

文章编号: 1007-4619 (2003) 02-0118-07

基于相似性准则的 SAR 图像分割方法

郦苏丹, 张 翠, 王正志

(国防科技大学 自动控制系, 长沙 410073)

摘 要: 提出一种以似然差函数作为相似性衡量标准的 SAR 图像分割方法。首先根据 SAR 图像的强度分布特性, 通过仿真, 发现两个具有相同分布的均匀区域合并成一个区域后, 它们的似然差函数近似与区域的大小和均值无关, 而仅与 SAR 图像的视数有关。在此基础上对两个相邻区域的似然差函数进行简化, 获得它的概率密度函数的解析形式。选取一定的虚警率, 计算出两个相邻区域之间存在边界的似然差函数的阈值。然后根据似然差函数和区域的形状约束建立融合代价, 使得所有可以融合的区域按照一定的顺序融合。当没有区域可以进一步融合时, 就获得 SAR 图像的最终分割结果。

关键词: SAR; 似然差; 虚警率; 分割

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

合成孔径雷达(SAR)具有全天候和全天时的优势。随着技术的不断进步, 出现越来越高分辨率的星载和机载 SAR 传感器, 在军事和民用方面发挥巨大作用。但是 SAR 图像受到固有的乘法噪声的影响, 称为相关斑点噪声^[1], 它的存在给图像处理造成困难。通常的图像处理方法主要针对光学图像^[2]。这些方法基于这样一种前提: 图像中任意一点的观测信号接近真实信号, 真实信号与观测信号只有很小比例的区别。对 SAR 图像而言, 这些假设是不成立的, 因此通常的图像处理方法在 SAR 图像处理中表现较差。区域分割在 SAR 图像处理中是一个非常重要的步骤, 人类观察者理解场景的一个任务是将场景分解为各个区域, 每个区域具有某种一致的特征, 如颜色, 灰度或纹理等。分割可以帮助我们发现感兴趣的目标区域, 为目标识别提供条件。因此人们研究了一些算法来实现 SAR 图像的分割^[3,4]。在被称为卡通图的最简单的情况中, 我们将一幅图像分解为一系列区域的集合, 每个区域具有恒定的灰度。反过来, 我们可以假设真实的图像是卡通的, 而观测图像是一种有噪声的实现。本文提出一种以似然差函数作为相似性衡量标准的 SAR 图像分割

方法, 它根据图像的卡通模型, 通过检测观测图像的灰度特性, 尽量恢复具有相同反射系数的区域。

2 基于分块合并的图像分割算法

图像分割算法分为无监督分割和有监督分割两类。有监督的分割算法一般可以获得较好的分割结果, 但是需要预先的训练数据, 缺乏实时性。无监督分割算法还可以分为考虑全局性质和局部性质两大类。全局分割算法如灰度直方图全局门限法, c -均值算法等, 对于具有统计纹理特性的 SAR 图像而言, 要经过滤波之后才可以使使用这些算法, 滤波虽然减少了噪声的影响, 但是降低了图像的空间分辨率, 导致分割后的图像细节丢失。分块合并是一种比较常用的局部分割算法, 首先对图像进行粗分割, 然后对原始分割中的相邻块, 通过比较他们的统计参数, 有显著区别的区域被留下来, 相似的区域被合并, 连接后的区域重新排序并进一步合并, 这种策略一直迭代到剩下的区域无法再合并为止。这里的关键是提出合适的相似性检验准则, 使之与图像的特性相吻合。

基于切分与合并的方法已经有很多学者进行过研究, 如文献^[5-8]所示, 它们使用了不同的相似性检验准则。其中文献^[5]提出基于矩特征的 MUM 分

收稿日期: 2003-03-18; 修订日期: 2003-12-24

©1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

作者简介: 郦苏丹(1973—), 男, 博士研究生。1995年毕业于国防科技大学自动控制系, 1998年开始攻读博士学位, 主要从事遥感图像处理、遥感信息处理、SAR 图像特征提取与目标识别方面的工作。目前已发表论文十余篇。

