

# 一种改进的 Harris 多尺度角点检测

叶 鹏, 王 琰

(沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110168)

**摘 要:** Harris 角点检测是一种经典的角点检测算法, 现实中应用比较广泛, 但不具有尺度变化特性, 所以在图像的角点提取中往往改变参数的选择也得不到满意的提取效果。为了改变其单一尺度的特性, 使得角点提取更加精确和有效, 文中将多尺度空间和模糊系数引入到该算法中, 在多个尺度下结合 Harris 算法对角点进行提取。该算法融合了多个尺度的特征信息, 克服了单一尺度的 Harris 角点检测可能存在的角点信息丢失和易提取伪角点等问题。通过对比实验, 文中算法明显地提高了图像角点检测性能。

**关键词:** Harris 角点检测; 尺度变化; 多尺度空间; 模糊系数

**中图分类号:** TN911.73

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2010)04-3058-03

## An Improved Harris Multi-Scale Corner Detection

YE Peng, WANG Yan

(Information and Engineering College, Shenyang Polytechnic University, Shenyang 110168, China)

**Abstract:** Harris corner detection is a classical algorithm and used widely now, but has not the property of scale invariant. So it often does not get a satisfied result in the image of the corner detection. For modifying its single-scale and making corner detection more accurate and valid, in this paper, multi-scale-space and fuzzy parameter are introduced into the Harris algorithm. Harris multi-scale corner detection is used to corner extraction by multi-scale-space. It not only includes the feature information at several scales, but also overcomes the drawback that the single-scale Harris detector usually leads to either missing significant corners or detecting false corners. Compared with Harris algorithm, the presented algorithm is more efficient in detecting the corners with accurate location.

**Key words:** Harris corner detection; scale variant; multi-scale-space; fuzzy parameter

## 0 引 言

在计算机图像处理中, 角点是指位于某一平面对象边界曲线上的点, 且满足此点所在位置的曲线弯曲度最大。同平面曲线上的圆弧、线段等其他特征相比, 角点是最为重要的特征。对角点提取的越准确, 越有助于对图形的理解和分析, 同时它对于确定场景中的物体乃至立体视图匹配都有重要的作用。

目前角点检测技术可以分为两类: 一类是基于图像边缘信息, 如基于小波变换模极大的角点检测<sup>[1]</sup>, 基于边界链码的角点检测<sup>[2]</sup>; 另一类是基于图像灰度信息, 如 Moravec 算法, Harris 算法<sup>[3]</sup>, SUSAN 算法<sup>[4]</sup>。在第一类中, 图像的边缘轮廓容易使用多尺度技术来分析, 所以第一类算法已实现多尺度角点提取, 然而,

角点对边缘线依赖较大, 如果边缘线由于某种原因发生中断, 则会对角点的提取结果造成影响。而第二类算法的主要缺点是定位精度较差, 同时还可能漏掉一些实际的角点, 对噪声比较敏感, 而且现在还没实现多尺度角点检测的特性。所以在基于图像灰度信息的角点检测中引入多尺度分析思想, 对提高角点的定位精度和检测性能将具有重要的意义。

由于 Harris 角点检测具有比较理想的结果, 其应用非常广泛。然而, 该算法只能在单一尺度下检测角点, 这样在对角点响应函数执行非极大值抑制, 确定局部极大值时, 角点提取的效果就完全依赖于阈值的设定。阈值大会丢失角点信息, 阈值小又会提取出伪角点。因此很多研究将多尺度引入到 Harris 算法中, 文献<sup>[5]</sup>从大尺度到小尺度层层筛选候选角点集, 文献<sup>[6]</sup>和文献<sup>[7]</sup>构造了小波变化下的多尺度表示形式和 B-样条轮廓多尺度, 从小尺度向大尺度筛选角点。Mokhtarian 等人<sup>[8]</sup>和 Rattarangsi 等人<sup>[9]</sup>分别提出了基于高斯曲率尺度空间的角点检测算法。他们所提出的角点算法首先提取图像轮廓, 并用不同尺度的高斯核

收稿日期: 2009-08-01; 修回日期: 2009-11-23

基金项目: 兵器预研支撑基金(62301110113)

作者简介: 叶 鹏(1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向为计算机图像处理; 王 琰, 教授, 博士, 研究方向为计算机图形学、虚拟现实技术和信息融合技术。

对轮廓做演化,得到在各个尺度下的轮廓演化版本。然后把高尺度下的图像轮廓曲率的局部极值点作为候选角点,并从高尺度到低尺度对候选角点进行跟踪定位,从而得到准确的角点位置。值得注意的是,这些方法虽然都运用了多尺度方法,但存在共同的缺点:确定候选角点时,仅使用了单一尺度,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。

