

视角和光照显著变化时的变化检测方法研究

李炜明¹ 吴毅红¹ 胡占义¹

摘要 探讨使用计算机视觉的最新方法来解决基于两幅高空间分辨率光学遥感图像的城市变化检测问题. 基本原理是通过提取聚类出现的变化直线段群来提取城市变化, 重点研究了拍摄视角和光照条件显著变化时的几个主要问题. 提出了一种基于多种类型图像特征的匹配方法来提取无变化建筑的顶部区域, 结合几何约束引入了变化盲区的概念以处理高层建筑在不同视角和光照下的图像不同现象. 使用真实遥感图像进行实验, 在视角和光照显著变化时仍可取得满意的变化检测结果.

关键词 变化检测, 高空间分辨率遥感图像, 城市变化, 变化盲区, 视角变化, 光照变化
中图分类号 TP75

Urban Change Detection under Large View and Illumination Variations

LI Wei-Ming¹ WU Yi-Hong¹ HU Zhan-Yi¹

Abstract This paper intends to explore the state of the art computer vision techniques to detect urban changes from bi-temporal very high resolution (VHR) remote sensing images. The underlying principle of this work is that most real urban changes usually involve clustered line segment changes. Several major problems are investigated when the view angle and illumination condition undergo large variations. In particular, a method is proposed to extract roof regions of unchanged tall buildings by matching both image point groups and image regions. In addition, by considering the geometrical constraints, the concept of change blindness region is introduced to remove the image changes related to unchanged tall buildings. Experiments with real remote sensing images show that the proposed approach still performs well though the image pairs undergo significant variations of viewing angles and illumination conditions.

Key words Change detection, very high resolution remote sensing images, urban changes, change blindness regions, view variations, illumination variations

从大范围城市中快速、自动地检测出发生了变化的区域, 成为城市地图更新、土地利用监控、城市执法管理、紧急灾害救援等应用问题的迫切需求^[1-3]. 本文主要探讨如何使用计算机视觉的最新方法来解决从两幅高空间分辨率光学遥感图像中自动检测城市变化的问题. 在实际的城市场景中, 感兴趣的城市场景在图像上通常表现为聚类出现的变化图像特征群, 因此可以通过提取这样的变化图像特征群来提取城市变化. 本文将讨论基于上述原理的变化检测方法, 并重点研究在两幅图像的拍摄视角和光照条件发生显著变化情况下的城市变化检测问题.

近年来, 空间分辨率优于 1 m 的高空间分辨率光学遥感图像开始大量进入市场, 如 Ikonos 卫星图像、Quickbird 卫星图像以及航拍图像等. 这些图像可以清晰分辨出单个建筑物的形状、结构和大小. 本文研究的目的是使用两幅同一城市地区在不同时

刻拍摄的这类图像, 自动检测面积相当于或大于单个建筑物 (如 15 m × 15 m) 的城市变化区域, 这些变化由城市基础设施的变化造成, 如建筑物的新建和拆除、道路的改变、城市场地使用类型的改变等.

变化检测是遥感图像处理领域中的经典问题, 但传统的遥感图像变化检测方法^[2-3]大都只适用于中、低空间分辨率的多光谱 (或高光谱、超光谱) 遥感图像, 很难用于本文的问题. 近年来针对高空间分辨率遥感图像的变化检测问题, 国内外的研究者先后开展了一些相关研究^[1-5]. 其中的一些方法借助于使用两幅光学图像以外的其他类型数据, 如基于场景模型的方法^[6]需要预先建立场景中物体的三维线框模型; 基于数字高程模型 (Digital elevation model, DEM) 的方法^[7]需要使用场景的 DEM 数据. 通过使用这些辅助数据可以使得问题大大简化, 但在实际应用中这些辅助数据可能难以获得. 本文主要研究仅使用两幅图像作为主要输入数据的变化检测方法. 基于两幅图像的方法主要通过分析比较两幅图像之间某种类型图像特征的变化情况来检测物理场景的变化, 如基于点特征的方法^[4, 8-9]、基于图像区块的方法^[10-11]、基于线特征的方法^[12-15]、基于图像对象特征的方法^[16-21]等, 这些方法在两幅图像的拍摄视角基本不变或变化不大时可以取得

收稿日期 2008-04-02 收修改稿日期 2008-10-22
Received April 2, 2008; in revised form October 22, 2008
国家自然科学基金 (60673104, 60675020) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60673104, 60675020)
1. 中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室 北京 100190
1. National Laboratory of Pattern Recognition, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00449

良好的效果。但是对于包含大量高层三维建筑物的城市场景,当两个时刻的拍摄视角和场景光照情况发生显著变化时,单个建筑大小的图像特征受图像拍摄条件的影响严重,同一建筑在两个时刻的图像特征可能产生明显不同,这些拍摄条件导致的图像变化和真实城市变化导致的图像变化同时出现,给上述基于图像特征的变化检测方法造成了很大困难。在包含大量高层建筑物、场景内容复杂的城市区域,当视角和光照变化显著时,仅使用两幅光学图像作为主要输入数据来检测单个建筑物大小的城市变化仍然是一个尚未得到很好解决的问题。

城市变化通常体现为聚集出现并占据一定面积的变化图像特征群。本文选择直线段作为检测变化的图像特征,因此可以将检测城市变化的问题转变为在两幅图像之间检测聚类出现的变化直线段群,这是本文的基本原理。然而实际中变化直线段的成因比较复杂,可将其大致分为两类:1)由场景中真实的城市物体变化造成的;2)由两幅图像之间拍摄视角变化、场景光照变化以及其他的噪声干扰造成的。在检测聚类的变化直线段群之前必须首先设法排除第2类变化直线段。

文献[12]中提出了一种遵循上述思路的城市变化检测方法。由于考虑了第2类变化直线段的影响,此方法对视角和光照的变化不敏感,可以在众多的图像变化中分辨出真实的城市变化。但是对其进行测试时发现,当视角变化和光照变化的幅度显著时,此方法的性能将下降,出现大量的错误检测。正如原文实验部分所指出,对于一些高层建筑物附近复杂的视差和阴影情况,这种方法尚不能很好地进行处理。

本文对文献[12]中的方法进行了改进,主要的贡献在于:1)分析并归纳了在视角、光照显著变化的情况下进行城市变化检测的新问题,提出了针对这些问题的改进思路和实现算法;2)研究了问题中的几何约束,提出使用基于多种类型图像特征的匹配方法来提取没有发生变化的建筑物屋顶区域;3)针对高层建筑在视角和光照显著变化下出现的大视差、自遮挡、互遮挡和地面阴影变化的问题,提出了“变化盲区”的概念以及相应的检测方法。通过检测变化盲区可以有效地去除没有变化的高层建筑物导致的虚假图像变化。使用真实图像对本文方法进行初步验证,当两幅图像的拍摄视角和光照条件存在显著变化时,本文方法仍然可以取得满意的检测结果。

本文的组织结构如下:第1节介绍视角和光照显著变化时的特殊问题,并提出相应的解决思路和方法;第2节结合一个真实遥感图像的例子介绍了基于这种解决方法的算法实现,并给出了中间结果;

第3节使用 Ikonos 卫星图像、Quickbird 卫星图像和航空图像对上述方法进行了实验,并对算法中的问题进行了分析;第4节对本文进行了总结;附录部分给出了第2.1节一个命题的证明过程。

1 视角和光照显著变化情况下的问题及其解决思路和方法

文献[12]介绍了一种城市变化检测方法。在包含大量高层建筑的城市场景中,这种方法在视角和光照变化显著时会遇到新的问题,这些问题主要包括:

问题 1. 无变化高层建筑物顶部的显著视差。当拍摄视角不同时,场景中同一个三维点在两幅图像上的像点位置不同(通常称之为视差现象)。建筑物的高度越高,拍摄的视角变化越大,则视差越大。当拍摄视角变化十分显著时,同一座高层建筑物的顶部区域在两幅图像之间位置偏移的幅度甚至可能超过单个建筑物的尺度。

问题 2. 无变化建筑物侧面的变形和建筑物的自身遮挡。由于遥感图像的拍摄视角是朝向地面,因此建筑物侧面区域在垂直方向被大幅度压缩变形。在视角变化显著时,同一建筑物的侧面区域在两幅图像中的变形情况很不相同,在实际中很难进行正确匹配。另一方面,由于建筑物本身不透明(本文暂不考虑透明的建筑),建筑的某些侧面区域可能只出现在一幅图像中,而在另一幅图像的视角下由于被建筑物自身遮挡而不可见。

问题 3. 建筑物之间以及建筑物与其周围地面之间的互相遮挡。尤其是高层建筑会遮挡其周围的地面或高度较低的建筑。当视角发生显著变化时,两幅图像上的遮挡情况可能很不相同,某些物体在一幅图像中可见,而在另一幅图像中由于被高层建筑遮挡而不可见。

上述三种情况产生的变化直线段都不是由场景中的真实城市变化引起的,因此必须设法去除。

对于问题1,文献[12]通过结合极线几何约束匹配尺度不变特征变换(Scale invariant feature transform, SIFT)^[22]来提取没有变化的城市建筑,从而去除视差导致的错误变化直线段。这种方法在视角变化不大的情况下效果良好。但当视角变化显著时,实验发现 SIFT 特征无法提取足够多的匹配图像特征。其中的原因之一在于视角的显著变化引起同一高层建筑物顶部在两幅图像上对应的图像区域产生明显平移,经平移后对应图像区域周围的图像内容发生了显著变化,使用 SIFT 特征无法匹配这些图像特征。为此,本文提出了一种结合多种类型图像特征的方法来提取两幅图像中的无变化区域,具体的特征提取和匹配方法将在第2.3节中介绍。

对于问题 2 和问题 3, 文献 [12] 都没有考虑, 因此将在这些区域中产生错误的城市变化检测. 为了解决这些问题, 本文引入“变化盲区”的概念.

