

基于粒子群算法的全极化 SAR 图像 非监督分类算法研究

张中山¹ 燕 琴² 余 洁¹ 李 岩¹

(1 武汉大学遥感信息工程学院,武汉市珞喻路 129 号,430079)
(2 中国测绘科学研究院,北京市海淀区北太平路 16 号,100039)

摘 要:提出了一种基于 $H/\alpha/A$ 和粒子群优化(PSO)算法的全极化 SAR 数据非监督分类方法。该方法利用 $H/\alpha/A$ 对全极化 SAR 数据进行基于散射机理的初分类,计算各类别的聚类中心,并利用计算结果对 PSO 算法进行初始化,然后采用 PSO 对极化 SAR 数据进行迭代分类。在运算过程中,引入了基于最大似然准则的复 Wishart 距离,以提高分类器的性能。实验结果验证了该算法的有效性,所提出算法的分类结果优于传统的 Wishart- $H/\alpha/A$ 分类方法。

关键词:粒子群算法; $H/\alpha/A$; 极化 SAR; 复 Wishart 距离

中图法分类号:P237.3

当前,极化 SAR 图像分类已经成为遥感数据处理的重要内容。与单极化 SAR 数据相比,全极化 SAR 数据包含了更丰富的目标信息,其数据形式主要采用散射矩阵。散射矩阵能比较完整地记录地物在 HH、HV、VV、VH 四个极化状态下的散射回波信息,反映了地物的极化特性。对于全极化 SAR 影像,由于有时无法获取其相对应的真实地物的分布情况,且通常选取具有特征的训练样本也比较困难,因此,全极化 SAR 图像分类研究的重点是非监督分类。目前,比较常用的分解方法有 Krogager 分解、Cameron 分解、Cloude-Pottier 分解以及 Freeman 分解等^[1]。其中最为著名的是 Cloude-Pottier 分解,该方法利用散射熵 H 和散射角 α 组成的 $H-\alpha$ 平面将全极化 SAR 数据分成 8 个类别^[2]。此后,Pottier 又结合 $H/\alpha/A$ 和复 Wishart 分布最大似然估计提出了 Wishart- $H/\alpha/A$ 非监督分类^[3],这也是目前使用最为广泛的全极化 SAR 数据分类算法。但是这种方法不能很好地保持地物的极化特性,而且在分类精度上仍有可提高的空间。在国内,杨磊等人通过在求解各类地物相关矩阵时进行数值加权

的方法改进了 Wishart- $H/\alpha/A$ 算法,使得分类精度有一定提高^[4];刘秀清和杨汝良提出了基于全极化 SAR 极化特征分解及最大似然估计的非监督分类迭代算法^[5];邹同元等人则提出了一种建立在 mean-shift 过分割结果区域上的极化 SAR 数据非监督分类算法,获得了较为满意的分类结果^[6]。另外,张海剑等人提出了一种基于四分量散射模型的多极化 SAR 图像散射分类方法^[7]。为了进一步改善全极化 SAR 数据分类的效果,本文提出了一种新的基于 $H/\alpha/A$ 初始化和 PSO 算法的全极化 SAR 图像的非监督分类算法。

1 $H/\alpha/A$ 方法

全极化 SAR 测量的目标极化数据可以表示为 Sinclair 散射矩阵(S 矩阵)。通过数学方法对 S 矩阵进行运算处理,能够推导出其相对应的极化相干矩阵 T :

$$T = \sum_{i=1}^3 \lambda_i T_i = \lambda_1 e_1 e_1^H + \lambda_2 e_2 e_2^H + \lambda_3 e_3 e_3^H \quad (1)$$

其中, λ_i 为极化相干矩阵的特征值; e_i 为特征向量。

1997 年,Cloude 等人提出对极化相干矩阵 T 进行特征分解,得到了目标的散射熵 H 和散射角 $\alpha^{[8]}$,利用 H 和 α 能够组成一个二维特征空间。Cloude 等人在大量实验的基础上给出了 H - α 平面的类别划分界限,从而将全极化 SAR 数据分成 8 个类别。为了进一步细化极化 SAR 数据类别,1998 年,Pottier 又根据特征值 λ_2 、 λ_3 提出了一个新的特征参数,即各向异性度 A , A 表征了目标散射各向异性的程度。至此,由 H 、 α 和 A 组成了一个三维特征空间。利用这个三维特征空间,对全极化 SAR 数据的类别划分也增加到 16 类。

