

基于近邻搜索花授粉优化的直觉模糊聚类图像分割

赵 凤^{*①②} 孙文静^{①②} 刘汉强^③ 曾 哲^{①②}

^①(西安邮电大学通信与信息工程学院 西安 710121)

^②(西安邮电大学电子信息现场勘验应用技术公安部重点实验室 西安 710121)

^③(陕西师范大学计算机科学学院 西安 710119)

摘 要: 为克服传统模糊聚类算法应用于图像分割时, 易受噪声影响, 对聚类中心初始值敏感, 易陷入局部最优, 模糊信息处理能力不足等缺陷, 该文提出基于近邻搜索花授粉优化的直觉模糊聚类图像分割算法。首先设计一种新颖的图像空间信息提取策略, 进而构造融合图像空间信息的直觉模糊聚类目标函数, 提高对于噪声的鲁棒性, 提升算法处理图像中模糊信息的能力。为了优化上述目标函数, 提出一种基于近邻学习搜索机制的花授粉算法, 实现对于聚类中心的寻优, 解决对于聚类中心初始值敏感, 易陷入局部最优的问题。实验结果表明所提算法能在多种噪声图像上取得令人满意的分割效果。

关键词: 图像分割; 直觉模糊聚类; 花授粉优化; 空间信息; 近邻学习

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)04-1005-08

DOI: 10.11999/JEIT190428

Intuitionistic Fuzzy Clustering Image Segmentation Based on Flower Pollination Optimization with Nearest Neighbor Searching

ZHAO Feng^{①②} SUN Wenjing^{①②} LIU Hanqiang^③ ZENG Zhe^{①②}

^①(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

^②(Key Laboratory of Electronic Information Application Technology for Scene Investigation of Ministry of Public Security, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

^③(School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China)

Abstract: In order to overcome shortcomings of the traditional fuzzy clustering algorithm for image segmentation, such as that are easily affected by noise, sensitive to the initial value of clustering center, easily falling into local optimum, and inadequate ability of fuzzy information processing, an intuitionistic fuzzy clustering image segmentation algorithm is proposed based on flower pollination optimization with nearest neighbor searching. Firstly, a novel extraction strategy of image spatial information is proposed, and then an intuitionistic fuzzy clustering objective function with image spatial information is constructed to improve the algorithm's robustness against noise and enhance the ability of the algorithm to process the image fuzzy information. In order to overcome the defects of sensitivity to clustering centers and easily falling into local optimum, a flower pollination algorithm based on nearest neighbor learning search mechanism is proposed. Experimental results show that the proposed method can get satisfactory segmentation results on a variety of noisy images.

Key words: Image segmentation; Intuitionistic fuzzy clustering; Flower pollination optimization; Spatial information; Nearest neighbor learning

收稿日期: 2019-06-11; 改回日期: 2019-12-09; 网络出版: 2019-12-20

*通信作者: 赵凤 fzhao.xupt@gmail.com

基金项目: 国家自然科学基金(61571361, 61671377, 61102095), 西安邮电大学西邮新星团队基金(xyt2016-01)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61571361, 61671377, 61102095), The New Star Team Foundation of Xi'an University of Posts & Telecommunications (xyt2016-01)

1 引言

图像分割就是将一幅图像划分成若干个具有不同特性的区域,使得每个区域具有相似特征的过程^[1]。基于聚类的分割方法^[2]是常见的图像分割方法之一,模糊C-均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类算法^[3]是最经典的模糊聚类算法,它以模糊数学为基础,赋予每个样本对各类的隶属度以反映事物内在的不确定性^[1]。然而FCM算法具有易受噪声影响,对聚类中心初始值敏感,易陷入局部最优和模糊信息处理能力不足等缺陷。针对其易受噪声影响的缺陷,常用的方法是利用图像的空间邻域信息对模糊聚类进行指导。例如, Krinidis等人^[4]提出了模糊局部信息C-均值(Fuzzy Local Information C-Means, FLICM)聚类算法,通过考虑邻域像素的位置信息和灰度信息定义了新的模糊因子,对图像噪声具有相对较高的鲁棒性。Guo等人^[5]通过利用两种图像滤波策略,提出了基于噪声检测的自适应模糊C-均值聚类算法(adaptive Fuzzy C-Means algorithm based on local Noise Detecting, NDFCM),该算法通过考虑每个邻域窗口的噪声强度自适应调节参数大小。以上融合局部空间信息的模糊聚类算法解决了传统模糊聚类算法对噪声敏感的问题。

近年来,将自然启发式优化算法应用于聚类问题得到了广泛关注,这些优化算法可以克服传统聚类算法对聚类中心初始值敏感和易陷入局部最优的问题^[6,7]。花授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)是近年来发展较快的优化算法,它通过模拟花授粉规律寻优,可解决非线性、全局优化等复杂问题^[8-11]。FPA已成功应用于聚类分析问题,例如, Wang等人^[8]提出一种基于蜜蜂传粉策略的花授粉算法,将其应用于K-Means算法,解决了K-Means聚类算法计算量大和对初始聚类中心敏感等问题。文献^[10]以Calinski-Harabasz指数作为优化指标,将磷虾群算法和花授粉算法应用于数据聚类问题,提高了聚类稳定性和精度。

在模糊理论中,相较于模糊集仅考虑元素对于集合的隶属度,直觉模糊集(Intuitionistic Fuzzy Set, IFS)通过引入非隶属度和犹豫度的概念,能更准确地反映事物和客观世界的模糊本质^[12]。将直觉模糊集引入到FCM算法中可以得到直觉模糊C-均值聚类算法(Intuitionistic Fuzzy C-Means clustering algorithm, IFCM)^[13],改善了传统模糊聚类算法对模糊信息处理能力不足的缺陷。然而IFCM算法应用于图像分割时因没有考虑图像空间信息导致其也易受噪声的影响,且与传统的FCM算法类似,IFCM算法对聚类中心的初始值敏感,易陷入局部最优解。为了克服IFCM算法对于图像噪声的敏感性,