因此文中提出一种改进的 Harris 多尺度算法,该算法首先在多个尺度上分别求得角点响应值和模糊系数,然后通过叠加求出原始图像每个点的模糊角点响应值,最后利用一个全局阈值提取出角点。该算法充分利用了各个尺度的特征信息,改进了在单一尺度上筛选候选角点的偏颇,且运算量不大。最后通过实验,证明该方法能有效地提取角点。

## 1 多尺度空间

尺度空间理论<sup>[10]</sup>的主要思想是通过对原始图像进行尺度变换,获得图像多尺度下的尺度空间表示序列,对这些序列进行尺度空间主轮廓的提取并以该主轮廓作为一种特征向量,实现边缘、角点检测和不同分辨率上的特征提取等。

作为尺度空间理论中的一个十分重要的概念,尺度空间核被定义为:对于所有的信号  $f_{in}$ ,若它与变换核  $K$  卷积作用后得到的信号

$$f_{out} = K * f_{in} \quad (1)$$

中的极值数(一阶差分过零点数)不超过原图像的极值数,则  $K$  称为尺度空间核。所进行的卷积变换称为尺度变换。

高斯核

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (2)$$

具有如线性性、平移不变性和旋转不变性等特性,已被证明,高斯核是实现尺度变换的唯一变换核。

于是一副二维图像  $I(x, y)$  的尺度空间定义为:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (3)$$

其中  $G(x, y, \sigma)$  是尺度可变高斯函数,  $(x, y)$  是空间坐标,  $\sigma$  是尺度坐标。

一般认为在较大尺度下能较可靠地消除误检和检测到真正的角点,但角点的定位不易准确。相反,在较小尺度下对真正的特征角点的定位比较准确,但误检的比例会增加。如图 1,反映了不同尺度下角点的进化情况。其中(a)为原图像;(b)分别为  $\sigma = 4, \sigma = 8, \sigma = 10, \sigma = 12, \sigma = 14$  时的角点进化情况。



(a) 原图像 (b)  $\sigma = 4, 8, 10, 12, 14$  时角点情况

图 1 不同尺度下角点的进化情况

## 2 改进的 Harris 角点算法

Harris 算子是一种基于信号的点特征提取算子,其原理为:如果某一点向任一方向小小偏移都会引起灰度的很大变化,这就说明该点是角点。

Harris 算子  $R$  为:

$$R = \det(C) - k \text{tr}^2(C) \quad (4)$$

其中:  $C(X) = \begin{bmatrix} I_u^2(X) & I_{u,v}(X) \\ I_{u,v}(X) & I_v^2(X) \end{bmatrix}$ ;  $I_u(X)$ ,  $I_v(X)$  和  $I_{u,v}(X)$  分别为图像点  $X$  的灰度在  $u$  和  $v$  方向的偏导以及二阶混合偏导;  $k$  为经验值,通常取  $0.04 \sim 0.06$ 。当某点的 Harris 算子  $R$  大于设定阈值  $T$  时,该点为角点。

$$I_u(X) = I(X) * (G(X, \sigma), D) \quad (5)$$

$$I_v(X) = I(X) * (D, G(X, \sigma)) \quad (6)$$

从而有

$$I_u^2(X) = (I_u(X))^2 * (D, D) \quad (7)$$

$$I_v^2(X) = (I_v(X))^2 * (D, D) \quad (8)$$

$$I_{u,v}(X) = (I_u(X) I_v(X)) * (D, D) \quad (9)$$

\* 为卷积运算,  $D$  为 Dirac 滤波器。

通过在多个不同尺度上使用 Harris 算子对图像角点提取研究发现,随着尺度越来越大,角点量的递减越来越缓慢,以致趋于稳定。如图 2 所示。

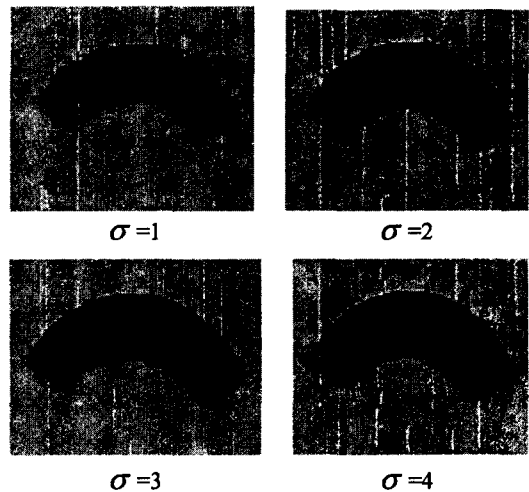


图 2 不同尺度下的角点提取

通过对各尺度下角点量的研究发现它们之间的关系并不是线性的,而是与  $y = 1/\arctan x$  近似拟合,因此文中定义了多尺度下的模糊系数,如下式:

$$l(x) = 2\arctan x / \pi \quad (10)$$

为改进在单一尺度下检测角点时,大尺度的定位不易准确,小尺度误检率较高的缺点,引入模糊系数充分融合多个不同尺度下特征信息,真正做到了多尺度检测。将角点响应值与模糊系数结合起来也因此定义了模糊角点响应值:

$$F(i, j) = \sum_{x=1}^n R(x)l(x) \quad (11)$$

其中  $x$  为尺度,文中选取  $n = 4$ 。

文中算法如下:

首先,在多个尺度  $\sigma$  下计算每个像素的角点响应函数  $R(X, \sigma)$  和相应的模糊系数  $l(\sigma)$ ,这里选取  $\sigma = 1, 2, 3, 4$ 。其次,求出原始图像的模糊角点响应值  $F(i, j)$ ,选取一个全局阈值  $T$ ,当  $F(i, j) > T$  时,该点就被选取为角点。

具体地,Harris 多尺度角点检测算法设计如下:

步骤 1 在  $\sigma$  下计算图像  $I$  的相关矩阵  $M$ 。

$M = \begin{pmatrix} A & C \\ C & B \end{pmatrix}$ ,其中: $A, B, C$  分别由式(7)、式(8)和式(9)确定。

步骤 2 计算  $\sigma$  下每个像素的角点响应函数和模糊系数。

$R = \det(M) - k \operatorname{tr}^2(M)$ ,  $k$  为常量。

模糊系数由式(10)确定。

步骤 3 求出原始图像的模糊角点响应值  $F(i, j)$  并筛选出角点。

$F(i, j)$  由式(11)确定,选取一个全局阈值  $T$ ,当  $F(i, j) > T$  时,该点就被选取为角点。

### 3 实验结果分析

采用文献[6]中的角点响应函数判断角点位置:

$$R = \det(M) / (\operatorname{tr}(M) + \epsilon)$$

与 Harris 角点检测中提出的响应函数  $R = \det(M) - k \operatorname{tr}^2(M)$  相比,采用上述的响应函数也避免了对  $M$  的特征值分解,同时避免了参数  $k$  的选取,减少了  $k$  选择的随机性。因此,文中所采用的响应函数更具有实用性。

图 3(a)是 Harris 算法提取出的角点,图 3(b)是文中算法提取出的角点。图 4 和表 1 分别是对 Harris 改进后算法与 Harris 算法的实验结果对比和角点个数统计对比。从对比图 3、4 和表 1 可以看出:Harris 算法错检率较高,文中的算法能提取出更多的有效的角点

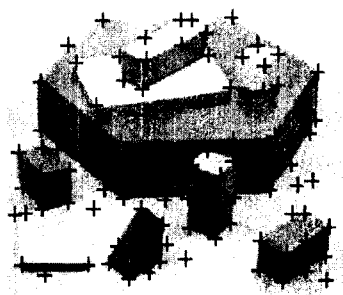
并准确定位。



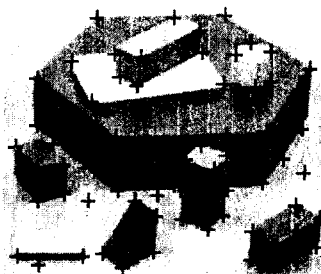
(a) Harris 角点提取

(b) 本文算法提取

图 3 文中算法与经典算法实验结果对比



(a) Harris 角点提取



(b) 文中算法提取

图 4 文中算法与 Harris 算法实验结果对比

表 1 角点个数统计

检测器	共检角点	伪角点	漏检角点	错检率
Harris 算法	79	18	1	22.9%
文中算法	64	5	2	9.3%

### 4 结束语

文中算法继承了 Harris 算子不受光照、旋转影响的优点,引进了多尺度和模糊系数,融合了多个尺度的特征信息,具有较强的稳定性和可靠性。文中只选取了一个全局阈值,但并不是自适应的,这是今后需要研究改进的地方。

#### 参考文献:

- [1] Lee J S, Sun Y N, Chen C H. Multiscale corner detection by using wavelet transform[J]. IEEE Trans. on Image Proc, 1995,4(1):100-104.

