

RESEARCH ON THE SAR IMAGE CLASSIFICATION AND
CHANGE DETECTION BASED ON THE MARKOV RANDOM FIELD

基于MRF的SAR图像分类 与变化检测应用研究

张 斌 编著



中国地质大学出版社
CHINA UNIVERSITY OF GEOSCIENCES PRESS

基于 MRF 的 SAR 图像分类与 变化检测应用研究

RESEARCH ON THE SAR IMAGE CLASSIFICATION AND
CHANGE DETECTION BASED ON THE MARKOV RANDOM FIELD

张 斌 编著

内容提要

本专著对 SAR(合成孔径雷达)影像分类以及变化检测技术进行了研究:①介绍 SAR 影像的特点、MRF 模型基本理论、PolSAR(极化合成孔径雷达)影像分割分类算法研究现状,以及高分辨率 SAR 与光学影像变化检测基本方法;②基于像素级的马尔可夫(Markov Random Field, MRF)模型 SAR 影像分类方法,将极化目标分解与 MRF 相结合,最后通过层次聚类算法进行迭代聚类的方法;基于分层 MRF 的 PolSAR 影像分类方法,将分层 MRF 方法应用到 PolSAR 影像分类中,通过先分层再逐层映射的方法得到最后的分类结果;③基于区域级 MRF 的 PolSAR 影像分类方法:利用均值漂移算法先进行分割为同质区域,并通过区域增长方法进行区域合并,最后利用分割区域之间的相关性由 MRF 进行分类得到最后结果;④针对地质灾害发生后,高分辨率光学图像难以获取或是获取的影像质量较差,利用灾后获取超高分辨率 SAR 影像,并结合灾前高分辨率光学影像,通过 SAR 的仿真模拟实现了 SAR 与光学影像的变化检测。

图书在版编目(CIP)数据

基于 MRF 的 SAR 图像分类与变化检测应用研究/张斌编著. —武汉:中国地质大学出版社,2018.7

ISBN 978-7-5625-4393-0

I. ①基…

II. ①张…

III. ①合成孔径雷达-图像处理-研究

IV. ①TN958

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2018)第 176621 号

基于 MRF 的 SAR 图像分类与变化检测应用研究

张 斌 编著

责任编辑:王凤林

责任校对:周 旭

出版发行:中国地质大学出版社(武汉市洪山区鲁磨路 388 号)

邮编:430074

电 话:(027)67883511

传 真:(027)67883580

E-mail:cbb@cug.edu.cn

经 销:全国新华书店

<http://cugp.cug.edu.cn>

开本:787 毫米×1092 毫米 1/16

字数:150 千字 印张:5.5

版次:2018 年 7 月第 1 版

印次:2018 年 7 月第 1 次印刷

印刷:武汉市华东印务有限公司

印数:1—500 册

ISBN 978-7-5625-4393-0

定价:28.00 元

如有印装质量问题请与印刷厂联系调换

目 录

第 1 章 绪 论	(1)
1.1 研究背景及意义	(1)
1.2 国内外研究现状及趋势	(4)
1.2.1 PolSAR 影像分类技术	(4)
1.2.2 SAR 影像变化检测	(5)
1.3 研究目标以及研究思路	(7)
1.4 本专著的内容纲要以及结构安排	(9)
第 2 章 MRF 基本原理	(11)
2.1 马尔可夫随机场的基本概念	(11)
2.2 常用 MRF 模型	(12)
2.2.1 Ising 模型	(12)
2.2.2 Potts 模型	(12)
2.2.3 MLL 模型	(13)
2.2.4 四叉树模型	(13)
2.3 常见的参数估计算法	(14)
2.3.1 最大似然估计	(14)
2.3.2 最大伪似然算法	(14)
2.3.3 均场近似算法	(15)
2.3.4 最小二乘法	(15)
2.3.5 动态蒙特卡罗方法	(16)
2.3.6 基于遗传算法的参数估计	(17)
2.3.7 期望最大算法	(18)
第 3 章 SAR 成像机理	(20)
3.1 雷达方程	(20)
3.2 合成孔径及方位向压缩	(21)
3.3 SAR 图像特性	(23)
3.3.1 几何形变	(23)
3.3.2 表面散射	(24)
3.3.3 相干斑噪声	(25)
3.4 雷达极化	(26)
3.4.1 极化特征	(26)
3.4.2 极化目标分解	(27)
3.5 SAR 工作模式	(29)

