

文章编号:1000-582X(2009)12-1466-06

B-样条尺度空间轮廓演化差异的角点检测

徐 玲^{1a,1b}, 王洪星^{1c}, 张小洪^{1a}, 杨 丹^{1a,1b}, 雷 明^{1c}, 韦 军²

(1. 重庆大学 a. 软件学院; b. 计算机学院; c. 数理学院, 重庆 400030;

2. 遵义医学院 医学信息工程系, 贵州 563003)

摘 要: 为了提高图像角点检测精度和提升角点运算效率, 提出了一种新颖的基于 B-样条尺度空间的轮廓演化差异的角点检测算法。把 DoB(Difference of B-spline) 的范数定义为角点的响应函数, 用来刻画其尺度演化差异。DoB 角点检测器融合了图像轮廓在不同尺度下的特征信息, 既增强了特征点的响应, 又抑制了噪声的影响。采用 B-样条函数做卷积运算在各类角点检测器中复杂度小, 速度快。通过实验对比, 结果表明提出的算法具有良好的定位、抗噪及旋转和尺度不变性。

关键词: 角点检测; 演化差异; B-样条尺度空间; 多尺度

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

Corner detection based on evolution difference of planar curves in B-spline scale space

XU Ling^{1a,1b}, WANG Hong-xing^{1c}, ZHANG Xiao-hong^{1a}, YANG Dan^{1a,1b}, LEI Min^{1c}, WEI Jun²

(1a. College of Software Engineering; b College of Computer Science; c. College of Mathematics

& Physics, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China;

2. Information and Computer Science of Zunyi Medical College, Guizhou 563003, P. R. China)

Abstract: In order to improve image corner detection precision and efficiency, a novel corner detection algorithm based on B-spline scale space evolution difference is proposed. The norm of DoB is defined as corner response function to evaluate the multi-scale evolution difference. The DoB corner detector confluent the image boundary features with different scales, which can not only strengthen the response of the feature points, but also depress the influence of noise. Among all corner detection algorithms based on B-Spline, the proposed algorithm is relatively lower for computation complexity and faster. The comparative experiments demonstrate that the proposed algorithm works well for localization, robustness against noise, as well as invariance to rotation and scalability.

Key words: corner detection; evolution difference; B-spline scale space; multi-scale

角点检测是一种有效的提取轮廓特征点的方法, 它通过计算轮廓上每一点的曲率并找出曲率的

局部最大值点来获取轮廓特征点。Mokhtarian^[1]把角点定义为目标轮廓线上曲率大于某个阈值的局部

收稿日期: 2009-08-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60975015); 重庆市科委科技攻关项目(2009AC2057); 重庆市科委自然科学基金资助项目(2009BB2364); 贵州省科学技术基金资助项目(黔科合丁字[2007]2233)。

作者简介: 徐玲(1975-), 女, 重庆大学博士生, 主要从事图像处理计算机视觉方向研究; (Tel)023-65112774;

(E-mail)xuling@cqu.edu.cn。

极大值点。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,但真实角点的位置又会发生较大偏移,所以,Mokhtarian 提出在大尺度检测候选角点,然后逐步减小尺度,在多个尺度处跟踪改善角点定位,实现角点在小尺度下的精确定位。Tsai^[2]引入了平面轮廓在其支撑区域(region of support, ROS)内的协方差矩阵,通过计算该矩阵的最小特征值来获取角点,但 Tsai 方法并没有利用轮廓在尺度空间的演化的特性,这使得协方差的计算受轮廓量化和随机噪声的影响。Yeh^[3]通过计算 ROS 的协方差矩阵的最大特征值对应的特征向量,进行小波变换,并把小波变换模的极大值定义为角点。但该方法并没有讨论小波尺度的选取问题,这样很难找到一种合适的尺度来检测到真实的角点。2004 年 He^[4]通过轮廓的支撑域构造自适应域值获得角点,然后利用角度信息剔除伪角点。近年来,角点检测算法层出不穷。相对于灰度处理,轮廓处理更易操作,耗时更短,因而也更受青睐。容易发现近年来在基于轮廓的角点检测中关注更多的是多尺度应用^[5-6]。因为实际图像中的特征角点常常发生在不同尺度的范围上,并且每一角点的尺度信息是未知的,因此多尺度(multi-scale)分析技术在获得理想特征角点上就表现得尤为重要。早在 1992 年,Rattarangsi^[7]就对轮廓角点在尺度空间(scale space)的极值演化特性做了详尽的分析,其后关于这一问题的研究沉寂下来,直到最近 Zhong^[8]的研究又进一步完善了 Rattarangsi 的理论,使得多尺度技术得到广泛的应用^[9-12]。然而,这种方法在确定候选角点时,只在单一尺度下检测角点,并没有有机地融合各个尺度的特征信息。这使得确定候选角点时,尺度过大容易丢失真实角点,尺度过小容易受噪声的影响。

