

基于小波压缩域的统计纹理特征提取方法

李晓华, 沈兰荪

(北京工业大学信号与信息处理研究室, 北京 100022)

摘 要: 本文提出了一种基于相邻尺度子带间统计特性的、可直接在小波压缩域操作的纹理特征提取方法。主要思想是依据小波压缩域各子带相应空间位置的系数间存在着明显的相关性, 提取反映这种依存关系的纹理特征。在提取特征时采用与压缩标准兼容的技术, 可在部分解压的情况下, 实现压缩域纹理图象的快速分类。实验结果表明提出的方法优于现有常用方法, 计算速度明显提高。尤其是和传统的子带能量特征相结合时, 可取得最好的分类识别率。

关键词: 纹理分类; 多尺度分析; 离散小波变换; 共生矩阵; 压缩域

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 12A-2123-04

Statistical Texture Feature Extraction Based on Wavelet Compressed Domain

LI Xiao-hua, SHEN Lan-sun

(Signal & Information Processing Lab, Beijing Polytechnic University, Beijing 100022, China)

Abstract: Discrete wavelet transform has often been used for multi-scale texture characterization through the analysis of spatial-frequency content. Most previous methods make no account of the correlation of coefficients in adjacent subbands. However, in intuition, the coefficients in adjacent subbands are highly correlated. A novel method for texture feature extraction is now proposed based on the statistics relationships of wavelet coefficients at adjacent scale subbands with the same orientation. In addition, taking into account the fact that most of current images are stored and transmitted in the compressed format, we try to make the proposed method compatible with the new generation image compression standard-JPEG2000. Therefore, texture classification can be performed directly on the compressed DWT domain (just entropy decoding needed). Experimental results show that the proposed scheme has outperformed the previous methods, and the best performance is achieved by combining cross-subband relationship and traditional subband energy.

Key words: texture classification; multi-scale analysis; discrete wavelet transform; co-occurrence matrix; compressed domain

1 引言

纹理分析是图象分析处理中的重要组成部分, 在场景分析、医学图象分析、遥感图象处理、基于内容图象检索等领域中都具有重要的应用价值, 是近年来的研究热点之一^[1]。近二十年来, 纹理分析方法多样, 从分析单个纹理基元及其排列规则, 到利用像素间灰度的局部统计特性, 进而到近来的基于多尺度的纹理分析技术等等^[2]。Daugman 等^[3]对人类视觉系统的研究表明, 在分析纹理时, 人眼视觉皮层中特定的视觉细胞与空间特定频率及方向相对应。这种处理模式正好与同时具有空域和频域局部化特性的多尺度纹理分析方法相一致。

Gabor 变换做为一种有效的多尺度描述方法, 在纹理分类及分割方面均取得了较好结果^[4]。然而 Gabor 变换计算量很大, 且图象经 Gabor 变换后的数据量远大于原始数据量, 难以实用化。而小波变换则提供了一种更完善、更统一的多尺度分析框架^[5]。另外, 小波变换因其优良性能近年来在图像压缩中

得到广泛关注, 并已被最新国际压缩标准 JPEG2000 全面采用, 可取得比 JPEG 标准更优良的压缩性能, 因此研究基于小波压缩域的纹理分析将具有重要的意义和广泛的应用前景。然而基于小波变换的传统多尺度纹理分析方法存在两个局限^[6~8]: 第一, 各个子带独立处理, 未考虑子带间相关性, 分类能力有限。第二, 提取特征时, 未考虑小波分解方式及选用的小波基是否与基于小波的图象压缩标准相一致, 当其应用于普遍存在的压缩格式图象时, 需先解压再提取特征, 计算量大。为此, 本文提出了一种基于小波压缩域相邻尺度子带间相关性的纹理特征提取方法, 所用小波分解方式及小波基与现有基于小波变换的压缩标准 JPEG2000 完全兼容, 可在不完全解压的情况下实现纹理分类, 不仅大大地提高了处理速度, 而且分类识别率高。

2 离散小波变换

图像压缩中, 2 维图象的离散小波变换通过可分离滤波器组实现^[5]:

$$\begin{aligned}
 L_n(x, y) &= [H_x * [H_y * L_{n-1}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2}(x, y) \\
 D_{n1}(x, y) &= [H_x * [G_y * L_{n-1}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2}(x, y) \\
 D_{n2}(x, y) &= [G_x * [H_y * L_{n-1}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2}(x, y) \\
 D_{n3}(x, y) &= [G_x * [G_y * L_{n-1}]_{\downarrow 2,1}]_{\downarrow 1,2}(x, y)
 \end{aligned} \quad (1)$$

