

一种基于变化检测技术的 SAR 图像舰船目标鉴别方法

张小强* 熊博莅 匡纲要

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘要: 该文引入变化检测思想, 利用 SAR 图像中海杂波和目标之间的灰度差异, 通过对潜在舰船目标切片的目标像素和背景像素进行分离, 计算目标像素聚集度(TPAM)特征, 实现对高亮像素在图像切片中聚集程度的定量评估, 从而鉴别目标切片中是否包含有舰船目标, 有效去除杂波虚警。首先, 基于感兴趣区域(ROI)切片中心为目标像素及四周为海杂波的合理假设, 构建似然比变化检测测量获取差异图像; 然后, 利用 KSW 熵阈值选择方法实现差异图像中目标像素和海杂波像素的自动分离, 生成二值图像; 最后, 利用切片中心像素为种子点, 对二值图像进行区域生长, 计算目标像素聚集度特征, 并判断目标切片是否包含舰船目标。基于 RADARSAT-1 SAR 实测数据的实验结果表明, 该文方法得到的目标像素聚集度特征计算简单、稳健性好、可区分度高, 具有良好的鉴别性能, 能够去除大部分海杂波干扰产生的虚警, 有效地降低目标检测虚警率。

关键词: SAR 图像; 目标鉴别; 似然比检测测量; KSW 熵法; 目标像素聚集度

中图分类号: TP75

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)01-0063-08

DOI: 10.11999/JEIT140143

A Ship Target Discrimination Method Based on Change Detection in SAR Imagery

Zhang Xiao-qiang Xiong Bo-li Kuang Gang-yao

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

Abstract: In order to reserve ship targets and reduce sea clutters as the false alarms from the SAR Regions Of Interest (ROI) chips, a ship discrimination feature named Target Pixel Aggregative Measure (TPAM) is proposed in this paper. Benefited from the technology of change detection, TPAM using the gray difference in SAR imagery to separate the target pixels and background pixels. Firstly, based on the assumption that the central pixels of a ROI belong to target pixels while the surrounding pixels fall into sea clutters, a change detection measure based on the likelihood ratio is used to generate the residual data. Then the target pixels and background pixels are automatically separated and produce a binary image by the KSW entropy method. Finally, the center of the binary image is used as a seed to implement region growing and TPAM can be obtained to discriminate targets and clutters. Experimental results using RADARSAT-1 SAR data show that the propose discrimination feature is not only simple and robust, but also has a strong differentiate ability, which can eliminate most of false alarms effectively.

Key words: SAR image; Target discrimination; Change detection based on likelihood ratio; KSW entropy method; Target Pixel Aggregative Measure (TPAM)

1 引言

舰船目标的检测与识别是海洋 SAR 图像解译技术的热点和难点。在舰船检测阶段通常根据海杂波的数学统计模型设计恒虚警率(Constant False-Alarm Rate, CFAR)检测算法。由于观测场景中海面情况有时比较复杂, 杂波干扰严重, 而且在理论上 CFAR 检测并不是最优的检测算法^[1-3], 致使检

测结果中有部分虚警目标, 包括海面杂波虚警和部分陆地以及岛礁的干扰。有时候虚警数量甚至可能多于目标数量, 这大大降低了目标识别效率。因此需要对检测结果进行鉴别处理, 通过舰船目标的若干鉴别特征剔除虚警, 保留真实目标。在鉴别阶段, 提取舰船目标的有效特征是目标鉴别的关键技术^[4-6]。

现在比较常用的鉴别特征中, 几何特征和对比度特征比较直观, 而且算法朴素, 但是特征值比较依赖目标与背景分离的效果, 如果在强干扰环境下无法准确提取目标, 所求特征值可能与真实值偏差

2014-01-21 收到, 2014-04-18 改回

国家自然科学基金(61201338)资助课题

*通信作者: 张小强 zxdark@163.com

较大；而纹理特征，如标准偏差和分形维数特征，虽然取值稳定，但是鉴别虚警率一般较高。总体而言，各单个特征的可分离性普遍偏弱，鉴别性能不强，导致鉴别结果中虚警漏警偏多^[7-10]，增加了鉴别器设计的难度和复杂度。

