

SAR 图像机动目标的多尺度间隙度特征及其鉴别处理算法

李 禹^{1),2)} 计科峰¹⁾ 粟 毅¹⁾ 王世晔¹⁾

¹⁾(国防科技大学电子科学与工程学院,长沙 410073) ²⁾(西安武警工程学院通信工程系,西安 710086)

摘 要 提出了一种新的基于多尺度间隙度特征的高分辨率 SAR 图像机动目标鉴别算法,用以去除检测阶段的自然杂波虚警。给出了间隙度特征的物理概念,以及二值化图像和 SAR 灰度图像的间隙度计算方法,并基于多尺度间隙度特征实现 SAR 图像车辆目标鉴别处理。最后,利用 MSTAR 数据库中的车辆目标和自然地物数据验证了该算法,结果显示该特征具有较好的鉴别性能。

关键词 SAR 图像 目标鉴别 机动目标 间隙度

中图法分类号: TN975.52 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)01-0136-06

The Multi-scale Lacunarity Feature of Mobile Targets in SAR Imagery and the Discriminating Algorithm

LI Yu^{1),2)}, JI Ke-feng¹⁾, SU Yi¹⁾, WANG Shi-xi¹⁾

¹⁾(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

²⁾(Engineering College of Armed Police Forces, Xi'an 710086)

Abstract A new algorithm is developed to discriminate mobile target from natural clutter in high-resolution SAR imagery with multi-scale lacunarity feature in this paper. The concept of lacunarity is introduced, and the different methods are proposed to calculate the lacunarity in the binary image and gray image. And then, the multi-scale lacunarity are used to discriminate the vehicle target. Finally, the MSTAR data with vehicle targets and natural terrains are used to validate the above algorithm, and the performance of this algorithm is good.

Keywords SAR imagery, target discrimination, mobile target, lacunarity

1 引 言

机动目标感兴趣区域(ROI)的快速提取是 SAR 图像目标识别的基础,通常包括检测和鉴别两个阶段。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^[1],而且观测场景中的地物比较复杂,致使检测算法输出的异常像素集中常常有大量的自然杂波虚警。这些虚警目标可能远多于待识

别的真实目标,将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机动目标的若干特征来滤除自然杂波虚警,其中机动目标特征提取是目标鉴别的关键技术。这里针对车辆类机动目标提取有效纹理特征,构建了相应的目标鉴别算法。

高分辨率 SAR 图像车辆目标通常具有多种不同类型的散射中心,而且散射中心的空间分布也是不确定的,致使其灰度图像的纹理具有很大不规则性和稀疏特性(间隙尺寸)。这种纹理特征与自然地物后向散射特性有较大差异,可以由分形理论定

收稿日期:2007-01-29; 改回日期:2007-07-02

第一作者简介:李禹(1975 ~),男。2003 年于国防科技大学获信息与通信工程专业硕士学位,现为国防科技大学该专业博士研究生。目前主要从事 SAR 图像解译技术研究。E-mail:liyu4534@yahoo.com.cn

量评估。林肯实验室基于分形思想提取目标二值化图像的 Hausdorff 维数作为目标鉴别的候选特征,应用于基线 SAR ATR 系统^[2-3]。由于上述 Hausdorff 维数仅考虑目标强散射点的空间聚合程度,忽略目标的几何形状和高频区车辆目标散射中心的空间分布,也没有涉及目标像素散射强度的起伏特性,所以作为车辆目标的一种鉴别特征,Hausdorff 维数普适性较差,鉴别虚警率较高。

针对上述 Hausdorff 分形维数在 SAR 图像目标鉴别过程中的缺陷,提出了一种新的仿射不变的分形特征即间隙度 (Lacunarity),来衡量 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),并基于多尺度的间隙度特征来实现车辆目标鉴别,以去除待鉴别目标中的自然杂波虚警和部分人造目标干扰。

