

一种合成孔径雷达图像阴影和目标检测的方法*

付 琨, 匡纲要, 郁文贤

(国防科学技术大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

E-mail: kunfu0519@sina.com

http://www.nudt.edu.cn

摘要: 提出了一种进行高分辨率 SAR(synthetic aperture radar)图像阴影和目标检测的新思路.首先给出了基于等效视数模型的图像 RCS(radar cross section)重构算法进行阴影检测,然后通过非线性积累,达到目标检测的目的.与 CFAR(constant false alarm rate)检测相比,能够检测到阴影和更多感兴趣的目标.

关键词: SAR;等效视数模型;RCS 重构;非线性积累;阴影和目标检测

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

在 SAR 图像目标识别过程之前,通常需要对图像进行预扫描,提取 ROI(region of interest).目前,最经典的同时也是应用得最多的是 CFAR(constant false alarm rate)检测.关于 CFAR 检测的研究很多,具有不少改进的算法.例如,双参数的 CFAR、非高斯分布的 CFAR、多参数的 CFAR、利用白化滤波器、BCS/FCS^[1-3]提高检测效果等等.其主要思路是通过研究自然杂波的电磁散射机理,建立合适的统计分布模型,同时采用合理的参数估计方法,利用统计假设检验的 N-P 准则,来得到区分目标和非目标的门限值.对于高分辨率 SAR 图像而言,效果较好的 CFAR 检测器主要有利用 Weibull 分布和 K 分布的 OS (order statistic) CFAR 检测器.

CFAR 检测主要是用来检测后向散射系数强烈的人造目标,如建筑物、金属物、车辆等等,而对图像中的阴影和后向散射系数较弱的目标则无能为力.对于高频段、高分辨率 SAR 图像而言,由于雷达的波长短,渗透力弱,对森林、比较茂密的树木都是树冠反射,利用 CFAR 检测,可以得到建筑物、桥梁的护栏、金属材料等强后向散射的人造目标以及树木的枝叶等并不是很感兴趣的自然目标,而得不到阴影和诸如公路、机场等感兴趣目标的信息.在研究 SAR 图像 RCS 重构的过程中,我们发现,利用重构后的图像可以进行阴影检测,并且虽然公路、机场本身属于图像中的暗区,但是,它们的边缘仍然具有一定的散射强度,对重构后的图像进行非线性积累,可以使这些边缘越来越强,因此,通过这种途径,几乎可以得到我们所感兴趣的所有目标的信息.

本文首先利用等效视数模型进行 RCS 重构,然后对重构后的图像进行非线性积累,最后给出了阴影和目标检测的实验结果和算法性能评估.

1 RCS 重构与非线性积累算法

由于不可避免的相干噪声的影响,使得 SAR 图像不能正确地反映地物目标的散射特性,严重地影响了图像质量,降低了对图像中目标的信息提取能力.因此,抑制斑块噪声,对图像进行 RCS 重构(去斑),是进行 SAR 图像解译的前提.

到目前为止,已经提出的去斑滤波器很多,例如多视平滑、中值滤波、Lee Sigma、Lee MMSE、Frost、Kuan、Crimmins^[4-6]等等,他们的思路都是一致的,即提供一个滤波算子,通过一个固定的窗对图像中的每一个像素值

* 收稿日期: 2000-05-22; 修改日期: 2000-09-11

作者简介: 付琨(1974 -),男,湖北天门人,博士生,主要研究领域为 SAR 图像理解,雷达目标自动识别技术;匡纲要(1966 -),男,湖南衡阳人,博士,副教授,主要研究领域为雷达信号处理,SAR 图像判读,多光谱图像目标识别,雷达目标特性分析;郁文贤(1964 -),男,上海人,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为雷达目标识别,神经网络,信息融合.

进行平滑.窗的尺寸由斑块抑制效果和图像的边缘保持效果共同决定.其中,多视平滑对任何图像的去斑能力都很强,但同时降低了图像的分辨率,而上述的其他算子则对高分辨率 SAR 图像的去斑能力一般.

