

基于蚁群及空间邻域信息的 FCM 图像分割方法

毛晓波, 张勇杰, 陈铁军

(郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对模糊 C 均值(FCM)聚类算法聚类个数难以确定、搜索过程易陷入局部最优的缺陷,把蚁群算法与改进的 FCM 聚类算法相结合,提出了一种基于蚁群算法的带有空间邻域信息的模糊 C 均值聚类图像分割算法. 首先利用分水岭算法对图像进行初始分割,然后利用蚁群算法寻优,求得聚类中心和聚类个数,将其作为模糊 C 均值聚类的初始聚类中心和聚类个数进行模糊聚类. 实验结果表明:由于聚类样本数量显著减少,很大程度上提高了聚类速度和抗噪能力,增强了算法的鲁棒性.

关键词: 蚁群算法;分水岭;空间约束;图像分割

中图分类号: TP311 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-6833.2014.01.001

0 引言

图像分割是图像分析、理解和识别的基础. 分割效果直接决定了后续图像分析和识别的性能. 由于标准的 FCM 算法易陷入早熟状态、没有考虑像素之间的空间约束等缺点,因而对含噪声和灰度不均匀的图像较敏感. 已有研究表明,图像中的像素点所属类别同时受当前像素点的灰度值和其邻域内像素点灰度值的影响,因此,在图像分割中考虑邻近像素的空间关系非常重要. 目前在 FCM 算法的基础上,许多学者已经提出了一些改进算法,文献[1]将图像像素的空间信息引入到相似性度量中,不需要根据图像提前设置参数,因此普遍性高且方法新异;文献[2]中引入空间函数,通过控制函数中的参数对图像中的噪声点、边缘点以及区域内部的点进行区别对待,该方法用时较长,在要求实时性高的条件下是不可用的;文献[3]提出了基于核函数及空间邻域信息的 FCM 图像分割算法. 这些算法均可以在不同程度上提高原始 FCM 算法的抗噪能力.

蚁群算法作为一种仿生进化算法,具有离散性、正反馈性、易与其它算法相结合等特点^[4],在解决复杂的组合优化问题中具有优势. 但基本蚁群算法进行大规模优化时存在一些缺陷:收敛时

间过长,易陷入局部最优.

针对以上问题,笔者提出了一种蚁群算法和 FCM 模糊聚类相结合的图像分割方法. 该算法弥补了单独使用分水岭法时的典型分割错误(过分割)^[5],减少了蚁群寻优时间,同时可以有效地克服 FCM 算法对初始化参数及噪声的敏感,分割效果良好.

1 相关算法

1.1 蚁群算法

蚁群算法是因蚂蚁觅食行为而提出的一种全局优化算法. 具体步骤为:假定样本集合为 $X = \{X_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ (n 个输入样本),确定聚类中心的过程就是蚁群从蚁穴出发去寻找食物的过程,食物为聚类中心^[6]. d_{ij} 是 X_i 到 X_j 的加权欧氏距离. 令

$$d_{ij} = \|Q(X_i - X_j)\| = \sqrt{\sum_{l=1}^m Q_l(x_{il} - x_{jl})}. \quad (1)$$

式中: Q 为加权因子,可根据各分量在聚类中的影响程度而定.

设聚类半径为 r ,统计误差为 ε ,初始化各路径信息素浓度 $\tau_{ij}(0) = 0$. 计算各路径上的信息素浓度为

收稿日期:2013-09-10;修订日期:2013-11-16

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20114101110005);河南省重大科技攻关项目(102101210100);河南省教育厅科学技术研究重点项目资助计划项目(12A410002).

作者简介:毛晓波(1965-),男,河南开封人,郑州大学教授,博士,研究方向为仿生机器视觉、智能仪器仪表,E-mail: mail-mxb@zzu.edu.cn.

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} 1 & d_{ij} \leq r. \\ 0 & d_{ij} > r. \end{cases} \quad (2)$$

X_i 是否归并到 X_j 的概率由下式给出.

