

分类号 TP18

密级 _____

UDC _____

编号 _____

中国科学院研究生院

硕士学位论文

基于结构和纹理特征的变化检测

龚星

指导教师 Thomas Corpetti, 普林特

中国科学院自动化研究所

申请学位级别 硕士 学科专业名称 模式识别与智能系统

论文提交日期 2011年4月 论文答辩日期 2011年5月

培养单位 中科院自动化研究所

学位授予单位 中国科学院研究生院

答辩委员会主席 潘春洪

Typeset by L^AT_EX 2 ε at June 2, 2011

With package **CASthesis** v0.1j of CT_EX.ORG

Change detection with structural and textural analysis of images

Xing Gong

Supervisor:

Prof. Thomas Corpetti, Prof. Veronique Prinet

Institute of Applied Automation
Chinese Academy of Sciences

June, 2011

*Submitted in total fulfilment of the requirements for the degree of Master.
in Pattern Recognition and Intelligent System*

独 创 性 声 明

本人声明所成交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确地说明并表示了谢意。

研究生签名: _____ 日期: _____

关于论文使用授权的声明

本人完全了解中国科学院有关保留、使用学位论文的规定，即：中国科学院自动化研究所有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

(保密的学位论文在解密后应遵守此协议)

研究生签名: _____ 导师签名: _____ 日期: _____

摘要

变化检测是计算机视觉和图像分析中的一个经典问题。对于同一地点不同时间拍摄的两幅或者多幅图像，变化检测需要给出发生真实变化的区域（变化检测的两类问题），更进一步，我们希望知道发生的变化信息，比如发生的变化类型，时间（变化检测的多类问题）。

变化检测的应用背景十分广泛，视频监控，遥感，医学诊断，城市规划，地下水资源探测，导航等等。一种简单高效的变化检测方法是基于图像灰度的阀值法。阀值法及其延伸的各种方法取得了一些应用成果。但此方法对阀值的选择十分敏感，对检测复杂变换具有十分严重的缺陷。本文以不同时间，不同特性的多幅图像为研究对象，以检测目标级别的变化作为研究目标，结合计算机视觉与模式识别领域的理论和方法，对两类和多类变化检测问题进行了理论研究与实验分析。

我们在马尔霍夫随机场的框架下，对两类和多类变化检测进行建模，并采用最大流-最小割方法对马尔霍夫随机场的能量函数最小化。由于输入的图像的不同特性（相机参数，类型，拍摄角度）以及变化种类信息的繁复，我们提出了基于多种相似度测度方法，以增强方法的鲁棒性。这些相似度测度方法都是基于大小可变的图像块计算。另外，我们引入了贝叶斯模型选择和metropolis-hastings采样来处理多类变化检测问题，试图不仅给出变化区域，更进一步给出变化的语义信息。我们在各种真实图像及合成图像做了大量实验，以定性定量分析验证方法。

关键词：变化检测，马尔霍夫随机场，贝叶斯模型选择

Abstract

Among the challenging problems in computer vision and image processing, change detection plays an important role. From two images of possibly different nature, the problem consists in identifying the areas where a *real* change has appeared(binary label change detection) and discriminating the nature of changed area(multi-label change detection).

Applications of change detection techniques are numerous. A traditional way to face this problem relies on a thresholding of the image luminance differences. Such natural approach is efficient but is nevertheless strongly related to the value of the considered threshold and appears limited for textured objects or structures with high internal variability. This thesis is concerned with “real” change detection in pair of images. This is a challenging and open problem since the difficulties stemming from the confusion between *real changes* (depending on the objects/structures inside the images) and *visual changes* (observed through the difference in terms of image luminance) are numerous. Many applications are concerned with this crucial task, like video surveillance, event detection or remote sensing.

We propose to solve this labeling problem as the minimization of a global cost-function using a min-cut/max-flow strategy. Because of the different nature of the input images (different sensor, shooting angle, ...) and of the variety of detailed information contained in an object, we propose to rely on several criteria, either able to detect abrupt or subtle changes. These criteria are computed on local patches whose size adaptively depend on the structure of the objects inside the images. In addition, bayesian model selection and metropolis-hastings sampling are introduced to efficiently deal with multi-label change detection. Experimental quantitative and qualitative results are shown on synthetic and real data in various applications.

Keywords: change detection, bayesian model selection

目 录

摘要	i
Abstract	iii
目录	v
第一章 绪论	1
1.1 研究意义和背景	1
1.2 问题描述	2
1.3 本文组织结构	2
第二章 研究现状与文献综述	5
2.1 遥感图像变换检测方法综述	5
2.1.1 基于像素级的方法	5
2.1.2 基于图像块的方法	5
2.1.3 基于目标对象的方法	6
2.2 变化区域的空间连续性	6
2.2.1 马尔霍夫随机场	7
2.2.2 最优化方法	8
第三章 变化检测算法:两类问题	9
3.1 引言	9
3.2 图像预处理	10
3.3 马尔霍夫随机场建模	11
3.4 图像间相似度测量	12
3.4.1 数据描述模型	12
3.4.2 总体特性	14

3.4.3 相似性计算标准	15
3.4.4 图像块大小	16
3.5 验证实验	18
3.5.1 算法实现细节	19
3.5.2 人工标记数据库上的结果	19
3.5.3 人工合成数据库	22
3.5.4 农业图像	23
3.5.5 城市地区	24
3.5.6 Pets2009图像数据库	25
3.6 本章小结	25
第四章 变化检测算法:多类问题	31
4.1 引言	31
4.2 数据模型	32
4.3 模型选择	33
4.3.1 模型选择框架	34
4.3.2 算法优化和加速	36
4.4 验证实验	37
4.4.1 合成图像上对模型选择方法框架的验证	37
4.4.2 算法优化加速的分析	38
4.4.3 真实图像的多类变化检测	39
4.5 本章小结	40
第五章 结束语	43
5.1 工作总结和创新点	43
5.2 不足和未来展望	43
附录 A Metropolis Hastings 算法	45
附录 B 图像数据库简介	47

参考文献	49
发表文章目录	57
简历	59
致谢	61

表 格

3.1 不同变化检测相似性计算标准的比较. 第一列(第四列) : 结果显示为变化区域的正确检测率(结果显示为无变化地区的正确检测率); 第二列(第五列) : 结果显示变化区域的错误检测率(结果显示无变化区域的错误检测率) ; 第三列(第六列) : 判别值: 相应区域的正确检测率除以错误检测率)	22
3.2 图像预处理效果. 第一行: 灰度均值调整; 第二行: 基于PCA变换; 第三行: 我们的方法	22
3.3 变化检测性能指标. 第一列(第四列) : 结果显示为变化区域的正确检测率(结果显示为无变化区域的正确检测率); 第二列(第五列) : 结果显示变化区域的错误检测率(结果显示无变化区域的错误检测率) ; 第三列(第六列) : 判别值: 相应区域的正确检测率除以错误检测率)	24

插 图

3.1 两幅图像间的位置不确定性描述 任何位置点 $\mathbf{x} \in \mathbf{X}_t$ 可以在其所在物体代表的“不确定区域”自由移动，而不影响其变化检测相似度测量特性	13
3.2 变化检测结果比较 (a), (b): 两幅输入图像; (c):人工标记变化区域; (d): 本章方法结果. 第二行: 采用 L_2 范数作为相似度计算标准的结果(e); 采用 Φ_2 作为相似度计算标准的结果(f), 基于直方图1-Bhattacharrya 的结果(g); 只采用 Φ_1 的结果(h) , 最后(i): [22]方法的结果。	21
3.3 预处理方法的效果. (a–b) : 两幅输入图像; (c–d) 人工标记的变化区域和本章算法计算得到的变化区域; (e–f) 预处理结果; (g–h) 采用PCA调整和灰度均值调整的结果	23
3.4 合成图像的变化检测结果 包括确定大小图像块和自适应大小图像块的实验结果.....	26
3.5 农业用地图像的变化检测. (a): 1970年航拍图像, 原始分辨率 $1.0m$; (b) 2003年Quickbird卫星图像, 分辨率 $0.6m$; (c):算法的结果	27
3.6 城市地区图像的变化检测 以及与[22]结果的对比	28
3.7 pets 2009 数据库的结果	29
4.1 合成图像上的多类变化检测结果. (a), (b): 两幅输入图像; (c): 多类变化检测结果; 绿色区域代表结构变化, 蓝色的确代表纹理变化, 黑色的确代表此区域没有发生变化。	38
4.2 算法优化性能分析. (a), (b): 两幅输入变化检测图像; (c), (d):原算法的结果, 其中(c)进行了15次采样; (d)进行了90次采样. (e),(f): 改进算法的结果, 其中(e)进行了15次采样, (f)进行了90次采样。 ..	39
4.3 真实图像上的多类变化检测结果. (a), (b): 两幅输入图像; (c): 变化类型区域; 绿色代表结构变化区域, 蓝色代表纹理变化区域.黑色代表无变化区域(d):将变化区域用相应颜色覆盖到(b)上的结果。	41

第一章 绪论

本章主要阐述变化检测的研究背景以及意义，定义本文的研究范围，并介绍本文的组织结构。

1.1 研究意义和背景

在计算机视觉和图像处理领域中，变化检测是一个重要研究课题[4, 16, 37, 45]。同一场景不同时间拍摄的两幅图像，由于摄像头参数，光照条件，拍摄视角等等因素的不同，两幅图像的特性会有较大差异。变化检测的基础目标是找出在两幅图像拍摄时间的间隔内，发生真实目标级变化的区域。而更高级的变化检测算法则需要进一步给出变化的类型。上文中，我们强调了真实的目标级变化，这是由于不同的光照入射角度，光照强度，感光范围，噪声等等，会在图像上产生一些无意义的虚假变化。变化检测算法应该能够较好的忽略这些虚假变化，找到具有实际意义的真实目标级变化。

两幅图像发生变化的原因多种多样，物体的出现和消失，行人和车辆的移动，道路，桥梁，楼房，工厂等等人工建筑物的新建和拆除。这也导致了变化类型的多种多样和同一变化类型的较大类内方差和较小的类间方差。变化检测是一个具有较大挑战性的问题。

变化检测具有广泛的应用背景。在视频监控中，检测到新出现的人物，车辆等目标是进一步分析监控的基础。生物化学领域，变化检测被用来观察蛋白质等高分子的变化[43]。而遥感领域，通过对两幅遥感图像的分析，可以检测其中，城市建筑，农田等等的变化。变化检测对城市规划，灾害检测，粮食产量估计，沙漠化监控等等具有重大作用[45]。

近年来，由于手持摄像设备的普及，海量监控数据的积累，高分辨率遥感图像的出现。单纯的依靠人工标记变化方式需要消耗巨大的人力物力。另外，人眼由于视觉疲劳等原因，也有可能漏掉某些至关重要的变化。本文以两幅不同时间拍摄的图像为输入，基于计算机视觉和模式识别的方法，研究变化检测的两类问题和多类问题。

1.2 问题描述

变化检测是一个非常广泛的问题，许多研究者都对变化检测的各个方面进行了研究[37, 45, 46]。本文没有对变化检测的所有方面进行研究，而是研究变化检测一些具有重要意义的问题。但是，本文的研究具有较好的系统性，包括图像的预处理，变化算法，变化检测的两类问题和多类问题。现在介绍本文的研究范围：

首先，我们的输入图像是同一地点不同时间拍摄的两幅粗配准的图像。变化检测可以基于图像序列或是视频，但两幅图像的变化检测无疑是最基础的。图像的粗配准，可以通过仿射变换等方式来获得，监控视频图像的摄像头常常是固定的，本身就是粗配准的。而遥感图像可以通过地理信息坐标配准。两幅图像的精确配准是一个非常苛刻的要求，而粗配准则往往能够实现。

其次，我们的输入图像主要是采用可见光波段全光谱图像。巧妙的采用不同波段的图像，可以极大的提高变化检测的精确性。例如，遥感图像中，红外波段对绿色植被有很好的识别效果。但是，可见光波段的图像无疑是更广泛的一类图像，对这类图像的研究具有重大意义。我们的图像数据库中存在彩色图像，但我们在实验中，只采用了其灰度信息。

最后，我们的单幅图像中，既存在变化区域，又存在无变化区域。我们将变换检测定义为一个标记问题，对图像中场景的每一个位置 x ，我们都需要确定其变化特性，记为 $\ell(x)$ 。变化检测的输出结果是一副标记图像 ℓ 。具体到两类变化检测问题，输出结果二值变化图像，该图像标记变化和无变化区域。而对已多类变化检测问题，输出结果为多标记值的变化图像，该图像标记无变化区域和各种变化类型的区域。

1.3 本文组织结构

本文主要分五章，本章主要介绍变化检测的研究背景以及意义，定义了本文的研究范围，最后给出了本文的组织结构。

第二章介绍当前变化检测的研究现状以及文献综述。同时介绍了本文中采用的计算机视觉及模式识别相关方法和模型，主要是马尔霍夫随机场和能量函数最小化的图割方法。

第三章着重介绍我们对于两类变化检测问题的研究。其中包含了我们的图像预处理方法，图像数据描述的数学模型，确定局部图像块大小的方法，以及

马尔霍夫随机场框架下的两类变化检测算法，并给出了大量的实验结果及其分析。

第四章介绍我们对多类变化检测问题的研究，我们将Mackay的模型选择引入到多类变化检测中，采用了Metropolis-Hastings方法对模型进行比较，并对算法进行了优化加速，最后也有算法的实验及其分析。第四章的部分内容和第三章相关，建议在阅读完第三章后继续阅读第四章。

第五章是对我们的工作的总结，并对未来工作进行了展望。

第二章 研究现状与文献综述

本章主要介绍当前变化检测的研究现状。同时将简略叙述本文中采用的计算机视觉以及模式识别相关方法和模型，主要是马尔霍夫随机场和能量函数最小化的图割方法。

2.1 遥感图像变换检测方法综述

变化检测研究初期，由于图像质量和计算机计算能力的限制，变化检测方法主要是基于像素的。随着图像分辨率的提高，计算机性能的不断增强，以及应用领域的需求，基于图像块的变换检测方法也得到了较多的研究。计算机视觉其他领域的发展，也给变化检测带来了新的思路，慢慢出现了基于目标级别的方法。并采用统计模型，使用各种局部描述子对变化检测图像进行分析。。

2.1.1 基于像素级的方法

基于像素级的方法是研究得最早，目前应用得最广泛的方法，D.LU等人对此类方法有较为详细的总结[37]。像素级方法主要包括图像残差法，图像比值，变化向量分析，背景建模等等。这一类方法有一个共同特点：一般都需要选取一个阀值，通过与阀值的对比来判断像素点是否发生变化。像素级的方法在检测植被方面获得了较大应用。对于此类方法有两个难点，一是需要对输入图像进行精确的配准，二是要选取较好的阀值。主成分分析方法PCA也可以被采用获得残差图像。

基于像素级的方法一般比较容易实现，计算迅速。但是此方法需要图像进行非常精确的配准，容易受到噪声的干扰。随着遥感图像分队率的提升，基于像素级的方法不足以分辨较为精细的物体变化。

2.1.2 基于图像块的方法

基于图像块的方法采用图像分割或者是单纯的滑动窗口的方式处理当前的图像块。基于图像块的方法能利用像素点邻域的信息，相对于像素级方法，能够更好的利用图像的空间结构信息。但计算复杂度也有较大增加。Lefebvre.A

[33]等人在已经人工分割好的图像上，通过对比小波变换后，各个频段之间的对称kullback-Leibler散度，基于此分析识别图像各种类型的变化，取得了较好的效果。Thierry Pecot 和Charles Kervrann 等人 [44] [26]采用滑动窗口的方式，在马尔霍夫随机场的框架下，计算图像块之间的对称距离。汤峰峰采用基于直线段关系构建连通图，并且利用NCut算法对连通图进行分割，使各个子图之间的关联最小。刘炜将Kumar等人提出的辨别随机场模型 (Discriminative Random Fields) 改进应用于变化检测分析。该方法的思想是利用辨别随机场模型同时考虑时间域和空间域。变化被定义为时间域上的不连续性，而空间域内，变化一般具有连续性。图像被划分为一定尺寸的图像块，计算对应的图像块的局部变化特征，基于辨别随机场模型定义整个图像的变化/无变化后验概率，通过最大化这个概率得到图像的变化状态。