我们利用 SAR 成像后的原始数据(非通常经过量化的图像数据),通过对 SAR 自然杂波的统计分布建模,提出了一种基于 MAP 的等效视数模型的 RCS 重构算法,不但去斑能力强,而且能够很好地保持图像的结构信息.算法思路如下:

我们用 I 表示 SAR 图像数据的强度, σ 表示 RCS,根据 Bayes 准则,可以得到,

$$P(\sigma | I) = P(I | \sigma)P_{\sigma}(\sigma) / P_I(I), \quad (1)$$

其中 $P(\sigma | I)$ 是 σ 基于实测强度 I 的条件后验概率分布, $P(I | \sigma)$ 是受到污染的强度概率分布函数, $P_{\sigma}(\sigma)$ 则是 RCS 的先验概率分布函数,至于 $P_I(I)$ 仅仅是归一化常数,与 σ 无关,在大多数情况下不用考虑.于是有,

$$P(\sigma | I) \propto P(I | \sigma)P(\sigma). \quad (2)$$

如果知道 $P(\sigma | I)$,则可根据 ML 估计 σ ,如果同时还知道 $P(\sigma)$,则可根据 MAP 来估计 σ .高分辨率 SAR 图像的 RCS 一般服从 Gamma 分布,

$$p(\sigma) = \left\{ \frac{\nu}{\langle \sigma \rangle} \right\}^{\nu} \frac{\sigma^{\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp\left[-\frac{\nu\sigma}{\langle \sigma \rangle}\right], \quad (3)$$

而对于单通道单极化的 L-视 SAR 数据, $P(I | \sigma)$ 可表示为^[7]

$$P(I | \sigma) = \left\{ \frac{L}{\sigma} \right\}^L \frac{I^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp\left[-\frac{LI}{\sigma}\right]. \quad (4)$$

由式(2)~式(4),有

$$p(\sigma | I) = \left\{ \frac{\nu}{\langle \sigma \rangle} \right\}^{\nu} \frac{\sigma^{\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp\left[-\frac{\nu\sigma}{\langle \sigma \rangle}\right] \left\{ \frac{L}{\sigma} \right\}^L \frac{I^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp\left[-\frac{LI}{\sigma}\right], \quad (5)$$

取自然对数,可得

$$\begin{aligned} \lambda &\equiv \ln P(I | \sigma) + \ln P(\sigma) \\ &= L \ln L - L \ln \sigma + (L-1) \ln I - \ln \Gamma(L) + \nu \ln \nu - \nu \ln \mu + (\nu-1) \ln \sigma - \ln \Gamma(\nu) - \frac{\nu\sigma}{\mu}. \end{aligned} \quad (6)$$

根据 MAP 参数估计,对 σ 求偏导,并令表达式等于 0,可得方程:

$$\frac{\nu\sigma_{MAP}^2}{\mu} + (L+1-\nu)\sigma_{MAP} - LI = 0. \quad (7)$$

由式(7)解出 σ_{MAP} ,即可认为是对应的 RCS.由于我们只能得到强度数据,因此,必须找到均值 μ 和阶参数 ν 的合适的估计值.

SAR 图像中的强度、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,理解起来非常困难.根据 Ward^[8]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,可以在很大程度上避免 RCS 和斑块的空间波动.在最简单的假设下,高分辨率 SAR 图像中可观测到的强度值可以简化成地面分辨单元内各散射中心的平均 RCS 和与之不相关的斑块噪声之积,我们称之为乘积模型,常用 $I = \sigma n$ 表示.其中 I 表示强度, σ 表示地面分辨单元的平均 RCS, n 表示噪声.

根据乘积模型,我们可以得到如下一些强度、RCS 以及斑块的一、二阶距的关系,它们在 RCS 重构中将非常有用.

