

基于改进三分量模型的全极化 SAR 图像分类

徐一凡 刘爱芳 徐辉 黄龙 王帆

(南京电子技术研究所 南京 210039)

摘要: 基于改进三分量散射模型提出一种全极化合成孔径雷达(SAR)图像非监督分类方法。运用改进三分量分解模型解决体散射过高估计和负功率像素问题,提出类别重估步骤解决 Wishart 迭代聚类使聚类中心发生迁移的问题。首先对极化相干矩阵进行去定向操作,将各个像素的定向角旋转为 0° ;然后利用改进三分量分解模型将目标分解为平面散射、二次散射和体散射3种成分;接着利用3种散射功率计算功率散射熵,根据散射熵和3种散射成分的功率进行初步分类,利用 Wishart 迭代聚类优化分类结果;最后对 Wishart 聚类的结果进行类别重估,实现极化 SAR 图像的非监督分类。结果表明,本文算法的物理意义明确,分类结果易与实际地物相结合,测试区域的总体分类精度为98.6%,Kappa系数为0.973。

关键词: 极化 SAR; 分类; 极化分解; 去定向; 散射熵

中图分类号: TN959.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 420.2099

Classification of fully polarimetric SAR image based on the improved three-component scattering model

Xu Yifan Liu Aifang Xu Hui Huang Long Wang Fan

(Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing 210039, China)

Abstract: A polarimetric SAR image classification method based on the improved three-component scattering model^[1] is proposed. First, the method performs a deorientation operation on the polarization coherent matrix, and the orientation angle of each pixel is rotated to 0 degrees. Then, the improved three-component scattering model is used to decompose the target into surface scattering, double-bounce scattering, and volume scattering. Then the power scatter entropy is calculated by using the three scattering powers. According to the scattering entropy and the power of the three scattering components, an initial classification is made. Then, using Wishart iterative clustering to optimize the classification results. Finally, the results of Wishart clustering are reassessed to achieve unsupervised classification of polarimetric SAR images. The results show that the algorithm has a clear physical meaning and the classification result is easy to be combined with the actual features. The overall classification accuracy is 98.6% and the Kappa coefficient is 0.973.

Keywords: PolSAR; classification; polarization decomposition; deorientation; scattering entropy

0 引言

极化合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)技术是一种近年来发展迅速的 SAR 技术^[1-3],该技术在军事测绘、地物分类和目标识别等领域具有极为广泛的应用。在极化 SAR 技术中,极化 SAR 图像分类一直是一个关键的应用方向,也是一个研究热点,近年来发展了许多新颖有效的分类算法。H/ α -Wishart 分类算法是目前应用最广泛的极化分类算法^[4],但是该算法存在阈值划分武断,分类精度不高,计算复杂度高等问题。周晓光等人^[5]提出基于特征分解、Krogager 分解和散射熵的分类方法可以实现较高

的分类精度,但是该算法需要进行耗时巨大的特征矢量分解以及 Krogager 分解,增加了计算复杂度。郎丰铠等人^[6]提出一种基于 Freeman 散射熵和各向异性度的极化 SAR 影像分类算法,该算法物理意义明确,计算复杂度低,但是各向异性度容易受噪声影响。Cheng 等人^[7]基于图像分割技术,引入图像纹理信息和极化伪彩色对极化图像进行分类,该算法对城区和植被的分类效果较好,但是对沙滩和道路造成了很大的误分。

通过以上分析发现,现有的极化分类算法主要存在3方面的问题:1)阈值划分过于武断,缺乏物理依据;2)存在较大的误分现象,甚至对于几类主要的地物:城区、植被、

裸土和水域都存在较严重的误分;3)部分方法分类结果不易与实际地物相对应。针对以上几个问题,本文提出一种基于改进三分量分解模型^[8]的极化 SAR 图像分类方法。该方法运用的改进分解模型可解决 Freeman 分解^[9]和 Yamaguchi 分解^[10]对体散射过高估计以及地物负功率像素的问题。针对 Wishart 迭代聚类使聚类中心发生迁移的问题,提出对 Wishart 迭代聚类的结果进行类别重估,并将重估的结果与具体地物进行对应,可以提高分类结果的可信度。首先对极化相干矩阵进行定向角补偿,然后应用改进三分量模型对相干矩阵进行分解,得到 3 个分量的功率,根据 3 个分量的功率求解功率散射熵,结合功率散射熵和 3 个分量的功率大小将极化复图像初分类为 10 个类,然后应用 Wishart 分类器进行迭代聚类,优化分类结果,最后对 Wishart 聚类的结果进行类别重估,合并类别相似的聚类,从而实现一种物理意义明确的高精度非监督分类方法。

1 改进三分量散射模型极化 SAR 图像分类

1.1 定向角补偿

定向角最早由 Huynen^[1-8]提出,它是指由于地物的复杂性,地面上目标会与雷达的方位向不平行,存在一个旋转角 γ ,这个旋转角的存在导致目标在雷达入射方向的法平面上的投影不与方位平行,从而与方位向形成 1 个夹角 ψ ,即为定向角。通过相关分析可知^[8],当入射角小于 60° 时,定向角 ψ 和旋转角 γ 近似为线性关系,可替换使用。

