

一种基于目标散射鉴别的 POLSAR 图像 地物无监督分类新方法

陈 强, 蒋咏梅, 陆 军, 匡纲要

(国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 提出了一种基于目标散射鉴别的 POLSAR 图像地物无监督分类新方法. 该方法首先利用极化散射熵将 POLSAR 图像地物粗分为高散射随机性、中散射随机性和低散射随机性三种情形; 然后提取球面散射、偶次散射和体散射相似性参数将上述三种情形细分为十种; 在上述散射分类的基础上, 采用新定义的两类目标极化差异度量对地物进行分类迭代调整. 由于球面散射、偶次散射和体散射为地物固有散射, 采用它们的相似性参数进行散射分类, 使散射分类结果更符合实际地物散射情况; 根据散射相似性参数大小确定散射类别, 克服了现有散射分类人工确定类别边界带来的不足; 新定义的两类目标极化差异度量运算简便, 克服了 Wishart 距离度量运算偏大的不足. 实测极化数据的实验结果验证了新方法的有效性.

关键词: 散射相似性; 无监督地物分类; 差异度量

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 03-0613-06

A New Scattering-Identification Based Unsupervised Terrain Classification for POLSAR Image

CHEN Qiang, JIANG Yong-mei, LU Jun, KUANG Gang-yao

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: a method for unsupervised terrain classification of POLSAR imagery is proposed. At first, the polarimetric entropy is utilized to divide terrain scattering into three cases, i.e. high entropy, medium entropy and low entropy. Then surface scattering, double scattering and volume scattering similarities are computed for initially classifying POLSAR image into ten classes. Finally, the initial classification map defined training sets for reclassification based on a new defined parameter to measure the deference degree between two targets. As surface scattering, double scattering and volume scattering are the inherent characteristics of terrain physical scattering, the scattering classified results are more accord with real terrain scattering; the automatic determination of scattering type with scattering similarity overcomes the deficiency of the present scattering classification; the simple computation of the deference degree speeds up the above reclassification. The experiment results with real POLSAR image demonstrate the validity of the proposed method.

Key words: scattering similarity; unsupervised terrain classification; deference degree

1 引言

极化合成孔径雷达(POLSAR)以其高分辨、全天候、大范围的成像能力, 及获取完整目标信息表征数据的能力而成为当今最具发展潜力的遥感设备. 如今随着各种星载、机载 POLSAR 系统不断涌现, POLSAR 图像呈海量递增, 如何快速、准确地对这些图像数据进行解译将是今后遥感领域普遍关注的热点问题.

POLSAR 图像分类是 POLSAR 图像解译的重要研究内容. 根据分类过程是否存在人工干预, POLSAR 图像分类可分为有监督^[1,2]和无监督^[3]两种. 其中有监督分类

可达到很高的分类精度, 但需选取足够多具有一定代表性的样本, 这大大增加了这类算法工程实现的难度; 相对而言, 无监督分类由于已知先验知识少, 且具有一定的分类精度, 因而在 POLSAR 图像地物分类中更具有应用前景和研究价值.

在 POLSAR 图像无监督分类研究中, 利用目标散射分类的无监督分类, 因其分类结果能对应实际地物散射而备受青睐. 图 1 给出了这类算法的一般框架图. 其主要包含两个部分: 其一, 利用极化分解等工具对 POLSAR 图像地物进行散射分类; 其二, 以散射分类结果为初始类别, 利用 Wishart 等距离度量对地物类别进行迭代调

POLSAR 图像 → 散射鉴别 → 类别调整 → 分类输出

图1 POLSAR 图像地物无监督分类一般框架图

整. 由于根据散射分类结果在无需先验知识情况下也可了解地物实际散射情况, 因而在雷达极化中散射分类研究一直备受重视. 然而, 由于实际地物散射的复杂性, 即不同类型的目标可能包含同种散射, 如海洋、城区等均包含表面散射; 或同类目标可能包含多种散射, 如森林地区包含表面散射、偶次散射、体散射等, 散射分类结果不一定与实际地物类型相一致, 造成实际散射分类结果视觉效果较差, 甚至由于相干斑噪声、校正误差等干扰因素, 造成错分情形. 为此, 散射分类之后, 往往需进行地物类别调整.

