

# 轮廓结构张量 B-样条多尺度表示的角点检测

闫卫杰<sup>1</sup>, 杨丹<sup>2</sup>, 王洪星<sup>1</sup>, 张小洪<sup>2</sup>

(1. 重庆大学 软件工程学院, 重庆 400030;

2. 重庆大学 数理学院, 重庆 400030)

**摘要:**在 B-样条多尺度空间下定义了平面轮廓在其支撑区域(ROS)内的结构张量的多尺度表示。该轮廓结构张量不但能够很好地描述轮廓的多尺度形状信息,而且其不同尺度下的行列式乘积还能够增强角点的响应的同时抑制噪声的影响,由此文中把 B-样条多尺度轮廓结构张量的乘积定义为角点的响应函数。通过实验证明了所提出的算法对于简单几何模型能够实现百分之百的检测,而针对实物图像,算法显示了良好的旋转不变性和对微小的尺度变化并不敏感的特性,最后与其他的角点检测器进行了对比实验。

**关键词:**B-样条;结构张量;行列式;多尺度积

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2010)04-0080-04

## Corner Detection Algorithm Based on B-Spline Multi-scale Boundary Structure Tensor

YAN Wei-jie<sup>1</sup>, YANG Dan<sup>2</sup>, WANG Hong-xing<sup>1</sup>, ZHANG Xiao-hong<sup>2</sup>

(1. School of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing 400030, China;

2. School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

**Abstract:** The multi-scale representation of boundary structure tensor for planar curve over its region of support (ROS) was defined in the framework of B-Spline scale space. The boundary structure tensor can represent the multi-scale shape information, moreover, the determinant product of different scales can strengthen response of corners at the same time repress noises. So this paper defines product of multi-scale boundary structure tensor as the response function of corners. The experimental results illustrate the proposed algorithm could get all corners of simple images. For real object image algorithm reveals its rotation-invariant and insensitive to slight scale transform. Finally, this algorithm was compared with other corner detectors.

**Key words:** B-Spline; structure tensor; determinant; multi-scale product

## 0 引言

角点检测在计算机视觉和图像理解系统中是一项非常重要的工作。它已经被广泛地应用于图像匹配<sup>[1]</sup>、目标识别和多目标的立体匹配等领域。迄今各种好的角点检测器也是层出不穷<sup>[2~7]</sup>,例如 Zhang<sup>[2]</sup>在高斯尺度空间中利用高斯差来描述轮廓曲线不同尺度下的演化差异,并将高斯差模型的范数定义为角点的响应函数,从而得出一个新的高效角点检测器;Rattarangsi<sup>[3]</sup>在对轮廓多尺度下的曲率极值行为分析的基础上检测角点;Zhang<sup>[4]</sup>同样分析曲率尺度空间,但最终将不同尺度下的曲率乘积定义为角点的响应函

数,实现准确定位角点的同时又抑制了噪声的影响。Mokhtaria<sup>[5]</sup>也曾提出从大尺度到小尺度跟踪来定位角点。以上角点检测器全部都采用多尺度来分析并取得比单一尺度下要好的检测效果,是因为在不同的尺度下特征点的位置总是会出现变化的,对于同样的被检测区域,可能在这个尺度下被检测为边缘,而在另一个尺度下却被检测为角点。因此在单一尺度下容易漏检或多检,这就需要把多个尺度结合起来检测角点。

以上算法所采用的均为高斯滤波器,但是基于高斯核的卷积运算的复杂度随尺度的变大而增加,使计算过于复杂。我们用 B-样条函数取代高斯函数作为滤波器,大大提高了算法的效率。之所以选择 B-样条函数,是因为 B-样条函数能够很好地逼近高斯函数,且具有很多高斯函数所没有的特性:光滑性、归一性、对称性、可分离性、卷积高效性<sup>[6]</sup>等,而且 B-样条函数卷积的时间主要取决于信号或图像的大小,其主

收稿日期:2009-07-21;修回日期:2009-10-17

作者简介:闫卫杰(1984-),女,河南开封人,硕士研究生,研究方向为数字图像处理;杨丹,博士,教授,研究方向为科学与工程计算、软件工程及应用、数字图像处理。

要运算为加法和减法,并且可以对信号和图像在不同尺度下进行并行处理。文中将B-样条多尺度信息引入到轮廓中,计算其在各个尺度下的结构张量矩阵<sup>[8]</sup>,最后将各尺度下的矩阵行列式的乘积定义为角点的响应函数,从而增强了响应、抑制了噪声。实验证明所提出的算法不但具有良好的检测效果,而且还具有旋转及尺度不变性和对噪声的鲁棒性。

