

# 区域和邻域级信息相结合的加强型PFCM 含噪图像分割算法

王小鹏,王海洲\*,陈浩然

(兰州交通大学电子与信息工程学院,甘肃兰州 730000)

**摘要:** 针对可能性模糊C均值聚类(Possibilistic Fuzzy C-Means, PFCM)算法存在重合聚类,未考虑图像空间信息,对噪声鲁棒性差的问题,提出一种区域和邻域级信息相结合的加强型可能性模糊C均值算法. 首先,设计了一种新的函数结构抑制重合聚类,该方法通过引入非线性衰减特性,更有效地调节不同隶属度点对不同簇的贡献,降低了簇之间的重合度;其次,通过局部方差约束,将图像区域级信息和其邻域级信息结合,充分利用图像的空间信息,提高对噪声的鲁棒性;最后,将核度量应用于聚类不相似度度量,根据图像自有信息自适应地确定核函数带宽参数,进一步提高算法的灵活性. 含噪合成图像、脑MRI(Magnetic Resonance Imaging)图像和含噪彩色图像分割实验表明,本文算法在分割结果视觉效果和性能评价指标均优于其他几种比较算法.

**关键词:** 图像分割;聚类算法;重合聚类;空间信息;核度量

**基金项目:** 国家自然科学基金(No.61761027)

**中图分类号:** TP391.4

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112(2025)05-1584-12

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.12263/DZXB.20241104

## Enhanced PFCM Algorithm for Noisy Image Segmentation Combining Regional and Neighborhood-Level Information

WANG Xiao-peng, WANG Hai-zhou\*, CHEN Hao-ran

(School of Electronic and Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730000, China)

**Abstract:** To address the issues of overlapping clusters, lack of spatial information consideration, and poor noise robustness in the possibilistic fuzzy C-Means (PFCM) algorithm, an enhanced PFCM algorithm integrating regional and neighborhood-level information is proposed. First, a novel function structure is designed to suppress overlapping clusters by introducing nonlinear attenuation characteristics, which effectively adjusts the contribution of different membership levels to various clusters, thereby reducing cluster overlap. Second, by incorporating local variance constraints, the algorithm integrates regional and neighborhood-level image information, fully utilizing spatial information to improve noise robustness. Finally, kernel metric is applied to the clustering dissimilarity measure, where the kernel bandwidth parameter is adaptively determined based on the intrinsic properties of the image, further enhancing algorithm flexibility. Segmentation experiments on noisy synthetic images, brain magnetic resonance imaging (MRI), and noisy color images demonstrate that the proposed algorithm achieves superior visual segmentation results and outperforms existing comparison algorithms in performance evaluation metrics.

**Key words:** image segmentation; clustering algorithm; overlapping clusters; spatial information; kernel metric

**Foundation Item(s):** National Natural Science Foundation of China (No.61761027)

### 1 引言

图像分割是计算机视觉和图像处理中的一个关键步骤,其目的是将图像划分为多个有意义的部分,便于

后续分析和处理. 图像分割方法多种多样,有基于阈值分割<sup>[1]</sup>、边缘检测<sup>[2]</sup>、分水岭<sup>[3]</sup>、聚类<sup>[4,5]</sup>等,其中基于聚类的方法因其简单高效和可保留图像细节被广泛应

用,模糊 C 均值聚类<sup>[6]</sup>(Fuzzy C-Means, FCM)是最常用的方法之一.然而,经典 FCM 算法并未考虑图像的空间上下文信息,因此对噪声鲁棒性较差,容易受到噪声干扰,国内外学者提出许多变体 FCM 算法以达到更好的性能. FCM\_S(Fuzzy C-Means with Spatial information)算法<sup>[7]</sup>引入了邻域级信息概念,在原始 FCM 目标函数中加入了邻域窗口的限制项,提高对脑 MRI (Magnetic Resonance Imaging)图像的分割性能,随后提出的 FCM\_S1/S2<sup>[8]</sup>、RFCMLGI (Robust Fuzzy C-Means with Local and Gray Information)<sup>[9]</sup>、FLICM (Fuzzy Local Information C-Means)<sup>[10]</sup>算法相继引入邻域信息来提高对噪声的鲁棒性,且取得了良好的分割效果.虽然上述算法提高了对噪声的鲁棒性,但在引入邻域信息的同时需要在每次迭代中计算邻域像素和聚类中心像素的距离,这增加了计算复杂度.因此,增强型 FCM 算法<sup>[11]</sup>利用图像的灰度级个数替代像素个数,有效降低数据冗余,大幅降低算法的时间复杂度,其他基于直方图的聚类算法还有 FGFCM (Fast and Generalized Fuzzy C-Means)<sup>[12]</sup>、FRFCM (Fast and Robust Fuzzy C-Means)<sup>[13]</sup>、SFFCM (Superpixel-based Fast Fuzzy C-Means)<sup>[14]</sup>.同时,上述算法采用欧氏距离作为不相似度量,而欧氏距离对噪声和离群点敏感,为了克服这一缺陷,KWFLICM (Kernel Weighted Fuzzy Local Information C-Means)<sup>[15]</sup>、ARKFCM (Adaptively Regularized Kernel-based Fuzzy C-Means)<sup>[16]</sup>、KPFM-MRMF (Kernel Possibilistic Fuzzy C-Means with Morphological Reconstruction and Membership Filtering)<sup>[17]</sup>等将不相似度量由原来的欧氏距离改为核度量,将数据从低维空间映射到高维空间,提高算法的抗噪性能.基于邻域信息的 FCM 算法是通过邻域像素对中心像素的影响来抑制噪声,但随着噪声密度增大,邻域像素可能会被噪声破坏,因此考虑与中心像素块具有相似结构的其他邻域像素块更加可靠,这些像素被称为区域级信息,并由此提出了 FCM\_NLS (Fuzzy C-Means with Non-Local Spatial constraint)<sup>[18]</sup>、FSC\_LNML (Fuzzy Subspace Clustering with Local&Non-local information and Membership Linking)<sup>[19]</sup>、自适应非局部空间约束与 K-L 信息的模糊 C-均值噪声图像分割算法<sup>[20]</sup>等算法.除此之外,FCM 作为一种优秀的软聚类算法,学者们将其与其他理论结合,产生基于 FCM 性能更好的变体 FCM 算法:IFCM (Improved Intuitionistic Fuzzy C-Means)算法<sup>[21]</sup>引入了直觉模糊集理论,该算法考虑了隶属度和非隶属度,进而处理了数据的不确定性和模糊性;FRFCM (Fuzzy Rough C-Means)算法<sup>[22]</sup>结合模糊集和粗糙集理论,该算法通过上下近似来处理数据中的不确定性和噪声,适合在含噪数据或不完整数据的场景下使用;HFCM (Hesitant Fuzzy C-Means)算法<sup>[23]</sup>引入了犹豫模糊集理论,允许每个数据点在多个

隶属度值之间进行犹豫,在处理不确定性和多决策问题上更加灵活;PFCM (Possibilistic Fuzzy C-Means)算法<sup>[24]</sup>将 FCM 和可能性理论相结合,同时产生模糊隶属度和可能性隶属度,模糊隶属度用于捕捉数据点在不同簇之间的模糊分配,可能性隶属度则有效处理了噪声点和离群点,提高算法的鲁棒性.

虽然上述算法对噪声有一定的鲁棒性,但仍存在以下问题:(1)PFCM 算法虽能同时产生模糊隶属度和可能性隶属度,提高了算法的鲁棒性,但在实验中仍存在重合聚类的问题;(2)上述基于区域级信息的 FCM 算法虽允许图像冗余并保留实际内容,但处于噪声环境中可能会出现分割不足;(3)上述基于邻域级信息的 FCM 算法虽对噪声有一定的鲁棒性,但在噪声密度大的环境下,邻域像素有可能被破坏,无法为中心像素提供有用信息.

