

# 一种结合分水岭与决策树 C5.0 的极化 SAR 分类方法

张剑清<sup>1</sup> 段 艳<sup>1</sup>

1 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉, 430079

**摘 要:**提出了一种利用多种极化特征并结合分水岭算法与决策树 C5.0 分类器的极化 SAR 数据分类方法。首先对极化 SAR 数据进行极化精致 Lee 滤波,接着对其进行极化分解得到多个极化通道与 Pauli RGB 图像,改进梯度图生成法并进行形态学分水岭分割与区域合并,最后选择样本构建决策树 C5.0 分类器并进行分类。实验结果表明,该方法与传统基于像素的分类方法相比精度有显著提高,同时由于使用了较多的极化特征,也使分类精度在一定程度上得到了提高。

**关键词:**极化精致 Lee 滤波;Pauli 分解;极化分解;分水岭分割;决策树 C5.0

中图法分类号:P237.3

文献标志码:A

与 SAR 相比,极化 SAR 不仅具有全天候、全天的对地观测能力,而且能获取地物的全极化散射信息,充分揭示地物的散射差异,因此基于极化 SAR 影像的分类精度更高,成为当前遥感影像解译领域的研究热点。极化 SAR 影像分类主要使用基于像素的分类方法,如基于统计特性<sup>[1]</sup>、物理散射机制<sup>[2]</sup>或二者相结合<sup>[3]</sup>的方法,以及基于区域的分类方法<sup>[4-6]</sup>等。由于 SAR 影像含有大量的相干斑点噪声,在像素级别上进行分类容易受噪声影响,因此多使用基于区域的分类方法。基于区域的分类方法一般需要经过区域分割、极化特征计算、样本选择与分类器处理等过程。文献[4]使用 Mean-shift 算法得到极化 SAR 图像的分割区域图,然后选择 Freeman-Durden 分解结果、散射功率熵和各向异性参数等作为极化特征,最后使用 Wishart 分类器对极化 SAR 影像进行分类,但 Wishart 分类器计算量较大;文献[5]使用分水岭算法得到极化 SAR 数据的分割结果,并选择相干矩阵的特征值、散射熵和协方差矩阵作为极化特征,使用支持向量机对极化 SAR 影像分类,但仅仅使用了 10 个极化特征,未能充分挖掘利用数据的极化散射特性;文献[6]使用 eCognition 软件对极化 SAR 数据进行分割,选择同一地区的极化干涉 SAR 数据和极化 SAR 数据来提取极化特征,使用决策树 QUEST 分类器对极化

SAR 影像进行分类,实验均在现有软件的基础上进行。

本文提出一种利用多种极化特征并结合分水岭算法与决策树 C5.0 分类器的极化 SAR 数据分类方法。

## 1 形态学分水岭分割与决策树 C5.0 分类

本文研究方法的流程图如图 1 所示,本章主要介绍极化精致 Lee 滤波与极化分解方法,形态学分水岭分割与特征计算内容以及决策树 C5.0 分类过程。

### 1.1 极化精致 Lee 滤波与极化分解方法

在进行分割前对极化 SAR 数据进行滤波处理,可以降低斑点噪声对分割效果的影响。极化精致 Lee 滤波利用非方形的边缘方向窗口和局部统计滤波器进行滤波,既避免了极化通道之间的串扰,又保持了极化通道之间的极化信息和统计相关性<sup>[7]</sup>。

极化精致 Lee 滤波后,对数据进行 Pauli 分解。Pauli 分解具有较强的抗噪性能,通过 Pauli 分解合成 RGB 图像已经成为极化 SAR 数据分解合成图像的一种标准模式<sup>[8]</sup>。图 2(a)为极化精致 Lee 滤波后 Pauli 极化分解合成的 RGB 影像,图