## 1 角点检测算法

### 1.1 结构张量的B样条多尺度空间

设  $P = \{p_i = (x_i, y_i) \mid i = 1, 2, 3, \dots, k\}$  表示从一幅图像中提取出来的轮廓,  $B_s^n$  表示尺度为  $s$  的  $n$  阶离散B-样条函数,尺度为  $s$  时,轮廓的演化公式为:

$$x(s) = x * B_s^n, y(s) = y * B_s^n \quad (1)$$

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。此处的卷积运算可以利用快速算法<sup>[6]</sup>来提高效率。

设演化后的轮廓为  $p(s)$ ,  $p_i$  的相邻点为  $p_{i-1}$  和  $p_{i+1}$ 。使用  $N_k(p_i)$  表示以  $p_i$  为中心的左右共  $k$  个点组成的集合,  $N_k(p_i) = \{p_j \mid 0 \leq j \leq k\}$ , 可以得到在尺度  $s$  下以  $p_i$  为中心的结构张量矩阵  $M(s)$ :

$$\begin{aligned} M(s) &= \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^k d_{x_j} d_{x_j} & \sum_{j=1}^k d_{x_j} d_{y_j} \\ \sum_{j=1}^k d_{x_j} d_{y_j} & \sum_{j=1}^k d_{y_j} d_{y_j} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} M(s)_{11} & M(s)_{12} \\ M(s)_{12} & M(s)_{22} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

显然  $M(s)$  与  $p_i$  有关,同时还依赖于尺度因子  $s$ 。通过不断变换  $s$  可获得轮廓结构张量矩阵的多尺度表示。通过分析,矩阵  $M(s)$  是一个  $2 \times 2$  的对称半正定矩阵,且其两个特征值均为非负。设  $M(s)$  的特征值分别为  $\lambda(s)_1$  和  $\lambda(s)_2$ , 假设  $\lambda(s)_1 \geq \lambda(s)_2 \geq 0$ , 则有:

$$\lambda(s)_1 = \frac{1}{2} [M(s)_{11} + M(s)_{22} + \sqrt{(M(s)_{11} - M(s)_{22})^2 + 4M(s)_{12}^2}]$$

$$\lambda(s)_2 = \frac{1}{2} [M(s)_{11} + M(s)_{22} - \sqrt{(M(s)_{11} - M(s)_{22})^2 + 4M(s)_{12}^2}]$$

$$\det(M(s)) = \lambda(s)_1 \times \lambda(s)_2 = M(s)_{11} \times M(s)_{22} - M_{12}^2 \quad (3)$$

显然,  $\lambda(s)_1$  和  $\lambda(s)_2$  可以用来描述图像的形状信息,  $\det(M(s))$  则能够用来检测图像的特征点。

### 1.2 矩阵行列式的多尺度乘积表示

当尺度因子  $s$  选取足够大时,取式(3)的局部极大值点,可以检测到真实角点。但此时检测出的角点并不

完全而且容易发生偏移。我们知道,大尺度能够很好地检测角点,而小尺度则具有良好的定位性能。如果从大尺度到小尺度跟踪定位来检测的话,计算比较麻烦,而且尺度因子过大时又容易丢失真正的角点。为了同时获得各个尺度下的信息,利用结构张量矩阵行列式的多尺度乘积来检测角点。

假设选取大小不同的尺度分别为:  $s_i (1 \leq i \leq n)$ , 其中  $n$  为大于1的自然数。则不同尺度下的行列式分别为  $\det(M(s_i)) = \lambda(s_i)_1 \times \lambda(s_i)_2 = M(s_i)_{11} \times M(s_i)_{22} - M(s_i)_{12}^2$

其多尺度乘积为:

$$\prod_{i=1}^n \det(M(s_i)) = \prod_{i=1}^n (M(s_i)_{11} \times M(s_i)_{22} - M(s_i)_{12}^2) \quad (4)$$