基于目标散射分类的无监督分类研究最早始于上个世纪八十年代末. 1989 年, 南加州理工学院 van Zyl 博士首次进行了地物散射分类研究^[3], 从而拉开了基于目标散射分类的无监督分类研究的序幕. 此后, 众多国际知名学者如 Lee、Cloude 等, 相继投入该方面研究, 并取得了一系列的研究成果. 最为显著的研究成果是基于 Freeman 分解^[4] (或 H/Alpha 分解^[5]) 和 Wishart 距离度量的无监督分类法. 尽管这些成果对地物分类研究做出了杰出的贡献, 但它们仍存在以下不足:

(1) 散射分类方面

基于 H/Alpha 分解和基于 Freeman 分解的散射分类是现今应用广泛的两种散射分类方法. H/Alpha 分解是目前对目标散射描述最为准确的一种极化分解, 它将目标散射理解成一种主散射 (或平均散射) 上的随机起伏. 但由于它是一种数学分解, 且类别边界为人工确定, 其散射分类结果并不能很好对应地物实际散射情况; 基于 Freeman 分解的散射分类结果是目下与地物实际散射对应最好的, 但散射分类仅采用主散射无法对地物实际散射进行准确描述. Freeman 分解自身应用前提也限制了其应用范围.

(2) 类别调整方面

基于 Wishart 距离的类别迭代调整是目前常用的一种方法. 然而, 该方法应用的前提为 POLSAR 图像服从 Wishart 分布, 由于实际场景的复杂性, 该假设通常不合理. 同时, 在基于该距离的类别调整过程中, 频繁地使用矩阵求逆运算和对数运算, 将造成算法运算量偏大, 降低了算法的实用性.

基于以上认知, 本文提出了一种新的 POLSAR 图像无监督迭代分类方法. 该方法也分为散射分类和类别调整两部分. 在散射分类方面, 首先利用目标散射随机性将地物散射分为高散射随机性、中散射随机性和低散射随机性三大类, 然后利用表面散射、偶次散射和体散射相似性参数将上述三类细分为十类; 在类别调整方面, 首先以散射分类结果为初始类别, 然后根据本文

定义的两类目标距离度量进行类别调整. 由于散射分类不仅考虑了目标主散射, 还考虑了其散射随机性, 使分类结果能更准确地描述地物散射; 表面散射、偶次散射和体散射为地物固有散射, 利用目标与这些典型散射相似性参数进行散射分类, 使分类结果能很好对应地物实际散射情况; 新度量计算仅涉及简单运算, 减小了类别调整的运算时间. 最后, 利用实测极化数据验证了新方法的有效性.

2 基于散射相似性的地物散射分类

散射相似性是指目标散射与某种典型散射的相似程度. 文献[9]于 2000 年首次提出了该概念, 并定义了一种度量目标散射相似性的参数——相似性系数. 由于该参数采用极化散射矩阵定义, 无法直接应用于分布式目标. 为此, 这里给出一个度量分布式目标散射与某种典型散射相似性的新参数, 即

$$r(k_p, T) = \frac{k_p^H T k_p}{\text{Trace}(k_p \cdot k_p^H) \cdot \text{Trace}(T)} \quad (1)$$

式中 T 为目标相干矩阵, k_p 为某种典型散射的 Pauli 基矢量, $\text{Trace}(\cdot)$ 为矩阵迹运算, 上标 H 为矢量共轭转置运算. 该参数动态范围为 0 至 1, 表示目标散射与典型散射越相似.

