

基于小波变换和 ODPSF 的纹理图象分割方法

靳 华 王晓丹 赵荣椿

(西北工业大学计算机系 1105 室, 西安 710072)

摘 要 在纹理图象分割的研究领域中, 基于人类视觉感知特性的图象分割方法是一个重要的新研究方向. 文中给出了一种纹理图象分割的新方法, 即将小波变换和方向滤波有效地结合了起来. 该方法是根据小波变换的多尺度、多频道滤波的特点, 采用小波包提取纹理主频, 然后用一种二维最佳正交极可分方向滤波器对纹理有关方向和频率等其他特征进行分割. 实验结果表明, 这种方法能够获得较好的分割效果.

关键词 图象分割 多分辨率 小波变换 方向滤波

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)10-0857-04

Approach of Texture Segmentation Based on Wavelet Transform and ODPSF

JIN Hua, WANG Xiao-dan, ZHAO Rong-chun

(Department of Computer Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)

Abstract In the field of texture image segmentation, method based on visual perception become a new effective way to solve this kind of problem. This paper just does such research work on texture image segmentation. In the paper an approach which combines wavelet transform with orientational filtering is proposed. First wavelet package can be used to extract main frequency of the texture since wavelet transform has the character of multi-channel filtering. And then we use a 2D orientational filter to extract the others information about the orientation and frequency, etc. Finally we use a human texture image in the experiment to test the approach of this paper. And we get the processed result of the image. The experiment shows the effectiveness of this method.

Keywords Image segmentation, Multi-resolution, Wavelet transform, Orientational filter

0 引 言

由于传统的纹理图象分割方法, 无论是统计法还是结构法, 都没有很好地利用人类视觉感知特性, 因而导致分割精度和适用范围均很有限. 尽管在 80 年代, Gaussian、Markov 随机场模型和 Gibbs 分布理论模型等是纹理分析的主要工具, 也取得了许多成就, 但其图象像素之间的关系都集中在同一尺度上, 反映不出不同尺度之间的特征, 而视觉心理研究表明, 由于人类视觉系统是以多尺度的方法来处理图象的, 因此极需研究一种符合人类视觉特征的纹

理图象分割方法. 大家知道, 小波分析(Wavelet Analysis)是近几年发展起来的应用数学理论, 由于其具有良好的时频局部化特征、尺度变化特征和方向特征, 在图象处理、计算机视觉、纹理分析等方面应用取得了良好的效果. Wilson, RC Zhao^[1]等人则提出了一系列直角可分滤波器, 由于它具有多方向和多频道分解的特性, 在纹理图象分割中, 能很好地提取纹理的方向和频率等特征, 因此, 本文发展了一种小波分析和方向滤波相结合的方法, 即采用小波包分解提取出纹理主频, 构造出一种合理的二维最佳正交极可分滤波器来进行纹理图象分割.

1 正交小波变换

设 $\{V_j\}_{j \in Z}$ 是给定的多尺度分析, $\varphi(x)$ 和 $\psi(x)$ 是相应的尺度函数和小波函数^[2,3]. 对属于 $L^2(R)$ 的一维信号 $f(t)$, 设其离散取值为 $C^0 = \{C_n^0\}_{n \in Z}$. 则有

$$f(t) = \sum_{k \in Z} C_k^N \varphi_{N,k} + \sum_{j=1}^N \sum_{k \in Z} d_k^j \psi_{-j,k}$$

上式中, 第一个和式是 f 在 2^{-1} 分辨率下的连续逼近, 即低频成分; 第二个和式是 f 在 2^{-1} 分辨率下的连续细节, 即高频成分. 这样, 就将 f 分解成两个不同频率的通道成分.

