

# 基于面向对象的极化雷达影像分类

肖艳<sup>1\*</sup>, 王斌<sup>2</sup>

(1. 长春工程学院 勘查与测绘工程学院, 吉林 长春 130012;  
2. 长春市测绘院, 吉林 长春 130021)

**摘要:**有效的 PolSAR 影像分类技术是 PolSAR 成功应用的基础,然而相比于比较成熟的 PolSAR 成像技术与系统设计,PolSAR 影像分类技术的发展相对滞后,针对 PolSAR 影像面向对象分类研究中存在的问题,提出了一种新的结合多种目标极化分解、ReliefF-PSO\_SVM 和集成学习的 PolSAR 影像面向对象分类方法。该方法首先采用多种方法对 PolSAR 影像进行目标极化分解;然后将利用不同极化分解方法提取的极化参数组合成一幅多通道影像;接下来对多通道影像进行分割、特征提取;采用 ReliefF-PSO\_SVM 算法进行特征选择,并保留适应度最高的  $N$  个特征子集进行分类,每一个特征子集对应一个分类结果;最后利用集成学习技术对各分类结果进行集成。以吉林省长春市部分区域为研究区,Radarsat2 影像为数据源,将提出的方法应用于土地利用分类中,取得了较好的分类效果,总体精度和 Kappa 系数分别达到了 85.06% 和 0.8006。此外,还构建了 3 种对比方法用于分类,对比结果进一步证明了所提方法在 PolSAR 影像分类中的优越性。

**关键词:**面向对象分类;极化合成孔径雷达(Polarimetric Synthetic Aperture Radar, PolSAR);极化分解;特征选择;集成学习

中图分类号:P2 文献标识码:A

## PolSAR image classification based on object-oriented technology

XIAO Yan<sup>1\*</sup>, WANG Bin<sup>2</sup>

(1. College of Exploration and Surveying Engineering, Changchun Institute of Technology, Changchun 130012, China;  
2. Changchun Institute of Surveying and Mapping, Changchun 130021, China)

**Abstract:** An effective polarimetric synthetic aperture radar (PolSAR) image classification technology is the basis of the successful application of PolSAR. However, compared with relatively mature PolSAR imaging technology and system design, PolSAR image classification technology lags behind. Aiming at the main problems existing in the research of object-oriented classification of PolSAR images, this paper proposed a new object-oriented classification method, which combines multi-target polarimetric decomposition, ReliefF-PSO\_SVM and ensemble learning. First, polarimetric decomposition is implemented for PolSAR image using various methods. Polarimetric parameters extracted using different polarimetric decomposition methods are combined into a multichannel image. Second, the multichannel image is divided into numerous image objects by implementing multi-resolution segmentation. Third, features are extracted from the multichannel image. Fourth, ReliefF-PSO\_SVM algorithm is applied for feature selection, and  $N$  feature subsets with the highest fitness are retained for classification. Each feature subset corresponds to a classification result. Finally, ensemble learning technology is used to integrate the classification results. The study site is located at the southeastern part of Changchun City, Jilin Province. A RADARSAT-2 Fine Quad-Pol image was selected as the data source for this study. The proposed method was applied to land-use classification, and good classifica-

收稿日期:2019-11-13,修回日期:2020-04-17

Received date:2019-11-13, Revised date:2020-04-17

基金项目:吉林省教育厅项目(120190032),长春工程学院种子基金项目(320180023)

Foundation items: Supported by Jilin Province Department of Education(120190032), and Changchun Institute of Technology(320180023)

作者简介(Biography):肖艳(1988-),女,黑龙江双城人,博士,主要从事遥感影像分类研究

\*通讯作者(Corresponding author): E-mail:459389436@qq.com

tion results were obtained. The overall accuracy was 85.06% and the kappa value was 0.8006. In addition, three other classification methods were performed for comparison. The comparison results further proved the superiority of the proposed method in PolSAR image classification.

