

基于直方图的形状描述及骨架图匹配算法*

汤进 江波 罗斌 孔敏

(安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230039)

摘 要: 考虑物体形状的多变性, 给出了一种基于二维直方图的物体形状描述及骨架图匹配算法. 该算法利用骨架长度和骨架上点的圆盘半径作为特征量来描述形状. 首先基于二维直方图给出一种形状及骨架端点的特征描述方法, 其次结合改进的最优子序列匹配算法实现骨架图的匹配. 算法中的形状及骨架端点的特征描述在一些常见非刚性变换下具有不变性. 实验结果表明, 该算法能够实现一些非刚性变换下的物体形状的骨架图匹配和较高精度的形状检索, 且复杂度较低.

关键词: 骨架; 形状描述; 二维直方图; 匹配算法

中图分类号: TP391.41

doi: 10.3969/j.issn.1000-565X.2010.07.005

物体形状的描述与匹配是基于形状检索的重要内容, 图形图像的骨架是物体形状信息的重要载体, 从而基于骨架的图形形状描述和形状相似性的度量是值得关注的. Zhu 等^[1]提出了使用分支限界法进行对象的骨架图匹配, 但只能处理静止不动的对象. Bai 等^[2]通过对骨架进行修剪使得骨架端点位于边缘曲线上. Siddiqi 等^[3]提出了 Shock graph. Sebastian 等^[4]提出了计算 Shock graph 之间的 edit distance 方法, 这种方法匹配效果较好, 但计算复杂度较大. 随后 Bai 等^[5]提出了基于路径相似的骨架图匹配方法, 这种方法所提取的骨架图的特征不依赖于骨架图的拓扑结构, 这种特征是一些非刚性变形下的不变量, 因此该方法对物体形状的匹配效果较好.

直方图在图形图像处理中起着非常重要的作用, 如通过图像的灰度或颜色直方图来描述图像的特征^[6]; 通过边缘曲线的距离方向等几何特征量的直方图来描述物体的形状^[7]. Belongie 等^[8]采用二维直方图来描述物体形状的特征. 由于内部距离更加能够描述物体的几何特征, 因此, 在文献[8]的描述方法的基础上, Ling 等^[9]用内部距离来代替欧式距

离给出了一种新的描述方法. 这种方法提高了物体形状的匹配效果, 但一定程度上增加了计算复杂度.

文中在图形骨架的基础上, 考虑骨架长度和圆盘半径的不变性, 给出一种基于骨架长度和圆盘半径的二维直方图的形状以及骨架端点特征的描述方法. 结合传统的最优子序列映射算法(OSB)^[5], 文中给出一种改进的最优子序列匹配算法实现骨架图匹配. 实验表明, 该算法能够在计算复杂度较低的情况下实现一些非刚性变换下的物体形状的骨架图匹配和较高精度的形状检索.

1 基于二维直方图的形状描述

基于直方图的形状特征描述已经有很多的相关研究^[7-9]. 实验表明骨架上点的圆盘半径和骨架长度是一些常见非刚性变换下的不变量^[5], 因此, 骨架上圆盘半径和骨架长度是描述物体形状重要特征量. 下面基于此特征量结合二维直方图给出一种物体形状的描述方法.

1.1 数据集的二维直方图特征

设二维数据集 $S = \{(a_i, b_i) \mid i = 1, 2, \dots, K\}$; 记

收稿日期: 2009-10-15

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60772122); 安徽省教育厅自然科学基金重点资助项目(KJ2008A033); 安徽省自然科学基金资助项目(090412261X)

作者简介: 汤进(1976-), 男, 副教授, 博士, 主要从事图像处理与模式识别研究. E-mail: ahhtang@gmail.com

$H(S, X)$ 为数据集 S 的二维直方图, 定义 $H(S, X)$ 如下:

记 $X = \{(x_i, y_j) \mid i=0, 1, \dots, m; j=0, 1, \dots, n\}$, $x_{i-1} < x_i, y_{j-1} < y_j$, $a_i \in [x_1, x_m]$, $b_i \in [y_1, y_n]$, 称 X 为直方图参数. 则记:

$$H(S, X) = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1n} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ h_{m1} & h_{m2} & \cdots & h_{mn} \end{bmatrix}.$$

其中: h_{ij} 为集合 S 的数据元素落入矩形区域 $([x_{i-1}, x_i], [y_{j-1}, y_j])$ 的个数. 在实际应用中 x_j, y_j 通常取等差数列或等比数列.

