

DOI:10.13203/j.whugis20140828



文章编号:1671-8860(2017)06-0762-06

基于 CFAR 的高分 PolSAR 影像桥梁自动识别方法

常永雷¹ 杨杰¹ 李平湘¹ 赵伶俐² 余洁³

1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

2 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

3 首都师范大学资源环境与旅游学院,北京,100038

摘要:桥梁的自动解译具有重要的应用价值,而在影像分辨率为分米级、桥梁场景复杂、桥梁目标较小的复杂情况下,准确地进行桥梁目标的自动识别比较困难。在分析高分辨率 SAR(synthetic aperture radar)影像的统计特征和桥梁特征的基础上,提出了一种新的桥梁自动识别方法。首先采用基于 Weibull 分布的 CFAR(constant false alarm rate)算法检测出潜在桥梁目标,然后基于 Wishart-H-Alpha 分类和形态学处理提取出桥梁场景区域,随后引入霍夫变换并利用桥梁的场景特征、几何特征和散射特征识别出桥梁目标。采用国产机载 XSAR 数据和美国 AIRSAR 数据进行验证,结果表明,该识别方法在复杂情况下能够取得令人满意的识别结果,具有较好的适应性。

关键词:PolSAR;高分辨率;桥梁目标识别;CFAR;Weibull 分布

中图法分类号:P237

文献标志码:A

桥梁作为重要的交通设施,其自动解译一直是 SAR(synthetic aperture radar)影像目标解译的重要内容,在洪水、地震等自然灾害地区进行救灾路径的选择、自然灾害评估及地图数据的更新等具有重要的现实意义。SAR 是一种主动式微波遥感成像系统,具有全天时、全天候等特点,在灾后响应、目标探测等领域有着广泛的应用^[1]。

国内外的桥梁自动识别方法均采用大致相同的框架,即桥梁目标检测、桥梁场景提取和桥梁目标辨别。在桥梁目标检测中,Peng^[2]、Zhang^[3]通过边缘提取进行检测,通过判断水体区域间的距离提取桥梁^[4]。在桥梁场景提取中,当前均采用强度影像进行提取,包括阈值分割法^[4,5]和纹理分类法^[2,6]。桥梁目标辨别则主要是利用桥梁在影像中的特征去除虚警^[7,8]。这些方法能够在特大型桥梁及场景较为简单时取得较好的结果;而在影像分辨率为分米级、桥梁场景复杂、桥梁目标较小的复杂情况下,其识别能力则有待提高。本文提出了适用于高分 SAR 影像的桥梁自动识别方法,并选取中国机载高分辨率 XSAR(中国

PolInSAR 系统)数据和美国 AIRSAR(美国喷气推进实验室多波段 PolSAR 系统)全极化数据进行实验,以解决上述复杂情况下的桥梁自动识别问题。

1 桥梁识别方法

1.1 桥梁目标检测

CFAR(constant false alarm rate)检测器由于其计算高效、自适应性强等优点,在目标检测领域具有广泛的应用。由于 CFAR 检测受影像分布模型的影响很大,故需研究适用于桥梁场景的影像分布模型,以取得较好的检测效果。

1.1.1 影像统计分布模型

针对高分 SAR 影像的统计特征,当前的研究多采用双参数的分布模型,如 Weibull 分布、Gamma 分布。

Weibull 分布能在较广的范围内与实验数据相匹配,拥有更好的适用范围,其概率密度函数如式(1),包含尺度参数 B 和形状参数 C :

收稿日期:2015-10-09

项目资助:测绘公益项目(201412002);国家自然科学基金(91438203, 61371199);中国海事局烟台溢油应急技术中心项目;城市空间信息工程北京市重点实验室项目(2014204);地理空间信息工程国家测绘地理信息局重点实验室项目(201406)。

第一作者:常永雷,博士生,主要从事极化 SAR 影像处理研究。chang_yonglei@163.com

通讯作者:杨杰,博士,教授。yangj@whu.edu.cn

$$p(x) = \begin{cases} \frac{C}{B} \left(\frac{x}{B}\right)^{c-1} \exp\left(-\left(\frac{x}{B}\right)^c\right), & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

