

# 基于极值特征的不变性形状识别

吕玉增<sup>1,2</sup>, 彭启民<sup>2</sup>, 黎湘<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 ATR 国防科技重点实验室, 湖南长沙 410073; 2. 中科院软件所综合信息系统技术国家级重点实验室, 北京 100080)

**摘要:** 本文提出形状识别的一种新方法, 该方法针对形状中几何特征的分布在旋转和尺度变换条件下不变的特性, 首先通过等间距极坐标映射对形状进行径向采样和环向采样, 把形状的旋转和尺度变换转化为采样平面内具有平移性质和不变性质的两个一维投影, 然后为了减小几何变形等原因造成的投影特征不稳定, 提取径向和环向两个一维投影的极值点, 根据极值点类型和幅值计算极值点权重向量作为形状的有效不变特征, 其中, 权重的位置信息反映了形状中像素点较集中和较稀疏的局部区域在空间上的分布, 权重的大小反映了形状中局部区域像素点集中和稀疏的程度. 在特征匹配过程中, 考虑了几何变形对权重向量产生的扰动, 在分析极值点变化范围基础上, 设计了参数重整的匹配策略和匹配模板, 使得该识别方法对形状的平移、尺度、旋转变换和一定程度的非刚性变形不敏感. 仿真试验表明了所提方法的有效性.

**关键词:** 形状识别; 不变量; 极值点提取; 极坐标映射

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 04-0679-06

## Shape Recognition Based on the Invariant of Extremum Features

LV Yuzeng<sup>1,2</sup>, PENG Qi-min<sup>2</sup>, LI Xiang<sup>1</sup>

(1. National Key Laboratory of Automatic Target Recognition, NUDT, Changsha, Hunan 410073, China;

2. National Key Laboratory of Integrated Information System Technology, Institute of Software, CAS, Beijing 100080, China)

**Abstract:** A novel shape recognition method is presented. The proposed approach is based on the fact that the distribution of geometric features of a shape is invariant to rotation and scaling. An even-grid polar mapping is applied to the shape and two invariant projections (one is up to circle-shift) are performed in the sampling plane. Thus, two extreme point vectors of the projections are collected. Then, corresponding weight vector features are calculated based on extreme point's style and scope to reduce the instability of the projections caused by geometrical deformation. The position of each element in the weighted vector illustrates the distribution of local parts with higher/lower pixel density in a shape and the magnitude is related to the pixel density. After analyzing the range of variations of the weight vectors caused by geometrical deformation, special templates and special matching scheme based on reparametrization are exploited so as to make this method invariant to rotation, scaling, translation (RST) and small non-rigid deformation. Experimental results show that the proposed method is valid.

**Key words:** shape recognition; invariants; extreme points extraction; polar mapping

## 1 引言

形状识别是图像分析和模式识别的重要组成部分<sup>[1,2]</sup>, 在军事、工业自动化和多媒体处理等领域有广泛的应用前景. 由于采集视点的变化等原因, 实际获得的形状与标准模板间存在着旋转、缩放等几何变形, 为了快速而准确地对这类形状进行分类识别, 提取特征的准确性和稳定性是关键<sup>[2]</sup>. 目前, 提取形状旋转和尺度变换不变特征的方法主要有矩方法<sup>[3,4]</sup>、基于傅里叶描述子的边界分析方法<sup>[4]</sup>、对极坐标映射方法<sup>[5,6]</sup>等. 其

中, 矩方法在离散条件下难以保持不变, 而基于傅里叶描述子的边界分析方法要求形状边界连续或闭合<sup>[7]</sup>, 当条件不满足时提取特征的准确性和稳定性急剧下降, 从而造成分类识别错误; 对极坐标映射方法在形状发生旋转和较大程度尺度变换时所提特征的准确性和稳定性也会下降, 此外, 该方法中对极映射过程中径向采样间隔指数增长, 使得靠近原点的区域过采样而远离原点的区域欠采样<sup>[8]</sup>, 形状外部的边缘信息丢失较多<sup>[9]</sup>, 这也会使所提特征的准确性和稳定性下降, 给后续的分类识别带来困难.