2 间隙度的物理概念及其提取算法

由 Mandelbrot 提出的分形几何理论作为一种研究非规则几何形状的几何学,能较好地描述自然界中物体不规则和自相似性的形态,已成功应用于图像处理、目标识别领域^[4]。间隙度特征作为一种重要的分形特征,可以描述图像中各种形状的混合程度和像素强度的不规则分布,能定量评估图像中像素纹理的间隙尺寸或空洞 (Holes) 的大小,是一种平移、旋转和缩放不变性的特征^[5]。可以由二值化图像来形象说明间隙的物理含义。

在二值化图像中选取 $W \times W$ 的矩形窗,利用 $L \times L$ 的盒子在矩形窗内滑动,盒子质量 $S_{i,j}$ 定义为以像素 (i,j) 为中心的盒子中覆盖一像素的数目 (即亮像素数目), L 又称为尺度,满足 $L < W$ 。盒子在整个图像窗内中滑动,每次间隔一个像素,可以得到 $N(L)$ 个盒子。 $n(S,L)$ 是矩形窗内 $S_{i,j} = S$ 时滑动盒子的数目,相应盒子质量为 S 时的概率为

$$P(S,L) = \frac{n(S,L)}{N(L)} \quad (1)$$

可以计算 S 的一阶和二阶矩,分别为 $E(S)$ 和 $E(S^2)$ 。定义 L 尺度时间隙度特征为

$$\Lambda(L) = \frac{E(S^2)}{E^2(S)} = \frac{\text{var}(S)}{E^2(S)} + 1 \quad (2)$$

式(2)中 $\text{var}(S)$ 是矩形窗内盒子质量 S 的方差, $\Lambda(L)$ 被设定为是 $W \times W$ 窗内中心像素的间隙度。显然, $\Lambda(L)$ 与尺度 L 相关的特征。

图 1 给出了一组二值化图像,包括两种尺寸的凸起和棋盘格子纹理,以及条带和随机块状纹理,图中亮像素代表 1,暗像素是 0。令 $W = 15$,按照式(2)计算不同尺度参数条件下各种模式纹理的间隙度特征,其对数值曲线见图 2,其中尺度 $L = 3, 5, \dots, 13$ 。由图 2 的计算结果可见,大尺寸凸起的图像图 1(b)和大尺寸棋盘纹理图像图 1(d)在所有尺度 L 上都具有较大的间隙度,主要是因为它们的盒子质量 S 有较多空盒子,即 $S = 0$,而且 S 取值范围较大,起伏比较剧烈,相应的纹理比较稀疏,因此间隙度较大。同时,小尺度凸起图像图 1(a)和小尺度棋盘图像图 1(c)都具有比较规则和均匀的像素分布,在多尺度参量条件下其盒子质量 S 的分布比较集中,起伏较小,相应的间隙度对数值接近 0。小尺度条纹图像图 1(e)和随机块状纹理图像图 1(f)的不规则性和间隙尺寸要大于图 1(a)和图 1(c),小于图 1(b)和图 1(d),其间隙度特征介于两类图像之间。经计算发现,图 1 中各模式的二值化纹理进行反色变换后,计算的间隙度特征具有类似的分布规律。因此,间隙度特征可以用来度量不同纹理的空间模式,而且纹理稀疏的图像和大尺寸纹理突变的图像具有较大的间隙度。

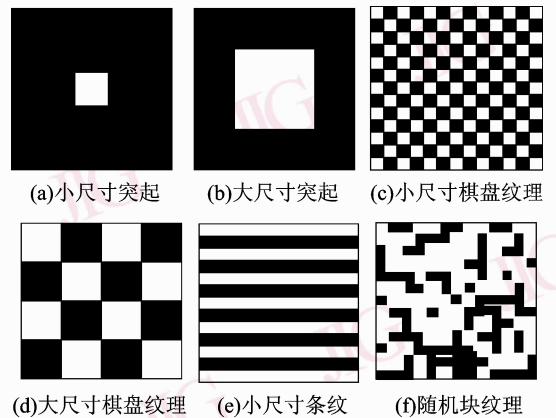


图 1 6 种不同纹理分布的二值化图像

Fig. 1 The binary images with six kinds' textures

图 2 的结果也表明间隙度特征是尺度参量的函数。随着尺度的增大,各模式纹理图像的间隙度特征对数值都逼近于 0,即 L 较大时, S 分布比较集中,其方差较小, $\log[\Lambda(L)] = 0$ 。同时,纹理间隙较小的图像如图 1(a)和(c),其不同尺度下间隙度特征变化较小;而纹理间隙较大的图像如图 1(b)和(d),不同尺度下间隙度特征变化较大。因此,不同

