

双波段全极化 SAR 图像非监督分类方法及实验研究¹

刘秀清*** 杨汝良* 杨震***

*(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: 该文首先采用 H/α 分类对像素进行了初始猜测, 然后进一步采用 Bayes 最大似然估计 (ML) 分类法对像素进行重新归类。不同波段电磁波对地物散射具有不同的属性, 因而我们采用双波段全极化 SAR 数据结合的分类方法, 得到了更好的分类结果。SAR 图像的相干斑会影响图像的分类准确度和精度。在进行分类处理前, 对双波段全极化 SAR 图像相干斑进行矢量滤波处理。该文使用 NASA/JPL 实验室在天山地区的实测数据对这些分类算法进行了实验研究。给出了单波段以及双波段全极化 SAR 分类结果的伪彩色图。其中双波段全极化 SAR 滤波后数据具有相对最优的分类结果。

关键词: 全极化 SAR, 非监督分类, 相干斑, 矢量滤波

中图分类号: TN951 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)11-1738-08

Unsupervised Classification Methods and Experimental Research of Dual-frequency Fully Polarimetric SAR Images

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

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

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

Abstract In this paper, initial assumption of SAR pixel distribution is derived from H/α classifier. Then a Maximum Likelihood (ML) method is introduced to improve the classification. The backscattering properties of a natural medium, that varies with the observation frequency, dual-frequency SAR images are combined to get further improved classification. Speckle in SAR images will disturb classification accuracy. Vector filter of speckle is used to dual-frequency images before classification. Experiments are done on data got by NASA/JPL lab near Tien Mountains, and pseudo-colored classification results of both single and dual frequency POLSAR image are submitted. Results show that filtered dual-frequency fully polarimetric SAR data obtain the best classification result.

Key words Fully polarimetric SAR, Unsupervised classification, Speckle, Vector filtering

1 引言

合成孔径雷达通过发射电磁波并同时接收地物的散射回波来进行遥感测量。目标的后向散射特性随着观测频率而改变。SAR 不但能够提供单波段全极化数据, 而且能够提供多波段的全极化数据。随着多波段合成孔径雷达成像技术的发展, 图像的分类已成为遥感数据的一个重要研究方向。学者们提出了很多 SAR 图像的分类方法。代表性的有: Lee 等人基于采样相关矩阵的多变量 Wishart 分布的最大似然估计 (ML) 的监督分类法和 Cloude 等人^[1,2] 基于 H/α 分解理论的非监督分类法。后来 Lee 等人^[3,4] 通过采用 H/α 分解理论, 对像素的类进行初始猜测, 再与 ML 分类结合, 进一步改进了分类方法。多波段数据分析将获得更充足信息。Famili 等人^[5] 引入双波段图像的全极化信息, 提出多波段 SAR 图像的分类方法。

¹ 2003-06-06 收到, 2003-09-11 改回

本文在 H/α 分类结果基础上采用 ML 判据对像素进行重新归类。同时引入双波段图像的全极化信息,采用双波段全极化 SAR 数据进行 SAR 图像分类大大增加了图像分类的准确性和精度。考虑到双波段 SAR 图像分类大大增加了分类算法的计算量,我们改进了双波段全极化 SAR 图像分类方法,降低了计算量,提高了分类效率。SAR 图像中存在着严重的相干斑噪声,这给 SAR 图像的描述和分类等带来干扰^[6]。因而在进行分类前,我们对 SAR 数据进行相干斑矢量滤波处理。运用 L、C 双波段全极化 SAR 数据进行分类算法的实验研究,得出实验结果的伪彩色图,并分析了实验结果。结果表明采用 L、C 波段滤波后全极化数据的分类结果最好。

2 单波段全极化 SAR 分类方法简述

英国学者 Cloude^[1] 提出对目标散射相关矩阵进行特征分解,通过目标的散射角 α 和散射熵 H 对图像进行非监督分类的方法。

散射角 α 表示平均的散射机制。散射熵 H 表示全局散射的随机性。Cloude 和 Pottier 等人给出了通过确定 H/α 平面来区分目标散射机理的类别的方法^[1]。他们将 H/α 划分为 9 个区域,每一区域都代表一种特殊的散射类别,如图 1 所示。对实际地物反射的 SAR 数据, H/α 应分布在图 1 中曲线范围内。高散射熵的表面散射是不存在的。这样经 H/α 分类后的图像被分成 8 个有效类。

