

结合引力模型的模糊聚类遥感图像水体分割算法

张琪, 杨桂芹*, 王小鹏

兰州交通大学电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

摘要 传统模糊 C 均值聚类算法在遥感图像水体分割中抑制噪声的能力弱且需人为设定的参数太多。针对这一问题, 提出了一种结合引力模型的模糊聚类遥感图像水体分割方法。首先将模糊 C 均值聚类算法得到的模糊隶属度矩阵作为本文算法的初始隶属度矩阵, 然后计算像素灰度值的局部标准差与局部均值的比率, 并将归一化的比率作为加权因子来反映邻域像素对中心像素的影响程度, 最后, 结合空间吸引模型, 在局部空间和模糊隶属度关系中引入权衡加权因子, 同时考虑中心像素与其相邻像素之间的空间距离和类别隶属度差异, 自适应准确地估计来自相邻像素的空间约束, 使权衡加权因子完全适应图像内容。实验结果表明, 相较于传统的模糊 C 均值聚类算法以及近年来相关的代表性算法, 本文算法的分割性能具有明显的优势, 分割准确度均为最高且最高达到 97.1%, 虚警率下降约 15%~30%。

关键词 图像处理; 模糊聚类; 空间吸引模型; 遥感图像; 目标分割

中图分类号 O436

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1410016

Fuzzy Clustering Remote Sensing Image Water Segmentation Algorithm Combined with Gravity Model

Zhang Qi, Yang Guiqin*, Wang Xiaopeng

School of Electronics and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China

Abstract The conventional fuzzy C-means clustering algorithm is weak in terms of noise suppression in remote sensing image water segmentation and requires the manual setting of excessive parameters. To solve this problem, a fuzzy clustering remote sensing image water segmentation method combined with a gravity model was proposed. First, the fuzzy membership matrix obtained using the fuzzy C-means clustering algorithm was used as the initial membership matrix of the algorithm. Then, the ratio of the local standard deviation of the pixel gray value to the local mean was calculated. Furthermore, the normalized ratio was used as a weighting factor to reflect the influence of neighboring pixels on the central pixel. Finally, combined with the spatial attraction model, a tradeoff weighting factor was introduced in the relationship between the local space and fuzzy membership, which could simultaneously consider the spatial distance between the central pixel and its neighboring pixels and the difference in category membership. This factor can adaptively and accurately estimate spatial constraints using the neighboring pixels and fully adapt to the image content. Experimental results show that compared with the conventional fuzzy C-means clustering algorithm and related representative algorithms developed recently, the segmentation performance of the proposed algorithm is optimum. The proposed algorithm exhibits the highest segmentation accuracy, with a maximum of 97.1%, and the false alarm rate is reduced by approximately 15%–30%.

Key words image processing; fuzzy clustering; spatial attraction model; remote sensing image; target segmentation

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 100.4145

收稿日期: 2020-10-19; 修回日期: 2020-11-02; 录用日期: 2020-11-18

基金项目: 国家自然科学基金(61761027)、甘肃省高原交通信息工程及控制重点实验室开放课题(20161106)、甘肃省无线电监测定位创新团队(2017C-09)、兰州交通大学研究生教改项目(1600120101)

通信作者: *yangguiqin@mail.lzjtu.cn

1 引言

随着遥感技术的快速发展以及遥感图像分辨率的提高,如何快速、精确地从遥感图像中提取目标信息已成为遥感领域的一个重要研究课题^[1-4]。遥感图像作为获取地表水资源信息的重要来源之一,对高分辨率遥感图像中的水体实现准确分割,在后续的水资源分析以及统计方面具有极其重要的意义。

近年来,无监督聚类方法被广泛用于遥感图像中目标信息的提取^[5-8]。许多聚类算法及其变体已经被开发用于无监督分类以及遥感图像分割^[9-13]。有限的空间分辨率和遥感图像的复杂空间排列,使得一个像素可能表示多种地面区域的土地类型。因此,遥感图像可能存在大量不精确和不确定的像素。模糊聚类作为聚类算法中的一类,由于其为每一个数据的归属引入了模糊性,同一像素可以隶属于不同类别,故更符合客观世界亦此亦彼的特性,也更利于遥感图像这种地物数据结构复杂、不易获得先验条件的特殊图像分割。模糊 C 均值聚类(Fuzzy C-Means Clustering, FCM)算法作为最具代表性的算法,最初由 Dunn^[14]提出,其利用模糊集理论中的隶属函数对每个像素点进行划分,考虑了模糊性和不确定性,对纹理和背景简单的图像可以取得良好的分割效果,但 FCM 仅考虑像素灰度特征,忽略了像素的空间信息,对噪声较为敏感。

针对传统 FCM 存在的缺点,学者们将局部空间信息引入传统 FCM 中,以提升分割性能。Ahmed 等^[15]提出了 FCM_S,在 FCM 的目标函数中引入邻域空间限制项,但计算量过大。为了降低 FCM_S 的计算复杂度,Chen 等^[16]又提出了 FCM_S1 和 FCM_S2,以简化邻域项的计算。为了进一步加快聚类过程,Szilagyi 等^[17]和 Cai 等^[18]分别提出了增强 FCM(EnFCM)和快速广义 FCM。但是,这些改进的 FCM 算法均是间接地处理原始图像,通过调整关键参数 α 来权衡噪声鲁棒性和图像细节保留的有效性。该参数对最终的聚类性能具有至关重要的影响,但其选择很困难^[19]。而且,当 α 在整个图像中的所有邻域窗口固定时,噪声去除的同时图像边缘出现模糊现象。Krinidis 等^[20]提出了一种模糊局部信息 C 均值聚类(FLICM)算法,该算法在 FCM 的目标函数中引入模糊因子,有利于保证对噪声不敏感、保留图像细节。然而,该方法在识别类边界像素和保留图像细节方面存在一些缺陷。

