

基于多尺度曲率乘积的鲁棒图像角点检测

张小洪¹⁾ 雷明²⁾ 杨丹¹⁾

¹⁾(重庆大学软件学院, 重庆 400030) ²⁾(重庆大学数理学院, 重庆 400030)

摘要 为了更好地进行图像角点检测,在曲率尺度空间(CSS)框架下,提出了一种基于多尺度乘积的角点检测技术,其中曲率尺度积函数被定义为各个尺度下轮廓曲率的乘积,而角点则被定义为曲率乘积的局部极值点。这种尺度积不仅能显著地增强角点曲率极值点的峰值,同时能抑制噪声影响,而且不改变角点的位置,为了说明该技术的优点,根据角点数一致性(CCN)准则证明了该技术优于其他的角点检测算法。实验结果表明,该方法不仅具备优越的检测效果,并对噪声有较强的鲁棒性。

关键词 曲率尺度空间角点检测 多尺度积 角点数一致性准则

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)07-1270-06

Robust Image Corner Detection Based on Multi-scale Curvature Product

ZHANG Xiao-hong¹⁾, LEI Ming²⁾, YANG Dan¹⁾

¹⁾(School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030)

²⁾(College of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing 400030)

Abstract The technique of multi-scale product corner detection is proposed in the framework of curvature scale space (CSS). A scale product function is defined as the multiplication of the curvatures of the contour at each scales. Corners are constructed as the local extreme points by limiting the scale product results. The most significant property of the scale product that it has to effectively enhanced curvature extreme peaks while can suppress noise and improve localization. The detection and localization performance analysis of the scale product are performed according to consistency of corner numbers (CCN) criteria. Experiments also demonstrate that the method has the detection results of good quality and strong robustness against noise.

Keywords curvature scale space (CSS) corner detection, multi-scale product, consistency of corner numbers (CCN) criteria

1 引言

大家知道,角点是图像的重要特征信息之一,它已经被广泛地应用于运动跟踪、形状表示、图像配准、相机标定、目标识别和多目标的立体匹配。可见,图像的角点检测在计算机视觉和图像处理系统中是一项非常重要的工作。因此,目前已经提出了许多角点检测算法^[1-3]。Mokhtarian把角点定义为目标轮廓线上曲率大于某个阈值的局部极大值点^[1,2]。由于由离散数据表示的轮廓而引起的噪

声,使得在小尺度下曲率存在很多极值点。在大尺度下,虽然去掉了噪声,但真实的角点位置又会发生较大偏移,所以,Mokhtarian提出了先在大尺度下检测候选角点,然后从大尺度到小尺度跟踪并定位角点,以实现角点在小尺度下的精确定位。文献[4]指出,Mokhtarian提出的CSS(curvature scale space)角点检测存在以下两个问题:一是获取候选角点使用了全局阈值;二是检测角点使用了较大的尺度,这都容易导致真实角点丢失或者容易导致伪角点的出现。于是,He提出了一个以CSS角点检测为基础,在较小的尺度检测出所有的局部极值点的方法,并

基金项目:重庆市自然科学基金项目(CSTC2005BA2002)

收稿日期:2006-06-30;改回日期:2006-09-07

第一作者简介:张小洪(1973~),男,博士,讲师。主要研究方向为图像处理、机器视觉与模式识别等。E-mail: xhongz@yahoo.com.cn

根据曲率的局部性质构造自适应阈值,先获得候选角点;然后,计算出候选角点的角度,如果角度较大,则把它看成是伪角点,并去掉。但是由于这种方法仍然存在以下问题,即小尺度下自适应阈值本身的计算要受噪声的影响,同时,候选角度的计算同样要受噪声的影响,因此使得角点检测仍然不稳定。

在基于尺度空间的特征检测中,融合多尺度信息的方法有多种,一种是大尺度检测小尺度跟踪定位,如前面所介绍的 CSS 方法;另一种就是,利用多尺度乘积来增强特征信息,同时抑制噪声对特征的影响。然而,利用多尺度乘积只是在边缘检测中得到研究^[5-9],例如, Rosenfeld 把几个尺度的信息相乘,使得边缘信息得到增强,同时抑制噪声对边缘的影响,以便有效地检测边缘^[5,6]。Xu 提出了一种通过邻近的尺度相乘来实现以小波为基础的空间选择性滤波的方法^[9]。Sadler 和 Swami 采用小波多尺度积来进行检测^[7]。Bao 和 Zhang 提出了一种基于多尺度积改进的 Canny 边缘检测算法^[8]。值得注意的是,由于利用多尺度乘积进行角点检测,还没有相应的文献报道过,所以本文根据多尺度积的思想,提出了一种新的增强角点曲率的方法。为了说明该方法的有效性和稳定性,还利用角点数一致性^[10]准则对该方法进行了评估,并通过对比实验验证了该方法具有优秀的角点检测性能。