收稿日期: 2007-01-30; 修回日期: 2007-06-12

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划 (No. 2006AA703219)

本文提出一种基于极坐标映射下极值特征匹配的  
形状识别方法,该方法首先通过径向等间距极坐标映射把旋转和尺度转化为变换平面内具有平移性质和不变性质的两个一维投影.为了能够鲁棒地处理由于采样和非刚性变形引起的畸变,依据视觉感知的有关原理,对两个一维投影提取极值点向量并赋予相应权重,以此权重向量作为特征,并提出一种参数重整的特征匹配策略,以提高形状识别时的鲁棒性,具有一定的抗非刚性畸变和遮挡的能力.

## 2 极值特征提取

### 2.1 极值特征不变性基本原理

在视觉感知图像的过程中,图像灰度分布中局部极大和局部极小的区域会产生较大的刺激量,这些“显著区域”可以作为图像中的重要特征用于目标识别.在图像发生旋转、尺度和平移等变换前后,图像中部分像素点的灰度值大小可能发生一定变化,但“显著区域”处于灰度分布中局部极大和局部极小的特性不会改变,这些区域在图像中的相对位置也不会发生改变,因此,图像灰度分布中局部极大和局部极小区域及其相对位置信息可用于图像的不变性识别,在本文中主要针对形状,通过等间距极坐标采样,有序的划分形状的区域,获取形状灰度分布中局部极大和局部极小的区域的位置和强度信息,以此作为不变特征用于识别.

### 2.2 等间距极坐标映射

设形状  $I_c(x, y)$  为  $\{I_c(x, y) | x = 0, \dots, M - 1; y = 0, \dots, N - 1\}$ , 点  $(x_c, y_c)$  为待识别形状的形心,  $R_{\max}$  为待识别形状距形心的最大距离,以形心  $(x_c, y_c)$  为极坐标系原点对  $I_c$  进行极坐标映射<sup>[9]</sup>, 径向等间距采样, 采样点数为  $N_r$ , 采样间隔  $r = R_{\max} / N_r$ , 环向采样点数  $N_\theta$ , 采样间隔  $\Delta\theta = 2\pi / N_\theta$ , 映射后图像  $I_p$  为  $\{I_p(r_m, \theta_n) | m = 0, \dots, N_r - 1; n = 0, \dots, N_\theta - 1\}$ , 其中,  $r_m = (m + 1)r$ ,  $\theta_n = n\Delta\theta$ . 映射过程为等间距极坐标网格中方位角  $\theta_n$  上的采样点按顺序直接构成极坐标映射后图像  $I_p$  中第  $n$  列, 如图 1 所示.

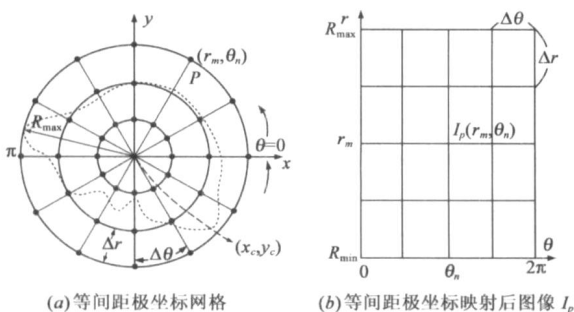


图 1 等间距极坐标映射原理图

经过上述极坐标映射,形状  $I_c$  的旋转变换表现为

图像  $I_p$  沿  $\theta$  方向的平移,平移的方向与形状  $I_c$  旋转的方向有关,平移的长度与形状  $I_c$  旋转的角度相等.与对极坐标映射方法<sup>[5,6]</sup>相比,径向等间距采样提高了对形状外部区域中重要的边缘信息的利用,而按照形状的尺度比例进行采样保证了形状  $I_c$  的尺度变换不会引起图像  $I_p$  的变化.

在上述映射过程中,由于极坐标网格中的采样点不一定位于形状中像素点的中心处,因此需要通过插值来得到采样点处的像素值.常用的插值方法有线性插值、立方插值、样条插值等,根据试验,具体算法的选择对本文算法识别结果的影响不大,结合插值算法的运算量,本文试验中选用了计算量较小的线性插值.