针对这一缺陷，本文基于变化检测技术提出一种新的舰船目标鉴别特征，即目标像素聚集度特征。该特征下目标和虚警的特征值差异明显，可分性强。该特征可以定量评估对切片进行分割后亮像素在目标区域的聚集程度，并以此将待鉴别切片中的真实目标和杂波虚警区分开。

2 基于变化检测技术的舰船目标鉴别方法

在舰船目标检测阶段，本文对 SAR 图像采用全局 CFAR 算法进行检测并聚类。在提取感兴趣区域 (Regions Of Interest, ROI) 切片时，考虑到误差的存在，为了保证每一个切片能够完整包含一个聚类，需要使正方形切片选框边长 N 稍大于取聚类最小外接矩形长 L ，同时 N 的取值也不能过大，因为切片尺寸越大，包含的背景信息越多越复杂，切片处理难度也会随之增大；另外，为了保证切片的对称性， N 须为奇数。因此，本文做如下处理：令半长 $N_0 = [(L/2) \times 4/3]$ ， $[\cdot]$ 表示四舍五入取整操作，则 $N = 2N_0 + 1$ 。然后将聚类质心与切片选框中心对准，从原图中截取图像数据得到切片。

与局部 CFAR 算法相比，全局 CFAR 算法大大降低了计算量，从而缩短了检测时间，而代价就是容易产生大量虚警。为了尽可能地剔除虚警保留真实目标，提高后续目标识别工作的效率，我们用以下方法对目标切片进行鉴别：首先，用变换检测的方法将目标从背景中提取出来，即将目标切片与纯背景切片进行变化检测，得到的结果可视为潜在舰船目标；然后对目标的中心像素聚集度进行分析，因为已知目标位于切片中心区域，所以若潜在目标像素大量聚集在切片中心区域，即鉴定其可能为目标，否则为杂波虚警。鉴别流程图如图 1 所示，具体为：

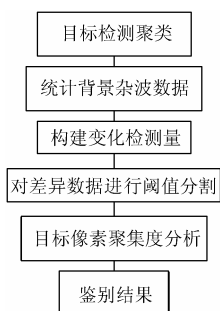


图 1 鉴别流程图

(1) 构建变化检测量 由于目标位于 ROI 切片中心，因此，在切片四角位置的像素可认为是海杂波，可以利用四角的像素对海杂波的均值进行统计。记 ROI 切片为 I ，切片为正方形，尺寸为 $N \times N$ ，则图像中像素可表示为 $I(i, j)$ ，其中 $i, j = 1, 2, \dots, N$ ，取位于矩阵四角正方形区域的 $M \times M$ 个元素进行杂波统计，如图 2 所示，阴影区域为杂波统计区域，其中 $M = [N/4]$ 。

则切片四角数据的均值可表示为

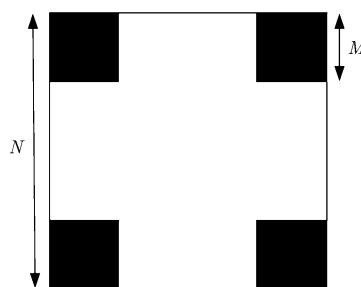


图 2 统计杂波示意图

$$\left. \begin{aligned} \mu_1 &= \frac{1}{M \times M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M I(i, j) \\ \mu_2 &= \frac{1}{M \times M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=N-M+1}^N I(i, j) \\ \mu_3 &= \frac{1}{M \times M} \sum_{i=N-M+1}^N \sum_{j=1}^M I(i, j) \\ \mu_4 &= \frac{1}{M \times M} \sum_{i=N-M+1}^N \sum_{j=N-M+1}^N I(i, j) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

