

基于空间信息的直觉模糊 C—均值图像分割算法

马姣婷¹, 贾世英¹, 吴伟霖²

(1. 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 西安 710061;

2. 福建师范大学 光电与信息工程学院, 福州 350007)

摘要: 针对模糊 C—均值聚类算法的单一隶属度不能充分描述图像不确定性, 且聚类过程中忽略像素空间关系的问题, 提出一种基于空间信息的直觉模糊 C—均值算法; 该算法选取 3×3 的模板计算邻域像素灰度均值; 并引入权重项, 来控制灰度信息和空间信息各自所占的比重, 同时用犹豫度更新直觉模糊集的隶属度函数; 对常用标准图像的仿真结果表明, 该算法能更好地保留图像细节信息, 得到更加理想的图像分割效果。

关键词: 空间信息; 直觉模糊集; 模糊 C—均值; 图像分割

Image Segmentation Algorithm Based on Spatial Information of Intuitionistic Fuzzy C—Means

Ma Jiaoting¹, Jia Shiyong¹, Wu Weilin²

(1. School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications,

Xi'an 710061, China; 2. College of Photonic and Electronic Engineering, Fujian Normal University, Fuzhou 350007, China)

Abstract: In view of the Fuzzy C—Means clustering algorithm's single membership degree can't fully describe the images uncertainty, and ignore the pixel spatial relations in the process of clustering, here put forward a kind of image segmentation algorithm based on spatial information and intuitionistic fuzzy sets. The algorithm select the template of 3×3 computing neighborhood pixels within the grayscale average; and introduce the weight to control the gray information and spatial information, at the same time using hesitation degree to update the membership function of intuitionistic fuzzy sets. In view of the common standard image simulation experiment results show that the algorithm can keep the details of the image information better and obtain a more ideal image segmentation results.

Keywords: spatial neighborhood; intuitionistic fuzzy sets; fuzzy C—Means; image segmentation

0 引言

图像分割是图像视频和计算机视觉领域中进行图像分析处理的基本环节。所谓图像分割, 就是根据特定准则将一幅图像划分成若干个具有相同性质的类别, 并提取出人们感兴趣部分的过程^[1]。

现今国内外经常使用的模糊聚类算法中, 模糊 C—均值(Fuzzy C—Means, FCM) 聚类算法因其在无人监督的情况下, 能自适应迭代获得最终结果而被广泛应用。它没有考虑图像像素邻域信息, 然而, 图像像素间的关系却异常重要^[2], 因此这种分割方法对噪声非常敏感。此外, 它利用单值隶属度描述图像信息, 不能充分反映图像的模糊性。这些缺点使得基于 FCM 聚类的分割效果并不准确。

为了改善聚类算法的性能, 文献^[3]提出结合空间信息来改进 FCM 的算法; Ahmed^[4]等人通过在标准 FCM 函数中引入空间邻域均值信息的方式, 改进了其目标函数, 取得了较好的

分割效果。Chen^[5]等人针对上述算法复杂性较高的问题, 先后对图像进行了均值滤波和中值滤波, 并估计出邻域像素点对中心像素点的影响, 提出了 FCM_S1 和 FCM_S2 两种改进算法。

在模糊集理论方面, Atanassov^[6]在隶属度的基础上引入了犹豫度和非隶属度函数, 给出了直觉模糊集的概念。由于犹豫度能更充分反映对象的不确定性, 因此与模糊集相比, 直觉模糊集能更好得刻画聚类的模糊问题。在过去的数十年中, 许多学者致力于直觉模糊集的研究, 并广泛应用到模式识别、医疗诊断、图像分割、决策分析等领域^[7]。

本文在分析 FCM 算法的基础上, 把图像的空间信息和直觉模糊集理论相结合, 提出一种改进的基于空间信息的直觉模糊 C—均值 (FCM_With Spatial And Intuitionistic Fuzzy Sets, FCM_WSAIFS) 聚类算法。该算法是通过考虑图像的不确定性, 同时在目标函数中引入空间信息, 对目标函数进行改进的。

