

文章编号:1007-2780(2017)12-0999-07

基于核模糊 C-均值和 EM 混合聚类 算法的遥感图像分割

王 民, 张 鑫*, 负卫国, 卫铭斐, 王 静

(西安建筑科技大学 信息与工程学院, 陕西 西安 710055)

摘要:针对聚类算法在应用中分割速度慢、抑制噪声能力弱等问题,本文提出一种基于核模糊 C-均值(Kernel Fuzzy C-means, KFCM)和融合期望最大化(EM)算法混合聚类的遥感图像分割。首先给原始 KFCM 算法引入隐含变量来对像素预定义类别,然后利用 EM 算法评价预定义的类别是否最优,以此完成对遥感图像的聚类分割。在利用 EM 算法进行评价时,对 KFCM 引入空间邻域信息,采用惯性权重对其初始化参数进行优化增强算法效率。与传统的聚类分割方法进行比较,研究表明,该方法速度快、效果好、精度也能满足应用要求,具有较高的应用价值。

关 键 词:遥感图像;核模糊 C-均值;EM;空间邻域;惯性权重

中图分类号:P2 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20173212.0999

Remote sensing image segmentation based on KFCM and EM hybrid clustering algorithm

WANG Min, ZHANG Xin*, YUN Wei-guo, WEI Ming-fei, WANG Jing

(School of Information and Control Engineering,
Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: Aiming at the problem that the clustering algorithm is slow in the application and weak in noise suppression, this article proposes a remote sensing image segmentation based on improved Kernel Fuzzy C-means (KFCM) and EM algorithm hybrid clustering. Firstly, the implicit variables are introduced into the original KFCM algorithm to predefine the pixels, and then the EM algorithm is used to evaluate whether the predefined categories are optimal, so as to complete the clustering of the remote sensing images. When using the EM algorithm for evaluation, the KFCM introduces the spatial neighborhood information and the inertia weight is used to optimize the initialization parameters to enhance the efficiency of the algorithm. Compared with the traditional clustering methods, the results show that the method in this article is fast and effective, and the precision can meet

收稿日期:2017-05-16;修订日期:2017-08-25.

基金项目:国家自然科学基金(No.61373112);住房和城乡建设部科学技术项目计划(No.2016-R2-045);陕西省自然科学基金青年基金(No.2014JM8343)

Supported by Natural Science Foundation of China(No.61373112);Housing and Urbsn Ministry of Science project(No.2016-R2-045);Shan'xi Province Natural Science Basic Research funding(No.2014JM8343)

* 通信联系人, E-mail:286171781@qq.com

the application requirements and has high application value.

Key words: remote sensing image; kernel fuzzy C - means; EM; spatial neighborhood; inertia weigh

1 引言

图像分割是遥感图像智能解译的基础,分割质量将直接影响到后续图像解译的结果精度^[1-2]。近年来,诸多学者针对遥感图像分割提出许多算法,聚类算法便是其中具有代表性并且简单有效的分割算法之一。常见的聚类方法有 k-均值、模糊聚类以及核密度聚类等。

由于高分辨率遥感图像内容复杂,传统的聚类方法^[3]无法利用像素之间的相关性,对样本的特征没有进行优化,易受噪声的影响。Ganesh M 等人提出了一种核聚类方法^[4],为了增加对样本特征的优化,引入 Mercer 核来实现函数在高维特征空间中线性可分的目的。该方法将非线性变换过程中的计算量大为降低,能够较好地分辨、提取并放大有用的特征,从而实现更为准确的聚类;施海滨^[5]等人提出一种混合聚类彩色图像分割方法,对 K-均值算法和融合期望最大化(EM)算法的初始聚类中心进行改进,加快了算法的收敛速度;汤峰^[6]等人针对 EM 聚类算法对初始值敏感并容易陷入局部极小值的情况,提出改进粒子群算法的混合聚类 EM 算法,但是这些方法没有充分利用图像的有用特征,精确较低。