如图 1 所示,对于一个与方位向存在旋转角 γ 的偶极子 D ,存在一个定向角 ψ ,它在笛卡尔线性极化基 (\hat{h}, \hat{v}) 下的极化散射矩阵 S_ψ 为:

$$S_\psi = \begin{bmatrix} \cos^2\psi & \frac{1}{2}\sin 2\psi \\ \frac{1}{2}\sin 2\psi & \sin^2\psi \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \cos^2\gamma & \frac{1}{2}\sin 2\gamma \\ \frac{1}{2}\sin 2\gamma & \sin^2\gamma \end{bmatrix} \quad (1)$$

可见,其散射矩阵 S 与旋转角 γ 有关,也即与定向角 ψ 有关,特别地,当 $\gamma = 0$ 时, $\psi = 0$, 散射矩阵 S 为:

$$S = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

所以,定向角补偿的目的是为了消除定向角对散射矩阵的影响,需要将目标逆向旋转 1 个角度,使它们的定向角 ψ 变为 0° ,也即使旋转角 γ 变为 0° ,以便于后续的分析处理。所以,当雷达入射角较小时,定向角补偿后的散射矩阵 S 为:

$$S = \begin{bmatrix} \cos\psi & \sin\psi \\ -\sin\psi & \cos\psi \end{bmatrix} S_\psi \begin{bmatrix} \cos\psi & -\sin\psi \\ \sin\psi & \cos\psi \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: ψ 为目标定向角, S_ψ 为带有定向角 ψ 的目标散射矩阵。

在多数情况下处理的数据为多视数据,不对散射矩阵直接处理,而针对协方差矩阵 C 或者相干矩阵 T 进行处理,因此需要对多视数据进行定向角补偿操作。以相干矩阵为例,设定向角补偿前的相干矩阵为 T_ψ ,定向角补偿后的相干矩阵为 T ,结合式(3)可得多视数据下定向角补偿方法为式(4):

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\psi & \sin 2\psi \\ 0 & -\sin 2\psi & \cos 2\psi \end{bmatrix} T_\psi \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos 2\psi & -\sin 2\psi \\ 0 & \sin 2\psi & \cos 2\psi \end{bmatrix} \quad (4)$$

定向角 ψ 可通过式(5)计算,其中 $R(\cdot)$ 表示取实部操作。

$$\psi = \frac{1}{4} \left[\tan^{-1} \left(\frac{-2R(T_\psi(2,3))}{T_\psi(3,3) - T_\psi(2,2)} \right) + \pi \right] \quad (5)$$

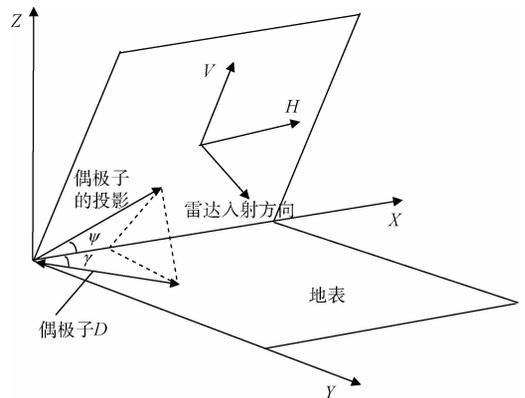


图 1 定向角几何关系

1.2 改进三分量散射模型

极化分解的目的是提取出更利于分类的极化信息,针对多视极化数据,主要有基于特征分析的非相干目标分解和基于物理模型的非相干分解方法。由于基于物理模型的非相干分解方法易于与物理散射模型联系起来,不要求不同散射机制相互正交,具有一定的抗噪性,因此具有广泛的应用。目前主要的基于物理模型的非相干分解方法主要有 Freeman 等人^[9]提出的 Freeman 分解、Yamaguchi 等人^[10]提出的 Yamaguchi 分解、张腊梅提出的多成分散射模型分解^[11]以及安文韬提出的基于新型三分量散射模型的极化分解^[8]。由于 Freeman 分解、Yamaguchi 分解以及多成分散射模型分解中体散射模型的设计问题,导致这 3 种模型对城区的体散射估计过高,并且存在负功率像素问题,所以这 3 种模型对地物的极化信息的提取存在一些漏洞。安文韬在 Freeman 分解的基础上,改进了体散射模型,提出了一种改进的三分量分解模型,解决了城区体散射估计过高的问题,并且借鉴 Yamaguchi 的思路,引入了必要的措施,对负功率像素进行功率限制,解决了负功率像素的问题,因此安文韬的极化分解方法对极化信息的分解更为合理,效果也更好^[12-14]。本文将通过改进的三分量分解模型提取用

于分类的极化信息。

改进的三分量分解模型将目标的多视相干矩阵 T 分解为表面散射、二次散射和体散射的叠加,如式(6)所示:

$$T = P_s T_{\text{surface}} + P_d T_{\text{double}} + P_v T_{\text{volume}} \quad (6)$$

