



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

# 控制与决策

CONTROL AND DECISION



## 自适应空间强度约束和KL信息的模糊C均值彩色噪声图像分割

彭家磊, 黄成泉, 雷欢, 覃小素, 陈阳, 周丽华

引用本文:

彭家磊, 黄成泉, 雷欢, 覃小素, 陈阳, 周丽华. 自适应空间强度约束和KL信息的模糊C均值彩色噪声图像分割[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3225–3233.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.1032>

### 您可能感兴趣的其他文章

#### Articles you may be interested in

##### 基于混合邻域约束项的改进FCM算法

Mixed neighborhood constraints based fuzzy C-means algorithm

控制与决策. 2021, 36(6): 1457–1464 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1321>

##### 自适应直觉模糊相异直方图裁剪的图像增强算法

Adaptive intuitionistic fuzzy dissimilar histogram clipping image enhancement algorithm

控制与决策. 2021, 36(12): 2919–2928 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0845>

##### 基于双边分解与 $L_1$ 暗通道的战场图像增强算法

A battlefield image enhancement algorithm based on bilateral decomposition and  $L_1$  dark channel prior

控制与决策. 2021, 36(5): 1165–1172 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1213>

##### 基于混合模型驱动的红外与可见光图像融合

Infrared and visible image fusion based on hybrid model driving

控制与决策. 2021, 36(9): 2143–2151 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1749>

##### 基于波段影像统计信息量加权K-means聚类的高光谱影像分类

Algorithm based on band statistical information weighted K-means for hyperspectral image classification

控制与决策. 2021, 36(5): 1119–1126 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1516>

# 自适应空间强度约束和KL信息的模糊C均值 彩色噪声图像分割

彭家磊<sup>1,2</sup>, 黄成泉<sup>1,3†</sup>, 雷欢<sup>2</sup>, 覃小素<sup>2</sup>, 陈阳<sup>2</sup>, 周丽华<sup>2</sup>

1. 贵州民族大学 贵州省模式识别与智能系统重点实验室, 贵阳 550025;
2. 贵州民族大学 数据科学与信息工程学院, 贵阳 550025;
3. 贵州民族大学 工程技术人才实践训练中心, 贵阳 550025)

**摘要:** 为了增强传统模糊C均值聚类算法的抗噪性能, 保持任意像素与相邻像素间的隶属度相似性, 提出一种自适应空间强度约束和KL信息的模糊C均值彩色噪声图像分割算法. 首先, 通过快速双边滤波器获取局部空间强度信息, 用于平滑噪声像素; 然后, 将局部加权平均隶属度作为先验概率, 并通过KL信息将其嵌入目标函数, 从而优化隶属度的划分矩阵; 最后, 计算原始图像与双边滤波图像间的绝对强度差, 用指数形式的绝对强度差作为双边滤波图像的自适应权值, 并将其倒数作为原始图像的自适应权值. 当混合噪声密度为30%时, 所提出算法在彩色合成图像上的划分系数和划分熵分别为99.66%和0.58%, 在彩色真实图像上的划分系数和划分熵分别为98.77%和2.03%. 实验结果表明, 与其他相关算法相比, 所提出算法的抗噪性能更强、分割精度更高、稳定性更好.

**关键词:** 图像分割; 模糊C均值; KL信息; 空间强度信息; 混合噪声

中图分类号: TP273; TP391.4 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.1032

引用格式: 彭家磊, 黄成泉, 雷欢, 等. 自适应空间强度约束和KL信息的模糊C均值彩色噪声图像分割[J]. 控制与决策, 2024, 39(10): 3225-3233.

## Fuzzy C-means with adaptive spatial intensity constraints and KL information for color noise image segmentation

PENG Jia-lei<sup>1,2</sup>, HUANG Cheng-quan<sup>1,3†</sup>, LEI Huan<sup>2</sup>, QIN Xiao-su<sup>2</sup>, CHEN Yang<sup>2</sup>, ZHOU Li-hua<sup>2</sup>

1. Key Laboratory of Pattern Recognition and Intelligent Systems of Guizhou Province, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China;
2. School of Data Science and Information Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China;
3. Engineering Training Center, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** In order to enhance the anti-noise performance of traditional fuzzy C-means clustering algorithms and preserve the membership similarity between arbitrary pixels and neighboring pixels, a fuzzy C-means color noise image segmentation algorithm with adaptive spatial intensity constraints and Kullback-Leibler (KL) information is proposed. Firstly, the local spatial intensity information is obtained using a fast bilateral filter, which is used to smooth the noisy pixels. Secondly, local weighted average membership is taken as the prior probability, and it is embedded into the objective function by KL information, so as to optimize the membership partition matrix. Finally, the absolute intensity difference between original image and the bilateral filtered image is calculated, and the absolute intensity difference in exponential form is adopted as adaptive weight of the bilateral filtered image, and then its inverse is applied as adaptive weight of original image. When the mixed noise density is 30%, the partition coefficient and partition entropy of the proposed algorithm are 99.66% and 0.58% on the noise synthetic image, and then 98.77% and 2.03% on the real noise image, respectively. Experimental results show that the proposed algorithm has stronger anti-noise performance, higher segmentation accuracy and better stability in comparison with other related algorithms.

**Keywords:** image segmentation; fuzzy C-means; KL information; spatial intensity information; the mixed noise

收稿日期: 2023-07-24; 录用日期: 2023-10-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62062024); 贵州省省级科技计划项目(黔科合基础-ZK[2021]一般342); 贵州省教育厅自然科学基金项目(黔教技[2022]015); 贵州省模式识别与智能系统重点实验室2022年度开放课题项目(GZMUKL[2022]KF03).

责任编辑: 张国山.

†通讯作者. E-mail: hcq863@163.com.

## 0 引言

图像分割是计算机视觉领域的重要内容之一,可用于不同的场景<sup>[1-2]</sup>. 现有的分割算法可分为基于阈值<sup>[3]</sup>、基于神经网络<sup>[4]</sup>和基于聚类<sup>[5]</sup>等方法. 其中:基于聚类的方法不需要提前训练数据,因此被许多研究者采用.

模糊  $C$  均值 (fuzzy  $C$ -means, FCM) 作为典型的无监督聚类算法<sup>[6-7]</sup>, 广泛应用于图像分割领域. FCM 算法在无噪声的图像中分割效果较好, 但是由于未考虑任何空间信息, 对噪声图像的分割效果较差. 为此, Krinidis 等<sup>[8]</sup> 提出了基于模糊局部信息 FCM 算法 (fuzzy local information  $C$ -means, FLICM), 该算法嵌入邻域像素的局部隶属度信息, 增强了算法抗噪性能, 但是 FLICM 算法也存在局限性, 面对高噪声污染的图像不能取得较好的分割结果. 为了进一步提高算法的抗噪性能, Lei 等<sup>[9]</sup> 提出了基于形态学重建和隶属度滤波的快速鲁棒 FCM 算法 (fast and robust fuzzy  $C$ -means, FRFCM), 然而, 该算法在计算彩色图像的直方图时比较耗时. 随后, Lei 等<sup>[10]</sup> 提出了基于超像素的快速 FCM 算法 (superpixel-based fast fuzzy  $C$ -means, SFFCM), 该算法分割彩色图像的速度更快、抗噪性能更强.

