

区域信息驱动的多目标进化半监督模糊聚类图像分割算法

赵 凤^{*①②} 张咪咪^{①②} 刘汉强^③

^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: 现有的多目标进化聚类算法应用于图像分割时, 往往是在图像像素层面上进行聚类, 运行时间过长, 而且忽略了图像区域信息使得图像分割效果不太理想。为了提高多目标进化聚类算法的分割效果和时间效率, 该文将图像区域信息与部分监督信息引入多目标进化聚类, 提出图像区域信息驱动的多目标进化半监督模糊聚类图像分割算法。该算法首先利用超像素策略获得图像的区域信息, 然后结合部分监督信息, 设计融合区域信息和监督信息的适应度函数, 接着通过多目标进化策略对多个适应度函数进行优化得到最优解集。最后构造融合区域信息与监督信息的最优解评价指标, 实现从最优解集中选取一个最优解。实验结果表明: 与已有多目标进化聚类算法相比, 该算法不但分割效果有所提升, 而且运行效率得以提高。

关键词: 图像分割; 多目标进化; 模糊聚类; 半监督聚类; 区域信息

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)05-1106-08

DOI: 10.12000/JRIT180605

Multi-objective Evolutionary Semi-supervised Fuzzy Clustering Image Segmentation Motivated by Region Information

ZHAO Feng^{①②} ZHANG Mimi^{①②} LIU Hanqiang^③

^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: When multi-objective evolutionary clustering algorithms are applied to image segmentation, the image pixels are always utilized to be clustered. It results in a long running time. In addition, due to not considering the image region information, the image segmentation effect is not ideal. In order to improve the segmentation effect and time efficiency of the multi-objective evolutionary clustering algorithm, the image region information and some supervised information are introduced into multi-objective evolutionary clustering. Then a multi-objective evolutionary semi-supervised fuzzy clustering image segmentation algorithm driven by image region information is presented. First, the region information of the image is obtained through the super-pixel strategy. Second, two novel fitness functions are designed by introducing the supervised information and region information. Third, the multi-objective evolutionary strategy is used to optimize these two fitness functions to obtain an optimal solution set. Finally, an optimal solution evaluation index with region information and supervision information is constructed and utilized to select an optimal solution from the optimal solution set. Experimental results show the proposed algorithm outperforms comparison methods in segmentation performance and running efficiency.

Key words: Image segmentation; Multi-objective evolutionary optimization; Fuzzy clustering; Semi-supervised clustering; Region information

收稿日期: 2018-06-20; 改回日期: 2018-12-14; 网络出版: 2019-01-18

*通信作者: 赵凤 fzhao.xupt@gmail.com

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

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

1 引言

图像分割就是按照像素的灰度、颜色、纹理和形状等特征把图像分成若干个具有独特性质的区域,使得在同一区域内的特征具有相似性,不同区域内的特征具有差异性,最后提取感兴趣目标的过程^[1]。现有的图像分割方法主要有以下几类:基于阈值的分割方法^[2],基于聚类的分割方法^[3],基于区域的分割方法^[4]等等。模糊C-均值聚类算法(Fuzzy C-Means, FCM)^[5]是图像分割中常用的方法之一,通过引入隶属度来刻画数据与样本类别的不确定关系,在图像分割中取得了良好的效果。传统的模糊聚类算法属于无监督聚类,对解的搜索有一定的盲目性。在实际中,有时获得数据的同时也会得到一部分先验信息。半监督聚类就是将先验信息引入到聚类算法中,改善了无监督聚类易陷入局部最优的缺点。常用的半监督聚类方法有以下几类:基于标记数据类别的方法^[6],基于约束的方法^[7]和基于距离的方法^[8]等。2009年, Yasunori等人^[9]将监督隶属度引入到FCM中,提出半监督模糊C-均值聚类算法(Semi-Supervised Fuzzy C-Means clustering, SSFCM)。2012年, Yin等人^[10]提出将监督隶属度引入熵正则化FCM中,提出了熵正则化半监督模糊聚类算法(Semi-supervised entropy regularized Fuzzy C-Means clustering, eSFCM),避免了模糊因子人为确定问题。2016年,文献^[11]针对传统的图像处理 and 聚类算法在牙科X射线图像分割中的性能问题,利用用户提供的附加信息作为输入,提出了协同半监督模糊聚类框架,在牙齿图像分割中取得了良好的效果。2017年, Son等人^[12]提出将空间限制引入到半监督模糊聚类中,提出了基于空间限制的半监督模糊聚类算法(Semi-Supervised Fuzzy Clustering algorithm with Spatial Constraints, SSFC-SC)。需指出,半监督模糊聚类算法虽然利用样本的先验信息指导了聚类过程,在一定程度上提升了聚类性能,但它和传统的模糊聚类算法同样属于单目标优化问题,而且它仍存在聚类数目需要人为指定的问题。

