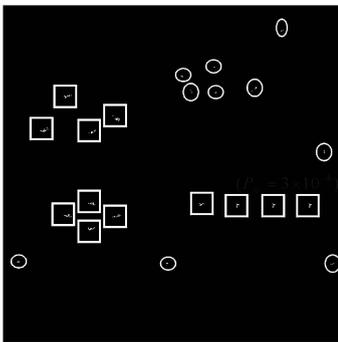
对于选取的实验数据,实验前,首先根据图像的先验知识,通过人工视觉判读的方式找出图像中的目标区域。后续检测实验中,检测到在此区域内的像素点即可认为是正确检测到有效目标像素点,其他则认为是虚警像素。CFAR 检测实验中采用的滑动窗口的大小是根据待检测目标的大小和图像的分辨率确定,本文选取目标窗为 20×20 、保护窗为 60×60 、背景窗为 100×100 。尝试不同的阈值和虚警率,对实验数据进行多次 GLRT 和 CFAR 检测实验。选取实验中保持目标信息较好的检测结果,权衡考虑,确定一个性能最优的平均阈值/虚警率作为固定阈值/虚警率。在固定阈值/虚警率下,本文方法和 CFAR 方法的检测结果(未经形态学处理)如图 3 所示,图中方框代表正确检测到的车辆目标,圆圈代表虚警。表 1 为实验结果



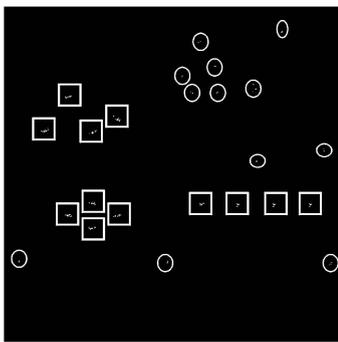
(a) 实验原理图



(b) 本文方法检测结果($\lambda_T=500$)



(c) 基于K分布的VI-CFAR方法检测结果 ($P_{fa}=3 \times 10^{-3}$)



(d) 基于Lognormal分布的VI-CFAR方法检测结果 ($P_{fa}=4.5 \times 10^{-3}$)