文献^[14]通过构造考虑灰度以及空间位置信息的直觉模糊因子,提出了结合局部空间信息改进的直觉模糊C-均值聚类(Improved Intuitionistic Fuzzy C-Means clustering, IIFCM)算法。本文为进一步提高IFCM算法对图像噪声的鲁棒性,提出一种新颖的图像局部信息提取策略,进而设计融合图像空间信息的直觉模糊聚类目标函数。为改善IFCM算法对初始值敏感和易陷于局部最优的缺陷,在花授粉优化中提出基于近邻学习搜索机制的花粉位置更新策略,从而利用花授粉算法优化构造的目标函数,实现对聚类中心的寻优,进而获得理想的图像分割结果。实验表明,本文算法不易陷入局部最优解,且对多种类型的噪声具有较强的鲁棒性。

2 相关算法

2.1 花授粉算法

花授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)是Yang等人^[7]受启发于开花植物的花授粉过程提出的一种新型搜索算法,该算法具有参数少、策略简单、寻优能力强等优点。授粉方式分为异花授粉和自花授粉,异花授粉由传粉生物进行长距离授粉,占总授粉比重的10%;自花授粉由非生物因素授粉,占总比重的90%。为模拟该过程,需做出以下假设^[7]:

- (1) 异花授粉被认为是全局授粉,对应全局搜索,传粉者以Levy飞行^[14]的方式传粉。
- (2) 自花授粉被认为是局部授粉,对应局部搜索。
- (3) 花恒常性指授粉过程中两朵花的繁殖概率与相似度成比例。
- (4) 局部和全局授粉由开关概率 $p \in [0, 1]$ 控制,局部授粉在整体过程中有显著的偏重。

基于以上假设,可以给出基本的FPA更新方程。全局授粉可以用数学公式表示为^[7]

$$y_i^{t+1} = y_i^t + L \cdot (g^* - y_i^t) \quad (1)$$

其中, y_i^t 表示花粉 i 在第 t 次迭代时产生的新解, g^* 是当前最优解,参数 L 是授粉的强度,本质上是一个由Levy分布模拟的步长,Levy分布表达式为^[14]

$$L \sim \frac{\lambda \Gamma(\lambda) \sin(\pi\lambda/2)}{\pi} \frac{1}{s^{1+\lambda}}, s \gg s_0 > 0 \quad (2)$$

其中, $\Gamma(\lambda)$ 是标准的gamma函数,对较大步长 s 有效, λ 一般取1.5。

对于局部授粉,花粉更新公式为

$$y_i^{t+1} = y_i^t + \varepsilon \cdot (y_j^t - y_k^t) \quad (3)$$

其中,步长 ε 在 $[0, 1]$ 区间上服从均匀分布, y_j^t 和 y_k^t 表示从当前种群中随机选择的两个解。

2.2 直觉模糊C-均值(IFCM)聚类算法

在模糊集中, 隶属度表示元素对集合的隶属程度。直觉模糊集在模糊集隶属度概念的基础上, 增加了非隶属度和犹豫度, 它是对模糊集的一种补充, 能更充分的描述客观世界的模糊性和不确定性。设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为一个有限的论域, 在 X 上的直觉模糊集 A 定义为^[12]

$$A = \{\langle x_j, \mu_A(x_j), \nu_A(x_j) \rangle | x_j \in X\} \quad (4)$$

其中, $\mu_A(x_j) : X \rightarrow [0, 1]$ 和 $\nu_A(x_j) : X \rightarrow [0, 1]$ 分别表示 x_j 对 A 的隶属度和非隶属度, 一般利用 Yager 算子^[15]产生非隶属度 $\nu_A(x_j)$

$$\nu_A(x_j) = (1 - \mu_A^\alpha(x_j))^{1/\alpha} \quad (5)$$

其中, α 一般取值为 0.85, 在直觉模糊集中, $\pi_A(x_j)$ 表示元素 x_j 对模糊集 A 的犹豫程度, 称之为犹豫度。基于隶属度与非隶属度, $\pi_A(x_j)$ 可以通过式(6)获得

$$\pi_A(x_j) = 1 - \mu_A(x_j) - \nu_A(x_j), 0 \leq \pi_A(x_j) \leq 1 \quad (6)$$

将直觉模糊集的概念引入到模糊C-均值(FCM)聚类算法中即可得到直觉模糊C-均值(IFCM)聚类算法^[13]。IFCM 的目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^{\nu} \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d^2(x_j^{\text{IFS}}, c_i^{\text{IFS}}) \quad (7)$$

其中, $\{x_1^{\text{IFS}}, x_2^{\text{IFS}}, \dots, x_n^{\text{IFS}}\}$ 表示 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 的直觉模糊集, 且 $x_j^{\text{IFS}} = (\mu(x_j), \nu(x_j), \pi(x_j))$ 。 $c_i^{\text{IFS}} = (\mu(c_i), \nu(c_i), \pi(c_i))$ 表示第 i 个聚类中心, ν 表示类别总数, u_{ij} 表示 x_j^{IFS} 对聚类中心 c_i^{IFS} 的隶属度函数, 并满足条件 $\sum_{i=1}^{\nu} u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], 0 \leq \sum_{j=1}^n u_{ij} \leq n$, m 是模糊因子, 一般取 2, $d^2(x_j^{\text{IFS}}, c_i^{\text{IFS}})$ 表示 x_j^{IFS} 与 c_i^{IFS} 之间的欧式距离, 即

$$d^2(x_j^{\text{IFS}}, c_i^{\text{IFS}}) = (\mu(x_j) - \mu(c_i))^2 + (\nu(x_j) - \nu(c_i))^2 + (\pi(x_j) - \pi(c_i))^2 \quad (8)$$

