

典型 Otsu 算法阈值比较及其 SAR 图像水域分割性能分析

安成锦 牛照东 李志军 陈曾平
(国防科技大学 ATR 重点实验室 长沙 410073)

摘要: 遥感图像中水域呈现低灰度、灰度起伏小特性。该文从实时性出发,采用1维Otsu算法分割SAR图像。证明了两种典型Otsu分割算法的阈值关系,提出了分割性能评估方法,并通过实测SAR图像对比分析了多阈值分割与单阈值递归分割的水域分割性能。结果表明,与单阈值递归分割相比,多阈值分割能够更好地提取水域轮廓,且漏警率低,可应用于桥梁自动目标识别和景象匹配等方面。

关键词: 合成孔径雷达; 水域分割; 多阈值; 递归分割

中图分类号: TP75

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)09-2215-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01426

Otsu Threshold Comparison and SAR Water Segmentation Result Analysis

An Cheng-jin Niu Zhao-dong Li Zhi-jun Chen Zeng-ping
(ATR Key Lab, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Water shows low gray level and small wave from remote sensing images. As the fastest segmentation algorithm, 1D Otsu is used for Synthetic Aperture Radar (SAR) image segmentation. Level relation between multilevel Otsu and recursive Otsu is proved, and the evaluation of segmentation results is proposed, then quantitative comparison is given using SAR image. Results show that multilevel Otsu has better outline of water region, and can be used for SAR auto bridge recognition and scene matching.

Key words: SAR; Water segmentation; Multilevel threshold; Recursive segmentation

1 引言

水域识别是图像理解与解译中的重要问题。在桥梁自动目标识别与景象匹配中,都需要准确的水域识别予以辅助。因此,对其进行快速准确提取具有重要意义。

阈值分割是一种使用最为普遍、处理最为有效、实现最为简单的图像分割方法,其关键是如何选取阈值^[1]。文献[2]指出基于类别可分性准则的Otsu法因自适应强而成为广泛使用的分割算法,可快速对图像进行分割。1维Otsu法在图像质量较好的情况下,可以取得令人满意的效果。但当图像的噪声较强时,噪声的存在会极大地影响分割效果^[3]。SAR图像中水体后向散射作用很弱,在图像中主要表现为暗区;随着水域深度的减小,灰度值略微增大;水体在图像中灰度的波动明显弱于其它区域,属于SAR图像中的显著特征。采用1维Otsu方法对水域进行分割,相干斑噪声对分割结果影响不大。

当图像中只有一种目标和背景时,二值化阈值分割就获得较为满意的结果。SAR图像场景较大,景物类型较多,单阈值分割会将草地等陆地区域误分为水域,需要研究多个阈值分割水域方法。SAR图像中复杂场景分割一般采用多阈值方法和单阈值递归分割算法。

SAR图像水域特征识别框架如图1所示。其中预处理包括图像增强、相干斑抑制、图像均衡等;面特征描述包括采用像素集合的形式描述不同的分割区域,以及面特征轮廓提取等;由于SAR图像相干斑等的影响,分割后的图像杂散特征很多,需要通过面积等判断条件去除杂散点。由于篇幅所限,本文只介绍水域特征识别的两个关键步骤:水域分割及形态学滤波。本文研究了适用于工程化的水域自动分割方法,证明了两种典型Otsu分割方法:多阈值分割、单阈值递归分割的阈值关系,定义分割性能评估方法,利用实测SAR图像定量比较了两种方法的分割性能。

2 基于 Otsu 的水域分割

图像分割的目的一般为两类:一类是感兴趣区

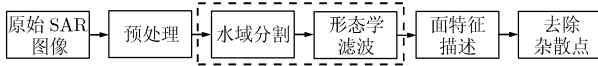


图1 SAR图像水域特征识别框架

域提取,例如将包含舰船、桥梁、水域等目标区域提取出来;另一类是针对地物分类的图像分割。本文的SAR图像分割属于第1类,仅需得到二值化图像,即水域类和非水域类。基于最大类间差的Otsu方法多采用多阈值方法和单阈值递归方法。

