

基于直方图偏差约束的快速模糊C均值图像分割法

田军委^{1,2}, 黄永宣¹, 于亚琳³

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 西安工业大学机电工程学院, 710032, 西安;
3. 陕西华经微电子股份有限公司, 710062, 西安)

摘要: 为了解决传统模糊C均值(FCM)聚类分割算法计算耗时的问题,提出了在直方图偏差约束条件下的快速FCM图像分割算法. 通过对原始图像重新采样以减小FCM算法数据处理的数量,利用平滑后归一化直方图的距离偏差作为约束条件来计算合适的采样率,以控制重新采样产生的图像失真,得到满足正确分割所需要的阈值,并在采样率计算中采用黄金分割法搜索满足约束条件的采样率. 实验结果表明,在保持传统FCM聚类算法分割效果的前提下,所提算法的分割时间分别仅为传统的FCM、二维熵、Otsu等算法的3.0%~11.2%、9.2%~30.2%和15.0%~52.0%.

关键词: 图像分割;模糊C均值;直方图约束

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)04-0430-05

Fast Fuzzy C-Means Image Segmentation Method Based on Histogram Deviation Constraints

Tian Junwei^{1,2}, Huang Yongxuan¹, Yu Yalin³

(1. School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. School of Mechanical and Electronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710032, China;
3. Shaanxi Huajing Micro-Electronics Co. Ltd., Xi'an 710062, China)

Abstract: In order to solve the problem that the traditional fuzzy C-means (FCM) segment algorithm is time consuming, a fast FCM algorithm based on histogram deviation constraints is proposed, in which the initial image is re-sampled to reduce the quantity of data processing, the distance deviation of normalized histogram after smoothing is utilized as a constraint condition to calculate proper sample rate so as to control the image distortion due to resample, and the required threshold satisfying the correct segmentation is obtained. The golden section searching algorithm is used to search the sample rate meeting the constraint condition. Experimental results show that the segment time of the proposed algorithm is only 3.0%-11.2%, 9.2%-30.2% and 15.0%-52.0% of the traditional FCM, 2D entropy and Otsu algorithm respectively while keeping the same segment effect as that the traditional FCM has.

Keywords: image segmentation; fuzzy C-means; histogram constraint

在机器视觉和图像理解中,图像分割是非常重要的环节,图像理解、评价和测量结果取决于目标分割正确和精确的程度. 目前,常用的图像分割方法有阈值方法、边缘检测法、区域跟踪法等,其中阈值方法因其简单且性能稳定而成为图像分割的基本技术之一. 在阈值分割方法中,模糊C均值(FCM)^[1]聚

类阈值分割方法因其有较好的适应性而广泛应用于图像分割领域^[2-3].

传统FCM聚类分割算法计算耗时,对噪声图像的鲁棒性也不强^[4],为了增强FCM聚类分割方法的鲁棒性,提高计算效率,一些学者采用了鲁棒性距离来取代FCM目标函数中的欧几里德距离^[5],还

有的在FCM目标函数的基础上增加了空间约束,提出FCM_S算法^[5-6],以及就FCM的自适应性提出的自适应模糊C均值(AFCM)图像分割算法、偏差修正模糊C均值(BCFCM)算法^[7-8]、将AFCM和邻域规则化模板合并到BCFCM算法中等。尽管上述算法的性能比传统FCM聚类分割算法有所提高,但分割计算耗时^[9],且比基于灰度直方图的分割算法的计算效率要低^[10-12]。利用基于直方图分割算法,当直方图的单峰或峰谷特征不明显时,就得不到最佳阈值,而FCM聚类分割算法却能获得很好的图像分割效果。