3.6	超高分辨率 SAR	(30)
3.7	本章小结	(31)
第4章	MRF 框架下的 PolSAR 影像分类算法	(32)
4.1	沿革	(32)
4.2	MRF 框架下基于特征值分解的 PolSAR 影像分类方法	(33)
4.2.1	极化目标分解	(33)
4.2.2	MRF 模型	(36)
4.2.3	$H / \alpha / A$ WMRF 分类方法	(37)
4.2.4	实验与分析	(38)
4.3	MRF 框架下基于 Freeman 分解的 PolSAR 影像分类方法	(41)
4.3.1	Freeman 分解	(41)
4.3.2	聚合的层次聚类	(42)
4.3.3	算法分类流程	(42)
4.3.4	实验与分析	(42)
4.4	基于像素级分层 MRF 模型分类方法	(45)
4.4.1	分层 MRF 模型	(45)
4.4.2	算法流程	(45)
4.4.3	实验结果与分析	(46)
4.5	基于区域级 MRF 框架下基于区域级的 PolSAR 影像分类算法	(49)
4.5.1	均值漂移算法以及区域增长	(49)
4.5.2	MRF 框架下区域合并准则	(51)
4.5.3	实验结果与分析	(53)
4.6	本章小结	(59)
第5章	MRF 框架下 SAR 影像变化检测	(60)
5.1	SAR 影像变化检测	(60)
5.1.1	SAR 影像变化检测基本流程	(60)
5.1.2	贝叶斯决策与期望最大化(EM)	(61)
5.1.3	双阈值的 EM 算法	(62)
5.1.4	实验结果及分析	(63)
5.2	光学影像与 SAR 影像变化检测	(65)
5.2.1	建筑物几何物理散射模型	(65)
5.2.2	SAR 图像模拟仿真	(66)
5.2.3	相似性度量因子	(67)
5.2.4	变化检测流程	(69)
5.2.5	建筑物参数提取	(70)
5.2.6	实验结果及分析	(70)
5.3	本章小节	(74)
第6章	总结与展望	(75)
6.1	本专著工作总结	(75)
6.2	进一步研究工作及展望	(76)
参考文献		(77)

第1章 绪论

Google Earth 等软件的巨大成功和迅速普及在向人们展示高速发展的计算技术、数字信号处理及图像处理技术的无穷魅力的同时,也表明对地物观测(Earth Observation, EO)是一个集战略意义和商业价值于一身、寄托着人类美丽梦想的领域。

遥感作为一种非接触式的观测技术,是获取空间信息的一个非常重要的手段。近代遥感起源于 20 世纪 60 年代,经过半个世纪的发展,已广泛应用于资源与环境调查、军事应用、城市规划、土地利用、资源勘探、农作物估产等多个领域,对社会经济发展起着举足轻重的作用。

时至今日,遥感(Remote Sensing, RS)与全球定位系统(Global Positioning System, GPS)、地理信息系统(Geographic Information System, GIS)一起被合称为“3S”技术,将在 21 世纪的后信息时代领衔各尖端科技领域。

按探测手段,遥感分为可见光遥感、红外遥感和微波遥感。而微波遥感根据传感器是否发射电磁波可分为主动微波遥感和被动微波遥感。主动微波遥感的其中一种高级方式就是本专著研究的主题——合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)。

1.1 研究背景及意义

遥感是利用非接触传感器系统获取影像并进行记录、测量和解译,从而获得自然物理跟环境可靠信息的一门科学技术。近年来遥感技术发展迅速,随着“数字地球”概念的提出和深化,遥感影像的各种应用已经渗入到人们的工作和生活中。在环境监测、道路导航、国土资源管理、区域变化检测、灾难救援等方面,遥感影像已经成为不可或缺的数字资源。由于光学遥感影像容易受到太阳光照、云层遮挡以及其他天气情况的制约,有时无法成像或成像效果不佳,进而导致在紧急的应用场合因无法使用遥感影像而使工作受阻。

相较于光学遥感影像,SAR 是一种主动成像方式,不受光照条件的制约,也不容易受到天气条件的制约,同时对地物具有一定的穿透性,可以实现全天候成像。20 世纪 70 年代以来,SAR 一直是国内外学者研究的焦点与热点。

美国海洋卫星(SEASAT)1978 年成功获取第一幅星载 SAR 影像以来,SAR 空间遥感技术取得了长足的进步。美国航天局(NASA)于 1981 年、1984 年、1994 年先后将 3 部航天飞机成像雷达(Shuttle Imaging Radar, SIR)送入太空,其中第 3 部 SIR-C/X-SAR 为 L、C、X 3 个波段的全极化合成孔径雷达。欧洲空间局(European Space Agency, ESA)分别于 1991 年、1995 年发射了地球资源卫星(ERS)1 号和 2 号,其中载有 SAR 传感器,工作在 C 波段、单极化。1995 年加拿大空间局(Canadian Standards Association, CSA)成功发射载有 SAR 传感器的 RadarSat-1 号,其中的单极化工作在 C 波段。

机载 SAR 和星载 SAR 传感器的成功运行,极大地推动了 SAR 在资源勘探与地质研究、

地形测绘和土地测量、自然灾害预测与评估、农业与林业管理、海洋研究与开发、内陆水探测与冰雪监测、城市规划以及环境调查等各个遥感领域的应用。

进入 21 世纪以来, SAR 的发展更为迅速, 朝着多波段、多极化、高分辨率的方向发展。相较于一般的 SAR, 极化合成孔径雷达(Polarimetric Synthetic Aperture Radar, PolSAR)好比是将“黑白图片”变成了“彩色图片”, 因此具有更为丰富的信息。全极化合成孔径雷达不仅可以得到反映目标电磁散射特性的回波幅度、相位、频率等物理量, 还可以通过电磁波水平或是垂直发射并通过水平或是垂直接收到 4 种不同的极化状态, 从而得到关于几何形状或目标的材料信息, 因此 PolSAR 有着传统 SAR 图像无法比拟的优势。

