

# 引入商空间粒度计算的全极化 SAR 影像分类

刘利敏<sup>1</sup> 余 洁<sup>2,1</sup> 李小娟<sup>2</sup> 李平湘<sup>3</sup> 杨 杰<sup>3</sup>

1 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079  
2 首都师范大学资源环境与地理信息系统北京市重点实验室,北京,100048  
3 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

**摘 要:**为了充分利用不同极化特征信息,并将其有效地结合,提出一种结合粒度计算的全极化合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)影像分类方法。在不同极化目标分解特征组合的基础上引入影像纹理信息,利用光滑支持向量机(smooth support vector machine, SSVM)对不同特征组合进行类别划分获得粗粒度空间,采用商空间对粗粒度进行合并;根据全极化 SAR 影像分布特性,以相干矩阵作为新的特征矢量,利用 Wishart 测度代替传统欧氏距离对差异粒度进行推理,通过合并推理结果与合成论域,获得精细分类结果。采用 L 波段 San Francisco 地区和荷兰 Flevoland 地区的全极化 SAR 影像进行分类试验,结果表明:利用 SS-VM 算法对全极化 SAR 影像进行粗粒度划分,并采用 Wishart 距离对差异粒度推理综合,总体分类效果优于结合纹理信息的 Cloude 及 Yamaguchi4 分类结果,且优于基于线性特征融合进行监督分类方法。

**关键词:**极化目标分解;纹理特征;光滑支持向量机;商空间粒度;粒度计算  
**中图法分类号:** TP722 **文献标志码:** A

全极化合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)影像完整记录了地物四种极化状态下的散射回波,提供了更多的地物散射信息和分类特征<sup>[1]</sup>。而基于不同目标分解理论分解得到的极化特征反映了不同地物散射特性。

充分利用能表征地物特性的极化散射特征,能有效提高影像分类效果。文献[2]采用 Freeman3 分解获取的散射熵及各向异性作为特征向量,文献[3-4]分别采用了 Cloude 及 Freeman3 分解散射特征组合进行影像分类,取得了较好的分类效果。分类特征的选取对分类效果有很大影响,单一极化分解方式得到的散射特征并不能完全揭示地物散射特性,基于单一极化分解特征进行分类易出现错判、误判的现象,因此引入不同目标分解极化特征组合有助于提高影像分类效果。不同目标分解极化特征存在一定相关性,以简单特征融合方法将多种目标分解特征组合直接作为一个特征矢量进行分类可能导致分类效果不佳。目前全极化 SAR 影像分类方法大多局限于在单一粒度空间对影像进行分类<sup>[2-6]</sup>,由于 SAR 影像

的复杂性,分类结果存在部分错误,往往在单一粒度内难以得到纠正<sup>[7]</sup>。张钹等<sup>[8]</sup>提出的商空间模型,通过不同粒度对同一问题进行观察分析,获得问题的综合求解,为图像处理、信号分析等提供了新的问题解决思路。该模型已在光学影像及 SAR 影像分类上得到一定应用,文献[9-12]针对多纹理信息基于粒度计算开展遥感影像分类,文献[13]基于商空间和极化特征开展极化 SAR 分类。已有研究在差异粒度推理时,多根据不同粒度层特征向量并集的欧氏距离或马氏距离进行相似性判断,较少考虑数据的分布特性。

全极化 SAR 影像丰富的纹理信息,可有效辅助进行地物类别划分,但影像对不同地表结构内在属性的刻画能力并不一致,为了充分利用不同极化特征组合及纹理特征,并将其有效地结合起来获得更优的分类效果,本文提出一种引入商空间粒度计算的全极化 SAR 影像分类方法,根据不同极化特征组合及影像纹理特征,利用性能与效率均高于标准支持向量机(support vector machine, SVM)的光滑支持向量机(smooth support

vector machine, SSVM) 算法<sup>[14]</sup> 分别进行求解, 得到两个互相独立的粗粒度空间, 采用商空间理论对两个粗粒度层进行分析及综合, 依据全极化 SAR 影像分布特性, 构建新的推理准则, 矫正单一粒度层上的分类错误, 有效避免直接将各类特征简单组合导致的特征冗余及过拟合现象。

