

文章编号: 2095-4980(2016)04-0554-08

基于加权 SVM 和 $m-\chi$ 分解的简缩极化 SAR 图像舰船检测

王海波¹, 赵妍琛², 王涵宁¹, 吴永辉³, 计科峰¹

(1.国防科学技术大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2.西安航天动力研究所, 陕西 西安 710100;
3.空军预警学院, 湖北 武汉 430019)

摘要:与全极化相比, 简缩极化合成孔径雷达(SAR)因其更宽的幅宽, 在海洋监视方面具有先天的优势。针对海上舰船目标检测, 提出一种基于加权支持向量机(SVM)和 $m-\chi$ 分解的简缩极化 SAR 图像舰船检测方法。该方法首先对简缩极化的极化参数进行提取, 构造加权特征向量, 然后基于加权 SVM 分类器对简缩极化 SAR 图像舰船目标进行检测, 最后利用 $m-\chi$ 分解后 3 个分量对应不同散射机制的差异进行虚警去除。基于 NASA/JPL AIRSAR 机载以及 Radarsat-2 星载全极化实测数据模拟的圆极化发射线极化接收(CTLR)模式的简缩极化数据实验结果表明, 该方法能在舰船目标检测的同时, 有效去除虚警和模糊噪声。

关键词: 简缩极化 SAR; $m-\chi$ 分解; 支持向量机; 舰船检测

中图分类号: TN958; TN957.52

文献标识码: A

doi: 10.11805/TKYDA201604.0554

Ship detection in compact polarimetric SAR imagery based on weighted SVM and $m-\chi$ decomposition

WANG Haibo¹, ZHAO Yanchen², WANG Hanning¹, WU Yonghui³, JI Kefeng¹

(1.College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha Hunan 410073, China;
2.Xi'an Aerospace Propulsion Institute, Xi'an Shaanxi 710100, China;
3.Air Force Early Warning Academy, Wuhan Hubei 430019, China)

Abstract: Compact polarimetric Synthetic Aperture Radar(SAR) has a congenital advantage in marine surveillance over full polarimetric SAR for its wider swath. A new ship detection method on compact polarimetric SAR image based on weighted Support Vector Machine(SVM) and $m-\chi$ decomposition is proposed. Firstly, the proposed method constructs the weighted feature vectors by extracting the compact polarimetric parameters. Then, the ship targets in compact polarimetric SAR image are detected by the weighted SVM classifier. Finally, the false alarms are wiped off according to scattering mechanism strength differences corresponding to the three components of $m-\chi$ decomposition. The NASA/JPL AIRSAR airborne full polarimetric data and the Radarsat-2 satellite-borne full polarimetric data are used to simulate the compact polarimetric data in the Circular Transmit-Linear Receive(CTLR) mode, and the experimental results show that the method performs well in detecting ship targets, and can remove the false alarms and ambiguities effectively.

Key word: compact polarimetric SAR; $m-\chi$ decomposition; Support Vector Machine; ship detection

全极化合成孔径雷达(SAR)系统能够同时获取 4 个通道的数据信息, 能够更加准确地描述地物特征^[1]。虽然丰富的信息量能够获取更多的目标结构信息, 但是提高了 SAR 系统的设计复杂度, 对天线设计、数据下传带宽和速率以及功率消耗等方面提出了更高的要求, 从而影响到长时间、宽测绘带、高分辨数据的获取。双极化系统虽然能够提供 2 倍于全极化系统的幅宽, 但减少了数据信息^[2]。为兼顾系统复杂度和信息获取能力, 简缩极化^[3]作为一种新兴的极化方式被提了出来。与全极化相比, 简缩极化模式在系统结构复杂度较低的情况下仍然能够保持较好的地物信息, 也能够较为全面地揭示地物散射特性, 而且能够提供更大的幅宽, 因此在广阔的海域区域更具有优势。

收稿日期: 2016-03-16; 修回日期: 2016-04-11

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

由于简缩极化 SAR 在海上舰船目标检测上具有明显的优势, 各国研究者相继开展了研究, 取得了初步研究成果。Shirvany^[4]等人基于简缩极化数据的极化度 P 或去极化度 $1-P$, 将去极化度设置合理的阈值, 对海面上的船只、浮标和溢油进行了检测。Denbina 和 Collins^[5]建立了入射角与 N 之间的非线性关系, 引入新的经验模型, 利用修正参数 N 重建协方差矩阵, 对船舶等目标进行检测, 修正的经验模型与 Souyris 重建模型相比能够提高船舶检测效果, 但是修正的模型对海况条件适用性比较苛刻, 不能够适用于复杂海况。殷君君等人分别基于 $m-\chi$ 分解、 $m-\delta$ 分解^[6]和修正的重建模型^[7]获得全极化信息, 并利用似然比检测方法对舰船进行检测, 该模型能够提高舰船检测精确度。

