

基于最优状态的多波段全极化 SAR 数据 ML 分类方法¹

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 该文描述了一种对多波段、全极化 AIRSAR 图像中的地物目标进行分类的最大似然 (ML) 分类算法, 该算法的特点是利用极化 SAR 图像的最优状态进行分类, 本文描述了最优状态搜索算法和地貌分类算法, 并利用美国 AIRSAR 获得的多波段 (P, L 和 C)、全极化图像数据对本算法进行检验。与利用单波段、单极化图像数据得到的分类结果相比, 本文提出的基于最优状态分类算法可以显著地提高分类精度。

关键词 SAR, ML, 最优状态

中图分类号 TN911.73, TP751

1 引言

美国喷气动力实验室 (JPL) 在 80 年代初期开发成功了一种多波段、全极化成像雷达^[1]。它可以测量场景中每个分辨单元内的散射体的 Stokes 矩阵, 这种矢量测量方法记录散射电磁波中包含的全部信息, 有助于提高地貌分类精度。

本文提出的算法是以多波段全极化 SAR 数据的最优状态为基础的。首先, 讨论了如何选择使地貌目标分类结果最优的极化状态和波段; 其次, 介绍了最大似然分类算法; 最后, 利用 SAR 图像数据对本文提出的算法进行了分类检验。

2 最优极化状态和波段

2.1 极化合成公式 利用全极化测量得到的 Stokes 矩阵 $[S]$, 根据极化合成公式计算接收天线在任意极化状态 (包括发射天线极化状态和接收天线极化状态) 下接收到的功率值^[2]:

$$P(\psi^{(t)}, \psi^{(r)}, \chi^{(t)}, \chi^{(r)}) = \mathbf{R}^T \cdot [S] \cdot \mathbf{T} \quad (1)$$

其中 \mathbf{R} 和 \mathbf{T} 分别是描述接收天线和发射天线的 Stokes 列向量, 上标 T 表示矩阵的转置, $\psi^{(t)}, \chi^{(t)}$ 和 $\psi^{(r)}, \chi^{(r)}$ 分别是描述发射天线和接收天线极化状态的方位角和椭圆角。在不同的极化状态下, 各类目标之间的特征差异是不同的 (在本文中目标的特征是天线的接收功率值)。为了更好地辨别目标, 应当利用使目标之间的特征差异最大的极化状态对目标进行分类。为了衡量在不同极化状态下目标之间的接收功率差异, 引入距离因子的概念。

2.2 距离因子 描述目标之间的特征差异的距离因子 S :

$$S = \frac{|\bar{x}_i - \bar{x}_j|}{\sigma_i + \sigma_j} \quad (2)$$

其中 \bar{x}_k 和 $\sigma_k (k = i, j)$ 分别是第 k 类目标特征 (即天线接收功率) 的统计均值和统计均方误差。图 1 示出了利用 AIRSAR 图像数据计算得到的目标分类精度与距离因子 S 的关系曲线 (假定目标特征是正态分布的)。从图中可以清楚地看出, 对于正态分布的目标, 当距离因子 $S \geq 1.5$ 时, 目标的分类精度高于 90%。而且随着距离因子的增大, 分类精度逐渐提高。因此, 距离因子 S 可以作为判断目标之间的特征差异大小的判据。

2.3 最优状态的搜索算法 各类目标在不同极化状态、不同波段所具有的特征是不同的。因此, 为了充分利用多波段数据以便最大限度地提高分类精度, 我们利用距离因子作为

¹ 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

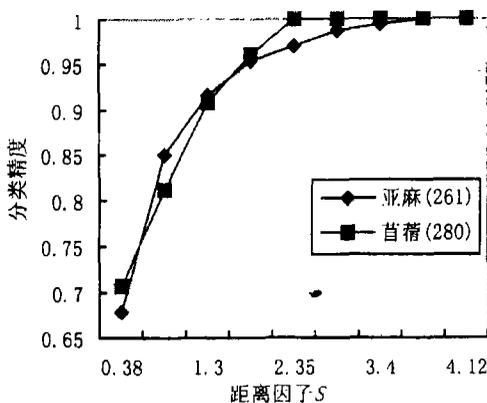


图 1 距离因子对分类精度的影响

判据来寻找目标分类的最优波段和最优极化状态。图 2 示出了利用训练数据计算出的、描述各个目标对的距离因子在 P, L 和 C 波段的极大值。在图 2 中, 标记为 i, j 的横轴点对应的距离因子表示第 i 个和第 j 个类别在 P, L 和 C 波段上的距离因子最大值。由图 1 可知, 当两类目标间的距离因子大于 1.5 时, 分类精度可以超过 90%。图 2 中的任何一对目标在 P, L 和 C 波段的三个距离因子中至少有一个大于 1.5。这说明, 对于其中的任何一对目标, 如果在三个波段中选择距离因子最大的波段以及该距离因子对应的极化状态作为对该目标分类的最优状态, 那么就可以使目标对的分类精度达到最优。

