一种多极化 SAR 舰船目标与方位向模糊鉴别方法

周 伟[①] 孙艳丽[②] 许成斌[①] 关 键*[①]
[①](海军航空工程学院电子信息工程系 烟台 264001)
[②](海军航空工程学院基础实验部 烟台 264001)

摘 要：针对 SAR 图像舰船目标检测过程中存在方位向模糊造成虚警的问题，该文设计了一种基于改进的 $H/\overline{\alpha}$/Wishart 非监督分类的多极化 SAR 图像舰船与方位向模糊鉴别方法。该方法首先提取目标散射回波峰值区域，以该区域的 $H/\overline{\alpha}$ 分类结果为初始聚类中心，利用复 Wishart 分布的最大似然分类器改善分类结果，通过对比分析各散射类型区域的结构鉴别舰船目标和方位向模糊。通过实验表明该方法能有效地鉴别舰船目标与方位向模糊，减少 SAR 舰船目标检测过程中存在的虚警。

关键词：多极化 SAR 图像；方位向模糊；非监督分类；舰船检测
中图分类号：TP319 **文献标识码**：A **文章编号**：2095-283X(2015)01-0084-09
DOI: 10.12000/JR14147

引用格式：周伟, 孙艳丽, 许成斌, 等. 一种多极化 SAR 舰船目标与方位向模糊鉴别方法[J]. 雷达学报, 2015, 4(1): 84–92. http://dx.doi.org/10.12000/JR14147.

Reference format: Zhou Wei, Sun Yan-li, Xu Cheng-bin, *et al*.. A method for discrimination of ship target and azimuth ambiguity in multi-polarimetric SAR imagery[J]. *Journal of Radars*, 2015, 4(1): 84–92. http://dx.doi.org/10.12000/JR14147.

A Method for Discrimination of Ship Target and Azimuth Ambiguity in Multi-polarimetric SAR Imagery

Zhou Wei[①] Sun Yan-li[②] Xu Cheng-bin[①] Guan Jian[①]
[①](*Department of Electronic and Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai* 264001, *China*)
[②](*Department of Basic Experiment, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai* 264001, *China*)

Abstract: Aiming to remove the false alarm caused by azimuth ambiguity in SAR imagery during the process of ship target detection, a method based on the improved $H/\overline{\alpha}$/Wishart unsupervised classification is proposed. First, the scattering echo peak zone of target is extracted and the $H/\overline{\alpha}$ classification results are treated as the initial cluster centers. Second, the ship target and azimuth ambiguity are identified by comparing and analyzing the structure of each region. It is showed by experiment that the method can detect ships based on the azimuth ambiguity; thus the false alarm rate in SAR-based ship detection is reduced.

Key words: Multi-polarimetric SAR imagery; Azimuth ambiguity; Unsupervised classification; Ship detection

1 引言

合成孔径雷达(SAR)具有全天时、全天候、大范围和高分辨率的特点，是水面船只探测的重要手段之一[1]。SAR 图像目标自动分类是 SAR 图像应用的重要研究内容，它根据目标的散射回波提取细节特性来分析目标的散射类型，并应用于目标分类，已有很多学者对此进行研究[2,3]。极化 SAR 图像非监督自动分类在地物特征分类中应用比较广泛，可以将不同散射随机性和散射机制的地物进行有效的区分[4,5]。已有学者将极化分类的方法应用在海面极化 SAR 图像舰船目标检测中[6,7]，主要方法是利用极化分解后的特征值不同将舰船目标与海面背景进行区分，但仅利用整体海域的分类结果来判别舰船目标与背景杂波不能有效地描述舰船目标的结构。当存在方位向模糊时，传统方法无法进行有效区分。针对上述问题，本文利用目标散射回

2014-12-03 收到，2015-03-16 改回
国家自然科学基金(61201445, 61179017)和国防预研基金资助课题
*通信作者： 关键 guanjian96@tsinghua.org.cn

波强度峰值区域的 $H/\bar{\alpha}$ 分类结果作为初始聚类中心，设计了基于改进的 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 非监督分类 SAR 图像舰船目标检测方法，对舰船目标与方位向模糊进行鉴别。

2　$H/\bar{\alpha}/$Wishart 非监督分类

经典的 $H/\bar{\alpha}$ 分类方法是基于 Cloude 分解[8,9]发展而来，利用 Cloude 分解得到目标的散射熵 H, $\bar{\alpha}$ 角对目标进行分类。该分类方法的基本思想是：利用极化熵能够反映目标散射特性的随机性的特点，将极化熵 H 作为目标散射随机性的自然测度，然后再利用 $\bar{\alpha}$ 角识别目标的基本散射机制，从而完成不同散射类型的分类。

下面将详细介绍 $H/\bar{\alpha}$ 分类方法的实现流程：

(1) 基于极化相干矩阵的特征分解对目标进行 Cloude 分解，即

$$\langle \boldsymbol{T} \rangle = \boldsymbol{U}\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{U}^{\mathrm{H}} = \sum_{i=1}^{3} \lambda_i \boldsymbol{v}_i \boldsymbol{v}_i^{\mathrm{H}} \triangleq \sum_{i=1}^{3} \boldsymbol{T}_i \tag{1}$$

