

文章编号: 2095-4980(2016)03-0378-07

基于分块预判断的 SAR 图像舰船目标检测方法

樊庆聚, 计科峰, 冷祥光, 刘 帅

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 由于具有恒虚警和自适应的能力, 恒虚警率(CFAR)是应用最为广泛的 SAR 图像舰船检测算法之一, 它在传统的中低分辨率图像中效果较好。但随着合成孔径雷达(SAR)幅宽与分辨率的提高, 这种检测方法已不能满足舰船检测的近实时性要求。本文针对高分辨宽幅 SAR 图像中的舰船检测问题, 提出了一种基于分块预判断的 SAR 图像舰船目标检测方法。该方法首先对 SAR 图像进行分块, 然后利用一个预先训练的支持向量机(SVM)分类器对所有分块进行可能性判断, 最后只对判断为存在目标的分块进行能量比检测。基于实测数据的实验表明, 本文方法较以往算法在取得较好检测效果的同时, 检测效率也有较大提升。

关键词: 合成孔径雷达; 舰船检测; 分块预判断; 支持向量机; 信杂比

中图分类号: TN957.52; TP319 **文献标识码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA201603.0378

A method for SAR ship detection based on block prescreening

FAN Qingju, JI Kefeng, LENG Xiangguang, LIU Shuai

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

Abstract: As its constant false alarm probability and adaptive threshold, Constant False Alarm Rate(CFAR) detection is one of the most widely used algorithms for ship detection in Synthetic Aperture Radar(SAR) images. Though its performance is better in low-resolution SAR images, with the improvement of swath and resolution of SAR, CFAR cannot meet real-time requirements of ship detection. Aiming at ship detection in high resolution wide swath SAR images, a method is proposed for SAR ship detection based on block prescreening. Firstly, the SAR image is divided into blocks followed by a pre-trained SVM (Support Vector Machines) classification. Then blocks containing targets are detected by Signal to Clutter Ratio(SCR) method. Compared to traditional CFAR detection method, experiments based on real data show that the proposed method can achieve better performance with less computation.

Key words: Synthetic Aperture Radar(SAR); ship detection; block prescreening; Support Vector Machines(SVM); Signal to Clutter Ratio(SCR)

合成孔径雷达(SAR)是一种主动式微波成像传感器, 与光学和红外等传感器相比, 它不受天气、光照条件的影响, 具有全天时、全天候对地观测的特点。此外, 由于舰船本身结构的原因, 其在 SAR 图像海洋背景中表现较亮。因此, 利用 SAR 图像进行舰船检测具有很强的优势。目前, 作为海洋监测与监视应用的重要组成部分, 基于 SAR 图像的舰船目标检测日益成为研究热点。基于 SAR 图像的舰船目标检测算法主要分为以下几种: 基于统计特性的舰船检测, 基于模板的舰船检测, 基于极化特征的舰船检测以及基于小波变换的舰船检测等。在现有方法中, 应用最广泛且普遍认为最有效的方法是基于统计理论的舰船检测方法。恒虚警率(CFAR)检测^[1-3]是一种典型的基于统计理论的信号检测方法。它在给定虚警率情况下, 能够根据背景杂波的统计特性自适应地选取阈值来确定像素是否为目标像素。目前, 随着 SAR 成像技术的发展, SAR 图像分辨率越来越高, 幅宽越来越大。高分辨宽幅 SAR^[4]对海洋背景和舰船目标记录更加清晰, 有助于得到更多的目标信息, 更好地识别目标。但是对于高分辨力 SAR 图像舰船检测来讲, 一方面, 由于中高分辨力的 SAR 图像海洋杂波更趋不均, CFAR 杂波分布模型对实际杂波统计特性描述将更加困难; 另一方面, 面对越来越丰富的 SAR 图像数据, 若将适用于低分辨力的 CFAR 算法直接应用于中高分辨力 SAR 图像, 往往效率不高, 效果不佳。因此, 传统针对低

收稿日期: 2015-11-09; 修回日期: 2015-12-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61372163, 61331015)

