

尺度不变特征点提取

刘立^{1,2}, 谭邦¹, 肖建田¹

(1. 南华大学 计算机科学与技术学院, 湖南 衡阳 421001; 2. 华中科技大学 电信系, 湖北 武汉 430076)

摘要:结合传统的角点检测算法,提出一种基于高斯金字塔匹配的尺度不变特征点提取算法 PBSI,首先建立高斯金字塔,在每层图像中检测 Harris 角点,根据高斯尺度理论自上而下找到它们在不同层的对应点,所有层上都有的匹配点就是最终的尺度不变特征点.实验结果表明本文算法具有计算简单、抗噪声能力强、稳定性好的优点.

关键词:金字塔匹配;尺度不变;Harris 角点;高斯尺度

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

Scale Invariant Feature Points Detection

LIU Li^{1,2}, TAN Bang¹, XIAO Jian-tian¹

(1. School of Computer Science and Technology, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China; 2. Department of Telecommunication, Huazhong Science and Technology University, Wuhan, Hubei 430076, China)

Abstract: Combined with traditional corner detection algorithm, a scale - invariant feature extraction algorithm is presented based on Gaussian pyramid matching method (PBSI). After building Gaussian pyramid, the Harris corners is detected in each level. In order to find the counterparts of different level a pyramid matching method is taken top - down according to theory of Gaussian scale. The corners can be found in each level is the final feature points. The results show that the algorithm has low computation cost, strong anti - noise capability and good stability.

Key words: pyramid matching; Scale invariant; Harris corners; Gaussian scale

0 引言

局部特征点因具有较好的抗遮挡、抗背景杂波等特性被广泛应用在图像匹配、目标识别及其

他许多应用领域,尺度不变特性是这一领域的关键问题之一,近年许多学者对它进行了广泛而深入的研究. Linderberg 提出了尺度空间理论^[1],通过将图像与高斯核进行卷积,得到一系列在不同

收稿日期:2008-12-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60475024);航天技术创新基金资助项目(2006AA09Z203)

作者简介:刘立(1971-),男,湖南衡阳人,南华大学计算机科学与技术学院讲师,博士. 主要研究方向:图像处理,机器视觉等方面.

尺度上的图像. 针对 Harris 角点不具有尺度不变性的缺点, 许多学者对它进行了改进, Yves Dufournaud 等对 Harris 算法进行了扩展^[2], 他首先构建图像的空间尺度表达, 在每个尺度上计算水平和垂直方向的差分, 最后计算自相关矩阵, 形成尺度空间的 Harris 角点探测方法. Mikolajczyk 结合 Dufournaud 的算法和 Laplace 算子的优势提出一种基于尺度空间的 Harris - Laplace 角点检测算子^[3]. Lowe 提出了一种基于高斯差 (DoG) 尺度空间的 Sift 算子^[4], 该算子被认为是目前最有效的方法之一^[5], 在此基础上又提出了许多改进算法, 如 PCA - Sift^[6], SURF^[7], SSift^[8] 等.

这些算法大都是基于每一个尺度空间所有的候选点建立特征向量和特征尺度, 增加了计算量, 降低了抗噪声能力, 本文采用自上到下的金字塔匹配思想求得图像中最稳定的尺度不变特征点, 首先建立高斯尺度金字塔, 找到每层的 Harris 角点作为候选点, 自上至下搜索它们的对应点, 在原始图上形成尺度不变特征点.

1 多尺度表示: 图像金字塔

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、旋转不变性和子集等特性, Linderberg 指出, 高斯核是实现尺度变换的唯一核.

设 f_0 为原图像, 则第 $k+1$ 层金字塔图像定义为:

$$f_{k+1} = h(g(\cdot, s) * (f_k)) \quad (1)$$

其中 s 为尺度参数, $g(\cdot, s)$ 为高斯核, h 为采样函数, 高斯函数能很好地消除噪声, 同时高斯核具有因果性, 图像的特征信息随尺度的增加而减少^[1], 但位置发生偏移.

2 Harris 角点检测方法

Harris 算子是一种有效的点特征提取算子, 具有计算简单、提取的点特征均匀、旋转不变等优点, 它是基于自相关矩阵的, 定义如下:

$$M = \exp \frac{x^2+y^2}{2} \otimes \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$. Harris 算子为:

$$h = \text{DET}(M) - k \cdot \text{Tr}(M)^2 \quad (3)$$

当某点的 h 值大于某一阈值时就认为该点为角点. 通常取 $k = 0.04$, 目前认为 Harris 提取角点

的效果最好.