对于二维图象来讲, 通过张量积, 可由一维正交小波构造二维正交小波基, 从而就得到离散图象 $\{C_{n,m}^0\}_{n,m \in Z}$ 的多尺度分解. 若分解 N 次, 则分解公式如下:

$$\left. \begin{aligned} C_{n,m}^j &= \frac{1}{2} \sum_{k,l \in Z} \bar{h}_{k-2n} \bar{h}_{l-2m} C_{k,l}^{j-1} \\ d_{n,m}^{j1} &= \frac{1}{2} \sum_{k,l \in Z} \bar{h}_{k-2n} \bar{g}_{l-2m} C_{k,l}^{j-1} \\ d_{n,m}^{j2} &= \frac{1}{2} \sum_{k,l \in Z} \bar{g}_{k-2n} \bar{h}_{l-2m} C_{k,l}^{j-1} \\ d_{n,m}^{j3} &= \frac{1}{2} \sum_{k,l \in Z} \bar{g}_{k-2n} \bar{g}_{l-2m} C_{k,l}^{j-1} \end{aligned} \right\} j = 1, 2, \dots, N; n, m \in Z$$

其中, $\{d_{n,m}^{j1}\}_{j=1}^N$ 是各层次的垂直细节分量; $\{d_{n,m}^{j2}\}_{j=1}^N$ 是各层次的水平细节分量; $\{d_{n,m}^{j3}\}_{j=1}^N$ 是各层次的斜细节分量; $\{C_{n,m}^j\}_{j=1}^N$ 是各层次的平滑分量(低频成分).

从滤波器的观点来看, 二维图象的正交小波分解的过程可用图 1 表示, 其中 H 和 G 分别表示进行低通和高通滤波, $\downarrow 2$ 表示两个样本取一个.

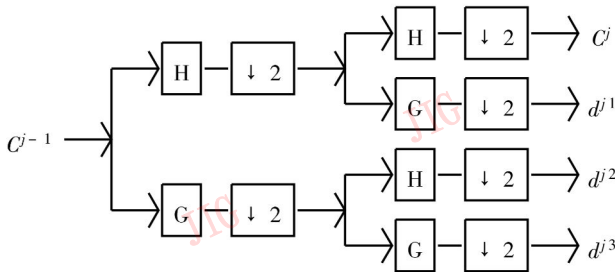


图 1 二维图象的正交小波分解过程

2 小波分解和小波包分解的比较

小波变换不仅具有时频域中的局域化能力, 同时可以通过改变时频域的窗口宽度来自适应地处理不同尺度的信息.

小波分解在频域里的表示如图 2 所示.

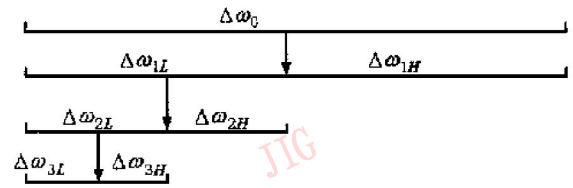


图 2 小波分解频带关系在频域中的表示

当进行多分辨率分解时, 相当于对信号 $\Delta\omega$ 进行低通滤波, 即获得原信号的低频分量 $\Delta\omega_L$; 当进行小波分解时, 相当于对信号进行带通滤波, 即获得原信号的高频分量 $\Delta\omega_H$. 在进行第二层分解时, 就是对第一次分解得到的多分辨率信号 $\Delta\omega_L$ 先进行低通滤波, 以获得 $\Delta\omega_{2L}$ 低频部分; 再进行小波分解, 以获得其高频部分 $\Delta\omega_{2H}$. 进一步可以将这种金字塔小波分解一直进行到适当的层次.

小波包分解^[4]在频域里的表示如图 3 所示.

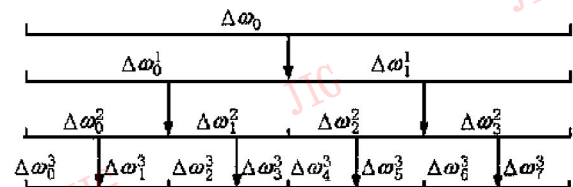


图 3 小波包分解的频域结构关系

原始信号 $\Delta\omega$ 经第一次小波分解, 可得其低频分量 $\Delta\omega^0$ 和 高频分量 $\Delta\omega^1$, 继续进行第二层小波包分解, 可以得到 $\Delta\omega^0$ 的低频部分 $\Delta\omega^0_0$ 和 高频部分 $\Delta\omega^0_1$, 以及 $\Delta\omega^1$ 的低频部分 $\Delta\omega^1_0$ 和 高频部分 $\Delta\omega^1_1$, 以此类推进行分解, 可以将小波包分解到适当的层数.