针对单一噪声的彩色图像, 以上改进 FCM 算法均能够取得较好的分割结果, 但是, 对于混合噪声彩色图像, 其抗噪性能略显不足, 分割的结果较差. 近年来, Wang 等<sup>[11]</sup> 提出了基于空间强度信息和隶属度链接的 FCM 算法 (FCM with adaptive spatial & intensity constraints and membership linking, FCM\_SICM), 该算法利用双边滤波获取图像的局部空间强度信息, 虽然提高了彩色图像的分割性能, 但是仍然存在以下问题: 1) 隶属度链接有效地减少了迭代次数, 但是该算法在隶属度异常的情况下会过早收敛, 导致该算法的精度较低; 2) 随着混合噪声强度的增加, 该算法的分割性能极其不稳定. Wei 等<sup>[12]</sup> 提出了具有局部方差、非局部空间和隶属度链接的子空间算法 (fuzzy subspace clustering with local variance & non-local spatial and mean membership linking, FSC\_LNML), 该算法引入了平均隶属度链接, 避免了因噪声强度高而造成算法提前收敛的情况. 同时, 利用子空间为每个图像维数分配适当的权值来提高彩色图像的分割性能. 然而, 隶属度划分的模糊性对噪声图像的分割同样具有重要的作用, 因为噪声点的隶属度易模糊, 会出现误分类的情况. 为此, Ichihashi 等<sup>[13]</sup> 提出了 KL 信息项的 FCM 算法 (FCM with Kullback-Leibler

information, KLFCM), 该算法在一定程度上解决了误分类的问题, 且减少了分割的模糊性. 因此, 在后续的图像分割实验中, 考虑 KL 信息有利于减少图像分割的模糊性.

经上述分析和存在的问题, 本文提出一种自适应空间强度约束和 KL 信息的模糊  $C$  均值算法 (fuzzy  $C$ -means with adaptive spatial intensity constraints and KL information, FCM\_SIKL). 首先, 所提出算法利用快速双边滤波器获取空间强度信息, 不仅能够平滑噪声像素, 且能够加快空间信息的计算效率; 然后, 在目标函数中嵌入以局部加权平均隶属度作为先验概率的 KL 信息, 改进的 KL 信息能够改善隶属度的划分矩阵, 减少分割的模糊性; 最后, 对目标函数进行简单的自适应约束, 从而提高算法的灵活性, 最终实现对彩色噪声图像的分割. 在高噪声的条件下, 与现有的模糊聚类图像分割算法相比, 以验证所提出算法分割彩色噪声图像的优越性.

## 1 相关工作

### 1.1 LMKLFCM 算法

为了保持任意像素与相邻像素间的隶属度相似性, 降低噪声对分割结果的影响, 文献 [14] 在 KLFCM 算法的基础上, 将局部平均隶属度作为先验概率, 得到一种结合局部隶属度的聚类算法 (local membership KL information based FCM, LMKLFCM), 其目标函数为

$$\begin{aligned}
 J = & \sum_{k=1}^C \sum_{i=1}^N u_{ki} \|x_i - v_k\|^2 + \gamma \sum_{k=1}^C \sum_{i=1}^N u_{ki} \ln(u_{ki} / \pi_{ki}); \\
 \text{s.t. } & \sum_{k=1}^C u_{ki} = 1.
 \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $u_{ki}$  为第  $i$  个像素点到第  $k$  个类的隶属度;  $\|x_i - v_k\|^2$  为像素点  $x_i$  到聚类中心  $v_k$  的欧氏距离; 目标函数第 1 项为 FCM 损失, 衡量了像素点与聚类中心间的相似性或差异性; 目标函数第 2 项为 KL 信息损失, 衡量一个像素的聚类隶属度函数与其周围像素的聚类隶属度函数的平均值间的接近程度<sup>[14]</sup>, 最小化 KL 信息损失会使得像素的聚类隶属度函数偏向于局部邻域的平滑隶属度函数, 即 KL 信息损失越小, 相邻像素间的特征差异越小, 换言之, 相似的像素点被归为同一类别的可能性越高, 对图像的分割结果越好;  $\gamma$  为约束 KL 信息的参数, 能够控制聚类的模糊性;  $\pi_{ki}$  为邻域像素的局部平均隶属度, 其值由下式计算:

$$\pi_{ki} = \sum_{n \in N_i} / N_n. \tag{2}$$

1.2 快速双边滤波

双边滤波是一种非线性滤波器,不仅考虑了图像像素的空间位置关系,还考虑了像素值的大小,可达到去除噪声,保护图像边缘信息的目的. 双边滤波将空域矩阵与值域矩阵相结合,从而形成一个新的权重矩阵;空域矩阵用来去除图像的噪声,而值域矩阵用来保护图像的边缘. 其表达式如下所示:

$$w(i, j, k, l) = \exp\left(-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma_d^2} - \frac{\|f(k, l) - f(i, j)\|^2}{2\sigma_r^2}\right), \tag{3}$$

$$g(i, j) = \sum_{(k, l) \in S} f(i, j)w(i, j, k, l) / \sum_{(k, l) \in S} w(i, j, k, l). \tag{4}$$

其中:  $\sigma_d$  为空域标准差,  $\sigma_r$  为值域标准差,  $(i, j)$  为中心像素,  $(k, l)$  为  $(i, j)$  的邻域像素,  $f(k, l)$  和  $f(i, j)$  分别为邻域像素和中心像素的像素值,  $g(i, j)$  为双边滤波的结果. 然而,传统双边滤波器需要大量的时间来过滤给定的图像.