**Key words:** object-oriented classification, polarimetric synthetic aperture radar (PolSAR), polarimetric decomposition, feature selection, ensemble learning

**PACS:**42.30.Sy, 07.07.Df

## 引言

极化合成孔径雷达(Polarimetric Synthetic Aperture Radar, PolSAR)是目前雷达系统发展的主流方向。有效的PolSAR影像分类技术是PolSAR成功应用的基础<sup>[1]</sup>。然而相比于较成熟的PolSAR成像技术与系统设计,PolSAR影像分类技术的发展相对滞后,严重制约了PolSAR技术的应用,因此,开展PolSAR影像分类技术的研究对于提高PolSAR系统应用水平具有重要意义<sup>[2]</sup>。

如何充分利用极化信息进行分类一直是PolSAR影像分类研究的热点问题<sup>[3]</sup>。根据极化信息利用方式,PolSAR影像分类方法可分为3类:直接利用散射矩阵和散射矢量的方法、直接利用相干矩阵和协方差矩阵的方法以及利用目标极化分解的方法<sup>[4]</sup>。相比于前2种方法,利用目标极化分解方法所获得的分类结果能很好的揭示地物的散射机理。根据分解机制及针对目标的不同,研究人员相继提出了多种目标极化分解方法,这些方法在PolSAR影像分类中都得到了广泛应用。通过对PolSAR影像分类的研究现状进行总结,发现现有的利用目标极化分解的分类研究大都仅利用了一种极化分解方法。Shimoni等<sup>[5]</sup>提出:不同的目标极化分解方法都应该被应用到土地利用分类当中,因为其强调了不同的地物类型。

面向对象方法以区域作为分析单元,且考虑了更多的信息特征,与人的目视解译思维习惯更加接近,所以本研究采用面向对象的分类方式。当使用面向对象方法对PolSAR影像进行分类时,一般提取的特征数量都较多,由于“维数灾难”,高维特征不仅会使运算变得复杂,而且可能会导致分类精度降低<sup>[6]</sup>。面对高维问题,研究者通常先利用特征选择算法降维<sup>[7]</sup>。但特征选择所获得的结果是单个特征子集,这将损失其它特征所带来的信息。如果能将这些损失掉的信息进行合理、有效的利用,势必会进一步改善分类效果。

集成学习通过训练多个成员分类器并将其结

果按一定方式进行合成,显著提高了学习系统的泛化能力,成为近年来机器学习领域的一个重要研究方向<sup>[8]</sup>。但是如何设计出更有效的集成学习实现方法,以提高集成学习的泛化能力,并将集成学习应用到实际问题领域中取得好的效果,仍是集成学习研究的热点问题。

综上,本研究提出了一种结合多种目标极化分解、特征选择和集成学习的PolSAR影像面向对象分类方法,将提出方法应用于土地利用分类中,通过与其它方法对比,验证该方法的有效性。

## 1 研究区及数据源

### 1.1 研究区概况

本文的研究区位于吉林省长春市的南部,包括长春市主城区和双阳区的部分区域,经纬度范围为 $125^{\circ}17'52''\text{E}$ - $125^{\circ}34'45''\text{E}$ , $43^{\circ}39'58''\text{N}$ - $43^{\circ}51'10''\text{N}$ ,如图1所示。

