

基于互补特征的纹理图像检索

曲怀敬*

(山东建筑大学 信息与电气工程学院, 济南 250101)

(*通信作者电子邮箱 quhuaijing@sdjzu.edu.cn)

摘要:针对互补特征可以有效地改善图像检索系统性能的特点,提出一种在改进 Contourlet 变换域采用 L_1 能量与广义高斯分布参数特征的纹理图像检索方法。首先,应用改进的方法对方向子带系数进行广义高斯统计建模。然后,分别单独利用各个特征和相应的相似性测度进行检索。最后,基于直接的相似性测度和,采用这两种互补的特征进行检索。实验结果表明,和采用单一特征相比较,互补特征由于充分地反映了图像的结构信息和随机分布信息,从而有效地提高了纹理图像数据库的平均检索率。

关键词:改进的 Contourlet 变换;建模; L_1 能量;广义高斯分布;互补特征;纹理图像检索

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Texture image retrieval based on complementary features

QU Huai-jing*

(School of Information and Electric Engineering, Shandong Jianzhu University, Jinan Shandong 250101, China)

Abstract: Because the performance of the image retrieval system could be effectively improved by using the complementary features, a retrieval method of the texture image using L_1 energy and generalized Gaussian distribution parameter features was proposed in the improved Contourlet transform domain. Firstly, the directional subband coefficients went through generalized Gaussian modeling with an improved approach. Then, the texture images were respectively retrieved based on the single feature and the corresponding similarity measurement. Lastly, using the complementary features and the direct summation of their similarity measurements, the texture images were retrieved. The experimental results show that, compared with single feature, the average retrieval rates of the texture image database are effectively improved by the complementary features that fully represent the structural information and the random distribution information.

Key words: improved Contourlet transform; modeling; L_1 energy; generalized Gaussian distribution; complementary feature; texture image retrieval

0 引言

随着数字图书馆和多媒体数据库容量的飞速增长,基于内容的图像检索目前已变得日益重要和必不可少^[1]。纹理存在于几乎所有的图像之中,并在人类的视觉过程中起着重要的区分作用。根据人眼视觉特性的研究,纹理可以有效地反映图像中不同区域的结构、方向、粒度和规则性的差异^[2]。因此,研究基于内容的纹理图像检索有着重要的意义。

不同的搜索引擎采用不同的特征来检索图像。纹理图像具有丰富的方向性,而人类感知纹理是通过将图像分解成不同频率和不同方向的分量来完成的^[3]。因此,纹理图像的特征广泛采用滤波器组的方法来提取^[4]。典型地,离散小波变换^[5]、Gabor 小波变换^[3]和复小波变换^[6]可以将纹理图像特征表达为子带的能量属性。但是,这些方法要么只提供有限的方向信息,要么计算复杂度高。为此,Contourlet 变换得到了广泛的关注^[7-8]。

通常,纹理图像检索利用的是单一的特征。然而,人类习惯采用不同类型的特征来区分不同的纹理模式^[9]。研究表明,较好的纹理区分能力可以通过联合考虑互补的特征来获得^[10]。为此,在 Contourlet 变换域可从两个方面来选择纹理图像的特征。一方面,由于频域的能量分布可以识别纹理

的结构信息,因此可采用方向子带系数的能量为特征;另一方面,纹理被视为一种潜在的随机过程,它的特性可通过统计建模来有效地刻画,因此方向子带系数的统计分布参数也可作为特征。目前,研究互补特征对纹理图像检索性能影响的文献尚不多见。

本文提出一种基于改进 Contourlet 变换域纹理图像互补的 L_1 能量与广义高斯分布参数特征的检索方法。由于 L_1 能量能有效地反映纹理图像的结构信息,而广义高斯分布参数特征能准确地反映纹理图像的随机分布信息,因此二者结合可以有效地提高纹理图像的检索性能。实验结果验证了这种方法的可行性。

1 改进的 Contourlet 变换

由 Do 等^[7]提出的 Contourlet 变换是一种多尺度、多方向的图像表示方法。它的多尺度变换采用拉普拉斯金字塔结构,而方向滤波器组采用临界采样。因此,变换的冗余度较低,只有 4/3。通常,Contourlet 变换在捕捉自然图像方向信息方面的能力优于小波变换。但是,它的基图像在频域中存在“混叠”现象,从而不能很好地被局域化。