2 多尺度曲率积角点检测

为利于理解,先分析 Mokhtarian 的 CSS 和自适应阈值的 CSS 角点检测器的缺点,然后针对该缺点,再给出多尺度曲率积的概念,并分析多尺度积的一些简单特征,进而提出一个简单有效,且具有强鲁棒性的角点检测器。

可将曲线 Γ 写成如下以弧长 u 为参数的函数形式:

$$\Gamma(u) = (x(u), y(u)) \quad (1)$$

根据 CSS 的多尺度思想,设 $\Gamma(u, \sigma)$ 表示曲线 Γ 在尺度 σ 下的参数形式,即

$$\Gamma(u, \sigma) = (X(u, \sigma), Y(u, \sigma)) \quad (2)$$

式中

$$\begin{aligned} X(u, \sigma) &= x(u) * g(u, \sigma) \\ Y(u, \sigma) &= y(u) * g(u, \sigma) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $*$ 是卷积算子, $g(u, \sigma)$ 是尺度 σ 下的高斯函数。

那么曲线 $\Gamma(u, \sigma)$ 的曲率定义如下:

$$k(u, \sigma) = \frac{X_u(u, \sigma)Y_{uu}(u, \sigma) - X_{uu}(u, \sigma)Y_u(u, \sigma)}{(X_u(u, \sigma)^2 + Y_u(u, \sigma)^2)^{1.5}} \quad (4)$$

其中

$$X_u(u, \sigma) = \frac{\partial}{\partial u}(x(u) * g(u, \sigma)) = x(u) * g_u(u, \sigma) \quad (5)$$

$$X_{uu}(u, \sigma) = \frac{\partial^2}{\partial u^2}(x(u) * g(u, \sigma)) = x(u) * g_{uu}(u, \sigma) \quad (6)$$

$$Y_u(u, \sigma) = y(u) * g_u(u, \sigma) \quad (7)$$

$$Y_{uu}(u, \sigma) = y(u) * g_{uu}(u, \sigma)$$

其中, $g_u(u, \sigma)$, $g_{uu}(u, \sigma)$ 分别表示 $g(u, \sigma)$ 的关于 u 的一阶和二阶导数。

CSS 算法是先利用式(4)计算多个尺度下的曲率,并把大尺度下的大于给定阈值的曲率极值点确定为候选角点;然后从大尺度到小尺度进行跟踪定位角点。显然,由于该算法只是利用单一尺度的信息检测候选角点,并借助角点在各个尺度下的变换特征来实现它的多尺度定位,因此,当尺度 σ 很大时,它不能检测出所有的真实角点;当尺度 σ 较小时,则可能产生伪角点。如果检测的图像比较复杂时,则一个问题是,丢失真角点和检测伪角点的问题就会更加突出;另一个问题是,它对全局阈值比较敏感。而改进后的 CSS 算法^[2]则解决了上述的问题,它主要是采取了对大小不一的轮廓使用 CSS 算法中不同尺度的方法,然而这个判断轮廓长度的标准是不明确的。在自适应阈值的 CSS 算法中,为了保留所有真实角点,首先要计算出每一个轮廓在一个相对比较低的尺度下的曲率,并把曲率的局部极值确定为候选角点;然后根据局部自适应阈值和角点的夹角剔除伪角点和圆角点。尽管这个算法运算的结果比 CSS 算法的结果要好,但在小尺度下,由于阈值和夹角的计算很容易受因离散数据而引起的噪声的影响,从而使得该检测算法仍然存在不稳定的因素。

设 $g(u, \sigma_j)$ 表示高斯函数 $g(u)$ 在尺度 σ_j 下的形式,则

$$g(u, \sigma_j) = \frac{1}{\sigma_j \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2\sigma_j^2}} \quad (j = 1, 2, \dots)$$

