

基于复杂网络和最优子序列双射的形状描述与匹配

汤 进,陈展展,罗 斌,孙登第

(安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室,安徽合肥 230039)

摘 要: 本文结合复杂网络理论分析形状特性,对形状建模成基于形状内部距离的小世界复杂网络,分析复杂网络节点的度特征和聚类系数特征,通过复杂网络的动态演化,构造多尺度的关于节点分布的直方图来描述形状;用轮廓点多尺度的度特征、聚类系数特征和内部距离形状上下文特征来描述轮廓点,结合改进的最优子序列双射算法实现形状匹配.实验中分析了复杂网络理论中各特征在形状分析中的描述能力,实验结果表明提出的形状匹配算法能实现一些非刚性变换下的物体形状匹配和较高精度的形状检索.

关键词: 形状描述; 复杂网络; 最优子序列双射; 形状匹配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 08-1757-09

Shape Descriptor and Matching Based on Complex Network and OSB

TANG Jin, CHEN Zhan-zhan, LUO Bin, SUN Deng-di

(Key Laboratory of Intelligent Computing and Signal Processing, Ministry of Education, Anhui University, Hefei, Anhui 230039, China)

Abstract: This paper uses complex network theory to analyze the shape characteristics. Based on inner distance of shape, a shape is modeled into a small-world complex network, through analyze degree and cluster coefficient characteristics of nodes in the dynamic evolution of complex network, multi-scale histograms on nodes distribution is proposed for shape descriptor; describe contour points of shape with multi-scale degree, cluster coefficient characteristics and shape context features based on inner distance, this paper combines the improved optimal subsequence bijection to achieve shape matching. Experiment analyzes the capacity of complex network characteristics for shape descriptor, experimental results show that the proposed algorithm can achieve shape matching with non-rigid transformations and the high precision in shape retrieval.

Key words: shape descriptor; complex network; optimal subsequence bijection; shape retrieval

1 引言

形状特征是图像最主要的特征之一,其符合人类视觉特征,是人类视觉系统识别物体的关键信息之一.关于形状的几何、拓扑和统计特征的深入研究,前人们提出了很多形状描述方法,大致分为两类:一类是基于形状区域的,一类是基于形状边界轮廓的.在基于区域的形状描述方法中,前人们提出用不变矩^[1]来描述形状,还有其他一些区域的方法比如网格法^[2],形状矩阵^[3],凸包^[4]和中轴^[5](骨架)等等. Zhu 等人提出使用分支限界法进行形状的骨架图匹配^[6]. Siddiqi 等人提出了关于骨架的 Shock graph^[7]. Bai 等人提出了基于路径相似的骨架图匹配方法^[8]来进行形状的认识. 吕玉增等人提出将形状区域映射到等间距极坐标空间并进行径向和环

向采样,提取径向和环向两个一维投影的极值特征来进行形状识别^[9]. 在基于形状边界轮廓的方法中,简单的全局描述子有圆度(周长平方/面积)、离心率(主轴长度/次轴长度)、主轴方向、外张量、欧拉数等^[10]. 前人们提出傅里叶描述子^[11]、小波描述子^[12]和经典的 CSS(Curvature Scale Space)算法^[13], Belongie 等人提出使用 Shape Context 来描述轮廓特征点周围所有特征点的相对空间分布,利用二维直方图来统计特征点的分布信息^[14]. Ling 等人提出形状轮廓点之间的内部距离,该距离更加能够描述形状的几何特征,使用内部距离代替欧式距离计算轮廓点的 Shape Context,其中内部距离是轮廓点间在形状轮廓内的最短路径长度^[15]. Adamek 等人提出使用多尺度的轮廓凹凸度来描述形状^[16],将形状轮廓的每个采样点在不同尺度下的凹凸度排成一列,形成一个

二维矩阵来描述形状,并作为形状的特征矩阵,其中矩阵的列为采样点,行为高斯函数的尺度. Alajlan 等人提出使用轮廓多尺度局部三角形区域面积来描述形状^[17],对于形状轮廓的每个采样点,以步长作为尺度,构造每个尺度下的三角形(以采样点为中心,将该点和与其距离为步长的相邻两采样点构成一三角形),并计算其有符号面积,确定该轮廓点在该尺度下的凹凸特征. Andre Ricardo Backes 等人提出使用复杂网络的理论来进行形状分析^[18],动态演化由形状构造的复杂网络,计算每个网络的平均度和最大度作为该形状的描述. 随后 Andre Ricardo Backes 等人又提出了结合复杂网络理论与分形维数的形状分析方法^[19].

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^[20];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^[21]; Belongie 等人提出的 Shape Context 也是形状轮廓上关于某个点其余点的分布的二维直方图;汪祖媛等人提出了基于小波变换系数广义高斯分布的形状描述方法^[22]并用于形状检索,该方法是对形状变换域的统计特性图,即小波变换系数直方图,进行广义高斯密度函数近似,同样也利用了直方图思想. 本文在对形状建模成基于形状内部距离的复杂网络的基础上,考虑动态演化下的复杂网络节点的度特征和聚类系数特征,给出一种基于该特征的多尺度直方图描述. 结合传统的 OSB(Optimal Subsequence Bijection)算法^[23],本文给出一种改进的最优子序列匹配算法,并利用复杂网络特征和形状上下文特征描述轮廓点,从而进行形状匹配.

2 形状的复杂网络描述

复杂网络是基于图理论和统计学交叉点的研究,在文献^[24]中,使用复杂网络对图像中像素点进行建模,通过分析复杂网络的特性对图像进行分割,在文献^[18,25,26]中,分别使用复杂网络对文本、图像纹理和形状进行建模. 然后使用网络连通性的常用度量来描述模型,进而对文本、纹理图像和形状分类. 文献^[18]对形状建模构造复杂网络,网络节点间的边权值为节点间的欧氏距离. 由于轮廓点间的欧式距离无法准确的捕捉到形状的结构特征,本文引用文献^[15]中的内部距离来对形状构造复杂网络,其中内部距离定义为两轮廓端点间局限在形状轮廓内的最短路的长度,该距离不同于欧式距离,对于形状关节变化具有鲁棒性且能捕捉到形状局部的结构.

