

# 基于一维傅里叶变换的改进形状上下文特征

李珊珊<sup>1,2</sup>, 吴秀清<sup>1</sup>

(1. 中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 安徽合肥 230027; 2. 长安大学电子信息工程系, 陕西西安 710064)

**摘要:**提出了一种新的特征描述子, 将无方向选择的形状上下文特征看做一系列一维信号的集合, 对这些信号做一维傅里叶变换, 理论上证明了利用这种简单的算法可以生成平移、缩放、旋转不变的特征. 新特征的提取运算简单, 时间复杂度低. 形状点集匹配的实验结果验证了这种新特征的有效性.

**关键词:**一维傅里叶变换; 形状上下文; 旋转不变性

**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2010.10.011

## Improved shape context based on 1-D fourier transformation

LI Shanshan<sup>1,2</sup>, WU Xiuqing<sup>1</sup>

(1. Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China;  
2. Department of Electronic Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** A new shape feature descriptor was proposed, which considers shape context features as an array of 1-D signals. The 1-D Fourier transformation was then performed on every signal. The new feature descriptor has been proved theoretically to be invariant for scaling, translation and rotation, with acceptable computational complexity. Shape point matching experiment shows the efficiency and effectiveness of the new feature descriptor.

**Key words:** 1-D Fourier transformation; shape context; rotation invariant

## 0 引言

在计算机视觉和模式识别领域, 特征设计是很重要的研究内容. 物体分类、物体识别、基于内容的图像检索等问题, 都可以归结为对感兴趣物体或区域进行特征抽取, 利用不同的相似度定义进行分类或与先验信息进行比较, 得到结果的过程.

图像特征将图像的视觉特征转化成数学描述形式, 便于后续的模式分类和匹配算法的实现. 图像特征可以分为全局特征和局部特征, 前者主要反映整个图像的统计信息, 而后者则描述图像局部区域的

结构、纹理等细节. 研究表明局部特征具有更广泛的应用范围, 因为它利用了感兴趣区域的信息构造特征量, 即使目标处于复杂的环境中, 或者有部分被遮挡, 仍能保证有用信息的获取.

近年来, 比较著名的局部特征主要有: ①尺度不变特征(scale invariant feature transform, SIFT)<sup>[1]</sup>, 它对平移、旋转、尺度缩放、亮度变化、遮挡和噪声等具有良好的不变性, 对视觉变化、仿射变换也保持一定程度的稳定性; ②梯度方向直方图特征(histogram of oriented of gradients, HoG)<sup>[2]</sup>, 统计图像局部区域的梯度方向, 这一点类似于 SIFT, 然而它所计算

的是均匀空间单元上的间隔区域,并且利用重叠的局部差异归一化提高其性能.这两种特征都应用于普通致密二维图像,因为计算的过程和最终的描述子都涉及局部梯度,对于非刚性形状点集是不适用的.

Zheng 等<sup>[3]</sup>在 2006 年提出了保持局部邻域结构特征.该特征的提取将整个图像点集看做一个结构特殊的图形,每个点与邻域点的连线,以及连线所指示的邻域点与当前点的关系构成了特征.这种特征在非刚性变形匹配应用中非常实用.文献<sup>[4]</sup>巧妙地利用图像中两点相对于任意第三点之间的关系构造出尺度和旋转不变的特征.这种特征比较多地被应用于签名识别.

与本文研究最为相关的是著名的形状上下文特征(shape context).该特征由 Belongie 等<sup>[5]</sup>在 2000 年提出,后来被广泛地应用于物体识别等各个领域.它的最大优点在于直观简洁,直接对图像像素进行运算,无须进行检测像素间结构关系的预处理,从而不会产生预处理带来的各种信息损失和误差引入;而缺憾在于没有很好地解决旋转不变性.关于这一点我们将在第二章中详细地分析.

Yang 等在文献<sup>[6]</sup>中,将形状上下文特征看作矩形区域内的二维信号,对此信号做二维傅里叶变换,从而得到旋转不变形状上下文特征(FFT-RISC).它的缺点在于,二维傅里叶变换带来了时间损耗和信息损失,而这些在一定程度上都是可以避免的.同时,该文未曾说明使用傅里叶变换可以带来旋转不变性的物理原理,而且其数学推导中用到了一个并非总是成立的、苛刻的假设条件,这些在后文中我们都将一一分析.

这几种特征的应用多见于非刚性点集匹配,对于普通致密二维图像,则要先将它们处理为点集才能提取这些特征.

本文设计了一种新的特征,满足平移、缩放、旋转不变性;详细解释了新特征设计的物理原理,从数学角度证明了其各种良好的特性;并且利用这种特征进行非刚性形状点集匹配,因为图像中感兴趣区域或物体,都可以转换为特征空间中的点集分布.实验证明了这种特征在实际应用中的有效性.

## 1 基于一维傅里叶变换的改进形状上下文特征

### 1.1 形状上下文特征的缺点

形状上下文特征的提取,是将平面看做以当前

点,也就是需要提取特征的点,为原点的极坐标平面,然后统计所有其他点与当前点的位置关系:统计距离落在 $[\log(r_i), \log(r_{i+1})]$ 区间(距离是指相对于整个点集间最大距离的相对值)、角度落在 $[\theta_j, \theta_{j+1}]$ 区间的点数,从而获得第 $(i, j)$ 个直方图.这个二维直方图就是该点的形状上下文特征.该特征将当前区域的所有邻域信息分布转换为 $L \times N$ 的二维直方图,如图 1 所示,其中两个坐标轴分别是距离对数和角度.

