

4 分量模型和散射参数的全极化雷达图像分类

邵永社^{1,2}, 韩 阳¹, 吕倩利¹, 杨书娟¹

(1. 同济大学 测量与国土信息工程系, 上海 200092; 2. 同济大学 遥感空间信息技术研究中心, 上海 200092)

摘要: 在分析了典型的极化目标分解和地物分类算法基础上, 提出了融合 Yamaguchi 分解和 H/α (H 为散射熵, α 为地物散射角) 平面分解结果的迭代处理目标分类方法. 首先, 通过获取 4 种散射分量及地物的散射熵和散射角, 结合 6 个参量, 将极化合成孔径雷达图像中的地物初始分类; 然后, 利用相干散射矩阵服从 Wishart 分布的特性进行迭代, 获得最终分类结果. 实验结果证明, 该算法提高了分类性能, 运算量小, 分类效果较好.

关键词: 极化合成孔径雷达; 图像分类; Yamaguchi 分解; 散射熵; 散射角

中图分类号: P 225.1

文献标识码: A

Full Polarimetric SAR Classification Based on Four-component Decomposition Model and Scattering Parameters

SHAO Yongshe^{1,2}, HAN Yang¹, LV Qianli¹, YANG Shujuan¹

(1. Department of Surveying and Geo-informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Research Center for Remote Sensing and Spatial Information, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Based on the analysis of typical polarized target decomposition and classification, the paper proposes a new scheme for iterative classification of polarimetric SAR image, which blends the outcomes of Yamaguchi decomposition and H/α decomposition. This technique extracts four decomposition coefficients of four scattering mechanism components through Yamaguchi decomposition, the scattering entropy and angle through H/α decomposition first; then the initial classification of the POLSAR images is done by the combination of the 6 parameters mentioned above. The final result is obtained by iterative classification due to coherence scattering matrix following wishart distribution. The classification performance improved, better effectiveness and less amount of computation is demonstrated by the experimental results of polarimetric SAR data.

Key words: polarized synthetic aperture radar; imaging classification; Yamaguchi decomposition; scattering entropy; scattering angle

遥感影像的分类识别是遥感影像分析的重要内容. 由于对地物光谱和成像影响因素的认知不足, 遥感影像分类识别技术的应用受到极大限制. 极化合成孔径雷达 (polarized synthetic aperture radar, POLSAR, 极化 SAR) 可以从地物本身极化散射机理出发, 建立地物散射模型, 较好地描述地物的成像特性, 成为遥感影像分类识别的重要研究方向.

1997 年, 英国学者 Cloude 利用其提出的 Cloude 分解模型获得的散射熵 H 与表征地物散射机理的角度 α , 得到了著名的 H/α 分类算法^[1], 从而走出了利用目标分解理论研究极化 SAR 图像分类的第一步. 随后, 基于目标分解理论的极化 SAR 图像分类方法, 成为该领域近十年来研究热点和极有潜力的发展方向. 为了改善 H/α 分类的性能, 1998 年, Lee 等人结合 H/α 非监督分类算法和相干矩阵的统计特性, 提出了 Wishart H/α 非监督分类算法^[2], 将 H/α 非监督分类的结果作为初始值, 利用复 Wishart 聚类算法循环迭代, 获得较好的分类结果. 在 2000—2002 年, Pottier 等对 Wishart H/α 分类算法进一步改进, 通过在初始化分类中增加各向异性度, 提出了 Wishart $H/(\alpha A)$ (A 为各向异性度) 分类算法^[3], 进一步提高了分类器性能. 为了能够保持地物的极化散射特性, Lee 等人于 2004 年进一步提出了 Freeman 分解与散射熵结合的复 Wishart 分类器地物分类算法^[4-5], 利用 Freeman 分解提供的 3 种散射机理模型, 将地物目标粗略划分为 3 大类别, 然后在各大类别内进行基于 Wishart 迭代的小类合并与再次分类. 由于较充分地利用了散射机理信息与统

收稿日期: 2010-05-18

基金项目: “十一五”国家科技支撑计划 (2006BAJ09B01)

第一作者: 邵永社 (1966—), 男, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为遥感与数字摄影测量、计算机视觉. E-mail: shaoysh@sina.com

计分布信息,该算法能明显改善分类的最终效果.

