

# 基于 Mueller 矩阵分解的非监督聚类算法<sup>1</sup>

王之禹 朱敏慧 白有天

(中国科学院电子学研究所 北京 100080)

**摘要** 本文描述了一种利用极化 SAR 图像的 Mueller 矩阵分解系数进行非监督聚类的算法。根据关于各种地貌目标散射电磁波机理的先验知识, 该算法可以在不需要任何实地勘测的条件下将图像粗略地分割为三种完全不同的、物理含义明显的类别, 即建筑区域、茂密植被和微粗糙表面(例如水面)。与利用单极化灰度图像的非监督分类算法相比, 该算法的突出特点是不仅仅将每个像素按照其特征紧密地聚集在一起, 而且还能确定每个聚类的散射机理, 进而确定目标类型。

**关键词** SAR, 聚类, 矩阵分解

**中图分类号** TN911.73, TP751

## 1 引言

传统的成像雷达工作在单频、单极化状态。得到的观测值只是与特定的发射极化和接收极化组合相对应的单个散射系数。这种标量测量不可能得到包含在散射信号极化特性中的任何关于散射过程的重要信息。必须通过矢量测量方法测量散射电磁波的极化信息。

本文的主要内容是利用极化 SAR 数据的散射矩阵分解模型对地貌目标进行分类。它不仅充分利用了极化图像包含的丰富信息, 而且还能在不需要实地勘测的条件下判断出地貌类型, 这是其它利用图像的灰度信息进行分类的算法不能实现的。

首先, 给出了 Mueller 矩阵分解的概念。然后, 描述了几类典型地貌的后向散射特征, 例如微粗糙面(如水面)、植被区域和建筑区域, 并根据不同地貌的后向散射特性构造一种不需要任何先验知识就可以判断地貌类型的非监督聚类算法。最后, 利用美国 JPL 实验室提供的加利福尼亚旧金山湾的 L 波段图像对该算法进行了检验

## 2 极化 SAR 数据的分解模型

研究表明<sup>[1,2]</sup>, 如果雷达分辨单元内的散射体由  $N$  个独立的、非相干散射体构成, 那么该单元的散射波可以表示为

$$G^{sc} = \sum_{i=1}^N G_i^{sc} = \frac{1}{k^2 \cdot r^2} \left( \sum_{i=1}^N [F_i] \right) \cdot G^{tr} \quad (1)$$

其中  $[F_i]$  是第  $i$  个散射体的 Mueller 矩阵, 上标  $tr$  表示发射波,  $sc$  表示散射波; 即描述该散射单元的 Mueller 矩阵等于该单元中各个散射中心的 Mueller 矩阵的非相干叠加(功率叠加)。据此, 我们可以将复杂地貌目标分解为几种简单且物理含义明确的散射模型的叠加。不同地貌的极化特性是不同的, 其散射模型的分解系数也是不同的, 因此根据地貌目标的散射模型分解系数就可以确定地貌目标的类型。这种散射模型分解系数是极化不变量。关于计算 Mueller 矩阵的散射模型分解系数的细节请参考文献 [3]。

<sup>1</sup> 1999-06-11 收到, 1999-09-28 定稿  
微波成像国防重点实验室资助项目

### 3 典型地貌的后向散射模型

下面分析典型地貌的后向散射模型。

#### 3.1 微粗糙表面

对于均方高度小于 0.1 倍波长的介质面, 其电磁波的散射机理主要是以布拉格散射为主<sup>[4]</sup>, 如图 1(a) 所示。对于 L 波段的电磁波 ( $\lambda=24\text{cm}$ ), 风平浪静的海面满足微粗糙条件, 可以形成布拉格散射。因此, 在正常情况下, 布拉格散射系数很强的地貌通常都属于微粗糙表面, 例如没有波浪的水面。

