

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 3
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年3月 第17卷 第3期(总第191期)

目次

图像处理和编码

- 摄影测量共线方程的单位四元数描述 杨化超,卢晓攀,王永波,姚国标(301)
- 分形压缩感知高维信号重构方法 刘佶鑫,孙权森(309)
- 自适应子矢量划分的快速码字搜索算法 吴鑫鹏,潘志斌,李达(315)
- 基于人类视觉模型的各向异性扩散滤波方法 宋建军,侯志强,余旺盛(321)
- 整数提升小波多相矩阵分解系数的快速提取算法 王锋,赵志文,牟盛(329)
- 自适应样本块大小的图像修复方法 孟春芝,何凯,焦青兰(337)

图像分析和识别

- 改进FCM在交互式图像分割中的应用 依玉峰,高立群,郭丽(342)
- 输电导线图像目标识别方法 孙凤杰,杨镇浓,李媛媛,范杰清(349)
- 无表观特征小目标检测与跟踪 陶霖密,李亮,邸慧军(357)
- 应用改进频率调谐的海上小目标检测方法 任蕾,施朝健,冉鑫(365)
- 视觉注意原理局部特征的行人检测 刘俊涛,刘文予,吴彩华,李雄伟,冯镔(370)
- 尺度不变单样本人脸识别方法 王炜强,张晓阳,曹春芹,付奎生(380)
- 复杂交通场景中采用稀疏表示的车辆识别方法 李修志,吴健,崔志明,陈建明(387)
- 利用复合导数的边缘检测新算法 程金梅,叶永强,姜斌(393)

图像理解和计算机视觉

迭代分割逼近:新的基于局部响应显著度的角点检测 马丽红,谭幸均(402)

融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准 张少敏,支力佳,赵大哲,林树宽,赵宏(412)

计算机图形学

面向非均匀采样点集的 3 维表面重建算法 刘晓平,段瑞青,余烨(419)

基于可编程图形管线的大规模流程工厂模型多分辨率绘制方法 周剑,唐卫清,朱耀琴,夏明,黄晓剑(426)

带有位置修正的环境映射 王晨昊,汤晓安,孙即祥,马伯宁(435)

遥感图像处理

海岸线遥感信息提取的元胞自动机方法及其应用 冯永玖,韩震(441)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 3 期

2012 年 3 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京 9718 信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa. ac. cn

电话:010-68407995 010-82614429

网 址:www. cjig. cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
CAS China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational
Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
of Journal of Image and Graphics
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
E-mail:jig@irsa. ac. cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 3 March 2012

Contents

Image Processing and Coding

- Unit quaternion based description of collinearity equations Yang Huachao, Lu Xiaopan, Wang Yongbo, Yao Guobiao(301)
- Fractal compressive sensing for high-dimension signal recovery Liu Jixin, Sun Quansen(309)
- Fast codeword search algorithm based on adaptive subvector partitions Wu Xinpeng, Pan Zhibin, Li Da(315)
- Anisotropic diffusion image smoothing method based on human visual model Song Jianjun, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng(321)
- Fast extraction algorithm of the polyphase matrix decomposition coefficient based integer lifting wavelet
..... Wang Feng, Zhao Zhiwen, Mou Sheng(329)
- Image completion method with adaptive patch size Meng Chunzhi, He Kai, Jiao Qinglan(337)

Image Analysis and Recognition

- Application of improved FCM for interactive image segmentation Yi Yufeng, Gao Liqun, Guo Li(342)
- Methods of transmission line target recognition Sun Fengjie, Yang Zhenhuan, Li Yuanyuan, Fan Jieqing(349)
- Featureless small object detection and tracking Tao Linmi, Li Liang, Di Huijun(357)
- Small target detection method under sea surface environment using revised frequency tuned saliency detection
..... Ren Lei, Shi Chaojian, Ran Xin(365)
- Pedestrian detection method using local feature based on vision attention
..... Liu Juntao, Liu Wenyu, Wu Caihua, Li Xiongwei, Feng Bin(370)
- Scale invariant face recognition from single sample Wang Weiqiang, Zhang Xiaoyang, Cao Chunqin, Fu Kuisheng(380)
- Sparse representation method of vehicle recognition in complex traffic scenes
..... Li Xiuzhi, Wu Jian, Cui Zhiming, Chen Jianming(387)
- Novel edge detection algorithm using a composite derivative Cheng Jinmei, Ye Yongqiang, Jiang Bin(393)

Image Understanding and Computer Vision

- Iterative segment approaching: new corner detection based on local response saliency Ma Lihong, Tan Xingjun(402)
- Entropic graph estimation integrated with SIFT features for medical image non-rigid registration
..... Zhang Shaomin, Zhi Lijia, Zhao Dazhe, Lin Shukuan, Zhao Hong(412)

Computer Graphics

- Three-dimensional surface reconstruction algorithm for non-uniform sampling points Liu Xiaoping, Duan Ruiqing, Yu Ye(419)
- Multi-resolution rendering approach of large-scale process plant models based on programmable graphics pipeline
..... Zhou Jian, Tang Weiqing, Zhu Yaoqin, Xia Ming, Huang Xiaojian(426)
- Environment mapping with position rectification Wang Chenhao, Tang Xiao'an, Sun Jixiang, Ma Boning(435)

Remote Sensing Image Processing

- Cellular automata approach to extract shoreline from remote sensing imageries and its application
..... Feng Yongjiu, Han Zhen(441)

中图法分类号: TP301.6 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)03-0402-10

论文引用格式: 马丽红, 谭幸均. 迭代分割逼近: 新的基于局部响应显著度的角点检测[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(3): 402-411

迭代分割逼近: 新的基于局部响应显著度的角点检测

马丽红^{1,2}, 谭幸均²

1. 无线网络与终端广东省高校重点实验室, 广州 510640;
2. 华南理工大学电子与信息学院, 广州 510640

摘要: 为了提高角点检测算法的精确度, 同时保持较低的时间复杂度, 提出了一种基于自定义的局部角点响应显著度和迭代分割逼近的角点检测方法。首先, 定义了一个新的测度——局部角点响应显著度(LCRS), 用来衡量一个候选角点在其局部区域内的响应显著程度, 并证明了基于LCRS的角点检测准则等价于局部自适应阈值法。其次, 将LCRS视作区域的响应显著度性质, 把寻找角点的任务转化为寻找高显著性区域。据此, 提出迭代分割的策略用来逐步收缩显著区域, 最终逼近真实角点的位置。迭代分割逼近(ISA)算法可以使用不同的角点响应函数(CRF)定义, 而且其平均情况时间复杂度与Harris算法相同。实验结果表明, 当采用Noble算子的CRF时, ISA算法平均误检率、漏检率分别比Noble算子低4.62%和5.59%; 而当采用Harris算子的CRF时, 这两个比率也分别比Harris算子低2.87%和3.37%。而且这两种情况下ISA算法的平均运行时间均小于Harris算子和Noble算子。

