

文章编号:1000-582X(2010)03-065-07

# 粒子群优化算法实现仿射不变性形状识别

毛玉星, 韩倍涛, 冯 莲, 王 豪, 徐少志, 郝远洋

(重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

**摘 要:**针对形状识别过程中,轮廓图像会因为视点改变发生仿射变换的问题,提出了一种新的仿射不变特征提取方法及匹配策略。首先,对所有边界点计算其与质心的距离及方向角,并在给定的角度邻域内进行平均以消除噪声干扰;然后,计算方向角相差  $180^\circ$  的边界点质心距离之比作为形状特征,该特征具有仿射不变性。由于仿射变换图像间各轮廓点的方向角具有非线性变化特征,质心距离比需要重采样以建立对应关系,笔者将其转化为一个路径规划问题,并用粒子群优化算法得以解决。实验表明该方法对形状识别中的平移、旋转、缩放、拉伸和噪声干扰具有良好的效果。

**关键词:**形状识别;仿射变换;质心距离比;粒子群优化

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

## Affine invariant shape recognition with particle swarm optimization algorithm

MAO Yu-xing, HAN Bei-tao, FENG Lian, WANG Hao, XU Shao-zhi, HAO Yuan-yang

(State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

**Abstract:** Focusing on the problem that affine transformation will exist among the contour images due to variation of the viewpoints, a new approach to extract affine invariant features and matching strategy is proposed for shape recognition. First, the centroid distance and azimuth angle of each boundary point are computed. Then, with a prior-defined angle interval, all the points in the neighbor region of the sample point are considered to calculate the average distance for eliminating noise. After that, the centroid distance ratios(CDRs) of any two contour points with angle difference of  $180^\circ$  are achieved as the representation of the shape, which would be invariant to affine transformation. Since the angles of contour points changed non-linearly among affine related images, the CDRs should be resampled to build corresponding relationship. It could be regarded as an optimization problem of path planning. In our method, a PSO-based path planning model is presented to address this problem. The experimental results demonstrate the efficiency of the proposed method in shape recognition with translation, scaling, rotation, distortion and noise interference.

**Key words:** shape recognition; affine transformation; centroid distance ratio; particle swarm optimization

收稿日期:2009-10-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50877081);“输配电装备及系统安全及新技术”国家重点实验室自主研究项目(2007DA10512709213);第三届国家大学生创新性实验计划项目

作者简介:毛玉星(1967-),男,重庆大学副教授,博士,主要从事图像处理与计算机视觉、计算机测量与仪器研究,  
(E-mail)myx@cqu.edu.cn。

形状识别是模式识别中一项具有挑战性的工作,需要面对由于视点变化造成不同图像间的仿射变换问题。解决该问题的首要任务是特征提取,构造具有仿射不变性的形状描述算子<sup>[1-4]</sup>。近 10 年来学者们提出了多种形状描述算子,其中傅里叶描述算子<sup>[3-4]</sup>受到广泛关注。同时,一些有效的图像处理算法,如主分量分析(PCA)<sup>[5-6]</sup>,独立分量分析(ICA)<sup>[6-8]</sup>,小波变换(WT)<sup>[9-10]</sup>,支持向量机(SVM)<sup>[11]</sup>以及神经网络(NN)<sup>[12-13]</sup>等技术也被广泛应用于图像特征提取及分类策略中,并取得了良好的效果。吕玉增等<sup>[2]</sup>针对形状中几何特征的分布在旋转和尺度变换条件下的不变特性,通过等间距极坐标映射和极值点提取,获得了极值点权重向量,对平移、尺度和旋转变换不敏感,并采用参数重整的匹配策略,能自适应地调整比对精确度;Mei 等将傅里叶描述算子与 ICA 和 PCA 相结合,提出了 2 种新的仿射不变形状描述算子<sup>[6]</sup>,在轮廓图像检索中获得了良好性能;Bala 等基于小波变换提出了一种仿射不变函数<sup>[10]</sup>用于目标识别,在保持良好识别性能的前提下减少了计算复杂度。