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s=1}^j \tau_{sj}^\alpha(t) \eta_{sj}^\beta(t)}. \quad (3)$$

式中: $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ 为引导函数; α 为信息调节因子, 表示运动轨迹的相对重要性; β 为期望调节因子, 表示能见度的相对重要性. 如果 $P_{ij}(t) \geq P_0$, 则 X_i 归并到 X_j 邻域内. 令 $C_j = \{X_k | d_{kj} \leq r, k = 1, 2, \dots, J\}$, C_j 表示所有归并到 X_j 邻域的数据集合. 基于上面计算, 求得理想聚类中心为

$$O_j = \frac{1}{J} \sum_{k=1}^J X_k, X_k \in C_j. \quad (4)$$

第 j 个聚类的偏离误差计算

$$D_j = \sum_{k=1}^j \left[\sum_{i=1}^2 (x_{ki} - O_{ji})^2 \right] 1/2. \quad (5)$$

式中: O_{ji} 表示第 j 个聚类中心的第 i 个分量, 计算

总体误差 $\varepsilon = \sum_{j=1}^k D_j$, 若 $\varepsilon \leq \varepsilon_0$, 则输出聚类个数 c 和聚类中心.

1.2 改进的 FCM 算法

图像的一个重要特征就是相邻的像素大都具有相似的特征值, 并且它们被聚为同一类的概率很大^[7], 基于此, 笔者对 FCM 算法进行改进, 在利用灰度信息的同时, 考虑了空间邻域信息. 主要思想是定义一种新的距离测度函数, 同时考虑目标像素点的特征值和其邻域像素点对聚类的影响^[8], 此距离测度函数会根据邻域内容自适应地调整参数从而得到较好的分割效果.

假设 W 为可移动的 3×3 像素领域窗口, x_j 为窗口中心像素点灰度值, W 窗口包含 M 个邻接像素点, Ω_j 是点 j 邻接像素点的集合, 则可以重新定义像素 x_j 到聚类中心 v_i 的距离

$$d_{ij}^* = \lambda d_{ij} + (1 - \lambda) \sum_{x_k \in \Omega_j} d_{ik}. \quad (6)$$

式中: d_{ij}^* 表示特征向量 X_j 与第 i 类中心向量 V_i 的相似性度量; $d_{ij} = \|x_j - v_i\|^2$ 表示点 j 到第 i 个聚类中心的欧式距离; $d_{ik} = \|x_k - v_i\|^2$ 表示点 j 空间邻域的空间邻域信息.

$$\lambda = \frac{\sum_{k \in W_j} |d_{ik} - d_{ij}|}{\sum_{k \in W_j} d_{ik}}. \quad (7)$$

此时的目标函数为

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ij}^2 d_{ij}^*. \quad (8)$$

式中: c 为聚类个数; $U = \{u_{ij}\}_{c \times n}$ 为隶属度矩阵; u_{ij} 表示特征向量 X_j 属于第 i 类的隶属度; V 为聚类中心矩阵. 据拉普拉斯乘子寻优算法, 可导出隶属度函数:

$$u_{ij} = \left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{jk}} \right)^{2/(m-1)} \right]^{-1}. \quad (9)$$

聚类中心:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, 1 \leq i \leq c. \quad (10)$$

2 基于蚁群算法及改进的 FCM 图像分割

笔者将像素的空间信息引入到 FCM 算法中, 提出一种将分水岭算法、蚁群算法和改进的 FCM 聚类算法相结合的图像分割算法. 首先利用分水岭算法对图像进行预处理, 得到 M 个最大相似区域, 再将 M 个相似区域看成具有不同属性的蚂蚁, 用蚁群算法对区域进行优化, 求得 FCM 的初始聚类中心和聚类个数, 最后使用改进的 FCM 算法进行聚类. 算法的具体步骤如下.

1) 对图像进行预处理, 得 M 个最大相似区域. 初始化 $N, r, \varepsilon_0, \alpha, \beta, P_0, \tau_{ij}(0)$.

