

基于特征加权的自然纹理 FCM 聚类分割算法

朱映辉¹, 江玉珍¹, 欧阳春娟²

(1. 韩山师范学院 数学与信息技术系, 广东 潮州 521041;

2. 井冈山大学 信息科学与传媒学院, 江西 吉安 343009)

摘要:为了实现自然材质的纹理分割,根据自然纹理的弱规则性特点,提出一种由图像灰度值、灰度分布统计及图像纹理能量统计作为纹理表征的特征参数,并组成三维特征矢量以实现自然纹理分割的算法。考虑到样本不同特征值对分类的不同影响,算法中引入了特征加权的FCM模糊聚类方法以提高各特征参数在聚类约束力上的可控制性,从而实现纹理图像的更有效分割效果。实验证明,该方法简单高效、可控性强,对各种自然纹理图像具有较好的纹理分割效果。

关键词:自然纹理;纹理分割;特征加权;FCM;纹理能量

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2010)01-0108-03

Natural Texture Segmentation Algorithm Based on Weighted Features FCM Clustering

ZHU Ying-hui¹, JIANG Yu-zhen¹, OUYANG Chun-juan²

(1. College of Mathematics and Information Technology, Hanshan Normal University, Chaozhou 521041, China;

2. Information Science and Medium College, Jinggangshan University, Ji'an 343009, China)

Abstract: In order to carry out the texture segmentation of natural material, aiming at the weak regularity of natural texture, a natural texture segmentation algorithm combined with image pixel value, statistical analysis of grey distribution and texture energy is proposed. Considering the different function of the different sample features in classifying, the FCM clustering with weighted features is adopted in the algorithm to improve the clustering restraint controllability of the sample features, and get the better texture segmentation result. The experiments prove that the method is simple, effective, controllable and good segmentation result for various natural texture images.

Key words: natural texture; texture segmentation; weighted features; FCM; texture energy

0 引言

图像分割是图像处理中的基本问题,计算机视觉研究中目标检测、目标识别和特征提取等的精度都依赖于图像分割的质量。纹理是图像上常见的特征,是灰度(颜色)在空间以一定的形式变化而产生的图案,由许多相互接近的、互相编织的元素构成,并常具有周期性,在一定程度上反映着图像的空间性质,对纹理进行分割是图像分割的一个重要分支,也是计算机视觉领域的一个重要研究方向。一般来说纹理分割大致可以分为两个基本步骤:(a)纹理特征的提取;(b)在此基础上进行分类。但是纹理图像的分割是非常困难的,因为每幅图像中都可能会有不同的纹理,每个纹理基元的大小和形状也可能各不相同,而且绝大多数的自

然纹理并不是固定不变的,它们可能有空间变化的局部特性如方向、频率和纹理基元的大小等。在目前已有的研究中,纹理分割的方法一般分为两类:(1)基于纹理特征统计法;(2)基于纹理基元结构分析法。前者首先对图像中所呈现出来的相关纹理特征进行统计与分析,然后在此基础上实现对图像各像素的分类。后者则是先刻画出图像中的纹理基元,再从结构的组成上探索纹理的分布。从现有研究的情况看,统计方法占有主导地位,在纹理特征统计分析方法上,较典型的算法有灰度共生矩阵法^[1]、小波分析法^[2]、多通道 Gabor 滤波法^[3-8]、离散余弦变换(DCT)^[9]等。而在像素分类技术上,由于相异纹理间的接合处像素的归属存在模糊和不确定性,因此不少的算法均结合了模糊聚类方法(如模糊 c 均值聚类方法^[10])或模糊神经网络方法(如 FART 神经网络算法^[11])来实现图像分割。然而,由于纹理特别是自然纹理(如:石材、木材纹理)本身具有非匀质性及弱规则性等特性,致使其难以用

收稿日期:2009-04-14;修回日期:2009-07-08

基金项目:江西省教育厅 2008 科技项目(GJJ08417)

