

基于模糊形状上下文特征的形状识别算法

韩敏¹ 郑丹晨¹

摘要 利用形状上下文特征进行形状匹配的过程中,各采样点被直接二值划分至不同的直方图栅格,致使特征表达不精确,进而导致匹配结果存在偏差.本文在对数极坐标系中引入模糊隶属度函数,利用采样点分布的模糊划分结果建立直方图,生成模糊形状上下文特征,从而更精确地描述形状信息.在极坐标系下对采样点集合进行分割,提出分割匹配的方法,减少不必要的特征匹配次数.在此基础上,利用循环移位匹配方法解决形状在不同角度姿态下利用形状上下文特征匹配的问题.通过对不同数据进行仿真分析,证明本文所提出的方法能有效实现形状识别和检索.

关键词 形状匹配,形状上下文特征,模糊形状上下文特征,分割匹配,循环移位匹配

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00068

Shape Recognition Based on Fuzzy Shape Context

HAN Min¹ ZHENG Dan-Chen¹

Abstract In the process of shape matching based on shape context, each of the samples is directly classified into one bin in the histogram, which leads to the inaccurate feature representation and matching bias results. With fuzzy membership function introduced into log-polar coordinate, fuzzy shape context is constructed based on the histogram which represents the fuzzy partition on the distribution of samples, and shapes can be accurately represented by the descriptor. The sample set is divided into subsets in polar coordinates, and segment matching is proposed for shape matching with incorrect matches eliminated. On this basis, the circular shift matching is adopted for resolving the problem of shape matching in different postures. Experimental results prove that shape recognition and retrieval can be effectively achieved by using the proposed method.

Key words Shape matching, shape context, fuzzy shape context, segment matching, circular shift matching

物体识别一直以来都是机器视觉与模式识别领域的一个重要研究问题.在识别过程中,物体的形状特征往往发挥着关键的作用,而其他如颜色及纹理等特征可以辅助确定边缘特征^[1].经过几十年的研究和发展,形状匹配已经在文字识别、医疗诊断、基于内容的图像检索等领域发挥着重要的作用^[2].形状上下文特征(Shape context)^[3]是一种利用对数极坐标直方图对轮廓采样点分布情况进行描述的形状匹配方法,具有较好的识别精度,并且在很多领域已得到了一定的应用^[4-5],利用距离学习等方法更能够提升匹配的效果^[6-7].但是由于实际物体形状的复杂性等特点,Shape context 在很多情况下匹配精度并不理想.问题的原因主要表现在两个方面:特征表达不够精确详尽和特征匹配不够准确.

Mori 等^[8]提出了一种广义形状上下文特征(Generalized shape context),利用各采样点处切

向量不同方向下的分量来代替采样点,匹配的精度也随特征维数增加而得到提高. Ling 等^[9]提出了 Inner-distance,利用测地距离替换欧氏距离,改善匹配的效果. Roman-Rangel 等^[10]提出了方向直方图形状上下文特征(Histogram of orientation shape context),引入高维直方图描述复杂的目标形状.以上改进是针对形状上下文特征局部匹配方法的改进,但都没有改变利用粗糙直方图描述采样点分布的基本思想.特征表达方式的本质都是将采样点直接划分至直方图的不同栅格上,因此,随之产生了局部特征描述的精确性不强的问题.

由于不具备旋转不变的特性,标准形状上下文特征利用匈牙利算法(Hungarian)等结合薄板样条(Thin plate spline, TPS)对形状进行迭代匹配^[3].在相对框架下求得的 Shape context 结合动态规划进行形状间匹配^[9,11],可以实现任意角度姿态下的匹配.但是薄板样条匹配精度和效率都不高,而相对框架下的 Shape context 则可能导致判别力下降,并且影响到了一些形状匹配的应用,比如数字识别等.

鉴于以上问题,本文提出一种模糊形状上下文特征(Fuzzy shape context, FSC),通过模糊隶属度函数将轮廓采样点划分至各个直方图栅格,相比

收稿日期 2011-04-11 录用日期 2011-08-30
Manuscript received April 11, 2011; accepted August 30, 2011
国家自然科学基金(61074096)资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61074096)
本文责任编辑 刘成林
Recommended by Associate Editor LIU Cheng-Lin
1. 大连理工大学电子信息与电气工程学部 大连 116023
1. Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023

于二值划分方法能更精确地描述采样点的分布情况. 并进一步提出一种应用于形状上下文特征的分割匹配方法, 采用中心极坐标对轮廓采样点按照不同区域分割, 仅对对应区域下的采样点进行匹配. 最后, 利用循环移位匹配实现目标的旋转匹配. 相比于传统算法能够有效地提升形状匹配结果的精度, 并达到较好的形状识别和检索效果.