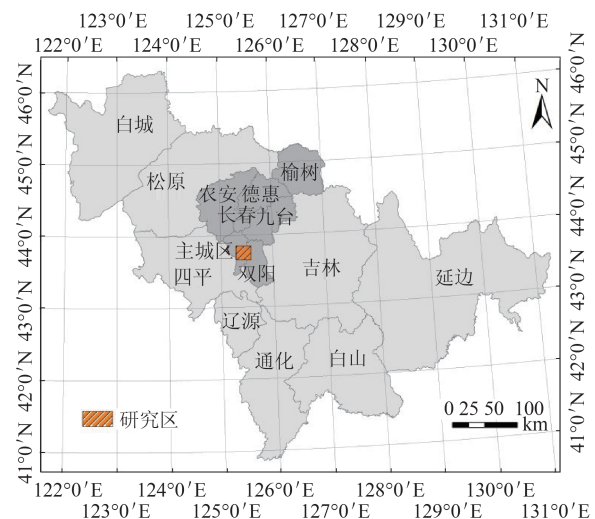


图1 研究区位置示意图

Fig. 1 Location map of study area

### 1.2 数据源

本文选用全极化RADARSAT-2影像作为数据源,如图2所示。RADARSAT-2是一颗搭载C波段传感器的高分辨率商用雷达卫星。所用RADAR-

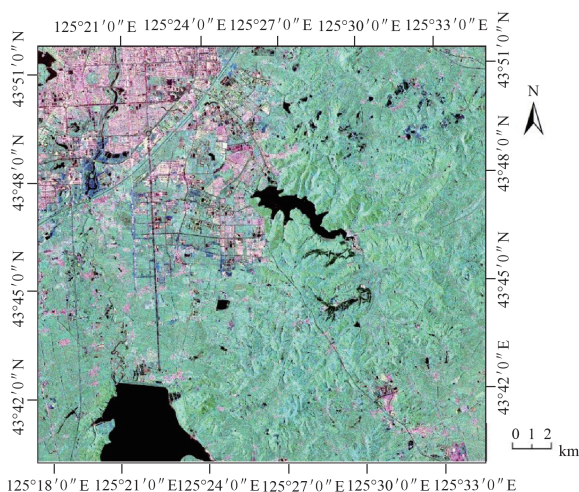


图2 RADARSAT-2影像(Pauli RGB合成)

Fig. 2 RADARSAT-2 image (Pauli RGB composition).

SAT-2影像的获取时间为2016年8月1日,成像模式为精细全极化(即极化方式包括HH、HV、VH、VV四种),产品模式为单视复型数据(Single Look Complex, SLC)。该影像工作频率是5.4 GHz,标称空间分辨率为8 m,在方位向和距离向的像元尺寸分别为5.49 m和4.73 m,近端入射角41.07°,远端入射角42.46°,影像覆盖范围为25 km×25 km。

于2016年7月30日至2016年8月3日开展野外调查工作。研究区的土地利用类型包括耕地、林地、草地、居民地、道路和水体6种。本次研究共计采集了282个样本区域,包括耕地50个、林地50个、草地36个、居民地50个、道路50个、水体46个,图3是各地类的样本分布情况。将采集的这些样本作为训练样本用于分类。

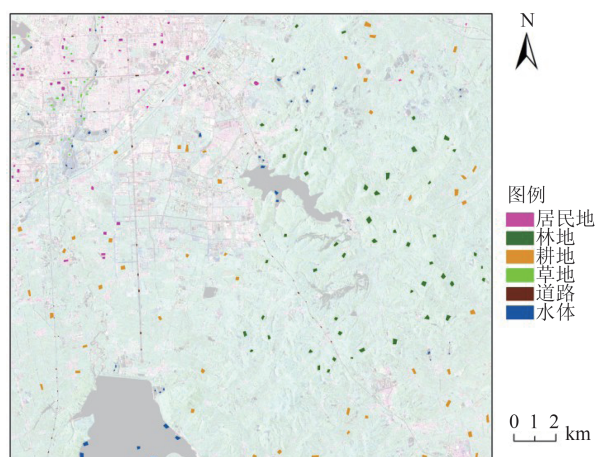


图3 各地类的样本分布图

Fig. 3 Distribution map of samples for each class

## 2 分类过程

PolSAR由于在成像过程中进行相干处理而产生大量相干斑噪声,所以在分类之前,需要先对PolSAR影像进行滤波处理。考虑到refined Lee算法<sup>[9]</sup>在滤波过程中既能充分保持数据的极化特性,同时又能避免不同通道间的串扰,所以本文采用refined Lee滤波算法对RADARSAT-2影像进行相干斑抑制,通过多次试验,将滤波窗口设置为5×5。

### 2.1 极化分解

雷达目标一般分为确定性目标和分布式目标两种。在单色波照射下,确定性目标的散射波是完全极化的,其散射特性可以用极化散射矩阵进行表征;而对于分布式目标,在任何波照射下,其散射波都是部分极化的,分布式目标的散射特性可以用协方差矩阵、相干矩阵等进行表征<sup>[10]</sup>。极化散射矩阵能够记录并描述散射过程中目标的极化变化信息。其定义如下所示:

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

其中,对角线元素 $S_{hh}$ 和 $S_{vv}$ 为“同极化”项,非对角线元素 $S_{hv}$ 和 $S_{vh}$ 为“交叉极化”项<sup>[10]</sup>。3×3视相干矩阵和协方差矩阵的定义分别如式(2)和(3)所示:

$$T_3 = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & T_{13} \\ T_{12}^* & T_{22} & T_{23} \\ T_{13}^* & T_{23}^* & T_{33} \end{bmatrix}$$

