

文章编号:1001-9081(2007)08-2066-03

一种基于约束关系的电子病历图像分割核聚类算法

丁卫平¹, 邓伟²

(1. 南通大学 计算机科学与技术学院, 江苏 南通 226019;

2. 苏州大学 计算机科学与技术学院, 江苏 苏州 215006)

(dwp9988@163.com)

摘要:针对电子病历中图像分割问题,提出了基于约束关系的改进核聚类算法,该算法通过引入约束关系在图像分割前进行修正,从而提高图像分割效果。该核聚类算法在 MRI 中电子病历图像分割实验的结果表明,施加约束关系的核聚类算法能有效地解决电子病历图像中含噪声以及灰度不均匀等问题,具有一定的鲁棒性和较好的图像分割效果。

关键词:核聚类;电子病历;图像分割;鲁棒性

中图分类号:TP301.6 **文献标志码:**A

Kernel clustering algorithm with the constraint about the image segmentation in the electronic patient record

DING Wei-ping¹, DENG Wei²

(1. School of Computer Science and Technology, Nantong University, Nantong Jiangsu 226019, China;

2. College of Computer Science and Technology, Suzhou University, Suzhou Jiangsu 215006, China)

Abstract: An improved kernel clustering algorithm based on constraints was proposed, which was used to resolve the problem of the image segmentation in the electronic patient record. The proposed algorithm was designed to retouch the images before they were segmented to improve the image segmentation. The experiment adopted the kernel clustering algorithm in MRI image segmentations, and the results show that the proposed algorithm, compared with classical algorithm, is more effective in solving the inherent problems in the electronic patient record images including noises and intensity inhomogeneities, etc. And accordingly the proposed algorithms are robust and can achieve better image segmentation results.

Key words: kernel clustering; electronic patient record; image segmentation; robustness

0 引言

电子病历图像分割是提取图像中特殊组织定量分析不可缺少的手段,同时也是可视化图像实现预处理的步骤和前提条件。追求高精度、高效率 and 鲁棒性是图像分割的目标,但目前电子病历图像分割问题仍然没有得到很好的解决,主要原因是电子病历图像与普通图像相比,具有模糊、不均匀、复杂性和多样性等特点,而且容易受噪音、场偏移效应、局部体效应和组织运动等的影响。国内外提出了很多实用的分割算法,但大多数算法^[1-6]在电子病历图像分割时往往难以取得令人非常满意的结果。

近年来,基于核的学习理论及其算法越来越受到研究者的重视,利用核方法来改造传统的机器学习算法已经成为机器学习领域的一个热点,新的核学习算法和应用不断涌现^[7-9]。本文介绍了核方法、聚类算法以及核聚类,提出了基于空间关系约束的核聚类算法。该算法把输入空间的样本映射到高维特征空间,并且在特征空间中进行聚类,通过在核聚类算法的目标函数上引入约束关系进行图像分割前的修正来提高图像分割性能。将该算法应用于电子病历图像分割,实验结果表明,利用该核聚类算法能够较好地解决图像噪音、不

均匀等影响的问题,能很好地分辨、提取并放大图像中 useful 特征。

1 核聚类

1.1 核方法

核方法是指在任何含有内积的算法中,用核函数来代替内积的方法,它从理论上为训练学习机提供了一种系统方法。核方法的基本策略是将数据映射到一个可以发现线性关系的空间,通常由两个部分组成:初始映射和模式分析算法。初始映射由核函数隐式定义,依赖于具体的数据类型和关于模式的领域知识;模式分析算法用来发现这一空间的线性模式。

1.2 聚类算法

聚类算法是一种非监督的学习问题,它按照某种相似程度进行度量,使相似的样本归为一类,而不相似的样本归于不同的类,即聚类的过程完全依赖于样本之间的特征差别。目前已有的聚类算法只能对一些典型分布的样本奏效,比较经典的聚类方法有传统的 C-均值方法^[10]、模糊 C-均值聚类方法(Fuzzy C-Means, FCM)^[11]和 Kohonen 自组织神经网络^[12]等,这些方法都没有对样本的特征进行优化,而是直接利用样本的特征进行聚类。上述方法的有效性很大程度上取决于样

