

一种通用的仿射不变特征区域提取方法

蔡红苹,雷琳,陈涛,粟毅

(国防科学技术大学电子科学与工程学院,湖南长沙 410073)

摘要: 本文利用尺度-空间理论和自相关矩阵的局部形状提出了一种通用的提取仿射不变特征区域的方法. 首先,在尺度-空间中对图像的归一化高斯微分求三维局部极大值获得特征点和特征尺度位置,然后在特征点的特征尺度上用自相关矩阵刻画局部的灰度变化,提取的椭圆区域即为仿射不变特征区域. 在此通用方法框架下构造了 Harris3D、Laplace3D、Hessian3D 和 Localjet43D 四种仿射不变特征区域算法. 实验结果表明这四种算法都具有照度、旋转和尺度不变性. 用本文设计的一种仿射不变性仿真实验方法验证了算法的仿射不变性. 比较四种算法发现除了 Harris3D 性能稍差外其他三种算法性能接近.

关键词: 尺度-空间; 尺度选择; 仿射不变; 特征区域; 局部不变特征; 计算机视觉

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 04-672-07

A General Approach for Extracting Affine Invariant Regions

CAI Hong-ping, LEI Lin, CHEN Tao, SU Yi

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: Using scale-space theory and the local shape of auto-correlation matrix, a new general approach is proposed to extract affine invariant regions. First, the feature points and their characteristic scales are detected by the local maxima of normal Gaussian derivatives over scale-space; Then, the auto-correlation matrices, which are used to describe local image structure, are computed on the characteristic scales of feature points. The extracted ellipse regions are affine invariant. Four affine invariant region algorithms, namely Harris3D, Laplace3D, Hessian3D and Localjet43D, are presented using the general approach. The experimental results show the four algorithms are invariant to illumination, rotation and scale changes. The affine invariance is verified by the simulation test we designed for affine invariance. Comparing the four algorithms, we find that the performance of other three algorithms is similar except for Harris3D.

Key words: scale-space; scale selection; affine invariance; feature region; local invariant feature; computer vision

1 引言

图像的局部不变特征在图像匹配、目标识别、全景拼接、图像检索等需要确定图像间匹配位置的领域有广泛的应用. 局部不变特征包括两个基本的问题: 首先, 在哪里提取特征, 即需要在图像中首先确定提取特征的位置或局部区域; 其次, 提取什么特征, 即在前面提取的位置或局部区域计算某种局部不变特征描述.

本文研究第一个问题. 该问题的研究可以分为两个阶段: 第一个阶段是不变特征点的检测. 包含旋转不变特征点和尺度不变特征点算法; 第二阶段是不变特征区域的检测, 主要包括仿射不变特征区域算法. 目前研究最多的是尺度不变特征点算法和仿射不变特征区域算法.

尺度不变特征点算法(实质上是相似变换不变的, 只是尺度不变相对于旋转不变更难实现, 所以习惯称作尺度不变)最关键的问题是如何确定每个特征点的特征尺度, 使得特征尺度邻域内包含的图像内容不会随着图

像分辨率的变化而变化. 这一问题的解决首先得益于 Witkin^[1]的尺度-空间表示的提出, Lindeberg 在 1998 年利用尺度-空间理论建立了自动尺度选择方法^[2], 并研究了采用归一化的 Laplace 和 Hessian 算子寻找图像空间和尺度上的局部三维极大值点作为尺度不变特征点. Lowe 在 1999 年^[3]提出了 DoG (Difference-of-Gaussian) 特征点算法. DoG 算法是 Laplace 算法的近似, 其优点是算法效率高. 另一种具有尺度选择性质的算法是 Kadir 提出的^[4], 通过局部描述子的熵极值定义特征尺度. Mikolajczyk 还在 2001 年^[5]提出了 Harris-Laplace 算法, 该算空间寻找 Laplace 局部最大点. 该算法是目前尺度不变特征点检测性能最好的算法.

仿射不变特征区域检测算法可以看作是尺度不变特征区域算法的推广. 1997 年 Lindeberg^[6]研究了二阶矩矩阵的性质, 用迭代法估计局部区域的仿射变换. Baumberg^[7]改进了这一算法, 提出的算法首先在多个尺度上用 Harris 检测子检测出感兴趣点, 然后用迭代法估计点

邻域内的形状. Tuytelaars 在 1999 年^[8]和 2000 年^[9]提出了两种仿射不变特征区域算法,第一种算法是在 Harris 角点周围寻找边缘的方式构造仿射不变特征区域,该算法的缺点是需要可靠的边缘提取算法;第二种算法是由灰度局部极值开始发散地向各方向寻找一个函数的局部极值点轮廓,然后用一个椭圆表示该轮廓. Matas 在 2002 年^[10]则利用分水岭算法提出一种最大稳定极值区域算法(MSER),通过用不同阈值分割得到的嵌套组找到最稳定的区域. Mikolajczk 和 Kadir 分别将 Harris-Laplace^[5]和熵极值^[4]两种尺度不变特征点算法进行改进,分别提出了 Harris-Affine、Hessian-Affine 方法^[11]和基于熵极值的仿射不变特征区域算法^[12].

