

文章编号 1004-924X(2011)12-2999-08

基于 Laplacian 的局部特征描述算法

唐永鹤*, 卢焕章, 胡谋法

(国防科学技术大学 ATR 实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要:为了更好地兼顾特征描述子的鲁棒性和生成复杂度,提出了一种基于 Laplacian 的局部特征描述算法。分析说明了 Laplacian 不仅对图像的欧氏变换、缩放及亮度线性变化具有较好的性质,而且能够反映图像的局部结构特征。据此利用高斯型拉普拉斯变换响应建立了一种 64 维特征描述子,并将该特征描述子应用于特征点匹配。匹配实验结果表明,在图像尺度缩放、旋转、模糊、亮度变化和较小视角变化等多种变换条件下,该描述子不仅能够取得较好的匹配效果,而且匹配速度是尺度不变特征变换(SIFT)的 4 倍以上。该算法适用于实时性要求较高,存在旋转、尺度缩放、亮度差异、图像压缩变换以及视角变化不大的结构图像间的匹配。

关键词:局部特征;特征描述子;图像匹配;高斯型拉普拉斯

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111912.2999

Local feature description algorithm based on Laplacian

TANG Yong-he*, LU Huan-zhang, HU Mou-fa

(ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

* Corresponding author, E-mail: tyh_983@126.com

Abstract: In order to balance the robustness and building complexity of a feature descriptor, a local feature description algorithm based on Laplacian is presented. It is analyzed and illustrated that the Laplacian not only has good properties to Euclidian transformation, zoom, and linear brightness changes of an image, but also can characterize the local structure of the image. On the basis of that, a 64-dimension descriptor is built with the response of Laplacian of Gaussian. Finally, the descriptor is used to match feature points with the absolute distance as similarity measurement. Simulation results indicate that the proposed descriptor can obtain better matching results for the image with zoom, rotation, blurring, illumination varying as well as smaller viewpoint changes, and the matching speed is more than 4 times that of Scale Invariable Feature Transformation(SIFT). The proposed feature description algorithm is suitable for matching the images of structured scenes, for it is insensitive to the image transformation with rotation, zoom, luminance varying, compression or small viewpoint changes.

Key words: local feature; feature descriptor; image matching; Laplacian of Gaussian

收稿日期:2011-03-17;修订日期:2011-04-15.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目

1 引言

局部特征描述子在多种图像变换下具有不变性、低冗余性、独特性及无需预先对图像分割等特点,已广泛应用于目标识别、机器人导航、三维重建、图像匹配等诸多领域^[1-3]。局部特征描述子按照实现方式主要可以分为基于分布的描述子、基于空间频率的描述子、基于微分的描述子和其他方式的描述子。其中,基于分布的描述子利用直方图表征形状、边缘或者像素强度等表面特征,主要包括基于灰度分布的描述子和基于梯度分布的描述子,目前已有许多相关研究成果见诸文献^[4-6]。

Ojala T 等^[7]提出了一种表述灰度图像某像素点与周围像素点大小关系的二进制描述(Local Binary Pattern, LBP)方法,此后出现了一些 LBP 扩展算法,它们计算简单,并且具有部分的尺度、旋转和亮暗不变性等优点。C. R. Huang 等^[8]针对 LBP 包含信息量较小且只考虑灰度差异的正负性的特点,提出了对比上下文直方图(Contrast Context Histogram, CCH)的方法,利用邻域区域的灰度差异直方图描述特征点。刘萍萍等^[9-10]对 CCH 进行了改进,使用规格化强度对比描述子,先将局部邻域中的像素强度规格化,再在每个子区域中描述子区域像素与中心像素的对比关系。SURF(Speed Up Robust Feature)^[11]利用 Harr 小波的局部响应建立 128 维特征描述子,这类特征描述子生成方式比较简单,但其鲁棒性有待进一步提高。在基于图像梯度分布的诸多方法中,尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)^[12]被认为是鲁棒性最好的算法之一,它通过统计特征点附近 4×4 个子区域各自 8 个方向上的梯度方向直方图构建 128 维的特征描述子,对图像的尺度缩放、旋转、亮度变化、较小视角变化保持不变,但其构建方式复杂且维度较高,实时性能较差。Yan Ke 等^[13]结合主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)技术对 SIFT 进行了改进,构建了一种 20 维特征描述子。Mikolajczyk^[14]采用对数极坐标的形式划分特征点邻域,提出了一种扩展 SIFT 描述子