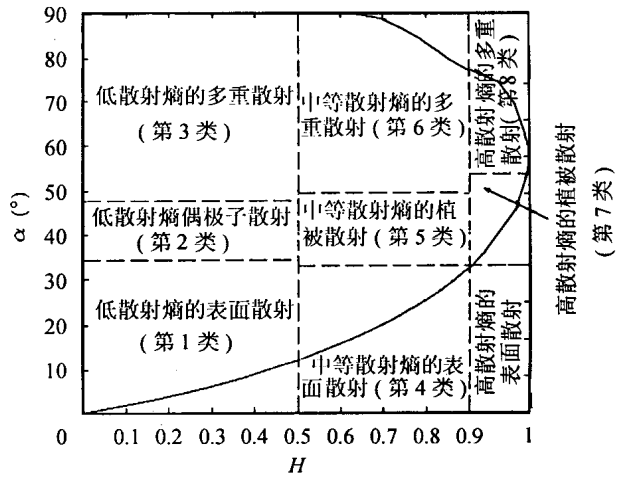


图 1 H/α 平面划分示意图

Lee 等人提出的基于 ML 的分类方法,首先计算像素到所有类的距离因子,然后将此像素规划到距离因子最小的那一类中。在假设相同后验概率下的距离因子的计算式为

$$d(\langle \Omega_n \rangle, V_m) = [\ln |V_m| + \text{tr}(V_m^{-1} \langle \Omega_n \rangle)] \quad (1)$$

Ω_n 为采样相关矩阵, V_m 是第 m 类的类平均相关矩阵。相关矩阵与协方差矩阵具有线性关系,使用相关矩阵与使用协方差矩阵的分类结果是相同的。

3 多波段全极化 SAR 的分类^[5]

双波段散射矢量定义为 $W = \begin{bmatrix} z_{b1} \\ z_{b2} \end{bmatrix}$, 这里 z_{b1}, z_{b2} 是两幅图像各自的散射矢量, W 具有 $p = 2q$ 维数, $p \times p$ 的 n 视相关矩阵 A 包含两幅图像的联合信息,具有如下形式:

$$A = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n W_j W_j^H = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中 $A_{rs} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n z_{rj} z_{sj}^H$ 。

矩阵 A_{11} , A_{22} 是各自图像的 n 视 $q \times q$ 相关矩阵。 $A_{12}(=A_{21}^H)$ 包含了 z_{b1}, z_{b2} 的极化互相关信息。双频数据距离因子为

$$d_2(\langle A \rangle, T_m) = \ln |T_m| + \text{tr}(T_m^{-1} \langle A \rangle) \quad (3)$$

T_m 是第 m 类的 $p \times p$ 相关矩阵矩阵。因此, 多波段全极化 SAR 的分类准则如下:

对所有的 $j \neq m$, 如果 $d_2(\langle A \rangle, T_m) \leq d_2(\langle A \rangle, T_j)$, 则该像素属于第 m 类。

为了能够对每类的特征进行解释以及对不同种类地理位置进行可视化表示, 分类种类数目不应过大。Lee 等人提出了基于种类间分离程度的种类聚合技术。对所有 n 种种类, 可分程度较小的将被合并。如果类部是紧凑的, 并且它们元素之间的平均距离较高, 则这两类是可分的。因此, X_i 和 X_j 类之间的区分能力定义为类间距离与它们类内离散度之比^[19]。对于给定类 X_i , 类内离散度 S_i 定义成其元素到类中心特征矩阵 T_i 的平均距离:

$$S_i = \frac{1}{N_i} \sum_{N_i} d_2[(\langle A \rangle \in X_i), X_i] \quad (4)$$

将式 (3) 代入式 (4) 有

$$S_i = \ln |T_i| + \text{tr}[I] = \ln |T_i| + u \quad (5)$$

tr 表示矩阵的迹, 6×6 单位矩阵的迹是常数。因此, 有常数项 $u(u=6)$, X_i 和 X_j 类之间的距离是每一类元素到另一类的中心特征矩阵的平均距离。如式 (6):

$$B_{ij} = \{(1/N_i) \sum_{N_i} d_2[(\langle A \rangle \in X_i), X_j] + (1/N_j) \sum_{N_j} d_2[(\langle A \rangle \in X_j), X_i]\} / 2 \quad (6)$$