分辨力的 CAFR 检测方法已经不适用于目前中高分辨力 SAR 图像舰船目标的检测，亟需研究快速高效的高分辨宽幅 SAR 舰船目标检测算法，以满足海洋目标监视应用的近实时性要求。

针对高分辨宽幅 SAR 图像的舰船检测，学者们提出了很多研究方法，不同程度上解决了检测效率与检测效果的问题^[4-10]。邢相薇^[5]等提出了一种两级 CFAR 的高分辨图像的舰船检测方法，王超^[6]等提出了一种基于多特征优化的高分辨力 SAR 舰船检测方法，林旭等^[7]提出了一种基于自适应背景杂波模型的宽幅 SAR 图像 CFAR 舰船检测算法，陈祥等^[8]提出了一种基于 CFAR 级联的 SAR 图像舰船目标检测算法。张宏稷^[9]等提出一种基于邻域结构似然比函数的舰船检测方法，这些算法虽然在检测效率上有一定的提升，但在满足宽幅 SAR 图像舰船检测的近实时性要求方面还存在一定不足。本文根据现阶段 SAR 图像高分辨力宽幅的趋势和海洋目标监视应用的近实时性需求，提出了一种基于 SVM 分类器预处理的 SAR 图像舰船检测方法，基于实测数据的实验结果显示检测效果与效率都有了一定提升。

本文结构安排如下，引言部分介绍了 SAR 图像舰船检测的背景知识，重点分析了传统检测方法在高分辨宽幅 SAR 图像舰船检测中存在的问题，引出本文方法；第 2 部分具体阐明本文方法及工作过程，重点介绍基于 SVM 的预处理、能量比检测算法过程；第 3 部分结合实验结果验证本文方法的有效性；最后一部分为结论。

1 本文算法

通常情况下，在广阔海面上，舰船目标是稀疏存在的。但是检测算法往往在占据图像绝大部分像素的海面背景区域耗费了较多的时间，如果能够预先将一幅图像中有目标的区域进行一个筛选，仅对这一区域进行检测，将会大幅度提高检测效率。随着图像分辨力的提高，舰船目标较之无目标海面特征更加突出^[11]，相应也使得含舰船目标的图像区域特征更加明显，区域特征的明显区别使基于分类器的预判断成为可能。

基于分块的 SAR 图像舰船目标检测方法，是一种利用预先训练好的分类器模型，对分块图像进行有无目标预判断，而后再针对性地对相应图像分块进行检测的舰船检测方法。该方法通过快速的预处理，缩小了整个图像中的检测范围，从而达到提高检测效率的目的。

1.1 本文算法流程

本文算法的基本流程是：首先，为了避免在后续检测中出现边缘不能检测的问题，将原始图像做一个扩展，将扩展后的图像进行分块，分块大小由 SAR 图像的分辨力、船只的大小以及船只密度情况来确定。通常，SAR 图像的分辨力越高，舰船目标也越大，分块尺寸可以比较大；如果分辨力比较小，单个舰船目标包含的像素并不多，如果分块尺寸太大，则包含舰船目标和没包含舰船目标的分块之间的特征差异并不明显，因此对于低分辨力 SAR 图像，图像分块尺寸也应较小。第 2 步，利用图像中的一部分分块作为训练样本进行训练，获得分类器模型。第 3 步，以这个分类器对整个图像的所有分块进行有无目标预判断，如果存在目标则对分块进行能量比检测。整个算法流程如图 1 所示。

