

基于核空间的加权邻域约束直觉模糊聚类算法

张洁玉^{*①} 李佐勇^{②③}

^①(中国药科大学理学院 南京 211198)

^②(闽江学院计算机科学系 福州 350108)

^③(福建省信息处理与智能控制重点实验室 福州 350108)

摘要: 该文针对直觉模糊聚类算法不考虑空间邻域信息的缺点, 提出一种基于核空间和加权邻域约束的直觉模糊 C 均值聚类算法。该算法首先在直觉模糊 C 均值(Intuitionistic Fuzzy C-Means, IFCM)算法的基础上加入空间邻域约束关系, 且赋予邻域内每个点不同的权重; 接着采用核诱导函数代替欧氏距离计算各点到聚类中心的距离; 然后创建包含邻域信息的新的目标函数, 最优化该目标函数得到新的隶属度及聚类中心的迭代表达式。利用所提出的新算法与同类聚类算法及基于显著过渡区域的二值化算法进行图像分割, 并对结果进行定量分析后可知, 所提出的算法最高能够得到 0.9776 的 F 度量值。实验结果表明新算法性能稳定并且具有较高的分割精度。

关键词: 模糊 C 均值聚类; 直觉模糊集; 邻域信息约束; 核空间

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)09-2162-07

DOI: 10.11999/JEIT161317

Kernel-based Algorithm with Weighted Spatial Information Intuitionistic Fuzzy C-means

ZHANG Jieyu^① LI Zuoyong^{②③}

^①(School of Science, China Pharmaceutical University, Nanjing 211198, China)

^②(Department of Computer Science, Minjiang University, Fuzhou 350108, China)

^③(Fujian Provincial Key Laboratory of Information Processing and Intelligent Control, Fuzhou 350108, China)

Abstract: To overcome the shortcoming of Intuitionistic Fuzzy C-Means (IFCM) that it does not take into account the spatial information, a new Kernel-based algorithm with Weighted Spatial Information (KWSI_IFCM) is proposed. Firstly, the constraint of weighted spatial neighborhood information is added. Secondly, instead of Euclidean distance, kernel-induced function is used to measure the distance between pixels and cluster centers. Thirdly, a new clustering objective function is created and then the iterative expressions of new membership and clustering centers are obtained by optimizing the new function. The quantitative analysis of image segmentation results using the new algorithm, other similar methods and a binarization method based on salient transition region shows that the new algorithm can get the F-measure value with 0.9776. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm can obtain higher stability and segmentation accuracy than similar fuzzy C-mean algorithm.

Key words: Fuzzy C-Means clustering; Intuitionistic fuzzy set; Spatial neighborhood information constraints; Kernel space

1 引言

聚类算法通常被应用于图像分割领域, 这类算

法将图像中的每个像素硬性划分到某一类中, 通过最优化目标函数得到聚类中心和隶属度函数的表达式, 迭代后不断得到新的聚类中心及隶属度, 直到目标函数得到最小值则停止迭代, 以此得到聚类结果从而实现图像分割的目的。但后来有学者发现, 硬性聚类算法对某些似是而非的元素并不能实现准确的类别划分, 在图像分割中表现为某些错误的分割结果。因此, 有学者将模糊理论运用到了聚类算法中来解决此类问题, 其中最著名的为模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类算法^[1], 该算法在图像分割领域得到了广泛的应用^[2,3]。但 FCM 算法只利用了图像的灰度信息, 没有考虑各点的灰度特征与

收稿日期: 2016-12-08; 改回日期: 2017-04-18; 网络出版: 2017-05-11

*通信作者: 张洁玉 zhjy_xx@126.com

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61501522), 福州市科技计划项目(2016-S-116), 福建省新世纪优秀人才支持计划(NCETFJ), 福建省高校青年自然基金重点项目(JZ160467), 福建省引导性项目(2017H0030)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61501522), Fuzhou Science and Technology Planning Project (2016-S-116), The Program for New Century Excellent Talents in Fujian Province University (NCETFJ), The Key Project of College Youth Natural Science Foundation of Fujian Province (JZ160467), The Fujian Provincial Leading Project (2017H0030)