作为一种实际应用, 利用新参数定义可提取目标与不同典型散射的相似性参数. 目前, 常用典型散射中表面散射、偶次散射和体散射为实际地物固有散射类型, 任意目标分别与它们的散射相似性可表示为

$$r_s = \frac{2A_0}{2(A_0 + B_0)}, r_d = \frac{B_0 + B}{2(A_0 + B_0)} \text{ 和 } r_v = \frac{B_0 - B}{2(A_0 + B_0)} \quad (2)$$

式中 A_0 , B_0 和 B 为 Huynen 参数^[10]. 于是, $2(A_0 + B_0)$ 对应目标散射回波的总功率, $2A_0$ 则为表面散射回波功率, $B_0 + B$ 为偶次散射回波功率, $B_0 - B$ 为体散射回波功率. 这样, r_s , r_d 和 r_v 可依次理解为表面散射、偶次散射和体散射对目标总散射的贡献.

由于散射相似性参数表征了目标散射与典型散射的相似程度, 因而可用它来对目标散射进行分类. 然而, 由新参数定义可知, 利用单个散射相似性参数无法对地物进行准确地散射分类. 为此, 这里考虑将目标散射与多种典型散射进行比较, 选取散射相似性参数最大对应的典型散射作为目标散射类型. 同时, 为更准确地表征目标散射, 这里还考虑了目标散射随机性. 以表面散射、偶次散射和体散射相似性参数为例, 图 2 给出了一种基于散射相似性和散射随机性的地物散射分类流程图. 其中度量散射随机性参数为极化散射熵. 其具体实现步骤为:

(1) 计算 POLSAR 图像对应的极化散射熵、球面散

射相似性参数 r_s 、偶次散射相似性参数 r_d 和体散射相似性参数 r_v ;

(2) 利用极化散射熵将 POLSAR 图像中像素划分为低散射随机性 ($H < 0.5$)、中散射随机性和高散射随机性 ($H > 0.9$) 三类;

(3) 利用 r_s 、 r_d 和 r_v 三参数将上述三大类进一步细分为十类. 对于低散射随机性情形, 利用最大散射相似性参数进一步将像素划分为以表面散射 ($r_s > r_d$ 且 $r_s > r_v$)、偶次散射 ($r_d > r_s$ 且 $r_d > r_v$) 或体散射 ($r_v > r_d$ 且 $r_v > r_s$) 为主的三种散射;

(4) 对于中散射随机性情形, 利用两个较大的散射相似性参数将该类细分为六类. 表 1 给出了根据三个参数大小关系的六种散射类别;

(5) 对于高散射随机性情形, 不做进一步处理, 将该情形所有像素看成一个散射类别.

表 1 根据散射相似性的中散射随机性情形类别细分表

序号	判决条件	散射类别
1	$r_s > r_d > r_v$	表面散射 > 偶次散射
2	$r_s > r_v > r_d$	表面散射 > 体散射
3	$r_d > r_s > r_v$	偶次散射 > 表面散射
4	$r_d > r_v > r_s$	偶次散射 > 体散射
5	$r_v > r_s > r_d$	体散射 > 表面散射
6	$r_v > r_d > r_s$	体散射 > 偶次散射

需说明的是: ①低散射随机性情形, 新方法采用一种散射来描述目标后向散射是合理的. 因为此时存在某种散射机制在目标后向散射中占支配地位; ②中散射随机性情形, 它采用两种散射联合描述目标后向散射也是合理的, 因此时该两种散射对目标后向散射贡献均较大; ③高散射随机性情形不再细分, 因此时目标包含的散射对后向散射贡献几乎相当; ④根据典型散射选取不同, 类似于图 1 的地物散射分类流程有许多种. 不过, 由于上述三种典型散射为地物固有散射, 利用它们散射相似性参数的散射分类结果能对应实际散射情况.

3 基于两类目标差异度量的类别调整

两类目标差异度量是指目标间的差别程度. 为对地物进行类别调整, 这里首先给出一种新的两类目标差异度量, 然后基于该差异度量进行散射类别调整.

