

# 基于 Beta-Prime 统计模型和 QGD 分类器的 SAR 图像地物分类方法

付 琨<sup>1</sup>, 孙真真<sup>2</sup>, 吴一戎<sup>1</sup>

(1. 中国科学院电子学研究所, 北京 100080; 2. 北京系统工程研究所, 北京 100101)

**摘 要:** 本文融合了 Beta-prime (BP) 统计模型和 Quadratic Gamma discrimination (QGD) 分类器各自的优点, 给出了一个完整的合成孔径雷达 (SAR) 图像地物分类算法. 通过利用 BP 模型区分背景杂波和目标, 利用 QGD 分类器区分自然目标和人造目标, 可以精确地把 SAR 图像分成阴影、背景杂波、自然目标和人造目标, 在为目标识别过程提供潜在目标切片的同时, 也能够提供背景杂波和自然目标的信息.

**关键词:** 合成孔径雷达图像; QGD 分类器; BP 统计模型; 地物分类

**中图分类号:** TN951 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 12A-2163-04

## The SAR Image Terrain Classification Algorithm Combining Quadratic Gamma Discrimination Classifier and Beta-Prime Statistic Model

FU Kun<sup>1</sup>, SUN Zhen-zhen<sup>2</sup>, WU Yi-rong<sup>1</sup>

(1. Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China; 2. Beijing Institute of System Engineering, Beijing 100101, China)

**Abstract:** The synthetic aperture radar (SAR) image terrain classification algorithm combining the respective characteristics of Beta-prime (BP) statistic model and quadratic Gamma discrimination (QGD) classifier is presented. Through classifying background clutter and target by BP model, and classifying natural target and man-made target by QGD classifier, this algorithm can cluster the SAR image into shadow, background clutter, natural target and man-made target. It can offer not only the information of background clutter and natural target, but also the potential target chips for target recognition process.

**Key words:** SAR image; QGD classifier; BP statistic model; terrain classification

### 1 引言

由于基于相干原理的成像系统所固有的缺点, 以及雷达回波信号的衰落现象, SAR 图像表面覆盖着一层强噪声, 称之为“斑块噪声”. 这种现象造成大部分经典的遥感图像分割或分类算法应用于 SAR 图像时, 效果都不甚理想<sup>[1]</sup>. 近十年来, 关于 SAR 图像地物分类 ATC (Automatic terrain classification) 的研究取得了一些进展, 主要有两种思路: 传统的统计模式分类方法和基于神经网络的方法<sup>[2,3]</sup>. 基于以 Bayes 思想为代表的传统模式分类方法能达到理论上的最佳分类结果, 但事实上无法找到最合理的概率分布函数对图像像素进行描述. 而基于监督或非监督的神经网络算法适应性较好, 但是除非有理论上的突破, 总存在分类率的上限.

本文根据 SAR 图像解译的特点, 利用 BP 统计模型和 QGD 分类器, 提出一种基于统计模型的模式分类算法. BP 分布<sup>[4]</sup>突破以往只能描述图像中单一类别的分布, 被用来对单视 SAR 图像中整个场景 (包括背景杂波和目标) 进行一致性描述. QGD<sup>[5]</sup>则是一种广义 CFAR 检测器, 在进行强散射点检测的同时, 不但能较好的去除高亮度自然目标 (如树冠) 和离散的人造强散射点, 而且计算速度和资源花费也与 CFAR 检

测在同一个量级. 我们在高分辨率 SAR 图像地物分类研究过程中发现, BP 统计模型用于聚类, 能够很好地提取出 SAR 图像中的人造目标类 (如建筑物、车辆等), 但是自然目标类 (如树冠、灌木丛等) 和背景杂波类 (草地、田地等) 之间容易出现误分类; 而通过改变参数, QGD 描述分布式强散射中心 (如树冠、灌木丛等自然目标) 的能力甚至比描述人造目标的能力更强, 在这一意义上, QGD 具有模式分类的能力. 因此, 本文提出的算法充分结合 BP 统计模型和 QGD 分类器各自的优点, 首先利用 BP 模型区分阴影、背景杂波和目标, 然后利用 QGD 分类器进一步区分自然目标类和人造目标类, 最后, 以 BP 统计模型的分类结果为基础, 嵌入利用 QGD 分类器区分出的自然目标和背景杂波, 取得了较好的效果.

本文首先介绍 BP 统计模型和 QGD 分类器的具体形式, 然后给出了详细的参数估计、训练过程和分类算法, 最后给出了分类结果.

