

基于 Brushlet 复特征的纹理分类

钟桦 肖竹 焦李成

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室和智能信息处理研究所 西安 710071)

摘要: Brushlet 是一种新的图像方向信息分析工具,其能量特征已被应用于纹理分割、分类以及去噪等领域。该文利用 Brushlet 变换为复函数这一特性,提取其能量及相位信息作为纹理分类特征。通过对 Brodatz 纹理图像库中均匀、非均匀以及全部图像进行分类实验,较之单一能量特征的分类方法,Brushlet 复特征取得了更好的分类性能。

关键词: Brushlet 变换;方向性;纹理图像;相位特征

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)10-2301-04

Texture Classification Using Complex Feature of Brushlet

Zhong Hua Xiao Zhu Jiao Li-cheng

(Key Laboratory for Radar Signal Processing and Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Brushlet is a novel tool for image orientation analysis, whose energy feature is adopted in texture segmentation, image classification and denoising. In this paper, the property of Brushlet is used: the transform is a complex value function with a phase, the energy and phase information are adopted as a fused feature for texture classification. Experiments on homogeneous, inhomogeneous images and total Brodatz texture album prove that the complex feature of Brushlet outperforms the method based on single energy.

Key words: Brushlet transform; Directionality; Texture image; Phase feature

1 引言

纹理识别是计算机视觉领域中最基本的问题,即通过设计一种方法来界定两种给定的纹理图像是相似或者不同的。因此,有效地分析和描述纹理结构是非常重要的。为了得到合适的纹理结构来进行纹理分类,已经形成和发展了许多方法。例如灰度共生矩阵(GLCP)^[1], Gabor 滤波器^[2]和小波变换^[3],在纹理分类上都得到了较好的应用。这些方法也存在一些不足, GLCP 较好地利用图像局部统计特性,其不足之处在于仅从单一尺度提取纹理特征。Gabor 变换较为简单,但对频域的划分不够精细,实现时参数不易确定。小波方法在纹理分类中的应用较为成熟,其采用 Fourier 平面的倍频程分解,但角分辨率较差,仅包含水平,垂直及对角方向,缺乏相位信息,因此分类性能有限。随着多尺度几何分析方法^[4]的日渐成熟, Brushlet^[5]、脊波(Ridgelet)^[6]、曲线波(Curvelet)^[7]和方向波(Directionlet)^[8]等方向信息检测新工具应运而生。其中, Brushlet 是为解决角分辨问题而产生的。在文献[5]中, Meyer 等人对 Brushlet 的构造和描述纹理模式作了详尽的阐述。

在纹理图像分类中, Brushlet 变换已得到了成功的应

用^[9,10]。一般做法是提取其分解后子块的能量特征来描述纹理信息。本文考虑到 Brushlet 变换的复函数性质,同时提取包含能量和相位信息的复特征来进行纹理图像分类。通过对均匀和不均匀纹理图像的分类实验证明了该方法的有效性。文章结构如下:第 2 节介绍 Brushlet 基构造和 Brushlet 变换。第 3 节是 Brushlet 复特征提取。第 4 节为 Brodatz 纹理分类实验,最后是结束语。

2 Brushlet 基构造和 Brushlet 变换

Brushlet 变换是正交和非过完备(non-overcomplete)的^[5]。Brushlet 函数在频域上为单一峰值,具有极好的局部化功能,其方向信息极好地反映在二维 Brushlets 变换中,并具有和小波包变换类似的多层分解结构。Brushlet 能对 Fourier 平面作很好的叠型分割(tiling),因此对分析富含方向信息的纹理图像十分有效。

2.1 Brushlet 基构造

在信号处理中,常常用一个光滑的窗函数将信号分成相邻的区间,然后在每一个区间内进行局部傅里叶分析。Brushlet 就是基于以上思想来构造具有时频局部化性质的标准正交基。Meyer 等人采用光滑局部周期化技术^[5]构造了 Fourier 频域的正半部分局部化基函数, Brushlet 基构造可按以下 3 步进行:

- (1) 构造光滑局部化的标准正交基。
- (2) 利用局部化的标准正交基构造一维 Brushlet 基。

2006-03-27 收到, 2006-09-04 改回

国家自然科学基金(60505010, 60472084)和国家“973”重点基础研究发展规划项目基金(2001CB309403)资助课题

(3) 利用可分离一维 Brushlet 的张量积直接构造标准正交二维 Brushlets 基。

由此构造的二维 Brushlets 基具有一定的方向结构和振动频率范围, 同时局部化在一个峰值周围。并且二维 Brushlets 基函数的结构大小和分析窗口的大小成反比。与小波变换不同, Brushlet 是复值函数, 二维 Brushlets 基中的相位参数表示了 Brushlet 的方向(如图 1 所示)。这样的结构使得 Brushlets 在捕获方向纹理信息上有很好的特性。同时 Brushlets 基还具有完全重构特性。

