

基于小波变换和马尔可夫随机场的极化 SAR 图像自动分类¹

刘国庆 熊红 黄顺吉

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

摘要 本文提出一种对极化合成孔径雷达 (SAR) 图像进行自动多分辨率分类的方法。首先利用多视极化白化滤波 (MPWF) 抑制极化 SAR 图像的相干斑, 得到反映地物辐射特征的纹理 SAR 图像, 然后利用小波变换 (WT) 提取不同分辨率的纹理信息, 在最低分辨率级利用 Akaiik 信息准则 (AIC) 自动估计图像中的纹理类数, 进而在各个分辨率级利用马尔可夫随机场 (MRF) 模型表征各像素间的空间关联信息, 并分别利用最大似然 (ML) 方法和循环条件模式 (ICM) 进行自动的模型参数估计和最大后验概率 (MAP) 分类, 最后应用 NASA/JPL 机载 L 波段极化 SAR 数据验证了本文所提分类方法的有效性和优越性。

关键词 极化合成孔径雷达 (SAR), 多分辨率, 分类, 小波变换 (WT), 马尔可夫随机场 (MRF), 最大后验概率 (MAP)

中图分类号 TN957.7

1 引言

极化合成孔径雷达 (SAR) 图像分类在利用极化信息解释雷达观测、分析场景地物特征和目标识别方面起着十分重要的作用。由于极化 SAR 图像中的相干斑^[1,2]会严重影响分类和应用功效, 应在分类前进行相干斑抑制, 这样所得到的图像包含自然和人造目标的纹理信息, 通常称为纹理 SAR 图像。实际上, 由于场景地物自身的起伏变化, 反应其辐射特征的纹理信号仍然是非平稳的, 很难用传统的变换方法 (如傅氏变换) 进行分析。在过去的十多年中, 小波变换 (WT)^[3,4]已在分析非平稳信号方面得到广泛应用, 并在图像多分辨率分析和分类中受到重视。

由于单个像素点不可能包含足够多的信息以得到精确分类, 所以大多数的分类算法总是间接或直接地利用像素间的关联信息以实现精确分类。在小波多分辨率分类时, 低分辨率图像的分类就是在间接地利用高分辨率级的像素间的空间关联信息。利用低分辨率的分类结果去引导高分辨率的分类, 有利于保证分类算法的稳健性。在直接利用空间关联信息进行分类的方法中, 马尔可夫随机场 (MRF) 模型^[5-8]已被广泛地用来表征包含单个像素分类状态的离散场, 利用 MRF, 通过寻找未知类状态的最大后验概率 (MAP) 估计, 可实现在给定观察数据时最有可能的图像分类。

本文利用 WT 和 MRF 模型, 在图像分类中引入像素空间关联信息, 再结合自动的参数估计方法, 提出一个自动的多分辨率分类方法。我们首先利用多视极化白化滤波 (MPWF)^[2]抑制极化 SAR 图像的相干斑, 得到反映场景地物辐射特征的纹理 SAR 图像, 然后利用小波变换建立多分辨率金字塔, 在最低分辨率级利用 Akaiik 信息准则 (AIC)^[9]自动估计图像中的纹理类数, 并按分辨率由低至高逐级分类。在各个分辨率级, 利用 MRF 模型直接表征像素空间关联信息, 并分别利用最大似然 (ML) 方法^[10]和循环条件模式 (ICM)^[4]进行自动的模

¹ 1998-10-16 收到, 1999-05-22 定稿
国家自然科学基金资助项目

型参数估计和 MAP 分类, 最后应用 NASA/JPL 机载 L 波段极化 SAR 数据验证了本文所提分类方法的有效性和优越性。

2 极化 SAR 测量模型和相干斑抑制

极化 SAR 所测量的场景中各分辨单元的散射矩阵包含四个复元素, 对于互易介质, 两个互极化项是恒等的^[11]。散射矩阵中三个独立的复元素组成目标的极化测量向量 \mathbf{u} :

$$\mathbf{u} = [HH \quad HV \quad VV]^T. \quad (1)$$

式中 HV 指水平极化天线接收的目标对垂直极化入射波的散射信号, 上标 T 代表转置。对于均匀场景, 向量 \mathbf{u} 是复高斯变量^[1], 协方差 $\mathbf{C} = E[\mathbf{u}\mathbf{u}^H]$, 这里 $E[\cdot]$ 代表期望, 上标 H 指转置共轭。

