·图形图像处理·　　文章编号：1000-3428(2015)04-0217-05　　文献标识码：A　　中图分类号：TP391

基于 AP 聚类图像分块的角点检测改进方法

刘文进[a,b]，张　蕾[a,b]，孙劲光[a,b]

（辽宁工程技术大学 a. 电子与信息工程学院；b. 研究生学院，辽宁 葫芦岛 125105）

摘　要：将已有改进的 Harris 角点检测方法应用于图像拼接时，在单一尺度下检测角点会存在角点信息丢失、角点位置不准确和对噪声敏感致使检测率不高等缺点。为此，结合双边滤波和多尺度检测，提出一种 Harris 角点检测改进方法。采用双边滤波器代替原有的高斯低通滤波器，以增强方法的鲁棒性，引入近邻传播聚类方法将图像分块，避免因阈值问题造成角点分布不均，并将多尺度概念引入到改进方法中，判断候选角点是否为真实角点，剔除伪角点，使得角点检测更加精确。在 VS2010 + OpenCV 平台上进行实验，结果表明，与基于图像分块的多尺度 Harris 角点检测方法相比，该方法在去伪角点、漏检、准确度等方面取得了更好的效果，且具有更好的抗噪性。

关键词：Harris 方法；双边滤波；多尺度；图像分块；角点检测

中文引用格式：刘文进，张　蕾，孙劲光. 基于 AP 聚类图像分块的角点检测改进方法[J]. 计算机工程，2015，41(4)：217-221.

英文引用格式：Liu Wenjin，Zhang Lei，Sun Jinguang. Improved Method of Corner Detection Based on AP Clustering Image Block[J]. Computer Engineering，2015，41(4)：217-221.

Improved Method of Corner Detection Based on AP Clustering Image Block

LIU Wenjin[a,b]，ZHANG Lei[a,b]，SUN Jinguang[a,b]

（a. School of Electronic and Information Engineering；b. Institute of Graduate，Liaoning Technical University，Huludao 125105，China）

【Abstract】When applying in the image stitching，some improved Harris corner detection methods still have defaults like only detecting corners in a single scale，the lost of corner detection information，unaccurate angular position and low detection rate caused by the sensitivity to noise. Combining bilateral filtering and multi-scale testing，this paper proposes an improved Harris corner detection method. The method uses a bilateral filter instead of the original Gaussian low-pass filter to enhance the robustness. The introduction of affinity propagation clustering method to block image avoids the uneven distribution of the corner caused by the threshold problems. The introduction of multi-scale concept to the improved method determines whether a candidate corner is true corner and excludes false corners，and makes corner detection more precise. Experiments are achieved in the platform of VS2010 + OpenCV. Experimental results show that，compared with the effect of the current corner detection method，the improved Harris corner detection method proposed in this paper can detect the image corners more accurately，achieves better effect and is more practical.

【Key words】Harris method；bilateral filtering；multi-scale；image block；corner detection

DOI：10.3969/j.issn.1000-3428.2015.04.041

1　概述

在全景图拼接技术中，基于特征的图像配准是图像拼接过程中常用的方法之一，它是通过利用图像像素值导出的如特征点、特征线段、特征区域等这类特征信息来实现图像配准[1]。角点作为图像的特征点是一种重要的局部特征信息。角点检测在虚拟场景、计算机视觉等领域发挥着极其重要的作用。角点检测方法大体可以分为边缘轮廓法，模板匹配法和灰度信息法 3 类。基于图像边缘的方法往往需要依赖于图像的分割和边缘提取来对图像边缘进行编码，它的难度和计算量均很大；模板匹配法通过定义角点模板和图像区域搜索匹配来检测角点，由于人为经验设计角点模板，这样会存在着模型复杂，而