其中，$\langle \boldsymbol{T} \rangle$ 为目标相干矩阵；$(\cdot)^{\mathrm{H}}$ 代表矩阵共轭转置；$\boldsymbol{\Lambda} = \mathrm{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$；$\lambda_i$ 为相干矩阵的特征值，且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$；$\boldsymbol{U} = [\boldsymbol{v}_1, \boldsymbol{v}_2, \boldsymbol{v}_3]$；$\boldsymbol{v}_i$ 是 λ_i 相对应的单位特征矢量。式(1)将目标相干矩阵 $\langle \boldsymbol{T} \rangle$ 分解为 3 个相干矩阵 $\boldsymbol{T}_1, \boldsymbol{T}_2, \boldsymbol{T}_3$ 之和，每个相干矩阵对应一种稳态目标的散射矩阵，对应的特征值代表该分量出现的概率大小。

(2) 计算目标熵、$\bar{\alpha}$ 角等特征参量。

目标的散射熵定义为：

$$H = -\sum_{i=1}^{3} p_i \log_3 p_i \tag{2}$$

其中，p_i 对应特征值所代表的散射分量出现的概率，见式(3)

$$p_i = \lambda_i \Big/ \sum_{i=1}^{3} \lambda_i \tag{3}$$

目标平均散射角 $\bar{\alpha}$ 由式(4)给出：

$$\bar{\alpha} = p_1\alpha_1 + p_2\alpha_2 + p_3\alpha_3 \tag{4}$$

其中 $\alpha_i\,(i = 1,2,3)$ 可由对应的特征矢量 $\boldsymbol{v}_i\,(i = 1,2,3)$ 求得，α_i 与 $\boldsymbol{v}_i$ 之间的关系式为：

$$\boldsymbol{v}_i = \left[\cos\alpha_i, \sin\alpha_i \cos\beta_i \mathrm{e}^{\mathrm{j}\delta_i}, \sin\alpha_i \sin\beta_i \mathrm{e}^{\mathrm{j}\gamma_i}\right]^{\mathrm{T}} \mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi_i}, \quad i = 1,2,3 \tag{5}$$

(3) 在 $H/\bar{\alpha}$ 平面中按照特定的规律将目标划分为 9 类。按熵值大小分为 3 个区域：低熵区($0 \leq H \leq 0.5$)、中熵区($0.5 < H \leq 0.9$)、高熵区($0.9 < H \leq 1$)，每个区又按照 $\bar{\alpha}$ 角的大小分为表面散射区、偶极子散射区和多次散射区，如 Z1–Z3 分别为低熵表面散射区、低熵偶极子散射区、低熵多次散射区，具体见图 1。

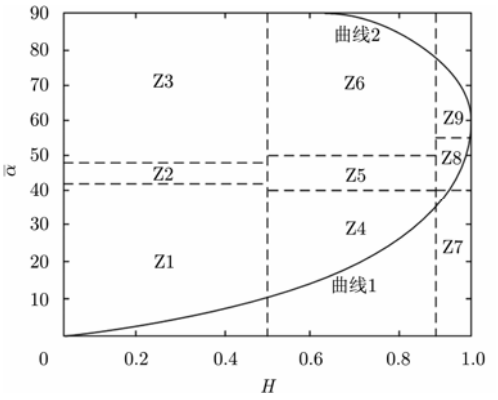


图 1　$H/\bar{\alpha}$ 平面分区示意图

Fig. 1　Schematic diagram of $H/\bar{\alpha}$ plane divisional

$H/\bar{\alpha}$ 分类方法对于不同区域的划分是通过直线进行划分的，分界线是根据经验主观决定的，因此只适合对目标区域的粗略分类，无法在目标结构分析中广泛应用。再者，目标具有一定的散射不均匀性，使得分类结果杂乱且各类之间界限模糊。

针对以上问题，人们基于极化分解分类方法设计了迭代分类方法[10]。最常用的统计迭代分类算法是基于 Wishart 距离的 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 迭代分类方法。已知均匀地区目标散射矢量近似服从零均值的复高斯分布，可证明目标的相干矩阵 $\boldsymbol{T}$ 满足复 Wishart 分布[8,11]，即

$$p(\boldsymbol{T} \mid \boldsymbol{T}_m) = \frac{L^{Ln} |\boldsymbol{T}|^{L-n} \mathrm{e}^{-L\cdot\mathrm{tr}\left(\boldsymbol{T}_m^{-1}\boldsymbol{T}\right)}}{\pi^{\frac{n(n-1)}{2}} \Gamma(L)\cdots\Gamma(L-n+1)|\boldsymbol{T}_m|^L} \tag{6}$$