显然,(4)式融合了轮廓的多尺度信息,这样就能同时实现小尺度准确定位和大尺度抑制噪声影响。首先针对一个简单模型作了验证实验。参数设置:B-样条阶数为10,尺度大小分别为2和4(参见图1)。

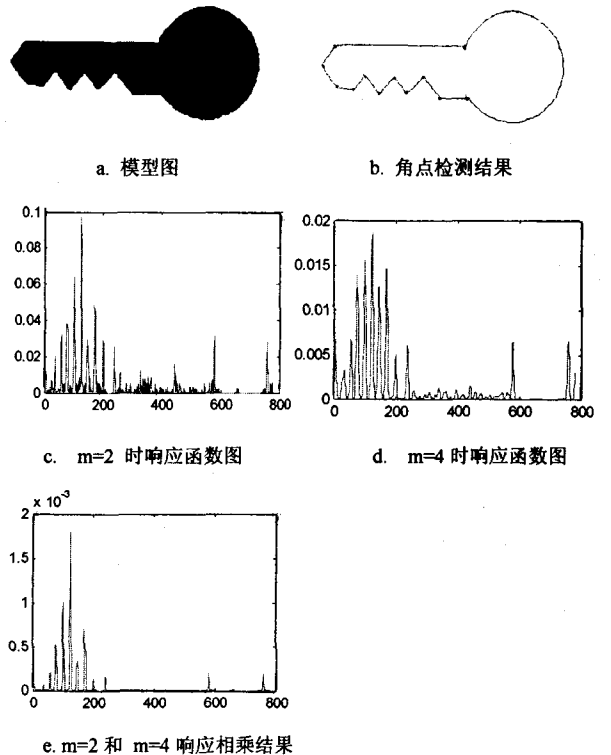


图1 算法演示实验

由图1e,多尺度乘积在角点处要比其他边缘点处的响应显著得多,这样就能实现良好定位和避免伪角点的产生。同时也可以看出要想准确定位角点必须同时满足下边两个条件:(1)角点响应要大于预先给定阈值;(2)角点响应要为局部极大值点。第2节中会有大量的实验来证明所提出算法的良好检测率和定位精度。

### 1.3 角点检测算法

文中主要利用 B-样条多尺度空间和轮廓结构张量的各种特性来检测角点。其主要步骤如下:

(1)采用经典的边缘检测算法提取图像边缘轮廓,这里选取 canny 边缘检测器。

(2)用各个尺度下 B-样条函数平滑所提取轮廓以得到图像轮廓的多尺度表示,分别求出各个尺度下的图像轮廓结构张量矩阵。

(3)计算各个尺度下张量矩阵的行列式并求出其乘积作为响应函数,将大于预先给定最合适的阈值的局部极大值点定义为角点。

## 2 实验结果

### 2.1 角点检测结果

本节做了大量的实验来测试所提出的算法,既选取了简单模型来测试算法性能,又选取了复杂的真实图像来验证算法的通用性。实验结果显示,对于简单的模型图像及其变换完全可以检测出所有真正的角点,而对于复杂的模型图像也能检测出百分之八十以上的角点。积木图像共 67 个角点,检测出 56 个(见图 2)。具有大量纹理结构的房屋图像共有 64 个角点,检测出 61 个(见图 4f)。

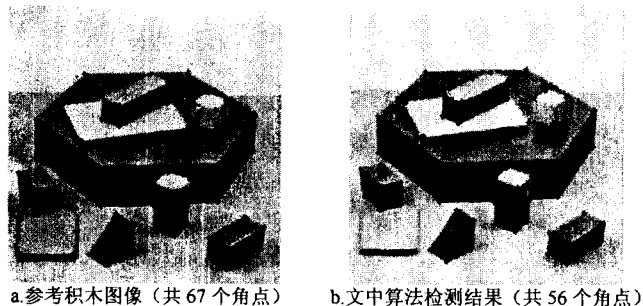


图 2 参考图像及文中算法实验结果图

### 2.2 不变性测试

特征点的检测容易受旋转、尺度、噪声等因素影响。实验中不但要检测出角点,更要努力实现所检测出的角点对旋转和尺度变换具有良好的不变性,对噪声具有高效的鲁棒性。下边只选取有代表性的具有各种角点模型又便于观察的积木图像对算法的各种不变性进行测试。