#### 3.2 建筑区域

建筑物的外墙和地面构成的二面角对电磁波产生的偶次散射是建筑区域的最主要特征。如果建筑的屋顶或其它大面积的人工物体正好迎着电磁波的入射方向, 那么这些物体将产生比偶次散射更强的奇次散射, 此时奇次散射将成为建筑区域的最显著特征。此外, 在建筑区域中, 由地面构成的微粗糙面产生的布拉格散射和植被产生的体散射很弱, 除非建筑座落在植被丰富地区。因此, 在植被较少的城镇区域, 可以把 Mueller 矩阵的偶次散射分解系数作为是否存在建筑区域的特征, 见图 1(b)。

#### 3.3 森林区域

森林覆盖区域的散射机理比较复杂, 其散射结构可以模拟为三个层次: (1) 处于底部的微粗糙面; (2) 描述树干的、在垂直方向附近随机分布的粗圆柱体; (3) 描述树冠中细树枝的、随机分布的细圆柱体。对于 L 波段的电磁波 ( $\lambda=24\text{cm}$ ), 树叶的后向散射很弱。因此, 在简单模型中可以忽略树叶的后向散射。

在这种三层结构中, 最重要的几种散射过程是 (见图 1(c)):

- (1) 顶层中随机分布的细树枝对电磁波的直接后向散射 (体散射);
- (2) 地面与树干构成的二面角形成的偶次散射。这种成份在两次穿越顶层的过程中受到衰减 (两次反射);

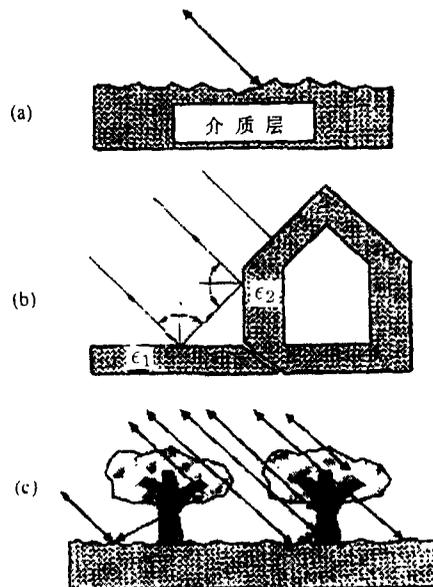


图 1 三种典型地貌的散射机理示意图  
(a) 微粗糙表面, (b) 建筑区域, (c) 植被区域

(3) 地面的直接后向散射(布拉格散射), 这部分散射功率在穿透上面两层的过程中受到衰减(一次反射);

(4) 树干的直接后向散射(奇次散射)。这部分散射功率在穿透顶层时受到衰减(一次反射)。

该模型描述的散射过程具有如下特性: 对于非常稀疏的植被, 散射以地面产生的布拉格散射为主, Mueller 矩阵的分解系数中布拉格散射系数较大; 对于稍稍茂密一些的植被, 由树干和地面构成的二面角产生的偶次散射将增强; 随着植被密度的进一步增加, 树冠中的细树枝形成的体散射逐渐增强, Mueller 矩阵的分解系数中体散射系数最大。这种主导散射机理由一种向另一种转化的精确条件是树林密度、电磁波频率和树林含水量(圆柱体的介电常数)等参数的函数。通过分析实际数据发现, 除非植被非常稀疏, 一般情况下, 体散射是植被地区的一个显著特征。

#### 4 非监督聚类算法

聚类算法用于检测数据结构中固有的聚集趋势。首先讨论与聚类算法紧密相关的三个概念: (1) 点在特征空间的距离; (2) 点集之间的距离; (3) 距离准则。

最为人熟悉的度量点  $A = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  和  $B = (b_1, b_2, \dots, b_n)$  在特征空间的距离是欧几里德距离,

$$D_e = \left( \sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2 \right)^{1/2} \quad (2)$$