其中，$\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数；$\mathrm{tr}(\cdot)$ 为求目标矩阵的迹；L 为视数；对于满足互异性条件时取 $n = 3$，其他情况取 $n = 4$；$\boldsymbol{T}_m$ 为第 m 类目标的平均相干矩阵，可由 $H/\bar{\alpha}$ 分类结果作为训练样本得到：

$$\boldsymbol{T}_m = \mathrm{E}[\boldsymbol{T} \mid \boldsymbol{T} \in \omega_m] \tag{7}$$

根据 Bayes 最大似然分类法则，其判别规则为：

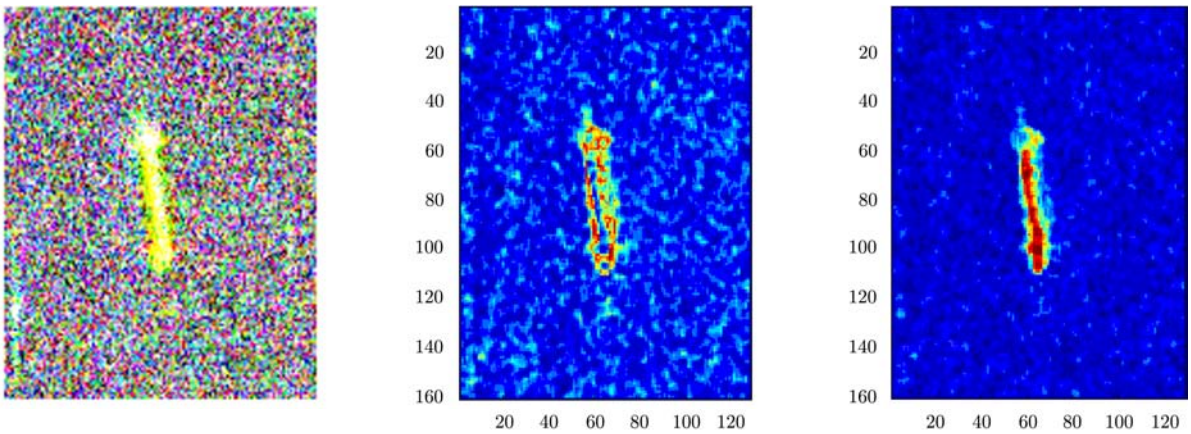
$$\boldsymbol{T} \in \omega_m,\ d_m(\boldsymbol{T}) < d_j(\boldsymbol{T}), \quad \forall j \neq m \tag{8}$$

其中，$d_m(\boldsymbol{T})$ 为待分类目标与第 m 类目标的距离因子

$$d_m(\boldsymbol{T}) = \ln\left(|\boldsymbol{T}_m|\right) + \mathrm{tr}\left(\boldsymbol{T}_m^{-1}\boldsymbol{T}\right) \tag{9}$$

随着迭代次数的增加，$H/\bar{\alpha}/$Wishart 迭代分类方法可以优化分类效果。

首先以海面场景的 $H/\bar{\alpha}$ 分类结果作为初始聚类中心，然后通过基于 Wishart 距离的迭代分类方法进行类的合并。图 2 所示为某舰船目标的散射熵和散射角提取结果示意图，可以看出通过这两个特征参量可以较为简单地分辨出舰船目标。舰船目标的 $H/\bar{\alpha}$ 分类结果如图 3(a)所示。



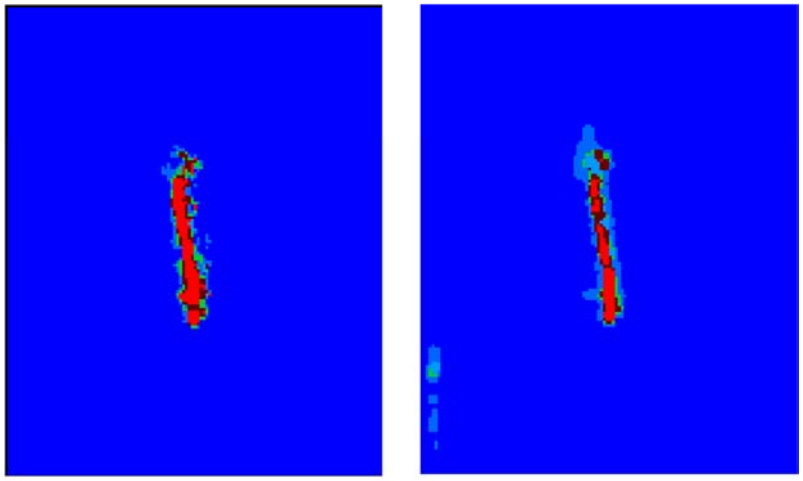
(a) Pauli分解伪彩色图
(a) Pauli decomposition result

(b) 散射熵
(b) Entropy

(c) 平均散射角$\bar{\alpha}$
(c) Average value of $\bar{\alpha}$

图 2 舰船目标散射熵和散射角 $\bar{\alpha}$ 提取

Fig. 2 The entropy and average $\bar{\alpha}$ value of ship



(a) $H/\bar{\alpha}$分类结果
(a) $H/\bar{\alpha}$ classification result

(b) 3次迭代结果
(b) Result with 3 iteration

图 3 舰船目标 H / $\bar{\alpha}$ / Wishart 分类结果

Fig. 3 The H / $\bar{\alpha}$ / Wishart classification result

舰船目标区域所有象元的散射机制特性在 H / $\bar{\alpha}$ 平面分布如图 4 所示。结合图 3(a)和图 4 颜色可以看出，舰船目标的散射类型主要分布在 Z3 区，即低熵多次散射为主要散射类型。

