

一种基于差异度的极化 SAR 图像迭代分类方法

王文光 王 俊 毛士艺
(北京航空航天大学电子信息工程学院 北京 100083)

摘 要 该文提出了一种用极化 SAR 数据协方差矩阵的相关性和回波功率差异来定义的目标间的差异度,并在这一差异度的基础上提出了一种新的迭代分类方法。该迭代方法与基于 Wishart 距离的迭代分类方法相比,不需要矩阵的求逆运算和矩阵的对数运算,降低了迭代过程的计算量,也不再需要目标的先验信息,扩展了其适用范围。该方法应用于 NASA/JPL 的 SIR-C 系统在香港地区的实测极化 SAR 数据,得到了很好的分类效果。

关键词 极化 SAR, 差异度, 迭代分类

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)11-2007-04

Classification of Polarimetric SAR Images Based on Difference Degree

Wang Wen-guang Wang Jun Mao Shi-yi
(School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract A concept of difference degree which is based on the coherence of the covariance matrices and the power difference is given in this paper. An iterative method of classification is proposed based on difference degree. This new method not only reduces the compute, but also needs not apriority information of the targets compared with Wishart classifier. This new classifier is applied to the polarimetric SAR image of Hong Kong from the NSAS/JPL SIR-C data and gets an excellent classification result.

Key words Polarimetric SAR, Difference degree, Iterative classification

1 前言

目标的自动分类一直是 SAR 图像应用研究的一个重要内容,它通过研究目标散射回波来提取目标特征,分析目标特性,对不同类目标进行自动区分。多极化 SAR 图像比单极化图像包含了更加丰富的目标信息,在军事侦察、资源规划、环境检测,植被类别识别、海洋目标检测等诸多方面都具有很大的应用潜力。随着极化 SAR 理论和系统的发展,涌现出了很多针对极化 SAR 图像分类的理论和方法。这些方法包括基于目标统计规律或者散射特性的非监督分类和基于先验知识的监督分类。监督分类可以达到很高的分类精度,但它们需要选择足够多并且具有一定的代表性的样本,对于遥感图像来说,由于各种地物杂波谱辐射的复杂性以及干扰因素的多样性,在大范围内应用监督分类时,仅在某一特定时间和空间内选取样本是不够的,这大大增加了监督分类方法实现的工作量。相比之下,非监督分类方法快速简单,具有一定的分类精度,在极化 SAR 图像的分类中得到了广泛的应用^[1]。如基于相干矩阵特征分解的极化熵分类方法^[2],基于协方差矩阵(或相干矩阵)Wishart 分布的 ML 方法^[3,4],基于散射机理的目标分解法^[5]以及建立在这些方法基础上的迭代分类方法等。由于迭代分类具有更高的分类精度,各国学者对迭代分类也倍加关注。其中基于 Wishart 距

离的迭代分类在近几年得到了广泛的应用^[1,3,6,7]。但这种方法存在着一些内在的不足,如:(1) Wishart 分类器是基于目标的散射协方差矩阵服从 Wishart 分布这一假设,由于自然场景的复杂性,使得特征量的统计分布往往与分类器的统计先验假设不相吻合,这种情况下,统计分类器的最优性能将得不到体现。(2) 频繁使用了矩阵求逆运算和对数运算,有很大的运算量。

在本文中,我们提出了两个目标的差异度的概念,与 Wishart 距离不同,目标差异度不是基于散射协方差矩阵 Wishart 分布的 ML 估计,而是基于目标散射协方差矩阵之间的相关程度和回波功率差异。在目标差异度的基础上,我们提出了一种新的迭代分类方法。相对于 Wishart 距离迭代方法,该方法不需要目标的散射协方差矩阵服从 Wishart 分布这一先验信息,具有更广泛的适应性。另外,该方法的迭代修正过程包含两次矩阵范数运算和一次矩阵内积运算,不再需要矩阵求逆和对数运算,降低了运算量。

2 两个目标之间的差异度

在后向散射坐标系中,目标的散射矩阵为

$$S = \begin{bmatrix} s_{hh} & s_{hv} \\ s_{vh} & s_{vv} \end{bmatrix} \quad (1)$$