根据距离因子的定义, 两类之间的平均距离简化为

$$B_{ij} = [S_i + S_j + \text{tr}(T_i^{-1} T_j + T_j^{-1} T_i)] / 2 \quad (7)$$

则他们的可分程度 $\text{Sp}(X_i, X_j)$ 定义为

$$\text{Sp}(X_i, X_j) = B_{ij} / (S_i + S_j) \quad (8)$$

用该定义式, 最低可分度的两类被合并成一类, 这样通过迭代计算, 类数将被缩减。

4 全极化 SAR 相干斑的矢量滤波处理^[6,7]

SAR 图像中存在着严重的相干斑噪声, 给 SAR 图像的描述和分类等带来干扰^[6]。为了更好地分析目标的极化散射机理, 提高对地物目标检测和分类的精度, 我们对全极化 SAR 图像相干斑进行滤波处理。为了保持图像极化信息不变, 同时尽可能不降低图像分辨率, 我们选用基于最小均方根误差准则的局部统计矢量滤波器^[7]。本文作者在文献 [8] 中给出了一种基于改进的边缘检测模型的最小均方根误差的局部统计矢量滤波器。

全极化 SAR 散射矢量的理想无噪声模型表示为 $x = [x_{hh} \ x_{hv} \ x_{vv}]^T$, 则基于乘性相干斑噪声表示为 $z = Vx$ 。下标 h 表示水平, v 表示垂直。

$$V = \begin{bmatrix} v_{hh} & 0 & 0 \\ 0 & v_{hv} & 0 \\ 0 & 0 & v_{vv} \end{bmatrix} \text{ 是均值为 } I, \text{ 方差为 } \sigma_v^2 \text{ 的乘性相干斑噪声。}$$

在基于最小均方根误差准则下, x 的估计值 $\hat{x}$ 为^[1]:

$$\hat{x} = \bar{x} + MP^{-1}(z - \bar{x}) \quad (9)$$

其中 $M = (P - \bar{z}^2 \sigma_v^2) / (1 + \sigma_v^2)$

$\bar{x}$ 是每一像素的先验平均值, $\bar{z}$ 是测量矢量的平均值, 因而得到 $\bar{z} = \bar{x}$ 。其中 $M = \text{Cov}(x)$, $P = \text{Cov}(z)$, Cov 表示协方差矩阵。对于各向同性的均匀介质, $\text{Cov}(x) / \text{Cov}(z) \approx 0$, 此时有 $\hat{x} = \bar{x}$, 即估计值就等于于局部统计的平均值。而在地物差别较大的区域, $\text{Cov}(x) \approx \text{Cov}(z)$,

此时有 $\hat{x} = x$ ，即滤波后的像素与原像素基本相等，滤波平滑效果非常微弱。由此可见，基于最小均方根误差准则的局部统计滤波方法是一种自适应的算法。本文通过如图 2 所示（以 9×9 窗口为例）的自适应的结构检测窗口来估计协方差矩阵和均值。图中给出 5 种典型的检测模板，可以类推出所有的 16 种检测模板。首先采用检测模板和图像的变化系数对窗口的结构进行检测^[8]。然后选择窗口中的有效数据进行协方差矩阵和均值的估计。这种方法提高了窗口中有效数据的选择准确性，改善了相干斑滤波效果。

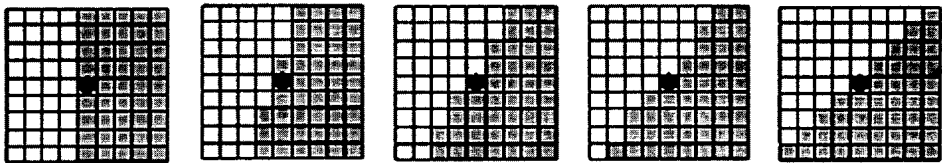


图 2 自适应窗口检测模板

5 双波段全极化 SAR 图像分类的实验及结果分析

5.1 实验方法

综上所述，双波段全极化 SAR 分类过程为：采用最小均方根误差准则对双频段极化 SAR 图像进行相干斑的矢量滤波；将滤波后的数据分别用 H/α 和 ML 分类；类之间的可分程度很小时，采用种类聚合技术对分类结果分别进行合并处理，结果分别为 n_1, n_2 类；同时考虑像素在每一幅图像中的分类结果，将像素分成 $m = n_1 \times n_2$ 类，再利用种类聚合将 m 类缩减到期望的种类。双频段图像分类算法流程如图 3 所示，步骤如下：