收稿日期:2013-03-25

项目来源:国家 973 计划资助项目(2012CB719904)。

第一作者:张剑清,教授,现主要从事摄影测量与遥感、计算机视觉研究。E-mail: jqzhang@supresoft.com.cn

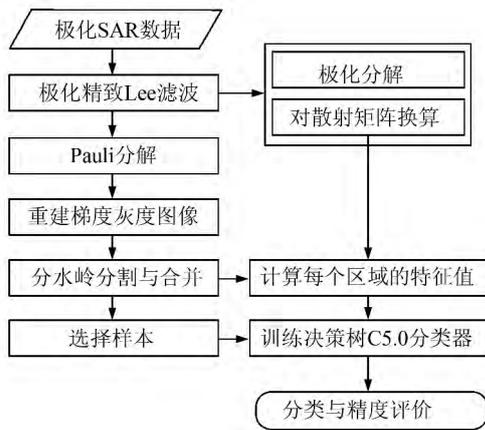


图1 本文研究方法流程

Fig. 1 Flow Chart of the Proposed Method

2(b)、2(c)分别为图2(a)中黑色方框内极化精致Lee滤波前后的对比效果。由图2可以看出：  
① Pauli RGB图像能较好地表现地物同质区域特征；  
② 极化精致Lee滤波能明显降低Pauli RGB图像的噪声。因此，后续区域分割操作在滤波后的Pauli RGB图像上进行。

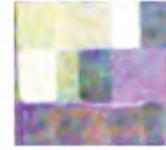
为充分发挥极化SAR数据的全极化散射特



(a) Pauli RGB图像



(b) 滤波前



(c) 滤波后

图2 滤波后的图像与滤波前后效果对比

Fig. 2 Pauli RGB Image with Lee Filter

性优势，利用Cloude分解、Huynen分解、Freeman-Durden分解和Yamaguchi分解等多种极化分解方法进行极化散射矩阵换算<sup>[8]</sup>，得到包括相干矩阵和总功率图在内的72个极化通道，结果如表1所示。

表1 极化分解方法与极化通道

Tab. 1 Polarimetric Decompositions and Polarimetric Channels

编号	方法	通道文件
1	Barnes1分解	Barnes1_T11, Barnes1_T22, Barnes1_T33
2	Barnes2分解	Barnes2_T11, Barnes2_T22, Barnes2_T33
3	Cloude分解	Cloude_T11, Cloude_T22, Cloude_T33, Alpha, Anisotropy, Entropy, L1, L2, L3
4	相干矩阵	T11, T12_imag, T12_real, T13_imag, T13_real, T22, T23_imag, T23_real, T33
5	Huynen分解	Huynen_T11, Huynen_T22, Huynen_T33
6	Freeman分解	Freeman_Dbl, Freeman_Odd, Freeman_Vol
7	Freeman2分解	Freeman2_Ground, Freeman2_Vol
8	Holm1分解	Holm1_T11, Holm1_T22, Holm1_T33
9	Holm2分解	Holm2_T11, Holm2_T22, Holm2_T33
10	Krogager分解	Krogager_Kd, Krogager_Kh, Krogager_Ks
11	Neumann分解	Neumann_delta_mod, Neumann_delta pha, Neumann_psi, Neumann_tau
12	总功率	Span
13	Touzi分解	TSVM_alpha_s, TSVM_alpha_s1, TSVM_alpha_s2, TSVM_alpha_s3, TSVM_phi_s, TSVM_phi_s1, TSVM_phi_s2, TSVM_phi_s3, TSVM_psi, TSVM_psi1, TSVM_psi2, TSVM_psi3, TSVM_tau_m, TSVM_tau_m1, TSVM_tau_m2, TSVM_tau_m3
14	VanZyl分解	VanZyl3_Dbl, VanZyl3_Odd, VanZyl3_Vol
15	Yamaguchi3分解	Yamaguchi3_Dbl, Yamaguchi3_Odd, Yamaguchi3_Vol
16	Yamaguchi4分解	Yamaguchi4_Dbl, Yamaguchi4_Hlx, Yamaguchi4_Odd, Yamaguchi4_Vol