式中: T_{surface} 、 T_{double} 和 T_{volume} 分别代表表面散射、二次散射和体散射的多视相干矩阵; P_s 、 P_d 和 P_v 分别代表表面散射、二次散射和体散射的功率大小,三者的和与极化总功率相等,即:

$$Span = P_s + P_d + P_v \quad (7)$$

表面散射的相干矩阵 T_{surface} 可通过一阶布拉格散射建模,可表示为式(8)所示,其中 β 为复数,且绝对值 < 1 。

$$T_{\text{surface}} = \frac{1}{1 + |\beta|^2} \begin{bmatrix} 1 & \beta & 0 \\ \beta^* & |\beta|^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

二次散射成分采用二面角散射器建模,其相干矩阵 T_{double} 表示为式(9)所示,其中 α 为复数,且绝对值 < 1 。

$$T_{\text{double}} = \frac{1}{1 + |\alpha|^2} \begin{bmatrix} |\alpha|^2 & \alpha & 0 \\ \alpha^* & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

体散射模型^[8]是该改进的三分量分解模型与其他基于物理模型的非相干分解的主要区别,该体散射模型不通过偶极子建模,认为体散射不同于表面散射或是二次散射对应着确定的散射方式,体散射对应一种混乱的散射状态,应该有多种散射方式构成,具有体散射的目标应具有足够复杂的空间结构。因此体散射应该对应空间中最混乱的部分,其极化熵为 1,是完全随机的散射体,据此,可建模出体散射的相干矩阵 T_{volume} 为:

$$T_{\text{volume}} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

基于式(6)、式(8)、式(9)和式(10)可对极化相干矩阵 T 进行分解。其主要步骤如下:先利用式(4)和(5)对多视相干矩阵 T_ψ 进行定向角补偿操作,使像素的定向角旋转到 0° ;然后结合式(6)进行三成分分解。另外,为了避免负功率像素的出现,借鉴 Yamaguchi 分解的思路,引入限制条件,即 3 个功率分量都必须非负,且 3 个功率分量之和等于极化总功率,也即如式(7)所示。如图 2 所示是该改进三分量分解模型的分解流程图,其中 T_ψ 表示未进行定向角补偿的相干矩阵, T 表示定向角为 0° 的相干矩阵。

1.3 功率散射熵

对于单一的表面散射,通过 1.2 节的极化分解得到的 3 个散射分量中,表面散射功率 P_s 会占散射总功率的主要部分,同样对于单一二面角散射,二次散射功率 P_d 会占主要部分,但是对于自然地物而言,只存在单一的散射机制的情况比较罕见,大部分情况是 3 种散射机制相互叠加,为了表征 3 种散射机制间的大小关系,本文借鉴 H/α 分解和郎丰铠等人^[6]的方法,引入功率散射熵 H_a 如式(11)所示,其中下标 a 是为了与 H/α 分解中的熵 H 区别而引入。

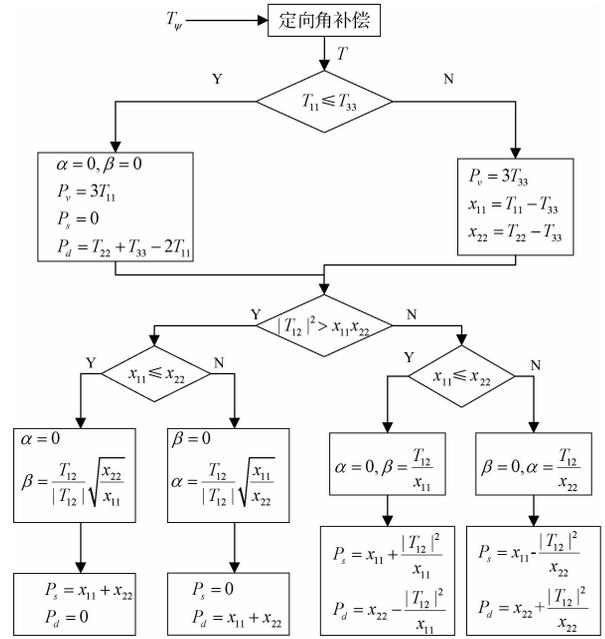


图 2 改进的三分量分解模型分解流程

$$H_a = - \sum_{x=s,d,v} p_x \log_s p_x \quad (11)$$

式中: $p_x = \frac{P_x}{\sum_{x=s,d,v} P_x}$, 表示各散射分量出现的伪概率,该伪概率为单个散射分量的功率大小除以总散射功率的大小,因此 3 个伪概率之和为 1。

散射熵 H_a 反映了目标散射机制的随机性, H_a 的范围是 $0 \sim 1$,随着 H_a 值得增大,散射过程的随机性也逐渐增加,当 H_a 接近于 0 时,表示散射类型比较纯正、单一,只有一种散射机制占主要作用;当 H_a 接近于 1 时,散射类型近似于随机散射,3 种散射类型功率大小相当。

