

文章编号:1671-6833(2021)04-0019-07

基于平行四边形对角线理论的角点检测算法

郑倩, 刘珊, 邓璐娟, 王强, 张世征

(郑州轻工业大学 软件学院, 河南 郑州 450001)

摘要:角点检测是图像处理和计算机视觉领域的基本任务,角点响应函数构造的复杂性或者曲线进行多次平滑的操作会制约角点检测方案的检测效率。针对这一问题,提出一种利用平行四边形对角线之比快速估计曲率的角点检测算法(fast corner detecion based on the ratio of parallelogram diagonals, FRPD)。首先,利用 Canny 边缘检测器提取边缘轮廓线,通过各向异性高斯方向导数滤波器对边缘线进行平滑;其次,利用提出的角点响应函数估计曲线上每个像素点的离散曲率,将曲率值大于设定阈值的像素点作为候选角;最后,对候选角进行非极大值抑制,删除弱角点和伪角点,保留精确的角点集。实验结果表明:与 CTAR、SODC、GCM、CPDA、F-CPDA 算法相比,FRPD 算法不需要平方根运算,大大降低了计算复杂度,且该算法在相同的图像数据集下平均重复率最高,定位更加准确,具有优异的角点检测性能,角点检测速度约是 CTAR 的 3 倍,对噪声具有良好的鲁棒性。

关键词:角点检测;平行四边形对角线之比;计算复杂度;鲁棒性

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2021.02.017

0 引言

图像角点检测是图像分析和计算机视觉领域的一个关键的预处理步骤,常用于图像配准^[1]、目标识别^[2]和场景分析^[3]等领域。现有的角点检测算法大致可分为 3 类:基于模型的方法、基于灰度的方法和基于轮廓的方法^[4]。其中基于轮廓的角点检测算法具有定位误差小的优点^[5]。

基于轮廓的角点检测算法的关键是构建高效的角点响应函数。Mokhtarian 等^[6]提出基于曲率尺度空间(curvature scale space, CSS)的角点检测算法,是该领域的标志性算法。随后,多种基于 CSS 的角点检测算法被提出。Zhong 等^[7]提出直接曲率尺度空间(direct curvature scale space, DCSS)算法,作为 CSS 的一种衍生技术,该算法降低了计算复杂度;Zhang 等^[8]通过分析多尺度空间曲率行为,提出了一种鲁棒的多尺度曲率积(multi-scale curvature product, MSCP)检测算法。基于 CSS 技术的角点检测算法通常面临 2 个问题:①对曲线的局部变化和噪声敏感,导致检测性能不佳;②如何选择合适的高斯平滑参数,这是一

项艰巨的工作。

针对上述问题,研究者们提出了各种解决方案。Awrangheb 等^[9]提出了弦点距离累积(chord-to-point distance accumulation, CPDA)算法,该算法定位误差较小,但计算量较大,且其支持域^[10]半径较大,可能会融合强度较弱的角点;Teng 等^[11]利用三角形理论(chord to triangular arms ratio, CTAR)计算曲率并检测角点,该方法使用单弦代替 CPDA 算法多弦计算,检测速度更快。

本文提出一种基于平行四边形对角线之比的角点检测算法,该算法用商之比作为曲率估计函数,既大大减少了计算量,又增强了对尺度变换的鲁棒性。

1 CTAR 算法

Teng 等^[11]提出的 CTAR 角点检测算法使用简单三角形理论来估计曲率,其算法过程如图 1 所示。 P_1, P_2, \dots, P_N 为曲线上的 N 个点, P_i 为要确定的曲率值的角点。首先,将 P_i 分别向前、向后遍历 t 个点到 P_{i+t}, P_{i-t} 。如果 P_{i-t}, P_i 和 P_{i+t} 三点共线,线段 $P_{i-t}P_{i+t}$ 与 P_iP_{i-t} 和 P_iP_{i+t} 的长度之和的比

