

引用格式: Li Songlin, Fan Haisheng, Chen Xiuwan, Research of Urban Building Recognition Method based on Line Features Matching[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 27(2): 190-196. [李松霖, 范海生, 陈秀万, 基于特征线匹配的城市建筑物识别方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2012, 27(2): 190-196.]

基于特征线匹配的城市建筑物识别方法研究

李松霖¹, 范海生², 陈秀万¹

(1. 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871;

2. 中国科学院遥感应用研究所遥感云服务研究中心, 广东 东莞 520808)

摘要:随着手机 GPS 位置测定、导航以及摄像功能的普及, 对于移动状态下的位置定位以及都市空间建筑物实时搜索等应用功能存在日益增长的需求。介绍了图像处理方式的建筑物识别方法, 通过对两种图像匹配算法——SIFT 和 Local Search 的比较分析表明, 构造物轮廓线及其组合是一种相对稳定的几何特征, 在匹配时受图像的仿射变换、画质变化以及镜头畸变等因素干扰较小, 此外, 基于轮廓的图像匹配指数还能反映摄影位置的变化。因此, 对 Local Search 算法进行了改进, 利用实时图的建筑物的特征轮廓线与从三维数据库中提取的建筑物特征轮廓线进行匹配, 然后选择匹配指数高的记录作为识别结果。结果表明基于 Local Search 算法的建筑物识别技术可以很好地适应移动条件下建筑物快速识别的要求。

关键词:城市建筑物识别; SIFT 算法; Local Search 算法; 特征线匹配; 建筑物天际轮廓线

中图分类号: TP 391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2012)02-0190-07

1 引 言

随着卫星导航技术的成熟与普及, 手机等移动终端用户得以方便地获取空间位置和方位信息。但是, 在建筑物密集的城市街道, 仅靠导航信息快速而方便地识别周边的建筑物还比较困难。2009 年, Google^[1] 发布了正在研发中的利用手机摄像功能的建筑物识别技术。利用该技术, 能以 80% 的准确率识别全球逾 5 万座地标建筑物, 预计采用该技术的手机软件也即将投入市场。该技术的核心是图像匹配功能。移动终端用户将数字图像与当前位置信息一起传送到建筑物搜索服务器; 该服务器根据位置信息大致确定相应的存档建筑物图像数据集, 并与用户上传的数字图像进行匹配比较; 最后将搜索到的近似建筑物信息, 按相似度指数的高低推送回移动终端。

基于图像分析的建筑物识别算法主要利用两类图像特征: SIFT^[2] (Scale Invariant Feature Trans-

form, 即尺度不变特征变换) 特征点与边缘线。

1999 年 Lowe 教授^[3] 提出利用 SIFT 特征点进行图像匹配的算法。2009 年冯镜渊^[4] 提出用 SIFT 图像匹配算法建设城市地点识别系统。该系统将用户上传的实时图像与系统保存的城市代表地点的图片进行匹配, 将满足要求的结果图像按相似度大小返回给用户终端。

在实际应用中, 利用手机拍摄建筑物的数字图像, 需要考虑到多变的成像条件, 包括镜头焦距缩放、姿势旋转以及光照条件的变化。这就要求识别算法对于图像的仿射变换和画质变化具备较强的适应能力。同时, 考虑到都市密集建筑物群之间存在遮挡现象, 这也要求识别算法需要具备一定的抗干扰能力。

建筑物外形轮廓的相似性、表面纹理变化以及光照条件变化都会使画质发生变化, 而 SIFT 算法却无法有效地应对这种变化。以图 1 所示的结果为例说明: 图 1(a) 中仅有两对特征点与图像正中的两

收稿日期: 2011-04-11; 修订日期: 2012-03-06

作者简介: 李松霖(1981—), 男, 海南海口人, 硕士研究生, 主要从事图像处理和卫星导航技术应用等方面的研究。

E-mail: leesonglin@gmail.com.