则背景杂波均值为

$$\mu = (\mu_1 + \mu_2 + \mu_3 + \mu_4) / 4 \quad (2)$$

利用背景杂波和原始切片构建变化检测量。本文选择构建似然比变化检测量，这是一种新的变化检测量，不仅计算简单、效果稳定，而且十分有利于后续求取阈值。根据文献[11]的推导可得

$$\eta(i, j) = \frac{\mu}{I(i, j) + 1} + \frac{I(i, j) + 1}{\mu} \quad (3)$$

其中 $\eta(i, j)$ ， $i, j = 1, 2, \dots, M$ ，为避免除零，将分母 $I(i, j)$ 进行加 1 处理。

通过式(3)所得结果 η 值普遍较低，变化范围较小，为便于下一步处理，须通过线性变换，将变化检测量 η 的取值范围转化为 $[0, 255]$ ^[11]，从而形成标准灰度图像差异数据 $D(i, j)$ ， $i, j = 1, 2, \dots, N$ 。构建变化检测量示意图见图 3。

(2) 对变化检测量进行阈值分割 文献[11]中利用相邻直方图比的方法确定差异数据的最佳阈

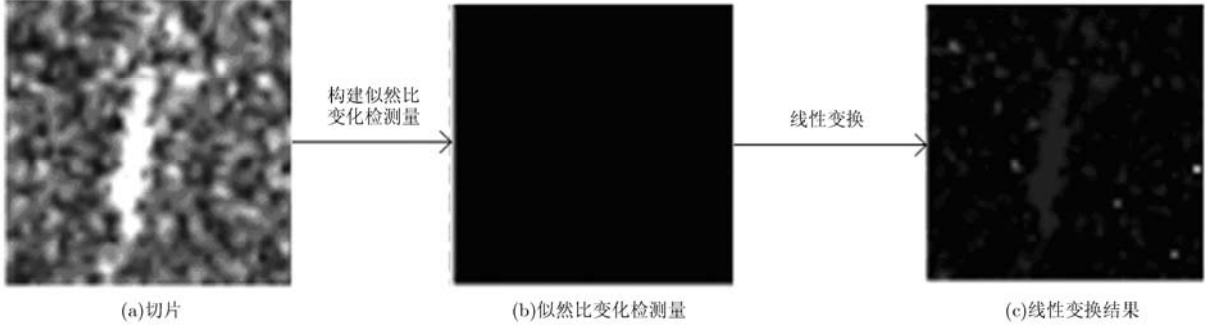


图3 构建变化检测量示意图

值,前提是图像中变换像素和为变化像素比例悬殊,未变化像素占差异数据的95%以上。而在本文中,切片并不满足这一前提,变化检测的参考图像是通过统计切片四角数据所得,与原始切片的纯背景存在一定差异,变化像素较多,因此这种方法并不适用。而使用Kapur Sahoo and Wong (KSW)熵算法对变化检测量进行阈值选取可以良好的效果,算法流程为:

令 $p_k, k = 0, 1, \dots, 255$ 为灰度级 k 的出现概率,设阈值 T 将 $D(i, j)$ 划分为变化和未变化两类 ω_c 和 ω_n , $P_T = \sum_{i=1}^T p_i$ 为灰度级不大于 T 的像素的累积概率^[12],则 $[0, T]$ 和 $[T + 1.255]$ 中像素灰度分布为

$$\omega_n: \frac{p_0}{P_T}, \frac{p_1}{P_T}, \dots, \frac{p_T}{P_T}$$

$$\omega_c: \frac{p_{T+1}}{1-P_T}, \frac{p_{T+2}}{1-P_T}, \dots, \frac{p_{255}}{1-P_T}$$