### 2.3 特征分析与预处理

从存储量和计算量的角度出发,需要提取包含足够分类信息的低维特征.常用的方法为提取形状  $I_p$  的边缘函数<sup>[6,9]</sup>  $L_r(r) = \{L_r(r_m) | m = 0, \dots, N_r - 1\}$  和  $L(\theta) = \{L(\theta_n) | n = 0, \dots, N_\theta - 1\}$ , 其中,

$$L_r(r_m) = \sum_{n=0}^{N_\theta-1} I_p(r_m, \theta_n) \quad (1)$$

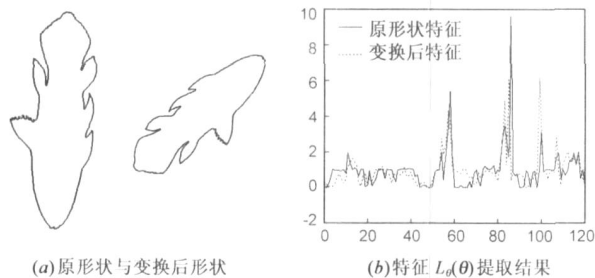
$$L(\theta_n) = \sum_{m=0}^{N_r-1} I_p(r_m, \theta_n) \quad (2)$$

当形状发生旋转和尺度变换时,在理想情况下,  $L_r(r)$  保持不变而  $L(\theta)$  发生平移.通常直接以  $L_r(r)$  和  $L(\theta)$  为特征进行识别<sup>[9]</sup>, 亦可消除  $L(\theta)$  的平移性质得到新特征  $\tilde{L}(\theta)$ <sup>[6]</sup>, 以  $L_r(r)$  和  $\tilde{L}(\theta)$  为特征进行识别,不管哪种方式,识别的正确性都取决于  $L_r(r)$  保持不变(或变化不大)而  $L(\theta)$  仅发生平移且相应值不变(或变化不大),亦即特征的准确性和稳定性.但在实际应用中,由于形状的旋转角度不一定为方位采样间隔

的整数倍,从而采样点在原形状和旋转后形状上的位置不一致,使得特征  $L_r(r)$  和  $L(\theta)$  的准确性和稳定性较难保持.此外,形状发生旋转和尺度变换过程中,形状轮廓的微小变化(引起  $R_{\max}$  的变化)和像素值的变化(引起采样点处插值像素值的变化),也都会带来特征的不准确和不稳定,因此有必要寻求更加稳定、有效的特征.

另一方面,从物理意义上看,特征  $L_r(r)$  反映了形状像素点(或灰度)在“环段”上的分布,特征  $L(\theta)$  反映了形状像素点(或灰度)在“径段”上的分布,虽然形状发生旋转和尺度变换,但灰度分布在相邻的“径段”和“环段”间的大小关系基本保持不变,像素点较集中和稀疏(或灰度值较大和较小)且变化较大的区域在空间上相对位置基本不变.因此,特征  $L(\theta)$  和  $L_r(r)$  的局部极值点位置和局部极值点幅度变化量是可以利用的较稳定的特征.从本质上讲,特征  $L(\theta)$  和  $L_r(r)$  的局部极

值点位置和局部极值点幅度变化量反映了形状的区域特征.



(a)原形状与变换后形状 (b)特征  $L_d(\theta)$  提取结果  
图 2 具有旋转和尺度变换关系的两形状对应的特征  $L_d(\theta)$

图 2 给出了两幅具有旋转和尺度关系的形状对应的特征. 其中, 图 2(a) 左右分别为原形状与变换后形状, 其中, 旋转角度逆时针  $134^\circ$ , 尺度因子 0.8; 图 2(b) 中实线为原形状对应的  $L(\cdot)$  特征, 虚线为变换后形状对应的经过平移校正后的  $L(\cdot)$  特征. 由图 2 可以看出, 两形状的  $L(\cdot)$  特征中相应点的幅度发生了较大的变化, 但其局部极值点位置尤其是每个特征中幅度变化较大的局部极值点位置还是基本保持一致的(部分局部极值点位置发生较小的偏移).