为了加快传统双边滤波器的过滤速度,文献[11]利用信号处理的方法来快速逼近双边滤波器. 首先,将双边滤波器的计算公式上升到高维空间,并在原始维中加入像素强度;然后,对原始图像下采样,将公式改写为简单的线性卷积;最后,对卷积结果上采样,整个过程只需要进行一次分割. 其计算公式如下所示:

$$\begin{bmatrix} W_p^b & I_p^b \\ W_p^b & \end{bmatrix} = \sum_{q \in S} \sum_{\zeta \in R} G_{\sigma_a}(\|p - q\|) \times$$

$$G_{\sigma_r}(\|I_p - \zeta\|)\delta(\zeta - I_q) \begin{bmatrix} W_q & I_q \\ W_q & \end{bmatrix}, \tag{5}$$

$$I_p^b = W_p^b I_p^b / W_p^b. \tag{6}$$

其中:  $R$  为定义强度的区间;  $S$  为整个图像域的二维空间坐标  $(x, y)$ ;  $\delta(\zeta - I_q)$  为定义在  $R$  上的克罗内克符号,当  $\zeta = I_q$  时,  $\delta(\zeta - I_q) = 1$ ,反之,则  $\delta(\zeta - I_q) = 0$ ;  $p$  为邻域内一个像素点的坐标;  $q$  为邻域中心的坐标;  $I_p$  为邻域像素点  $p$  的亮度;  $I_q$  为像素点  $q$  的亮度;  $W_q$  表示一个坐标为  $(x, y, \zeta)$  的点,当坐标点  $(x, y, \zeta)$  为  $(x, y, I_q)$  时,  $W_q = 1$ ,反之,则  $W_q = 0$ ;  $W_q I_q$  为一个与  $W_q$  坐标相同的三维点,但是不同之处在于,当坐标点  $(x, y, \zeta)$  为  $(x, y, I_q)$  时,  $W_q I_q$  值为  $I_q$  或  $0$ .

加快原始图像过滤速度的具体做法如下:首先,创建三维矩阵  $W$  和  $WI$ ,对  $W_q$  和  $W_q I_q$  进行下采样处理,得到  $W_{\downarrow}$  和  $W_{\downarrow} I_{\downarrow}$ ,并将  $W_{\downarrow}$  和  $W_{\downarrow} I_{\downarrow}$  应用于式(5)得到  $W_{\downarrow}^b$  和  $W_{\downarrow}^b I_{\downarrow}^b$ ;然后,通过线性插值的方法对  $W_{\downarrow}^b$  和  $W_{\downarrow}^b I_{\downarrow}^b$  进行上采样,得到  $W_{\uparrow}^b$  和  $W_{\uparrow}^b I_{\uparrow}^b$ ;最后,将  $W_{\uparrow}^b$  和  $W_{\uparrow}^b I_{\uparrow}^b$  应用于式(6)得到最终的双边滤波像素  $I_p^b$ .

为了展示快速双边滤波平滑噪声像素的效果,将含有3个灰度级(0、85和170)的合成图像作为原始图像,对其添加5%的混合噪声进行平滑处理. 图1中的第1行分别显示了原始图像、噪声图像和快速双边滤波结果,第2行为相应的灰度直方图. 由图1可见:图1(b)中的灰度直方图有过多的峰值,而图1(a)和图1(c)中的灰度直方图有显著的3个峰值. 上述关于噪声平滑处理实验结果表明快速双边滤波具有有效平滑大多数噪声像素的效果.

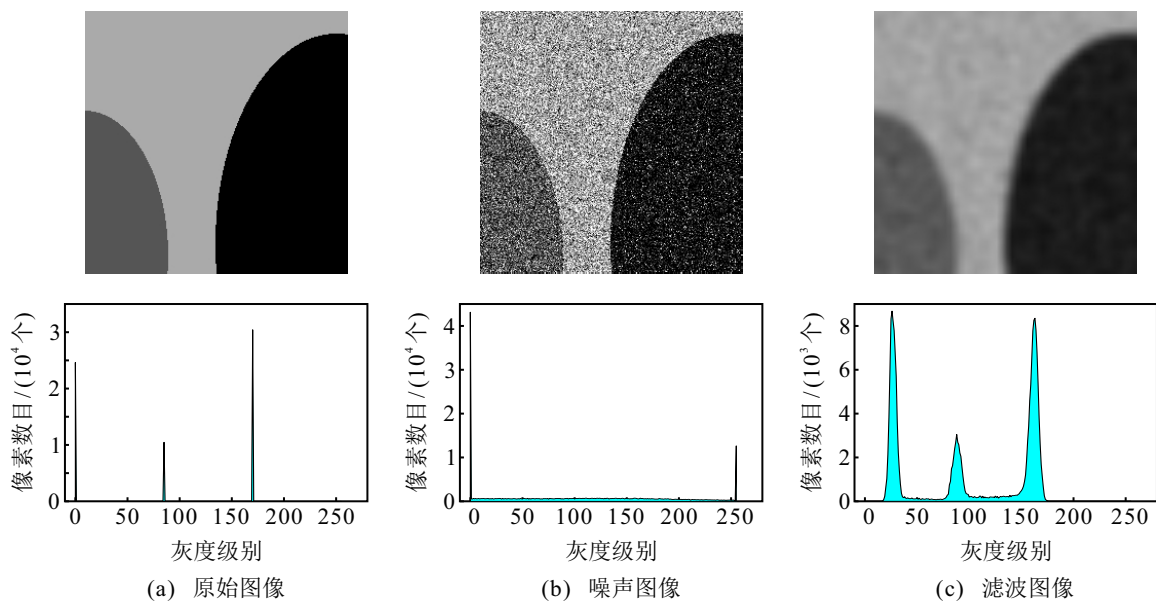


图1 快速双边滤波平滑噪声像素的结果

## 2 FCM\_SIKL算法

### 2.1 局部加权平均隶属度

由第1节可知,在LMKLFCM算法中,局部平均隶属度不仅可以保持任意像素与相邻像素间的隶属度相似性,还可降低噪声对分割结果的影响.然而,当图像中存在大量异常值或噪声点时,局部平均隶属度的值会偏大,聚类的结果会不稳定.因此,通过给异常值或噪声点的隶属度赋予一个较小的权值,给其他像素的隶属度赋予一个较大的权值,可提升该算法的聚类性能和稳定性.

通常情况下,异常值或噪声点的特征值差异性较大,因此它们到其他像素点的距离较远.考虑到高斯函数与距离呈负相关的关系,即距离越远,高斯函数的值越小.故本文将高斯函数的值作为隶属度的权值,一方面是因为高斯函数的形状为一条对称的钟形曲线,能够很好地描述实际问题中的不确定性和模糊性;另一方面是因为高斯函数能够捕捉聚类中心以及周围像素的局部特征,对距离较近的像素点能够给予更大的权值<sup>[15]</sup>.为此,本文将使用下式所定义的高斯函数值作为所提出算法的隶属度权值:

$$w_{ki} = \exp(-\|v_i - v_k\|^2 / 2\sigma^2). \quad (7)$$

其中: $\|v_i - v_k\|^2$ 为聚类中心间的欧氏距离, $\sigma(\sigma > 0)$ 为宽度参数.

局部加权平均隶属度的表达式如下所示:

$$\bar{u}_{ki} = \sum_{n \in N_i} w_{ki} u_{kn} / \sum_{n \in N_i} w_{ki}. \quad (8)$$

其中: $n \in N_i$ 为包含 $i$ 的邻域像素, $w_{ki}$ 为隶属度的权值.由式(8)可见:一些异常值或噪声点的隶属度在经高斯函数的加权平均后,对总体的影响将会减弱,这意味着隶属度的划分会更加合适,错误分类的情况将会减少,算法的稳定性会提高.