关键词: 角点检测; 局部角点响应显著度; 迭代分割逼近; Harris算子; Noble算子

Iterative segment approaching: new corner detection based on local response saliency

Ma Lihong^{1,2}, Tan Xingjun²

1. Key Laboratory of Wireless Communication Network and Devices of Guangzhou Higher Education Institutes, Guangzhou 510640, China;
2. School of Electronic and Information Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China

Abstract: To improve detection accuracy and speed, a corner detection method based on the novel Local Corner Response Saliency (LCRS) and Iterative Segment Approaching (ISA) is proposed. First, a new metric, the Local Corner Response Saliency, is defined to measure the response saliency of a candidate corner point within the local region where it is located. The corner detection criterion based on LCRS proved to be equivalent to a local adaptive thresholding method. Then, by treating LCRS as a property of response saliency of a region, the task of searching corner points is transformed to the task of searching special regions with high saliency. With this point of view, an iterative segment strategy is suggested to gradually narrow down these salient regions and finally approaching the actual positions of the true corners. The ISA algorithm can work with various definition of corner response function (CRF), and its speed in average case is identical to the Harris detector. Experiments show that when using Noble's CRF, the average false and miss detection rates of ISA are lower than those of Noble detector by 4.62% and 5.59%, respectively. When using the Harris' CRF, these two rates are also lower than those of the Harris detector by 2.87% and 3.37%, respectively. Moreover, in both cases the average running time of ISA is shorter than these of the Harris and Noble detectors.

Key words: corner detection; local corner response saliency; iterative segment approaching; Harris detector; Noble detector

收稿日期: 2011-05-27; 修回日期: 2011-08-30

基金项目: 国家自然科学基金(60972133); 广东省自然科学基金团队项目(9351064101000003)

第一作者简介: 马丽红(1965—), 女, 教授, 1999年于华南理工大学获通信与电子系统工程博士学位, 主要从事图像视频信号处理、容错编码和数据隐藏、模式识别方面的研究。E-mail: eelhma@scut.edu.cn

0 引言

角点检测是许多图像处理任务的主要步骤,例如图像匹配、场景分析、目标跟踪和识别。常用的角点检测算法有:1) Freeman 链码角点检测算法及其改进^[1,2],通过分析轮廓链码差与图像角点间的关系,依据判决规则来提取角点。链码差检测方法简单、易实现,但是边缘噪声点容易引起角点的漏检和误检。2) Harris 算法及其改进^[3-5],这类算法基于 Moravec 算子对兴趣点的描述,利用对亮度自相关矩阵的特征值分析来实现角点检测。Harris 算子对光照变化不敏感,抗干扰能力强,而且可控制所提取角点的分布,因而稳定性和适用性很好,但是它抑制边缘点以及检测弱结构角点的能力较差。Noble 算子在弱角点检测性能上改进了 Harris 算子的不足^[6]。3) SUSAN (smallest univalue segment assimilating nucleus) 最小同值核区吸收算法及其改进^[7-9]。通过计算核值相似区 (USAN) 的面积,依次与设定的 USAN 阈值比较来确定角点。SUSAN 算法特征是定位准确,对局部噪声不敏感,处理速度快,但检测精度及计算复杂度都与模板尺寸密切相关,在大尺寸模板检测下算法耗时大,计算量显著增加。4) 基于 SIFT (scale-invariant feature transform) 尺度不变特征变换的方法^[10]。SIFT 通过精确检测空间极值点的尺度和位置,同时剔除低对比度的关键点和不稳定的响应点,再根据邻域像素的梯度分布特性为每个关键点指定方向参数。SIFT 描述子的尺度、旋转不变性特点,对缩放、视角以及亮度变化引起的图像变形有很好的自适应性。其最大弱点是特征匹配的时间消耗大,而且在图像特征分布均匀时匹配的效率较低。

以上检测方法都是使用预定义的角点模型或判断准则直接对单个图像进行检测。而基于机器学习的角点检测方法^[11-13]则使用某种角点模型或人类认知模型来进行单次角点判断,再用一定数量的样本训练出角点分类器。例如使用基于邻域灰度相似性的角点模型,根据模型的输出,利用决策树方法实现角点与非角点的分类^[11]。又如以人类观察者为训练样本,将人眼持续注意的位置作为兴趣点,然后训练支持向量机来识别角点^[12]。这类机器学习方法容易针对应用目标来训练出适当的分类器,受预定义的模型或准则的约束较小;但训练过程耗时,而

且所得分类器的普适性受到训练样本数目限制。

对多数匹配或跟踪任务而言,角点检测的精确度和速度是最为重要的。与其他很多算法相比,Harris 算子和 Noble 算子在精确度和速度之间取得了较好的平衡。因此它适合于目标跟踪等对实时性要求较高的应用。但是,它们使用一个全局阈值来确定角点,而同一图像上两个真实角点的响应值之间的差异可能很大,甚至会出现强结构中的非角点响应值大于弱结构角点的情况。因此全局阈值容易导致非角点的误检以及真实角点的漏检,限制检测精确度的提高。为了提高检测精确度,我们首先提出了局部角点响应显著度 (local corner response saliency, LCRS) 的概念,用来衡量候选角点的响应值在它所在邻域内的显著程度;然后提出基于 LCRS 的迭代分割逼近 (iterative segment approaching, ISA) 策略,通过搜索满足一定条件的特殊区域来找出真实角点。与 Noble 算子及 Harris 算子的对比实验表明,本文提出的算法具有较低的误检率和漏检率,以及较高的检测精确度,而且平均时间复杂度与 Noble 算子及 Harris 算子相同。

