

## 基于加权滤波与核度量的鲁棒图像分割算法

刘以<sup>1</sup>, 张小峰<sup>1,2\*</sup>, 孙玉娟<sup>1</sup>, 王桦<sup>1</sup>, 张彩明<sup>3</sup><sup>1</sup>鲁东大学信息与电气工程学院, 山东 烟台 264025;<sup>2</sup>烟台理工学院信息工程学院, 山东 烟台 264003;<sup>3</sup>山东大学软件学院, 山东 济南 250014

**摘要** 图像分割是计算机视觉领域的重要研究方向。模糊聚类方法由于其无监督的特性,在图像分割中得到了广泛的应用。然而,传统的模糊聚类方法在处理含高强度噪声和复杂形状的图像时,往往分割效果不理想。为了解决这一问题,提出了一种基于显著性检测的权重因子,用于构建加权滤波器和像素相关性模型,从而提高算法的抗噪能力。所提加权滤波器在结构相似性上比传统滤波器的最优结果高出 0.1。此外,引入核度量以适应复杂图像的分割需求。在合成图像、自然图像、遥感图像和医学图像上进行了大量实验,结果表明,所提算法在视觉效果上优于传统方法,并且在分割精度上比传统方法的最优结果高出 2%。

**关键词** 图像分割; 模糊聚类; 加权滤波; 核度量; 像素相关性

中图分类号 TP751 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231545

## A Robust Image Segmentation Algorithm Based on Weighted Filtering and Kernel Metric

Liu Yi<sup>1</sup>, Zhang Xiaofeng<sup>1,2\*</sup>, Sun Yujuan<sup>1</sup>, Wang Hua<sup>1</sup>, Zhang Caiming<sup>3</sup><sup>1</sup>School of Information and Electrical Engineering, Ludong University, Yantai 264025, Shandong, China;<sup>2</sup>School of Information Engineering, Yantai Institute of Technology, Yantai 264003, Shandong, China;<sup>3</sup>School of Software, Shandong University, Jinan 250014, Shandong, China

**Abstract** Image segmentation is an important research direction in computer vision. Fuzzy clustering methods have been widely applied in image segmentation due to their unsupervised nature. However, traditional fuzzy clustering methods often fail to segment images with high-intensity noise and complex shapes. To solve this problem, a weighted factor is proposed based on saliency detection to construct a weighted filter and a pixel correlation model, which improves the noise resistance of the algorithm. The proposed weighted filter outperforms the optimal results of the traditional filter in terms of structural similarity by 0.1. Moreover, a kernel metric is introduced to accommodate the segmentation needs of complex images. Extensive experimental results on synthetic, natural, remote sensing and medical images demonstrate that the proposed algorithm outperforms the traditional methods in visual effects and improves the segmentation accuracy by 2% compared with the optimal results of traditional methods.

**Key words** image segmentation; fuzzy clustering; weighted filtering; kernel metric; pixel correlation

## 1 引言

图像分割是计算机视觉研究的基础<sup>[1-2]</sup>。精确的图像分割技术可为图像检索<sup>[3]</sup>、人脸识别<sup>[4]</sup>、目标检测<sup>[5]</sup>等领域提供技术支持。该技术根据图像的强度、纹理、颜色等性质对图像进行区域划分。而根据性质原理的不同,常见的图像分割算法主要有基于阈值的

算法<sup>[6]</sup>、基于边缘的算法<sup>[7]</sup>、基于聚类的算法<sup>[8]</sup>以及当下热度高涨的深度学习方法<sup>[9-11]</sup>。虽然深度学习方法是图像分割领域的研究热点之一,但仍存在如下不足: 1)深度学习对数据的依赖性强<sup>[12]</sup>; 2)深度学习无法解释其作出的决策。因此,具有高鲁棒性、高效性与可解释性的传统机器学习算法仍然是研究的热点。

模糊 C 均值聚类(FCM)算法<sup>[13]</sup>是一种被广泛应

收稿日期: 2023-06-15; 修回日期: 2023-06-30; 录用日期: 2023-07-24; 网络首发日期: 2023-08-18

基金项目: 国家自然科学基金(62007017, U22A2033, 61873117, 62171209, 62176140)

通信作者: iamzxf@126.com

用于图像分割的模糊聚类算法,该算法将像素作为独立的样本进行聚类,忽略了像素之间的空间关系,导致其对噪声敏感<sup>[14]</sup>。为了克服这一缺陷,研究人员提出了各种改进算法<sup>[15]</sup>,如:Ahmed等<sup>[16]</sup>提出了一种用于MRI (magnetic resonance imaging)数据的偏场估计和分割(FCMS)算法,该算法通过在FCM目标函数中加入空间邻域项,利用参数控制邻域像素对目标函数的影响;Krinidis等<sup>[17]</sup>提出了一种具有局部信息的鲁棒FCM(FLICM),该算法在FCM目标函数中引入模糊因子和局部空间信息,在解决算法参数选择问题的同时,提高了算法的鲁棒性。此外,还有一些算法,如快速鲁棒FCM(FGFCM)<sup>[18]</sup>、基于广义层次的FCM(EnFCM)<sup>[19]</sup>、基于局部KL(Kullback-Leibler)信息的FCM(LMKFCM)<sup>[20]</sup>、结合核空间与局部信息的FCM(KWFLICM)<sup>[21]</sup>、基于形态学重构和类过滤的FCM(FRFCM)<sup>[22]</sup>以及基于自适应空间和强度约束的FCM(FCM\_SICM)<sup>[23]</sup>,都在一定程度上提高了鲁棒性,但当噪声达到一定水平时,它们的分割精度仍会急剧下降。

针对这一问题,本文提出了一种新颖的方法。该方法利用加权滤波器和相关性模型,增强了算法对噪声和异常值的抵抗能力;同时,采用核度量将低维空间中的非线性问题映射成高维空间中的线性问题,提高了图像分割的准确性。此外,还对所提出方法的严格局部收敛性进行了理论推导和证明。

## 2 相关工作

### 2.1 FCM算法

FCM<sup>[13]</sup>在众多聚类算法中的应用最为广泛,它通过最小化目标函数,使得划分到同一簇的像素之间的相似性最大,而不同簇像素之间的相似性最小。其目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \| \mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j \|^2, \quad (1)$$

式中: $N$ 为图像中像素的数量; $C$ 为预先设定的聚类数量; $u_{ij}$ 为第 $i$ 个像素属于第 $j$ 类的隶属度; $\| \mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j \|^2$ 为像素 $i$ 到聚类中心 $j$ 的欧氏距离; $m$ 作为参数控制模糊程度。

### 2.2 FCMS算法

在FCM算法的基础上,FCMS<sup>[16]</sup>引入了邻域信息,从而在一定程度上提升了鲁棒性。其目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \| \mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j \|^2 + \frac{\alpha}{|N_i|} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \sum_{r \in N_i} \| \mathbf{x}_r - \mathbf{v}_j \|^2, \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}_r$ 是第 $i$ 个像素的邻域像素; $N_i$ 是以 $i$ 为中心邻域像素的集合; $\alpha$ 作为参数控制邻域像素对中心像素的影响。

### 2.3 FLICM算法

为进一步提高鲁棒性,FLICM<sup>[17]</sup>引入模糊因子,在FCM惩罚项中融入测度距离,从而在规避参数选择的同时充分利用局部信息,提高了算法的抗噪能力与分割精度。其目标函数定义为

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C \left[ u_{ij}^m \| \mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j \|^2 + G_{ij} \right], \quad (3)$$

式中,模糊因子 $G_{ij}$ 表示为

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

其中, $d_{ir}$ 为中心像素与邻域像素之间的欧氏距离。

## 3 加权滤波器与相关性模型

### 3.1 加权滤波器

图像滤波<sup>[24]</sup>是图像处理中的一项基本操作,常用于边缘检测<sup>[25]</sup>和去除噪声等任务。为了解决图像分割中噪声干扰的问题,受显著性检测<sup>[26]</sup>的启发,提出了一种新颖的权重因子。通过将该权重因子和滤波器结合,能够使图像滤波算法在保持图像细节特征的同时,有效地抑制噪声对目标图像的影响,从而达到良好的分割效果。图像滤波算法的目标公式为

$$w_{ir} = \frac{\exp \left\{ - \sum_{j \in N_i, j \neq r} \left\{ \left| \mathbf{x}_r - \mathbf{x}_j \right| / \left[ |N_i| \times (|N_i| - 1) \right] \right\} \right\}}{\sum_{g \in N_i} \exp \left\{ \sum_{j \in N_i, j \neq g} \left\{ \left| \mathbf{x}_g - \mathbf{x}_j \right| / \left[ |N_i| \times (|N_i| - 1) \right] \right\} \right\}}, \quad (5)$$