图 3 实际 SAR 数据的检测实验结果

Fig. 3 Detection results based on real SAR data

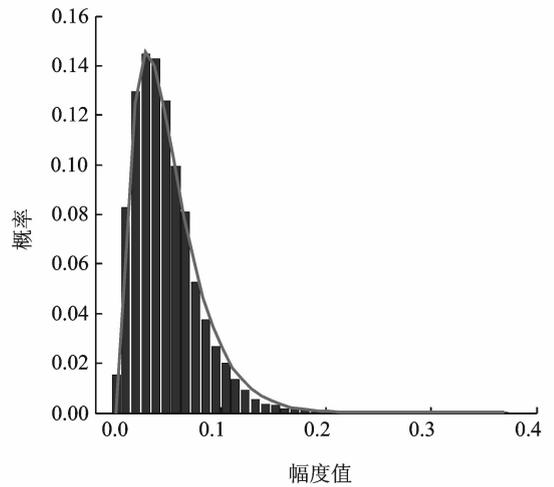
的检测性能分析。

结合图 4 和表 1 分析 3 种检测方法的各项性能。从检测算法的品质来看,在选定的阈值/虚警

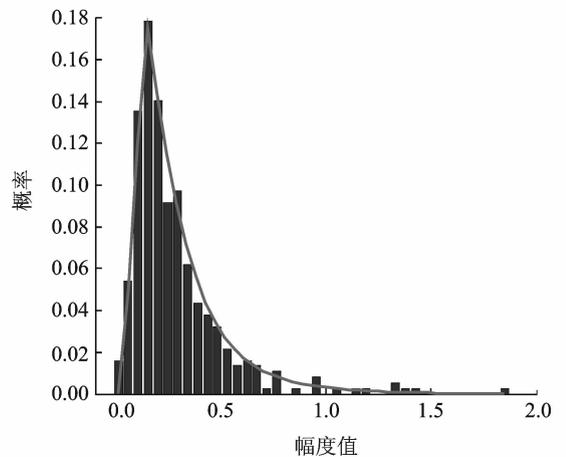
表 1 3 种算法的检测结果

Tab. 1 Detection results of three methods

检测算法	本文方法	VI-CFAR (K)	VI-CFAR (Lognormal)
正确检测目标数	12	12	12
正确检测的目标像素	891	898	889
虚警个数	2	10	12
漏检个数	0	0	0
FoM/%	85.71	54.55	50.00
运行时间/s	58.3	302.4	100.7



(a) 陆地杂波区域数据直方图



(b) 金属目标潜在区域数据直方图

图 4 陆地杂波区域与金属目标潜在区域数据建模

Fig. 4 Data modeling for region of land clutter and potential region of metallic target

率下,3 种方法都能正确检测到实际的目标数,不存在漏检,且 3 种方法检测出的有效目标像素个数基本相等,均较好地保持了目标信息;然而基于 Lognormal 分布和 K 分布的 VI-CFAR 目标检测

方法检测后产生的虚警较多,算法的品质因数 FoM 较低,仅在 50%~55%之间,不能满足实际应用的需 求。而本文的方法存在虚警个数明显较少,算法的品质因数 FoM 大幅度提高,达到了 85.71%。这是由于 GLRT 检测算法同时应用了背景与目标的统计信息,可实现最优的贝叶斯决策;而 CFAR 仅利用了背景的统计信息,是一种次优的贝叶斯决策。这也从实验的角度说明了 GL-RT 算法要比 CFAR 算法更加合理。

从运算时间来看,基于 K 分布和 Lognormal 分布的 VI-CFAR 目标检测方法耗时分别为 302.4 和 100.7 s;而本文方法的运算时间最快,仅耗时 58.3 s。这是由于 VI-CFAR 涉及到繁琐的滑窗移动,以及大量的判断条件,图像中的每一个像素点多次参与了滑窗运算,这些大大降低了计算的效率;另外 K 分布模型的参数估计方法相对于 Log-normal 模型的参数估计方法较为复杂,参数估计涉及更大的计算量。本文的方法,结合了常规图像的分割和聚类方法,整个检测过程仅需对分离后的区域进行一次数据建模,且仅需对分离出的目标潜在区域内像素点进行判别。

综合上述比较,本文所提出的方法,相比于基于 Lognormal 分布和基于 K 分布的 VI-CFAR 方法,在检测精度和速度方法都得到了较大的提升,有效提高了目标检测的效率。

4 结束语

本文提出的基于区域的 GLRT 目标检测方法,是常规图像的分割方法与 SAR 图像目标检测方法有效结合。该方法首先通过矩量保持法和近邻法从图像大致分离出杂波区域和目标潜在区域,然后分别对两个区域的 SAR 数据建立合理精确的统计模型,最后使用 GLRT 的目标检测方法对目标潜在区域内的像素点进行逐一检测。实验部分将该方法的检测效果与基于 Lognormal 分布和基于 K 分布的 VI-CFAR 检测效果进行比较,比较结果表明:本文所提出的方法,相比于基于 Lognormal 分布和基于 K 分布的 VI-CFAR 方法,在检测精度和速度方面都得到了一定的提升,从而说明本文方法的有效性。

参考文献:

- [1] Oliver C J, Quegan S. Understanding synthetic aperture radar images[M]. Norwood: London Artech House, 1998.
- [2] 张琦. 基于统计模型的 SAR 图像车辆目标方法研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2005.
Zhang Qi. Research on detection methods of vehicle target from SAR image based on statistical model [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2005.
- [3] 匡纲要, 高贵, 蒋咏梅. 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, 2007.
Kuang Gangyao, Gao Gui, Jiang Yongmei. Synthetic aperture radar target detection theory algorithms and applications[M]. Changsha: National University of Defense Technology, 2007.
- [4] Novak L M, Owirka G J, William S, et al. The automatic target-recognition system in SAIP[J]. The Lincoln Laboratory Journal, 1997, 10(2): 187-202.
- [5] 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(9): 1-11.
Zhao Mingbo, He Jun, Fu Qiang. Survey on fast CFAR detection algorithms for SAR image targets [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(9): 1-11.
- [6] Rohing H. Radar CFAR thresholding in clutter and multiple target situations[J]. IEEE Trans on AES, 2000, 36(3): 608-621.
- [7] 何友, 关键, 彭应宁. 雷达自动检测与恒虚警处理[M]. 北京:清华大学出版社, 2011.
He You, Guan Jian, Peng Yingning. Radar target detection and CFAR processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2011.
- [8] Smith M E, Varshney P K. Intelligent CFAR processor based on data variability[J]. IEEE Trans on AES, 2000, 36(3): 837-847.
- [9] Kreithen D E, Halversen S D, Owirka G J. Discriminating targets from clutter[J]. The Lincoln Laboratory Journal, 1993, 6(1): 25-52.
- [10] 高贵, 蒋咏梅, 张琦, 等. 基于多特征联合的高分辨率 SAR 图像机动目标快速获取[J]. 电子学报, 2006, 34(9): 1663-1667.
Gao Gui, Jiang Yongmei, Zhang Qi, et al. Fast acquisition of vehicle targets from high resolution SAR images based on combining multi-feature [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(9): 1663-1667.
- [11] 邢相薇, 陈振林, 邹焕新, 等. 一种基于两级 CFAR 的 SAR 图像舰船目标快速检测算法[J]. 信号处理, 2009, 25(8): 256-259.
Xing Xiangwei, Chen Zhenlin, Zou Huanxin, et al.

- A fast algorithm based on two-stage CFAR for detection ships in SAR images [J]. *Signal Processing*, 2009, 25(8):256-259.
- [12] 许军毅, 计科峰, 雷琳, 等. 基于 GLRT 的光学卫星遥感图像舰船目标检测[J]. *遥感技术与应用*, 2012, 27(4):616-622.
- Xu Junyi, Ji Kefeng, Lei Lin, et al. Ship target detection from optical satellite remote sensing image based on GLRT[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2012, 27(4):616-622.
- [13] Li J, Zelnio E G. Target detection with synthetic aperture radar[J]. *IEEE Trans on AES*, 1997, 32(2):613-627.
- [14] Perlovsky L I, Schoendorf B J. Model-based neural network for target detection in SAR images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(1):203-216.
- [15] Mantero P, Moser G, Serpico S B. Partially supervised classification of remote sensing images using SVM-based probability density estimation[J]. *IEEE Trans on GRS*, 2005, 43(3):559-570.
- [16] 张石, 张宏勋, 李淑云. 用矩保持法分割烧结机尾断面图像[J]. *基础自动化*, 1998(4):48-50.
- Zhang Shi, Zhang Hongxun, Li Shuyun. The moment-preserving algorithm and its application in the analyzer of the cross-section image of the discharge end[J]. *Basic Automation*, 1998(4):48-50.
- [17] Xie K, Zhou X, Yang P. Assessment of statistical models for clutter and target in SAR images[C]//29th Chinese Control Conference. Beijing, China; China Academic Journal Electronic Publishing House, 2010:2997-3002.
- [18] Roberts W J J, Furu S. Maximum likelihood estimation of K-distribution parameters via the expectation-maximization algorithm [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(12):3303-3306.
- [19] Robertson N, Bird P, Brownsword C. Ship surveillance using radarsat scan SAR images[C]//Ship Detection in Coastal Waters Workshop 2000. NS, Canada:[s. n.], 2000:41-45.