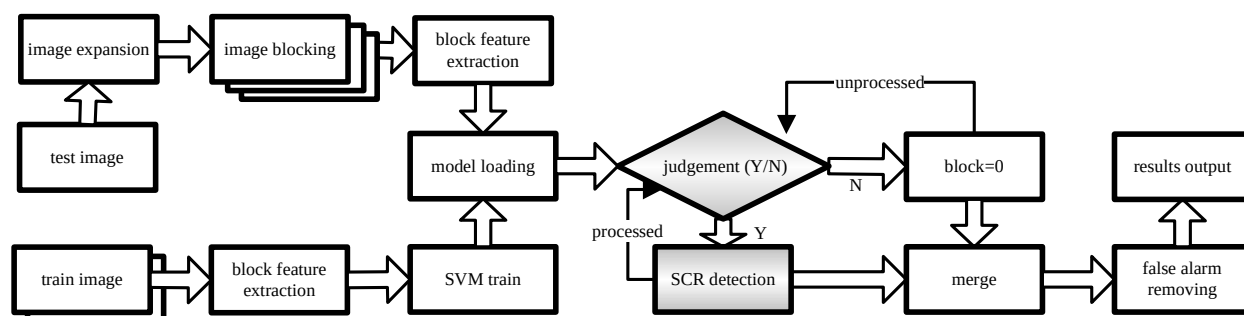


Fig.1 Flowchart of algorithm
图 1 算法流程图

1.2 基于 SVM 的分块可能性判断

SVM 是一种基于统计学习理论的机器学习方法，它通过寻求结构化风险最小化来提高泛化能力，实现经验风险和置信范围的最小化，从而达到在统计样本较少的情况下，也能获得较好的分类效果的目的。因其具有小样本、高效率、高精确度的优势而被广泛应用于模式识别领域。对于一般的分类器来讲，训练样本较少的情况下，得到的分类模型效果往往不太理想。海面舰船目标往往是稀疏存在的，目标样本较少，SVM 分类器的优势特点正好符合预判断阶段的要求。

特征选择对于分类器分类性能起到了决定性作用, 为了满足快速、准确的要求, 特征选择显得尤为重要, 灰度特征中的幅值特征与直方图特性在描述图像的区域特征上是比较有效的, 本文主要选取了以下 9 个特征, 它们都有着较好的单特征分类性能。

1) 分块均值为分块内像素灰度的均值

$$F_1 = \mu = (\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N I(m,n)) / (MN) \quad (1)$$

2) 分块标准差表示分块区域内像素起伏的量

$$F_2 = \sigma = \sqrt{(\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N I(m,n)^2) / MN - \mu^2} \quad (2)$$

3) 分块区域像素最大值与均值的差

$$F_3 = \max(I(m,n)) - \mu \quad (3)$$

4) 标准差与均值的比值

$$F_4 = \frac{F_2}{F_1} = \frac{\sigma}{\mu} \quad (4)$$

5) 加权填充比

加权填充比定义为分块区域 k 个最亮的像素值占目标区域总能量的比。

$$F_5 = \eta = \frac{\sum_{k=1}^k B(m,n)}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N I(m,n)} \quad (5)$$

式中 $B(m,n)$ 是将原图像灰度值排序后进行的降序排列。

6) 峰态系数

$$F_7 = f_k = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{k=0}^{L-1} (k - \mu)^4 h_k - 3 \quad (6)$$

式中: k 为灰度值; h_k 代表了本级灰度值像素个数占图像所有像素个数的比。

7) 能量值

$$F_8 = f_N = \sum_{k=0}^{L-1} (h_k)^2 \quad (7)$$

8) 熵

$$F_9 = f_E = - \sum_{k=0}^{L-1} h_k \log_2 h_k \quad (8)$$

9) 偏态系数

$$F_6 = f_s = \frac{1}{\sigma^3} \sum_{k=0}^{L-1} (k - \mu)^3 h_k \quad (9)$$

通常对于分类器来讲, 特征维度的升高, 并不一定带来分类性能的提高, 甚至会导致分类性能的下降, 因此必须对特征集合进行最优特征子集选择。在常用的特征子集选取方法中, 序列前向选择方法(Sequential Forward Selection, SFS)是一种精确度高且运算量较低的特征选择方法, 它在某种准则下将单个特征进行排序, 然后按顺序逐个添加到特征子集中, 直到找到最优特征子集。但是 SFS 特征选择方法在工作中存在一个问题, 那就是最优的特征子集并不一定是几个单一分类性能最好特征的集合, 而有可能是含有单一分类性能较低特征的集合, 这种情况是因为未考虑特征之间的相关性。首先, 用切片的单特征对 SVM 分类器进行训练和分类, 得到一个单特征分类性能排序 $F_2 > F_4 > F_1 > F_3 > F_6 > F_5 > F_8 > F_7 > F_9$ 。然后, 针对传统的 SFS 特征选择方法仅仅考虑单一特征性能而未考虑特征之间相关性的问题, 在进行 SFS 特征选择前, 对各特征间的相关性进行度量, 对相关性较高的特征进行去冗余操作, 而后再用 SFS 方法进行选择。

