

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)03-0389-09

论文索引信息: 高峰, 文贡坚. 利用仿射几何的仿射不变特征提取方法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 389-397

利用仿射几何的仿射不变特征提取方法

高峰, 文贡坚

(国防科技大学电子科学与工程学院 ATR 重点实验室, 长沙 410073)

摘要: 提出一种新的基于仿射几何的仿射不变特征提取方法, 适合于目标的识别和图像的匹配。算法分3步执行: 首先, 提取区域的质心和扩展质心, 质心和扩展质心的连线把目标区域分割成两部分, 再分别计算两部分区域的质心, 如此迭代, 直到提取出满足要求的质心个数; 然后, 依次计算四边形的面积, 其中四边形的顶点分别为其连线分割目标区域的两个质心和两个分割区域的质心; 最后, 依次计算各个四边形的面积比, 得到仿射不变特征矢量; 另外, 仿射变换的参数也可以通过计算提取的质心坐标得到。实验表明, 提取的不变特征矢量稳健性好、计算速度快、分类精度高。

关键词: 仿射不变特征; 目标识别; 仿射区域分割; 质心; 扩展质心

A new method for affine invariants extraction based on affine geometry

Gao Feng, Wen Gongjian

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

Abstract: A new affine invariants based on affine geometry for object recognition and matching is proposed in the paper. The algorithm can be divided into three following steps. Firstly, extract the centroid and extend centroid of the object region. The connecting line between them thus divides the region into two parts, and the centroids of the two parts will be recalculated. Iteratively, we can obtain the demand centroids that satisfy the requirement. Secondly, calculate the areas of the quadrangles, whose vertexes are the centroids of the regions cut by the connecting line and the centroids of the two parts. Thirdly, calculated the ratios of the areas and the affine invariant vector is acquired. Besides, the parameters of the affine transform can also be computed by the coordinates of the centroids. It is proved by the experiment that the extracted affine invariants are of robustness, efficiency and high classification accuracy.

Keywords: affine invariants; object recognition; affine region cutting; centroid; extended centroid

0 引言

虽然目标识别经历了几十年的研究, 但是真正取得较大的突破并走向实用化只是最近几年的事情。近年来, 人们提出了许多用于目标识别的特征和算法, 如基于小波的方法^[1]、基于傅里叶变换的方法^[2]、基于纹理特征的方法^[3]、基于分形理论的方法^[4]、基于矩的方法^[5-6]、利用仿射几何提取仿射

不变量的方法^[7]、LDA法^[8]、ICA法^[9]、交叉权重矩法^[10]等。一般说来, 目标识别方法可以分为基于模型的方法和基于知识的方法两类。基于模型的方法首先从待识别目标图像中提取特征, 然后把提取的特征与各模型的特征相比较, 最后根据误差最小化或者阈值化准则把待识别目标划分到指定的模型类; 基于知识的目标识别方法不需要模型特征, 而是利用专家知识或者经验积累对提取的目标特征进行分析归类。由于很难建立完备的目标特征知识集和

收稿日期: 2009-09-15; 修回日期: 2009-12-11

基金项目: 国家自然科学基金项目(60872153)。

第一作者简介: 高峰(1982—), 男。现为国防科技大学电子科学与工程学院信息与通信工程博士研究生, 主要研究方向是特征提取、图像配准和图像识别等。E-mail: gaofeng_nudt@yahoo.com.cn。

用计算机语言表示知识的不准确性,基于知识的方法在实际情况下受到很多限制。所以学者花费大量的精力研究基于模型的目标识别方法,并取得了很大进步。

利用具有统计意义的区域信息提取的不变量对噪声等具有较好的稳健性,因此成为研究的热点。需要利用区域中所有像素信息得到的矩特征就是一种经常用来构造不变量的特征。Hu^[11]根据代数不变理论提出的 7 个矩被证明对平移、缩放和旋转具有不变特性,但由于其运算量较大并且对像素灰度值变化比较敏感^[12],其在实际识别应用中受到限制。为此,很多学者利用 Zernike 矩^[13-14]或者复数矩^[6,15]来代替 Hu 矩应用于目标识别任务中。一般说来,这些矩特征只对相似变换(平移、缩放和旋转)或者图像变形比较小的情况具有不变性。为了处理更一般的仿射变换,Yang 和 Cohen^[10]提出了一种新的基于交叉权重矩的全局仿射不变量,这种全局不变量可以用于图像匹配和目标定位。小数权重和低阶(零阶)矩的应用使其具有更好的稳健性,并且在目标的区分能力和对小的形状改变的稳健性方面取得更好的平衡。但是,它假设目标的特征点已经准确的提取出来,而特征点的提取本身就是一个比较难的问题。

