

综合加权骨架段特征的形状图像检索

束 鑫¹ 潘 磊¹ 吴小俊²

(江苏科技大学计算机科学与工程学院 镇江 212003)¹ (江南大学信息工程学院 无锡 214122)²

摘 要 提出了一种基于综合骨架段特征的形状图像检索方法。首先提取图像中目标的骨架,然后根据骨架上的特征点(端点、分叉点)把整个骨架分割成若干骨架段,用矩特征来描述各段骨架。最后通过 MSHP(Most Similar Highest Priority)原理对两幅图像中的骨架段对进行相似性度量,从而得到整幅图像之间的距离。实验表明,该方法较传统的基于整个骨架特征的匹配方法能得到更好的检索结果。

关键词 形状图像检索,骨架,骨架段,MSHP

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Shape Image Retrieval Based on Integrating Weighted Skeleton Segments Features

SHU Xin¹ PAN Lei¹ WU Xiao-jun²

(School of Computer Science & Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)¹

(School of Information Technology, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)²

Abstract This paper presented an approach on shape image retrieval based on integrating weighted skeleton segments features. Firstly, the skeleton of the object in the image was extracted. Secondly, the skeleton was partitioned into several segments according to the feature points (such as end points and junction points) which were characterized using moments. Finally, the distance between two images could be obtained based on the principle of MSHP (Most Similar Highest Priority) to measure the similarity between pairs of the segments from two images respectively. Experiments indicate that this approach can acquire better retrieval results than that of the traditional approach based on the whole skeleton features.

Keywords Shape image retrieval, Skeleton, Skeleton segments, MSHP

1 引言

形状分析及识别是模式识别、图像处理与计算机视觉的一个基本问题,而如何表示对象的形状则是其关键所在。目前被广泛采用的方法是骨架法,骨架的概念由 Blum 在 1967 年首次提出^[1]。骨架的线型结构减少了图形中的冗余信息,方便对图形进行表示、相似性度量和匹配,是图形描述、识别和检索的重要手段之一,在医学图像分析、零件检测、三维建模、计算机辅助设计等方面有着广泛的应用^[2,3]。骨架组合了目标的轮廓和区域信息,反映了目标的重要视觉线索,因而基于骨架的目标表示和识别技术成为模式识别和计算机视觉的重要研究内容。

然而,直接用目标的骨架进行整体匹配往往得不到较好的图形识别效果。为了克服这一缺点,本文把目标的整体骨架根据特征点分割成骨架段,提出了一种综合骨架段特征的形状图像识别与检索方法。该方法的特点在于:(1)形状骨架(段)反映了图像的显著结构信息,与人的视觉感知特性一致;(2)骨架(段)不仅很好地反映了图像形状的全局信息,也考虑

了局部特性;(3)以加权的骨架段特征来描述和识别不同的形状。

2 骨架的定义和提取

2.1 骨架的定义

所谓骨架(skeleton),是指用与原形状连通性和拓扑结构相一致的细曲线作为理想表达的一种对象表示^[4]。一块连续二值图的骨架概念首先是由 Blum 提出的,也称为“中轴”(medial axis)或“对称轴”(symmetric axis)。

图形学中对于骨架有着明确的定义,以下是 Blum 给出的两种典型的定义^[1,5](图 1 为矩形及其骨架)。

1. 对于图形 A 内的一点 p ,若以 p 点为圆心的图形内切圆(球) O_p 与 A 的边界至少有两个切点,则点 p 是图形 A 的骨架点。1967 年 Blum 最早给出了该定义的物理描述,即火烧模型(Grassfire)的定义。在 $t=0$ 时刻,将图形边界上所有的点同时点燃,火焰以相同速度向图形内部蔓延,当火焰的前沿相遇时火焰熄灭,火焰熄灭处所有点的集合就构成了该图形的骨架。骨架点即为图形边界点上的火源同时向图形内部

到稿日期:2009-12-30 返修日期:2010-03-18 本文受国家自然科学基金项目(60472060,60572034),江苏省自然科学基金项目(BK2006081),教育部新世纪优秀人才支持计划基金项目(NCET-06-0487)资助。