2.1 形状的复杂网络建模

对于一幅图像,形状特征是最主要的特征之一,一般把形状表示成一个闭合的轮廓. 设形状轮廓点

集合为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, 其中 $s_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 为轮廓点对应的二维坐标. 首先对 N 个轮廓点建立图模型 $G(V, E)$, 每个轮廓点作为图的节点, 则 $V = S$; 关于边集合 E , 对于每对轮廓点 (s_i, s_j) , 若连接 s_i 和 s_j 的线段完全包含在形状轮廓内, 则轮廓点对 (s_i, s_j) 之间连上一条边加入集合 E 中, 其权值为轮廓点 s_i 和 s_j 的欧式距离. 应用最短路算法(Floyd 算法)到图 $G(V, E)$ 求出每对图节点间的最短路和最短距离作为对应轮廓点间的内部距离. 记任意两轮廓点间的内部距离为 $I_d(i, j)$. 图 1 显示的是两幅形状轮廓点间的内部距离和欧式距离, 其中虚线表示的是内部距离, 实线为欧式距离. 可以看出内部距离捕捉到了图 1(a) 中轮廓点 p_1 和 p_2 间的关系, 图 1(b) 中轮廓点 p'_1 和 p'_2 间的关系.

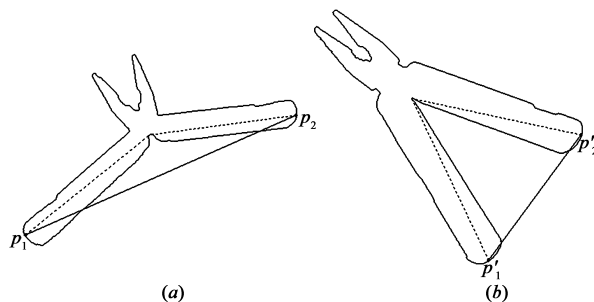


图 1 两个形状的内部距离和欧氏距离

下面利用轮廓点间的内部距离建立形状的复杂网络模型 $N(V, E)$, 同样的, 轮廓点集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$ 中每个点作为复杂网络的节点, 即 $V = S$; 任意两节点间的边权值为对应的轮廓点间的内部距离. 记复杂网络节点间的边权值为 $W(i, j)$, 则 $W(i, j) = I_d(i, j)$. 下面对网络的边权值进行归一化到 $[0, 1]$, 有

$$W(i, j) = \frac{W(i, j)}{\max(W)}, i, j \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

显然该网络是一个完全图, 每个节点都与其它节点相连, 每个节点都有相同的度和聚类系数, 无法刻画形状的结构特性.

2.2 复杂网络的动态演化与度特征、聚类系数特征的描述

复杂网络的动态演化是复杂网络的一个重要的特征, 复杂网络的动态演化可以通过边权值的分布, 也可以通过网络节点的度分布, 同样也可以通过复杂网络图谱分解和子图分解等等来演化网络. 复杂网络模型的演化可以从不同尺度反应复杂网络的特性, 充分刻画了网络的特性. 在本文中, 使用基于边权值的阈值来演化初始建立的复杂网络模型.

对于在 2.1 部分中建立的复杂网络模型 $N(V, E)$, 设定一阈值 $T_0 (0 < T_0 < 1)$, 记 $N(V, E)$ 中边的权值高于阈值 T_0 的边集合为 \bar{E} , 基于边权值阈值的演化即保持复杂网络点集 V 不变, 边集合 E 去掉高于阈值的边,

则演化后的复杂网络的边集合为 $E - \bar{E}$, 记为 $N_{T_0}(V, E) = N(V, E - \bar{E})$. 设定一阈值集合 T , 对于每个阈值得到一个演化后的复杂网络, 分析该阈值下的复杂网络的特性. 通过复杂网络的演化, 构造不同阈值下网络的特征, 充分的描述形状. 图 2 所示为一形状的复杂网络模型演化, 图 2(a)、2(b) 和 2(c) 分别是在阈值 0.1、0.175 和 0.325 下的复杂网络模型.

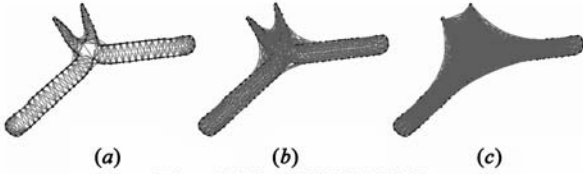


图2 形状复杂网络模型演化

对于某个给定的复杂网络, 度量该网络中各个节点的特征, 首先定义各个节点的度特征, 对于阈值 T_0 演化下的复杂网络 $N(V, E - \bar{E})$, 定义该网络的邻接矩阵 A ,

$$A_{ij} = \begin{cases} 0, & (i, j) \notin E - \bar{E} \\ 1, & (i, j) \in E - \bar{E} \end{cases}, i, j \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (2)$$

则网络节点的度定义为

$$d_i = \sum_{j=1}^N A_{ij}, i \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

下面定义网络节点的聚类系数, 假设网络中的一个节点 i (对应的轮廓点是 s_i), 度为 d_i , 即有 d_i 条边与其他节点相连, 这 d_i 个节点称为节点 i 的邻居. 显然这 d_i 个节点之间最多可能有 $d_i(d_i - 1)/2$ 条边, 则节点 i 的聚类系数定义为节点 i 的邻居之间实际存在的边数和最多可能的边数 $d_i(d_i - 1)/2$ 之比, 记为 C_i .

