

SAR 图像的极化干涉非监督 Wishart 分类方法和实验研究¹

杨 震*** 杨汝良* 刘秀清***

* (中国科学院电子学研究所 北京 100080)

** (中国科学院研究生院 北京 100039)

摘 要: 该文在合成孔径雷达图像的极化非监督 Wishart 分类的基础上, 给出了一种利用极化干涉信息对合成孔径雷达图像进行非监督分类的方法。该方法主要利用一 (6×6) 的极化干涉相关矩阵, 从而可以同时考虑单幅图像的全极化信息以及两幅像对之间的互相关信息。该文详细阐述了该方法的具体实现, 并利用 NASA/JPL 的 SIR-C/X-SAR 系统在中国天山地区的 L 波段实测数据进行了实验研究。给出了利用该方法对实验数据进行分类的结果, 并与极化非监督 Wishart 分类的结果进行了比较。结果表明, 该方法能够很好地分辨不同类型的地物, 保持地物的细节, 并且比极化非监督 Wishart 分类结果有很大改善。

关键词: 合成孔径雷达, 极化干涉 SAR, 非监督分类

中图分类号: TN951, TN958 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)05-0752-08

Study of Polarimetric Interferometric Unsupervised Wishart Classification of SAR Images

Yang Zhen*** Yang Ru-liang* Liu Xiu-qing***

* (Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

** (Graduate School, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract In this paper, an unsupervised Wishart classification scheme for polarimetric interferometric SAR data sets is introduced. A 6×6 polarimetric interferometric coherency matrix is used, in order to take simultaneously into account the full polarimetric information from one single image and the coherency information between the pair of these images. This classification scheme is applied to full polarimetric interferometric L-band SAR image pairs of Tien Shan, China, acquired by the NASA/JPL SIR-C/X-SAR sensor in 1994. The results show that this scheme can identify different terrain types and at the same time keep the details of surface features, which improve greatly the results of the polarimetric unsupervised Wishart classification.

Key words Synthetic Aperture Radar(SAR), Polarimetric interferometric SAR, Unsupervised classification

1 引言

全极化合成孔径雷达 (PolSAR) 能够测量目标的复散射矩阵, 可以获取大量地物目标的散射特性信息, 这些年一直得到国际范围的广泛重视和发展。由于极化对目标材料特性 (如材料属性及其粗糙度等) 以及目标几何形状 (如目标取向和对称性等) 等信息都很敏感, 因而利用全极化 SAR 数据对地面场景进行分类和解释已成为合成孔径雷达研究的一个重要方向, 其理论也日益成熟。

近十几年发展起来的干涉合成孔径雷达 (InSAR) 主要用于获取精确的地面高程信息, 进行全球范围的三维成像。而在 1994 年 SIR-C/X-SAR 全极化系统重复航迹干涉飞行以及 2000 年 SRTM 全极化系统双天线单航迹干涉飞行之后, 极化技术与干涉技术的结合更成为人们关注的

¹ 2003-02-28 收到, 2003-08-06 改回

热点。1998 年, S.R.Cloude 和 K.P.Papathanssiou 提出了极化干涉合成孔径雷达 (Pol-InSAR) 的概念和基本理论^[1], 为 SAR 的研究开创了一个新的领域。他们的研究表明, 将极化技术引入干涉现象能够明显改善常规 SAR 干涉的性能, 并且有助于人们对观测场景散射特性更好地理解。

本文介绍了 Pol-InSAR 数据集的一种非监督 Wishart 分类方法, 该方法主要对极化干涉相关系数矩阵的特性进行分析。本文首先给出引言, 然后在第 2 节介绍极化数据的 $H/\bar{\alpha}$ -Wishart 非监督分类方法。第 3 节简要介绍极化干涉的基本原理, 给出两个重要参数。利用这两个参数可以得到极化干涉非监督分类的初步结果。第 4 节给出极化干涉数据非监督 Wishart 分类的原理和方法, 第 5 节详细阐述该方法的具体实现并对实验结果进行分析和讨论。

本文所使用的数据是 NASA JPL 实验室处理的 SIR-C/X-SAR 系统于 1994 年 10 月 7 日和 8 日获取的中国新疆库尔勒地区天山山麓的 L 波段图像。