式中: $w_{ir}$ 是以 $i$ 为中心的像素 $r$ 的权重; $r, g, f$ 为邻域窗口内的索引, $\mathbf{x}_r, \mathbf{x}_g, \mathbf{x}_f$ 为对应的灰度值。对中心像素进行加权滤波,可以有效地降低噪声的影响。该操作表示为

$$\mathbf{x}_i = \sum_{r \in N_i} w_{ir} \times \mathbf{x}_r. \quad (6)$$

图1为使用该方法的一个示例,也展示了权重因子的计算过程。如图1所示,自然图像被混合噪声所破坏。分别选取两处窗口计算 $w_{ir}$ ,可以发现:椒盐噪声相较于高斯噪声偏差更大,所以权重几乎为0;即使高斯噪声偏差小,但仍能被计算出来。针对这一现象,提出了一种基于该权重因子的加权滤波器,该滤波器能够有效地检测并消除图像中的噪声,同时保留图像的细节。为了进一步验证所提滤波器的性能,将其与均值滤波器、中值滤波器以及梯度倒数加权滤波器进行了对比实验,结果如图2所示。使用结构相似度(SSIM)作为评价指标,衡量去噪后图像与原始图像的相似程度。实验结果表明,所提滤波器的SSIM均高于其他滤波器,说明所提滤波器具有更好的去噪效果。

值得注意的是,本文的研究目的不是简单地对图像进行去噪,而是实现图像分割,即将图像中的不同区域分开。因此,所提滤波器旨在去除噪声,同时尽可能



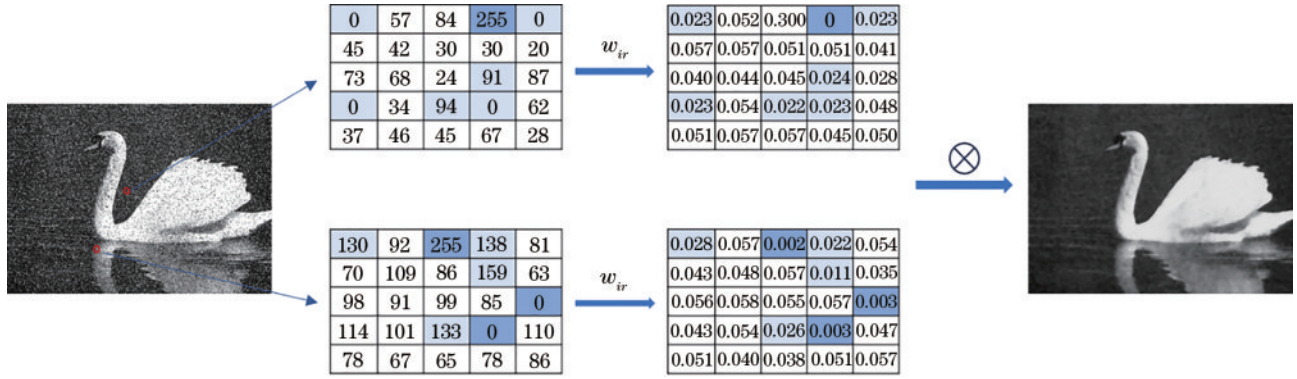


图 1 加权滤波器  
Fig. 1 Weighted filter

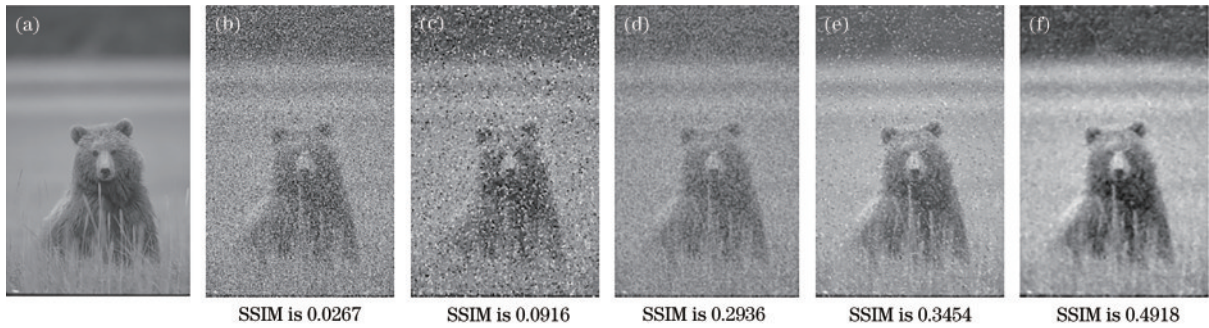


图 2 被 30% 椒盐噪声破坏的自然图像在不同滤波器下的恢复结果。(a)原始图像;(b)30% 椒盐噪声图像;(c)梯度倒数加权滤波器的恢复结果;(d)均值滤波器的恢复结果;(e)中值滤波器的恢复结果;(f)加权滤波器的恢复结果  
Fig. 2 Recovery results of natural image corrupted by 30% salt & pepper noise by different filters. (a) Original image; (b) image corrupted by 30% salt & pepper noise; (c) recovery result by inverse gradient weighted filter; (d) recovery result by mean filter; (e) recovery result by median filter; (f) recovery result by weighted filter

地保留图像的原始信息,包括边缘、纹理和细节,这有利于后续的图像分割算法的运行。所以,所提滤波器在并不能完全过滤噪声,但能保留图像特征的情况下可以提高算法的鲁棒性。

### 3.2 像素相关性模型

图像处理领域的一个重要问题是如何衡量图像中不同像素之间的相似度<sup>[27]</sup>。为了解决这个问题,通常采用像素相关性模型<sup>[28]</sup>来描述和量化像素之间的关系。像素相关性模型基于一个合理的假设,即图像中相邻像素的灰度或颜色值通常具有一定的相似性。因此,可以利用数学函数或统计量来量化像素之间的相似度。为保持算法的一致性,构建像素相关性模型,表示为

$$s(i, r) = 1 - w_{ir} \quad (7)$$

为了计算  $s(i, r)$ ,需要先将中心像素的权重置零,然后对窗口内的其他像素的权重进行归一化。使用  $(1 - w_{ir})$  作为目标公式中的惩罚项,其目的是避免多余的步骤,即先进行加权滤波,然后再重新计算权重因子。这样做的原因是,目标公式中的惩罚项应该对离群值给予更大的惩罚。同时,为了防止图像过度平滑,不再考虑加权滤波后的权重因子。图 3 为具体的计算过程,可以发现:经过加权滤波后,整个窗口内的像素强度变得更加平滑;而未经加权滤波的原来的离群值

和异常值的权重都有所增加。为了简化这一步骤,直接假设离群值和异常值都具有较大的权重,即它们与中心像素的相关性较高。

## 4 基于加权滤波与核度量的鲁棒图像分割算法

### 4.1 算法

传统的模糊聚类算法使用欧氏距离评估像素之间的相关性,分割复杂图像的效果较差。为了解决非线性的图像分割问题,将原始低维空间中复杂的非线性问题转化为高维空间中可解决的问题成为解决方案之一<sup>[29]</sup>。核函数映射低维数据得到高维数据,利用新空间的特性,提高了非线性图像分割的质量。因此,笔者提出基于加权滤波与核度量的鲁棒图像分割算法,算法框架如图 4 所示。

核函数是一种可以将原始空间的向量映射到高维空间的函数,常见的核函数有线性核函数、多项式核函数和拉普拉斯核函数等。受到 KWFLICM 算法的启发,选择高斯核函数作为核度量,因为高斯核函数可以将数据映射到无限维,从而更好地解决非线性的图像分割问题。所提目标函数为