束 鑫(1979-),男,讲师,主要研究方向为模式识别、计算机视觉、基于内容的信息检索,E-mail:ecsishu@yahoo.com.cn;潘 磊(1980-),男,讲师,主要研究方向为模式识别、计算机视觉;吴小俊(1967-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为神经网络、模式识别和人工智能。

各个方向等速燃烧的相遇点。

2. Blum 还给出了另一种最大圆 (Maximal Disk) 定义。设 O 为图形 S 的一个内切圆 (至少有两点与图形边界相切), 如果 O 不是 S 内部任何其它圆的子集, 则称 O 为最大圆。最大圆即是完全包含在图形内部且不被图形内其它任何圆所包含的圆。将骨架定义为图形内部所有最大圆圆心的集合。

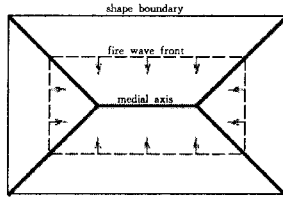


图 1 矩形及其骨架

2.2 骨架的提取

研究者们从不同的角度提出了许多二值图像骨架化算法。利用细化^[6,7] (Thinning) 算子提取目标骨架是被人们研究得最广泛和深入的技术, 这类算法的优点是算法简单, 计算复杂度低, 但是提取的骨架可能是不连续、非单像素宽度的。基于距离变换^[8,9] (Distance Transform) 是另一类重要的骨架提取算法, 这类方法先对物体进行距离变换, 再据此来寻找骨架点。一般地, 基于距离变换的骨架提取算法获得的骨架点位置比较准确, 但难以保证整个骨架的联通性。本文采用文献^[10]的方法来提取骨架, 用该方法提取的骨架如图 2 所示: (a) 为原始图像, (b) 为由 (a) 提取到的原始骨架, (c) 为剔除一些毛刺后的骨架, (d) 为骨架及其特征点。

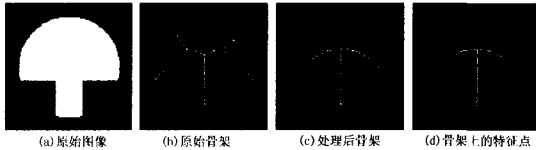


图 2 骨架示意图

2.3 骨架段分割

在提取目标的骨架以后需要按某些特征点将整个骨架分割成若干个骨架片段。将骨架上的点分为 3 类^[11]: 分叉点、端点和连接点。仅有一个邻接点的骨架点称为端点; 有两个以上邻接点的骨架点称为分叉点; 骨架上除分支点和端点外的点称为连接点。图 2(d) 中的整体骨架可以特征点为界分割成 3 段, 红色小圆圈标注的为分叉点, 绿色小圆圈标注的为端点, 其它的点为连接点。

3 特征提取

描述骨架段的描述符有很多, 本文选用文献^[12]中介绍的骨架段矩来描述其特征。设某一骨架段由 N 个像素点组成, $z(i)$ 表示该骨架段上点 i 到目标质心的距离, $i=1, \dots, N$ 为该骨架段上的点序列。则描述该段骨架段的 r 阶矩 m_r 和 r 阶中心矩 μ_r 可分别定义为:

$$m_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i)]^r \quad (1)$$

$$\mu_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - m_1]^r \quad (2)$$

归一化的 r 阶矩 \bar{m}_r 和 r 阶中心矩 $\bar{\mu}_r$ 可分别定义为:

$$\bar{m}_r = m_r / (\mu_2)^{r/2} \quad (3)$$

$$\bar{\mu}_r = \mu_r / (\mu_2)^{r/2} \quad (4)$$

则该骨架段可用特征向量 $F = [F_1, F_2, F_3]$ 表示, 其中:

$$F_1 = (\mu_2)^{1/2} / m_1 \quad (5)$$

$$F_2 = \mu_3 / (\mu_2)^{3/2} \quad (6)$$

$$F_3 = \mu_4 / (\mu_2)^2 \quad (7)$$

4 加权骨架段特征度量

相似性度量是直接影响识别与检索效果的重要环节, 人们也一直致力于研究如何用数值来有效地表示图像在特征上的相似程度。

4.1 加权骨架段匹配

设 $S^{(q)}$ 和 $S^{(o)}$ 分别为由查询图像和数据库图像提取到的骨架段的集合, $S^{(q)} = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$, $S^{(o)} = \{r'_1, r'_2, \dots, r'_n\}$ 。 $d(r_i, r'_j)$ 表示骨架段 r_i 和 r'_j 之间的距离度量值, 简称为 $d_{i,j}$ 。 $d(S^{(q)}, S^{(o)})$ 表示查询图像 $S^{(q)}$ 和数据库图像 $S^{(o)}$ 之间的距离度量值。骨架段 r_i 和 r'_j 在查询图像 $S^{(q)}$ 和目标图像 $S^{(o)}$ 中可能对应不同的目标区域, 为了提高匹配的可信度, 为骨架段对 (r_i, r'_j) 的度量值 $d(r_i, r'_j)$ 赋以不同的权值 $s_{i,j}$, $s_{i,j} \geq 0$ 。这样, 对所有的骨架段对所赋予的权值就构成一个权值矩阵 S :

$$S = \begin{pmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \dots & s_{1,n} \\ s_{2,1} & s_{2,2} & \dots & s_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ s_{m,1} & s_{m,2} & \dots & s_{m,n} \end{pmatrix} \quad (8)$$

图 3 给出了对该权值矩阵的解释: 黑色实心圆点表示查询图像 $S^{(q)}$ 中的骨架段集合, 灰色实心圆点表示目标图像 $S^{(o)}$ 中骨架段的集合。若在黑色实心圆点与灰色实心圆点之间有连线, 表示这两个骨架段匹配有意义, 且连线上的 $s_{i,j}$ 表示权值; 若无连线, 则表示相应的权值为 0。

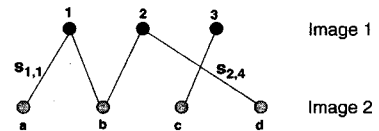


图 3 权值分配示意图

这样, 查询图像与目标图像之间的距离可定义为:

$$d(S^{(q)}, S^{(o)}) = \sum_{i,j} s_{i,j} d_{i,j} \quad (9)$$

下面解释如何得到权值矩阵 S 。假设 p_i 表示骨架段 s_i 在 $S^{(q)}$ 中的权重 (实验中, p_i 表示为第 i 段骨架的长度占整个骨架长度之比), p'_j 表示骨架段 s'_j 在 $S^{(o)}$ 中的权重 (p'_j 的意义同 p_i), 且满足下列约束条件:

$$\sum_{j=1}^n s_{i,j} = p_i, i=1, \dots, m \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^m s_{i,j} = p'_j, j=1, \dots, n \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^m p_i = \sum_{j=1}^n p'_j = 1 \quad (12)$$

上述约束条件表明, 任一骨架段对 (r_i, r'_j) 在计算图像相似性时都将分配某一权值, 但不同的骨架段对 (r_i, r'_j) 发挥的作用是不同的, 分配的权值也当不同。根据经验, 越是相似的两个骨架段 r_i 和 r'_j 之间的距离 $d(r_i, r'_j)$ 应该越小, 那么该骨架段对 (r_i, r'_j) 在匹配整幅图像的相似性时重要性就越大, 分配给它的权值就应该越大。这种为骨架段对分配权值的规则称为“越相似权值越大 (most similar highest priority)”规则, 简称 MSHP 原理^[13]。

MSHP 原理求解权值矩阵 S 的详细过程如下:

初始时: 设 $d_{i,j}$ 是最相似的骨架段之间的距离, 相应的权

表2 检索结果表

Query shape	Top six similar shapes by our method					
	1	2	3	4	5	6
	0.0	0.06	0.1001	0.1103	0.1197	0.1344
	0.0	0.1363	0.1594	0.2028	0.2052	0.2064
	0.0	0.1148	0.1431	0.1435	0.1861	0.1883
	0.0	0.0686	0.1027	0.1558	0.1562	0.1595
	0.0	0.0114	0.0337	0.0423	0.0481	0.0524
	0.0	0.1997	0.2132	0.2136	0.2350	0.2588
	0.0	0.2500	0.3169	0.3511	0.3560	0.3772
	0.0	0.1052	0.1078	0.1504	0.2050	0.2097
	0.0	0.1853	0.2031	0.2072	0.2170	0.2191