本文在以往学者研究的基础上,提出一种基于核模糊 C-均值聚类(Kernel Fuzzy C-means, KFCM)和 EM 混合聚类算法的遥感图像分割方法。针对 KFCM 和 EM 算法初始聚类中心引入惯性权重,降低了算法的迭代次数,加快算法的收敛速度,促进全局搜索避免陷入局部极小值。文中给出了汉中郊区遥感图像聚类的实验结果,并与 KFCM、EM 算法进行对比,得到较好的分割效果。

2 核模糊 C-均值聚类

设空间样本集为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, $x_k \in \mathbf{R}^d$, $j = 1, 2, \dots, N$, Φ 定义为核非线性映射,也就是映射到高维特征空间的数据,

$\{v_i, i = 1, 2, \dots, c\}$ 是聚类的中心集合, $\{x_i, k = 1, 2, \dots, N\}$ 表示图像像素的集合, c 作为聚类中心数目;因此高维特征空间中的点积为 $K(x, y) = \langle \Phi(x), \Phi(y) \rangle = \Phi(x)^T \Phi(y)$ 。在高维特征空间的中的欧拉距离表达式为:

$$\|\Phi(x) - \Phi(y)\|^2 = (\Phi(x) - \Phi(y))^T (\Phi(x) - \Phi(y)) = K(x, x) + K(y, y) - 2K(x, y)$$

一般选用高斯核函数, $K(x, x) = K(y, y) = 1$, 所以 $\|\Phi(x) - \Phi(y)\|^2 = 2 - 2K(x, y)$

KFCM 的目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|\Phi(x_k) - \Phi(v_i)\|^2 = 2 \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m [1 - K(x_k, v_i)], \quad (1)$$

其中: u_{ik} 是第 k 个样本对于第 i 类聚类中心的隶属度, $u_{ik} \in [0, 1]$ 且 $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$; 参数 m 为隶属度的加权指数, 不仅与目标函数的凹凸性相关, 还决定着分类结果的模糊程度, 为了使目标函数达到最小, 需要选择合适的模糊隶属度矩阵和聚类中心^[7-8];

隶属度和聚类中心迭代函数如下:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \frac{[k(x_i, x_k) - 2k(x_k, v_i) + k(v_k, v_i)]^{\frac{1}{m-1}}}{[k(x_i, x_k) - 2k(x_k, v_i) + k(v_k, v_i)]^{\frac{1}{m-1}}}} = \frac{[1 - K(x_i, v_i)]^{-1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c [1 - K(x_i, v_i)]^{-1/(m-1)}}, \quad (2)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^c u_{ik}^m K(x_k, v_i) x_k}{\sum_{k=1}^c u_{ik}^m K(x_k, v_i)}. \quad (3)$$

3 融合期望最大化的 KFCM 算法

KFCM 聚类是一个迭代的过程, 目的就是为将样本分类, 空间训练样本设为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, $x_k \in \mathbf{R}^d$, $j = 1, 2, \dots, N$, 这里引入一个隐含类别 y , 然后利用隐含类别将 x 归

类。事先对样本假定类别 y , 使用样本的极大似然估计来度量 y 类别, 如果找到的 y 能够使 $P(x, y)$ 最大, 那么 y 就是样例 x 的最佳类别, 同时 x 就聚类成功。但是每一次指定的 y 不一定会使得 $P(x, y)$ 最大, 因此还需要依赖于其他未知参数。

