

文章编号:1007-2780(2016)11-1070-09

结合 MSER 与 HSOG 的目标局部特征提取

郭汉洲^{1,2*}, 郭立红¹, 吕 游^{1,2}

(1.中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2.中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:针对 SIFT 在视点变化下对物体几何特征描述的缺陷, 本文提出一种结合最稳极值区域检测和改进的二阶梯度直方图描述子的目标局部特征提取方法。首先, 采用一种新的最稳定度判断准则, 提高了不规则形状区域和模糊条件下的检测效果; 然后, 利用改进的二阶梯度直方图提取 MSER 区域的局部特征描述子, 采用高斯函数加权的方法考虑了不同像素对区域中心像素的影响, 提高了稳定性; 最后, 通过标准测试图像和实际拍摄图像的匹配对算法进行验证。实验结果表明, 本文方法在视点变化下仍能获得 70% 以上的匹配率, 匹配效果优于 SIFT。本文方法相比于传统方法检测效果更为稳定, 对于不规则形状区域仍有较好的检测效果, 适用于视点变化下的目标匹配。

关键词:信息处理技术; MSER+HSOG; 图像匹配局部特征

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20163111.1070

Target local feature extraction combined MSER and HSOG

GUO Han-zhou^{1,2*}, GUO Li-hong¹, LV You¹

(1.Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;

2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: For the defect in describing object geometry features of SIFT at viewpoint variation, a new local feature extraction method is proposed in this paper, which combined maximally stable extremal region(MSER) and histogram of second order gradient(HSOG). First, a new most stability criterion is adopted to improve the detection effect at irregular shaped regions and under blur conditions. Then, the local feature descriptors of MSER is extracted by the improved histogram of second-order gradient; the influences of different pixels on central pixel of MESR region are considered by weighted Gaussian function method and the stability is improved. Finally, the method proposed is verified through image match with standard test images and real images. Experimental results show that the method proposed can still achieve more than 70% matching rate at different viewpoint, which is better than SIFT. Compared with the traditional method, the presented method achieves an excellent detec-

收稿日期:2016-07-11; 修订日期:2016-08-22.

基金项目:国家自然科学基金(No. 61036015)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No.61036015)

* 通信联系人, E-mail: guohanzhou1@163.com

tion effect for irregularly shaped areas, which is suitable for target matching when viewpoint is current.

Key words: signal process technology;MSER+HSOG;image match;local feature

1 引言

图像目标匹配在红外跟踪、红外测距和红外识别等领域有着重要的作用,目标局部特征提取是图像目标匹配的关键步骤^[1]。在复杂背景或目标存在遮挡等目标识别场合,局部特征比全局特征具有更好的稳定性、可重复性和可鉴别性,近年来在图像匹配、机器视觉等领域应用广泛^[2]。本文主要对局部区域特征检测与描述进行了深入研究。

SIFT^[3]算法在线性尺度空间提取特征点且其方向为局部梯度分布的主方向,具有良好的尺度不变性和旋转不变性,但其不具备仿射不变性。与 SIFT 等斑点特征相比,近年来提出的区域检测方法更稳定,适用于各种不同形状的特征区域检测,在视角变化较大时仍能保持良好的不变性。文献[4]对 SIFT、Harris-Affine、Hessian-Affine 以及 Matas 提出的 MSER^[5]区域检测等方法进行了对比分析,结果表明:MSER 对于包含鉴别性强边界的灰度一致性区域,视角变化,光照变化下均具有最佳检测效果;在图像比例变化时,MSER 仅次于 Hessian-Affine;在图像模糊时,MSER 性能最不理想。文献[6]研究结果表明,SIFT 对于平面物体的描述效果较好,但是 MSER 对于大多数自然场景均具有很好的描述效果。

在局部特征描述方面,近年来提出了大量局部特征描述子,针对不同的应用场合其性能差异明显,并没有普适的描述算法。文献^[7-9]从不同的角度对近年来所提出的局部特征描述子性能进行了分析,其分析结果表明 SIFT 描述子具有最佳的尺度不变性,MROGH^[10]在亮度变换下性能最佳,但这些描述子仅使用一阶梯度,不能全面地描述目标的几何性质。Huang 等^[11]提出一种基于二阶梯度直方图(Histograms of Second-Order Gradients,HSOG)分布的局部特征描述子,该描述子能全面刻画目标中曲率相关的几何特征,如

灰度突变、脊边、峰、谷等。实验结果表明,HSOG 相比于基于一阶梯度的描述子具有很好的鉴别能力。因此,本文将 MSER 检测与 HSOG 描述相结合,利用改进的 MSER 检测目标局部特征区域,HSOG 构建特征描述子用于目标匹配。

2 最稳极值区域检测

与上一节中的角点检测不同,MSERs 采用一种类似分水岭的概念来求得局部稳定区域。图像处理中的分水岭方法主要用于图像分割,其关注的是区域合并时的“水位”(图像灰度),区域的面积是不稳定的^[12],而 MSERs 所关注的是区域稳定时的“水位”,当“水位”发生变化时,该区域的面积变化率最小,此时所形成的区域是最稳定的,这也是经典的种区域稳定性判别方法,其过程如图 1 所示。

