

文章编号: 1001-2486(2011)02-0081-08

折反射全景与遥感图像融合的建筑物高程自动提取方法*

徐 玮, 高 辉, 张茂军, 王 炜

(国防科技大学 信息系统与管理学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:为了解决三维城市重建中的建筑物高程提取问题,提出一种折反射全景与遥感图像融合的建筑物高度自动提取方法。该方法分为三步,首先进行折反射全景与遥感图像的配准,然后利用配准结果提取折反射全景图像中建筑物的底部和顶部边界,最后基于边界信息,根据折反射全景成像光路跟踪模型计算建筑物的高度,整个提取过程自动完成。实验结果证明该方法可行且高度提取结果比较准确,对于常见的居民楼,误差基本可控制在4%以下。

关键词:折反射全景图像;遥感图像;建筑物高程提取;图像配准

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

The Method of Automatic Building Height Extraction by Fusing Catadioptric Panoramas and Remote Sensing Images

XU Wei, GAO Hui, ZHANG Mao-jun, WANG Wei

(College of Information System and Management, National Univ. of Defence Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A method of automatic building height extraction by Fusing Catadioptric Panoramas and Remote Sensing Images was presented for solving the problem about building height extraction in 3D city reconstruction. The method has three steps. First, images between Catadioptric Panoramas and Remote Sensing were registered. Second, the building in the Catadioptric Panoramas were extracted by using the previous result of image registration. Finally, the building height with catadioptric projection model was calculated based on the information of the top and bottom borderlines. The whole processing of building height extraction was completed automatically. Experiments show that this method is feasible and can obtain a precise result, especially for dwelling houses, error reaches no more than 4%.

Key words: catadioptric panorama; remote sensing image; building height extraction; image registration

三维城市模型从英国 Bath 城的三维计算机模型^[1]建立开始,在上世纪 90 年代有了较大的发展,到 2001 年,全球范围就已经有超过 60 个大型的三维数字城市重建项目^[2]。伴随着延续至今的国内外在三维数字城市建设方面的热潮,三维城市重建技术迄今为止一直是研究的热点。特别是基于遥感图像的三维城市重建技术,随着 Google Earth 和 Microsoft Virtual Earth 利用卫星遥感图像生成大尺度范围的虚拟地面场景在互联网上取得的巨大成功,更是吸引了众多研究者的关注,而基于遥感图像的城市建筑物高程提取正是其中的关键技术。

目前常用的基于遥感图像的建筑物高程提取方法主要有以下几类:一是通过遥感立体成像技术^[3-4]或多向重复航拍^[5]来获取不同拍摄角度的

城市建筑物立体像对,利用立体像对之间的视差关系来计算建筑物高程信息;二是结合遥感图像和航空激光测距数据来获取建筑物高程信息^[6-7];三是利用高分辨率 SAR 与遥感光学图像融合来提取建筑物高程信息^[8-9];四是利用单幅遥感图像中的纹理、轮廓、建筑物阴影等二维特征信息估算建筑物高程信息^[10-12]。上述方法中,前三类方法采集设备昂贵或采集过程复杂,第四类方法则只适用于结构简单的建筑物且精度受到不同客观条件的限制。

针对上述不足,本文拟提出一种折反射全景与遥感图像融合的建筑物高程自动提取方法,该方法利用折反射全景图像包含丰富地面信息的独有特性,结合 GPS 数据,实现折反射全景图像与遥感图像的配准,在此基础上估算建筑物高程信

* 收稿日期:2010-10-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60803101,60773023)

作者简介:徐玮(1973—),男,副教授,博士。

息。该方法仅需一套折反射成像系统、一个 GPS 模块以及从 Google Earth 上下载的遥感图像,具有硬件简易紧凑、系统成本低等优点,而且提取过程完全自动,无需人工辅助,如果把整套系统固定于移动平台上,可以方便快速地提取城市街道两侧建筑物的高度。

1 算法原理

本算法原理如图 1 所示,主要包括三个步骤:

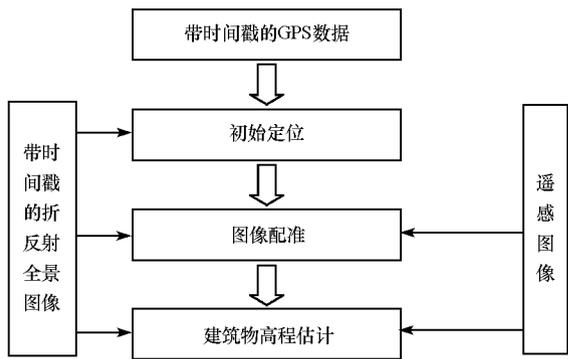


图 1 折反射全景和遥感图像融合的建筑物高度自动提取方法原理框图

Fig.1 The principle of automatic building height extraction by fusing catadioptric panoramas and remote sensing images

