

基于二进制稳健独立基元特征的扩展目标快速检测

邓 黎^{1,2} 王春鸿¹ 饶长辉¹

(¹ 中国科学院光电技术研究所自适应光学重点实验室, 四川 成都 610209)

² 中国科学院研究生院, 北京 100049

摘要 在某些扩展目标光电成像中, 目标图像缺少局部细节, 因此采用复杂的特征检测算法和高维特征描述符, 但这种方法不仅存在特征描述区分度弱的问题, 而且还存在资源占用多、运算速度慢以及难以实现实时处理的缺点。为解决此问题提出了用加速分段测试提取特征 (FAST) 检测算法进行角点检测, 用二进制稳健独立基元特征 (BRIEF) 描述符进行目标特征描述的新方法。同时, 针对 BRIEF 描述符缺少方向判别, 对目标姿态变化敏感的问题, 提出了主方向约束机制, 有效地提高了特征点识别的稳定性。将本方法与加速稳健性特征 (SURF) 和尺度恒定特征变化 (SIFT) 两种应用广泛的算法进行了比较, 结果表明, 本方法的运算速度分别达到了 SURF 的 5 倍和 SIFT 的 17 倍, 且识别率与 SURF 相当, 能在不降低特征识别率的基础上, 实现目标的快速检测和稳定跟踪。

关键词 图像处理; 目标检测; 跟踪

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201239.s109002

Fast Detection of Expanded Target Based on Binary Robust Independent Elementary Features

Deng Li^{1,2} Wang Chunhong¹ Rao Changhui¹

(¹ Key Laboratory on Adaptive Optics, Institute of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Chengdu, Sichuan 310027, China
² Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract In some opto-electrical imaging system for extended target, because the target is lack of local detail, using complex detector and high-dimensional descriptor not only brings the problem of weak discrimination of description, but also results in high sources occupation and slow calculation, lead to a hard process in real-time. A specialized algorithm is proposed with features from accelerated segment test (FAST) as the detector and binary robust independent elementary feature (BRIEF) as the descriptor, to solve the problems efficiently. In the meantime, because the BRIEF is sensitive to the changes of target, a process named major orientation constraint is employed which can improve the stability of feature recognition. Experiments are done and this new algorithm is compared to two widely used algorithms, speed-up robust feature (SURF) and scale invariant feature transform (SIFT). The result shows that our algorithm performs 5 times of SURF and 17 times of SIFT in speed, meanwhile the recognition accuracy is comparable to that of SURF. Hence this algorithm achieves fast object detection and stable tracking without decline of recognition accuracy.

Key words image processing; target detection; tracking

OCIS codes 100.3008; 330.1880; 100.4999

1 引 言

在光电成像系统中, 常常会涉及到对扩展目标的检测和跟踪。本文研究的是单纯背景下, 缺少细节特征的扩展目标的快速检测和稳定跟踪问题。基

于兴趣点的扩展目标的检测通常包括特征点的提取、特征点的描述和特征点的匹配三个过程, 影响运算速度和资源占用的核心是特征点的提取和特征点的描述。

收稿日期: 2012-01-06; 收到修改稿日期: 2012-02-27

作者简介: 邓黎(1986—), 女, 博士研究生, 主要从事特征提取及目标识别方面的研究。E-mail: dengli_ioe@126.com

导师简介: 王春鸿(1967—), 男, 研究员, 主要从事自适应光学方面的研究。E-mail: wchunhong@ioe.ac.cn

扩展目标特征点的提取一般采用角点检测算法。常用的高效角点检测算法,主要有哈里斯(Harris)^[1]和加速稳健性特征(SURF)^[2]。Harris角点定义在水平和垂直两个方向(即 x, y 方向)都具有相对较大的微分量的位置, SURF 检测算法得到的特征点含有特征尺度信息。Harris 算法需要微分计算,而 SURF 算法需要特征尺度的计算,因此两者的运算速度都不可能太高。2005 年 E. Rosten 等^[3,4]提出的加速分段测试提取特征(FAST)只需用数次像素值比较就能判定角点,计算复杂度远低于 Harris 和 SURF 算法,因此速度更快。FAST 目前在国外的尚处于起步阶段^[3,5,6],在国内的应用极少^[7]。