割方法,它将 SAR 图像分割成小块,然后计算各个区域的一阶和二阶统计特性,得到

$$y = \frac{\frac{\bar{x}_A - \bar{x}_B}{\sigma \sqrt{1/N_A + 1/N_B}}}{\sqrt{\frac{(N_A - 1)S_A^2 + (N_B - 1)S_B^2}{\sigma^2} \frac{1}{N_A + N_B - 2}}} = \frac{\frac{\bar{x}_A - \bar{x}_B}{\sqrt{\frac{(N_A - 1)S_A^2 + (N_B - 1)S_B^2}{N_A + N_B - 2} \left(\frac{1}{N_A} + \frac{1}{N_B} \right)}}}{(1)}$$

因此 y 服从自由度为 $n = N_A + N_B - 2$ 的 t 分布。其中 N_A, N_B 为区域 A 和 B 的像素数, \bar{x}_A, \bar{x}_B 分别表示区域 A 和 B 的样本均值, S_A, S_B 为两区域的样本标准差。对于选定的置信度 $\alpha, 0 < \alpha < 1$, 可以确定相应的阈值 t_α , 使得 $p(t \geq t_\alpha) = \alpha$, 这样可以保证伪边界概率为 α 。概率思想的引入为阈值的确定提供了理论依据,使得算法具有稳健的效果。但这是一种通用方法,没有特别考虑 SAR 图像的特性,并且这种方法利用到区域的二阶统计特性,因此初始分割不能太小,否则二阶统计特性的估计将不准确。本文的方法是从另一个角度出发,考虑 SAR 图像的分布特性,利用似然差函数来获得区域之间的一致性描述,并不需要计算区域的二阶统计特性,提高了分割的精度。

3 似然差函数的定义

众所周知, Gamma 分布为 SAR 强度数据提供了很好的描述。因此,我们假设图像包含 r 块服从 Gamma 分布的均匀区域。第 j 块中的数据被描述为 $\{x_i | i = 1, \dots, N_j\}, I_j, \mu_j$ 和 $\nu_j, j = 1, \dots, r$ 分别表示相应区域数据块的标号集、均值和阶次参数。因此整个图像的概率密度函数表示为

$$p(x) = \prod_{j=1}^r \prod_{i \in I_j} \frac{\nu_j^{\nu_j}}{\Gamma(\nu_j) \mu_j^{\nu_j}} x_i^{\nu_j - 1} \exp\left[-\frac{\nu_j x_i}{\mu_j}\right] \quad (2)$$

令 $N_j = |I_j|$, 表示 I_j 中元素的数目, \bar{m}_j, \bar{w}_j 表示样本的均值和样本取对数后的均值, 即

$$\bar{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i \in I_j} x_i \quad (3)$$

$$\bar{w}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i \in I_j} \log(x_i) \quad (4)$$

$p(x)$ 的似然函数为

$$L = \log(p(x))$$

$$= - \sum_{i=1}^r N_j (\log \Gamma(\nu_j) - \nu_j \log(\nu_j) + \nu_j \log(\mu_j) - (\nu_j - 1) \bar{w}_j + \bar{m}_j \nu_j / \mu_j) \quad (5)$$

当 μ_j 和 ν_j 预先不知道时,通过最大似然估计令 $\partial L / \partial \mu_j = 0, \partial L / \partial \nu_j = 0$, 可以获得 μ_j 和 ν_j 的估计:

$$\mu_j = \bar{m}_j$$

$$\psi(\bar{\nu}_j) - \log(\bar{\nu}_j) = \bar{w}_j - \log(\bar{m}_j)$$

其中 $\psi(x)$ 为双 Gamma 函数。此时的似然函数为

$$L = - \sum_{i=1}^r N_j (\log \Gamma(\bar{\nu}_j) - \bar{\nu}_j \log(\bar{\nu}_j) + \bar{\nu}_j \log(\bar{m}_j) - (\bar{\nu}_j - 1) \bar{w}_j + \bar{\nu}_j) \quad (6)$$

下面我们来分析两个相邻区域融合的可能性。两个相邻区域之间存在边界的似然函数为

$$\lambda_{\text{split}} = - \sum_{j=1}^2 N_j (\log \Gamma(\bar{\nu}_j) - \bar{\nu}_j \log(\bar{\nu}_j) + \bar{\nu}_j \log(\bar{m}_j) - (\bar{\nu}_j - 1) \bar{w}_j + \bar{\nu}_j) \quad (7)$$