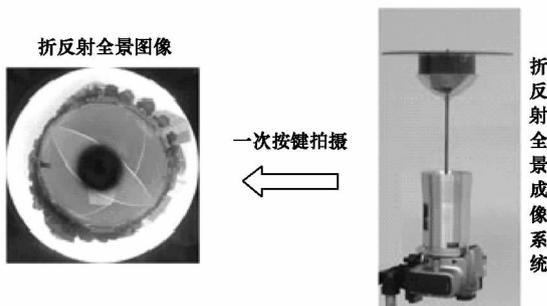


图 2 折反射全景成像系统原理图

Fig.2 The principle of catadioptric panoramic imaging

1)折反射全景图像与 GPS 数据的同步获取。在我们自行设计的折反射全景成像系统(如图 2 所示)上附加 GPS,并将其安装在一个可移动平台(如敞篷汽车)上进行折反射全景图像的拍摄,拍摄同时利用 GPS 记录下拍摄位置和姿态,折反射全景图像和 GPS 数据都打上时间戳,用于确定彼此对应关系。

2)折反射全景与遥感图像的配准。利用折反射全景图像拍摄时同步获取的 GPS 信息确定粗略的折反射全景图像拍摄位置与方向,用于折反射全景与遥感图像的初始配准,然后利用折反射全景图像在中心附近主要反映地面信息的特性,实现折反射全景与遥感图像的进一步精确配准。

3)基于折反射全景与遥感图像配准的建筑物高程估计。基于配准信息,首先提出一种折反射全景图像中建筑物底部和顶部边界的自动提取方法,然后再利用这些边界信息,提出一种基于折反射全景成像光路跟踪模型的建筑物高程估算方法。

2 折反射全景与遥感图像的配准方法

如图 3 所示,折反射全景与遥感图像配准的目标是确定折反射全景图像拍摄视点 O 在遥感图像中的精确坐标 (x, y) 以及场景在折反射全景与遥感图像中的成像角度差异 α (α 定义为 N_z 和 N_y 的夹角,其中 N_z 和 N_y 分别是定义的折反射全景与遥感图像的正北方向)。

如图 1 所示,根据 GPS 数据可以初步确定折反射全景图像拍摄视点在遥感图像中所在的大致位置以及两者之间成像角度差异 α 的大致范围。如图 3 所示,假设 GPS 的定位精度为 L_1 米,遥感图像分辨率为 L_2 米/像素(即 L_2 平方米的真实场景在遥感图像上成像为 1 个像素),则根据 GPS 数据可以确定折反射全景图像拍摄视点位置位于图 3 右侧所示的遥感图像中半径为 R 的圆形框内(其中 $R = L_1/L_2$),同时折反射全景与遥感图像的成像角度差异 α 也可以初步确定一个大致方向范围。然后,利用图 3 左侧折反射全景图像中圆形框所示的地面信息部分与遥感图像进一步配准,得到精确的折反射全景图像拍摄视点 O 在遥感图像中的坐标 (x, y) 以及场景在折反射全景与遥感图像中的成像角度差异 α 。

折反射全景与遥感图像配准的难点主要在于两方面:一是配准要在折反射全景与遥感图像这两种不同成像模型产生的图像之间进行;二是进行配准的图像之间存在着明显的图像变形、光照与尺度变化。为了解决上述难题,本文通过折反射全景图像重投影来减少不同成像模型图像对配准的影响,通过基于双向最近邻距离比(B-NNDR)匹配与群体智能的图像配准方法来提高配准的鲁棒性。

2.1 折反射全景图像重投影

根据折反射全景图像成像原理,如图 4 所示,地面区域一般位于折反射全景图像有效区域的内圈部分。以折反射曲面焦点 O 为虚拟视点,对此内圈部分作重投影变换。如图 5 所示,重投影变换是把折反射全景图像内圈部分的地面景物信息投影到一个水平面(重投影平面)上。

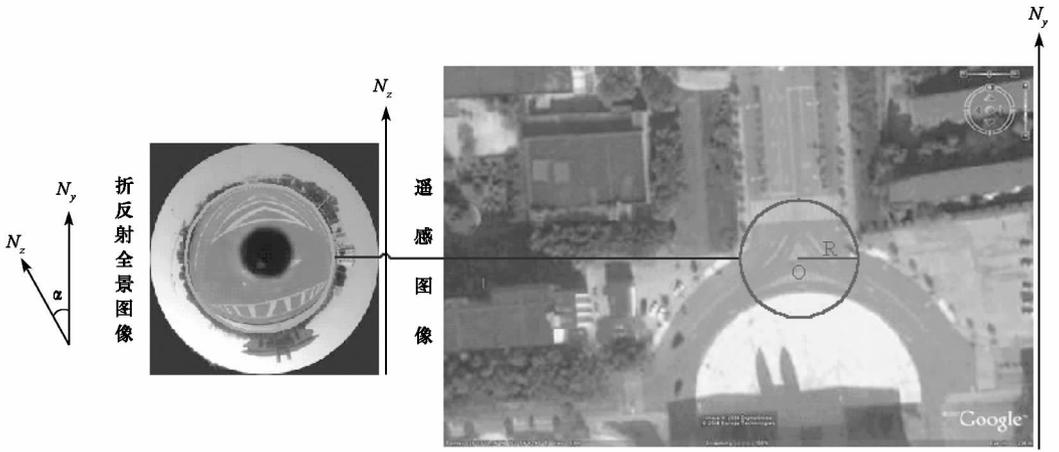


图 3 基于 GPS 初始定位的折反射全景与遥感图像配准方法示意图

Fig.3 Sketch of matching between catadioptric panoramas and remote sensing images based on initial location by GPS