为了提高计算速度, 经常使用的距离度量是  $L1$  距离,

$$D_{L1} = \sum_{i=1}^n |a_i - b_i| \quad (3)$$

文中采用的是  $L1$  距离。

聚类中心的初始数目是外部指定的, 而聚类算法中没有调整聚类中心数目的机制。因此在聚类结束之后需要判定各个聚类中心之间的距离, 以确定聚类中心的数目是否合适。这里采用  $J$ - $M$  距离<sup>[5]</sup> 衡量聚类中心的数目是否合适, 其定义如下:

$$J_{ij} = \left\{ \int_X \left( \sqrt{p(X|\omega_i)} - \sqrt{p(X|\omega_j)} \right)^2 dX \right\}^{1/2} \quad (4)$$

其中  $p(X|\omega_i)$  和  $p(X|\omega_j)$  是特征向量  $X$  分别在类别  $\omega_i$  和  $\omega_j$  中的条件概率密度。在计算过程中, 我们假设向量  $X$  服从正态分布, 即  $N(U_i, \Sigma_i)$  和  $N(U_j, \Sigma_j)$ 。在正态分布假设条件下, (4) 式简化为

$$J_{ij} = \{2(1 - e^{-\alpha})\}^{1/2} \quad (5)$$

其中  $\alpha = (1/8)(U_i - U_j)^T [(\Sigma_i + \Sigma_j)/2]^{-1} (U_i - U_j) + (1/2) \ln \{ |\Sigma_i + \Sigma_j| / (2 \cdot \sqrt{|\Sigma_i| |\Sigma_j|}) \}$ ,  $U_k$  和  $\Sigma_k$  分别表示均值向量和协方差矩阵。

聚类准则衡量将数据点赋予每个聚类中心的质量。聚类准则体现如下思想: 使每个聚类内部的点间距最小、使聚类之间的距离最大。广为使用的聚类准则是均方误差和准则。假定

存在  $C$  个聚类。令  $M_i$  表示第  $i$  个聚类的均值向量,  $C_i$  表示属于第  $i$  个聚类的数据点集, 则均方误差和 (SSE) 定义为

$$\text{SSE} = \sum_{i=1}^C \sum_{X \in C_i} \|X - M_i\|^2 \quad (6)$$

其中  $\|X - M_i\|$  是  $X$  和  $M_i$  之间的欧几里德距离。换句话说, SSE 是数据集合中的每个点与该点将要归属的聚类的均值之间的距离的累加和。因此, 如果我们利用最小 SSE 作为聚类准则, 那么我们就可以使每个聚类尽可能地紧凑。在下述算法描述的聚类过程中, SSE 是单调减小的, 并最终收敛于某一极小点。由于 SSE 有可能存在多个局部极小点, 而且 SSE 在迭代过程中又是单调下降的, 因此最终结果有可能收敛于局部极小点, 而不是全局最小点。为了克服这一缺点, 我们采取设定多组初始聚类中心的方法。当各次聚类的结果相同时, 才认为聚类结果是可靠的。

聚类算法:

(1) 选择  $C$  个矢量作为初始聚类中心,  $M'_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, C$ 。这种初始值的选择是任意的, 除非两个或两个以上的初始聚类中心是相同的。聚类中心的数目由外部设定。

(2) 将每个矢量赋予最近邻的聚类中心。该步骤需要确定如何度量点间距 (通常是欧几里德聚类)。

(3) 计算归属到每个聚类中心的所有向量的均值向量,  $M_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, C$ 。

(4) 如果均值向量  $M_i$  与聚类中心  $M'_i$  相同, 则前进到步骤 5, 否则令  $M'_i = M_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, C$ , 然后返回到步骤 2。

