

一种改进的模糊 C-均值 (FCM) 彩色图像分割算法*

邓富强, 庞 全*

(杭州电子科技大学 生物医学工程与仪器研究所, 浙江 杭州 310018)

摘要:针对传统模糊 C-均值(FCM)聚类算法计算量大,聚类中心对初始值敏感和聚类数目不能自适应确定的缺点,提出了一种改进的 FCM 算法。首先对图像进行采样量化,并在满足视觉一致性的 $L^*a^*b^*$ 颜色空间计算并统计图像的色差信息,然后依据全局色差阈值选取初始聚类中心,对图像进行聚类分析,同时根据准则函数确定最佳聚类数,实现了聚类中心的优化选取和最优聚类数目的确定,有效减少了计算量。研究表明,改进后的 FCM 算法不仅较好地克服了传统 FCM 算法的缺点,而且聚类效果好,处理速度快,聚类效果与人的视觉感应保持了良好的一致性。

关键词:模糊 C 均值聚类算法;聚类中心;聚类数; $L^*a^*b^*$ 颜色空间;准则函数

中图分类号:TH77;TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2010)09-0116-04

An improved FCM clustering algorithm for color image segmentation

DENG Fu-qiang, PANG Quan

(Institute of Biomedical Engineering and Instrument, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Aiming at overcoming the shortages of fuzzy C-means(FCM) algorithm including its large amount of calculation, sensitivity for initial clustering center and the number of clusters can't be identified adaptively, an improved method was proposed. Firstly, the original image was sampled and quantified and transformed to $L^*a^*b^*$ color space where the chromatic aberration(CA) was calculated and censused. Then, the initial clustering centers were selected based on global CA threshold and the optimize numbers of clusters were determined by criterion function. Finally, the optimize clustering centers and numbers were realized with less amount of calculation. The results indicate that the improved FCM algorithm not only overcomes the shortages of traditional FCM algorithm effectively, but also gets a good clustering result and maintains a consistency with people's vision costing less time.

Key words: fuzzy C-means(FCM) clustering algorithm; cluster center; number of clusters; $L^*a^*b^*$ color space; criterion function

0 引 言

图像分割是图像分析和模式识别的首要步骤,也是图像处理的经典难题。基于 FCM 聚类的彩色图像分割技术是通过颜色特征空间进行模糊聚类来实现的,其关键任务是图像颜色特征空间的建立和颜色特征空间的模糊聚类。因此,一旦颜色特征空间建立起来之后,图像分割的效果就完全取决于 FCM 聚类算法的性能。然而,尽管 FCM 具有简单直观,易于实现的特点,但依然存在着“计算量大,对初始聚类中心值敏感和需要事先指定聚类数目”的缺陷。针对 FCM 存在的问题,文献[1-2]将 FCM 算法和遗传算法、区域增长算法相结合来改进 FCM 聚类效果;Li 等人^[3]提出基

于特征加权的模糊聚类新算法 NFWFCA;文献[4]结合局部空间和灰度信息,提出了 FGFCM 聚类算法。这些算法虽然都有效地改善了 FCM 算法的聚类效果,但同时又引入了其他的特征信息或者参数变量,导致算法计算量依然较大,实效性欠佳,且仍未克服 FCM 算法聚类数需要凭人工经验确定的不足。

本研究首先将图像量化为 256 或更少的颜色级,然后依据视觉一致性理论将图像转换到 $L^*a^*b^*$ 颜色空间,再提出确定聚类中心和最优聚类数目的方法,最后进行聚类操作以获得图像的分割结果。

1 经典 FCM 算法

FCM 是建立在模糊理论之上的一种柔性聚类划

收稿日期:2009-12-23

基金项目:浙江省科技计划重点资助项目(2006C23047)

作者简介:邓富强(1984-),男,山东菏泽人,硕士研究生,主要从事图像处理与模式识别方面的研究. E-mail: dengxi208@sina.com

通信联系人:庞 全,男,教授,博士生导师. E-mail: pq5142@163.com

分,是对普通 C 均值聚类算法的改进。它用隶属度来表征样本属于某个类的程度,并据此建立了隶属度矩阵 U 。其约束条件如下:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \\ 0 \leq \sum_{j=1}^n u_{ij} \leq 1 \\ 0 \leq u_{ij} \leq 1, 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n \end{cases} \quad (1)$$

