

利用小波变换和特征加权进行纹理分割

吴高洪 章毓晋 林行刚

(清华大学电子工程系, 北京 100084)

摘要 为了提高纹理图象分割的边缘准确性和区域一致性以及降低分割错误率, 提出了一种基于小波变换的利用特征加权来进行纹理分割的方法. 该方法包括特征提取、预分割和后分割 3 个阶段, 其中, 特征提取在金字塔结构小波变换的基础上进行, 预分割利用均值聚类算法来对原始图象进行初步的分割; 后分割则根据预分割的结果对特征进行加权, 然后利用最小距离分类器来实现图象的最后分割. 与传统的方法相比, 该方法在分割错误率、边缘准确性以及区域一致性等方面均有明显的改善.

关键词 纹理分析 纹理分割 小波变换 特征提取 特征加权

中图法分类号: TP391.4 TN919.8 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)04-0333-05

Texture Segmentation with Wavelet Transform and Feature Weighting

WU Gao-hong, ZHANG Yu-jin, LIN Xing-gang

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract To improve the accuracy of boundary locations and region homogeneity as well as to reduce the error rate in texture image segmentation, a novel approach based on wavelet transform and using feature weighting is proposed in this paper. This new technique contains three consecutive stages: feature extraction, pre-segmentation and post-segmentation. In the feature extraction stage, texture features are extracted by using the pyramid-structured wavelet transform. The original image is then segmented initially using the means clustering algorithm in the pre-segmentation stage. According to the pre-segmentation results, the extracted features are weighted and the pre-segmented image is further processed with a minimum distance classifier in the post-segmentation stage to finally get the segmented image. All technical points are clearly described and presented in detail. Some segmentation experiments with different Brodatz's texture images are performed to test the performance of the new technique and are also included. Compared with a typical traditional method, the present approach shows visible improvements both in diminishing segmentation error, and in increasing boundary precision and region harmony.

Keywords Texture analysis, Texture segmentation, Wavelet transform, Feature extraction, Feature weighting

0 引言

纹理分割作为纹理分析的重要组成部分, 其主要任务是要将图象划分成一组具有相对一致纹理特性的有限区域集, 如今它在工业自动化、生物医学图象分析等许多应用中均起着很重要的作用. 在过去的十多年里, 基于多频道或多分辨率分析的纹理分割方法已得到人们广泛关注, 而小波变换作为一种多分辨率分析工具, 则为不同尺度上信号的分析 and 表征提供了精确和统一的框架^[1,2]. 小波变换在纹

理分析中的应用是 Mallat 首先提出的^[1], 随后人们又提出了许多基于小波变换的纹理分割方法^[35].

文献^[6]报道了一种基于小波变换的利用特征加权来进行纹理分类的方法, 这种特征加权方法能够有效地提高纹理分类的效果. 本文则将这种特征加权方法用于纹理分割, 提出了一种纹理分割的新方法. 该方法以标准的金字塔结构小波变换为基础, 通过特征提取、预分割和后分割 3 个阶段对纹理图象进行分割.

1 小波变换

小波变换不仅提供了一种将任何能量有限信号分解成一系列对数带宽相同频道的的方法,而且与传统的 Fourier 变换和短时 Fourier 变换相比,小波变换有很多独特的优点^[4].

大家知道,小波变换是使用小波函数族及其相应的尺度函数来将原始信号分解成不同的频带,其标准的分解过程是采用金字塔算法^[1],即递归分解信号的低频部分,以生成下一尺度的各频带输出,通常也称为金字塔结构小波变换.由于小波变换的分层与特征空间的维数有关,故它可以利用正交镜像滤波器 H (低通) 和 G (高通) 滤波来实现.设 H 和 G 的脉冲响应分别为 $h(n)$ 和 $g(n)$,则它们的关系为