1 相关理论

1.1 FCM 算法

FCM 算法是把 n 个样本数据 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 归为 p 个类别, 为使目标函数达到最小而不断迭代寻求最优聚类中心和隶属度的过程^[8]。其目标函数可表述为:

$$\min J_{fcm}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p (u_{ij})^{m_0} d_{ij}^2(x_i, v_j) \quad (1)$$

收稿日期:2016-03-04; 修回日期:2016-04-25。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61571361);陕西省科技计划资助项目(2014KJXX-72);陕西省教育厅科学研究计划资助项目(15JK1658)。

作者简介:马姣婷(1990-),女,陕西渭南人,硕士研究生,主要从事信息安全方向的研究。

式中, \mathbf{U} 是隶属度矩阵, \mathbf{V} 是由聚类中心向量组成的矩阵; $J_{fcm}(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ 是目标函数, 可以反映图像像素区域之间的紧密程度; u_{ij} 是第 i 个样本 x_i 属于第 j 类的隶属度值; m_0 是模糊指数; $d_{ij}(x_i, v_j) = \|x_i - v_j\|$ 表示样本点 x_i 到聚类中心 v_j 之间的欧式距离。

隶属度和聚类中心迭代公式分别为:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^p \left(\frac{d_{ij}(x_i, v_j)}{d_{ik}(x_i, v_k)} \right)^{\frac{2}{m_0-1}}} \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, p \quad (2)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^{m_0} x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^{m_0}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

FCM 算法先初始化聚类中心, 然后通过公式 (2) (3) 进行迭代, 直至达到迭代停止的条件。

1.2 直觉模糊集

定义 1: 设 X 为非空集合, 称:

$$A = \{x, u_A(x), v_A(x) \mid x \in X\} \quad (4)$$

为直觉模糊集, 其中 $u_A: X \rightarrow [0, 1]$ 和 $v_A: X \rightarrow [0, 1]$ 分别为 X 中元素 x 属于 A 的隶属度函数和非隶属度函数。且对非空集合 X 中的任意 x , 都有 $0 \leq u_A(x) + v_A(x) \leq 1$ 成立。

定义 2: 对于非空集合 X 中的每个直觉模糊子集, 称:

$$\pi_A(x) = 1 - u_A(x) - v_A(x), 0 \leq \pi_A(x) \leq 1 \quad (5)$$

为直觉模糊集 A 中 x 的犹豫度, 它是对数据不确定性的一种测度。显然, 对于每个 $x \in X$, 有 $0 \leq \pi_A(x) \leq 1$ 。由于引入了犹豫度, 因而直觉模糊集能更细致地描述模糊性问题。

2 基于空间信息的直觉模糊 C-均值算法

2.1 直觉模糊集构造

在对直觉模糊集进行构造时, 非隶属度通常用 Sugeno 或 Yager 生成函数来生成^[9]。改进算法的非隶属度是通过支晓斌等人提出的广义模糊补^[10]: m -模糊补生成。该函数定义如下:

定义 3: 对于任意的 $x \in [0, 1]$, 若实函数 $c: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ 满足:

$$c(x) = \begin{cases} 1 - \frac{1-m}{m}x, & 0 \leq x \leq m \\ \frac{m}{1-m}(1-x), & m < x \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

$m \in (0, 1)$, 则称实函数 c 为 m -模糊补, 即模糊补算子。在直觉模糊集中, 上述公式 x 代表隶属度 u_{ij} , 模糊补算子 c 代表非隶属度 v_{ij} 。把隶属度 u_{ij} 和非隶属度 v_{ij} 代入公式 (5), 得到与之对应的犹豫度为:

$$\pi_{ij} = \begin{cases} \frac{1-2m}{m}u_{ij}, & 0 \leq u_{ij} \leq m \\ \frac{(1-2m) + (2m-1)u_{ij}}{1-m}, & m < u_{ij} \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

2.2 改进的基于空间信息的 IFCM 算法

改进算法相对于传统 FCM 聚类算法在两方面进行了改进: 一方面, 引入了直觉模糊集, 用犹豫度来处理更复杂的不确定性问题; 另一方面将图像的空间信息加入到算法中。选取图像灰度信息和邻域灰度均值信息作为特征, 对图像进行聚