而这两个区域来自同一区域的似然函数为

$$\lambda_{\text{merge}} = - (N_1 + N_2) (\log \Gamma(\bar{\nu}_0) - \bar{\nu}_0 \log(\bar{\nu}_0) + \bar{\nu}_0 \log(\bar{m}_0) - (\bar{\nu}_0 - 1) \bar{w}_0 + \bar{\nu}_0) \quad (8)$$

如果我们假设所有的数据来自具有相同阶次参数的 Gamma 分布, 即 $\nu_0 = \nu_1 = \nu_2 = L$, 其中 L 为 SAR 图像的视数。则合并与分开的相似差函数为

$$\lambda_{\text{edge}} = L \left[- N_1 \log(\bar{m}_1) - N_2 \log(\bar{m}_2) + (N_1 + N_2) \log\left(\frac{N_1 \bar{m}_1 + N_2 \bar{m}_2}{N_1 + N_2}\right) \right] \quad (9)$$

用 λ_{edge} 来描述这两个区域之间存在边界的可能性, λ_{edge} 的值越大, 则两个区域之间存在边界的可能性越大, 反之则越小。为了决定是否合并两个区域, 需要给 λ_{edge} 设定阈值, 只有低于该阈值的相邻区域能够合并。对于一幅确定的图像来说, 视数 L 是固定的, 因此我们可以把 λ_{edge} 另记为:

$$\lambda_{\text{edge}} = - N_1 \log(\bar{m}_1) - N_2 \log(\bar{m}_2) + (N_1 + N_2) \log\left(\frac{N_1 \bar{m}_1 + N_2 \bar{m}_2}{N_1 + N_2}\right) \quad (10)$$

4 关于 λ_{edge} 的概率密度分布函数研究

4.1 λ_{edge} 的概率密度函数的仿真表现

对于为 λ_{edge} 设定的阈值 t , 我们希望获得检测边界的虚警率。从式 (10) 可以看出, λ_{edge} 是阶次参数 L , 区域大小及区域均值的函数。其中 \bar{m}_1 和 \bar{m}_2 也服从 Gamma 分布。从理论上要直接推导出一般情况下 λ_{edge} 的概率分布是非常困难的。受 [9, 10] 的

启发,我们通过仿真,产生两个具有相同 Gamma 分布的区域,即 $\mu_1 = \mu_2 = \mu$,对 λ_{edge} 进行大数据量的采样实现,获得 λ_{edge} 的近似概率密度分布。对 λ_{edge} 分布特性进行研究,发现它的近似规律,在此基础上对 λ_{edge} 的形式进行简化,可以获得简化条件下 λ_{edge} 的概率密度分布函数。根据置信度 α 选择阈值 t_α ,

使得 $P(\lambda_{\text{edge}} \geq t_\alpha) = \alpha$ 。在相邻两个区域服从同样分布的假设下,以 t_α 为阈值,如果 $\lambda_{\text{edge}} \geq t_\alpha$ 则认为两个区域之间存在边界,否则两个区域可以合并,这时出现边界误检测的概率为 α ,这为我们选择阈值提供了理论依据。