在雷达极化中, 通常可采用一个相干矩阵来表征目标的变极化效应, 且该矩阵包含了目标全部的信息. 为便于下文定义新的目标差异度量, 类似于极化散射

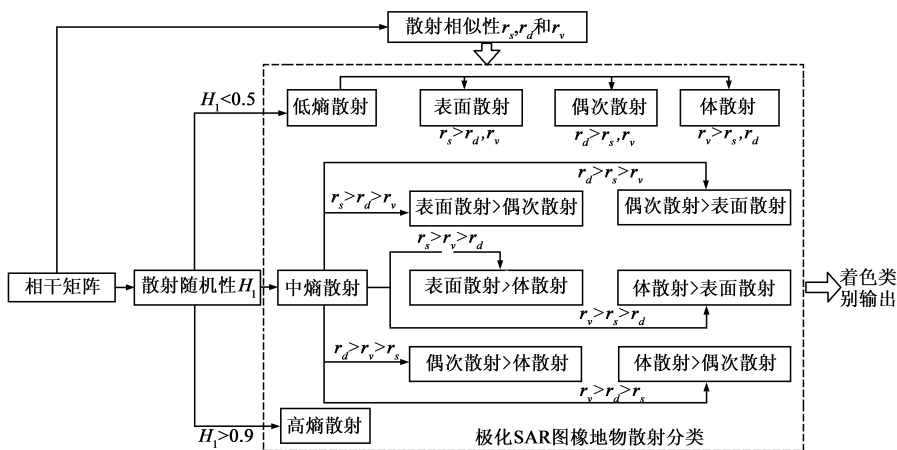


图2 基于散射相似性和散射随机性的POLSAR图像目标散射分类流程图

矩阵矢量化, 目标相干矩阵可表示为

$$\mathbf{k} = [T_{11} \ T_{12} \ T_{13} \ T_{22} \ T_{23} \ T_{33}]^T \quad (3)$$

式中 T_{ij} 为相干矩阵 \mathbf{T} 中元素. 显然矢量 \mathbf{k} 包含的目标信息与 \mathbf{T} 相同. 借鉴两类目标的 Wishart 距离度量定义方式, 这里采用矢量 \mathbf{k} 表示不同地物类别. 这样, 若已知两类目标的矢量分别为 \mathbf{k}_i 和 \mathbf{k}_j , 且它们对应的天线接收功率分别为 P_i 和 P_j , 则目标差异度量可定义为

$$d_{ij} = a \underbrace{\{1 - 2P_i P_j / (P_i^2 + P_j^2)\}}_{\text{功率差异}} + b \underbrace{\{1 - |\mathbf{k}_i^H \mathbf{k}_j| / (\|\mathbf{k}_i\|_2 \|\mathbf{k}_j\|_2)\}}_{\text{极化散射差异}} \quad (4)$$

式中 $\|\cdot\|_2$ 为 2-范数运算, a 和 b 为系数, 且为保证该极化差异度量动态范围介于 0 至 1 之间, 这两个系数满足 $a + b = 1$. 该差异度量包含功率差异和极化散射差异两部分, a 和 b 决定了它们对整个差异的重要性.

这样, 基于上述差异度量的 POLSAR 图像地物类别调整策略为: 设有 m 种散射, 其中第 i 种记为 w_i . 若待判地物为 \mathbf{T} , 对于所有 $1 \leq i \leq m$, 均有 $d_{j,T} \leq d_{i,T}$, 则地物 \mathbf{T} 属于 w_j .

显然, 该类别调整策略比较简单, 但在实际操作时应注意: 由于天线接收功率是收发天线极化状态的函数^[11], 故可选取两类目标天线接收功率差异较大的天线极化状态来计算它们的天线接收功率, 这样两类目标的差异也较大, 从而减少了类别错误调整的可能.