式中 * 代表卷积运算, $\downarrow_{2,1}(\downarrow_{1,2})$ 代表沿行(列)下采样, L_0 是原始图象, H , G 分别为低通和高通滤波器, 本文采用与 JPEG2000 相同的 Daubechies9/7 滤波器. L_n 通过低通滤波器得到, 可看作尺度 n 上的低频近似图象, D_{n1} , D_{n2} , D_{n3} 分别是通过水平、垂直及对角方向高通滤波得到, 包含了尺度 n 上的方向细节信息, 称为高频方向细节图象. 经过 l 级小波变换, 原图象由子图象序列 $\{L_l, D_{nd}\}_{d=1,2,3, n=1,2, \dots, l}$ 表示, 这些子图象也称为子带.

为获得较鲁棒的纹理描述, 常采用有冗余的离散小波框架描述^[8], 与公式(1)描述的小波变换相似, 只是在每一分解级略去细节子带的下采样. 但这种方法数据量大, 不符合图象压缩的要求, 因而在图象压缩算法中很少采用. 为实现基于压缩域的纹理图象分析, 本文采用与 JPEG2000 压缩标准完全一致的小波分解方式(即公式(1)).

3 小波压缩域纹理特征提取

3.1 基于相邻尺度子带间相关性的纹理特征提取

对于子图象序列 $\{L_l, D_{nd}\}_{d=1,2,3, n=1,2, \dots, l}$, 其系数特性主要表现在^[9]: 第一, 子带 D_{n1} , D_{n2} , D_{n3} 具有多分辨率特性及较明显的方向选择性, 分别体现了原图象在尺度 n 上的水平、垂直及对角方向的边沿或纹理分布. 第二, 各子带相应空间位置的系数间存在明显的相关性.

传统的基于小波的多尺度纹理分析方法, 如子带能量法^[6]、子带方差法^[7]及小波子带共生矩阵法^[8], 都只是利用了小波子带系数的第一个特性, 即子带的方向性和尺度性, 完全忽略子带间的相关性, 因此往往无法正确区分特征集相似而视觉差异明显的纹理.

利用小波图像子带间的相关性, Shapiro 提出了小波零树的概念, 应用到图象压缩技术中, 压缩效果良好^[10]. 也是利用这种相关性, Portilla 等^[11]提出了一种参数纹理模型实现纹理合成. 然而迄今为止, 利用这种相关性提取纹理特征的方法尚未见之于文献. 本文首次进行这方面的研究并将其应用于压缩域纹理图象分类.

子带相应位置系数间的依存关系在同一方向, 相邻尺度细节子带(如 D_{nd} , $D_{(n+1)d}$) 间表现的尤其突出^[11], 本文采用共生矩阵反映子带间的依存关系. 共生矩阵最早由 Haralick 提出^[12], 用来描述图象中两个像素灰度级的联合条件概率密度分布, 反映图象灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息, 是早期分析图象的局部模式及其排列规则的基础. 本文扩展共生矩阵概念, 描述同一方向, 相邻尺度细节子带的相应位置系数的二阶联合条件概率密度分布. 由小波理论可知^[9], 小波细节子带系数可近似代表原图象沿各个方向的一阶或二阶梯度, 因而该扩展共生矩阵可称为方向梯度共生矩阵.

定义方向梯度共生矩阵 M_{nd} 为 $G \times G$ 大小的方阵, 其中 d

$\{1, 2, 3\}$ 代表方向, $n = \{1, 2, \dots, l-1\}$ 代表尺度, G 代表细节子带系数的量化级数. 它描述了特定方向 d 下, 尺度 n 细节子带 D_{nd} 与尺度 $(n+1)$ 细节子带 $D_{(n+1)d}$ 间的依存关系. 矩阵元素 $M_{nd}(i, j)$ 是特定方向 d 下, 细节子带 D_{nd} 与 $D_{(n+1)d}$ 相应位置系数的二阶联合概率(即同一方向相邻尺度子带间梯度共现的频数), 数学表达式定义为:

$$M_{nd}(i, j) = \frac{1}{M_n N_n} \begin{cases} 1, & \begin{cases} D_{nd}(x, y) = i, \\ D_{(n+1)d}(x, y) = j \end{cases} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $i, j = 1, 2, \dots, G$, $(x, y) = ((x+1)/2, (y+1)/2)$; M_n, N_n 为尺度 n 下子带 D_{nd} 的高度和宽度. 由于 $D_{(n+1)d}$ 的分辨率是 D_{nd} 的一半, 故在利用式(2)构建方向梯度共生矩阵时先要对 $D_{(n+1)d}$ 进行上采样, 保证 $D_{(n+1)d}$ 与 D_{nd} 相匹配.