基金项目：国家科技支撑计划基金资助项目(2013bah12f00)；辽宁省教育厅科学研究基金资助一般项目(L2012112)。

作者简介：刘文进(1970－)，女，副教授、硕士，主研方向：图形图像处理，信号处理；张　蕾，硕士研究生；孙劲光，教授、博士。

收稿日期：2014-04-14　　**修回日期：**2014-07-03　**E-mail：**zhanglei20070724@126.com

且它的计算代价也很高;基于图像的灰度信息法主要通过计算像素点的曲率及梯度来检测角点,方法简单,因此,被广泛应用[2]。

目前,典型的灰度角点检测方法主要有 Harris 算子[3]、Moravec 算子[4]及 Susan 算子[5]等。其中,Harris 算子具有较理想的结果,使用最为广泛。它通过计算像素点所在位置的梯度检测角点。如果像素点在垂直和水平 2 个方向梯度的绝对值都比较大,则判定该像素点为角点。然而,该方法检测角点时可能存在角点信息丢失、角点位置不准确和容易受噪声影响而提取出伪角点等问题。文献[6]提出基于图像信息熵的自适应 Harris 角点检测方法,该方法虽然避免了阈值设定、参数设定的随机性,但它对于纹理信息相对复杂的图片进行角点检测的效果并不好,存在伪角点多,且漏检等缺陷;文献[7]提出基于概率密度的角点均匀性改进方法,文献[8]提出基于图像分块的多尺度 Harris 角点检测方法。

这些方法虽然对角点分布不均匀现象进行了改进,然而它们不仅仍然存在对噪声敏感、定位精度不高等缺陷,且运用在图像拼接中对多幅图像角点检测采用同样的分块方法,存在漏检、伪检现象。针对上述缺陷,本文提出一种结合双边滤波、近邻传播(Affinity Propagation,AP)聚类[9]图像分块和多尺度检测的 Harris 角点检测改进方法。

2 Harris 角点检测方法

2.1 设计思想

在 Harris 角点检测方法[3]中,假设像素点(x,y)的灰度为$I(x,y)$,则图像中以像素点(x,y)为中心,邻域 w 小窗口内移动,在 x 方向上移动 u,在 y 方向上移动 v,则灰度变化的解析表达为:

$$E(u,v)=\sum_{x,y}w(x,y)[I(x+u,y+v)-I(x,y)]^2 \tag{1}$$

其中,$w(x,y)$是高斯平滑滤波核函数。即:$w(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{\frac{-(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$。

图像的自相关函数用矩阵 $\boldsymbol{M}$ 表示。在式(1)中,通过 Taylor 展开式,用微分算子重新定义灰度强度变化的公式,即式(1)写成矩阵形式:

$$E(u,v)\cong\sum_{x,y}w(x,y)[u,v]\cdot\begin{bmatrix}\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)\\ \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2\end{bmatrix}\begin{bmatrix}u\\v\end{bmatrix} \tag{2}$$

即:

$$E(u,v)\cong[u,v]\boldsymbol{M}\begin{bmatrix}u\\v\end{bmatrix} \tag{3}$$

其中:

$$\boldsymbol{M}=\sum_{x,y}w(x,y)\begin{bmatrix}\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)\\ \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2\end{bmatrix} \tag{4}$$

其中,$I(x,y)$是灰度值;$\frac{\partial I}{\partial x}$和$\frac{\partial I}{\partial y}$是图像在 x 轴方向和 y 轴方向上的一阶偏导数。

注意到 $E(u,v)$与自相关函数 $\boldsymbol{M}$ 很接近,所以 $E(u,v)$的性质由可由 $\boldsymbol{M}$ 决定。通过计算矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的特征值来判断一个点是否是拐点。设 λ_1 和 λ_2 是 $\boldsymbol{M}$ 的 2 个特征值,λ_1 和 λ_2 与局部自相关函数的曲率成比例。如果 2 个特征值都很大,这说明像素点在x 轴和 y 轴上的曲率均很大。当曲率微小的变动就会引起像素灰度值很大的变化,以使该点是一个拐角点。此时,可以通过判断特征值来判断图像中的平坦区域、角点和边缘,分为以下 3 种情况:

(1) 当 λ_1 和 λ_2 均很小,可判断为该像素点位于平坦区域。

(2) λ_1 和 λ_2 中有一个较小,一个较大,可判断为该像素点位于边缘处。

(3) λ_1 和 λ_2 都比较大且为基本相等的正数时,该像素点可判断为角点。

Harris 角点检测算子 $\boldsymbol{R}$ 表示为:

$$\boldsymbol{R}=\det\boldsymbol{M}-k(trace\boldsymbol{M})^2 \tag{5}$$

其中,$\det\boldsymbol{M}=\lambda_1\times\lambda_2$,$trace\boldsymbol{M}=\lambda_1+\lambda_2$;$k$ 是一个大于零的参数,一般经验值取 $0.04\leqslant k\leqslant 0.06$;$\det\boldsymbol{M}$ 是矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的行列式;$trace\boldsymbol{M}$ 是矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的迹。$\det\boldsymbol{M}$ 在边缘处较小而在角点处较大,$trace\boldsymbol{M}$ 在边缘和角点处保持一致。因此,当 $\boldsymbol{R}$ 值为局部(可取以像素点(x,y)为中心,5×5 领域)最大且大于某个设定的阈值时,则该像素点即为角点。

2.2 Harris 角点检测方法的缺陷

虽然 Harris 角点检测是一种经典的角点检测方法,但在应用该方法时,存在 3 个问题[10]:

(1)以 $\boldsymbol{R}$ 取局部最大值判断是否为角点,依赖于高斯窗的选取。而实际运用中高斯窗的大小却不易控制,若高斯窗选择过大,会造成很多角点的丢失,高斯窗选择过小,又会造成大量伪角点的提取;用高斯核函数作为平滑滤波器对图像进行滤波,使图像过度平滑而导致一些较弱的角点被过滤,造成正确角点的漏检。

(2)方法只能在单一尺度下检测角点,角点提取的效果完全取决于阈值的设定。在某些区域,可能没有 $\boldsymbol{R}$ 的值大于设定阈值的像素点,从而造成提取不到角点,而在另外一些区域,可能有较多不是角点的像素点的 $\boldsymbol{R}$ 值大于设定的阈值,导致伪角点的提

取,因此,整幅图像特征提取时存在角点分布不均匀的现象。

(3)方法检测的尺度限制,导致检测角点定位精度较差,而且可能会漏掉一些实际的角点,同时对噪声也很敏感。

3　改进的 Harris 角点检测

本文根据传统 Harris 角点检测的缺陷,提出了 3 点改进,弥补了传统 Harris 角点检测的不足,经实验验证,得到了比传统 Harris 角点检测更好的效果。

3.1　双边滤波

由于传统的 Harris 方法使用高斯核滤波过于平滑,高斯窗口不易控制等缺陷,因此本文采用双边核函数[11]作为滤波器代替原有的对空域高斯低通滤波。双边滤波的特点是对图像的每一点像素采用其空间相邻距离以及灰度相近距离的像素值的加权平均值代替原来的值,其输出图像在保护图像结构信息的同时也抑制了噪声[12]。

图像平面中像素点(x,y)和像素点(x_0,y_0)的空间相邻距离 d_s 和灰度相近距离 d_g 分别表示为:

$$d_s = \sqrt{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2} \tag{6}$$

$$d_g = \sqrt{\left[\frac{\partial I}{\partial x}-\frac{\partial I}{\partial x}/(x_0,y_0)\right]^2+\left[\frac{\partial I}{\partial y}-\frac{\partial I}{\partial y}/(x_0,y_0)\right]^2} \tag{7}$$

利用这 2 个距离建立新的双边滤波核函数:

$$w'(x,y) = \frac{1}{c}\mathrm{e}^{-\frac{d_s^2}{2\sigma_s}}\mathrm{e}^{-\frac{d_g^2}{2\sigma_g}} \tag{8}$$

其中,c 为归一化常数,表示为:

$$c = \sum_{x,y}\mathrm{e}^{-\frac{d_s^2}{2\sigma_s}}\mathrm{e}^{-\frac{d_g^2}{2\sigma_g}} \tag{9}$$