为进一步减少匹配计算量, 可对特征  $L_r(r)$  和  $L(\cdot)$  做降维处理, 降维后特征为  $L_r(\tilde{r}) = \{L_r(i) | i = 1, \dots, N_r/P\}$  和  $L(\tilde{\cdot}) = \{L(j) | j = 1, \dots, N/Q\}$ :

$$L_r(i) = \prod_{k=0}^{P-1} \prod_{n=0}^{N-1} I_p(r_{(i-1)P+k}, n) = \prod_{k=0}^{P-1} L_r(r_{(i-1)P+k}) \quad (3)$$

$$L(j) = \prod_{k=0}^{Q-1} \prod_{m=0}^{N-1} I_p(r_m, (j-1)Q+k) = \prod_{k=0}^{Q-1} L((j-1)Q+k) \quad (4)$$

公式(3)、(4)表明在等间距极坐标映射采样点数不变的情况下, 每  $P$  个“环段”合并为一个新“环段”, 每  $Q$  个“径段”合并为一个新“径段”. 特征  $L_r(\tilde{r})$  和  $L(\tilde{\cdot})$  可认为是由新“环段”和新“径段”区域内的多点采样获得, 因此可以减少特征  $L_r(r)$  和  $L(\cdot)$  中“毛刺”的影响, 从而有利于提取更加稳定的局部极值点位置和局部极值点幅度变化量特征. 显然, 在形状发生旋转和尺度变换时,  $L(\tilde{\cdot})$  发生平移而  $L_r(\tilde{r})$  保持不变.

### 2.4 极值点权重赋予

特征  $L_r(\tilde{r})$  和特征  $L(\tilde{\cdot})$  的局部极值点位置和局部极值点幅度变化量是可以利用的有效特征, 可以通过极值点权重向量表示, 每个极值点位置的权重绝对值与该极值点幅度变化量成正比, 极大值点权重为正, 极小值点权重为负, 具体准则如下:

若特征第  $k$  点为局部极大值点, 记为  $P_{\max}(k)$ , 计算该点距左右最近局部极小值点的高度差  $H_{L,k}^{\max}$  和  $H_{R,k}^{\max}$ , 该点权重为:

$$W(k) = \frac{A(H_{L,k}^{\max} + H_{R,k}^{\max})}{\max(H_{L,l}^{\max} + H_{R,l}^{\max} | l = 1, 2, \dots)} \quad (5)$$

其中,  $A$  为常数, 代表权重的最大值.

若特征第  $k$  点为局部极小值点, 记为  $P_{\min}(k)$ , 计算该点距左右最近局部极大值点的高度差  $H_{L,k}^{\min}$  和  $H_{R,k}^{\min}$ , 该点权重为:

$$W(k) = \frac{-A(|H_{L,k}^{\min}| + |H_{R,k}^{\min}|)}{\max(|H_{L,l}^{\min}| + |H_{R,l}^{\min}| | l = 1, 2, \dots)} \quad (6)$$

若形状 1 和形状 2 具有旋转和尺度关系, 则形状 1 所提特征中幅度变化量较小的局部极值点可能会对应形状 2 所提特征中的一个“折点”而不是局部极值点, 此时, 该“折点”应赋予较小的权重, 大量仿真表明, 该点权重绝对值在  $A/25 \sim A/15$  之间可以达到较好识别效果, 具体情形如图 3 所示.

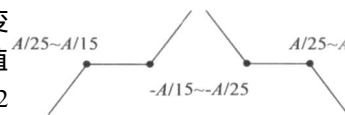


图 3 “折点”权重赋值示意图

其余情形权重赋为 0.

通过上述处理, 可以获取有效的形状权重向量特征  $W_r, W$  用于识别. 由于每个特征提取的权重绝对值最大值均为  $A$ , 各极值点权重根据该点幅度变化量按比例关系获得, 故该权重赋予准则包含了归一化的思想. 应当指出, 如前所述, 形状发生旋转和尺度变换前后, 提取的特征  $L_r(\tilde{r})$  和  $L(\tilde{\cdot})$  特征中极值点位置并不是严格的对应, 这使得提取的权重向量特征  $W(k)$  也并不是严格的对应. 但权重向量特征  $W(k)$  反映的是形状中显著的局部区域及其位置关系, 这使得形状发生旋转和尺度变换前后, 提取的权重向量特征即使不是严格的对应, 其位置上的偏移量也会维持在一个很小的范围内, 这可以通过参数重整的特征匹配来解决.

### 3 基于参数重整的特征匹配

形状的分类采用模板匹配法, 准确的模板特征的建立和合适的匹配策略十分重要.

