

基于特征位置优选整合的快速城区检测算法

师 皓¹, 陈 禾¹, 毕福昆², 庞枫骞¹, 杨小婷¹

(1. 北京理工大学信息与电子学院, 北京 100081; 2. 北方工业大学信息工程学院, 北京 100144)

摘 要: 遥感图像中城市区域的自动分析解译是遥感对地观测领域重要的应用方向, 针对自动高效城区检测的迫切需求, 提出了一种基于遥感图像的城区区域快速检测算法. 首先通过智能去雾处理降低薄雾气象条件对检测的干扰, 然后通过快速的关键点搜寻进行城区特征位置初选, 并以全局与局部约束相结合的策略筛选出高置信度的城区特征位置, 最后通过高斯渲染加权的方法整合城区特征位置, 并在获得的城区高斯加权图上自适应分割出最终的城区. 本算法使用 Google 提供的卫星图像进行算法验证测试, 可得到准确的检测结果. 本检测算法可满足遥感图像城区检测自动化、实时化的需求, 大大减小了人工判图的工作量, 能够广泛应用于机载或星载平台.

关键词: 城区检测; 遥感图像处理; 去雾处理; 特征点提取; 实时处理

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)07-1369-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.07.018

A Real-Time Urban Area Detection Algorithm Based on Feature Location Optimization and Integration

SHI Hao¹, CHEN He¹, BI Fu-kun², PANG Feng-qian¹, YANG Xiao-ting¹

(1. School of Information and Electronic, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China;

2. Department of Information Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144, China)

Abstract: According to the needs of automatic and efficient detection for the urban areas, an urban area detection algorithm is proposed in this paper. First, the intelligent haze removal processing is used to reduce the interference in detection. Second, the primary feature locations of urban are extracted by the feature points. Then with the combination of the global and local constraints, the highly reliable urban locations are selected. Finally, the urban characteristic locations are integrated by the method of Gaussian rendering weighted and the final urban areas are obtained through adaptive segmentation. The algorithm is tested using Google satellite images to get accurate results. It can meet the needs for automatic and real-time detection in the remote sensing image of urban areas and greatly reduce the workload of manual interpretation.

Key words: urban area detection; remote sensing image processing; image haze removal; feature points extraction; real-time processing

1 引言

随着遥感技术的不断发展, 遥感影像的分辨率越来越高, 能够得到的信息也越来越多. 其中, 通过遥感图像获取城市区域信息逐渐成为国内外学者研究的热点, 这将为国家建设和国土勘探等方面带来巨大的帮助. 首先, 城市区域检测作为城市监测的第一步, 可有效检测出哪些区域范围属于城市, 有助于政府或城市规划建设部门制定城市建设与发展规划; 其次, 城市区域检测可用于城市变化检测、数字化城市建设、军事侦察等多个领域; 最后, 由于遥感图像覆盖区域广, 通过人工判图方

式进行检测工作量大, 城区的自动检测与实时检测将成为发展的趋势.

近 10 年来, 国内外学者使用各种方法和模型对城市区域进行自动检测, 其技术路线大致分为两类. 第一类是基于结构、纹理等特征的城市区域检测方法. 其中, Sirmacek 和 Unsalan 使用 SIFT 算法提取城区范围内的特征点, 再根据特征点的分布稠密性划分为不同子图, 通过多子图匹配确定城区范围^[1], 该算法理论上可行, 但计算复杂且运算时间较长, 不适宜实际应用; Karathanasi 通过图像纹理特征获取建筑物的密度, 依据密度信息进行城市区域的分割^[2]; Fonte 的文章中评价了通过使

用 SUSAN 和 Harris 两种角点检测算法检测城市区域中的人工建筑,结论认为通过角点信息可以进行城市区域的检测^[3]. 第二类是基于模式识别的检测方法. Benediktsson 等人使用数学形态学操作提取结构信息,并通过神经网络对其进行分类得到城市区域^[4]; Unsalan 和 Boyer 使用结构特征,如梯度、直线或多种特征相融合的方法通过统计分类器对城区进行分类^[5]; Bruzzone 和 Carlin 提出一种基于上下文的特征提取方式,通过支持向量机进行场景分类,从而检测出城市区域^[6]; Fauvel 等人^[7]与 Zhong^[8]提出了使用多种分类器相融合的分类方法进行城市区域检测;郭小卫等人在给定训练图像及真实分割的基础上进行参数训练,通过使用马尔科夫四叉树模型及上下文模型实现图像分割^[9]. 基于模式识别的各种方法都需要先验数据进行参数训练.