## 1.2 形态学分水岭分割与特征计算

Pauli分解后，利用分水岭分割<sup>[9]</sup>算法获取地物的同质区域。由于分水岭分割算法主要根据图像灰度级的变化来进行区域分割，而灰度级的变化即为图像的梯度信息。为获得更好的分割效果，通常将待分割图像进行梯度预处理。图像的梯度值可由下式得到：

$$g_{x,y} = \sqrt{(f_{x,y} - f_{x-1,y})^2 + (f_{x,y} - f_{x,y-1})^2} \quad (1)$$

式中， $g_{x,y}$ 为影像坐标 $(x,y)$ 处的梯度值； $f_{x,y}$ 为影像坐标 $(x,y)$ 处的灰度值。

Pauli RGB图像有三个通道，梯度灰度图像通过对各个通道的梯度图像加权求和得到<sup>[5]</sup>，可由式(2)进行描述，得到如图3(a)所示的梯度灰度图：

$$g = \sum_{i=1}^3 (g_i \times \omega_i) \quad (2)$$

式中， $g_i$ 表示通道 $i$ 的梯度值； $\omega_i$ 表示通道 $i$ 的梯

度权,计算公式如下:

$$\omega_i = g_i / \sum_{k=1}^3 g_k, \quad i = 1, 2, 3 \quad (3)$$

由于式(2)未考虑噪声对最终梯度值的影响,本文对梯度灰度图像的获取过程进行了改进。首先分别得到 Pauli RGB 图像三个通道的梯度值  $g_r$ 、 $g_g$  和  $g_b$ ,再获取三个通道的梯度值中的最大值,然后将最大梯度值与人为设定的阈值进行比较,剔除相对较小的值,最终得到重建后的梯度灰度图,结果如图 3(b)所示。取三个通道梯度值中的最大值,可以减少噪声的影响;再与阈值进行比较,则可以从已经筛选过的梯度值中剔除噪声相对较大的梯度值。该过程可表示如下:

$$g = \max(\max(g_r, g_g, g_b), T) \quad (4)$$

式中,  $T$  为一个合适的阈值,图 3(b)所示结果的  $T$  由经验给定为 58.5。

从图 3 的两幅梯度图像中可以看出,改进后的梯度灰度图像中噪声明显减少,且地物边缘更清晰,能改善分水岭分割的效果。得到梯度灰度图像后,执行分水岭分割获取同质区域,分水岭分割结果与 Pauli RGB 图像的叠加效果如图 4(a)所示。

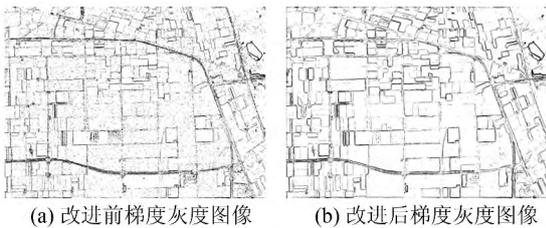


图 3 改进前后的梯度灰度图像

Fig. 3 Original Gradient Image and Result Image of the Proposed Method

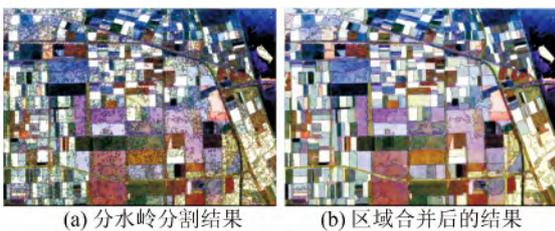


图 4 分水岭分割与区域合并结果

Fig. 4 Results of Watershed Segmentation and Region Merging

由于图像中存在一些细节特征,可能导致分水岭分割算法存在过分割问题,因此需要对初始分割结果进行区域合并。区域合并首先需要判断区域的邻接关系,再计算相邻区域的区域距离。每次合并时,将整幅影像中区域距离最小的两个区域进行合并,然后更新区域相邻关系和区域距