其中,σ_s 为空间距离标准差;σ_g 为灰度距离标准差。

利用双边滤波核函数,得到新的局部自相关函数矩阵:

$$\boldsymbol{M}' = \sum_{x,y} w'(x,y)\begin{bmatrix}\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)\\ \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2\end{bmatrix} \tag{10}$$

3.2　近邻传播聚类图像分块

本文方法在进行角点筛选多尺度迭代之前首先对图像进行分块,这样能保证角点分布的均匀。

文献[8]在对图像进行分块时,采用固定块数的分块法。固定块数分块法虽然避免大面积越界分块的存在[8,13],保证在对相对较大的图像处理时有同样的效果,但应用图像拼接中多幅相互重叠的图像采用同样固定块数分块法时,却存在局限性和不合理性。本文引用 AP 聚类方法将图像分块。本文方法应用 AP 方法思想,以图像像素点之间的相似性矩阵为输入,输出的是聚类中心和区域与聚类中心的所属度关系,进而达到分块目的。

AP 方法中相似度采用欧氏距离来度量,本文应用灰度相近距离 d_g(式(7))来衡量相似度值的测度指标 s,即:

$$s = -d_g^2 \tag{11}$$

在计算中,d_g 值越小,相似度值越大,两者属性越相近,为同一类的可能性越大。此时,把相对应的像素点(x,y)和像素点(x_0,y_0)划分在同一块。最后整理得到了相似度矩阵 $\boldsymbol{S}=[s(i,j)]_{n\times n}$。从图像中所有像素点随机抽取像素点 x_i,x_j 作为样本点。

近邻传播方法在起始阶段将所有的像素点都看作潜在的聚类中心,并在像素点之间传递 2 种不同的消息:$r(i,j)$(responsibility)是从像素点 x_i 发送到候选聚类中心 x_j 的数值,用来表示 x_j 作为 x_i 聚类中心的代表程度;$a(i,j)$(availability)是从候选聚类中心 x_j 发送到像素点 x_i 的数值,用来表示样本 x_i 选择 x_j 作为聚类中心的合适程度。

方法迭代过程中,这 2 个消息交替更新,且迭代初始化时,$a(i,j)=0$,更新公式为:

$$r(i,j) = s(i,j) - \max_{j'\neq j}\{a(i,j')+s(i,j')\} \tag{12}$$

当 $i\neq j$ 时:

$$a(i,j) = \min\{0,r(j,j)+\sum_{i'\neq i,j}\max\{0,r(i',j)\}\}$$

当 $i=j$ 时:

$$a(i,j) = \sum_{i'\neq j}\max\{0,r(i',j)\}$$

进行 2 个消息交替更新过程,也是方法的一次迭代过程。为了避免 AP 方法发生大幅度震荡,引入阻尼系数 $\lambda\in[0,1)$。当选取的阻尼系数越小时,迭代次数会减少,但是迭代过程中数值的波动会很大,当图像较大时,难于收敛。当阻尼系数取值较大时,迭代次数会增加,但总体会平稳收敛,不会有较大波动,本文取值为 0.9。代表矩阵 $\boldsymbol{R}(r(i,j))$和适选矩阵 $\boldsymbol{A}(a(i,j))$计算如下:

$$\boldsymbol{R}_{t+1} = (1-\lambda)\boldsymbol{R}_t+\lambda\boldsymbol{R}_{t-1} \tag{13}$$

$$\boldsymbol{A}_{t+1} = (1-\lambda)\boldsymbol{A}_t+\lambda\boldsymbol{A}_{t-1} \tag{14}$$

其中,t 代表迭代次数,使 $r(i,j)+a(i,j)$取得最大值的样本 x_j 即是样本 x_i 的聚类中心。由此聚类,进而达到分块目的。

分块后,对每一图像块中被检测出来的角点,将它们按 $\boldsymbol{R}$ 值的大小进行排序,选择保留 $\boldsymbol{R}$ 值相对较大的角点。至此,在图像各个区域中特征显著的角点均已被检测出并被保留,实现了检测出的角点分布的均匀性。

3.3　多尺度检测

因原 Harris 角点检测方法只能在单一尺度下检测角点,导致大量角点信息的丢失等缺陷,本方法利用文献[14]多尺度变换下提取角点的技术,引用多尺度概念,再对图像分块后,对原方法做进一步改进。