- (1) 对两幅图像分别进行相干斑矢量滤波；
- (2) 对两幅图像分别进行 H/α 分类以及 ML 法分类；
- (3) 根据情况将两幅图像的分类结果分别进行种类聚合成 n_1, n_2 类；
- (4) 用以下规则计算聚合后的种类号，初始化种类分布。将在第一幅图像中所有 X_{1i} 类，在第二幅图像中属于 X_{2j} 的像素在聚合后的种类中编号为 X_{i+n_1j} ，这样分类为 $m = n_1 \times n_2$ 类；
- (5) 对每类 X_i ，计算 6×6 特征相关矩阵 T_i ；
- (6) 根据式 (3) 对所有类计算 $d_2(\langle A \rangle, T_m)$ ，将像素归类到距离因子最小的那一类；
- (7) 采用种类聚合技术对分类结果进行种类合并；
- (8) 如果终止条件满足，则终止；否则，回到第 (5) 步。

终止条件可以选择以所有种类平均可分度达到最小作为终止判据，也可以选择当种类数达到了一个任意预先给定值，种类合并程序就停止，这样得到的分类结果就可以有效地处理了。

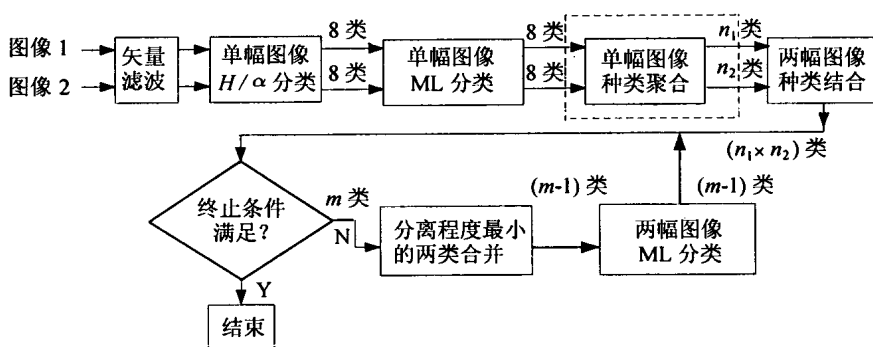


图 3 双频段图像分类算法流程图

将两幅图像的分类结果结合，像素被分成了 m 类起始类，大大提高了像素初始化种类和分类精度。种类合并程序改善了结合后种类的紧凑程度，提高了种类的有效性。当处理多波段全极化 SAR 的分类时，散射矩阵将增加到更高维数的空间。同时图像也将被分成更多的起始类。分类算法即可类推到多波段情况。

5.2 计算效率

应该看到，由于双波段全极化 SAR 分类方法首先对单波段 SAR 分类，将结果进行合并成 $n_1 \times n_2$ 类，然后又进行种类聚合，也就是说这种方法的计算量是十分大的。因此本文第 5.1 节第 (3) 步对该方法进行改进，大大改善了该算法的效率。如果不采用第 (3) 步，单波段 ML 分类结果结合后的种类数 $8 \times 8 = 64$ ，将种类聚合成 16 类则需要 48 次外循环迭代。如果仅采用第 (3) 步对一幅图像进行种类聚合成 7 类，则结合后的种类数是 $7 \times 8 = 56$ ，将种类聚合成 16 类则需要 40 次外循环迭代。如果两幅图像都聚合成 7 类，则结合后的种类数是 $7 \times 7 = 49$ ，将种类聚合成 16 类则需要 33 次外循环迭代。由此可见，单幅图像的种类聚合很大程度上改善了算法的效率。

5.3 结果分析

处理的原始数据是 NASA JPL 实验室的天山附近某地 SIR-C 的 L 波段和 C 波段全极化 SAR 图像数据。图 4 是原始数据 HH 极化图和滤波后 HH 极化图。我们看到滤波后图像 4(b) 和 4(d) 噪声少，边界清晰，并且从视觉上基本看不到边缘模糊现象。因而最小均方根误差的局部统计滤波方法改善了雷达图像数据的质量。从图 4 看该地区对 L 波段和 C 波段的散射特点不同，数据所含的地物散射信息亦不同。

