

文章编号: 2096-1618(2019)01-0031-04

# 基于 MV 与 Wishart 距离的极化 SAR 图像分类

韩景红, 王海江

(成都信息工程大学电子工程学院, 四川 成都 610225)

**摘要:**传统的极化 SAR 图像分类都是基于像素点的分类, 准确率普遍不高。为提高极化 SAR 图像的分类准确率, 提出了一种基于超像素的分类算法。首先, 对极化 SAR 数据进行预处理, 并提取高维特征空间。然后, 利用降维算法对高维特征空间降维, 减少特征空间的冗余信息, 提取主要信息。利用 SLIC 算法对 Pauli 分解后的极化 SAR 图像进行超像素分割。最后, 以超像素为单元, 利用多数投票原则与 Wishart 分类相结合的方法对超像素进行分类。实验结果表明该算法对极化 SAR 图像分类能够得到更好的分类效果。

**关键词:**极化 SAR 图像; SLIC; 分类; 多数投票; 超像素

**中图分类号:** TN911.73

**文献标志码:** A

**doi:** 10.16836/j.cnki.jcuit.2019.01.007

## 0 引言

极化合成孔径雷达 (Pol synthetic aperture radar, PolSAR) 系统是目前应用比较广泛的一种雷达系统。相较于光学遥感影像, 极化 SAR 具有无可替代的优势, 具有全天时、全天候工作的特点, 因此在环境保护、灾害监测、海洋观测、资源勘探等方面有着广泛的应用。极化 SAR 数据信息的提取和解译是极化 SAR 的重要研究内容。但是, 随着极化 SAR 技术的快速发展, 现有的解译信息技术明显存在不足, 这严重制约了极化 SAR 技术的发展。

极化 SAR 图像的分类处理包括特征提取与分类两部分。特征提取的方法里比较经典的是基于极化目标分解, 其主要目的是基于切合实际的物理约束解译目标的散射机制。其主要分为 4 类: 基于 Kennaugh 矩阵  $K$  的二分量分解方法 Huynen 分解<sup>[1]</sup>; 基于散射模型分解协方差矩阵或相干矩阵的方法 Freeman 分解<sup>[2]</sup>; 基于协方差矩阵或相干矩阵特征矢量或特征值分析的方法 Cloude 分解<sup>[3]</sup>; 基于散射矩阵相干分解的方法 Krogager 分解<sup>[4]</sup>。目标分类研究主要是基于像素点的分类, 其思想是根据每个像素点包含的信息, 将像素点分类。这些算法主要集中在机器学习领域, 如: 支撑向量机 (SVM) 分类<sup>[5-6]</sup>、模糊分类<sup>[7-8]</sup>、神经网络分类<sup>[9-10]</sup>等。由于这些方法都是基于像素点的分类, 没有充分考虑到极化 SAR 图像分类大多是针对地物分类, 地物之间具有联系, 因此分类效果并不理想。

文中以超像素为图像分类单元, 利用投票原则与 Wishart 分类相结合的方法对超像素进行分类, 该方法

能够有效解决上述基于像素点分类方法中存在的缺点, 提高分类精度。

## 1 极化特征提取

在后向散射单站情况下, 极化 SAR 图像的每个像素点的数据储存在一个散射矩阵  $S$  中:

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

其中,  $s_{hh}$  和  $s_{vv}$  项包含了同极化通道回波功率,  $s_{vh}$  和  $s_{hv}$  项包含了交叉极化通道回波功率,  $S$  包含了该像素点的全部极化散射特征。