2.1 多阈值方法

水域在整个SAR图像中处于暗区,灰度值较低;陆地植被属于一个区域,灰度值较高;陆地上其它部分(建筑物等)属于另一个区域,灰度值最高。自动选取两个阈值 k_0 , k_1 ,将整个图像分为3类:水体类、植被类和陆地其它类。为得到完整的水域,合并植被类和陆地其它类,将图像变为二值图像,水域特征对应为二值图像中的“0”值点。

2.2 单阈值递归方法

单阈值递归方法: Lee等人的研究发现^[4],当目标面积大于整幅图像的30%时, Otsu方法分割性能接近最优值,但随着目标面积减小到10%以后,分割性能迅速下降。在大场景SAR图像中,水域面积一般较小,单阈值分割性能不佳。王国等有提出局部递归分割思想^[5,6],对单阈值分割方法进行改进。应用到本文中,步骤如下:先将整幅图像的所有像素看成是点集 S ,对 S 作Otsu分割,得到一个阈值 t_1 将其分为 B_1 , O_1 两个点集:

$$S \xrightarrow{\text{第1次Otsu分割}} B_1 + O_1 \quad (1)$$

式(1)中, B_1 的灰度级较低; O_1 的灰度级较高。此时还不能准确提取出水域目标。考虑到水域目标灰度级比较低,目标区域的像素应包含在 B_1 点集里。故对 B_1 点集进行2次Otsu分割,得到一比 t_1 小的阈值 t_0 ,将 B_1 分割为 B_0 和 O_0 两个点集:

$$B_1 \xrightarrow{\text{第2次Otsu分割}} B_0 + O_0 \quad (2)$$

式(2)中, B_0 的灰度级较低; O_0 的灰度级较高。一般来说,经过两次Otsu单阈值分割就可以把水域目标分离出来了。水域目标对应为 B_0 ,值为“0”, $O_0 + O_1$ 为非水域类,值为“1”。

2.3 两种方法阈值比较

命题1 设多阈值分割中阈值 $k_0 < k_1$,单阈值分割阈值分别为 t_1 , t_0 ,则 $k_1 \geq t_1$ 。

证明 设多阈值分割中,阈值 k_0 , k_1 将SAR图像自动分为3类。由文献[7]可知,

$$\sigma_B^2 = w_0(u_0 - u_T)^2 + w_1(u_1 - u_T)^2 + w_2(u_2 - u_T)^2 \quad (3)$$

其中 $w(k) = \sum_{i=1}^k p_i$, $w_0 = \sum_{i=1}^{k_0} p_i$, $w_1 = \sum_{i=k_0+1}^{k_1} p_i$,

$$w_2 = \sum_{i=k_1+1}^L p_i, \quad u(k) = \sum_{i=1}^k ip_i, \quad u_0 = \sum_{i=1}^{k_0} ip_i / w_0 =$$

$$u(k_0)/w(k_0), \quad u_1 = \sum_{i=k_0+1}^{k_1} ip_i / w_1 = \left(\sum_{i=1}^{k_1} ip_i - \sum_{i=1}^{k_0} ip_i \right)$$

$$\left/ \left(\sum_{i=1}^{k_1} p_i - \sum_{i=1}^{k_0} p_i \right) = \frac{u(k_1) - u(k_0)}{w(k_1) - w(k_0)}, \quad u_2 = \sum_{i=k_1+1}^L ip_i \right.$$

$\left/ \sum_{i=k_1+1}^L p_i$ 。代入式(3),进行化简得

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 &= w_0(u_0 - u_T)^2 + w_1(u_1 - u_T)^2 \\ &+ \sum_{i=k_1+1}^L p_i \left(\sum_{i=k_1+1}^L ip_i / \sum_{i=k_1+1}^L p_i - u_T \right)^2 \\ &= w(k_0) \left(\frac{u(k_0)}{w(k_0)} - u_T \right)^2 + (w(k_1) - w(k_0)) \\ &\cdot \left(\frac{u(k_1) - u(k_0)}{w(k_1) - w(k_0)} - u_T \right)^2 + (1 - w(k_1)) \\ &\cdot \left(\frac{u_T - u(k_1)}{1 - w(k_1)} - u_T \right)^2 \end{aligned} \quad (4)$$