许多学者在多分辨率技术上进行了深入研究,以期在噪声干扰和局部遮挡影响情况下提高形状识别的准确率和鲁棒性。Thourn 等<sup>[14]</sup>提出了一种空间域的多分辨率特征,称为多级质心轮廓。该特征具有仿射不变特性,并通过多分辨率方式减少了图像变形和扭曲造成的干扰,但此方法仍存在一些不足:首先,该方法是以质心和 2 个邻近边界点所围成的三角形面积作为形状描述算子用于匹配度计算,在不同图像中若存在严重变形造成对应点丢失或无法获得时,将会出现错误;其次,若因局部遮挡等原因造成轮廓线不连续,该方法将会失效。其实上述缺陷也是前述大多数方法所共同面临的问题,因为要在 2 个仿射变换轮廓图像中分别获取等长,并具有对应关系的数据序列作为形状特征是很困难的。

为此,笔者定义位于质心两侧的对称轮廓点的质心距离比作为形状特征,解决了仿射不变性问题。同时,由于质心距离经过了角度邻域内的均值滤波,提高了形状特征对噪声干扰和局部遮挡的鲁棒性。问题的核心在于必须在 2 个轮廓图像中搜寻等长并一一对应的质心距离比序列作为形状的最终特征,用于相似性评估,因此需要根据某种判定规则或模

型对质心距离比进行重采样并顺序组合。笔者将其转化为一个路径规划问题,并采用粒子群优化算法加以解决。再用欧氏距离作为相似性判断依据实现形状识别。

## 1 仿射不变性特征提取

### 1.1 质心距离比定义及其仿射不变性分析

轮廓图像的仿射变换可用下面数学公式描述:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}, \quad (1)$$

式中  $\mathbf{X}$  和  $\tilde{\mathbf{x}}$  是二维矢量,分别代表原始图像的轮廓点以及仿射变换后对应点的位置坐标。矩阵  $\mathbf{A}$  是一个  $2 \times 2$  非奇异矩阵,代表尺度变化、扭曲以及旋转变量。矢量  $\mathbf{B}$  代表平移量。式(1)可用下式详细描述:

$$\begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

设  $P_0 : [x_0, y_0]^T$  点为原始轮廓图像的质心,  $[x_1, y_1]^T$  及  $[x_2, y_2]^T$  是两轮廓点  $P_1, P_2$  的坐标;同时,  $[\tilde{x}_0, \tilde{y}_0]^T, [\tilde{x}_1, \tilde{y}_1]^T$  和  $[\tilde{x}_2, \tilde{y}_2]^T$  为上面 3 点在仿射变换图像中的对应点  $\tilde{P}_0, \tilde{P}_1$  和  $\tilde{P}_2$  的坐标。分别定义质心距离  $d_1 = D(P_1, P_0), d_2 = D(P_2, P_0), \tilde{d}_1 = D(\tilde{P}_1, \tilde{P}_0)$  及  $\tilde{d}_2 = D(\tilde{P}_2, \tilde{P}_0)$ , 其中  $D(\cdot, \cdot)$  为欧氏距离算子。根据式(2)不难证明,当  $P_1, P_2$  位于  $P_0$  两侧并在同一直线上时,  $d_1/d_2 = \tilde{d}_1/\tilde{d}_2$ , 表明位于质心两侧并与其在同一直线上的轮廓点的质心距离比在仿射变换中保持不变,为此可作为具有仿射不变性的形状描述算子。

### 1.2 质心距离比的点间匹配与重采样模型

尽管质心距离比在仿射变换中保持不变,但由于点间的对应关系无法建立,需要进一步处理。如前所述,  $d_1/d_2$  和  $\tilde{d}_1/\tilde{d}_2$  相等需要遵从下述约束条件:

1)  $P_1, P_2$  两点要位于质心两侧并与质心在同一直线上。

2)  $\tilde{P}_0, \tilde{P}_1$  和  $\tilde{P}_2$  点为与  $P_0, P_1$  和  $P_2$  对应的仿射变换点。

针对第 1 个问题,可以选取轮廓点的方位角相差  $180^\circ$  解决;对第 2 个问题,由于仿射变换的参数难以直接得到,无法找到变换点的位置,只能依据仿射变换图像自身寻找质心、构造对应点并计算质心距

离比。通过下面的分析可知,虽然  $\tilde{P}_0$  定义为原始轮廓质心  $P_0$  的仿射变换点,但可以通过求仿射变换后轮廓自身的质心得到:

$$\begin{aligned} \tilde{x}_0 &= a_1 x_0 + a_2 y_0 + b_1 = \\ & a_1 \sum x_i / N + a_2 \sum y_i / N + b_1 = \\ & \sum (a_1 x_i + a_2 y_i + b_1) / N = \\ & \sum \tilde{x}_i / N. \end{aligned} \quad (3)$$

