

反一致可能性 C 均值聚类算法

文传军¹ 汪庆森² 詹永照³

(常州工学院理学院 常州 213002)¹ (苏州大学计算机学院 苏州 215021)²

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)³

摘要 可能性 C 均值聚类(PCM)因存在聚类中心一致性问题而导致 PCM 算法聚类失效。提出了反一致可能性 C 均值聚类算法(ACPCM),它将各聚类中心间距离的倒数之和构造为反一致性项,将反一致性项和 PCM 目标函数之和构成 ACPCM 目标函数,利用粒子群算法估计聚类中心,利用梯度法建立模糊隶属度迭代公式。理论分析和仿真实验验证了所提算法的聚类有效性及反一致性。

关键词 可能性 C 均值聚类(PCM),一致性,聚类中心,粒子群(PSO)

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.1.064

Anti-consistency Possibilistic C-means Clustering Algorithm

WEN Chuan-jun¹ WANG Qing-miao² ZHAN Yong-zhao³

(School of Science, Changzhou Institute of Technology, Changzhou 213002, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215021, China)²

(School of Computer Science and Communication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)³

Abstract PCM classification judgment will fail while consistency question occurs. A new algorithm was proposed in this paper which is named as anti-consistency possibilistic C-means clustering(ACPCM). Anti-consistency function is composed of the reciprocal sum of distances between every two clustering centers, and ACPCM objective function is the sum of PCM objective function and anti-consistency function. PSO algorithm is used to estimate clustering centers and gradient method is utilized to solve fuzzy memberships. The effectiveness and anti-consistency of ACPCM were proved through theoretical analysis and simulation experiments.

Keywords Possibilistic C-means clustering, Consistency, Clustering center, Particle swarm optimization(PSO)

1 引言

可能性 C 均值聚类(Possibilistic C-means, PCM)^[1]在聚类问题中引入可能性理论,放弃 FCM^[2]模糊隶属度归一化约束,使噪声数据仅有很小的隶属度值,因此 PCM 算法对噪声数据具有一定的鲁棒性,从而得到广泛的应用和改进研究。如文献[3]提出加权约束可能性聚类用于在线故障检测和隔离;Liao 等人^[4]利用稳健可能性聚类进行相似度测量;文献[5]采用模糊和可能性聚类算法进行图像分割,从而实现钙点检测和识别等。

PCM 放弃归一化约束克服了 FCM 对噪声敏感的缺陷^[6,7],同时也使得目标函数值基于各聚簇独立求解,从而引发了一致性问题,即各类聚类中心有可能相互重合,进而使得聚类结果失效。为了克服 PCM 算法一致性缺陷,将 FCM 和 PCM 二者所长相结合。改进的可能性 C 均值聚类算法(IPCM)^[8]采用 PCM 典型值与 FCM 模糊隶属度乘积的形式构造目标函数,可能性模糊 C 均值聚类算法(PFCM)^[9]则采用了加权线性组合的形式构造新的目标函数,虽然它们解决

了一致性聚类和对噪声敏感问题,但目标函数复杂,聚类待估参量较多,算法收敛速度较慢。在 IPCM 的基础上,武小红等人^[10]对 IPCM 引入非欧氏距离,以增强算法对实际问题的适应性;文献[11]利用样本加权放松 IPCM 中典型值限制,同时改进参量计算公式以减少迭代次数;文献[12]将 IPCM 与粒子群算法(PSO)相结合,利用 PSO 算法估计聚类中心,以降低算法对初始聚类中心的敏感。

对于目标函数优化求解及聚类参量的估计,生物优化算法由于具有全局并行搜索功能,且不依赖于目标函数梯度信息,可处理复杂目标函数寻优问题,并具有广泛的适应性,因此被引入模糊聚类中,形成一系列基于生物进化算法的聚类算法,如与遗传算法(GA)相结合^[13]、与粒子群算法(PSO)相结合^[14,15]等。