表 1 显示了各特征之间的相关性, 设定相关性阈值为 0.9, 去除阈值大于设定阈值相关性特征对中分类性能低的特征。经去冗余后得到一个特征子集为 $\{F_2, F_1, F_3, F_6\}$, 对这一子集进行 SFS 特征选择, 最终选取了最优特征集为 $\{F_2, F_1, F_3\}$, 在此三维特征的情况下正确分类率达到了 96.75%, 文中也选用了此三维特征来进行

分块预判断。图 2(a)表示了各单一特征的分类性能，图 2(b)表示了去冗余后，不同特征个数下 SVM 分类器的正确分类率。

1.3 能量比检测方法

基于能量比的舰船目标测算法是一种以目标窗口与背景窗口内能量比值为基础的检测方法，它基于一个三层窗口的模式，以目标窗口为步长对整幅图像进行遍历，窗口从外到内依次为背景框、保护框、目标框，窗口模式如图 3 所示。

表 1 特征相关性
Table1 Feature correlation

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9
F1	1	0.547 0	0.400 2	0.475 8	0.550 3	0.342 6	0.916 3	0.968 6	0.338 3
F2		1	0.738 7	0.987 7	0.976 7	0.406 1	0.216 9	0.502 9	0.430 1
F3			1	0.778 5	0.646 8	0.643 8	0.233 9	0.453 7	0.680 9
F4				1	0.947 6	0.433 8	0.162 3	0.453 7	0.459 6
F5					1	0.360 1	0.207 7	0.503 3	0.381 4
F6						1	0.287 5	0.414 2	0.994 8
F7							1	0.940 2	0.273 1
F8								1	0.412 3
F9									1

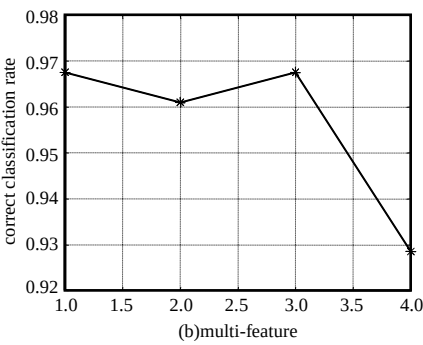
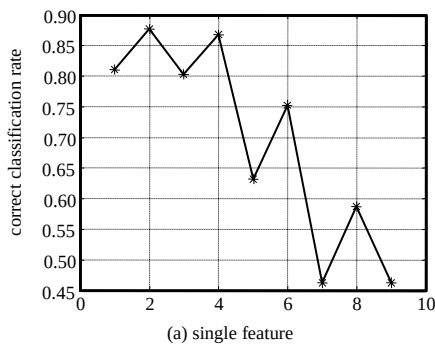


Fig.2 Comparison of classification results
图 2 分类效果对比

其中背景框的大小选择应尽量准确反映出背景的能量值，保护窗设为可能目标长度的最大值，防止目标像素落入背景窗口中影响能量计算，目标窗口一般定为目标宽度，各能量值分别定义如下：

背景框的能量 ($ClutterPower$)

$$ClutterPower = mean_{clutter} \times mean_{clutter} + std_{clutter} \times std_{clutter} \quad (10)$$

式中： $mean_{clutter}$ 代表背景框内所有像素的均值； $std_{clutter}$ 代表背景框内所有像素的标准差。

目标窗口能量 ($TargetPower$)

$$TargetPower = mean_{target} \times mean_{target} \quad (11)$$

式中 $mean_{target}$ 代表目标框内所有像素的均值。

目标能量与背景能量的比率 (SCR)