对式(4)进行一定的变换,

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 &= \left\{ w(k_1) \left(\frac{u(k_1)}{w(k_1)} - u_T \right)^2 + (1 - w(k_1)) \right. \\ &\cdot \left. \left(\frac{u_T - u(k_1)}{1 - w(k_1)} - u_T \right)^2 \right\} + \left\{ w(k_0) \left(\frac{u(k_0)}{w(k_0)} - u_T \right)^2 \right. \\ &+ (w(k_1) - w(k_0)) \left(\frac{u(k_1) - u(k_0)}{w(k_1) - w(k_0)} - u_T \right)^2 \\ &\left. - w(k_1) \left(\frac{u(k_1)}{w(k_1)} - u_T \right)^2 \right\} \end{aligned} \quad (5)$$

记 $w(k_0) \left(\frac{u(k_0)}{w(k_0)} - u_T \right)^2 + (w(k_1) - w(k_0))$

$$\cdot \left(\frac{u(k_1) - u(k_0)}{w(k_1) - w(k_0)} - u_T \right)^2 - w(k_1) \left(\frac{u(k_1)}{w(k_1)} - u_T \right)^2 = \sigma_B'^2,$$

对 $\sigma_B'^2$ 进行化简得

$$\begin{aligned} \sigma_B'^2 &= \frac{u(k_0)^2}{w(k_0)} + \frac{(u(k_1) - u(k_0))^2}{w(k_1) - w(k_0)} - \frac{u(k_1)^2}{w(k_1)} \\ &= \frac{(u(k_0) - u(k_1)w(k_0)/w(k_1))^2}{w(k_0)(1 - w(k_0)/w(k_1))} \end{aligned} \quad (6)$$

记 $\sum_{i=1}^{k_1} N_i = N'$, $N_i/N' = p'_i$, $\sum_{i=1}^{k_0} ip'_i = u'(k_0)$,

$\sum_{i=1}^{k_1} ip'_i = u'(k_1) = u'_T$,则 $N = N'/w(k_1)$ 。代入 $u(k_0)$,

$u(k_1)$ 定义, 得

$$u(k_0) = \sum_{i=1}^{k_0} iN_i / N = w(k_1) \sum_{i=1}^{k_0} iN_i / N' \\ = w(k_1) u'(k_0) \quad (7)$$

$$u(k_1) = \sum_{i=1}^{k_1} iN_i / N = w(k_1) \sum_{i=1}^{k_1} iN_i / N' \\ = w(k_1) u'(k_1) = w(k_1) u'_T \quad (8)$$

将式(7), 式(8)代入式(6)得

$$\sigma_B'^2 = \frac{w^2(k_1) \left(u'(k_0) - u'_T w(k_0) / w(k_1) \right)^2}{w(k_0) \left(1 - w(k_0) / w(k_1) \right)} \quad (9)$$

记 $w(k_0) / w(k_1) = w'(k_0)$, 则

$$\sigma_B'^2 = \frac{w^2(k_1) \left(u'(k_0) - u'_T w'(k_0) \right)^2}{w(k_0) \left(1 - w'(k_0) \right)} \\ = \frac{w(k_1) \left(u'(k_0) - u'_T w'(k_0) \right)^2}{w'(k_0) \left(1 - w'(k_0) \right)} \quad (10)$$

将式(10)代入式(5)得

$$\sigma_B^2 = \left\{ w(k_1) \left(\frac{u(k_1)}{w(k_1)} - u_T \right) \right. \\ \left. + (1 - w(k_1)) \left(\frac{u_T - u(k_1)}{1 - w(k_1)} - u_T \right) \right\}^2 \\ + w(k_1) \frac{\left(u'_T w'(k_0) - u'(k_0) \right)^2}{w'(k_0) \left(1 - w'(k_0) \right)} \quad (11)$$

