

利用仿射几何特性提取图像中的仿射不变特征

陈涛 粟毅 蒋咏梅 唐涛 郁文贤

(国防科技大学电子科学与工程学院, 长沙 410073)

摘要 利用仿射几何的性质从图像中提取仿射不变特征,提出了扩展质心(extended centroid, EC)和仿射区域划分(affine region cutting, ARC)的概念,通过迭代 ARC 求得多个仿射区域的扩展质心序列,将扩展质心序列按一定规则组合成一系列三角形,然后根据仿射几何的性质,由各个三角形的面积构造不变特征。该不变特征提取方法具有速度快、简单灵活的特点,所构造的特征量对照度变化、噪声干扰、部分遮挡以及小角度 3 维旋转具有较好的稳定性,实验结果验证了该方法的有效性。

关键词 仿射不变特征 仿射几何 扩展质心 仿射区域划分 目标识别

中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)09-1633-09

Affine Invariant Feature Extraction Based on Affine Geometry

CHEN Tao, SU Yi, JIANG Yong-mei, TANG Tao, YU Wen-xian

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

Abstract A new affine invariant feature extraction method based on the affine geometry property is presented in the paper. New conceptions named Extended Centroid(EC) and Affine Region Cutting(ARC) are firstly introduced. A series of ECs are then extracted by iterative ARC, and invariant features are constructed from the ratio of the area of the triangle which are formed with ECs. Compared with other affine invariant techniques, the ECARC based method shows good performance in computational complexity and stability to the illumination and 3D rotation in certain range.

Keywords affine invariant feature, affine geometry, extended centroid, affine region cutting, target recognition

1 引言

从图像中提取仿射不变特征,是解决计算机视觉中目标识别、基于内容的图像检索、影像匹配等关键技术的重要途径之一。提取仿射不变特征的难点在于如何从任意尺度和视角所获取的图像中提取不变量,现有的特征提取方法可分为两类,第一类方法是从图像的局部区域内提取不变特征^[1,2],这类方法首先寻找图像中不随尺度变化的关键点(key point),并确定在何种尺度上提取特征,然后在以关键点为中心的区域构造仿射不变特征。由于只利用图像的局部信息,这类方法还适用于具有部分遮

挡的物体所成的图像。第二类方法是从全图中提取不变量,如 Hu 矩^[3],Trace Transform 方法^[4],MSA 方法^[5]以及不动点方法^[6],这类方法重点研究仿射变换具有的性质,从变换本身出发寻找不变性,所用到的理论包括代数不变性,仿射几何特性,压缩映射不动点。

图像之间的仿射变换实质上是坐标系之间的变换,图像内容并没有变化,因此可以通过研究仿射变换作用下坐标系之间的关系寻找不变性,从仿射几何的角度构造不变量。Yang 利用仿射几何特性构造了一种交叉加权矩(cross-weighted moment, C-WM)^[7],并证明了 C-WM 对仿射变换具有不变性,在文献[8]中,Yang 利用仿射几何特性构

基金项目:“十五”国防预研项目(41322020201)

收稿日期:2006-04-06; 改回日期:2006-07-17

第一作者简介:陈涛(1978 -),男,国防科技大学通信与信息系统专业博士研究生。主要研究领域为遥感图像处理、计算机视觉。

E-mail: ctafd@yahoo.com.cn

造了一组相对仿射不变特征量,并用于图像的配准和目标识别,但 Yang 所提出的方法都假设构造特征量所需要的特征点已提取出来,并且目标可以用离散的特征点表示。本文首先将图像质心的概念进行扩展,提出了一种称为扩展质心的概念 (extended centroid, EC),证明了仿射变换前后同阶的 EC 之间满足仿射变换关系,然后利用扩展质心对图像进行迭代仿射区域划分 (affine region cutting, ARC),得到各个仿射区域的质心,最后利用这些质心构造特征矢量,所构造的特征矢量对图像的仿射变换具有不变性。

2 仿射几何性质与不变特征构造

2.1 仿射几何性质

设图像为 $I(x)$,仿射变换 $T:R^2 \rightarrow R^2$,使得 $T(x) = x',x,x' \in R^2$,经过变换后的图像为 $I'(x)$,将仿射变换表示成矩阵形式为 $T(x) = Ax + b$,其中 A 为非奇异矩阵,由此可见仿射变换实际是坐标系间的变换,可以从仿射几何的角度寻找仿射不变性,仿射几何具有以下重要性质^[8]:

性质 1 三角形 V 经仿射变换后为 V' ,两个三角形的面积满足 $s(V') = \det(A)s(V)$,其中 $\det(A)$ 为仿射变换矩阵的行列式。