### 2.2 FCM\_SIKL算法的目标函数

为了增强FCM算法的抗噪性能,保持像素间的隶属度相似性,文献[14]提出了LMKLFCM算法,但是LMKLFCM算法的抗噪性能有限,稳定性较差,且需要较多的时间.为此,本文利用快速双边滤波器快速获取空间强度信息,并将加权的局部平均隶属度作为先验概率嵌入KL信息中,从而构造自适应空间强度约束与KL信息的模糊 $C$ 均值彩色噪声图像分割算法.其目标函数为

$$J = \alpha \sum_{k=1}^C \sum_{i=1}^N u_{ki} \|x_i - v_k\|^2 + \beta \sum_{k=1}^C \sum_{i=1}^N u_{ki} \|\bar{x}'_i - v_k\|^2 +$$

$$\gamma \sum_{k=1}^C \sum_{i=1}^N u_{ki} \ln(u_{ki} / \bar{u}_{ki});$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^C u_{ki} = 1. \quad (9)$$

其中:目标函数第1项为原始图像,第2项为双边滤波图像,第3项为KL信息, $\alpha$ 为原始图像的权值, $\beta$ 为双边滤波图像的权值, $\bar{x}'_i$ 为双边滤波图像中的第 $i$ 个像素, $\gamma$ 为约束KL信息的常数.在式(2)中, $\pi_{ki}$ 为局部平均隶属度,而在式(9)中, $\bar{u}_{ki}$ 为局部加权平均隶属度.值得注意的是,式(9)并不存在模糊隶属度指数,且 $\alpha$ 和 $\beta$ 的选择对图像的分割结果会产生影响.对于高噪声图像, $\beta$ 的取值应尽可能的大,而 $\alpha$ 的取值应尽可能的小.通常情况下,应设置不同的 $\alpha$ 和 $\beta$ 来分割不同噪声强度的图像,而人为的参数设置是不灵活的.

若图像被噪声破坏得越严重,则原始图像像素 $x_i$ 与双边滤波图像像素 $\bar{x}'_i$ 间的强度差越大.为此,本文采用 $\Delta x = |x_i - \bar{x}'_i|$ 的绝对强度差来约束原始图像和双边滤波图像.像素 $x_i$ 被噪声破坏得越严重, $\Delta x$ 的值越大,从而 $1/\Delta x$ 的值越小.

本文主要是针对混合高噪声图像分割,因此希望 $\Delta x$ 总是大于 $1/\Delta x$ .事实上,本文将所有的像素值均归一化为 $[0, 1]$ ,即 $\Delta x$ 的取值范围为 $[0, 1]$ .这样, $\Delta x$ 总小于 $1/\Delta x$ .为了解决这个问题,考虑到指数函数在定义域内具有单调递增的性质,即令 $\Delta x' = \exp(\Delta x)$ ,则 $\Delta x' \in [1, e]$ , $1/\Delta x' \in [e^{-1}, 1]$ , $\Delta x'$ 总大于 $1/\Delta x'$ ,且解决了 $\Delta x$ 会趋于0和 $1/\Delta x$ 趋于 $\infty$ 的问题.因此,将 $1/\Delta x'$ 和 $\Delta x'$ 分别作为原始图像和双边滤波图像的权值,即 $\alpha = 1/\Delta x'$ , $\beta = \Delta x'$ ,实现了权值的自适应计算.为了增大每个 $\Delta x'$ 的差异性,可增加一个人为设置的常数 $h(h > 1)$ 与其相乘,即 $\Delta x' = h \exp(\Delta x)$ .针对 $h$ 的取值,本文参考了文献[11],多次实验发现,当 $h=50$ 时,分割效果较好.

利用拉格朗日最小乘子法对FCM\_SIKL算法的目标函数(9)进行求解,得到更新后的聚类中心和隶属度表达式如下所示:

$$v_k = \sum_{i=1}^N u_{ki} (\alpha v_k + \beta \bar{x}'_i) / (\alpha + \beta) \sum_{i=1}^N u_{ki}, \quad (10)$$

$$u_{ki} = \frac{\bar{u}_{ki} \exp\left(-1 - \frac{\alpha \|x_i - v_k\|^2 + \beta \|\bar{x}'_i - v_k\|^2}{\gamma}\right)}{\sum_{l=1}^C \bar{u}_{li} \exp\left(-1 - \frac{\alpha \|x_i - v_l\|^2 + \beta \|\bar{x}'_i - v_l\|^2}{\gamma}\right)}. \quad (11)$$

为了表明所提出算法改进的KL信息对隶属度

划分矩阵的积极影响, 分别将FCM、LMKLFCM与FCM\_SIKL算法对噪声合成图像的隶属度划分数值结果进行比较, 其分割结束后每个聚类簇的隶属度划分矩阵数值分布情况如图2所示. 其中: 图2(a)为原始合成图像, 其3个灰度级分别为0、85和170; 图2(b)为图2(a)中红色方框区域内的局部灰度值; 图2(c)为10%的高斯噪声合成图像; 图2(d)为图2(c)中红色方框区域内的局部灰度值; 图2(e)为FCM算法分割后3个聚类簇的隶属度值; 图2(f)为LMKLFCM算法分割后3个聚类簇的隶属度值; 图2(g)为FCM\_SIKL算法分割后3个聚类簇的隶属度值.

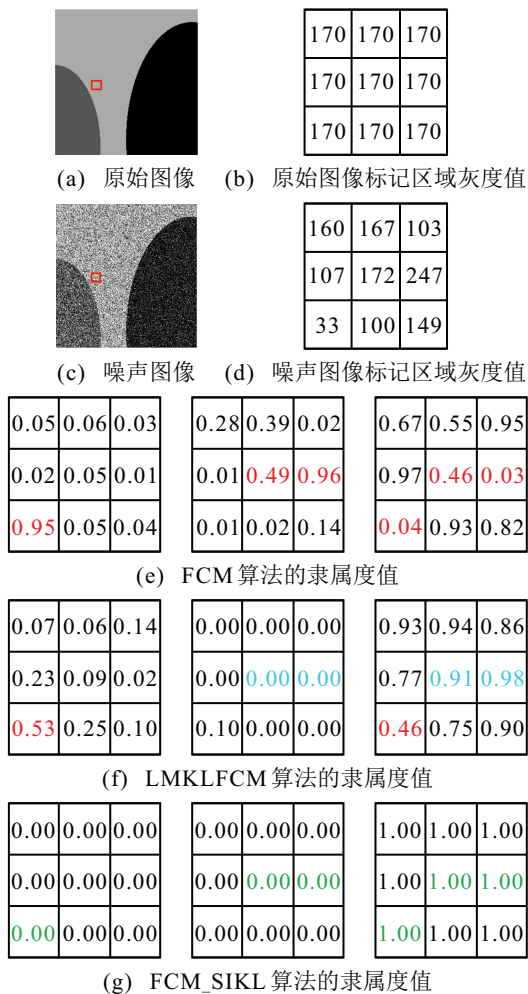


图2 隶属度划分矩阵的数值比较

由图2(e)可见: FCM算法的隶属度划分出现了3个误分类的像素点(红色标记所示), 如灰度值为33的像素点被误分至第1类, 灰度值为172和247的像素点被误分至第2类. 然而, 根据事实情况, 这3个点