为解决上述问题,本文提出一种区域和邻域级信息相结合的加强型可能性模糊 C 均值算法用于含噪图像分割.首先,针对 PFCM 仍存在重合聚类的问题,本文设计了新的函数结构优化 PFCM 目标函数,该方法既能有效克服噪声点的负面影响,又能有效减少位置接近或重合聚类;其次,获取图像的区域级信息,并在此基础上获取其邻域级信息,通过局部方差约束消除区域级信息存在的分割不足现象并得到重构图像;最后,为了更好地表现算法对含噪图像的鲁棒性,将核函数作为不相似度量引入本算法中.

## 2 相关算法

### 2.1 PFCM 算法

PFCM 算法将 FCM 和可能性理论相结合,形成一种新的可能性模糊 C 均值模型,其目标函数如下:

$$J_{\text{PFCM}}(U, T, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N \left( \alpha (u_{ij}^m) + \beta (t_{ij}^\theta) \right) \| \mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i \|^2 + \sum_{i=1}^C \psi_i \sum_{j=1}^N (1 - t_{ij})^\theta \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{f} = \{ \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N \}$  代表一幅图像;  $\mathbf{x}_j$  为第  $j$  个的数据点灰度值;  $\mathbf{v}_i$  表示第  $i$  个聚类中心;  $u_{ij}$  代表第  $j$  个像素对第  $i$  个聚类中心的模糊隶属度;  $t_{ij}$  代表典型性的值,其值取决于所有数据;  $m$  和  $\theta$  为加权指数;  $\alpha$  和  $\beta$  分别定义了模糊隶属度和典型性值在目标函数中的相对重要性,且有  $\alpha > 0$ ,  $\beta > 0$ ;  $\| \cdot \|$  表示欧氏距离,  $C$  为聚类中心的数量;  $N$  为图像中的总像素数.文献[25]建议通过计算下式来选择  $\psi_i$ :

$$\psi_i = K \frac{\sum_{j=1}^N (u_{ij})^m \| \mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i \|^2}{\sum_{j=1}^N (u_{ij})^m}, K > 0 \quad (2)$$

利用拉格朗日乘子对式(1)目标函数最小化,得到更新后的算法:

$$u_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^C \left( \frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{2}{(m-1)}} \right]^{-1} \quad (3)$$

$$t_{ij} = \left[ 1 + \left( \frac{\beta}{\psi_i} \|x_j - v_i\|^2 \right)^{\frac{1}{(\theta-1)}} \right]^{-1} \quad (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N \left( \alpha (u_{ij})^m + \beta (t_{ij})^\theta \right) x_j}{\sum_{j=1}^N \left( \alpha (u_{ij})^m + \beta (t_{ij})^\theta \right)} \quad (5)$$

## 2.2 区域级信息

为增强FCM算法的鲁棒性,文献[17]首次在目标函数中引入区域级信息项,该信息项不仅关注邻域像素对中心像素的作用,同时还考虑了其他具有相似邻域结构的像素块,充分利用图像的冗余信息,有效提升算法的抗噪性能.区域级信息项表述为

$$\bar{y}_j = \frac{1}{Z_j} \sum_{\substack{y_q \in R_j \\ q \neq j}} y_q \cdot \exp \left( - \frac{\|M(y_q) - M(y_j)\|_{2,s}^2}{h^2} \right) \quad (6)$$

$$Z_j = \sum_{\substack{y_q \in R_j \\ q \neq j}} \exp \left( - \frac{\|M(y_q) - M(y_j)\|_{2,s}^2}{h^2} \right) \quad (7)$$

其中, $R_j$ 为以第 $j$ 个像素 $y_j$ 为中心的 $S \times S$ 搜索窗口, $M(y_q)$ 和 $M(y_j)$ 分别代表以像素 $y_q$ 和像素 $y_j$ 为中心的 $l \times l$  ( $l < S$ )邻域窗口, $\|M(y_q) - M(y_j)\|_{2,s}^2$ 为 $M(y_q)$ 和 $M(y_j)$ 的高斯加权欧氏距离, $s$ 为高斯函数标准差, $h$ 为平滑程度参数, $Z_j$ 为归一化因子.

## 2.3 核函数

欧氏距离度量通常简单且计算成本低,但它对扰动和异常值敏感.为此,采用一种所谓的核技巧,即利用点积将线性算法转化为非线性算法.特征空间中的核可以表示为下面的函数:

$$K(x, y) = (\varphi(x) \cdot \varphi(y)) \quad (8)$$

其中, $\varphi(\cdot)$ 是隐式非线性映射, $(\varphi(x) \cdot \varphi(y))$ 表示内积运算.利用核函数的技巧,可以将欧氏距离 $\|x_j - v_i\|^2$ 替换成 $\|\varphi(x_j) - \varphi(v_i)\|^2$ ,定义为

$$\|\varphi(x_j) - \varphi(v_i)\|^2 = K(x_j, x_j) + K(v_i, v_i) - 2K(x_j, v_i) \quad (9)$$

## 3 本文算法

### 3.1 区域级和邻域级信息结合

在图像处理和分割过程中,区域级信息通过考虑图像中各像素与其邻域以外区域之间的相似性来增强算法鲁棒性.对于含噪图像,在计算区域级信息时会试图找到在较大范围内具有相似性的一组像素,这导致原本不属于同一类别的像素可能会因为偶然的相似性而被归入同一分割区域,出现欠分割现象.考虑到邻域级信息注重像素周围的细节和边缘,可以更好地保持图像中的局部特征,对区域级信息的图像进行邻域级信息获取,平滑过渡保留的噪声像素,同时通过区域级信息保留图像的真实内容是合理的.因此,本文提出区域级和邻域级信息结合的方法来解决上述问题.新的重构图像 $\xi_j$ 表示如下:

$$\xi_j = \lambda_j \bar{y}_j + (1 - \lambda_j) \phi_j \quad (10)$$

其中, $\bar{y}_j$ 为式(6)所得的区域级信息, $\lambda_j$ 为控制区域级信息的权重系数, $\phi_j$ 为 $\bar{y}_j$ 的邻域级信息.

灰度相似性可确保在区域内部相似的像素被归为一类,有助于准确识别图像的细节和纹理.空间相似性则强化了区域内像素的空间一致性,减少由于局部噪声或细微变化导致的误分类现象.因此通过计算灰度相似性和空间相似性获取邻域级信息,计算灰度相似性公式如下:

$$S_{g-jq} = \begin{cases} \exp \left( - \frac{\|y_j - y_q\|^2}{\gamma_j^2} \right), & j \neq q, y_q \in N_j \\ 0, & j = q \end{cases} \quad (11)$$

其中, $y_j$ 为 $\bar{y}_j$ 中的第 $j$ 个中心像素, $y_q$ 为中心像素周围邻域像素, $N_j$ 为以 $y_j$ 为中心的 $n \times n$ 邻域窗口,许多实验表明,设置 $n=5$ 可以抑制孤立的噪声像素,并保持图像细节和边缘信息. $\gamma_j = \sqrt{\sum_{y_q \in N_j} \|y_j - y_q\|^2} / N$ 是尺度因子, $N$ 为 $N_j$ 的基数.再次,计算空间相似性:

$$S_{s-jq} = \exp \left( - \sqrt{(p_q - p_j)^2 + (w_q - w_j)^2} \right) \quad (12)$$

其中, $(p_j, w_j)$ 和 $(p_q, w_q)$ 分别为中心像素和邻域像素的坐标.根据灰度相似性 $S_{g-jq}$ 和空间相似性 $S_{s-jq}$ ,定义最终的相似性 $S_{jq}$ :

$$S_{jq} = \begin{cases} S_{g-jq} \times S_{s-jq}, & j \neq q \\ 0, & j = q \end{cases} \quad (13)$$