在多极化 SAR 数据分析中,为了表述方便,可以将散射矩阵表示为散射矢量的形式,在满足互易定理的情况下,有 $s_{hv} = s_{vh}$,这时,散射矢量可以表示为

$$\mathbf{k} = [s_{hh} \quad s_{hv} \quad s_{vv}]^T \quad (2)$$

则目标的协方差矩阵:

$$\mathbf{C} = \mathbf{k} * \mathbf{k}^H \quad (3)$$

在多视情况下(设视数为 n), 有

$$\langle \mathbf{C} \rangle = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{k}_i * \mathbf{k}_i^H \quad (4)$$

并且散射协方差矩阵 $\langle \mathbf{C} \rangle$ 服从自由度为 n 的 Wishart 分布 $W_C(n, \langle \mathbf{C} \rangle)$ [3,4,6]。

定义 \mathbf{V}_m 为第 m 类(记为 ω_m)的平均散射协方差矩阵, 可以用 ω_m 的样本来估计该类的平均散射协方差矩阵:

$$\mathbf{V}_m = E[\langle \mathbf{C} \rangle | \langle \mathbf{C} \rangle \in \omega_m] \quad (5)$$

这样就可以得到任意目标 $\langle \mathbf{C} \rangle$ 到 ω_m 的 Wishart 距离因子为 [4]

$$d_w(\langle \mathbf{C} \rangle, \omega_m) = \ln |\mathbf{V}_m| + \text{Tr}(\mathbf{V}_m^{-1} \langle \mathbf{C} \rangle) \quad (6)$$

Lee 等人在使用中, 将其扩展到计算两个类之间的距离 [3,7]

$$d_{ij} = \frac{1}{2} \{ \ln |\mathbf{V}_i| + \ln |\mathbf{V}_j| + \text{Tr}(\mathbf{V}_i^{-1} \mathbf{V}_j + \mathbf{V}_j^{-1} \mathbf{V}_i) \} \quad (7)$$

由式(6), 式(7)可以看出, Wishart 距离的计算, 需要频繁使用矩阵求逆和对数运算, 具有较大的运算量。在这里, 我们借鉴 Wishart 分类器中使用平均协方差矩阵来代表一个类的方法, 提出了一种利用两个目标(可以为像素点或者类)之间的差异度来衡量目标间的差别程度的新方法。

设两个目标的协方差矩阵分别为 $\langle \mathbf{C}_i \rangle$ 和 $\langle \mathbf{C}_j \rangle$, 其总功率分别为 P_i 和 P_j , 定义差异度为

$$d_{ij} = \left(1 - \frac{\langle \mathbf{C}_i \rangle \cdot \langle \mathbf{C}_j \rangle}{\|\langle \mathbf{C}_i \rangle\|_F \cdot \|\langle \mathbf{C}_j \rangle\|_F} \right) + \left(1 - \frac{2}{(P_i/P_j + P_j/P_i)} \right) \quad (8)$$

其中的 $(\mathbf{A} \cdot \mathbf{B})$ 为计算矩阵 \mathbf{A} , \mathbf{B} 的内积, $\|\mathbf{A}\|_F$ 为计算矩阵 \mathbf{A} 的 F 范数。总功率按式(9)计算:

$$P = P_{hh} + 2P_{hv} + P_{vv} \quad (9)$$

式(8)可以分为两个部分, 前半部分表示了两个协方差矩阵的相关性, 后半部分反映了两个目标的回波功率差异, 当满足 $\langle \mathbf{C}_i \rangle = \langle \mathbf{C}_j \rangle$ 时, 由式(8)可以得到 $d_{ij} = 0$ 。并且式(8)还满足 $d_{ij} \geq d_{ii}$, $d_{ij} = d_{ji}$ 。

这样就得到了基于目标差异度的分类判决准则如下:

设待判目标为 $\langle \mathbf{c} \rangle$, 如果对所有的类 $j \neq m$, 都有 $d_{j, \langle \mathbf{c} \rangle} \leq d_{m, \langle \mathbf{c} \rangle}$, 则目标 $\langle \mathbf{c} \rangle$ 属于类 ω_j 。

比较式(6), 式(7)和式(8)可以看出, 式(8)中不再包含矩阵求逆运算和对数运算, 并且, 差异度的计算不需要目标的协方差矩阵服从 Wishart 分布这一先验信息。

3 基于差异度的迭代分类方法

在式(8)定义的差异度的基础上, 我们提出一种新的迭代分类方法。该迭代算法首先采用 Cloude 的特征分解方法 [2] 进行预分类, 然后进行基于目标差异度的迭代修正。

在预分类过程中, 将所有像素点分到 H/α 平面所划分出的 8 个区中, 代表 8 个不同的初始类, 并分别计算类中心:

$$\langle \mathbf{V}_i \rangle = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \langle \mathbf{C}_{ij} \rangle, \quad i=1, 2, \dots, 8 \quad (10)$$

其中 N_i 为分到第 i 类的像素数, $\langle \mathbf{C}_{ij} \rangle$ 为第 i 类的第 j 个像素的协方差矩阵。

在迭代修正过程中, 逐一计算各个像素点与 8 个类中心的差异度, 并按照基于目标差异度的分类判决准则, 将像素点划分到差异度最小的类中, 全部像素分类结束后, 重新计算各类的平均协方差矩阵, 作为下次迭代的类中心, 直到满足迭代中止条件时退出迭代过程, 迭代算法的流程如图 1 所示。迭代中止条件的确定可以根据像素点在不同类间的转移数目, 当像素的转移数目小于某一个阈值时, 就认为分类结果已经稳定, 在工程应用中, 也可以以迭代次数作为中止条件, 以控制计算量, 一般情况下, 迭代 3~5 次就可以得到比较稳定的分类结果。迭代分类的实现步骤如下:

- (1) 初始类划分 (a) 对试验数据进行预处理, 如降斑等; (b) 计算每一像素的相干矩阵, 并进行特征分解; (c) 采用 H/α 平面对像素进行分类; (d) 计算初始类的平均散射协方差矩阵。
- (2) 迭代修正 (a) 使用新得到的类中心对全部像素进行基于差异度的分类; (b) 根据分类结果重新计算类中心。
- (3) 着色处理 使用不同的颜色区分不同的类。

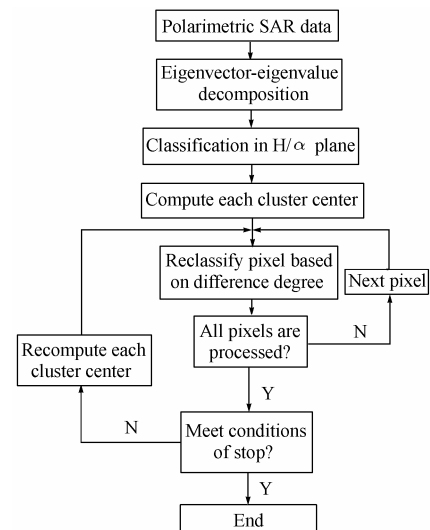


图 1 基于差异度的迭代分类流程图

Fig. 1 Flow chart of iterative classification based on difference degree

4 实际数据的分类结果

我们以 NASA/JPL 的 SIR-C 雷达在 1994 年得到的香港某地区的极化数据作为试验数据, 来检验这种新的迭代分类方法的分类效果。数据经过 5 视处理, 各极化通道的强度图像如图 2 所示, 数据的总功率图如图 3 所示。使用特征分解的方法将试验数据的像素分到 H/α 平面的 8 个区中, 试验

数据在 H/α 平面的分布如图 4 所示,初始类划分如图 5 所示。

由图 4 可以看出,数据主要分布在 H/α 平面的第 1, 4, 5 区,在散射机理上主要表现为表面散射和中等散射熵的偶极子散射,图 5 的分类结果也表明了这一点。