由 Lu 等^[8]提出的改进 Contourlet 变换可以在频域中产生局域化良好的基图像。不同于原始 Contourlet 变换,它采用

了一种新的金字塔结构用于多尺度分析,其结构如图1所示。

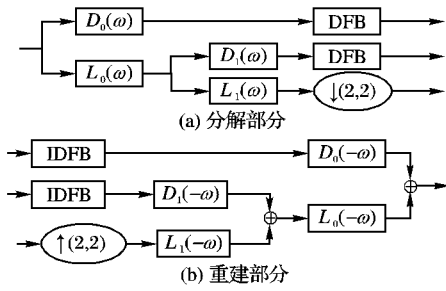


图1 改进 Contourlet 变换的结构示意图

图1中只画出了两尺度的 Contourlet 变换。其中, $L_i(\omega)$ ($i = 0, 1$), $\omega = (\omega_1, \omega_2)$ 为低通滤波器, $D_i(\omega)$ ($i = 0, 1$) 为带通滤波器。为了便于实现,规定 $L_i(\omega) = L_i^{1d}(\omega_1) \cdot L_i^{1d}(\omega_2)$, 并且定义一维低通滤波器为:

$$L_j^{1d}(\omega_i) = \begin{cases} 1, & |\omega_i| \leq \omega_{p,j} \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos \left(\frac{(|\omega_i| - \omega_{p,j})\pi}{\omega_{s,j} - \omega_{p,j}} \right), & \omega_{p,j} < |\omega_i| < \omega_{s,j} \\ 0, & \omega_{s,j} < |\omega_i| < \pi \end{cases} \quad (1)$$

其中: $i = 1, 2; j = 0, 1; \omega_{p,j}$ 为通带截止频率; $\omega_{s,j}$ 为阻带截止频率。根据完全重建的条件, $D_i(\omega)$ 可以由式 $|L_i(\omega)|^2 + |D_i(\omega)|^2 = 1$ ($i = 0, 1$) 获得。进一步的分解可通过在被抽取的低通子带上迭代进行,迭代的结构和第二层的结构相同。在改进的 Contourlet 变换结构中,滤波器的设计和实现是在频域中完成的,这样可以确保其频率响应在阻带截止频率之外严格为零。

在原始 Contourlet 变换中,拉普拉斯金字塔和方向滤波器组所采用的滤波器均选用梯形结构的不可分双正交 PKVA 滤波器,其支撑域为 (23, 23) 和 (45, 45)^[7,12]。在改进 Contourlet 变换的新金字塔结构中,一维低通滤波器 $L_j^{1d}(\omega_i)$, $i = 1, 2; j = 0, 1$ 采用 Meyer 滤波器,并按式(1)设计^[11]。而且,在第三层及以后各分解层中二维低通滤波器和 $L_1(\omega)$ 相同。由于 Meyer 滤波器在频域具有很好的局域性和正则性,因此改进 Contourlet 变换的基图像可以很好地被局域化,从而更好地实现对纹理图像的特征化表示。同时,为了得到倍频带分解,设计保证 $(\omega_{p,i} + \omega_{s,i})/2 = \pi/2^{i+1}$, $i = 0, 1$ 。并且,为了在新的金字塔结构中完全消除混叠现象,规定 $\omega_{s,0} < \pi, \omega_{s,1} < \pi/2$ 。在下面的实验中,实际选取 $\omega_{s,0} = 2\pi/3, \omega_{s,1} = \pi/3$ 。对于改进 Contourlet 变换的方向滤波器组,仍然选择采用 PKVA 滤波器。

2 方向子带系数的广义高斯分布建模

2.1 广义高斯分布参数的最大似然估计

原始和改进 Contourlet 变换的方向子带系数均可以采用零均值的广义高斯分布统计建模。广义高斯概率密度函数^[5,12]可定义为:

$$p(x; \sigma^2, \beta) = \frac{\beta \Gamma(\sigma^2, \beta)}{2\Gamma(1/\beta)} \cdot \exp \left\{ -[\eta(\sigma^2, \beta) |x|]^\beta \right\} \quad (2)$$