为降低共生矩阵 $M_{nd}(i, j)$ 尺寸, 需对各细节子带系数进行量化, 量化级数的大小直接影响基于共生矩阵的纹理特征提取的计算复杂度, 考虑到细节子带小波系数的分布特性, 采用对数量化方法. 通过实验对比发现, 4 级量化最优. 另外, 为消除对比度对纹理分类的影响, 在量化前先归一化各细节子带的系数至 0 和 255 之间.

若分解级数是 l , 得到 $3 \times (l-1)$ 个共生矩阵. 这些共生矩阵反映了同方向相邻尺度细节子带间的相关性, 共生矩阵中数值较大者越集中于主对角线附近, 相关性越大; 反之, 数值较大者越远离主对角线, 依存关系越弱.

共生矩阵在许多方面包含了纹理的统计特性, 但数据量太大, 一般并不直接作为纹理分类的特征, 而是基于它构建一些统计量作为纹理分类特征. 折中考虑计算量和分类性能, 本文通过实验从 8 个传统的统计量中选取了 4 个最常用、能体现相邻尺度子带间相关性的统计量作为纹理特征. 计算公式如下:

$$f_{nd}^1 = \sum_{i,j=0}^G (i-j)^2 M_{nd}(i, j) \quad (3)$$

$$f_{nd}^2 = \sum_{i,j=0}^G (M_{nd}(i-j))^2 \quad (4)$$

$$f_{nd}^3 = - \sum_{i,j=0}^G M_{nd}(i-j) \log M_{nd}(i, j) \quad (5)$$

$$f_{nd}^4 = - \sum_{i,j=0}^G M_{nd}(i-j) / (1 + (i-j)^2) \quad (6)$$

最终得到一个 $4 \times 3 \times (l-1)$ 维的特征矢量 F , 称之为基于子带间相关性的纹理特征.

$$F = \{f_{nd}^1, f_{nd}^2, f_{nd}^3, f_{nd}^4\}_{n=1,2, \dots, l-1, d=1,2,3}$$

图 1 为纹理特征提取过程示意.

3.2 压缩域处理

基于压缩域的纹理图象分类, 是指通过挖掘图像压缩时的中间结果或最终码流中包含的信息, 力争在不解码或部分解码的情况下提取纹理特征, 并以其作为分类特征实现的纹理分类^[13]. 因为前述基于子带间相关性的纹理特征提取过程中充分考虑到与 JPEG2000 的兼容性, 所基于的子带序列 D_{nd} 与 JPEG2000 部分解压的中间结果完全一致, 故对于基于小波