利用拉格朗日乘子法最小化式(7), 求得隶属度函数 u_{ij} 与聚类中心 c_i^{IFS} 分别为

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{r=1}^{\nu} \left(\frac{d^2(x_j^{\text{IFS}}, c_i^{\text{IFS}})}{d^2(x_j^{\text{IFS}}, c_r^{\text{IFS}})} \right)^{1/(m-1)}} \quad (9)$$

$$c_i^{\text{IFS}} = (\mu(c_i), \nu(c_i), \pi(c_i)) = \left(\frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (\mu(x_j^{\text{IFS}}))}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (\nu(x_j^{\text{IFS}}))}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (\pi(x_j^{\text{IFS}}))}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \right) \quad (10)$$

3 近邻搜索花授粉优化引导的直觉模糊聚类算法

3.1 编码及种群初始化

本文算法对聚类中心进行实数编码。若一个花粉是由 d 维数据空间中的 ν ($\nu \geq 2$) 个聚类中心组成, 则该花粉的长度为 $d \times \nu$ 。例如, 2 维空间中的两个聚类中心 (3.5, 12.5) 和 (7.3, 3.8) 构成的花粉为 (3.5, 12.5, 7.3, 3.8)。本文中, 初始聚类中心在图像像素中随机产生, 再将图像像素灰度值 x_j 及聚类中心 c_i 直觉模糊化, 得到直觉模糊集 $x_j^{\text{IFS}} = (\mu(x_j), \nu(x_j), \pi(x_j))$ 及 $c_i^{\text{IFS}} = (\mu(c_i), \nu(c_i), \pi(c_i))$, 像素 x_j 对于图像集合的隶属度 $\mu(x_j)$ 计算公式为^[15]

$$\mu(x_j) = \frac{x_j - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (11)$$

其中, $x_{\min}$ 与 $x_{\max}$ 分别为图像中像素的最小与最大灰度值, 非隶属度 $\nu(x_j)$ 及犹豫度 $\pi(x_j)$ 可由式(5)及式(6)计算得到。

3.2 鲁棒空间信息的获得

由于图像蕴含丰富的空间信息, 为提高算法对图像噪声的鲁棒性, 本文从图像中提取了一种鲁棒的空间信息, 并将其引入到直觉模糊聚类算法的目标函数中, 使其能够抑制噪声对于分割结果的影响。以被高斯或椒盐噪声污染的图像为例展开讨论。被高斯噪声污染的图像中所有像素均会发生灰度值改变, 其改变量满足高斯分布。对于被高斯噪声污染的图像, 一般采用像素邻域窗内的像素均值作为该像素的空间信息。被椒盐噪声污染的图像中一定比例的像素会发生灰度值改变, 改变后的像素灰度值一定为 0 或 255。对于被椒盐噪声污染的图像, 通常采用像素邻域窗内的像素中值作为其空间信息。然而, 有些图像像素真正的灰度值也可能为 0 或 255, 若采用像素中值作为空间信息, 会与像素真正的灰度值相差较大。本文综合考虑以上情况, 以期获得鲁棒的图像空间信息, 克服噪声的影响。

假设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示一幅具有 n 个像素的图像, x_j 为像素 j 的灰度值。本文将图像像素分为 3 类: 灰度值为 0、灰度值为 255 及其他像素。对图像按照 “Z” 字型进行邻域窗滑动, 遍历所有像素得到每个像素的空间信息。 S_j^α 表示以像素 j 为中心、大小为 $\alpha \times \alpha$ 的邻域窗, η 为窗内灰度值为 0 的像素数目, γ 为窗内灰度值为 255 的像素数目。对于像素 j , 当 $\eta + \gamma = \alpha^2$ 时, 表明中心像素为 0 或 255 的可能性大, 应采取多数占优策略, 选择出现比例较高的像素灰度作为其的空间信息, 即, 若 $\eta > \gamma$, $x_j' = 0$; 若 $\eta < \gamma$, $x_j' = 255$ 。

对于像素 j , 当 $\eta + \gamma \neq \alpha^2$ 时, 首先采用窗内所

有非0且非255的像素的灰度均值 $\bar{s}$ 作为该像素的空间信息,即

$$x_j' = \bar{s} \quad (12)$$

然后,判断像素 j 的灰度值及其邻域窗内灰度值为0和255的像素数目是否满足下述条件,如果满足,则对空间信息进行修正:

(1) 若 $\eta + \gamma \geq 2$,且 $x_j = 0$,表明中心像素 j 真正灰度值为0的可能性大,该像素应该参与其空间信息的计算,此时像素 j 的空间信息修正为

$$x_j' = \bar{s} \cdot \left[1 - \left(\frac{\eta}{\alpha^2 - \gamma} \right)^3 \right] \quad (13)$$

(2) 若 $\eta + \gamma \geq 2$,且 $x_j = 255$,表明中心像素 j 真正灰度值为255的可能性大,该像素应该参与其空间信息的计算,此时像素 j 的空间信息修正为

$$x_j' = 255 \left(\frac{\gamma}{\alpha^2 - \eta} \right)^3 + \bar{s} \cdot \left[1 - \left(\frac{\gamma}{\alpha^2 - \eta} \right)^3 \right] \quad (14)$$