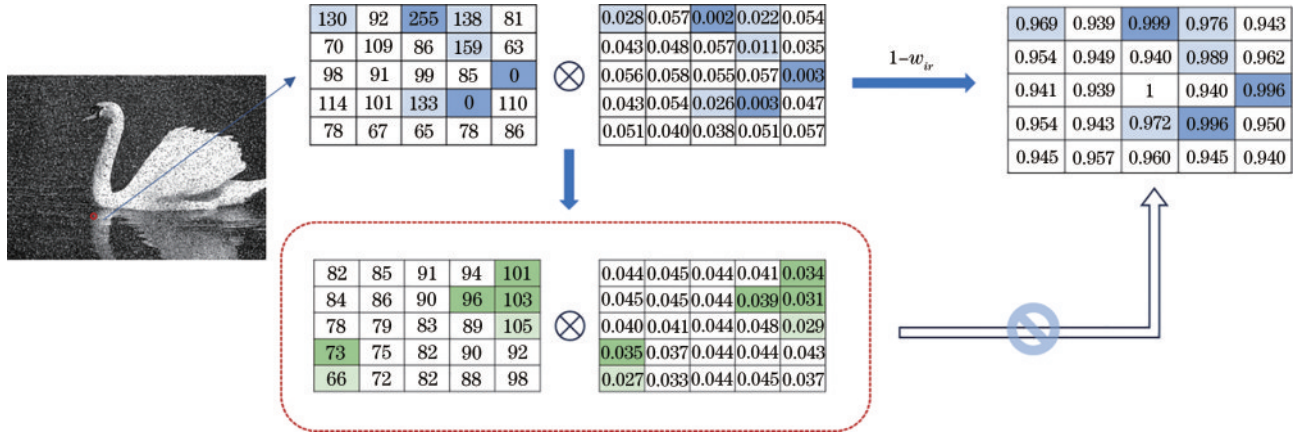


图 3 像素相关性模型

Fig. 3 Pixel correlation model

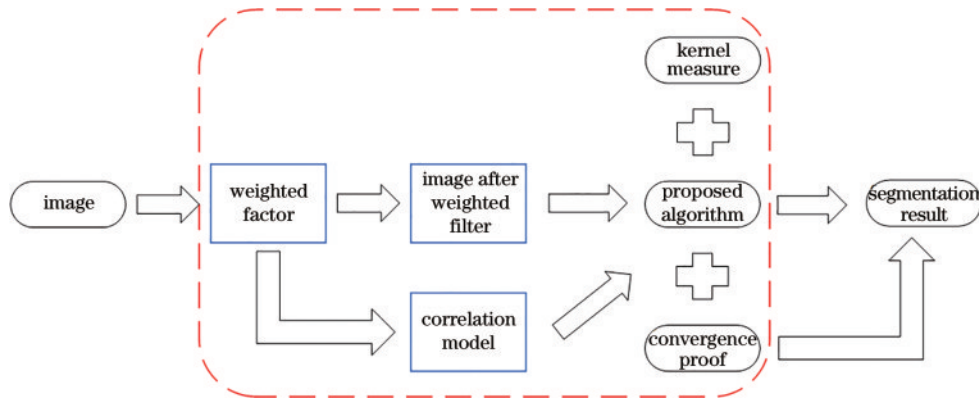


图 4 所提算法框架

Fig. 4 Framework of the proposed algorithm

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \left[ \|\Phi(\mathbf{x}_i) - \Phi(\mathbf{v}_j)\|^2 + G'_{ij} \right], \quad (8)$$

式中： $\Phi(\cdot)$ 表示从原始特征空间到核空间的非线性映射； $G'_{ij}$ 为当前像素的加权核模糊因子。新的模糊因子更新为

$$G'_{ij} = \sum_{r \in N, i \neq r} s(i, r) (1 - u_{ij})^m \|\Phi(\mathbf{x}_r) - \Phi(\mathbf{v}_j)\|^2, \quad (9)$$

式中， $\|\Phi(\mathbf{x}_r) - \Phi(\mathbf{v}_j)\|^2$ 是 $\mathbf{x}_r$ 和 $\mathbf{v}_j$ 在核空间的距离。当 $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathbf{R}^d$ （ $\mathbf{R}^d$ 为实数坐标空间，即由 $d$ 个实数构成的集合）时，高斯核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \Phi(\mathbf{x})^T \Phi(\mathbf{y})$ ，所以核空间的距离的平方等同于 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_i) - 2K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) + K(\mathbf{v}_j, \mathbf{v}_j)$ ，即式(8)等同于

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \left\{ [1 - K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)] + G'_{ij} \right\}. \quad (10)$$

同理，式(9)等同于

$$G'_{ij} = \sum_{r \in N, i \neq j} s(i, r) (1 - u_{ij})^m [1 - K(\mathbf{x}_r, \mathbf{v}_j)]. \quad (11)$$

为实现具体算法，令 $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp[-\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 / (2\sigma^2)]$ ，

其中 $\sigma$ 为高斯核的权重参数，则可以通过拉格朗日乘子法解出隶属度 $u_{ij}$ 和聚类中心 $\mathbf{v}_j$ ：

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{r=1}^C \left\{ [1 - K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_r)] + G'_{ir} \right\}^{\frac{1}{m-1}}}, \quad (12)$$

$$\mathbf{v}_j = \frac{\sum_{i=1}^N [u_{ij}^m K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) \mathbf{x}_i]}{\sum_{i=1}^N [u_{ij}^m K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)]}. \quad (13)$$

所提算法的详细介绍和迭代过程如表1和图5所示，图5中， $u_j$ 表示属于第 $j$ 类的隶属度矩阵。

#### 4.2 收敛性证明

利用Zangwill定理<sup>[30]</sup>与Hessian矩阵<sup>[31]</sup>证明FCM与其相关算法的严格局部收敛。

**定理 1** 给定隶属度 $u_{ij}$ ， $\mathbf{v}^*$ 是 $J(\mathbf{v})$ 的严格局部最小值，当且仅当 $\mathbf{v}^*$ 是通过式(13)计算得出时。

**证明** 根据约束条件 $\sum_{i=1}^C u_{ij} = 1$ ，用拉格朗日乘子法构建目标函数：

$$J_\lambda(\mathbf{v}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \left\{ [1 - K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)] + G'_{ij} \right\} + \sum_{i=1}^N \lambda_i \left( 1 - \sum_{j=1}^C u_{ij} \right), \quad (14)$$



表 1 算法详细介绍  
Table 1 Algorithm details

**Algorithm:** A robust image segmentation algorithm based on weighted filtering

**Input:** Iteration termination condition  $\epsilon$ , fuzzy factor  $m$ , number of clusters  $C$ , local window size  $N_R$ , maximum number of iterations  $T$

**Output:** Segmented image

**Step 1.** Calculate  $w_r$  and  $s(i, r)$  according to formulas (5) and (7).

**Step 2.** Obtain the filtered image according to formula (6).

**Step 3.** Randomly initialize the fuzzy membership degree and cluster center.

**Step 4.** Set the iteration counter  $b = 0$ .

**Step 5.** Update the fuzzy membership degree  $u_{ij}^{(b)}$  according to formula (12).

**Step 6.** Update the cluster center  $v_j^{(b)}$  according to formula (13).

**Step 7.**  $b = b + 1$ , if  $\max\{u_{ij}^{(b)} - u_{ij}^{(b+1)}\} < \epsilon$  or  $b > T$ , go to Step 8, otherwise go to Step 5.

**Step 8.** According to  $C_i = \arg_j[\max(u_{ij})]$ , assign each pixel to the class  $C_i$  with the largest membership degree to obtain the final segmented image.