收稿日期:2020-12-13;修订日期:2021-03-02
基金项目:国家自然科学基金资助项目(81501548, 61728107);河南省重点研发与推广专项项目(212102310088);河南省高等学校青年骨干教师培养计划资助项目(2020GGJS123)
通信作者:张世征(1984—),男,河南郑州人,郑州轻工业大学副教授,博士,主要从事图像处理方面的研究,E-mail: zshizheng@zzuli.edu.cn。

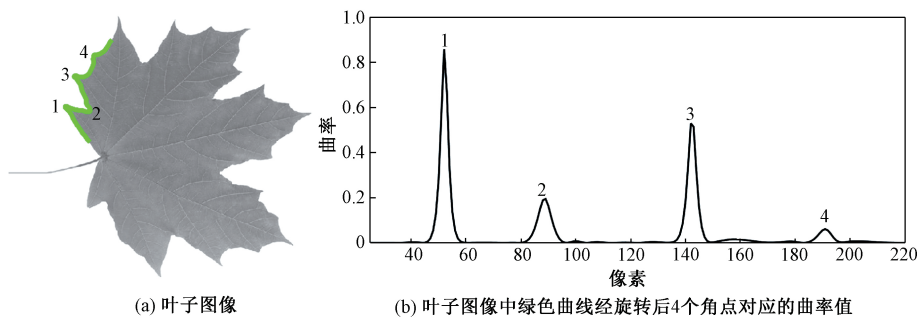


图 4 叶子图像中 4 个角点的 FRPD 曲率响应值

Figure 4 FRPD curvature response value of four corners points in the leaf image

取边缘和轮廓,并将其标记为直线轮廓或封闭轮廓。

Step 2 找到 T 型结点并将其标记为角点。

Step 3 使用均值为 0、方差为 σ 的高斯函数对提取的轮廓进行平滑以去除量化噪声和局部细节。

Step 4 根据式(5)计算平滑后曲线的角点响应函数值。

Step 5 进行非极大值抑制,将角点响应值大于设定阈值的点作为角点。

3 图像数据集和评价准则

3.1 图像数据集

使用 GCM 图像数据集^[14]和 CPDA 图像数据集^[15]来评估角点检测算法的性能,如表 1 所示。从数据集中选取的每幅图像均通过 5 种不同类型的变换来获得测试图像集。

3.2 评价准则

本文使用平均重复率和定位误差 2 个标准^[16]来评估角点检测算法的鲁棒性。

平均重复率 R_{avg} 表示原始图像和测试图像之间被检测角点的匹配率,表达式为

$$R_{avg} = \frac{N_r}{2} \left(\frac{1}{N_o} + \frac{1}{N_t} \right)。$$

(6)

表 1 GCM 数据集和 CPDA 数据集的图像转换

Table 1 Image transformation applied on GCM dataset and CPDA dataset based images

转换类型	影响因子	图片数量	
		GCM	CPDA
		数据集	数据集
旋转	在 $[-90^{\circ}, 90^{\circ}]$ 内间隔为 10° 进行旋转变换	380	437
一致尺度	在 $[0.5, 2]$ 内间隔为 0.1 的缩放变换范围,其中 x 轴和 y 轴缩放范围相等,并且不包括 1.0	300	345
非一致尺度	x 轴缩放变换范围为 $[0.7, 1.5]$, y 轴缩放变换范围为 $[0.5, 1.8]$,间隔为 0.1	2 520	2 898
旋转-缩放	同时进行以下变换:旋转范围以 10° 为间隔在 $[-30^{\circ}, 30^{\circ}]$ 转换, x 、 y 轴分别以 0.1 为间隔在 $[0.8, 1.2]$ 进行缩放变换	3 500	4 025
高斯噪声	零均值高斯白噪声在 $[0.005, 0.05]$ 内以 0.005 为间隔加入原始图像	200	230

式中: N_o 和 N_t 分别表示原始图像和测试图像角点的个数; N_r 是重复角点的数量。 R_{avg} 的最大值为 1, 数值越大表示算法的重复率越高,鲁棒性越强。

定位误差 L_e 是对重复角点的像素偏差量的一种度量^[16], 表达式为

$$L_e = \sqrt{\frac{1}{N_r} \sum_{i=1}^{N_r} (x_{oi} - x_{ti})^2 + (y_{oi} - y_{ti})^2}。$$