基于多尺度技术基础上,在尺度空间里引入多个尺度的轮廓的演化差异,有效地融合各个尺度的特征信息,有效地解决了候选角点单一尺度的问题,提高了检测的精度。同时角点检测是基于 B-样条尺度空间,由于 B-样条尺度空间为图像多尺度信息提供了高效灵活的描述方法^[12-14],B-样条函数收敛于高斯函数,能够很好的抑制噪声;当阶数取值比较小时,其逼近性较好,能够很好地定位角点。利用 B-样条能够实现快速卷积,有效地解决了采用高斯核的卷积运算的复杂度会随尺度变大而增加的问题,提高了检测的速度。

1 B-样条空间轮廓的演化特征

用 $P = \{p_i = (x_i, y_i), i = 1, 2, 3, \dots, n\}$ 表示从一幅图像中提取出来的轮廓,该轮廓由 n 对坐标组成。

用 B_m^n 表示尺度为 m 的 n 阶离散 B-样条函数。用 $P(m)$ 表示 P 在尺度 m 下演化后的轮廓。在尺度为 m 时,轮廓的演化公式为

$$x(m) = x * B_m^n, y(m) = y * B_m^n. \quad (1)$$

其中 $*$ 表示卷积算子, x 和 y 分别表示轮廓中全部点的横坐标和纵坐标组成的离散曲线。

B-样条函数的特殊性产生了卷积的高效算法,其计算复杂度与 B-样条函数的尺度无关,只与信号或者图像本身有关,详细分析如下。

使用高斯函数对一个一维信号做卷积是将一个样点的对称的两边样点进行加权,将得到的值作为该样点卷积之后的值。如图 1 所示,不失一般性,假设卷积是将 5 个样点值进行加权。求解 k 点处卷积之后的值时,就是将 $k-2, k-1, k, k+1$ 和 $k+2$ 点处的值赋予不同的权重,进行加权。

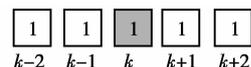


图 1 常规做卷积的示意图

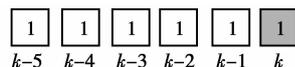


图 2 使用 B-样条做卷积的示意图

在使用 B-样条做卷积时,可以不必按照传统的方式求加权值。如图 2 所示,欲求 k 点处卷积之后的值,是将该点的前 5 个点 $k-5, k-4, k-3, k-2$ 和 $k-1$ 的值进行加权得到。假设 $f(k)$ 为离散信号,使用尺度因子(m)为 5 的离散 B-样条与其做卷积。

无论正整数 n 的取值为多少,由于 B-样条函数的特殊卷积性质,都可以将其转化为 $f(k)$ 与 $n+1$ 个零阶尺度为 m 的离散 B-样条函数做卷积,即为

$$\overbrace{B_m^0 * B_m^0 * \dots * B_m^0}^{n+1} * f(k). \quad (2)$$

表面上看,这样做卷积的次数增加了 n 次,好像将问题复杂化了。其实不然,原因如下:1)离散 B-样条的特殊性:零阶离散 B-样条的每一个分量值都相同

$$B_m^0 = \frac{1}{m} [1, 1, \dots, 1]. \quad (3)$$

2) n 阶尺度为 m 的离散 B-样条函数对信号

$f(k)$ 做卷积可以转化为 $f(k)$ 与 $n+1$ 个零阶尺度为 m 的离散 B -样条函数做卷积,所以在此只考虑 $f(k)$ 与一个零阶尺度为 m 的离散 B -样条函数做卷积的情况,其他情况类似。