其中: σ^2 和 β 分别表示分布的方差和形状参数; $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$, $x > 0$ 为 gamma 函数; $\eta(\sigma^2, \beta) = \left[\frac{1}{\sigma^2} \frac{\Gamma(3/\beta)}{\Gamma(1/\beta)} \right]^{1/2}$ 。

若给定 N 个具有零均值、广义高斯分布的样本 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 其方差 σ^2 和形状参数 β 的最大似然估计方程为:

$$\hat{\sigma}^2 = \left(\frac{\Gamma(3/\hat{\beta})}{\Gamma(1/\hat{\beta})} \right) \left(\frac{\hat{\beta}}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^{\hat{\beta}} \right)^{2/\hat{\beta}} \quad (3)$$

$$g(\hat{\beta}) = 1 + \frac{\Psi(1/\hat{\beta})}{\hat{\beta}} - \frac{\sum_{i=1}^N |x_i|^{\hat{\beta}} \ln |x_i|}{\sum_{i=1}^N |x_i|^{\hat{\beta}}} + \frac{\ln \left(\frac{\hat{\beta}}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|^{\hat{\beta}} \right)}{\hat{\beta}} = 0 \quad (4)$$

其中 $\Psi(x) = \frac{d \ln(\Gamma(x))}{dx}$ 为 digamma 函数。对于超越方程

(4), $\hat{\beta}$ 可以用数值分析的方法求解。相应地, $\hat{\sigma}^2$ 就可以由式(3)获得。

2.2 广义高斯分布建模

针对超越方程(4), Do 等^[5]采用 Newton-Raphson 迭代方法估计 $\hat{\beta}$ 。但是,它的估计精度存在问题。为此,对其迭代算法和初值选择进行了改进,详细的分析参见文献[12]。

为了比较和验证准确性,与文献[5]基于小波变换的建模方法相似,本文的建模方法也是将所估计的广义高斯概率密度曲线和 Contourlet 方向子带系数的直方图相拟合。

统计建模的实验图像取自 VisTex 数据库,其中大小为 512×512 的 40 类纹理图像被采用^[5]。每一个 512×512 图像又被不重叠地分割为 16 个 128×128 的灰度子类图像。这样,一个具有 640 个灰度纹理图像的标准实验数据库就被建立。

分别针对纹理图像 Fabric14 和 Leaves8 的两个子类图像,基于改进的 Contourlet 方向子带系数,给出一些典型的实验结果,如图2所示。其中,图2(a)~(d)为四个子类图像,图2(e)~(h)分别为对应的同一方向子带的统计建模结果,Var 和 beta 分别表示所估计的方差和形状参数。由图2可见:1) 方向子带系数的统计特性可以由所估计的广义高斯分布准确地描述;2) 分布参数具有明显的纹理类别区分性。即,同一类纹理的参数值相近,而不同类纹理的参数值有较大的差异。可以预期,方向子带广义高斯分布参数的准确提取将有助于提高纹理图像检索的性能。

3 基于互补特征的纹理图像检索

检索的任务就是在总量为 M 个未标签的纹理图像库中搜索和某一个查询图像相似的前 N 个要检索的图像,其中 $N \ll M$ 。每一个查询图像的检索性能根据其平均检索率来评价。平均检索率定义为在前 N 个被检索的图像中和查询图像属于同一类的图像占检索得到的所有正确图像的百分数的平均值。

在本文的纹理图像检索实验中,查询图像选为上述标准纹理库 640 个图像中的任一个,而相应的备选图像为来自同类的其他 15 个图像。

3.1 基于能量特征的检索

纹理图像的方向结构信息通常存在于图像的中频到高频区域,并且可以采用能量特征进行有效的区分^[3,12]。在本部分的检索实验中, L_1 范数被用作 Contourlet 变换域纹理图像的能量特征。即:

$$\mu_k = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |C_k(i, j)| \quad (5)$$

其中: $C_k(i, j)$ 为纹理图像第 k 个 Contourlet 方向子带的系数, $M \times N$ 是该子带的大小。基于此能量特征,纹理图像检索采用的相似性测度为欧氏距离^[3,5]。

