

多视极化合成孔径雷达图象的分类和极化通道优化¹

刘国庆 熊红 黄顺吉 A. Torre* F. Rubertone*

(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

*(Dept. of Remote Sensing, Alenia Spazio SPA, Rome 00131, Italy)

摘要 本文提出一个新的最大似然 (ML) 分类算法对多视全极化合成孔径雷达 (SAR) 图象进行分类, 给出了应用 NASA/JPL 机载 L 波段四视全极化 SAR 实测数据的试验结果, 证明了新算法的有效性。此外, 本文还将所提算法应用于部分的多视全极化 SAR 数据中, 实现了地貌类型分类的极化通道优化。

关键词 极化合成孔径雷达, 多视处理, 相干斑, 分类, 极化通道优化

中图分类号 TN958, TN957.7

1 引言

全极化合成孔径雷达 (SAR) 能测量场景中每个分辨单元的复散射矩阵, 这使得它在采集地表及其覆盖物的物理和电结构的细节信息方面起着越来越重要的作用, 因此有着极其重要的军事和民用价值。极化 SAR 数据的重要应用之一是地表类型的分类。同只应用全极化 SAR 的部分信息的分类相比, 应用全极化 SAR 信息的分类能得到更高的分类精度^[1,2]。

现已有两种利用全极化信息的贝叶斯最大似然 (ML) 分类算法, 一个是 Kong 等^[3] 和 Lim 等^[1] 提出的基于复高斯分布的分类单视极化 SAR 图象的算法, 另一个是 Lee 等^[4] 提出的基于复 Wishart 分布的分类多视极化 SAR 图象的算法, 但他们的算法中都没有考虑相干斑噪声因素; Frost, Yurovsky^[5], Lin 和 Allebach^[6] 分别提出应用乘性的相干斑模型分类强度和幅度 SAR 图象, 然而他们的算法只适用于单极化通道的情况。

本文基于一个全极化的乘性相干斑噪声模型, 提出新的贝叶斯 ML 分类算法对多视全极化 SAR 图象进行分类, 给出了应用 NASA/JPL 机载 L 波段四视全极化 SAR 实测数据的试验结果, 证明了新算法的有效性。此外, 本文还将所提算法应用于部分的多视全极化 SAR 数据中, 实现了地貌类型分类的极化通道优化。

2 极化 SAR 的测量模型

全极化 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, 对互易介质来说, 两个同极化项是恒等的^[7]。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{y} 为

$$\mathbf{y} = [\text{HH} \quad \text{HV} \quad \text{VV}]^T, \quad (1)$$

¹ 1996-04-26 收到, 1997-04-11 定稿

该研究是在意大利 Alenia Spazio 完成的, 它是电子科技大学和意大利 Alenia Spazio 在星载合成孔径雷达领域的科技合作课题的一部分。

式中, 例如 HV 指用水平极化天线接收的目标对垂直极化天线发射波的散射信号, 上标 T 代表转置。平均 N 个单视极化协方差矩阵, 我们得到 N 视极化协方差矩阵 \mathbf{Y} :

$$\mathbf{Y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{y}_i \mathbf{y}_i^H \quad (2)$$

式中下标 i 表明 \mathbf{y}_i 是极化测量向量 \mathbf{y} 的第 i 视采样, 上标 H 指转置共轭。在均匀场景下, 向量 \mathbf{y} 和矩阵 \mathbf{Y} 分别服从复高斯分布^[1] 和 Wishart 分布^[4]。

SAR 和极化 SAR 图象不可避免地带有可观的相干斑, 它是由同一分辨单元内随机分布的许多散射点所辐射波的相干性引起的, 是一种乘性噪声。为表征多视极化测量, 我们提出以下的乘性相干斑模型^[8]:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{T} \mathbf{X} \mathbf{T} \quad (3)$$

式中 \mathbf{X} 是相干斑的多视协方差矩阵, 服从 Wishart 分布, \mathbf{T} 是包含三个纹理变量的纹理矩阵:

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \sqrt{t_{hh}} & & \\ & \sqrt{t_{hv}} & \\ & & \sqrt{t_{vv}} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