1 形状上下文特征

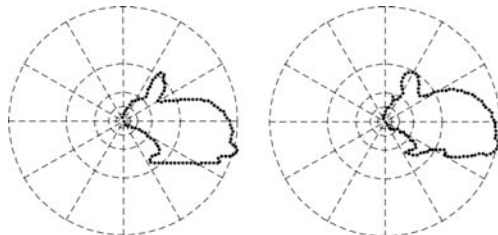
形状上下文特征将目标形状视作一定数目的采样点的集合, 利用采样点描述形状的信息. 目标形状采样点集合定义为 $P = \{p_1, \dots, p_\lambda\}$, λ 表示采样点的数目. 假设第 i 个采样点 p_i 作为参考坐标原点, 建立对数极坐标映射表示剩余的 $\lambda - 1$ 个采样点的分布情况. 可以得到直方图 h_i .

$$h_i(k) = \#\{q \neq p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(k)\} \quad (1)$$

其中, q 表示余下的采样点, $1 \leq k \leq K$, K 为整个直方图栅格划分数目. 直方图 h_i 即为上下文描述算子, 如图 1 所示. 由于距离方向上选取对数坐标, 因此, 形状上下文特征对距离 p_i 邻近的采样点能够精确描述, 对相对距离较远的采样点进行近似的描述.



(a) 两个形状对应的采样点
(a) Samples of two shapes



(b) 相似位置采样点对应的形状上下文特征
(b) Example shape contexts for reference samples

图 1 形状上下文特征
Fig. 1 Shape contexts

在对数极坐标系下分别将 $\log r$ 和 θ 进行 M 等分和 N 等分, 即 $K = M \times N$, 通常选择 $M = 5$, $N = 12$. 进一步定义二维直方图, 其中, 索引集合为

$$I = \{(m, n) : 1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N\} \quad (2)$$

则采样点对应的直方图集合为

$$h_i = \{h_i(k) : 1 \leq k \leq K\} =$$

$$\{h_i(m, n) : (m, n) \in I\} \quad (3)$$

其中, $k = (n - 1) \times M + m$.

假设 p_i 和 q_j 分别对应两个不同形状上的两个采样点, 则两个采样点之间的匹配损失函数为

$$C_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)} \quad (4)$$

或

$$C_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \frac{[h_i(m, n) - h_j(m, n)]^2}{h_i(m, n) + h_j(m, n)} \quad (5)$$

2 模糊形状上下文特征

形状上下文特征直接将采样点划分到直方图各个栅格中, 可视作根据各采样点的位置对它们进行硬分类的过程, 类别数目即是直方图栅格划分数目. 但是该算法最终生成的直方图并不能对采样点分布进行准确描述.

模糊分类是一种有效的软分类方法, 能够更精确地描述各样本的分类情况. 本文将对数极坐标系下采样点映射至笛卡尔坐标系下, 引入二维模糊隶属度函数, 通过计算采样点所属各类别的概率, 从而更加合理地描述采样点的分布情况.

2.1 基于直方图中心的隶属度函数计算

形状上下文特征将对数极坐标系划分为 $K = M \times N$ 个栅格, 将划分边界定义为

$$\begin{cases} S_r = \{\log r'_m : 1 \leq m \leq M\} \\ S_\theta = \{\theta'_n : 1 \leq n \leq N\} \end{cases} \quad (6)$$

定义, $\Delta_{\log r'} = \log r'_{m+1} - \log r'_m = \text{constant}$, $\Delta_{\theta'} = \theta'_{n+1} - \theta'_n = \text{constant}$, $1 \leq m \leq M - 1$, $1 \leq n \leq N - 1$. 各直方图栅格的中心集合定义为

$$C = \{(\log r_m, \theta_n) : 1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N\} \quad (7)$$

其中

$$\begin{cases} \log r_m = \log r'_m - \frac{\Delta_{\log r'}}{2} \\ \theta_n = \theta'_n - \frac{\Delta_{\theta'}}{2} \end{cases} \quad (8)$$

可得 $\Delta_{\log r} = \log r_{m+1} - \log r_m = \text{constant}$, $\Delta_\theta = \theta_{n+1} - \theta_n = \text{constant}$, $1 \leq m \leq M - 1$, $1 \leq n \leq N - 1$. 可以证明 $\Delta_{\log r'} = \Delta_{\log r}$, $\Delta_{\theta'} = \Delta_\theta$. 定义 $f(\cdot)$ 是具体模糊隶属度函数形式, 满足 $f(\cdot) : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, $f(\cdot)$ 在定义域上为单调非减的. 则任意采样点 $(\log r, \theta)$ 相对于直方图栅格中心 $(\log r_m, \theta_n)$, 分别定义距离和角度方向下的模糊隶属度函数 $\mu_m(\log r)$ 和 $\mu_n(\theta)$ 如式 (9) 和式 (10).

