

湿地遥感图像分割算法设计及实现

石月珍¹, 辛动军²

SHI Yue-zhen¹, XIN Dong-jun²

1.长沙理工大学 水利工程学院, 长沙 410076

2.中南林业科技大学 计算机科学学院, 长沙 410004

1.School of Water Conservancy, Changsha University of Technology & Science, Changsha 410076, China

2.Computer Science College, Central South University of Forestry Technology, Changsha 410004, China

E-mail: shiyz8@126.com

SHI Yue-zhen, XIN Dong-jun. Design and realization of wetland remote sensing image segmentation method. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(25): 160-162.

Abstract: A new effective multi-thresholds image segmentation method based on two-dimensional histogram FCM & entropy clustering is presented. Fuzzy C-means clustering algorithm has been widely used in automated image segmentation. However, the conventional FCM algorithm is noise sensitive because of not taking account of the spatial information. Fuzzy C-means clustering algorithm based on two-dimensional histogram is robust for noise, because it utilizes the gray level information of each pixel and its spatial correlation information within the neighborhood. The entropy term is introduced in object function that can suppress noise effectively and reduce influence of estimation of the cluster centers. Experimental results indicate that the new algorithm is better than FCM algorithm.

Key words: fuzzy C-means clustering; two-dimensional histogram; entropy; remote sensing image; image segmentation

摘要:提出了一种结合熵和模糊C均值的聚类分割方法。模糊C均值(FCM)聚类算法广泛用于图像的自动分割,但是传统的FCM算法没有考虑像素的空间信息,因而对噪声十分敏感,基于二维直方图的模糊C均值聚类算法除了考虑像素点的灰度信息外还考虑了像素点邻域的空间信息,可有效地抑制噪声;在目标函数中引入熵项则能更好地抑制噪声和外围点对类中心估计的影响。实验分析结果表明,算法对湿地遥感图像的分割效果优于FCM算法。

关键词:模糊C均值聚类;二维直方图;熵;遥感图像;图像分割

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.25.049 **文章编号:** 1002-8331(2009)25-0160-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 前言

图像分割^[1-3]就是指把图像分成各具特性的区域(这些区域互不相交且满足特定区域的一致性),并提取出感兴趣目标的技术和过程。图像分割是图像处理过程中首先要解决的问题,在计算机视觉和图像识别的各种应用系统中占有相当重要的地位。分割的主要方法有区域法和阈值法两类。前者利用空间信息进行分割,将具有相似特性的像素集合起来构成区域;后者利用灰度统计信息对像元进行分类。阈值方法因其简单、性能稳定而成为图像分割中的基本技术之一。大部分阈值分割方法是从图像一维灰度直方图上进行的,在很多情况下,使用这些方法并没有得到满意的结果。分割效果不好的关键原因就是在在一维直方图中,物体的分布和背景的分布已经相互重叠得不可区分;对于湿地遥感图像,因物种的不同在像元灰度信息上有不同的反映,需进行多阈值分割。基于二维直方图的模糊C均值(FCM)算法同时考虑了各个像素的灰度信息及其邻域像素灰度信息,可以有效地抑制噪声,进行多阈值分割;Abutaleb

提出的二维熵阈值法不需要先验知识,而且对于非理想双峰或多峰直方图的图像也可以进行较好的多阈值分割。尝试在模糊C均值算法中引入熵来分割湿地遥感图像,实验结果表明该算法在分割的过程中能较好地抑制图像噪声,提高分割效果。

2 二维灰度直方图

在一幅图像中,非噪声点的信息往往与邻域像素点的信息有一定相关性,相对于一维直方图而言,二维直方图^[4]在一定程度上利用了像素点周围像素的信息,能够比一维灰度直方图更清晰地反映图像的灰度聚类分布信息,这使得许多在一维灰度直方图中物体和背景的分布区分不明显的现象在二维直方图中得到了较好的改善,提高了抗噪能力。

设原图像 $h(x,y)$ 的灰度分为 L 级,大小为 $M \times N$,由 $h(x,y)$ 经过 3×3 或者 5×5 模板平滑得到平滑图像 $g(x,y)$,它的像素的灰度级和大小与 $h(x,y)$ 的灰度级和大小相同。对于图像 $h(x,y)$ 与平滑图像 $g(x,y)$ 可以构成一个灰度二元组,每个二元