其周围空间邻域中像素的关联度,当图像存在噪声、对比度较低或不一致时,分割质量不甚理想。针对这一缺陷,很多学者在原 FCM 算法中加入像素邻域信息,提出了许多改进算法。Ahmed 等人^[4]提出了 FCM_S(Fuzzy C-Means clustering with Spatial constraints)算法,该算法将当前像素邻域内的其它像素灰度均值与聚类中心的距离作为新的约束项引入到了目标函数中,可以得到比 FCM 算法更准确的结果,但该算法计算量很大并且会模糊掉一些图像的细节。Chen 等人^[5]为了提高 FCM_S 算法的效率提出了 FCM_S1 和 FCM_S2 算法,先对图像进行均值或中值滤波后再进行聚类,避免了 FCM_S 算法中每次迭代都要计算邻域信息造成效率低下的问题。Szilagy 等人^[6]又在文献[4]的基础上提出了 EnFCM(Enhanced FCM)算法,该算法首先对图像滤波,之后对滤波后的图像对应的灰度直方图进行聚类。上述算法的共同特点为聚类时均采用了像素邻域信息,因此都需要一个非常重要的参数控制添加的邻域信息产生作用的大小,该参数的选择对分割结果通常会产生较大的影响。针对这个问题,Cai 等人^[7]提出了 FGFCM(Fast Generalized FCM)算法,虽然该算法仍然要对参数进行选择,不过选择变得较为容易。但算法要求先对图像进行局部滤波处理,会造成某些图像细节的丢失。在 2010 年 Krinids 等人^[8]又提出了 FLICM(Fuzzy Local Information C-Means)算法,该算法不需要对任何参数进行预先设定,因此在通常情况下都能取得较好的分割结果。近年来,国内不少学者也对 FCM 算法进行了改进,主要集中在结合局部邻域信息方向^[9-11]。

1986 年 Atanassov^[12]提出了直觉模糊集的概念,除了考虑以往模糊集的隶属度外,引入了非隶属度和犹豫度,是对 Zadeh^[13]提出的模糊集理论的重要推广。近些年来,直觉模糊集理论在处理不确定性问题中的独特优势越来越受到人们的关注。有些学者将其运用在了图像分割领域,并得到了令人满意的分割结果^[14-18]。文献[14]和文献[15]将直觉模糊集理论与 FCM 结合,提出了直觉模糊 C-均值(Intuitionistic Fuzzy C-Means, IFCM)聚类算法,引入犹豫度后对目标函数进行更新,在医学图像分割中得到了较好的效果。文献[16]和文献[17]将 IFCM 结合了空间邻域信息后提出了 NIFCM(Neighborhood Intuitionistic Fuzzy C-Means with a genetic algorithm)算法进行聚类,但他们均存在两个问题:(1)衡量各点到聚类中心的距离仍然采用欧式距离测度;(2)考虑周边邻域信息时,缺乏对邻

域内不同的点进行具体分析,没有对不同点进行区分。这些问题都会使得分割算法不具备良好的鲁棒性,降低分割质量。

本文提出一种基于核空间的加权局部邻域的直觉模糊 C 均值(Kernel-based with Weighted Spatial Information Intuitionistic Fuzzy C-Means, KWSI_IFCM)聚类算法,该算法在考虑周边邻域信息时,将邻域内不同点赋予不同的自适应权重因子,并且采用核诱导函数计算各点到聚类中心的距离。实验表明,新算法比主流 FCM 算法具有更高的分割精度。

2 IFCM 聚类算法

2.1 直觉模糊集

传统的模糊集只考虑隶属度,而直觉模糊集不仅考虑隶属度和非隶属度,还引入了表示“非此非彼”的犹豫度。假设 X 是一个给定的有限论域,即 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 则 X 上的一个直觉模糊集 A 定义为

$$A = \{(x, \mu_A(x), v_A(x)) : x \in X\} \quad (1)$$

其中, $\mu_A : X \rightarrow [0, 1]$, $v_A : X \rightarrow [0, 1]$ 分别称为元素 x 属于集合 A 的隶属度函数和非隶属度函数。并且对于每一个 $x \in X$, 都有 $0 \leq \mu_A(x) + v_A(x) \leq 1$ 。当满足 $\mu_A(x) + v_A(x) = 1$ 时,直觉模糊集退化为传统模糊集。但在实际聚类过程中,定义数据的隶属度时通常存在不确定性。直觉模糊集为了更好地反映数据的这种不确定性而引入了犹豫度的概念,定义为