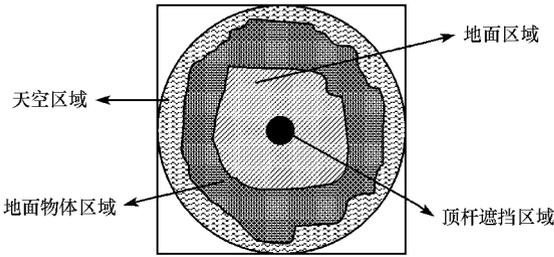


图 4 折反射全景图像中场景信息分布示意图

Fig.4 Distributions of information about scenes in catadioptric panorama

$$\begin{cases} p = 2 \left[\frac{h+k}{\sqrt{i^2+j^2}} + \sqrt{\left(\frac{h+k}{\sqrt{i^2+j^2}}\right)^2 + \frac{4h}{a}} \right] / a \\ q = p \frac{h+k}{\sqrt{i^2+j^2}} - (H-h) \\ \gamma = \frac{|p|f}{l+f+(H-|q|)} \end{cases}$$

如图 5 所示,设 I_2 为折反射全景图像中任一像素点,点 O 为进行重投影的虚拟视点,通常取为反射曲面的焦点。连接 I_2 与相机光心 C 并延长,交反射曲面于 I_3 ;连接虚拟视点 O 与 I_3 并延长,与重投影的水平成像面交于 I_1 , I_1 即为 I_2 重投影后的目标像素点。设反射曲面为旋转抛物面,由方程为 $y = x^2/a - H$ 的二次抛物线绕其中心线旋转得到,以反射曲面底部圆心 O' 为原点,以相机光轴为 Z 轴建立直角坐标系, H 表示抛物面的高度, h 表示虚拟视点距离抛物面顶点的距离, k 表示重投影平面距离抛物面顶点的距离, l 表示镜头光心距离抛物面顶点的距离, f 表示相机的镜头焦距。设 I_1 的坐标为 (i, j) , I_2 的坐标为 (i', j') ,则根据小孔成像模型以及光路反射原理可推导出折反射全景图像上任一像素点 I_2 与重投影后的目标像点 I_1 的坐标位置存在如下对应关系:

$$\begin{cases} i' = \frac{p\gamma}{\sqrt{p^2+q^2}} \\ j' = \frac{q\gamma}{\sqrt{p^2+q^2}} \end{cases}$$

其中:

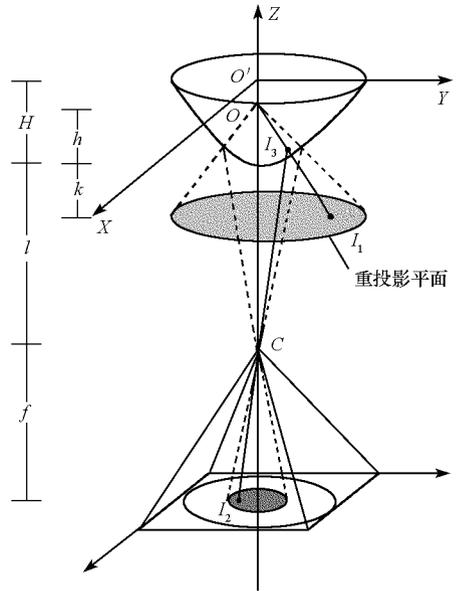


图 5 折反射全景图像重投影原理图

Fig.5 The principle of reprojection for catadioptric panoramas

由于遥感图像通常是由相机在高空正对地面拍摄得到,通过上述重投影变换,重投影后的地面区域图像相当于是虚拟相机在视点 O 正对地面拍摄得到,与遥感图像成像方式较为类似,可以提高图像配准的准确性。

2.2 基于双向最近邻距离比 (B-NNDR) 匹配的图像配准

图像配准方法可分为基于块的配准和基于特征的配准两大类。基于块的配准方法通常使用待

配准图像中预定义的一个矩形模板或者整幅图像在参考图像中搜索匹配,显然,它无法处理诸如图像变形、光照、尺度变化等情况。而基于特征的配准方法使用图像中的点、边等视觉特征,或者不变矩等计算特征作为配准依据,能够较好地适应图像变形和光照变化,特别是 Huang 等^[13]提出的 CCH 特征以及 Lowe^[14]提出的 SIFT 特征对图像尺度变化也具有很强的鲁棒性。在本文中,进行配准的遥感图像和折反射全景图像显然存在着明显的图像变形、光照与尺度变化,因此,应采用基于特征的方式来实现图像配准。

一般而言,基于特征的图像配准流程主要包括特征提取与匹配、图像变换模型估计、图像重采样与图像变换等三个步骤。其中,特征提取与匹配是图像配准的基础,图像变换模型估计是图像配准的核心。