基金项目:长沙理工大学创新团队计划(Innovation Team Plan under Grant No.2007CX05);博士基金(Doctor Fund under Grant No.1004154)。

作者简介:石月珍(1978-),女,博士,讲师,主要研究领域:水资源与水环境;辛动军(1974-),男,博士,副教授,主要研究领域:模式识别及图像处理。

收稿日期:2008-11-20 **修回日期:**2009-01-07

组属于二维平面上的一个点。设图像中某一灰度二元组 (s, t) 出现的频数为 $f(s, t)$, 它代表 $h(x, y)$ 中灰度级为 $s, g(x, y)$ 中灰度级为 t 这两种情况同时出现的二维点数。显然有:

$$\sum_{s=0}^{L-1} \sum_{t=0}^{L-1} f(s, t) = M \times N \quad (1)$$

则可以定义相应的联合概率密度为: $P(s, t) = f(s, t) / M \times N$, 以 s, t 为自变量, $P(s, t)$ 为因变量, 就可形成关于点灰度-区域均值灰度的二维灰度直方图。

3 基于二维直方图的 FCM 算法

模糊聚类首先由 dunn 提出^[4], 并由 J.C.Bezdek 进行了推广^[5]。设 $U = [u_{ik}]_{n \times c}$ 为模糊分类矩阵, n 表示样本个数, $C(2 \leq C \leq n)$ 表示分类数, u_{ik} 表示第 i 个样本属于第 k 个分类的隶属度。设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为被分类样本集合, 其中每个样本 x_i 均有 m 个特性指标, 即 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, 且满足

$$\begin{cases} 0 \leq u_{ik} \leq 1 & i=1, \dots, n, k=1, \dots, C \\ \sum_{k=1}^C u_{ik} = 1 & \forall k, 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \forall i \end{cases} \quad (2)$$

这里 $0 \leq u_{ik} \leq 1 \forall i, k$ 表明每一个样本 x_i 以不同的概率隶属于不同的类。

模糊 C-均值聚类是通过最小化关于隶属度矩阵 U 和聚类中心 V 的目标函数 $J_{FCM}(U, V)$ 来实现的

$$J_{FCM}(U, V) = \sum_{k=1}^C \sum_{i=1}^n (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k, v_i) \quad (3)$$

$m \in [1, \infty]$ 为加权指数。

第 k 个样本到第 i 个聚类中心的距离定义为 $d_{ik}^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i)$ 模糊 C 均值算法是通过目标函数 $J_{FCM}(U, V)$ 的迭代优化来获得对数据的模糊分类, 即迭代

$$\begin{cases} u_{ik} = \left[\sum_j \left(\frac{d_{jk}}{d_{jk}} \right)^{2(m-1)} \right]^{-1}, \text{ if } d_{ik} \neq 0, 1 \leq k \leq n \\ u_{ik} = 1, \text{ if } d_{ik} = 0, i=1 \\ u_{ik} = 0, \text{ if } d_{ik} = 0, i \neq k \end{cases} \quad i=1, 2, \dots, c$$

及 $v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}, 1 \leq i \leq c \quad (4)$



图1 原图

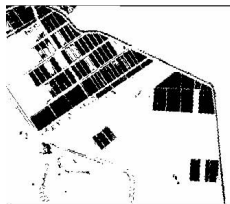


图2(a) 该文算法分割结果



图2(b) 该文算法分割结果



图2(c) 该文算法分割结果



图2(d) 该文算法分割结果

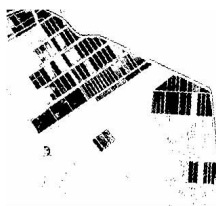


图3(a) FCM 算法分割结果

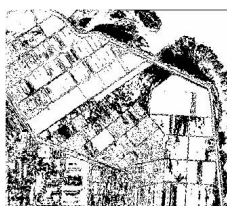


图3(b) FCM 算法分割结果



图3(c) FCM 算法分割结果



图3(d) FCM 算法分割结果

4 利用模糊 C 均值和熵的湿地遥感图像分割算法

根据信息论, 熵定义为^[6]:

$$H = - \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik} \ln(u_{ik}) \quad (5)$$