本文提出了一种新的城市区域自动检测方法. 本方法无需进行先验学习,计算简单,更适合在实际应用中实现. 同时,本算法可进行实时检测,这样一来可在载荷平台上进行实时处理,只将城市区域的检测结果下传给地面监控人员,减小了数据传输带宽,缩短了数据回路的延迟. 可应用于星载或机载平台的连续检测.

2 检测算法

本实时城区检测算法的流程框图如图 1 所示,主要分为三个部分:①图像智能去雾处理,首先通过对图像灰度信息进行统计来判断是否需要去雾处理,若为无雾图像则跳过去雾处理步骤;②城区特征点提取与筛选,提取图像中可能分布于城市区域中的像素点,并按照一定的准则剔除一些非城市区域的特征点;③城市区域判定与分割,将上述特征点拓展成为区域,并通过自适应迭代方式设定阈值,即可将城市区域分割出来.

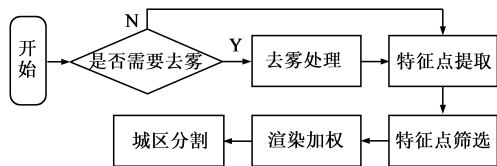


图1 城区检测算法流程图

2.1 图像智能去雾处理

在机载或星载光学传感器对地面进行拍摄时,会受到雾的影响而造成成像模糊的情况,对后续的图像检测造成影响. 这是由于大气中的混浊介质使光学传感器接收到的反射光线被衰减,从而降低了图像的对比度和颜色的保真度. 去雾处理能显著地提高图像的清晰度并且修正因空气介质而带来的色彩.

雾成像的模型如式(1)所示:

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (1)$$

其中, I 是指观测到的图像的强度, J 是景物光线的强

度(去雾后的图片), A 是全局大气光成分, t 介质传输系数,用来描述光线通过媒介透射到照相机过程中没有被散射的部分,去雾的目标就是从 I 中复原 J, A, t . HE 等人通过统计规律提出了“dark channel prior”的去雾方法,可以通过每个颜色通道中强度值很低的像素值估计雾光的透射信息^[10,11]. 基于上述方法的去雾原理,在其基础上增加智能判断功能,用于自动判别该图像是否需要去雾处理,实现步骤如下所示.

①将图像转为灰度图像并进行直方图统计,求灰度值小于一个较低阈值的像素个数占总直方图的百分比,本文将阈值设定为 50. 通过实验验证,若比例大于 2% 则不用去雾,否则进行去雾处理;

②取 RGB 三个通道中的最小值构成矩阵 J_{dark} ,并对 J_{dark} 进行二维最小值滤波;

③求 J_{dark} 最大值将其赋值为大气光强 A ;

④使用下式构建介质传播系数 t ,

$$t = 1 - w_0 \times \frac{J_{\text{dark}}}{A} \quad (2)$$

其中, w_0 为 0 至 1 的一个常数系数,本文选取为 0.7;

⑤将求得的 A, t 参数代入式(1),即可求得去雾后的图像.

去雾前后的效果对比如图 2 所示. 可以看出,经过去雾处理后的图像对比度增加,图像边缘及结构特征更明显,有利于后续的城市区域自动检测.



图2 去雾效果对比图

2.2 城区特征位置初选

城市区域检测首先对图像中能够标示人造建筑物的特征点进行提取,采用改进的 FAST(Features from Accelerated Segment Test)检测算法来实现特征点的提取. 该算法将特征点定义为:在中心像素点的周围邻域内,有足够多的像素点与该点处于不同的灰度级. 这样就通过大小比较的方式代替了其他特征点提取算法中的大量复杂数学运算,使计算速度明显提升.