通讯作者: 范海生(1973—), 男, 山东菏泽人, 博士, 主要从事遥感与地理信息系统、遥感云服务等方面的研究。

E-mail: haisheng.fan@gmail.com.

栋建筑物有关,而其他 9 对特征点对则分布于四周的背景中。图 1(b)中,与两栋建筑物有关的点对虽然增加到了 4 对,但仍有 7 对点对来源于背景信息。这意味着图像的背景画质或信息的较大变化,将直接导致 SIFT 算法无法找到合适的匹配点对。另外,如图 2 所示,由于逆光成像条件和图像缩放效果的影响,造成右侧数字图像中建筑物背景信息和纹理信息大量丧失,从而导致 SIFT 算法无法有效地收集匹配特征点。

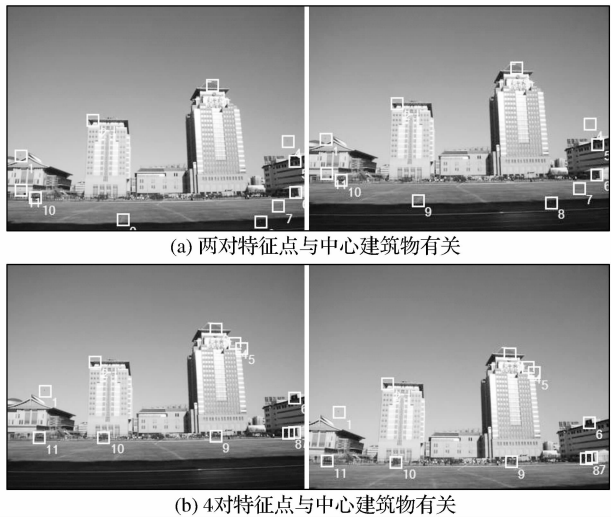


图 1 缩放倍率轻微差异所导致的 SIFT 特征点变化
Fig. 1 SIFT key-points change due to minor variation of scale rate



图 2 光照条件迥异的图像
Fig. 2 Images in totally different shooting conditions

以前的相关研究成果中,也有学者提出利用边缘线来识别建筑物。2007 年金泰松等^[5]提出根据竖直线提取图像中的建筑物区域,然后采用 T-SCM 算法识别区域内的建筑目标;2009 年金泰松等^[6]提出对图像进行边缘提取后,将建筑物识别转化为最大后验概率估计问题;2005 年汪哲慎等^[7]则利用改进的 Hough 算法检测建筑的竖直边缘;2006 年王君秋等^[8]也提出同时采用 SIFT 描述子和边缘颜色直方图作为图像的相似性度量。

综上所述,图像上建筑物主要以边缘线为主要特征;边缘线只能表现其普遍性,只有轮廓线才能描述出建筑物的独特性。轮廓线及其组合作为一种相

对稳定的几何特征,图像的仿射变换、画质变化以及镜头畸变等因素对匹配结果的影响要小于基于 SIFT 特征点的算法所受到的影响。

2 Local Search 算法及其改进

2.1 Local Search 算法及特征分析

由于利用 SIFT 算法进行建筑物识别存在固有的不足:特征点随光照条件、缩放系数改变而变化,当缩放过大或者光照条件迥异的时候,特征点就会消失。换言之,SIFT 算法匹配的不仅是建筑物本身,更多是依赖包括建筑物及其周边环境在内的整体图像。这意味着各种因素对图像成像及画质的影响将直接影响 SIFT 算法的处理效果,造成了 SIFT 算法在实际应用中存在比较明显的局限性。

由 Beveridge^[9]提出的 Local Search 算法属于特征线匹配算法,最初用于计算机视觉领域中的目标识别。其原理是在实时图像中提取出的轮廓线段集合中,找出与模版线段组合匹配的最优线段组合(即具有最大的相似性)。该算法本质是解决组合最优化问题,具有匹配鲁棒性高、并行计算性能好、应用广泛的优点。