收稿日期:2007-02-02;修回日期:2007-04-12。

基金项目:江苏省自然科学基金资助项目(02KJB520004);南通大学自然科学基金资助项目(05Z061)。

作者简介:丁卫平(1979-),男,江苏常州人,讲师,硕士,主要研究方向:电子病历、数据挖掘;邓伟(1967-),男,江苏苏州人,教授,博士,主要研究方向:人工智能、神经网络、模式识别。

本分布情况:如果一类样本散布较大,而另一类散布较小,这些方法效果就会比较差。

1.3 核聚类算法

基于上述原因,很多研究者^[1,8]把核方法引入到聚类分析中,提出核聚类的方法,该方法增加对样本特征的优化,通过利用 Mercer 核把输入空间的样本映射到高维特征空间,并在特征空间中进行聚类。核聚类方法是普适的,在性能上比经典的聚类算法有较大的改进,它通过非线性映射能够较好地分辨、提取并放大有用的特征,从而实现更准确的聚类,算法收敛速度也较快。在经典聚类算法失效的情况下,核聚类算法也能够得到正确的聚类,是一种较好的聚类分析方法。

目前针对电子病历图像分割算法的核聚类算法很多^[13-16],但由于电子病历图像的形成易受到噪音、场偏移效应等的影响,具有模糊、灰度不均匀性等特点,传统的 FCM 分割效果不佳。为了避免图像中噪音和场偏移效应的影响,本文在 FCM 算法的基础上,通过在核聚类算法的目标函数上中施加约束关系,提出 GFCM 等核聚类算法,该类算法在图像分割前进行修正,具有较好的图像分割性能。

2 基于约束关系的核聚类算法

2.1 FCM 算法

FCM^[17]通过引入样本到聚类中心的隶属度,使准则函数不仅可微,而且软化了模式的归属,已成为最常用和讨论较多的聚类算法之一。其描述如下:

令 $X = \{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 是一训练样本集, $X \subseteq R^p$, c 为预定的类别数目, $v_i (i = 1, 2, \dots, c)$ 为第 i 个聚类的中心, $u_{ik} (i = 1, 2, \dots, c, k = 1, 2, \dots, n)$ 是第 k 个样本对第 i 类的隶属度函数,且 $0 \leq u_{ik} \leq 1$ 及 $0 \leq \sum_{k=1}^n u_{ik} < n$, FCM 的目标函数为:

$$J_m(U, v) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

其中, $U = \{u_{ik}\}$, $v = (v_1, v_2, \dots, v_c)$, $m > 1$ 为常数。

隶属度函数:

$$u_{ik} = \frac{(1/\|x_k - v_i\|^2)^{1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c (1/\|x_k - v_j\|^2)^{1/(m-1)}}; \quad \forall i = 1, 2, \dots, c, k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

聚类的中心:

$$v_i = \sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k / \sum_{k=1}^n u_{ik}^m; \quad \forall i = 1, 2, \dots, c \quad (3)$$

FCM 聚类算法是一种非监督模糊聚类后标定的过程,应用时可以减少人为的干预且适合灰度图像的成像特征。但是从上述表达式分析可以看出,FCM 聚类算法对初始聚类中心的选取很敏感,当初始聚类中心落在局部最小值附近时容易陷入局部最小值,这不仅影响算法收敛速度,而且可能使算法收敛到局部极小,得到不准确的分割结果。其原因在于 FCM 聚类算法的过程是一种在对数似然函数空间上的随机爬山(hill-climbing)算法,其目标函数是非凸的,本质上是一种局部搜索技术。

图像中含有大量噪音和场偏移效应的情况下,FCM 图像分割效果不好。这些不足之处限制了 FCM 聚类算法在电子病历图像分割上的应用。

2.2 GFCM 算法

为了克服 FCM 聚类算法图像分割的缺点,通过在 FCM

核聚类算法的目标函数上中施加约束关系,提出了 GFCM 核聚类算法。

GFCM 的目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m (1 - K(x_k, v_i)) + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^{\sqrt{m}} \sum_{r \in N_k} (1 - K(x_r, v_i)) \quad (4)$$