2 基于 ML 的复 Wishart 距离

对 Sinclair 散射矩阵进行 Pauli 基分解,可以得到服从多元复圆高斯分布的散射矢量 h 。令 h 所对应的相干矩阵为 T' 。根据文献[9,10]可知,对 T' 经多视处理后,可以得到服从复 Wishart 分布的极化相干矩阵 T 。令 V_m 为某一类别的聚类中心,根据最大似然准则(maximum likelihood, ML),可得任一像元到聚类中心的距离为^[11]:

$$d(\langle T \rangle, V_m) = n[\ln|V_m| + \text{tr}(V_m^{-1} \langle T \rangle)] - \ln[P(m)] \tag{2}$$

式中, $P(m)$ 是类别 m 的先验概率。一般来讲,在没有先验知识的情况下,认为 m 个类别的先验概率 $P(m)$ 是相等的,这样,式(7)可简化为:

$$d(\langle T \rangle, V_m) = \ln|V_m| + \text{tr}(V_m^{-1} \langle T \rangle) \tag{3}$$

因此,当某一像元的极化相干矩阵 T 满足:

$$d(\langle T \rangle, V_m) \leq d(\langle T \rangle, V_j), j = 1, \cdots, M, m \neq j \tag{4}$$

则可以将该像元归属为类别 m 。

对全极化 SAR 数据而言,式(3)是一种更加合理的计算像元到聚类中心距离的方法。与传统的欧氏距离相比,这种方法的优势在于它是基于散射机理得出的,并且更好地利用了数据的极化信息。

3 PSO 算法

目前,PSO(particle swarm optimization)算法^[12]在多光谱等遥感影像分类问题中已有比较广泛的应用^[13,14],然而,在极化 SAR 数据处理问题中,使用较少。

设在一个 D 维空间中初始化 m 个粒子,第 i 个粒子的位置可表示为 $x_i = \{x_{i1}, \cdots, x_{id}, \cdots, x_{iD}\}^T$, $d = 1, 2, \cdots, D$, 其速度为

$v_i = \{v_{i1}, \cdots, v_{id}, \cdots, v_{iD}\}^T$ 。该粒子所经过的个体最优位置为 $P_i = \{P_{i1}, \cdots, P_{id}, \cdots, P_{iD}\}^T$, 全局最优位置为 $G = \{G_1, \cdots, G_d, \cdots, G_D\}^T$ 。在迭代过程中,粒子按照如下公式运动^[10]:

$$\begin{cases} v_{id} = \omega \cdot v_{id} + c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (P_{id} - x_{id}) + \\ \quad c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (G_d - x_{id}) \\ x_{id} = x_{id} + v_{id} \end{cases} \tag{5}$$

式中, v_{id} 和 x_{id} 分别为第 i 个粒子在第 d 维上的速度和位置; ω 为惯性权重; c 为加速度常数; $\text{rand}()$ 为 0 至 1 之间的随机数。通常, ω 随迭代次数的增加而递减, c 为常数 2.0。在全极化 SAR 数据聚类问题中,对每个像元的类别划分应由该像元到各个类别中心的距离决定。而粒子的位置则表示各个类别的聚类中心,因此,可以用所有像元到其对应中心的距离之和来评估粒子的优劣,一般用其倒数来表示:

$$J = \frac{1}{\sum_{j=1}^n \sum_{X_i \in w_j} d(X_i, X^{w_j})}, j = 1, 2, \cdots, n \tag{6}$$

其中, J 又称为粒子的适应度值; n 为类别个数; X_i 表示属于类别 j 的第 i 个像元; X^{w_j} 为第 j 个类别的聚类中心,可通过计算属于该类别所有像元的平均值得到; $d(X_i, X^{w_j})$ 表示像元 X_i 到 X^{w_j} 的距离,可根据式(3)计算。易知, J 值越大,说明粒子的位置越好;反之,则越差。