Local Search 算法主要用两个因素来衡量相似性,即线段间距离和未匹配的线段比率。其基本原理如下。

2.1.1 相似性度量因素 1:匹配线段对间距离

匹配线段对间距离的数学表达式为:

$$L = \frac{l}{2}(v_1^2 + v_2^2) \quad (1)$$

式中各变量的含义如图 3 所示:

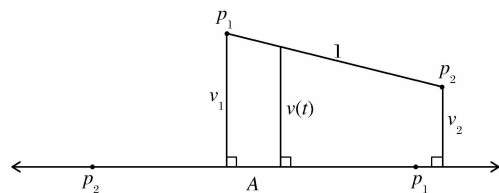


图 3 线段间距离

Fig. 3 Integrated square perpendicular distance

其中: v_1 为线段 1 的端点 p_1 到 A 的距离, v_2 为端点 p_2 到 A 的距离, $v(t)$ 为 1 上任意点到 A 的距离函数, l 为 1 的长度。将所有匹配对间的距离累加,可得总距离 E ,将其用矩阵的形式表达:

$$E_{fit} = \sum_{i=1}^n \frac{l_i}{2} \sum_{j=1}^2 ((R_{MD} \hat{N}_i) \cdot \vec{D}_{ij} - (R_{MD} \hat{N}_i) \cdot (S_{MD} R_{MS} \vec{M}_{ij} + \vec{T}_{MD})) \quad (2)$$

其中: \hat{N}_i 为第 i 条参考图线段的法向量, R_{MD} 、 S_{MD} 、

T_{MD} 为其转换到实时图上的旋转、缩放、平移参数, M_{ij} 为它的第 j 个端点, $j = 1, 2, l_i$ 为线段长度, D_{ij} 为与其配对的实时图线段端点。

$R_{MD} \hat{N}_i$ 求出了参考图线段在实时图中的法向量方向, $S_{MD} R_{MD} M_{ij} + T_{MD}$ 求出了它变换后的位置。由解析几何的知识可知, 法向量与某一点坐标的内积, 等于原点到过该点与法向量垂直的直线的距离。所以 $(R_{MD} \hat{N}_i) \cdot D_{ij} - (R_{MD} \hat{N}_i) \cdot (S_{MD} R_{MD} M_{ij} + T_{MD})$ 的计算结果为点 D_{ij} 到参考线段的距离。方程解算的原则是, 求出能使 E_{fit} (匹配线段对间距离总长) 最小的变换参数 R_{MD} 、 S_{MD} 、 T_{MD} 。

2.1.2 相似性度量因素 2: 未匹配线段比率

逐一检查与某条参考线段配对的所有实时图线段, 将它们投影到参考线段上, 未被投影覆盖的部分称为未匹配的线段。将参考图线段未匹配部分逐一累加, 计算其与参考图线段总长的比率。

在实际的匹配过程中, 由于边缘提取算法固有的误差, 每条参考线段都会不可避免地存在未匹配的部分。在设计指数以反映匹配质量的时候, 为降低未匹配线段小值的影响, 而放大大值的影响, 故考虑将其设计成非线性的形式, 其数学表达式为:

$$E_{om}(p) = \begin{cases} \frac{e^{ap} - 1}{e^a - 1} & \alpha \neq 0 \\ p & \alpha = 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中: $\alpha = 2\ln\left(\frac{2}{a} - 1\right)$, a 为衰减系数。在实际应用中, 可以通过设置衰减系数的值来解决边缘提取精度较低的问题。

匹配结果总体的未匹配指数的计算式如下:

$$E_{om} = \sum_{m \in M} \left(\frac{l(m)}{L_m} \right) E_{om}(p_m) \quad (4)$$

其中: $l(m)$ 为某条参考图线段的长度, L_m 为线段的总长度, $E_{om}(p_m)$ 为每条线段的未匹配指数, 该指数越小, 未匹配线段比率越小, 匹配效果越好。