通常, 图象的能量主要集中在低频, 而纹理图象的能量则主要集中在中频. 随着分解层数的增加, 小波逐渐地向低频方向聚焦; 而小波包分解则能够在所有的频率范围聚焦, 因此, 小波分解不适用于纹理结构主频(主要频率成份)的检测, 而对纹理图象局部主频的检测, 用小波包分解算法更为合理.

3 二维最佳正交极可分方向滤波器

二维最佳正交极可分方向滤波器 (ODPSF, Optimal 2D Polar Separable Filter)^[1] 的设计以不确定性原理为原则, 从而保证了在能量损失最小的意义上最佳, 它具有设计容易, 且频率特性可根据少量参数的调整而改变等优点. 实验表明, 在时域上滤波器被截断在有限区间内、在频域上有最小能量损失的带限函数是有限长球面函数, 而具有最小能量损

失的数字滤波器的频响必然是有限长球面序列中对应于最大特征值的特征向量。

一种基于有限长球面序列的, 且能量损失最小的最佳二维方向滤波器, 其频率响应函数由两部分组成: 其中一个为随极径变化的函数 $V(\rho)$; 另一个是随极角变化的函数 $V_i(\varphi)$. 虽然两个函数彼此是独立的, 但它们的乘积组成了一个二维频域滤波函数, 即

$$V_i(\rho, \varphi) = V(\rho) \cdot V_i(\varphi)$$

$i = e, o$ e 和 o 表示偶部和奇部

式中,

$$(1) \quad V(\rho) = \Phi(\rho - \rho_0), \text{ 而 } \Phi(\rho) = |F[\mathcal{Q}(x)]|$$

其中, ρ_0 为频率偏移, F 表示傅立叶变换, $\mathcal{Q}(x)$ 是下述特征方程解中, 对应于最大特征值 λ_0 的特征向量

$$(E - \lambda) \Psi = 0$$

I 为单位方阵, E 为 $N \times N$ 矩阵, 其第 m, n 个元素为

$$e_{m,n} = \begin{cases} \frac{1}{2} m(N - m), & n = m - 1 \\ \left| \frac{N-1}{2} - m \right|^2 \cos 2\pi H, & n = m \\ \frac{1}{2} (m+1)(N - 1 - m), & n = m + 1 \\ 0, & |n - m| > 1 \end{cases}$$

式中, H 表示有限长球面函数的相对带宽。

$$(2) \quad V_e(\rho) = V_1(\rho) + V_2(\rho); \quad V_o(\rho) = V_1(\rho) - V_2(\rho)$$

$$V_1(\rho) = \begin{cases} \exp[-k(\varphi - \varphi_0)^2], & 0 \leq \varphi \leq \pi + \varphi_0 \\ \exp[-k(2\varphi - \varphi_0 - \pi)^2], & \pi + \varphi_0 < \varphi \leq 2\pi \end{cases}$$

$$V_2(\rho) = \begin{cases} \exp[-k(\varphi - \varphi_0 - \pi)^2], & \varphi_0 \leq \varphi \leq 2\pi \\ \exp[-k(\varphi - \varphi_0 + \pi)^2], & \varphi < \varphi_0 \end{cases}$$

式中, φ_0 是初始相角, k 是衰减指数, 用以控制滤波器的方向带宽。

4 一个综合纹理图象分割的新方法

利用小波包分解和方向滤波实现纹理图象分割包括 3 个步骤, 即首先检测纹理主频分量; 然后在此基础上提取方向、频率信息, 并进行分类; 最后通过边缘检测来实现分割。

4.1 纹理主频检测

对于二维纹理图象, 没有必要进行完全的二维小波包分解, 只要在水平和垂直两个方向上进行小波包分解, 然后检测其纹理主频即可。

由于小波变换的多尺度特性, 使其可以在不同的尺度上对图象进行处理, 或者是同时在多个尺度上处理. 在对纹理图象进行小波包分解的过程中, 也

表现了多尺度分解的特征, 在每一个尺度上都可给出一个纹理主频的估计值, 即通过不同层的小波包分解可得到一个主频估计值. 一般来说, 随着小波包分解层数的增加, 对纹理主频的估计越来越准确. 但是, 分解层数越多, 计算量也越大, 所以, 在本实验中, 选用了 4 层的 shannon 小波包分解, 从而得到不同尺度下的纹理主频的估计值, 检测纹理主频的结果如表 1 所示。