性质 2 平行线、交叉线经仿射变换后仍为平行线、交叉线,并且交叉点的位置相对于交叉线不发生变化。

性质 3 任意 3 个不共线的点经过仿射变换后仍为不共线的点。

设两个不相同的三角形 V_1, V_2 ,经过上述仿射变换 T 后为 V'_1, V'_2 ,定义特征量

$$f = \frac{s(V_1)}{s(V_2)} \tag{1}$$

f 表示同一幅图像中由像素坐标构成的两个不同三角形面积之比,设仿射变换后对应的两个三角形面积之比为 $f' = \frac{s(V'_1)}{s(V'_2)}$,由性质 1 知, $s(V'_1) = \det(A)s(V_1)$, $s(V'_2) = \det(A)s(V_2)$, $\det(A)$ 为仿射变换矩阵的行列式,因此 $f = f'$,仿射变换前后特征量 f 保持不变! Yang 称 f 具有相对不变性 (relative invariant)。由 f 的表示形式知,构造不变特征的关键在于如何在图像中确定两个或两个以上不同的三角形,并且在变换后的图像中能找到对应的三角形。Yang 假设三

角形的顶点是已知的,从而简化了构造不变特征的过程,本文提出了一种利用仿射几何性质自动提取特征点构造不变特征的方法。

2.2 扩展质心与仿射区域划分

由上述分析知,构造仿射不变特征量 f 需要确定一系列三角形的顶点,并要求通过相同的方法能在仿射变换前后的图像中找到对应的顶点,顶点之间满足仿射变换关系。我们知道,图像的质心具有这种性质:通过质心公式,可以在变换前后图像中求得对应的质心,并且对应质心间满足仿射变换关系^[7],但图像只有一个质心,无法构造三角形,受质心概念的启示,定义图像 $I(x)$ 的 α 阶扩展质心为

$$EC_\alpha(x) = \frac{\int x I^\alpha(x) dx}{\int I^\alpha(x) dx} \tag{2}$$

显然,当 $\alpha = 1$ 时, $EC_\alpha(x)$ 为通常定义的质心,当 $\alpha \neq 1$ 时, $EC_\alpha(x)$ 实际上表示图像变换形式 $I^\alpha(x)$ 的质心,因此称之为扩展质心 (extended centroid, EC)。对于数字图像,扩展质心通过以下公式求得

$$EC_{\alpha x} = \frac{\sum_{x,y \in R} x I^\alpha(x,y)}{\sum_{x,y \in R} I^\alpha(x,y)}$$

$$EC_{\alpha y} = \frac{\sum_{x,y \in R} y I^\alpha(x,y)}{\sum_{x,y \in R} I^\alpha(x,y)} \tag{3}$$

其中, R 表示扩展质心所在区域,设经过仿射变换后图像的扩展质心为 $EC'_\alpha(x)$,可以证明 (见附录), $EC_\alpha(x)$ 与 $EC'_\alpha(x)$ 之间满足:

$$EC'_\alpha(x) = A \cdot EC_\alpha(x) + b \tag{4}$$

即仿射变换前后扩展质心之间满足仿射变换关系,当 α 取不同值时,可以确定一系列扩展质心,并利用这些满足仿射变换关系的扩展质心构造仿射不变特征量 f 。试验证明,当 α 不同时,所得到的扩展质心之间距离较小,并且呈直线分布,不易构成三角形,采用如下仿射分割的方法,得到多个分布均匀的扩展质心。

由于图像中的点与变换后图像中的对应点也满足仿射关系,因此可将扩展质心视为图像中的固有特征点,随图像中的其他像素点一道做仿射变换。扩展质心的这种性质具有重要意义:图像中两个不同阶的扩展质心可以确定一条直线,由于扩展质心可看作图像中的固有特征点,由仿射几何性质 2 和 3 可

以推知,这条直线也是图像中的“固有”直线,并且将图像划分为两个区域,其“固有”性表现在仿射变换前的图像中,两个不同阶的扩展质心所确定的直线,与仿射变换后对应的两个扩展质心所确定的直线之间具有仿射变换关系,这种仿射变换关系与变换图像之间的仿射变换关系相同。仿射变换后的直线所划分的两个区域与变换前直线所划分的两个区域具有对应关系,这种性质可以用图 1 表示。

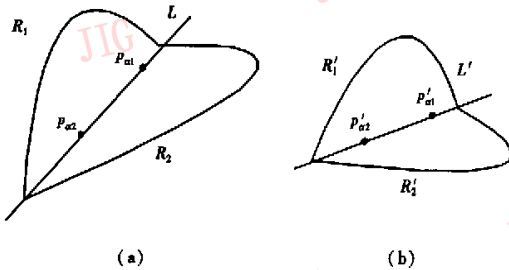


图 1 原始图像及其仿射变换后图像中的扩展质心
Fig. 1 Extended centroid and corresponding points in affine transformed image

