

一种 SAR 图像车辆目标鉴别特征及其提取方法

李 禹^{1,2}, 计科峰¹, 吴永辉¹, 粟 毅¹

1. 国防科学技术大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073;

2. 西安武警工程学院 通信工程系, 陕西 西安 710086

摘 要: 该文引入差分盒维法来计算高分辨率 SAR 图像车辆目标的一种新的鉴别特征, 即间隙度特征, 可以用来定量评估车辆目标感兴趣区域内像素幅度的不规则程度和间隙尺寸, 以此消除杂波虚警。基于散射中心理论分析了车辆目标和自然地物后向散射强度分布的差异性, 并从理论上推导出间隙度特征具有对相干斑噪声不敏感的特点, 由此构成了 SAR 图像车辆目标鉴别处理的一个尺度不变特征。采用 MSTAR 车辆目标数据和背景杂波数据检验了所提特征的鉴别性能, 并与 Hausdorff 维数的鉴别性能做了比较, 结果显示间隙度特征具有较好的鉴别性能, 可以去除大部分的自然地物虚警和非车辆类人造目标干扰, 鉴别虚警率较低。

关键词: SAR 图像, 目标鉴别, 散射中心, 分形, 间隙度

中图分类号: TP957.52 **文献标识码:** A

1 引 言

复杂背景中机动目标的检测与识别是 SAR 图像解译技术的难点和热点。通常其检测阶段根据背景杂波的统计模型, 设计恒虚警检测 (CFAR) 算法。由于 CFAR 检测是一种次优的异常检测算法 (Oliver & Quegan, 1998), 而且观测场景中地物属性比较复杂, 致使检测算法输出的异常像素集中常常有大量的虚警目标, 包括自然杂波虚警和部分人造目标的干扰。这些虚警目标可能远多于待识别的真实车辆目标, 很大程度上降低目标识别的效率。因此需要在鉴别阶段利用车辆目标的若干特征来滤除杂波虚警, 同时确保类似真实目标的切片数据能进入到计算代价昂贵的目标识别阶段。在鉴别阶段, 如何提取车辆目标数据的有效特征是目标鉴别的关键技术。

纹理特征是 SAR 图像车辆目标鉴别处理中常用的特征之一, 常用来度量目标感兴趣区域 (ROI) 内像素强度的起伏特性。由 Mandelbrot 提出的分形几何理论能较好地描述自然界中物体的不规则形态, 已成功应用于图像处理、目标识别领

域。同样, 基于分形的纹理特征提取技术也被应用到 SAR 图像目标鉴别过程中, Kreithen 等 (1997) 和 Novak 等 (1997) 提取机动目标二值化图像的 Hausdorff 分形维数作为目标鉴别的候选特征, 并设定车辆目标的 Hausdorff 维数小于自然地物。由于上述 Hausdorff 维数仅考虑目标强散射点的空间聚合程度, 忽略目标像素散射强度的起伏特性, 没有涉及高频区车辆目标散射中心的空间分布, 所以 Hausdorff 维数作为车辆目标的一种鉴别特征, 其普适性较差, 鉴别虚警率较高。另外, Hausdorff 维数容易受相干斑等噪声的影响, 鲁棒性较差。即使相同分形维数的图像, 也可能具有明显的视觉差异, 因此, Hausdorff 维数并不是一个充分的特征。

针对上述 Hausdorff 分形维数特征在 SAR 图像目标鉴别过程中的缺陷, 本文提取一种新的车辆目标鉴别特征, 即间隙度 (Lacunarity) 特征。该特征是一种尺度不变的分形特征, 且对 SAR 图像中的相干斑噪声不敏感, 可以定量评估 SAR 图像中车辆目标像素后向散射强度的不规则程度和间隙尺寸 (gap size), 并以此去除待鉴别目标数据组中的自然杂波虚警和部分人造目标干扰。

收稿日期: 2007-07-16; 修订日期: 2008-01-16

基金项目: 装备预先研究项目 (编号: 51322020202-01)。

第一作者简介: 李 禹 (1975—), 男, 博士研究生。1998 年毕业于国防科技大学电子工程专业获学士学位, 2003 年于该校信息与通信工程专业获硕士学位, 现攻读该校的信息与通信工程专业博士学位, 研究方向为遥感信息处理, 已发表论文 10 余篇。