对式(4)进行约束最优化,得到如下的交替迭代方程:

$$u_{ik} = \frac{\left((1 - K(x_k, v_i)) + \frac{\alpha}{N_{Rr \in N_k}} \sum_{r \in N_k} (1 - K(x_r, v_i))^m \right)^{\sqrt{-1/(m-1)}}}{\sum_{j=1}^c \left((1 - K(x_k, v_j)) + \frac{\alpha}{N_{Rr \in N_k}} \sum_{r \in N_k} (1 - K(x_r, v_j))^m \right)^{\sqrt{-1/(m-1)}}} \quad (5)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(K(x_k, v_i) x_k + \frac{\alpha}{N_{Rr \in N_k}} \sum_{r \in N_k} K(x_r, v_i) x_r \right)}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(K(x_k, v_i) + \frac{\alpha}{N_{Rr \in N_k}} \sum_{r \in N_k} K(x_r, v_i) \right)} \quad (6)$$

在实验中发现,式(6)可以被式(7)替代:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(K(x_k, v_i) + \frac{\alpha}{N_{Rr \in N_k}} \sum_{r \in N_k} K(x_r, v_i) \right) x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(K(x_k, v_i) + \frac{\alpha}{N_{Rr \in N_k}} \sum_{r \in N_k} K(x_r, v_i) \right)} \quad (7)$$

为了增强对野值(Outlier)的鲁棒性,取为 x_k 的邻域 N_k 中像素的中值记作 \bar{x}_k ,其目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m (1 - K(x_k, v_i)) + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^{\sqrt{m}} (1 - K(\bar{x}_k, v_i)) \quad (8)$$

其中, $K(x, y)$ 为一般 RBF 核函数。由式(8)得到交替迭代方程如下:

$$u_{ik} = \frac{\left((1 - K(x_k, v_i)) + \alpha(1 - K(\bar{x}_k, v_i)) \right)^{\sqrt{-1/(m-1)}}}{\sum_{j=1}^c \left((1 - K(x_k, v_j)) + \alpha(1 - K(\bar{x}_k, v_j)) \right)^{\sqrt{-1/(m-1)}}} \quad (9)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(K(x_k, v_i) x_k + \alpha K(\bar{x}_k, v_i) \bar{x}_k \right)}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \left(K(x_k, v_i) + \alpha K(\bar{x}_k, v_i) \right)} \quad (10)$$

综上,GFCM 算法描述如下:

步骤 1:设定聚类数目 c 和参数 m ,初始化各个聚类中心 v_i ,选取 ε 为一个小的正数。

步骤 2:计算均值和中值滤波图像。

步骤 3:依照式(9)计算当前的聚类中心更新隶属度;

步骤 4:依照式(10)计算当前的隶属度更新聚类中心;

重复步骤 3 和步骤 4,直到满足 $\|V_{\text{new}} - V_{\text{old}}\| < \varepsilon$ 。

3 GFCM 在电子病历图像分割中的应用

为验证所提算法的有效性,本文的图像分割实验测试平台为 Windows 2000,测试环境主频为 800 MHz,内存为 512 M 的 PC 机,算法使用 Matlab 6.5 编程完成的。在电子病历图像库中,分别进行了 FCM、MRF^[16]、LSET^[12] 和 GFCM 四种算法在模拟大脑 MRI 图像数据库 BrainWeb 以及真实大脑 MRI 图像上做了分割实验。其参数设置为 $\sigma = 165$, $\alpha = 0.8$, $m = 2$, $\varepsilon = 0.002$, $N_R = 8$ 。结果显示,与传统的方法相比,施加约束

关系的核聚类算法能更有效地解决电子病历图像中的含噪声以及灰度不均匀性等问题,具有一定的鲁棒性和较好的图像分割结果。具体分析结果如图 1、2 所示。

图 1 给出了四种算法在模拟大脑 MRI 图像上的分割结果。实验中使用参数为 $\alpha = 0.8$, 类别数为 8。由图 1 可以看出,除了 FCM 的分割结果较差之外,其他三种算法均有效地排除了噪声干扰,且具有空间约束的 GFCM 效果最好。