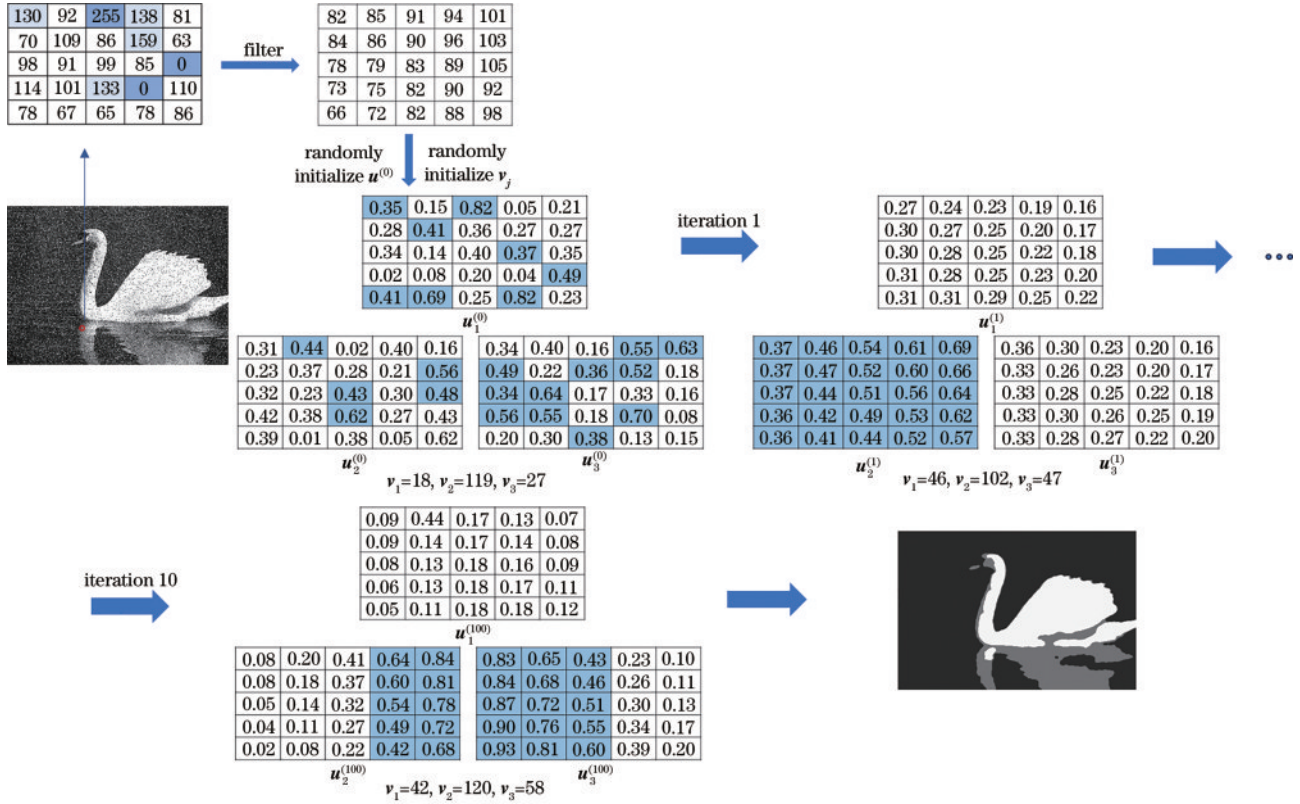


图 5 所提算法的迭代过程

Fig. 5 Iterative process of the proposed algorithm

式中,  $\lambda$  为拉格朗日乘子, 用于平衡目标函数与约束条件。

又因为  $K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp[-\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 / (2\sigma^2)]$ , 对  $J_\lambda(\mathbf{v})$  求关于  $\mathbf{v}$  的偏导数可得:

$$\frac{\partial J_\lambda(\mathbf{v})}{\partial v_j} = -\sum_{i=1}^N u_{ij}^m K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) (\mathbf{x}_i - \mathbf{v}_j) / \sigma^2. \quad (15)$$

如果  $\mathbf{v}^*$  是  $J_\lambda(\mathbf{v})$  的最小值, 那么存在  $\partial J_\lambda(\mathbf{v}^*) / \partial v_j = 0$ , 即

$$\mathbf{v}^* = \frac{\sum_{i=1}^N [u_{ij}^m K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j) \mathbf{x}_i]}{\sum_{i=1}^N [u_{ij}^m K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)]}. \quad (16)$$

那么,  $J(\mathbf{v})$  的二阶 Hessian 矩阵表示为

$$\frac{\partial J(\mathbf{v})}{\partial v_l \partial v_j} = \begin{cases} 2 \sum_{i=1}^N u_{il} K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_l^+), & l=j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (17)$$

式中,  $\mathbf{v}_l^+$  为  $\mathbf{v}_l$  的邻域。由式 (17) 可知, Hessian 矩阵的

非对角线元素为 0 且主对角线元素均大于 0, 为对称正定矩阵, 所以式 (13) 是  $J(\mathbf{v})$  局部最小值的充分条件。

**定理 2** 给定聚类中心  $\mathbf{v}_j$ ,  $u^*$  是  $J(u)$  的严格局部最小值, 当且仅当  $u^*$  是通过式 (12) 计算得出时。

**证明** 根据约束条件  $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ , 用拉格朗日乘子法构建目标函数:

$$J_\lambda(u) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \left\{ [1 - K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)] + G'_{ij} \right\} + \sum_{i=1}^N \lambda_i \left( 1 - \sum_{j=1}^c u_{ij} \right). \quad (18)$$

对  $J_\lambda(u)$  求关于  $u$  的偏导数可得:

$$\frac{\partial J_\lambda(u)}{\partial u_{ij}} = m u_{ij}^{m-1} \left\{ [1 - K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)] + G'_{ij} \right\} - \lambda_i. \quad (19)$$

如果  $u^*$  是  $J_\lambda(u)$  的最小值, 那么存在  $\partial J_\lambda(u^*) / \partial u_{ij} = 0$ , 又因为  $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1$ , 所以有

$$u^* = \frac{1}{\sum_{r=1}^c \left\{ \frac{[1 - K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_j)] + G'_{ij}}{[1 - K(\mathbf{x}_i, \mathbf{v}_r)] + G'_{ir}} \right\}^{\frac{1}{m-1}}}}. \quad (20)$$

那么,  $J(u)$  的二阶 Hessian 矩阵为

$$\frac{\partial^2 J(u)}{\partial u_{ri} \partial u_{ij}} = \begin{cases} m(m-1)u_{ri}^{m-2} \left\{ [1 - K(\mathbf{x}_r, \mathbf{v}_i)] + G'_{ri} \right\}, & r=i, l=j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (21)$$

由式 (21) 可知, Hessian 矩阵的非对角线元素为 0 且主对角线元素均大于 0, 为对称正定矩阵, 所以式 (12) 是  $J(u)$  局部最小值的充分条件。

综合以上两方面分析可知, 所提算法一定严格局部收敛。

## 5 实验

实验采用的计算机的中央处理器 (CPU) 为 i7-10750H, 内存为 16 GB。使用 MATLAB 2019b 软件实现算法。

### 5.1 相关评价指标

利用准确度 ( $S_A$ )、精确度 ( $P$ )、召回率 ( $R$ )、F1-Score ( $F_1$ )、划分系数 ( $V_{pc}$ ) 和划分熵 ( $V_{pe}$ ) 来评价不同算法的性能。

1) 准确度: 正确分类像素的百分比, 表示为

$$S_A = \frac{\sum_{k=1}^c \frac{A_k \cap C_k}{\sum_{j=1}^c C_j}}{\sum_{j=1}^c C_j}, \quad (22)$$

式中,  $A_k$  为分割结果中第  $k$  类的像素集合,  $C_k$  为参考第  $k$  类分割图像的像素集合,  $\sum_{j=1}^c C_j$  为像素数目的总和。

2) 精确度: 预测为正的样本占正样本的比例, 表示为

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (23)$$

式中,  $T_p$  和  $F_p$  分别为实际正类预测为正类的数量和实际负类预测为正类的数量。

3) 召回率: 正样本被正确预测的比例, 表示为

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N}, \quad (24)$$

式中,  $F_N$  为实际正类预测为负类的数量。

4) F1-Score: 精确度与召回率的调和平均数, 表示为

$$F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}. \quad (25)$$

5) 划分系数: 模糊划分矩阵的模糊程度, 即每个像素属于不同类别的概率分布, 表示为

$$V_{pc} = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n \frac{u_{ij}^2}{n}. \quad (26)$$

6) 划分熵: 模糊划分矩阵的信息量, 即每个像素属于不同类别的不确定性, 表示为

$$V_{pe} = - \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n \frac{u_{ij}^2 \log_2(u_{ij}^2)}{n}. \quad (27)$$

上述指标中,  $S_A$ 、 $P$ 、 $R$ 、 $F_1$  的值越大表示分割越精确。对于评价模糊聚类算法, 划分系数  $V_{pc}$  和划分熵  $V_{pe}$  能一定程度地反映分割的模糊程度:  $V_{pc}$  数值越大且越接近 1, 分割矩阵的模糊性越小, 分割效果越好;  $V_{pe}$  数值越小且越接近 0, 分类越准确, 分割效果越好<sup>[31]</sup>。

### 5.2 参数设置

在相关算法中, 参数  $m$  预设为 2, 迭代终止参数设为  $1 \times 10^{-5}$ , 最大迭代次数设为 100。其他相关参数如表 2 所示, 其中: FGFCM 的两个尺度因子  $\lambda_s$  和  $\lambda_g$  分别表示局部空间关系和局部灰度关系的重要程度; LMKFCM 中的  $\beta$  是控制熵项模糊性的参数; FRFCM 中的  $s_e$  是一个控制形态学重构操作的参数, 表示结构元素的大小; FCM\_SICM 中的  $\sigma_a$  和  $\sigma_r$  是两个控制双边滤波操作的参数, 分别表示空间距离和灰度差异对权重的影响程度。

### 5.3 合成图像

首先使用两幅合成图像评估不同算法的性能, 结果如图 6 和图 7 所示。两幅合成图像 [图 6(a) 和图 7(a)] 的尺寸都是  $250 \text{ pixel} \times 250 \text{ pixel}$ , 第一幅图像有 4 个灰度级别: 0、64、128 和 255; 第二幅图像有 3 个灰度级别: 0、128 和 255。为验证所提算法的优势, 在合成图像中加入不同类型和强度的噪声, 被噪声破