EM 是一种寻找 $\log p(y/\theta)$ 或 $\log p(y/\theta) + \log p(\theta)$ 的局部最大值迭代算法^[9-10]。本文将 EM 算法用于对 KFCM 的隐含类别 y 作最优测试对于高斯混合模型, 设 $\theta_k = (\alpha_k, \mu_k, \Sigma_k)$ 为第 k 类的高斯分布的参数, 其中 μ_k 是第 k 类的均值, Σ_k 是协方差矩阵, α_k 是某一观测值属于第 k 类的概率。由于 KFCM 聚类算法在聚类过程中没有利用像元之间的相关性, 对于内容复杂的高分辨率遥感图像中的噪声非常敏感, 如果将像元的空间邻域信息引入到 KFCM 中, 可以进一步提高聚类准确度和抗噪能力。

(1) 引入空间邻域信息

利用一个空间函数将邻域信息引入 KFCM 中, 可将空间函数定义为:

$$h_{ik} = \sum_{g \in N_k} u_{ig}, \quad (4)$$

式中: N_k 表示以 x_k 为中心的邻域区间, g 是邻域 N_k 的非中心像元, u_{ig} 是邻域像素 x_i 的邻域像元 g 对于第 i 类的中心隶属度, 本文使用 x_k 的 3×3 邻域, 当 x_k 的所有邻域像元点属于第 i 类, 此时 h_{ik} 取最大值。

新的模糊隶属度:

$$u_{ik}' = \frac{u_{ik}^p h_{ik}^q}{\sum_{j=1}^c u_{jk}^p h_{jk}^q}, \quad (5)$$

式(5)中 p 和 q 为函数的相关性的参数, 当 p 一定时, q 越大空间邻域信息的比重就越大, 噪声点的权重值降低, 因此噪声点被抑制, 聚类结果不变, 分割效果将会越好。但 q 值不能无限增大, 否则会导致细节模糊。根据式(5)新的模糊隶属度函数即可得到新的聚类中心迭代函数 v_i' 。

(2) 初始化参数的优化

根据算法模型的收敛条件, 引进一种惯性权重^[11], 它可以提高全局的搜索能力, 减少算法的迭代次数。惯性权重可以通过 Shi 提出的线性递减权值 (Linearly Decreasing Weight, LDW) 确定^[12], 此方法对算法进行优化, 可以更快地收敛于全局最优值。要使算法在一定范围内收敛, 就

需要满足 $c_1 + c_2 < 2(\omega + 1)$, ω 为惯性权重, c_1 和 c_2 为加速系数。

除此之外, ω 需要满足:

$$\omega(t) = \begin{cases} 0.4 + \frac{k}{M}, & 0 \leq \frac{k}{M} \leq 0.5 \\ 1.4 - \frac{k}{M}, & 0.5 < \frac{k}{M} \leq 1 \end{cases}$$

其中: K 为迭代次数, M 为最大迭代次数, 然后将加速度系数与惯性权重相结合,

$$c_1 = (\omega + 1) * rand_1$$

$c_2 = (\omega + 1) * (2 - rand_2) * rand_2$, 其中 $rand_1, rand_2$ 为(0,1)间的随机数。

在聚类中, N_c 个粒子代表 N_c 聚类中心向量, 即每个粒子 x_i 可以表示为: $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{iN})$, x_{ij} 表示簇 C_{ij} 中第 i 个的第 j 个聚类中心向量。图像聚类得到的每一类就是一个群。粒子的质量有适应度函数来测量:

$$f(x_i, Z_i) = v_1 d_{\max}(Z, x_i) + v_2 (R_{\max} - d_{\min}(x_i)), \quad (6)$$

其中: R 是图像数据集中最大像素值, Z 是代表像素分配到第 i 个粒子集群的矩阵。每个元素 Z_{ikj} 表示像素是否属于粒子 i 的 c_{ij} 类, v_1 和 v_2 是自定义的系数, 其中, 粒子与自己相关的类的最大平均欧氏距离:

$$d_{\max}(Z, x_i) = \max_{j \in 1, 2, \dots, N_c} \{ \sum d(z_p, x_{ij}) / |C_{ij}| \}, \quad (7)$$