因为高斯卷积核是实现尺度变换的唯一变换核[15],也是唯一的线性核,所以本文方法采用高斯核函数对处理后的图像进行多尺度分解。首先将经处理后的图像与高斯核函数 $G(x,y,\sigma_i)$ 卷积。为了简化计算,以得到图像不同尺度下像素点 $I(x,y)$ 分别在 x 轴,y 轴方向上的偏导数,可以直接将像素点 $I(x,y)$ 直接与高斯核函数 $G(x,y,\sigma_i)$ 在 x 轴,y 轴方向上的偏导数进行卷积,即:

$$\frac{\partial I(x,y,\sigma_i)}{\partial x} = I(x,y) * \frac{\partial G(x,y,\sigma_i)}{\partial x} \tag{15}$$

$$\frac{\partial I(x,y,\sigma_i)}{\partial y} = I(x,y) * \frac{\partial G(x,y,\sigma_i)}{\partial y} \tag{16}$$

然后需要构造一个新的多尺度自相关函数 $\boldsymbol{M}(x,y,\sigma_i)$。此矩阵通过将经双边滤波处理过的图像的自相关矩阵 $\boldsymbol{M}'$ 与高斯核函数 $G(x,y,\sigma_i)$ 卷积得到,如下:

$$\boldsymbol{M}(x,y,\sigma_i) = \boldsymbol{M}' * G(x,y,\sigma_i) = \sum_{x,y} w'(x,y) \cdot \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial I(\sigma_i)}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial I(\sigma_i)}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I(\sigma_i)}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial I(\sigma_i)}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I(\sigma_i)}{\partial y}\right) & \left(\frac{\partial I(\sigma_i)}{\partial y}\right)^2 \end{bmatrix} * G(x,y,\sigma_i) \tag{17}$$

为以下书写简便,令 $\frac{\partial I(x,y,\sigma_i)}{\partial x} = \frac{\partial G(\sigma_i)}{\partial x}$, $\frac{\partial I(x,y,\sigma_i)}{\partial y} = \frac{\partial G(\sigma_i)}{\partial y}$。

同样,$\boldsymbol{M}(x,y,\sigma_i)$ 有 2 个特征值,依然令两特征值分别为 λ_1,λ_2。则有 $\det\boldsymbol{M} = \lambda_1 \times \lambda_2$, $trace\boldsymbol{M} = \lambda_1 + \lambda_2$,$\det\boldsymbol{M}$ 是矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的行列式,$trace\boldsymbol{M}$ 是矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的迹。

接下来,本文改进方法改变原方法的角点检测函数。根据文献[16],利用式(18)的角点检测算子来判断角点的位置:

$$\boldsymbol{R} = \frac{\det\boldsymbol{M}}{trace\boldsymbol{M} + \varepsilon} \tag{18}$$

因此,在不同尺度 σ_i 的新的 Harris 的角度检测方法可写为:

$$\boldsymbol{R}(\sigma_i) = \frac{\det\boldsymbol{M}(\sigma_i)}{trace\boldsymbol{M}(\sigma_i) + \varepsilon} \tag{19}$$

矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的行列式:

$$\det\boldsymbol{M} = \frac{\partial^2 G(\sigma_i)}{\partial x}\frac{\partial^2 G(\sigma_i)}{\partial y} - \frac{\partial G(\sigma_i)}{\partial x}\frac{\partial G(\sigma_i)}{\partial y} \tag{20}$$

矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的迹:

$$trace\boldsymbol{M} = \frac{\partial^2 G(\sigma_i)}{\partial x} + \frac{\partial^2 G(\sigma_i)}{\partial y} \tag{21}$$

与式(5)相比,采用上述的检测算子避免了对 $\boldsymbol{M}$ 的特征值分解,同时也避免了参数 k 的选取,减少了 k 选择的随机性。

本文设计的方法步骤如下:

(1) 将输入图像进行双边滤波,求出局部自相关函数 $\boldsymbol{M}'$,如式(10)所示。

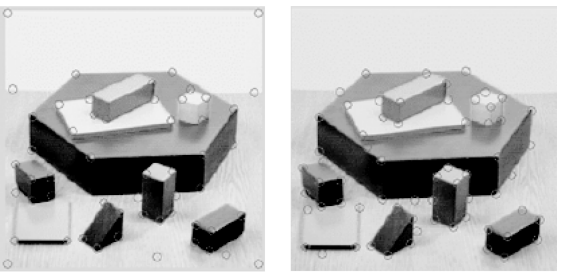
(2) 对滤波后的图像应用 AP 方法思想进行图像分块。

(3) 对每一块图像,计算不同尺度下的角点,本文方法尺度变化选取 $\sigma_1 = 0.5$, $\sigma_2 = 1.5$, $\sigma_3 = 3$,代入式(15)~式(21),最后求得不同尺度的 $\boldsymbol{R}$ 值。对于每一图像块,在同一尺度在求得的 $\boldsymbol{R}$ 值大小进行排序,将 $\boldsymbol{R}$ 值相对较大的进行保留存储。再对于整个图像,计算不同尺度的角点个数,从小尺度到大尺度进行迭代,以剔除伪角点。

4 实验结果与分析

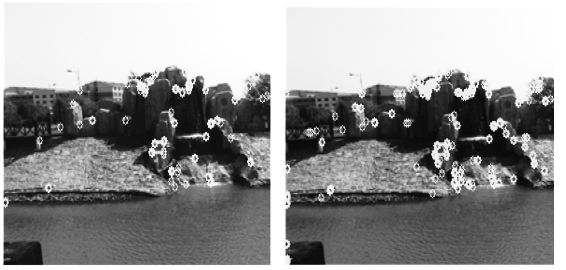
本文是对目前 Harris 方法的缺陷进行改进,为了验证本文方法的有效性,应用本文方法与文献[8]检测方法进行比较。方法实验环境为:WindowsXP 系统,1.50 GHz 处理器,1.84 GRAM,VS2010 + OpenCV[17-18]。

实验分为 3 组:第 1 组为角点检测经典实验图像,命名为 Block 图像,大小为 255 × 255 像素;为检测方法的实用性,第 2 组图像采用相对较复杂的实景图,命名为 Realview 图像,大小为 344 × 299 像素;第 3 组实验为验证本文方法的抗噪性能,将 Block 图像加入 0.01 的高斯噪声,分别应用文献[8]和本文方法进行角点检测。实验后的角点检测图像效果如图 1 ~ 图 3 所示。



