

## 抑制式非局部空间直觉模糊C-均值图像分割算法

兰蓉 林洋\*

(西安邮电大学通信与信息工程学院 西安 710121)

(电子信息现场勘验应用技术公安部重点实验室 西安 710121)

(陕西省无线通信与信息处理技术国际合作研究中心 西安 710121)

**摘要:** 针对传统的模糊C-均值(FCM)算法没有考虑图像像素的空间邻域信息,对噪声敏感,算法收敛较慢等问题,该文提出一种抑制式非局部空间直觉模糊C-均值图像分割算法。首先,通过计算像素的非局部空间信息提高抗噪能力,克服传统的FCM算法只考虑图像单个像素的灰度特征信息的缺陷,提高分割精度。其次,根据直觉模糊集理论,通过“投票模型”自适应生成犹豫度作为抑制因子修正隶属度,提高算法的运行效率。实验结果表明,该算法对噪声鲁棒性较强并且有较好的分割性能。

**关键词:** 图像分割;模糊C-均值;直觉模糊集;非局部空间信息;犹豫度

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)06-1472-08

DOI: 10.11999/JEIT180651

## Suppressed Non-local Spatial Intuitionistic Fuzzy C-means Image Segmentation Algorithm

LAN Rong LIN Yang

(School of Telecommunications and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

(Key Laboratory of Electronic Information Application Technology for Scene Investigation, Ministry of Public Security, Xi'an 710121, China)

(International Joint Research Center for Wireless Communication and Information Processing, Shanxi Province Xi'an 710121, China)

**Abstract:** In order to deal with these issues of the traditional Fuzzy C-Means (FCM) algorithm, such as without consideration of the spatial neighborhood information of pixels, noise sensitivity and low convergence speed, a suppressed non-local spatial intuitionistic fuzzy c-means image segmentation algorithm is proposed. Firstly, in order to improve the accuracy of segmentation image, the non-local spatial information of pixel is used to improve anti-noise ability, and to overcome the shortcomings of the traditional FCM algorithm, which only considers the gray characteristic information of single pixel. Secondly, by using the ‘voting model’ based on the intuitionistic fuzzy set theory, the hesitation degrees are adaptively generated as inhibitory factors to modify the membership degrees, and then the operating efficiency is increased. Experimental results show that the new algorithm is robust to noise and has better segmentation performance.

**Key words:** Image segmentation; Fuzzy C-Means (FCM); Intuitionistic fuzzy set; Non-local spatial information; Hesitation degree

收稿日期: 2018-07-03; 改回日期: 2018-12-29; 网络出版: 2019-01-07

\*通信作者: 林洋 784046805@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61571361, 61671377), 陕西省教育厅科学研究计划(16JK1709), 西安邮电大学西邮新星团队计划(xyt2016-01)  
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61571361, 61671377), Shaanxi Provincial Department of Education Scientific Research Plan (16JK1709), New Star Team of Xi'an University of Posts and Telecommunications (xyt2016-01)

## 1 引言

图像分割在许多领域中都有广泛应用,如,医学影像、卫星图像中定位物体、人脸识别、指纹识别、交通控制系统等<sup>[1-5]</sup>。图像分割是把图像分成若干个特定的区域并提取感兴趣目标的技术和过程,使同一区域内的灰度、颜色、纹理和形状等特征呈现相似性,不同区域的特征呈现明显差异,它是由图像处理到图像分析的关键步骤。目前广泛使用的图像分割方法有基于阈值的方法、基于区域的方法、基于边缘的方法和基于聚类的方法等<sup>[6-9]</sup>。其中,基于聚类的分割算法至今仍是国内外学者研究的热点,它是通过建立目标函数,采用迭代优化的方式使图像像素得到最佳聚类,从而达到图像分割的目的,模糊C-均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法是其中最常用的方法之一。但是,传统的FCM算法在对样本(即像素)进行分割时,仅仅考虑像素的灰度特征,忽略了像素的空间邻域信息,导致算法对噪声较敏感,无法实现含噪图像的有效分割,同时存在收敛速度慢等问题。

针对FCM算法存在的问题,国内外学者相继提出了改进算法,取得了一定效果,但也发现了新的不足。为了提高FCM算法的收敛速度,文献<sup>[10]</sup>利用“竞争学习”的思想提出了抑制式模糊C-均值(Suppressed FCM, SFCM)算法。该算法引入抑制因子对最大隶属度进行奖励,对其他隶属度进行抑制,从而加快收敛速度提高分割精度。但是抑制因子需要人为设置,对分割效果影响较大。针对此问题,文献<sup>[11]</sup>提出基于直觉模糊集的FCM(FCM based on Intuitionistic Fuzzy Set, FCM-IFS)算法,通过m-模糊补生成犹豫度自适应选取抑制因子,加快算法收敛,但上述两种算法仍然没有考虑图像像素的空间邻域信息,对于含噪图像无法获得满意的分割结果。文献<sup>[12]</sup>在FCM基础上引入局部空间信息,提出引入邻域空间限制项的FCM算法(FCM with Spatial constraints, FCM\_S)算法,但该算法计算量过大。为了解决此问题,文献<sup>[13]</sup>提出了FCM\_S1和FCM\_S2两种简化算法,对图像分别进行均值和中值滤波再进行聚类,提高了算法的运算效率。但对于含噪图像,图像像素的局部空间信息也可能会因受到噪声污染而失去指导意义。为此,文献<sup>[14]</sup>将非局部空间信息引入到FCM算法中,提出基于非局部空间信息的FCM(FCM with Non-Local Spatial information, FCM\_NLS)算法,对噪声鲁棒性较强,保留了更多的图像细节信息。