表 2 各类算法中涉及的相关参数

Table 2 Relevant parameters involved in each type of algorithm

Algorithm	Parameter	Window size
FCM <sup>[13]</sup>	—	—
FCMS1 <sup>[32]</sup>	$\alpha = 2$	$3 \times 3$
FCMS2 <sup>[32]</sup>	$\alpha = 2$	$3 \times 3$
EnFCM <sup>[19]</sup>	$\alpha = 2$	$3 \times 3$
FGFCM <sup>[18]</sup>	$\lambda_s = 3, \lambda_g = 3$	$3 \times 3$
FLICM <sup>[17]</sup>	—	$3 \times 3$
LMKFCM <sup>[20]</sup>	$\beta = 3$	$3 \times 3$
KWFLICM <sup>[21]</sup>	—	$5 \times 5$
FRFCM <sup>[22]</sup>	$s_e = 3$	$5 \times 5$
FCM_SICM <sup>[23]</sup>	$\sigma_d = 5, \sigma_r = 2$	—
Proposed method	—	$5 \times 5$

坏的图像如图 6(b)、7(b)所示。

从图 6 中可以看出：FCM、FCMS2、EnFCM、

FGFCM和FCM\_SICM算法的分割结果中有噪声点,影响了分割效果;FCMS1、FLICM、LMKFCM、KWFLICM、FRFCM算法的分割结果不仅有噪声点,而且中间正方形没有被准确分割,导致了分割精确度的降低;所提算法的分割结果中没有噪声点,边缘与细节保留良好,在相同程度的噪声之下显示出了更好的鲁棒性和细节保持能力。为了对算法进行量化比较,实验引入了 $S_A$ 、 $P$ 、 $R$ 、 $F_1$ 指标,如表 3 所示,证明了所提算法对高强度的高斯噪声具有强适应性。

如图 7(b)所示,图像中含有 30% 的椒盐噪声,且需要分割的像素占比较小。此外,像素的空间位置也会受到高噪声的影响,从而影响分割效果。利用基于高斯核的模糊聚类算法来处理这种复杂情况,处理结果显示该算法取得了较好的分割结果。从表 3 中可以看出,在高强度的椒盐噪声影响下,相比其他算法,所提算法有明显优势。

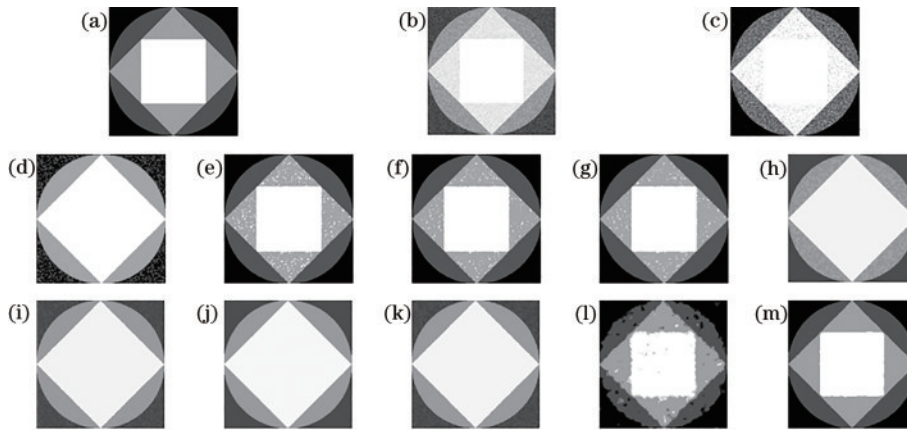


图 6 不同算法对第一幅合成图像的分割结果。(a)原始图像;(b)被 30% 高斯噪声破坏的图像;(c) FCM;(d) FCMS1;(e) FCMS2;(f) EnFCM;(g) FGFCM;(h) FLICM;(i) LMKFCM;(j) KWFLICM;(k) FRFCM;(l) FCM\_SICM;(m)所提算法  
Fig. 6 Segmentation results of different algorithms on the first synthetic image. (a) Original image; (b) noisy image corrupted by 30% Gaussian noise; (c) FCM; (d) FCMS1; (e) FCMS2; (f) EnFCM; (g) FGFCM; (h) FLICM; (i) LMKFCM; (j) KWFLICM; (k) FRFCM; (l) FCM\_SICM; (m) proposed algorithm

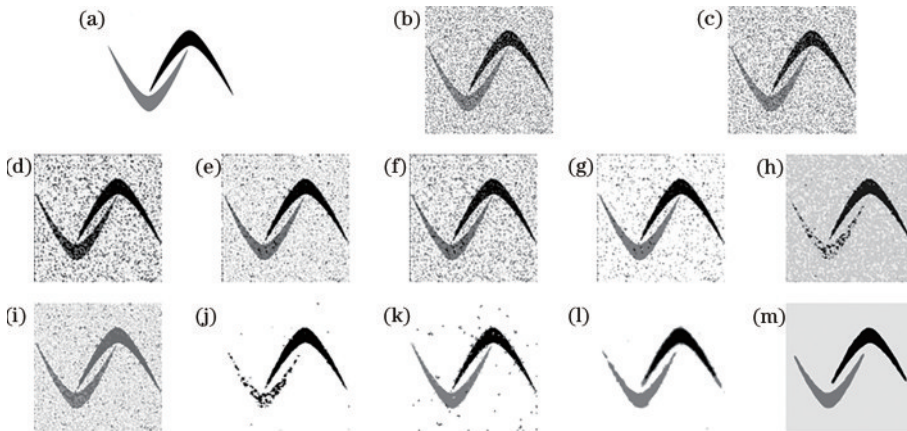


图 7 不同算法对第二幅合成图像的分割结果。(a)原始图像;(b)被 30% 椒盐噪声破坏的图像;(c) FCM;(d) FCMS1;(e) FCMS2;(f) EnFCM;(g) FGFCM;(h) FLICM;(i) LMKFCM;(j) KWFLICM;(k) FRFCM;(l) FCM\_SICM;(m)所提算法  
Fig. 7 Segmentation results of different algorithms on the second synthetic image. (a) Original image; (b) noisy image corrupted by 30% salt & pepper noise; (c) FCM; (d) FCMS1; (e) FCMS2; (f) EnFCM; (g) FGFCM; (h) FLICM; (i) LMKFCM; (j) KWFLICM; (k) FRFCM; (l) FCM\_SICM; (m) proposed algorithm



表 3 相关算法在合成图像上的分割指标  
Table 3 Segmentation indicators of related algorithms on synthetic images

Picture	Indicator	FCM	FCMS1	FCMS2	EnFCM	FGFCM	FLICM	LMK-FCM	KW-FLICM	FR-FCM	FCM_SICM	Proposed
1	$S_A$	0.5974	0.3537	0.9530	0.9620	0.9644	0.3519	0.3456	0.3492	0.3734	0.9438	<b>0.9848</b>
	$P$	0.6689	0.3818	0.9627	0.9708	0.9726	0.6250	0.4014	0.2632	0.3927	0.9455	<b>0.9870</b>
	$R$	0.6632	0.3792	0.9670	0.9735	0.9751	0.6280	0.3796	0.3754	0.3815	0.9434	<b>0.9877</b>
	$F_1$	0.6335	0.3388	0.9635	0.9714	0.9732	0.5856	0.3564	0.1890	0.3496	0.9443	<b>0.9873</b>
2	$S_A$	0.8442	0.7954	0.8399	0.7673	0.9256	0.9419	0.8414	0.9432	0.9839	0.9710	<b>0.9934</b>
	$P$	0.8019	0.7164	0.8634	0.8164	0.9305	0.6575	0.7545	0.7199	0.7090	0.8997	<b>0.9509</b>
	$R$	0.7390	0.5034	0.6595	0.6506	0.7663	0.5997	0.5595	0.8677	0.7709	0.8917	<b>0.9785</b>
	$F_1$	0.7035	0.5335	0.7009	0.6548	0.8147	0.4692	0.6078	0.7747	0.7139	0.8896	<b>0.9639</b>

### 5.4 自然图像

为了评估所提算法在真实场景下的分割效果,从 Berkeley Dataset<sup>[33]</sup>中选取了一幅具有代表性的自然图像,图像尺寸为 480 pixel×320 pixel,如图 8(a)所示。

该图像为含有复杂纹理的图像,理想的分割结果是能够精确地识别出中心的圆形目标,并且不受地面纹理的干扰。从图 8(b)~(l)中可以看出,除所提算法

之外,其他算法几乎都无法达到这一要求。所提算法具有显著优势,在消除噪声和纹理等干扰因素后,能够有效地分割出圆形目标,说明其对复杂图像中的纹理和图案具有较强的处理能力。为定量比较相关算法,引入  $V_{pc}$  和  $V_{pe}$ ,结果如表 4 所示。所提算法的  $V_{pc}$  和  $V_{pe}$  优于其他相关算法。结合视觉效果与定量分析结果可知,所提算法可以有效地处理复杂纹理图像并取得了令人满意的结果。