简缩极化 SAR 由于收发通道减少, 信息量没有全极化 SAR 丰富, 常用的一些极化特征参数, 如极化熵、平均散射角和特征值等, 其物理含义没有发生变化, 但是取值范围发生变化, 有些极化参数无法使用, 仅仅利用一个极化分解参数对舰船进行检测, 效果并不理想^[8-9]。因此, 有必要对多个极化参数进行选取, 构造出能够反映舰船与背景差异的有效特征向量, 再采用分类器对舰船进行检测。

本文利用 ReliefF 算法^[10]对不同的极化参数进行选取, 构建最优特征向量, 再采用支持向量机(SVM)分类器^[11]对舰船目标进行检测, 最后利用海洋和舰船不同散射机制强度的差异对虚警和模糊噪声进行去除。基于东京湾区域 NASA/JPL AIRSAR 机载全极化和温哥华海港区域 Radarsat-2 星载全极化实测数据进行实验验证, 实验结果表明本文方法在检测出舰船目标的同时能够去除虚警, 验证了方法的有效性。

1 简缩极化及极化分解基础

1.1 简缩极化基础

简缩极化只发射一路特定极化方式的电磁波(可为线极化波或圆极化波), 同时接收 2 路极化波(可为线极化回波或圆极化回波信号)。目前有 3 种典型的简缩极化方式: $\pi/4$ 模式^[11], 发射一路 45° 的线性极化波, 接收水平(H)和垂直(V)的 2 路正交极化波; 双圆极化模式(Dual Circular Polarization, DCP)^[12], 发射右旋或者左旋圆极化波, 同时接收右旋和左旋圆极化波; 圆极化发射线极化接收模式(CTLR)^[13], 发射右旋或者左旋圆极化波, 同时接收水平(H)和垂直(V)的 2 路正交极化波。3 种简缩极化模式发射接收信号的极化方式如表 1 所示(表中采用右旋极化波 R 进行说明)。

表 1 3 种简缩极化模式

Table 1 Three compact polarimetric modes			
	emission polarization mode	receiving polarization mode	scattering vector
$\pi/4$ mode	X($\pi/4$ linear polarization)	(H,V)	$\mathbf{k}_{\pi/4} = [S_{XH} \ S_{XV}]^T$
DCP mode	R	(R,L)	$\mathbf{k}_{DCP} = [S_{RR} \ S_{RL}]^T$
CTLR mode	R	(H,V)	$\mathbf{k}_{CTLR} = [S_{RH} \ S_{RV}]^T$

简缩极化的 3 种模式中, 较为常用的是 DCP 模式和 CTLR 模式^[14], 由于这 2 种模式的散射向量存在线性关系, 可以相互转换^[15], 因此, 本文主要针对 CTLR 模式下的简缩极化进行研究。

1.2 简缩极化 H/α 分解

简缩极化的协方差矩阵为:

$$\mathbf{C}_{CP} = \langle \mathbf{k}_{CP} \cdot \mathbf{k}_{CP}^* \rangle \quad (1)$$

对协方差矩阵进行特征值分解, 由式(2)和式(3)得到极化散射熵 H 和平均极化散射角 $\bar{\alpha}$ 。

$$H = -\sum_{i=1}^2 p_i \log_2 p_i \quad (2)$$

$$\bar{\alpha} = \sum_{i=1}^2 p_i \alpha_i \quad (3)$$

$$p_i = \lambda_i / \sum_{i=1}^2 \lambda_i \quad (4)$$

式中: λ_1, λ_2 为协方差矩阵的特征值; α_i 由酉特征向量 $\mathbf{u}_i = e^{i\phi_i} [\cos \alpha_i \quad e^{i\delta_i} \sin \alpha_i]^T$ 得到。

1.3 简缩极化 $m-\chi$ 分解

由简缩极化斯托克斯(Stokes)矢量或协方差矩阵, 可以得到具有明确物理意义的特征参数, 主要包括: 极化

度 m , 2 个正交极化分量的相位差 δ 和圆度 χ 。其中, 极化度 m 用来表征散射的随机程度; 相位差 δ 用来区分偶次散射和奇次散射; 圆度 χ 体现了完全极化波中表面散射和偶次散射所占的比重^[16]。

简缩极化 CTLR 模式下的散射矢量为:

$$\mathbf{k}_{\text{CTLR}} = \begin{bmatrix} E_H \\ E_V \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{\text{HH}} & S_{\text{HV}} \\ S_{\text{VH}} & S_{\text{VV}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \pm j \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: “+”表示发射左旋极化波; “-”表示发射右旋极化波。

简缩极化 SAR 数据可以用 Stokes 矢量 $\mathbf{g} = [g_0 \ g_1 \ g_2 \ g_3]^T$ 来表示:

$$\mathbf{g}_{\text{CTLR}} = \begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ g_2 \\ g_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle |E_{\text{RH}}|^2 + |E_{\text{RV}}|^2 \rangle \\ \langle |E_{\text{RH}}|^2 - |E_{\text{RV}}|^2 \rangle \\ 2\Re \langle E_{\text{RH}} E_{\text{RV}}^* \rangle \\ -2\Im \langle E_{\text{RH}} E_{\text{RV}}^* \rangle \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\Re(\bullet)$ 表示取复数的实部; $\Im(\bullet)$ 表示取复数的虚部; g_0 为回波的总功率。