1.2 基于二维直方图的形状特征描述

记 C 为骨架中心(最大圆盘半径对应的骨架上的点); $v_i (i=1, 2, \dots, K)$ 为骨架上点的集合; 设 $P_c = \{p_c(v_i) \mid p_c(v_i) = (\text{ske}(C, v_i), R(v_i))\} (i=1, 2, \dots, K)$, 其中 $\text{ske}(C, v_i)$ 为从 C 沿骨架到 v_i 的最短路径长度; $R(v_i)$ 为 v_i 点的圆盘半径; $X = \{(x_i, y_j) \mid x_i = l^i, y_j = r^j\} (i=0, 1, \dots, m; j=0, 1, \dots, n)$, 其中 l, r, m, n 为参数, 参数的确定是受最大圆盘半径和最长骨架长度约束的. 文中用上一节定义的矩阵 $H(P_c, X)$ 作为物体形状特征矩阵来描述物体的形状特征. 由于骨架结合其上的圆盘半径可以实现物体形状的恢复, 所以边缘曲线的任意一点都在骨架上存在相应的点与之对应, 称该点为骨架对应点. 如图 1 所示, $p_c(v_i)$ 反映了边缘上的点相对于骨架中心的相对位置, v_i' 表示骨架上的点在边缘上的对应点, 因此上述描述方法从另一个角度利用边缘点的位置分布信息来描述物体的形状, 这种描述方法在一些常见的非刚性变换下具有不变性.

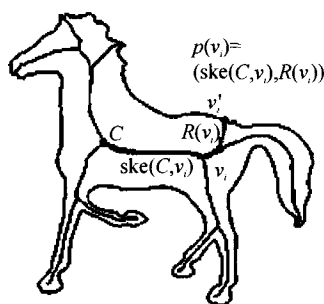


图1 圆盘半径与边缘点

Fig. 1 Radii of the maximal disk and contour point

1.3 基于直方图特征的形状相似性度量

设两骨架图直方图 G, G' 特征矩阵分别为 $H_1 = H(G, X), H_2 = H(G', X')$, 则定义两物体的形状特征的距离如下:

$$d(G, G') = \sum_{k=1}^{mn} w_k |H_1(k) - H_2(k)|$$

其中: X, X' 为直方图 H_1, H_2 的参数.

$$w_k = \frac{\cos\left(\frac{H_1(k) + H_2(k)}{Z} \frac{\pi}{2}\right)}{\sum_{k=1}^{mn} \cos\left(\frac{H_1(k) + H_2(k)}{Z} \frac{\pi}{2}\right)},$$

Z 满足 $\frac{H_1(k) + H_2(k)}{Z} < 1$, 在文中 $Z = 2 \max_{i,j} (H_1 + H_2)$. 在这里, 我们采用直方图各元素差的加权和作为直方图之间的距离.

2 基于二维直方图的骨架图匹配

首先通过离散曲线演化(DCE)的方法对骨架进行修剪^[2], 使得骨架端点位于边缘曲线上. 文中通过提取骨架图端点的二维直方图特征并在此基础上利用改进的最优子序列匹配算法(NOSB)实现骨架图的匹配.

2.1 基于二维直方图骨架端点特征矩阵

如图 2 所示, 考虑端点 A , 采用 1.2 节中的同样的记法. 文中用矩阵 $H(P_A, X)$ 来作为骨架端点的特征矩阵, 其中 P_A 定义与 P_c 类似. 图 2(b) 中横轴表示骨架上的点到顶点 A 的最短骨架路径长度, 即 $\text{ske}(A, v_i)$; 纵轴表示圆盘半径, 即 $R(v_i)$. 落入各个矩形区域的所有曲线段的长度构成描述端点 A 的二维直方图.