离,接着进行下次迭代,直到最小区域距离大于阈值为止<sup>[10]</sup>。区域距离计算公式如下:

$$D_{ij} = \|C_i - C_j\| \times \frac{A_i \times A_j}{A_i + A_j} \quad (5)$$

式中,  $C_i$  和  $C_j$  分别表示区域  $i$  和  $j$  的颜色平均向量;  $A_i$  和  $A_j$  分别表示区域  $i$  和  $j$  的面积。

图 4(b)为分水岭分割后再进行区域合并的结果,其中区域距离阈值为 13 000。从图 4(b)中可以看出,合并操作删除了过分割的小区域,同时较好地区分了异质区域。

根据分水岭分割结果,对每个区域对应的表 1 中每个通道进行如式(6)所示的计算,可以得到每个区域的 72 种极化特征:

$$f_A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_{A_i} \quad (6)$$

式中,  $n$  表示区域  $A$  内的像素个数;  $c_{A_i}$  表示区域  $A$  内第  $i$  个像素的某个极化通道值。

### 1.3 决策树 C5.0 分类器

决策树模型<sup>[11]</sup>,也称为规则推理模型,是通过数据训练,获得输入变量和输出变量不同取值下的数据分类和预测规律,并用于对新数据对象的分类预测。C5.0 是经典的决策树模型算法之一,其分类原理为,设  $S$  是一个样本集合,目标变量  $C$  有  $k$  个分类,  $freq(C_i, S)$  表示属于  $C_i$  类的样本数,  $|S|$  表示样本集合  $S$  的样本数。则集合  $S$  的信息熵定义为:

$$Info(S) = - \sum_{i=0}^k ((freq(C_i, S) / |S|) \times \log_2(freq(C_i, S) / |S|)) \quad (7)$$

如果某属性变量  $T$  有  $N$  个分类,则属性变量  $T$  引入后的条件熵定义为:

$$Info(T) = - \sum_{i=1}^n ((|T_i| / |T|) \times Info(T_i)) \quad (8)$$

属性变量  $T$  带来的信息增益为:

$$Gain(T) = Info(S) - Info(T) \quad (9)$$

信息增益率为:

$$Ratio(T) = \frac{Gain(T)}{Info(T)} \quad (10)$$

在利用样本进行决策树分类器训练时,将使信息增益率达到最大值的  $T$  值作为分类条件。在本文实验中,分别计算样本数据的 72 个极化特征的信息增益率,选取信息增益率最大的极化特征作为节点,自顶向下生成决策树,并得到如表 2 所示的分类规则集。