Gamma 分布是另一种常用的高分 SAR 影像分布模型,其概率密度函数为:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{\beta^v x^{v-1} e^{-\beta x}}{\Gamma(v)}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中, v 与 β 分别是函数的形状参数和尺度参数; $\Gamma(v)$ 为 Gamma 函数。

本文采用 CVM(cramer von mises) 检验比较这两种分布模型与影像数据的匹配程度,即分别计算这两种分布模型与影像经验分布之间的 CVM 距离,距离越小,则表明该分布模型与影像数据的匹配程度越高^[9]。分布函数 $F(x)$ 与影像经验分布 $F_N(x)$ 的 CVM 距离为:

$$W^2 = N \int_{-\infty}^{\infty} |F_N(x) - F(x)|^2 d(F(x)) \quad (3)$$

式中, N 代表同种分布的样本个数。式(3)适合于连续数据的计算,因此对式(3)进行积分求解,得到适用于离散数据集的 CVM 距离计算表达式:

$$W^2 = \frac{1}{12N} + \sum_{i=1}^N \left(F(X_i) - \frac{2i-1}{2N} \right)^2 \quad (4)$$

式中, X_i 代表数据集中第 i 阶像素值。该检验方法需要对分布函数 $F(x)$ 进行参数估计,本文均选用最大似然估计法。

1.1.2 CFAR 桥梁目标检测

桥梁属于强散射目标,并处于弱散射地物的场景中,因此利用 CFAR 算法可以在影像中有效地检测出桥梁目标。影像统计分布模型的实验结果表明,Weibull 分布能较好地匹配高分 SAR 影像的统计特征,故本文采用基于 Weibull 分布的 CFAR 算法对桥梁进行检测。

CFAR 检测器构造为方形中空的窗口,考虑影像的分辨率和桥梁大致的宽度,窗口设置为 101×101 像素大小,如图 1 所示。窗口外侧 5 个像素宽度的区域作为背景区域,用于估计 Weibull 分布函数的参数;窗口中心 5×5 像素的方形区域作为目标区域,用于检测桥梁目标;背景区域与目标区域之间为保护区域,用于确保桥梁目标像素不参与参数估计^[10]。由于桥梁是带状目标,检测过程中桥梁目标像素不可避免地落入背景区域,因而需要设定阈值去除亮度较大的像素,确保用于估计 Weibull 分布参数的像素中不含桥梁目标像素。

含桥梁目标像素。

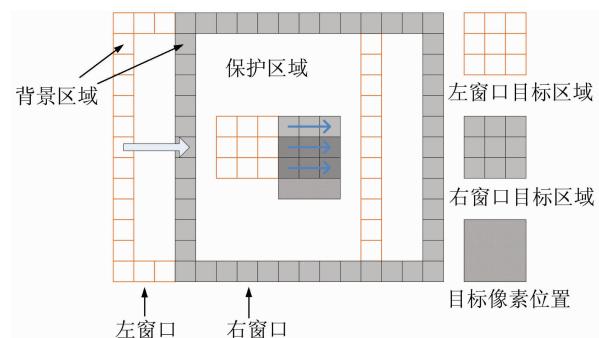


图 1 CFAR 桥梁检测窗口

Fig. 1 CFAR Bridge Detecting Window

采用最大似然法对 Weibull 分布的参数 C, B 进行估算^[11]:

$$\frac{\sum_{i=1}^n X_i^c \ln X_i}{\sum_{i=1}^n X_i^c} - \frac{1}{\bar{C}} = \frac{\sum_{i=1}^n \ln X_i}{n}, \hat{B} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n X_i^c}{n} \right]^{1/c} \quad (5)$$

