第38卷 第17期
Vol.38 No.17

计 算 机 工 程
Computer Engineering

2012年9月
September 2012

• 人工智能及识别技术 • 文章编号：1000—3428(2012)17—0174—04 文献标识码：A 中图分类号：TP391

一种改进的多尺度 Harris 特征点检测方法

徐贤锋[a]，檀结庆[a,b]

(合肥工业大学 a. 计算机与信息学院；b. 应用数学研究所，合肥 230009)

摘 要：多尺度 Harris 方法检查到的特征点存在很多冗余点，虽然 Harris-Laplace 方法可以除去一些冗余点，但是还会出现一个局部结构内存在多个特征点的情况或一个特征点代表多个不同尺度的局部结构。为此，提出一种改进的方法，在检测多尺度 Harris 特征点时进行跟踪分组，使代表同一个局部结构的特征点被分为一组，用归一化的 Laplace 函数去除冗余点，再利用点的度量值选出最能代表该局部结构的特征点。实验结果证明，该方法能够有效去除冗余点，在模糊和旋转变换时性能优于 Harris-Laplace 方法，具有尺度不变的特性。

关键词：Harris 特征点；Harris-Laplace 算子；尺度空间；LOG 函数；跟踪分组

An Improved Multi-scale Harris Feature Point Detection Method

XU Xian-feng[a], TAN Jie-qing[a,b]

(a. College of Computer and Information; b. Institute of Applied Mathematics, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

【Abstract】There are many redundant feature points by multi-scale Harris method to check. Although Harris-Laplace method can remove some redundant points, there still are more than one feature points in a local structure or a few different scale local structures represented a feature points. This paper present an improved method of checking Harris-Laplace feature points, that track and group it while checking feature points so that some feature points that represent the same local structure are divided into a group, then use Laplace function to remove redundant feature points and the corner measure to select the most representative of the local structure of the corner. It is proved by experiments that the method can effectively remove redundant feature points. While fuzzy and rotation transforming, the method is better than Harris-Laplace, and has a scale-invariant features.

【Key words】Harris feature point; Harris-Laplace operator; scale space; LOG function; tracking group

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.17.048

1 概述

图像特征点检测[1]是模式识别和机器视觉等领域的重要研究内容，特征点提取的精度及质量好坏直接影响后续的图像配准、图像拼接、物体识别等视觉处理任务。特征点是在图像局部区域中变化最剧烈的点，如交叉点[2]。

文献[3]利用图像局部梯度矩阵提出 Harris 特征点检测算子。Harris 特征点检测算子被证明针对图像平移旋转和光照变化有很强的稳定性，但是对于尺度变化较大的视觉系统，该方法无法保持特征点的不变性。因此，文献[4]将 Harris 特征点检测算子引入多尺度空间理论中，实现多尺度的 Harris 特征点检测。同时又发现，多尺度的 Harris 特征点检测方法存在很多冗余点的问题，即存在一个特征点在许多不同的尺度下被检测出来或位置稍有差异的特征点代表同一个局部结构。这些不必要的点会增加后续匹配花费的时间和错误率。虽然文献[4]在尺度空间理论上将 Harris 和 LOG 函数结合起来，提出的 Harris-Laplace 方法剔除了部分冗余点，但效果不是很好。

针对 Harris-Laplace 方法的缺陷，本文提出一种改进的 Harris 多尺度特征点检测方法，在检查多尺度 Harris 特征点时进行跟踪分组，使代表同一个局部结构的特征点被分为一组，用归一化的 Laplace 函数去除一部分冗余的特征点，利用点的度量值选出最能代表该局部结构的特征点，力求在检测特征点的同时剔除全部冗余点。

2 Harris 算子

Harris 算子是一种点特征提取算子。设图像函数为 $f(x,y)$，像素点 (x,y) 在 x、y 方向的一阶微分导数分别为：

$$I_x=\frac{\partial f(x,y)}{\partial x},\ I_y=\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \tag{1}$$

定义 Harris 相关矩阵[3]为：

$$\boldsymbol{M}_{harris}=w\otimes\begin{bmatrix}I_x^2 & I_xI_y\\ I_xI_y & I_y^2\end{bmatrix} \tag{2}$$