2.2 Brushlet 变换

Brushlet 变换具有类似于小波包的多层结构, 能对 Fourier 域进行极佳的分解。如图 1(a)中 Brushlet 的第 1 层分解把 Fourier 平面分成 4 个象限, Brushlet 系数被分为 4 部分, 对应的方向为 $\frac{\pi}{4} + k\frac{\pi}{2}, k = 0, 1, 2, 3$ 。图 1(b)中第 2 层分解进一步把每个象限分为 4 个部分, 如图 1(b)所示的两层分解, 共 16 个 Brushlet 系数的集合, 共分为 12 个方向, 分别为 $\frac{\pi}{4} + k\frac{\pi}{2}, k = 0, 1, 2, 3$, 对应两个不同的频率。环绕着原点的 4 个子带为 DC 分量, 其余均为高频纹理。多层分解是对上一层的方向继续加以细分, 但层数过多会有明显的频率混叠, 故而一般选取 1~3 层分解。值得注意的是, Brushlet 是复值函数, 其系数实际上可以分为实部和虚部两个部分, 且实部和虚部分别关于原点反对称。图 2(a)为 barbara 原图像, 大小为 512×512 , 图 2(b), 图 2(c)分别是对 barbara 一层和二层分解后图像。根据实部和虚部各自的对称关系, 图 2(b), 2(c)中的上半分子块分别对应为一, 二层 Brushlet 分解后实部的上半平面系数; 类似地其下半分子块对应为一, 二层分解后虚部的上半平面系数。

3 Brushlet 特征提取

3.1 能量特征

Brushlet 变换是正交变换, 且可完全重构。与许多空频变换方法相似, 其能量在变换前后具有一致性。图像经 Brushlet 分解后包含 4^{Level} 个子块, 其中 Level 是分解层数, 各个子块反映了原图纹理在对应分解方向上的方向信息, 充分体现了二维 Brushlets 基的方向性。纹理是图像中的突变部分, 也是能量集中的部分, 因而可用子块能量对其进行描述。与只用虚部或者实部来提取能量^[9]不同, 本文利用分解后子块实部和虚部来计算各系数的模值, 并加和作为该子块的特征向量。令 \hat{f} 表示 Brushlet 分解后的系数, $\hat{f}_{\text{real}}, \hat{f}_{\text{imag}}$ 分别表示其实部和虚部, 其子块模值(能量)特征 F_{BE} 可表示如下:

$$F_{\text{BE}} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^l |\hat{f}(i, j)| = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^l \left[(\hat{f}_{\text{real}}(i, j))^2 + (\hat{f}_{\text{imag}}(i, j))^2 \right]^{1/2} \quad (1)$$

3.2 相位(phase)特征

Brushlet 是复值函数, 其分解和重构时实部和虚部都是同时进行的。对于复值函数而言, 模值和相位是缺一不可的。

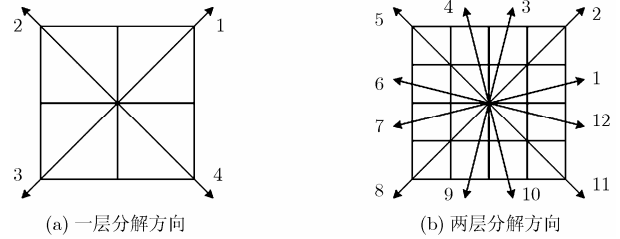


图 1 Brushlet 分解方向

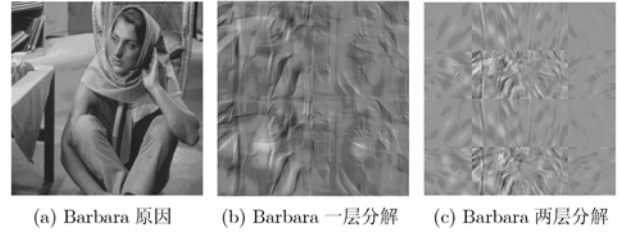


图 2 Brushlet 分解结果

本文做法是通过相角的分布来表示其相位信息。相角即分解后虚部和实部的反正切值, 用 θ 表示: $\theta = \arctan(\hat{f}_{\text{imag}} / \hat{f}_{\text{real}})$, 大小在 $[-\pi, \pi]$ 之间。提取对应的实部和虚部子块中相角来构成相位矩阵 M_{ph} , 以均值和标准差作为 M_{ph} 的分布特征, 来体现该子块中的方向性。若用 $r \times c$ 表示子块大小, 均值和标准差可表示为

$$\text{mean} = \frac{1}{r \times c} \sum \sum M_{\text{ph}} \quad (2)$$

$$\text{std} = \left[\frac{1}{r \times c} \sum (M_{\text{ph}} - \text{mean})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