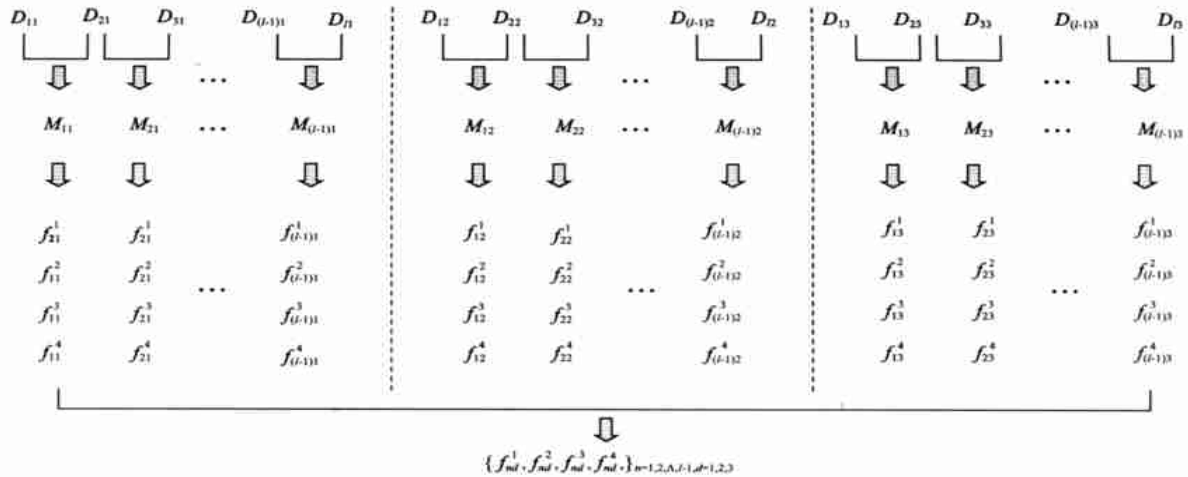


图1 特征提取过程示意

的压缩格式图象,只需进行少量解码(熵解码+反量化)就可以获得 D_{nd} ,从而实现压缩域纹理图象分类。对于非压缩格式(像素域)图象,也可以利用本文的方法提取特征,只是需要先做小波变换以获得 D_{nd} 。

4 纹理分类

纹理特征确定后,分类就变成一个统计问题。本文直接选用文献[14]推荐的 Bayes 距离分类器的简化模型。该分类器计算简单,而且引入了特征量的分散度,可使分类错误率最小化。分类识别包括训练过程和测试过程。

在训练过程,对每一类纹理 C ,计算所有训练样本的平均特征矢量(即类中心) M_c 和方差矢量(即分散度) S_c

$$M_c = \frac{1}{Q_c} \sum_j F_{cj}, \quad S_c = \frac{1}{Q_c} \sum_j (F_{cj} - M_c)^2 \quad (7)$$

式中 F_{cj} 是第 C 类纹理的第 j 个训练样本的特征矢量, Q_c 是第 C 类纹理的训练样本个数。

在测试过程中,对任一测试样本,计算其特征矢量 F_i 与每一类纹理 C (用 M_c 和 S_c 表示)的简化 Bayes 距离 $D_c^{[14]}$:

$$D_c = \sum_{i=1}^f \left[2 \ln S_c^i + \left(\frac{F_i - M_c^i}{S_c^i} \right)^2 \right] \quad (8)$$

式中 f 是特征矢量的维数。与常用的欧式距离相比,式(8)的距离测度不仅考虑类中心对距离的影响,而且考虑到特征矢量分散度对距离的影响,可降低分类误差。依据这些距离,测试样本被归类到与其距离最小的类中。

5 实验结果及讨论

为验证本文方法的有效性,选用与文献[14]相同的纹理数据库进行纹理分类实验,该库由波恩大学计算机视觉组纹理库及 Brodatz 纹理库共 77 幅纹理图象组成,是迄今为止纹理分析研究中最全面、最典型的纹理实验库。库中图象大小均为 512×512 ,分属于 63 类。为得到足够的训练样本和测试样本,分割每幅图象为 64 个部分交迭的 128×128 子图,共得 4928 幅子图。对每一类纹理,选择一半子图为训练样本,其余用作测试样本。所有样本均以 JPEG2000 压缩格式存放,特征

提取是在小波压缩域进行。

对 6 种纹理特征的分类性能进行了对比实验,验证本文方法的合理性和有效性。

(1) WE^{10} 小波子带能量特征(子带内一阶统计)^[6],3 级小波分解,10 维特征矢量;

(2) F_{new}^{24} 本文提出的基于子带间相关性的纹理特征,3 级小波分解,24 维特征矢量;

(3) WS^{40} 小波子带共生矩阵特征(子带内二阶统计)^[8],3 级小波分解,40 维特征矢量;

(4) $WE^{10} + F_{new}^{24}$ 34 维特征矢量;

(5) $WE^{10} + WS^{40}$ 50 维特征矢量;

(6) GE^{48} Gabor 能量特征^[4],4 个尺度 6 个方向 Gabor 变换,24 个能量,24 个标准偏差;

除特征(6),其余特征均在压缩域提取。特征(3)和(5)与原始文献[8]中的结果有不同,因为原文献采用有冗余的离散框架小波变换,在小波变换过程中还保留了各级分解的低频子带,而压缩域中只有最粗一级的低频子带可用,所以这里仅计算 $3l+1$ (而不是 $4l$) 个子带的二阶统计特征。在基于小波的图像压缩中,3 级分解常可达到计算量和压缩效果的最佳折中,故这里不失一般性,选择 3 级小波分解来提取纹理特征。