对单通道单极化的 L-视 SAR 数据,我们有

$$\begin{aligned} \langle I \rangle &= \langle \sigma \rangle \langle n \rangle, & \langle I^2 \rangle &= \langle \sigma^2 \rangle \langle n^2 \rangle, \\ \langle n \rangle &\equiv 1, & \langle n^2 \rangle &= 1 + \frac{1}{L}. \end{aligned} \quad (8)$$

可以推出,

$$V_I \equiv \frac{\text{var } I}{\langle I \rangle^2} = V_\sigma (1 + V_n) + V_n = V_\sigma \left(1 + \frac{1}{L}\right) + \frac{1}{L}. \quad (9)$$

设阶参数为 RCS 归一化方差的倒数,由式(8)和式(9),有

$$\hat{\mu} = \bar{I}. \quad (10)$$

$$\hat{\nu} = 1/V_\sigma = \left(1 + 1/L\right) / \left(\bar{V}_I - 1/L\right) \quad (11)$$

其中,

$$\bar{I} \equiv \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_j. \quad (12)$$

$$\bar{V}_I \equiv \frac{\text{var } \bar{I}}{\bar{I}^2} = \frac{\sum_{j=1}^N (I_j - \bar{I})^2}{N \bar{I}^2}. \quad (13)$$

但是,利用式(7)进行 RCS 重构效果并不理想.因为对于高分辨率的 SAR 图像来说,仅仅依靠成像时的重采样不能很好地消除像素间的 RCS 和斑块波动.因此,事实上,图像中相邻元素之间是相关的,仅仅单点信息的去斑算法当然不会特别理想.为了在保证图像的分辨率的同时提高 RCS 的重构效果,必须对 SAR 图像的杂波特性进行更深入的探讨.

通过研究高分辨率 SAR 图像的 RCS 分布和 RCS 与斑块的邻域波动特点,我们发现:

不同散射材料的 RCS 之间的散射强度相差特别大,人造目标等强散射体的 RCS 是机场、水域等弱散射体的 RCS 的百倍以上.

由于遮掩效应,使得 SAR 图像中含有不少阴影,其散射强度几乎为零,造成 SAR 成像数据的“峰谷比” $\approx \infty$.

作为乘性噪声,斑块对 RCS 的影响随着 RCS 强弱的不同而不同.当 RCS 强时,斑块影响相对较弱;当 RCS 弱时,斑块影响相对较强.

根据以上特点,我们建立了如下的等效视数模型来进行 RCS 重构:

我们把图像分为平滑区和边缘区,不管像素的 RCS 的强弱,只要属于区域内部,都属于平滑区.如果图像中的当前像素点位于平滑区,则需要进行高效的平滑,因而我们采用去斑能力最强的多视平滑;如果当前像素点位于边缘区,则需要进行边缘保持,因而我们采用结构保持的去斑算子.

平滑区和边缘区判决算子的定义.L-视 SAR 图像每个像素点的强度值可以看成是单视 SAR 图像所对应的 L 个像素的平均强度值,即, $I = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L I_k$, 且 I 服从阶参数为 L 的 Gamma 分布,

$$P_I(I) = \frac{1}{\Gamma(L)} \left(\frac{L}{\sigma}\right)^L I^{L-1} e^{-L I/\sigma}, I \geq 0. \quad (14)$$

各阶距为

$$\langle I^m \rangle = \frac{\Gamma(m+L)}{\Gamma(L)} \left(\frac{\sigma}{L}\right)^m, \quad (15)$$

其中

$$\langle I \rangle = \sigma, \text{var}(I) = \sigma^2/L, \quad (16)$$

因此,可以定义 SAR 图像的等效视数:

$$ENL = \frac{(MEAN)^2}{VARIANCE}. \quad (17)$$

事实上,等效视数 ENL(equivalent number of looks)就是归一化标准方差的倒数.为了方便计算,我们采用阶参数 $\hat{\nu} = 1/V_\sigma$ 作为判决当前元素是否处于平滑区还是边缘区的算子.

以当前像素为中心,在一个比较大的窗口上计算阶参数 ν ,如果 ν 大于或等于 SAR 图像等效视数 L,则认为

当前点处于平滑区,直接对其进行多视平滑,

$$P(\sigma | I_1, I_2, \dots, I_N) \propto \prod_{j=1}^N P(I_j / \sigma) = \prod_{j=1}^N \left(\frac{L}{\sigma}\right)^L \frac{I_j^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp\left[-\frac{LI_j}{\sigma}\right]. \quad (18)$$

进行 ML 估计,可得

$$\hat{\sigma}_{ML} = \hat{I} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_j. \quad (19)$$

如果 ν 小于 SAR 图像等效视数 L ,则认为当前点处于边缘区,需作边缘保持处理.在当前点的 3×3 邻域内考虑边缘走向,可建立如下 12 个模板,其中,黑色的方格表示当前元素,白色的方格表示邻域中的元素,3 个元素合起来则是经过该点的边缘走向.