(7)

式中: (x_{oi}, y_{oi}) 和 (x_{ti}, y_{ti}) 分别是原始图像和测试图像中第 i 个重复角点位置。允许均方根误差值 RMSE 最大为 3 个像素查找重复。

4 结果分析

本文算法的仿真实验平台为 i7-4790 处理器,主频为 3.60 GHz,内存为 8 GB,64 位操作系统,在 MATLAB 2014b 上实现。

4.1 参数选择

为了使提出的角点检测算法的角点检测性能更好,首先将 Canny 边缘检测的阈值设置为 $[0.2, 0.7]$, 然后进行参数选择实验,采用一次只调整 1 个参数同时保持另外 2 个参数不变的方法。3 个参数值分别设置为:①高斯平滑尺度因子,即高斯标准差 $\sigma=3.5$;②支持域 $RoS=3$;③GCM 图像集曲率阈值 $T_h=0.015$,CPDA 图像集曲率阈值 $T_h=$

0.013。为保证公平,另外 5 个对比算法的参数值均按照本文参数选取方式调整获得最优值,同时所有算法均采用相同的 Canny 边缘检测算法提取轮廓。

4.2 性能评价

这一节中,主要对 FRPD 角点检测算法与其他 5 种基于轮廓的角点检测算法 CTAR^[11]、GCM^[14]、CPDA^[9]、F-CPDA (fast corner detector based on the chord-to-point distance accumulation)^[17]和 SODC (second-order difference of contour)^[18]进行平均重复率和定位误差性能比较、角点匹配对比实验和算法运行速度的比较。

4.2.1 平均重复率和定位误差

平均重复率用来评估检测算法对仿射变换的稳定性,而定位误差用来评估角点定位的精准性。如图 5 所示,对于带有不同高斯噪声的图像,随着高斯标准差的增大,所有方法的平均重复率逐渐降低,定位误差逐渐增大。造成该现象的原因:测试图像受噪声污染的越多,对检测算法性能的影响越大。从图 5(a)和 5(b)可以发现,在 GCM 和 CPDA 数据集中,FRPD 检测算法的平均重复率下降速度趋势明显比其他检测算法缓慢,其平均重复率最高,证明 FRPD 算法对噪声具有稳健性;F-CPDA 检测算法随噪声方差的增大下降最快,其平均重复率最低,证明 F-CPDA 对噪声的干预非

常敏感。从图 5(c)和 5(d)可以看出,在 GCM 和 CPDA 数据集中,CPDA 定位误差最低,FRPD 定位误差居中。

对于旋转变换,如图 6 所示,当旋转角度接近 $\pi/4$ 和 $-\pi/4$ 时,所有检测算法的性能均较差,造成这种现象的主要原因是对应检测轮廓的质量很差,直接影响角点检测算法的性能。与其他 5 个检测算法相比,FRPD 检测算法有最高的平均重复率以及良好的定位误差。

对于一致尺度变换,当尺度因子小于 1.0 时,平均重复率随着尺度因子的增大而增大,如图 7(a)和 7(b)所示;定位误差随着尺度因子的增大而减小,如图 7(c)和 7(d)所示。当尺度因子大于 1.0 时,结论相反。与另外 5 种算法相比,FRPD 检测算法在 GCM 数据集上有最高的平均重复率和最低的定位误差;在 CPDA 数据集上,平均重复率最高,定位性能和 SODC 相似。

如图 8 所示,对于非一致尺度和旋转-尺度变换,FRPD 算法在 6 个角点检测算法中平均重复率最高。如图 9 所示,在 GCM 数据集中,FRPD 算法在两种变换下均获得了最低的定位误差。在 CPDA 数据集中,FRPD 算法非一致尺度变换的定位误差与 SODC 相似,旋转-尺度变换中 FRPD 算法的定位误差与 CTAR 相似。因此,从 5 种变换的检测结果得出,FRPD 算法具有较好的检测