根据式(4)~式(7),就可以计算在第 j 尺度下 $\Gamma(u, \sigma_j)$ 的曲率,其多尺度曲率积为

$$P_N(u) = \prod_{j=1}^N k(u, \sigma_j) \quad (8)$$

一般来说,任意几个尺度下的曲率乘积可以用以下公式

$$P(u) = \prod_{j \in N} k(u, \sigma_j) \quad (9)$$

来表示,其中 N 为一个整数集合。

为了演示曲率多尺度积的重要特征,本文选择加了高斯噪声的飞机图像做实验(如图 1 所示)。图 1 的飞机轮廓图像是用 Canny 算法提取的。图 2(a)表示图 1 中的飞机轮廓在不同尺度下的曲率,式(2)和式(4)中的高斯函数的尺度因子 $\sigma_j(j = 1, 2, \dots, 5)$ 分别选取 3, 3.5, 4, 4.5, 5, 从图 2(a)可以明显看出,直接通过曲率的极大值求取角点很容易受噪声的影响。图 2(b)的几个图分别表示了式(8)的曲率尺度积($N = 1, 2, \dots, 5$)的曲线图。图 2(b)明显地表明了这样的一个事实,即随着尺度的递增,噪声和角点的曲率发生了非常明显地分化,角点的曲率相对得到极大的增强,而噪声曲率却得到极大的抑制,而且角点的位置没有随着尺度的增

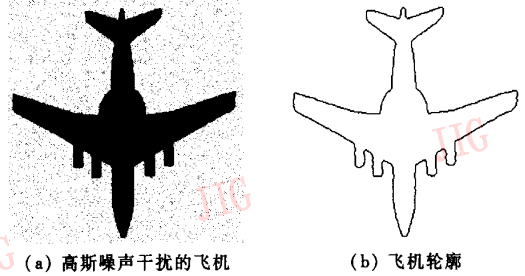


图 1 被高斯噪声(均方差为 0.002)干扰的飞机和它的轮廓
Fig. 1 Plane image corrupted by Gaussian noise (standard deviation is 0.002) and its boundary

大而发生改变。也就是说,在较大尺度下,角点位置非常精准。由此证明了 $P(u)$ 可以增强角点的信息,而不会增强噪声。由此可见,通过一个全局阈值就可很容易地把角点提取出来。

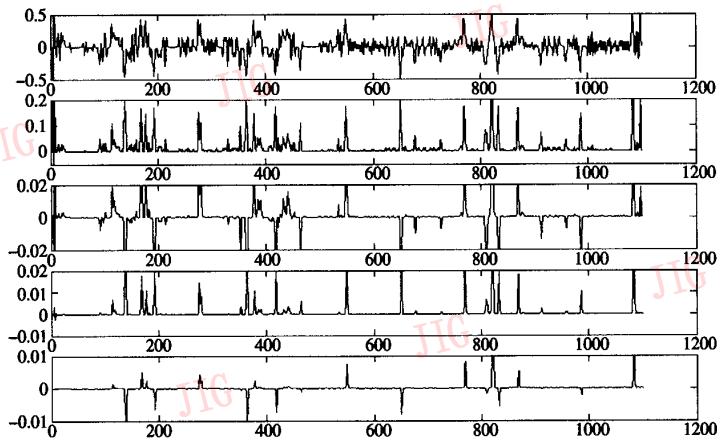
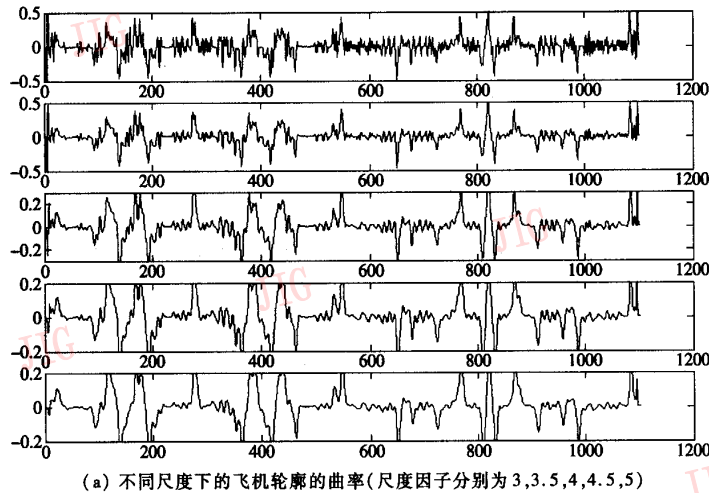


图 2 不同尺度下的飞机轮廓曲率及其曲率乘积

Fig. 2 Curves of curvature for plane image at different scales and Curves of curvature product

