

基于点到弦距离累加的快速角点检测

金亦挺 王万良 赵燕伟 蒋一波

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘要 提出了一种鲁棒的快速角点检测算法,以解决现有基于点到弦距离累加的角点检测算法存在的缺陷,即角点定位低、算法时间复杂度高等问题。该算法结合了‘单尺度’和‘多尺度’的优势,首先在‘单尺度’下获取候选角点集合,保留了邻近角点,并使得后续计算量大大降低,然后在‘多尺度’下计算候选角点的特征值,使之有效地去除伪角点。实验表明,所提算法的时间复杂度降低了,并且保持了算法的鲁棒性,角点定位精度也得到了提升。

关键词 点到弦距离累加,快速,角点检测,角点定位,时间复杂度

中图分类号 TP301.6 **文献标识码** A

Fast Corner Detector Based on Chord-to-Point Distance Accumulation

JIN Yi-ting WANG Wan-liang ZHAO Yan-wei JIANG Yi-bo

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University and Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract To solve the disadvantages of the corner detector based on chord-to-point distance accumulation, low location accuracy, high detector time complexity and so on, a fast robust corner detector was proposed. This detector combines the advantages of ‘single scale’ and ‘multi-scale’. Firstly, it obtains the candidate corner under single scale, keeping the adjacent corner, and reducing following calculation greatly. Then, it calculates the eigenvalues of the candidate corners under multi-scale, eliminates false corners effectively. The experiment result shows that the detector reduces time complexity, keeps the robustness of the detector and the accuracy of corner location is also improved.

Keywords Chord-to-point distance accumulation, Fast, Corner detection, Corner location, Time complexity

在观察一个物体时,物体的角点起到一个很好的标识作用,所以目前角点检测在物体跟踪、图像拼接等方面都起到很重要的作用^[1]。角点检测主要分为两类:基于灰度的角点检测^[2,3]和基于边缘的角点检测^[4-11]。

基于边缘的角点检测算法主要是对边缘点的“曲率”进行计算,从中判断该像素点是否为角点。而曲率的计算也分为直接的和间接的:直接的方法就是直接计算曲线上像素点的曲率^[5-7];间接的方法有很多种,如用像素点在自适应邻域内的角度值^[8]、像素点到某一指定弦的距离来“表示”其曲率值^[9-11]。由于直接计算像素点的曲率值存在两个问题:1)由于曲率自身的性质,需要计算一阶和二阶导数;2)计算曲率所涉及的邻域太小,导致角点检测算法对局部变化非常敏感。而间接计算曲率值的方法就可以避免这两个问题,如点到弦的距离计算完全是基于欧氏距离的,并不涉及一阶二阶的求导计算,并且它们可以采用不同的弦长来计算“曲率”。

基于边缘的角点检测又可以分为基于单尺度和基于多尺度^[12],基于单尺度就是在单一的尺度下对图像进行角点检测,基于多尺度就是在多个尺度下对图像进行角点检测^[5,7]。间接的曲率计算方法可以采用多个邻域大小来实现“多尺

度”,这样可以让算法不用面临平滑尺度的选择,也可避免由高尺度高平滑造成的角点定位不精确的问题。虽然在多尺度下的角点检测更加准确,但是算法的时间复杂度也相应提高。下文中提到的基于点到弦距离累积算法中的‘单尺度’和‘多尺度’的含义为:‘单尺度’即为采用 1 条较短的弦来进行点到弦的距离累加计算作为边缘点的特征值;‘多尺度’即为采用 3 条弦来进行点到弦的距离累加,归一化后相乘作为边缘点的特征值。

在基于间接曲率计算的角点检测方法中,基于点到弦距离累加的角点检测方法是目前效率非常高的一种^[9-11],这种方法主要是依据在角点处的点到弦距离是比较大的,并且在邻域内能达到极大值。CPDA(Chord-to-Point Distance Accumulate)角点检测算法^[9]就是采用这个特性,通过‘多尺度’方法和一个全局阈值来获取图像角点。该算法存在着 4 个缺点:1)邻近角点被合并,2)钝形角点被错误地删除,3)圆形角点没有被有效剔除,4)算法时间复杂度太高。王万良等人提出的 ACPDA 算法^[11]采用角点邻域再检测技术,并构造曲线自适应阈值和角点局部自适应阈值来提高 CPDA 算法的性能,虽然能有效处理邻近角点、钝形角点和圆形角点,但是并