2.1.3 基于目标对象的方法

基于像素或者滑动窗口的方法，分类的单元往往不具有实际意义。这是两种方法的不足之处。对目标物体进行分析识别的基础上进行变化检测判断的方法也开始出现。何亮亮[22]等为了分析城市建筑物的变化，采用类似SIFT的特征描述子，通过特征点之间的配对，并采用支持向量机(Support Vector Machine)分类器，通过学习的方法得到变化区域。这是计算机视觉方法在变化检测上的一个较好应用。Hazel提出了一种基于统计光谱异常检测子和竞争区域增长的方法来提取目标物的方法，然后对比两幅图像中得到的目标物生成变化图。刘伟等通过分析提取建筑物轮廓，然后以概率模型分析对比建筑物轮廓，以此实现检测人工建筑的变化。Belmudez [2]结合Bouthemy [6]提出的混合场，和J. Lafferty的条件随即场，利用混合条件随机场和类SIFT特征描述进行分析。

2.2 变化区域的空间连续性

对于一个变化检测算法，如果变换检测的决策只是针对单独的某个像素点进行，而不考虑其领域变换信息，变换检测得到的标记图像(变化区域)将会有较多噪声——会产生孤立的变化点，变化区域内出现较多空洞，边缘不平滑等等。而真实世界中的变化一般是由一定大小的物体的出现，消失，移动等等产生。变化在空间上是区域性的，具有一定的空间连续性。变化检测算法应该能够较好

的解决噪声问题，使变化区域具有空间连续性。

解决空间连续性问题最简单的方法，就是对变化区域标记图像进行后期处理。比如，采用中值滤波器就能去掉和邻域不同的点（椒盐噪声），采用形变变化也能达到相似的效果。这类后处理的方法实现简单，也能取到一定效果。但是此类方法单纯的对变化图像进行后处理，而不考虑像素点处的变化信息，因此，此类方法一般不能达到最优效果。

目前，一般采用马尔霍夫随机场（Markov random field）和条件随机场（Conditional random field）来处理空间连续性问题。马尔霍夫随机场和条件随机场是计算机视觉一个经典的框架方法，被广泛的应用于解决图像分割中的空间连续性问题。

2.2.1 马尔霍夫随机场

由于能刻画随机变量的相互影响，马尔霍夫随机场的理论为时间，空间相关的过程提供了一个方便有效的方法。他被大量用于计算机视觉和图像处理问题[35]。

我们先定义一些标号，以方便定义介绍马尔霍夫随机场。我们记被研究得对象由许多的基元组成，我们为每一个基元设定一个标号*i*,这些标号的集合极为*S*,显然*i* ∈ *S*,假设有*m*个基元的对象

$$S = \{1, 2, \dots, m\} \quad (2.1)$$

现定义*N_i*表示基元*i*的邻域。

$$N_i = \{i' \in S \mid \|x_{i'}, x_i\| \leq r, i' \neq i\} \quad (2.2)$$

马尔霍夫随机场可以描述为一个关于图像局部性质的场。它的概念很直观，我们很容易理解。但是局部的转移概率的确定是一个制约它的大问题。但是有了吉布斯随机场（Gibbs random field, GRF）问题就迎刃而解了。吉布斯随机场是一个关于全局性质的随机场，Hammersley等人证明了吉布斯和马尔霍夫随机场的等价性，因此，我们可以在贝叶斯估计计算框架下进行图像问题的处理。

在(*S, N*)上的随机场*L*满足吉布斯分布时被称为吉布斯随机场。

$$P(\ell) = \frac{1}{Z} e^{-\frac{1}{T} E(\ell)} \quad (2.3)$$

Z 是归一化因子, T 是温度常量, E 就是能量函数, 它是所有团块的能量和 $E(l) = \sum_{c \in C} V_c(l)$ 。假设两阶团块系统已足够, 我们有:

$$E(\boldsymbol{\ell}) = \sum_{\{i\} \in C_1} V_1(\boldsymbol{\ell}_i, I_i) + \beta \sum_{\{i,j\} \in C_2} V_2(\boldsymbol{\ell}_i, \boldsymbol{\ell}_j) \quad (2.4)$$

其中, $V_1(\boldsymbol{\ell}_i, I_i)$ 常被称为数据项, $V_2(\boldsymbol{\ell}_i, \boldsymbol{\ell}_j)$ 常被称为平滑项。

这样问题就转化为求全局能量函数的最小化问题, 虽然概念上不够直接, 但是计算直接。有了这个工具, 我们就能很方便的在贝叶斯计算框架下对图像问题进行处理。在最大化后验概率MAP的框架下, 我们能得到最优的估计值 $\boldsymbol{\ell}^*$:

$$\boldsymbol{\ell}^* = \arg \min_{\boldsymbol{\ell}} \sum_i V_1(\boldsymbol{\ell}_i, I_i) + \beta \sum_i \sum_j V_2(\boldsymbol{\ell}_i, \boldsymbol{\ell}_j) \quad (2.5)$$

2.2.2 最优化方法

马尔霍夫随机场和条件随即场的运用过程中, 都会遇到能量函数最小化问题。能量函数最小化是一个最优化问题。多类马尔霍夫随机场和条件随机场的能量函数的全局最优是一个NP难问题。我们只能找到近似最优方法。传统的优化方法有ICM, Simulated Annealing.现代的方法有Graph-cut, LBP, Tree-weighted, Richard等[52]对比了几种主流的最优化方法, 证明现代最优化方法优于传统方法。Graph-cut[10] [28]将能量函数最小化问题, 数学建模成图割问题, 然后通过最大流最小割求解。特别对于两类问题, graph-cut能给出全局最优解。因而特别适用于变化检测问题。

第三章 变化检测算法:两类问题

本章着重介绍我们对于两类变化检测问题的研究。其中也包含了我们的图像预处理方法，图像数据描述的数学模型，确定局部图像块大小的方法，以及马尔霍夫随机场框架下的两类变化检测算法，并给出了大量的实验结果及其分析。

3.1 引言

对于变化检测的两类问题，其目的在于找出同一地点不同时刻给定图像序列中，发生真实变化的区域。在本章中，我们通过分析每个像素点附近局部统计特征，来检测真实变化的区域。我们着重分析了局部纹理和结构特征。基于邻域图像块的方法对分析局部统计特征[14, 49] 取得了良好的效果。也在变化检测中获得了应用[44]。对于一副图像 I ，在其像素点位置处 $\mathbf{x} = (x, y) \in \mathbf{X}_t$ (\mathbf{X}_t 是空间位置坐标)，我们定义大小为 $(2q + 1) \times (2q + 1)$ 邻域图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^I$ 为：

$$\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^I = [I(x - q, y - q), \dots, I(x + q, y + q)]^T, \forall \mathbf{x} \in \mathbf{X}_t. \quad (3.1)$$

在本章中，对于每个像素点位置 $\mathbf{x} \in \mathbf{X}_t$ ，我们提出采用多重变化检测判别标准 $\mathcal{Z}_i, i = \{1, \dots, N\}$ 来分析图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t}$ 和 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_{t+1}}$ 之间局部统计特征的相似度。基于多重变化检测相似度标准 \mathcal{Z}_i ，我们将两类变化检测建模为一个标记问题。基于图像块方法的一个关键问题是确定图像块的大小。较小的图像块容易受到图像噪声的干扰，而太大的图像块会掩盖局部信息。因此，确定图像块大小十分重要。对于一个实际物理，我们认为其内部的统计特征相对保持稳定。因此 \mathbf{x} 处的统计特征可被看出认为是此位置的实际物理的统计特征和空间不确定度的叠加。其可以由一个 2×2 的相似度矩阵 $\Sigma(\mathbf{x})$ 描述。基于此分析和统计计算方法，我们提出了确定图像块大小的方法。

对于同一地点，不同时间的两幅图像 $I_t(\mathbf{x})$ 和 $I_{t+1}(\mathbf{x})$ ，确定图像块大小后，基于各种变化检测相似度标准，我们在每个位置得到 N 个相似度值。我们便可通过进一步分析得到二值变化检测检测图像 $\ell(\mathbf{x}) \in [-1, 1]$ 。其中，当 $\ell(\mathbf{x}) = 1$ 表示，在 $I_t(\mathbf{x})$ 和 $I_{t+1}(\mathbf{x})$ 之间，此位置处发生了变化， $\ell(\mathbf{x}) = -1$ 表示，此位置处无

变化。我们将此建模为二变量马尔霍夫随机场的标记问题，得到其能量函数，并通过最大流-最小割方法[27]最小化能量函数，得到二值变化图像。

本章的组织结构如下，我们将首先介绍我们预处理数据的方法，预处理主要是为了去除由于光照，噪声等等导致的虚假变化[45]。然后我们介绍马尔霍夫随机场的理论框架，以及其应用到我们二值变化检测问题的模型。然后，我们介绍了我们的多重变化检测相似度计算标准。我们将采用自适应方法确定每个位置的图像块大小，本章随后也将着重介绍此方法的数学模型及其实现细节。最后我们介绍在实际图像和人工合成图像上的实验结果。

3.2 图像预处理

图像预处理是为了减小由于光照，摄像机参数，拍摄角度等各种因素造成的虚假变化的影响。在计算两幅图像相似度之前，对图像进行预处理能提高方法的鲁棒性。[12, 56] 介绍了纠正由于拍摄角度造成的仿射变换的方法。[11, 17, 53]则纠正了全局灰度动态范围。

在没有先验知识的情况下，一般采用线性方法纠正两幅图像的全局灰度差异。为此，我们可将两幅图像($I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{x})$)对应位置的灰度值作为二维空间的向量值。然后通过主成分变换，使两幅图像的灰度动态范围一致[55]。主成分变化是一种十分有效的线性方法。但由于太阳光照，云层遮挡，物体覆盖等原因，在两幅图像间，会产生非线性的灰度不一致。为此，我们决定分两步纠正图像灰度差异。首先，我们采用直方图均衡使两幅图像的灰度范围一致。进一步，我们校对每一处的灰度值。由于我们的方法是基于图像块的，我们可以局部纠正对应图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t}$ 和 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_{t+1}}$ 的灰度范围，公式为 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_{t+1}} = \mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t} + a(\mathbf{x})$ ，其中：

$$a(\mathbf{x}) = \begin{cases} A_1^e(\mathbf{x}) - A_2^e(\mathbf{x}) & \text{if } |A_1^e(\mathbf{x}) - A_2^e(\mathbf{x})| < \delta \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3.2)$$

上述公式中， $A_i^e(\mathbf{x}), i \in \{t, t + 1\}$ 是图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_i}$ 中出现频率最高的灰度值。 δ 是门限值。参数 $a(\mathbf{x})$ 的作用是：当两个图像块之间没有大的灰度变化时($|A_1^e(\mathbf{x}) - A_2^e(\mathbf{x})| < \delta$)，我们归一化两个图像块的最常出现的灰度值。当两个图像块总体灰度变化较大($|A_1^e(\mathbf{x}) - A_2^e(\mathbf{x})| > \delta$)，我们认为发生了实际变化，因此不对图像块做进一步的处理。本章实验部分将介绍此图像预处理方法的效果。进一步分析，可确定上述公式中的门限值 δ ，由于两幅图像的采用了直方图均衡，我们认为

为,若两个图像块发生了超过总体灰度范围20%的变化,则认为发生了实际变化。实验中采用的图像的灰度范围为[0, 255],因此,门限值可设为 $\delta = 85$ 。

下一小节,我们将开始介绍我们的变化检测方法。

3.3 马尔霍夫随机场建模

我们采用马尔霍夫随机场来建模变化检测问题。马尔霍夫随机场十分适用于变化检测。这是因为,两幅图像发生的变化主要产生于空间连续的一定大小物体的出现或消失。在马尔霍夫随机场的理论框架下,我们可以保证得到的二值变化结果具有较好的空间连续性。根据Hammersley-Clifford 理论[3],对于给定数据,整个二值变化图像的标记变量的后验概率 $L = \ell$ 可由Gibbs分布表示:

$$P(L = \ell | I) = \frac{1}{C} \exp\{-E(\ell, I)\}. \quad (3.3)$$

其中, C 是归一化常量, E 是能量函数,具有下列形式:

$$E(\ell(\mathbf{x}), I(\mathbf{x})) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_t} V_1(\ell(\mathbf{x}), I(\mathbf{x})) + \beta \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathcal{V}} V_2(\ell(\mathbf{x}), \ell(\mathbf{y})). \quad (3.4)$$

上式中等号右边第一项 V_1 为数据项,第二项 V_2 为平滑项。参数 β 是常数,以调节数据项和平滑项的权重。 \mathbf{X}_t 是坐标空间域。 \mathcal{V} 是马尔霍夫随机场的邻域系统。为了简化表述,在本章中,在不导致误解的情况下,我们省略空间位置 \mathbf{x} 。至此,我们可以通过最小化(3.3)中定义的能量函数,得到二值变化图像:

$$\ell^* = \operatorname{argmin}_{\ell \in \{-1, 1\}} E(\ell). \quad (3.5)$$

数据项 V_1 描述了两幅图像 I_t, I_{t+1} 数据变化和二值标记之间的关系。变化检测中广泛存在的一个问题是定义两幅图像的相似度测量标准。此标准应该能可靠的描述两幅图像直接的真实变化,而不关注两幅图像发生的虚假变化。

本章中,我们定义了多重相似度测量标准,对比两幅输入图像,得到多个相似测度 $\mathcal{Z}_i(I), i = \{1, \dots, N\}$,进一步我们采用 N 重阀值法得到数据项:

$$V_1(\ell, I) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \frac{\tau_i - \mathcal{Z}_i(I)}{\tau_i + \mathcal{Z}_i(I)} \cdot \ell \quad (3.6)$$

其中,系数 α_i 用来调节多个相似性测度的权重。 τ_i 是对应门限值。为了使数据项最小化,当相似度测度较大 $\mathcal{Z}_i(I) > \tau_i$ 时,趋向于将标记设为 $\ell(\mathbf{x}) = 1$ 。反之,

当相似性测度较小时 $\mathcal{Z}_i(I) < \tau_i$, 趋向将标记设为 $\ell(\mathbf{x}) = -1$ 。对于每个相似度标准的门限值 τ_i , 我们可以通过计算训练估计, 或直接根据经验设定。门限值得设定将在本章实验部分进一步讨论。

真实变化是由空间连续的整个物体的变化导致的, 数据项 V_2 是为了保持标记的空间连续性。我们基于 Ising 模型定义数据项:

$$V_2(\ell(\mathbf{x}), \ell(\mathbf{y})) = -\phi(I, \ell(\mathbf{x}), \ell(\mathbf{y}))\ell(\mathbf{x})\ell(\mathbf{y}) \quad (3.7)$$

为了减轻边界区域的过度平滑, 我们在上式中引入了函数 ϕ , 实际上, 我们定义 ϕ 为:

$$\phi(I, \ell(\mathbf{x}), \ell(\mathbf{y})) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^N \|\nabla \mathcal{Z}_i(I)\|}. \quad (3.8)$$

我们采用最大流-最小割方法[27], 对(3.4)中能量函数进行最小化。现在, 我们的问题是定义图像块相似度测量标准。

3.4 图像间相似度测量

在介绍相似度测度前, 我们先给出我们对图像数据的数学模型描述。据此我们定义在图像每个位置点 $\mathbf{x} \in \mathbf{X}_t$ 的邻近局部图像块的相似度测量标准。

3.4.1 数据描述模型

我们设定图像数据所在的空间域 \mathbf{X}_t 为:

$$d\mathbf{X}_t = 0 \cdot dt + \Sigma(t, \mathbf{X}_t)d\mathbf{B}_t = \Sigma(t, \mathbf{X}_t)d\mathbf{B}_t, \quad (3.9)$$

其中, $d\mathbf{B}_t$ 描述空间 R^2 中的布朗运动, Σ 是 2×2 矩阵, $d\mathbf{X}_t = \mathbf{X}_{t+1} - \mathbf{X}_t$ 表示在是时刻 t 和 $t + 1$ 之间发生的位置变化。上式中等号右边的第一项为 0 代表此位置没有发生真实变化。我们认为两幅图像 I_t 和 I_{t+1} 定义的空间域也只存在由于空间不确定性引入的微小变化 $\Sigma(t, \mathbf{X}_t)$ 。图像中的实际物体越大, $\Sigma(t, \mathbf{X}_t)$ 越大。反之亦然。物体中每个点的统计特征十分接近。数学上可描述为物体边界内的布朗运动, 如图3.1. 中描述。