利用仿射几何理论来构造不变量在目标识别中广泛应用,因为它在目标识别能力、计算复杂性和稳健性方面都具有较好的表现。Yang 和 Cohen^[7]利用边缘特征点来构造包含所有特征点的最小凸多边形,然后用凸多边形相邻 3 个顶点的面积构造不变量,这种方法也需要首先从目标图像中提取出特征点。Chen 等人^[16]利用仿射变换的性质来构造仿射不变量,它不需要首先提取出特征点而是利用区域的质心来构造特征。为了初始分割目标,作者提出了扩展质心的概念,并证明了经过仿射变换的目标质心和扩展质心都满足仿射变换。得到质心和扩展质心后,再计算被质心和扩展质心的连线分割的两区域质心,如此迭代下去,可以得到任意多个质心,并且对应质心之间都满足仿射变换。然后计算顺序得到的 3 个点(质心)组成的三角形面积,并用连续三角形面积来构造不变量。通过分析可知,顺序得到的 3 个点有可能共线或者几乎在同一条直线上,那么其面积将非常小甚至为零,当其作为分母计算得到的特征量将会非常大甚至无穷,称为病态。因为点位置微小的改变就会导致特征量的较大差异。

基于上述分析,提出了一种新的构造仿射不变量的方法。它不需要首先提取出特征点,并且能够解决 Chen^[16]方法中的病态问题。此外,文中还给出了扩展质心更一般的定义。由于利用了区域的统计信息,提出的不变量对噪声、灰度变化、对比度变化和轻微的 3D 投影变换具有更好的稳健性,并且对于轻微的遮挡问题也是有效的。

1 仿射不变量的构造

1.1 仿射变换

从不同视点得到的同一场景图像之间满足投影变换,如果目标的大小和深度相对于目标和相机之间的距离非常小,那么可以用如式(1)所示的仿射变换进行近似。

$$\begin{bmatrix} x_a \\ y_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, (x_a, y_a) 和 (x, y) 为两图像中对应点的坐标,

$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix}$ 和 $\mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}$ 表示仿射变换的参数。一般情况下假设仿射变换把 2 维目标映射为 2 维目标,即 $\det(\mathbf{A}) \neq 0$ 。

对于任意非共线的 3 个点 $p_1(x_1, y_1)$, $p_2(x_2, y_2)$, $p_3(x_3, y_3)$, 设 S 为这 3 个点组成的三角形面积,则 S 可以通过下式计算

$$S = \frac{1}{2} \left| \det \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ x_3 & y_3 & 1 \end{pmatrix} \right| \quad (2)$$

假设上述 3 个点通过仿射变换后得到的 3 个点为 $p_{a1}(x_{a1}, y_{a1})$, $p_{a2}(x_{a2}, y_{a2})$, $p_{a3}(x_{a3}, y_{a3})$, 根据仿射变换的性质可知这 3 个点也不在同一条直线上,并且其组成的三角形面积 S_a 可由下式计算

$$S_a = |\det(\mathbf{A})| S \quad (3)$$

可以证明,对于任意的两个区域,只要它们之间满足仿射变换,它们之间的面积就满足上述关系。假设 S_1 和 S_2 为一个图像中的两个区域, S_{a1} 和 S_{a2} 为另一图像中对应的区域,则由式(3)可以得到下面的关系式

$$f = \frac{S_1}{S_2} = \frac{S_{a1}}{S_{a2}} = f_a \quad (4)$$

式中, f 和 f_a 分别称为两个图像的特征值,它们具有仿射不变性。下面利用这个特征值来构造仿射不变特征矢量。

1.2 不变特征矢量的构造

1.2.1 扩展质心

通过上述分析可知,利用仿射几何构造仿射不变特征矢量的关键是从两幅图像中寻找满足仿射变换的区域。一般说来,有两种方法来得到这样的区域,一种是利用分割的方法,但是区域分割本身就是一个比较难的问题;另一种是利用提取的点来构造区域,这些点可以是特征点^[7]或者质心^[16]。因为特征点的提取容易受噪声、灰度变化等的影响,所以质心成为理想的选择。区域的质心可以通过下面的公式求解:

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{\iint xf(x,y) dx dy}{\iint f(x,y) dx dy} \\ \bar{y} &= \frac{\iint yf(x,y) dx dy}{\iint f(x,y) dx dy} \end{aligned} \quad (5)$$

$f(x,y)$ 为像素点 (x,y) 处的灰度值。不难证明,对应区域的质心也满足仿射变换关系。为了形成区域,需要提取不少于 3 个的质心,为此我们引入扩展质心的概念^[16],并对扩展质心给出了更一般性的定义。首先,设 $f_e(x,y)$ 为图像灰度函数 $f(x,y)$ 各次幂的组合,并称为扩展函数,如下式所示:

$$f_e(x,y) = a_1 f^{\alpha_1}(x,y) + a_2 f^{\alpha_2}(x,y) + \dots + a_{n-1} f^{\alpha_{n-1}}(x,y) + a_n \quad (6)$$

式中, a_1, a_2, \dots, a_n 为扩展函数的系数, $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$ 为幂指数。用 $f_e(x,y)$ 替换式(5)中的 $f(x,y)$ 就可以得到新的点 (\bar{x}_e, \bar{y}_e) , 我们称为扩展质心(为了简便,有时也简称为质心):

$$\begin{aligned} \bar{x}_e &= \frac{\iint x f_e(x,y) dx dy}{\iint f_e(x,y) dx dy} \\ \bar{y}_e &= \frac{\iint y f_e(x,y) dx dy}{\iint f_e(x,y) dx dy} \end{aligned} \quad (7)$$