Harris 提取角点算法最大的问题是不具有尺度不变特性, 如果从上往下能依次找到各层它们对应的 Harris 角点, 那么在最下层原始图像中找到的 Harris 角点不但位置精确, 抗噪声能力强, 而且由于遍历金字塔的各层, 也应具有尺度不变特性.

3 金字塔匹配

对第 k 层的第 j 个特征点 $P_{j,k}$ 而言, 至少有一个特征点在第 $k-1$ 层与它对应, 可以用如下表达式描述:

$$P_{j,k-1} = f(P_{j,k}) \quad (4)$$

相反, 在 $k-1$ 层的特征点未必在 k 层有它的对应点.

金字塔从上至下的匹配算法如下, 如图 1 所示.

- 1) 形成高斯金字塔;
- 2) 找到各层的 Harris 角点;
- 3) 对第 k 层的每个特征点 $P_{j,k}(x, y)$ 在 $k-1$ 层形成一个圆形搜索窗口, 半径为 r , 中心点位置为 $(2x, 2y)$;
- 4) 搜索窗口中的特征点, 找到与 $P_{j,k}(x, y)$ 的 h 值最近的一个, 确定为对应点;
- 5) 为在各层均找到的对应点形成链, 最底层的对应点就是稳定的尺度不变特征点.

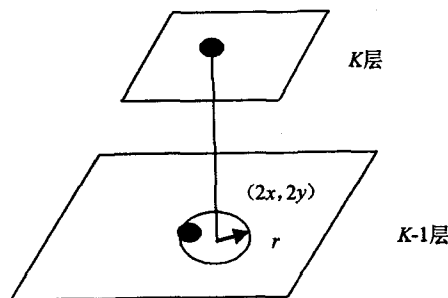


图1 金字塔匹配算法
Fig.1 Pyramid matching

参数 r 与尺度参数有关, 本文取 r 等于尺度参数, 金字塔一般取 3 层.

4 实验结果与分析

4.1 尺度变化对特征点的影响

实验中采用 Harris 算法为每层高斯尺度图像检测特征点, 这里阈值取 0, 然后采用金字塔匹配算法求得尺度不变特征点. 图 2 为 lena 图像的实

验结果.

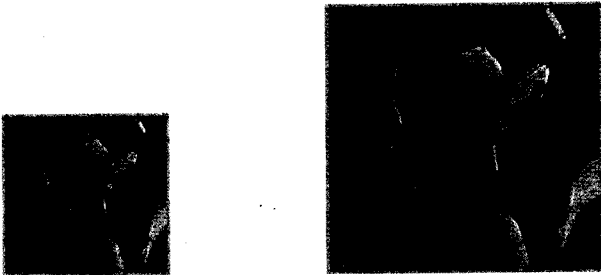


图 2 不同尺度下本文算法对 lena 图像特征点提取效果
Fig.2 The result of feature extraction for Lena with different scale

从图 2 中可以清楚的看出,采用金字塔匹配法提取的角点具有非常好的重复性和准确性,为了能够对不同尺度下提取的效果进行定量评价,使用以下公式:

$$r_{1,2} = \frac{C(I_1, I_2)}{\text{mean}(m_1, m_2)}$$

(7)

其中 $C(I_1, I_2)$ 表示两幅图像中重复特征点的个数, $\text{mean}(m_1, m_2)$ 表示两幅图像中特征点提取个数的平均数,这个值可以定义为重复率,重复率越大,则说明特征点算法越好,图 3 显示在不同尺度下三种算法的特征点重复率.

通过重复率测试,发现基于金字塔匹配的特征点提取方法重复率明显高于单一尺度角点算子,与 Harris - Laplace 算子提取的特征点重复率相当.

