

文章编号: 1007-4619(2007)04-0452-08

基于引力场增强的 SAR 图像舰船检测方法研究

田巴睿^{1,2,3}, 孙根云^{1,3}, 王超^{1,2}, 张红^{1,2}

(1. 中国科学院 遥感应用研究所国家遥感重点实验室, 北京 100101;

2. 中国科学院 中国遥感卫星地面站, 北京 100086; 3. 中国科学院 研究生院, 北京 100049)

摘 要: 船只检测是实现船只航行安全的重要措施之一, 利用 SAR 图像可实现船只检测。然而, 传统的一些方法一般容易受到 SAR 图像斑噪的影响, 在检测结果中产生大量的虚警。为解决这一问题, 本文提出了一种基于引力场增强的舰船检测方法。该方法利用像素与其邻域内像素的相互作用可对目标像素增强的效应, 有效地抑制了斑噪像素和背景像素的强度, 凸显了目标。由于增强后的像素已经不满足对海面区域的均质性假设, 因此直接使用恒虚警检测算法对图像进行全局检测并不能够得到很好的效果, 据此本文引入了一个基于均质区域自适应分割的改进的 K-CFAR 检测算法, 将图像分割为不同大小的一系列均质区域, 并分别对各个均质区域使用一个改进的 K-CFAR 检测器对船只目标进行检测。最后, 使用 Radarsat-1 数据和 Envisat ASAR 数据对本文算法进行了验证。实验表明, 本文提出的方法能够有效地凸显弱目标, 增加检测准确性, 降低检测的虚警概率。

关键词: 引力场增强; 舰船检测; SAR; 自适应分割; 改进的 K-CFAR

中图分类号: TP752.1 **文献标识码:** A

A Ship Detection Method in SAR Image Based on Gravity Enhancement

TIAN Si-mei^{1,2,3}, SUN Gen-yun^{1,3}, WANG Chao^{1,2}, ZHANG Hong^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Remote Sensing Institute of Remote Sensing Applications Chinese Academy of Sciences Beijing 100101, China;

2. China Remote Sensing Satellite Ground Station Chinese Academy of Sciences Beijing 100086, China;

3. Graduate School of the Chinese Academy of Sciences Beijing 100049, China)

Abstract: Automatic ship detection with SAR imagery is one of the important applications with SAR data and it is widely used in many areas such as fishery monitoring, environment protection, coastal security and military application. A large amount of ship targets detection researches using SAR data have been conducted since 1980s and many detection techniques have been proposed. However, most of the traditional ship detection methods can be affected by the SAR speckle and background clutter and many false alarms may be introduced in the detection results. To improve the ship detection capability, a new ship detection method which is based on the gravity enhancement is proposed in this paper. Initially, the targets pixels are enhanced by the interactions between themselves and their neighbors and it is proved that SAR speckle and background clutter will be suppressed after the enhancement as well as the contrasts between targets and clutter have been greatly increased. Then, as the enhanced SAR imagery may not satisfy the homogenous hypothesis, an improved K-CFAR detector based on an adaptive segmentation algorithm is applied to the enhance imagery. The adaptive segmentation algorithm segments the whole marine area into a series of homogenous sub-images by the homogenous test and the improved K-CFAR detector, which can adaptively choose probability density function (pdf), will be applied to each sub-image to detect the ship targets. Finally, some Radarsat-1 data and Envisat

收稿日期: 2006-02-28; 修订日期: 2007-01-07

基金项目: 国家自然科学基金资助 (编号: 40501044 和 40601058)

作者简介: 田巴睿 (1981-), 男, 2003 年毕业于南京大学城市与资源学系自然地理专业, 现为中国科学院遥感应用研究所博士研究生。主要从事合成孔径雷达图像处理, 自动目标识别等方面的研究。E-mail: phonix2000@126.com.

ASAR data are used to validate the algorithm mentioned in this paper. Experimental results demonstrate that the ship detection algorithm based on gravity enhancement can effectively enhance ship targets as well as suppress speckle and clutter, therefore, detection rate will be increased and the false alarm rate will be reduced.

Key words: gravity enhancement; ship detection; SAR; adaptive segmentation; improved K-CFAR detector

1 引言

与光学传感器和多光谱传感器相比, SAR 作为一种主动式微波传感器,它能够不受光照和天气的限制,实现全天时、全天候对船只的位置、形状、大小和速度等特征进行监测,已成为目前海上舰船监测的主要手段之一。

