基于 InSAR 相干系数统计建模的建筑物检测

张　跃[1,2,3]　孙　显[1,2]
(1. 中国科学院 空间信息处理与应用系统技术重点实验室 北京 100190;
2. 中国科学院电子学研究所 北京 100190;3. 中国科学院大学 北京 100190)

摘　要:相干系数图由两幅配准的合成孔径雷达(SAR)图像做交叉相关运算获得。在很多应用中它既可以作为 SAR 亮度数据的补充信息,也可以作为独立的信息源。针对 SAR 亮度图像,已经有大量研究者研究过其统计特性。相比之下,对相干系数统计特性的研究非常缺乏。在已有的文献中,所有涉及 InSAR 相干系数统计特性的工作,都直接采用 Gaussian 分布对相干系数值进行建模,而不考虑数据的分辨率和场景的类型。本文的主要贡献为研究了几种典型的统计模型对城市场景下的高分辨率 InSAR 相干系数进行建模表示时的精确程度。在地物目标方面,本文选取城市中 3 类典型的地物目标,包括树木、建筑物和阴影,作为有代表性的城市目标。在统计模型方面,评估了 5 种常用的概率分布模型,包括 Gaussian、Weibull、Rayleigh、Nakagami 和 Beta。在高分辨率 TanDEM-X 数据上的实验证明使用 Beta 分布建模,精度优于其它几种常见分布。最后,Beta 分布被用在建筑物检测中。

关键词:干涉合成孔径雷达(InSAR);相干系数统计特性;统计模型精度;建筑物检测
中图分类号: TN958　　**文献标识码**:A　　**国家标准学科分类代码**: 520.604

Building detection based on InSAR coherence statistics modelling

Zhang Yue[1,2,3]　Sun Xian[1,2]
(1. Key Laboratory of Technology in Geo-Spatial Information Processing and Application System, Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: The interferometric coherence map is derived from the cross-correlation of two registered synthetic aperture radar (SAR) images. It can give additional information complementary to the intensity image, or act as an independent information source in many applications. Compared to the plenty of work on SAR intensity statistics, there are quite fewer researches on the statistical characters of interferometric SAR (InSAR) coherence. And to our knowledge, all of the existing work that related to InSAR coherence statistics, models the coherence with Gaussian distribution with no discrimination on data resolutions or scene types. Our main contribution is the investigation on the accuracies of several typical models for high resolution coherence statistics over urban areas. We select three typical land classes including trees, buildings, and shadow, as the representatives of urban areas. And different models including Gaussian, Weibull, Rayleigh, Nakagami and Beta are evaluated. Experiment results on TanDEM-X data illustrate that the Beta model reveals a better performance than other distributions. Finally, the Beta model is used in the detection of buildings.

Keywords: interferometric synthetic aperture radar (InSAR); urban coherence; statistical model accuracy; building detection

1　引　言

随着技术的进步,在过去的几十年间合成孔径雷达(SAR)技术日益受到重视[1-3]。在 SAR 数据分析领域,研究数据的统计特性并寻找合适的分布模型是一项非常重要的工作[4]。针对常见的 SAR 亮度图像的统计特性,已经有许多研究者做了大量的工作,并提出了一系列不同的统计分布模型。例如,高贵等人[5]在建模 SAR 亮度图像

收稿日期:2017-03

的概率密度分布时，研究了 Beta 分布的建模精度。Weibull 分布被用来建模亮度图像的概率分布密度，实验发现 Weibull 分布只适用于低异质性的区域[6-7]。毛滔等人[8-10]采用 Fisher 分布来建模 SAR 亮度图像，实验发现 Fisher 分布适用于高分辨率 SAR 图像。