3 基于复杂网络动态演化的多尺度直方图描述

基于直方图的形状特征描述已经有很多的相关研究. 在这部分基于对形状建模的复杂网络动态演化的节点特征的分布, 结合直方图给出形状的描述方法.

3.1 数据集合的二维直方图特征

设二维数据集 $S = \{(a_i, b_i) \mid i = 1, 2, \dots, N\}$; 记 $H(S, X)$ 为数据集 S 的二维直方图, 定义 $H(S, X)$ 如下:

记 $X = \{(x_i, y_j) \mid i = 0, 1, \dots, m, j = 0, 1, \dots, n\}, x_{i-1} < x_i, y_{j-1} < y_j, a_i \in [x_0, x_m], b_i \in [y_0, y_n] (i = 1, 2, \dots, N)$, 称 X 为直方图参数. 则记:

$$H(S, X) = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1n} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{m1} & h_{m2} & \cdots & h_{mn} \end{pmatrix} \quad (4)$$

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_i, y_j 通常取等差数列或等比数列.

3.2 基于多尺度的直方图的形状描述

3.2.1 多尺度的一维直方图描述

对于输入的形状, 均匀采样轮廓点集合为 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, 按 2.1 部分中的方法建立复杂网络模型 $N(V, E)$, 并基于阈值集合 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$, 且 $0 < T_i < T_{i+1} \leq 1, i \in \{1, 2, \dots, M-1\}$ 进行复杂网络的动态演化, 计算每个复杂网络下的节点的度特征 d ,

$$d = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1M} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{N1} & d_{N2} & \cdots & d_{NM} \end{pmatrix} \quad (5)$$

和聚类系数特征 C ,

$$C = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1M} \\ C_{21} & C_{22} & \cdots & C_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{N1} & C_{N2} & \cdots & C_{NM} \end{pmatrix} \quad (6)$$

其中矩阵 d, C 的行数代表复杂网络的节点数, 即轮廓采样点数, d, C 的列数代表复杂网络的动态演化的等级. d_{ij} 表示复杂网络节点 i 在第 j 等级下演化 (即基于阈值 T_j) 的度特征, C_{ij} 表示复杂网络节点 i 在第 j 等级下演化 (即基于阈值 T_j) 的聚类系数特征.

对于矩阵 d 的每一列即 $\{d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{Ni}\}$, 记 $d_i = \{d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{Ni}\}$ 进行一维直方图统计 $H(d_i, X_1), i \in \{1, 2, \dots, M\}$, 同样对于矩阵 C 的每一列即 $\{C_{1i}, C_{2i}, \dots, C_{Ni}\}$, 记 $C_i = \{C_{1i}, C_{2i}, \dots, C_{Ni}\}$ 进行一维直方图统计 $H(C_i, X_2)$, 其中 X_1, X_2 为一维直方图参数.

对于每个尺度下的度特征直方图和聚类系数特征直方图集合到一起构造形状的多尺度一维直方图描述. 记为

$$F_1 = [H(d_1, X_1), H(C_1, X_2), H(d_2, X_1), H(C_2, X_2), \dots, H(d_M, X_1), H(C_M, X_2)]$$

对于多尺度一维直方图进行归一化, 则有

$$F_1 = \left[\frac{H(d_1, X_1)}{N}, \frac{H(C_1, X_2)}{N}, \frac{H(d_2, X_1)}{N}, \frac{H(C_2, X_2)}{N}, \dots, \frac{H(d_M, X_1)}{N}, \frac{H(C_M, X_2)}{N} \right]$$

图 3 所示为一幅形状的多尺度一维直方图, 图 3(a) 为形状轮廓和形状轮廓上均匀取样的轮廓点, 图 3(b) 是该多尺度一维直方图的二维直方图显示, 其中第一维为尺度变化, 第二维为直方图 bin. 在图 3(b) 中 X 轴为尺度, Y 轴为直方图参数, Z 轴为直方图统计. 在该多尺度一维直方图的计算中实验选取相同的 X_1, X_2 参数.

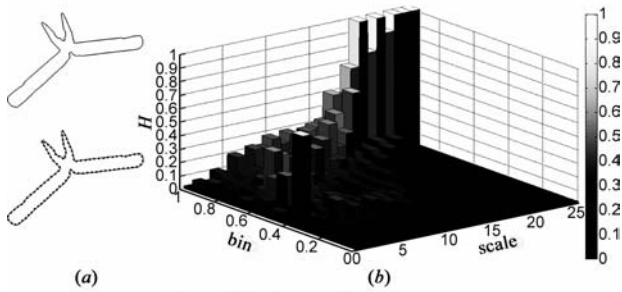


图3 形状的多尺度一维直方图

3.2.2 多尺度的二维直方图描述

对于在 3.2.1 部分中得到的度特征矩阵 d 和聚类系数特征矩阵 C , 考虑每个尺度下的度特征和聚类系数特征, 整合这两个特征集到一个直方图中, 从网络节点连接的节点集的大小和节点集的连接特性来考虑当前节点的特征, 充分的描述该尺度下复杂网络的节点分布.