#### 3.1 模板特征的获取

设  $L_r^s(\tilde{r}), L^s(\tilde{\cdot})$  为待识别形状对应的合并后的“环段”和“径段”特征, 相应权重向量特征为  $W_r^s, W^s$ ; 设  $L_r^t(\tilde{r}), L^t(\tilde{\cdot})$  为模板形状对应的合并后的“环段”和“径段”特征,  $L_r^t(\tilde{r})$  对应的权重向量特征为  $W_r^t$ , 其具有旋转和尺度不变性, 可直接作为模板.  $L^t(\tilde{\cdot})$  为  $L^t(\cdot)$  每  $P$  点合并为一点得到, 只有当待识别形状旋转角度为  $P$  的整数倍时, 模板形状的特征  $L^t(j)$  和待识别形状的特征  $L^s(j)$  才会准确地对应(仅存在一个平移), 因此, 为了得到准确的模板特征, 需对  $L^t(\cdot)$  依次平移  $0, \dots, (P-1)$ , 得到特征  $L^t_{,0}(\tilde{\cdot}), \dots, L^t_{,P-1}(\tilde{\cdot})$ , 则其中必有一特征与待识别特征最接近, 提取权重特征作为模板, 记为  $W^t_{,0}, \dots, W^t_{,P-1}$ .

### 3.2 基于参数重整的特征匹配策略设计

特征的匹配需要考虑以下两点:

极值点位置不能严格对应,会发生较小程度偏移现象,且偏移方向未知,通过采样点数控制和特征降维的处理,可进一步减小偏移,通常在一点以内;

极值点权重大小不完全相等,但应该保证具有旋转和尺度关系的两形状的权重较大的极值点位置的对应。

对第一点,需要对极值权重特征中的位置参数进行重整,即在每一点的匹配中,考虑模板中该点及其左右两点与待识别特征该点的匹配程度;对第二点,可以设计相应的函数使得权重较大、类型相同极值点的对应产生较大特征匹配度,权重较大、类型不同的极值点较大程度减少特征匹配度,本文中则是直接采用权重向量特征中相应位置点的乘积来表示对应点的匹配程度。

设模板极值权重特征为  $W^t = [w^t(1), w^t(2), \dots, w^t(N)]$ , 待识别的极值权重特征为  $W^s = [w^s(1), w^s(2), \dots, w^s(N)]$ , 定义  $M_{k-1}^k = w^t(k-1) \cdot w^s(k)$ ,  $M_k^k = w^t(k) \cdot w^s(k)$ ,  $M_{k+1}^k = w^t(k+1) \cdot w^s(k)$ , 特征匹配度  $M$  初始化为 0, 计算待识别特征  $W^s$  中第  $k$  点与模板特征  $W^t$  的匹配度, 具体规则为:

若  $M_k^k > 0$ , 两个特征中第  $k$  点均为峰点或谷点, 特征匹配度增加:

$$M = M + \max\{\alpha \cdot M_{k-1}^k, M_k^k, \alpha \cdot M_{k+1}^k\} \quad (7)$$

其中,  $\alpha$  为极值点位置偏移时贡献因子,  $\alpha \leq 1$ 。

若  $M_k^k < 0$ , 两个特征中第  $k$  点一为峰点, 一为谷点, 特征匹配度必有减小, 而增加量取决于模板特征左右偏移点与待识别特征第  $k$  点的关系:

$$M = M + \min\{\alpha \cdot M_{k-1}^k, M_k^k, \alpha \cdot M_{k+1}^k\} + \max\{\alpha \cdot M_{k-1}^k, M_k^k, \alpha \cdot M_{k+1}^k\} \quad (8)$$

若  $M_k^k = 0$ , 特征匹配度取决于模板特征左右偏移点与待识别特征第  $k$  点的关系:

$$\text{若 } w^t(k-1) \cdot w^t(k+1) > 0, \\ M = M + \text{sign}(M_{k-1}^k) \cdot \max\{|M_{k-1}^k|, |M_{k+1}^k|\} \quad (9)$$

$$\text{若 } w^t(k-1) \cdot w^t(k+1) < 0, \\ M = M + \alpha \cdot M_{k-1}^k + \alpha \cdot M_{k+1}^k \quad (10)$$

依次计算各点可得待识别特征  $W^s$  与模板特征  $W^t$  的匹配度  $M$ , 设定门限  $T$ , ( $T < 1$ ) 判决准则如下:

若  $\frac{M}{\sum_{k=1}^N |w^s(k)|^2} > T$  且  $\frac{M}{\sum_{k=1}^N |w^t(k)|^2} > T$ , 判为匹配, 否则, 判为不匹配。 (11)

由于  $W_{j,0}^t, \dots, W_{j,P-1}^t$  与  $W^s$  存在平移且极值点权重位置可能偏移, 故存在平移特征的对应问题。常用的做法为对  $W^s$  逐位循环平移并判定循环平移后的权重

特征与每一个模板权重特征  $W_{j,0}^t, \dots, W_{j,P-1}^t$  的匹配程度, 为进一步减小计算量, 可以设定门限  $T$ , 对  $|W^s(i)| > T$  ( $T$  通常取为  $0.5A$ ) 的极值点及其左右各一点, 按类型和每一个模板权重特征  $W_{j,0}^t, \dots, W_{j,P-1}^t$  中的极大值和极小值对应并计算匹配结果, 只要有一个 (或几个) 结果为匹配, 则认为  $W^s(j)$  与模板权重特征匹配。当待识别形状的权重特征  $W_r^s$  和  $W^s$  均与模板权重特征匹配时, 判定待识别形状和模板形状属于同类。对 PC PIV 2.8G, 取  $N = 120$ ,  $N_r = 45$ ,  $P = 5$ ,  $Q = 5$  在 Matlab7.0 平台上识别一次仅需 0.31 秒。

### 4 算法步骤

设模板形状为  $I_t(x, y)$ , 待识别形状为  $I_s(x, y)$ , 算法步骤如下:

步骤 1 对模板形状  $I_t(x, y)$  和待识别形状  $I_s(x, y)$  进行等间距极坐标映射;

步骤 2 利用式 (1)、式 (2) 计算模板形状特征  $L_r^t(r)$ 、 $L^t(\cdot)$  和待识别形状特征  $L_r^s(r)$ 、 $L^s(\cdot)$ , 利用式 (3) 和式 (4) 计算模板形状特征  $L_r^t(\tilde{r})$ 、 $L^t(\tilde{\cdot})$  和待识别形状特征  $L_r^s(\tilde{r})$ 、 $L^s(\tilde{\cdot})$ ;

步骤 3 提取  $L^s(\tilde{\cdot})$  的极值权重  $W^s$ , 对  $L^t(\cdot)$  依次平移  $0, \dots, (P-1)$ , 得到特征  $L_{j,0}^t(\tilde{\cdot}), \dots, L_{j,P-1}^t(\tilde{\cdot})$ , 提取其权重  $W_{j,0}^t, \dots, W_{j,P-1}^t$ 。设定门限  $T$ , 对  $|W^s(i)| > T$  ( $T$  通常取为  $0.5A$ ) 的极值点及其左右各一点, 按类型与每一个模板权重特征  $W_{j,0}^t, \dots, W_{j,P-1}^t$  中的极大值和极小值对应并计算匹配结果和进行判决, 若有判决为匹配, 则转步骤 4, 若判决均为不匹配, 则判待识别形状和模板形状不同类, 算法结束;

步骤 4 提取  $L_r^t(\tilde{r})$  和  $L_r^s(\tilde{r})$  的极值权重  $W_r^t$  和  $W_r^s$ , 计算  $W_r^t$  和  $W_r^s$  的匹配度, 并根据判决准则进行判决, 当判决为匹配时, 则判待识别形状和模板形状同类, 否则, 判为不同类。

### 5 仿真试验与结果分析

试验 1 目标形状首先由极坐标方程  $r = c + \cos \theta + \cos n\theta$  生成<sup>[10]</sup>, 然

后经手工描绘得到, 如图 4 所示。其中,  $c = 2, n = 5, \theta \in [0, 2\pi)$ , 图 4(a) 中  $\theta = 0$ , 图 4(b) 中  $\theta = 0.2$ 。