本文选择两种模糊隶属度函数形式, 分别为“三角”隶属度函数 $f^T(x) = x$, $0 \leq x \leq 1$ 和“S 型”隶属度函数 $f^S(x) = \begin{cases} 1 - 2(1-x)^2, & 0.5 < x \leq 1 \\ 2x^2, & 0 \leq x \leq 0.5 \end{cases}$. 根据距离和角度方向下的模糊隶属度函数, 采样点 $q = (\log r, \theta)$ 相对于直方图栅格中心 $(\log r_m, \theta_n)$ 的二维模糊隶属度函数可以定义为

$$\mu_{k,q} = \mu_k(\log r, \theta)$$

$$\mu_k(\log r, \theta) = \mu_{(m,n)}(\log r, \theta) = \mu_m(\log r) \cdot \mu_n(\theta) \quad (11)$$

将对数极坐标系下采样点映射至笛卡尔坐标系下, 采样点模糊隶属度函数的计算如图 2 所示.

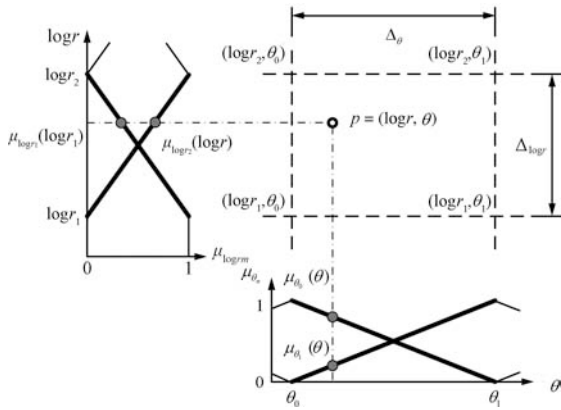


图 2 采样点在笛卡尔坐标系下的隶属度计算

Fig. 2 Computation the fuzzy membership for a sample point plotted into Cartesian space

2.2 模糊形状上下文特征及匹配损失函数

二维模糊隶属度函数分别对 $\log r$ 和 θ 坐标方向上设置了模糊隶属度函数. 在此基础上进一步定义一维模糊隶属度函数, 即在 $\log r$ 和 θ 方向下分别设置模糊隶属度函数和“二值”隶属度函数, 即 $f^B(x) = \begin{cases} 1, & 0.5 < x \leq 1 \\ 0, & 0 \leq x \leq 0.5 \end{cases}$, 则可以得到一维模糊上下文描述算子. 定义 $\log r$ 方向的“二值”隶属度函数 $\eta_m(\log r)$

$$\begin{cases} 1, & \log r \leq \log r'_m, m = 1, \\ & \text{或 } \log r'_m < \log r, m = M, \\ & \text{或 } \log r'_{m-1} < \log r \leq \log r'_m, \\ & 2 \leq m \leq M \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

和角度方向的“二值”隶属度函数 $\eta_n(\theta)$

$$\begin{cases} 1, & \theta'_{n-1} \leq \theta \leq \theta'_n, 1 \leq n \leq N, \\ & \text{或 } 0 \leq \theta < \theta'_n, n = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

任意采样点 $q = (\log r, \theta)$ 相对于直方图栅格中心 $(\log r_m, \theta_n)$ 在 $\log r$ 和 θ 方向下的一维模糊隶属度函数可以定义为 $\alpha_{k,q} = \alpha_k(\log r, \theta)$ 和 $\beta_{k,q} = \beta_k(\log r, \theta)$

$$\alpha_k(\log r, \theta) = \alpha_{m,n}(\log r, \theta) = \mu_m(\log r) \cdot \eta_n(\theta) \quad (14)$$

$$\mu_m(\log r) = \begin{cases} f\left(1 - \frac{\log r - \log r_m}{\Delta_{\log r}}\right), & \log r_m \leq \log r \leq \log r_{m+1}, 1 \leq m \leq M-1 \\ f\left(1 - \frac{\log r_m - \log r}{\Delta_{\log r}}\right), & \log r_{m-1} \leq \log r < \log r_m, 2 \leq m \leq M \\ 1, & \log r_m \leq \log r, m = M, \text{ 或 } \log r < \log r_m, m = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_n(\theta) = \begin{cases} f\left(1 - \frac{\theta - \theta_n}{\Delta_\theta}\right), & \theta_n \leq \theta \leq \theta_{n+1}, 1 \leq n \leq N-1, \text{ 或 } \theta_n \leq \theta < 2\pi, n = N \\ f\left(1 - \frac{\theta_n - \theta}{\Delta_\theta}\right), & \theta_{n-1} \leq \theta < \theta_n, 2 \leq n \leq N, \text{ 或 } 0 \leq \theta < \theta_n, n = 1 \\ f\left(1 - \frac{\theta - \theta_n + 2\pi}{\Delta_\theta}\right), & 0 \leq \theta \leq \theta_1, n = N \\ f\left(1 - \frac{\theta_n - \theta + 2\pi}{\Delta_\theta}\right), & \theta_{N-1} \leq \theta < 2\pi, n = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$\beta_k(\log r, \theta) = \beta_{m,n}(\log r, \theta) = \eta_m(\log r) \cdot \mu_n(\theta) \quad (15)$$