到稿日期:2013-06-03 返修日期:2013-10-17 本文受国家自然科学基金项目(61070043)、“十二五”国家科技支撑计划(2012BAD10B01),浙江省自然科学基金(LQ12F03011)资助。

金亦挺(1989-),男,硕士,主要研究方向为计算机视觉,E-mail:jyztjzt@163.com;王万良(1957-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、智能调度与控制;赵燕伟(1959-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为机器视觉、数字化设计与制造;蒋一波(1982-),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机网络控制与调度。

没有降低算法的时间复杂度,而且算法的改进都是以增加计算量为代价的。Ammohhad 提出的 FAST-CPDA 算法^[10]根据角点在高斯平滑时产生的位移比非角点的要大这个特性来预先提取候选角点集合,从而避免了要对所有边缘点进行‘多尺度’操作(这个步骤是非常费时的),所以降低了算法的复杂度,但是 CPDA 算法存在的前 3 个问题并没有得到解决。

为了同时解决 CPDA 算法存在的 4 个问题,本文提出了基于点到弦距离累加的快速角点检测算法(FCPDA, Fast Chord-to-Point distance accumulation)。所提算法首先在‘单尺度’下获取候选角点集合,即在对所有边缘点进行‘多尺度’操作之前,先对边缘点进行预检测,这在很大程度上降低了算法时间复杂度。此外,FCPDA 算法还结合了‘单尺度’下角点定位精度高、不会合并邻近角点等优势,以及‘多尺度’下真实角点和伪角点能更好地被区分的特性,算法详细步骤见第 3 节。实验结果表明,所提算法在降低算法时间复杂度的同时也能有效地对邻近角点和钝形角点进行检测,并有效去除圆形角点,在角点重复率和角点定位两个方面同样具有很好的鲁棒性。

1 几种基于 CPDA 的算法优缺点

首先简单介绍角点 CPDA 值的定义^[13],如图 1 所示: $P_1, P_2, P_3, \dots, P_n$ 是曲线上的 n 个像素点。计算像素点 P_k 的点到弦距离累加的原理为:由一条弦 C_L 在 $P_{k-L}P_k$ 位置开始,计算点 P_k 到弦 $P_{k-L}P_k$ 的距离 $d_{k,k-L}$,然后弦 C_L 右移一个像素到 $P_{k-L+1}P_{k+1}$,再计算点 P_k 到弦 $P_{k-L+1}P_{k+1}$ 的距离 $d_{k,k-L+1}$,以此类推,最后弦 C_L 移动到 P_kP_{k+L} 位置结束,求得所有距离之和,即为点 P_k 处的点到弦距离累加 $h_L(k)$ 。由于 $d_{k,k-L} = d_{k,k} = 0$,点到弦距离累加计算公式可简化为式(1)。

$$h_L(k) = \sum_{j=k-L+1}^{k+L} d_{k,j} \quad (1)$$

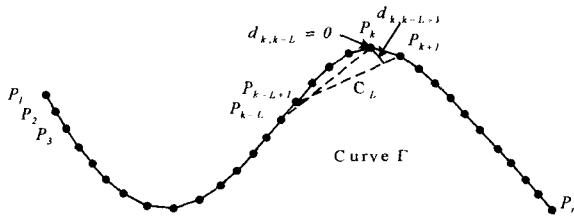


图 1 点到弦距离累加原理图

基于以上原理,CPDA 角点检测算法^[9]被提了出来,主要依据的是角点处的点到弦距离累加为局部极大值。一般来讲,长的曲线需要长的弦来计算点到弦的距离累加,短的曲线反之,但是即使是长度一样的曲线也可能会包含不同类型的角点,所以如果为一条曲线选择一个确定的弦长,会导致下列问题:弦长太小,虽然能很好地定位角点,但是会产生很多伪角点;弦长太大,虽然对噪声不敏感,但是会‘平滑’掉很多真实角点。CPDA 算法为了避免弦长的选择,并增大真实角点与伪角点之间的区分度,采用了 3 根长为 10、20、30 的弦分别计算其 $h_L(k)$ 后乘积得到角点的特征值。但是 CPDA 算法仍存在着以下几个问题:弦长太长(如 $C_L = 30$)参与计算会引起邻近角点合并,同时也会导致角点的定位不精确;算法采用全局阈值去除伪角点,导致算法不能有效地处理钝形角点、圆形角点;算法的时间复杂度非常高。下面讨论算法的时间复