1.4 分类方案

在通过第 1.2 节的操作得到 3 种成分的功率分量 P_s 、 P_d 和 P_v ,通过第 1.3 节的运算得到功率散射熵 H_a 之后,就可以对极化复图像进行分类。首先将散射分为高熵、中熵和低熵部分,高熵的像素点近似为随机散射,没有细分的必要,统一归为一类;中熵的像素点考察功率最大的 2 种散射分量,根据不同的散射组合进行分类;低熵的像素点只有一种散射分量占主要优势,可将低熵的像素点分为 3 类。接着利用最大似然 Wishart 分类器对分类结果进行迭代聚类,由于 Wishart 迭代聚类过程中,类别的聚类中心会发生变化,因此最后需要对迭代好的结果进行类别重估。其基本流程如图 3 所示,具体操作流程如下:

1) 借鉴 Cloude 等人在 H/α Wishart 分类方法中的操作,根据功率散射熵 H_a 的大小,将散射分为高熵、中熵和低熵部分。其中 $H_a > 0.9$ 的区域为高熵区域, $0.5 < H_a \leq 0.9$ 的区域为中熵区域, $H_a \leq 0.5$ 的区域为低熵区域。

2) 进行初分类。首先是对于散射熵 $H_a > 0.9$ 的像素

点,认为它们是高熵散射点,散射类型近似为随机散射,3个散射分量的功率大小相当,因此认为它没用细分的必要,统一归为类 1。其次针对 $H_a \leq 0.5$ 的像素点,认为它们属于低熵散射区域,只有一种散射机制占主要成分,因此这种占主要的散射机制可以代表低熵散射区的类型,可根据这种占主要优势的散射种类将低熵区域分为 3 类,具体为:若

$P_{\text{天}} = P_{\text{d}}$, 则说明二次散射占优势,识别为类 8;若 $P_{\text{天}} = P_{\text{v}}$, 则说明体散射占优势,识别为类 9;若 $P_{\text{天}} = P_{\text{s}}$, 则说明表面散射占优势,识别为类 10。最后,针对散射熵介于 0.5~0.9 的像素点,必须考虑占主要优势的 2 种散射类型,即 $P_{\text{天}}$ 和 $P_{\text{中}}$, 根据 $P_{\text{天}}$ 和 $P_{\text{中}}$ 的不同组合,可将中熵区域的像素点划分为 6 类,具体如表 1 所示。

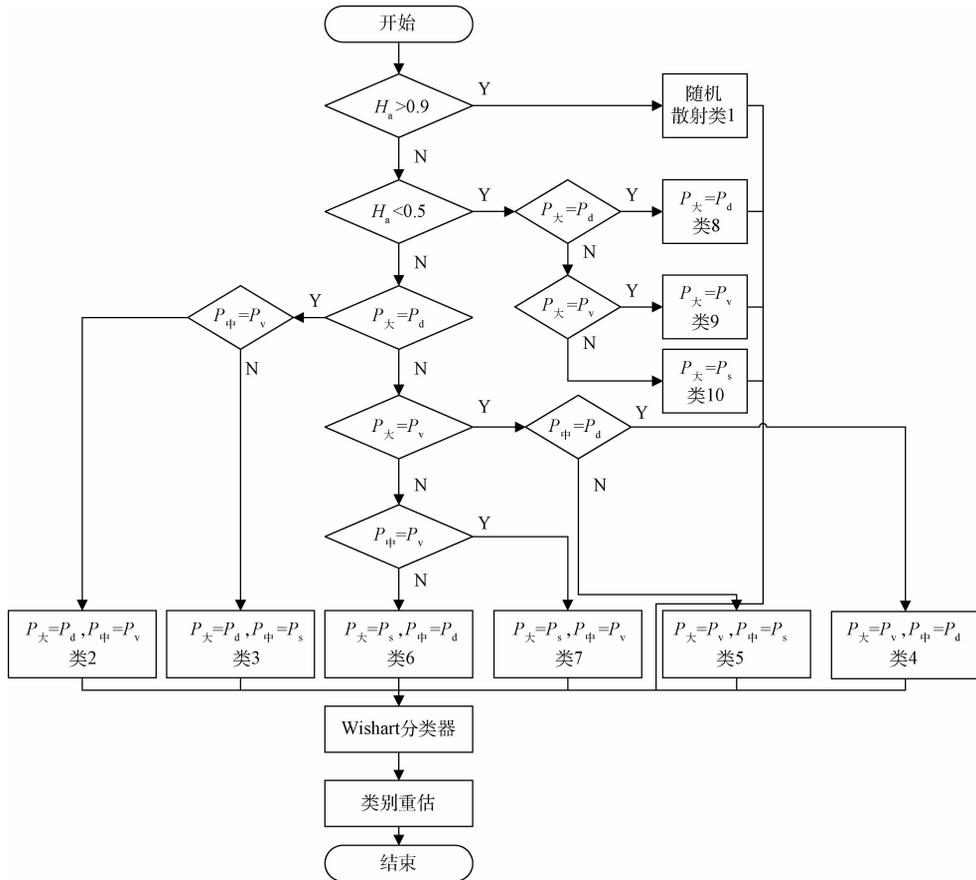


图 3 本文分类算法流程

因此,通过以上分解,可以把待分类像素点初步分类为 10 类,并且类别物理意义明确,可以很容易的与具体地物结合起来。

3) Wishart 分类器迭代聚类。Wishart 分类器引入像素点的统计信息,已经证明极化 SAR 数据服从复 Wishart 分布,因此利用最大似然准则对初分类结果进行迭代分类,可以优化分类结果。