最后,利用以下公式计算 $\bar{y}_j$ 的邻域级信息:

$$\phi_j = \frac{\sum_{q \in N_j} S_{jq} y_j}{\sum_{q \in N_j} S_{jq}} \quad (14)$$

由于区域级信息已经滤除了大部分噪声,而邻域级信息是在区域级信息基础上获取的,为了防止产生过度平滑,需要通过系数 $\lambda_j$ 控制二者间的权重. 考虑到局部方差可以衡量数据的波动性,局部方差越大,说明数据的波动性越强,区域越不均匀;局部方差越小,说明区域更平滑或一致性更高. 因此,本文采用局部方差来约束区域级信息及其邻域级信息, $\lambda_j$ 如下式:

$$\lambda_j = \frac{M_j}{V_j + \varepsilon} \quad (15)$$

其中, $M_j = \frac{1}{N} \sum_{\substack{q \in N_j \\ q \neq j}} \bar{y}_q$  为局部均值, $V_j = \frac{1}{(2n+1)^2}$

$\sum_{\substack{q \in N_j \\ q \neq j}} (\bar{y}_q - M_j)^2$  为局部方差, $\varepsilon$  为控制参数. 并且需要将 $\lambda_j$

归一化至 $[0, 1]$ 区间,则

$$\delta_j = \frac{\lambda_j - \lambda_{\min}}{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}} \quad (16)$$

其中, $\lambda_{\max}$  和  $\lambda_{\min}$  为所有  $\lambda$  的最大值和最小值. 最后将  $\delta_j$  代入式(10)中得到重构图像:

$$\xi_j = \delta_j \bar{y}_j + (1 - \delta_j) \phi_j \quad (17)$$

为了说明区域级和邻域级信息结合方式的特点,对 1 幅灰度合成图像加以 10% 的混合噪声干扰,如图 1 所示. 图 1(c) 为区域级运算所得图像,可以观察到大多数噪声通过区域级运算处理后被平滑,然而一些噪声像素被过度保存,导致产生许多欠分割区域;相对而言,图 1(d) 展示了本文方法所得的结果图,可以观察到目标区域的边界更加分明,尤其在形状和结构上能够更好地保持目标的原始特征,目标区域内部的像素分布更加一致,没有明显的噪声点或不规则纹理. 总的来说,该方法对噪声抑制能力强且能更好地保持边缘完整,更适合应用于含噪图像分割任务.

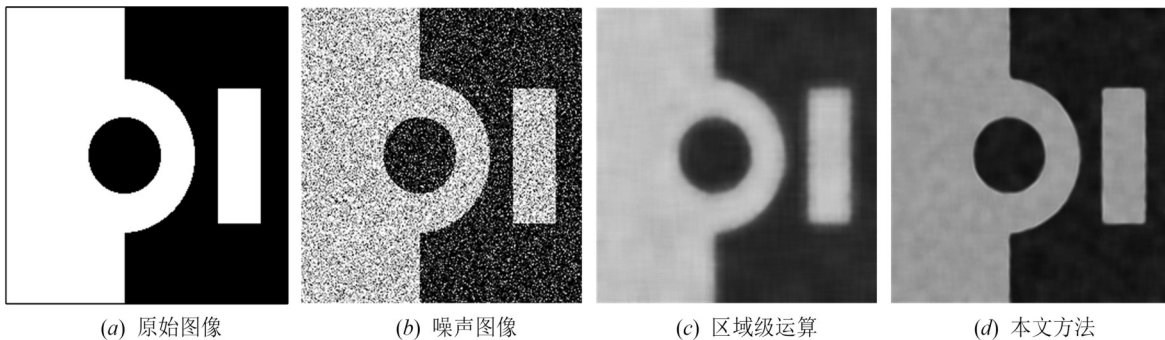


图1 区域级和邻域级信息结合

### 3.2 加强型 PFCM 算法

#### 3.2.1 PFCM 优化设计

针对 PFCM 算法存在重合聚类问题,为了清楚了解这个问题,考虑图 2(a) 中的数据,它由 6 个相交的圆组成,每个圆包含 500 个数据点,并且将圆的质心用红点表示出来. 当使用较高值来表示  $\alpha$  而不是  $\beta$  时,会迫使 PFCM 表现得更像 FCM 而不是 PCM (Possibilistic C-Means, PCM). 在图 2(b) 中,当设置了  $m=2, \theta=4, \alpha=0.8, \beta=0.2$  时,可以看到在 PFCM 聚类结果中不同颜色的簇之间存在一定程度的重叠,即重合聚类. 这是因为簇中心相对较近,如图 2(b) 中的黑点为每个簇的中心,并且在 PFCM 算法中,隶属度和可能性值的结合进一步放大了重合聚类现象,它允许和鼓励数据点同时高度隶属于多个簇,使数据点对多个簇有较高的可能性值,导致聚类结果中不同簇之间的明显重合.

因此,本文设计一种新的函数结构,通过引入非线性衰减特性抑制重合聚类,更新的目标函数如下:

$$J(U, T, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N \left( \alpha (u_{ij}^m) + \beta (t_{ij}^\theta) \right) \| \mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i \|^2 + \sum_{i=1}^C \psi_i \sum_{j=1}^N \sqrt[\theta]{t_{ij}} \left( \log \left( \sqrt[\theta]{t_{ij}} \right) - 1 \right) \quad (18)$$

接下来分析改进后的 PFCM 算法是如何削减重合聚类现象的. 首先在 PFCM 中,  $(1 - t_{ij})^\theta$  是  $[0, 1]$  中的单调递减函数,同样的  $\sqrt[\theta]{t_{ij}} \left( \log \left( \sqrt[\theta]{t_{ij}} \right) - 1 \right)$  在  $[0, 1]$  中也是单调递减函数,因此,新的函数结构并没有改变 PFCM 的算法结构. 其次,新的函数结构对低隶属度  $t_{ij}$  的点有较强的抑制作用,有助于提升模型的稳定性,这是因为随着  $t_{ij}$  趋近于 0,  $\log \sqrt[\theta]{t_{ij}}$  趋向负无穷,进而削弱这些点的影响. 相比之下,传统 PFCM 在处理低隶属度点时,其影响更加温和,可能会导致噪声点对目标函数产生较大影响,从而影响聚类结果. 最后,由于  $\log(\cdot)$  函数在靠近 1 时变化较为平缓,当隶属度较高时,其衰减速度较慢,有助于增强稳定的聚类中心,而  $(1 - t_{ij})^\theta$  对应

的是对距离中心较远的点(即隶属度较低)赋予更高的惩罚,但这种方式可能会在某些复杂数据结构中引入不稳定因素,尤其是在处理边界点或噪声点时.

综上所述,改进后的PFCM具有更加复杂的非线性衰减特性,可以更细腻地调节不同隶属度下的点的贡献,这使得模型在处理具有噪声和离群点的复杂数据时更具弹性.改进后的聚类结果如图2(c)所示,可以观察到簇中心分布更为分散,聚类后的簇形状更清晰,显

示出明确的边界.每个簇的点更集中,簇与簇之间的重合度显著降低,重合聚类现象明显减少.这表明该方法调整了簇中心与簇内点之间的关系,增加了对簇内点的一致性控制,减少重合聚类,增强算法在应对复杂数据集时的鲁棒性.在图像分割任务中,该方法可以减少图像中不同分割区域的边界模糊度,有效避免因重叠而导致的误分割问题,显著提升分割的准确性和分割区域的完整性.