$$g(n) = (-1)^n h(1-n) \quad (1)$$

在纹理分割中,小波基函数的选取要从小波变换是特征提取工具的角度出发,并着重考虑其正交性,因为这样才能使所提取的纹理特征之间不相关,从而提高特征的有效性和纹理分割的性能. Daubechies 构造了被称为 Daubechies 正交紧支集小波的小波基函数及其滤波器系数 $h(n)$ ^[2]. 本文考虑到 Daubechies 小波的正交性、紧支性和低复杂性,因此选用 Daubechies 4 点小波滤波系数.其他小波,如 Antonini 小波属双正交小波,因为其用于分解的小波集没有正交性,所以没有选用.

所谓 2D 小波分解就是首先将 H 和 G 滤波器同时作用于水平和垂直方向,然后对每个输出进行 2 取 1 的抽样,从而生成 4 个频带的小波系数图象,即 LL,HL,LH,HH.若反复对 LL 频带进行递归 2D 小波分解,就构成了 2D 金字塔结构小波分解.

另外,在进行图象小波分解时,需要对图象边界进行扩展,其扩展的方法一般有两种,即周期扩展和对称扩展.因为纹理具有随机性和局部周期性,如果使用周期扩展则可能导致边界处的(即不同的区域间的)灰度出现突变,而影响分割性能;而对称扩展则没有这个问题,所以本文采用对称扩展.

2 纹理分割

2.1 特征提取

特征提取的目的是为了获得一些纹理测度,以用于区分不同的纹理. Laws 定义了一种大小为 $(2n_1 + 1) \times (2n_1 + 1)$ 窗口上的标准差作为分割的特

征^[7]

$$s(i, j) = \frac{1}{(2n_1 + 1)^2} \sum_{k=i-n_1}^{i+n_1} \sum_{l=j-n_1}^{j+n_1} |g(k, l) - m(i, j)| \quad (2)$$

式中, $g(k, l)$ 为原始图象, $m(i, j)$ 为窗口内 $g(k, l)$ 的平均值.

纹理分割往往涉及到边缘效应的问题.由于纹理区域边缘附近像素其邻域内属于不同纹理的像素会导致得到的纹理测度出现偏离“期望”的数值.因此,有必要对特征图象作进一步的平滑,即

$$S(i, j) = \frac{1}{(2n_2 + 1)^2} \sum_{k=i-n_2}^{i+n_2} \sum_{l=j-n_2}^{j+n_2} s(k, l) \quad (3)$$

其中,平滑窗口的大小为 $(2n_2 + 1) \times (2n_2 + 1)$.

在此, Laws 窗口和平滑窗口的大小应该考虑到边缘准确性和区域一致性的矛盾,即窗口过大,虽会使区域一致性变好,但会使边缘准确性变差,反之,则会使边缘准确性变好,而区域一致性变差.根据经验,本文选取 Laws 窗口的 $n_1 = 3$,平滑窗口的 $n_2 = 2$,这样可以达到边缘准确性和区域一致性之间的一个折衷.

2.2 预分割

预分割的目的是为了得到粗略的分割图象,为本文方法的后分割作准备.在这里是采用文献 4 的纹理分割方法来实现预分割,其分割过程如图 1 所示.

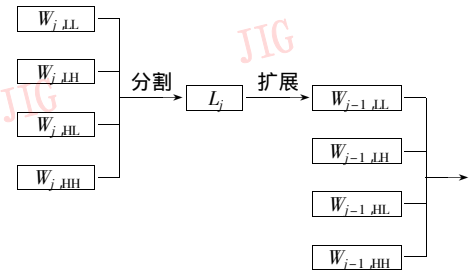


图 1 预分割算法 (L_j 为 j 分辨率时的分割标号图象)

过程大致如下:

假定原始图象中纹理类数给定,然后就可从小波分解最大尺度的所有频带 LL,HL,LH,HH 开始,每个位置构造一个 4 维特征矢量,再利用 k-均值聚类算法,将图象分割成若干区域,接着将这些已分割好的图象在水平和垂直方向上分别扩展 2 倍,以便在下一尺度上利用这些已分割的信息.这样在某一尺度上,既可以利用上一尺度的分割结果以及当前尺度的 3 个小波分解频带输出,又可以在每个位置

上构造一个 4 维特征矢量,以便继续利用 k-均值聚类算法继续分割,从而使大尺度上的分割结果向小尺度传播,最终获得预分割结果.这里要注意在传播过程中应该调整矢量中图象标号的值,以防人为地使某些分量在聚类时起支配作用.具体的过程是首先计算当前尺度 3 个频带图象的平均值和标准差,然后变换标号值,使标号图象具有相同的平均值和标准差,这样即可以使上一尺度的标号值得到适当调整.

2.3 特征加权

文献 6 在纹理分类时提出了一种特征加权方法.该方法是根据特征矢量中各个分量的离散程度来对其本身进行加权,从而使离散程度相对较小的特征分量在分类中的作用得到增强,而使离散程度相对较大的特征分量在分类中的作用得到减弱,因而这种特征加权可以使纹理分类效果得到很大程度的提高^[6].本文则将这种特征加权方法移植到纹理分割中来.

假设原始图象的大小为 $M \times M$,其中的纹理类数为 Q ,那么上一小节中预分割得到的是一幅尺寸为 $M/2 \times M/2$ 的标号图象 $L_1(k, l), k, l = 0, 1, \dots, M/2 - 1, L_1(k, l) = 1, 2, \dots, Q$ (将其扩展即可获得原始图象的分割结果),然后将 $L_1(k, l)$ 做如下处理:如果以 (k, l) 为中心的 $(2n_3 + 1) \times (2n_3 + 1)$ 窗口内存在标号值不等于 $L_1(k, l)$ 的像素,则将 $L_1(k, l)$ 置为 0, 否则 $L_1(k, l)$ 保持不变.这样处理的目的是为了去除预分割图象的边缘效应,从而使特征加权更有效. n_3 一般取值为 2.

如果将所提取特征图象的尺寸扩展成与 L_1 一样大小,设为 $W_d(k, l), k, l = 0, 1, \dots, M/2 - 1, d = 1, 2, \dots, D$,其中, D 为小波分解的所有频带数目,那么,整个特征矢量空间就可表示为

$$W(k, l) = [W_1(k, l), W_2(k, l), \dots, W_D(k, l)]^T \quad (4)$$

由于上一小节已经得到原始图象的预分割结果,因此对原始图象中的某一类纹理 q 可用下式构成表征该类纹理的 D 维特征矢量集

$$U_q(m, n) = [U_{q1}(m, n), U_{q2}(m, n), \dots, U_{qD}(m, n)]^T \quad (5)$$

其中, $U_{qd}(m, n) = W_d(m, n), \mathcal{L}(m, n) = \mathcal{L}(k, l) | L_1(k, l) = q, k, l = 0, 1, \dots, (M/2) - 1$. 设 N 为 $L_1(k, l) = q$ 的像素数目, $U_q(m, n)$ 的方差矢量 $S_q^2 = [S_{q1}^2, S_{q2}^2, \dots, S_{qD}^2]^T$, 则

$$S_{qd}^2 = \frac{1}{N - 1} \sum_{m, n} \{U_{qd}(m, n) - \bar{U}_{qd}\}^2 \quad (6)$$

