

# 基于 Wishart 分布和 MRF 的多视全极化 SAR 图像分割

吴永辉, 计科峰, 李 禹, 郁文贤

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

**摘 要:** 提出一种新的多视全极化 SAR 图像分割方法. 将描述多视协方差矩阵的 Wishart 分布与马尔可夫随机场模型结合起来, 利用迭代条件模型法 (ICM) 求取最大后验概率准则下的分割结果, 其中 ICM 所需的初始分割图由基于 Wishart 分布的最大似然法获得. NASA/JPL 实验室 AIRSAR 系统多视全极化数据的实验结果表明, 与几种常用方法相比, 本文方法分割精度更高, 分割结果图中孤立像素少, 图像连通性好.

**关键词:** 极化; 合成孔径雷达; 图像分割; Wishart 分布; 马尔可夫随机场

**中图分类号:** TP753 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 12-2302-05

## Segmentation of Multi-Look Fully Polarimetric SAR Images Based on Wishart Distribution and MRF

WU Yong-hui, JI Ke-feng, LI Yu, YU Wen-xian

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

**Abstract:** A novel method is proposed for segmenting multi-look fully polarimetric SAR images. The Wishart distribution of the covariance matrix is integrated with the Markov random field model, and then the iterative conditional modes (ICM) algorithm is taken to implement the maximum a posteriori estimation of pixel labels. The initial segmentation map for ICM is obtained using the Wishart-based ML. Using multi-look fully polarimetric SAR images, acquired by the NASA/JPL AIRSAR sensor, the new approach is compared with several other common ones, higher accuracy are observed, as well as less isolated pixels and better connectivity.

**Key words:** polarimetry; synthetic aperture radar; image segmentation; Wishart distribution; Markov random field

### 1 引言

全极化合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 是一种先进的遥感信息获取手段, 已经在农作物、植被和海冰、灾害监测等许多领域得到了广泛应用. 图像分割是全极化 SAR 图像解译的一个重要步骤, 它根据像素之间的相似性或不连续性, 把图像分成互不重叠的区域——相互连通并具有—致属性 (灰度、纹理等) 的像素的集合<sup>[1]</sup>, 有助于人们理解图像中包含的地物及目标信息.

由于全极化 SAR 图像分割的重要意义, 人们已提出许多全极化 SAR 图像分割方法. 根据全极化数据利用形式, 可将这些方法大致分为四类: 直接利用散射矢量和散射矩阵的方法<sup>[2]</sup>、直接利用协方差矩阵和相干矩阵的方法<sup>[3]</sup>、利用全极化数据所提取的极化特征的方法<sup>[4]</sup>、综合利用各种特征的方法<sup>[5]</sup>. 实际应用中, 全极化 SAR 数据一般已经过多视处理, 得到的是多视协方差矩阵. 为充分利用数据中包含的信息, 本文直接利用协方差矩阵进行分割.

Wishart 分布能很好地描述多视全极化 SAR 图像协方差矩阵的统计特性<sup>[6]</sup>, 直接利用该分布进行分割可充

分利用全极化 SAR 数据的统计先验知识, 并可避免拆分协方差矩阵导致的信息损失. 然而, 由于全极化 SAR 图像中不可避免地存在相干斑, 因此仅利用数据的统计先验知识无法得到令人满意的分割结果. 马尔可夫随机场 (Markov Random Field, MRF)<sup>[7]</sup> 将图像视为二维随机过程, 通过邻域的概念将局部范围内的像素联系起来, 能有效地减弱相干斑对分割结果的影响. 有鉴于此, 本文将 Wishart 分布与 MRF 模型结合起来, 提出一种新的多视全极化 SAR 图像分割方法. 该方法利用最大后验概率 (Maximum A Posteriori, MAP) 准则估计像素类别标号, 并利用迭代条件模型法 (Iterative Conditional Modes, ICM)<sup>[8]</sup> 求解 MAP 估计问题. 由于 ICM 算法的分割结果受初始条件影响较大, 因此文中利用基于 Wishart 分布的最大似然法 (Maximum Likelihood, ML) 获得 ICM 的初始分割, 从而在初始分割阶段也能充分利用协方差矩阵中的统计先验知识.

