

文章编号:1000-582X(2007)01-0089-04

基于特征散度的模糊彩色图像分割算法*

施成湘^{1,2}, 杨丹³, 查振家², 张小洪³

(1. 重庆教育学院 数学系, 重庆 400067; 重庆大学 2. 数理学院; 3. 软件工程学院, 重庆 400030)

摘要:为提高算法的普适能力,提出了一种新的基于特征散度的模糊彩色图像分割算法(FD-CIS).算法引入了特征散度和模糊相异性函数来度量差异性,利用特征散度进行数据聚类,实现图像的区域融合.实验证明,算法较好地降低了彩色图像大样本数据的运算量,简单而有效地解决了过度分割现象,避免了聚类算法对初始条件的依赖性,与人的主观视觉感知具有良好的一致性.

关键词:特征散度;模糊相异性;聚类;彩色图像分割

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

1 问题的提出

一直以来,对颜色的感受是人类对电磁辐射中可见部分里不同频率知觉的体现.由于彩色图像比灰度图像提供的信息更多,并且随着计算机处理能力的快速提高,彩色图像处理正受到人们越来越多的关注,彩色图像的分割在近年来也就越来越引起人们的重视.许多原用于灰度图像分割的方法并不适合于直接彩色图像.现在已提出的彩色图像分割方法主要包括阈值法^[1]、聚类法^[2]、熵阈值与博弈论标记结合法、区域分裂合并、边缘检测方法^[3]、模糊方法^[4]和神经网络方法等.

所谓图像分割是指将图像中具有特殊意义的不同区域分开来,这些区域是相互不相交的,每个区域满足灰度、纹理、彩色等特征的某种相似性准则.聚类方法中最为著名的是模糊C均值聚类(FCM)算法.利用此聚类方法进行彩色图像分割具有直观、易于实现、分割效果好等特点,但仍存在如下问题:1)收敛到局部极值;2)算法性能依赖于初始聚类中心;3)须事先确定聚类数目;4)计算量大.对于信息量丰富的彩色图像,这些都限制了它的进一步应用.基于数学形态学理论的分水岭分割算法是由S. Beucher和Lantuejoul最早提出的.该算法对微弱边缘敏感,而且可以得到单像素宽的、连通的、封闭的及位置准确的区域轮廓,并且计

算速度相对较快.但是分水岭算法多存在过分割现象,原因在于检测的局部极值过多,从而造成区域极值过多.这是由于图像中的非规则灰度扰动和噪声而造成的.因此直接运用分水岭变换往往难以产生令人满意的分割效果.彩色图像分割是一个大样本数据分类问题.对于彩色空间远大于样本数据的彩色图像,过分割的现象更为严重.因此,为避免对初始条件的随机化和庞大的计算量,仅将分水岭算法作为彩色图像的预分割过程,用以提取特征向量,提高聚类分割的运算速度.

样本数据在特征空间的结构是无穷的,紧致、界限清晰、比例均衡的类群是很少存在于真实数据中的,因而没有一种相似性度量或聚类准则是普遍适用的.而在图像分割中算法和准则的提出又往往是面向问题的,因此普适能力较弱.所以,算法采用了不受具体空间结构限制的特征散度来度量2个样本空间特征向量的差异性.基于特征散度的模糊彩色图像分割算法(FDCIS)就是在分水岭的预分割上提取特征向量,借助特征散度和模糊相异性对彩色图像实现聚类分割.算法详见图1.实验证明,基于特征散度的模糊分割算法普适能力强,避免了过分割的现象,能较好地提取彩色图像轮廓.

* 收稿日期:2006-07-28

基金项目:重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2005BA2002)

作者简介:施成湘(1979-),女,重庆大学硕士研究生,主要从事数字图像处理方向研究.杨丹,男,教授,博士生导师,电话(Tel.):023-65111025, E-mail:dyang@cqu.edu.cn.