极化 SAR 影像分类的基础是目标的极化分解,主要思想在于把数据与目标的物理散射特性联系起来,根据测量数据描述目标结构. Freeman 分解是把数据分解成平面散射、二面角散射和体散射 3 类^[6]; Cloude 分解引入极化熵 H 、散射角 α 和各向异性度 A ,进一步将极化数据分解成 9 个区域和 8 类数据(其中高熵表面散射在物理上不对应任何散射体),且 9 个区域的边界受数据质量等因素影响并不是绝对的. 因此,合理利用各种先验信息是进一步提升分类算法性能和效率的关键. Wishart 统计分布信息对于提高分类精度具有明显作用,利用这一统计特性进行迭代可以提高精度. 但大量迭代导致计算量成倍增长而精度没有显著提高^[2,4-5],因此,增加先验信息知识的应用,结合 Wishart 统计分布,可以有效提高算法的精度与速度. 基于上述分析,笔者提出一种新的极化 SAR 图像迭代分类算法:首先对利用 Yamaguchi 分解和 H/α 分解得到的 6 个表征地物特性的参数预分类,然后使用复 Wishart 分类器对初始类别迭代分类,得到满意的分类结果.

1 目标散射分解模型

1.1 Yamaguchi 分解

从构建目标物理散射模型的角度出发,日本学者 Yamaguchi 在经典的 Freeman 分解的 3 分量(体散射、表面散射及偶次散射)散射模型基础上,引入了第 4 个分量:由螺旋体散射引起的 helix 散射分量^[7-8]. 其分解模型表示为

$$\mathbf{C}_{\text{sum}} = f_v \mathbf{C}_v + f_s \mathbf{C}_s + f_d \mathbf{C}_d + f_h \mathbf{C}_h \quad (1)$$

式中: \mathbf{C}_v 为体散射模型,又称冠层散射体,是一组方向随机的偶极子集合,对应的典型地物为树冠, f_v 为该模型对应分量; \mathbf{C}_d 为偶次散射模型,是 1 个二面角反射器,对应典型地物为建筑、粗壮树干及受波浪影响的水体等, f_d 为该模型对应分量; \mathbf{C}_s 为奇次散射模型,是 1 阶 Bragg 表面散射体,对应典型地物为海洋或者粗糙地表, f_s 为对应分量; \mathbf{C}_h 为新增加的螺旋分量,与在城区占主导的复杂形状人造地物有关,同时对植被的 \mathbf{C}_v 作了修正及补充,以适应不同的地物情况. $\mathbf{C}_v, \mathbf{C}_d, \mathbf{C}_s$ 可依据 Freeman 分解求解, \mathbf{C}_h 分量表示为

$$\mathbf{C}_h = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1 & \pm j\sqrt{2} & -1 \\ \mp j\sqrt{2} & \pm j\sqrt{2} & \\ -1 & \mp j\sqrt{2} & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Yamaguchi 分解对目标的物理散射机理进行数学建模,将目标的物理特性用数学方法表现出来,使得分解后的结果具有显著的物理意义. 不足之处是难以覆盖所有地物模型.