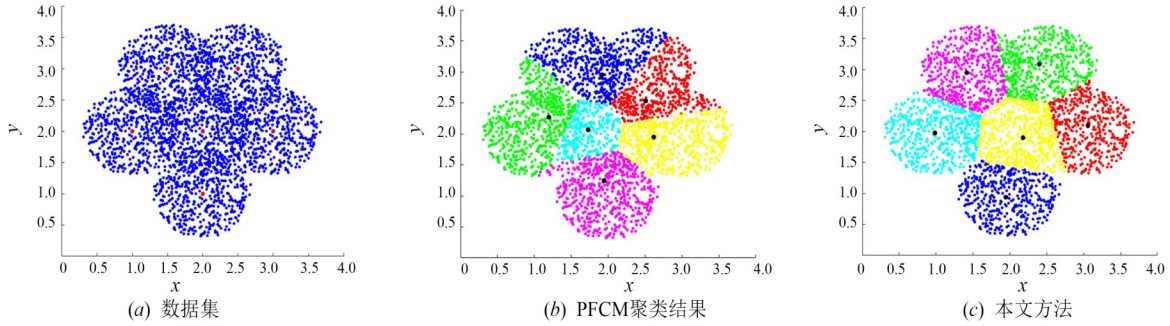


图2 PFCM算法优化设计

### 3.2.2 本文算法目标函数

由于PFCM算法存在重合聚类,对噪声敏感,原始图像在噪声增加时没有参考价值并且欧氏距离对异常值敏感,提出一种区域和邻域级信息相结合的加强型PFCM含噪图像分割算法.在本文中,选择GRBF(Generalized Radial Basis Function)核:

$$K(\mathbf{x}_j, \mathbf{v}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2}{\sigma}\right) \quad (19)$$

根据式(9)可得 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}) = 1$ . $\sigma$ 是带宽参数,GRBF中 $\sigma$ 的选择对算法性能有重要影响,对于基于核的聚类算法来说,由于数据点未标记,且真实类别是未知的,选择 $\sigma$ 非常困难.如果它很大,指数效应几乎是线性的;反之,如果它很小,则聚类边界对离群值很敏感.因此,本文通过图像自有信息确定 $\sigma$ 的取值,假设有一个包含 $N$ 个点的数据集,则 $\sigma$ 定义如下:

$$\sigma = \left(\frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N (d_j - \bar{d})^2\right)^{\frac{1}{2}} \quad (20)$$

其中, $d_j = \|\mathbf{x}_j - \bar{\mathbf{x}}\|$ 是计算数据点 $\mathbf{x}_j$ 到 $\bar{\mathbf{x}}$ 之间的距离, $\bar{d}$ 代表所有距离 $d_j$ 的平均值, $\bar{\mathbf{x}} = \sum_{j=1}^N \mathbf{x}_j / N$ 是所有数据点的平均值.因此,高维特征空间中的距离可计算为

$$D_{ij}^2 = 1 - K(\mathbf{x}_j, \mathbf{v}_i) = 1 - \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2}{\sigma}\right) \quad (21)$$

至此,本文算法目标函数 $J_m$ 如下:

$$J_m = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N \left( \alpha (u_{ij}^m) + \beta (t_{ij}^\theta) \right) \left( 1 - K(\xi_j, \mathbf{v}_i) \right) + \sum_{i=1}^C \psi_i \sum_{j=1}^N \sqrt[t_{ij}]{\log\left(\sqrt[t_{ij}]{t_{ij}}\right) - 1} \quad (22)$$

约束条件是

$$0 \leq u_{ij} \leq 1, \sum_{i=1}^C u_{ij} = 1, \sum_{j=1}^N u_{ij} > 0, 0 \leq t_{ij} \leq 1, \sum_{j=1}^N t_{ij} > 0 \quad (23)$$

其中, $\xi_j$ 为式(17)所得的重构图像, $(1 - K(\xi_j, \mathbf{v}_i))$ 为式(21)所得的核不相似度量, $u_{ij}$ 表示灰度值 $j$ 相对于聚类中心 $i$ 的模糊隶属度, $t_{ij}$ 为依赖于所有数据的典型性值,加权指数 $m$ 和 $\theta$ 都应大于1,相对重要性参数 $\alpha$ 和 $\beta$ 大于0. $\psi_i$ 的计算公式如下:

$$\psi_i = K \frac{\sum_{j=1}^N (u_{ij})^m (2 - 2K(\xi_j, \mathbf{v}_i))}{\sum_{j=1}^N (u_{ij})^m}, K > 0 \quad (24)$$

通常 $K$ 选择1.利用拉格朗日乘子法,得到模糊隶属度 $u_{ij}$ ,典型性值 $t_{ij}$ 和聚类中心 $\mathbf{v}_i$ 表达式分别为

$$u_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^C \left( \frac{1 - K(\xi_j, \mathbf{v}_i)}{1 - K(\xi_j, \mathbf{v}_k)} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1} \quad (25)$$

$$t_{ij} = \left( \left( \exp \left( W \left( \frac{\beta \theta^2 (\theta^2 - 1) (1 - K(\xi_j, \mathbf{v}_i))}{\psi_i} \right) \right) \right)^{-1} \right)^{\frac{\theta}{\theta^2 - 1}} \quad (26)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N (\alpha u_{ij}^m + \beta t_{ij}^\theta) K(\xi_j, v_i) \cdot \xi_j}{\sum_{j=1}^N (\alpha u_{ij}^m + \beta t_{ij}^\theta) K(\xi_j, v_i)} \quad (27)$$

其中,  $W(\cdot)$  为欧米伽函数. 所提算法详细步骤如算法 1 所示.

#### 算法 1 本文算法

输入: 设置聚类数目  $C$ , 模糊因子  $m=2$ , 典型化  $\theta=4$ , 最大迭代次数

$T$ , 相对重要性参数  $\alpha=0.8, \beta=0.2$ , 最小误差  $\delta$

输出: 聚类中心  $v_i$ , 隶属度矩阵  $U^{(T+1)}$ , 典型值  $t_{ij}$

1. 用运行 PFCM 算法得到的聚类中心分别初始化聚类中心、模糊隶属度和核函数
2. 利用式(17)计算新图像  $\xi$
3. 利用式(21)计算  $D_{ij}$
4. 利用式(24)计算参数  $\psi_i$
5. 初始化隶属度矩阵  $U^{(0)}$ , 设置循环计数器  $T=0$
6. 利用式(27)更新聚类中心  $v_i$
7. 利用式(25)更新隶属度矩阵  $U^{(T+1)}$
8. 利用式(26)更新典型值  $t_{ij}$
9. 如果  $\max\{U^{(T)} - U^{(T+1)}\} < \delta$  则退出循环, 否则  $T=T+1$  并返回执行步骤 6

## 4 实验结果与分析

为了验证所提出算法的有效性及其性能, 将 FCM\_NLS<sup>[17]</sup>、ARKFCM<sup>[16]</sup>、KWFLICM<sup>[15]</sup>、FCM\_SICM (Fuzzy C-Means with adaptive Spatial & Intensity Constraint and Membership linking)<sup>[26]</sup>等几种具有代表性的算法以及传统 FCM<sup>[5]</sup>作为比较算法. FCM\_NLS 首次利用区域级信息, 提高了算法的鲁棒性; ARKFCM 采用新的自适应参数调节每个中心像素的邻域信息使其保留更多图像细节, 并将核函数引入算法中提高鲁棒性; KWFLICM 构造了核加权模糊因子, 提出一种新的局部空间运算, 该算法具有较强的鲁棒性; FCM\_SICM 利用双边滤波预处理图像提出一种新的隶属度链接机制, 使该算法分割性能好, 且迭代时间短. 本文采用灰度合成图像, SBD (Simulated Brain Database, SBD) 数据库<sup>[27]</sup>的脑 MRI 图像, 彩色图像分别采用 BSDS500 数据库<sup>[28]</sup>的自然图像和 AID 数据库的遥感图像测试本文算法及各种比较算法. 通过 5 个评价指标评估了 5 种比较算法和所提出算法的性能, 包括模糊划分系数 (Fuzzy Partition Coefficient, FPC) 常用  $V_{PC}$  表示、模糊划分熵 (Fuzzy Partition Entropy, FPE) 常用  $V_{PE}$  表示、分割精度 (Segmentation Accuracy, SA)、平均交互比 (mean Intersection over Union, mIoU) 和归一化互信息 (Normalized Mutual Information, NMI). 实验中将灰度合成图像, BSDS500 数据库的自然图像和 AID 数据库的遥感图像添加等量高

斯白噪声、椒盐噪声以及乘性噪声的混合噪声. SBD 数据库提供的脑 MRI 图像可自行选择高斯噪声强度和灰度非均匀性干扰强度, 不需要再次添加混合噪声.