图 1(a)中 p_{a1}, p_{a2} 表示两个不同阶的扩展质心, L 表示经过扩展质心的直线,该直线将整个区域划分为 R_1 和 R_2 两个部分,图 1(b)中 p'_{a1}, p'_{a2} 表示仿射变换后图像中求得的扩展质心,连接扩展质心的直线 L' 将图像划分为 R'_1 和 R'_2 ,由于 p_{a1}, p_{a2} 以及 p'_{a1}, p'_{a2} 为图像中的“固有”点,区域 R_1 与 R'_1, R_2 与 R'_2 之间分别具有仿射变换关系,即 $R'_1 = T \circ R_1, R'_2 = T \circ R_2$, 因此称这种划分关系为仿射区域划分 (affine region cutting, ARC)。用迭代的方法可以得到一系列扩展质心点,其过程为:在第 1 次划分的基础上利用式(3)分别求出区域 R_1 和 R_2 的扩展质心 p_{a3}, p_{a4} , 然后连接 p_{a1} 和 p_{a3} , 将整个区域划分为两个部分,求得扩展质心 p_{a5}, p_{a6} ; 连接 p_{a1} 和 p_{a4} 将整个区域划分为两个部分,可求得扩展质心 p_{a7} 和 p_{a8} ; 同理,连接 p_{a2} 和 p_{a3}, p_{a2} 和 p_{a4} 得到 p_{a9} 至 p_{a12} 。按上述方法迭代 ARC, 可得到一组扩展质心,对于仿射变换后的图像按照同样的划分次序和步骤,所提取扩展质心将与变换前图像的扩展质心具有一一对应关系,迭代 3 次 ARC 的过程如图 2 所示。

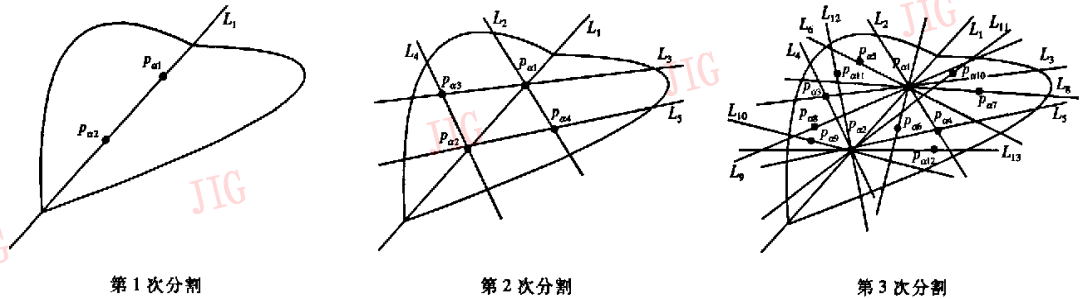


图 2 3 次迭代 ARC 过程
Fig. 2 Iterated ARC of three times

2.3 仿射不变特征构造

设图像中迭代 ARC 得到的扩展质心为 $P = \{p_{a1}, p_{a2}, \dots, p_{an}\}$, 在仿射变换后的图像中求得对应的扩展质心为 $P' = \{p'_{a1}, p'_{a2}, \dots, p'_{an}\}$, 以扩展质心为三角形的顶点,按一定的规则可将 P 中的元素组合成若干个三角形,本文按序号相邻 3 个点组合方式,即 $\Delta p_{a1} p_{a2} p_{a3}, \Delta p_{a2} p_{a3} p_{a4}, \dots$, 将扩展质心组合成 $n-2$ 个三角形 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_{n-2}\}$, 并求得每个三角形的面积 $S = \{s(V_1), s(V_2), \dots, s(V_{n-2})\}$, 当然还可以采用其他组合方式,应用式(1),按一定规则构造特征矢量 F , 本文按序号相邻三角形组合方式,构造特征矢量为

$$F = \{f_1, f_2, \dots, f_{n-3}\} \tag{5}$$

其中

$$f_1 = \frac{s(V_1)}{s(V_2)}, f_2 = \frac{s(V_2)}{s(V_3)}, \dots, f_{n-3} = \frac{s(V_{n-1})}{s(V_{n-2})} \tag{6}$$

由前面的分析知,对于仿射变换后的图像迭代进行 ARC 可求得对应的特征矢量,并且有 $F = F'$ 。

综上所述,本文基于扩展质心 (EC) 和仿射区域划分 (ARC) 的不变特征提取方法 (ECARC) 流程为:

- (1) 由式(3)确定两个不同阶的扩展质心 p_{a1}, p_{a2} , 连接两个质心, 将图像分割为两个区域 R_1, R_2 ;
- (2) 利用 2.2 节中的方法进行 ARC 迭代, 求得一系列扩展质心;