2.1.3 海明距离为 1 的深度优先局部搜索策略

(1) 相似性度量因素的融合

综合考虑了线段对间距离与未匹配比率这两个因素后, 匹配指数的计算公式为:

$$E_{match} = \left(\frac{1}{\sigma^2} \right) E_{fit} + E_{om} \quad (5)$$

要想这两个因素对相似指数有相同的影响力, 则有: $\frac{E_{fit}}{E_{om}} = \sigma^2$, σ 是个经验系数, 一般取 3.0。

(2) 海明距离为 1 的临域

两个码字的对应比特取值不同的比特数称为这

两个码字的海明距离, 比如 10101 和 00110 从第一位开始依次有第一位、第四、五位不同, 则海明距离为 3。线段组合 c 可以用一个位串表示, 那么它的海明距离为 1 的临域 c' 为一个组合集, 其中的任一组合都是通过向 c 中增加或者减少一个匹配对 s 而获得 ($s \in S$, S 为可能匹配对集)。

(3) 深度优先搜索策略

遍历组合的整个临域, 找到最优的组合, 作为下一次迭代的输入, 直到临域最优的组合并不优于当前组合为止。实际上, 该匹配结果只是一个局部最优而已, 算法并不能保证它为全局最优。所谓的全局最优, 一定要通过人眼的视觉检验。要想获得全局最优, 可以进行多次匹配, 然后选择质量最好的结果, 每次匹配的初始状态是随机产生的。

2.2 基于 Local Search 算法的建筑物识别方法

本研究提出的基于 Local Search 算法的建筑物识别方法的基本流程如图 4 所示。

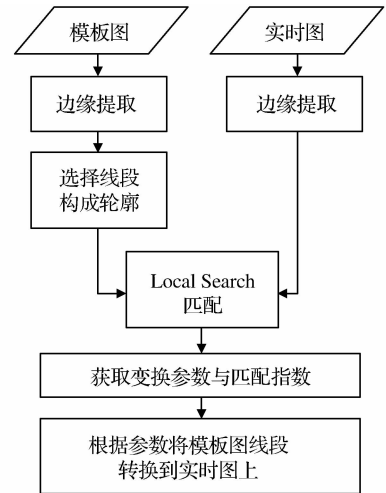


图 4 Local Search 匹配算法的基本流程

Fig. 4 Flow-chart of Local Search process

如上述流程图所示: 首先需要选择成像条件好、轮廓清晰的图像作为标准图像 (本文中称为“模版图”)。然后, 按照以下原则, 对模版图上的目标建筑物进行最具有代表性的边缘特征线组合的提取。

(1) 线段不宜太多, 线段越多, Local Search 算法的搜索空间越大, 只需挑选长度较长, 有代表性的线段即可。

(2) 避免挑选建筑物内部纹理的线段, 比如窗户边缘或者门匾等, 因为这些细节在光照条件不好的情况下模糊或者消失。

(3) 尽量选取同一平面上的边缘线。

对现场拍摄的数字图像 (本文中称为“实时图”)

