

SAR 图像基于 Rayleigh 分布假设的最小误差阈值化分割¹

薛景浩 章毓晋 林行刚

(清华大学电子工程系 北京 100084)

摘要 针对合成孔径雷达 (SAR) 图像的特点, 本文提出基于灰度直方图的混合偏移 Rayleigh 分布假设下的最小误差阈值化分割算法, 并与现有的基于 Gauss 和 Poisson 分布假设下的最小误差分割算法以及经典的 Otsu 算法作了比较。实验和 Kolmogorov-Smirnov 检验结果表明对 SAR 图像而言, 基于 Rayleigh 假设的算法可以取得更好的分割效果。

关键词 SAR 图像, Rayleigh 分布, 最小误差阈值化分割, Kolmogorov-Smirnov 检验
中图分类号 TP391.4, TN957.7

1 引言

图像分割是模式识别、计算机视觉中最困难和最重要的前处理技术, 从六十年代起就一直被广泛而深入地研究, 有大量的文献和实用系统可供参考^[1]。阈值化技术快速实用, 是最为常见的图像分割方法^[2]。假设图像中待分割的模式服从一定的概率分布, 则可以得到满足 Bayes 最小误差分类准则的分割阈值。通常以图像中的灰度为模式特征, 并假设各模式的灰度是独立同分布的随机变量。Gonzales 等给出了等方差混合 Gauss 分布下的最小误差分割阈值^[3]; Kittler 等采用混合 Gauss 分布假设下正确分类的后验概率, 取反后推导出等效的最小误差准则^[4]; Pal 等把图像看成是由独立的光子接收、累加单元构成的阵列, 从而以 Poisson 分布作为模式的灰度分布假设, 并仿照 Kittler 等的推导过程, 给出了新的分割准则^[5]。文献 [4,5] 都给出了穷尽搜索算法和迭代算法。

SAR 图像在遥感、军事、水文、地矿等领域都有着广泛的用途, 由于其成像过程和内容的特殊性, 图像中各类模式的灰度直方图常用 Rayleigh 分布来逼近^[6], 而非 Gauss 分布或 Poisson 分布, 因而现有最小误差算法的基本假设此时不能适用。本文基于混合偏移 Rayleigh 分布导出了新的最小误差分割算法; 然后借助实际图像把该算法与现有的各种最小误差分割算法以及经典的 Otsu 算法^[7]作了比较, 并对分割结果作了 Kolmogorov-Smirnov 检验以说明 Rayleigh 分布假设的合理性。

2 各算法说明

为了简化起见, 假设图像中只有背景和目標两类模式, 先验概率分别是 $P_1(t)$ 和 $P_2(t)$, 类内灰度 g 的条件分布是 $p_t(g/1)$ 和 $p_t(g/2)$ 。按 Bayes 最小误差分类准则求得的阈值 t 满足

$$\left. \begin{aligned} P_1(t)p_t(g/1) &\geq P_2(t)p_t(g/2), & 0 \leq g \leq t; \\ P_1(t)p_t(g/1) &< P_2(t)p_t(g/2), & 0 < g \leq L; \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

¹ 1998-02-09 收到, 1998-06-25 定稿
国家自然科学基金资助 (No.69672029 和 No.69772021)

式中 L 是灰度上界。用 t 两侧的灰度直方图 $h(g)$ 分别作如下参数估计:

$$P_1(t) = \sum_{g=0}^t h(g), \quad P_2(t) = \sum_{g=t+1}^L h(g). \quad (2)$$

由此得到两类的类内均值和方差的估计为

$$\mu_1(t) = \sum_{g=0}^t gh(g) / P_1(t), \quad \mu_2(t) = \sum_{g=t+1}^L gh(g) / P_2(t); \quad (3)$$

$$\sigma_1^2(t) = \frac{1}{P_1(t)} \sum_{g=0}^t h(g)(g - \mu_1(t))^2, \quad \sigma_2^2(t) = \frac{1}{P_2(t)} \sum_{g=t+1}^L h(g)(g - \mu_2(t))^2. \quad (4)$$