2002 年, 欧洲空间局成功发射环境卫星(ENVISAT), 其中搭载了高级合成孔径雷达(Advanced SAR, ASAR), 这是一部工作在 C 波段、双极化的 SAR。2006 年, 日本发射先进陆地观测卫星(Advanced Land Observation Satellite, ALOS), 其中搭载了一部全极化 L 波段的相控阵合成孔径雷达(PalSAR)。德国宇航中心(DLR)主持的 Terra-X 卫星已发射, 该卫星搭载 X 波段的高分辨率、多极化 SAR。另外, 加拿大空间局发射的雷达卫星 2 号(RadarSat-2), 将是一颗具备 C 波段全极化 SAR 观测能力的资源卫星。

在获得 PolSAR 影像后, 需对其进行解译, 揭示隐含在影像中的目标信息, 以便为进一步的决策提供依据。PolSAR 图像解译包含多种方法, 既可通过人眼直接观测提取有用信息, 也可通过相干斑抑制、分割、分类、边缘检测、目标检测、识别、鉴别等技术提取感兴趣的信息。图像分类是 PolSAR 影像解译的一个重要内容。PolSAR 获得的信息比一般的 SAR 要丰富得多, 同时由于受到相干斑噪声的影响, 如何通过不同的极化组合得到极化特征, 并引入合适的数学模型, 抑制相干斑的影响进而提高分类精度是 PolSAR 分类的一个难点。

近年来, 在全球气候变化背景下, 自然灾害时有发生。灾害发生时常导致堰塞湖形成、滑坡与泥石流发生、建筑物倒塌等不同程度的地表灾害。灾情的快速大范围监测非常重要, 灾害发生后要求能够快速拟出关于灾情的草案, 包括震中区、灾害的扩展范围、毁伤分布, 以及对一些重要设施(道路和桥梁)的毁伤评估等。常规的灾情获取方法如实地调查, 但存在着成本高、周期长、调查范围有限等问题。利用遥感技术手段可及时准确掌握人员伤亡情况、各种设施的毁坏程度等灾情信息, 以方便后续的救治和救援。由于光学遥感影像的成像条件受云层厚度、成像区域天气状况等客观条件制约, 有时无法成像或成像效果不佳, 从而导致在自然灾害等某些紧急的场合下无法使用光学遥感影像而使工作受阻。在 2008 年汶川特大地震中, 由于震区的天气恶劣, 以我国现有的遥感光学成像技术获取震区的光学影像质量不佳, 从而使救援工作的开展面临较大困难。SAR 可以实现全天时全天候成像, 然而, 一方面星载民用 SAR 分辨率不能达到光学遥感影像的水平(星载民用光学分辨率已经达到 0.6m), 另一方面由于其固有的合成孔径成像技术带来的斑点噪声影响十分严重, 导致影像质量较差, 影响计算机自动解译。另外, 主动成像的雷达工作在微波波段, 其成像机理和传统的光学传感器有着本质的差异, 因此地物目标在 SAR 图像和光学图像中的表现特性有很大的差异, SAR 图像不像光学图像能直观地被理解, 具体表现为①辐射特性不同: 光学图像反映的是地物的反射辐射特征, 而 SAR 图像反映的是地面微波后向散射特性, 受侧视方向、侧视角度、极化方式等多种因素的影响; ②几何特性不同: SAR 图像成像是在距离向和方位向构成的平面内, 而光学图像一般是垂直照射地面, 在水平面上成像, SAR 图像固有斑点噪声以及由侧视成像方式引起透视收缩、叠掩、顶底位移、阴影等现象; ③SAR 的波长一般较长, 具备一定的穿透性, 可穿透烟雾、云层、树林

等地物,使得同时对同一地点观测时,光学和 SAR 图像表现出巨大的差异;④SAR 图像特有的二次、多次反射特性使得 SAR 图像上存在硬目标等特殊成像现象。如图 1.1 所示,SAR 图像中房屋迎面主要是二次反射表现出强的回波,并体现为透视收缩和顶底倒置现象,屋顶主要是奇次反射表现出次强回波,房屋背面会产生阴影,这和光学图像中的房屋完全不同;道路在光学影像上是亮的,符合人眼的视觉效果,而在雷达影像上由于其主要是发生漫反射,所以呈现出很暗的显示。非专业的 SAR 图像解译人员如决策者(指挥救灾的领导、工作人员)往往较难在第一时间做出合理的救灾部署。在抗灾救援千钧一发的时刻,首先要争取的就是时间,因此希望从数据获取到提供给决策部门的可用信息这个时间越短越好。针对地震地质灾害,利用地震后的 SAR 图像以及地震灾害发生前的光学影像,对房屋建筑进行毁伤评估决策以利于后期的救灾。



(a) 光学影像



(b) PolSAR影像

图 1.1 光学影像与 PolSAR 影像对比图

1.2 国内外研究现状及趋势

SAR 遥感理论是当前国际遥感科学界的研究热点。目前, SAR 遥感相关的研究有以下几个方面: 电磁散射理论模型、雷达平台设计、SAR 工作模式、SAR 硬件技术、成像压缩算法、校正与定标、SAR 图像模拟仿真; SAR 图像配准, SAR 图像去噪, SAR 图像对目标的分类、识别与重建, InSAR, PolSAR, PolInSAR 等理论与方法。

完整的 SAR 遥感理论研究, 一方面, 从复杂目标和自然环境的电磁波散射的物理基础理论出发, 依据遥感工作方式建立电磁散射模型, 通过理论模拟归纳散射信息与物理模型的关联, 从而得到 SAR 模拟图像; 另一方面, 从图像特征开始, 研究各种目标在 SAR 图像上的表现, 试图从 SAR 图像的强度信息、相位信息、极化信息或是空间信息中提取出关于目标的有用信息。这两个方面就是正向研究和逆向研究。

