

## 基于去取向理论的全极化 SAR 图像模糊非监督聚类

康欣<sup>①</sup> 韩崇昭<sup>①</sup> 徐丰<sup>②</sup> 王英华<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(西安交通大学综合自动化研究所 710049 西安)

<sup>②</sup>(复旦大学波散射与遥感信息教育部重点实验室 200433 上海)

**摘要:** 由于复杂散射体的随机取向导致其回波具有一定的波动性, 利用目标分解理论对全极化SAR图像进行分类时, 分类结果会出现一定程度的错分现象。该文提出了一种新的非监督分类算法, 该算法首先根据去取向理论, 将目标向量旋转到最小交叉极化方向; 然后, 采用 $u/v/H$ 参数描述散射机制, 以模糊隶属函数代替参数平面的“硬”阈值划分; 最后, 以多元复Wishart分布描述相干矩阵, 基于Bayes极大似然分类准则进行分类。以中国广东淡水附近的L波段NASA/JPL SIR-C全极化SAR图像作为实验数据进行了仿真试验, 并进一步对聚类中心的迁移进行了讨论。试验和讨论结果表明: 同基于 $H/\bar{\alpha}$ 和类 $k$ -mean的算法比较, 该文的聚类算法对聚类效果有明显改善, 类别对应的散射机制也更为准确, 分类结果有利于地表类型的自动识别。

**关键词:** 合成孔径雷达; 去取向; 无监督分类; 模糊聚类; 雷达极化

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)04-0822-05

## Unsupervised Classification of Polarimetric SAR Image Using Deorientation Theory and Complex Wishart Distribution

Kang Xin<sup>①</sup> Han Chong-zhao<sup>①</sup> Xu Feng<sup>②</sup> Wang Ying-hua<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(*Institute of Integrated Automation, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China*)

<sup>②</sup>(*Key Laboratory of Wave Scattering and Remote Sensing Information, Ministry of Education, Fudan University, Shanghai 200433, China*)

**Abstract:** Scatter targets of complex terrain surfaces with random orientation product random fluctuating echoes. This leads to a confused classification by directly using target decomposition on full polarimetric SAR (PolSAR) image. To solve this problem, a new unsupervised classification method is proposed in this paper. Firstly, the target vector is transformed to the state with minimization of cross-polarization (min-x-pol); then the parameters  $u/v/H$  are used to characterized scattering mechanism, and the fuzzy membership is adopted instead of "hard" division of parameter plan; finally, characterizing the coherency matrix as multivariable complex Wishart distribution, the polarimetric SAR image is classified based on Bayes maximum likelihood criteria. Experiment is performed on a L-band NASA/JPL SIR-C polarimetric SAR image over Danshui town, Guangdong, P.R. China. Furthermore, the movements of the clustering centers are discussed. Compared with the  $k$ -mean like method based on  $H/\bar{\alpha}$ , the results show that the proposed method provides a significant performance improvement in classification result and the associated scattering mechanism of class is more accurate. The classification result is beneficial for automatic recognition of terrain type.

**Key words:** Synthetic Aperture Radar (SAR); Deorientation; Unsupervised classification; Fuzzy clustering; Radar polarimetry

### 1 引言

使用极化SAR图像对复杂地表进行分类是定量遥感分析和应用的一个重要方面。对于极化SAR图像的非监督分类算法主要有两类: 第一类算法是基于传统的图像处理对SAR图像进行分类; 第二类算法使用极化SAR数据提供的目标极化特征, 基于物理散射机制进行分类, 这一类算法在提供地表类别的识别方面则具有额外的优越性。van Zyl<sup>[1]</sup>提出的非监督分类算法, 把散射机制分解为奇次反射、偶次反射

和漫反射3种类型, 将图像中每个像素的极化特性与这3种散射机制的散射特性相比较, 进而达到分类目的。此后, Freeman和Durdan<sup>[2]</sup>提出了极化数据的三成份分解算法, 引入了面散射、体散射和偶次反射散射组合的概念, 可以根据三成份散射机制模型进行地表分类。Cloude和Pottier<sup>[3,4]</sup>提出的非监督分类算法则是基于他们提出的参数化目标分解理论, 使用熵<sup>[5]</sup>和平均 $\alpha$ 角作为目标散射机制的描述, 通过对相干矩阵进行本征分析以提取目标分解参数并计算熵, 进而根据相应的物理散射特性将 $H-\bar{\alpha}$ 参数平面划分进行分类。Lee等人<sup>[6-8]</sup>结合目标分解和复数Wishart分布, 提出了若干聚