在特征提取与匹配过程中,特征的选择非常关键,由于 SIFT 特征对图像变形、光照变化以及图像尺度变化均具有很强的鲁棒性,本项目拟选用 SIFT 特征进行匹配。同时,由于不同 SIFT 特征点的可区分性(distinctiveness)存在强弱差异,可区分性强的特征向量波动范围较大,设定全局阈值进行匹配并不适用。文献[15]对 SIFT 特征的两种匹配策略进行了比较,验证了最近邻距离比的匹配方法(Nearest Neighbor Distance Ratio, NNDR)优于整体阈值法(Global Threshold, GT)。然而,NNDR 匹配方法只从单个方向上考虑特征量的相似性比较,导致错误匹配的比率仍然偏高,对此,本文采用一种双向最近邻距离比(Bidirectional NNDR, B-NNDR)的匹配策略来提高匹配精度。其基本原理是:将图像 1、图像 2 视为是对称的,以图像 1 作为参考图像,对于图像 1 中的每一个 SIFT 特征点,利用 NNDR 方法在图像 2 中寻找最可能匹配;同理,以图像 2 作为参考图像,对于图像 2 中的每一个 SIFT 特征点,利用 NNDR 方法在图像 1 中寻找最可能匹配,如果这两次匹配结果相同,则认为匹配是正确可靠的。通过双向匹配,可以提高 SIFT 特征点集的匹配准确度。

3 基于折反射全景与遥感图像配准的建筑物高程估计方法

基于折反射全景与遥感图像的配准信息,可以通过以下步骤来估算建筑物高程:首先利用配准信息提取折反射全景图像中建筑物底部边界;然后根据折反射全景成像特点,利用图像分类技术提取建筑物顶部边界;最后,利用边界信息结合

折反射全景成像光路跟踪模型估算建筑物高程。

3.1 建筑物底部边界线的提取

根据拍摄方式和成像特点可知,对于建筑物来说,在折反射全景图像中采集到的是侧面信息,而在遥感图像中采集到的是顶部信息。因此,将折反射全景图像按照 2.1 节所述的重投影方法变换所得图像,其地面信息部分虽然可以与遥感图像较好匹配,但外围的建筑物和树木等垂直景物则无法匹配。而建筑物底部边界线正好是位于建筑物区域和地面区域的分界线上,因此,可利用上述地面信息可匹配性和建筑物信息不可匹配性的特点来提取建筑物底部边界线。其基本依据是:在折反射全景图像中,如果以相机光心对应像点为原点建立极坐标系,则径向上最先出现与遥感图像无法匹配的区域即为建筑物底部边界线。该方法主要分为两个步骤:

(1)投影变换,即将折反射全景与遥感图像变换到同一成像模型。由于按照 2.1 节所述的重投影方法将折反射全景图像变换到与遥感图像类似的成像模型下,所得图像中建筑物区域会产生严重变形,不利于匹配,故本文中,将遥感图像变换到折反射成像模型下再进行匹配。变换时,以上述折反射全景与遥感图像配准得到的视点位置为视点,采用 2.1 节所述重投影方法的逆过程对遥感图像进行投影变换。

(2)寻找可配准区域和不可配准区域的分界线。由于通过第一步的投影变换,已将遥感图像变换到与折反射全景图像相同的拍摄视点和成像模型下,因此,两者之间仅需考虑光照条件的差异,如果计算投影变换后的遥感图像与折反射全景图像的差值图像,显然,在理想情况下,差值图像只反映光照条件的差异,地面区域像素值应为一常数,而实际情况中,地面区域像素值应围绕某个特定常数在微小范围内上下浮动。根据上述特点,可以将差值图像中像素值在某固定阈值内变化的连续区域作为地面区域,再利用图 4 所示折反射全景图像中信息的分布特点,剔除地平线以上区域,就可以得到建筑物底部边界线。

3.2 建筑物顶部边界线的提取

如图 4 所示,根据室外场景的折反射全景成像特点,天空区域分布在成像区域的最外圈,因此,可采用支持向量机(SVM)方法^[16-18]来提取天空区域及其边界。具体步骤如下:

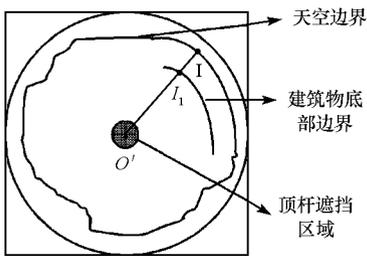
(1)利用 Felzenszwalb^[19]的方法对折反射全景图像进行分割,将图像分割得到的块按照天空和

非天空分为两类;

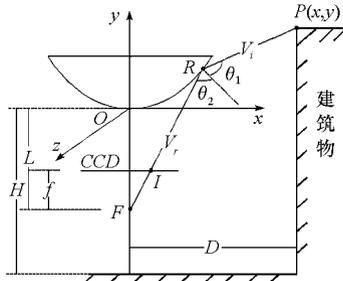
(2)选择以颜色、位置、占图像百分比和纹理作为分类特征。一般情况下的天空是一类较为固定的场景,基本为晴天的蓝天白云,或者阴天的灰白色。全景图像中的天空位置一般位于整个图像的外圈;由于天空颜色单一,被分割成的块面积较大,因此面积也可以作为一个特征;相对于建筑物或地面,天空的纹理特征具有明显不同。综上,本文选择了以上四个分类特征。

(3)选用 LIBSVM^[20]完成学习和预测。选取5幅全景图像以及相应的20张普通透视图像用以训练,然后对本文全景图像进行预测,得到天空边界。

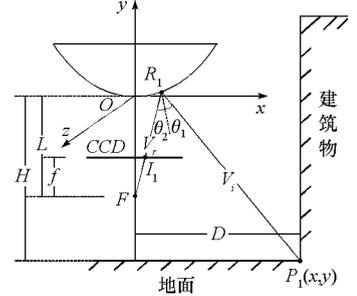
按上述方法提取的天空边界可能是天空与建筑物的交接处,也可能是与树木、地面的交接处,因此需进一步确认。本文采用一种简化的办法,