基于 SAR 图像的舰船检测方法主要可分为两大类。一类直接利用了船只目标在 SAR 图像中的成像机理,即在 SAR 成像时,舰船可与海面构成角反射器,并且舰船表面的突出物也容易构成角反射器,因此在 SAR 图像上呈现为亮点。而对星载海洋 SAR 图像,当海面比较平静(风速小于 2 m/s)时,海面对雷达波束表现为镜面反射,回波信号比较弱,此时背景很暗;在海风比较强烈的情况下,海面发生 Bragg 共振散射,回波信号较强,背景偏亮。在上述两种情况下,船舶均有远强于海面背景的角反射回波信号^[1]。因此船只目标在 SAR 图像上表现为暗背景下的亮目标,这种方法其实质就是检测暗背景下的亮点目标。另一类方法则是利用运动舰船的尾迹进行检测。运动船只的尾迹可能是由船舶直接产生的表面波,或是由船体排水和螺旋桨喷射造成的湍流引起的,或是船舶在一定的层化条件下产生的内波。一般来说,船只的尾迹在图像上的尺寸远大于舰船本体,因此在尾迹存在的情况下,对尾迹检测要比检测舰船目标容易。同时由于运动舰船的距离向速度分量导致了回波信号多普勒频率的平移,因此图像上运动船只的位置并不是其实际位置,而根据其尾迹则可以确定船只位置^[1]。

由于其他的海洋特征,如前波和内波,可能会覆盖尾迹信号^[2],同时只有运动船只才存在尾迹,因此单纯使用尾迹方法进行检测的例子并不多见,目前仍然以点目标船只检测方法为主,尾迹仅仅被用来增加检测的准确性和确定运动船只位置。Rey 在 1990 年提出用 CFAR 来检测海面的船只^[3],这种方法根据雷达杂波模型确定的杂波分布概率密度函数(pdf),利用最大似然方法估计 pdf 参数,然后由 CFAR 算法求得全局阈值对图像进行分割。挪威

Knut Eldhuset^[4]1996 年提出了局部阈值方法,这是一种利用移动窗口计算局部阈值来提取目标的方法^[4]。1999 年周红建等人提出了自适应阈值法来检测船只^[5],这是一种利用图像的统计特性,自适应地计算检测船只全局阈值的方法。2000 年加拿大的姜青山等学者提出了利用概率神经网络模型(PNN)法来检测船只^[6],这种算法以高斯函数作为权函数,利用 PNN 对图像样本进行训练,得到图像灰度概率密度分布函数后,利用 CFAR 算法求得全局阈值对图像进行分割。这几种方法中 PNN 算法是针对 8 位 256 位灰度数据进行处理,而 SAR 图像数据多为 16 至 64 位数据,在处理时需要预先进行灰度映射,这样将会造成信息的丢失和虚警的增加,同时极端情况下可能会出现算法不收敛的问题。而 CFAR 算法和自适应阈值算法针对全图采用单阈值进行分割时,容易忽略舰船目标的某些细节信息,造成目标的断裂和细节信息的丢失。而利用移动窗口的局部阈值分割算法在斑噪较多、海面风浪较大时,容易受到斑噪的影响,造成大量的虚警,同时该处理过程的速度较慢,不能满足实际应用的需要。鉴于此,本文提出了基于引力场增强的检测方法,该方法先采用引力场理论对舰船目标进行增强,然后再对图像进行自适应分割,并使用一种改进的 K-CFAR 检测器对目标进行检测。由于目标增强有效地提高了图像目标与背景的对比度,同时一定程度上抑制了斑噪对目标的干扰,因此改善了高斑噪条件下目标检测的结果;由于增强是对整体目标作用的,因此也有效地保护了目标的细节信息。

2 基于引力场增强的舰船检测方法

2.1 基于引力场的舰船目标增强

在 SAR 图像上,海洋船只目标一般都是由具有相似强度的相邻像素构成的高亮图斑。因此对于船只目标来说,舰船像素附近的像素有较大的可能也为舰船像素,这种可能性与其自身的强度大小和该像素周围舰船像素的数量成正比,而与该像素和其他舰船像素的距离成反比,因此可以认为图像中的像素与其周围一定邻域内的像素之间存在相互作用

用,这种相互作用表征了受到该作用的像素与周围像素构成舰船目标的趋势,它与其周围高亮像素数量和强度以及其自身强度值成正比,而反比于该像素与其他高亮像素之间的距离。显然,这种作用越大,意味着该中心像素周围高亮像素数量越多,或中心像素越接近高亮像素,从而也就越有可能为舰船像素。

根据上述分析可知,这种像素之间的相互作用与引力场中的单元间作用力极为相似,因此在对这种相互作用建模时,引入了物理学中的引力的概念来对这种像素间的相互作用进行描述。将二维 SAR 图像看作一个二维引力场,图像的不同像素代表了引力场中的不同物体,则这种相互作用可以定义为

$$G_g(i, j) = \sum_{k, l \in R} m \frac{I_1(i, j) I_1(k, l)}{r^2} \quad (1)$$

式中, $G_g(i, j)$ 为像素 (i, j) 所受的周围像素作用力; $I_1(i, j)$, $I_1(k, l)$ 分别为原始图像上 (i, j) 处和 (k, l) 处的强度值; $r = \sqrt{(i-k)^2 + (j-l)^2}$ 为点 (i, j) 和点 (k, l) 之间的距离; R 为预先定义的引力作用半径; m 为引力场作用系数。