在对积木图像进行各种变换测试中笔者发现各种变换下的检测结果有些比原图检测效果还要好,而且

错误率也较低。在旋转的过程中,为了保证矩阵形式,对图像做了适当的填充,全部填充为白色(见图 3)。图 3a 中选用的噪声是核为 0.02 的随机高斯噪声。显然,即使有噪声的出现仍然不影响检测效果,而且边缘很不明显的阴影部分照样能检测出来。充分说明了提出的算法对噪声具有很强的鲁棒性。图 3b 到图 3e,对图像分别进行了缩小和放大、左右旋转。由实验结果可知,文中的算法具有良好的尺度和旋转不变性。最

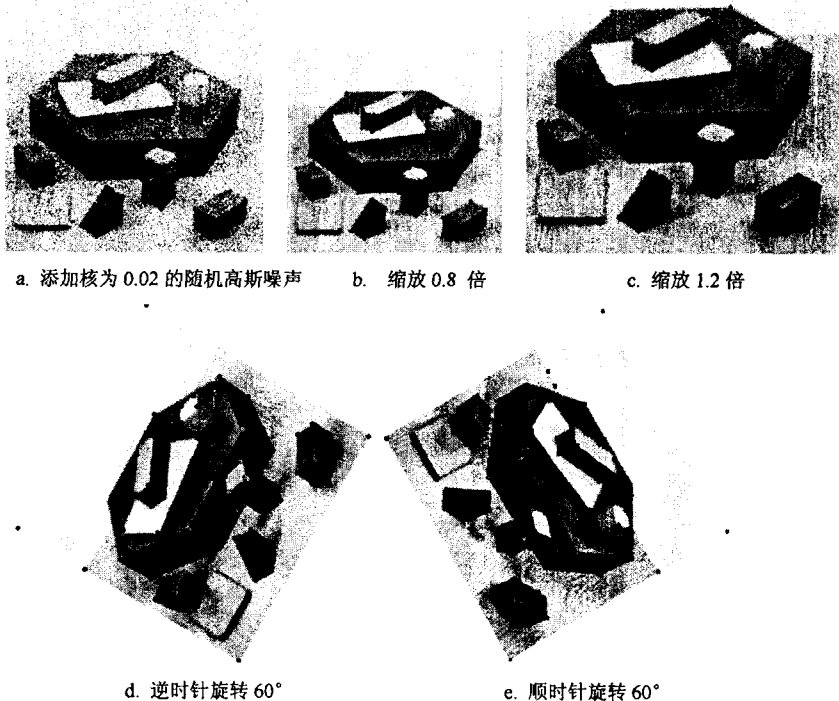


图 3 不变性测试结果图

后将各种变换下的角点检测结果统计入表 1 中。为了方便对比观察,对所有的结果图像都实行同比例缩放。其准确率与错误率计算公式如下:

$$\text{准确率} = \frac{\text{正确角点数}}{67} \times 100\%$$

$$\text{错误率} = \frac{\text{错误角点数}}{\text{正确角点数} + \text{错误角点数}} \times 100\%$$

表 1 不变性测试结果统计表

不同变换	正确角点数	与原图像检测结果相差	错误角点数	准确率	错误率
添加核为 0.02 的随机高斯噪声	56	0	8	83.5%	12.5%
缩放 0.8 倍	54	-2	2	80.6%	3.6%
缩放 1.2 倍	57	+1	3	85.1%	5.0%
逆时针 60°	58	+2	0	86.6%	0.0%
顺时针 60°	57	+1	7	85.1%	10.1%

### 2.3 对比实验

本节采用具有较多细节信息和纹理特征的房屋图像来展示所提出角点检测器检测性能,并与经典的检测器(如 Harris、SUSAN、Kitchen/Rosenfeld、CSS 和 Yeh

进行了对比(结果见图4)。对于每种检测器都调整参数使其检测结果力争达到最好——既要检测出最多的真正角点,又要尽量避免伪角点的产生。实验表明,我们的算法在上述两个方面都达到了最佳的检测效果。图4a、b、c和e分别是Harris、SUSAN、Kitchen/Rosenfeld和Yeh作用于房屋图像的检测结果,显然它们均遗漏了较多的角点,并且检测出相当多的伪角点。图4d是最常用的CSS角点检测器的检测结果,虽然检测出了大部分真正的角点,但也存在较多的伪角点。图4f是文中的算法检测出来的效果,真正的角点大部分被检测出来了,并且错误的角点明显减少。可见文中提出的算法的优越性较为突出。