FCM 算法^[5]的具体步骤:

Step 1: 初始化操作。取模糊加权指数 $m=2$, 聚类的类别数为 $C(2 \leq C \leq n)$, n 为数据样本的个数, 迭代停止阈值 ε , 初始聚类中心值 ν , 迭代次数 $i=0$ 。

Step 2: 计算由隶属度值组成的隶属度矩阵 U 。对于任意的 i, k , 如果 $d_{ik}^{(l)} > 0$, 则:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (d_{ik}/d_{jk})^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2)$$

对于任意的 i, r , 如果 $d_{ir}^{(l)} = 0$, 则 $u_{ir}^{(l)} = 1$, 且当 $j \neq r$ 时, $u_{ij}^{(l)} = 0$ 。

Step 3: 更新聚类中心:

$$v_i^{(l+1)} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^m)^{(l)} x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^m)^{(l)}} \quad (3)$$

式中 u_{ik}^m — m 次迭代后的隶属度矩阵元素; v_i^{l+1} — $l+1$ 次迭代后的聚类中心。

Step 4: 若 $\|\nu^{(l+1)} - \nu^{(l)}\| < \varepsilon$, 则算法停止, 否则转到 Step 2。其中 ε 的值可以作为参数, 根据聚类结果进行适当调整。FCM 利用上述公式进行迭代计算, 通过目标函数来测定聚类效果, 当目标函数达到最小值时, 得到聚类结果。其目标函数为:

$$\text{Min} \left(J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \right) \quad (4)$$

式中 V —由 C 个聚类中心组成的集合, $V = [\nu_i]$; d_{ij} —第 i 个样本到第 j 个聚类中心欧氏距离; m —加权系数, 取值范围 $[1, +\infty)$ 。

针对传统的 FCM 算法具有“计算量大、对聚类中心初始值敏感和聚类数目不能自适应”的缺点, 本研究通过对图像颜色量化以减少计算量, 提高处理速度, 并依据色差理论和聚类准则函数确定初始聚类中心和最优聚类数, 最终通过聚类操作获得图像聚类结果。

2 FCM 算法的改进

本研究建立的改进 FCM 算法的流程图如图 1 所示。

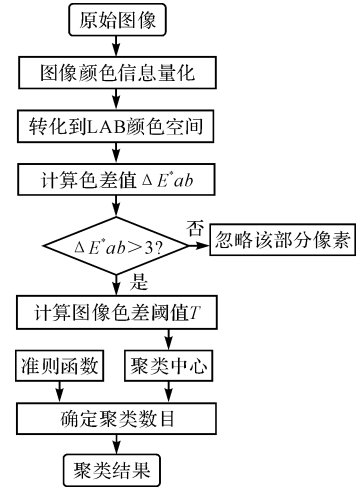


图1 改进 FCM 算法的流程图

2.1 颜色的采样量化

颜色量化^[6]是指将图像中颜色信息按最小失真标准用主要颜色代表, 并重新生成一幅图像。颜色直方图是统计图像颜色信息出现的概率, 即为图像颜色的整体分布, 具有简单且随图像大小、旋转变化不敏感的特点。本研究基于图像彩色频率特征对颜色直方图进行排序, 依照高频信息采样密度高于低频信息的原则, 把图像量化为 256 个颜色级, 有效减少图像的存储空间和后续操作的计算量。

2.2 颜色空间的选取及色差的计算

颜色是图像的重要视觉特征, 是进行分类的重要依据。 $L^*a^*b^*$ (LAB) 颜色空间是描述人眼可见所有颜色的最完备色彩模型, 有着良好的视觉一致性。而 RGB 空间中颜色的变化与视觉感应不一致, 所以需要将图像从 RGB 空间经 XYZ 空间转换到 $L^*a^*b^*$ 空间^[7], 即:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.7689 & 1.0000 & 0.0000 \\ 1.7518 & 4.5907 & 0.0565 \\ 1.1302 & 0.0601 & 5.5943 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

$$\begin{cases} L^* = 116f(Y/Y_n)^{\frac{1}{3}} - 16 & Y/Y_n > 0.01 \\ a^* = 500[f(X/X_n)^{\frac{1}{3}} - f(Y/Y_n)^{\frac{1}{3}}] \\ b^* = 200[f(X/X_n)^{\frac{1}{3}} - f(Z/Z_n)^{\frac{1}{3}}] \end{cases} \quad (5)$$

