第 36 卷 第 7 期
2009 年 7 月

计 算 机 科 学
Computer Science

Vol. 36 No. 7
July 2009

基于全局优化搜索算法的图像分割研究

杨 丹[1] 瞿 中[1,2]

(重庆大学计算机学院 重庆 400030)[1] (重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)[2]

摘 要 基于聚类的图像分割算法中,由于模糊 C-均值算法需要初始化,并且目标函数存在许多局部极小点,如果初始化落在目标函数的局部极小点附近,就会造成算法收敛到局部极小。为了解决此问题,采用全局优化搜索算法,提出了将全局优化搜索技术引入进来对模糊 C-均值算法加以改进,分析了在不同初始条件下,对许多样本的聚类分析时,全局优化搜索算法比传统的模糊 C-均值聚类算法更加有效,通过仿真实验验证并对算法性能进行理论分析。

关键词 全局优化搜索,图像分割,模糊聚类,模糊 C-均值算法,硬 C-均值算法

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Research on Image Segmentation Based on Global Optimization Search Algorithm

YANG Dan[1] QU Zhong[1,2]

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China)[1]

(College of Computer Science & Technology, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065, China)[2]

Abstract In the cluster-based image segmentation algorithm, the initialization was needed in FCM(fuzzy C-means) algorithm and there were lots of local minimum in the objective function, if the initialization abtained the local minimum vicinity point, it would cause a convergence to local minimum. In order to solve this problem, a global optimization search algorithm was introduced to the FCM algorithm because it has the global optimization search capabilities. The improved FCM has more effective than the traditional method of FCM clustering algorithm through the simulation experiments and theoretical analysis of algorithm performance.

Keywords Global optimization search, Image segmentation, Fuzzy clustering, Fuzzy C-means algorithm, Hard C-means algorithm

聚类[1-4]是用数学方法研究和处理所给定的对象的分类,主要研究和处理如何根据观测数据的样品(或变量)进行分类的数学方法:假设给定有 n 个样本 $x_1,x_2,\cdots,x_n$ 的数据集 X,将其聚类成 c 个子集 $X_1,X_2,\cdots,X_c$,则要求 $X_1,X_2,\cdots,X_c$ 满足 $X_1\cup X_2\cup\cdots\cup X_c=X, X_i\cap X_j=\Phi$,其中 $1\leqslant i\neq j\leqslant c$。根据某个特定的准则将数据集的内部结构、将特征空间中一组没有类别标记的样本按某种相似性准则划分到若干个子类中,使得在同一类的样本尽可能相似,在不同类的样本尽可能不相似。聚类分析的方法和图像分割有相似之处,可以作为图像分割研究的理论基础。

1 HCM 聚类算法

硬 C-均值(Hard C-Means: HCM)聚类算法被用于对确定域的数据进行分类,Bezdek 提出了一个非常有效的迭代搜索算法,称为迭代最优化算法[5],该方法从一个最初假设的 U 矩阵开始,输入分类的数目和迭代误差,然后计算聚类中心。

(1) InitData(); /* 初始化分组数 c、矩阵 U、迭代次数 r, $k(2\leqslant k\leqslant n)$, $U^0\in M_k$, $r=0$ */

(2) 计算 k 个中心量, $v_i^{(r)}$ 属于 $U^{(r)}$;

(3) 更新 $U^{(r)}$,计算更新后的特征函数(对所有 i,k)

$$X_{ik}^{(r+1)}=\begin{cases}1, & \text{当 } d_{ik}^{(r)}=\min\{d_{jk}^{(r)}\}, \text{对所有 } j\in C\\ 0, & \text{其他}\end{cases};$$

(4) if $\|U^{(r+1)}-U^{(r)}\|\leqslant\varepsilon$ then {停止计算,输出结果;} else $r=r+1$,并转(2)

运用 HCM 算法,对表 1 中的测试数据集进行仿真。

表 1 测试数据集

1	3.5	1	0	2	4.5	1	1
2	2.5	2	2	2	2	2	1
2	3.5	1	1	6	5	2	0
3	3	3	1	4	2.5	1	1
3	3	1	1	2	2	4.5	6
5	0.5	5	2	1	5	2.5	0.5
6	1.5	4	0	0	0	2.5	3
6	1.5	4	1	2	4	5	1.5
5	3	2	2	3	1.5	1	0
4	3	1	2	2.5	1	0	5