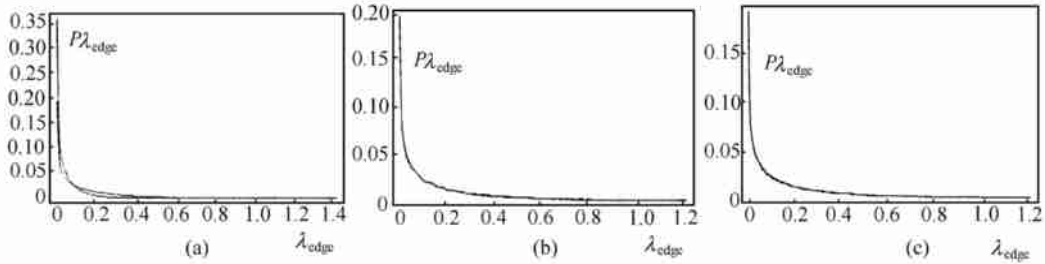


图 1 不同条件下 λ_{edge} 的概率密度函数形式

Fig.1 Pdf forms of λ_{edge} under different conditions

通过改变视数 L ,区域的大小 N_1, N_2 和均值 μ 来进行实验,考察他们对 λ_{edge} 分布的影响。对于每组选定的参数,对 λ_{edge} 采样 50000 次,然后考察每个单位区间 λ_{edge} 的概率(以 0.01 长度为 1 单位),结果如图 1 所示,其中图 1(a)是保持两个区域的大小和均值不变, L 分别取 3 和 10 时 λ_{edge} 的概率密度分布图;图 1(b)是保持 L 和两个区域的大小不变, μ 分别取 1, 11, 21 时 λ_{edge} 的概率密度分布图;图 1(c)是保持 L 和均值不变, $N_1 = 50, N_2$ 分别取 50, 100, 150 时 λ_{edge} 的概率密度分布图。通过对图 1(b)和图(c)的考察发现, λ_{edge} 的概率密度分布受区域大小 N_1, N_2 和均值 μ 的影响很小,从图上基本看不出来。为了进一步检验,我们做了大量的仿真,仿真的结果都证实了这一结论。图 1(a)的结果显示,在不同的视数下, λ_{edge} 的分布有着明显的不同。综上所述,我们可以得出如下近似结论:对于两个具有相同 Gamma 分布的区域, λ_{edge} 的分布仅与视数 L 有关,而与这两个区域的大小和均值无关。这样就可以简化 λ_{edge} 概率密度函数的形式。

4.2 对 λ_{edge} 的概率密度函数的描述

仿真分析已经获得了 λ_{edge} 的概率密度函数与区域的大小、区域均值及图像的视数之间的关系。下面我们试图获得 λ_{edge} 的概率密度函数的形式。从式(10)我们可以看出,对于一般形式下的 N_1 和 N_2 ,难以获得 λ_{edge} 的概率密度函数的解析解。因此我们首先选取最简单的区域形式,求得这种情况下

的 λ_{edge} 的概率密度函数,从它入手来研究一般形式下 λ_{edge} 的概率分布。

分析当 $N_1 = N_2 = N$ 时, λ_{edge} 的概率密度函数,此时 λ_{edge} 的表达式为:

$$\lambda_{\text{edge}} = \log \left[\left(\frac{x_1 + x_2}{2} \right)^{2N} \left(x_1 x_2 \right)^{-N} \right] = z \quad (11)$$

x_1 和 x_2 分别表示两个区域的平均强度,他们都服从期望为 μ ,视数为 NL 的 Gamma 分布。由于 $x_1 \geq 0, x_2 \geq 0$,因此以 x_1 为自变量,可以求出 x_2 的表达式:

$$x_2 = - \left[1 - 2e^{z/N} + 2e^{z/2N} \sqrt{e^{z/N} - 1} \right] x_1$$

$$\text{或 } x_2 = \left[-1 + 2e^{z/N} + 2e^{z/2N} \sqrt{e^{z/N} - 1} \right] x_1 \quad (12)$$

令 $Z = F(x_1, x_2)$,则变量 Z 的概率可以写为

$$P(Z \leq z) = \iint_{F(x_1, x_2) \leq z} f(x_1, x_2) dx_1 dx_2 \quad (13)$$

这里的积分区域 $G: F(x_1, x_2) \leq z$ 是由(12)式的两条曲线 $l_2 = - \left[1 - 2e^{z/N} + 2e^{z/2N} \sqrt{e^{z/N} - 1} \right] x_1$ 和 $l_1 = \left[-1 + 2e^{z/N} + 2e^{z/2N} \sqrt{e^{z/N} - 1} \right] x_1$ 所夹的平面区域,如图 2 所示。由于 x_1 和 x_2 相互独立,因此 Z 的概率可以改写为

$$P(Z \leq z) = \int_0^\infty f(x_1) \int_{l_1}^{l_2} f(x_2) dx_2 dx_1 \quad (14)$$

