

一种基于 Freeman 分解与散射熵的极化 SAR 图像迭代分类方法

赵力文 周晓光 蒋咏梅 匡纲要

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 长沙 410073)

摘要: 该文提出了一种基于 Freeman 分解与散射熵的极化 SAR 图像迭代分类新方法。该方法首先通过 Freeman 分解提取 3 种散射机理成分的功率, 同时通过 H/α 分解提取地物的散射熵; 再利用这 4 个表征地物特性的参数将极化 SAR 图像中的地物划分为 9 个初始类, 最后使用 Wishart 分类器对初始类进行迭代分类得到最终的结果。该方法合理利用了地物的极化散射信息, 能够取得较好的分类效果, 同时运算量也比较小。实测极化 SAR 数据的实验结果验证了该方法的有效性。

关键词: 极化 SAR; 图像分类; Freeman 分解; H/α 分解; Wishart 迭代

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)11-2698-04

Iterative Classification of Polarimetric SAR Image Based on Freeman Decomposition and Scattering Entropy

Zhao Li-wen Zhou Xiao-guang Jiang Yong-mei Kuang Gang-yao

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

Abstract: In this paper, a new iterative classification of polarimetric SAR image based on Freeman decomposition and scattering entropy is proposed. This technique extracts the powers of three scattering mechanism components through Freeman decomposition and scattering entropy through H/α decomposition first; Then using the four parameters which can characterize terrain divides the terrains of polarimetric SAR image into nine initial classes, and the final result is obtained by iterative classification with Wishart classifier. This method utilizes polarimetric scattering information of terrain with reason, can acquire good effect of classification and requires a little operation. The effectiveness of this method is demonstrated with the experimental results of polarimetric SAR datas measured practically.

Key words: Polarimetric SAR; Image classification; Freeman decomposition; H/α decomposition; Wishart iterative

1 引言

极化 SAR 图像分类作为极化 SAR 图像处理的重要部分, 在军事情报侦察、国土资源勘测、城市发展规划、生态环境考察等领域有着极为广泛的应用前景, 因此自 20 世纪 90 年代以来一直是国际上众多学者关注的研究热点。随着相关研究的不断深入, 越来越多的学者认识到: 提取各种能够表征地物特性的极化散射信息用于分类将有效地提高极化 SAR 图像的分类效果。1997 年, Cloude 等人首先提出了基于 H/α 分解的分类方法^[1], 通过利用分解得到的地物散射熵 H 和表征地物散射机理的角度 α , 实现了无监督的极化 SAR 图像分类。1999 年, Lee 等人在 H/α 分类方法的基础上引入 Wishart 分类器^[2], 通过对 H/α 分类方法的结果进行 Wishart 迭代提高了分类的精度。2004 年, Lee 等人又提出了一种保持极化散射特性的分类方法^[3], 该方法利用

Freeman 分解得到的 3 种极化散射机理成分的功率, 通过基于 Wishart 分布的类合并与迭代修正, 达到了更好的分类效果。而近年来, 基于散射信息进行极化分类的文献^[4,5]基本上是在这 3 种方法的基础上进行实验比较或简单修补。与以往的分类方法相比, 上述 3 种基于极化散射信息的分类方法不需要使用任何人工先验知识即可实现较好的分类效果。然而, 这几种方法还存在一些不足: (1) 由于对 H/α 平面的边界采取人工线性划分, 文献^[1]方法丧失了地物细节信息, 导致分类精度不高^[3]; (2) 文献^[2]方法通过对 H/α 分类结果进行 Wishart 迭代提高了地物的分类精度, 但在迭代过程中未对像素的重新分配做任何限制, 无法保持地物原本的散射特性, 造成误分类情况发生^[3]; (3) 由于引入 Freeman 分解获取的极化散射信息, 文献^[3]方法得到了很好的分类效果, 但其初始分类过程需要进行大量的类划分与类合并, 运算量问题严重影响了该方法的时效性。

为了弥补上述几种方法的不足, 本文提出了一种基于

Freeman 分解与散射熵的极化 SAR 图像迭代分类新方法。该方法首先通过 Freeman 分解提取 3 种散射机理成分的功率,同时通过 H/α 分解提取地物的散射熵;再利用这 4 个表征地物特性的参数将极化 SAR 图像中的地物划分为 9 个初始类,最后使用 Wishart 分类器对初始类进行迭代分类得到最终的结果。本文方法合理利用了地物的极化散射信息,能够得到较好的分类效果,同时运算量也比较小。实测极化 SAR 数据的实验结果验证了本文方法的有效性。