在 HCM 算法实验中,假定给定的分组数为 3,则求得的

到稿日期:2008-11-13 返修日期:2009-01-10 本文受重庆市科委自然科学基金计划资助项目(No. CSTC 2007BB2451)资助。

杨 丹(1962-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为数字图像处理与分析、软件工程及应用、科学与工程计算、决策分析等;**瞿 中**(1972-),男,博士研究生,主要研究方向为数字图像处理、普适计算、分布式和并行计算等,E-mail: quzhong@cqupt.edu.cn。

聚类中心如表 2 和图 1 所示。

表 2　HCM 算法得到的聚类中心

2.0000	5.6667	3.5000
3.3333	1.1667	2.8750
1.6667	4.3333	1.5000
0.6667	1.0000	1.7500
4.0000	1.0000	2.3750
4.0000	3.0000	1.6250
1.3333	3.3333	1.8750
0.6667	1.6667	3.0000

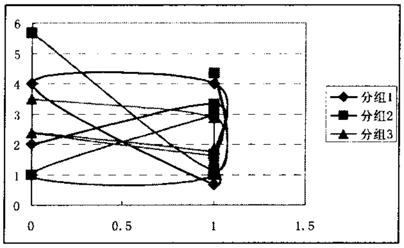

图 1　HCM 算法得到的聚类中心

迭代次数(iteration)为 2。每个样本所属的分组分别为：1,3,1,1,3,2,2,2,3,3。

2　FCM 聚类算法

Bezdek 提出的(Fuzzy C-Means：FCM)聚类算法是将 HCM 推广到模糊领域的一种聚类算法[5]，假定每个数据点都是以一定的隶属度归属于各个不同的类别，这种模糊化的处理能比较准确地反映数据的实际分布，特别适合于各类数据点在分布上有重叠的情况，同时 FCM 聚类算法最后也有可能收敛到局部最小。要求在数据点空间 X 的基础上对于一个模糊集的簇$\{\tilde{A}_i, i=1,2,\cdots,C\}$作为一种模糊 C-分类，将隶属关系分配给每一个模糊集(模糊类、模糊聚类)中的各个数据点，使某一单个点可具有比在一个类中更多的隶属关系。

模糊 C-均值算法步骤：

(1) InitData()；//初始化分组数 c

(2) InitCenter()；/*初始化每个聚类中心，在程序设计时，一般将其放在数组中*/

(3) $v_i=\sum_{k=1}^{n}(u_{ik})^m x_k/\sum_{k=1}^{n}(u_{ik})^m$；//计算新的隶属矩阵

(4) if $\sum_{k=1}^{n}(u_{ik})^m=0$and $d_{ij}=0$

then $\{u_{ij}^{(r+1)}=1; u_{pj}^{(r+1)}=0; p\neq j;\}$

(5) $I_k=\{1\leqslant i\leqslant C, d_{ik}=0\}$；$\bar{I}_k=\{1,2,\cdots,C\}-I_k$；/*计算各个类的聚类中心*/

(6) if $\|U^{(r+1)}-U^{(r)}\|\leqslant\varepsilon$ then {停止计算，输出结果；}

else goto(3)

在 FCM 算法实验中，仍然采用表 1 中的测试数据，运用 FCM 算法进行仿真，假定给定的分组数仍为 3，则求得的聚类中心如表 3 和图 2 所示。

表 3　FCM 算法得到的聚类中心

3.7345	5.3640	2.6059
2.8364	1.2671	3.0396
1.4102	4.1553	1.9691
1.3610	1.3134	1.1274
2.1227	1.5347	3.3654
1.4889	3.8697	3.0411
2.0226	3.5118	1.4360
4.6283	1.2486	0.8180