3)通过求平均和技术来实现 $B_m^0 * f(k)$ 。定义如下求平均运算

$$R_i(k) = B_m^0 * R_{i-1}(k)。 \quad (4)$$

如图 3 示,按照求 B -样条卷积的特殊方式,第三行中 k 点处卷积之后的值为第二行中 5 个值相加,再除以 5(由于每一次运算需要除以 5,所以在如下公式中先忽略这一步运算,最后再统一做此运算),即为

$$R_i(k) = R_{i-1}(k-1) + R_{i-1}(k-2) + R_{i-1}(k-3) + R_{i-1}(k-4) + R_{i-1}(k-5)。 \quad (5)$$

图 2 三行中 $k-1$ 点处卷积之后的值为第一行中 5 个值相加,再除以 5,即为

$$R_i(k-1) = R_{i-1}(k-2) + R_{i-1}(k-3) + R_{i-1}(k-4) + R_{i-1}(k-5) + R_{i-1}(k-6)。 \quad (6)$$

从式(5)、(6)可以看出,相邻 2 个点之间的卷积表达式中有 4 个相同的项。如果利用这一点,就可以避免重复计算,从而减少计算量。于是得到

$$R_i(k) = R_i(k-1) + R_{i-1}(k-1) - R_{i-1}(k-m-1)。 \quad (7)$$

令初始值 $R_0(k) = f(k)$ 进行迭代运算,则计算式(1)只需要加法运算。

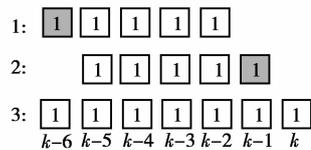


图 3 相邻 2 个点的卷积结果之间的关系

2 轮廓曲线多尺度下的演化差异

为了阐明轮廓在不同尺度下的演化特征,以飞机图形为例说明(如图 4),根据式(1),得到飞机曲线在各个尺度下的卷积图像,可以看出,随着尺度的增加,轮廓变得逐渐圆滑,噪声也在减弱,值得注意的是,随着尺度的增加,在非角点处的轮廓的演化都极具相似性,变化并不显著,而在不同的尺度下角点都得到保留,相对于非角点处的演化来说,角点变化十分剧烈。因此,利用轮廓在不同尺度下的演化差异来刻画角点特征。如图 4 所示,(a)~(c)分别是轮廓在不同的 2 个尺度下演化版本的重叠图。可以看到,轮廓的角点邻域在不同尺度下的演化差异非

常明显,其他位置则呈现较为一致的响应强度。这样,可以根据不同尺度下的演化差异的局部极值点来定位角点。

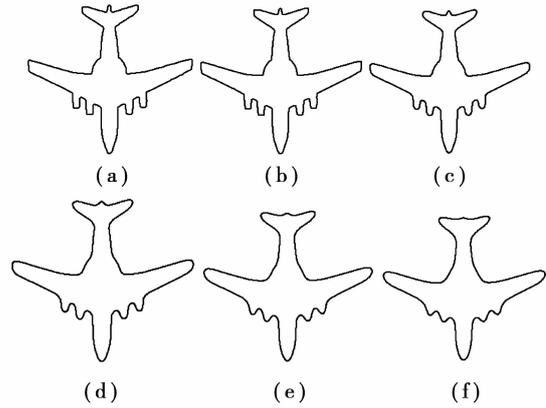


图 4 飞机的轮廓图像及其在不同尺度下的演化版本 (a)原图;(b) $m=2$;(c) $m=4$;(d) $m=6$;(e) $m=8$;(f) $m=10$

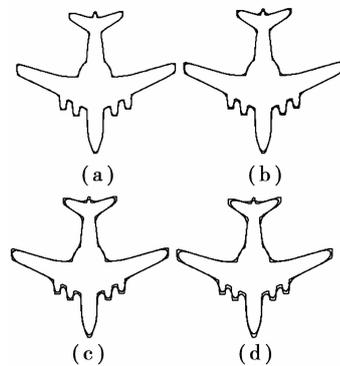


图 5 轮廓在 2 个尺度下的演化差异图 (a) $m=2$ 和 $m=4$;(b) $m=2$ 和 $m=6$;(c) $m=2$ 和 $m=8$;(d) $m=2$ 和 $m=10$ 。