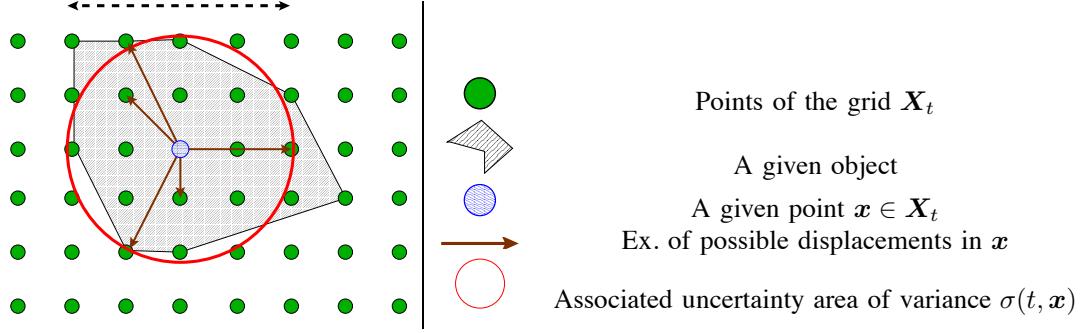


图 3.1: 两幅图像间的位置不确定性描述 任何位置点 $\mathbf{x} \in \mathbf{X}_t$ 可以在其所在物体代表的“不确定区域”自由移动, 而不影响其变化检测相似度测量特性

公式(3.9)描述了一个 $\hat{\text{Ito}}$ 扩散过程。在此过程中定义的任何联系函数的微分可根据随即微分原理获得 ([41] 对此有详细介绍):

$$\begin{aligned} df(\mathbf{X}_t, t) = & \frac{\partial f}{\partial t} dt + \sum_{i=(1,2)} \frac{\partial f(\mathbf{X}_t, t)}{\partial x_i} dX_t^i + \\ & \frac{1}{2} \sum_{(i,j)=(1,2) \times (1,2)} \frac{\partial^2 f(\mathbf{X}_t, t)}{\partial x_i \partial x_j} d \langle X_t^i, X_t^j \rangle. \end{aligned} \quad (3.10)$$

上式中 $\langle X_t^i, X_t^j \rangle$ 定义为下列概率极限:

$$\langle X_t^i, X_t^j \rangle = \lim_{\delta t_k \rightarrow 0} \sum_{t_k \leq t} (X_{t_{k-1}}^i - X_{t_k}^i)(X_{t_{k-1}}^j - X_{t_k}^j),$$

此极限的计算遵循下列规则:

$$\begin{aligned} \langle B^i, B^j \rangle &= \delta_{ij} t \\ \langle h(t), h(t) \rangle &= \langle h(t), dB^i \rangle = \langle B^j, h(t) \rangle = 0, \end{aligned} \quad (3.11)$$

其中, 当 $i = j$ 时, $\delta_{ij} = 1$, 否则 $\delta_{ij} = 0$ 。 $h(t)$ 是决定函数。与传统数学分析微分相比, 此统计微分中引入了布朗随机项。一个描述(3.9)中随机项的方法是采用各项同性不确定映射 $\sigma(X_t, t) : R^+ \times R^2 \rightarrow R$

$$\Sigma(\mathbf{X}_t, t) d\mathbf{B}_t = \text{diag}(\sigma(\mathbf{X}_t, t)) \otimes \mathbb{I}_2 d\mathbf{B}_t, \quad (3.12)$$

其中, \mathbb{I}_2 是 (2×2) 单位矩阵。 \otimes 表示Kronecker内积。采用(3.9)的空间, 应用 $\hat{\text{Ito}}$ 公式到此模型, 我们得到:

$$df(\mathbf{X}_t, t) = \left(\frac{\partial f}{\partial t} + \frac{1}{2} \sigma^2 \Delta f \right) dt + \sigma \nabla f \cdot d\mathbf{B}_t. \quad (3.13)$$

我们将图像灰度 I 作用一连续函数, 上述公式仍然成立, 可得到:

$$dI(\mathbf{X}_t, t) = \left(\frac{\partial I}{\partial t} + \frac{1}{2}\sigma^2 \Delta I \right) dt + \sigma \nabla I \cdot d\mathbf{B}_t. \quad (3.14)$$

上式中, 确定部分实际对应于图像差异 ($\partial I / \partial t$ 项) 和不确定性差异 ($(\sigma^2 \Delta I) / 2$ 项)。当两幅图像无变化时, 此确定项的值较小。而当两幅图像发生实际变化时, 此确定项的值显著增大。这也自然成为一个变化检测标准。但是在本章中, 我们没有采用这种纯粹基于图像灰度变化的方法。而是采用多重基于局部区域的相似度测度标准 $Z_i, i = \{1, \dots, N\}$ 。这些相似度测量标准能够较好的检测图像纹理和几何变化特征。假设 Z_i 为线性, 我们得到:

$$\begin{aligned} Z_i(dI(\mathbf{X}_t, t)) &= \underbrace{Z_i(I_t(\mathbf{X}_t), I_{t+1}(\mathbf{X}_{t+1}), \sigma(\mathbf{X}_t, t)) dt}_{\text{Deterministic part}} \\ &\quad + \underbrace{\sigma(\mathbf{X}_t, t) \nabla Z_i(I(\mathbf{X}_t, t)) \cdot d\mathbf{B}_t}_{\text{Stochastic part}}. \end{aligned} \quad (3.15)$$

最终, (3.6) 中用到的 \mathcal{Z}_i 可通过求取期望得到:

$$\begin{aligned} \mathcal{Z}_i(\mathbf{X}_t) &= E(Z_i(dI(\mathbf{X}_t, t))) \\ &= Z_i(I_t(\mathbf{X}_t), I_{t+1}(\mathbf{X}_{t+1}), \sigma(\mathbf{X}_t, t)). \end{aligned} \quad (3.16)$$

实际应用中, 对每个位置处 $\mathbf{x} \in \mathbf{X}_t$, 通过分析不确定度 $\sigma(\mathbf{X}_t, t)$ 得到局部图像块大小, 然后在此大小的邻域图像块中, 分析局部的统计特性, 以此作为相似度测量标准。由于输入的变化检测图像特性彼此差距较大, 因此局部统计特征必须具有较好的鲁棒性。

3.4.2 总体特性

变化检测相似度测量标准 $\mathcal{Z}_i(\mathbf{x}), i = \{1, \dots, N\}$ 应该能较好的反映两幅图像之间的变化。当两幅图像之间不存在实际变化时, 相似度测量计算值应较小 ($\mathcal{Z}_i(\mathbf{x}) < \tau_i$)。反之, 若两幅图像存在实际变化, 相似度测量计算值应该较大 ($\mathcal{Z}_i(\mathbf{x}) > \tau_i$)。两幅输入图像可能由于拍摄角度不同而存在仿射变换, 因此, 需要进行几何矫正。但对于遥感图像来说, 一般只基于地理信息坐标进行了校准。非常精细的全局几何校准十分困难。我们采用的方法是通过在对应点附近邻域窗, 通过搜寻最小的变化计算值的方法, 来选择变化测量值:

$$\mathcal{Z}_i(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{y} \in \mathcal{W}_{\mathbf{x}, r}} \Phi_i(I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{y})), \quad (3.17)$$

上试中, $\Phi_i(I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{y}))$ 是两个图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t}$ 和 $\mathcal{P}_{\mathbf{y},q}^{I_{t+1}}$ 相似度的一个计算标准。 $\mathcal{W}_{\mathbf{x},r}$ 是一系列邻近点 $\{(x - r, y - r), \dots, (x + r, y + r)\}$ 组成的搜索窗。下面我们介绍我们用到的两个相似度计算标准。

3.4.3 相似性计算标准

一般来说, 图像之间发生两种变化, 结构变化(物体的出现和消失)和纹理变化(土地从种植小麦变为种植树木)。结构变化一般可以从物体的总体灰度变化来体现, 而纹理变化主要存在于高频信息中[34]。图像中的物体可看成一个具有特定纹理的几何结构。由于纹理信息和几何信息分别处于图像的高频和低频部分, 我们可以对此采用相应的方法分别处理。我们采用二维滤波器分开低频和高频信息, 以便我们在低频和高频中采用不同的相似性计算标准。

3.4.3.0.1 纹理相似度计算标准 纹理特征, 处于图像的高频部分, 我们通过求取图像的高斯梯度得到:

$$\begin{bmatrix} I_x \\ I_y \end{bmatrix} = \nabla I = \left[\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right]^T. \quad (3.18)$$

我们得到两个图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t}$ 和 $\mathcal{P}_{\mathbf{y},q}^{I_{t+1}}$ 的 x, y 方向梯度 $(I_{tx}, I_{t+1,x})$, $(I_{ty}, I_{t+1,y})$ 。然后进一步得到梯度直方图。比较梯度直方图作为两个图像的相似度。梯度直方图去除了纹理信息, 不保留空间信息。而后, 基于对称Kullback-Liebler散度[29], 我们得到:

$$\begin{aligned} \lambda_1(I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{y})) &= \frac{1}{2} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} p_{tx}(s) \log \frac{p_{tx}(s)}{p_{t+1,x}(s)} ds \right. \\ &\quad \left. + \int_{-\infty}^{+\infty} p_{t+1,x}(s) \log \frac{p_{t+1,x}(s)}{p_{tx}(s)} ds \right) \\ \lambda_2(I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{y})) &= \frac{1}{2} \left(\int_{-\infty}^{+\infty} p_{ty}(s) \log \frac{p_{ty}(s)}{p_{t+1,y}(s)} ds \right. \\ &\quad \left. + \int_{-\infty}^{+\infty} p_{t+1,y}(s) \log \frac{p_{t+1,y}(s)}{p_{ty}(s)} ds \right) \end{aligned} \quad (3.19)$$

其中 $p_{ij}, i = \{t, t+1\}, j = \{x, y\}$ 表示图像块 I_i 在 j 方向的梯度直方图。并经过平滑处理, 以减少图像块过小引入的误差。当两个图像块之间没有纹理变化时, λ_1

和 λ_2 值为零。当图像块之间发生纹理变化， λ_1 和 λ_2 的值增大。 λ_1 和 λ_2 对纹理，和梯度方向的信息比较敏感。比较适合检测人工建筑物和农业用地的变化，进一步我们可以得到纹理变化检测标准的公式：

$$\Phi_1(I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{y})) = \frac{1}{2}(\lambda_1 + \lambda_2) \quad (3.20)$$

3.4.3.0.2 结构相似度计算标准 结构相似度计算标准主要是为了检测图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t}$ 和 $\mathcal{P}_{\mathbf{y},q}^{I_{t+1}}$ 之间物体的几何结构变化。 L_2 范数($L_2 = \|\cdot\|_2$)对此有一定的效果。但是我们采用下列公式计算图像块间的结构变化[5]：

$$\begin{aligned} \Phi_2(I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{y})) = & \frac{1}{2} \left((\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t} - \mathcal{P}_{\mathbf{y},q}^{I_{t+1}})^T R_1^{-1} (\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t} - \mathcal{P}_{\mathbf{y},q}^{I_{t+1}}) \right. \\ & \left. + (\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t} - \mathcal{P}_{\mathbf{y},q}^{I_{t+1}})^T R_2^{-1} (\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t} - \mathcal{P}_{\mathbf{y},q}^{I_{t+1}}) \right), \end{aligned} \quad (3.21)$$

上式中 R_1 和 R_2 是 $(2q + 1) \times (2q + 1)$ 大小的对角矩阵。对角线上的元素值为对应位置处的局部方差 $\text{var}(I_t(x + u, y + v))$ 和 $\text{var}(I_{t+1}(x + u, y + v))$, 其中 $u = v = \{-q, \dots, q\}$. 和直接 L_2 范数相比，我们的计算标准 Φ_2 对局部方差较大的位置的计算值有一定抑制。原因是方差较大的地区一般纹理比较丰富，比较适合采用纹理变化相似性计算标准 Φ_1 . 有了 Φ_1 , Φ_2 , 可根据公式(3.17)计算(3.6)中的 $\mathcal{Z}_1, \mathcal{Z}_2$ 。

现在，我们介绍对每个位置点，如何确定图像块的大小。

3.4.4 图像块大小

图像块大小对结果有较大影响。正如本章引言中所提到，过小的图像块会使变化检测容易受到随机噪声影响。图像块过大则会遮盖图像的局部信息。因此，采用合适方法确定图像块大小十分重要。

通常来说，图像块大小可根据数据手工设定。图像块大小和图像中物体的尺寸相关。一般可设定为物体尺寸的平均值。例如，在目前的高分辨率Quickbird遥感图像中，图像的空间分辨率一般为 60cm 左右。如果，我们感兴趣的物体大小一般超过 $\sim 40\text{m}^2$ ，我们可以选择 $q = 5$ ，其图像块大小对应的实际区域面积为 $6.60\text{m} \times 6.60\text{m} = 43.56\text{m}^2$ 。

在本章中，我们采用上小节介绍的图像数据描述模型，进一步得到自动计算获得每个位置处图像块大小的方法。物体的大小和数据的不确定性相关，我

们取 $q = \sigma$, 分析公式(3.15)中的不确定部分, 采用(3.11)中准则计算, 对每个变化检测相似度标准 $i = \{1, \dots, N\}$, 可得:

$$\langle Z_i(\mathbf{X}_t, t), Z(\mathbf{X}_t, t) \rangle = \sigma^2(\mathbf{X}_t, t) \|\nabla \mathcal{Z}_i(\mathbf{X}_t, t)\|^2. \quad (3.22)$$

上式中等号右边可近似计算:

$$\langle Z_i(\mathbf{X}_t, t), Z_i(\mathbf{X}_t, t) \rangle \approx \mathcal{Z}_i^2(\mathbf{X}_t) \quad (3.23)$$

综合上两个关系式, 即可得到:

$$\sigma(\mathbf{X}_t, t) = \sqrt{\frac{\mathcal{Z}_i^2}{\|\nabla \mathcal{Z}_i(\mathbf{X}_t, t)\|^2}}. \quad (3.24)$$

对每个变化检测标准, 都可通过上式计算得到一个不确定度。直观上将, 上述公式是合理的: 当位置点 \mathbf{x} 处于一个较大的物体内, 变化检测相似度计算值在 \mathbf{x} 附近变化比较平缓, 这样其梯度值比较小, 根据上式计算的图像块大小较大, 与物体大小一致。反之, 当梯度变化较大时, 根据上式(3.24)计算的图像块会变小。

公式(3.24)对不同的变化检测相似度标准 \mathcal{Z}_i , 计算得到的 $\sigma(\mathbf{X}_t, t)$ 也不同。由于 $\sigma(\mathbf{X}_t, t)$ 和物体大小相关, 我们希望其对不同相似度标准保持一致。因此, 我们根据公式(3.24), 定义一个对所有 \mathcal{Z}_i 相同的 $\sigma(\mathbf{X}_t, t)$:

$$\sigma(\mathbf{X}_t, t) = \sqrt{\frac{A^T b}{A^T A}} \quad (3.25)$$

其中

$$\begin{aligned} A &= [\|\nabla \mathcal{Z}_1(\mathbf{X}_t, t)\|^2, \dots, \|\nabla \mathcal{Z}_N(\mathbf{X}_t, t)\|^2]^T \text{ is a } N \times 1 \text{ vector and} \\ b &= [\mathcal{Z}_1^2(\mathbf{X}_t), \dots, \mathcal{Z}_N^2(\mathbf{X}_t)]^T \text{ is a } N \times 1 \text{ vector.} \end{aligned} \quad (3.26)$$

在上述公式中, 分子和分母中含有相似度标准计算值 \mathcal{Z}_i , 而 \mathcal{Z}_i 的计算需要用到图像块。图像块大小又由 $\sigma(\mathbf{X}_t, t)$ 决定。为解决这个矛盾, 我们采用迭代收敛的办法得到 $\sigma(\mathbf{X}_t, t)$, 具体步骤如下:

Incremental technique for fixing $\sigma(\mathbf{X}_t)$ and $\mathcal{Z}_i(\mathbf{X}_t)$

- Initializations :
 - $k = 1$;
 - Fix an uncertainty σ^1
- 1. Compute all maps \mathcal{Z}_i^k for each i ($i = \{1, 2, 3\}$ in this application) with a patch of size σ^k
- 2. Estimate σ^{k+1} by relation (3.26)
- 3. $k := k + 1$
- 4. **Loop** to step 1) until convergence ($|\mathcal{Z}_i^{k+1} - \mathcal{Z}_i^n| < \epsilon$);
- Final maps $Z_i = Z_i^k, \forall i = \{1, \dots, N\}$

上述迭代计算方法比较直观，也取得了较好效果。我们将在下一节给出实验验证结果。

3.5 验证实验

本小节，我们在各种数据上验证了我们的变化检测算法。数据类型主要有以下几种：

1. 城市高分辨率遥感图像，我们在此数据库有人工标记的变化检测结果。
2. 人工合成的变化图像，此合成图像通过取一副真实图像，采用图像块覆盖部分区域得到。
3. 城市边缘和农业用地的遥感图像。
4. 从Pets数据库中获得的图像。此数据库基于日常生活室外场景。

我们在前两个数据库上，可以定量分析变化检测算法性能并研究各个参数（例如相似度计算标准，图像预处理，图像块大小）对结果的影响。我们没有后两个数据库的人工标记结果，但是，仍然可以对我们的变化检测算法性能进行直观的展示。