这里, 例如 t_{hh} 是 HH 极化通道的纹理变量, 它代表 HH 通道所反映的地表辐射特征。利用上述乘性相干斑模型意味着矩阵 \mathbf{Y} 仅服从条件的 Wishart 分布:

$$P_{\mathbf{Y}|\mathbf{T}}(\mathbf{Y}|\mathbf{T}) = \frac{N^{Nq} |\mathbf{Y}|^{N-q} \exp\{-N \text{Tr}[(\mathbf{T} \mathbf{C} \mathbf{T})^{-1} \mathbf{Y}]\}}{G(N, q) |\mathbf{T} \mathbf{C} \mathbf{T}|^N} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{C} = E[\mathbf{X}]$, $q = 3$ 是向量 \mathbf{y} 的维数, $\text{Tr}[\cdot]$ 是矩阵的迹, $G(N, q) = \pi^{q(q-1)/2} \cdot \Gamma(N) \cdots \Gamma(N - q + 1)$, 这里 $\Gamma(\cdot)$ 是 Gamma 函数。若取每个极化通道的相干斑强度的均值都为 1, 并假设互极化项 HV 和同极化项 HH 和 VV 是不相关的 (对方向对称的物体确是如此^[7]), 则矩阵 \mathbf{C} 的主对角线的元素皆是 1, 不在对角线的元素皆为零, 并且 C_{13} 等于 HH 和 VV 项的复相关系数, 它的实部和虚部可分别用最小均方差线性拟合法进行精确估计。

3 多视极化 SAR 图象的分类

假设第 k 个目标类的训练区域有 M_k 个采样点, $k = 1, 2, \dots, K$, 这里 K 是总的目标类数。根据 (5) 式, 我们表示出第 k 个目标类的训练区域各采样点的联合概率密度函数:

$$P(\mathbf{Y}_{k,1}, \dots, \mathbf{Y}_{k,M_k} | \mathbf{T}_k) = \left[\frac{N^{Nq}}{G(N, q)} \right]^{M_k} \prod_{j=1}^{M_k} |\mathbf{Y}_{k,j}|^{N-q} \left(\frac{1}{|\mathbf{T}_k \mathbf{C}_k \mathbf{T}_k|} \right)^{NM_k} \\ \times \exp \left\{ -N \sum_{j=1}^{M_k} \text{Tr}[(\mathbf{T}_k \mathbf{C}_k \mathbf{T}_k)^{-1} \mathbf{Y}_{k,j}] \right\}. \quad (6)$$

相应的纹理参数的 ML 估计可通过下式得到:

$$\frac{\partial}{\partial t_{l,k}} \ln[P(\mathbf{Y}_{k,1}, \dots, \mathbf{Y}_{k,M_k}) | \mathbf{Y}_k] = 0, \quad l = 1, 2, 3; \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad (7)$$

式中 $l = 1, 2, 3$ 分别对应着 HH, HV 和 VV 极化通道。略去推导细节, 得到纹理参数的 ML 估计:

$$\left. \begin{aligned} t_{hh,k} &= D_{11,k}Y_{11,k} + \operatorname{Re}(D_{33,k}Y_{13,k}^*)\sqrt{\frac{D_{11,k}Y_{11,k}}{D_{33,k}Y_{33,k}}} \\ t_{hh,k} &= D_{22,k}Y_{22,k} \\ t_{vv,k} &= D_{33,k}Y_{33,k} + \operatorname{Re}(D_{13,k}Y_{13,k}^*)\sqrt{\frac{D_{33,k}Y_{33,k}}{D_{11,k}Y_{11,k}}} \end{aligned} \right\}, \quad k = 1, \dots, K. \quad (8)$$

式中 $D_{mn,i}$ 和 $Y_{mn,i}$ 分别是 C_k 的逆矩阵和矩阵 $Y_k = \frac{1}{M_k} \sum_{j=1}^{M_i} Y_{k,j}$ 的第 m 行和第 n 列的元素。

根据贝叶斯准则, 我们设计相应的 ML 分类器。给定一个由多视极化协方差矩阵 Y 所表征的采样点, 其相对于第 k 类的条件概率可写为 $P(Y|k)$, 若该象素满足如下条件, 它就被分为第 k 类:

$$P(Y|k)p(k) > P(Y|m)p(m), \quad \text{对所有的 } m \neq k, \quad (9)$$

式中 $p(k)$ 是第 k 类发生的先验概率。对 $P(Y|k)p(k)$ 取自然对数并略去与 k 无关的项, 我们得到

$$d_1(Y|k) = N \ln |\mathbf{T}_k \mathbf{C}_k \mathbf{T}_k| + N \operatorname{Tr}[(\mathbf{T}_k \mathbf{C}_k \mathbf{T}_k)^{-1} \mathbf{Y}] - \ln(p(k)). \quad (10)$$

若待分类的数据和各目标类没有直接关系, 可认为 $p(k)$ 对各类都是相等的, 此时上式成为

$$d_2(Y|k) = \ln |\mathbf{T}_k \mathbf{C}_k \mathbf{T}_k| + \operatorname{Tr}[(\mathbf{T}_k \mathbf{C}_k \mathbf{T}_k)^{-1} \mathbf{Y}]. \quad (11)$$

在这种情况下, 分类判别式与视数 N 无关。

下面给出具体的分类步骤:

- (1) 选择训练区域: 对场景中各种地貌类型选择恰当的训练区域;
- (2) 训练过程: 在第 k 个训练区 (对应着第 k 类, $k = 1, \dots, K$), 首先利用最小均方差线性拟合法估计 $C_{k,13}$, 然后按 (8) 式估计 T_k ;
- (3) 分类过程: 在整个图象区域逐点进行分类, 对各点按 (11) 式计算 $d_2(Y|k)$, $k = 1, \dots, K$, 最小的 $d_2(Y|k)$ 决定该点所属的类。

4 分类算法的实现

试验中, 我们使用一组由 NASA/JPL 机载全极化 SAR 在 San Francisco 海湾区域采集的数据, 包括 512×512 个采样点, 这组数据已经四视处理, 图 1 示出这块区域的 HH 强度图象。在所选的成象区域存在着三种典型的地表类型, 它们是海洋、类似森林特征的金门公园和城市。

按照第 3 节中的分类步骤对图象进行分类。图 2 示出分类结果, 其中黑色象素代表海洋类, 灰色象素代表类似森林类, 白色象素代表城市类。在三个训练测试区内估计的分类精度分别在表 1~3 中给出。结果表明, 海洋和公园中的类森林特征已被很好的分类, 其分类精度分别达到 98.8% 和 89.33%, 但城市区域的许多象素被误认为公园内类似森林的特征, 这可能是由于城市区域的强非均匀性所造成的。再者, 对三种不同的地貌类型得出的不同的分类精度, 说明了分类的功能与地貌类型也就是场景纹理的非均匀性有关。

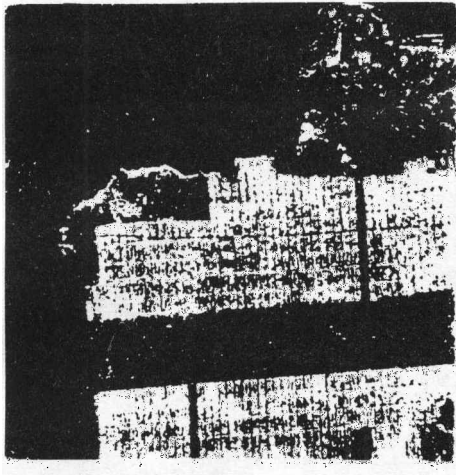


图 1 L 波段四视 HH 强度图象

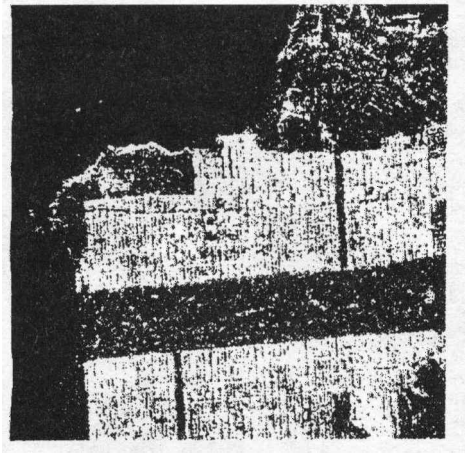


图 2 利用全极化 SAR 数据的分类结果图象

5 极化通道优化选择

本节讨论利用双极化通道和单极化通道的分类情况,了解极化通道对分类功能的影响,以便为地表类型的分类选出优化的极化通道。在三种区域利用三个双极化通道和三个单极化通道分类器的分类精度测试结果分别列在表 1~3 中。为比较的方便,表 4 特意列出了表 1 到表 3 中的正确分类的结果。从表 1~4 的测试结果中,我们得出以下几点:

(1) 应用双极化通道数据的分类功能相对于应用全极化数据的分类功能有所下降,应用单极化通道数据的分类也是比应用有关的双极化通道数据的分类功能有所下降,这说明每个极化通道都对全极化 SAR 图象的分类作出有益的贡献。

表 1 海洋区域的分类精度

数据组	海洋	公园	城市
全极化	98.80	1.03	0.17
HH-HV	98.43	1.42	0.15
HH-VV	98.20	1.62	0.18
HV-VV	98.41	1.36	0.23
HH	91.33	8.48	0.19
HV	98.38	1.51	0.11
VV	81.40	18.00	0.59

表 2 公园区域的分类精度

数据组	海洋	公园	城市
全极化	3.84	89.33	6.83
HH-HV	9.14	84.21	6.65
HH-VV	4.91	86.33	8.75
HV-VV	10.58	75.16	14.26
HH	22.47	69.13	8.40
HV	10.79	57.73	31.48
VV	47.60	37.85	14.54

表 3 城市区域的分类精度

数据组	海洋	公园	城市
全极化	0.04	26.13	73.83
HH-HV	0.40	27.61	71.98
HH-VV	0.06	27.80	72.14
HV-VV	1.44	38.27	60.15
HH	0.72	28.44	70.84
HV	2.06	51.65	46.29
VV	10.55	30.02	59.43