类纹理图像的间隙度特征随尺度的变化具有不同的变化规律。可以对不同尺度下间隙度特征的值进行累积,来增大间隙度特征的可分离程度。

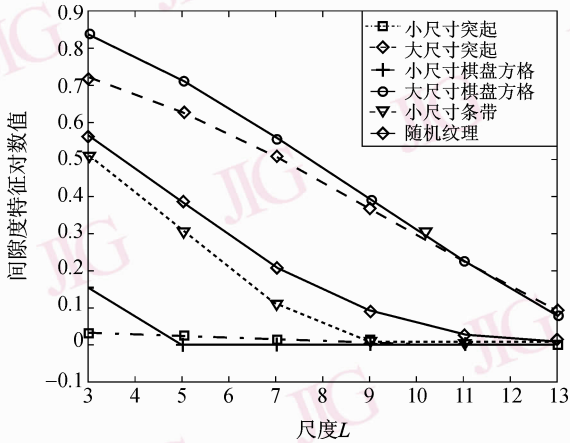


图2 二值化图像的多尺度间隙度特征

Fig. 2 Lacunarity of the binary images with multi-scales

另外,图 1(b)类似于 SAR 图像车辆目标分割后的二值化切片,该目标具有较为规则的轮廓,表现为孤立的块状区域;而图 1(a)和(c)的纹理类似于 SAR 图像均匀地物的像素纹理,像素灰度均匀,起伏较小;图 1(f)类似于自然地物的突变和部分人造目标形成的纹理。因此,可以将间隙度特征引入到 SAR 图像的特征提取中,计算不同目标的分形特征。本节对二值化图像计算的间隙度特征,仅描述了图像像素的空间组合和纹理间隙,不能刻画目标像素幅度的起伏和不规则性^[6]。因此, SAR 图像纹理的间隙度特征将直接对灰度图像进行计算。

3 车辆目标 ROI 的间隙度特征

高分辨率 SAR 图像中,目标散射可以由多个孤立的散射中心来完全表征。车辆目标通常具有规则的几何形状和复杂的结构形态,容易形成边缘、二面角和三面角等强散射中心,同时还包括强度较弱的尖劈散射中心和行波、蠕动波的等效散射中心。前一类的散射中心形成较大的峰值,甚至块状峰值,后一类较弱的散射中心形成了目标区域的谷底、凹陷等。由于散射中心类型不同,目标像素幅度有较大的起伏,纹理较为稀疏,间隙尺寸较大。另外,车辆目标复杂的结构,造成目标散射中心的空间分布具有很大的随机性,变化很大,致使像素幅度表现出较强的不规则性。这些属性与自然地物具有较大的

不同,自然地物的散射中心结构较少,主要表现为漫反射和体散射等特性,而且随机性的相干斑噪声明显,其像素幅度相对比较均匀,起伏范围较小,灰度分布比较集中,表现出较稠密的纹理,间隙尺寸较小。因此,通过计算车辆目标 ROI 的间隙度特征可以定量评估这种差异,并消除杂波虚警。