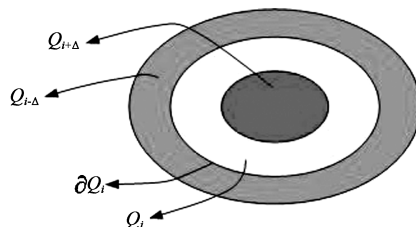


图 1 MSER 各区域之间的关系

Fig.1 Relationship between MSERs

图中 Q_i 、 $Q_{i+\Delta}$ 和 $Q_{i-\Delta}$ 表示一系列相互包含的极值区域, Q_i 表示灰度为 i 时阈值分割所得到的区域, Δ 表示微小的灰度变化, ∂Q_i 表示极值区域 Q_i 的边界,设点 x 和 y 分别为区域 Q_i 和该区域 ∂Q_i 上的任意像素,当点 x 和 y 的灰度值 $I(x)$ 和 $I(y)$ 满足条件式(1)时,称区域 Q_i 为极值区域,满足(1)(a)时称为最大极值区域,满足(1)(b)时称为最小极值区域。

$$\begin{cases} I(x) > I(y) & (a) \\ I(x) < I(y) & (b) \end{cases} \quad (1)$$

最大稳定极值区域的判定条件定义为极值区域面积与面积变化率之比,如式(2)所示。当灰度

变化 Δ 时,若极值区域的面积变化率最小,则认为该区域为稳定区域;当 $\psi(Q_i)$ 在灰度为 i 时取得最大值,则其对应的区域 Q_i 为局部最稳极值区域。

$$\psi_{\text{MSER}}(Q_i) = \frac{S(Q_i)}{\frac{d}{di}S(Q_i)} \quad (2)$$

由于区域面积变化率可以表示为两个区域面积之差的极限,对于相互包含的两个区域,其面积之差的极限等于边界曲线的积分,即式(2)的分母可以表示为如下形式:

$$\frac{d}{di}S(Q_i) = \lim_{\xi \rightarrow 0} \frac{1}{\xi} (S(Q_{i+\xi}) - S(Q_i)) = \int_{\partial Q_i} \frac{ds}{\|\nabla I\|} \quad (3)$$

假设区域边界上的灰度变化为常数 C ,区域变化率变为边界周长的函数,即 $\frac{d}{di}S(Q_i) = \frac{1}{C}L(\partial Q_i)$,则 MSER 的检测规则式(2)表示区域的面积和周长之比,即:

$$\psi_1(Q_i) = C \frac{S(Q_i)}{L(\partial Q_i)} \quad (4)$$

式(4)的形式与形状因子 $\frac{4\pi S}{L^2}$ 相似,其取值范围为 $(0, 1]$,当其取值为 1 时表示规则形状,如圆和矩形。对于两个面积相同且其区域边界灰度变化相同的区域,区域边界周长越小, ψ_1 值越大。因此,传统的 MSER 检测规则倾向于检测具有规则形状的区域,但在目标匹配过程中,有用的特征区域往往具有不规则的形状,如军事目标的迷彩涂层,民航飞机上的航空公司标志等,均为不规则形状,而这些区域具有很高的鉴别性,有利于目标匹配和识别;另一方面,当图像存在模糊时,MSER 的仿射不变性下降。因此, Kimmel 等^[13]改进极值区域稳定性判定标准,提出一种新的 MSER 检测算子,克服了传统 MSER 检测算法的缺陷并具有良好的变换不变性。本文采用 Kimmel 等提出的 MSER 检测算法检测局部特征区域。

文献[13]指出 SIFT 算法是基于线性尺度空间检测特征点,线性尺度空间虽然具备尺度不变性,但不是仿射不变的,因此,作者在曲率尺度空间中检测 MSER 区域。由于实际中具有较强区

分能力的感兴趣区域一般具有非规则形状,而 ψ_1 倾向于检测具有规则形状的 MSER 区域,采用区域的弧长与区域面积之比的规则可检测形状具有较弱规则性的区域,如式(5)所示。其中 $N(Q_i)$ 表示归一化后的区域。

$$\psi_2(Q_i) = \frac{L^2(N(Q_i))}{S(N(Q_i))} \quad (5)$$

考虑到实际成像时,相机的点扩散函数对实际场景进行了一定程度的平滑模糊,采用 ψ_1 检测规则不具有模糊不变性;虽然采用 ψ_2 的规则在图像模糊时仍能获得较好的检测效果,但需要对图像进行归一化处理,增加了计算复杂度;采用如式(6)所示的判定方法进行最稳定度的判定,不仅具有 ψ_2 的优点,在仿射变换和图像模糊情况下具有较好的检测效果,而且不需要对图像进行归一化处理。

$$\psi_3(Q_i) = \frac{S(Q_i)}{\int_{\xi} \frac{\|I_{xx}I_y^2 - 2I_xI_yI_{xy} + I_{yy}I_x^2\|^{1/3}}{\|\nabla I\|} ds} \quad (6)$$