$$SCR = TargetPower / ClutterPower \quad (12)$$

对于获得的 SCR 值，设定判断阈值 T 来进行判断，阈值 T 的确定与图像的成像条件、传感器的成像模式、入射角、噪声水平、极化方式、分辨力等因素有关，通常情况下使用经验阈值为 $3^{[12]}$ 。判断阶段如果 SCR 值大于阈值，就认为这一目标窗口内的像素均为目标像素，并把这个目标框记录下来，继续后面目标框的操作，直至将整个图像处理完毕。在该算法中，目标窗口大小的选择会影响检测过程的效率与结果的准确性，当目标框选取较大时，会提高图像的检测速度，但相应地会导致准确性的损失，当选取的目标框较小时有相反影响。比起需要估计较多参数的 CFAR 检测方法，能量比检测方法中能量参数的计算需要的运算量较小，降低了检测过程的运算开销。

为了验证阈值选取有效性和准确性，预先在本文所处理的 SAR 图像中人工截取了 2 组切片。经人工判读，目标框在检测中应被判断为目标像素的切片 90 幅，目标框应被判断为无目标像素的切片 96 幅，切片大小

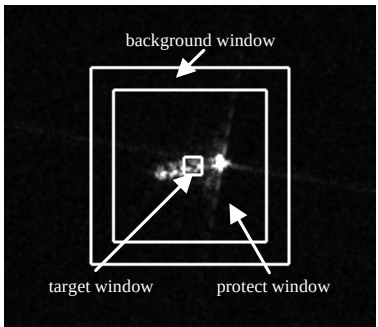


Fig.3 Windows of SCR detection
图 3 能量比检测窗口

为 300×300 , 选定背景框大小为 300×300 , 保护窗为 270×270 , 目标框为 6×6 。对 2 组切片的 SCR 值进行计算, 结果如图 4 所示(为了便于观察结果, 图中对 SCR 取了对数)。由图示结果可以看出, 在一定的检测精确度要求下, 绝大部分被判为目标像素切片的 SCR 值集中在 3 以上, 因此阈值 T 选取为 3 是准确有效的。此外, 能量比检测方法除了在检测效率上较传统 CFAR 法有所提高以外, 在检测效果上也有一定优势。一般情况下, 舰船检测算法都要进行后续处理, 以消除虚警、噪声点或者一些检测后目标的局部不连贯问题。对于图像不连贯的区域, 即使后续进行形态学操作

效果有时也不太理想, 这是由 CFAR 检测的工作机制导致的, CFAR 检测通常都是利用目标框内像素分别与所获得阈值进行比较来检测的。已知由于真实目标的不同结构导致不同的散射特征, 反映在 SAR 图像中就是亮度的不同, 因此 SAR 图像会出现同一目标内的不同位置明暗不均现象, 这就有可能会造成一些像素的漏检。不同于 CFAR, 能量比检测是从目标框的块属性来考虑的,

该方法将目标框内的所有像素统一判定为目标像素或者非目标像素, 虽然能量比检测方法有可能会将个别目标图像边缘的非目标像素误判为目标像素而导致目标增大, 但对于高分辨力图像中动辄几百个像素的目标来说, 比起因图像不连贯而导致的形态损失, 这种损失是很小的。