通过以上的分析,可以得到一个简单、有效的角点检测器。该角点检测器将 $|P(u)|$ 的大于某个阈值的局部极大值点作为角点。

3 多尺度曲率积的实验分析

一个角点检测器的性能,可以用角点稳定性来描述,而角点稳定性则是指图像角点在旋转、尺度和仿射等各种变换下的不变性,即角点的数量和位置不改变。为了描述角点的稳定性, Mokhtarian 建立一个定性标准,并提出了相应的角点数一致性 (consistence of corner numbers, CCN) 概念^[10]。设 N_0 (下角 0 代表 original) 为原图像中角点的数量, N_i 为每个变换后的图像中角点的数量,则角点数一致性可以写成下面的形式:

$$CCN = 100\% \times 1.1^{-|N_i - N_0|} \quad (10)$$

从式 (10) 很容易明白,当 $N_i \rightarrow N_0$ 时, $CCN \rightarrow 100\%$, 这意味着,当 CCN 值越大,则角点检测器稳定性越好,即角点数一致性意味着角点对各种变换(如噪声的干扰、旋转、均匀或非均匀尺度变换和仿射变换)不敏感。

为了叙述方便,本文把 Mokhtarian 最初提出的角点检测器用 OCSS 表示,而将 He 提出的自适应阈值角点检测器用 ACSS 表示,本文提出的方法用 MSCP 表示。下面在旋转、尺度、仿射等变换下,根据角点数一致性准则比较 OCSS、ACSS、MSCP 的检测性能。

实验 1 旋转变换。该实验首先从原图像中提取角点,并确定角点数量和角点位置;然后,将原图像在 -90° 到 $+90^\circ$ 的范围内进行旋转;最后,从所有旋转图像中提取角点,并确定角点数量和角点位置。

实验 2 均匀尺度变换。所谓均匀尺度变换就是图像在 x 和 y 方向的放大或缩小的倍数相同。该实验是对原图像和实施均匀尺度变换后的图像做与实验 1 相同的处理,本文的均匀尺度变换的尺度范围从 0.5 到 2。

实验 3 非均匀尺度变换。所谓非均匀尺度变换就是图像在 x 和 y 方向的放大或缩小的倍数不相同。在这个实验里,做非均匀尺度变换时,重复实验 2 的步骤。其非均匀尺度变换的 x 方向尺度范围从 0.5 变到 1.2, y 方向尺度范围从 0.5 变到 1.5。

实验 4 仿射变换。对原图像做仿射变换,其旋转的角度从 -10° 到 $+10^\circ$, 同时在 x 和 y 方向做非均匀变换。

本文实验是把图 1 的飞机图像做旋转、均匀尺度、非均匀尺度和仿射变换,然后统计角点数量和角点位置,并计算 CCN 值。图 3 和图 4 分别演示了旋转和均匀尺度变换的结果。表 1 列出了进行非均匀尺度变换和仿射变换后计算的 CCN 的平均值。

表 1 角点检测器检测的角点数一致性的平均值
Tab.1 Average of CCN for three corner detectors

	OCSS	ACSS	本文提出的 MSCP CSS
均匀尺度变换	55	65	77
非均匀尺度变换	60	71	75
仿射变换	51	70	74

从图 3 中可以看出,在旋转和均匀尺度变换下, MSCP 的 CCN 值都是 93%, 比 OCSS 和 ACSS 的 CCN 值都高。从表 1 中可以看出,在均匀尺度、非均匀尺度和仿射变换下, MSCP 的 CCN 的平均值稍高于 OCSS 和 ACSS。换句话说,3 个基于 CSS 的