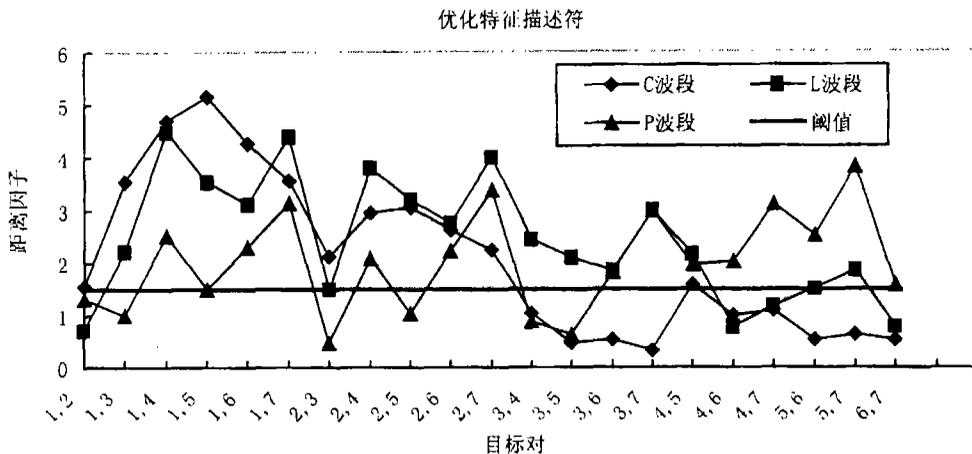


图 2 各个目标对在三个不同波段对应的距离因子极值

3 ML 分类算法

对 SAR 图像进行统计分类的目的是将从类别标号 C_1, C_2, \dots, C_N 中选出的“最可能”类别标号 C_m 赋予图像中的某个像素点 x 。为了确定 C_m , 必须计算所有的后验概率 $P(C_i|x)$, $i \in [1, 2, \dots, N]$ 。根据贝叶斯公式^[3]

$$P(C_i|x) = \frac{P(x|C_i) \times P(C_i)}{P(x)} \tag{3}$$

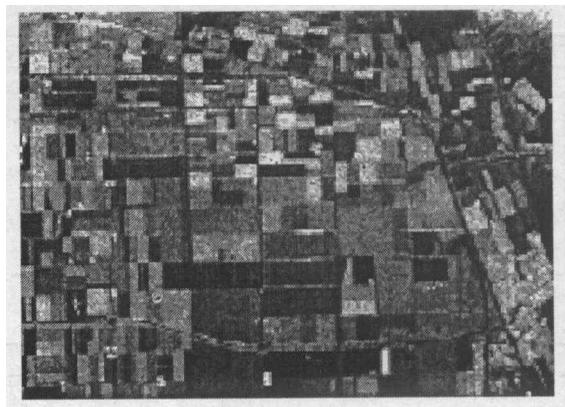


图3 荷兰 Flevoland 地区的 L 波段 HV 极化图像

它表明了将 x 表示的像素点归类到 C_i 的可能性。其中 $P(x|C_i)$ 是条件概率 (即在类别 C_i 中出现由 x 表示的像素点的概率), 利用样本均值和样本方差可以估计条件概率 $P(x|C_i)$ 。 $P(C_i)$ 是先验概率 (即属于类别 C_i 的像素的出现概率)。先验概率 $P(C_i)$ 是与待分类图像紧密相关的, 通常假设出现各类目标的先验概率是相同的。 $P(x)$ 是由 x 表示的像素点的出现概率, 与类别 C_i 无关。因此, 在假设均匀先验概率的前提下, 我们可以通过比较条件概率 $P(x|C_i)$ 的值确定 x 归属的类别。

4 实验

实验数据是由美国 JPL 实验室提供的多波段 (P, L 和 C 波段) 全极化 SAR 图像数据, 数据测量区是一块 12.3×8 公里 (256×187 像素) 的区域 (见图 3)。实验数据包括 7 类目标: 水面, 裸露的耕地, 草地, 灌木, 茂密的灌木, 树林和茂密的树林。

利用多波段、全极化 SAR 图像数据的最优状态进行分类的算法如下:

- (1) 输入已知类别为 I (I 分别为 $1, 2, \dots, 7$) 的训练图像数据, 计算各类目标在最优状态下的均值和均方差, 并按照正态分布假设构造各类目标的概率分布函数, 结束训练;
- (2) 输入待分类的图像测试数据;
- (3) 假定该图像数据属于类别 $J = 1$;
- (4) 依次在最优状态下比较图像数据属于类别 J 和 K (K 是除 J 之外的其它 6 种类别中的一种) 的条件概率;
- (5) 如果在 6 次比较中, 均将该数据归类到类别 J , 那么就判定该图像数据的类别标号为 J ; 否则, 将假定的类别标号 J 加 1, 返回到第 4 步。
- (6) 如果假定的类别标号 J 已经大于 7, 则判定该图像数据不属于以上 7 种类别中的任何一种, 属于未知类别数据。
- (7) 重复上述过程, 直到完成对测试图像数据的分类为止。