3 改进的二阶梯度直方图描述子

HSOG 的构造主要包括三个步骤:首先计算局部特征区域的一阶方向梯度,并对其进行归一化处理,然后在一阶梯度的基础上计算二阶梯度,最后采用空域联合策略(Spatial Pooling)获得二阶梯度直方图,具体过程如图 2 所示。

对于上一节中获得的 MSER 区域 $I(x, y)$,在给定方向上计算 MSER 区域梯度图,获得一系列不同方向的一阶梯度图,如式(7)所示。

$$G_d = abs\left(\frac{\partial I}{\partial d}\right) \quad d = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

其中: d 表示不同的方向, N 表示方向数目,本文中 N 取 8, $abs(\cdot)$ 表示取绝对值,文献[10]中对一阶梯度的计算结果保留正值,将负值置为零,当方向数目不同时,不一定存在两个方向之间相差 180° ,比如 $N=9$,此时,一阶梯度的计算结果的负值不能通过其他相位与之相差 180° 的方向梯度体现,且负值的大小也反映了在该方向上灰度的变化程度,从而体现局部细节。因此,本文对一阶梯度计算结果取绝对值,保留所有方向的梯度计

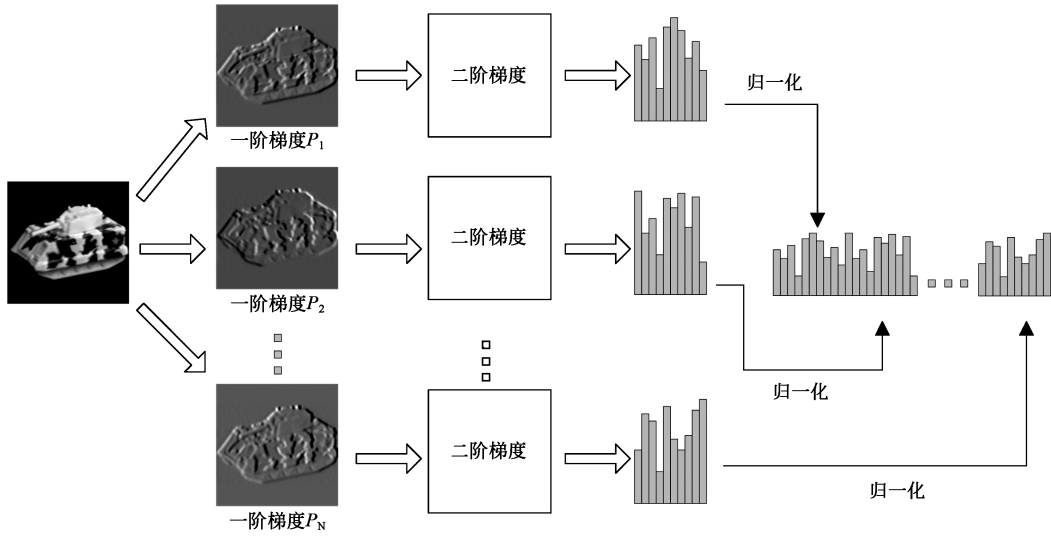


图 2 HSOG 构建过程

Fig.2 Process of HSOG creation

算结果。

为了模拟人类视觉细胞对图像微小平移的鲁棒性,将一阶梯度的结果与高斯函数 G_R 卷积使得梯度在邻域微小变化下不会引起梯度突变,高斯函数的标准差与邻域半径 R 成正比,如式(8)所示。

$$\rho_d^{(R)} = G_R * G_d. \quad (8)$$

由此便得到所有方向的一阶梯度,将特征区域中点 (x, y) 所有方向的一阶梯度组成一维向量,并将其归一化到区间 $[0, 1]$,从而特征区域可以用一阶梯度来表示,如下式所示, $\tilde{\rho}^{(R)}$ 表示归一化的一阶梯度。

$$\begin{aligned} \tilde{\rho}^{(R)}(x, y) = \\ \{\tilde{\rho}_1^{(R)}(x, y), \tilde{\rho}_2^{(R)}(x, y), \dots, \tilde{\rho}_N^{(R)}(x, y)\}. \end{aligned} \quad (9)$$