度(由于提取边缘、去除虚假角点、提取边缘端点和 T 交叉是共同步骤,因此这些计算量并不考虑在内,下同)。令 CPDA 算法的运算时间为 T_{CPDA} ;曲线上像素点数为 n ,则其计算像素点特征值的计算量为 $21n(L-1) + 6n + 2n$,其中 L 取平均值 20^[11];取极大值点为候选角点和去除伪角点的计算量为 $n + n_c$,其中 n_c 为候选角点个数。所以 $T_{CPDA} = 21n(L-1) + 6n + 2n + n + n_c = 408n + n_c$ 。

ACPDA 算法是为了解决 CPDA 算法存在以上不足而提出的,它引入了角点邻域再检测技术、曲线自适应阈值以及角点局部自适应阈值,使算法能够在有效地对邻近角点、钝形角点进行提取的同时剔除圆形角点。但是 ACPDA 算法并没有降低算法的时间复杂度,反而改进之处都是以增加算法计算量为代价的。令 ACPDA 的运算时间为 T_{ACPDA} :对候选角点邻域进行再检测的计算量为 $n_l n_c$, n_l 为角点邻域的大小, $n_l = 20$;由于每条曲线只需计算一个曲线自适应阈值,因此该计算量可忽略不计;构造局部自适应阈值和去除圆形角点的计算量为 $23n_c + n_c$ 。所以 $T_{ACPDA} = 21n(L-1) + 6n + 2n + n + n_l n_c + 23n_c + n_c = 408n + 44n_c$ 。

FAST-CPDA 算法依据在进行高斯平滑时,越靠近角点处,产生的位移越大,提出对曲线进行两个尺度的高斯平滑来对角点进行预提取,取位移极大值点作为角点候选集合,避免了对所有边缘点进行三次点到弦距离累加的计算,而高斯平滑的计算量是相对较小的,从而降低了算法的时间复杂度。令 FAST-CPDA 的运算时间为 $T_{FAST-CPDA}$:获取候选角点的计算量为 $mn + n$,其中高斯平滑的计算量为 mn ,取位移极大值的计算量为 n , m 是与平滑尺度相关的一个较小值。 $T_{FAST-CPDA} = mn + n + 21n_c(L-1) + 6n_c + 2n_c + n_c = mn + n + 408n_c$,因为 $n_c \ll n$,所以算法时间复杂度得到了很大的降低。同时该算法也改善了 CPDA 算法存在邻近角点被合并的问题,但是由于高尺度的高斯平滑仍然会使角点位置发生偏移,因此它并没有解决邻近角点的定位问题,并且 FAST-CPDA 算法中并未涉及有关钝形角点和圆形角点的改进。

2 FCPDA 角点检测算法

所提 FCPDA 角点检测算法的步骤如下:

1) 由 canny 算子检测出图像边缘,填充边缘间隙点,检测出 T 交叉点,用一个小窗口高斯核平滑曲线,以消除噪声。

2) 采用 L 值为 10 的弦 C_L 如式(1)计算曲线上边缘点的 $h_L(k)$ 值,取极大值点并入候选角点集合,构造角点自适应阈值去除圆形角点。

3) 对候选角点采用 3 根 L 值分别为 10、20、30 的弦 C_L 来计算候选角点的 $h_L(k)$ 值,进行归一化后相乘得到候选角点的特征值,并构造曲线自适应阈值来去除伪角点。

4) 通过角度阈值来去除虚假角点,对于曲线的端点和 T 交叉点,如果与候选角点的欧氏距离大于 25 像素,则并入角点集合。

其中步骤 1)、4) 是基于 CPDA 的角点检测算法的基本步骤,步骤 1) 中采用一个小窗口高斯核可以在消除噪声的同时避免曲线边缘点发生较大的位置偏移。步骤 4) 为构造角度阈值来去除虚假角点,并提取曲线的边缘端点、T 交叉点。