1.2 H/α 平面分解

Cloude 和 Pottier 提出基于特征向量分解的 Cloude-Pottier 分解方法,利用散射角 α 和极化散射熵 H 这 2 个参数表征随机散射体的极化特征. 首先,对相干矩阵进行特征矢量分析,公式为

$$\mathbf{T} = \lambda_1 \mathbf{e}_1 \mathbf{e}_1^H + \lambda_2 \mathbf{e}_2 \mathbf{e}_2^H + \lambda_3 \mathbf{e}_3 \mathbf{e}_3^H \quad (3)$$

式中, \mathbf{e}_i 和 λ_i 分别表示特征值和特征向量

$$\mathbf{e}_i = [\cos \alpha_i \quad \sin \alpha_i \cos \beta_i e^{j\delta_i} \quad \sin \alpha_i \sin \beta_i e^{j\gamma_i}]^T$$

式中: δ_i 为极化散射矩阵系数组合 $S_{hh} + S_{vv}$ 和 $S_{hh} - S_{vv}$ 的相位差, γ_i 为 $S_{hh} + S_{vv}$ 和 S_{hv} 的相位差. 则

$$H = - \sum_{i=1}^3 P_i \log_3 P_i, \quad P_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^3 \lambda_j \quad (4)$$

$$\alpha = \sum_{i=1}^3 P_i \alpha_i \quad (5)$$

Cloude 分解并不局限于几种特定的散射机制,得出的是地物散射的 2 个特性参数: H 和 α . H 可以描述目标散射过程的随机性,当 $H=0$ 时,对应于一种确定的散射过程;当 $H=1$ 时,目标的散射过程完全退化为随机噪声. α 是识别主要散射机制的参数,当 α 由 0° 连续增加为 90° 时,其对应的散射机制由几何光学的表面散射,渐变为物理光学的表面散射,即 Bragg 表面散射模型,在经过了偶极子散射($\alpha=45^\circ$)后,转变为两种电介质表面的二次散射,最后转变为金属表面的二次散射.

结合 H 和 α ,可以得到一个 H/α 二维平面. 该平面可归为 9 个区域,由于高熵表面散射在物理上不对应任何散射体,所以可分为 8 个类别. 其不足在于对数据中包含的信息利用不完全,1 个区域内可能包含不同散射机理的地物,分类结果不够精确.

2 全极化 SAR 图像的分类实现

本方法思路及具体步骤如下:

(1) 对极化 SAR 数据进行相干斑滤波处理,尽可能过滤噪声.

(2) 分解 Yamaguchi 模型,获得该图像每个像素的 4 种散射(体散射分量,奇次散射分量,偶次散射分量和螺旋散射分量)的功率,并依据功率大小排序,确定该像素的主散射机理.

(3) 利用 Cloude-Pottier 分解获得每个像素的

H 和 α . 需要说明的是,二者都是像素对应视场内的平均结果,不具有绝对性,而且随着分辨率的减小,作用也在衰减.

(4) 根据经典的 H/α 平面划分散射熵,将散射熵取值划分为 3 个区域,即低熵区、中熵区和高熵区(高熵区域基本不含极化信息),然后再标记出区域内每个像素对应的主散射分量.

(5) 依目标散射特性预分类. 由于散射角是分辨单元内各物体散射角的加权平均值,对地物变化不敏感,因此在反映分辨单元的散射机理方面不如主散射分量精确完整. 对于低熵区,如果主散射分量是体散射,则该机制由植被冠层产生,可以划分为植被;主分量为奇次散射,散射角阈值可将其区分为水体和粗糙地表;主分量为偶次散射,散射角阈值可将其划分为水体和建筑. 本方法散射角选取的阈值参考 H/α 平面子区的划分. 具体分类依据见表 1.

表 1 地物散射归类表
Tab.1 Objects scattering properties

H	主散射分量	$\alpha/(^{\circ})$	划归类别编号	代表地物
0~0.5	体散射	0~90	1	植被
	奇次散射	0~45	2	平静水面及光滑地表
	奇次散射	45~90	3	粗糙地表
	偶次散射	0~50	4	建筑
	偶次散射	50~90	7	粗糙水体
0.5~0.9	体散射	0~90	1	植被
	奇次散射	0~50	2	平静水面及光滑地表
	奇次散射	50~90	3	粗糙地表
	偶次散射	0~50	4	建筑
	偶次散射	50~90	7	粗糙水体
0.9~1.0	体散射	0~90°	5	混合植被
	奇次散射	0~90°	6	城市复杂地物
	偶次散射	0~90°	4	建筑
0~1	螺旋散射	0~90°	6	城市复杂地物

(6) 为每类地物选取颜色合成假彩色. 将植被赋予绿色;建筑粉红色;城市复杂地物白色;粗糙地表黄色;混合植被深绿色;考虑到水体表面粗糙度不同^[9],给予平静水面海蓝色(奇次散射为主散射分量)、粗糙水体深蓝色(偶次散射为主散射分量)两种相近色彩.