## 1 商空间粒度计算

Zadeh<sup>[15]</sup> 提出人类认知过程包括粒度、组织和因果, 从不同粒度上观察分析同一问题, 并综合分析得到问题综合求解的过程。此处的信息粒度主要指对信息和知识细化的不同层次的度量。在商空间模型中, 以三元组  $(X, f, T)$  来描述问题,  $X$  是论域,  $f$  表示论域的属性,  $T$  表示论域结构。对应于 SAR 影像时,  $X$  表示像素集,  $f$  为像素属性,  $T$  为像素组织形式。求解时, 常常先从比较“粗”粒度来考察, 然后综合分析及推理多个粗粒度层, 获得精细粒度, 作为最终求解。

基于商空间的全极化 SAR 影像分类, 主要包括三个步骤: 获取影像粗粒度; 合并不同粗粒度层中刻画属性相同部分; 分析推理粗粒度层上刻画属性不一致部分。

假设  $X_1 = ([X_1], [f_1], [T_1])$  和  $X_2 = ([X_2], [f_2], [T_2])$  是问题的粗粒度,  $X_3 = ([X_3], [f_3], [T_3])$  是由两个粗粒度合成得到的精细粒度。商空间粒度合成包括论域合成、拓扑合成以及属性函数合成。

论域合成为:

$$[X_3] = \{a_i \cap a_j \mid a_i \in X_1, a_j \in X_2\} \quad (1)$$

属性合成为:

$$D(f_3, f_1, f_2) = \min D(f, f_1, f_2) \text{ 或 } \max D(f, f_1, f_2) \quad (2)$$

两个粗粒度层属性集  $f_1, f_2$  存在误差时, 可用式(3)对合成属性  $f_3$  推理:

$$D(f_3) = \min_f [d_1(p_1 f - f_1)^2 + d_2(p_2 f - f_2)^2] \quad (3)$$

式中,  $d(\cdot, \cdot)$  表示距离函数, 对粗粒度的合并、推理, 得到精细求解。

## 2 粗粒度层分类特征选择及差异粒度推理

Cloude 特征组合和 Yamaguchi4 特征组合在全极化 SAR 影像分类领域应用较多。本文利用 SSVM 算法, 对分别引入纹理信息的 Cloude 特征

组合和 Yamaguchi4 特征组合进行训练, 获取两个粗粒度层。

### 2.1 粗粒度层极化特征选择

#### 2.1.1 Cloude 分解特征

Cloude 分解是对具有统计特性的相干矩阵  $[T_3]$  进行特征值分解, 实特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  为三种散射机制的散射强度。

根据分解的特征值, 计算目标散射熵  $H$  和表征平均散射的角  $\alpha$ 。 $H$  表示散射媒介从各向同性散射到完全随机散射的随机性; 平均散射角  $\alpha$  具有旋转不变性。Cloude 目标分解能较好反映地物散射特性, 故选择极化特征:

$\text{span}, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, H, \alpha$ , 结合纹理信息, 划分第一个粒度层。

#### 2.1.2 Yamaguchi4 分解特征

Yamaguchi4 分解按照散射类型差异将影像划分为体散射分量  $p_v$ 、二次散射分量  $p_d$ 、单次散射分量  $p_s$  及螺旋体散射分量  $p_h$ 。 $p_h$  表征不对称的散射回波过程, 常出现于城市区域, 与城市占主导的人造地物的复杂地形有关。

Yamaguchi4 将  $[C_3]$  表示为 4 种散射机制对应的协方差矩阵和权重组合。

根据 4 种散射机制的协方差矩阵, 计算各散射机制功率  $p_v, p_d, p_s, p_h$ 。

### 2.2 纹理特征选择

全极化 SAR 影像不同地物可能具有相似的散射特性, 单纯利用极化特征难以进行有效分类。本文在划分两个粗粒度层时, 引入纹理特征辅助进行地物划分。

利用灰度共生理论对噪声水平小且具有旋转不变性的 span 影像进行变换, 获得 14 种纹理特征, 利用信息熵对 14 种纹理信息进行计算, 选择信息熵最高的均值、对比度、局部平稳度和协方差参与粗粒度层获取。