1 Harris 和 Noble 角点检测算子

Harris 算子的基本思想是:计算图像不同方向的一阶导数之间的相关函数响应值,通过比较响应值与设定阈值的大小来选择最优的角点。

设 M 是图像 $I(x, y)$ 上像素点 (x_0, y_0) 的自相关函数矩阵:

$$M(x, y; x_0, y_0) = \exp\left(-\frac{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2}{2\sigma^2}\right) \otimes \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, I_x, I_y 分别为 I 的水平和垂直方向的偏导函数。右边第一项的作用是对 I_x, I_y 进行高斯平滑,减少噪声对角点检测的影响。设 λ_1, λ_2 是 M 的两个特征值,则 λ_1, λ_2 对应 (x_0, y_0) 处局部自相关函数 E 的曲率。分析 λ_1, λ_2 值的关系可推断 (x_0, y_0) 处的结构:

1) 如果 λ_1, λ_2 都很小,则以 (x_0, y_0) 为中心的区城灰度变化不大;沿任意方向移动中心点, E 只发生很小改变,即 (x_0, y_0) 是平滑区域的点。

2) 如果 λ_1, λ_2 其中一个很大而另一个很小, 则表示中心像素附近梯度变化成屋脊状, 在某一方向呈现边缘特征。当中心点沿着边缘方向移动时, E 变化很小, 而沿着垂直于边缘的方向移动时, E 变化较大。即 (x_0, y_0) 点为边缘点。

3) 如果 λ_1, λ_2 均很大, 表明中心点梯度变化成尖峰状, 中心点沿任意方向的移动都将使 E 急剧增大。即 (x_0, y_0) 点具有角点特征。

根据以上关系, 同时为了避免求解矩阵 M 的特征值, Harris 算子使用了如下的角点响应函数 (CRF) 为^[3]

$$R = \det(\mathbf{M}) - \kappa \times \text{tr}(\mathbf{M})^2 \quad (2)$$

式中,

$$\det(\mathbf{M}) = \lambda_1 \times \lambda_2 \quad (3)$$

$$\text{tr}(\mathbf{M}) = \lambda_1 + \lambda_2 \quad (4)$$

参数 κ 为经验值 0.04 ~ 0.20, 适当增大 κ 值可以抑制边缘伪角点的数目, 但 κ 值过大会使真正的角点也被抑制。相应的角点判断准则为: 设定阈值 T , 当 CRF 值大于 T 时, 则对应的点是角点。

$\det(\mathbf{M})$ 的值与待检测点的高斯曲率有关, 高斯曲率越大, 待检测点的 $\det(\mathbf{M})$ 越大。但是当同一幅图像存在不同对比度的结构时, 在某些真实角点周围, 可能存在具有很大 $\det(\mathbf{M})$ 值的非角点, 其值甚至会大于另一些位置上真实角点的 $\det(\mathbf{M})$ 值, 从而导致强结构伪角点的误检和弱结构真实角点的漏检。Noble 算子改进了 Harris 算子。它使用了迹对行列式的值进行归一化, 修正后的响应函数为^[6]

$$R = \frac{\det(\mathbf{M})}{\text{tr}(\mathbf{M})} \quad (5)$$

通过这种归一化操作, 角点、边缘点和平滑点之间 CRF 取值的差异变得更大, 因而更有效地抑制了最大响应值点周围的伪角点。与 Harris 算子相比, Noble 算子有较强的抑制误检能力。尽管如此, Noble 算子仍没有摆脱全局阈值化的局限性。图像真实角点的 CRF 值变化范围可能很大, 某些强结构中的非角点响应值甚至会比弱结构中的真实角点更大。因此, 仅凭单个点的 CRF 值以及一个固定的全局阈值来判断某个点是否是角点, 出现误检和漏检的可能性较大。

事实上, 角点是一种局部特征, 应该首先在局部环境中考察, 角点的判断准则也应该适应于局部信号内容。本文首先提出一种局部自适应的角点响应显著性度量, 用来衡量某个点是否是角点。

2 局部角点响应显著度 (LCRS)

给定区域 $\mathbf{B} = \{i\}$ 以及像素点 $p \in \mathbf{B}$, 记 p 的 CRF 值为 $R(p)$ 。如果 p 是真实角点, 它应该至少满足以下两个条件:

1) $R(p)$ 必须是 \mathbf{B} 中所有 CRF 值的最大值;

2) $R(p)$ 与 \mathbf{B} 中其他点的 CRF 值差异足够大。

这些条件实际上要求真实角点的 CRF 值在其邻域内应该充分“显著”。为了度量这种显著程度, 我们提出“局部角点响应显著度 (LCRS)”, 记为 S 。显然 S 必须是 p 和 \mathbf{B} 的函数。此外, 它还应至少具备如下性质:

1) $\forall p \in \mathbf{B}, q \in \mathbf{B}, R(p) > R(q)$, 有 $S(p, \mathbf{B}) > S(q, \mathbf{B})$;

2) 在给定的差异度量下, $R(p)$ 与 \mathbf{B} 中其他 CRF 值的差异越大, 则 p 的 LCRS 值也越大。

性质 1) 是为了保证同一区域内 CRF 值越大的点越显著; 性质 2) 则要求一个点的显著度随着它与区域内其他点的差异增大而增大。不同的 CRF 差异度量将产生不同的 LCRS 定义。考虑如下定义:

$$S(p, \mathbf{B}) = \frac{1}{|\mathbf{B}| - 1} \left[\sum_{i \in \mathbf{B}, i \neq p} (R(p) - R(i)) \right] \quad (6)$$

即

$$S(p, \mathbf{B}) = R(p) - \varepsilon(p, \mathbf{B}) \quad (7)$$

式中,

$$\varepsilon(p, \mathbf{B}) = \frac{1}{|\mathbf{B}| - 1} \left[\sum_{i \in \mathbf{B}, i \neq p} R(i) \right] \quad (8)$$

$|\mathbf{B}|$ 表示区域 \mathbf{B} 内像素点的总数, $\varepsilon(p, \mathbf{B})$ 是区域 \mathbf{B} 内除点 p 之外其余点的 CRF 均值, 它与 $R(p)$ 的差值体现了 p 与 \mathbf{B} 内其他点的响应值之间的平均差异。容易证明该定义同时满足性质 1) 和 2)。它的计算简单, 而且有利于抑制边缘伪角点和点状纹理。

对应前述的真实角点应该满足的两个条件, 基于 LCRS 的角点检测准则为: 给定一个阈值 T_{LCRS} , 如果

$$\begin{cases} R(p) = \max_{i \in \mathbf{B}} \{R(i)\} \\ S(p, \mathbf{B}) > T_{\text{LCRS}} \end{cases} \quad (9)$$

