

文章编号: 1001-0920(2009)02-0305-04

多尺度模糊加权角点检测新算法研究

乔晓芳¹, 吴小俊¹, 王士同¹, 杨静宇²

(1. 江南大学 信息工程学院, 江苏 无锡 214122; 2. 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘要: 为了提高图像角点检测的准确度和降低噪声对检测效果的影响, 将多尺度思想和模糊理论引入到角点检测过程中, 在建立了像素点属于角点的隶属度函数的基础上提出一种多尺度模糊加权角点检测新算法. 首先将原始图像使用高斯核函数进行变换生成一组响应图像, 并将其进行加权叠加得到原始图像的平均角点响应值; 再选取合适的阈值进行相关处理得到最终的角点. 实验结果表明, 该算法不但抗噪性能较好, 而且提取出来的角点也较准确.

关键词: 角点; 角点检测; 多尺度; 模糊理论

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A

Multi-scale fuzzy weighted corner detection algorithm

QIAO Xiaofang¹, WU Xiaojun¹, WANG Shi-tong¹, YANG Jing-yu²

(1. School of Information Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China. Correspondent: QIAO Xiaofang, E-mail: qxf19820611@163.com)

Abstract: In order to improve the detection accuracy of image corners and reduce the noise influence for detection performance, a multi-scale fuzzy weighted corner detection algorithm is proposed after building the membership function which determines whether pixel belongs to corner in this paper. The corner detection algorithm combines the idea of multi-scale and fuzzy theory. Firstly, the original image is transformed by using Gauss kernel function and a group of responsive images are got. The responsive images are superposed and weighed and the average corner responsive datas are got. Then the final corners are got after correlative processed by using selected appropriate threshold value. Experimental results show that the proposed method can not only resist noise effectively, but also detect corners successfully.

Key words: Corners; Corner detection; Multi-scale; Fuzzy theory

1 引言

角点是二维图像亮度变化剧烈的点或图像边缘曲线上具有曲率极大值的点, 其不但信息含量很高, 可以对视觉处理提供足够的约束, 而且角点的数目相对于图像像素点总数来说很少, 可以极大地提高计算速度. 因此, 它非常适合作为图像的特征点^[1].

目前的角点检测方法可以划分为两大类: 基于图像边缘信息^[2-4]的方法和基于图像局部灰度信息的方法^[5]. 前者需要先提取出图像的边缘, 并把图像看作二维曲线, 寻找曲线上曲率最大的点作为角点; 后者使用特定的公式直接对图像上的每一个像素点进行计算, 并根据每个点的计算结果是否满足一定

条件来判断此点是否为角点. 后者由于直接对灰度图像中的每一个像素点的灰度值进行计算, 避免了前期的边缘检测, 从而既减小了计算复杂度, 又易于程序实现^[1].

常用的角点检测算子有很多种, 如 Moravec 算子^[6], Harris 算子^[7]等. 其中 Moravec 算子检测效率和重复率比较差, 而且对噪声敏感; Harris 算子因其比较高的检测效率和重复率成为了目前应用最为广泛的算子, 但是 Harris 算子计算量大, 对噪声敏感^[8]. 为了克服这些缺点, 本文提出了一种基于图像局部灰度信息的多尺度模糊加权角点检测新算法.

收稿日期: 2008-01-05; 修回日期: 2008-05-08.

基金项目: 2006 年教育部新世纪优秀人才计划项目 (NCET20620487); 国家自然科学基金项目 (60472060, 60572034); 江苏省自然科学基金项目 (BK2006081); 江南大学创新团队建设计划项目 (JNIRT0702).

作者简介: 乔晓芳 (1982—), 女, 山西霍州人, 硕士, 从事图像检测与模式识别的研究; 吴小俊 (1967—), 男, 江苏镇江人, 教授, 博士后, 从事模式识别和人工智能的研究.