其中

$$w(k_1) \left(\frac{u(k_1)}{w(k_1)} - u_T \right)^2 + (1 - w(k_1)) \left(\frac{u_T - u(k_1)}{1 - w(k_1)} - u_T \right)^2$$

为以 L 为总的灰阶数目进行单阈值分割对应的类间方差, $\frac{\left(u'_T w'(k_0) - u'(k_0) \right)^2}{w'(k_0) \left(1 - w'(k_0) \right)}$ 相当于以 k_1 为总的灰阶

数目进行单阈值分割对应的类间方差。在单阈值递归分割中, 阈值 t_1 为以 L 为总的灰阶数目进行单阈

值分割对应的阈值, 即可以使

$w(k_1) \left(\frac{u(k_1)}{w(k_1)} - u_T \right)^2 + (1 - w(k_1)) \left(\frac{u_T - u(k_1)}{1 - w(k_1)} - u_T \right)^2$ 达到最大, 而阈值 t_0 使以 t_1 为总的灰阶数目进行单

阈值分割对应的类间方差 $\frac{\left(u'_T w'(k_0) - u'(k_0) \right)^2}{w'(k_0) \left(1 - w'(k_0) \right)}$ 达到最大。观察式(11)可以看出, 多阈值分割对应的类间方差与单阈值分割相比多了个系数 $w(k_1)$, 而 $w(k_1)$ 随着 k_1 的增大而增大, 所以, 使 σ_B^2 达到最大的阈值 k_1 大于等于单阈值分割中的起始阈值 t_1 。

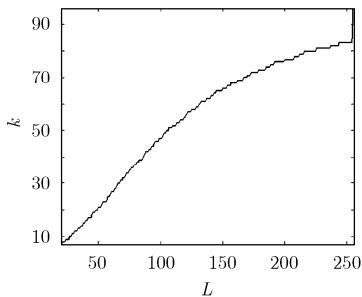
证毕

为比较单阈值分割中分割阈值 k 与总的灰阶数目 L 的关系, 随机选取3幅实测水域SAR图像, 得到不同 L 对应的分割阈值 k , 如图2所示。观察图像发现, 对于单阈值分割, 阈值 k 是总的灰阶数目 L 的单调递增函数。对多幅水域SAR图像进行单阈值分割可以得到相同的结论。对于多阈值分割, 在确定 k_1 后, 由式(11)知使类间差达到最大的阈值 k_0 即为以 k_1 为总的灰阶数目进行单阈值分割对应的阈值。而单阈值递归分割的阈值 t_0 为以 t_1 为总的灰阶数目进行单阈值分割对应的阈值。由命题1知阈值 $k_1 \geq t_1$, 因此, $k_0 \geq t_0$ 。采用不同分割方法对图2中采用的图像1、图像2、图像3进行阈值分割, 分割阈值如表1所示, 其数值也验证了 $k_0 \geq t_0$ 。

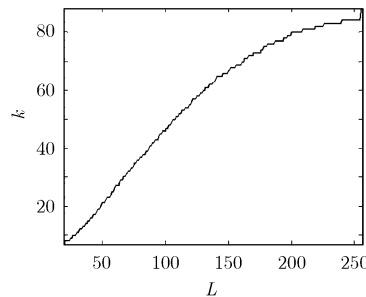
表1 不同图像两种方法分割阈值

	多阈值分割		单阈值递归分割	
	k_1	k_0	t_1	t_0
图像1	146	65	96	46
图像2	126	58	88	41
图像3	122	58	80	39

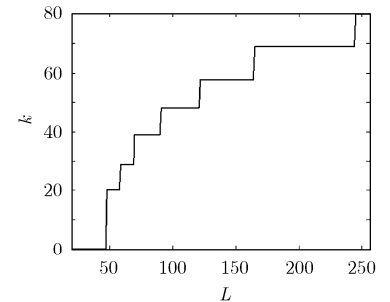
结合命题1, 可以得出水域分割中多阈值分割对应的阈值高于单阈值递归分割对应的阈值。