式中, X_i 等同为背景区域像素的第 i 阶样本; 参数 C 通过式(5)运用牛顿迭代法进行计算。估算出 Weibull 分布参数之后,利用预先设置的恒虚警率 f_a (本文实验设置 f_a 为 0.05) 就可以求取检测窗口的自适应阈值:

$$T = B(-\ln(f_a))^{1/c} \quad (6)$$

当检测窗口移动到影像的某一位置,首先进行多像素 CFAR 检测^[10]。对窗口目标区域内的像素进行平均,求取均值:

$$\mu_{\text{target}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n t_k \quad (7)$$

将均值 μ_{target} 与求取的自适应阈值 T 进行比较,如果 $\mu_{\text{target}} < T$,说明该窗口位置的目标区域内不含有桥梁目标,窗口移动到下一位置,步长为 5 个像素;如果 $\mu_{\text{target}} > T$,说明目标区域中含有桥梁目标像素,需要对该窗口位置进行单像素 CFAR 检测。单像素 CFAR 检测对目标区域内的像素逐个进行判断,阈值为 $2T$,以提取清晰的桥梁轮廓。整幅影像遍历检测完成后,得到 CFAR 桥梁目标检测结果,其结果为二值图像,桥梁目标像素位置标记为 1,其余为 0。

1.2 桥梁场景区域提取

在高分辨率 SAR 影像中,水体与道路、广场、裸土等地物的散射特性极为相似^[12],当前针对高分辨率 SAR 影像的水体提取效果均不够理想。

本文首先利用 WHA(Wishart-H-Alpha) 分类提取影像中的弱散射类别;然后对弱散射类区

域进行形态学处理,尽可能降低道路等弱散射地物带来的影响,进而提取出桥梁场景区域。

WHA 分类是基于散射机理和 Wishart 距离判别的非监督分类算法^[13]。该方法首先需要对极化 SAR 数据进行极化分解, 获取极化熵(H)和极化各向异性角(Alpha)两个特征量, 然后根据影像像素在 H-Alpha 平面中的分布来划分出 8 个初始化类别, 聚类中心计算如下,

$$V_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} \langle T \rangle_j \quad (8)$$

式中, n_i 代表第 i 类包含样本像素的个数, 然后计算影像中各像素与各个聚类中心的 Wishart 距离, 并选择最小距离作为该像素的分类结果:

$$\min_{1 \leq i \leq 8} \{ \ln |V_i| + \text{Tr}(V_i^{-1} \langle T \rangle) \} \quad (9)$$

在初始分类的基础上采用迭代的方法，不断更新每个类别的聚类中心，并不断对影像进行重新分类，直到取得满意的分类结果。

水体、道路、裸土等地物是镜面反射和 Bragg 散射的混合^[12]，属于低 H、低 Alpha 角散射或中 H、低 Alpha 角散射。Wishart 分类器对散射功率具有一定的依赖性，这些地物由于散射强度较低，很容易被划分为同一类别^[14]，据此，本文选取分类结果中散射强度最低的一类作为弱散射类别提取结果。

对分类提取的弱散射类别进行形态学处理。首先对弱散射类区域进行闭运算，使得水体区域连通；然后进行开运算，去除细小的斑块，最终提取出连通的桥梁场景区域。

1.3 桥梁目标辨别

在 SAR 影像中进行目标检测往往会产生大量的虚警,桥梁检测的虚警主要出现在城区中,特别是处于植被环绕中的房屋;而桥梁场景区域的虚警目标比较少。据此,目标辨别步骤首先利用桥梁的场景特征,将桥梁场景区域与桥梁检测结果进行掩膜处理,消除陆地区域虚警。

桥梁场景区域的虚警目标主要是船只、小岛及系统斑块噪声,采用霍夫变换法结合桥梁特征判别方式进行剔除。霍夫变换^[15]通过对图像进行像素空间和坐标参数空间的转换提取出线状目标;利用桥梁在影像中的以下特征对霍夫变换的结果(线段目标)进行限定、辨别,并将符合条件的目标作为最终的桥梁识别结果。

(1) 依据公路工程技术标准(JTGB01-2003),大型及特大型桥梁的长度通常为100 m到3 200 m,以此限定霍夫变换提取线段的长度;