### 4.1 合成图像实验分析

为了测试算法在灰度合成图像分割中的性能, 本文选取 2 幅合成图像进行实验, 分别添加强度为 5%、10%、15% 和 20% 的混合噪声评价本文算法和比较算法的性能, 分割结果如图 3 (混合噪声强度为 10%) 和图 4 (混合噪声强度为 15%) 所示, 分割性能指标如表 1 所示.

综合图 3 和图 4 可以看出, 传统 FCM 对于 2 幅合成图像分割效果最差, 边缘不清晰且保留大量噪声. 通过引入非局部空间信息, FCM\_NLS 在边缘处理上有所改进, 但噪声控制依然有限, 仍然含有少量噪声. ARKFCM 虽能够保持边缘和细节部分, 但分割结果图中出现大量噪声, 分割效果不佳. KWFLICM 对噪声鲁棒性较好, 但其分割结果图中存在大量误分类区域. 相较于上述算法, FCM\_SICM 通过引入双边滤波在去噪效果和边缘清晰度上有一定提升, 但在分割结果中存在少量噪声. 本文算法对 2 幅合成图像表现出较好的去噪能力和清晰的边缘分割, 视觉效果最佳, 噪声影响较小, 这表明本文算法的鲁棒性较好且有效抑制了重合聚类导致的边缘模糊和分割区域不完整现象. 通过分析表 1 中各个算法的性能评价指标可以得出, FCM、ARKFCM 和 KWFLICM 性能指标随着噪声密度的增加均逐渐降低, 这表明 2 种算法在噪声加剧的情况下分割性能的稳定性较差. FCM\_SICM 的 mIoU 和 NMI 指标较好, 基本接近本文算法, 但其  $V_{PE}$  随着噪声密度增加不断上升. 本文算法的  $V_{PE}$  较低, 特别是在高噪声条件下, 表现出较强的抗噪性能; 在准确性方面, 本文算法在不同噪声水平上都表现出显著优势, 分割精度均达到 90% 以上. 相较于其他算法, 本文算法性能稳定且都具有较高的指标.

### 4.2 脑 MRI 图像实验分析

本文脑 MRI 图像均来源于 SBD 数据库, 该数据库通过使用多种模拟脉冲序列采集, 包含不同的切片厚度和噪声等级的图像数据. 每组 MRI 数据为  $181 \times 217 \times 181$  的 3D 体积图像, 且每组数据都附带相应的分割“金标准” (Ground Truth, GT). 这种“金标准”作为参考, 便于研究人员在评估分割算法时进行准确对比和性能验证, 为算法的有效性提供可靠基础. 具体来说, 本文选择 t1 加权切片, 每幅图像包含 9% 的高斯噪声干扰和 40% 的灰度非均匀性干扰. 图 5 为第 85 幅和第 100 幅脑 MRI 图像 3 个正交视图, 分别为轴向面 (Axial)、冠状面 (Coronal)、矢状面 (Sagittal), 此图未加噪声干扰和灰度非均匀性干扰图像.

本文对第 85 幅和第 100 幅脑 MRI 图像 3 个正交视

图进行分割实验对比. 结果如图6所示, 本文算法与比较算法的平均性能指标及均方误差如表2所示.