变化盲区定义为两幅图像中的一些特殊图像区域, 由于两幅图像的成像过程不同, 这些区域对应的物体表面仅仅在两幅不同时刻图像中的一幅图像中可以有效地得以呈现. 由于不同时具备两个时刻的有效信息, 没有足够的依据对这些区域中的变化情况作出判断, 因而称之为变化盲区. 产生变化盲区的本质原因在于成像过程中的信息丢失. 从三维物理世界到二维图像平面的成像过程伴随着多种信息丢失过程, 包括由三维到二维的几何投影过程、不透明物体表面间的遮挡、物体对光线的遮挡以及相机传感器能力的限制等. 当两个时刻的成像过程不同时, 两次信息丢失的情况也不同, 某些物体表面的信息只在一幅图像中出现而在另一幅图像中丢失, 因而这些表面成为变化盲区. 根据成因, 变化盲区有多种不同类型. 按照城市变化检测的需要, 本文将检测三种变化盲区, 其中前两种分别针对问题 2 和问题 3, 第三种用来解决阴影检测的问题. 检测三种变化盲区的详细方法将在第 2.4 节中详细介绍, 这里首先给出其定义和基本的检测思路:

变化盲区 1. 无变化建筑物侧面对应的图像区域. 由于俯视拍摄导致这些区域在垂直方向被剧烈压缩变形, 其中的图像特征很难有效提取和利用, 因此将其作为变化盲区处理. 同时, 当视角显著变化时, 这些区域往往被建筑物自身遮挡成为变化盲区. 检测这部分变化盲区并将其中的变化直线段去除可以解决问题 2 导致的错误变化检测. 上文提到的图像特征匹配步骤在提取出无变化建筑物屋顶区域的同时也得到这些区域的视差大小. 在某屋顶区域视差已知的情况下, 利用视差和建筑物高度之间的比例关系, 结合城市市场景结构的几何约束可以计算出该屋顶区域对应的建筑侧面在图像上的区域范围.

变化盲区 2. 无变化建筑物产生的互遮挡区域. 这些区域由于周围高层建筑物的遮挡而仅仅在一幅图像的视角下可见. 检测这部分变化盲区主要针对问题 3. 利用上述无变化建筑物顶部的提取结果以及建筑物侧面的计算结果, 可以检测出互遮挡区域.

变化盲区 3. 无变化建筑物产生的地面阴影区域. 在阴影区域中, 由于直射阳光被遮挡, 物体只能接受环境光线的照射. 由于环境光线比较微弱, 阴影区域图像的信噪比很低, 物体的图像特征很难可靠提取. 对于这种光线不足引起的信息丢失情况, 这里也作为一种变化盲区处理. 利用上文提到的无变化高层建筑物顶部区域的位置形状和视差的大小, 结合光照模型、可以解析地预测图像中阴影区域的分布情况. 将上述计算得到的阴影区域和实际图像中的灰度属性结合起来, 可以更加准确地分割出图像

中的阴影区域.

在上述这些变化盲区中, 即使实际场景中的物体没有发生任何变化, 也可能会发生图像特征的变化, 对于这些变化盲区中检测到的图像特征变化应该予以去除.

综上所述, 为了解决视角和光照显著变化给变化检测带来的特殊问题, 本文使用更加有效的方法提取没有变化的建筑物区域, 并结合问题的几何约束定义和提取变化盲区. 将与这些匹配区域和变化盲区有关的变化直线段去除, 可以有效地减少算法的错误检测.

需要说明的是, 本文定义的变化盲区中也可能包含真实的城市变化. 按照上述方法将这些变化盲区去除可能造成算法的“漏检测”. 这种漏检测的原因在于两幅图像中的数据缺失, 即场景中的某些局部不能在两幅图像中都得以有效呈现. 本文明确地定义并提取了这些两幅图像中由于数据缺失而无法进行变化检测的“变化盲区”. 在实际应用中可以根据需要进一步对变化盲区进行处理. 例如, 可以借助于其他视角或光照条件下拍摄的补充图像数据进一步对变化盲区中的变化情况进行确认.

2 变化检测的算法实现

基于上述方法的算法流程图如图 1 (见下页) 所示. 算法首先对两幅输入图像进行几何配准并标定算法中需要用到的几何参数. 在一些特殊性质的图像区域中, 变化检测问题可以有特殊的先验知识约束使得问题得以简化, 因此算法接下来提取三种特殊区域并单独处理其中的变化检测问题 (三种特殊区域是大面积植被区域、大面积水体区域以及大面积地面区域). 在这些特殊区域以外的城市建筑用地区域中, 使用上文提到的基于变化直线段群的变化检测方法检测城市变化.

下面将结合一个真实图像的例子来说明算法每一步的计算过程和结果. 在这个例子中, 我们使用由 Ikonos 卫星分别于 2000 年和 2002 年对纽约曼哈顿城区拍摄的遥感图像, 原始图像的空间分辨率为 1 m. 作为美国空间成像 (Space Imaging) 公司提供的样例图像, 原始图像被压缩为 24 位标准 JPEG 格式.

2.1 图像配准和几何标定

首先按照地面特征通过一个全局变换将两幅原始图像进行几何配准. 对于修建在平坦地区的城市, 可以认为城市场景由两类物体组成: 地平面和分布在地平面上具有一定高度的三维建筑物. 通过一个全局坐标变换可以将两幅图像按照地平面上的特征进行配准. 在一般情况下, 将两幅图像中同一个平面物体对应的区域配准需要一个单应变换 (Homogra-

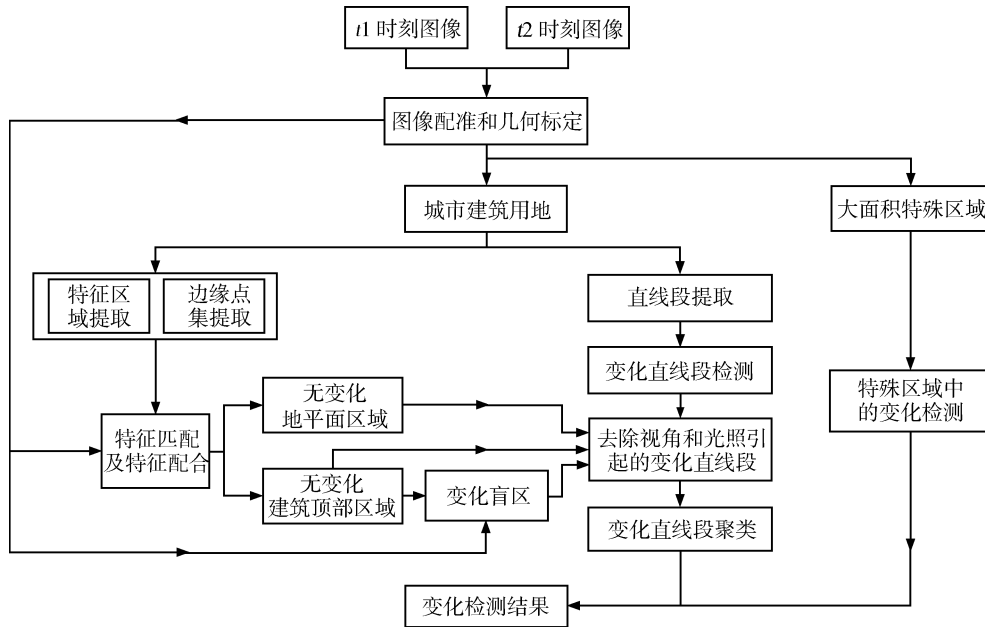


图 1 变化检测算法流程图

Fig. 1 Flowchart of the change detection algorithm

phy), 对于本文使用的 Quickbird 和 Ikonos 图像, 单应变换退化为相似变换. 对于航空图像的局部子图像, 这种退化仍然成立. 我们使用 RANSAC 方法^[23] 估计两幅图像之间的相似变换, 从而将两幅图像按照地面配准到相同的图像坐标下. 当成像过程可以用弱透视投影模型表达时, 使用全局相似变换配准的两幅图像具有以下几个性质:

性质 1. 地平面上的物体在两个时刻图像上对应的像素对齐到相同的图像坐标下.