$$= \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \langle |S_{hh} + S_{vv}|^2 \rangle \langle (S_{hh} + S_{vv})(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & 2 \langle (S_{hh} + S_{vv})S_{hv}^* \rangle \\ \langle (S_{hh} - S_{vv})(S_{hh} + S_{vv})^* \rangle \langle |S_{hh} - S_{vv}|^2 \rangle & 2 \langle (S_{hh} - S_{vv})S_{hv}^* \rangle \\ 2 \langle S_{hv}(S_{hh} + S_{vv})^* \rangle & 2 \langle S_{hv}(S_{hh} - S_{vv})^* \rangle & 4 \langle |S_{hv}|^2 \rangle \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$C_3 = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{12}^* & C_{22} & C_{23} \\ C_{13}^* & C_{23}^* & C_{33} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \langle |S_{hh}|^2 \rangle \sqrt{2} \langle S_{hh}S_{hv}^* \rangle \langle S_{hh}S_{vv}^* \rangle \\ \sqrt{2} \langle S_{hv}S_{hh}^* \rangle & 2 \langle |S_{hv}|^2 \rangle \sqrt{2} \langle S_{hv}S_{vv}^* \rangle \\ \langle S_{vv}S_{hh}^* \rangle \sqrt{2} \langle S_{vv}S_{hv}^* \rangle \langle |S_{vv}|^2 \rangle \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中,\*表示共轭,|·|表示模,⟨·⟩表示时间或空间集合平均<sup>[10]</sup>。

极化分解就是基于雷达目标的散射矩阵、相干矩阵或协方差矩阵来实现的。根据分解机制及针

对目标的不同,研究人员相继提出了多种目标极化分解方法。本研究将 PolSARPro\_v4. 1. 5 软件提供的所有目标极化分解方法都用于分类,通过这些目标极化分解方法,本文共计提取了 61 个极化参数,所采用的极化分解方法及相应的极化参数如表 1 所示。

利用提取的 61 个极化参数合成一幅包括 61 个图层的多通道影像,以用于后续的研究。

## 2.2 影像分割

近年来,国内外学者提出了很多分割方法,其中多尺度分割算法应用最为广泛<sup>[11]</sup>。本文利用 ecognition9. 0 软件的多尺度分割模块对多通道影像进行分割。Pauli 分解常被用来表示一幅 PolSAR 影像中所有的极化信息<sup>[12-13]</sup>,所以本次研究利用 Pauli RGB 合成影像的 3 个图层进行分割。在分割过程中,3 个图层被赋予相等权重,颜色和形状因子分别被设定为 0. 9 和 0. 1。为确定一个合适的分割尺度,本文进行了多次试验,最终确定最优分割尺度为 30。

## 2.3 特征提取

本次研究中,对于分割后的每个影像对象,我

们共计提取 739 个特征,这些特征能够被归纳为如下 3 类:

①灰度特征 61×4 个:61 个图层的均值、标准差、最小像素值和最大像素值。

②纹理特征 61×8 个:61 个图层的均值、标准差、熵、同质度、对比度、非相似性、角二阶矩和相关性(采用灰度共生矩阵(Grey Level Concurrence Matrix, GLCM)来描述对象的纹理特征)。

③形状特征 7 个:各个对象的面积、长度、长宽比、宽度、密度、形状指数、周长。

## 2.4 特征选择

本次研究采用作者提出的 ReliefF-PSO\_SVM 算法<sup>[14]</sup>进行特征选择。该算法是一种 Filter-Wrapper 混合式特征选择算法,其首先利用 ReliefF 作为特征预选器滤除一些相关性小的特征,然后以 PSO 作为搜索算法、SVM 的分类精度作为评估函数在剩余特征中选择出最优特征子集。关于 ReliefF-PSO\_SVM 算法的详细介绍参见文献[14]。

首先利用 ReliefF 算法对提取的 739 个特征进行筛选,保留与目标地类相关性较大的 100 个特征,然后利用 PSO\_SVM 封装算法进行特征精选。其中

表 1 极化分解方法及相应的极化参数

Table 1 Polarimetric decomposition methods and corresponding polarimetric parameters