$$H(x) = E[\log(1/p(x_i))] = - \sum p(x_i) \log(p(x_i)) \quad (4)$$

### 2.3 差异粒度推理

对于两个粗粒度层, 通过构建新的特征矢量, 对类别属性划分不一致的差异粒度进行推理。Cloude 及 Yamaguchi4 特征只反映地物部分散射特性。在进行差异粒度推理时, 若直接以 Cloude 及 Yamaguchi4 特征组合构建合成矢量  $V = [v_1, v_2]$ , 通过计算合成矢量  $V$  到该像素在两个粒度层所属类别合成矢量均值  $V_i = [\hat{v}_{1i}, \hat{v}_{2i}]$  及  $V_j = [\hat{v}_{1j}, \hat{v}_{2j}]$  的欧氏距离, 衡量差异粒度最终类

别归属,推理只利用地物目标部分极化信息的相似性进行度量,不能全面刻画地物的类别属性。在全极化 SAR 影像中,相干矩阵 $[T_3]$ 包含影像更为全面的极化信息,且服从 Wishart 分布。本文在差异粒度推理时,以 $[T_3]$ 代替 $V$ 作为新的合成矢量,并以 Wishart 测度代替传统欧氏距离作为最优准则函数,计算差异粒度特征矢量与类别中心平均特征矢量的相似度,完成差异粒度类别推理。

利用相干矩阵,根据 Lee 等<sup>[14]</sup>提出的复 Wishart 分布最大似然准则对差异粒度进行推理,差异粒度  $i$  的相干矩阵 $[T_{3i}]$ 到第  $j$  类的类别中心 $\hat{T}_{3j}$ 的决策距离为:

$$d(T_{3i}, \hat{T}_{3j}) = n \ln |\hat{T}_{3j}| + Tr(\hat{T}_{3j}^{-1} \cdot T_{3i}) \quad (6)$$

### 3 引入商空间粒度计算的全极化 SAR 分类流程

本文结合商空间粒度计算及 SSVM 算法进行全极化 SAR 影像分类。

步骤 1 利用灰度共生矩阵及信息熵提取有效纹理信息 $v_0$ ;Cloude 和 Yamaguchi4 分解极化特征组合分别为 $v_1$ 、 $v_2$ ;采用 SSVM 算法分别对 $[v_0, v_1]$ 和 $[v_0, v_2]$ 进行机器训练,获得粗粒度 $[X_1, f_1, T_1]$ 和 $[X_2, f_2, T_2]$ 。

步骤 2 根据论域合成准则,将两粗粒度层类别属性相同的论域进行合成,得到合成论域 $[X_3]$ 及合成属性 $[f_3]$ ;将属性不一致的像素存储于待定论域 $[X_k]$ 中,并记录该像素在两粒度层上的类别属性标签 $i、j$ 。

步骤 3 计算 $[X_3]$ 中各地物类别合成特征矢量均值 $[\hat{T}_3]$ ,作为该类的聚类中心;计算待推理论域 $[X_k]$ 中各差异粒度的 $[T_3]$ 与该像素在两个粒度层上对应地物类别特征聚类中心 $[\hat{T}_{3i}]$ 及 $[\hat{T}_{3j}]$ 的 Wishart 距离,推理差异粒度集 $[X_k]$ 类别属性,获得推理的粒度层 $[X_k, f_k, T_k]$ 。

步骤 4 合成步骤 2 和 3 得到两个粒度层 $[X_3, f_3, T_3]$ 与 $[X_k, f_k, T_k]$ ,得到精细粒度层,作为全极化 SAR 影像最终分类结果。

