

基于复数小波域广义高斯分布模型的 纹理图像检索

蔡蕾¹⁾ 王珂¹⁾ 张立保²⁾

¹⁾(吉林大学通信工程学院, 长春 130025) ²⁾(北京师范大学信息科学与技术学院, 北京 100875)

摘要 由于在频域用能量参数来表示图像的特征矢量缺乏准确性, 而且实数离散小波变换具有平移变化性和弱的方向选择性, 为此针对以上问题提出了一种基于复数小波域广义高斯分布模型的纹理图像检索方法。该方法首先利用双树复数小波变换系数的统计特性来建立广义高斯分布的统计模型; 然后基于该模型提取图像的特征矢量; 最后利用 Kullback-Leibler distance (KLD) 测度算法进行纹理图像检索。对 Brodatz 图像库的仿真表明, 新方法较双树复数小波算法的查准率提高 6.96%, 较基于 Gabor 纹理特征检索法的查准率提高了 18.8%。同时复数小波系数统计模型具有旋转不变性。新方法对今后的纹理图像检索具有重要的理论与实际意义。

关键词 纹理图像检索 复数小波变换 广义高斯分布统计模型 Kullback-Leibler 距离

中图法分类号: TP391.3 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2008)11-2217-07

Texture Image Retrieval Based on Generalized Gaussian Distribution Model in the Complex Wavelet Domain

CAI Lei¹⁾, WANG Ke¹⁾, ZHANG Li-bao²⁾

¹⁾ (Department of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130025)

²⁾ (College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875)

Abstract A novel texture image retrieval approach based on generalized Gaussian distribution statistic model in the complex wavelet domain is presented for common representation of texture that lacks precision and real DWT that have shift sensitivity and poor directionality. Generalized Gaussian distribution statistic model is constructed by taking advantage of the statistical attribution of complex wavelet transformation coefficients. Image feature is obtained by using this new model. A texture image retrieval project is designed based on new statistic model combining with Kullback-Leibler distance (KLD). Extensive experiments from Brodatz texture images clearly show the superiority of the novel approach which obtained accuracy 6.96 percent higher than method that is based on complex wavelet transform, and 18.6 percent more than method that is based on Gabor texture features. So the new method is valuable for texture image retrieval in the future.

Keywords texture image retrieval, complex wavelet transform, generalized Gaussian distribution statistic model, Kullback-Leibler distance (KLD)

1 引言

基于内容的图像检索 (content based image

retrieval, CBIR) 技术在进行海量的数据检索时是一种非常有效的方法^[1], 而纹理特征则是描述图像的关键要素之一。一般认为, 纹理就是纹理元素有规律的排列组合, 并把具有重复性、形状简单、强度一

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60602035)

收稿日期: 2007-02-05; 改回日期: 2007-07-10

第一作者简介: 蔡蕾 (1982 ~), 女。2000 年在吉林大学通信工程学院获学士学位, 现为吉林大学通信工程学院信号与信息处理专业硕士研究生。主要研究方向为图像检索和图像去噪。E-mail: cailei198202@126.com

致的区域看作为纹理元素^[2,3]。

20 世纪 90 年代初,在引入小波变换并建立它的理论框架后,许多研究者开始研究在纹理表示中使用小波变换,如今塔式小波变换 (pyramid wavelet transform, PWT) 已应用到图像检索中,但是这种普通的小波对平移的变化比较敏感,并且方向选择性比较弱。1996 年,Manjjunath 和 Ma 提出了基于 Gabor 变换的图像检索^[4],王成儒等人把 Gabor 变换与广义粗糙度特征向量相结合,应用于纹理图像检索^[5],Gabor 方法虽然较 PWT 方法的检索性能有所提高,但是其复杂度较高、处理时间也较长。2002 年,Do 等人根据小波变换后的高频系数符合广义高斯分布模型,提出了把这种方法应用到图像检索中,并获得了较好的效果^[6],但是这种方法也是使用普通小波,也具有小波变换的局限性。Manesh Kokare 等人提出了在图像检索中应用复数小波变换^[7]的方法,因为复数小波具有旋转不变性和很强的方向选择性,所以纹理检索效果不错,但是这种方法是使用均值和方差来描述图像特征,对于有些比较相似的图像的检索,其辨别能力不强。