分类的结果见表 1。从表中可以得知, 采用多波段、全极化数据在最优状态下进行分类所得到的精度最低为 79.0%。作为对照, 表 2 列出了 ML 算法对单波段 (L 波段)、单极化 (HV 极化) 图像数据的分类结果。

表 1 最优状态 (ML)

	水面	耕地	草地	灌木	灌木 (密)	森林	森林 (密)	未知类别	分类精度
水面	404	13	0	0	0	0	2	1	96.2%
耕地	0	208	12	0	0	0	0	3	93.3%
草地	0	0	334	7	5	36	0	41	79.0%
灌木	0	0	0	294	0	15	0	5	93.6%
灌木 (密)	0	0	0	8	64	0	0	0	88.9%
森林	0	0	0	0	0	21	1	0	95.5%
森林 (密)	0	0	0	0	0	1	69	0	98.6%

表 2 L-band, HV(ML)

	水面	耕地	草地	灌木	灌木 (密)	森林	森林 (密)	未知类别	分类精度
水面	408	10	0	1	1	0	0	0	97.1%
耕地	158	48	17	0	0	0	0	0	21.5%
草地	0	80	222	20	88	13	0	0	52.5%
灌木	0	0	0	257	2	12	43	0	81.8%
灌木 (密)	0	0	0	5	53	14	0	0	73.6%
森林	0	0	0	12	0	1	9	0	4.5%
森林 (密)	0	0	0	23	0	3	44	0	62.9%

比较表 1 和表 2 的分类结果可知，利用多波段、全极化图像数据可以显著地提高目标分类的精度。这是因为各种目标的极化响应是不同的，对于特定的两类目标，它们之间的灰度级差异将随着极化状态的变化而变化。如果能够在使它们之间的灰度级差异最大的极化状态对其进行分类，那么我们将得到最佳的分类结果。比较表 1 和表 2 的分类结果，我们可以发现利用最优状态进行分类得到分类精度的改善是不同的，例如水面的分类精度基本没有改善，而耕地的分类精度却从 21.5% 提高到 93.3%。这是因为，水面与其它目标之间的最优极化非常接近 HV 极化，因此表 2 中给出的水面的分类精度十分类似于基于最优极化状态的分类结果 (表 1)，这就是水面的分类精度没有得到显著改善的原因。而耕地与其它各类目标之间的最优极化与 HV 极化偏差较大，所以根据最优极化得到的分类结果 (表 1) 具有很高的分类精度，而在 HV 极化状态下得到的分类精度 (表 2) 很差。最后，利用本文提出的分类算法对 Flevoland 地区进行分类，图 4 是最终得到的分类结果。

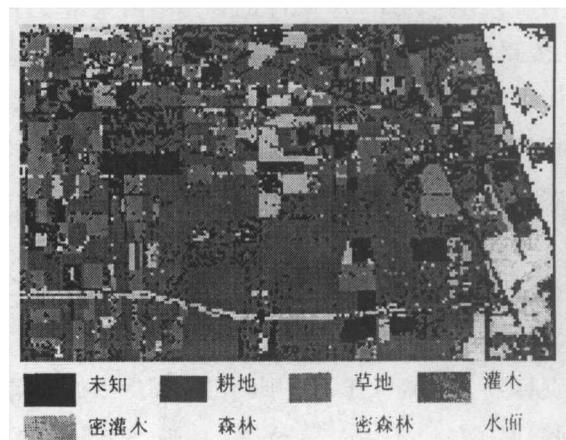


图 4 荷兰 Flevoland 地区的地貌分类结果图

5 结 论

本文提出了一种在多波段、全极化 SAR 图像数据的最优状态下, 利用 ML 算法对图像数据进行分类的方法。实验数据包含 7 类目标, 利用测试数据得到的分类精度最低为 79.0%。与单极化数据分类的结果相比, 多波段、全极化图像数据可以显著地提高分类精度。

参 考 文 献

- [1] Brown L M J, Conway J A, Macklin J T, Polarimetric synthetic-aperture radar: fundamental concepts and analysis tools. *Journal of Research*, 1991, 9(1), 23-35.
- [2] Howard A Z, Jakob J van Zyl, Daniel N H, Imaging radar polarimetry from wave synthesis. *Journal of Geophysical Research*, 1987, 92(B1), 683-701.
- [3] Middelkoop H, Janssen L L F, Implementation of temporal relationships in knowledge based classification of satellite images. *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, 1991, 57(7), 937-945.

OPTIMAL STATE BASED ML CLASSIFICATION METHOD FOR MULTI-BAND AND FULL-POLARIZATION SAR DATA

Wang Zhiyu Zhu Minhui Bai Youtian

(*Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080*)

Abstract An ML Classification algorithm that classifies the terrain object in the multi-band, full-polarization SAR image is described in this paper. Its main feature is that the optimal state of polarization SAR image is utilized to classify objects. The searching algorithm for the optimal state and the classification algorithm of terrain targets are provided, and the classifier's performance is verified using the multi-band (P, L and C band), full-polarization testing data that is acquired by AIRSAR. Compared with the single band, single polarization SAR data, the classification accuracy of the optimal state based classification algorithm is improved significantly.

Key words SAR, ML, Optimal state

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