2) 根据(1)式计算 d_{ij} , 据(2)式计算 $\tau_{ij}(t)$, 据(3)式计算 $p_{ij}(t)$. 若 $P_{ij}(t) \geq P_0$ 成立, 则 X_i 合并到 X_j 的邻域. 否则 $i+1$ 转到 b .

3) 据式(4)计算该类的聚类中心 O_j . 据式(5)计算 D_j 和总体误差 ε , 若满足 $\varepsilon \leq \varepsilon_0$, 则输出聚类中心 O_j 和聚类个数 c , 否则, 继续迭代.

4) 将得到的类别数 c 作为 FCM 聚类算法的分类个数, 聚类中心点作为 FCM 初始化聚类中心, 初始化各参数.

5) 根据式(6)计算测度距离 d_{ij}^* . 据式(9)计算隶属度 u_{ij} , 据式(10)计算聚类中心 v_i , 据式(8)计算目标函数 $J_m(U, V)$.

6) 反复更新计算 $u_{ij}, v_i, J_m(U, V)$, 直到满足 $J_m(U, V)^{(n)} - J_m(U, V)^{(n-1)} \leq \varepsilon^*$ 或达到迭代次数为止.

3 实验结果与分析

为了验证该算法的可行性和实用性, 笔者分别对以下图像进行仿真如图 1~4 所示, 并将仿真结果与传统 FCM 聚类算法和基于蚁群算法的 FCM 聚类算法分割结果进行比较, 如表 1 所示. 同时, 为了定性地评价方法的性能, 引入正确分割

率(SA),其定义为: $SA = (\text{正确分割的像素数} / \text{所有的像素数}) \times 100\%$ [9]. 参数设置为:改进 FCM 算法参数设置中 $m = 2, \varepsilon = 0.01$, 邻域大小为 3×3 . 图 2、图 3 中,传统 FCM 聚类算法的分割结果,脑部图像的白质和灰质分割边界比较模糊,而且有较多散落分布的小像素块;基于蚁群的分割

将白质和灰质明显的分开,但分割边界仍然模糊,且此方法用时远多于标准 FCM 分割. 对于蝴蝶图像,标准 FCM 算法和基于蚁群的模糊聚类算法分割的蝴蝶,绿叶和花的分割边界不清晰,而笔者算法,不仅正确分出了目标图像,而且用时相对合理.



图 1 各图的原始图像
Fig.1 Original images

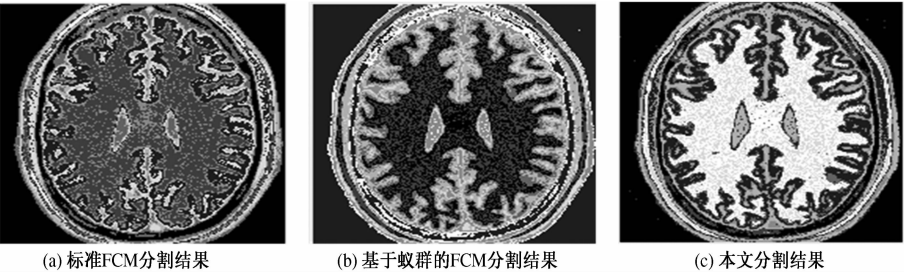


图 2 图 1(a) 分割结果
Fig.2 Segmentation results of fig 1 (a)



图 3 图 1(b) 分割结果
Fig.3 Segmentation results of fig 1 (b)

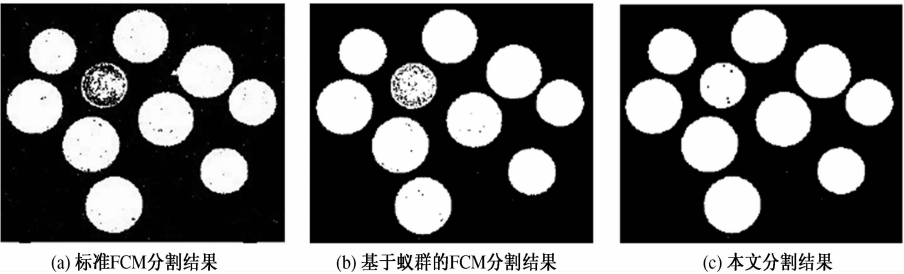


图 4 图 1(c) 分割结果
Fig.4 Segmentation results of fig 1 (c)