同样文中关于骨架图端点的特征描述也可看作是通过边缘点的分布来描述骨架端点的特征. 不同

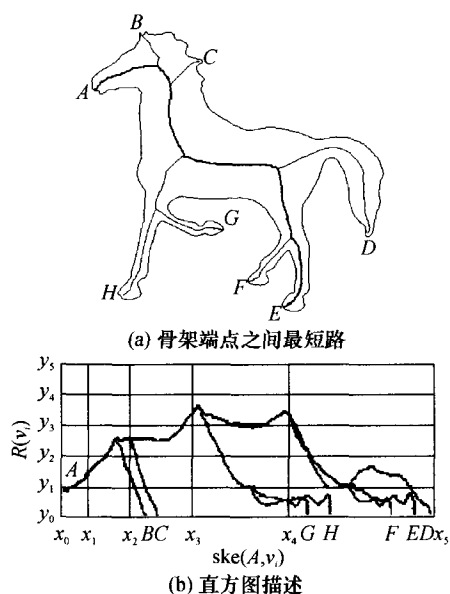


图2 二维直方图描述骨架端点的特征

Fig. 2 Description of skeleton end node based on 2D histogram

于文献[9]中的方法,一方面,文中利用上述边缘点的骨架对应点的路径长度来代替文献[9]中的内部距离,另一方面算法没有采用边缘离散点的切线与最短路径的夹角来描述边缘点的分布而是利用边缘点的对应点的骨架圆盘半径来代替文献[9]中的夹角。

2.2 匹配算法

2.2.1 改进的最优子序列匹配算法(NOSB)

OSB可以处理两个不等长序列之间的匹配问题^[5]。但这种算法存在起点选择问题。关于这一点通过以下两个简单的例子可以说明。

设 $u = (1, 2, 3, 4, 5, 6)$, $v = (3, 4, 5, 6, 1, 2)$, 从匹配角度上这两个序列应该是完全一样的,但用上述 OSB 方法得到两序列的距离却不为 0。在上述 OSB 基础上提出一种改进算法——NOSB。NOSB 不仅在一定程度上实现跳跃阈值的可调节性,而且能够解决起点选择问题;更重要的是 NOSB 实现序列距离度量时满足距离定义中的对称性条件,即 $\text{NOSB}(v, u) = \text{NOSB}(u, v)$ 。

设 $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_m)$, $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_n)$, 其中 $m < n$ 为待匹配的两个序列,则有:

$$D(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \begin{bmatrix} d(a_1, b_1) & d(a_1, b_2) & \dots & d(a_1, b_n) \\ d(a_2, b_1) & d(a_2, b_2) & \dots & d(a_2, b_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d(a_m, b_1) & d(a_m, b_2) & \dots & d(a_m, b_n) \end{bmatrix},$$

其中 $d(a_i, b_j)$ 为 a_i, b_j 之间的距离,在匹配过程中采用的是 1.3 节中定义的直方图距离。

记 $\mathbf{b}' = (b_1, b_2, \dots, b_n, b_1, b_2, \dots, b_n)$, 则有 $\text{NOSB}(D(\mathbf{a}, \mathbf{b})) = \text{IOSB}(D(\mathbf{a}, \mathbf{b}'))$, 其中权值调整的最优子序列映射算法 (IOSB) 算法是通过在 OSB 算法中构造的有向无圈图 (DAG)^[5] 的边的权值作如下调整得到:

$$w((i, j), (s, t)) = \begin{cases} (s - i - 1)\alpha + (t - j - 1)\beta + d(a_i, b_j), \\ \text{如果 } i + 1 \leq s \text{ 且 } j + 1 \leq t \\ \infty, \text{ 否则} \end{cases},$$

其中: $\alpha = \text{mean}_i(\min_j(d(a_i, b_j))) + k_R \cdot \text{std}_i(\min_j(d(a_i, b_j)))$; $\beta = \text{mean}_j(\min_i(d(a_i, b_j))) + k_C \cdot \text{std}_j(\min_i(d(a_i, b_j)))$; k_R, k_C 为系数; $s = 1, 2, \dots, m$; $t = 1, 2, \dots, n$ 。