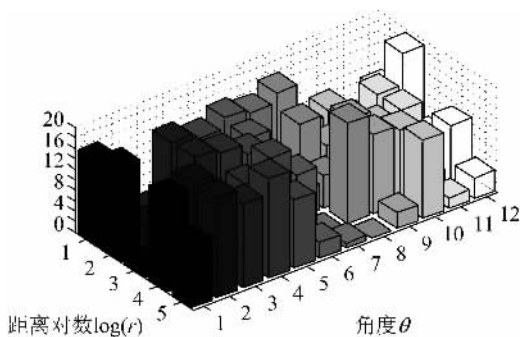


图 1 形状上下文特征

Fig. 1 Shape context feature

如果图像发生旋转,则对于每一个局部区域而言,其邻域信息分布都将随之旋转,这样,统计信息也随之改变,从而造成整个形状上下文特征的改变.为了解决这个问题,文献<sup>[5]</sup>选择了当前点的切线方向作为基准坐标.这将导致为了计算当前点的切线方向,必须对所有的边缘点进行排序,也涉及计算点与点之间的结构关系问题,这有悖于形状上下文特征的最初设想和最大优点.

事实上当图像发生旋转时,无论以何处为中心,对于图中任意一个需要提取特征的当前点而言,都相当于处于相同距离处的邻域点发生圆周位移(1.3 小节将给出具体证明),如图 2 所示.

### 1.2 基于一维傅里叶变换的改进形状上下文特征

对于发生了旋转的图像,新的形状上下文特征为

$$S_{\text{rot}}(\rho, \theta) = S(\rho, \theta + \Delta\theta) \quad (1)$$

式中, $\rho$ 是以当前点为圆心的半径值; $\theta$ 是以水平向右方向为角度起点,逆时针方向为正方向的角度值; $\Delta\theta$ 是旋转后邻域点相对于原来位置的角度增量.

这样对于每一个固定的离散半径值 $\rho$ ,其对应的角度分布可以被看做一维信号 $\theta_\rho(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N) = S(\rho, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N)$ ,其中 $N$ 是信号的长度.我们希望能得到对该信号发生圆周位移时,仍能保持不变的信

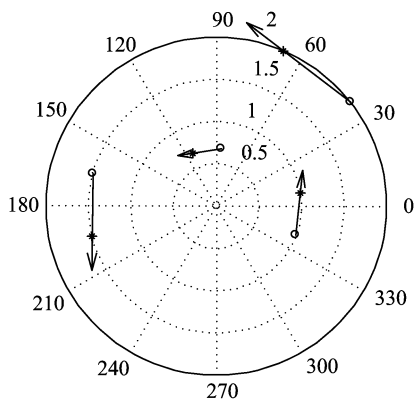


图 2 图像旋转后邻域点发生的圆周位移

Fig. 2 Circular shift of neighborhood after rotation

息. 离散傅里叶变换在频域的模可以满足这个要求.

假设一维信号时域  $x(n) = [x(1), x(2), \dots, x(N)]$  的傅里叶变换为  $X(k)$ , 当  $x(n)$  发生圆周位移, 变为  $x_{rot}(n) = [x(m+1), x(m+2), \dots, x(N), x(1), \dots, x(m)]$ ,  $m=1, 2, \dots$ , 其傅里叶变换满足

$$\text{FFT}(x_{rot}(n)) = X(k)e^{j2\pi km/N} \quad (2)$$

对复数部分取模, 就可以得到

$$\begin{aligned} |\text{FFT}(x_{rot}(n))| &= |X(k)e^{j2\pi km/N}| = \\ |X(k)| &= |\text{FFT}(x(n))| \end{aligned} \quad (3)$$

图像发生旋转、平移等变换时, 对于任意当前点的形状上下文特征而言, 邻域点与它的距离并不发生类似于相对角度的这种圆周位移, 因此, 对距离向量没有必要进行离散傅里叶变换. 也就是说, 对整个形状上下文特征做二维傅里叶变换, 是没有必要, 而且徒增计算复杂度的.

之前的推导, 其实建立在一个默认的假设之上, 即邻域点发生的旋转角度增量是角度离散化后步长的整数倍. 也就是说, 假设离散化后的角度步长为  $\delta$ , 旋转后邻域点相对于原来位置的角度增量为  $\Delta\theta$ , 我们假设了

$$\frac{|\Delta\theta|}{\delta} = m, m = 1, 2, 3, \dots \quad (4)$$

如果  $\delta$  取得比较大, 将经常出现该假设不能被满足的情况. 此时的  $x_{rot}(n)$  将不能简单地表示成  $x(n)$  圆周位移  $m$  个步长的形式, 而是需要进行插值运算, 这往往费时且精度不高. 为了能够应用前面的结论, 我们使用以下的近似:

$$\frac{|\Delta\theta|}{\delta} = i \stackrel{\text{def}}{=} \lfloor i \rfloor = m, m = 1, 2, 3, \dots \quad (5)$$

式中,  $i$  并不一定是整数;  $\lfloor * \rfloor$  运算表示向原点方向取整.