其中, 当 $t > (6/29)^2$ 时, $f(t) = \frac{1}{3} \left(\frac{29}{6} \right)^2 t + \frac{16}{116}$, 否

则 $f(t) = t^{\frac{1}{3}}$, X_n 为参照白点的 XYZ 三色刺激值。

色差 (Chromatic Aberration) 是两种颜色视觉上差异的数值表示。在 $L^*a^*b^*$ 颜色空间中任何两种颜色的相对感知差别, 可以由它们的欧几里得距离 ΔE_{ab}^* 表示:

$$\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2} \quad (6)$$

其中, $\Delta L^* = |L_1^* - L_2^*|$ 为亮度差, $\Delta a^* = |a_1^* - a_2^*|$ 和 $\Delta b^* = |b_1^* - b_2^*|$ 为色度差。在孟塞尔颜色系统中, 当 ΔE_{ab}^* 的绝对值为 1 时, 称为“NBS 色差单位”。NBS 色差值与人眼视觉感知的对照关系^[8]如表 1 所示。

表 1 NBS 色差值和颜色视觉差异的对应关系

NBS 值	0.0~0.50	0.5~1.51	1.5~3	3~6	>6
感觉程度	感觉极微	感觉轻微	感觉细微差别	感觉很明显	感觉强烈
色差程度	微小色差	小色差	较小色差	较大色差	大色差

2.3 聚类中心和聚类数目的优化确定

2.3.1 最优聚类数目的理论判定

为了评价聚类效果, 定义准则函数:

$$L(c) = \frac{S_w}{S_B} \quad (7)$$

图像总体样本的中心向量 $\bar{x}$:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{n} \quad (8)$$

各类间的距离 S_w :

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|v_i - \bar{x}\|^2 / (c-1) \quad (9)$$

各类内样本与类中心之间的距离 S_B :

$$S_B = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 / (n-c) \quad (10)$$

式中 n —图像数据样本总个数; v_i —第 i 个聚类中心; u_{ij}^m —隶属度矩阵; c —分类个数; x_j —某一样本数据。

理论上讲, 如果聚类后同类模式尽可能密集, 不同类模式尽可能分开, 则聚类效果就更合理。所以当式(7)的分子越大、分母越小使准则函数 $L(c)$ 取得最大值时, 最优聚类数目即为此时式(7)中的 c 值。

2.3.2 确定聚类中心和聚类数目的算法实现

参照表 1 中 NBS 值和颜色视觉差异的对比关系, 结合图像具体的颜色信息, 给出确定初始聚类中心值和最佳聚类数目的算法过程:

(1) 对原图进行量化和颜色空间转换, 得到颜色数为 n 的新图像。

(2) 用式(6)计算并统计图像的色差信息。建立矩阵 $Dis_{m \times 3}$, 保存 NBS 距离大于 3 的颜色信息:

$$Dis_{m \times 3}[i][3] = (colorIndex_1, colorIndex_2, dis) \quad (1 < i \leq m)$$

式中 m —存储矩阵 $Dis_{m \times 3}$ 的行数; $colorIndex_1$ 、 $colorIndex_2$ —颜色的索引号; dis —色差值即 NBS 距离。

(3) 确定 NBS 距离阈值 T 。

统计每种颜色的像素个数, 建立权值数组 $W[i]$ ($1 < i \leq m$), 存储 $Dis_{m \times 3}$ 中每个距离 dis 的权值。 $Num(colorIndex)$ 函数用来获得图像中颜色索引号为 $color-$

$Index$ 的像素数目:

$$count_1 = Num(Dis_{m \times 3}[i][1])$$

$$count_2 = Num(Dis_{m \times 3}[i][2])$$

$$W[i] = \frac{count_1 + count_2}{width \times height} \quad (1 < i \leq m) \quad (11)$$

其中, $width$, $height$ 表示图像的宽度和高度, 则距离阈值 T 可通过对 NBS 距离进行求加权平均:

$$T = \frac{\sum_{i=1}^m W(i) \times Dis_{m \times 3}[i][3]}{\sum_{i=1}^m W(i)} \quad (12)$$