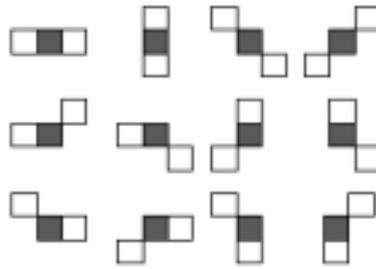


Fig.1 Moulding board

图 1 模板图

然后,分别估计这 12 个模板的归一化方差 $V_j \equiv \frac{\text{var } I}{\langle I \rangle^2}$,其中的最小值我们认为就是边缘走向.不妨设这两个与当前元素最相关的元素为 x_1 和 x_2 ,分别服从 Gamma 分布,且 I_0, x_1, x_2 互相独立,则有

$$\begin{aligned} P_{CMAP}(\sigma | I_0, x_1, x_2) &\propto P(I_0 | \sigma) P(\sigma) \prod_{j=1}^2 P(x_j / \sigma) \\ &= \left(\frac{L}{\sigma}\right)^L \frac{I_0^{L-1}}{\Gamma(L)} \exp\left[-\frac{LI_0}{\sigma}\right] \left[\left(\frac{\nu}{\mu}\right)^\nu \frac{\sigma^{\nu-1}}{\Gamma(\nu)} \exp\left[-\frac{\nu\sigma}{\mu}\right]\right] \\ &\quad \times \prod_{j=1}^2 \left[\left(\frac{\alpha}{\sigma}\right)^\alpha \frac{x_j^{\alpha-1}}{\Gamma(\alpha)} \exp\left[-\frac{\alpha x_j}{\sigma}\right]\right], \end{aligned} \quad (20)$$

其中 L 是 SAR 图像等效视数, I_0 是当前点的像素值, μ 和 ν 分别对应大窗(一般取 $7 \times 7 \sim 11 \times 11$)的均值和阶参数, m, \bar{l} 和 α 分别对应当前像素相关邻域窗的元素数目、均值和阶参数.根据 MAP 估计,有

$$\frac{\nu \sigma_{MCMAP}^2}{\mu} + (2\alpha + L + 1 - \nu) \sigma_{MCMAP} - LI_0 - \alpha(x_1 + x_2) = 0, \quad (21)$$

σ_{MCMAP} 即可认为是重构的 RCS.

由式(19)和式(21)可以得到去斑效果很好的 RCS 重构算法.通过对重构后的 SAR 图像进行研究,我们发现,图像中的目标与非目标有分别聚集的趋势,因此,一个直观的想法就是以重构后的图像作为当前图像,再进行多次重构,将会达到目标检测的效果.可是这种思路实现起来有两个问题:第 1,由于 $P(I_0 | \sigma)$ 和 $P(x_j / \sigma)$ 与图像等效视数 L 有关,而重构后的图像的当前点的视数 L' 需要重新计算,并且每个点的视数都可能不同,增大了计算量;第 2,无论算法的结构保持能力有多好,毕竟还是损失了原始图像中的一部分信息,如果完全用重构后的图像接着重构,必然造成与原始图像所带有的环境信息的差异不断增大.

为了减小计算量并尽量保持原始图像的环境信息,我们采用了同时利用原始图像和当前图像的非线性积累的办法,发现积累结果直接达到了图像目标检测的结果.当针对式(21)进行积累时,式中的 I_0 一直采用原始图像中的像素值, μ 和 ν 也一直利用原始图像进行计算,则不但等效视数 L 可保持不变,处于平滑区的像素可不停

地进行多视平滑,而且环境信息也得到了保持。 α, x_1 和 x_2 则采用重构后的图像中对应位置的像素值进行计算,可对边界区的像素值进行积累平滑,达到目标与非目标的强度进一步增大差距的目的。