(7) 进行 Wishart 聚类迭代. 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. 一般情况下,迭代 2~4 次即可得到比较稳定的分类结果.

3 实验结果及分析

实验数据为 AIRSAR 系统获取美国 San Francisco Bay 地区的 L 波段全极化数据,该数据经过四视处理. 图像为 1 024×900 像素点,是包含植被、海洋和建筑的

典型图像^[10-11],分辨率为 10 m×10 m. 该地区对应的光学图像和 Yamaguchi 分解伪彩色合成图像见图 1.



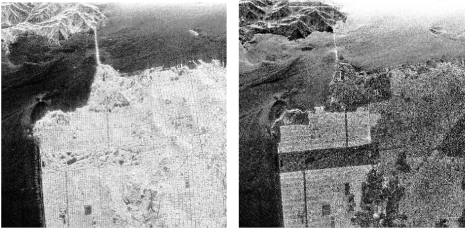
a 光学图像



b Yamaguchi分解伪彩色合成图

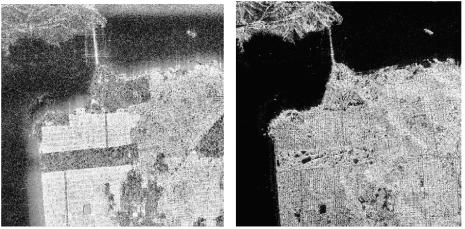
图 1 光学与 Yamaguchi 分解彩色合成
Fig.1 Visible optical and Yamaguchi decomposition image

相比光学彩色图像,Yamaguchi 分解彩色合成图像能更有效地描述地物分布,视觉判读效果更好. Yamaguchi 分解各散射分量如图 2 所示.



a 体散射

b 奇次散射



c 偶次散射

d 螺旋散射

图 2 Yamaguchi 分解结果
Fig.2 Result of Yamaguchi decomposition

图 2 进一步解释了 Yamaguchi 分解和散射分量特性(像素亮度代表散射分量的高度),水体以奇次散射为主,有部分偶次散射. 建筑物受立面和顶端的

影响,奇次散射分量和偶次散射分量都很高.植被的上方树冠表面会形成奇次散射,树冠本身会呈现强烈的体散射机理,当树冠比较稀疏时,波长较长的入射波经过粗壮树干和地面的散射会形成偶次散射,而螺旋散射仅仅是在城区个别地区呈白亮色.

如图 3a 所示, H/α 分类(图 3a)保持了地物大类的分布,但细节表现力不足,地物轮廓不清晰,海

洋的异质性未表现出来; Wishart H/α ^[12-13] 和 Wishart $H/(\alpha A)$ ^[14-15] 分类(图 3b,c)未表现出左侧海洋的异质性.本方法(图 3d)效果更好,原本不清晰的山脉、植被和城区更易区分,地物细节信息体现得更加精细,左侧海洋的不同层次、左上方山脉的峰谷等均可辨识出来,图像纹理也基本保留.

为了更有效地比较分类结果,在没有实地真实地物数据的情况下,选取了几个具有代表意义的区域作为比较样本区域,如图 4 和表 2 所示.