正向(Direct/Forward)研究, 是指从给定或假定的信息出发, 建立能够描述遥感过程的模型或模拟工具, 通过模拟来研究散射信息或图像信息与模型参数的联系, 发现遥感物理过程所隐含的内部规律, 发展参数反演等逆向方法, 或给遥感器及平台设计提供参考, 给实验数据提供验证。

逆向(Inverse)研究, 则是从获得的遥感数据出发, 一般在正向研究和理论模型的辅助下, 发展用遥感数据进行定量参数反演、定性地表分类、特定目标识别及重建的方法。

1.2.1 PolSAR 影像分类技术

雷达全极化测量技术已成为当今遥感对地观测的前沿技术之一。PolSAR 数据通常以散射矩阵或是 Stokes 矩阵为表现形式, 所包含的信息更丰富, 其研究与处理方法与单极化 SAR 有较大的不同。利用全极化信息对地表进行分类是一项有效而重要的研究, 同时属于 PolSAR 研究的一个逆向问题。

图像分类是 PolSAR 图像解译中的一个重要步骤。根据处理方法的不同, 可以分为监督和非监督。监督分类方法主要有基于最大似然(Maximum Likelihood, ML)聚类算法、基于最大后验的马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)分类算法、基于支撑向量机的方法, 然而监督分割需要足够多的训练样本, 同时需要实验区域的先验知识, 确定图像的分割类别和分割数目, 操作复杂, 自动化程度低。

非监督分类算法中研究较多的为基于物理散射特性的方法。通过分析地物的物理散射特性, 最后通过极化目标分解得到地物分类结果。最为典型的有 Cloude 等人(1996)提出的 H/α 方法, 以及 Freeman(1992)提出的三分量分解算法。这些算法尽管充分考虑了地物的物理散射特性, 但是散射机理和地物并不是一一对应的关系, 因此这种算法难免会存在地物类别模糊的问题。目前广泛应用的算法是将物理散射机制与概率统计知识结合起来, 根据地物的物理散射机制通过极化目标分解技术进行初始分类, 然后由基于最大似然的 Wishart 聚类器进行迭代聚类。Lee 等人(1994)提出了一种将 H/α 分解与 Wishart 最大似然归类相结合的算法, 首先采用 Cloude 的目标分解理论, 通过求取熵 H 和平均散射角 α 将地物初始划分为 8 类作为初始分类结果, 最后通过计算 Wishart 距离进行迭代聚类。后来, 在此基础上, 进行初

始分类的时候通过求取各向异性值 A 将地物细分为 16 类,再由 Wishart 聚类器进行迭代聚类,进一步提高了分类精度。Lee 等人(1999)后来又提出了一种保留物理散射机制的分类算法,首先采用 Freeman-Durde 分解将地物划分为体散射、表面散射、偶次散射 3 种散射机制,然后采用 Wishart 聚类器将属于同一类散射机制的像素进行迭代聚类。实验结果表明,该种算法优于以上两种聚类算法。曹芳等人(2008)在 $H/\alpha/A$ Wishart 分类的基础上,将散射功率 Span 这一特征量引入进来,将地物初始划分为 48 类,通过 Wishart 聚类后,由层次聚类算法将其最后合并为 16 类。杨杰等人(2011)将 H/α 分解和极化白化滤波相结合,利用极化白化滤波结果代替反熵 A 对 H/α Wishart 分类结果进行细化,最后由 Wishart 迭代聚类。其他学者也对非监督的 Wishart 聚类器进行了相应的改进。然而这些算法采用的是 Wishart 聚类器,没有考虑周围像素对当前像素的影响,因而区域性较差。由于 SAR 是一种相干成像系统,因此在图像中不可避免地存在相干斑。基于最大似然的分类算法没有考虑影像的空间相关性特征,而马尔可夫随机场则考虑了周围像素对当前像素的影响,能够使分类精度在一定程度上得到提高。因此,在极化目标分解的基础上引入 MRF 或分层 MRF 由 Wishart 分布对纹理特征进行建模,能够有效地抑制相干斑噪声对分类结果的影响。

基于区域级的分类算法,首先将图像分割为一个个相互连通的区域,然后通过一定的准则对这些区域进行归类。基于区域级的分类算法往往比基于像素级的算法获得更高的分类精度,在光学与 SAR 影像分割分类中,这类算法得到推广。Dong Y. 等人(1997)利用基于区域级的分类算法对农作物进行分类识别。邹同元等人(2009)提出了一种建立在 Mean Shift 过分割条件下的非监督分类算法:先通过 Mean Shift 算法获得过分割区域,通过计算区域内的 Wishart 距离进行迭代聚类。由于 Wishart 聚类器是一种基于最大似然的分类器,没有考虑周围区域对当前区域分类号的影响,因此这种算法相较于传统算法有一定程度的提高,但孤立的过分割区域较多。Kaan Ersahind 等人(2010)先将图像进行分割,在分割的基础上通过图谱划分(Spectral Graph Partitioning)进行聚类。实验表明此种算法优于传统的 Wishart 聚类器,但是这种算法过分地依赖初始区域的划分。对影像分割后再进行分类,能有效地提高 PolSAR 分类精度,先对 PolSAR 影像进行分割得到同质区域,然后对同质区域进行分类也是现在 PolSAR 分类的一个热点。