类。邻域灰度均值特征提取时, 本文采用 3×3 区域内的八邻域像素来计算, 在平滑图像的同时能显示出图像的边缘细节信息。

设 x_i 为原图像灰度, x_i' 为像素 x_i 邻域像素灰度均值, 图像灰度和邻域灰度均值对图像的贡献大小分别为 $\alpha_1 (0 < \alpha_1 \leq 1)$ 和 $\alpha_2 (0 \leq \alpha_2 < 1)$, 并且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$, 则有:

$$\bar{x}_i = x_i \cdot \alpha_1 + x_i' \cdot (1 - \alpha_1) \quad (8)$$

其中: \bar{x}_i 表示融合了二者信息的灰度。在式 (8) 两边同时除以 $\alpha_1 (\alpha_1 > 0)$, 即有:

$$\frac{\bar{x}_i}{\alpha_1} = x_i + x_i' \cdot \frac{1 - \alpha_1}{\alpha_1} \quad (9)$$

令 $\alpha = \frac{(1 - \alpha_1)}{\alpha_1} (\alpha \geq 0)$, 有:

$$\frac{\bar{x}_i}{\alpha_1} = x_i + \alpha x_i' \quad (10)$$

本文算法取原灰度级 x_i 范围为 $[0, 255]$, 由分析可知邻域灰度均值 x_i' 范围也为 $[0, 255]$, 因此有 $0 \leq x_i + \alpha x_i' \leq 255 (1 + \alpha)$, 为了使融合后的图像灰度范围依然保持在 $[0, 255]$, 给不等式两边同时除以 $1 + \alpha$, 并令:

$$\xi_i = \frac{x_i + \alpha x_i'}{1 + \alpha} (\alpha \geq 0) \quad (11)$$

ξ_i 为融合了二者信息的灰度图像, 它作为整体样本输入的灰度值。分析上式可知当 α 为 0 时, 只利用了图像灰度信息; 当 α 趋于无穷时, 相当于只利用了图像空间信息。

改进算法的目标函数为:

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p (u_{ij}^*)^{m_0} d_{ij}^2(\xi_i, v_j) \quad (12)$$

式中, n 为图像像素个数, p 为聚类类别数, m_0 为模糊系数, $d_{ij}(\xi_i, v_j) = \|\xi_i - v_j\|$, u_{ij}^* 为直觉模糊集的隶属度, 定义如下^[11]:

$$u_{ij}^* = u_{ij} + \pi_{ij} \quad (13)$$

改进算法的实现流程如下:

初始化 设定聚类类别数 p , 模糊指数 m_0 , 收敛精度 ω , 非隶属度控制参数 m , 空间邻域信息控制参数 α ; 并初始化聚类中心。

步骤 1: 计算融入空间信息之后的模糊隶属度矩阵;

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^p \left(\frac{d_{ij}(\xi_i, v_j)}{d_{ik}(\xi_i, v_k)} \right)^{\frac{2}{m_0-1}}} \quad (14)$$

步骤 2: 把式 (7) 代入式 (13), 更新直觉模糊集的隶属度矩阵 u_{ij}^* , 其中:

$$u_{ij}^* = u_{ij} + \pi_{ij} = \begin{cases} \frac{1-m}{m}u_{ij}, & 0 \leq u_{ij} \leq m \\ \frac{(1-2m) + mu_{ij}}{1-m}, & m < u_{ij} \leq 1 \end{cases} \quad (15)$$

步骤 3: 计算新的聚类中心 v_j^* , 其中:

$$v_j^* = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^*{}^{m_0} \xi_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^*{}^{m_0}} \quad (16)$$

步骤 4: 当 $|v_j^* - v_{j-1}^*| < \omega$ 时停止迭代, 否则进入下一次迭代。

3 实验结果与分析

为验证改进算法的有效性, 选取常用标准图像作为实验对象。实验平台为: i5 Intel 处理器, 2.33 GHz 主频, 4 GB 内存, Windows 7 操作系统, 并采用 MATLAB 2013a 编程环境实现算法。算法包括以下参数: 聚类类别数 p , 模糊指数 m_0 , 迭代停止条件 ω , 非隶属度控制参数 m 和平衡因子 α 。其中 p 是根据图像要聚类的类别数进行确定; 模糊指数 m_0 通常取 2; 迭代停止条件设置为 $\omega = 1e-5$; 非隶属度参数 $m = 0.7$ 由文献[12]得来; 因此需要确定平衡因子 α 的大小, 该参数是影响分割效果的关键性因素。本文通过对比 FCM、Chaira 提出来的 IFS-FCM^[11] 和改进的基于空间信息的直觉模糊 C-均值聚类算法 (FCM_WSAIFS) 的分割结果, 来验证算法的有效性。