分解方法	极化参数		
Pauli	Pauli_a	Pauli_b	Pauli_c
Krogager	Krogager_KS	Krogager_KH	Krogager_KD
Huynen	Huynen_T <sub>11</sub>	Huynen_T <sub>22</sub>	Huynen_T <sub>33</sub>
Barnes1	Barnes1_T <sub>11</sub>	Barnes1_T <sub>22</sub>	Barnes1_T <sub>33</sub>
Barnes2	Barnes2_T <sub>11</sub>	Barnes2_T <sub>22</sub>	Barnes2_T <sub>33</sub>
Cloude	Cloude_T <sub>11</sub>	Cloude_T <sub>22</sub>	Cloude_T <sub>33</sub>
H/A/α	H/A/α_T <sub>11</sub>	H/A/α_T <sub>22</sub>	H/A/α_T <sub>33</sub>
	Entropy(H)	SERD	RVI
	DERD	PolarizationAsymmetry(PA)	ShannonEntropy(SE)
	PedestalHeight(PH)	PolarizationFraction(PF)	Anisotropy(A)
Freeman2	Freeman2_Vol	Freeman2_Ground	
Freeman3	Freeman_Vol	Freeman_Odd	Freeman_Dbl
Yamaguchi3	Yamaguchi3_Vol	Yamaguchi3_Odd	Yamaguchi3_Dbl
Yamaguchi4	Yamaguchi4_Vol	Yamaguchi4_Odd	Yamaguchi4_Dbl
	Yamaguchi4_Hlx		
Neumann	Neumann_delta_mod	Neumann_delta_phi	
Touzi	TSVM_alpha_s	TSVM_alpha_s1	TSVM_alpha_s2
	TSVM_alpha_s3	TSVM_tau_m	TSVM_tau_m1
	TSVM_tau_m2	TSVM_tau_m3	
Holm1	Holm1_T <sub>11</sub>	Holm1_T <sub>22</sub>	Holm1_T <sub>33</sub>
Holm2	Holm2_T <sub>11</sub>	Holm2_T <sub>22</sub>	Holm2_T <sub>33</sub>
Van Zyl	VanZyl3_Vol	VanZyl3_Odd	VanZyl3_Dbl

Relieff 算法和 PSO\_SVM 封装算法分别通过 Weka3.6 软件和 Matlab 2010b 语言平台实现,最终保留适应度最高的 5 个特征子集(按照适应度从高到低将 5 个特征子集分别记为 T1、T2、T3、T4、T5)用于后续的分类。

## 2.5 分类

基于 ecognition9.0 软件,分别利用特征子集 T1、T2、T3、T4 和 T5,以 SVM 为分类器对研究区土地利用进行分类。本文选用 Google Earth 高分辨率遥感影像对分类结果的精度进行评价,根据基于野外采样点建立的解译标志对其进行目视解译,然后以解译分类图作为参考底图建立混淆矩阵,该矩阵包括 4 个统计量:生产者精度、用户精度、总体精度和 Kappa 系数。将 5 种分类结果的生产者精度、用户精度、总体精度和 Kappa 系数进行汇总,如图 4 所示。

## 2.6 集成

按照成员分类器组合的形式,集成学习方法可分成串行方式和并行方式两类。串行方式是指前一个分类器分类结果的输出为后一个分类器的输入。并行方式首先分别利用每个成员分类器独立地进行分类,然后根据某种策略将各成员分类器的分类结果进行合成。

成员分类器分类结果的合成方法中,投票法是最简单的。传统的投票法忽略了不同成员分类器的分类性能的差异,为此,一些学者提出了加权投票法。在加权投票法中,不同分类器根据其性能被

赋予不同的权值。

多分类器集成的效果受到参与集成的成员分类器自身分类性能的影响外,还与各成员分类器之间的差异程度有关。一般来说,差异性越大,集成效果就越好。衡量这种差异性的方法就是差异性度量。本文采用熵值度量法对 5 种成员分类器的所有组合形式的差异性进行度量,熵的计算式如下所示:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \frac{1}{(L - [L/2])} \min\{l(z_m), L - l(z_m)\}, \quad (4)$$

式中, $N$ 为验证样本的数目, $L$ 为成员分类器个数, $[ ]$ 表示取整操作, $l(z_m)$ 表示正确分类样本 $z_m$ 的成员分类器数量。 $E$ 取值范围为 $[0, 1]$ ,值越大代表差异性就越大。经计算,在所有组合中,由 T1、T2、T3 和 T5 的分类结果构成的组合熵值最大,故最终选取该组合进行集成。

采用并联方式结合加权投票法对 T1、T2、T3 和 T5 的分类结果进行集成。算法的具体步骤描述如下:①用从成员分类器分类结果中获得的各类别的用户精度作为权值。②对于任一像元,利用各成员分类器对其进行分类,将分类结果相同的成员分类器对该类别的权值相加,即可得到该像元属于各类别的总权值,比较各类别总权值的大小,选取总权值最大的类别作为该像元的最终类别。本次研究中,差异性度量以及多分类器集成都是通过 Matlab 2010b 语言平台编程实现。

