

## Mean shift 模糊 $C$ 均值聚类图像分割算法

崔兆华<sup>1,2</sup>, 孙 穗<sup>3</sup>, 陈思国<sup>1</sup>, 高立群<sup>2</sup>

(1. 解放军第65041部队 65分队, 沈阳110113; 2. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳110004; 3. 军事交通学院 基础部, 天津300161)

**摘要:** 针对传统模糊  $C$  均值 (FCM) 聚类算法对结构复杂图像分割效果不理想且算法执行效率较低的缺陷, 提出一种融合均值平移 (mean shift) 的 FCM 聚类算法. 利用 mean shift 算法将图像分成若干同质区域, 将此区域视为新的节点; 通过图像局部信息熵描述新节点的空间和灰度特征; 采用能较好模拟人眼非线性视觉响应的指数函数进行相似性测度. 实验结果表明, 对于复杂背景图像和含噪声图像, 所提出的算法在目标提取效果和执行效率上具有较强的鲁棒性.

**关键词:** 图像分割; 均值平移; 模糊  $C$  均值聚类; 图像局部熵; 空间特征

**中图分类号:** TP391.4

**文献标志码:** A

### Mean shift based FCM image segmentation algorithm

CUI Zhao-hua<sup>1,2</sup>, SUN Sui<sup>3</sup>, CHEN Si-guo<sup>1</sup>, GAO Li-qun<sup>2</sup>

(1. Unit 65, The 65041 PLA Troops, Shenyang 110113, China; 2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 3. Department of General Courses, Military Transportation University, Tianjin 300161, China. Correspondent: CUI Zhao-hua, E-mail: neuczh2006@sina.com)

**Abstract:** An improved FCM combining mean shift algorithm is proposed to improve the segmentation visual effects and efficiency of traditional FCM. Firstly, image is segmented into many small homogeneous regions by using mean shift pre-segmentation algorithm, and the homogeneous regions, instead of pixels are taken as new nodes. Then, image local entropy is adopted to describe the new nodes spatial and gray feature. Finally, an exponential function which can simulate well the human nonlinear visual response is used to measure the similarity between new nodes and cluster center nodes. Experimental results on both complex background and noises images show that the proposed algorithm has better robustness to the segmentation effects and efficiency.

**Key words:** image segmentation; mean shift; fuzzy  $C$ -means clustering; image local entropy; spatial feature

## 0 引 言

图像分割是图像进行后续处理的基础, 其实质是将一幅图像按照像素点的某些属性如灰度、颜色、纹理、形状、空间位置等, 划分为若干连续的、具有某种均匀一致性区域的过程<sup>[1]</sup>. 因为采用的分割方法不同, 像素的类别归属也不同, 严格控制像素的类别归属较为困难, 所以, 基于模糊的图像分割方法得到关注. 其中, 最具代表性的方法是模糊  $C$  均值 (FCM) 聚类<sup>[2]</sup>图像分割方法, 其优势在于较少人为参与、能够实现自动化分割、应用非常广泛, 例如, 对海面上军事目标的检测和定位从而实现精确的导航制导<sup>[3]</sup>、对医学图像实现肿瘤及病变部位的定位和切割<sup>[4]</sup>、对农

产品质量的评估如苹果外观的识别和检测<sup>[5]</sup>等. 但是, 人们对分割精度和算法的实现效率要求越来越高, 传统的 FCM 算法由于存在以下两种显著缺点而不能满足实际需要: 1) 算法仅采用灰度差描述节点 (像素点) 间的相似性, 使得待分割目标易受结构复杂图像特征 (如纹理、灰度) 的干扰出现误分割现象; 2) 算法需要考察每个节点与聚类中心点的差异, 随着节点数目的增加, 势必在实际应用中异常费时.

在这种情况下, 出现了许多改进算法, 代表性的研究有: Zhao 等<sup>[6]</sup>提出了融合空间信息的核推广型 FCM 算法, 合理利用像素邻域信息对每个像素进行空间约束, 同时对目标函数进行改进, 采用基于核诱

收稿日期: 2013-03-19; 修回日期: 2013-05-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61273155).