由 Stokes 矢量分别得到极化度 m 、相对相位 δ 和圆度 χ , 如式(7)、式(8)和式(9)所示:

$$m = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^3 g_i^2}}{g_0} \quad (7)$$

$$\delta = -\arctan\left(\frac{g_3}{g_2}\right), \delta \in [-180^\circ, 180^\circ] \quad (8)$$

$$\sin 2\chi = -\frac{g_3}{mg_0}, \chi \in [-45^\circ, 45^\circ] \quad (9)$$

在此基础上, Rancy^[16]于 2007 年提出了一种基于 m - χ 分解的三分量分解方法, 三分量表达式如式(10)所示:

$$\begin{cases} P_D = mg_0(1 + \sin 2\chi) / 2 \\ P_V = (1 - m)g_0 \\ P_S = mg_0(1 - \sin 2\chi) / 2 \end{cases} \quad (10)$$

式中 P_D, P_V, P_S 分别表示偶次散射、体散射和表面散射, 即为散射目标的不同散射机制成分。对于海上舰船目标检测, 海洋表面可看作是粗糙程度不同的导体表面, 其散射机制主要受人射角与海面风浪的影响, 散射特性主要为表面散射。相对而言, 舰船的结构较为复杂, 甲板和舱壁通常设计成直角结构, 构成二面角, 因此舰船散射特性主要以偶次散射为主, 另外, 舰船的上层有桅杆、吊臂起重机、烟囱等建筑, 这些部件组合起来构成较为复杂的结构, 容易发生多重散射机制, 产生部分螺旋体散射。正是由于海洋和舰船具有不同的散射机理, 因此, 利用它们散射机制的差异对舰船和海洋进行分类识别, 从而实现舰船检测。

2 基于加权 SVM 分类和 m - χ 分解的舰船检测

虽然每种极化参数从不同角度反应了舰船目标与环境的散射机制不同, 但是对于海洋背景, 在海况较为复杂的条件下, 利用单一的参数对舰船目标进行检测可能会产生较多的虚警, 因此有必要利用多个参数来构造更有效、更能够区别舰船目标和海洋背景的特征向量, 选取合适的分类方法进行舰船目标检测。

2.1 支持向量机

SVM 是基于统计学习理论的一种机器学习方法, 是建立在统计学习理论的 VC(Vapnik Chervonenkis)维理论和结构风险最小原理基础上, 根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折衷, 实现经验风险和置信范围的最小化, 从而达到在统计样本数量较少的情况下获得良好统计规律的目的。由于海洋面积大范围广, 舰船目标分散、稀疏, 样本相对较少, 因此 SVM 分类器更加适合于广阔海洋上的目标检测。

2.2 特征向量选取

选取合适的特征对于分类器的分类性能具有决定性因素, 简缩极化相对于单极化、双极化能够提供更丰富

的极化特征信息, 由于舰船和海洋对极化波具有不同的散射特性, 因此, 选取在舰船目标和海洋背景上有一定差异和区分能力的极化参数作为特征向量。可以选取的参数有: $(H, \bar{\alpha}, \lambda_1, \lambda_2, |C_{11}|, |C_{12}|, |C_{22}|, \varphi_{12})$, 其中: $|C_{11}|, |C_{12}|, |C_{22}|$ 分别为协方差矩阵相对应元素的幅度值; φ_{12} 为 C_{12} 的相位。

对于分类器来讲, 特征维度的增加并不一定会带来分类性能的提升, 反而可能会造成分类性能下降, 同时各特征参数之间有一定的相关性, 因此, 必须对特征进行选择, 排除相关性大的特征。常用的特征选择方法有顺序前进法(Sequential Forward Selection, SFS)、顺序后退法(Sequential Backward Selection, SBS)、主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)和 ReliefF 算法等。由于 ReliefF 算法运行效率较高, 对数据类型没有限制, 且会赋予所有与类别相关性高的特征较高的权重值, 因此, 本文采用 ReliefF 算法进行特征选择。

ReliefF 算法在处理多类问题时, 每次从训练样本集中随机取出一个样本 R , 然后从和 R 同类的样本集中找出样本 R 的 k 个近邻样本(Near-Hits), 从每个 R 的不同类的样本集中找出 k 个近邻样本(Near-Misses), 然后根据权值公式更新每个特征的权重, 计算公式如下:

$$W(A) = W(A) - \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, H_j) / (m \times k) + \sum_{C \neq \text{class}(R)} \left[\frac{p(C)}{1 - p(\text{class}(R))} \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, M_j(C)) \right] / (m \times k) \quad (11)$$

