

# 基于不完全树结构小波变换及 FKCN 的纹理分割

王晓丹<sup>1,2</sup>, 赵荣椿<sup>2</sup>, 吴崇明<sup>1</sup>

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 西北工业大学计算机科学与工程系, 陕西 西安 710072)

**摘要:**提出了一种新的不完全树结构小波变换用于纹理特征提取,提出了一种与人类视觉过程相一致的多分辨率多通道纹理分析方法,它由(1)特征提取:使用不完全树结构小波变换抽取纹理特征;(2)基于模糊 Kohonen 聚类网络的特征粗分类:使用缩减的特征向量对网络进行训练,得到粗分割结果;(3)粗分割结果的细化等几部分构成。实验结果证明了本方法的有效性。

**关键词:**纹理分割;不完全树结构小波变换;模糊 Kohonen 聚类网络(FKCN)

**中图分类号:**TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2001)01-0026-04

纹理是自然景物图象、遥感图象和医学图象等的一个重要特征。对纹理的感知在人类视觉系统进行识别和解释活动中起重要的作用。传统的纹理分析方法可分为统计方法和结构方法,均有许多成功的应用<sup>[1]</sup>,但近年来的生物视觉实验表明,空间-频率多尺度分析、多分辨率多通道纹理分析方法是与人类视觉过程相一致的一种方法,因此多分辨率多通道纹理分析方法已引起越来越多的注意。A. C. Bovik 等<sup>[2]</sup>和 A. K. Jain<sup>[3]</sup>等使用 Gabor 函数多通道滤波进行了纹理分割。小波理论<sup>[4]</sup>为空间-频率多尺度分析提供了一个精确而统一的框架。小波变换被用于纹理特征抽取<sup>[5~6]</sup>,在图象压缩、编码、医学图象和纹理分析中得到大量应用。

传统的金字塔小波变换在各分解级仅对低频部分进行分解,所以利用金字塔小波变换进行纹理特征提取<sup>[5~7]</sup>的缺点在于:仅利用了纹理图象低频子带的信息,但对某些纹理,其中、高频子带仍含有有关纹理的重要特征信息(如对具有明显的不规则纹理的图象,高频子带仍含有有关纹理的重要特征);使用在每个分解级对所有的频率通道均进行分解的完全树结构小波变换来抽取特征,能够较全面地抽取有关纹理特征<sup>[6~7]</sup>。但同时而产生的缺点是:随着分解级数的增加,完全分解树的节点数(即频率通道数)呈指数增长,例如:进行4级完全树结构小波分解,树节点数达341个,因此,特征空间维数很大,这就为分割带来困难。解决这一问题可采用自适应小波包变换进行特征提取<sup>[6~7]</sup>,以减少特征维数。但存在主要问题是决定某一通道是否要被进一步分解的准则及门限值的确定,以及消除特征维数的不稳定对于特征分类造成的影响。

## 1 一种用于纹理特征提取的不完全树结构小波分解

$$\begin{aligned} \text{在 2 维可分离情况下,树结构小波分解可以表示为 } W_{2n,2m}F(\omega_x, \omega_y) &= W_{n,m}F(\omega_x, \omega_y)\tilde{H}(\omega_x)\tilde{H}(\omega_y); \\ W_{2n+1,2m}F(\omega_x, \omega_y) &= W_{n,m}F(\omega_x, \omega_y)\tilde{G}(\omega_x)\tilde{H}(\omega_y); W_{2n,2m+1}F(\omega_x, \omega_y) = W_{n,m}F(\omega_x, \omega_y)\tilde{H}(\omega_x)\tilde{G}(\omega_y); \\ W_{2n+1,2m+1}F(\omega_x, \omega_y) &= W_{n,m}F(\omega_x, \omega_y)\tilde{G}(\omega_x)\tilde{G}(\omega_y) \end{aligned}$$

式中  $F(\omega_x, \omega_y)$  是图象的 2D 付氏变换,完全树结构小波变换在每个分解级对所有的频率通道均进行分解,上一级的一个子图被分解为下一个分辨率级的四个子图,分别对应 LL, LH, HL, HH 四个子频率通道。

使用完全树结构小波变换来抽取纹理特征,虽然能较全面抽取有关纹理特征,但随着分解级数增加,完全分解树的节点数(即频率通道数)呈指数增长,因此,特征空间维数很大,这就为后续的特征分类带来困难。

Chang 和 Kuo<sup>[6]</sup>提出了一种可变树结构小波变换用于纹理特征提取,使用一个能量准则来决定哪一个

收稿日期:2000-05-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(69772030)