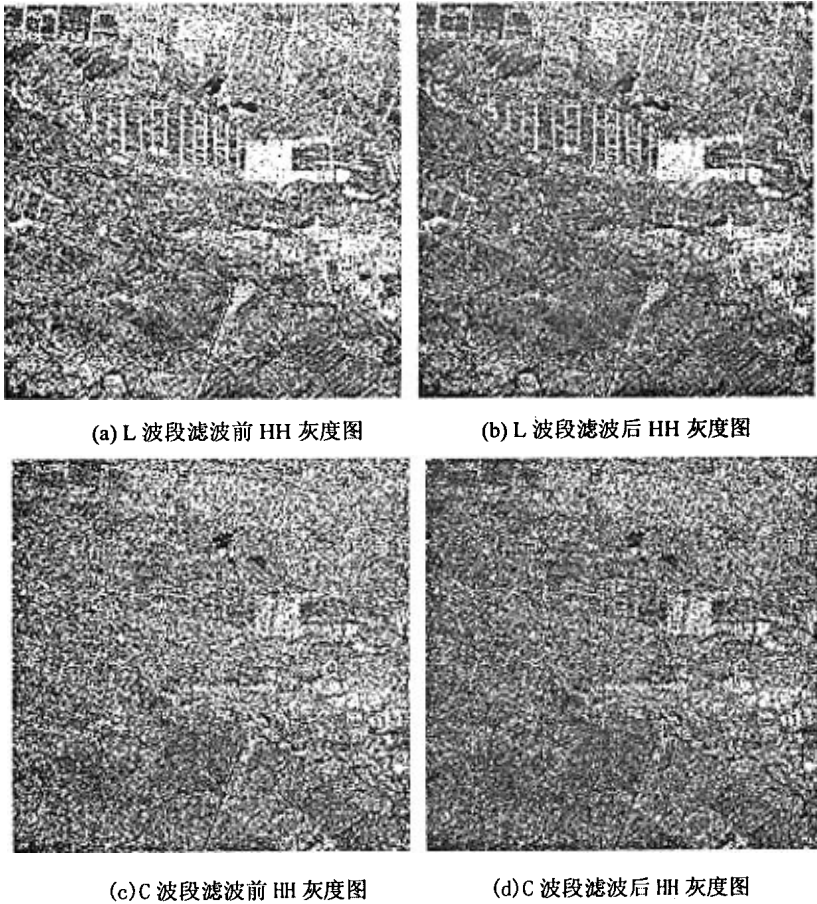


图 4 L, C 波段滤波前、后 HH 极化灰度图

图 5 给出了滤波前后的 H/α 平面图和分类结果的伪彩色图。这里仍采用图 2 所示的结构检测模板对窗口中的有效数据进行选择。图 5(a), 5(c) 是 L 波段滤波前后数据的 H/α 平面图, 可见滤波前后数据极化特性基本保持不变。滤波后地物在 H/α 平面的分布更集中, 边缘更清晰, 说明噪声的影响减少, 地物特征更加突出; 图 5(b), 5(d) 是滤波前后数据的 H/α 分类结果伪彩色图, 该地区有河流穿过, 河流附近到左下角潮湿和有植被地区被划分为低散射熵的多重散射类, 中上部分以中等散射熵的植被散射类为主。图 5(d) 矩形区与图 5(c) 比较, 明显看出滤波后数据的分类结果有了很大改善。

