

# 基于视觉注意机制的 UWB SAR 叶簇 隐蔽目标变化检测

李超<sup>1</sup>, 李悦丽<sup>1</sup>, 安道祥<sup>1</sup>, 王广学<sup>2</sup>

(1. 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073; 2. 空军预警学院信息对抗系, 湖北武汉 430019)

**摘要:** 在超宽带合成孔径雷达叶簇隐蔽目标检测中, 传统的 UWB SAR 图像变化检测方法易受图像灰度值起伏和成像条件变化的影响, 致使现有的变化检测算法的性能下降. 本文根据人类视觉系统的生理结构和认知特点, 提出了一种基于视觉注意机制的叶簇隐蔽目标变化检测算法. 该方法使用视觉注意模型, 将图像的多尺度特征信息融合为单幅视觉显著图像, 并利用图像局部邻域信息和目标的空间相关性对视觉显著图中视觉注意焦点进行分层筛选和变化检测. 实验结果表明: 本文中基于视觉注意机制的变化检测方法可以有效检测多时相 UWB SAR 图像中的叶簇隐蔽目标, 较之传统的基于统计原理的变化检测方法, 其检测速度更快, 且对场景复杂的 UWB SAR 图像亦具有鲁棒性.

**关键词:** 低频超宽带合成孔径雷达; 叶簇隐蔽目标检测; 变化检测; 视觉注意机制

**中图分类号:** TN957.51      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2016)01-0039-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.01.007

## UWB SAR Change Detection of Foliage-Concealed Targets Based on Visual Attention

LI Chao<sup>1</sup>, LI Yue-li<sup>1</sup>, AN Dao-xiang<sup>1</sup>, WANG Guang-xue<sup>2</sup>

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

2. Department of Information Countermeasures, Air Force Early Warning Academy, Wuhan, Hubei 430019, China)

**Abstract:** Traditional statistically-based UWB SAR image change detection is usually limited by large pixel value change between multi-temporal UWB SAR images in foliage-concealed targets detection. In order to deal with this problem, a new UWB SAR foliage target change detection algorithm based on bottom-up visual attention is brought up. In the algorithm, multi-scale image features are combined into a single visual saliency map by using the model of visual attention. Then the image local neighborhood information and spatial correlation are used to improve the performance of detection. Finally, the experimental results show that the algorithm can detect the foliage-concealed targets between multi-temporal UWB SAR images with less time and it is robust to registration error.

**Key words:** ultra wide bandwidth synthetic aperture radar (UWB SAR); foliage-concealed targets detection; change detection; visual attention

## 1 引言

低频超宽带合成孔径雷达 (Ultra Wide Bandwidth Synthetic Aperture Radar, UWB SAR) 工作于 VHF 至 UHF 波段, 其频段低、波长长, 能够对树林遮蔽下的目标进行高分辨成像和侦察, 逐步在民用与军事领域得

到应用. 但是, 在实际 UWB SAR 图像中, 叶簇覆盖区域除了存在车辆、坦克等隐蔽人工目标外, 还有许多由粗大树干反射形成的点目标, 严重影响了基于单幅 UWB SAR 图像叶簇区域隐蔽目标检测的准确度<sup>[1,2]</sup>, 除此之外, 单幅低频 UWB SAR 提供的场景信息有限, 无法有效的将隐蔽目标从场景中固有目标中完全分离出来,

也是造成较高虚警率的主要原因,因此,有必要研究 UWB SAR 图像叶簇隐蔽目标检测的新方法.

与常规的基于单幅图像的目标检测技术不同, UWB SAR 变化检测技术是一种利用同一地区不同时间 UWB SAR 图像之间差异来实现目标检测的方法,该方法进一步利用了同一地区叶簇区域在不同图像之间的相关性,具有更高的抑制强树干杂波的潜力,并日益受到关注.目前,基于多时相 UWB SAR 图像的叶簇隐蔽目标变化检测技术的难点主要存在于如何降低 UWB SAR 图像中相干斑的干扰;如何对 UWB SAR 图像杂波模型进行建模;如何实现快速的 UWB SAR 叶簇隐蔽目标检测等三个方面.在该领域,最初的研究多集中于基于图像像素灰度值差异的变化检测方法<sup>[3]</sup>,之后,为了降低多时相 UWB SAR 图像灰度值起伏对于目标检测的影响,基于统计模型或统计量分析的变化检测方法逐步受到关注<sup>[4]</sup>,但随着研究的深入,研究人员发现不同成像条件下获得的图像间所存在的统计分布差异制约了基于统计特性差异的检测方法的应用.此外,以上两种变化检测方法对图像配准精度的要求都很高,在处理时需要将整片树林区域进行基于像素点的逐一检测,因此存在检测效果易受图像匹配精度影响,虚警率高,运算量大等局限性.