不难证明,两图像中对应区域的扩展质心也满足仿射变换。

1.2.2 仿射不变特征矢量的构造

假设已经得到了区域的质心 p_1 和扩展质心 p_2 , 那么整个区域被它们的连线分割成两部分,如图 1 所示。然后再分别计算两部分的质心,并标记为 p_3 和 p_4 , 同样,连接 p_1, p_3 , 整个区域分成两部分,分别计

算两部分的质心,并记为 p_5 和 p_6 , 连接 p_1, p_4 得质心 p_7 和 p_8 , 如此循环迭代,可以得到任意多个质心坐标。但是需要注意的是,得到的质心有可能出现重叠,特别是当区域的结构和灰度值近似成对称情况时,这将在第 4 部分得到验证。

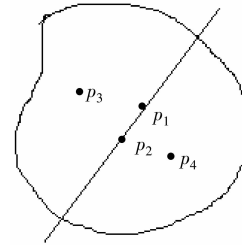


图 1 质心连线对仿射区域的分割
Fig. 1 Segmentation of the region by line connecting two centroids

提取出 质心后,接下来利用它们构造合适的区域。作为最简单的情况,3 个点组成的三角形经常被使用到^[7,16]。但是当组成三角形的 3 个顶点接近共线时,三角形的面积将会非常小,那么利用式(4)计算得到的特征值将会非常大甚至无穷。由噪声等引起的顶点位置少许的变化将会导致特征值非常大的改变,即所谓的病态现象。为了解决这个问题,用四边形作为基本的区域来构造特征值。选择四边形的 4 个顶点中,有两个是把整个区域分割成两部分的质心,两个是两分割区域的质心,这样可以避免四边形的 4 个顶点共线或者接近共线情况,如图 2 所示。

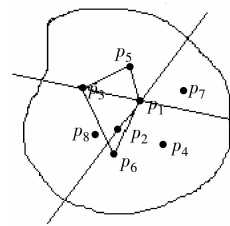


图 2 由质心形成的四边形
Fig. 2 Quadrangle formed by four centroids

假设质心 p_i 的坐标为 (x_i, y_i) , 区域 $p_1 p_3 p_4 p_6$ 的面积可以通过下面的公式计算得到:

$$S_{1536} = \frac{1}{2} \text{abs} \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_5 & y_5 & 1 \\ x_3 & y_3 & 1 \end{pmatrix} + \frac{1}{2} \text{abs} \begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_6 & y_6 & 1 \\ x_3 & y_3 & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

假设已经得到了 12 个质心 p_1, p_2, \dots, p_{12} , 按照上述规则, 可以得到 5 个四边形, 即为 $p_1p_3p_2p_4$ 、 $p_1p_5p_3p_6$ 、 $p_1p_7p_4p_8$ 、 $p_2p_9p_3p_{10}$ 和 $p_2p_{11}p_4p_{12}$, 它们的面积分别记为 S^1, S^2, S^3, S^4, S^5 , 那么可以得到如下仿射不变特征矢量

$$F = (f_1, f_2, f_3, f_4) \quad (9)$$

式中 $f_i = \frac{S^i}{S^{i+1}}$ 。

2 特征矢量的性能评估

这部分主要对提取的特征矢量进行分析评估, 主要包括对噪声影响、深度旋转的稳健性; 灰度值和对比度的变化对提取特征的影响也在这部分进行分析讨论。在实验中, 我们把提取特征的性能同文献 [16] 中的方法进行了对比。其中所有实验目标图像均来自“Coil-100”目标识别数据库。