式中: $P(C)$ 为每一类样本的先验概率; $M_j(C)$ 表示不同类别中第 j 个样本的邻域样本集合; 距离度量 $\text{diff}(A, R_1, R_2)$ 表示样本 R_1 和 R_2 在特征 A 上的差, 计算公式如下所示:

$$\text{diff}(A, R_1, R_2) = \begin{cases} \frac{|R_1[A] - R_2[A]|}{\max(A) - \min(A)} & \text{if } A \text{ is continuous} \\ 0 & \text{if } A \text{ is discrete } R_1[A] = R_2[A] \\ 1 & \text{if } A \text{ is discrete } R_1[A] \neq R_2[A] \end{cases} \quad (12)$$

设训练数据集为 S , 样本抽样次数 m , 特征权值的阈值 w_i , 最近邻样本个数 k , ReliefF 算法流程如表 2 所示。经过 ReliefF 算法计算, 对候选特征按照权值进行排序, 通过实验设定阈值选出有效特征, 而后采用 SVM 分类器进行分类检测, 从而达到对海上舰船目标检测的目的。

表 2 ReliefF 特征选择算法

Table 2 ReliefF feature extraction method

begin
1. set all weight for 0;
2. for $i=1$ to m
1) choose a sample R from S randomly;
2) find the k nearest neighbors $H_j(j=1, 2, \dots, k)$ of R from the same sample set, and find the k nearest neighbors $M_j(C)$ from the different sample set;
3. for $A=1$ to N
for all features
calculate
$W(A) = W(A) - \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, H_j) / (m \times k) + \sum_{C \neq \text{class}(R)} \left[\frac{p(C)}{1 - p(\text{class}(R))} \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, M_j(C)) \right] / (m \times k)$
4. end of the loop, sort the features according to the weight, make comparison with threshold, and choose the effective features.
end

2.3 虚警去除

虚警和模糊噪声与舰船目标散射机制不同, 本文基于此考虑对简缩极化数据 $m-\chi$ 分解产生的 P_D, P_V, P_S 三分量进行对比, 偶次散射的散射强度虚警与舰船相当, 而在表面散射和体散射中的强度, 虚警远低于舰船目标^[8], 如图 1 和图 2 中图(a),(b),(c)所示。因此, 可以利用舰船目标与虚警散射机制的差异进行虚警和旁瓣模糊去除。通过实验, 为保留偶次散射分量中舰船和虚警图像, 选取海洋背景区域的最大值作为阈值, 在体散射和表面散射中为把虚警去除, 选取虚警区域的最大值作为阈值, 用式(13)的规则对图像进行二值化处理, 进而得到 3 种散射分量阈值化后的二值图像 $d_D(x, y)$, $d_V(x, y)$ 和 $d_S(x, y)$ 。

$$d(x, y) = \begin{cases} 1 & (D(x, y) > \eta) \\ 0 & (D(x, y) \leq \eta) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $d(x, y)$ 为 3 种散射分量阈值化后的二值图像; $D(x, y)$ 为 3 种散射机制的幅度图像; η 为所对应图像中各自的阈值。

本文实验数据说明见第 3 节。图 1 为东京湾实验区域中 1 号目标及其虚警 3 种散射机制的对比图。图 2 为温哥华海港区域中 4 号舰船目标的 3 种散射机制的对比图。在图 1 和图 2 中, 图(a),(b)和(c)分别为 $m-\chi$ 分解后的偶

次散射、体散射和表面散射对应的散射强度灰度图，图(d),(e)和(f)分别为对 3 种散射分量阈值化后产生的二值图像。显然，从图 1(a),(b)和(c)可以看出，偶次散射中舰船目标与其鬼影的强度相当；在体散射和表面散射中，舰船目标鬼影的散射强度远远小于舰船目标。从图 2(a),(b)和(c)可以看出，在偶次散射中舰船目标与其旁瓣散射强度对比度较小，在体散射和表面散射中，舰船目标模糊旁瓣的散射强度远远小于舰船目标，对比度较大。因此，对 2 组实验数据 $m-\chi$ 分解后的三分量图像采用式(13)的规则分别进行二值化，使体散射和奇次散射中的鬼影和旁瓣值为 0，使偶次散射图像中的鬼影和旁瓣值为 1。最后，按照式(14)进行计算，如果在 SVM 检测后的图像 $t(x,y)$ 和分解后二值化的图像 $d(x,y)$ 中目标像素全为 1，那么该位置为舰船目标，否则为 0，即为模糊噪声，从而达到去除虚警的目的。

$$[t(x,y) \&\& d(x,y)] = \begin{cases} 1 & \text{ship} \\ 0 & \text{false alarm} \end{cases} \quad (14)$$