2 Freeman 分解

1998 年, Freeman 等人提出了一种基于三元散射模型的目标分解方法^[6]。在满足反射对称性这一假设前提下(即同极化与交叉极化回波是不相关的), Freeman 分别对 3 种重要的散射机理:体散射(V),表面散射(S),偶次散射(D)进行物理建模。对于体散射机理,其模型近似符合雷达回波来自短圆柱体组成的随机取向散射体云的情况;表面散射机理可采用经典的一阶 Bragg 散射模型;而偶次散射机理的模型可通过来自二面角反射器的散射来构建,其中反射器表面由两种不同电介质材料构成,例如森林中地表与树干的相互作用。

在这 3 种散射机理模型的基础上, Freeman 认为地物的协方差矩阵可由 3 种散射机理成分协方差矩阵的加权和来表示:

$$\langle [C] \rangle_{\text{sum}} = f_V [C_V] + f_S [C_S] + f_D [C_D]$$

其中 f_V, f_S, f_D 分别为 3 种散射机理成分的权重。进一步假定体散射、表面散射和偶次散射 3 种机理成分是不相关的,则地物协方差矩阵的二阶统计量是上述 3 种机理成分协方差矩阵二阶统计量的总和,由此可得到包含 5 个未知量的 4 个方程^[6]。根据文献[7]可进一步求解出这 5 个未知量,从而得到地物相应散射机理成分的功率。由此可见,使用 Freeman 分解可得到地物 3 种散射机理成分的功率,比较这 3 个功率的大小能够进一步确定地物中最主要的散射机理。

3 基于 Freeman 分解与散射熵的迭代分类方法

文献[2,3]所采用的基于极化散射信息的迭代分类是一种简单而有效的极化 SAR 图像非监督分类思路,能够获得较高的分类精度。然而,文献[2]方法在迭代过程中未对像素的重新分配做任何限制,无法保持地物原本的散射特性,会造成误分类情况发生;为了改善分类精度,文献[3]方法的初始分类过程需要进行大量的类划分与类合并,运算量问题严重影响了该方法的时效性。

针对上述情况,本文提出一种新的极化 SAR 图像迭代分类方法。该方法首先利用 Freeman 分解和 H/α 分解得到的 4 个表征地物特性的参数进行预分类,然后使用 Wishart 分类器对初始类进行迭代分类得到最终的结果。其具体步骤如下:

(1)预分类阶段 首先,通过 Freeman 分解得到待分类

像素中包含的 3 种散射机理成分的功率,根据功率大小判定出该像素的主散射机理,具有相同主散射机理的像素用同一标签标记,如主散射机理为体散射的像素均用 V 标记;再利用 H/α 分解计算出地物对应的散射熵 H ,则所有像素可按照表 1 所列规则分为 9 个初始类,其中散射熵边界的选取与 H/α 分类方法相同,将熵 H 的取值范围([0,1])以典型值 0.5 和 0.9 为界划分为低熵区、中熵区及高熵区。

(2)颜色选取阶段 恰当地选取各类的颜色对于分类结果的视觉评估是非常重要的。为了更形象地表现各类地物,规定主散射机理属于体散射的类使用绿色,属于表面散射的类使用蓝色,属于偶次散射的类使用红色,并按照各类中像素熵值所处的区域来确定颜色的深浅。各类选定的颜色不受随后迭代过程影响。

(3)迭代修正阶段 计算 9 个初始类的平均相干矩阵作为类心,按照每个像素点的相干矩阵到各类心的 Wishart 度量距离进行重新分类。该过程要遵循一个原则:各像素只能被指定到具有相同主散射机理的类中,也就是即使 Wishart 距离最短,属于体散射的像素也不会指定到表面散射类中,这样能够保持各像素原本的散射特性。所有像素重新分类结束后,再次计算各类的平均相干矩阵以确定下一次迭代的类心,直到满足迭代中止条件时退出迭代过程,此时分类结果能够达到较好的收敛稳定性。可选的迭代终止规则包括:(a)预先指定的迭代次数;(b)类内距离总和最小;(c)变换类别的像素个数小于某预定值^[2]。一般情况下,迭代 2~4 次即可得到比较稳定的分类结果,因此本文中所有方法均选第 1 种迭代终止规则,迭代次数选为 4。