在单站后向散射体制下, 满足互易性的目标矩阵限制 Sinclair 矩阵为对称矩阵, 即  $s_{vh} = s_{hv}$ , 因此四维极化目标矢量减少到三维, 若定义三维目标矢量:

$$\vec{K} = [s_{vv} \quad s_{vh} \quad s_{hh}]^T \quad (2)$$

其中  $T$  为转置, 将  $\vec{K}$  与自身共轭转置外积可以得到协方差矩阵:

$$C = \begin{bmatrix} \langle |s_{hh}|^2 \rangle & \langle s_{vv}s_{vh}^* \rangle & \langle s_{vv}s_{hh}^* \rangle \\ \langle s_{vh}s_{vv}^* \rangle & \langle |s_{vh}|^2 \rangle & \langle s_{vh}s_{hh}^* \rangle \\ \langle s_{hh}s_{vv}^* \rangle & \langle s_{hh}s_{vh}^* \rangle & \langle |s_{hh}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,  $\langle \cdot \rangle$  为多视平均。

若定义三维目标矢量:

$$\vec{K}_p = \frac{1}{\sqrt{2}} [s_{vv} + s_{hh} \quad s_{vv} - s_{hh} \quad 2s_{vh}]^T \quad (4)$$

将  $\vec{K}_p$  与自身共轭转置外积可以得到相干矩阵:

$$T = \begin{bmatrix} \langle |s_{vv} + s_{hh}|^2 \rangle & \langle (s_{vv} + s_{hh})(s_{vv} - s_{hh})^* \rangle & 2\langle (s_{vv} + s_{hh})s_{vh}^* \rangle \\ \langle (s_{vv} - s_{hh})(s_{vv} + s_{hh})^* \rangle & \langle |s_{vv} - s_{hh}|^2 \rangle & 2\langle (s_{vv} - s_{hh})s_{vh}^* \rangle \\ 2\langle s_{vh}(s_{vv} + s_{hh})^* \rangle & 2\langle s_{vh}(s_{vv} - s_{hh})^* \rangle & 4\langle |s_{vh}|^2 \rangle \end{bmatrix} \quad (5)$$

根据散射矩阵、协方差矩阵和相干矩阵提取了 27 个极化特征来组成高维特征空间,这 27 个极化特征来

自不同的极化目标分解和散射矩阵的简单算术运算,如表 1 所示。

表 1 特征

极化目标分解 ( Pauli、SDH、Cloud、Freeman、Yamaguchi4)	$ a ^2,  b ^2,  c ^2, k_s, k_d, k_h, H, \partial, A, P_s, P_d, P_v, f_h, f_s, f_d, f_v$
简单算术运算	$ s_{hh} ^2 + 2 s_{hv} ^2 +  s_{vv} ^2, \frac{\langle s_{hh}s_{vv}^* \rangle}{\sqrt{ s_{hh} ^2  s_{vv} ^2}}, 10\log( s_{hv} ^2 /  s_{vv} ^2), 10\log( s_{vv} ^2 /  s_{hh} ^2), 10\log( s_{hv} ^2 /  s_{hh} ^2), \langle s_{hh}s_{hh}^* \rangle, \langle s_{vv}s_{vv}^* \rangle, \langle s_{hv}s_{hv}^* \rangle, \arg(\langle s_{hh}s_{hh}^* \rangle), \arg(\langle s_{vv}s_{vv}^* \rangle), \arg(\langle s_{hv}s_{hv}^* \rangle)$

2 Wishart 距离

极化 SAR 数据的协方差矩阵的本质优势就在于它服从多变量复 Wishart 分布,非常适合进行分类应用,而分类的依据就是 Wishart 距离。像素  $i$  和  $j$  的 Wishart 距离表示如下:

$$D(C_i, C_j) = \ln |C_i| + \text{tr}(C_i^{-1}C_j) \tag{6}$$

其中,  $C_i$  和  $C_j$  分别是像素点  $i$  和  $j$  的协方差矩阵。

3 超像素分类算法

3.1 多数投票原则

多数投票策略(MV)是一种应用广泛且简单有效的信息和决策融合方法。以超像素为分类单元的情况下,使用投票原则进行分类的具体步骤如下:

- (1)对超像素内每个像素点进行分类,获得多个类别。
- (2)统计单个超像素内每一类别出现的次数。
- (3)将出现次数最多的类别作为此超像素的类别。
- 上述过程可以表示为如下公式:

$$l(sp_j) = \arg \max_{m \in \{1, 2, \dots, M\}} [\sum_{p_i \in sp_j} \delta(l(p_i) - m)] \tag{7}$$