表 1 利用最大、第二大散射功率对中熵散射进行分类

		$P_{\text{天}}$		
		体散射	表面散射	二次散射
$P_{\text{中}}$	体散射	—	类 7	类 2
	表面散射	类 5	—	类 3
	二次散射	类 4	类 6	—

如图 4 所示,先将步骤(2)中生成的 10 个初始分类作为初始聚类代入,并分别计算 10 个聚类的相干矩阵均值 $|T_m|$, 其中 m 为类别。然后将待分类像素的协方差矩阵代入式(12),

$$d(Z, \omega_m) = \ln |T_m| + \text{Tr}(T_m^{-1}Z) \quad (12)$$

分别计算该像元到 10 个类的距离,将该像素分为距离最小的类即如式(13)所示:

$$d(Z, \omega_i) \leq d(Z, \omega_j), \forall j \neq i \quad (13)$$

然后判断是否满足收敛条件,常用的中止条件有如下 3 条及其组合:1)改变类别的像素个数;2)类内距离之和达到最小;3)达到了预设的迭代次数。如果满足收敛,则迭代结束。

4) Wishart 迭代聚类虽然可以优化分类结果,但是迭代过程中像素点在不同类间进行迁移,所以迭代聚类结果的聚类中心可能不再是原有的类型,比如在本实验中的

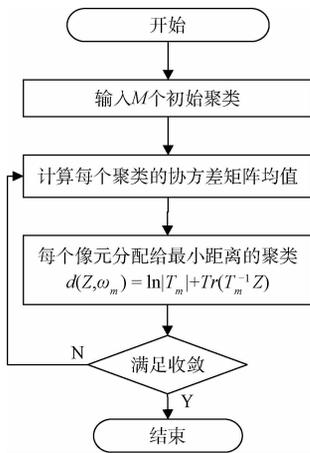


图 4 Wishart 分类器流程

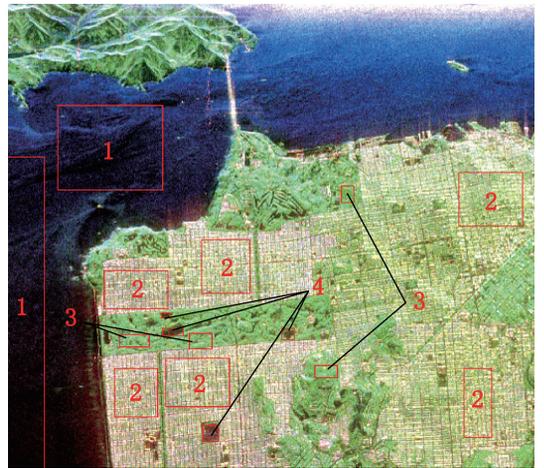


图 5 AIRSAR 旧金山湾极化数据 Pauli 合成图

中熵区域迁移为高熵区域。因此,需要重新评估迭代聚类结果的聚类中心,并将该聚类中心的类别作为该类的类别。以本文分类算法为例(该聚类中心重估方法可应用于其他分类算法,比如 H/α -Wishart),具体步骤如下:1) 求取类 m 的平均相干矩阵 $|T_m|$, 其中 m 为某一聚类的类别;2) 利用本文分类算法得到平均相干矩阵 $|T_m|$ 的功率散射熵 H_a 和 3 分量散射功率 P_s 、 P_d 和 P_v ;3) 根据功率散射熵 H_a 和 P_s 、 P_d 和 P_v 确定该平均相干矩阵 $|T_m|$ 属于的类别,并将 $|T_m|$ 对应的聚类都设为该类;4) 重复步骤 1~3,直到所有类别都被重估,根据新类别重新对分类图着色。

2 分类结果与分析

应用第 1 节介绍的分类型算法对美国的机载平台 AIRSAR 的旧金山湾(San Francisco Bay)数据进行处理,为了进行对比分析,使用 H/α -Wishart 分类算法对旧金山湾数据进行分类处理,比较两种算法的处理结果。

2.1 数据选择

AIRSAR 旧金山湾数据为多视全极化低分辨率 Stokes 矩阵数据,大小为 $900 \times 1\,024$,该数据被广泛运用于极化 SAR 分类技术的研究和验证。对该数据分别对方位向和距离向进行二视处理,并使用窗大小为 3 的 Refined Lee 滤波器进行滤波,该数据经过 Refined Lee 滤波后的 Pauli 极化合成图如图 5 所示。测试区的选取可参考文献[15],如图 5 所示,其中标号为 1 的是水体,标号为 2 的是建筑,标号为 3 的是森林,标号为 4 的是草地,其中由于缺乏大面积的森林区域和草地区域,所以森林区域和草地区域的选取较为零散。

2.2 分类结果对比与分析

本文算法初分类结果与 H/α -Wishart 算法初分类结果对比。作为对比,为了公平起见, H/α -Wishart 分类和本文分类算法输入数据完全一致,并且经过了相同的多视处