(2) 桥梁位于道路与河流的交叉点位置,而且属于强散射目标,因此在强度影像中桥梁目标的平均亮度 I_{watear} 、桥梁一端陆地区域的平均亮度 I_{land} 和桥梁一侧水体区域的平均亮度 I_{bridge} 存在以下关系:

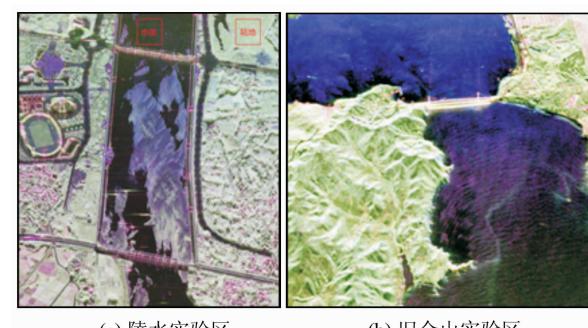
$$I_{\text{water}} < I_{\text{land}} < I_{\text{bridge}}$$

(3) 桥梁在水体上存在多条散射路径, 可能会形成多个成像目标, 仅保留其中一个作为识别结果。

2 实验与分析

2.1 实验数据

XSAR 系统的空间分辨率为 0.4 m, 在 X 波段成像, 工作频率为 9.6 GHz, 选取中国海南省陵水县的影像进行实验。AIRSAR 系统的 C 波段影像的方位向分辨率为 8.2 m, 距离向为 6.7 m, 选取美国旧金山地区的影像进行实验。图 2 显示了两个实验区的 Pauli-RGB 合成图, 图 2(a) 为 XSAR 图像, 图像大小为 2 300 像素 \times 2 100 像素, 桥梁目标为陵水县椰林大桥和陵水大桥, 总长度均小于 300 m, 属于大型桥梁中较小的类型; 图 2(b) 为 AIRSAR 图像, 图像大小为 902 像素 \times 960 像素, 桥梁目标为旧金山金门大桥, 总长度为 2 737 m, 属于特大型桥梁。



(a) 陵水实验区

(b) 旧金山实验区

图 2 实验区 Pauli-RGB 会成图

Fig. 2. Pauli-RGB Imageries of Two Study Areas

2.2 影像统计分布模型验证

从图 2(a) 的 XSAR 影像中分别选取水体和陆地两种地物覆盖的影像块进行验证。将两个影像块均分割成 100 个 20×20 像素的子块分别计算 CVM 距离, 结果如图 3 所示, 横轴为影像块的编号, 纵轴为相应影像块计算的 CVM 距离。统计两个影像块中计算的 CVM 距离, 水体区域有 38%、陆地影像块有 28% 的子块, Weibull 分布的 CVM 距离大于 Gamma 分布, 这表明 Weibull 分布模型比 Gamma 分布模型更接近高分辨率 SAE