针对以上问题,本文提出了一种基于复数小波域广义高斯分布模型的纹理图像检索方法。该方法首先利用双树复数小波变换系数的统计特性,建立了广义高斯分布的统计模型;然后结合该模型和 Kullback-Leibler distance (KLD) 测度算法实现纹理图像检索。本文算法特点如下:(1) 利用复数小波的方向选择性,可以较好地检测图像的方向性;(2) 提取的特征矢量能够较好地描述图像的纹理特征。实验表明,该算法的检索效果较传统的 Gabor 算法和小波算法都有了较大的提高,是一种有效的基于纹理的图像检索算法。

2 双树复数小波变换原理

Kingsbury 根据傅里叶变换的思想提出在同一个数据上,用两个独立的小波变换平行作用来完成复数小波变换,即 $\psi(t)$ 的计算^[8,9] 公式如下:

$$\psi(t) = \psi_h(t) + i\psi_g(t) \quad (1)$$

其中, $\psi_h(t)$, $\psi_g(t)$ 均是实数值小波。对于 2 维双树复数小波变换 (dual-tree complex wavelet transform, DT-CWT), 因为有 $\psi(x, y) = \psi(x)\psi(y)$, 所以

$$\psi(x, y) = [\psi_h(x) + i\psi_g(x)][\psi_h(y) + i\psi_g(y)]$$

$$= \psi_h(x)\psi_h(y) - \psi_g(x)\psi_g(y) + i[\psi_g(x)\psi_h(y) - \psi_h(x)\psi_g(y)] \quad (2)$$

双树复数小波变换包含两个平行的小波树,即树 A 和树 B 两个分支 (如图 1 所示),其中上部树 A 的叠加滤波器组表示复数小波变换的实部,下部树 B 的叠加滤波器组表示复数小波变换的虚部, $\downarrow 2$ 表示隔点取样。其中实数滤波器 $h_0(n)$, $h_1(n)$ 代表了一个共轭正交滤波器对, $g_0(n)$, $g_1(n)$ 代表了一个共轭积分滤波器对。

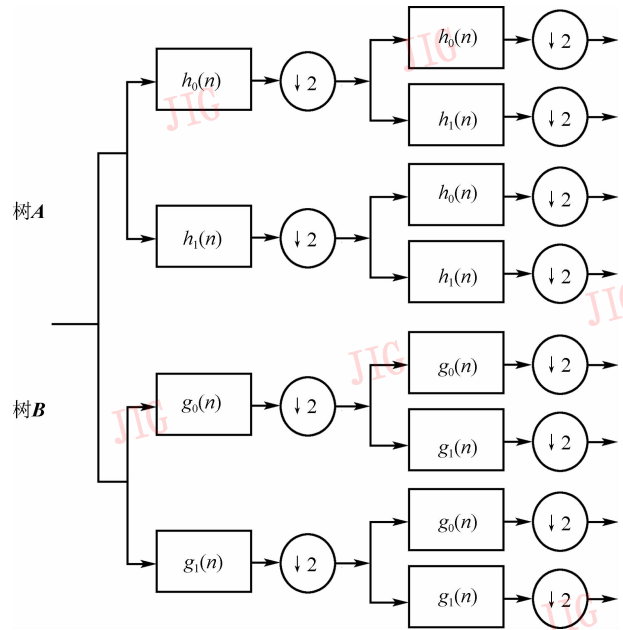


图 1 2 维双树复数小波变换

Fig. 1 Dual-tree complex wavelet transform

3 基于复数小波域广义高斯分布模型的纹理图像检索

3.1 基于复数小波域广义高斯分布模型的纹理检索算法

新算法实现步骤如下:

(1) 根据 DT-CWT 原理,对图像进行 2 层小波变换,以获得每幅图像的复数小波子带系数;