进行边缘特征线提取,并在其中搜索与目标建筑物轮廓线组合最为匹配的线段组合。

采用 Local Search 算法的图像匹配效果见图 5。

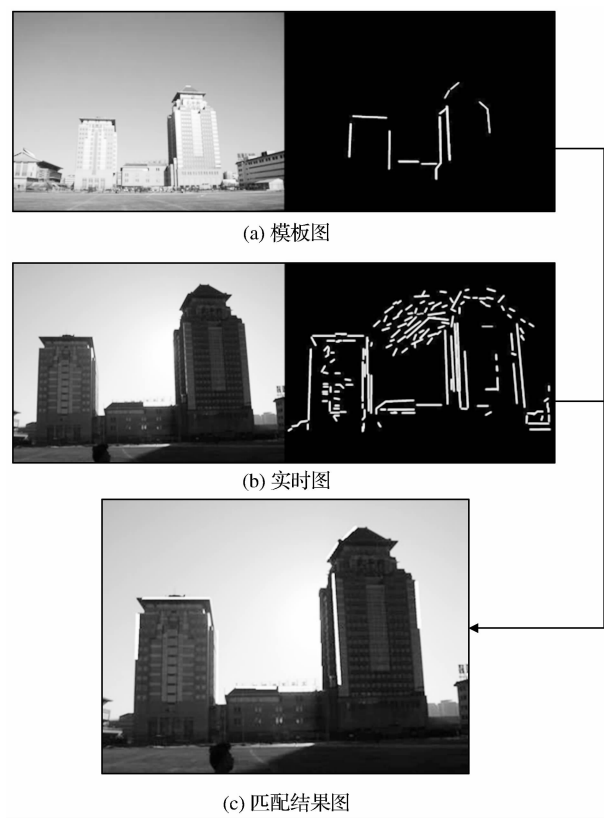


图 5 处理效果图

Fig. 5 Outcome of Local Search process

2.3 算法的改进

2.3.1 建筑群天际轮廓线段组合的利用方法

考虑到在实际应用中建筑物之间存在遮挡,加之地面高度摄影的透视局限,在建筑密度较大的都市区,无法依赖单体建筑物的轮廓特征。针对该问题,本研究提出利用建筑群的“天际轮廓线段组合”,即当前位置附近建筑物集群的顶部轮廓线段组合,并以此作为搜索目标建筑物的重要依据。具体处理流程详见图 6。

如图 6 所示,服务器首先根据移动终端的 GPS 测位数据,从已建立的建筑物三维数据库中提取附近的建筑群数据。为模拟 GPS 测量误差,以 GPS 测位数据为中心,等间隔地设定候补摄影点,并以此生成一系列的模拟透视图以及相应的建筑物群天际轮廓线段的候补系列。然后,将从实时图中实际提取出来的特征轮廓线与上述建筑物群的天际轮廓线段分别进行匹配。那么,在假定匹配指数对于透视成像条件的变化具有足够敏感性的前提下,通过寻找最佳的匹配对,即可能大致确定实际拍摄位置及

方位角,从而在一定程度上修正 GPS 测量误差。进一步地,在完成实时图与模拟透视图匹配的基础上,即可实现建筑物三维数据以及建筑物属性信息与实时图辉度数据的数据融合,并将处理结果送返回移动终端。移动终端用户根据服务器的搜索结果,例如:实时图上叠加显示目标建筑物名称,即可完成对指定建筑物的现场识别。

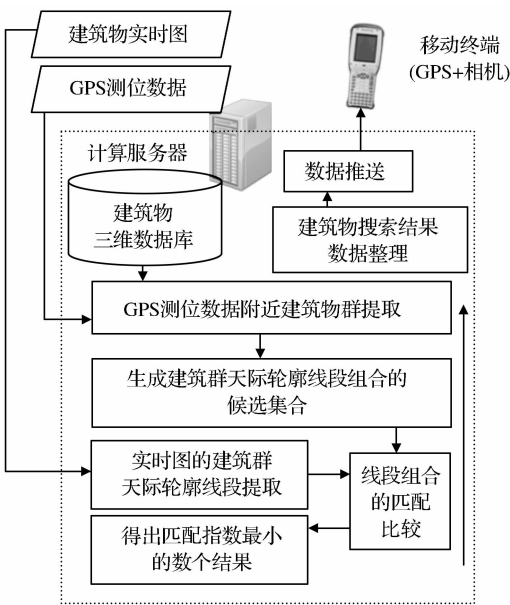


图 6 利用建筑物群天际轮廓线段组合进行建筑物搜索的基本流程图

Fig. 6 Flow chart of sky-line matching process

2.3.2 边缘提取算法的选择

Local Search 算法的性能与边缘提取算法的精度有很大关系。常用的边缘提取算子分为一阶算子和二阶算子,二阶算子虽然对边缘较敏感,精度高,但是易受噪声影响,计算量也大,不能满足建筑物匹配的实时性和复杂性要求。一阶算子包括 Robert 算子、Sobel 算子和 Canny^[10]算子,其中 Canny 算子具有信噪比好、定位性能佳、抗噪声以及抑制虚假边缘的优点,而且在本文中被选为 Local Search 的边缘提取算法。