GLOH(Gradient Location and Orientation Histogram),提高了算法的鲁棒性和可区别性,但其计算复杂度大幅增加。F. C. Wu 等^[15]利用图像梯度的内积和外积构建特征向量场,然后将特征点的圆形邻域划分成 16 个子区域,通过统计各个子区域的特征向量场生成 64 维特征描述子,该描述子对图像欧氏变换和亮度的线性变化保持不变。王旭光等^[16]提出了一种 Harris 相关特征,并将其应用于描述特征点的局部特征,生成一种 98 维特征描述子。这一类算法鲁棒性能较好,但特征描述子的生成方式比较复杂。

为了更好地兼顾特征描述子的鲁棒性和生成复杂度,本文提出了一种基于 Laplacian 的局部特征描述算法。从信息选取和特征描述方式 2 个方面进行分析,提出采用图像的高斯型拉普拉斯变换(LoG)来描述特征区域,建立了一种 64 维特征描述子,并将这种局部特征描述子应用于图像的特征点匹配。实验结果表明,该算法不仅对图像的欧氏变换和图像亮度的线性变化具有不变性,对较小的视角变化不敏感,而且匹配速度较快。

2 算法原理

若选取的信息能够较好地表征图像的局部特征且易于计算,同时,描述子建立方式简单且对图像的多种变换进行了相应处理,则描述子的性能较好,此时决定特征描述子鲁棒性和生成复杂度的 2 个关键因素是信息的选取和描述子的生成方式。

2.1 信息选取

信息选取是描述图像局部特征的关键因素之一,本文选取图像的 LoG 变换响应描述图像的特征。

Laplacian 是最简单的各向同性微分算子,一个二元图像函数 $f(x, y)$ 的拉普拉斯变换定义为:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

对于像素点 p 和 p' , Laplacian 显然具有如下性质:

(1) 对图像的欧氏变换保持不变,即若 $g(p') = f(p)$ ($p' = Rp + t$), 则 $\nabla^2 g(p') = \nabla^2 f(p)$ 。

(2) 对图像的缩放相差一个比例因子,即若 $g(p') = f(p)(p' = sp)$, 则 $\nabla^2 g(p') = (1/s^2)\nabla^2 f(p)$ 。

(3) 关于图像灰度的线性变化相差一个比例因子,即若 $g(p') = \alpha f(p) + \beta$, 则 $\nabla^2 g(p') = \alpha^2 \nabla^2 f(p)$ 。

除了具有良好的性质,Laplacian 还能表征图像灰度的突变程度,在灰度图像突变区域(边缘、孤立的点)的响应较强,在灰度变化缓慢区域的响应较弱。但 Laplacian 对噪声很敏感,不宜于直接描述图像局部特征,需要对其进行高斯平滑处理,然后将处理结果(即 LoG 变换响应)用于构建

特征描述子,以减小噪声的影响。图 1(a)为一幅测试图像,图 1(b),图 1(c)分别是测试图像 LoG 变换正负响应的绝对值。从图 1 可以看出,在图像灰度变化剧烈的区域,其正负响应绝对值均较大,在灰度变化缓慢的区域,其正负响应绝对值都很小,而 LoG 变换响应的正负性还可以判断像素点位于亮的区域还是位于暗的区域。因此,LoG 变换响应不仅包含图像的灰度变化信息,而且含有一定的结构信息,可以用其描述图像的特征点。此外,LoG 变换可以用简化的模板近似,只需移位和减法运算即可实现,计算速度快。



(a) 测试图像 (a) Test image (b) LoG 变换正响应图像 (b) Positive response of LoG (c) LoG 变换负响应图像 (c) Negative response of LoG