根据具体的图像特性给出条件分布的假设, 并按上述方式估计参数, 就可得到以下各种最小误差准则和分割算法。

2.1 Gonzales 和 Wintz 的 GW 算法 [3]

假设目标和背景的条件分布 $p_t(g/1)$ 、 $p_t(g/2)$ 分别服从等方差 Gauss 分布 $N(\mu_1(t), \sigma^2(t))$ 、 $N(\mu_2(t), \sigma^2(t))$, 将估计出的参数代入 (1) 式, 取等号得

$$t = \frac{1}{2}[\mu_1(t) + \mu_2(t)] + \frac{\sigma^2(t)\ln(P_2(t)/P_1(t))}{\mu_1(t) - \mu_2(t)}. \quad (5)$$

根据上式可采用迭代方法求得满足最小分类误差的阈值。 $\sigma^2(t)$ 可用 $\sigma_1^2(t)$ 和 $\sigma_2^2(t)$ 的均值来估计。

2.2 Kittler 和 Illingworth 的 KI-I 和 KI-J 算法 [4]

在 Gauss 分布假设下, 将估计出的参数代入 (1) 式, 并取等号重写得

$$\begin{aligned} g^2[\sigma_2^2(t) - \sigma_1^2(t)] - 2g[\mu_1(t)\sigma_2^2(t) - \mu_2(t)\sigma_1^2(t)] + \mu_1^2(t)\sigma_2^2(t) - \mu_2^2(t)\sigma_1^2(t) \\ + 2\sigma_1^2(t)\sigma_2^2(t)[\ln\sigma_1(t) - \ln\sigma_2(t) - \ln P_1(t) + \ln P_2(t)] = 0. \end{aligned} \quad (6)$$

求解此式可得到迭代的算法 KI-I。而 Kittler 等推导的最优阈值满足下述最小误差准则 KI-J:

$$\min_{0 \leq t \leq L} J(t) = \min_{0 \leq t \leq L} \{1 + 2[P_1(t)\ln\sigma_1(t) + P_2(t)\ln\sigma_2(t)] - 2[P_1(t)\ln P_1(t) + P_2(t)\ln P_2(t)]\}. \quad (7)$$

2.3 Pal 和 Bhandari 的 PB-I 和 PB-J 算法

假设 $p_t(g/1)$ 、 $p_t(g/2)$ 服从 Poisson 分布, 将它们的均值代入 (1) 式, 取等号得

$$g[\ln\mu_1(t) - \ln\mu_2(t)] - \mu_1(t) + \mu_2(t) + \ln P_1(t) - \ln P_2(t) = 0. \quad (8)$$

求解此式可得到迭代的算法 PB-I。而 Pal 等推导的最优阈值满足下述最小误差准则 PB-J

$$\min_{0 \leq t \leq L} J(t) = \min_{0 \leq t \leq L} \left\{ \mu_1(t)P_1(t) + \mu_2(t)P_2(t) - \sum_{i=1}^2 P_i(t)[\ln P_i(t) + \mu_i(t)\ln\mu_i(t)] \right\}. \quad (9)$$

2.4 基于 Rayleigh 分布的新算法

前述算法存在以下问题: (1) Gauss 分布在负灰度轴上仍有概率值存在, 求阈值时会引入偏移量且与实际情况不符; (2) 认为目标和背景均属于 Poisson 分布这一假设除了 Pal 等人的文章外, 并不为其他研究者和实践所接受, 因而普遍性不强; (3) Poisson 分布只有一个参数, 均值和方差相等, 当目标或背景均值处在高亮区时, 方差就会很大, 这显然是对图像本身特性的不合理要求。

由于 SAR 图像中各类模式的灰度直方图通常能被 Rayleigh 分布更好地逼近^[6], 所以本文假设 $p_t(g/1)$ 、 $p_t(g/2)$ 服从 Rayleigh 分布。但 Rayleigh 分布也存在只有一个参数的问题, 为此本文在目标和背景的灰度分布中各引入一个偏移参量, 以增加分布逼近时的自由度和准确度, 即

$$p_t(g/1) = \begin{cases} 0, & g \leq g_1; \\ \frac{2(g-g_1)}{R_1(t)} \exp\left(-\frac{(g-g_1)^2}{R_1(t)}\right), & g > g_1; \end{cases}, \quad (10)$$

$$p_t(g/2) = \begin{cases} 0, & g \leq g_2; \\ \frac{2(g-g_2)}{R_2(t)} \exp\left(-\frac{(g-g_2)^2}{R_2(t)}\right), & g > g_2; \end{cases}$$