(2) 检验复数小波系数的概率分布近似符合广义高斯分布 (generalized Gaussian distribution, GGD) 的正确性;

(3) 利用零均值 GGD 来描述复数小波系数的概率分布,同时采用极大似然估计 (maximum likelihood, ML) 法估计广义高斯分布的形状参数和

尺度参数;

(4)最后子带复数小波系数的直方图用两个参数描述,并应用 KLD 测度算法进行检索。

纹理图像检索的实现框图如图 2 所示。

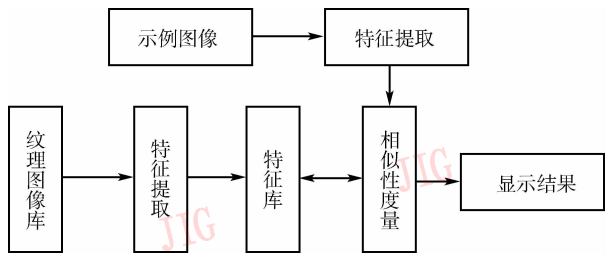


图 2 纹理图像检索的实现方案

Fig. 2 The scheme of texture image retrieval

3.2 复数小波系数的广义高斯分布模型

传统的纹理图像检索方法一般是利用小波子带的均值和方差来表示纹理特征^[10],但是由于这种方法对于有些图像的特征表示不够准确,所以本文采用基于复数小波系数的广义高斯分布模型来表示。

图像的离散小波变换通常运用高通滤波器 H 和低通滤波器 L 对图像进行水平和垂直方向的滤波。在小波频域内,低通子带的系数称为尺度系数,而其他子带的系数则称为小波系数。由于高通滤波器 H 满足高通条件,即 $H(Z)|_{z=1} = 0$,因此,任一子带的小波系数的均值都等于或近似等于 0^[11,12]。由于复数小波变换是用两个独立的小波变换平行作用来完成的,所以小波系数的均值也等于或近似等于 0。

因此本文提出采用零均值广义高斯分布来描述复数小波子带系数的直方图,其概率分布函数^[4]为

$$p(x, \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)} e^{-(|x|/\alpha)^\beta} \quad (3)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 的微分函数表达式为

$$\Gamma(Z) = \int_0^\infty e^{-t} t^{Z-1} dt \quad (4)$$

这里 α 模拟了概率密度函数峰值的宽度, β 为反比例于定点的下降速率。因此 α 也称为尺度参数, β 称为形状参数。特别要指出的是,拉普拉斯概率密度函数和高斯概率密度函数分别对应于 $\beta = 2, \beta = 1$ 的广义高斯概率密度函数。

参数 α, β 可由下面公式估计:

$$\beta = F^{-1}\left(\frac{m_1}{\sqrt{m_2}}\right)$$

$$F(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{2}{x}\right)}{\sqrt{\Gamma\left(\frac{1}{x}\right)\Gamma\left(\frac{3}{x}\right)}} \quad (5)$$

m_1 和 m_2 分别满足:

$$m_1 = \left(\frac{1}{L}\right) \sum_{i=1}^L |x_i|, m_2 = \left(\frac{1}{L}\right) \sum_{i=1}^L x_i^2 \quad (6)$$

同时 α 满足

$$\alpha = m_1 \times \left(\frac{\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)}{\Gamma\left(\frac{2}{\beta}\right)} \right) \quad (7)$$

在实际求解过程中,式(7)的解可以通过插值和用对应查表的方法来得到。图 3 绘制的是来自 Brodatz 纹理图像库的 Brick wall 纹理图像以及该图像的复数小波子带系数直方图和用零均值 GGD 曲线拟合的复数小波子带系数直方图。其中广义高斯分布的两个参数分别为 $\beta = 1.8939, \alpha = 7.0956$ 。