每个分布对应的熵 $H_n(T)$ 和 $H_c(T)$ 定义为

$$H_n(T) = -\sum_{i=0}^T \frac{p_i}{P_T} \ln \frac{p_i}{P_T}$$

$$= -\frac{1}{P_T} \sum_{i=0}^T [p_i \ln p_i - p_i \ln P_T]$$

$$= \ln P_T + \frac{H_T}{P_T} \quad (4)$$

$$H_c(T) = -\sum_{i=T+1}^{L-1} \frac{p_i}{1-P_T} \ln \frac{p_i}{1-P_T}$$

$$= -\frac{1}{1-P_T} \sum_{i=T+1}^{L-1} [p_i \ln p_i - p_i \ln(1-P_T)]$$

$$= \frac{H - H_T}{1-P_T} + \ln(1-P_T) \quad (5)$$

差异图像的熵 $H(T)$ 为 $H_n(T)$ 和 $H_c(T)$ 之和,即

$$H(T) = \ln P_T(1-P_T) + \frac{H_T}{P_T} + \frac{H - H_T}{1-P_T} \quad (6)$$

使熵 $H(T)$ 取最大值的 T_0 ,即是使变化类和未变化类分开的最佳阈值。

用阈值 T 对差异图像进行分割,灰度值大于阈值 T 的像素赋值为1,否则为0,最终得到二值图像

B ,如图4所示。赋值为1的像元即为潜在目标像素,统计潜在目标像素数量,记为 N_1 。

通过对比实验(见图5)发现,使用KSW熵算法进行阈值分割效果明显优于文献[11]的分割方法。



图4 潜在目标像素示意图

(3)目标像素聚集度分析 对二值图像 B 进行区域生长,计算ROI切片中心区域的连通像素的个数。该算法具体描述为:选取二值图像中心所在位置的 3×3 邻域窗口进行搜索,将赋值为1的像素作为初始种子点 S_0 ;从 S_0 点出发对其8邻域进行搜索,对于标记为1的像素,将其视为新的种子点,以此原理迭代搜索,直到找不到符合规则的像素为止,统计此时得到的所有种子点的数量,即二值图像中心区域的连通像素个数,记为 N_2 ,如图6所示。定义目标像素聚集度 $\rho = N_2 / N_1$ 。进行鉴别时,依据训练知识设定判决阈值 t ,若 $\rho > t$,则认为当前的ROI切片可能是舰船目标,否则为虚警。

3 实验结果与分析

本文首先对单个切片进行目标像素聚集度的实例分析,然后利用对RADARSAT-1图像进行目标检测所提取的切片数据分析上述算法所提取特征的性质,并验证其用于SAR图像舰船目标鉴别时的鉴别性能;最后对RADARSAT-1 3 m分辨率的海洋环境实测数据做舰船目标检测,使用目标像素聚集度特征对检测结果进行鉴别。