如果  $i$  刚好是整数, 式(5)的近似并未损失任何信息, 此时可以保证旋转后的新特征与原来的无误差地相等. 而更为精细的  $\delta$ , 如果不能满足这个条件, 式(5)的近似都会带来一些信息损失, 从而导致旋转后的新特征与原来的不精确地相等. 后面的实验将验证这一点.

这样, 对每个固定距离下的角度分布向量做以上变换, 再将新的向量按照原来的顺序组合起来, 就可以得到新的特征: 基于一维傅里叶变换的改进形状上下文特征. 对于  $L \times N$  大小的形状上下文特征, 新的特征只需要增加  $L$  次  $N$  点一维快速傅里叶变换的运算复杂度, 即  $O(L * N \log N)$ . 而文献[6]所提出的特征则需在此基础上再增加  $N$  个  $L$  点一维快速傅里叶变换的运算复杂度, 即  $O(L * N \log N + N * L \log L)$ .

本文所提出的基于一维傅里叶变换的改进形状上下文特征获取过程如下:

(I) 对图像中每个点, 计算除本身外所有其他点相对于它的距离和角度. 其中距离是指相对于整个点集间最大距离的相对值, 角度以水平向右方向为起点, 逆时针方向为增长方向;

(II) 离散化距离(用其对数)和角度, 统计落入每个距离对数和角度离散化区间组合的点的个数, 构成形状上下文特征;

(III) 对每个固定的距离, 将其对应角度分布看作一维信号, 做一维离散傅里叶变换. 然后将变换后的向量按照原来的距离顺序组合排列, 得到新的特征.

### 1.3 新特征各种特性的证明

假设要提取特征的点的位置是  $(x_0, y_0)$ , 原本位置是  $(x_1, y_1)$  的点在发生了以尺度  $s$  缩放, 水平移动  $h$ 、垂直移动  $v$  的平移, 和角度  $\omega$  的旋转之后, 新的坐标为

$$\begin{cases} x_{trans} = s \sqrt{(x_i - h)^2 + (y_i - v)^2} \cdot \cos(\varphi_i + \omega) \\ y_{trans} = s \sqrt{(x_i - h)^2 + (y_i - v)^2} \cdot \sin(\varphi_i + \omega) \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $\varphi_i$  是  $(x_i - h, y_i - v)$  相对原点以  $x$  轴正向为起点、逆时针为正方向的角度,  $\rho_i = \sqrt{(x_i - h)^2 + (y_i - v)^2}$ , 角度  $\varphi_i$  满足条件  $\cos \varphi_i = \frac{x_i - h}{\rho_i}$ ,  $\sin \varphi_i = \frac{y_i - v}{\rho_i}$ .

假设变换前  $(x_i, y_i)$  相对于  $(x_0, y_0)$  的距离为  $\rho$ ,

角度为  $\theta$ , 它们分别满足  $\rho = \sqrt{(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2}$ ,  $\cos \theta = \frac{x_i - x_0}{\rho}$ ,  $\sin \theta = \frac{y_i - y_0}{\rho}$ . 则  $(x_{\text{trans}}^i, y_{\text{trans}}^i)$  相对于  $(x_{\text{trans}}^0, y_{\text{trans}}^0)$  的距离满足

$$\begin{aligned} \rho_{\text{trans}}^2 &= (x_{\text{trans}}^i - x_{\text{trans}}^0)^2 + (y_{\text{trans}}^i - y_{\text{trans}}^0)^2 = \\ &= s^2(\rho_i^2 + \rho_0^2 - 2\rho_i\rho_0\cos(\theta_i - \theta_0)) = \\ &= s^2[(x_i - h)^2 + (y_i - v)^2 + \\ &= (x_0 - h)^2 + (y_0 - v)^2 - \\ &= 2(x_i - h)(x_0 - h) - 2(y_i - v)(y_0 - v)] = \\ &= s^2[(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2] = s^2\rho^2 \quad (7) \end{aligned}$$

该距离要除以整个点集中的最大距离进行归一化, 然后再对距离取对数和离散化, 这样缩放因子  $s$  的影响将被消除, 从而变换后的两点间距离不变. 距离对数离散化格数(bin)越多, 意味着在距离空间上的划分越细, 运算时间将越长, 同时精度越高. 后面的实验将证明这一点.

$(x_{\text{trans}}^i, y_{\text{trans}}^i)$  相对于  $(x_{\text{trans}}^0, y_{\text{trans}}^0)$  角度满足

$$\begin{aligned} \tan \theta_{\text{trans}} &= \tan \frac{y_{\text{trans}}^i - y_{\text{trans}}^0}{x_{\text{trans}}^i - x_{\text{trans}}^0} = \\ &= \frac{\rho_i \sin(\varphi_i + \omega) - \rho_0 \sin(\varphi_0 + \omega)}{\rho_i \cos(\varphi_i + \omega) - \rho_0 \cos(\varphi_0 + \omega)} = \\ &= \frac{(y_i - y_0) \cos \omega + (x_i - x_0) \sin \omega}{(x_i - x_0) \cos \omega - (y_i - y_0) \sin \omega} = \\ &= \frac{\sin \theta \cos \omega + \sin \omega \cos \theta}{\cos \theta \cos \omega - \sin \theta \sin \omega} = \\ &= \tan(\theta + \omega) \quad (8) \end{aligned}$$

也就是说, 相对于  $(x_0, y_0)$  到  $(x_i, y_i)$  角度, 发生了圆周位移. 由式(1), (2), (3), (7)和(8)可以得知, 新的特征借助一维离散傅里叶变换的性质, 可以保证其发生平移、缩放和旋转后, 计算所得的特征保持不变.