Verma 等^[21]提出了一种改进的直觉模糊 C-均值聚类(IIFCM)算法,该算法考虑了直觉模糊环境下的局部空间信息。兰蓉等^[22]在直觉模糊集的基础上提出了抑制式非局部空间 IIFCM 算法,使不同样本点对不同类别自适应地生成抑制因子,从而具有更好的鲁棒性。Gong 等^[23]使用局部变异系数(CV)代替空间距离作为局部相似性度量,进一步改进了 FLICM 算法。Li 等^[24]提出了一种基于 FLICM 算法的带边缘和局部信息的 FCM 算法,以减少边缘退化。

FLICM 算法和上述增强的 FLICM 算法对噪声的敏感程度有所降低,生成了合理的分割结果,但中心像素受其邻域像素的影响较大,忽略了自身特征,这将导致局部窗口的内部信息无法被充分利用。此外,聚类过程中使用的空间模型仍然不够理想,因此,它们可能无法正确区分相邻像素之间的贡献,从而可能会对区域边界这种较为重要的结构产生过度平滑的现象。为了解决上述问题,在标准 FCM 的基础上,提出一种结合引力模型的模糊聚类分割方法,结合局部空间信息和灰度信息,为邻域像素定义一个更准确的加权因子,该因子完全适应图像内容,以对标准 FCM 进行灵活、准确的空间约束估计,在均匀区域产生准确的结果,保留图像细节。

2 基本原理

2.1 FCM 算法

假设 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 代表待分割图像的 n 个像素集,其中 x_i 表示第 i 个像素。FCM 的目标函数的定义式为

$$J_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ik}^m \|x_i - v_k\|^2, \quad (1)$$

式中: v_k 代表第 k 个聚类中心, c 是图像中类的总数; $m > 1$ 是每个模糊隶属度的加权指数,通常设置为 2; $\|\cdot\|$ 是欧氏距离; u_{ik} 代表的是第 i 个像素属于第 k 类的隶属度,并且对于每个像素 i 满足 $u_{ik} \in [0, 1]$,且 $\sum_{k=1}^c u_{ik} = 1$ 。

通过用拉格朗日乘子法最小化目标函数[(1)式]可推导出更新隶属度和聚类中心的公式为

$$u_{ik} = \sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_k\|^2}{\|x_i - v_j\|^2} \right)^{-\frac{1}{m-1}}, \quad (2)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ik}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ik}^m}. \quad (3)$$

根据更新公式进行不断的迭代,最终使聚类中心达到稳定,得到最终的隶属度矩阵,完成分割。

2.2 FLICM 算法

FLICM 算法在 FCM 的基础上引入了模糊因子 G_{ki} 作为一种局部相似性度量,在去除噪声的同时保留了细节信息。模糊因子 G_{ki} 定义为

$$G_{ki} = \sum_{j \in N_i, j \neq i} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - u_{jk})^m \| \mathbf{x}_j - \mathbf{v}_k \|^2, \quad (4)$$

式中: N_i 表示的是在局部窗口内 x_i 的邻域像素集; d_{ij} 表示像素点 x_i 和 x_j 之间的欧氏距离。模糊隶属度的加权指数 m 和上述 FCM 中的 m 作用一样, FLICM 的目标函数表示为

$$J_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n [u_{ik}^m \| \mathbf{x}_i - \mathbf{v}_k \|^2 + G_{ki}], \quad (5)$$

最小化目标函数,得到模糊隶属度的计算公式为

$$u_{ik} = \sum_{j=1}^c \left(\frac{\| \mathbf{x}_i - \mathbf{v}_k \|^2 + G_{ki}}{\| \mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j \|^2 + G_{ji}} \right)^{-1/(m-1)}, \quad (6)$$

聚类中心的计算公式同(3)式。

目标函数通过迭代过程进行优化,在 FLICM 算法中,融合了局部空间信息和灰度信息的模糊因子 G_{ki} ,不包含任何调节图像噪声和细节平衡的参数,并且能够反映中心像素对距离中心像素不同空间距离的邻域像素的阻尼程度。因此,FLICM 在一定程度上对噪声和异常值具有鲁棒性。

3 本文方法的理论基础

在 FLICM 中使用空间和灰度信息来保证噪声不敏感,同时保留图像的细节信息。虽然在一定程度上提高了传统 FCM 的鲁棒性和准确性,但仅利用距中心像素的空间距离来反映相邻像素的影响程度是不够的。模糊因子对中心像素有很大的空间约束。无论是噪声像素还是边界像素,中心像素都会受到相邻像素的严重影响,从而被分到其大多数相邻像素所属的类别中,产生模糊效果。在去除噪声的同时,类边界像素的识别和图像细节的保留均存在局限性。这是因为用单一的空间距离来权衡各邻域像素在加权因子中的权重是不够的。此外,根据(4)式,可知计算加权因子时主要是基于邻域像素,但没有充分考虑中心像素自身的灰度信息,在这种情况下,为了获得更准确的分类结果,为邻域像素定义一个更准确的加权因子是非常重要的,该因子需完全适应图像内容,并很好地权衡噪声敏感性和图像细节保留的有效性。为此,我们提出了基于像素空间吸引模型的加权因子。

3.1 像素空间引力模型

由牛顿的万有引力定律可知,宇宙中的每一个物体都互相吸引。吸引模型在刻画图像中像素之间的空间关系方面也被证明是有效的。本文引入空间吸引模型,融合了局部空间信息和灰度信息。对于两个像素 i 和 j ,它们之间的空间吸引力与它们相对于第 k 个类别的模糊隶属度 u_{ik} 和 u_{jk} 成正比,与两个像素之间空间距离的平方成反比。因此,两个像素之间相对于第 k 个类的像素空间吸引力可以定义为

$$F_{ij}(k) = G_j \frac{u_{ik} \times u_{jk}}{d_{ij}^2}, \quad (7)$$

其中 G_j 作为一个加权因子来控制局部窗口中邻域的相对重要性。本研究用局部标准差与均值的比率(R)来反映局部窗口中邻域像素对中心像素的影响程度。对于每个像素 j ,它的局部标准差与均值的比率 R_j 可以定义为

$$R_j = \frac{\sigma(X_j)}{\mu(X_j)}, \quad (8)$$

式中:像素点 j 代表局部窗口的中心像素,像素点 X_j 代表以 j 为中心像素的邻域像素集合, $\sigma(X_j)$ 和 $\mu(X_j)$ 分别代表局部窗口的像素灰度值的标准差和均值。 R_j 的值可以反映局部窗口像素灰度值的分布,在图像的边缘或被噪声污染严重的地方灰度值较高,在同质区域灰度较低。由于 R_j 在不同的局部窗口移动,它的值可能变化较大,故没法直接进行比较,需进行归一化。归一化后 R_j 的值为 ξ_j , ξ_j 的计算方法为

$$\xi_j = \frac{R_j - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}}, \quad (9)$$