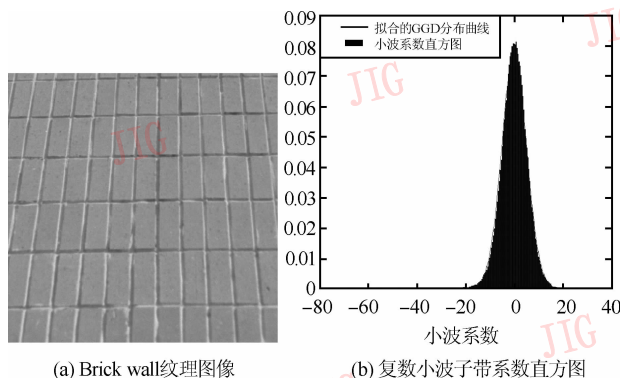


图 3 采用零均值 GGD 拟合复数小波系数直方图

Fig. 3 Complex wavelet transform coefficients histogram is fitted with GGD

3.3 基于广义高斯分布的相似性度量算法

基于直方图相似性度量的算法有很多,例如,直方图相交法、Log-likelihood 统计和 Chi 平方统计(χ^2)等^[13]。但是文献[6]证明,使用 KLD 测度来度量 GGD 模型描述的特征矢量是比较好的方法。图像经过复数小波分解后,子带复数小波变换系数直方图用 α 和 β 来描述,并用 KLD 距离来计算不同子带直方图之间的相似度,其相应的 KLD 距离可以表示为

$$D(p(\cdot; \alpha_1, \beta_1) \| p(\cdot; \alpha_2, \beta_2)) = \log\left(\frac{\beta_1 \alpha_2 \Gamma\left(\frac{1}{\beta_2}\right)}{\beta_2 \alpha_1 \Gamma\left(\frac{1}{\beta_1}\right)}\right) + \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_2}\right)^{\beta_2} \frac{\Gamma\left(\frac{\beta_2 + 1}{\beta_1}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\beta_1}\right)} - \frac{1}{\beta_1} \quad (8)$$

因此,两个子带复数小波系数的距离能够通过模型参数来进行有效的度量。对于查询图像 I_1 和图像库中的图像 I_2 的整体距离可以由如下公式得到:

$$D(I_1, I_2)_2 = \sum_{j=1}^N D(p(\cdot; \alpha'_j, \beta'_j) \| p(\cdot; \alpha''_j, \beta''_j)) \quad (9)$$

这里 N 是分解的子带数。

4 仿真结果及分析

进行仿真实验使用的图像数据库包括了 50 幅 Brodatz 纹理图像, Brodatz 图像来自 <http://sipi.usc.edu/database/database.cgi?volume=textures>, 该实验选择的 Brodatz 纹理图像是不同自然场景的 30 幅 512×512 大小和 20 幅 1024×1024 大小的自然灰度图像。为了得到一幅与原图像相似的子图像, 本实验选择了在视觉上整幅图像的纹理相差比较小的图像。本文把每一个 512×512 大小和 1024×1024 大小的图像都分割为 128×128 大小的互相不重叠的 12 个子图像, 这样就产生了由 600 幅 Brodatz 纹理图像构成的图像库。本文用这个纹理图像库进行仿真实验来验证算法的可靠性。

实验时, 从 50 类纹理图像中, 先各选取 5 幅图像分别作为示例图像进行检索, 然后把这 5 幅图像的检索结果进行平均作为最后的查准率和查全率。图像检索结果优劣的评价标准用查准率 (precision) 和查全率 (recall) 表示^[12], 查准率定义为一次检索出符合要求的图像数与一次检索出的图像总数的百分比, 查全率定义为一次检索出符合要求的图像数与图像库中符合要求的图像总数的百分比, 如公式(10)所示:

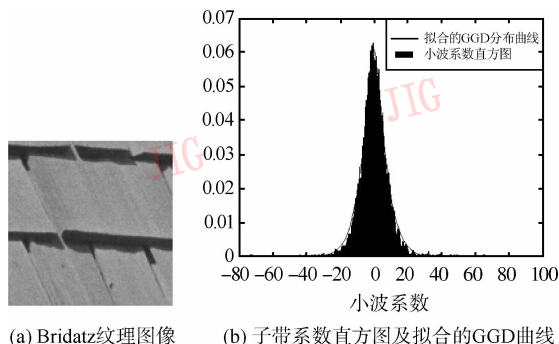
$$\begin{aligned} P &= \frac{Q}{N} \\ R &= \frac{Q}{M} \end{aligned} \quad (10)$$