4 基于 $H/\alpha/A$ 和 PSO 的非监督分类算法

基于 $H/\alpha/A$ 和 PSO 算法的全极化 SAR 数据非监督分类算法的具体步骤如下:① 预处理全极化 SAR 数据,计算出式(1)中的极化相干矩阵 T ;② 对 T 进行特征分解,利用得到的特征值和特征向量计算出 H 、 α 和 A ;③ 利用 $H/\alpha/A$ 方法对全极化 SAR 数据进行初分类,并计算出各类的聚类中心 X^{w_j} ;④ 采用步骤③的结果初始化粒子群,即将得到的初始聚类中心赋值给粒子的位置;⑤ 根据式(6)计算所有粒子的适应度值,然后更新各粒子的个体最优位置及群体的全局最优位置;⑥ 按照式(5)更新所有粒子的速度和位置;⑦ 对每个粒子,按照如下步骤进行运算:每一个像元根据粒子在每个类别中的位置和 Wishart 分布最大似然估计法进行归类,即按照式(3)计算像元到每个聚类中心的距离,再利用式(4)判断该像元所属的类别;计算所有类别的聚类中心,并用计

算结果更新粒子的位置;⑧ 执行步骤⑤;⑨ 如果全局最优位置对应的适应度值满足要求或达到规定的迭代次数,则输出当前全极化 SAR 数据的分类结果,并退出运算,否则返回步骤⑥继续执行。

5 实验结果及分析

为了验证本文所提算法的有效性,采用 1992 年美国 San Francisco Bay 地区 NASA/JPL AIR-SAR 获得的 L 波段的数据进行分类实验,数据大小为 900 像素×1 024 像素。首先,采用改进的 Lee 滤波算法^[15]对全极化 SAR 数据进行 3×3 的滤波处理,以去除噪声斑点。实验数据基于 Pauli 基,原始图像及滤波结果如插页 I 彩图 1 所示,然后进行 Cloude-Pottier 特征分解,再使用 $H/\alpha/A$ 方法对数据进行初分类,这样就得到了 16 个类别的分类结果(如插页 I 彩图 2 所示),最后采用 PSO 算法进行迭代分类,分类结果如插页 I 彩图 3 所示(类别数为 16)。

从插页 I 彩图 2 可以看出, $H/\alpha/A$ 初分类的结果大致反映出了地物的基本特征。与实际地物相比较,主要的地物类别基本被划分出来,由 $H/\alpha/A$ 分类结果计算出的聚类中心已经接近实际目标值。因此,在使用 PSO 算法时,以得到的初始聚类中心为参考,对粒子的位置进行赋值。

在粒子群算法所涉及的所有参数中,通常对分类结果有影响的几个参数分别是粒子个数、惯性权重和最大迭代次数。为了平衡随机因素的作用,根据 Shi 等人的研究结果,一般情况下设置 $c_1=c_2=2.0$ ^[16]。同时,由于待处理问题的不同及待分类数据类型的差别,导致了在粒子群算法中粒子个数、惯性权重和最大迭代次数这三个参数的设置目前还没有特定的设置值。为此,本文实施了几组依据不同参数设置的对比实验,以探索在对极化 SAR 数据进行非监督分类的问题中粒子群算法的合理参数设置。实验结果数据如表 1 所示。

表 1 中采取的对比方法是:固定两个参数,改变第三个参数,从而发现第三个参数对最终的适应度值的影响。通过深入的比较可以发现,在粒子群算法中,随着粒子个数和迭代次数的增加,最终所获得的适应度值越大。从理论上讲,粒子群算法的迭代过程可以认为是粒子群体在解空间中搜索目标解的过程,而粒子个数和搜索次数的增加会一定程度上提高最终搜索结果的质量。惯性权重是用来确定在粒子移动过程中自身的原有速

度对新速度值的影响程度。该参数对最终的适应度值的影响不是简单的线性关系,通常合理的惯性权重不仅能够减少算法运行 的时间,而且可以提高最终的适应度值。参照表 1 的对比数据可以发现,对本文所采用的极化 SAR 数据来讲,惯性权重值设置为 0.4 是比较合理的。当然,纵观这几组实验所得到的最终适应度值也可以发现,它们的数值相差并不大。这反映了粒子群算法在处理对极化 SAR 数据进行监督分类问题中具备很强的健壮性。基于上述分析,本文在对 San Francisco Bay 地区的极化 SAR 影像进行非监督分类时,为了提高算法的运行效率,算法参数设置如下:粒子个数 $m=6$,惯性权重 $w=0.4$,加速度常数 $c_1=c_2=2.0$,最大迭代次数为 20。

表 1 基于不同参数设置的 PSO 算法运行结果对比表
Tab. 1 Comparison of a Group of PSO Running Results Based on Different Parameters Setting