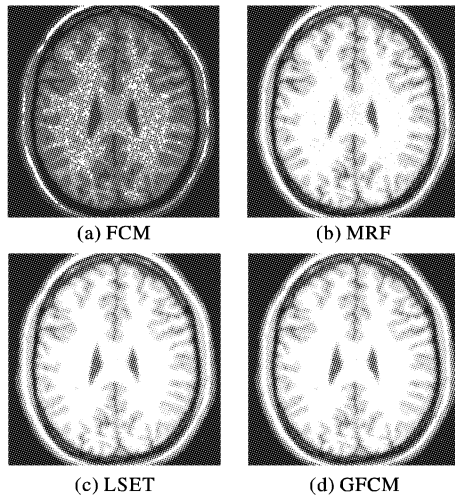


图 1 一幅模拟大脑 MRI 图像上的分割结果

图 2 给出了一幅真实 MRI 图像添加 6% 椒盐噪声后的图像。图 2 (b ~ e) 是 FCM、MRF、LSET、GFCM 四种算法在图 2 (a) 上的分割结果,其中类别数 $c = 4$, $\alpha = 4.6$ 。由图 2 可以看出,在图像被椒盐噪声污染的情形下,具有约束关系的 GFCM 能有效排除噪声干扰,而其他算法在此方面性能都不是特别有效。

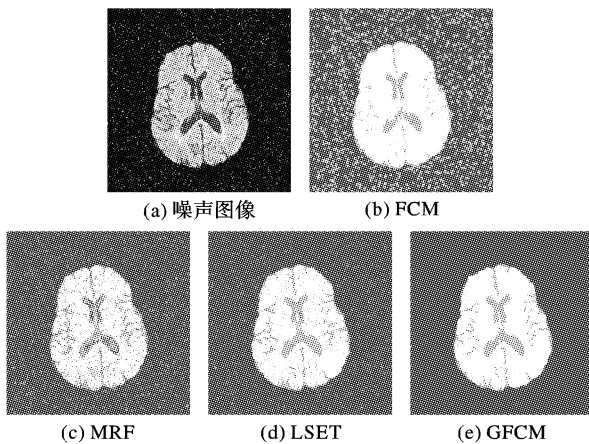


图 2 在添加 6% 椒盐噪声后的真实 MRI 图像上的分割结果

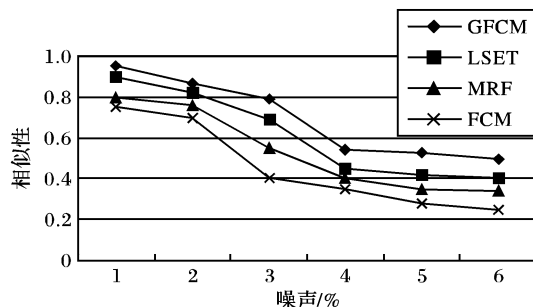


图 3 图像分割算法性能评估

将图 1、2 的分割结果利用图像分割精度测试工具进行数字化表示,如表 1 所示,其中分割精度 = 实际分割效果/最理

想的分割效果。

表 1 四种算法的分割精度对比 (%)

	FCM	MRF	LSET	GFCM
模拟大脑 MRI	94.95	95.67	97.14	99.33
6% 椒盐噪声的 MRI	93.97	94.58	98.83	99.69

为了进一步评估 GFCM 对电子病历图像分割的精度与有效性,采用 Jaccard 相似性准则^[9]进行分析,其定义如下:

$$J^k(g, s) = \frac{|V_g^k \cap V_s^k|}{|V_g^k \cup V_s^k|}$$

V_g^k 、 V_s^k 分别表示组织类 k 在理想分割与实际取得的分割的像素总数。通过利用 Jaccard 相似性准则再次比较 GFCM、FCM、MRF 和 LSET 的抗噪音能力,如图 3 所示,可以看出基于约束关系的 RFCM 图像分割算法抗噪音的鲁棒性较强。

4 结语

提出了基于约束关系的核聚类图像分割算法 GFCM,并对 GFCM、FCM、MRF 和 LSET 算法在模拟大脑 MRI 图像数据库 BrainWeb 以及真实大脑 MRI 图像上做了分割实验。结果表明,与传统的方法相比,施加关系约束的核聚类算法均能有效处理含噪声以及灰度不均匀的图像分割问题。电子病历图像进行有效分割后,其结果能较好地应用于病变组织的定位诊断,解剖结构的学习,以及智能计算机辅助治疗等。