利用分类规则集和每个区域的极化特征,对

极化 SAR 数据进行分类预测,分类完毕后按照预先选定的颜色自动为每种地物着色,最后利用混淆矩阵对分类结果进行精度评价。

表 2 决策树 C5.0 得到的分类规则集

Tab. 2 Rules of the Classification Based on Decision Tree C5.0

地物	分类规则
裸地	规则 1: if $L1 \leq 4.280$ and $Entropy \leq 92.005$ then class = '裸地'
甜菜	规则 1: if $L1 > 4.280$ and $Yamaguchi4\_Vol \leq 221.446$ and $TSVM\_psi \leq 158.573$ and $TSVM\_psi2 > 134.200$ and $TSVM\_psi > 109.753$ and $Neumann\_tau > 197.226$ then class = '甜菜'
草地	规则 1: if $L1 \leq 4.280$ and $Entropy > 92.005$ and $TSVM\_alpha\_s \leq 116.402$ then class = '草地'
苜蓿	规则 1: if $L1 \leq 4.280$ and $Entropy > 92.005$ and $TSVM\_alpha\_s > 116.402$ then class = '苜蓿'
豌豆	规则 1: if $L1 > 4.280$ and $Yamaguchi4\_Vol \leq 221.446$ and $TSVM\_psi \leq 158.573$ and $TSVM\_psi2 \leq 134.200$ and $Freeman\_Db1 \leq 62.205$ and $Barnes2\_T33 > 194.849$ then class = '豌豆' 规则 2: ……
马铃薯	规则 1: if $L1 > 4.280$ and $Yamaguchi4\_Vol > 221.446$ and $Holml\_T11 > 195.644$ then class = '马铃薯'
油菜	规则 1: if $L1 > 4.280$ and $Yamaguchi4\_Vol \leq 221.446$ and $TSVM\_psi \leq 158.573$ and $TSVM\_psi2 \leq 134.200$ and $Freeman\_Db1 \leq 62.205$ and $Barnes2\_T33 \leq 194.849$ then class = '油菜'
大豆	规则 1: if $L1 > 4.280$ and $Yamaguchi4\_Vol \leq 221.446$ and $TSVM\_psi \leq 158.573$ and $TSVM\_psi2 > 134.200$ and $TSVM\_psi > 109.753$ and $Neumann\_tau \leq 197.226$ then class = '大豆'
水体	规则 1: if $L1 > 4.280$ and $Yamaguchi4\_Vol \leq 221.446$ and $TSVM\_psi > 158.573$ then class = '水体'
小麦	规则 1: if $L1 > 4.280$ and $Yamaguchi4\_Vol \leq 221.446$ and $TSVM\_psi \leq 158.573$ and $TSVM\_psi2 \leq 134.200$ and $Freeman\_Db1 > 62.205$ then class = '小麦'
林地	规则 1: if $L1 > 4.280$ and $Yamaguchi4\_Vol > 221.446$ and $Holml\_T11 \leq 195.644$ then class = '林地'

## 2 实验与分析

### 2.1 实验数据

实验数据为 NASA-JPL 实验室 AIRSAR 系统于 1989 年 8 月获取的荷兰中部 Flevoland 地区 L 波段全极化 4 视数据,图像完整场景大小为 750 像素  $\times$  1 024 像素。像素水平方向(方位向)分辨率为 12.1 m,垂直方向(距离向)分辨率为 6.7 m。图像包含 11 类地物,分别为裸地、甜菜、草地、苜蓿、豌豆、马铃薯、油菜、大豆、水体、小麦和林地等。在成像同期,由 JPL 实验室组织对这一地区进行了勘察,得到了真实地物分布参考图,如图 5(a)所示,这为评估分类精度提供了依据。



图 5 数据及样本  
Fig. 5 Data and Samples

### 2.2 实验结果与分析

依据之前所述的数据处理过程,对极化 SAR 数据进行分类,得到如图 6(d)所示的分类结果。

为了进行分类效果对比,在使用相同样本的前提下还进行了三个对比试验:①以像素为基本分类单元,利用 72 个极化通道和决策树 C5.0 分类器对极化 SAR 数据进行分类,分类结果如图 6(a)所示;②使用表 1 中方法 1~6 生成的 27 个极化通道,结合分水岭分割算法与决策树 C5.0 分类器对极化 SAR 数据进行分类,分类结果如图 6(b)所示;③使用表 1 中方法 1~13 生成的 46 个极化通道,结合分水岭分割算法与决策树分类器 C5.0 对极化 SAR 数据进行分类,分类结果如图 6(c)所示。

