

基于多特征联合的高分辨率 SAR 图像机动目标快速获取

高 贵¹, 蒋咏梅¹, 张 琦¹, 匡纲要¹, 李德仁²

(1 国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073; 2 武汉大学, 湖北武汉 430079)

摘 要: 提出了一种高分辨率 SAR 图像机动目标快速获取方法. 该方法首先利用 SAR 图像中的对比度信息采用 CFAR 检测以确定图像中潜在目标区域的位置, 然后提取每一个潜在目标区域的尺寸特征、形状特征以及对比度特征进行基于投票机制的目标鉴别, 从而滤除自然杂波虚警以及部分人造杂波虚警. 实测数据的结果证明了该方法的有效性.

关键词: 合成孔径雷达; 机动目标; 检测; 鉴别

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 09-1663-05

Fast Acquisition of Vehicle Targets from High-Resolution SAR Images Based on Combining Multi-Feature

GAO Gu¹, JIANG Yongmei¹, ZHANG Qi¹, KUANG Gangyao¹, LIDe ren²

(1 School of Electronic Science and Engineering, NUDT, Changsha, Hunan 410073, China; 2 Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China)

Abstract A method for fast acquisition of vehicle targets from high-resolution SAR images is proposed. At first, a constant false alarm rate (CFAR) detector is utilized to locate the potential target regions. Then size, shape, and contrast features of each potential region are computed for target discrimination, and false alarms created by nature clutter and partial manmade clutter are rejected by combining these features to make determination based on voting decision. The experiment results show the proposed method is effective.

Key words synthetic aperture radar; vehicle target; detection; discrimination

1 引言

近年来,随着 SAR 数据获取手段的完善,与之相对应的 SAR 图像解译技术的发展需求迫切. SAR 解译应用的一个主要方面是从含有复杂背景杂波的图像中检测和识别地面机动目标,典型的机动目标如:坦克、火炮、运输机动、飞机、舰船等. 这些机动目标的快速发现和准确识别,能够对于及时了解战场态势,火力配置情况等提供情报支持.

目前,针对 SAR 机动目标解译应用构建 ATR 系统,国内外展开了广泛深入的研究. 比较著名的如由林肯实验室开发的基于模板的 ATR 系统^[1],以及由 DARPA 和 AFRL 共同资助的 MSTAR 基于模型的 ATR 系统^[2]等,这些 ATR 系统通常采用一种分层注意机制的解译流程,即分为:检测、鉴别以及分类等几个阶段. 其中检测主要去除图像中明显不是目标的区域,鉴别主要是对检测所获取的区域进行进一步处理以去除自然杂波虚警以及部分人造杂波虚

警,而分类则进一步滤除人造杂波虚警并判定目标类别. 一般而言,目标分类需要目标模板或模型库的支持. 而对于实际目标,由于其在实际场景中配置条件的千变万化^[3],以现有的技术水平无法达到稳健的目标分类的要求. 因而,以实用系统的角度考虑,如何在检测、鉴别阶段保证目标检测率的同时最大程度地滤除杂波虚警成为当前一个研究热点.

本文主要研究如何在复杂地面场景中快速获取感兴趣的机动目标. 系统解译流程分为预处理、目标检测、鉴别三个步骤. 文中各节安排为:第二节介绍本文机动目标快速获取的基本流程,并指出每个解译阶段的算法;第三节详细描述目标检测阶段的 CFAR 算法,在分析局部 CFAR 算法不足的基础上提出全局 CFAR 算法;第四节给出用于目标鉴别的特征定义,然后讨论如何利用投票判决机制联合这些特征,在获取目标的同时滤除大量虚警;第五节给

出了实测数据的实验结果和性能分析;最后为结论部分.

2 系统解译流程

如上所述,系统解译流程如图 1 所示. SAR 图像经过预处理、目标检测、目标鉴别三步最终获取机动目标. 预处理对获得的高分辨率图像数据进行下采样,以降低检测的计算负担. 由于机动目标主要由金属制成,具有较强的雷达回波,在图像上表现为具有和周围环境比较大的对比度. 利用这种对比度信息,采用恒虚警率(CFAR)方法进行目标检测,以确定图像中的潜在目标区域. 同时,因为目标信息主要包含在 SAR 图像的有限个强散射点中,检测出来的这些强点一般不能够连通成区域,所以还需要对检测出的图像进行目标区域大小的聚类.