结合FCM聚类分割算法适应性强、直方图算法计算效率高,本文提出了利用直方图偏差作为约束,采用重采样数据样本的快速FCM图像分割算法。

1 传统FCM聚类分割算法

对于 $M \times N$ 的图像,其像素总数为 $n = M \times N$,假设待分割的类别数为 c ,则聚类的目标函数

$$J_e = \sum_{i=1}^c \sum_{y \in \Gamma_i} \|y - v_i\|^2 \quad (1)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为欧几里得范数; v_i 表示第 i 类样本的聚类中心; $y \in \Gamma_i$ 表示分到第 i 类的所有样本。利用模糊理论和C均值方法使式(1)的目标函数最小化,就构成了FCM聚类方法。

设 $\{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 是 n 个样本组成的样本集合, c 为预定的类别数, $\{v_j, j=1, 2, \dots, c\}$ 是 c 个聚类中心组成的集合, $\mu_j(x_i)$ 是第 i 个样本对第 j 类的隶属度函数,则相应的聚类损失函数

$$J_f = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b \|x_i - v_j\|^2 \quad (2)$$

式中: $b > 1$ 为一个可以控制聚类结果的模糊程度常数。FCM聚类分割算法要求一个样本对各个聚类的隶属度之和为1,即

$$\sum_{j=1}^c \mu_j(x_i) = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

在式(3)的约束下,式(2)的最小值

$$J(U^*, V^*) = \min(J_f) \quad (4)$$

这样可以得到满足式(4)的聚类中心 V^* 。在图像聚类分割的过程中,由于图像的数据量很大,因此采用FCM聚类分割算法非常耗时。

2 原始图像重采样率计算

对于一幅给定的数字图像,要减小其数据量,可

以考虑对该图像数据重新进行等间隔采样。一幅图像经重新采样之后,如果选取的采样率太小,数据量虽然减小了,但许多有用的信息也将丢失,这会使分割结果出现错误。为了获得正确的采样率,应遵循如下图像采样定理。

定理 设 $m_z \times n_z$ 为最小噪声区间, $\alpha \geq 1$ 为容差系数,对有限灰度级原始图像 I ,如果图像中最小信息区间为 $m_b \times n_b$,当最小采样率满足

$$\eta_{\min} \geq \alpha \frac{\max(m_z, n_z)}{\min(m_b, n_b)} \quad (5)$$

原图像结构信息可以通过采样样本 I_η 复原。

证明 设原数字图像的最小采样网格为 T_1 和 T_2 ,则无噪图像的采样网格应满足

$$T_1 < m_b, T_2 < n_b$$

当存在噪声时,采样图像能反映原始图像结构信息的采样网格约束为

$$\tilde{T}_1 \leq \frac{m_b}{m_z}, \tilde{T}_2 \leq \frac{n_b}{n_z}$$

显然, $\tilde{T}_1 < T_1, \tilde{T}_2 < T_2$ 。在二维条件下,采样周期应为

$$T \leq \min\left(\frac{m_b}{m_z}, \frac{n_b}{n_z}\right) \leq \frac{\min(m_b, n_b)}{\max(m_z, n_z)} \quad (6)$$

所以

$$\eta = \frac{1}{T} = \frac{1}{\min(\tilde{T}_1, \tilde{T}_2)} \geq \frac{\max(m_z, n_z)}{\min(m_b, n_b)}$$

为了确保有用信息引入容差系数 α ,因有

$$\eta_{\min} \geq \alpha \frac{\max(m_z, n_z)}{\min(m_b, n_b)} \quad (\alpha \geq 1)$$

证毕。

由上述定理可以得到下述推论。

推论1 阈值分割所需要的图像信息远小于图像自身包含的信息。

推论2 在一定的失真范围内,采样图像 I_η 的直方图与原始图像 I 的直方图形状很相似,利用直方图数据之间的关系,可以判别采样图像的失真程度。

推论3 采样图像失真程度与信息区间的丢失量成正比。

根据上述定理和推论,可以用采样图像与原始图像直方图之间的关系来选取合适的采样率。

$M \times N$ 图像的灰度直方图的数学模型为

$$H = \{h_k \mid h_k = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta_{ij}(k), k = 0, 1, \dots, T\} \quad (7)$$

式中: T 为灰度级数; $\delta_{ij}(k)$ 可定义为

$$\delta_{ij}(k) = \begin{cases} 1 & I(i,j) = k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad k = 0, 1, \dots, T \quad (8)$$

若图像分辨率在一定的范围内减小, 直方图的统计特性不会改变. 在不同采样率下的 512×512 像素的 Lena 图像直方图曲线如图 1 所示.