## 2 实验及结果分析

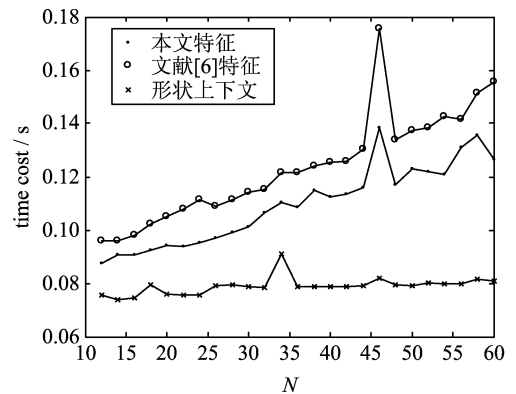
在本章中, 我们先利用随机生成的点集来测试本文提出的特征的运算时间, 以及圆周位移不变性; 接着使用著名的 Chui-Rangaraja synthesized data set 作为实验数据集<sup>[7]</sup>, 进行非刚性形状点集匹配, 因为普通二维致密图像中感兴趣区域或物体, 都可以转换为特征空间中的点集分布. 对于形状检索应用中的理想形状, 可以用边界离散点来表示, 选择能够表示形状的离散点集的准则有很多种, 例如曲率局部最大点<sup>[8]</sup>, 到质心的距离<sup>[9]</sup>等等. 选定点集之后, 就可以按照后面实验中的方法提取其形状上下

文特征以及本文提出的特征, 进行各种下文所述的实验了. 在用时上, 除了提取本文所提出的特征以及匹配的时间损耗之外, 还需要再加上将图像转换为点集的时间损耗.

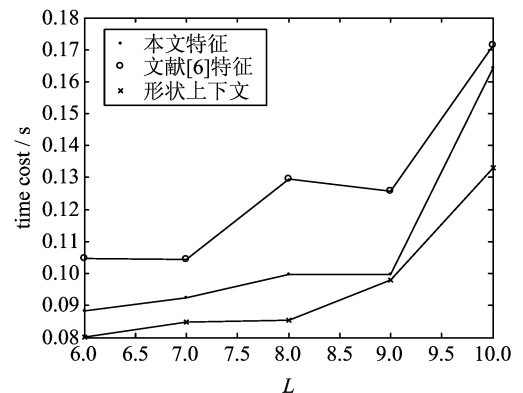
### 2.1 新特征特性

在这个实验中, 我们所用到的点集是随机生成的包含 200 个点的集合. 首先在模拟点集上测试提取它们的各种特征所需要的时间, 然后验证 1.2 小节中, 图像发生旋转后对应点的形状上下文特征沿角度方向发生圆周位移的情况, 以及本文提出的特征对这种圆周位移的不变性.

首先来看各种特征的计算时间比较. 随机生成一个包含 200 个点的点集, 分别计算其形状上下文特征、文献[6]所提出的特征, 以及本文提出的特征. 程序都由 Matlab 编写, 运行环境为 Intel Pentium 4CPU, 3.00 GHz, 1 G 内存. 图 3(a)是在距离对数离散化数量  $L=8$ 、角度离散化数量  $N$  从 12 到 60 以步长 2 递增的条件下得到的程序运行时间曲线;



(a) 与  $N$  的关系 ( $L=8$ )



(b) 与  $L$  的关系 ( $N=20$ )

图 3 对模拟点集计算其特征所需时间比较

Fig. 3 Time cost comparison of calculating features of synthesized point set

图 3(b)是在角度离散化数量  $N=20$ 、距离对数离散化数量  $L$  从 6 到 10 以步长 1 递增的条件下得到的程序运行时间曲线. 可以看到,在同样条件下,本文所提出的特征计算时间,虽然比起形状上下文特征计算时间有所增加,但比文献[6]的特征计算时间要少很多. 与 1.2, 1.3 小节中对提取特征耗时的分析结论相一致.

图 4(a)是模拟点集中一个点的形状上下文特征,我们取出其中任意一列,也就是  $\log r$  为固定范围内的直方图;图 4(b)是整个点集绕原点旋转  $0.1\pi$  时,对应点形状上下文特征对应行的直方图,这两个直方图之间的  $\chi^2$  距离为 0.785 7;图 4(c)是图 4(a)发生圆周位移后的结果,可以看出它与图 4(b)很相近. 而图 5(a)是原图对应点的基于一维傅里叶变换