下述实验图 1~图 4 为利用具有相同初始聚类中心的 FCM、IFS-FCM 和本文的 FCM_WSAIFS 算法对图像进行分割的效果图。图像采用的原图如图 1~图 4 中的子图 (a) 所示, 图像清晰无明显噪声; 子图 (b) 为传统 FCM 分割结果; 子图 (c) 为 IFS-FCM 分割结果, 子图 (d) 为 FCM_WSAIFS 的分割结果。为了直观比较结果, 本实验设置平衡因子 α 为结果普遍较好时的经验值 0.6。

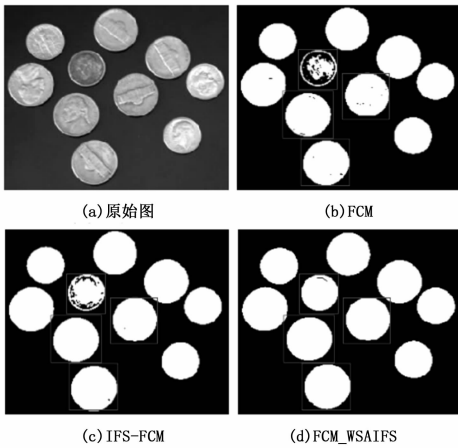


图 1 coins 分割效果对比图

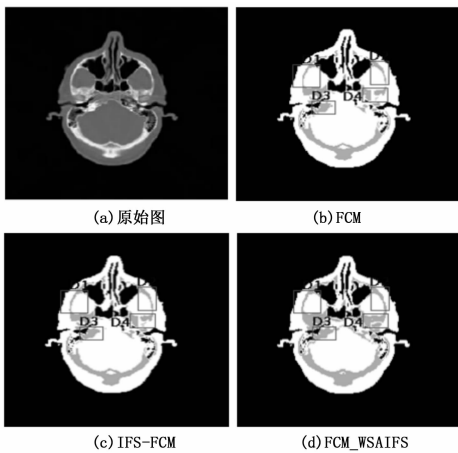


图 2 CT_SLICE 分割效果对比图

架, 但仍存在噪声点; IFS-FCM 通过引入犹豫度更新隶属度, 结果有了一定的改善, 但是效果上仍不如 FCM_WSAIFS 明显; 而 FCM_WSAIFS 通过引入空间信息, 明显减少了噪声点, 把图片的背景跟硬币分割出来。

由图 2 所示 CT_SLICE 分割效果可以看出, FCM 算法可以清晰分割出 CT 切片, 但是在细节上保持不够; IFS-FCM 比 FCM 在细节上有了一定的改善; FCM_WSAIFS 算法把切片各个细节都明显分割出来, 尤其在中心灰色连接部分, 效果特别突出。