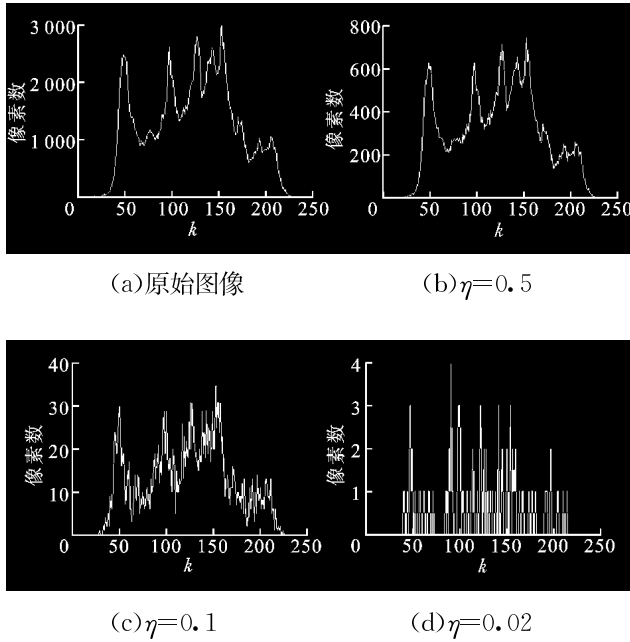


图1 不同采样率下的 Lena 图像直方图

从图 1 可以看出, 随着采样率的减小, 直方图的形貌也在发生变化, 其中 $\eta=0.5$ 、 $\eta=0.1$ 的形态和变化趋势与原图像基本相同, 而当 $\eta=0.02$ 时, 采样图像与原始图像的直方图就有很大的差别. 由图 1 还可以看出, 直方图曲线的幅度随着采样率的减小而减小.

为了判别图像失真的情况, 必须提取直方图的轮廓信息, 使采样图像与原图像的直方图处于统一规范之中. 轮廓信息的提取采用加窗平均法, 而直方图数据集 H 经轮廓提取后的集合为

$$H_f = \left\{ h_{fk} \mid h_{fk} = \frac{1}{w} \sum_{i=1}^w h_{k+i}, \quad k = 0, 1, \dots, T-w \right\} \quad (9)$$

当 $k > T-w$ 时, h_{fk} 取后续数据的平均值.

对 H_f 进行归一化处理, 得到归一化直方图 $\tilde{H}$, 其定义为

$$\tilde{H} = \left\{ \tilde{h}_k \mid \tilde{h}_k = a \frac{h_{fk} - \min(H_f)}{\max(H_f) - \min(H_f)}, \quad k = 0, 1, \dots, T \right\} \quad (10)$$

式中: a 为幅值放大倍数.

对图 1 中的直方图曲线进行平滑、归一化处理后的直方图曲线如图 2 所示.