2 车辆目标与背景地物散射特性分析

在高频区, SAR 图像目标总的电磁散射可以认为是由某些局部位置上等效散射中心的电磁散射合成的, 目标总的冲激响应可以表示为:

$$x(t) = \sum_{k=1}^P \sum_{m=-M_1}^{M_2} x_{km} \delta^{(m)}(t - t_k) \quad (1)$$

式中 $\delta^{(m)}(t)$ 表示对 Dirac 单位冲激函数的 m 阶微分 ($m < 0$ 时为积分运算), P 为目标上散射中心的个数, M_1 和 M_2 是各散射中心的微分或积分阶数, x_{km} 为各散射中心的幅度, t_k 为各散射中心的时延。 x_{km} 与散射中心的类型、目标几何形状、介电常数、表面粗糙度和雷达参数等有关, 本文主要分析散射中心类型和目标几何形状对 x_{km} 的影响。相同雷达参数条件下, 不同类散射中心的后向散射强度有较大起伏; 由于目标几何形状因素, 相同类型散射中心的后向散射强度也有很大的可变性。这就造成 SAR 目标图像数据的不规则性。

一般情况下, 车辆目标具有规则的几何形状, 其边缘轮廓主要是边缘散射中心, 以及对应于入射波方向的二面角和三面角散射中心的后向散射合成的, 通常具有较大的灰度值。它们和背景地物的后向散射有较大的差异, 在高分辨 SAR 图像中车辆目标通常有阶跃型的边缘, 像素幅度有较强的突变, 与地物背景形成较大尺寸的缝隙。同时, 车辆目标的非边缘区域(中间区域)具有较多、较密集的二面角和三面角散射中心, 甚至局部区域还存在凹腔体散射中心等, 它们具有较强的后向散射强度, 能形成块状的峰值区域。当然该区域还存在一定的镜面反射结构、尖角散射以及行波散射场和蠕动波散射等, 它们与二面角等强散射中心相比, 具有较小的后向散射强度, 在灰度图像中是相对较小幅度, 如目标像素集合中的凹陷和谷底等。因此, 在车辆目标像素区域内各类散射中心的后散射强度具有较大的分布范围, 像素灰度值具有较大的起伏和不规则性。另外, 由于车辆目标具有复杂的空间结构, 致使其强散射点空间分布的密度也具有较大差异, 这也造成该区域的灰度图像具有较大的间隙和不均匀性。上述属性与自然地物具有较大的差异。

自然地物一般具有缓变的结构特征, 常用漫反射和体散射模型来描述, 其局部区域的突变也形成一定的二面角和三面角散射中心, 但是与车辆目标的散射中心相比, 该类散射中心数目较少, 空间分布比较分散, 各散射中心间的差异性也较小, 因此自然地物

的后向散射强度相对比较平稳, 起伏较小。同时, 自然杂波像素的灰度值也在一个较小的分布范围, 对应的灰度直方图具有较大的峰值包络, 灰度分布较密集, 有较好的包络, 而车辆目标像素的直方图却具有较大的分布范围, 包络有突变, 所以自然杂波形成的灰度图像具有一定的统计规律性和相对较好的自相似性, 比较满足分形的模型, 其灰度表面的不规则程度和像素间隙小于车辆目标。

3 基于分形模型提取 SAR 图像车辆目标 ROI 的间隙度特征

对于检测阶段输出的待鉴别的 SAR 图像切片, 依据车辆目标的先验知识和 SAR 系统参数, 可以预估车辆目标的像素数目, 并在该切片图像上截取待鉴别目标的感兴趣区域, 进行车辆目标 ROI 的分形特征提取。由第 2 节分析可知, 规则形状的车辆目标相对于无规则形状的自然地物表现出更强的不规则性和较大的间隙尺寸, 可以利用盒维数方法提取该类目标 ROI 的间隙度特征参量。