由于外界环境光照变化一般是在图像所有像素上加上一个常数,式(9)中计算图像的梯度可以消除光照的影响;对比度变化一般是所有像素乘以一个常数,通过归一化操作可以消除对比度变化的影响;经过与高斯函数卷积后可以消除部分噪声的影响。因此,式(8)的计算结果具有光照和对比度变化不变性,且具有一定的噪声鲁棒性。由一阶梯度计算结果可以得到二阶梯度及其幅值和相位,分别如式(10)、(11)、(12)所示:

$$\begin{cases} \frac{\partial \tilde{\rho}_d^{(R)}(x, y)}{\partial x} = \tilde{\rho}_d^{(R)}(x+1, y) - \tilde{\rho}_d^{(R)}(x-1, y) \\ \frac{\partial \tilde{\rho}_d^{(R)}(x, y)}{\partial y} = \tilde{\rho}_d^{(R)}(x, y+1) - \tilde{\rho}_d^{(R)}(x, y-1) \end{cases}, \quad (10)$$

$$\text{mag}_d(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial \tilde{\rho}_d^{(R)}(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial \tilde{\rho}_d^{(R)}(x, y)}{\partial y}\right)^2}. \quad (11)$$

$$\theta_d(x, y) = \arctan\left(\frac{\partial \tilde{\rho}_d^{(R)}(x, y)}{\partial y} / \frac{\partial \tilde{\rho}_d^{(R)}(x, y)}{\partial x}\right). \quad (12)$$

为了与一阶梯度计算时的方向数量保持一致,将式(12)得到的梯度方向按照式(13)量化。式中, $\text{mod}(\cdot)$ 表示取模操作, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向上取整。

$$n_d(x, y) = \text{mod}\left(\left\lfloor \frac{\theta_d(x, y)}{2\pi/N} + \frac{1}{2} \right\rfloor, N\right). \quad (13)$$

最后在图像子区域中统计二阶梯度直方图,文献[14]中通过分析各种空域子图像的划分策略及其性能,通过实验证明了如图3中所示的策略性能最佳,因此 HSOG 也采用该策略进行二阶梯度直方图的统计。

如图3所示,图像被划分为一系列半径不同的圆,并按照圆的半径大小排列在一系列同心圆

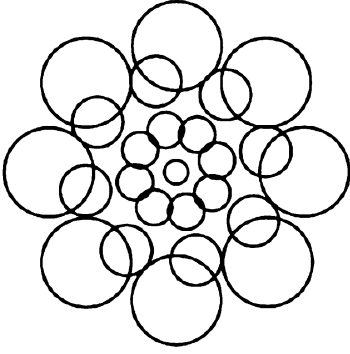


图 3 子图像划分策略

Fig.3 Strategy of sub-image pooling

环上。圆环的半径由区域大小决定,圆环上圆的半径与圆心到中心像素的距离成正比。于是,对于 HSOG,存在以下参数的设置:方向数目 N ,子区域半径 R ,同心圆环数 C_{ring} ,每个圆环上圆的个数 C_{circle} 。式(8)中高斯函数的标准差与邻域半径成正比,按式(13)取值;圆环的半径及每个圆环上圆的位置如式(14)所示, i 表示第 i 层圆环, j 表示圆环上第 j 个圆。本文通过对 Graf、Bikes、Boats 图像集应用 HSOG 进行分类识别实验(每类 20 个测试样本),对于不同的子区域半径 R ,依次改变其余 3 个参数中的一个,固定剩余两个,从而得到当子区域半径为 15,方向数为 8,同心圆环数为 3,每层圆环上圆的个数为 4 时识别率最高,因而本文中 4 个参数取值如下: $N=8, R=15, C_{\text{ring}}=3, C_{\text{circle}}=4$ 。

$$\sigma_d = \frac{R(i+1)}{2C_{\text{ring}}}, \quad (14)$$

$$r_i = \frac{R(i+1)}{C_{\text{ring}}}, \theta_j = \frac{2\pi j}{C_{\text{circle}}}. \quad (15)$$

子区域中的圆总数为 $T = C_{\text{ring}} \times C_{\text{circle}} + 1$,对于每个圆 $CIR_j, j=1, 2, \dots, T$,二阶梯度直方图 $h_{dj}(i)$ 按式(16)计算得到。

$$h_{dj}(i) = \sum_{(x,y) \in CIR_j} f(n_d(x,y) == i) * \text{mag}_d(x,y), \quad (16)$$

式中: $i=0, 1, \dots, N-1, d=1, 2, \dots, N, j=1, 2, \dots, T, f(\cdot)$ 为条件判断函数,若括号中的条件成立,则其函数值为 1,反之为 0。利用上式计算的二阶梯度直方图并没有考虑邻域像素与中心像素距离的影响,本文采用如式(17)所示的高斯函数形式对二阶梯度直方图加权求和,最终梯度直方图计算如式(18)所示。

$$\omega_l = e^{\frac{(R-r_l)^2}{2R^2}}, \quad (17)$$

$$h^{(\omega)dj}(i) = \sum_{\substack{(x,y) \in CIR_j \\ CIR_j \in C^{(l)}_{\text{ring}}}} \omega_l * f(n_d(x,y) == i) * \text{mag}_d(x,y), \quad (18)$$