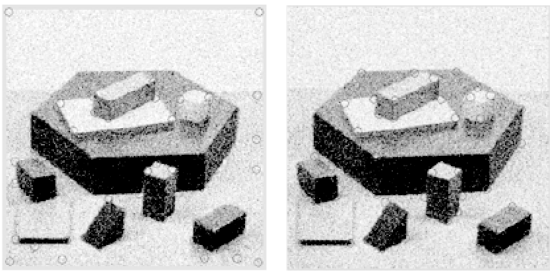
(a)文献[8]方法检测结果 (b)本文方法检测结果

图 1 Block 图像角点检测结果



(a)文献[8]方法检测结果 (b)本文方法检测结果

图 2 Realview 图像角点检测结果



(a)文献[8]方法检测结果　　(b)本文方法检测结果

图 3　加入 0.01 高斯噪声后的 Block 图像角点检测结果

为了更客观定性分析 3 组实验的角点检测情况,将 3 组实验的具体实验数据列出,分别如表 1 ~ 表 3 所示。

表 1　第 1 组实验结果对比

检测方法	检测角点数	伪角点数	漏检角点数	检测误差/%
文献[8]方法	45	10	10	13.06
本文方法	59	6	2	3.80

表 2　第 2 组实验结果对比

检测方法	检测角点数	伪角点数	漏检角点数	检测误差/%
文献[8]方法	84	17	28	41.08
本文方法	128	6	19	15.57

表 3　第 3 组实验结果对比

检测方法	检测角点数	伪角点数	漏检角点数	检测误差/%
文献[8]方法	24	14	22	34.17
本文方法	30	6	13	10.34

从表 1 可看出,对于背景简单,角点明显的图像来说,本文方法相比文献[8]方法,检测出的伪角点数差别不是很大,但漏检角点数明显有所改善,整体的误差也有大的改善。

图 2 是实景图,背景复杂,角点没有第 1 组实验的 Block 图像明显。但从表 2 的数据显示,相比文献[8]的方法,本文方法在检测出的角点数有很大提高,漏检、伪检的角点数也减少很多,即说明本文方法在去伪角点、漏检、准确度等方面取得了更好的角点检测效果。

从图 3 及表 3 来看,本文方法对噪声敏感性相对较弱,即说明本文的角点检测方法具有更强的抗噪性能。总体而言,本文方法的检测效果有很大提升,方法实用性更强。

5　结束语

本文对传统 Harris 角点检测方法进行研究,利用双边滤波核函数代替原来的高斯滤波核函数,不仅避免高斯窗难控制、大小不易选取的缺陷,还改善了角点的漏检和伪检,利用 AP 聚类方法将图像分块,并结合多尺度角点检测方法,使实验图像检测的角点分布均匀化,解决单一尺度下角点信息可能丢失、角点位置容易偏移,对噪声敏感等现象,更准确地判断角点的真实性,剔除伪角点。实验结果表明,该方法不仅检测角点效果更加精确,且实用性更强。由于本文方法在对角点进行进一步筛选时采用多尺度迭代法,尺度由小到大变化,参数 σ_i 为实验选取,如何能自动确定合适的 σ_i 值,是今后需要研究的重点。

参考文献

[1] 李　博,杨　丹,张小洪. 基于 Harris 多尺度角点检测的图像配准新算法[J]. 计算机工程与应用,2006,35(1):37-40.

[2] 赵万金. 图像自动拼接技术研究与应用[D]. 苏州:苏州大学,2008.

[3] Harris C, Stephens M. A Combined Corner and Edge Detector[C]//Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester, UK: University of Sheffield Printing Office,1988:147-151.

[4] Moravec H P. Towards Automatic Visual Obstacle Avoidance[C]//Proceedings of the 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Cambrige, USA:MIT Press,1977:584-590.

[5] Gonzalez R C,Woods R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦,译.2 版. 北京:电子工业出版社,2002.

[6] 纳春宁. 基于图像信息熵的自适应 Harris 角点检测算法[J]. 内蒙古农业大学学报,2013,34(5):141-144.

[7] 孙　达,唐降龙,刘家锋,等. 基于概率密度的兴趣点检测算法[J]. 自动化学报,2008,34(8):854-860.

[8] 张海燕,李元媛,储晨昀. 基于图像分块的多尺度 Harris 角点检测方法[J]. 计算机应用,2011,31(2):356-357.

[9] Frey B J, Dukck D. Clustering by Passing Messages between Data Points[J]. Science, 2007, 315(5814):972-976.

[10] 李　博. 图像的不变特征检测与描述研究[D]. 重庆:重庆大学,2007.

[11] Tomasi C,Manduchi R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images[C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision. Bombay, India: IEEE Press,1998:839-846.

[12] 朱丽娟. 一种双边核函数的新 Harris 角点检测算法[J]. 激光与红外,2013,43(5):569-572.

[13] 赵万金,龚声蓉,刘纯平,等. 一种自适应的 Harris 角点检测算法[J]. 计算机工程,2008,34(10):212-214,217.

[14] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(1):63-86.

[15] Babaud J, Witkin A P, Baudin M. Uniqueness of the Gaussian Kernel for Scale-space Filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1986,8(1):26-33.

[16] 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.

[17] Bradski G,Kaehler A. 学习 OpenCV[M]. 于仕琪,刘瑞祯,译. 北京:清华大学出版社,2009.

[18] Robert L. OpenCV2 计算机视觉编程手册[M]. 张　静,译. 北京:科学出版社,2013.

编辑　刘　冰