式中 $R_1(t)$ 和 $R_2(t)$ 可通过下式估计出来:

$$R_1(t) = \frac{1}{P_1(t)} \sum_{g=0}^t h(g)(g-g_1)^2, \quad R_2(t) = \frac{1}{P_2(t)} \sum_{g=t+1}^L h(g)(g-g_2)^2. \quad (11)$$

而任给灰度 g , 按阈值 t 分类时, 正确分类的后验概率为

$$p_t(1/g) = P_1(t)p_t(g/1)p(g), \quad 0 \leq g \leq t; \quad (12)$$

$$p_t(2/g) = P_2(t)p_t(g/2)p(g), \quad t < g \leq L. \quad (13)$$

上两式中 $p(g)$ 与 t 无关, 略去; 先取对数, 再取负作为等效的误分率指标, 得

$$J_1(t) = \ln R_1(t) + \frac{(g-g_1)^2}{R_1(t)} - \ln P_1(t) - \ln 2 - \ln(g-g_1), \quad 0 \leq g \leq t; \quad (14)$$

$$J_2(t) = \ln R_2(t) + \frac{(g-g_2)^2}{R_2(t)} - \ln P_2(t) - \ln 2 - \ln(g-g_2), \quad t < g \leq L. \quad (15)$$

取 $J(t)$ 为整个灰度范围内的平均误分率, 并略去与 t 无关的项, 整理后得到新的基于偏移 Rayleigh 分布假设的最小误差准则为

$$J(t) = \sum_{i=1}^2 P_i(t)(\ln R_i(t) - \ln P_i(t)) - \sum_{g=0}^t h(g)\ln(g-g_1) - \sum_{g=t+1}^L h(g)\ln(g-g_2). \quad (16)$$

穷举搜索整个灰度范围可以得到满足准则 (16) 式的最优灰度阈值。

2.5 多阈值选择推广算法

如果 SAR 图像中具有 $K(K > 2)$ 个目标需要提取, 需采用多阈值分割。若迭代利用二值化算法求取多个阈值, 易引入偏移量。为此可直接将 (16) 式推广, 得到多阈值选择的最

小误差准则如下:

$$J(\{t_j\}_{j=1,\dots,K-1}) = \sum_{i=1}^K P_i(t) (\ln R_i(t) - \ln P_i(t)) - \sum_{g=0}^{t_1} h(g) \ln(g - g_1) - \dots - \sum_{g=t_{K-1}+1}^L h(g) \ln(g - g_K). \quad (17)$$

3 实验结果分析

3.1 算法分割结果比较

图像分割多是面向具体问题的, 至今没有统一的算法评价准则。本文选用两幅遥感 SAR 图像作测试 (见图 1、2), 其中 F1 是取自美国 NASA 的 SIR-C/X-SAR 图像, 内容是广东肇庆西江流域; F2 是水利部采集的洪水图像。这里将本文算法与基于最小误差准则的 GW 算法 [3]、KI-J 算法 [4]、KI-I 迭代算法 [4]、PB-J 算法 [5]、PB-I 迭代算法 [5], 以及基于最大类间方差准则的 Otsu 算法 [7] 进行比较。