在介绍结果前，我们需要确定我们算法实现细节中的几个参数。

3.5.1 算法实现细节

首先，我们确定下面几个参数：

- 公式(3.4)中的参数 β 。在马尔霍夫随机场的框架下，参数 β 十分重要。我们选择 $\beta = 2.5$ 来平衡数据项和平滑项的权重。
- 公式(3.6)中的参数 α_i 。我们认为，结果信息和纹理信息同等重要，因此我们可以选择 $\alpha_1 = \alpha_2 = 1/2$ 。
- 公式(3.6)中的门限值 τ_i 。门限值的选取需要十分慎重。对于纹理变化相似度计算标准 Φ_1 ，我们根据经验，设定其为 $\tau_1 = 0.65$ ，此门限值在实验中给出了比较稳定的结果。对于结构变化相似度计算标准 Φ_2 ，我们选定的门限为 $\tau_2 = 1$ 。原因如下：对于 L_2 范数，我们的阀值可选为两幅图像相应位置局部方差的较大值。由于(3.21)中 Φ_2 已经考虑局部方差，因此 $\tau_2 = 1$ 取值较为合理。

现在，我们可以定量评估我们的变化检测算法。

3.5.2 人工标记数据库上的结果

我们采用2002年和2003年北京地区市内 $60cm/pixel$ 分辨率的Quickbird全光谱遥感图像。这些图像具有多种多样的性状（建筑物，绿地，水体等等）的变化。图3.2到3.6是一些实例。数据库中的部分图片对具有人工标记的变化区域。我们也知道合成图像的变化区域。我们将算法得到的结果和人工标记的结果进行对比，就可以得到算法性能的定量分析。

3.5.2.1 相似度计算标准

我们在图像对3.2 (a-b)上采用我们的变化检测算法。可以从图像对中看出，两幅图像的总体的灰度动态范围明显不同。在图3.2 (b)中，左边出现了较大建筑物群，图像右下位置新建了一些小建筑。人工标记的变化区域在图3.2 (c)中显示（蓝色覆盖区域）。

图3.2(d)是我们的算法得到的结果。其与人工标记的变化区域高度相符。为评估变化检测相似度计算标准的影响，我们分析对比了不同相似度计算标准的结果。如图3.2所示，其中(e)是 L_2 范数相似度计算标准的结果，(f)是只基于 Φ_2 计

算标准的结果, (g)是以梯度直方图间的Bhattacharrya距离作为变化检测相似度计算标准的结果, (h)是只采用 Φ_1 计算标准的结果。其中, 对于两个分布 p_1 和 p_2 , 与结果(g)相关的Bhattacharrya系数定义为:

$$B(p_1, p_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \sqrt{p_1(t)p_2(t)}. \quad (3.27)$$

对于两个完全相同的分布, 此系数的值为1, 随着两个分布的差异变化, 此系数最小衰减到0. 我们采用 $\lambda_1 = 1 - B(p_{1x}, p_{2x})$ 和 $\lambda_2 = 1 - B(p_{1y}, p_{2y})$, 使我们可以在同一框架下比较Kullback-Liebler和Bhattacharrya.

我们观察到, L_2 范数和 Φ_2 的效果比较相似。但 Φ_2 对局部方差较大地区(如: 图片右下角)不敏感。这与我们的预期一致。 L_2 范数和 Φ_2 相似度标准都没有检测到中间位置, 农田到建筑物的变化。而这类变化更适合采用基于纹理的检测方法。同样的单纯基于 Φ_1 的标准不能检测到所有的变化。但图3.2(g-f)显示, 基于Kullback-Liebler 的方法比基于Bhattacharrya的方法效果要好。这与[34]提到的情况想吻合。进一步的数值定量分析也验证了此结果。

值得注意的是我们的变化检测方法认为图中的道路发生了变化, 而标记人员没有将道路划为变化区域。经过仔细观察发现, 相对于(a), (b)图中道路的中央位置出现了一条白线。我们认为, 算法的行为是合理的。

最后, 我们将我们的方法和[22]中何亮亮采用方法的结果图3.2 (i). 相对比。[22]何亮亮通过特征点匹配后, 采用SVM支持向量机分类。对比结果显示, 我们的方法的结果优于[22]的结果。

为定量分析变化检测算法性能, 我们将变化检测算法结果, 与人工标记的变化区域结果进行对比。计算获得了四个指标参数: 结果显示发生变化区域的正确检测率(true positive), 结果显示发生变化区域的错误检测率(false positive), 结果显示无变化区域的正确检测率(true negative), 结果显示无变化区域的错误检测率(false negative)。一个较好的变化检测算法, 应该具有较高的正确检测率(包括true positive和true negative), 同时错误检测率(false positive和false negative)较小。因此, 判别一个变化检测算法的指标可以是正确检测率除以错误检测率, 我们将此作为判别值。表3.1给出了数据。值得注意的是, 虽然我们在单个检测率上不是最优值, 但和最优值十分接近。而对于判别值, 我们的方法具有明显的优势。

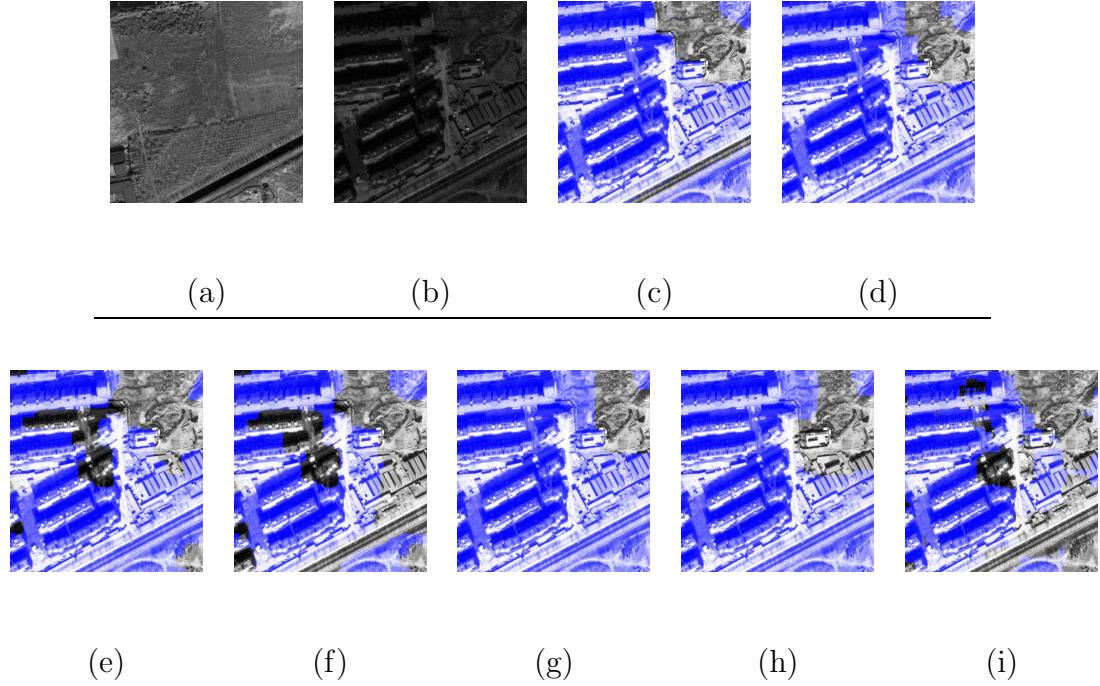


图 3.2: 变化检测结果比较 (a), (b): 两幅输入图像; (c):人工标记变化区域; (d):本章方法结果. 第二行: 采用 L_2 范数作为相似度计算标准的结果(e); 采用 Φ_2 作为相似度计算标准的结果(f), 基于直方图1-Bhattacharrya 的结果(g); 只采用 Φ_1 的结果(h) , 最后(i): [22]方法的结果。

3.5.2.2 预处理方法

现在, 我们评估3.2小节中的预处理方法的性能。图3.3(a-b)也是北京2001年和2003年的某建筑工地的两幅图像。人工变化的标记区域是图3.3(c), 我们算法计算得到的变化区域是3.3(d)。在第二行图像中, 图3.3(e-f)是我们预处理后的结果。图3.3(g)是采用主成分分析PCA变化后, 再采用我们的变化检测算法, 得到的结果。图3.3(h)是简单采用调整灰度均值的预处理方法, 再采用我们变化检测算法, 得到的结果。表3.2 是结果的数据。可以看出, 我们的预处理方法获得了较好结果。

上述实验分析我们的相似度计算标准 Φ_1, Φ_2 的效果. 我们的预处理方法也取得了较好的性能。现在我们分析图像块大小对结果的影响。

表 3.1: 不同变化检测相似性计算标准的比较. 第一列(第四列) : 结果显示为变化区域的正确检测率(结果显示为无变化地区的正确检测率); 第二列(第五列) : 结果显示变化区域的错误检测率(结果显示无变化区域的错误检测率) ; 第三列(第六列) : 判别值: 相应区域的正确检测率除以错误检测率)。

相似度计算标准	T. Pos.	F. Pos.	Acc. Pos.	T. Neg.	F. Neg.	Acc. Neg.
L_2 -norm	72.1%	12.0%	6.00	89.5%	24.4%	3.67
Φ_3 only	69.3%	5.7%	12.16	95.0%	26.8%	3.55
Φ_1 and Φ_2 only	88.4%	21.0%	4.20	81.6%	10.1%	8.08
Bhatt. based	78.4%	12.8%	6.13	88.9%	18.9%	4.71
SVM [22]	76.3%	12.8%	5.96	87.0%	24.0%	3.63
本章方法结果	87.0%	6.4%	13.6	94.4%	11.4%	8.28

3.5.3 人工合成数据库

本小节, 我们将在人工合成的数据库上验证图像块大小对变化检测结果的影响。人工合成数据是指在一幅真实图像的基础上, 通过采用一定性状和大小的真实图像块覆盖原来图像的部分区域从而得到两幅变化检测的输入图像。由于是人工合成的图像, 因此我们知道准确的变化区域(人工标记的变化区域仍然有可能是不完全或不准确的)。两幅图像也是精确配准, 但我们加入了一些方差为25的高斯噪声, 以增加变化检测难度。图3.4(a-b) 和3.4(g-h)是两对变化检测输入图像, 它们的变化区域显示在图3.4(c-f) 和图3.4(i-l)。

表 3.2: 图像预处理效果. 第一行: 灰度均值调整; 第二行: 基于PCA变换; 第三行: 我们的方法

预处理方法	T. Pos.	F. Pos.	Acc. Pos.	T. Neg.	F. Neg.	Acc. Neg.
均值调整	81.7%	15.6%	5.24	90.4%	11.3%	8.00
PCA变换	78.9%	16.7%	4.73	90.0%	13.0%	6.93
本章方法	84.3%	8.4%	10.04	94.8%	9.7%	9.78

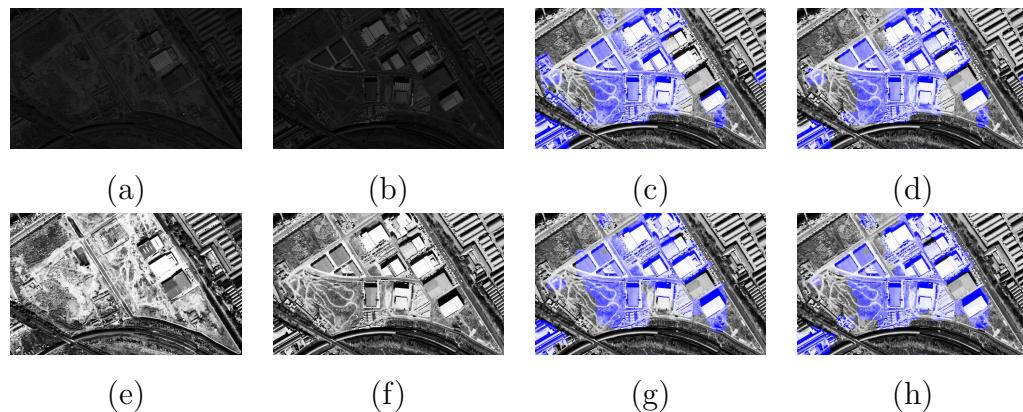


图 3.3: 预处理方法的效果. (a–b) : 两幅输入图像; (c–d) 人工标记的变化区域和本章算法计算得到的变化区域; (e–f) 预处理结果; (g–h) 采用PCA调整和灰度均值调整的结果

采用固定大小图像块和采用自适应大小图像块的变化检测结果显示在图3.4(d-j) 和图3.4(e-k)。对于采用固定大小的图像块，我们选取了从小(参数 $q = 3$ 对应的图像块大小为 7×7) 到大(参数 $q = 15$ 对应图像大小 31×31) 的参数。图3.4(d-j)显示的是最佳结果。通过对图像的观察，我们可以得出结论，采用自适应图像大小的方法更好的保存了图像区域。这也和我们数值分析的结果表3.3相符合。在表3.3中，我们计算了和表3.1一样的四个性能指标，并计算了两个辨别值。可以看出除了True positive这个指标外，采用自适应图像块大小的方法在各项指标(包括判别值)上都占优势。我们得出的结论是我们选择图像块大小的方法取得了出色的效果。上述实验表明：

- 我们的变化检测方法能稳定的得到较好结果。
- 我们综合采用相似度计算标准 Φ_1 和 Φ_2 取得了较好效果。
- 我们的预处理方法表现出一定的鲁棒性。
- 我们确定局部图像块大小的方法十分有效。

3.5.4 农业图像

在某些变化检测问题中，变化检测输入的两幅图像的特性可以非常不同。他们可以采用不同的摄像头拍摄，光谱范围不同，不同的分辨率，时间跨度很大

表 3.3: 变化检测性能指标. 第一列(第四列) : 结果显示为变化区域的正确检测率(结果显示为无变化区域的正确检测率); 第二列(第五列) : 结果显示变化区域的错误检测率(结果显示无变化区域的错误检测率) ; 第三列(第六列) : 判别值: 相应区域的正确检测率除以错误检测率)

图像块大小	T. Pos.	F. Pos.	Acc. Pos.	T. Neg.	F. Neg.	Acc. Neg.
$q = 3$	92.9%	2.2%	42.0	99.6%	1.1%	90.6
$q = 5$	93.6%	2.5%	37.4	99.6%	1.0%	99.6
$q = 7$	93.6%	2.8%	33.9	99.5%	1.0%	99.5
$q = 9$	93.5%	3.0%	31.2	99.5%	1.0%	99.5
$q = 11$	92.7%	3.0%	30.9	99.5%	1.1%	90.5
$q = 13$	92.3%	3.1%	29.8	99.5%	1.2%	82.9
$q = 15$	91.9%	3.1%	29.4	99.5%	1.3%	76.5
自适应大小	92.2%	1.9%	48.9	99.7%	0.9%	110.7

等等。我们将有这样的图像上, 以验证我们方法在困难条件下的鲁棒性。我们的输入图像是3.5(a-b)。其中(a)是1970年的航拍图像。(b)是2003年的Quickbird图像。根据农业用地的作物和犁田方式的不同, 农地的图像富于高方向性的纹理特征。在加上(a)中缺乏精确的地理信息, 两幅图像也不能简单给予地理信息坐标配准。但是, 我们的方法仍然取得了不错的效果3.5(c)。道路, 还有犁田的变化都较好的反映在结果中。

3.5.5 城市地区

城市地区的变化主要反映在建筑物, 城市绿地, 水体等等的变化。在高分辨率图像中, 特别对于城市的建筑来说, 建筑物的高度不同, 拍摄角度的变化, 会在图像中相对实际位置, 产生不同程度的位移。这些因素都给变化检测造成了很大困难。图3.6中, 第一列和第二列是原始图像, 第三列是采用我们变化检测方法得到的结果。如图所示, 我们的方法很好的各种不同性状的变化。我们方法较好地克服图中阴影, 和建筑物屋顶位移的影响。特别是和[22]结果进行对比。[22]中采用了特征点匹配后, 基于SVM支持向量机的识别变化区域。与之的结果对比, 我们基于马尔霍夫随机场方法较好的保证了变化区域的空间连续

性。

3.5.6 Pets2009图像数据库

我们现在介绍本章变化检测方法在日常生活图像的影响。我们采用了Pets 2009 数据库¹。此数据库是一系列室外监控视频，这些视频图像具有较好的分辨率。我们从视频中随机提取了一些图像对。尽管原图像是彩色的，我们在实验中只采用了灰度信息。