### 2 Beta-Prime 统计模型

SAR 图像中的测量值、目标的 RCS 值和相干斑之间的关系是一种相当复杂的非线性关系. 根据 Ward<sup>[6]</sup>的提法, 在成像时, 把 SAR 图像重新采样, 则可认为斑块分布在样本间是

不相关的,可以很大程度上避免 RCS 和斑块的空间波动.一般用广义  $G$  分布来描述 SAR 图像场景,其振幅  $f_A(x)$  和强度  $f_I(x)$  的表达式如下,通常记为  $G_T(\alpha, \beta, \gamma, n)$  和  $G_A(\alpha, \beta, \gamma, n)$ :

$$f_A(x) = \frac{2n^2(\beta/\gamma)^{1/2}}{(n)K(2\sqrt{\beta})} x^{2n-1} \left( \frac{\beta+nx^2}{\beta} \right)^{-(n-1)/2} \cdot K_{n-1} \left( 2\sqrt{\beta} \sqrt{\frac{\beta+nx^2}{\beta}} \right), \quad x \in IR \quad (1)$$

$$f_I(x) = f_A(\sqrt{x}) / (2\sqrt{x}) \quad (2)$$

$$f_I(x) = \frac{n^2(\beta/\gamma)^{1/2}}{(n)K(2\sqrt{\beta})} x^{n-1} \left( \frac{\beta+nx}{\beta} \right)^{-(n-1)/2} \cdot K_{n-1} \left( 2\sqrt{\beta} \sqrt{\frac{\beta+nx}{\beta}} \right), \quad x \in IR \quad (3)$$

其中  $n$  对应等效视数 ENL,灵活选取  $\alpha$ 、 $\beta$  和  $\gamma$ ,可以逼近不同的分布,来描述 SAR 场景.

由于计算的复杂度和参数估计比较困难,上述广义  $G$  分布更侧重理论上的意义.必须研究参数更少、实用性强的统计分布来进行描述.由于高分辨率 SAR 图像场景非常不均匀,令  $G_T(\alpha, \beta, \gamma, n)$  中  $\beta=0$ ,可得  $G_T^0$  分布为:

$$f_I(x) = \frac{n^n (n-\alpha)^{\alpha-1} x^{n-1}}{d (n) (\alpha) (\beta+nx)^{n-\alpha}}, \quad \alpha > 0, \quad x > 0 \quad (4)$$

对于单视图,由  $n=1$  和  $(\beta+1)/(\alpha) = \beta$ ,可得:

$$f_I(x) = \frac{1}{(\beta+x)^{1+\beta}}, \quad \beta > 0, \quad x > 0 \quad (5)$$

上述分布称为 Beta-Prime 分布,以下简称 BP 分布<sup>[4]</sup>.其中,参数  $\beta$  称为尺度参数,  $\alpha$  称为偏差参数.事实上,BP 分布也可以由其他方式推导出来,BP 分布与文献[5]中提到的 Modified Beta(MB) 分布之间的关系为:

$$BP(\alpha, \beta) = MB(1, \beta, 1/\alpha) \quad (6)$$

### 3 QGD 分类器

概括地说,QGD 分类器<sup>[5]</sup>是利用二维 Gamma 分布核来表示 SAR 图像局部统计特性,如式(7)

$$g_{n,\mu}(k, l) = C \left( \sqrt{k^2 + l^2} \right)^{n-1} e^{-\mu \sqrt{k^2 + l^2}} \quad (7)$$

其中,  $g_{n,\mu}(i, j)$  为二维 Gamma 分布核.

则图像中当前点的一阶矩和二阶矩可分别表示为:

$$y_{n,\mu} = g_{n,\mu}(i, j) x(i, j) \quad (8)$$

$$y_{n,\mu}^2 = g_{n,\mu}(i, j) x^2(i, j) \quad (9)$$

并且,常用  $n=1$  和  $n=15$ <sup>[5]</sup> 分别近似表示目标和背景的局部特征.以当前点的一阶矩和二阶矩为基础,定义 8 个特征量,

$$\mu(x) = [y_{1,\mu}, y_{15,\mu}, y_{1,\mu}^2, y_{15,\mu}^2, (y_{1,\mu})^2, (y_{15,\mu})^2, (y_{1,\mu})(y_{15,\mu}), 1]^T \quad (10)$$

设  $y = \mu^T f_{\mu}(x)$

$$= y_1(y_{1,\mu}) + y_2(y_{15,\mu}) + y_3(y_{1,\mu}^2) + y_4(y_{15,\mu}^2) + \dots + y_5(y_{1,\mu})^2 + y_6(y_{15,\mu})^2 + y_7(y_{1,\mu})(y_{15,\mu}) + y_8 \quad (11)$$

则对目标检测有,  $t \geq T_{\text{noir-target}}^{\text{target}}$

QGD 实际上是一个广义的 CFAR 检测器,并可以得到比 CFAR 检测更佳的检测率和更少的虚警.研究发现,只要确定

合适的  $\mu$  和  $\beta$  值,QGD 可以起到分类器的实际作用.