整个算法的流程如下:

```


$$L = ENL = \frac{(MEAN)^2}{VARIANCE} \quad // \text{原始图像的等效视数}$$

{
    对图像中的每一个点,在一个较大的窗上,计算
    
$$\hat{\nu} = \frac{1}{\hat{V}_\sigma} = \left(1 + \frac{1}{L}\right) / (\hat{V}_I - \frac{1}{L}),$$

    {
        如果  $\hat{\nu} \geq L$  那么
            
$$\hat{\sigma}_{ML} = \hat{I} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N I_j$$

        否则
            对当前元素  $3 \times 3$  邻域中的 12 个模板,取
            
$$(V_{I_{\min}, x_1, x_2}) = \min(V_{I_j} = \frac{\text{var } I}{\langle I \rangle^2}, \quad j = 1, \dots, 12)$$

            计算  $\hat{\alpha}, \hat{\mu}, \hat{\nu}$  的估计值
            
$$\frac{\hat{\nu} \sigma_{MCMAP}^2}{\hat{\mu}} + (2\hat{\alpha} + L + 1 - \nu) \sigma_{MCMAP} - LI_0 - \hat{\alpha}(x_1 + x_2) = 0$$

        }
    }
    
$$ENL' = \frac{(MEAN)^2}{VARIANCE}, \quad // \text{当前图像的等效视数}$$

    直到  $ENL' \approx L$ 
}

```

2 实验结果与算法性能评估

本算法采用的数据是 MSTAR(moving and stationary target acquisition and recognition)用于模型研究的实测杂波数据,分辨率为 1 英尺*1 英尺的 X 波段、HH 极化的单视成像后的原始数据。

下面是执行本算法的两个例子,其中 CFAR 检测采用的是基于 K 分布的 OS CAFAR 检测器,区重构图像的直方图的第 1 个“谷值”作为门限,再通过形态学的膨胀与腐蚀算子进行滤波,则可得到阴影的检测结果,通过非线性积累,取图像直方图的目标区,则可得到目标的检测结果。

比较图 2 和图 3(e)以及图 3(f)的结果,我们可以看出,相对于 CFAR 检测来说,非线性积累的检测结果有明显的特点。首先,由于其基础算法是 RCS 重构,因此图像中目标与非目标对比度强,并且轮廓清晰。其次,图像中的目标种类显著增多,具体表现在本来属于散射暗区的一些目标,如公路、机场等建筑的边缘,通过积累得到加强,能够出现在目标区。

我们可以通过式(19)、式(21)以及图像积累过程的直方图(如图 4 所示)来分析目标检测的结果。

一般的 SAR 灰度图像中的环境信息根据后向散射强度的不同,可以分为阴影、背景和目標 3 部分。其中目标包括强自然杂波和人造杂波,是我们最感兴趣的部分。理论上,SAR 图像中的阴影及各种目标由于其后向散射系数不同,应该对应不同的灰度级,但是因为相干斑的影响,使得图像充满了“噪声”。如图 4(d)和图 4(g)所示,虽然直方图中“峰谷”明确,但是对应的阴影检测却都是充满噪声的图像。RCS 重构的目的就是去除噪声,如图 4(e)和图 4(h)所示,把图像中的阴影、背景和目標分别集中,因此,可以简单地检测出图像的阴影。

采用上述的非线性积累的方法,由式(19)、式(21)可知,处于平滑区中暗区的像素越来越暗,处于平滑区中亮区的像素越来越亮,而经过积累,处于边缘区的像素也会越来越亮,最终,如图 4(f)所示,图像的直方图明显地分成目标与非目标两部分。因此,像公路、机场等散射强度并不大的区域的边缘,通过式(21)的积累,仍然会出现在目

标区.

至于算法的执行速度取决于积累次数,而积累次数主要由计算 $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\nu}$ 的窗的尺寸来决定,窗的尺寸大则积累次数少,但是目标会有不同程度的“膨胀”现象;窗的尺寸小则积累次数相对较大,但是目标边缘保持得更好.因此,窗的尺寸主要由图像解译的目的决定,如果作为计算机辅助判读,则窗的尺寸可以选得稍大;如果要进一步地进行目标的自动识别,则需要以牺牲执行速度为代价来获取更准确的特征.