对每个尺度演化下的复杂网络的节点度特征集

合 $d_i = \{d_{1i}, d_{2i}, \dots, d_{Ni}\}$ 和聚类系数特征 $C_i = \{C_{1i}, C_{2i}, \dots, C_{Ni}\}, i \in \{1, 2, \dots, M\}$. 整合这两个集合到二维数据集 P_i 中, $P_i = \{(d_{ji}, C_{ji}) | j = 1, 2, \dots, N\}, i \in \{1, 2, \dots, M\}$. 对每个 P_i 进行二维直方图统计 $H(P_i, X_3)$, 其中 X_3 为二维直方图参数. 构造的多尺度二维直方图描述记为

$$F_2 = [H(P_1, X_3), H(P_2, X_3), \dots, H(P_M, X_3)]$$

对于多尺度二维直方图进行归一化, 则有

$$F_2 = \left[\frac{H(P_1, X_3)}{N}, \frac{H(P_2, X_3)}{N}, \dots, \frac{H(P_M, X_3)}{N} \right]$$

图 4 显示的是一幅形状的多尺度二维直方图, 图 4 (1)和(2)为形状轮廓和均匀采样轮廓点, 图 4(a)、(b)、(c)、(d)、(e)和(f)为 6 个尺度下的二维直方图, 分别是在阈值 0.05、0.2、0.35、0.5、0.65 和 0.8 下的复杂网络模型的二维直方图. 其中图中的 X 轴为度特征, Y 轴为聚类系数特征, Z 轴为直方图统计.

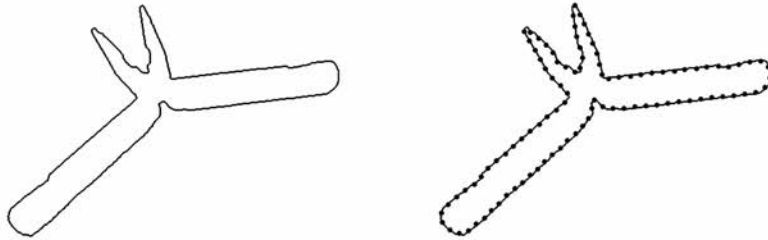


图4 形状的多尺度二维直方图

3.3 基于多尺度直方图的形状相似度量

设两形状的多尺度直方图描述分别为:

$$F = [H(S_1, X), H(S_2, X), \dots, H(S_M, X)]$$

$$\tilde{F} = [H(\tilde{S}_1, X), H(\tilde{S}_2, X), \dots, H(\tilde{S}_M, X)]$$

则定义两形状特征的距离为:

$$shape_d(F, \tilde{F}) = \sum_{k=1}^M \omega_k \cdot L(H(S_k, X), H(\tilde{S}_k, X)) \tag{7}$$

其中 $\sum_{k=1}^M \omega_k = 1, L$ 为直方图距离, 使用 χ^2 统计计算^[14],

$$L(H_1, H_2) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{mm} (H_1(i) - H_2(i))^2 / (H_1(i) + H_2(i)) \tag{8}$$

4 基于时间序列匹配算法的形状匹配

在这部分, 给出一种基于改进的最优子序列双射的形状轮廓匹配方法和相似度测量. 利用改进的最优

子序列双射匹配来找到形状轮廓复杂网络描述的全局最优匹配.

4.1 形状轮廓点特征描述与距离度量

在 3.2.1 部分中得到的度特征矩阵 d 和聚类系数特征矩阵 C , 考虑形状轮廓点在每个尺度下的的度特征、聚类系数特征和形状上下文特征.

当比较两个形状轮廓, 先计算两形状轮廓点间的距离, 使用轮廓点的多尺度度特征、聚类系数特征和形状上下文特征描述该轮廓点. 设两个形状轮廓点集合为 S 和 \tilde{S} , 其中 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_N\}$, $\tilde{S} = \{\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_N\}$. 下面记 d 和 \tilde{d} , C 和 \tilde{C} 分别为形状轮廓 S 和 \tilde{S} 的度特征矩阵和聚类系数特征矩阵, 记 f_i^d 和 \tilde{f}_i^d, f_i^C 和 $\tilde{f}_i^C, i = 1, 2, \dots, N$ 分别为形状轮廓 S 和 \tilde{S} 中第 i 个轮廓点的多尺度度特征、多尺度聚类系数特征, 则

$$f_i^d = [d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{iM}], \tilde{f}_i^d = [\tilde{d}_{i1}, \tilde{d}_{i2}, \dots, \tilde{d}_{iM}],$$

$$f_i^C = [C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{iM}], \tilde{f}_i^C = [\tilde{C}_{i1}, \tilde{C}_{i2}, \dots, \tilde{C}_{iM}].$$

设 f_i^{SC} 和 \tilde{f}_i^{SC} 为形状轮廓 S 和 \tilde{S} 中第 i 个轮廓点的多尺度基于内部距离的形状上下文特征, 则记

$$f_i^{SC} = [T(d_{i1}), T(d_{i2}), \dots, T(d_{iM})],$$

$$\tilde{f}_i^{SC} = [T(\tilde{d}_{i1}), T(\tilde{d}_{i2}), \dots, T(\tilde{d}_{iM})].$$

其中 $T(d_{ij}), j = 1, 2, \dots, M$ 是在 M 个尺度下关于形状轮廓 S 第 i 个轮廓点的基于内部距离的形状上下文, 在当前第 j 等级尺度演化下的复杂网络模型中, 与第 i 个轮廓点相连的轮廓点有 d_{ij} 个, 考察这 d_{ij} 个轮廓点关于第 i 个轮廓点的基于内部距离的形状上下文特征, 来描述该尺度下的第 i 个轮廓点.

为了度量轮廓点间的距离, 对轮廓点的多尺度度特征进行归一化, 归一到区间 $[0, 1]$ 上, 对轮廓点某尺度下的度特征除以当前尺度下所有轮廓点的最大度, 记为,

$$f_i^d = [d_{i1}/\max(d_1), d_{i2}/\max(d_2), \dots, d_{iM}/\max(d_M)],$$

$$\tilde{f}_i^d = [\tilde{d}_{i1}/\max(\tilde{d}_1), \tilde{d}_{i2}/\max(\tilde{d}_2), \dots, \tilde{d}_{iM}/\max(\tilde{d}_M)].$$

图 5、6 分别为图 4(2) 形状轮廓点的多尺度度特征和聚类系数特征. 图中 X 轴为尺度, Y 轴为轮廓点索引, Z 轴为归一化后的度特征或聚类系数特征. 如下图 7 为一形状轮廓点 p 和 q 的多尺度基于内部距离的形状上下文特征. 其中图 7(a) 标示了两个轮廓点 p, q , 图 7(b)、(c) 分别显示的是轮廓点 p, q 的 10 个尺度下的基于内部距离的形状上下文特征.