3.1 利用盒维数方法计算间隙度特征

间隙度特征可以用来定量评估图像的缝隙尺寸或空洞(hole)的大小, 能够描述图像中各种形状的混合程度, 以及强度起伏的不规则程度(Soe & Nina, 2005)。本文利用差分盒维法(Differential Box-Counting, DBC)(Dong, 2000)在三维空间中分析 SAR 图像车辆目标 ROI 的间隙度特征, 设 X 和 Y 表示二维坐标位置, 第三维坐标 Z 代表像素灰度值。设定一个尺寸为 $L \times L$ 的盒子在尺寸为 $W \times W$ 的图像上滑动, $L < W$ 。对每一个 $L \times L$ 的滑动盒, 盒子内部像素的最大值和最小值分别为 $U(i, j)$ 和 $B(i, j)$, 其差值为:

$$\delta(i, j) = U(i, j) - B(i, j) \quad (2)$$

盒子质量(Box Mass) $M_{i,j}$ 表示图像中第 (i, j) 滑动盒子在 $L \times L$ 局部区域内像素强度的起伏程度, 记为:

$$M_{i,j} = \text{ceil}[k \times \delta(i, j) / L] \quad (3)$$

$k = H_0 / G$ 是加权系数, G 是 $W \times W$ 窗内的像素灰度最大值, H_0 是量化系数, 决定 $\delta(i, j)$ 的量化级数, $\text{Ceil}[x]$ 代表 x 的上限整数。定义 $n(M, L)$ 是边长为 L , 盒子质量为 M 的盒子数目, 其中 $M \in \{M_{i,j}, (i, j) \in W \times W\}$; 它可以与 $W \times W$ 窗内的盒子总数目相除得到盒子质量 M 的频数, 也即 M 的概

率函数 $Q(M, L)$:

$$Q(M, L) = \frac{n(M, L)}{(W - L + 1)^2} \quad (4)$$

在尺度 L 上的间隙度被定义为盒子质量 M 的二阶原点矩与一阶矩平方的比值, 即:

$$\Lambda(L) = \frac{\sum_M M^2 Q(M, L)}{[\sum_M M Q(M, L)]^2} = \frac{\text{var}(M)}{[E(M)]^2} + 1 \quad (5)$$

上式的间隙度值被设定为图像 $W \times W$ 窗内中心像素的间隙度。通过在整幅图像上移动 $W \times W$ 窗可以计算每一个像素的间隙度特征, 其中边界像素可认为是循环的。

设定 F 是 SAR 图像幅度的瞬时起伏, 如果幅度变化值为 $F' = aF$, a 为尺度变化系数, 计算尺度变换后的间隙度, 其中:

$$M'_{i,j} = \text{Ceil}\left[\frac{H_0}{aG} \times \frac{an(i,j)}{L}\right] = M_{i,j} \quad (6)$$

式(6)表明盒子质量对强度的尺度变化不敏感, 因而间隙度具有尺度不变特性。

由上述定义可知: M 反映了车辆目标散射中心后向散射强度的不规则程度, $\Lambda(L)$ 又能描述 M 的分布情况。当 $M_{i,j} = 0$ 时, 表示 (i, j) 位置的 $L \times L$ 盒子内部各像素的幅度相等, 是严格均匀区域; 当 $M_{i,j}$ 为较小值时, 盒子内部像素幅度起伏较小, 可以被认为是均匀的; 当 $M_{i,j}$ 为较大值时, 盒子内部像素幅度剧烈起伏, 具有较大的不规则性。式(5)中 $\text{var}(M)$ 反映了 $M_{i,j}$ 的起伏程度, 能进一步表征像素空间组织的不规则性和间隙尺寸的大小。当 $\text{var}(M)$ 趋向于 0 时, 也就是 $\Lambda(L)$ 接近 1 时, $M_{i,j}$ 的起伏较小, 图像像素的空间组织有较好规律性, 其局部区域的间隙尺寸较小, 通常对应于自然杂波区域; 当 $\text{var}(M)$ 较大时, $\Lambda(L)$ 也较大, 此时 $M_{i,j}$ 有较大的起伏, 图像的间隙尺寸较大, 像素的空间组织不规则, 该情况常对应于车辆目标区域。因此, 车辆目标 ROI 具有较大的间隙度特征, 可以据此实现目标鉴别, 消除地物杂波虚警。

式(5)也表明间隙度特征是一个盒子边长 L 相关的参量。通常, 较小的 L 可以较好描述局部的起伏程度, 更适合车辆目标; L 变大时 M 趋于平缓, $\Lambda(L)$ 将变小, 本文选用较小的盒子边长, 确保目标和杂波的间隙度特征具有较大的类间距。