作者简介:王晓丹(1966-),女,陕西汉中,人,讲师,博士生,主要进行图象处理、模式识别、计算机视觉研究。

子图应继续被分解。设  $S(x, y), (x=0, 1, \dots, M-1, y=0, 1, \dots, N-1)$  是子图象, 则仅当其能量测度  $e=1/N^2 \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} |s(x, y)|^{[6]}$  不明显小于同级子图的最大能量 ( $e \geq C \cdot e_{\max}$ ,  $C$  是小于 1 的正常数) 时, 该子图才能被

继续分解。该算法产生一个不完全的树结构小波变换。使用  $S(x, y)$  的方差  $\sigma^2 = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} [s(x, y) - \bar{s}]^2$  作为判断是否继续分解的准则要比使用能量  $e$  更为合适, 因为不同通道中的小波系数具有不同的均值, 尤其是低频通道  $e_i^{LL}(x, y)$ 。但文献[7]指出, 子图的方差  $\sigma^2$  特征并不是决定一个通道是否应进一步分解的合适的准则。

本文认为子图的可继续分解准则及门限值的选取将直接影响并决定待分割图象的特征向量的维数, 不适当时, 可能使得某些待分割图象的维数过高及待分割的不同图象的特征向量维数有较大的差异, 给后续分类带来了困难。因此, 本文从降低特征空间维数及保持特征向量维数的稳定性出发, 采用图 1 所示的 2 级不完全树结构小波分解进行纹理特征抽取。

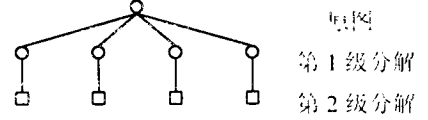


图 1 2 级不完全树结构小波分解的四叉树结构

该不完全树结构小波分解的最大分解级数为 2 级, 共 4 个叶节点, 叶节点是从完全小波分解树第 1 级各通道的第 2 级分解的 4 个叶节点中, 采用叶节点子图方差最大原则, 选择 1 个最具有明显特征的子图作为本文不完全树结构的叶节点:

设  $S_n(x, y), 1 \leq n \leq 4^2, x=0, 1, \dots, M-1, y=0, 1, \dots, N-1$ , 是完全树结构小波变换的第 2 级第  $n$  个子图象; 令  $IS_{In}(x, y), 1 \leq In \leq 4$ , 为不完全树结构小波变换的第 2 级的第  $In$  个子图象, 则其通过下式确定:

$$IS_{In}(x, y) = \text{MAXV}_{ar} \{S_{In \times 4 + 1}(x, y), S_{In \times 4 + 2}(x, y), S_{In \times 4 + 3}(x, y), S_{In \times 4 + 4}(x, y)\}$$

式中,  $1 \leq In \leq 4$ ,  $\text{MAXV}_{ar}\{\dots\}$  表示选择  $\{\dots\}$  中具有最大方差的子图。

从图 1 中第 1 级分解的 4 个节点及第 2 级分解的 4 个叶节点表示的小波系数子图中抽取各维特征值, 对于纹理分割, 图象中的各个象点均需有一个特征向量, 因此需将各级子图进行扩展, 以用于特征图象的建立。各子图扩展后的大小与原图同大, 称之为初始特征图象, 记为  $f_n(x, y), x=0, 1, \dots, M-1, y=0, 1, \dots, N-1, 1 \leq n \leq 8$ , 则  $f_n = S_n^{Norm}([x: 2^{-1}], [y: 2^{-1}]), x=0, 1, \dots, M-1, y=0, 1, \dots, N-1, 1 \leq n \leq 4$ ,  $f_{4+n} = IS_n^{Norm}([x: 2^{-2}], [y: 2^{-2}]), x=0, 1, \dots, M-1, y=0, 1, \dots, N-1, 1 \leq n \leq 4$ , 即级  $i (1 \leq i \leq 2)$  的子图中的一个象素被映射为初始特征图象中的  $2^i \times 2^i$  个象素,  $Norm$  表示归一化。

## 2 基于不完全树结构小波变换及模糊聚类网络的纹理分割

在以上不完全树结构小波变换的基础上, 基于人类视觉感知多分辨率多通道特性及并行性和模糊性, 以及待分类的纹理象素间存在的空间相关性, 本文提出一种新的纹理分割方法, 它由 (1) 使用不完全树结构小波变换的多分辨率多方向纹理特征抽取; (2) 基于模糊 Kohonen 聚类网络的特征粗分类; (3) 粗分割结果的细化等几个步骤构成。

### 2.1 基于本文不完全树结构小波变换的纹理特征提取

对原始图象进行不完全树结构小波变换之后获得一组初始特征图象, 本文采用初始特征图象的平均偏差 (mean deviation) 来获得用于分割的各维特征: 设  $w(k, l)$  表示初始特征图象中以象素  $(i, j)$  为中心的  $(2n+1) \times (2n+1)$  大小窗口的  $(k, l)$  位置的小波分解系数。则该象素的平均偏差<sup>[3]</sup>定义为

$$E(i, j) = \frac{1}{(2n+1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} |w(k, l) - \bar{w}(i, j)|$$