### 4 全极化 SAR 影像分类试验及结果分析

#### 4.1 试验 1 的分类结果及分析

试验 1 选取大小为  $672 \times 660$  像素的美国

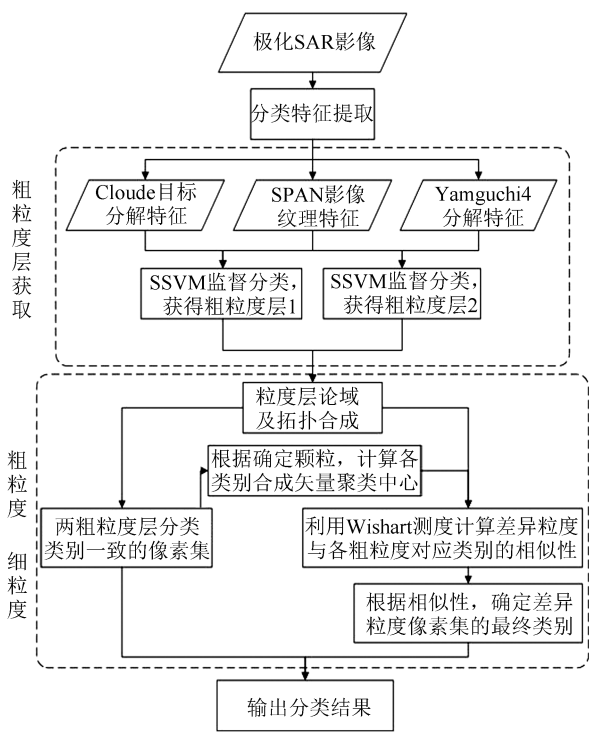


图 1 本文方法分类流程图  
Fig.1 Flowchart of Proposed Method

SanFrancisco 海湾数据,该区域地物丰富,主要包括城区、海洋、森林、裸地。

对影像进行极化目标分解得到 Cloude 特征组合 $v_1$ 、Yamaguchi4 特征组合 $v_2$ 、纹理特征组合 $v_0$ 。利用 SSVM 算法进行初始分类,利用 Cloude 目标分解特征和纹理特征组合 $[v_1, v_0]$ 分类,见图 2(b);利用 Yamaguchi4 目标分解特征和纹理特征组合 $[v_2, v_0]$ 分类,如图 2(c)。两组分类结果作为两个粗粒度层。利用粒度合成理论对两个粒度层进行合成,将两个粗粒度层上类别标签不一致的标识为白色,粒度合成结果见图 2(d)。利用 Wishart 距离测度对差异粒度进行推理及合并,得到本文方法的精细分类结果见图 2(e)。此外,特征融合是提高分类精度的有效手段,为了综合比较不同方法的分类性能,将纹理特征及两组极化特征进行简单线性合并,组成特征矢量 $[v_1, v_2, v_0]$ ,利用 SSVM 算法进行分类,结果见图 2(f)。

图 2(b)整体分类效果较好,地物类别明晰,区域 1 所示海岸线周围的部分海洋由于熵值影响被归为裸地中,存在部分错分;区域 2 中少量像素由于与海洋散射机制较为相似,被错分为海洋;区域 3 中部分海洋被错分为裸地。图 2(c)中大部分地物得到正确分类,但由于 Yamaguchi4 将影像分为 4 种散射类型,按照这 4 种散射机制以及