(下转第 64 页)

对于捷径模型来说,最有效的概述是关于捷径层次的描述。例如,网络通过一个一个的点来扩张,首先以概率  $p_1$  与新  $m_1$  端点相连,然后以概率  $p_2$  与新  $m_2$  端点相连。要求  $N \gg m_1 \gg m_2 \gg 1$ 。这个扩张的网络的维将会在  $d$  与  $d+2$  之间,  $d$  是初始网络的维度。

捷径模型与 Watts 和 Strogatz 的小世界模型之间存在着一定的区别<sup>[9]</sup>。在小世界模型中,初始网络为规则网络并以概率  $p$  添加捷径,但并不要求增加的边的长度是固定值,即捷径的另一个端点可以随机选择。所以,小世界网络类似一个随机图,而不会随着捷径概率的增大成为二维图。

#### 4 维的应用

复杂网络的研究主要集中在复杂网络的一般拓扑结构特性、解释显示网络拓扑结构产生的机制、复杂网络的动力学过程。而维的概念主要应用在幂律分布上,并将其延伸到热力学中。

文献[2]中提到的维在 Ising 模型中应用。Ising 模型是在解释铁磁相变的模型中提出来的。铁磁相变,是指在一定温度下,磁性材料可能突然失去磁性的现象。在 Ising 模型下的哈密顿量,假设自旋数为  $N$ , 则公式可以表示为:

$$H = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} J(r(i,j)) s_i s_j \quad (10)$$

$s_i$  为自旋的个数,  $r(i,j)$  为点  $i$  与点  $j$  的距离,  $J(r(i,j))$  为自旋之间的相互作用。当  $J$  全都为正的时候,研究铁磁耦变现象。而当  $J(r(i,j))$  有行为值  $1/r^\alpha$ , 就得到了幂律分布。文献中,主要研究幂律分布与每个自旋能量的关系。研究表明:当  $\alpha$  取一定值的时候,  $\rho$  值呈对数化的分离。

文献[7]中,主要是研究捷径模型的维转变的问题。研究表明,当概率  $p=0$  时,捷径模型的维将有一

个快速的转变。数学家基于对复杂网络黎曼 Zeta 函数和随机游走的研究,已经对该转变进行了推测。而在该文献中,作者通过不同方法,来证明了此推测。

#### 5 结束语

复杂网络中的维的研究虽然刚刚开始,但进展很快。关于规则网络维的研究已经相当成熟,方法与结论已经形成了一套成熟的理论。这为复杂网络中维的测量奠定了基础,在以后的研究中,将会利用这些理论来进行不断地探索。从各个角度对维进行定义,并研究其性质,利用性质来扩展其应用。总之,通过维的研究来进一步加深对复杂网络的认识,并将其应用在各个领域。

#### 参考文献:

- [1] Barabasi A L, Albert R. Emergence of scaling in random network[J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512.
- [2] Shanker O. Defining dimension of a complex network Mod [J]. Phys. Lett. B, 2007, 21: 321-326.
- [3] Shanker O. Complex Network Dimension and Path Counts [J]. Theoretical Computer Science, 2009(9): 1-9.
- [4] 陶少华, 刘玉华. 基于容量维度的复杂网络自相似形研究 [J]. 计算机工程, 2008, 34(2): 175-177.
- [5] 谢和平, 张永平. 分形几何[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1990.
- [6] Buckley F, Harary F. Distance in Graphs[M]. California: Addison-Wesley publishing company, 1990.
- [7] Shanker O. Sharp dimension transition in a shortcut model [J]. J. Phys. A: Math. Theor., 2008, 41(28): 1-7.
- [8] Newman M E J. The structure and function of complex networks[J]. SIAM Review, 2003, 45(2): 167-256.
- [9] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of "small-world" network[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.

(上接第 60 页)

- [2] Hua J P, Liao Q M. Wavelet-based multiscale corner detection[C]// IEEE Proc of ICSP. Beijing: [s. n.], 2000: 341-344.
- [3] Harris C, Satephens M J. A combined corner and edge detector[C]// In Alvey Vision Conference. Manchester: [s. n.], 1988: 147-152.
- [4] Smith S M, Brady J M. SUSAN: A new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78.
- [5] 张小洪, 李 博, 杨 丹. 一种新的 Harris 多尺度角点检测[J]. 电子与信息学报, 2007(7): 1735-1738.
- [6] 陈白帆, 蔡自兴. 基于尺度空间理论的 Harris 角点检测[J].

中南大学学报: 自然科学版, 2005, 36(5): 751-754.

- [7] 洪明坚, 张小洪, 杨 丹. 基于 B-样条轮廓方向变化率多尺度表示的角点检测[J]. 计算机应用, 2009, 29(3): 1-5.
- [8] Freeman H, Davis L S. A corner-finding algorithm for chain-coded curves[J]. IEEE Trans. on Comput., 1977, 26(3): 297-303.
- [9] Mokhtarian F, Suomela R. Curvature scale space based image corner detection[C]// Proc. European Signal Processing Conference. Island of Rhodes, Greece: [s. n.], 1998: 2549-2552.
- [10] 汪华琴, 谈国新, 钱小红, 等. 一种基于曲率尺度空间的自适应角点检测方法[J]. 计算技术与自动化, 2007, 26(2): 123-127.