考虑到实际处理中人们所关心的目标仅占叶簇覆盖区域中很小一部分面积,如果能够选择关心的区域进行优先处理,则有利于提升检测速度和准确度.近年来 Itti 等人从视觉分析角度出发,模拟人类视觉系统(Human Visual System, HVS)机构构建适用于图像分析的高斯金字塔模型,该模型能够以不同的次序和力度对各个场景区域进行选择加工,最终形成与 HVS 感知结果相近似的视觉显著图<sup>[5]</sup>.受此启发,本文根据 HVS 的生理结构与认知特点,提出基于视觉注意机制的 UWB SAR 叶簇隐蔽目标变化检测算法(Change Detection of Foliage-Concealed Targets Based on Visual Attention, CDVA),该方法基于视觉注意机制构建视觉显著图,并利用显著图中目标的局部邻域信息和空间相关信息,以分层检测的方法来实现对叶簇隐蔽目标的变化检测.最后,基于实测 UWB SAR 图像的变化检测实验结果表明,本文提出的 CDVA 方法可以有效检测多时相 UWB SAR 图像中的叶簇隐蔽目标,且较之传统的基于统计原理的变化检测方法,其检测速度更快,并对场景复杂的 UWB SAR 图像亦具有鲁棒性.

## 2 基于视觉注意机制的变化检测流程

视觉注意是人类视觉的一项重要心理调节方

式,根据 Treisman 的特征融合理论<sup>[6]</sup>,人眼的注意过程分为预注意期和注意期两个阶段:在预注意期,对视觉信息的处理过程是一个经过串行分层逐步处理的过程,而具体在每一个层次中,对视觉信息的处理则是以并行的方式进行的,在此期间,彼此独立的早期特征被抽取出来,但未进行处理;而注意期的处理是将彼此独立的特征统一的联系起来,形成对某一目标的综合描述,且随着注意焦点的选择和转移,目标之间相关性逐步清晰,整个场景逐渐被感知.

参考上述过程我们将 CDVA 算法的处理过程分为视觉显著图的生成、视觉注意焦点的选择和变化检测三部分(如图 1).

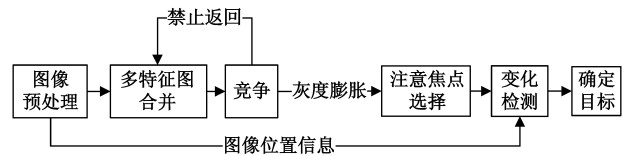


图1 基于视觉注意机制的叶簇目标分析流程

其中叶簇隐蔽区域视觉显著图的生成过程是对人眼视觉注意的预注意期的模拟,该过程直接提取图像中的显著特征信息,计算图像区域中每个区域的视觉显著程度,继而生成视觉显著图.而视觉注意焦点的选择和变化检测过程则对应人眼视觉的注意期,在此过程中,视觉注意焦点因其散射强度和散射截面积不同,致使其位置和区域信息不断发生变化,这与心理学研究发现的视觉转移现象<sup>[7]</sup>不谋而合,大大增强了目标检测的准确性.

## 3 叶簇隐蔽区域的视觉显著图生成

在视觉注意机制的研究中 Itti 模型具有里程碑式的意义,它是第一个使用计算的方式模拟视觉认知过程的模型.该模型应用于 UWB SAR 图像处理中主要考虑灰度通道和方向通道的特征信息.

在处理过程中,输入图像通过高斯金字塔实现分辨率以 2 为因子在水平和垂直方向依次递减的八级降采样过程,每层图像的亮度表示为  $I(\sigma)$ ,其中  $\sigma \in [0, 8]$  代表金字塔结构中不同的层数.考虑到图像中视觉注意点与周围像素差异越大越容易引起视觉注意,因而引入中央周边差方法进行处理,即将不同分辨率的图层差值后,然后再进行点对点的相减.我们定义“ $\Theta$ ”为中央周边差算子,则灰度特征提取的过程表示为:

$$I(c, s) = |I(c) \Theta I(s)| \quad (1)$$

其中  $c \in \{2, 3, 4\}$ ,  $s = c + \delta$ ,  $\delta \in \{3, 4\}$ ,表示将  $c$  尺度上的特征图差值到  $s$  尺度上的特征图来进行运算的过程.