(3) 若 $\eta + \gamma \geq 2$,且 $x_j \neq 0, x_j \neq 255$,表明邻域窗内其他像素被椒盐噪声污染的可能性大,则 x_j' 可由式(15)更新

$$x_j' = \frac{\eta}{\alpha^2} \bar{s} \left[1 - \left(\frac{\eta}{\alpha^2 - \gamma} \right)^3 \right] + \frac{\gamma}{\alpha^2} \left\{ 255 \left(\frac{\gamma}{\alpha^2 - \eta} \right)^3 + \bar{s} \left[1 - \left(\frac{\gamma}{\alpha^2 - \eta} \right)^3 \right] \right\} + \frac{\alpha^2 - \eta - \gamma}{\alpha^2} \bar{s} \quad (15)$$

通过式(12)不但可以去除高斯噪声的影响,而

且可以处理邻域内仅中心像素被椒盐噪声污染可能性大的情况;通过式(13)和式(14)考虑了像素真正的灰度值为0或255的情况,这些像素应该在其空间信息计算中发挥较大的作用,尽量避免了信息损失;通过式(15)处理邻域内中心像素以外像素被椒盐噪声污染可能性大的情况。

下面对一幅Berkeley图像(#3096)分别添加椒盐和高斯噪声,以验证本文设计的空间信息的有效性。随机选取灰度平缓区域窗 B 及边界区域窗 E 进行展示。如图1,邻域窗直径 α 取3,椒盐噪声比例(Noise Percentage, NP)为20%,高斯噪声均值为0,方差(Normalized Variance, NV)为0.009。图1(a),1(d)为被椒盐噪声污染图像 X^{salt} 及被高斯噪声污染图像 X^{Gauss} ;图1(b),1(e)中第1列为未被噪声污染的像素邻域窗 B 和 E 的灰度值, x_j 为邻域窗内中心像素;第2列为 X^{salt} 及 X^{Gauss} 的像素邻域窗 B 和 E 的灰度值;图1(c),1(f)分别表示 X^{salt} , X^{Gauss} 及被均值及中值空间信息^[16]、鲁棒空间信息处理后图像 X^{mean} , X^{median} 和 X' 的峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR^[17])对比结果。图中 x_j^{salt} 和 x_j^{Gauss} 分别为 x_j 被椒盐及高斯噪声污染后的灰度值, x_j^{mean} , x_j^{median} 和 x_j' 分别为 x_j 的中值、均值及鲁棒空间信息。由图1可知,本文设计的鲁棒空间信息对椒盐及高斯噪声去除效果明显,受污染的中心像素都被修正,且与均值及中值空间信息对比,修正结果更接近像素原始值。从PSNR对比图可知,鲁棒空间信息对噪声的鲁棒性优于均值及中值空间信息。

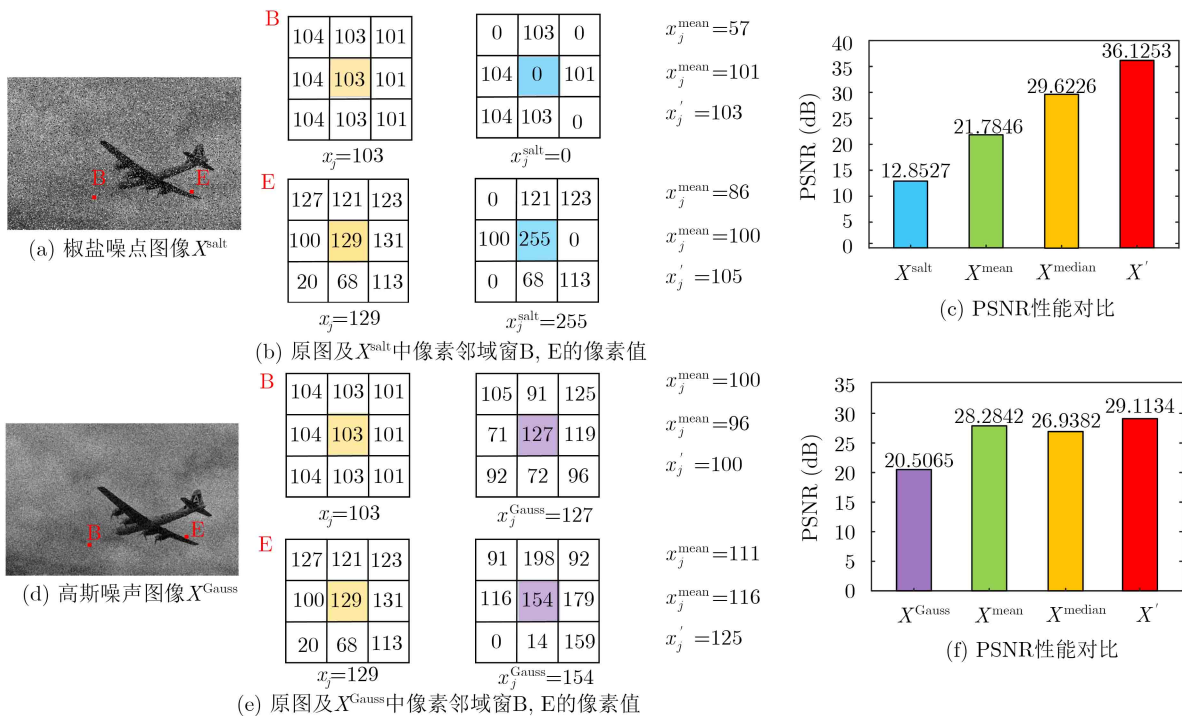


图1 各空间信息抗噪性能对比

利用上述得到的鲁棒空间信息 X' 和直觉模糊集的思想,本文构造了新的融合图像局部空间信息与直觉模糊理论的目标函数如式(16)

$$J = \sum_{i=1}^{\nu} \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d^2(x_j^{\text{IFS}}, c_i^{\text{IFS}}) + \beta \sum_{i=1}^{\nu} \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d^2(x_j'^{\text{IFS}}, c_i^{\text{IFS}}) \quad (16)$$