本文的方法建立在尺度-空间理论^[2]和自相关矩阵^[13]基础上,基本思想是先利用尺度自动选择方法定位特征点位置,确定特征尺度,然后用自相关矩阵的局部形状信息刻画邻域的仿射形状. 目前已有的 3 种特征点检测算子和一种高斯微分不变量经过归一化后可以作为尺度-空间选择函数,代入该通用方法中,构造了四种仿射不变特征区域提取算法. 由于目前通常采用的测试仿射不变性的实验方法不能真实准确地反映仿射变换下检测算法的重复率,本文设计了一种用剪切变换和挤压变换两种单参数变换测试的仿真实验方法.

本文安排如下:第二节介绍了尺度-空间的定义和特征尺度选择方法,第三节构造了四种尺度-空间选择函数,第四节是仿射不变特征区域提取通用方法的实现流程,第五节是对照度变化和三种几何变化的不变性实验结果与分析,最后给出结论与展望. 法在图像空间中采用 Harris 算法检测关键点,然后在尺度

2 尺度-空间理论

对任意连续信号 f , 其线性尺度-空间表示 L 定义为以下扩散方程的解^[1]: $\partial L = \frac{1}{2} \nabla^2 L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^D \partial_{x_i}^2 L$, 其初始条件是 $L(\cdot; 0) = f(\cdot)$. 在线性变换类中 Gauss 核是产生尺度-空间的唯一核,即通过不同尺度 t 的 Gauss 核函数与 $f(\cdot)$ 卷积可以产生尺度空间,可表示为: $L(\cdot; t) = g(\cdot, t) * f(\cdot)$, 其中

$$g(x, t) = \frac{1}{(2t)^{D/2}} \exp\left[-\sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{2t}\right]$$

尺度-空间表示的一个重要性质是信号在尺度-空间表示形式的幅度会随着尺度的增加而减小. Lindeberg^[2]提出了利用尺度归一化的思想进行自动尺度选择,其基本思想是:若信号的归一化高斯微分组合在某个尺度层取局部最大值,则该尺度被认为反映数据中相应结构的特征长度,通常被称作特征尺度.

对两个信号 f 和 f' , 若满足 $f(x) = f'(sx)$, 其中 $x = sx$, 则有以下结论^[2]: 若对信号的高斯微分进行归一化: $\partial_x \cdot \cdot \cdot \text{norm} = t^{-1/2} \partial_x$, $\partial_x \cdot \cdot \cdot \text{norm} = t^{-1/2} \partial_x$, 则

$$\partial^m L_x(x; t) = s^{m(1-\cdot)} \partial^m L_x(x; t)$$

以上结论表明,如果归一化的变量 $\cdot = 1$ 时,信号的归一化高斯微分具有尺度不变性. 也就是如果一个归一化($\cdot = 1$)的微分表达式在 f 的尺度空间表示中在 $(x_0; t_0)$ 处达到局部极大值,那么在 f' 的尺度空间表示中在 $(sx_0; s^2 t_0)$ 处也将达到相应的局部极大值.

3 尺度-空间选择函数的构造

归一化的 Harris 算子, Laplace 算子(实质上是 Hessian 矩阵的迹)和 Hessian 算子(实质上是 Hessian 矩阵的行列式)的表达式分别如下:

$$Harris = \det(C) - \text{atrace}^2(C)$$

其中 C 是归一化的自相关矩阵:

$$C = G(x, y; \tilde{t}) * \begin{bmatrix} \tilde{L}_x^2 & \tilde{L}_x \tilde{L}_y \\ \tilde{L}_x \tilde{L}_y & \tilde{L}_y^2 \end{bmatrix} (x, y; t)$$

$$\text{laplace} = \tilde{L}_{xx} + \tilde{L}_{yy},$$

$$Harris = \tilde{L}_{xx} \tilde{L}_{yy} - \tilde{L}_{xy}^2$$

其中 \tilde{L} 表示图像的归一化高斯微分.