为了数据压缩, 通常对极化 SAR 数据进行多视处理。用 \mathbf{U} 表示多视极化协方差矩阵:

$$\mathbf{U} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H, \quad (2)$$

式中 \mathbf{u}_i 是第 i 视的极化采样, N 是多视处理视数。对于均匀场景, 矩阵 \mathbf{U} 服从 Wishart 分布^[12]。

SAR 图像的相干斑通常被认为是乘性噪声^[1,2], 多视极化情况下的乘性相干斑模型可表示为^[2]

$$\mathbf{U} = t\mathbf{X}, \quad (3)$$

式中 t 是反映地物辐射特性的纹理变量, 通常假设它服从均值为 1 的 Γ 分布^[1,2], \mathbf{X} 是相干斑的多视协方差矩阵。已经证明^[2], 对于多视极化 SAR 图像, 多视极化白化滤波 (MPWF) 处理

$$w = \text{Tr}[\mathbf{C}^{-1}\mathbf{U}] \quad (4)$$

能产生具有最小相干斑的强度图像, 而且该结果正是纹理变量 t 的 ML 估计。在利用 MPWF 处理的图像进行监督式的 ML 分类研究中^[13], 还说明了 MPWF 处理能显著提高分类精度。

3 小波多分辨率分析

使用 WT 将一维信号分解成较低分辨率的子信号需要一个标尺函数 $\phi(x)$ 和一个小波函数 $\psi(x)$ ^[4], 它们分别是一个低通滤波器和一个高通滤波器。函数 $\phi(x)$ 与 $\psi(x)$ 有关。通过小波的平移和膨胀, 可以得到信号在一组小波正交基内的分解。

在一个 $(L+1)$ 级的小波分解中, 让 $A_0f(n), A_1f(n), \dots, A_Lf(n)$ 表示信号 $f(x)$ 在第 $0, 1, \dots, L$, 分辨率级的离散近似, 这里 $A_0f(n) = f(n)$, A_0 是恒等变换, $A_l f(n)$ 和 $A_{l+1} f(n)$ 的差是第 l 级的细节信号, 记为 $D_l f(n)$ 。离散信号 $f(n)$ 的多分辨率分解是一个循环的滤波过程^[4],

$$A_l f(n) = \sum_k h(k - 2n) A_{l-1} f(n), \quad (5a)$$

$$D_l f(n) = \sum_k g(k - 2n) A_{l-1} f(n), \quad (5b)$$

式中 $h(n)$ 和 $g(n)$ 分别是低通和高通滤波器, 其滤波系数与标尺函数 $\phi(x)$ 有关. 为简便起见, 选择分辨率步骤为 2, 在每一分辨率级, 滤波器输出被欠采样一半^[4], 结果原始序列 $f(n)$ 被分解成一组子信号 $\{A_L f(n), [D_l f(n)], (1 < l < L)\}$. 这种小波分解过程循环地作用在低通滤波器的输出, 因此称为金字塔结构的小波分解. 将低通滤波器 $h(n)$ 顺序地作用于一个二维图像的方位向和距离向, 得到下一级低分辨率图像, 如此进行, 即可建立二维图像的多分辨率金字塔.

