

基于 $H-\alpha$ 和改进 C-均值的全极化 SAR 图像非监督分类

吴永辉 计科峰 郁文贤

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘要: 该文提出一种基于 $H-\alpha$ 和改进 C-均值的全极化 SAR 图像非监督分类方法。该方法先按 $H-\alpha$ 对全极化 SAR 图像进行基于散射机理的分类, 再将分类结果作为改进 C-均值算法的初始类别划分, 从而实现地物分类。迭代次数确定是 C-均值动态聚类算法的关键, 文中利用图像熵给出了一种新的迭代终止准则。与 $H-\alpha$ 方法相比, 该方法能在保留分类结果物理散射机理的同时, 实现有效的地物分类。NASA/JPL 实验室 AIRSAR 系统获取的 L 波段旧金山全极化 SAR 数据的实验结果验证了该文方法的有效性。

关键词: 极化合成孔径雷达; 极化分解; 分类

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)01-0030-05

Unsupervised Classification of Fully Polarimetric SAR Image Using $H-\alpha$ Decomposition and Modified C-Mean Algorithm

Wu Yong-hui Ji Ke-feng Yu Wen-xian

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

Abstract: A new method for unsupervised classification of terrain types using fully POLarimetric Synthetic Aperture Radar (POLSAR) data is proposed in this paper. The method is a combination of the unsupervised classification based on Cloude's $H-\alpha$ decomposition and the modified C-mean algorithm. The fully polarimetric SAR image is initially classified using Cloude's method. The classification map is used as input of the modified C-mean algorithm, and then iteration is performed. It is important to determine the number of iteration in the modified C-mean algorithm, and a new termination criterion is presented using image entropy to do so. Compared with $H-\alpha$ decomposition, not only scattering mechanisms of all classes can be preserved, but also terrain classification is effectively performed using this method. The effectiveness of this method is demonstrated using an L-band fully polarimetric SAR image of San Francisco, acquired by the NASA/JPL AIRSAR sensor.

Key words: Polarimetric Synthetic Aperture Radar; Polarimetric decomposition; Classification

1 引言

全极化合成孔径雷达 (POLarimetric Synthetic Aperture Radar, POLSAR) 是一种先进的遥感信息获取手段。全极化 SAR 以复 Stokes 矩阵或散射矩阵的形式, 记录了地物在 HH, HV, VH 和 VV4 种极化状态的散射回波, 完整地包含了地物的极化信息, 增强了人们对地物的认识能力。

图像分类是全极化 SAR 图像解译的一个重要内容。根据处理方法的的不同, 全极化 SAR 图像分类方法可以分为监督和非监督两种。监督分类方法主要包括基于统计知识^[1, 2]、神经网络^[3, 4]、小波分析^[5, 6]和模糊逻辑^[7, 8]的分类方法。

非监督全极化 SAR 图像分类方法中研究得最多的是基于目标散射机理的方法。1989 年, van Zyl 提出了一种基于极化散射机理的非监督分类算法^[9], 利用 Mueller 矩阵所提供的特征, 将 SAR 图像中每一像素的极化属性与奇次散射、偶次散射和体散射 3 种基本散射机理比较, 以确定该像素的类别, 从而对图像进行分类。1992 年, Freeman 等人提出了极

化 SAR 的三元目标散射模型^[10], 并在后来对该模型进行了改进^[11]。该方法将布拉格散射、偶次散射和体散射当作 3 种基本散射类型, 通过求解全极化 SAR 图像每一像素中这 3 种基本散射所占的比重, 对图像进行分类。在各种基于散射机理的分类方法中, 最引人注目的是 Cloude 等人提出的 $H-\alpha$ 方法^[12, 13]。该方法利用目标相关矩阵的特征值和特征矢量得到目标散射熵 H 和表征目标散射机理的角度 α , 并用这两个参数对全极化 SAR 图像进行分类。