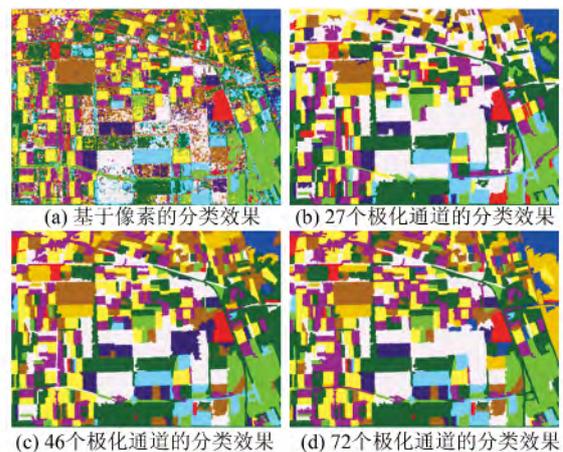


图 6 不同方法分类效果图  
Fig. 6 Classification Results of Different Methods

比较图 6(a)、6(d)可以发现,基于区域的分类方法与基于像素的分类方法相比,在保持同类

地物的纯净性方面有很大的优势。基于像素的分类方法存在大量误分现象,这主要是由于在外界影响下,同一地物的主要物理散射特性出现了差异,导致分类结果中出现了孤立点。而基于区域的分类方法,通过使用极化精致 Lee 滤波与对区域分割结果的合并操作,消除了分类结果中的孤立噪声,地物边界也更清晰完整。

以真实地物分布参考图作为精度评价标准,利用混淆矩阵对 4 种分类方法进行定量评价,结果如表 3 所示。其中,基于像素的分类结果总体精度为 0.789,Kappa 系数为 0.762;27 个极化通道的分类结果总体精度为 0.838,Kappa 系数为

0.817;46 个极化通道的分类结果总体精度为 0.853,Kappa 系数为 0.834;本文方法的分类结果总体精度为 0.885,Kappa 系数为 0.870。由表 3 结果可知,基于区域的分类方法的分类精度明显高于基于像素的分类方法,并且随着极化通道个数的增多,虽然不是所有地物的用户精度和生产者精度都会提高,但分类的总体精度和 Kappa 系数逐渐增大,这说明极化通道个数的增加能提升整体分类效果。此外,随着极化特征的增加,可供分类的有利信息也可能随之增加,地物的分类结果会发生变化,分类结果趋于准确。

表 3 4 种方法分类精度评价

Tab. 3 Classification Accuracy of Four Methods

分类方法		裸地	甜菜	草地	苜蓿	豌豆	马铃薯	油菜	大豆	水体	小麦	林地	总体精度	Kappa 系数
基于像素的决策树分类方法	用户精度	0.01	0.85	0.84	0.97	0.64	0.90	0.77	0.88	0.88	0.72	0.93	0.789	0.762
	生产者精度	0.08	0.75	0.62	0.70	0.64	0.96	0.70	0.91	0.96	0.86	0.90		
27 个极化特征与决策树分类器	用户精度	0.99	0.81	0.94	0.95	0.67	0.79	0.56	0.89	0.93	0.93	0.91	0.838	0.817
	生产者精度	0.93	0.69	0.92	0.81	0.95	0.98	0.98	0.96	1.00	0.69	0.77		
46 个极化特征与决策树分类器	用户精度	0.99	0.89	0.94	0.95	0.57	0.95	0.82	0.97	0.85	0.75	0.89	0.853	0.834
	生产者精度	0.93	0.78	0.91	0.82	0.50	0.90	0.89	0.98	1.00	0.84	0.96		
72 个极化特征与决策树分类器	用户精度	0.79	0.89	0.94	0.87	0.59	0.94	0.82	0.97	0.93	0.96	0.89	0.885	0.870
	生产者精度	0.87	0.71	0.83	0.83	0.99	0.90	0.94	0.98	1.00	0.87	0.96		

### 3 总结与展望

本文提出了一种基于多个极化通道并结合分水岭分割与决策树 C5.0 分类器的极化 SAR 数据分类方法。首先进行极化精致 Lee 滤波与 Pauli RGB 分解,然后在改进的梯度灰度图上进行分水岭分割与区域合并,最后进行决策树分类。实验结果表明,该方法比传统基于像素的分类方法分类精度提高了 10% 左右。此外,本文实验也证明,增加分类时的极化特征数量能显著提高极化 SAR 数据的分类精度。