性质 2. 两幅图像之间的对极线平行.

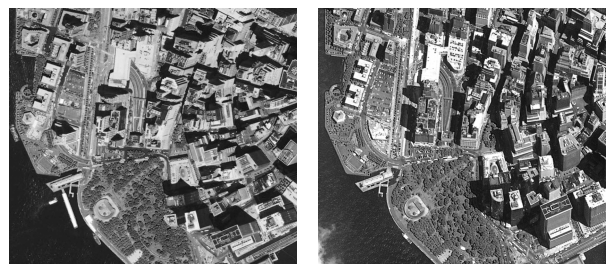
性质 3. 场景中的平行直线段在每幅经过配准图像中的投影直线段仍然平行.

配准后并截取公共部分得到的两幅图像 I_{t1} 和 I_{t2} 如图 2 (a) 和图 2 (b) 所示. 由性质 1, 可见地面物体对齐到相同的图像坐标系下, 可以观察到地面物体的配准误差一般在两个像素以内. 图像的大小为 858 像素 \times 766 像素, 覆盖实际面积约为 0.6 km².

例子中两幅图像之间的拍摄视角和光照方向都存在显著不同. 尤其是视角不同引起的图像变化在这两幅图像之间表现得十分明显. 图 3 是 I_{t1} 和 I_{t2} 的右下角局部, 图中标出了三对对应点的位置 (A_1, A_2) 、 (B_1, B_2) 和 (C_1, C_2) . 从对应点在两幅图像上位置的差异可以看出视差现象十分明显 (注意两幅图像中的地面物体对齐到相同的图像坐标下). 高层建筑物由于视角变化而产生的遮挡现象也很明显, 不妨记图像中的方位为上北下南、左西右东, 则可见左图中的高层建筑物呈现出向东的侧面, 而右图中的高层建筑物呈现出向西和向南的侧面. 按照

性质 2, 两幅图像中的对极线平行, 本文通过手工选取一双对应点来确定两幅图像之间的对极线方向. 实际中, 这个方向可以通过传感器记录的拍摄角度计算出来, 也可以通过图像特征匹配方法自动求取.

两幅配准图像中的几个关键的方向为变化检测提供了重要的约束, 包括太阳光线在两幅图像中的方



(a) I_{t1} 时刻图像 I_{t1} (b) I_{t2} 时刻图像 I_{t2}
(a) Image I_{t1} for time $t1$ (b) Image I_{t2} for time $t2$

图 2 按照地面配准后的两幅 Ikonos 图像

Fig. 2 Ikonos images after ground registration



(a) 图像 I_{t1} 局部 (b) 图像 I_{t2} 局部
(a) Sub-image of I_{t1} (b) Sub-image of I_{t2}

图 3 两幅图像之间的对应点示例

Fig. 3 Corresponding points between the image pair

向、场景中地平面垂线在两幅图像中的方向、场景中地面垂线的阴影方向在两幅图像中的方向. 对于场景中某个高于地平面的点在一幅图像中的像点, 可以按照上述三个方向在这幅图像中确定一个三角形, 我们称之为这个图像点的城市变化检测几何特征约束三角形, 简称几何特征三角形 (Geometrical feature triangle, GFT). 例如, 图像 I_{t1} 中某点 P_1 对应的几何特征三角形 $P_1R_1S_1$ 和图像 I_{t2} 中某点 P_2 对应的几何特征三角形 $P_2R_2S_2$ 如图 4 所示. 由图 4 可见, 点 P_1 对应于某高层建筑物矩形屋顶的一个顶点, 直线段 P_1R_1 是这座高层建筑物某侧面上的垂直边缘在图像中的成像, 点 S_1 是阳光经过点 P_1 对应的物点投在地平面上的阴影点在图像中的像, 点 R_1 是经过点 P_1 对应的物点的垂直直线与地平面的交点在图像上的像 (这个交点一般位于建筑物的底部), 直线段 R_1S_1 的方向代表了场景中地平面垂线在地平面上阴影的方向. 三角形 $P_2R_2S_2$ 的定义与此相似. 实际上, 场景中每一个高于地平面的点都可以在每幅图像上对应一个几何特征三角形. 由于三维物体的遮挡, 这个三角形中的一条边或多条边未必在图像中全部可见. 这里需要说明的是, 图中的 P_1 和 P_2 并不是对应点, 但由于 P_1 和 P_2 对应的物点位于同一个平顶建筑的屋顶, 它们的视差相同, 这个结论可以由性质 3 直接推出.



(a) 图 I_{t1} 中的几何特征三角形 (b) 图 I_{t2} 中的几何特征三角形
(a) An example of GFT in I_{t1} (b) An example of GFT in I_{t2}

图 4 几何特征三角形示例

Fig. 4 Examples of geometrical feature triangles

需要说明的是, 在一些特殊的情况下, 几何特征三角形将退化为一条直线段或一个点. 按照定义, 几何特征三角形的形状受到下列三个方向的影响: 相机拍摄方向、场景中的地平面垂线方向和太阳光线入射方向. 当这三个方向中的任意两个方向平行时, 几何特征三角形将退化为一条直线段. 当这三个方向全部平行时, 几何特征三角形退化成一个点. 以几何特征三角形 $P_1R_1S_1$ 举例说明: 当拍摄方向平行于地面垂线方向时, 点 P_1 和点 R_1 重合, 高层建筑物侧面区域在图像上不出现; 当光照方向平行于地面垂线方向时, 点 R_1 和点 S_1 重合, 建筑物地面阴影区域在图像上不出现; 当拍摄方向平行于光照方向时, 点 P_1 和点 S_1 重合, 建筑物地面阴影区域被

建筑物本体遮挡而在图像上不可见. 当三个方向都重合时, 点 P_1 、点 R_1 和点 S_1 重合, 建筑物侧面区域和建筑物地面阴影区域在图像上都不出现. 当几何特征三角形发生退化的情况时, 本文只处理余下来的一条边或者一个点, 相应的定义作适当调整, 受篇幅所限后文各处不再重复说明.

几何特征三角形具有下列有用的性质: 同一幅图像中两个不同图像点对应的两个几何特征三角形相似, 且它们对应边长度的比例等于这两个点在两幅配准图像中像点视差大小的比例. 该性质的证明见本文的附录. 由此, 只需在每幅图像中指定一个点的几何特征三角形并确定这个点的视差, 就可以得知这幅图像中任意一点的几何特征三角形的形状, 并可以由该点的视差计算出这个几何特征三角形的大小. 本文通过手工的方式完成上述几何标定, 即在两幅图像中各选择三个点确定一个特征三角形并找出其对应点的视差. 实际工程中的遥感传感器往往可以提供拍摄图像时的相机姿态参数, 在未来的工作中将结合这些数据设计算法自动完成这部分工作.

图 4 中所示的两个几何特征三角形视差相同, 在两幅图像中的三条边均为可见, 且来自场景中最高的建筑物之一. 我们使用像这样的一对几何特征三角形来定量估计拍摄视角变化和光照方向变化对变化检测问题的影响程度. 通过平移两个几何特征三角形可以将 R_1 和 R_2 对齐, 将平移后的两个几何特征三角形仍然记为三角形 $P_1R_1S_1$ 和三角形 $P_2R_2S_2$, 则 P_1 和 P_2 的欧氏距离 $|P_1P_2|$ 反映了拍摄视角变化造成的视差大小, S_1 和 S_2 的欧氏距离 $|S_1S_2|$ 反映了光照方向变化造成的阴影变化的大小. 这个例子中, $|P_1P_2| = 93$ 像素, $|S_1S_2| = 21$ 像素. 对于空间分辨率为 1m 的 Ikonos 图像, 这意味着场景中同一物点在两幅图像上的视差位移可能达到实际距离中的 93m, 阴影点的位移可能达到 21m. 当算法意图在单个建筑的尺度上检测城市变化时 (如 $15\text{m} \times 15\text{m}$ 的方形建筑), 上述视角和光照的变化情况都会产生严重的干扰.

2.2 特殊图像区域的单独处理

图 2 中的纽约曼哈顿城区是一个典型的复杂城市市场景, 其中包括多种类型的城市基础设施, 如大型高层建筑、密集建筑群、机动车道路、停车坪等, 在这个例子中还包括大片公园绿地形成的植被区域、临近海港的大片水体区域以及码头设施.

城市中类型相近的设施经常聚集在一起形成大片的城市区域. 在不同类型的城市区域中, 城市建筑用地区域是经常出现的城市区域. 由于这些区域包含大量的三维高层建筑物, 因此视角和光照变化对这类区域图像特征的影响尤为显著, 本文将在下文

集中研究这类区域中的变化检测问题。

除此以外的某些特殊性质城市区域, 由于不包含高层建筑物, 因此受视角和光照变化的影响较小, 例如大面积植被区域、大面积水体区域和大量地面区域. 本文将首先从两幅配准的图像中提取上述这三种特殊区域, 然后根据问题的先验知识约束使用特殊的变化检测方法对其进行单独处理.