(a) 折反射全景图像中建筑物边界提取结果



(b) 建筑物高度计算



(c) 建筑物水平距离计算

图6 高度提取的折反射光路模型

Fig.6 Height extraction based on catadioptric model

如图6(b)所示,以反射面顶点为原点建立 xOy 二维坐标系,使 x 轴与地面平行, y 轴与地面垂直。本文所用反射面为抛物线绕对称轴(即成像系统光轴)旋转而成的抛物面,如图6(b)和图6(c)所示,设反射面的纵截面抛物线方程为

$$y = ax^2 \tag{1}$$

设相机符合小孔成像模型, F 表示光心, f 为焦距, L 为光心到抛物面顶点的距离, H 为反射面距离地面的高度。 P 是建筑物顶部边界上的点,显然, P 点的纵坐标加上 H 即为建筑物高度,而 H 的值在实际拍摄时可以测量得到,因此,只需求得 P 点的纵坐标即可得到建筑物高度。

下面推导 P 点纵坐标的计算公式:

如图6(b)所示, P 点经反射镜面反射后通过相机光心 F ,在 CCD 上成像点 I , I 点坐标为 (i, j) ,过 F 与 I 的反射光线 V_r 交抛物面于点 R ,则

V_r 的斜率为 $\tan\beta = \frac{f}{i}$,其直线方程为

$$y = \frac{f}{i}x - L \tag{2}$$

结合建筑物底部边界的提取结果,认为建筑物底部边界正外面的天空边界才是天空与建筑物相接的地方,即建筑物的顶部边界。

3.3 基于底部和顶部边界线的建筑物高程计算

假设已在折反射全景图像中提取出建筑物底部边界和天空边界,如图6(a)所示, O' 为相机光心对应像点,根据折反射全景成像系统特点, O' 也是图6(b)所示的反射镜面顶点对应的像点,过 O' 作射线分别交建筑物底部边界线和天空边界线于 I_1 和 I ,其所对应的实际建筑物底部边界点和顶部边界点分别是 P_1 和 P ,如图6(c)和6(b)所示。下面根据折反射全景成像光路跟踪模型来计算建筑物高程。由于折反射面具有旋转对称性,可在过对称轴的二维截面上利用光路跟踪模型来推导建筑物高程计算公式,以简化推导。

联立式(1)和(2),可求得 V_i 与抛物面的交点 R 的坐标 (x_R, y_R) 为

$$\left(\left(\frac{f}{i} + \sqrt{\left(\frac{f}{i} \right)^2 + 4aL} \right) / 2a, \right. \\ \left. \left(\left(\frac{f}{i} + \sqrt{\left(\frac{f}{i} \right)^2 + 4aL} \right) / 2a \right)^2 \right)$$

因此,可求得抛物线在 R 处的切线斜率为: $\tan\alpha = 2ax \big|_{x=x_R}$,根据光线反射定律,反射角 θ_2 应该等于入射角 θ_1 ,可以推导出入射光线的斜率 a_1 为: $a_1 = \tan(2\alpha - \beta)$ 。则 V_i 的方程为

$$y = a_1x + (y_R - a_1x_R) \tag{3}$$

显然, V_i 与垂直面 $x = D$ 的交点就是景物点 P ,将 $x = D$ 代入式(3),可求得 P 点纵坐标为

$$y_p = a_1D + (y_R - a_1x_R) \tag{4}$$

式(4)中仍有一个未知数 D ,下面对 D 进行推导。由图6(c)可知, D 等于建筑物底部边界在地面上的横坐标,像点 I_1 是建筑物底部边界上一物点 P_1 在 CCD 上成的像,过 F 与 I_1 的反射光

线 V_i 交抛物面于点 R_1 , 与上述式(3)的推导类似, 可以求得入射光线 V_i 的直线方程, 由于建筑物底部边界线的纵坐标 $y = -H$, 将其代入入射光线 V_i 的直线方程即可求得建筑物底部边界线的横坐标, 即 D 。

4 实验结果与分析

4.1 实验结果

实验中折反射全景图像采集装置^[8]的反射抛物面参数 a 为 $1/7$; 采集图像时 L 为 20cm , H 为 400cm ; 在某广场进行拍摄, 图 7(a) 为 Google Earth

遥感图像, 其分辨率为 0.7m/pixel , GPS 数据标出了我们采集全景图像的位置(北纬 28.1391° , 东经 113.0324°), 图 7(a) 中标注了“建筑物”的区域为所要求高度的建筑物, 图 7(b) 为装置拍摄得到的折反射全景图像。图 7(c) 为折反射全景图像地面区域重投影变换后的结果, 经过裁剪保留有效区域得到图 7(d), 中心位置的点为相机光心。在图 7(a) 中以 GPS 标定位置为中心取 80m 的正方形区域为图像匹配区域, 与图 7(d) 配准得到图 7(e)。