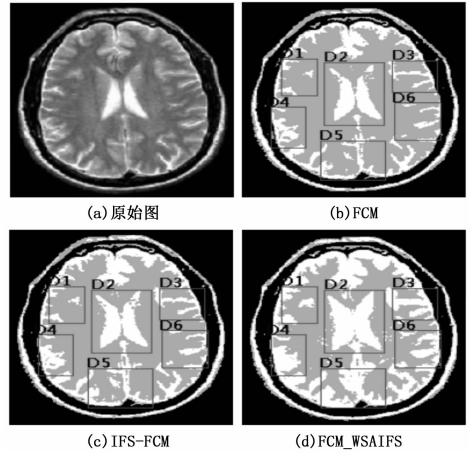


图 3 MRI 分割效果对比图

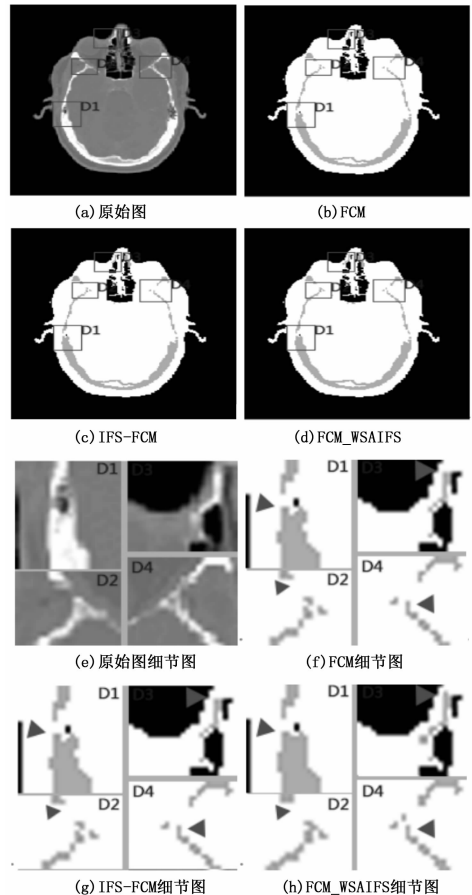


图 4 CT 分割效果对比图

比较图 1 硬币的分割效果, FCM 算法分割出了硬币的框

(下转第 202 页)

长、执行效率低、增加功能困难等问题。在数据储存方面应用了 NI 公司开发的二进制文件 TDMS 文件, 具有快速、储存量大、方便等优势, 为以后数据的分析处理带来便利。并使用 SQL 数据库和事件结构的相结合的方法, 在连续采集过程中实现参数的实时更新。本文的研究为应力波无损检测系统操作的傻瓜化、数据分析和处理的智能化奠定了基础。

参考文献:

[1] 施克仁. 无损检测新技术 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
 [2] 罗雄彪, 陈铁群. 超声无损检测的发展趋势 [J]. 无损探伤, 2004, 8 (3): 1-4.
 [3] 沈功田. 中国无损检测与评价技术的进展 [A]. 第 17 届世界无损检测会议专题报告 [C]. 上海, 2008: 787-793.
 [4] 李 铁, 刘时风, 李路明. 基于 LabVIEW 的虚拟仪器技术在无损检测中的应用 [J]. 无损检测, 2001; 23 (6): 240-242, 248.
 [5] National Instruments Corporation. LabVIEW Analysis Concepts [Z]. US, National Instruments Corporation, 2004.
 [6] National Instruments Corporation. NI Vision for LabVIEW User Manual [Z]. US, National Instruments Corporation, 2005.
 [7] Jeffrey Travis, JimKring. LabVIEW for Everyone [M]. New Jersey: Prentice Hall PTR, 2008.

[8] 马宏伟, 王华玲, 李海宁. 基于 LabVIEW 的超声检测虚拟仪器开发 [J]. 仪器仪表学报, 2006, 27 (s3): 1785-1787.
 [9] 陈 鹏, 蔡强富, 刘美全, 等. 基于 LabVIEW 的电磁超声数据采集与处理系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (3): 816-818.
 [10] 王 珮, 黄松岭, 赵 伟. 基于虚拟仪器技术的电磁超声数据采集和分析软件设计 [J]. 仪表技术与传感器, 2009 (5): 37-39.
 [11] 耿晓琪, 张钦宇. 基于 LabVIEW 超声信号的数据采集系统 [J]. 微计算机信息, 2008, 24 (10-1): 141-143.
 [12] 李羽翠, 姚运萍. 基于 LabVIEW 的心电采集分析系统的设计 [J]. 自动化与仪器仪表, 2015, 7: 174-176.
 [13] 唐进元, 李 松, 邵 文. 基于 LabVIEW 生产者-消费者模式的齿轮传动振动测试系统 [J]. 机械传动, 2011, 35 (1): 5-7.
 [14] 雷晏瑶, 李 智. 基于生产者/消费者的数据采集系统设计 [J]. 计算机应用技术, 2011, 38 (9): 39-43.
 [15] 王 健, 胥燕军, 王伟平, 等. 基于生产者/消费者模式的钢轨轮廓采集系统 [J]. 中国铁路, 2014, 74-76.
 [16] 王维喜, 李 智. 基于生产者/消费者设计模式的连续音频信号采集系统 [J]. 现代电子技术, 2009 (7): 129-132.