## 4 参数估计和分类算法

### 4.1 BP 模型的参数估计与分类方法

对于先验概率未知的复杂统计分布,常采用基于矩的参数估计方法<sup>[5]</sup>求参数的近似解.但是,对于 BP 分布,通过仿真数据测试,发现当  $\beta < 2$  时,估计误差很大.因此,本文采用最大似然估计(MLE).对式(5),  $\alpha$  和  $\beta$  的似然估计有,

$$\hat{\alpha} = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log_e \left( 1 + \frac{x_i}{\hat{\alpha}} \right) \right)^{-1} \quad (12)$$

$$\hat{\beta} = \frac{\hat{\alpha}}{1 + \hat{\alpha}} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( 1 + \frac{x_i}{\hat{\alpha}} \right)^{-1} \quad (13)$$

事实上,由  $N$  个样本解出  $\hat{\alpha}$  和  $\hat{\beta}$ ,需要解  $N^{\text{th}}$  阶多项式,而且若要获得较为精确的估计,样本个数  $N$  需尽可能大.因此,  $\hat{\alpha}$  和  $\hat{\beta}$  的精确解实际上难以得到.这里采用牛顿叠代法(弦切法),设

$$f(\hat{\alpha}) = \frac{\hat{\alpha}}{1 + \hat{\alpha}} - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( 1 + \frac{x_i}{\hat{\alpha}} \right)^{-1} \quad (14)$$

并对式(12)中的  $\log$  函数进行 Taylor 展开(取 7 项近似),对  $\hat{\alpha}$  进行变量替换(设  $t = 1/\hat{\alpha}$ ),令  $f(\hat{\alpha}) = 0$ ,可解得  $\hat{\alpha}$  和  $\hat{\beta}$  的近似解.

分类方法为,首先通过不同类别的样本分别求出对应类别的  $\hat{\alpha}$  和  $\hat{\beta}$ ,然后采用最大概率准则,对 SAR 图像每个像素,取其  $3 \times 3$  邻域的均值作为当前值,利用式(5)分别计算  $f_I(x)$ .取  $\max(f_I(x_i), i = 1, 2)$ ,  $i$  即为所对应的类别.

### 4.2 QGD 参数估计与分类方法

QGD 中参数  $\mu$  的选取,目前还未见很好的理论方法,一般是通过实验,取经验值.

参数  $\mu$  可根据式(11),设  $d = f_{\mu}(x)$ . 矢量  $d$  取常量  $d1 = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \dots 1]^T$ ,代入人造目标样本(样本数  $> 8$ ),解方程组.本文采用 Widrow-Hoff 梯度下降法,求得  $\mu$  的近似解  $\hat{\mu}$ .然后利用  $\hat{\mu}$ ,分别带入自然目标类样本和背景杂波样本,解得另两个矢量  $d2$  和  $d3$ .

分类规则为:代入 SAR 图像数据,解出  $d$ ,由  $d$  与  $d1$ 、 $d2$ 、 $d3$  的相似度确定所属类别.

### 4.3 分类算法流程

分类算法流程如图 1,首先通过样本库分别估计出 BP 模型和 QGD 分类器的参数  $\hat{\alpha}$ 、 $\hat{\beta}$  和  $\mu$ ,利用 BP 模型区分阴影、背景类和目标类,利用 QGD 分类器区分自然目标和人造目标,然后以 BP 模型分类结果为基础,融合入 QGD 的分类结果,可以达到较精确的 SAR 图像地物分类的目的.

### 4.4 训练过程与分类结果

本文实验采用的是 MSTAR 的 Redstone 实测杂波数据,X 波段,HH 极化,分辨率为 0.3 米.由于数据中人造目标太少,主要是为数不多的建筑物,因此在杂波图中嵌入了一些强散射目标(金属目标).嵌入目标的另一个目的是可用来进行算法评估.具体做法是对 MSTAR 模板库中的 T-72 模板进行分割,提出目标部分后随机嵌入杂波图中.实验共选取了 12 个不同姿态的模板,嵌入到图 hb06188(1478  $\times$  1784)中.