式(2), 式(3)相位特征可以写成向量形式: $F_{\text{BP}} = [\text{mean}, \text{std}]$ 。图 3 中是对两类纹理 D22 和 D10 作 3 层 Brushlet 分解后的特征对比。其中横坐标表示维数, 由对称性只取了上半部分 16 个子块, 纵坐标分别表示能量, 相位均值和方差。可以发现, 二者能量相差不大, 变化基本趋势一致, 但对于相位的均值和方差, 两条曲线呈交叉状, 差别较为明显, 故而提供了丰富的分类信息。这说明对于某些纹理图像而言, 相位特征是区分它们的一个重要特征。

4 Brodatz 纹理分类实验

4.1 纹理类别分析

本文用 Brodatz 图像库中的纹理图像来检验分类性能。Brodatz 纹理图像库中包含 112 种自然纹理。通过对整个 Brodatz 纹理图像库的观察发现, 有些纹理在方向上具有一致性, 结构上呈均匀分布。另外一些则不然。若图像中纹理方向是规则或者一致的, 结构分布基本均匀, 则称这样的图像是均匀的(homogeneous)。若图像中纹理方向较为凌乱, 结构无规律性, 则称此类图像为非均匀的(inhomogeneous)。图 4, 图 5 中分别列举了 4 幅均匀图像和非均匀图像。对于均匀纹理的分类, 小波变换^[11,12], Brushlet 变换^[9,10]等方法已经得到了成功的应用。

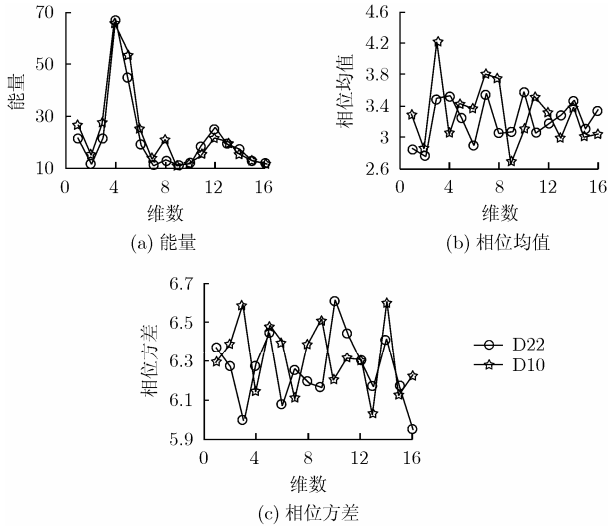


图 3 D22 和 D10 的能量及相位特征对比

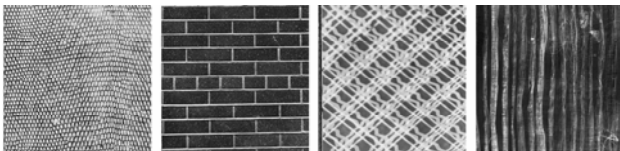


图 4 4幅均匀图像: D22 D26 D46 D50

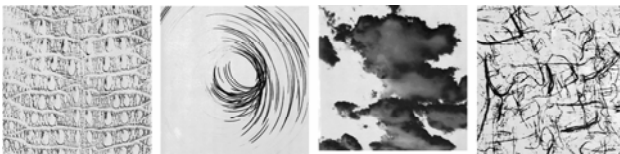


图 5 4幅非均匀图像: D10 D43 D91 D108

进一步分析发现, Brodatz中非均匀图像有35幅左右, 占到了将近整个图像库的1/3^[10]。对于非均匀图像, 由于其纹理结构的不规则性, 降低了分类性能。如前所述, 本文根据Brushlet为复函数的特性, 利用其复系数的能量(模值)特征以及相位分布信息, 分别对均匀图像, 非均匀图像和整个图像库进行分类实验。

4.2 实验结果分析

将Brodatz纹理库的图像大小均选定为640×640, 把每幅图像划分为不重叠的25个子图像, 得到的子图大小为128×128。对各个子图作3层Brushlet分解, 根据实部和虚部自身

的对称性, 只需利用实部和虚部的上半平面系数来提取模值 F_{BE} 和相位特征 F_{BP} 作为融合特征, 并对此特征做归一化处理。融合特征可写成如下向量形式:

$$F_{BE+BP} = [F_{BE}, F_{BP}] \tag{4}$$

对每种纹理图像选取其中10个子图像作为训练, 其余用作测试, 选用一种较为简单的分类器:K-NN进行分类。实验中采用灰度共生矩阵(GLCP)特征, Gabor滤波器能量特征^[13], 下采样(decimated)小波^[11]和非下采样(undecimated)小波^[12]以及Brushlet^[10]变换作为对比方法, 分别用 F_{GLCP} , F_{Gabor} , F_{DWT} , F_{UDWT} , F_{BE} 表示使用这5种方法进行纹理分类。 F_{BP} 表示只利用Brushlet相位特征进行分类的结果, F_{BE+BP} 为本文提出的Brushlet复特征的结果。分别对Brodatz纹理库中的77类均匀图像, 35类非均匀图像以及全部112类图像进行分类实验, 测试样本的分类正确率如表1所示。