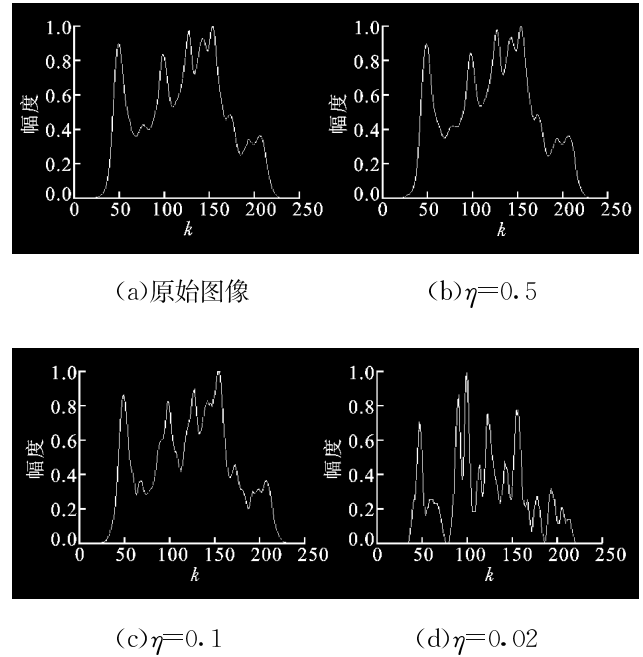


图2 图1经平滑、归一化处理后的直方图

由图 2 可以看出, 经轮廓提取后, 剩下的基本是处在统一范围内的直方图轮廓. 为了判别采样后的图像直方图与原始直方图的偏离程度, 可定义 $\tilde{H}$ 、 $\tilde{H}_\eta$ 2 个集合的形状距离

$$d_s = \frac{1}{T} (\tilde{H}_{d\eta} \tilde{H}_{d\eta}^T)^{1/2} \quad (11)$$

式中: $\tilde{H}_{d\eta} = (\tilde{H} - \tilde{H}_\eta) - E(\tilde{H} - \tilde{H}_\eta)$, $\tilde{H}_\eta$ 是采样率为 η 时图像轮廓提取后的直方图; d_s 为直方图之间的平均距离. 为了更客观地描述直方图的变化, 本文对直方图进行了分段处理, 并分析了各段的情况.

将灰度级区间等间隔地划分为 r 个区间, 则各段的直方图距离偏差

$$d_{si} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\tilde{h}_{i+j-1} \tilde{h}_{\eta i+j-1})^{1/2}, \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (12)$$

式中: k 为区间长度. d_s 与 d_{si} 的关系为

$$d_s = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r d_{si}$$

取 d_{si} 中最大的值作为衡量参数, 即

$$d = \max(d_{si}), \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (13)$$

可在 $(0, 1)$ 重采样率范围内, 用 0.618 法或黄金分割法搜索, 选取满足直方图偏差约束 $[d_{\min}, d_{\max}]$

的采样率.假设上一步重采样率为 η_{old} ,当前的搜索步长和采样率分别为 h 和 η ,则

$$\left. \begin{aligned} h &= \eta_{old} p \\ \eta &= \eta_{old} - h \end{aligned} \right\} d < d_{\min} \quad (14)$$

$$\left. \begin{aligned} h &= \eta_{old} (1 - p/2) \\ \eta &= \eta_{old} + h \end{aligned} \right\} d > d_{\max} \quad (15)$$

式中: $0 < p < 1$ 为表征搜索变化率的参数,这里 $p = 0.618$. 采样率选取算法步骤如下.

步骤 1: 给定初始搜索步长 h 和 p 值,给定初始采样率 $\eta_{old} = 1$,且令 $\eta = \eta_{old} - h$.

步骤 2: 用 η 对原图像进行采样,根据式(12)、式(13)计算原始图像与采样图像直方图之间的偏差 d .

步骤 3: 如果 $d < d_{\min}$,令 $\eta_{old} = \eta$,利用式(14)计算下一步重采样率,上转步骤 2.

步骤 4: 如果 $d > d_{\max}$,令 $\eta_{old} = \eta$,利用式(15)计算下一步重采样率,上转步骤 2.

步骤 5: 当 $d \in [d_{\min}, d_{\max}]$ 时,结束搜索,返回重采样率 η .

计算出 η 之后,就可以利用 η 采样所得图像作为样本进行 FCM 聚类分析,计算阈值并进行图像分割.