2 极化数据的非监督分类

极化雷达测量媒质的复散射矩阵为 $S = \begin{bmatrix} s_{HH} & s_{HV} \\ s_{VH} & s_{VV} \end{bmatrix}$ 。对于互易的后向散射, 极化矩阵 Pauli 基的矢量表示为 $k = [s_{HH} + s_{VV}, s_{VV} - s_{HH}, 2s_{HV}]^T / \sqrt{2}$ 。由 k 可以得到一个 3×3 的正半定 Hermite 极化相关矩阵: $T = k \cdot k^H$ 。为了消除相干斑, 通常要对数据进行多视处理。空间平均后的相关矩阵表示为 $\langle T \rangle = \sum_{i=1}^N (k_i \cdot k_i^H) / N$, 其中 N 为视数。

根据 Cloude 和 Pottier 的目标分解理论^[2], 相关矩阵 $\langle T \rangle$ 可以分解成如下形式:

$$\langle T \rangle = U_3 \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} U_3^H, \quad \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0, \quad 0 \leq P_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^3 \lambda_i} \leq 1 \quad (1)$$

$$U_3 = e^{j\varphi_1} \begin{bmatrix} \cos \alpha_1 & \cos \alpha_2 e^{j\varphi_2} & \cos \alpha_3 e^{j\varphi_3} \\ \sin \alpha_1 \cos \beta_1 e^{j\delta_1} & \sin \alpha_2 \cos \beta_2 e^{j\delta_2} & \sin \alpha_3 \cos \beta_3 e^{j\delta_3} \\ \sin \alpha_1 \sin \beta_1 e^{j\gamma_1} & \sin \alpha_2 \sin \beta_2 e^{j\gamma_2} & \sin \alpha_3 \sin \beta_3 e^{j\gamma_3} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 P_i 可以理解为由随机媒质散射的第 i 个 Bernoulli 事件发生的概率, 而实际目标的散射为由 U_3 的 3 个特征矢量 (即 U_3 中的 3 个列向量) 表示的散射机理的加权和。

2.1 极化数据的 $H/\bar{\alpha}$ 分类

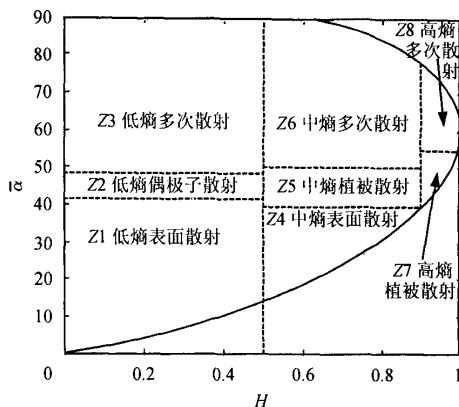
由 $\langle T \rangle$ 的特征值和特征矢量, 可以得到两个重要参数: 散射熵 H 和平均 α 角 $\bar{\alpha}$ 。这些参数的定义如下:

$$H = \sum_{i=1}^3 -P_i \log_3 P_i, \quad 0 \leq H \leq 1 \quad (3)$$

$$\bar{\alpha} = P_1 \alpha_1 + P_2 \alpha_2 + P_3 \alpha_3, \quad 0 \leq \bar{\alpha} \leq 90^\circ \quad (4)$$

散射熵 H 的大小表明目标散射的随机性。 $H=0$ 说明媒质只有一种主要的散射机理; $H=1$ 表明为完全随机的散射目标。 $\bar{\alpha}$ 在一定程度上代表目标的平均散射机理。 $\bar{\alpha}=0$ 时为各向同性的表面散射, 随着 $\bar{\alpha}$ 角度的增加, 散射机理逐渐变为各向异性的表面散射; $\bar{\alpha}=45^\circ$ 时为偶极子散射模型; $\bar{\alpha}>45^\circ$ 则反映出的散射机理为各向异性的二面角散射; 在 $\bar{\alpha}=90^\circ$ 的极端情况下为各向同性的螺旋线散射模型。

极化数据的 $H/\bar{\alpha}$ 非监督分类方法主要是根据 H 和 $\bar{\alpha}$ 的取值不同, 将 H 和 $\bar{\alpha}$ 平面分成 8 个区域, 各个区域及其代表的物理散射特性见图 1。