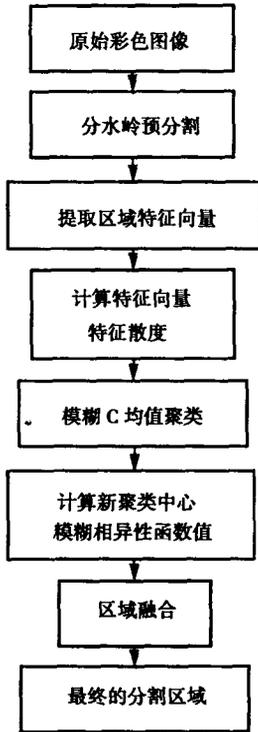


图1 算法流程图

2 理论及原理

2.1 特征散度

定义1 交叉熵,也称有向散度,是一种用来度量2个概率分布, $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ 之间信息量差异的量,其定义如下:

$$D(P, Q) = \sum_{i=1}^N p_i \ln \frac{p_i}{q_i} \quad (1)$$

它的对称形式称为对称交叉熵,其定义为:

$$D(P:Q) = \sum_{i=1}^N p_i \ln \frac{p_i}{q_i} + \sum_{i=1}^N q_i \ln \frac{q_i}{p_i} \quad (2)$$

有向散度既可以看成是2个概率系统的信息量差异,也可以看成是采用 P 取代 Q 作为系统概率分布时,单个系统信息量变化的期望值,这时称 P 为后验分布, Q 为先验分布. 有向散度是一类下凸函数,满足非负性和同一性. 当 P 和 Q 完全一致时可以取到最小的零值. 在图像分割中虽然无法通过一两幅图像估计出某种特征量的准确概率分布,但是特征向量本身可以直接观测或计算得到,比如灰度、梯度、功率谱等等. 基于此,定义一种度量2个样本在特征空间里差异的矢量——特征散度.

定义2 设样本 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_s\}$, $g = \{g_1, g_2, \dots, g_s\} \in$ 特征空间 R^s , 特征散度矢量定义为:

$$D(f:g) = [d(f_1:g_1), d(f_2:g_2), \dots, d(f_s:g_s)]^T, \quad (3)$$

式(3)中各分量

$$d(f_i:g_i) = f_i \ln \frac{f_i}{g_i} + g_i \ln \frac{g_i}{f_i}, i = 1, 2, \dots, s, \text{具有对}$$

称形式. 当样本数据特征矢量中的元素取正值时,特征散度的各分量满足非负性和同一性(零值取在 $f_i = g_i$ 时). 特征散度对特征空间的结构没有什么限制,所以普适能力较强. 在图像聚类分割里, f 与 g 分别代表的是任意2个聚类中心的特征值,用 $D(f:g)$ 来度量这2个聚类中心的差异性.

2.2 形态学原理

分水岭分割算法的思想最初源于测地学的地形地貌,而图像中每一点的灰度值则代表该点的海拔高度. 分水岭变换将图像视为3D地貌表面,其中山峰对应灰度极大值,山谷对应极小值,通过检测地貌局部极小值对应的堤坝即可确定区域的轮廓水线. 分水岭区域分割法是一种分割图像中的相接触目标的形态学方法. 它的基本过程是连续腐蚀图像.

2.3 模糊 C 均值聚类

通过在2.2节对彩色所进行的水分岭预分割,提取了特征向量. 特征向量按照不同的要求,在不同的情况下就会有不同的提取法. 它有可能是一维,二维,甚至 n 维的. 因此就用不受具体空间结构限制的特征散度来度量2个样本空间特征向量的差异性,即用特征散度取代原始算法的欧氏距离,实现模糊 C 均值的数据聚类. 它的具体步骤如下:

1) 给定聚类类别数 $c, 2 \leq c \leq n, n$ 是数据个数,设定迭代停止阈值 ϵ , 初始化聚类原型模式 $P^{(0)}$, 设置迭代计数器 $b = 0$;

2) 用式(4)、式(5)计算或更新划分矩阵 $U^{(b)}$:

对 $\forall i, k$, 如果 $\exists D_{ik}^{(b)} > 0$, 则有

$$\mu_{ik}^{(b)} = \left\{ \sum_{j=1}^c \left[\left(\frac{D_{ik}^{(b)}}{D_{jk}^{(b)}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right] \right\}^{-1} \quad (4)$$

如果 $\exists i, r$, 使得 $D_{ir}^{(b)} = 0$, 则有

$$\mu_{ir}^{(b)} = 1, \text{且对 } j \neq r, \mu_{ij}^{(b)} = 0, \quad (5)$$

其中, $D_{ik}^{(b)}$ 就是特征散度值.

3) 用式(6)更新聚类原型模式矩阵 $P^{(b+1)}$:

$$p_i^{(b+1)} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^{(b+1)})^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik}^{(b+1)})^m}, i = 1, 2, \dots, c. \quad (6)$$

4) 如果 $\|P^{(b)} - P^{(b+1)}\| < \epsilon$, 则算法停止并输出划分矩阵 U 和聚类原型 P , 否则令 $b = b + 1$, 转向1). 其中, $\|\cdot\|$ 为某种适合的矩阵范数.