本文提出一种抑制式非局部空间直觉模糊C-均值(Suppressed Non-Local Spatial Intuitionistic Fuzzy C-Means, SNLS-IFCM)图像分割算法。该

算法是在FCM\_NLS算法抗噪能力的基础上,结合SFCM算法中“竞争学习”的思想提高算法的运行效率,加快算法收敛。针对抑制因子的自适应选取问题,本文使用直觉模糊集的概念,通过对“投票模型”的分析得到犹豫度生成方法,实现对不同的样本点自适应选取不同抑制因子的目的。由于这种犹豫度生成方式来源于人类社会的群体行为模式,并且不含任何参数,因此,与单纯依靠特定函数关系和参数选取的犹豫度生成公式相比,更符合实际。此外,该犹豫度生成不涉及任何参数,因此能够减少因参数选择而产生的大量实验测试。实验表明,所提算法与对比算法比较,对噪声鲁棒性更强,具有更高的分割精度。

## 2 相关工作

### 2.1 模糊C-均值聚类算法

给定一幅灰度图像  $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ , 将其划分为  $c$  类, 通过建立图像中像素点与聚类中心加权相似度的目标函数, 采用迭代优化的方法求目标函数的极小值来确定最佳聚类, FCM算法的目标函数为

$$J_{\text{FCM}} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{ij}^2, \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], \quad 1 \leq j \leq n, 1 \leq i \leq c \quad (1)$$

其中,  $m$  是隶属度的模糊因子, 一般取  $m = 2$ ;  $d_{ij} = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|$  是样本点  $\mathbf{x}_j$  到聚类中心  $\mathbf{v}_i$  的欧氏距离;  $u_{ij}$  是第  $j$  个样本点对第  $i$  个聚类中心的隶属度。利用拉格朗日乘法可推导出式(1)的隶属度  $u_{ik}$  和聚类中心  $\mathbf{v}_i$  的计算公式

$$u_{ij} = 1 / \sum_{k=1}^c (d_{ij}/d_{kj})^{2/m-1} \quad (2)$$

$$\mathbf{v}_i = \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m \mathbf{x}_j / \sum_{j=1}^n (u_{ij})^m \quad (3)$$

通过设置迭代条件  $\|\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_{i-1}\| < \varepsilon$  终止迭代, 得到最终的隶属度矩阵。

### 2.2 抑制式FCM算法

SFCM算法是根据“竞争学习”的思想, 对最大隶属度进行奖励, 同时又抑制其他隶属度, 从而提高算法的收敛速度。通过式(2)计算隶属度矩阵之后, 对其进行修正。设第  $p$  个样本为最大隶属度, 即  $u_{pj} = \max\{u_{ij}\}$ , 修正公式为

$$u_{pj} = 1 - \alpha \sum_{i \neq p} u_{ij} \quad (4)$$

$$u_{ij} = \alpha u_{ij}, i \neq p \quad (5)$$

其中,  $\alpha \in [0, 1]$  为抑制因子。在文献[15]中, 抑制因子  $\alpha$  取固定值  $\alpha = 0.5$ 。

### 2.3 非局部空间信息

对于图像中的像素  $j$ , 其非局部空间信息采用式(6)来计算

$$\bar{\mathbf{x}}_j = \sum_{p \in W_j^r} w_{jp} \mathbf{x}_p \quad (6)$$

其中,  $W_j^r$  表示以像素  $j$  为中心、大小为  $r \times r$  的搜索窗, 即, 对落在这个区域内的像素点进行加权求和得到像素  $j$  的空间信息。 $w_{jp}$  ( $p \in W_j^r$ ) 表示权值, 其取值依赖于像素  $j$  和像素  $p$  之间的空间相似度, 且满足  $0 \leq w_{jp} \leq 1$ ,  $\sum_{p \in W_j^r} w_{jp} = 1$ 。需指出的是, 像素  $j$  和像素  $p$  之间相似度由加权欧氏距离的平方  $\|\mathbf{x}(N_j) - \mathbf{x}(N_p)\|_{2,\sigma}^2$  计算, 其中  $\sigma > 0$  是高斯核函数的标准差,  $\mathbf{x}(N_j)$  表示以像素  $j$  为中心、大小为  $s \times s$  的相似窗  $N_j$  上的灰度向量[16]。