在实际应用中,图像分割问题往往需要从不同角度去考虑,这就需要采用不同的分割准则,即它属于多目标优化问题。近年来,群智能优化中的进化算法已经被广泛的用于多目标优化问题的求解^[13]。多目标进化算法(Multi-Objective Evolutionary genetic Algorithm, MOEA)的研究越来越受到人们的关注,在图像分割领域取得了令人满意的结果^[14]。与传统的单目标聚类方法相比,基于多目标进化的聚类算法改善了传统聚类方法易陷于局部最优和对

初始值敏感的缺点。此外,该类算法通过选取合适的编码策略和适应度函数就可以实现聚类数目的自动确定,减少了人为干预。2007年Handl等人^[15]提出了一个经典的多目标进化聚类算法(Multi-Objective Clustering with automatic K -determination, MOCK),该算法同时优化总体偏差和连通性函数,能够自动确定聚类数目。2011年, Mukhopadhyay等人^[16]采用类内紧致性和类间可分性函数作为适应度函数,提出了多目标进化可变长遗传模糊聚类算法(Multi-Objective Variable string length Genetic fuzzy clustering Algorithm, MOVGA),并将其应用于脑部医学图像的分割。需指出,现有的多目标进化聚类算法大多采用改进的非支配排序遗传算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II, NSGA-II)^[17]作为优化框架,本文也是采用NSGA-II作为多目标优化的框架。

已有的多目标进化聚类算法应用于图像分割时,往往针对图像像素进行处理,运行时间较长,且忽略了图像的区域信息,使得图像的区域保持不好,分割结果不理想。为了解决这些问题,本文引入图像的部分监督信息和区域信息,提出了图像区域信息驱动的多目标进化SSFCM图像分割算法,构造了融合图像区域信息的SSFCM有效性函数作为优化的适应度函数,设计了融合图像区域信息的SSFCM有效性函数作为评价指标用于最优解的选取。实验结果表明,该算法的分割效果优于FCM, SSFCM, SSFC-SC和MOVGA算法,且运行效率较MOVGA算法有较大提升。

2 半监督模糊聚类

半监督模糊聚类利用已知类别标签的少量样本指导模糊聚类过程。Yasunori等人^[9]将监督隶属度 \bar{u}_{jk} 引入FCM中,提出了半监督模糊聚类算法(SSFCM),其目标函数为

$$J_{SSFCM} = \sum_{j=1}^C \sum_{k=1}^N \|u_{jk} - \bar{u}_{jk}\|^m \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j\|^2 \quad (1)$$

其中, \mathbf{x}_k 表示样本点, N 是样本个数, C 是聚类数, \mathbf{v}_j 是第 j 类的聚类中心, $m \in [1, \infty)$ 是加权指数,一般取 $m = 2$ 。 u_{jk} 表示样本 \mathbf{x}_k 对第 j 类的隶属程度,其满足 $\sum_{j=1}^C u_{jk} = 1$, $u_{jk} \in [0, 1]$, $0 \leq \sum_{k=1}^N u_{jk} \leq N$ 。监督隶属度 \bar{u}_{jk} 代表标记数据 \mathbf{x}_k 对第 j 类的监督隶属度,例如标记数据点 \mathbf{x}_k 属于第1类,则监督隶属度为 $\bar{u}_{1k} = 1$, $\bar{u}_{2k} = 0, \dots, \bar{u}_{Ck} = 0$;未标记的数据点的监督隶属度为0,因此 $\sum_{j=1}^C \bar{u}_{jk} \leq 1$ 。

由拉格朗日乘子法可以求出式(1)对应的聚类中心 \mathbf{v}_j 的迭代公式为

$$v_j = \frac{\sum_{k=1}^N |u_{jk} - \bar{u}_{jk}|^m \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^N |u_{jk} - \bar{u}_{jk}|^m} \quad (2)$$

隶属度 u_{jk} 的更新公式分 $m > 1$ 和 $m = 1$ 两种情况分别给出, 当 $m > 1$ 时, 计算公式为

$$u_{jk} = \bar{u}_{jk} + \frac{1 - \sum_{s=1}^C \bar{u}_{sk}}{\sum_{s=1}^C \left(\frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j\|}{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_s\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (3)$$

当 $m = 1$ 时, u_{jk} 的更新公式为

$$u_{jk} = \begin{cases} \bar{u}_{jk} + 1 - \sum_{j=1}^C \bar{u}_{jk}, & j = \arg \min_s \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_s\|^2 \\ \bar{u}_{jk}, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