步骤 2) 中,首先采用‘单尺度’方法来获取图像的候选角

点集合,即取 L 值为 10 的弦来计算边缘点的点到弦距离累加,由于并没有采用较长的弦来参与计算,因此邻近角点并不会被合并掉,都被有效地提取出来,而且‘单尺度’操作在很大程度上减少了候选角点的数量,它所带来的计算量也仅是 CPDA 中采用 3 根弦来计算像素点特征值的计算量的 $1/6$ 。然后取极大值点并入到候选角点集合中,构造一个角点局部自适应阈值^[11],如式(2)所示,其中 $h_L(i)$ 为第 i 个像素点的点到弦距离累加值, $L=10$, u 为自适应阈值。这里我们可以直接构造角点局部自适应阈值,而 ACPDA 算法是在进行‘多尺度’的角点提取后,再使用一根弦来构造角点局部自适应阈值,增加了算法时间复杂度。

$$T_k = u \times \frac{1}{2L} \sum_{i=k-L}^{k+L} h_L(i) \quad (2)$$

步骤 3) 中,首先采用 3 根长度分别为 10、20、30 的弦通过式(1)来计算候选角点的 $h_L(k)$ 值,并通过式(3)进行归一化后,通过式(4)进行乘积得到候选角点的特征值,其中 $\max(h_j)$ 为该条曲线上的最大 $h_L(k)$ 值。由于此时的候选角点是通过步骤 2) 预检测提取出来的,角点数量已经大大减少了,因此对其进行的‘多尺度’操作所花费的时间是非常少的。然后构造了曲线自适应阈值来去除候选角点中的伪角点,由于已采用‘多尺度’方法来得到角点特征值,因此真实角点和伪角点得到了很好的区分,通常采用一个全局阈值是能去掉伪角点的,但是钝形角点跟伪角点一样,并不具有很高的特征值,所以构造了曲线自适应阈值^[11]来去除伪角点,以确保对钝形角点的有效检测,如式(5)所示,其中, $h_j(\theta_{obuse})$ ($j=1,2,3$) 表示 L 值分别为 10、20、30 的弦测得的角度为 θ_{obuse} 的角点 $h_L(k)$ 值,这里 θ_{obuse} 取 170° 。

$$h_j'(k) = \frac{h_j(k)}{\max(h_j)}, 1 \leq k \leq N, 1 \leq j \leq 3 \quad (3)$$

$$H(k) = h_1'(k) \cdot h_2'(k) \cdot h_3'(k), 1 \leq k \leq N \quad (4)$$

$$T_k = \prod_{j=1}^3 \frac{h_j(\theta_{obuse})}{\max(h_j)} \quad (5)$$

所提算法的思想为结合‘单尺度’和‘多尺度’的优势来进行角点检测。‘单尺度’的优势:首先采用一条较短的弦来计算边缘点的点到弦距离累加,这不仅有利于保留邻近角点,而且增加了角点的定位精度,同时对边缘点进行了角点预检测,大大减少了候选角点的数量;‘多尺度’的优势:对候选角点在 3 个尺度下的 $h_L(k)$ 值进行乘积来得到角点特征值,真实角点和伪角点能被很好地区分开,并且此时角点数量已大大减少,所以算法时间复杂度得到很大的降低。令 FCPDA 算法的运算时间为 T_{FCPDA} ,由于是采用 $L_1=10$ 来提取候选角点,因此计算像素点的点到弦距离累加的计算量为 $7n(L_1-1)$,取极大值点为候选角点的计算量为 n ,构造局部自适应阈值和去除圆形角点的计算量为 $23n_c + n_c$,对候选角点计算其特征值的计算量为 $21n_c(L_2-1) + 6n_c + 2n_c$, L_2 取值 20,构造曲线自适应阈值去除伪角点的计算量为 n_c ,所以 $T_{FCPDA} = 7n(L_1-1) + n + 23n_c + n_c + 21n_c(L_2-1) + 6n_c + 2n_c + n_c = 64n + 432n_c$ 。

