

# 基于 Contourlet 广义高斯模型的纹理图像检索

杨家红<sup>1),2)</sup> 许灿辉<sup>1)</sup> 王耀南<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(湖南师范大学工学院,长沙 410081) <sup>2)</sup>(湖南大学电气与信息工程学院,长沙 410082)

**摘要** Contourlet 变换结合了不可分离的方向滤波组,具备小波所不能表达的多方向特性,能有效捕获自然图像的边缘轮廓信息。本文分析了图像 Contourlet 系数的统计特征,并利用广义高斯函数对各子带系数层进行建模。将此模型应用于基于 VisTex 的自建纹理图像库,采用矩匹配估计法,提取模型参数集,运用 K-L 距离计算图像间的相似度。对 800 幅纹理图像进行检索,本文方法比传统小波方法的平均检索准确率高出约 2% 到 10% 不等。实验结果表明,该方法改进了导向纹理的描述。

**关键词** Contourlet 变换 纹理检索 广义高斯模型 K-L 距离

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)04-0691-04

## Texture Image Retrieval Based on Contourlet Transform Using Generalized Gaussian Model

YANG Jia-hong<sup>1),2)</sup>, XU Can-hui<sup>1)</sup>, WANG Yao-nan<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(College of Polytechnic, Hunan Normal University, Changsha 410081)

<sup>2)</sup>(College of Electric & Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082)

**Abstract** Combining non-separable and directional filters banks, contourlet transform can effectively capture more edges and contours in natural images than wavelets do due to its capability of representing directional information. This paper casts light on the statistical features of contourlet coefficients, according to which we set up a model using Generalized Gaussian Density Function. To test this model, we applied it in texture images selected from VisTex database. After the extraction of model parameters using moment matching method, Kullback-Leibler (K-L) Distance is used to measure the similarity between images. Experiments on 800 texture images demonstrate that the average retrieval rate using our method is about 2% to 10% higher than that of wavelet method. The method proposed improves the extraction of directional textures.

**Keywords** Contourlet transform, texture retrieval, generalized gaussian model, K-L distance

## 1 引言

众所周知,2 维小波变换是对行和列进行 1 维小波变换扩展而来。这种常用的可分离 2 维小波变换只能从有限的方向上表达图像边缘,但却不善于捕获图像边缘的几何特征。为寻找更好的方法来描述 2 维图像的边缘和轮廓信息,X-let 这一系列多尺度几何分析方法应运而生,如 Curvelet 变换和

Contourlet 变换等。最新的二代 Curvelet 变换虽没有采用复杂的脊波变换,直接使用频率划分的方法,需要进行一个旋转操作,而且是在极坐标上进行 2 维频率剖分,很难达到临界采样<sup>[1]</sup>。

不像 Curvelet 在连续域中离散采样,Contourlet 变换是在数字域中定义的,将数字域与连续域联系起来,在连续域中讨论变换的逼近性能。采用的不可分(non-separable)的滤波器组,可从每个尺度选择任意不同的多个方向描述图像信息,在离散域中

基金项目:湖南省教育厅资助科研项目(02C226)

收稿日期:2006-09-14;改回日期:2006-12-01

第一作者简介:杨家红(1968 ~ ),男,副教授,工学博士。湖南大学控制科学与工程博士后。主要研究领域为非结构化多媒体信息处理技术,发表论文 20 余篇,主持科研项目 6 项。E-mail: jhyang3668@vip.163.com

完成临界采样,且冗余度只有 1.33。只要提供抛物尺度划分和足够的方向消失矩信息,Contourlet 变换能对含曲线奇异的分段光滑函数进行最优逼近。

在基于内容的图像检索 CBIR (content based image retrieval) 领域中,纹理特征(包括粗糙度,对比度,方向度等)通常是图像分析的重要依据。对纹理特征的提取,最常用的统计方法是小波变换方法<sup>[2]</sup>。但小波变换对方向的选择性不好,只有水平、垂直和对角 3 个方向的信息,缺乏对方向度信息的表达能力<sup>[3]</sup>。

鉴于 Contourlet 是一种高效的多分辨率,局部性和方向性的图像表达方法,提出一种新的基于 Contourlet 统计模型的图像检索算法。先采用 Contourlet 变换对图像进行多尺度,多方向的描述,给出任意多个不同方向的纹理信息,以克服小波方法存在的方向性和稳定性问题。采用广义高斯模型逼近每个子带的 Contourlet 系数分布,并运用 K-L 距离、欧式距离等来衡量图像间的相似度。实验结果表明,轮廓波变换的滤波器组的不可分性和方向性,改进了对导向纹理的描述,提高了平均检索查准率。