作者简介: 崔兆华(1981—), 女, 博士生, 从事图像分割、特征提取的研究; 高立群(1949—), 男, 教授, 博士生导师, 从事模式识别、智能优化等研究.

导的距离测度公式取代欧氏距离公式,在对含噪灰度图像的目标分割中取得了较好的效果;文献[7]将图像的纹理特征、差分均值和颜色分量以加权的形式集成到标准的FCM算法中,分割区域的连续性比传统FCM分割算法更加准确;文献[8]综合考虑了图像像素的全局孤立性和局部同质性特征,从FCM算法的本质入手获得了较好的分割结果.但是,以上算法都是仅从融合图像的某些特征着手进行改进,忽略了算法的运行效率.

针对传统FCM聚类算法和各种改进算法中出现的问题,本文提出基于mean shift的模糊C均值(MS-FCM)聚类图像分割算法.采用mean shift算法对图像进行预分割,以预分割得到的同质区域作为FCM聚类的样本集.引入图像局部熵描述各样本的图像特征,新的特征向量既包含了图像的灰度信息,又包含了图像的空间信息.采用一种体现人眼视觉感知的指数函数代替欧氏距离公式衡量新节点与聚类中心节点之间的特征差异.仿真结果表明,所提出算法具有较高的执行效率,同时能够很好地克服复杂结构特征背景和噪声的干扰.

## 1 传统FCM聚类算法

传统FCM聚类算法<sup>[2]</sup>通过将图像  $I = \{f(i, j), 0 \leq i < M, 0 \leq j < N\}$  (图像大小为  $M \times N$ ) 分成  $c$  类来实现图像的分割,其中  $f(i, j)$  为特征数据,在传统FCM算法中其大小仅由像素灰度值决定.FCM定义的目标函数如下:

$$J(U, V) = \sum_{i,j} \sum_{k=1}^c (u_k(i, j))^m (d_k(i, j))^2. \quad (1)$$

其中:  $U = [u_k(i, j)]$  为模糊隶属度矩阵;  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$  为聚类中心集合,  $v_k (k = 1, 2, \dots, c)$  为聚类中心;  $u_k(i, j)$  为  $f(i, j)$  对于第  $k$  类的隶属度函数,且满足  $0 \leq u_k(i, j) \leq 1, \sum_{k=1}^c u_k(i, j) = 1; m \in [1, \infty)$  为控制聚类结果的权指数;  $d_k(i, j)$  为  $f(i, j)$  到聚类中心  $v_k$  的距离,定义为

$$\begin{aligned} (d_k(i, j))^2 &= \|f(i, j) - v_k\|^2 = \\ &(f(i, j) - v_k)^T (f(i, j) - v_k). \end{aligned} \quad (2)$$

## 2 mean shift 模糊C均值聚类算法

### 2.1 mean shift 预分割

mean shift 算法(即均值漂移<sup>[9]</sup>)是一种基于非参数核函数的密度估计算法,其核函数概率密度沿密度梯度方向递增,最终收敛至附近的局部概率密度极大值点.将mean shift 算法应用于图像分割时,假设图像由像素  $x$  组成,取核函数为  $G(x)$ ,定义mean shift 向量为

$$M_h(x) = m_h(x) - x, \quad (3)$$

其中

$$m_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) x_i}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)}.$$

选择像素  $x$  为种子点,  $\varepsilon$  为容许误差,mean shift 算法按如下步骤实现图像像素的聚类<sup>[10]</sup>.

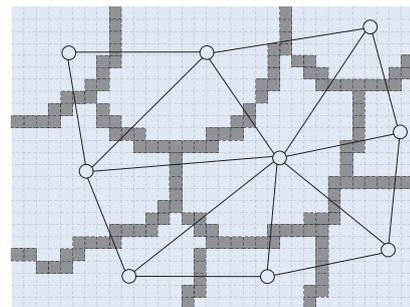
**Step 1:** 从初始节点  $x$  开始计算  $m_h(x)$ , 将  $m_h(x)$  赋给  $x$ .

**Step 2:** 确定移动步长, 计算下一节点的  $m_h(x)$ .

**Step 3:** 如果  $\|m_h(x) - x\| < \varepsilon$ , 则标记该节点并将从起始点开始所有经过的节点赋予该标记过节点相同的标记, 结束循环; 否则, 继续执行 Step 1 和 Step 2, 直到所有节点都被标记过.