2 基于模糊理论和多尺度思想的角点检测算法

将模糊理论和多尺度思想引入到角点检测算法中,可以比较有效地提高图像角点检测的准确度和降低噪声对检测效果的影响.

2.1 算法流程

算法首先将原始图像使用高斯核函数进行变换,生成不同尺度空间上的一组响应图像;然后将这些相应图像使用定义的隶属度函数进行加权叠加,得到原始图像的平均角点响应值;再选取合适的阈值筛选出候选角点并做进一步处理得到最终的角点.算法流程如图 1 所示

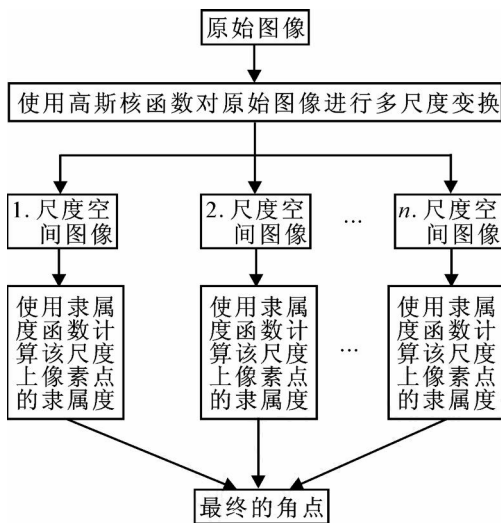


图 1 算法流程图

2.2 多尺度变换

尺度空间理论是将图像与某变换核进行卷积运算,得到基于该变换核的图像序列.高斯核具有线性、平移不变性、旋转不变性和子集特性等特性.Linderberg 指出,高斯核是实现尺度变换的唯一变换核.对于给定图像 $f:R^n \rightarrow R$,其多尺度表达定义为

$$F(\cdot, t) = g(\cdot, t) * f(\cdot). \quad (1)$$

其中 t 为尺度参数, $g(\cdot, t)$ 为高斯核函数, $*$ 为卷积运算.图像经过高斯卷积后,随着 t 的不同,将会产生在不同尺度 t 下的一组图像,即多尺度图像序列.其导数的极值将会按照减小的趋势变化,并且通过 m 阶导数或者其组合计算出来的图像特征具有尺度不变性.

通常,通过大尺度观察图像,可得到图像的粗糙画面;而从小尺度观察,能检测到图像的细节特征.由于图像可能存在噪声信号,单独在小尺度上检测出的角点可能存在较高的误检;而单独在大尺度上检测出的角点虽然能较好地排除噪声点的干扰并检

测出图像角点的大致位置,但却不一定准确^[1].因此,本文将多尺度思想引入到角点提取算法中,不但提高了提取的准确度,而且提高了算法的抗噪能力.

2.3 角点的提取

首先计算原始图像在 n 级尺度空间上的图像,对每一级图像中的像素点进行预处理,确定初选点;然后再使用定义的隶属度函数,确定候选角点;最后再对候选角点进行处理,得到最终的角点.设得到的第 k 个尺度空间上的图像为 $f^{(k)}$,下面以 $f^{(k)}$ 为例来介绍图像角点的检测过程:

1) 计算图像 $f^{(k)}$ 中的每一个像素 (i, j) 的差分算子.像素 (i, j) 在上下左右 4 个方向上的灰度差分绝对值为: d_1, d_2, d_3, d_4 ^[8], 即

$$d_1 = |f^{(k)}(i, j) - f^{(k)}(i + 1, j)|, \quad (2)$$

$$d_2 = |f^{(k)}(i, j) - f^{(k)}(i, j + 1)|, \quad (3)$$

$$d_3 = |f^{(k)}(i, j) - f^{(k)}(i - 1, j)|, \quad (4)$$

$$d_4 = |f^{(k)}(i, j) - f^{(k)}(i, j - 1)|. \quad (5)$$

2) 确定初选点.将 d_1, d_2, d_3, d_4 排序,根据选定的阈值 T_1 确定初选点

$$m(i, j, k) = \text{mid}(d_1, d_2, d_3, d_4), \quad (6)$$

如果 $m(i, j, k) > T_1$,则像素点 (i, j) 为初选点^[8].