同样的，我们的输入图像为图3.7中的(a-b), (d-e), (g-h), (j-k)。变化检测的结果用蓝色覆盖在第二幅图像中(c), (f), (i), (l)。输入的两幅变化图像拍摄于同一天的不同时候，光照角度，强度的不同造成了一些阴影的干扰。值得指出的是，图3.7(a)中，行人被检测为变化区域。而他的阴影没有被划为变化区域。这表明，我们的变化检测方法能很好处理阴影的影响。另外，由于风的影响，图中的一些树枝树叶有很小的位移，我们方法再一次很好的适应了这种变化。

3.6 本章小结

本章主要介绍了我们关于变化检测的两类问题的工作。我们采用了基于几何结构和纹理信息的相似度计算方法，并在马尔霍夫随机场的框架下进行了较好的结合。选用最大流最小割算法对二变量的能量函数最小化，能够做到全局最优解。

基于局部图像块的方法在图像块处理和图像分析中获得了广泛应用。但此种方法需要确定一个关键参数，即图像块大小。我们提出了自动计算图像块大小的方法，并给出了此方法的数学模型。其原理是，在同属于一个物体的像素点处应该具有相似特性，并且应该根据物体的大小确定图像块的大小。

最后，由于输入图像的特性差异，我们采用了简单而有效的图像预处理方法。

我们在各种各样的数据中验证了我们的方法(包括城市地区和乡村地区的遥感图像，真实生活图像，合成图像)。同时，我们也比较了我们的相似度计算标准。这些实验都证明我们的方法能取得较好的效果。

¹<http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2009/a.html>

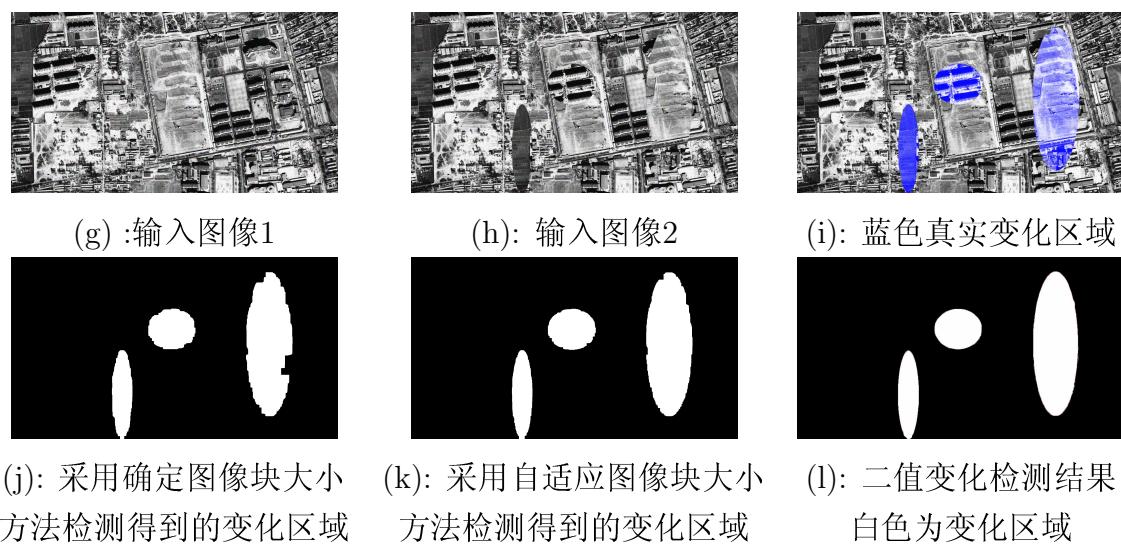
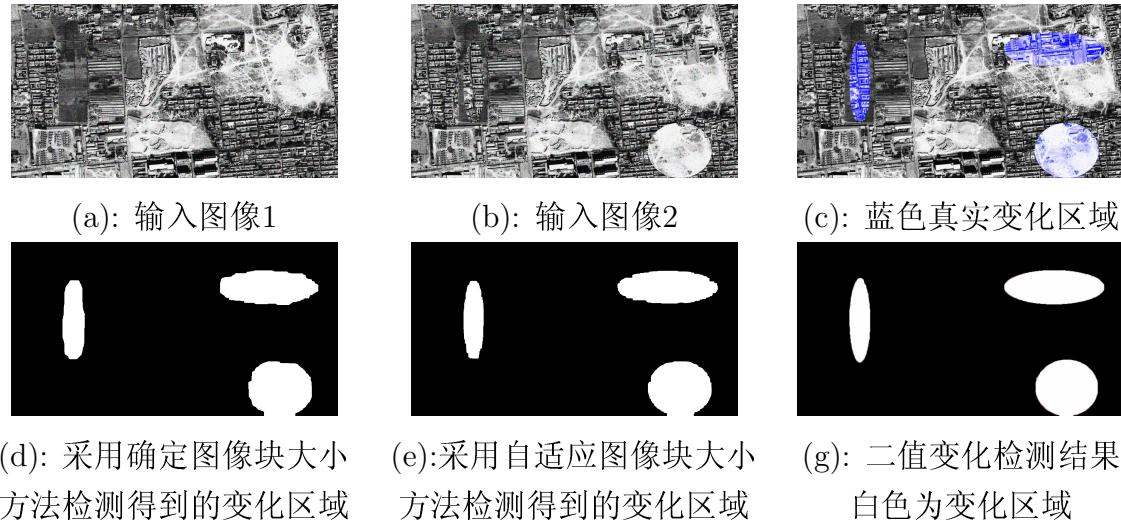


图 3.4: 合成图像的变化检测结果 包括确定大小图像块和自适应大小图像块的实验结果.

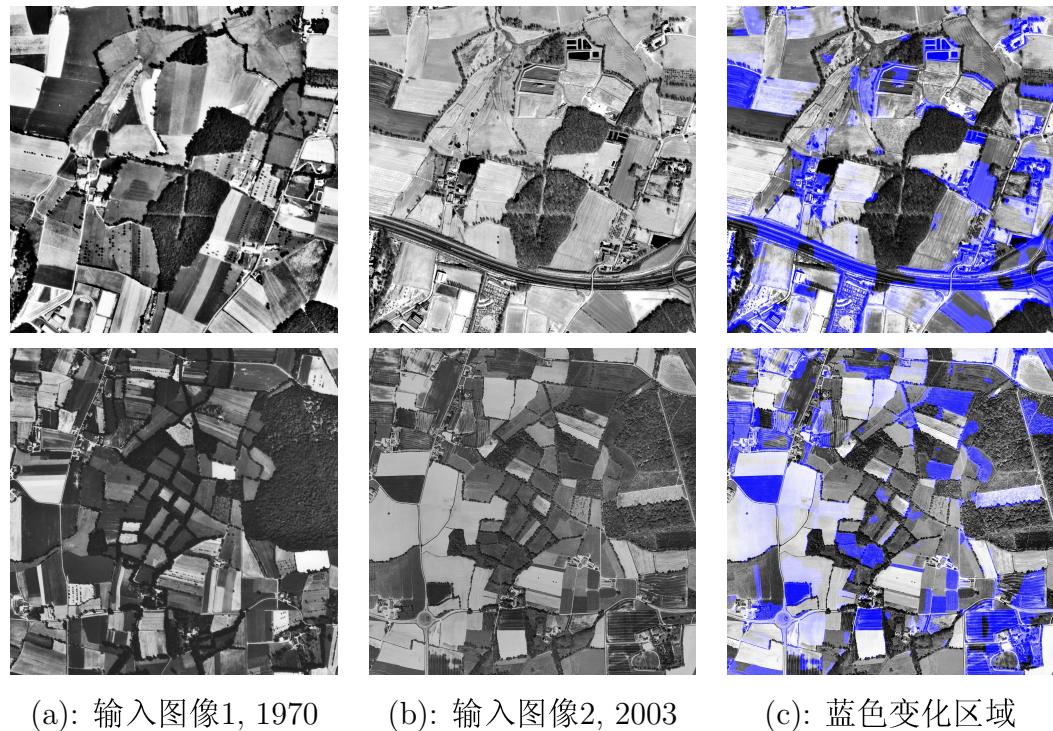
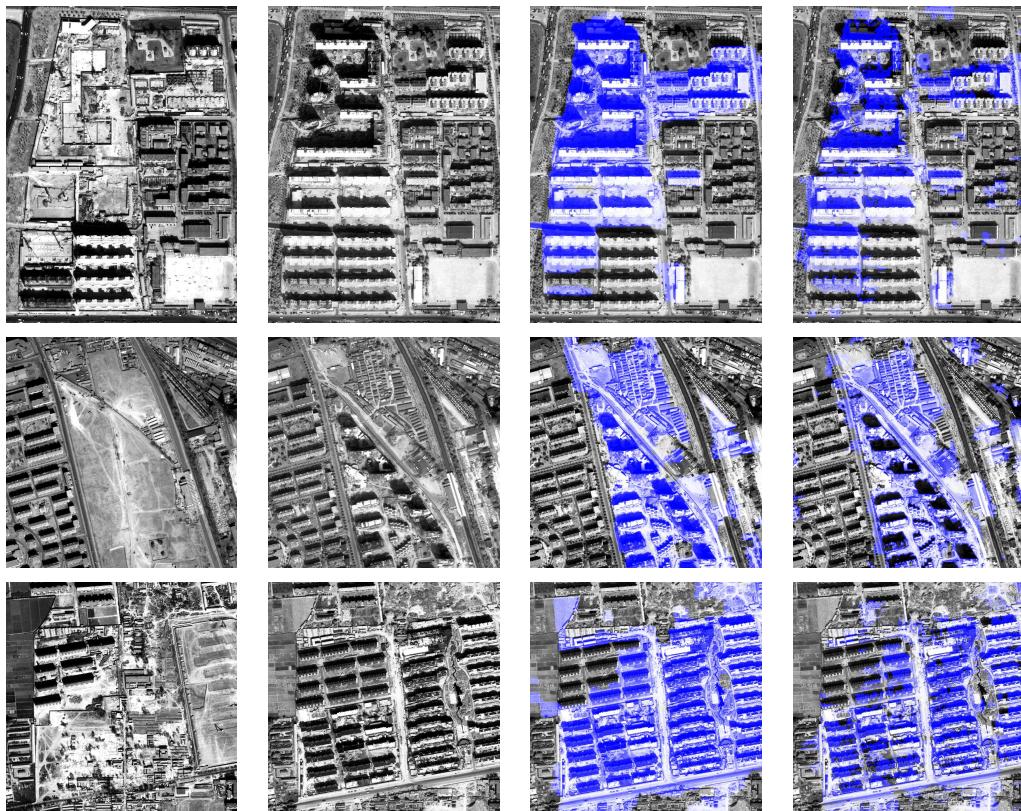


图 3.5: 农业用地图像的变化检测. (a): 1970年航拍图像, 原始分辨率 $1.0m$; (b) 2003年Quickbird卫星图像, 分辨率 $0.6m$; (c):算法的结果



输入图1 (2001) 输入图2 (2003) 我们算法的结果 [22]方法的结果

图 3.6: 城市地区图像的变化检测 以及与[22]结果的对比

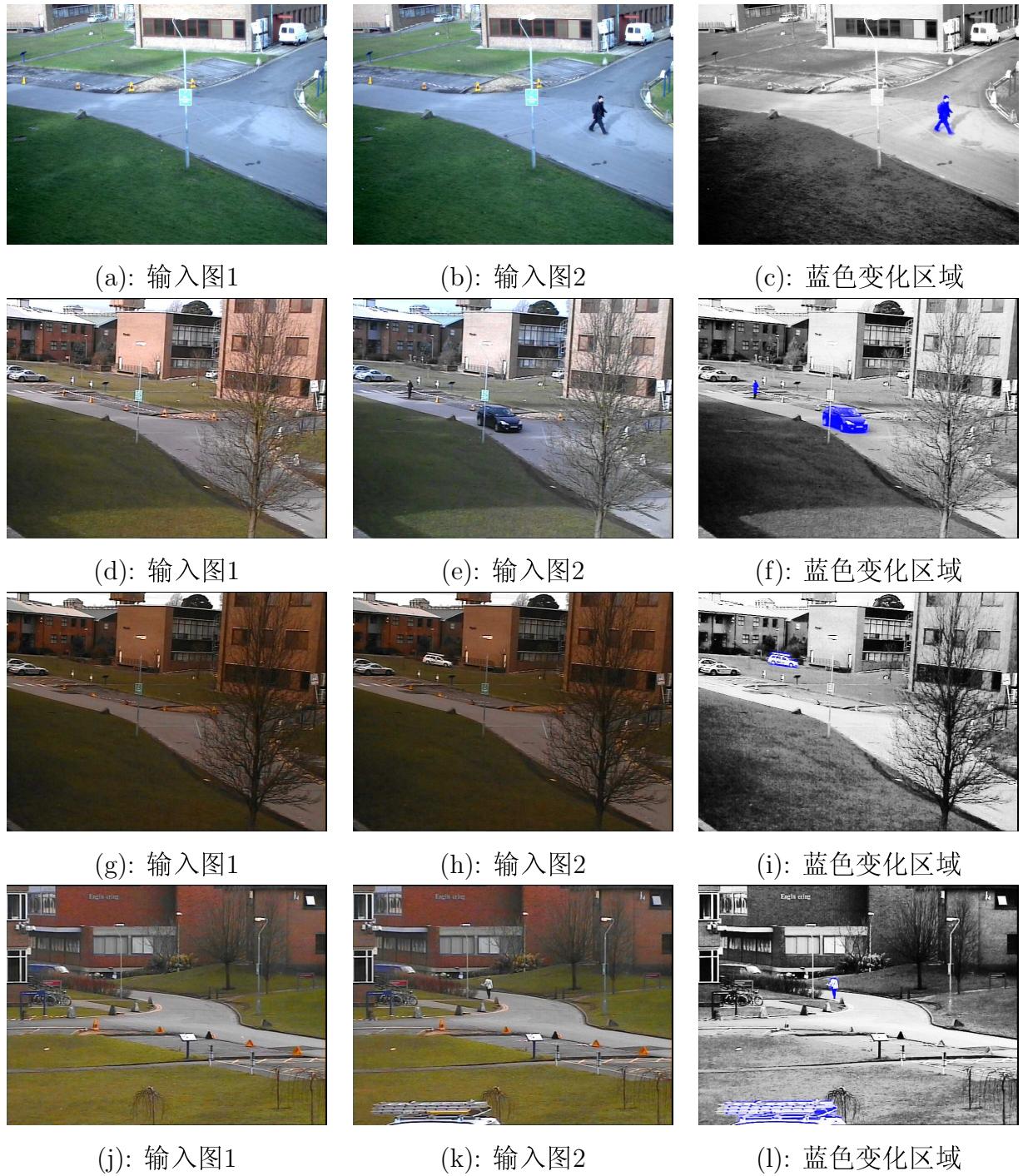


图 3.7: pets 2009 数据库的结果

第四章 变化检测算法:多类问题

本章介绍我们对多类变化检测问题的研究，我们将Mackay的模型选择引入到多类变化检测中，采用Metropolis-Hastings方法对模型进行比较，并对算法进行了优化加速，最后对算法的验证实验及其分析。

4.1 引言

对于变化检测的两类问题，其目的在于找出同一地点不同时刻给定图像序列中，发生真实变化的区域。知道发生变化的区域具有非常重要的作用。在有的应用中(比如灾害估计)，我们希望进一步能够得知变化区域发生了的变化的种类[34]，即发生变化的语义信息。这属于变化检测的多类问题。

变化检测的多类问题仍然是一个标记问题。对于每个位置点 \mathbf{x} ,我们需要得到这样一个结果：

$$\ell(\mathbf{x}, t) = \begin{cases} 0 & \text{如果在 } \mathbf{x} = (x, y) \text{ 处, } I(\mathbf{x}, t) \text{ 和 } I(\mathbf{x}, t + \Delta t) \text{ 之间无变化。} \\ i & \text{如果在 } \mathbf{x} = (x, y) \text{ 处发生类型 } \mathcal{M}_i \text{ 的变化。} \end{cases} \quad (4.1)$$

由于，多类变化检测需要判断变化的种类，因此对算法的要求更高。传统的方法是，建立复杂的数学模型，通过训练得到模型的参数，以此模型作为分类器，以实现多类变化检测。此种方法思路清晰，在过去也获得了很多的研究关注。但是此类基于学习训练的方法，对数据有较强依赖，需要大量人工标记的数据。另外，当输入图像数据特性和参数估计时的训练图像特性差距较大时，结果的性能差强人意。随着模型的越来越复杂，模型中参数的增多，此类方法的性能越来越变得不可预测。当我们对一种新的变化类型感兴趣时，此类方法会遇到扩展性难题。