4 非监督式的多分辨率分类

4.1 统计模型和 MAP 分类

在纹理图像的分类中, 包含纹理信息的像素值可描述成一个可观察的随机场, 称作纹理过程, 像素的分类可描述为一个隐藏的随机场, 称作区域过程, 图像分类就是要从所观察的像素值中估计各像素隐藏的类的状态. 我们定义在有 M 个点的网格 s 上的随机场表示为 Y , 它代表所观察的图像, 隐藏的状态场记为 X , 它包含 Y 中每一个像素的状态 (或分类), X 中的各点可从集合 $\{1, 2, \dots, K\}$ 中取值, 这里 K 是纹理类的个数, 用 $P(x)$ 和 $P(y|x)$ 分别表示区域过程的先验概率和给定区域分布 X 时 Y 的条件概率.

将区域过程描述成一个 MRF 模型^[5,8], 该模型假设一个像素的条件的分类状态仅统计地依赖于它邻居的分类状态. 令 ∂s 表示点 s 的邻居, 它包括 s 中具有如下性质的一组点, $\forall s, r \in s, s \notin \partial s$ 和 $s \in \partial r \Leftrightarrow r \in \partial s$. 根据 Hammersley-Clifford 定理^[6], 当且仅当 X 服从 Gibbs 分布, 它才是个具有邻居系统 $\{(s, \partial s)\}_{s \in S}$ 的 MRF. 纹理过程的统计模型通常由所讨论的图像类型决定. 对我们所讨论的纹理图像, 可假设它在最高分辨率级服从 Γ 分布. 然而, 我们并不能确定 Γ 分布模型经 WT 后的统计性质, 因此我们将用高斯模型来描述各低分辨率图像的纹理过程, 这是由于低通滤波不改变高斯分布的统计分布特性. 给定了区域过程和纹理过程之后, 分类的问题可用 MAP 准则来解决,

$$\hat{x}_{\text{MAP}} = \arg \max_x \{P(X = x|Y = y)\} = \arg \min_x \{U(x|y)\}, \quad (6)$$

式中 $U(x|y) = -\log[P(y|x)] - \log[p(x)]$, 称作代价函数, 符号 “^” 表示对参量的估计.

为得到给定 Y 时 X 的 MAP 估计, 需要使 (6) 式中的 $U(x|y)$ 最小. 全局的最小化可由模拟退火^[8] 法得到, 然而该方法所需的运算量太大, 不易于实际应用. 一个替代的方法是 Besag 所提出的 ICM 法^[5]. 在给定观测数据 y 和 s 中除点 s 外的当前状态时, ICM 法使 s 点的条件概率最大,

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s} \{P(x_s, x_{s-s}|y)\} = \arg \max_{x_s} \{P(x_s|y, x_{s-s})\}. \quad (7)$$

利用 MRF 的性质, 并假设纹理过程的各点是条件独立且同分布的, 上式可重写为

$$\hat{x}_s = \arg \max_{x_s} \{P(y|x_s)p(x_s|\hat{x}_{\partial s})\}, \quad (8)$$

使用八点的邻居系统, 并令 $v_1(x_{\partial s}, k)$ 表示 s 点的水平和竖直向的邻居中状态不为 k 的个数, $v_2(x_{\partial s}, k)$ 表示 s 点的对角向的邻居中状态不为 k 的个数, 则上式的最优化问题可表示为如下最小化问题

$$\hat{x}_s = \arg \min_{x_s} \{U_s(x_s | \mathbf{y})\}, \quad (9)$$

式中 $U_s(x_s | \mathbf{y}) = -\log[P(y_s | x_s)] + [\beta_1 v_1(x_{\partial s}, k) + \beta_2 v_2(x_{\partial s}, k)]$, β_1 和 β_2 皆是正的常数, 且 β_1 略大于 β_2 , 以使互为邻居的点比其它点更有可能属于同一类, 水平或竖直向的邻居比对角向的邻居更有可能属于同一类, 增大 β_1 和 β_2 会增大区域的大小并平滑它们的边界。