其中，$\otimes$为卷积；w为滤波函数。设 λ_1、λ_2 是矩阵 $\boldsymbol{M}_{harris}$ 的 2 个特征值，由于 $\boldsymbol{M}_{harris}$ 是半正定矩阵，因此 λ_1、λ_2 大于等于 0。2 个特征值存在以下 3 种情况：

(1) λ_1、λ_2 都比较小，则该点为普通点。

基金项目：国家自然科学基金资助项目“几何造型与图像处理中的非线性方法研究”(61070227)；国家自然科学基金资助项目“非线性几何设计与计算”(60773043)

作者简介：徐贤锋(1987－)，男，硕士研究生，主研方向：数字图像处理；檀结庆，教授、博士生导师

收稿日期：2011-11-23 **修回日期：**2011-12-29 **E-mail：**owundy@163.com

(2) λ_1、λ_2 一个很大，一个很小，则该点为边缘点。

(3) λ_1、λ_2 都比较大，则该点为特征点。

基于这些特点构造 Harris 算子为

$$R_{\text{harris}} = \det(\boldsymbol{M}_{\text{harris}}) - k \times trc(\boldsymbol{M}_{\text{harris}}) \tag{3}$$

其中，$\det(\boldsymbol{M}_{\text{harris}})$ 为矩阵的行列式；$trc(\boldsymbol{M}_{\text{harris}})$ 为迹；k 为经验值，通常取 0.04~0.06。当某点的 Harris 算子 R_{harris} 在局部区域为极值并且大于设定阈值 T 时，该点为特征点。同时很容易证明，Harris 算子对图像平移旋转和光照变化具有不变性，能够稳定地检测特征点。

3　Harris-Laplace 特征点检测

3.1　尺度空间理论

尺度空间理论[5]是利用尺度变化的核函数对原始图像进行卷积运算，获得图像多尺度空间表示序列。尺度空间核定义为：

$$f_{out} = K(\sigma_n) \otimes f_{in} \tag{4}$$

其中，f_{in} 为输入的图像；f_{out} 为卷积后输出的图像；$K(\sigma_n)$ 称为尺度空间核函数，所进行的卷积变换称为尺度变换。文献[5-6]证明了高斯核函数与图像卷积可以得到图像尺度空间表示序列，而且高斯函数是唯一尺度空间核函数。二维高斯函数定义为：

$$G(x,y;\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \mathrm{e}^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \tag{5}$$

Harris 特征点检测算子可以用高斯核的一阶导数变换为尺度空间的表示。

3.2　Harris-Laplace 算子

为使 Harris 算子具备尺度不变性，把尺度空间的理论引入到 Harris 特征点检测上。设图像函数为 $f(x,y)$，分别计算 x 和 y 方向上的偏导 I_x、I_y，然后与微分尺度为 $s\sigma_n$ 的高斯核的微分进行卷积：

$$I_x(x,y;s\sigma_n) = I_x \otimes G_x(x,y;s\sigma_n) \tag{6}$$

$$I_y(x,y;s\sigma_n) = I_y \otimes G_y(x,y;s\sigma_n) \tag{7}$$

则多尺度的 Harris 算子为：

$$\hat{\boldsymbol{M}}_{harris} = (s\sigma_n)G(x,y;\sigma_n) \otimes \begin{bmatrix} I_x^{\,2}(x,y;s\sigma_n) & I_x(x,y;s\sigma_n)I_y(x,y;s\sigma_n) \\ I_x(x,y;s\sigma_n)I_y(x,y;s\sigma_n) & I_y^{\,2}(x,y;s\sigma_n) \end{bmatrix} \tag{8}$$

其中，$s\sigma_n$ 为微分尺度，权 s 为一常量，s<1，通常作为调控所用，$n = 1,2,\cdots,N$，$\sigma_n = k\sigma_{n-1}$，k 为尺度空间的步长；$G(\sigma_n)$ 为高斯函数。多尺度 Harris 算子定义为：

$$\hat{R}_{harris} = \det(\hat{\boldsymbol{M}}_{harris}) - k \times trc(\hat{\boldsymbol{M}}_{harris}) \tag{9}$$