图 1 $H/\bar{\alpha}$ 平面图

2.2 基于 $H/\bar{\alpha}$ 的极化非监督 Wishart 分类

Lee 等人提出的基于最大似然判决准则 (ML) 的 Wishart 图像监督分类方法^[3]为: 在每次迭代中, 每个像素的相关矩阵 $\langle T \rangle$ 到第 m 类目标 ω_m 的散射相关矩阵 V_m 之间的最大似然距离为

$$d(\langle T \rangle, V_m) = \ln |V_m| + \text{Tr}(V_m^{-1} \langle T \rangle) \quad (5)$$

其中第 m 类目标 ω_m 的散射相关矩阵 V_m 定义为上一次迭代中属于类别 ω_m 的所有像素的散射相关矩阵的平均值, 即

$$V_m = \frac{1}{n_m} \sum_{i=1}^{n_m} \langle T \rangle_i, \quad \forall \langle T \rangle_i \in \omega_m \quad (6)$$

其中 n_m 为类 ω_m 中的像素个数。对于所有的 $j \neq m$, 如果有 $d(\langle T \rangle, V_m) \leq d(\langle T \rangle, V_j)$, 则该像素属于类别 ω_m 。

基于 $H/\bar{\alpha}$ 的 Wishart 非监督分类方法^[4]是以 $H/\bar{\alpha}$ 分类的结果为训练集, 作为基于最大似然判决准则的 Wishart 图像监督分类方法首次迭代的输入。对于每一类, 计算 V_m 。然后根据式 (5) 得到每个像素到各类的距离, 并根据判决准则对该像素重新分类。再由重新分类的图像更新 V_m , 并根据式 (5) 和判决准则对图像进行再次分类, 如此迭代一直到满足某个标准为止。

3 极化干涉的基本原理和极化干涉分析中的两个重要参数

3.1 极化干涉的基本原理

极化干涉相关信息可以用一个 6×6 的 Hermite 正半定相关矩阵 $\langle T_6 \rangle$ 表示为

$$\langle T_6 \rangle = \left\langle \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \end{bmatrix} [k_1^H \ k_2^H] \right\rangle = \begin{bmatrix} \langle T_{11} \rangle & \langle \Omega_{12} \rangle \\ \langle \Omega_{12} \rangle^H & \langle T_{22} \rangle \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中 k_1 和 k_2 分别表示两幅全极化图像的散射矢量; $\langle T_{11} \rangle$ 和 $\langle T_{22} \rangle$ 为标准的 Hermite 相关矩阵, 它们包含了每幅独立图像的全极化信息; $\langle \Omega_{12} \rangle$ 是一个 3×3 干涉互相关矩阵, 它不仅包含极化信息, 还含有两幅图像间不同极化通道的干涉相位关系。

为了得到干涉图, 引入两个归一化的复矢量 w_1 和 w_2 , 它们可以理解为两种散射机理. 分别定义散射系数 μ_1 和 μ_2 作为散射矢量 k_1 和 k_2 到矢量 w_1 和 w_2 的映射:

$$\mu_1 = w_1^H \cdot k_1, \quad \mu_2 = w_2^H \cdot k_2 \quad (8)$$

则散射系数 μ_1 和 μ_2 之间的相关系数 γ 为

$$\gamma = \frac{|\langle \mu_1 \mu_2^* \rangle|}{\sqrt{\langle |\mu_1|^2 \rangle \langle |\mu_2|^2 \rangle}} = \frac{|\langle w_1^H \cdot \Omega_{12} \cdot w_2 \rangle|}{\sqrt{\langle w_1^H \cdot T_{11} \cdot w_1 \rangle} \cdot \sqrt{\langle w_2^H \cdot T_{22} \cdot w_2 \rangle}} \quad (9)$$