### 2 多视全极化 SAR 图像协方差矩阵的 Wishart 模型

在满足互易定理时, 全极化 SAR 测量得到的目标复散射矢量可表示为:

$$x = [S_{HH} \quad \sqrt{2}S_{HV} \quad S_{VV}]^T \quad (1)$$

式中,上标“T”表示转置.对于  $L$  视数据,协方差矩阵定义为:

$$C = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L x_i x_i^H \quad (2)$$

式中,  $x_i$  为第  $i$  视散射矢量,上标“H”表示共轭转置.

研究表明,多视协方差矩阵  $C$  服从复 Wishart 分布<sup>[6]</sup>:

$$p^{(L)}(C) = \frac{L^L |C|^{L-p} \exp\{-L \text{Tr}(C^{-1})\}}{R(L, p) |C|^{-L}} \quad (3)$$

式中,  $E\{C\}$  为多视协方差矩阵的空间统计平均,  $p$  为极化通道个数,  $\text{Tr}(\cdot)$  和  $|\cdot|$  分别表示矩阵的迹和行列式,  $R(L, p) = \pi^{p(p-1)/2} (L) \dots (L-p+1)$  为归一化因子,其中  $\Gamma(\cdot)$  为  $\Gamma$ -函数.

### 3 MRF 与 ICM

#### 3.1 MRF

图像可视为二维网格  $S = \{s_{ij}, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$  上的数集,其中,  $s_{ij}$  表示坐标  $(i, j)$ ,  $M$  和  $N$  分别为图像的行数和列数.对于  $s, t \in S$  和子集  $s', t' \subseteq S$ ,若  $s \in s'$  且  $s' \cap t' = \emptyset$ ,称  $s'$  为  $s$  在  $S$  上的邻域.  $S$  上所有邻域的集合  $\mathcal{N} = \{s', s' \subseteq S\}$  称为  $S$  上的邻域系. MRF 定义为:  $\forall s \in S$  和  $S$  上的随机场  $X = \{x_s, s \in S\}$ ,当且仅当  $p(x_s) > 0$  且  $p(x_s | x_{S \setminus s}) = p(x_s | x_{\mathcal{N}(s)})$ ,称  $X$  是  $S$  上关于  $\mathcal{N}$  的 MRF,其中  $S \setminus s$  表示  $S$  中除  $s$  外所有元素的集合.该定义表明,随机变量  $x_s$  出现的概率非负,且  $x_s$  只受其邻域  $\mathcal{N}(s)$  的影响,与  $S$  上其他点无关.

MRF 用图像局部特性描述当前像素,然而在实际应用中,这些局部特性很难表达,甚至不能写成显式形式,使 MRF 难以应用.所幸的是, Hammersley-Clifford 定理<sup>[7]</sup>表明 MRF 与吉布斯随机场 (Gibbs Random Field, GRF) 等价,因此可将 MRF 的局部特性转化为具有简洁表达式的吉布斯分布能量函数  $U(x)$ ,使得 MRF 的应用成为可能.

子团 (clique) 是 GRF 的重要概念,表明了 GRF 可能的拓扑结构,其定义为:对于  $C \subseteq S$ ,若  $C$  为单个像素坐标,或对于  $s, t \in C$  和  $t' \subseteq S$ ,有  $s \in t'$ ,则称  $C$  是  $S$  上的一个子团. GRF 定义为:当且仅当  $S$  上的随机场  $X$  的联合分布为  $p(x) = (\exp\{-U(x)/T\})/Z$ ,称  $X$  为 GRF,亦称  $X$  服从吉布斯分布,其中,  $U(x) = \sum_C V_C(x)$  为能量函数,  $\mathcal{N}(s)$  表示邻域系  $\mathcal{N}$  的所有子团,  $V_C(x)$  为势函数,只与子团  $C$  有关,  $T$  表示温度,用于控制  $p(x)$  的形状,实际应用中可认为  $T$  为常数,从而在  $p(x)$  的表达式中省略这一项,  $Z = \sum_x \exp\{-U(x)/T\}$  为归一化系数.