经过这一步处理可以减少一大部分计算量,加快角点的提取速度,为后面的处理做好准备.

3) 确定候选角点.计算每一个初选点隶属于角点的隶属度,隶属度函数定义为 $D(i, j)$.求出每一级尺度上初选点在 x 方向和 y 方向的变化率 f_x^k, f_y^k ,根据变化率、权值函数 $p(k)$ 和 Harris 算子的启发,构造出 k 级尺度上的计算表达式 $c(i, j, k)$,将其在 n 级尺度上求和并归一化,即可得到隶属度函数 $D(i, j)$,归一化采用除以 $c(i, j)$ 中最大的元素.多级尺度上求和能更加准确地描述初选点隶属于角点的隶属度,减少噪声影响.将求和结果归一化有利于选定阈值

$$w = g(x, y, s^k); \quad (7)$$

$$f_x^k = \partial f(i, j, s^k) / \partial x; \quad (8)$$

$$f_y^k = \partial f(i, j, s^k) / \partial y; \quad (9)$$

$$m = \frac{(w * (f_x^k)^2)(w * (f_y^k)^2) - (w * (f_x^k f_y^k))^2}{((w * (f_x^k)^2) + (w * (f_y^k)^2))^2}; \quad (10)$$

$$c(i, j, k) = \begin{cases} p(k) m, & m > 0; \\ 0, & m < 0; \end{cases} \quad (11)$$

$$D(i, j) = \sum_{k=1}^n c(i, j, k) / \max c(i, j). \quad (12)$$

其中: w 为高斯核函数; f_x^k 为第 k 级尺度图像中的像素点 (i, j) 在 x 方向的变化率; f_y^k 为第 k 级尺度图像中的像素点 (i, j) 在 y 方向的变化率; $p(k)$ 是第 k 级

尺度的权函数,代表了该尺度下角点的鲁棒程度, k 为尺度级数; s_k , 为常数 (s 为调节系数; k 为尺度因子,反映了不同尺度下微分尺度与积分尺度的变化; σ 为高斯函数的方差); * 表示卷积运算.

在求出每一级尺度图像中像素的隶属度后,选取一个权值函数 $p(k)$ ($k = 1, 2, \dots, n$) 进行加权叠加,求出原始图像中像素点属于角点的隶属度 $D(i, j)$. 选取阈值 T_2 , 如果 $D(i, j) > T_2$, 则像素点 (i, j) 为候选角点.

4) 候选角点进一步处理. 按照文中的算法,角点是图像中灰度值变化率较大的像素点,而像素点的隶属度就是用来反映其灰度值变化的. 隶属度越大,此像素点包含的图像的信息量就越大,属于角点的可能性也就越大. 但是,经过一次阈值选取得到的点仍然较多. 为了使选出的角点更加准确,需对得到的候选角点集进一步处理. 首先将原始图像划分为大小相等的子图像;然后选取每一个子图像中 $W(i, j)$ 值,并将其按计算出来的隶属度值从大到小排序,取前 20% 的像素点 ($W(i, j) > 0$) 为最终角点. 类似于上述角点的后处理,在其他角点算法中也广泛采用. 如果遇到特殊情况,例如候选角点的个数较少,这一步的处理就没有必要.

设得到的候选角点集为 P , $W(i, j)$ 的定义如下:

$$W(i, j) = \begin{cases} 0, & (i, j) \notin P; \\ D(i, j), & (i, j) \in P. \end{cases} \quad (13)$$

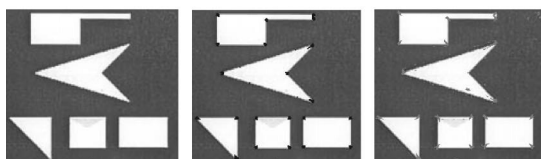
采用文中定义的隶属度函数可将不同尺度下图像中的像素点属于角点的隶属度进行加权叠加,得到原始图像中每一个像素点平均角点响应,这样便使角点的提取更加准确,同时也可有效地减少噪声对检测效果的影响,获得较满意的结果.