训练过程如下:分别选出三类样本集,背景、自然目标和人造目标(阴影取邻域窗均值后,直接取阈值)。每类 2000 个样本,分为 10 组,每个样本取其  $3 \times 3$  邻域的均值,分别求出 3 类 30 组样本的  $\hat{\alpha}$  和  $\hat{\omega}$ ,然后分别对每类的 10 组  $\hat{\alpha}$  和  $\hat{\omega}$  求均值,作为类别的参数。最后估计出的参数如表 1。

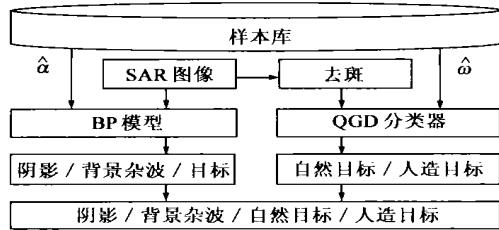


图 1 分类流程  
表 1 参数估计

	$\hat{\alpha}$	$\hat{\omega}$
背景杂波	2.8749	$2.4459e-6$
自然目标	3.2824	$2.8112e-5$
人造杂波	5.5758	0.0029

根据表 1 估计的参数以及式(5),可把图像分成三类(阴影、背景杂波和目标),如图 2(b),或四类(阴影、背景杂波、自然目标和人造目标),如图 4(a)。

利用 QGD 分类器分类过程如下:首先对 SAR 图像去斑,增强目标信息,然后取多个目标样本,由上述参数估计方法计算  $\hat{\alpha}$ ,并根据实验结果调整参数  $\rho$  和邻域大小。对 MSTAR 杂

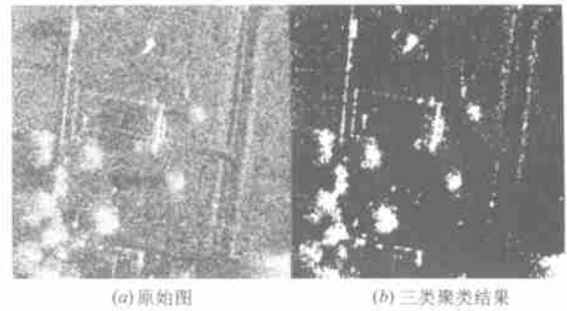


图 2 Beta Prime 分类结果(512 x512)

波图,本文选用基于改进相关邻域模型的 SAR 图像 RCS 重构算法<sup>[8]</sup>对 SAR 图像去斑。对目标样本进行训练,可得

$$\hat{\alpha} = [0.9980 \quad 0.9990 \quad 1.0000 \quad 1.0000 \quad 1.0000 \quad 1.0000 \quad 1.0000 \quad 0.4948] \mathbf{j}^T$$

通过实验,取  $\rho = 1.7$ ,邻域窗尺寸  $31 \times 31$ 。可得,人造目标、自然目标和背景杂波之间的阈值为  $d2 = 0.4980$ ,  $d3 = 0.5118$ 。

分类结果如图 3 所示:(a)为简单取阈值的分类结果,为了准确描述自然目标,邻域窗尺寸取  $31 \times 31$ ,造成人造目标轮廓的失真;(b)为对人造目标点进行纵横扫描,还原人造目标之后的结果。

由图 2 和图 3 易见,BP 模型可以很好地描述人造目标,而 QGD 可以很好地区分自然目标和背景杂波,融合图 2(b)和图 3(b),以 BP 模型分类结果为基础,并把利用 QGD 区分出的自然目标嵌入,最终分类结果如图 4(b)。

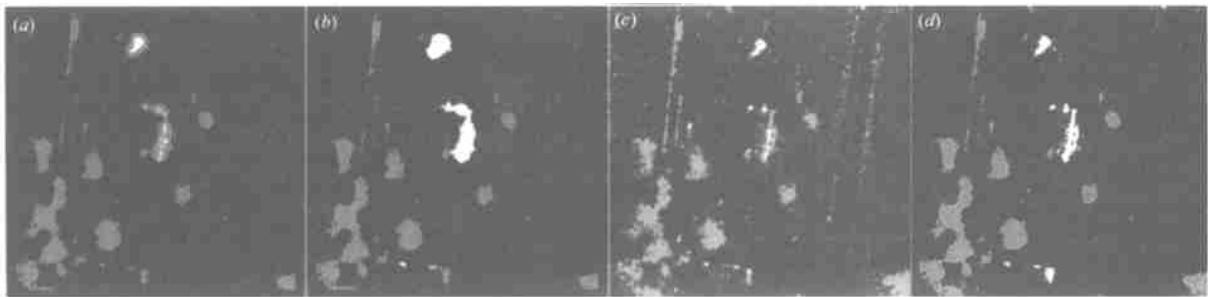


图 3 QGD 分类结果(512 x512) (a)QGD 分类结果,(b)后处理结果 图 4 融合分类结果(512 x512) (a)BP 模型四类聚类结果,(b)融合分类结果