#### 3.2 ICM

分割可视为已知观测图像时像素类别标号估计问题.令  $Y = \{y_s, s \in S\}$  为观测图像,  $X = \{x_s, s \in S\}$  为图

像中像素类别标号.根据 MAP 准则和贝叶斯公式  $p(x_s | y_s) = p(y_s | x_s) p(x_s) / p(y_s)$ ,  $x_s$  的取值应使后验概率最大:

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(x_s | y_s)\} \\ = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(y_s | x_s) p(x_s)\} \quad (4)$$

式中,  $K$  为类别数,  $p(x_s | y_s)$  为在给定观测数据时类别标号的后验概率,  $p(y_s | x_s)$  为在给定类别标号时观测数据的条件概率,  $p(x_s)$  为类别标号出现的先验概率.由于  $p(y_s)$  与  $x_s$  无关,在最大化过程中可以忽略,因此式 (4) 第 2 个等号成立.

在整幅图像内求式 (4) 的全局最优解需要极大的计算量,本文采用 ICM 迭代求取局部最优解代替全局最优解. ICM 利用坐标为  $s$  的像素的观测值  $y_s$  和邻域标号  $x_{\mathcal{N}(s)}$  确定该像素的标号,因此式 (4) 可改写为:

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(y_s | x_s) p(x_s | x_{\mathcal{N}(s)})\} \quad (5)$$

根据 MRF 的定义,易知  $X$  为 MRF,可用吉布斯分布描述为:

$$p(x_s | x_{\mathcal{N}(s)}) = \frac{\exp\{-U(x_s)\}}{\sum_{x_s=1}^K \exp\{-U(x_s)\}} = \frac{\exp\{-\sum_{s' \in \mathcal{N}(s)} u(x_s, x_{s'})\}}{\sum_{x_s=1}^K \exp\{-\sum_{s' \in \mathcal{N}(s)} u(x_s, x_{s'})\}} \quad (6)$$

式中,  $u(x_s) = \sum_{s' \in \mathcal{N}(s)} \psi(x_s - x_{s'})$ ,其值等于  $s$  的邻域  $\mathcal{N}(s)$  内与  $s$  同类的像素个数,  $\psi > 0$  为空间平滑参数,其值越大,分割结果越平滑,本文依照文献<sup>[2]</sup>取  $\psi = 1.4$ .  $s$  的邻域  $\mathcal{N}(s)$  为以  $s$  为中心的  $3 \times 3$  窗口内除  $s$  外的所有像素组成的区域.

### 4 基于 Wishart 分布和 MRF 的多视全极化 SAR 图像分割方法

Wishart 分布可很好地描述多视全极化 SAR 图像协方差矩阵  $C$  的统计特性,本文分割方法将该分布与 MRF 模型相结合,在充分利用协方差矩阵信息的同时,考虑了相邻像素的空间相关性.该方法利用 ICM 获得像素类别标号的 MAP 估计. ICM 具有收敛快、鲁棒性强等优点,但它只能收敛于局部最优解,因此初始分割非常重要.从已发表的文献<sup>[2, 3]</sup>来看,一般由  $C$  提取部分元素或构造新特征以获得特征矢量,再应用  $C$ -均值、ISODATA 或 ML 等方法进行初始分割.这些方法的缺点是没有完全利用  $C$  所提供的地物信息和统计先验知识.为解决此问题,本文直接利用协方差矩阵进行初始分割,其方法是基于 Wishart 分布的 ML 法<sup>[9]</sup>.在初始分割和随后的 ICM 中,均以指定迭代次数作为迭代终止准则.初始分割的指定迭代次数设为  $N_{ini} = 4$ .由于 ICM 收敛速度快,因此其迭代次数设为  $N_{ICM} = 10$ .第 5 节中

真实数据的实验结果说明本文  $N_{ini}$  和  $N_{ICM}$  的设置是合理的. 由于单视可看作视数  $L = 1$  的特殊的多视情况, 因此本文方法可直接应用于单视全极化 SAR 图像.