## 2 Contourlet 和广义高斯模型 (GGD)

Contourlet 变换由拉普拉斯塔式分解 (laplacian pyramid, LP) 和方向滤波器组 (directional filter banks, DFB) 实现。其基函数的支撑区间是随尺度而长宽变化的“长条形”结构。塔式分解进行多尺度分析,用来捕捉点奇异,把原始图像分解为低频子带和高频子带。接着用方向滤波器将高频子带分解为  $2n$  个方向子带(对于不同的分辨率, $n$  可以取任意不同的正整数),将同一个方向上的奇异点结合,达到捕捉线奇异的特点。对低频子带重复上述过程可实现图像的多分辨率、多方向分解。具体的理论分析详见文献[1]。

首先采用直方图方法来估计边缘分布,探讨轮廓波系数间的相关性。对 VisTex 纹理图像库中 Fabric15 的子图(128 × 128)像进行 Contourlet 变换,图 1 显示 Contourlet 系数中最细尺度的 2 个子带系数的边缘统计信息。从图中可以看出,系数为零的地方出现高尖峰,两边为长脱尾,体现 Contourlet 系数的稀疏性。通常用峰度值描述数据相对于尖峰集中或平坦分布的程度。图 1 这两个子带系数分布的峰度(kurtosis)分别为 4.475 7 和 3.384 7,这种情况

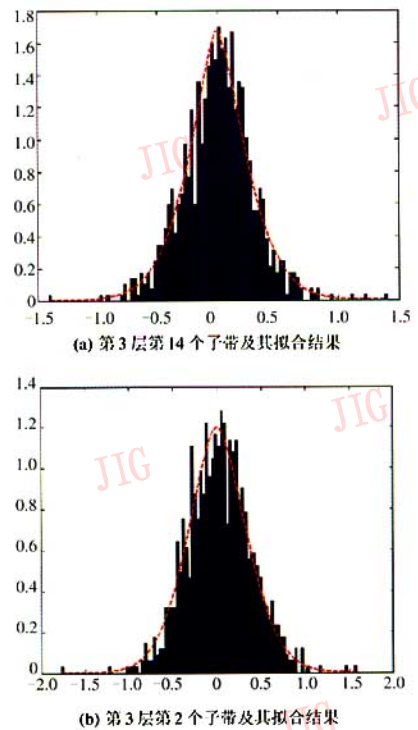


图 1 Contourlet 子带的系数的边缘统计信息及其模型拟合  
Fig. 1 Marginal statistics of tow subbands of Contourlet coefficients and its GGD approximation

对图像其余方向和尺度同样存在。Contourlet 系数的幅值是关于父系数,邻居系数,以及表兄弟系数的条件分布峰度值接近于高斯峰度值 3,大幅值系数沿着图像边聚类。而在小波变换中,如果图像有明显的水平或垂直的边缘,那么在相应的子带,才有明显的水平或垂直的重要系数聚类。

直接采用直方图方法的缺点在于:需要提取太多的特征才能准确描述图像。统计方法将纹理分析看成是概率相关的问题,很自然的,本文想到采用子带系数的边缘分布来进行纹理建模。精确的纹理建模可以考虑系数子带间的联合分布,但子带间联合分布计算是相对比较复杂的。对于边缘分布,实验结果表明,Contourlet 子带系数的边缘分布可以有下面这个广义高斯函数作为概率密度函数 PDF 来逼近,通过广义高斯分布的两个  $\alpha$  和  $\beta$  参数来完成:

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

其中,  $\Gamma(u) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{u-1} dt$  为  $\Gamma$  函数。尺度参数  $\alpha$

决定 PDF 的宽度,即标准方差。形状参数  $\beta$  决定 GGD 密度函数的衰减速度,又称为衰减率。若  $\alpha \rightarrow 0$ ,则密度函数的极限为  $\delta$  函数;若  $\alpha = 1$ ,则 GGD 退化为 Laplacian 分布;若  $\alpha = 2$ ,则退化为 Gaussian 分布;若  $\alpha \rightarrow +\infty$ ,则 GGD 的极限分布为均匀分布。图 1 中用红色曲线,来逼近系数边缘分布特征,其尺度参数  $\alpha$  分别为 0.3276 和 0.4734,形状参数  $\beta$  分别为 1.6826 和 1.6846。直接用直方图方法需要上百个参数来描述,而这里只要用  $\alpha$  和  $\beta$  两个参数来准确捕捉 Contourlet 系数子带的边缘分布特征,极大地减少了图像特征的存储,简化计算复杂度。