通过实验发现，多尺度 Harris 方法存在这样一种现象：一个局部结构内的很多特征点都会被检测出来，一个特征点代表许多不同的尺度空间，存在很多冗余点。这主要是因为多尺度 Harris 特征点检测时没有重复剔除的机制。于是利用 LOG 函数去除冗余点，即 Harris-Laplace 方法。LOG 算子[7]定义如下：

$$LOG(x,y) = \frac{1}{\pi\sigma^4}\left(\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2} - 1\right)\mathrm{e}^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \tag{10}$$

那么 Harris-Laplace 计算方法步骤为：

(1)使用多尺度 Harris 算子，建立图像的多尺度表示和多尺度下 Harris 特征点。

(2)使用 LOG 算子对每个图像尺度空间表示进行卷积运算。

(3)在(1)的多尺度 Harris 特征点中寻找能够使 LOG 算子在局部尺度中取得极大的特征点作为最终的特征点。

实验结果如图 1、图 2 所示。图 1 中小方框表示多尺度 Harris 检测出来的特征点，可见存在很多冗余点，图 2 中圆的中心点是 Harris-Laplace 方法检测的特征点，圆圈是该中心点所代表的尺度范围，可见该方法还存在一个局部结构内有多个特征点和一个特征点代表不同尺度空间的情况。

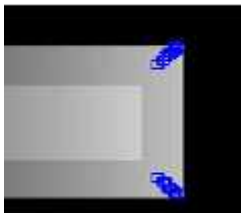


图 1　多尺度 Harris 特征检测结果

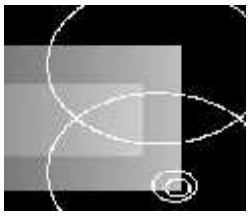


图 2　Harris-Laplace 方法检测结果

4　改进的 Harris-Laplace 特征点检测方法

4.1　多尺度 Harris 特征点分组

实验发现 Harris-Laplace 方法不能完全去除冗余点。为去除全部冗余点，对所有检测到的点进行跟踪并将其分组，把代表一个局部结构的所有特征点分在一个组内。

对特征点进行跟踪、分组的具体方法为：

(1)在多尺度 Harris 特征点的基础上选择尺度最大的那一层图像特征点进行分组，假设这一层的特征点有 K 个，那么就分成 $g_1, g_2, \cdots, g_K$ 组。因为这一层的图像中细节最少，所以对应检测到特征点的个数最少，它们的布局比较分散，分组不容易混淆。

(2)在下一个尺度图像中，设定一个距离阈值 T(本文选择为 3，如果相邻尺度的 2 个特征点距离超过 3，则认为这 2 个点不代表同一个局部结构)。点到点的距离用马氏距离表示，即 $d = \sqrt{(x_1-x_2)^2 + (y_1-y_2)^2}$，其中，$(x_1, y_1)$、$(x_2, y_2)$ 为 2 个像素点。在当前尺度中寻找与上一步每组中点的距离在 T 范围内的点，将跟踪得到的点归到同一组内。若在遍历此图像中的所有特征点后还有剩余点没有被分到现有的组内，则将每个剩余点另辟一个对应的新组 $g_{K+1}, g_{K+2}, \cdots$。

(3)重复步骤(2)，直到遍历结束所有尺度图像，最后得到分组 $g_1, g_2, \cdots, g_N$。

4.2　最佳特征点选择

为使一个局部结构只用一个最具代表性的特征点就能表示，在以上得到的分组结果中，定义以下 2 种极值：

(1)Laplace 函数极值

由于 Harris 方法利用一阶微分检测特征点不是恰好位于灰度变化最大的地方，因此会把一些在局部范围中变化

不是最大的冗余特征点检测出来。二阶微分可以反映函数变化的曲率，因此，利用二阶微分极值可以有效除去冗余点，实验表明，二阶微分函数最好选择尺度归一化的 Laplace 函数，定义为：