其中,  $\delta(\cdot)$  为 Dirac 函数,  $sp_j$  为图像中第  $j$  个超像素,  $l(sp_j)$ ,  $l(p_i)$  分别代表超像素  $sp_j$  和  $p_i$  的类别标签。

图 1 也表示了投票原则过程,图 1 中的最大矩形代表了一个超像素,里面的小矩形代表了像素点,矩形内的数字表示了像素点的类别。图 1(a)表示了分类前的超像素,图 1(b)表示了分类后的超像素。

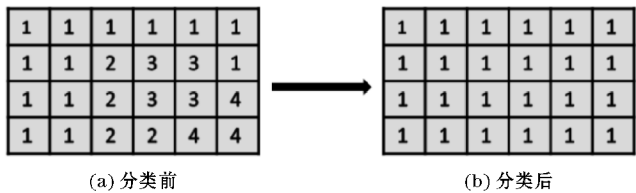


图 1 多数投票过程图

3.2 Wishart 分类

Wishart 分类主要是利用极化 SAR 图像数据的不同特性,从而分离出属于同一类的像素点。先计算出每个类别的协方差矩阵,然后以像素点到每类的最小 Wishart 距离作为分类准则。具体的步骤为:

步骤 1:计算每一类的协方差矩阵  $VC_j$ :

$$VC_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m C_i \tag{8}$$

其中  $VC_j$  表示第  $j$  类的协方差矩阵,  $m$  表示第  $j$  类中包含  $m$  个像素点,  $C_i$  表示第  $i$  个像素点的协方差矩阵

步骤 2:根据公式(7)计算每个像素点与每一类的

Wishart 距离,并对像素点进行分类。

步骤 3:回到步骤 1,继续迭代,直到达到规定的终止条件。

4 分类流程

结合投票准则与 Wishart 算法对超像素分割后的极化 SAR 图像进行分类,分类的具体流程如下:

- (1)数据预处理。读取 PolSAR 图像数据,并利用 Refined Lee 滤波器对相干矩阵进行滤波。
- (2)提取极化特征。通过相干矩阵与散射矩阵的相关运算,得到多种散射机制。极化特征由这些散射机制构成。
- (3)降维、SVM 分类。运用 PCA 算法对高维空间特征降维,然后提取各类别 5% 的数据作为训练样本,对所有像素点分类。
- (4)超像素分割。对极化 SAR 图像进行 Pauli 分解,得到伪彩色图像,然后利用 SLIC 算法对图像进行超像素分割。
- (5)设置阈值  $T$ 。阈值  $T$  是单个超像素块中某一类别的像素出现最多次数的比例。
- (6)对超像素块进行处理。大于阈值  $T$  的超像素块使用多数投票原则对超像素块进行分类,低于阈值  $T$  的超像素块使用 Wishart 分类准则继续分类。