式中, \bar{U}_{qd} 为特征 $U_{qd}(m, n)$ 的平均值

$$\bar{U}_{qd} = \frac{1}{N} \sum_{m, n} U_{qd}(m, n) \quad (7)$$

用式(6)对特征 $U_{qd}(m, n)$ 进行加权,得到加权后的特征 $U_{qd}^w(m, n)$ 为

$$U_{qd}^w(m, n) = \frac{U_{qd}(m, n)}{S_{qd}} \quad (8)$$

这样即得到加权后表征第 q 类纹理的 D 维特征矢量集 $U_q^w(m, n)$. 而加权后第 q 类纹理的聚类中心矢量 X_q 为

$$X_q = \frac{1}{N} \sum_{m, n} U_q^w(m, n) \quad (9)$$

2.4 后分割

在特征加权的基础上,本文采用简单的最小距离分类器来实现原始图象的后分割,其具体步骤为:

- (1) 扫描特征矢量 $W(k, l), k, l = 0, 1, \dots, M/2 - 1$.
- (2) 对预分割结果中的第 q 类纹理,根据式(8)用 S_q 对 $W(k, l)$ 进行加权,即得到加权后的特征矢量 $W^w(k, l)$.
- (3) 计算 $W^w(k, l)$ 与聚类中心矢量 X_q 之间的欧氏距离 $D_q(k, l)$.
- (4) 对所有 Q 类纹理重复步骤(2)和(3).
- (5) 如果 $T = \arg[\min_{q=1}^Q D_q(k, l)]$, 则 (k, l) 点归于第 T 类纹理.
- (6) 所有 (k, l) 扫描完毕后,将新标号图象扩展至原始图象的尺寸,即可获得最后分割结果.

3 实验结果和讨论

上述算法的性能已借助实验进行了验证.实验所选用的测试纹理取自 Brodatz 纹理集^[8],测试图象尺寸为 256×256 pixel,灰度为 256 级(8bit/pixel),所有 Brodatz 纹理图象的平均值都设置成一样.

本文用分割错误率、边缘准确性以及区域一致性来评价分割效果,其中分割错误率为错误分割像素数占整幅原始图象所有像素的百分比;边缘准确性指分割结果边缘与原始图象纹理边缘的吻合程度,以及边缘邻近区域分割结果的准确性;区域一致性则指原始图象中纹理特性相对一致的区域在分割结果中是否呈现为统一的区域.在这里,分割错误率

的评价是定量的,而边缘准确性以及区域一致性的评价是定性的.

图 2(a)是由 4 种 Brodatz 纹理组成的纹理图象;图 2(b)是用文献 [4]方法(即本文方法中的预分割方法)分割获得的结果图象,其分割错误率为 3.24%;图 2(c)是用本文方法分割获得的结果图象,其分割错误率为 2.19%.虽然图 2(c)与图 2(b)相比,分割错误率只降低了约 1 个百分点,但图 2(c)的边缘准确性和区域一致性显然比图 2(b)好.