本文提出的基于 Wishart 分布和 MRF 的多视全极化 SAR 图像分割方法流程如图 1 所示, 具体步骤为:

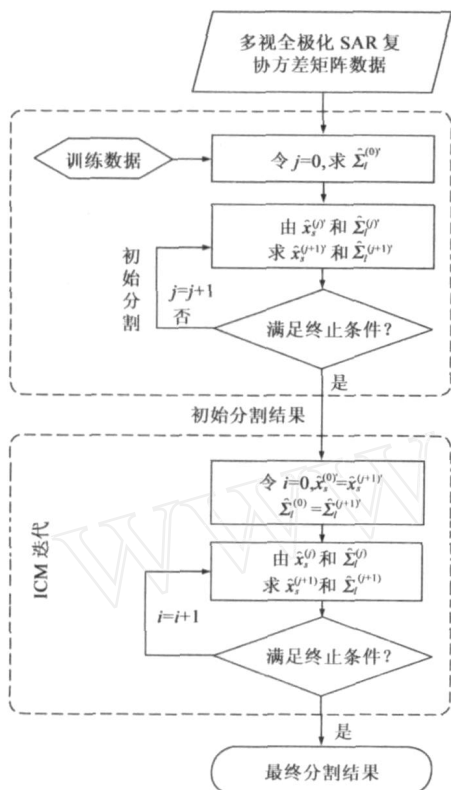


图 1 基于 Wishart 分布和 MRF 的多视全极化 SAR 图像分割方法流程图

- (1) 选择各类训练数据, 令  $j = 0$ , 计算  $\hat{\alpha}_l^{(0)} = \frac{1}{N_l} \sum_{n=1}^{N_l} C_{l,n}$ ,  $C_{l,n}$  表示第  $l$  类第  $n$  个像素的多视协方差矩阵,  $N_l$  表示第  $l$  类的像素个数,  $l = 1, 2, \dots, K$ ;
- (2) 利用  $\hat{\alpha}_l^{(0)}$  和式 (3) 得到  $\hat{x}_s^{(1)} = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(C_s | x_s)\}$  和  $\hat{\alpha}_l^{(1)}$ , 其中  $s \in S$ ;
- (3) 更新类别标号  $\hat{x}_s^{(j+1)} = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(C_s | x_s^{(j)})\}$ , 更新分布参数  $\hat{\alpha}_l^{(j+1)}$ ;
- (4) 判断是否满足初始分割的迭代终止条件, 若不满足, 令  $j = j + 1$ , 返回步骤 (3), 若满足, 令  $i = 0$ ,  $\hat{x}_s^{(0)} = \hat{x}_s^{(j+1)}$ ,  $\hat{\alpha}_l^{(0)} = \hat{\alpha}_l^{(j+1)}$ , 获得 ICM 的初始分割图;
- (5) 由  $\hat{x}_s^{(i)}$  和  $\hat{\alpha}_l^{(i)}$ , 利用式 (3) 和式 (6) 得到  $\hat{x}_s^{(i+1)} = \arg \max_{x_s \in \{1, 2, \dots, K\}} \{p(C_s | x_s^{(i)}) p(x_s^{(i)} | \hat{\alpha}_l^{(i)})\}$  和  $\hat{\alpha}_l^{(i+1)}$ ;
- (6) 判断是否满足 ICM 迭代终止条件, 若不满足, 令  $i = i + 1$ , 返回步骤 (5), 若满足, 迭代结束, 得到最终分割结果.

## 5 实验结果及分析

### 5.1 Flevoland 多视全极化 SAR 数据分割

实验 1 所用数据是 NASA/JPL 实验室 AIRSAR 系统 1989 年 8 月 16 日获取的荷兰中部 Flevoland 地区 L 波段全极化 4 视数据的一部分, 图像大小为像素. 图像完整场景大小为像素, 场景编号为 Flevoland+056 - 1. 像素水平方向(方位向)分辨率为 12.1m, 垂直方向(距离向)分辨率为 6.7m. 所截取图像包含 8 类地物, 除一块裸地外, 其余地物为大麦、紫花苜蓿、豌豆等 7 种农作物. 在成像同期由 JPL 实验室组织对这一地区进行了详尽的勘察, 得到了真实地物分布参考图, 为评估分割精度提供了依据. 图 2 给出了 Flevoland 数据的总功率图、地物分布参考图、训练数据选取及各类别颜色标定. 为改善视觉效果, 总功率图由  $3 \times 3$  矩形窗逐个像素滑动滤波. 各类训练数据大小均为  $20 \times 17$  像素.