4.2 自动的参数估计

由于纹理图像的分类对区域过程的模型参数不甚敏感^[6], 参数估计的关键问题是估计纹理过程的模型参数。

直接从一组观测数据中估计最优的类数, 就是确定由类数作为参数的哪种模型最好地同观测数据相匹配。由 Akaike^[9] 所提出的信息准则可用于测试这种拟合度, 最佳的类数估计应使 AIC 最小。给定类数 K_0 和包含各类的模型参数的向量 \mathbf{a} , 观测图像的联合概率分布记为 $(y | \mathbf{a})$, AIC 定义为^[9]

$$\text{AIC}(K_0) = -2 \log\{f_{K_0}(y | \mathbf{a})\} + 2K', \quad (10)$$

式中 K' 是 K_0 类的数据模型中独立可变的参数个数。AIC 法按下式确定类数 K :

$$K = \arg \min_{1 < K_0 < K_{\max}} \{\text{AIC}(K_0)\}, \quad (11)$$

式中 K_{\max} 是预置类数的上限, $1 \leq K_0 \leq K_{\max}$, 则在确定类数 K 后, 可通过下面的循环过程得到各类均值 μ_k 和方差 σ_k^2 的 ML 估计^[10]:

$$\hat{\mu}_k^{(p+1)} = \frac{1}{\hat{M}_k^{(p)}} \sum_{s \in \mathcal{S}} \hat{x}_{s,k}^{(p)} y_s, \quad (12)$$

$$\hat{\sigma}_k^{2(p+1)} = \frac{1}{\hat{M}_k^{(p)}} \sum_{s \in \mathcal{S}} \hat{x}_{s,k}^{(p)} (y_s - \hat{\mu}_k^{(p+1)})^2, \quad (13)$$

$$\hat{M}_k^{(p)} = \sum_{s \in \mathcal{S}} \hat{x}_{s,k}^{(p)}, \quad (14)$$

$$\hat{x}_{s,k}^{(p)} = f(x_s = k | y, \hat{\mathbf{a}}^{(p)}) = \frac{\pi_{s,k}^{(p)} f(y_s | x_s = k, \hat{\mathbf{a}}^{(p)})}{\sum_{j=1}^K \hat{\pi}_{s,j}^{(p)} f(y_s | x_s = j, \hat{\mathbf{a}}^{(p)})}, \quad (15)$$

式中下标 k 代表第 k 类, 上标 p 指第 p 次循环, 加权系数 $\pi_{s,k} \geq 0$, 且满足 $\sum_{k=1}^K \pi_{s,k} = 1$ 。

4.3 非监督式的多分辨率分类算法流程

- (1) 应用 MPWF 抑制极化 SAR 图像的相干斑, 产生具有最小相干斑的纹理 SAR 图像;
- (2) 应用小波多分辨率方法建立一个 $(L+1)$ 级的金字塔;
- (3) 在最低分辨率级估计纹理类数及各类的模型参数;
- (4) 应用 ICM 方法对最低分辨率级分类;
- (5) 将分类结果映射到下一个高分辨率级;

- (6) 在该级应用 ML 方法估计模型参数, 应用 ICM 方法进行分类;
 (7) 重复 (5) 和 (6) 直到金字塔底最高分辨率级的各个像素被精确分类。

5 实验结果和讨论

试验中我们应用一组四视极化 SAR 数据, 这是 NASA/JPL 的机载 L 波段极化 SAR 在 San Francisco 海湾区域采集的。图 1 是经 MPWF 处理得到的纹理图像, 包含 800×1024 个像素点。我们利用小波多分辨率方法建立一个三级 ($L = 2$) 小波金字塔。取 $K_0 = 2$ 到 10, 在顶层 (最低分辨率级) 计算出相应的 AIC 值 (见表 1)。结果表明 6 个纹理类的估计是最优的。