3 轮廓曲线的 DoB 算子

图像的多尺度空间,可以定义为该图像与边尺度的 B -样条函数卷积而成,如式(8)所示。

$$C(u, m) = B_m^n * C(u) = (B_{m_1}^n * x(u), B_{m_2}^n * y(u)) = (X(u, m), Y(u, m))。 \quad (8)$$

$$D(u, m) = \|(x(u, m_2) - x(u, m_1), y(u, m_2) - y(u, m_1))\|_2 = \sqrt{[B_{m_2}^n * x(u) - B_{m_1}^n * x(u)]^2 + [B_{m_2}^n * y(u) - B_{m_1}^n * y(u)]^2} = \sqrt{[(B_{m_2}^n - B_{m_1}^n) * x(u)]^2 + [(B_{m_2}^n - B_{m_1}^n) * y(u)]^2} = [DoB * x(u)]^2 + [DoB * y(u)]^2, \quad (9)$$

其中, $x(u, m)$ 表示轮廓的横坐标在尺度 m 下的演化版本, $y(u, m)$ 表示轮廓的纵坐标在尺度 m 下的演化版本, $\| * \|_2$ 表示向量 $*$ 的范数, $DoB = B_{m_2}^n - B_{m_1}^n$ 。

通常把式(8)叫作轮廓的 B -样条尺度空间,注

意该空间的特性与热扩散方程驱动的高斯尺度空间非常相像。这是由于,当 B-样条的阶数 n 趋于无穷时,根据中心极限定理,B-样条将逼近高斯函数。而且根据前面分析可知,式(8)的高计算复杂度的卷积运算可以转化为复杂度仅为 $O(N)$ 的加法运算,从而获得有效计算方法。

4 角点检测算法步骤

根据前面讨论的 DoB 的范数的特性,定义角点的响应函数内容如下

$$R(t) = (\text{DoB}(x(t)))^2 + (\text{DoB}(y(t)))^2. \quad (10)$$

其中 t 是任何平面曲线上的正式参数。

基于式(10),一个新的角点检测算法的步骤如下

- 1) 利用 Canny 边缘检测算法在原始图像中提取边缘 $C(t)$;
- 2) 从边缘图像中提取边缘轮廓,填充轮廓缺口,找出 T -交叉点;
- 3) 根据 B-样条函数对轮廓进行平滑;
- 4) 根据定义式(25)计算角点响应函数;
- 5) 将 $R(t)$ 的局部极值与预先设定的阈值进行比较,得到角点。

5 实验结果与分析

5.1 不同尺度演化差异的角点检测

由图 6 可以看到,轮廓在角点处的演化差异显著,所以,利用此演化差异 DoB 作为角点的响应函数,可以合理地刻画角点的强度。在传统的利用了多尺度信息的方法(如 CSS 角点检测器)中,在单一尺度下检测角点,然后从大尺度到小尺度进行跟踪定位角点,采用这种方式,当尺度因子 m 选取较大时,容易丢失真实角点。当尺度因子选取足够大时,检测到的角点位置就发生了偏移。提出的角点响应函数采用多尺度演化轮廓,随着尺度的增加,角点的响应会在不同尺度下得以保留,通过不同尺度下的演化差异极值点来确定角点的位置,而随着尺度增加,B-样条函数能够很好的抑制噪声的影响,因而增强了角点对应的演化差异的峰值,同时也抑制噪声的响应。由于式(9)定义的响应函数算法实现简单,加之利用 B-样条函数卷积与尺度因子无关,减少了算法的复杂度,提高了算法的高效性。

选用了 2 个尺度因子,分别为 2 和 6,B-样条函数的阶数为 3。图 6 是飞机图像中轮廓在不同尺度下演化差异及角点响应强度的例子。图 6(a)是一个飞机图像的轮廓;图 3(b)是使用提出的算法检测