这个作用力的值即代表了当前像素是舰船目标构成像素的可能性,这个值越大,则该像素越有可能是舰船目标的组分像素。因此,为有效地增强图像背景与目标的对比度,凸显目标,抑制 SAR 图像斑噪对目标像素的干扰,可以将这个值作为增强后图像像素的新强度值。但对舰船边缘像素,由于其周围的背景像素较多, (2) 式计算所得的相互作用的值可能会与其紧邻的背景像素值较为接近,从而造成误判。为增加船只边缘像素与背景像素的对比度,在增强结果中加入像素自身的内应力作用来增强其与附近背景像素的反差,其内应力定义为:

$$F_n(i, j) = m I_1^2(i, j) \quad (2)$$

式中, $I_1(i, j)$ 为原始图像上 (i, j) 处的强度/灰度值。

于是,可以得到最终增强后的图像像素为

$$I_g(i, j) = G_g(i, j) + F_n(i, j) \quad (3)$$

式中, $F_n(i, j)$ 为原始图像上 (i, j) 处的内应力, $G_g(i, j)$ 为点 (i, j) 处的新像素值。

通过上述基于引力场理论的增强,图像中所有像素强度值都得到了增加,但由于船只像素强度值的增加远大于海洋背景像素和斑噪像素,因此目标与背景的对比度大大增加,从而提高了对目标的检测概率。为具体说明引力场增强算法对船只目标的

增强效果,下面分 5 种情况对引力场增强算法的效果进行讨论。

(1) 强舰船目标组分像素

显然这部分像素由于自身原始强度值就较高,加上周围也多为高亮的舰船目标组分像素,因此经过引力场增强后,这部分像素的强度值的增加也最大,在增强后的图像中仍然表现为高亮像素。

(2) 强度值较小的强舰船目标组分像素

这部分像素的原始强度值较小,在检测中常被当作背景像素而被忽略,从而在高分辨率图像中导致舰船目标出现空洞或中断。但是该像素周围多为强度较高的舰船组分像素,且其自身强度一般也高于背景像素,因此使用 (2) 式的引力场增强函数对这部分像素进行增强后,通过与周边高亮度像素的相互作用,其强度值也得到了显著的提高,缩小了与周围目标像素之间的强度值的差距,而增大了与背景像素的对比度。

(3) 弱舰船目标组分像素

这些像素除目标中心像素外,强度值一般相对较小,与背景的反差一般较小,检测时容易被忽略,在检测结果中这类目标一般表现为孤立的像素点,从而容易被目标辨识算法作为虚假目标滤除。但是由于这类目标的中心像素一般具有相对较高的强度值,且这些像素值一般也高于背景像素,因此使用 (2) 式的引力场函数对目标像素增强,通过与中心像素相互作用,其强度值也得到了显著的提高,缩小了与中心像素之间的强度值的差距,而增大了与背景像素的对比度。

(4) 原图中的背景像素

这些像素在原始图像内表现为暗像素点,广泛地分布在整個海域内。因此其邻域内的像素也多为暗像素,这些像素经引力场增强后,其强度值的增加较小,与舰船目标的对比度进一步拉大了。对那些位于舰船目标附近的背景像素,情况相对较为特殊。但由于舰船边缘像素可与海面构成二面角反射,使得船舶边缘像素的强度值普遍大于背景像素,通过引入像素自身的内应力,使得船只边缘像素与背景像素间也存在较大的反差,因此这类像素增强后并不会对舰船目标的检测和定位构成干扰。

(5) 图像中的斑噪像素

这些斑噪像素虽然自身具有较大的强度值,但是由于斑噪在图像上是随机分布的,其周围大部分为暗像素,因此其强度值的增加也极为有限,远远小于舰船目标强度值的增强,因此通过引力场增强,斑

噪对舰船目标检测的干扰得到了有效的抑制。

由上面的分析可知,图像经过基于引力场理论的目标增强后,能够有效地抑制斑噪的影响,增强舰船目标与海洋背景的对比度,并能够更好地保存舰船的细节信息,避免了船只目标的断裂和不连续,降低了检测的虚警概率,提高了检测的准确性,有利于舰船检测工作的开展。

2.2 自适应区域分割

经过引力场增强操作, SAR 图像海洋区域的均质性受到破坏,图像灰度分布发生了改变,因此使用基于 K 分布的全局 CFAR 检测方法进行检测是不合适的。而使用 PNN 模型进行概率分布估计,需要先将图像映射到 8 位灰度空间,这将造成对比度的降低,并且检测结果与图像灰度映射的方式密切相关,结果并不稳定。此外 Envisat ASAR 图像由于雷达入射角的影响,在近距离海域像素存在像素值普遍偏亮的问题,使用全局阈值将会造成大量的虚警和漏检,而使用基于 K 分布的局部域值检测算法,又会由于反复迭代而影响算法的效率。