利用差分盒维法(DBC)在 3 维空间中重新定义 SAR 图像车辆目标 ROI 的盒子质量^[7]。设 $W \times W$ 图像矩形窗中,边长为 L 的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

$$\delta(i, j) = U(i, j) - B(i, j) \quad (3)$$

盒子质量 $M_{i, j}$ 描述图像中 $L \times L$ 局部区域内像素强度的起伏程度,记为

$$M_{i, j} = \text{Ceil}[k \cdot \delta(i, j) / L] \quad (4)$$

$k = H_0 / G$ 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 的上限整数值。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,转化成盒子质量 M 的概率函数

$$Q(M, L) = \frac{n(M, L)}{(W - L + 1)^2} \quad (5)$$

在尺度 L 上的间隙度被定义为

$$\Lambda(L) = \frac{\text{var}(M)}{[E(M)]^2} + 1 \quad (6)$$

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 为缩放变化系数,计算缩放变换后的间隙度,其中,

$$M'_{i, j} = \text{Ceil}\left[\frac{H_0}{a \cdot G} \cdot \frac{a \cdot n(i, j)}{L}\right] = M_{i, j} \quad (7)$$

式(7)表明盒子质量对强度的缩放变化不敏感,因而间隙度具有缩放不变特性。

由上述定义可知: M 反映了车辆目标像素幅度的不规则程度, $\Lambda(L)$ 描述了窗内 M 的分布情况。对于均匀自然地物,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,其盒子内部像素

幅度起伏较小, $M_{i,j}$ 有较小的值, $var(M)$ 趋向于 0, $\Lambda(L)$ 接近 1; 相反车辆目标图像的盒子内部像素幅度剧烈起伏, 具有较大的不规则性, $M_{i,j}$ 有较大的值, 且变化范围很大, 相应的 $var(M)$, $\Lambda(L)$ 也较大。

4 基于多尺度间隙度的目标鉴别算法

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期待鉴别目标的 ROI。设定矩形目标长宽分别为 a 、 b 米, 图像分辨率为 Δr 米, 每分辨单元采样数为 n_0 , 则目标在理想 SAR 图像中的面积为

$$Area = abn_0^2/\Delta r^2 \quad (8)$$

由式(8)可以估计车辆目标的像素数目, 并以此来截取的 SAR 图像车辆目标的感兴趣区域。

在多尺度条件下, 自然地物和车辆目标的间隙度特征具有不同变化规律。随着 L 的增大, 自然地物的间隙度特征趋于恒定值。这主要是因为自然地物的后向散射强度具有较好统计规律和一定的自相似性, 能满足分形模型, 其盒维法计算的分形特征具有尺度不变特点。而车辆目标一般不满足分形模型, 随尺度变化间隙度有较大变化, 并且其各尺度的间隙度特征都大于自然地物在相应尺度上的间隙度特征。因此, 累积多尺度条件下的间隙度特征, 可以增加该特征对上述两类切片的可分离程度。定义多尺度间隙度的累计和为