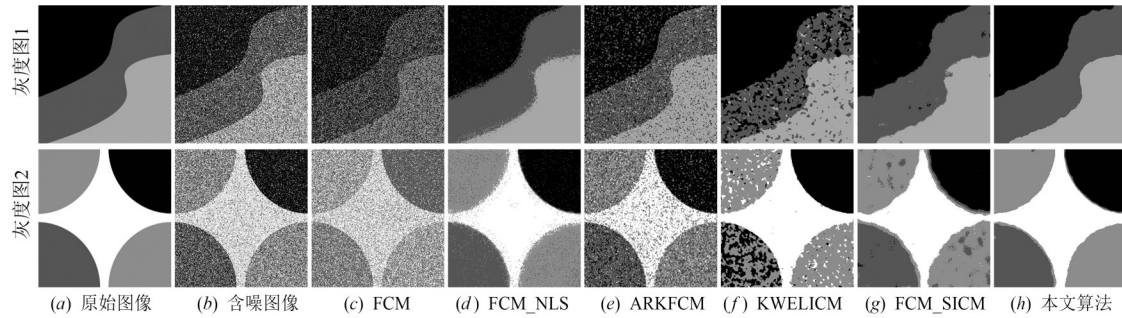


图3 所有算法对10%含噪灰度合成图像分割结果

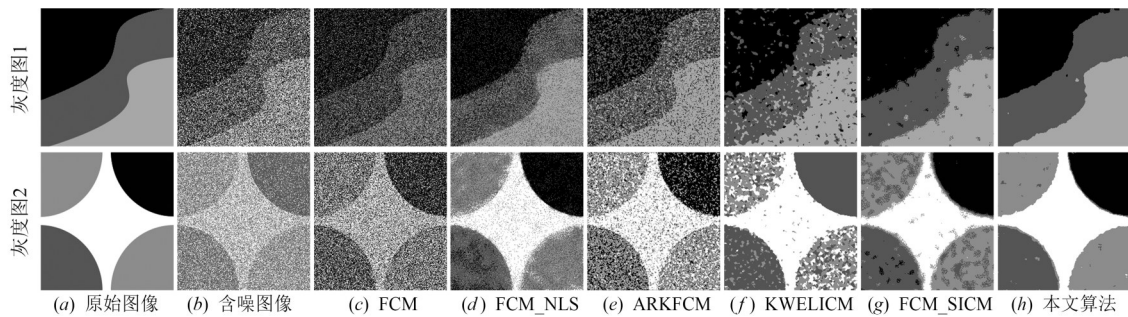


图4 所有算法对15%含噪灰度合成图像分割结果

表1 所有算法对灰度合成图像的性能指标

单位:%

性能指标	$V_{PC}$				$V_{PE}$				SA				mIoU				NMI			
	5.0	10.0	15.0	20.0	5.0	10.0	15.0	20.0	5.0	10.0	15.0	20.0	5.0	10.0	15.0	20.0	5.0	10.0	15.0	20.0
FCM	81.4	83.5	83.9	84.6	34.1	30.2	30.8	25.3	72.5	60.3	42.5	40.4	52.4	44.2	38.6	30.5	31.0	19.6	11.3	6.8
	80.7	81.6	80.3	79.8	37.3	34.7	30.1	28.6	50.2	47.4	40.5	36.3	42.8	33.2	25.7	17.7	28.6	20.4	13.5	6.4
FCM-NLS	84.0	79.6	75.3	72.8	31.2	37.6	42.2	50.9	96.4	91.3	87.5	80.4	94.3	86.6	77.8	70.1	87.0	70.6	64.3	60.1
	80.3	75.5	67.9	61.4	46.1	55.3	63.7	71.2	92.7	78.0	71.4	62.5	90.8	68.2	50.5	37.8	82.7	57.0	42.7	31.1
ARKFCM	78.6	73.3	70.8	66.7	37.8	42.5	48.3	56.6	92.6	90.8	83.1	78.9	77.1	68.5	62.3	55.6	70.2	58.3	50.1	44.9
	79.5	77.2	72.3	68.5	38.6	40.0	44.7	49.2	77.1	69.5	60.3	55.6	65.5	59.4	54.5	48.3	59.8	50.2	44.4	40.7
KWFLICM	61.8	49.7	38.6	34.4	66.4	78.3	90.6	94.5	86.7	74.9	69.8	60.7	78.3	66.1	60.1	55.7	78.6	57.8	46.9	40.3
	55.4	45.8	36.1	25.9	72.9	83.6	91.2	98.6	79.7	68.4	52.3	45.3	70.5	61.7	50.4	45.8	74.8	51.7	37.8	31.6
FCM_SICM	90.0	86.9	80.5	76.3	21.2	27.7	34.3	44.1	97.8	96.8	96.2	94.4	97.5	96.2	95.8	95.2	90.7	87.6	86.8	85.3
	85.3	77.1	70.4	64.5	31.2	44.4	55.9	62.8	95.8	92.1	89.5	85.3	94.7	94.4	93.2	92.2	86.4	85.3	83.7	81.3
本文算法	96.2	95.6	94.3	88.7	7.7	10.5	12.4	16.9	97.9	97.5	96.3	95.1	98.5	97.5	96.4	95.6	92.1	90.8	88.1	87.5
	94.6	91.7	90.1	85.3	11.9	16.8	20.1	24.5	96.8	96.2	94.7	90.7	95.6	95.2	94.7	93.8	90.3	87.8	85.4	84.6

与分割灰度合成图类似, 在分割脑MRI图像时, FCM算法视觉效果最差, 分割结果图中包含大量噪声; FCM-NLS虽能够有效过滤噪声, 但无法有效保持边缘细节, 尤其在分割矢状面图像时出现大面积细节丢失, 存在明显的重合聚类现象; ARKFCM能够保持边缘和细节部分, 在所有对比算法中分割效果较好, 但仍存在少量噪声; KWFLICM虽然对噪声有较好的鲁棒性, 然而在3个正交视图分割结果中存在大量细节丢失, 重合聚类明显; FCM\_SICM在分割轴向面和冠状面时表现较好, 分割矢状面时存在重合聚类现象.

通过对比标准分割图和其他算法, 本文算法鲁棒性较好, 边缘细节保持能力强, 分割效果优于其他算法. 如表2所示, 本文算法各个平均性能指标均优于其他几种比较算法, 特别是3个正交视图分割精度均达到90%以上, mIoU数值也处于较高水平, 这表明本文算法可以出色完成分割脑MRI图像任务. 在提供各个平均性能指标的同时, 均方误差(Mean Squared Error, MSE)可以反映这些结果的离散程度或一致性, 因此, 本文给出了所有算法的3个正交视图分割结果各个平均性能指标的均方误差. 如表2所示, 可以观察到

FCM、FCM\_NLS 和 KWFLICM 的 MSE 处于较高水平,且 KWFLICM 的 MSE 波动最大,说明这 3 种算法分割效果不够稳定. 相比之下,ARKFCM 和 FCM\_SICM 的 MSE 波

动较小且处于较低水平. 本文算法的 MSE 最低且波动范围维持在 0.1%~1.2% 之间,这表明本文算法分割效果稳定,展现出显著优势.

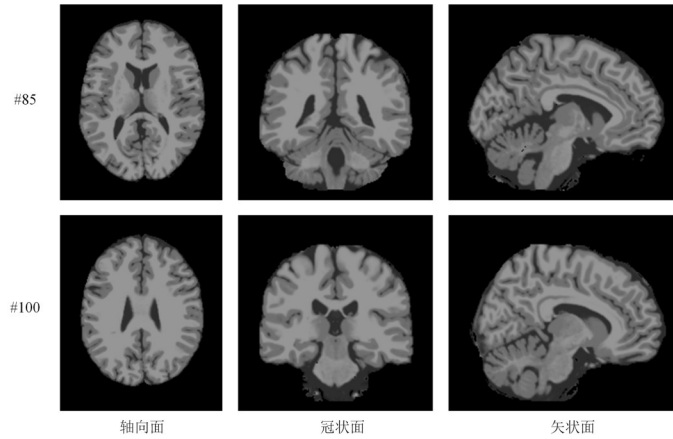


图 5 脑 MRI 图像正交视图

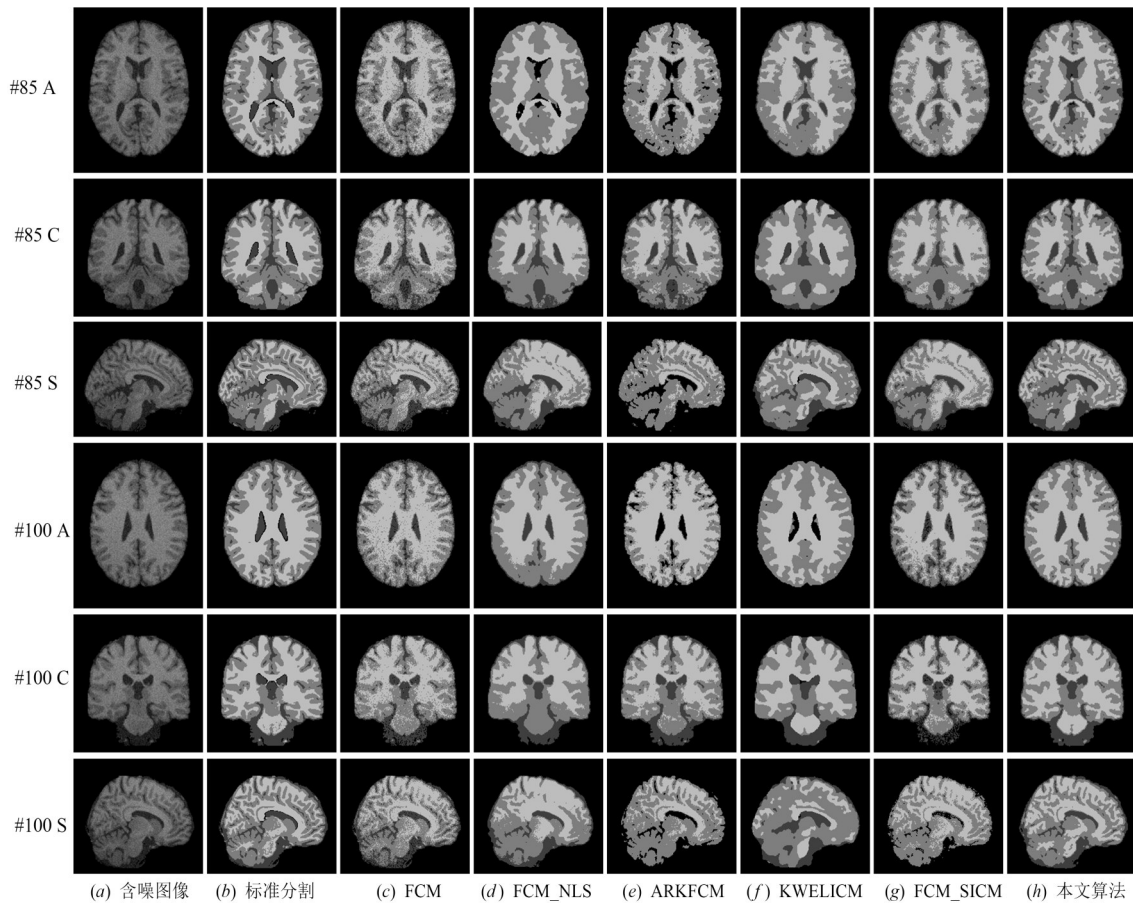


图 6 所有算法对脑 MRI 图像分割结果

### 4.3 彩色图像实验分析

#### 4.3.1 自然图像实验分析

本文首先分析所有算法对自然图像的分割性能, 选用 BSDS500 数据库自然图像进行实验. 具体选取

6 幅不同类型的自然图像, 其中图像 #108073 和 #232038 为多个目标分类图像, 并加以 5% 的混合噪声干扰, 利用本文算法及其他几种比较算法进行分割实验, 对自然图像的分割结果如图 7 所示.