Lindeberg^[2]证明了后两个归一化算子对 blob 模型响应的最大值点出现在特征尺度上. Blob 可以模型化为高斯模糊点:

$$I(x, y) = G(x, y; t_1, t_2) = \frac{1}{\sqrt{2} t_1} \exp\left[-\frac{x^2}{2t_1}\right] \frac{1}{\sqrt{2} t_2} \exp\left[-\frac{y^2}{2t_2}\right]$$

该模型在尺度 t 上的空间表示为 $L(x, y; t) = G(x, y; t + t_1, t + t_2)$, 经过简单的推导可以得出图像的归一化的一阶和二阶高斯微分:

$$\tilde{L}_x(x, y; t) = -\sqrt{t} \frac{x}{t+t_1} G(x, y; t+t_1, t+t_2),$$

$$\tilde{L}_y(x, y; t) = -\sqrt{t} \frac{y}{t+t_1} G(x, y; t+t_1, t+t_2)$$

$$\tilde{L}_{xx}(x, y; t) = t \left[\frac{x^2}{(t+t_1)^2} - \frac{1}{t+t_1} \right] G(x, y; t+t_1, t+t_2)$$

$$\tilde{L}_{yy}(x, y; t) = t \left[\frac{y^2}{(t+t_1)^2} - \frac{1}{t+t_2} \right] G(x, y; t+t_1, t+t_2)$$

$$\tilde{L}_{xy}(x, y; t) = t \frac{xy}{(t+t_1)(t+t_2)} G(x, y; t+t_1, t+t_2)$$

图像可以表示为不同阶微分的泰勒展开,因此图像点周围的信息可以通过这些微分形式表示,这些不同阶的微分被称作 Local jet. Koenderink^[14]利用不同阶的 Local jet 构造了不同阶的微分不变量用于描述图像的局部特征,该特征具有旋转不变性,前四个微分不变量分别是 $L_x^2 + L_y^2$ 、 $L_{xx} L_x^2 + 2L_{xy} L_x L_y + L_{yy} L_y^2$ 、 $L_{xx} + L_{yy}$ 、 $L_{xx}^2 +$

$2L_{xy}^2 + L_{yy}^2$, 其中第三个微分不变量就是 Laplace 算子, 由此我们得到启发虽然这些微分不变量是用来刻画图像点邻域的特征 (即不变特征描述子), 但是同样有可能用于特征点或特征区域的检测. 本文将第四个微分不变量归一化后用于特征区域的检测, 归一化后的第四个微分不变量 (本文定义为 Localjet4 算子) 形式如下:

$Localjet4 = \tilde{L}_{xx}^2 + 2\tilde{L}_{xy}^2 + \tilde{L}_{yy}^2$, 下面证明它对各向同性的 blob 模型响应的尺度-空间三维极大值点出现在 $(0, 0; t_0)$:

证明 当 $t_1 = t_2 = t_0$ 时,

$$localjet4(x, y; t) = t^2 G^2 \left\{ \left(\frac{x^2}{(t+t_0)^2} - \frac{1}{t+t_0} \right)^2 + \left(\frac{y^2}{(t+t_0)^2} - \frac{1}{t+t_0} \right)^2 + \frac{2x^2y^2}{(t+t_0)^4} \right\}$$

$$\partial_x Localjet4(x, y; t) = -\frac{2x}{t+t_0} t^2 G^2 \left\{ \left(\frac{x^2}{(t+t_0)^2} - \frac{1}{t+t_0} \right)^2 + \left(\frac{y^2}{(t+t_0)^2} - \frac{1}{t+t_0} \right)^2 + \frac{2x^2y^2}{(t+t_0)^4} \right\}$$

$$+ t^2 G^2 \left\{ \frac{4x^3 + 4xy^2}{(t+t_0)^4} - \frac{4x}{(t+t_0)^3} \right\}$$

为了简化表达式, 上面式中 G 表示 $G(x, y; t+t_0, t+t_0)$. 将 $x=0, y=0$ 代入上式, 得出 $\partial_x Localjet4(x, y; t)|_{(0,0;t)} = 0$.

同样的推导方式, 可以得出

$$\partial_y Localjet4(x, y; t)|_{(0,0;t)} = 0$$

$$Localjet4(0, 0; t) = \frac{t^2}{2^2(t+t_0)^4}$$

$$\partial_t Localjet4(0, 0; t_0) = 0$$

继续推导二阶导数, 得出

$$\partial_{xx} Localjet4(0, 0; t_0) = -\frac{1}{16^2 t_0^3}$$

$$\partial_{yy} Localjet4(0, 0; t_0) = -\frac{1}{16^2 t_0^3}$$

$$\partial_{tt} Localjet4(0, 0; t_0) = -\frac{1}{32^2 t_0^4}$$

$$\partial_{xy} Localjet4(0, 0; t_0) = \partial_{yx} Localjet4(0, 0; t_0) = 0$$

$$\partial_{xt} Localjet4(0, 0; t_0) = \partial_{tx} Localjet4(0, 0; t_0) = 0$$

$$\partial_{yt} Localjet4(0, 0; t_0) = \partial_{ty} Localjet4(0, 0; t_0) = 0$$

总结上面的结果, 可以得出 $\nabla Localjet4(0, 0; t_0) = 0$ 且 Hessian 矩阵 H 是负定矩阵:

$$H(0, 0, t_0) = \begin{bmatrix} \partial_{xx} D_{I4} & \partial_{xy} D_{I4} & \partial_{xt} D_{I4} \\ \partial_{yx} D_{I4} & \partial_{yy} D_{I4} & \partial_{yt} D_{I4} \\ \partial_{tx} D_{I4} & \partial_{ty} D_{I4} & \partial_{tt} D_{I4} \end{bmatrix} (0, 0; t)$$

$$= \text{diag} \left[-\frac{1}{16^2 t_0^3}, -\frac{1}{16^2 t_0^3}, -\frac{1}{32^2 t_0^4} \right]$$