窗口的大小随着不同尺度的分解而改变。经验上, 对  $128 \times 128$  (或以上) 的图, 窗口的大小取  $15 \times 15$ , 对  $64 \times 64$  (或以下) 的图, 窗口的大小取  $9 \times 9$  较为合适<sup>[5]</sup>。窗口尺寸越大, 所计算出的纹理特征的可靠性越好, 反之, 窗口尺寸越小, 则区域边缘的定位精确度越好。因此, 所抽取的特征向量为

$(ft_{11}(x, y), ft_{12}(x, y), ft_{13}(x, y), ft_{14}(x, y), ft_{21}(x, y), ft_{22}(x, y), ft_{23}(x, y), ft_{24}(x, y))^{Norm}$ ,  $x=0, 1, \dots, M-1, y=0, 1, \dots, N-1$ ; 其中  $ft_{11}(x, y), ft_{12}(x, y), ft_{13}(x, y), ft_{14}(x, y)$  为从初始特征图象  $f_1 \sim f_4$  中抽取的特征,  $ft_{21}(x, y), ft_{22}(x, y), ft_{23}(x, y), ft_{24}(x, y)$  为从初始特征图象  $f_5 \sim f_8$  中抽取的特征。  $Norm$  表示归一化。

## 2.2 基于模糊 Kohonen 聚类网络的特征分类

### 1) 用于训练网络的特征样本的形成

考虑到纹理的空间相关性,我们通过将初始特征图象划分成  $D \times D$  大小的区域,在  $D \times D$  的区域上对特征向量取平均的方法来构成训练样本,以减少训练样本的个数,即令  $ff(k,l) = \frac{1}{D^2} \sum_{x=kD}^{(K,D,M):(L,D,N)} \sum_{y=lD} ft(x,y)$ ,式中  $ft(x,y), x=0,1,\dots,M-1, y=0,1,\dots,N-1$  为所抽取的原图象的初始特征向量,  $D(k,l)$  表示第  $k$  行、 $l$  列个  $D \times D$  大小的区域的面积,

$$S(k,D,M) = \begin{cases} (k+1)D - 1, & (k+1)D \leq M \\ M, & (k+1)D > M \end{cases}$$

$$\begin{cases} K = [M/D] \\ L = [N/D] \end{cases} \text{ 其中, } [x] \text{ 表示不小于 } x \text{ 的最小整数。}$$

所以,新的用于训练网络的特征样本为  $\{ff(k,l) | k=0,1,\dots,K-1; l=0,1,\dots,L-1\}$ 。

### 2) 利用模糊 Kohonen 聚类网络进行特征分类

模糊 Kohonen 聚类网络(FKCN)是模糊 C 均值聚类(FCM)算法与 Kohonen 聚类网络(KCN)结合<sup>[8]</sup>。已得到深入的研究并被广泛地应用于各类非监督模式分类问题中,能够有效地实现非监督分类。FKCN 是一 2 层前馈神经网络,第 1 层为输入层,有  $p$  个神经元, $p$  为输入数据的维数,第 2 层神经元为竞争输出神经元,个数为分类数  $C$ ,两层间连接权有  $p \times C$  个,采用竞争学习算法,用隶属度控制网络权向量的修正,通过优化目标函数,来实现非监督的分类。网络收敛后,输出层各节点的权值均代表一类样本。对于完成非监督分类的神经网络,网络训练过程结束即可完成分类。

## 2.3 粗分割结果的细化

由网络的训练样本所得到的分类结果为粗分割结果:  $q(k,l) = c$ 。式中,  $k=0,1,\dots,K-1; l=0,1,\dots,L-1; 1 \leq c \leq C$ 。对该粗分割结果,我们进行进一步细化以得到最终的分割结果。

设最终分割结果为  $z(x,y), x=0,1,\dots,M-1; y=0,1,\dots,N-1$ ; 细化过程如下,在粗分割结果上定义边缘点为  $B_r = \{(k,l) | \sum_{i=k-1}^{k+1} \sum_{j=l-1}^{l+1} |q(i,j) - q(k,l)| > 0\}$ , 令  $B = \{(k,l) | k=0,1,\dots,K-1; l=0,1,\dots,L-1\}$ , 则对非边缘点  $(k,l) \in B - B_r$ , 我们认为它所对应的  $D \times D$  区域内的象素与它属于同一类,即  $z(x,y) = q(k,l), \forall (k,l) \in B - B_r, x=kD, kD+1, \dots, S(k,D,M); y=lD, lD+1, \dots, S(l,D,N)$ 。而对于边缘点所对应的  $D \times D$  区域内的象素则需要进一步细化,我们用训练得到的模糊聚类网络对它的特征向量  $ft(x,y)$  进行分类,其结果就是最终的分割结果。