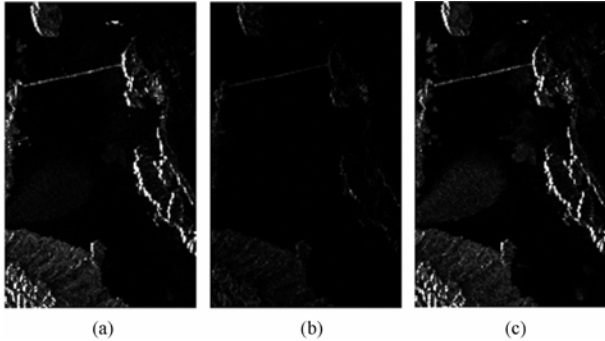


图 2 试验数据的强度图像
 (a) HH 通道 (b) HV 通道 (c) VV 通道
 Fig.2 Original intensity images
 (a)HH channel (b) HV channel (c) VV channel

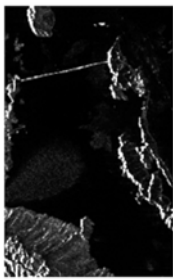


图 3 总功率图像
 Fig.3 Total power image

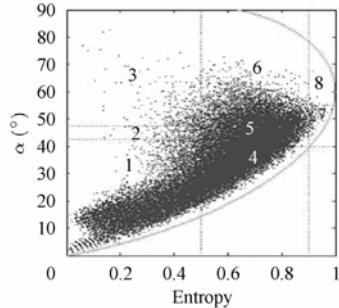


图 4 试验数据在 H/α 平面上的分布
 Fig.4 Distribution of Hong Kong data in H/α plane

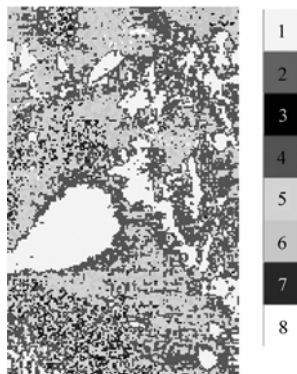


图 5 初始分类结果
 Fig.5 Initial classification based on eigen decomposition

我们采用迭代过程中类别发生变化的像素在全部像素中所占的比例 r 来表征分类器的收敛性,如式(11):

$$r = nc/nt \tag{11}$$

其中 nc 为类别变化的像素数, nt 为总像素数。分别使用差异度方法和 Wishart 方法对试验数据进行迭代分类,第 4 次迭代时差异度方法和 Wishart 方法的 r 值分别为 4.68% 和 7.21%,因此,经过 4 次迭代后,两种方法均能得到比较稳

定的类别划分,4 次迭代后的分类结果分别如图 6 (a), 6(b) 所示。

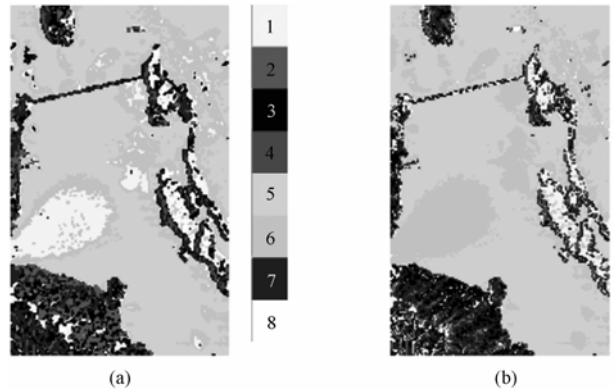


图 6 两种迭代分类方法的分类结果
 (a) 基于差异度的分类结果 (b) 基于 Wishart 距离的分类结果
 Fig.6 Classification results by two iterative methods
 (a) Based on difference degree (b) Based on Wishart distribution

比较图 5,图 6 可以看出,经过迭代分类以后,可以更清楚地分出水面、山体以及由于泥沙淤积所形成的湖底的平坦区域这 3 个主要的类。并且,相对于初始类划分,迭代分类的结果更精细,同类像素之间更加连贯,不同类之间的界线更加明显。这是因为特征分解分类方法是直接以直线对 H/α 平面进行划分,这种划分是非常粗糙的,并且各个区域的边界是主观确定的,这些都会使得分类结果产生偏差,经过迭代修正后,可以有效弥补基于特征分解的初始类划分的这些不足,改善分类效果。