图 1 测试图像及其正负 LoG 变换响应图像

Fig. 1 Test image and its positive, negative responses of LoG

2.2 描述子生成方式

生成局部不变特征描述子的关键就是如何有效地描述特征点使其具有较强的鲁棒性和可区别性,同时又要兼顾计算复杂度和特征描述子的维度。本文采用 LoG 变换响应描述特征点,具体方法如下:

首先,以特征点为中心,特征点主方向为 $\theta = 0$,按照式(1)和(2)建立极坐标系,其中 r 和 θ 分别为极径和极角, (x_c, y_c) 为特征点的坐标, θ_c 为特征点的主方向。然后按照图 2 所示的方式以特征点主方向为起始角度将特征点邻域划分为 32 个子区域,不仅使构建的特征描述子具有旋转不变性,而且计算复杂度小于采用对数极坐标系,还不需进行插值计算。最后,统计各个子区域的 H_{R_i+} 和 H_{R_i-} ,生成特征向量 $\mathbf{LoGH}(x_c, y_c) = (H_{R_1+}, H_{R_1-}, \dots, H_{R_{32+}}, H_{R_{32-}})$,其中, $H_{R_i+} = \frac{1}{N_{R_i+}} \sum_{(x,y) \in R_i, LoG(x,y) > 0} LoG(x,y)$, $H_{R_i-} = \frac{1}{N_{R_i-}} \sum_{(x,y) \in R_i, LoG(x,y) < 0} (-LoG(x,y))$, $LoG(x,y)$ 为点

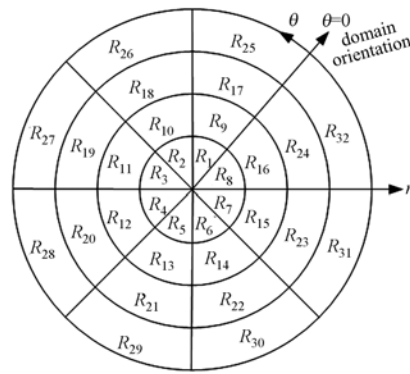


图 2 特征点邻域划分示意图

Fig. 2 Partition of feature point neighborhood

(x, y) 的 LoG 变换响应, N_{R_i+} 和 N_{R_i-} 分别为子区域 R_i 中 LoG 变换响应大于 0 的像素点数和小于 0 的像素点数。为了克服图像亮度线性变化的影响,对 LoGH 进行归一化处理,生成 64 维描述子。

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2}, \quad (1)$$

$$\theta = \operatorname{atan}\left(\frac{y^- - y_c}{x^- - x_c}\right) - \theta_c. \quad (2)$$

3 特征点匹配

将生成的特征描述子应用于特征点匹配以检验其性能,匹配算法流程是:设待匹配图像为 I_1 和 I_2 ,首先分别建立图像 I_1 和 I_2 的高斯金字塔模型,用 Harris 算子提取每层图像的角点作为特征点,统计特征点较小邻域内的梯度方向直方图,选择直方图的主峰值所对应的方向作为特征点的主方向,然后用 LoG 变换响应为每个特征点建立特征描述子,最后采用特征描述子间的绝对值距离作为相似性度量匹配特征点。设点 A 的特征描述子为 \mathbf{P}_A ,点 B 的特征描述子为 \mathbf{P}_B ,则 \mathbf{P}_A 和 \mathbf{P}_B 的绝对值距离 $\operatorname{dist}(\mathbf{P}_A, \mathbf{P}_B) = \|\mathbf{P}_A - \mathbf{P}_B\|_1 = \sum_{i=1}^n |a_i - b_i|$,其中 $\mathbf{P}_A = [a_1 a_2 \cdots a_n]$, $\mathbf{P}_B = [b_1 b_2 \cdots b_n]$ 。具体匹配方法是:从图像 I_1 中取特征点 A,在图像 I_2 中找出与其特征描述子距离最近的点 B 和次近的点 C,若 $\operatorname{dist}(\mathbf{P}_A, \mathbf{P}_B) < t \times \operatorname{dist}(\mathbf{P}_A, \mathbf{P}_C)$,则认为点 A 和点 B 为初始匹配点对,其中 t 为预先设定的阈值。遍历图像 I_1 中的所有特征点,即可获得一组初始匹配点集,然后用 RANSAC(Random Sample Consensus)算法剔除错误匹配点,最终实现特征点的匹配。