2.1 对噪声的稳健性

利用下式定义的信噪比来表示添加的不同

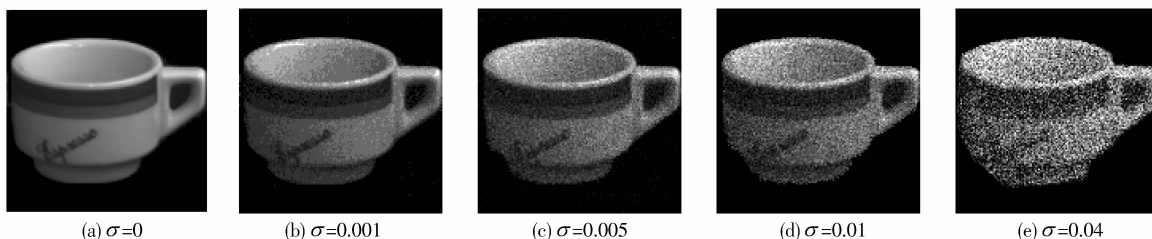


图 3 添加了不同方差噪声的目标图像
Fig. 3 Objects with noises of different variance

表 1 从图 3 的目标图像中提取出的特征矢量和对应信噪比与误差

Tab. 1 Feature vectors of objects in Fig. 3 and corresponding SNR and errors

σ	f_1	f_2	f_3	f_4	SNR	error
0	1.083 1	0.928 0	1.077 5	0.685 5	1	0
0.001	1.094 4	0.923 9	1.082 4	0.682 6	0.825 3	0.011 6
0.005	1.031 8	0.921 5	1.085 2	0.706 5	0.799 3	0.027 9
0.01	1.023 1	0.921 6	1.085 1	0.713 9	0.761 5	0.033 3
0.015	0.934 8	0.947 6	1.055 3	0.739 2	0.735 6	0.080 5
0.02	0.846 6	0.947 9	1.055 0	0.773 7	0.693 2	0.129 8
0.025	0.806 0	0.948 7	1.054 1	0.789 8	0.666 7	0.152 6
0.03	0.786 2	0.954 2	1.048 0	0.797 9	0.640 8	0.164 1
0.035	0.756 7	0.953 9	1.048 3	0.810 3	0.611 7	0.180 7
0.04	0.687 5	0.952 6	1.049 7	0.840 4	0.581 7	0.220 0

程度的噪声。

$$SNR = 1 - \left(\sum_{i=1}^n \|n_i\|^2 \right) / \left(\sum_{i=1}^n \|x_i\|^2 \right) \quad (10)$$

式中, $\{x_i\}, \{n_i\}$ 分别表示信号和噪声。实验中, 我们向目标图像添加零均值指定方差的高斯白噪声, 特征矢量对噪声的敏感性通过下面公式计算的误差表示:

$$error = \frac{\|F - F'\|}{\|F\|} \quad (11)$$

式中, F, F' 分别表示从模型(未添加噪声的目标图像)和加噪图像提取的特征矢量。误差越大, 说明特征矢量受的影响越大, 稳健性越差。图 3 表示添加了不同程度噪声的图像序列, 分别从这些图像中提取特征矢量。表 1 列出了对应不同方差值噪声图像的特征矢量提取结果、信噪比和利用式(11)计算的误差。实验中, 利用文献 [16] 中的方法进行特征矢量的提取, 为了节省空间此处并没有给出提取出的特征值。为了比较这两种方法对噪声的稳健性, 在图 4(a) 中给出了误差的曲线表示。

从表 1 和图 4(a)可以看出,直到信噪比达到 0.694,特征提取误差仍然低于 0.13(13%),因此可以说,本文提取的特征矢量对噪声的稳健性较好。

2.2 对灰度和对比度变化的稳健性

灰度和对比度的变化也会影响特征矢量的提取结果。下面分别对灰度变化和对对比度变化对特征提

取结果的影响进行实验。图 5 和图 6 分别为对应不同灰度变化 and 对比度变化的目标图像,表 2 和表 3 分别列出了对应的特征矢量提取结果和误差。图 4(b)(c)分别给出了本文方法和文献[16]中方法的稳健性比较曲线,从中可以看出,本文方法在这两方面都明显的优于文献[16]中的方法。

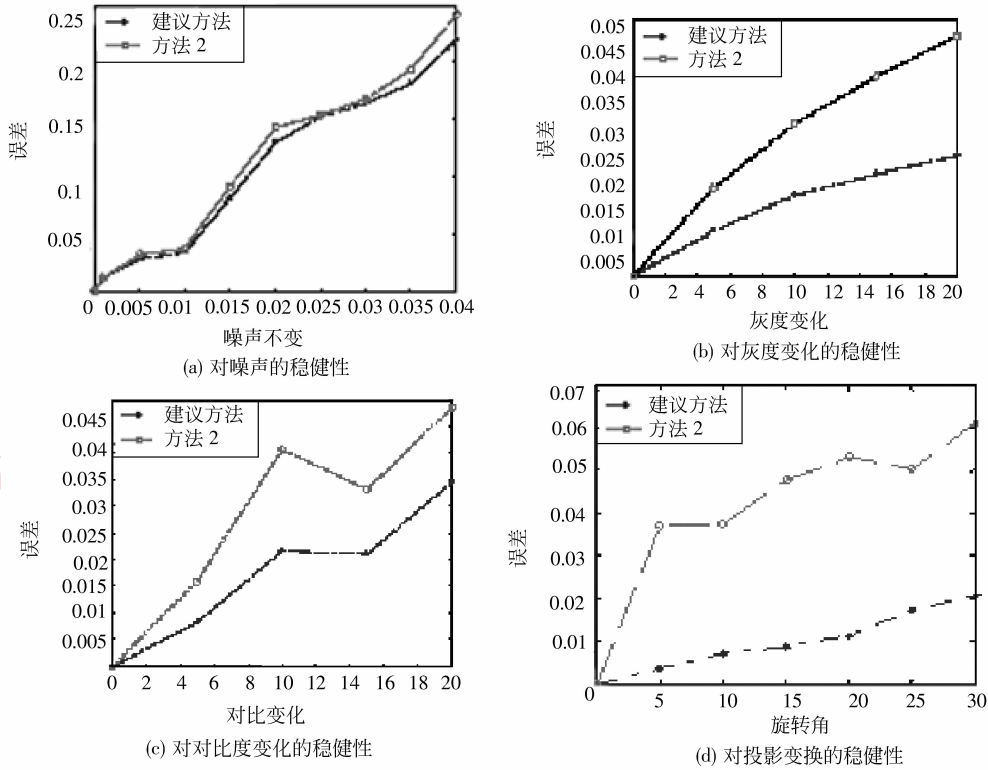


图 4 本文方法与文献[16]中的方法提取特征的误差对比

Fig. 4 Error Comparison of proposed method and method in [16]