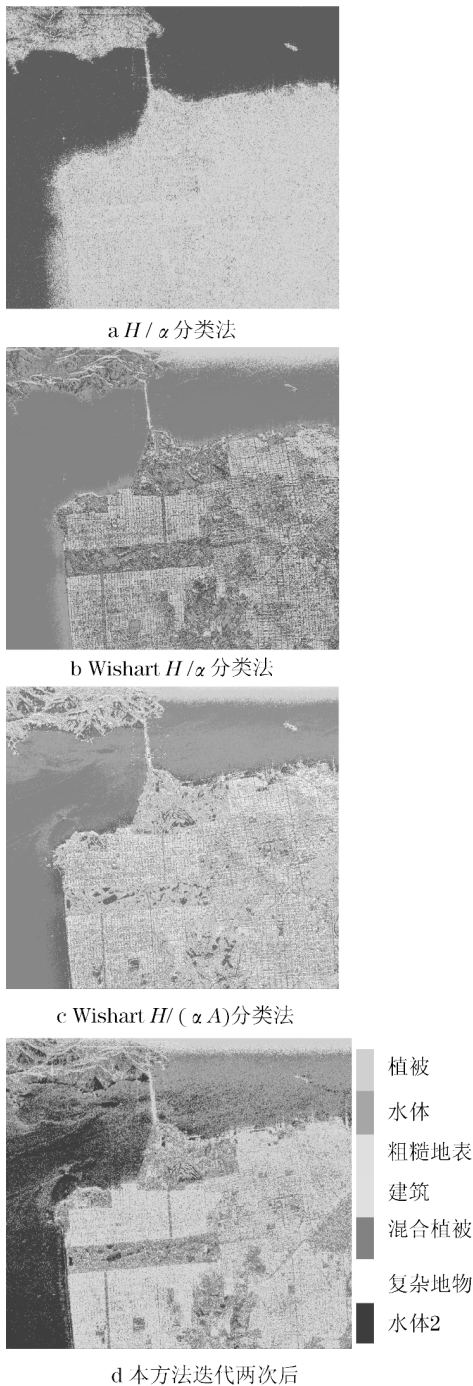


图 3 数据 1 的不同方法分类结果比较

Fig.3 Comparison of Data 1 classification by different methods



图 4 选取的样本

Fig.4 The selected samples

表 2 选取样本区域坐标

Tab.2 Coordinate area values obtaining the samples

样本	区域 1 的起始坐标	区域 2 的起始坐标
①	(250,140)(340,300)	(102,664)(192,800)
②	(477,377)(550,460)	(694,370)(756,439)
③	(322,484)(370,530)	(603,362)(646,432)
④	(630,300)(640,335)	

注:样本“①”代表海洋,“②”代表城区,“③”代表植被,“④”代表马球场.具体位置见图 4.下同.

表 3 为各分类法的精度比较.由表可见,本方法分类精度较好.在运算时间方面,在相同的硬件设备(Pentium4,CPU2.4GHz,1GB内存)和软件平台

表 3 不同方法分类精度比较

Tab.3 Comparison of classification accuracy by different methods

样本	H/α 法		Wishart H/α 法		Wishart H/(αA)法		本方法	
	区域 1	区域 2	区域 1	区域 2	区域 1	区域 2	区域 1	区域 2
①	99.7	99.9	99.9	99.6	99.7	99.8	99.4	99.9
②	82.3	82.7	87.7	84.6	82.1	81.2	82.4	85.7
③	87.5	87.1	90.5	92.6	87.8	88.3	91.2	90.0
④	83.8		90.9		82.3		90.6	

(Windows XP, Matlab 7)条件下,本方法对实验数据分类耗时约 6 min,迭代 2 次;文献[5]方法对实验数据分类耗时 10 min,迭代 4 次;文献[2]方法耗时 13 min,迭代 4 次;文献[4]方法由于大量的类划分与类合并运算,耗时 207 min. 可见,本方法在保持较好分类效果的同时,运行时间最短.

4 结语

基于目标分解的迭代分类是一种有效的极化 SAR 图像非监督分类方法,能获得较高的分类精度. 本文提出的方法利用由 Yamaguchi 分解和 H/α 分解得到的 6 个参数进行预分类,使预分类的准确性提高,进而使得用 Wishart 分类器对初始类迭代分类收敛更快,提高了极化 SAR 图像地物分类的效率.