式中, r_l 表示第 l 层圆环的半径,对所有位于第 1 层上的圆采用相同的权值 $\omega_l, CIR_j \in C^{(l)}_{\text{ring}}$ 表示第 j 个圆位于第 l 层圆环上。因为圆的半径相对于圆环的半径较小,同一个圆内的像素对中心像素的影响几乎相同,因此本文仅考虑不同圆环对子区域中心像素的影响,对位于同一个圆环上的圆采用相同的权值,这样也避免了对不同圆采用不同权值所带来的计算效率方面的影响。通过对每个圆内像素的统计得到每个方向的二阶梯度直方图 $h_d^{(\omega)}$,将所有方向的 $h_d^{(\omega)}$ 连接起来即可得到 HSOG 描述子,即:

$$\text{HSOG} = [\hat{h}_1^{(\omega)}, \hat{h}_2^{(\omega)}, \hat{h}_3^{(\omega)}, \dots, \hat{h}_N^{(\omega)}]^T, \quad (19)$$

其中: $h_d^{(\omega)} = [h_{d1}^{(\omega)}, h_{d2}^{(\omega)}, h_{d3}^{(\omega)}, \dots, h_{dT}^{(\omega)}]^T, \hat{h}_d^{(\omega)}$ 为 $h_d^{(\omega)}$ 的归一化形式。由于 HSOG 的维度为 $(C_{\text{ring}} \times C_{\text{circle}} + 1)N^2$,维度较高,文献[8]中采用 PCA 分析后发现,当维度为 128 时其识别正确率最高。因此,本文对 HSOG 进行 PCA 分析后取前 128 维作为 HSOG 描述子用于目标局部特征描述。

4 实验结果与分析

4.1 MSER 区域检测

本节主要测试了采用不同稳定性判断标准的 MSER 区域检测算法在仿射变换、光照变化以及图像模糊下的稳定性,实验中采用特征区域的重复率作为判断标准。定义特征区域重叠误差如下:

$$1 - \frac{R_{\mu_a} \cap R_{(HT_{\mu_b}H)}}{R_{\mu_a} \cup R_{(HT_{\mu_b}H)}} < \epsilon_o, \quad (20)$$

其中: x_a 和 x_b 分别为两幅图的特征区域中点,并且满足 $x_a = Hx_b, H$ 为两幅图像的变换矩阵,在光照变化和模糊变化下 H 为单位矩阵, R_{μ} 表示检测出的特征区域拟合的椭圆区域, μ 为定义椭圆的协方差矩阵, $\cup$ 和 $\cap$ 表示椭圆区域的并集和交集, ϵ_o 为重叠误差。由式(21)得到两幅图像的匹配点集 S 与两幅图像中最小特征区域数之

比定义为重复率,即:

$$\text{repeatability} = \frac{|S|}{\min(|\{x_a\}|, |\{x_b\}|)}, \quad (21)$$

其中, $|\cdot|$ 表示集合中元素的个数。

由于实际拍摄的不同视点下图像间的变换矩阵未知,而采用图像配准方法得到的变换矩阵存在一定的误差,影响重叠误差的估计,因而本文采用文献[15]中的方法利用事先设定的变换矩阵对图像进行仿射变换,对变换后的图像检测特征区域,进而计算重叠误差,克服了人工配准所带来的误差。

$$A = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 \\ b_1 & b_2 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \beta_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_0 & 0 \\ 0 & \delta_0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta_0 & \sin\theta_0 \\ -\sin\theta_0 & \cos\theta_0 \end{bmatrix}, \quad (22)$$

由式(22),仿射变换分解为剪切变换、各向异性比例变换及旋转变换,由 4 个参数刻画。在比例变

换中,本文假设两个方向的比例因子相同,将 4 个参数简化为 3 个参数。通过固定其中 2 个参数改变第 3 个参数来测试不同仿射变换下的重复率。实验中所采用的测试图像如图 4 所示,当重叠误差 ϵ_0 小于 50% 时认为两个区域相匹配,且仅考虑两幅图像中均被检测出的区域。图 5、图 6 分别为特征在不同仿射变换、光照变换和模糊程度下的重复率曲线,其中模糊图像由原图与具有不同方差的高斯函数卷积所得。