在本文实验过程中,一些阈值(比如梯度阈值与区域距离阈值等)的确定是基于人工经验而非系统自动确定。因此,能否在样本区域的引导下,自动确定合适阈值是值得深入研究的问题。另外,由于全极化 SAR 数据来源有限,本文方法在其他地物分布情况下的适用性,也是值得进一步讨论与研究的内容。

#### 参 考 文 献

[1] Kouskoulas Y, Ulaby F T, Pierce L E. The Bayesian Hierarchical Classifier (BHC) and Its Applica-

tion to Short Vegetation Using Multifrequency Polarimetric SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(2): 469-477

[2] 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): 68-78

[3] 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)

[4] Zou Tongyuan, Yang Wen, Dai Dengxin, et al. An Unsupervised Classification Method of POLSAR Image[J]. *Geomatic and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(8): 910-914(邹同元, 杨文, 代登信, 等. 一种新的极化 SAR 图像非监督分类算法研究[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2009, 34(8): 910-914)

[5] Wu Zhaocong, OuYang Qundong, Hu Zhongwen. Polarimetric SAR Image Classification Using Watershed-transformation and Support Vector Machine [J]. *Geomatic and Information Science of Wuhan*

- University*, 2012, 37(1): 7-12 (巫兆聪, 欧阳群东, 胡忠文. 应用分水岭变换与支持向量机的极化 SAR 图像分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2012, 37(1): 7-12)
- [6] Qi Z X, Yeh A G, Li X, 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
- [7] Lee J S, Grunes M R, Grandi G D. Polarimetric SAR Speckle Filtering and Its Implication for Classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2 363-2 373
- [8] Lee J S, Pottier E. Polarimetric Radar Imaging from Basics to Applications[M]. New York: CRC Press, 2009
- [9] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing[M]. 2nd Edition. US:Prentice Hall, 2002
- [10] Ye Qixiang, Gao Wen, Wang Weiqiang, et al. A Color Image Segmentation Algorithm by Using Color and Spatial Information[J]. *Journal of Software*, 2004, 15(4): 522-530 (叶齐祥, 高文, 王伟强, 等. 一种融合颜色和空间信息的彩色图像分割算法[J]. 软件学报, 2004, 15(4): 522-530)
- [11] Lawrence R L, Wright A. Rule-based Classification Systems Using Classification and Regression Tree (CART) Analysis[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 2001, 67(10): 1 137-1 142

## A Supervised Classification Method of Polarimetric Synthetic Aperture Radar Data Using Watershed Segmentation and Decision Tree C5.0

ZHANG Jianqing<sup>1</sup> DUAN Yan<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

**Abstract:** A supervised classification method of polarimetric synthetic aperture radar (PoSAR) data using watershed segmentation and Decision Tree C5.0 with many polarimetric channels is proposed. First, the PolSAR data was filtered using the  $5 \times 5$  refined Lee PolSAR speckle filter, and then a Pauli RGB color image and many polarimetric channels were obtained using various algorithms. Then, watershed segmentation on gradient map was made for a homogeneous area and the features of every area were worked out. At last, Decision tree C5.0 was used to deal with the data. The result shows that this method performs better than methods based on pixels, and the classification accuracy is improved with the quantity of polarimetric characteristic increase.

**Key words:** Lee polarimetric refined filter; Pauli decomposition; polarimetric decomposition; watershed segmentation; Decision Tree C5.0

**First author:** ZHANG Jianqing, professor. His research fields include photogrammetry, remote sensing and computer vision. E-mail: jqzhang@supresoft.com.cn

**Foundation support:** The National Program on Key Basic Research Project of China (973 Program), No. 2012CB719904.