2.4 模糊相异性度量

由聚类算法,可以得到每一个类的模糊隶属度函数值.它表征的是每一个类内元素对聚类中心的隶属程度.对于每一个分割区域 $i, \tilde{A}_i = \{\mu_{ik}, k=1 \dots C\}$ 所包含的信息可以用来计算模糊相异性,用于衡量区域之间的相异程度,以利于后续的图像的融合.

模糊相异性函数定义如下^[5]:

$$FD_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^c \min(\max(\mu_{ik}, \mu_{jk})) + \{1 - [\sum_{k=1}^c \min(\mu_{ik}, \mu_{jk})]\}}{2} \quad (7)$$

式(7)中, μ_{ik} 是在第 k 次聚类中区域 i 的模糊隶属度值, \max 、 \min 分别是最大和最小算子.

相异性函数是定义在隶属度值上的,那么这空间就与聚类个数有着相同的维数 C .由向量 $\tilde{A}_i = \{\mu_{ik}, k=1 \dots C\}$ 所定义任意2个区域的相异性就与图像聚类联系起来.在图像区域上进行融合时,设定阈值 δ ,当任意2个区域之间的模糊相异性小于 δ 时,合并2个区域,直到大于阈值 δ ,终止合并.

3 基于特征散度的模糊分割算法(FDCIS)

- 1) 设定区域融合阈值 δ ; 根据图像直方图的峰值确定初始聚类数 c ;
- 2) 对输入的彩色图像进行分水岭预分割,提取区域的特征向量——灰度均值.
- 3) 根据式(3)计算特征向量的特征散度;
- 4) 对提取的特征散度进行模糊 c 均值聚类;
- 5) 根据模糊聚类算法得出的模糊隶属度函数值,

由式(7)计算每一个区域之间的模糊相异性;

6) 根据阈值 δ , 当任意2个区域之间的模糊相异性小于 δ 时,合并二区域,直到大于阈值 δ ;

7) 对上述得到的区域分类进行腐蚀与膨胀^[6-7], 实现最终的分割.

4 实验结果与分析

彩色图像分割是一个大样本数据处理的过程,有别于一般的灰度图像.图2显示了基于特征散度的分割算法(FDCIS)对彩色图像所进行的区域分割.在对算法的实现中,选取了有代表性的2幅实验图片.如图2所示,组图中第1列是标准的彩色实验图片 Lena 和 Peppers.第2,3列是分别通过文中算法在不同的阈值下所得到的分割结果.第4列是人工分割所得到的区域图像.第5列是传统的分水岭算法得到的分割.通过对比几种分割得到的区域,可以很明显的看到:对于标准的 Lena 彩色图像,在背景的处理上,文中算法区域融合较人工分割更好,而在不同的阈值下所提取的区域也不同,阈值 $\delta = 0.01$ 的分割在局部区域连通性上没有 $\delta = 0.05$ 的分割效果好,相比之下, $\delta = 0.05$ 的文中算法较优;在对 peppers 图像的分割上,可以看到使用文中算法所得到的每个辣椒的轮廓都层次分明, $\delta = 0.05$ 的分割较 $\delta = 0.01$ 完整,在单个辣椒轮廓的提取上也比人工分割完整.并且,为验证实验效果,算法与传统的分水岭分割进行了比较,可以发现分水岭算法得到的图像区域较繁杂,而 FDCIS 算法较好地避免了分水岭的过分割现象.在计算时间上,由于 Lena 图像的羽毛部分细节量要丰富许多,因此 Lena 图像耗时