作者简介:朱映辉(1977-),男,硕士,讲师,研究方向为图像处理,数据挖掘,分布式计算。

一种通用的方法来定义及进行各类纹理的分割。

文中从图像的像素灰度值、图像平均灰度分布、纹理能量统计等多种角度来探索自然纹理图像的分割方法,并结合加权模糊 c 均值聚类算法,通过对各特征参数赋予一定的权重实现对各种纹理的模糊聚类分割。经过实验证明,对图像的像素灰度值、图像平均灰度分布、纹理能量统计等几个特征值引入了相应权重的模糊 c 均值聚类(FCM)能更好地调整各特征参数对聚类的影响力,提高了各特征矢量在聚类约束力上的可控制性,从而有效地提高了纹理的分割精度。

1 加权模糊 C 均值聚类(WFCM)

聚类分析是无监督模式分类的一个重要分支,在众多的实现方法中,模糊 c 均值(FCM)算法是目前比较流行的一种模糊聚类算法,其迭代过程采用了爬山技术寻求最优解,并在许多领域上都获得了非常成功的应用。然而,经典 FCM 算法不考虑样本矢量中各维特征对分类的不同影响,特征矢量项的选取是控制聚类效果的直接条件。对此,基于加权的模糊 c 均值聚类算法(WFCM)^[9]被提出,并有效地提高了各特征参数在聚类约束力上的可控制性。

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为 p 维实数空间中给定的一个有限样本子集, $x_k \in R^p$ 为第 k 个样本的特征矢量。对于任意给定的类别数 $c, 2 \leq c \leq n$, 样本集 X 的 WFCM 聚类问题可以表示成如下的数学规划问题:

$$\begin{cases} \min J_m(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c w_i \mu_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 \\ \text{s. t. } U \in M_{fc} \end{cases} \quad (1)$$

其中, w_i 为每个样本的加权系数,且满足概率约束条件 $\sum_{i=1}^n w_i = 1$; $U = [\mu_{ij}]_{n \times c}$ 为模糊划分矩阵; $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 为 c 个模糊类的聚类中心矢量集; $\|\cdot\|$ 为某种范数,用来定义样本与聚类中心的相似性测度; m 为模糊加权指数,控制聚类的模糊程度。样本集 X 的模糊 c 划分空间为:

$$\begin{aligned} M_{fc} = \{U \in R^{n \times c} \mid \mu_{ij} \in [0, 1], \forall i, j; \sum_{j=1}^c \mu_{ij} = 1, \forall i; 0 < \sum_{i=1}^n \mu_{ij} < n, \forall j\} \end{aligned} \quad (2)$$

利用拉格朗日乘子法,可以推导出式(1)的优化迭代公式:

$$\mu_{ij} = \left[\sum_{r=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_j\|}{\|x_i - v_r\|} \right)^{\frac{2}{m-2}} \right]^{-1} \quad (3)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \mu_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n w_i \mu_{ij}^m} \quad (4)$$

显然,权系数 w_i 的主要作用在于聚类中心的调整,当 $w_i = 1/n$ 时,即认为各个样本对分类的影响一致,WFCM 算法就退化为经典的 FCM 算法。

当算法收敛时就得到了 c 个聚类中心和各个样本属于各类的隶属值。文中采用最大隶属原则对样本进行划分:若 $u_{i,j} = \max_{1 \leq k \leq c} \{u_{ij}\}$, 则样本 x_j 属于第 i_0 类。

2 特征加权的 FCM 聚类纹理分割

纹理反映了物体表面的一种属性,是一种不依赖于颜色或亮度而反映图像中同质现象的视觉特征,它是物体表面共有的内在特性,包含了物体表面结构组织排列的重要信息以及其与周围环境的联系。因此纹理不仅反映图像的灰度统计信息,而且反映图像的空间分布信息和结构信息,这些信息在区域分割、识别、理解及综合中起着重要的作用。为了达到区分不同纹理的目的,必须在待分割图像中获取一些纹理测度。而选择的表征纹理的特征参数恰当与否,将直接影响到算法对纹理的识别能力,所以,特征参数的选定是纹理分割算法的关键步骤。