属于第3类(原灰度值为170). 由图2(f)可见: 一些误分类的点被纠正(蓝色标记所示), 但是仍然有一个像素点未被正确分类, 如灰度值为33的点仍然被误分至第1类, 这是由于LMKLFCM算法引入了以局部平均隶属度为先验概率的KL信息, 一定程度上改善了隶属度的划分矩阵, 当噪声破坏严重时, 取得的效果不是很理想. 由图2(g)可见: FCM\_SIKL算法纠正了FCM算法中误分类的点(绿色标记所示), 且其他像素点均能够正确分类, 这是因为以局部加权平均隶属度作为先验概率的KL信息改善了模糊聚类过程中的不确定性, 迫使隶属度的值趋向于0和1, 从而得到更加合理的隶属度划分矩阵; 其次, 局部加权平均隶属度对噪声像素的隶属度进行加权, 克服了高强度噪声对分割结果的影响, 提升了算法的稳定性. 因此, FCM\_SIKL算法在噪声干扰下的聚类准确性较高, 且优于LMKLFCM算法.

2.3 FCM\_SIKL算法的执行流程

FCM\_SIKL算法的执行流程具体如下.

- step 1: 设置聚类数目  $C$ , 最大迭代次数  $T$ , 最小误差  $\varepsilon$ , 空域标准差  $\sigma_d$ , 值域标准差  $\sigma_r$ , 约束KL信息的  $\gamma$ , 宽度参数  $\sigma$ , 局部窗口  $d$ .
- step 2: 将原始图像的像素值归一化为  $[0, 1]$ .
- step 3: 利用式(6)获取双边滤波像素  $I_p^b$ .
- step 4: 计算原始图像与双边滤波图像的差值  $\Delta x$ .
- step 5: 随机初始化隶属度矩阵  $u_{ki}$ .
- step 6: 设置循环计数器  $t = 1$ .
- step 7: 利用式(8)计算局部加权平均隶属度  $\bar{u}_{ki}$ .
- step 8: 利用式(10)更新聚类中心  $v_k$ .
- step 9: 利用式(11)更新隶属度  $u_{ki}$ .
- step 10: 利用式(9)更新目标函数  $J$ .
- step 11: 当  $|J^t - J^{t-1}| \leq \varepsilon$  或  $t > T$  时, 停止迭代; 否则, 返回至step 7.
- step 12: 将每个像素分配至隶属度最大的聚类簇群, 完成图像分割.

为了增强实验结果的说服力, 根据所提出算法的执行流程, 对灰度级分别为0、85和170的合成图像添加密度为5%的混合噪声进行分割. 为了能够直观地观察到所提出算法的分割效果, 图3将准确地展示每

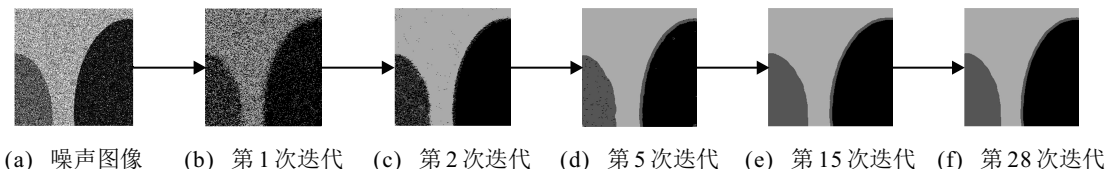


图3 不同迭代次数下分割结果的示意图

次迭代后的部分分割结果. 其中:图3(a)为噪声图像,图3(b)~图3(e)分别为所提算法迭代第1、2、5、15次的分割结果,图3(f)为所提出算法迭代第28次收敛时所对应的分割结果. 为了能够了解算法在聚类过程中的演变情况,表1详细记录了每次迭代后部分聚类中心( $v_1$ 、 $v_2$ 和 $v_3$ )的数值变化. 由表1可见:经15次迭代后,噪声图像的分割结果较为清晰,聚类中心基本上不发生变化.

表1 不同迭代次数下聚类中心的数值变化

聚类中心	迭代次数					
	初始	1	2	5	15	28
$v_1$	101	100	96	57	91	91
$v_2$	101	101	97	39	29	29
$v_3$	102	103	111	157	160	160

### 3 实验结果与分析

为了验证FCM\_SIKL算法对彩色噪声图像的分割性能,分别在彩色的合成图像、自然图像和遥感图像上添加不同强度的混合噪声(高斯噪声、椒盐噪声、乘性噪声)进行分割实验,并将分割结果分别与FCM、LMKLFM、SFFCM、FCM\_SICM和FSC\_LNML相关算法相比较.

#### 3.1 参数设置与实验环境

参数设置对图像的分割结果具有重要的影响,为了保证FCM\_SIKL算法与对比算法比较的公平性,

实验中5个对比算法的参数设置均会参考原文,并适当改变参数进行多次实验,最终选择图像分割效果最好时所对应的参数. FCM\_SIKL算法的部分参数对实验结果的影响较小,甚至没有影响,因此凭借经验设置了这些参数. 如最大迭代次数 $T = 200$ ,最小误差 $\varepsilon = 0.01$ ,宽度参数 $\sigma = 0.5$ ,局部窗口 $d = 5$ ;反之,在实验过程中发现空域标准差 $\sigma_d$ 、值域标准差 $\sigma_r$ 和KL信息项的约束参数 $\gamma$ 对实验结果的影响较大,因此需要进一步讨论, $\sigma_d$ 和 $\sigma_r$ 的值可参见文献[11],即 $\sigma_d = 5, \sigma_r = 2.5, \gamma$ 的值见后文第3.5节. 实验环境为Matlab R 2018 a,处理器为Intel (R) Core (TM) i 5-7200 U CPU @ 2.50 GHz 2.71,内存为8 GB.

#### 3.2 评价指标

为了客观评价所提出算法的分割性能,选取图像分割领域中常用的4个指标对分割结果进行定量分析,指标分别为划分系数(partition coefficient,  $V_{PC}$ )、划分熵(partition entropy,  $V_{PE}$ )<sup>[16]</sup>、分割精度(segmentation accuracy, SA)<sup>[17]</sup>和互信息(normalized mutual information, NMI)<sup>[18]</sup>.