(a) 图像1 不同灰阶数目对应的分割阈值



(b) 图像2 不同灰阶数目对应的分割阈值



(c) 图像3 不同灰阶数目对应的分割阈值

图2 不同图像阈值与灰阶数目的关系

2.4 形态学滤波

对2.1节, 2.2节得到的二值图像依次用数学形态学的膨胀、腐蚀方法进行处理, 改善图像质量。数学上, 腐蚀、膨胀定义为集合运算。膨胀是在二值图像中“加长”及“变粗”的操作, 而腐蚀是“收缩”或“细化”二值图像中的对象。“加长”或“收缩”的方式和程度由结构元素控制。假设二值图像为 $A(x, y)$, 结构元素为 $B(x, y)$, 则它们分别定义为膨胀:

$$A(x, y) \oplus B(x, y) = \{(x, y) | B(x, y) \cap A(x, y) \neq \emptyset\} \quad (12)$$

腐蚀:

$$A(x, y) \ominus B(x, y) = \{(x, y) | B(x, y) \subseteq A(x, y)\} \quad (13)$$

本文中, 膨胀腐蚀的目的是滤除Otsu粗分割带来的细小黑团块。实际应用中, 由于二值图像中“0”值点比“1”值点少, 对“0”值点进行腐蚀膨胀, 可以大大减少运算量。

2.5 水域分割性能评估方法

为客观比较上述两种算法性能, 提出分割性能评估指标。

(1)漏警率: 提取的虚假像素个数与真实像素个数的比值, 最优值为0, 此时所有的像素都被提取出来。

(2)虚警率: 提取的虚假像素个数与总的提取像素个数的比值, 最优值为0, 此时提取的像素都是正确的。

(3)分割品质:

$$\text{quality} = \frac{\text{提取的水域像素个数}}{\text{真实像素个数} + \text{提取的虚假像素个数}} \quad (14)$$

分割品质是对分割性能的一种综合评估, 融合考虑了虚警率和漏警率, 最优值为1, 此时不仅所有的像素都被提取出来了, 并且提取的像素都是正确的。

(4)轮廓精度: 分割得到的正确轮廓与真实轮廓

的平均距离。

$$\text{RMS} = \frac{1}{N} \left\{ \sum_i \left[\sum_{a \in A_i} \min_{b \in B_i} d(a, b) \right] \right\} \quad (15)$$

其中 A_i 表示提取的不同轮廓, N 表示 A_i 的总像素数, B_i 表示 A_i 对应的真实轮廓。 d 表示距离测度, 可以采用欧式距离。RMS 越小, 表示分割精度越高, 后续提取的面特征越适用于景象匹配。最优值为0, 此时提取的轮廓与真实轮廓完全重合。

(5)均匀度: 文献[8]采用式(16)衡量分割后图像内部各区域均匀性。pp 越大, 水域分割质量越好。

$$\text{pp} = 1 - \frac{1}{C} \sum_i \left\{ \sum_{(x, y) \in R_i} \left[f(x, y) - \frac{1}{A_i} \sum_{(x, y) \in R_i} f(x, y) \right]^2 \right\} \quad (16)$$