在搜索窗  $W_j^r$  内, 与像素  $j$  具有相似邻域结构的像素具有较大的权值, 权值  $w_{jp}$  定义如式(7)

$$w_{jp} = \frac{1}{Z_j} \exp\left(-\|\mathbf{x}(N_j) - \mathbf{x}(N_p)\|_{2,\sigma}^2 / h^2\right) \quad (7)$$

其中,  $h$  是控制权值函数  $w_{jp}$  衰减的参数, 被称之为滤波程度参数,  $Z_j$  是归一化常数, 定义为

$$Z_j = \sum_{p \in W_j^r} \exp\left(-\|\mathbf{x}(N_j) - \mathbf{x}(N_p)\|_{2,\sigma}^2 / h^2\right) \quad (8)$$

### 2.4 直觉模糊集

传统的模糊集只考虑隶属度, 而直觉模糊集是对模糊集的扩展, 把非隶属度也考虑其中。有限论域  $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$  上的直觉模糊集  $A$  定义为

$$A = \{(\mathbf{x}, u_A(\mathbf{x}), v_A(\mathbf{x})) : \mathbf{x} \in X\} \quad (9)$$

其中,  $u_A : X \rightarrow [0, 1]$  和  $v_A : X \rightarrow [0, 1]$  分别称为直觉模糊集  $A$  的隶属度函数和非隶属度函数, 且满足  $0 \leq u_A(\mathbf{x}) + v_A(\mathbf{x}) \leq 1$  ( $\mathbf{x} \in X$ )。当  $u_A(\mathbf{x}) = 1 - v_A(\mathbf{x})$  时, 直觉模糊集退化为传统模糊集。为更好地反映数据的不确定性和未知性, Atanassov[17] 在直觉模糊集的基础上引入犹豫度的概念  $\pi_A(\mathbf{x})$ 。元素  $\mathbf{x}$  对直觉模糊集  $A$  的犹豫度可表示为

$$\pi_A(\mathbf{x}) = 1 - u_A(\mathbf{x}) - v_A(\mathbf{x}) \quad (10)$$

显然,  $0 \leq \pi_A(\mathbf{x}) \leq 1$ 。

## 3 抑制式非局部空间直觉模糊C-均值图像分割算法

由于FCM算法没有充分利用像素的空间邻域信息, 分割精度不高, 收敛速度较慢; SFCM算法中的抑制因子  $\alpha$  需要人为设定,  $\alpha$  的取值直接影响

图像分割的结果。本文所提SNLS-IFCM算法是建立在FCM\_NLS算法基础之上, 一方面考虑非局部空间信息, 充分利用图像的信息冗余特性[18], 这是因为一个图像邻域所包含的信息比单个像素更多, 从而可以更充分地描述图像特征。利用邻域像素的相似性提高对噪声的鲁棒性并保持对象间的结构信息; 一方面根据直觉模糊集理论, 利用图像内像素点的隶属度自适应求出犹豫度作为抑制因子, 使不同的样本点对不同类产生不同的抑制因子, 加快算法收敛。

### 3.1 直觉模糊集的生成

直觉模糊集(Intuitionistic Fuzzy Set, IFS)是模糊集(Fuzzy Set, FS)的推广。在实际应用中, 获得IFS的常用方法是借助FS并利用特定的函数关系生成IFS, 本文选择以“投票模型”的方式生成IFS。

在投票过程中, 支持者和反对者的观点或思想常常并存且互相影响, 从而导致一部分参选人的观念发生动摇, 犹豫不决。设模糊集中  $u(\mathbf{x})$  为隶属度, 代表支持的程度, 则  $1 - u(\mathbf{x})$  可代表反对的程度, 也可看作持反对观点的人占全体的比例系数; 那么支持者受反对者观点影响, 发生犹豫的人可表示为  $u(\mathbf{x}) \cdot (1 - u(\mathbf{x}))$ ; 类似地, 反对者受支持者观点影响, 发生犹豫的人也可表示为  $(1 - u(\mathbf{x})) \cdot u(\mathbf{x})$ 。因此可得IFS的犹豫度为[19]

$$\pi(\mathbf{x}) = 2u(\mathbf{x}) \cdot (1 - u(\mathbf{x})) \quad (11)$$

同时, 可得新的隶属度和非隶属度

$$u^*(\mathbf{x}) = u(\mathbf{x})^2 \quad (12)$$

$$v^*(\mathbf{x}) = (1 - u(\mathbf{x}))^2 \quad (13)$$

因此, 得到新的IFS  $A^*$

$$A^* = \{(\mathbf{x}, u^*(\mathbf{x}), v^*(\mathbf{x})) | \mathbf{x} \in X\} \quad (14)$$