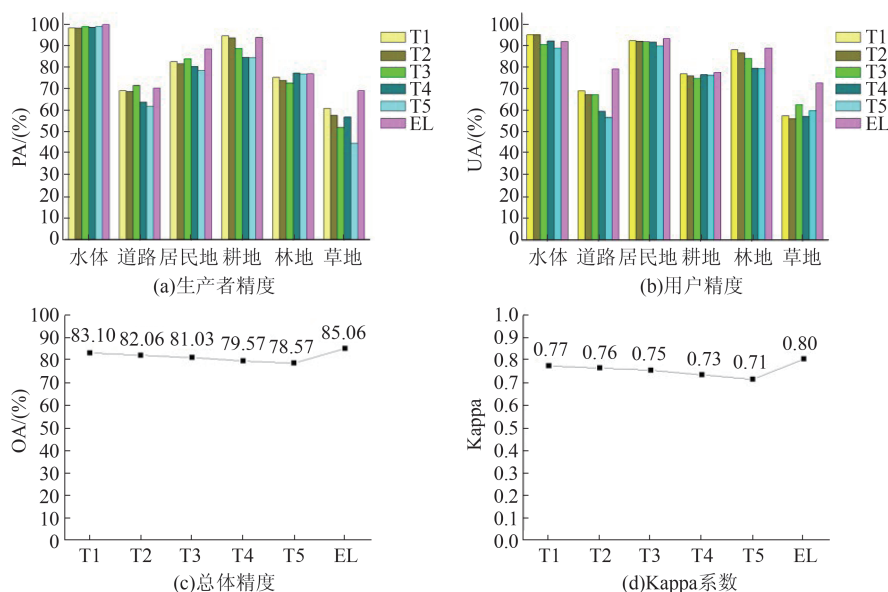


图4 分类精度对比

Fig. 4 Comparison of accuracies for classifications

### 3 结果与分析

#### 3.1 集成结果

通过集成得到的分类结果如图5(a)所示,基于该分类结果建立的混淆矩阵如表2所示。为直观地观察集成前后分类精度的变化情况,将T1、T2、T3、T4、T5分类结果的生产者精度、用户精度、总体精度和Kappa系数与集成后获得的生产者精度、用户精度、总体精度和Kappa系数分别进行统计、汇总,如图4所示。从图4(c-d)可以看出,集成后的总体精度和Kappa系数都得到了提高,可见,集成学习确实能改善分类效果。观察图4(a-b)发现,集成后地类的生产者精度和用户精度整体上都有所提高,但从单个地物角度来看,并不是所有地类的生产者精度或用户精度都比各成员分类器的高。可见,集成学习尽管能提高整体分类精度,但不能使所有地类的生产者精度和用户精度都提高。

#### 3.2 与其它方法对比

为进一步验证提出方法的有效性,本文构建了3种对比方法用于PolSAR影像分类。这3种方法分别为:①将提出方法中的16种目标极化分解方法替换成Pauli分解方法一种,以验证多种目标极化分解方法在提出方法中的作用;②将提出方法中的ReliefF-PSO\_SVM特征选择算法替换成特征空间优化(feature space optimization, FSO)特征选择算法,以验证ReliefF-PSO\_SVM特征选择算法在提出方法中的作用;③去掉提出方法中的多分类器集成步骤(即通过特征选择,仅保留最优的一个特征子集进行分类),以验证集成学习在提出方法中的作用。其中FSO是面向对象分类中比较有代表性的特征选择方法<sup>[22]</sup>。为便于区别,这3种方法分别用“Pauli+ReliefF-PSO\_SVM+集成”、“极化分解+FSO+集成”和“极化分解+ReliefF-PSO\_SVM”来表示。基于以上3种对比方法的土地利用分类结果如图5b、c、d所示。将本文方法与3种对比方法的总体精度和Kappa系数进行汇总,如表3所示。