3.2 相干斑噪声对间隙度特征的影响

通常, SAR 图像固有的相干斑噪声将影响其车

辆目标的特征提取性能, 进而影响目标鉴别和识别的性能。本文提取的车辆目标间隙度特征对相干斑噪声具有较好的鲁棒性, 不需要去斑处理。相干斑是一种乘性噪声, 即 SAR 图像观测值、目标 RCS 和相干斑噪声近似满足 $z = \sigma \times n$ 。下面就 SAR 图像中强散射目标区域(如车辆目标, 可以由散射中心来描述)和均匀自然地物区域(通常由漫反射、体散射等模型进行描述)2 种情况下, 深入分析乘性相干斑噪声对图像感兴趣区域间隙度的影响。

3.2.1 车辆目标

车辆目标区域中存在较多的强散射中心, 其后向散射强度占该区域像素后向散射的主导作用, 其观测值中压制了相干斑噪声的影响, 主要表现为目标 RCS 的强度, 也就是 $z \approx \sigma$ 。计算 $L \times L$ 盒子中的最大值和最小值幅度差也近似为:

$$\delta_z(i, j) = U_z(i, j) - B_z(i, j) \approx U_\sigma(i, j) - B_\sigma(i, j) \quad (7)$$

则: $M'_{i,j} = \text{ceil}(K\delta_z(i, j)/L) \approx M'_{i,j}$, 因而 $\Lambda_z(L) \approx \Lambda_\sigma(L)$, 相干斑噪声对强散射目标区域的间隙度特征影响很小。

3.2.2 均匀自然地物

通常, 该类地物区域具有缓变的结构特征, 可以用漫反射和体散射模型来描述, 相干斑噪声的影响较为明显, 观测值 $z = \sigma n$ 反映了自然地物后向散射强度和相干斑噪声共同的作用。在计算 $L \times L$ 盒子中的盒子质量 $M'_{i,j}$ 时要考虑:

$$U_z(i, j) \leq U_\sigma(i, j) U_n(i, j) \quad (8. a)$$

$$B_z(i, j) \geq B_\sigma(i, j) B_n(i, j) \quad (8. b)$$

则其最大值和最小值幅度差为:

$$\delta_z(i, j) = U_z(i, j) - B_z(i, j) \leq U_\sigma(i, j) U_n(i, j) - B_\sigma(i, j) B_n(i, j) \quad (9)$$

对(9)式的右边进行变换, 并借助 $U_\sigma(i, j) B_n(i, j)$ 中间变量可以得到:

$$\delta_z(i, j) \leq U_\sigma(i, j) \delta_n(i, j) + \delta_\sigma(i, j) B_n(i, j) \quad (10)$$

式中 $\delta_\sigma(i, j)$ 和 $\delta_n(i, j)$ 分别为目标 RCS 和相干斑噪声的幅度差。考虑到一般情况下 $U_\sigma(i, j) \geq B_n(i, j)$, 所以:

$$\delta_z(i, j) \leq U_\sigma(i, j) [\delta_n(i, j) + \delta_\sigma(i, j)] \leq \sigma_{\max} \cdot [\delta_n(i, j) + \delta_\sigma(i, j)] \quad (11)$$

σ_{\max} 为目标 RCS 起伏的最大值。由于式(3)知盒子质量的计算具有尺度不变特性, 即:

$$M'_{i,j} \leq M'_{i,j}^\sigma + M'_{i,j}^n \quad (12)$$

由式(12)知, 观测量 z 的盒子质量 $M'_{i,j}$ 的分布范围小

于 $M_{i,j}^{\sigma} + M_{i,j}^{\eta}$ 的分布范围,而且 $M_{i,j}^{\sigma}$ 的分布概率 $Q_z(M, L)$ 要比 $M_{i,j}^{\sigma} + M_{i,j}^{\eta}$ 的分布概率 $Q_{\sigma+\eta}(M, L)$ 更加集中,因此根据式(5)计算上述两者的间隙度特征,得到 $M_{i,j}^{\sigma}$ 的间隙度小于 $M_{i,j}^{\sigma} + M_{i,j}^{\eta}$ 对应的间隙度。由 Du & Zhang(2000)知 $M_{i,j}^{\sigma} + M_{i,j}^{\eta}$ 对应的间隙度要小于 $\max[A_{\sigma}(L), A_{\eta}(L)]$,因此观测量 z 的间隙度将小于目标 RCS 和相干斑噪声中最大的间隙度值,即:

$$A_z(L) < \max[A_{\sigma}(L), A_{\eta}(L)] \quad (13)$$

这一结论表明,在均匀地物的区域,带有相干斑噪声的观测值的间隙度特征将小于自然地物后向散射强度的间隙度(相干斑噪声相对于自然地物具有更好的分形特征,其间隙度相对较小)。由于间隙度特征反映了图像区域内像素纹理的稀疏程度,上述分析也可以直观理解为:相干斑噪声严重时将增加图像像素的起伏程度,使其纹理较为稠密,间隙度变小。因此,相干斑噪声的存在,间接致使自然地物的间隙度降低,使车辆目标和自然地物间隙度特征的类型间距变大,从而增加了该鉴别特征的可分离程度。所以 SAR 图像车辆目标鉴别中间隙度特征对相干斑噪声是不敏感的,具有较好的鲁棒性。

4 实验结果及分析

本文首先利用 MSTAR 数据库来分析上述算法提取的间隙度特征的性质,并验证该特征应用于 SAR 图像车辆目标鉴别时的鉴别性能;然后对 X 波段 0.5m 分辨率的复杂环境的实测数据做检测,采用间隙度特征对车辆目标进行鉴别处理。

4.1 间隙度特征的鉴别性能分析与比较

选取 MSTAR 数据库中 BMP2、T72 和 BTR70 三类战术车辆目标在俯仰角为 17° 时的切片数据,共有 640 个,其中目标方位角范围为 $0-360^\circ$,构建本文的车辆目标样本集 C_1 。该样本集基本上可以反映同类战术车辆目标在不同姿态角时的共性。另外,利用 MSTAR 提供的背景杂波数据,可以截取同样尺寸大小的自然地物切片数据,构建杂波虚警的切片样本集 C_2 ,共有 688 个,该切片图像均反映不连续地物或非车辆类人造目标的后向散射特性。

对待鉴别的 SAR 图像切片,截取 64×64 (像素数目)的中心区域作为目标的 ROI,利用第 3 节的计算方法提取间隙度特征,其中 $H_0 = 50$,滑动窗 $W = 15$ 。图 1 给出了 MSTAR 数据中车辆目标(图中实线)和地物杂波数据(图中虚线)在不同盒子边长 L 时间隙度特征的变化趋势。显然,随着 L 的增加

两者的间隙度对数值都逼近 0,只有在 L 较小时两者间隙度的分离度较大。本文设定盒子的边长 $L = 3$ 。图 2 给出了车辆目标和地物杂波数据(选用上述样本集中各 20 个切片)在去斑前后间隙度特征的变化情况,算法中采用快速的 8 邻域平均去斑。图中实线为去斑前车辆目标和地物的间隙度,其中前者的间隙度幅度要大于后者;去斑后,自然地物的间隙度特征明显增大,车辆目标的间隙度也有变大,但变化幅度较小。对于自然地物,去斑处理很大程度上抑制了相干斑噪声,使图像趋于平滑,稀疏程度增大,所以间隙度也变大;而车辆目标的强度受相干斑影响较小,去斑处理只对其局部散射中心的强度做平滑,也起到一定的平滑作用,所以间隙度产生较小的起伏。图中结果表明,去斑处理一定程度上降低了间隙度特征的类型间距,所以在间隙度计算时不需要做去斑预处理,该特征对于相干斑噪声不敏感,这与 3.2 节的理论分析是一致的。