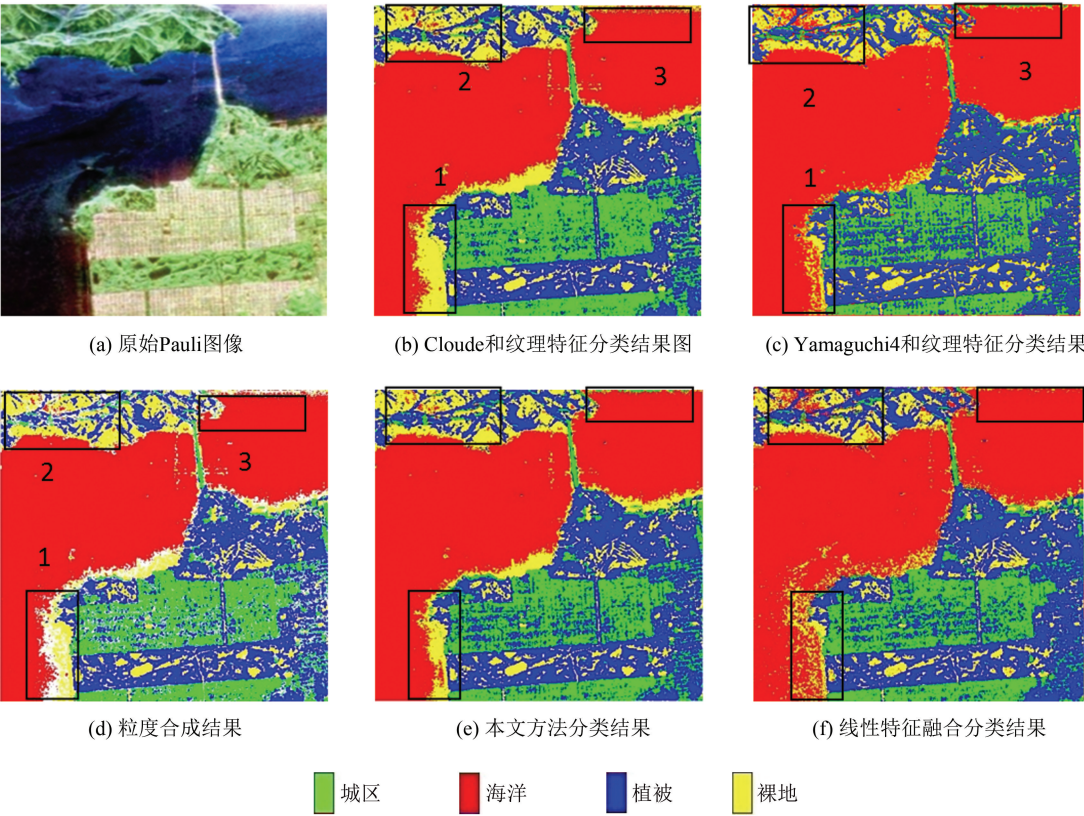


图 2 美国 San Francisco 海湾地物不同方法分类结果  
Fig.2 Classification Results of San Francisco

纹理特性的差异,区域 1 中只有紧挨陆地边缘的海岸线被正确分类到裸地类,区域 2 中大量像素被错分为海洋。对两个粒度层进行合成得到图 2 (d),对两个粒度层上的差异粒度进行综合推理。从推理得到的结果 2(e) 看出,本文方法利用了 Cloude 和 Yamaguchi4 分解特征在表达地物类别时的各自优势,通过两个粒度层综合分析得到的结果,大部分错分像素得到了修正,整体分类效果得到改善,如海岸线修正了粒度 1 上的“过分”以及粒度 2 上的“少分”现象,推理后结果更为合理;图 2(e)中区域 2 中裸地被错分为海洋以及区域 3 海洋被错分的情况得到改善。图 2(f),试图在一个分类层中综合考虑 Cloude 和 Yamaguchi4 特征在表征地物类别时的优势,但分类效果不佳。这是由于在简单特征融合的分类方法中,两类特征被合并起来作为分类依据,并未考虑不同特征对地物的贡献差异,不同特征之间可能存在的冗余及相关性势必影响分类性能的提高。

对比图 2 发现,本文在两个粒度层对地物进行划分,利用 Wishart 测度代替传统欧氏距离,衡

量各差异粒度类别归属,根据商空间理论将不同极化特征组合进行有效结合,总体分类结果优于单独基于的 Cloude、Yamaguchi4 以及利用简单特征融合方法得到的分类结果。

### 4.2 试验 2 的分类结果及分析

为定量评价本文方法有效性,以 Flevoland 地区的 L 波段 AIRSAR 影像(见图 3)进行分类试验。试验区以植被为主,植被间结构及散射机制较为相近,部分地物间难以有效进行区分,导致总体分类效果不理想。

图 4 为不同方法分类结果图,对比发现,图 4(d)整体效果优于两个粗粒度层,如区域 1、2、3 均综合了两粗粒度层的优点,分类效果得到改善,效果优于直接以线性特征融合分类得到的结果。

对四种分类方法进行定量精度评定。对研究区的 7 种地物,根据地物面积大小选择相应数量的测试样本,见表 1。统计不同地物正确分类的样本数和总体分类精度,结果见表 1。由表 1 发现,本文方法总体精度达到 88.59%,优于其他三种方法,获得与试验一相同的结论。