4 POLSAR 图像地物无监督分类新方法

由前文分析可知, 新地物分类方法包含了前面的散射分类和类别调整两部分, 其具体步骤可归纳为:

(1) 若原始 POLSAR 图像数据没有经过相干斑抑制处理, 或缺乏足够的多视平均, 就采用 IDAN 滤波对其进行处理;

(2) 计算 POLSAR 图像极化散射熵及球面散射、偶次散射和体散射相似性参数, 并利用这些参数将该图像初始划分为十类;

(3)选取以表面散射为主的地物的最小天线接收功率特征极化作为天线极化状态,计算每个像素的天线接收功率;

(4)对于每一类,计算其类中心,即

$$\mathbf{k}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{k}_{ij} \text{ 和 } P_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} P_{ij} \quad (5)$$

式中 N_i 为第 i 类像素个数, \mathbf{k}_i 和 P_i 分别为第 i 类的平均目标矢量和天线接收功率;

(5)利用式(4)计算每个像素的极化散射差异度量,并将该像素判定为差异度量最小的类;

(6)检查是否符合终止条件.若不是,则返回(4).

需说明的是:①为降低相干斑噪声对地物分类影响,这里采用 IDAN 滤波对图像进行了滤波处理.相比于其它相干斑抑制算法, IDAN 滤波能较好的兼顾斑点抑制和目标信息保持;②鉴于散射分类是根据表面散射、偶次散射和体散射进行分类,步骤(3)选取以表面散射为主的地物的最小天线接收功率特征极化作为天线极化状态,其目的就是增大表面散射与其它散射地物天线接收功率差异,进而增大它们之间的极化差异度量;③迭代终止条件:迭代转移像素小于某个阈值,或所有类内距离之和达到最小,就可认为分类结果已达到稳定状态.

5 实验与分析

为了验证新分类法,这里选取 NASA/JPL AIRSAR 于 1994 年对 San Francisco 海湾地区成像的 L 波段全极化数据作为演示数据.图 3(a)给出该地区的光学图像.显然该地区主要包含海洋、城区、植被等三类典型地物.该地区 AIRSAR 原始 POLSAR 图像经过 4-视处理.为抑制图像相干斑噪声,这里采用 IDAN 滤波对其进一步滤波.图 3(b)给出了滤波后的 span 总功率切片图.图像尺寸为 600×600 ,图中标识了一些具体的地物目标:海洋、高尔夫球场、城区、金门公园和马球场.

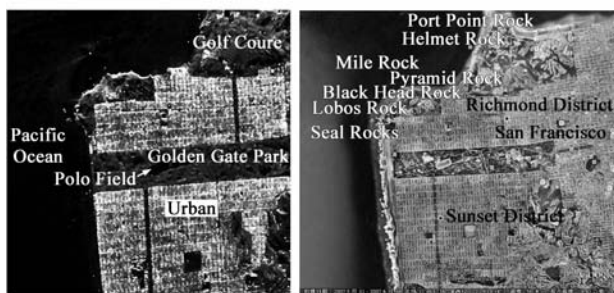


图3 San Francisco海湾地区

5.1 散射分类

图 4(a)给出了本文散射分类结果.由该图可知:①海洋区被分为低熵球面散射,因海洋区几乎只有球面

散射;②城区被分为低熵偶次散射、中熵偶次散射 > 表面散射和中熵偶次散射 < 表面散射三种散射情形.鉴于该区域包含了墙体与地面的偶次散射、以及墙体、地面、屋顶等的表面散射,故这种划分是合理的;③植被区被分为高熵散射,因植被包含树冠层的体散射、树干和地面的偶次散射、以及树叶、树枝、树干和地面的球面散射,散射情况较为复杂,散射随机性较大.显然本文散射分类结果能较好地对应地物散射情况.