参考文献:

- [1] ANDRAS P. Kernel-kohonen networks[J]. International Journal of Neural Systems, 2002, 12(2): 117 - 135.
- [2] AHMED M N, YAMANY S M, MOHAMED N, et al. A modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193 - 199.
- [3] BAUDAT G, ANOUAR F. Generalized discriminant analysis using a kernel approach[J]. Neural Computation, 2000, 12(10): 2385 - 2404.
- [4] JOACHIMS T. Text categorization with support vector machines: learning with many relevant features[C]// Proceedings of 10th European Conference on Machine Learning, LNCS 1398. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 137 - 142.
- [5] JENG Y J, YEH C C, Chiueh T D. Exponential bidirectional associative memory[J]. Electronics Letters, 1990, 26(1): 717 - 718.
- [6] MIKA S, RATSCH G, WESTON J, et al. Fisher discriminant analysis with kernels[C]// IEEE Neural Networks for Signal Processing Workshop. New York: IEEE Press, 1999: 41 - 48.
- [7] BOSERR B, GUYON I, VAPNIK V N. A training algorithm for optimal margin classifiers[C]// Proceedings of Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory. New York: ACM Press, 1992: 144 - 152.
- [8] KIM K I, JUNG K, KIM H J. Face recognition using kernel principal component analysis[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(2): 40 - 42.
- [9] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.
- [10] MACQUEEN J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C]// Proceedings of Fifth Berkeley Symposium on Mathematics Statistic Problem. Berkeley: University of California Press, 1967, 1: 281 - 297.
- [11] BEZDEK J C. Pattern recognition with Fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum, 1981.

询行为来进行连续的学习,将用户感兴趣的检出文档作为系统的反馈输入,增加了用户查询的相关信息,所以随着查询次数的增加,查全率随之提高。

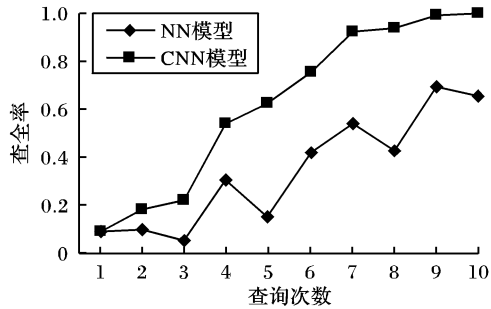


图4 查全率比较

其次,为了比较这两种模型在接受用户连续查询请求时的查准率变化情况,由用户输入 10 次查询,经计算得到相应的查准率。实验结果如图 5 所示。

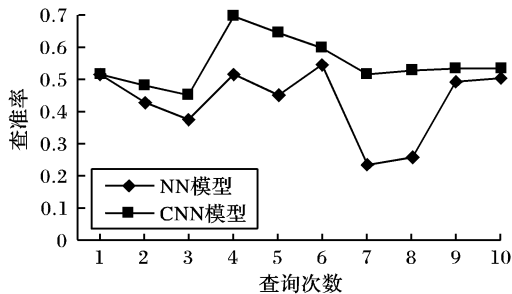


图5 查准率比较

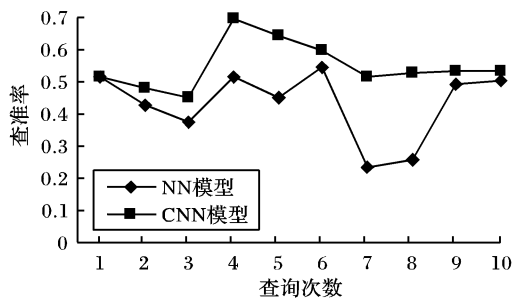


图6 两种模型在不同查全率时的平均查准率

从图 5 中可以看出,除了第一次查询时两种模型的查准率相同,在之后的查询中,CNN 模型的查准率比 NN 模型的查准率高,这是因为 CNN 模型通过用户历次的查询行为(包括查询请求和选择浏览的文献)来得到一些相关信息,系统认为用户每次输入的查询和点击浏览过的文献是用户感兴趣的,与用户的查询最为相关,反映了用户的查询兴趣和倾向,