类算法,而这些算法都使用  $H/\bar{\alpha}$ ,  $H/\bar{\alpha}/A$  或者Freeman分解算法得到初始分类集合,然后对该初始分类集合进行迭代划分以得到最终分类结果。

然而,由于复杂地表的散射体通常都具有随机取向,这使得散射回波具有一定的随机波动性。具有不同取向的不同散射体会产生相似的散射,而具有不同随机取向的相同散射体也会产生不同的散射,这导致了分类结果的混淆。因此,直接对于随机取向且随机分布散射目标进行分类是有困难的。而且,Lopez<sup>[9]</sup>的定量研究表明,熵  $H$  被过低估计而各向异性  $A$  总是被过高估计。另外,Lopez<sup>[10]</sup>和Lee<sup>[11]</sup>对参数  $H/\bar{\alpha}/A$  统计特性的研究也都表明,参数  $\bar{\alpha}$  对于真值也是有偏差的,只是偏差程度比  $H$  和  $A$  要小。

去取向<sup>[12]</sup>理论的提出,旨在减小随机波动的取向对散射的影响。通过旋转目标向量,把目标取向变换到最小化交叉极化方向,将散射回波携带的极化信息集中到同极化方向,使得变换后的目标向量更突显目标的本质特性。

本文提出了一种非监督全极化SAR图像聚类算法,该算法基于极化去取向理论,采用迭代方法对相干矩阵进行聚类。首先,对相干矩阵进行目标分解,得到其特征值和特征向量,并计算其熵;其次,将特征向量旋转到最小化交叉极化方向;然后,计算去取向意义下的散射机制描述参数,并根据参数平面的划分得到初始分类;最后,采用基于Bayes极大似然准则的复Wishart FCM算法得到分类结果。该算法的另一优点在于,分类过程是根据散射机制进行的,所以最终的类别中心有助于地表类型识别。通过对中国广东淡水附近的SIR-C极化SAR图像进行分类实验,结果表明了本文算法的有效性。

## 2 极化去取向

将线极化基  $(h, v)$  沿雷达视线旋转某一角度  $\psi$ , 可以得到一个新的线极化基  $(h', v')$ 。相应地,原极化基下的电场矢量  $\mathbf{E}$  在新的极化基下表示为

$$\mathbf{E}' = \mathbf{R} \cdot \mathbf{E}, \quad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \quad (1)$$

因此,经过旋转后散射回波变为

$$\mathbf{E}'_s = \mathbf{R} \cdot [\mathbf{S}] \cdot \mathbf{R}^T \cdot \mathbf{E}'_i = [\mathbf{S}'] \cdot \mathbf{E}'_i \quad (2)$$

其中  $[\mathbf{S}']$  是旋转  $\psi$  角度后的新散射矩阵。于是,得到旋转前后目标向量  $\mathbf{k}_p$  和  $\mathbf{k}'_p$  的关系为

$$\mathbf{k}'_p = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S'_{hh} + S'_{vv} \\ S'_{hh} - S'_{vv} \\ 2S'_{hv} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\psi & \sin 2\psi \\ 0 & -\sin 2\psi & \cos 2\psi \end{bmatrix} \cdot \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} S_{hh} + S_{vv} \\ S_{hh} - S_{vv} \\ 2S_{hv} \end{bmatrix} \quad (3)$$

将极化基沿视线旋转  $\psi$  角度等价于将目标沿视线反向旋转  $\psi$  角度,因此,式(3)也可以用来描述目标的旋转。根据参数化特征矢量的定义<sup>[3]</sup>,有

$$\begin{bmatrix} \cos \alpha' e^{i\phi'_1} \\ \sin \alpha' \cos \beta' e^{i\phi'_2} \\ \sin \alpha' \sin \beta' e^{i\phi'_3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha e^{i\phi_1} \\ \sin \alpha (\cos 2\psi \cos \beta + \sin 2\psi \sin \beta \cdot e^{i(\phi_3 - \phi_2)}) e^{i\phi_2} \\ \sin \alpha (-\sin 2\psi \cos \beta + \cos 2\psi \sin \beta \cdot e^{i(\phi_3 - \phi_2)}) e^{i\phi_2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于矩阵旋转为酉变换,并且  $\alpha$  具有旋转不变性<sup>[3]</sup>,因此,在目标反射对称的情况下,可以得到  $\alpha' = \alpha$  和  $\beta' = \pm\beta - 2\psi$ ,这与文献[6]中对参数  $\beta$  的解释是一致的。