上述利用“投票模型”生成IFS, 不涉及参数选择, 不会因为参数的人工选择而影响图像的分割效果。同时, 这种生成方式源自于人类的群体社会行为规律, 从而使得直觉模糊集的生成有了实际意义, 更加符合直观, 便于理解。

### 3.2 SNLS-IFCM算法

本文所提SNLS-IFCM算法是在FCM\_NLS算法基础上, 考虑像素的非局部空间信息, 同时根据IFS的概念, 利用式(11)生成犹豫度  $\pi_{ij}$ , 使不同的样本点对不同的类别自适应地生成抑制因子。其目标函数定义为

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_i\|^2 + \beta \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_i\|^2 \quad (15)$$

其中, 参数  $\beta$  控制了非局部空间限制项的惩罚作

用；对于像素 $j$ ，其非局部空间信息 $\bar{x}_j$ 由式(6)计算所得。

利用拉格朗日乘子法得到新的隶属度函数 $u_{ij}$ 和聚类中心 $v_i$ 的计算公式

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left( \frac{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_l\|^2 + \beta \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_l\|^2}{\|\mathbf{x}_j - \mathbf{v}_l\|^2 + \beta \|\bar{\mathbf{x}}_j - \mathbf{v}_l\|^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (16)$$

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (\mathbf{x}_j + \beta \bar{\mathbf{x}}_j)}{\sum_{j=1}^n (1 + \beta) u_{ij}^m} \quad (17)$$

抑制式非局部空间直觉模糊C-均值图像分割算法步骤如下：

步骤 1 初始化参数。设置聚类数目 $c$ ，阈值 $\varepsilon$ ，最大迭代次数 $T$ ，参数 $\beta$ ，平滑参数 $h$ ，搜索窗大小 $r \times r$ ，相似窗大小 $s \times s$ ；

步骤 2 初始化隶属度矩阵 $\mathbf{U}^{(0)}$ ；

步骤 3 利用式(6)计算非局部空间信息；

步骤 4 利用式(17)计算聚类中心 $v_i$ ；

步骤 5 利用式(16)计算隶属度函数 $u_{ij}$ ；

$$u'_{pj} = 1 - \pi_{ij} \sum_{i \neq p} u_{ij} \quad (18)$$

$$u'_{ij} = \pi_{ij} \cdot u_{ij} \quad (19)$$

步骤 6 利用式(11)生成犹豫度 $\pi_{ij}$ 对隶属度 $u_{ij}$ 进行修正

步骤 7 若 $\|\mathbf{U}^{(k+1)} - \mathbf{U}^{(k)}\| < \varepsilon$ 或者迭代次数 $k > T$ ，则算法结束；否则 $k = k + 1$ ，返回步骤4。

## 4 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性，首先采用人工合成图像进行分割性能的测试，再应用于Berkeley图像进行测试。本文算法将与FCM, FCM-IFS和FCM\_NLS算法进行对比，以测试算法的分割效果。FCM-IFS算法中 $m$ -模糊补取0.7。本文算法和FCM\_NLS算法相关参数设置如下： $\varepsilon = 10^{-5}$ ， $T = 300$ ， $h = 30$ ，搜索窗口大小为 $21 \times 21$ ，相似窗口大小为 $7 \times 7$ ，空间信息限制项 $\beta$ 均取 $\beta = 6$ <sup>[20]</sup>。

### 4.1 分割性能测试

首先采用人工合成图像synthetic加入强度为

0.02的高斯噪声进行分割实验。其中，聚类数目 $c = 4$ 。由于对比算法和本算法都是聚类算法，因此采用划分系数(partition coefficient)  $V_{pc}$ 和划分熵(partition entropy)  $V_{pe}$ 作为算法聚类有效性和分割性能的评价指标<sup>[21]</sup>

$$V_{pc} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^2 \quad (20)$$

$$V_{pe} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n (u_{ij} \lg u_{ij}) \quad (21)$$

其中，划分系数越大说明像素分类越明确，聚类效果越好，算法的分割精度越高；划分熵越小，算法的聚类性能越好。

采用4种算法对synthetic进行分割，结果如图1所示。通过对比可见FCM和FCM-IFS算法由于没有考虑像素的空间信息，因此不具备抑制噪声的能力，分割之后的图像依然存在大量噪点；FCM\_NLS算法和SNLS-IFCM算法都考虑了像素的非局部空间信息，对噪声的抑制能力较好，分割结果更为理想。但从表1可以看出，在 $V_{pc}$ 和 $V_{pe}$ 的对比中，SNLS-IFCM算法略高于FCM\_NLS算法，说明SNLS-IFCM算法不仅具有良好的抑制噪声能力，同时保留了更多的细节信息，分类更加准确。