相对于监督分类方法而言, 基于散射机理的全极化 SAR 非监督分类方法具有与数据无关的优点。应用这种方法不需要知道数据的概率分布, 也不需要利用类别已知的数据进行训练, 而且可以合理地解释分类结果的散射机理, 因此适用于所有全极化数据。然而, 由于散射机理和地物之间并不是一一对应的关系, 因此这一类方法的分类结果不可避免地存在地物类别模糊问题。 $H-\alpha$ 方法作为基于散射机理的非监督分类方法的一种, 也有着类似的缺陷。

为弥补 $H-\alpha$ 方法的上述不足, 本文提出一种基于该方法和改进 C-均值算法的全极化 SAR 图像非监督分类方法。该方法先利用 $H-\alpha$ 方法对全极化 SAR 图像进行基于散射机理

的分类, 再将其结果作为改进 C-均值算法的初始类别划分, 从而实现地物分类。迭代次数确定是 C-均值动态聚类算法的关键, 文中利用图像熵提出了一种新的迭代终止准则。与 $H-\alpha$ 方法相比, 本文方法在保留分类结果物理散射机理信息的同时, 还能实现有效的地物分类。

文中第 2 节简要介绍 $H-\alpha$ 方法基本原理, 第 3 节介绍对经典 C-均值算法的改进以及本文方法的具体步骤, 第 4 节给出了实验结果并进行了详细分析, 第 5 节指出了进一步的研究方向。

2 $H-\alpha$ 方法

一般情况下, 由全极化 SAR 测量得到的目标复散射矩阵可表示为

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix} \quad (1)$$

对于互易的后向散射, $S_{HV} = S_{VH}$ 。采用 Pauli 基分解散射矩阵, 对应的散射矢量为

$$\mathbf{k} = \frac{1}{\sqrt{2}} [S_{HH} + S_{VV} \quad S_{HH} - S_{VV} \quad 2S_{HV}]^T \quad (2)$$

式中上标“T”表示转置。对于多视全极化 SAR 数据, 其极化相关矩阵定义为

$$\langle \mathbf{T} \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{k}_i \mathbf{k}_i^H \quad (3)$$

式中 N 为视数, \mathbf{k}_i 为第 i 视的散射矢量, 上标“H”表示共轭转置, $\langle \cdot \rangle$ 表示统计平均。

根据矩阵分析理论, 相关矩阵 $\langle \mathbf{T} \rangle$ 可分解为

$$\langle \mathbf{T} \rangle = \sum_{i=1}^3 \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H \quad (4)$$

式中 $\mathbf{u}_i = e^{j\phi_i} [\cos \alpha_i \quad \sin \alpha_i \cos \beta_i e^{j\delta_i} \quad \sin \alpha_i \sin \beta_i e^{j\gamma_i}]^T$ 为 $\langle \mathbf{T} \rangle$ 的经 Schmidt 正交化后的单位特征矢量。 $\lambda_i (i=1,2,3)$ 为相关矩阵 $\langle \mathbf{T} \rangle$ 的特征值, 且满足 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$ 。 α_i 表示目标的散射机理, β_i 为目标方位角, δ_i , γ_i 和 ϕ_i 为目标相位角。

利用特征值和特征矢量可得到目标散射熵 H 和表征目标散射机理的角度 α , 表达式分别为^[12]

$$H = \sum_{i=1}^3 (-P_i \log_3 P_i), \quad P_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^3 \lambda_j \quad (5)$$

$$\alpha = \sum_{i=1}^3 P_i \alpha_i \quad (6)$$

目标散射熵 H 描述了目标散射的无序程度, 其不同取值的含义如表 1 所示。表 2 给出了表征目标散射机理的角度 α 不同取值的含义。

表 1 目标散射熵 H 的取值范围及其含义

目标散射熵 H	含义
0	系统处于完全极化状态
较低值	系统接近完全极化, 3 个特征值中有 1 个较大, 其余 2 个很小以致可以忽略
较高值	系统接近完全非极化, 3 个特征值比较接近
1	系统处于完全非极化状态, 极化信息为零, 目标散射完全变为随机噪声过程