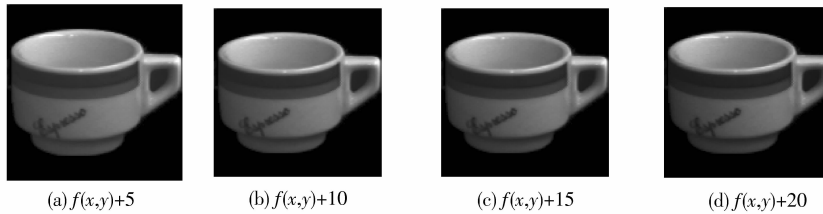


图 5 对应不同灰度值变化的目标图像

Fig. 5 Object with different gray-level

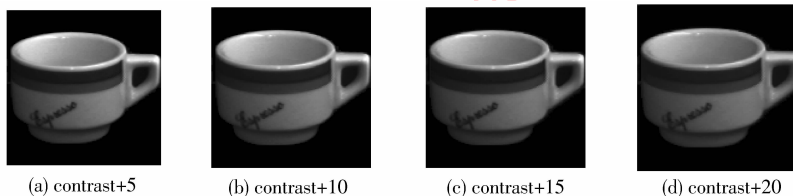


图 6 对应不同对比度变化的目标图像

Fig. 6 Object with different contrast

表 2 不同灰度值变化图像的特征矢量提取结果及对应误差

Tab. 2 Feature vectors of the objects with different gray-levels and corresponding errors

灰度值	f_1	f_2	f_3	f_4	error
+5	1.098 0	0.929 0	1.076 5	0.678 4	0.008 7
+10	1.110 0	0.928 8	1.076 6	0.672 3	0.015 7
+15	1.116 8	0.930 0	1.075 3	0.668 3	0.019 8
+20	1.123 1	0.929 6	1.075 8	0.664 9	0.023 5

表 3 不同对比度变化图像的特征矢量提取结果及对应误差

Tab. 3 Feature vectors of the objects with different contrast and corresponding errors

对比度	f_1	f_2	f_3	f_4	error
+5	1.068 9	0.927 1	1.078 6	0.691 7	0.008 1
+10	1.045 4	0.927 4	1.078 3	0.702 2	0.021 5
+15	1.047 0	0.924 2	1.082 0	0.702 1	0.021 0
+20	1.024 9	0.922 2	1.084 3	0.715 1	0.034 4

通过实验可以看出灰度变化和对比度的变化对



图 7 对应不同深度旋转角度的目标图像

Fig. 7 Object with different angles of rotation in depth

表 4 不同深度旋转角度图像的特征矢量提取结果及对应误差

Tab. 4 Feature vectors extracted results of different rotation angle and corresponding error

旋转角	f_1	f_2	f_3	f_4	error
5	1.081 0	0.931 4	1.073 7	0.689 3	0.003 5
10	1.083 2	0.935 8	1.068 6	0.691 6	0.007 0
15	1.090 6	0.936 7	1.067 5	0.692 3	0.008 7
20	1.094 7	0.938 9	1.065 1	0.693 2	0.011 3
25	1.077 7	0.946 4	1.056 7	0.702 3	0.017 2
30	1.072 7	0.948 1	1.054 7	0.708 8	0.020 7

从图 4(d) 可以了解到,直到旋转角度达到 30° ,误差仍然保持在 0.02 以下,这说明本文提出的不变特征矢量对深度旋转也是稳健的。从图中也可以看出,本文提出的算法相对于文献[16]中算法性能更好。需要指出的是,随着目标结构的不同,旋转角度对特征矢量提取的误差可能也不相同。

2.4 计算复杂度

分析可知,算法的计算量主要集中在质心的求

特征矢量的提取结果影响较小。灰度的变化相当于给目标图像蒙上一个同灰度值的模板,进而使得图像质心稍向中心位置移动。通过分析可知,原图像本身的灰度值越大,则同样的灰度变化引起的位置移动越小,提取的特征误差就越小。所以,为了减少灰度变化的影响,在计算质心坐标时可以首先减去图像的灰度均值。由于对比度的变化是非线性的,质心位置的移动也不是统一的。但是分析可知,当对比度增加时,质心位置向灰度值比较大的区域方向移动,反之,则向灰度值比较小的方向移动。

2.3 3D 投影变换对特征矢量的影响

严格说来,深度的旋转不属于仿射变换。但是当旋转角度比较小时,特征矢量应该几乎保持不变。这部分我们就测试本文提出的仿射不变特征矢量受深度旋转变化的影响。图 7 是不同旋转角度的目标图像,对它们的特征矢量提取结果以及根据式(11)计算的误差都被显示在表 4 中。同样,它们与文献[16]中方法的性能比较显示在图 4(d)中。