P 表示查准率, R 表示查全率, Q 表示一次检索出符合要求的图像数, N 表示一次检索出的图像总数, M 代表图像库中符合要求的图像总数。

4.1 GGD 模型的检测

实验中, 先采用 2 维双树复数小波对图像进行 2 层小波分解, 在数据库中一幅 128×128 大小的图像, 经过复数小波变换之后, 每个小波系数的 GGD 参数可通过上面介绍的 ML 估计进行计算。图 4(a) 显示了 128×128 大小的 Brodatz 纹理图像, 该图像是经过双树复数小波变换后一个子带系数的直方图以及拟

合的 GGD 曲线(图 4(b))。由图 4 可以看出, 双树复数小波子带系数的直方图符合 GGD 模型。



(a) Brodatz纹理图像 (b) 子带系数直方图及拟合的GGD曲线

图 4 纹理图像库中图像的双树复数小波变换的子带系数符合 GGD 模型

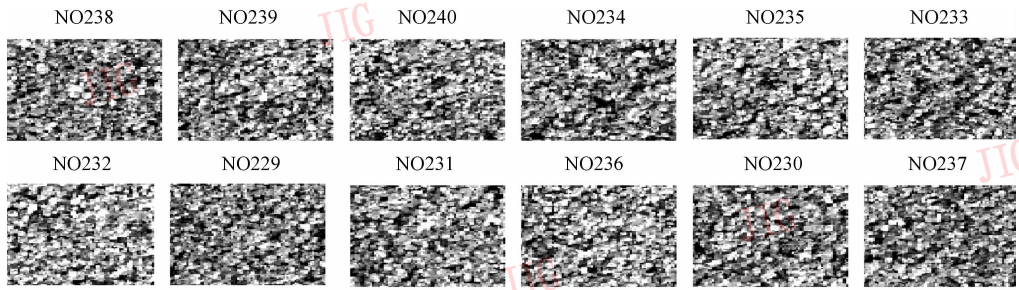
Fig. 4 DTCWT coefficients histogram from texture image database is fitted with GGD

4.2 Brodatz 纹理库的仿真结果

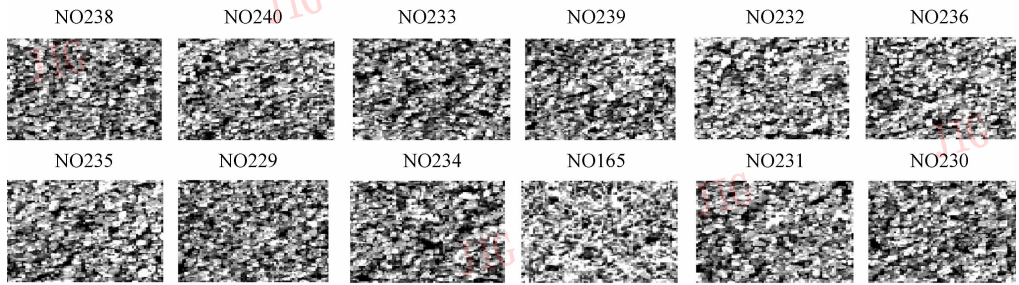
为了验证基于复数小波域 GGD 模型的纹理图像检索算法的性能, 本文进行了以下 4 个对比实验: (1) 基于变换域的图像检索算法一般都采用加权均值方差 (weighted-mean-variance, WMV) 测度算子, 因而第 1 个对比实验是先利用 DTCWT 原理对图像处理, 然后使用均值和方差来描述图像特征, 最后利用 WMV 测度来检索图像; (2) 用 Gabor 变换来提取特征, 并采用 WMV 测度来度量图像之间的相似性; (3) 用离散小波 (db4) 对图像进行分解, 在实验过程中图像分解 2 层, 采用 WMV 测度算子检索图像; (4) 利用 DTCWT + GGD 进行特征提取, 最后 WMV 测度来检索; (5) 用本文的 DTCWT + GGD + KLD 算法进行实验, 其检索结果如图 5 所示。仿真结果如表 1 所示, 由表 1 可以看出:

(1) 从特征提取来看, 在图像检索中可用特征向量来表示图像的信息, 但传统的小波变换方法具有平移变换性和弱的方向选择性等缺点, 并且 Gabor 变换在提取图像特征时需要更高的运算复杂度, 基于以上的问题, 本文引入了 DT-CWT, 因为小波具有方向选择性和旋转不变性。

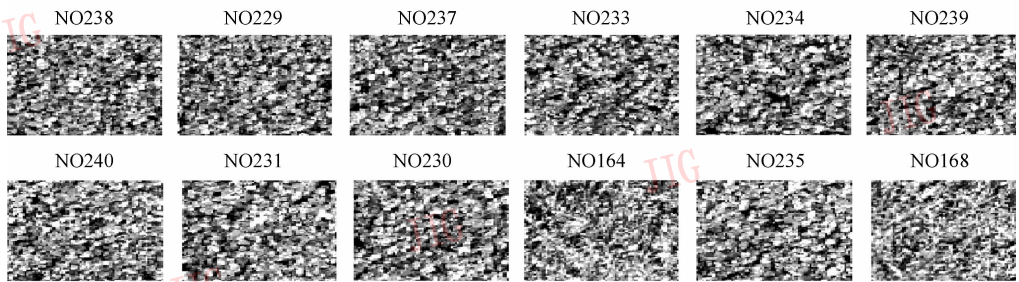
(2) 从直方图统计来看, 一般的直方图统计法需要很多个分类, 这样一幅图像的特征就需要很多向量来表示, 而采用广义高斯分布模型拟合复数小波系数直方图, 则可以把直方图的多维变量转变为广义高斯分布函数的两个参数来描述, 这不但减少了运算复杂度, 同时也解决了用均值和方差来表示图像特征时, 描述不准确的问题。