在本章中，我们将Mackay的模型选择[39]方法引入到多类变化检测问题中。Heas [24] 将此模型选择的方法框架应用到湍流的运动场估计中，取得了较好效果。这也为我们多类变化检测提供另一类方法。我们基于Mackay模型选择框架下的变化检测多类问题的思路是：对于两幅图像之间发生的多种不同类型的变化，我们将采用多个变化模型(每种变化对应一个模型)。对于给定数据，我

们第一阶段采用多模型对数据进行描述，第二阶段，我们根据描述的效果对这些模型进行评估，选择出最适合描述数据变化的模型。一旦我们选定了模型，我们实际上也就确定了发生变化的类型。这就是二阶段推导的模型选择方法框架。

模型选择方法的单个模型只需要描述一种变化类型，因此，没有完全基于学习方法的模型复杂。参数相对较少，结果也更具预测性。另外，模型选择方法也并不排斥统计学习。比如，第一阶段推导中的模型的参数，就可以通过学习训练得到。为了得到较为稳定的结构，我们仍然采用基于图像块的方法。

$$\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^I = [I(x-q, y-q), \dots, I(x+q, y+q)]^T, \forall \mathbf{x} \in \mathbf{X}_t. \quad (4.2)$$

本章中，我们采用了许多上章的方法概念，因此有一些相同的符号标记，我们会简略介绍，不过多重复。

4.2 数据模型

上一小节中，我们提到，Mackay模型选择的方法需要多个模型。我们对单个模型的期望是：能较好的描述一类变化，而对其他种类的变化不敏感。这样我们可以较好分辨各种不同种类的变化。[\[34\]](#)中的各种特征都可以看成是一个模型。其论文中采用决策树的方法，也是一种基于统计学习的方法。模型选择的方法具有较好的扩展性。当我们对一种新的变化感兴趣时，只需要找到较好描述这种变化的模型 \mathcal{M}_i ，由于一种变化类型对应一种变化检测模型 \mathcal{M}_i ，为叙述方便，我们将模型对应的变化类型也标记为 \mathcal{M}_i 。

在上一章变化检测的两类问题中，我们采用了两种变化检测计算标准，即描述纹理纹理方向变化的 Φ_1 和描述几何结构变化的 Φ_2 。我们在本章中，将继续采用这两个变化检测计算标准，并将其延伸得到描述纹理变化的模型 \mathcal{M}_1 和描述结构变化的模型 \mathcal{M}_2 。[在4.3节对模型选择的阐述可适用于多个模型](#)。但我们将介绍在需要分辨两种不同变化的情况下模型选择方法，以更清晰准确的介绍方法框架。

对于描述某类变化的计算标准 Φ_i ，我们仍然采用下列搜索窗的方法减小由于两幅图像不精确配准带来的影响。

$$\mathcal{Z}_i(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{y} \in \mathcal{W}_{\mathbf{x},r}} \Phi_i(I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{y})), \quad (4.3)$$

上试中, $\Phi_i(I_t(\mathbf{x}), I_{t+1}(\mathbf{y}))$ 是两个图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t}$ 和 $\mathcal{P}_{\mathbf{y},q}^{I_{t+1}}$ 相似度的一个计算标准。 $\mathcal{W}_{\mathbf{x},r}$ 是一系列邻近点 $\{(x - r, y - r), \dots, (x + r, y + r)\}$ 组成的搜索窗。

我们在上一章中采用了马尔霍夫随机场的方法框架。对于相似度计算标准 Φ_i 对应的标准 \mathcal{M}_i , 我们沿用马尔霍夫随机场的框架来得到此模型对应的变化类型的检测结果。能量函数仍然采用下列形式:

$$E(\boldsymbol{\ell}(\mathbf{x}), I(\mathbf{x})) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}_t} V_1(\boldsymbol{\ell}(\mathbf{x}), I(\mathbf{x})) + \beta \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathcal{V}} V_2(\boldsymbol{\ell}(\mathbf{x}), \boldsymbol{\ell}(\mathbf{y})). \quad (4.4)$$

上式中等号右边第一项 V_1 为数据项, 第二项 V_2 为平滑项。参数 β 是常数, 以调节数据项和平滑项的权重。 \mathbf{X}_t 是坐标空间域。 \mathcal{V} 是马尔霍夫随机场的邻域系统。仍然采用能量函数最小化来得到模型 \mathcal{M}_i 变化检测结果:

$$\boldsymbol{\ell}^* = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\ell} \in \{-1, 1\}} E(\boldsymbol{\ell}). \quad (4.5)$$

结果中, $\boldsymbol{\ell}(\mathbf{x}) = 1$ 表明位置 \mathbf{x} 处发生了类型为 \mathcal{M}_i 的变化, $\boldsymbol{\ell}(\mathbf{x}) = -1$ 表明位置 \mathbf{x} 处没有发生类型为 \mathcal{M}_i 的变化(但仍然有可能发生其他类型的变化)。

对于其中的 $V_1(\boldsymbol{\ell}(\mathbf{x}), I(\mathbf{x}))$, 沿用上章中数据项 N 重门限的思想, 对其分解得到:

$$V_1(\boldsymbol{\ell}, I) = \frac{\tau_i - \mathcal{Z}_i(I)}{\tau_i + \mathcal{Z}_i(I)} \cdot \boldsymbol{\ell} \quad (4.6)$$

同样, 我们仍然希望, 变化检测的结果保持空间联系性。对于平滑项, 我们采用 Ising 模型:

$$V_2(\boldsymbol{\ell}(\mathbf{x}), \boldsymbol{\ell}(\mathbf{y})) = -\boldsymbol{\ell}(\mathbf{x})\boldsymbol{\ell}(\mathbf{y}) \quad (4.7)$$

V_2 可以看成模型的先验概率。在小节中, 我们会从另一个角度分析马尔霍夫随机场能量函数的数据项和平滑项。

我们仍然采用最大流-最小割方法[27], 对(4.4)中能量函数进行最小化。由于我们定义了两个相似度计算标准(3.20)(3.21), 对应用于两种不同特征的变化类型 $\mathcal{M}_1, \mathcal{M}_2$ 。因此, 我们可以得到两个二值变化检测图像。我们现在需要将这两幅二值变化检测结果图像融合得到最后的多标记的变化检测结果(对于一般情况, 则是将 N 个二值变化检测图像融合为 $N + 1$ 个标记值的结果图像, 如4.1)。

4.3 模型选择

正如4.1中所提到, Mackay在[39]中, 提出了基于两阶段推导的贝叶斯模型

选择方法，并将其应用到插值中。Heas [24] 在湍流的运动场估计中引入此模型，取得了令人满意的效果。我们的多类变化检测问题也采用了此模型。

4.3.1 模型选择框架

假设模型 \mathcal{M}_i 适合描述 \mathbf{x} 处的两幅输入图像的图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t}$ 和 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_{t+1}}$ 的变化，在给定数据（图像的灰度值）的条件下，我们可采用此模型 \mathcal{M}_i 得到两个图像块之间的变化标记 $\boldsymbol{\ell}_i$ (4.2小节)。我们可以根据贝叶斯准则，得到变化标记 $\boldsymbol{\ell}_i$ 的后验概率：

$$P(\boldsymbol{\ell}_i|I, \mathcal{M}_i) = \frac{P(I|\boldsymbol{\ell}_i, \mathcal{M}_i)P(\boldsymbol{\ell}_i|\mathcal{M}_i)}{P(I|\mathcal{M}_i)} \quad (4.8)$$

上式的意义是：

$$\text{Posterior} = \frac{\text{Likelihood} \times \text{Prior}}{\text{Evidence}}$$

我们对各个模型给予相同权重，而且常量 $P(I|\mathcal{M}_i)$ 与第一阶段推导无关，因此 $P(I|\mathcal{M}_i)$ 暂时可以忽略，但在第二阶段推导中，这一项很重要。

模型 \mathcal{M}_i 只需要描述一个类型的变化，其第一阶段推导得到的变化检测结果也是二值图像，我们可采用4.2的数据项 V_1 和平滑项 V_2 来定义公式(4.8)中各概率值：

$$P(I|\boldsymbol{\ell}, \mathcal{M}_1) = \frac{1}{C_{\mathcal{M}_i}} \exp\left[-\sum_{\mathbf{x}} V_1(\mathcal{Z}_i(\mathbf{x}), \tau_i, \boldsymbol{\ell}(x))\right] \quad (4.9)$$

其中 $C_{\mathcal{M}_i}$ 是归一化常量。注意，我们有变化区域具有空间联系性这个先验知识，结合平滑项 V_2 ，我们得到先验概率：

$$P(\boldsymbol{\ell}|\mathcal{M}_i) = \frac{1}{C_p} \exp\left[-\beta \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathcal{V}} V_2(I, \boldsymbol{\ell}(x), \boldsymbol{\ell}(y))\right] \quad (4.10)$$

上式中 C_p 是另一个归一化常量。根据公式(4.5)，我们可以通过最大化后验概率 $P(\boldsymbol{\ell}_i|I, \mathcal{M}_i)$ ，得到变化类型 \mathcal{M}_i 和变化标记 $\boldsymbol{\ell}^*$ ：

$$\begin{aligned} \max_{i, \boldsymbol{\ell}} P(I|\boldsymbol{\ell}, \mathcal{M}_i) &= \frac{1}{C_{\mathcal{M}_i} C_p P(I|\mathcal{M}_i)} \exp\left(-\left(\sum_{\mathbf{x}} V_1(\mathcal{Z}_i(\mathbf{x}), \tau_i, \boldsymbol{\ell}(\mathbf{x}))\right.\right. \\ &\quad \left.\left. + \beta \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathcal{V}} V_2(I, \boldsymbol{\ell}(x), \boldsymbol{\ell}(y))\right)\right) \end{aligned} \quad (4.11)$$

上述过程中，我们在贝叶斯模型的框架下，分析了马尔霍夫随机场的能量函数。论文[39] 介绍了两阶段推导的方法，得到公式(4.11)的结果：

1. 模型估计阶段。这是第一阶段推导，我们对每一个模型 \mathcal{M}_i 都可以得到一个变化标记 $\ell_i(\mathbf{x})$ (4.2 小节)。通常来说，判断两幅图像之间有没有发生变化，比判断两幅图像之间的变化种类简单。所得的结果也具有更高的置信度。我们上章的实验表明，我们两类变化能稳定得到较好的结果 $\mathcal{L}(\mathbf{x})$ 。为简化，我们可认为 $\ell_i(\mathbf{x}) = \mathcal{L}(\mathbf{x})$ 。
2. 模型比较阶段。这是第二阶段推导。在此阶段，我们希望确定最适合描述 \mathbf{x} 处的两幅输入图像的图像块 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_t}$ 和 $\mathcal{P}_{\mathbf{x},q}^{I_{t+1}}$ 的变化的模型。在现有数据下，每个模型的后验概率为：

$$P(\mathcal{M}_i|I) \propto P(I|\mathcal{M}_i)P(\mathcal{M}_i) \quad (4.12)$$

如果我们设定，在无任何数据的情况下，各种变化发生的可能性相同。即对每个模型 \mathcal{M}_i ，其先验概率 $P(\mathcal{M}_i)$ 相同。我们则可以通过比较 $P(I|\mathcal{M}_i)$ 来确定最佳模型。

我们上一小节??介绍了第一阶段的方法，此方法在上一章的实验中得到了验证。第二阶段需要计算 $P(I|\mathcal{M}_i)$ ，结合公式(4.9)(4.10)，理论上，我们可以通过下列积分得到：

$$P(I|\mathcal{M}_i) = \int P(I|\ell, \mathcal{M}_i)P(\ell|\mathcal{M}_i)d\ell \quad (4.13)$$

上式是，在图像块区域，基于所有位置处标记的积分。但是，由于图像块上的变化标记 ℓ 的集合的元素个数 2^n (n 为图像块内位置点的个数) 非常巨大，直接计算上式的计算量过大。此外，公式(4.9-4.10)中，存在未知的归一化常量 C_p 。我们注意到，在公式(4.10) 中的归一化常量 C_p 和 \mathcal{M}_i 无关，而我们只需要比较不同模型的后验概率，因此，此常量可以不必考虑，我们得到：

$$P(I|\mathcal{M}_i) \propto \int P(I|\ell, \mathcal{M}_i) \exp - \left(\beta \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathcal{V}} V_2(\ell(\mathbf{x}), \ell(\mathbf{y})) \right) d\ell \quad (4.14)$$

其中， $P(I|\ell, \mathcal{M}_i)$ 是一个概率密度函数，因此上式可以看成一个概率统计积分。但在 $P(I|\ell, \mathcal{M}_i)$ 中，存在难以确定的归一化常数 $C_{\mathcal{M}_i}$ 。我们可以采用Metropolis-Hastings方法估计(4.14)的值 (具体实现见附录A)。此方法，在不知道各归一化常数 $C_{\mathcal{M}_i}$ 的确定值的情况下，根据概率密度函数 $P(I|\ell, \mathcal{M}_i)$ 得到一系列 M 个变化

标记 ℓ_i 的抽样。从这 M 个抽样中，我们可以得到关系式(4.14)的估计值：

$$P(I|\mathcal{M}_i) \approx \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \exp - \left(\beta \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathcal{V}} V_2(\ell_i(\mathbf{x}), \ell_i(\mathbf{y})) \right) \quad (4.15)$$

我们对所有模型的 $P(I|\mathcal{M}_i)$ 进行归一化：

$$\hat{P}(I|\mathcal{M}_i) = \frac{P(I|\mathcal{M}_i)}{\sum_{i=1}^N P(I|\mathcal{M}_i)} \quad (4.16)$$

其中， N 是实际采用模型 \mathcal{M}_i 的个数，可以很容易扩展。为了表述简便，在不影响理解的情况下，我们在下列的叙述中，有时采用 $P(I|\mathcal{M}_i)$ 来标记 $\hat{P}(I|\mathcal{M}_i)$ 。

到现在为止，我们可以对每一个位置处 \mathbf{x} ，我们都可以计算得到公式(4.15)(4.16)的值，然后选取最大值对应的模型 \mathcal{M}_i 作为此位置附近局部图像块变化模型。进一步可以分析确定此位置处发生的变化 $\ell(\mathbf{x})$ 。

4.3.2 算法优化和加速

采用上章的方法步骤可以得到多类变化检测结果，但是，这样步骤得到的变化结果，可能导致变化类型区域的不连续性。此外，我们估计和实验中发现，方法中最耗时的部分为Metropolis-Hastings方法的采样部分。如果能采用较少的样本得到结果，将对算法的时间有较大的减少。我们对此步骤进行了一个优化。实验部分4.4可以验证，此优化方法，可以减少公式(4.14)需要的抽样个数 M ，同事保证了变化类别区域的空间连续性。仍然采用马尔霍夫随机场来建模，我们将多类变化检测问题建模为多变量的马尔霍夫随机场：

$$\hat{E}(\mathcal{M}_i(\mathbf{x}), I(\mathbf{x})) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}} \hat{V}_1(\mathcal{M}_i(\mathbf{x}), I(\mathbf{x})) + \hat{\beta} \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathcal{V}} \hat{V}_2(\mathcal{M}_i(\mathbf{x}), \mathcal{M}_j(\mathbf{y})). \quad (4.17)$$

其中的平滑项采用Potts模型，因此能较好保证变化类型区域的空间连续性。

$$\hat{V}_2(\mathcal{M}_i(\mathbf{x}), \mathcal{M}_j(\mathbf{y})) = \begin{cases} 0 & \text{if } i = j \\ 1 & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (4.18)$$

对于能量函数的数据项 $\hat{V}_1(\mathcal{M}_i(\mathbf{x}), I(\mathbf{x}))$ ，可根据公式(4.15)(4.16)定义：

$$\hat{V}_1(\mathcal{M}_i(\mathbf{x}), I(\mathbf{x})) = -\hat{P}(I|\mathcal{M}_i) \quad (4.19)$$

由于我们需要采用能量函数最小化来得到最后结果,上述的数据项保证方法趋向选择最大 $\hat{P}(I|\mathcal{M}_i)$ 对应的模型 \mathcal{M}_i 。为了在能量函数最小化的过程中,能够分辨位置 \mathbf{x} 处,变化或者无变化的状态,我们引入了虚拟模型 \mathcal{M}_0 ,其数据项定义为:

$$\hat{V}_1(\mathcal{M}_0(\mathbf{x}), I(\mathbf{x})) = \begin{cases} 0 & \text{if } \mathcal{L}(\mathbf{x}) = -1 \\ 1 & \text{if } \mathcal{L}(\mathbf{x}) = 1 \end{cases} \quad (4.20)$$