其中, $dis = Dis_{m \times 3}[i][3]$ ($1 < i \leq m$)。

(4) 确定聚类中心和最优聚类数目。

按照像素数量从大到小的顺序排列图像中的颜色, 将像素数目最多的 $color_1$ 作为第 1 个聚类中心, 计算其他颜色到 $color_1$ 的 NBS 距离 D_{NBS} ; 选择 $D_{NBS} \geq T$ 且颜色数目最多的 $color_2$ 为第 2 个聚类中心; 再以此原则选择与 $color_1$, $color_2$ 两个聚类中心的 NBS 距离均大于或等于 T 且颜色数目最多的 $color_3$ 为第 3 个聚类中心。依次类推, 直到没有符合条件的颜色再被选中为止。这样最终就得到一个具有特定数目的颜色集合:

$$colorSet \{ color_1, color_2, \dots, color_{k-1}, color_k \}$$

依据式(7)分别计算当聚类数为 i ($2 \leq i \leq k$) 时准则函数的值, 若当 $i = c$ 时, $L(c)$ 取最大值, 则最优聚类数即为 c ($2 \leq c \leq k$) 值, 初始聚类中心即为 $\{ color_1, color_2, \dots, color_c \}$ 。

传统 FCM 算法单次迭代的计算负担主要集中在 V_i 和 U_{ik} 的乘、除运算。设一幅图像像素总数为 n , 聚类数为 c , 则每次迭代计算 V_i 至少需要 $c \times n$ 次乘法和 c 次除法(未计指数运算), 计算 U_{ik} 至少需要 $(c-1) \times c \times n$ 次除法, 而本研究首先通过图像的颜色信息量化将参与运算的像素数降为 n_0 ($n_0 = n$), 然后采用图像色差值 $\Delta E_{ab}^* \geq 3$ 的部分进行聚类, 有效地减少了图像的存储空间和计算量。

文献[9]用模糊划分熵来验证最佳聚类数的正确性, 该方法在处理纯数据时能够取得良好效果, 但算法对内外因素敏感, 需要针对不同数据情况进行具体分析。文献[10]利用层次划分确定最佳聚类数, 虽然也取得了不错的效果, 但其算法参数 ε 的取值会对聚类结果产生重要影响, 且未能给出确定 ε 取值的方法。本研究方法只充分利用了图像的色差信息进行聚类, 不受图像其他属性的影响。同时, 在确定最佳聚类数的准则函数中也不存在需要经验确定的参数值, 这样就保证了聚类数计算结果的稳定性。

3 实验结果分析

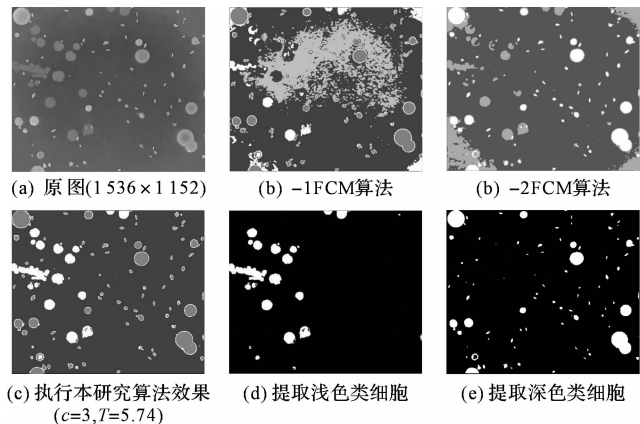


图2 多色目标图像

实验提出的方法在PIII-800, WindowXP 平台上实现,测试图像库约有2 500 幅图像,所有图像均为24 位真彩图像。由于在聚类操作之前对图像进行了颜色数量级量化,大大降低了计算量和复杂度,提高了处理速度,使得图像的实时处理成为可能。多色目标图像如图2 所示,从对图2 的处理来看,图2(b)没有将各个特征区域清晰的表达出来,并且产生了严重的误分割。而图2(c)得到的聚类结果层次清晰,特征区域表达准确。图2(d)和图2(e)分别是对图2(c)的聚类