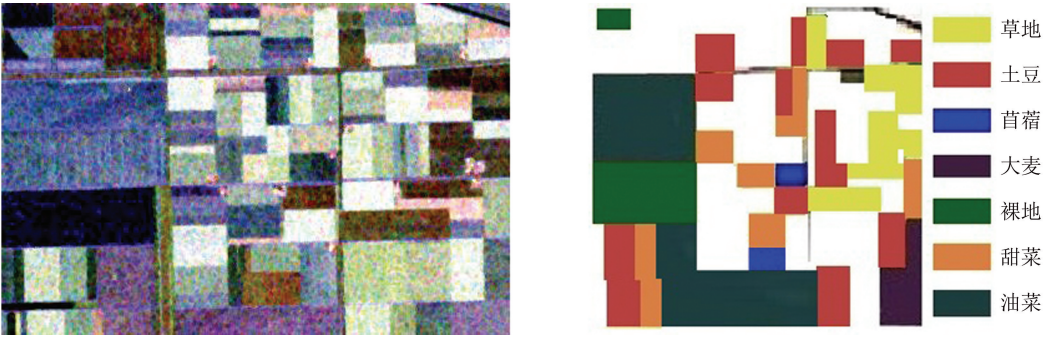


图 3 Pauli 合成图及调绘图

Fig.3 Pauli and Survey Maps

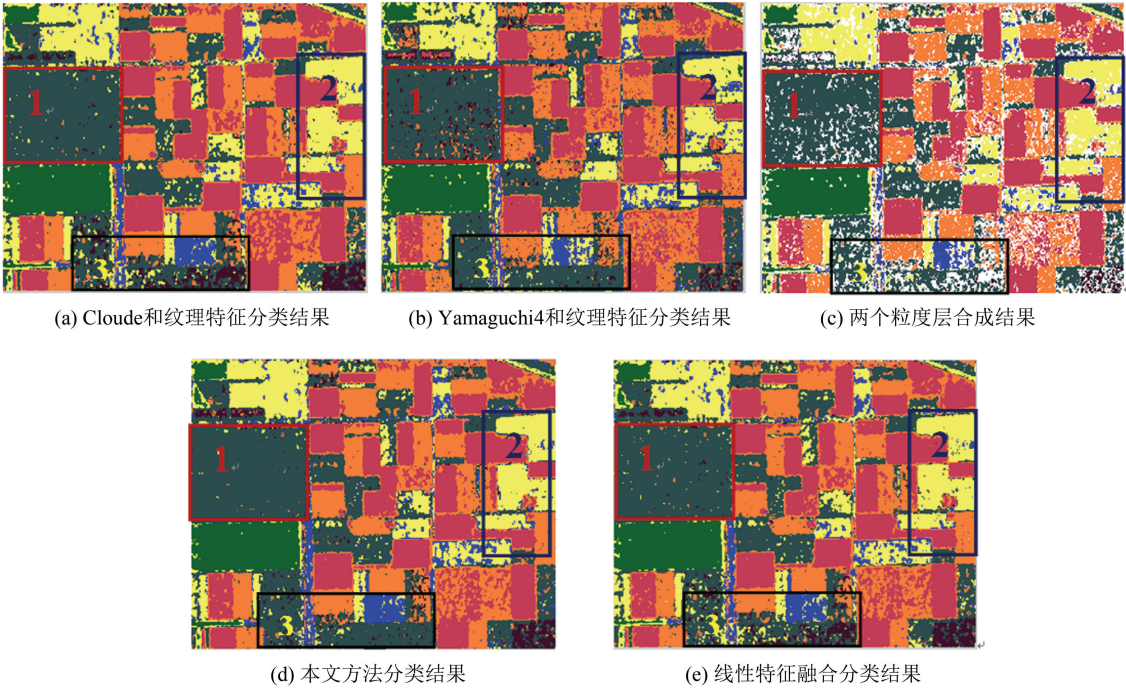


图 4 Flevoland 分类结果

Fig.4 Claasification Results of Flevoland

表 1 4 种分类方法分类结果精度对比

Tab.1 Classification Accuracy by Different Methods

地物	测试 样本数/个	Cloude 和纹理 特征组合分类		Yamaguchi4 和纹理 特征组合分类		本文方法分类		线性特征融合分类	
		正确	分类	正确	分类	正确	分类	正确	分类
		分类数/个	精度/%	分类数/个	精度/%	分类数/个	精度/%	分类数/个	精度/%
草地	453	340	75.06	320	70.64	362	79.91	355	78.37
土豆	808	752	93.07	745	92.20	761	94.18	755	93.44
苜蓿	123	56	45.53	41	33.33	77	62.60	72	58.54
大麦	150	105	70.00	69	46.00	114	76.00	108	72.00
裸地	357	293	82.07	284	79.55	296	82.91	295	82.63
甜菜	789	715	90.62	657	83.27	732	92.78	721	91.38
油菜	450	357	79.33	419	93.11	431	95.78	366	81.33
总精度			83.64		80.99		88.59		85.36

## 5 结 语

本文基于两组 L 波段的全极化 SAR 影像分类试验,验证了引入商空间粒度计算的全极化 SAR 影像分类方法的有效性。

该方法充分利用了影像的纹理信息及不同极化目标分解特征组合,通过粒度合成及 Wishart 距离测度将不同的影像特征进行有效结合。分类时将不同极化目标特征组合放在不同粒度层进行分类,充分考虑了不同特征组合对于 SAR 影像刻画能力的差异及对分类结果的贡献差异,消除直接将所有极化特征作为一个特征矢量进行分类时由于数据间的相关性及量纲问题对分类结果的影响,提高了影像分类结果的准确性和鲁棒性。

基于商空间粒度计算的分类结果来源于对影像不同粗粒度的综合推理,粗粒度层的分类效果直接影响到最终的推理结果,因此如何得到分类精度更高的粗粒度层是下一步的研究目标。

## 参 考 文 献

- [1] Zhou Xiaoguang, Kuang Gangyao, Wan Jianwei. A Review of Polarimetric SAR Image Classification [J]. *Signal Processing*, 2008, 5(24): 806-812(周晓光, 匡纲要, 万建伟. 极化 SAR 图像分类综述 [J]. 信号处理, 2008, 24(5), 806-812)
- [2] Lang Fengkai, Yang Jie, Zhao Lingli, et al. Polarimetric SAR Data Classification with Freeman Entropy and Anisotropy Analysis [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2012, 41(4): 556-562(郎丰铠, 杨杰, 赵伶俐, 等. 基于 Freeman 散射熵和各向异性度的极化 SAR 影像分类算法研究 [J]. 测绘学报, 2012, 41(4): 556-562)
- [3] Chen Bo, Wang Shuang, Jiao Licheng, et al. Polarimetric SAR Image Classification Via Naive Bayes Combination [J]. *Journal of Xidian University*, 2015, 42(2): 51-58(陈博, 王爽, 焦李成, 等. 贝叶斯集成框架下的极化 SAR 图像分类 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2015, 42(2): 51-58)
- [4] Liu Xiuguo, Jiang Ping, Chen Qihao, et al. Buildings Extraction from Polarimetric SAR Image Using Improved Three Component Decomposition and Wishart Classification [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(2): 206-213(刘修国, 姜萍, 陈启浩, 等. 利用改进三分量分解与 Wishart 分类的极化 SAR 图像建筑物提取方法 [J]. 测绘学报, 2015, 44(2): 206-213)