任意集群的最小欧式距离为:

$$d_{\min} = \min \{ d(x_{i,p}, x_{i,q}) \}, \quad (8)$$

其中, $|C_j|$ 是属于簇 C_{ij} 的数据向量的个数, 该适合度函数可以解决多目标优化问题, 使 $d_{\max}(Z, x_i)$ 最小, $d_{\min}(x_i)$ 最大, 并尽可能减少量化误差。

(3) 估计步 E-Step: 构造第 n 次迭代每个样本点 i 属于第 j 类的后验概率 $P_j^n(x_i)$:

$$P_j^n(x_i) = \frac{\alpha_j^n f(x_i | \theta_j^n)}{\sum_{j=1}^k \alpha_j^n f(x_i | \theta_j^n)}. \quad (9)$$

(4) 最大优化步 M-Step: 计算数据的对数似然函数的期望值方程, 当达到最大值时, 得到下一次迭代的新参数, μ_j^{n+1} 、 $\sum_j^{n+1}$ 及 α_j^{n+1} ;

$$\mu_j^{n+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x P_j^n(x)}{\sum_{i=1}^n P_j^n(x)}, \quad (10)$$

$$\sum_j^{n+1} = \frac{\sum_{i=1}^n P_j^n(x_i)(x_i - \mu_j^{n+1})(x_i - \mu_j^{n+1})^T}{\sum_{i=1}^n P_j^n(x_i)}, \quad (11)$$

$$\alpha_j^{n+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_j^n(x_i). \quad (12)$$

对于每一次迭代,均用公式(10)~(12)来更新 $(\alpha_k, \mu_k, \Sigma_k)$,直到参数的变化不显著,即 $|\theta - \theta'| < \epsilon$,否则重复 E 步, θ 为更新后的参数。

4 实验结果分析

4.1 实验平台

本文采用实验平台参数为 CPU:Inter i5,内存:4 GB,操作系统:Window7,Matlab R2014a 下操作, $m=2$, $\epsilon=10^{-5}$, $M=200$ 。

4.2 实验对比

实验 1:图 1 为陕西南部 2014 年农业地区遥感图像,原始图像为运-8 航拍影像,空间分辨率 40 cm,实验数据大小为 240×240 ,图中包括了绿地,道路,建筑物,河流以及土地。



图 1 农业区影像

Fig.1 Agricultural area image

图 2 为实验 1 的分割效果图。从实验分割结果来看,图(a)为 EM 聚类的结果,EM 算法比较复杂,结果出现部分重叠现象,不能够很准确地将每个区域划分;(b)采用的 KFCM 聚类算法,将不同的区域成功划分,由于河水颜色与绿地颜色相近,图中部分绿地被划分为了河流,部分土地和道路被聚为一类,从图中明显看出有噪声;图(c)相比 KFCM 与 EM 方法,分割效果较好。图(d)为本文的混合聚类算法实验结果,图中明显可以看

出,不论是建筑物还是绿地都是完整的部分,抑制噪声的能力很强,能够准确区分河流与绿地、建筑物与道路。

实验 2:图 3 为陕西南部 2016 年城郊地区遥感图像,原始图像为运-8C 航拍图像,空间分辨率 40cm,实验数据大小为 240×240 ,图中包括了林地,道路,建筑物,河流,不同类型的耕地。