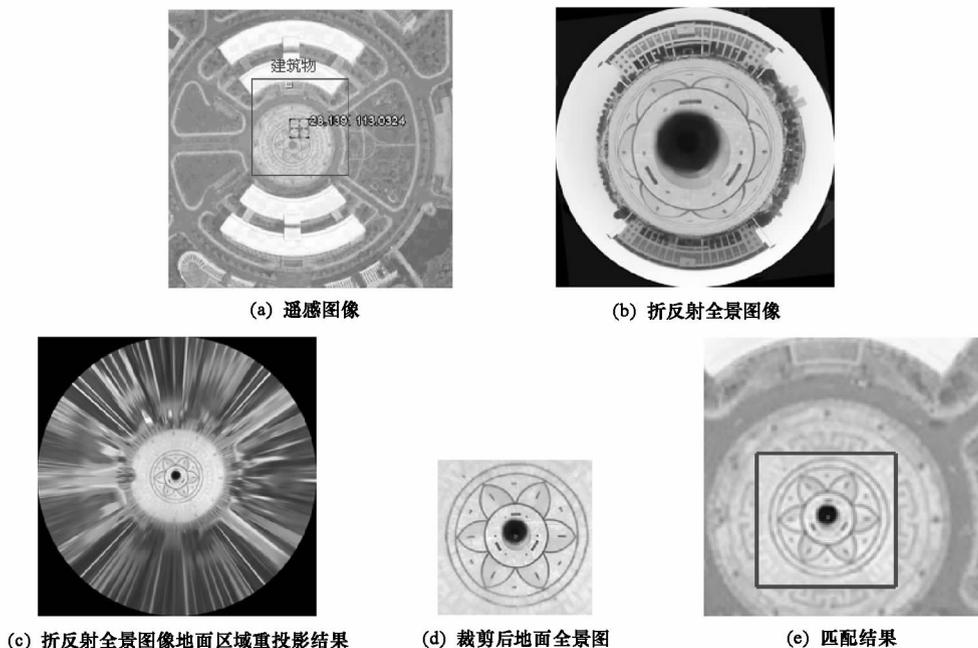


图 7 折反射全景图像与遥感图像的配准

Fig.7 Matching between catadioptric panoramas and remote sensing images

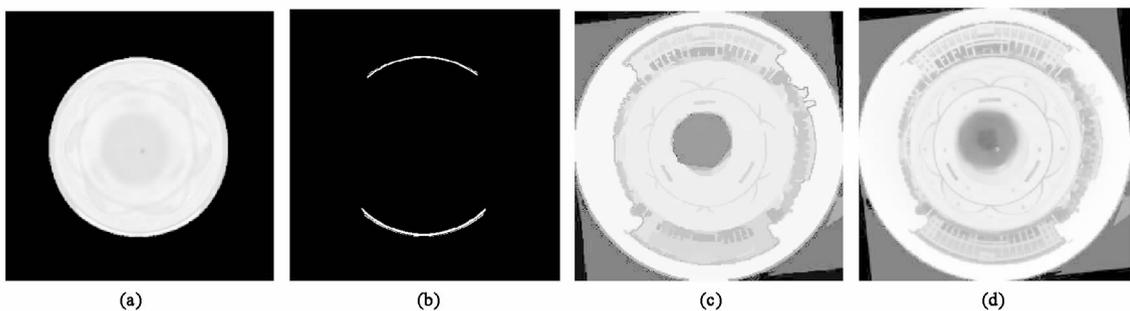


图 8 建筑物底部边界和顶部边界的确定

Fig.8 Defining the top and bottom boundaries of the building

图 8(a) 为遥感图像经过逆投影变换的结果; 进一步配准后可得到图 8(b), 图 8(b) 中的圆弧为所求建筑物底部边界线; 图 8(c) 是用 SVM 方法预测得到的天空边界; 图 8(d) 为最后的提取结果, 图中内圈曲线为建筑物底部边界, 外圈曲线为顶部边界。这时根据 3.3 节提出的算法可计算出建

筑物距拍摄视点的距离为 42m , 高度为 17.28m , 而该建筑物的真实高度为 18m , 相对误差为 4% 。实验证明本文方法是可行的, 且高度提取结果比较精确。

4.2 误差分析

建筑物高度提取误差主要由拍摄装置内外参

数的随机误差以及图像配准和边界提取产生的系统误差组成。我们这里不考虑随机误差,而根据实验结果,用 3.2 节算法在分辨率为 1700×1700 的折反射全景图像中提取建筑物顶部边界几乎不存在误差,因此本文只分析由配准和建筑物底部边界提取带来的建筑物高度提取误差。

设建筑物的高度提取误差为 E ,建筑物到视点的水平距离误差为 E_D ,建筑物顶部边界在折反射全景图像中的位置为 i_{top} ,根据式(4)有

$$E = \{ a_1(i_{top})(D + E_D) + [y_{R_1}(i_{top}) - a_1(i_{top})x_{R_1}(i_{top})] \} - \{ a_1(i_{top})D + [y_{R_1}(i_{top}) - a_1(i_{top})x_{R_1}(i_{top})] \} = a_1(i_{top})E_D \quad (5)$$