相应地,可以推出:

$$\tilde{y}_0 = \sum \tilde{y}_i / N. \quad (4)$$

另一方面,由于直线在仿射变换中不会发生弯曲,所以在仿射变换轮廓中的 3 个点  $\tilde{P}_0$ 、 $\tilde{P}_1$  和  $\tilde{P}_2$  仍在同一直线上。可以沿用  $\tilde{P}_1$  和  $\tilde{P}_2$  方向角相差  $180^\circ$  的方式构造对应点并计算仿射变换图像中的质心距离比。

为此,可以分别在原始轮廓和仿射变换轮廓中构造对应点并计算多个质心距离比,但不能直接用于相似性比对,因为在两个质心距离比序列之间没有点的对应关系。要解决这一问题,需要对它们沿方位角重采样,使其等长,并具有点与点间的对应关系。定义  $P_i$  和  $\tilde{P}_i$  的方位角分别为  $\theta_i$ 、 $\tilde{\theta}_i$ :

$$\left. \begin{aligned} \theta_i &= \arctan((y_i - y_0) / (x_i - x_0)), \\ \tilde{\theta}_i &= \arctan((\tilde{y}_i - \tilde{y}_0) / (\tilde{x}_i - \tilde{x}_0)). \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

根据式(2)、(5),可以推导出  $\tilde{\theta}_i$  与  $\theta_i$  的函数关系:

$$\tilde{\theta}_i = \arctan((a_3 + a_4 \tan \theta_i) / (a_1 + a_2 \tan \theta_i)). \quad (6)$$

由式(6)可知,如  $a_1 = a_4, a_2 = a_3 = 0$ , 则  $\tilde{\theta}_i = \theta_i$ ,

意味着两图像间只存在平移和尺度变化。一般地,根据式(6)可得到角度的变化关系:

$$\frac{d\tilde{\theta}_i}{d\theta_i} = \frac{a_1 a_4 - a_2 a_3}{(a_3 \cos \theta_i + a_4 \sin \theta_i)^2 + (a_1 \cos \theta_i + a_2 \sin \theta_i)^2} \quad (7)$$

上式体现了  $\tilde{\theta}_i$  随  $\theta_i$  变化的两个特征:首先,  $\tilde{\theta}_i$  随  $\theta_i$  单调递增或递减(取决于  $a_1 a_4 - a_2 a_3$  的符号);其次,  $\tilde{\theta}_i$  随  $\theta_i$  非线性变化。若原始轮廓特征由等角度间隔的样点组成,则需要对变换后图像轮廓进行变间隔采样,从而在变换前后的点间建立对应关系。 $a_1 a_4 - a_2 a_3$  的符号通常为正,仅当图像间发生镜像变换时出现负号。在后面的处理中,符号假设为正。若考虑镜像变换,处理方式类似,只需改变约束条件中采样的方向特性即可。

为了减少噪声干扰和局部遮挡影响,给定一个邻域范围,对每个采样点的质心距离沿方向角进行均值滤波,然后再计算质心距离比。

为简化计算又不失一般性,对原始图像,以  $3^\circ$  为采样间隔,采集 60 个样点计算质心距离比,完成对  $180^\circ$  范围的采样。考虑到  $\tilde{\theta}_i$  随  $\theta_i$  的非线性变化特性,变换后图像中与原始采样点对应的相邻点的角度差可能小于或大于  $3^\circ$ ,所以需要获取更小的角度间隔、更多的采样点以备匹配选择。以  $0.75^\circ$  为角度间隔,共采集 240 个点作为候选点。

在对原始轮廓图像和变换后图像分别构造了长度不同的质心距离比序列后,一项关键任务就是实现对变换后序列的重采样,建立与原始图像轮廓特征序列等长,并具有点间对应关系的新序列,以便计算其相似度,见图 1。