$$\rho = \sum_{L \in \{3, 5, \dots, N_0\}} \log[\Lambda(L)] \quad (9)$$

并利用 ρ 实现 SAR 图像中车辆目标的鉴别处理。图 3 给出了鉴别算法流程, 其中 $N_0 = 13$ 。

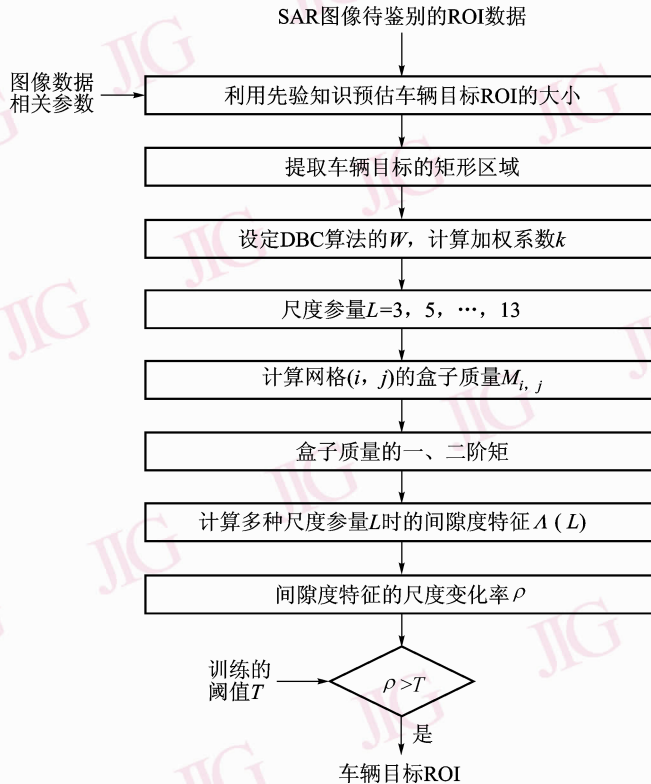


图 3 基于多尺度间隙度的目标鉴别流程

Fig. 3 The flow of discrimination with multi-scale Lacunarity

5 实测实验结果及分析

利用 MSTAR 数据库来验证本文算法的鉴别性

能。选取该数据库中 BMP2、T72 和 BTR70 3 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 $0^\circ \sim 360^\circ$, 来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 4 节的计算方法提取间隙度特征,其中 $H_0 = 50$,滑动窗 $W = 15$ 。图 4(c)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)在不同尺度 L 时

间隙度特征的变化情况。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,其中车辆目标在 $L = 3, 5, \dots, 13$ 时的多尺度间隙度特征累计和为 $\rho = 0.225$,丛林地物的 $\rho = 0.144$ 。图 5(a)和(b)分别给出了 C_1 和 C_2 样本数据的最小尺度时间隙度特征的对数值和多尺度间隙度特征累计和。显然,多尺度间隙度特征的累计和具有较大的类间距,可分性优于最小尺度下的间隙度。

