

基于加权质量评价函数的 K-means 图像分割算法

刘长齐¹ 邵 堃¹ 霍 星² 范冬阳¹ 檀结庆²

(合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230000)¹ (合肥工业大学数学学院 合肥 230000)²

摘 要 K-means 聚类算法是图像分割中比较常见的一种方式。它是一种无监督学习方法,能从图像的灰度值特征中发现关联规则,因而具有比较强的分割能力。但是,由于该算法使用的分类依据比较单一,且初始聚簇中心具有不确定性,其在图像分割上仍存在一定的缺陷。针对此问题,提出了一种改进的 K-means 算法用于图像分割。此方法使用基于信息熵的迭代改进算法为 K-means 算法选取初始聚类中心,然后对 K-means 算法提出新的加权质量评价函数用于更好地选取图像分割阈值。实验结果表明:改进后的算法在图像分割上的准确率和稳定性都要优于 OTSU 算法和传统的 K-means 算法。

关键词 图像分割,模式识别,K-means 算法,阈值选取
中图分类号 TP391 文献标识码 A

K-means Image Segmentation Algorithm Based on Weighted Quality Evaluation Function

LIU Chang-qi¹ SHAO Kun¹ HUO Xing² FAN Dong-yang¹ TAN Jie-qing²

(School of Computer and Information,Hefei University of Technology,Hefei 230000,China)¹

(School of Mathematics,Hefei University of Technology,Hefei 230000,China)²

Abstract K-means clustering algorithm is a common way in image segmentation. As an unsupervised learning method, it can find the association rules from characteristics of grey levels,thus has a great capability of segmentation. However, due to its single classification basis and uncertainty of the initial cluster centers,this algorithm still has some defects in image segmentation. Aiming at this problem,this paper proposed a modified K-means algorithm for image segmentation. The new algorithm uses the improved iterative algorithm based on information entropy to select thresholds as the initial K-means clustering centers,and then puts forward a new weighted quality evaluation function for K-means algorithm to get better segmentation thresholds. The experimental results show that the improved algorithm has higher accuracy and stability than OTSU algorithm and traditional K-means algorithm in image segmentation.

Keywords Image segmentation,Pattern recognition,K-means algorithm,Threshold value selection

1 引言

图像分割是计算机视觉领域存在的显著问题之一。根据图像区域特征^[1-4]的不同,我们可以将图像分割成不同的区域。计算机图形学发展至今,已经有了许多基于图像不同特征的分割方法,比较常见的有基于灰度值特征的 OTSU^[5]算法、最小误差法^[6]、最大熵法^[7]等、基于边缘特征的 Sobel 算子^[8]、Canny 算子^[9]等。K-means^[10]算法是基于图像灰度值特征的一种比较常见的分割方法,但是传统 K-means 算法存在着两个主要的问题:1)初始中心的不确定性导致分割结果的正确率较低,算法迭代时间过长,即便是对同一张图片也有可能得到不同的分割结果;2)对于非球形簇或密度不同、大小不一的簇处理效果不好。为弥补传统 K-means 算法的缺陷,本文在传统的 K-means 算法的基础上进行优化改进,使用基于信息熵的迭代算法^[11]选取聚簇中心初值,大大减少了迭代次数,从而减少了图像分割所需要的时间;另外,使用加

权的质量评价函数使之更好地适用于非球形簇或密度不同、大小不一的簇,这对于簇边界处的值能取得更好的划分效果。

2 OTSU 多分类算法

OTSU 算法使用的是聚类的思想,把图像按灰度分成多个部分,使各簇之间的灰度值差异最大而簇内的灰度值差异最小。

若将图像分成 K 个区域,则需要计算出图像中像素点的数量 N 、图像所有像素点的平均灰度 u ,遍历所有可能的阈值 $\{t_1,t_2,\cdots,t_{k-1}\}$,求出各簇内像素点的数量 n_i 和各簇的平均灰度 u_i ,并计算:

$$E=\sum_{i=1}^K \frac{n_i}{N}(u_i-u)(u_i-u) \tag{1}$$

E 值最大时,即得到了最优分割结果。

3 基于信息熵的迭代算法

基于信息熵的迭代算法将信息熵的概念引入图像处理

本文受国家自然科学基金面上项目(61872407,61572167)资助。
刘长齐(1996—),男,主要研究方向为图形图像处理;邵 堃(1967—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为软件开发与理论,E-mail: 2015211730@mail.hfut.edu.cn;霍 星(1979—),女,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为图形图像处理,E-mail:huoxing@hfut.edu.cn (通信作者);范冬阳(1997—),男,主要研究方向为图形图像处理;檀结庆(1962—),男,博士,教授,主要研究方向为非线性计算。