- [5] Fu Haiqiang, Wang Changcheng, Zhu Jianjun, et al. A Polarimetric Classification Method Based on Neumann Decomposition [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(5): 607-611(付海强, 汪长城, 朱建军, 等. Neumann 分解理论在极化 SAR 植被分类中的应用 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(5): 607-611)
- [6] Wang Yunyan, He Chu, Tu Feng, et al. PolSAR Image Classification Using Feature Fusion Algorithm Based on Feature Selection and Bilayer SVM [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(9): 158-162(王云艳, 何楚, 涂峰, 等. 特征选择双层 SVM 的融合算法用于极化 SAR 图像分类 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(9): 158-162)
- [7] Li Gang, Wan Youchuan. Object-oriented Classification Method Based on Quotient Space Theory [J]. *Optoelectronic Engineering*, 2011, 38(2): 108-114(李刚, 万幼川. 商空间理论下面向对象的遥感影像分类 [J]. 光电工程, 2011, 38(2): 108-114)
- [8] Zhang Ling, Zhang Bo. Theory of Fuzzy Quotient Space (Methods of Fuzzy Granular Computing) [J]. *Journal of Software*, 2003, 14(4): 770-775(张铃, 张钹. 模糊商空间理论(模糊粒度计算方法) [J]. 软件学报, 2003, 14(4): 770-775)
- [9] Liu Renjin, Huang Xianwu. The Granular Theorem of Quotient Space in Image Segmentation [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2005, 28(10): 1680-1686(刘仁金, 黄贤武. 图像分割的商空间粒度原理 [J]. 计算机学报, 2005, 28(10): 1680-1686)
- [10] Zhang Xiangrong, Tan Shan, Jiao Licheng. SAR Image Classification Based on Granularity Computing of Quotient Space Theory [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(3): 483-490(张向荣, 谭山, 焦李成. 基于商空间粒度计算的 SAR 图像分类 [J]. 计算学报, 2007, 30(3): 483-490)
- [11] Chen Jie, Deng Min, Xiao Pengfeng, et al. Object-Oriented Classification of High Resolution Imagery Combining Support Vector Machine With Granular Computing [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2011, 40(2): 135-141(陈杰, 邓敏, 肖鹏峰, 等. 结合支持向量机与粒度计算的高分辨率遥感影像面向对象分类 [J]. 测绘学报, 2011, 40(2): 135-141)
- [12] Longshu Li, Yingxia Cui, Sheng Yao. Application of Quotient Space Theory in Input-Output Relationship Based Combinatorial Testing [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2010: 735-742
- [13] He Yin, Cheng Jian. Classification of Polarimetric SAR Images Based on Quotient Space Granularity Composition Theory [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(8): 2351-2354(何吟, 程建. 基