从实验结果可以看出, 与传统的GLCP特征和Gabor能量方法相比较, 使用下采样小波及非下采样小波用作分类时, 其正确率得到了一定的改善。而Brushlet具有良好的方向性, 其能量特征能更有效地描述纹理信息, 如表1所示, 无论图像纹理为均匀还是非均匀的, Brushlet能量的分类正确率都明显高于小波及其它方法。从整体来看, 对于均匀、非均匀和全部图像, 当结合了Brushlet能量和相位的复特征后, 分类性能得到了进一步提高, 较之单一选取Brushlet能量的方法, 其分类正确率分别提高了1.79%, 2.52%, 3.60%。这说明Brushlet作为复值函数, 其能量特征和相位信息是密切相关的, 从这两个方面综合考虑来选取特征, 能取得更优的分类效果。

5 结束语

纹理作为自然图像的重要特征, 其结构是多种多样的。其中非均匀纹理给图像的分类和识别带来了一定的难度。本文从非均匀性入手, 考虑到 Brushlet 是复变换的特性, 通过探求实部和虚部间的相互联系来构造图像经 Brushlet 分解后能量及相位的复特征, 分别针对均匀和非均匀纹理图像进行仿真试验, 分类效果的改善也验证了这一思路是切实可行的。下一步工作将继续从图像结构着手, 结合原有的空频变换特性, 把 Brushlet 复特征应用到图像分割及目标识别中去。

表1 分类正确率比较(%)

仿真结果	F_{GLCP}	F_{Gabor}	F_{DWT}	F_{UDWT}	F_{BE}	F_{BP}	F_{BE+BP}
均匀图像(77类)	60.42	83.63	89.42	91.26	93.33	74.86	95.12
非均匀图像(35类)	57.37	62.96	64.34	70.51	74.97	61.94	77.49
全部图像(112类)	55.18	70.13	72.38	77.14	82.08	68.46	85.68

参 考 文 献

- [1] Baraldi A and Parmiggian F. An investigation of the texture characteristics associated with Gray Level Co-occurrence Matrix statistical parameters [J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(2): 293-303.
- [2] Weldon T, Higgins W E, and Dunn D F. Efficient Gabor-filter design for texture segmentation. *Pattern Recognition*, 1996, 29(12): 2005-2016.
- [3] Laine A and Fan J. Texture classification by wavelet packet signatures. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell.*, 1993, 15(11): 1186-1191.
- [4] 焦李成, 谭山. 图像的多尺度几何分析: 回顾和展望. *电子学报*, 2003, 31(12A): 43-50.
Jiao Li cheng and Tan Shan. Development and prospect of image multiscale geometric analysis. *Acta Electronica Sinica* 2003, 31(12A): 43-50.
- [5] Meyer F G and Coifman R R. Brushlets: A tool for directional image analysis and image compression. *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, 1997, 4(2): 147-187.
- [6] Candés E J. Ridgelets: theory and applications. [Ph.D.dissertation]. Stanford Univ. Standrod. CA. (1998).
- [7] Candés E and Donoho D. Curvelets. Tech. Rep. Stanford Univ. Stanford, CA. (1999).
- [8] Velisavljevic V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, and Dragotti P L. Approximation power of directionlets. Proc. on ICIP-2005, Genova, Italy, September 2005: 741-744.
- [9] Chen Chibiao, Liu Jun, and Chan K L. Texture discrimination using Brushlet features. 2001 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and signal Processing. PACRIM 2001. Victoria, BC, Canada. Aug. 2001, Vol.1: 55-58.
- [10] Shan Tan, Zhang Xiangrong, and Jiao Licheng. A Brushlet-based feature set applied to texture classification. CIS 2004, LNCS 3314: 1175-1180.
- [11] Chang T and Kuo C C J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1993, 2(4): 429-441.
- [12] Unser M. Texture classification and segmentation using wavelet frames. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1995, 4(11): 1549-1560.
- [13] Jain A K and Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. *Pattern Recognition*, 1991, 24(12): 1167-1186.
- 钟 桦: 男, 1976 年生, 副教授, 研究方向为图像的多尺度几何表示及应用.
- 肖 竹: 男, 1981 年生, 硕士生, 研究方向为纹理图像分析、图像检索.
- 焦李成: 男, 1959 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信息处理.