### 3 纹理图像检索

典型的基于内容的图像检索系统一般由两个相互关联的部分组成:特征提取和相似度计算。在进行图像检索时,首先抽取被检索图像的特征信息,然后和图像数据库中各图像的特征信息进行相似性比较。依据相似度的大小输出查询结果。

本文提出的纹理检索算法步骤如下:

(1) 特征提取 FE(feature extraction)

对每幅纹理图像进行 Contourlet 变换(Contourlet 工具箱可以从 Minh N. Do 的网站中下载。http://www.ifp.uiuc.edu/%7Eminhdo/software/),统计系数的边缘分布特征,将变换后的各个子带的系数按照式(1),进行广义高斯函数建模。采用矩方法来讨论模型参数  $\alpha$  和  $\beta$  的估计问题<sup>[4]</sup>。设  $X = (x_1, x_2, \dots, x_L)$  为子带样本,可构造关于  $\beta$  的函数:

$$F(\beta) = \frac{m_1^2}{m_2} = \frac{\Gamma^2(2/\beta)}{\Gamma(1/\beta)\Gamma(3/\beta)} \quad (2)$$

由上式得到  $\beta$  的矩估计为

$$\beta = F^{-1}\left(\frac{m_1^2}{m_2}\right) \quad (3)$$

而  $\alpha$  的矩估计为

$$\alpha = m_1 \cdot \frac{\Gamma(1/\beta)}{\Gamma(2/\beta)} \quad (4)$$

其中,

$$m_1 = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |x_i|$$

$$m_2 = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L |x_i|^2$$

整个过程捕获了信号的局部特征和能量,从每组能量分布中提取纹理特征。

(2) 相似度比较 SM(similarity measurement)

采用 K-L 距离来计算纹理图像之间的相似度。Minh 在文献[2]提出,设被检索图像  $I_q$  的数据样本  $X = (x_1, x_2, \dots, x_L)$  由概率密度函数  $p(X; \theta_q)$  来建模,  $\theta_q$  为查询图像的模型参数集,  $\theta_i$  为数据库中图像模型的参数集。最优检索是通过最大化  $\log p(X; \theta_i)$  来完成,等同于最小化两个概率密度函数  $p(X; \theta_q)$  和  $p(X; \theta_i)$  之间的最小 K-L 距离或者相对熵,即

$$D(p(X; \theta_q) \| p(X; \theta_i)) = \int p(X; \theta_q) \log \frac{p(X; \theta_q)}{p(X; \theta_i)} dx \quad (5)$$

将式(1)代入式(5),可以得到两个子带之间的 K-L 距离:

$$D(p(\cdot; \alpha_1, \beta_1) \| p(\cdot; \alpha_2, \beta_2)) = \log \left( \frac{\beta_1 \alpha_2 \Gamma(1/\beta_2)}{\beta_2 \alpha_1 \Gamma(1/\beta_1)} \right) + \left( \frac{\alpha_1}{\alpha_2} \right)^{\beta_2} \frac{\Gamma((\beta_2 + 1)/\beta_1)}{\Gamma(1/\beta_1)} - \frac{1}{\beta_1} \quad (6)$$

知道每幅图像的模型参数集  $\alpha^{(j)}$  和  $\beta^{(j)}$ ,就可以计算图像间的距离。譬如查询图像  $I_q$  和图像数据  $I_i$  之间的距离<sup>[5]</sup>是:

$$D(I_q, I_i) = \sum_{j=1}^B D(p(\cdot; \alpha_q^{(j)}, \beta_q^{(j)}) \| p(\cdot; \alpha_i^{(j)}, \beta_i^{(j)})) \quad (7)$$

其中,  $B$  是每幅图像被分解的子带数。距离  $D$  最小的就是与查询图像最相似的图像。图 2 给出自建图像库中纹理图像 tile.0007\_1.ppm 的部分检索结果,与原图的 K-L 距离越小的图像,与原图像越相似,如 tile.0007\_10.ppm 和 tile.0007\_2 与原图的 K-L 距离最近,能被正确的检索出来,反之 fabric.0018\_16.ppm 就不会被检索出来。

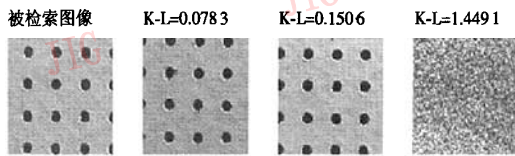


图 2 纹理图像 tile.0007\_1.ppm 的检索结果

Fig. 2 Examples of retrieval results for texture image tile.0007\_1.ppm

### 4 实验分析

在实验中,取 VisTex 彩色图像数据库的 40 幅纹理图像组成实验数据。每一副原图像大小为  $512 \times 512$  像素。采用不重叠分割,将每幅图像划分为 16 幅  $128 \times 128$  和 4 幅  $256 \times 256$  像素大小的灰