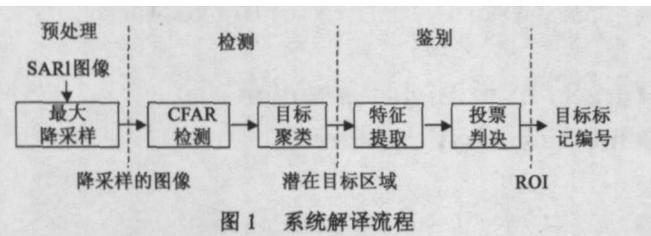


图 1 系统解译流程

自然杂波如树冠、人造杂波如建筑物等由于其雷达回波较强,导致了 CFAR 检测后会产生大量的虚警. 所以需要目标检测后提取的每一个潜在目标区域进行进一步的目标鉴别,以去除自然杂波虚警以及部分人造杂波虚警. 目标鉴别首先对每一个潜在目标区域进行特征提取,提取的特征有:尺寸特征、对比度特征以及形状特征,然后利用这些特征采用基于投票机制的目标联合判决,从而滤除大量虚警.

目标鉴别去除了自然杂波虚警以及部分人造杂波虚警,得到图像中可能的感兴趣目标区域(ROI),对每个 ROI 标记编号,获得最终的目标获取结果.

3 目标检测

SAR 图像中的目标检测,目前国际上比较通用的是一种基于背景杂波是高斯分布假设下经典的双参数 CFAR 方法^[4-8]. 双参数 CFAR 算法需要三个滑动窗口,分别对应:目标区、保护区、背景杂波区,如图 2 所示.

保护区的存在为了防止目标泄漏到背景中,用于计算杂波统计特性的像素位于以测试像素为中心的一个空心正方形内,该正方形的内边长应比期望的目标尺寸要大,以保证该用于估计杂波统计特性的区域内不包含目标像

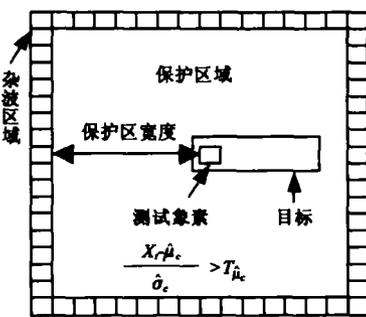


图 2 双参数 CFAR 检测器

素,该正方形的外边长的选择应使环状区域内包含的像素能够得到精确的杂波统计特性估计,双参数 CFAR 检测器可简单描述为:

$$\frac{X_i - \mu_c}{\sigma_c} > T_{CFAR} \quad \text{目标}$$

$$\frac{X_i - \mu_c}{\sigma_c} < T_{CFAR} \quad \text{杂波}$$

上式中, X_i 是测试像素的灰度, μ_c 和 σ_c 是估计的杂波灰度的均值和标准偏差,其中:

$$\mu_c = \frac{1}{N_c} \sum_{i \in \Omega_c} x(i, j) \quad (2)$$

$$\sigma_c = \sqrt{\frac{1}{N_c} \sum_{i \in \Omega_c} (x(i, j) - \bar{X}_c)^2} \quad (3)$$

$x(i, j)$ 是 (i, j) 处的像素灰度, Ω_c 表示用于计算图 2 中杂波统计量 μ_c 和 σ_c 的空心正方形区域, N_c 是 Ω_c 中的像素数目. T_{CFAR} 是双参数 CFAR 检测的门限. 如果式 (1) 中被测像素的统计值超出检测门限 T_{CFAR} , 则该像素被认为是目标像素, 否则为杂波像素.

经典双参数 CFAR 检测方法的前提是假设背景杂波服从高斯分布,而实际的地物场景往往并不满足高斯分布,对于高分辨率数据,高斯分布的拟合会产生很大的偏差,使得实际的虚警率要远远大于理论虚警率. 但实际经验表明:该方法仍是一种简单有效的目标检测算法^[4]. 双参数 CFAR 检测方法本质上一种局部动态滑窗的检测方法,局部动态使每一个像素值参与了多次滑窗运算,计算代价较高. 一般认为,在大幅场景中,目标只占极少数的像素,目标的出现不会影响整幅场景的统计特性,因而对经典双参数 CFAR 检测方法进行改进,把局部窗口放大到整幅图像,即成为全局 CFAR 检测方法,这样可以较大提高计算速度.