如果 $\log r$ 和 θ 方向的模糊隶属度函数均定义为“二值”隶属度函数, 则可以得到 $\gamma_{k,q} = \gamma_k(\log r, \theta)$

$$\gamma_k(\log r, \theta) = \gamma_{m,n}(\log r, \theta) = \eta_m(\log r) \cdot \eta_n(\theta) \quad (16)$$

以第 i 个采样点 p_i 作为参考坐标原点, 模糊隶属度函数选择 $\mu_{k,q}^i$, 则二维模糊直方图为

$$h_i(k) = h_i(m, n) = \sum_{q \neq p_i} \mu_{k,q}^i = \sum_{q \neq p_i} \mu_{(m,n),q}^i \quad (17)$$

若式 (17) 中 $\mu_{k,q}^i$ 替换为 $\alpha_{k,q}^i$ 或 $\beta_{k,q}^i$, 则可得到一维模糊直方图. 如果用 $\gamma_{k,q}^i$ 替换式 (17) 中的 $\mu_{k,q}^i$, 则可得到如下的标准形状上下文特征:

$$h_i(k) = \sum_{q \neq p_i} \gamma_{k,q}^i = \sum_{q \neq p_i} \gamma_{(m,n),q}^i = \#\{q \neq p_i : (q - p_i) \in \text{bin}(m, n)\} \quad (18)$$

由于直方图是在对数极坐标系下生成的, 因此在距离方向上, 靠近坐标中心的采样点数目较少; 随着距离的增加, 采样点数目逐渐增多. 采用式 (4) 和式 (5) 进行匹配很难从根本上消除不同 $\log r$ 等级下采样点数目巨大差异所带来的影响, 因此, 引入如下的归一化式:

$$\bar{h}_i(k) = \bar{h}_i(m, n) = \frac{h_i(m, n)}{\sum_{n=1}^N h_i(m, n)} \quad (19)$$

利用式 (19) 计算得到的结果定义为模糊上下文形状描述算子. 利用不同算子对图形描述的结果如图 3 所示, 可以看出模糊上下文形状描述算子对同一类目标形状相似位置的描述更为接近. 根据归一化后的模糊上下文形状描述算子, 不同图形上采样点 p_i 和 q_j 之间的匹配损失函数式 (2) 变更为如下的形式:

$$C_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[\bar{h}_i(k) - \bar{h}_j(k)]^2}{\bar{h}_i(k) + \bar{h}_j(k)} \quad (20)$$

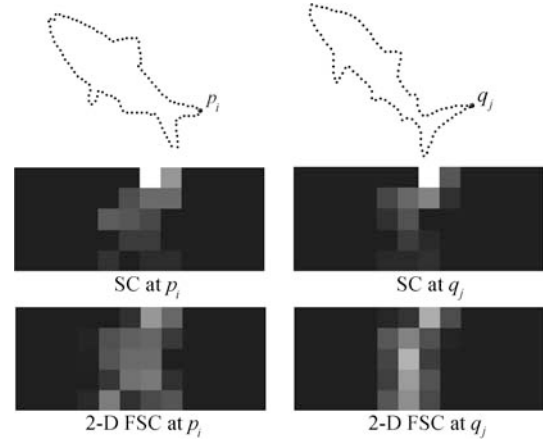


图 3 相似点的形状上下文特征 (SC) 与二维模糊形状上下文特征 (2-D FSC) 比较

Fig. 3 Comparison of shape context (SC) and 2-D fuzzy shape context (2-D FSC) for reference samples

3 分割循环移位匹配

绝对框架下的 (模糊) 形状上下文特征不具有旋转不变的特性, 但是具有很强的判别力和一定的鲁棒性. 为了更好地实现目标形状匹配, 本节提出了一种分割匹配算法, 减少形状匹配过程中的采样点匹配次数; 并利用循环移位匹配方法结合 (模糊) 形状上下文特征进行形状匹配.

3.1 利用极坐标对采样点分割匹配

现假设存在训练目标 A 和测试目标 B , 分别对应采样集合 $P = \{p_1, \dots, p_{\lambda}\}$ 和 $Q = \{q_1, \dots, q_{\lambda}\}$, 可得采样点中心 $\bar{p} = \sum_{i=1}^{\lambda} p_i / \lambda$ 和 $\bar{q} = \sum_{j=1}^{\lambda} q_j / \lambda$. 在 A 中, 以 \bar{p} 为坐标中心点建立极坐标系, 对角度进行 L 等分. 分别将各个采样点划分到 L 个区域内, 对于任意一个采样点 p_i , 定义 F_{p_i} 是点 p_i 的位置标记, 如果 $p_i \in \text{bin}(l)$, 则 $F_{p_i} = l$, $1 \leq l \leq L$, 如图 4 所示. 对目标 B 进行同样的分割操作.