影像的统计分布特征,适用于影像桥梁检测的应用。

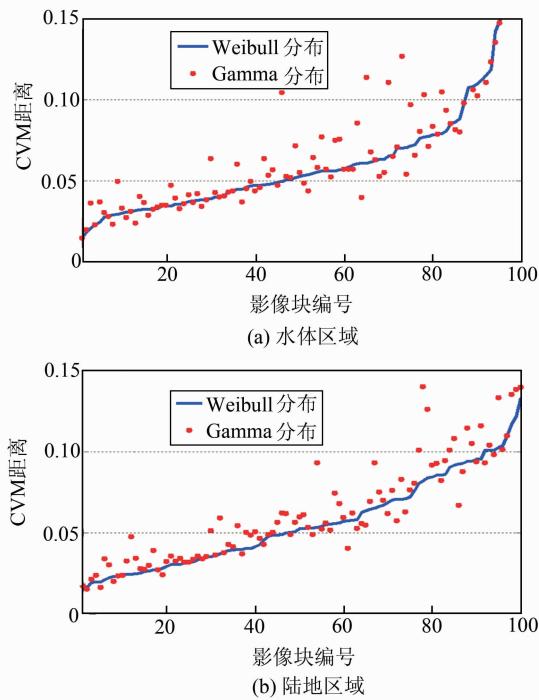


图 3 陵水实验区影像块 CVM 分布距离

Fig. 3 CVM Distance of Lingshui Area Patches

2.3 桥梁识别结果与分析

图 4 为采用 SAR 影像进行桥梁目标 CFAR 检测的结果。两幅影像中的桥梁目标均能够被检测出来,但由于两个实验区的情况差别较大,检测结果存在一定差别。首先,陵水县实验区的虚警目标远多于旧金山实验区,这是由于高分 SAR 影像中大量的小角反射器及硬目标散布在面状地物中,它们在影像中以亮斑的形式存在,容易被 CFAR 检测器检测出来;两实验区影像的空间分辨率相差 20 倍,虚警情况差别较大。其次,旧金山实验区桥梁部分呈现 3 条亮线,为同一桥梁的单次散射、偶次散射和三次散射成像;而陵水县实验区较为杂乱,由于陵水大桥相对于金门大桥要小近 10 倍,且桥身到水面的距离太短,三种散射路径长度差别不大,在影像中三种散射相互混叠。

图 5 是利用 WHA 分类提取的弱散射类别。两个实验区的水体区域都能够被完整地提取出来,但由于小岛和噪声的影响,出现了一些空洞。陵水县实验区水体与道路、裸土等弱散射地物难以区分;而旧金山实验区影像分辨率较低,道路、裸土等地物在影像中不明显,提取结果较准确。

图 6 是将弱散射类区域进行形态学处理得到的结果,其中,桥梁场景区域被连通为一个整体,陆地区域一些较细小的斑块被剔除;然而在陵水

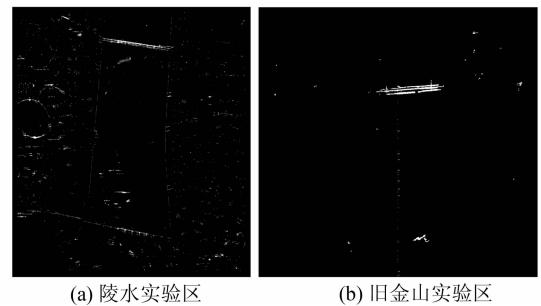


图 4 CFAR 桥梁检测结果

Fig. 4 CFAR Bridge Detecting Results

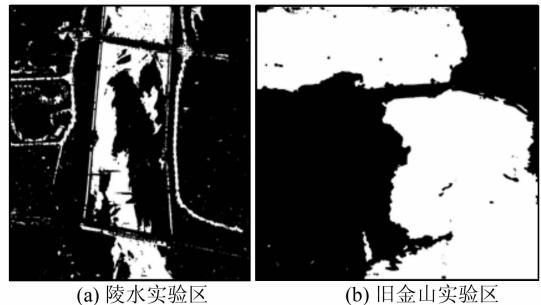
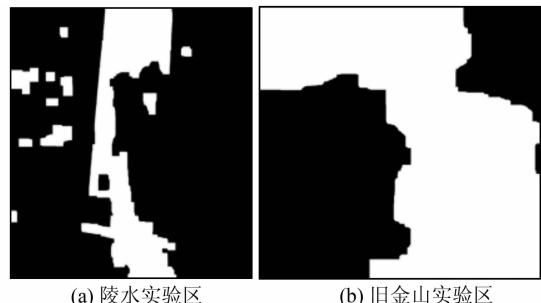


图 5 WHA 分类提取的弱散射类别

Fig. 5 Low Backscattering Class Extracted by WHA

县实验区,仍存在部分陆地区域。形态学处理仅能降低道路、裸土等弱散射地物对桥梁场景区域提取的影响,却不能完全将其去除;当前在高分影像中精确提取水体仍旧是个难点,因此桥梁目标识别方法需要考虑到这个因素,不能过于依赖桥梁场景区域提取的精度。