然后通过比较距离 $D(\mathbf{a}, \mathbf{b}')$ 起点位于第 1 行的第 1 到 $2n - m$ 列终点与位于第 m 行的第 $2n - m$ 列到 $2n$ 列的各个路径长度并选择最短路径长度的路径得到最优子序列匹配双射。

当然,为了实现处于对称的两序列的匹配,需要通过两次利用 NOSB 算法才能得到点之间的匹配关

系。OSB 与 NOSB 一维序列匹配结果如图 3 所示。

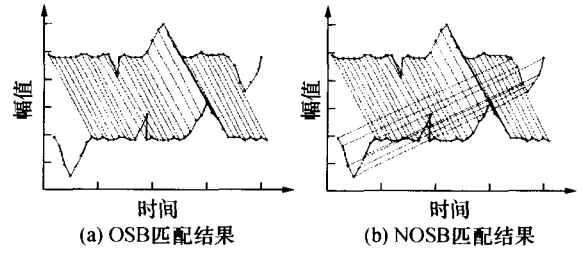


图3 OSB 与 NOSB 一维序列匹配结果图

Fig. 3 Sequences correspondence results based on OSB and NOSB

2.2.2 基于 NOSB 的骨架端点匹配算法

通过对骨架端点按照边缘顺时针遍历进行排序,可以将骨架图端点的匹配问题转化为上述时间序列的匹配问题。

记 $G = (v_1, v_2, \dots, v_m)$, $G' = (v'_1, v'_2, \dots, v'_n)$ 为待匹配的两骨架图,其中 v_i, v'_j 为骨架图的端点。利用上述的骨架图端点的直方图特征矩阵,我们得到两骨架图端点之间的距离:

$$d(v_i, v'_j) = \sum_{k=1}^K w_k |H_i(k) - H'_j(k)|$$

其中:

$$w_k = \frac{\cos\left(\frac{H_i(k) + H'_j(k)}{Z} \frac{\pi}{2}\right)}{\sum_{k=1}^K \cos\left(\frac{H_i(k) + H'_j(k)}{Z} \frac{\pi}{2}\right)},$$

Z 满足 $\frac{H_i(k) + H'_j(k)}{Z} < 1$, 在文中 $Z = 2 \max_{i,j} (H_i + H'_j)$, H_i, H'_j 分别为 v_i, v'_j 的二维直方图特征矩阵。则得到:

$$D(G, G') = \begin{bmatrix} d(v_1, v'_1) & d(v_1, v'_2) & \dots & d(v_1, v'_n) \\ d(v_2, v'_1) & d(v_2, v'_2) & \dots & d(v_2, v'_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d(v_m, v'_1) & d(v_m, v'_2) & \dots & d(v_m, v'_n) \end{bmatrix}$$

进而利用上述的 NOSB 序列匹配算法得到骨架端点的匹配映射,也即 $\text{NOSB}(D(G, G'))$ 。

利用上述匹配算法实现匹配不依赖于骨架端点起点的选择。与匈牙利算法^[5]相比,上述算法充分利用的骨架端点的顺序信息,在复杂度较低的情况下实现可跳跃性的匹配。

3 实验及结果分析

为了验证文中描述及匹配算法的有效性和鲁棒性,我们选取图像库中部分变形图像做了骨架图的

匹配实验和形状检索实验.

3.1 匹配实验

为了验证文中匹配算法的有效性,选取图像库中部分变形的同一类物体的图像做了骨架图的匹配实验.部分实验结果如下:从匹配实验结果可以看出,文中的匹配算法不仅能够实现一些局部以及整体变形的物体的骨架图匹配(如图 4 所示),而且能够对具有不同骨架端点个数的两骨架图进行匹配(如图 5 所示).另外,文中的匹配算法不依赖于骨架图的拓扑结构(如图 6 所示).