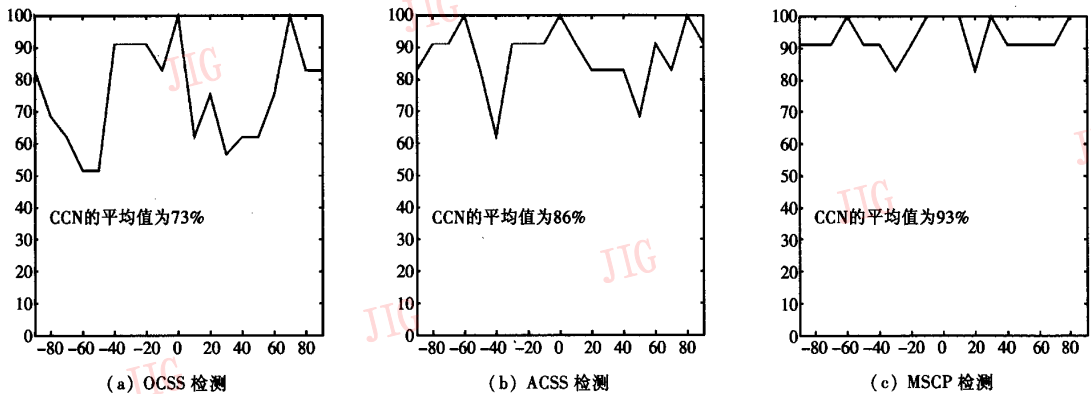


图 3 旋转变换下的 CCN

Fig.3 CCN for rotation

角点检测器中, MSCP 有着最好的稳定性。

4 实验结果

为对比本文算法的角点检测效果, 使用了 3 幅图像(即图 4 的飞机图像, 图 5 的木块图像, 图 6 和图 7 的房屋图像)对 OCSS、ACSS、MSCP 等 3 种角点检测器进行了角点检测对比实验。

MSCP 检测器选择的阈值都等于 0.000 1。图 4(c)是 MSCP 的检测结果, 从该结果可以看出, MSCP 不仅能检测出所有的真实角点, 而且没有出现伪角点, 特别是, 飞机右尾翼上的两个角点都检测出来了, 然而, 另外两种 CSS 角点检测方法, 不管怎样调整阈值都不能达到 MSCP 的检测结果; 另一方面, 从图 4(c)可以看出, MSCP 的定位精度也很高。图 5 和图 6 表示了轮廓大小不一的木块和房屋图



图 4 飞机图像角点检测

Fig. 4 Corner detection of plane image

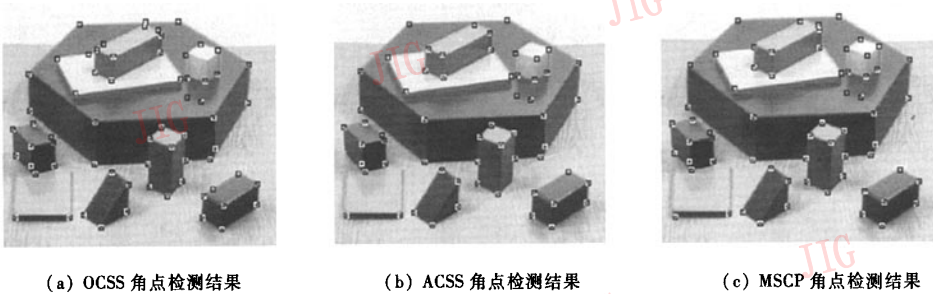


图 5 木块图像角点检测

Fig. 5 Corner detection of blocks image

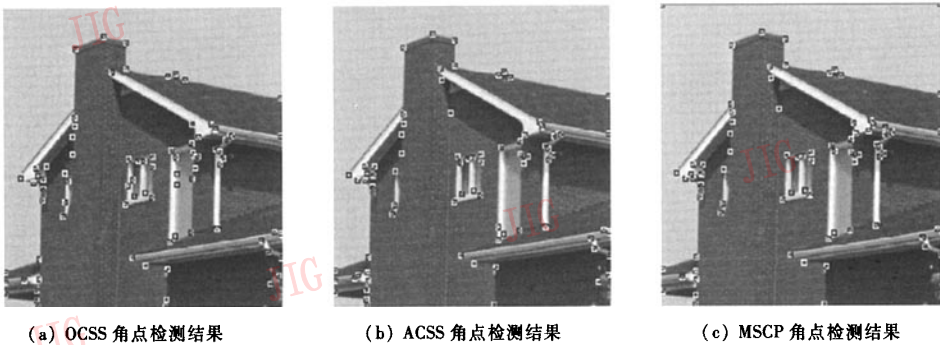


图 6 房屋图像角点检测

Fig. 6 Corner detection of house image

像,图5(a)~图5(c)及图6(a)~图6(c)分别表示了OCSS、ACSS和MSCP的检测结果。通过对图5(a)~图5(c)和图6(a)~图6(c)的观察,结果显示,MSCP检测到的真实角点数要多于OCSS和ACSS检测到的真实角点数,同时伪角点数小于OCSS