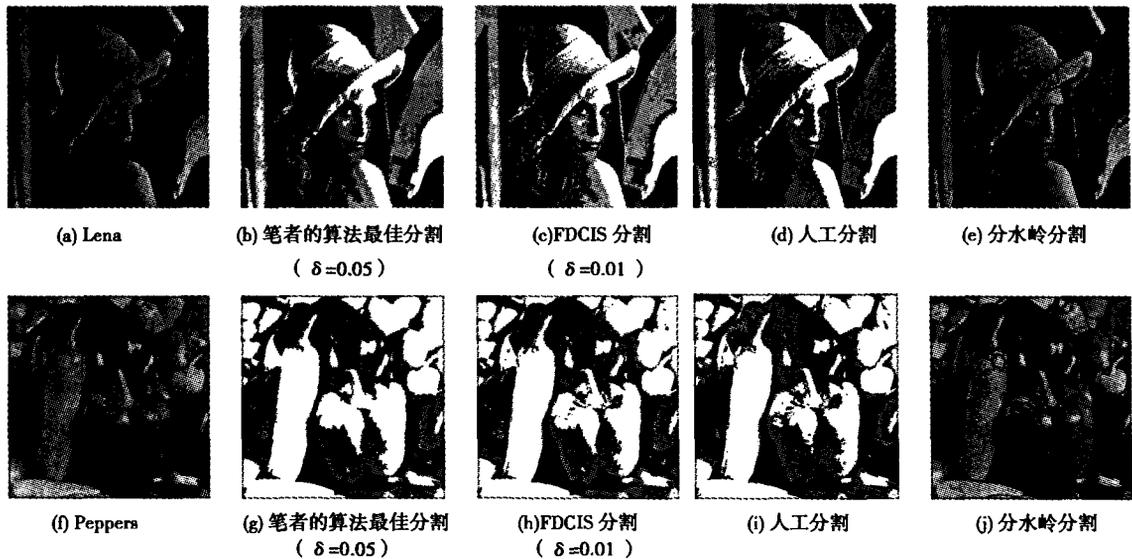


图2 彩色图像分割

99.625 0 s;而 peppers 耗时 38.360 0 s. 基于特征散度的彩色图像分割算法(FDCIS)通过分水岭算法的预分割提取特征向量,利用特征散度和模糊相异性,快速实现了图像清晰、恰当的区域分割,对各种风格的图像都适用;相比于FCM算法,由于减少了数据的输入,其计算速度较快,普适能力也更强.

5 结论

针对现今彩色图像在生活中广泛的应用,对大样本数据的处理要求也越来越高.对图像某些感兴趣部分的提取也成为人们关注的焦点.为提高分割算法的分割效果和普适能力,笔者提出了一种基于特征散度的彩色图像分割算法(FDCIS).算法以特征散度来度量2个样本空间特征向量的差异性,利用分水岭算法提取区域的特征向量,降低了运算的数据量.借助模糊相异性函数和形态学原理来实现区域的融合,去除了区域中一定阈值下的孤立点,让彩色图像的分割更符合人的视觉感受.实验证明,算法有效,可行.

参考文献:

- [1] ETY N, OFER M, AMIR A. Color image segmentation based on adaptive local thresholds[J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(1):69-85.
- [2] THOMAS Z, JOACHIM M B. Shape constrained image segmentation by parametric distributional clustering[J]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2004(1):1386-1393.
- [3] THEOHARATOS CH, ECONOMOU G, FOTOPOULOS S. Color edge detection using the minimal spanning tree[J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(4):603-606.
- [4] LUIS PATINO. Fuzzy relations applied to minimize over segmentation in watershed algorithms[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(6):819-828.
- [5] SOKRATIS M, GEORGE E, SPIROS F. A region dissimilarity relation that combines feature-space and spatial information for color image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2005, 35(1):44-53.
- [6] SOKRATIS M, IRIS V, SAHLI H, et al. Scale space segmentation of color Image using watersheds and fuzzy region merging[J]. *IEEE International Conference on Image Processing*, 2001(1):734-737.
- [7] SOKRATIS M, GEORGE E, FOTOPOULOS S. A fuzzy region dissimilarity measure using feature space information [J]. *Digital Signal Processing*, 2002, 2:1097-1100.

Segmentation of Color Image Based on Feature Divergence and Fuzzy Theory

SHI Cheng-xiang^{1,2}, YANG Dan³, ZHA Zhen-jia², ZHANG Xiao-hong³

(1. Department of Mathematics, Chongqing Education College, Chongqing 400067, China;

2. Department of Mathematics & Physics; 3. School of Software Engineering,

Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: In order to improve general adaptive capability of algorithm, the new color image segmentation algorithm based on feature divergence and fuzzy theory (FDCIS) is proposed. The algorithm introduces feature divergence and fuzzy dissimilarity function into calculation in order to measure the dissimilarity of feature vector, clusters data by means of feature divergence, and accomplishes the merge of image region. The experimental results demonstrate that the color image segmentation result of the proposed approach reduce calculation on large sample of color image, simply and effectively solve over-segmentation of color image, avoid the dependence of the algorithm on initial condition, and hold favorable consistency in terms of human perception.

Key words: feature divergence; fuzzy dissimilarity; clustering; color image segmentation