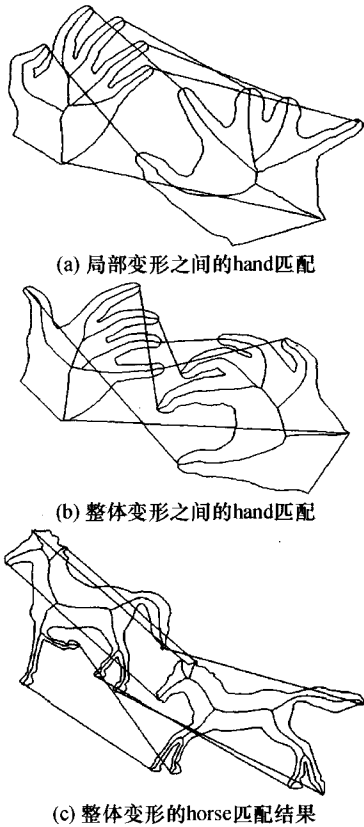


图 4 局部整体变形骨架图之间的匹配结果

Fig. 4 Correspondence result between two skeleton graphs with part and whole non-rigid transformations

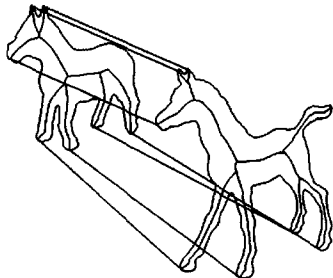


图 5 不同骨架端点个数的骨架图之间的匹配结果

Fig. 5 Correspondence result between two skeleton graphs with different skeleton end nodes

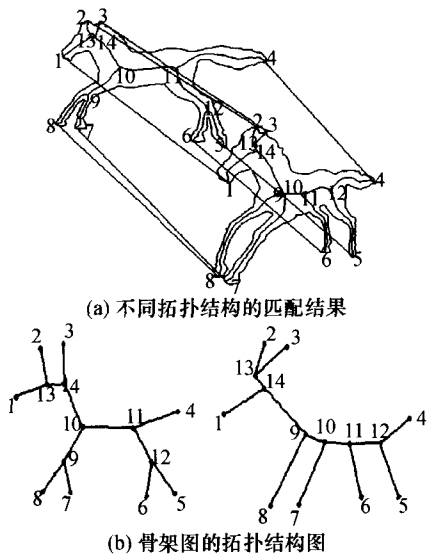


图 6 不同拓扑结构的骨架图之间匹配结果

Fig. 6 Correspondence result between two skeleton graphs with different topological structures

3.2 检索实验

3.2.1 基于直方图描述的检索实验

为了验证算法中关于物体形状描述有效性,对以 silhouettes 为图像库做了检索实验.该图像库是由多个图像库综合得到,包括 20 类图像组成,每类图像有 25 幅.图 7 显示的是选取其中一些类用上述的形状描述及距离计算方法得到前 8 个检索结果.

| 类别 | 检索图像 | 第1 | 第2 | 第3 | 第4 | 第5 | 第6 | 第7 | 第8 |
|----------|------|----|----|----|----|----|----|----|----|
| man | | | | | | | | | |
| hand | | | | | | | | | |
| car | | | | | | | | | |
| dog | | | | | | | | | |
| pliers | | | | | | | | | |
| horse | | | | | | | | | |
| leaf | | | | | | | | | |
| fish | | | | | | | | | |
| elephant | | | | | | | | | |
| duck | | | | | | | | | |

图 7 基于直方图形状描述的检索结果

Fig. 7 Retrieval result based on histogram shape descriptors

查全率 R 和查准率 P 是衡量检索性能的重要指标,查全率是指系统返回的查询结果中相关图像数目占图像库中所有相关图像数目的比例;查准率是指在一次查询过程中,系统返回的查询结果中相

关图像数目占有所有返回图像数目的比例,分别定义为

$$R = \frac{\text{命中的相关记录数目}}{\text{数据库中相关记录数目}},$$
$$P = \frac{\text{命中的相关记录数目}}{\text{命中的全部记录数目}}.$$

当查全率分别取 20%、40%、60%、80%、100% 时部分类的查准率结果如表 1 所示.