然后使用 Gabor 滤波器提取图像的朝向特征,二维 Gabor 滤波器其数学表达式为:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma\beta} \exp\left\{-\pi\left[\frac{(x-x_0)^2}{\sigma^2} + \frac{(y-y_0)^2}{\beta^2}\right]\right\} \cdot \exp\{i[\xi_0 x + v_0 y]\} \quad (2)$$

其中,  $(x_0, y_0)$  表示目标中心坐标,  $(\xi_0, v_0)$  表示滤波器在频域上的最优空间频率,  $\sigma$  表示高斯函数在  $x$  轴方向上的标准差,  $\beta$  表示高斯函数在  $y$  轴上的标准差. 使用中央周边差方法提取方向特征信息的表达式为:

$$O(c, s, \theta) = |O(c, \theta) \Theta O(s, \theta)| \quad (3)$$

其中  $\theta$  为默认四个方向, 即  $\theta \in \left\{0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}\right\}$ .

通过式(1)、(3)的特征提取, 可以形成不同尺度的亮度特征图和朝向特征图, 考虑到对于叶簇隐蔽目标的检测无法事先获取先验信息, 选取全局加强的合并策略来生成视觉显著图. 这是一种无需先验信息的非监督的合并策略, 具体的合并策略为:

将各个特征图归一化到  $[0, N]$  的范围内, 其中  $N \in (0, 255)$ .

对于单幅特征图, 寻找全局最大值  $M$  和除  $M$  之外的局部平均值  $\bar{m}$ .

给每一幅特征图乘以权值  $(M - \bar{m})$ .

假设  $N$  表示全局加强合并过程, 则亮度通道显著图的合并表示为:

$$I = \sum_{c=2}^4 \sum_{s=c+3}^{c+4} N(I(c, s)) \quad (4)$$

朝向通道显著图的合并表示为:

$$O = \sum_{\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}} N\left(\sum_{c=2}^4 \sum_{s=c+3}^{c+4} N(O(c, s, \theta))\right) \quad (5)$$

将式(3)、(4)合并得到视觉显著图  $S$ , 表示为:

$$S = \frac{1}{2}(N(I) + N(O)) \quad (6)$$

图 2 为使用 UWB SAR 对某一树林区域成像所得到的灰度图像(图 2(a))和经过上述视觉注意模型处理后的视觉显著图(图 2(b)). 对比两幅图可以发现, 经过视觉注意机制处理后, 图像固有粗大树干形成的散射亮点减少, 场景中目标更为突出, 若能够将场景中所有目标提取出来, 再进行变化检测, 则会大大减少目标检测所需要的时间, 为了能准确的从视觉显著图中提取场景目标, 下一节我们研究 UWB SAR 图像中视觉注意焦点的选择方法.

## 4 视觉注意焦点的选择

人类视觉系统在面对一个复杂场景时, 总会迅速

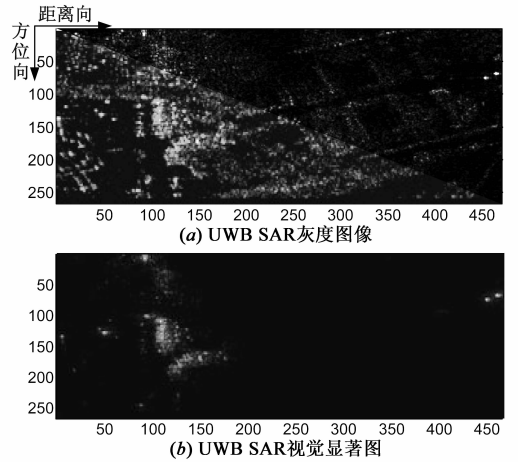


图2 UWB SAR图像视觉注意机制处理结果

选择几个感兴趣的区域进行优先处理, 这些被选中的区域被称为注意焦点(Focus of Attention, FOA). 通常使用视觉注意机制产生视觉显著图后, 图中显示的各个目标通过竞争方式来吸引视觉注意, 为了模拟该过程, 本文结合数字形态学中灰度膨胀的方法确定显著图中各个目标的大小, 使用胜者为王(Winner-Take-All, WTA)和禁止返回(Inhibition of Return)来选择视觉注意焦点.