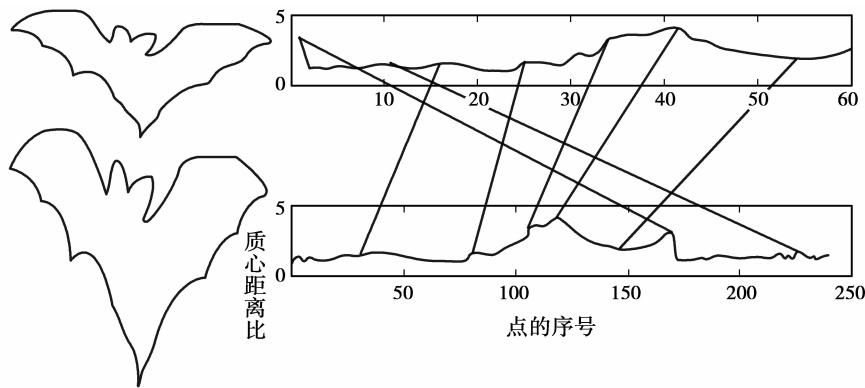


图 1 质心距离比序列及匹配采样

## 2 形状的相似度计算

### 2.1 质心距离比重采样模型

图 1 表明,原始图像的轮廓特征由包括 60 个轮廓点的质心距离比序列构成,记为  $o[i], i=0, 1, \dots, 59$ 。而变换后轮廓特征由包括 240 个轮廓点的质心距离比序列构成,记为  $q[j], j=0, 1, \dots, 239$ 。质心距离比重采样就是要在  $q[j]$  中选取 60 个点,使其与原始的点在仿射变换条件下实现最佳匹配,等价于求解一个约束条件下的优化问题。

任务:求解数组  $n[i], i=0, 1, \dots, 59$ 。

优化目标:使下面欧氏距离  $s$  最小,

$$s = \sqrt{\sum_{i=0}^{59} (q[\text{mod}(n[i], 240)] - o[i])^2} \quad (8)$$

$\text{mod}(n[i], 240)$  代表原始图像中的第  $i$  个轮廓点在变换后的 240 个点中的最佳匹配位置,用  $m[i]$  表示。考虑到变换前后对应轮廓点方向角的单调变化特性,以单调上升(无镜像变换)为例,  $n[i]$  应遵循下面约束条件:

1)  $n[0]$  可为  $0 \sim 239$  任意值,表示起始点位置不限。

2)  $n[i-1] + 1 \leq n[i] \leq n[i-1] + 8, i=1, 2, \dots, 59$ , 表明  $n[i]$  单调增加,同时避免过大突变。

3)  $n[59] < n[0] + 240$ , 表示不允许出现超过一周的重复采样。

上面优化任务的实质是要确定数组  $m[i], m[i] \in \{0, 1, \dots, 239\}$ , 从而构造变换后图像轮廓的质心距离比序列。该优化问题可转化为在约束条件下搜寻一个 60 维的空间点,每维坐标代表了在变换后图像的 240 个特征点的采样位置。

### 2.2 粒子群优化算法

通过前面的分析,将变换后图像的质心距离比重采样问题转化成了障碍规避条件下多维空间点的寻优问题。目前解决此类问题大体上有随机搜索法和整体寻优法两类,整体寻优法以基于遗传算法和粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法为代表。PSO 算法最早是美国的 Kennedy 等受鸟群觅食行为的启发于 1995 年提出的。由于 PSO 算法概念简单,实现容易,短短几年时间便获得了很大的发展,被广泛应用于参数优化设计<sup>[15]</sup>、目标识别与分类<sup>[16-17]</sup>以及路径规划寻优<sup>[18-20]</sup>诸多领域。

粒子群优化算法将每个个体看作  $L$  维搜索空间中的一个没有体积的粒子,在搜索空间中以一定的速度飞行,它的速度需要根据自身以及同伴的飞行经验进行动态调整。它经历过的最好位置称为局部最优点,设为  $p_b$ ,群体所有粒子经历过的最好位置称为全局最优点,设为  $g_b$ 。第  $i$  个粒子的第  $j$  ( $0 \leq j \leq L-1$ ) 维元素的速度  $v_{i,j}$  和位置  $x_{i,j}$  采用下面方法更新:

$$\left. \begin{aligned} v_{i,j}^{k+1} &= \omega v_{i,j}^k + c_1 r_1 (p_b - x_{i,j}^k) + c_2 r_2 (g_b - x_{i,j}^k), \\ x_{i,j}^{k+1} &= x_{i,j}^k + v_{i,j}^{k+1}, \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中:  $k$  代表迭代次数;  $c_1$  和  $c_2$  为加速因子;  $r_1$  和  $r_2$  分别表示两个取值范围从  $(0, 1)$  的随机数;  $\omega$  为惯性因子,反映了算法在全局搜索和局部搜索之间的折中,较大的  $\omega$  利于搜索新的区域,倾向于全局搜索,小的  $\omega$  则倾向于进行局部搜索。