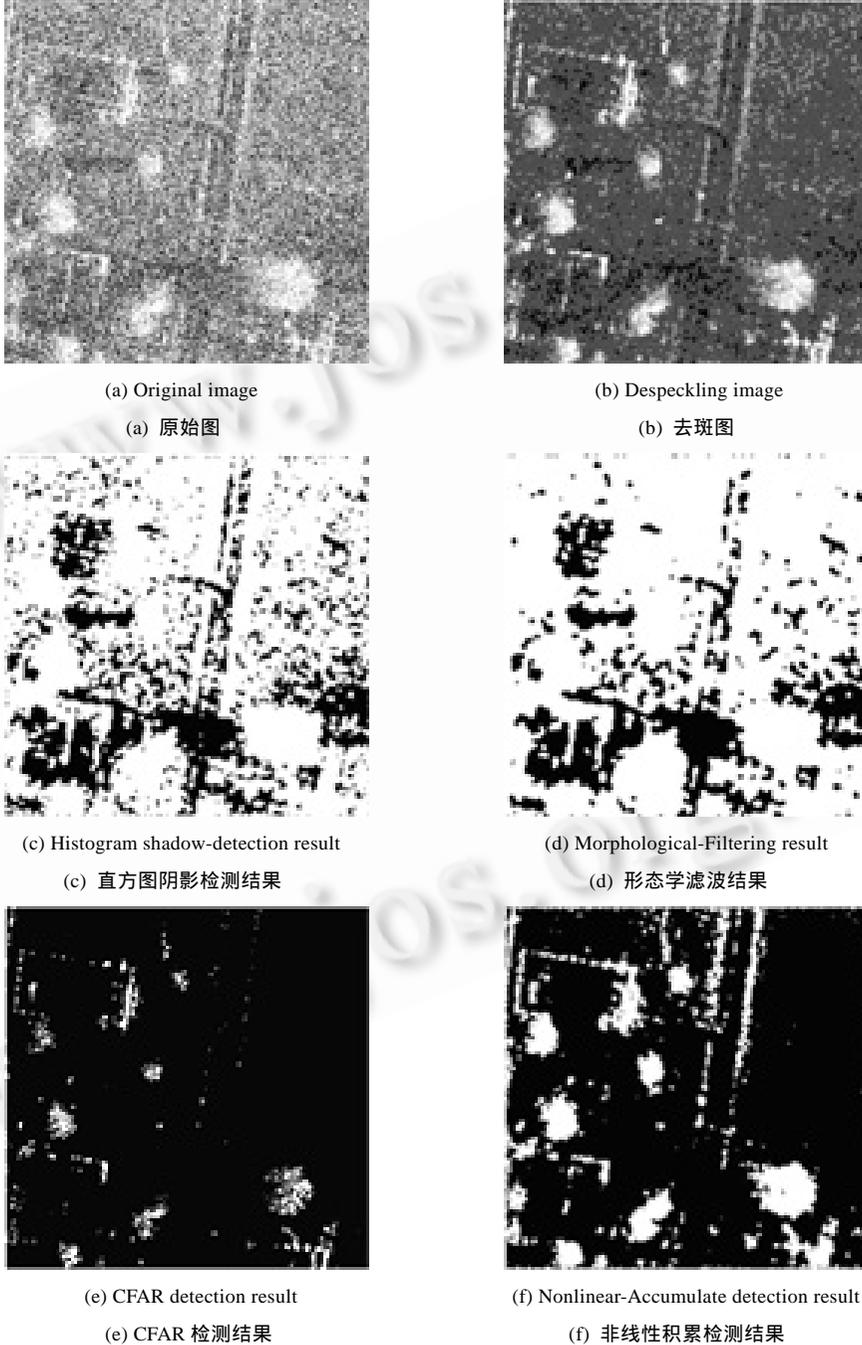
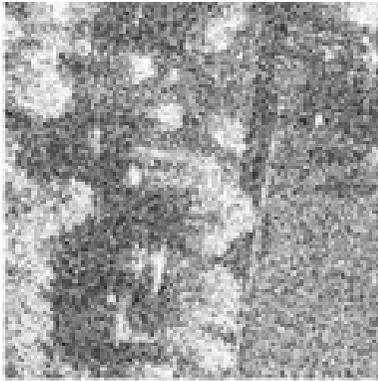
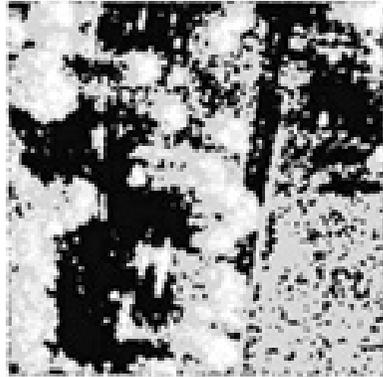