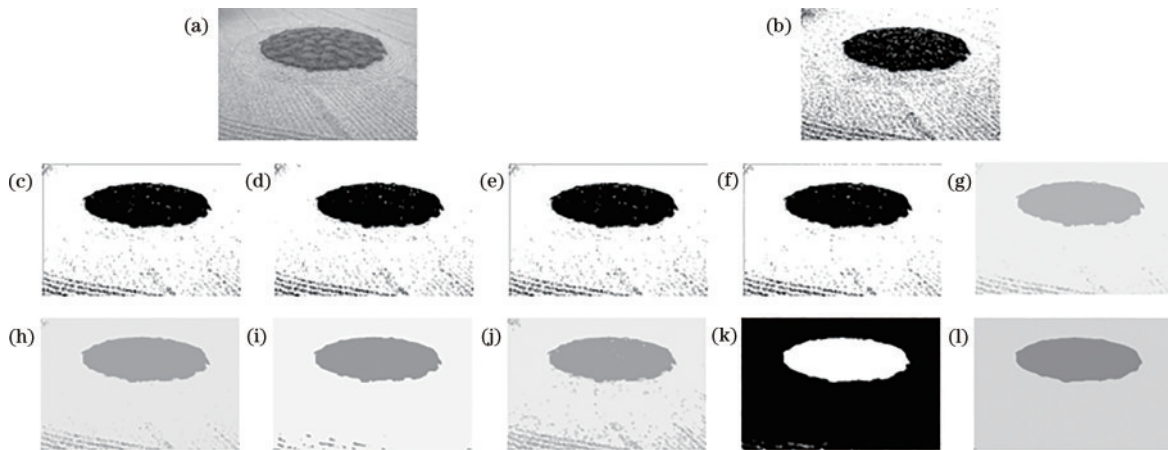


图 8 不同算法对自然图像的分割结果。(a)原始图像;(b)FCM;(c)FCMS1;(d)FCMS2;(e)EnFCM;(f)FGFCM;(g)FLICM;(h)LMKFCM;(i)KWFLICM;(j)FRFCM;(k)FCM\_SICM;(l)所提算法

Fig. 8 Segmentation results of different algorithms on natural image. (a) Original image; (b) FCM; (c) FCMS1; (d) FCMS2; (e) EnFCM; (f) FGFCM; (g) FLICM; (h) LMKFCM; (i) KWFLICM; (j) FRFCM; (k) FCM\_SICM; (l) proposed algorithm

表 4 相关算法在自然图像上的分割指标  $V_{pc}$  和  $V_{pe}$   
Table 4 Segmentation indicators  $V_{pc}$  and  $V_{pe}$  of the related algorithms on the natural image

Indicator	FCM	FCMS1	FCMS2	EnFCM	FGFCM	FLICM	LMKFCM	KWFLICM	FRFCM	FCM_SICM	Proposed
$V_{pc}$	0.540	0.814	0.815	0.857	0.864	0.891	0.840	0.824	0.562	0.819	<b>0.945</b>
$V_{pe}$	1.293	1.099	0.926	0.629	0.580	1.179	0.833	1.024	0.655	0.448	<b>0.119</b>

### 5.5 遥感图像

为了评估算法在复杂情形下的表现,从 AID Dataset<sup>[34]</sup>中选取了两幅遥感图像作为实验对象,两幅图像的尺寸均为 600 pixel×600 pixel。

对于纹理性较强的遥感图像而言,如何在保留细

节的同时去除非关键信息是一个挑战。从图 9 中可以看出;FCM、FCMS1、FCMS2、EnFCM、FGFCM、FRFCM、FCM\_SICM 等算法被周围纹理干扰,没有提取到关键信息;相比之下,FLICM、LMKFCM、KWFLICM 等算法虽然能够得到较好的结果,但是



边缘仍然比较模糊;所提算法能够更好地保留边缘细节,并且去除多余的纹理信息。表 5 进一步证明了

所提算法在二分类的遥感图像上具有更优越的性能。

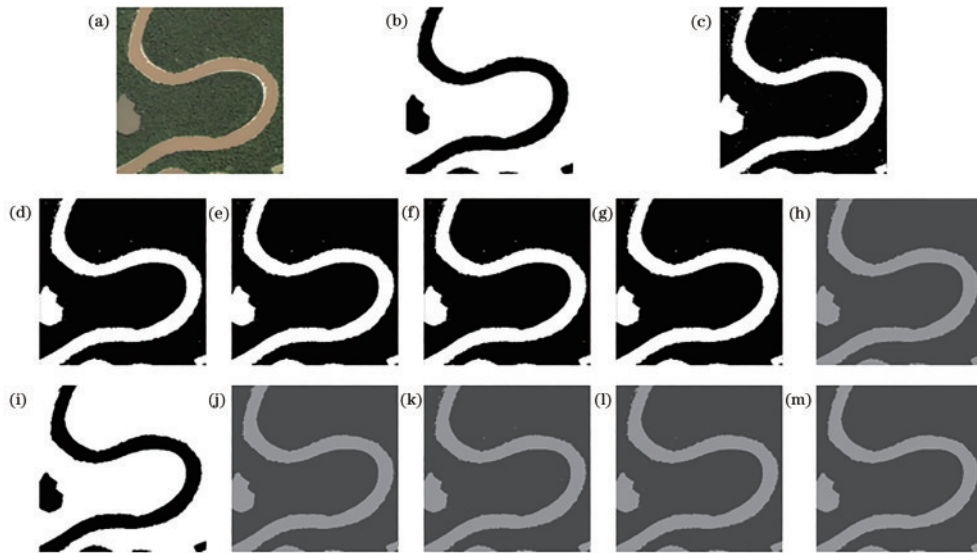


图 9 不同算法对第一幅遥感图像的分割结果。(a)原始图像;(b)参考图像;(c)FCM;(d)FCMS1;(e)FCMS2;(f)EnFCM;(g)FGFCM;(h)FLICM;(i)LMKFCM;(j)KWFLICM;(k)FRFCM;(l)FCM\_SICM;(m)所提算法  
Fig. 9 Segmentation results of different algorithms on the first remote sensing image. (a) Original image; (b) groundtruth; (c) FCM; (d) FCMS1; (e) FCMS2; (f) EnFCM; (g) FGFCM; (h) FLICM; (i) LMKFCM; (j) KWFLICM; (k) FRFCM; (l) FCM\_SICM; (m) proposed algorithm

多分类的遥感图像可以显示田野的植被、地形等多种特征。如图 10 所示,所提算法有效地消除了由植被密度差异造成的分割不均匀的问题,并尽可能地保

证了道路的完整性。为了定量地比较不同算法的性能,通过计算  $S_A$  与平均  $P$ 、 $R$ 、 $F_1$  系数(表 5),证明了所提算法在复杂的多分类遥感图像上也有优异的表现。

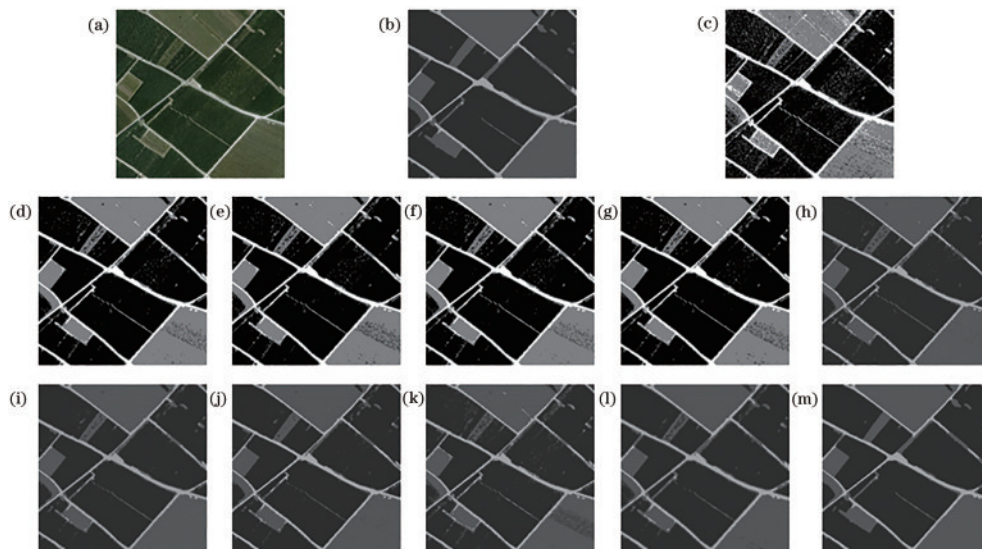


图 10 不同算法对第二幅遥感图像的分割结果。(a)原始图像;(b)参考图像;(c)FCM;(d)FCMS1;(e)FCMS2;(f)EnFCM;(g)FGFCM;(h)FLICM;(i)LMKFCM;(j)KWFLICM;(k)FRFCM;(l)FCM\_SICM;(m)所提算法  
Fig. 10 Segmentation results of different algorithms on the second remote sensing image. (a) Original image; (b) groundtruth; (c) FCM; (d) FCMS1; (e) FCMS2; (f) EnFCM; (g) FGFCM; (h) FLICM; (i) LMKFCM; (j) KWFLICM; (k) FRFCM; (l) FCM\_SICM; (m) proposed algorithm