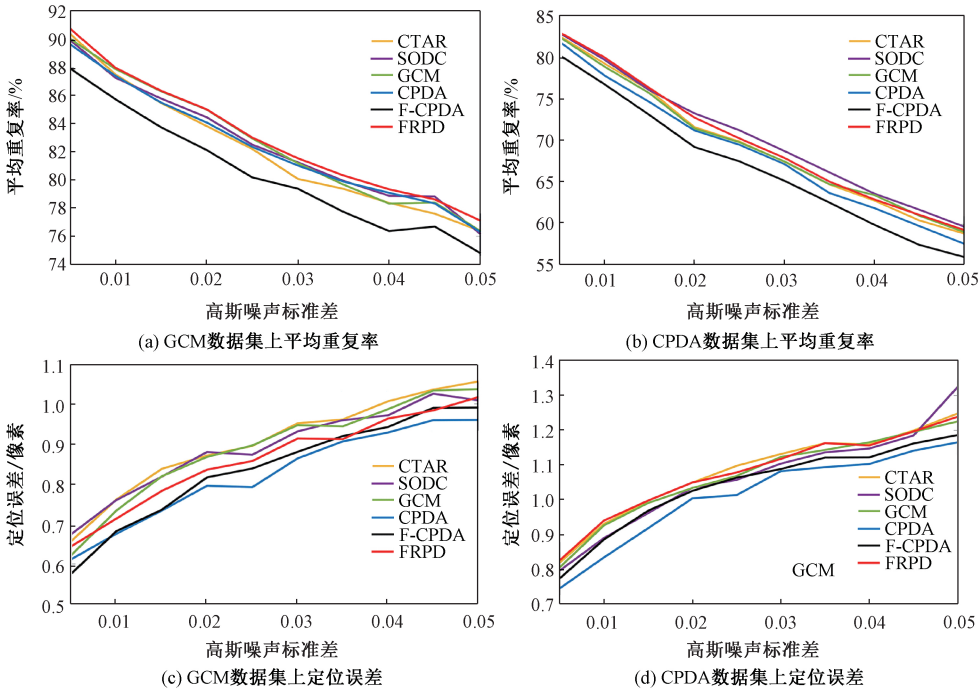


图 5 带有不同高斯噪声的图像重复率和定位误差

Figure 5 Repeatability and localization error under Gaussian noise image transformations

性能。

为了验证 FRPD 算法对图像角点的正确响应,分别使用不同算法对 Lena 图像进行角点检测,Lena 的真实角点可以参考文献[19]。对比结果如图 10 所示,FRPD 算法不仅准确地检测出所有真实角点,而且未引入任何伪角点或丢失真角点,GCM 引入了一些伪角点,SODC、CPDA 和

F-CPDA不仅检测到伪角点,还丢失了部分的真角点。

4.2.2 算法效率评价

对于具有 n 个点的轮廓,CPDA 检测算法需要 $54n$ 平方根运算,而 F-CPDA 则需要 $(n + 54n_p)$ 平方根运算,其 n_p 是候选点的数目,CTAR 和 SODC 都需要 $3n$ 平方根运算^[18]。相比之下,