根据概率密度函数的定义,上式对 z 求导即可获得 z 的概率密度函数为

$$f_z(z) = \int_0^\infty f_1(x_1) \left[f_2(l_2) \frac{dl_2}{dz} - f_2(l_1) \frac{dl_1}{dz} \right] dx_1$$

$$= \int_0^\infty f_1(x_1) \left[f_2 \left[\left(-1 + 2e^{\frac{z}{N}} + 2e^{\frac{z}{2N}} \sqrt{e^{\frac{z}{N}} - 1} \right) x_1 \right] \right]$$

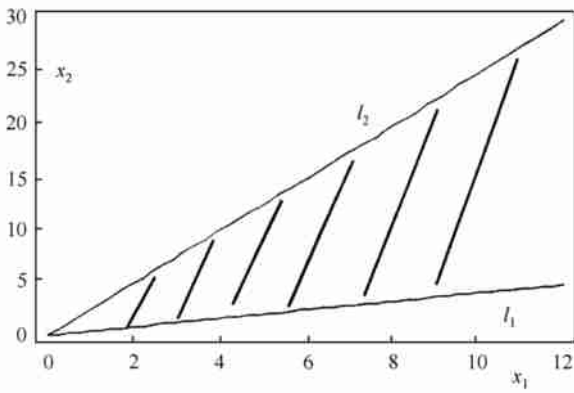


图 2 $z=0.2$ 时, 积分区域 $G: F(x_1, x_2) \leq z$ 的形式
Fig. 2 Form of the integrate region $G: F(x_1, x_2) \leq z$,
under the condition $z=0.2$

$$\begin{aligned} & \cdot \left[2 \frac{e^{\frac{z}{N}}}{N} + \frac{e^{\frac{3z}{2N}}}{N \sqrt{e^{\frac{z}{N}} - 1}} + \frac{e^{\frac{z}{2N}} \sqrt{e^{\frac{z}{N}} - 1}}{N} \right] \cdot x_1 \\ & - f_2 \left[- \left[1 - 2e^{\frac{z}{N}} + 2e^{\frac{z}{2N}} \sqrt{e^{\frac{z}{N}} - 1} \right] x_1 \right] \\ & \cdot \left[2 \frac{e^{\frac{z}{N}}}{N} - \frac{e^{\frac{3z}{2N}}}{N \sqrt{e^{\frac{z}{N}} - 1}} - \frac{e^{\frac{z}{2N}} \sqrt{e^{\frac{z}{N}} - 1}}{N} \right] \cdot x_1 \Big] dx_1 \end{aligned} \quad (15)$$

因此也就获得了 λ_{edge} 的概率密度函数。我们可以验证前面仿真结果的正确性, 以 $N=1, L=1$ 和 $L=4$ 两种情况下为例, 分别取 $\mu=1, 10, 100$ 时, 比较 λ_{edge} 的概率密度函数的取值。从表 1 可以看出, 对于单像素情况下, λ_{edge} 的概率密度函数与 μ 值无关。对于 $N>1$ 的情况, 我们可以得到相同的结论。下面比较在不同 N 条件下, λ_{edge} 的概率密度的变化。从表 2 可以看出, 在视数不变的前提下, λ_{edge} 的概率密度随 N 的变化非常小, 远不如受视数 L 的影响大, 且随着 N 的增大, λ_{edge} 的概率密度改变越来越小, 这一现象基本上和仿真的结论相一致。在获得 λ_{edge} 的概率密度描述后, 根据所处理图像的视数 L , 区域的大小 N 和设定的虚警率 P_{fa} 就可以决定阈值。

但是当 $N_1 \neq N_2$ 时, 情况比较复杂, 我们无法获得 λ_{edge} 的概率密度函数的解析形式。在这种情况下, 我们可以用一种近似的方法来获得阈值。设 $N=N_1$ 时对于虚警率 P_{fa} 的阈值为 t_1 , $N=N_2$ 时对于虚警率 P_{fa} 的阈值为 t_2 。根据仿真得到的结论, λ_{edge} 的概率密度函数受 N_1 和 N_2 的影响很小, 因此我们近似认为 $N_1 \neq N_2$ 时的阈值为 $t = \frac{t_1 + t_2}{2}$ 。