其中 R_i 为不同的分割区域, C 为归一化系数, $f(x, y)$ 为点 (x, y) 的像素强度值, A_i 为 R_i 的像素个数。

(6)运算时间: 在同一环境下, 运行各种算法, 比较运行时间。运算时间越短, 工程实用性越强。

3 实验结果及分析

以一幅10 m分辨率的RadarSat-1水域目标图像为例, 图3给出了水域识别结果。其中图3(a)所示的原始SAR图像场景是丘陵地区, 由于高程起伏等的影响, 非水域地区存在很多小暗区。图3(b), 3(e)分别是多阈值、单阈值递归分割的二值化结果。图像中存在很多细小黑团块, 对应SAR图像中较小面积景物的内部区域。由2.3节可知多阈值分割中的水域阈值大于单阈值递归分割的阈值, 对应到图像中, 图3(b)的黑团块远多于图3(e), 图3(e)存在水域过分割情况。图3(c), 3(f)所示分别为对图3(b), 3(e)进行形态学闭运算的结果。从图3(c), 3(f)可以看出, 形态学滤波能够滤除大多数杂散黑团块, 但大于结构元素的杂散黑团块遗留了下来。结构元素的选取对改善分割质量至关重要。选取过大, 不仅运算量

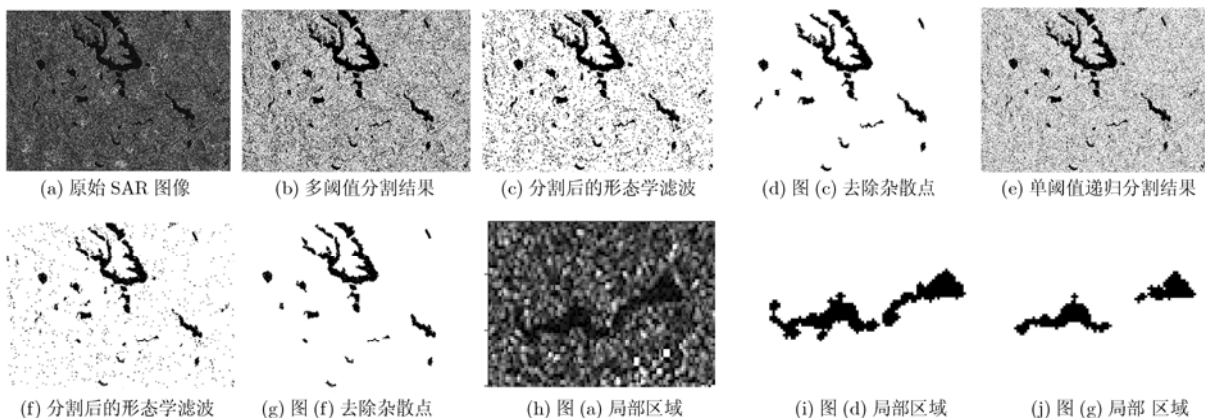


图3 不同算法分割结果

增大,而且水域特征也可能被当作杂散点被滤除,造成漏警;选取过小,杂散点过多,增加后续处理的复杂度。经反复实验,采用 3×3 十字型模板,对“0”值像素进行腐蚀膨胀滤波,效果较好。

按照图1所示的步骤对形态学滤波后的二值图像进行处理,采用连通域提取的方法描述不同面特征,并合并季节、相干斑等影响造成的面特征断裂。真实水域具有一定的面积,而较小景物分割虚警对应的面积很小,可以根据面积门限的判别去除杂散点,减少水域特征虚警,结果如图3(d), 3(g)所示。比较图3(a), 3(d), 3(g)可以看出,经过面积门限判别后的水域特征不存在虚警,但或多或少都存在漏警问题。经验证,在主水域提取完整的前提下,小面积水域漏警对桥梁分割、景象匹配等应用带来的影响可以忽略,但水域虚警带来的影响较大,不能忽略。因此,面积门限大多设置较大,在保证一定检测概率的同时尽量减少虚警。

图3(h), 3(i), 3(j)分别对应同一区域图3(a), 3(d), 3(g)的放大结果。图3(i)中对应的河流特征存在断裂情况,这是由于SAR图像相干斑造成的,但河流主体被提取出来,对后续应用影响不大。但是图3(j)中同一区域断裂严重,会影响桥梁识别等后续应用。比较图3(i), 3(j)可以直观的看出,多阈值分割对应的水域特征质量远高于单阈值递归分割对应的水域特征质量。