为解决上述问题需要将图像分割为一系列相对均质的区域,再分别在这些区域内检测舰船目标。但是,人为划分区域通常具有一定的强制性,在具体的子区域内并不一定能够保证均质性假设成立,而在这些区域内通常会出现比较多的虚警或漏检。同时在区域的边界处,由于对区域的强制划分,还有可能出现条带。因此,引入均质性检验来实现对图像的自适应划分,将图像分割为近似均质的区域。

首先,将图像划分为 1024×1024 大小的区域。在这里,对区域进行初始分割的主要目的,是为了提高均质区域分割的速度,避免由于图像较大而在计算图像统计量时耗时过多。同时考虑到位于区域边缘的舰船目标可能会被漏检,以及由于区域的边界效应,在各区域的边界处存在一定大小的重叠区域,这个重叠区域的大小与舰船目标的最大长度和区域的长度均有关。

在得到对图像的初始分割后,分别对各区域进行均质检验^[31]。首先计算各个区域内的二阶中心矩和三阶中心矩,如下式所示:

$$\sigma_m^n = \frac{1}{K_m} \sum_{i \in R_m} \sum_{j \in R_m} (X(i, j) - \mu_m)^n, \quad n = 2, 3 \quad (4)$$

式中, K_m 为区域 R_m 中的像素总数, $X(i, j)$ 为点 (i, j) 处的像素值, μ_m 为区域 R_m 中像素值的均值,定义为

$$\mu_m = \frac{1}{K_m} \sum_{i \in R_m} \sum_{j \in R_m} X(i, j) \quad (5)$$

对 (4) 式求取期望值:

$$E\{\sigma_m^n\} = \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} (-\mu_m)^k E\{X^{n-k}\}, \quad n = 2, 3 \quad (6)$$

式中, X 为图像中像素值的随机变量, $\binom{n}{k}$ 为二项式系数。将 (4) 式展开为二项式序列,并经计算可得 (4) 式估计的方差为

$$\text{var}\{\sigma_m^n\} = \frac{1}{K_m} (E\{(X - \mu_m)^{2n}\} - (E\{X - \mu_m\})^2), \quad n = 2, 3 \quad (7)$$

式中,

$$E\{(X - \mu_m)^L\} = \sum_{k=0}^L \binom{L}{k} (-\mu_m)^k E\{X^{L-k}\}, \quad L = n \text{ 或 } L = 2n, \quad n = 2, 3 \quad (8)$$

由 (6), (7) 两式可得 (4) 式估计的置信区间为

$$E\{\sigma_m^n\} - r \sqrt{\text{var}\{\sigma_m^n\}} \leq \sigma_m^n \leq E\{\sigma_m^n\} + r \sqrt{\text{var}\{\sigma_m^n\}}, \quad n = 2, 3 \quad (9)$$

式中, r 值是由实验确定的。当 $r=3$ 时,若测试区域的二阶和三阶中心矩的估计值介于该置信区间内,则测试区域为均质的置信度可达 99.7%。需要注意的是,经过目标峰值增强后,区域的均质性将受到一定的破坏,同时检测算法对均质性的要求并不十分严格,因此在实际检测时 r 所取的值一般远大于 3。

对于满足均质检验的区域,保留对于该区域的划分。不满足该假设的区域将被分割为 4 个子区域,再分别对子区域重复前面提到的均质性验证。如此反复细分,直到所有划分区域均满足均质条件,或者分割区域小于目标尺寸的三倍。在这里,设置分割区域小于目标尺寸的三倍时,终止对该区域的分割,主要是防止由于区域过小造成区域的统计量不能够满足 CFAR 检测的要求。

2.3 改进的 K-CFAR 检测算法

经过自适应区域分割后,可以认为分割得到的各个子区域是均质的,可以分别对各个子区域使用 CFAR 检测器提取。然而,经过引力场增强操作, SAR 图像海洋区域的统计特性受到一定的破坏,图像强度分布发生了改变,因此单纯的使用 K 分布模型作为 CFAR 检测的核心分布函数已经不能够满足 CFAR 检测的要求。因此使用一种改进的 K-CFAR 检测方法对子区域内的船只目标进行检测。

一般来说,海面杂波通常满足 K 分布模型,其概率密度函数为

$$p(x) = \frac{2}{x\Gamma(\nu)\Gamma(L)} \left(\frac{L\nu x}{\mu} \right)^{\frac{L+\nu}{2}} K_{\nu-L} \left[2 \sqrt{\frac{L\nu x}{\mu}} \right] \quad (10)$$