下面分别使用度特征和聚类系数特征组合、度特征和形状上下文特征组合定义轮廓点的两种距离. 对于轮廓 S 中的轮廓点 s_i 和轮廓 \tilde{S} 中的轮廓点 \tilde{s}_j 之间, 根据度特征和聚类系数特征定义的距离为

$$dis_1(i, j) = \frac{1}{2M} [L(f_i^d, \tilde{f}_j^d) + L(f_i^C, \tilde{f}_j^C)] \quad (9)$$

其中 L 是向量的 $L1$ 距离, 欧式距离或马氏距离等等,

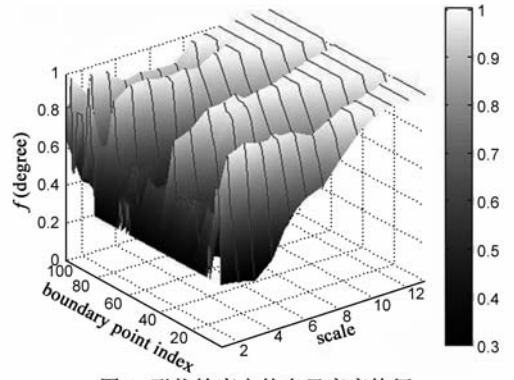


图5 形状轮廓点的多尺度度特征

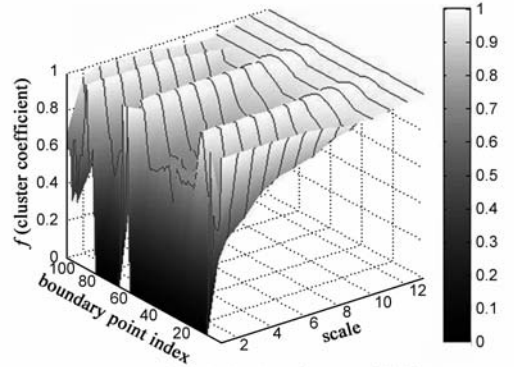


图6 形状轮廓点的多尺度聚类系数特征

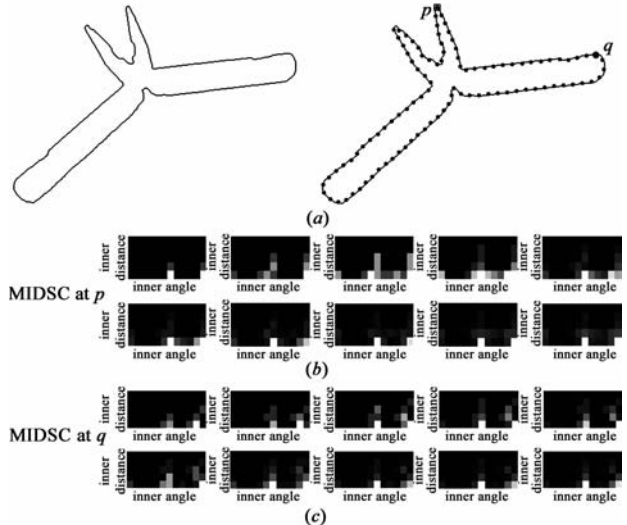


图7 多尺度基于内部距离的形状上下文特征

文中实验选取 $L1$ 距离; 根据度特征和形状上下文特征定义的距离为

$$dis_2(i, j) = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \frac{(f_i^d(k) - \tilde{f}_j^d(k))^2}{f_i^d(k) + \tilde{f}_j^d(k)} + \gamma \cdot \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M R(f_i^{SC}(k), \tilde{f}_j^{SC}(k)) \quad (10)$$

其中 γ 为加权因子, R 为形状上下文特征的距离函数. 因为轮廓点的形状上下文特征为二维直方图分布, 使用 χ^2 统计计算^[14],

$$R(f_i^c(k), \tilde{f}_j^c(k)) = \frac{1}{2} \sum_{1 \leq i \leq k} \frac{(f_i^c(k)(t) - \tilde{f}_j^c(k)(t))^2}{f_i^c(k)(t) + \tilde{f}_j^c(k)(t)} \quad (11)$$

其中 K 为轮廓点 s_i 和 \tilde{s}_j 的形状上下文直方图 $f_i^c(k)$ 和 $\tilde{f}_j^c(k)$ 的格子数。

4.2 形状匹配算法

最优子序列双射算法(OSB)^[23]由 L. J. Latecki 等人提出,它可以处理两个不等长序列之间的匹配问题,不仅可以跳出源序列中的点,还可以跳出目标序列中的点,实现弹性匹配.它通过两个序列之间的距离矩阵构造一有向无环图(简称 DAG),两个序列间的匹配对应关系由图的最短路算法得到。

由于时间序列匹配算法具有时序性,在应用到形状轮廓匹配上需要进行轮廓点起点选择,同时由于轮廓点采样的量大,在原 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 算法不仅能加快匹配速度,且实现序列距离度量时满足距离定义中的对称性条件,即

$$NOSB(S, \tilde{S}) = NOSB(\tilde{S}, S)$$

设 $S = (s_1, s_2, \dots, s_m)$, $\tilde{S} = (\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_n)$ 其中 $m < n$ 为待匹配的两个序列,则有:

$$D(S, \tilde{S}) = \begin{pmatrix} dis(s_1, \tilde{s}_1) & dis(s_1, \tilde{s}_2) & \dots & dis(s_1, \tilde{s}_n) \\ dis(s_2, \tilde{s}_1) & dis(s_2, \tilde{s}_2) & \dots & dis(s_2, \tilde{s}_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ dis(s_m, \tilde{s}_1) & dis(s_m, \tilde{s}_2) & \dots & dis(s_m, \tilde{s}_n) \end{pmatrix} \quad (12)$$