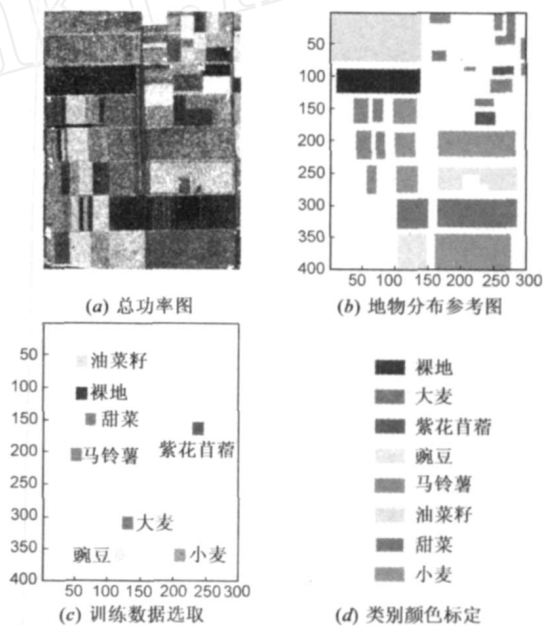


图 2 荷兰 Flevoland 地区 L 波段 4 视全极化数据

表 1 给出了两种不同迭代终止准则时本文方法与其他几种方法的分割精度. A 表示采用其他方法进行初始分割, 而在 ICM 中仍采用本文方法; B 则表示完全利用其他方法进行分割.

A1: 特征矢量为  $x_{A1} = [10 \lg C_{11}, 10 \lg C_{22}, 10 \lg C_{33}, \text{Re}(C_{12}), \text{Re}(C_{13}), \text{Re}(C_{23}), \text{Im}(C_{13}), \text{Im}(C_{23})]^T$ , 并假定  $x_{A1}$  服从多变量高斯分布<sup>[3]</sup>, 利用 ML 进行初始分割;

A2: 根据文献[2],  $x_{A2} = [10 \lg C_{11}, 10 \lg C_{22}, 10 \lg C_{33}, 10 \lg |C_{13}|, 10(\angle C_{13}) / \ln 10]^T$ , C-均值法初始分割, 其中  $\angle(\cdot)$  表示取复数的幅角;

B1: 初始分割同 A1, 但在随后的 ICM 中仍利用  $x_{A1}$  作为分割特征, 并将多变量高斯分布与 MRF 相结合, 得到最终分割结果;

B2:输入特征为 C,并假定 C 服从 Wishart 分布,分割方法为 ML;

B3:特征矢量为  $x_{A2}$ ,分割方法为 C-均值法.

表 1 中的准则 1 为第 4 节的迭代终止准则,对于 B3,迭代次数设为 4. 准则 2 表示当类别标号发生变化的像素个数少于阈值  $N_{th1} = 1000$  或迭代次数超过阈值  $N_{th2} = 50$  时终止迭代,引入第二个迭代终止条件可避免程序运行时间过长或陷入死循环.

表 1 不同迭代终止准则时本文方法与其他方法对 FlevoLand 数据的分割精度(百分比)

迭代终止准则	本文方法	A1	A2	B1	B2	B3
准则 1	95.55	94.21	89.20	88.95	89.07	78.09
准则 2	95.66	94.47	90.30	88.65	89.02	76.95

从表 1 可以看出,与其他方法相比,由于充分利用了协方差矩阵 C 中的信息,并考虑了像素的空间相关性,本文提出的基于 Wishart 分布和 MRF 的分割方法能得到最高的精度. A1 的初始分割虽然用到了 C 中的所有 9 个独立元素,但统计模型与实际数据的拟合误差导致分割精度有所下降. A2 的精度比本文方法约低 6%,其主要原因是拆分协方差矩阵 C 引起了信息损失以及 C-均值法未利用数据的统计信息.

比较 B1 与本文方法可以看出,虽然文献[10]表明  $x_{A1}$  中完全包含了协方差矩阵 C 中的信息,但由于多变量高斯模型难以足够精确地描述  $x_{A1}$  的统计特性,因此 B1 的分割精度比本文方法低 7%左右. 而比较 A1 与 B1 可知,与将多变量高斯分布与 MRF 结合的方法相比,将 Wishart 分布与 MRF 相结合可使得 ICM 分割精度提高 5%以上. 虽然 Wishart 分布可以足够准确地描述协方差矩阵 C,但由于完全没有利用像素的空间相关性,因此 B2 的分割结果差于本文方法的结果,其分割精度比本文方法约低 6.5%. B3 为利用  $x_{A2}$  的 C-均值法,由于完全没有利用数据的统计先验知识,且未考虑相邻像素的空间相关性,其分割精度约比本文方法低 18%.