对舰船目标中每个象元依据式(8)进行迭代分类，设迭代终止条件为发生类别转移的象元比例小于 5%，得到 3 次迭代结果如图 3(b)所示。可以观察到经过迭代分类处理后的分类效果要比原始 H / $\bar{\alpha}$ 分类效果更细致，各类别之间界限清晰。但舰船目标的主体部分仍为低熵多次散射类型，并没有发生较大的变化，不能通过分类结果对目标的类别做出有效判断。

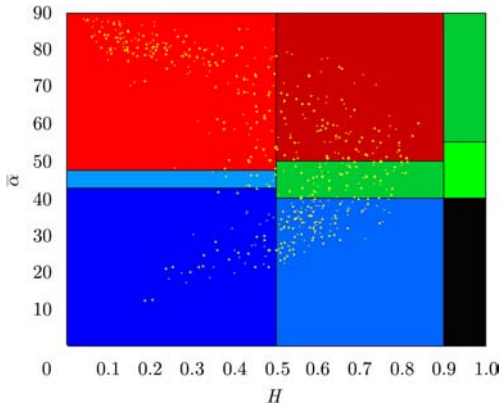


图 4 舰船目标在 H / $\bar{\alpha}$ 平面分布

Fig. 4 The H / $\bar{\alpha}$ horizontal distribution of ship

3　改进的 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 非监督分类方法

由于 SAR 图像中单位象元的相干矩阵的迹与各极化方式下的幅值有着直接的关系，因此通过分析式(9)，可见距离因子 $d_m(\boldsymbol{T})$ 与散射回波幅度信息也同样有着直接的关系，具体表现为 $d_m(\boldsymbol{T})$ 随着待分类目标与第 m 类目标的幅值差增大而大。由此可见，由于海面背景的幅值很低，导致舰船目标相对于海面背景所属的类别之间距离因子较大，所以舰船目标区域内象元在迭代过程中发生转移的数量较少。

$$\mathrm{BW}(x,y)=\begin{cases}1, & \mathrm{I}(x,y)\geq k_0\\ 0, & \mathrm{I}(x,y)<k_0\end{cases} \tag{10}$$

为了剔除图像海面背景幅值的影响，可以利用式(10)将目标海域幅度图中的舰船目标提取出来，式(10)中 $k_0=\varepsilon\mu,\mu$ 为目标海域幅度均值，ε 为调整系数。为了较好地保留舰船目标信息，并且能够保证后续分类的准确度，ε 值应尽量取较小值，文中取经验值 $\varepsilon=1.7$。如图 5(a)所示为通过式(10)分割后得到的二值图像 BW。以该区域的象元得到的 $H/\bar{\alpha}$ 分类结果为初始聚类中心，通过 Wishart 迭代分类方法对分类结果进行优化，迭代终止条件为目标象元散射类型转移数量占目标总象元数量的比例小于 5%。图 5(b)，图 5(c)，图 5(d)分别为经过 1 次迭代、2 次迭代、5 次迭代后的分类结果。

一般情况下，舰船目标一般存在结构复杂的区域，如舰船的控制室、搭载的起重机、货物等，这些目标区域都能够产生较强的 2 次或更多偶数次散射。因此在对目标区域象元进行 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 非监督分类后，最终属于低熵多次散射类型的区域应属于上述结构复杂区域。

改进的 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 非监督分类方法中象元类别发生转移的比例与迭代次数的关系如图 6 所示，可以看出经过 3 次迭代后发生类别转移的象元比例在 10%左右，当迭代次数达到 5 次后转移的象元比例已经在 5%以下，分类结果趋于稳定，同时也验证了该分类方法的收敛性。从图 5(d)中可以看到，舰船目标中属于低熵多次散射类型的象元已标记为红色，此时红色区域象元的数量随着迭代次数的增加变化已经不大，可以说明红色区域即为舰船目标的复杂结构区域。