在各种常用的纹理特征提取算法中,多尺度小波变换、灰度共生矩阵、多通道 Gabor 滤波、离散余弦变换(DCT)等均能较好地反映纹理在不同方向或不同子带上的能量分布,在规则纹理或方向纹理的识别上可以取得显著效果。但是该类方法的弱点是计算量太大,若需较全面地描述一种纹理通常需要产生多达几十甚至更多的特征参数,且在处理的中间过程也可能产生出大量冗余的、无用的数据,极易造成特征参数的快速膨胀,最终将影响分类的速度和效果。为此,应该从纹理的实际特点出发,精简纹理参数的数量,保留并发掘最具有表征能力的参数。根据自然纹理在分布上存在规则性弱而随机性较强的特点,而且在识别上往往对纹理方向性的要求也不高,如识别某一类石材或木材纹理,无论其横置或竖置均应认为是同一种纹理。为此,根据这个思想,着重从图像的像素灰度值、平均灰度分布及纹理能量分布三个特征着手,通过引入一定的权值来探索自然纹理的分割方法。

2.1 算法步骤描述

特征加权 FCM 纹理分割算法的具体步骤如下:

(1) Gauss 低通滤波处理:对待分割图作窗口宽度为 m 模板的 Gauss 低通滤波处理,其中 m 由式(5)确定,其中, W, H 为待分割图的宽和高。滤波的目的是抑制图像噪声并获得稳定的纹理图。而后取滤波图中的各像素值作为样本的第 1 个特征参数 TZ_{Gauss} 。

$$m = \lfloor \log_2(\text{Min}(W, H)/16) \rfloor \quad (5)$$

(2) 计算样本的平均灰度:以待分割图的各像素

点为中心,按式(7)计算其所在宽度为 $2n + 1$ 的窗口平均灰度, n 由式(6)确定。一般来说,窗口宽度取值过大或过小时,会使样本平均灰度变化过于平缓或急剧,这将直接影响到区域的分割结果,这里将窗口宽度取值与分割图的大小结合起来,取图像的宽度及高度最小值的 $1/32$ 作为窗口宽度。将公式(7)所得到的值构成中心样本的第 2 个特征参数 TZ_{grey} 。其中 $G(x, y)$ 为待分割图的像素灰度值。

$$n = \lfloor \text{Min}(W, H) / 32 \rfloor \tag{6}$$

$$TZ_{grey}(x, y) = \sum_{i=x-n}^{x+n} \sum_{j=y-n}^{y+n} G(x, y) / (2n + 1)^2 \tag{7}$$

(3) 计算样本的平均纹理能量:对待分割图进行二维 Laplace 边缘检测,取 α 系数为 $1/2$, 获得 Laplace 边缘纹理图 P , 同样用宽度为 $2n + 1$ 的窗口计算平均纹理能量作为中心样本的第 3 个特征参数 TZ_{lap} , 公式如式(8)。其中 $\text{Max}(P^2)$ 为 Laplace 边缘纹理图 P 的最大的能量值。

$$TZ_{lap}(x, y) = \sum_{i=x-n}^{x+n} \sum_{j=y-n}^{y+n} P(x, y)^2 / (\text{Max}(P^2) \times (2n + 1)^2) \tag{8}$$

(4) 参数加权处理:将上述步骤中得到的各特征参数分别赋予一定权值 $[W_{Gauss}, W_{grey}, W_{lap}]$ (其中 $W_{Gauss} + W_{grey} + W_{lap} = 1$), 构成加权特征矢量 $[W_{Gauss} TZ_{Gauss}, W_{grey} TZ_{grey}, W_{lap} TZ_{lap}]$, 并用加权 FCM 算法进行模糊聚类,对聚类得到的若干分类结果分别赋值于不同的灰度值,从而实现纹理分割。

2.2 实验结果与分析

下面以两组纹理分割图进行实验,通过应用上述算法,取得的分割效果图分别如图 1 和图 2 所示。图 1(a)是 3 种不同木材纹理的人工组合图,用上述算法对其做加权 FCM 纹理分割。图 1(b)是算法步骤(2)所得的 TZ_{grey} 示意图,其反映的是待分割图的平均灰度分布情况。图 1(c)是步骤(3)所得的 TZ_{lap} 示意图,反映的是待分割图的 Laplace 边缘纹理能量分布情况,其中区域颜色越白表示纹理能量越高,反之越低。图 1(d)是各特征参数权值相同的 FCM(即经典 FCM)的分类结果,该图揭示,由于中间及右方两种木材的纹理能量相近,均权 FCM 算法对该两种木材纹理仍不能做到很好的区分。图 1(e)是各权重为 $[0.25, 0.5, 0.25]$ 的分类结果。可见,引入特征参数的权重后,增强了平均灰度分布对聚类的影响力,可以看出分割精确度得到了明显的提升,达到了比较满意的聚类效果。