在 WTH 检测处理中首先被检测出来的即为显著度最高的目标, 在最显著目标确立的同时会产生一个空间分布类似于差分高斯分布的函数来屏蔽以目标为中心的邻域数据的影响, 当处理完成后, 视觉焦点将会转移到下一个目标. 但是, 如果没有特定的处理方式, 每次处理所得的注意焦点将恒定的指向同一个目标, 致使注意焦点无法转移, 为了避免这一问题. 实际处理中, 一旦在一个区域没有发现与目标有关的线索, 则该区域在之后的目标搜索中将列为无目标区域, 这种鼓励发现新线索的处理方式被称为“禁止返回”[8].

此外, 为了确定目标的大小, 参考数字形态学中灰度膨胀理论, 若  $f(x, y)$  是输入图像, 根据图像分析的要求, 构造结构元  $b(x, y)$  来进行灰度腐蚀运算, 则函数  $b$  对函数  $f$  进行灰度膨胀定义为  $f \oplus b$ , 运算式如下:

$$(f \oplus b)(s, t) = \max\{f(s-x, t-y) + b(x, y) \mid (s-x), (t-y) \in D_x; (x, y) \in D_b\} \quad (7)$$

式中  $D_x$  和  $D_y$  分别是函数  $f$  和  $b$  的定义域.

考虑到实际 UWB SAR 图像叶簇区域车辆、坦克等表现为点目标, 因而  $f(x, y)$  可以表征点目标的中心坐标, 结构元  $b(x, y)$  表示半径为  $r$  的圆, 其中半径  $r$  由目标散射截面积大小所决定. 由于  $f(x, y)$  表征的是一个坐标, 则函数  $b$  对  $f$  的膨胀扩展为:

$$(f \oplus b)(s, t) = f(s - x, t - y) + b(x, y); \quad (8)$$

$$(s - x), (t - y) \in D_x; (x, y) \in D_b$$

图 3 给出了点目标灰度膨胀的示意图。

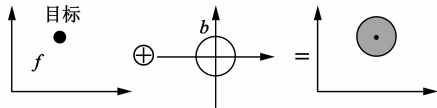


图3 点目标灰度膨胀示意图

图 4 给出使用上述方法对同一地区不同时期 UWB SAR 图像进行视觉注意焦点筛选的结果。

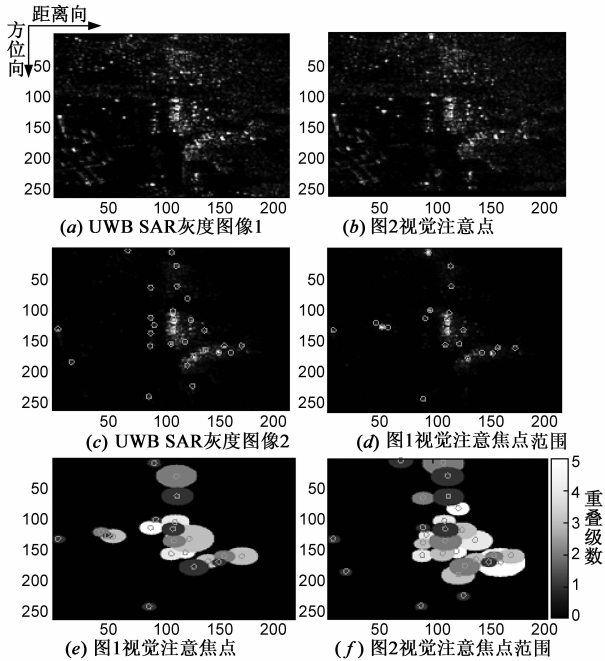


图4 多时相图像视觉焦点筛选结果

其中,多时相 UWB SAR 灰度图像图 4(a)与图 4(b)已经过配准操作,在此不进行过多的论述.基于灰度图 4(a)、图 4(b)对比视觉焦点图 4(c)、图 4(d)可以观察到经过筛选后所确定的视觉注意焦点基本涵盖了该场景中的具有较强散射特性的目标,但是由于目标散射强度与覆盖的区域大小不同(如图 4(e)、图 4(f)),致使所得的视觉焦点区域之间有很多重合,更重要的是仅仅依靠单幅 UWB SAR 图像根本无法将关心的目标从视觉焦点集合中分离出来,因此本文将进一步讨论将变化检测应用于视觉注意焦点的筛选中,以实现目标与场景中的固有目标分离出来。

## 5 基于视觉注意焦点集的变化检测

从图 4 中可以观察到由于目标散射强度与覆盖的区域大小不同,致使所得的视觉焦点区域之间有很多重合,产生了很多虚假的视觉注意焦点.因而若要准确地将叶簇目标从视觉注意焦点的集合中分离出来,首