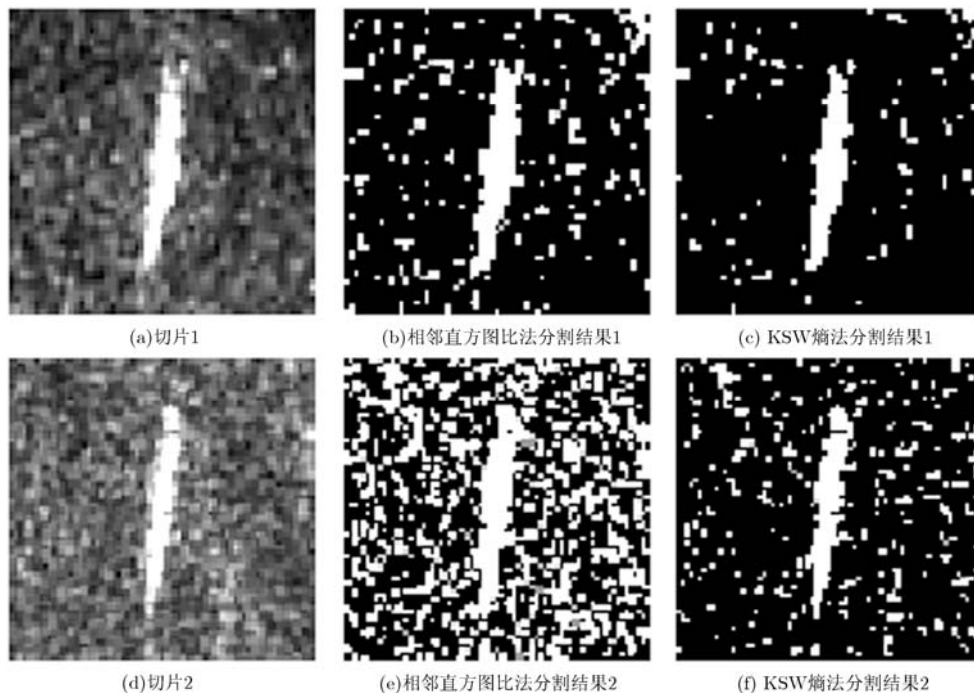


图 5 相邻直方图比法与 KSW 熵法分割结果对比

3.1 实例分析

表 1、表 2 以一个目标切片和一个虚警切片为例，对比本文目标与背景分离方法与 OTSU 法和 KSW 熵法的分割效果，以及通过不同分割方法求得的目标像素聚集度特征值，切片原图见图 7。通过观察可知，对于干扰比较严重的实验切片，尽管无法完全抑制背景杂波，但是本文方法能够较好地吧位于切片中心区域的舰船目标真实像素与杂波像素分离开，并大大减少了潜在目标像素中的杂波像素数量，便于下一步分析目标像素聚集度。通过本文方法对目标和虚警切片求得的目标像素聚集度差异十分明显。

3.2 鉴别性能分析

对 RADARSAT-1 3 m 分辨率的海洋 SAR 图像提取 17 个舰船目标作为目标样本，88 个虚警切片

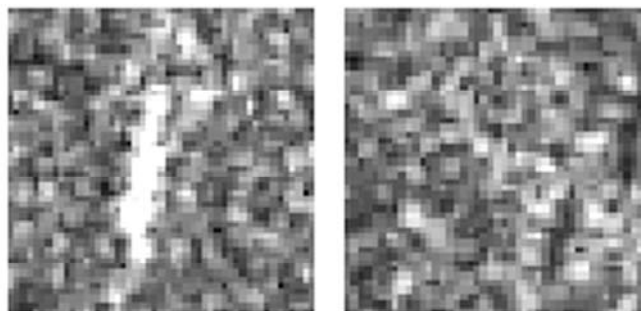
作为虚警样本。该切片数据均反映海面环境中舰船目标和杂波虚警的后向散射特性。下面本文通过与其他常用特征量进行对比，分析本文特征量的鉴别性能。

图 8 给出了 3 种特征下的目标和杂波虚警特征值的分布曲线，其中均值信噪比和长宽比分别是现在比较常用的对比度特征和几何特征。在均值信噪比和长宽比特征下的目标和杂波虚警特征值的分布曲线都存在较大的重合、交错，而目标像素聚集度的两条曲线差异明显。

下面通过可分性和鲁棒性对鉴别特征做定量分析。为便于表述，设 c_i 为特征的随机变量， $i = 1, 2, 3$ 时分别表示目标像素聚集度，均值信噪比，长宽比； $E[\cdot]$ 表示均值， $D[\cdot]$ 表示方差； $w = 1, 2$ 时样本切片分别为目标切片和虚警切片。



图 6 真实目标像素示意图



(a) 目标切片

(b) 虚警切片

图 7 切片原图

表1 目标与背景分离效果对比

		OTSU法	KSW熵法	本文方法
目标切片	潜在目标像素			
	真实目标像素			
虚警切片	潜在目标像素			
	真实目标像素			

表2 实验数据对比

		OTSU法	KSW熵法	本文方法
目标切片	潜在目标像素数量	591	733	341
	真实目标像素数量	320	353	132
	目标像素聚集度	0.542	0.482	0.387
虚警切片	潜在目标像素数量	718	421	194
	真实目标像素数量	460	98	2
	目标像素聚集度	0.641	0.233	0.010

(1)可分性 本文利用类内类间距离计算可分离程度。若异类切片中特征间的距离越大，同类切片中特征间的距离越小，则特征的可分性越强。

本文将第 i 类特征的类型离散程度 S_{B_i} 和类内离

散程度 S_{W_i} 定义为

$$S_{B_i} = \sum_{w=1}^2 \frac{N_w}{N} \cdot \left(\left(E[c_i^{(w)}] - E_{c_i} \right)^2 \right) \quad (7)$$