4 匹配实验与结果分析

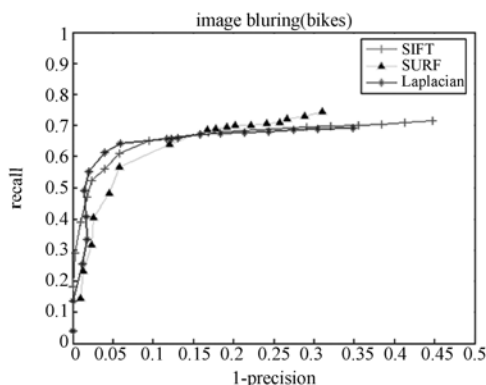
实验中采用的测试图像来自 Mikolajczyk05 标准数据集,该数据集包含了视角变换、尺度和旋

转变、模糊变换、光照变化、JPEG 压缩变换条件下的场景图像。本文从算法的鲁棒性和实时性两个方面考察算法的性能,并将其与 SIFT、SURF 算法进行了对比实验。

4.1 鲁棒性

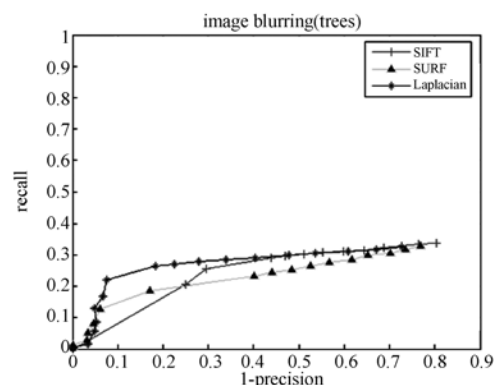
本文采用 Recall-Precision^[14] 曲线评价局部特征描述子的鲁棒性,其中 Recall 表示查全率,是指正确匹配特征点数与 2 幅图像间对应特征点总数的比值, Precision 表示查准率, 1-Precision 表示查错率。实验中判断 2 个特征点匹配的标准是:(1)2 个特征点的相对距离误差小于 4;(2)特征区域的重叠误差率^[14] 低于 0.5。

图 3(a)~(f)分别是 SIFT、SURF 以及本文算法对 bikes、trees、boat、bark、graffiti、bricks、cars 和 UBC 数据集的测试结果。在模糊变换实验中,测试图像是通过改变相机焦点获得的,从图 3(a),图 3(b)可以看出,对于结构图像,3 种算法的匹配效果基本相当,而对于纹理图像,本文算法略好于其它 2 种算法,且 3 种算法对结构图像的处理效果均好于对纹理图像的处理效果。在旋转和缩放实验中,测试图像间存在 $30^\circ \sim 45^\circ$ 的旋转,同时伴随着 1~2.5 倍的缩放,从图 3(c),图 3(d)可以看出,对于结构图像,本文算法的鲁棒性与 SIFT 算法相当,优于 SURF 算法,而对于纹理图像, SIFT 算法性能最好,本文算法性能与 SURF 相近,这与 Laplacian 具有欧氏变换不变性且能反映图像的结构信息是一致的,同时也与以特征点主方向为起始角度划分特征区域相关。在视角变化实验中,采用的测试图像间存在着 $20^\circ \sim 40^\circ$ 的视角变化,从图 3(e),图 3(f)可以看出,本文算