(5) 聚类结束。计算聚类之间的  $J$ - $M$  距离, 确定聚类中心数目的合理性。

### 3 实 验

利用美国 JPL 实验室提供的 L 波段加利福尼亚旧金山海湾的全极化图像, 我们对基于 Mueller 矩阵分解的非监督聚类算法进行了检验。图 2 是旧金山海湾地区的地貌分类图, 这是根据实地勘测的结果绘出的。图像中主要包括三种地貌目标, 海面、建筑区和森林公园, 其中的建筑区又可以分为树木稀少的建筑区 (偶次散射极强) 和树木茂密的建筑区 (偶次散射和体散射均较强)。图 3(a)-图 3(c) 分别是由矩阵分解模型的布拉格散射系数、偶次散射分解系数和体散射系数构成的散射系数分布图。从图中可以清楚地看出各类地貌目标的主要散射特征, 即海面的布拉格散射系数最强, 建筑区的偶次散射系数最大, 而森林公园则以体散射为主。这与前面给出的各类地貌目标的散射特征相吻合。因此, 利用地貌类型与 Mueller 矩阵分解系数的这种对应关系, 我们就可以只凭借得到的全极化 SAR 图像对地貌类型进行粗略地分类。不同于利用其它特征进行分类的算法, 本算法不仅可以完成地貌的粗略分类, 而且还能确定地貌的类型, 这一点是本算法特有的。

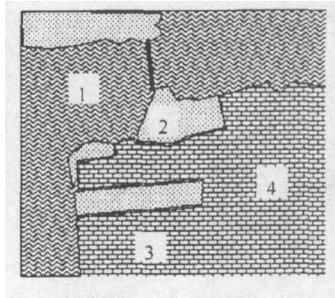


图 2 旧金山海湾地貌分布图

(1) 海面, (2) 森林公园, (3) 植被稀少的建筑区 (4) 植被丰富的建筑区

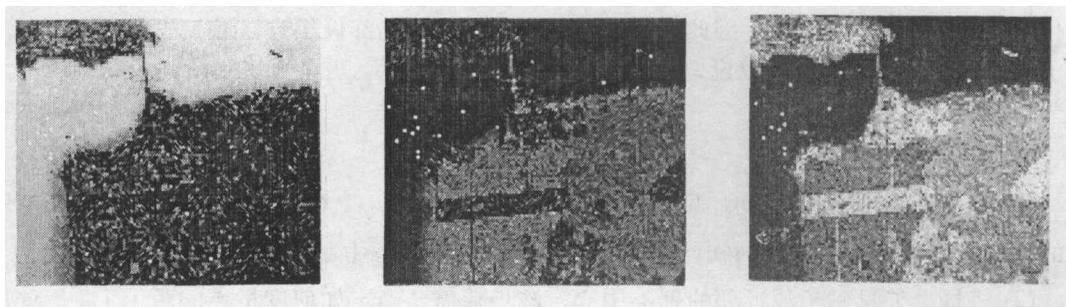


图 3 旧金山海湾 SAR 图像的散射机理分解系数图

(a) 旧金山海湾的布拉格散射系数图。图中明亮的部分代表海面, 说明海面是以布拉格散射为主要特点  
 (b) 旧金山海湾的偶次散射系数图。图中较亮的部分表示偶次散射系数较大对应于植被较少的建筑  
 (c) 旧金山海湾的体散射系数图。图中较亮的部分表示体散射较强, 表示森林区域

利用 SAR 图像的三幅散射系数图进行非监督的聚类运算, 得到的分类结果见图 4。在聚类运算的过程中, 我们依次地将初始类别中心的数目设定为 2, 3, 4, 5 和 6。然后, 根据 (6) 式给出的定义, 分别计算了在这 5 种情况下各对类别之间的平均  $J-M$  距离。根据计算结果, 初始类别数目设定为 3 时平均  $J-M$  距离最大, 因此我们在最后的运算中确定 3 个初始聚类中心。