## 3 实验结果

使用本文方法对若干人工纹理及自然纹理进行了分割实验,如图 2、图 3 所示。实验中本文直接将各象素的空间坐标  $x, y$  作为该象素的另外两个特征,从而将各象素的空间邻接信息直接作用于分类过程,有助于相邻象素的聚类,同时避免了对于均一纹理区域的过分割。

分割实验 1 中原始图象(a)的纹理分类数为 5,取  $w=5, D=2$ , 网络迭代 47 次收敛;实验 2 对原始图象(a)进行了 2 类分割,取  $w=5, D=2$ , 网络迭代 24 次收敛。

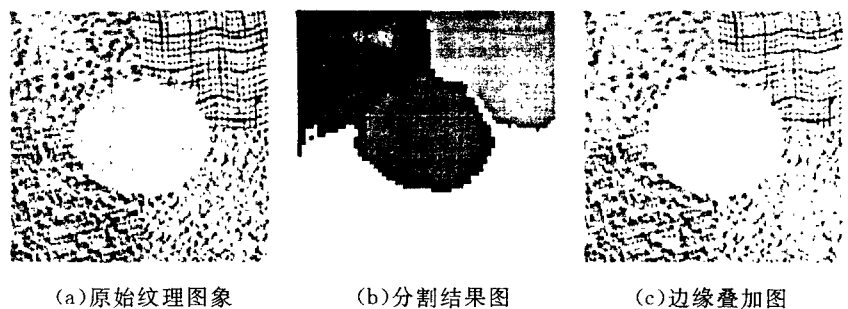


图 2 纹理分割实验 1



图 3 纹理分割实验 2

## 4 结论

采用本文的不完全树结构小波分解能够较全面地抽取有关纹理中、高频子带仍含有的重要特征,保持了较低的特征维数及特征维数的稳定性。本文提出的采用不完全树结构小波分解抽取纹理特征、基于模糊神经网络的特征粗分类、粗分割结果的细化的纹理分割方法是一种与人类视觉过程相一致的多分辨率多通道纹理分析方法,实验结果证明了其有效性。

### 参考文献:

- [1] Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques[J]. *Pattern Recognition*, 1993, 26(9): 1272 - 1294.
- [2] Bovik A C, Clark M. Multichannel texture analysis using localized spatial filters[J]. *IEEE Trans P A M I*, 1990, 12(1): 55 - 73.
- [3] Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters[J]. *Pattern Recognition*, 1991, 24(12): 1167 - 1186.
- [4] Mallat S. A theory for Multiresolution signal decomposition; the wavelet representation[J]. *IEEE Trans P A M I*, 1989, 11(7): 674 - 693.
- [5] Chun S LU, PAU C Chung, Chih F Chen. Unsupervised texture segmentation via wavelet transform[J]. *Pattern Recognition*, 1997, 30(5): 729 - 742.
- [6] Chang T, Kuo C C J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform[J]. *IEEE Trans Image Processing*, 1993, 2(10): 429 - 221.
- [7] Pichler Olaf. A comparison of texture feature extraction using adaptive Gabor filtering, pyramidal and tree-structured wavelet transforms[J]. *Pattern Recognition*, 1996, 29(5): 733 - 742.
- [8] Tsao E C, Bezdek J C. Fuzzy Kohonen clustering networks[J]. *Pattern Recognition*, 1994, 27(5): 747 - 764.

## Texture segmentation method by incomplete tree-structured wavelet transform and FKCN

WANG Xiao-dan<sup>1,2</sup>, ZHAO Rong-chun<sup>2</sup>, WU Chong-ming<sup>1</sup>

(1. Missile Institute, AFEU, Sanyuan 713800, China; 2. Department of Computer Science and Engineering, NPU, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** A new type of incomplete tree-structured wavelet transform used for texture feature extraction is proposed in this paper, a new texture segmentation method consistent with human visual process and based on incomplete tree-structured wavelet transform and fuzzy clustering network (FKCN) is proposed also in this paper. It consists of three main steps: 1) feature extraction using incomplete tree-structured wavelet transform; 2) feature coarse classification using fuzzy Kohonen clustering network. network is trained using the reduced set of feature vectors and get the coarse segmentation result; and 3) refine the coarse segmentation result. After the refinement of the coarse segmentation result, the final segmentation result is obtained. Texture segmentation experiments give the effectiveness of this method.

**Key words:** texture segmentation; incomplete tree-structured wavelet transform; fuzzy Kohonen clustering network