理和滤波操作。图 6 所示为本文算法的初始分类图,未经过 Wishart 迭代,图 7 所示为 H/α -Wishart 分类算法的初步分类图,未经过 Wishart 迭代。另外,分别取城区、马球场、山脉和沙滩 4 块切片图像进行讨论,图 6 和图 7 分别标出了图中切片的位置,图 8 和图 9 分别为本文算法和 H/α -Wishart 算法的切片图。

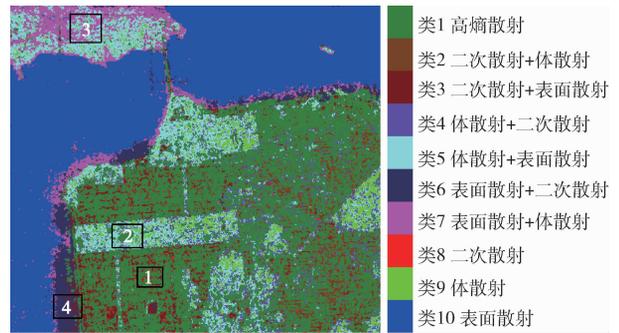


图 6 本文分类算法初步分类

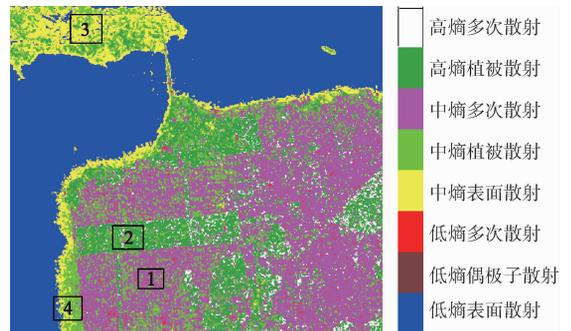


图 7 H/α -Wishart 算法初步分类

首先从整体感官来看,如图 6 和图 7 所示, H/α -Wishart 初步分类图对水域和陆地的区分比较优秀,但是城区、马球场、公园界限模糊;本文算法可以区分出城

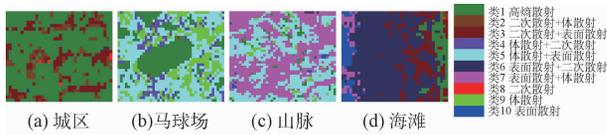
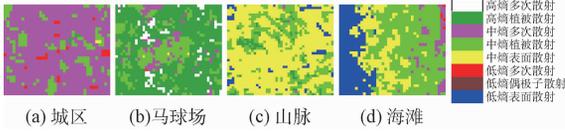


图 8 本文算法切片

图 9 H/α -Wishart 算法切片

区、公园、马球场,甚至一些公路的界限都较为明显,只是对水体的区分存在少量误差,因此,从整体感官上来看,本文算法优于现有算法。

从本文算法初分类的切片图 8 和 H/α -Wishart 算法初分类的切片图 9 来看,对于城区, H/α -Wishart 分类的结果主要为中熵多次散射和中熵植被散射;本文分类的结果主要为类 1 高熵散射类型、类 2 中熵“二次散射+体散射”类型和类 3 中熵“二次散射+表面散射”类型。2 种分类的结果都说明城区切片的主要类型是熵值较高的二次散射、表面散射和体散射的组合,这是因为城区中地物类型比较复杂,所以为中熵或者高熵地区,另外城区中二面角种类较多(比如墙面和地面组合就是一类典型的二面角),所以存在功率较大的二次散射。从城区的切片结果来看, H/α -Wishart 分类算法和本文算法都能较为准确的识别出城市地区,二者的分类效果差异不明显,但从整体城区分类情况来看,本文算法对细节刻画得更好。

对于马球场切片图, H/α -Wishart 分类的结果主要为中熵植被散射和中熵多次散射;本文分类的结果主要为类 1 高熵散射;从整体马球场切片图来看,本文算法可以大致上区分出马球场与周围公园,得到一个近似椭圆的区域,而 H/α -Wishart 算法则完全无法区分出马球场与周围环境,因此,对于马球场切片,本文算法明显优于 H/α -Wishart 算法。

对于山脉切片图, H/α -Wishart 分类的结果主要为中熵表面散射和中熵植被散射;本文分类的结果主要为类 5 中熵“体散射+表面散射”、类 7 中熵“表面散射+体散射”。两种分类算法都在山脉中识别到了大量的体散射和表面散射,这是由于山脉中存在森林以及大量的阴影造成的,两种算法都能较正确地检测出森林以及阴影部分。对山脉的分类,本文算法与 H/α -Wishart 分类算法差异不明显。

对于海滩切片图, H/α -Wishart 分类的结果主要为中熵植被散射和中熵表面散射;本文分类的结果主要为类 3 中熵“二次散射+表面散射”和类 6 中熵“表面散射+二次散射”。 H/α -Wishart 认为海滩存在大量中熵植被散射这