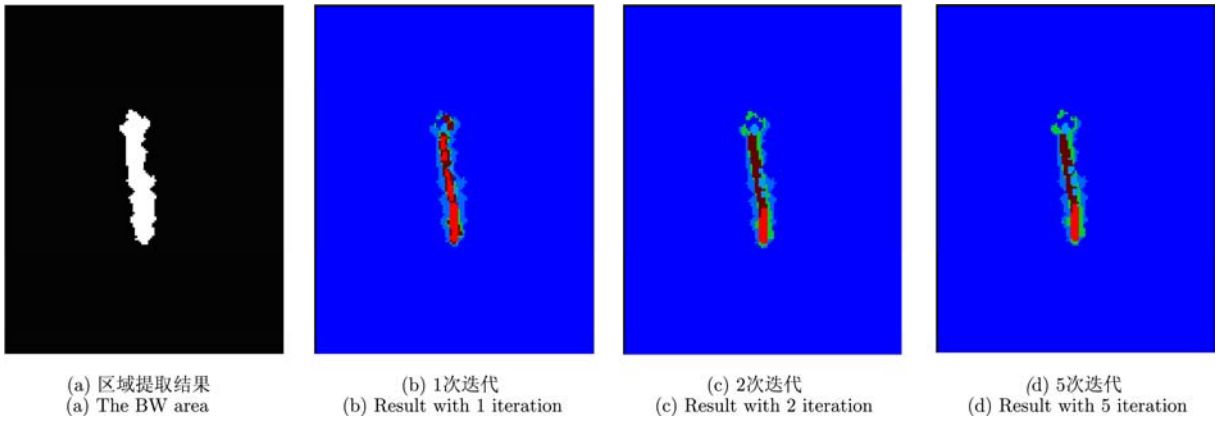


图 5 改进的 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 非监督分类结果

Fig. 5　The improved $H/\bar{\alpha}/$Wishart unsupervised classification result

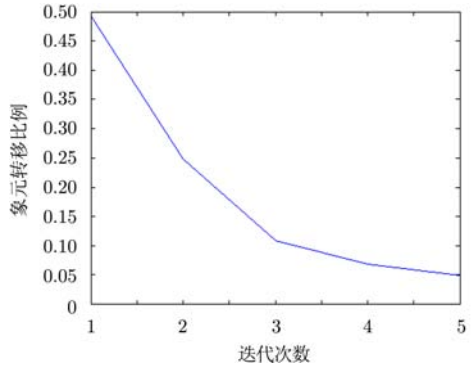


图 6 分类过程中发生类别转移的象元比例

Fig. 6　The proportion of transfering pixels in classification processing

4　方位向模糊鉴别能力分析

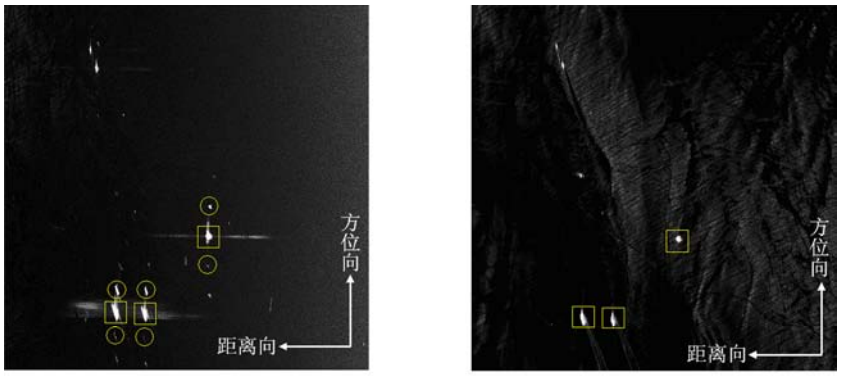
图 7(a)为 C 波段 HH 极化下海域的 SAR 图像，图 7(b)为 L 波段 HH 极化下相同海域的 SAR 图像，其中方框内目标为实际目标，圆圈内为方位向模糊。通过对比两幅图像，可以发现 C 波段中有明显的方位向模糊，而在 L 波段并不存在。从散射回波能量上看，方位向模糊与舰船目标在 SAR 图像中没有明显的区别，且方位向模糊与实际目标的几何轮廓相似，这对 SAR 图像舰船目标检测造成了很大的困难。

在多波段多极化 SAR 图像舰船目标检测过程中，有时只能够获得目标两个波段全极化数据。如果某一波段存在方位向模糊，很难通过两个波段融合的方法加以去除。针对此问题，利用上文中改进的 $H/\bar{\alpha}$/Wishart 非监督分类方法对舰船目标与其方位向模糊进行鉴别分析。为了分析方位向模糊和舰船目标极化散射特征之间的区别，首先利用 Cloude 分解方法分解目标海域的极化相干矩阵 $\langle \boldsymbol{T} \rangle$，得到目标海域的极化熵 H 和平均散射角 $\bar{\alpha}$，在 $H/\bar{\alpha}$ 平面中可以对目标海域分类，得到初始的分类结果。如图 8(a)为舰船目标及其方位向模糊所在海域幅度图像，图 8(b)为该海域经过 $H/\bar{\alpha}$ 分类处理后的分类结果。

通过式(10)提取目标海域幅度图中的舰船和方位向模糊区域，分割后得到的二值图像 BW 如图 9(a)所示，分类结果如图 9(b)所示。由于图 7(a)下方的方位向模糊较弱，在此先不予考虑，下文分析中均指图 7(a)中上方的方位模糊。

海面舰船目标在极化散射特征类型中多属于低熵多次散射类型，其他杂波(如海面波浪尾迹引起的强散射回波、方位向模糊等)一般不属于该类型。图 9(b)中舰船目标和方位模糊部分象元均具有低熵多次散射特征，因此无法对二者进行区分。