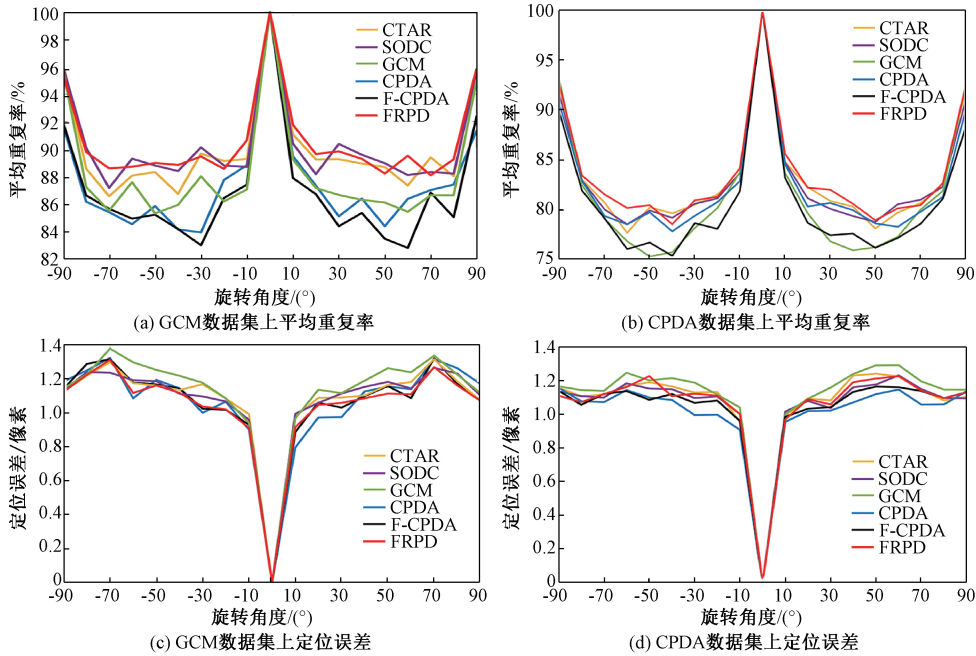


图 6 旋转变换下重复率和定位误差

Figure 6 Repeatability and localization error under rotation transformations

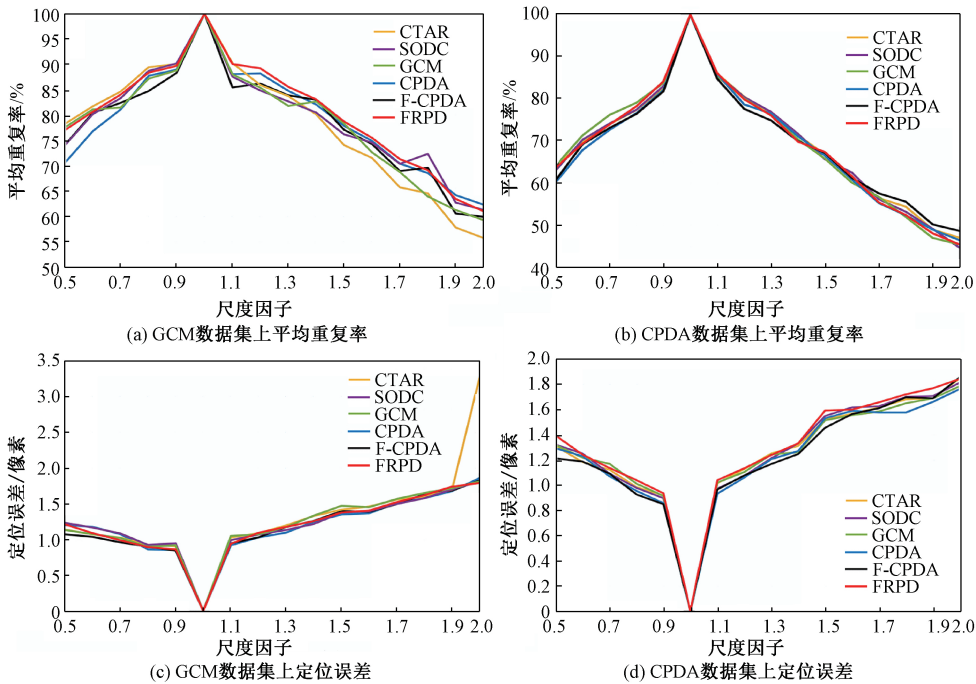


图 7 一致尺度变换下重复率和定位误差

Figure 7 Repeatability and localization error under uniform scale transformations

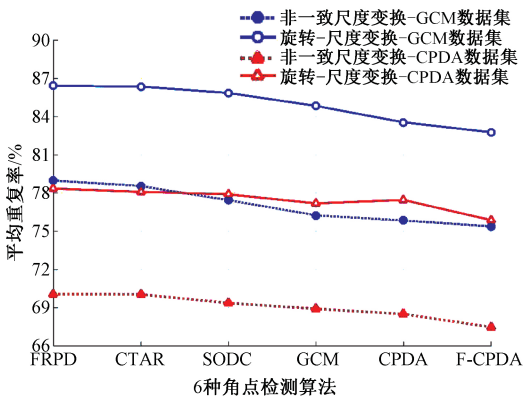


图 8 非一致尺度和旋转-尺度变换下重复率

Figure 8 Repeatability under non-uniform scale and rotation-scale transformations