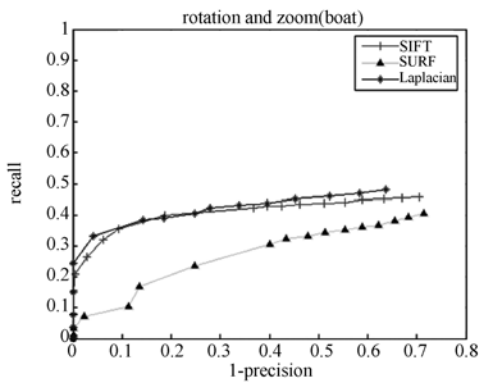
(a) 结构图像在模糊变换下的匹配结果

(a) Performance of structured images in blurred transform



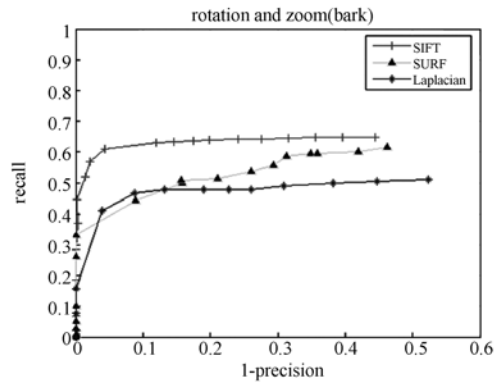
(b) 纹理图像在模糊变换下的匹配结果

(b) Performance of textured images in blurred transform



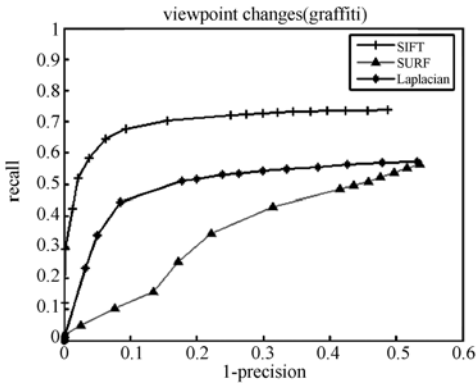
(c) 结构图像在旋转缩放条件下的匹配结果

(c) Performance of structured images in scale and rotation changes



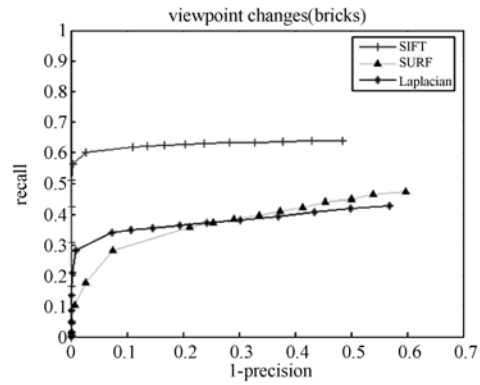
(d) 纹理图像在旋转缩放条件下的匹配结果

(d) Performance of textured images in scale and rotation changes



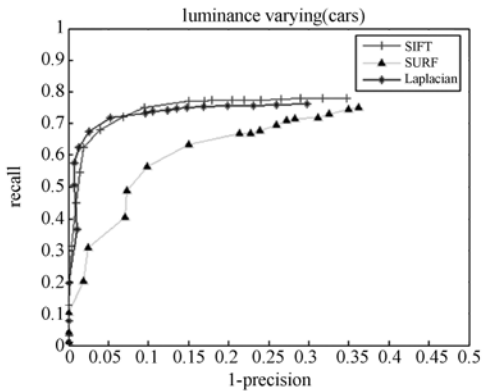
(e) 结构图像在视角变化下的匹配结果

(e) Performance of structured images in viewpoint changes



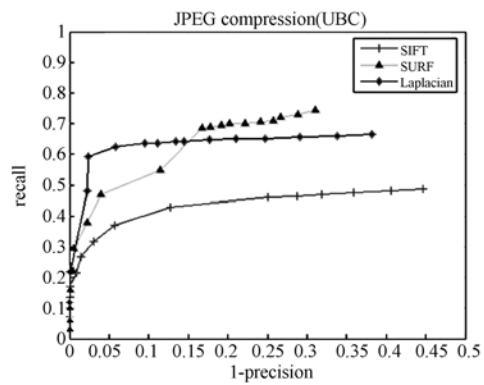
(f) 纹理图像在视角变化下的匹配结果

(f) Performance of textured images in viewpoint changes



(g) 亮度变化下的匹配结果

(g) Performance of illumination changes



(h) JPEG 压缩变换下的匹配结果

(h) Performance of JPEG compression

图 3 3 种算法鲁棒性比较结果

Fig. 3 Comparison of robustness of three methods

法虽然与 SIFT 算法有一定差距,但优于 SURF 算法。在亮度变化实验中,测试图像是通过调整

相机的设置获得的,从图 3(g)可以看出,本文算法的性能与 SIFT 相当,但好于 SURF 算法,这是

因为 Laplacian 关于图像灰度的线性变化相差一个比例因子,且构建特征描述子时对特征向量进行了归一化处理。在 JPEG 压缩变换实验中,本文算法的鲁棒性要略好于其它两种算法。