$$\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - v_A(x) \quad (2)$$

显然, $\pi_A : X \rightarrow [0, 1]$ 。

目前的直觉模糊集中,通常使用 Yager 生成函数(如式(3)所示)得到非隶属度函数。

$$v(x) = g^{-1}(g(1) - g(\mu(x))) \quad (3)$$

其中, $g(\cdot)$ 为单调递增函数,且满足 $g : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ 。通常实际应用中, Yager 生成函数定义为 $g(x) = x^\alpha$, 则非隶属度函数为

$$v(x) = (1 - \mu(x)^\alpha)^{1/\alpha} \quad (4)$$

将式(4)代入式(2)中,可得犹豫度为

$$\pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - (1 - \mu(x)^\alpha)^{1/\alpha} \quad (5)$$

2.2 直觉模糊熵

直觉模糊熵用来表征元素的不确定性,若熵值越大,则表明元素的不确定性越大,反之则越小。许多学者提出了不同形式的直觉模糊熵,最常用的为指数形式的香农信息熵^[15],如式(6):

$$H = \sum_{i=1}^n p_i e^{(1-p_i)} \quad (6)$$

其中, $p_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 代表概率分布。在直觉模糊集 X 中, 采用犹豫度代表不确定性, 因此将式(6)的信息熵应用于集合 X 中, 则得到直觉模糊熵为

$$H(X) = \sum_{i=1}^n \pi_A(x_i) e^{(1-\pi_A(x_i))} \quad (7)$$

其中, $\pi_A(x_i)$ 代表犹豫度。由式(7)可得到如下结论:

(1) 当 $\mu_A(x_i) + v_A(x_i) = 1$ 时, 即 $\pi_A(x_i) = 0$, $H(A) = 0$;

(2) 当 $\mu_A(x_i) + v_A(x_i) = 0$ 时(当且仅当 $\mu_A(x_i) = 0, v_A(x_i) = 0$), 即 $\pi_A(x_i) = 1, H(A) = n$ 。

2.3 IFCM 聚类算法

FCM 聚类算法的目标函数为

$$J(u, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 \quad (8)$$

其中, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 代表图像像素集合, $v = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 是各聚类中心的集合, v_k 表示第 k 类的聚类中心, $\| \cdot \|$ 表示第 i 个点 to 第 k 个聚类中心的欧式距离, m 为模糊加权指数, 一般取为 2。式(8)满足式(9)所示的约束条件:

$$\sum_{i=1}^N u_{ki} = 1, u_{ki} \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, N \quad (9)$$

故, 最优化目标函数 $J(u, v)$ 后, 得到第 i 个点对第 k 个聚类的隶属度 u_{ki} 和第 k 个聚类中心 v_k 的迭代表达式为

$$u_{ki}^{(p+1)} = \left(\sum_{j=1}^c \frac{\|x_i - v_k\|^2}{\|x_i - v_j\|^2} \right)^{-1} \quad (10)$$

$$v_k^{(p+1)} = \left(\sum_{i=1}^N (u_{ki}^{(p+1)})^m x_i \right) / \left(\sum_{i=1}^N (u_{ki}^{(p+1)})^m \right) \quad (11)$$

其中, p 表示迭代次数。迭代终止条件一般为迭代次数的设定 ($p > P, P$ 为最大迭代次数)或前后两次迭代的精度小于某一阈值 ($|v_k^{(p+1)} - v_k^{(p)}| < \varepsilon$), 迭代结束即可得到隶属度矩阵和聚类中心, 根据每个像素的最大隶属度原则进行聚类, 从而实现图像分割。

IFCM 聚类算法将原 FCM 聚类算法推广至直觉模糊集, 引入了犹豫度和直觉模糊熵概念, 因此, IFCM 聚类算法的目标函数表达式更新为

$$J(u, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^{*m} \|x_i - v_k\|^2 + \sum_{i=1}^N \pi_i^* e^{1-\pi_i^*} \quad (12)$$

其中, $\pi_i^* = \frac{1}{c} \sum_{k=1}^c \pi_{ki}, \pi_{ki}$ 是第 i 个元素属于第 k 个聚类的犹豫度。最优化式(12)后, 得到隶属度和聚类中心的迭代表达式为

$$u_{ki}^* = u_{ki} + \pi_{ki} \quad (13)$$

$$v_k^* = \left(\sum_{i=1}^N u_{ki}^* x_i \right) / \left(\sum_{i=1}^N u_{ki}^* \right) \quad (14)$$