分类流程图如图 2 所示。

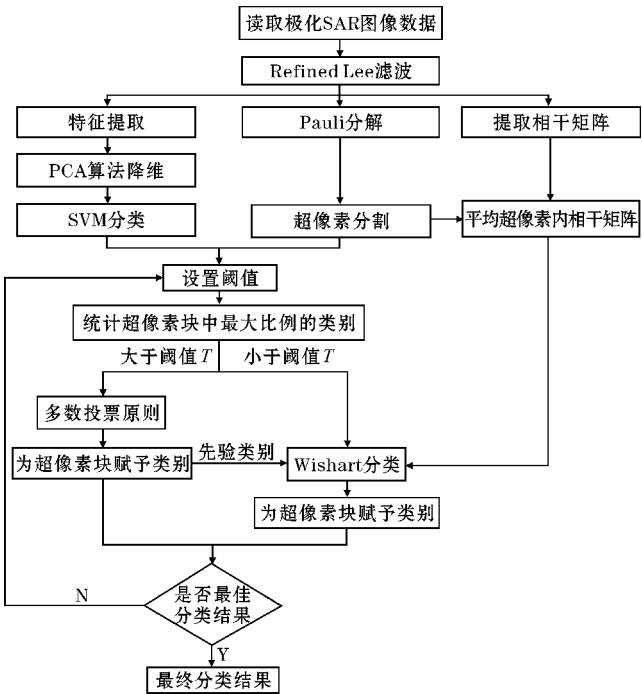


图 2 分类流程图

5 仿真实验与分析

5.1 实验数据及处理

为验证提出的算法的正确性,使用了机载全极化 SAR 图像的子图像为数据源,该数据为 1992 年荷兰 AIRSAR 系统在 Flevoland 地区获取的数据。AIRSAR 图像的大小为 377×272 像元,其中包括油菜籽,裸地,豌豆,马铃薯,甜菜,小麦,苜蓿,大麦共 8 个类别。图 3 显示了它们经 Pauli 分解后的伪 RGB 图、超像素分割结果,地物参考图及 SVM 训练样本。

5.2 分类结果及分析

在 SVM 分类的过程中,选取每个类别的 5% 个样本作为训练样本,整个图像作为测试样本。为验证提出的分类算法的分类效果,另外增加了 SVM 分类、多数投票 (MV) 原则分类、SVM+Wishart 分类。分类过程中的阈值  $T$  设置为 70%, 图 4 展现了最终的分类效果图。

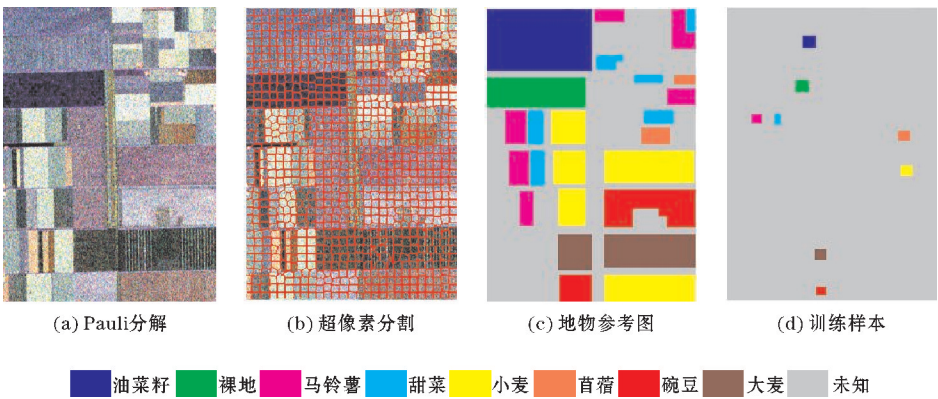


图 3 Flevoland 地区

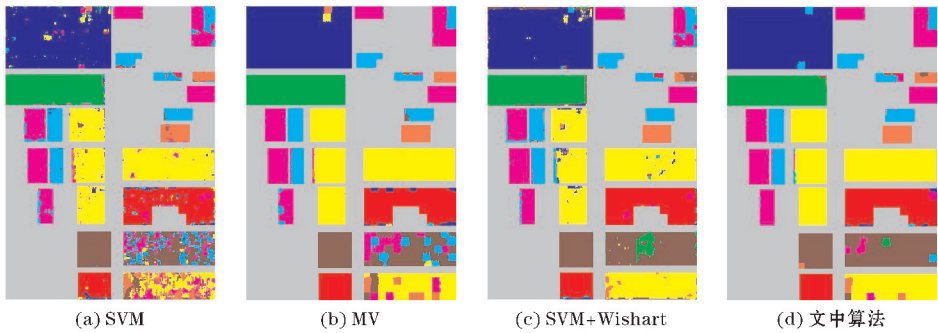


图 4 分类结果

从分类结果上看,所有算法中,文中的算法得出的结果较好,SVM 方法和 MV 方法的分类结果中小麦和大麦存在着较多的分类错误,SVM 方法和 SVM+Wishart 方法的分类是基于像素的分类,运算量大,存