由局部极大值点的充分最优性条件得证 $(0, 0; t_0)$

是 $Localjet4 = \tilde{L}_{xx}^2 + 2\tilde{L}_{xy}^2 + \tilde{L}_{yy}^2$ 的严格局部极大值点, 证毕. 由此可以看出归一化的 Localjet4 算子可以用作尺

度-空间选择函数, 这就能保证由该算子扩展的算法可以满足尺度不变性.

4 仿射不变特征区域提取通用方法实现流程

根据尺度-空间理论的思想, 可以首先在尺度-空间中图像的归一化的高斯微分求三维极大值得到尺度不变性的特征点, 然后对这些特征点在其特征尺度上计算自相关矩阵, 由于自相关矩阵可以近似刻画局部区域的仿射形状^[6~11], 从而使得最终提取的区域是仿射不变的.

设图像为 $I(x, y)$, 为了保持统一的信息变化, 尺度因子必须呈指数增长^[5], 因此尺度选择 $l = l_1 k^{l-1}, l = 1, \dots, L$. 利用尺度-空间理论框架构造的仿射不变特征区域通用方法步骤如下:

step1 构建尺度-空间. 在离散尺度上计算高斯模糊

图像: $L(x, y; l) = G(x, y; l) * I(x, y), l = 1, \dots, L$;

step2 将归一化的特征点算子 作用于每个尺度图

像上: $F(x, y; l) = (L(x, y; l)), l = 1, \dots, L$;

step3 非最大值抑制. 求尺度-空间的局部最大值点, 构成尺度-空间的初始点集 \tilde{X} :

$$\tilde{X} = \{(x, y; l) | F(x, y; l) = F(x_w, y_w; l), \forall (x_w, y_w) \in N(x, y), l = l-1, l, l+1\}$$

其中 $N(x, y)$ 表示 (x, y) 的邻域, 通常是 3×3 的邻域;

step4 仅保留响应值较大的点. 设 $F_{\max} = \max_{(x,y)} F(x, y; l)$, 则保留的点集:

$$X = \{(x, y; l) | F(x, y; l) > \cdot F_{\max}(x, y; l) \cap \tilde{X}\},$$

其中 \cdot 是阈值因子: $(0, 1)$;

step5 对点集 X 中的点计算自相关矩阵, 其系数即为局部灰度变化的椭圆方程系数:

$$\begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{12} & c_{22} \end{bmatrix} = G(x, y; \tilde{l}) * \begin{bmatrix} L_x^2 & L_x L_y \\ L_x L_y & L_y^2 \end{bmatrix} (x, y; l),$$

$(x, y; l) \in X$

其中 \tilde{l} 是综合尺度, 其取值大于微分尺度 l , 本文选择 $\tilde{l} = 2 \cdot l$.

为了保证以上通用方法提取的特征区域具有旋转不变性, 要求选用的算子 是各向同性的, 显然第 3 节中提到的四个算子都符合这一条件. 将这四个算子分别代入该算法框架下分别得到 Harris3D、Laplace3D、Hessian3D 和 Localjet43D 算法. 该框架下提取的区域具有尺度不变性是因为对图像的归一化的高斯微分在尺度上求极值得到特征尺度, 从而使得区域内容与图像分辨率无关. 特征点上自相关矩阵的局部形状信息可以刻画其邻域的仿射形状, 从而保证了算法具有仿射不变性. 由于在提取特征区域过程中利用的是图像高斯微分而不

是灰度本身,且区域位置都是通过找极大值点得到的,极大值的位置受照度的影响很小,所以该通用方法可以满足照度不变性.