解阶段。对于一个 $N \times N$ 大小的图像,计算扩展质心需要的计算量为 $2\alpha N^2$ (α 为扩展质心的阶数),计算质心的计算量为 $(K-1)N^2$,其中 K 为质心和扩展质心的个数之和。那么总的计算量为 $(2\alpha + K - 1)N^2$ 。为了比较不同算法提取不变特征,矢量的计算复杂性,我们选择 MSA^[17]、Hu^[11] 和 EC-ARC^[16] 方法进行比较,它们的计算量分别为 $O(N^2 \log_2 N)$, $O(N^2)$ 和 $2\alpha KN^2$ 。实验中,令 $\alpha = 9, K = 12$ 。表 5 列出了这些算法的计算时间,可以看出本文提出算法的计算量较小。

表 5 计算时间对比

Tab. 5 The comparison of cost time of the different methods

方法	图像大小			
	100 × 100	200 × 200	300 × 300	400 × 400
Propose method	0.015 6	0.046 9	0.109 4	0.203 1
EC-ARC	0.046 9	0.125 0	0.250 0	0.453 1
Hu moments	0.097 32	0.275 0	0.560 6	1.052 1
MSA	0.313 2	1.033 3	2.242 4	5.368 1

3 实验结果

3.1 分类器设计

分类器是基于第 2 部分提出的仿射不变特征矢量设计的,它根据最小残差原理把目标划归为指定的类。在理想情况下,从待识别目标提取的特征矢量应该和该目标模型对应的特征矢量完全相同。但是由于受到噪声等第 3 部分所讨论因素的影响,它们之间的误差常常不为零。为此,设计下式所示的分类器:

$$\min \{ \| \mathbf{F}^p - \mathbf{F}_a \| \} = \min \left\{ \sqrt{\sum_{i=1}^4 (f_i^p - f_{ai})^2} \right\} \quad (12)$$

式中, \mathbf{F}^p 和 \mathbf{F}_a 分别为从第 p 个模型和待识别目标中提取的仿射不变特征矢量, f_i 和 f_{ai} 为其中的第 i 个分量。

3.2 实验结果

为了测试本文提出的仿射不变量,我们从“Coil-100”目标识别数据库中选择 5 个目标作为模型,如图 8 所示,可以看出它们形状比较相似。首先,我们利用 MATLAB 7.1 对每个模型做仿射变换,并添加一定量的噪声,使得每个模型产生 5 个变换目标图像,如图 9 所示(打乱了显示顺序);然后我们分别利用本文方法提取各个目标图像的仿射不变特征矢量。为了节省空间,我们并没有列出特征提取结果,而只在表 6 中给出了各个目标图像的特征



图 8 实验目标模型

Fig. 8 Prototypes used to tested the proposed method

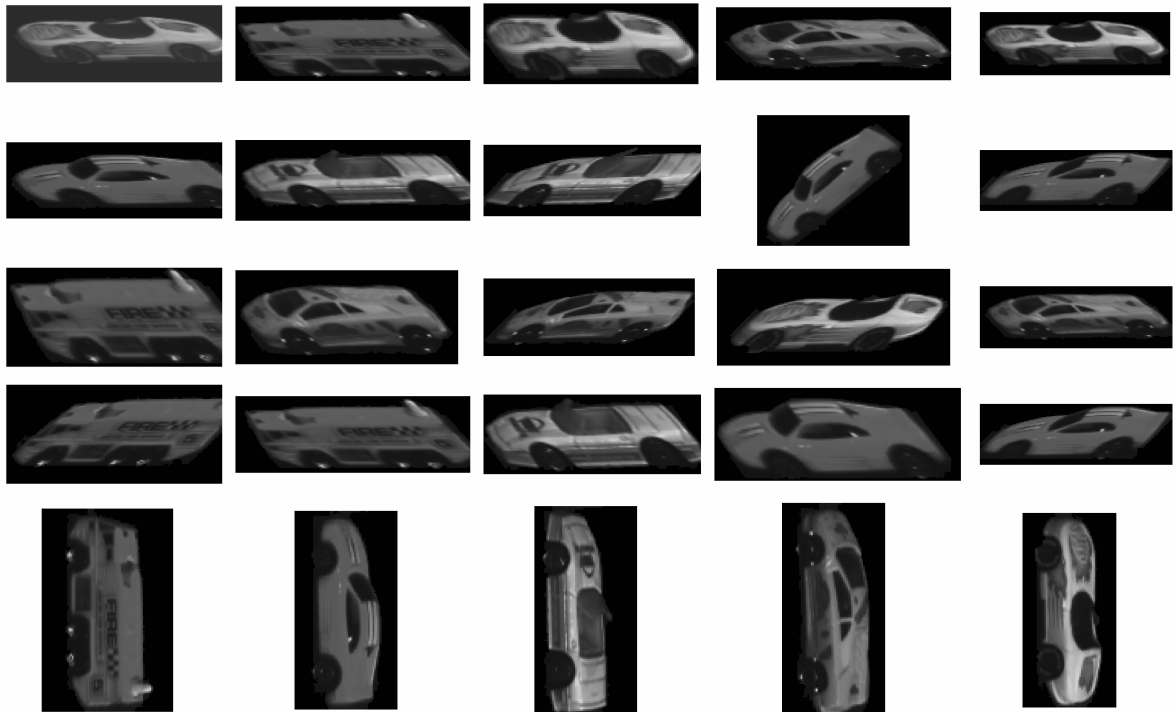


图 9 从图 8 中的模型经过仿射变换及加噪得到的待识别目标图像

Fig. 9 Affine transformed and noised objects of prototypes in Fig. 8

矢量与各模型特征矢量的误差。分析可知,计算扩展质心时扩展函数的次幂越高,受误差的影响越大,但是次幂太低,会导致第一次计算的质心和扩展质

心的距离太近,稳健性变差。一般情况下, α_1 取值在 8 ~ 11 之间。扩展函数系数对结果影响不大。实验中求扩展质心时取 $a_1 = 1, \alpha_1 = 9$, 其余为零。