1.2.2 SAR 影像变化检测

四十多年来,研究人员提出了多种遥感影像变化检测方法。对国际上光学遥感图像变化检测方法的研究可以从 Singh(1989)、Coppin(1996)、Lu(2004)、Radke(2005)等人的文章中得到总体认识。对现有的变化检测方法,各国学者纷纷从不同的角度进行了总结归纳。Radke 等人从变化的角度将变化检测方法分为直接的差值法、统计假设检验法、预测模型、阴影模型、背景模型等。Lu 等人(2004)按照检测策略将现有的变化检测方法归结为七类:算术运算法、变换法、分类法、高级模型法、GIS 方法、视觉分析法和其他方法。李德仁(2003)根据图像配准和变化检测的数据源两个因素将变化检测方法分为两大类 7 种方法。Sui 等人在 2008 年 ISPRS Congress Book 发表的文章中系统总结了变化检测驱动力、变化检测的数据选择和预处理、体系分类、方法分类、精度评价等问题。根据变化检测的特点将变化检测方法分为两大部分七大类:直接比较法、分类比较法、面向对象比较法、模型法、时间序列分析法、可视化法和混合法。

对 SAR 图像的变化检测,陈富龙等人(2007)对主流的 SAR 图像变化检测进行了归类,概括为差值法、统计假设检验法、预测模型、相干模型等,此外还有基于分类、基于模拟的算法等。Bruzzone 和 Prieto(2009)提出了基于 Bayes 理论与 MRF 模型的自动检测区域变化的方法,由期望最大化(Expectation Maximum, EM)算法来自动获取判决的阈值。MRF 将图像相邻像素之间的空间相关性考虑进来,将差值图像分为两类:变化区与无变化区。然而,缺乏真实 SAR 数据对这一算法的可靠性与可行性进行验证。目前 SAR 图像变化检测算法处理的层级和维数远远落后于 SAR 遥感技术的发展和实际应用对 SAR 变化检测技术的需要。多时相 SAR 图像的变化检测研究目前处于起步阶段,ERDAS、ENVI 等遥感软件提供的变化检测模块都没有考虑 SAR 的特性,对 SAR 图像变化检测处理效果欠佳,针对 SAR 与光学异源图像的变化检测研究更为少见,多数用 SAR 图像作为参考,在光学图像上人工解译出变化区域,或者将二者融合再进行地物变化人工解译,严重缺乏 SAR 与光学图像自动的变化检测方法。

多数据源包含了比单一数据源更多的信息,用于灾情监测是个研究热点,可以综合利用多种数据源的优势。多数据源的应用主要有数据融合、根据灾害前后的和光学图像进行多数据源变化检测。同时随着 SAR 系统的发展,尤其是进入高分辨率(High Resolution, HR)和超高分辨率(Very High Resolution, VHR)以来,更多的目标几何信息可以直接从影像中获得,因此为后续的三维重建以及目标变化损伤评估带来了极大的便利。同时由于 SAR 与光学图像成像机理上的差异,不难看出 SAR 图像与光学图像的变化检测存在巨大的挑战:①几何位置难对应,虽然利用严格或广义成像模型等在高精度 DEM 数据支持下可以制作 SAR 正射图像,但 SAR 图像的斑点噪声、透视收缩、叠掩等很难彻底消除,大型建筑物在光学图像上广泛存在投影差,使得 SAR 与光学图像很难真正意义上精确空间配准;②辐射值难比较,同物不同谱,SAR 与光学图像反映的地物特性不同,单从像素数值上已经失去了比较的价值和意义,SAR 图像上特有的硬目标和透视探测能力很难与光学图像进行直接对比。

Xu F. 等人(2007)提出了一种采用 VHR SAR 影像进行三维建筑物重建的方法。Tupin 等人(2005)利用 VHR 光学影像对城市建筑物的屋顶进行自动提取,同时通过 VHR SAR 提取高程,最后融合光学与 SAR 信息进行城区建筑物三维重建并取得了较好的效果。

同时结合 VHR 光学影像与 VHR SAR 影像各种成像的优点,进行地质地震灾害评估是近来研究的另外一个热点。由于受到成像条件的制约,地震等自然灾害发生后,往往只能得到灾后 SAR 影像以及灾前光学影像。单一利用灾后 VHR SAR 影像,或是结合利用灾前光学影像和灾后 SAR 影像,对灾害进行评估具有重要的现实意义。Raffaella Guida 等人(2008)对城区建筑物高分辨率 SAR 成像几何物理模型进行了分析。Dominik Brunner 等人(2010)利用 TerraSAR-X 和 COSMO-SkyMed 高分辨率 SAR 影像对建筑物进行了毁伤评估。Rob J. Dekker (2011)利用地震前后 TerraSAR-X 和 COSMO-SkyMed 数据对海地地震城区毁伤程度进行了评估,实现了灾区毁伤大面积成图。Timo 等人(2010)利用 TerraSAR 对地震灾害进行毁伤评估,根据 SAR 的成像机理对灾害后山体滑坡以及桥梁毁坏进行了定性的分析与评估。Jin Y. Q. 等人(2009)利用 ALOS PALSAR 数据对汶川地震中发生地表形变的区域进行检测。