5 实验结果与分析

本文的实验采用特征区域的重复率^[15,16]作为衡量准则,重复率的计算首要的问题是要找到两幅图像的匹配点对.设图 *a* 和图 *b* 中的点满足 $\begin{pmatrix} x_a \\ y_a \end{pmatrix} = H \begin{pmatrix} x_b \\ y_b \end{pmatrix}$, 匹配点对的集合 *R* 的计算公式根据不同的测试目的采用以下两种方式:

尺度变化、旋转角度变化和照度变化的测试中,集合 *R* 表示点位置和尺度都符合误差范围内的匹配:

$$R = \{ ((x_a, y_a; a), (x_b, y_b; b)) | \left\| \begin{pmatrix} x_a \\ y_a \end{pmatrix} - H \begin{pmatrix} x_b \\ y_b \end{pmatrix} \right\| < scale, \frac{a - s \cdot b}{\max(a, b)} < scale \} \quad (1)$$

其中 *s* 是两幅图像的缩放比 $0 < s < 1$. (在旋转和照度变换中都没有尺度缩放,所以 $s = 1$);

仿射变换测试中集合 *R* 为椭圆重叠满足误差范围内的匹配:

$$R = \{ ((x_a, y_a; \mu_a), (x_b, y_b; \mu_b)) | 1 - \frac{\mu_a \cdot (H^T \mu_b H)}{\mu_a \cdot (H^T \mu_b H)} < overlap \} \quad (2)$$

其中 μ 表示由 $(x, y) \mu \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = 1$ 定义的椭圆区域.

找到匹配点对的集合 *R* 后,特征点或特征区域的重复率就表示匹配上的点对(或区域对)的个数与两幅图中最小的检测点(或区域)个数的比值:

$$repeatability = \frac{|R|}{\min(|\{(x_a, y_a)\}|, |\{(x_b, y_b)\}|)}$$

其中 $| \cdot |$ 表示集合的样本数.

本文用 5 幅真实图像作测试(如图 1 所示),其中前 4 幅是在已有的不变特征区域算法中常用的测试图像,最后一幅是实拍的航空图像,将其经过各种几何和照度变化后用本文的四种算法分别提取仿射不变特征区域,

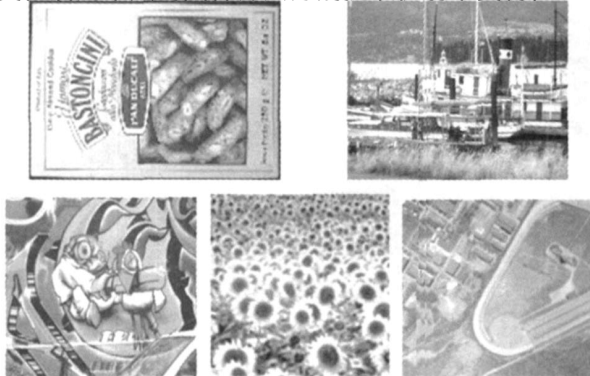


图 1 测试图像

比较变换前后的重复率.

5.1 旋转不变性和照度不变性实验

对四种算子提取的特征区域分别进行旋转不变性、亮度不变性和对比度不变性测试,像素误差 $\epsilon_{pixel} = 1.5$, 尺度误差 $\epsilon_{scale} = 0.2$, 从图 2 左图测试结果可以看出除了 Harris3D 外,另外 3 种算子对于旋转变换和对比度变化具有较好的不变性,重复率都保持在 0.8 以上,而对于亮度变化超过 30 以后重复率下降较快,这主要是亮度增加太大后图像在高灰度区间的细节就被去掉了,从而使得部分特征区域检测不到,但是除了 Harris3D 外重复率仍然可以保持在 0.6 以上.

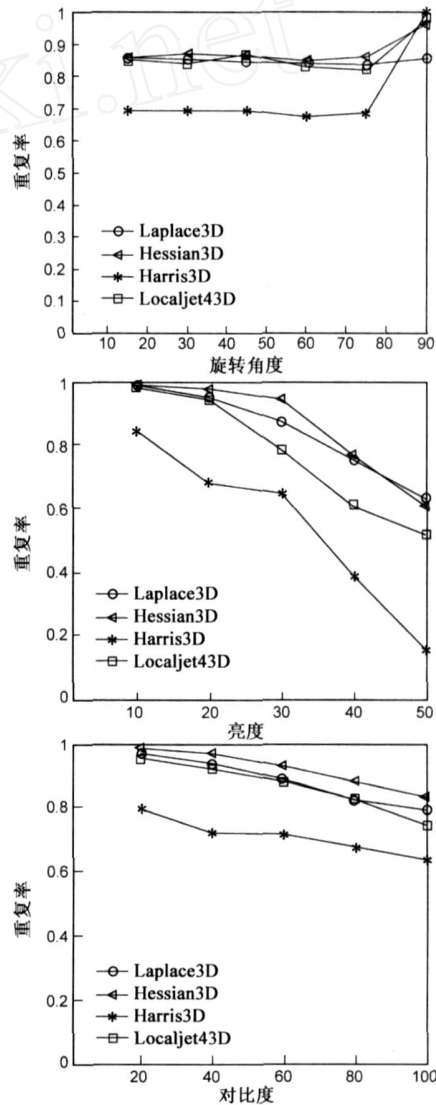


图 2 各检测算子在不同旋转角度和亮度、对比度变化下的重复率和匹配数 ($\epsilon_{pixel}=1.5, \epsilon_{scale}=0.2$)