表 2 角度 α 的取值范围及其含义

表征目标散射机理的角度 $\alpha(^{\circ})$	含义
0	各向同性的表面散射, 如平静水面或均匀导体球的散射
(0, 45)	各向异性的表面散射, 如布拉格表面的散射
45	偶极子散射或来自一片各向异性微粒的散射
(45, 90)	由介质构成的二面角的散射
90	由金属构成的二面角的散射

由于参数 α 表征的是目标的散射机理, 因此可以利用 $H-\alpha$ 平面来区分目标散射机理的类别。对于分类问题, 可将 $H-\alpha$ 平面划为 9 个区域, 如图 1 所示。曲线 1 和曲线 2 之间为有效分类区, 除 z_7 外, 其它区域全部或部分位于有效区内, 根据目标相关矩阵计算得到的 (H, α) 值分布在有效分类区内。

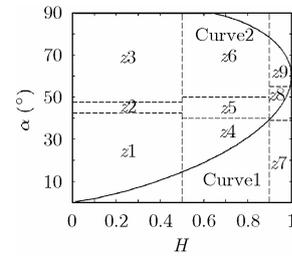


图 1 $H-\alpha$ 平面的划分

3 基于 $H-\alpha$ 和改进 C-均值的非监督分类方法

$H-\alpha$ 方法是全极化 SAR 图像分类中一种简单而有效的非监督分类方法, 能合理地解释分类结果的散射机理, 而且不需要数据的先验知识, 因此适用范围广。但由于利用 $H-\alpha$ 方法只能得到像素的散射机理信息, 而散射机理和地物之间并非一一对应的关系, 因此存在地物分类模糊的问题。

C-均值算法以欧氏距离衡量样本之间的相似性, 其聚类结果能在一定程度上反映待分地物类别分布的真实情况。然而该算法迭代聚类的效果很大程度上依赖于初始类别的划分方式, 不恰当的划分有可能导致迭代结果收敛于局部最优解而不是全局最优解。

针对上述情况, 本文提出一种保留了二者优点的非监督分类方法。考虑到 $H-\alpha$ 方法分类结果的合理性, 在本文提出的方法中将其作为改进的 C-均值算法的初始类别划分。迭代终止准则是 C-均值算法中的一个重要问题, 经典 C-均值算法在样本与其均值之间的误差平方和 J_e 达到最小值时终止迭代:

$$J_e = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{N_i} \|\mathbf{y}_{ij} - \mathbf{m}_i\|^2 \quad (7)$$

式中 C 为类别数, N_i 是第 i 类 χ_i 中的样本数目, \mathbf{y}_{ij} 表示第 i 类的第 j 个样本, \mathbf{m}_i 是 χ_i 中样本的均值, 其表达式为

$$\mathbf{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{y}_{ij} \quad (8)$$

J_e 度量了用 C 个聚类中心 $\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_C$ 代表 C 个样本子集 $\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_C$ 时所产生的总的误差平方, 称为误差平方和或类内距离总和, 使 J_e 达到极小值的聚类是误差平方和准则下的最优结果。然而, 误差平方和最小并不能保证分类结果与地物实际分布相符, 这可能导致在某一迭代次数时分类结果最佳, 进一步迭代反而使结果变差的情况出现。有鉴于此, 本文提出一种新的 C-均值算法迭代终止准则, 该准则利用图像熵确定最优迭代次数, 具体定义如下。

3.1 迭代终止准则

熵是图像统计特性的一种表现, 反映了图像所含信息量的大小。熵值越大, 表明图像中信息量越大, 反之, 信息量越小。为了得到合适的迭代次数, 使 $H-\alpha$ 方法和改进的 C-均值算法对分类结果的影响达到较为均衡的状态, 本文定义了分类后图像的熵:

$$H_{\text{img}} = \sum_{i=1}^M (-P_i \log_M P_i), \quad P_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^M \lambda_j \quad (9)$$