假设候选点为 C ,图 3 给出了以该点为中心的圆形区域的 segment-test 算子模板示意图^[12]. 在离散情况下,圆形的半径通常选取为 3,设圆弧上的像素点标记为以 C 为中心周围邻域的点,其灰度值表示为:

$$I_{C \rightarrow x}, \text{ 其中 } x \in (1, 2, \dots, 16) \quad (3)$$

为了排除误码丢包等现象,先对周围邻域的点进

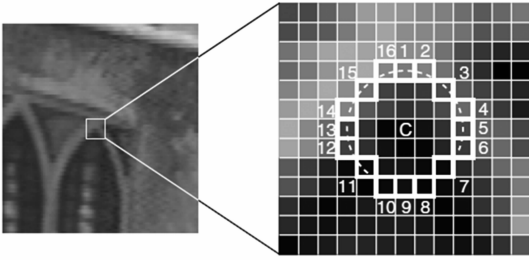


图3 segment-test算子示意图

行一次判定.当出现丢包或者误码时像素的灰度值非常低,一般为0,但是真正传感器在接收数据时不会产生如此低的像素值.这样通过剔除这些坏点可以消除图像中马赛克或者黑块对后续检测的影响,剔除由这些现象产生的虚警.坏点的判定由式(4)可得.当坏点个数大于3的时候,则认为当前中心点不为特征点.

$$I_{c \rightarrow x} = \begin{cases} \text{坏点}, & I_{c \rightarrow x} \leq T_{\text{black}}, x \in [1, 16] \\ \text{正常点}, & I_{c \rightarrow x} > T_{\text{black}}, x \in [1, 16] \end{cases} \quad (4)$$

其中, T_{black} 表示坏块灰度阈值,一般选取 0 ~ 10 范围内的值.这样可以有效的减少 FAST 算法将噪声点作为特征点的现象,一定程度解决了 FAST 算法受噪声影响大的缺点.

此后,通过比较中心点的灰度值与周围像素的灰度值,可得到三类情况,如式(5)所示:

$$I_{c \rightarrow x} = \begin{cases} \text{暗点}, & I_{c \rightarrow x} - I_c \leq -T, x \in [1, 16] \\ \text{亮点}, & I_{c \rightarrow x} - I_c \geq T, x \in [1, 16] \\ \text{相似点}, & \text{others} \end{cases} \quad (5)$$

其中, T 为相似性度量阈值, I_c 表示中心点 C 的灰度值.若连续相连的暗点或者亮点个数大于等于9个的话,则认为 C 为一个候选特征点.按照上述方法将全图每个像素点遍历一遍,可找到图中所有候选特征点,检测结果如图 4(a)所示.

2.3 高置信度城区特征位置筛选

2.3.1 基于特征点的局部约束

由于 segment-test 算子在提取特征点时可能会检测到多个相邻的特征点,因此利用非最大值抑制方法进行特征点的局部筛选.首先,构造一个得分函数 V 作为判定标准,用于剔除局部范围内非极大值的特征点^[12].得分函数 V 的定义为:

$$V = \max \left(\sum_{x \in S_{\text{right}}} |I_{p \rightarrow x} - I_p| - T, \sum_{x \in S_{\text{dark}}} |I_p - I_{p \rightarrow x}| - T \right) \quad (6)$$

$$\text{其中, } S_{\text{bright}} = \{x | I_{p \rightarrow x} \geq I_p + T\} \quad (7)$$

$$S_{\text{dark}} = \{x | I_{p \rightarrow x} \leq I_p - T\} \quad (8)$$

I_p 表示任意候选特征点 P 的灰度值, $I_{p \rightarrow x}$ 表示以 P 为中心的 segment-test 算子中对应标号为 x 的灰度值, T 为 FAST 算法的相似性度量阈值.

其次,在 FAST 算法提取的所有候选特征点集 M 中,任意选取一个候选特征点,不妨设该点为 P ,其得分函数响应为 V_p ,若以 P 为中心的 3×3 范围内存在任意一点 $q \in M$,其得分函数响应为 V_q ,当 $V_p \geq V_q$ 时, P 作为特征点保留,否则 P 就被剔除,约束结果如图 4(b)所示.

2.3.2 基于特征点的全局约束

由于城区中的建筑物比较集中,检测出的特征点也比较密集,可以将特征点作为城区特征的表示.然而,在一些纹理丰富的非城市区域中同样存在特征点信息,例如:森林、农田交界处等,仅依靠上述两个步骤还不能够准确的将城市区域检测出来.通过分析图像中的上下文信息,发现城区和非城区特征点分布密度不同,可利用这一点再进行一次特征点筛选.