本研究没有地物分布的真实数据,未能进一步定量计算. 从分类效果看,需要进一步提高两类别地物的边界,比如森林和作物的散射特性比较相近,两类地物的边界容易混淆. 作为解决的途径之一,可以考虑将回波强度参数作为极化特征参数引入到分类算法中,以便保留极化 SAR 图像中的细致结构.

参考文献:

- [1] Cloude S R, Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(1): 68.
- [2] Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, et al. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(5): 2249.
- [3] Pottier E. Unsupervised classification scheme and topography derivation of POLSAR data based on the $H/(a \cdot A)$ polarimetric decomposition theorem [C] // Proc 4th International workshop on Radar Polarimetry. Nantes: University of Nantes, 1998: 535 - 548.
- [4] Lee J S, Grunes M R, Pottier E, et al. Unsupervised terrain classification preserving Polarimetric scattering characteristics [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(4): 722.
- [5] ZHAO Liwen, ZHOU Xiaoguang, JIANG Yongmei, et al. Iterative classification of polarimetric SAR image based on the freeman decomposition and scattering entropy[C]// Asian and Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar Proceedings, Huangshan: China Institute of Electronics, 2007: 473 - 477.
- [6] Anthony Freeman, Stephen L, Durden A. Three-component scattering model for polarimetric SAR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(3): 963.
- [7] Yoshio Yamaguchi, Toshifumi Moriyama, Motoi Ishido, et al. four-component scattering model for polarimetric SAR image decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(8): 1699.
- [8] Yoshio Yamaguchi, Yuki Yajima, Hiroyoshi Yamada. A four-component decomposition of POLSAR images based on the coherency matrix [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(3): 292.
- [9] 张海剑, 杨文, 邹同元. 基于四分量散射模型的多极化 SAR 图像分类[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2009, 34(1): 104. ZHANG Haijian, YANG Wen, ZOU Tongyuan. Classification of polarimetric SAR image based on four-component scattering model [J]. Geomatics and Information Science of WUhan University, 2009, 34(1): 104.
- [10] CAO Fang, HONG Wen, WU Yirong, et al. An unsupervised segmentation with an adaptive number of clusters using the SPAN/ $H/(a \cdot A)$ Space and the complex wishart clustering for fully polarimetric SAR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience And Remote Sensing, 2007, 45(11): 3454.
- [11] Skriver H, Dall J, Le Toan T, et al. Agriculture classification using POLSAR data[C]// Proceedings of the 2nd International Workshop on Applications of SAR Polarimetry and Polarimetric Interferometry. Frascati: The European Space Agency, 2005: 32.
- [12] Chen L, Cao F, Hong W. Unsupervised classification for compact polarimetric SAR data using m- δ decomposition, SPAN and the Wishart classifier [C] // Asian and Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar Proceedings. Xi'an: China Institute of Electronics, 2009: 742 - 746.
- [13] Yin J J, Yang J, Yamaguchi Y. A new method for polarimetric SAR image classification. Synthetic Aperture Radar[C]// Asian and Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar Proceedings. Xi'an: China Institute of Electronics, 2009: 733.
- [14] 林伟, 王瑞霞, 田铮. 有限混合 Wishart 模型分类多视极化 SAR 图像[J]. 宇航学报, 2009, 30(4): 1615. LIN Wei, WANG Ruixia, TIAN Zheng. The mixture wishart model and classification of multi-look polarimetric SAR images [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(4): 1615.
- [15] 常新盼, 邓喀中, 王行风. 极化 SAR 影像分类方法研究[J]. 测绘信息与工程, 2010, 35(4): 26. CHANG Xinpan, DENG Kazhong, WANG Xingfeng. Polarimetric SAR image classification algorithm [J]. Journal of Geomatics, 2010, 35(4): 26.