式中 $M = \max\{M_{\text{row}}, N_{\text{col}}\}$, M_{row} 和 N_{col} 分别表示分类后图像的行数和列数, $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 为分类结果图的特征值。对于宽高不等的图像, 先对其补零, 使之行列数相等, 然后计算特征值。在实际应用中, 先选取较大的迭代次数, 计算 $H-\alpha$ 方法分类结果的熵值以及每次迭代之后图像的熵, 熵的极大值对应的 n 即使分类后图像信息量最大的迭代次数。

利用真实全极化 SAR 数据进行的实验表明, 图像熵能从宏观的角度描述图像中的信息量, 图 2 给出了图像熵 H_{img} 随迭代次数 n 变化的曲线。

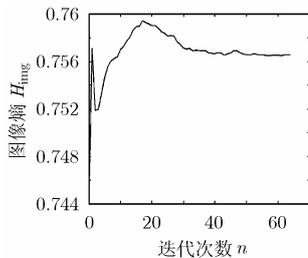


图 2 图像熵随迭代次数变化的曲线

由图 2 可知, 图像熵的极大值对应的迭代次数 $n = 17$, 此时分类结果图所含信息量最大(具体说明见后)。由于每一次迭代都有多个像素点调整类别, 因此曲线并不是光滑地单调上升然后单调下降, 而是有所起伏。例如在第 1 次迭代之后, 图像熵达到一个较高的值, 但第 2 次迭代的分类结果的熵值却有所下降。当 H_{img} 达到极大值之后, 其值随着 n 的增大而减小并趋于一个稳定值, 曲线收敛。

3.2 非监督分类算法

图 3 给出了本文提出的基于 $H-\alpha$ 和改进 C-均值的非监督分类方法的简要处理流程。

其具体步骤如下:

(1) 利用 Pauli 基构造全极化 SAR 图像的散射矢量, 计

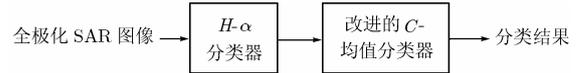


图 3 基于 $H-\alpha$ 和改进 C-均值的非监督分类方法流程图
算极化数据的相关矩阵;

(2) 对相关矩阵进行特征值分解, 计算参数 H 和 α ;

(3) 根据图 1 所示划分方式, 在 $H-\alpha$ 平面内将全极化 SAR 图像分为 8 类;

(4) 在 H 和 α 构成的特征空间中, 利用式(8)计算各类均值 $\mathbf{m}_i (i = 1, 2, \dots, 8)$;

(5) 计算每个样本到所有类中心的欧氏距离:

$$d_{ij} = \|\mathbf{y}_i - \mathbf{m}_j\|^2, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad j = 1, 2, \dots, 8 \quad (10)$$

(6) 根据最小距离准则确定所有像素的类别, 即对于所有 $j \neq k$, 若 $d_{ik} < d_{ij}$, 则把 \mathbf{y}_i 移入 χ_k 中;

(7) 判定是否满足迭代终止条件, 若不满足, 令迭代次数 $n = n + 1$, 返回步骤(4), 若满足, 则迭代结束。

需要说明的是, 由于 C-均值算法对特征量的方差敏感, 只有不同类别的数据在特征空间中的分布呈球形或接近于球形时, 才有较好的分类效果。因此, 为尽量减小 H 与 α 的方差分布对 C-均值算法的影响, 在步骤(3)之后需对 α 归一化。

4 实验结果及分析

为了验证本文提出的基于 $H-\alpha$ 和改进 C-均值的全极化 SAR 图像非监督分类方法的有效性, 本节利用该方法对真实数据进行了分类研究。所用实验数据是 NASA/JPL 实验室 AIRSAR 系统获取的 L 波段旧金山全极化数据的一部分, 图像大小为 600×500 像素, 实验中估计相关矩阵的滑动窗大小为 3×3 像素。

该数据极化总功率图如图 4 所示, 图 5 为真实地物分布示意图。可以看出, 该地区主要包括海洋、森林和城市 3 种地物。图 5 上部浅色线状地物是跨越海峡的金门大桥, 图像下部森林区域中深色斜长方形地物为金门公园中的马球场。