利用2.5节提出的评估方法,对不同算法的水域分割结果进行量化,如表2所示。可以看出,多阈值分割运行时间略大于单阈值递归分割的时间,但也能达到实时性。前者均匀度略低于后者,这是由于单阈值递归分割门限低于多阈值,其灰度起伏相对较低。同时也可以看出,多阈值分割无论从虚警率、漏警率还是轮廓精度来看都大大优于单阈值递归分割。综上所述,采用多阈值分割算法对SAR图像水域进行分割不仅可以达到实时性要求,而且其分割性能可以满足后续的景象匹配等应用要求。

4 结论

本文证明了多阈值分割和单阈值递归分割的门限关系,提出了水域分割的性能评估方法,将其应

用于SAR图像水域特征识别,比较得出多阈值分割方法对SAR图像水域分割性能较优。实测数据表明,多阈值分割不仅能保证算法实时性,而且分割后的水域识别虚警率漏警率很低,具有实用价值,得到的水域特征可用于桥梁自动目标识别和景象匹配等方面。

参考文献

- [1] 吴一全,潘喆,吴文怡. 二维直方图区域协分阈值分割及快速递归算法[J]. 通信学报, 2008, 29(4): 77-83.
Wu Yi-quan, Pan Zhe, and Wu Wen-yi. Image thresholding based on two-dimensional histogram oblique segmentation and its fast recurring algorithm[J]. *Journal on Communications*, 2008, 29(4): 77-83.
- [2] 康怀祺,陈保国. 基于分形的改进 Otsu 红外图像分割算法[J]. 红外技术, 2009, 31(6): 359-361.
Kang Huai-qi and Chen Bao-guo. Improved Otsu segmentation algorithm for IR image based on fractal algorithm[J]. *Infrared Technology*, 2009, 31(6): 359-361.
- [3] 朱俊,王世晔,计科峰,粟毅. 一种适用于 SAR 图像的 2 维 Otsu 改进算法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(1): 14-18.
Zhu Jun, Wang Shi-xi, Ji Ke-feng, and Su Yi. Improved 2D otsu algorithm for SAR images[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(1): 14-18.
- [4] Lee S U, Chung S Y, and Park R H. A comparative performance study of several global thresholding techniques for segmentation[J]. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1990, 52(2): 171-190.
- [5] 王国有,邹玉兰,凌勇. 基于显著性的 OTSU 局部递归分割算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2002, 30(9): 57-59.
Wang Guo-you, Zou Yu-lan, and Ling Yong. An algorithm for salience-based local recursive Otsu segmentation[J]. *Huazhong University of Science and Technology(Nature Science Edition)*, 2002, 30(9): 57-59.
- [6] 陶文兵,刘李漫,田金文,柳健. 采用递归门限分析的红外目标分割[J]. 光电工程, 2004, 31(10): 46-49.
Tao Wen-bing, Liu Li-man, Tian Jin-wen, and Liu Jian. A recursive threshold analysis for infrared object segmentation[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2004, 31(10): 46-49.
- [7] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [8] 高贵,匡纲要,李德仁. 高分辨率 SAR 图像分割及目标特性提取[J]. 宇航学报, 2006, 27(2): 238-244.
Gao Gui, Kuang Gang-yao, and Li De-ren. High resolution SAR image segmentation and target's feature extraction[J]. *Journal of Astronautics*, 2006, 27(2): 238-244.

安成锦: 女, 1982年生, 博士生, 研究方向为SAR图像解译、景象匹配。
牛照东: 男, 1982年生, 博士生, 研究方向为图像处理与理解、自动目标识别与跟踪。
李志军: 男, 1983年生, 博士生, 研究方向为图像处理与理解、自动目标识别。
陈曾平: 男, 1967年生, 博士生导师, 主要从事目标识别、雷达信号处理等方向研究。

表 2 不同图像两种方法分割性能评估指标

	漏警率	虚警率	分割品质	轮廓精度(像素)	均匀度	运行时间(s)
多阈值分割	0.0653	0	0.9347	0.0279	0.9991	0.016
单阈值递归分割	0.2208	0	0.7792	0.7657	0.9992	0.008