中。假设随机事件 A 发生的概率为 $P(A)$,则事件 A 的自信息量定义为:

$$I(A)=\log \frac{1}{P(A)}=-\log (P(A))$$

由此可定义像素集合 C 的信息熵为:

$$H(C)=-\sum_{i \in C} P(i) \log (P(i))$$

其中, $P(i)$ 为像素值为 i 的点占总像素点总数的比例。结合信息论和图像处理,图像中不同灰度区域的信息熵可以度量目标在图像中的重要性,并以此作为图像分割的判别手段。

在基于信息熵的迭代算法中,首先输入待分割的彩色二维图像,随后对图像进行灰度化,然后通过随机函数选择 $K-1$ 个不同的灰度值作为初始分割阈值,将图像分割成 K 个区域。分别计算 K 个区域中的平均灰度值,对相邻区域的平均灰度值求平均得到新的分割阈值,并计算新分割图像各个区域的信息熵。若分割阈值无变化或信息熵达到了预期要求,则停止迭代,否则继续迭代。

4 K-means 算法

K-means 算法使用迭代、贪心的方法将样本空间中的数据聚集成能够解释的 K 个簇。聚类质量用数据集中的对象与其簇中心点对象的绝对误差标准来度量,定义如下:

$$E=\sum_{i=1}^K \sum_{P \in C_i} d(P, O_i) \tag{2}$$

$$d(P, O_i)=\sqrt{\left(H_P-H_{O_i}\right)^2} \tag{3}$$

式(2)中, $d(P, O_i)$ 是对象 P 和对象 O_i 之间的欧氏距离; C_i 为第 i 个簇; O_i 是簇 C_i 的中心; k 是整个数据集被划分成的簇的个数。式(3)中, H_P 和 H_{O_i} 分别为对象 P 和对象 O_i 的灰度值。与 OTSU 算法不同, K-means 算法聚类的准则函数是由类内距离准则定义的,使得同簇样本聚集而非同簇样本相对远离。质量评价函数 E 的值越小,图像分割的效果也就越好。

K-means 算法的具体流程如图 1 所示。

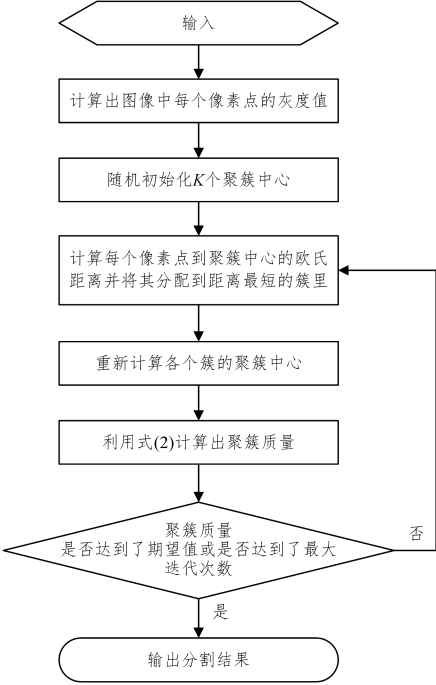


图 1 K-means 算法流程

首先输入待分割的彩色二维图像,随后对图像进行灰度化;然后通过随机函数选择 K 个不同的灰度值作为初始聚类中心;接着利用式(3)计算图像中的每个像素点到每一个簇的欧氏距离 $d(P, O_i)$,并将图像中的每个像素点划分到与其欧氏距离最小的簇中;再重新计算各个簇的聚类中心,新的聚类中心为每个簇中所有对象灰度值的平均值,利用式(2)计算聚类质量 E ,如果聚类质量达到了期望值或者达到了预先设定的最大迭代次数,则停止迭代,否则重新迭代聚类过程;最后根据聚类结果,将同一个簇中的对象用相同的颜色标记,不同簇中的对象用不同的颜色标记,并输出最终的分割图像。

