

基于FCM的动态结合全局图像阈值分割

马义德, 钱志柏, 陈娜

(兰州大学信息科学与工程学院 兰州 730000)

【摘要】全局阈值分割对于小目标物效果不理想, 动态阈值容易产生阴影等干扰, 但综合考虑全局阈值和动态阈值可以达到比较理想的结果。模糊C均值算法用于灰度图像分割是一种非监督模糊聚类后再标定的过程, 该文在不明显增加运算量的前提下, 利用模糊C均值自动聚类的功能分别得到全局阈值和动态阈值, 完成对阈值矩阵的构造和图像的分割。

关键词 模糊C均值; 聚类; 图像分割; 阈值矩阵
中图分类号 TN391 文献标识码 A

Image Segmentation Using Dynamic Threshold Combined Global Threshold Based FCM

MA Yi-de, QIAN Zhi-bai, CHEN Na

(School of Information Science & Engineering, Lanzhou University Lanzhou 730000)

Abstract The global threshold may not work well for image segmentation with small objects. The image segmented by single dynamic threshold usually contains interference like shadow. The gray image segmentation is a process that the image is labeled after an unsupervised clustering by Fuzzy C-Means(FCM). In consideration without increase of computation complexity, we propose an algorithm for gray image segmentation by creating a threshold matrix obtained by global threshold and dynamic threshold that are the FCM clustering results.

Key words fuzzy C-means; clustering; image segmentation; threshold matrix

图像分割是图像处理与计算机视觉领域低层次视觉系统中最重要领域之一。阈值法是一种传统的图像分割方法, 因其实现简单、计算量小、性能稳定而成为图像分割中应用最广泛的技术^[1-3]。阈值的选取是图像阈值分割方法中的关键技术, 利用全局阈值有可能把图像局部细节忽略, 采用动态阈值较容易产生阴影和人为边界, 而动态阈值结合全局阈值的技术则可以明显改善分割效果。

本文利用模糊C均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类算法分别得到图像的全局阈值和动态阈值, 完成对图像的分割。

1 动态阈值结合全局阈值进行图像分割

当图像背景较单一, 灰度直方图呈明显双峰分布时, 采用全局阈值进行图像分割一般可得到较满意的结果。当目标图像较复杂, 其灰度直方图看不出明显的双峰时, 用全局阈值进行分割图像的效果并不理想, 但动态阈值可以达到更为满意的效果。动态阈值矩阵可以由下面步骤产生:

- (1) 将图像分割成一系列子图像;
- (2) 计算出每个子图像的阈值;
- (3) 将计算出来的阈值构成一个矩阵, 并对其进行插值, 使之成为与原图像矩阵相同大小的矩阵。

类似地, 可认为全局阈值也是一个同样大小的矩阵, 其每个元素的值均为全局阈值, 通过加权综合考虑全局阈值和动态阈值^[4]。设全局阈值矩阵为 S , 动态阈值矩阵为 D , 构造 $T=kS+(1-k)D$ 作为最终的阈值矩阵。

2 利用FCM聚类算法确定阈值

由于图像中固有的模糊性和不确定性, FCM作为一种非监督模糊聚类算法, 比较适合应用在图像分割

收稿日期: 2003-11-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60572011); 国家985特色项目(LZ985-231-582627); 甘肃省自然科学基金资助项目(YS021-A2-00910)

作者简介: 马义德(1963-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事数字图像处理、嵌入式系统、智能信息处理等方面的研究。

领域。近来,对这种方法进行了改进,改进的目标包括提高计算效率、利用邻域信息和自动确定类别数。其方法主要有改变迭代初始条件^[5-6]、干预(guide)聚类过程等^[7-8]。

FCM是基于式(1)目标函数的非线性迭代优化算法。它通过目标函数来测定聚类的效果,将最佳的聚类结果对应于目标函数的极值点。目标函数

$$J(U,V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

式中 $u_{ik} = \left(\frac{\|x_k - v_i\|}{\sum_{j=1}^c \|x_k - v_j\|} \right)^{2/(m-1)}$; $v_i = [\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k] / \sum_{k=1}^n (u_{ik})^m$; u_{ik} 代表 x_k 属于第 i 类的隶属度; v_i 表示第 i 类的