式中, μ 为图像子区域的均值, ν 为形状参数, L 为视数, $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数, $K_{\nu-L}(\cdot)$ 为修正贝塞尔函数。然而, 当估计参数较大, 即 $|\nu-L| > 200$ 时^[7], K 分布模型就不再适合了, 则应该用 Gamma 分布模型来描述海面的杂波分布, 即

$$p(x) = \frac{\beta^L}{\Gamma(L)} x^{L-1} \exp(-\beta x) \quad (11)$$

式中, L 为视数, β 为形状因子, $\Gamma(\cdot)$ 为 Gamma 函数。将上述核心分布代入 CFAR 检测算法, 改进的 CFAR 检测器阈值可由下式计算得到:

$$1 - P_{fa} = \begin{cases} \int_0^T \frac{2}{x\Gamma(\nu)\Gamma(L)} \left(\frac{L\nu x}{\mu} \right)^{\frac{L+\nu}{2}} K_{\nu-L} \left[2 \sqrt{\frac{L\nu x}{\mu}} \right] dx & |\nu-L| \leq 200 \\ \int_0^T \frac{\beta^L}{\Gamma(L)} x^{L-1} \exp(-\beta x) dx & |\nu-L| > 200 \end{cases} \quad (12)$$

式中, P_{fa} 为检测的虚警概率, T 为目标分割阈值。则根据雷达恒虚警检测原理, 所有像素值大于目标分割阈值 T 的像素都将被检测为目标像素。

3 实验及结果分析

为验证本文算法的有效性, 使用了 10 景 Radarsat-1 数据和 3 景 Envisat 数据进行实验, Radarsat-1 数据的总检测概率为 96.85%, Envisat 数据的总检测概率为 96.27%, 分别比未使用增强算法的检测概率增加了 2.38% 和 1.13%, 两种数据检测的虚警概率分别为 5.77% 和 1.93%, 与未使用增强算法的虚警目标相比, 虚警率分别减少了 4.33% 和 1.07%。

图 1 为使用其中一景 Radarsat-1 数据说明检测的基本流程。这景实验数据是台湾北部海区 Radarsat-1 精细模式的图像, 图像大小为 5985×7360 , 图像的斜距分辨率为 6.25m。其中图 1(a) 为待检测的原始 SAR 图像, 图 1(b) 显示了为滤除陆地影响, 进行海陆分割后的结果, 图 1(c) 为引力场增强后的图像, 图 1(d) 为检测后的结果图像。原图中共存在 60 艘船, 检测出 59 艘, 漏检一艘, 无虚警存在。

为说明引力场增强的效果, 提取了图 1(a) 中蓝色矩形内的目标进行说明。该目标的放大图像见图 2(a), 图 2(b) 显示了目标经过增强后的结果图

像, 图 2(c) 和图 2(d) 为根据图像强度赋予彩色后的目标切片图, 图 2(e) 和图 2(f) 则为图 2(a) 和图 2(b) 的三维峰值图像。从图像上可以看出, 经过增强后图像的斑噪得到了极大抑制, 背景区域较为平滑, 目标区域基本一致, 细节较为丰富, 目标图斑比较饱满。对比图 2(c) 和图 2(d) 以及图 2(e) 和图 2(f) 可以看出, 经过增强后, 目标峰值得到了显著的增强, 与背景以及杂波的对比度大大增加, 同时部分的旁瓣也得到了一定的抑制, 使得目标更为突出, 有利于提高目标检测的概率。

为进一步说明算法性能, 还通过实验将本文所提算法的检测结果与其他几种前面提到的常见算法的结果进行了比较。在进行实验时, 为方便对检测结果进行比较, 将所有算法的虚警概率均设置为 0.00001。

图 3(a) 显示了实验原始图像中一景原始图像的一个片断, 原始图像为 Envisat Wide Swath 模式的数据, 图像分辨率为 75m, 该片断的大小为 480×429 , 在该片断中共有 7 艘船只。图 3(b) 为本文算法检测的结果, 图 3(c), 3(d), 3(e) 分别为自适应阈值, PNN 和 CFAR 检测器的检测结果, 各算法结果的比较见表 1。从表 1 和图 3 中可以看出, 本文的检测算法能够有效地增强目标与背景之间的对比度, 突显目标, 从而可以提高检测概率, 降低虚警概率。这一点在中低分辨率图像上检测中小舰船目标时尤为显著, 图 3(a) 中的舰船目标 3、4 和 7 正是上述这种情况。

表 1 各算法船只检测性能比较

Table 1 Comparison of ship detection capability using different algorithms

检测算法	检测船只数	误检船只数	检测概率/%	虚警概率/%
CFAR	4	0	57.14	0
PNN	6	1	85.71	14.29
自适应阈值	2	0	28.57	0
本文算法	7	0	100	0