**Step 4:** 合并同质区, 实现图像分割.

如图1所示,原图像节点(像素点)数目为  $25 \times 33$  个,将mean shift 预分割的每个小区域看作下一步模糊C均值聚类算法中的节点,这样节点数由825个减少到9个.可见,基于mean shift 对图像进行预分割,极大地减少了节点数目,为后续根据图像节点(区域)特征进行聚类速度的提高奠定了基础.



○ 区域中心 ——— 连接相邻区域的边

图1 mean shift 预分割的区域取代像素点

### 2.2 图像熵刻画结构特征

为了充分利用图像的颜色和局部形状信息,采用图像局部信息熵对图像的特征进行描述.信息熵最初由Shannon<sup>[11]</sup>给出,表示为随机变量的概率分布函数.设向量  $v = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 假定  $x_i \in v$  出现的概率为  $p_i = P(x_i)$ , 则  $v$  的信息熵可以定义为

$$E(v) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i). \quad (4)$$

通常情况下,图像颜色分布是不均匀的,颜色不均匀的区域不确定性大,颜色简单的区域不确定性小.颜色分布的不确定性可以用信息熵表示,将图像的颜色直方图看作概率密度函数,假设  $h_i$  表示被量化颜色  $i$  的像素在整幅图像中所占的百分比,图像的信息

熵可以表示为<sup>[12]</sup>

$$E(H) = - \sum_{i=0}^n h_i \log_2(h_i). \quad (5)$$

其中  $0 \leq n \leq 255$  为图像像素灰度值. 由式 (5) 可见, 区域所含的空间结构信息可以用信息熵度量<sup>[13]</sup>. 将 mean shift 预分割得到的每小块区域 (节点) 的特征用局部信息熵表示, 那么图像的全局特征可由局部信息熵的集合表示为

$$A = \{E_{s_1}, E_{s_2}, \dots, E_{s_m}\}. \quad (6)$$

其中:  $s_i (i = 1, 2, \dots, m)$  为 mean shift 分割得到的小块区域;  $m$  为分割的区域 (节点) 数目; 每个区域的信息熵  $E_{s_i}$  由式 (5) 计算.

### 2.3 新的相似性测度公式

已有研究表明, 视觉对亮度差的敏感程度随背景亮度呈非线性变化<sup>[14]</sup>. 为了较好地模拟这种视觉感知特性, 结合新的节点特征公式 (式 (5)), 将改进的距离公式应用到图像分割算法中来. 改进的相似性度量公式为

$$[d_k(s_i)]_{\text{new}}^2 = 1 - \exp(-\beta \|E(s_i) - E(v_{k-\text{new}})\|), \quad (7)$$

其中  $\beta$  为自由度参数, 用来调整曲线的曲率.

新的距离公式满足向量距离标准, 其对于噪声具有更强的鲁棒性<sup>[15]</sup>, 且这种函数能很好地模拟人眼对亮度变化的感知.

### 2.4 MS-FCM 算法流程

改进算法 (MS-FCM) 主要分为两部分: 首先对图像进行预分割, 然后将节点数目大大减少的预分割后的图像采用改进的 FCM 算法进行最终的分割. 算法具体流程如图 2 所示.

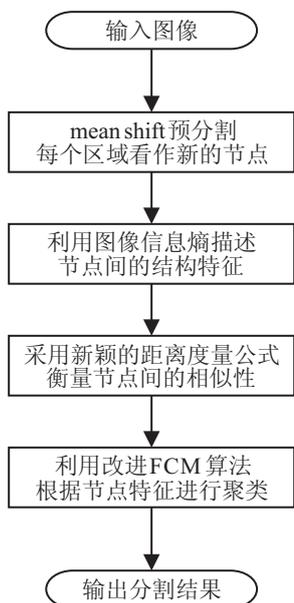


图 2 MS-FCM 算法流程

## 3 实验分析

### 3.1 各算法分割结果对比

通过两组实验分别验证本文算法对于复杂背景图像和含噪图像分割的有效性. 在算法分割的视觉效果上, 采用非目标即背景的二分类图像进行测试. 分别将专家手工分割图像和标准轮廓图与传统 FCM 算法、模拟猫视觉神经网络的 PCNN<sup>[16]</sup> 和本文改进算法的分割结果进行对比, 如图 3~图 5 所示.