图 4 的地貌分类结果与图 2 十分相似, 唯一的差别是 4 号区域。产生这种差异的主要原因是在 4 号区域中, 建筑之间的树木较密, 因此该区域的偶次散射系数和体散射系数比较接近。结果是 4 号区域的偶次散射系数弱于 3 号区域, 其体散射系数弱于 2 号区域, 从图 3(b) 和图 3(c) 中可以清楚地看出这一点。因此, 在聚类结果图中, 4 号区域中的建筑和森林是混和分布的。

## 4 结 论

本文提出一种基于 Mueller 矩阵分解系数的非监督聚类算法。其优点是不需要实地勘测地貌目标, 就可以根据典型地貌目标模型和 SAR 图像的分解系数确定地貌类型。由于采用的聚类算法只能粗略地分类地貌目标, 所以对建筑和树林共存区域的分类效果不是很好。如果采用更加有效的分类算法, 将有可能把存在混和型(偶次散射和体散射)地貌目标的 4 号区域单独区分出来, 这将在今后的工作中解决。

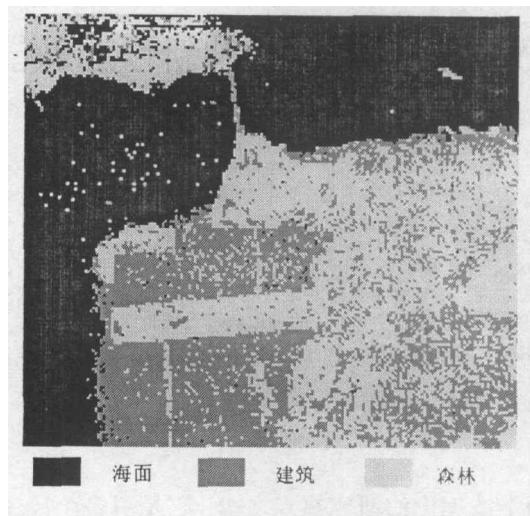


图 4 旧金山海湾的聚类结果图。图中共包括三类地貌类型, 即海面、建筑和森林

### 参 考 文 献

- [1] J. J. Van Zyl, Unsupervised classification of scattering behavior using radar polarimetry data, *IEEE Trans. On Geosci, Remote Sensing*, 1989, 27(1), 36-45.
- [2] M. Borgraad, R. T. Shin, J. A. Kong, Theoretical models for polarimetric radar clutter, *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 1987, 1(1), 73-89.
- [3] 王之禹, 朱敏慧, 白有天, 基于散射模型的极化 SAR 数据分解, *电子科学学刊*, 待发.
- [4] O. Rice, Reflection of electromagnetic waves from slightly rough surfaces, *Pure Appl. Math.*, 1951, 4(3), 351-378.
- [5] S. B. Serpico, P. Pellegritti, L. Bruzzone, Feature-selection for remote-sensing data classification, *SPIE*, 2315, 1994, 564-577.

## UNSUPERVISED CLUSTERING ALGORITHM BASED ON THE DECOMPOSITION OF MUELLER MATRIX

Wang Zhiyu    Zhu Minhui    Bai Youtian

(*Institute of Electronics, Chinese Academy of Science, Beijing 100080, China*)

**Abstract** An unsupervised clustering algorithm is described in this paper, which utilizes the coefficient of decomposition of the Mueller matrix of the polarimetric SAR image. The algorithm can classify the image into three distinct categories, i.e., building area, vegetated area, and slightly rough surface (e.g. water) without any terrain measurement according to the various experienced knowledge about scattering mechanism of terrain targets. Compared with other unsupervised clustering algorithm based on the single polarimetric gray-scale image, this algorithm is characterized that it can not only cluster every pixel according to its character, but also determine the scattering mechanism of every class, and the type of targets.

**Key words** SAR, Clustering, Matrix decomposition

王之禹: 男, 1971 年生, 博士生, 研究方向: 雷达图像处理.  
朱敏慧: 女, 1943 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向: 图像处理.  
白有天: 男, 1937 年生, 研究员, 研究方向: SAR 系统设计.