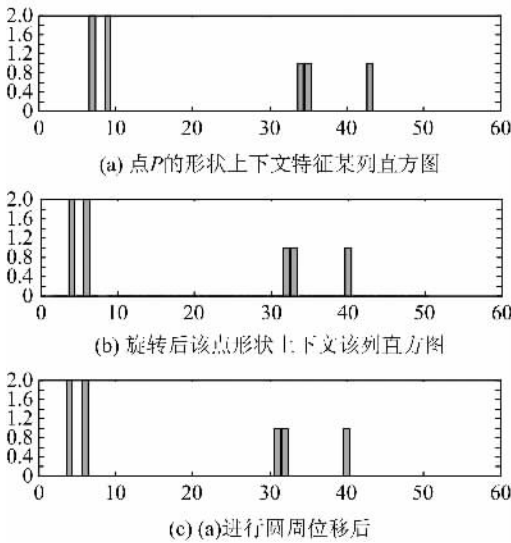


图 4 旋转前后形状上下文特征图

Fig. 4 A column of a point's shape context feature before and after rotation

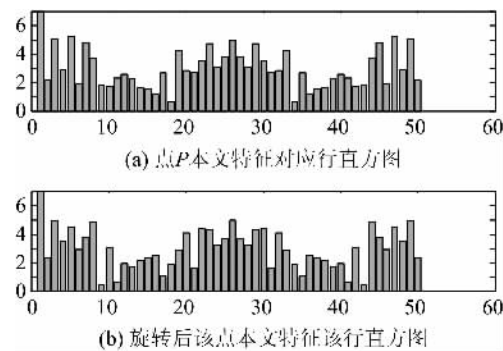


图 5 旋转前后本文特征比较

Fig. 5 The column of point's proposed feature before and after rotation

的改进形状上下文特征对应行的直方图;图 5(b)是点集旋转后,该点这种特征的对应行直方图. 可以看到它们很相似的,二者之间的  $\chi^2$  距离为 0.080 2. 这说明这种特征对圆周位移稳定.

### 2.2 无噪声点集匹配

在这个实验中, Chui-Rangaraja synthesized data set 中的源图像被平移、缩放、旋转(各种操作的具体数值随机生成)之后,再使用本文提出的特征与源图像进行匹配,进一步验证 1.2 和 1.3 小节中关于新特征的种种分析. 图 6 是所用到的实验源图像.

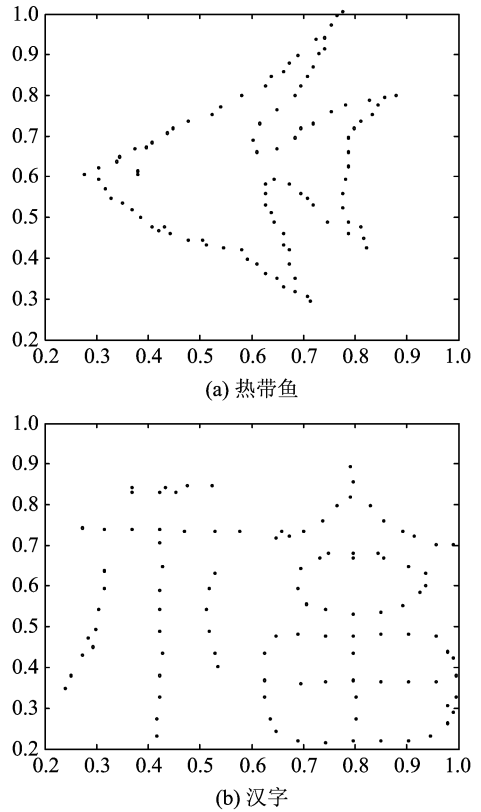


图 6 实验用源图像

(来自 Chui-Rangaraja synthesized data set)

Fig. 6 Original images

(from Chui-Rangaraja synthesized data set)

实验中,两个点集的匹配步骤如下:

(I) 分别提取两个待匹配点集  $P_1 = [p_1^1, \dots, p_1^S], P_2 = [p_2^1, \dots, p_2^T]$  中所有点的一维傅里叶变换改进形状上下文关系特征,得到两个特征集合  $F_1 = [F_1^1, \dots, F_1^S]$  和  $F_2 = [F_2^1, \dots, F_2^T]$ , 其中的每一个元素都是二维信号;

(II) 对每个特征集,分别计算其中任意一元素与另一个特征集中所有元素的距离,即所谓匹配成

本. 这里我们使用的是  $\chi^2$  距离;

(III) 对上一步中得到的匹配成本矩阵, 搜索能构造最小成本值的组合, 从而得到两个点集的匹配结果.

在 1.2 节中, 对式(5)的分析让我们预测到, 离散化后的角度步长  $\delta$  变得更为精细, 并不一定会带来匹配结果的更为精确. 最精确的匹配结果应该出现在旋转角度  $|\Delta\theta|$  除以  $\delta$  刚好是整数的点上, 也就是说, 会有类似于周期的现象. 图 7 是对热带鱼图像水平、垂直方向不平移, 尺度缩放为 1, 旋转角度  $1.5154\pi$ , 距离对数离散化数量  $L=8$ , 角度离散化数量  $N$  从 12 到 60 以步长 2 递增, 所得到的匹配结果曲线, 纵坐标为匹配错误点的个数. 可以看到, 实验结果验证了 1.2 节中关于式(5)的分析. 随着  $N$  的增大,  $\delta$  变得越来越精细, 错误匹配数量出现周期性地增长, 但曲线包络总的趋势是减少的. 二维傅里叶变换也存在同样的情况, 图 7 中的另一条曲线显