3 实验结果与分析

实验中,计算离散图像在 x 方向和 y 方向的变化率时,使用 3×3 的 Sobel 掩模与原图像进行卷积,得到不同尺度下的图像. Sobel 算子为

$$s_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad s_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix},$$

该掩模对噪声有很好的抵抗能力,设置 $\alpha = 1.4, s =$

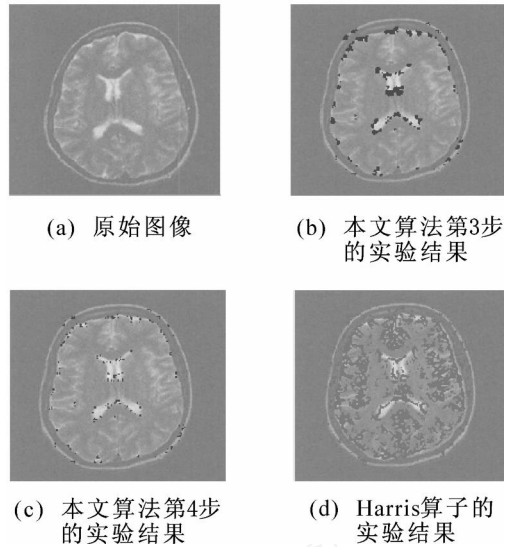


(a) 原始图像 (b) 本文算法 (c) Harris算法

图 2 无噪声的规则图像

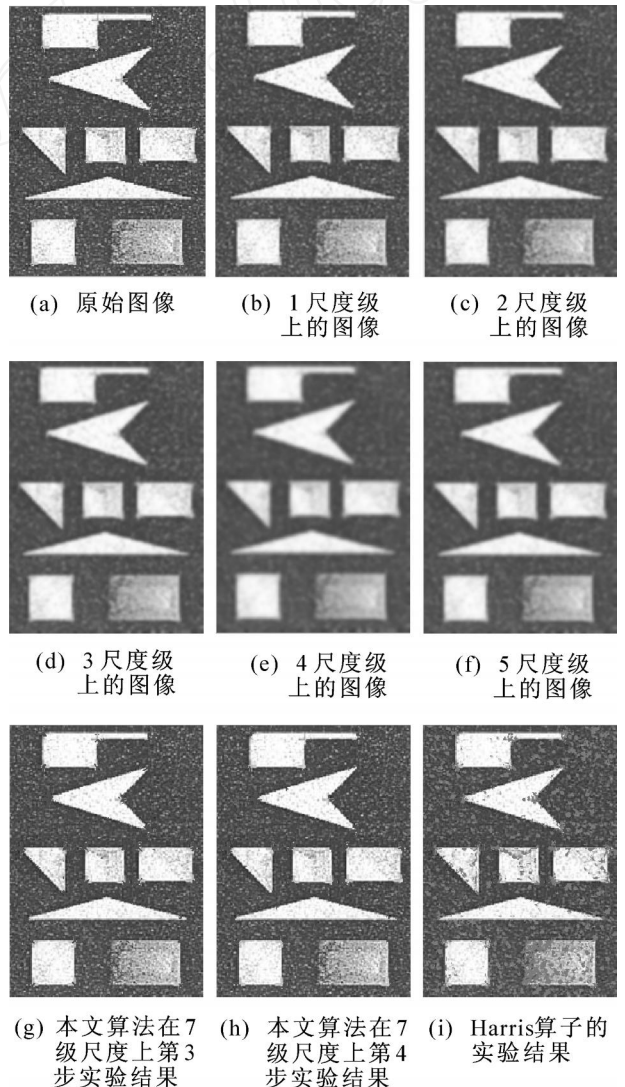
$0.7, \sigma = 1^{[9,10]}$.