3 基于图像区域信息的多目标进化半监督模糊聚类图像分割

3.1 图像区域信息的获取

常见的聚类算法应用于图像分割时, 一般是在像素层面进行聚类, 算法运行时间长, 而且忽略了图像的区域信息。本文采用超像素策略来获得图像的区域信息。Ren等人^[18]最早提出超像素概念, 它是指具有相似特征(颜色、纹理、位置等)的像素构成的区域。Achanta等人^[19]基于梯度下降提出了简单线性迭代聚类(Simple Linear Iterative Cluster, SLIC)算法。SLIC主要思想是将RGB彩色图像转化到CIELAB颜色空间, 提取CIELAB色彩与空间的特征向量 $[l, a, b, \rho, \theta]$, 其中 $[l, a, b]$ 为像素的CIELAB颜色, $[\rho, \theta]$ 为像素位置, 以此构造相似性度量标准, 而后对图像像素进行局部聚类。与其他超像素相比, SLIC算法更加高效、简单、易于实现, 呈现出更好的边缘贴合度, 生成的超像素紧凑而均匀。

本文首先采用SLIC算法对图像进行超像素分割, 获得 K 个超像素区域: $\mathbf{A} = \{\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_K\}$, 然后利用超像素区域内的颜色和位置信息提取该超像素区域的特征。对于第 k 个超像素区域, 其特征按照式(5)计算^[20]

$$\mathbf{r}_k = \frac{\sum_{\mathbf{y}_p \in \mathbf{A}_k} w(\mathbf{y}_p, \mathbf{y}_{me}) \mathbf{y}_p}{\sum_{\mathbf{y}_p \in \mathbf{A}_k} w(\mathbf{y}_p, \mathbf{y}_{me})} \quad (5)$$

其中, \mathbf{y}_p 表示该超像素区域中像素点 p 的3维LAB

颜色分量, \mathbf{y}_{me} 表示超像素区域的中值像素点 me 的3维LAB颜色分量。像素点 p 和 me 之间的权重 $w(\mathbf{y}_p, \mathbf{y}_{me})$ 计算为式(6)

$$w(\mathbf{y}_p, \mathbf{y}_{me}) = D_{pme} \times S_{pme} \quad (6)$$

在式(6)中, $D_{pme} = 1 - \left[\sqrt{(\rho_p - \rho_{me})^2 + (\theta_p - \theta_{me})^2} / \left(\max_{t \in \mathbf{A}_k} \sqrt{(\rho_{me} - \rho_t)^2 + (\theta_{me} - \theta_t)^2} + \sqrt{X} \right) \right]$ 表示位置权重^[21], 其考虑了超像素区域内的位置信息, 超像素区域内的像素点 p 距离 me 越近, 其权重越高, 其中 (ρ, θ) 表示超像素区域中像素点的坐标, X 表示超像素中像素点的个数。 $S_{pme} = e^{-|y_p - y_{me}|^2 / \delta^2}$ 是颜色权重^[20], 考虑了超像素区域内的颜色信息, 超像素区域内像素点 p 与 me 颜色信息越接近, 权重越高, 其中, δ 表示该超像素区域的颜色特征方差。获得图像的超像素区域特征 $\mathbf{R} = \{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_K\}$ 以后, 本算法利用超像素的区域特征驱动多目标进化半监督模糊聚类。

3.2 融合区域信息的半监督模糊适应度函数的计算

在多目标进化聚类算法中, 适应度函数对应所求优化问题的目标^[22], 因此, 适应度函数的有效性是影响算法性能的关键因素之一。本文构造2个适应度函数, 分别是融合区域信息和部分监督信息的类内紧致性函数 J 和融合区域信息的类间分离性函数 S 。对图像进行画线标记获得部分监督信息, 标记的样本类别数记为 M 。

借鉴文献^[12], 本文利用图像空间限制、区域信息和部分监督信息构造类内紧致性函数 J , 实现图像区域信息和外部监督信息的有效结合, 其具体计算公式如式(7)

$$J = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^C u_{jk}^m \left(\|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2 + H_{jk}^2 \right)}{\sum_{k=1}^K u_{jk}} + \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^C |u_{jk} - \bar{u}_{jk}|^m \|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2}{\sum_{k=1}^K |u_{jk} - \bar{u}_{jk}|} \quad (7)$$

其中, \mathbf{r}_k 为第 k 个超像素区域的特征, \mathbf{v}_j 是第 j 类聚类中心, u_{jk} 表示第 k 个超像素区域到第 j 类聚类中心的隶属度, \bar{u}_{jk} 是标记的超像素到第 j 类聚类中心的监督隶属度, 例如标记的超像素的特征 \mathbf{r}_k 属于第1类, 则监督隶属度为 $\bar{u}_{1k} = 1, \bar{u}_{2k} = 0, \dots, \bar{u}_{Ck} = 0$;