由式(5)可知建筑物高度提取误差主要来源于建筑物到视点的水平距离误差 E_D ,并受到 i_{top} 的影响。 E_D 主要由配准误差 E_{rig} 和建筑物底部边界提取误差 E_{bottom} 而造成的水平距离误差 $D(E_{rig})$ 和 $D(E_{bottom})$ 组成,即 $E_D = D(E_{rig}) + D(E_{bottom})$ 。我们采用均方根(root mean square, RMS)误差法来度量 E_{rig} 和 E_{bottom} ,用 E_{rig} 乘以遥感图像分辨率即可得到 $D(E_{rig})$,而根据 3.3 节的推导,利用式(3),令 $y = -H$,即可由 E_{bottom} 计算 $D(E_{bottom})$ 。 $D(E_{bottom})$ 的计算如式(6)所示,其中, i_{bottom} 表示建筑物底部边界在全景图像中的准确位置,而 $i_{bottom} + E_{bottom}$ 表示出现误差后的位置,因此可知

$D(E_{bottom})$ 同样受到建筑物底部边界位置 i_{bottom} 的影响。

$$D(E_{bottom}) = \{ -H - [y_{R_1}(i_{bottom} + E_{bottom}) - a_1(i_{bottom} + E_{bottom})x_{R_1}(i_{bottom} + E_{bottom})] \} / a_1(i_{bottom} + E_{bottom}) - \{ -H - [y_{R_1}(i_{bottom}) - a_1(i_{bottom})x_{R_1}(i_{bottom})] \} / a_1(i_{bottom}) \quad (6)$$

对于本文的实验场景,我们对 E_{bottom} 和高度提取误差的影响进行分析,matlab 仿真结果如表 1。随着 E_{rig} 和 E_{bottom} 的增大,高度误差基本呈线性增长,相对来说 E_{bottom} 的影响比 E_{rig} 的影响稍大,而在配准误差较小的情况(小于 1 个像素)下,根据本文提出的建筑物底部边界提取方法可以保证提取精度,从而减小 E_{bottom} 带来的高度误差。因此,减小高度误差的根本途径是提高配准的精度。利用本文提出的配准方法,我们对 3 个场景进行实验,采用 RMS 误差法来计算配准精度,各选取 10 个控制点, E_{rig} 均控制在 1 个像素以内,故取 $E_{rig} = 1$,这时提取建筑物底部边界的误差 E_{bottom} 大约为 0.5 个像素,这里我们取 $E_{bottom} = 0.5$ 。从表 1 可以查找到这时的相对误差在 3.5% 左右,与 4.1 节的实验数据基本相符。

表 1 高度误差与配准误差 (E_{rig}) 和建筑物底部边界提取误差 (E_{bottom}) 的关系

Tab.1 Height errors wrt E_{rig} and E_{bottom}

$E_{bottom} \backslash E_{rig}$	0	0.3	0.6	0.9	1.1	1.4	1.7	2.0
0	0(0)	* 0.08(0.4)	0.16(0.8)	0.24(1.2)	0.32(1.6)	0.40(2.0)	0.48(2.4)	0.55(2.7)
0.2	0.17(0.9)	0.25(1.25)	0.33(1.7)	0.41(2.1)	0.49(2.5)	0.57(2.8)	0.65(3.3)	0.73(3.6)
0.4	0.34(1.7)	0.4(2.0)	0.50(2.5)	0.58(2.9)	0.66(3.3)	0.74(3.7)	0.82(4.1)	0.90(4.5)
0.6	0.52(2.6)	0.60(2.3)	0.68(3.4)	0.76(3.8)	0.84(4.2)	0.92(4.6)	1.00(5.0)	1.08(5.4)
0.8	0.70(3.5)	0.78(3.9)	0.86(4.3)	0.94(4.7)	1.02(5.1)	1.10(5.5)	1.18(5.9)	1.26(6.3)
1.0	0.89(4.5)	0.97(4.9)	1.05(5.3)	1.13(5.7)	1.21(6.1)	1.29(6.5)	1.36(6.8)	1.44(7.2)

* 括号外面的数值表示绝对高度误差,单位为 m;括号里面的数值表示某一高度时的相对误差,单位为百分比。

由式(5)和(6)可知,高度提取误差仍受到建筑物底部和顶部边界在折反射全景图像中位置 (i_{bottom} 和 i_{top}) 的影响,下面对此进行分析。把 $E_{rig} = 1$, $E_{bottom} = 0.5$ 以及式(6)代入式(5),用 matlab 对高度提取误差进行计算。为避免抽象,采用 3.3 节提出的方法由 i_{bottom} 和 i_{top} 分别计算建筑物距离视点的水平距离和建筑物的高度,仿真结果如表 2 所示。

由表 2 仿真结果可以看出:①高度误差随建

筑物距离和建筑物高度的增加而增大,建筑物高度对绝对高度误差的影响更为明显,相对高度误差(误差/实际高度)在建筑物高度为 5m 到 15m 之间时增长速度较快,在 15m 以上时变化细微;②用本文的方法对高度为 5m ~ 46m 之间的建筑物进行高度提取,其相对误差在 5% 以内,而对于最为常见的高度约 25m 拍摄距离约 30m 的居民楼,相对高度误差可控制在 4% 以下。

表2 高度误差与建筑物到视点距离和建筑物高度的关系 ($E_{rig} = 1, E_{bottom} = 0.5$)