### 2.3 基于粒子群优化的质心距离比重采样模型及求解

采用粒子群优化算法搜寻一个 60 维的空间点。设迭代结束后全局最优点  $g_b$  的空间位置由向量  $\mathbf{x} = [x_0, x_1, \dots, x_{59}]^T$  表示,则该向量对应了数组  $m[i]$  的解:  $m[i] = x_i$ 。各维坐标实际代表了对仿射变换后轮廓的采样位置。粒子群算法中一个关键问题是在寻优的迭代过程中对局部和全局最优点的判定。针对笔者的具体问题,设粒子  $i$  在第  $k$  次迭代时的空间位置为  $\mathbf{x}_i^k = [x_{i,0}^k, x_{i,1}^k, \dots, x_{i,59}^k]^T$ , 采用式(8)定义的欧氏距离  $s$  作为该点的适应度判定,  $s$  较小的点位置更优。在粒子群寻优的迭代过程中,空间点  $\mathbf{x}_i^k$  的适应度因子定义为  $s_i^k$ :

$$s_i^k = \sqrt{\sum_{j=0}^{59} (q[x_{i,j}^k] - o[j])^2} \quad (10)$$

设寻优系统包括  $M$  个粒子,迭代次数为  $N$ ,寻优过程由以下步骤实现:

1) 系统初始化,根据约束条件为  $M$  个粒子随机设定初始位置  $\mathbf{x}_i^0 = [x_{i,0}^0, x_{i,1}^0, \dots, x_{i,59}^0]^T, i=1, 2, \dots, M$ , 并指定为各粒子的初始局部最优点。

2) 根据式(10)为每个粒子当前位置  $\mathbf{x}_i^k$  计算适应度,并与该粒子所经历的最佳适应度比较,记录新的局部最优位置  $p_b$  及其适应度  $s_i^k$ 。

3) 对各粒子的局部最优位置的适应度进行比

较,得到全局最优位置  $g_b$ 。

4) 根据式(9)为各粒子计算新的空间位置。

5) 由 2.1 节给出的约束条件对各粒子的坐标进行修正,得到合理的新位置  $x_i^{t+1}$ 。

6) 若迭代次数小于  $N$ ,转到步骤 2)开始下一次迭代。

迭代完成后,记录全局最优位置  $g_b$ ,其适应值作为两幅图像中轮廓特征的相似度判据。当二者遵从同一形状的仿射变换关系时,其适应值会很小,表明相似度高。

### 3 实验结果分析

采用大量的自然及合成图像进行轮廓识别测试。分析了文献中的方法,以文献[14]为例。该方法实现的前提是在两幅图像中获得等长、有序的轮廓点集合,这本身依赖于对图像预处理:包括边沿细化、断裂插补、轮廓跟踪获得坐标序列、下采样等,预处理方法及参数确定对识别结果有重要影响,而这也正是笔者要解决的问题之一;与文献[14]类似,其他方法也大多需要复杂的预处理,事先获取轮廓坐标序列。没有发现与笔者提出的解决方法类似的文献报道,因此对比仿真参考价值不大。实验中主要针对笔者算法进行测试,并汇报部分实验结果。

以金鱼和蝙蝠轮廓图像为例,各包括一幅原始图像和两幅仿射变换图像。其中变换图像依据原始图像应用图像处理软件手工操作获得,包括平移、旋转、尺度变换、扭曲、拉伸及其组合。

采用 Matlab 编写软件,分别为原始及变换图像计算质心距离比,其中原始图像的形状特征  $o[i]$ 以  $3^\circ$ 为采样间隔,共包含 60 个点,而仿射变换图像特征  $q[j]$ 以  $0.75^\circ$ 为间隔,包含 240 个点。此外,对每个点的质心距离采用该点  $\pm 0.5^\circ$ 邻域的所有点进行平均,从而消除噪声和局部遮挡影响。

由于每个点的质心距离比涉及相差  $180^\circ$ 的两个点,采样点只需集中在  $0^\circ \sim 180^\circ$ 的半圆周内。当起始点发生变化时,一些质心距离比在计算时可能发生分子分母颠倒的情况,见图 2。