表 4 表 1 至表 3 中的正确分类统计

数据组	海洋	公园	城市	总精度
HH-HV-VV	98.80	89.33	73.83	87.32
HH-HV	98.43	84.21	71.98	84.87
HH-VV	98.20	86.33	72.14	85.56
HV-VV	98.41	75.16	60.15	77.91
HH	91.33	69.13	70.84	77.10
HV	98.38	57.73	46.29	67.47
VV	81.40	37.85	59.43	59.56

(2) 双极化通道组合的分类和单极化通道的分类都反应出区分城市和类似森林特征的困难, 这些结果进一步说明了分类精度对地貌类型的依赖性。

(3) 基于单通道数据的分类中, HH 通道提供最好的分类结果, 而 VV 通道的分类精度最差。每个目标类型都对应着一个优化的极化通道, 该通道在分类这一目标类型时比其它两个通道具有明显的优越性。文献 [8] 中已经说明了 HH 极化组合十分接近城市区域最大响应的收发极化状态, 而 HV 极化通道则具有抑制海洋回波的特点, 因此, HH 通道有助于从其它目标类型中区分出城市目标, HV 通道有助于区分海洋的特征。相似地, 我们也可以知道, 类似森林的目标在 HV 通道的分类中同城市目标相混淆, 而在 VV 通道中与海洋类特征相混淆。

6 结束语

本文研究了多视极化 SAR 图象的分类, 应用乘性相干斑模型提出了一个新的 ML 分类算法, 推导了纹理类统计和分类判别式的简单表达式。使用一组 NASA/JPL 机载 L 波段四视全极化 SAR 数据的试验证明了算法的有效性, 并实现了对特定目标类型分类的极化通道优化。

参 考 文 献

- [1] Lim H, Swartz A A, *et al.* Classification of earth terrain using polarimetric SAR images. *J. of Geophysical Research*, 1989, 94(B6): 7049-7057.
- [2] De Grandi G, Lemoine G, Sieber A. Supervised Fully Polarimetric Classification: An Experimental Study on the Maestro-1 Freiburg Data Set. *Proc. IGARSS'92, Huston, TX, USA: 1992, 782-785.*
- [3] Kong J A, Swartz A A, *et al.* Identification of terrain cover using the optimum polarimetric classifier. *J. of Electromag. Waves and Appl.*, 1988, 2(2): 171-194.
- [4] Lee J S, Gruns M R. Classification of multi-look polarimetric SAR imagery based on complex Wishart distribution. *Int. J. Remote Sensing*, 1994, 15(11): 2299-2311.
- [5] Frost V S, Yurovsky L S. Maximum likelihood classification of synthetic aperture radar imagery. *Computer Vision, Graphic and Image Processing*, 1985, 32(2): 291-313.
- [6] Lin Q, Allebach J P. Combating speckle in SAR imagery: Vector filtering and sequential classification based on a multiplicative noise model. *IEEE Trans. on GE*, 1990, GE-28(4): 674-653.
- [7] Ulaby F T, Elachi C (Ed.). *Radar Polarimetry for Geoscience Application*, MA: Artech House INC, 1990, Ch. 2.
- [8] 刘国庆, 极化合成孔径雷达成像的理论分析及应用研究: [博士论文]. 成都: 电子科技大学, 1996.

CLASSIFICATION OF MULTI-LOOK POLARIMETRIC SAR IMAGERY AND POLARIZATION CHANNEL OPTIMIZATION

Liu Guoqing Xiong Hong Huang Shunji A. Torre* F. Rubertone*

(*College of Electron. Eng., Univ. of Electron. Sci. & Tech. of China, Chengdu 610054*)

**(Dept. of Remote Sensing, Alenia Spazio SPA, Rome 00131, Italy)*

Abstract In this paper, a new maximum likelihood (ML) classification algorithm is proposed to classify the multi-look polarimetric synthetic aperture radar (SAR) imagery. Experimental results with the NASA/JPL airborne L-band 4-look polarimetric SAR data demonstrate the effectiveness of the new algorithm. Furthermore, when using the algorithm in the classifications with subsets of the multi-look polarimetric SAR data, the polarization-channel optimization for the terrain type classification is implemented.

Key words Polarimetric SAR, Multi-look processing, Speckle, Classification, Polarization-channel optimization

刘国庆: 男, 1965 年生, 博士, 副教授, 目前正从事机载 SAR 的实时信号处理, 利用 SAR 和极化 SAR 数据的自动目标检测、分类和识别, 以及软件电台等方面的研究.

熊 红: 女, 1967 年生, 硕士, 讲师, 现从事大天线阵微波成像系统、高速数据采集和信号处理等方面的研究.

黄顺吉: 男, 1932 年生, 教授, 博士生导师, 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. 目前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、非线性信号处理等方面的研究.