出来的结果,图 6(c)轮廓在不同尺度下演化差异的范数,即为角点的响应强度。

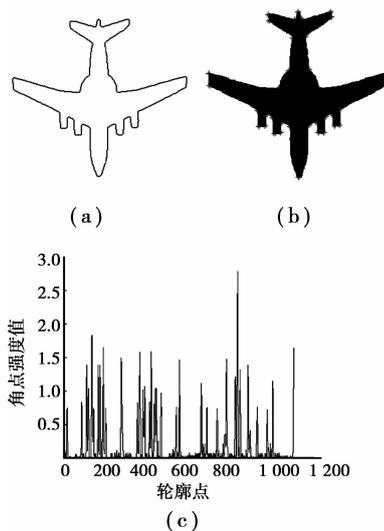


图 6 轮廓在不同尺度下演化差异及角点响应强度示例
(a)飞机图像的轮廓;(b)角点检测结果;
(c)尺度因子 m 为 2 和 6 时的轮廓演化差异的范数

5.2 角点性能评估

依据 Farahnaz Mohanna^[15] 提出角点性能评估准则,使用 N_o 表示原始图像中检测出的角点的数量 ($N_o \neq 0$), N_g 表示原始图像中应有的角点数, N_a 表示检测出的正确的角点数。角点检测器的精度准则 ACU 为

$$\text{ACU} = 100 * \frac{\frac{N_a}{N_o} + \frac{N_a}{N_g}}{2}. \quad (11)$$

下面把广泛使用的 Harris、CSS 等经典算法与提出的 DOB 算法进行实验比较,用了图 7 中的所有图像进行实验。

实验 1 旋转变换。将原始图像旋转一个在 $-90^\circ \sim +90^\circ$ 之间的角度。

实验 2 一致尺度变化。尺度变化的因子在 0.5~2 之间。

实验 3 非一致尺度变化。重复实验 2 的过程,只是将一致尺度变化替换为非一致尺度变化。 x 方向和 y 方向的尺度变化因子分别在 0.5~1.2 之间和 0.5~1.5 之间。

实验 4 仿射变换。将 $-10^\circ \sim +10^\circ$ 之间的角度与 x 方向和 y 方向的尺度变化相结合。

使用了大量图像,通过实验测试了算法的有效性。将每幅图像分别作了实验 1~4 变换;通过调节阈值使各个角点检测器能够检测到最多的真正角点,同时又尽量避免伪角点产生。实验 1 到实验 4



图 7 用于计算角点数一致性和精度的测试图像

的 4 个检测器的 ACU 结果显示在图中。限于篇幅，这里仅将 6 个角点检测器在原始大块和房屋图像中检测结果显示，如图 9、图 10 所示，检测的角点

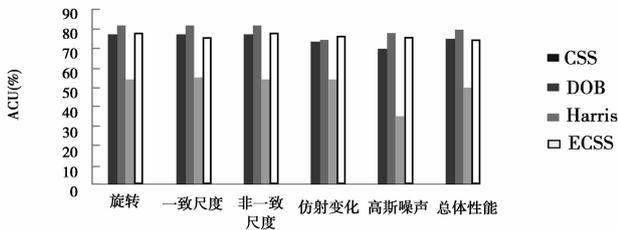


图 8 角点检测器在相似变换和仿射变换下的精度对比

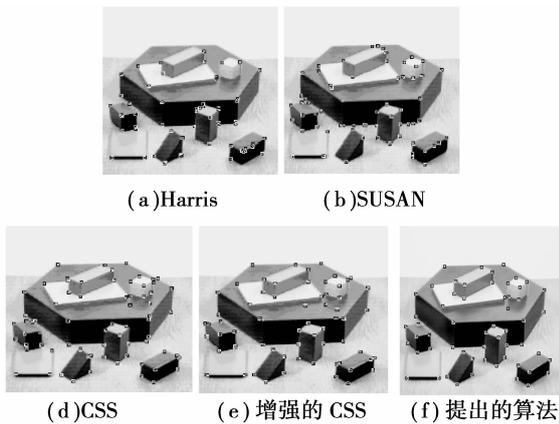


图 9 木块图像的检测结果

数分别列于表 1、表 2 数据显示，数据结果表明提出的角点检测器确实能够检测出更多的正确角点同时错误角点也少于其他角点检测器。为了比较 5 个检测器的运行效率，记录下它们检测图 7 所花费的时间。为得到更加合理的结果，该实验被运行了 10 次，然后计算平均时间。实验的运行环境是 Windows XP、Intel®Pentium®IV 3.00 GHz 处理器。