3 KWSI_IFCM 聚类算法

本文提出的 KWSI_IFCM 算法, 针对 IFCM 和 NIFCM 有两点重要改进:

(1) IFCM 不考虑空间邻域信息, 而 NIFCM 在利用局部空间邻域像素信息时, 通过对原图像进行中值或均值滤波来实现^[5], 滤波时没有考虑邻域内不同点的区别。KWSI_IFCM 算法中考虑到局部窗口内不同像素对中心像素的影响不同, 因此将不同像素点自适应地赋予不同权重, 再利用每个像素都乘以自适应权重因子后求和, 以此更新中心像素的灰度值。

(2) 代替欧式距离测度, 采用核诱导函数计算每个像素点到聚类中心的距离, 提高算法的鲁棒性。

3.1 邻域自适应权重的计算

对于图像中某个像素点 x_i , 设其邻域 N_i (如图 1 中实线矩形区域) 内的像素点为 x_i , 以 x_i 为中心点的邻域 N_t (如图 1 中虚线矩形区域) 内像素点为 x_r , 圆圈标注的两个像素分别为实线矩形区域和虚线矩形区域的中心像素。

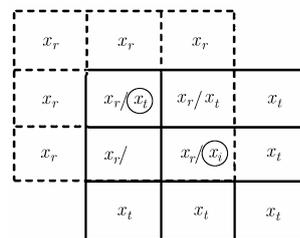


图 1 计算邻域各像素点权重示意图

计算 N_i 邻域内各像素点 x_t 权重的具体步骤如下:

(1) 对于以 x_i 为中心像素的 $k_1 \times k_1$ 邻域 N_i 内的每一个点 x_t 来说, 再以各个 x_t 为中心, 取各自 $k_2 \times k_2$ 邻域 N_t , 则 x_t 与 N_t 其余所有点的灰度均方差 σ_t , 以及 N_t 内所有点的平均值 M_t 分别为

$$\sigma_t = \left(\frac{\sum_{x_r \in N_t \setminus x_t} (x_t - x_r)^2}{n_t - 1} \right)^{1/2} \quad (15)$$

$$M_t = \sum_{x_r \in N_t} x_r / n_t \quad (16)$$

其中, n_t 为邻域 N_t 内像素点的个数, 则得到 $v_t = \sigma_t / M_t$ 。

(2) 依次计算像素点 x_i 邻域 N_i 内的所有像素点所对应的 v_t , 并得到其均值 T_t 为

$$T_t = \sum_{x_t \in N_i} v_t / n_i \quad (17)$$

其中, n_i 为邻域 N_i 内像素点的个数。

(3)将 T_t 利用高斯核函数投影到核空间, 并且将其归一化可得

$$\xi_t = \exp(-(v_t - T_t)) \quad (18)$$

$$\omega_t = \xi_t / \left(\sum_{x_t \in N_i} \xi_t \right) \quad (19)$$

(4)此时, 即可得到邻域 N_i 内的每个像素点所对应的权重系数 ω_t , 则像素点 x_i 的新的灰度值为

$$g_i = \sum_{x_t \in N_i} \omega_t \times x_t \quad (20)$$

3.2 目标函数的构造

本文提出的 KWSI_IFCM 聚类算法利用加权的局部空间邻域信息, 并且采用核诱导函数计算像素点到聚类中心的距离。根据以上两点的考虑, 新算法对应的目标函数构造如式(21):

$$\begin{aligned} J^\Phi(u, v) = & \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^{*m} \|\Phi(x_i) - \Phi(v_k)\|^2 \\ & + \beta \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^{*m} \|\Phi(\bar{x}_i) - \Phi(v_k)\|^2 \\ & + \sum_{i=1}^N \pi_i^* e^{1-\pi_i^*} \end{aligned} \quad (21)$$

$$u_{ki}^* = 1 - \left[1 - \frac{\left(\left((1 - K(x_i, v_k^*)) + \beta(1 - K(\bar{x}_i, v_k^*)) \right)^{-\frac{1}{m-1}} \right)^\alpha}{\sum_{k=1}^c \left(\left((1 - K(x_i, v_k^*)) + \beta(1 - K(\bar{x}_i, v_k^*)) \right)^{-\frac{1}{m-1}} \right)^\alpha} \right]^{1/\alpha} \quad (25)$$

$$v_k^* = \left(\sum_{k=1}^c u_{ki}^* x_i \right) / \left(\sum_{k=1}^c u_{ki}^* \right) \quad (26)$$