其中 R_{\max} 和 R_{\min} 分别为 R_j 的最大值和最小值。加权因子 G_j 的定义为

$$G_j = 1 - \text{lb}(\sqrt{\xi_j} + 1). \quad (10)$$

可以得出, G_j 的取值范围为 $[0, 1]$, 当围绕像素 j 的局部窗口中包含边缘像素点或者噪声点时, G_j 的值会较小且接近于 0, 故来自像素点 j 的影响将减弱。根据(7)式,可看出 $F_{ij}(k)$ 的值也会变小,进而导致来自噪声或者异常值的影响受到抑制,反之亦然。

像素空间吸引模型能够准确地描述像素之间的关系,能够根据像素与中心像素的空间距离以及模糊隶属度的差异灵活地变化。基于空间吸引模型,在局部空间和模糊隶属度关系中引入一个权衡加权因子 $\tau_{ij}(k)$, 即

$$\omega_{ij}(k) = \lambda_i \frac{F_{ij}(k)}{\sum_{j \in N_i, j \neq i} F_{ij}(k)}, \quad (11)$$

其中 λ_i 表示局部窗口内灰度值的均匀程度,用于反映局部窗口内图像部分的复杂性,定义为

$$\lambda_i = \sum_{j \in N_i} \xi_j, \quad (12)$$

其中 ξ_j 为归一化后的局部标准差与均值的比率,定义同(9)式。当邻域像素和中心像素都属于同质区域时, λ_i 的值很小,且邻域窗口内图像的复杂度将较低,反之相反。所提出的权衡加权模糊因子 $\omega_{ij}(k)$ 在整个处理过程中不包含任何实验调整的参数,计算该因子所需的信息完全基于中心像素及其邻域像素,因此,它完全适应局部图像内容。

3.2 结合引力模型的模糊聚类算法

传统 FLICM 算法中的加权因子仅根据局部窗口中邻域像素与中心像素的距离来反映邻域像素的影响,具有很大的局限性。为此,提出一种基于像素空间吸引模型的改进加权因子。新的加权因子 G'_{ki} 定义为

$$G'_{ki} = \sum_{j \in N_i, j \neq i} \omega_{ij}(k) (1 - u_{jk})^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_k\|^2, \quad (13)$$

改进后的目标函数为

$$J'_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n [u_{ik}^m \|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_k\|^2 + G'_{ki}], \quad (14)$$

通过最小化目标函数,得到模糊隶属度的计算公式为

$$u_{ik} = \sum_{j=1}^c \left(\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_k\|^2 + G'_{ki}}{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j\|^2 + G'_{ji}} \right)^{-1/(m-1)}. \quad (15)$$

聚类中心的计算公式同(3)式。所提算法的流程如图 1 所示。算法基本步骤如下。

步骤 1: 设置聚类总数 c , 加权指数 m , 邻域窗口大小 N_i , 程序终止阈值 ϵ , 循环计数器 $b=0$, 将通过传统 FCM 算法获取的最终模糊隶属度矩阵作为本算法的初始隶属度矩阵。

步骤 2: 通过(13)式来计算新的模糊因子 G'_{ki} 。

步骤 3: 利用步骤 2 算出来的 G'_{ki} 基于(15)式和(3)式来计算每个像素的模糊隶属度和各聚类中心。

步骤 4: 当满足终止条件 $\max_{k \in [1, c]} \{\|\mathbf{v}_k^b - \mathbf{v}_k^{b+1}\|\} < \epsilon$ 时, 迭代终止, 否则返回步骤 2 并重复。

步骤 5: 当达到终止条件时, 根据最终产生的模糊矩阵 $\mathbf{U} = \{u_{ik}\}_{c \times n}$, 将每个像素 i 分配到具有最大隶属关系的类别中。

4 分析与讨论

本研究的实验环境如下: 操作系统 Windows10;

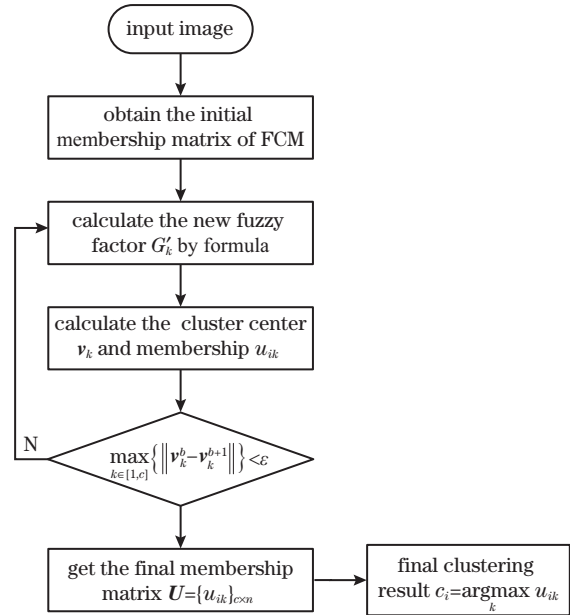


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

CPU Inter Core (TM) i5-4200M @ 2.50 GHz; RAM 8.00 GB; 采用 Matlab R2018a 进行仿真。为了验证本文所提模型对遥感图像水体分割的有效性, 选取 AID 数据集 (用于遥感图像场景分类的大型数据集) 中不同类型水体的遥感图像, 应用 FCM、FLICM、KNLASC-FCM、IIFCM、NDFCM、SNLS_IFCM 与本文算法进行性能比较。