相干系数图是多幅 SAR 图像之间做干涉处理的过程中的一种产出，它可以作为图像中目标特性的一种反映。特别地，相干系数的统计特性在许多应用中都有非常重要的作用，比如图像分割、地物分类和变化检测等。然而，相对于在 SAR 亮度图像统计特性方面所做的大量研究，对 InSAR 相干系数统计特性的研究相对较少。在现有的文献中，涉及相干系数统计特性的几乎所有文章，都在不区分分辨率和场景类型的情况下，统一采用 Gaussian 分布建模相干系数的统计特性。例如，Abdelfattah 等人[11]针对 10 m 分辨率的 InSAR 相干系数图，基于混合 Gaussian 模型提出了一种相干系数图的分割方法。文献[11]中的实验证明，对于城市场景而言，利用 Gaussian 模型建模相干系数的统计特性其性能并不能让人满意。最近，Zhang 等人[12]在基于高分辨率 InSAR 数据的建筑物三维重建中利用了相干系数的统计特性。它利用核密度估计方法估计相干系数的概率密度分布。核密度估计方法是一种非参数方法，相对参数化方法，它具有运算复杂度较高和易受噪声影响的不足。

在最近几年，越来越多的 SAR 系统能够在干涉模式工作（例如 TanDEM-X），这些系统可以获得高分辨率 InSAR 数据。因此，对 InSAR 相干系数的统计特性进行进一步深入研究很有必要。

本文研究了城市场景下高分辨率 InSAR 数据中相干系数的统计特性，评估了几种常见的统计模型的对相干系数的建模精度，并选取最优的统计模型进一步用于建筑物检测应用中。本文选取 3 种典型的地物类型（包括树、建筑物和阴影）作为城市场景中的代表性地物类型。第一步，从相干系数手动选取若干区域，并各自标注为对应的地物类型。然后，尝试用多种典型的统计模型建模表示各个选定区域相干系数的统计特性。本文采用的统计模型有 Gaussian，Weibull，Rayleigh，Nakagami 和 Beta 分布。这些统计模型常用在 SAR 亮度图像的统计特性分析中。在此基础上，评估和分析每种统计模型对不同地物种类的建模精度。本文计算经验分布和基于模型分布两种方法获得的概率密度分布之间的 KL 散度（Kullback-Leibler divergence）[13]，并作为各个模型建模精度的衡量标准。在高分辨率 TanDEM-X 数据上的实验表明，Beta 模型的建模精度优于其它几种常见的模型。最后，Beta 模型被用在基于 Markovian 分割的建筑物检测中。

2 研究方法

为了清楚地展示本文方法的特点，本节首先介绍了模型精度的度量方法，之后介绍基于最优统计模型的建筑物检测方法。

2.1 模型精度对比

本部分研究了城市场景下几种典型目标区域相干系数的统计特性，包括树、建筑物和阴影 3 类目标。在统计模型方面，本文选取了 5 种典型的统计模型，包括 Gaussian、Weibull、Rayleigh、Nakagami 和 Beta 分布。对于每种分布模型，模型的参数都是根据人工标记区域估计获得。每种模型的精度，通过比较基于经验统计获得的概率密度分布和基于模型的概率密度分布之间的相似性衡量。两种分布的相似性用 KL 散度表示。KL 散度是一种度量两种不同的概率密度分布之间相似性的方法，计算公式为：根据映射关系将该模型投影为 2D 图像即仿真图像，因此建筑物参数模型与实际图像的匹配转化为仿真图像与实际图像之间的匹配。仿真图像与实际图像的匹配函数设计如下：

$$KLDiv = \frac{1}{2}(P \cdot \ln\frac{P}{P'} + P' \cdot \ln\frac{P'}{P}) \tag{1}$$

式中：P 代表通过基于统计模型的手段获得的每种目标类型的概率密度分布，P' 代表通过基于经验统计手段获得的每种目标类型的概率密度分布。

2.2 参数估计

通过比较几种典型的统计模型对相干系数的建模精度，选取精度最高的统计模型作为最优统计模型，该模型对相干系数的建模性能最好。在此基础上，可以将最优统计模型用于建筑物检测。本部分，最优统计模型被应用于基于贝叶斯分类准则的 Markovian 框架中，目的是提高建筑物检测的性能。本部分首先介绍了 Markovian 框架的形式，之后叙述了建筑物检测步骤。