则 p 是角点。此时 p 的 CRF 值是 \mathbf{B} 内的最大值, 而且与 \mathbf{B} 内其他点的平均水平相比足够显著。 T_{LCRS} 可以全局定义或局部定义, 不管哪种情况, 这种检测准则都等价于局部自适应阈值法: 令

$$T_{\mathbf{B}} = T_{\text{LCRS}} + \varepsilon(p, \mathbf{B}) \quad (10)$$

则 T_B 是一个自适应于局部信号内容的阈值。根据式(7)(9),在给定 $R(p)$ 是 B 内最大值的情况下,如果

$$R(p) > T_B \quad (11)$$

则 p 是角点。所以上述检测准则实际上等价于:如果区域 B 内的最大 CRF 值大于局部阈值 T_B ,则这个最大 CRF 值对应的像素点就是角点。即该准则等价于局部自适应阈值法。

得益于这种局部自适应性,式(7)定义的 LCRS 能有效地抑制边缘点。因为如果区域 B 存在一条强边缘,则最大的 CRF 值会出现在某个边缘点 e 上,但是其他边缘点的 CRF 值通常也接近 $R(e)$,这使得 $\varepsilon(e, B)$ 的值被拉高,从而降低了 $S(e, B)$ 的值。类似地,如果 B 是点状纹理区域,那么 CRF 最大值点 e 必是纹理上的某个高亮度点,而此时 CRF 值与最大值接近的点会更多, $S(e, B)$ 也会被拉低。所以,如果边缘点、纹理点和角点三者具有相等的 CRF 值,那么在 LCRS 的意义下前两者将不如后者显著。

3 基于 LCRS 的迭代分割逼近

给定适当的 LCRS 定义之后,可以简单地通过考察某个候选点关于一个固定大小的邻域的 LCRS 来判断该点是否是角点。但是这种方法的一个明显缺陷就是难以确定合适的邻域大小。邻域太大,则邻域内可能存在的其他真实角点将无法被检出;邻域太小,则响应值“显著”的标准太过宽松,容易检出伪角点。为了避免逐点考察 LCRS,我们从另一个角度理解 LCRS,进而提出一种通过搜索特殊区域来实现角点检测的方法,其平均情况下的时间复杂度与 Harris 算子相同。

3.1 迭代分割逼近算法

对 LCRS 可以从两个角度来理解。如果给定区域 B ,则 $S(p, B)$ 是该区域内点 p 的角点响应显著程度。但是,如果给定 p 为区域内具有最大 CRF 值的点,则 $S(p, B)$ 是局部区域 B 的统计特征。注意到真实角点必然是某个局部区域内具有最大 CRF 值的点,考虑式(7)所示定义的一个特例:

$$S_M(B) = \max_{i \in B} [R(i)] - \varepsilon(i, B) \quad (12)$$

现在 $S_M(B)$ 是区域 B 而不是具体某个点的性质。如果 $S_M(B)$ 大于阈值 T_{LCRS} ,则说明 B 内至少存在一个角点,即

$$c = \arg \max_{i \in B} [R(i)] \quad (13)$$

即一个角点可以看作一个特殊区域 C ,它满足

$$\begin{cases} S_M(C) > T_{LCRS} \\ |C| = 1 \end{cases} \quad (14)$$

于是,定位“角点”的任务可以转化为搜索这种特殊“区域”。为此,提出一种更适合于区域搜索的策略:迭代分割逼近(ISA)。

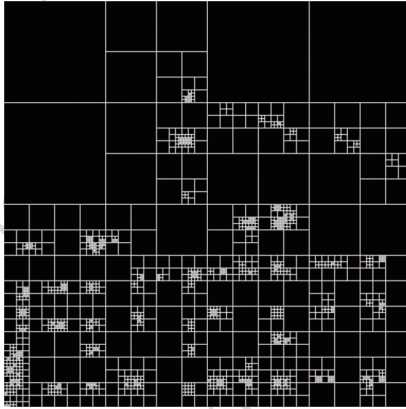
ISA 算法的基本思路如下:首先根据 S_M 判断图像块内是否存在角点。如果不存在,则无需继续考虑该块;如果存在,则进一步将其划分成 4 个子块,继续考察每个子块内是否存在角点。如此迭代直至某个子块只有一个像素点,则该点就是一个角点。考虑到可能存在响应值较大的孤立噪声点被最终划分成只有一个像素点的子块,限制最小块尺寸为 2×2 像素,即当某个子块的尺寸只有 2×2 像素时,则不再对其划分。然后选择这个 2×2 子块内 CRF 最大值对应的点作为角点。具体步骤如下:

- 1) 将原图像的像素值转换成 CRF 值。将转换后的图像作为初始块。
- 2) 计算分块的 S_M 值。如果 $S_M > T_{LCRS}$,则将块划分成 4 个大小相等的子块;否则,视其为平滑区域,不作处理,并将其从后续迭代中排除。
- 3) 对 4 个子块中的每个迭代执行步骤 2),直至所得子块的大小为 2×2 像素。
- 4) 对所有 2×2 的块,将其中 CRF 最大值对应的点选为角点。

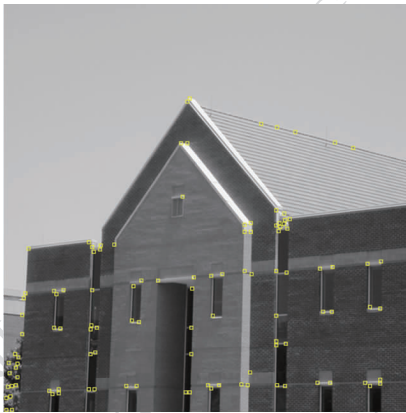
为了使二叉树分割过程能顺利进行,对于原始尺寸不是 $2^n \times 2^n$ (n 为正整数)像素的图像,需要在其边界以外补零,直至它的尺寸变成最接近原尺寸的 $2^n \times 2^n$ 。补零操作不会影响检测结果,补零区域会由于不存在任何显著点 (S_M 恒等于零)而在前面几次迭代中被算法排除。

ISA 算法通过迭代二叉树分割来逐渐缩窄可能存在角点的区域,整个过程等价于对真实角点位置由粗到细的逼近。每一次迭代产生比前一次更小、更接近角点真实位置的区域;同时这些区域会趋向于“不显著”,因为一旦显著 ($S_M > T_{LCRS}$) 就会被继续分割。显然,算法的最终状态是,在式(9)准则下所有分块内都没有足够显著的点。当算法终止时,如果一个分块远大于 2×2 像素,那么它是一个满足 $S_M < T_{LCRS}$ 的相对均匀的块,当然不存在角点。如果分块很小,例如 2×2 像素,则表明该块内的 CRF 值从算法开始就一直保持显著,而且在之前较大的分