其中, β 是控制鲁棒空间信息作用的加权因子, $x_j'^{\text{IFS}}$ 表示鲁棒空间信息 x_j' 的直觉模糊集,通过拉格朗日乘子法最小化目标函数 J ,得到隶属度 u_{ij} 为

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{r=1}^{\nu} \left(\frac{d^2(x_j^{\text{IFS}}, c_r^{\text{IFS}}) + \beta(d^2(x_j'^{\text{IFS}}, c_r^{\text{IFS}}))}{d^2(x_j^{\text{IFS}}, c_i^{\text{IFS}}) + \beta(d^2(x_j'^{\text{IFS}}, c_i^{\text{IFS}}))} \right)^{1/(m-1)}} \quad (17)$$

3.3 基于近邻学习搜索的花粉位置更新策略

传统花粉授粉算法中的全局授粉通过Levy飞行进行位置更新,但若随机步长过小则易使算法陷入局部最优,若步长过大则会影响算法的收敛速度。为提高花粉授粉算法的寻优能力,使算法更有效率,本文在授粉部分引入随机搜索机制,并在迭代过程中保留已得的较优解。本文在花粉位置更新策略中应用K近邻算法^[18]的思想对花粉更新。在种群中求得与花粉 y_i^t 最近邻的 K 个花粉(取 $K=5$),以目标函数值评判近邻距离 J ,更新策略为

若随机数 $\text{rand} < p$,

全局授粉

$$y_i^{t+1} = y_i^t + (1 - t/T) \cdot [L \cdot (g^* - y_i^t) + \delta \cdot (y_q^t - y_i^t)] \quad (18)$$

否则,局部授粉

$$y_i^{t+1} = y_i^t + (1 - t/T) \cdot \varepsilon \cdot (y_w^t - y_i^t) \quad (19)$$

其中, y_q^t, y_w^t 和 y_e^t 表示在 y_i^t 的 K 个近邻花粉中随机选择的花粉; δ 服从 $[0, 1]$ 区间内正态分布。受文献^[19]的启发,以 $(1 - t/T)$ 作为花粉位置更新部分的系数,其中, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。上述公式增加了算法解的多样性,并且由于其对花粉位置自适应收敛,加快了迭代后期的收敛速度,随着迭代次数的增加,花粉位置的更新步长减小。

算法步骤

(1) 输入图像 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$;

(2) 设置邻域窗直径 α 、加权因子 β 、类别数 ν 、最大迭代次数 T 、开关概率 p ,种群大小 N ,并设置初始迭代次数 $t = 1$,随机初始化种群 $\{y_1^1, y_2^1, \dots, y_N^1\}$,并设置 $i = 1$;

(3) 根据式(10)—式(15)获得空间信息 X' ,再由

式(5)、式(6)、式(11)对其进行直觉模糊化得到图像直觉空间信息 X'^{IFS} ;

(4) 通过式(16)和式(17)计算适应度函数值,求得种群中的最优解 g^* ;

(5) 利用K近邻算法计算 y_i^t 的 K 个最近邻花粉并保存;

(6) 若随机数 $\text{rand} < p$,全局授粉,由式(18)求得新一代花粉 y_i^{t+1} ;否则,局部授粉,由式(19)求得 y_i^{t+1} ;

(7) 判断是否更新花粉个体,若 $f(y_i^{t+1}) < f(y_i^t)$,则将 y_i^t 更新为 y_i^{t+1} ;

(8) 将新解 y_i^{t+1} 与最优解 g^* 比较,若 $f(y_i^{t+1}) < f(g^*)$,则替换最优解 $g^* = y_i^{t+1}, i = i + 1$;

(9) 若 $i \leq N$,转至步骤(5),否则转至步骤(10);

(10) 判断迭代终止条件,若 $t > T$,则迭代终止,否则 $t = t + 1, i = 1$,返回步骤(5);

(11) 输出最优花粉个体 g^* 和全局最优解 $f(g^*)$,输出图像分割的结果。

4 实验结果及分析

4.1 空间信息邻域窗大小 α 与加权因子 β 的讨论

从3.2节可知,邻域窗大小 α 直接影响空间信息对噪声的处理效果, α 越大参与计算的空间信息越多,但同时图像细节越模糊。加权因子 β 控制空间信息作用的大小, β 越大空间信息的作用越大。因此,需讨论 α 与 β 的取值。将由高斯、椒盐、高斯和椒盐混合而成的噪声(高斯噪声均值为0, NV在0.006~0.018之间,增量0.006;椒盐噪声NP在10%~30%之间,增量10%)添加到Berkeley图像#3096中,对 α 与 β 进行测试。

首先,令 α 取值为3, 5, 7, 9和11进行测试,图2为各噪声水平下图像聚类准确率(Clustering Accuracy, CA)随 α 变化的折线图。由上述实验可知 α 取5或7较适当。为考察 β 的取值,我们在取值5~50(等间距为5)上进行测试,图3为各噪声水平下CA随 β 变化的折线图。可以看出,当 β 取值大于等于40时聚类准确率CA较高,因此,在后续实验中本文将 β 值设置为40。