因为机动目标信息主要包含在少数的强散射点中,检测出来的这些散射点一般不能连通为目标区域,因而在 CFAR 检测后需要进行目标区域大小的聚类. 然后,围绕每个聚类中心的一定区域大小的目标切片被取出,作为潜在目标区域.

4 目标鉴别

CFAR 检测利用了目标的对比度信息,而自然杂波如树冠、人造杂波如建筑物等都有较强的对比度,因而检测后图像中将存在大量的自然杂波虚警和人造杂波虚警. 目标鉴别的任务就是在分析每一个潜在目标区域的基础上,滤除目标检测阶段产生的大量虚警,包括自然杂波虚警和部分人造杂波虚警. 对每一个潜在目标的分析需要提取一些有利于目标的特征,因而目标鉴别可以归纳为两步:(1)对每一个潜在目标区域进行特征提取,包括尺寸特征、对比度特征和形状特征;(2)对提取的每一个特征和该特征的阈值进行比较,最终形成基于投票机制的目标判决.

4.1 区域特征提取

在整幅 SAR 场景图像中获得了潜在目标区域之后, 对每个区域进行标记编号, 然后对其进行分析, 进而得到目标区域的特征参数. 机动目标通常可以等效为一个规则的形状, 而一个规则的形状都有一定的特征参数, 如面积、直径、对比度等. 鉴别阶段提取的特征包括: 尺寸特征、对比度特征和形状特征.

(1) 尺寸特征: 目标的尺寸特征反映了目标外观上的几何大小, 它包括目标区域的面积、目标直径、长、宽以及转动惯量. 这些特征的计算在目标检测后提取的潜在区域的二值图中进行. 由于目标长和宽的计算一般是通过计算目标区域的最小外接矩形获得的, 外接矩形的获得则需要目标大小的模板在区域中旋转和平移进行匹配^[4], 为此而产生的计算代价不能满足目标的快速鉴别, 因此本文不提取目标的长、宽特征.

目标面积为目标区域内像素的总数, 即:

$$S = \text{sum}(\text{目标区像素个数}) \quad (4)$$

转动惯量描述了目标质量相对于质心的空间扩展程度, 和目标的质量分布密切相关, 是目标几何尺寸的一种度量, 具体定义为:

$$I = \sum_{\kappa \in \Omega} m_{\kappa} r_{\kappa}^2 \quad (5)$$

为目标相对于质心位置的二阶矩. 其中 Ω 代表目标区, m_{κ} 为目标区像素的灰度值, r_{κ} 为目标像素点到质心的距离, 对于二值图 $m_{\kappa} = 1$ 为了定量比较目标转动惯量的大小, 对目标转动惯量大小进行归一化, 即用目标的转动惯量除以和目标面积相同的一个正方形区域的转动惯量.

直径为包含目标区域像素的水平或垂直方向最小外接矩形的对角线长度.

(2) 形状特征: 机动目标在图像上表现为一个近似规则的形状, 所以其形状复杂度较低, 而自然杂波则形状复杂度较高. 在获取的潜在目标区域的二值图中, 经过适当的形态学处理, 真实目标像素能够连通为一个近似矩形的区域. 所以定义目标的形状复杂度特征:

$$C = SP^2 \quad (6)$$

其中 S 为式 (4) 中计算的目标面积, P 为目标周长. 真实目标的形状复杂度较低, 因而该特征的计算值较高, 自然杂波的形状复杂度较高, 因而该特征的计算值较低.

(3) 对比度特征: 对于地面机动目标而言, 主要由金属制成, 其后向散射比较强, 一个目标往往由多个较亮的散射中心主导, 在图像上表现为相对于背景较强的对比度. 目标的对比度特征由目标的平均信噪比和峰值信噪比度量. 平均信噪比反映了目标相对于背景的平均对比度, 即:

$$M_{SNR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(20 \log_{10} \left(\frac{m_i}{\sigma} \right) \right) \quad (7)$$

其中 N 为目标像素数, m_i 为目标区像素灰度值, σ 为杂波均值.