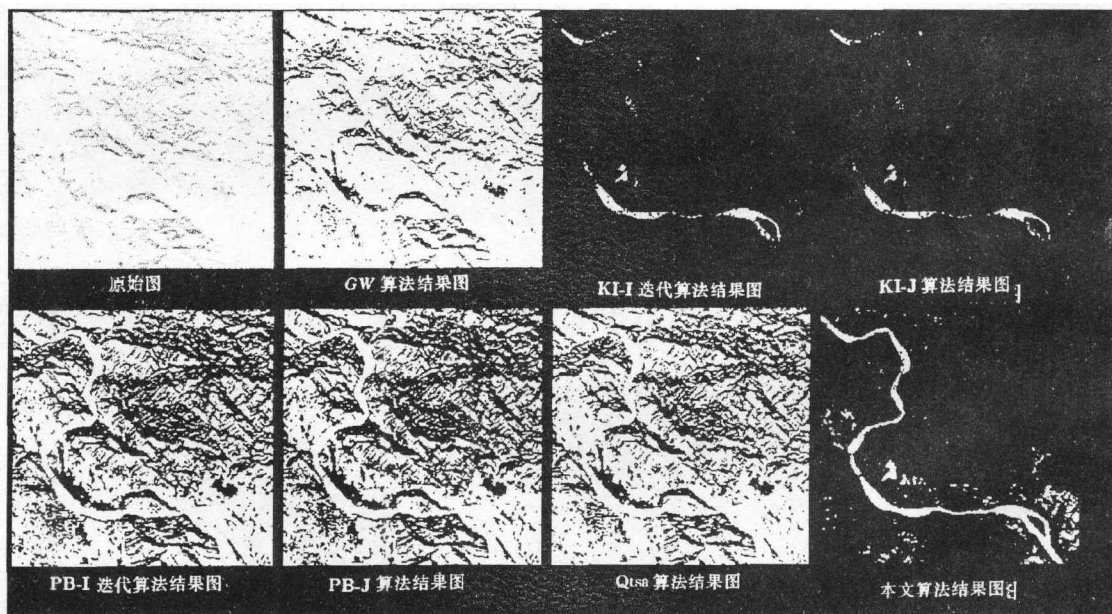


图 1 F1 的阈值化分割结果图

在所有的迭代算法中, 初始化对最终结果和收敛过程都起着重要的作用。为正确地得到算法的比较结果, 初始阈值均取 128。本文算法中的偏移量 g_1 取 0 与具有非零概率的最小灰度的均值, g_2 取均值 $\mu_1(t)$ 与阈值 t 的均值。表 1 是各算法得到的最优阈值; 图 1、2 是分割结果图。

表 1 各算法得到的最优阈值

	GW	KI-I	KI-J	PB-I	PB-J	Otsu	本文算法
F1	136	5	3	103	99	110	39
F2	142	141	57	69	67	90	65

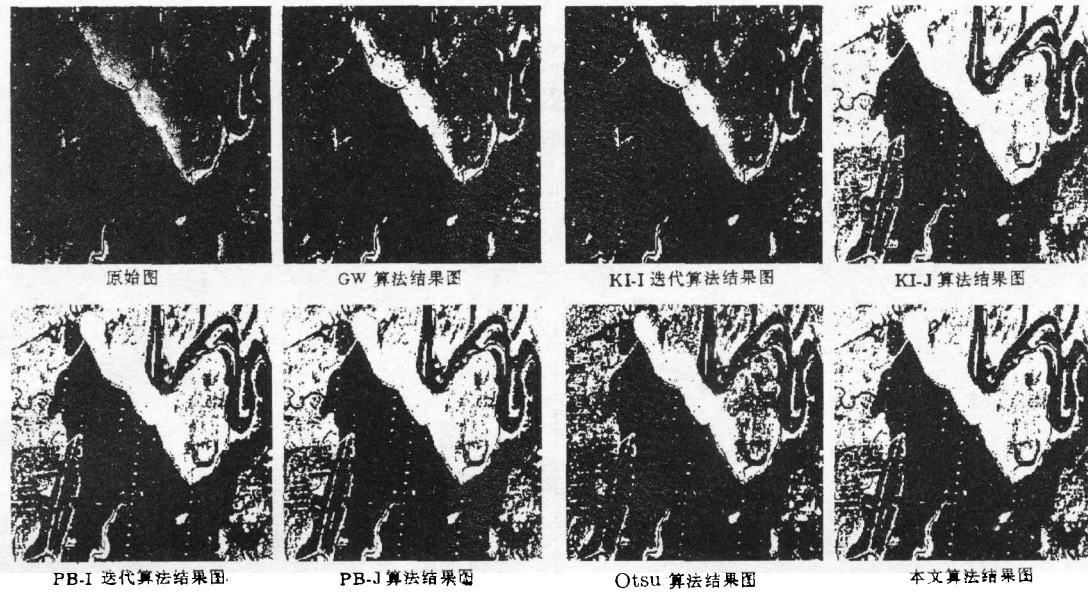


图 2 F2 的阈值化分割结果图

从图表中可以看出:

(1) 在 F1 中水域不到整幅图的十分之一, 且灰度的变化只集中在低灰度的一小段内, 这就导致了假设目标和背景方差相等的 GW 算法在提取水域时的失败。正如文献 [4] 指出的, KI-I 迭代算法会收敛到接近灰度范围的边界值, 对 F1 正是如此。KI-J 中的最小误差准则此时呈现单峰状态, 无法实现分割, 为此本文设定水域的面积下界为全图的 1%, 据此构造双峰求取分割阈值。Poisson 分布的方差和均值相等, 因而 PB-I、PB-J 算法有本质上的缺陷, 加之目标水域的面积太小, 导致阈值向高灰度方向偏移。Otsu 算法在目标和背景的面积差很大时效果不好, 对此 Kittler 等已有论述 [8]。比较而言, 本文算法能很好地完成对水域 (黑目标) 的提取, 分割效果要优于所比较的其它算法。由此亦可见, 混合偏移 Rayleigh 分布比其他假设更适用于 SAR 图像, 分割性能提高明显。

(2) 在 F2 中尽管洪水区与土地背景区有相近的面积, 但前者的方差要远小于后者, 因而 GW 算法效果不好。KI-J 算法的分割效果、各区域的完整性最好。KI-I 迭代算法收敛到了一个局部最小值, 通过调整初始值, 可以使 KI-I 算法收敛到全局最优点, 但这不是自适应的。本文算法效果仅次于 KI-J 算法, 而要优于所比较的其他算法。

3.2 Kolmogorov-Smirnov 检验

为了考察 Rayleigh 分布假设是否成立, 本文采用了非参数统计推断中的 Kolmogorov-Smirnov 双边假设检验方法 [9]。所选统计量 D_n 为

$$D_n = \sup_{0 \leq g \leq L} |F_n(g) - F_0(g)|, \quad (18)$$

式中子样分布函数 F_n 采用累积直方图, F_0 是本算法求得的混合偏移 Rayleigh 分布函数。显著性水平 α 等于 0.05, n 取 256。由于 n 较大, 用极限分布 D_α 近似临界值 $D_{n,\alpha}$, 得 $D_{n,\alpha}$ 等于 0.085。

从检验结果看, 对 SAR 图像 F1, D_n 为 0.07138; 对 F2, D_n 为 0.07832, 均小于 $D_{n,\alpha}$; 可见本文算法所用的混合偏移 Rayleigh 分布假设是成立的。在图 3 和图 4 中给出了

F1、F2 的归一化直方图 His-U 和 KI-J 算法基于 Gauss 分布的逼近直方图 His-G，PB-J 算法基于 Poisson 分布的逼近直方图 His-P 以及本文算法基于 Rayleigh 分布的逼近直方图 His-R。从图 3、4 中可以看出，His-P 尽管峰谷明显，但逼近效果最为不好，尤其是对高灰度的峰偏离严重，这与本文 2.4 节关于 Poisson 分布只有一个参数因而自由度不够的分析是一致的；His-R 和 His-G 的逼近效果相似，前者对 SAR 直方图中高灰度的峰有更好的逼近。应该说，用混合偏移 Rayleigh 分布去逼近 SAR 直方图，无论从分割效果还是逼近程度来说都优于用其它分布。

