

## 基于子波变换的纹理图像分类<sup>1</sup>

徐朝伦 王晓湘 柯有安

(北京理工大学电子工程系 北京 100081)

**摘要** 本文用子波变换的方法描述了纹理图像多尺度、多方向的特性,提出了适合于纹理图像分类的新的子波特征。通过对其稳定性和视觉特性的详细分析,指出此特征优于传统的能量特征。文章最后结合九类自然纹理图像,分别基于标准子波特征、子波包特征用 BP 神经网络进行了分类识别。实验结果表明,在无噪声情况下,对自然纹理图像可无误差分类;在有噪声情况下,正确分类识别率高,表现出强的稳定性。

**关键词** 子波变换, 纹理分类, 特征选择, BP 神经网络

**中图分类号** TN911.6

### 1 引言

纹理的重要方面是尺度性(或多层次性)和方向性。由于视觉系统以多尺度方式成功地感知了图像的层次和方向,因而,激起了大量的基于多分辨率思想的纹理分析方法的研究。Coggin 等人使用多个空间频率滤波器和方向滤波器模拟视觉通道,并把这些通道用于分解纹理,获得了较高的纹理识别率<sup>[1]</sup>; Chang 和 Kuo 运用子波变换——完善的、统一的多分辨率分析工具,成功地实现了纹理图像的分类识别<sup>[2]</sup>。后者在子波变换域中是选用各通道的平方和能量作为分类特征,因而,对噪声的抗干扰性不是很强。本文采用一种新的能量定义作为分类特征,使分类的稳定性和抗噪声能力得到提高。

### 2 子波变换

能量有限的信号  $f(x)$  的子波变换为

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi_{a,b}(x)dx, \quad (1)$$

式中  $\psi_{a,b}(x) = (1/\sqrt{a})\psi[(x-b)/a]$  是母子波  $\psi(x)$  经伸缩、平移得到的子波基函数,  $a$ 、 $b$  分别为伸缩和平移参数。经二进制离散化可得到二进制子波变换,二进制子波变换是非冗余的、完备的,形成了对原信号的多分辨率表示<sup>[3,4]</sup>,文献[3]给出使用共轭镜象滤波器  $H$ (低通)、 $G$ (高通)实现二维子波变换的过程,即

$$A_{2^j}(\mathbf{n}) = [H * [H * A_{2^{j-1}}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2}(\mathbf{n}), \quad (2)$$

$$D_{2^j}^1(\mathbf{n}) = [H * [G * A_{2^{j-1}}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2}(\mathbf{n}), \quad (3)$$

$$D_{2^j}^2(\mathbf{n}) = [G * [H * A_{2^{j-1}}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2}(\mathbf{n}), \quad (4)$$

$$D_{2^j}^3(\mathbf{n}) = [G * [G * A_{2^{j-1}}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2}(\mathbf{n}), \quad (5)$$

式中‘\*’代表卷积运算;‘ $\downarrow 2,1$ ’,‘ $\downarrow 1,2$ ’分别表示沿行、列方向上下采样。 $A_{2^0}$ 代表原图像  $F(x,y)$ 。 $A_{2^j}$ 是通过低通滤波器得到的,因而,可看成尺度  $j$  上的低频图像;  $\{D_{2^j}^k \mid 1 \leq j \leq J, k = 1, 2, 3\}$  是通过沿一特定方向高通滤波得到的,因而包含了尺度  $j$  上的方向细节信息,

<sup>1</sup> 1997-08-25 收到, 1998-06-07 定稿

称为细节图像。这样, 原图像  $F(x, y)$  就可由子图像序列  $\{A_{2^j}, D_{2^j}^k \quad 1 \leq j \leq J, k = 1, 2, 3\}$  完全表示, 这些子图像称为子带或通道。本文对纹理图像的子波变换是选用 6 点 Daubechies 滤波器系数。

### 3 基于子波特征的纹理分类

图像分类就是根据图像的某些特征把其划分到所期望的类中, 这包括特征的选择和分类器的选用, 本文重点是前者。

3.1 分类特征的选择和分析 子波变换为信号提供了多分辨率的表示<sup>[3]</sup>, 为了获得与尺度参数有关的特征, 应从每个子图像中考虑。根据能量守恒有下式存在:

$$E_0 = E_J + \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^3 E_{jk}, \quad (6)$$