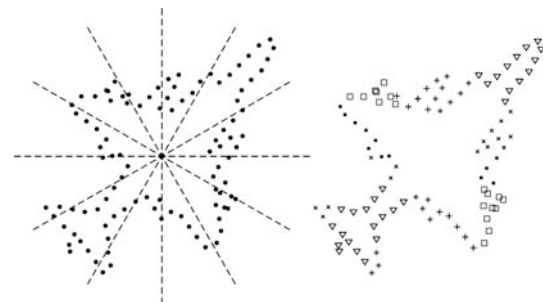


图 4 采样点分割标记

Fig. 4 Samples labeled in segments

在分割匹配过程中, 将集合 Q 中的 q_j 与 P 的子

集 P_j 中的点进行逐一匹配, P_j 形式如下:

$$P_j = \{O_1 \cup O_2 \cup O_3\} \quad (21)$$

$$O_1 = \left\{ \begin{array}{l} p: F_{q_j} - 1 \leq F_p \leq F_{q_j} + 1, \\ 2 \leq F_{q_j} \leq L - 1 \end{array} \right\} \quad (22)$$

$$O_2 = \left\{ \begin{array}{l} p: 1 \leq F_p \leq F_{q_j} + 1, \\ \text{或 } F_p = L, F_{q_j} = 1 \end{array} \right\} \quad (23)$$

$$O_3 = \left\{ \begin{array}{l} p: F_{q_j} - 1 \leq F_p \leq L, \\ \text{或 } F_p = 1, F_{q_j} = L \end{array} \right\} \quad (24)$$

但是由于形状采样点的分布存在着不平衡性, 往往存在 $\{O_1 \cup O_2 \cup O_3\} = \emptyset$ 的情况, 在此情况下将重新设置集合 $P_j = P$.

对于 Q 中的采样点 q_j , 则在集合 P_j 中可以利用下式计算得到其匹配采样点

$$p_{\psi(j)} = \arg \min_{p_i \in P_j} C_{ij} \quad (25)$$

则训练目标 A 和测试目标 B 的匹配距离公式为

$$D(P, Q) = \frac{1}{\lambda} \sum_{p_i \in P} \min_{q_j \in Q_i} C_{ij} + \frac{1}{\lambda} \sum_{q_j \in Q} \min_{p_i \in P_j} C_{ij} \quad (26)$$

由于 Q 中各采样点 q_j 的匹配集合为 $P_j \subseteq P$, 绝大多数的采样点仅需要与 P 中少数采样点进行匹配, 其远远小于与 P 中全部采样点进行匹配的次数, 因此, 有效地降低了算法复杂度.

3.2 基于循环移位的形状匹配

为了使不同的姿态下的目标能够利用 (模糊) 形状上下文特征进行匹配, 设计了循环移位匹配的算法进行分析计算. 通过固定测试目标 B , 将训练目标 A 进行有限次的旋转, 寻找最优的匹配结果.

首先根据参数 N 定义旋转参数 S , 在第 s 次旋转的过程中, 将 A 沿着固定的旋转方向 (顺时针或者逆时针) 旋转 $2\pi s/S$ 角度, 得到新的目标 A^s 和对应的采样点集合 P^s , 其中, $1 \leq s \leq S$. $P = \{p_1, \dots, p_\lambda\}$ 中 p_i 点对应直方图 h_i 可表示为向量 \mathbf{h}_i .

$$\mathbf{h}_i = [h_i(1, 1), \dots, h_i(M, N)] = [h_i(1), \dots, h_i(K)] \quad (27)$$

在第 s 次旋转后可得 \mathbf{h}_i^s , 则

$$h_i^s(k) = \begin{cases} h_i(k - k_s), & k_s + 1 \leq k \\ h_i(K + k - k_s), & 1 \leq k \leq k_s \end{cases} \quad (28)$$

其中, $k_s = s \times M$, 即式 (28) 是对式 (27) 进行了一次直方图循环移位, 如图 5 所示.

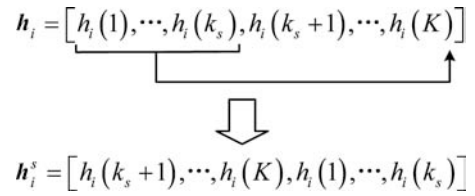


图 5 直方图循环移位

Fig. 5 Circular shift of histogram

根据直方图的循环移位变换, 可以直接得到 P^s 对应的 (模糊) 形状上下文特征. 利用式 (26) 可以计算出 $D(P^s, Q)$, 进一步可以得到分割循环移位匹配的损失函数 $S(P, Q)$.

$$S(P, Q) = \min_{1 \leq s \leq S} D(P^s, Q) \quad (29)$$

$$s = \arg \min_{1 \leq s \leq S} D(P^s, Q) \quad (30)$$

3.3 形状匹配流程

结合模糊形状上下文特征, 对目标 A 和 B 进行循环分割匹配过程主要分为如下 4 个步骤:

- 1) 对匹配目标 A 和测试目标 B 进行边界提取, 对轮廓进行采样得到包含相同数目采样点的集合 P 和 Q , 计算采样集中各采样点的 (模糊) 形状上下文特征;
- 2) 通过分割循环移位匹配算法计算最优的循环移位 s 及 Q 中各采样点 q_j 对应的 $p_{\psi(j)}$;
- 3) 利用普鲁克分析 (Procrustes analysis) 对集合 Q 进行变换, 得到 Q^* , 并计算其模糊形状上下文特征;
- 4) 计算 P 与 Q^* 的匹配损失函数, 作为最终结果.