下面首先对提取这些特殊性质区域的方法做简要的介绍. 为了提取大面积植被区域, 先根据颜色和纹理特征对每个像素进行分类以提取出植被像素, 然后使用数学形态学方法将邻近的植被像素连接成植被区域, 最后根据面积大小提取出实际面积超过 3000 m^2 的区域作为大面积植被区域. 提取大面积水体区域的方法与此类似. 根据第 2.1 节中的性质 1, 地面物体在两幅配准图像上的图像位置相同, 因此可以通过提取两幅图像相同位置处的匹配点来提取地面物体, 将相邻的匹配点聚类形成点群, 每个点群占据一定的地面区域, 将其中占据实际面积超过 3000 m^2 的区域作为大面积地面区域.

由于上述这些特殊区域受视角和光照变化的影响较小, 其中的物体变化主要表现为灰度明显变化且占据一定大小的图像区域. 本文使用传统的基于像素比较的方法进行变化检测, 并对结果进行数学形态学处理, 将每个包含变化区域的最小矩形作为检测结果输出. 本文主要讨论城市建筑区在视角和光照显著变化时的变化检测问题, 因此这部分算法在这里不再详细论述. 特殊区域的提取结果以及其中的变化检测结果如图 5 所示, 图中的不同灰度标出了不同类型的特殊区域, 其中显示的大面积水体区域和大量植被区域是从 I_{t2} 中提取的, 黑色方框标示了在这些特殊类型区域中的变化检测结果.

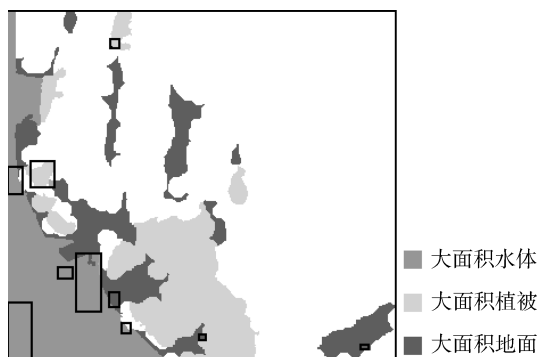


图 5 特殊区域和其中的变化检测结果

Fig. 5 Special regions and the change detection results

2.3 图像特征匹配

特殊区域提取完成后, 将在剩余的城市建筑用地区域内进行图像特征匹配, 其目的是为了提取两

幅图像之间的无变化区域. 本文只提取两类无变化区域, 一类是无变化地平面区域, 另一类是无变化建筑物的顶部区域. 相对建筑物本身的高度, 建筑物顶部的高度起伏可以忽略, 因此可以认为建筑物的顶部是平行于地平面的平面. 上述两类区域在两幅图像上的特点是: 1) 由第 2.1 节中的性质 1, 无变化地平面区域在两幅配准图像上的位置相互重合; 2) 由第 2.1 节中的性质 2 和性质 3 可以推出, 无变化建筑物顶部区域在两幅配准图像的对极线方向上相差一个平移变换; 3) 无变化区域在两幅图像上具有相似的图像特征; 4) 无变化区域具有一定的面积. 根据这些特点, 本文使用了一种结合多种类型图像特征的匹配方法来提取这些区域. 使用多种类型的图像特征是由于随着建筑物类型的不同, 适合用来表达这些建筑的图像特征也不相同. 本文使用了两类区域特征, 即最稳定极值区域 (Maximally stable extremal regions, MSER) 特征^[24] 和使用 Mean shift 分割算法^[25] 得到的区域特征, 它们对应着大面积无纹理的建筑区域. 另一方面, 本文还使用了边缘点特征来匹配纹理结构丰富的建筑区域. 对于每一类特征, 分别在两幅图像的对极线方向上搜索对应的匹配特征, 然后根据图像距离和视差大小将初始的匹配特征进行聚类, 聚类结果中只有占据足够大图像面积的区域被保留下来作为匹配结果. 对于每个边缘点可以使用其周围的一个方形邻域代表这个点对应的区域, 对于每个聚类得到的点群, 将这些邻域连成一个区域从而可以得到这个匹配点群所对应的匹配区域. 在搜索对应特征的过程中, 第 2.2 节中提取出的特殊性质区域将被排除在搜索范围之外以减少错误匹配的可能.

图 6 (见下页) 显示了图像特征匹配的结果, 其中图 6(a) 是使用 MSER 和 Mean shift 区域得到的匹配区域, 图中区域的灰度深浅代表匹配区域在两幅图像之间的视差大小. 使用边缘点匹配聚类特征得到的匹配区域如图 6(b) 所示, 将图 6(a) 和图 6(b) 相结合得到的匹配结果如图 6(c) 所示. 和图 2 中的原图像相比较, 可见大部分没有变化的建筑物屋顶部分被成功地提取出来. 图 6 右边灰度图例的数值单位为像素, 其数值大小代表该点在这两幅图像之间视差位移的图像距离.

2.4 变化盲区

上文介绍的图像特征匹配方法只提取满足平移变换的匹配区域, 这样的区域是由场景中平行于地面的平面物体形成的, 在城市建筑用地区域中, 这样的匹配区域通常是没有发生变化的建筑物屋顶. 结合几何特征三角形, 可以计算出这些无变化高层建筑在每幅图像上产生的变化盲区. 如本文第 1 节所

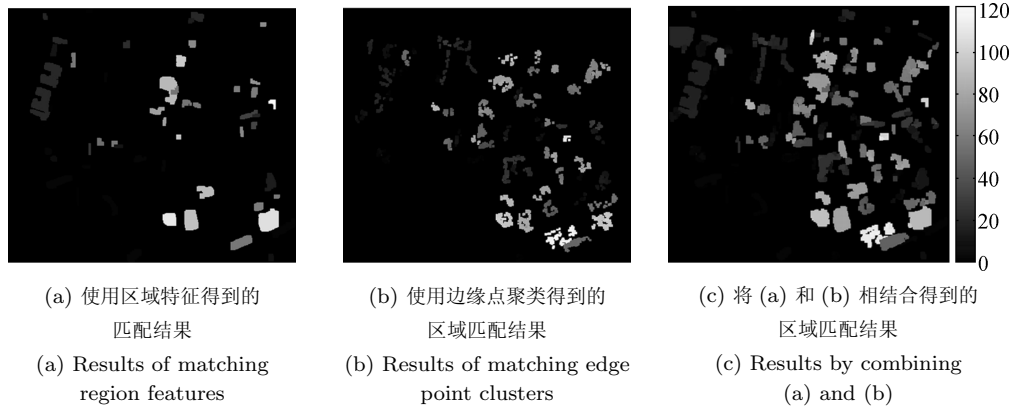


图 6 本文方法得到的图像特征匹配结果

Fig. 6 Image feature matching results

述, 本文主要考虑三种变化盲区: 无变化建筑物侧面区域、无变化建筑互遮挡区域和无变化建筑地面阴影区域, 下面分别介绍它们的计算方法。

将区域考虑为像素的集合, 可以将区域匹配的结果表示为像素匹配点对的集合 $Match = \{(\mathbf{p}_i^{t1}, \mathbf{p}_i^{t2}, d_i)\}$, 其中 \mathbf{p}_i^{t1} 和 \mathbf{p}_i^{t2} 分别是第 i 对匹配点 P_i^{t1} 和 P_i^{t2} 在图像 I_{t1} 和图像 I_{t2} 中的坐标: $\mathbf{p}_i^{t1} = [x_i^{t1}, y_i^{t1}]$, $\mathbf{p}_i^{t2} = [x_i^{t2}, y_i^{t2}]$. d_i 表示这对匹配点在两幅图像间的视差大小。

2.4.1 无变化建筑物侧面区域

记图像 I_{t1} 和 I_{t2} 中无变化建筑物的侧面区域分别为二值图像 $SIDE_{t1}$ 和 $SIDE_{t2}$. 其中 $SIDE_{t1}$ 与图像 I_{t1} 的大小相同, $SIDE_{t1}(x, y) = 1$ 表示图像 I_{t1} 的像素 $[x, y]$ 属于建筑物的侧面区域, $SIDE_{t2}$ 的含义与此类似. 按照下面方法计算二值图像 $SIDE_{t1}$. 首先初始化 $SIDE_{t1}$ 为零图像, 然后扫描图像的每个像素位置 $[x, y]$, 只有当 $[x, y]$ 处的下列条件同时成立时令 $SIDE_{t1}(x, y) = 1$, 否则仍令 $SIDE_{t1}(x, y) = 0$: 1) 点 $[x, y]$ 在某个匹配点 P_i^{t1} 对应的几何特征三角形 $P_i^{t1}R_i^{t1}S_i^{t1}$ 的边 $P_i^{t1}R_i^{t1}$ 上, 其中 P_i^{t1} 对应的视差 $d_i \neq 0$; 2) 点 $[x, y]$ 不属于匹配点集合 $\{\mathbf{p}_i^{t1}\}$. $SIDE_{t2}$ 按照类似的方式计算。