值为 $s_{i,j} = \min(p_i, p'_j)$, 不失一般性, 假设 $p_i \leq p'_j$ 。那么, 对于其他所有的 $j \neq j'$ 的骨架段对来说, 它们所分配到的权值为 $s_{i,j} = 0$ 。而对于骨架段 j' 来说, 它在和 i' 匹配之后剩余的权值为 $p'_j - p_i$ 。然后, 根据 MSHP 规则在下列约束条件下迭代求解其他的 $s_{i,j}, i \neq i'$, 直到所有的 p_i 和 p'_j 被分配完毕。

约束条件:

$$\sum_{j=1}^n s_{i,j} = p_i, 1 \leq i \leq m, i \neq i' \quad (13)$$

$$\sum_{i: 1 \leq i \leq m, i \neq i'} s_{i,j} = p'_j, 1 \leq j \leq n, j \neq j' \quad (14)$$

$$\sum_{i: 1 \leq i \leq m, i \neq i'} s_{i,j'} = p'_j - p_i, s_{i,j} \geq 0, 1 \leq i \leq m, i \neq i'; 1 \leq j \leq n \quad (15)$$

4.2 MSHP 算法步骤

Step1 初始时设 L 为已分配权值的骨架段对的集合, M 表示所有的骨架段对组成的集合: $L = \{\}, M = \{(i, j): i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n\}$;

Step2 从骨架段对集合 $M - L$ 中选择距离 $d_{i,j}$ 最小的一对 (i, j) , 并标记为 (i', j') ;

Step3 $\min(p_i, p'_j) \rightarrow s_{i,j'}$;

Step4 如果 $p_i < p'_j$, 则 $s_{i,j} = 0, j \neq j'$; 否则 $s_{i,j} = 0, i \neq i'$;

Step5 $p_i - \min(p_i, p'_j) \rightarrow p_i$;

Step6 $p'_j - \min(p_i, p'_j) \rightarrow p'_j$;

Step7 $L + \{(i', j')\} \rightarrow L$;

Step8 如果 $\sum_{i=1}^m p_i > 0, \sum_{j=1}^n p'_j > 0$ 转 Step2; 否则算法结束。

5 实验结果与分析

本实验在 Kimia's Database (9 类, 每类 11 幅, 共 99 幅) 上进行。

(1) 表 1 给出了各类代表形状之间的相似度(距离)。

表 1 各类形状相似度

	0	0.2079	0.533	0.3195	0.2057	0.285	0.4125	0.3405	0.633
	0.2079	0	0.4321	0.2568	0.162	0.2495	0.2911	0.3002	0.5707
	0.533	0.4321	0	0.3281	0.4567	0.5275	0.4431	0.4439	0.6799
	0.3195	0.2568	0.3281	0	0.2392	0.3676	0.3535	0.3626	0.6605
	0.2057	0.162	0.4567	0.2392	0	0.2543	0.2729	0.3069	0.5244
	0.285	0.2495	0.5275	0.3676	0.2543	0	0.3335	0.2193	0.4504
	0.4125	0.2911	0.4431	0.3535	0.2729	0.3335	0	0.2421	0.3692
	0.3405	0.3002	0.4439	0.3626	0.3069	0.2193	0.2421	0	0.4336
	0.633	0.5707	0.6799	0.6605	0.5244	0.4504	0.3692	0.4336	0

(2) 选各类中的一幅为查询图像, 返回最相似的前 6 幅, 检索结果见表 2, 每行第一列为查询图像, 后面为返回的相似图像, 图像底部的数字为该图与查询图像利用本文算法计算所得的距离值。

从表 1 来看, 检索结果非常符合人眼视觉感受, 所提算法能取得良好的检索结果。

(3) 与基于整体骨架矩方法的比较

通常, 人们使用检索精度和回召率来评价检索系统的性能^[4]。根据 PVR 指标的定义, 实验中把数据库中每幅图像都作为查询图像, 统计平均检索精度与回召率, 结果如图 4 所示。