为了减小甚至去除目标取向带来的影响,需要求取一个特定的旋转角度  $\psi_m$ ,使得目标沿视线方向旋转角度  $\psi_m$  后,达到最小化交叉极化,使目标散射的极化信息集中到同极化方向,以减少或避免由目标取向引起的随机扰动。

最小化  $\mathbf{k}'_p$  的交叉极化项,并假设  $\psi_m \in [0, \pi/2)$ , 可得<sup>[12]</sup>

$$\psi_m = \begin{bmatrix} \text{sgn}\{\cos(\phi_2 - \phi_3)\} \\ \frac{2\beta - 2[\beta]_{\pi} + [\tan^{-1}\{\tan 2\beta \cdot |\cos(\phi_2 - \phi_3)|\}]_{\pi}}{4} \end{bmatrix}_{\pi/2} \quad (5)$$

其中  $[x]_y$  表示  $x$  除  $y$  的余数,  $\text{sgn}(\bullet)$  表示取符号。可以看出,  $\phi_3 - \phi_2$  表征了目标不对称的程度,如果满足目标反射对称假设(即  $\phi_3 - \phi_2 = 0, \pi$ )时,  $\psi_m$  正好等于负的目标取向角  $\beta/2$ , 这同Cameron<sup>[13]</sup>以及Cloude<sup>[14]</sup>的研究结果是完全一致。

虽然  $\alpha$  具有旋转不变性,适合取向无关性的要求。但是,  $\bar{\alpha}$  是同极化散射特性的概率平均,包含散射目标的混合信息,这使得根据极化分解参数  $\bar{\alpha}$  进行分类会产生模糊性。类似Cloude定义的参数化特征向量  $\mathbf{k}_p$ , 定义参数化特征向量  $\mathbf{k}_L$  为<sup>[12]</sup>

$$\mathbf{k}_L = e^{i\phi_0} \begin{bmatrix} \sin c \cos a & \cos c e^{i(\phi_x - \phi_0)} & \sin c \sin a \cdot e^{i2b} \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

其中

$$a = \tan^{-1} \left( \left| \frac{S_{vv}}{S_{hh}} \right| \right), \quad b = \frac{1}{2} \arg \left( \frac{S_{vv}}{S_{hh}} \right), \quad c = \cos^{-1} \left( \left| \frac{S_{hv}}{\|u\|} \right| \right) \quad (7)$$

为了减少随机取向带来的波动影响,并突显地表目标散射类型的一般性特征,根据参数化  $\mathbf{k}_L$ , 定义一组新的参数  $u, v, w$

$$u = \sin c \cos 2a, \quad v = \sin c \sin 2a \cos 2b, \quad w = \cos c \quad (8)$$

其中  $w$  表示同极化和交叉极化散射的幅度比;  $u$  表示存在很小的交叉极化散射情况下,同极化散射之间的幅度比;  $v$  表示两同极化散射具有相近幅度值时的角度差异。使用参数  $u$  和  $v$  可以更简单直观地描述目标,并且更有助于分类。

类似于对  $H-\alpha$  平面的划分,文献[12]中提出,根据不同类型的地面散射机制以及不同的地表特征,在分别考虑单次反射和二次反射的情况下,  $u-v-H$  平面可被划分为 18 个区域。但是,划分区域的数量和区域边界都具有一定的任意可调

性,在实际应用时,需要根据实际情况进行设定。

### 3 Wishart FCM 无监督分类

实际上,根据散射机制对参数平面区域进行划分的边界并非绝对,而是具有一定的模糊性,使用简单阈值进行划分并不合适。当分类具有模糊性时,采用模糊聚类的算法会更符合实际。模糊聚类算法给出一个多类别的像素指派,即每一个像素与每一个类别都存在隶属关系,只是隶属程度不同。从这个角度来说,隶属度给出了对数据的一个模糊划分,这种划分可以被看作是一种非监督分类的结果。令  $\{\langle[\mathbf{T}]_i\}$ ,  $i=1,2,\dots,n$  为  $n$  个表示像素平均相干矩阵组成的样本集合,  $c$  为预定的类别数目,  $[\mathbf{T}_m]_i, i=1,2,\dots,c$  为每个类别的聚类中心,称为特征相干矩阵,  $\mu_i([\mathbf{T}]_k)$  是表示第  $k$  个像素的相干矩阵对于第  $i$  类的隶属度函数,则用模糊隶属函数定义的损失函数可写为

$$J_e = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c [\mu_i(\langle[\mathbf{T}]_k)]^{m_c} d_i(\langle[\mathbf{T}]_k) \quad (9)$$