扩展目标的特征点描述一般都采用具有很强描述能力的描述符。目前应用最多的特征描述符是尺度恒定特征变化(SIFT)^[8]和 SURF,两者都属于高维描述符,描述符维数分别为 128 维和 64 维,因而在描述符的计算和匹配上会耗费较多的时间和资源,二进制独立基元特征(BRIEF)^[9]是 2010 年才提出的特征点描述新算法,仅有 32 维,在资源占用上大大小于前两者,因而计算速度更快,并有很强分辨力。但由于 BRIEF 不含有方向判断的过程,因此方向敏感性较高,在实际应用中具有局限性。

本文将 FAST 与 BRIEF 联合应用,并针对 BRIEF 方向敏感性较高的问题,引入了特征点图样方向计算,即主方向约束。从而提高了对扩展目标的特征点检测的速度和特征点识别的稳定性。

2 算法原理及实现步骤

2.1 FAST 角点检测算法

FAST 算法基于像素点周围图样判断角点,其定义如下:

如果在像素点 p 周围,半径为 r 的离散圆周上有至少 n 个连续的像素同时比 p 点的灰度值亮或者暗 t 个单位,则认为像素 p 是一个特征点。

图 1(a)所示为半径 $r=3, n=9$ 的 FAST 检测,其中黑色区域表示被检测角点区域,灰色为背景,白色为离散圆周上可能的测试位置^[4],此时的 FAST 具有最好的角点检测重复性。测试顺序在测试前通过机器学习离线得到,以保证角点的判定和拒绝可以在最少的测试次数内完成。机器学习后的扇形检测顺序如图 1(b)所示,1~9 为测试顺序,如果位置 1 测试失败,则测试位置 a,如果 2 失败则测试 b。

算法步骤如下:首先对图像中所有像素点做 9

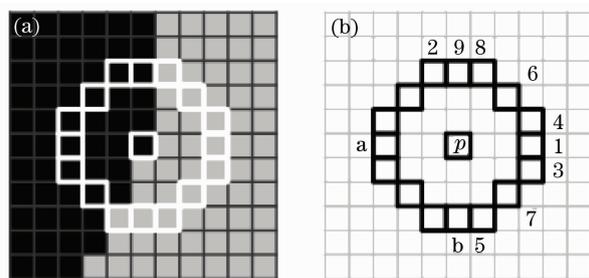


图 1 9 点 FAST 的角点检测。(a) $r=3$ 的 9 点 FAST 检测测试位置;(b) 9 点扇形测试最优顺序示意图
Fig. 1 Corner detection of 9-point FAST. (a) 9-point FAST detection when $r=3$; (b) optimum order of 9 point-segment tests

点扇形测试,获得候选角点位置;然后计算每个候选点在评分函数下的响应;最后通过非最大值抑制(NMS)来剔除响应值中的非局部最大值点,即多余的角点。评分函数可表示为

$$S = \max\left(\sum_{x \in B} |I_{p \rightarrow x} - I_p| - t, \sum_{x \in D} |I_{p \rightarrow x} - I_p| - t\right), \quad (1)$$

式中 B 表示比 p 点亮的像素点的集合, D 表示比 p 点暗的像素点的集合, $I_p, I_{p \rightarrow x}$ 表示 p 点及 p 点周围离散圆周上 x 位置的像素值。

2.2 BRIEF 描述符

BRIEF 描述符的原理是对所有特征点周围采样,采用一组相同的模板进行测试,得到每个特征点周围图样上每个像素点之间像素值比较关系,从而得到一个二进制序列。然后再将这个序列按字节划分为维度,得到描述符。其中每一个测试结果(即二进制位)被称为一个基元,其响应的计算方式如下:

将特征点周围 $S \times S$ 的图样预处理后记为 p , 将 p 上测试 η 定义为

$$\eta(p; x, y) = \begin{cases} 1 & p(x) < p(y) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (2)$$

式中 $p(x), p(y)$ 是图样上 $x = (u_1, v_1), y = (u_2, v_2)$ 位置的像素灰度值。选择一组 n_d 个互不相同的 (x, y) 组合,作为一组有序的测试集,即模板。通过对模板上所有像素的比较测试,得到 BRIEF 描述符:

$$D_{n_d}(p) = \sum_{i=1}^{n_d} 2^{i-1} \eta(p; x_i, y_i). \quad (3)$$

根据文献[9],取 $n_d = 256$,以达到特征点识别率和维数的折中。以字节为单位划分维度,即获得 $256/8=32$ 维的描述符,共占 32 个字节。

为了克服单个像素受噪声的影响,采用高斯平

滑对特征点周围图样做预处理以增强描述符的描述能力。 9×9 的高斯平滑能达到较好的降噪效果同时不会过多影响像素值分布。

在 BRIEF 描述符的计算中,测试对的空间分布同样影响描述符分辨率。根据文献[9],在各向同性的高斯分布上采样,取 $\mu = 0, \sigma^2 = \frac{1}{25}S^2$ 可得到较好的特征点识别率。

BRIEF 描述符计算步骤如下:首先在 $G(\mu = 0, \sigma^2 = \frac{1}{25}S^2)$ 的高斯分布下采样,得到描述符计算所需的 256 个测试对在图样上的坐标 $\{\eta_1, \dots, \eta_{256}\}$ 。在同一目标检测的过程中,所有特征点图样的测试均按照 $\{\eta_1, \dots, \eta_{256}\}$ 所确定的测试对进行。依次按照(2)式计算每个图样在 $\{\eta_1, \dots, \eta_{256}\}$ 中的响应,再按照(3)式得到二进制的响应值,最后按字节划分得到 32 维描述符。

2.3 BRIEF 描述符的主方向约束

BRIEF 的方向敏感性产生于描述符对所有特征点的图样都采用相同的测试序列。当图像出现旋转变换时,描述符不能将这种变化表征出来,即不具有旋转不变性。由于 BRIEF 并非是一种依靠图像矩计算的方法,不能用具有旋转不变性图像矩来解决^[10]。利用方向归一化的思想,计算图样的主方向,但是与传统方法不同,并不对图样进行旋转做方向归一化,而是改变测试序列的顺序,这样就能简单地将旋转变换反映在描述符中,从而避免了图样旋

转的复杂计算。并且由于二维高斯分布的圆对称性,改变测试序列顺序并不会影响描述符的描述能力。主方向约束包括主方向计算和主方向下的采样模式选取两个部分。

主方向的计算由半对角线上像素值变化量的加权叠加得到。考虑到视觉显著性,远离图样中心的变化量被赋予更大的权重。计算方法如下:

用 $\rho(i), i = 1, \dots, S/2$ 表示图样上以图样中心为原点,对角线上 (i, i) 位置中的变化量,如图 2(a)中标示,白色箭头表示参与主方向计算的半对角线,灰色箭头表示主方向计算中 x, y 正方向。用下标表示变化方向 x, y ,则

$$\begin{cases} \rho_x(i) = i^2 x(i) \\ \rho_y(i) = i^2 y(i) \end{cases} \quad (4)$$

累计半对角线上的所有变化量,则可以得到图样的方向 φ :

$$\varphi = \arctan \left[\frac{\sum_i \rho_x(i)}{\sum_i \rho_y(i)} \right]. \quad (5)$$