先需要解决视觉注意焦点的邻域空间的重叠问题。

依据第 3 节的讨论,在视觉注意焦点确定时(如图 5 中 A 点),会屏蔽其邻域数据以突出视觉焦点,但是随着视觉焦点逐个筛选,视觉焦点所对应的目标的散射强度逐步降低逐步检出如图 5 中 B、C 点,这就导致原本视觉焦点 A 的邻域区域内低散射强度的像素点 C 会成为新的视觉注意焦点,如果单纯提高筛选的阈值,则会致使散射强度较低的目标 B 漏检,相反保持较低的阈值,则会增加虚假的目标 C,因此单纯从散射强度分析难以解决该问题。

而从空间相关性来分析,低散射强度的目标与强散射目标相比,两者是空间相互分离的如图 5 中 A、B 两点,具体表现为低散射强度的目标 B 不会出现在强散射目标 A 的邻域空间内,而虚假目标 C 的空间位置关系与此相反,因此可以很好的实现不同视觉注意焦点的分离。

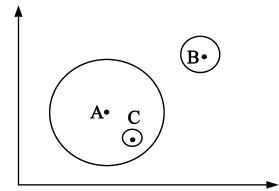


图5 利用目标空间相关性筛选注意焦点的示意图

为了更好的利用视觉注意焦点的空间相关信息,本文使用最大类间方差法(简称 OTUS 算法)对视觉注意焦点集进行分割. OTUS 法<sup>[9]</sup>是一种常用的阈值分割方法,该方法通过使得分割后类间方差最大来确定最佳的分割阈值.假设视觉注意焦点的集合为  $C$ ,其平均值为  $\bar{u}_r$ ,分割后第  $i$  类区域  $C_i$  的均值为  $\bar{u}_{ri}$ ,  $w_{ci}$  为  $C_i$  在  $C$  中所占的百分比,则类间方差  $\sigma_{bcv}$  可记为

$$\sigma_{bcv} = \sum_{i=1}^N w_{ci} (\bar{u}_{ri} - \bar{u}_r)^2 \quad (9)$$

设  $k_1, \dots, k_{N-1}$  为使  $\sigma_{bcv}$  最大的最佳阈值,则  $k_i$  为区间  $C_i$  和  $C_{i+1}$  的最佳分割,则

$$k_i = \frac{1}{2} (\bar{u}_{ri} + \bar{u}_{r(i+1)}) \quad (10)$$

参考文献[9],选取  $N=3$  能够达到最佳分割效果,其分割效果如图 6 所示。

在图 6 中,原始的视觉焦点集合  $C$ ,按照散射强度被分为三个散射区,强散射区中的视觉注意焦点多为散射强度较强的目标,中等散射区域和弱散射区域中,除了存在散射能力较弱的目标之外还存在大量的虚假目标,为了实现焦点分离,具体流程如下:

(1) 将视觉注意焦点集合  $C$  进行分割。

(2) 针对分割后第  $i$  个视觉焦点集合  $C_i$ ,构造其视觉

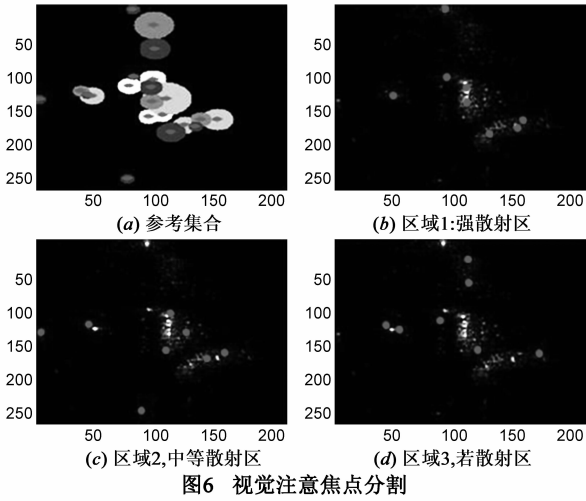


图6 视觉注意焦点分割

焦点位置坐标集合  $p_{mi} (1 \leq n \leq N)$  和视觉焦点范围半径集合  $r_{mi} (1 \leq n \leq N)$ , 其中  $N$  表示集合  $C_i$  中焦点的数目。