结果进行了分类提取。对颜色信息不同的其他图像进行处理,其结果分别如图3~图5 所示。本研究算法和传统FCM 算法性能比较如表2 所示。从处理结果和表2 来看,本研究方法不仅有效提高了处理速度,而且获得了比传统FCM 算法更好的聚类效果。

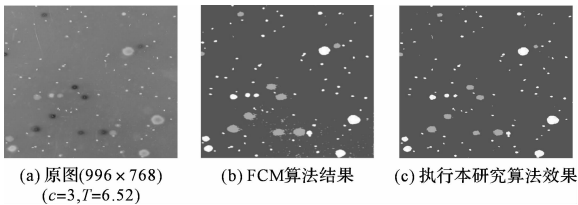


图3 多种霉菌细胞混合图像

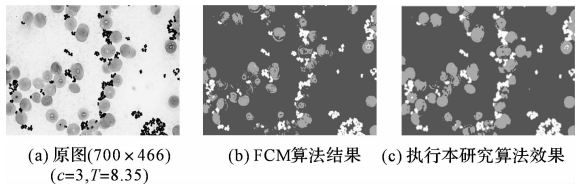


图4 多种藻类细胞混合图像

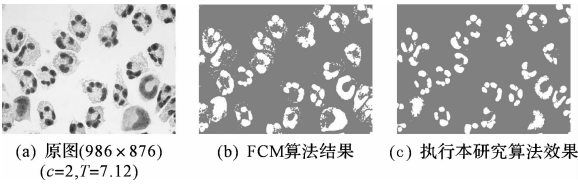


图5 染色细胞图像

表2 本研究算法和传统FCM 算法性能比较

图像	尺寸	聚类中心个数	阈值 T	本研究算法聚类中心初始值	耗时/s	
					FCM 算法	本研究算法
图2	1 536 × 1 152	3	5.74	(132 130 123), (185 139 128), (53 131 93)	15.4	7.94
图3	768 × 996	3	6.52	(90 126 132), (135 126 136), (162 133 188)	8.91	4.82
图4	700 × 466	3	8.35	(242 244 241), (169 111 109), (4 5 33)	6.45	3.46
图5	986 × 876	2	7.12	(218 252 254), (64 58 166)	9.78	5.13

4 结束语

本研究提出的改进算法不需要事先确定初始聚类中心和聚类数目,优化了传统FCM 算法的性能,同时通过图像采样量化大大降低了存储空间和计算量,使得图像或视频的实时处理成为可能,为基于内容的图像检索提供了一个可行的途径。这种将多种方法和手段相结合用以解决问题的理念也为以后的研究工作提供了更广阔的视野。

参考文献 (References):

[1] 朱 斌,管 莉,张胜超,等. 基于优化遗传算法的模糊聚类图像分割算法[J]. 弹箭与制导学报,2008,28(4):190-198.
[2] LI Qing-zhong, SHI Wei, CHU Dong-sheng. A color image segmentation method by fusion of clustering and region growing[J]. Computer Engineerings and Applications,2006,42(14):76-78.

[3] LI J, GAO X B, JIAO L C. A new feature weighted fuzzy clustering algorithm[J]. ACTA Electronica Sinica,2006,34(1):412-420.
[4] CAI W L, CHEN S C, ZHANG D Q. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for imagesegmentation[J]. Pattern Recognition,2007,40(3):825-833.
[5] 章毓晋. 图像工程(中册:图像分析)[M]. 北京:清华大学出版社,2005.
[6] 陈树彬,王小铭. 一种基于彩色图像频率特征的颜色量化算法[J]. 华南师范大学学报:自然科学版,2009(3):36-38.
[7] 吕艳娜,朱 晓,朱长虹. 计算机数字图像处理常用颜色空间及其转换[J]. 计算机与数字工程,2006,34(11):54-56.
[8] 汪哲弘,徐海松. 基于视觉容差与色调角相关性的色差公式评价[J]. 光学学报,2008,29(7):1215-1219.
[9] SUN Cai-zhi, WANG Jing-dong, PAN Jun. Research on the method of determining the optimal class number of fuzzy cluster[J]. Fuzzy Systems and Mathematics,2007,15(1):89-92.
[10] 陈黎飞,姜青山,王声瑞. 基于层次划分的最佳聚类数确定方法[J]. 软件学报,2008,19(1):62-72.