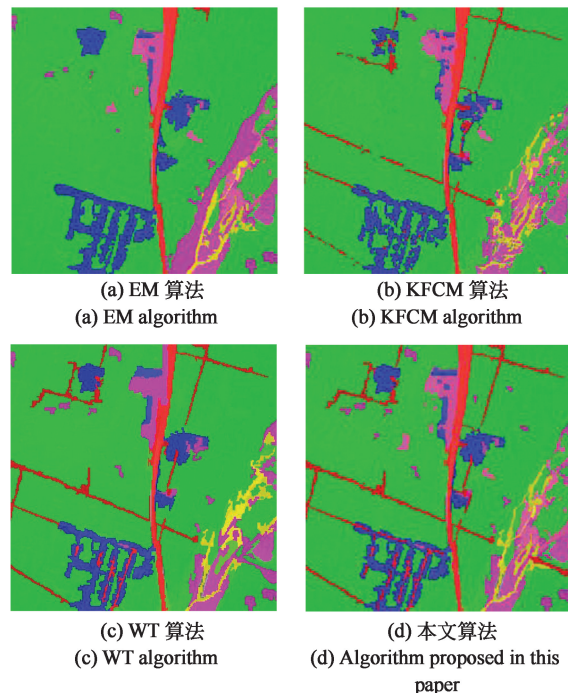


图 2 实验 1 分割效果图

Fig.2 Segmented effect graph experiment

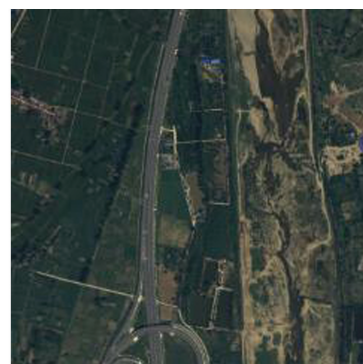


图 3 郊区影像

Fig.3 Suburban image

图 4 为实验 2 的分割效果图。从实验结果来看,图(a)部分道路、耕地未分割出来,图(b)右边有噪声出现,公路圆盘处的土地没有完全分割出来,部分土地被误分为公路;图(c)部分绿地覆盖

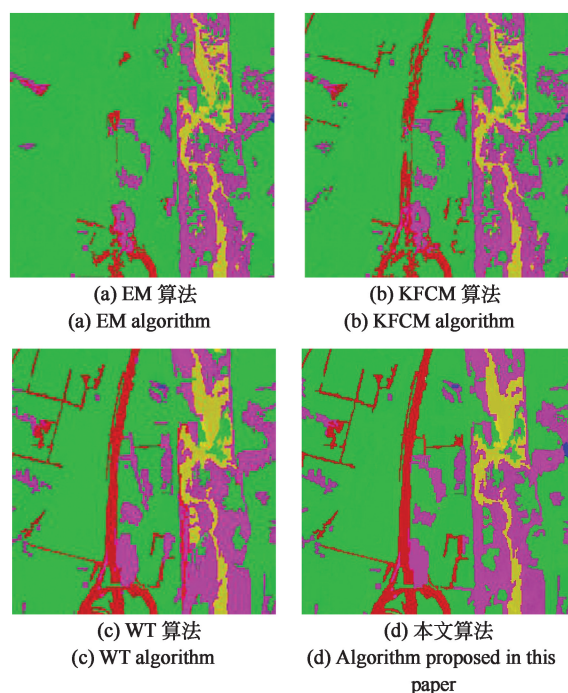


图 4 实验 2 分割效果图

Fig.4 Segmented effect graph of experiment 2

了土地,土地被公路覆盖,绿地颜色和河流颜色相似被误分为一类,区域划分不够准确。图(d)为本文的混合聚类算法实验结果,明显可以看出,分割结果较 EM、KFCM 和 WT 算法准确,抑制噪声能力较强,基本可以准确划分公路、土地、河流、建筑物和绿地。

4.3 结果评价

为了客观评价本文所提算法的聚类效果,从目视解译效果来看,KFCM 聚类结果有明显的噪声,EM 聚类会出现区域重叠现象,本文的算法分割效果较好。

针对实验 1 的数据,利用迭代次数对算法的速度进行验证,选择 3 组数据分别为 500、1 000 和 1 500,取 10 次实验的平均值作为结果来比较见表 1。

表 1 实验分割速度对比表

Tab.1 Comparison of experimental split speed

数据量	迭代次数/次			
	KFCM	EM	WT	本文
500	492	412	433	389
1000	102 3	112 3	102 2	991
1500	158 8	144 5	125 7	130 2