### 4.2 Berkeley图像实验对比

本节利用Berkeley图库中的多幅图像，采用强度大小为0.02的高斯噪声进行分割实验。其中，#15088和#42049聚类数目 $c = 2$ ；#24063和#118035聚类数目 $c = 3$ 。为进一步验证算法的有效性，引入分割结果与原图的峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和DICE系数(Dice Coefficient, DC)<sup>[22]</sup>作为算法的评价指标。其中，PSNR是一种全参考的图像质量评价指标，PSNR值越大，说明图像失真越少。对于图像A和B其PSNR定义为

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left( (2^l - 1) / \text{MSE} \right),$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [A(i, j) - B(i, j)]^2 \quad (22)$$

DICE系数是图像分割中常用的相似性测度，

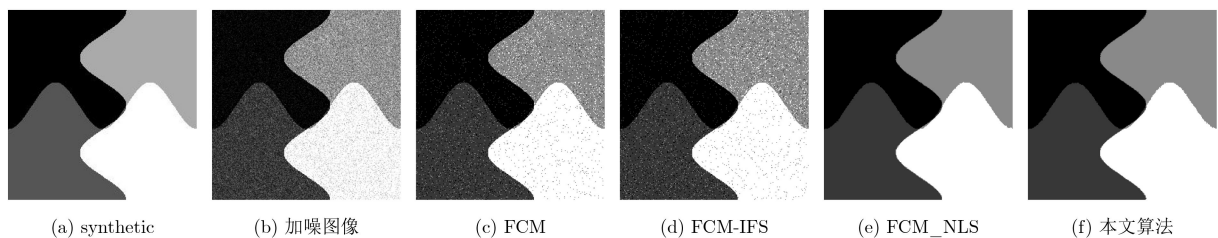


图1 4种算法对synthetic的分割结果

表1 4种算法对人工图像的分割结果指标

分割算法	$V_{pc}$	$V_{pe}$
FCM	0.8449	0.3065
FCM-IFS	0.8431	0.3109
FCM_NLS	0.9223	0.1777
本文算法	0.9229	0.1765

本文使用理想分割图像(ground truth)和算法分割结果之间的DICE系数来评价分割结果的优劣,其值在[0, 1]之间,越接近于1说明与ground truth越重合。其定义为

$$DC = (2(A \cap B)) / (A + B) \quad (23)$$

通过图2—图5可见,FCM算法和FCM-IFS算法对噪声的抑制能力较差,分割结果不理想,这是由于两种算法没有考虑任何的图像空间信息;FCM\_NLS算法在图像边缘区残留噪点较多,一些细节区域分割效果较差,如图4(e)中灰色栏杆部分分割不明显。通过表2可见,本文算法在划分系数和划分熵依然保持一定优势,说明图像像素点归类准确。需要指出的是DICE系数的对比中,本文算

法虽然在#42049和#118035中略低于FCM\_NLS算法,但在PSNR始终保持一定优势,说明本文算法在保证分割结果较为理想的同时,图像失真较小,像素点归类也更加准确,综合考虑,本文算法相比于对比算法分割效果更为理想。

#### 4.3 算法运行效率分析

本文所提SNLS-IFCM算法以FCM\_NLS算法为基础,考虑图像像素的非局部空间信息,因此对含噪图像分割结果更为理想。由于FCM和FCM-IFS算法未考虑任何图像像素的空间信息,对于含噪图像分割效果较差,故不在此处比较。

下面,选取10幅Berkeley图像对SNLS-IFCM和FCM\_NLS算法的运行时间进行比较。如表3所示,本文算法在大多数图像上的运行时间和迭代次数都有所减少。另外,由表4可知,本文算法对上述10幅图像在平均运行时间上稍快于FCM\_NLS算法。且本文算法根据“竞争学习”的思想,考虑到SFCM算法存在人工设置参数的不足,利用直觉模糊集中的“投票模型”自适应生成犹豫度作为抑制因子,对隶属度矩阵进行修正,平均迭代次数明显减少。