为了清楚显示变化盲区在原图上的位置, 将变化盲区的检测结果叠加显示在图 3 中的局部图像上. 图 7(a) 和图 7(b) (见下页) 中, 将原图像的亮度降低, 高亮度显示的图像区域是计算得到的无变化建筑侧面对应的图像区域, 这些区域中的像素对应于二值图像 $SIDE_{t1}$ 和 $SIDE_{t2}$ 中值为 1 的像素。

2.4.2 建筑物互遮挡区域

记两幅图像中建筑物的互相遮挡区域分别为二值图像 $OCCLUSION_{t1}$ 和 $OCCLUSION_{t2}$. 则对于图像 $OCCLUSION_{t1}$ 中的每个像素, 仅当下列条件同时成立时令 $OCCLUSION_{t1}(x, y) = 1$,

否则令 $OCCLUSION_{t1}(x, y) = 0$: 1) 点 $[x, y]$ 在 I_{t1} 中不属于匹配集合 $\{\mathbf{p}_i^{t1}\}$; 2) 点 $[x, y]$ 在 I_{t1} 中不是侧面区域, 即 $SIDE_{t1}(x, y) = 0$; 3) 点 $[x, y]$ 在 I_{t2} 中属于匹配集合 $\{\mathbf{p}_i^{t2}\}$, 或者属于建筑侧面区域 $SIDE_{t2}(x, y) = 1$. $OCCLUSION_{t2}$ 可以按照类似的方式计算。

图 7(c) 和图 7(d) 中高亮度的图像区域是计算得到的建筑物互遮挡区域, 这些区域在另一幅图像中被高层建筑物的顶部或侧面遮挡而不可见. 如在图 7(d) 中, 箭头所指的高亮度区域对应场景中某大楼西侧的一片地面区域, 这片区域在图 7(c) 的视角下被这座大楼的顶部遮挡而在图像上不可见。

2.4.3 无变化建筑物地面阴影区域

记两幅图像中无变化建筑物地面阴影区域分别为二值图像 $SHADOW_{t1}$ 和 $SHADOW_{t2}$. 则对于图像 $SHADOW_{t1}$ 中的每个像素, 仅当同时满足下列条件时 $SHADOW_{t1}(x, y) = 1$, 否则令 $SHADOW_{t1}(x, y) = 0$: 1) 点 $[x, y]$ 在匹配点 P_i^{t1} 对应的几何特征三角形 $P_i^{t1}R_i^{t1}S_i^{t1}$ 的边 $S_i^{t1}R_i^{t1}$ 上, P_i^{t1} 对应的视差 $d_i \neq 0$; 2) 点 $[x, y]$ 在 I_{t1} 中不属于匹配集合 $\{\mathbf{p}_i^{t1}\}$; 3) 点 $[x, y]$ 在 I_{t1} 中不是侧面区域, 即 $SIDE_{t1}(x, y) = 0$. $SHADOW_{t2}$ 可以按照类似的方式计算. 图 7(e) 和图 7(f) 显示了计算得到的建筑物地面阴影区域. 本文另外利用 Mean shift 算法^[23] 对灰度图像进行分割得到亮度灰暗的图像区域, 当这些分割所得到的区域同时符合上述计算预测的区域时被认为是最终的阴影区域. 最终得到的建筑物阴影区域 $SHADOW_{t1}$ 和 $SHADOW_{t2}$ 如图 7(g) 和图 7(h) 所示。

如第 2.1 节中的说明, 在一些特殊情况下几何特征三角形将发生退化情况. 当退化情况发生时, 几何特征三角形的某条边消失将导致相应的变化盲区消失. 这种情况与图像的实际成像过程相吻合, 因此

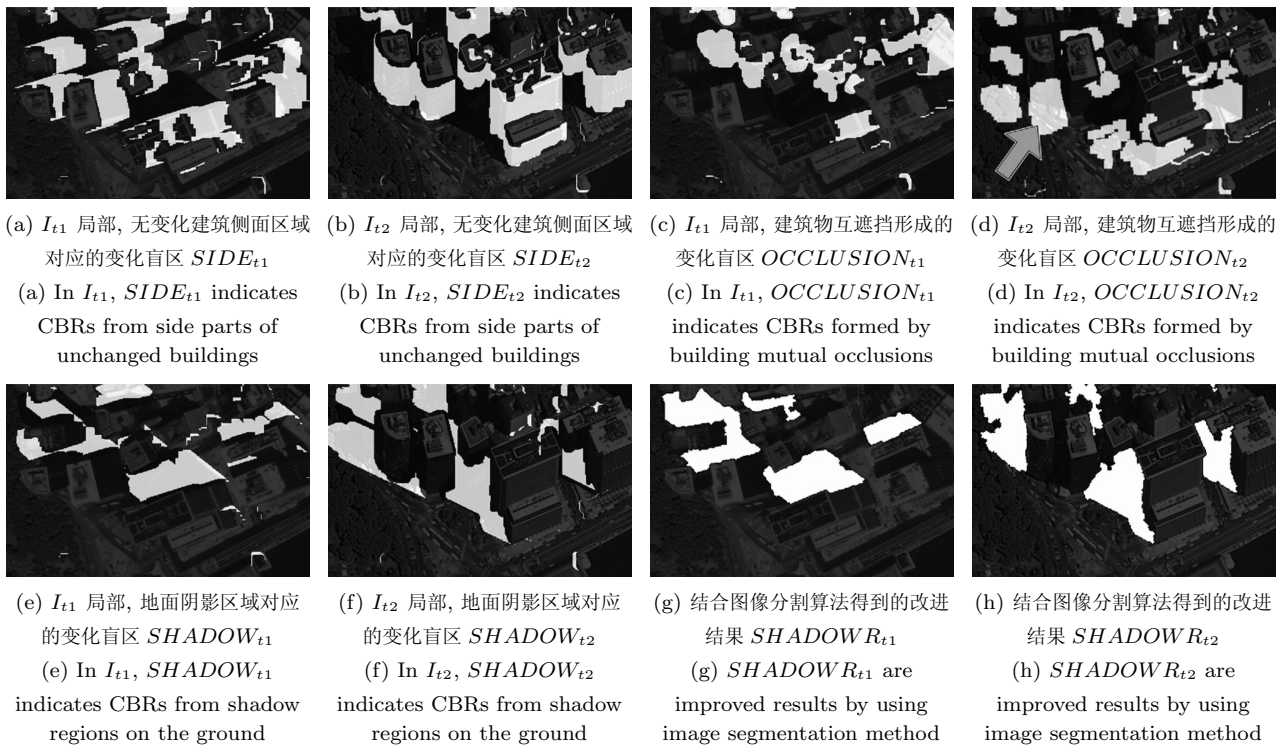


图 7 无变化高层建筑物导致的变化盲区

Fig. 7 Detected change blindness regions (CBR) induced by unchanged tall buildings

并不影响本文算法对虚假变化的处理. 例如, 当拍摄方向垂直于地面时, 实际图像中的建筑物侧面图像不出现, 因此不会带来虚假的图像变化特征; 与此相应, 本文定义的几何特征三角形发生退化只剩下代表阴影区域的一条边, 计算得到的对应于建筑侧面区域的变化盲区面积为零, 因此算法不对建筑物侧面区域的问题进行处理.

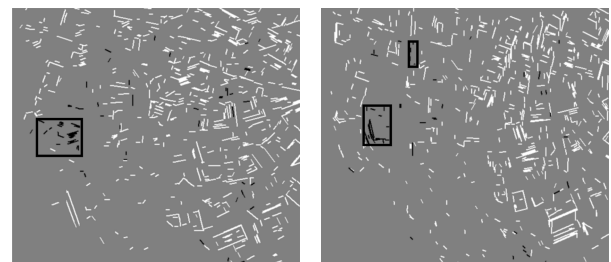
2.5 变化检测

为了检测城市变化, 使用文献 [12] 中的方法提取两幅图像之间的变化直线段, 将位于特殊性质区域、无变化区域和变化盲区中的变化直线段去除, 结果如图 8 所示. 图中标为白色的变化直线段是被去除的上述三种虚假变化直线段, 标为黑色的变化直线段是剩余的变化直线段. 使用文献 [12] 中的方法对剩余的变化直线段进行聚类, 得到的结果叠加在图 8 中, 其中的方框包含了聚类得到的直线段群, 并作为检测结果输出. 其中在 I_{t1} 中的变化直线段群意味着只存在于时刻 $t1$ 的城市目标, 同理在 I_{t2} 中检测到的变化直线段群对应于只存在于时刻 $t2$ 的城市目标.