其中 $dis(s_i, \tilde{s}_j)$ 为 s_i, \tilde{s}_j 之间的距离,在形状轮廓点匹配过程中采用的是 4.1 中定义的轮廓点间的距离 dis_1 和 dis_2 。

为了解决起点选择问题,对目标序列进行延长,记 $\tilde{S} = (\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_n, \tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_n)$, 则有两序列间的距离矩阵为

$$\begin{pmatrix} dis(s_1, \tilde{s}_1) & dis(s_1, \tilde{s}_2) & \dots & dis(s_1, \tilde{s}_n) & dis(s_1, \tilde{s}_1) & \dots & dis(s_1, \tilde{s}_n) \\ dis(s_2, \tilde{s}_1) & dis(s_2, \tilde{s}_2) & \dots & dis(s_2, \tilde{s}_n) & dis(s_2, \tilde{s}_1) & \dots & dis(s_2, \tilde{s}_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ dis(s_m, \tilde{s}_1) & dis(s_m, \tilde{s}_2) & \dots & dis(s_m, \tilde{s}_n) & dis(s_m, \tilde{s}_1) & \dots & dis(s_m, \tilde{s}_n) \end{pmatrix}$$

对距离矩阵进行构造有向无环图,图的边权值作如下调整:

$$w((i, j), (k, l)) = \begin{cases} (k-i-1) \cdot Rjumpcost + (l-j-1) \cdot Cjumpcost + dis(s_i, \tilde{s}_j), & \text{if } i+1 \leq k \leq i+delt \text{ and } j+1 \leq l \leq j+delt \\ \infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

其中 (i, j) 和 (k, l) 分别表示距离矩阵的第 i 行第 j 列元

素和第 k 行第 l 列元素,分别作为图的两个结点, $delt$ 为宽度,控制图最短路路径搜索的,加快匹配速度,在匹配精度与效率中取得平衡,在实验中设置为 $delt = 3$ 。

$$Rjumpcost = mean_i(\min_j(dis(s_i, \tilde{s}_j))) + k_R \cdot std_i(\min_j(dis(s_i, \tilde{s}_j))) \quad (14)$$

$$Cjumpcost = mean_j(\min_i(dis(s_i, \tilde{s}_j))) + k_C \cdot std_j(\min_i(dis(s_i, \tilde{s}_j))) \quad (15)$$

其中 k_R 和 k_C 为可调节参数,实验中都设置为 1.2. 然后通过比较距离矩阵起点位于第 1 行的第 1 到 $n-1$ 列终点位于第 m 行的第 $m-delt$ 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 算法才能得点之间的匹配关系.图 8 显示的 OSB 和 NOSB 算法在一维序列匹配的实验结果。

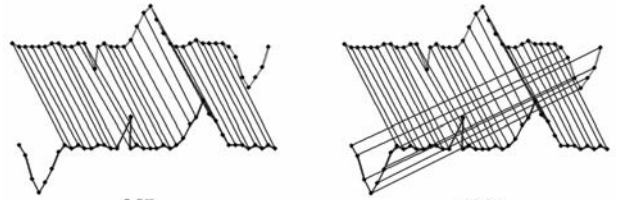


图 8 OSB 与 NOSB 一维序列匹配结果图

对于两个形状轮廓,使用 NOSB 算法得到形状轮廓点最优匹配关系,并用最优匹配关系对应的最短路路径长度 $NOSB_{min}$ 作为两形状的相似度距离度量,对于使用度特征和聚类系数特征组合进行轮廓点距离度量,归一化相似度距离为

$$Dis(S, \tilde{S}) = \frac{2 \cdot NOSB_{min}}{\min(m, n) \cdot (SC_S + SC_{\tilde{S}})} \quad (16)$$

其中 SC_S 和 $SC_{\tilde{S}}$ 分别为形状 S 和 \tilde{S} 的形状复杂度,定义如下

$$SC = \frac{1}{2M} \sum_{k=1}^M (|\max_{1 \leq i \leq N} \{f_i^d(k)\} - \min_{1 \leq i \leq N} \{f_i^d(k)\}| + |\max_{1 \leq i \leq N} \{f_i^c(k)\} - \min_{1 \leq i \leq N} \{f_i^c(k)\}|) \quad (17)$$

5 实验结果及分析

为了验证本文形状描述及匹配算法的鲁棒性和有效性,文中选取形状测试数据库 MPEG—7 B 和形状数据库 silhouettes 做实验,MPEG—7 B 图像库包含 70 类共 1400 幅形状图像, silhouettes 图像库包含 10 类共 150 幅形状图像.选取其中的部分图像做形状匹配实验和形状检索实验。

5.1 匹配实验

为了验证本文基于形状复杂网络描述的匹配的有效性,文中选取图像库中几类物体不同变化的图像做形状匹配实验.图 9 显示的是基于度和聚类系数组合特征的形状匹配结果,图 9(a.1)、(a.2)、(b) 和 (c) 中形

状分别选取了 40、50、50 和 80 个轮廓点,实验中网络动态演化阈值尺度选取为 0.05 到 0.95,公差为 0.075 的等差数列.图 10 显示的是基于度特征和内部距离形状上下文特征的形状匹配结果,实验中选取 60 个轮廓点,选取网络动态演化阈值与图 9 选取的相同,加权因子 γ 选取为 0.7,可以看出同样取得很好的效果.