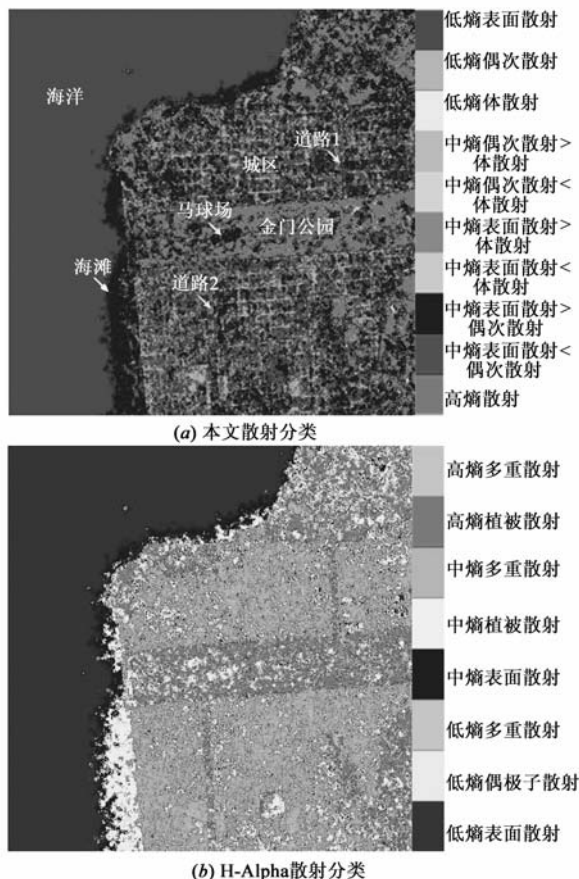


图4 旧金山地区地物散射分类结果

作为比较,图 4(b)给出了基于 H-Alpha 平面的散射分类结果.由图 4 的分类结果可知,两种方法的分类结果均能有效地将该地区三种典型地物区分开.然而,基于 H-Alpha 平面的散射分类结果却出现了误分,例如海滩被分为中熵植被散射.实际上,由于该地物为松软沙地结构,应以表面散射为主的散射.本文算法将其分为中熵表面散射 > 体散射是合理的.从分类细节上看,本文算法的分类结果中城区与植被的边界更加明显;城区中的道路更加清楚;城区的平行或垂直结构也能有所体现.可见,本文散射分类能更准确地体现实际地物的散射差异.其原因在于本文散射分类根据散射相似性参数大小确定类别,克服了人工确定 Alpha 类别边界带来的不足;球面散射、偶次散射和体散射为地物固有

散射类型,采用它们的相似性进行散射分类,其分类结果能很好的对应实际地物散射.

5.2 地物类别调整

为对上述散射分类结果进行类别调整,这里将考察地物目标在不同收发天线极化组合下的天线接收功率.以提高表面散射和其它散射的地物目标天线接收功率之比为目的,分别计算在同极化通道、正交极化通道和收发天线之间不存在极化约束关系三种情形下,海洋最小天线接收功率对应的特征极化,并将它们作为收发天线极化状态逐像素计算该地区目标的天线接收功率.表 2 给出了三种天线接收功率图中海洋、城区和植被的天线接收功率及相互之间的功率比.由该表可知:①相比于 Span 总功率图而言,无论收发天线极化关系如何,选取以表面散射为主的地物的天线最小接收功率特征极化为天线极化状态,其获得的天线接收功率图中海洋、城区和公园三种地物之间的天线接收

功率差异都不同程度的被增大;②在三种收发天线极化关系,收发天线极化无约束情形城区与海洋(或公园与城区)的天线接收功率差异最大.作为比较,表 2 同样给出了选取以偶次散射为主的地物的天线最大接收功率特征极化为收发天线极化状态时上述三种地物的天线接收功率及功率比.除了得出上述两条结论之外,还可发现:选取以表面散射为主的地物的特征极化作为天线极化状态,获得的天线接收功率图中三种地物的天线接收功率差异普遍比选取以偶次散射为主的地物的特征极化作为天线极化状态时天线接收功率图中的.其原因为自然界中许多地物目标都能表现出散射随机性较低的表面散射,如海洋、湖面、道路、平坦的空地等,因而选择表面散射地物目标特征极化作为收发天线极化状态,对于提高表面散射地物目标和其它散射地物目标的天线接收功率差异具有显著作用,这也是新方法中选取该特征极化的原因.