上式中 $\mathcal{L}(\mathbf{x})$ 是采用上一章中,变化检测两类问题的方法,得到的二值变化区域。马尔霍夫随机场(4.17)变量可取值的个数为 $N + 1$, N 为变化类别的数目。当对能量函数(4.17)进行最小化后, \mathbf{x} 处选择了虚拟模型 \mathcal{M}_0 ,则认为此处没有发生变化。否则,若 \mathbf{x} 处,选择了模型 \mathcal{M}_i ,则表明此处发生了 \mathcal{M}_i 类型的变化。

我们采用了 $\alpha-\beta$ swap来对能量函数(4.17)最小化,得到最后结果。我们基于Mackay模型选择的方法可认为分两步:首先,判断有没有变化。然后,判断发生变化的种类(此步可推翻上一步的判断)。如果,我们对一种新的变化感兴趣,我们只需要找到一个较好描述新的变化的模型,由此可见,基于模型选择的方法框架具有很高的灵活性。

4.4 验证实验

本小节将分析验证我们的变化检测多类问题的方法。对于二类变化检测问题,变化检测算法得到的检测结果为二值变化区域图像,以标记变化和无变化区域。而对于 N 个不同模型来描述的 N 种不同种类的变化,我们的结果是一个 $N + 1$ 个不同标记的变化区域图像(仍能识别变化/无变化区域)。在本实验中,我们采用了两个模型来分别描述结构变化和纹理变化。因此,得到的变化区域结果图像中,会有三个不同的标记值。为了便于观察,我们采用不同的色彩来表示不同的标记。具体是:我们采用黑色表示没有发生变化的区域,采用绿色表示发生灰度结构变化的区域,采用蓝色表示发生纹理变化的区域。我们在合成图像和真实图像上分析了我们的算法。

4.4.1 合成图像上对模型选择方法框架的验证

首先,我们人工合成了变化图像4.1(a)(b)。在这两幅图像中,左上角的正方形内发生了比较明显的灰度变化,而其纹理没有改变。这类变化描述的是物体材料改变,因而表面反射率改变,灰度值发生变化,我们认为这属于结构变

化的一种，即原来的位置处出现了一个明显的正方形。右下角位置也出现了一个纹理变化。但其总体灰度没有发生大的改变。这两种变化非常适合采用我们在??小节中提到的模型来描述。由上图可以看出，左上角和右下角的变化区域

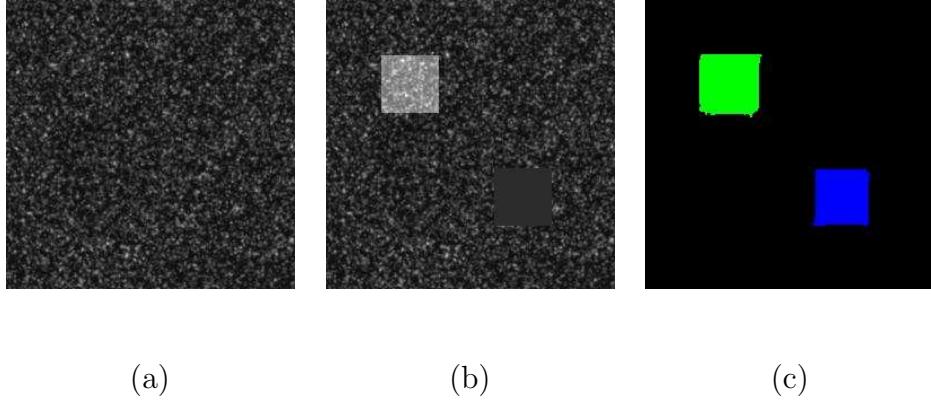


图 4.1: 合成图像上的多类变化检测结果. (a), (b): 两幅输入图像; (c): 多类变化检测结果; 绿色区域代表结构变化, 蓝色的确代表纹理变化, 黑色的确代表此区域没有发生变化。

被很好的检测到并区分开。我们对这一类变化能到找到较好的变化模型，并取得了好的效果。

4.4.2 算法优化加速的分析

我们进一步分析，我们分析4.3.2小节提到的算法优化加速方法。图像4.2较好的展示了算法的优化性能。在图像4.2中，(a)(b)是两幅输入图像，其代表某建筑工地两个不同时刻的照片，由图可见相对于(a),(b)中出现了一系列的变化，主要是新建了一些建筑物和道路。(c)(d)是算法未经优化前的结果。其中(c)是Metropolis-Hastings方法采用15次采样的结果，(d)进行了90次采样。(d)的变化区域比(c)更紧凑，另外，(c)中存在一些红色的点和区域。这些点和区域代表的是，通过这么多次抽样，各模型采用公式4.14计算的概率值仍然相等，难以选择最佳模型。(e)(f)是采用优化算法的结果，中(e)进行了15次采样，(f)进行了90次采样。有图可见，(e)(f)相对于(c)(d)有明显的性能提升，(e)(f)具有非常好的变化区域空间连续性。值得注意的是(e)(f)的结果十分接近，然后(e)(f)的抽样次数差距较大。这是由于，我们判读一个位置的最佳模型

时,可以参考邻近位置的模型信息。马尔霍夫随机场能够很好的利用邻域变化信息,这样也就节约了抽样次数。

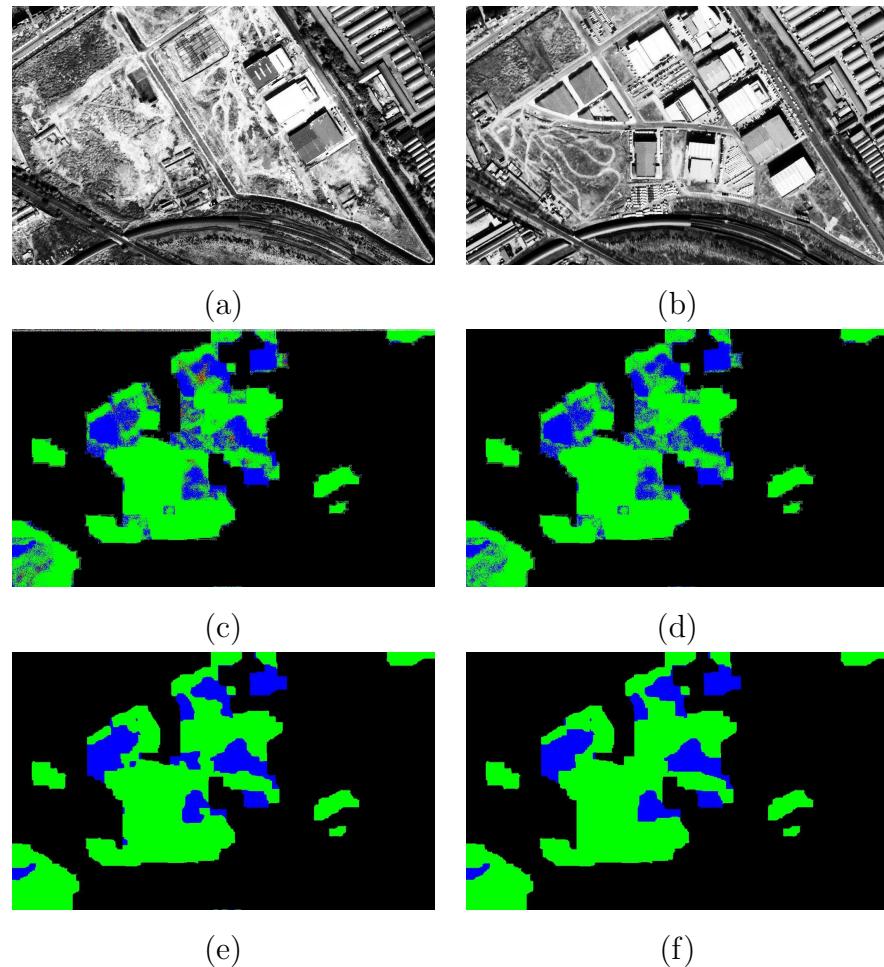


图 4.2: 算法优化性能分析. (a), (b): 两幅输入变化检测图像; (c), (d):原算法的结果, 其中(c)进行了15次采样; (d)进行了90次采样. (e),(f): 改进算法的结果, 其中(e)进行了15次采样, (f)进行了90次采样。

4.4.3 真实图像的多类变化检测

我们在真实图像数据库上,验证了我们的算法。如图4.3所示, (a)(b)是输入图像对, (c)是多类变化检测的变化类型区域; 绿色代表结构变化区域, 蓝色代表纹理变化区域.黑色代表无变化区域。(d)是将变化区域用相应颜色覆盖到(b)上

的结果，以便我们观察分析。

通过对结果4.3的分析和总结，多类变化检测算法取得了预期的效果。首先：算法，很好的区分了变化和无变化区域，在结果的绝大部分变化区域，我们观察到了实际变化。另外：对于不同变化类别的区分，图4.3的结果符合预期。对于方向性强的变化，比如道路，我们归为纹理变化，而由于灰度剧烈变化，引起的结构变化，算法也较好识别出来。但是，由于我们的特征模型对相似性计算的特征描述偏底层，很多实际发生的变化，同时兼具灰度和纹理的变化。需要更高级的特征描述以对应各种变化。A.Lefebvre等[34]介绍和定义了各种特征描述，其可以作为模型选择框架下的模型。

4.5 本章小结

本章中，我们介绍了Mackay的两阶段模型选择框架。并通过马尔霍夫随机场的贝叶斯分析，将模型选择应用到多类变化检测中。我们对算法的优化有效的降低了需要采用的次数，并获得了令人满意的变化类型区域的空间连续性。

我们在合成和真实数据上分析了我们的多类变化检测算法，取得了预期的结果。验证了模型选择方法在多类变化检测中可以获得有效应用。未来的研究方向则是找到描述各种变化类型的有效模型。另外，在有人工标记的变化类型区域的图像上，我们的算法框架也可以帮助删选描述模型。

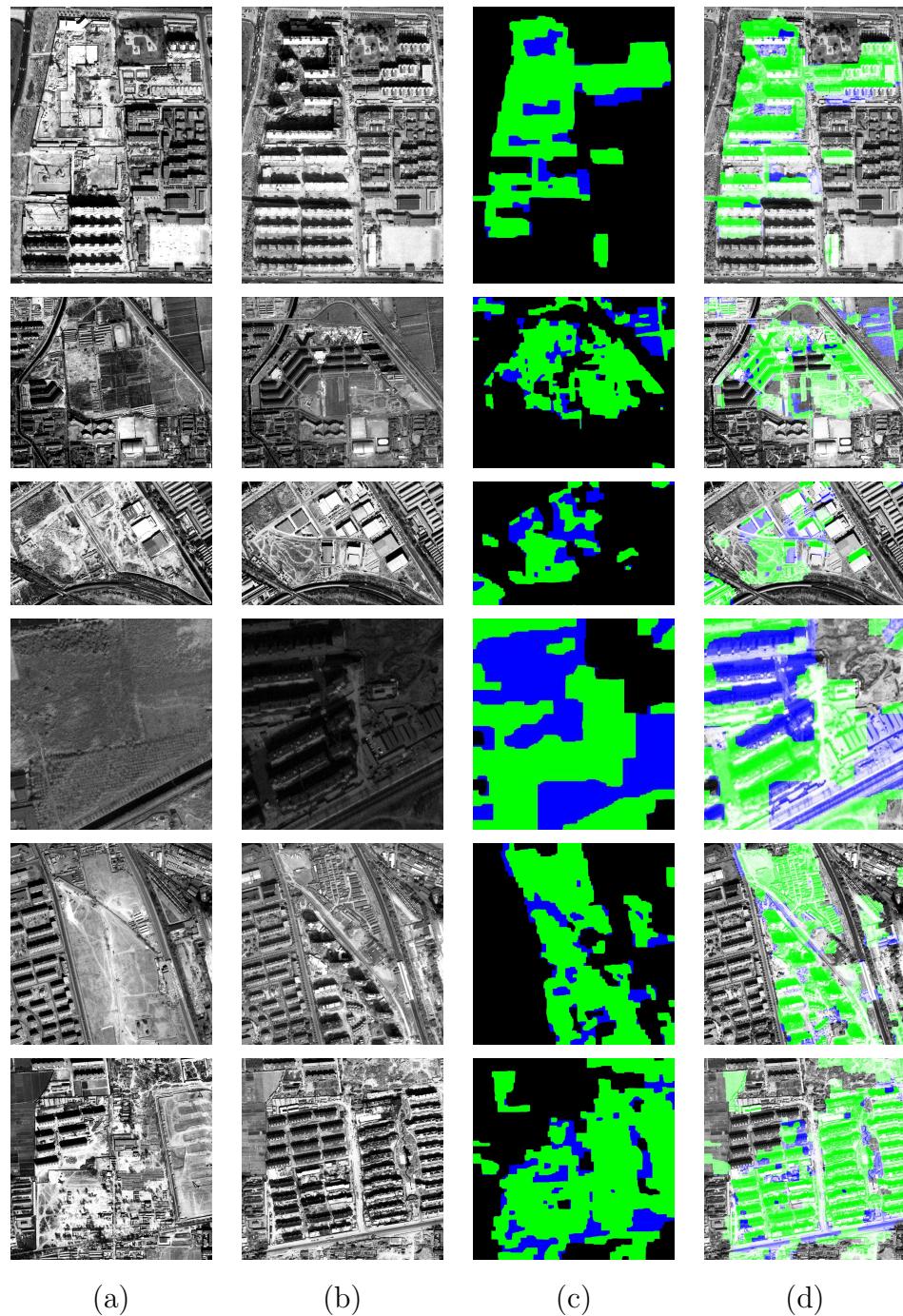


图 4.3: 真实图像上的多类变化检测结果. (a), (b): 两幅输入图像; (c): 变化类型区域; 绿色代表结构变化区域, 蓝色代表纹理变化区域. 黑色代表无变化区域(d):将变化区域用相应颜色覆盖到(b)上的结果。

第五章 结束语

本章是对我们工作和主要贡献的一个总结，并对下一步工作进行展望。

5.1 工作总结和创新点

本文基于同一地点，不同时间拍摄的两幅粗配准的图像，研究给出变化区域和变化类型的变化检测算法。我们的算法在马尔霍夫随机场的框架下，分析图像块内的结构和纹理特征，提出了我们的变化检测算法框架。

我们采用了一套简单而有效的方法对图像进行预处理，并在我们的图像数据描述模型下，推导得出了确定局部图像块大小的方法。采用搜索窗的方法，减小了图像不精确配准带来的负面影响。对于二类变化检测问题，我们综合分析了纹理方向变化和灰度结构变化，取得了较好的检测效果。

对于多类变化检测问题，我们引入了Mackay的模型选择框架，采用Metropolis-Hastings方法对模型进行比较评估。并对算法进行了优化加速，降低了采样次数，保证了变化类型区域的连续性。

本文中的两类和多类变化检测算法，存在耗时较长的部分。我们通过对问题的分析，采用OpenMP接口对算法进行了并行优化，并发布了我们的两类和多类变化检测算法的在linux平台下的源代码[20]。

5.2 不足和未来展望

本文提出的两类和多类问题变化检测算法在各种不同图像的实验中取得了预期的效果。变化检测算法的变化类型结果区域具有很好的空间连续性，并表现出了较好的鲁棒性。然而，由于时间和数据的局限性，我们的研究也存在一些不足之处，主要表现在以下几个方面：

1. 变化检测算法中的某些参数依据经验设定，我们希望以后能够通过推导或是统计学习得到这些参数。
2. 我们的算法中，采用了几何特征和纹理特征两个偏底层特征的模型，并对

两个模型赋予了相同权重。而我们的变化检测算法框架具有很好的可扩展性。未来可以尝试采用其他的模型，并动态确定模型的权重。

3. 我们希望能够在更多的数据库，特别是有人工标记结果的数据库上验证算法。特别是对于多类变化检测，由于缺乏人工标记的多类变化检测数据库，我们没有对算法进行定量的数值分析。

我们希望未来能针对以上几个问题进行研究，以进一步提高变化检测算法的性能。

附录 A Metropolis Hastings 算法

Metropolis Hastings 算法¹ 是一种马尔霍夫链蒙特卡洛方法。对于某些概率分布（比如马尔霍夫随机场），直接采样具有很大困难，这是可以采用Metropolis-Hastings方法获得分布的一系列样本。采用的样本可以用来估计此分布（生成直方图）或者得到积分值（比如求取期望）。