从图 4 来看, 基于综合加权骨架矩特征的检索方法要明显优于基于整体骨架矩的检索方法。

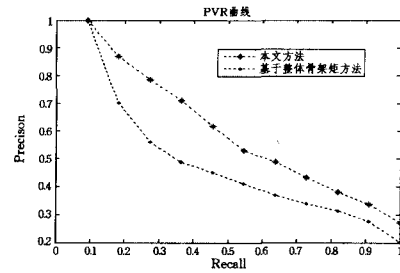


图 4 PVR 曲线

结束语 本文提出了一种基于综合骨架段特征的形状图像识别与检索方法。从实验结果来看, 所提算法能取得良好的检索效果, 优于基于整体骨架特征的方法。但实验中只利用了骨架矩一种特征来描述骨架段, 尝试提取新的更优的骨架段描述符以及与轮廓特征相结合是作者今后将要研究的方向。

参考文献

- [1] Blum H. A Transformation for Extracting New Descriptors of Shape Models for the Perception of Speech and Visual Form [M]. MIT Press, 1967
- [2] 刘俊涛, 刘文子, 吴彩华, 等. 一种提取物体线性骨架的新方法 [J]. 自动化学报, 2008, 34(6): 617-622
- [3] 刘文子, 白翔, 朱光喜. 基于边界曲线演化模型的生长骨架算法 [J]. 自动化学报, 2006, 32(2): 255-262
- [4] 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
- [5] Blum H. Biological Shape and Visual Science; Part I [J]. Journal of Theoretical Biology, 1973, 38: 205-287
- [6] Ma C M, Wan S Y. Parallel thinning algorithms on 3 D binary images [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 80(3): 364-378
- [7] Xie W, Thompson R P, Perucchio R. A topology-preserving parallel 3D thinning algorithms for extracting the curve skeleton [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(7): 1529-1544
- [8] 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
- [9] Kimmel R, Shaked D, Kiryati N, et al. Skeleton via distance maps and level sets [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 62(3): 382-391

- [10] Reniers D, van Wijk J J, Telea A. Computing multiscale curve and surface skeletons of genus 0 shapes using a global importance measure [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2008, 14(2): 355-368
- [11] Ruberto D C. Recognition of shapes by attributed skeletal graphs[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(1): 21-31
- [12] Zhang Dengsheng, Lu Guojun. Review of Shape Representation and Description Techniques [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37:

1-19

- [13] Wang J Z, Li Jia, Wiedrhold G. SIMPLICITY: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(9): 947-963
- [14] Iqbal Q, Aggarwal J K. Applying Percepture Grouping to Content-based Image Retrieval; Building images [C]// *IEEE Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries*. Fort Collins, CO, 1999: 42-48

(上接第 238 页)

	0. 2017 ($\alpha=1$)
CBEST	0. 2086 ($\alpha=1, 2$)
	0. 1926 ($\alpha=2$)
	0. 1892 ($\alpha=3$)

从表 7 的实验结果可以看出,在此数据集上 AUTOCLASS^[5]算法得到了最低的错误率 0. 1182,我们的算法 CBEST 在 $\alpha=3$ 时也得到了仅比 AUTOCLASS^[5]差一点的性能,错误率为 0. 1892. SBAC^[7]算法和 k-prototypes^[6]在此数据集上性能很不好,特别是 SBAC^[7]算法。总体来说,在此数据集上,我们的算法 CBEST 性能较好,在各种 α 值情况下,性能都比 SBAC^[7]算法和 k-prototypes^[6]好得多。

4 CBEST 算法小结

我们的算法 CBEST 既不像 AUTOCLASS^[5]算法一样对数据的分布做出假设;也没有像 SBAC^[7]算法那样对相似性的计算过于复杂,并强加一种信息在其中,也就是认为频率低的属性值匹配应赋予更重的权重,当这与实际数据不匹配时,效果很不好,从我们的实验中可以看到这一点。对于 k-prototypes^[6]算法来说,它的效率高,但效果一般。针对 k-prototypes^[6]算法用于调节概念型属性和数值型属性权重比例的参数似乎对算法的性能没有影响,也就是说这个参数起不到调节作用,而且当数值型属性的分布不呈现球状分布时,它的效果很不好。我们的算法 CBEST 则具有以下特点:

1. 它没有强加给数据任何的分布模型,没有假设数值型数据是高斯分布,也没有假设概念型属性是多项式分布;
2. 它没有相似性度量中强加任何的信息和偏向 (bias);
3. 它能有效融合先验知识,也就是说,对于概念型属性和数值型属性间的偏移,可以通过调节参数 α 来实现。当数值型属性足以区分不同的簇,而概念型属性的区分能力有限时, α 参数设置小一点,反之设置大一点。我们如果有这方面的先验信息时,可以将此先验信息融合到此参数中,当没有这方面的先验信息时,也可以通过多设置一些参数来得到不同的聚类结果,再从中择优或进行集成,从而得到一个理想而又稳定的效果。