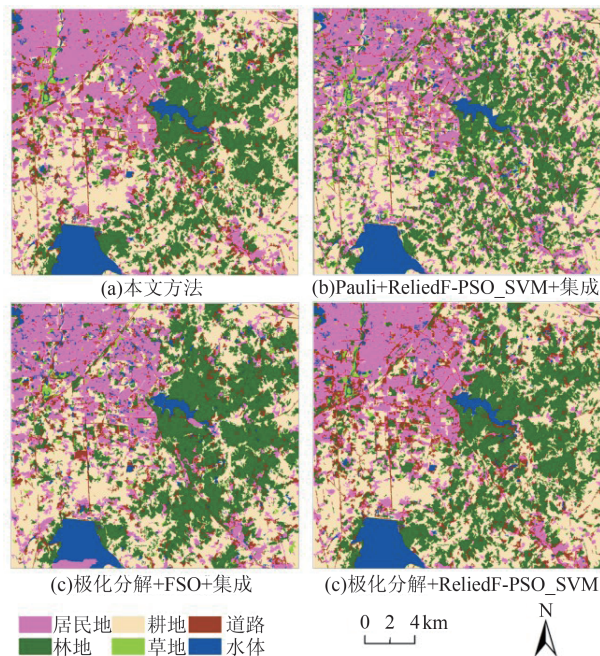


图5 不同分类方法的土地利用图

Fig. 5 Land-use maps based on different classification methods

成”和“极化分解+ReliefF-PSO\_SVM”来表示。基于以上3种对比方法的土地利用分类结果如图5b、c、d所示。将本文方法与3种对比方法的总体精度和Kappa系数进行汇总,如表3所示。

从表3可以看出,4种分类方法中,本文提出方法的总体精度和Kappa系数最高。“Pauli+ReliefF-PSO\_SVM+集成”的总体精度和Kappa系数比本文方法的分别低22.54%和0.3004,可见,在PolSAR影像分类中引入多种目标极化分解方法确实能改善分类效果。“极化分解+FSO+集成”的总体精度和Kappa系数也明显低于本文方法,这充分证明了ReliefF-PSO\_SVM特征选择算法的优越性。通过对

表2 分类结果的混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix of classification result

	水体	道路	居民地	耕地	林地	草地	总和	UA/(%)
水体	693295	5500	50127	0	721	2931	752574	92.12
道路	610	938013	80331	50388	60134	51158	1180634	79.45
居民地	1142	113522	2874381	28776	51145	5961	3074927	93.48
耕地	0	113578	169628	3908101	827790	1241	5020338	77.85
林地	491	125447	73537	180194	3124430	3524	3507353	89.08
草地	0	41578	6670	2464	2797	143533	197042	72.84
总和	695538	1337638	3254674	4169923	4067017	208078		
PA/(%)	99.68	70.12	88.32	93.72	76.82	68.98		
OA/(%)				85.06				
Kappa				0.8006				

表 3 不同分类方法的分类精度对比

Table 3 Comparison of accuracies for classifications with different classification methods

	总体精度/(%)	Kappa	耗时
本文方法	85.06	0.8006	17 min
Pauli+ReliefF-PSO_SVM+集成	62.52	0.5002	14 min
极化分解+FSO+集成	65.37	0.5376	14h13min
极化分解+ReliefF-PSO_SVM	83.10	0.7747	9 min

比,“极化分解+ReliefF-PSO\_SVM”的总体精度和 Kappa 系数比本文方法的分别低 1.96% 和 0.0259,可见,集成学习能够将特征选择所损失的部分信息有效利用起来,从而改善分类效果。此外,本文还对 4 种方法的耗时进行了统计,如表 3 所示,本文涉及的所有实验均是在处理器为 Intel®Core™i5-6500 CPU @ 3.20 GHz、内存为 8.00 GB 的台式电脑上进行的。4 种方法中,“极化分解+FSO+集成”的耗时最长,这是由于利用 FSO 算法进行特征选择花费的时间较长,达 14 h 之久;其余 3 种方法用时相差不多,比较而言,本文方法由于采用了多种目标极化分解方法,并对多个特征子集进行分类,所以用时稍长。以上对比结果进一步证明了本文提出的结合多种目标极化分解、ReliefF-PSO\_SVM 和集成学习的分类方法在 PolSAR 影像面向对象分类中的优越性。