$$NL(x,y;\sigma_n)=G^{''}(x,y,\sigma_n)\otimes f(x,y) \tag{11}$$

其中，$G^{''}(x,y,\sigma_n)$ 为 $\sigma_n^2\left|\frac{\partial^2 G(x,y,\sigma_n)}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 G(x,y,\sigma_n)}{\partial y^2}\right|$；$\sigma_n$ 为微分尺度。如果多尺度 Harris 的特征点满足下式要求：

$$NL(x,y,\sigma_k)>NL(x,y,\sigma_l),\ l\in\{k-1,k+1\} \tag{12}$$

则该特征点为 Laplace 函数极值点。

(2)点的度量值

设第 i 组内有 n 个点 $g_i=\{p_1,p_2,\cdots,p_n\}$，每个点的度量值为 $\{C_1,C_2,\cdots,C_n\}$，度量值的选取方法很多，本文选取该点所代表的局部结构的范围大小作为点的度量值。

具体做法分 2 步进行：

Step1 在对多尺度 Harris 特征点分组的基础上，如果存在能使 Laplace 函数在尺度域上达到极值的点，则将该点作为保留特征点；否则，抛弃该点，直到验证完所有的组，得到保留特征点集。

Step2 在 Step1 的基础上，计算每个保留特征点的度量值，在每个分组内，选择最小度量值的特征点作为最终特征点，因为尺度越小，特征点所代表的局部范围越小，越接近真实图像，代表的信息越多，直到验证完所有的组，得到最终特征点集。

5 实验结果与分析

为验证新方法的有效性，在 Intel Core 2.00 GHz、内存 2.0 GB 的微机上利用 Matlab7.0 选择 13 个尺度空间，微分尺度向量为：

$$\boldsymbol{\sigma}=s\times\left[\sigma_1\quad k\sigma_1\quad\cdots\quad k^{12}\sigma_1\right]$$

其中，s=0.7；$\sigma_1=1.5$；$k=1.2$。

所有卷积函数模板的大小随着尺度空间的变化而变化。本文根据尺度的大小定义模板的大小，第 n 层尺度空间使用的归一化的 Laplace 算子模板大小为 $w\times\sigma_n$，其中，w 为大于 1 的比例系数。

实验 1 图 3 为 235×316 个像素的灰度图片，图 4~图 6 是分别利用多尺度 Harris 方法、Harris-Laplace 方法和本文方法检测得到的特征点，各自检测到的特征点数如表 1 所示，与 Harris-Laplace 方法相比，本文方法多去除了 20 个冗余点，虽然分组上多花费的时间为 0.02 s，但为后续匹配节省了更多的时间，减少了后续匹配的错误率。



图 3 原图



图 4 多尺度 Harris 方法检测结果



图 5 Harris-Laplace 方法检测结果



图 6 本文文法检测结果

表 1 3 种方法检测特征点数对比

方法	提取的特征点数	去除的冗余特征点数
多尺度 Harris	582	0
Harris-Laplace	92	490
本文方法	72	510

实验 2 为了评价本文方法检测特征点的性能，利用特征点重复率进行评价，其定义[8]为：

$$r=\frac{n_1\cap n_2}{\min(n_1,n_2)} \tag{13}$$

其中，$n_1\cap n_2$ 代表 2 幅图像中检测到的重复特征点的个数；$\min(n_1,n_2)$ 表示 2 幅图像中分别检测到的最少特征点数。在如图 7 所示的 512×512 像素的图像上，分别用本文方法和 Harris-Laplace 方法从旋转变化(如图 8 所示)、尺度变化(如图 9 所示)和模糊变化(如图 10 所示)3 个方面进行了实验，图 11~图 13 分别显示了 2 种方法在图像发生这 3 种变化后的特征点重复率的比较结果。由图 11 可知，当旋转变换小于 60°时，本文方法特征点重复率比 Harris-Laplace 方法高，性能更好。由图 12~图 13 比较可知，当图像发生尺度和模糊变换时，本文方法特征重复率高于 Harris-Laplace 方法，性能也优于 Harris- Laplace 方法。