结束语 早期的聚类算法和准则函数不适于处理混合型数据,所以我们专门针对混合型数据聚类进行了研究。在综述了混合型数据聚类算法的国内外研究现状后,我们提出了一种基于集成技术的混合数据聚类算法 CBEST。它利用聚类集成技术产生混合数据间的相似性矩阵,这就避免了直接计算混合型数据间相似性的难题,最后基于此相似性矩阵,应用谱聚类算法得到混合数据聚类结果。我们用了大量的实验来验证了它的有效性,及对噪声的鲁棒性,并且其能有效融合先验知识,通过参数的调节可以敏感地在不同属性间偏移。

由于 CBEST 是基于互联合矩阵或者说相似性矩阵上的聚

类算法,它的时间复杂性是二次的。所以我们进一步的工作包括改进此算法的时间复杂性,并且使其能自动确定类个数。

参 考 文 献

- [1] Huang Z. Extensions to the k-means algorithm for clustering large data sets with categorical values [J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(3): 283-304
- [2] Fisher D H. Knowledge acquisition via incremental conceptual clustering [J]. *Machine Learning*, 1987, 2(2): 139-172
- [3] Mckusick K B, Thompson K. COBWEB/3: A portable implementation [R]. FIA-90-6-182. Moffett Field, CA; NASA Ames Research Center, 1990
- [4] Reich Y, Fenves S. The formation and use of abstract concepts in design Concept Formation; Knowledge and Experience in Unsupervised Learning [M]. Los Altos, CA; Morgan Kaufmann, 1991: 323-353
- [5] Cheeseman P, Stutz J. Bayesian classification (AutoClass): Theory and results *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining [M]*. AAAI Press/The MIT Press, 1996: 153-180
- [6] Huang Z. Clustering Large Data Sets with Mixed Numeric and Categorical Values [C]// *Proceedings of the 1st Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, (PAKDD). Singapore, 1997: 21-34
- [7] Li C, Biswas G. Unsupervised Learning with Mixed Numeric and Nominal Data [J]. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, 2002, 14(4): 673-690
- [8] Goodall D W. A New Similarity Index Based On Probability [J]. *Biometrics*, 1966, 22: 882-907
- [9] He Z, Xu X, Deng S. Clustering Mixed Numeric and Categorical Data: A Cluster Ensemble Approach [Z]. eprint arXiv: cs/0509011 2005
- [10] Fred A L N. Finding Consistent Clusters in Data Partitions [C]// *Multiple Classifier Systems, Second International Workshop, MCS 2001*. Cambridge, UK, 2001: 309-318
- [11] Ng A Y, Jordan M I, Weiss Y. On Spectral Clustering: Analysis and an algorithm [C]// *NIPS*. Vancouver, British Columbia, Canada: MIT Press, 2001: 849-856
- [12] Topchy A, Jain A K, Punch W. A Mixture Model for Clustering Ensembles [C]// *Proc. SIAM Conf. on Data Mining*. 2004: 379-390
- [13] Fred A L N, Jain A K. Data Clustering using Evidence Accumulation [C]// *Proc. of the 16th Intl. Conference on Pattern Recognition ICPR 2002*. Quebec, Canada; IEEE Computer Society, 2002: 276-280
- [14] He Z, Xu X, Deng S. A cluster ensemble method for clustering categorical data [J]. *Information Fusion*, 2005, 6: 143-151
- [15] Verma D, Meila M. A comparison of spectral clustering algorithms [Z]. university of washington, uw-cse-03-05-01, 2003
- [16] Zelnik-Manor L, Perona P. Self-Tuning Spectral Clustering [C]// *Eighteenth Annual Conference on Neural Information Processing Systems*, (NIPS). 2004
- [17] Kuhn H W. The hungarian method for the assignment problem [J]. *Naval Research Logistics*, 1955, 2(2): 83-97
- [18] <http://www.ics.uci.edu/~mlearn/databases/>