#### 4 结论

本文提出了一种新的结合多种目标极化分解、ReliefF-PSO\_SVM 和集成学习的 PolSAR 影像面向对象分类方法,将其用于 RADARSAT-2 影像土地利用分类当中,取得了较好的分类效果,总体精度和 Kappa 系数分别达到了 85.06% 和 0.8006。为进一步验证提出方法的有效性,构建了“Pauli+ReliefF-PSO\_SVM+集成”、“极化分解+FSO+集成”和“极化分解+ReliefF-PSO\_SVM”3 种对比方法用于 RADARSAT-2 影像面向对象分类。通过对 4 种分类结果的精度进行比较,发现:“Pauli+ReliefF-PSO\_SVM+集成”的总体精度和 Kappa 系数最低,“极化分解+FSO+集成”的总体精度和 Kappa 系数也明显低于本文方法,“极化分解+ReliefF-PSO\_SVM”的总体精度和 Kappa 系数比本文方法的分别低 1.96% 和 0.0259。对比结果进一步证明了本文提出的分类方法在 PolSAR 影像面向对象分类中的优越性。

PolSAR 影像面向对象分类是遥感影像解译的

前沿课题,理论性与实用性较强,极具挑战。虽然本次研究取得了较好的效果,但提出的方法用时较长,接下来会对此方法进行优化,减少耗时。另外本文所使用的特征选择算法是单目标算法,该算法在 Wrapper 阶段仅采用分类错误率这一个指标作为评价准则,而特征选择的目标是用尽可能少的特征获得尽可能高的分类精度,因此,未来将会尝试建立同时考虑分类错误率和特征数量的多目标优化特征选择算法。

#### References

- [1] Jafari M, Maghsoudi Y, Zoj M J V. A new method for land cover characterization and classification of polarimetric SAR data using polarimetric signatures[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, **8**(7):3595-3607.
- [2] LIU Fang, JIAO Li-Cheng, TANG Xu. Task-oriented GAN for PolSAR image classification and clustering[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2019, **30**(9): 2707-2719.
- [3] TAO Chen-Song, CHEN Si-Wei, LI Yong-Zhen, et al. PolSAR land cover classification based on roll-invariant and selected hidden polarimetric features in the rotation domain[J]. *Remote Sensing*, 2017, **9**(7):1-21.
- [4] CHEN Yuan-Yuan, HE Xiu-Feng, WANG Jing, et al. The influence of polarimetric parameters and an object-based approach on land cover classification in coastal wetlands[J]. *Remote Sensing*, 2014, **6**(12): 12575-12592.
- [5] Shimoni M, Borghys D, Heremans R, et al. Fusion of PolSAR and PolInSAR data for land cover classification[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2009, **11**(3):169-180.
- [6] ZHAO Jun, CHEN Long, Pedrycz W, et al. Variational inference based automatic relevance determination kernel for embedded feature selection of noisy industrial Data[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, **66**(1): 416-428.
- [7] Khosravi I, Safari A, Homayouni S. MSMD: maximum separability and minimum dependency feature selection for cropland classification from optical and radar data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, **39**(8): 2159-2176.
- [8] LIU Pei, DU Pei-Jun, TAN Kun. A novel remotely sensed image classification based on ensemble learning and feature integration[J]. *J. Infrared Millim. Waves* (刘培, 杜培军, 谭琨. 一种基于集成学习和特征融合的遥感影像分类新方法. 红外与毫米波学报), 2014, **33**(3):311-317.
- [9] Lee J S, Grunes M R, De Grandi G. Polarimetric SAR speckle filtering and its implication for classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, 1999, **37**(5):2363-2373.
- [10] Lee J S, Pottier E. Polarimetric Radar Imaging: Basics to Applications[M]. New York: CRC Press, 2009.
- [11] BAN Yi-Fan, Jacob A. Object-based fusion of multitemporal multiangle ENVISAT ASAR and HJ-1B multispec-

- tral data for urban land-cover mapping[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, **51**(4): 1998-2006.
- [12] QI Zhi-Xin, Yeh A G O, LI Xia, *et al.* A novel algorithm for land use and land cover classification using RADARSAT-2 polarimetric SAR data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, **118**: 21-39.
- [13] XIAO Yan, JIANG Qi-Gang, WANG Bin, *et al.* Object-oriented fusion of RADARSAT-2 polarimetric synthetic aperture radar and HJ-1A multispectral data for land-cover classification [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, **10**(2): 1-17.
- [14] XIAO Yan, JIANG Qi-Gang, WANG Bin, *et al.* Object based land-use classification based on hybrid feature selection method of combining Relief F and PSO [J]. *Trans. Chin. Soc. Agric. Eng.* (肖艳, 姜琦刚, 王斌, 等. 基于 ReliefF 和 PSO 混合特征选择的面向对象土地利用分类. *农业工程学报*), 2016, **32**(4):211-216.