其中  $m_c$  是控制聚类结果模糊度的常数,  $d_i(\cdot)$  是选定的作为样本和聚类中心间相似性程度的某种距离度量。

散射矩阵  $[\mathbf{S}]$  的元素  $S_{xy}(x, y \in \{h, v\})$  是零均值复循环高斯随机变量<sup>[15]</sup>, 所以  $[\mathbf{S}]$  遵循多元中心高斯分布

$$P([\mathbf{S}]) = \frac{1}{\pi^d \|\mathbf{C}\|} \exp(-[\mathbf{S}]^H [\mathbf{C}]^{-1} [\mathbf{S}]) \quad (10)$$

其中  $[\mathbf{C}]$  为协方差矩阵,  $d$  是散射矩阵  $[\mathbf{S}]$  的维数(等于 3 或者 4)。根据 Wishart 分布的定义: 如果  $m$  元向量  $\mathbf{X}_i \sim N_m(\mathbf{0}, \Sigma)$ ,  $\mathbf{X}$  表示由  $p$  个  $\mathbf{X}_i$  作为行向量组成的  $p \times m$  维矩阵, 则  $m \times m$  维矩阵  $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$  服从 Wishart 分布, 即  $\mathbf{X}^T \mathbf{X} \sim W_m(\Sigma, p)$ 。因此, 当回波区域包含有大量随机散射粒子时, 多视极化 SAR 图像的平均协方差矩阵  $\langle[\mathbf{C}]\rangle$  符合复 Wishart 分布规律<sup>[16, 17]</sup>。又由于  $\langle[\mathbf{T}]\rangle$  相似于  $\langle[\mathbf{C}]\rangle$ , 根据 Wishart 分布的性质,  $\langle[\mathbf{T}]\rangle$  也符合复 Wishart 分布, 其概率密度函数为

$$P(\langle[\mathbf{T}]\rangle | [\mathbf{T}_m]) = \frac{L^{Lp} \|\langle[\mathbf{T}]\rangle\|^{L-p} e^{-L \cdot \text{trace}([\mathbf{T}_m]^{-1} \langle[\mathbf{T}]\rangle)}}{\pi^{p^2} \Gamma(L) \cdots \Gamma(L-p+1) \|\langle[\mathbf{T}]\rangle\|^L} \quad (11)$$

其中  $L$  为视数,  $p$  为目标向量维数(对于互易性介质的单站散射极化 SAR 数据  $p=3$ ),  $[\mathbf{T}_m]$  为第  $m$  类的特征相干矩阵。基于 Bayes 极大似然分类准则<sup>[18]</sup>, 如果

$$\langle[\mathbf{T}]\rangle \in [\mathbf{T}_m] \text{ if } d_m(\langle[\mathbf{T}]\rangle) < d_j(\langle[\mathbf{T}]\rangle) \quad \forall j \neq m \quad (12)$$

则, 平均相干矩阵  $\langle[\mathbf{T}]\rangle$  被标记为第  $m$  类。其中

$$d_m(\langle[\mathbf{T}]\rangle) = \ln(\|\langle[\mathbf{T}]\rangle\|) + \text{trace}([\mathbf{T}_m]^{-1} \langle[\mathbf{T}]\rangle) \quad (13)$$

算法流程如图 1 所示:

(1) 采用目标分解理论对全极化数据进行本征分解, 计算熵  $H$  和参数化目标向量  $\mathbf{k}_p$ ;

(2) 将目标向量旋转到交叉极化极小化状态;