从整体上看本文的特征描述算法不仅鲁棒性较强,而且具有较好的可区别性,主要原因是:(1) Laplacian 具有良好的性质,能够很好地表征 Harris 角点的局部特征;(2) 以特征点的主方向为基准建立极坐标系并划分特征点邻域使特征描述子具有旋转不变性;(3) 对特征向量作归一化处理使得特征描述子对图像亮度的线性变化保持不变;(4) 特征描述子是由特征点邻域子区域 LoG 响应的统计值生成的,对较小的视角变化有一定

的适应性。

4.2 实时性

SIFT、SURF 和本文算法均是在基于 OpenCV 的 VC++ 环境中实现的(电脑配置: Pentium4 CPU 2.8 GHz 512M 内存),多次测试的平均处理时间如表 1 所示。从表 1 可以看出,在 8 种测试条件下,本文算法处理时间均最短,处理速度是 SIFT 的 4 倍以上,比 SURF 算法也有较大提高。本文算法的匹配速度之所以较快,主要原因是特征描述子的构建方式比较简单,且特征描述子维度是 SIFT 和 SURF 的 1/2,减少了特征匹配时的运算量。

表 1 3 种算法平均处理时间比较表

Tab.1 Average processing time comparison of three algorithms (s)

| 算法 | Boat | cars | bikes | Graffiti | trees | bark | UBC | bricks |
|-----------|--------|--------|--------|----------|--------|--------|--------|--------|
| SIFT | 28.037 | 14.656 | 19.133 | 18.042 | 42.421 | 20.463 | 22.807 | 36.156 |
| SURF | 13.380 | 4.430 | 6.545 | 11.026 | 20.885 | 3.203 | 7.641 | 9.844 |
| Laplacian | 4.563 | 2.745 | 4.380 | 3.667 | 9.102 | 2.618 | 3.271 | 7.349 |

4.3 匹配实例

图 4(a)~图 4(e)分别给出了在图像模糊、旋

转缩放、较小视角变化、亮度变化和 JPEG 压缩变换情况下标准数据集与实验数据集的匹配实例。

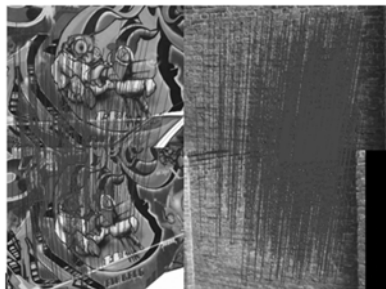


(a) 结构图像和纹理图像模糊变换



(b) 结构图像和纹理图像旋转和尺度缩放

(a) Blurred images of structured and textured scenes (b) Scale and rotation changes with structured and textured scenes



(c) 结构图像和纹理图像视角变化



(d) 亮度变化



(e) JPEG 压缩

(c) Viewpoint changes of structured and textured scenes (d) Illumination change (e) JPEG compression

图 4 匹配实例

Fig. 4 Examples of matching results

5 结 论

为了更好地兼顾特征描述子的鲁棒性和生成复杂度,提出了一种基于 Laplacian 的局部特征描述算法。从信息选取和特征描述方式 2 个方面进行分析,利用图像的 LoG 变换响应建立了一种 64 维特征描述子,并将其应用于特征点匹配。实验结果表明,本文算法具有较好的鲁棒性,对图像

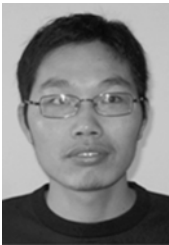
的旋转缩放、亮度变化、图像模糊和较小视角变化不敏感,且匹配速度是 SIFT 的 4 倍以上,尤其适用于实时性要求较高,存在旋转、尺度缩放、亮度差异、图像压缩变换以及视角变化不大的结构图像间的匹配。下一步的工作是将 Laplacian 与其它灰度差分不变量融合在一起描述图像的局部特征,增加特征描述子的信息含量,进一步提高算法的性能。