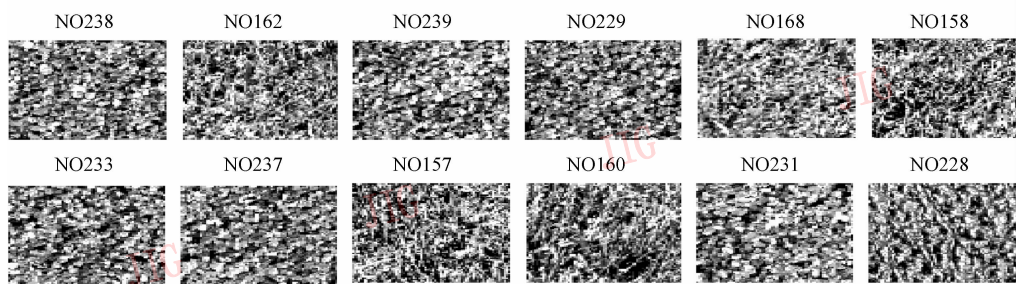
(a) DTCWT+GGD+KLD算法检索结果



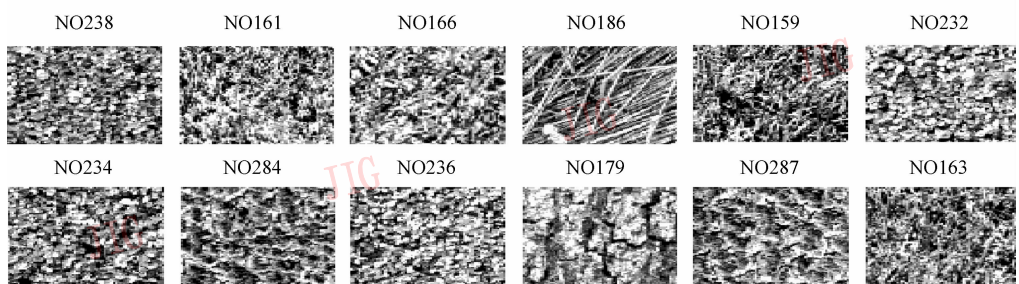
(b) DTCWT+WMV算法检索结果



(c) DTCWT+GGD+WMV算法检索结果



(d) Gabor+WMV算法检索结果



(e) DWT+WMV算法检索结果

图 5 纹理图像库不同算法的检索结果

Fig. 5 The retrieval results of texture image database

表 1 纹理图像库不同算法的检索结果

Tab.1 The retrieval results of texture image database

纹理图像库中的图像类别	不同算法查准率(%)				
	DTCWT + GGD + KLD 算法	DTCWT + GGD + WMV 算法	DTCWT + WMV 算法	Gabor + WMV 算法	DWT + WMV 算法
Bark(D12)	100	62.5	91.67	68.75	27.08
straw(D15)	85.33	79.167	58.33	64.58	35.42
Herringbone weave(D15)	81.25	54.167	77.08	100	27.08
woolen cloth(D19)	100	87.5	97.92	52.08	35.42
Pressed calf leather(D24)	100	100	100	100	64.58
Beach sand(D9)	100	100	100	77.08	31.25
Water(D38)	83.33	93.75	83.33	75	45.83
wood grain(D68)	100	50	100	75	60.42
Raffia(D84)	89.58	83.333	83.33	54.17	47.92
Brick wall(D94)	91.67	95.833	70.83	47.92	29.17
Plastic bubbles(D112)	100	81.25	100	72.92	31.25
Grass(D9 H. E.)	100	83.333	100	93.75	52.08
Bark(D12 H. E.)	72.92	79.167	52.08	29.16	29.17
Straw(D15 H. E.)	100	70.833	100	100	37.5
Herringbone weave(D16 H. E.)	100	54.167	91.67	58.33	41.67
Woolen cloth(D19 H. E.)	100	100	97.91	72.92	56.25
Pressed calf leather(D24 H. E.)	100	100	97.92	56.25	29.17
Beach sand(D29 H. E.)	62.5	91.667	52.08	33.33	41.67
Water(D38 H. E.)	91.67	100	77.08	64.58	47.92
Wood grain(D68 H. E.)	100	72.917	97.91	56.25	58.33
Raffia(D84 H. E.)	85.42	100	85.42	66.67	27.08
Pigskin(D92 H. E.)	79.17	100	64.58	70.83	35.42
Brick wall(D94 H. E.)	54.17	62.5	45.83	41.66	27.08
Plastic bubbles(D112 H. E.)	79.17	58.333	64.58	47.75	33.33
Grass(D9)	97.92	66.667	64.58	60.41	89.58
Bark(D12)	100	87.5	89.58	54.16	37.5
Straw(D15)	100	50	100	95.83	31.25
Woolen cloth(D19)	100	81.25	91.67	79.16	39.58
Herringbone weave(D16)	100	52.083	83.33	83.33	83.33
Pressed calf leather(D24)	100	100	100	93.75	35.42
Beach sand(D29)	100	93.75	100	91.67	33.33
Water(D38)	100	72.917	100	100	83.33
Wood grain(D68)	66.67	95.833	66.67	70.83	27.08
Raffia(D84)	100	100	97.91	97.91	25
Pigskin(D92)	100	70.833	100	75	35.42
Brick wall(D94)	100	62.5	95.83	100	35.42
Wood shingle roof	100	100	100	75	45.83
Brick wall	50	87.5	50	50	43.75
Wood fence	72.92	47.917	62.5	50	37.5
Metal grates	97.92	75	93.75	64.58	47.92
Brick wall	85.33	97.917	68.75	58.33	47.5
Grass	85.41	79.167	85.41	70.83	27.08
Sand	72.92	81.25	56.25	47.91	29.17
Sand	33.33	100	33.33	60.41	25
Brick wall	100	79.167	100	93.75	43.75
Rough wall	100	64.583	60.41	37.5	45.83
Sand	100	100	100	100	20.83
Gravel	100	95.833	83.33	93.75	39.58
Brick wall	100	95.833	100	100	60.42
Grass	54.17	25	52.08	50	20.83
平均查准率	89.46	80.4583	82.50	70.66	40.87