和ACSS检测到的伪角点数。此外,从图中也可以看出,MSCP实现了更准确的定位。图7(a)~图7(c)是房屋图像被高斯噪声(均方差为0.001)干扰后的检测结果。图7(c)说明了在OCSS、ACSS和MSCP 3种角点检测方法中,MSCP抗噪声的性能最强。

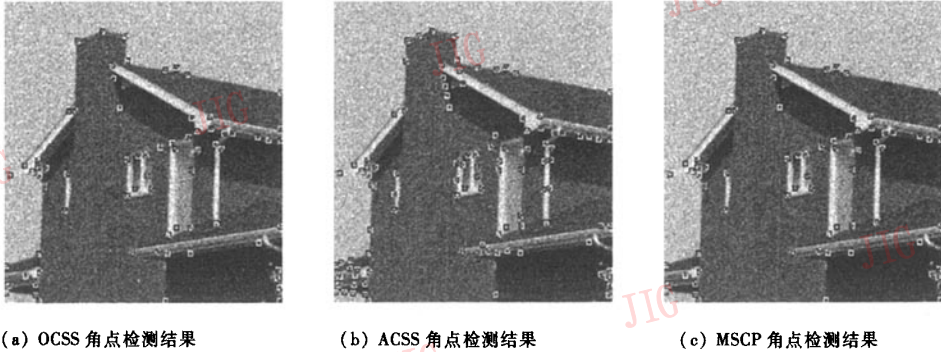


图7 有高斯噪声的房屋图像的角点检测

Fig.7 Corner detection of house image corrupted by Gaussian noise

总之,经过大量实验证明,曲率尺度积角点检测方法的结果都很好,并且其定位和抗噪声性能都强于OCSS和ACSS,而且由于本文算法只需要全局阈值,所以使得算法实现简单,且运算复杂度也降低了。这主要是因为,利用角点、非角点或噪声的曲率变换特征,通过曲率多尺度乘积可使得角点的曲率得到增强,同时使非角点或噪声点的曲率得到抑制。随着尺度的改变,角点位置变得清晰,非角点或噪声点的细节将被忽略。可见,MSCP可以增加真角点的检测数量,同时可减少伪角点的检测数量。

5 结论

本文通过对图像轮廓的曲率在不同尺度下的变化特征的研究和观察,得到了在小尺度下,曲率受噪声的影响大,而在大尺度下角点位置有明显地移位的结论。同时发现,由于随着尺度的递增,角点的曲率和非角点的曲率都是递减,仅角点的曲率减小的幅度较小,所以,利用曲率的多尺度乘积,就可以明显地增强角点的曲率的幅度,同时可抑制非角点或噪声的曲率的幅度。进而,只需要全局阈值,就可以检测角点。本文还根据CCN准则,验证了本文提出的曲率乘积角点检测器在旋转、尺度变换、仿射变换下的稳定性强于Mokhtarian检测器和自适应阈值检测器的稳定性。同时,对比实验说明,曲率积角点检

测器效果优于其他两种算法。

参考文献 (References)

- 1 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.
- 2 Mokhtarian F, Suomela R. Enhancing the curvature scale space corner detector[A]. In: Proceeding of Scandinavian Conference on Image Analysis[C], Bergen, Norway, 2001: 145 ~ 152.
- 3 Rattarangsi A, Chin R T. Scale-based detection of corners of planar curves[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(4): 430 ~ 449.
- 4 He X C, Yung N H C. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support [A]. In: Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Pattern Recognition (ICPR '04) [C], 2004: 791 ~ 794.
- 5 Rosenfeld A. A nonlinear edge detection technique[J]. Proceedings of IEEE, 1970, 58: 814 ~ 816.
- 6 Rosenfeld A, Thurston M. Edge and curve detection for visual scene analysis[J]. IEEE Transactions Computer, 1971, C-20: 562 ~ 569.
- 7 Sadler M, Swami A. On multi-scale wavelet analysis for step estimation [A]. In: Proceedings of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '98) [C], Seattle, WA, USA, 1998, 3: 1517 ~ 1520.
- 8 Bao Paul, Zhang Lei. Canny edge detection enhancement by scale multiplication [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(9): 1485 ~ 1490.
- 9 Xu Y, Weaver J, Healy D, et al. Wavelet transform domain filters: A spatially selective noise filtration technique[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(6): 747 ~ 758.
- 10 Farahnaz M, Mokhtarian F. Performance evaluation of corner detection algorithms under similarity and affine transforms[A]. In: Proceedings of British Machine Vision Conference[C], Manchester, UK, 2001: 353 ~ 362.