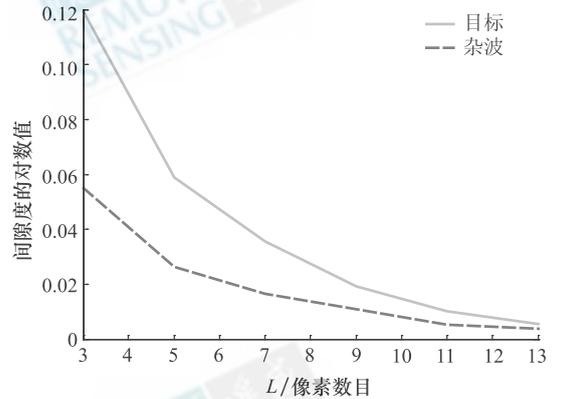


图 1 不同 L 时的切片数据的间隙度特征

Fig. 1 The lacunarity of segment data

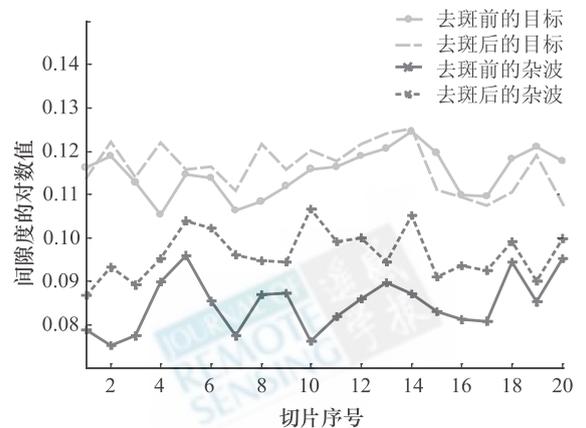


图 2 去斑前后切片数据的间隙度特征

Fig. 2 The lacunarity of segment data with speckle and no-speckle

为了比较间隙度特征的鉴别性能,对上述 C_1 和 C_2 样本集也提取其二值化图像的 Hausdorff 维数。同时,在 C_1 和 C_2 中随机提取 100 个车辆目标和 100 个杂波数据来训练间隙度特征的判决阈值,并确保车辆目标漏警率保持在 5% 左右。全部数据的处理结果如表 1。

表 1 车辆目标分形特征鉴别性能比较结果

Table 1 The result of vehicle target discrimination based on the two fractal features

鉴别特征	漏警概率/%	判决國值	鉴别概率/%	虚警概率/%
本文计算的间隙度特征	5.3	1.110	94.7	2.18
二值化图像的 Hausdorff 维数	5.8	1.2	94.2	24

实验结果表明间隙度特征具有较好的鉴别性能,对同样的数据组其鉴别虚警率远小于二值化图像的 Hausdorff 维数。虽然, Hausdorff 维数在 5% 漏警概率条件下,具有接近于 94.2% 的目标鉴别概率,但是其鉴别虚警率却达到 24%,难以实现消除地物杂波和人造目标干扰的鉴别目标。相反,本文

提取的间隙度特征能有效鉴别目标,鉴别虚警率较低,是一种鲁棒性较好的候选特征。

4.2 基于间隙度特征的 X 波段实测 SAR 图像车辆目标鉴别结果

图 3(a)给出了 X 波段 0.5m 分辨率的 SAR 图像,观测场景为城市区域,有较多的人造目标干扰,如建筑、地隆和地沟等,背景杂波功率也较强,图像大小为 2130×1394 个像素,该场景中包含 13 个车辆目标。图 3(b)是该数据经恒虚警检测和面积参量预鉴别处理的二值化图像,其输出待鉴别的目标切片数目为 116 个,包括 13 个车辆目标,103 个地物杂波和人造目标干扰切片。利用间隙度来对上述数据进行鉴别处理,经训练设定间隙度阈值为 $T = 1.215$,则可以鉴别出 18 个目标,包括全部的车辆目标和 5 个人造目标的虚警(虚线框内),见图 3(c)。实际计算的鉴别虚警率为 4.3%,车辆目标的鉴别概率为 100%。该实验结果表明,间隙度特征也可以有效消除大部分人造目标干扰。

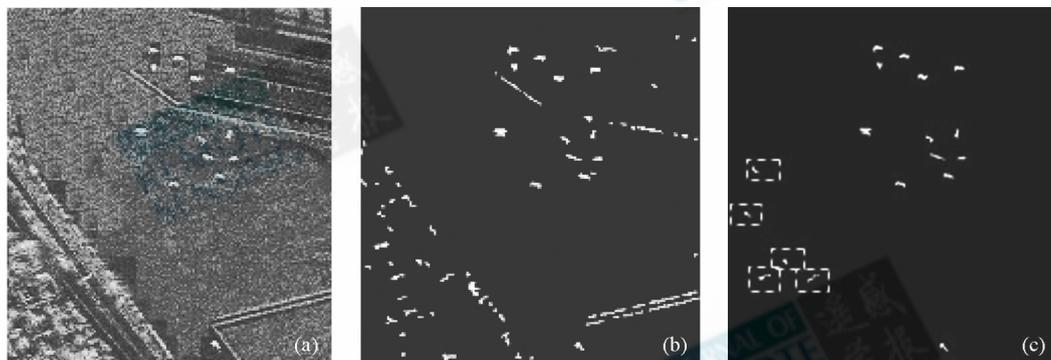


图 3 X 波段 0.5m 分辨率的 SAR 图像中车辆目标的检测与鉴别处理

(a) X 波段 SAR 图像; (b) 预鉴别处理的二值化图像; (c) 利用间隙度特征鉴别的结果

Fig. 3 The result of vehicles which were detected and discriminated from the SAR image with 0.5m resolution