从图 2 可看出,两对匹配点的质心距离比会出现差异。在原始图中计算的是  $d_1/d_2$  和  $d'_1/d'_2$ ;在变换图中计算的是  $\tilde{d}_1/\tilde{d}_2$  和  $\tilde{d}'_1/\tilde{d}'_2$ 。从图中可以判断

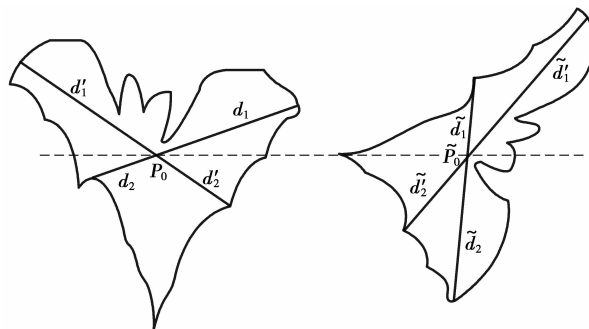


图 2 部分匹配点的质心距离比出现倒数关系

$\tilde{d}'_1/\tilde{d}'_2 = d'_1/d'_2$ ,但由于起始点角度差异,会造成  $\tilde{d}_1/\tilde{d}_2 = d_2/d_1 = (d_1/d_2)^{-1}$ 。为避免这种错误的影响,当某点的质心距离比小于 1 时,则取其倒数代替原值。

获得  $o[i]$ 和  $q[j]$ 后,采用粒子群优化算法提取  $q[j]$ 的采样点。实验中取  $c_1, c_2$  为 2,惯性因子  $\omega$  取 0.65。粒子数  $M$  设定为 200,迭代次数  $N$  取 400 次。针对金鱼的特征提取,跟踪了其中一个粒子在寻优过程中各点对应的采样值与原始特征序列的欧氏距离变化情况,见图 3。在跟踪过程中会出现波动,但在迭代 300 次后会收敛到全局最优点。

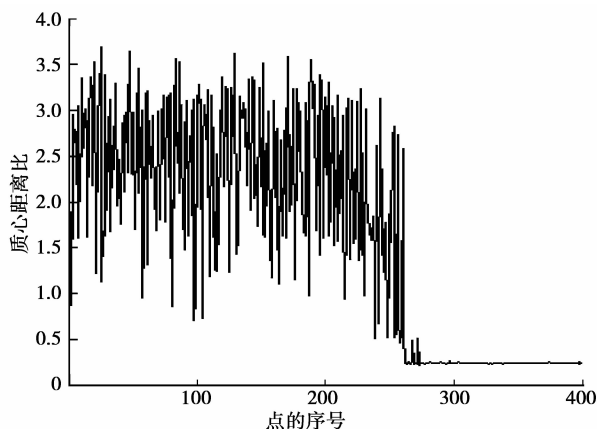


图 3 某粒子搜索过程中的欧氏距离变化图

图 4 描述了实验结果,包含金鱼和蝙蝠两组数据。每组由 3 个轮廓和 5 个波形图组成。第 1 个波形是原始轮廓的特征值,由 60 个点组成。第 2,4 个波形分别对应了仿射变换图的未采样特征序列,各由 240 个点构成。第 3,5 个波形是经过粒子群优化算法后,得到的对图 2,4 的采样结果,与原始序列等长。可看出他们分别与原始序列具有相似性,正是根据这种相似性实现形状识别。

表1列出了变换前后轮廓特征间的欧氏距离。可以看出,同一物体仿射变换前后轮廓特征的欧氏距离最大为1.28,最小只有0.26;而不同物体轮廓特征的欧氏距离最小为5.63。因此,在一般情况下,在