5.2 尺度不变性实验

图 3 是对 5 组缩放图像的尺度不变性测试的重复率和匹配数,与目前具有最好尺度不变性的 Harris-Laplace 算法^[5]和不具备尺度不变性的 Harris 算法^[13]比

较了匹配重复率,从图中可以看出本文在框架下的四种算法与 Harris-Laplace 算法有基本一致的重复率,在图像缩放 1.5 倍时能达到近 0.8 的重复率,而即使图像缩放 4 倍依然能保持 0.4 以上的重复率. 匹配数目也是衡量一个不变特征区域算法优劣的因素,因为如果匹配的区域数目太少不利于后续的应用. 比较四种算子的匹配数目, Laplace3D 和 Hessian3D 匹配数最多, Localjet43D 次之, Harris3D 匹配数最少.

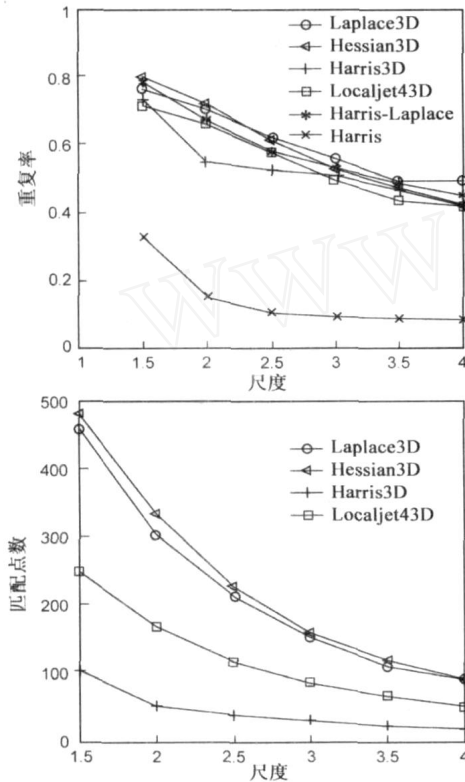


图 3 各检测算子在尺度变化下的重复率和匹配点数 ($\epsilon_{\text{pixel}}=1.5, \epsilon_{\text{scale}}=0.2$)

5.3 仿射不变性实验

目前的方法多通过对同一场景的不同视点变化绘制重复率曲线来测试方法的仿射不变性,而实际上不同视点图像间的变化是投影变换的关系而非仿射变换,因此这样实验的结果不能体现实际的仿射不变性. 另外,在仿射不变性测试时通常采用实际拍摄的不同视点变换的图像,然后人工计算出两幅图像的变换矩阵. 虽然这样符合实际情况,但由于变换矩阵的估计会引入了一定的匹配误差,会影响重复率计算的准确性,从而使得测试的结果不能准确地反映局部不变特征区域的仿射不变性.

为了克服上面提到的两方面的问题,本文设计了一种简单的测试仿射不变性的仿真实验方法. 若仿真完整仿射变换将需要至少 4 个参数(另外两个是平移参数可以不考虑),无法画出重复率随 4 个参数发生变化的性

能曲线,因此不能直观地看到不同程度的仿射变换对重复率的影响. 而我们知道仿射变换可以分解为平移变换、旋转变换、尺度变换、剪切 (skew) 变换和挤压 (squeeze) 变换的组合,用公式表示为:

$$\begin{bmatrix} a & b & e \\ c & d & f \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & e \\ 0 & 1 & f \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos & -\sin & 0 \\ -\sin & \cos & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s & 0 & 0 \\ 0 & s & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & n & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t & 0 & 0 \\ 0 & 1/t & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