图 2~7 是 6 种不同类型的遥感图像及 7 种方法得到的分割结果。图 2~7 中原始图像的尺寸分别为 600 pixel × 600 pixel, 512 pixel × 512 pixel, 700 pixel × 700 pixel, 256 pixel × 256 pixel, 600 pixel × 600 pixel, 600 pixel × 600 pixel。为了更直观地显示分割结果, 对于图像细节信息更多的图 2、图 3、图 4 和图 7, 设置聚类数为 3, 将图 5 和图 6 的聚类数设置为 2, 且都用对比度高的不同颜色来显示分割结果, 同一颜色的区域表示同一类别。其中: FCM 方法的参数设置为 $m = 2, \epsilon = 0.001$; FLICM 方法的参数设置为 $m = 2, \epsilon = 0.001$; KNLASC-FCM 方法的参数设置为 $m = 2$, 控制映射到高维空间限制项的参数 $\lambda = 2, \epsilon = 0.001$; IIFCM 方法的参数设置为 $m = 2$, 搜索窗大小 $r = 5$, 抑制因子 $\alpha = 0.95, \epsilon = 0.001$; NDFCM 方法的参数设置为 $m = 2$, 用于控制空间项的参数 $\lambda_\alpha = 4$, 用于控制灰度信息的参数 $\lambda_\beta = 2, \epsilon = 0.001$; SNLS_IFCM 方法的参数设置为 $m = 2$, 最大迭代次数 $T = 300$, 平滑参数 $h = 30$, 用于控制非局部空间限制项的参数 $\beta = 6, \epsilon = 0.001$ 。

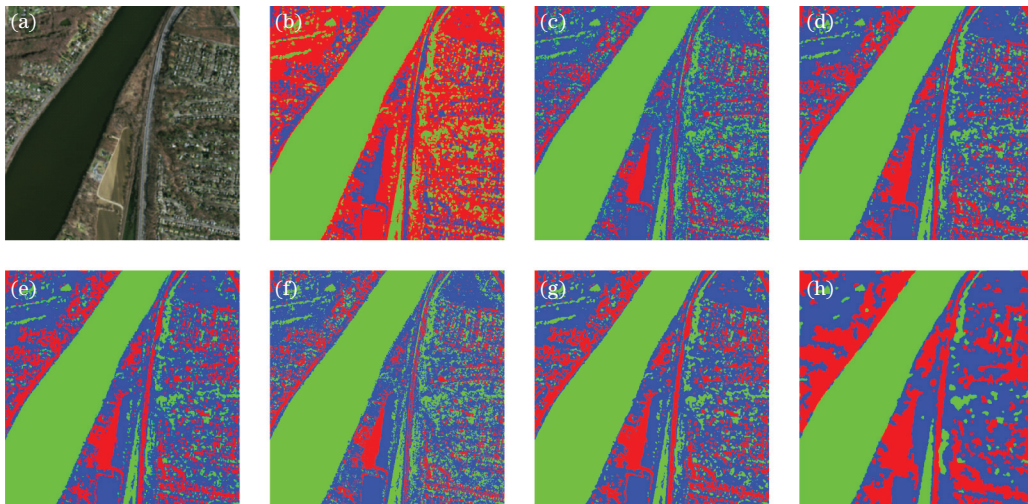


图 2 不同算法对遥感图像 1 的分割结果。(a)原始图像;(b)FCM 分割结果;(c)FLICM 分割结果;(d)KNLASC-FCM^[9]的分割结果;(e)IIFCM^[17]分割结果;(f) NDFCM^[7]分割结果;(g)SNLS_IFCM^[22]分割结果;(h)本文算法分割结果

Fig.2 Segmentation results of remote sensing image 1 by different algorithms. (a) Original image; (b) FCM segmentation result; (c) FLICM segmentation result; (d) KNLASC-FCM^[9] segmentation result; (e) IIFCM^[17] segmentation result; (f) NDFCM^[7] segmentation result; (g) SNLS_IFCM^[22] segmentation result; (h) segmentation result of our algorithm

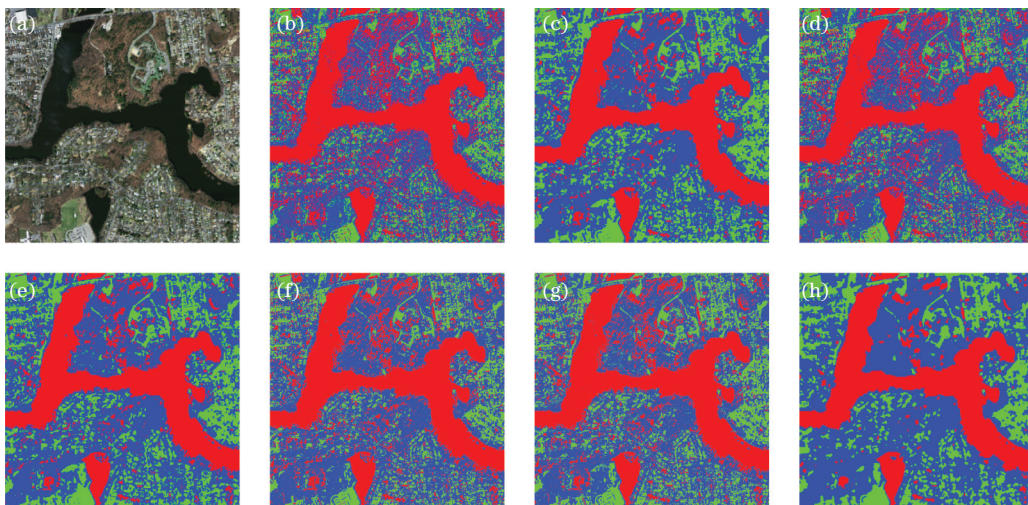


图 3 不同算法对遥感图像 2 的分割结果。(a)原始图像;(b)FCM 分割结果;(c)FLICM 分割结果;(d)KNLASC-FCM^[9]的分割结果;(e)IIFCM^[17]分割结果;(f) NDFCM^[7]分割结果;(g)SNLS_IFCM^[22]分割结果;(h)本文算法分割结果

Fig.3 Segmentation results of remote sensing image 2 by different algorithms. (a) Original image; (b) FCM segmentation result; (c) FLICM segmentation result; (d) KNLASC-FCM^[9] segmentation result; (e) IIFCM^[17] segmentation result; (f) NDFCM^[7] segmentation result; (g) SNLS_IFCM^[22] segmentation result; (h) segmentation result of our algorithm