文中选取了 4 组图像:图 2 为无噪声的规则图像;图 3 为无噪声的自然图像;图 4 为有噪声的图



(a) 原始图像 (b) 本文算法第3步的实验结果
(c) 本文算法第4步的实验结果 (d) Harris算子的实验结果

图 3 无噪声的自然图像



(g) 本文算法在 7 级尺度上第 3 步实验结果 (h) 本文算法在 7 级尺度上第 4 步实验结果 (i) Harris算子的实验结果

图 4 有噪声的图像

像,并把实验结果与经典的 Harris 算子的实验结果进行比较;图 5 为旋转前后的图像及角点提取图.结果表明,文中的算法不但抗噪性较强,而且提取出来的角点也较准确.



(a) 原始图像



(b) 从原始图像提取出来的角点图



(c) 原始图像旋转180°后的图像



(d) 从旋转后的图像提取出来的角点图

图 5 旋转前后的图像及角点提取图

图 2 中的(a)为原始图像;(b)为本文算法的实验结果;(c)为 Harris 算子的实验结果.从实验结果可以看出,使用本文算法提取出来的角点比较准确,误检较少,结果较令人满意.

图 3 中的(a)为原始图像;(b)为本文算法第 3 步的实验结果,(c)为本文算法第 4 步的实验结果;(d)为 Harris 算子的实验结果.从实验结果可以看出,使用文中算法基本上可以把图像中的角点都提取出来,而使用 Harris 算子则存在一定程度的误检和漏检.

图 4 中的(a)为原始图像;(b)~(f)是图像(a)在 5 个尺度级上的图像.从实验结果可以清楚地看

出,随着尺度级数的增大,噪声对图像的影响不断地减小.图 4 中(g)为使用本文算法在 7 级尺度上第 3 步得到的实验结果;(h)为使用本文算法在 7 级尺度上第 4 步得到的实验结果;(i)为使用 Harris 算子的实验结果.

图 5 中(a)为原始图像,(c)为原始图像旋转 180°后的图像,(b)为从原始图像提取出来的角点图,(d)为从旋转后的图像提取出来的角点图.可以看出,该算法具有旋转不变性,即图像旋转后仍能较准确地提取出角点.

由实验结果可以看出,本文算法在抗噪性方面要比 Harris 算子优越,这是因为算法中采用了多尺度的思想,能较有效地抑制噪声,从而得到令人满意的实验结果.

4 结 论

本文提出了一种多尺度模糊加权角点检测新算法.算法的优越性体现在以下几点:1)由于受 Harris 角点检测算子构造思想的启发,建立了像素点是否属于角点的隶属度函数;2)采用了多尺度的思想,能够把图像变换到多级尺度空间上,既降低噪声对角点选取的影响,又增加了真正角点被选中的可能性;3)使用权函数将不同尺度进行加权叠加,使得检测算法的合理性不断增强.

本文给出了 4 组实验数据,并对所得结果进行了分析.实验结果表明,该算法是一种比较有效的角点检测算法,但采用多尺度思想加大了计算量,需要较多的时间才能完成检测过程.因此,研究更高效的角点检测算法是作者今后的研究目标.

参考文献(References)

- [1] 陶茂垣,卢正鼎,袁武钢,等.基于图像尺度空间的几何不变特征点提取算法[J].电子学报,2006,34(12):2565-2570.
(Tao M Y, Lu Z D, Yuan W G, et al. Geometrically nvariant feature points detection based on scale space theory[J]. Acta Electornica Sinica, 2006, 34(12):2565-2570.)
- [2] He X C, Yung N H C. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support [C]. Int Conf on Pattern Recognition. Cambridge: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2004: 791-794.
- [3] Mokhtarian F, Suomela R. Curvature scale space for image point feature detection[C]. Seventh Int Conf on Image Processing and Its Applications. Manchester: Institution of Electrical Engineers, 1999: 206-201.