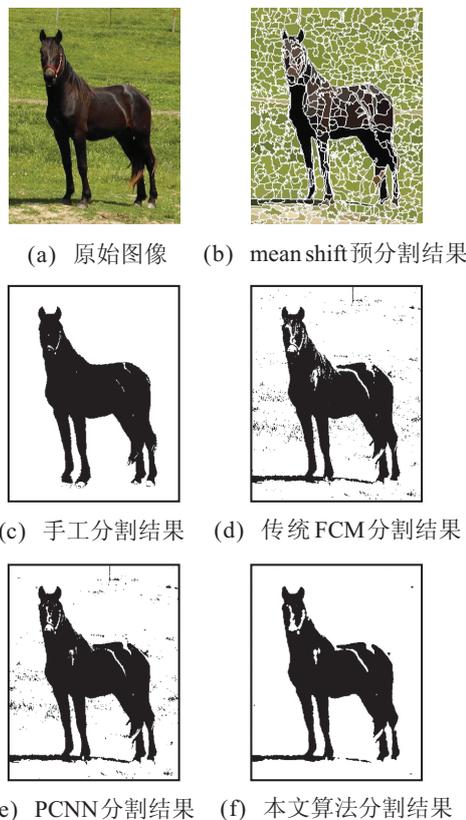


图 3 各算法对 horse 图像的分割结果

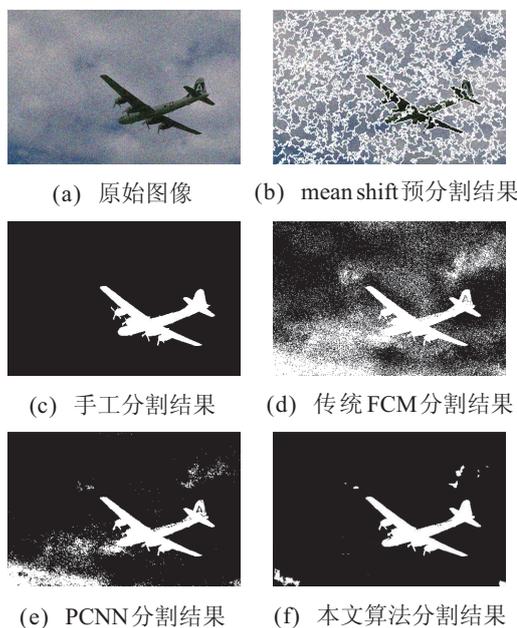


图 4 各算法对 plane 图像的分割结果

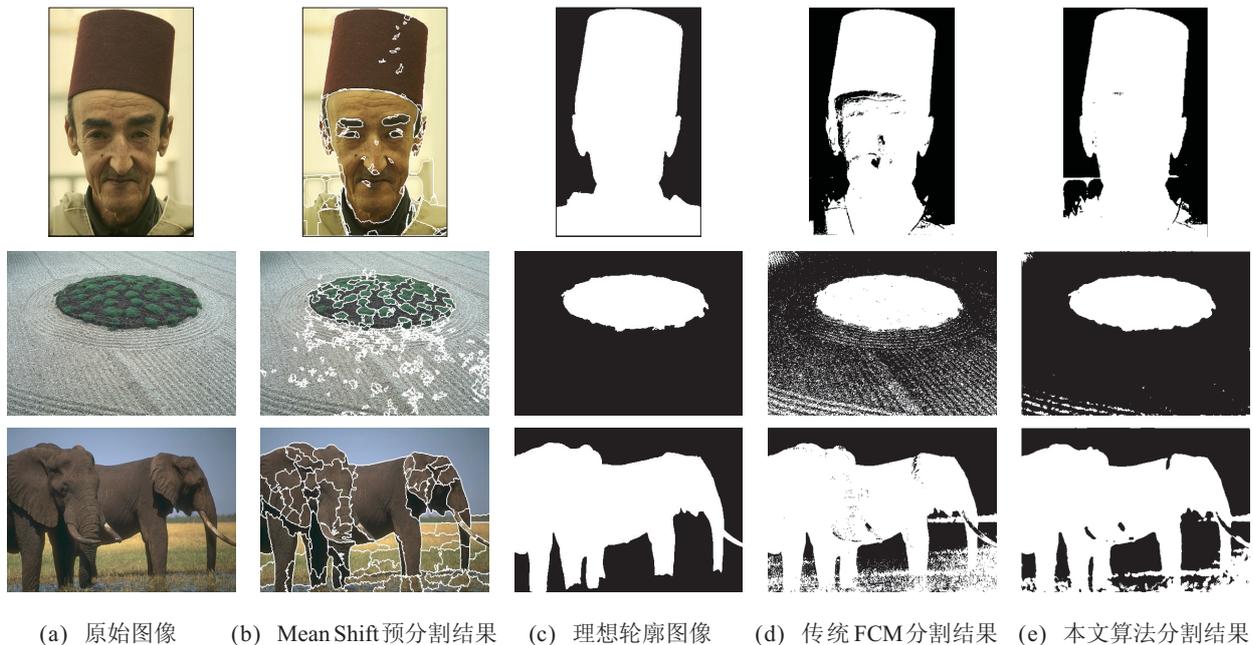


图5 FCM与本文算法分割结果对比

表1 各算法运行时间对比

图像	马	飞机	老人头	草坪	大象
像素大小	350×446	481×321	321×481	481×321	481×321
FCM	3.835 696	8.287 819	6.087 706	4.075 776	3.670 177
PCNN	22.362 486	22.270 305	22.020 499	22.357 392	22.264 090
MS-FCM	1.326 3	3.528 5	1.054 9	0. 869 7	0.631 8

本文图像均来自 Berkeley 标准图像库, 实验参数设置为: mean shift 算法中, 图 3 和图 5 的 Spatial 为 8、Color 为 6.5、Minimum Region 为 100; 图 4 中的 Spatial 为 9、Color 为 6.5、Minimum Region 为 250. PCNN 算法中,  $n = 16$ , 其他参数设置参见文献 [16]. FCM 算法中, 迭代终止阈值  $\delta = 0.0001$ , 隶属度指数  $m = 2$ , 聚类中心数目  $c = 2$ , 相似性测度距离公式权重指数  $\beta = 1$ . 实验均应用 Matlab 7.0 语言编程实现, 实验环境为 Intel(R) Core(TM)2 Quad 2.66 GHz CPU, 3.50 GB 内存的 PC 机.