实验中, Contourlet 变换所采用的滤波器和第1章所述的相同。对于不同尺度和不同方向的子带,其检索实验的结果

如表1所示。

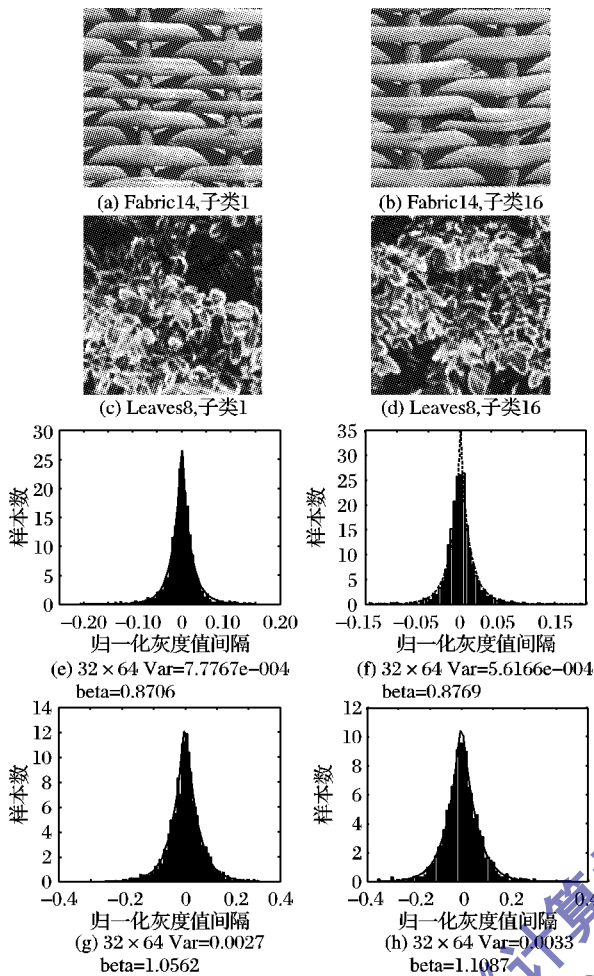


图2 改进 Contourlet 方向子带系数的建模

为了比较检索性能,基于原始 Contourlet 变换相应的平均检索率也列入表1中。其中,CT_1表示基于原始 Contourlet 变换的检索方法,而 CT_2表示基于改进 Contourlet 变换的检索方法。此外,表中多尺度方向分解的子带数量分别是按由最细尺度到较粗尺度的顺序排列的。由表1可见,CT_2方法由于利用了良好的频域局域性,从而使其检索性能均优于CT_1方法。而且,表1中的数据也表明,中频和高频段方向子带,例如(8,8,4)和(8,8,8,4)等,对于纹理图像特征的有效刻画是非常重要的。

表1 基于能量特征的不同方法的平均检索率比较 %

能量特征	CT_1	CT_2	能量特征	CT_1	CT_2
(4,4)	62.63	65.28	(8,8,8)	67.66	71.72
(8,4)	65.12	66.74	(4,4,4,4)	59.84	66.85
(8,8)	66.44	68.64	(8,4,4,4)	62.85	69.72
(4,4,4,4)	63.45	67.55	(8,8,4,4)	65.26	71.03
(8,4,4,4)	67.05	69.75	(4,8,8,4)	65.26	70.63
(4,8,4,4)	65.75	69.05	(8,8,8,4)	67.12	72.51
(8,8,4,4)	68.39	70.58	(8,8,8,8)	63.20	71.20

3.2 基于广义高斯分布参数特征的检索

基于统计建模的方法可以有效地改善纹理图像检索的性能^[5]。心理学研究表明,在多尺度变换域,对于两个同类的纹理,若它们的子带边缘分布相似,则很难区分这两个纹理^[9]。研究还表明,自然图像多重子带的边缘分布可以充分地反映其特征^[13]。而且,在多尺度变换域,简单的各子带独立同分布的广义高斯分布建模比子带相关的广义高斯分布建

模更稳健和有效^[14]。

在本部分的检索实验中,将所估计的广义高斯分布参数 σ^2 和 β 作为特征,而相似性测度采用具有闭式结构的KL距离^[5,12]。检索实验使用的数据库和2.2节相同,两种方法的比较实验结果如表2所示。由表2可见,CT_2方法的检索性能也总是优于CT_1方法;中频和高频段方向子带同样地有利于区分纹理图像。此外,和能量特征相比较,基于广义高斯分布参数特征的检索性能明显地得到了提高。