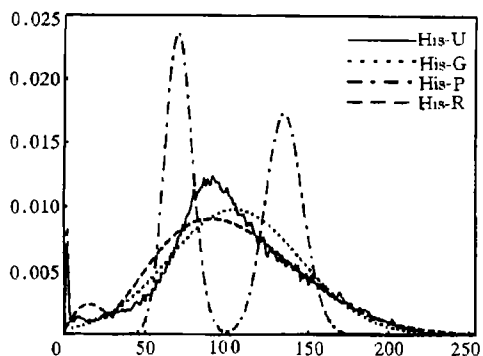


图 3 对 F1 的灰度直方图逼近结果

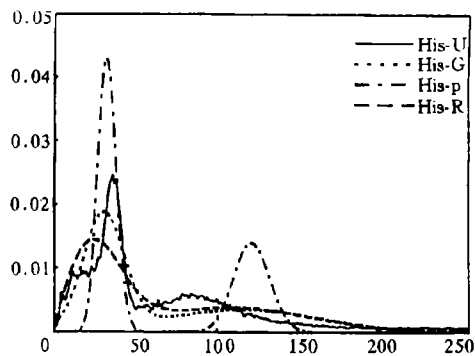


图 4 对 F2 的灰度直方图逼近结果

4 结 论

SAR 图像在遥感、军事、水文、地矿等领域有着广泛的用途，这是本文提出针对 SAR 图像的最小误差阈值化分割算法的重要原因。本文讨论了最小误差分割准则和算法，并从 SAR 图像灰度直方图的特点出发，提出了基于混合偏移 Rayleigh 分布假设的最小误差分割算法。与现有同类算法的实验比较结果表明本算法有良好的分割性能；Kolmogorov-Smirnov 双边假设检验证明 Rayleigh 分布假设是合理的。需要指出，我们对一些非 SAR 图像也进行了假设检验，发现有时 Rayleigh 分布假设不能成立。这既指出了本算法的局限性，也说明了在图像分割中必须根据图像特点和实际应用的要求，设计适用的算法和系统，而任何算法和系统都有其适用范围。

参 考 文 献

- [1] Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 1993, 26(9): 1277-1294.
- [2] Sahoo P K, et al. A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, 1988, 41(2): 233-260.
- [3] Gonzales R C, Wintz P. *Digital Image Processing*. London: Addison-Wesley, 1977, 325-327.
- [4] Kittler J, Illingworth J. Minimum error thresholding. *Pattern Recognition*, 1986, 19(1): 41-47.
- [5] Pal N R, Bhandari D. Image thresholding—Some new techniques. *Signal Processing*, 1993, 33(2): 139-158.
- [6] Zito R R. The shape of SAR histograms. *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, 1988, 43(3): 281-293.
- [7] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. on SMC*, 1979, SMC-9(1): 62-66.

- [8] Kittler J, Illingworth J. On threshold selection using clustering criterion. *IEEE Trans. on SMC*, 1985, SMC-15(5): 652-655.
- [9] Daniel W W. *Applied Nonparametric Statistics*. 2nd ed., Boston: PWS-KENT Pub., 1990, 319-321.

RAYLEIGH-DISTRIBUTION BASED MINIMUM ERROR THRESHOLDING FOR SAR IMAGES

Xue Jinghao Zhang Yujin Lin Xinggang

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract This paper presents a minimum error thresholding algorithm under the hypothesis that the gray level histogram of SAR image fitting to a mixture model of shifted Rayleigh distribution. This algorithm is applied to real SAR images and compared with traditional Otsu algorithm and other minimum error thresholding algorithms based on various models of histogram. The hypothesis of Rayleigh distribution model is confirmed by Kolmogorov-Smirnov testing and the results obtained show that the proposed new algorithm has good performance in image thresholding for SAR images.

Key words SAR image, Rayleigh distribution, Minimum error thresholding, Kolmogorov-Smirnov testing

薛景浩: 男, 1971 年生, 博士, 现主要从事图像分析、计算机视觉、模式识别的理论研究和应用开发工作.

章毓晋: 男, 1954 年生, 教授, 博士生导师, 现主要从事图像工程(图像处理、图像分析、图像理解及其工程应用)的研究和教学工作.

林行刚: 男, 1946 年生, 教授, 博士生导师, 现主要从事信号和信息处理、模式识别的研究和教学工作.