在着较多的孤立点,而且各类别的边界不够平滑。表 2 列出了每个类别的分类准确度与总体分类准确度 (OA),方法的总体分类准确率为 96.53%,较其他算法提高了 5%~11%。

表2 每个类别的分类准确度 %

	SVM	SVM+Wishart	MV	文中算法
油菜籽	94.74	94.64	98.19	98.33
裸地	97.08	96.06	99.88	99.38
马铃薯	91.17	91.66	97.56	99.43
甜菜	91.20	92.74	94.16	93.63
小麦	81.33	93.81	90.46	96.18
苜蓿	88.83	82.11	100	95.39
豌豆	87.53	95.54	94.86	96.04
大麦	63.58	90.97	68.31	92.10
OA	85.74	93.43	91.74	96.53

6 结束语

在对极化 SAR 图像分类时结合了各像素点的空间信息。分类中,极化 SAR 图像以超像素为单元,通过设置阈值,运用 MV 原则与 Wishart 距离相结合的方法对超像素进行分类。该方法不仅保留了 MV 算法的优点,而且也克服了基于像素点分类的缺点,通过仿真表明,分类效果较其他算法具有明显的优势。

参考文献:

[1] Huynen J R. Phenomenological theory of radar targets [J]. Electromagnetic Scattering,1978:653-712.

[2] Freeman A ,Durden S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data [J]. IEEE Transactions on Geoscience&Remote Sensing, 1998 ,36(3) :963-973.

[3] Cloude S R. Group theory and polarisation algebra [J]. 1986,75:26-36.

[4] Krogager E. New decomposition of the radar target scattering matrix [J]. Electronics Letters,2002,26 (18) :1525-1527.

[5] Yong J,Zhang X L,Shi J. Unsupervised classifica-

tion of polarimetric SAR Image by Quad-tree Segment and SVM [C]. Synthetic Aperture Radar, 2007. Apsar 2007. Asian and Pacific Conference on. IEEE,2008:480-483.

[6] Fu Z L,Zhang W Y,Meng Q X. SAR image classification based on SVM with fusion of gray scale and texture features [J]. Journal of Applied Sciences,2012,30(5) :498-504.

[7] Chen C T,Chen K S,Lee J S. The use of fully polarimetric information for the fuzzy neural classification of SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing,2003,41(9) :2089-2100.

[8] Zhang T,Sun J T,Yang R L. Fuzzy classification of polarimetric SAR images [J]. Systems Engineering & Electronics,2011,33(5) :1036-1039.

[9] Zhang Z, Wang H, Xu F, et al. Complex-Valued Convolutional Neural Network and Its Application in Polarimetric SAR Image Classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2017,99:1-12.

[10] Zhao J,Guo W,Cui S,et al. Convolutional Neural Network for SAR image classification at patch level [C]. Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE,2016:945-948.

PolSAR Image Classification based on MV and Wishart Distance

HAN Jinghong, WANG Haijiang

(College of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

**Abstract:** Traditional polarimetric SAR image classification is based on pixel point classification, and the accuracy is generally not high. In order to improve the classification accuracy of polarimetric SAR image, a classification algorithm based on superpixel is proposed. Firstly, the polarimetric SAR data is preprocessed and the high dimension feature space is extracted. Then, the dimension reduction algorithm is used to reduce the dimension of the high dimension feature space because it can reduce the redundant information in the feature space and extract the main information. Next, the SLIC algorithm is used to segment the polarimetric SAR image after Pauli decomposition. Finally, the superpixel instead of pixel is used as the processing unit, and a combination of majority voting algorithm and Wishart classification algorithm is used to class the superpixels. The experimental results show that the proposed algorithm can achieve better classification result in classifying polarimetric SAR image.

**Keywords:** PolSAR image; SLIC; classification; Majority Voting; superpixel