于商空间粒度的极化 SAR 图像分类[J].计算机应用, 2013, 33(8):2 351-2 354)

[14] Lee Y.J, Mangasarian O.L.SSVM: A Smooth Support Vector Machine for Classification [J].*Computation Optimization and Applications*, 2001, 22 (1):5-21

[15] Zadeh L A.Fuzzy Logic Computing with Words [J].*IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1996, 4 (1):103~111

An Improved Full Polarimetric SAR Image Classification Method Combining with Granularity Computing of Quotient Space Theory

LIU Limin<sup>1</sup> YU Jie<sup>2, 1</sup> LI Xiaojuan<sup>2</sup> LI Pingxiang<sup>3</sup> YANG Jie<sup>3</sup>

- 1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China
- 2 College of Resources Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China
- 3 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract:** A new full polarimetric synthetic aperture radar (SAR) image classification method is proposed that combines quotient space granularity computing and the texture information to carry out comprehensive classification. Firstly, we classify the Cloude and Yamaguchi4 decomposition characteristics with texture features using smooth support vector machine (SSVM) algorithm, to get two classification results, which are the quotient spaces. According to quotient space theory, the two particle size layer are synthesized and in accordance with SAR data distribution polarization characteristics, we use the Wishart measure instead of the traditional Euclidean distance to infer the granularity difference and calculate its category, and combine the results of this reasoning with the synthetic domain in order to get exact classification results. To validate the proposed method, polarimetric SAR data acquired by AIRSAR for San Francisco and Flevoland were employed in classification experiments. The results indicate that the classification results obtained by the proposed method are not only better than the combination of texture information of the Cloude and Yamaguchi4 supervised classification results, but superior to all the features as a feature vector based on a simple feature fusion for supervised classification results.

**Key words:** target decomposition; texture information; SSVM algorithm; quotient space theory; granularity computing

**First author:** LIU Limin, PhD, lecturer, specializes in SAR and InSAR image processing. E-mail: xiaoliulimin@163.com

**Corresponding author:** YU Jie, PhD, professor. E-mail: yuj2011@whu.edu.cn

**Foundation support:** The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41130744, 41171335.