表 1 对于不同 L 和 μ 情况下, λ_{edge} 的概率密度函数的取值的比较

Table 1 Comparison of the pdf of λ_{edge} under the condition that L and μ are different

λ_{edge}	概率密度函数的取值			概率密度函数的取值		
	$L=1$			$L=4$		
	$\mu=1$	$\mu=10$	$\mu=100$	$\mu=1$	$\mu=10$	$\mu=100$
0.1	1.46659	1.46659	1.46659	2.37666	2.37666	2.37666
0.3	0.727578	0.727578	0.727578	0.647087	0.647087	0.647087
0.5	0.483468	0.483468	0.483468	0.23597	0.23597	0.23597
0.7	0.349946	0.349946	0.349946	0.0937412	0.0937412	0.0937412
0.9	0.263888	0.263888	0.263888	0.0387948	0.0387948	0.0387948

表 2 对于不同 L 和 N 情况下, λ_{edge} 的概率密度函数的取值的比较

Table 2 Comparison of the pdf of λ_{edge} under the condition that L and N are different

λ_{edge}	概率密度函数的取值			概率密度函数的取值		
	$L=1$			$L=4$		
	$N=1$	$N=5$	$N=10$	$N=1$	$N=5$	$N=10$
0.1	1.99053	2.05032	2.05803	2.37666	2.38886	2.39037
0.3	0.808504	0.801416	0.800457	0.647087	0.625906	0.623208
0.5	0.439857	0.420244	0.417689	0.23597	0.220006	0.217987
0.7	0.260667	0.240423	0.237805	0.0937412	0.0843705	0.0831917
0.9	0.160933	0.14352	0.141278	0.0387948	0.0337606	0.0331295

5 算法实现

5.1 初始化

开始合并前,需要对图像进行初始分割。在本文中我们不对图像进行初始分割,将每个像素作为一个单独的区域。我们这样做的基础是因为使用了数据比较准确的统计模型,特别是算法不需要估计任何区域的方差。因此分割后的图像和原始图像具有相同的分辨率。如果使用比较粗糙的初始分割,例如块状分割等,可以降低合并计算量,但是以牺牲分辨率为代价。

5.2 合并代价和停止准则

当方程(10)的值小于阈值,我们认为相邻的两个区域是可以合并的。如果找不到可以合并的区域,则分割结束。决定是否合并两个区域及何时停止合并仅依赖于所考虑的两个区域。在分割过程中,可能同时存在多个低于阈值的可合并区域对,必须决定以怎样的顺序来合并他们。合并的顺序非常重要,合并一对区域会形成一个新的区域,因此需要重新计算新区域和它的邻域的似然差,对后面的合并会产生较大的影响。我们希望获得达到理想分割的合并顺序,但是这是一个比较困难的寻优问题,进行最优解的广泛搜索是不现实的,因此我们在每一次都选择最佳的合并区域,这样可以得到近似最优解。

为了从所有候选的可合并集中选择最佳的合并区域,需要定义合并代价来对他们进行比较。比较明显的合并代价是使用方程(10),因为它是对两个区域相似性的直接衡量。这在图像的噪声比较小的时候可以产生好的分割效果,例如 SAR 图像的视数比较高。然而当数据噪声较大,视数较低时,算法会

将区域生长为非常不规则的形状,在区域边界产生锯齿。

考虑到实际的区域大多具有比较规则的形状,因此可以在合并代价中添加对形状的约束项。一种比较简单的约束是:两个区域之间的公共边界越长,他们越可能属于同一区域(在统计特性的差异相同情况下)。因此如果有两个相邻区域 1 和 2,他们之间的公共边界长度是 $Q_{1,2}$,它们之间的似然差为 λ_{edge} ,则合并这两个区域的代价定义为

$$C_{1,2} = \frac{\min(N_1, N_2) \lambda_{\text{edge}}}{Q_{1,2}^2} \quad (16)$$

合并代价的使用方法是:首先计算所有相邻区域的似然差,将他们与相应的阈值进行比较,得到似然差小于阈值的相邻区域集合,然后计算该集合中相邻区域的合并代价,对具有最小合并代价的相邻区域进行合并。