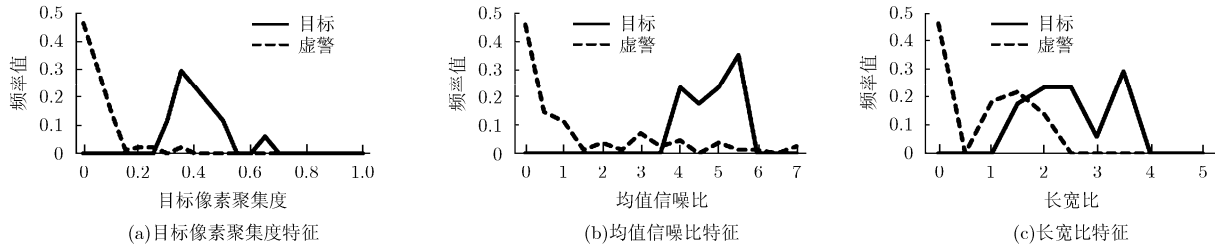


图 8 目标和杂波虚警每个特征的特征值分布曲线

$$S_{W_i} = \sum_{w=1}^2 \frac{N_w}{N} \cdot D(c_i^{(w)}) \quad (8)$$

其中 N 为训练数据库的切片总数, N_1 为目标切片个数, N_2 为杂波切片个数; E_{c_i} 为第 i 类特征杂波切片和目标切片的总体均值。本文用类内与类间离散度的比值 $J_i = S_{W_i} / S_{B_i}$ 表示鉴别特征的可分性, 该比值越大, 特征的可分性越强。

(2) 鲁棒性 归一化方差系数^[13]定义为

$$p_i^{(w)} = \frac{E[(c_i^{(w)})^2] - E^2[(c_i^{(w)})]}{E^2[(c_i^{(w)})]}, \quad i = 1, 2, 3 \quad (9)$$

本文通过计算归一化方差系数定量评估鉴别特征的鲁棒性, 归一化方差系数 $p_i^{(w)}$ 越小, 表示该特征鲁棒性越强, 反之, 鲁棒性越差。

将样本值代入式(7)、式(8)和式(9)计算结果见表 3。由于受到切片中目标分割效果的影响, 长宽比特征值波动较大; 由于切片中杂波的亮像素数目不稳定, 目标像素聚集度特征值也会略有起伏。根据表 3, 目标像素聚集度特征的类内类间距远高于其他两个特征。在 SAR 图像中, 由于散射特性的不同, 舰船目标多表现为明亮像素团, 即高灰度像素聚合在一起, 而一般的杂波虚警则表现为离散的亮点, 所以根据像素聚集度进行鉴别可以有效区分舰船目标和杂波虚警。

3.3 基于目标像素聚集度特征的实测 SAR 图像鉴别结果

图 9(a)为 RADARSAT-1 3 m 分辨率的海洋 SAR 图像数据, 该图尺寸为 231×357 个像素。该场景包含 9 个舰船目标, 其具体分布如图 9(b)所示, 白色像素表示舰船目标位置。可以看出图像上半部分杂波干扰较多, 舰船目标检测所得虚警也主要集中在这一区域。图像数据经全局 CFAR 检测和面积参量预鉴别处理后输出 15 个 ROI 切片, 包括 9 个目标切片和 6 个虚警切片, 其分布如图 9(c)所示。本文使用目标像素聚集度来对上述切片数据进行鉴别处理, 通过对训练样本(见图 9(a))进行观察可知, 绝大部分虚警特征值在 $0 \sim 0.10$ 之间, 而目标特征值全都大于 0.20 , 因此设定阈值 $t = 0.20$, 则可以鉴别出 10 个目标, 如图 9(d)所示, 包括全部的舰船目标, 1 个杂波干扰的虚警(见粗线选框内)。利用本文特征进行鉴别处理时通常对阈值的要求并不苛刻, 由于在该特征下目标和虚警类间距离较大, 最佳阈值并非单个数值而是一个范围, 因此通过对样本进行简单的观察分析即可估计最佳阈值。在本实验中, 通过观察样本可以估计最佳阈值范围是 $[0.10, 0.20]$, 通过多次实验证明阈值在此范围内变化不会影响鉴别结果。