假设任意特征点 P_i 的邻域 N_{P_i} 表示以 P_i 为中心半径为 M 的圆形区域,则定义约束准则为:

$$\text{card} \{p_j | p_j \in N_{P_i}\} > \delta \quad (9)$$

其中 $\text{card} \{ \}$ 表示集合内元素的个数,即以 P_i 为中心的邻域 N_{P_i} 中特征点的总个数, δ 是给定的阈值.满足上述准则的特征点 P_i 将被保留,不满足的则被剔除.这样,非城区的特征点由于分布零散且密度较低,会被上述约束准则剔除,结果如图 4(c)所示.

2.4 基于高斯渲染加权的城区区域整合提取

经过上述约束处理之后,大部分非城区的特征点被剔除,为了从特征点的分布情况中提取城区区域,提出了基于高斯分布的渲染加权方法.假设每一个特征点都代表城市区域中的一个部分,距离特征点越近的区域是城区的可能性就越大,越远的区域是城区的可能性越小.这就如同一滴墨汁滴在宣纸上渲染开的效果一样,每一个特征点都是渲染的中心,这样一来,城区区域经过多次渲染颜色就变得越深,非城区区域的颜色相对较浅,然后对“颜色”深浅设定一个阈值进行分割就可以提取出城区区域.

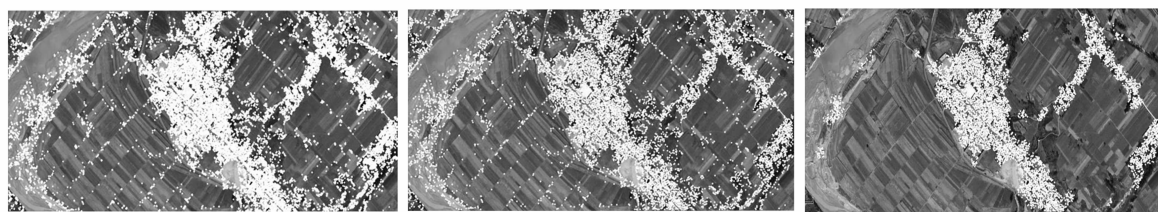
我们使用二维高斯函数来实现上述的“渲染”方式.任取一特征点 (x_k, y_k) ,其高斯渲染函数为:

$$G_k(x, y) = \alpha * \exp \left(-\frac{(x - x_k)^2 + (y - y_k)^2}{2\sigma_k^2} \right) \quad (10)$$

其中, $G_k(x, y)$ 为以特征点为中心的二维高斯矩阵, α 为加权强度系数, σ_k 为高斯函数系数.如果 σ_k 的值越大,高斯渲染函数产生的空间效应就越广.

得到每个特征点的高斯渲染加权矩阵后,使用式(11)将图像中每个位置的权值相叠加,得到整幅图像的加权结果.

$$G(x, y) = \sum_{k=1}^N G_k(x, y) \quad (11)$$



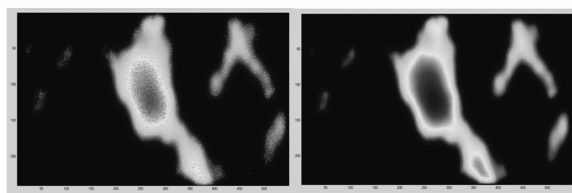
(a) FAST算法特征点提取结果

(b) 局部特征点约束结果

(c) 全局特征点约束结果

图4 特征点提取结果图

从图 5(a)中可以看出,由于特征点所在位置的加权值大于附近区域的权值,所以这些点的位置为一个极大值,在整幅图像中看来会产生类似椒盐噪声的效果.因此,使用中值滤波的方法进行去噪处理,中值滤波后的结果为图 5(b)所示.



(a) 高斯渲染加权结果

(b) 中值滤波结果

图5 高斯加权结果图

由于不同的场景图像检测到的特征点个数及分布都不相同,所以加权之后的结果也相差较大,使用固定阈值进行城市区域的分割会产生较大的误差.因此,为了使城区区域分割更加准确,阈值的设定采用自适应迭代的方法,步骤如下所示:

- (1)选取图像中最大亮度和最小亮度的中间值作为初始值 Th ;
- (2)使用 Th 分割图像,亮度值 $\geq Th$ 的所有像素组成 I_1 ,亮度值 $< Th$ 的所有像素组成 I_2 ;
- (3)计算 I_1 和 I_2 范围内像素的平均亮度值 μ_1 和 μ_2 ;
- (4)按照下式计算新的阈值:

$$Th = \frac{1}{2}(\mu_1 + \mu_2) \quad (12)$$

- (5)重复上述步骤(2)至(4),直到连续迭代得到的 Th 满足下式停止:

$$|Th_n - Th_{n-1}| \leq \epsilon \quad (13)$$

其中, ϵ 为一个较小的阈值.为了防止迭代过程进入死循环的情况发生,我们在此步骤将最大迭代次数设置为 20 次,若发生无法迭代计算出结果的情况,则将 Th 设置为一个经验值.