表 6 从图 9 中提取的特征矢量与图 8 中模型特征矢量的误差及分类结果

Tab. 6 The errors of feature vectors of objects in Fig. 9 and prototypes in Fig. 8

	Obj6	Obj15	Obj19	Obj23	Obj69	Classification	Real class
1	0.022 5	0.361 3	0.491 2	0.153 3	0.452 8	Obj6	Obj6
2	0.504 1	0.654 8	0.000 01	0.366 8	0.689 8	Obj19	Obj19
3	0.004 2	0.340 3	0.508 2	0.177 5	0.433 3	Obj6	Obj6
4	0.341 3	0.000 1	0.654 9	0.471 4	0.100 2	Obj15	Obj15
5	0.007 7	0.333 6	0.505 1	0.178 5	0.426 3	Obj6	Obj6
6	0.173 7	0.471 3	0.366 8	0.000 1	0.550 3	Obj23	Obj23
7	0.434 0	0.100 2	0.689 7	0.550 3	0.000 1	Obj69	Obj69
8	0.224 8	0.159 2	0.650 8	0.387 0	0.258 8	Obj15	Obj69
9	0.208 9	0.502 4	0.345 1	0.035 3	0.579 1	Obj23	Obj23
10	0.210 0	0.187 6	0.653 8	0.377 0	0.187 1	Obj69	Obj69
11	0.354 1	0.401 1	0.261 2	0.306 4	0.429 0	Obj19	Obj19
12	0.390 3	0.083 4	0.737 0	0.534 9	0.122 7	Obj15	Obj15
13	0.411 5	0.080 8	0.731 7	0.548 3	0.068 63	Obj15	Obj15
14	0.007 5	0.345 3	0.497 6	0.166 4	0.437 3	Obj6	Obj6
15	0.447 5	0.135 2	0.789 6	0.593 3	0.136 2	Obj15	Obj15
16	0.425 3	0.545 4	0.111 6	0.314 0	0.578 4	Obj19	Obj19
17	0.347 6	0.352 0	0.319 8	0.325 9	0.374 2	Obj19	Obj19
18	0.177 2	0.230 9	0.642 1	0.348 4	0.130 7	Obj69	Obj69
19	0.274 6	0.563 4	0.313 8	0.101 4	0.636 8	Obj23	Obj23
20	0.215 8	0.508 0	0.339 4	0.042 3	0.584 2	Obj23	Obj23
21	0.342 6	0.254 3	0.432 1	0.373 2	0.267 4	Obj15	Obj19
22	0.150 5	0.450 8	0.382 1	0.023 4	0.531 2	Obj23	Obj23
23	0.252 8	0.246 4	0.625 2	0.324 9	0.187 1	Obj69	Obj69
24	0.331 5	0.173 5	0.759 5	0.497 4	0.251 9	Obj15	Obj15
25	0.004 3	0.337 4	0.506 5	0.177 6	0.430 3	Obj6	Obj6

表 6 中,第 1 列的序号对应于图 9 中目标图像的顺序,“Classification”列显示根据上述分类器的识别结果,“Real class”列显示目标真实的类别。显然,只有当这两列内容相同时,识别结果才是正确的,否则是错误的。从表 6 可以看出,利用本文提出的算法识别结果达到 92%。为了进行对比,我们也利用文献[16]中的方法对各目标图像进行了特征提取。从提取结果了解到,特征矢量的第 4 个分量经常数值非常大,甚至为无穷大,特征矢量的第 5 个分量经常为 NaN,而第 6 个分量经常趋近于零。这是因为,提取第 1 个、第 3 个和第 4 个质心经常共线或者趋近于共线,从而导致第 5 个质心和第 7 个质心、第 6 个质心和第 8 个质心之间的位置非常接近甚至重合在一起。所以利用这些特征矢量进行识别

时,结果是不可靠的。为了有利于对比,我们仅利用除第 4 个、第 5 个和第 6 个分量以外的分量进行误差的计算,即使这样,识别率也仅为 84%。因此可以说本文算法优于文献中[16]的算法。

3.3 仿射变换参数的计算

由仿射变换的公式可知,为了计算仿射变换参数,至少需要 3 个相互对应的点。由第 2 节可知,我们求得的质心之间都是相互对应的,所以可以利用求得的质心坐标来求解变换参数。以图 9 中的第 1 个目标为例,它被分为“Obj6”类。从目标图像中提取的任 3 个质心点的坐标为 (166.1, 77.0), (181.0, 84.5), (150.1, 69.0), 相应的,模型中对应的 3 个质心的坐标为 (70.5, 62.8), (75.9, 69.6), (64.7, 55.5), 根据式 (1) 可以求得变换参数为