(上接第 197 页)

图 3 所示 MRI 原始脑部切片分为三类, 通过对比图可以看出 FCM 算法、IFS-FCM 算法和 FCM_WSAIFS 算法对图像进行分割都能得到较理想的分割效果, 但 FCM 算法在许多微小区域没有划分出来, IFS-FCM 在一些微小区域确实分割比较精确, 但 FCM_WSAIFS 算法在切片边缘和中心部分的细节较 FCM 和 IFS-FCM 都比较明显。

图 4 所示 CT 图像分为三类, 从子图 (b) ~ (d) 看不出三者明显的差别, 子图 (e) ~ (h) 对原图和各个方法分割后的图像进行了放大, 对比子图 (f)、子图 (g) 和子图 (h) 可以明显发现其不同之处。由图可知, FCM_WSAIFS 算法比 FCM 算法和 IFS-FCM 算法能更加精确分割出来图像细节。

通过分别对图 1~图 4 的比较可知: 由于传统 FCM 算法只考虑了灰度信息, 所以对含噪声的图像比较敏感。而 FCM_WSAIFS 算法在考虑灰度信息的同时, 融入了图像空间信息, 并推广到了直觉模糊集理论, 使得在细节信息分割比较明显的同时, 有效抑制了噪声。综上所述, 提出算法分割精度更高, 分割误差更小, 具有较强的抗噪声。

4 结论

针对传统 FCM 算法对图像噪声敏感, 且单一隶属度不能充分描述图像不确定性的问题, 提出将空间信息融入到算法特征提取过程中, 并推广到直觉模糊集领域。算法中通过引入权重来控制灰度信息和空间信息的平衡, 并用直觉模糊集的犹豫度更新隶属度函数。对常用测试图像进行分割, 实验结果表明, 改进算法有较强的抗噪性, 并且能克服传统 FCM 对图像细节难以分割的缺点。

参考文献:

[1] 徐胜军, 韩九强, 刘光辉. 基于马尔可夫随机场的图像分割方法综述 [J]. 计算机应用研究, 2013, 30 (9): 2576-2582.

[2] 田小平, 侯伟建, 吴成茂. 改进的核空间直觉模糊 C-均值聚类分割算法 [J]. 西安邮电大学学报, 2015, 20 (6): 45-50.
 [3] 李 琳, 范九伦, 赵 凤. 模糊 C-均值聚类图像分割算法的一种改进 [J]. 西安邮电大学学报, 2014, 19 (5): 56-60.
 [4] 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]. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 2002, 21 (3): 193-199.
 [5] Chen S, Zhang D. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, 2004, 34 (4): 1907-1916.
 [6] Atanassov K T. Intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy sets and Systems, 1986, 20 (1): 87-96.
 [7] Qinli Z, Xiuna Z, Yafan Y, et al. Robust Image Segmentation Using FCM Based on New Kernel-Induced Distance Measure with Membership Constraints [A]. 中国四川成都, F, 2011 [C].
 [8] Li Y, Shen Y. Fuzzy c-means clustering based on spatial neighborhood information for image segmentation [J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 21 (2): 323-328.
 [9] 王 昭, 范九伦, 娄 昊, 等. 一种融入局部信息的直觉模糊 C-均值聚类图像分割算法 [J]. 计算机应用研究, 2014 (9): 2864-2866+2872.
 [10] 支晓斌, 范九伦. 一种广义模糊补运算和相应的广义模糊熵 [J]. 模糊系统与数学, 2008, 22 (1): 96-102.
 [11] Chaira T. A Novel Intuitionistic Fuzzy c Means Color Clustering on Human Cell Images [A]. proceedings of the World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, NaBIC 2009 [C]. Coimbatore, India, F, 2009 [C].
 [12] 兰 蓉, 马姣婷. 基于直觉模糊 C-均值聚类算法的图像分割 [EB/OL]. 西安邮电大学学报, http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1493.TN.20160321.1025.002.html.