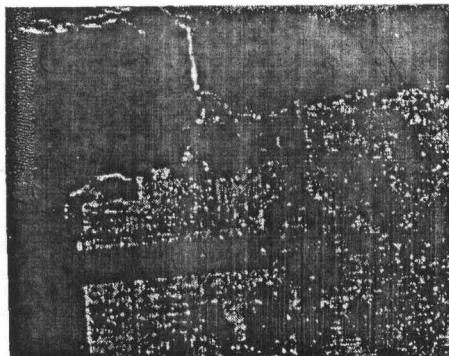


图 1 经 MPWF 处理的纹理 SAR 图像

表 1 $K_0 = 2$ 到 10 的 AIC 值

K_0	2	3	4	5	6	7	8	9	10
AIC(K_0)	38942	28350	26114	22528	21710	21968	22652	25089	24266

为比较起见, 我们进行了两个分类试验。第一个是利用本文提出的多分辨率分类方法, 按照 4.3 小节的流程进行分类 (称为分类 1), 第二个不利用小波多分辨率方法, 仅利用 4.3 节的流程中的第 (1) 和第 (6) 步对图像进行分类 (称为分类 2), 类数都选为 6。图 2 和图 3 分

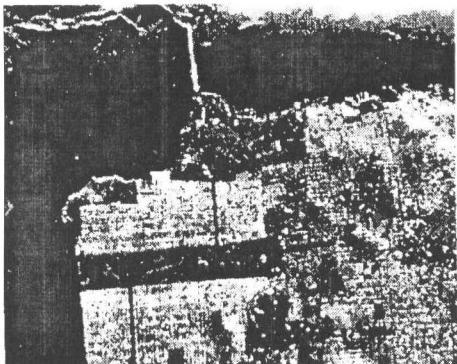


图 2 分类试验 1 的结果图像



图 3 分类试验 2 的结果图像

别示出两个分类的结果图像。从视觉上判断, 图 2 中自动分出的六个纹理类同图 1 中的六种特征有着明显的对应关系, 它们依次是: (1) 小入射角下的海洋区域; (2) 大入射角下的海洋区域; (3) 公园内的类似森林区域; (4) 街道指向同雷达视线呈大致 45° 的城区; (5) 街道指向同雷达视线略有偏离的城区; (6) 街道指向同雷达视线一致的城区。这一观察说明利用 AIC 准则估计纹理类数是有效而且可靠的。将图 2 和图 3 比较, 我们观察到, 两种分

类在海洋区域都有较好的分类结果,但分类 2 不能将城区内三类街道具有不同指向的特征区分开来。总体上说,分类 1 的结果与实际纹理特征的对应关系要明显优于分类 2 的结果。

各试验所需的运算量由折合全分辨率图像每个像素的平均访问次数来衡量。由于多分辨和 ICM 方法的应用,两个分类的每像素平均访问次数都不是整数。分类性能的优劣由分类的代价函数和分类精度两方面来衡量,我们先利用视觉判断找出代表各类的测试区域,然后在各区域内统计分类精度。

表 2 列出了每个像素的平均访问次数和分类的代价函数,在六个测试区域内对分类精度的估计在表 3 中给出。这些结果表明,多分辨率分类使每个像素的平均访问次数减少一半以上,使分类的代价函数明显降低,也使自动分类与图像中的纹理特征具有更好的对应关系,这说明小波多分辨率的应用能够大大加快分类速度,并能有效地改进分类功能和精度。

表 2 每个像素的平均访问次数和分类的代价函数

试验序号	平均访问次数	代价函数
分类 1	9.8	4515544
分类 2	20.4	4534812

表 3 分类精度估计

试验序号	海洋 1	海洋 2	公园	城区 1	城区 2	城区 3	总精度
分类 1	99.9	98.3	69.3	40.8	52.1	47.3	70.0
分类 2	99.9	99.4	65.6	19.9	21.7	18.1	54.1

6 结 束 语

本文研究了极化 SAR 的图像分类,提出自动的多分辨率分类方法,给出实现流程,并用实测极化 SAR 数据进行了验证。试验结果也说明,利用 AIC 准则估计纹理类数是有效而且可靠的,小波多分辨率的应用能够大大加快分类速度,并能有效地改进分类功能和精度。