未标记的超像素的监督隶属度为0，因此 $\sum_{j=1}^C \bar{u}_{kj} \leq 1$ 。 H_{jk} 表示 \mathbf{r}_k 与 \mathbf{v}_j 之间的模糊距离，其计算公式如式(8)

$$H_{jk} = \|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2 (1 - \alpha e^{-\text{SI}_{jk}}) \quad (8)$$

其中， SI_{jk} 为

$$\text{SI}_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^{N_k} d_{ki}^{-1} u_{ji}}{\sum_{i=1}^{N_k} d_{ki}^{-1}} \quad (9)$$

其中， N_k 是第 k 个超像素的邻域窗内超像素的数目， u_{ji} 代表第 k 个超像素的邻域窗内第 i 个超像素到第 j 类聚类中心的隶属度， d_{ki} 代表第 k 个超像素与其邻域窗内第 i 个超像素之间的欧式距离，反函数 d_{ki}^{-1} 是测量两个超像素之间的相似性， SI_{jk} 表示第 k 个超像素到第 j 类聚类中心的空间信息关系。 H_{jk} 利用了超像素区域的空间信息，使得在同一聚类的超像素区域具有较高的相似性。式(8)中 $\alpha \in [0, 1]$ 是控制参数，控制空间信息对同一聚类内超像素相似性的作用大小。当 $\alpha = 0$ 时式(8)退化为欧氏距离，即没有考虑到空间信息。当 $m=2$ 时，由拉格朗日乘子求得类内紧致性函数 J 的隶属度为

$$u_{jk} = \frac{-\lambda_k + 2\bar{u}_{jk} \|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2}{2(2\|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2 + H_{jk}^2)} \quad (10)$$

其中 λ_k 为

$$\lambda_k = \frac{\left(\sum_{j=1}^C \frac{\bar{u}_{kj} \|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2}{2\|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2 + H_{jk}^2} - 1 \right)}{\left(\sum_{j=1}^C \frac{1}{2(2\|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2 + H_{jk}^2)} \right)} \quad (11)$$

融合区域信息的类间分离性函数 S 为

$$S = \sum_{j=1}^C \sum_{g=1, g \neq j}^C \mu_{jg}^m \|\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_g\|^2 \quad (12)$$

其中， μ_{jg} 表示聚类中心 \mathbf{v}_j 相对于 \mathbf{v}_g 的权重，计算公式为

$$\mu_{jg} = \left(\sum_{s=1, s \neq j}^C \left(\frac{\|\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_g\|}{\|\mathbf{v}_j - \mathbf{v}_s\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1}, \quad j \neq g \quad (13)$$

根据类内紧致性和类间分离性函数的描述可知，类内紧致性要尽可能小，类间分离性要尽可能大，即适应度函数 J 越小越好， S 越大越好。

3.3 染色体编码、种群初始化及进化策略

对聚类中心采用十进制编码，假设一个染色体是由 d 维空间中的 C 个聚类中心所组成，则该染色

体的长度为 $C \times d$ 。例如，3维特征空间中的两个聚类中心(120.2, 124.2, 135.8)和(28.9, 37.6, 29.9)构成的染色体为(120.2, 124.2, 135.8, 28.9, 37.6, 29.9)。聚类数目 C 在 M 到 C_{\max} 取值，其中， M 为标记样本的类别数， C_{\max} 是聚类数目上限。初始聚类中心是在超像素的区域特征向量 $\mathbf{R} = \{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_K\}$ 中随机选取产生。

选择就是指从父代种群中按照某种方法选出个体进入下一代种群的过程。本文选择方法采用的是文献[16]中的拥挤二进制锦标赛选择方法，具体操作是当2个个体属于不同的非支配排序等级时，选择非支配等级低的个体；如果2个个体的等级相同，则选择拥挤度大的个体遗传到下一代中。交叉就是对需要配对的2个个体按照某种方法互相交换部分基因产生新个体的过程。本文采用对聚类中心编码，因此，染色体每个聚类中心是一个整体，交叉点必须在两个聚类中心之间，以交叉概率 P_c 进行交叉操作。具体操作步骤是：首先产生交叉点位置，然后交换两条染色体交叉点后面的部分，产生两个新染色体。变异是指将个体编码串中的某些值用另外的值来代替，产生新个体的过程。本文以变异概率 P_m 对染色体进行变异操作，第 j 类聚类中心的第 d 维 v_{jd} 变异后为 $(1 \pm 2\sigma) \times v_{jd}$ ，其中， σ 为 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数，出现“+”或者“-”的概率是相等的。文献[17]中提出的精英策略是NSGA-II的特色部分之一，它将父代与子代的非支配解遗传到下一代，其优点是确保最优解不会丢失。