其中, 核诱导函数采用高斯核函数。通过设置迭代终止条件 $|v_{\text{new}} - v_{\text{old}}| < \varepsilon$, 得到最终的聚类中心及隶属度矩阵。

3.3 算法流程

本文提出的 KWSI-IFCM 聚类算法流程如表 1 所示。

表 1 KWSI-IFCM 聚类算法流程

步骤 1	初始化参数。设置 m, ε 和 β , 选择聚类个数 c , 随机生成 c 个整数作为 c 个聚类中心的初始值集合 V_0 ;
步骤 2	对原始图像进行滤波运算。如 3.1 节中所述, 按照式(15)~式(20), 更新原始图像中每个像素点的灰度值;
步骤 3	构造新的目标函数, 将其最优化后根据式(25)计算得到隶属度;
步骤 4	再根据式(26)计算新的聚类中心集合 V ;
步骤 5	比较更新前后聚类中心, 若满足 $ v_{\text{new}} - v_{\text{old}} < \varepsilon$, 则停止迭代, 输出聚类结果, 否则转到步骤 3 继续迭代计算。

其中, π_i^* 为犹豫度; β 为加入局部空间邻域信息项的惩罚因子; Φ 是到高维特征空间的非线性映射。

$$\begin{aligned} \|\Phi(x_i) - \Phi(v_k)\|^2 = & (\Phi(x_i) - \Phi(v_k))^T (\Phi(x_i) - \Phi(v_k)) \\ = & \Phi^T(x_i)\Phi(x_i) - \Phi^T(v_k)\Phi(x_i) \\ & - \Phi^T(x_i)\Phi(v_k) + \Phi^T(v_k)\Phi(v_k) \\ = & K(x_i, x_i) + K(v_k, v_k) - 2K(x_i, v_k) \end{aligned} \quad (22)$$

式中, $K(x_i, v_k) = \Phi^T(x_i)\Phi(v_k)$ 为核函数。由于 $K(x, x) = 1$, 则式(22)可变为

$$\|\Phi(x_i) - \Phi(v_k)\|^2 = 2 - 2K(x_i, v_k) = 2(1 - K(x_i, v_k)) \quad (23)$$

利用式(21)和式(23)更新最终的目标函数为

$$\begin{aligned} J_K^\Phi(u, v) = & 2 \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^{*m} (1 - K(x_i, v_k)) \\ & + 2\beta \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c u_{ki}^{*m} (1 - K(\bar{x}_i, v_k)) \\ & + \sum_{i=1}^N \pi_i^* e^{1-\pi_i^*} \end{aligned} \quad (24)$$

将式(24)最小化即可得到最优解, 本文采用拉格朗日乘子法求出式(24)的最优解, 得到第 i 个点对第 k 个聚类的隶属度 u_{ki}^* 及第 k 个聚类中心 v_k^* 的迭代表达式分别为

4 实验结果及分析

4.1 算法参数的选择

KWSI_IFCM 聚类算法包含的参数为: 隶属度模糊加权指数 m , 非隶属度控制指数 α , 迭代停止条件 ε , 局部空间邻域项惩罚因子 β , 邻域半径 k_1 和 k_2 以及聚类个数 c 。大量研究表明, 非隶属度控制指数 α 选为 0.8, m 选为 2 时取得的聚类效果较为理想^[19]; 迭代停止条件的 ε 取为 10^{-5} ; 聚类个数 c 根据具体图像需要分割的类别数确定; 通过实验发现, 选取图像邻域大小时若邻域选取太大, 增加运算成本的同时效果提升并不明显, 因此一般取窗口半径 $k_1 = k_2 = 3$ 。故而, 算法中需要进一步确定的是对图像分割结果产生影响的关键参数 β 。本文通过大量实验, 发现 $\beta = 10$ 时的效果最佳。

4.2 图像分割实验

为了验证算法性能, 本文利用 IFCM^[15], NIFCM^[16]和 KWSI_IFCM 等 3 种基于聚类思想的

算法以及由文献[20]提出的基于显著过渡区域的二值化(RIB)方法,分别对红外图像和自然光照图像进行分割实验。其中,用 Groundtruth 代表手动得到的准确分割结果。各种算法的分割结果如图 2-图 4 所示。