分析上述现象的原因，$H/\bar{\alpha}$ 分类中极化熵 H 和平均散射角 $\bar{\alpha}$ 的计算虽然应用到全极化数据，但这两个参数并不能完全表达目标所有信息，并且 $H/\bar{\alpha}$ 分类平面中固定的边界并不一定完全符合数据的分布，相似的目标进行聚类可能会跨越决策平面的边界，造成分类错误[12]。在 $H/\bar{\alpha}$ 分类的基础上，通过基于复 Wishart 分布的最大似然分类器可以良好地改善分类结果，散射机制的物理解译效果明显增强[11]。

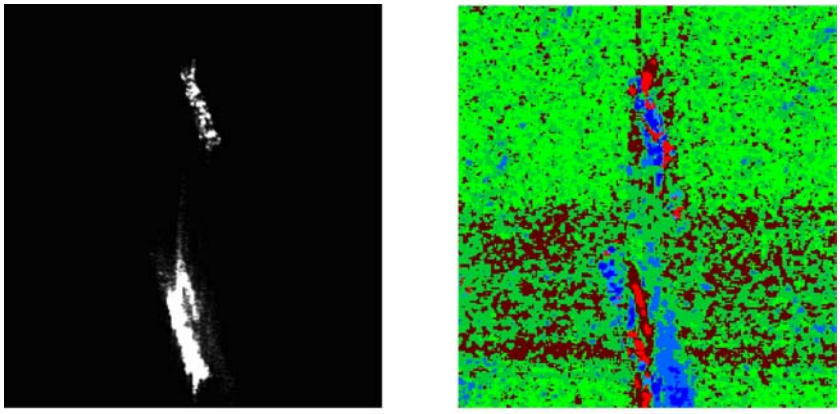


(a) C波段HH极化AIRSAR图像
(a) The C-band HH polarization

(b) L波段HH极化AIRSAR图像
(b) The L-band HH polarization

图 7 SAR 图像方位向模糊示意图

Fig. 7 Azimuth ambiguity sketch map in SAR imagery



(a) 目标海域C波段幅度图
(a) The amplitude image of C-band

(b) 目标海域$H/\bar{\alpha}$分类结果
(b) The $H/\bar{\alpha}$ classification result

图 8 目标海域幅度图及 $H/\bar{\alpha}$ 分类结果

Fig. 8 The amplitude image and $H/\bar{\alpha}$ classification result

利用复 Wishart 分布的最大似然分类器对图 8(b)中的海域进行 6 次迭代处理，分类结果如图 10 所示，可以看到舰船目标的散射特征与海面背景有了更明显的分别，但与方位向模糊仍然无法区分。这主要是因为 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 非监督分类方法中方位向模糊与海面背景的距离因子 $d_m(\boldsymbol{T})$ 在计算过程中考虑了幅度信息造成的。方位向模糊因为聚焦了旁瓣信号的模糊能量，其幅度值远大于海面背景，因此在分类结果中与海面背景的差异较大。通过改进的 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 非监督分类方法得到的舰船目标和方位模糊 6 次迭代分类结果如图 11 所示。

对图 11 中舰船目标与方位向模糊区域的极化散射特征类型进行统计，各极化散射类型所占比例如图 12 所示。

(a) 舰船与方位模糊分割结果
(a) Segmentation result

(b) 舰船与方位模糊分类结果
(b) Classification result

图 9 舰船与方位模糊分类结果提取示意图

Fig. 9　Segmentation and classification result of ship and azimuth ambiguity

图 10　$H/\bar{\alpha}/$Wishart 分类器 6 次迭代分类结果

Fig. 10　Result with 6 iteration with $H/\bar{\alpha}/$Wishart algorithm

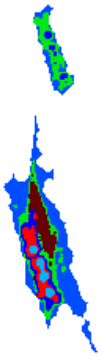
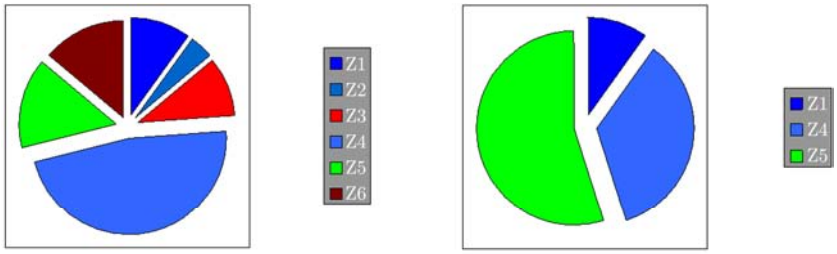


图 11　改进的 $H/\bar{\alpha}/$Wishart 分类器 6 次迭代分类结果

Fig. 11　Result with 6 iteration with improved $H/\bar{\alpha}/$Wishart algorithm



(a) 舰船目标散射类型统计
(a) Statistics of ship scattering type

(b) 方位向模糊散射类型统计
(b) Statistics of azimuth ambiguity scattering type

图 12 舰船目标和方位向模糊散射类型统计

Fig. 12　Statistics of scattering type

从图 12 中可以看到，经过改进的 $H/\bar{\alpha}/$ Wishart 非监督分类后舰船目标仍有明显的低熵多次散射的区域，而方位向模糊中并没有属于该散射类型的区域，通过对比低熵多次散射区域占比即可区分舰船目标与方位向模糊。该方法的具体流程如图 13 所示。