由图 2~7 的分割结果可看出,图像被分割为不同的同质区域,相同颜色代表同一类别。由于高分辨率图像细节较多,传统 FCM 虽然能将水体分割出来,但仍有较多的噪声点,在水体周围其他细节部分分割效果较差且水体的边界不是很平滑,对于图 3 水体中的浪花无法有效地去除;FLICM 方法在 FCM 方法的基础上引入了局部空间信息,使用空间信息和灰度信息来保证对噪声不敏感,同时保留图像的细节信息,该方法的抗噪性能虽然提升了不

少,但在水体的边缘部分和细节较多的地方仍存在噪声以及误分割现象;KNLASC-FCM 方法是利用核方法修改 FCA-NLASC 算法中的目标函数来实现的,即用核聚类替代欧氏距离,利用一个非线性映射函数将输入空间转换成高维特征空间,将输入空间的非线性问题在特征空间中线性化,使得图像的抗噪性能得到了较好的提升,但细节信息的保留效果并不理想,如图 5(d)中所示,河流的分支没有被正确分割出来;文献 IIFCM 的方法包

含了局部空间信息、灰度信息,通过结合局部空间信息,克服了噪声问题,并利用直觉模糊集理论的优势来权衡图像中复杂边界以及较多细节信息,使其在抗噪性能和保留细节方面都有很大的提升,但有时还是无法在两者之间实现权衡,该算法对图 2~4 的分割结果都不错,但图 5 中河流的小支流没有被分割出来;NDFCM 算法通过检测并去除局部噪声来保证图像的鲁棒性,但在细节较多的时候,误分割的部分还是较多,如图 4 所示;

SNLS_IFCM 方法引入了直觉模糊集,在提高鲁棒性的同时,利用图像内像素点的隶属度自适应地求出犹豫度作为抑制因子,使不同的样本点对不同类别产生不同的抑制因子,加快了算法收敛,总体分割效果不错。本文方法的分割结果较前面 6 种算法有明显的优势,噪声点少,误分割区域少,水体边缘部分较好地保留。

为了更客观地对比 6 种方法的分割结果,将 6 幅遥感图像进行手动分割作为参考图像,如图 8 所示。

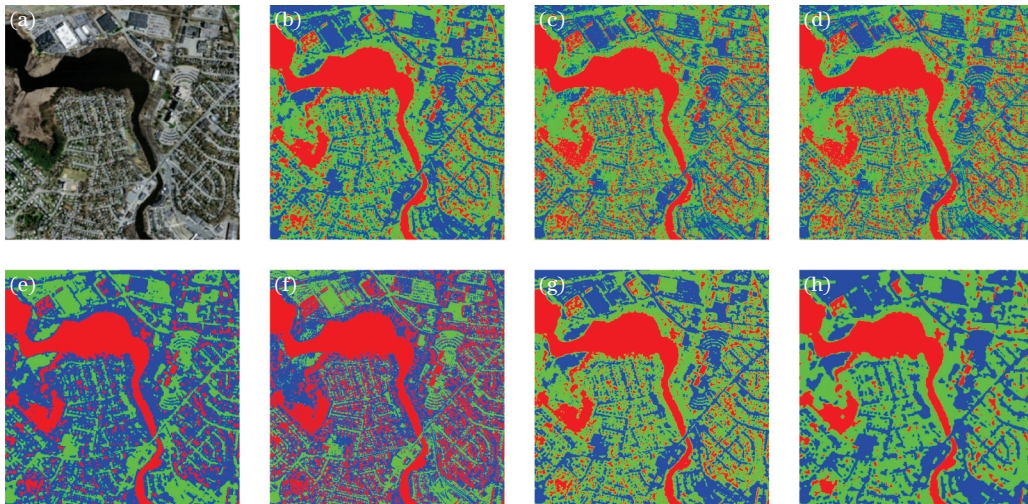


图 4 不同算法对遥感图像 3 的分割结果。(a)原始图像;(b)FCM 分割结果;(c)FLICM 分割结果;(d)KNLASC-FCM^[9]的分割结果;(e)IIFCM^[17]分割结果;(f) NDFCM^[7]分割结果;(g)SNLS_IFCM^[22]分割结果;(h)本文算法分割结果

Fig. 4 Segmentation results of remote sensing image 3 by different algorithms. (a) Original image; (b) FCM segmentation result; (c) FLICM segmentation result; (d) KNLASC-FCM^[9] segmentation result; (e) IIFCM^[17] segmentation result; (f) NDFCM^[7] segmentation result; (g) SNLS_IFCM^[22] segmentation result; (h) segmentation result of our algorithm

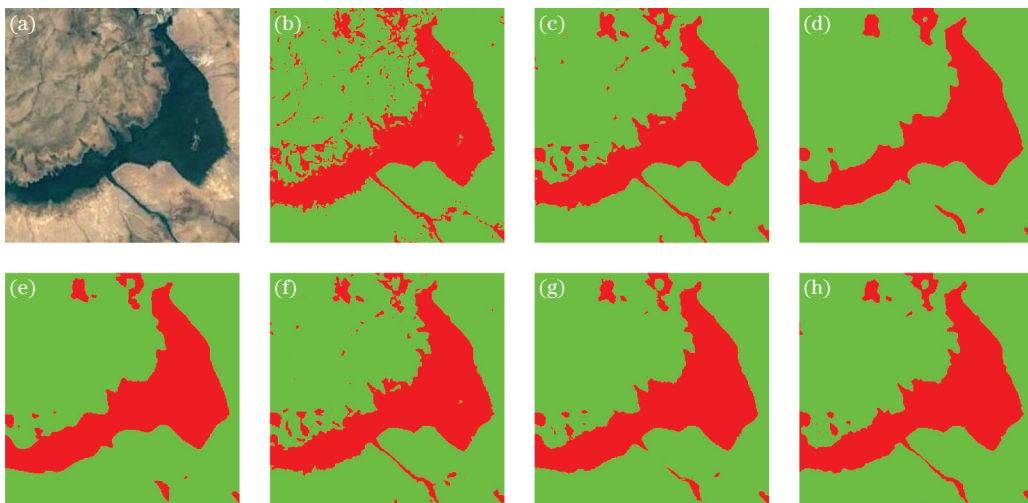


图 5 不同算法对遥感图像 4 的分割结果。(a)原始图像;(b)FCM 分割结果;(c)FLICM 分割结果;(d)KNLASC-FCM^[9]的分割结果;(e)IIFCM^[17]分割结果;(f) NDFCM^[7]分割结果;(g)SNLS_IFCM^[22]分割结果;(h)本文算法分割结果