表 1 直方图描述检索实验的查全率对应的查准率

Table 1 Correspondences between average precision and recall of retrieval experiment based on histogram description

%

| 类别 | P | | | | |
|----------|---------|---------|---------|---------|----------|
| | R = 20% | R = 40% | R = 60% | R = 80% | R = 100% |
| man | 98.7 | 90.0 | 79.0 | 71.5 | 53.3 |
| hand | 98.2 | 86.7 | 80.7 | 68.8 | 51.4 |
| car | 94.4 | 83.8 | 72.9 | 59.5 | 45.3 |
| dog | 95.1 | 83.5 | 74.4 | 65.2 | 49.4 |
| pliers | 96.9 | 85.3 | 75.8 | 64.3 | 43.6 |
| horse | 95.7 | 81.6 | 74.4 | 66.5 | 47.9 |
| leaf | 95.1 | 84.9 | 73.6 | 67.0 | 52.5 |
| fish | 95.2 | 85.6 | 78.2 | 63.3 | 48.6 |
| elephant | 97.5 | 86.0 | 75.5 | 68.7 | 52.4 |
| duck | 95.2 | 85.8 | 72.7 | 63.9 | 46.5 |

3.2.2 基于骨架图匹配的检索实验

在上述骨架图匹配的基础上,进一步做了图像检索实验.这里的图像之间的距离为骨架端点的距离之和^[5].部分检索结果如图 8 所示;同样部分类图像的查全率与查准率如表 2 所示.

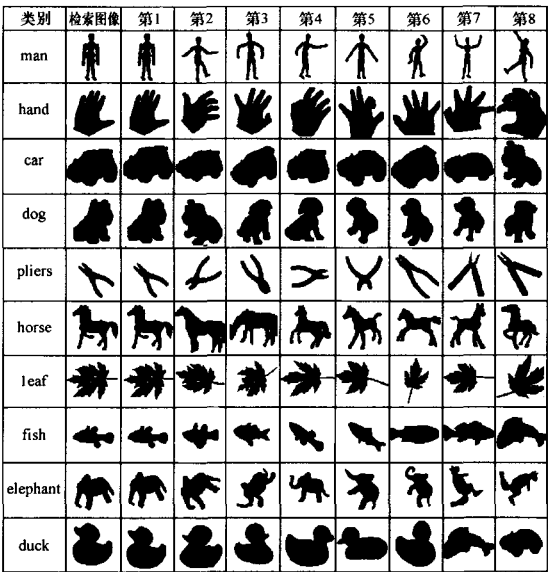


图 8 基于骨架图匹配的检索结果

Fig. 8 Retrieval result based on skeleton graph matching

表 2 骨架图匹配检索实验的查全率对应的查准率

Table 2 Correspondence between average precision and recall of retrieval experiment based on skeleton graph matching

%

| 类别 | P | | | | |
|----------|---------|---------|---------|---------|----------|
| | R = 20% | R = 40% | R = 60% | R = 80% | R = 100% |
| man | 99.2 | 91.6 | 81.2 | 72.3 | 57.1 |
| hand | 99.7 | 92.2 | 78.1 | 66.9 | 53.2 |
| car | 96.8 | 85.2 | 76.8 | 69.0 | 54.6 |
| dog | 95.6 | 87.4 | 76.0 | 64.4 | 51.1 |
| pliers | 94.6 | 84.5 | 78.8 | 67.1 | 49.8 |
| horse | 92.7 | 81.2 | 73.0 | 66.8 | 49.3 |
| leaf | 98.3 | 88.4 | 78.1 | 67.4 | 55.9 |
| fish | 95.9 | 85.6 | 72.8 | 63.7 | 49.2 |
| elephant | 97.8 | 91.6 | 81.6 | 67.5 | 57.1 |
| duck | 97.7 | 86.3 | 71.3 | 65.9 | 47.2 |