表2 基于广义高斯分布参数特征的平均检索率比较 %

方法	CT_1	CT_2	方法	CT_1	CT_2
(4,4)	72.33	74.59	(8,8,8)	76.54	79.02
(8,4)	75.40	76.88	(4,4,4,4)	72.69	78.11
(8,8)	75.38	77.20	(8,4,4,4)	75.66	80.18
(4,4,4,4)	75.36	77.41	(8,8,4,4)	76.45	80.25
(8,4,4,4)	78.09	79.37	(4,8,8,4)	73.44	78.20
(4,8,4,4)	75.46	77.43	(8,8,8,4)	76.05	80.10
(8,8,4,4)	77.72	79.07	(8,8,8,8)	50.62	78.48

3.3 基于互补特征的检索

人类对自然图像的视觉具有空域局域性、方向性和带通性^[15]。在多尺度多方向变换域,为了实现这种特性,要求重建图像和原始图像之间必须具有良好的能量保持性。同时,变换域方向子带图像还要具有良好的稀疏性。据此,方向子带图像的能量特征和广义高斯分布参数特征具有互补性。

在基于改进 Contourlet 变换域互补特征的纹理图像检索实验中,对于 L_1 能量特征和广义高斯分布参数特征,分别采用欧氏距离和KL距离作为相似性测度。通常,总的相似性测度若采用不同距离的加权和,可以有效地提高纹理图像的检索性能。但是,为了更好地验证互补性,只将这两种距离直接相加。检索实验的结果如表3所示。将表3的实验数据与表1和表2的相比较可见,纹理图像检索的性能确实得到了有效的改善。

表3 基于互补特征的平均检索率 %

方法	CT_2	方法	CT_2
(4,4)	76.97	(8,8,8)	81.54
(8,4)	79.11	(4,4,4,4)	78.78
(8,8)	79.39	(8,4,4,4)	81.15
(4,4,4,4)	78.98	(8,8,4,4)	81.88
(8,4,4,4)	81.11	(4,8,8,4)	80.04
(4,8,4,4)	79.67	(8,8,8,4)	82.21
(8,8,4,4)	81.24	(8,8,8,8)	81.01

将本实验得到的最好检索结果(82.21%)与基于典型变换域的最好结果做了比较。其中,基于离散小波变换的为76.57%^[5],基于多尺度复方向滤波器组的为82.26%^[16]。这些方法都采用了和本文相同的纹理图像数据库和相同的检索性能评价准则。由此可见,由于本文所提出的检索算法考虑了特征的互补性,其检索性能优于或相当于目前其他方法的最新结果。需要说明的是,和基于多尺度复方向滤波器组检索系统相比较,本文采用的检索系统具有变换结构简单、特征提取简便等优点,这对于提高检索的效率是非常重要的。

4 结语

本文基于改进的 Contourlet 变换,提出了一种利用 L_1 能量与广义高斯分布参数特征的纹理图像检索方法。 L_1 能量特

(下转第1107页)

4 结语

马尔可夫边缘描述符在边缘直方图描述符基础上,借鉴马尔可夫链的思想,用马尔可夫链的初始分布表示图像中同种类型边缘之间的空间分布信息,用马尔可夫链的极限分布表示不同类型边缘之间的空间分布信息,实验表明马尔可夫边缘描述符的检索效果优于边缘直方图描述符。

参考文献:

- [1] MPEG-7 Overview (Version 10) [EB/OL]. [2010-09-01]. <http://mpeg.chiariglione.org/standards/mpeg-7/mpeg-7.htm>.
- [2] MANJUNATH B S, OHM J R, VASUDEVAN V V, et al. Color and texture descriptors [J]. IEEE Transactions on CAS for Video Technology, 2001, 11(6): 703-715.
- [3] CHEE S W, DONG K P, SOO-JUN P. Efficient use of MPEG-7 edge histogram descriptor [J]. ETRI Journal, 2002, 24(1): 35-42.
- [4] SHIM O, CHOI T S. Edge color histogram for image retrieval [C]// Proceedings of International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2002, 3: 957-960.
- [5] 康勤. 基于 MPEG-7 边缘直方图描述符的图像检索算法[J]. 西南大学学报, 2008, 30(5): 149-153.
- [6] LANTAGNE M, PARIZEAU M, BERGEVIN R. VIP: Vision tool for comparing images of people [C]// Proceedings of IEEE Conference on Vision Interface. Piscataway: IEEE, 2003: 35-42.
- [7] HICHEM F, GADER P. Detection and discrimination of land mines

in ground-penetrating radar based on edge histogram descriptors and possibilistic K -nearest neighbor classifier [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2009, 17(1): 185-199.