3.4 融合区域信息和监督信息的最优解选取

本文算法进化到最后一代，会得到一个非支配解集，从算法角度来说，这个集合中每一个解都是最优的。然而，在实际中往往只需要一个最优解。 I 指标[23]通常被用来作为多目标进化的选解指标。本文把区域信息和部分监督信息引入 I 指标，提出了融合区域信息和部分监督信息的有效性指数 BI ，其定义如式(14)

$$\text{BI}(C) = \left(\frac{1}{C} \times \frac{E_1}{E_C} \times D_C \right)^p \quad (14)$$

可以看出， BI 指标由3部分所构成： $1/C$ ， E_1/E_C 和 D_C ，其中， C 为聚类数目； E_C 度量了类内紧致性，其值越小越好； D_C 度量了两个类之间的最大可分性，其值越大越好； E_1 对于给定的数据集来说是一个常数。因此， BI 值越大，表明其对应的解越理想。 E_C 和 D_C 具体计算公式如式(15)和式(16)

$$E_C = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^C |u_{jk} - \bar{u}_{jk}| \|\mathbf{r}_k - \mathbf{v}_j\|^2 \quad (15)$$

$$D_C = \max_{g,j=1}^C \|v_g - v_j\|^2 \quad (16)$$

在式(14)中, 参数 p 控制了不同聚类结构之间的对比, 这里, p 取值为2^[16]。

3.5 算法流程

本文算法流程如下:

步骤 1 对彩色图像进行SLIC算法得到若干超像素区域, 利用超像素区域内的颜色和位置信息计算超像素区域对应的特征, 得到特征集合 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_K\}$;

步骤 2 获得用户对图像的标记信息, 构造部分监督信息 \bar{u}_{jk} ;

步骤 3 设置种群规模大小为 pop , 最大迭代次数 T 。交叉概率 P_c , 变异概率 P_m , 自适应聚类数目的最大上限 C_{max} ;

步骤 4 产生初始化种群, 在超像素的区域特征向量 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_K\}$ 中随机选取 pop 个个体, 并设置迭代次数 $t=0$;

步骤 5 按照式(7)和式(12)计算适应度函数值;

步骤 6 按照个体的2个适应度函数值, 对所有个体进行非支配排序^[17,24], 得到个体的非支配等级和拥挤距离;

步骤 7 进行选择、交叉、变异操作获得子代种群;

步骤 8 将父代种群和子代种群合并进行精英操作, 得到下一代种群;

步骤 9 判断迭代终止条件, 如果 $t > T$, 则迭代终止, 否则, $t=t+1$, 执行步骤5;

步骤 10 利用BI指标进行最优解的选择, 选出最优个体, 得到最终的聚类中心;

步骤 11 根据最终的聚类中心, 获得超像素区域的划分;

步骤 12 根据超像素区域的划分结果, 得到图像像素的最终划分结果。

4 实验结果分析

为了验证本文提出的区域信息驱动的多目标进

化半监督模糊聚类图像分割算法的有效性, 采用Berkeley图像库^[25]中的图像进行仿真实验。采用的对比算法有FCM^[5], SSFCM^[9], SSFC-SC^[12], MOVGA^[16], 其中FCM, SSFCM和SSFC-SC的聚类数目是根据人工分割的标准图提前给定的, MOVGA算法和本文算法的聚类数目是自适应确定的, 在实验中聚类数目的最大值 C_{max} 设置为10。

各个算法的参数设置如下: 所有算法的模糊指数 m 设置为2; FCM, SSFCM和SSFC-SC的最大迭代次数设置为100, 结束阈值 ϵ 设置为 10^{-6} ; SSFC-SC中的参数 $\bar{\alpha}$ 设为0.9; 本文算法和MOVGA算法最大代数设置为100, 种群规模设置为50, 交叉概率 P_c 设置为0.9, P_m 变异概率设置为0.1; 本文算法中的超像素区域数目 K 设置为300, 适应度函数 J 中的参数 α 取值为0.9, N_1 取值为25。

4.1 参数 α 的讨论

从式(8)可以看出, 参数 α 控制空间信息对同一聚类中超像素区域相似性作用的大小, 直观来看, α 值越大, 空间信息的作用就越大。当 $\alpha=0$ 时, 式(8)变为欧式距离, 即没有考虑超像素区域的空间信息。为了验证 α 对算法性能的影响, 从Berkeley图像库中选取3幅图像进行测试, 图1给出本文算法获得的分割准确率^[26]随着参数 α 变化的情况。可以看出, 当 α 参数取值为0.9时, 3幅图像上获得的分割准确率略高于 α 取其他值的情形。因此, 在后续分割实验中, 本文算法的参数 α 取值为0.9。

4.2 Berkeley图像对比实验

为了测试提出算法的分割性能, 本文从Berkeley图像库中选取20幅彩色图像进行分割实验。表1给出了所有算法获得的分割准确率, 尽管FCM, SSFCM和SSFC-SC算法的聚类数目已经人为指定, 它们获得的分割准确率在大多数情形下还是低于本文方法自动分割获得的准确率; MOVGA算法由于在大多数情形下无法获得正确的聚类数目, 其分割性能通常都不理想。