图 6 为实验数据在 $H-\alpha$ 平面上的分布图。

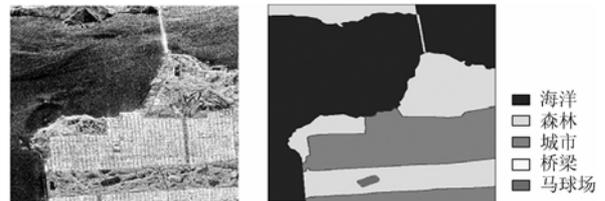


图 4 极化总功率图

图 5 真实地物分布示意图

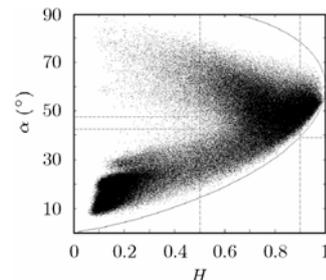


图 6 实验数据在 $H-\alpha$ 平面的分布图

该地区目标散射熵 H 和角度 α 的图像如图 7 所示。对图 7 和图 5 可以看出, 海面的散射包括低熵和中熵的表面散射, 后者主要出现在靠近海岸的地区。森林的散射包括中熵的偶次散射和多次散射以及高熵的偶次散射和多次散射 4 种散射类型, 偶次散射主要由森林中树干和地面构成的二面角以及粗壮树枝和树干之间构成的二面角引起, 多次散射主要由树冠造成。城市的散射主要是中熵的偶次散射和多次散射, 由城市中建筑物与地面以及建筑物本身的二面角所引起。

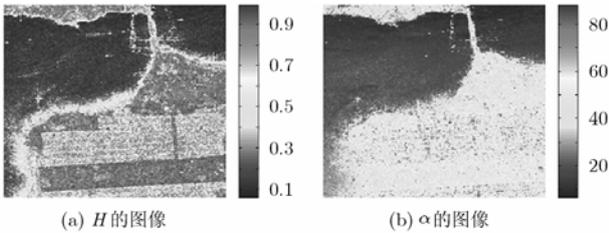


图 7 H 和 α 的图像

利用图 1 所示的划分方式将 $H-\alpha$ 平面分成 9 部分, 图像被分为 8 类, 分类结果如图 8(a)所示。图 8(b)给出了 $H-\alpha$ 平面上有效分类区内各个区域的颜色设置。

从图 8(a)可以看出, 由于海面只包含低熵和中熵表面散射, 其中绝大多数像素属于低熵表面散射, 与森林和城市的散射交迭极少, 因此 $H-\alpha$ 方法能较好地将其与森林和城市分开。

然而, 由于散射机理和地物之间并非一一对应的关系, 因此该方法的分类结果存在地物分类模糊问题, 主要体现在以下两个方面: (1) 无法分辨具有相同散射机理的不同地物。例如, 森林和城市都包含中熵的偶次散射和多次散射, 因此在分类结果图上这两类地物无法正确区分, 像素混淆严重。(2) 将具有多种散射机理的一种地物分入多个类别而导致图像模糊不清。例如, 森林地区由于包含 4 种散射类型, 被分入 4 个类别, 因而图 8(a)中森林地区显得非常模糊。

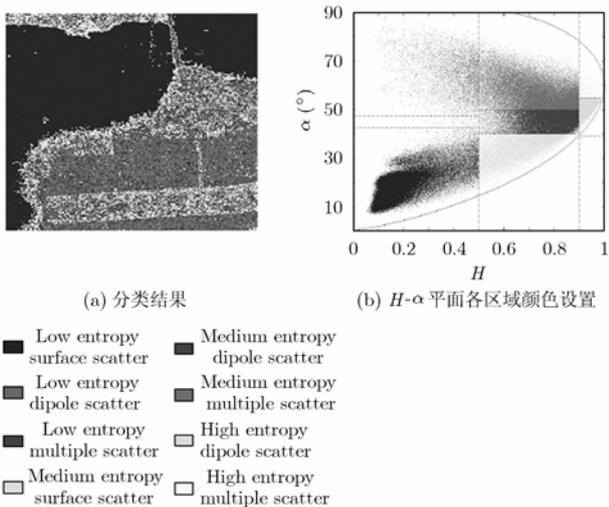


图 8 $H-\alpha$ 方法分类结果

为解决上述两个问题, 本文利用改进 C-均值算法对 $H-\alpha$ 的分类结果及各类地物在 $H-\alpha$ 平面的分布图方法的初步分类结果再进行迭代分类。