3 实验结果与分析

3.1 基于 CPDA 的算法比较

通过标准测试图像来对基于点到弦距离累积的角点检测算法进行对比(CPDA^[9]、ACDPA^[11]、FAST-CPDA^[10]、FCP-

DA),如图 2 所示。图 2(a) 是 CPDA 算法对 2 维图像和积木图像的检测结果,可以从图像中看出该算法并不能有效地检测出邻近角点和钝形角点,也无法有效地去除圆形角点。图 2(b) 是 FAST-CPDA 的检测结果,从图中可以看出虽然该算法对邻近角点的检测结果有所改进,但还是无法正确地处理钝形角点和圆形角点。图 2(c)、(d) 分别是 ACPDA 算法和 FCDPA 算法的检测结果,从图中可以看出这两种算法都能很好地处理邻近角点、钝形角点以及圆形角点。

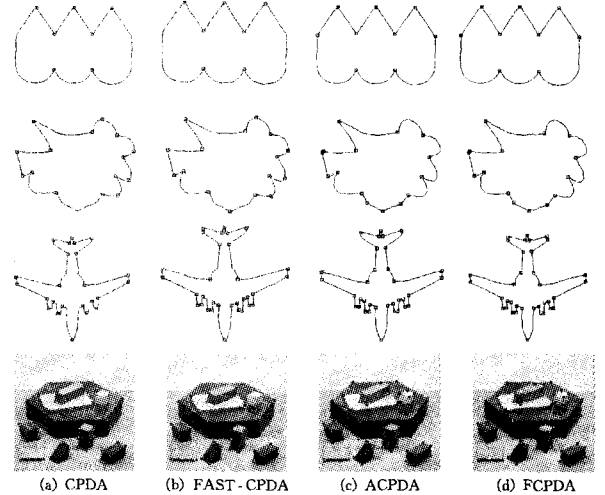


图 2 基于 CPDA 的角点检测算法对比

3.2 各种算法性能比较

下面通过实验来比较所提算法与经典角点检测算法(CSS^[5]、MSCP^[7]、ACSS^[6]、CPDA^[9]、FAST-CPDA^[10])的性能,3.1 节的实验引入了人类视觉来判断角点的正确与否,这导致了该种评价标准并不能用于大型数据库的比较。下面引入了文献[14]中的评价系统,首先使用角点检测算法在原图中检测出角点作为参考角点,然后在测试图像中提取出角点作为测试角点,测试图像包括加入噪声、进行几何变换等,最后通过参考角点和测试角点来计算角点重复率和角点定位误差,从而来判断角点检测算法的鲁棒性。角点重复率的定义如式(6)所示:

$$R = \frac{N_r}{2} \left(\frac{1}{N_0} + \frac{1}{N_t} \right) \quad (6)$$

式中, R 为角点重复率, N_0 和 N_t 分别代表参考角点和测试角点的数量, N_r 为它们之间匹配的数量。

角点定位误差的定义如式(7)所示:

$$L = \sqrt{\frac{1}{N_r} \sum_{i=1}^{N_r} [(x_0^i - x_t^i)^2 + (y_0^i - y_t^i)^2]} \quad (7)$$

式中, L 为角点定位误差, (x_0^i, y_0^i) 和 (x_t^i, y_t^i) 分别为第 i 对匹配角点对的 x, y 坐标。

实验采用的测试图像有 25 张,其中包括经典图像‘Lena’、‘House’、‘Lab’等,采用如下 3 种方式对原始图像进行转换得到测试图像:

- 1) 旋转:图像在区间 $[-90^\circ, 0^\circ)$, $(0^\circ, 90^\circ]$ 内按间隔 10° 旋转。
- 2) 尺度:图像在区间 $[0.5, 1)$, $(1, 2]$ 内按间隔 0.1 变化, $s_x = s_y$ 。
- 3) 高斯噪声:方差在区间 $[0.005, 0.05]$ 内按间隔 0.005 变化。

(下转第 313 页)

[12] Malioutov D, Cetin M, Willsky A. Homotopy continuation for sparse signal representation[C]//Proc. ICASSP. 2005

[13] Beck A, Teboulle M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear in-verse problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009(2): 183-202

[14] Kim S-J, Koh K, Lustig M, et al. A method for large-scale l1-regularized least squares [J]. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 606-617

[15] Lin Z, Chen M, Wu L, et al. The augmented Lagrange multiplier

method for exact recovery of corrupted low-rank matrices [R]. UIUC Tech. Rep. UILU-ENG-09-2215. 2009

[16] Georghiadis A S, Belhumeur P N, Kriegman D J, et al. From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence, 2001, 23(6): 643-660