(3) 将扩展质心按一定规则组合成若干三角形,分别求得三角形的面积,由式(5)、(6)构造特征矢量。

2.4 不变特征的性质

(1) 特征构造方法的灵活性和多样性

由 2.2 节中迭代 ARC 的过程以及 2.3 节中特征量的构造过程知,在迭代过程中,如果选择不同的扩展质心对图像进行分割,在分割后的图像中将得到不同的新扩展质心,因此对于同一幅图像,即使迭代次数相同,当分割方法不同时,将得到不同的扩展质心序列。同时,将扩展质心组合成三角形时, n 个扩展质心可组合成 $m = C_n^3$ 个不同的三角形, m 个三角形可构造 C_n^2 个特征量,如果取部分特征量构造特征矢量时,将有多种选择,由此可见,特征构造方法具有灵活性和多样性。当采用不同的分割方法以及选用不同扩展质心阶数时,所得到的特征量也将不同,此时存在特征选取和优化问题,由于篇幅的限制,本文不作深入讨论。

(2) 不变特征的物理解释

由式(1)和式(6)知,构造特征量时主要用到了仿射几何的性质,特征量为两个三角形面积之比,与图像的像素值的分布有关,而与每个像素具体的取值没有直接的联系。三角形的顶点由扩展质心组

成,如果将图像(或其变换形式)视为一质量密度分布不均匀的平板,某点像素值视为该点的质量,扩展质心则代表了图像(或其变换形式)区域内像素值的平均密度点,因此不变特征是与图像灰度分布有关的一个特征量。

(3) 不变特征具有统计特性

由式(2)及性质 2 知,扩展质心反映了图像某一区域内像素值(或其变换形式)的平均密度点,其位置由这一区域内所有像素值共同决定,而不变特征由扩展质心序列的变换形式组成,因此不变特征体现了图像一定区域内的统计特性,反映了区域内所有像素值的平均性质。由于统计特性对单个样本或少数几个样本取值的变化不敏感,这就使得特征量对图像局部区域内的变化不敏感,适用于图像局部遮挡的情况,并且具有一定的抗噪声干扰性能,这种特性将在实验部分得到验证。

(4) 不变特征的计算复杂度

由式(5)、(6)知,不变特征的计算主要集中在求解扩展质心部分,对于 $N \times N$ 的图像, α 阶的扩展质心乘法计算量约为 $2\alpha N^2$,当不变特征由 k 个扩展质心组成时,乘法计算量约为 $2\alpha k N^2$,而 MSA^[5] 的计算复杂度为 $O(N^2 \log_2 N)$,Hu 矩的计算量为 $O(N^2)$,表 1 对 3 种特征提取方法计算时间进行比较。

表 1 3 种算法的平均耗时比较

Tab. 1 Comparison of computation times for three algorithms

算法名称	图像大小(像素)及平均计算时间(s)							备注
	100 × 100	200 × 200	300 × 300	400 × 400	500 × 500	600 × 600	700 × 700	
ECARC	0.4	1.5	3.3	5.9	9.2	13.3	17.9	$\alpha = 9, k = 14$
Hu 矩	0.83	3.3	7.4	13.7	20.5	35.2	40.2	第 1 个 Hu 矩
MSA	2.67	12.4	29.6	69.9	263.6	580.7	958.7	28 组 α, β 参数

本文的特征通过 3 次迭代 ARC 求得(表 1),MSA 方法采用 28 组参数求得特征值,不变矩选用第 1 个 Hu 矩,3 种算法的计算时间均在同一硬件条件下,对同一组测试数据进行 5 次平均得到。通过比较可知,本文的方法计算量小,速度快。

3 实验结果及性能比较

实验采用文献[4]和[5]中的“fish”以及“Coil-100”测试数据,验证本文所提出的不变特征提取方法的有效性,测试其在噪声干扰、照度和对比度变

化、有部分遮挡及不同视角条件下的性能,并与 MSA 方法进行比较。在以下所有实验中,本文的方法均采用 3 次迭代 ARC 得到 11 个特征量。扩展质心序列中,除第 2 个扩展质心阶数为 $\alpha = 9$ 外,其余均为 1,选择这组参数的原因是,第 2 个扩展质心的阶数选较大的数值 9,使得其与第 1 个扩展质心距离适当增大,便于区域划分,而其余扩展质心的阶数均选为 1,使得计算量得到减少。实验证明,选择不同参数会影响特征值的大小,对实验结果有一定影响,参数选择问题将另文讨论。MSA 方法所得到的特征值由文献[5]中提供的 28 组参数确定。