图 4 测试图像

Fig.4 Test images

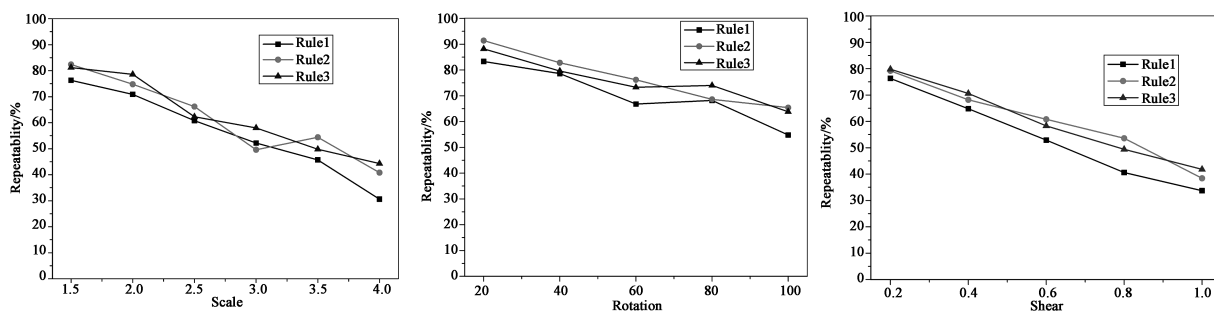


图 5 仿射变换下的重复率

Fig.5 Repeatability in affine transform

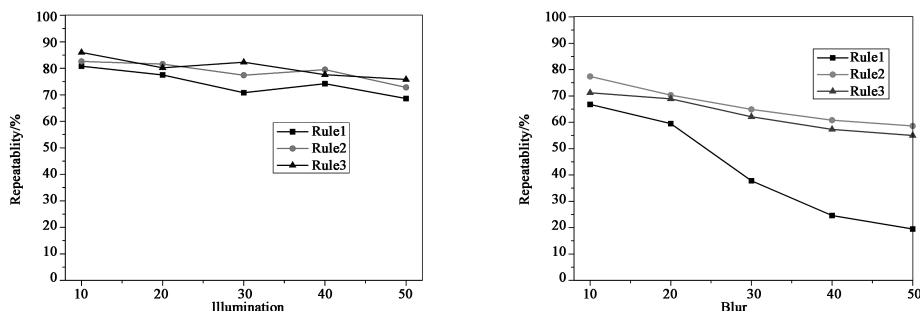
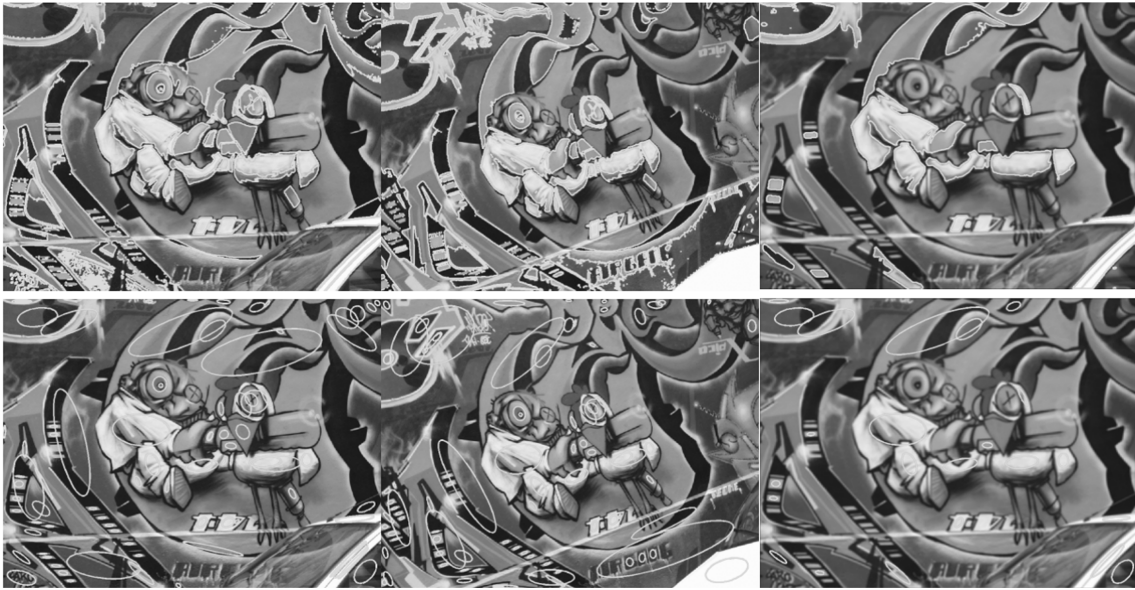


图 6 不同光照下和模糊下的重复率

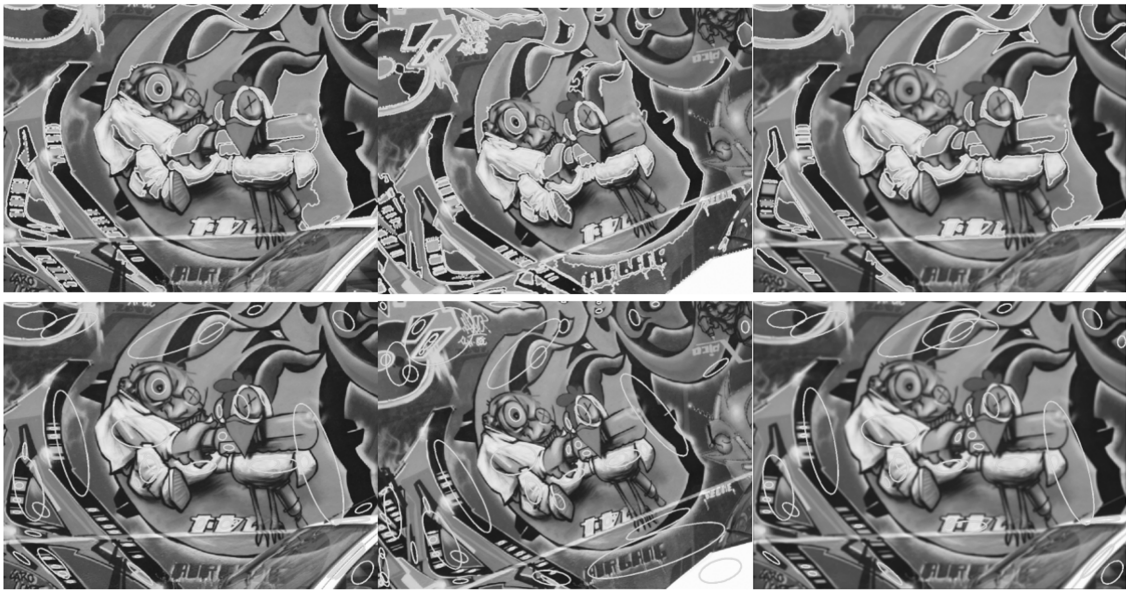
Fig.6 Repeatability in different light and blurring