引入循环移位匹配是通过适当的旋转从而得到目标 Q 中各点对应的 P 中点的排列, 但是损失函数的计算并不准确, 因此, 在得到采样点匹配关系后需要进一步进行坐标变换. 普鲁克分析能够对目标实现平移和旋转^[11], 并不对目标进行过多仿射变换以防止目标失真造成损失函数的降低^[12].

4 数据仿真

利用前文所述的方法对数据进行仿真分析, 通过结果的比较来验证所提出方法的有效性.

首先, 分别对 Kimia-99 形状数据^[13] 和 Kimia-216 形状数据^[13] 两组包含较少样本的数据进行仿真. Kimia-99 数据库包含了 9 个类别各 11 个样本, 部分示例如图 6(a) 所示. Kimia-216 数据库包含了 18 个类别各 12 个样本, 部分示例如图 6(b) 所示.

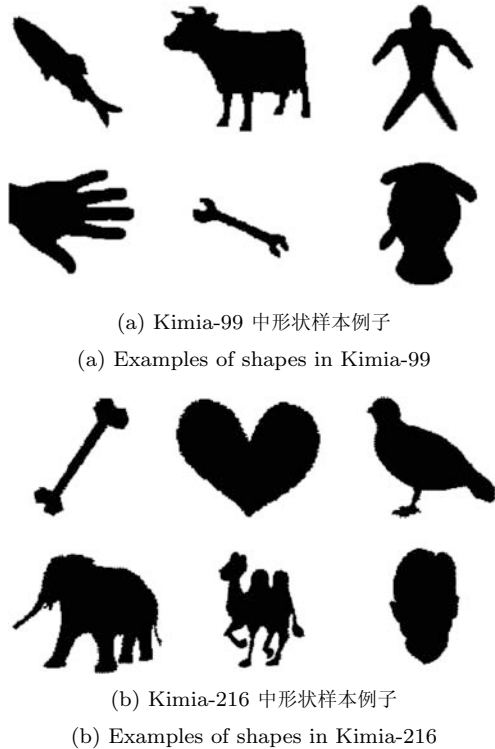


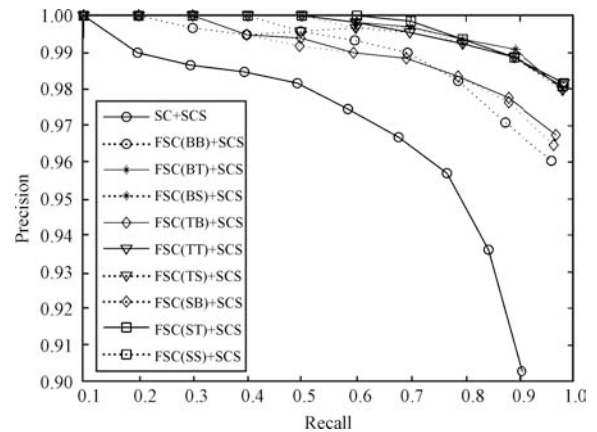
图 6 两组数据的例子

Fig. 6 Examples in two databases

在两组测试过程中, 设置各采样集合的采样点数目均为 100. 分别在 $\log r$ 和 θ 坐标方向上选择不同的模糊隶属度函数计算模糊形状上下文特征 (FSC), 并与标准的形状上下文特征 (SC) 进行比较, 如图 7 所示, 其中, B、T、S 代表距离或角度方向的模糊隶属度函数分别选取二值隶属度函数、三角隶属度函数和 S 型隶属度函数. 其中, 为了保证结果的公平性和有效性, 对不同的特征均采用了分割循环移位匹配的方法 (Segment circular shift, SCS), 设置参数 $S = N = L = 12$.