考虑如下目标函数:

$$J_H = \sum_{s=0}^{L-1} \sum_{t=0}^{L-1} \sum_{k=1}^C u_{kst}^m d_{kst}^2 P(s, t) + \beta \sum_{s=0}^{L-1} \sum_{t=0}^{L-1} \sum_{k=1}^C u_{kst} \ln(u_{kst}) \quad (6)$$

使用拉格朗日乘法,

$$\begin{aligned} J^* = & \sum_{s=0}^{L-1} \sum_{t=0}^{L-1} \sum_{k=1}^C u_{kst}^m d_{kst}^2 P(s, t) + \beta \sum_{s=0}^{L-1} \sum_{t=0}^{L-1} \sum_{k=1}^C u_{kst} \ln(u_{kst}) + \\ & \sum_{k=1}^C \alpha_k \left(\sum_{s=0}^{L-1} \sum_{t=0}^{L-1} u_{kst} - 1 \right) \end{aligned} \quad (7)$$

其中 α_k 是权重因子。通过对 U 求导并设为 0 可最小化 J^*

$$\begin{cases} d_{kst}^2 P + \beta(1 + \ln u_{kst}) P + \alpha_k = 0 & \forall k, s, t \\ \sum_{k=1}^C u_{kst} = 1 & \forall s, t \end{cases} \quad (8)$$

求解可得:

$$u_{kst} = S_k \exp\left\{ \frac{-d_{kst}^2 P(s, t)}{\beta} \right\} \quad S_k = \exp\left\{ -1 - \frac{\alpha_k}{\beta} \right\} \quad (9)$$

因为 $S_k \in (0, e^{-1})$, 显然有 $0 \leq u_{kst} \leq S_k < 1$ 。

利用式(8)的约束可求得:

$$u_{kst} = \left\{ \sum_{j=1}^C [\exp\{d_{jst}^2 P(s, t)\} / \exp\{d_{jst}^2 P(s, t)\}]^{1/\beta} \right\}^{-1} \quad (10)$$

$$v_{ks} = \frac{\sum_{t=0}^{L-1} (u_{kst} \cdot s \cdot P(s, t))}{\sum_{s=0}^{L-1} (u_{kst} \cdot P(s, t))} \quad v_{kt} = \frac{\sum_{s=0}^{L-1} (u_{kst} \cdot t \cdot P(s, t))}{\sum_{t=0}^{L-1} (u_{kst} \cdot P(s, t))} \quad k=1, 2, \dots, C \quad (11)$$

其直方图划分函数组为:

$$f_k(s, t) = P(v_{ks}, v_{kt}) u_{kst} \quad k=1, 2, \dots, C \quad (12)$$

由式(12), 根据最大特征分类原则确定图像的 $C-1$ 个阈值如下:

$$(S_k, T_k) = (s_k, t_k) \quad f_k(s_k, t_k) = f_{k+1}(s_k, t_k); k=1, 2, \dots, C-1 \quad (13)$$

5 算法的实现步骤

步骤 1 计算二维直方图函数 $P(s, t)$ 。

步骤2 初始化聚类中心,给定停止误差 $\varepsilon > 0$,同时令循环次数 $n=1$ 。

步骤3 用式(10)及 $v_{ks}^{(n-1)}, v_{kt}^{(n-1)}$ 计算出 u_{kst}^n 。

步骤4 用式(11)及 u_{kst}^n 计算 v_{ks}^n, v_{kt}^n 。

步骤5 若 $|v_{ks}^n - v_{ks}^{n-1}| + |v_{kt}^n - v_{kt}^{n-1}| < \varepsilon$ 则到步骤6; 否则 $n=n+1$, 到步骤3。