为了检验运算速度,对 Lena 图像使用 PBSI 算子和 Harris - Laplace 算子进行特征点提取,比

较提取时间如表 1 所示:

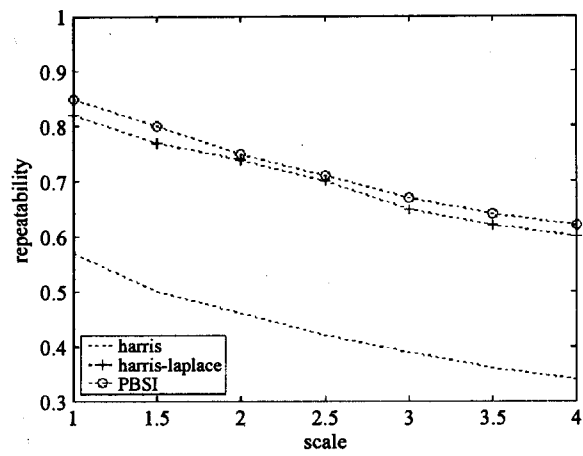


图 3 不同尺度下三种角点提取方法的特征点重复率
Fig.3 The repeatability of feature extraction by three different methods

表 1 对 Lena 图像进行特征点提取算法时间比较
Table 1 The comparison of time cost about Lena image by different methods

尺度	1	1.5	2	2.5	3	3.5
Harris - Laplace/s	2.263 3	2.772 8	3.235 4	3.661 0	4.120 0	4.591 5
PBSI/s	0.336 0	0.328 1	0.311 0	0.310 0	0.310 2	0.308 9

从表 1 发现,PBSI 算法时间少于 Harris - Laplace,而且随着尺度的增加,PBSI 算法时间有减少趋势,这是因为尺度的增加并没有增加层的数量(算法控制在三层之内),反而减少特征点的个数,使得伪特征点数量大大减少,因此提取时间也相应减少.而 Harris - Laplace 方法需要验证每个候选角点在空间上是否是 Laplace 算子极值,这样需要与周围 26 个点进行比较,这意味着对每个

候选特征点都需要计算其周围 26 个点的 Laplace 算子响应.

4.2 噪声变化对特征点的影响

PBSI 算法由于采在金字塔最顶层提取特征点,因此剔除了许多伪特征点和噪声,图 4 为对 Lena 图像.

从实验效果可知,该算法有很好的抗噪声能力,在噪声图像中提取的特征点比较稳定.

5 结论

本文将 Harris 角点提取方法与图像高斯金字塔思想相结合提出一种基于金字塔匹配的尺度不变特征点提取算法. 首先建立三层高斯金字塔, 在每层求得 Harris 角点, 再自上而下匹配求得最终

特征点. 实验结果表明, 该算法提取的图像特征点不仅具有尺度不变特性、计算复杂度低, 而且在噪声环境下具有较强的鲁棒性, 适合于有噪声干扰的复杂环境, 如水下环境, 利用本文的算法可以有效地实现水下目标三维重建, 海底地图生成、水下目标定位等视觉应用.



(a) Harris提取原图像特征



(b) Harris提取加噪后特征点



(c) PBSI提取原图像特征



(d) PBSI提取加噪图像特征

图4 Lena 图像加噪后的特征点提取效果

Fig. 4 The anti-noise ability result of point extraction with noised Lena image

参考文献:

- [1] Lindeberg Tony. Scale - Space A Framework For Handling Image Structures At Multiple Scales [C]//Proceedings Of The Conference European Organization For Nuclear Research School of Computing. The Netherland; Egmond Aan Zee, 1996: 8 - 21.
- [2] Dufournaud Y, Schmid C, Horaud R. Image Matching With Scale Adjustment [C]//Computer Vision And Image Understanding, 2004, 93: 175 - 194.
- [3] Mikolajczyk K, C Schmid. Scale And Affine Invariant Interest Point Detectors [J]. In International Journal Of Computer Vision, 2004, 60(1): 63 - 86.
- [4] Lowe. Distinctive Image Features From Scale - Invariant Keypoints [J]. International Journal Of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 - 110.
- [5] Mikolajczyk K, Schmid C. A Performance Evaluation Of Local Descriptors [C]//International Conference On Computer Vision And Pattern Recognition (CVPR ' 2003), Madison, 2003: 117 - 122.
- [6] Ke Y, Sukthankar R. PCA - SIFT: A More Distinctive Representation For Local Image Descriptors [C]//In Cvpr. Washington DC, 2004.
- [7] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars, Luc Van Gool. SURF: Speeded Up Robust Features [C]//Proceedings Of The Ninth European Conference On Computer Vision. Graz, 2006.
- [8] Liu Li, Peng Fuyuan. Fast Image Matching For Localization In Deep - Sea Based On The Simplified SIFT (Scale Invariant Feature Transform) Algorithm [C]//In Second International Conference On Space Information Technology. Wuhan, 2007.