图 7 实验用图



(a)10°



(b)30°



(c)60°

图 8 旋转变换系列图



图 9　尺度变换系列图



图 10　模糊变换系列图

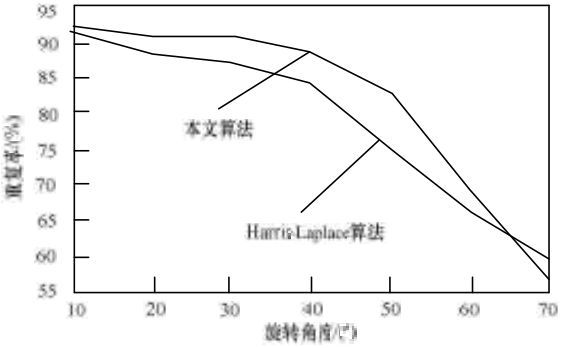


图 11　旋转变化下 2 种方法的重复率比较

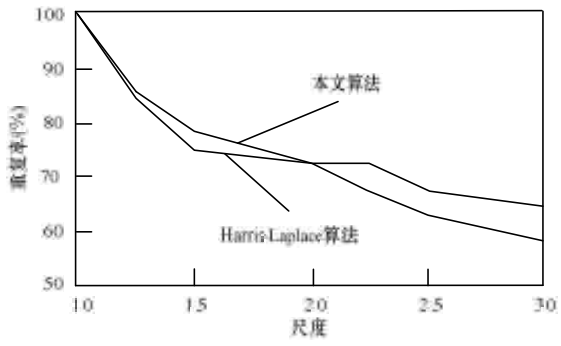


图 12　尺度变化下 2 种方法的重复率比较

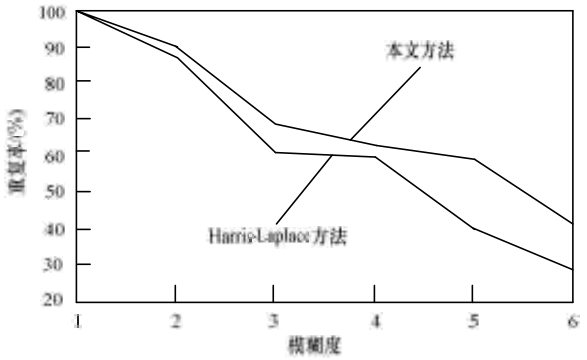


图 13　模糊变化下 2 种方法的重复率比较

6　结束语

本文通过研究多尺度 Harris 特征点检测方法，发现该方法存在较多冗余点，并在 Harris-Laplace 方法的基础上提出一种改进的多尺度 Harris 特征点检测方法。实验结果表明，该方法相对于 Harris-Laplace 方法减少了更多的冗余点，从而为后续的匹配节省更多时间，减小了匹配的错误率。在验证该方法的鲁棒性时，发现本文方法在尺度变换和模糊变换时性能都优于 Harris-Laplace 方法，在旋转变换小于 60°时，本文方法也优于 Harris-Laplace 方法。

参考文献

[1] 陈白帆，蔡自兴. 基于尺度空间理论的 Harris 特征点检测[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2005, 36(5): 751-754.

[2] 李红梅，黄梦涛，田爱玲，等. 亚像素级标定角点提取新算法[J]. 西安科技大学学报, 2006, 26(4): 536-540.

[3] Harris C, Stephens M J. A Combined Corner and Edge Detector[C]//Proc. of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester, UK: [s. n.], 1988.

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

[5] Lindeberg T. Scale-space Theory: A Basic Tool for Analyzing Structures at Different Scales[J]. Journal Applied Statistics, 1994, 21(2): 223-261.

[6] Lindeberg T. Detecting Salient Blob-like Image Structures and Their Scale with a Scale-space Primal Sketch: A Method for Focus-of-attention[J]. International Journal of Computer Vision, 1993, 11(3): 283-318.

[7] 贺　强. 基于 LOG 和 Canny 算子的边缘检测算法[D]. 镇江: 江苏大学, 2010.

[8] 杨　杨，张田文. 角点检测算法评价方法的研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 1998, 30(2): 7-10.

编辑　张正兴