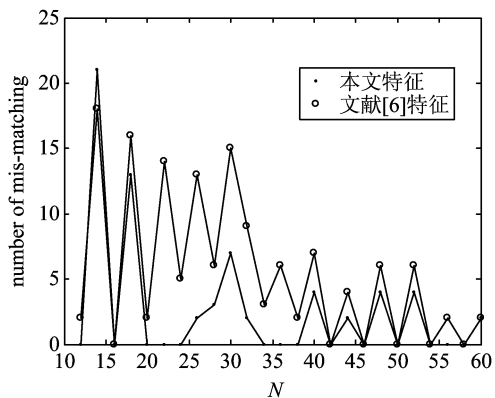
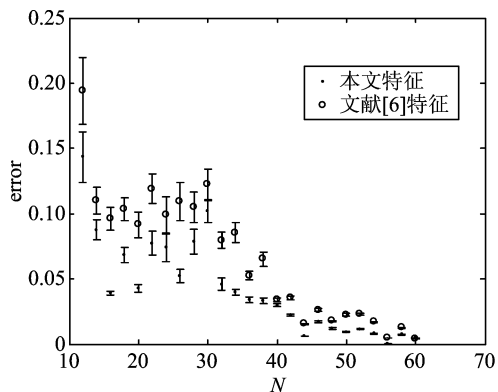


图 7 热带鱼旋转  $1.5154\pi$ ,  $L=8$  匹配结果

Fig. 7 Tropical fish matching result of  $1.5154\pi$  rotation and  $L=8$



(a) 与N的关系( $L=8$ )

示了这一点.

所有热带鱼变换图像(共 100 幅)与原图像匹配误差率的均值曲线如图 8 所示. 其中形状上下文特征在计算时, 其各点的方向按照文献[5]所提供的演示代码, 全部选为  $x$  轴正方向. 可以看到, 使用本文提出的特征的匹配误差率是最小的, 形状上下文由于没有方向信息, 在包含旋转变换的点集匹配过程中, 表现非常差.

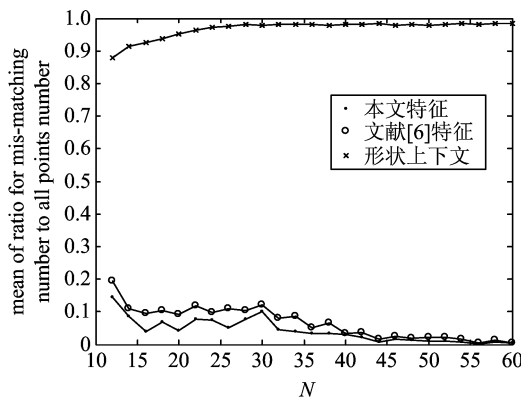
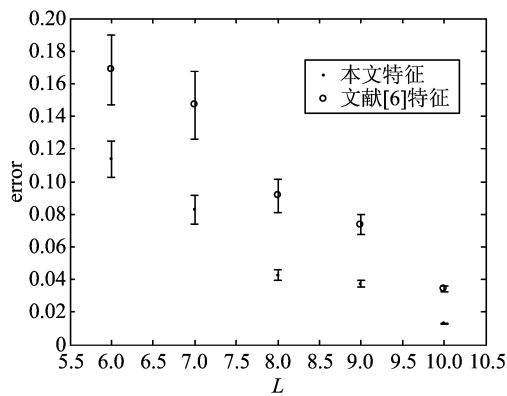


图 8 所有热带鱼变换图像的误配率

Fig. 8 Mis-matching ratio of all the transformed tropical fish images

由于形状上下文特征在旋转图像匹配的表现与文献[6]及本文提出的特征差异太大, 因此后面的比较只在这后两者间进行. 使用本文提出的特征, 所有的热带鱼变换图像(共 100 幅)与源图像匹配错误率的误差棒图如图 9(a)中标“·”的误差棒所示. 可以看到, 就整体而言, 角度离散化数量  $N$  越大, 步长越精细, 误差率越低, 误差棒越短.

使用文献[6]的特征, 100 幅变换图像与源图像匹配错误率的误差棒图如图 9(a)中标“o”的误差棒



(b) 与L的关系( $N=20$ )

图 9 全部热带鱼图像匹配结果误差棒

Fig. 9 Mis-matching error bar of all the transformed tropical fish images

所示. 从图中能看出, 本文所提出的方法的精确程度更高. 这主要是因为离散傅里叶变换本身是有一定的信息损失的, 特别是取模之后, 一维傅里叶变换只是沿着角度方向损失了部分信息, 以换取旋转不变性, 而二维傅里叶变换沿距离方向的再次变换导致损失了更多的信息, 却没有性能上的改进. 如果固定角度离散化数量  $N=20$ , 不同的距离对数离散化数量  $L$  导致的匹配误差棒如图 9(b) 所示. 正如 1.2 小节所分析的, 由于沿距离方向并没有发生圆周位移, 因此本文所提出的方法在各个不同的  $L$  值下, 表现都不差于文献[6]的方法. 这也说明了沿距离方向进行离散傅里叶变换浪费了时间, 却没有性能的改进. 同时, 图 9(b) 也验证了在 1.3 小节中的分析, 即距离空间划分的越细, 匹配结果越准确.