并将这些信息反馈到以后的查询过程,所以能够获得较高的查准率。

为了比较这两种模型的检索性能,在查全率为 0.1 到 1.0 时得到相应的查准率,两种模型的检索性能对比实验结果如图 6 所示。

从图 6 中可以看出,两种模型的查准率都随着查全率的增加而减少,在查全率相同的情况下,CNN 模型比 NN 模型的查准率高。通过分析认为,CNN 模型具有较强的学习性、记忆性和联想性,通过对用户查询行为的连续学习和记忆,以获得关于用户查询兴趣的认知,从而在之后的检索中利用模型的联想性为用户提供更为符合需求的检索结果,所以获得了较好的检索性能。

通过以上的实验和分析可以看出,NN 模型和 CNN 模型在查全率和查准率的表现上 CNN 模型均优于 NN 模型,因而 CNN 模型具有较好的检索性能。

4 结语

提出了一种新的查询扩展方法,通过利用混沌神经网络的特性,对用户的查询行为进行学习和联想,实现对用户查询的扩展,以得到符合不同用户需求的检索结果。与传统神经网络信息检索模型的对比实验表明,新模型具有更高的查全率和查准率,获得了较好的检索性能。

参考文献:

- [1] WILKINSON R, HINGSTON P. Using the cosine measure in a neural network for document retrieval[C]// Proceedings of the ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, Chicago: ACM Press, 1991:202-210.
- [2] CHOI Y S, YOO S I. Multi-agent Learning Approach to WWW Information Retrieval using Neural Network[C]// Proceedings of the ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 1999: 23-30.
- [3] SHENG X W, JIANG M H. A new IR model of automatic query expansion based on Hopfield network[C]// Advances in Computation of Oriental Languages-Proceedings of the 20th International Conference on Computer Processing of Oriental Languages, 2003.
- [4] 王耀南,余群明,袁小芳. 混沌神经网络模型及其应用研究综述[J]. 控制与决策,2006,21(2): 121-128.
- [5] 何国光,曹志彤,陈宏平. 混沌神经网络的信息搜索[J]. 浙江大学学报:理学版,2002,29(4): 390-394.
- [6] 段书凯,刘光远. 连续学习混沌神经网络的研究[J]. 计算机科学,2004,31(4): 135-139.
- [7] AIHARA K, TAKABE T, TOYODA M. Chaotic neural networks[J]. Physics Letters A, 1990, 144(6/7): 333-340.

(上接第 2068 页)

- [12] 赵于前,桂卫华,陈真诚,等. 基于形态学重建滤波的脑部磁共振图像分割[J]. 计算机工程,2006,32(16): 170-171.
- [13] JOHNSON B, ATKINS M S, MACKIEWICH B, et al. Segmentation of multiple sclerosis lesions in intensity corrected multispectral MRI[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996, 15(2): 154-169.
- [14] WEINGESSEL A, DIMITRIADOU E, HORRINK K. An ensemble method for clustering[C/OL]// 3rd International Workshop on Distributed Statistical Computing-Working Papers [2006-12-28]. <http://www.ci.tuwien.ac.at/Conferences/DSC-2003/>.
- [15] WELLS W M, GRIMSON W E L, KIKINIS R, et al. Adaptive segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Im-

- aging, 1996, 15(4): 429-442.
- [16] 朱付平,田捷,林瑶,等. 基于 Level Set 方法的医学图像分割[J]. 软件学报,2002,13(9): 1866-1873.
- [17] YANG M H. Kernel eigenfaces vs. kernel fisherfaces: face recognition using kernel methods[C]// Proceedings of the Fifth International Conferences on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington: IEEE Press, 2002: 215-220.
- [18] KRISHNAPURAM R, KELLER J M. A possibilistic approach to clustering[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1993, 1(2): 98-110.
- [19] KRISHNAPURAM R, KELLER J M. The possibilistic c-means: insights and recommendations[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1996, 4(3): 385-393.