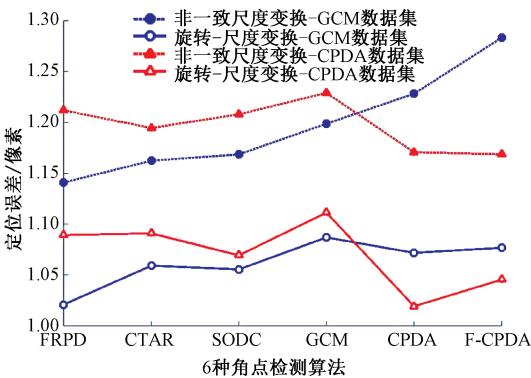


图 9 非一致尺度和旋转-尺度变换下定位误差

Figure 9 Localization error under non-uniform scale and Rot.-scale transformations

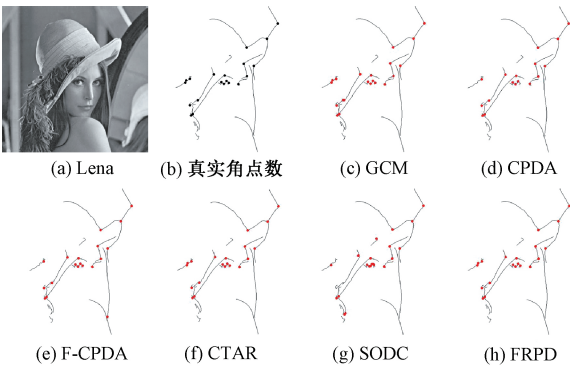


图 10 6 种基于轮廓的角点检测算法检测到的 Lena 的角点

Figure 10 Corner of Lena detected by six contour-based detection algorithms

FRPD 算法利用平行四边形对角线之比计算角点响应函数不需要平方根运算,计算复杂度为 n 。表 2 是对比算法检测角点的总时长(100 次随机实验平均结果)。从表 2 可以看出,FRPD 算法检测角点时间最少,约是 CTAR 的 1/3,证明了

FRPD 算法的高效性。因此,FRPD 算法在仿射变换、角点检测和时间复杂度方面具有优异的性能。

表 2 算法检测角点时间效率对比		
Table 2 Comparison of time efficiency		
算法	检测总时长/s	
	GCM 数据集	CPDA 数据集
FRPD	0.013 7	0.015 4
CTAR	0.038 4	0.068 3
SODC	0.045 4	0.086 3
F-CPDA	0.074 3	0.126 2
GCM	0.136 0	0.222 8
CPDA	0.162 4	0.291 6

5 结论

提出了一种响应函数构造简单且检测效率高的平行四边形对角线之比算法。实验结果表明,所提出的角点检测算法时间复杂度低,计算效率高,鲁棒性优异。从对比实验中可以看出,作为典型的基于轮廓的检测器,FRPD 高度依赖边缘提取,这种技术会导致角点处的边缘出现漏检或错检。此外,只利用固定数目的邻域轮廓点来计算角点响应函数,这可能导致检测算法对某些情况比较敏感。

参考文献:

[1] 刘妍,余淮,杨文,等.利用 SAR-FAST 角点检测的合成孔径雷达图像配准方法[J].电子与信息学报,2017,39(2):430-436.

[2] 张青建,韩建平.一种基于 RGB-D 的人体关节点定位方法[J].郑州大学学报(工学版),2018,39(5):33-38.

[3] 逯鹏,梁玉,陈树伟.基于角点动能的视频群体异常行为检测[J].郑州大学学报(工学版),2015,36(3):20-24.

[4] 李云红,何亚瑞,章为川,等.利用点弦距离递归的图像角点检测算法[J].中国图象图形学报,2019,24(7):1148-1159.