图中 Rule1、Rule2、Rule3 分别表示采用 ψ_1 、 ψ_2 、 ψ_3 作为稳定性的判定依据。从图 5、6 可以看出,三种方法均具有较好的仿射不变性和光照不变性,采用 ψ_2 、 ψ_3 的方法在图像放大 4 倍后仍能

获得 40% 以上的重复率;在图像模糊时,采用 ψ_1 的方法重复率下降较快,而采用 ψ_2 、 ψ_3 作为稳定性判定标准相比于 ψ_1 具有更高的重复率。由于采用 ψ_2 判定稳定性时需对图像进行归一化处理,因而



(a) ψ_1 检测结果



(b) ψ_3 检测结果

图 7 分别采用 ψ_1 和 ψ_3 的 MSER 检测结果
Fig.7 MSER detection result by ψ_1 and ψ_3

采用 ψ_2 的方法略优于 ψ_3 ,但采用 ψ_3 检测时不需要归一化处理。图 7 对比了 ψ_1 和 ψ_3 在仿射变换和图像模糊下的 MSER 检测及椭圆拟合结果。

其中,图 7(a)和(b)中第一列为原始图像检测结果,第二列采用标准测试图像集中视点变化下的图像,第三列是采用方差为 10 的高斯函数对原始图像模糊后的检测结果。从检测结果可以看出,采用 ψ_3 的方法去除了图像中不稳定的极值区

域,得到比 ψ_1 更稳定的检测结果,且在模糊变换下依然能获得很好的检测效果。

3.2 结合 MSER 和 HSOG 的图像匹配

本节采用基于 MSER 检测 SIFT 和 HSOG 描述的局部特征提取方法对标准测试图像和实际拍摄图像进行了匹配。标准测试图像反映了在视点变化下的匹配情况,实际拍摄图像则反映了在视点和光照等变化下的匹配情况。标准测试图像

采用 Graf 库中的图像,实际拍摄图像的视点变化在 -5° 到 $+5^\circ$ 范围内,图像均采用 8 位灰度图。用欧氏距离对两幅图像的特征向量进行相似性度量,为了排除由于图像遮挡或背景影响而造成的错误匹配对,采用 Lowe 提出的比较最近邻距离与次近邻距离的方法来消除错误匹配对。设待匹配特征为 C_A ,其最近邻特征为 C_B ,次近邻特征为 C_D ,则判断该特征匹配的条件为:

$$\frac{\|C_A - C_B\|_2}{\|C_A - C_D\|_2} < t, \quad (23)$$

其中: t 为匹配阈值,本文取 0.6。图 8 匹配结果(图中仅显示了匹配得分最高的 30 个匹配对),表 1 为结果统计。

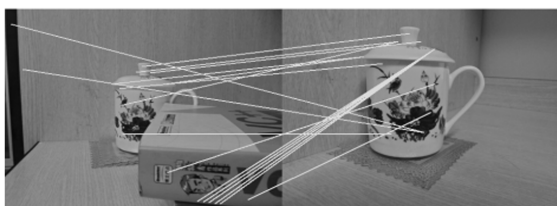


MSER+SIFT

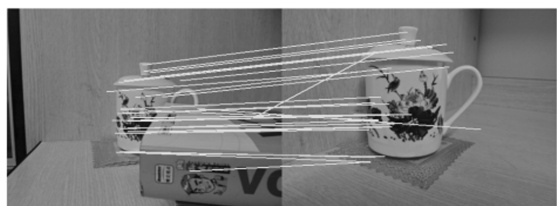


MSER+HSOG

(a) 标准图像匹配结果



MSER+SIFT



本文方法 MSER+HSOG

(b) 实际拍摄图像匹配结果

图 8 基于 MSER 的图像匹配

Fig.8 Image matching based on MSER

表 1 匹配结果统计

Tab.1 Statistic of matching result

	局部特征	匹配/ 对	正确匹 配/对	正确 率/%
测试图像	MSER+SIFT	901	731	81.13
	MSER+HSOG	1144	953	83.30
实拍图像	MSER+SIFT	103	49	47.57
	MSER+HSOG	139	98	70.50