2.2.1 Markovian 形式

Y 是一个随机变量场，y_s 是像素点 s 的值。l_s 是分配给像素点 s 的标签，标签的集合定义了未知的标签随机变量的所有实现。

假设像素-像素和像素-标签无关，在给定像素值为 y 的条件下，标签值相应取为 l 的条件概率可以建模为 Markovian 场。根据 Hammersley-Clifford 理论，概率可以写为 Gibbs 场形式：

$$P(L = l \mid Y = y) = Z^{-1}e^{-U(l|y)} \tag{2}$$

式中：Z 是为了使概率为之和 1 的归一化系数，U 是能量函数。

一般情况下，能量函数可以由两部分组成，如式(3)。第一部分衡量了在在假定类别下该像素值对应的概率密度，第二部分是正则项。

$$U(l \mid y) = -\sum_s \ln p(y_s \mid l_s) + \sum_{c \in C_l} V_c(l) \tag{3}$$

第二部分的正则项可以根据具体的应用进行定义，和概率密度分布往往没有关系，通常情况下可以用 Potts 模型[14-15]建模。因此，本文的研究重点是第一项。

Markovian 分割的结果为获得使最大化的标签 L 的

集合，也即令能量 U 最小化。

2.2.2 算法步骤

1)学习阶段：在这一阶段，利用人工标记或半自动化的方法获得的各目标类型对应的标记区域，根据标记区域计算潜在的能量函数，主要是获得所选取的统计模型对应的参数。

2)分类阶段：在完成潜在能量函数估计的基础上，最小化式(3)的值。在这一阶段，采用 Metropolis 算法和模拟退火算法进行优化。场景中每个像素点分别被划分为建筑物、树和阴影 3 类。

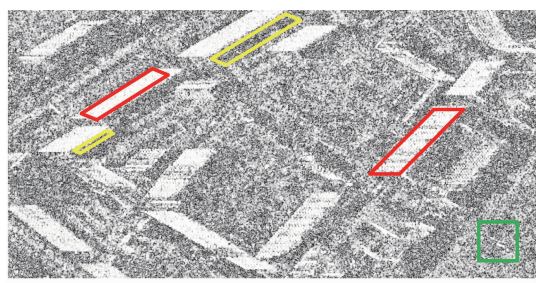
3)建筑物检测阶段：在这一阶段，从之前的被划分为建筑物的像素点中提取建筑物。为了使提取到的建筑物形态比较完整，并减少虚警，需要采取形态学操作并滤除面积较小的区域。

3 实 验

在这一部分，本文从高分辨率 InSAR 相干系数图中选取了 3 种不同的地物类型。对于每一种地物类型，本文都用 5 种典型的概率密度分布来建模区域中大量像素值的统计特性。通过衡量所采用模型和每个区域的实际区域特性之间的匹配程度，本文评价了对于城市区域中不同种类的目标，每种统计模型的建模精度。最后，本文选取最优的统计模型，在 InSAR 相干系数图中进行建筑物检测。

3.1 实验数据

在实验中，用于做干涉运算的高分辨率 TanDEM-X 数据采集自 X 波段，工作模式为 SpotLight 模式，数据覆盖区域为德国 Berlin 的一部分。数据在方位向上的像素间隔为 0.86 m，距离向的像素间隔为 0.45 m 斜距。雷达的入射角接近 42°。图 1 展示了所用的数据。



(a) 相干系数数据

(b) Google Earth中的对应区域

图 1 实验数据

在图 1(a)中，本文通过人工标记的方法获得了几种典型的目标区域。其中，绿色多边形内的目标为树木，两个红色多边形内的目标为建筑物，两个黄色多边形内的目标为阴影区域。