编号	粒子个数 m	惯性权重 w	最大迭 代次数	最终适应 度值	适应度 比值
1	5	0.5	10	6 598.084 30	0.986 8
2	10	0.5	10	6 622.204 08	0.990 5
3	10	0.5	15	6 640.321 49	0.993 2
4	10	0.4	15	6 686.034 52	1
5	10	0.3	15	6 683.043 18	0.999 5

对比插页 I 彩图 2 和彩图 3 可以发现,借助 PSO 算法的优化功能, $H/\alpha/A$ 初分类结果得到了明显的改善。为了进一步验证该算法的有效性,采用常规的 Wishart- $H/\alpha/A$ 方法对同一全极化 SAR 数据进行分类(见插页 I 彩图 4),并对两种分类结果进行了对比分析。从目视判读角度来看,两种算法均能将实验地区的极化 SAR 影像分为 16 个类别。然而,一些细节却能够反映出两种算法在分类性能上的差异:一方面,通过仔细对比插页 I 彩图 3、彩图 4 中海岸线附近的分类情况可知,PSO- $H/\alpha/A$ 算法的分类结果能够将近海区的地物分成三个类别,而 Wishart- $H/\alpha/A$ 算法的分类结果中的对应区域只有两个类别;另一方面,对比两图中的绿色部分可以发现,插页 I 彩图 3 中,无论是植被的类别,还是纹理信息,比插页 I 彩图 4 更为丰富。

为了进一步对比插页 I 彩图 3、彩图 4 的分类结果,本文以实际地物类别为参照,将以上两种方法的分类结果分别进行了类别合并,得到了三个地物类别(植被、建筑、海水)和未分类区域。如插页 I 彩图 5 所示,图中绿色表示植被区,红色表示建筑区,蓝色表示海水,黄色为未分类噪声区。一般来讲,非监督分类的分类结果在进行类别合

并后会表现出较高的精度。而采用目视手段对比插页 I 彩图 5(a)和 5(b)可以发现,两种分类结果的区别并不明显。为了更加精确且客观地分析两种分类结果的精度情况,本文根据实际地物的类别选取了 457 976 个像元进行精度和 Kappa 系数的对比,结果如表 2 所示。从表 2 可以看出,尽管本文算法的建筑类别的精度低于 Wishart- $H/\alpha/A$ 方法,但总体精度和 Kappa 系数均优于 Wishart- $H/\alpha/A$ 方法。虽然 Wishart- $H/\alpha/A$ 算法和本文算法对初始类别的划分都依赖于固定的三维特征空间的边界条件,但是由于 PSO 算法具备在复杂问题中求解的能力,本文算法能够通过比较全局最优和局部最优搜索最佳聚类中心,而 Wishart- $H/\alpha/A$ 则只能通过自身迭代过程寻找聚类中心。

此外,由于在算法运算过程中,运行时间与算法迭代次数呈正比,因此为了分析本文算法在时间复杂度上的规律,实验中采用迭代次数来反映耗费的时间。插页 I 彩图 6 表示了全局适应度值随迭代次数的变化曲线。可以看出,在算法迭代的初始阶段,适应度值的增长速度很快,而后趋于缓慢增长。这说明本文算法在对极化 SAR 影像的非监督分类问题中,能在较少的迭代次数内收敛。基于 PSO- $H/\alpha/A$ 算法的这种特性,一般在进行分类处理时,算法的最大迭代次数没有必要设置过大。如插页 I 彩图 6 所示,当算法完成 9 次迭代时,适应度增长已经趋于平稳。

表 2 PSO- $H/\alpha/A$ 和 Wishart- $H/\alpha/A$ 分类结果的精度和 Kappa 系数对比表

Tab. 2 Comparison of Classification Accuracy and Kappa Coefficient of PSO- $H/\alpha/A$ and Wishart- $H/\alpha/A$					
算法	植被/%	建筑/%	海水/%	总体精度/%	Kappa 系数
PSO- $H/\alpha/A$	92.44	96.65	99.17	96.49	0.932 3
Wishart- $H/\alpha/A$	90.83	98.36	98.20	95.36	0.911 1

参 考 文 献

[1] Cloude S R, Papathanassiou K P. Polarimetric Interferometry[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998,36(5):1 551-1 565