通过将每幅图像的散射矢量映射到特定的散射矢量上, 可以使相关系数最大化. 利用 Lagrange 算子求式 (9) 的最大值得到最优相关系数 γ_{opt_i} , 它是如下特征值 / 特征矢量方程组的解:

$$\left. \begin{aligned} \langle T_{22} \rangle^{-1} \langle \Omega_{12} \rangle^H \langle T_{11} \rangle^{-1} \langle \Omega_{12} \rangle w_2 &= \lambda_i w_2 \\ \langle T_{11} \rangle^{-1} \langle \Omega_{12} \rangle \langle T_{22} \rangle^{-1} \langle \Omega_{12} \rangle^H w_1 &= \lambda_i w_1 \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中 $\gamma_{opt_i} = \sqrt{\lambda_i}$. 式 (10) 包含两个 3×3 的复特征值方程, 由此产生 3 个特征值 $v_j (j=1,2,3)$, 且有 $v_1 \geq v_2 \geq v_3 \geq 0$. 每个特征值对应一对特征矢量 w_{ij} , 每个特征矢量对应一幅图像 ($i = 1, 2$). 这样我们就可以把式 (10) 的矩阵表示成如下的 3 个分量的加权和的形式:

$$\left. \begin{aligned} \langle T_{22} \rangle^{-1} \langle \Omega_{22} \rangle^H \langle T_{11} \rangle^{-1} \langle \Omega_{12} \rangle w_2 &= v_1 (w_{11} \cdot w_{11}^H) + v_2 (w_{12} \cdot w_{12}^H) + v_3 (w_{13} \cdot w_{13}^H) \\ \langle T_{11} \rangle^{-1} \langle \Omega_{12} \rangle \langle T_{22} \rangle^{-1} \langle \Omega_{12} \rangle^H w_1 &= v_1 (w_{21} \cdot w_{21}^H) + v_2 (w_{22} \cdot w_{22}^H) + v_3 (w_{23} \cdot w_{23}^H) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

上式即为干涉相干分解定理^[1], 一共分解出 6 种散射机理, 图像 1 对应 3 个为 w_{1j} , 图像 2 对应 3 个为 w_{2j} . 且 w_{1j} 和 w_{2j} 是相互正交的, 从物理意义上可理解为散射机理之间是统计独立的.

3.2 极化干涉分析中的两个重要参数

由极化干涉相关分解得到的特征值和特征矢量, 我们也可以定义两个重要参数, 即 H_{int} 和 A_{int} , 用来描述干涉相关系数在不同最优化极化通道中分布的特性:

$$H_{int} = \sum_{i=1}^3 -P_{opt_i} \log_3 P_{opt_i}, \quad 0 \leq H_{int} \leq 1 \quad (12)$$

$$A_{int} = P_{opt_2} / P_{opt_1}, \quad 0 \leq A_{int} \leq 1 \quad (13)$$

其中 $P_{opt_i} = \gamma_{opt_i} / \sum_{j=1}^3 \gamma_{opt_j}$.

H_{int} 表明场景中暗含的相关散射机理的复杂性. $H_{int} = 0$ 表明分辨单元中只有单一一种相关散射机理, 而 3 个相等的相关系数值会导致 $H_{int} = 1$. A_{int} 主要在有中等 H_{int} 值时, 用于指示不同最优极化通道之间的相对幅度变化. A_{int} 较小表明分辨单元中只有一对主要的相关散射机理, 而 A_{int} 较大说明存在至少两对主要的相关散射机理.

根据 H_{int} 和 A_{int} 的取值不同, 可以将 H_{int} 和 A_{int} 平面分成 4 个区域, 各个区域及其代表的物理散射特性见图 2. 区域的边界可以根据数据的实际 H_{int} 和 A_{int} 值的分布进行适当的调整.