IPCM 及 PFCM 算法目标函数及参量迭代公式非常复杂,需要迭代估计求解的参量较多,且不易直接理解目标函数及参量所对应的实际意义。当两聚类中心靠近时,两聚类中心距离将趋近于零,则距离的倒数将趋近于无穷,在目标函数中则可起到惩罚一致性的作用。本文提出反一致可能性 C

到稿日期:2014-02-19 返修日期:2014-05-13 本文受国家自然科学基金(61170126),常州工学院校级课题(YN1305)资助。

文传军(1976—),男,博士,主要研究方向为模式识别、模糊聚类,E-mail:wcjyhy@qq.com;汪庆森(1978—),男,博士,讲师,主要研究方向为模式识别、模糊聚类;詹永照(1962—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为分布式计算、计算机图形学。

均值聚类算法(anti-consistency possibilistic c-means clustering, ACPCM),其利用两两聚类中心距离倒数之和构造反一致性项,将反一致性项和PCM目标函数相加构成ACPCM的目标函数,基于粒子群算法对聚类中心进行编码估计求解,结合梯度法获取模糊隶属度迭代公式。聚类中心相互靠近会给ACPCM目标函数较大的惩罚,从而避免了聚类中心一致性,通过理论分析和仿真实验,验证了该算法的有效性。

2 基本概念

本节将对PCM及PSO算法相关概念做简单介绍,以支撑后续工作的展开。

2.1 可能性C均值聚类(PCM)

PCM放弃了FCM的归一化约束以获取抗噪性能,同时为了避免零解的产生,在目标函数中补充了正则惩罚项,得到最小化目标函数为:

$$J_{PCM}(U, P) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - \theta_i\|^2 + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{j=1}^n (1 - u_{ij})^m \quad (1)$$

其中, θ_i 为其聚类中心, u_{ij} 表示样本 x_j 对于类 i 的可能(典型)值,且有 $u_{ij} \in [0, 1]$, $m(m > 1)$ 为模糊指标, η_i 为尺度参数,选择合适的参数 η_i 才能保证算法的有效性。

PCM的聚类中心和模糊隶属度公式分别为:

$$\theta_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad \forall i = 1, \dots, c \quad (2)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{1 + \left[\frac{\|x_j - \theta_i\|^2}{\eta_i} \right]^{1/(m-1)}}, \quad \forall i = 1, \dots, c, \quad \forall j = 1, \dots, n \quad (3)$$

式(2)、式(3)为一对方程,通过AO交替迭代方式可估计 θ_i 和 u_{ij} 的取值。

$$\eta_i = K \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - \theta_i\|^2}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad K > 0 \quad (4)$$

通常取 $K = 1$, η_i 一般利用FCM训练结果来计算并在PCM算法赋初值时确定^[8]。

2.2 粒子群算法(PSO)

粒子群优化算法(PSO)是Eberhart等人在1995年提出的群智能自适应进化搜索算法,已成功应用于大量非线性、不可微和多峰值复杂问题的优化^[12, 14-16]。基本PSO算法中每个粒子都是优化问题的一个可行解,并由被优化的目标函数确定一个适应值。每个粒子由一个速度决定其运动的方向和距离,结合粒子位置和飞行速度决定其下一代粒子位置。在每一代迭代中,粒子拥有两个极值信息,一是粒子历代更新中找到的最优解 p_{best} , 另一个为全种群迄今找到的最优解 g_{best} , 每个粒子根据自身 p_{best} 和全局 g_{best} 来修正自身飞行速度。

设第 i 个粒子位置表示为向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$, 第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $p_{best_i} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$, 粒子群迄今为止所搜索到的最优位置记为 $g_{best} = (g_1, g_2, \dots, g_d)$, 另外第 i 个粒子飞行速度(位置变化率)为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。粒子的速度及位置更新公式分别为:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_1 [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_2 [g_j(t) - x_{ij}(t)]$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1)$$

其中, c_1, c_2 为加速因子,取为正的常数; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, ω 称为惯性因子。

3 反一致可能性C均值聚类(ACPCM)