Fig. 5 Segmentation results of remote sensing image 4 by different algorithms. (A) Original image; (b) FCM segmentation result; (c) FLICM segmentation result; (d) KNLASC-FCM^[9] segmentation result; (e) IIFCM^[17] segmentation result; (f) NDFCM^[7] segmentation result; (g) SNLS_IFCM^[22] segmentation result; (h) segmentation result of our algorithm

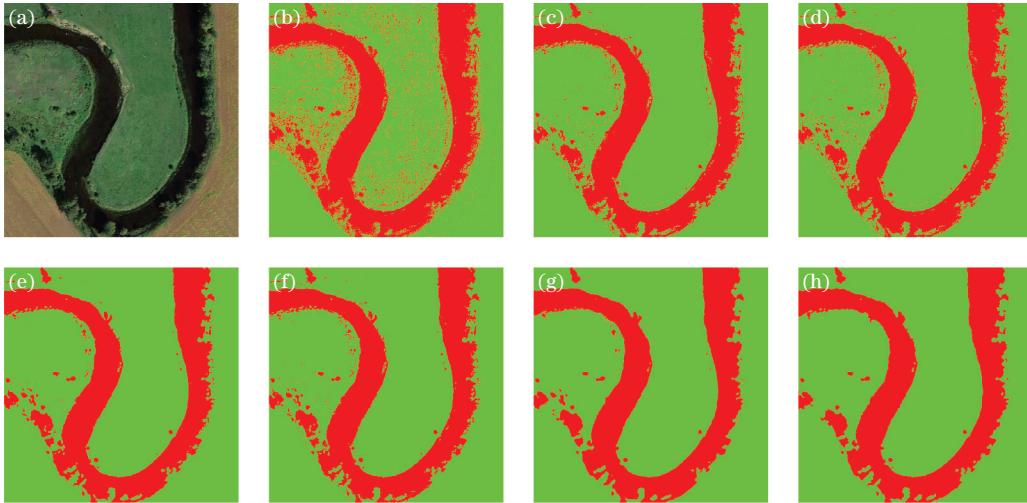


图 6 不同算法对遥感图像 5 的分割结果。(a)原始图像;(b)FCM 分割结果;(c)FLICM 分割结果;(d)KNLASC-FCM^[9]的分割结果;(e)IIFCM^[17]分割结果;(f)NDFCM^[7]分割结果;(g)SNLS_IFCM^[22]分割结果;(h)本文算法分割结果

Fig. 6 Segmentation results of remote sensing image 5 by different algorithms. (a) Original image; (b) FCM segmentation result; (c) FLICM segmentation result; (d) KNLASC-FCM^[9] segmentation result; (e) IIFCM^[17] segmentation result; (f) NDFCM^[7] segmentation result; (g) SNLS_IFCM^[22] segmentation result; (h) segmentation result of our algorithm

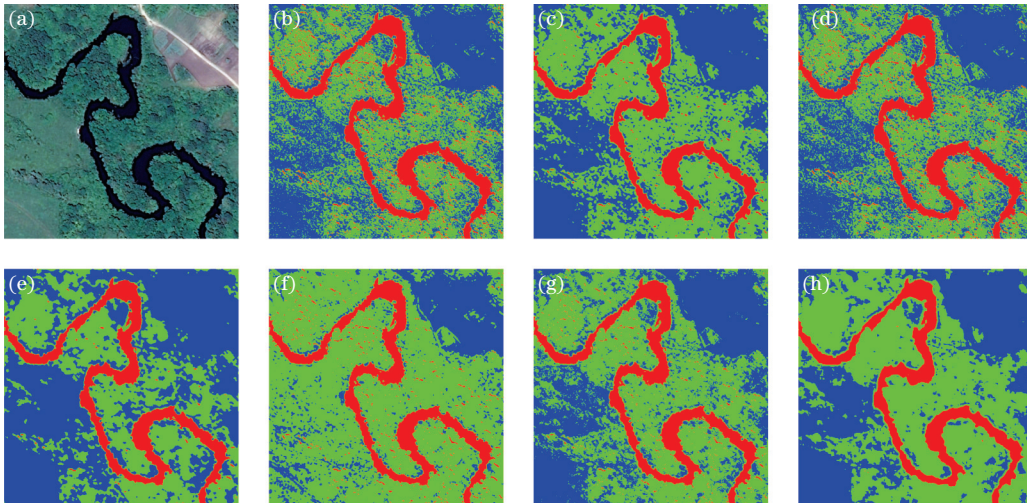


图 7 不同算法对遥感图像 6 的分割结果。(a)原始图像;(b)FCM 分割结果;(c)FLICM 分割结果;(d)KNLASC-FCM^[9]的分割结果;(e)IIFCM^[17]分割结果;(f)NDFCM^[7]分割结果;(g)SNLS_IFCM^[22]分割结果;(h)本文算法分割结果

Fig. 7 Segmentation results of remote sensing image 6 by different algorithms. (a) Original image; (b) FCM segmentation result; (c) FLICM segmentation result; (d) KNLASC-FCM^[9] segmentation result; (e) IIFCM^[17] segmentation result; (f) NDFCM^[7] segmentation result; (g) SNLS_IFCM^[22] segmentation result; (h) segmentation result of our algorithm

采用准确率(η_{Ac})、虚警率(η_{FA})以及平均交并比(R_{mIoU})对分割结果进行定量评价。计算公式分别为

$$\eta_{Ac} = \frac{T_P + T_N}{P + N}, \quad (16)$$

$$\eta_{FA} = \frac{F_P}{T_P + F_P}, \quad (17)$$

$$R_{mIoU} = \frac{1}{k} \sum_{k=1}^c \frac{A_k \cap C_k}{A_k \cup C_k}, \quad (18)$$