在主方向下采样模板的计算在计算前通过旋转的方法离线得到不同主方向的采样模板,以减少运行时的计算量。图 2(b)展现了标准采样模板(即主方向为 0 度时的采样模板)以及图 2(c)为主方向下的采样序列。图 2(b)和(c)中的黑色箭头均表示主方向。

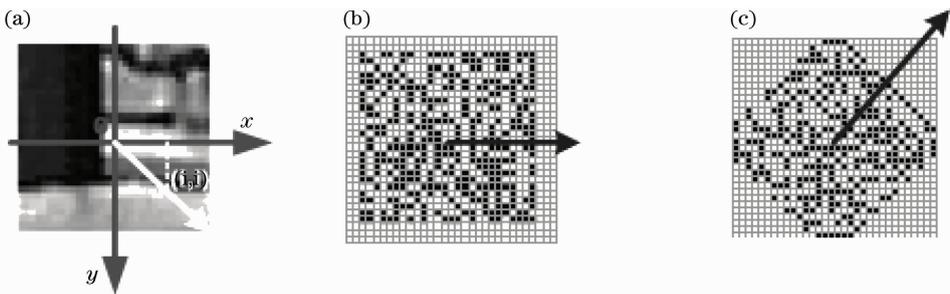


图 2 采样模式的主方向约束的计算。(a) 图样主方向的计算;(b)标准采样模板;(c)主方向下的采样序列

Fig. 2 Computation of major orientation constraints in sampling mode. (a) Calculation of major orientation of pattern; (b) standard sampling pattern; (c) sampling sequence of major orientation

主方向约束计算步骤如下:首先,以 BRIEF 生成的测试对为 0° 扇形子区域的采样模式,生成所有 N 个扇形子区域的采样模式;其次对每个特征点的图样用(4)式和(5)式计算主方向,然后根据主方向得到当前图样采样模式;最后按照 BRIEF 描述符的计算步骤得到主方向约束 BRIEF 描述符。

3 实验比较

实验采用缺少细节的扩展目标图像序列,如图 3 所示,用 C 语言在计算机上进行仿真。

3.1 计算速度比较

表 1 将 FAST 与 Harris、SIFT 和 SURF 进行角点检测速度比较。表 1 中数据为对连续十帧图像角点检测时间的平均值。



图 3 缺少纹理细节的扩展目标图像序列

Fig. 3 Image sequence of expanded target which lacks of texture information

表 1 几种算法的检测时间比较

Table 1 Comparison of detection time among algorithms

	FAST	Harris	SIFT	SURF
Number of points	177	67	96	49
Detection time /ms	11.70	68.76	629.67	234.43
Average time per point /ms	0.066	1.02	6.56	4.75

由表 1 可见,FAST 在对缺少纹理细节的扩展目标图像的检测中,得到的角点数分别是 SIFT 的近 2 倍,Harris 的近 3 倍以及 SURF 的近 4 倍,这对缺少纹理细节的扩展目标通常只能检测到较少的特征点数的问题上,是一个重要的优势。此外,FAST 的计算速度分别是 SIFT 的 54 倍、SURF 的 20 倍及 Harris 的 15 倍。折合成每特征点的平均检测时间,更是分别达到 SIFT 的 100 倍和 SURF 的 72 倍及 Harris 的 15 倍,计算速度远远快于 SIFT、SURF 和 Harris。可见,对于本文研究的扩展目标,FAST 特征点检测的效率远远超过 Harris,SIFT 和 SURF 算法。

表 2 表明,主方向约束 BRIEF 会在 BRIEF 计算的基础上消耗额外的计算时间,但与 SIFT 和 SURF 相比,平均每点计算速度分别达到了 SIFT 的约 19 倍和 SURF 的约 3 倍。可见,主方向约束 BRIEF 的计算速度大大快于 SIFT 和 SURF。另外 BRIEF 和主方向约束 BRIEF 每个特征点描述占用内存分别是 SIFT 的 1/16 和 SURF 的 1/8。表明它对于缺少纹理细节的扩展目标是一种高效的特征点描述方法。