4.2 Berkeley图像对比实验

为测试本文算法的分割性能,采用Berkeley图像进行实验。对比算法有IFCM^[13], FPA-FCM(因本文算法是在FPA与FCM算法基础上提出,因此将FPA-FCM作为对比算法), FLICM^[4], IIFCM^[14], NDFCM^[5]。IFCM, FLICM, IIFCM及NDFCM算法的结束阈值 θ 设置为 10^{-6} ; FPA-FCM及本文算法的最大迭代次数 T 设置为100,种群规模 N 设置为50,开关概率 p 设置为0.8。FLICM, IIFCM, NDFCM

的邻域窗大小设置为5。本文在图像上分别添加高斯、椒盐及高斯和椒盐的混合噪声(高斯噪声均值为0, NV取0.012, NP取20%)分别进行实验。根据4.2节的取值建议, 将 α 与 β 分别赋值为5和40。表1给出了各算法在含噪图像上获得的聚类准确率CA。

由表1可知, 本文算法对高斯噪声的抑制能力

与FLICM算法相当, 明显优于其他算法; 本文算法在椒盐及混合噪声上的性能要明显优于其他算法。需要指出的是, 由于本文算法在鲁棒空间信息获取策略上兼顾考虑了高斯及椒盐噪声, 试图在自适应识别椒盐噪声的同时, 通过平均策略抑制高斯噪声, 因此导致本文算法在某些高斯含噪图像上的

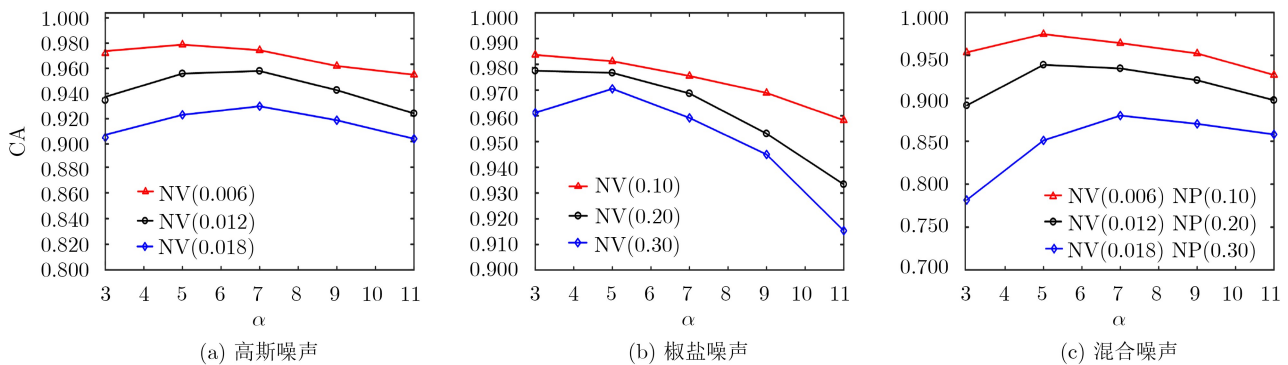


图2 算法聚类准确率各类型噪声下随 α 变化结果

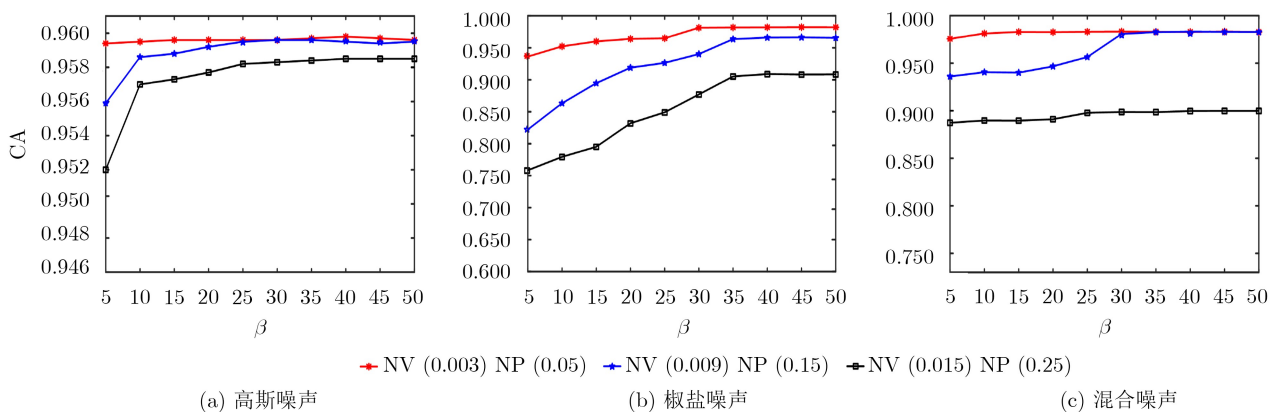


图3 算法聚类准确率各类型噪声下随 β 变化结果

表1 各算法聚类准确率对比

图像	噪声水平	IFCM	FPA-FCM	FLICM	IIFCM	NDFCM	本文算法
#113016	高斯	0.7536	0.7376	0.9306	0.7646	0.9279	0.9284
	椒盐	0.8254	0.8320	0.9019	0.8268	0.9119	0.9290
	高斯&椒盐	0.7806	0.7443	0.9163	0.7806	0.9054	0.9175
#101027	高斯	0.8373	0.8357	0.9054	0.8234	0.8945	0.8986
	椒盐	0.7962	0.7939	0.8586	0.8041	0.8857	0.8913
	高斯&椒盐	0.7806	0.7809	0.8834	0.7782	0.8839	0.8964
#241004	高斯	0.5640	0.5669	0.9101	0.5640	0.9112	0.8979
	椒盐	0.6725	0.6725	0.6462	0.6725	0.8662	0.9116
	高斯&椒盐	0.5383	0.4847	0.6487	0.5442	0.8408	0.9012
#15088	高斯	0.8346	0.7888	0.9329	0.8570	0.9323	0.9332
	椒盐	0.8416	0.8395	0.9321	0.8421	0.9306	0.9331
	高斯&椒盐	0.8225	0.7989	0.9326	0.8263	0.9285	0.9329
#296059	高斯	0.7719	0.8329	0.8883	0.6360	0.8806	0.8962
	椒盐	0.7500	0.4822	0.8319	0.6671	0.8654	0.9022
	高斯&椒盐	0.6975	0.2714	0.8530	0.6078	0.8582	0.8938