式中 P 代表参考图像中的水体部分, N 代表参考图像中的背景部分, T_P 为被正确划分的水体部分, F_P 为被错误划分的水体部分, T_N 为被正确划分的背景部分, A_k 表示通过从分割算法分割后的结果中获得属于第 k 类的像素集合, C_k 表示参考图像中属于第 k 类的像素集合。准确率表示图像分割结果的准确性, 虚警率表示图像分割中被错误分割的比例。平均交并比用于表征分割性能, 其值越高, 分割性能越好。

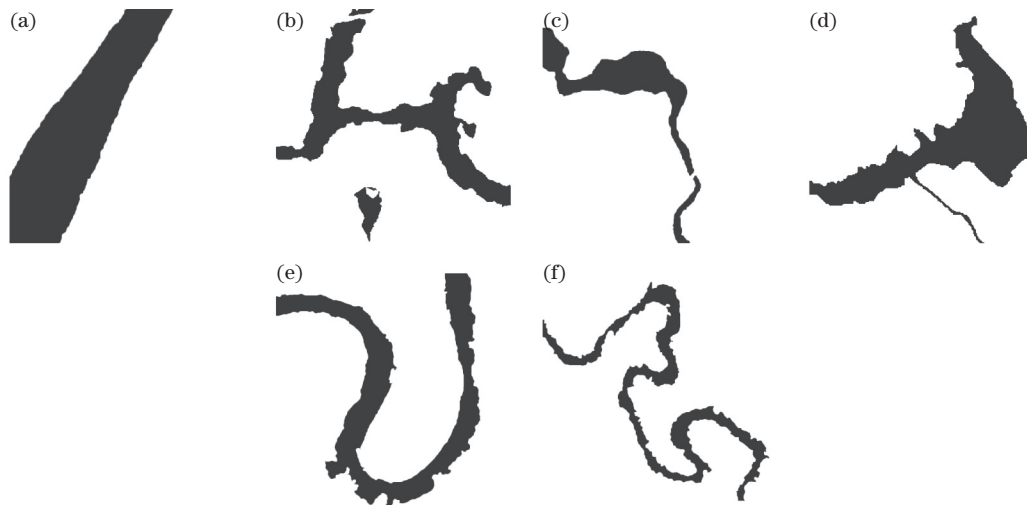


图 8 水体分割参考图像。(a)图像 1 的参考分割图像;(b)图像 2 的参考分割图像;(c)图像 3 的参考分割图像;
(d)图像 4 的参考分割图像;(e)图像 5 的参考分割图像;(f)图像 6 的参考分割图像

Fig.8 Reference images of water segmentation. (a) reference segmentation image of image 1; (b) reference segmentation image of image 2; (c) reference segmentation image of image 3; (d) reference segmentation image of image 4; (e) reference segmentation image of image 5; (f) reference segmentation image of image 6

从表 1~3 可以看出,本文方法的准确率较其他 6 种方法均为最高,其中对遥感图像 3 中的分割准确率没有达到 90% 以上,而对其他图像的分割准确率均在 90% 以上,这是因为图像 3 中一部分植被的阴影部分被误分割为水体所致。本文方法的虚警率均为最低,其中只有一个虚警率超过

10%,这是因为图像 3 中整个水体的面积不是很大,导致误分割的部分比重相对较大一点。分割结果的平均交并比的值越接近于 1,分割效果越好。本文方法分割结果的平均交并比均为最高。综合上述三个指标,本文方法的水体分割准确度最高。

表 1 分割结果的准确率

Table 1 Accuracy of segmentation results

unit: %

Method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Image 5	Image 6
FCM	87.3	79.7	75.4	86.4	82.7	84.3
FLICM	91.2	86.2	80.3	90.6	87.4	93.3
KNLASC-FCM ^[9]	90.7	83.5	81.7	89.6	86.6	84.9
IIFCM ^[17]	94.8	91.3	88.6	88.7	88.5	96.8
NDFCM ^[7]	91.7	83.9	72.8	90.3	88.1	91.2
SNLS_IFCM ^[22]	95.6	84.8	76.3	91.5	89.3	91.6
Proposed	96.3	94.8	89.2	93.4	90.8	97.1

表 2 分割结果的虚警率

Table 2 False alarm rate of segmentation results

unit: %

Method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Image 5	Image 6
FCM	27.3	37.9	35.7	26.8	24.3	18.2
FLICM	19.7	28.3	33.6	19.7	15.2	10.1
KNLASC-FCM ^[9]	25.4	34.2	31.4	14.9	14.6	19.3
IIFCM ^[17]	18.6	14.7	17.6	15.6	9.4	4.3
NDFCM ^[7]	6.4	33.9	39.1	18.5	10.9	9.8
SNLS_IFCM ^[22]	7.3	32.6	34.2	11.7	8.2	8.6
Proposed	5.2	7.9	13.8	9.3	7.7	3.7

表 3 分割结果的平均交并比

Table 3 Mean intersection of union of segmentation results

Method	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Image 5	Image 6
FCM	0.81	0.74	0.67	0.71	0.73	0.81
FLICM	0.87	0.82	0.73	0.84	0.81	0.88
KNLASC-FCM ^[9]	0.83	0.76	0.71	0.79	0.77	0.82
IIFCM ^[17]	0.91	0.88	0.82	0.77	0.84	0.93
NDFCM ^[7]	0.89	0.79	0.64	0.82	0.82	0.89
SNLS_IFCM ^[22]	0.91	0.81	0.72	0.83	0.85	0.91
Proposed	0.94	0.92	0.86	0.87	0.89	0.94

为了对本文算法的运行效率进行分析,本研究利用聚类过程中目标函数的计算步骤数来反映不同算法的时间复杂度。表 4 给出本文算法以及其他对比算法在聚类过程中的步骤数和复杂度,其中 N 代表图像中的像素个数, S 代表局部空间搜索窗的变长, s 代表搜索窗内邻域窗口的变长。本算法由于考虑了图像像素的局部空间信息并结合了像素之间的空间吸引力,其时间复杂度较 FCM 算法有所增加,但本文算法的初始隶属度矩阵是基于 FCM 算法构建的,准确地考虑了邻域像素的影响,故本文算法的迭代次数大幅降低,目标函数较快地收敛。