5 实验结果与分析

为了验证本文方法对舰船目标和方位向模糊鉴别的有效性，选取了多组具有方位向模糊的 SAR 图像进行实验。图 14 为具有方位向模糊的两艘舰船目标 SAR 图像数据，其经过改进的 $H/\bar{\alpha}/$ Wishart 非监督分类后的结果如图 15 所示。

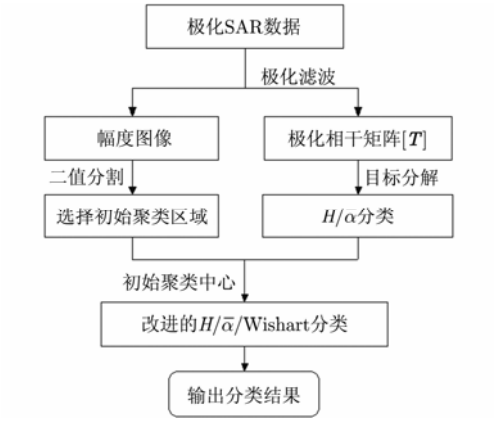
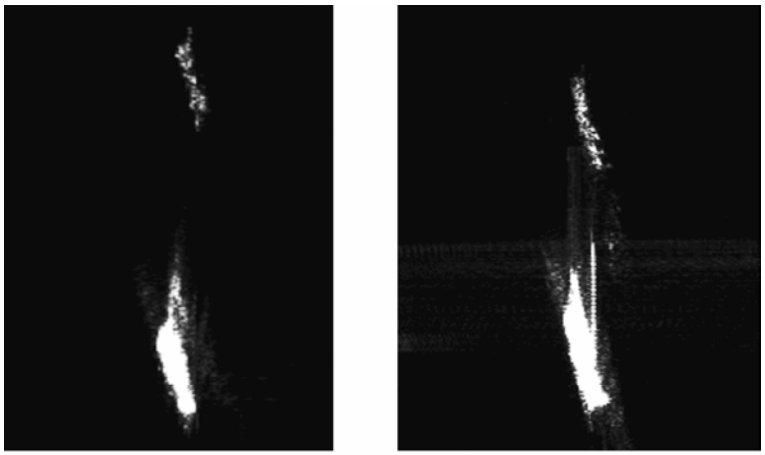


图 13 改进的 $H/\bar{\alpha}/$ Wishart 非监督分类方法流程图

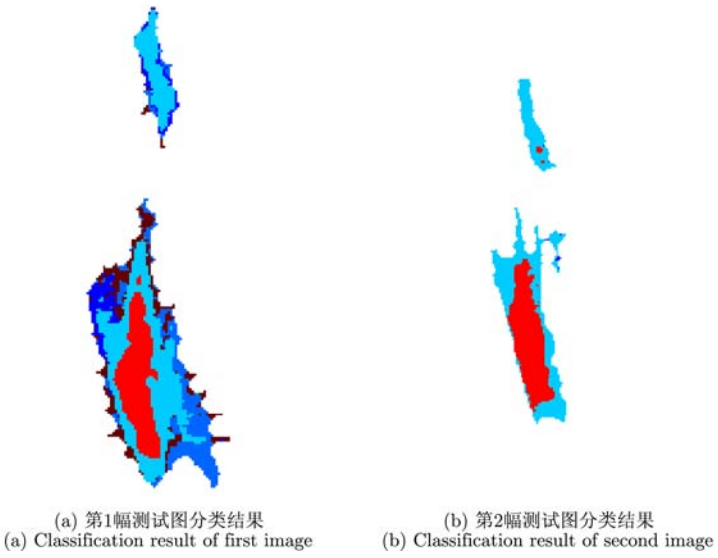
Fig. 13 Flow chart of improved $H/\bar{\alpha}/$ Wishart unsupervised classification algorithm



(a) 第1幅测试图 (a) The first test image　(b) 第2幅测试图 (b) The second test image

图 14 具有方位向模糊的 SAR 幅度图像

Fig. 14 SAR image with azimuth ambiguity



(a) 第1幅测试图分类结果 (a) Classification result of first image　(b) 第2幅测试图分类结果 (b) Classification result of second image

图 15 改进的 $H/\bar{\alpha}/$ Wishart 分类器分类结果

Fig. 15 Classification results of improved $H/\bar{\alpha}/$ Wishart algorithm

对上面两个目标的分类结果中各极化散射特征类型占比进行统计，结果如表 1 所示。

表 1 中的数据显示，舰船目标与其方位向模糊经过改进的 $H/\bar{\alpha}$/Wishart 非监督分类后在低熵多次散射特征类型区域占比差异很大，舰船目标与方位向模糊得到了很好的分离，该方法的有效性得到了验证。