(3) 计算特征参数  $u$  和  $v$ , 以  $u/v-H$  参数平面的划分结果

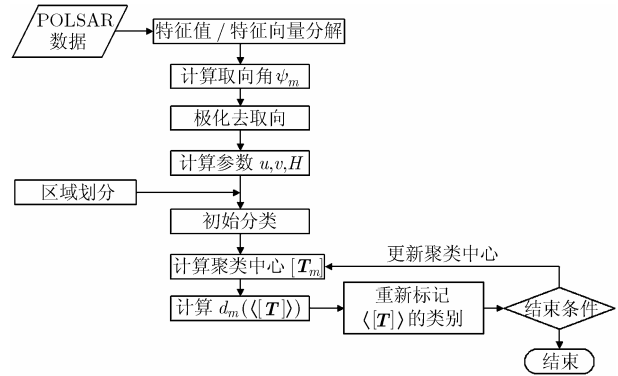


图 1 Wishart-FCM 算法流程图

作为初始分类;

(4) 计算同一类别去取向后的相干矩阵  $\langle[\mathbf{T}]\rangle$  的平均, 得到初始聚类中心  $[\mathbf{T}_m]$ ;

(5) 计算每一个像素(由平均相干矩阵  $\langle[\mathbf{T}]\rangle$  表示)到每个类别(由特征相干矩阵  $[\mathbf{T}_m]$  表示)的距离  $d_m(\langle[\mathbf{T}]\rangle)$ , 将该像素标记为使损失函数  $J_e$  最小的类别;

(6) 根据重新标记类别的平均相干矩阵  $\langle[\mathbf{T}]\rangle$  估计新的聚类中心;

(7) 按照用户设定的终止条件结束迭代过程, 得到分类结果。迭代终止条件有两种, 一种是设定迭代次数, 一种是设定最小类别迁移概率。

### 4 仿真实验及分析

对于 L 波段的 PolSAR 数据, 海面和平整的地面具有典型的 Bragg 散射(奇次反射)特性; 城市中的街区、建筑物和硬目标具有二次(偶次)反射散射特性; 森林和茂密的植被具有体(漫反射)散射特性。因此,  $u-v-H$  平面可被划分为 9 个区域, 如图 2 所示。当熵大于 0.8 时, 认为是由树林和茂密的植被构成的地面散射(Z8), 无论是单次反射还是会偶次反射它们都有很大的无序性; 城镇区域由于建筑物的缘故而具有较强的二次反射, 因此将  $v < -0.2$  时的  $u-H$  平面划分为两个密集程度不同的城镇区域(Z7 和 Z6); 对于  $v > 0.2$  和  $0 < H < 0.8$  的情况, 划分出 5 个区域, 分别表示从具有茂密树冠的树木到有序介质单次反射的情况(Z5 - Z1); Z0 表示  $-0.2 \leq v \leq 0.2$  时的三次或更高级的散射类型, 虽然文献[12]中提出该现象在 L 波段的 SIR-C 或 AirSAR 极化数据中很少出现, 但在本文的实验数据中存在这样的散射类型, 并将其列为一类, 图 2 中未标出。

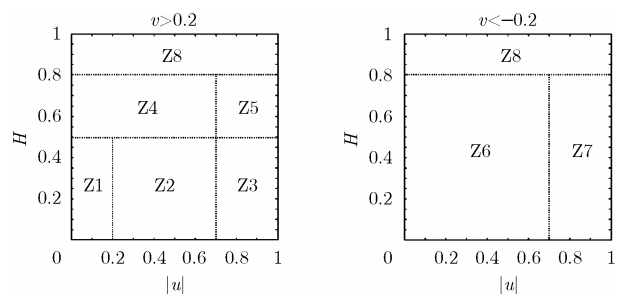


图 2  $u-v-H$  参数平面的划分

本文中采用迭代次数作为终止条件, Lee<sup>[6]</sup>的和本文算法都迭代了 10 次, 图 3 给出了对中国广东淡水附近的L波段 NASA/JPL SIR-C全极化SAR数据进行分类的实验结果。

首先, 由于  $\bar{\alpha}$  表征的是平均散射机制, 这使得分类结果产生了较大的类别混淆现象。如图 3(a)中看到的, 在图像左上部分的山脉(A区)和中下部分的港湾(D区)的浅海海面处都发生了严重的错分现象, 将山脉区域划分出了很多“海水”(第八类), 而将港口内部划分出了大量的“树林”和“茂密植被”, 同图 3(e)和图 3(f)对照, 明显不符合实际地表情况。在图 3(b)中, 对于山脉区域的分类结果有了明显改观, 虽然大港湾中也划分出了多次散射机制的类别, 反映了潜水部分复杂的反射折射回波现象, 但是港口(B区)和大港湾中仍然有大量的错误分类, 错误地将这些复杂的多次反射回波分类为了“树林”。因此, 直接使用  $H/\bar{\alpha}$  或者  $u/v/H$  参数的阈值划分进行分类, 类别划分还都不够准确。