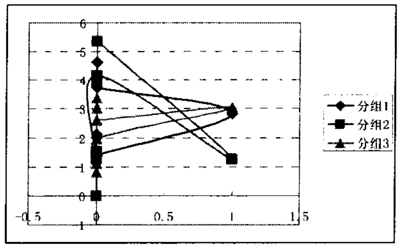

图 2　FCM 算法得到的聚类中心

所求的隶属矩阵如表 4 所列。

表 4　隶属矩阵

0.1858	0.1446	0.6699
0.1855	0.1338	0.6807
0.1675	0.1711	0.6614
0.0826	0.0746	0.8428
0.7009	0.1398	0.1593
0.0788	0.7982	0.1230
0.3832	0.4067	0.2101
0.0682	0.8541	0.0777
0.2141	0.2297	0.5562
0.7741	0.0804	0.1455

迭代次数为 36。每个样本所属的分组分别为：3,3,3,3,1,2,2,2,3,1。

从以上分析可知，采用 HCM 和 FCM 对同样的数据进行仿真，得到的聚类中心、隶属矩阵、迭代次数、每个样本的分类等结果可能完全不一样，但是，FCM 的结果明显比 HCM 的结果要好。

3　FCM 聚类算法的图像分割

3.1　FCM 聚类算法的图像分割

基于 FCM 聚类算法[6-10]的图像分割实际上是一种无监督聚类后再标定的过程，它是一种基于像素分类的图像分割方法。下面给出算法的步骤：

(1) InitData()；/*初始化分组数 c、权重系数 m 和阈值 ε，求出图像的灰度级 $i=1,2,\cdots,L$*/

(2) $n=L$；

(3) $s=1$；

(4) 运用模糊 C-均值算法，将灰度级作为 FCM 聚类算法的样本，求出最终的聚类中心；

(5) 计算灰度级 i 对于各聚类中心的隶属度 u_{ij}，其中 $i=1,2,\cdots,L, j=1,2,\cdots,c$；

(6) if $u_{ij}=\max(u_{ij})$ then {灰度级 i 属于第 j 类}；

(7) if $i\neq n$ goto(4)；

(8) $f(m,n)=J(g(m,n))$；/*对整幅图像进行标记，其中 $m=0,1,\cdots,M-1, n=0,1,\cdots,N-1$，$g(m,n)$代表第$(m,n)$个像素的灰度级，$J(\cdot)$表示对该像素的灰度级所作的划分标记。算法结束后，$f(m,n)$就是分割结果*/

3.2　全局优化搜索算法的图像分割

FCM 聚类算法是一种逐步迭代的算法，每步迭代都沿着目标函数减小的方向进行。由于 FCM 算法需要初始化，并且目标函数存在许多局部极小点，因此如果初始化落在目标函数的局部极小点附近，就会造成算法收敛到局部极小。为了解决局部极值问题，Selim 将全局优化中的退火技术应用于聚类中[11]，Kamel 提出每分析一次数据就调整一次分类矩阵

U 和类别中心 V[12]。本文采用全局优化搜索算法来进行图像分割，其算法的步骤如下，

(1) Pop；//初始群体

(2) $\min J_m(U,V)$；//适应度函数

(3) $P_c=0.6$；//交叉概率

(4) $P_m=0.02$；//变异概率

(5) 编码，随机选择 Pop 组聚类中心；/ * 每组聚类中心由 C 个 S 维的向量组成 * /

(6) 计算 $J_m(U,V)$ 和 $\overline{J_m}(U,V)$；

(7) 计算本次迭代的最佳聚类中心 $V^{(1)}$，令 $k=1$；

(8) 最优个体替代最差个体；// 选择和复制

(9) 交叉；/ * 在配对染色体的对应的每个聚类中心内部进行交叉，然后把每个聚类中心作为一个整体在配对染色体间交叉，则此时码长等价为 C * /

(10) if 某码元变异 then {以该码元前后两个码元的均值作为该码元变异后的值，$k=k+1$} //变异

(11) if $\| V^{(k)}-V^{(k+1)} \| < \varepsilon$ {停止计算，输出结果；}

4 实验结果分析

4.1 仿真实验

利用如图 3 所示的 Lena 和 Apricot 作为测试图像。在实验中，初始群体为 10，迭代次数的最大值为 200，$\varepsilon=0.001$，交叉概率为 0.6 和 0.8，变异概率前、中、后分别为 0.02，0.03，0.02。