聚类中心。式(1)求和的第二项是本次迭代中数据和聚类中心的距离。迭代终止的条件是 $\|U(t)-U(t-1)\|$ 小于预先

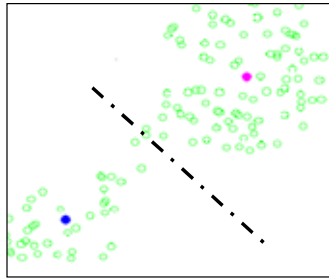


图1 FCM聚类示意图

设定的阈值 ϵ 。一个由FCM算法分类的例子可由图1表示。这是一个二维向量聚成两类的例子。图中空心球代表聚类空间的元素 x_k ,两个实心球代表迭代结束后的两个聚类中心 v_i 。在一维空间或更多维(三维以上)空间中的聚类与此类似。如果在两个聚类中心 v_1 、 v_2 的连线的中点作一个垂直于连线的平面(图中虚线),就可以把空间中的元素分成两类。

分割可以被看成是在像素空间的聚类。如果只把图像分成目标和背景,而且仅考虑像素的灰度,就是一个在一维空间中把数据分成两类的问题。重复例子中的步骤,用FCM算法自动完成聚类,得到两个聚类中心,在聚类中心的连线的中点作垂线,把像素分成两类。考虑到仅把像素灰度作为唯一用于聚类的特征,这样,聚类中心连线的中点便是通常分割意义上的阈值。

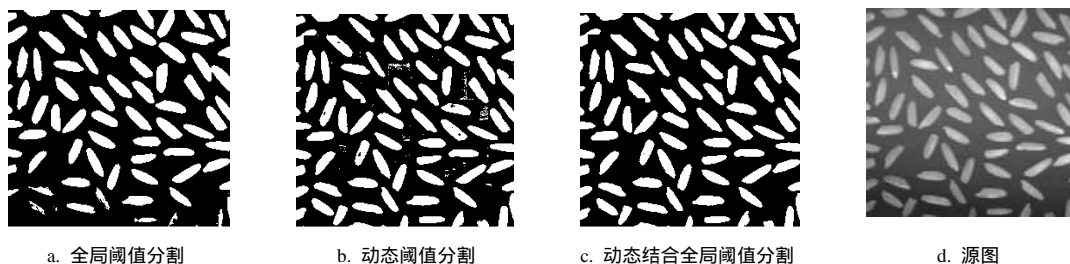
如果利用直方图技术获取阈值,不可避免地要在每幅子图中分别统计直方图,动态阈值获取所需的计算量将直接和所分子图的个数成正比,造成计算量的显著增高。由于式(1)中被聚类元素的个数 n 体现着FCM的计算量,所以本文算法中,获得动态阈值所需要的计算量并不比全局阈值所需要的计算量有明显的增多。

3 算法描述与实验结果讨论

(1) 将图像分成一系列子图像,应用FCM将子图像像素分类,得到两个聚类中心的均值来作为子图像的阈值;(2) 用同样的方法将原图像像素分类,得到全局阈值,构造与原图像同样大小的全局矩阵 S ;(3) 将各个子图像的阈值插值成一个与原图像同样大小的动态阈值矩阵 D ;(4) 构造最终的阈值矩阵;(5) 用阈值矩阵 T 和原图像比较,得到分割结果。

$$T = kS + (1-k)D \quad (2)$$

图2是应用FCM算法分割大米图像的结果。从图中可以看出,应用全局阈值分割的效果很不理想,这是因为源图的底部的目标(大米)的像素值低于大部分目标物的灰度,结果被误判成背景所致。单纯应用动态阈值产生了明显的阴影等干扰。全局阈值和动态阈值的结合产生了较好的分割效果。