块范围内都是显著的,不会因为不够显著而被排除。所以,如果某个点最终被分割到一个最小分块内,说明它不但在全局上具有一定程度的显著性,而且是局部区域里最显著的点之一,这样的点很可能是真正的角点。图1给出了采用Noble算子CRF定义的ISA算法在其中一幅测试图像上的测试例子。由图1可见,分割产生的最小分块的位置与真实角点位置吻合。



(a) 分割结果



(b) 检测结果

图1 ISA算法在测试图像上的检测结果

Fig. 1 Detection result of ISA algorithm on a test image

与Harris及Noble算子相比,ISA算法在提高角点检测精确度方面主要有两个优势。首先,LCRS使真实角点比具有相同CRF值的边缘点或纹理点更显著,从而有效抑制伪角点,降低误检率。其次,由于每次分割的执行条件 $S_M > T_{LCRS}$ 都是适应于局部信号内容的,而且随着分割的进行以及局部范围的缩小,局部信号的内容会越来越一致,这使对比度低或灰度分布相对均匀的弱结构中的真实角点有更大机会保持局部显著,并最终被检出,使漏检率

降低。

3.2 时间复杂度分析

以下将Harris和Noble算子简称为“原算法”,将使用对应算子CRF定义的ISA算法简称为“ISA算法”,分析比较两种算法的时间复杂度。

设原图像大小为 $n \times n$,且 n 是2的整数次幂。ISA算法的步骤1)与原算法相同,都是求各点的CRF值,因此只需比较除去步骤1)之后的时间复杂度。原算法在步骤1)之后遍历图像逐点考察CRF值,判断其是否大于给定阈值,并在给定大小的邻域内进行非极大值抑制。容易证明原算法平均情况的时间复杂度为 $O(n^2)$ 。

而对于ISA,易知求 $k \times k$ 像素块的 $LCRS_M$ 的时间复杂度为 $T_c(k) = O(k^2)$;而对其分割实际上只需标记分割点的坐标,所以时间复杂度为 $T_s(k) = O(1)$ 。设整个算法递归执行步骤2)和3)所需总时间为 $T_1(n)$ 。最坏情况下,每次分割后得到的4个子块都被保留以作进一步分割,直至所有子块的大小为 2×2 。此时

$$T_1(n) = 4T_1\left(\frac{n}{2}\right) + T_c(n) + T_s(n) = 4T_1\left(\frac{n}{2}\right) + O(n^2) + O(1) \quad (15)$$

利用求解递归表达式的主定理(master theorem)^[14],可解得

$$T_1(n) = O(n^2 \log_2 n) \quad (16)$$

虽然最坏情况下的时间复杂度较高,但实际上最坏情况发生的可能性极小:假如最后每个点都是局部显著的,那么很可能它们在全局上都不够显著,从而导致迭代过早终止。

考虑平均情况,假设CRF在图像空间上概率密度服从均匀分布,也就是说,图像上各点取同一个CRF值的概率相等,而且对某个点而言取各个可能的CRF值的概率也相等,则对于给定大小的图像块, $S_M > T_{LCRS}$ 和 $S_M \leq T_{LCRS}$ 两种情况概率相等,那么每次分割得到的4个子块中的第 i 个被排除和被保留的概率均为 $1/2$ 。定义随机变量

$$X_i\left(\frac{n}{2}\right) = \begin{cases} 1 & \text{第 } i \text{ 个 } \frac{n}{2} \times \frac{n}{2} \text{ 子块被保留} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

那么

$$E[X_i\left(\frac{n}{2}\right)] = P(X_i\left(\frac{n}{2}\right) = 1) = \frac{1}{2} \quad (18)$$

此时

$$T_1(n) = \sum_{i=1}^4 X_i\left(\frac{n}{2}\right)T_1\left(\frac{n}{2}\right) + T_c(n) + T_s(n) = \sum_{i=1}^4 X_i\left(\frac{n}{2}\right)T_1\left(\frac{n}{2}\right) + O(n^2) + O(1) \quad (19)$$

则 $T_1(n)$ 的期望为

$$\begin{aligned} E[T_1(n)] &= E\left[\sum_{i=1}^4 X_i\left(\frac{n}{2}\right)T_1\left(\frac{n}{2}\right) + O(n^2) + O(1)\right] = \\ &= \sum_{i=1}^4 E\left[X_i\left(\frac{n}{2}\right)T_1\left(\frac{n}{2}\right)\right] + E[O(n^2)] + E[O(1)] = \\ &= \sum_{i=1}^4 E[X_i\left(\frac{n}{2}\right)]E\left[T_1\left(\frac{n}{2}\right)\right] + O(n^2) + O(1) = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^4 E\left[T_1\left(\frac{n}{2}\right)\right] + O(n^2) + O(1) = \\ &= 2E\left[T_1\left(\frac{n}{2}\right)\right] + O(n^2) + O(1) \quad (20) \end{aligned}$$

利用主定理可解得

$$E[T_1(n)] = O(n^2) \quad (21)$$

因为分割过程中可以记录每个 2×2 子块的位置,而在每个 2×2 子块中找出最大值只需常数时间,所以步骤4)的时间复杂度 $T_2(n)$ 与 2×2 子块的总数 K 呈线性关系。显然,最坏情况下 $K = O(n^2)$, 所以 $T_2(n) = O(n^2)$; 而平均情况复杂度不会超过最坏情况,所以 $E[T_2(n)] = O(n^2)$ 也成立。

综上所述,除去步骤1)后,ISA算法的平均时间复杂度为

$$E[T(n)] = E[T_1(n)] + E[T_2(n)] = O(n^2) + O(n^2) = O(n^2) \quad (22)$$

所以,平均情况下ISA算法与原算法的时间复杂度相同。

4 实验结果与分析

为了评估ISA算法的检测性能,对以下4个算法进行了对比实验:Harris算子(Ori-Harris),Noble算子(Ori-Noble),使用Harris算子中CRF定义的ISA算法(ISA-Harris),以及使用Noble算子中CRF定义的ISA算法(ISA-Noble)。将前两者统称为“原算法”,后两者统称为“ISA算法”。