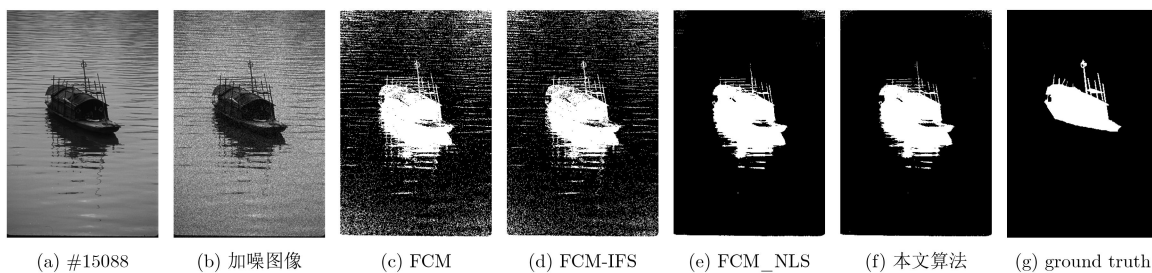


图2 4种算法对#15088的分割结果

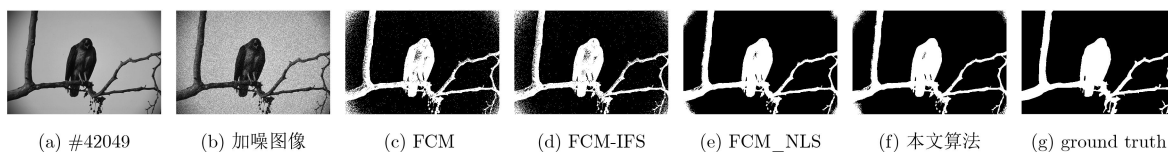


图3 4种算法对#42049的分割结果

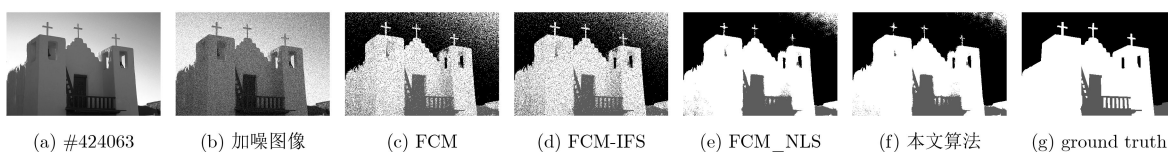


图4 4种算法对#24063的分割结果

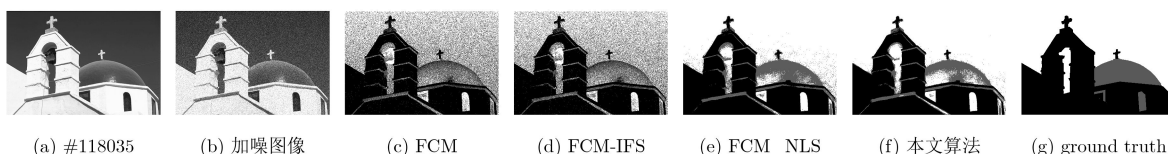


图5 4种算法对#118035的分割结果

表 2 4种算法的分割结果指标

测试图像	分割算法	$V_{pc}$	$V_{pe}$	PSNR	DC
#15088	FCM	0.8484	0.2535	3.2419	0.4046
	FCM-IFS	0.8581	0.2397	3.2490	0.4316
	FCM_NLS	0.9229	0.1502	8.0774	0.6364
	本文算法	0.9245	0.1477	8.0832	0.6400
#42049	FCM	0.8992	0.1790	2.2577	0.8517
	FCM-IFS	0.9010	0.1765	2.2609	0.8541
	FCM_NLS	0.9267	0.1371	10.5479	0.8947
	本文算法	0.9270	0.1369	10.5636	0.8937
#24063	FCM	0.7928	0.3778	4.0303	0.9239
	FCM-IFS	0.7956	0.3740	3.9493	0.9259
	FCM_NLS	0.8331	0.3262	7.1709	0.9707
	本文算法	0.8371	0.3208	7.9568	0.9741
#118035	FCM	0.8382	0.2927	3.0429	0.9438
	FCM-IFS	0.8377	0.2948	3.0053	0.9433
	FCM_NLS	0.8410	0.2936	11.0120	0.9519
	本文算法	0.8594	0.2693	11.7764	0.9487

表 3 强度0.02高斯噪声下两种算法运行时间对比

图像编号	FCM_NLS算法		本文算法	
	运行时间(s)	迭代次数	运行时间(s)	迭代次数
#15088	439.63	24	423.17	13
#42049	421.56	23	420.66	14
#24063	436.69	37	418.97	20
#118035	404.66	64	405.08	19
#3096	427.91	94	413.07	36
#135069	433.81	38	426.97	26
#8068	442.48	19	408.73	14
#113044	436.53	28	405.51	18
#27	420.28	37	409.27	23
#101027	427.13	27	408.06	25

表 4 强度0.02高斯噪声下两种算法平均运行时间对比

算法	平均运行时间(s)	平均迭代次数
FCM_NLS	427.54	41
本算法	414.77	24

(强度大小依次为0.005, 0.01, 0.015, 0.02), 两种算法的运行时间变化情况。如图6所示, 与FCM\_NLS算法相比, 本文算法的运行时间较短。综合比较, 本算法在运行效率方面较FCM\_NLS算法有一定的改善。

由于本文算法考虑图像像素的非局部空间信息, 计算非局部空间信息需要遍历图像各像素点, 通过计算搜索窗内各像素与中心像素的相似度权重, 进而对搜索框内各像素点进行加权平均得到像素的非局部空间信息, 造成算法的运行时间过长。同时, 本算法在迭代的过程中考虑竞争机制, 加入了抑制因子的自适应计算, 增加了单次迭代中的计