(a) 目标形状 1 (b) 目标形状 2

图 4 目标形状

由参数设定和图示可以看出, 目标形状

2 相对目标形状 1 发生了一定程度的非刚性形变, 并发生了部分的遮挡, 这对特征提取方法的鲁棒性、稳定性

等提出了较高的要求,有利于通过仿真结果评价特征提取方法的性能。

图 5 给出了不同特征提取方法得到的目标形状特征,可以看出,由于离散化、畸变等原因,使得矩特征的稳定性较差;由于对极坐标采样对形状外部的边缘信

息丢失较多,这也会使所提特征的准确性和稳定性下降;由于考虑了形状中几何特征分布的不变性,采用等间距极坐标映射,提取极值点权重,使得本文所提方法获取的特征较稳定。

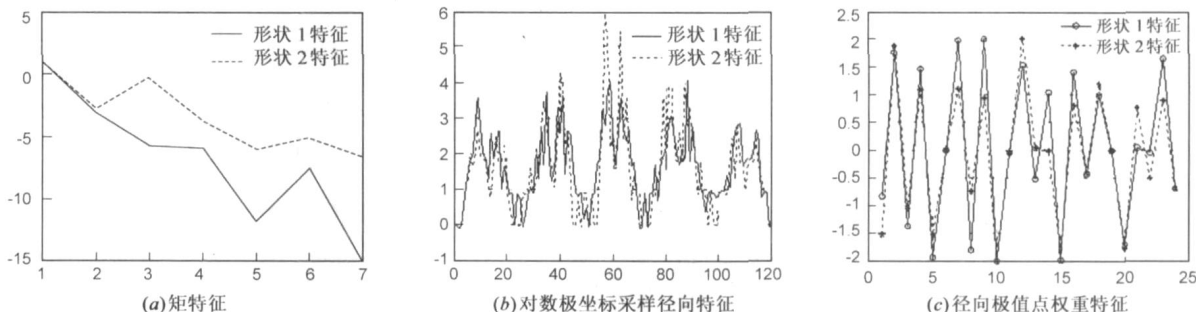


图 5 不同方法的特征提取结果

仿真试验 2 和仿真试验 3 中形状库由 SQUID 数据库<sup>[11]</sup>中 20 类鱼的形状经旋转和尺度变换生成,旋转角度间隔 15°,尺度因子分别为 0.4、0.6、0.8、1.0、1.2、1.4、1.6、1.8、2.0,共 20 × 24 × 9 = 4320 幅,20 幅原始形状如图 6 所示。由于所用形状均为数字图像,旋转和尺度变换均会引起形状的畸变,尤其在尺度因子较小时这种畸变较大,如图 7 所示,通过对其的测试,可以考察所提方法在旋转、尺度变换和一定程度畸变下的性能。

做出正确判决的次数/仿真中判为不同类的总次数。

表 1 不同方法的匹配结果

试验方法	$m_r$	$m_s$	$m_{ni}$
矩方法	0.8888	0.6636	0.9017
对极坐标变换方法	0.9342	0.7206	0.9448
本文所提方法	0.9776	0.8736	0.9820

由表 1 可以看出,由于形状的离散化等原因,使得矩方法的匹配效果较差;由于对极坐标变换方法中径向采样非均匀、采样后投影特征并不存在严格对应等原因,使得对极坐标变换方法的匹配效果也不甚理想;而本文所提方法由于考虑了形状中显著区域的不变性和匹配中存在的实际问题,采用了等间距极坐标采样和基于极值点权重的参数重整匹配策略,使得匹配的效果较前两种方法有较大提高,这也与实验 1 中的结论相吻合。



图 6 20 类原始形状



图 7 尺度引起的畸变(尺度因子分别为 0.4、2.0)

试验 2 任选形状数据库中的两幅形状进行匹配实验,蒙特卡罗仿真次数为 400000 次,表 1 给出了本文所提方法、对极坐标变换方法<sup>[6]</sup>和矩方法<sup>[4]</sup>的匹配结果,其中,匹配正确率  $m_r$ 、同类匹配正确率  $m_s$  和不同类匹配正确率  $m_{ni}$  定义如下:

匹配正确率  $m_r$  = 对两幅形状属于同类或不同类做出正确判决的次数/蒙特卡罗次数;

同类匹配正确率  $m_s$  = 对两幅形状属于同类做出正确判决的次数/仿真中判为同类的总次数;