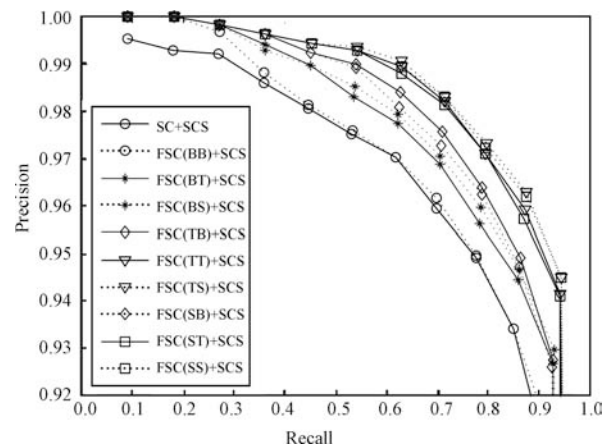
表 1 为 Kimia-99 数据仿真结果, 表 2 为 Kimia-216 数据仿真的结果, 分别列出不同的形状上下文特征与分割循环移位匹配结合后的前 10 组检索结果进行分析. 其中, 包括标准形状上下文特征, 一组二值隶属度函数形状上下文特征, 一组一维模糊形状上下文特征, 4 组二维模糊形状上下文特征的仿真比较结果. 同时表 1 中还包含了其他 5 篇文献中对于相同数据的仿真结果. 结合图 7, 表 1 和表 2 的结果可以看出, 在分割循环移位匹配框架下, 本文所提出的模糊形状上下文特征整体性能优于标准的形状上下文特征; 而二维模糊形状上下文特征效果又优于一维模糊形状上下文特征. 同时通过表 1 中与其他文献中结果的比较可以看出, 利用二维模糊形状上下文特征结合分割循环移位匹配方法具有更高的精度.

为了验证本文方法在大数据量样本下的有效性, 选择了 MPEG-7 数据^[14] 进行仿真分析, 该数据库中包含了 70 个类别各 20 个样本. 选取最近邻 40 组中正确结果作为检索结果; 识别过程为 1 近邻结果. 表 3 列出选择不同的二维模糊隶属度函数构造形状上下文特征并结合分割循环移位匹配方法的仿真结果, 与其他文献使用相同数据进行仿真所得结果进行比较, 本文方法具有较好的结果.



(a) Kimia-99 数据的 ROC 曲线

(a) Precision-recall curves for Kimia-99 database



(b) Kimia-216 数据的 ROC 曲线

(b) Precision-recall curves for Kimia-216 database

图 7 不同特征结合分割循环移位匹配的 ROC 曲线

Fig. 7 Precision-recall curves of different descriptors using segment circular shift matching

文献 [15–16] 中方法也在 MPEG-7 数据集上达到了较高的形状检索精度. 但是相比于其他方法, 本文的方法仅利用形状采样点对目标进行表述, 并不依赖额外假设条件 (例如采样点集合有序等约束). 对于结构复杂目标和轮廓不封闭形状的识别和检索问题, 所提的方法依然适用. 因此, 本文方法具有更广泛的应用范围.

表 1 Kimia-99 数据在不同方法下检索结果比较

Table 1 Comparison of retrieval rates for different algorithms tested on the Kimia-99 database

方法	1st	2nd	3rd	4th	5th	6th	7th	8th	9th	10th	全部
Shape context ^[3]	97	91	88	85	84	77	75	66	56	37	756
Generative model ^[17]	99	97	99	98	96	96	94	83	75	48	885
Shock graphs ^[13]	99	99	99	98	98	97	96	95	93	82	956
MDS+SC+DP ^[9]	99	98	98	98	97	99	97	96	97	85	964
IDSC+DP ^[9]	99	99	99	98	98	97	97	98	94	79	958
SC+SCS	99	97	97	97	96	93	91	88	76	60	894
FSC(BB)+SCS	99	99	98	98	99	97	96	92	87	86	951
FSC(TB)+SCS	99	99	99	97	98	96	97	94	92	87	958
FSC(TT)+SCS	99	99	99	99	99	98	97	96	95	91	972
FSC(TS)+SCS	99	99	99	99	97	99	98	95	96	89	970
FSC(ST)+SCS	99	99	99	99	99	99	98	95	94	90	971
FSC(SS)+SCS	99	99	99	99	99	99	98	95	94	91	972

表 2 Kimia-216 数据在不同方法下检索结果比较

Table 2 Comparison of retrieval rates for different algorithms tested on the Kimia-216 database

方法	1st	2nd	3rd	4th	5th	6th	7th	8th	9th	10th	全部
SC+SCS	215	214	214	209	207	205	203	191	187	173	2018
FSC(BB)+SCS	216	216	214	208	206	205	202	195	184	172	2018
FSC(TB)+SCS	216	216	215	214	211	211	205	198	188	176	2050
FSC(TT)+SCS	216	216	215	214	213	213	209	201	191	184	2072
FSC(TS)+SCS	216	216	215	214	213	214	210	201	193	188	2080
FSC(ST)+SCS	216	216	215	214	213	213	207	202	192	180	2068
FSC(SS)+SCS	216	216	215	214	213	213	209	203	191	188	2078

表 3 MPEG-7 数据在不同方法下的结果比较

Table 3 Comparison of results for different algorithms tested on the MPEG-7 database