从表 1 中可以看出,本文的算法在分割精度上相比传统的 EM、KFCM 算法明显提高,与小波分割(WT)相比,分割速度较快,鲁棒性较强。

除此之外,选用图像分割定量实验准则评价方法:区域间对比度(GC)、区域内部均匀性(UM)以及最终测量精度(UMA)来评价分割结果。

表 2 实验分割精度对比

Tab.2 Comparison of experimental segmentation accuracy

算法	分割精度			
	GC	UM	UMA _{GC}	UMA _{UM}
KFCM	0.401 2	0.701 3	0.422 6	0.025 64
EM	0.255 9	0.720 6	0.439 7	0.034 49
WT	0.692 5	0.802 2	0.133 7	0.007 14
本文	0.734 7	0.851 0	0.075 1	0.005 54

根据数据分析,区域间对比度对分割结果影响较大,当 GC 的值越接近 1 时分割效果越好,较小时分割结果质量明显下降,从实验一的分割效果图来看,EM 的分割效果较差,与表 2 中的结果一致。UMA_{GC} 和 UMA_{UM} 是 GC 和 UM 的最终测量精度,它们反映了分割结果的 GC 和 UM 与参考图像的差异,差异越小说明分割效果越好。

对于实验 2,本文采用一种常用的数据选择度量准则 F-measure 作为结果的评估标准^[13],F-measure 是一种结合了准确率(Precision)和召回率(Recall)评估方法,用 P 表示准确率, R 表示召回率, F 表示查全率,可以用公式(13)、(14)、(15)进行来计算:

$$P = p(i, j) = \frac{C_{ij}}{C_i}, \quad (13)$$

$$R = r(i, j) = \frac{C_{ij}}{C_j}, \quad (14)$$

其中, C_{ij} 的值为 j 类中包含第 i 类数据的数目; C_i 、 C_j 分别代表的是第 i 类和第 j 类中所有对象的数据数目, F 可以用公式(15)表示,式中,令 $\beta=1$ 。

$$F = \frac{(1+\beta)PR}{\beta^2 P + R}. \quad (15)$$

KFCM、EM、WT 以及本文算法对实验 2 分割精度评价指标平均值对比如图 5 所示。

文中准确率 P 就是把属于某一类的像素和

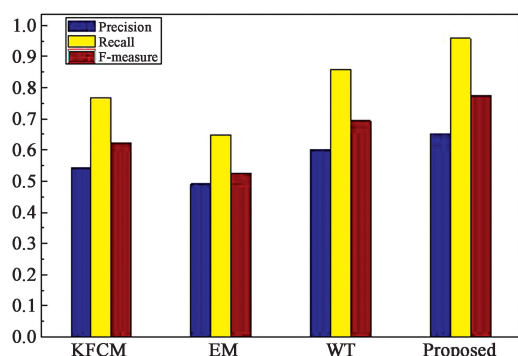


图 5 实验二算法精度比较

Fig.5 Algorithm accuracy comparison of experiment 2

不属于这一类的像素划分到同一类的程度,聚类精度越高,每一类中的相近的像素就会越集中;召回率 R 就是把相近的像素划分到同一类的程度,召回率越高,相近的像素被分到不同类的可能性

越小,这里准确率反映的是对不同类的像素的区分能力,召回率反映的是对属于同一类的像素的识别能力。

根据图 5 明显可以看出本文算法的召回率和准确率高于其它算法,分割效果较好。

5 结 论

本文把核模糊 C-均值和 EM 算法进行混合聚类,降低了聚类过程中噪声的影响,增加样本特征的优化,更全面地把握分割信息,引入空间邻域信息、对初始参数进行改进,减少了迭代次数,提高了运算速度,具有较高的使用价值。但是对于内容更加丰富的遥感图像分割效果不佳,在后续的研究中会不断改进算法参数,以提高算法的实用性。