(3) 以散射强度最强区域的视觉焦点集  $C_1$  为参考集合, 对任意一个视觉焦点  $C_{ni} (i \neq 1)$ , 可得到  $C_{ni} (i \neq 1)$  与集合  $C_1$  中所有元素的欧氏距离<sup>[7]</sup> 集合  $d_{nmi} (1 \leq m \leq M)$  ( $M$  表示集合  $C_1$  的元素数目); 依据  $d_{nmi}$  确定集合  $C_1$  中与  $C_{ni} (i \neq 1)$  空间距离最近的视觉焦点  $C_{n1}$ 。

(4) 若  $C_{n1}$  与  $C_{ni}$  之间的欧氏距离  $d_{nmi} > r_{n1}$  则视觉焦点  $C_{ni}$  即为虚假目标, 反之则为有效目标, 其筛选结果如图 7 所示。

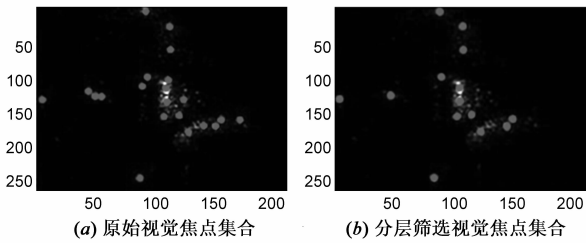


图7 视觉焦点分层筛选前后对比图

图 7 为使用上述流程处理前后视觉注意焦点的对比图, 从图中可以明显的观察到经过上述流程筛选后, 虚假的视觉焦点明显减少, 但对比图 4(c)、图 4(d) 和图 7(b) 发现虽然图 7(b) 中虚假目标明显减少, 但要想实现场景中固有目标与叶簇目标的分离仍然需要对其进行变化检测。

常规变化检测是将两幅灰度图像配准后, 依据杂波分布估计结果对差值变化检测图像进行 CFAR 检测<sup>[10]</sup>。但是经过上述分析, 我们可以使用 UWB SAR 图像的视觉注意焦点集合来概括该幅图像, 这就使得原本需要检测灰度图像中所有的像素区域就变为检测视觉注意焦点集合, 不仅大大缩小了检测范围, 也可以一定程度上屏蔽掉由于树干杂波所引起的虚警, 提高了

检测的准确度。图 8 给出了对于视觉注意焦点集进行变化检测的原理图。

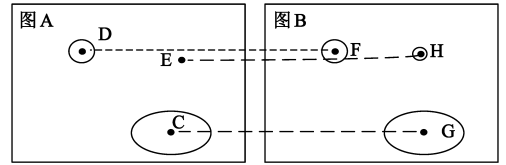


图8 变化检测原理示意图

假设图像 A、B 已经进行过配准操作, 两幅图像的视觉注意焦点的位置坐标集合分别为  $A_n = \{C, D, E\}$ 、 $B_m = \{F, G, H\}$ , 范围半径集合分别为  $r_{an} (1 \leq n \leq N)$ 、 $r_{bm} (1 \leq m \leq N)$ , 若图 B 中视觉焦点为场景中固有目标如点 F、G, 在图像配准的情况下, 则图 A 中存在点 D、C, 且其邻域范围包含点 F、G 在图像 A 中的映射点; 若为场景中新增目标如点 H, 则在图 A 中无法寻找到满足上述条件的视觉注意焦点, 则判断为两幅图像中变化的视觉注意焦点, 使用该方法的处理结果如图 9 所示。

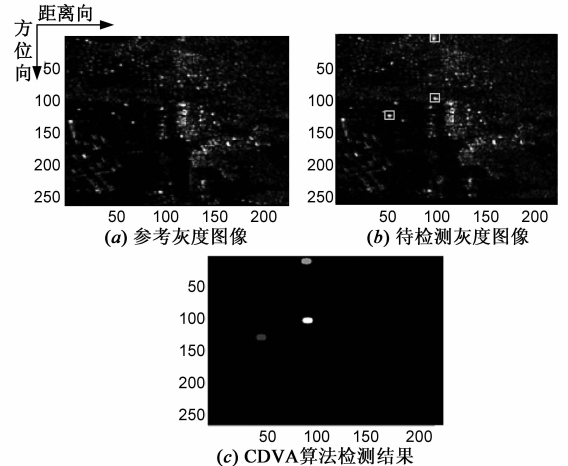


图9 CDVA算法处理结果

## 6 算法性能分析

为了衡量该算法的有效性和计算效率, 本文中采用两组多时相 UWB SAR 图像数据对基于图像分割的差值变化检测算法、基于二维 Edgeworth 展开式的变化检测算法和基于视觉注意机制的变化检测算法 (CDVA 算法) 进行比较、分析和验证。其中图 10(a) 图和图 10(b) 为使用 CARABAS-II 系统在瑞典北部于不同时间对同一个针叶林区域进行飞行成像得到的 UWB SAR 图像, 图像大小为  $260 \times 400$ , 且第二次观测时在树林中隐藏了 25 个车辆目标, 目标布置示意图如图 10(c), 分别为 15 个大型车辆和 10 个小型车辆, 从图像 10(b) 中可以看到隐藏在叶簇下的车辆目标在成功显示的同时, 许多粗大树干也在图像中呈现出明亮的斑点, 这也