另外,比较准则 1 和准则 2 时本文方法的分割精度可知,由于本文方法的初始分割和 ICM 收敛较快,因此两种准则下的分割精度相当,这说明本文方法采用的迭代终止准则是合理的.

### 5.2 旧金山多视全极化 SAR 数据分割

实验 2 所用数据是 AIRSAR 获取的 L 波段旧金山全极化数据的一部分,截取的图像大小为 600 × 500 像素. 其总功率图、地物分布示意图、训练数据选取及各类别颜色标定如图 3 所示,其中总功率图经 3 × 3 矩形窗滤波,各类训练数据大小均为 10 × 26 像素. 该地区主要包括海洋、森林、建筑和草地 4 类地物,如图 3(b)所示,其中,建筑区域内间隔有一些树木,对应于图 3(a)中高亮区域中较暗的像素. 而在森林中间则有少量草

地,如图 3(a)右中部森林中高尔夫球场的 irregular 细条带状草坪,以及图像下部森林中的斜长方形马球场等. 图 3(b)上部的浅色直线表示跨越海峡的金门大桥.

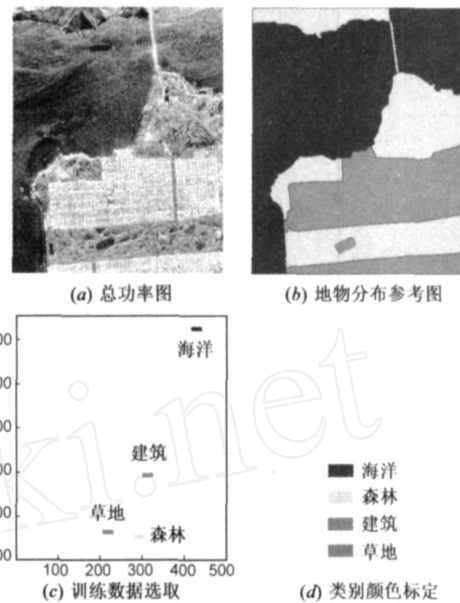


图 3 旧金山 L 波段 4 视全极化数据

图 4 给出了本文方法和其他方法分割结果图,迭代终

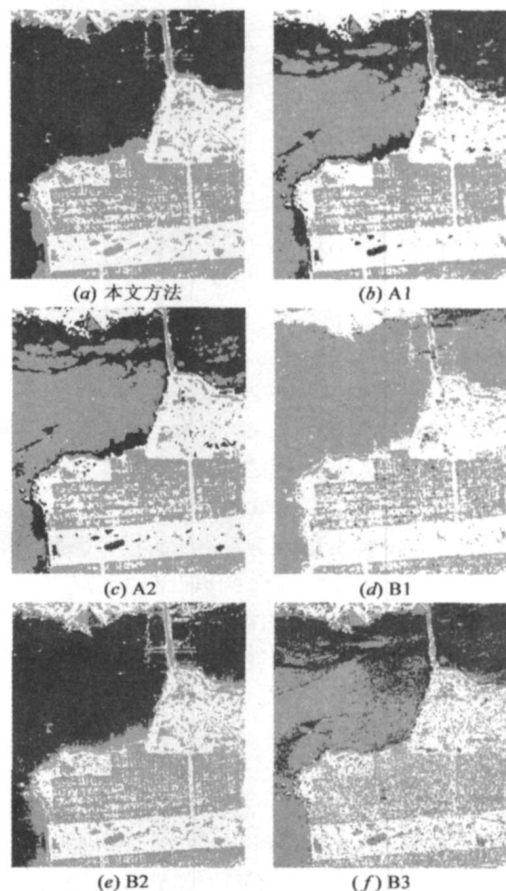


图 4 本文方法和其它方法对旧金山数据的分割结果图

止准则采用 5.1 节准则 1, 类别颜色标定如图 3(d) 所示。

从图 4 可以看出, 本文方法的分割结果明显优于其他方法, 4 类地物得以有效区分, 高尔夫球场和足球场也清晰可辨。A1 和 A2 对森林和城市的区分度较高, 海洋和草地则混淆严重, 而且几乎完全不能将高尔夫球场从森林中区分出来。比较图 4(a) 与图 4(b) 和图 4(c) 可知, 本文方法的初始分割更好地利用了协方差矩阵 C 的统计先验知识, 有助于改善 ICM 分割效果。