为了展示图像分割的视觉效果, 在图2和图3中

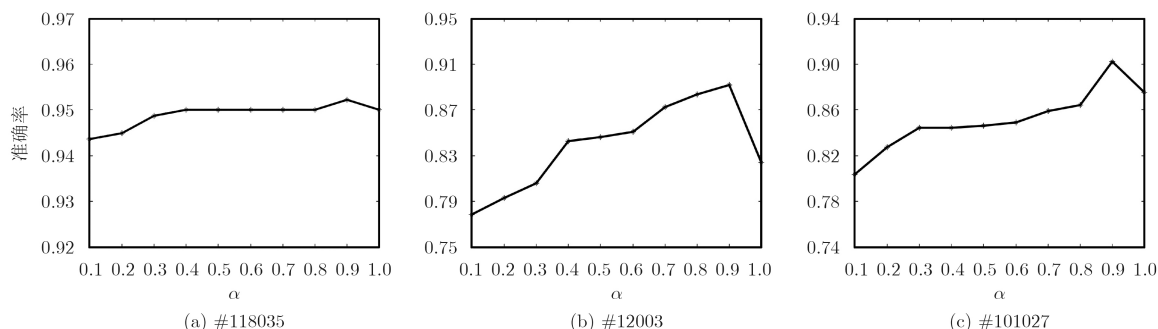


图1 准确率随 α 变化折线图

给出了所有算法在表1中两幅Berkeley图像上的分割结果。对于#135069，其标准分割应为2类，从图2可以看出，FCM的结果有较多错分；SSFCM和SSFC-SC的分割结果在鸟尾巴处有部分丢失；MOVGA算法没有自适应出正确的聚类数；本文算法可以得到较为理想的分割结果。对于#124084，其标准分割应为3类。从图3可以看出，FCM，SSFCM，SSFC-SC和MOVGA算法都有错分，本文算法虽然也有少量错分，但能较好地将花朵从背景中分割出来。综合准确率统计和视觉效果可以发现，本文算法由于考虑了图像的区域信息与监督信息，获得了理想的分割性能。

与已有基于像素级的多目标进化聚类图像分割算法相比，本文算法通过超像素区域特征的提取，不但分割效果有所提升，运行时间也得以大大降低。本文算法在20幅Berkeley图像上的平均运行时间为97 s，多目标进化聚类图像分割算法(MOVGA)平均运行时间为1739 s，可以看出本文算法运行效率较MOVGA有较大提升。

5 结束语

本文提出了区域信息驱动的多目标进化半监督模糊聚类图像分割算法，首先将图像经过超像素处理获得它的区域信息，然后结合图像的监督信息，

表 1 各算法聚类准确率对比

图像	FCM	SSFCM	SSFC-SC	MOVGA	本文算法
#3096	0.9859	0.9860	0.9865	0.5388	0.9931
#135069	0.7368	0.9926	0.9924	0.3301	0.9925
#118035	0.9342	0.9342	0.9337	0.9367	0.9523
#124084	0.7415	0.7418	0.8465	0.8678	0.9457
#86016	0.8394	0.8395	0.8568	0.6190	0.9811
#161062	0.8846	0.8847	0.8988	0.5711	0.9830
#260058	0.7893	0.7898	0.8301	0.3730	0.9904
#8068	0.9517	0.9518	0.9518	0.7112	0.9858
#113044	0.8381	0.8384	0.8395	0.2664	0.9330
#12003	0.7737	0.7735	0.8079	0.4421	0.8919
#296059	0.7397	0.7396	0.7400	0.6364	0.9284
#238011	0.8093	0.9565	0.9565	0.9566	0.9605
#101027	0.8839	0.8840	0.8850	0.5689	0.9024
#28075	0.4479	0.4456	0.5666	0.5873	0.9374
#24063	0.9675	0.9675	0.9696	0.9601	0.9737
#253036	0.6193	0.6195	0.6921	0.6443	0.9448
#42044	0.7524	0.7526	0.7572	0.7055	0.8595
#299091	0.6962	0.6964	0.7220	0.3360	0.9564
#113016	0.8164	0.8142	0.8843	0.7203	0.9426
#147091	0.9316	0.9317	0.9314	0.7781	0.9041