为了进一步验证算法的有效性,本文采用 Gatos^[21]提出的方法对二值化的聚类结果进行了定量分析,如式(27)所示。

$$\left. \begin{aligned} RC &= C_{TP} / (C_{TP} + C_{FN}) \\ PR &= C_{TP} / (C_{TP} + C_{FP}) \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

其中,RC 和 PR 分别称为查全率和查准率, C_{TP} , C_{FN} 和 C_{FP} 分别代表 3 类像素的个数。TP 代表在 Groundtruth 结果和算法实际分割结果中,同时属于目标区域的像素;FP 代表仅在算法实际分割结果中为目标区域像素,而在 Groundtruth 结果中实为背景区域的像素;FN 代表本应在 Groundtruth 结果中为目标区域像素,但在算法实际分割结果中却为背景区域的像素。再进一步利用 RC 和 PR 得到 F 度量值。

$$FM = \frac{2 \times RC \times PR}{RC + PR} \quad (28)$$

对上述 3 组图像的分割结果,进行 F 度量值的计算,如表 2 所示。从表 2 中得到的 F 度量值分析可得:

(1)图 2 的分割结果中,IFCM 的聚类结果错误较多,NIFCM 在直觉模糊集的基础上结合了邻域信息,因此其聚类结果有所提升。RIB 算法将较多的背景区域作为目标分割了出来,效果较差。本文 KWSI_IFCM 算法在 NIFCM 的基础上,采用了加权的邻域信息,并利用核函数计算像素点到聚类中心的距离,得到的结果在 4 种分割算法中最优。

(2)图 3 和图 4 是聚类算法及 RIB 算法对 2 组自

表 2 各算法对应的 F 度量值

图像	聚类算法			基于显著 过渡区域 二值化法
	KWSI_IFCM	NIFCM	IFCM	RIB
图 2	0.9776	0.9250	0.5676	0.5387
图 3	0.8977	0.0276	0.0302	0.0225
图 4	0.8893	0.8823	0.8861	0.5997

然光照图像进行分割的实验。图 3 中喷气式飞机喷出的气体为白色,与飞机和背景区域差别较大,因而利用 IFCM 和 NIFCM 聚类算法和 RIB 算法进行分割的结果中,均将气体分为一类,而飞机和天空背景区域分为了另一类,无法把飞机分割出来。因此得到的 F 度量值非常低,只有 0.03 左右。但采用本文的 KWSI_IFCM 算法进行聚类,由于采用了加权的空间邻域信息,因此可以将飞机本身与天空背景分离开来,将 F 度量值提高到了 0.8977。从图 4 的分割结果中可知,本文算法表现最好。IFCM 算法分割的结果中机身背部左侧出现了断裂。NIFCM 算法得到了较为完整的目标区域,但是连带分割出了一部分背景区域。RIB 算法只分割出了飞机机身的一半,效果最差。

为了进一步考察算法性能,本文对各算法的运行时间进行比较。将各种聚类算法针对不同图像的迭代次数(设迭代停止条件的 ϵ 取值为 10^{-5})及所有算法的单次迭代运行时间进行统计,如表 3 所示。由表 3 可以得出如下结论:

(1)对于 3 种聚类算法的迭代次数,针对同一幅图像,迭代次数基本从 IFCM, NIFCM 到 KWSI_IFCM 呈下降趋势,说明 KWSI_IFCM 收敛速度