2.6 变化检测结果的整合

第 2.2 节特殊区域中的变化检测结果和第 2.5 节基于直线段群的变化检测结果都是以矩形方框的

形式输出的. 将这些结果都作为算法最后的输出, 如图 9 (见下页) 所示, 其中白色方框代表在特殊区域中检测到的变化, 黑色虚线方框代表在时刻 $t1$ 存在而在时刻 $t2$ 不存在的城市目标, 黑色实线方框代表在时刻 $t2$ 存在而在时刻 $t1$ 不存在的城市目标. 可以观察到, 场景中部偏左处的位置在时刻 $t1$ 是一座



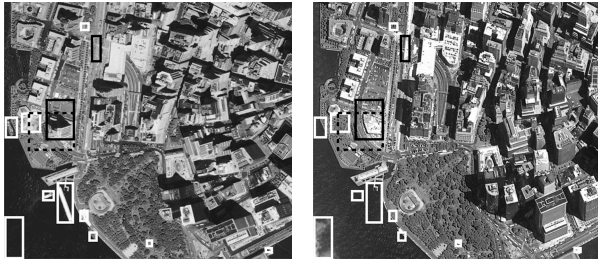
(a) I_{t1} 中的变化直线段检测结果 (a) Changed detection results with the line segments in I_{t1}

(b) I_{t2} 中的变化直线段检测结果 (b) Changed detection results with the line segments in I_{t2}

图 8 变化直线段提取和变化检测的结果 (虚假变化直线段显示为白色, 其余的变化直线段显示为黑色. 图中方框显示了聚类得到的变化直线段群)

Fig. 8 The results of changed line segment extraction and clustering (False line segment change detections are labeled as white, the rest are labeled as black. Each line segment cluster is displayed by a black rectangle that encloses it.)

高层建筑, 在时刻 t_2 是一处露天场地, 两个时刻都具有明显的直线段特征, 因此在两个时刻都被检测出来.



(a) 变化检测结果显示在图像 I_{t1} 中

(b) 变化检测结果显示在图像 I_{t2} 中

(a) Change detection results displayed in I_{t1}

(b) Change detection results displayed in I_{t2}

图 9 最终的变化检测结果 (其中白色方框表示在特殊区域中检测到的变化, 黑色虚线方框表示只在时刻 t_1 存在的城市目标, 黑色实线方框代表只在时刻 t_2 存在的城市目标)

Fig. 9 Final change detection results (White rectangles indicate changes detected in the special regions, black dotted rectangles indicate urban targets present only in t_1 , and black solid rectangles indicate urban targets present only in t_2 .)

3 实验结果

本文使用 Ikonos 图像, Quickbird 图像和航空图像对提出的算法进行了测试并与文献 [12] 中的方法进行了比较实验. 本文使用的实验数据如表 1 所示, 两种方法实验结果的比较如表 2 所示.

表 1 本文实验使用的遥感数据

Table 1 Remote sensing data used in the experiments

地点	数据类型	拍摄时间	分辨率 (m)	面积 (km ²)
纽约	Ikonos	2000, 2002	1	1.2
贝鲁特	Quickbird	2003, 2005	0.61	1.1
华盛顿	Quickbird	2001, 2002	0.61	1.4
北京	航空图像	2002, 2003	0.2	0.4

为了定量评价算法性能, 下面将定义变化检测算法的检测率、误报率和正确率. 检测率代表了对于

场景中所有的真实变化算法能够正确进行检测的概率; 误报率代表了算法从没有发生变化的区域检测出变化的概率; 正确率代表了算法检测到的区域中包含了真实变化的概率. 高空间分辨率遥感图像呈现出丰富的建筑物几何结构细节和纹理细节, 使用肉眼可以比较准确地判断场景中物体的类型, 因此我们将手工标记的变化区域作为真实情况, 记之为真实变化区域集合 $RC = \{RealChR_i\}$. 图 10(a) 和 10(b) (见下页) 显示了本节所用的示例图像, 高亮度显示的区域是人工勾画出的场景中物体发生了变化的区域. 对于某真实变化区域, 如果它与算法检测到的变化区域交集的面积大于其自身面积的 50%, 则称此区域为算法正确检测到的真实变化区域, 记所有算法正确检测到的真实变化区域的集合为 $VRC = \{VRealChR_k\}$. 如下定义变化检测算法的检测率 $VRate$, 其中 $A(\cdot)$ 代表求取面积

$$VRate = \frac{\sum_k A(VRealChR_k)}{\sum_i A(RealChR_i)} \quad (1)$$

对于检测到的变化区域, 如果其中不包含任何真实变化, 则称此区域为算法的错误检测区域, 记所有算法的错误检测区域的集合为 $FChange = \{FRec_m\}$. 定义变化检测的误报率 $FRate$ 为

$$FRate = \frac{\sum_m A(FRec_m)}{A(I_{t1}) - \sum_i A(RealChR_i)} \quad (2)$$

对于检测到的变化区域, 如果其中包含了真实变化, 则称此区域为算法的正确检测区域, 记所有算法的正确检测区域的集合为 $CChange = CRec_n$. 定义变化检测算法的正确率 $CRate$ 为

$$CRate = \frac{\sum_n A(CRec_n)}{\sum_n A(CRec_n) + \sum_m A(FRec_m)} \quad (3)$$

表 2 文献 [12] 方法与本文方法的实验结果比较

Table 2 Experimental result comparison between the method in [12] and our method

地点	P_1P_2 (m)	S_1S_2 (m)	文献 [12] 方法的实验结果				本文方法的实验结果			
			检测率 (%)	误报率 (%)	正确率 (%)	耗时 (min)	检测率 (%)	误报率 (%)	正确率 (%)	耗时 (min)
纽约	93	21	97.5	65.4	23.2	5.1	88.3	7.4	90.2	13.3
贝鲁特	6	24	95.4	6.9	92.4	12.1	90.7	6.2	91.3	27.9
华盛顿	7	5	98.6	5.1	91.7	14.5	94.8	4.3	92.1	37.1
北京	42	68	96.7	54.7	36.4	11.4	92.2	6.1	93.4	24.6

我们使用第 2.1 节中介绍的方法对两幅图像之间拍摄视角变化和光照方向变化的影响进行了定量评价. 为了便于在不同空间分辨率的图像之间统一评价, 将 $|P_1P_2|$ 和 $|S_1S_2|$ 的单位按照像素空间分辨率统一换算为米. $|P_1P_2|$ 反映了两幅图像拍摄视角变化引起的高层建筑物的视差大小, 而视差又和建筑物自遮挡和互遮挡情况紧密相关, 因此可以使用 $|P_1P_2|$ 来度量拍摄视角变化给变化检测问题带来的困难. $|S_1S_2|$ 反映了两幅图像之间光照变化引起的高层建筑物地面阴影的变化情况, $|S_1S_2|$ 数值越大, 阴影的形状、面积、分布情况在两幅图像之间的变化越剧烈. 各组实验数据的 $|P_1P_2|$ 和 $|S_1S_2|$ 数值显示在表 2 中, 由表 2 可见在部分数据中, $|P_1P_2|$ 和 $|S_1S_2|$ 的数值已经超过或远大于单个建筑物的物理尺度 (如 $15\text{ m} \times 15\text{ m}$ 的房屋).

表 2 显示了文献 [12] 方法与本文方法的实验结果. 从 $|P_1P_2|$ 的数值可见在贝鲁特和华盛顿数据中, 视角变化引起的视差位移小于单个建筑物的尺度, 在这种视角变化不大的情况下, 两种方法的性能相当. 在检测率上文献 [12] 方法略优于本文的方法, 这是由于引入变化盲区在去除虚假变化时也可能去除某些正确变化. 但当视角变化和光照变化显著时, 如纽约和北京数据, 文献 [12] 方法的误报率显著增高, 正确率显著下降, 而本文的方法仍然可以保持较高的检测率、正确率和较低的误报率. 本文算法的平均检测率为 91.5%, 平均正确率为 91.5%, 平均误报率为 5.9%.

图 10(c) 是将两幅配准图像经过灰度归一化后做减法然后取绝对值得到的差值绝对值图像, 差值越大表现为像素灰度越亮. 与图 10(a) 和 10(b) 中的真实变化比较可见由视角和光照变化导致的虚假图像变化密集地分布在图像之中. 大部分传统变化检测方法对两幅配准图像相同位置的像素灰度属性进行比较从而提取变化^[4-5], 由图 10(c) 可见真实变化像素的位置被围绕在众多的变化像素中很难提取, 因此这类方法将产生大量的错误检测, 无法用于本文的问题.

文献 [12] 使用 SIFT 方法匹配图像特征以提取无变化区域, 图 10(d) 显示了使用这种方法对纽约数据进行实验的匹配结果, 算法分别从两幅图像中提取了 13 340 个特征点和 11 403 个特征点, 其中有 55 点找到匹配, 正确匹配 31 处. 对比原图可见这些匹配结果只覆盖了部分无变化区域; 另一方面, 这些匹配结果无法处理大量在变化盲区中出现的虚假变化. 图 10(e) 和图 10(f) 分别显示了两种方法的变化检测结果, 其中人工标注的真实变化显示为灰色背景上的黑色区域. 由于不能正确地去除多数虚假变化直线段, 虽然文献 [12] 的方法算法取得了很高

的检测率, 但如图 10(e) 所示也产生了大量错误检测, 算法正确率仅为 23.2%, 误报率为 65.4%.