采用Metropolis-Hastings方法从一个随机分布 $P(\boldsymbol{\ell})$ 获得采样的条件是：已知一个和随机分布概率密度函数成正比的函数。在贝叶斯方法的应用中，经常会出现归一化常数计算困难的情况。因此，在不需要知道归一化常数的情况下，能够对分布进行采样是Metropolis-Hastings方法的一个主要优势。Metropolis-Hastings算法会产生一个马尔霍夫链，在马尔霍夫链中，每一个状态 $\boldsymbol{\ell}^{t+1}$ 都依赖于且仅依赖于前一个状态 $\boldsymbol{\ell}^t$ 。此算法需要使用一个建议函数 $Q(\boldsymbol{\ell}'; \boldsymbol{\ell}^t)$ 。此建议函数根据当前状态 $\boldsymbol{\ell}^t$ ，提出一个可能的采样 $\boldsymbol{\ell}'$ ，我们基于下式决定是否接受此可能采样：

$$\alpha < \frac{P(\boldsymbol{\ell}')Q(\boldsymbol{\ell}^t; \boldsymbol{\ell}')}{P(\boldsymbol{\ell}^t)Q(\boldsymbol{\ell}'; \boldsymbol{\ell}^t)} \quad (\text{A.1})$$

其中， α 是从均匀分布 $U(0, 1)$ 中获得的随机数，如果 α 满足上式，则接受这个可能采样，即新的状态为 $(\boldsymbol{\ell}^{t+1} = \boldsymbol{\ell}')$ 。如果，新状态没有被接受，我们则保留上一个状态 $\boldsymbol{\ell}^{t+1} = \boldsymbol{\ell}^t$ 。从关系式(A.1)中，可以看出，概率密度函数同时出现在分子和分母中，因此，算法不需要知道归一化常数的大小。

在我们的研究中，我们采用对称的建议函数 $(Q(\boldsymbol{x}; \boldsymbol{y})) = Q(\boldsymbol{y}; \boldsymbol{x})$)。假设，最近采样值为 $\boldsymbol{\ell}^t$ 。根据Metropolis-Hastings方法，我们可以通过随机改变 $\boldsymbol{\ell}^t$ 的部分值（ $\boldsymbol{\ell}^t$ 为一个向量，各分量值为-1或1），产生一个新的状态 $\boldsymbol{\ell}^t$,然后计算下列判断值：

$$a = \frac{P(D|\boldsymbol{\ell}', \mathcal{H}_i)}{P(D|\boldsymbol{\ell}^t, \mathcal{H}_i)} \quad (\text{A.2})$$

现在，我们可以根据下述规则决定新的状态（新采样） $\boldsymbol{\ell}^{t+1}$ 。

如果 $a \geq 1$:

$$\boldsymbol{\ell}^{t+1} = \boldsymbol{\ell}'$$

¹http://en.wikipedia.org/wiki/Metropolis-Hastings_algorithm

否则

$$\ell^{t+1} = \begin{cases} \ell' & \text{with probability } a \\ \ell^t & \text{with probability } 1 - a \end{cases}$$

在本研究中， ℓ' 通过随机改变 ℓ^t 的1% ~ 8% 的分量得到。另外，由于我们只需要能够比较各模型对应的关系式(4.14)的值，而不需要对概率分布的精确估计。因此，我们可以采用最可能的变化标记 ℓ_{mp} 作为初始状态，采用相对较少的样本来加速变化检测算法的执行。

附录 B 图像数据库简介

本文中，我们用到了多个图像数据库，下面是对这些数据库的一个简单介绍和汇总。

- **北京地区Quickbird高分辨遥感图像**。此数据库为北京市部分地区2003年和2007年的QuickBird影响的全光谱图像。图像对通过地理信息坐标进行了配准，北京测绘研究院对部分变化区域进行了人工标记，因此，我们可以在这个数据库上进行数值定量分析。
- **人工合成图像**。是在原来一副图像的基础上，通过采用特点内容的图像块覆盖局部区域而得到两幅发生变化的图像。我们在图像中加入了高斯噪声，以增加变化检测难道。由于是人工合成的图像，我们可以控制变化区域的性质，大小，位置等等特性。在此数据库上，可以对变化检测算法进行定量分析。
- **农业用地变化图像**。图像对分别是拍摄于1970年的航拍图像和拍摄于2003年的QuickBird遥感卫星图像。两幅图像拍摄时间间隔较长。摄像机的关键参数也不同(分辨率，感官范围等等)。是一组较难识别变化的图像。在这组数据中，可以较好的判断变化检测算法在困难条件下的鲁棒性。
- **Pets2009图像视频数据库¹**。此数据库为大学校园内的监控视频。视频拍摄于一天中，但持续一段较长时间，因此，光照强度有变化。视频图像具有较高的分辨率。我们从视频中随机抽取了一些图像对，图像对的主要变化是人和物体(比如车辆)的移动。

¹<http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2009/a.html>

参考文献

- [1] T. Aach, A. Kaup, and R. Mester. Statistical model-based change detection in moving video. *Signal Processing*, 31(2):165–180, March 1993.
- [2] B. Belmudez, V. Prinet, J.-F. Yao, P. Bouthemy, and X. Descombes. Conditional mixed-state model for structural change analysis from VHR optical images. In *Proc. Int. Geoscience and Remote Sensing Symp. (IGARSS'09)*, Cape Town, South Africa, July 2009.
- [3] J. Besag. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 36(2):192–236, 1974.
- [4] M. Bosc, F. Heitz, J.-P. Armepach, I. Namer, D. Gounot, and L. Rumbach. Automatic change detection in multimodal serial MRI: application to multiple sclerosis lesion evolution. *NeuroImage*, 20(2):643–656, October 2003.
- [5] J. Boulanger, C. Kervrann, and P. Bouthemy. Space-time adaptation for patch based image sequence restoration. *IEEE Trans. on Patt. Ana. and Mach. Intel.*, 29(6):1096–1102, 2007.
- [6] P. Bouthemy, Ch. Hardouin, G. Piriou, and J.-F. Yao. Mixed-state auto-models and motion texture modeling. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 25(3):387–402, 2006.
- [7] A. W. Bowman and A. Azzalini. *Applied Smoothing Techniques for Data Analysis: The Kernel Approach with S-Plus Illustrations (Oxford Statistical Science Series)*. Oxford University Press, USA, November 1997.
- [8] Y. Boykov and M.-P. Jolly. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmetation of objects in n-d images. In *International Conference on Computer Vision*, Vancouver, Canada, July 2001.

- [9] Y. Boykov and V. Kolmogorov. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26:1124–1137, 2004.
- [10] Y. Boykov, O. Veksler, and R. Zabih. Fast approximate energy minimization via graph cuts. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23:2001, 1999.
- [11] P. Bromiley, N. Thacker, and P. Courtney. Non-parametric image subtraction using grey level scattergrams. *Image and Vision Computing*, 20(9-10):609–617, August 2002.
- [12] L.G. Brown. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, 24(4):325–376, December 1992.
- [13] L. Bruzzone and S. B. Serpico. An iterative technique for the detection of land-cover transitions in multitemporal remote-sensing images. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 35(4):858–867, July 2002.
- [14] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel. A review of image denoising algorithms, with a new one. *Multiscale Modeling & Simulation*, 4(2):490–530., 2005.
- [15] J. C.W. Chan, K. P. Chan, and G. A. Yeh. Detecting the nature of change in an urban environment: a comparison of machine learning algorithms. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67:213–225., 2001.
- [16] R.T. Collins, A.J. Lipton, and T. Kanade. Introduction to the special section on video surveillance. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 22(8):745 – 746, 2000.
- [17] X. Dai and S. Khorram. The effects of image misregistration on the accuracy of remotely sensed change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(5):1566–1577, 1998.
- [18] P. Deer and P. Eklund. Values for the fuzzy -means classifier in change detection for remote sensing. In *9th Int. Conf. on Information Processing and Management of Uncertainty (IPMU 2002)*, pages 187–194, 2002.

- [19] M. Do and M. Vetterli. Wavelet-based texture retrieval using generalized gaussian density and kullback-leibler distance. *IEEE Trans. on Image Processing*, 11(2):146–158, 2002.
- [20] X. Gong and T. Corpetti. change detection demos. database, experiments and source code, available at http://liama.ia.ac.cn/tipe/perso/corpetti_en/Thomas_Corpetti_eng/Change_detection.html.
- [21] D. Greig, B. Porteous, and A. Seheult. Exact maximum a posteriori estimation for binary images. *Journal of the Royal Statistical Society*, 51(2):271–279, 1989.
- [22] L.L. He and I. Laptev. Robust change detection in dense urban areas via SVM classifier. In *Proc. GRSS/ISPRS W. on Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas (URBAN)*, Shanghai, China, May 2009.
- [23] Xuming He, Richard S.Zemel, and Miguel A. Carreira-Perpinan. Multiscale conditional random fields for image labelling. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004.
- [24] Partic Heas, Etienne Memin, Dominique Heitz, and Pablo D. Mininni. Bayesian selection of scaling laws for motion modeling in images. In *ICCV*, 2009.
- [25] Y. Z. Hsu, H. H. Nagel, and G. Rekers. New likelihood test methods for change detection in image sequences. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 26(1):73 – 106, 1984.
- [26] C. Kervrann, J. Boulanger, T. Pecot, and P. Perez. Discriminant random field and patch-based redundancy analysis for image change detection. In *IEEE Int. Workshop on Machine Learning for Signal Processing*, pages 1–6, Grenoble,France, September 2009.

- [27] V. Kolmogorov and R. Zabih. Computing visual correspondence with occlusions via graph cuts. In *In International Conference on Computer Vision*, pages 508–515, 2001.
- [28] V. Kolmogorov and R. Zabih. What energy functions can be minimized via graph cuts? *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26:147–159, 2004.
- [29] S. Kullback and R. A. Leibler. On information and sufficiency. *Ann. Math. Statist.*, 22(1):79–86, 1951.
- [30] S. Kumar and M. Hebert. Man-made structure detection in natural images using a causal multiscale random field. In *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, volume 1, pages 119–126, 2003.
- [31] E. F. Lambin, B.L. Turner, H. J. Geist, S. B. Agbola, A. Angelsen, J. W. Bruce, O. T. O. T. Coomes, R. R. Dirzo, G. Fischer, C. Folke, P.S. George, K. Homewood, J. Imbernon, R. Leemans, X. Li, E. F. Moran, M. Mortimore, P.S. Ramakrishnan, J. F. Richards, H. Skanes, W. Steffen, G. D. Stone, U. Svedin, T. A. Veldkamp, C. Vogel, and J. Xu. The causes of land-use and land-cover change: moving beyond the myths. *Global Environmental Change*, 11:261269, 2001.
- [32] A. Lefebvre, T. Corpetti, and L. Hubert-Moy. Object-oriented approach and texture analysis for change detection in very high resolution images. In *IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symp, IGARSS '08*, pages 663–666, Boston, USA, July 2008.
- [33] A. Lefebvre, T. Corpetti, and L. Hubert-Moy. A measure for change detection in very high resolution remote sensing images based on texture analysis. In *IEEE International Conference on Image Processing*, Cairo, Egypt, November 2009.
- [34] A. Lefebvre, T. Corpetti, and L. Hubert-Moy. A measure for change detection in very high resolution remote sensing images based on texture analysis. In

- IEEE Int. Conf. on Im. Proc., ICIP '09*, pages 1697–1700, Cairo, Egypt, November 2009.
- [35] S. Li. *Markov Random Field Modeling in Image Analysis*. Springer-Verlag, 1995.
- [36] W. Liu and V. Prinet. Probabilistic modeling for structural change inference. In *Asian Conference on Computer Vision*, pages 836–846, Hyderabad, India, 2006.
- [37] D. Lu, P. Mausel, E. Brondizio, and E. Moran. Change detection techniques. *Int. J. of Rem. Sens.*, 25:2365–2407, 2004.
- [38] R. S. Lunetta, R. G. Congalton, L. K. Fenstermaker, J. R. Jensen, K. C. McGwire, and L. R. Tinney. Remote sensing and geographic information system data integration: error sources and research issues. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57:677–687, 1991.
- [39] DJC MacKay. Bayesian interpolation. *Neural computation*, 1992.
- [40] J. G. Masek, F. E. Lindsay, and S. N. Goward. Dynamics of urban growth in the washington dc metropolitan area, 1973-1996, from landsat observations. *International Journal of Remote Sensing*, 21:34733486, 2000.
- [41] B. Oksendal. *Stochastic differential equations*. Spinger-Verlag, 1998.
- [42] N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 9(1):62—66, 1979.
- [43] T. Pecot, A. Chessel, S. Bardin, J. Salamero, P. Bouthemy, and C. Kervrann. Conditional Random Fields for object and background estimation in fluorescence video-microscopy. In *Proc. IEEE Int. Symp. on Biomedical Imaging: from nano to macro (ISBI'09)*, volume 2, pages 734—737, 2009.
- [44] T. Pecot and C. Kervrann. Patch-based markov models for change detection in image sequence analysis. In *Workshop on Local and Non-local Approximation in Image Processing*, pages 1–6, Lausanne, Switzerland, August 2008.

- [45] R.J. Radke, S. Andra, O. Al-Kofahi, and B. Roysam. Image change detection algorithms: A systematic survey. *IEEE Trans. on Im. Proc.*, 14:294–307, 2005.
- [46] M. K. Ridd and J. Liu. A comparison of four algorithms for change detection in an urban environment. *Remote Sensing of Environment*, 63:95–100, 1998.
- [47] P.L. Rosin. Thresholding for Change Detection. *Computer Vision and Image Understanding*, 86(2):79–95, 2002.
- [48] P.L. Rosin and E. Ioannidis. Evaluation of global image thresholding for change detection. *Pattern Recognition Letters*, 24, 2003.
- [49] S. Roth. Fields of experts: A framework for learning image priors. *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, pages 860–867, 2005.
- [50] M. Herbert S.Kumar. Discriminative random fields. *International Journal of Computer Vision*, 68(2):179–201, 2006.
- [51] Di Stefano.L, Mattoccia.S, and Mola.M. A change detection algorithm based on structure and colour. In *IEEE Int. Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*, pages 252–259, Miami,USA, 2003.
- [52] R. Szeliski, R. Zabih, D. Scharstein, O. Veksler, V. Kolmogorov, A. Agarwala, M. Tappen, and C. Rother. A comparative study of energy minimization methods for markov random fields with smoothness-based priors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(6):1068–1080, 2008.
- [53] D. Toth, T. Aach, and V. Metzler. Illumination-invariant change detection. In *4th IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation*, volume 3, pages 3–7, January 2000.
- [54] M. Unser. Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Trans. on Image Processing*, 4(11):1549–1560, 1995.

- [55] R. Wiemker, A. Speck, D. Kulbach, H. Spitzer, and J. Bienlein. Unsupervised robust change detection on multispectral imagery using spectral and spatial features. In *Proceedings of the Third International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition*, pages 640–647, 1997.
- [56] B. Zitova. Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing*, 21(11):977–1000, October 2003.

发表文章目录

- [1] X. Gong, T. Corpetti. Adaptive Patches for Change Detection. In IEEE International Conference on Image Processing, ICIP '11, to appear, Brussels, Belgium, September 2011.
- [2] X. Gong, T. Corpetti. Local patches for change detection in very high resolution remote sensing images. In IEEE Int. Geoscience and Remote Sensing Symp, IGARSS '11, to appear, Vancouver, Canada, July 2011.
- [3] X. Gong, T. Corpetti. Change detection using patches of various sizes. IEEE Trans. on Image Processing, submitted, 2011

简 历

基本情况

龚星，男，湖北咸宁人，1987年3月出生，未婚，中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室，中法信息、自动化与应用数学联合实验室在读硕士研究生。

教育状况

2004年9月至2008年7月，中国科学技术大学电子工程与信息科学系，本科，专业：电子信息工程。

2008年9月至2011年7月，中国科学院自动化所，模式识别国家重点实验室，中法信息、自动化与应用数学联合实验室在读硕士研究生，专业：模式识别与智能系统。

工作经历

无。

研究兴趣

变化检测，计算机视觉，模式识别

联系方式

通讯地址：北京市2728信箱，中国科学院自动化所，模式识别国家重点实验室，中法信息、自动化与应用数学联合实验室

邮编：100190

E-mail: xgong@nlpr.ia.ac.cn

致 谢

在过去三年硕士研究生期间，得到了各位老师和同学们的无私指导和帮助。值此论文完成之际，谨在此向多年来给予我关心和帮助的老师、同学、朋友和家人表示衷心的感谢！

感谢Thomas Corpetti老师和Veronique Prinet老师对我学习和研究工作的指导。感谢你们在我研究和学习工作中的耐心和包容，很幸运能有你们作为我硕士研究生期间的指导老师。

感谢课题组的同学，张翠，马东民，袁飞，彭婷，Regis, Paul, Antoine, Pierre, Cyril。因为你们，过去三年学习和生活丰富而充实。

感谢中科院自动化所各位老师和同学在学习和生活中的无私帮助，感谢你们给予的良好学习和研究环境。

最后，感谢一路默默支持我们父母，家人和朋友。谢谢你们一路来的关心和照顾。

谢谢！