峰值信噪比反映了目标相对于背景的最大对比度, 其

定义为:

$$P_{SNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{\max(m_i, i \in \{1, 2, \dots, N\})}{\sigma} \right) \quad (8)$$

4.2 目标多特征联合判决

目标的不同特征反映了目标的不同信息, 多特征的综合分析能够准确判定目标的真伪. 目标多特征联合判决如图 3 所示.

其过程是首先对潜在目标区域提取的 n 个特征依据特征的重要性分别加权, 权值分别为 w_1, w_2, \dots, w_n , 再对加权后的特

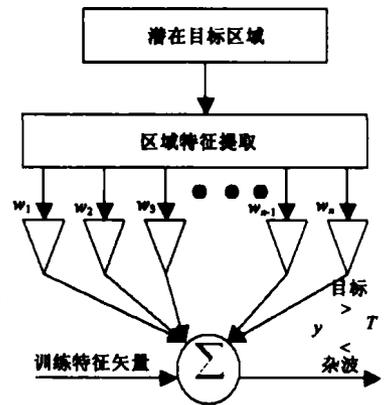


图 3 目标的多特征联合判决

征矢量和训练特征矢量进行比较, 若输出的结果 y 大于阈值 T , 则认为该潜在目标区域为目标区域, 否则为杂波区域. 若所有特征的权值都为 1, 即认为所有的特征同等重要, 则目标多特征联合判决等同于多特征投票判决. 投票判决的机制是当特征空间中的一定数量的特征值满足目标特征值要求 (即输出结果 y 表示满足特征值要求的特征个数) 时, 判定目标出现. 当要求特征空间中的所有特征值满足目标特征值要求时, 投票判决机制即演变成为一种逻辑“与”操作.

5 实验结果及分析

5.1 实验数据介绍

文中采用电子所 X 波段机载实测数据, 场景为北京某一地区, 图像分辨率为 $0.5\text{m} \times 0.5\text{m}$. 图 4(a) 为该场景的实测 SAR 图像, 图 4(b) 为对应的光学图像, 图像存在着旋转变换. 图中含有大量的军事目标, 如军用卡车、油罐车、坦克、装甲车、侦察车等.

5.2 实测数据结果

图 5(a) 是一幅 X 波段机载 1880×1375 像素北京某地的大场景图像, 该图像为从整幅 8192×4096 的大场景中截取的包含军事目标的区域. 图像首先经过 4×4 的采样. 如图所示, 图中包含大量的



(a) 实测 SAR 场景图像



(b) 对应的光学图像

图 4

树木、草地等植被以及大量的建筑群,其中含有 13 辆军事机动目标

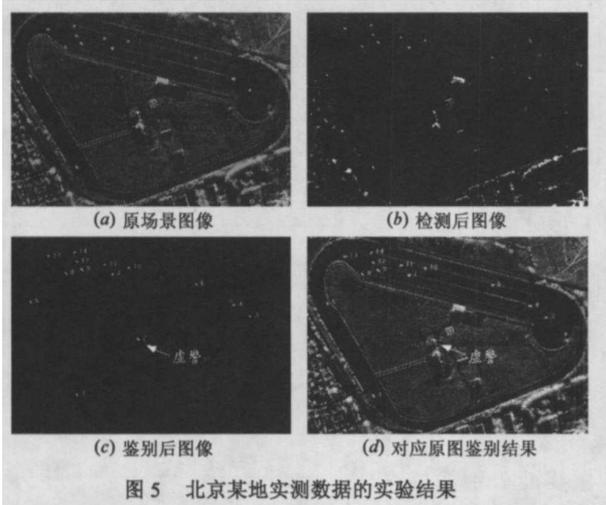


图 5 北京某地实测数据的实验结果

图 5(b)是对图 5(a)预处理后采用本文全局 CFAR 检测给定理论虚警率 $p_{fa} = 0.002$ 的检测结果. 由图可知, 感兴趣的军事目标全部被检测出来, 但含有大量的杂波虚警. CFAR 算法检测出来的每个目标区域可能由几个相互不连通的区域构成, 需要聚类算法把这些互不连通的区域合并, 并输出目标的质心坐标, 即中心位置坐标. 图 5(c)为采用本文鉴别特征联合投票判决并对鉴别后每个目标区域进行标记编号的结果. 由图可知, 图 5(b)中产生的虚警几乎被滤除, 鉴别后的结果只剩下一个杂波虚警. 图 5(d)为图 5(c)对应于原图像的标记编号结果. 从图中可以看出, 文中的方法在低虚警的情况下能够准确地获取感兴趣的目标.