各种轮廓图像依据文中算法进行特征提取后,可以采用欧氏距离作为分类依据,其阈值可根据误识和漏识要求进行折中选定,一般可取2.0~2.5。

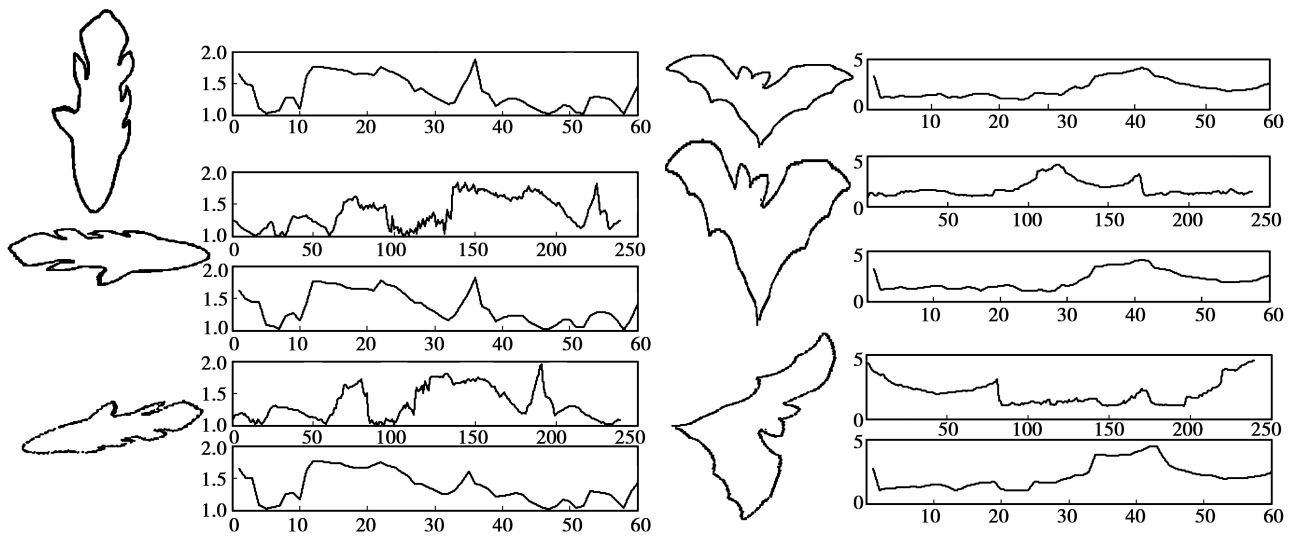


图4 本文算法的实验结果

表1 形状的相似度

特征的欧氏距离	仿射变换图像				
	金鱼	金鱼	蝙蝠	蝙蝠	
原始图像	金鱼	0.26	1.15	6.44	7.87
	蝙蝠	5.63	7.21	0.94	1.28

## 4 结 论

提出了一种新的仿射不变形状识别方法:首先提取不同图像轮廓的质心距离比作为形状特征,理论与实验都证明了其具有仿射不变性;其次,为解决轮廓的匹配度计算问题,提出了特征序列的变间隔采样模型,并采用基于粒子群优化的空间寻优方法得以解决。同文献中的其他方法相比,具有以下优势:对噪声影响、局部遮挡和起点变化不需要进行专门的图像预处理,而且也不依赖于轮廓点的位置排序和点数的统一。为保证采样的准确性,当图像扭曲严重时,可以在变换图像中取更小的角度间隔,计算更多的备选点。

笔者的方法主要适用于不规则轮廓图像,对中心对称图像将失效,因为其质心距离比恒为1,所以该方法不能区分矩形、圆等规则图形。考虑到绝大多数自然物体其形状都是复杂的不规则图形,笔者方法具有实际应用价值。

## 参考文献:

- [1] 蔡红苹,雷琳,陈涛,等. 一种通用的仿射不变特征区域提取方法[J]. 电子学报,2008, 36(4): 672-678.  
CAI HONG-PING, LEI LIN, CHEN TAO, et al. A general approach for extracting affine invariant regions[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(4): 672-678.
- [2] 吕玉增,彭启民,黎湘. 基于极值特征的不变性形状识别[J]. 电子学报,2008, 36(4): 679-684.  
LV YU-ZENG, PENG QI-MIN, LI XIANG. Shape recognition based on the invariant of extremum features[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(4): 679-684.
- [3] CHAKER F, BANNOUR M T, GHORBEL F. A complete and stable set of affine-invariant fourier descriptors[C]// Proceedings of the 12<sup>th</sup> International Conference on Image Analysis and Processing, Sept 17-19, 2003, Mantova, Italy. [S. l.]: IEEE, 2003: 578-581.
- [4] ZHANG D, LU G. Study and evaluation of different Fourier methods for image retrieval, Image and Vision Computing, 2005, 23(1): 33-49.
- [5] THOURN K, KIJAIDURE Y. Multi-view shape recognition based on principal component analysis[C]// Proceedings of the 2009 International Conference on Advanced Computer Control, March 27-29, 2009, Shenyang, China. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2009: 265-269.