## 5.6 医学图像

医学图像实验采用皮肤病彩超图像。加入两种具有代表性的深度学习方法,分别是 U-net<sup>[35]</sup> 和

DeepLabV3+<sup>[36]</sup>,与所提算法进行比较。使用的数据集是 ISIC 2018<sup>[37-38]</sup>,其中包含 2594 个皮肤病样本。算法分割结果如图 11 所示,分割精确度  $S_A$  如表 6 所示。

表 5 相关算法在遥感图像上的分割指标

Table 5 Segmentation indicators of related algorithms on remote sensing images

Picture	Indicator	FCM	FCMS1	FCMS2	EnFCM	FGFCM	FLICM	LMK-FCM	KW-FLICM	FR-FCM	FCM_SICM	Proposed
1	$S_A$	0.9266	0.9475	0.9537	0.9470	0.9502	0.9787	0.9814	0.9788	0.9645	0.9753	<b>0.9938</b>
	$P$	0.9359	0.9513	0.9554	0.9517	0.9488	0.9791	0.9835	0.9660	0.9531	0.9741	<b>0.9867</b>
	$R$	0.9606	0.9022	0.9151	0.9005	0.9118	0.9611	0.9644	0.9742	0.9470	0.9565	<b>0.9960</b>
	$F_1$	0.9481	0.9261	0.9348	0.9254	0.9300	0.9700	0.9739	0.9701	0.9501	0.9652	<b>0.9913</b>
2	$S_A$	0.8526	0.9530	0.9522	0.9529	0.9566	0.9675	0.9712	0.9758	0.9444	0.9559	<b>0.9864</b>
	$P$	0.8807	0.9493	0.9466	0.9494	0.9506	0.9573	0.9716	0.9688	0.9352	0.9534	<b>0.9838</b>
	$R$	0.7629	0.9171	0.9162	0.9174	0.9217	0.9503	0.9502	0.9540	0.9136	0.9273	<b>0.9720</b>
	$F_1$	0.8031	0.9322	0.9305	0.9324	0.9353	0.9536	0.9605	0.9611	0.9240	0.9398	<b>0.9778</b>

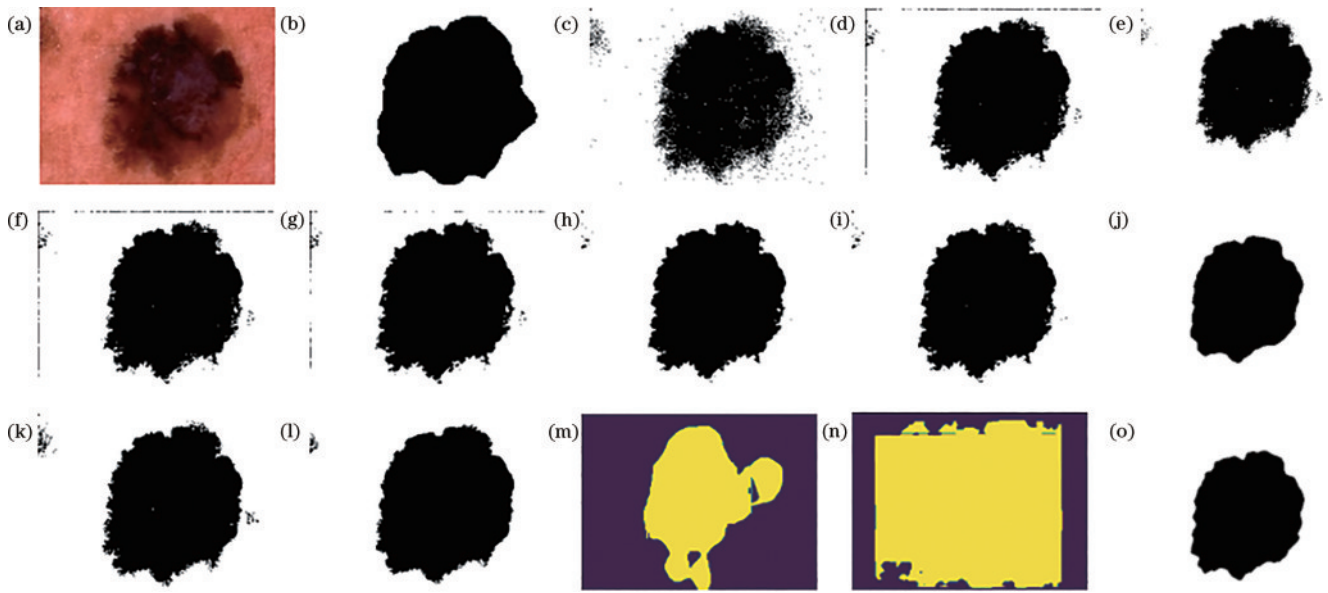


图 11 不同算法对医学图像的分割结果。(a)原始图像;(b)参考图像;(c)FCM;(d)FCMS1;(e)FCMS2;(f)EnFCM;(g)FGFCM;(h)FLICM;(i)LMKFCM;(j)KWFLICM;(k)FRFCM;(l)FCM\_SICM;(m)DeepLabV3+;(n)U-net;(o)所提算法  
Fig. 11 Segmentation results of different algorithms on the medical image. (a) Original image; (b) groundtruth; (c) FCM; (d) FCMS1; (e) FCMS2; (f) EnFCM; (g) FGFCM; (h) FLICM; (i) LMKFCM; (j) KWFLICM; (k) FRFCM; (l) FCM\_SICM; (m) DeepLabV3+; (n) U-net; (o) proposed algorithm

表 6 相关算法在医学图像上的  $S_A$  指标

Table 6 Indicator  $S_A$  of related algorithms on medical image

FCM	FCMS1	FCMS2	EnFCM	FGFCM	FLICM	LMFCM	KWFLICM	FRFCM	FCM_SICM	DeepLab V3+	U-net	Proposed
0.9072	0.9075	0.9055	0.9044	0.9046	0.9070	0.9077	0.9106	0.9210	0.9171	0.5678	0.6662	<b>0.9216</b>

与聚类算法等传统方法相比,深度学习方法通过大量数据集的训练自动学习图像特征,其效果在普遍情况下优于传统方法。但是,深度学习通常需要大量代表性样本来进行模型训练,而医学数据集中代表性样本稀少,导致训练不足,结果较差。如表 6 所示,所提算法不受数据集影响,与其他传统算法和深度学习算法相比有更高的分割精确度,证明所提算法在不受样本数量影响的情况下与深度学习方法相比存在一定优势。

### 5.7 讨论

下面对所提算法的一些关键参数和步骤(包括窗

口大小、初始聚类中心和聚类数)进行讨论,分析它们对分割结果的影响,并与其他方法进行比较。通过这些讨论,展示所提算法的优势和局限性,以及在不同场景下的适用性。

#### 1) 窗口大小

窗口大小的选择一直都是基于邻域信息的聚类算法的一个重要问题。利用不同大小窗口的所提算法对图 6(b)所示图像进行分割实验,证明所提算法的窗口大小选择最佳,实验结果如图 12 所示。

如图 12 所示,分割精度等指标随着窗口大小的变化而变化,并在窗口大小为  $5 \times 5$  时达到最高。这不仅

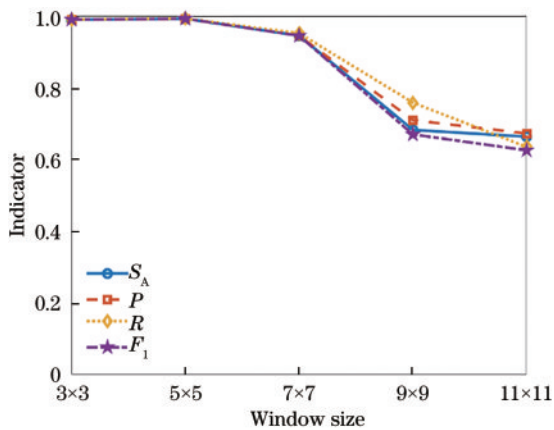


图 12 所提算法使用不同大小窗口的结果

Fig. 12 Results of the proposed algorithm for different size windows

是因为图 6(b)的聚类中心过于靠近,导致大窗口下分割效果不佳,也是因为所提算法在聚类之前使用了加权滤波进行抗噪,从而在一定程度上损失了图像的部分细节。通过实验验证可知,算法选择 $5 \times 5$ 的窗口大