式中 $t(x,y)$ 为加权 SVM 检测后图像各像素的值。

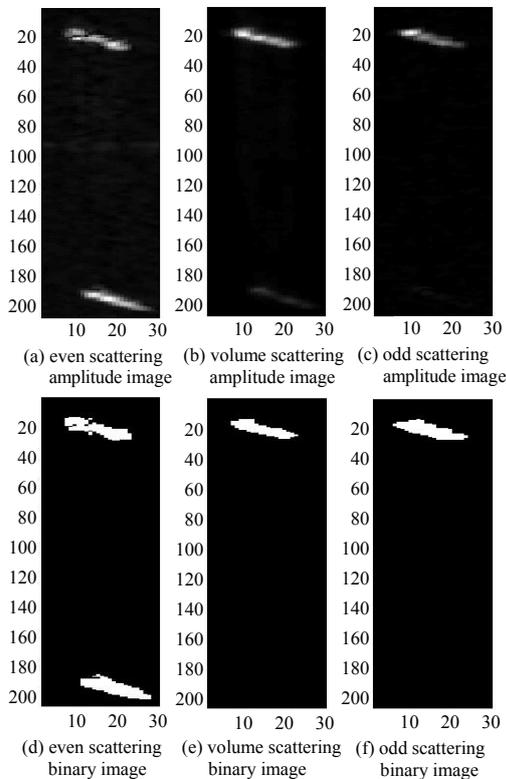


Fig.1 The amplitude image and binary image of No.1 ship target with its false alarm in Tokyo bay
图 1 东京湾区域 1 号目标船及其虚警散射幅度图像和二值化图像

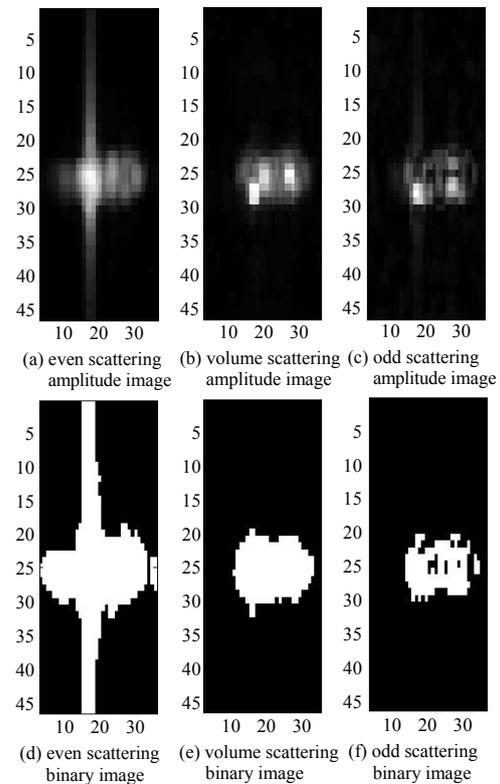


Fig.2 The amplitude image and binary image of No.4 ship target with its sidelobe scattering noise in Vancouver harbor
图 2 温哥华海港区域 4 号目标船及其旁瓣噪声散射幅度图像和二值化图像

综上，本文舰船检测方法的流程如图 3 所示：

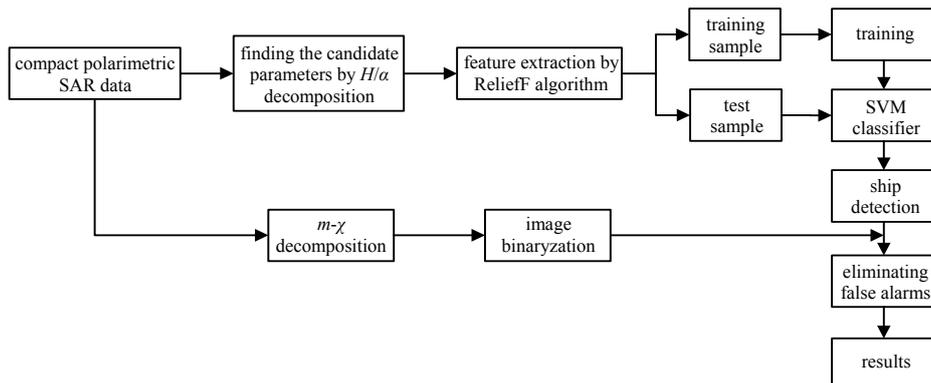


Fig.3 Flow chart of the proposed ship detection method
图 3 本文舰船检测方法流程图

3 实验结果与分析

本文采用 NASA/JPL AIRSAR 机载全极化数据和加拿大 Radarsat-2 星载全极化数据模拟 CTLR 模式下的简缩极化数据进行实验验证分析。实验一数据为日本东京湾区域 AIRSAR 数据，获取时间是 2000 年 10 月 2 日，方位向和距离向分辨力分别为 13.5 m 和 5.5 m。实验二数据为温哥华海港区域 Radarsat-2 全极化精细模式下的单视复数据，成像时间为 2008 年 5 月 6 日，距离向和方位向分辨力各为 8 m。图 4(a)和图 5(a)分别为 2 组实验数据的 Pauli 合成图。由于无法获取真实地面数据，通过对 2 组实验区域的 Pauli 合成图预判，图中舰船目标分别为 9 个和 5 个，实验一图中有一个方位向的模糊虚警(白色方框内)和一个较强的旁瓣模糊(白色椭圆框标示)，实验二图中有较强的模糊噪声。