实验采用了常用的误检率、漏检率来衡量算法的检测精确度。为了得到精确度的一个综合评分,采用了文献[15]提出的ACU度量:

$$ACU = \frac{1}{2} \left(\frac{N_a}{N_d} + \frac{N_a}{N_g} \right) \times 100\% \quad (23)$$

式中, N_g 是图像中真实角点的总数, N_d 是算法检出的角点总数, N_a 是检出角点中与真实角点匹配的数目。ACU值越大,表示算法的检测精确度越高。使用了10幅 512×512 像素的自然图像做测试,并按照真实角点数由小到大给它们从1到10编号(图2,其中真实角点已用小方框标记出)。这些图像包括形状较简单的单个物体(图像1、2、3),同类的多个物体组合(图像4、5、6)以及复杂的场景(图像7、8、9、10)。其中图像3、4、6、9是图像处理中常用的测试图像,其余是真实拍摄的自然图像。选择的依据是这些图像在边缘的强弱程度,点状纹理的密集程度,以及弱结构角点所占比例等方面有较大差异。因为边缘、点状纹理和弱结构角点是造成误检和漏检的主要因素,所以这些图像可用于测试ISA算法与原算法关于这些因素的检测性能差异。真实角点的确定方法如下:选择5个熟悉角点检测任务但不了解本文所提出算法的人,要求他们在图像上标定各自认为是真实角点的点(标定点坐标由计算机程序获取)。如果有两个人标定的点在同一个 3×3 像素块内,则认为他们标定的是同一个点。如果有4个或以上的人都认为某个点是真实角点,则将该点选为真实角点,其坐标是这些人所标定的坐标的平均值。另外,判断算法检测出的角点是否与某个真实角点匹配时,也使用同样的近邻匹配:如果检测出的角点在某个真实角点的 3×3 邻域内,则认为两者匹配。

由于各算法检测出的角点数都随阈值变化,为公平比较,调节各个算法的阈值,使得在同一比较中它们在同一图像上的检出角点数 N_d 相等或尽量接近(差值不超过2)。定义检出角点数与真实角点数之比 $\alpha = \frac{N_d}{N_g}$ 。然后对每幅图像选择 α 取值分别为0.5、0.6、0.7、...、2.0时的检测结果作比较。

4.1 检测精确度比较

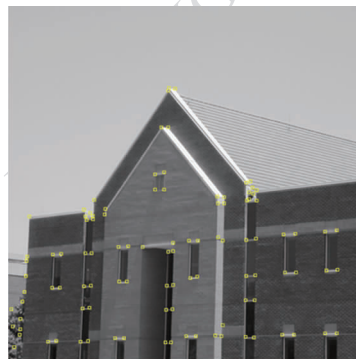
图3比较了各个算法的误检率、漏检率以及ACU。其中图3(a)(c)(e)中每个柱形表示同一图像关于所有 α 值的平均;而图3(b)(d)(f)中曲线上的每个点表示同一 α 值下所有图像的平均。表1给出了根据图3(a)(c)(e)中数据求得的各算法在所有图像上的平均误检率、漏检率和ACU。