5.3 本文算法与其他算法的比较

将本文的目标获取方法和林肯实验室提出的方法^[4]进行比较, 说明本文目标获取方法的有效性. 两种方法的区别在于: (1)在检测阶段林肯实验室采用经典双参数检测, 本文采用全局 CFAR 检测; (2)在鉴别阶段, 两种方法提取的特征不同, 且本文采用多特征联合投票判决, 而林肯实验室采用二项式距离鉴别.

为了定量评估算法的性能, 定义目标检测率的估计为:

$$P_{Td} = \frac{\text{检测出的真实目标个数}}{\text{总的目标个数}} \quad (9)$$

认为聚类后目标区域的像素数大于一定阈值时, 目标才认为被检测出来.

定义目标虚警率的估计为:

$$P_{Tf} = \frac{\text{伪目标个数}}{\text{区域面积 (km}^2\text{)}} \quad (10)$$

采用大样本数据对两种算法进行测试, 数据为如图 6 中所示北京某地的 3 天的不同图像, 共包含 76 个感兴趣机动目标. 分别采用两种算法对该数据进行处理, 得到的各阶段 ROC 性能曲线如图 6 所示. 图中横轴对应为虚警率,

即每平方公里产生的虚警数 FA/km^2 , 简记为 FAR. 纵轴对应为检测率, 记为 PD.

由图 6 可以看出, 本文全局 CFAR 检测和林肯实验室提出的经典双参数 CFAR 检测方法在检测性能上大致相同, 但由于经典双参数 CFAR 检测方法本质上是一种局部动态滑窗的检测方法, 其高昂的计算代价将使系统的性能大打折扣, 因而影响了该方法的进一步应用. 取目标检测率为 1 时, 绘制鉴别性能曲线, 如图 6 左上所示. 图 6 中的鉴别性能曲线说明通过目标鉴别, 较好地滤除了杂波虚警而保留了目标, 也证实了本文提取的鉴别特征以及鉴别方法的有效性. 鉴别的性能要优于林肯实验室基线鉴别性能.

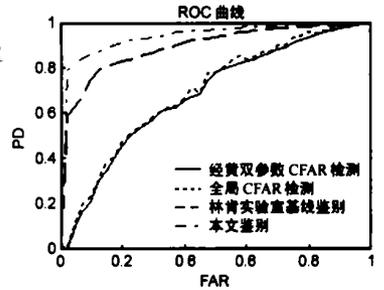


图 6 检测与鉴别性能比较

上述的实验是在 PIII 500MHz CPU, 512MB 内存, 采用 VC6.0 代码完成的. 图 7 进一步给出了本文全局 CFAR 检测和经典双参数

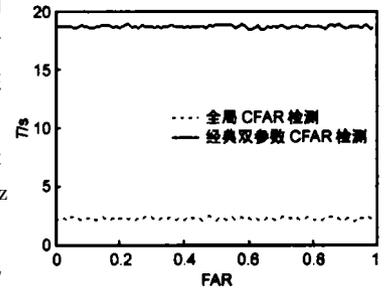


图 7 两种 CFAR 检测方法的时间性能比较

CFAR 检测的时间性能比较. 即绘制不同的虚警率下平均每平方公里的检测耗时. 从图中可以看出, 经典双参数 CFAR 检测方法的耗时远远大于本文全局 CFAR 检测方法, 而且检测的性能如图 6 中所示却大致相同, 这也进一步证明了全局 CFAR 检测在性能上的优越性.