图 9(a), 9(b) 和 9(c) 给出了不同迭代次数时本文方法得到的分类结果, 图 9(d), 9(e) 和 9(f) 给出了不同迭代次数时各类地物在 $H-\alpha$ 平面上的分布图, 图中每种颜色代表一类地物。迭代过程中保持类别数为 8。

比较图 9(a), 9(b) 和 9(c) 与图 8(a) 可以看出, 本文方法的分类性能优于 $H-\alpha$ 方法, 迭代后的分类结果图上各类地物得到了较好的区分, 森林地区明显变得更清晰。图 9(d), 9(e) 和 9(f) 显示, 经过迭代后, 具有同样散射机理的像素被分入两个或多个类别。例如, 经过 17 次迭代后, 具有中熵多次散射的像素主要被分为第 6, 第 7 和第 8 类地物。对照图 5 可知, 第 6 类地物对应于城市地区, 第 7 类地物对应于森林地区, 这使得城市和森林这两类地物得到了有效的区分。由图 9(e) 可以看出, 中熵偶次散射和多次散射的一部分以及高熵偶次散射和多次散射在迭代后被合并到第 7 类, 这种合并使得原先在 $H-\alpha$ 方法中分为 4 种散射机理类别的地物在迭代后分入同一个地物类别, 因此森林地区的图像变得更为清晰, 城市和森林之间的分界线也更明显。对比图 9(e) 和图 5 可知, 第 7 类地物位于森林区域, 且合并到该类的 4 种散射确实是 L 波段森林散射的主要组成部分, 可见本文方法能在