平均分类结果如表 1 所示。表 1 结果是在 Pentium 微机, Windows 操作系统下用 $c++$ 语言实现的。从表中可知,虽然 Gabor 能量特征可以取得较好的分类结果,但计算量大,几乎是基于小波特征的 500 倍。本文提出方法的分类精度明显高于传统的小波子带能量法和基于子带内系数二阶统计方法,分别提高 11.57% 和 9.54%。结合小波子带能量特征(子带内一阶统计)和本文提出的基于相邻子带间相关性的纹理特征(子带间相关统计)提取法,分类实验结果最好,达 91.15%。而小波子带能量特征(子带内一阶统计)和小波子带共生矩阵特征(子带内二阶统计)的结合仅能达到 85.84% 的分类精度,因为它们只考虑了子带内的统计特征量,忽略了子带间的相

关性,造成分类精度下降.

为进一步验证提出方法的可靠性,对 Adobe 纹理库也进行了对比试验,该库共包含 75 类纹理,也是一个公用的,典型的,但相对容易的纹理库.实验条件与前一致,结果见表 1 最后一列.

表 1 分类实验结果

纹理 分类特征	分类识别 率(%)	特征计算 平均时间	特征 维数	Adobe 纹理库分类 识别率(%)
WE^{10}	73.86	7.17ms	10	87.82
F_{new}^{24}	85.43	7.79ms	24	92.17
WS^{40}	75.89	8.41ms	40	86.22
$WE^{10} + F_{new}^{24}$	91.15	8.05ms	34	98.12
$WE^{10} + WS^{40}$	85.84	8.69ms	50	95.10
GE^{48}	90.30	3370ms	48	97.85

6 结论

本文提出了一种基于相邻尺度子带间相关性的,可直接在压缩域操作的纹理特征提取方法,试图克服现有的基于小波的多尺度纹理分析方法的局限性.对于基于小波变换的压缩格式图象,该方法仅部分解压即可提取纹理特征,实现基于压缩域的快速纹理图象分类,计算速度明显提高.对 2 个典型纹理图象库分类测试结果表明该特征具有良好的分类性能.同时由于该特征考虑了子带间相关性,当与反映子带内统计特性的传统小波子带能量法结合时,可取得最好的分类识别率.

参考文献:

- [1] Castleman K P. Digital Image Processing (影印本) [M]. 北京: Prentice-Hall, Inc. & 清华大学出版社, 1998. 498 - 510.
- [2] 黄祥林, 沈兰荪. 基于内容的图象检索技术研究 [J]. 电子学报, 2002, 30(7): 1065 - 1071.
- [3] Daugman J G. An information-theoretic view of analog representation in striate cortex [A]. Schwartz, E. Computational Neuroscience [C]. Cambridge: MIT Press, 1990. 403 - 423.
- [4] Manjunath B S, Ma W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 837 - 842.

- [5] Mallat S. A theory for multiresolutional signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674 - 693.
- [6] Chang T, Kuo C J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1993, 2(4): 429 - 441.
- [7] 徐朝伦, 王晓湘, 柯有安. 基于子波变换的纹理图象分类 [J]. 电子科学学刊, 1999, 21(3): 404 - 407.
- [8] Van de Wouwer G, Scheunders P, Van Dyck D. Statistical texture characterization from discrete wavelet representations [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(4): 592 - 598.
- [9] 沈兰荪, 卓力, 田栋, 汪孔桥. 视频编码与低速率传输 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2001. 69 - 75.
- [10] Shapiro J M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3445 - 3462.
- [11] Portilla J, Simoncelli E P. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 49 - 70.
- [12] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural feature for image classification [J]. IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610 - 621.
- [13] 李晓华, 沈兰荪. 基于压缩域的图像检索技术 [J]. 计算机学报, 2003, 26(9): 1051 - 1059.
- [14] Charalampidis D, Kasparis T. Wavelet-based rotational invariant roughness features for texture classification and segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(8): 825 - 837.

作者简介:



李晓华 女, 1973 年 2 月生于陕西韩城, 1998 年毕业于西安交通大学, 获工学硕士学位, 现为北京工业大学模式识别与智能系统专业博士生, 主要研究领域为基于内容图象检索, 图象压缩等.

沈兰荪 男, 1938 年 6 月生于江苏苏州, 北京工业大学教授, 博士生导师, 主要研究领域为图像处理, 视频编码与传输, 医学图像处理等, 已出版《图像编码与异步传输》、《视频编码与低速率传输》等专著.