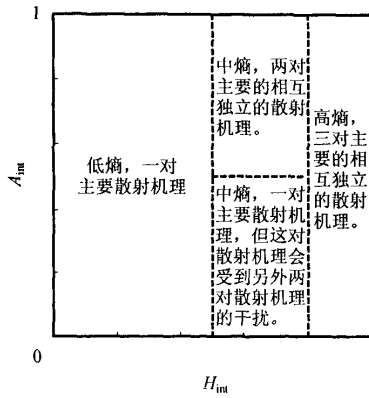


图2 H_{int}/A_{int} 平面图

4 极化干涉数据的非监督 Wishart 最大似然分类

多视处理后的 6×6 极化干涉相关矩阵可以表示为

$$\langle T_6 \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (w_i \cdot w_i^H) = \begin{bmatrix} \langle T_{11} \rangle & \langle \Omega_{12} \rangle \\ \langle \Omega_{12} \rangle^H & \langle T_{22} \rangle \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中 $w = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \end{bmatrix}$ 。像素 N 视的 6×6 极化干涉相关矩阵 $\langle T_6 \rangle$ 服从复 Wishart 概率密度函数 $W_c(n, \Sigma_w)$, n 为自由度, $\Sigma_w = E(w_i w_i^H)$ 为 6×6 的协方差矩阵, 该概率密度函数定义如下 [5]:

$$p(T_6) = \frac{|T_6|^{n-6} \exp(-n \cdot \text{Tr}(\Sigma_w^{-1} T_6))}{K(n, 6) |\Sigma_w|^n} \quad (15)$$

其中 $K(n, 6)$ 为一常数。

由该概率密度函数, 可以定义一个贝叶斯最大似然 (ML) 分类器。对极化干涉 SAR 图像对中的像素如果有:

$$d(\langle T_6 \rangle, X_m) \leq d(\langle T_6 \rangle, X_j), \quad \forall j \neq m \quad (16)$$

其中

$$d(\langle T_6 \rangle, X_m) = \ln |\Sigma_{wm}| + \text{Tr}(\Sigma_{wm}^{-1} \langle T_6 \rangle) \quad (17)$$

则该像素属于类别 X_m 。式 (17) 中的第 m 类目标 X_m 的特征协方差矩阵 Σ_{wm} 定义为属于类别 X_m 的所有像素的极化干涉相关矩阵的平均值, 即

$$\Sigma_{wm} = \frac{1}{n_m} \sum_{i=1}^{n_m} \langle T_6 \rangle_i, \quad \forall \langle T_6 \rangle_i \in X_m \quad (18)$$

其中 n_m 为类 X_m 中的像素个数。

由于人类视觉无法辨别出太多的类别, 而且类别过多也不利于对每一类特性的理解, 因此分类过程中还必须考虑到类的聚合问题。

在整个类集中, 有最小分离度的两类可以聚合成一类。如果两个类别都比较紧凑, 而且他们像素之间的平均距离很大, 则这两个类别可以被区分开。这样, 类 X_i 和 X_j 之间的可分度就定义为他们的类间距离与其类内离散度之比。

对于类 X_i , 类内离散度 W_i 定义为其像素到 6×6 的类中心特征矩阵 Σ_i 之间的平均距离 [6]:

$$W_i = \frac{1}{N_i} \sum_{N_i} d[(\langle T_6 \rangle \in X_i), X_i] = \ln |\Sigma_i| + 6 \tag{19}$$

类 X_i 和 X_j 之间的平均距离 B_{ij} 为每一类内的像素到另一类的中心特征矩阵之间的平均距离:

$$\begin{aligned} B_{ij} &= \frac{\left[\frac{1}{N_i}\right] \sum_{N_i} d[(\langle T_6 \rangle \in X_i), X_j] + \left[\frac{1}{N_j}\right] \sum_{N_j} d[(\langle T_6 \rangle \in X_j), X_i]}{2} \\ &= \frac{W_i + W_j + \text{Tr}(\Sigma_i^{-1} \Sigma_j + \Sigma_j^{-1} \Sigma_i)}{2} \end{aligned} \tag{20}$$

则类 X_i 和 X_j 的可分度 $S_p(X_i, X_j)$ 为

$$S_p(X_i, X_j) = \frac{B_{ij}}{W_i + W_j} \tag{21}$$

具有最低可分度的那些类可以聚合成一类。利用迭代算法进行类的聚合, 直到满足某个标准为止。该标准可以为迭代次数, 或者是最终的类数要求等等。

以上即为极化干涉非监督 Wishart ML 分类的基本原理和方法, 下面的实验研究中将详细阐述该方法的具体实现, 并对实验数据进行分析和处理。

5 极化干涉非监督 Wishart 分类的实验研究

极化干涉非监督 Wishart 最大似然分类方法的流程图见图 3, 其具体步骤如下:

第 1 步 对单幅全极化图像进行 H/α -Wishart 非监督分类, 结果得到 m_1 类; 对全极化的两幅干涉图对进行最优相干分解, 根据其点在 H_{int}/A_{int} 平面上的分布, 得到 m_2 类。

第 2 步 属于 m_1 类中的 X_{i_1} 类且属于 m_2 类中的 X_{2_j} 类的像素, 被分到合类 $X_{i+m_1 \times (j-1)}$ 中。由此得到共 $N = m_1 \times m_2$ 类。

第 3 步 对每一类 X_k , 计算其 6×6 的特征协方差矩阵 $\Sigma_k = \sum_{N_k} \langle T_6 \rangle \in X_k / N_k$ 。

第 4 步 将每个像素归为其到全部 N 类的距离中有最小 $d(\langle T_6 \rangle, X_m)$ 距离的一类。

第 5 步 进行类的聚合, 直到达到规定的标准; 否则的话, 到第 3 步。

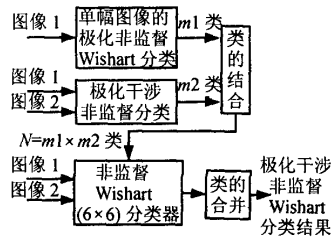


图 3 极化干涉 Wishart ML 分类流程图

为了验证极化干涉非监督 Wishart 最大似然分类方法的有效性, 我们利用该法对实际数据进行了分类研究, 并将其结果和极化非监督 Wishart 分类的结果进行了比较。所使用的数据是由 NASA JPL 实验室处理的 SIR-C/X-SAR 系统于 1994 年 10 月 7 日和 8 日获取的中国新疆库尔勒地区博斯腾湖附近天山山麓的 L 波段图像。图 4 给出了该地区的极化总功率图。该地区主要由河流、森林和农田组成。

图 5 为实验数据的像素在 $H/\bar{\alpha}$ 空间中的分布图。与图 1 比较可以看出,该地区绝大部分是中熵和低熵的体散射(植被),其次还有一些中熵的表面散射(粗糙的 Brag 散射)和中、低熵的多次散射。这个结果与该地区的地物比较符合。多次散射的存在主要是由于 L 波段的电磁波有比较强的穿透能力,电磁波穿过树冠后,树干和地面对其产生了散射。根据像素的 $H/\bar{\alpha}$ 取值,对照图 1,将实验数据分成 7 类(从图 5 可以看出 Z8 区没有像素,故不考虑该类),结果如图 6 所示。可以看出, $H/\bar{\alpha}$ 分类的结果并不是很好,地物的具体细节都消失了。图 7 为在 $H/\bar{\alpha}$ 分类基础上用 Wishart 方法进行 4 次迭代、仍旧保持 7 类的结果,与图 6 比较可以明显看到地物的具体细节。

在重复航迹干涉中,水域等时间去相关较大的场景干涉相关系数比较低。图 8 给出了两幅图对 HH 极化图像之间的相关系数图,灰度从 0 到 255 对应相关系数从 0 到 1。从图中可以看到,在该区域的左下部分有几条相关系数几乎为 0 的线条,从其形状可以判断为一条河流。而这条河流在图 7 的 $H/\bar{\alpha}$ -Wishart 分类结果中无法看出。



图 4 极化总功率图

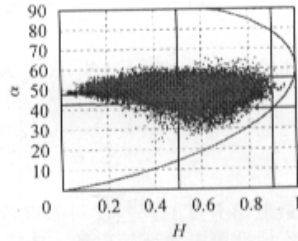


图 5 实验数据的 $H/\bar{\alpha}$ 空间分布图

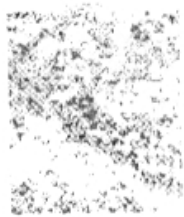


图 6 $H/\bar{\alpha}$ 分类结果 (7 类)



图 7 $H/\bar{\alpha}$ -Wishart 分类结果 (7 类, 4 次迭代)