根据自适应求得的门限 Th 对加权结果 $G(x, y)$ 进行二值分割,其中权值较高的区域被置“1”,权值较低的区域被置“0”.图像分割之后可能会夹杂一些面积较小的区域如大石块、道路交叉口等,这些区域由于信息丰富也会被分割出来.为了剔除这些虚警区域,可通过

连通域的面积进行约束.首先对二值图进行连通域标记,其次利用式(14)进行约束.

$$B_n(x, y) = \begin{cases} 1, & B_n(x, y) \geq \text{AreaLimit} \\ 0, & B_n(x, y) < \text{AreaLimit} \end{cases} \quad (14)$$

其中, $B_n(x, y)$ 为 $G(x, y)$ 二值化之后的第 n 个连通域, AreaLimit 为面积约束的门限.约束之后保留的连通域的范围即对应原图中城区的区域范围,结果见图 6.



(a) 二值化结果



(b) 城区分割结果

图6 城区区域提取结果图

3 实验与讨论

为了验证本文提出的城市区域检测算法,我们使用 Google 地图提供的高分辨率遥感图像作为实验数据,在不同分辨率下截取了包含不同场景的近百幅图像.将测试数据根据图像分辨率不同分为三组测试库,每组测试库分别对应 1m 分辨率、2m 分辨率和 5m 分辨率的 30 幅图像.每组测试图像中分别包含了平原、山区、林地、河流等多种场景.测试使用的计算机配置为: Intel Pentium G630 2.70-GHz CPU, 2-GB RAM, 操作系统为 WinXP, 程序开发环境为 Matlab-2010a.

3.1 去雾效果比对实验

首先我们进行去雾处理效果的比对实验,从测试库中选取带有薄雾的场景图片,使用上述第 2 节介绍的检测算法,分别对带有薄雾的原图像和通过算法处理之后的图像进行城市区域的检测.检测结果如图 7 所示.图 7(a)(b)为上述 2.2 节特征点提取与筛选后的结

果,图 7(c)(d)为上述 2.4 节城区区域提取后的结果。

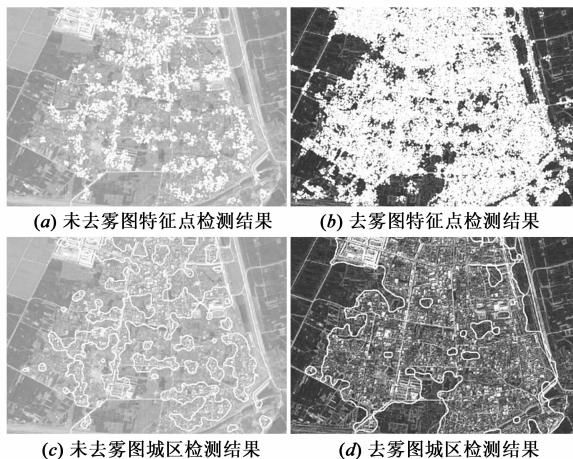


图 7 去雾算法测试结果对比图

通过对比我们可以发现,去雾处理之前的图像由于受薄雾影响而降低了对比度,在进行特征点提取时漏检了许多特征点,使得在进行后续高斯渲染加权时渲染的区域面积变小,从而检测到的城区区域零散且漏检严重.去雾处理后的效果改善了很多。

3.2 不同分辨率图像测试实验

为了验证算法在设定相同参数时,图片分辨率不同是否会对城区检测效果产生影响,我们选取同一场景的 1m、2m 和 5m 分辨率图片进行测试.测试参数设定如下:相似性阈值 $T = 30$ 、约束半径 $M = 30$ 、全局约束阈值 $\delta = 15$,检测结果如图 8 所示。