3.1 仿射不变性

第1组实验验证在仿射变换条件下,用文中的

方法所提取的特征是否具有不变性,测试数据集和结果如图4、图5所示。

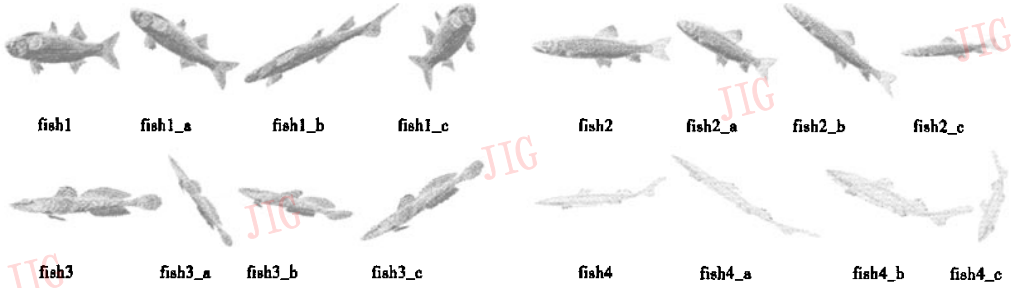


图4 测试数据集

Fig. 4 Test dataset "fish", each fish has three affine deformation versions marked with fishx_a(b,c)

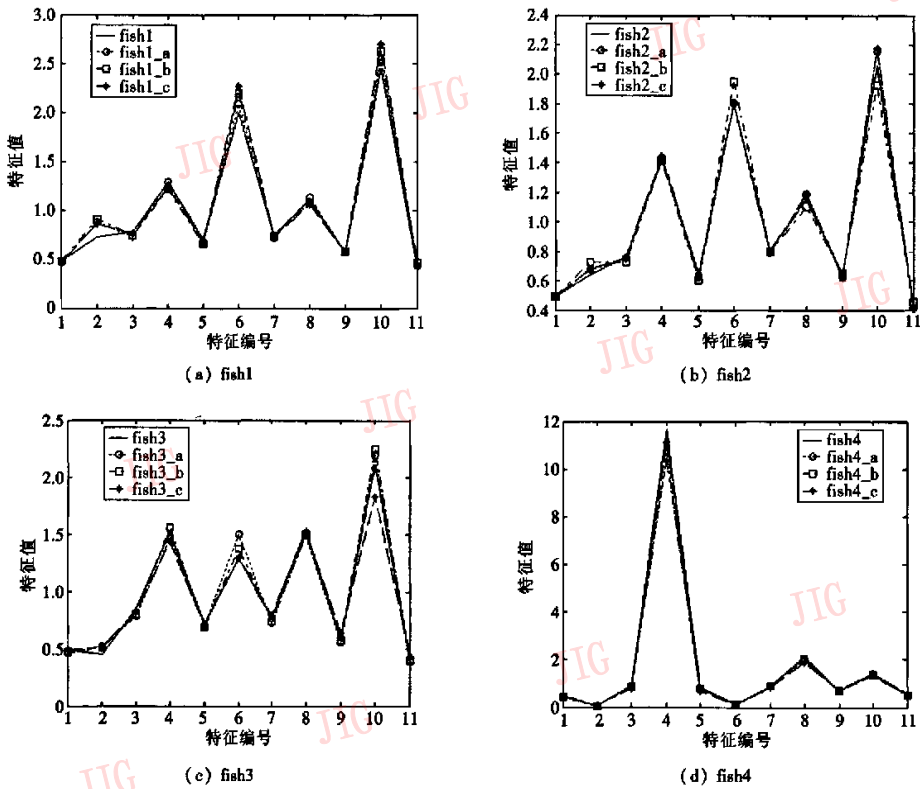


图5 测试数据集中4种鱼及其变换形式的特征值曲线

Fig. 5 Plotting feature values of four different fishes in Fig. 4

测试数据集中共有4种不同种类的鱼,用“fish1、fish2、fish3、fish4”标注,对每种鱼进行3次随机仿射变换,为对变换后图像的灰度进行高精度估计,同时考虑到计算量大小,文中采用双线性插值生成新图像^[9],变换结果用“fishx_a(b,c)”标注,其中“x”表示种类编号。用文中的方法提取每种鱼及其变换形式的特征,如图5所示,每种鱼及其变换形式

的特征值用不同的线形和符号表示。从图中可以看出,对于同一种鱼,从其仿射变换形式中提取的特征近似相等,说明了本文方法的有效性,特征之间的差异主要由仿射变换后生成新图像时的插值误差造成。同时,对于不同种类的鱼,特征矢量之间在曲线形式及取值上都有较大差异,这种性能使得特征矢量用于不同目标间的分类识别时能取得好的分类

效果。

3.2 目标分类识别

第 2 组实验用本文提出的方法进行目标分类识别,实验数据选用“fish”数据集中形状相似的 9 种鱼,作为目标识别时的学习样本,每种鱼随机生成 3 种仿射变换形式,作为测试样本,如图 6,图 7 所示。