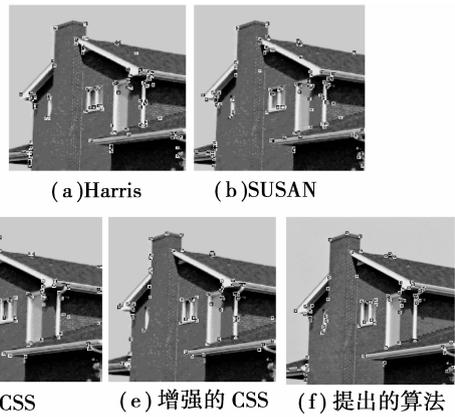


图 10 房屋图像的检测结果

由于角点检测器检测出来的角点数不一样，采用角点数与其花费的时间的比值来度量角点检测器的效率。运行效率的对比结果展示在表 3 中。

表 1 原始木块图的检测结果

检测器	正确角点数	丢失角点数	错误角点数	正确检测率
Harris	41	19	17	0.532 5
SUSAN	44	16	19	0.557 0
CSS	56	4	14	0.756 8
ECSS	54	6	9	0.782 6
DOB	57	3	0	0.950 0

表 2 原始房屋图的检测结果

检测器	正确角点数	丢失角点数	错误角点数	正确检测率
Harris	55	19	48	0.450 8
SUSAN	61	13	28	0.598 0
CSS	63	11	18	0.684 8
ECSS	48	26	13	0.551 7
DOB	60	14	5	0.759 5

表 3 5 个角点检测器的效率对比

检测器	Harris	SUSAN	ECSS	CSS	DoB
角点数/s	45	196	165	137	171

从图 8-10 可以看到，在一致尺度变化、非一致尺度变化和仿射变换实验中，DoB 的精度都高于 Harris、CSS 和 ECSS 等角点检测器，对于算法的效率，表 3 显示 DoB 的效率显然高于 Harris、CSS 和 ECSS 等算法的效率。

6 结 论

将轮廓的演化扩展到了 B-样条尺度空间,而演化的过程采用了 B-函数卷积运算的高效算法。利用轮廓曲线在 B-样条尺度空间下演化的特性,通过选取不同尺度因子的离散 B-样条函数对轮廓进行演化,就可以获得演化后轮廓的响应强度,从而得到多个尺度下的轮廓演化差异。而角点就是那些演化差异超过给定阈值的局部极大值所对应的点。多尺度下的演化差异融合了轮廓在不同尺度下的信息,能够增强角点的响应和提高角点检测的稳定性。实验结果表明算法具有很好的定位和检测性能。

参考文献:

- [1] MOKHTARIAN F, SUOMELA R. Robust image corner detection through curvature scale space [J]. IEEE Trans on Pattern analysis and Machine Intelligence, 1998, 20 (12): 1376-1381.
- [2] TSAI D M, HOU H T, SU H J. Boundary-based corner detection using eigenvalues of covariance matrices [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(1): 31-40.
- [3] YEH C H. Wavelet-based corner detection using eigenvectors of covariance matrices [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(15):2797-2806.
- [4] HE X C, YUNG N H C. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support [C] // IEEE Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'04), August 23-26, 2004, Cambridge, UK. UK: IEEE, 2004 : 791-794.
- [5] RAY B K, PANDYAN R. ACORD-an adaptive corner detector for planar curves[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(3):703-708.
- [6] AWRANGJEB M, LU G J, MURSHED M. An affine resilient curvature scale-space corner detector [C] // IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, April 15-20, 2007, Honolulu, Hawaii, USA . USA: IEEE, 2007:1233-1236.
- [7] 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.
- [8] ZHONG B, LIAO W. Direct curvature scale space: theory and corner detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(3):508-512.
- [9] 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.
- [10] HUA J, LIAO Q. Wavelet-based multi-scale corner detection[C] // 5th International Conference on Signal Processing Proceedings, Aug 21-25, 2000, Beijing, China. [USA]: IEEE, 2000: 341-344.
- [11] GAO X T, SATTAR F. Multiscale contour corner detection based on local natural scale and wavelet transform[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(6): 890-898.
- [12] WANG Y P, LEE S L. Scale-space derived from B-splines[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(10):1040-1055.
- [13] QIN Z. B-splines and digital signal processing [D]. Waterloo, Ontario, Canada: Computer Graphics Lab School of Computer Science University of Waterloo, 2003.
- [14] ICHIGE K, KAMADA M. An approximation for discrete B-splines in time domain [J]. IEEE Signal Processing Letters, 1997, 4(3):52-55.
- [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.

(编辑 侯 湘)