进一步分析两种算法的时间性能, 统计算法中每个阶段平均每平方公里的耗时, 如表 1 所示. 给定目标的理论虚警率 $p_{fa} = 0.002$ 的处理结果. 其中林肯实验室的检测和鉴别阶段耗时远远大于本文算法对应阶段的耗时, 鉴别阶段的耗时长是因为林肯实验室在该阶段的特征提取中涉及了旋转矩形模板匹配的操作^[6]. 林肯实验室算法完成的时间是本文算法完成时间的十几倍, 证明了本文方法的优越性.

表 1 两种算法的时间性能比较

	检测阶段 耗时 (秒)	鉴别阶段 耗时 (秒)	总耗时 (秒)
林肯实验室算法	18.9271	54.7038	73.6309
本文算法	3.2931	1.6472	4.9403

6 结论

本文提出了一种从高分辨率 SAR 图像中快速获取机

动目标的方法. 一般而言, 感兴趣的机动目标的快速发现, 能够对于及时了解战场态势、火力配置情况等提供情报支持. 在检测阶段, 文中首先分析了经典双参数算法的不足, 在此基础上, 提出了更为快速的全局 CFAR 算法, 理论分析和实验结果都证明了该方法在系统时间性能上的较大提高. 在鉴别阶段, 文中进一步提取了目标鉴别的特征, 通过对多特征的联合投票判决滤除大量虚警目标从而实现目标的鉴别, 最终获得感兴趣目标区域. 对实测大样本数据的实验结果表明: 本文方法的性能要优于林肯实验室方法的性能. 这也证明了本文方法更有实用性.

本文需进一步改进的地方有: (1) 在目标的检测方面, 大量实验已经表明^[3], 高斯分布不能很好拟合实际杂波场景的分布, 因此基于背景高斯分布假设的检测算法实际产生的虚警数远远大于理论虚警数, 所以下一步需对杂波背景分布展开研究; (2) 在目标鉴别方面, 基于投票机制的目标判决认为提取的鉴别特征同等重要, 但实际上, 不同特征对目标鉴别的贡献不同, 所以其加权值不同. 进一步的研究是对目标的鉴别特征进行特征选择, 依据其重要性采用不同的权值.

参考文献:

- [1] D E Dudgeon, et al An overview of automatic target recognition[J]. Lincoln Laboratory Journal 1993, 6(1): 3- 10
- [2] T D Ross, et al SAR ATR: so what's the problem? An MSTAR perspective[A]. SPIE Conf on SAR[C]. USA: SPIE, 1999, 3724: 662- 672
- [3] B Bhanu, et al Introduction to the special issue on automatic target detection and recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing 1997, 6(1): 1- 6
- [4] L M Novak, et al Effect of polarization and resolution on SAR ATR[J]. IEEE Trans on AES, 1997, 33(1): 102- 115
- [5] L M Kaplan. Improved SAR target detection via extended fractal[J]. IEEE Transactions on AES, 2001, 37(2): 436- 451
- [6] 高贵. 高分辨率 SAR 图像目标特征提取研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2003
GAO Gui Research on feature extraction from high-resolution SAR images[D]. Changsha National University and Defence Technology, 2003
- [7] 刘洲峰, 等. 高分辨率 SAR 图像中车辆群目标检测的研究. 系统工程与电子技术, 2003, 25(5): 604- 608
Liu Zhou-feng et al The study for the detection of vehicle group targets in high-resolution SAR images[J]. Systems Engineering and Electronics 2003, 25(5): 604- 608 (in Chinese)
- [8] Q H Phan, et al Multistage algorithm for detection of targets in SAR image data[A]. SPIE Conf on SAR[C]. USA: SPIE, 1997, 3070: 66- 75

作者简介:

高 贵 男, 1981 年出生于内蒙古乌兰察布盟察右后旗, 2002 年 6 月获国防科技大学工学学士学位, 2003 年 12 月获国防科技大学工学硕士学位, 现为国防科技大学信息与通信工程专业在读博士生, 主要研究方向为基于 SAR 图像的自动目标检测、识别, SAR 目标特征分析, SAR 图像仿真建模等, 已发表论文 20 余篇.

E-mail: ggsard@sina.com.cn

蒋咏梅 女, 1970 年出生于湖北武汉市, 博士, 国防科技大学副教授, 主要研究领域为 SAR 图像解译、多源遥感图像融合等.