从实验数据的 Pauli 合成图中可以看出模糊噪声非常严重，因此把模糊噪声也作为一类进行处理。本文分别选取舰船、海面 and 模糊噪声各 130 个像素作为训练样本，RbfSVM 的径向基半径设置为经验值 $\sigma=4$ ，采用 LIBSVM 算法库进行实验。对于不同的特征向量，根据第 3 节中的描述，通过 ReliefF 算法对候选特征向量进行选择，经过计算 2 组实验区域最终选取的有效特征分别为： $f_1=(H, \bar{\alpha}, \lambda_1, \lambda_2, \varphi_{12})$ ， $f_2=(\lambda_1, \lambda_2, |C_{11}|, |C_{12}|, |C_{22}|)$ 。利用训练好的 SVM 分类器，对测试像素进行分类，判定属于舰船目标还是其他类别，实现舰船目标的检测。实验结果如图 4(b)和图 5(b)所示。对 2 幅图中目标从左至右分别进行编号。

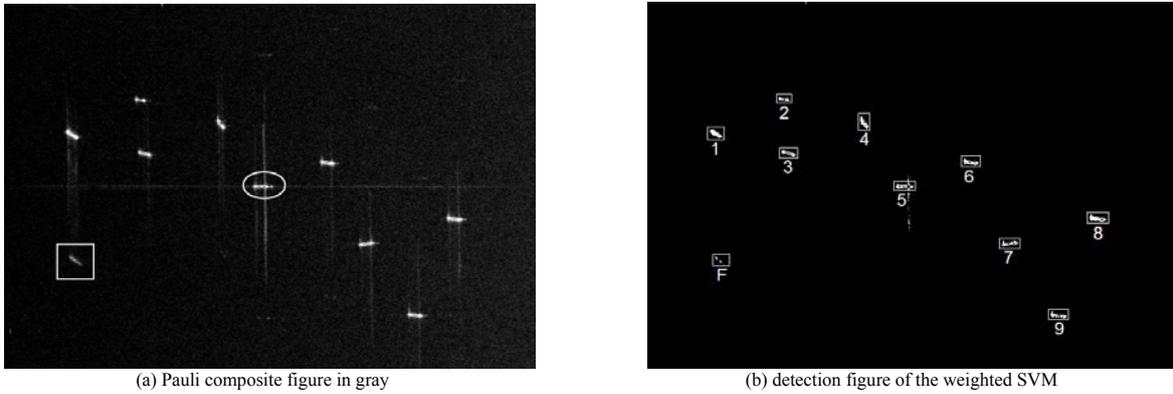


Fig.4 Experimental region of Tokyo bay
图 4 东京湾实验区域

从图 4 和图 5 检测结果可以看出，在 2 组实验区域中能够检测出全部舰船目标，大部分船只结构完整，但在东京湾区域的 5 号目标和温哥华海港区域的 4 号目标存在较强的“+”字模糊噪声，东京湾区域 1 号目标存在虚警，用“F”标记。图 6 为本文方法与其他检测方法结果对比。其中图(a)和图(b)为不加权 SVM 检测结果；图(c)和图(d)为本文检测方法去虚警后的结果；图(e)和图(f)为全极化模式下的检测结果。

简缩极化 SAR 舰船目标检测方法的评估方法主要是将检测结果与真实数据进行对比，为此引入品质因数(Figures of Merit, FoM)，定义为：

$$FoM = N_{dt} / (N_{gt} + N_{fa}) \quad (15)$$

式中： N_{dt} 为检测出的目标个数； N_{fa} 为虚警个数； N_{gt} 为地面真实目标个数。表 3 给出了各检测算法的检测结果对比。

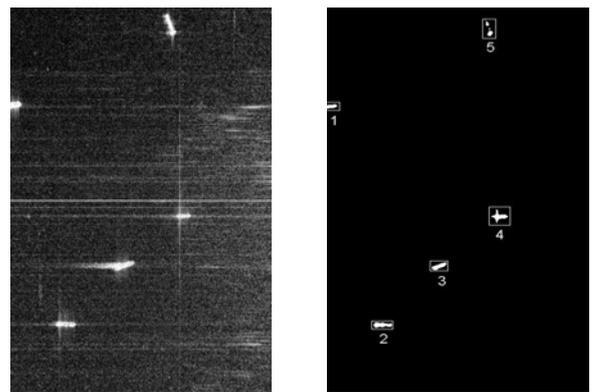


Fig.5 Experimental region of Vancouver harbor
图 5 温哥华海港区域

表 3 不同算法对东京湾和温哥华海港区域数据检测结果统计
Table3 Detected results on Tokyo bay and Vancouver harbor by different algorithms

method	region	number of detected targets	number of false alarms	time consumption/s	detection rate	FoM
SVM	Tokyo bay	9	1	4.54	100%	0.900
	Vancouver harbor	5	3	3.28		0.625
proposed method	Tokyo bay	9	0	4.04	100%	1.000
	Vancouver harbor	5	0	3.86		1.000
quad-polarimetric data by weighted SVM	Tokyo bay	9	0	3.42	100%	1.000
	Vancouver harbor	5	0	3.48		1.000