是导致检测的虚警率上升的主要原因。

在变化检测试验中,图 10(d)是采用基于图像分割的差值变化检测算法得到的检测结果,在处理中借鉴划窗 CFAR 检测的思想,选取的 CFAR 窗为  $12 \times 12$ ,图像中 10 个小型隐蔽车辆由于受到强杂波的干扰,并没有完全被检测出来,存在漏检的情况. 图 10(e)、图 10(f)采用基于二维 Edgeworth 展开式的变化检测算法和 CDVA 算法进行检测的结果,较之基于图像分割的差值变化检测算法,其检测的准确性有明显的提高。

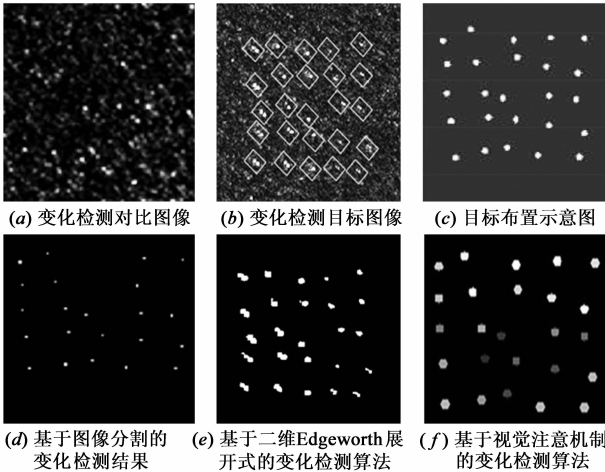


图 10 CDVA与CFAR检测效果对比图

为了进一步比较 CDVA 算法和基于二维 Edgeworth 展开式变化检测算法之间的性能优劣图 11 中选用某阔叶林区域的两幅 UWB SAR 图像切片进行变化检测,其中在叶簇区域和非叶簇区域布置四个目标如图 11(b)所示,其中目标 A 位于图像叶簇区域边缘,目标 B 靠近建筑物边缘,目标 B、C 的散射截面积小于其它目标. 图 11(a)和图 11(b)分别为基于二维 Edgeworth 展开式的变化检测结果和 CDVA 算法变化检测结果,对比两组检测结果可以发现:本文提出的 CDVA 算法对复杂的多时相 UWB SAR 叶簇区域图像的适应能力更强. 这是因为基于二维 Edgeworth 展开式的变化检测算法是基于统计分布特征的变化检测算法,若图像中待检目标位于图像统计特性突变的像素点的位置(如图 11(b)中 A 点所示)原本因地形引起的统计特性的突变将淹没目标所带来的统计特性的变化;而当目标散射强度较弱时(如图 11(b)中 C 点所示),则不能够引起其相应区域的统计特性产生明显的变化,造成目标的漏检,因此,基于二维 Edgeworth 展开式的变化检测算法在对复杂的 UWB SAR 叶簇区域目标进行变化检测时具有一定的局限性。

此外,表 1 是对图 10,图 11 中不同变化检测算法的检测性能与时效性进行分析结果。

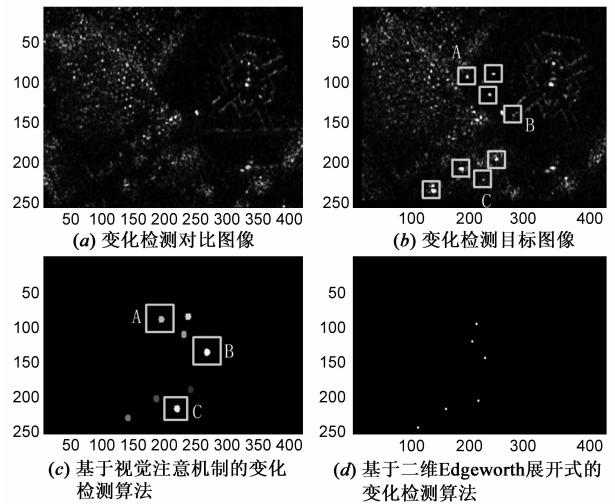


图 11 算法性能分析

表 1 不同变化检测算法检测效果

算法类别	图像分割		二维 Edgeworth		本文方法	
	图 10	图 11	图 10	图 11	图 10	图 11
准确发现目标个数	23		25	6	25	8
发现概率	92%		100%	75%	100%	100%
处理耗时	20.8min		18.7min	19.8min	2.5min	3.2min