图 5 为 MSTAR 的 redstone 杂波图 hb06182 的分类结果。比较图 5 的 (b) 和 (c) 易见,基于 BP 模型的聚类算法可以很好

地检测出图像中的强散射点,但是背景杂波与自然目标,以及人造目标与自然目标之间仍然存在误分类,结合 QGD 分类器



图 5 融合分类结果(1478 x1784) (a)原始图 (b)BP 模型分类结果 (c)QGD 与 BP 融合分类结果

的优点,不但提高了潜在人造目标的分类率,而且使背景杂波和自然目标达到分割的效果,特别有助于下一步的 SAR 图像目标识别.

## 5 结论

本文首先利用了 BP 统计模型参数对目标敏感的特点,区分出 SAR 图像的背景杂波和目标类,然后扩展 QGD 检测器为分类器,利用其在特定参数情况下能很好地描述自然目标的特点,对 BP 模型进行分类结果进行修正,从而给出一个完整的 SAR 图像地物分类算法.与传统的以 CFAR 检测为代表 ROI 提取算法相比,强散射点(对应人造目标类)检测率很高,且近乎无虚警.与经典的 SAR 地物分类算法相比,该算法分类结果更为细致,针对性更强,不仅能较好地提供图像中背景杂波和自然目标的信息,而且为下一步目标识别工作提供潜在目标切片.

事实上,本算法还有不少工作可以进一步深入.特别是我们认为,由于金属目标(强角反射器)和一般人造目标如建筑物等 RCS 相差很大,无论是 BP 模型还是 QGD 分类器,都有能力对人造目标类进行进一步的细分(金属目标类、建筑物类和机场公路类等),从而为 SAR 图像目标识别提供更具针对性的潜在目标切片.

## 参考文献:

- [ 1 ] Stewart D, Blacknell D, et al. Optimal approach to SAR image segmentation and classification[J]. Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings, 2000, 147(6): 134 - 142.
- [ 2 ] Yoshihisa Hara, Robert G Atkins, et al. Application of neural networks to radar image classification[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32(1): 100 - 109.
- [ 3 ] Scott Evan Decatur. Application of neural networks to terrain classification[A]. Proceedings of the IEEE International Joint Conference on

Neural Networks[C]. Washington DC: Internal Neural Network Society, June 1989. 283 - 288.

- [ 4 ] Jose S Salazar, Don R Hush, et al. Statistical modeling of target and clutter in single-look nonpolarimetric SAR imagery[A]. Proceeding of international Conference Signal and Image Processing[C]. Las Vegas Nevada, USA: ACTA Press, 1998. 28 - 31.
- [ 5 ] Jose C Principe, Alex Radisavljevic, et al. Target prescreening based on a quadratic gamma discriminator[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(3): 38 - 44.
- [ 6 ] Ward K D. Compound representation of high resolution sea clutter[J]. Electron Letter, 1981, 17: 561 - 565.
- [ 7 ] A C Frery, H J Muller, et al. A Model for Extremely Heterogeneous Clutter[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(3): 648 - 659.
- [ 8 ] 付琨, 匡纲要, 郁文贤. 基于改进的相关邻域模型的高分辨率 SAR 图像 RCS 重构[J]. 系统工程与电子技术, 2001, (4): 48 - 53.

## 作者简介:

孙真真 女, 1972 年 12 月生于湖南省长沙市, 2001 年获国防科技大学电子科学与技术学院信息与通信工程博士学位, 主要从事信号处理、SAR 图像解译与目标识别等方面的研究工作.

付琨 男, 1974 年 6 月生于湖北省天门市, 2002 年获国防科技大学电子科学与技术学院信息与通信工程博士学位, 目前在中科院电子所从事博士后研究工作, 主要研究领域包括 SAR 图像理解、雷达目标自动识别技术、数字视频、图像数据库等.

吴一戎 男, 1963 年 7 月生于北京, 1998 年获中科院电子学研究所信号与信息处理博士学位, 博导, 研究员, 中科院电子所副所长, 主要从事卫星地面信息处理、SAR 信号处理、SAR 图像解译与目标识别等方面的研究工作.