性能略逊于FLICM算法。综合考虑多种类型的含噪图像,本文算法的性能是比较理想的。

为展示算法的视觉分割效果,图4—图6分别展示了#241004在高斯、椒盐和混合噪声下的分割结果。可以看出,本文算法可以将目标与背景划分开来,降低了噪声对分割结果的影响,能有效克服其他算法的错分现象及噪声无法消除的缺陷。

5 结束语

本文提出了近邻搜索花授粉优化引导的直觉模糊聚类图像分割算法,该算法将一种新颖的图像空间信息引入直觉模糊C-均值聚类算法的目标函数

中,并通过提出的基于近邻学习搜索策略的花授粉算法对聚类中心进行优化,进而获得图像分割结果。实验结果表明,本文算法对噪声具有一定的鲁棒性,在多种类型的噪声图像上获得了较为理想的分割效果。

需要指出的是,本文算法的图像空间信息仅来自于像素邻域,使得噪声抑制能力不足,未来可以在更大的图像区域内挖掘有效的图像空间信息来设计聚类目标函数,进一步加强算法的噪声抑制性能。此外,本文算法在有些图像的边缘保持上效果不理想,如何有效挖掘和利用图像边缘信息进行聚类图像分割是下一步工作的重点。

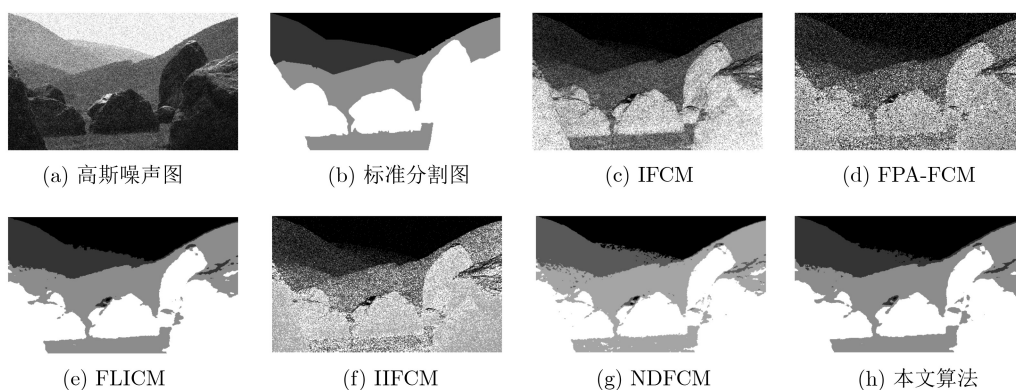


图4 #241004的高斯噪声图像分割结果

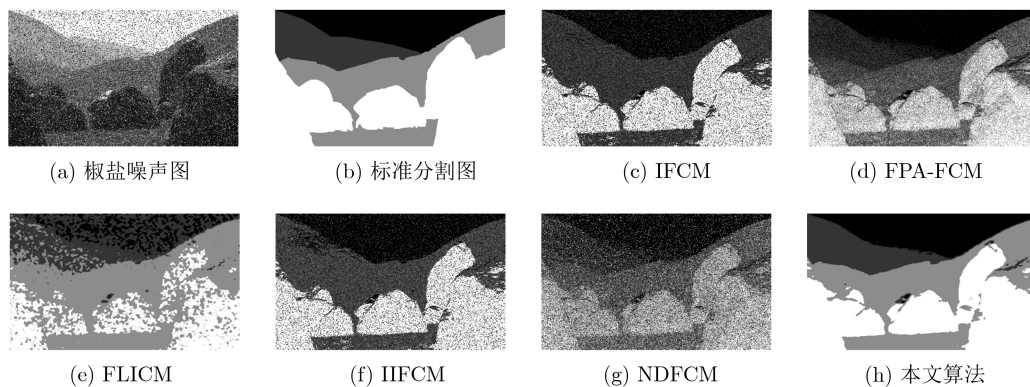


图5 #241004的椒盐噪声图像分割结果

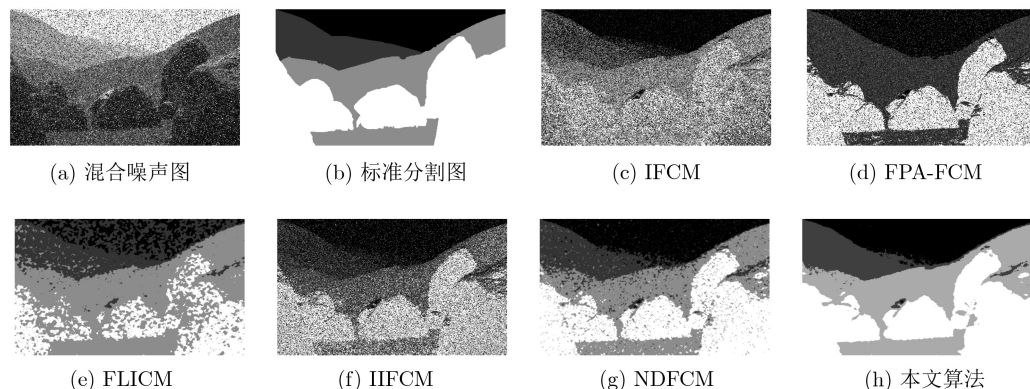


图6 #241004的混合噪声图像分割结果

参 考 文 献

- [1] 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: 1–5.
ZHAO Feng. Fuzzy Clustering for Image Segmentation[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2015: 1–5.
- [2] GU Jing, JIAO Licheng, YANG Shuyuan, *et al.* Fuzzy double c-means clustering based on sparse self-representation[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2018, 26(2): 612–626. doi: [10.1109/TFUZZ.2017.2686804](https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2017.2686804).
- [3] BEZDEK J C, EHRLICH R, and FULL W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm[J]. *Computers & Geosciences*, 1984, 10(2/3): 191–203. doi: [10.1016/0098-3004\(84\)90020-7](https://doi.org/10.1016/0098-3004(84)90020-7).
- [4] KRINIDIS S and CHATZIS V. A robust fuzzy local information c-means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328–1337. doi: [10.1109/TIP.2010.2040763](https://doi.org/10.1109/TIP.2010.2040763).
- [5] GUO Fangfang, WANG Xiuxiu, and SHEN Jie. Adaptive fuzzy c-means algorithm based on local noise detecting for image segmentation[J]. *IET Image Processing*, 2016, 10(4): 272–279. doi: [10.1049/iet-ipr.2015.0236](https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2015.0236).
- [6] LI M Q, XU L P, XU Na, *et al.* SAR image segmentation based on improved grey wolf optimization algorithm and fuzzy c-means[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018: 4576015. doi: [10.1155/2018/4576015](https://doi.org/10.1155/2018/4576015).
- [7] YANG Xinshe. Flower pollination algorithm for global optimization[C]. The 11th International Conference on Unconventional Computing and Natural Computation, Orléan, France, 2012: 240–249. doi: [10.1007/978-3-642-32894-7_27](https://doi.org/10.1007/978-3-642-32894-7_27).
- [8] WANG Rui, ZHOU Yongquan, QIAO Shilei, *et al.* Flower pollination algorithm with bee pollinator for cluster analysis[J]. *Information Processing Letters*, 2016, 116(1): 1–14. doi: [10.1016/j.ipl.2015.08.007](https://doi.org/10.1016/j.ipl.2015.08.007).
- [9] ALYASSERI Z A A, KHADER A T, AL-BETAR M A, *et al.* Variants of the Flower Pollination Algorithm: A Review[M]. YANG Xinshe. Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization. Cham: Springer, 2018: 91–118. doi: [10.1007/978-3-319-67669-2_5](https://doi.org/10.1007/978-3-319-67669-2_5).