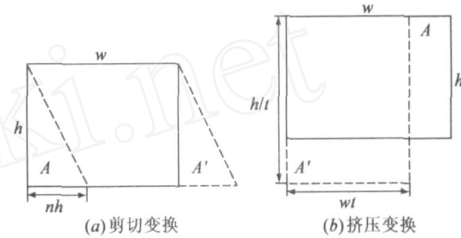


图 4 仿射变换的两种特殊形式

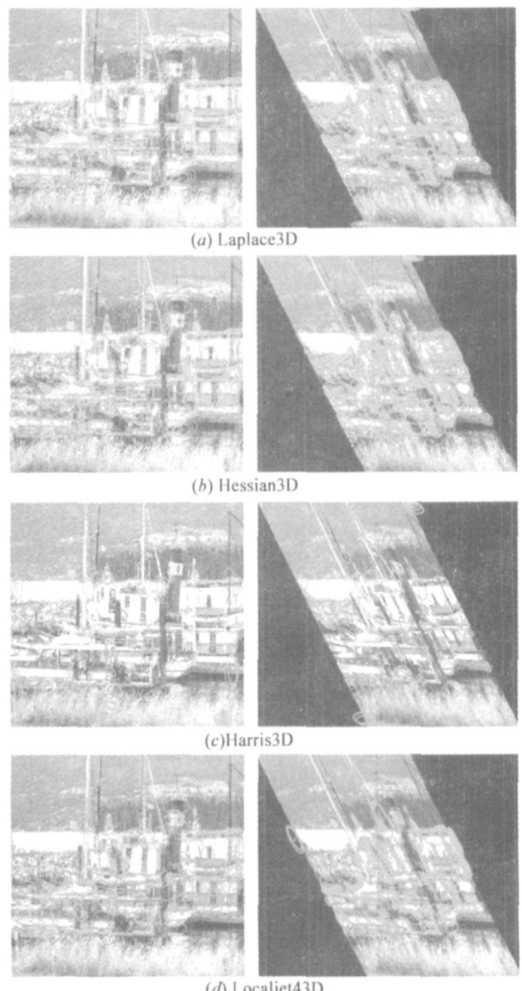


图 5 各算子对仿射变换前后的图像提取出的区域,右图的仿射变换参数: $n=0.6, t=0.8$

除平移变换以外后四种变换都是单参数变换,可以分别对单参数变化绘制性能曲线.由于平移变换可以不用考虑,旋转变换和尺度变换已经有前面的实验验证其不变性,因此对于仿射变换实验只用考虑后两种变换,其变换示意图如图 4 所示, A 和 A' 分别表示原图像和变换后的图像.通过选取不同的参数 n 和 t 可以得到不同形变程度的仿射变换关系,最后绘制重复率随这两个参数变化的性能曲面和曲线,可以很直观地观察不同算法对仿射变换的重复率变化.

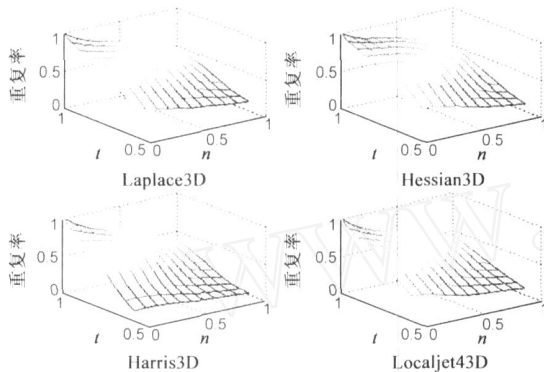


图 6 各检测算子在 n 和 t 变化下的重复率 ($\epsilon_{\text{overlap}}=0.4$)

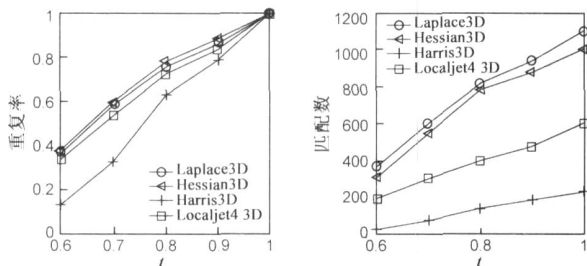


图 7 各检测算子在不同 t 变化下的重复率和匹配数 ($n=0, \epsilon_{\text{overlap}}=0.4$)

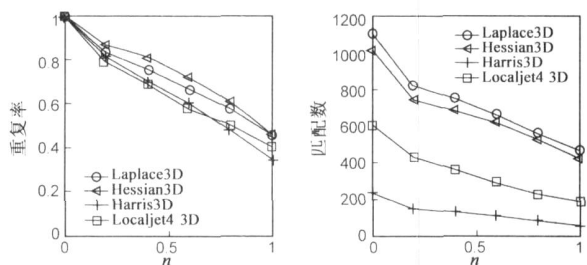


图 8 各检测算子在不同 n 变化下的重复率和匹配数 ($t=1, \epsilon_{\text{overlap}}=0.4$)

对 5 幅真实图像采用上面的方法选择 n 从 0 到 1、 t 从 0.6 至 1 测试重复率随着这两个参数变化的性质,图 5 是四种算子对 boat1 图像仿射变换前后提取出的区域 ($n=0.6, t=0.8$).图 6 是重复率随着两个参数变化的曲面图,误差选择与^[11]中一致: $\text{overlap} = 4$,其变化趋势都是随着 n 的增加和 t 的减小重复率呈减小的趋势,从曲面图不太能看出各算子的差别.因此,图 7 和图 8 分别是当 $t=1$ 时和当 $n=0$ 时重复率和匹配数的变化曲线,

可以看出四种算子中 Laplace3D、Hessian3D 和 Localjet43D 的重复率性能相近,相比而言 Hessian3D 略好,Localjet43D 略差,而 Harris3D 重复率在两种变换下都是重复率最低的,尤其是对于挤压变换参数 t 的不变性较差.四种算法随着剪切变化参数 n 变化较缓慢,即使 n 达到 1,重复率基本能保持在 0.4 以上,基本能满足实际应用的需要.而匹配数的实验结果与尺度变化测试的结果基本一致,Laplace3D 和 Hessian3D 的匹配数目最多,其次是 Localjet43D,匹配数最少的是 Harris3D.仿真实验结果表明本文提出的算法具有良好的仿射不变性.