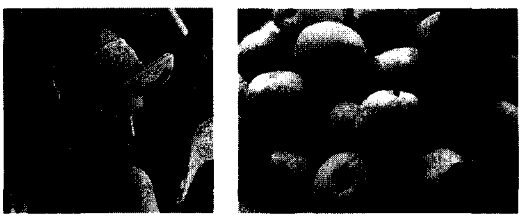

图 3　Lena. tif 和 Apricot. tif 测试图像

用 FCM 聚类算法进行仿真，得到的图像如图 4 所示。

图 4　FCM 得到的图像

用全局优化搜索算法进行仿真，得到的图像如图 5 所示。

图 5　全局优化搜索算法得到的图像

4.2 图像的阈值比较

采用 FCM 和全局优化搜索算法进行仿真实验，得到图像的阈值如表 5 所列。

表 5　阈值比较

	FCM	全局优化搜索算法
Lena. tif	161	154
Apricot. tif	158	98

4.3 迭代次数比较

采用 FCM 和全局优化搜索算法进行仿真实验，迭代的次数如表 6 所列。

表 6　两种方法迭代次数

	FCM	全局优化搜索算法
Lena. tif	1	107
Apricot. tif	1	2

4.4 执行的时间比较

采用 FCM 和全局优化搜索算法进行仿真实验，所执行的时间如表 7 所列。

表 7　所执行的时间比较(单位：秒)

	FCM	全局优化搜索算法
Lena. tif	1.9220	21.1410
Apricot. tif	1.9730	2.4370

实验结果表明，全局优化搜索算法得到的图像比经典的 FCM 聚类算法得到的图像的质量要好。

结束语　在聚类的图像分割算法中，由于 FCM 算法需要初始化，并且目标函数存在许多局部极小点，如果初始化落在目标函数的局部极小点附近，就会造成算法收敛到局部极小。为了解决此问题，本文采用全局优化搜索算法减少初始聚类中心和隶属度矩阵的选取对算法收敛性的影响，依据 FCM 聚类算法建立目标函数，实现了基于全局优化搜索算法和 FCM 聚类的图像分割算法。分析了在不同初始条件下，对许多样本的聚类分析时，全局优化搜索算法比传统的 FCM 聚类算法更加有效，通过仿真实验验证并对算法性能进行理论分析。

参 考 文 献

[1] 杨润玲，高新波. 基于加权模糊 C 均值聚类的快速图像自动分割算法[J]. 中国图象图形学报，2007，12(12)：2105-2112

[2] 孙艺峰，王向阳，王春花. 一种新的快速模糊 C 均值聚类图像分割算法[J]. 小型微型计算机系统，2008，29(2)：320-323

[3] 高新波，李洁，姬红兵. 基于加权模糊 C 均值聚类与统计检验指导的多阈值图像自动分割算法[J]. 电子学报，2004，32(4)：661-664

[4] 刘晓龙，张佑生，谢颖. 模拟退火与模糊 C-均值聚类相结合的图像分割算法[J]. 工程图学学报，2007，28(1)：89-93

[5] Bezdek J，Harris J. Fuzzy partitions and relations：an axiomatic basis for clustering[J]. Fuzzy Sets Syst.，1978，1：111-127

[6] 沙秋夫，刘海宾，何希勤，等. 基于邻域的模糊 C-均值图像分割算法[J]. 计算机应用研究，2007，24(12)：379-380，385

[7] 张磊，朱斌，南立军. 基于模糊均值聚类算法的图像分割[J]. 装甲兵工程学院学报，2006，20(4)：68-70

[8] 陈梅，王健. 基于改进模糊 C-均值聚类算法的图像分割[J]. 现代电子技术，2007，30(13)：180-181

[9] 杨立才，赵莉娜，吴晓晴. 基于蚁群算法的模糊 C 均值聚类医学图像分割[J]. 山东大学学报：工学版，2007，37(3)：51-54

[10] 徐月芳. 基于遗传模糊 C-均值聚类算法的图像分割[J]. 西北工业大学学报，2002，20(4)：549-553

[11] Selim S Z，Alsultan K. A simulated annealing algorithm for the clustering problem[J]. Pattern Recognition，1991，24(10)：1003-1008

[12] Kamel M S，Selim S Z. New algorithms for solving the fuzzy clustering problem[J]. Pattern Recognition，1994，27(3)：421-428