3.2 模型精度对比

为了评价使用多种不同的统计模型对相干系数的统计特性建模性能的优劣，本文首先计算了图 1(a)中每种类型目标区域的经验的概率密度分布。然后根据标记数据，分情况计算了采用不同的概率分布模型时对应类型的概率密度分布。在此基础上，对于每种类型的区域，分别计算了经验概率分布和各个基于模型获得的概率密度分布之间的相似性。

对于建筑物区域，采用不同的统计模型估计该区域的统计特性，各个模型的性能如图 2 所示。格子代表建筑物区域的经验概率密度分布，其他线条分别代表采用不同的统计模型获得的建筑物概率密度分布。从图中可以直观地看出，Beta 分布和经验分布的相似性最高。这说明与其它统计模型相比，Beta 分布在建模高分辨率城市场景下的建筑物目标相干系数的统计特性方面性能更优。此外，可以看到，常用的 Gaussian 分布的性能相比 Beta 分布要差的多。

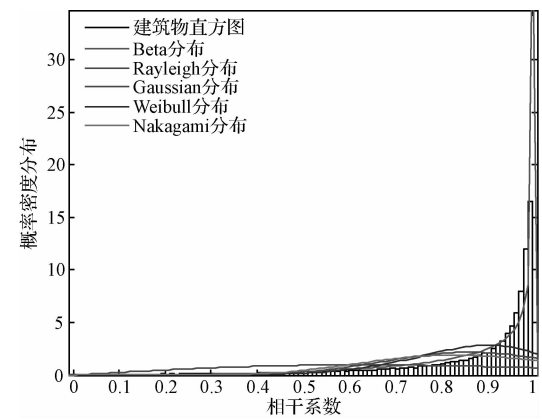


图 2 不同的统计模型在建筑物区域的建模精度

对于树木这一类型的区域，采用不同的统计模型估计该区域的统计特性，图 3 所示为各种统计模型的性能。格子代表树木区域的经验概率密度分布，其他的线条分别代

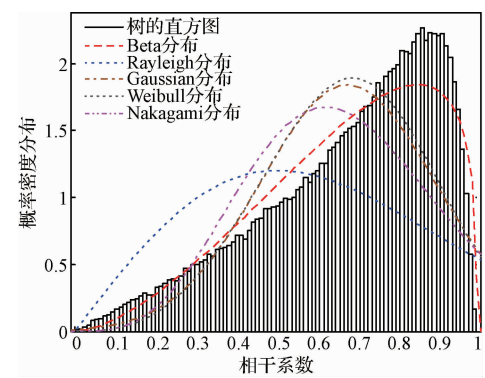


图 3 不同的统计模型在树木区域的建模精度

表采用不同的统计模型获得的建筑物概率密度分布。从图中可以直观地看出，在所选择的5种典型的分布模型中，Beta分布的性能也是最好的。此外，可以看到，常用的Gaussian分布的性能相比Beta分布要差的多。

对于阴影这一类型的区域，采用不同的统计模型估计该区域的统计特性，图4所示为各种统计模型的性能。格子代表阴影区域的经验概率密度分布，其他的线条分别代表采用不同的统计模型获得的建筑物概率密度分布。从图中可以直观的看出，在所选择的5种典型的分布模型中，Beta分布的性能也是最好的。此外，还可以看到，相较Beta分布，常用的Gaussian分布的性能要差得多。