通过对图 6 和表 3 进行对比分析,可以得到如下结论:

1) SVM 方法和本文提出的加权 SVM 方法都能够检测出舰船目标,但是 SVM 方法检测结果目标结构不完整,孤立点较多且存在背景杂波引起的虚警。与 SVM 方法相比,本文加权 SVM 方法检测结果中没有虚警,并且舰船目标结构保持较完整,主要原因是本文方法对特征向量进行精选,去除相关性高和置信度小的特征向量,采用了优化的特征向量。

2) 本文方法检测结果与全极化数据检测结果相比,取得了和全极化数据相近的结果。简缩极化 SAR 在收发通道减少,信息量没有全极化 SAR 丰富的情况下,能够取得全极化近似的结果,验证了本文方法的有效性,同时也证明了简缩极化系统在海上舰船目标检测中的应用潜力。

3) 本实验采用 Matlab 代码,实验环境 PC 机配置为 i3 3.1 GHz 四核处理器,6 GB RAM,实验一东京湾区域 3 种方法计算耗时分别为 4.54 s, 4.04 s, 3.42 s,实验二温哥华海港区域 3 种方法计算耗时分别为 3.28 s, 3.86 s, 3.48 s。可以看出,本文的计算效率和其他方法相当,适用于大范围的海上舰船目标检测。

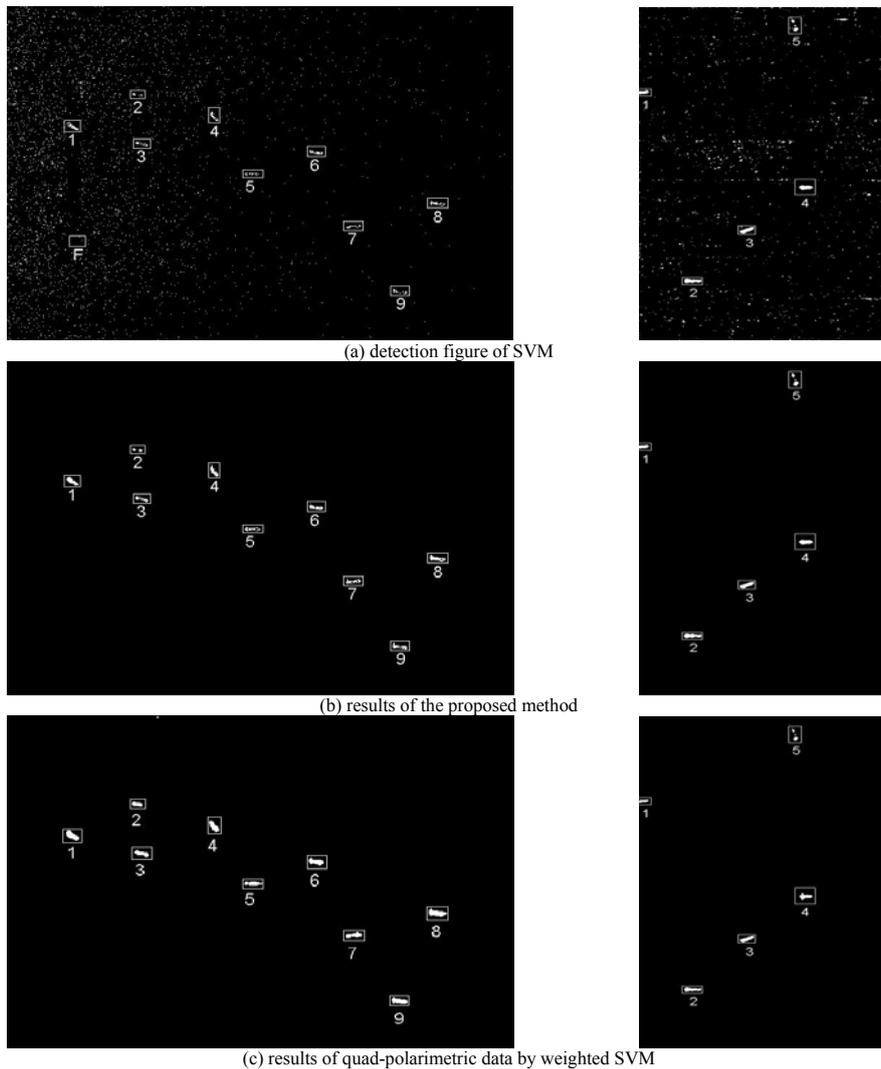


Fig.6 Comparison of different algorithms in Tokyo bay area(left) and Vancouver harbor area(right)
图 6 不同算法在东京湾区域和温哥华海港区域的结果对比