- [6] MEI Y, ANDROUTSOS D. Affine invariant shape descriptors: the ICA-Fourier descriptor and the PCA-Fourier descriptor[C]// 19th International Conference on Pattern Recognition( ICPR 2008), Dec 8-11, 2008, Tampa, Florida, USA. [S. l.]: IEEE, 2008; 978-982.
- [7] UDDIN M Z, LEE J J, KIM T S. Shape-based human activity recognition using independent component analysis and hidden markov model [J]. Applied Intelligence, 2008(1): 245-254.
- [8] KALRA M, DAS S, DATTA A. Generic object recognition using a combination of ICA and shape cues [C] // 2006 IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, November 22-24, Sydney, NSW, Australia. [S. l.]: IEEE, 2006; 14.
- [9] NABOUT A A, TIBKEN B. Object shape recognition using Mexican hat wavelet descriptors[C]// 6th IEEE International Conference on Control and Automation, May 30- June 1, 2007, Guangzhou, China. [S. l.]: IEEE, 2007;1313-1318.
- [10] BALA E, CETIN AE. Computationally efficient wavelet affine invariant functions for shape recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 1095 - 1099.
- [11] 何江平,文俊浩,邓恬洁,等. 基于支持向量机的图像识别[J]. 重庆大学学报, 2006, 29(1): 57-60,65.  
HE JIANG-PING, WEN JUN-HAO, DENG TIAN-JIE, et al. Image recognising based on support vector machine[J]. Journal of Chongqing University, 2006, 29(1): 57-65.
- [12] YAWICHAHAI, KITJAJIDURE Y K. Yawichai, Multi-view invariant shape recognition based on neural networks[C] // 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications , June 3-5, 2008, Singapore. [S. l.]: IEEE, 2008;1538-1542.
- [13] DU J X, HUANG D S, WANG X F, et al. Neural network-based shape recognition using generalized differential evolution training algorithm [C] // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, July 31-Aug 4, 2005, Montreal, Canada. [S. l.]: IEEE, 2005; 2012-2017.
- [14] THOURN K, KITJAJIDURE Y, KONDO S. Affine invariant shape recognition based on multi-level of barycenter contour[C] // International Symposium on Communications and Information Technology, Oct 21-23, 2008, Toronto, Ontario, Canada. [S. l.]: IEEE, 2008; 145-149.
- [15] 韩力,辛懋,罗辞勇. 基于粒子群优化算法的永磁直流电动机设计[J]. 重庆大学学报, 2009, 32(5):235-238.  
HAN LI, XIN MAO, LUO CI-YONG. Design of permanent magnet direct current motors based on a particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Chongqing University, 2009, 32(5):235-238.
- [16] LIN C J, CHU C H, LEE C Y, et al. 2D/3D face recognition using neural networks based on hybrid taguchi-particle swarm optimization [C]// 8th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, ISDA 2008, November 26-28, 2008. Kaohsiung City, Taiwan. [S. l.]: IEEE, 2008; 307-312.
- [17] DU J X, HUANG D S, WANG Z F. Pattern classification with a PSO optimization based elliptical basis function neural networks [C]// 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2007, 25-28 September 2007, Singapore. [S. l.]: IEEE, 2007; 1654-1661.
- [18] 张雷,王道波,段海滨. 基于粒子群优化算法的无人战斗机路径规划方法[J]. 系统工程与电子技术[J],2008, 30(3): 506-510.  
ZHANG LEI, WANG DAO-BO, DUAN HAI-BIN. Study on uninhabited combat arial vehicle path planning method based on particle swarm optimization algorithm[J]. 2008, 30(3): 506-510.
- [19] CHEN C Y, YE F. Particle swarm optimization algorithm and its application to clustering analysis [C]// IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control, March 21-23, 2004, Taipei, Taiwan. Taipei, Taiwan: IEEE, 2004;789-794.
- [20] 张忠峰,高云峰,宝音贺西. 基于粒子群优化的高超声速飞行器航迹规划[J]. 系统仿真学报,2009,21(8): 2428-2431.  
ZHANG ZHONG-FENG, GAO YUN-FENG, BAOYIN HE-XI. Flight path planning of hypersonic vehicle based on PSO[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(8): 2428-2431.

(编辑 王维朗)