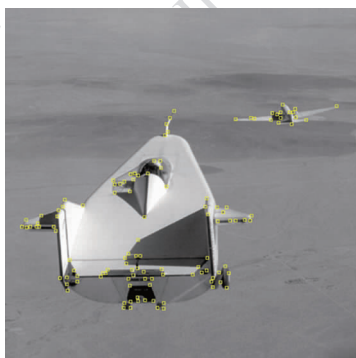
(a) 图像1, 玩具车, 真实角点数84



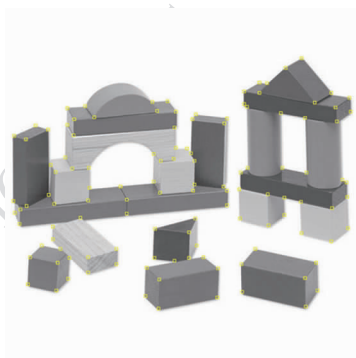
(b) 图像2, 树叶, 真实角点数89



(c) 图像3, 房屋, 真实角点数104



(d) 图像4, 飞行器, 真实角点数118



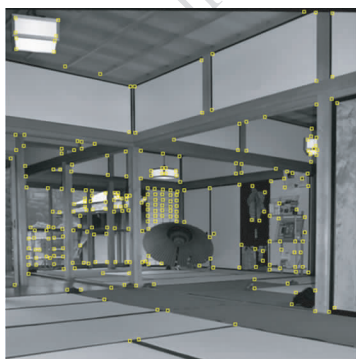
(e) 图像5, 积木, 真实角点数120



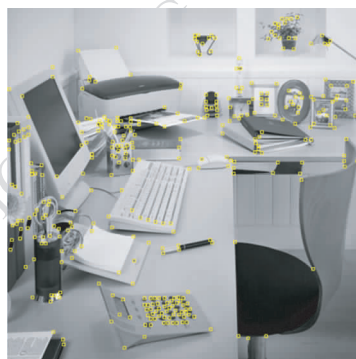
(f) 图像6, 火柴, 真实角点数134



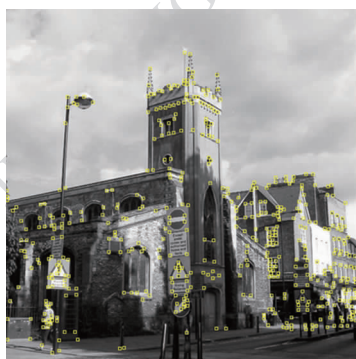
(g) 图像7, 悉尼歌剧院, 真实角点数254



(h) 图像8, 室内, 真实角点数277



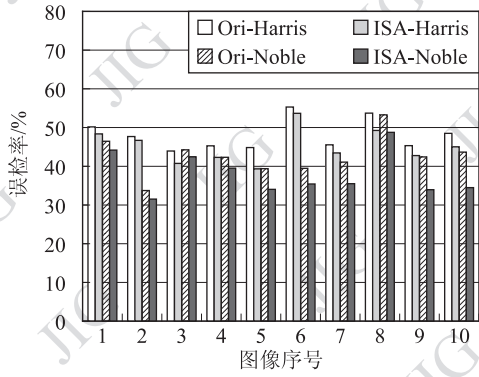
(i) 图像9, 办公室, 真实角点数366



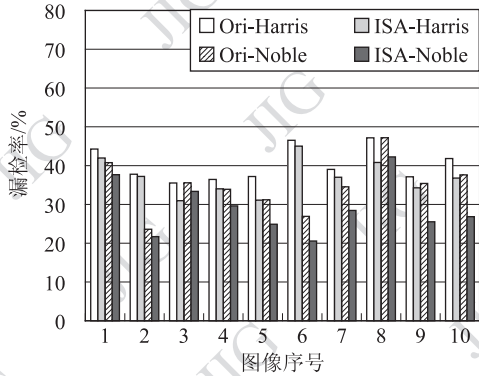
(j) 图像10, 街景, 真实角点数482

图2 实验所用的测试图像

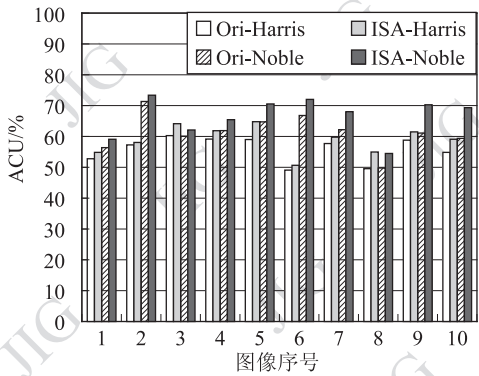
Fig. 2 Test images used in experiments



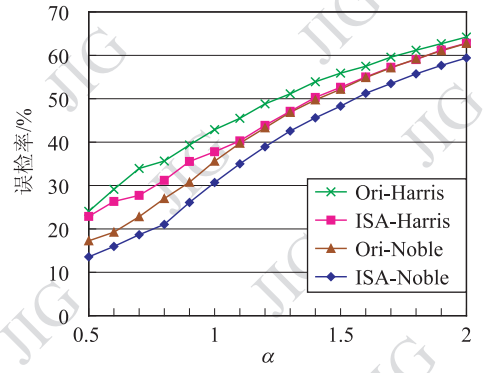
(a) 同一图像关于所有 α 值的平均误检率



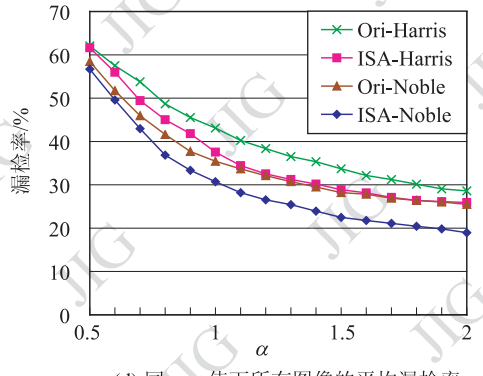
(c) 同一图像关于所有 α 值的平均漏检率



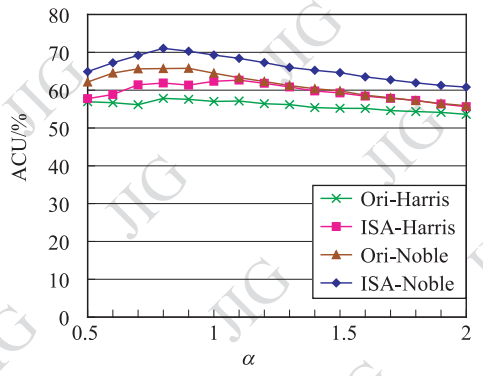
(e) 同一图像关于所有 α 值的平均ACU



(b) 同一 α 值下所有图像的平均误检率



(d) 同一 α 值下所有图像的平均漏检率



(f) 同一 α 值下所有图像的平均ACU

图3 4个算法的检测精确度比较

Fig.3 Comparison of detection accuracies of the four algorithms

表1 4个算法的平均误检率、漏检率和ACU

Table 1 Average false and miss detection rates and ACUs of the four algorithms

算法	平均误检率	平均漏检率	平均ACU
Ori-Harris	48.03	40.28	55.84
ISA-Harris	45.16	36.91	58.97
Ori-Noble	42.60	34.67	61.37
ISA-Noble	37.98	29.08	66.47

由图3(a)(c)(e)可见,在每幅图像上,ISA算法的误检率和漏检率均低于对应的原算法;相应地,ISA算法的ACU均高于原算法。结合表1可知,对于Harris,ISA算法在10幅图像上的平均误检率和漏检率分别比原算法低2.87%和3.37%,ACU比原算法高3.13%;而对于Noble,这3个量分别为4.62%,5.59%和5.10%。这说明Harris和Noble的CRF定义均适用于ISA算法,并得到比原算法更高的检测精确度。而从各指标的提升幅度来看,

Noble 的 CRF 定义更适用于 ISA。主要原因是在该定义下,角点和非角点之间的 CRF 值差异更大,使得两者在式(7)的 LCRS 定义下显著度差异也更大。另外,由图 3(a)(c)(e)还可以观察到两个现象:1)对于图像 2 和 6, Ori-Noble 的精确度明显高于 Ori-Harris(超过 10%),它们对应的 ISA 算法也有类似的关系。考察这两幅图像可以发现它们的共同点:存在很多较强的边缘(树叶的边缘、叶脉,火柴杆的边缘等),以及大面积的高密度点状纹理(树叶的表面纹理,火柴的背景纹理)。而 Noble 的 CRF 定义本身比 Harris 的更有利于抑制边缘点和纹理点,因此在这类图像上 Ori-Noble 和 ISA-Noble 的精确度都较高。2)在图像 9 和 10 上, ISA-Noble 的精确度明显高于其他 3 个算法。这两幅图像的共同点是存在很多强边缘,而且多数角点位于低对比度的弱结构中。如前所述,这类图像正好能体现 ISA 算法抑制边缘点、保留弱结构角点的优势,加上 Noble 的 CRF 本身有较好的抑制伪点能力,所以 ISA-Noble 在这类图像上的精确度优势明显。

图 3(b)(d)(f)从另一个角度比较各算法的检测精确度。从图中可见,在各个 α 值下,两个 ISA 算法的误检率、漏检率和 ACU 都优于对应的两个原算法。这说明当检出角点数发生变化时,ISA 算法始终保持高于原算法的精确度。此外,因为 Noble 算法本身就是对 Harris 算法的改进,所以 ISA-Noble 的检测精确度高于 ISA-Harris 是意料之中的。但是注意到,当 α 为 1.1 或以上时,ISA-Harris 的误检率、漏检率和 ACU 均十分接近原 Noble 算法。也就是说,通过使用 ISA 可以近似达到 Noble 相对于 Harris 在精确度上的改进效果。这从侧面反映出 ISA 确实能够降低算法的误检率和漏检率,提高检测精确度。