从中可以看到,与基于图像分割的差值变化检测算法和基于二维 Edgeworth 展开式的变化检测算法相比,本文提出的基于视觉注意机制的变化检测方法,由于其变化检测的对象从原始的像素级提升至视觉注意焦点级别,不但能有效避免对图像中像素的逐个遍历,缩短处理时间,而且能有效提高检测算法对于图像的适应能力,并保持较高的检测精度,因而具有良好的应用前景。

## 7 结论

本文针对 UWB SAR 叶簇隐蔽目标检测的难点问题,提出了一种基于视觉注意机制的低频 UWB SAR 叶簇隐蔽目标检测方法. 该方法首次将视觉注意机制使用在 UWB SAR 图像的分析处理之中,从而将一幅 UWB SAR 图像简化为一个简单的视觉注意焦点集合,大大缩小了检测范围;此外还利用图像局部邻域信息和目标的空间相关信息对视觉显著图中目标进行分层筛选,进一步提高了该算法的检测性能. 文中最后通过实测数据验证了该算法的优越性和时效性,并对该算法对于配准精度的鲁棒性进行了实验说明. 在后期研究中,我们将进一步探索提高不同多时相 UWB SAR 视觉注意焦点之间匹配检测精度的方法,使得 CDVA 算法对于图像配准精度的要求进一步降低。

## 参考文献

- [1] D X An, Y H Li, X T Huang, X Y Li, Z M Zhou. Performance evaluation of frequency-domain algorithms for chirped low frequency UWB SAR data processing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(2): 678 – 690.
- [2] A Jackson, L Moses. Clutter model for VHF SAR imagery[A]. SPIE Conference on Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery [C]. Orlando, USA: SPIE Press, 2004. 271 – 282.
- [3] R Jame, R Hendrickson. Efficacy of frequency on detecting targets in foliage using incoherent change detection[A]. SPIE Conference on Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery[C]. Orlando, USA: SPIE Press, 1994. 220 – 229.
- [4] M H Ulander. Modeling of change detection in VHF-and UHF-band SAR [A]. EUSAR2008 [C]. Friedrichshafen, Germany: VDE-ITG, 2008. 127 – 131.
- [5] Laurent Itti, Christof Koch, Ernst Niebur. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1254 – 1259.
- [6] A M Treisman, G Gelade. A feature-integration theory of attention [J]. Cognitive Psychology, 1980, 12(1): 97 – 136.
- [7] 张鹏, 王润生. 基于视觉注意的遥感图像分析方法 [J]. 电子与信息学报, 2005, 27(12): 1855 – 1860.  
Zhang Peng, Wang Run-sheng. An approach to the remote sensing image analysis based on visual attention [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2005, 27(12): 1855 – 1860. (in Chinese)
- [8] Koch C, Ullman S. Shifts in selective visual attention: towards the underlying neural circuitry [J]. Hum Neurobio, 1985, 4(4): 219 – 227.
- [9] 王广学, 黄晓涛, 周智敏. 基于图像分割的 VHF SAR 叶簇隐蔽目标差值变化检测 [J]. 电子学报, 2010, 38(9): 1969 – 1974.  
WANG Guang-xue, HUANG Xiao-tao, ZHOU Zhi-min. VHF SAR difference change detection of target in foliage based on image segmentation [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(9): 1969 – 1974. (in Chinese)
- [10] I Ranney, M Soumekh. Signal subspace change detection in averaged multilook SAR imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(1): 201 – 213.

## 作者简介



李 超 男, 1990 年 5 月出生, 河南孟州人. 2012 年毕业于西安电子科技大学信息对抗专业, 现为国防科学技术大学博士生, 从事 UWB SAR 图像处理及其视觉认知方面的有关研究.  
E-mail: liusong.yue@163.com

李悦丽 女, 1973 年出生, 湖南浏阳人, 博士、副教授. 现为国防科技大学电子科学与工程学院硕士生导师, 主要从事合成孔径雷达成像以及实时信号处理等方面的研究工作.