表2 所有算法对SBD数据库的平均性能指标及均方误差

单位:%

性能指标	$V_{PC}$			$V_{PE}$			SA			mIoU			NMI		
	A	C	S	A	C	S	A	C	S	A	C	S	A	C	S
正交视图															
FCM	80.5	82.5	80.1	26.3	26.8	28.4	84.7	87.1	84.5	76.1	79.6	74.8	72.4	72.3	70.1
MSE	3.8	4.1	5.5	2.7	4.3	4.8	5.8	5.8	6.6	4.7	6.8	7.3	5.5	5.8	6.7
FCM_NLS	84.2	84.3	82.7	22.9	24.4	26.6	88.1	90.3	86.3	80.7	78.0	70.3	74.4	74.1	70.9
MSE	4.4	3.7	5.1	4.8	5.3	6.7	5.1	5.7	6.9	6.7	7.5	12.7	2.5	3.1	3.8
ARKFCM	86.4	86.5	85.4	21.6	22.1	22.9	91.2	90.6	89.5	83.8	83.4	82.7	75.8	76.9	74.8
MSE	1.3	1.5	2.0	2.3	2.6	2.8	0.8	0.9	2.2	1.1	1.9	2.7	2.4	2.4	3.0
KWFICM	73.9	78.8	73.4	36.6	34.1	41.4	86.3	89.3	85.7	77.8	83.8	76.6	73.6	78.1	73.2
MSE	8.9	8.7	10.2	11.8	13.4	16.5	7.9	10.4	18.7	6.6	8.5	11.2	5.8	7.4	9.6
FCM_SICM	86.1	82.7	84.6	24.5	27.6	28.7	91.1	90.4	87.5	80.8	77.4	72.3	76.6	75.2	72.9
MSE	2.4	1.5	3.2	0.7	1.1	1.5	1.4	1.2	2.1	0.8	1.3	1.9	2.1	1.8	3.6
本文算法	91.1	90.9	90.0	17.7	17.9	19.7	94.2	93.5	91.8	88.6	87.7	86.9	85.4	85.1	84.3
MSE	0.2	0.2	0.4	0.7	0.5	1.0	0.1	0.1	0.2	0.3	0.5	1.2	0.1	0.1	0.6

从图7可以观察到FCM分割结果中存在大量噪声,视觉效果最差;FCM\_NLS对#100007、#24063和#108073图像分割效果较好但存在少量噪声,在#232038图像分割结果中将屋顶与蓝天误分为一类,其他图像的分割效果较差;ARKFCM分割结果存在噪声残余,分割效果差;KWFICM抗噪性能较好,对#100007和#3096图像分割效果较好,其他图像分割效果差,存在重合聚类现象;FCM\_SICM对#100007、#24063和#108073图像分割效果细节保持较好,其他图像分割结果存在重合聚类现象且有少量噪声残余.本文算法对#100007、#3096和#135069图像的分割效果好,能够精确分割目标;在图像#24063结果中,虽在右上角有少量噪声残余,但建筑物轮廓细节分割准确,这表明本文算法的边缘细节保持能力强,有效抑制重合聚类现象;图像#108073和#232038分割结果中无噪声残余,可以准确分割图像的主要目标和背景.因此,可以利用本文所提出算法进行含噪自然图像分割.

4.3.2 遥感图像实验分析

此外,本文分析了所提出算法对遥感图像的分割性能,选用AID数据库遥感图像进行实验.具体选取6幅遥感图像,并加以5%的混合噪声干扰,利用所提出

算法进行分割实验,对遥感图像的分割结果如图8所示.可以观察到所提出算法能够准确分割出含噪遥感图像中的地物目标,如广场、湖泊、河流和船舶等,并且分割结果中边缘轮廓清晰,细节保持较好,无明显重合聚类现象和噪声残余.因此,可以利用本文所提出算法进行含噪遥感图像分割.

4.4 算法复杂度分析

算法复杂度是评估算法性能的重要方式,通过复杂度分析,可以衡量算法的效率.本文通过计算算法目标函数的计算步骤表达式 $E$ 、计算复杂度和时间复杂度综合分析算法性能.各种算法的计算步骤、计算复杂度和分割SBD数据库脑MRI图像的平均时间复杂度如表3所示.

表3中, $N$ 为图像像素个数, $K$ 为聚类数目, $T$ 为算法迭代次数, $S$ 和 $l$ 是区域级运算的搜索区域边长和邻域边长, $h$ 为邻域运算的邻域窗口边长, $N_D$ 和 $Q_D$ 分别表示降采样图像中的像素数量和灰度级数.FCM-NLS受原始区域级运算滤波器的计算复杂度影响,所以计算复杂度为 $O(n^5)$ ;ARKFCM和FCM\_SICM分别在聚类之前进行局部邻域和双边滤波操作,计算复杂度较低,与

表3 6种算法时间复杂度分析

分割算法	计算步骤 $E$	计算复杂度	时间复杂度/s
FCM	$N \times K \times T$	$O(n^3)$	3.58
FCM_NLS	$N \times S^2 \times l^2 + N \times K \times T$	$O(n^5)$	11.35
ARKFCM	$N \times [2h^2 + (h^2 - 1) + 1] + N \times K \times T$	$O(n^3)$	9.66
KWFICM	$N \times [(2h^2)^2 + 5h^2] \times K \times T$	$O(n^7)$	26.79
FCM_SICM	$N_D \times Q_D \times \log_2(N_D + Q_D) + N + (N + N) \times K \times T$	$O(n^3)$	4.29
本文算法	$N \times [S^2 \times l^2 \times (h^2 + 1)] + N \times K \times T$	$O(n^7)$	8.45



图 7 所有算法对含噪自然图像的分割结果

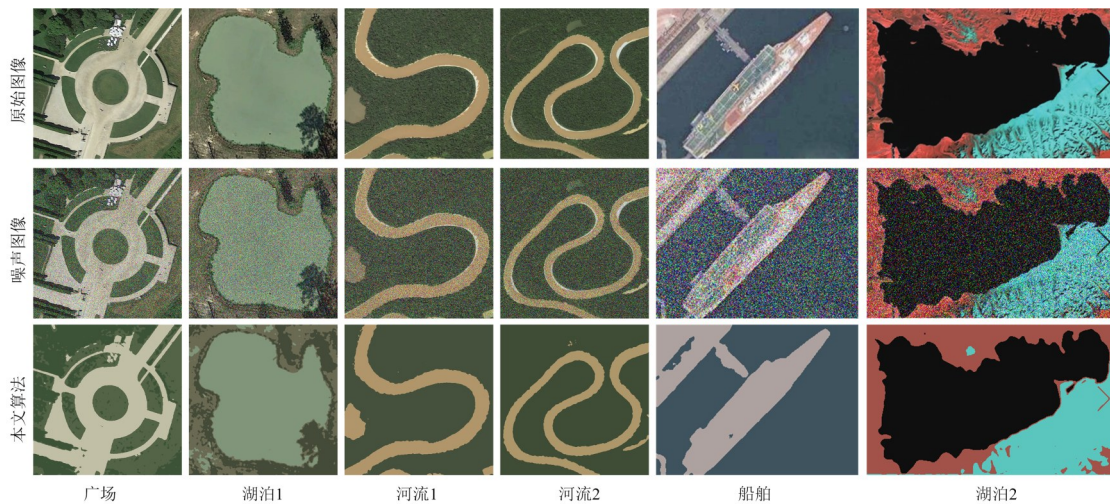


图 8 本文算法对含噪遥感图像的分割结果

FCM 均为  $O(n^3)$ ; KWFLICM 的计算复杂度较高, 主要是因为其在计算局部变异系数时, 局部方差和局部均值需要在与原始图像相同大小的图像上多次计算; 本文的计算复杂度为  $O(n^7)$ , 这是因为本文算法在区域级和邻域级信息结合运算中将区域级信息和邻域级信息通过