图 2(a)是 4 种不同的石材纹理的组合图,对其做加权 FCM 纹理分割,图 2(b)为 TZ_{grey} 示意图,反映的是待分割图的平均灰度分布,图 2(c)为 TZ_{lap} 示意图,

反映的是待分割图的 Laplace 边缘纹理能量分布,图 2(d)为均权 FCM 的纹理分类结果,图 2(e)为各权值为 $[0.217, 0.435, 0.348]$ 的分类结果。显然,均权 FCM 算法不能很好地识别左下角石纹,且无法区分左上及右下两种石纹,而对特征参数赋予一定的权重后,能正确区分出 4 类纹理,并有效地提高了聚类的区分度。

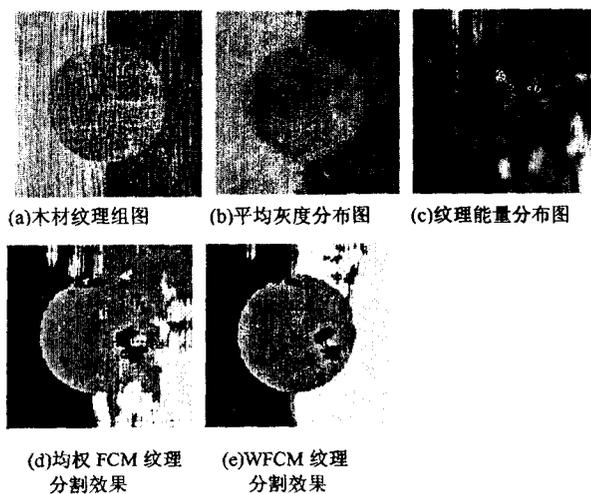


图 1 木材纹理分割效果比较图

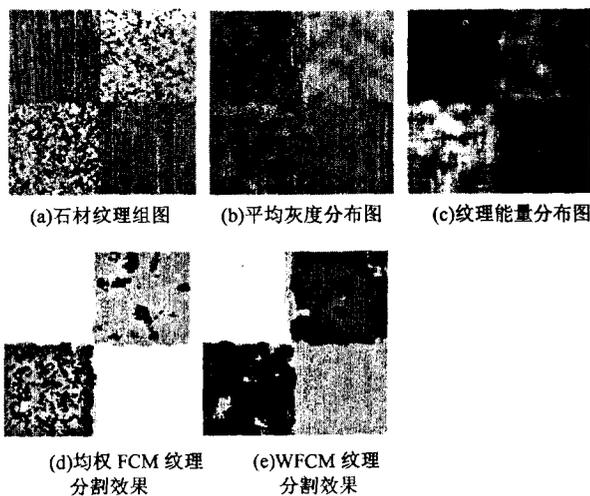


图 2 石材纹理分割效果比较图

3 结束语

经典 FCM 算法未考虑样本矢量中各维特征对分类的不同影响,特征参数的选取是控制聚类效果的直接条件,而加权的 FCM 聚类算法(WFCM)提高了各特征矢量在聚类约束力上的可控制性^[12],应用更为灵活和有效。文中在结合图像灰度值、平均灰度分布、纹理能量统计特征的基础上通过修正各特征参数的权重来探索自然纹理的分割方法。实验证明,通过引入一定特征参数权重对聚类过程的控制,算法取得较好的分割效果。

(下转第 115 页)

体服务来调用 DisConnectStand() 函数或 DisConnect256() 函数断开操作^[8]。

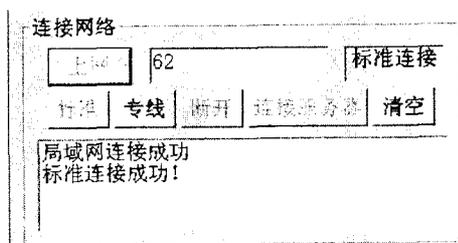


图 4 申请 Internet 服务

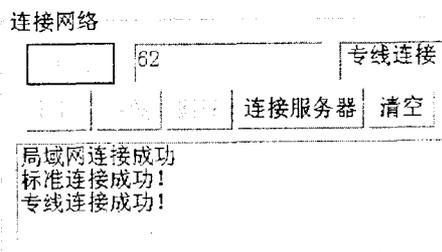


图 5 申请专线服务连接

5 结束语

文中的方法已成功用于许多基于 Inmarsat 卫星通信通道的场合,由于该课题的研究来自于实际基于 Inmarsat 开发的通信平台项目,因此给出的数据仅适用于 Inmarsat 卫星的 BGAN 通信^[9]。该课题研究的优势在于,使用现有设备开发适合用户特殊需要的软件