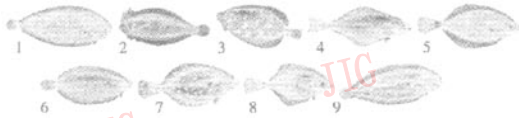


图 6 目标识别时的学习样本
Fig. 6 Fish samples for recognition



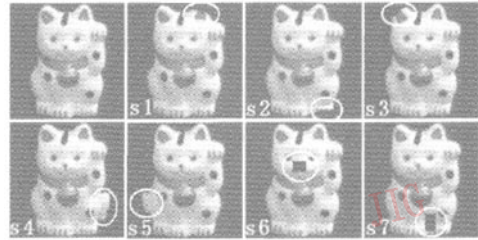
图 7 随机仿射变换产生的待测试样本
Fig. 7 Test samples produced by random affine transformation of Fig. 6

目标识别时,首先从学习样本中提取 9 种鱼的特征作为特征模板,然后用 3.1 节的方法从 27 个测试样本中提取特征,计算测试样本的特征值与特征模板间的欧氏距离,以距离最小作为分类标准。实验验证,用本文的方法对 27 个样本进行分类识别,正确率达到 100%。为比较性能,采用 MSA 算法对测试样本进行分类,MSA 正确识别率为 100%,但由于本文的方法计算量小,运行速度和总耗时上有明显优势,在相同的硬件条件下,对 27 个样本提取特征,本文方法耗时 4.047s,MSA 算法(由 MSA 作者提供)耗时 2 243.6s。

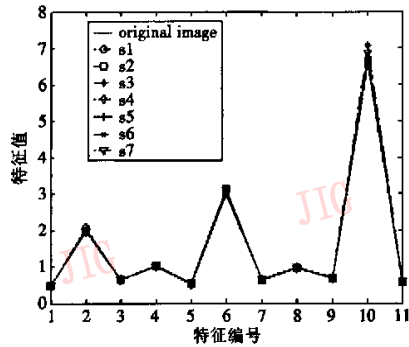
3.3 噪声干扰及部分遮挡下特征的稳定性

由不变特征的性质 3 知,不变特征具有统计特性,特征量反映了图像区域的平均性质,当图像被部分遮挡或者图像局部受噪声干扰时,由于计算扩展质心时的取平均过程,使得扩展质心的位置对一定范围内的变化不敏感,从而使得特征量保持稳定性,我们用第 3 组实验验证这种特性。选用 Coil-100 中

的测试图像,如图 8(a)所示,对图像进行擦除(图 8(a)中s1,s2,s3)、涂抹(s4,s5)和遮挡(s6,s7)产生新的测试图像,图 8(a)中用椭圆标注出相对于第 1 幅图发生变化的部位。用 3.1 节中的方法对 8 幅图像提取特征,特征曲线如图 8(b)所示,从图中可以看出,在有遮挡的情况下,特征仍能保持稳定性。



(a) 测试图像



(b) 特征曲线

图 8 部分遮挡图像及其特征曲线
Fig. 8 Occluded images and their features

对 5 组 20 幅测试数据进行部分遮挡的实验,每组图像被遮挡部分占全图面积的比例不同,同组内遮挡图像的不同部分,计算遮挡图像与原始图像特征值之差的范数 $\|F_i - F\|$,与原始图像特征值的范数 $\|F\|$ 的比值的均值,即二范数之比的平均值 $\left(\frac{\|F_i - F\|}{\|F\|}\right)$,对 5 组图像的测试结果如图 9 所示。实验过程中发现,当增大遮挡比例和改变遮挡位置时,特征矢量中部分特征值变化较大,而多数特征值基本保持不变,说明特征提取算法对一定范围内的遮挡具有稳定性。

图像中存在的噪声干扰会影响特征的稳定性,实验中用胡椒盐噪声替代文献[5]中高斯噪声,这是因为胡椒盐噪声表示图像中随机出现的点噪声只会干扰到图像中部分区域的像素值,而高斯噪声对

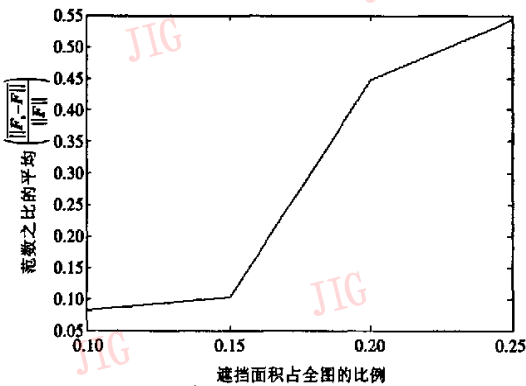


图 9 遮挡面积与特征值误差的关系

Fig.9 Error between features in case of occlusion

所有像素均产生干扰。本文特征提取算法的统计特性决定了特征值对区域的干扰具有稳定性。用 3.2 节中目标识别分类的待识别样本作为测试数据,对 27 个样本分别加入不同强度的胡椒盐噪声,然后进行分类识别,实验中共对 6 组 162 幅图像加噪,测试在噪声干扰情况下分类识别的错误率,测试结果如表 2 所示。