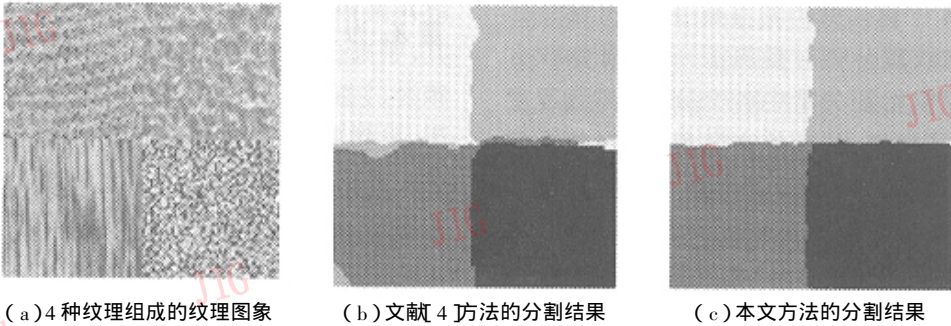


图 2 对由 4 类 Brodatz 纹理组成的纹理图象的分割结果

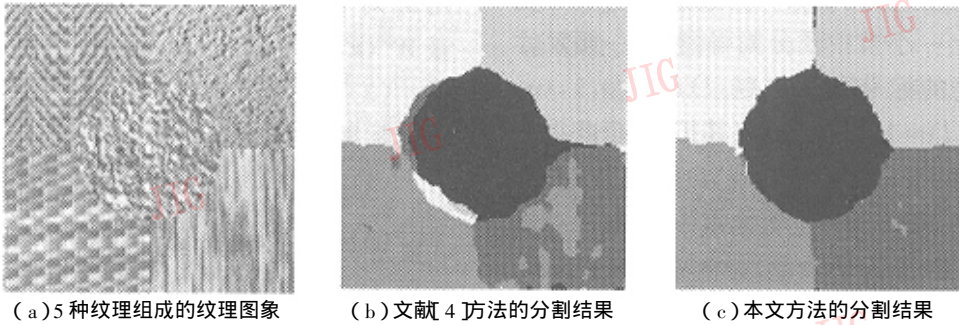


图 3 对由 5 类 Brodatz 纹理组成的纹理图象的分割结果

4 总 结

本文将用于纹理分类的特征加权方法引入到纹理分割中来.因为某一特征分量的离散程度可以表征该特征描述纹理的精确程度,而且如果将特征描述纹理的精确程度与其在纹理分割中所起的作用联系起来,即可以提高纹理分割的性能.这种特征加权能够提高纹理分割性能的原因就在于,它可以增强离散程度相对较小的特征分量在分割中的作用,而减弱离散程度相对较大的特征分量的作用.

本文提出的纹理分割方法包括特征提取、预分割以及后分割 3 个阶段,其中预分割实际上是为了取得纹理图象中各类纹理的特征,其相对于后分割阶段来说,它也可以归结为特征提取,只不过在该特征提取阶段所提取的特征未确定分类,而预分割阶

段获得了已知分类的特征,这就为后分割阶段的特征加权提供了必要的条件.通过对分别包括 4 种和 5 种 Brodatz 纹理图象进行的分割实验结果表明,本文提出的方法不仅可以减小纹理分割的错误率,还可以改善分割结果的边缘准确性和区域一致性.

参 考 文 献

- 1 Mallat S G. A theory of multiresolution signal decomposition :The wavelet representation. IEEE-PAMI, 1989, 11(7) :674693.
- 2 Daubechies I. Orthogonal bases of compactly supported wavelets. Comm. Pure Appl. Math., 1988 A1 909996.
- 3 Unser M. Texture classification and segmentation using wavelet frames. IEEE-IP, 1995, 4(11) :15491560.
- 4 Salari E, Ling Z. Texture segmentation using hierarchical wavelet decomposition. Pattern Recognition, 1995 28(12) :18191824.
- 5 Lu C S, Chung P C, Chen C F. Unsupervised texture segmentation via wavelet transform. Pattern Recognition, 1997, 30(5) :

- 729742.
- 6 Wu G H, Zhang Y J, Lin X G. Wavelet transform-based texture classification using feature weighting. Proc. ICIP '99, USA: IEEE Publisher, 1999, 435439.
- 7 Laws K I. Rapid texture identification. SPIE, 1980 238: 376380.
- 8 Brodatz P. Textures: A photographic album for artists and designer. New York: Dover, 1966.

吴高洪 1999 年于清华大学电子工程系获工学博士学位. 现在美国威斯康星医学院从事博士后研究工作. 感兴趣的研究领域主要为纹理图象分析、医学图象处理、核磁共振成像及应用等. 已发表论文 10 余篇.

章毓晋 教授, 博士生导师. 研究领域主要在其倡导的图象工程 (图象处理、图象分析、图象理解及其技术应用) 学科, 已在国内外发表 150 余篇研究论文, 著书 3 本.

林行刚 教授, 博士生导师. 研究兴趣包括数字图象处理与分析、视觉信息压缩编码及其应用、多媒体人机界面、电子地图和地理信息系统等. 在国内外学术刊物和会议发表论文 100 多篇.