#### 3.3 彩色合成图像分割

为了测试FCM\_SIKL算法对彩色合成图像的分割性能,选取3幅不同类型的彩色合成图像,对其添加10%、20%和30%的混合噪声进行实验,其分割结果如图4所示,分割性能指标如表2所示.

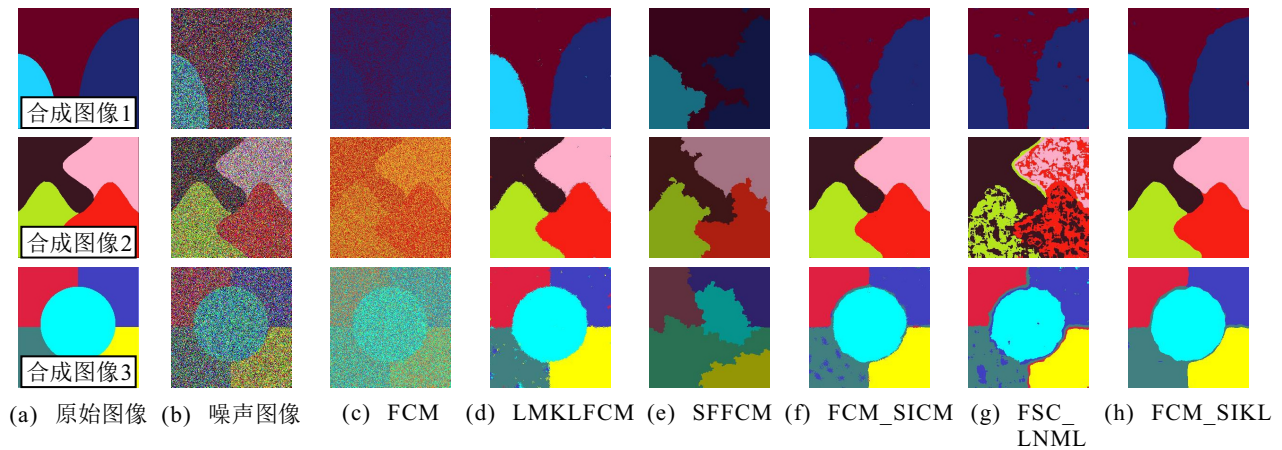


图4 彩色合成图像的分割结果

表2 6种算法对3幅彩色合成图像的平均分割指标

性能指标	$V_{PC}/\%$			$V_{PE}/\%$			SA/%			NMI/%		
	10	20	30	10	20	30	10	20	30	10	20	30
FCM	49.84	50.20	53.49	95.18	94.93	89.24	54.93	52.10	50.83	43.96	20.52	5.01
LMKLFM	97.71	92.83	82.94	4.22	14.35	40.63	86.68	85.47	83.47	73.69	71.94	68.57
SFFCM	97.88	91.31	85.78	6.09	19.52	30.27	<b>88.82</b>	76.00	80.31	82.32	62.08	43.57
FCM_SICM	79.35	66.58	53.21	44.59	66.82	88.81	86.64	86.20	84.16	<b>93.88</b>	91.83	89.39
FSC_LNML	85.59	80.38	75.30	27.63	37.16	46.70	77.18	76.66	72.05	40.04	38.77	36.91
FCM_SIKL	<b>99.87</b>	<b>99.82</b>	<b>99.66</b>	<b>0.25</b>	<b>0.32</b>	<b>0.58</b>	87.20	<b>87.03</b>	<b>86.57</b>	93.78	<b>93.33</b>	<b>91.60</b>

由图4可见:FCM算法的分割结果中含有大量的噪声点,视觉效果较模糊,这是因为FCM算法未考虑任何空间信息,对噪声点较为敏感. LMKLFCM算法的分割结果较好,但是在合成图像3的分割结果中出现了少量噪声点,这是因为LMKLFCM算法引入了KL信息,在一定程度上提高了抗噪性能. SFFCM、FCM\_SICM和FSC\_LNML算法考虑了局部空间信息,进一步提升了抗噪性能,但是仍然存在一些瑕疵,如SFFCM算法的分割结果中虽然没有噪声点,但是产生了较为严重的误分割,视觉效果较差;FCM\_SICM算法在合成图像1和图像3中伴有少量噪声点,分割结果不理想;FSC\_LNML算法在3幅合成图像中均有噪声点,尤其是合成图像2,存在严重的误分割;FCM\_SIKL算法的分割结果中几乎没有噪声点,聚类准确性高,视觉效果较清晰.

由表2可见:在5个FCM相关对比算法中,FCM算法的各项指标最差;LMKLFCM和SFFCM算法在 $V_{PC}$ 和 $V_{PE}$ 指标上表现最好,LMKLFCM和FCM\_SICM算法在SA指标上表现最好,FCM\_SICM算法在NMI指标上表现最好;而FCM\_SIKL算法的性能指标基本上均优于其他对比算法,且 $V_{PC}$ 和 $V_{PE}$ 分别达到了99.78%和0.38%,这是因为FCM\_SIKL算法引入了以局部加权平均隶属度作为先验概率的KL信息,提高了算法的聚类性能,减少了分割的模糊性.

### 3.4 彩色真实图像分割

针对彩色合成图像,第3.3节的分割结果已表明FCM\_SIKL算法具有良好的分割性能.为了更好地验证FCM\_SIKL算法对彩色真实图像的分割性能,本节对BSD 500数据库和AID数据库中的部分图像添加10%、20%和30%的混合噪声进行实验.

#### 3.4.1 彩色自然图像分割

从BSD 500数据库中选取6幅具有代表性的彩色自然图像进行实验,如图5所示.由图5可见:FCM算法的分割结果中含有大量的噪声点,仅能够看到原始图像的伪影,分割结果最差;LMKLFCM算法的视觉效果较好,但是需要多次运行才能得到好的分割结果,这是因为LMKLFCM算法易受异常值的影响,导致该算法频繁出现提前收敛的情况,如在分割图像#3 096时,LMKLFCM算法不能正常迭代,从而不能正常分割;SFFCM算法的误分类情况较为严重,几乎不能分割出图像的主体和背景,视觉效果较差;FCM\_SICM算法虽然能够分割出图像的主体与背景,但是分割结果仍然含有少量噪声点,且图像#42 049中的树枝在分割中出现了断裂的情况;FSC\_LNML算法的视觉效果较好,但是与FCM\_SICM算法一样,图像#42 049中的树枝出现了断裂,且误将图像#118 035中的红色屋顶与背景分为一类;FCM\_SIKL算法的分割结果较清晰,且具有一定的细节保留能力,这是因为局部空间强度信息能够较好地平滑噪声像素,且改进的KL信息能够减少分割的模糊性.