是不合理的,而本文算法将海滩识别为表面散射、二次散射的组合是合理的,因为海滩比较平整,存在大量的表面散射,但是又不如水面平整,所以存在一些其他散射类型。

因此,综合图 6 和图 7 的切片图来看,本文算法比 H/α -Wishart 算法更合理,初步分类效果也更好。

图 10 和图 11 分别是对本文算法初分类结果和 H/α -Wishart 算法初分类结果进行 Wishart 迭代的结果,从图中可看出, Wishart 迭代分类使不同地物得到了很好的区分,极大地提高了分类的视觉效果,比如马球场形成了一个颜色单一规则的椭圆,与实际情况较为符合。 Wishart 迭代也增强了图像的细节,比如在城市区域,规则排列的街区结构得到了很好的显示;公园内部的一些细节也得到了体现;高尔夫球场比迭代之前明显。

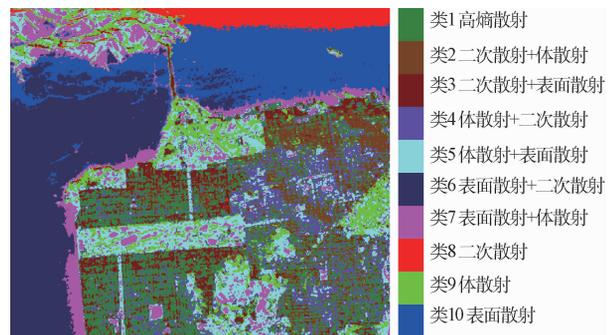
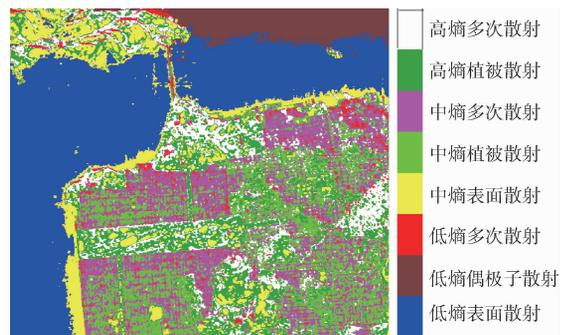


图 10 本文算法 Wishart 分类器聚类结果

图 11 H/α -Wishart 算法 Wishart 分类器聚类结果

2.3 类别重估

表 2 所示为对本文算法进行类别重估后的结果,可见,经过 Wishart 聚类之后,聚类中心发生了较大的迁移,必须进行类别重估。由于这里的聚类中心是由多个同类别的像素叠加而来的,因此其熵值一般会比较大,所以在进行类别划分时不能再简单的把高熵区域划分为一类,必须考虑高熵区域的前两类功率最大的散射类型。因此,表中的类别重估考虑了高熵区域的细分,可将高熵聚类划分为 6 类,分别为:高熵“二次散射+体散射”、高熵“体散射+二次散射”、高熵“表面散射+体散射”、中熵“二次散射+表面散射”、中熵“体散射+表面散射”、和低熵表面散射。

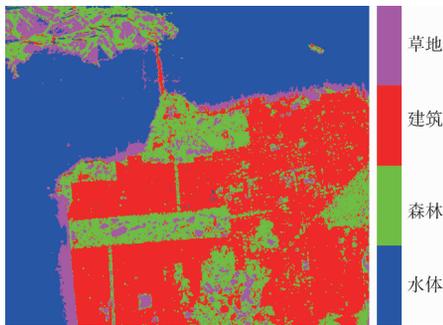


图 12 本文算法类别重估后的结果

基于合理假设^[16-17],在本文算法中,由于建筑区域散射类型复杂,最有可能为高熵区域,并且存在大量的二面角,因此把高熵“二次散射+体散射”、高熵“体散射+二次散射”以及中熵“二次散射+表面散射”区域划分为建筑区域;由于水域散射类型单一,主要为表面散射,因此把低熵表面散射区域设为水域;由于植被区域体散射分量最大,因此把中熵“体散射+表面散射”区域设为植被区域;由于

草地散射类型复杂,没有特别突出的散射类型,具有一定的体散射,但是体散射不如植被区域强,还具有一定的表面散射,因此把高熵“表面散射+体散射”设为草地。如图 12 所示,是经过类别重估着色后的结果图,从图中可看出,城区、水体、草地和植被都得到了较好的区分,马球场、高尔夫球场以及一些道路的细节都得到了较好的呈现。

结合如图 5 所示测试区域,可评估得到本文算法和 H/α -Wishart 算法的分类精度。如表 3 所示是本文分类算法的分类混淆矩阵。从表中可以得到:水体、建筑、森林和草地的用户精度分别为 99.9%、98.9%、77.1%和 90.0%,总体精度为 98.6%,Kappa 系数为 0.973。利用本文的方法对 H/α -Wishart 分类结果进行类别重估,同样可以得到更加合理的结果,城区、水体、草地和森林都得到了较好的区分,其 Kappa 系数为 0.836 1。因此,本文分类算法对大类划分具有较高的精度,特别是对水体和建筑的划分很精确。在本文分类算法的基础上可进一步进行精细分类^[15],比如道路土壤的区分^[12]、地表浅水的提取^[13]等,由于这些内容不是本文的重点,因此不再赘述。