4 结论

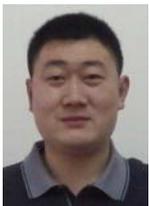
基于简缩极化 SAR 图像对海上舰船目标检测是当前海洋遥感中研究的一个热点问题,本文利用简缩极化的极化参数构造了一组特征矢量,提出了一种基于加权 SVM 和 $m-\chi$ 分解的舰船检测方法。基于 NASA/JPL AIRSAR 机载和 Radarsat-2 星载全极化实测数据的实验结果表明,该方法能够检测出舰船目标,并能够去除虚警及模糊噪声,检测结果优于未经特征选择优化的基于 SVM 检测方法,基本达到了全极化检测效果。本文方法为

今后简缩极化 SAR 图像海上舰船目标检测提供了一种思路, 下一步, 将结合各种特征提取方法深入研究, 选取更优化的特征和更好的分类器, 以获得更好的检测效果。

参考文献:

- [1] 焦智灏,杨健,宋建设,等. 基于特征选择与 GOPCE 的舰船检测方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2013,11(5): 702-706. (JIAO Zhihao,YANG Jian,SONG Jianshe,et al. Ship detection based on feature selection and GOPCE[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2013,11(5):702-706.)
- [2] 刘萌,张红,王超. 基于简缩极化数据的三分量分解模型[J]. 电波科学学报, 2012,27(2):365-371. (LIU Meng,ZHANG Hong,WANG Chao. Three-component scattering model for compact polarimetric SAR data[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2012,27(2):365-371.)
- [3] SOUYRIS J C,IMBO P,FJORTOFT R,et al. Compact polarimetry based on symmetry properties of geophysical media:the $\pi/4$ mode[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005,43(3):634-646.
- [4] SHIRVANY R,CHABERT M,TOURNERET J Y. Ship and oil-spill detection using the degree of polarization in linear and hybrid/compact dual-pol SAR[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012,5(3):885-892.
- [5] COLLINS M J,DENBINA M,ATTEIA G. On the reconstruction of quad-pol SAR data from compact polarimetry data for ocean target detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2013,51(1):591-600.
- [6] YIN Junjun,YANG Jian. Ship detection by using the M-Chi and M-Delta decompositions[C]// 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium. Quebec City,QC:IEEE, 2014:2738-2741.
- [7] YIN Junjun,YANG Jian,ZHANG Xinzhen. On the ship detection performance with compact polarimetry[C]// 2011 IEEE Radar Conference. Kansas City,MO,USA:IEEE, 2011:675-680.
- [8] Ghada Emam Mohamed Atteia Allah. On the use of hybrid compact polarimetric SAR for ship detection[D]. Calgary,Canada: University of Calgary, 2014.
- [9] 陈琳. 简缩极化 SAR 信息处理模型与方法研究[D]. 北京:中国科学院大学, 2013. (CHEN Lin. Investigation on models and methods of compact polarimetric SAR information processing[D]. Beijing:University of Chinese Academy of Sciences, 2013.)
- [10] KONONENKO I. Estimating attributes:Analysis and extensions of RELIEF[J]. Lecture Notes in Computer Science, 1996, 784:356-361.
- [11] BRERETON R G,LLOYD G R. Support Vector Machines for classification and regression[J]. Analyst, 2010,135(2):230-267.
- [12] STACY N,PREISS M. Compact polarimetric analysis of X-band SAR data[C]// Proceedings of the 6th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Dresden,Germany:VDE Publishing House, 2006:1-4.
- [13] RANEY R K. Hybrid-polarity SAR architecture[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2007,45(11): 3397-3404.
- [14] NORD M E,NORD M E,AINSWORTH T L,et al. Comparison of compact polarimetric Synthetic Aperture Radar modes[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2009,47(1):174-188.
- [15] CHARBONNEAU F J,BRISCO B,RANEY R K,et al. Compact polarimetry overview and applications assessment[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2010,36(S2):S298-S315.
- [16] RANEY R,CAHILL J,PATTERSON G,et al. Characterization of lunar craters using m-chi decompositions of Mini-RF radar data[C]// Proceedings of the 43rd Lunar and Planetary Science Conference. Texas,USA:Lunar and Planetary Institute, 2012, 43:1-2.

作者简介:



王海波(1982-), 男, 山东省青州市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为遥感信息处理。
email:wjmsn@qq.com.

赵妍琛(1974-), 女, 西安市人, 高级工程师, 主要研究方向为电磁及无线电类计量。

王涵宁(1987-), 男, 上海市人, 在读博士研究生, 主要研究方向为极化 SAR 信息处理、双基地 SAR 成像与干涉。

计科峰(1974-), 男, 陕西省长武县人, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达特性分析、SAR 图像处理、判读解译与目标识别。

吴永辉(1976-), 男, 江西省萍乡市人, 博士, 副教授, 主要研究方向为极化 SAR 信息处理。