从图中检测结果可以看出,三组分辨率图像的检测结果基本一致且都能正确检出城区区域.但从图 8(c)中可以看出,图像分辨率变低会造成城区细节的丢失,在进行特征点提取时会影响特征点的数量,使得自适应分割后的边界变得不精确,增加虚警面积.因此,本算法适合高分辨率遥感图像的城区检测且不需要针对不同分辨率进行参数的调整。

3.3 城区检测性能测试实验

为了验证算法的检测性能,图 9 显示出了数据库中部分 2m 分辨率图片的城区检测结果.其中第一行为算法自动检测出的城市区域,第二行为人工手动标记的城市区域。

我们引用文献[1]中的评价指标对算法进行定量评价.将算法检测结果与人工标记结果进行像素级比较.设 N_c 为被算法正确检测出的城市区域的像素点数, N_m 为手动标记的城市区域的像素点数, N_f 为被算法错误检出区域的像素点数.定义检测正确率如下:

$$P_d = \frac{N_c}{N_m} \quad (15)$$

定义检测的虚警率如下:

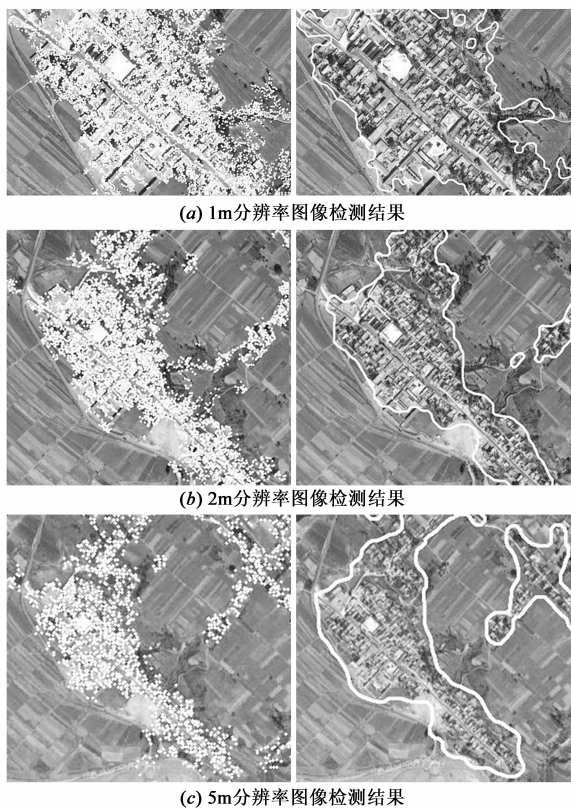


图 8 不同分辨率图像测试结果对比图

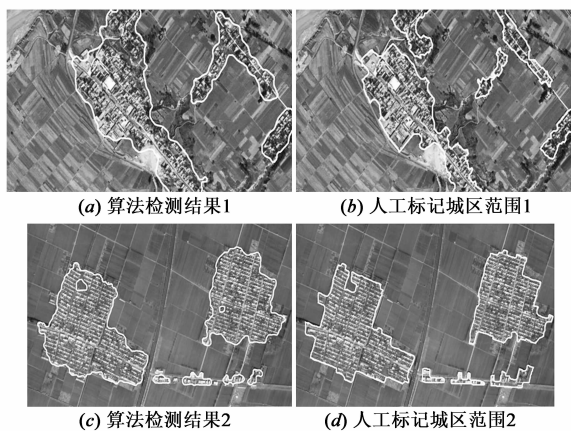


图 9 算法测试结果对比图

$$P_f = \frac{N_f}{N_m} \quad (16)$$

根据上述评价指标对三组测试库中的测试结果进行记录与指标计算,结果如表 1 所示.从表中可以看出,本算法的正确检测率优于 90%,虚警率在 10% 以内.随着图像分辨率的降低,虚警率随之提高,但正确检测率基本保持不变.由于第三组测试数据库中的图像包含较多的山区和林地,这些区域在进行特征点检测时会产生大量特征点且无法在现有约束步骤中剔除,因此会产生虚警,造成虚警率的提高.减少山区和林地区域

产生的虚警是我们今后对算法进一步优化的方向.