图 8 HH 极化干涉相关系数图

图 9 为实验数据经过极化干涉相关分解后,得到的像素在 H_{int}/A_{int} 空间中的分布图。由于该地区的地物特性,像素的分布比较集中,主要分布在 $H_{int} > 0.6$ 的区域。而且随着 H_{int} 值的增加, A_{int} 值也有增加的趋势。根据图 9 的像素分布特点,我们调整了 H_{int}/A_{int} 平面中的区域边界: $H_{int} < 0.85$ 作为低熵的一类; $H_{int} > 0.95$ 作为高熵的一类;两者之间为中熵,且中熵部分再分成 $A_{int} > 0.75$ 和 $A_{int} < 0.75$ 两部分。由此得到 4 类,结果如图 10 所示。可以看出,图中左下部分的河流被清楚的分离出来,但是其他部分地物的具体细节不是很好。

将图 7 所示的 7 类和图 10 所示的 4 类相结合,就可对实验数据进行极化干涉非监督 Wishart 最大似然分类。将结合的 28 类进行聚合迭代,直到最后只有 8 类,结果如图 11 所示。从图 11 可以清楚看到图像左下部分的河流(黑色),而且图像各类别之间可以非常清楚地分辨出来,地物的细节比图 7 有了显著提高。由此可见,对 SAR 图像像对进行极化干涉非监督 Wishart 最大似然分类能够得到非常好的效果。

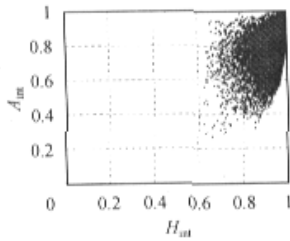


图 9 实验数据的 H_{int}/A_{int} 空间分布图

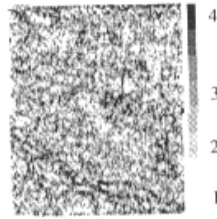


图 10 H_{int}/A_{int} 分类结果 (4 类)

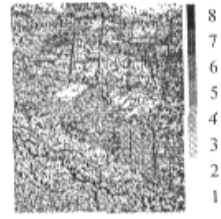


图 11 极化干涉非监督 Wishart 分类结果 (8 类)

6 结论

本文中,我们在图像的极化非监督 Wishart 分类的基础上,给出了一种利用极化干涉信息对合成孔径雷达图像进行非监督分类的方法。该法主要利用一 (6×6) 的极化干涉相关矩阵,从而可以同时考虑单幅图像的全极化信息以及两幅像对之间的互相关信息。将极化非监督 Wishart 分类的结果和极化干涉最优相干分解后分类的结果结合起来,作为后续 Wishart 分类的初始化输入。利用类的聚合算法减少类别数量,直到满足一定的要求。本文给出了相应的实验结果,可以明显看出该方法不仅对不同类型的地物能够很好地分辨,而且较好地保持了地物的细节信息,比极化非监督 Wishart 分类结果有很大改善。

参 考 文 献

- [1] Cloude S R, Papathanassiou K P. Polarimetric SAR interferometry. *IEEE Trans. on GRS*, 1998, 36(5): 1551-1565.
- [2] Cloude S R, Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Trans. on GRS*, 1997, 35(1): 68-78.
- [3] Lee J S, Grunes M R, Kwok R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on the complex Wishart distribution. *Int. J. Remote Sensing*, 1994, 15(11): 2299-2311.
- [4] Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, Du L, Schuler D L, Cloude S R. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier. *IEEE Trans. on GRS*, 1999, 37(5): 2249-2258.
- [5] Ferro-Famil L, Pottier E, Lee J S. Unsupervised classification and analysis of nature scenes from polarimetric interferometric SAR data, IGARSS'01, Sydney, Australia, July, 2001: 2715-2717.
- [6] Ferro-Famil L, Pottier E, Lee J S. Unsupervised classification of multi-frequency and fully polarimetric SAR images based on the H/A/Alpha-Wishart classifier. *IEEE Trans. on GRS*, 2001, 39(11): 2332-2342.

杨 震: 女, 1976 年生, 博士生, 研究方向: 合成孔径雷达干涉与极化干涉。

杨汝良: 男, 1943 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向: 机载及星载合成孔径雷达系统、小卫星合成孔径雷达数据传输、小天线终端 (VSAT) 卫星通信网络。

刘秀清: 女, 1974 年生, 博士生, 研究方向: 合成孔径雷达极化信息处理和应用研究。