两种检索方法的匹配结果如图 3 所示,其中方法 1 为上述基于直方图描述的检索方法,方法 2 为上述的基于骨架图匹配的检索方法.从表 3 可以看出,基于骨架图匹配的图像形状检索相比于直接利用直方图描述方法进行检索的效果要好,但同时时间复杂度增加,这主要体现在两个方面:一是在特征提取上,方法 2 的耗时是方法 1 的 N 倍, N 为骨架图端点的个数;二是匹配过程所需时间,文中利用 NOSB 实现骨架图的匹配, NOSB 的计算复杂度为: $O(NM)$, 其中 N 、 M 分别为待匹配的两骨架图端点的个数.另外,在匹配过程中,文中仅用两次 NOSB,相比于文献[5] 中的每个骨架端点都用一次 OSB 后再用匈牙利算法实现匹配的过程复杂度得到很大降低.

表 3 不同检索方法的查全率对应的平均查准率

Table 3 Correspondences between average precision and recall based on different retrieval methods

%

| 方法 | P | | | | |
|----|---------|---------|---------|---------|----------|
| | R = 20% | R = 40% | R = 60% | R = 80% | R = 100% |
| 1 | 96.2 | 85.3 | 75.7 | 63.8 | 49.1 |
| 2 | 97.1 | 88.4 | 77.8 | 65.9 | 52.5 |

4 结语

文中给出一种基于二维直方图的物体形状描述方法及骨架图匹配算法,在形状信息提取方面,文中充分利用骨架长度以及骨架上点的圆盘半径等一些非刚性变换下的不变量来描述物体形状的特征;骨架图匹配上,在对骨架端点排序的基础上利用改进

的最优子序列匹配算法实现骨架图端点的匹配. 实验表明, 文中的算法能够实现一些常见变形的物体形状的骨架图匹配和较高精度的形状检索.

参考文献:

- [1] Zhu S C, Yuille A L. Forms: a flexible object recognition and modeling system [J]. International Journal on Computer Vision, 1996, 20(3): 187-212.
- [2] Bai X, Latecki L J, Liu W Y. Skeleton pruning by contour partitioning with discrete curve evolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(3): 449-462.
- [3] Siddiqi K, Shkufandeh A, Dickinson S, et al. Shock graphs and shape matching [J]. International Journal on Computer Vision, 1999, 35(1): 13-32.
- [4] Sebastian T B, Klein P N, Kimia B B. Recognition of shapes by editing their Shock Graphs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5): 550-571.
- [5] Bai X, Latecki J. Path similarity skeleton graph matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(7): 1282-1292.
- [6] 张恒博, 欧宗瑛. 一种基于色彩和灰度直方图的图像检索方法 [J]. 计算机工程, 2004, 30(10): 20-22.
Zhang Heng-bo, Ou Zong-ying. Method of content base image retrieval based on color and grey level histogram [J]. Computer Engineering, 2004, 30(10): 20-22.
- [7] 任平红, 陈鑫. 基于改进的边缘直方图的图像检索方法 [J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(8): 183-186.
Ren Ping-hong, Chen Chu. Methods of image retrieval based on improved edge histogram [J]. Computer Technology and Development, 2007, 17(8): 183-186.
- [8] Belongie S, Puzhicha J, Malik J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522.
- [9] Ling H, Jacobs David W. Shape classification using the Inner-Distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 286-299.

Shape Description and Skeleton-Graph Matching Algorithm Based on Histogram

Tang Jin Jiang Bo Luo Bin Kong Min

(School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230039, Anhui, China)

Abstract: Proposed in this paper is a shape description and skeleton-graph matching algorithm based on histogram, which takes into consideration the shape variability of objects and adopts the length of skeleton branch as well as the radii of the disks at skeleton points as the features to describe the object shape. In the investigation, first, a method to describe the shape and the skeleton end nodes is presented based on the 2D histogram. Then, an improved optimal subsequence algorithm is proposed for the skeleton-graph matching. The descriptions of shape and skeleton end nodes are invariant to common non-rigid transformation. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can implement the skeleton-graph matching of objects with non-rigid transformations and the high-precision shape retrieval with low computational complexity.

Key words: skeleton; shape description; 2D histogram; matching algorithm