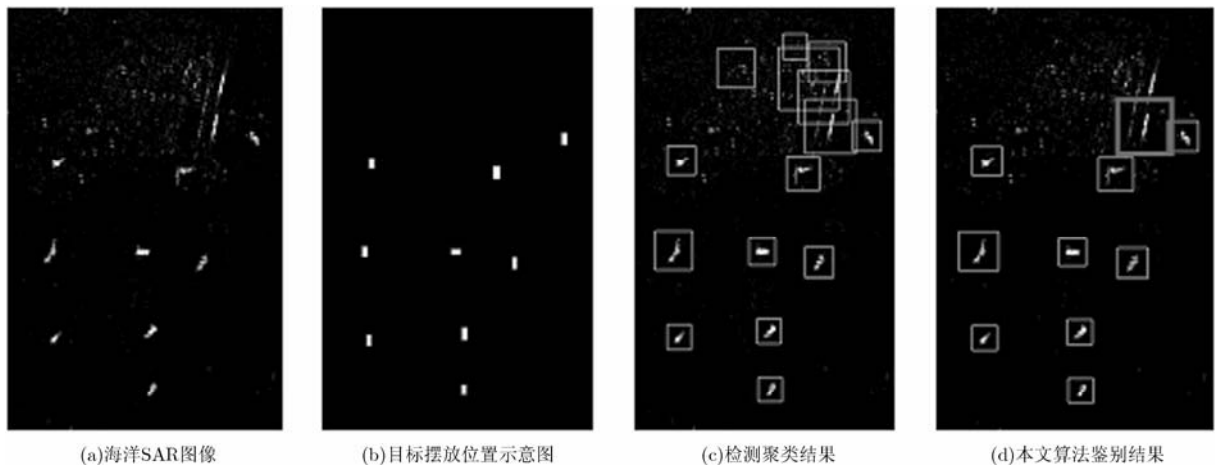


图 9 SAR 图像舰船目标鉴别结果

表3 特征鲁棒性和可分性计算结果

切片特征	特征鲁棒性分析(归一化方差系数)		特征可分离性分析 (类内类间距之比)
	目标切片	虚警切片	
目标像素聚集度	0.049	3.427	3.578
均值信噪比	0.014	2.504	0.678
长宽比	0.116	0.996	0.605

为便于分析，下面本文依次给出几种指标的定义：

(1)分类正确率(Classification Accuracy Ratio, CAR)定义为

$$CAR = \frac{N_r}{N_r + N_e} \times 100\% \quad (10)$$

其中 N_e 为总的分类错误数目， N_r 为总的分类正确数目。设杂波正确分类数目为 N_{1r} ，杂波分类错误数目为 N_{1e} ，目标正确分类数目为 N_{2r} ，目标分类错误数目为 N_{2e} ，则有 $N_r = N_{1r} + N_{2r}$ ， $N_e = N_{1e} + N_{2e}$ 。

(2)品质因子(Figure Of Merit, FOM)定义为

$$FOM = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (11)$$

其中 FN 为漏警个数，FP 为错误被鉴别为舰船目标的切片个数，TP 为正确被鉴别为舰船目标的切片个数^[14]。在本文中杂波分类错误数目 N_{2e} 等于错误被鉴别为目标的个数 FP，目标正确分类数目 N_{1r} 等于正确被鉴别为目标的个数 TP。

测试图像用 9 个目标切片，6 个杂波切片的鉴别结果如表 4 所示。其中品质因数和分类正确率数值较高，鉴别效果较好，由此说明目标像素聚集度特征性能优良。

表4 图9(a)的鉴别结果

目标分类 正确个数	目标分类 错误个数	杂波分类 正确个数	杂波分类 错误个数	分类正确 率(CAR)	实际目 标数	正确鉴别 目标数	漏警数	虚警数	品质因数 (FOM)
9	0	5	1	0.933	9	10	0	1	0.900

4 结束语

随着 SAR 数据获取技术的不断改进，迫切需要发展相应的 SAR 图像解译技术，其中稳健的检测算法和高效的鉴别处理是关键^[15]。本文就 SAR 图像舰船目标的鉴别工作，基于变化检测技术提取一种新的目标鉴别特征，即目标像素聚集度特征，用来描述对切片进行分割后亮像素在目标区域的聚集程度。文中利用变化检测技术对切片四周杂波干扰进行抑制，利用杂波数据和待鉴别数据构建变化检测统计量，生成差异数据，为分析目标像素聚集度奠定基础。

尽管本文只给出了 1 类数据实验结果，但大量有代表性的实验表明，本文提出的目标像素聚集度特征可分性强，鉴别性能优良，能有效地区分舰船目标和杂波虚警。在后续研究中还可以将该特征与其他鉴别特征结合起来，设计合理的鉴别器，形成新的更高效的舰船目标鉴别方案。

参考文献

[1] Gao Gui, Liu Li, Zhao Ling-jun, *et al.*. An adaptive and fast CFAR algorithm based on automatic censoring for target

detection in high-resolution SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(6): 1685-1687.