a. 全局阈值分割

b. 动态阈值分割

c. 动态结合全局阈值分割

d. 源图

图2 算法结果比较

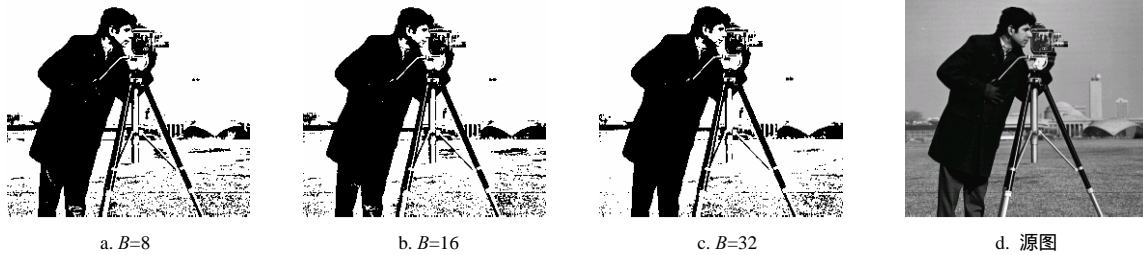
图3是FCM算法分割lena图像。动态阈值分割产生了过多的阴影干扰。相比于全局阈值,FCM算法在保持图中人物帽子及其饰物细节方面显然优于前者。

FCM算法中,需要预先指定的参数有:分块的大小 B 和构造最终阈值矩阵的权系数 k 。较大的 B 适合于目标较集中的情况,图4是应用本算法取相同 k 值不同 B 值的实验结果比较。相比于 $B=32$ 时的情况, $B=8$ 和 $B=16$

时, 图像中目标物的腿上个别像素被误判了。图2就是一个目标物比较分散的例子, 把 B 值取得较小会有较好的结果。 k 值表征全局阈值和动态阈值各自的贡献, 从式(2)可以看出, 较大的 k 值代表全局阈值的贡献较大, 反之, 则动态阈值作较大的贡献。



图3 算法结果比较

图4 不同 B 值相同 k 值的分割结果比较

4 小结

全局阈值 $S=S(f(x,y))$ 不随像素位置变化而变化, 它仅是整幅图像的灰度 $f(x,y)$ 的函数, 动态阈值 $D=D(N(x,y))$ 随像素位置的变化而变化, 它仅是像素局部特性 $N(x,y)$ 的函数。综合考虑了全局阈值和动态阈值的最终的阈值矩阵 $T=T(f(x,y), N(x,y))$, 既能体现整幅图像的灰度分布, 又能兼顾到像素的局部特性。FCM利用聚类的功能分别自动确定两种阈值, 而且不会造成计算量的显著增高。

本文提出的基于FCM聚类的结合全局与动态阈值的改进分割方法, 从理论分析和分割试验进一步说明该方法分割图像的效果比单纯基于全局或基于动态阈值的分割效果要好。但需要经验设定参数 B 和 k , 根据特定图像如何选择这两个参数需多次实验和经验分析, 这是后续尚需完善的工作之一。

参 考 文 献

- [1] Chaira T, Ray A K. Segmentation using fuzzy divergence[J]. Pattern Recognition on Letters, 2003, 24: 1 837-1 844.
- [2] Orlando J T. Image segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(12): 1 457-1 465.
- [3] 王爱民, 沈兰荪. 图像分割研究综述[J]. 测控技术, 2000, 19(5): 1-6.
- [4] 涂其远, 吴建华, 万国金. 动态阈值结合全局阈值对图像进行分割[J]. 南昌大学学报, 2002, 24(1): 37-40.
- [5] Pedrycz W, Waletzky J. Fuzzy clustering with partial supervision[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1997, 27(5): 787-795.
- [6] 丁 震, 胡钟山, 杨静宇, 等. FCM算法用于灰度图象分割的研究[J]. 电子学报, 1997, 25(5): 39-43.
- [7] Noordam J C, van den Broek W H A M. Geometrically guided fuzzy c means clustering for multivariate image segmentation[C] //Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition, 2000, 462-465.
- [8] Pham D L, Prince J L. An adaptive fuzzy c-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities [C]// In Proc. of SPIE Medical Imaging '98: Image Processing, 1998, San Diego, CA, 21-27.

编辑 漆 蓉