3 试验方法

本研究首先设定了 3 个试验场景,分别为:独栋建筑物、两栋建筑物以及建筑群,以此考察建筑物(群)轮廓复杂程度对匹配处理效果的影响(图 7)。

其次,在图 8 所示的摄影位置配置示意图中,以建筑物 A 为搜索目标,拍摄距离 R 设定为 80~90 m。同时,为模拟 GPS 平面测量误差(以 A-GPS 技术为例,最大误差分布半径为 10 m),误差模拟拍

摄点的具体设置方法如下:以目标建筑物 A 与三角点 P(实际拍摄位置)的连线为 0 度线,在共计 8 条放射线段(分别为 0、45°、⋯、315°,图中黑色线段)上分别选择等间隔的 3 点,共计 24 个位置作为误差模拟拍摄点(图中圆点)。



图 7 场景 1、场景 2、场景 3
Fig. 7 Test scenes (type 1, 2, 3)

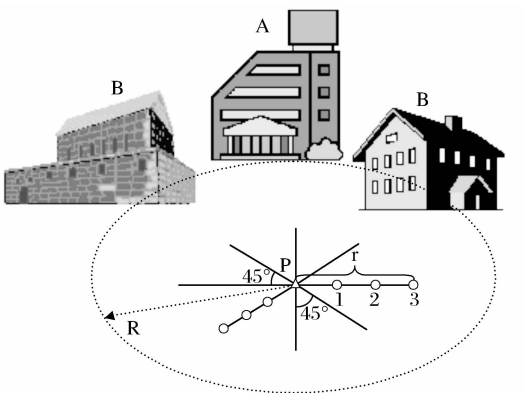


图 8 模拟 GPS 误差的摄影位置配置方案
Fig. 8 Configuration program of photography location simulating GPS error



图 9 正常影像、微光影像、逆光影像、大倍率及轮廓不完整影像

Fig. 9 Images of normal, low illumination, backlight, large scale, incomplete outline

此外,为考察不同成像条件下的匹配成功率,本研究分别收集了各个场景的非逆光图像、逆图成像、微光图像及大倍率图像。为考察建筑物群天际轮廓线组合的利用价值,本研究利用建筑群 CAD 数据,

分别生成实际摄影位置以及模拟 GPS 测量误差现象的建筑物透视图及其天际轮廓线段组合。图 10(a)、(b)分别为实际拍摄位置的建筑物群透视图及天际轮廓线段组合。图 10(c)~(f)分别为对应其他不同摄影位置(模拟 GPS 的测量误差)的轮廓线组合。

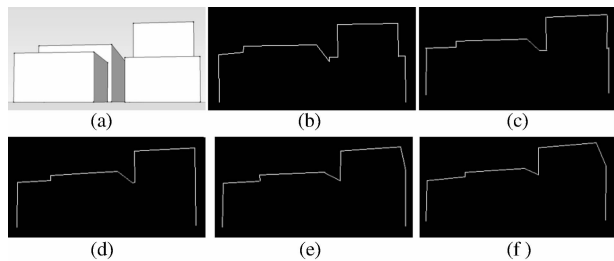


图 10 与不同摄影位置相对应的建筑群透视轮廓线
Fig. 10 Construction skylines of different shot positions

最后,作为试验机型,本研究选择了普及型 200 万像素手机摄像机(附带亮度自动调节和自动调焦功能)。

4 实验结果和分析

4.1 与 SIFT 算法的比较结果

本研究利用 SIFT 算法作为参照,重点讨论了 Local Search 算法的应用特性。表 2、3 所示的两种算法处理效果的比较结果表明:

Table 2 Image matching results using SIFT method			
图像特征	场景 1	场景 2	场景 3
逆光	否	否	否
非逆光	是	是	是
微光图像	否	否	否
大倍率图像	否	否	否
轮廓不完整图像	是	是	是
各场景成功率小计/%	40	40	40
总成功率/%	40		

Table 3 Image matching results using Local Search method			
图像特征	场景 1	场景 2	场景 3
逆光	是	是	是
非逆光	是	是	是
微光图像	是	是	是
大倍率图像	是	否	否
轮廓不完整图像	否	否	否
各场景成功率小计/%	80	60	60
总成功率/%	66.7		

(1)场景 1 的孤立建筑物匹配情况下,Local Search 算法对于摄影条件的变化(即大倍率图像、逆光图像、微光图像)具有较强的适应性;但轮廓不完整图像的匹配效果不佳。这是由于该算法的匹配指数中考虑了未匹配线段比率,因此当轮廓不完整时,将直接导致匹配指数无法达到事先设定的匹配成功阈值。

(2)场景 2 的两栋建筑同时存在的情况下,同样需要避免建筑物轮廓线缺失的问题,否则容易导致

匹配失败。

(3)场景 3 的建筑物集群的情况下,由于存在相互遮挡(导致建筑物轮廓不完整)以及轮廓相似等现象,严重影响两种算法的匹配效果。

4.2 建筑物群天际轮廓线段组合的利用试验结果

针对上述都市区密集建筑物集群的情况,利用本研究所提出的利用建筑物群天际轮廓线段组合进行 GPS 测量误差校正以及建筑物识别的方法,按照图 10 所示方法进行的试验表明(表 4):

表 4 模拟 GPS 测量误差情况的匹配指数的变化

Table 4 Variations of match indices for simulating GPS error

匹配指数	图 10(b)轮廓	图 10(c)轮廓	图 10(d)轮廓	图 10(e)轮廓	图 10(f)轮廓
实时图 10(b)	0.0110	0.0877	0.1932	0.1646	0.1773
实时图 10(c)	0.0416	0.0186	0.0426	0.0497	0.0977
实时图 10(d)	0.1199	0.0339	0.0158	0.0278	0.0886
实时图 10(e)	0.1162	0.1356	0.0717	0.0109	0.0369
实时图 10(f)	0.1935	0.1792	0.1448	0.0226	0.0070

(1)匹配指数值能够非常敏感地反映由于摄影位置变化造成的天际轮廓线段组合的特征变化。

(2)对应不同摄影位置的天际轮廓线段组合,总是与相同位置的候补组合之间具有最佳的匹配指数。

上述试验结果表明:

(1)利用 Local Search 匹配方法,以建筑物群的天际轮廓线段组合为匹配依据,可以有效地修正 GPS 位置测量误差。这对于高层建筑物密集的都市区内的 GPS 准确导航具有重要的应用价值。

(2)该方法有利于实现利用手机摄影功能进行快速而准确的建筑物搜索。利用上述方法,通过匹配实时图与模拟透视图,实现了建筑物三维数据以及建筑物属性信息与实时图辉度数据的数据融合。移动终端用户根据服务器发回的经过可视化处理后的搜索结果,例如:建筑物名称与实时图的叠加显示等,即可轻松完成对指定建筑物的现场识别和定位。

5 结 语

SIFT 算法利用具有尺度不变性和旋转不变性的特征点对来建立两幅图像之间的几何匹配关系。由于特征点会因画质的变化,包括图像的大幅度扩大或缩放,以及光照条件的显著变化而消失,这就必然会导致 SIFT 算法的不稳定性,也造成其在实际应用中的瓶颈问题。而基于轮廓线匹配的 Local Search 算法具有较强的稳定性,能够取得相对满意的处理效果。因为轮廓特征线作为一种非常稳定的