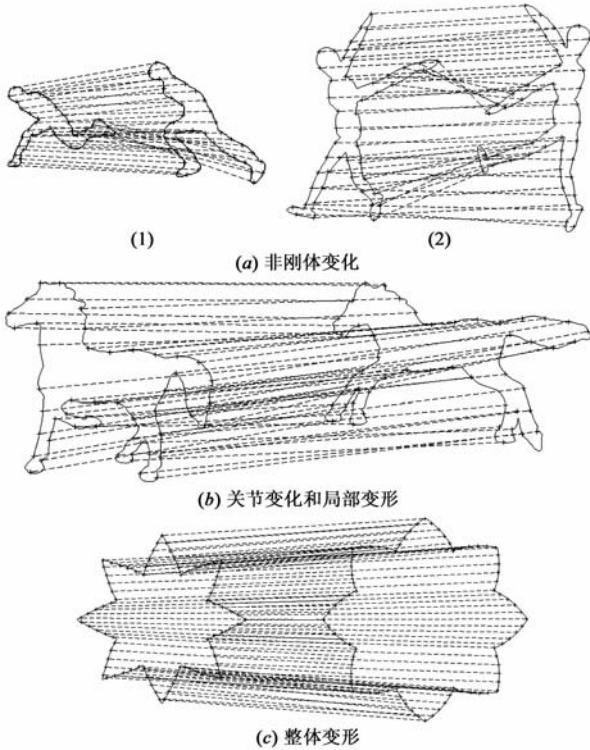


图9 基于度特征和聚类系数特征的形状匹配结果

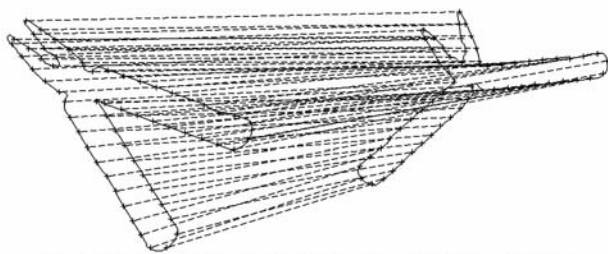


图10 基于度特征和内部距离形状上下文的形状匹配结果

5.2 检索实验

5.2.1 基于多尺度直方图描述的检索实验

文中以 silhouettes 为图像库作检索实验.该图像库由 10 类图像组成,每类图像有 15 幅,图像库中每类图像中的两幅显示如图 11.首先基于多尺度一维直方图的描述进行检索,实验选取的直方图参数对度特征和聚类系数特征均等分 $[0,1]$ 区间为 8bins,使用 Bullseye test 来衡量图像的认可率,得到的检索率为 83.42%,再基于多尺度二维直方图的描述进行检索,选取的直方图参数对度特征等分 $[0,1]$ 区间为 5bins 和对聚类系数特征等分 $[0,1]$ 区间为 12bins,使用 Bullseye test 来衡量

图像的认可率,得到的检索率为 82.71%.图 12 显示两种多尺度直方图描述的查全率和查准率的关系.



图11 silhouettes图像库中部分图像显示

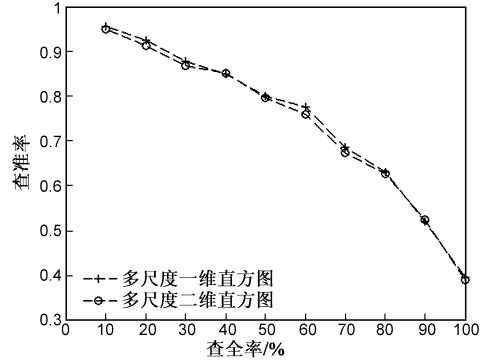


图12 silhouettes图像库的查全率和查准率

文中从形状测试数据库 MPEG—7 B 中选取 18 类图像,每类包括 20 幅图像,组成了一个由 360 幅图像组成的实验数据库.图像库中每类图像中的两幅显示如图 13,以该图像库作检索实验,实验选取的直方图参数与 silhouettes 图像库检索实验的参数相同.基于多尺度一维直方图的描述,使用 Bullseye test 来衡量图像的认可率,得到的检索率为 86.47%,再基于多尺度二维直方图的描述,使用 Bullseye test 来衡量图像的认可率,得到的检索率为 84.47%.图 14 显示两种多尺度直方图描述的查全率和查准率的关系.



图13 MPEG—7 B图像库中部分图像显示

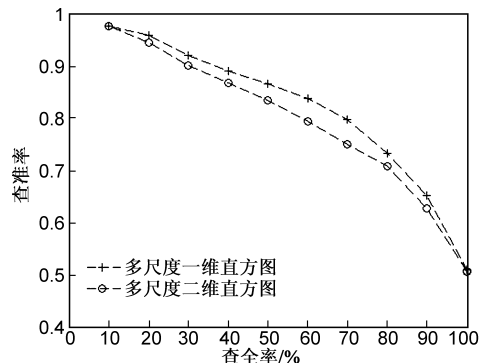


图14 MPEG—7 B部分图像库的查全率和查准率

5.2.2 基于形状匹配的检索实验

文中以 silhouettes 图像库基于形状匹配做了检索实验,部分检索实验结果如图 15,图 15 中的检索结果是基于两种特征组合的检索结果,其中方法一是指基于

多尺度度特征和多尺度聚类系数特征组合的描述,方法二是指基于多尺度度特征和多尺度形状上下文特征组合的描述.









































































































































Class	Query	method	1st	2nd	3rd	4th	5th	6th	7th	8th
dog		1								
		2								
duck		1								
		2								
fish		1								
		2								
hand		1								
		2								
horse		1								
		2								
man		1								
		2								
leaf		1								
		2								
pliers		1								
		2								

图15 部分检索结果

两种匹配方法的检索查全率与查准率如表1所示,其中 R 为查全率, P 为查准率, M 为方法.