其次, 对比图 3(e)中本文方法和图 3(b)中  $u/v/H$  参数平面划分方法的结果可以看出, 本文对港口和港湾中的错误分类情况都有了明显改善, 将其分类为二次散射类型和少许多

次散射类型。同时, 不但使得港口附近的几座小岛仍然保持正确的“树林”类别, 且使海岛以及海岸线的轮廓更加清楚, 同强度图像(图 3(c))和光学图像(图 3(f))对照, 轮廓的形状、位置也都基本正确。

此外, 对比本文算法和 Lee 算法的结果, 虽然图 3(d)中海港被有效地从不正确的混淆类别“树林”中划分了出来, 但港口(B区域)的浅海海面中仍然存在大量的错误分类现象, 没有将浅海海面从“树林”和“茂密植被”被区分出来。此外, 对比海湾部分和海岸边的分类结果。Lee 的方法将海岸附近的海面(不在港口和海湾内部)标记为了低熵体散射机制, 而本文的方法在聚类后将标记为低熵面散射机制, 并且是交叉极化散射情况下, 同极化散射之间的幅度比较大的情况。显然, 本文方法的分类结果从散射机制的解释上更接近实际情况。

最后, 同  $H/\bar{\alpha}$  分类,  $u/v/H$  分类以及 Lee 的聚类算法相比, 本文的算法对于细节特征的标记有更好的性能。例如图 3(a)中在区域 E 中比较小的岛屿, 在上述 3 种方法中都没能有效地被标记出来, 尤其是其轮廓无法辨识。

## 5 结束语

由于复杂自然地表的散射目标通常具有随机取向, 其散射回波具有一定的随机波动性, 这使得具有不同取向的不同类型散射体会产生相似的散射回波, 取向不同的相同类型散射体也会产生不同的散射。也就是说, 对 PolSAR 数据进行分类时, 由于取向角的存在, 相同类型的散射体可能被划分为不同类别, 而不同类型的散射体可能被划分为相同类别。虽然  $\alpha$  具有旋转不变性, 适合取向无关性的要求。但是, 根据目标分解理论中对  $\bar{\alpha}$  的定义不难看出, 它是同极化散射特性的概率平均, 包含散射目标的混合信息, 尤其是在熵值比较高的情况下, 分辨单元中没有一个主导性的散射机制, 这使得根据极化分解参数  $\bar{\alpha}$  进行分类时会产生模糊性。

去取向理论的优势在于能够更独立地提取不同散射类型的信息, 以便增强特性描述和目标分类。将特征矢量旋转到最小交叉极化方向, 能够使散射回波所携带的信息被集中到同极化方向, 通过使用相应的参数  $u$ 、 $v$  和  $H$  可以更直观地描述目标特征及更好地进行分类。

在参数平面中, 不同散射机制并没有明确的边界, 使用模糊隶属度描述相干矩阵  $\langle \mathbf{T} \rangle$  的类别, 较之使用“硬”阈值和基于欧氏距离确定类别的类似  $k$  均值算法, 更适合解决类别边界模糊的聚类问题。本文提出的聚类算法也为地表类型的自动识别提供了更准确、更稳定的聚类结果, 这为进行地表解释(尤其是机器自动解释)提供了非常有益的基础。

## 参考文献

- [1] van Zyl J. Unsupervised classification of scattering behavior using radar polarimetry data. *IEEE Trans. on Geoscience*