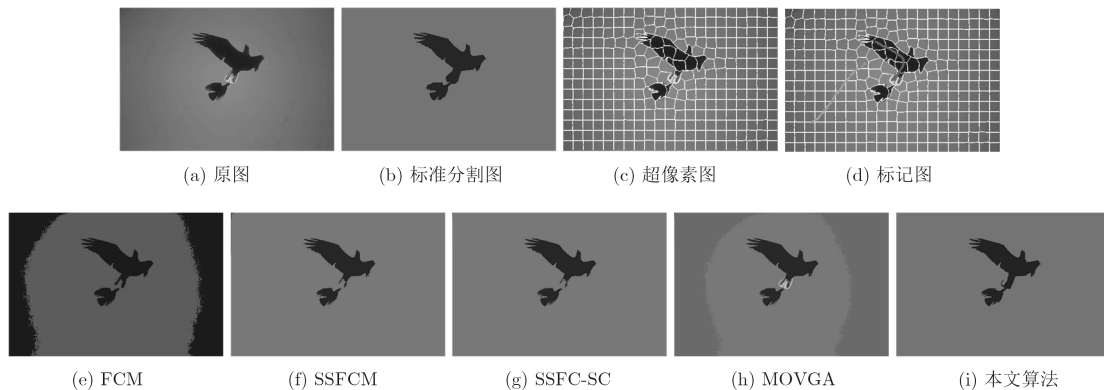


图 2 #135069分割结果图

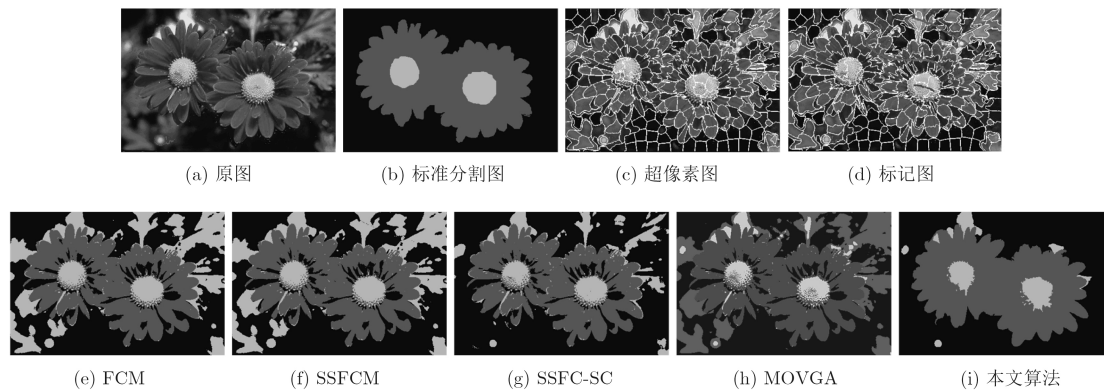


图3 #124084分割结果图

将区域信息与监督信息同时引入多目标进化聚类算法的适应度函数和最优解的选取指标中,通过多目标进化优化获得分割结果。实验结果表明本文算法有效提高了分割效果,同时提高了运行效率。需要指出的是,本文采用SLIC算法获得图像的区域信息,在有些图像的边缘保持上效果不理想,如何获得更有效的区域信息是下一步工作的重点。