表 1 初始分类规则

	体散射 V	表面散射 S	偶次散射 D
$0 \leq H < 0.5$	低熵体散射 (Class1)	低熵表面散 射(Class4)	低熵偶次散 射(Class7)
$0.5 \leq H < 0.9$	中熵体散射 (Class2)	中熵表面散 射(Class5)	中熵偶次散 射(Class8)
$0.9 \leq H \leq 1$	高熵体散射 (Class3)	高熵表面散 射(Class6)	高熵偶次散 射(Class9)

4 实验结果及分析

实验所用数据是 NASA/JPL 实验室 AIRSAR 系统获取的 L 波段旧金山湾极化数据,该数据经过四视处理,分辨率为 10m,数据大小为 900×700 像素。该区域主要包含山脉、海洋、植被和城区。图 1 为原始数据的 RGB 图像,其中 $|HV|$ 通道, $|HH+VV|$ 通道, $|HH-VV|$ 通道分别使用绿色、蓝色和红色。

对原始数据进行 Freeman 分解得到功率 P_V, P_S, P_D 。图 2 给出了这 3 个功率的 RGB 图像,其中 P_V, P_S 和 P_D 分

别使用绿色、蓝色和红色。比较图 1 和图 2 可清楚地看到，两幅图像具有基本相当的地物表现力，无论是大型地物，如山脉、海洋、植被和城区，还是小型地物，如金门大桥(图像上方海洋中的纵向线段)、高尔夫球场(图像中部城区上方的三角形)和马球场(图像中部植被内的椭圆形)，均可以清晰地体现出来，这说明 Freeman 分解得到的极化散射信息能够较好地表征地物的散射特性，也意味着在地物分类中运用这些信息将具有提高分类效果的潜力。

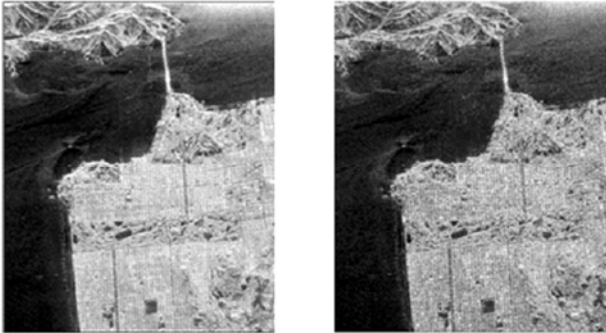


图 1 原始数据的 RGB 图像 图 2 Freeman 分解结果的 RGB 图

图 3 给出了利用本文提出的方法进行初始分类得到的结果，第 1 类至第 9 类的颜色由图右侧垂直彩条的颜色顺序确定。图 4 则给出了经过 4 次 Wishart 迭代后的最终分类结果。比较图 3 与图 4 可以发现，在迭代修正的帮助下，原本模糊不清的山脉、植被和城区变得清晰可辨，一些地物细节信息体现地更加精细，如右上方海洋的不同层次、左上方山脉的峰谷等，同时高尔夫球场、马球场等小型地物也均可辨识出来，使得最终分类达到了较好的效果。

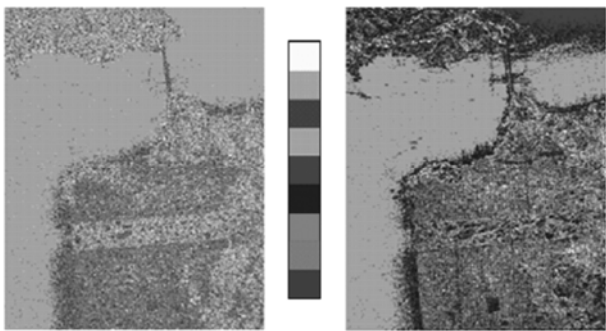


图 3 初始分类结果 图 4 四次 Wishart 迭代后的结果

为了说明本文方法具有的优势，与文献[2]和文献[3]方法的分类效果进行比较。图 5 和图 6 分别给出了这两种方法的分类结果，为了方便比较，各类颜色的选取与本文方法相近，分别由两幅图右侧垂直彩条的颜色顺序确定。表 2 列出了这两种方法所分各类的物理特性描述。