Fig.2
图 2



(a) Original image

(a) 原始图



(b) Despeckling image

(b) 去斑图



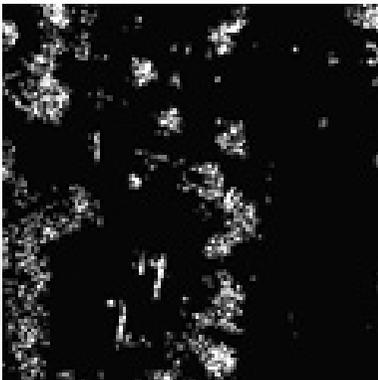
(c) Histogram shadow-detection result

(c) 直方图阴影检测结果



(d) Morphological-filtering result

(d) 形态学滤波后检测结果



(e) CFAR detection result

(e) CFAR 检测结果



(f) Nonlinear-Accumulate detection result

(f) 非线性积累检测结果

Fig.3

图 3

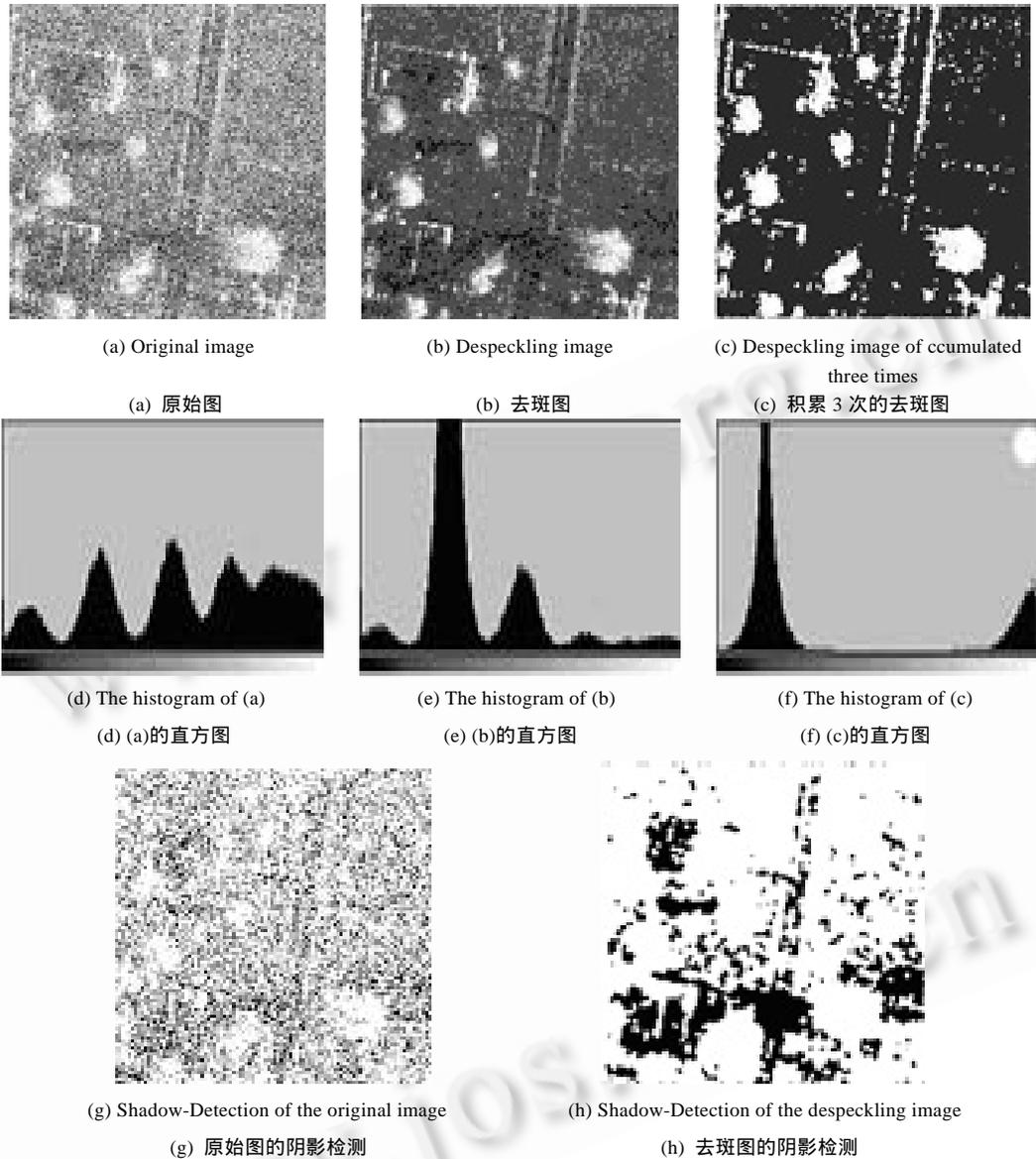


Fig.4

图 4

因此,对于算法的性能我们可以作出如下结论:

- (1) 本算法是进行 SAR 图像阴影和目标检测的一种新的思路.
- (2) 利用本算法进行目标检测,几乎能够包含所有感兴趣的目标及对应的阴影,并且由于包含目标轮廓信息,与 CFAR 检测相比,能够提供更多的特征信息.
- (3) 本算法的检测结果可以作为 SAR ATR 的基础.
- (4) 算法执行速度与 CFAR 检测相比,相对较慢,需要进一步研究快速算法.
- (5) 由于数据的缺乏,对于低分辨率的 SAR 图像的目标检测效果需要进一步的验证.

3 结 论

本文应用我们所提出的等效视数模型 RCS 重构算法,进行 SAR 图像的阴影检测,进一步通过非线性积累,达到了目标检测的结果.这种新的目标检测的思路与 CFAR 检测相比,所检测到的目标更清晰、更完整,更加有利于目标识别与分类的工作.

References:

- [1] Goldstein, G.B. False alarm regulation in log normal and Weibull clutter. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1973,9(1):84~92.
- [2] Novak, L.M., Burl, M.C. Optional speckle reduction in polarimetric sarimagery. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1990,26(1):293~305.
- [3] Grossberg, S., Mingollar, E. Neural dynamics of surface perception: boundary Webs, illuminants, and shape from shading. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1992,37(1):116~165.
- [4] Lee, J.S. A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture radar images. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 1983,13(1):85~89.