表 2 类别重估

类别重估	初始分类类别									
	类 1 高熵散射	类 2 中熵二次散射+体散射	类 3 中熵二次散射+表面散射	类 4 中熵体散射+二次散射	类 5 中熵体散射+表面散射	类 6 中熵表面散射+二次散射	类 7 中熵表面散射+体散射	类 8 低熵二次散射	类 9 低熵体散射	类 10 低熵表面散射
功率熵	0.976 0	0.938 9	0.886 8	0.978 4	0.813 1	0.399 0	0.937 9	0.349 9	0.688 0	0.244 5
P_s	0.072 7	0.078 9	0.175 8	0.037 7	0.022 7	0.022 6	0.024 8	1.708 6	0.052 5	0.140 0
P_d	0.118 9	0.204 4	0.398 1	0.058 6	0.013 5	0.001 0	0.009 6	0.093 8	0.011 1	0.001 4
P_v	0.076 4	0.146 1	0.123 7	0.064 1	0.064 0	0.002 0	0.017 1	0.088 9	0.145 1	0.008 4
重估类别	高熵二次散射+体散射	高熵二次散射+体散射	中熵二次散射+表面散射	高熵体散射+二次散射	中熵体散射+表面散射	低熵表面散射	高熵表面散射+体散射	低熵表面散射	中熵体散射+表面散射	低熵表面散射

表 3 本文算法地物分类混淆矩阵

分类类别	地面类别				用户精度/%
	水体	建筑	森林	草地	
水体	18 709	14	2	0	99.9
建筑	0	13 794	150	10	98.9
森林	0	237	928	38	77.1
草地	7	16	23	414	90.0
生产者精度/%	99.9	98.1	84.13	89.6	

3 结 论

本文提出一种基于改进三分量散射模型的全极化 SAR 图像分类方法,该方法物理意义明确,分类结果易与实际地物相对应,计算复杂度低,并且具有较高的分类精度。本文基于改进三分量散射模型的 3 种散射功率提出功率熵的概念,用于表征极化散射的随机程度,该功率熵物理意义明确,计算简便,在某些特定的情况下可替代传

统的 H/α -Wishart 方法中的散射熵 H 使用。针对本文算法 Wishart 迭代聚类后的分类结果进行类别重估,重新确定了迭代聚类的真实类别,该步骤简便有效,使分类过程更加合理,因此,无论是本文算法,还是其他经过 Wishart 迭代聚类的分类算法都应该通过类别重估确定真实类别。

参 考 文 献

- [1] 邓豪,王军锋,乔明,等. 基于轻小型飞机的微型全极化 SAR 飞行试验研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(11): 168-172.
- [2] 张波,仇晓兰,尤红建,等. 一种基于快速积分图像的全极化 SAR 图像窗口量化及伪彩色合成方法[J]. 国外电子测量技术, 2015(7):80-84.
- [3] 蔡永俊,张祥坤,姜景山. 极化 SAR 自适应三分量分解方法[J]. 测绘学报, 2016, 45(9): 1089-1095.
- [4] 周晓光,贺志国,匡纲要,等. 基于极化 GO 分布和

- MRF 的多视 PolSAR 图像迭代分类方法[J]. 宇航学报, 2009, 30(1): 276-281.
- [5] 郎丰铠, 杨杰, 赵伶, 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.
- [6] CHENG J, JI Y, LIU H. Segmentation-based PolSAR image classification using visual features: RHLBP and color features [J]. Remote Sensing, 2015, 7(5): 6079-6106.
- [8] 安文韬. 基于极化 SAR 的目标极化分解与散射特征提取研究[D]. 北京:清华大学, 2010.
- [9] SHAN Z, WANG C, ZHANG H, et al. Improved four-component model-based target decomposition for polarimetric SAR data [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2012, 9(1): 75-79.
- [10] ZHANG X, DIERKING W, ZHANG J, et al. A polarimetric decomposition method for ice in the bohai sea using C-Band PolSAR data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2014, 8(1): 47-66.
- [11] LIU B, HU H, WANG H, et al. Superpixel-based classification with an adaptive number of classes for polarimetric SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2013, 51(2): 907-924.
- [12] 张腊梅. 极化 SAR 图像人造目标特征提取与检测方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2010.
- [13] SHI L, PINGXIANG L I, YANG J. Refined land-cover classification algorithm in airborne POLSAR system [J]. Journal of Remote Sensing, 2012(6): 1130-1144.
- [14] 邓滢, 张红, 王超, 等. 结合纹理与极化分解的面向对象极化 SAR 水体提取方法[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(4): 714-723.
- [15] 翟厚曦, 江泽林, 张鹏飞, 等. 一种合成孔径声呐图像目标分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 887-894.
- [16] 陈军. 全极化 SAR 分类若干关键技术研究[D]. 徐州:中国矿业大学, 2015.
- [17] 闻新, 张婉怡, 王嘉轶, 等. 基于视觉感知的全参考图像质量评价算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1780-1789.

作者简介

徐一凡, 1992 年出生, 硕士研究生, 主要研究方向为极化 SAR 图像分类、数字图像处理等。

E-mail: njuxyf@126.com