表 2 胡椒盐噪声干扰下的分类性能

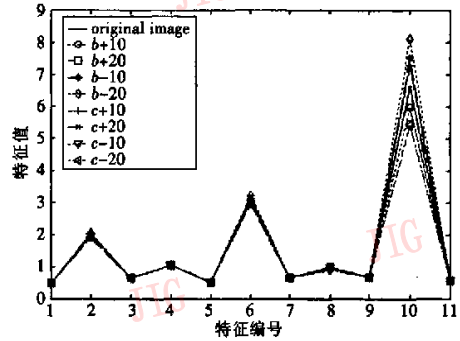
Tab.2 Error rate for classification of Fig.7 in case of salt and pepper noise distortion

	测试数据分组编号					
	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组	第 5 组	第 6 组
噪声强度	0.0005	0.001	0.002	0.003	0.005	0.01
误判个数	2	2	4	4	7	10
错误率	0.074	0.074	0.148	0.148	0.259	0.370

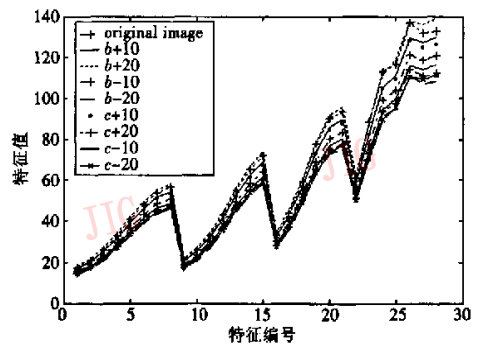
3.4 照度变化下特征的稳定性

照度变化是实际应用中常见的干扰因素,对于同一目标,照度变化使得其在图像中的表现形式不同,而特征提取算法应能克服这种因素的影响。实验 4 利用一组数据测试本文方法对照度变化的稳定性,并与 MSA 算法进行比较。对原始图像分别增加和减少亮度及对比度,增减间隔为 10,得到 8 幅照度变化后的图像,分别用本文的方法和 MSA 方法对 8 幅图像提取特征,并与原始图像的特征进行比较,如图 10 所示,图 10 中“b”表示亮度,“c”表示对比度,加减号分别表示增加和减少亮度及对比度,从实验结果可以看出,当照度变化较大时,本文所提取的特征仍具有很强的稳定性,其原因在于,照度的变化是图像灰

度上整体的变化,由特征值表示的物理意义知,这种整体变化对平均密度点,即扩展质心的影响较小,从而保证了特征值的稳定性。而由图 10(b)可以看出,MSA 算法对照度的变化很敏感,实验证实,当亮度在 ± 3 变化时,特征值之间就会产生较大差异。



(a) 本文方法



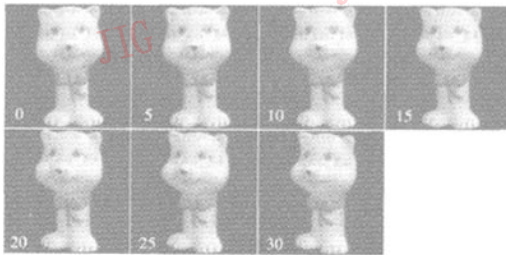
(b)MSA 方法

图 10 照度变化下两种特征提取方法所提取特征的稳定性

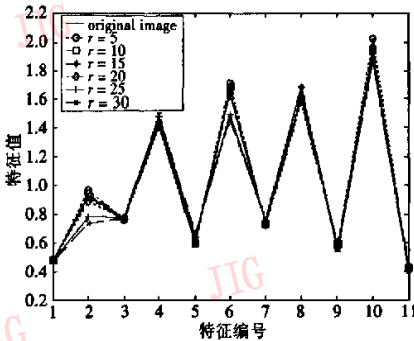
Fig.10 Features of images in case of different illumination

3.5 具有一定 3 维旋转下特征的适应性

当从不同旋转角度获取 3 维物体的图像时,图像之间发生投影变换,只有当旋转角度较小时才能近似为仿射变换,实验 5 用 Coil-100 中具有 3 维旋转角度的图像测试本文方法的适用性,如图 11 所示,图 11(a)中,7 幅图像分别表示从不同角度获取同一物体的图像,物体的旋转角度间隔为 5 度,标注于图像左下角,从 7 幅图像中提取的特征如图 11(b)。从特征曲线可以看出,当物体角度旋转时,本文的方法所提取的特征有一定的适用性,这是因为相对于未旋转物体所成的图像而言,如果物体旋转的角度较小,所成图像的大部分区域仍与未旋转物体所成的图像相同,这些区域之间可近似为仿射变换关系,而本文的方法具有统计特性,所提取的



(a) 不同视角的物体, 旋转角度标注于图像左下角



(b) 7 幅图像的特征曲线

图 11 不同视角的 3 维物体及其特征曲线

Fig. 11 Objects in Coil-100 database viewed from 7 different angles and their features