Poulain 等人(2006)利用 VHR 光学影像与 SAR 影像对数据库中的建筑物高程信息实现实时更新。Stramondo S. (2006)通过比较灾前光学和灾后 SAR 图像信息,对土耳其伊兹密尔地震和伊朗巴姆地震进行了受灾评估。Chini(2009)利用光学和 SAR 图像进行受灾评估,并

此为试读,需要完整PDF请访问: www.ertongbook.com

利用巴姆地震数据进行实验。Dominik Brunner 等人(2010)综合利用灾前 VHR 光学影像提取建筑物的长、宽、高等信息,然后利用提取的这些信息以及考虑建筑物的几何物理特征进行雷达成像模拟,将模拟的 SAR 影像与灾后实际获取的 SAR 影像进行对比分析测试,判断建筑物是否毁伤,并以汶川地震时映秀镇为例,对提出的算法进行了分析测试取得了较好的实验效果。Fabio Dell'Acqua 等人(2011)利用光学与 SAR 影像对意大利 L'Aquila 地震灾区毁伤程度快速成图。

国内学者在这方面也开展了相关工作。杨喆等人(1999)利用机载 SAR 通过目视解译的方式对房屋损害信息进行定量提取。张景发(2010)利用灾害发生前后的 SAR 数据,基于相关性对灾害毁伤检测。曾涛(2010)以汶川地震为例利用遥感影像的多种特征信息研究建筑毁伤的提取。王岩(2009)利用航空遥感数据针对汶川灾情监测比较了像素级和面向对象灾情监测方法。陈世荣(2008)利用高分辨率遥感影像对灾区道路进行了损毁评估。温晓阳(2008)利用 SAR 图像模拟技术,结合震后真实 SAR 图像,对建筑物进行了损毁评估。郭华东等人(2010)利用 SAR 影像对玉树地区地震损毁情况进行了评价。

总体来说,利用光学影像做变化检测,其算法理论模型比较成熟,利用不同时相的 SAR 做变化检测相对较少,利用光学与 SAR 影像做变化检测的国内外学者更少,其理论模型具体流程也需进一步完善。

1.3 研究目标以及研究思路

在仔细分析现有 PolSAR 影像分类以及利用雷达影像进行灾害评估现有成果的基础上,改进现有的 PolSAR 影像分类算法,同时有效地结合 SAR 与光学成像的各自优点用于地震灾害毁伤评估。

PolSAR 影像分类方法往往将物理散射机制与数学统计知识相结合,具体流程为:在获取 PolSAR 影像后,由于存在相干斑,需要对其进行滤波处理,往往其滤波方法有 LEE 滤波、BOXCAR 滤波器以及改进型 LEE 的滤波器。在进行滤波处理后,由极化目标分解对地物进行初始分类,主要的极化目标分解技术有 Freeman 三分量分解,以及 H/α 分解和 $H/\alpha/A$ 分解。在完成初始分类后,由基于最大似然(Maximum Likelihood, ML)的 Wishart 聚类器进行迭代聚类,得到最后的分类结果。

这种研究思路,充分利用了地物的物理散射机制,是一种非监督的分类方法,操作简单。同时,通过 Wishart 迭代聚类后,分类效果较好。然而,由于 Wishart 聚类器是一种基于 ML 的分类器,没有考虑像素的空间相关性。马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)将当前分类结果与周围像素分类结果联系起来,往往分类出来的结果区域连通性较好,孤立像素点较少。将极化目标分解与 MRF 相结合能有效地提高地物的分类精度。

先对 PolSAR 影像进行分割,将 PolSAR 影像中具有相同或是相近纹理信息的像素先分割成一个个相互连通的区域,然后再进行归类,是研究的另外一个思路。先对 PolSAR 影像通过极化目标分解提取特征向量,再由 Mean-Shift 算法对影像进行初始分割,并由区域增长算法(Region Growing Segmentation, RGS)对过小分割的区域进行合并。最后,通过 MRF 对分割区域进行迭代聚类。

PolSAR 影像自动分类属于 SAR 的一个逆向研究内容,那么利用 VHR SAR 对地震地质

灾害进行自动检测评估就属于 SAR 的一个正向研究内容。

不同时间的 SAR 图像变化检测,在对 SAR 数据进行辐射纠正、几何纠正、地理编码后,对其进行精确配准。在提取特征向量后,引入数学模型,进行决策判决,其流程如图 1.2 所示。