参 考 文 献

- [1] Novak L M, Burl M C. Optimal speckle reduction in polarimetric SAR imagery. *IEEE Trans. on Aerospace Electrical Systems*, 1990, 26(2): 293-305.
- [2] Guoqing Liu, Shunji Huang, Torre A, Rubertone F. The multi-look polarimetric whitening filter for speckle reduction in polarimetric SAR image. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 1016-1020.
- [3] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell.*, 1989, 11(7): 674-693.
- [4] Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency location and signal analysis. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1990, 36(5): 961-1005.
- [5] Besag J. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice system. *J. Roy. Statist. Soc. B*, 1974, 36(2): 192-236.
- [6] Besag J. On the statistical analysis of dirty data. *J. Roy. Statist. Soc. B*, 1986, 48(3): 259-302.
- [7] Bouman C, Liu B. Multiple resolution segmentation of texture images. *IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell.*, 1991, 13(2): 99-113.
- [8] Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images. *IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell.*, 1984, 6(6): 721-741.
- [9] Akai H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Trans. on Automat. Control*, 1974, 19(6): 716-723.

- [10] Zhang J, Modestino J W, Langan D A. Maximum-likelihood parameter estimation for unsupervised stochastic model-based image segmentation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1994, 3(4): 404-420.
- [11] Ulaby F T, Elachi C. *Radar Polarimetry for Geoscience Applications*, Norwood, MA: Artech House Inc, 1990, Chapter 2, 24-25.
- [12] Srivastava S. On the complex Wishart distribution. *Annals of Mathematical Statistics*, 1965, 36(2): 313-315.
- [13] Guoqing Liu, Shunji Huang, Torre A, Rubertone F. DuberOptimal multi-look polarimetric speckle reduction and its effect on terrain classification, in *Proc. of IGARSS'96, Lincoln, NE, USA: July 1996, 1515-1517.*

AUTOMATIC MULTIREOLUTION CLASSIFICATION OF POLARIMETRIC SAR IMAGE WITH WAVELET TRANSFORM AND MARKOV RANDOM FIELD

Liu Guoqing Xiong Hong Huang Shunji

(College of E. E., Univ. of Electron. Sci. and Tech. of China, Chengdu 610054)

Abstract In this paper an automatic multiresolution classification method is proposed to classify polarimetric synthetic aperture radar (SAR) image. At first a textured SAR image characterizing the terrain reflection is obtained by using a multi-look polarimetric whitening filter (MPWF) to reduce the speckle in the polarimetric SAR image. Then the wavelet transform (WT) is utilized to extract texture information in different resolutions, and in the lowest resolution level the Akaike information criterion (AIC) is used for estimating the optimal number of texture classes in the image. Next the Markov random field (MRF) model is employed to characterize the spatial constraints between pixels in each resolution level, and a maximum likelihood (ML) approach and an iterated conditional mode (ICM) approach are used for the model parameters estimation and maximum *a posteriori* (MAP) classification, respectively. Finally the paper presents the experimental results with the NASA/JPL L-band airborne polarimetric SAR data and verifies the effectiveness and advantage of the classification method proposed.

Key words Polarimetric synthetic aperture radar (SAR), Multiresolution, Classification, Wavelet transform (WT), Markov random field (MRF), Maximum *a posteriori* (MAP)

刘国庆: 男, 1965年生, 博士, 副教授. 曾在1993年9月到1995年12月期间在意大利的 Alenia Spazio 从事 SAR 领域的合作研究. 在国内外学术刊物和重要学术会议上发表论文 30 多篇. 目前正从事高分辨率雷达成像技术、雷达、数字图象处理、自动目标识别和软件无线电技术等方面的研究.

熊红: 女, 1967年生, 硕士, 讲师. 现从事大天线阵微波成像、高速数据采集和雷达成像及信号处理等方面的研究工作.

黄顺吉: 男, 1932年生, 教授, 博士导师, 中国电子学会雷达专业常务委员和信号处理专业副主任委员, 美国 IEEE 高级会员. 现主要从事星载和机载 SAR 成像处理系统、SAR 和极化 SAR 的目标识别、SAR 数据的军事应用和非线性信号处理等方面的研究.