表 4 不同算法的时间复杂度

Table 4 Time complexity of different methods

Method	Number of computational steps	Time complexity
FCM	$N \times c \times T$	$O(n^3)$
FLICM	$N \times c \times S \times T$	$O(n^4)$
KNLASC-FCM ^[9]	$N \times c \times S \times T$	$O(n^4)$
IIFCM ^[17]	$N + N \times c \times S \times T$	$O(n^4)$
NDFCM ^[7]	$N \times c \times S \times s \times T$	$O(n^5)$
SNLS_IFCM ^[22]	$N \times S + N \times c \times S \times s \times T$	$O(n^5)$
Proposed	$N \times S + N \times c \times S \times T$	$O(n^4)$

5 结 论

针对高分辨率遥感图像中水体高精度分割的技术需求,传统聚类算法在遥感图像水体分割中存在抑制噪声能力弱且需人为设定的参数太多等问题。基于此,本文提出了一种结合引力模型的模糊聚类算法,用于遥感图像分类。本文算法可以通过合并局部空间和灰度信息来克服 FCM 的缺点,可有效去除噪声像素并同时减少边缘模糊伪像。其优点是可以在中心像素及其相邻像素之间提供准确的折中加权因子。对 6 幅不同类型的遥感图像进行了实验,结果表明,与其他 6 种算法相比,本文算法的分割准确度最高,虚警率最低,鲁棒性更好,由此证明本文算法的有效性。进一步的研究将对初始聚类中

心的选择、聚类数量的确定、计算成本的控制以及运行速度的提高等进行深入研究。

参 考 文 献

- [1] Xu Y, Feng M R, Pi J T, et al. Remote sensing image segmentation method based on deep learning model[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(10): 2905-2914.
许玥, 冯梦如, 皮家甜, 等. 基于深度学习模型的遥感图像分割方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(10): 2905-2914.
- [2] Du Z X, Yin J Y, Yang J. Remote sensing image detection based on dense connected networks [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(22): 222803.
杜泽星, 殷进勇, 杨建. 基于密集连接网络的遥感图像检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(22): 222803.
- [3] Yao J H, Wu J M, Yang Y, et al. Segmentation in multi-spectral remote sensing images using the fully convolutional neural network [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(1): 180-192.
姚建华, 吴加敏, 杨勇, 等. 全卷积神经网络下的多光谱遥感影像分割[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(1): 180-192.
- [4] Lin W J, Li Y, Zhao Q H. High-resolution remote sensing image segmentation using minimum spanning tree tessellation and RHMRFCM algorithm [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(1): 64-74.
林文杰, 李玉, 赵泉华. 结合 MST 划分和 RHMRFCM 算法的高分辨率遥感图像分割[J]. 测绘学报, 2019, 48(1): 64-74.
- [5] Xu K, Yang W, Liu G, et al. Unsupervised satellite image classification using Markov field topic model [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(1): 130-134.
- [6] Wang Y J, Qi Q W, Liu Y. Unsupervised segmentation evaluation using area-weighted variance and Jeffries-Matusita distance for remote sensing

- images[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8): 1193-1217.
- [7] Guo F F, Wang X X, Shen J. Adaptive fuzzy C-means algorithm based on local noise detecting for image segmentation [J]. *IET Image Processing*, 2016, 10(4): 272-279.
- [8] Liu H C, Dong A G. Hyperspectral remote sensing image classification algorithm based on nonlocal mode feature fusion[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 061017.
刘洪超, 董安国. 基于非局部方式特征融合的高光谱遥感图像分类算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(6): 061017.
- [9] Kersten P R, Lee J S, Ainsworth T L. Unsupervised classification of polarimetric synthetic aperture Radar images using fuzzy clustering and EM clustering[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(3): 519-527.
- [10] Hung C C, Kulkarni S, Kuo B C. A new weighted fuzzy C-means clustering algorithm for remotely sensed image classification [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(3): 543-553.
- [11] Wemmert C, Puissant A, Forestier G, et al. Multiresolution remote sensing image clustering[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(3): 533-537.
- [12] Kang J Y, Zhang W J. Kernelized FCM algorithm with non-local spatial constraint for image segmentation [J]. *Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition)*, 2019, 42(3): 122-128.
康家银, 张文娟. 用于图像分割的非局部空间约束的核 FCM 算法[J]. *南京师大学报(自然科学版)*, 2019, 42(3): 122-128.
- [13] Dai Y, Yi B S, Xiao J S, et al. Object detection of remote sensing image based on improved rotation region proposal network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111020.
戴媛, 易本顺, 肖进胜, 等. 基于改进旋转区域生成网络的遥感图像目标检测[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111020.
- [14] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters[J]. *Journal of Cybernetics*, 1973, 3(3): 32-57.
- [15] 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.
- [16] Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [17] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C-means algorithm [C] // *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE Cat. No. 03CH37439)*, September 17-21, 2003, Cancun, Mexico. New York: IEEE Press, 2003: 724-726.
- [18] Cai W L, Chen S C, Zhang D Q. Fast and robust fuzzy C-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 825-838.
- [19] Wang Z M, Soh Y C, Song Q, et al. Adaptive spatial information-theoretic clustering for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(9): 2029-2044.
- [20] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [21] Verma H, Agrawal R K, Sharan A. An improved intuitionistic fuzzy C-means clustering algorithm incorporating local information for brain image segmentation [J]. *Applied Soft Computing*, 2016, 46: 543-557.
- [22] Lan R, Lin Y. Suppressed non-local spatial intuitionistic fuzzy C-means image segmentation algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(6): 1472-1479.
兰蓉, 林洋. 抑制式非局部空间直觉模糊 C-均值图像分割算法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(6): 1472-1479.
- [23] Gong M G, Liang Y, Shi J, et al. Fuzzy C-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(2): 573-584.
- [24] Li N, Huo H, Zhao Y M, et al. A spatial clustering method with edge weighting for image segmentation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(5): 1124-1128.