3.1 新聚类算法构造思路

由于各样本 x_j 及各隶属度 u_{ij} 是彼此独立的,因此式(1)可表达为:

$$J_{PCM}(U, P) = \sum_{i=1}^c J_i \quad (5)$$

其中

$$J_i = \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - \theta_i\|^2 + \eta_i \sum_{j=1}^n (1 - u_{ij})^m, \quad i = 1, \dots, c \quad (6)$$

即目标函数 $J_{PCM}(U, P)$ 是基于各聚簇目标函数 J_i 独立求 u_{ij} 的最小值的。

由于各 J_i 求取最小值时相互没有关联,不具有FCM归一化约束条件进而抑制一致性问题的产生,使得PCM存在聚簇聚类中心重合的可能,从而导致聚类算法失效。

为了克服PCM算法一致性问题,避免多个聚类中心重合的可能,利用两两聚类中心距离倒数和构造反一致性函数,并将其添加在PCM目标函数中,当某两个聚类中心靠近时,则使得算法目标函数值急剧增加,达到惩罚聚类一致性趋势的目的,由此新目标函数解将远离聚类中心重合的情况。

3.2 反一致可能性C均值聚类(ACPCM)

PCM正则项 $f(\eta_i)$ 添加的目的在于当 u_{ij} 靠近零解时给予目标函数较大的惩罚值,反一致性函数 $g(\theta)$ 也是相同的构造思路,形如:

$$g(\theta) = \sum_{i,j=1, i \neq j}^c \frac{1}{\|\theta_i - \theta_j\|^2} \quad (7)$$

其中, θ_i 表示第 i 类的聚类中心, $\|\theta_i - \theta_j\|$ 表示第 i 类和第 j 类聚类中心的距离,当两类聚类中心无限靠近时,则 $\frac{1}{\|\theta_i - \theta_j\|^2}$ 趋近于正无穷。当聚类一致性发生时, $g(\theta)$ 将给予目标函数以极大的惩罚,从而趋使聚类结果远离一致性。

ACPCM目标函数如下:

$$J_{ACPCM}(U, P) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - \theta_i\|^2 + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{j=1}^n (1 - u_{ij})^m + \sum_{i,j=1, i \neq j}^c \frac{1}{\|\theta_i - \theta_j\|^2} \quad (8)$$

其中, $u_{ij} \in [0, 1]$, $j = 1, \dots, n$, $m > 1$ 。

与PCM算法类似,将式(8)对 u_{ij} 求偏导,令求导结果等于0,经整理后得到ACPCM模糊隶属度 u_{ij} 迭代公式:

$$u_{ij} = \frac{1}{1 + \left[\frac{\|x_j - \theta_i\|^2}{\eta_i} \right]^{1/(m-1)}} \quad (9)$$

对比式(4)及式(10)可知,PCM与ACPCM的模糊隶属度迭代公式相同,这是因为ACPCM所补充的反一致性函数 $g(\theta)$ 不包含 u_{ij} , $g(\theta)$ 对 u_{ij} 求偏导时被视作常数,则 $g(\theta)$ 对 u_{ij} 求偏导时结果为0,对模糊隶属度公式的构造没有影响。

由式(8)可知,ACPCM目标函数对于聚类中心 θ_i 而言是相当复杂的,利用梯度法获取聚类中心迭代公式是不可取的,粒子群(PSO)无需利用梯度信息即可对参数进行估计,所以采用PSO算法进行求解。利用PSO算法对聚类中心编码,基于式(9)计算模糊隶属度,从而实现ACPCM目标函数的求解。

3.3 ACPCM 算法迭代求解流程

定义粒子群适应度函数为:

$$f(x) = \frac{1}{J_{ACPCM}(U, P) + 1} \quad (10)$$

通过倒数的形式将聚类目标函数最小化转换为粒子群适应度函数最大化。

ACPCM 求解聚类中心矩阵 $P = [\theta_i]_{c \times d}$ 和隶属矩阵 $U = [u_{ij}]_{c \times n}$ 的基本迭代步骤为:

步骤 1 初始化多个 $c \times d$ 维粒子的位置 $X_k(0)$ 和速度 $V_k(0)$, 其中 c 表示类别数, d 表示样本维数。

步骤 2 将粒子位置 $X_k(t)$ 的每 d 维分量构成一组, 对应为第 i 类的聚类中心 $\theta_i (i=1, \dots, c)$, 从而得到聚类中心矩阵 P 。

步骤 3 用式(9)计算 n 个样本的模糊隶属度 $u_{ij}, i=1, \dots, c, j=1, \dots, n$ 。

步骤 4 根据式(8)、式(10)计算多个粒子的适应度函数值。如果迭代次数超过某个限值, 或群体最优解适应度相对上次群体最优解适应度的改变量小于某个阈值, 则算法停止。

步骤 5 记录及更新个体最优解 $P_k(t)$ 和群体最优解 $P_g(t)$, 进而更新粒子速度 $V_k(t+1)$ 及位置 $X_k(t+1)$, 返回步骤 2。

最后, ACPCM 对样本 x_j 的聚类类别判定为: $k = \arg \max_{i=1, \dots, c} u_{ij}$ 。

4 ACPCM 性质分析

4.1 ACPCM 的反一致性

由式(8)可知, ACPCM 目标函数添加了反一致性项 $g(\theta)$, $g(\theta)$ 由两两聚类中心距离的倒数和构造而成, 当某两类聚类中心趋近于重合时, $g(\theta)$ 将给予目标函数极大的惩罚值, 显然这样的目标函数值并非最优解, 从而促使算法远离一致性解, 即 ACPCM 具有抵制一致性聚类的性能。

4.2 ACPCM 的抗噪性

由式(8)及式(9)可知, $u_{ij} \in [0, 1]$ 放弃了归一化约束, 且仅与样本 x_j 和第 i 类聚类中心的距离成反比, 而与样本 x_j 和其它类聚类中心的距离无关。假设噪声数据与各聚类中心距离都很大, 则噪声关于各类的样本隶属度就很小, 从而达到排除噪声数据的目的。

4.3 ACPCM 的收敛性

将 ACPCM 模糊隶属度式(9)代入目标函数式(8), 再将式(8)代入适应度函数式(10), 则适应度函数就变为聚类中心的函数。由 2.2 节可知, 作为粒子编码的聚类中心依靠适应度函数和自身进行更新。可从两个角度说明 ACPCM 的收敛性: (1) 从算法求解本质而言, ACPCM 的求解依赖于粒子群算法, 基本粒子群算法是收敛的, 从而说明 ACPCM 迭代过程收敛; (2) 从目标函数值而言, 式(8)恒大于等于 0, 由此说明适应度函数是有上界的, PSO 算法保留适应度函数历次迭代最优值, 保证了适应度的单调递增性, 单调有界必有极限, 即说明 PSO 适应度值序列是收敛的, 从而也保证了 ACPCM 聚类目标函数是收敛的。

5 仿真实验及分析

5.1 仿真实验数据集

为了验证 ACPCM 算法的有效性和可行性, 将该算法与

IPCM、PFCM、PCM 算法进行对比仿真实验。基于 UCI 机器学习数据库中 Iris、Wine 数据集进行算法测试, Iris、Wine 数据集特性如表 1 所列。

表 1 实验数据集属性

数据集	样本数	维数	类别比
Iris	150	4	50:50:50
Wine	178	13	59:71:48

5.2 各算法参数设置

参加测试的算法包括 ACPCM、PCM、IPCM、PFCM。ACPCM、PCM 尺度参数 η_i 是在 FCM 训练结果的基础上, 利用式(4)给出的, 并作为 PCM、APCM、IPCM、PFCM 算法初始赋值; 取 PFCM 组合系数都为 0.5, 且令 PFCM 及 IPCM 算法中两模糊指标相等, 以简化算法测试的复杂性。由于 ACPCM 利用粒子群算法进行参数估计, 因此需要对实验细节部分做详细解释说明。