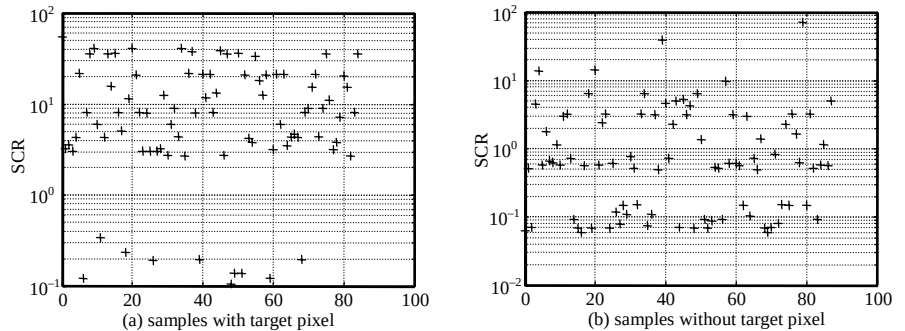


Fig.4 SCR values of two kinds of samples

图 4 两类切片的 SCR 值表示

1.4 虚警去除

经典的 CFAR 检测算法受虚警率设置的影响, 在获得较高的检测率时, 虚警率往往也会较高, 因此通常需要利用多种手段来去除虚警^[13]。不同于 CFAR 检测方法, 本文算法在分块预处理和能量比检测过程中都是基于一个块属性的处理, 因此较好地降低了少量强噪声像素对检测效果的影响。一般情况下, 虚警目标的亮度与大小通常要小于真实目标, 在能量比检测过程中, 虚警目标由于普遍能量较低, 检测后目标大小会明显缩小。根据 SAR 的参数和实际舰船目标大小设置一个连通区域阈值, 首先对检测后的图像做小结构元素的膨胀, 避免因小的不连通区域而导致目标损失, 再计算连通区域大小, 达到了有效去除虚警的目的。

2 实验分析

为了检验本文算法效果, 本文分别选取了经典的双参数 CFAR 检测算法^[14]与高斯-K 分布级联的两级 CFAR 检测算法进行了对比分析, 此两种算法都具有一定的代表性, 双参数 CFAR 与 K 分布的 CFAR^[15]都是现有成熟 SAR 检测系统中在用算法, 而基于高斯-K 分布级联的方法又是一种典型的提高了 K 分布 CFAR 检测效率的算法。本文采用实验平台为英特尔 Core i3 主频 3.1 GHz 的双核处理器, 内存 4GB 的台式电脑。在本文中, 以一幅 201×1795 的 X 波段 3 m 分辨率 SAR 图像切片为实验数据。图 5 分别给出了各算法检测结果, 方框位置代表真实目标, 圆圈位置代表虚警目标。图 5(a)为原始的 SAR 图像切片, 经人工判别, 图像中共含有真实目标 8 个, 虚警目标 6 个。图 5(b)是双参数 CFAR 检测结果, 图 5(c)是两级 CFAR 检测结果, 图 5(d)是本文算法检测结果。图 5(b)的虚警率设为 10^{-3} , 图 5(c)中全局 CFAR 的虚警率设为 10^{-2} , 局部 CFAR 的虚警率设为 10^{-6} 。

为了更好地对比各检测算法, 引入品质因子 FoM , 定义如下:

$$FoM = \frac{N_d}{N_f + N_r} \quad (13)$$

式中: N_d 为检测出的目标数目; N_f 为虚警目标数目; N_r 为实际存在的目标数目。

从表 2 中可以看出 3 种检测方法都检测出了 8 个真实目标, 双参数 CFAR 检测出 3 个虚警目标, 同时用时最长, 这是因为所使用的改进局部双参数 CFAR, 其每步进 1 个目标框都要进行 1 次参数估计, 虽然高斯分布参数估计较为简单, 但仍耗费了大量时间, 且由于高斯分布对海杂波拟合度不高, 导致检测也不太准确。本文所用两级 CFAR 的方法, 第一级检测中为了获得较高效率并减少目标漏检, 使用了高虚警率的基于高斯分布的全局 CFAR, 第二级中为了提高精确度和效率使用了查表的局部 K 分布 CFAR 进行检测, 虽然该方法

在时间上优于本文算法，但检测出 5 个虚警目标，本文算法只检测出 2 个虚警。

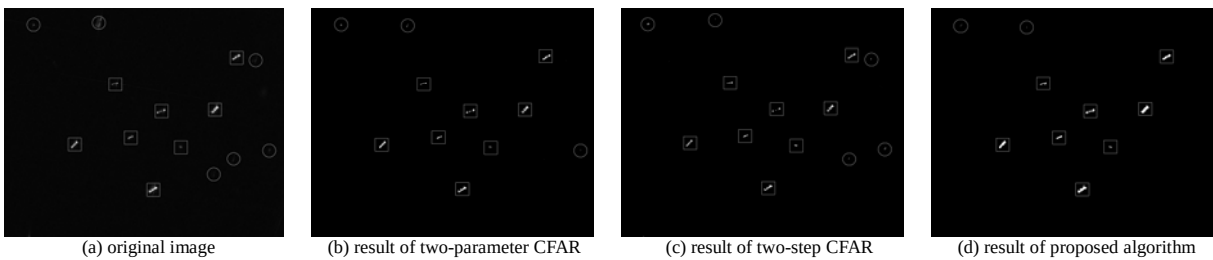


Fig.5 Results of detection
图 5 检测结果

表 2 检测效果对比
Table2 Comparison of detection results

algorithm	N_d	N_f	N_r	FoM	t
two-parameter CFAR	8	3	8	0.727	118.148 s
two-step CFAR	8	5	8	0.615	46.078 s
proposed algorithm	8	2	8	0.800	57.755 s