为说明噪声对算法运行效率的影响, 选取图像#15088和#24063, 测试其在不同高斯噪声水平下

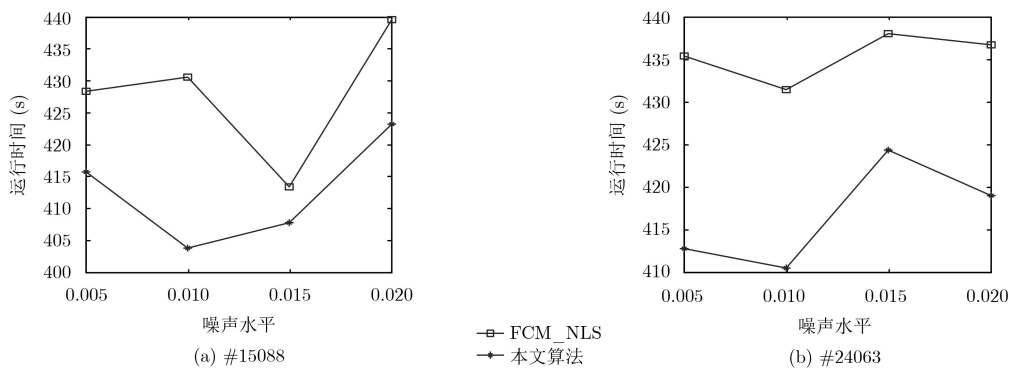


图 6 #15088, #24063随噪声水平变化的运行时间对比

算量。综合以上两点,是造成本算法运行时间依然较长的主要原因。但是,由于采用了抑制因子的自适应计算方式,使得本算法的迭代次数大幅降低,从而使得本文算法在总体运行时间上,较FCM\_NLS算法有所改善。

## 5 结束语

本文提出一种抑制式非局部空间直觉模糊C-均值图像分割算法,本文算法针对传统的FCM算法没有考虑图像像素的空间信息,对噪声敏感,算法收敛慢等缺点,考虑通过计算像素的非局部空间信息达到提高抗噪性能的目的。在犹豫度生成方式上,本文所提SNLS-IFCM算法通过“投票模型”生成犹豫度源自人类的群体社会行为规律,更具有实际意义,并且不含任何参数,相比于FCM\_NLS算法可以保留图像更多的细节信息。通过人工合成图和Berkeley图库图像进行分割实验并进行定量分析,表明SNLS-IFCM算法和对比算法相比,对噪声鲁棒性强,同时分割效果良好。鉴于本文算法运行时间依然较长,如何缩短算法的运行时间,提高实时性将是下一步的研究目标。

## 参考文献

- [1] 吴方,何尾莲.基于改进粗糙集概率模型的鲁棒医学图像分割算法[J].计算机应用研究,2017,34(8):2546-2550. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.08.069.  
WU Fang and HE Weilian. Improved probability model of rough set based robust medical image segmentation algorithm[J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(8): 2546-2550. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.08.069.
- [2] 缪立军,车自远.基于自适应下采样的移动机器人视觉定位技术[J].应用光学,2017,38(3):429-433. doi: 10.5768/JAO 201738.0302008.  
MIAO Lijun and CHE Ziyuan. Visual locating of mobile robot based on adaptive down sampling[J]. *Journal of Applied Optics*, 2017, 38(3): 429-433. doi: 10.5768/JAO 201738.0302008.
- [3] 张飞龙,王顺芳,赵剑华,等.基于图像分割及模糊隶属度的PCA人脸识别[J].计算机应用与软件,2014,31(5):188-190. doi: 10.3969/j.issn.1000-386x.2014.05.048.  
ZHANG Feilong, WANG Shunfang, ZHAO Jianhua, et al. Face recognition with PCA based on image segmentation and fuzzy membership[J]. *Computer Application and Software*, 2014, 31(5): 188-190. doi: 10.3969/j.issn.1000-386x.2014.05.048.
- [4] 纪星波,张海峰.改进的指纹自适应阈值分割算法[J].杭州电子科技大学学报(自然科学版),2015,35(2):65-69. doi: 10.13954/j.cnki.hdu.2015.02.016.  
JIN Xingbo and ZHANG Haifeng. The improved algorithm of fingerprint segmentation based on adaptive threshold[J]. *Journal of Hanzhou Dianzi University(Natural Sciences)*, 2015, 35(2): 65-69. doi: 10.13954/j.cnki.hdu.2015.02.016.
- [5] 张博,倪开灶,王林军,等.基于背景矫正和图像分割定量分析光学元件表面疵病的新算法[J].光学学报,2016,36(9):120-129. doi: 10.3788/AOS201636.0911004.  
ZHANG Bo, NI Kaizao, WANG Linjun, et al. New algorithm of detecting optical surface imperfection based on background correction and image segmentation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(9): 120-129. doi: 10.3788/AOS 201636.0911004.
- [6] 申铉京,刘翔,陈海鹏.基于多阈值Ostu准则的阈值分割快速计算[J].电子与信息学报,2017,39(1):144-149. doi: 10.11999/ JEIT160248.  
SHEN Xuanjing, LIU Xiang, and CHEN Haipeng. Fast computation of threshold based on multi-threshold Ostu criterion[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(1): 144-149. doi: 10.11999/ JEIT 160248.
- [7] 肖明尧,李雄飞,张小利,等.基于多尺度的区域生长的图像分割算法[J].吉林大学学报(工学版),2017,5(47):1591-1597. doi: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb201705035.  
XIAO Mingyao, LI Xiongfei, ZHANG Xiaoli, et al. Medical image segmentation algorithm based on multi-scale region growing[J]. *Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)*, 2017, 5(47): 1591-1597. doi: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb201705035.
- [8] 刘永学,李春满,毛亮.基于边缘的多光谱遥感图像分割方法[J].遥感学报,2006,10(3):350-356.  
LIU Yongxue, LI Chunman, and MAO Liang. An algorithm of multi-spectral remote image segmentation based on edge information[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2006, 10(3): 350-356.
- [9] 赵凤,刘汉强,范九伦.基于互补空间信息的多目标进化聚类图像分割[J].电子与信息学报,2015,37(3):672-678. doi: 10.11999/ JEIT140371.  
ZHAO Feng, LIU Hanqiang, and FAN Jiulun. Multi-objective evolutionary clustering with complementary spatial information for image segmentation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(3): 672-678. doi: 10.11999/ JEIT140371.
- [10] FAN Jiulun, ZHEN Wenzhi, and XIE Weixin. Suppressed fuzzy C-means clustering algorithm[J]. *Pattern Recognition Letter*, 2003, 24(9/10): 1607-1612.
- [11] 兰蓉,马姣婷.基于直觉模糊C-均值聚类算法的图像分割[J].西安邮电大学学报,2016,21(3):1-4. doi: 10.13682/j.issn. 2095-6533.2016.04.010.  
LAN Rong and MA Jiaoting. Image segmentation based on intuitionistic fuzzy c-means clustering algorithm[J]. *Journal*