[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] Pottier E, Lee J S. Application of the $H/A/\alpha$ Polarimetric Decomposition Theorem for Unsupervised Classification of Fully Polarimetric SAR Data

Based on the Wishart Distribution[C]. Earth Observing Satellites SAR Workshop, Toulouse, France, 1999

[4] 杨磊,刘伟,王志刚. 加权全极化 SAR 图像非监督 Wishart 分类方法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(12): 2 827-2 830

[5] 刘秀清,杨汝良. 基于全极化 SAR 非监督分类的迭代分类方法[J]. 电子学报, 2004, 32(12):1 982-1 986

[6] 邹同元,杨文,代登信. 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):910-913

[7] 张海剑,杨文,邹同元,等. 基于四分量散射模型的多极化 SAR 图像分类[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009,34(1):122-125

[8] Cloude S R, Pottier E. An Entropy Based on Classification Scheme for Land Applications of Polarimetric SAR[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997,35(1):68-78

[9] Goodman N R. Statistical Analysis Based on a Certain Multivariate Complex Gaussian Distribution [J]. Annals of Mathematical Statistics, 1963, 34: 152-177

[10] Srivastava M S. On the Complex Wishart Distribution[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1965, 36:313-315

[11] Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, et al. Unsupervised Classification Using Polarimetric Decomposition and the Complex Wishart Classifier [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999,37(5):2 249-2 258

[12] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization A[C]. IEEE Int Conf on Neural Networks, Perth, 1995

[13] 李林宜,李德仁. 基于免疫粒子群优化算法的影像纹理分类[J]. 测绘学报, 2008(2):185-189

[14] Ye Zhiwei, Zheng Zhaobao, Zhang Jinping, et al. Application of Particle Swarm Optimization Algorithm to Image Texture Classification[J]. The International Society for Optical Engineering, 2007

[15] Lee J S. Refined Filtering of Image Noise Using Local Statistics[J]. Computer Graph Image Process, 1981,15:380-389

[16] Shi Yuhui, Eberhart R. A Modified Particle Swarm Optimizer A[C]. IEEE Int Conf on Evolutionary Computation C, Anchorage, 1998

第一作者简介:张中山,博士生,主要研究领域为遥感图像处理。
E-mail:standinwind@163.com

Unsupervised Classification of Fully Polarimetric SAR Data Based on the PSO Algorithm

ZHANG Zhongshan¹ YAN Qin² YU Jie¹ LI Yan¹

(1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)
(2 Chinese Academy of Surveying and Mapping, 16 Beitaping Road, Haidian District, Beijing 100039, China)

Abstract: A new unsupervised classification method of fully polarimetric SAR data based on the PSO algorithm and $H/\alpha/A$ is presented. Firstly, the result obtained by $H/\alpha/A$ classification is used to initialize the clustering centers, and then the fully polarimetric SAR data is classified by the PSO algorithm. Meantime, the Wishart distance measure is employed to improve the performance of the PSO- $H/\alpha/A$ classifier. Experimental results show that the new scheme proposed in this paper can effectively classify the fully polarimetric SAR data.

Key words: PSO algorithm; $H/\alpha/A$; polarimetric SAR; Wishart distance measure

About the first author: ZHANG Zhongshan, Ph.D candidate, majors in remote sensing image processing.
E-mail: standinwind@163.com

.....
(上接第 919 页)

Vector Data Rasterization Based on Rendering and Pickup

LI Qingyuan¹ WANG Tao¹ ZHU Jufang^{1,2} ZHANG Fuhao¹

(1 Chinese Academy of Surveying & Mapping, 28 West Lianhuachi Road, Haidian District, Beijing 100830, China)
(2 College of Geoscience & Surveying Engineering, Chinese University of Mining & Technology, D11 Xueyuan Road, Haidian District, Beijing 100830, China)

Abstract: This paper presents a public and light interpretation to an old method, and uses a new name—rendering and pickup, proposes the procedure detail and key sentences about the method implementation, discusses some techniques deeply about the method in correctness, precision, limited for memory bitmap, partition rasterization and time-spend. The authors think that the old method could become a generally industrial method.

Key words: rasterization; mask method; color method; GDI; rendering-pickup

About the first author: LI Qingyuan, Ph.D, researcher, majors in the mining, geology 3D spatial data model and GIS standard, etc.
E-mail: LiQY@casm.ac.cn