图像几何特征,受画质改变的影响程度明显小于依赖于图像局部区域纹理结构的特征变量。

本研究的实验证明,Local Search 算法在复杂多变的成像条件下,不仅具有较强的匹配鲁棒性,而且识别速度快、准确率高。在实际应用中,可以考虑依托城市建筑物三维数据库,构建建筑物轮廓特征库,并开发采用 Local Search 算法的建筑物快速搜索引擎。同时,针对实际应用中出现的问题,本研究提出了“建筑群天际轮廓线组合”的特征要素概念,利用该特征实现对 GPS 测量误差的实时修正,以及从密集建筑群中快速搜索目标建筑物的基本方法。

利用功能日益完善的多媒体移动终端,基于 Local Search 算法的建筑物识别技术凭借其技术优势,必定会在未来图像搜索市场上占有一席之地。

参考文献(References):

[1] Yeh T, Lee J J, Darrell T. Fast Concurrent Object Localization and Recognition[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, 2009: 280-287.

[2] Lindeberg T. Scale-space Theory: A Basic Tool for Analysing Structures at Different Scales[J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(1&2): 225-270.

[3] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal on Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[4] Feng Jingkuai. City Geographical Position Recognition System base on SIFT Feature Matching Algorithm[J]. Computer & Telecommunication, 2009, 8: 53-55. [冯镜劼. 基于 SIFT 特征

- 匹配算法的城市地点识别系统[J]. 电脑与电信, 2009, 8: 53-55.]
- [5] Jin Taisong, Li Cuihua, Wei Benjie. Approach to Building Recognition[J]. Computer Engineering and Application, 2009, 42(33): 1-3. [金泰松, 李翠华, 魏本杰. 一种建筑物目标识别方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 42(33): 1-3.]
- [6] Jin Taisong, Ye Congyin, Li Cuihua, *et al.* Approach to Building Recognition in Complex Scenes[J]. Computer Engineering, 2007, 33(6): 198-200. [金泰松, 叶聪颖, 李翠华, 等. 一种复杂场景下建筑目标识别方法[J]. 计算机工程, 2007, 33(6): 198-200.]
- [7] Wang Zheshen, Li Cuihua. Improved Classical Hough Transform Applied to Building Detection and Recognition[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(4): 463-467. [汪哲慎, 李翠华. 基于改进 Hough 变换的建筑目标搜索与识别[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4): 463-467.]
- [8] Wang Junqiu, Zha Hongbin. Combining Interest Points and Edges for Building and Object Recognition[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(8): 1257-1263. [王君秋, 查红彬. 结合兴趣点和边缘的建筑物和物体识别方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(8): 1257-1263.]
- [9] Beveridge J R. Local Search Algorithms for Geometric Object Recognition; Optimal Correspondence and Pose[D]. Amherst: University of Massachusetts, 1993.
- [10] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 8: 679-698.

Research of Urban Building Recognition Method based on Line Features Matching

Li Songlin¹, Fan Haisheng², Chen Xiuwan¹

(1. *Institution of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China;*

2. *Research Center of Remote Sensing Cloud Services, Institute of Remote Sensing Application, Chinese Academy of Sciences, Dongguan 520808, China)*

Abstract: With the popularity of cell phones having functions of GPS positioning, navigation and camera, there exist increasing demands for real-time identification of urban buildings with mobile terminals. In this paper, image processing algorithms for urban buildings recognition, including SIFT method and Local Search method, were discussed and compared in details to show that contour lines and their combinations are stable geometric features of buildings, so the algorithms based on contour lines immune to affine transformation, low picture qualities and lens distortion. Besides, the match index based on contour lines can reflect the camera position change. As a result, Local Search method was improved; firstly getting the building contour lines by abstracted from pictures photographed by mobile terminals and generated from the 3D-database, secondly utilizing it to find some of the best matches between those contour lines. The improved algorithm can meet the demand of fast building recognition in mobile terminals.

Key words: Urban building recognition; SIFT method; Local Search method; Line features matching; Sky-line of construction