表3为6种算法对6幅彩色自然图像的平均分割指标.由表3可见,随着噪声强度的增加,各算法的性能指标逐渐降低.其中:FCM、LMKLFCM、SFFCM和FCM\_SICM算法的指标易受噪声强度的影响,从而变得不稳定;FSC\_LNML和FCM\_SIKL算法的指标相对稳定,但是,FCM\_SIKL算法的 $V_{PC}$ 和 $V_{PE}$ 能够分别达到99.27%和1.22%.因此,FCM\_SIKL算法对彩色噪声自然图像具有良好的分割性能.

#### 3.4.2 彩色遥感图像分割

为了进一步表明FCM\_SIKL算法对多种图像的

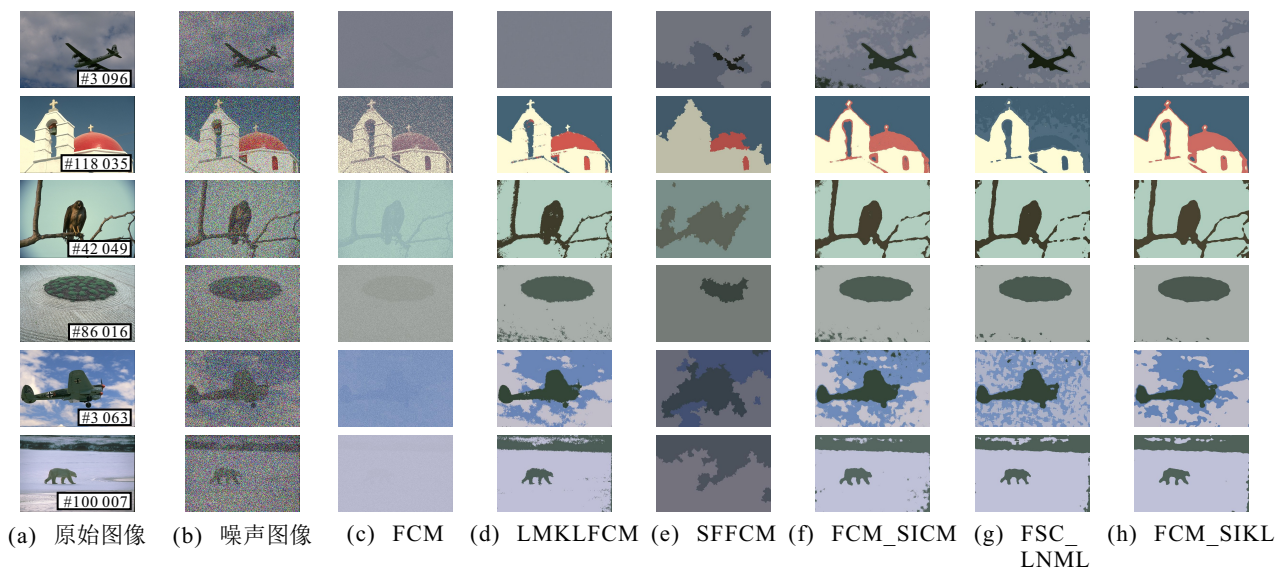


图5 彩色自然图像的分割结果

表3 6种算法对6幅彩色自然图像的平均分割指标

性能指标	$V_{PC}/\%$			$V_{PE}/\%$		
	10	20	30	10	20	30
噪声强度/%						
FCM	55.16	53.98	54.60	72.11	73.54	72.49
LMKLFCM	83.12	77.66	45.91	27.82	37.30	85.41
SFFCM	81.07	76.00	65.67	33.45	41.78	50.78
FCM_SICM	76.04	66.49	55.55	41.96	57.08	72.05
FSC_LNML	86.66	84.38	82.27	23.92	27.86	31.68
FCM_SIKL	<b>99.58</b>	<b>99.30</b>	<b>98.93</b>	<b>0.72</b>	<b>1.18</b>	<b>1.77</b>

适应性,从AID数据库中选取5幅具有代表性的遥感图像进行实验,其类型分别为池塘、河流、广场、农田和桥梁。考虑篇幅原因,只列举FCM\_SIKL算法的分割结果,其结果如图6所示。由图6可见:FCM\_SIKL算法消除了混合噪声的影响,视觉效果较清晰,能够分割出图像中的主体部分。此外,表4显示了FCM\_SIKL算法的 $V_{PC}$ 达到99.07%, $V_{PE}$ 达到1.54%,明显优于其他对比算法。



图6 彩色遥感图像的分割结果

表4 6种算法对5幅彩色遥感图像的平均分割指标

性能指标	$V_{PC}/\%$			$V_{PE}/\%$		
	10	20	30	10	20	30
噪声强度/%						
FCM	52.86	52.97	53.44	78.92	78.87	78.03
LMKLFCM	75.36	61.03	36.81	40.50	64.90	101.56
SFFCM	77.61	72.87	66.95	40.88	48.20	57.08
FCM_SICM	65.72	54.63	48.41	59.04	75.70	84.79
FSC_LNML	82.38	77.42	72.62	32.12	40.65	48.48
FCM_SIKL	<b>99.47</b>	<b>99.13</b>	<b>98.61</b>	<b>0.89</b>	<b>1.14</b>	<b>2.29</b>

3.5 参数敏感性讨论

除参数 $\gamma$ ,所提出算法的其他参数设置详见第3.1节。KL信息的引入不仅改善了隶属度的划分矩阵,还降低了对噪声的敏感性。然而,参数 $\gamma$ 的取值对实验结果的影响较大。为此,在10%的混合噪声条件

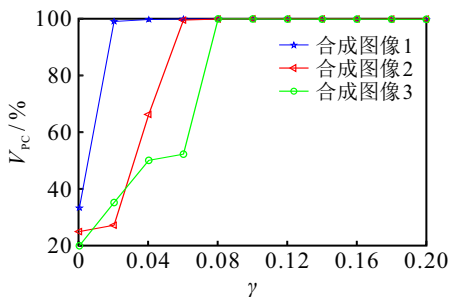


图7 不同 $\gamma$ 对 $V_{PC}$ 指标的影响

下,通过固定FCM\_SIKL算法的其他参数,使用不同的 $\gamma$ 值对图4中的3幅彩色合成图像进行分割, $V_{PC}$ 指标的变化如图7所示。由图7可见:当 $\gamma$ 达到0.08后, $V_{PC}$ 的值不断减小,故本文将FCM\_SIKL算法的 $\gamma$ 设为0.08。