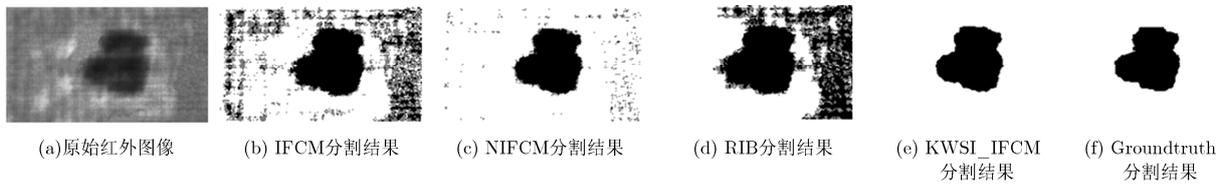


图 2 各算法及 Groundtruth 分割结果

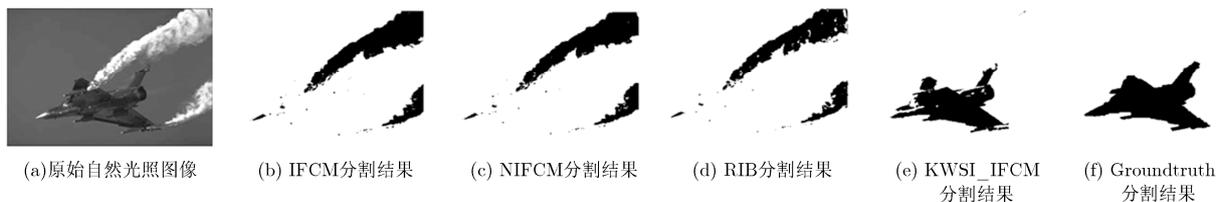


图 3 各算法及 Groundtruth 分割结果

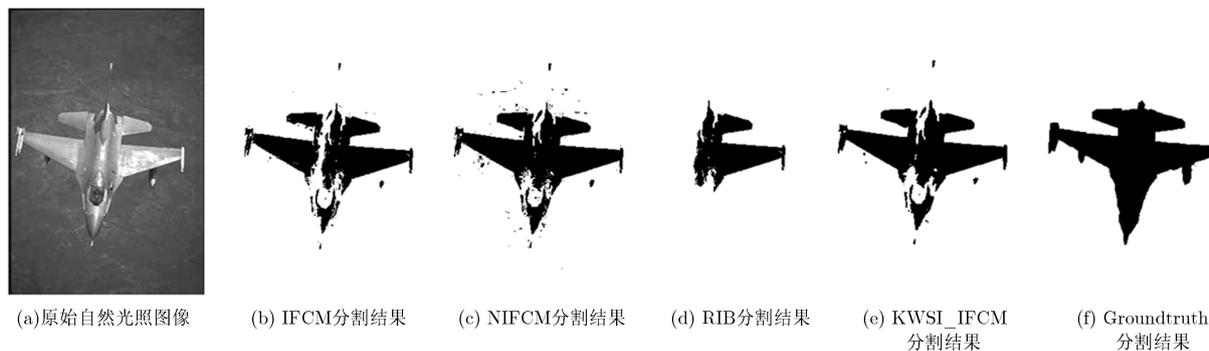


图4 各算法及 Groundtruth 分割结果

表3 迭代次数及运行时间

实验图像	KWSI_IFCM		NIFCM		IFCM		RIB
	迭代次数	单次迭代运行时间	迭代次数	单次迭代运行时间	迭代次数	单次迭代运行时间	运行时间
图2	16	0.0811	33	0.0568	44	0.0398	0.9855
图3	14	0.2880	24	0.2396	34	0.0754	2.1720
图4	16	0.2461	24	0.2031	68	0.0416	1.9840

相对较快。

(2) 由于不同聚类算法针对同一组图像迭代的次数不尽相同, 因此又将每种聚类算法针对不同图像的单次迭代平均时间进行了统计。单次迭代平均运行时间由长到短依次为 KWSI_IFCM, NIFCM 和 IFCM, 与各自算法的复杂度成正比关系。

5 结论

本文提出的 KWSI_IFCM 算法在 IFCM 的基础上加入了空间邻域约束, 与 NIFCM 的区别在于, KWSI_IFCM 算法加入的空间邻域约束将邻域内不同点赋予了不同的自适应权重, 并且在计算像素点到聚类中心距离时改用了核诱导函数。根据上述两点改进, 构造了新的聚类目标函数, 再利用拉格朗日乘子法得到隶属度矩阵和聚类中心的迭代表达式。通过对红外图像和自然光照图像进行分割实验并进行定量分析比较后发现, KWSI_IFCM 算法比同类聚类算法能够去除更多的杂乱背景, 从而得到更高的分割精度。虽说 RIB 算法的运行时间低于 KWSI_IFCM 算法, 但通过实验发现前者的分割准确度不及后者。