表 1 3 种算法分割性能比较
Tab.1 Segmentation performance comparison
of the three algorithms

图像	算法	时间/s	正确率/%
图 1(a)	标准 FCM	15.74	80.25
	基于蚁群的模糊聚类	84.32	86.97
	本文算法	39.85	94.38
图 1(b)	标准 FCM	18.12	92.54
	基于蚁群的模糊聚类	89.38	94.69
	本文算法	44.28	95.13
图 1(c)	标准 FCM	20.31	81.48
	基于蚁群的模糊聚类	91.84	89.44
	本文算法	53.36	89.92

图 4 中,为了验证笔者算法的鲁棒性,对添加 2% 的高斯噪声图像进行分割,从图的分割效果可以看出,笔者的算法对噪声图像的分割效果明显优于传统 FCM 分割方法,且分割用时很少,表现出了本算法的鲁棒性和优越性.

4 结论

该算法以分水岭算法、蚁群算法、模糊 C 均值聚类、像素空间邻域信息为基础,将图像的空间信息分别引入到相似性度量的特征距离中.实验结果表明,笔者算法比标准的 FCM 算法和基于蚁群的 FCM 算法具有更好的鲁棒性,有效克服模糊聚类方法对噪声敏感的缺陷,对信噪比较低的图像分割效果较理想.

参考文献:

[1] LI Chuan-long, LI Ying, WU Xue-rui. Novel fuzzy c-

means segmentation algorithm for image with the spatial neighborhoods[C]. Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering, 2012 2nd International Conference. NanJing, 2012; 1-4.

[2] 王媛媛. 合理利用空间信息的 MRI 脑部图像分割[J]. 微型机与应用, 2011, 30(19): 31-34.

[3] 杨悦, 郭树旭, 任瑞治, 等. 基于核函数及空间邻域信息的 FCM 图像分割新算法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2011, 41(2): 283-287.

[4] 杨卫莉, 郭雷, 许钟, 等. 基于区域生长和蚁群聚类的图像分割[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(5): 1579-1582.

[5] 余旺盛, 侯志强, 王朝英, 等. 基于改进滤波和标记提取的分水岭算法[J]. 电子学报, 2011(4): 825-830.

[6] 李玉梅. 基于蚁群模糊聚类算法的图像分割研究[J]. 天津职业院校联合学报, 2011, 13(2): 78-81.

[7] 黄宁宁, 贾振红, 余银峰, 等. 改进的 FCM 与局部信息相结合的图像分割[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(8): 97-100.

[8] 张爱梅, 孔文杰. 基于图像处理和 DSP 的交通灯实时智能控制系统研究[J]. 郑州大学学报: 工学版, 2010, 31(3): 54-56.

[9] 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 Trans Med Imaging, 2002, 21(3): 193-199.

Image Segmentation Based on the Ant Colony and Improved FCM
Clustering Algorithm with Spatial Information

MAO Xiao-bo, ZHANG Yong-jie, CHEN Tie-jun

(School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: With the fuzzy C-means clustering (FCM) algorithm it is difficult to determine the number of clusters on image segmentation, which is easy to get into a local optimum. In order to solve the problems, this paper proposed a new segmentation method based on the ant colony and improved FCM Clustering Algorithm with spatial information. Dividing image with the help of watershed algorithm, we got the initial segmentation results. It made full use of the ability of global optimization of the ant colony algorithm to obtain the accurate original cluster centers and cluster number. Then the results were obtained as the initial cluster centers and the number of clusters of fuzzy C-means clustering algorithm. The experimental results show that: due to the decrease of the size of clustering samples, the clustering speed, noise immunity and the robustness of the algorithm are improved significantly.

Key words: ant colony algorithm; watershed; spatial information; image segmentation