迭代分类的结果与原数据的总功率图像(如图 3 所示)相比较,迭代分类后,对不同类目标的分布情况有了更清楚的表现。尤其是湖底的平坦区域,由于回波能量较弱,从总功率图上很难全面了解其分布,但在迭代分类图上得到了很好的表现(图 6(a)中的第 1, 6 两类和图 6(b)中的第 6 类)。

图 6 中两种迭代分类方法的结果也存在一些差别,这是因为两种方法的分类准则不同,基于差异度的分类直接基于目标协方差矩阵的相关程度和回波功率差异,没有使用其他的先验信息,而 Wishart 距离分类利用了目标的协方差矩阵符合 Wishart 分布这一先验信息。图 6(a), 6(b)两图最明显的区别在于对湖底平坦区域的分类,图 6(a)将平坦区域分为了两个类(图中的第 1 类和第 6 类),在图 6(b)中将这些区域划分为了一个类(第 6 类)。这是因为这些区域的平坦程度不同,基于目标差异度的迭代分类分别出了这种差别,而 Wishart 迭代分类时容忍了这种差别。

对于迭代分类算法的运算量,由于每次迭代所需要的运算量相同,我们以一次迭代运算所花费的时间来衡量,在试验过程中取总类数为 8 类,处理图像的点数为 100×100 点,实测的结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出,基于目标差异度的分类方法相对于 Wishart 分类方法在计算量上大约降低了 33.2%。

表 1 两种迭代方法的运算时间比较(单位: 秒)

Tab.1 Comparison of computing time between two classification methods (in s)

方法	类数	图像点数	运行时间 1	运行时间 2	运行时间 3	运行时间 4	平均时间
Wishart 方法	8 类	100×100	9.8470	9.7850	9.8460	9.8320	9.8275
差异度方法	8 类	100×100	6.5850	6.5470	6.5780	6.5470	6.5643

5 结束语

本文借鉴了 Wishart 分类器对类的表示方法, 并在此基础上构造了目标间的差异度, 进一步提出了一种新的极化 SAR 图像迭代分类方法。该方法使用 H/α 分类确定迭代初始条件, 使用目标间的差异度进行迭代修正, 与单独使用 H/α 方法进行分类相比, 提高了分类精度; 与 Wishart 迭代分类相比, 降低了迭代过程的运算量, 不再需要目标的先验信息, 具有更好的鲁棒性。试验也表明, 这种非监督的分类方法具有很好的分类效果, 并且在实现上非常直观、简便, 是一种有效的极化 SAR 图像分类方法。

参考文献

- [1] 刘秀清. 全极化合孔径雷达极化信息处理[D]. [博士论文], 北京: 中国科学院电子学研究所, 2004.
- [2] Cloude S R, Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1): 68-78.
- [3] Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, et al.. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2249-2258.
- [4] Lee J S, Grunes M R. Classification of multi-look polarimetric SAR data based on complex Wishart distribution[C]. National Telesystems Conference, NTC-92. Washington: 1992: 7-21-7-24.
- [5] Freeman A, Durden S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 963-973.
- [6] Pottier E, Lee J S. Unsupervised classification scheme of polarimetric SAR images based on the complex Wishart distribution and the $H/A/\alpha$ polarimetric decomposition theorem[C]. EUSAR2000. Munich: 2000: 265-268.
- [7] Lee J S, Grunes M R, Pottier E, Ferro-Famil L. Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(4): 722-731.

王文光: 男, 1975 年生, 博士生, 从事极化 SAR 信息处理等方面的研究。

王 俊: 男, 1972 年生, 副教授, 主要从事雷达信号处理、DSP 系统设计与实现等方面的研究。

毛士艺: 男, 1935 年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会会士, 主要从事高分辨率雷达成像、信号建模与谱分析、信号检测与分类、多目标跟踪和数据融合等方面的研究。