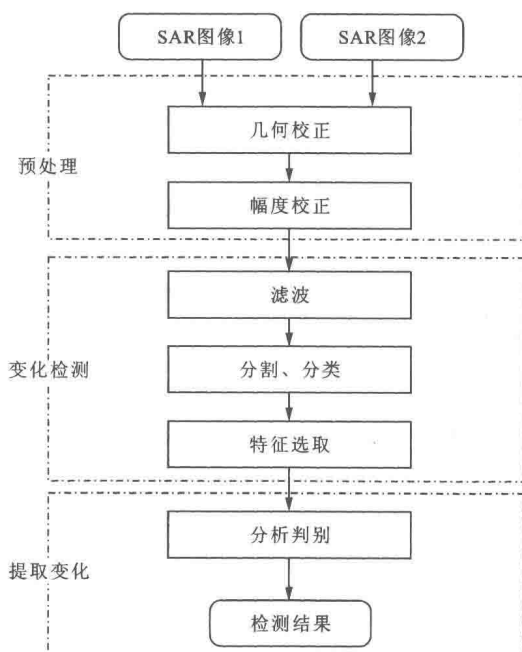


图 1.2 SAR 图像变化检测基本流程

针对 VHR SAR 与光学图像变化检测存在的几何配准难、辐射值无法对应等核心问题,一方面跟踪国际上关于面向对象影像分析以及变化检测研究的最新成果,特别是关于多尺度影像分割、面向对象变化检测和“仿生模式识别”等方面的研究成果,在此基础上进行有目的的吸收和利用并进行理论和算法的创新;另一方面在前人的研究成果基础上进一步拓展,综合运用统计学习理论、核函数方法、SAR 仿真技术等,建立相应的 SAR 与光学图像变化检测技术框架。

对一般较平坦地区地物的变化检测,VHR SAR 与光学图像在正射纠正基础上再进行精确配准是可能的。利用精确配准的 SAR 与光学异源图像,对城区大型建筑物,由于其在光学图像呈现明显的投影差,在 SAR 图像上容易形成透视收缩、叠掩、顶底位移等特殊成像现象,很难实现精确配准,提出用 SAR 仿真手段,建立 SAR 与光学图像的几何和辐射对应关系,实现 VHR SAR 与光学图像城区建筑物的变化检测。

具体的技术路线如图 1.3 所示:对难以精配准的大型建筑物的变化检测,利用三维模型支持下的仿真技术,建立 SAR 与光学图像几何和辐射对应关系。首先,利用 SAR 图像成像参数、GIS 中目标属性信息,结合目标三维模型设定不同的传感器参数,如侧视方向、波长、入射角、极化方式、飞行平台高度、飞行平台速度等;其次,根据距离-多普勒方程,计算三维模型对应于 SAR 图像的几何位置关系;然后,根据模型的高度、入射角、飞行平台高度等信息,仿真出目标在 SAR 图像的叠掩、透视收缩、顶底位移等几何特征和阴影等辐射特征;再次,根据传感器特点,增加斑点噪声,形成目标的 SAR 仿真图像,同时利用光学图像成像参数、目标三维模

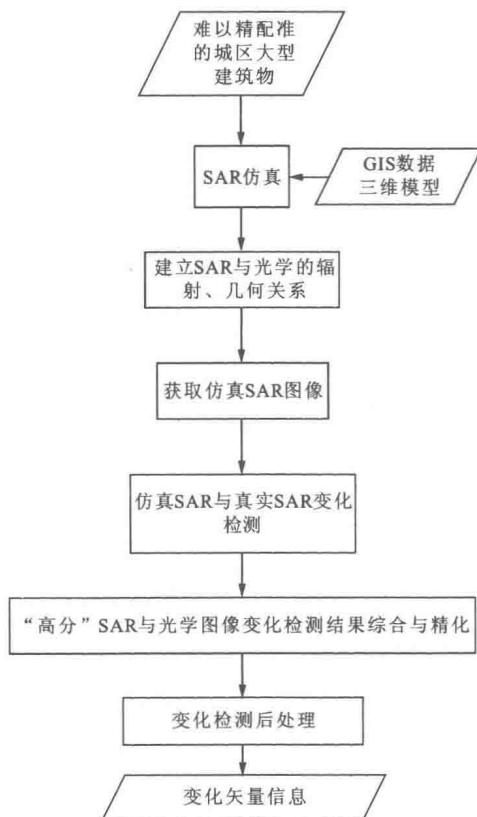


图 1.3 变化检测总体技术路线图

型,在 RPC 模型支持下,能够反演城区大型建筑物场景,从而建立 SAR 与光学图像的几何位置关系,实现利用光学图像和辅助参数进行 SAR 图像仿真;最后,利用概率松弛迭代等 SAR 变化检测方法进行仿真 SAR 图像与真实 SAR 图像的变化检测。

SAR 仿真方法解决 SAR 图像特有的与光学图像显著的几何和辐射差异的变化检测问题。综合运用变化对象多尺度一体化分割与变化检测的整体求解,将结构变化、非结构变化和城区大型建筑物变化综合与精化,最大程度地解决 SAR 与光学图像的变化检测问题。

1.4 本专著的内容纲要以及结构安排

本专著的基本框架如图 1.4 所示。

第 2 章主要介绍 MRF 的基本原理,常用的 MRF 模型,以及 MRF 模型参数估计的基本方法。

第 3 章主要介绍 SAR 成像的基本原理。SAR 侧视成像的几何效应被重点介绍,因为涉及到后续的分类以及变化检测;然后介绍极化雷达成像特点及目标极化分解理论;最后介绍 SAR 成像模式、数据特点,以及基本处理流程。

第 4 章主要是 PolSAR 影像分类方法。主要介绍了 3 种分类方法:基于 MRF 的像素级分类方法、基于 MRF 的区域级分类方法、基于分层 MRF 的分类方法,并对算法进行了实验验证与分析。

第 5 章主要针对地震地质灾害,介绍了一种用于结合灾前 VHR 光学影像与灾后 VHR SAR 图像变化检测方法。



图 1.4 研究基本框架

第2章 MRF 基本原理

马尔可夫随机场(Markov Random Field, MRF)是概率论的一个重要分支,用来描述各种物理现象的空间相关性。由于 MRF 能够有效建立上下文相关的先验模型,因此被广泛应用于遥感影像分类以及变化检测之中。本章主要介绍 MRF 模型及其应用于图像分割以及变化检测的有关基础知识。