表 3 列出了本文提出的 FAST 与主方向约束 BRIEF 联合应用的方法和 SIFT 以及 SURF 的总运算时间的比较。可见,FAST 与主方向约束 BRIEF 虽然由于检测到的角点较多,特征点描述总时间高于 SURF 的对应时间,匹配总时间高于其他两种算法的对应时间,但其总计算速度分别是 SIFT 的 12 倍和 SURF 的 3 倍,表明本文提出的方法对缺少纹理细节的扩展目标的特征点检测和描述具有

明显优势。

表 2 主方向约束 BRIEF 与 BRIEF,SIFT 和 SURF 描述符的计算时间及内存占用比较

Table 2 Comparison of average computing time among constrained in major orientation BRIEF, BRIEF, SIFT and SURF descriptors

	Oriented BRIEF	BRIEF	SIFT	SURF
Description time /ms	34.23	19.43	635.33	85.40
Average time per point /ms	0.35	0.20	6.62	0.89
Memory per point /byte	32	32	512	256

表 3 FAST 与主方向约束 BRIEF 联合应用和 SIFT 以及 SURF 的总运算时间比较

Table 3 Comparison of total computing time among joint use of FAST & constrained in major orientation BRIEF, SIFT and SURF

	FAST & Oriented BRIEF	SIFT	SURF
Number of points	145	42	24
Detection time /ms	11.14	626.78	242.17
Description time /ms	47.89	587.31	43.69
Matching time /ms	36.62	10.87	3.58
Total /ms	95.65	1224.96	289.44

3.2 特征点识别率比较

特征点的匹配就是在特征点提取和描述的基础上寻找不同图像特征点间的对应关系的过程。测试图像采用图 3 所示图像,并在二维平面内加 $10^\circ \sim 90^\circ$ 的旋转。不同方法下的识别率如图 4 所示。

由图 4 可见,SIFT 的特征点识别率最高,能达到 70% 以上;主方向约束 BRIEF 次之在 60% 以上;而 SURF 仅能达到 30%~50% 的识别率。原始 BRIEF 则由于本身对方向敏感性较高,当旋转角度大于 20° 时,识别率降到 10% 以下。图 4 表明,主方向约束能对 BRIEF 方向敏感性问题大大改善,其效果优于 SURF 与 SIFT。

3.3 大姿态变化下的特征点跟踪

特征点的跟踪就是对特征点的提取和识别过

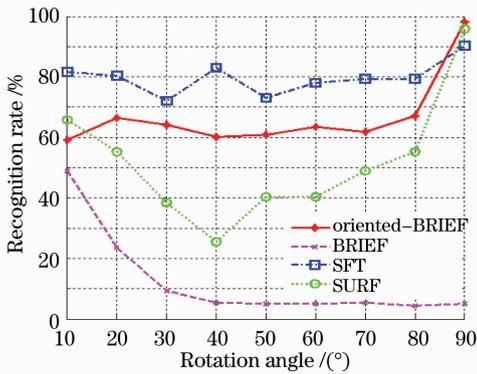


图 4 描述符在旋转变换下的特征识别率比较
Fig. 4 Recognition rate comparison of descriptors under rotation transform