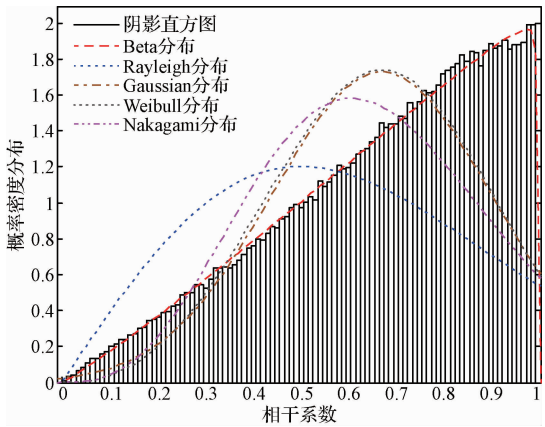


图4 不同的统计模型在阴影区域的建模精度

除了图2～4在视觉上直观比较，表1还定量地比较了5种模型的精度。如表1所示，对3种不同类型的区域，Beta分布和经验分布之间的KL散度值都是最小。因此可以总结为，相对于Gaussian分布，Beta分布在建模城市场景不同区域InSAR相干系数的统计特性方面的更加适合。

表1 各类目标区域使用不同模型建模时的KL散度

	Gaussian	Beta	Weibull	Rayleigh	Nakagami
建筑物	178	18	161	310	205
树木	30	6	33	76	45
阴影	28	0.1	33	62	41

3.3 建筑物检测

基于Markovian分类的分类结果是逐像素的，因此，需要采取额外的步骤才能实现建筑物目标的提取。本文采取的步骤包括对于标签为建筑物的像素点采取形态学操作，以及删除包含像素值点较少的候选区域。图5所示为建筑物检测的结果。通过和图1对比发现，主要的建筑物都被有效地检测到。在检测结果中部分建筑物被划分为多个部分，考虑到城市场景SAR图像中的常见的强干扰，这种现象也是合理的，因为即使是也无法在图1(a)中精确地标记出每个建筑物的轮廓。

图5 建筑物检测的结果

4 结 论

本文研究了城市场景中目标在高分辨率InSAR相干系数图中的统计特性，并选取最优的统计模型用于建筑物检测应用中。为了评估城市场景中各个统计模型的建模精度，本文选取3种典型的地物目标类型，包括树木、建筑物和阴影。首先，通过手工标记的方法从InSAR相干系数图中标记出这3类目标对应的区域。之后，使用5种常用的概率分布模型对这3类区域的统计特性进行建模。最后用KL散度衡量统计模型对区域的建模精度。在TanDEM-X数据上的实验表明，Beta分布是精度最高的统计模型，利用该分布可以实现建筑物的检测。

参 考 文 献

[1] 高君，高鑫，孙显. 基于几何特征的高分辨率SAR图像飞机目标解译方法[J]. 国外电子测量技术，2015(8):21-28.

[2] 史洪印，赵欣悦. 基于CS的SAR旋转微动目标检测方法研究[J]. 仪器仪表学报，2015，36(6):1342-1349.

[3] 张之光，雷宏. 基于SAR图像样本的本征维数检测人造目标[J]. 电子测量技术，2016，39(9):34-39.

[4] 李永晨，刘浏. SAR图像统计模型综述[J]. 计算机工程与应用，2013，49(13):180-186.

[5] 高贵. SAR图像统计建模研究综述[J]. 信号处理，2009，25(8):1270-1278.

[6] 朱婷婷，李斐，张胜凯，等. 基于CFAR的RADARSAT-1南极裸岩目标信息提取[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2016(11):1512-1517.

[7] 徐晶，张弓. 基于模糊CFAR的SAR图像非均匀背景目标检测算法[J]. 宇航学报，2011，32(7):1612-1617.

[8] 毛滔，刘涛. 基于Fisher分布的极化合成孔径雷达统计建模及其参数估计方法[J]. 电波科学学报，2016，31(5).

[9] 杨俭，曲长文，徐舟，等. Fisher统计模型参数估计方法研究[C]. 全国电波传播学术讨论会，2013.

[10] 傅兴玉. 高分辨率SAR建筑物提取和三维重建方法研究[D]. 北京：中国科学院研究生院，2012.

(下转第51页)