- [8] 郑秋梅, 王红霞, 闵利田. 基于内外边缘颜色特征的图像检索算法[J]. 工程图学学报, 2010, 31(2): 110-115.
- [9] WEI PIAN-PIAN, WANG BEI-ZHAN, QU CHENG. Improved generalized cooccurrence matrix for image retrieval using MPEG-7 texture edge [C]// ISISE '08: International Symposium on Information Science and Engineering. Piscataway: IEEE, 2008: 205-208.
- [10] MANJUNATH B S, OHM J-R, VASUDEVAN V V. Color and texture descriptors [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(6): 703-715.
- [11] TAKAHASHI N, IWASAKI M, KUNIEDA T. Image retrieval using spatial intensity features [J]. Signal Processing: Image Communication, 2000, 16(1): 45-57.
- [12] 高立春, 徐叶强. MPEG-7 分块加权主颜色及相关反馈的图像检索方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(6): 1549-1551.
- [13] Test database used in SIMPLICITY paper [EB/OL]. [2010-09-01]. <http://wang.ist.psu.edu/docs/related.shtml>.
- [14] 百万图库 [EB/OL]. [2011-06-05]. <http://www.mypcera.com/photo/index.htm>.
- [15] 孙君顶, 毋小省. 纹理谱描述符及其在图像检索中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(3): 516-520.

(上接第 1103 页)

征可以有效地反映改进 Contourlet 变换域纹理图像的结构信息,而广义高斯分布参数特征可以准确地刻画改进 Contourlet 变换域纹理图像的随机分布信息。因此,这两类特征具有互补性。实验结果表明,和采用单一特征相比较,利用互补的特征可以有效地改善纹理图像数据库的检索性能。

由于本文方法充分考虑了图像的完全重建和稀疏表示特性,因此适用于目前所有的多尺度、多方向变换域。

参考文献:

- [1] DATTA R, JOSHI D, LI JIA, et al. Image retrieval: Ideas, influences, and trends of the new age [J]. ACM Computing Surveys, 2008, 40(2): 1-60.
- [2] RAO A R, LOHSE G L. Towards a texture naming system: identifying relevant dimensions of texture [J]. Vision Research, 1996, 36(11): 1649-1669.
- [3] 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.
- [4] RANDEN T, HUSOY J H. Filtering for texture classification: A comparative study [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(4): 291-310.
- [5] DO M N, VETTERLI M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance [J]. IEEE Transactions on Image processing, 2002, 11(2): 146-158.
- [6] KOKARE M, BISWAS P K, CHATTERJI B N. Texture image retrieval using new rotated complex wavelet filters [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics, 2005, 35(6): 1168-1178.
- [7] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.

- [8] LU YUE, DO M N. A new contourlet transform with sharp frequency localization [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta: IEEE, 2006: 1629-1632.
- [9] HEEGER D, BERGER J R. Pyramid-based texture analysis/synthesis [C]// Proceedings of International Conference on Image Processing. New York: ACM Press, 1995: 648-651.
- [10] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [11] VETTERLI M, KOVACEVIC J. Wavelets and subband coding [M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall PTR, 1995.
- [12] QU HUAI-JING, PENG YU-HUA, SUN WEI-FENG. Texture image retrieval based on contourlet coefficient modeling with generalized Gaussian distribution [C]// Proceedings of Second International Symposium on Advances in Computation and Intelligence. Berlin: Springer, 2007: 493-502.
- [13] LIU XIU-WEN, WANG DE-LIANG. Texture classification using spectral histograms [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(6): 661-670.
- [14] MOULIN P, LIU JUAN. Analysis of multiresolution image denoising scheme using generalized Gaussian and complexity priors [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1999, 45(3): 909-919.
- [15] OLSHAUSEN B A, FIELD D J. Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images [J]. Nature, 1996, 381: 607-609.
- [16] VO AN P N, ORAINTARA S, NGUYEN T T. Using phase and magnitude information of the complex directional filter bank for texture image retrieval [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. San Antonio: IEEE, 2007: 61-64.