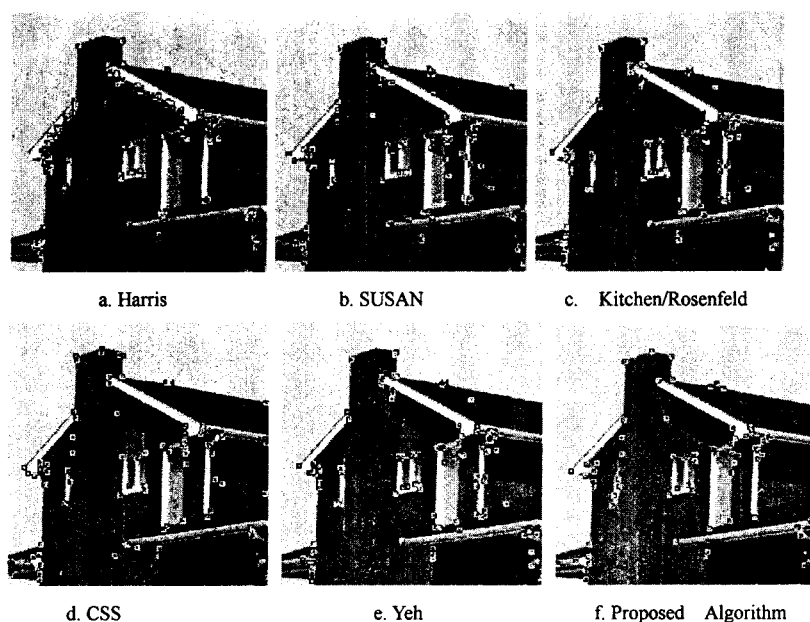


图4 对比实验结果图

### 3 结束语

轮廓曲线的结构张量及其特征值、行列式能够很好地反映平面曲线的局部变化特性,同时引入B-样条尺度空间,并计算曲线结构张量在各个尺度下的行列式,将其乘积定义为角点的响应函数,从而提出新的

角点检测算法。最后由实验结果可以看出,文中所提出算法与其他的经典角点检测器相比具有很强的优越性,而且其本身也具有好的旋转和尺度不变性及对噪声的鲁棒性。

#### 参考文献:

- [1] 杨丹,孙向南,张小洪.一种分层渐进匹配的鲁棒估计算法[J].计算机技术与发展,2009,19(6):36-42.
- [2] Zhang Xiaohong, Wang Hongxing, Hong Mingjian, et al. Robust image corner detection based on scale evolution difference of planar curves[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30:449-455.
- [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] Zhang Xiaohong, Lei Ming, Yang Dan, et al. Multi-scale curvature product for robust image corner detection in curvature scale space[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28: 545-554.
- [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] Smith S, Brady M. SUSAN: A new approach to low-level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1):45-48.
- [7] 毛雁明,兰美辉,王运琼,等.一种改进的基于Harris的角点检测算法[J].计算机技术与发展,2009,19(5):130-133.
- [8] 郑钰辉,潘瑜,王平安,等.基于迹的非线性结构张量[J].计算机辅助设计与图像学报,2008(2):259-266.

(上接第79页)

- namics and behavior[C]//2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Hague: IEEE, 2004: 4971-4976.
- [2] Mellor S J, Balcer M J. Executable UML: A foundation for model-driven architecture[M]. Boston: Addison-Wesley, 2002.
- [3] 袁崇义. Petri网原理与应用[M].北京:电子工业出版社, 2005:213-225.
- [4] 卢冰原,李龙澍. UML建模技术在智能软件开发中的应用

- [J]. 计算机应用研究, 2001(11):37-39.
- [5] Murata T. Petri Nets: properties, analysis and applications[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(4):541-580.
- [6] 姚淑珍,金茂忠. UML状态图的形式化建模及其分析[J]. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(4):472-476.
- [7] 朱悠悠,董路明. 着色Petri网在UML建模中的应用[J]. 现代图书情报技术, 2004(2):37-41.
- [8] 刘乐,陈俊杰. 基于UML的CPN模型在软件测试中的应用[J]. 计算机工程, 2008, 34(3):119-121.