粒子群采用实数编码, 一个编码对应于一个可行解, 每个粒子的位置值由 $c \times d$ 维聚类中心组成, c 为类别数, d 为样本维数, 粒子数取为 30, 迭代 200 次, 粒子每维参数取值范围为 $[0.001, 100]$, 以保证取到恰当的聚类中心值, 粒子位置的每 d 维参量对应一个聚类中心 θ_i , 由式(9)计算各样本隶属度。

5.3 ACPCM 分类性能测试

共进行 10 次实验, 计算各类聚类分类平均正确度, 结果如表 2、表 3 所列。

表 2 Iris 数据集实验结果

聚类模型	类 1 平均	类 2 平均	类 3 平均	类平均
	正确度	正确度	正确度	正确度
PCM(%)m=2	100.00	92.00	76.00	89.33
PCM(%)m=3	100.00	100.00	0.00	66.67
IPCM(%)m=2	100.00	92.00	74.00	88.67
IPCM(%)m=3	100.00	92.00	74.00	88.67
H PFCM(%)m=2	100.00	85.00	82.40	89.13
H PFCM(%)m=3	100.00	84.00	83.80	89.93
ACPCM(%)m=2	100.00	84.80	85.00	89.93
ACPCM(%)m=3	100.00	89.40	81.60	90.33

表 3 Wine 数据集实验结果

聚类模型	类 1 平均	类 2 平均	类 3 平均	类平均
	正确度	正确度	正确度	正确度
PCM(%)m=2	100.0	19.72	2.08	40.60
PCM(%)m=3	0.00	100.00	2.08	34.03
IPCM(%)m=2	67.80	78.87	62.50	69.72
IPCM(%)m=3	69.49	76.05	60.42	68.65
H PFCM(%)m=2	76.27	70.42	56.25	67.65
H PFCM(%)m=3	76.27	70.42	56.25	67.65
ACPCM(%)m=2	73.39	72.96	55.63	67.32
ACPCM(%)m=3	70.17	70.14	60.62	66.98

两个数据集的实验测试结果对比可以说明, PCM 算法很容易陷入一致性, 导致聚类结果失效, 而 ACPCM 由于添加了反一致性项, 可以抑制一致性现象的发生, 保证了聚类算法的有效性。与 IPCM、PFCM 相比, ACPCM 算法简单直观, 所需估计参量较少, 同时也具有较好的聚类结果。

结束语 PCM 算法放松了模糊隶属度归一化条件以获取抗噪性^[16,17], 但它也存在着容易陷入一致性的问题。ACPCM 算法采用两两聚类中心距离倒数之和构造反一致性项, 并将其添加在目标函数中, 引入粒子群算法估计各类聚类中心, 从而克服了聚类中心一致性问题。该算法构造简洁直

(下转第 302 页)

- with knowledge transfer among semantics and social tagging[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012; 2240-2247
- [22] Deselaers T. Features for image retrieval[R]. Rheinisch-Westfälische Technische Hochschule, Technical Report, Aachen, 2003
- [23] 杨立, 左春, 王裕国. 基于语义距离的 K-最近邻分类方法[J]. 软件学报, 2005, 16(12): 2054-2062
- [24] 刘松华, 张军英, 许进, 等. Kernel-kNN: 基于信息能度量的核 k-最近邻算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(12): 1681-1688
- [25] 郭玉堂. 基于互 K 近邻图的自动图像标注与快速求解算法[J]. 计算机科学, 2011, 38(2): 277-280
- [26] 郑君君, 李新光, 祝一薇, 等. 海量图像集中 K 近邻求解的高效算法[C]// 第十五届全国图象图形学学术会议论文集. 中国广东广州, 2010: 417-421
- [27] Blitzer J, Weinberger K Q, Saul L K. Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification[J]. Advances in neural information processing systems, 2006, 18: 1473-1480
- [28] Wang Zheng-xiang, Hu Yi-qun, Chia Liang-tien. Image-to-class distance metric learning for image classification[C]// Computer Vision-ECCV 2010. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 706-719
- [29] Wang F, Jiang S, Herranz L, et al. Improving image distance metric learning by embedding semantic relations[C]// Advances in Multimedia Information Processing-PCM 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 424-434
- [30] Verma Y, Jawahar C V. Image annotation using metric learning in semantic neighbourhoods [C] // Computer Vision-ECCV 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 836-849
- [31] Chatzichristofis S A, Boutalis Y S. FCTH: Fuzzy Color and Texture Histogram-a Low Level Feature for Accurate Image Retrieval[C]// Proceedings of IEEE 9th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services. Klagenfurt, Austria, 2008
- [32] Yang J, Yu K, Gong Y. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2009: 1794-1801
- [33] Jia Y, Huang C, Darrell T. Beyond Spatial Pyramids: Receptive Field Learning for Pooled Image Features[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 3370-3377
- [34] Zeng Z, Pantic M, Roisman G, et al. A survey of affect recognition methods: audio, visual and spontaneous expressions [J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2009, 31(1): 39-58
- [35] Thomas D, Daniel K, Hermann N. Features for image retrieval: an experimental comparison[J]. Information Retrieval, 2008, 11(2): 77-107
- [36] Zhang Li, Zhou Wei-da. Sparse ensembles using weighted combination methods based on linear programming[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(1): 97-106