2.1 马尔可夫随机场的基本概念

假设随机场 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 是定义在二维位置集 $S = \{1, 2, \dots, n\}$ 上的一族随机变量,其相空间为 $L = \{1, 2, \dots, k\}$,通常称之为图像标记, n 为图像中像素的个数。假设在位置集合 S 上定义邻域系统,即:

$$N = \{N_i | i \in S\} \quad (2.1-1)$$

其中 N_i 为位置 i 的邻域,邻域具有以下属性:

- (1) $i \notin N_i$;
- (2) $i \in N_j \Leftrightarrow j \in N_i$ 。

对于规则的空间位置集合 S , i 的邻域可定义为与 i 的距离小于半径 r 的集合:

$$N_i = \{i' \in S | [dist(i', i)]^2 \leq r^2, i' \neq i\} \quad (2.1-2)$$

其中 $dist(A, B)$ 为欧氏距离, r 取整数。在二维格网位置集合中,最为典型的邻域系统为二阶邻域系统,即每一个位置的邻域是其周围的 8 个位置。若一个位置的集合 c 中的每一位位置两两相邻,则称 c 是一个基团。定义在格网位置集合 S 上的马尔可夫随机场的联合分布满足以下条件:

- (1) $P(x) = P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) > 0$;
- (2) $P(x_i | x_{S \setminus \{i\}}) = P(x_i | N_i)$ 。

其中的 $x_{S \setminus \{i\}}$ 表示在位置集合 $S \setminus \{i\} = \{j \in S, j \neq i\}$ 上随机场的一个现实。第一个条件为非负性,第二个条件为马尔可夫性。马尔可夫场的联合概率是需要计算的一个量,若从马尔可夫场局部概率求导出联合概率十分困难。Hammersley and Clifford 定理表明,马尔可夫场联合概率服从 Gibbs 分布,即:

$$P(x) = Z^{-1} \exp\{-U(x)\} \quad (2.1-3)$$

其中 U 为能量函数,

$$U(x) = \sum_c V_c(x) \quad (2.1-4)$$

此处能量函数为一系列定义在势团 c 上势函数 $V_c(x)$ 的总和。若势函数 $V_c(x)$ 独立于其势团 c ,则称 Gibbs 随机场是齐次的;若 $V_c(x)$ 与其势团 c 所包含的像素的相对位置无关,则称

Gibbs 随机场是各向同性的。 Z 为归一化常数, 又被称为拆分函数,

$$Z = \sum_{f \in F} \exp\{-U(x)\} \quad (2.1-5)$$

拆分函数的计算非常复杂, 因此它的计算涉及到随机场的所有现实。可采用伪似然乘积的形式对式(2.1-3)进行近似计算,

$$PL(x) = \prod_{i \in S} P(x_i | x_{N_i}) \quad (2.1-6)$$

式中, 每项可表示为:

$$P(x_i | x_{N_i}) = \frac{\exp(-\sum_{c \in i} V_c(x_c))}{\sum_{x_c} \exp(-\sum_{c \in i} V_c(x_c))} \quad (2.1-7)$$

式中, N_i 为点 i 的邻域。只有当随机场中每一变量之间相互独立时, 公式(2.1-6)才是真实的概率分布, 因此这是一个伪似然分布。

2.2 常用 MRF 模型

Gibbs 分布常常被用来描述像素空间邻域的作用关系, 局部概率的不同定义方式会形成不同的 MRF 模型, 常用 Markov 随机场模型有 Ising 模型、Potts 模型、MLL 模型、四叉树模型等。这些模型中常被用于标记场建模, 本节分别对这 4 个模型进行介绍。

2.2.1 Ising 模型

Ising 模型采用的是一阶邻域系统, 即 4-邻域。其状态空间 $L = \{-1, 1\}$, 为二值的, 相应能量函数为:

$$U(x) = \alpha \sum_{i \in S} x_i + \beta \sum_{i \in S} \sum_{j \in N_i} x_i x_j \quad (2.2-1)$$

该模型的局部概率可表示为:

$$P(x_i | x_{N_i}) = \frac{\exp(-\alpha x_i - \beta \sum_{j \in N_i} x_i x_j)}{\sum_{x_i \in L} \exp(-\alpha x_i - \beta \sum_{j \in N_i} x_i x_j)} \quad (2.2-2)$$

2.2.2 Potts 模型

Potts 模型是对 Ising 模型的改进, 其状态空间不限制在二值上, 可取多个值。Potts 模型只考虑二元势函数, 可定义为:

$$V_2(x_i, x_j) = \begin{cases} 0 & x_i = x_j \\ \beta & x_i \neq x_j \end{cases} \quad (2.2-3)$$

β 为对应的基团参数, Potts 模型局部概率为:

$$P(x_i | x_{N_i}) = \frac{\exp(-\beta n_i(x_i))}{\sum_{x_i \in L} \exp(-\beta n_i(x_i))} \quad (2.2-4)$$

式中, $n_i(x_i)$ 是位置 i 邻域中不等于 x_i 的相的邻域位置个数。

此为试读, 需要完整PDF请访问: www.ertongbook.com