图 10 是 100 幅汉字匹配结果的误差棒与角度

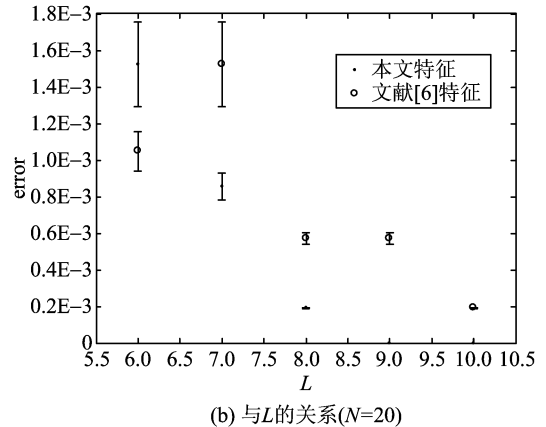
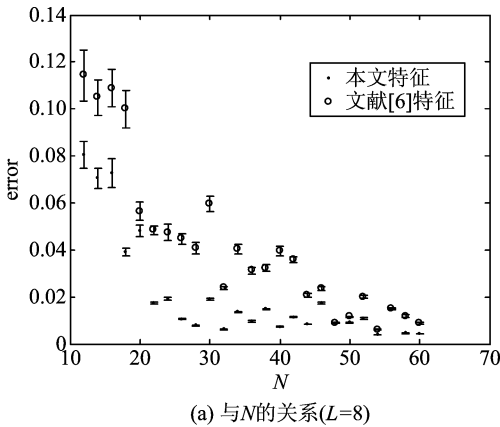
离散化之间的关系, 它也基本上验证了之前的分析.

整个程序运行时间(包括提取特征、计算匹配成本、搜索最小成本组合、计算误配个数)的均值如图 11 所示. 在同样的条件下, 本文所提出的方法匹配更精确, 运行时间则要少得多. 精细的角度离散化步长能带来匹配误差的减少, 但会导致运行时间的加大, 为了在两者之间获得平衡, 综合考虑各种因素之后, 在后面的实验中, 我们选择  $N=40$ .

### 2.3 有噪声点集匹配

在这个环节里, 我们验证本文提出的特征在匹配过程中的抗噪性. 图 3 中的源图像, 在经过平移、旋转、缩放之后, 被添加随机噪声点, 对这些变换后的图像利用本文提出的特征与源图像进行匹配. 图 12 是这些操作后的图像示例.

在本实验中, 半径离散化数量  $M=8$ , 角度离散

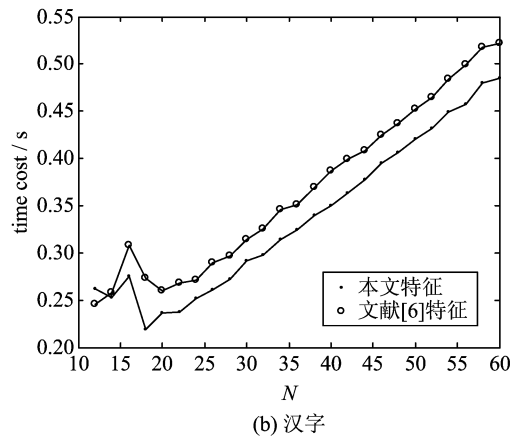
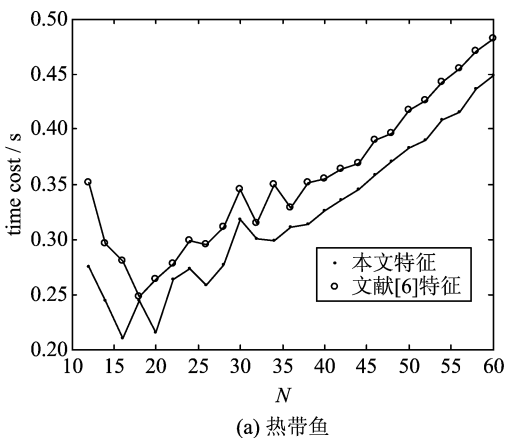


(a) 与  $N$  的关系 ( $L=8$ )

(b) 与  $L$  的关系 ( $N=20$ )