3.6 时间复杂度分析

算法的计算复杂度在实际生活中具有重要的作用,复杂度越低,实验所需的时间成本越少。FCM\_SIKL算法的时间复杂度主要来自于快速双边滤波器的计算步数和局部加权隶属度的均值运算,因此FCM\_SIKL算法的时间复杂度为 $O(D \times E \times \log_2(D \times E) + N \times C \times T \times d^2)$ 。其中: $D$ 和 $E$ 分别为下采样图像中的像素个数和灰度水平, $N$ 为图像的像素数。图8为在30%的混合噪声条件下,不同算法对图4中3幅彩色合成图像的分割时间。由图8可见:FCM、SFFCM和FCM\_SICM算法花费的时间较少,但是FCM和SFFCM算法对高强度噪声的分割效果较差,FCM\_SICM算法在高强度噪声的条件下极其不稳定;FSC\_LNML算法花费的时间最多,这是因为非局部空间信息的计算需要更多的时间;FCM\_SIKL算法一方面引入了KL信息,另一方面利用快速双边滤波器快速获取局部空间强度信息,一定程度上减少了分割所需要的时间。

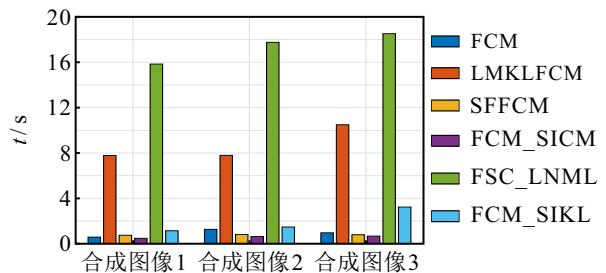


图8 不同算法对图4中3幅彩色合成图像的分割时间

4 结论

本文提出了一种自适应空间强度约束和KL信息的模糊C均值彩色噪声图像分割算法。首先,通过快速双边滤波器获取空间强度信息,不仅可以消除高噪声的影响,还可以提高空间信息的计算效率;然后,在目标函数中引入了KL信息,相较于局部平均隶属度作为先验概率,使用局部加权平均隶属度作为先验概率能够得到更加合适的隶属度划分矩阵,且对噪声具有一定的抑制能力,还减少了分割的模糊化;最后,利用指数形式的绝对强度差作为约束项的权值,实现了约束项参数的自适应选择。当混合噪声密度为30%时,彩色合成图像的分割结果表明,所提出算法的 $V_{PC}$ 、 $V_{PE}$ 、SA和NMI指标分别达到了99.66%、

0.58%、86.57%和91.60%;彩色真实图像的分割结果表明,所提出算法的 $V_{PC}$ 和 $V_{PE}$ 平均值分别达到了98.77%和2.03%。与FCM、LMKLCM、SFFCM、FCM\_SICM和FSC\_LNML算法相比,所提出算法在高噪声条件下的抗噪性能更强、分割结果更清晰,能够基本满足彩色噪声图像的分割。今后的研究中,将深度学习的方法与改进传统模糊C均值聚类算法相结合,以发挥各自的优势并取得更好的图像分割结果。

### 参考文献(References)

- [1] 李玉, 崔书琳, 赵泉华. 基于优化RDD分区的Spark并行K-Means大尺度遥感图像分割[J]. 控制与决策, 2024, 39(5): 1612-1619.  
(Li Y, Cui S L, Zhao Q H. Spark parallel K-means large scale remote sensing image segmentation based on optimized RDD partition[J]. Control and Decision, 2024, 39(5): 1612-1619.)
- [2] Hatamizadeh A, Tang Y C, Nath V, et al. UNETR: Transformers for 3D medical image segmentation[C]. IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. Waikoloa, 2022: 1748-1758.
- [3] Yao Y D, Li X, Cui Y P, et al. Energy-efficient routing protocol based on multi-threshold segmentation in wireless sensors networks for precision agriculture[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(7): 6216-6231.
- [4] 卢健, 贾旭瑞, 周健, 等. 基于深度学习的三维点云分割综述[J]. 控制与决策, 2023, 38(3): 595-611.  
(Lu J, Jia X R, Zhou J, et al. A review of deep learning based on 3D point cloud segmentation[J]. Control and Decision, 2023, 38(3): 595-611.)
- [5] Pal R, Mukhopadhyay S, Chakraborty D, et al. Very high-resolution satellite image segmentation using variable-length multi-objective genetic clustering for multi-class change detection[J]. Journal of King Saud University — Computer and Information Sciences, 2022, 34(10): 9964-9976.
- [6] Dhal K G, Das A, Ray S, et al. Archimedes optimizer-based fast and robust fuzzy clustering for noisy image segmentation[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(4): 3691-3730.
- [7] 宋燕, 李元昊. 融合稀疏自表示和残差驱动的自适应模糊C均值聚类[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1333-1341.  
(Song Y, Li Y H. Sparse self-representation incorporated and residual driven adaptive fuzzy C-means clustering[J]. Control and Decision, 2024, 39(4): 1333-1341.)
- [8] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] Ichihashi H, Miyagishi K, Honda K. Fuzzy C-means clustering with regularization by KL information[C]. Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Melbourne, 2001: 924-927.
- [14] Gharieb R R, Gendy G. Fuzzy C-means with a local membership KL distance for medical image segmentation[C]. Cairo International Biomedical Engineering Conference. Giza, 2014: 47-50.
- [15] Zhang T F, Ma F M. Improved rough k-means clustering algorithm based on weighted distance measure with Gaussian function[J]. International Journal of Computer Mathematics, 2017, 94(4): 663-675.
- [16] Wu C M, Wang Z R. Robust fuzzy dual-local information clustering with kernel metric and quadratic surface prototype for image segmentation[J]. Applied Intelligence, 2023, 53(3): 3351-3380.
- [17] Zhu J X, Wang F, You H J. SAR image segmentation by efficient fuzzy C-means framework with adaptive generalized likelihood ratio nonlocal spatial information embedded[J]. Remote Sensing, 2022, 14(7): 1621.
- [18] Wei T Y, Wang X P, Wu J X, et al. Interval type-2 possibilistic fuzzy clustering noisy image segmentation algorithm with adaptive spatial constraints and local feature weighting & clustering weighting[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2023, 157: 1-32.

### 作者简介

彭家磊(1998—), 男, 硕士生, 从事图像处理、机器学习等研究, E-mail: 2094044530@qq.com;  
黄成泉(1967—), 男, 教授, 博士, 从事机器学习、模式识别等研究, E-mail: hcq863@163.com;  
雷欢(1998—), 女, 硕士生, 从事图像处理、机器学习等研究, E-mail: 1874776675@qq.com;  
覃小素(1998—), 女, 硕士生, 从事图像处理、机器学习等研究, E-mail: 1520273488@qq.com;  
陈阳(1997—), 女, 硕士生, 从事图像处理、机器学习等研究, E-mail: 2576937814@qq.com;  
周丽华(1983—), 女, 副教授, 从事图像处理、模式识别、数据挖掘等研究, E-mail: 22237775@qq.com.