表 2 不同地物的天线接收功率及功率比

		海 洋	城 区	公 园	海洋/城区	海洋/公园	公园/城区
以表面散射 为主地物	同极化通道	2.6098e-004	0.0330	0.0165	0.0079	0.0158	0.4988
	正交极化通道	0.0033	0.1639	0.0340	0.0200	0.0962	0.2075
	无约束情形	2.5598e-004	0.0328	0.0164	0.0078	0.0156	0.5000
以偶次散射 为主地物	同极化通道	0.0042	0.2476	0.0441	0.0170	0.0952	0.1781
	正交极化通道	0.0017	0.1401	0.0215	0.0121	0.0791	0.1535
	无约束情形	0.0048	0.2526	0.0467	0.0190	0.1028	0.1849
span		0.0232	0.4949	0.1352	0.0470	0.1720	0.2731

图 5(a)~(c)给出了采用本文极化散射差异度量的旧金山地区地物类别三次迭代调整结果.其中权重系数均为 0.5.与图 4(a)相比,地物类别迭代调整使得同类目标的聚合效果更为明显,一些在图 4(a)中无法看见的地物目标,在图 5(a)~(c)中却能辨识,从而极大地改善了图像视觉,例如高尔夫球场、马球场、道路等;类别调整后的分类结果更符合实际地物散射情形,例如城区中散射分类为中熵表面散射>二面角散射的一些区域调整为中熵二面角散射>表面散射,尽管缺乏先验知识,但这种调整是合理的,毕竟城区包含大量人造二面角反射器.作为比较,图 5(d)~(f)给出了在本文散射分类基础上采用 Wishart 距离度量的地物类别三次迭代调整结果.与前三幅图相比,尽管采用 Wishart 距离度量同样改善了地物分类结果视觉效果,但随着迭代次数增加,出现了一些错误的类别调整,如图 5(f)中城区部分区域中熵表面散射>偶次散射调整为低熵体散射.而本文迭代方法并未出现这种现象,其原因在于选取以表面散射为主的地物天线特征极化作为天线极化状态,

增大了该两类地物的天线接收功率差别,进而增大了其极化散射差异度量,从而降低了发生类别错误调整地可能.

不仅如此,在运算效率方面本文算法也具有巨大

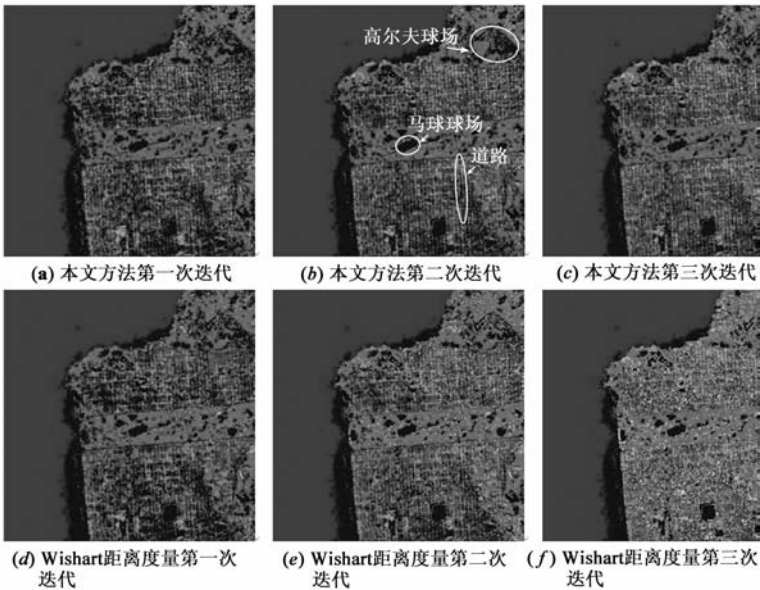


图5 旧金山地区地物类别迭代调整结果

优势. 分别采用本文算法和 Wishart 距离度量法进行地物类别调整. 在计算机硬件环境为 Intel (R) Pentium (R) CPU, 1.5GB 内存, 采用未优化的 Matlab 程序, 本文算法和 Wishart 距离度量法所需运算时间分别为 13.5 和 99.6(s). 显然, 本文算法较 Wishart 距离度量法运算时间大幅减少, 其原因是本文算法不涉及复杂的矩阵求逆运算和对数运算. 这也符合设计该算法的初衷.