5.3 后期处理

经过前面的处理得到分割图像,我们以每一个区域的平均灰度作为该区域的灰度。在一些情况下,图像被分割成过多的区域,例如有些不相邻的区域,具有相似的统计特征但是无法用同一类标号来表示,因此可以引入全局性融合方法,减少分割的类别或将图像分割为给定的类别数。这里利用聚类方法,将局部融合处理得到的分割图像进一步分割为给定的类数。

6 结果分析

为了验证本文提出的算法的有效性,我们首先对一个仿真的 SAR 图像进行实验,如图 4 所示,(a)为随机产生的两个具有 Gamma 分布的区域,两个区



图 3 (a) 为随机产生的两个具有 Gamma 分布的区域,两个区域的视数都为 3,左边的均值为 5,右边的均值为 10;
(b) 为采用本文中算法的分割结果

Fig. 3 (a) Two regions generated with Gamma distribution, the number of look is 3, mean of left is 5, mean of right is 10;

(b) Result of segmentation with the algorithm in this paper

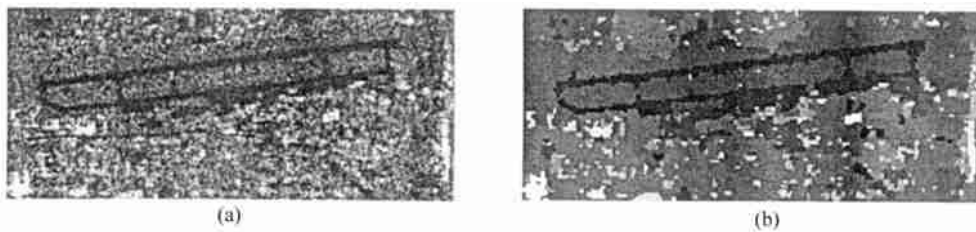


图4 (a) ERS-1 SAR 原图; (b) 为采用本文中算法的分割结果

Fig.4 (a) A original image of ERS-1 SAR; (b) Result of segmentation with the algorithm in this paper

域的视数都为3,左边区域的均值为5,右边的均值为10。我们使用虚警率 10^{-5} 对图像进行分割,对于真实 SAR 图像我们也应用这一虚警率。分割后的图像基本上还原了原图的两个区域,边界略有些不规则。要注意,我们在分割中并没有设定类别数,最后的类别数是在虚警率的限制下自动得出的。

图4(a)和图5(a)分别是一幅 ERS-1 SAR 机场图像和一幅航空 SAR 原野图像。其中 ERS-1 图像

分辨率为25米,航空 SAR 的分辨率为3米。以每个像素作为一个区域,对图像进行融合。从分割后的图像可以看出,ERS-1 图像中机场跑道完整的分割出来,并且边界保持的也比较规则,原图中的一些由建筑引起的亮斑或亮点也得到保存。航空 SAR 图像由不同的区域组成,受到较强的斑点噪声干扰,分割结果中原图比较突出的细节被很好地保留下来,并且区域基本恢复出来。