3 实验及分析

对 Lena、Blood 和 Bacteria 等图像在 $\eta \in [0.02, 0.9]$ 采样率范围内计算直方图偏差,采样率与直方图偏差之间的关系如图 3 所示.

由图 3 可以看出:当 $\eta > 0.2$ 时, d 随 η 的减小而增加,且数值较小、变化缓慢;当 $\eta < 0.2$ 时, d 的变化幅度开始增加.这说明,随着采样率的减小,采样图像直方图与原图像直方图之间的差异在加大,因而图像的失真程度也在不断增加.若采样率较大,则采样图像失真较小,也就是采样图像信息能够包

含原始图像信息;若采样率过小,采样图像的失真情况迅速增加,原图像信息大量丢失,这时用采样图像分析法就会影响 FCM 聚类分割结果,所以采样率应该在变化平缓区域内选取.

采用不同的图像分割算法,并在 $[0.15, 0.2]$ 直方图距离偏差约束下,对 Lena、Bacteria 图像进行分割,结果如图 4、图 5 所示.

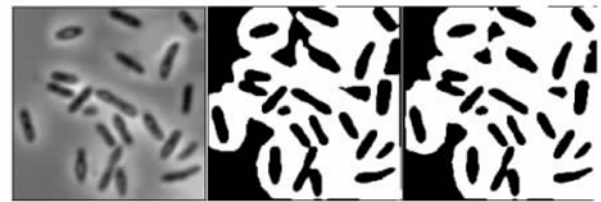


(a)原始图像 (b)传统 FCM 聚类 (c)二维熵

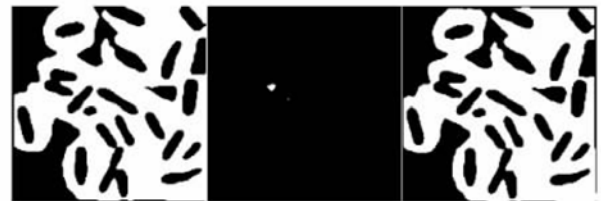


(d)Otsu (e)一维熵 (f)本文算法

图 4 采用阈值法对 Lena 图像的分割结果



(a)原始图像 (b)传统 FCM 聚类 (c)二维熵



(d)Otsu (e)一维熵 (f)本文算法

图 5 采用阈值法对 Bacteria 图像的分割结果

由分割结果可以看出,本文算法的分割效果与传统 FCM 聚类分割效果基本相同,最大阈值之差仅为 2 个像素,而一维熵分割法与 FCM 聚类分割法的阈值之差较大,特别是在 Bacteria 图像分割时,一维熵分割法出现了严重的错误,这表明一维熵分割法在非双峰直方图的分割上效果不理想.二维熵

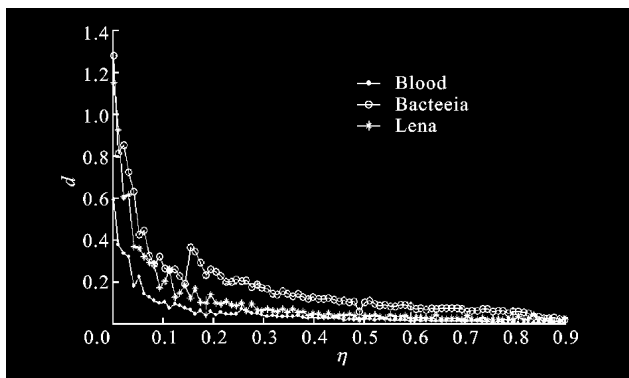


图 3 采样率和直方图偏差之间的关系

分割法与 FCM 聚类分割法的阈值之差较大,但没有出现分割错误.实验结果同时证明,一维、二维熵分割法稳定性均不如 FCM 聚类分割算法.

由于本文算法利用采样图像作为输入数据,因此数据样本空间大大减小,数据处理的效率大大提高.各种算法的分割时间见表 1.