图 6 给出了不同检测方法的舰船目标细节切片，图中所示 2 种 CFAR 检测细节切片，在舰船上边缘是不连贯的，且不连贯区域较大，因此在保持原目标形态的基础上很难以形态学操作来弥合。本文算法切片虽然检测结果也存在不连贯区域，但比起 2 种 CFAR 检测的结果，像素更加集中，此结果有利于后续形态学操作时保持目标形态，同时避免对虚警目标的过度加强。从结果综合来看，本文算法在检测效率上远优于传统的双参数 CFAR 检测方法，略逊于基于查表的高斯-K 分布两级 CFAR，但本文算法有着更低的虚警目标检出，并且更好地保持了目标信息。

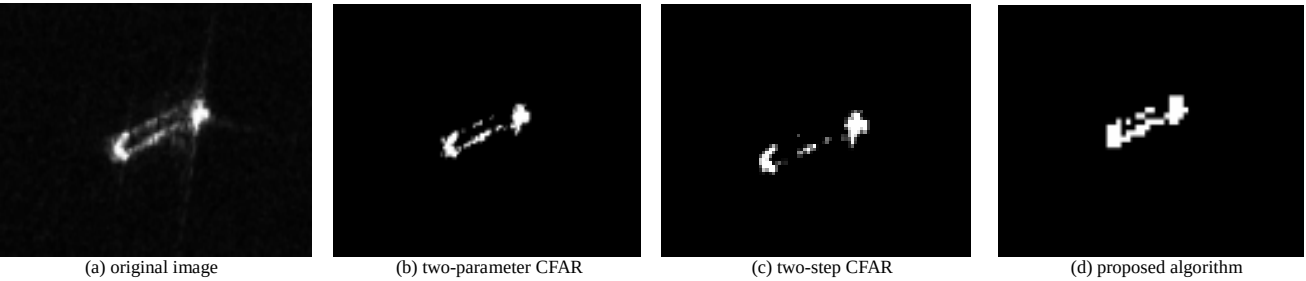


Fig.6 Comparison of details
图 6 检测细节对比

为了进一步验证检测效果，再次对图幅为(7 168×5 632)的 SAR 海面图像进行检测，发现双参数 CFAR 耗时 1 188.409 s，品质因子为 0.745；两级 CFAR 耗时 358.268 s，品质因子为 0.716；本文算法耗时 468.479 s，品质因子为 0.827。结果进一步证明了本文算法的有效性。可以预见的是，对于广阔的 SAR 海面图像，当图幅更大，舰船目标更加稀疏时，本文算法优势也将更加明显。

3 结论

本文针对现阶段传统 CFAR 检测方法在高分辨宽幅 SAR 图像中检测效率不高的问题，从海面舰船目标稀疏性这一特点来考虑，提出了一种基于分块预判断的 SAR 图像舰船目标检测方法。算法分为 2 步：第 1 步，利用分块图像特征训练分类器模型，将训练好的 SVM 分类器用于整幅图像，确定可能的目标存在分块；第 2 步，利用能量比检测的方法对可能的目标存在分块进行检测。通过实验验证本文方法在检测效率和准确性上都有较大提升，在高分辨宽幅 SAR 海面图像处理上优势明显。

对于 SAR 图像来说，描述块属性的特征及特征选择方法还有多种，包括后续检测方法也有诸多选择，下一步将重点在 2 个方面进行研究以提高检测准确率和效率：1) 在分块预判断阶段加入新的区域描述特征，并尝试其他特征选择和分类算法；2) 在检测阶段尝试其他的检测算法。

参考文献:

- [1] SCHWARTZ G, ALVAREZ M, VARFIS A, et al. Elimination of false positives in vessels detection and identification by remote sensing[C]// International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS' 02). IEEE, 2002:116–118.
- [2] 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, 1999. (HE You, GUAN Jian, PENG Yingning. Automatic Radar Detection and Constant False Alarm Rate Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999.)
- [3] HENSCH M D. Vessel detection with wide area remote sensing[J]. Sea Technology, 1998, 39(9):63–68.
- [4] 林幼权. 星载高分辨率宽幅成像技术分析[J]. 现代雷达, 2011, 33(1):1–6. (LIN Youquan. Analysis of high-resolution wide-swath technology for the spaceborne SAR[J]. Modern Radar, 2011, 33(1):1–6.)
- [5] 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(8A): 256–259. (XING Xiangwei, CHEN Zhenlin, ZOU Huanxin. A fast algorithm based on two-stage CFAR for detecting ships in SAR images[J]. Signal Processing, 2009, 25(8A):256–259.)
- [6] JIANG Shaofeng, WANG Chao, ZHANG Bo, et al. Ship detection based on feature confidence for high resolution SAR images[J]. IEEE Geoscience Remote Sensing Letters, 2014, 11(1):119–123.
- [7] 林旭, 洪峻, 孙显, 等. 一种基于自适应背景杂波模型的宽幅 SAR 图像 CFAR 舰船检测算法[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(1):75–81. (LIN Xu, HONG Jun, SUN Xian. New CAFR ship detection algorithm based on adaptive background clutter model in wide swath SAR images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2014, 29(1):75–81.)
- [8] 陈祥, 孙俊, 尹奎英, 等. 基于 CFAR 级联的 SAR 图像舰船目标检测算法[J]. 现代雷达, 2012, 34(9):50–58. (CHEN Xiang, SUN Jun, YIN Kuiying, et al. An algorithm of ship target detection in SAR images based on cascaded CFAR[J]. Modern Radar, 2012, 34(9):50–58.)
- [9] 张宏稷, 杨健. 基于非邻域结构似然函数的舰船检测方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013, 11(6):875–879. (ZHANG Hongji, YANG Jian. Non-local structure and likelihood function based ship detection[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013, 11(6):875–879.)
- [10] COLIN P S, WALDO K, BRIAN P S, et al. Manifold adaptation for constant false alarm rate ship detection in south African oceans[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(7):3329–3337.
- [11] WANG C, JIANG S F, ZHANG H, et al. Ship detection for high-resolution SAR images based on feature analysis[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(1):119–123.
- [12] JOHN Stastny, MICHAEL Hughes, DAN Garcia, et al. A novel adaptive synthetic aperture radar ship detection system[C]// OCEANS'11 MTS/IEEE KONA. Waikoloa, HI:IEEE, 2011:1–7.
- [13] DOMENICO Velotto, MATTEO Soccorsi, SUSANNE Lehner. Azimuth ambiguities removal for ship detection using full polarimetric X-Band SAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1):16–88.
- [14] 艾加秋, 齐向阳, 禹卫东, 等. 改进的 SAR 图像双参数 CFAR 舰船检测算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(12):2881–2885. (AI Jiaqiu, QI Xiangyang, YU Weidong. Improved two parameter CFAR ship detection algorithm in SAR images[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(12):2881–2885.)
- [15] 种劲松, 欧阳越, 朱敏慧. 合成孔径雷达图像海洋目标检测[M]. 北京: 海洋出版社, 2006. (CHONG Jinsong, OUYANG Yue, ZHU Minhui. Detection of Ocean Target in Synthetic Aperture Radar Imagery[M]. Beijing: Ocean Publishing Firm, 2006.)

作者简介:



樊庆聚(1986–), 男, 山东省鄄城县人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为遥感信息处理。
email: fanqingju007@163.com.

计科峰(1974–), 男, 陕西省长武县人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为雷达特性分析、SAR 图像。

冷祥光(1991–), 男, 江西省修水县人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为遥感信息处理。

刘 帅(1989–), 男, 湖南省湘乡市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉与智能信息处理。