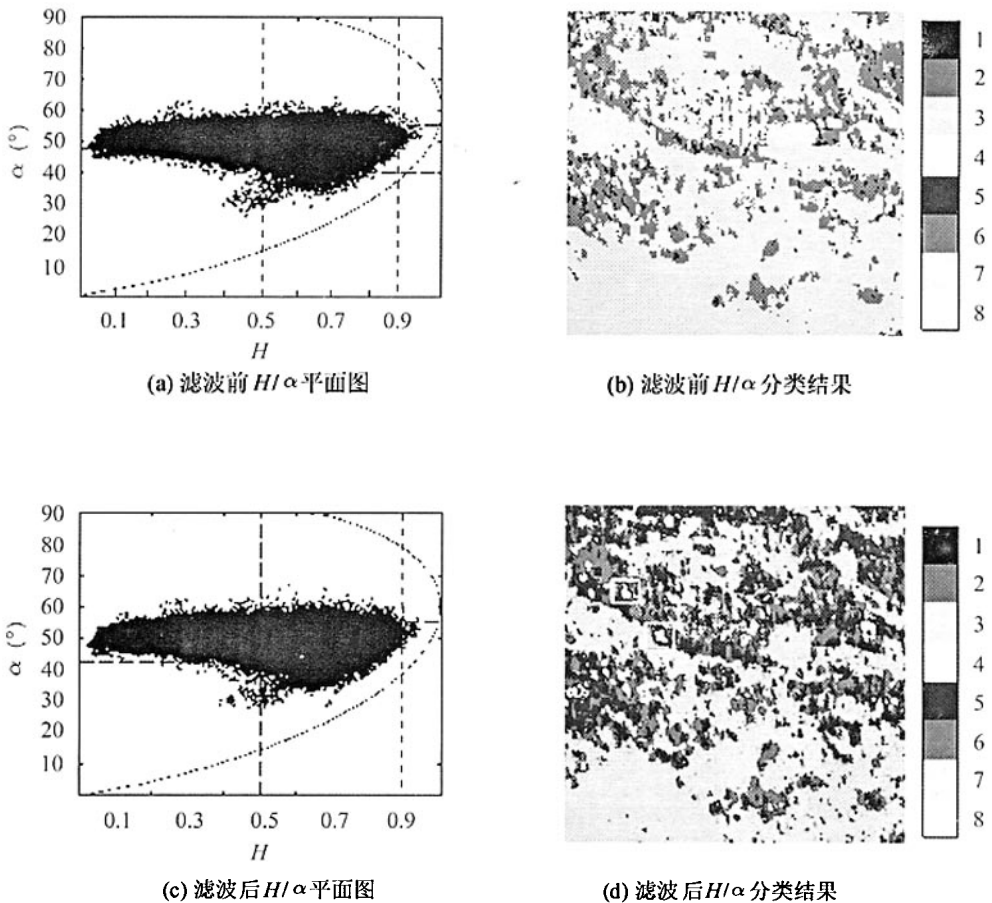


图 5 L 波段 H/α 平面图和分类结果伪彩色图

图 6(a), 6(b) 是 L 波段 ML 方法滤波前后的分类结果。与图 5 对比发现图像像素的归类精度大大提高了。图像条纹和边框都清晰可辨。滤波后的分类结果图 6(b) 圆形框内的地物在滤波前几乎都被分为第 5 类, 而滤波后在该区域被细化分成了 5, 6 两类。图 6(c), 6(d) 是同时应用该地区 L, C 波段极化数据进行分类并采用种类聚合技术的分类结果。用双频段复数据来重组的 6×6 相关矩阵, 包含了两幅图像的互相关项, 进一步提高了分类精度。最终分类数为 16, 它更精确地细化了该地区的地物种类。图 6(c) 是滤波前分类结果, 图 6(d) 是滤波后分类结果。在图 6(d) 中可以明显地鉴别出右下角的河流部分, 它与周围的潮湿区被划分成同一类。同时, 在种类渐减的聚合过程的中间结果中, 我们还发现滤波后数据的相邻两次迭代的分类结果比未滤波数据有更大的相似性。这也说明滤波后数据的噪声干扰明显降低。