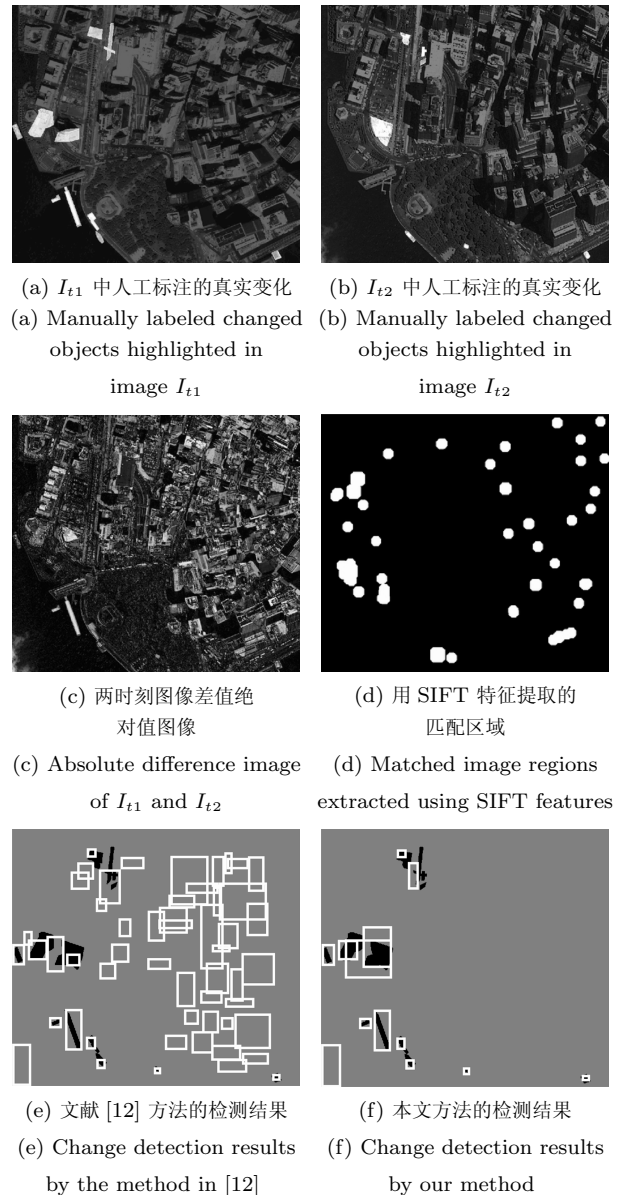


图 10 变化检测结果比较 (其中白色矩形表示变化检测结果, 黑色区域表示人工标注结果)

Fig. 10 Comparison of change detection results (White rectangles indicate detected urban changes, and black regions indicate real changes by manual label.)

由图 10(f) 可见本文算法的检测结果与真实情况十分接近. 其中算法将原图左下角的一处云雾检测为变化, 而人工标注认为这并非是场景中的建筑变化, 这类界定不明显的变化源于城市变化检测问题的复杂性和多样性, 在实际中往往需要借助专家知识并参考具体应用背景的要求才能作出正确判断.

关于本文算法的几点说明:

1) 本文算法的一个关键步骤是匹配无变化建筑

物顶部的图像区域. 在实验中发现, 即使这些匹配区域的边界并不十分准确, 甚至区域本身的提取并不完整, 算法依然可以正确地去掉很多虚假变化特征. 这是由于算法使用变化盲区来去除虚假变化特征, 而不同匹配区域的变化盲区可能存在互相重合. 当某部分匹配区域没有被正确检测到, 它对应的变化盲区仍有可能被邻近的其他匹配区域的变化盲区所包含. 这说明算法设计的重点应该在于特征匹配的正确性, 而对于边界精度和提取的完整性的要求则可以适当放宽.

2) 实验中算法的某些“误检测”是由于变化盲区的漏检测造成的. 而变化盲区的漏检测是由于算法没有成功提取出附近的无变化高层建筑物顶部. 观察这部分图像样例发现, 尽管这部分建筑物本身的形状、结构、高度没有发生变化, 但是建筑物顶部的图像特征往往呈现出较明显的不同, 从而导致算法无法找到匹配. 导致无变化建筑物顶部图像不同的原因比较复杂, 也不排除可能真的发生了某种变化. 因此, 这部分“误检测”也可以用作发现某些真实变化的一个预处理.

3) 提高算法的性能意味着追求更高的检测率、更高的正确率和更低的误报率. 事实上, 当提高算法的检测率时误报率也会相应上升. 当实际应用中需要检测重要的目标变化时, 往往需要优先保证算法的检测率. 可以通过设定算法的阈值来调整算法的敏感程度. 对于本文的变化检测算法, 通过调整下列算法过程中的阈值可以提高算法的检测率: a) 减小直线段检测中的长度阈值; b) 提高判断变化直线段时的敏感阈值; c) 增大直线段聚类参数. 城市遥感变化检测是一个与实际应用紧密结合的问题, 图像特征的大小与实际场景中物体的物理尺寸相关, 所以在设定这些参数的时候需要考虑实际应用的具体背景需求. 根据实际需求, 设计自适应的阈值选择算法也是本文下一步的努力方向之一.

4) 目前使用 Matlab 程序实现本文算法, 在 Pentium IV 3.0GHz CPU、内存为 1G 的 PC 上处理两幅 1600 像素 \times 1200 像素的图像平均用时约为 14.2 min. 本文算法在文献 [12] 算法的基础上, 增加了对于显著视角变化和光照变化的处理, 因此计算复杂度要高于文献 [12] 的方法. 由表 2 的数据可见, 处理相同数据本文算法所需的计算时间大约为文献 [12] 方法所需时间的 2~3 倍.

4 总结

本文探讨使用计算机视觉的最新技术来进行城市变化检测, 尤其是讨论了如何解决视角和光照显著变化时的问题. 这些问题主要来自没有变化的高

层建筑的图像变化, 包括其顶部的大幅视差、侧面的几何变形和遮挡、建筑物的互相遮挡以及建筑物在地面上阴影的复杂变化. 在这些情况下, 提取没有发生变化的高层建筑物是去除虚假图像变化的必要步骤. 本文分析并利用了问题中的多种几何约束以简化提取方法, 使用多种不同类型的图像特征进行匹配以提取不同类型的建筑顶部. 对于没有变化的高层建筑, 本文提出了变化盲区的概念来去除它们引起的虚假图像变化, 可以显著地减少算法的误检测. 使用真实遥感图像的实验证明了本文方法的合理性. 使用两幅图像进行城市变化检测是个十分复杂的问题, 本文尝试使用计算机视觉的方法来探讨这个问题, 尽管取得了一些有益的结果, 但仍有很多问题需要进一步深入研究, 如光照方向变化时的特征选择和匹配、匹配确信程度的衡量等.

附录

已知. 在时刻 t_1 位于三维空间中的地平面 GND 和其上方的两个三维点 $P_{t_1}^M$ 和 $P_{t_1}^N$. 记点 $P_{t_1}^M$ 在平面 GND 上的垂足为点 $R_{t_1}^M$, 经过点 $P_{t_1}^M$ 的太阳光线在平面 GND 上的投影点为 $S_{t_1}^M$. 同理可以定义 $R_{t_1}^N$ 和 $S_{t_1}^N$. 按照同样的方式定义在时刻 t_2 的点 $P_{t_2}^M$, $R_{t_2}^M$, $S_{t_2}^M$, $P_{t_2}^N$, $R_{t_2}^N$ 和 $S_{t_2}^N$. 假设这两点在时刻 t_1 和时刻 t_2 之间没有发生变化, 即 $P_{t_1}^M$ 与 $P_{t_2}^M$ 位置重合, $P_{t_1}^N$ 与 $P_{t_2}^N$ 位置重合. 经过弱透视投影模型得到两个时刻的两幅图像, 将这两幅图像按照本文第 2.1 节中的方法经过一个全局相似变换按照地平面进行配准, 得到的两幅图像为 I_{t_1} 和 I_{t_2} . 记 $P_{t_1}^M$, $R_{t_1}^M$ 和 $S_{t_1}^M$ 在图像 I_{t_1} 中的像点分别为 P_1^M , R_1^M 和 S_1^M . 则按照本文的定义, 像点 P_1^M 的几何特征三角形为 $\triangle P_1^M R_1^M S_1^M$. 同理, 像点 P_1^N 的几何特征三角形为 $\triangle P_1^N R_1^N S_1^N$. 点 P_1^M 在图像 I_{t_2} 中的对应像点为 P_2^M , 所以点 P_1^M 的视差大小为 P_1^M 与 P_2^M 两点之间的欧氏距离 $D(P_1^M, P_2^M)$. 同理, 点 P_1^N 的视差大小为 $D(P_1^N, P_2^N)$. 则下列两个命题成立:

命题 1. 点 P_1^M 和点 P_1^N 的几何特征三角形相似, 即

$$\triangle P_1^M P_1^M P_1^M \sim \triangle P_1^N P_1^N P_1^N$$

证明. 按照定义, 知 $P_{t_1}^M R_{t_1}^M$ 和 $P_{t_1}^N R_{t_1}^N$ 为垂直于同一平面 GND 的直线段, 又知入射的太阳光线等效为平行光源, 因此易证三维空间中 $\triangle P_{t_1}^M R_{t_1}^M S_{t_1}^M$ 和 $\triangle P_{t_1}^N R_{t_1}^N S_{t_1}^N$ 相似. 从原来的三维空间到配准后的图像 I_{t_1} 经过了两个变换, 即成像过程中从三维到二维的弱透视投影变换和图像配准中的相似变换. 其中的弱透视投影变换等效为一个平行投影变换和一个尺度缩放变换. 这些变换都保持平行线段之间的平行关系不变. 因此, 图像 I_{t_1} 中 $\triangle P_1^M R_1^M S_1^M$ 和 $\triangle P_1^N R_1^N S_1^N$ 对应边仍然保持平行, 由此得到这两个三角形相似. \square

命题 2. 两个几何特征三角形对应边长度的比例等于这

两点的视差大小的比例, 即:

$$\frac{D(P_1^M, R_1^M)}{D(P_1^N, R_1^N)} = \frac{D(P_1^M, P_2^M)}{D(P_1^N, P_2^N)}$$

证明. 按照本文的图像配准方法, 两个时刻图像中地平面上的对应点重合于相同的图像坐标. 因此, 图像 I_{t1} 中的像点 R_1^M 和图像 I_{t2} 中的像点 R_2^M 的图像坐标重合. 因此, 分别来自两幅图像的像点 P_1^M, R_1^M 和 P_2^M 可以形成三角形 $\triangle P_1^M R_1^M P_2^M$. 同理可形成三角形 $\triangle P_1^N R_1^N P_2^N$. 由于弱透视投影变换和相似变换都不改变平行线段之间的比例关系, 因此可知 $P_1^M R_1^M$ 和 $P_1^N R_1^N$ 之间的比例等于 $P_2^M R_1^M$ 和 $P_2^N R_1^N$ 之间的比例 (都等于 $P_{t1}^M R_{t1}^M$ 和 $P_{t1}^N R_{t1}^N$ 之间的比例). 又知 $P_1^M R_1^M$ 与 $P_1^N R_1^N$ 平行, 且 $P_2^M R_1^M$ 和 $P_2^N R_1^N$ 平行, 可以推出 $\triangle P_1^M R_1^M P_2^M$ 相似于 $\triangle P_1^N R_1^N P_2^N$. 由相似三角形对应边成比例的性质可以推出原命题成立. \square

References

- Gong Peng, Li Xia, Xu Bing. Interpretation theory and application method development for information extraction from high resolution remotely sensed data. *Journal of Remote Sensing*, 2006, **10**(1): 1–5
(宫鹏, 黎夏, 徐冰. 高分辨率影像解译理论与应用方法中的一些研究问题. 遥感学报, 2006, **10**(1): 1–5)
- Li De-Ren. Change detection from remote sensing images. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2003, **28**(z1): 7–12
(李德仁. 利用遥感影像进行变化检测. 武汉大学学报 (信息科学版), 2003, **28**(z1): 7–12)
- Ma Jian-Wen, Tian Guo-Liang, Wang Chang-Yao, Yan Shou-Xun. Review of the development of remote sensing change detection technology. *Advances in Earth Science*, 2004, **19**(2): 192–196
(马建文, 田国良, 王长耀, 燕守勋. 遥感变化检测技术发展综述. 地球科学进展, 2004, **19**(2): 192–196)
- Radke R J, Andra S, Al-Kofahi O, Roysam B. Image change detection algorithms: a systematic survey. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(3): 294–307
- Carlotto M J. Detection and analysis of change in remotely sensed imagery with application to wide area surveillance. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(1): 189–202
- Huertas A, Nevatia R. Detecting changes in aerial views of man-made structures. In: Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision. Bombay, India: IEEE, 1998. 73–80
- Liu Zhi-Fang, Zhang Ji-Ping, Zhang Jian-Qing, Fan Hong. Change detection in urban areas based on DSM and image features. *Remote Sensing Technology and Application*, 2002, **17**(5): 240–244
(刘直芳, 张继平, 张剑清, 樊红. 基于 DSM 和影像特征的城市变化检测. 遥感技术与应用, 2002, **17**(5): 240–244)
- Singh A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, **10**(6): 989–1003
- Bruzzone L, Prieto D F. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**(3): 1171–1182
- Borchani M, Cloppet F, Atalay V, Stamon G. Change detection in aerial images. In: Proceedings of the 1st Canadian Conference on Computer and Robot Vision. Ontario, Canada: IEEE, 2004. 354–360
- Qiu B, Prinnet V, Perrier E, Monga O. Multi-block PCA method for image change detection. In: Proceedings of the 12th International Conference on Image Analysis and Processing. Mantova, Italy: IEEE, 2003. 385–390
- Li W M, Li X M, Wu Y H, Hu Z Y. A novel framework for urban change detection using VHR satellite images. In: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong, China: IEEE, 2006. 312–315
- Rowe N C, Grewe L L. Change detection for linear features in aerial photographs using edge-finding. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(7): 1608–1612
- Zhong Jia-Qiang, Wang Run-Sheng. Multitemporal remote sensing images change detection based on linear feature. *Journal of National University of Defense Technology*, 2006, **28**(5): 80–83
(钟家强, 王润生. 基于线特征的多时相遥感图像变化检测. 国防科技大学学报, 2006, **28**(5): 80–83)
- Sarkar S, Boyer K L. Quantitative measures of change based on feature organization: eigenvalues and eigenvectors. *Computer Vision and Image Understanding*, 1998, **71**(1): 110–136
- Li J C, Qian S M, Chen X. Object-oriented method of land cover change detection approach using high spatial resolution remote sensing data. In: Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toulouse, France: IEEE, 2003. 3005–3007
- Miller O, Pikaz A, Averbuch A. Objects based change detection in a pair of gray-level images. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(11): 1976–1992
- Watanabe S, Miyajima K. Detecting building changes using epipolar constraint from aerial images taken at different positions. In: Proceedings of International Conference on Image Processing. Thessaloniki, Greece: IEEE, 2001. 201–204
- Su Juan, Lin Xing-Gang, Liu Dai-Zhi. Change detection algorithm for remote sensing images based on object matching. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2007, **47**(10): 1610–1613
(苏娟, 林行刚, 刘代志. 基于目标匹配的遥感图像变化检测方法. 清华大学学报 (自然科学版), 2007, **47**(10): 1610–1613)
- Su Juan, Wang Gui-Jin, Lin Xing-Gang, Liu Dai-Zhi. A change detection algorithm for man-made objects based on multi-temporal remote sensing images. *Acta Automatica*

Sinica, 2008, **34**(9): 1040–1046

(苏娟, 王贵锦, 林行刚, 刘代志. 基于多时相遥感图像的人造目标变化检测算法. *自动化学报*, 2008, **34**(9): 1040–1046)

- 21 Huo Chun-Lei, Cheng Jian, Lu Han-Qing, Zhou Zhi-Xin. Object-level change detection based on multiscale fusion.

Acta Automatica Sinica, 2008, **34**(3): 251–257

(霍春雷, 程健, 卢汉清, 周志鑫. 基于多尺度融合的对象级变化检测新方法. *自动化学报*, 2008, **34**(3): 251–257)

- 22 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91–110

- 23 Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 1981, **24**(6): 381–395

- 24 Matas J, Chum O, Urban M, Pajdla T. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions. In: *Proceedings of the British Machine Vision Conference*. Cardiff, UK: British Machine Vision Association, 2002. 384–393

- 25 Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(5): 603–619



李炜明 中国科学院自动化研究所博士研究生. 2003 年获清华大学自动化系学士学位. 主要研究方向为计算机视觉与遥感图像自动理解. 本文通信作者.

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

(**LI Wei-Ming** Ph.D. candidate at the Institute of Automation, Chinese

Academy of Sciences. He received his bachelor degree from Tsinghua University in 2003. His research interest covers computer vision and remote sensing image understanding. Corresponding author of this paper.)



吴毅红 中国科学院自动化研究所研究员. 2001 年获中国科学院系统科学研究所博士学位. 主要研究方向为摄像机标定、姿态估计、三维重建、几何不变量及其应用. E-mail: yhwu@nlpr.ia.ac.cn

(**WU Yi-Hong** Professor at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences.

She received her Ph.D. degree at the Institute of Systems Science, Chinese Academy of Sciences in 2001. Her research interest covers camera calibration, pose determination, 3D reconstruction, and geometric invariant and applications.)



胡占义 中国科学院自动化研究所研究员. 1993 年在比利时列日大学获国家博士学位. 主要研究方向为摄像机标定, 三维重建, Hough 变换和机器人视觉导航.

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

(**HU Zhan-Yi** Professor at the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his Ph.D. degree at University of Liege, Belgium in 1993. His research interest covers camera calibration, 3D reconstruction, Hough transform, and vision guided robot navigation.)