$a_{11} = 1.5, a_{12} = 1.0, a_{21} = 0, a_{22} = 1.1, b_1 = -2.5, b_2 = 8.0$ 。为了更准确的计算变换参数,可以利用超过3个质心点的坐标并利用最小二乘法求解模型参数。

4 结 论

提出一种新的仿射不变特征矢量,并拓展扩展质心的概念。仿射不变特征矢量是利用仿射区域的面积比计算得到的,有两个方面的显著特点:第一,它不需要首先提取出特征点,而是利用质心和扩展质心来构造满足要求的区域,既避免了特征点提取的步骤,又躲开了寻找对应特征点的过程;第二,利用把区域分割成两部分的两个质心以及每个分割区域对应的质心4个点来构造满足要求的四边形区域,然后利用这些区域的面积比来计算仿射不变特征矢量。实验结果表明,这样提取出来的特征矢量的稳健性更好。提取出来的仿射不变特征矢量能够很好的处理目标区域完整或者轻微遮挡的情况,如何处理具有严重遮挡的情况^[18-20]是进一步研究的内容。

参考文献 (References)

- [1] Bala E, Cetin A E. Computationally efficient wavelet affine invariant functions for shape recognition [J]. IEEE Trans. PAMI, 2004, 26(8): 1095-1099.
- [2] Arbter K, Snyder W E, Burkhardt H, et al. Application of affine-invariant fourier descriptors to recognition of 3-D objects [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 640-647.
- [3] Lazebnik S, Schmid C, Ponce J. Affine-invariant local descriptors and neighborhood statistics for texture recognition [C] //Proc. 9th Int'l Conf. Computer Vision, Washington, DC. USA: IEEE Computer Society, 2003, 1: 649-655.
- [4] Polikarpova N. Fractal features in image recognition [J]. SPIE Image Processing and Computer Optics, 1994, 2363: 104-108.
- [5] Liu Jin, Zhang Tianxu. Fast algorithm for generation of moment invariants [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(10): 1745-1756.
- [6] Liu Jin, Zhang Tianxu. Recognition of the blurred image by complex moment invariants [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(8): 1128-1138.
- [7] Yang Zhengwei, Cohen F S. Image registration and object recognition using affineinvariants and convex hulls [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1999, 8(7): 934-946.
- [8] Khan W A, Javed M Y, Anjum M A. Occluded face images recognition using robust LDA [C]//Proceedings of 2th Int'l Conf. Emerging Technologies. Washington, DC. USA: IEEE Computer Society, 2006: 151-156.
- [9] Sener S, Unel M. A new affine invariant curve normalization technique using independent component analysis [C]//The 18th Int'l Conf. Pattern Recognition (ICPR'06). Washington, DC. USA: IEEE Computer Society, 2006.
- [10] Yang Zhengwei, Fernand S Cohen. Cross-weighted moments and affine invariants for image registration and matching [J]. IEEE Trans. PAMI, 1999, 21(8): 804-814.
- [11] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IRE Trans. Information Theory, 1962, 8: 179-187.
- [12] Bian Xingbin, Zhu Qingxin. Analysis of moment invariant's stability to gray-level adjustment [C]//Proceedings of ICSSM'05. Washington, DC. USA: IEEE Computer Society, 2005, 2: 1145-1148.
- [13] Khotamzad A, Hong Y H. Invariant image recognition by Zernike moments [J]. IEEE Trans. PAMI, 1990, 12(5): 489-497.
- [14] Khotanzad A, Hong Y H. Invariant image recognition by zernike moments [J]. IEEE Trans. PAMI, 1990, 12(5): 490-497.
- [15] Abu-Mostafa Y S, Psaltis D. Image normalization by complex moments [J]. IEEE Trans. PAMI, 1985, 7(1): 46-55.
- [16] Chen Tao, Su Yu, Jiang Yongmei, et al. Affine invariant feature extraction based on affine geometry [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(9): 1633-1641. [陈涛, 粟毅, 蒋咏梅, 等. 利用仿射几何特性提取图像中的仿射不变特征 [J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(9): 1633-1641.]
- [17] Rahtu E, Salo M, Heikkila J. Affine invariant pattern recognition using multiscale autoconvolution [J]. IEEE Trans. PAMI, 2005, 27(6): 908-918.
- [18] Ying Zhengrong, David C. Partially occluded object recognition using statistical models [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 49(1): 57-78.
- [19] Zhang Wenchoao, Shan Shiguang, Chen Xilin, et al. Local gabor binary patterns based on Kullback-Leibler divergence for partially occluded face recognition [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(11): 875-878.
- [20] Kang Lichun, Bin L K, Yao Jin. The recognition of 2D partially occluded objects using curve moment invariants [C]//1st Int'l Conf. the Applications of Digital Information and Web Technologies (ICADIWT 2008). Washington, DC. USA: IEEE Computer Society, 2008, 372-377.