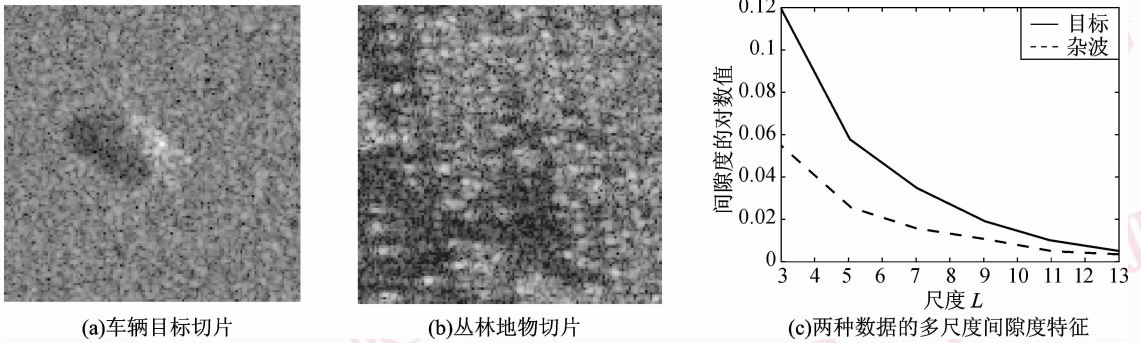


图 4 MSTAR 数据库中车辆目标和丛林地物的间隙度特征

Fig. 4 Lacunarity of vehicle targets and natural terrains in MSTAR database

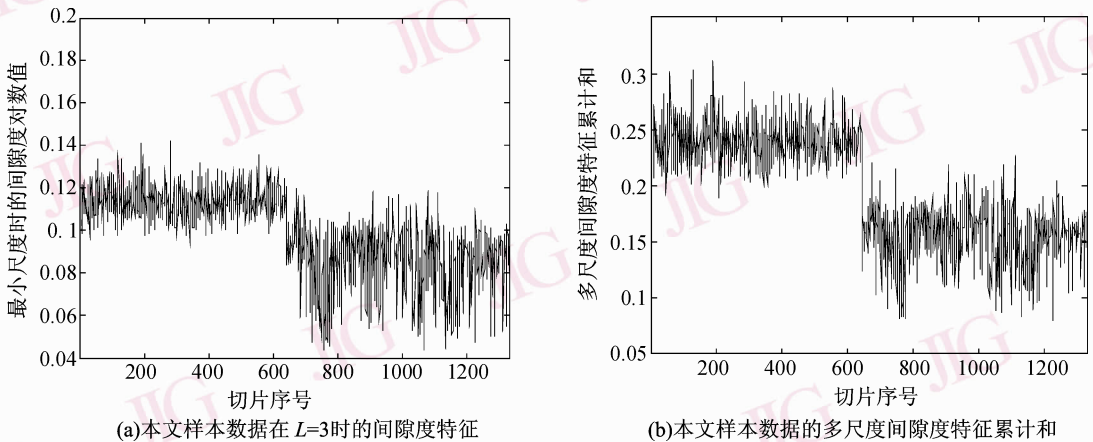


图 5 样本数据(1~640 为车辆目标,其余为自然地物)的间隙度特征

Fig. 5 Lacunarity of the sample data (No. 1~640 are vehicle targets, and others are natural terrains)

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,分别采用多尺度的间隙度累计和 ρ 、最小尺度下的间隙度 $\Lambda(3)$ 和 Hausdorff 维数来实现目标的鉴别,比较其鉴别性能。鉴别的训练过程中,在 C_1 和 C_2 中随机提取 100 个车辆目标和 100 个杂波数据来训练各鉴别特征的判决阈值,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。

实验结果表明 ρ 具有最好的鉴别性能,最小尺度的间隙度特征次之。二值化图像的 Hausdorff 维数具有较大的虚警概率,其 5% 漏警概率条件下,仍有 24% 的虚警概率。因此, Hausdorff 分形维数特征难以实现消除地物杂波和人造目标干扰的功能,应用于车辆目标鉴别时,该特征是不充分的。相反,本

文提取的间隙度特征能有效鉴别目标,虚警率较低,具有优良的鉴别性能。

表1 车辆目标分形特征的鉴别性能

Tab.1 The performance of vehicle discrimination with fractal features

鉴别特征	漏警概率 (%)	判决阈值	鉴别概率 (%)	虚警概率 (%)
多尺度间隙度特征累计和	5.7	0.21	94.3	1.02
最小尺度的间隙度特征	5.3	0.104	94.7	2.18
二值化图像的 Hausdorff 维数	5.8	1.2	94.2	24

6 结论

目标鉴别阶段是 SAR 图像机动目标解译流程中承上启下的关键环节,通常要求在较小的漏警概率条件下,尽可能多的来消除自然杂波虚警和人造目标的干扰。机动目标的特征提取是目标鉴别的核心。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,它可以描述图像中各种形状的混合程度和像素强度的不规则分布,能定量评估图像中像素纹理的间隙尺寸,是一种平移、旋转和缩放不变性的特征。文中基于多尺度间隙度特征的累计和来实现 SAR 图像车辆目标的鉴别。对 MSTAR 车辆目标数据和背景

杂波数据的实际鉴别结果表明,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。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。

参考文献 (References)

- 1 Oliver C, Quegan S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. Boston, London: Artech House, 1998: 277-296.
- 2 Kreithen D E, Halversen S D, Owirka G J. Discriminating targets from clutter [J]. Lincoln laboratory Journal, 1993, 6(1):25-52.
- 3 Novak L M, Halversen S D, Owirka G J, et al. Effects of polarization and resolution on SAR ATR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(1): 102-116.
- 4 Du Gan, Zhang Shou-hong. Radar signal detection based on high-order fractal feature [J]. ACTA Electronic Sinica, 2000, 28(3): 90-92. [杜干,张守宏.高阶分形特征在雷达信号检测中的应用[J].电子学报,2000,28(3):90-92.]
- 5 Soe Win Myint, Nina Lam. A study of lacunarity-based texture analysis approaches to improve urban image classification [DB/OL], <http://www.elsevier.com/locate/compenvurbsys>.
- 6 Gan Du, Tat Soon Yeo. A novel lacunarity estimation method applied to SAR image segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(12):2687-2691.
- 7 Dong P. Test of a new lacunarity estimation method for image texture analysis [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(17):3369-3373.