(a) the SAR image with X band; (b) the image for discrimination; (c) the result of discrimination based on lacunarity feature

5 结论

机动目标的快速提取和识别是战场情报侦察的重要任务。随着 SAR 数据获取手段的不断完善,迫切需求发展相应的 SAR 图像解译技术,其中快速稳健的目标检测和鉴别算法是其关键。本文就 SAR 图像车辆目标的鉴别处理,基于分形模型提取一种新的目标鉴别特征,即间隙度特征,用来描述车辆目标感兴趣区域内像素后向散射强度的起伏特性,包括像素幅度的不规则性、间隙尺寸和区域

内多种形状的混合程度。文中利用散射中心理论分析了车辆目标和自然地物后向散射强度分布的固有差异性;同时,从理论上推导出间隙度特征具有对相干斑噪声不敏感的特点,为间隙度特征应用于 SAR 图像车辆目标的鉴别处理奠定基础。

尽管本文只给出了 2 类数据实验结果,但大量有代表性的实验表明,本文提取的间隙度特征具有较好的鉴别性能,能去除大部分自然地物的虚警,鉴别虚警率要远小于二值化图像的 Hausdorff 维数特征。另外,间隙度特征不仅能鉴别自然地物杂波,而且也能区分部分非车辆类的人造目标干扰。

对 X 波段复杂城市环境中 SAR 图像实测数据的鉴别结果表明,间隙度特征也能去除大部分由地表建筑等产生的虚警。事实上,本文对车辆目标提取间隙度特征的算法及其理论分析也适应于其他类别的机动目标,包括舰船,飞机等。

REFERENCES

- Dong P. 2000. Test of a new lacunarity estimation method for image texture analysis. *International Journal of Remote Sensing*, **21**(17): 3369—3373
- Du G and Zhang S H. 2000. Radar signal detection based on high-order fractal feature. *Acta Electronic Sinica*, **28**(3):90—92

- Kreithen D E, Halversen S D and Owirka G J. 1993. Discriminating targets from clutter. *Lincoln Laboratory Journal*, **6**:25—52
- Novak L M, Halversen S D, Owirka G J, et al. 1997. Effects of polarization and resolution on SAR ATR. *IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems*, **33**(1): 102—116
- Oliver C and Quegan S. 1998. Understanding synthetic aperture radar images. Boston, London, Artech House
- Soe Win Myint and Nina Lam. 2005. A study of lacunarity-based texture analysis approaches to improve urban image classification. *Computers, Environment and Urban Systems*, **29**:501—523

附中文参考文献

- 杜干,张守宏. 2000. 高阶分形特征在雷达信号检测中的应用. *电子学报*, **28**(3):90—92

New feature for vehicle target discrimination in SAR imagery

LI Yu^{1,2}, JI Ke-feng¹, WU Yong-hui¹, SU Yi¹

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

2. Engineering College of Armed Police Forces, Shaanxi Xi'an 710086, China

Abstract: The differential box-counting algorithm is introduced to calculate a new discriminating feature named Lacunarity, which is used to distinguish vehicle target from natural clutter in high-resolution SAR imagery in this paper. Lacunarity feature can be used to estimate quantitatively the variation, irregularity and gap size of pixel's intensity of candidate targets. Based on the theory of scattering center, it can be shown that the vehicle image presents more irregularity and larger gaps than natural terrain's image. Moreover, lacunarity is robust to speckle noise and is stable under changes in intensity. Finally, the real vehicle target data and natural terrain's data in MSTAR database are applied to test the above algorithm. The discrimination performance using lacunarity is compared with Hausdorff dimension. The result shows that lacunarity is a good discriminating feature, which can eliminate most false alarms from natural terrains and most interference from the man-made targets with low false alarm probability.

Key words: SAR imagery, target discrimination, scattering center, fractal, lacunarity