- [5] Lee, J.S. Refined filtering of image noise using local statistics. *Computer, Graphics and Image Processing*, 1981,17(7):1735~1758.
- [6] Kuai, D.T. Strand, A.A.S., Chaval, P.C. Adaptive restoration of images with speckle. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech Signal Process*, 1987,35(2):373~383.
- [7] Oliver, C., Quegan, S. *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*. London: Artech House, 1998.
- [8] Ward, K.D. Compound representation of high resolution sea clutter. *Electronics Letters*, 1981,17(2):561~565.

A New Method of the Shadow and Target Detection of Synthetic Aperture Radar Images*

FU Kun, KUANG Gang-yao, YU Wen-xian

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China)

E-mail: kunfu0519@sina.com

<http://www.nudt.edu.cn>

Abstract: A new solution of the shadow and target detection for high-resolution SAR (synthetic aperture radar) images is presented in this paper. At first, shadow detection through the RCS (radar cross section) reconstruction algorithm based on the model of equivalent number of looks is described, and then by nonlinear iterated process, the target detection is achieved. Compared with the CFAR (constant false alarm rate) detector, this algorithm can detect the shadow and more targets of interest.

Key words: SAR (synthetic aperture radar); the model of equivalent number of looks; RCS (radar cross section) reconstruction; nonlinear iterated process; shadow and target detection

* Received May 22, 2000; accepted September 11, 2000