4 总 结

本文在分析当前常见舰船检测算法的基础上, 针对这些方法易受雷达斑噪和海面海况影响的缺点, 提出了基于引力场增强的舰船目标检测方法。

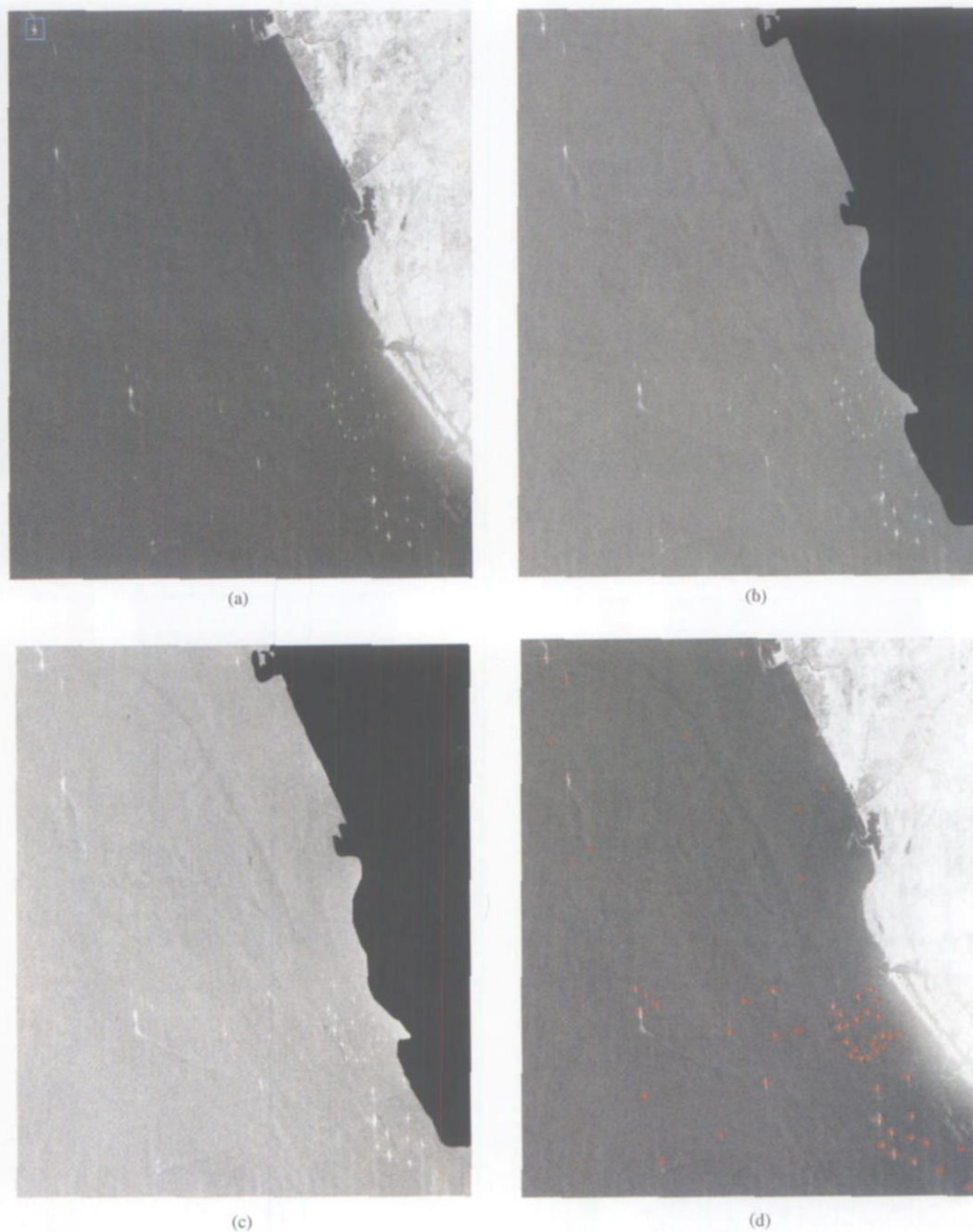


图 1 Radarsat-1 船只检测流程

(a) 原始图像; (b) 海陆分割结果图像; (c) 增强结果; (d) 检测结果图像

Fig 1 Ship detection strategy demonstrated by a Radarsat-1 image

(a) Original radarsat-1 images (b) Land mask results (c) Gravity enhance results (d) Detection results

该方法利用引力场方法对目标峰值进行了增强,有效地抑制了斑噪,凸显了目标,并在此基础上使用基于均质性检验的分割方法,自适应地将图像分割为一系列的均质子区域。各子区域内使用改进的 K-CFAR 检测方法对目标进行了检测。为验证新方法的性能,本文使用 Radarsat-1 精细模式的数据和

Envisat ASAR WS 模式的数据对该方法进行了验证。实验的结果表明,新方法能够增强目标与海洋背景之间的对比度,突出目标,并且对海洋杂波和 SAR 图像斑噪具有抑制作用,即使在高斑噪和高海况情况下,该方法也能够得到较好的检测概率和相对较低的虚警概率。