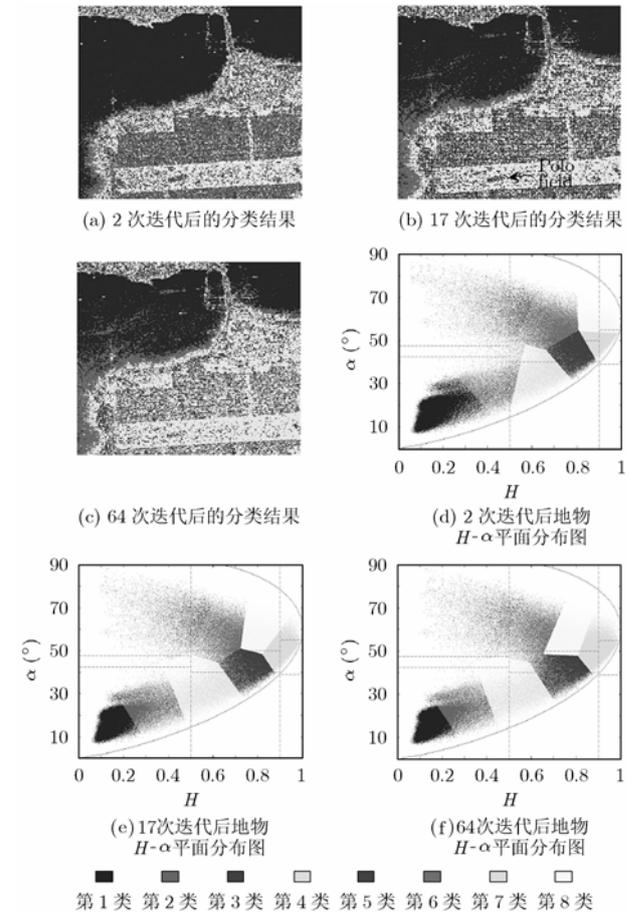


图 9 基于 $H-\alpha$ 和改进 C-均值的全极化 SAR 图像非监督分类方法的分类结果及各类地物在 $H-\alpha$ 平面的分布图

保留地物散射机理的同时, 实现有效的地物分类。

比较图 9 中不同迭代次数时的分类结果可以看出, 第 17 次迭代之后的结果比迭代次数更少或更多的结果更为清晰。图 9(b)中标示出的马球场虽然在图 9(a)中也能显示出来, 但后者的其它部分显得不够清晰, 而经过更多次的迭代之后, 这个马球场也变得更加模糊, 这验证了本文提出的利用图像熵确定迭代次数的方法的有效性。从图像信息量的角度而言, 17 次迭代后的分类结果图中信息量达到最大, 因此地物得以较为清晰地显示, 过少或过多的迭代次数都会导致信息量的损失, 分类结果也更模糊。

5 结束语

$H-\alpha$ 方法是一种有效的全极化 SAR 图像非监督分类方法, 能很好地解释分类结果的散射机理。但由于地物与散射机理之间不存在一一对应关系, 因此这种方法不可避免地存在地物分类模糊。为了克服该问题, 本文提出一种基于 $H-\alpha$ 和改进 C-均值的全极化 SAR 图像非监督分类方法。该方法能在保留分类结果物理散射机理信息的同时, 实现有效的地物分类。如何充分利用极化信息得到更有效的特征以提高全极化 SAR 图像分类的准确性是有待于进一步解决的问题。

参 考 文 献

- [1] Ertin E and Potter L C. Polarimetric classification of scattering centers using M-ary Bayesian decision rules. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2000, 36(3): 738–749.
 - [2] Kouskoulas Y, Ulaby F T, and Pierce L E. The bayesian hierarchical classifier (BHC) and its application to short vegetation using multifrequency polarimetric SAR. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(2): 469–477.
 - [3] Hellmann M, Jager G, Kratzschmar E, and Habermeyer M. Classification of full polarimetric SAR-data using artificial neural networks and fuzzy algorithms. Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Hamburg, Germany, June 1999: 1995–1997.
 - [4] Chen C T, Chen K S, and Lee J S. The use of fully polarimetric information for the fuzzy neural classification of SAR images. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(9): 2089–2100.
 - [5] Fukuda S and Hirokawa H. A wavelet-based texture feature set applied to classification of multifrequency polarimetric SAR images. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2282–2286.
 - [6] De Grandi G F, Lee J S, Simard M, Wakabayashi H, Schuler D, and Ainsworth T L. Speckle filtering, segmentation and classification of polarimetric SAR data: a unified approach based on the wavelet transform. Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Honolulu, Hawaii, USA, July 2000: 1107–1109.
 - [7] Kersten P R, Lee J S, Ainsworth T L, and Grunes M R. Classification of polarimetric synthetic aperture radar images using fuzzy clustering. IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, Greenbelt Maryland, USA, October, 2003: 150–156.
 - [8] Aiazzi B, Alparone L, Baronti S, and Garzelli A. Land cover classification of built-up areas through enhanced fuzzy nearest-mean reclustering of textural features from X- and C-band polarimetric SAR data. Proc. SPIE, Barcelona, Spain, 2004, vol. 5236: 105–115.
 - [9] van Zyl J J. Unsupervised classification of scattering behavior using radar polarimetry data. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1989, 27(1): 36–45.
 - [10] Freeman A and Durden S. A three-component scattering model to describe polarimetric SAR data. Proc. SPIE, San Diego, USA, 1992, vol. 1748: 213–224.
 - [11] Freeman A and Durden S. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 963–973.
 - [12] Cloude S R and Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1): 68–78.
 - [13] Cloude S R. An entropy based classification scheme for polarimetric SAR data. Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Florence, Italy, July 1995: 2000–2002.
 - [14] 边肇祺, 张学工等. 模式识别. 北京: 清华大学出版社, 2000, 1: 235–237.
- 吴永辉: 男, 1976 年生, 博士生, 研究方向为极化 SAR 信息处理.
 计科峰: 男, 1974 年生, 讲师, 主要研究方向为遥感信息处理、SAR 图像理解.
 郁文贤: 男, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电子系统信息处理与集成.