参 考 文 献:

- [1] 沈毅.高分辨率遥感图像处理若干关键技术研究[D].南京:南京航空航天大学,2012.
SHEN Y. Research on some key technologies of high resolution remote sensing image processing [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012. (in Chinese)
- [2] 吴一全,沈毅,陶飞翔.基于局部空间信息 KFCM 的遥感图像聚类算法[J].地球信息科学学报,2014,16(5): 769-775.
WU Y Q, SHEN Y, TAO F X. An algorithm of remote sensing image clustering based on kernel fuzzy C-means with local spatial information [J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2014, 16(5): 769-775. (in Chinese)
- [3] 李晓冰.基于自适应模糊加权指数的 FCM 聚类测量图像分割方法[J].红外技术,2013,35(3):146-149.
LI X B. A FCM segmentation method of measurement of image based on adaptive coefficient of fuzzy weight [J]. *Infrared Technology*, 2013, 35(3): 146-149. (in Chinese)
- [4] GANESH M, PALANISAMY V. Multiple-kernel fuzzy C-means algorithm for satellite image segmentation [J]. *European Journal of Scientific Research*, 2012, 83(2): 255-263.
- [5] 施海滨,周勇.混合聚类彩色图像分割方法研究[J].计算机工程与应用,2011,47(9):181-185.
SHI H B, ZHOU Y. Research for color image segmentation based on hybrid clustering [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(9): 181-185. (in Chinese)
- [6] 汤峥,宋余庆,刘哲.基于粒子群优化和 EM 算法的图像聚类研究[J].小型微型计算机系统,2015,36(7):1602-1606.
TANG Z, SONG Y Q, LIU Y. Research on image clustering based on particle swarm optimization and expectation maximization algorithm [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2015, 36(7): 1602-1606. (in Chinese)
- [7] 刘璐,吴成茂.模糊局部均值聚类分割法改进及其应用[J].计算机工程与设计,2015,36(12):3365-3369,3407.
LIU L, WU C M. Improvement and application of fuzzy local mean clustering segmentation method [J]. *Computer Engineering and Design*, 2015, 36(12): 3365-3369, 3407. (in Chinese)
- [8] HUANG H C, CHUANG Y Y, CHEN C S. Multiple kernel fuzzy clustering[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2012, 20(1): 120-134.
- [9] 岳佳,王士同.高斯混合模型聚类中 EM 算法及初始化的研究[J].微计算机信息,2006,22(33):244-246,302.
YUE J, WANG S T. Algorithm EM and its initialization in Gaussian-mixture-model based clustering [J]. *Control & Automation*, 2006, 22(33): 244-246, 302. (in Chinese)
- [10] YANG M S, LAI C Y, LIN C Y. A robust EM clustering algorithm for Gaussian mixture models [J]. *Pattern*

- Recognition*, 2012, 45(11): 3950-3961.
- [11] NICKABADI A, EBADZADEH M M, SAFABAKHSH R. A novel particle swarm optimization algorithm with adaptive inertia weight [J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(4): 3658-3670.
- [12] 王晓辉,吴禄慎,陈华伟,等.应用改进的粒子群优化模糊聚类实现点云数据的区域分割[J].*光学 精密工程*,2017, 25(4):1095-1105.
- WANG X H, WU L S, CHEN H W, *et al.* Region Segmentation of point cloud data based on improved particle swarm optimization fuzzy clustering [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(4): 1095-1105. (in Chinese)
- [13] RADIVOJAC P, CLARK W T, ORON T R, *et al.* A large-scale evaluation of Computational protein function prediction [J]. *Nature Methods*, 2013, 10(3): 221-227.

作者简介:王民(1959—),男,江苏常州人,教授,硕士生导师,主要从事智能信息处理方面的研究工作。E-mail:wang-min1329@163.com