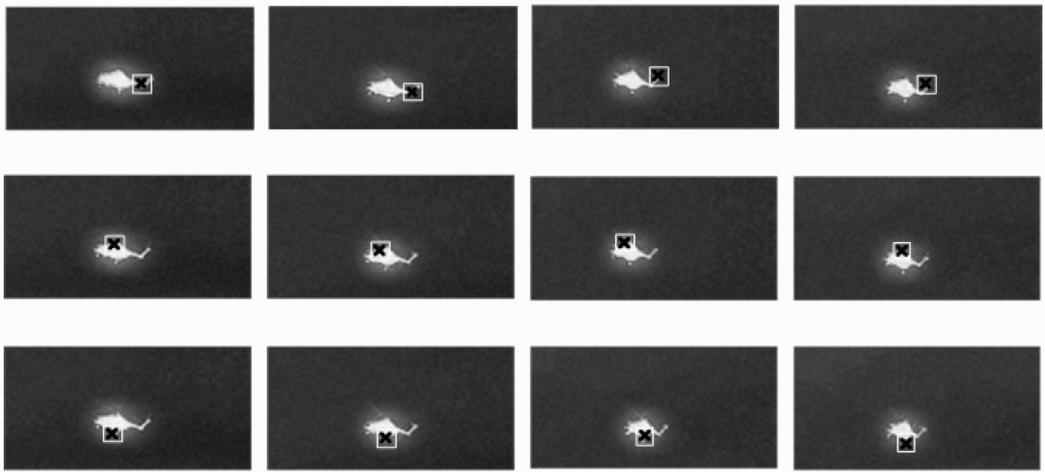


图 5 在姿态变化下的跟踪
Fig. 5 Tracking under large pose changing

4 结 论

提出了一种专门针对纹理细节不足的扩展目标图像的快速检测和跟踪方法。该方法采用 FAST 检测算法和 BRIEF 描述符相结合,具有计算速度快、资源占用少的特点。同时创新引入了主方向约束机制,解决了 BRIEF 方向敏感性带来的识别率下降的问题。仿真实验表明,该方法能达到 SURF 算法 10 倍的计算速度,并且保持同等水平的识别率。本方法在扩展目标检测跟踪和在线识别任务中具有应用价值。

参 考 文 献

- 1 C. Harris, M. Stephens. A combined corner and edge detector[C]. Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, 1988. 147~151
- 2 H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars *et al.*. SURF: Speeded up robust features[C]. ECCV Graz, Austria, 2006
- 3 E. Rosten, T. Drummond. Fusing points and lines for high performance tracking[C]. 10th IEEE International Conference on

Computer Vision, Beijing, China, 2005, volume 2, 1508~1515

程。为检验本算法在实际图像序列中的特征点识别效果,将本算法用于一段包含三维姿态变换的图像序列,检验算法在每帧中对特征点的检测的效果。

图 5 显示了采用主方向约束 BRIEF 的特征点跟踪结果,每行展现了一个特征点的跟踪结果,每列是不同帧的图像,黑叉表示被跟踪点当前位置。从图中可见,当缺少细节的扩展目标出现较大姿态变化时,本算法能较稳定地检测到特征点。但需要指出的是,由于扩展目标细节的缺失,检测到的特征点位置可能出现一定程度的漂移,如第一行第三列所示。综合考虑到运算时间和特征点识别率,本算法仍是一种高效的算法。

- 4 E. Rosten, T. Drummond. Machine learning for high-speed corner detection[C]. European Conference on Computer Vision, 2006
- 5 G. Klein, D. Murray. Parallel tracking and mapping on a camera phone[C]. In Proc. International Symposium on Mixed and Augmented Reality, Orlando, 2009
- 6 Markerless Augmented Reality on iPhone 3Gs. <http://ml.sun.ac.za/people/carel-van-wyk/>
- 7 Zhao Qian, Hu Yueli, Cao Jialin. Object of interest detection technology in natural image[J]. *Computer Engineering*, 2011, **37**(21): 173~175
- 赵 倩, 胡越黎, 曹家麟. 自然图像中的感兴趣目标检测技术[J]. *计算机工程*, 2011, **37**(21): 173~175
- 8 D. G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features [C]. International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece, September 1999
- 9 M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha *et al.*. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features[C]. ECCV 2010
- 10 Hu Haitao, Ping Ziliang, Wu bin. Quick algorithm of image moments with rotational invariance [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(2): 394~398
- 胡海涛, 平子良, 吴 斌. 具有旋转不变性的图像矩的快速算法[J]. *光学学报*, 2010, **30**(2): 394~398