图 13 不同聚类数的分割结果。(a)原始图像;(b)聚类数为 2;(c)聚类数为 3;(d)聚类数为 4;(e)聚类数为 5

Fig. 13 Segmentation results for different class numbers. (a) Original image; (b) class number is 2; (c) class number is 3; (d) class number is 4; (e) class number is 5

## 6 结 论

提出了一种新颖的模糊聚类算法,该算法基于加权滤波器和相关性模型,充分利用局部空间信息,同时引入核度量,提高了复杂图像的分割质量。与相关算法相比,所提算法具有更高的鲁棒性并且能更好地保留图像的细节。在后续的研究中,将继续对医学图像分割进行深入研究。考虑到医学图像的特性,将构建适用于医学图像的权重因子以及相关性模型,进一步提升图像的分割性能。

### 参 考 文 献

- [1] 王超,王永顺,狄凡.快速自动模糊C-均值聚类彩色图像分割算法[J].激光与光电子学进展,2022,59(22):2210001.  
Wang C, Wang Y S, Di F. Fast automatic fuzzy C-means clustering color image segmentation algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(22): 2210001.
- [2] Yao T, Wang G, Yan L S, et al. Online latent semantic hashing for cross-media retrieval[J]. Pattern Recognition, 2019, 89: 1-11.
- [3] Liao K Y, Huang G, Zheng Y L, et al. Approximate object location deep visual representations for image retrieval[J]. Displays, 2023, 77: 102376.

小时能够较好地平衡图像细节和分割精度。

### 2) 初始聚类中心

在聚类算法中,初始聚类中心的选择会影响聚类的结果和效率,选择最优的初始聚类中心在某些情况下可以避免目标函数陷入局部最优。常见的方法有随机初始化、K-means++<sup>[39]</sup>和峰值检测<sup>[40]</sup>。不同的方法有各自的优缺点,选择更优的方法可以提高算法的稳定性和准确性,但也可能增加算法的复杂度和计算量。为了简化计算和避免额外的假设,所提算法采用了随机初始化聚类中心的方法。

### 3) 聚类数

基于聚类的图像分割算法是利用像素点的特征进行聚类,然后用聚类中心代替每个像素点,从而重建图像的一种方法。如图 13 所示,聚类的类别数对分割效果有重要影响:当聚类数较多时,分割结果较为细致,但可能出现过分割的现象;当聚类数较少时,分割结果较为粗略,但可能导致欠分割或细节损失。因此,如何选择合适的类别数是一个关键问题,需要根据图像的内容和目标来确定。

- [4] Huang B J, Wang Z Y, Wang G C, et al. PLFace: progressive learning for face recognition with mask bias [J]. Pattern Recognition, 2023, 135: 109142.
- [5] 尹宏鹏,陈波,柴毅,等.基于视觉的目标检测与跟踪综述[J].自动化学报,2016,42(10):1466-1489.  
Yin H P, Chen B, Chai Y, et al. Vision-based object detection and tracking: a review[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(10): 1466-1489.
- [6] Cai Y L, Mi S H, Yan J H, et al. An unsupervised segmentation method based on dynamic threshold neural P systems for color images[J]. Information Sciences, 2022, 587: 473-484.
- [7] Zhu Z Q, He X Y, Qi G Q, et al. Brain tumor segmentation based on the fusion of deep semantics and edge information in multimodal MRI[J]. Information Fusion, 2023, 91: 376-387.
- [8] Zhang X F, Wang H, Zhang Y, et al. Improved fuzzy clustering for image segmentation based on a low-rank prior[J]. Computational Visual Media, 2021, 7(4): 513-528.
- [9] Liu H, Xu J, Wu Y, et al. Learning deconvolutional deep neural network for high resolution medical image reconstruction[J]. Information Sciences, 2018, 468: 142-154.
- [10] Liu H, Wang H O, Wu Y, et al. Superpixel region merging based on deep network for medical image



- segmentation[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 11(4): 39.
- [11] 付相为, 单慧琳, 吕宗奎, 等. 基于深度学习的合成孔径雷达图像去噪算法[J]. *光学学报*, 2023, 43(6): 0610002.  
Fu X W, Shan H L, Lü Z K, et al. Synthetic aperture radar image denoising algorithm based on deep learning [J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(6): 0610002.
- [12] Aljabri M, AlGhamdi M. A review on the use of deep learning for medical images segmentation[J]. *Neurocomputing*, 2022, 506: 311-335.
- [13] Bezdek J C, Ehrlich R, Full W. FCM: the fuzzy  $c$ -means clustering algorithm[J]. *Computers & Geosciences*, 1984, 10(2/3): 191-203.
- [14] 国强, 彭龙. 基于三维卷积神经网络与超像素分割的高光谱分类[J]. *光学学报*, 2021, 41(22): 2210001.  
Guo Q, Peng L. Hyperspectral classification based on 3D convolutional neural network and super pixel segmentation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(22): 2210001.
- [15] Yu X, Liu H, Lin Y X, et al. Auto-weighted sample-level fusion with anchors for incomplete multi-view clustering[J]. *Pattern Recognition*, 2022, 130: 108772.
- [16] 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.
- [17] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information  $C$ -means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [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] 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, 2004: 724-726.
- [20] Gharieb R R, Gendy G. Fuzzy  $C$ -means with a local membership KL distance for medical image segmentation [C]//*2014 Cairo International Biomedical Engineering Conference (CIBEC)*, December 11-13, 2014, Giza, Egypt. New York: IEEE Press, 2015: 47-50.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] 王志军, 于之靖, 马凯, 等. 一种自适应中值梯度倒数加权的图像滤波算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(12): 121001.  
Wang Z J, Yu Z J, Ma K, et al. An image filtering algorithm based on adaptive median and gradient inverse weight[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(12): 121001.
- [25] 牛梦佳, 张永军, 李智, 等. 基于自适应多尺度与轮廓梯度的遥感图像分割网络[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(2): 0228009.  
Niu M J, Zhang Y J, Li Z, et al. Remote sensing image segmentation network based on adaptive multiscale and contour gradient[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(2): 0228009.
- [26] Cheng M M, Mitra N J, Huang X L, et al. Global contrast based salient region detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 37(3): 569-582.
- [27] Shi P F, Guo L, Cui H R, et al. Geometric consistent fuzzy cluster ensemble with membership reconstruction for image segmentation[J]. *Digital Signal Processing*, 2023, 134: 103901.
- [28] Wu C M, Yang X Q. Robust credibilistic fuzzy local information clustering with spatial information constraints [J]. *Digital Signal Processing*, 2020, 97: 102615.
- [29] Simões E C, de Carvalho F A T. Gaussian kernel fuzzy  $c$ -means with width parameter computation and regularization[J]. *Pattern Recognition*, 2023, 143: 109749.
- [30] Saha A, Das S. Stronger convergence results for the center-based fuzzy clustering with convex divergence measure[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(12): 4229-4242.
- [31] Hiriart-Urruty J B, Strodio J J, Nguyen V H. Generalized Hessian matrix and second-order optimality conditions for problems with  $C^{1,1}$  data[J]. *Applied Mathematics and Optimization*, 1984, 11(1): 43-56.
- [32] 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.
- [33] Martin D, Fowlkes C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[C]//*Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV*, July 7-14, 2001, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE Press, 2002: 416-423.
- [34] Xia G S, Hu J W, Hu F, et al. AID: a benchmark data set for performance evaluation of aerial scene classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(7): 3965-3981.
- [35] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]//*Navab*

- N, Hornegger J, Wells W M, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention-MICCAI 2015. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2015, 9351: 234-241.
- [36] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2018, 11211: 833-851.
- [37] Tschandl P, Rosendahl C, Kittler H. The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions[J]. Scientific Data, 2018, 5: 180161.
- [38] Codella N, Rotemberg V, Tschandl P, et al. Skin lesion analysis toward melanoma detection 2018: a challenge hosted by the international skin imaging collaboration (ISIC) [EB/OL]. (2019-02-09) [2023-03-02]. <https://arxiv.org/abs/1902.03368>.
- [39] Arthur D, Vassilvitskii S. K-means++: the advantages of careful seeding[EB/OL]. [2023-03-02]. <https://pdfs.semanticscholar.org/5e0c/61b7ee4a2de183a197f32c5013ad109531fa.pdf>.
- [40] Zhou J F, Li J H, Gao W Q, et al. Combination of continuous wavelet transform and genetic algorithm-based Otsu for efficient mass spectrometry peak detection [J]. Biochemical and Biophysical Research Communications, 2022, 624: 75-80.