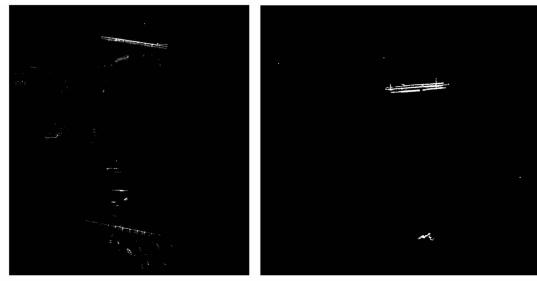
(a) 陵水实验区

(b) 旧金山实验区

图 6 形态学处理后得到的桥梁场景区域

Fig. 6 Bridge Scene Areas After Morphological Processing

图 7 是掩膜处理结果,两个实验区的桥梁目标像素都被保留下来,但是虚警去除的效果差别很大。旧金山实验区提取的桥梁场景区域较为准确,通过掩膜处理就能去除绝大部分的虚警;而陵水县实验区的桥梁场景区域提取并不准确,结果中仍存在一些点状的虚警目标。由此可以看出,桥梁场景区域的提取精度对掩膜的效果具有较大影响,而在当前提取精度不高的情况下,采用其他方法剔除虚警则是必要的。

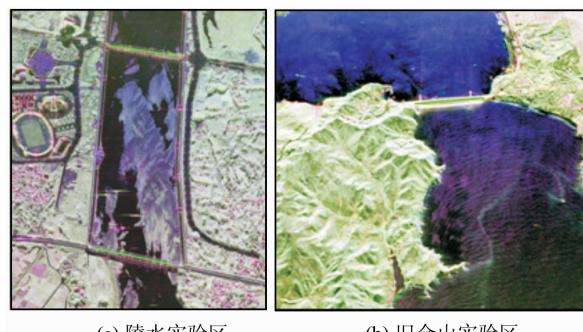


(a) 陵水县实验区 (b) 旧金山实验区

图 7 掩膜处理后得到的桥梁目标

Fig. 7 Bridge Targets After Masking Processing

经过霍夫变换和桥梁特征辨别,将最终识别结果用绿线显示在 Pauli-RGB 图像上,效果如图 8 所示。陵水县实验区的两座桥梁的识别位置和长度都较为准确,影像下部的桥梁场景中存在较多的沙洲和滩涂,本文方法仍能将其完整地识别出来,表明本文方法能够适用于影像分辨率为分米级、桥梁场景复杂、桥梁目标较小的复杂情况。同时在空间分辨率为米级的旧金山实验区影像上,桥梁的识别结果也比较理想;综合这两种情况,表明本文算法对不同状况的影像具有较好的适应性。



(a) 陵水实验区

(b) 旧金山实验区

图 8 桥梁目标自动识别结果

Fig. 8 Results of Automatic Bridge Recognition

3 结语

本文针对影像分辨率为分米级、桥梁场景复杂、桥梁目标较小的复杂情况,提出了一种新的桥梁自动识别方法;并采用 XSAR 和 AIRSAR 影像数据进行了实验验证,均取得了令人满意的结果,证明该方法具有较好的适应性。