表1 查全率对应的平均查准率

$\begin{matrix} R \\ M \\ P \end{matrix}$	20%	40%	60%	80%	100%
方法一	97.2%	86.3%	77.7%	65.8%	55.1%
方法二	97.4%	88.4%	78.8%	66.9%	56.5%

6 结束语

本文给出了一种基于形状多尺度复杂网络模型的直方图描述方法及基于多尺度复杂网络描述的形状匹配算法,通过对形状建立复杂网络模型,动态演化复杂网络模型,从多个尺度上刻画形状复杂网络模型的特征,充分捕捉到形状的特征;在形状匹配上,改进了最优子序列双射时序匹配算法,并应用于基于复杂网络描述的形状匹配上.实验结果表明,本文的基于多尺度复杂网络模型,形状描述能较好的描述形状,形状匹配算法能够实现一些常见变形的形状匹配和较高精度的形状检索.

参考文献

[1] D S Zhang. Image Retrieval Based on Shape[D]. Monash University, Australia, March, 2002.

[2] G J Lu, A Sajjanhar. Region-based shape representation and similarity measure suitable for content-based image retrieval [J]. Multimedia Syst, 1999, 7(2): 165 - 174.

[3] A Goshtasby. Description and discrimination of planar shapes using shape matrices[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(1): 738 - 743.

[4] M Sonka, V Hlavac, R Boyle. Image Processing, Analysis and Machine Vision[M]. Chapman&Hall, London, UK, NJ, 1993. 193 - 242.

[5] H Blum. A transformation for extracting new descriptors of shape[A]. Models for the Perception of Speech and Visual Forms, Cambridge[C]. MA: MIT Press, 1967. 362 - 380.

[6] S C Zhu, A L Yuille. FORMS: A flexible object recognition and modeling system[J]. International Journal on Computer Vision, 1996, 20(3): 187 - 212.

[7] K Siddiqi, A Shkouflandeh, S Dickinson, S Zucker. Shock graphs and shape matching[J]. International Journal on Computer Vision, 1999, 35(1): 13 - 32.

[8] X Bai, L J Latecki. Path similarity skeleton graph matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(7): 1282 - 1292.

[9] 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.

LÜ 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. (in Chinese)

[10] I Yong, J Walker, J Bowie. An analysis technique for biological shape[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1974, 25: 357 - 370.

[11] 贾永红. 数字图像处理[M]. 武汉大学出版社, 2003.

[12] Q M Tieng, W W Boles. Recognition of 2D object contours using the wavelet transform zero-crossing representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(8): 910 - 916.

[13] F Mokhtarian, M Bober. Curvature Scale Space Representation: Theory, Applications, and MPEG-7 Standardization[M]. Kluwer, Dordrecht, 2003.

[14] S Belongie, J Puzhicha, J Malik. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509 - 522.

[15] H B Ling, D W Jacobs. Shape classification using the inner-distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(2): 286 - 299.

[16] T Adamek, N E O' Connor. A multiscale representation method for nonrigid shapes with a single closed contour [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(5): 742 - 753.

[17] N Alajlan, I E Rube, M S Kamel, G Freeman. Shape retrieval using triangle-area representation and dynamic space warping [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(7): 1911 - 1920.

[18] A R Backes, D Casanova, O M Bruno. A complex network-based approach for boundary shape analysis [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(1): 54 - 67.

[19] A R Backes, O M Bruno. Shape classification using complex

network and Multi-scale Fractal Dimension[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(1): 44 – 51.

- [20] 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. (in Chinese)
- [21] 任平红, 陈 矗. 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. (in Chinese)
- [22] 汪祖媛, 庄镇泉, 何劲松, 王煦法. 基于形状的小波变换系数广义高斯分布图像检索算法[J]. 电子学报, 2003, 31(5): 765 – 768.
Wang Zu-yuan, Zhuang Zhen-quan, He Jin-song, Wang Xu-fa. Wavelet coefficients generalized gaussian distribution image retrieval algorithm based on shape[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(5): 765 – 768. (in Chinese)
- [23] L J Latecki, Q Wang, S Koknar-Tezel, V Megalooikonomou. Optimal subsequence bijection[A]. IEEE International Conference on Data Mining , Omaha, USA, 2007. 565 – 570.
- [24] L da F Costa. Complex Networks, Simple Vision [OL]. <http://arxiv.org/abs/cond-mat/0403346>, 2004.
- [25] L Antiqueira, M G V Nunes, O N Oliveira Jrand L da F Costa. Strong correlations between text quality and complex networks features [J]. Physica A: Statistical and Theoretical Physics, 2007, 373(1): 811 – 820.

- [26] T Chalumeau, L da F Costa, O Laligant, F Meriaudeau. Texture discrimination using hierarchical complex networks[A]. Proceedings of the Second International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems[C]. 2006. 543 – 550.

作者简介



汤 进 男, 1976 年 1 月出生于安徽合肥, 1999 年毕业于安徽大学电子系获工学学士学位, 2007 年毕业于安徽大学获工学博士学位. 现为安徽大学副教授, 硕士生导师, 主要从事图像处理与模式识别方面的研究.
E-mail: ahhtfang@gmail.com



陈展展 男, 1987 年 11 月出生于安徽无为, 2008 年毕业于安徽大学数学与应用数学系获理学学士和工学学士双学位. 现为安徽大学计算机应用技术系硕士研究生, 主要从事图像处理与模式识别方面的研究.
E-mail: doublezhanchen@163.com

罗 斌 男, 1963 年 5 月出生于安徽合肥, 现为安徽大学计算机应用技术系博士生导师, 主要从事计算机视觉与模式识别方面的研究.

孙登第 男, 1983 年 1 月出生于安徽淮南, 现为安徽大学计算机应用技术系博士研究生, 主要从事计算机视觉与模式识别方面的研究.