[17] Sim T, Baker S, Bsat M. The CMU pose, illumination, and expression database [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. , 2003, 25(12): 1615-1618

(上接第 308 页)

如图 3 所示,由于基于 CPDA 的角点检测算法采取点到弦的距离累积来代替曲率的计算,而点到弦的计算完全是基于欧氏距离的,并不涉及到一阶二阶求导,并且也不需要图像进行较大尺度的平滑,因此它们的角点重复率和角点定位误差均优于基于 CSS 的角点检测算法。而 FCPDA 算法首先在“单尺度”下获取角点候选集合,从而能提高角点的定位精度,并且邻近角点也能被很好地区分,所以角点定位误差低于 CPDA、FAST-CPDA,并且保持了原有算法的高角点重复率。

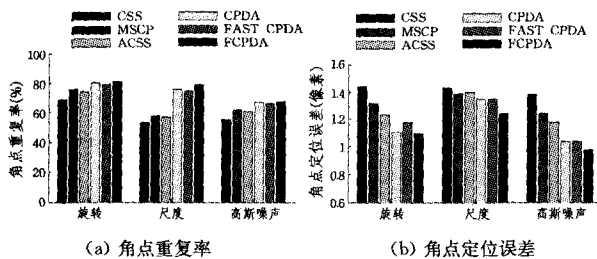


图 3 各种算法的比较结果

表 1 所列为各种角点检测算法所需的平均时间,统一采用 Windows XP 系统,处理器为 Intel(R) Core(TM) i5, 3.10 GHz,可用内存为 3.24GB。从表中可以看出,所提算法的计算时间相对于原 CPDA 算法有很大的提高,虽然比 FAST-CPDA 算法的运量时间长了一点,但 FCPDA 算法解决了 CPDA 算法存在的前 3 个问题。

表 1 算法运行时间

检测器	运行时间
CSS	0.0079s
MSCP	0.0060s
ACSS	0.0085s
CPDA	0.0128s
FAST_CPDA	0.0047s
FCPDA	0.0056s

结束语 为了在保持算法准确性的前提下解决基于点到弦距离累加的角点检测算法时间复杂度较大的问题,所提算法首先在“单尺度”下对图像进行了候选角点的预检测,使得候选角点的数量大大减少,并保留了邻近角点。然后结合了“多尺度”下真实角点和伪角点能被更好地区分的特性以及构造曲线自适应阈值、角点局部自适应阈值,实现了角点准确的提取。接着通过将 4 种基于 CPDA 的算法进行比较,验证了所提算法能有效地对图像进行邻近角点和钝形角点的提取,并且有效地去除圆形角点。最后通过与经典算法进行实验对比来验证了所提算法在保持高鲁棒性的同时降低了算法的时

间复杂度。

参考文献

[1] 仇国庆,冯汉青,蒋天跃,等.一种改进的 Harris 角点图像拼接算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(11): 264-266

[2] 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

[3] 梁艳菊,李庆,陈大鹏,等.一种快速鲁棒的 LOG-FAST 角点算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(6): 251-254

[4] 张小洪,杨丹.使用梯度相关矩阵行列式的角点检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(8): 1601-1608

[5] 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

[6] He X C, Yung N H C. Corner detector based on global and local curvature properties [J]. Optical Engineering, 2008, 47(5): 057008-1-12

[7] 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(1): 545-554

[8] Sarfraz M, Masood A, Asim M R. A new approach to corner detection [J]. Computer Vision and Graphics, 2006, 32(1): 528-533

[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] Awrangjeb M, Lu G J, Fraser C S. A fast corner detector based on the chord-to-point distance accumulation technique [C] // 2009 Digital Image Computing: Techniques and Applications. Melbourne, Australia; IEEE, 2009: 519-525

[11] 王万良,金亦挺,赵燕伟,等.点到弦距离累加的自适应角点检测[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1500-1508

[12] Awrangjeb M, Lu G J, Fraser C S. Performance comparisons of contour-based corner detectors [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(9): 4167-4179

[13] Han J H, Poston T. Chord-to-point distance accumulation and planar curvature: A new approach to discrete curvature [J]. Pattern Recognition Letters, 2001, 22(10): 1133-1144

[14] Awrangjeb M, Lu G J. An Improved curvature scale-space corner detector and a robust corner matching approach for transformed image identification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 2425-2441