反映了这些区域的平均性质, 因此具有一定的适用性, 当然这种适用性只是在近似仿射变换下成立。

4 结 论

本文提出的扩展质心和仿射区域划分方法, 能有效地从图像中提取稳定的全局仿射不变点, 利用这些点的坐标以及仿射几何的性质, 构造了对仿射变换具有不变性的特征量, 并通过 5 组实验分别验证了特征量的仿射不变性、目标分类识别能力、部分遮挡及噪声干扰下的稳定性、照度变化下的稳定性及 3 维旋转的适用性。与 Hu 矩方法及 MSA 方法相比, 本文在处理速度、抗照度变化方面具有明显优势。下一步的工作主要集中在以下方面:

(1) 参数选择与优化, 确定最优的扩展质心阶数和三角形组合方式。迭代 ARC 时, 如果采用不同的初始点, 会得到不同的扩展质心序列, 在组合三角形时, 选取三角形的顺序会影响到最终的特征量形式, 因此通过确定扩展质心的数目和三角形组合方式, 可以使得构造的特征量达到最优的分类识别效果。

(2) 将扩展质心和仿射区域划分方法应用到图像自动配准中。从仿射变换前后提取的扩展质心可以当作同名点对, 因此可以通过多对扩展质心解出仿射变换系数, 实现自动配准。

(3) 构造具有更强抗噪声干扰性能的不变特征量。文中的不变特征量为一比值形式, 当分母为小数时, 分母的不稳定将引起特征量的波动, 特征量会产生较大误差。下一步将利用三角形区域内灰度的统计特性构造更稳健的特征量。

参考文献 (References)

- 1 Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [A]. In: International Conference on Computer Vision [C], Corfu, Greece, 1999; 1150 ~ 1157.
- 2 Avid D, Lowe G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 99 ~ 114.
- 3 Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IRE Transactions on Information Theory, 1962, IT-8(2): 179 ~ 187.
- 4 Alexander Kadyrov, Maria Petrou. The trace transform and its applications [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(8): 811 ~ 828.
- 5 Esa Rathu, Mikko Salo, Janne Heikkila. Affine invariant pattern recognition using multiscale autoconvolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(6): 908 ~ 918.
- 6 Chen Tao, Jiang Yong-mei, Su Yi, et al. Extracting geometric invariant feature of images based on fixed point theory of contractive mapping [J]. Signal processing, 2007, 23(1): 19 ~ 26. [陈涛, 蒋咏梅, 粟毅等. 基于压缩映射不动点的图像几何不变特征提取 [J]. 信号处理, 2007, 23(1): 19 ~ 26.]
- 7 Yang Zheng-wei, Fernand S Cohen. Cross-weighted moments and affine invariants for image registration and matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(8): 804 ~ 814.
- 8 Yang Zheng-wei, Fernand S Cohen. Image registration and object recognition using affine invariants and convex hulls [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 8(7): 934 ~ 945.
- 9 Sun Ji-xiang. Digital Image Processing [M]. Hebei: Educational Press of Hebei, 1993. [孙即祥. 数字图像处理 [M]. 河北: 河北教育出版社, 1993.]

附 录

设图像为 $I(x)$, 仿射变换 $T: R^2 \rightarrow R^2$, 使得 $T(x) = x', x, x' \in R^2$, 将仿射变换表示成矩阵形式为 $x' = T(x) = Ax + b$, 其中 A 为非奇异矩阵, 经过变换后的

图像为 $I'(x)$ 且满足 $I'(x) = I(x') = I(Ax + b)$, 图像 $I(x)$ 的 α 阶扩展质心 $EC_\alpha(x)$ 为

$$EC_\alpha(x) = \frac{\int x I^\alpha(x) dx}{\int I^\alpha(x) dx}$$

证明 $I'(x)$ 的扩展质心 $EC'_\alpha(x)$ 满足 $EC'_\alpha(x) = A \cdot EC_\alpha(x) + b$ 。

证明 变换后图像的扩展质心为

$$EC'_\alpha(x') = \frac{\int x' I'^\alpha(x') dx'}{\int I'^\alpha(x') dx'} \tag{1}$$

$$\therefore x' = T(x) = Ax + b$$

$$\therefore EC'_\alpha(x) = \frac{\int (Ax + b) I^\alpha(x) |J| dx}{\int I^\alpha(x) |J| dx} \tag{2}$$

其中, $|J|$ 为 Jacobi 行列式, 且 $|J| = |A|$, 而 A 为非奇异矩阵, 因此

$$EC'_\alpha(x) = \frac{\int (Ax + b) I^\alpha(x) dx}{\int I^\alpha(x) |J| dx} = A \cdot \frac{\int x I^\alpha(x) dx}{\int I^\alpha(x) |J| dx} + b$$

$$= A \cdot EC_\alpha(x) + b$$

命题得证。