6 结束语

本文提出了一种通用的提取仿射不变特征区域的方法,并且对构造的四种算法进行各种变换测试,实验表明该通用方法具有照度、旋转、尺度和仿射不变性.本文的工作主要体现在以下三方面:1) 利用尺度-空间理论和自相关矩阵提出了一种通用的提取仿射不变特征区域的方法;2) 在该框架下构造了基于第四个微分不变量的仿射不变特征区域提取算法,证明了该算子在尺度-空间上存在三维极大值点;3) 设计了一种用于测试仿射不变性的仿真实验方法,用剪切变换和挤压变换两种单参数变换测试重复率,克服了原有的用不同视点图像测试仿射不变性的不精确性.

本文提出的仿射不变特征区域方法可以进一步得到推广,通过构造新的尺度-空间选择函数从而构造得到新的仿射不变特征区域方法.选择函数需要满足的条件是首先是旋转不变的,然后对图像中的某种结构(如 Blob、角点等)可以在尺度-空间得到三维局部极大值.另外,本文提取的特征区域位置和特征尺度的定位可以进一步精确,精度提高后其重复率可以进一步提高,可以参考 Lowe^[17]关于精确定位特征点的方法.

参考文献:

- [1] Witkin A P. Scale-space filtering [A]. Proceedings of the 8th International Joint Conference on Artificial Intelligence [C]. Karlsruhe, Germany, 1983, 1019 - 1023.
- [2] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 79 - 116.
- [3] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [A]. International Conference on Computer Vision [C]. Corfu, Greece, 1999, 1150 - 1157
- [4] Kadir T, Brady M. Scale, saliency and image description [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(2): 83 - 105.
- [5] Mikolajczyk K, Schmid C. Indexing based on scale invariant interest points [A]. International Conference on Computer Vision [C]. IEEE Press, 2001, 525 - 531.

- [6] Lindeberg T, Garding J. Shape-adapted smoothing in estimation of 3-D shape cues from affine deformations of local 2-D brightness structure[J]. Image and Vision Computing, 1997, 15(6): 415 - 434.
- [7] Baumberg A. Reliable feature matching across widely separated views[A]. Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Hilton Head Island, South Carolina, USA, 2000, 774 - 781.
- [8] Tuytelaars T, Gool L V. Content-based Image retrieval based on local affinity invariant regions[A]. International Conference on Visual Information Systems[C]. ACM Press, 1999, 493 - 500.
- [9] Tuytelaars T, Gool L V. Wide baseline stereo matching based on local, affinity invariant regions [A]. The Eleventh British Machine Vision Conference [C]. University of Bristol, UK, 2000, 412 - 425.
- [10] Matas J, Chum O, Urban M, Pajdla T. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions [A]. Proceedings of the British Machine Vision Conference [C]. Cardiff, UK, 2002, 384 - 393.
- [11] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(1): 63 - 86.
- [12] Kadir T, Zisserman A, Brady M. An affine invariant salient region detector[A]. Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision[C]. Prague, Czech Republic, 2004, 345 - 457.
- [13] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [A]. Proceeding of Alvey Vision Conference [C]. Manchester, 1988, 147 - 151.
- [14] Koenderink J J, Doorn A v. Representation of local geometry in the visual system[J]. Biological Cybernetics, 1987, 55(6): 367 - 375.
- [15] Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of interest point detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37(2): 151 - 172.
- [16] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, Zisserman A, Matas J, Schaffalitzky F, Kadir T, Gool L V. A comparison of affine region detectors[J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1 - 2): 43 - 72.
- [17] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 2(60): 91 - 110.

作者简介:



蔡红苹 女, 1980年2月出生于湖南益阳, 2001年和2004年在国防科技大学学院获计算数学专业学士和硕士学位, 现为该校电子科学与工程学院在读博士. 主要从事图像特征提取和图像目标识别研究.

E-mail: hongpingcai8014@yahoo.com.cn



陈涛 男, 1978年11月出生于湖北武汉, 博士, 毕业于国防科技大学电子科学与工程学院信息与通信工程专业, 主要研究方向为遥感图像分析、计算机视觉不变特征提取等.



雷琳 女, 1980年8月出生于湖南衡阳, 现为国防科技大学信息通信工程专业博士研究生. 主要研究方向为遥感图像处理、特征匹配、目标识别等.



栗毅 男, 1961年11月出生于山东泰安, 国防科技大学教授, 博士生导师, 主要从事信号处理、雷达系统、遥感信息处理等方面的教学与科研工作.