表 1 水平方向及垂直方向的主频检测

小波包分解	水平方向		垂直方向	
	主频 1	主频 2	主频 1	主频 2
第 1 层分解	$\pi/2$	$3\pi/2$	$\pi/2$	$3\pi/2$
第 2 层分解	$3\pi/4$	$7\pi/4$	$3\pi/4$	$7\pi/4$
第 3 层分解	$7\pi/8$	$13\pi/8$	$7\pi/8$	$13\pi/8$
第 4 层分解	$13\pi/16$	$25\pi/16$	$15\pi/16$	$25\pi/16$

4.2 设计合适的最佳正交极可分方向滤波器

本文所采取的纹理图象分割方法除了体现出多尺度、多分辨率等特性外, 所采用的最佳二维方向滤波器又表现出方向性的优点. 通过调整滤波器参数不仅可以使滤波器对不同频率和尺度的特征敏感, 而且对不同方向和方向带宽的特征敏感, 因而可以提取出水平、垂直以及任意方向的特征. 其中,

$$\Phi(\rho) = A(\rho)B(\rho)$$

$$A(\rho) = k_1\rho, \quad B(\rho) = \exp(-k_2\rho^2)$$

$$k_1 = [(8c^9)^{1/4}\pi^{2/3}]/[N\omega^3\lambda^2]$$

$$k_2 = [c^3\pi^2]/[2N^2\omega^4]$$

其中, N 是极径函数在极径方向的采样点数, ω 是滤波器的截止频率, c 是一常数, λ 是滤波器函数在时域有限区间 $[-T/2, T/2]$ 上被截断的能量与总能量的比, 其对应于特征集为离散长球面序列矩阵的最大特征值, 而 c, ω 及 T 之间需满足 $\omega T = 2c$ 的关系。

用滤波器对经过小波包分解的纹理信号进行纹理分割时, 要求其中一种纹理的主频能够较好地通过, 另一种纹理的主频(甚至包括主频的谐波)基本不能通过. 在设计这种最佳二维方向滤波器时, 带通滤波器可以通过把低通滤波器的中心频率平移到频率平面适当的位置而得到, 即通过调整滤波器的频率偏移 ρ_0 , 截止频率 ω 等来达到要求。

经过小波包分解, 就可以得到两个横向主频的最小方差估计 u_1, u_2 以及两个纵向主频的最小方差估计 v_1, v_2 . 但是, 我们很难从小波包分解中来确定这 4 对主频 $(u_1, v_1), (u_1, v_2), (u_2, v_1), (u_2, v_2)$ 对应着哪种纹理主频, 因此只有先用这 4 个参数设计滤波器, 然

后通过计算,来观察用哪一对参数设计的滤波器与原图卷积,才能够产生幅度较大的阶跃边缘,那么,这对参数便是其中的一种纹理主频.在设计滤波器时,先要设计极径函数,并需遵循两个原则:①滤波器的偏移频率要尽量接近其中的一个主频值;②滤波器在频域中的带宽要小于两种纹理的主频差值.然后再通过调整极角函数,来进一步改进.

若测试图的纹理方向性不明显,则用极径函数设计合适的滤波器就能达到较好的分割效果,如果仅仅靠调整极径函数的参数尚不能得到比较好的结果,则应该进一步调整极角函数.如在对一个大小为 k 的测试图象进行纹理分割时, Φ 可以先选为一些特定的方向,如 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 等,再进一步通过插值进行调整,使该滤波器对方向信息更敏感,从而使

输出效果得到改善.实验中 $\rho_0 = 25\pi/16, N = 21, \omega = 0.3, c$ 与 λ_i 的关系如表 2 所示.

表 2

c	3	4	5	6	7
λ_i	0.709 96	0.912 11	0.979 86	0.996 06	0.999 29

若用这种最佳二维方向滤波器对经过小波包分解的纹理信号再进行纹理分割,就能适用于纹理能量差别比较大的纹理图象,因为这种类型的图象经过滤波器后,会得到较满意的输出.