- [10] KOWALSKI P A, LUKASIK S, CHARYTANOWICZ M, *et al.* Nature Inspired Clustering-use Cases of Krill Herd Algorithm and Flower Pollination Algorithm[M]. KÓCZY L T, MEDINA-MORENO J, and RAMÍREZ-POUSSA E. Interactions between Computational Intelligence and Mathematics Part 2. Cham: Springer, 2019: 83–98. doi: [10.1007/978-3-030-01632-6_6](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01632-6_6).
- [11] CUI Weijia and HE Yuzhu. Biological flower pollination algorithm with orthogonal learning strategy and catfish effect mechanism for global optimization problems[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018: 6906295. doi: [10.1155/2018/6906295](https://doi.org/10.1155/2018/6906295).
- [12] ATANASSOV K and GARGOV G. Interval valued intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1989, 31(3): 343–349. doi: [10.1016/0165-0114\(89\)90205-4](https://doi.org/10.1016/0165-0114(89)90205-4).
- [13] CHAIRA T. A novel intuitionistic fuzzy C means clustering algorithm and its application to medical images[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(2): 1711–1717. doi: [10.1016/j.asoc.2010.05.005](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2010.05.005).
- [14] VERMA H, AGRAWAL R K, and 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. doi: [10.1016/j.asoc.2015.12.022](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.12.022).
- [15] YAGER R R. On the measure of fuzziness and negation. II. Lattices[J]. *Information and Control*, 1980, 44(3): 236–260. doi: [10.1016/S0019-9958\(80\)90156-4](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(80)90156-4).
- [16] WOODS R E and GONZALEZ R C. Real-time digital image enhancement[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1981, 69(5): 643–654. doi: [10.1109/PROC.1981.12031](https://doi.org/10.1109/PROC.1981.12031).
- [17] HUYNH-THU Q and GHANBARI M. The accuracy of PSNR in predicting video quality for different video scenes and frame rates[J]. *Telecommunication Systems*, 2012, 49(1): 35–48. doi: [10.1007/s11235-010-9351-x](https://doi.org/10.1007/s11235-010-9351-x).
- [18] ALTMAN N S. An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression[J]. *The American Statistician*, 1992, 46(3): 175–185.
- [19] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416–420. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2004.03.016](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2004.03.016).
LÜ Zhensu and HOU Zhirong. Particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(3): 416–420. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2004.03.016](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2004.03.016).

赵 凤: 女, 1980年生, 教授, 研究方向为计算智能与图像处理.
 孙文静: 女, 1995年生, 硕士生, 研究方向为图像处理.
 刘汉强: 男, 1981年生, 副教授, 研究方向为模式识别与图像处理.
 曾 哲: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为图像处理.