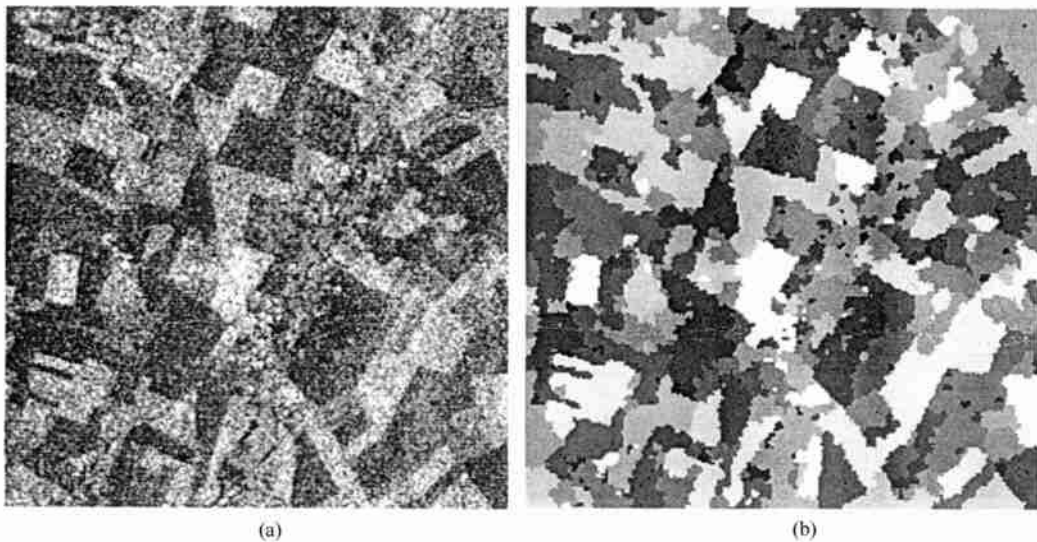


图5 (a) 航空 SAR 原图; (b) 为采用本文中算法的分割结果

Fig.5 (a) A original image of aerial SAR; (b) Result of segmentation with the algorithm in this paper

7 结论

本文在 SAR 图像统计特性的基础上,提出基于似然差函数的 SAR 图像分割方法,我们通过 λ_{edge} 来描述两个相邻区域的相似性程度,并且通过仿真获得 λ_{edge} 分布函数的近似特性。在此基础上对似然函数差进行简化,获得它的概率密度函数的解析形式,为融合过程中阈值的选择提供了理论基础。本方法在使用中不需要对图像进行预处理,在给定虚

警率的条件下可以自动的对图像进行分割处理。由于算法只使用要融合区域的局部信息,因此本算法可以保持小的和点状目标的细节,同时可以将小区域扩展为大区域。通过对仿真图和真实 SAR 图像的应用说明,本文的方法具有良好的表现。

参考文献 (References)

- [1] F. T. Ulaby, F. Kouyate, Texture information in SAR images [J], *IEEE Trans. Geosci. And Remote Sensing*, 1986, 24(1):235-241.
- [2] Wang Run-sheng, Image Understanding [M], Changsha: Publisher of NUDT, 1995. [王润生, 图像理解[M], 长沙: 国防科技大学

- 出版社,1995]
- [3] R. G. White, Change detection in SAR imagery [J], *Int. J. Remote Sensing*, 1991, **12**: 339—360.
- [4] R. Caves, S. Quegan, Qualitative comparison of the performance of SAR segmentation algorithms [J], *IEEE Trans. on Image Processing*, 1998, **7**(11):245—255.
- [5] R. Cook, MUM segmentation for SAR images [C], Proc. SPIE, 1994, 92—103.
- [6] A. M Cross, D. C. Mason, Segmentation of remote-sensed image by a split and merge process [J], *Int. J. Remote Sensing*, 1988, **9**(8):1329—1345.
- [7] Sankar, Nikil, Segmentation based on measures of contrast, homogeneity and region size [J], *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, 1987, **17**(5):340—351.
- [8] C. J. Oliver, Optimum edge detection in SAR [J], *IEE Proc. Radar. Sonar. Navig.*, 1996, **143**(1):31—40.
- [9] C. J. Oliver, Simultaneous mean and texture edge detection in SAR clutter [J], *IEE Proc. Radar. Sonar. Navig.*, 1996, **143**(6):391—340.

SAR Image Segmentation by Likelihood Criterion

LI Su-dan, ZHANG Cui, WANG Zhengzhi

(Department of Automatic Control, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In this paper, a kind of SAR image segmentation method based on the criterion of likelihood difference function is proposed. At first, based on the distribution property of SAR image, we get the following conclusions by simulation: After merging of two regions with same distribution, the difference of likelihood is approximately independent of the regional size and regional mean value, and only depends on the look number. On the basis of this conclusion, we simplify the likelihood difference function, and the analytic form of the probability distribution function is obtained. Giving the false alarm probability, we can calculate the threshold which indicates whether the adjacent regions can be merged. Then we construct merging cost according to the likelihood difference function and region shape constrains, and make regions to be merged with order. When there are no regions which can be merged, the final segmentation result is achieved.

Key words: SAR; likelihood difference; false alarm probability; segmentation