参考文献

- [1] 章毓晋. 图象分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 1-5.
ZHANG Yujin. Image Segmentation[M]. Beijing: Science Press, 2001: 1-5.
- [2] 申铨京, 刘翔, 陈海鹏. 基于多阈值Otsu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](https://doi.org/10.11999/JEIT160248).
SHEN Xuanjing, LIU Xiang, and CHEN Haipeng. Fast computation of threshold based on multi-threshold Otsu criterion[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(1): 144-149. doi: [10.11999/JEIT160248](https://doi.org/10.11999/JEIT160248).
- [3] ZANG Wenke, ZHANG Weining, ZHANG Wenqian, et al. A kernel-based intuitionistic fuzzy c-means clustering using a DNA genetic algorithm for magnetic resonance image segmentation[J]. *Entropy*, 2017, 19(11): 578. doi: [10.3390/e19110578](https://doi.org/10.3390/e19110578).
- [4] ZHANG Yingchun, GUO He, CHEN Feng, et al. Weighted kernel mapping model with spring simulation based watershed transformation for level set image segmentation[J]. *Neurocomputing*, 2017, 249: 1-18. doi: [10.1016/j.neucom.2017.01.044](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.01.044).
- [5] BEZDEK J C, EHRLICH R, and FULL W. FCM: the fuzzy c-means clustering algorithm[J]. *Computers & Geosciences*, 1984, 10(2/3): 191-203.
- [6] CHEN Shengguo, SUN Zhengxing, ZHOU Jie, et al. Semi-supervised image segmentation combining SSFCM and random walks[C]. Proceedings of the 2012 IEEE 2nd International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems, Hangzhou, China, 2012: 185-190. doi: [10.1109/CCIS.2012.6664393](https://doi.org/10.1109/CCIS.2012.6664393).
- [7] MENG Meng, WEI Jia, WANG Jiabing, et al. Adaptive semi-supervised dimensionality reduction based on pairwise constraints weighting and graph optimizing[J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2017, 8(3): 793-805. doi: [10.1007/s13042-015-0380-3](https://doi.org/10.1007/s13042-015-0380-3).
- [8] JOHNSON D M, XIONG Caiming, and CORSO J J. Semi-supervised nonlinear distance metric learning via forests of max-margin cluster hierarchies[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2016, 28(4): 1035-1046. doi: [10.1109/TKDE.2015.2507130](https://doi.org/10.1109/TKDE.2015.2507130).
- [9] YASUNORI E, YUKIHIRO H, MAKITO Y, et al. On semi-supervised fuzzy c-means clustering[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Jeju Island, South Korea, 2009: 1119-1124. doi: [10.1109/FUZZY.2009.5277177](https://doi.org/10.1109/FUZZY.2009.5277177).
- [10] YIN Xuesong, SHU Ting, and HUANG Qi. Semi-supervised fuzzy clustering with metric learning and entropy regularization[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2012, 35: 304-311. doi: [10.1016/j.knosys.2012.05.016](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2012.05.016).
- [11] SON L H and TUAN T M. A cooperative semi-supervised fuzzy clustering framework for dental X-ray image segmentation[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 46: 380-393. doi: [10.1016/j.eswa.2015.11.001](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.11.001).
- [12] SON L H and TUAN T M. Dental segmentation from X-ray images using semi-supervised fuzzy clustering with spatial constraints[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2017, 59: 186-195. doi: [10.1016/j.engappai.2017.01.003](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2017.01.003).
- [13] 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](https://doi.org/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](https://doi.org/10.11999/JEIT140371).
- [14] ZHAO Feng, LIU Hanqiang, FAN Jiulun, *et al.* Intuitionistic fuzzy set approach to multi-objective evolutionary clustering with multiple spatial information for image segmentation[J]. *Neurocomputing*, 2018, 312: 296–309. doi: [10.1016/j.neucom.2018.05.116](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.05.116).
- [15] HANDL J and KNOWLES J. An evolutionary approach to multiobjective clustering[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(1): 56–76. doi: [10.1109/TEVC.2006.877146](https://doi.org/10.1109/TEVC.2006.877146).
- [16] MUKHOPADHYAY A and MAULIK U. A multiobjective approach to MR brain image segmentation[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(1): 872–880. doi: [10.1016/j.asoc.2010.01.007](https://doi.org/10.1016/j.asoc.2010.01.007).
- [17] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, *et al.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182–197. doi: [10.1109/4235.996017](https://doi.org/10.1109/4235.996017).
- [18] REN Xiaofeng and MALIK J. Learning a classification model for segmentation[C]. Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision, Nice, France, 2003: 10–17. doi: [10.1109/ICCV.2003.1238308](https://doi.org/10.1109/ICCV.2003.1238308).
- [19] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, *et al.* SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274–2282. doi: [10.1109/TPAMI.2012.120](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.120).
- [20] WANG Jianzhong, KONG Jun, LU Yinghua, *et al.* A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation using both local and non-local spatial constraints[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2008, 32(8): 685–698. doi: [10.1016/j.compmedimag.2008.08.004](https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2008.08.004).
- [21] 湛西羊, 李良群, 张富有. 融入局部信息的直觉模糊核聚类图像分割算法[J]. 信号处理, 2017, 33(3): 397–405. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2017.03.021](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2017.03.021).
ZHAN Xiyang, LI Liangqun, and ZHANG Fuyou. An intuitionistic kernel-based fuzzy c-means clustering algorithm with local information for image segmentation[J]. *Journal of Signal Processing*, 2017, 33(3): 397–405. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2017.03.021](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2017.03.021).
- [22] HOLLAND J H. Genetic algorithms[J]. *Scientific American*, 1992, 267(1): 66–72. doi: [10.1038/scientificamerican0792-66](https://doi.org/10.1038/scientificamerican0792-66).
- [23] MAULIK U and BANDYOPADHYAY S. Performance evaluation of some clustering algorithms and validity indices[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(12): 1650–1654. doi: [10.1109/TPAMI.2002.1114856](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2002.1114856).
- [24] 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: 74–80.
ZHAO Feng. Fuzzy Clustering for Image Segmentation[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2015: 74–80.
- [25] ARBELAEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, *et al.* Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5): 898–916. doi: [10.1109/TPAMI.2010.161](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.161).
- [26] WU Mingrui and SCHÖLKOPF B. A local learning approach for clustering[C]. Proceedings of the 19th International Conference on Neural Information Processing Systems, Canada, 2006: 1529–1536.
- 赵 凤: 女, 1980 年生, 教授, 研究方向为计算智能与图像处理。
张咪咪: 女, 1992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。