步骤6 利用式(12)计算划分函数组 $f_1(s, t), f_2(s, t), \dots, f_c(s, t)$ 。

步骤7 利用式(13)计算出 $C-1$ 个分割阈值 $(S_1, T_1), (S_2, T_2), \dots, (S_{C-1}, T_{C-1})$ 。

6 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,把该文算法与FCM算法进行了对比试验。图1是滨海湿地遥感图像的一部分,大小为332×293,分割数为4,用Matlab编程实现,对图1的分割该文方法用时35s,FCM方法用时52s。图2(a)~图2(d)是利用该文方法分割出的四幅图像,图3(a)~图3(d)是利用FCM方法分割出的四幅图像。从分割结果来看,引入了熵的直方图FCM分割算法在分割的过程中能较好的抑制图像噪声,提高分割效果,降低误分割率。

通过理论分析及实验结果表明,提出的基于FCM及熵的

图像分割方法分割效果优于FCM分割算法。进一步的工作,在上述分割算法的基础上希望通过引入有监督或者是半监督学习进一步提高分割效果。

湿地遥感图像分割只是第一步,分割的最终目的是要根据分割结果进行相关的湿地信息分析,如研究湿地的演变过程,从而为提出湿地的保护策略提供依据。所以,研究成果是进行湿地信息分析及进行相关决策的一个重要基础。

参考文献:

- [1] 刘正光,林雪燕,车秀阁.基于二维灰度直方图的模糊熵分割方法[J].天津大学学报,2004,37(12):1101-1104.
- [2] 常发亮,刘静,乔谊正.基于遗传算法的彩色图像二维熵多阈值自适应分割[J].控制与决策,2005,20(6):674-678.
- [3] 甄文智,范九伦,谢维信.基于二维直方图的图像模糊聚类分割新方法[J].计算机工程与应用,2003,39(15):86-88.
- [4] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters[J].Cybernet J,1973,3(3):32-57.
- [5] Bezdek J C. Fuzzy models and algorithms for pattern recognition and image processing[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers,1999:56-60.
- [6] Tran D, Wagner M. Fuzzy entropy clustering[J]. Fuzzy Systems,2000,1:151-157.

(上接131页)

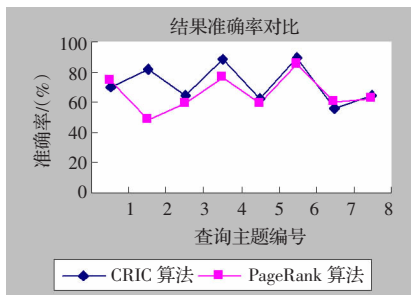


图3 算法结果分析

通过查询结果的分析,CRIC的Web社区发现算法可以有效对网络社区进行划分,有利于改善信息搜索的准确率,能够进行社区主题的优化,而且可以通过调节孤立点修复提高算法的收敛速度。当然,个别查询主题稍有偏差,有待于进一步研究与探讨。

6 结束语

提出了一种集成聚类等级的社区发现方法,较好地完成了对网络社区的划分,研究了不同聚类强度的度量方法,分析了社区最大化目标函数及主题优化的解决方案,经应用系统测

试,CRIC算法是可行的。如何更好地把社区发现应用于搜索技术中是值得继续探讨的问题,在下一步的工作中将尝试解决:(1)综合考虑个体按不同关系结成的网络来发现社区;(2)对发现社区的真实性和可靠性的评价手段;(3)在结构变化频繁的网络中进行增量式计算并保证社区发现的实时性;(4)Web社区发现与语义分析相结合等研究问题。

参考文献:

- [1] 周军,张庆灵.基于粗糙集理论的面向个性化知识发现算法[J].计算机工程与应用,2007,43(16):172-176.
- [2] 杨楠,弓丹志,李欣等.Web社区发现技术综述[J].计算机研究与发展,2005,42(3):439-447.
- [3] Li Xin, Liu Bing, Yu P S. Discovering overlapping communities of named entities[C]//PKDD 2006, LANI 4213, 2006:593-600.
- [4] 李娜,钟诚.基于划分和凝聚层次聚类的无监督异常检测[J].计算机工程,2008,34(2):120-125.
- [5] 于洪涛,段军义,杜照丰.一种基于聚类技术的个性化信息检索方法[J].计算机工程与应用,2008,44(8):187-190.
- [6] Ma Nan, Guan Jiancheng, Zhao Yi. Bringing PageRank to the citation analysis[J]. Information Processing and Management, 2008, 44: 800-810.