然而,基于 WHA 分类和形态学处理的桥梁场景提取方法在复杂情况下的效果还不够理想,这是今后桥梁目标自动识别研究需要解决的问题。

参 考 文 献

- [1] Yang Wen, Chen Jiayu, Sun Hong, et al. Study on Point Targets Detection in SAR Images[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2004, 19(3): 362-366 (杨文,陈嘉宇,孙洪,等.基于 SAR 图像的点状目标检测方法研究[J].电波科学学报,2004,19(3):362-366)
- [2] Peng Z, Liu S, Tian G, et al. Bridge Detection and Recognition in Remote Sensing SAR Images Using Pulse Coupled Neural Networks[M]// Advances in Neural Network Research and Applications. Berlin, Germany: Springer, 2010
- [3] Zhang X, Song J, Yi Z, et al. Extraction and Recognition of Bridges over Water in High Resolution SAR Image[M]// Advances in Multimedia, Software Engineering and Computing. Berlin, Germany: Springer, 2011
- [4] Yin D, Zhang R. Research on the Recognition Method of Bridge Target in SAR Image[C]. IEEE International Conference on Computer and Information Technology, Bradford, UK, 2010
- [5] Dai Guangzhao, Zhang Rong. A Study of Bridge Recognition in High Resolution SAR Images[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2007, 11(2): 177-184 (戴光耀,张荣.高分辨率 SAR 图像中的桥梁识别方法研究[J].遥感学报,2007,11(2):177-184)
- [6] Zheng N, Zheng W, Xu Z L, et al. Bridge Target Detection in SAR Images Based on Texture Feature [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 347(1): 3 634-3 638
- [7] Dong Yinwen, Yuan Bingcheng, Shi Zhaoming. Automatic Recognition of Bridge Above Water in Aerial Images Based on Regional Feature[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(9): 1 073-1 077(董银文,苑秉成,石钊铭.基于区域特征的航拍图像水上桥梁自动识别[J].武汉大学学报·信息科学版,2013,38(9):1 073-1 077)
- [8] Li Yunfan, Ma Hongchao, Wu Jianwei, et al. Extracting Bridges from Airborne LiDAR Data Based on Terrain Features[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(5): 552-555(李云帆,马洪超,邬建伟,等.顾及地形特征的机载 LiDAR 数据桥梁提取算法研究[J].武汉大学学报·信息科学版,2011,36(5):552-555)
- [9] Di Bisceglie M, Galdi C. CFAR Detection of Extended Objects in High Resolution SAR Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 833-843

- [10] Jung C H, Song W Y, Rho S H, et al. Double-Step Fast CFAR Scheme for Multiple Target Detection in High Resolution SAR Images[C]. IEEE National Radar Conference, Washington D C, USA, 2010
- [11] Cohen A C. Maximum Likelihood Estimation in the Weibull Distribution Based on Complete and Censored Samples[J]. *Technometrics*, 1965, 7(4): 579-588
- [12] Shi L. The Low Backscattering Targets Classification in Urban Areas[J]. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012(1-7): 171-176
- [13] Claude S R, Pottier E. An Entropy Based Classification Scheme for Land Applications of Polarimetric SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1): 68-78
- [14] Marino A, Claude S R, Woodhouse I H. Detecting Depolarized Targets Using a New Geometrical Perturbation Filter[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(10): 3787-3799
- [15] Ballard D H. Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes[J]. *Pattern Recognition*, 1981, 13(2): 111-122

Automatic Bridge Recognition Method in High Resolution PolSAR Images Based on CFAR Detector

CHANG Yonglei¹ YANG Jie¹ LI Pingxiang¹ ZHAO Lingli² YU Jie³

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 College of Resources, Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100038, China

Abstract: The automatic recognition of bridges has both civil and military significance. However, in complicated cases when the image resolution is at the decimeter scale, the bridge scenes are messy and the targets small, and automatic recognition will become quite complicated. Thus, we proposed a novel algorithm based on the analysis of the statistical distribution and features of bridge targets in high-resolution SAR images. A CFAR detector locates potential bridge targets based on the Weibull distribution. Scene areas of bridges are extracted and false alarms are removed by utilizing the features of bridges with the help of Hough transformation. Domestic airborne polarimetric SAR data and AIR-SAR data illustrate the effectiveness of this method. Results indicate that this algorithm recognizes bridges in complicated cases with high adaptability.

Key words: PolSAR; high resolution; recognition of bridge target; CFAR; Weibull distribution

First author: CHANG Yonglei, PhD candidate, specializes in PolSAR image processing. E-mail: chang_yonglei@163.com

Corresponding author: YANG Jie, PhD, professor. E-mail: yangj@whu.edu.cn

Foundation support: The Commonweal Surveying Project, No. 201412002; the National Natural Science Foundation of China, Nos. 91438203, 61371199; the Project of Yantai Oil Spill Response Technical Center of China MSA; the Project of Beijing Key Laboratory of Urban Spatial Information Engineering, No. 2014204; the Project of National Administration of Surveying, Mapping and Geo-Information through the Key Laboratory of Geo-Informatics, No. 201406.