6　结束语

文中基于改进的 $H/\bar{\alpha}$/Wishart 非监督分类方法对目标区域进行了迭代分类，充分利用目标的极化信息对目标细节结构进行分析。本文方法以目标周围强散射区域的 $H/\bar{\alpha}$ 分类结果为初始聚类中心，基于 Wishart 距离对目标区域进行迭代分类，实验结果证明该方法具有良好的收敛性，当迭代次数达到 5 次左右时可得到稳定的分类结果。与传统的 $H/\bar{\alpha}$/Wishart 分类结果相比，通过迭代分类后的结果能够更清晰地观察到目标中复杂结构区域的分布情况，能够区分方位向模糊与舰船目标的结构差异，有利于 SAR 图像舰船目标的检测。

表 1 舰船目标和方位向模糊散射特征类型统计

Tab. 1　Statistics of ship and azimuth ambiguity scattering type

	类别	散射特征类型所属区域占比(%)					
		Z1	Z2	Z3	Z4	Z5	Z6
舰船(1)	舰船	0	55	23	21	0	1
	噪声	0	83	0	17	0	0
舰船(2)	舰船	1	50	49	0	0	0
	噪声	1	96	3	0	0	0

参 考 文 献

[1] 张澄波. 综合孔径雷达原理、系统分析与应用[M]. 北京: 科学出版社, 1989: 50–60.
Zhang Cheng-bo. System Analysis, Principle and Application of Synthetic Aperture Radar[M]. Beijing: Science Press, 1989: 50–60.

[2] 刘利敏, 余洁, 王彦兵, 等. 一种利用地物散射特性进行后续类别调整的极化 SAR 影像分类方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(1): 151–156.
Liu Li-min, Yu Jie, Wang Yan-bing, *et al*.. A novel PolSAR image classification method with subsequent category adjustment by terrain scattering characteristic[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(1): 151–156.

[3] 何楚, 刘明, 冯倩, 等. 基于多尺度压缩感知金字塔的极化干涉 SAR 图像分类[J]. 自动化学报, 2011, 37(7): 820–827.
He Chu, Liu Ming, Feng Qian, *et al*.. PolInSAR image classification based on compressed sensing and multi-scale pyramid[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(7): 820–827.

[4] 梁志峰, 凌飞龙, 陈尔学. 全极化 SAR 数据的最大后验概率分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2013, 38(6): 648–651.
Liang Zhi-feng, Ling Fei-long, and Chen Er-xue. Classification of full-polarimetric synthetic aperture radar data with maximum a posteriori[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(6): 648–651.

[5] 马立虎, 李洋, 洪文. 一种基于软阈值方法的改进 A_1/A_2 极化干涉分类算法[J]. 国外电子测量技术, 2010, 29(7): 21–26.
Ma Li-hu, Li Yang, and Hong Wen. Improved A_1/A_2 PolInSAR classification algorithm based on soft threshold method[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2010, 29(7): 21–26.

[6] Wang Chang-cheng. Method for ship detection from SAR images[D]. [Ph.D. dissertation], Wuhan University, 2008: 45–51.

[7] Wang Wen-guang. Study on the technology of polarization SAR information processing[D]. [Ph.D. dissertation], Beihang University, 2007: 109–119.

[8] Cloude S R and Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1): 68–78.

[9] Cloude S R and Pottier E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(2): 498–518.

[10] 刘秀清, 杨汝良. 基于全极化 SAR 非监督分类的迭代分类方法[J]. 电子学报, 2004, 32(12): 1982–1986.
Liu Xiu-qing and Yang Ru-liang. The lteration classification method and experiment study based on unsupervised classification of fully polarimetric SAR image[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(12): 1982–1986.

[11] Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, *et al*.. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart distribution[J]. *IEEE Transactions on*

Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(5): 2249–2259.

[12] 王超, 张红, 等. 全极化合成孔径雷达图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2008: 118–119.

Wang Chao, Zhang Hong, *et al*.. Polarimetric Synthetic Aperture Radar Image Processing[M]. Beijing: Science Press, 2008: 118–119.

作 者 简 介

周 伟(1980–)，男，湖北黄石人，2011年于海军航空工程学院获得博士学位，现为海军航空工程学院信息融合研究所讲师，主要研究方向为多源信息融合、侦察图像处理、目标检测与识别。

E-mail: yeaweam@gmail.com

孙艳丽(1982–)，女，山东莱阳人，海军航空工程学院基础实验部，工程师，主要研究方向为信号处理。

E-mail: sunyanli195710@163.com

许成斌(1990–)，男，黑龙江伊春人，2012年获哈尔滨工程大学学士学位，同年进入海军航空工程学院攻读硕士学位，研究方向为遥感图像解译与分析。

E-mail: xuchengbin333@126.com

关 键(1968–)，男，辽宁锦州人，海军航空工程学院电子信息工程系主任，教授，博士生导师，主要研究方向为雷达目标检测与跟踪、侦察图像处理和信息融合。

E-mail: guanjian96@tsinghua.org.cn