从表 1 的匹配统计结果可以看出,由于 HSOG 采用二阶梯度统计直方图,而 SIFT 采用的是一阶特征,二阶梯度相比于一阶梯度具有更好的灰度突变、脊等细节特征的刻画能力,提高了正确匹配对数和匹配率。因而,在视点变化下对于标准测试图像和实际拍摄图像本文提出的基于 MSER 和 HSOG 的局部特征提取方法在特征点匹配对数、正确匹配对数上均优于 MSER 和 SIFT 的方法。

图 9 是红外图像匹配结果,结果显示本文方法对红外图像的目标特征提取和匹配有着良好的效果。

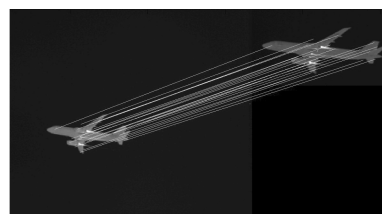


图 9 基于 MSER 的图像匹配

Fig.9 Infrared image matching based on MSER

5 结 论

本文采用改进的最稳定区域判定准则检测局部 MSER 区域,相比于传统方法检测效果更为稳定,对于不规则形状区域仍有较好的检测效果,将 MSER 区域作为目标局部区域特征;基于二阶梯度梯度直方图的方法对检测出的 MSER 区域进行描述,构建局部特征描述子,采用高斯函数加权的方法考虑了不同像素对区域中心像素的影响,提高了稳定性,适用于视点变化下的目标匹配。该方法同样适用于红外图像的目标识别,在红外测距、红外跟踪等领域有待进一步的研究。

参 考 文 献:

- [1] 柯洪昌, 孙宏彬. 图像序列的显著性目标区域检测方法[J]. 中国光学, 2015, 8(5): 768-774.
KE H C, SUN Hong-bin. A saliency target area detection method of image sequence[J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(5): 768-774.
- [2] 王灿进, 孙涛, 李正炜. 基于快速轮廓转动力矩特征的激光主动成像目标识别[J]. 中国光学, 2015, 8(5): 775-784.
WANG C J, SUN T, LI Zheng-wei. Target Recognition in laser active imaging based on fast contour torque features[J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(5): 775-784.
- [3] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[C]. *International Journal of Computer Vision*, 2004: 91-110.
- [4] MIKOLAJCZYK K, TUYTELAARS T, SCHMID C, *et al.* A comparison of affine region detectors[C]. *International Journal of Computer Vision*, 2005: 2005.
- [5] MATAS J, CHUM O. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions[J]. *Bmvc*, 2002, 22(10): 761-767.
- [6] Per-Erik Forssen, David G. Lowe. Shape descriptors for maximally stable extremal regions[J]. *Proceedings*, 2007: 1-8.
- [7] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *Pattern Analysis & Machine Intelligence IEEE Transactions on*, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [8] HU J, PENG X, FU C. A comparison of feature description algorithms[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126: 274-278.
- [9] 沈同圣, 张建, 姜树理. 面向目标检测的空间观测图像精确配准[J]. 光学精密工程, 2015, 22(8): 2205-2213
SHEN T S, ZHANG J, LOU S L. Precise registration of space observation images for target detection [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 22(8): 2205-2213.
- [10] Fan B. Rotationally Invariant Descriptors using Intensity Order Pooling[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 2012, 34(10): 2031-2045.
- [11] HUANG D, ZHANG C, BICHOT C E, *et al.* HSOG: a novel local descriptor based on histograms of second order gradients for object categorization[C]. *Proceedings of the 3rd ACM conference on International conference on multimedia retrieval*. ACM, 2013.
- [12] 王新华, 黄玮, 欧阳继红. 多探测器拼接成像系统实时图像配准[J]. 中国光学, 2015, 8(2): 211-219
WANG X H, HUANG W, OUYANG Ji-hong. Real-time image registration of the multi-detectors mosaic imaging system[J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(2): 211-219.
- [13] ZHANG C, BRONSTEIN A M, KIMMEL R, *et al.* Are MSER features really interesting? [J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 2011, 33(11): 2316-2320.
- [14] 贺柏根. 电视末制导自动目标识别研究[D]. 中国科学院研究生院(长春光学精密机械与物理研究所), 2012.
He B G. Study on automatic target recognition of the TV-guided missile[D]. University of Chinese Academy of Sciences(Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics), 2012.
- [15] 蔡红苹. 基于局部特征的图像分类识别关键技术研究[D]. 国防科学技术大学, 2010.
CAI H P. Techniques for Local Feature Based Image Categorization [D]. National University of Defense Technology, 2010.

作者简介: 郭汉洲(1990—), 男, 吉林长春人, 硕士研究生, 2014 年于长春理工大学获学士学位, 主要从事红外目标特性测量与辐射定标等方面的研究。E-mail: guohanzhou1@163.com