Tab.2 Height errors wrt the real distance and height of building

距离 (m) \ 高度 (m)	10	20	30	40	45	50	55	60
5	* 0.07(1.4)	0.05(1.0)	0.05(1.0)	0.04(0.8)	0.04(0.8)	0.05(1.0)	0.04(0.8)	0.04(0.8)
10	0.47(4.7)	0.29(2.9)	0.27(2.7)	0.27(2.7)	0.28(2.8)	0.29(2.9)	0.29(2.9)	0.31(3.1)
15	—	0.54(3.6)	0.48(3.2)	0.49(3.3)	0.50(3.3)	0.53(3.5)	0.55(3.7)	0.56(3.8)
20	—	—	0.70(3.5)	0.71(3.6)	0.73(3.7)	0.78(3.9)	0.80(4.0)	0.83(4.2)
25	—	—	0.92(3.7)	0.93(3.7)	0.97(3.9)	1.02(4.1)	1.04(4.2)	1.08(4.3)
30	—	—	—	1.16(3.9)	1.20(4.0)	1.26(4.2)	1.29(4.3)	1.35(4.5)
35	—	—	—	—	1.43(4.1)	1.50(4.3)	1.54(4.4)	1.60(4.5)
40	—	—	—	—	—	1.74(4.4)	1.80(4.5)	1.85(4.6)
45	—	—	—	—	—	—	—	1.92(4.3)
46	—	—	—	—	—	—	—	2.18(4.7)

* 括号外面的数值表示绝对高度误差,单位为 m;括号里面的数值表示某一高度时的相对误差,单位为百分比。“—”表示在某一距离折反射全向系统无法对相应的高度成像。

5 结论

本文在折反射全景与遥感图像配准的基础上,利用折反射全景成像光路跟踪,实现了建筑物高度的自动提取。实验证明了该方法的可行性,误差分析表明高度误差来源于配准误差和建筑物底部边界提取误差,同时受到建筑物距视点距离和建筑物高度的影响,而建筑物底部边界提取的准确度又与配准精度直接相关,这说明配准精度对于该方法的高度提取结果具有决定性的影响,因此,我们将继续改善配准方法,以进一步完善本文算法。另外,当折反射全景图像拍摄位置处地面纹理信息不丰富时,会严重影响本文的配准结果,从而导致本文高度提取算法失效,这也是本文下一步将继续研究解决的问题。

参考文献:

- [1] Bourdakis V. Making Sense of the City. Centre for advanced Studies in Architecture (CASA)[M]. University of Bath, UK, 1997.
- [2] Batty M, Chapman D, Evans S, et al. Visualizing the City: Communicating Urban Design to Planners and Decision-makers[M]. Brail R. & Klosterman R. (eds), Planning Support Systems, ESRI Press and Center Urban Policy Research, Rutgers University Press, New Brunswick, NJ (in print), 2001.
- [3] 张永军,张勇. SPOT 5 HRS 立体影像无(稀少)控制绝对定位技术研究[J]. 武汉大学学报,2006,31(11):941-944.
- [4] Baltasvias E P, Dirk S. Spot Stereo Matching for DIM Generation[C]//Proceedings of ASPRS, 2004, 18:965-974.
- [5] 邓非,张祖勋,张剑清. 基于序列影像的城市三维建模[J]. 计算机工程,2007,33(8):208-212.
- [6] Chen L C, Teo T A, Hsieh C H, et al. Reconstruction of Building Models with Curvilinear Boundaries from Laser Scanner and Aerial Imagery[C]//Lecture Notes in Computer Science, 2006, 4319:24-33.
- [7] Forlani G, Nardinocchi C, Scaioni M, et al. Complete Classification

of raw LIDAR data and 3D reconstruction of buildings[J]. Pattern Analysis & Applications, 2006, 8: 357-374.

- [8] Tupin F. Merging of SAR and Optical Feature for 3D Reconstruction in a Radargrammetric framework [C]//International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Alaska, 2004:126-129.
- [9] Tupin F, Rous M. Detection of Building Outlines Based on the Fusion of SAR and Optical Feature[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2003, 58(1-2):71-82.
- [10] Akbarzadeh A, Frahm J M, Mordohai P, et al. Towards Urban 3D Reconstruction from Video [C]//Proceedings of international symposium on 3D data Processing, Visualization and Transmission, 2006.
- [11] 刘亚文,张祖勋,张剑清,等. 利用地图与单影像进行建筑物三维重建的新途径[J]. 武汉大学学报,2005,30(2):146-149.
- [12] Lin C, Nevatia R. Building Detection and Description from a Single Intensity Image [J]. Computer Vision and Image Understanding Archive, 1998, 72(2):101-121.
- [13] Huang C R, Chen C S, Chung P C. Contrast Context Histogram—A Discriminating Local Descriptor for Image Matching[C]//Proc IEEE conf, Pattern Recognition, 2006, 4: 53-56.
- [14] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [15] Mikolajczyk K, Schmid C. A Performance Evaluation of Local Descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [16] 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 第二版. 北京:清华大学出版社,2000.
- [17] Chen Y X, Wang J Z. Support Vector Learning for Fuzzy Rule-based Classification Systems [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, 11(6):716-728.
- [18] Mitra P, Murthy C A, Pal Sankar K. A Probabilistic Active Support Vector Learning Algorithm [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26 (3):413-418.
- [19] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient Graph-based Image Segmentation[J]. International Journal of Computer Vision (S0920-5691),2004, 59(2):167-181.
- [20] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines [DB/OL]. 2001, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.