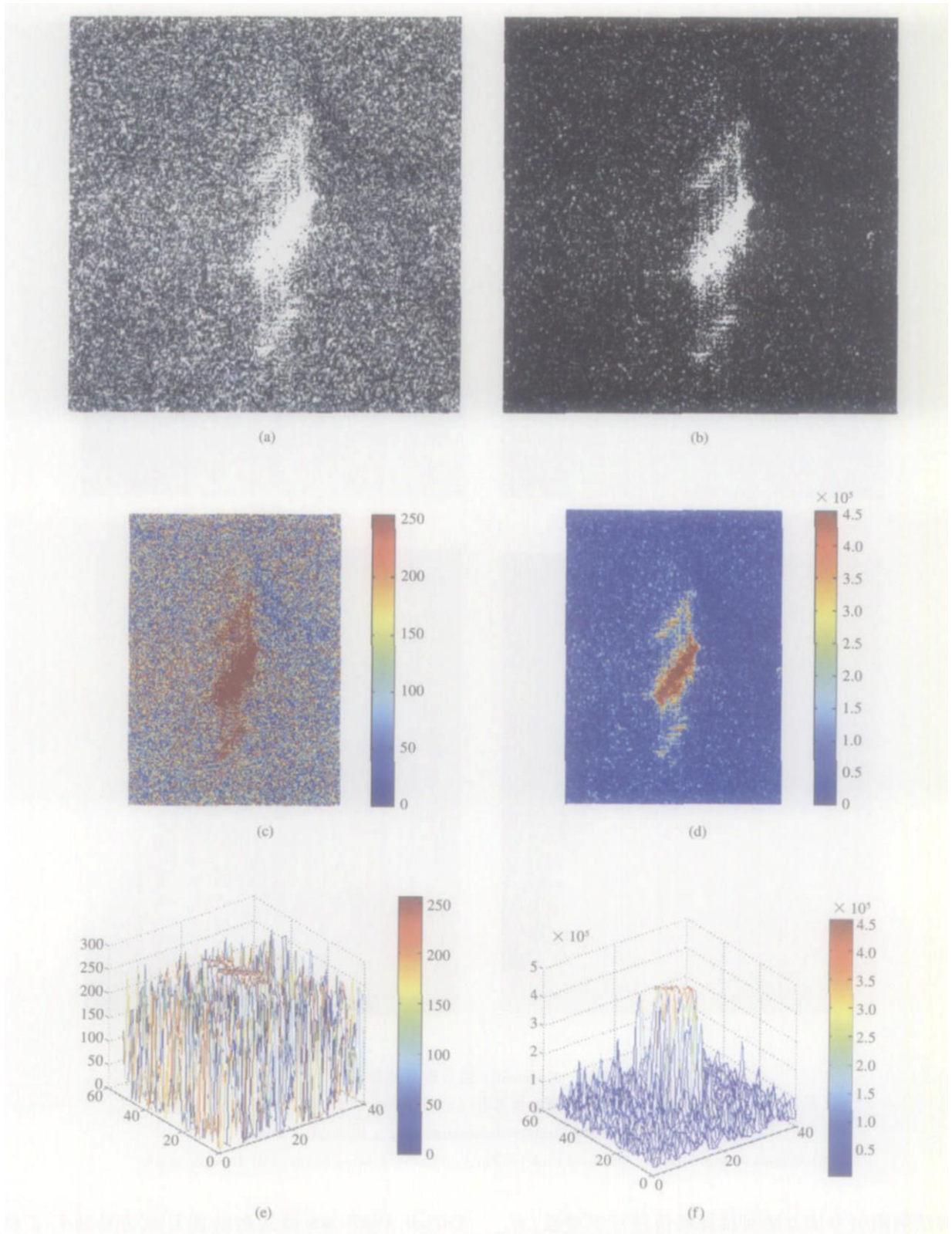


图 2 Radarsat-1 船只增强效果

(a) 原始图像的目标切片图; (b) 增强后的目标图像; (c) 原始目标彩色图像; (d) 增强后的目标彩色图像;

(e) 原始目标峰值图像; (f) 增强后的目标峰值图像

Fig 2 Ship enhancement capability demonstrated by Radarsat-1 image

(a) Original target fragment; (b) Targets enhanced by gravity enhance algorithm; (c) Color mapped figure of original target

(d) Color mapped figure of enhanced target (e) Peaks figure of original target (f) Peaks figure of enhanced target