图 10 全部汉字图像匹配结果误差棒

Fig. 10 Mis-matching error bar of all the transformed Chinese character images



(a) 热带鱼

(b) 汉字

图 11 程序运行时间比较

Fig. 11 Time cost comparison of program

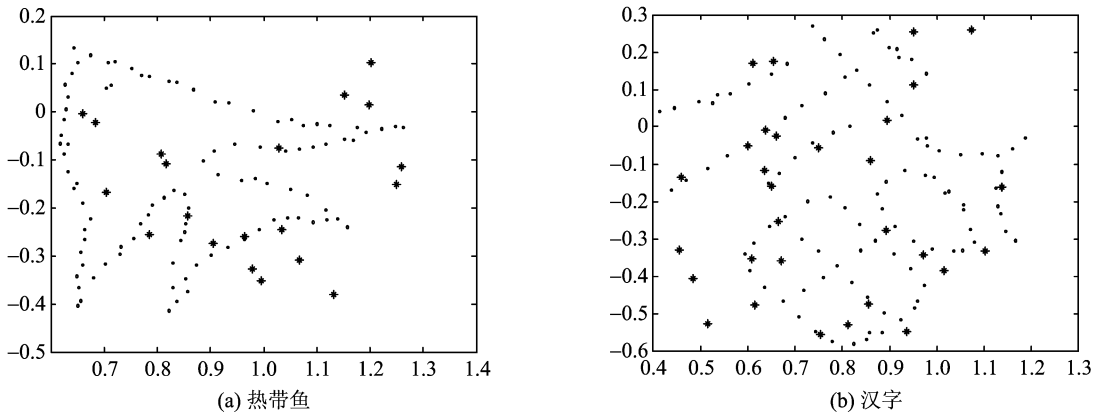


图 12 源图像变换并加入随机噪声后得到的图像示例

Fig. 12 Example of transformed and noised original images

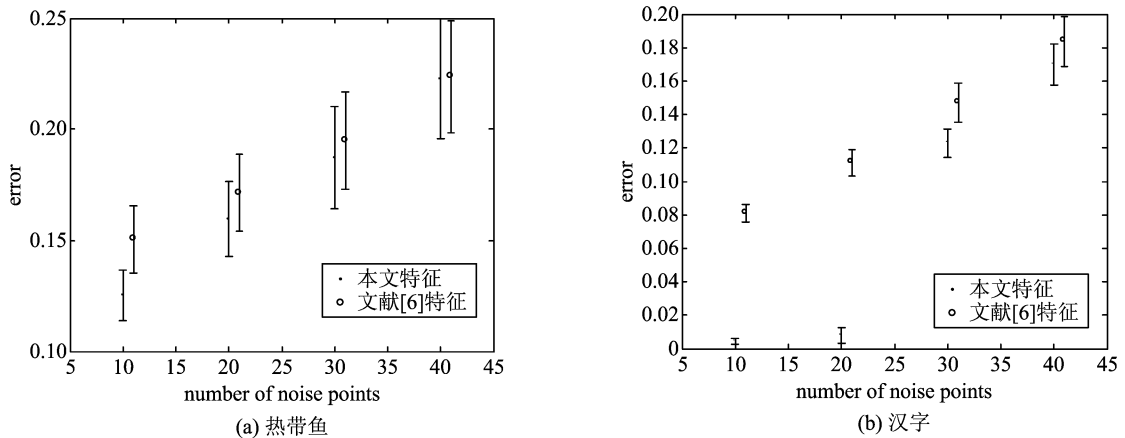


图 13 对有噪声图像的实验结果对比

Fig. 13 Comparison of experiment performed on noised image

化数量  $N=40$ , 变换后加入噪声的图像中热带鱼和汉字各为 100 幅. 为了比较结果, 我们也使用了文献 [6] 所提出的特征来进行匹配运算.

图 13 是对比实验结果. 可以看到, 本文提出的方法在有噪声情况下, 匹配更为准确.

### 3 结论

本文提出了一种新的局部特征, 将形状上下文特征看做一系列与当前点距离一定、角度不同的一维信号集合, 对这些信号做一维傅里叶变换. 我们从物理和数学角度论证了该特征满足平移、缩放、旋转不变性, 并通过实验证明了这一点. 该特征还具有运算简单、时间效率高、抗噪性好的优点.

未来我们将继续改进这种特征, 并结合其他方面, 如相似度定义的改进, 进行形状检测、物体识别等更有挑战性的计算机视觉应用.

### 参考文献 (References)

- [1] Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features [C]// Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece; IEEE Press, 1999: 1 150-1 157.
- [2] Dalal D, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA; IEEE Computer Society, 2005, 1: 886-893.
- [3] Zheng Y, Doermann D. Robust point matching for non-rigid shapes by preserving local neighborhood structure[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 643-649.
- [4] Yang S. Symbol recognition via statistical integration of pixel-level constraint histograms: A new descriptor [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and



- Machine Intelligence, 2005, 27(2): 278-281.
- [ 5 ] Belongie S, Mori G, Malik J. Matching with shape contexts[C]// Proceedings of the IEEE Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries, Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2000: 1-20.
- [ 6 ] Yang S, Wang Y. Rotation invariant shape contexts based on feature-space Fourier transformation[C]// Proceedings of the 4th International Conference on Image and Graphs. Nanjing, China: IEEE Press, 2007: 575-579.
- [ 7 ] Chui H, Rangarajan A. A new algorithm for non-rigid point matching [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 89(2/3): 114-141.
- [ 8 ] Super B J. Fast correspondence based system for shape-retrieval [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(2): 217-225.
- [ 9 ] Zhang J, Zhang X, Krim H, et al. Object representation and recognition in shape space [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(5): 1 143-1 154.

---

(上接第 1 053 页)

- [12] Bartolini L, Ciaccia P, Patella M. WARP: Accurate retrieval of shapes using phase of Fourier descriptors and time warping distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27 (1): 142-147.
- [13] Zhang C Y, Tang J, Luo B. Shape edit distance on contour based shapes[C] // Proceedings of the IEEE 6th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. Jinan, China: IEEE Press, 2006: 310-315.
- [14] Zhang D S, Lu G J. Content-based shape retrieval using different shape descriptors: A comparative study [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Tokyo, Japan: IEEE Press, 2001: 317-320.
- [15] Xie W J, Thompson R P, Perucchio R. A topology-preserving parallel 3D thinning algorithm for extracting the curve skeleton [J]. Pattern Recognition, 2003, 36 (7): 1 529-1 544.
- [16] 车武军, 杨勋年, 汪国昭. 动态骨架算法[J]. 软件学报, 2003, 14(4): 818-823.
- [17] Choi W P, Lam K M, Siu W C. Extraction of the Euclidean skeleton based on a connectivity criterion [J]. Pattern Recognition, 2003, 36 (3): 721-729.
- [18] Golland P, Grimson W E L. Fixed topology skeletons [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2000: 10-17.
- [19] Ogniewicz R L, Kübler O. Hierarchic Voronoi skeletons [J]. Pattern Recognition, 1995, 28(3): 343-359.
- [20] Zhu S C, Yuille A L. FORMS: A flexible object recognition and modeling system [J]. International Journal of Computer Vision, 1996, 20(3): 187-212.