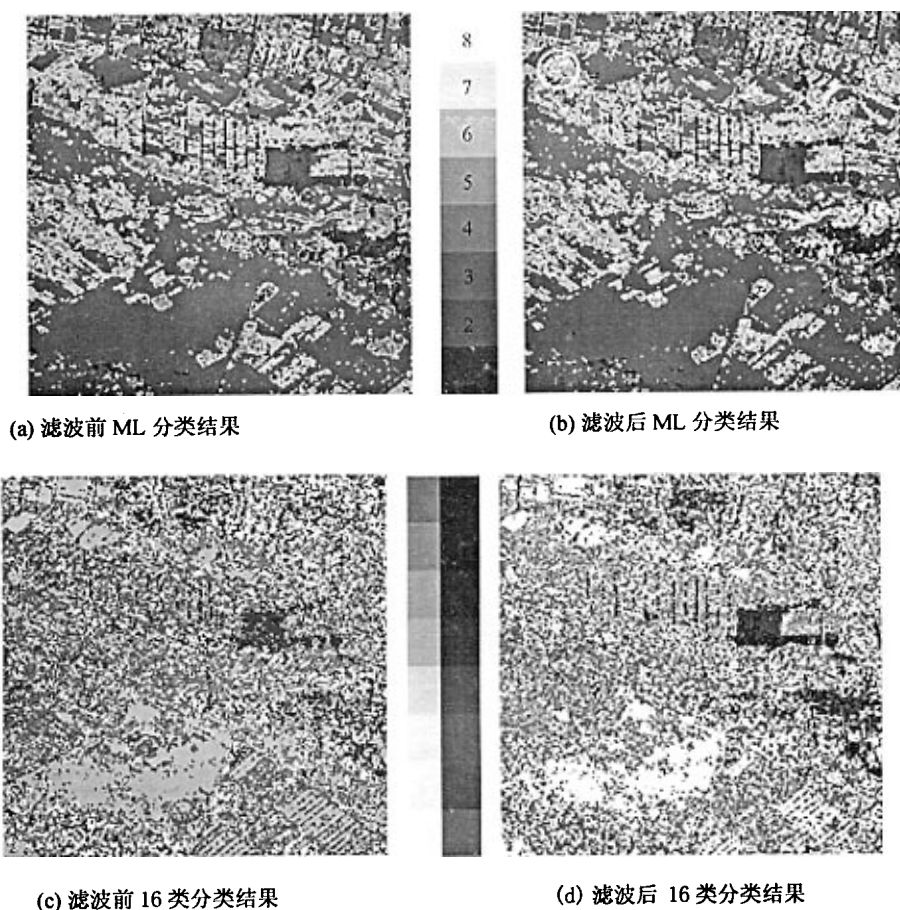


图 6 (a), (b) 是单波段, (c), (d) 是 L, C 双波段 ML 分类结果图

6 结论

ML 方法需要对图像像素类别有一定的先验知识。 H/α 分类标准是一种经验性的分类, 不能适应地表特性的复杂变化, 因而在 H/α 分类基础上采用 ML 判据对像素进行重新归类。使用多波段全极化 SAR 数据大大提高地物的散射信息量。本文采用 L, C 双波段全极化 SAR 数据对图像分类, 进一步提高对每一类特征的解释性。相干斑矢量滤波降低了相干斑对 SAR 图像分类准确度和精度的影响。结果表明采用 L, C 波段滤波后全极化数据具有相对最优的分类结果。对单波段图像 ML 进行种类聚合很大程度地降低计算量, 提高分类效率。

参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] Cloude S R, Pottier E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry. *IEEE Trans. on GRS*, 1996, 34(2): 498-518.
- [3] Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier. *IEEE Trans. on GRS*, 1999, 37(5): 2249-2258.
- [4] Lee J S, Grunes M R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution. *Int. J. Remote Sensing*, 1994, 15(11): 2299-2311.

- [5] Famil L F, Pottier E, Lee J S. Unsupervised classification of multifrequency and fully polarimetric SAR images based on the H/A/Alpha-Wishart classifier. *IEEE Trans. on GRS*, 2001, 39(11): 2332-2341.
- [6] Lee J S, Grunes M R, Grandi G D. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification. *IEEE Trans. on GRS*, 1999, 37(5): 2363-2373.
- [7] Lee J S, Grunes M R, Mango S A. Speckle reduction in multipolarization, multifrequency SAR imagery. *IEEE Trans. on GRS*, 1991, 29(4): 535-544.
- [8] 刘秀清, 杨震, 杨汝良. 全极化合成孔径雷达图像极化白化滤波参数估计方法的改进研究. *电子学报*, 2003, 31(12): 1795-1799.

刘秀清: 女, 1974 年生, 博士生, 主要研究方向合成孔径雷达极化信息处理与应用研究.

杨汝良: 男, 1943 年生, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为极化和极化干涉.

杨 震: 女, 1976 年生, 博士生, 现从事机载, 星载合成孔径成像雷达系统研究工作.