(3)从图像检索的查准率来看,本文算法的查准率较基于 db4 小波变换的检索算法的查准率提高了 40% 左右,较 Gabor 变换检索算法提高了 18.8%,较 DT-CWT 检索算法提高了 6.96%。

5 结 论

本文提出了一种基于复数小波域广义高斯分布模型的纹理图像检索方法。实验结果表明,该算法检索结果的查准率较传统的小波变换和 Gabor 变换都有了较大提高。KLD 测度算子与 WMV 测度相比,检索精度提高也很大,是一种有效的基于纹理的图像检索算法。由于本文算法充分利用了双树复数小波变换系数的统计特性,同时采用广义高斯分布模型描述纹理特征的特征矢量,并且提取的特征矢量能够较好地描述图像的纹理特征,因此有效地提高了纹理图像的检索精度。利用 ML 估计求 GGD 的形状参数时,是通过插值和用对应查表的方法得到的,但这种方法在取值精确方面还有待改进。

参考文献 (References)

- 1 Arnold W, Smeulders M, Worring Marcel, *et al.* Content-Based image retrieval at the end of the early years [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, **22** (12): 1349 ~ 1380.
- 2 Huang Xiang-lin, Shen Lan-sun. Research on content-based image retrieval techniques [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, **30** (7): 1065 ~ 1071. [黄祥林, 沈兰荪. 基于内容的图像检索技术研究 [J]. 电子学报, 2002, **30** (7): 1065 ~ 1071].
- 3 Shi Zhi-ping, Hu Hong, Li Qing-yong, *et al.* Texture spectrum descriptor based image retrieval [J]. Journal of Software, 2005, **16** (6): 1039 ~ 1045. [施智平, 胡宏, 李清勇等. 基于纹理谱描述子的图像检索 [J]. 软件学报, 2005, **16** (6): 1039 ~ 1045.]
- 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 Wang Cheng-ru, Wu Ya-hui. Texture retrieval based on a rotation-invariant generalized roughness vector and an adaptive weighted distance [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, **10** (6): 762 ~ 766. [王成儒, 吴娅辉. 旋转不变广义粗糙度特征结合自适应加权距离在纹理检索中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2005, **10** (6): 762 ~ 766.]
- 6 Do Minh N, Martin Vetterli. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, **11** (2): 146 ~ 158.
- 7 Manesh Kokare, 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.
- 8 Selesnick Ivan W, Baraniuk Richard G, Kingsbury Nick G. The dual-tree complex wavelet transform [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, **22** (6): 123 ~ 151.
- 9 Kingsbury Nick G. Image processing with complex wavelets [J]. Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1999, **357** (1760): 2543 ~ 2560.
- 10 Arivazhagan S, Ganesan L. Texture classification using wavelet transform [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, **24** (9-10): 1513 ~ 1521.
- 11 Van de Wouwer G, Scheunders P, Van Dyck D. Statistical texture characterization from discrete wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, **8** (4): 592 ~ 598.
- 12 Wang Zu-yuan, Zhang Zhen-quan, He Jin-song, *et al.* Wavelet coefficients generalized gaussian distribution image retrieval algorithm based on shape [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, **31** (5): 765 ~ 768. [王祖媛, 庄镇泉, 何劲松等. 基于形状的小波变换系数广义高斯分布图像检索算法 [J]. 电子学报, 2003, **31** (5): 765 ~ 768.]
- 13 Timo Ahonen, Abdenour Hadid, Matti Pietikainen. Face recognition with local binary patterns [A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision (ECCV) [C], Heidelberg German, 2004, **3021**: 469 ~ 481.