总的来说,不管使用 Harris 还是 Noble 的 CRF 定义,ISA 算法的误检率和漏检率均低于原算法,从而有较高的检测精确度。误检率的降低主要得益于 LCRS 增强了真实角点的显著程度,同时抑制了响应值较大的边缘点和纹理点的显著程度;而漏检率降低则是因为基于 LCRS 的分割是自适应于信号内容的,而迭代式的分割又使局部信号内容趋于单一,有利于保持弱结构角点的显著性。

4.2 检测速度比较

图 4 给出了各个算法在每幅图像上对所有 α 值的平均运行时间。

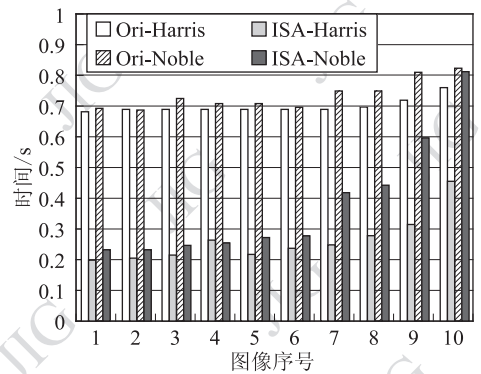


图 4 4 个算法在各图像上的平均运行时间比较

Fig. 4 Comparison of average running times of the four algorithms on each image

由图 4 可见,在每幅图像上,ISA 算法的运行时间均少于对应的原算法。经计算, Ori-Harris、Ori-Noble、ISA-Harris 和 ISA-Noble 在 10 幅图像上的平均运行时间依次为 0.699 1 秒、0.743 5 秒、0.264 0 秒和 0.379 6 秒。这表明虽然 ISA 算法的平均时间复杂度与原算法相同,但是当输入图像尺寸为 512×512 时,ISA 算法的实际运行时间小于原算法。这是因为在分析平均情况时间复杂度时,假设了每个点取可能的 CRF 值的概率相等,从而每次分割得到的子块有 $\frac{1}{2}$ 的概率被保留。但通常对于自然图像,CRF 取较大值的概率比较小,而多数 CRF 值接近平均值,所以满足 $LCRS_M > T_{LCRS}$ 的子块出现的概率也较小,这导致分割过程中被排除的子块多于被保留的子块,缩短了算法运行时间;而原算法则总是需要遍历整幅图像。因此在给定的图像尺寸下,ISA 算法的实际运行时间小于原算法的可能性较大。

从图 4 还可以看到,随着图像的真实角点数增加,ISA 算法的时间增长比对应的原算法明显。这是因为当真实角点数增加时,在同一 α 值下检出点数也相应增加。这将导致 ISA 算法在最后一步中要考察的 2×2 子块的数目增加。但分析指出,这部分时间的增长速度不会超过 $O(n^2)$,所以算法整体的平均时间复杂度仍为 $O(n^2)$ 。总而言之,理论分析和实验结果都表明 ISA 算法能很好地保留 Harris 和 Noble 算法在检测速度方面的优点。

5 结 论

本文首先提出了一种新的衡量角点局部显著程

度的测量——局部角点响应显著度(LCRS)。基于LCRS的角点判断准则等价于局部自适应阈值方法,能有效地抑制边缘伪角点和纹理点。然后利用LCRS,将传统的定位角点的检测任务转化为搜索存在高显著度点的特殊区域,并提出一种适合于区域搜索的算法——迭代分割逼近(ISA)。该算法可以使用多种角点响应函数定义来实现,并且其平均情况时间复杂度与Harris算子相同。实验证明,使用Harris角点响应函数定义的ISA算法平均误检率、漏检率分别比Harris算子低2.87%和3.37%,而使用Noble角点响应函数定义的ISA算法这两个比率分别比Noble算子低4.62%和5.59%。而且两个ISA算法在大小为 512×512 像素图像上的平均运行时间均小于Harris和Noble算子。因此ISA算法适用于同时要求实时性和高精度的应用场合。

参考文献(References)

- [1] Freeman H, Davis L S. A corner-finding algorithm for chain-coded curves [J]. IEEE Transactions on Computers, 1977, 26(3): 297-303.
- [2] Sánchez-Cruz H, Bribiesca E. Polygonal approximation of contour shapes using corner detectors [J]. Journal of Applied Research and Technology, 2009, 7(3): 275-291.
- [3] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]// Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester: University of Manchester, 1988: 147-151.
- [4] Mainali P, Yang Q O, Lafruit G, et al. Robust low complexity corner detector [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(4): 435-445.
- [5] Ye Z Y, Pei Y J, Shi J H. An adaptive algorithm for Harris corner detection [C]// Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering. Piscataway, New Jersey: IEEE, 2009: 1-4.
- [6] Noble J A. Finding corners [J]. Image and Vision Computing, 1988, 6(2): 121-128.
- [7] Smith S M, Brady J M. SUSAN: A new approach to low level image processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [8] Jeon B S, Woo D G, Mo Y H, et al. An improved corner point detection using extreme value of SUSAN method for measuring a displacement [C]// Proceedings of ICROS-SICE International Joint Conference. Piscataway, New Jersey: IEEE, 2009: 5392-5396.
- [9] He W, Deng X L. A modified SUSAN corner detection algorithm based on adaptive gradient threshold for remote sensing image [C]// Proceedings of 2010 International Conference on Optoelectronics and Image Processing. Los Alamitos, California: IEEE Computer Society, 2010: 40-43.
- [10] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [11] Rosten E, Porter R, Drummond T. Faster and better: a machine learning approach to corner detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1): 105-119.
- [12] Kienzle W, Wichmann F A, Scholkopf B, et al. Learning an interest operator from human eye movements [C]// Proceedings of the 18th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. Los Alamitos, California: IEEE Computer Society, 2006: 1-8.
- [13] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection [C]// Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision (ECCV 2006). Berlin: Springer-Verlag, 2006: 430-443.
- [14] Cormen T H, Leiserson C E, Rivest R L, et al. Introduction to Algorithms [M]. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2001: 73-74.
- [15] Mokhtarian F, Mohanna F. Performance evaluation of corner detectors using consistency and accuracy measures [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 102(1): 81-94.