图 3(a) 为  $350 \times 446$  像素大小的立在草坪上马的图像, 将马视为前景, 草坪视为背景, 则背景含有丰富的纹理信息, 如何克服背景对于前景的干扰是个难题. 传统 FCM 算法和 PCNN 算法均不能完全克服草坪背景的干扰, 本文提出的改进算法能提取出独立的目标, 视觉效果与专家手工分割结果近似, 这验证了本文算法的有效性.

在 plane 图像中加入均值为 0、方差为 0.05 的高斯随机噪声以验证本文算法的抗噪能力(如图 4 所示). 由图 4(d)~图 4(f) 可见, 传统 FCM 算法和 PCNN 算法容易受到噪声的干扰而出现误分割现象, 本文算法能够精确地将目标从背景中分离出来, 较好地抑制了噪声对分割结果的影响.

### 3.2 各算法运行时间对比

在马和飞机图像分割的基础上, 再选取 3 组图像进行仿真实验以验证本文算法的运行效率, 如图 5 所示. 第 1 列为原始图片, 第 2 列为采用 mean shift 预分割的结果, 第 3 列为理想轮廓图, 第 4 列为传统 FCM 分割结果, 第 5 列为采用本文 (MS-FCM) 算法的分割结果.

表 1 列出了原始图像像素总数和利用 FCM 算法、PCNN 算法和本文算法的运行时间. 由表 1 可见, MS-FCM 算法运行效率明显优于 PCNN 算法和 FCM 算法, 这是由于 MS-FCM 算法利用 mean shift 预分割得到的同质区域作为新的模糊聚类的节点, 使得图像中节点数目大量减少, 处理速度也明显提高.