式中  $E_0$  是原图像的平方和能量  $\int F(x, y)^2 dx dy$ ,  $E_J = \int (A_{2^J} f(n))^2 dn$  是最低分辨率分量的能量,  $E_{jk} = \int (D_{2^j}^k f(n))^2 dn$  是尺度  $j$  上各细节图像的能量。由 (6) 式可见子波域的能量特征集  $\{E_J, E_{jk} \quad j = J, \dots, 1, k = 1, 2, 3\}$  体现了原图像能量沿着频率轴在不同尺度和不同方向上的分布, 不同图像能量集分布不同, 所以可作为分类特征。但是若直接利用子波系数的这种平方能量作为分类特征, 不是很理想, 因为输入的任何变化都会引起能量的较大变化, 而各个子图像的能量变化又不一致, 为此, 采用一种新的能量表示, 即 (6) 式中的  $E_J$  和  $E_{jk}$  变为以下的  $P_J$  和  $P_{jk}$ :

$$P_J = \int (A_{2^J} f(n) - \bar{A}_{2^J})^2 dn, \quad (7)$$

$$P_{jk} = \int (D_{2^j}^k f(n) - \bar{D}_{2^j}^k)^2 dn, \quad (8)$$

在 (7)、(8) 式中,  $\bar{A}_{2^J} = \frac{1}{sz_J} \int (A_{2^J} f(n)) dn$ ,  $\bar{D}_{2^j}^k = \frac{1}{sz_j} \int (D_{2^j}^k f(n)) dn$ ,  $sz_J, sz_j$  分别为尺度  $J, j$  上子图像的大小。

以  $\{P_J, P_{jk}, j = J, \dots, 1, k = 1, 2, 3\}$  作为分类特征比  $\{E_J, E_{jk}, j = J, \dots, 1, k = 1, 2, 3\}$  更具稳定性(后文分别简称能量特征  $P$  和  $E$ )<sup>[5]</sup>。同时, 特征  $P$  值也较好地反映出纹理图像的方向模式。

在同一分辨率  $j$  上各子带  $P$  值的相对大小反映了纹理的方向特性, 用  $P_{GH_j}$ 、 $P_{HG_j}$ 、 $P_{GG_j}$  分别表示  $j$  尺度上 GH、HG、GG 通道上的  $P$  能量, 它们分别相应于垂直、水平、对角方向上的能量大小, 其中较大者的方向体现了纹理的大致方向。即若  $P_{GH_j} > P_{HG_j}$ 、 $P_{GG_j}$  则图像具有垂直纹理; 若  $P_{HG_j} > P_{GH_j}$ 、 $P_{GG_j}$  则图像具有水平纹理; 若  $P_{GG_j} > P_{GH_j}$ 、 $P_{HG_j}$  则图像具有对角或反对角纹理。

对纹理 D68、D55(如图 1(a), 图 1(b)) 分别计算三个分辨率通道上的  $P$  值大小, 如表 1。从表 1 看, 纹理 D68 的 GH3、GH2、GH1 分别是三个分辨率上的最大值, 即从三个分辨层次上看, 纹理 D68 都是垂直纹理方向, 纹理 D55 的 HG3、HG2、HG1 分别是各分辨率上的最大值, 即较低频率通道 3, 2 ——大结构范围为水平纹理; 较高频率通道 1 ——小尺度范围为垂直纹理, 体现了图像中宏观纹理和微观纹理方向的不同, 从图 1(a), 图 1(b) 的视觉上看确实如计算表示, 说明  $P$  特征符合纹理图像的视觉描述。

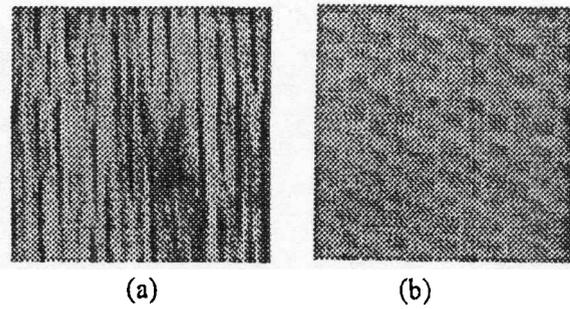


图 1 (a) D68 纹理图像 (b) D55 纹理图像

表 1 D68、D55 能量  $P$  值

通道	HH3	GH3	HG3	GG3	GH2	HG2	GG2	GH1	HG1	GG1
D68	41.0	34.1	7.14	4.62	16.7	5.58	3.67	5.48	3.51	3.67
D55	60.1	27.2	49.3	24.8	12.5	15.6	4.79	4.81	4.27	3.15

3.2 神经网络分类器的使用<sup>[6]</sup> 一旦特征确定之后,分类就变成一个统计问题。在理论上,从使分类错误概率最小的意义上讲,最好的分类器是 Baycs 分类器,但这种分类器假定多,计算困难,且一些假定不尽合理。实际上,较多使用的是参数和非参数分类器。近年来,神经网络以其计算简单,分类识别速度快,自适应强和较高的容错能力引起了广泛的关注。本文选用三层全连接前馈式反向传输 BP 神经网络作为纹理图像的分类识别器。分类识别包括学习训练和测试两个阶段。

#### 4 模拟仿真

4.1 数据的获取 本文对取自 Broadz 纹理库中的九类自然图像的分类识别,进行了实验模拟。这九类纹理图像分别是 D03、D17、D77、D51、D55、D68、D05、Brick、Grss0002,它们的大小都为  $256 \times 256$ 。为了得到足够多的训练样本和测试样本,在原图像上进行多次采样,每幅采样子图都是大小为  $128 \times 128$  的图像,按每隔 20 个点采样一次,可得到 36 幅图像,其中 20 幅用作训练样本,16 幅用作测试样本。