和服务,从而大大改善用户易用性;另一方面,在目前实现卫星通信服务的基础之上,用户可以实现各种通信服务。但文中介绍偏向于介绍 AT 指令的如何实现,鉴于资源和时间的考虑,对于 AT 指令没有做更深入的研究,需要在以后的工作中进一步完善。

参考文献:

- [1] 宋晓宇. VisualC++ 高级编程技术与实例[M]. 北京:中国水利水电出版社,2006.
- [2] 刘 骏,颜钢锋. 基于 Socket 的网络编程技术及其实现[J]. 江南大学学报:自然科学版,2004(3):249-251.
- [3] 于 涛,王 健. 基于 Socket 通讯技术的上层监控软件的实现[J]. 计算机技术与发展,2009,19(3):243-245.
- [4] Inmarsat. INMARSAT - C System Definition Manual(1-5) [M]. [s. l.]:inmarsat,2003:32-40.
- [5] 华为技术有限公司. GTM 900 AT 命令手册 Version 1.12 [M]. 深圳:华为技术有限公司,2007:40-56.
- [6] Thrane & Thrane A/S. TT-3026L/M easyTrack Transceiver Software Interface Reference Manual [M]. [s. l.]: Inmarsat,2002:10-23.
- [7] 韩利凯. 利用 SOCKET 进行网络通信程序设计[J]. 西安联合大学学报,2002(4):80-83.
- [8] Enslow P H. What is distributed data processing system[J]. IEEE Computers,1978,22(1):13-21.
- [9] 李顺亮,李满启,张均东. 基于 Inmarsat - Fleet77 的船岸综合监控系统的设计与实现[J]. 航海工程,2006(1):72-74.

(上接第 110 页)

参考文献:

- [1] Kandaswamy U, Adjeroh D A, Lee M C. Efficient texture analysis of SAR imagery[J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2005,43(9):2075-2083.
- [2] Kim Soo Chang, Kang Tae Jin. Texture classification and segmentation using incomplete tree structured wavelet packet frame and gaussian mixture model[C]// IEEE International Workshop on Imaging Systems and Techniques. Niagara Falls: IEEE, 2005:46-51.
- [3] Shi M H, Healey G. Hyper spectral texture recognition using a multiscale opponent representation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(5):1090-1095.
- [4] Jain A, Healey G. A multiscale representation including opponent color features for texture recognition[J]. IEEE Transactions on Image processing,1998,7(1):124-128.
- [5] Sheng Wen, Xia Bin. Texture segmentation method based on Gaboring filtering [J]. Infrared and Laser Engineering, 2003,32(5):485-488.

- [6] Lu Lizhen, Liu Renyi, Liu Nan. Remote sensing image retrieval using color and texture fused features[J]. Journal of Image and Graphics, 2004,9(3):328-333.
- [7] 郭 立,朱俊株,陆大虎. 基于 Gabor 小波变换的无监督纹理图像分割[J]. 微机发展(现更名:计算机技术与发展),2000,10(5):51-54.
- [8] 郭 立,陆大虎,朱俊株. 基于 Gabor 多通道滤波和 Hopfield 神经网络的纹理图象分割[J]. 计算机工程与应用, 2000,36(6):39-41.
- [9] Ng I, Tan T, Kittler J. On Local Linear Transform and Gabor filter Representation of Texture[C]// Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Iarp: IEEE, 1992:627-631.
- [10] Schneider A. Weighted Possibilistic C-mean Clustering Algorithm[C]// The 9th IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Texas: IEEE,2000:176-180.
- [11] 窦易文,卢桂馥. 基于多 FART 神经网络的彩色图像分割 [J]. 计算机工程与设计, 2008,29(23):6044-6046.
- [12] 高新波. 模糊聚类分析及其应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2004:164-171.