表 1 各种算法分割时间 ms

图像	分割时间				
	FCM 聚类	二维熵	Otsu	一维熵	本文算法
Lena	6 940	2 283	1 402	61	210
Bacteria	1 161	431	250	40	130

由表 1 知,一维熵分割法的计算速度最快,其次是本文算法,而传统 FCM 聚类法耗时最多.本文算法平均用时是传统 FCM 聚类分割算法的 7.0%,计算速度提高了 9~33 倍;是二维熵分割算法的 17.2%,计算速度提高了 3~11 倍;是 Otsu 分割算法的 28.9%,计算速度提高了 2~7 倍;是一维熵分割算法的 3 倍,计算效率略为逊色.一维熵分割算法在分割 Bacteria 图像时出现严重错误,所以它的适应性仍不如本文算法和传统 FCM 聚类分割算法.

4 结 论

本文在继承传统 FCM 聚类分割算法优点的基础上,又在直方图偏差约束条件下,通过对原始图像进行重新采样来减少数据量,从而提高了 FCM 聚类算法的计算效率.在采样率的计算中,根据规范化直方图距离偏差与采样率之间的关系,引入了黄金分割搜索算法,以提高搜索速度.

对不同的图像分割算法进行了实验比较,结果表明本文算法的图像分割时间仅为传统 FCM 聚类分割算法的 3.0%~11.2%,二维熵分割算法的 9.2%~30.2%,Otsu 分割算法的 15.0%~52.0%.与一维熵分割算法相比,本文算法的计算效率相对偏低,但分割稳定性却显优势.

在采样过程中,本文算法所用时间与采样率有关,因而对不同图像,其处理的速度存在差异.采样图像的大小是否存在下界,这还需要进一步研究.由于改进的 FCM 聚类分割算法的计算效率有了明显的提高,这使得实时多阈值的图像分割成为可能,有关问题也将有待于进一步研究.

参考文献:

[1] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective

function algorithms [M]. New York: Plenum, 1981.

- [2] Yamany S M, Farag A A, Hsu S. A fuzzy hyperspectral classifier for automatic target recognition (ATR) systems [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20 (11/13):1431-1438.
- [3] He Renjie, Datta S, Sajja B R, et al. Adaptive FCM with contextual constrains for segmentation of multi-spectral MRI [C]//Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, USA: IEEE, 2004:1660-1663.
- [4] Hathaway R J, Bezdek J C. Generalized fuzzy C-means clustering strategies using L norm distance [J]. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2000, 8(5):576-572.
- [5] Liew A W C, Leung S H, Lau W H. Fuzzy image clustering incorporating spatial continuity [J] Inst Elec Eng Vis Image Signal Process, 2000,147(2):185-192.
- [6] Liew A W C, Yan H. An adaptive spatial fuzzy clustering algorithm for 3-D MR image segmentation [J]. IEEE Trans Med Imag, 2003,22:1063-1075.
- [7] 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 Imag, 2002, 21:193-199.
- [8] Li Xiang, Li Lihong, Lu Hongbing, et al. Inhomogeneity correction for magnetic resonance images with fuzzy C-means algorithm [C]//Proceeding of SPIE, Medical Imaging 2003: Image Processing. San Diego, USA: The International Society for Optical Engineering, 2003:995-1005.
- [9] Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(4):1907-1916.
- [10] Otsu A N. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics,1979, 9(1):62-66.
- [11] de Albuquerque M P, Esquet I A, Mello A R Q. Image thresholding using Tsallis entropy [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25:1059-1065.
- [12] 周铭, 周惠. 基于遗传算法的自适应聚类图像阈值分割方法 [J]. 计算机工程与应用, 2005,(18):79-82.
Zhou Ming, Zhou Hui. An adaptive method of clustering image threshold segmentation based on genetic algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2005,(18):79-82.

(编辑 苗凌)