4.2 实验结果和分析 对九类纹理图像采样样本,基于子波变换特征的纹理图像分类,其步骤分为两步:第 1 步,对每类纹理图像,从中抽取 20 幅,对它们分别进行子波分解,再依 (7), (8) 式计算每个通道上的能量特征值  $P$ , 规一化后,按顺序排列构成分类特征矢量(特征值的顺序排列体现了原图像的空间信息),输入到三层 BP 神经网络中进行训练,直致达到逼近误差为止;第 2 步,测试分类阶段分别对每类纹理图像的 16 幅测试样本及其噪声样本进行子波分解,将每幅测试样本图像的能量特征值  $P$  输入到神经网络进行测试。实验中,分别取 2 级、3 级子波分解,通道数分别为 7、10,相应的特征矢量就是 7、10 维, BP 神经网络的结构分别取为结构 1:输入层节点数 7(代表特征矢量维数)、中间层节点数 8、输出层节点数 9(代表分类数);结构 2:输入层节点数 10、中间层节点数 9、输出层节点数 9。代表中间层节点数  $N_{mid}$  根据经验公式  $N_{mid} = \sqrt{n_1 n_2}$ ,  $n_1$ 、 $n_2$  分别为输入、输出层节点数。识别结果如表 2 所示,从表中知,在无噪声时,2 级、3 级子波分解正确识别率达到 99.3% 以上,信噪比 11dB 以上,识别率很高,特别是 3 级子波分解抗噪声能力较强, -4dB 时都达到了 61.7%, 5dB 时达到 99% 以上,这是因为特征是取自三个尺度上的,较好地利用了宏观和微观纹理特征,而 2 级子波分解对更大的宏观纹理特征——对噪声相当不敏感的特征未加利用,所以抗噪声能力差一些。

表 2 基于子波特征的九类纹理图像及其噪声环境 (-4dB ~ 20dB) 下分类识别率

子波变换	特征数 N	无噪声 识别率 %	-4dB %	-2dB %	0dB %	2dB %	5dB %	8dB %	11dB %	14dB %	17dB %	20dB %
2 级分解	7	99.31	19.1	22.2	28.3	42.6	61.1	75.3	84.6	86.4	88.9	96.9
3 级分解	10	100	61.7	67.9	79.6	94.4	99.4	100	100	100	100	100

## 5 结 论

本文介绍了基于子波变换的纹理图像分类方法, 着重讨论了空间频率域符合视觉特性的特征抽取, 对取自 Brodatz 库的九类自然纹理图像使用 BP 神经网络进行分类测试, 实验结果表明无噪声纹理图像可无误差分类; 噪声环境下, 在信噪比达到 11dB 以上分类正确率较高, 特别是 3 级子波分解在 -4dB 时正确率都达到 61.7%, 5dB 时达到 99% 以上, 表现出较强的分类稳定性和抗噪声能力。

## 参 考 文 献

- [1] Coggins J M, Jain A K. A spatial filtering approach to texture analysis. *Pattern Recognition Lett*, 1985, 3: 195-203.
- [2] Chang T, Kuo J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1993, IP-2(4): 429-441.
- [3] Mallat S. Multifrequency channel decomposition of images and wavelets models. *IEEE Trans. on ASSP*, 1989, ASSP-37(12): 429-441
- [4] 余 越. 子波变换理论及其在信号处理中的应用研究: [博士论文]. 北京: 北京理工大学, 1996.
- [5] 徐朝伦. 基于子波变换和模糊数学的图像分割研究: [博士论文]. 北京: 北京理工大学, 1998.
- [6] 张静远, 等. 基于小波神经网络的声纳信号特征提取与分类. *神经网络理论与应用研究'96*, 1996, 460-463.

## TEXTURE CLASSIFICATION BY WAVELET TRANSFORM

Xu Chaolun    Wang Xiaoxiang    Ke Youan

(*Department of Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081*)

**Abstract** This paper describes the characterization of texture properties at multiple scales and orientations using the wavelet transform, and introduces a new wavelet feature suitable for textured image classification. It is pointed out that the new feature is superior to conventional energy measurement by analyzing its stability and its visual property in detail. Finally, nine kinds of natural images are classified successfully based on wavelet feature using BP neural network. The results demonstrate natural textured images can be classified without error and done at higher correct classification rate under white noise.

**Key words** Wavelet transform, Texture classification, Feature selection, BP neural network

徐朝伦: 男, 1965 年生, 博士, 从事图像处理、模式识别、数据通信与网络应用的研究工作。

王晓湘: 女, 1969 年生, 博士, 现在北京邮电大学从事信号处理、移动通信等方面的研究工作。

柯有安: 男, 1932 年生, 教授, 博士生导师, 从事雷达理论、雷达体制和信号处理的研究工作。