(上接第 292 页)

观可行, 且具有有效的聚类分类性能, 通过仿真实验验证了理论的正确性和算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Jain A K, Murty M N, Flynn P J. Data clustering: A Review[J]. ACM Computing Surveys, 1999, 31(3): 264-323
- [2] Krishnapuram R, Keller J M. A possibilistic approach to clustering[J]. IEEE Trans Fuzzy Systems, 1993, 1(2): 98-110
- [3] Bahrapour S, Moshiri B, Salahshoor K. Weighted and constrained possibilistic C-means clustering for online fault detection and isolation[J]. Applied Intelligence, 2011, 35(2): 269-284
- [4] Liao Y Y, Jia K X, He Z S. Similarity measure based robust possibilistic C-means clustering algorithms[J]. Journal of Convergence Information Technology, 2011, 6(12): 129-136
- [5] Quintanilla-Dominguez J, Ojeda-Magañ B, Cortina-Januchs M G, et al. Image segmentation by fuzzy and possibilistic clustering algorithms for the identification of microcalcifications[J]. Scientia Iranica, 2011, 18(3): 580-589
- [6] Krishnapuram R, Keller J M. The possibilistic c-means algorithm: insights and recommendations [J]. IEEE Trans Fuzzy Systems, 1996, 4(3): 385-393
- [7] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification (2nd ed) [M]. New York: Wiley, 2001
- [8] Zhang J S, Leung Y W. Improved possibilistic c-means clustering algorithms[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2004, 12(12): 209-217
- [9] Pal N R, Pal K, Bezdek J C. A possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(4): 517-530
- [10] 武小红, 周建江, 李海林, 等. 基于非欧式距离的可能性 C 均值聚类[J]. 南京航空航天大学学报, 2006, 38(6): 702-705
- [11] 刘兵, 夏士雄, 周勇, 等. 基于样本加权的可能性模糊聚类算法[J]. 电子学报, 2012, 40(2): 371-375
- [12] 陈东辉, 刘志镜, 王纵虎. 一种基于粒子群优化的可能性 c 均值聚类改进方法[J]. 计算机科学, 2012, 39(11): 122-126
- [13] Mohanad A, Mohammad M, Abdullah R. Using GA for Optimization of the fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology, 2013, 5(3): 695-701
- [14] Niu Q, Huang X J. An improved fuzzy C-means clustering algorithm based on PSO[J]. Journal of Software, 2011, 6(5): 873-879
- [15] Xu C, Zhang P L, Li B, et al. Vague C-means clustering algorithm[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(5): 505-510
- [16] Zhang Y, Huang D, Ji M, et al. Image segmentation using PSO and PCM with Mahalanobis distance[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7): 9036-9040
- [17] Anitha M, Selvy P T, Palanisamy V. WML detection of brain images using fuzzy and possibilistic approach in feature space [J]. WSEAS Transactions on Computers, 2012, 11(6): 180-189