## 4 结 论

为了克服传统 FCM 聚类方法的时间复杂度高、对噪声敏感、抗背景干扰能力差等缺点, 本文提出了将图像分割为 mean shift 预分割和模糊 C 均值聚类分割两个阶段. 首先, 应用 mean shift 算法将图像分割成许多同质区域, 用得到的同质区域代替传统 FCM 算法中的单个像素点; 然后, 利用图像局部熵计算新节点(即块状区域)的特征; 最后, 采用一种能够模拟人类视觉感知的距离测度公式衡量新节点间的相似性. 通过对 5 组图像的仿真结果表明, 本文算法结合了

mean shift 算法和 FCM 算法的优点,使得改进算法在分割处理速度和抗噪声能力上都有很大提高。

### 参考文献(References)

- [1] 林开颜, 吴军辉, 徐立鸿. 彩色图像分割方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(1): 906-910.  
(Lin K Y, Wu J H, Xu L H. A survey on color image segmentation techniques[J]. J of Image and Graphics, 2005, 10(1): 906-910.)
- [2] Bezdek J C, Hathaway R J. Convergence and theory for fuzzy  $C$ -means clustering: Counterexamples and repairs[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 17(5): 873-877.
- [3] Mirghasemi S, Yazdi H S, Lotfizad M. A target-based color space for sea target detection[J]. Applied Intelligence, 2012, 36(4): 960-978.
- [4] Zhang X F, Zhang C M, Tang W J, et al. Medical image segmentation using improved FCM[J]. Science China Information Sciences, 2012, 55(5): 1052-1061.
- [5] Ghabousian A, Shamsi M. Segmentation of apple color images utilizing fuzzy clustering algorithms[J]. Advances in Digital Multimedia, 2012, 1(1): 59-63.
- [6] Zhao F, Jiao L C, Liu H Q. Kernel generalized fuzzy  $C$ -means clustering with spatial information for image segmentation[J]. Digital Signal Processing, 2013, 23(1): 184-199.
- [7] 王改华, 李德华. 融合纹理特征的两阶段聚类分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1075-1084.  
(Wang G H, Li D H. Texture feature fusion-based two-stage clustering segmentation algorithm[J]. J of Image and Graphics, 2012, 17(9): 1075-1084.)
- [8] Wang J Z, Kong J, Lu Y H, et al. A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation using both local and non-local spatial constraints[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2008, 32 (8): 685-698.
- [9] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [10] 依玉峰, 高立群, 郭丽. 基于 mean shift 随机游走图像分割算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(11): 1875-1881.  
(Yi Y F, Gao L Q, Guo L. Mean shift based random walk image segmentation algorithm[J]. J of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2011, 23(11): 1875-1881.)
- [11] Shannon C E. A mathematical theory of communication[J]. J of Bell System Technical, 1948, 27: 379-423, 623-656.
- [12] 王彦妮. 基于智能优化算法的体绘制研究[D]. 杭州: 浙江大学计算机科学与技术学院, 2008: 51-57.  
(Wang Y N. Volume rendering based on intelligent optimization[D]. Hangzhou: College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, 2008: 51-57.)
- [13] Boltz S, Nielsen F, Soatto S. Texture regimes for entropy-based multiscale image analysis[C]. Lecture Notes in Computer Science. Heraklion, 2010: 692-705.
- [14] 谭洪波, 侯志强, 刘荣. 基于人类视觉模型的区域生长图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(9): 1352-1356.  
(Tan H B, Hou Z Q, Liu R. Region growing image segmentation based on human visual model[J]. J of Image and Graphics, 2010, 15(9): 1352-1356.)
- [15] Zhang D Q, Chen S C. A comment on alternative  $C$ -means clustering algorithms[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(2): 173-174.
- [16] 马义德, 李廉, 王亚馥, 等. 脉冲耦合神经网络原理及其应用[M]. 第2版. 北京: 科学出版社, 2008: 25-27.  
(Ma Y D, Li L, Wang Y F, et al. Pulse-coupled neural networks theory and application[M]. 2nd ed. Beijing: Science Press, 2008: 25-27.)

(责任编辑: 郑晓蕾)