[2] Wang Ying-hua and Liu Hong-wei. A hierarchical ship detection scheme for high-resolution SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(10): 4173-4184.

[3] Velotto D, Soccorsi M, and Lehner S. Azimuth ambiguities removal for ship detection using Full polarimetric X-band SAR data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1): 76-88.

[4] 高贵, 周蝶飞, 张军, 等. 基于遗传算法的 SAR 图像目标鉴别特征选择[J]. *电子学报*, 2008, 36(6): 1041-1046.

Gao Gui, Zhou Die-fei, Zhang Jun, *et al.*. Feature selection for target discrimination in SAR images based on genetic algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(6): 1041-1046.

[5] Deepakumara J, Bobby P, McGuire P, *et al.*. Simulating SCN and MSSR modes of RADARSAT-2 for ship and iceberg discrimination[C]. 2013 IEEE RADAR Conference, Ottawa, Canada, 2013: 1-6.

[6] Zhang Cui, Zou Tao, and Wang Zheng-zhi. A target discrimination algorithm for high resolution SAR imagery[J].

- IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(1): 277-293.
- [7] Park Jong-il, Park Sang-hong, and Kim Kyung-tae. New discrimination features for SAR automatic target recognition [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(3): 476-480.
- [8] Zhang Li-ping, Wang Chao, Zhang Hong, *et al.*. Aircraft discrimination in high resolution SAR images based on texture analysis[C]. 2010 2nd International Asia Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, Wuhan, China, 2010: 118-121.
- [9] Sharma A and Moses R L. Matched subspace detectors for discrimination of targets from trees in SAR imagery[C]. 2000 Conference Record of the Thirty-Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, USA, 2000: 1721-1726.
- [10] Principe J C, Munchurl Kim, and Fisher J W. Target discrimination in synthetic aperture radar using artificial neural networks[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(8): 1136-1149.
- [11] Xiong Bo-li, Chen Jing-ming, and Kuang Gang-yao. A change detection measure based on a likelihood ratio and statistical properties of SAR intensity images[J]. *Remote Sensing Letters*, 2012, 3(3): 267-275.
- [12] Xiong Bo-li, Chen Qi, Jiang Yong-mei, *et al.*. A threshold selection method using two SAR change detection measures based on the Markov random field model[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(2): 287-291.
- [13] 李娜, 刘方. 基于模糊聚类视区划分的 SAR 目标识别方法[J]. 电子学报, 2012, 40(2): 394-399.
- Li Na and Liu Fang. A SAR target recognition method based on view-aspects partitioned by fuzzy clustering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(2): 394-399.
- [14] Paes R L, Lorenzetti J A, and Gherardi D F M. Ship detection using TerraSAR-X images in the campos basin[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7(3): 545-548.
- [15] 汤子跃, 朱敏慧, 王卫延. 一种 SAR 图像舰船尾迹的 CFAR 检测方法[J]. 电子学报, 2002, 30(9): 1336-1339.
- Tang Zi-yue, Zhu Min-hui, and Wang Wei-yan. A CFAR detection method of ship wakes in SAR images[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(9): 1336-1339.
- 张小强: 男, 1989 年生, 博士生, 研究方向为 SAR 图像近港舰船目标检测技术.
- 熊博莅: 男, 1981 年生, 博士, 讲师, 研究方向为 SAR 图像解译、舰船检测与识别、图像配准与变化检测.
- 匡纲要: 男, 1966 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 从事雷达信号处理、SAR 图像解译、多光谱图像目标识别、雷达目标特性分析等领域的研究工作.