方法	检索精度	识别精度
Shape context ^[3]	76.51	N/A
Probabilistic approach ^[18]	81.98	N/A
MDS+SC+DP ^[9]	84.35	N/A
IDSC+DP ^[9]	85.4	N/A
Polygonal multi-resolution ^[19]	84.33	97.57
HPM-Fn ^[20]	86.35	N/A
Robust symbolic representation ^[11]	85.92	98.57
FSC(TT)+SCS	86.51	98.79
FSC(TS)+SCS	86.37	98.79
FSC(ST)+SCS	86.38	98.71
FSC(SS)+SCS	86.27	98.50

5 结论

本文在形状上下文特征的基础上提出了模糊形

状上下文特征, 模糊形状上下文特征利用模糊隶属度函数可以对采样点分布情况进行精确的描述. 针对形状上下文特征旋转不变性的特点, 提出了一种分割循环移位匹配的形状匹配算法, 能够有效实现模糊形状上下文特征间的匹配, 而且可以解决目标在不同角度姿态下的匹配问题. 通过对不同数据集样本进行仿真分析, 证明了本文所提出的方法具有良好的形状识别和检索效果.

References

- 1 Biederman I, Ju G. Surface versus edge-based determinants of visual recognition. *Cognitive Psychology*, 1988, **20**(1): 36–64
- 2 Ding Xian-Feng, Wu Hong, Zhang Hong-Jiang, Ma Song-De. Review on shapematching. *Acta Automatica Sinica*, 2001, **27**(5): 678–694
(丁险峰, 吴洪, 张宏江, 马颂德. 形状匹配综述. *自动化学报*, 2001, **27**(5): 678–694)
- 3 Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **24**(4): 509–522

- 4 Amores J, Sebe N, Radeva P. Context-based object-class recognition and retrieval by generalized correlograms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(10): 1818–1833
- 5 Shi Y, Thompson P M, Zubicaray G I, Rose S E, Tu Z, Dinov I, Toga A W. Direct mapping of hippocampal surfaces with intrinsic shape context. *NeuroImage*, 2007, **37**(3): 792–807
- 6 Bai X, Yang X, Latecki L J, Liu W, Tu Z. Learning context-sensitive shape similarity by graph transduction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(5): 861–874
- 7 Bai X, Wang B, Wang X, Liu W, Tu Z. Co-transduction for shape retrieval. In: Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Heraklion, Greece: Springer, 2010. 328–341
- 8 Mori G, Belongie S, Malik J. Efficient shape matching using shape contexts. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(11): 1832–1837
- 9 Ling H, Jacobs D W. Shape classification using the inner-distance. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(2): 286–299
- 10 Roman-Rangel E, Pallan C, Odobez J M, Gatica-Perez D. Analyzing ancient Maya glyph collections with contextual shape descriptors. *International Journal of Computer Vision*, 2010, **94**(1): 101–117
- 11 Daliri M R, Torre V. Robust symbolic representation for shape recognition and retrieval. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(5): 1782–1798
- 12 Werman M, Weinshall D. Similarity and affine invariant distances between 2D point sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(8): 810–814
- 13 Sebastian T B, Klein P N, Kimia B B. Recognition of shapes by editing their shock graphs. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(5): 550–571
- 14 Latecki L J, Lakamper R, Eckhardt T. Shape descriptors for non-rigid shapes with a single closed contour. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, USA: IEEE, 2000. 424–429
- 15 Alajlan N, Rube I E, Kamel M S, Freeman G. Shape retrieval using triangle-area representation and dynamic space warping. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(7): 1911–1920
- 16 Xu C, Liu J, Tang X. 2D shape matching by contour flexibility. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(1): 180–186
- 17 Tu Z, Yuille A L. Shape matching and recognition-using generative models and informative features. In: Proceedings of the 8th European Conference on Computer Vision. Prague, Czech Republic: Springer, 2004. 195–209
- 18 McNeill G, Vijayakumar S. A probabilistic approach to robust shape matching. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, USA: IEEE, 2006. 937–940
- 19 Attalla E, Siy P. Robust shape similarity retrieval based on contour segmentation polygonal multiresolution and elastic matching. *Pattern Recognition*, 2005, **38**(12): 2229–2241
- 20 McNeill G, Vijayakumar S. Hierarchical procrustes matching for shape retrieval. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2006. 885–894



韩敏 大连理工大学电子信息与电气工程学部教授。主要研究方向为模式识别, 复杂系统建模与分析及时间序列预测。本文通信作者。

E-mail: minhan@dlut.edu.cn

(**HAN Min** Professor at the Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology. Her research interest covers pattern recognition, modeling and analysis of complex system, and time series prediction. Corresponding author of this paper.)



郑丹晨 大连理工大学电子信息与电气工程学部博士研究生。主要研究方向为计算机视觉和模式识别。

E-mail: danchen@mail.dlut.edu.cn

(**ZHENG Dan-Chen** Ph.D. candidate at the Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology. His research interest covers computer vision and pattern recognition.)