参考文献

- [1] BEZDEK J C, EHRlich R, and FULL W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm[J]. *Computers & Geosciences*, 1984, 10(2) : 191-203.
- [2] 王新宁, 林相波, 袁珍. 基于 FCM 聚类算法的 MRI 脑组织图像分割方法比较研究[J]. *北京生物医学工程*, 2015, 34(3): 221-228. doi: 10.3969/j.issn.1002-3208.2015.03.01.
- [3] 孙权森, 纪则轩. 基于模糊聚类的脑磁共振图像分割算法综述[J]. *数据采集与处理*, 2016, 31(1): 28-42. doi: 10.16337/j.1004-9037.2016.01.003.
- [4] 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.
- [5] CHEN S and ZHANG D. 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.
- [6] SZILAGYI L, BENYO Z, SZILÁGYI 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, Cancun, Mexico*, 2003, 1: 724-726. doi: 10.1109/IEMBS.2003.1279866.

- [7] CAI W, CHEN S, and ZHANG D. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(3): 825–838. doi: 10.1016/j.patcog.2006.07.011.
- [8] 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.
- [9] 李艳灵, 沈轶. 基于空间邻域信息的 FCM 图像分割算法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2009, 37(6): 56–59. doi: 10.13245/j.hust.2009.06.023.
- LI Yanling and SHEN Yi. Fuzzy C-means algorithm based on the spatial information for image segmentation[J]. *Journal Huzhong University of Science & Technology(Natural Science Edition)*, 2009, 37(6): 56–59. doi: 10.13245/j.hust.2009.06.023.
- [10] 申铨京, 何月, 张博, 等. 基于空间信息及隶属度约束的 FCM 图像分割算法[J]. *北京工业大学学报*, 2012, 38(7): 1073–1078.
- SHEN Xuanjing, HE Yue, ZHANG Bo, *et al.* FCM with spatial information and membership constrains for image segmentation[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2012, 38(7): 1073–1078.
- [11] 夏菁, 张彩明, 张小峰, 等. 结合边缘局部信息的 FCM 抗噪图像分割算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2014, 26(12): 2203–2213.
- XIA Jing, ZHANG Caiming, ZHANG Xiaofeng, *et al.* A novel robust FCM algorithm combining local information on edge for image segmentation[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2014, 26(12): 2203–2213.
- [12] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1986, 20(1): 87–96. doi: 10.1016/S0165-0114(86)80034-3.
- [13] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. *Information and Control*, 1965, 8(3): 338–353.
- [14] 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.
- [15] CHAIRA T. A rank ordered filter for medical image edge enhancement and detection using intuitionistic fuzzy set[J]. *Applied Soft Computing*, 2012, 12(4): 1259–1266. doi: 10.1016/j.asoc.2011.12.011.
- [16] HUANG C W, LIN K P, WU M C, *et al.* Intuitionistic fuzzy c-means clustering algorithm with neighborhood attraction in segmenting medical image[J]. *Soft Computing*, 2015, 19(2): 459–470. doi: 10.1007/s00500-014-1264-2.
- [17] 王昭, 范九伦, 娄昊, 等. 一种融入局部信息的直觉模糊 C-均值聚类图像分割算法[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(9): 2864–2866. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.09.073.
- WANG Zhao, FAN Jiulun, LOU Hao, *et al.* Intuitionistic fuzzy C-means clustering algorithm incorporating local information for image segmentation[J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(9): 2864–2866. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.09.073.
- [18] 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.
- [19] XU Z, CHEN J, and WU J. Clustering algorithm for intuitionistic fuzzy sets[J]. *Information Sciences*, 2008, 178(19): 3775–3790. doi: 10.1016/j.ins.2008.06.008.
- [20] LI Z, LIU G, ZHANG D, *et al.* Robust single-object image segmentation based on salient transition region[J]. *Pattern Recognition*, 2016, 52: 317–331. doi: org/10.1016/j.patcog.2015.10.009.
- [21] GATOS B, NTIROGIANNIS K, and PRATIKAKIS I. ICDAR 2009 document image binarization contest (DIBCO 2009)[C]. 10th International Conference on Document Analysis and Recognition, Catalonia, Spain, 2009, 9: 1375–1382. doi: 10.1109/ICDAR.2009.246.
- 张洁玉: 女, 1980 年生, 博士, 讲师, 主要从事图像处理和模式识别方面的研究.
- 李佐勇: 男, 1980 年生, 博士, 副教授, 主要从事图像处理和模式识别方面的研究.