6 总结

针对现有 POLSAR 图像地物无监督分类存在的不足, 本文提出了一种新的 POLSAR 图像地物无监督迭代分类法. 该方法分为散射分类和类别调整两部分. 在散射分类阶段, 首先采用极化散射熵将地物粗分为高、中和低熵三类, 然后结合球面散射、偶次散射和体散射相似性参数进一步将上述三类细分为十类; 以上述散射分类结果为初始类别, 最后, 新方法利用两类目标极化散射差异度量对其进行了类别调整. 由于新方法根据球面散射、偶次散射和体散射相似性参数自动确定地物散射类别, 克服了采用 Alpha 人工确定散射类别带来的不足, 也使散射分类结果更好的对应实际地物散射; 采用新定义的极化散射差异度量进行类别调整, 改善了散射分类的可视效果, 克服了 Wishart 距离度量运算偏大的问题. 旧金山地区 AIRSAR 实测极化数据的实验结果表明: ①新方法分类结果克服了现有 POLSAR 图像无监督分类的不足; ②新方法运算效率更高.

参考文献

- [1] van Zyl J J, Burnette C F. Bayesian classification of polarimetric SAR images using adaptive a priori probability[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(5): 835 - 840.
- [2] Lee J S, Grunes M R, Kwok R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(11): 2299 - 2311.
- [3] Van Zyl J J. Unsupervised classification of scattering behavior using radar polarimetry data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1989, 27(1): 36 - 45.
- [4] Lee J S, et al. Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(4): 722 - 731.
- [5] Cloude S R. An entropy based classification scheme for polarimetric SAR data [A]. Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS'95) [C]. Florence, Italy, IEEE, 1995. 2000 - 2002.
- [6] 曹芳, 洪文, 吴一戎. 基于 Cloude-Pottier 目标分解和聚合

的层次聚类算法的全极化 SAR 数据的非监督分类算法研究[J]. 电子学报, 2008, 36(3): 543 - 546.

CAO Fang, HONG Wen, WU Yi-rong. An unsupervised classification for fully polarimetric SAR data using Cloude-Pottier decomposition and agglomerative hierarchical clustering algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(3): 543 - 546. (in Chinese)

- [7] 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): 1982 - 1986.
- LIU Xiu-qing, YANG Ru-liang. The iteration classification method and experiment study based on unsupervised classification of fully polarimetric SAR image [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(12): 1982 - 1986. (in Chinese)
- [8] Lee J S, et al. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(5): 2249 - 2258.
- [9] Yang J, Peng Y N, Lin S M. Similarity between two scattering matrices [J]. Electronics Letters, 2001, 37(3): 193 - 194.
- [10] Huynen J R. Phenomenological Theory Of Radar Target [D]. Nethercands: Technical University Delft, 1970.
- [11] Chen Q, Jiang Y M, Zhao L J, Gao G, Kuang G Y. An optimization procedure of the Lagrange multiplier method for polarimetric power optimization [J]. IEEE Geoscience and remote sensing letters, 2009, 6(4): 699 - 702.

作者简介



陈 强 男, 1980 年生于四川资中. 国防科大电子科学与工程学院博士生. 研究方向雷达极化信息处理及其应用.

E-mail: cq9822090@163.com



蒋咏梅 女, 1970 年生于湖北武汉. 国防科大电子科学与工程学院副教授. 研究方向 SAR 图像解、SAR 图像目标检测与识别.

陆 军 男, 1970 年生于湖北仙桃. 国防科大电子科学与工程学院副教授. 研究方向雷达信号处理.

匡纲要 男, 1966 年生于湖南. 国防科大电子科学与工程学院教授, 博导. 研究方向 SAR 图像判读、多光谱图像目标识别.