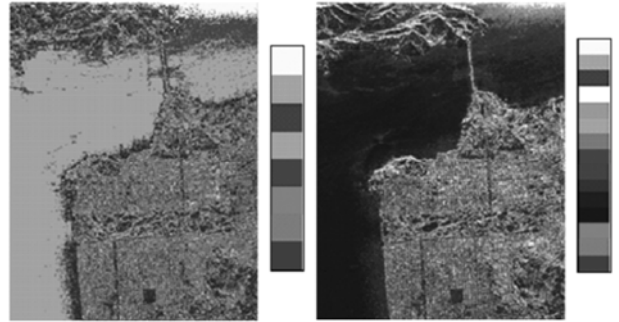


图 5 文献[2]提出方法的分类结果 图 6 文献[3]提出方法的分类结果

表 2 两种比较方法所分各类的物理特性描述

方法	各类的物理特性描述		
文献[2]方法	低熵体散射 (Class1)	中熵体散射 (Class2)	高熵体散射 (Class3)
	低熵表面散射 (Class4)	中熵表面散射 (Class5)	
	低熵多次散射 (Class6)	中熵多次散射 (Class7)	高熵多次散射 (Class8)
文献[3]方法	体散射 (Class1-Class3)	表面散射 (Class4-Class12)	偶次散射 (Class13-Class15)

比较图 4 与图 5、图 6 可以发现，在分类效果上本文方法稍逊于文献[3]方法，但优于文献[2]方法，具体表现为：对于原始数据中的大块植被和城区，本文方法与文献[3]方法均能较好地体现出其中地物的细节信息，例如城区的细微结构、植被的起伏等都刻画地较为精细，高尔夫球场也可分辨出来，而文献[2]方法中，城区与植被内充斥着较多杂点，使得细节信息表现地相对粗糙，而高尔夫球场也无法辨识；对于山脉和海洋，文献[3]方法表现强于其它两种方法，这是由于该方法通过大量的类划分与类合并将属于表面散射机理的地物分为 9 类^[3]，因此山脉和海洋的轮廓更为精细。同时注意到文献[2]方法存在误分类情况，表现为将右上方少部分海洋归属到低熵体散射类(淡绿色)，将右侧少量具有规则形状的植被归属到低熵多次散射类(鲜红色)，这些划分与实际地物的散射机理是不相称的。上述结果进一步说明了 Freeman 分解得到的极化散射信息表征地物散射特性的能力。

此外，在运算时间方面，相同的硬件设备(Pentium4 CPU 2.4GHz, 1GB 内存)和软件平台(Windows XP, Matlab7)下，本文方法对实验数据进行分类需耗时 10min，文献[2]方法需耗时 13min，文献[3]方法由于大量的类划分与类合并运算需耗费 207min。由此可见，本文方法在取得较好分类效果的同时运行时间最短，而文献[3]方法精度的提高则是以牺牲时效性为代价。

5 结束语

基于极化散射信息的迭代分类是一种简单而有效的极化 SAR 图像非监督分类思路,能够获得较高的分类精度。在此基础上,本文提出了一种新的极化 SAR 图像迭代分类方法。该方法首先利用 Freeman 分解和 H/α 分解得到的 4 个参数进行预分类,然后使用 Wishart 分类器对初始类进行迭代分类得到最终的结果。本文方法合理利用了从两种目标分解方法中提取的地物极化散射信息,能够取得较好的分类效果,同时运算量也比较小。实测极化 SAR 数据的实验结果验证了本文方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Cloude S R and Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR [J]. *IEEE Trans. on GRS*, 1997, 35(1): 68-78.
- [2] Lee J S, Grunes M R, and Ainsworth T L. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier [J]. *IEEE Trans. on GRS*, 1999, 37(5): 2249-2258.
- [3] Lee J S, Grunes M R, and Pottier E. Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics [J]. *IEEE Trans. on GRS*, 2004, 42(4): 722-731.
- [4] Putignano C, Schiavon G, and Solimini D. Unsupervised classification of a central Italy landscape by polarimetric L-band SAR data [C]. *IEEE IGARSS Proceedings*, 2005: 1291-1294.
- [5] Lumsdon P, Cloude S R, and Wright G. Polarimetric classification of land cover for Glen Affric radar project [J]. *IEE Proceedings. on Radar Sonar Navigation*, 2005, 152(6): 404-412.
- [6] Freeman A and Durden S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data [J]. *IEEE Trans. on GRS*, 1998, 36(3): 963-973.
- [7] Van Zyl J J. Unsupervised classification of scattering behavior using radar polarimetry data [J]. *IEEE Trans. on GRS*, 1989, 27(1): 36-45.

赵力文: 男, 1983 年生, 硕士生, 研究方向为极化 SAR 图像分类.

周晓光: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为极化 SAR 图像理解.

蒋咏梅: 女, 1970 年生, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为信号与信息处理.

匡纲要: 男, 1966 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为遥感信息处理.