不同类匹配正确率  $m_{ni}$  = 对两幅形状属于不同类

试验 3 由于形状库可以视作模板库,因此,对该形状库的检索性能可以反映本文所提方法的识别性能。表 2 给出了对 20 类形状在不同尺度(相应旋转角度为 0°)和旋转角度(相应尺度因子为 1)下本文所提算法的检索性能。结果表明,在不同的尺度和旋转角度下,所提算法具有良好的检全率和误检率,这使得在基于模板匹配的目标识别应用中,本文所提方法具有很好的识别率。

表 2 不同尺度和旋转角度下检索性能

测试方式	参数	检全率	误检率
尺度因子 (相应旋转角度为 0°)	0.4	0.6922	0.2259
	0.6	0.7227	0.1580
	1.0	0.8741	0.0984
	1.6	0.8551	0.1277
旋转角度 (相应尺度因子为 1)	2.0	0.8822	0.1769
	25°	0.8900	0.2118
	105°	0.9126	0.1948
	165°	0.8995	0.2055
	210°	0.9095	0.1996
	290°	0.8722	0.2081

## 6 结束语

本文提出形状识别的一种新方法,该方法针对形状中几何特征分布在旋转和尺度变化条件下不变的特性,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.文中所提出的参数重整的匹配策略,可用于如直方图等一维特征的比对,能自适应地调整比对的精确度,并且识别率高,可靠性好,便于工程实现,可用于特定目标的识别、基于内容的图像检索等领域.

### 参考文献:

- [1] Osama K Al-Shaykh, John F Doherty. Invariant image analysis based on Radon transform and SVD [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing, 1996, 43(2): 123 - 133.
- [2] 罗笑冰, 黎湘, 庄钊文. 基于特征不变量的红外图像识别研究[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(4): 539 - 541.  
LUO Xiao-bing, Li Xiang, ZHUANG Zhao-wen. Study for recognition of infrared image based on feature invariant [J]. Systems Engineering and Electronics, 2004, 26(4): 539 - 541. (in Chinese)
- [3] A Wallin, O Kubler. Complete sets of complex Zernike moment invariants and role of the pseudoinvariants [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(11): 1106 - 1110.
- [4] R C Gonzalez, R E Woods, S L Eddins. Digital Image Processing Using MATLAB. [M]. Prentice Hall, 2004. 470 - 474.
- [5] R A Messner, H H Szu. An image processing architecture for real time generation of scale and rotation invariant patterns [J]. CVGIP, 1985, 31: 31 - 60.
- [6] 王文惠, 孟兵, 万建伟, 周良柱. 利用不变量进行基于内容的图像检索[J]. 电子学报, 2002, 30(7): 949 - 951.  
WANG Wen-hui, MENG Bing, WAN Jian-wei. Using invariant feature in content-based image retrieval [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(7): 949 - 951. (in Chinese)
- [7] J Zhang, X Zhang, H Kim. Invariant object recognition by shape space analysis [A]. International Conference on Image Processing [C]. Chicago, USA, 1998, (3): 581 - 585.
- [8] A L Thornton, S J Sangwine. Log-polar sampling incorporating a novel spatially variant filter to improve object recognition [A]. Sixth International Conference on Image Processing and Its Applications [C]. Dublin, Ireland, 1997, (2): 776 - 779.
- [9] Kyung Tae Kim, Dong Kyu Seo, Hyo Tae Kim. Efficient classification of ISAR images [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2005, 53(5): 1611 - 1621.
- [10] M A Khabou, L Hermi, M B H Rhouma. Shape recognition using eigenvalues of the Dirichlet Laplacian [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(1): 141 - 153.
- [11] F Mokhtarian, S Abbasi, J Kittler. Indexing an image database by shape content using curvature scale space [A]. IEE Colloquium on Intelligent Image Databases [C]. London, UK, 1996. 4/1 - 4/6.

### 作者简介:



吕玉增 男, 1981年8月出生于河南鹿邑, 2003年和2004年在国防科技大学分别获得工学学士和工学硕士学位, 现为国防科技大学博士研究生. 从事目标识别、信息融合等领域的研究工作. E-mail: nuctyzl @163.com



彭启民 男, 1969年出生于山东滕州, 博士, 现为中科院软件所综合信息系统技术国家级重点实验室副研究员. 主要研究方向为图像处理与理解、模式识别、综合信息系统与集成融合处理技术等. E-mail: qimin @ios.cn