- of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2016, 21(3): 1–4. doi: [10.13682/j.issn.2095-6533.2016.04.010](https://doi.org/10.13682/j.issn.2095-6533.2016.04.010).
- [12] 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. doi: [10.1109/42.996338](https://doi.org/10.1109/42.996338).
- [13] CHEN S C and 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. doi: [10.1109/TSMCB.2004.831165](https://doi.org/10.1109/TSMCB.2004.831165).
- [14] ZHAO Feng, JIAO Licheng, and LIU Hanqiang. Fuzzy c-means clustering with non local spatial information for noise image segmentation[J]. *Frontiers of Computer Science in China*, 2011, 5(1): 45–56. doi: [10.1007/s11704-010-0393-8](https://doi.org/10.1007/s11704-010-0393-8).
- [15] 范九伦. 抑制式模糊C-均值聚类研究综述[J]. 西安邮电大学学报, 2014, 19(3): 1–5. doi: [10.13682/j.issn.2095-6533.2014.03.001](https://doi.org/10.13682/j.issn.2095-6533.2014.03.001).
- FAN Jiulun. A brief overview on suppressed fuzzy C-means clustering[J]. *Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications*, 2014, 19(3): 1–5. doi: [10.13682/j.issn.2095-6533.2014.03.001](https://doi.org/10.13682/j.issn.2095-6533.2014.03.001).
- [16] BUADES A, COLL B, and MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]. *Proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego, USA, 2005: 60–65.
- [17] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1986, 20(1): 87–96. doi: [10.1016/S0165-0114\(86\)80034-3](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(86)80034-3).
- [18] 赵凤. 基于模糊聚类的图像分割[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2015: 43.
- ZHAO Feng. *Fuzzy Clustering for Image Segmentation*[M]. Xi'an: Publisher of Xidian University, 2015: 43.
- [19] LAN Rong, FAN Jiulun, LIU Ying, *et al.* Image thresholding by maximizing the similarity degree based on intuitionistic fuzzy sets[C]. *Quantitative Logic and Soft Computing*, Hangzhou, China, 2016: 631–640.
- [20] ZHAO Feng, JIAO Licheng and LIU Hanqiang. A multiobjective spatial fuzzy clustering algorithm for image segmentation[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 30: 48–57. doi: [10.1016/j.asoc.2015.01.039](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.01.039).
- [21] XIE Xuanli and BENI G. A validity measure for fuzzy clustering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 1991, 13(13): 841–847.
- [22] DICE L R. Measures of the amount of ecologic association between species[J]. *Ecology*, 1945, 26(3): 297–302. doi: [10.2307/1932409](https://doi.org/10.2307/1932409).
- 兰 蓉: 女, 1977年生, 博士, 副教授, 研究方向为模式识别和图像处理.
- 林 洋: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为图像处理.