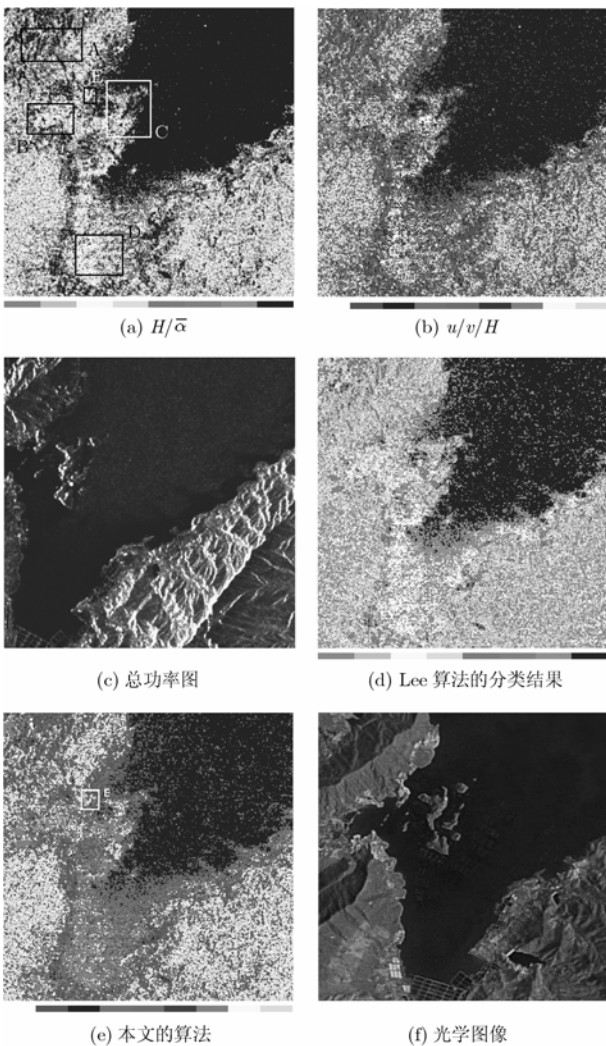


图 3 实验结果

- and Remote Sensing*, 1989, 27(1): 36–45.
- [2] Freeman A and Durden S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 963–973.
- [3] Cloude S R and Pottier E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 34(2): 498–518.
- [4] Cloude S R and Pottier E. An entropy based classification scheme for land application of polarimetric SAR. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1): 68–78.
- [5] Jin Y Q and Cloude S R. Numerical eigenanalysis of the coherency matrix for a layer of random nonspherical scatterers. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(6): 1179–1185.
- [6] Lee J S, Grunes M R, and Ainsworth T L, *et al.* Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2249–2258.
- [7] Ferro-Famil L, Pottier E, and Lee J S. Unsupervised classification of multifrequency and fully polarimetric SAR images based on the H/A/Alpha-Wishart classifier. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(11): 2332–2342.
- [8] Lee J S, Grunes M R, Pottier E, and Ferro-Famil L. Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(4): 722–731.
- [9] Lopez-Martinez C, Pottier E, and Cloude S R. Statistical assessment of eigenvector-based target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(9): 2058–2074.
- [10] Lopez-Martinez C, Pottier E, and Hanjsek I, *et al.* Polarimetric speckle noise effects in quantitative physical parameters retrieval. European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR), Ulm. Germany, 2004: 223–227.
- [11] Lee J S, Schuler D L, and Ainsworth T L. Scattering model based speckle filtering of polarimetric SAR data. European Conference on Synthetic Aperture Radar(EUSAR), Ulm. Germany, 2004: 203–207.
- [12] Xu Feng and Jin Ya-Qiu. Deorientation theory of polarimetric scattering targets and application to terrain surface Classification. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(10): 2351–2364.
- [13] Cameron W L and Leung L K. Feature motivated polarization scattering matrix decomposition. IEEE 1990 International Radar Conference, May 7-10, 1990: 549–557.
- [14] Cloude S R, Papathanassiou K P, and Pottier E. Radar polarimetry and polarimetric interferometry. *IEICE Trans. on Electronics*, 2001, E84-C(12): 1814–1822.
- [15] Henri Maitre编, 孙洪等译. 合成孔径雷达图像处理, 北京: 电子工业出版社, 2005, 第 5 章.
- [16] Lee J S, Hoppel K W, and Mando S A. Intensity and phase statistics of multilook polarimetric interferometric SAR imagery. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(5): 1017–1028.
- [17] Goodman N R. Statistical analysis based on a certain multivariate complex Gaussian distribution (an introduction). *Ann. Math. Statist.*, 1963, 34:152–177.
- [18] Lee J S, Grunes M R, and Kwok R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based complex Wishart distribution. *International Journal of Remote Sensing*, 1994, 15(11): 2299–2311.
- 康 欣: 男, 1974 年生, 讲师, 在职博士生, 研究方向为多源遥感信息处理与融合及其应用.
- 韩崇昭: 男, 1943 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为随机系统分析、估计理论、非线性分析以及信息融合.
- 徐 丰: 男, 1982 年生, 博士生, 研究方向为极化雷达信息处理和植被散射建模.
- 王英华: 女, 1982 年生, 博士生, 研究方向为多源遥感信息处理与融合的研究与应用.