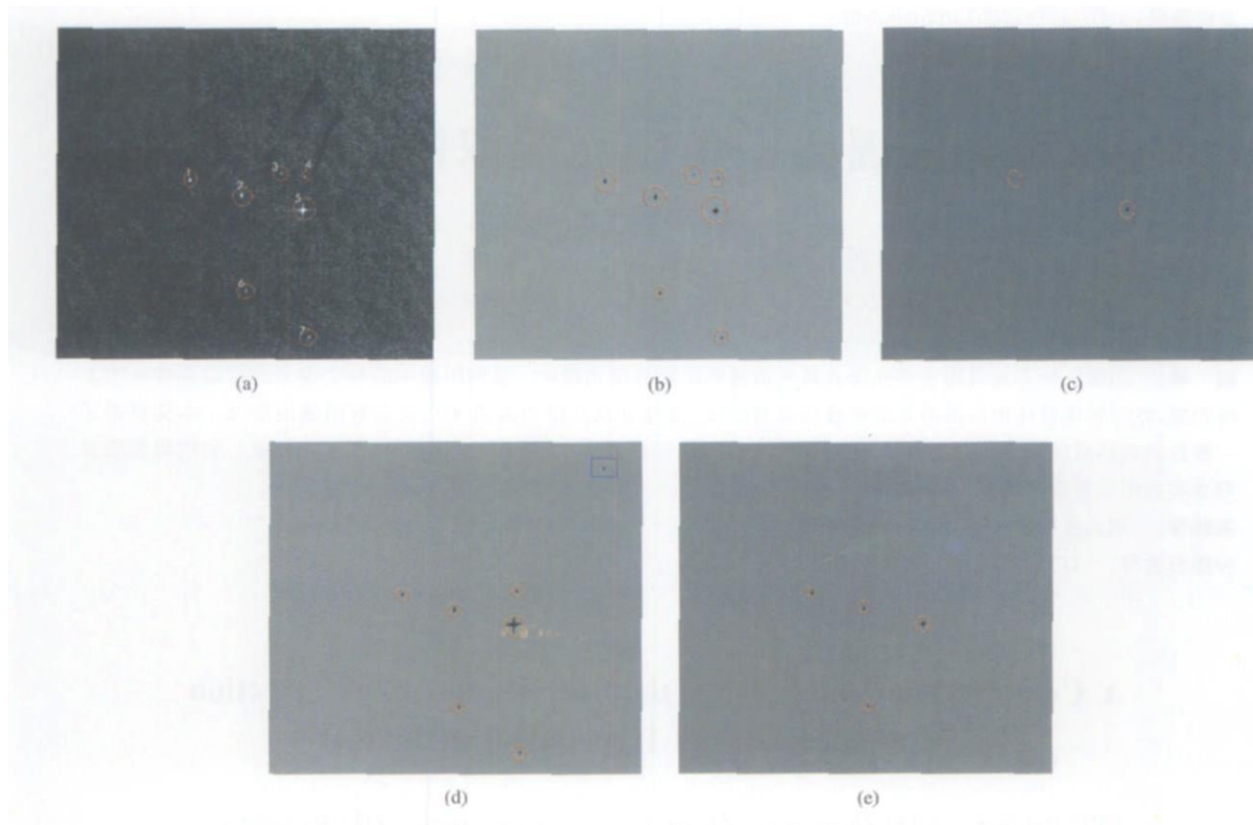


图 3 Envisat ASAR 海区图像船只检测

(a) Envisat ASAR 原始图像; (b) 本文算法检测结果; (c) 自适应阈值算法检测结果;
(d) PNN 检测结果; (e) CFAR 检测结果

Fig 3 Ship detection results using envisat image

(a) Original ASAR tiles (b) Detection results by gravity detector (c) Detection results by adaptive detector
(d) Detection results by PNN detector (e) Detection results by traditional CFAR detector

参考文献 (References)

- [1] Hou S G. Ship Detection and Orientation with Synthetic Aperture Radar Imagery [D]. Diploma Thesis for Master's Degree of Institute of Remote Sensing Applications Chinese Academy of Sciences 2004. [侯四国. 利用 SAR 图像对海上船只进行检测和定位方法的研究 [D]. 硕士论文, 中国科学院遥感应用研究所, 2004.]
- [2] Floyd M Henderson, Anthony J Lewis. Manual of Remote Sensing Volume 2, Principles and Applications of Imaging Radar [M]. 3rd Edition 1998.
- [3] Rey M, Tunaley J K E, Folinsbee J T, et al. Application of Radon Transform Techniques to Wake Detection of Seasat ASAR Images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 1990, 28(4): 553-560.
- [4] Knut Eklhuset. An Automatic Ship and Ship Wake Detection System for Spaceborne SAR Images in Coastal Regions [J]. IEEE Transactions on Geo and RS 1996, 34(4): 1010-1019.
- [5] Zhou H J. A Algorithm to Detect the Ship Wake from ERS-1 SAR Ocean Imagery [J]. Journal of Remote Sensing 2000, 4(1): 55-60. [周红建. 一种从 ERS-1 SAR 海洋图像中检测船舶航迹的算法 [J]. 遥感学报, 2000, 4(1): 55-60.]
- [6] Jiang Q S, El Mehdi A itnouri. Ship Detection in Radarsat SAR Imagery Using PNN model [J]. Canadian Journal of Remote Sensing 2000, 26(4): 297-305.
- [7] Jiang Q S, Wang S R, Ziou D, et al. Automatic Detection for Ship Targets in Radarsat SAR Image from Coastal Regions [A]. Vision Interface '99 [C]. Trois-Tivieres Canada 1999.