5 基于加权质量评价函数的改进 K-means 算法

传统的 K-means 算法迭代结束后,总能为图像计算出 k 个较为合理的阈值点。然而此算法具有较大的随机性,随着随机函数产生的初始聚类中心不同,最终得到的分割阈值也不尽相同。若初始聚类中心与理想阈值分割后的中心相接近,则迭代次数较少且能有较好的分割结果;若初始聚类中心与理想阈值分割后的中心相差较大,则迭代次数较多,且效果不理想。同时,如果需要分割的图像像素灰度值密度不均且数量相差较大,而相邻分割区域的间距又比较小,则处于稀疏的、大的分割区域边界上的像素点就很容易被错分到与之相邻的高密度的、小的分割区域中。例如,若图像的灰度值集合为 $\{14, 15, 16, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30, 31\}$,则灰度值为 23 的点更易被错分到 $\{14, 15, 16\}$ 中去。

为此,我们提出了基于加权距离的 K-means 图像分割算法。

$$E=\sum_{i=1}^K \frac{n_i}{N} \sigma_i \tag{4}$$

其中, n_i 为图像第 i 个簇中像素点的数量, N 是需要分割的像素点的总数量, σ_i 是第 i 个簇的簇内标准差;与式(2)不同的是:加权的质量评价函数中增加了分割的各区域像素点数量的影响,数量越多,影响力越大。此质量函数的目标是要使加权的簇内标准差之和达到最小。为达到此目标,经过推导(详细推导过程见参考文献[12]),引入新的加权距离^[12]:

$$L(P, O_i)=\frac{1}{2N}\left(\frac{1}{\sqrt{\sigma_i}} d(P, O_i)\right)^2 \tag{5}$$

式(5)表示像素点 P 和簇 i 中心像素点 O_i 之间的加权距离。由式(5)可以看出:簇内标准差越大,点到簇的加权距离就越小。这对处于稀疏的、大的分割区域边界上的像素点的分割是极其有利的,处于簇边界的点更倾向于分到簇中,也会使得分割结果更加精确。

本文所提出的算法流程为:首先输入待分割的彩色二维图像,之后进行灰度化,与 K-means 算法不同的是我们使用基于信息熵的迭代算法初始化 K 个聚类中心;然后利用式(5)计算图像中的每个像素点到每一个簇的加权距离而不是欧氏距离,并将图像中的每个像素点划分到与其加权距离最小的簇中;接着重新计算各个簇的聚类中心,新的聚类中心为每个簇中所有对象灰度值的平均值,利用式(4)计算聚类质量 E ,如果聚类质量达到了期望值或者达到了预先设定的最大迭代次数,则停止迭代,否则重新迭代聚类过程;最后根据聚类结果,将同一个簇中的对象用相同的颜色标记,不同簇中的

对象用不同的颜色标记,输出最终的分割图像。具体流程如图 2 所示。

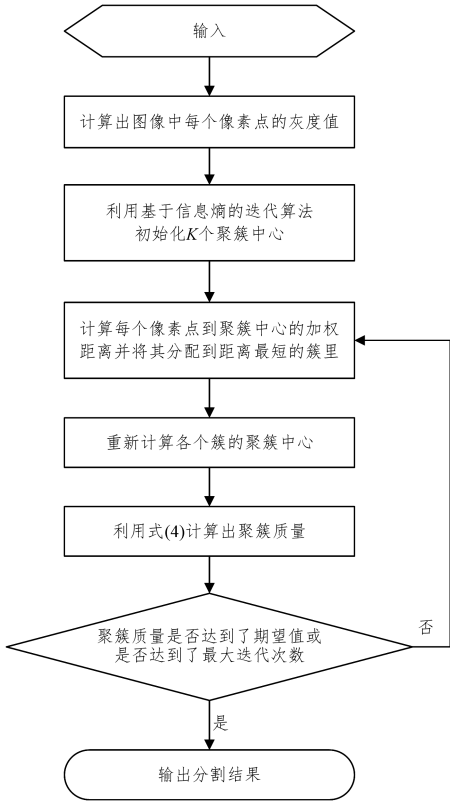


图 2 本文算法流程

6 实验结果与分析

6.1 实验所用数据集

本文使用 Caltech-256 数据集来验证本文算法的有效性,其中共包含了 256 类的 30 607 张图象。本文选取其中的 Dog,Cup 两类和从医院采集的骨盆图像进行实验说明。