比较图 4(d) 与图 4(a) 可以看出, B1 无法区分出森林中的草地, 同时将海洋误分为草地。说明在这两种完全利用协方差矩阵 C 且考虑了像素之间相关性的分割方法中, 本文方法具有明显的优势。比较图 4(e) 与图 4(a) 可知, 虽然 B2 能较为有效地区分四类地物, 但其分割结果图中孤立像素较多, 地物边缘不平滑, 且图像右上角有部分海洋像素误分为森林。而本文方法在充分利用数据统计信息的同时, 考虑了像素的空间相关性, 因此其分割结果优于 B2 的结果。

图 4(f) 表明, B3 虽然能将草地从森林中区分出来, 但同时也将大部分属于海洋的像素标为草地, 而且由于没有利用相邻像素的空间相关性, 因此其分割结果中存在大量孤立像素, 金门大桥也被分为若干段。相比之下, 本文方法的分割结果平滑而清晰, 孤立像素少, 同类地物的连通性好, 有利于更深入地挖掘图像中包含的地物和目标信息。

## 6 结论

对于多视全极化 SAR 图像分割而言, 为提高分割结果的准确性, 需要使用合适的数据表示形式, 从而更好地利用数据的统计先验知识和极化信息, 同时还需考虑像素的空间相关性, 以减少孤立像素, 获得清晰平滑的分割结果。本文将 Wishart 分布与 MRF 模型结合起来, 提出了一种新的多视全极化 SAR 图像分割方法。该方法利用 ICM 算法迭代计算类别标号的最大后验概率估计, 其中 ICM 算法所需的初始分割利用基于 Wishart 分布的 ML 法获得。AIRSAR 系统获取的 Flevoland 和旧金山 4 视全极化数据的实验结果表明, 与其他几种方法相比, 由于充分利用了多视全极化 SAR 图像的统计先验知识和相邻像素的空间相关性, 本文方法具有更高的分割精度, 分割结果图中孤立像素少, 图像连通性好。

## 参考文献:

- [1] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001. 1 - 6. Zhang Yujin. Image Segmentation[M]. Beijing: Science Publisher, 2001. 1 - 6. (in Chinese)
- [2] Rignot E, Chellappa R. Segmentation of polarimetric synthetic

aperture radar data[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1992, 1 (3): 281 - 300.

- [3] Tran T N, Wehrens R, Hoekman D H, et al. Initialization of Markov random field clustering of large remote sensing images[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43 (8): 1912 - 1919.
- [4] Touzi R, Charbonneau F. Characterization of target symmetric scattering using polarimetric SARs[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40 (11): 2507 - 2516.
- [5] De Grandi G F, Hoekman D. A wavelet multiresolution technique for polarimetric texture analysis and segmentation of SAR images[A]. Proc. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium [C]. Anchorage, Alaska, USA: IEEE Press, 2004. 710 - 713.
- [6] Lee J S, Hoppel K W, Mango S A, et al. Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32 (5): 1017 - 1028.
- [7] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distribution and the Bayesian restoration of images[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6: 721 - 741.
- [8] Kottke D P, Fiore P D, Brown K L, et al. A design for HMM-based SAR ATR[A]. SPIE Conference on Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery V [C]. Orlando, Florida, USA: SPIE Press, 1998. 541 - 551.
- [9] Lee J S, Grunes M R, Ainsworth T L, et al. Unsupervised classification using polarimetric decomposition and the complex Wishart classifier[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37 (5): 2249 - 2258.
- [10] Hoekman D H, Vissers M A M. A new polarimetric classification approach evaluated for agricultural crops[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41 (12): 2881 - 2889.

## 作者简介:



吴永辉 男, 1976 年生, 博士研究生。主要研究方向为极化 SAR 信息处理。  
E-mail: wuxiaowu76@126.com



计科峰 男, 1974 年生, 博士, 副教授。主要研究方向为遥感信息处理、SAR 图像理解。