(下转第 312 页)

样的 SMO 算法求解出 12 个支持向量以及 PSVM 的连接权系数,确定出结构为 4-32-12-1 的 PSVM. 对测试集样本进行水淹状况判别,判对 25 个,正确识别率为 92.59%. 而采用油田使用的基于 BP 网络水淹层判别软件对相同的训练集和测试集进行训练和判别,测试样本判对 21 个,正确识别率为 77.78%. 处理结果表明 PSVM 的正确识别率有显著提高.

6 结 论

本文将传统 SVM 的信息处理机制向时间域进行扩展,建立了一种基于正交函数基展开的 PSVM 模型. PSVM 的输入为某一过程区间上的时变信号,可自适应提取输入信号的过程特征,并将多个变量的过程特征加以组合形成类别输出,在信息处理机制上对解决动态模式分类问题有很好的适应性. PSVM 拓宽了传统 SVM 的应用领域,对于时变对象的模式分类等问题的解决具有重要意义.

参考文献(References)

- [1] Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998.
- [2] Felipe Cucker, Steve Smale. On the mathematical foundations of learning [J]. Bulletin of the American Mathematical Society, 2001, 39(1): 1-49.
- [3] 王国胜. 核函数的性质及其构造方法. 计算机科学, 2006, 33(6): 172-174.
(Wang G S. Properties and construction methods of kernel in support vector machine[J]. Computer Science, 2006, 33(6): 172-174.)
- [4] Scholkopf, Sung K, Burges C, et al. Comparing support vector machines with Gaussian kernels to radial basis function classifiers [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1997, 45(11): 2758-2765.
- [5] Collobert R, Bengio S. SVM Torch: A support vector machine for large scale regression and classification problems[J]. J of Machine Learning Research, 2001, 1(2): 143-160.
- [6] 范玉刚, 李平. 基于样本取样的 SMO 算法[J]. 信息与控制, 2004, 33(6): 665-669.
(Fan Y C, Li P. A sampling based SMO algorithm[J]. Information and Control, 2004, 33(6): 665-669.)
- [7] 侯连华, 王京红, 刘泽容. 水淹层测井评价方法[J]. 石油学报, 1999, 20(3): 49-55.
(Hou L H, Wang J H, Liu Z R. Evaluation of water flooded interval well logging[J]. Acta Petrolei Sinica, 1999, 20(3): 49-55.)
- [8] 王能超. 同步并行算法设计[M]. 北京: 科学出版社, 1996: 100-105.
(Wang N C. Synchronous parallel algorithm design [M]. Beijing: Science Press, 1996: 100-105.)
- [4] Matsopoulos G, Marshall S. Feature migrateonin morphological scale space [C]. 1993 IEEE Int Conf on Acoustics, Speech, and Signal Processing. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1993: 599-602.
- [5] 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, 2005, 36(5): 751-754.
(Chen B F, Cai Z X. The Harris corner detection based on scale space[J]. J of Zhongnan University, 2005, 36(5): 751-754.)
- [6] 张剑清, 潘励, 王树根. 摄影测量学[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2003: 83-85.
(Zhang J Q, Pan L, Wang S G. Photogrammetry[M]. Wu Han: Wuhan University Press, 2003: 83-85.
- [7] Charris M S. A combined corner and wine detectors[C]. Proc of the 4th Alvey Vision Conf. Manchester: The Plessey Company, 1988: 147-151.
- [8] 陈静. 图像配准特征点提取算法研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2006.
(Chen J. The algorithm studies of image registration feature points [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2006.)
- [9] Lindebern T. Feature detection with automatic scale selection[J]. Int J of Computer Vision, 1998, 30(2): 79-116.
- [10] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale and affine invariant interest point detectors[J]. Int J of Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.

(上接第 308 页)