度图像,并对分割的图像进行灰度值归一化。也就是说,图库中有 40 类纹理图像,每类含 20 幅纹理图像。因此整个数据库由 800 幅纹理灰度图像构成。

对自建数据库中的每幅图像进行 3 层 Contourlet 变换,塔式滤波器和方向滤波器都选择梯形结构的 PKVA 滤波器<sup>[6]</sup>。第 1 层取 3 个方向,第 2 层取 8 个方向,第 3 层取 16 个方向。纹理图像的特征就由这 27 个方向上的尺度参数  $\alpha$  和形状参数  $\beta$  组成。对所建图像库的每一幅图像进行特征提取,提取出来的特征库可代表这个图像库。

将图库中的任意一幅图像作为要检索的图像,来自同一幅原图像的其他 19 幅图像理论上是检索结果中最相似的图像。采用平均检索率的方法来评价检索性能:  $\eta = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \frac{n_i}{N_i}$ , 其中,  $N_i$  表示每类图像在大小为  $K$  的图像库中理论上的相似图像(在这里的实验中为  $N_i = 19, K = 800$ ),  $n_i$  表示采用实际检索得到正确的图像数目。对图库中 800 幅纹理图像检索的平均正确率如表 1 所示。

表 1 平均检索查准率  
Tab. 1 Average retrieval rate

	GGD 模型 + K-L 距离		传统方法 + 欧式距离	
	矩估计	最大似然估计	能量估计	熵估计
Contourlet 变换	78.73	77.95	73.83	33.44
小波变换	76.83	77.14	67.83	35.04

表 1 对比了 4 种参数估计方法:矩估计、最大似然估计、能量估计和熵估计。前面两者方法都是用来估计 GGD 模型参数,后面两种是传统的子带系数估计方法。结果表明,将矩估计法或最大似然估计法与 K-L 距离结合来进行纹理检索的查准率明显要高于用欧式距离来测相似度;反之,能量估计法或熵估计法更适合与欧式距离结合来进行纹理检索。总体上讲,将所列举方法应用在 Contourlet 变换域上检索查准率,要不同程度地高于在小波域上的检索率。

实验过程中,还发现对于典型的自然图像(大部分是光滑区域),如 Lena 图像,采用本文的 GGD

模型表示图像,其形状参数  $\beta$  的范围落在 0.5 到 1 的范围。对所建的纹理图像库,采用 3 层 Contourlet 分解,形状参数  $\beta$  的范围大部分落在 0.7 到 2 的范围。这些特点在去噪等其他图像处理领域有重要的应用和意义。

## 5 结 论

本文提出一种对 Contourlet 变换系数的建模方法——Contourlet 广义高斯模型。为了测试模型的有用性,将其应用在纹理图像检索领域。在 Contourlet 域中,用广义高斯函数拟合其系数的统计特征,用矩方法估计其模型参数,用 K-L 距离来衡量图像间的相似度。实验结果表明,这种检索方法具有优越性和通用性,可为基于内容的图像搜索引擎设计提供了算法支持。

## 参考文献 (References)

- 1 Minh N Do, Martin Vetterli. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091 ~ 2106.
- 2 Minh N Do, 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.
- 3 Li Shu-tao, Johe Shawe-Taylor. Texture classification by combining wavelet and contourlet features [A]. In: Joint IAPR International Workshops on SSPR and SPR Proceedings [C]. Heidelberg, 2004: 1126 ~ 1134.
- 4 Xu Shao-quan, Zhao Qian, Li Hong-wei. Parameter estimation and its convergence properties of generalize gaussian distribution [J]. Mathematica Applicata, 2004, 17(supp.): 199 ~ 202. [余绍权,赵倩,李宏伟. 广义高斯分布的参数估计及其收敛性质[J]. 应用数学, 2004, 17(增): 199 ~ 202.]
- 5 Shang Zhao-wei, Zhang Ming-xin, Shen Jun-yi. Texture image retrieval based complex wavelet and KL distance [J]. Microelectronics and Computer, 2006, 23(2): 13 ~ 15. [尚赵伟,张明新,沈钧毅. 基于 KL 距离和双密度小波变换的纹理图像检索[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(2): 13 ~ 15.]
- 6 Phoong S M, Kim C W, Vaidyanathan P P, et al. A new class of two-channel biorthogonal filter banks and wavelet bases [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(3): 649 ~ 665.