局部方差约束结合到一起, 使计算复杂度较高, 但本文算法的鲁棒性好且细节保持能力强. 从时间复杂度来看, FCM 的运行时间最短, KWFLICM 的运行时间最长, 这是因为需要多次计算局部变异系数, 计算成本较高. 本文算法虽在区域级和邻域级信息运算消耗一定时间, 而本文算法运用 PFCM 算法的聚类中心分别初始化

聚类中心、模糊隶属度和核函数,算法的迭代步数明显减少,使时间复杂度降低.

## 5 结论

本文提出了一种区域级和邻域级信息相结合的加强型可能性模糊C均值算法.针对PFCM算法存在重合聚类,对噪声鲁棒性差的问题,首先,设计了一种新的函数结构,该结构具有非线性衰减特性,在处理复杂数据时更具弹性,从而有效抑制重合聚类现象;其次,将图像区域级信息和在此基础上获取的邻域级信息通过局部方差约束得到重构图像,充分利用图像空间信息,提高算法的抗噪性;最后,将核函数应用到算法中,并根据图像自有信息确定带宽参数,进一步提高算法的鲁棒性和灵活性.通过含噪声的合成图像、脑MRI图像和彩色图像分割实验证明,相比于FCM-NLS、ARKFCM、KWFLICM和FCM\_SICM算法,本文算法的抗噪性能更强,分割精度更高.本文算法的计算复杂度的继续降低将是下一步的研究目标.

## 参考文献

- [1] HU G, ZHENG Y X, HOUSSEIN E H, et al. GSRPSO: A multi-strategy integrated particle swarm algorithm for multi-threshold segmentation of real cervical cancer images[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 91: 101766.
- [2] YANG D P, PENG B, AL-HUDA Z, et al. An overview of edge and object contour detection[J]. *Neurocomputing*, 2022, 488: 470-493.
- [3] 房超, 王小鹏, 李宝民, 等. 基于自适应结构元素的改进分水岭图像分割方法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2023, 55(5): 59-70.  
FANG C, WANG X P, LI B M, et al. Improved watershed image segmentation method based on adaptive structural elements[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2023, 55(5): 59-70. (in Chinese)
- [4] 吴嘉昕, 王小鹏, 刘扬洋. 子空间与KL信息结合的FCM多光谱遥感图像分割[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2024, 51(8): 23-33.  
WU J X, WANG X P, LIU Y Y. Fuzzy C-means multi-spectral remote sensing image segmentation with combined subspace and KL information[J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2024, 51(8): 23-33. (in Chinese)
- [5] 孙灏铖, 刘力, 李凡长. 李群模糊C均值聚类图像分割算法[J]. *软件学报*, 2024, 35(10): 4806-4825.  
SUN H C, LIU L, LI F C, et al. Lie group fuzzy C-means clustering algorithm for image segmentation[J]. *Journal of Software*, 2024, 35(10): 4806-4825. (in Chinese)
- [6] HATHAWAY R J, BEZDEK J C. Recent convergence results for the fuzzy C-means clustering algorithms[J]. *Journal of Classification*, 1988, 5(2): 237-247.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] BARRAH H, CHERKAOUI A, SARSRI D. Robust FCM algorithm based on local noise detecting for image segmentation[J]. *Advances in Fuzzy Systems*, 2016, 12(21): 1-10.
- [10] KRINIDIS S, CHATZIS V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [11] SZILAGYI L, BENYO Z, SZILAGYI S M, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C-means algorithm[C]//25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway: IEEE, 2003: 724-726.
- [12] 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.
- [13] LEI T, JIA X H, ZHANG Y N, et al. Significantly fast and robust fuzzy C-means clustering algorithm based on morphological reconstruction and membership filtering[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2018, 26(5): 3027-3041.
- [14] LEI T, JIA X H, ZHANG Y N, et al. Superpixel-based fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, 27(9): 1753-1766.
- [15] 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.
- [16] ELAZAB A, WANG C M, JIA F C, et al. Segmentation of brain tissues from magnetic resonance images using adaptively regularized kernel-based fuzzy C-means clustering[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2015, 2015(1): 485495.

- [17] FAROOQ A, MEMON K H. Kernel possibilistic fuzzy C-means clustering algorithm based on morphological reconstruction and membership filtering[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2024, 477: 108792.
- [18] ZHAO F, JIAO L C, LIU H Q. Fuzzy C-means clustering with non local spatial information for noisy image segmentation[J]. Frontiers of Computer Science in China, 2011, 5(1): 45-56.
- [19] WEI T Y, WANG X P, LI X N, et al. Fuzzy subspace clustering noisy image segmentation algorithm with adaptive local variance & non-local information and mean membership linking[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 110: 104672.
- [20] 王小鹏, 魏统艺, 房超, 等. 自适应非局部空间约束与 K-L 信息的模糊 C-均值噪声图像分割算法[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(7): 1261-1271.  
WANG X P, WEI T Y, FANG C, et al. Fuzzy C-means algorithm with adaptive non-local spatial constraints and K-L information for noisy image segmentation[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(7): 1261-1271. (in Chinese)
- [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] YU B, ZHENG Z J, CAI M J, et al. FRMC: A fuzzy rough C-means clustering method[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2024, 480: 108860.
- [23] ZENG W Y, MA R, YIN Q, et al. Hesitant fuzzy C-means algorithm and its application in image segmentation[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2020, 39(3): 3681-3695.
- [24] PAL N R, PAL K, KELLER J M, et al. A possibilistic fuzzy C-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(4): 517-530.
- [25] KRISHNAPURAM R, KELLER J M. A possibilistic approach to clustering[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1993, 1(2): 98-110.
- [26] WANG Q S, WANG X P, FANG C, et al. Robust fuzzy C-means clustering algorithm with adaptive spatial & intensity constraint and membership linking for noise image segmentation[J]. Applied Soft Computing, 2020, 92: 106318.
- [27] KWAN R K, EVANS A C, PIKE G B. MRI simulation-based evaluation of image-processing and classification methods[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(11): 1085-1097.
- [28] ARBELÁEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898-916.

### 作者简介



**王小鹏** 男, 1969年4月生, 甘肃兰州人. 兰州交通大学电子与信息工程学院教授和博士生导师. 主要研究方向为图像处理与分析、智能化信息处理等.  
E-mail: Wangxiaopeng@mail.lzjtu.cn



**王海洲** 男, 1998年8月生, 甘肃临夏人. 兰州交通大学电子与信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理、模式识别.  
E-mail: 361411775@qq.com



**陈浩然** 男, 2000年7月生, 北京人. 兰州交通大学电子与信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为图像处理.  
E-mail: saika707@outlook.com