[5] LIN X Y,ZHU C,LIU Y P,et al.Robust corner detection using altitude to chord ratio accumulation[J].Multimedia tools and applications,2019,78(1):177-195.

[6] MOKHTARIAN F,SUOMELA R.Robust image corner detection through curvature scale space [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence,1998,20(12):1376-1381.

[7] ZHONG B J,LIAO W H.Direct curvature scale space: theory and corner detection[J].IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence,2007,29(3):508-512.

[8] ZHANG X H, LEI M, YANG D, et al. Multi-scale curvature product for robust image corner detection in curvature scale space [J]. Pattern recognition letters, 2007, 28(5): 545-554.

[9] AWRANGJEB M, LU G J. Robust image corner detection based on the chord-to-point distance accumulation technique[J]. IEEE transactions on multimedia, 2008, 10(6): 1059-1072.

[10] ROSENFELD A, JOHNSTON E. Angle detection on digital curves [J]. IEEE transactions on computers, 1973, 22(9): 875-878.

[11] TENG S W, SADAT R M N, LU G J. Effective and efficient contour-based corner detectors[J]. Pattern recognition, 2015, 48(7): 2185-2197.

[12] AWRANGJEB M, LU G J. A performance review of recent corner detectors [C]//2013 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA). Piscataway: IEEE, 2013: 1-8.

[13] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1986, 8(6): 679-698.

[14] ZHANG X H, WANG H X, SMITH A W B, et al. Corner detection based on gradient correlation matrices of planar curves[J]. Pattern recognition, 2010, 43(4): 1207-1223.

[15] AWRANGJEB M. Data set [EB/OL]. (2015-05-25) [2020-06-10]. <http://users.monash.edu.au/~mawrangj/corner.html>.

[16] AWRANGJEB M, LU G J, MURSHEDM. An affine resilient curvature scale-space corner detector [C]//2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing-ICASSP '07. Piscataway: IEEE, 2007: 1233-1236.

[17] AWRANGJEB M, LU G J, FRASER C S, et al. A fast corner detector based on the chord-to-point distance accumulation technique [C]//2009 Digital Image Computing: Techniques and Applications. Piscataway: IEEE, 2009: 519-525.

[18] LIN X Y, ZHU C, ZHANG Q, et al. Efficient and robust corner detectors based on second-order difference of contour [J]. IEEE signal processing letters, 2017, 24(9): 1393-1397.

[19] ZHANG S Z, HUANG S, ZHANG Z F, et al. Corner detection based on tangent-to-point distance accumulation technique [J]. Multimedia tools and applications, 2019, 78(18): 25685-25706.

Corner Detection Algorithm Based on Parallelogram Diagonal Theory

ZHENG Qian, LIU Shan, DENG Lujuan, WANG Qiang, ZHANG Shizheng

(College of Software Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Corner detection is one of the fundamental topics in image processing and computer vision. The complexity of the construction of the corner response function or the multiple smoothing of the curve often restricts detection efficiency of the corner detection scheme. Thus, a novel method for image corner detection based on the diagonal of a parallelogram to was proposed estimate the curvature value in this paper. Firstly, the Canny edge detector was used to extract each edge contour from the input image. Secondly, curves were smoothed by using anisotropic Gaussian directional derivative filter, the discrete curvature of each pixel on the curve were estimated according to the corner response function proposed in this paper. And then, non-maximum suppression was applied to the candidate corner sets. Finally, the refined corner sets were retained with unstable and false corners removed. Compared with the existing five contour-based corner detection algorithms, the proposed algorithm did not require square root operation. The extensive experiments showed that the developed method could give the highest average repeatability and lowest localization error than the other five detectors, while the corner detection speed was about 3 times that of CTAR. The results showed that the corner detection algorithm using the ratio of parallelogram diagonals (FRPD) not only had excellent corner detection performance, but also greatly reduced the computational complexity, and has a good noise robustness.

Key words: corner detection; ratio of parallelogram diagonals; computational complexity; robustness