参考文献:

- [1] 杨晓敏,吴炜,卿粼波,等. 图像特征点提取及匹配技术[J]. 光学精密工程, 2009,17(9):2276-2282.
YANG X M, WU W, QING L B, et al.. Image feature extraction and matching technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,17(9):2276-2282. (in Chinese)
- [2] 王会峰,刘上乾,汪大宝,等. 基于序列图像特征配准的摄像机补偿算法[J]. 光学精密工程, 2008,16(7):1330-1334.
WANG H F, LIU SH Q, WANG D B, et al.. Video camera rotation compensation algorithm based on feature matching of sequences image frames[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(7):1330-1334. (in Chinese)
- [3] 丁雪梅,王维雅,黄向东. 基于差分和特征不变量的运动目标检测与跟踪[J]. 光学精密工程, 2007,15(4):570-576.
DING X M, WANG W Y, HUANG X D. New method for detecting and tracking of moving target based on difference and invariant[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(4):570-576. (in Chinese)
- [4] DONGJOE S, TARDI T. Clique descriptor of affine invariant regions for robust wide baseline image matching[J]. *Pattern Recognition*, 2010,43:3261-3272.
- [5] LORIS N, ALESSANDRA L, SHERYL B. Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2010, 49:117-125
- [6] 杨恒,王庆. 一种新的局部不变特征检测和描述算法[J]. 计算机学报, 2010,33(5):935-944.
YANG H, WANG Q. A novel local feature detection and description algorithm[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2010,33(5):935-944. (in Chinese)
- [7] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Muhi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7):971-987.
- [8] HUANG C R, CHEN C R, CHUNG P C. Contrast context histogram—An efficient discriminating local descriptor for object recognition and image matching [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(10):3071-3077.
- [9] 刘萍萍,赵宏伟,臧雪柏,等. 移动机器人定位图像匹配的快速局部特征算法[J]. 仪器仪表学报, 2009,30(8):1714-1719.
LIU P P, ZHAO H W, ZANG X B, et al.. Fast local feature algorithm applied to mobile robot localization image matching[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(8):1714-1719. (in Chinese)
- [10] 刘萍萍,赵宏伟,臧雪柏,等. 一种快速局部特征描述算法[J]. 自动化学报, 2010,36(1):40-45.
LIU P P, ZHAO H W, ZANG X B, et al.. A fast local feature description algorithm[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010,36(1):40-45. (in Chinese)
- [11] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded up robust features[C]. *Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria*, 2006:404-417.
- [12] LOWE D G. Distinctive image features from scale

- invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004,60(2):91-110.
- [13] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-sift: A more distinctive representation for local image descriptors [C]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington, DC, 2004:506-513.
- [14] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10):1615-1630.
- [15] WU F C, WANG Z H, WANG X G. Feature vector field and feature matching[J]. *Pattern Recognition*, 2010,43:3273-3281.
- [16] 王旭光, 王志衡, 吴福朝. Harris 相关与特征匹配 [J]. *模式识别与人工智能*, 2009, 22(4):505-513.
- WANG X. G, WANG Z. H, WU F. C. Harris correlation and feature matching[J]. *PR & AI*, 2009,22(4):505-513. (in Chinese)

作者简介:



唐永鹤(1983—),男,河南确山人,博士研究生,2005年、2007年于国防科学技术大学分别获得学士、硕士学位,主要从事图像特征提取、图像匹配、三维重建、实时系统与专用集成电路等方面的研究。E-mail: tyh_983@126.com



胡谋法(1979—),男,湖北石首人,讲师,2002年、2004年、2008年于国防科技大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事光学信息处理、目标识别等方面的研究。E-mail: hu199709_200106@sina.com



卢焕章(1963—),男,湖南桃源人,教授,博士生导师,1988年于复旦大学获得学士学位,1990年、1994年于国防科学技术大学分别获得硕士、博士学位,主要从事光学成像制导信息处理、实时系统与专用集成电路、数字系统高层综合设计等方面的研究。E-mail: Lu-huanzhang@nudt.edu.cn