4.3 边缘确定

通过上述最佳二维方向滤波器分割的图象,会有比较明显的边缘阶跃,再用 Sobel 或其他边缘检测算子进行边缘提取,就可实现纹理分割.最后的分类和分割结果分别如图 4(b) 和图 4(c) 所示.

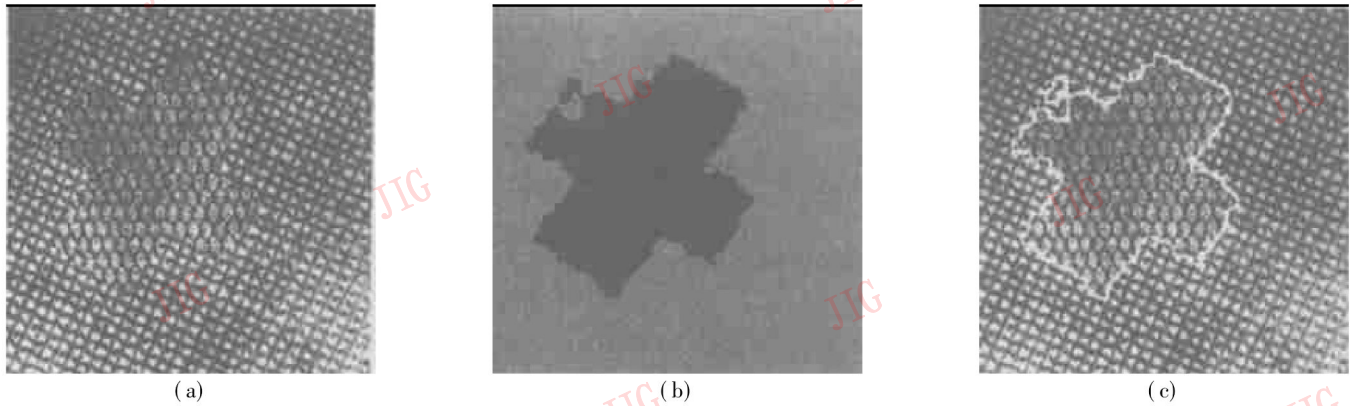


图 4 纹理分类及分割结果

5 结 论

本文提出了一种基于人类视觉感知的多尺度,多分辨率和方向等特性的纹理图象分割方法,该方法即是用小波包分解检测出图象的纹理主频,并构造了在能量损失最小意义上最佳的一种最佳正交极可分方向滤波器,用其对纹理图象进行分割,然后再用 Sobel 等边缘检测算子对边缘进行确定.实验表明,本方法是有效可行的.

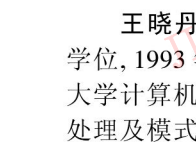
参 考 文 献

- Zhao R C, Kittler J, Illingworth J *et al.* An improved 2D polar separable filter for texture analysis. In: Proc of V European Signal Processing Conference, Barcelona, 1990: 1639~ 1642.
- Mallat S. Multiresolution approximation and wavelet orthonormal bases of L_2 . Trans. Amer. Mathematics Soc., 1989, 315: 69~ 87.
- Mallat S. A theory for multi-resolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE Trans. On PAMI, 1989, 11(7): 647~ 693.
- 李建宁. 小波分析与信号处理. 重庆: 重庆出版社, 1997.

- Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gaber filters. Pattern Recognition, 1991, 24: 1167~ 1186.



新华 1975 年生, 1992 年至今就读于西北工业大学. 1995 年获计算机应用专业学士学位, 1998 年获模式识别与智能控制专业硕士学位, 现攻读计算机应用专业博士学位. 主要从事计算机视觉及模式识别方面的研究. 曾发表多篇论文.



王晓丹 1965 年生, 1988 年获国防科技大学学士学位, 1993 年获空军导弹学院硕士学位, 现于西北工业大学计算机科学与工程系攻读博士学位. 主要从事图象处理及模式识别方面的研究. 曾发表多篇论文.



赵荣椿 1937 年生, 1960 年毕业于解放军军事工程学院, 现任西北工业大学信号处理研究所所长、博士生导师, 中国电子学会信号处理分会副主任委员、电子学会高级会员、体视学会副理事长. 研究领域为信号、图象处理、模式识别与计算机视觉. 已发表论文 60 余篇, 著作 5 部.