表 1 城区检测算法性能测试结果

序号	人工标记 像素	算法标记 像素	漏检像素	虚警像素	正确 检测率	虚警率
1	5740593	5489198	564692	313297	90.16%	5.46%
2	4015986	3914975	385943	284932	90.39%	7.09%
3	2577271	2936255	218316	577296	91.53%	22.40%
总计	12333850	12340424	1168951	1175525	90.52%	9.53%

4 总结

本文阐述了一种基于遥感图像的城市区域检测算法,可用于机载或星载平台的城市区域实时检测.我们的方法基于 FAST 算法进行城区特征点的提取,然后通过局部约束和全局约束进行特征点的筛选,接下来使用高斯渲染加权及自适应阈值分割方法将城市区域整合提取出来.同时,还增加了智能去雾处理功能,可有效的修正由于薄雾对图像带来的影响.经过使用 Google 卫星图像进行的测试,可以看到本算法可准确的检测出图像中的城区区域.对比其他算法,具有易于硬件实现且实时性好等优点.本算法已经在嵌入式平台中实现,处理大小为 1024×768 的图像所需时间小于 500ms,可满足实时处理的需求.在下一步的研究中将进行山区、林地等虚警区域剔除方法的研究.

参考文献

[1] B Sirmacek, C Ünsalan. Urban area and building detection using SIFT keypoints and graph theory [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(4): 1156 – 1167.

[2] V Karathanassi, et al. A texture-based classification method for classifying built areas according to their density [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(9): 1807 – 1823.

[3] L Fonte, S Gautama, et al. Evaluating corner detectors for the extraction of man-made structures in urban areas [A]. Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium [C]. USA: IEEE, 2005. 237 – 240.

[4] J A Benediktsson, et al. Classification and feature extraction for remote sensing images from urban areas based on morphological transformations [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(9): 1940 – 1949.

[5] C Ünsalan, K L Boyer. Classifying land development in high resolution panchromatic satellite images using straight line statistics [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(4): 907 – 919.

[6] L Bruzzone, L Carlin. A multilevel context-based system for classification of very high spatial resolution images [J]. IEEE

Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(9): 2587 – 2600.

[7] M Fauvel, et al. Decision fusion for the classification of urban remote sensing images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(10): 2828 – 2838.

[8] P Zhong, R Wang. A multiple conditional random fields ensemble model for urban area detection in remote sensing optical images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(12): 3978 – 3988.

[9] 郭小卫, 田铮, 林伟, 等. 多尺度 Markov 模型的可适应图像分割方法 [J]. 电子学报, 2005, 33(7): 1279 – 1283.

Guo X W, Tian Z, Lin W, et al. A method of adaptive image segmentation based on multiscale Markov models [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(7): 1279 – 1283. (in Chinese)

[10] He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341 – 2353.

[11] 褚宏莉, 李元祥, 周则明, 等. 基于黑色通道的图像快速去雾优化算法 [J]. 电子学报, 2013, 41(4): 791 – 797.

Chu H L, Li Y X, Zhou Z M, et al. Optimized fast dehazing method based on dark channel prior [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(4): 791 – 797. (in Chinese)

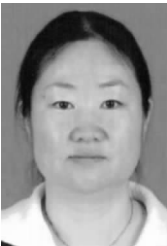
[12] E Rosten, T Drummond. Machine learning for high-speed corner detection [A]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision [C]. Berlin Heidelberg: Springer, Volume 3951, 2006. 430 – 443.

作者简介



师 皓 男, 1986 年 4 月出生, 河北石家庄人. 2012 年在北京化工大学获得控制科学与工程硕士学位, 现为北京理工大学博士研究生. 研究方向为: 遥感图像处理、嵌入式系统研发.

E-mail: shihao@bit.edu.cn



陈 禾 女, 1970 年 3 月出生, 辽宁沈阳人. 1998 年在哈尔滨工业大学获得工学博士学位, 2000 年北京理工大学通信与信息工程博士后流动站出站. 现为北京理工大学信息与电子学院教授, 博士生导师. 研究方向为: 遥感图像及雷达信号处理、超大规模集成电路设计.

E-mail: chenhe@bit.edu.cn

毕福昆(通信作者) 男, 1982 年 9 月出生, 云南昆明人. 2011 年在北京理工大学获得工学博士学位. 北京大学信息科学与技术学院博士后流动站出站. 主要研究方向为: 模式识别、遥感图像解译.

E-mail: bifukun@163.com