6.2 分割效果展示

本节将对用 OTSU 算法、传统的 K-means 算法及本文算法在骨盆二维图像上的分割效果进行比较,结果如图 3 所示。

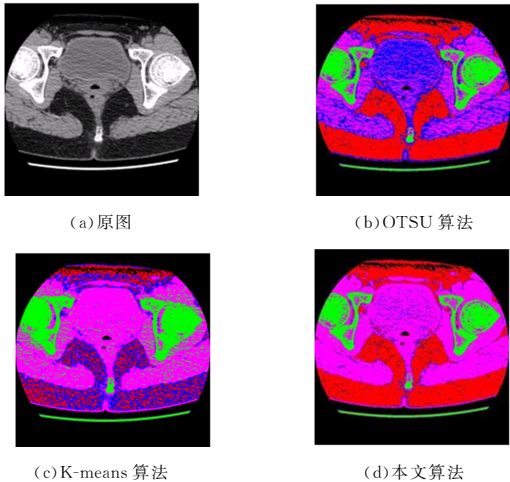


图 3 分割效果(电子版为彩色)

图 3(c)中许多处于簇边界处的灰度值被划分到小的但比较密集的蓝色区域;但使用本文算法,这些处于簇边界处的灰度值被更好地划分到了红色区域。这是因为簇内标准差越

大,外部的点到簇中心的加权距离就越小,边界处的点就更容易划分到稀疏的大簇。可以看出,图 3(d)更符合人眼的分割标准。

6.3 算法分割正确率的比较

分别使用 3 种算法对不同类型的图像进行分割,结果如表 1 所列。

通过表 1 可以明显看出:K-means 算法因为初始化簇中心的随机性,分割结果较本文算法和 OTSU 算法有明显的差距。OTSU 算法与本文算法在分割正确率上虽没有较大差距,但在分割精细程度上有明显不同。从实验结果来看,本文算法能精确地处理簇边界的点。

表 1 K=4 时 3 种算法在分割正确率上的比较

图像	格式	数量	算法	正确率/%
骨盆图像	BMP	353	OTSU	98.61
			K-means	85.31
			本文算法	99.86
Dog	JPEG	102	OTSU	87.25
			K-means	82.35
			本文算法	90.19
Cup	JPEG	87	OTSU	97.70
			K-means	91.95
			本文算法	98.85

6.4 算法执行效率的比较

为了验证本文算法是否能减少迭代时间,对 4 种算法的实际运行时间进行了比较。实验环境:AMD A10-7400P Radeon R6,10 Compute Cores 4C+6GB 2.50 GHz。

表 2 K=4 时算法在迭代时间上的比较

图像	格式	数量	算法	平均迭代时间/s
骨盆图像	BMP	353	OTSU	9.45122
			K-means	0.03895
			信息熵法	0.02919
			本文算法	0.03771
DOGS	JPEG	102	OTSU	9.79612
			K-means	0.05049
			信息熵法	0.00373
			本文算法	0.01269
coffee-mug	JPEG	87	OTSU	8.63114
			K-means	0.03740
			信息熵法	0.00378
			本文算法	0.01386

当 K=4 时,OTSU 算法要遍历所有可能的分割阈值,尽管在编程时进行了一些优化,但它的迭代时间仍然要远远多于其他 3 种算法;而且当 K 增加时,OTSU 算法的时间开销增长率远高于其他 3 种算法。另外,可以看出本文算法的时间开销基本上是要少于传统的 K-means 算法的。考虑到本文算法的迭代是在基于信息熵的迭代算法的迭代基础上进行的,本文算法中属于 K-means 算法的时间开销应该是本文算法的时间开销减去基于信息熵的迭代算法的时间开销,这个迭代过程消耗的时间明显少于传统的 K-means 算法消耗的时间。

6.5 算法稳定性的比较

为了验证本文算法的稳定性,对同一组的 500 张图像进行了分割实验。实验处理图像的分割阈值应该趋近相等,所

(下转第 187 页)