

中图法分类号: TP301.6 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)08-1444-07

论文索引信息: 朱先强, 邵振峰, 王星. 基于尺度相关性的旋转不变纹理图像渐进式检索算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1444-1450

基于尺度相关性的旋转不变纹理图像渐进式检索算法

朱先强¹⁾, 邵振峰¹⁾, 王星²⁾

¹⁾(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079) ²⁾(武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079)

摘要: 在常用的基于小波变换域旋转不变纹理图像检索算法中, 由于存在方向信息提取有限且多尺度间系数相关性被忽略的局限性, 检索效率受到影响。提出一种基于尺度相关性的渐进式旋转不变纹理图像检索算法。该算法首先采用 Log-polar 变换与非下采样 Contourlet 变换组合的方式获取具备旋转不变性的多尺度多方向变换系数, 然后利用广义高斯模型拟合低通波段的全局结构信息作为粗判依据, 方向子带间的尺度相关信息则采用非高斯双变量模型拟合, 并作为精细渐进式检索的特征变量。基于 Brodatz 标准纹理库的实验结果表明, 与小波变换及基于层内关系模型方法相比, 该方法能以更低的特征维数获得更高的检索效率及检索准确率, 是一种进行旋转纹理检索的有效手段。

关键词: 尺度相关性; 旋转不变纹理检索; 双变量模型; Log-polar 变换; 非下采样 Contourlet 变换

Progressive rotation-invariant texture retrieval based on inter-scale dependency model

Zhu Xianqiang¹⁾, Shao Zhenfeng¹⁾, Wang Xing²⁾

¹⁾ (State key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University Wuhan 430079 China)

²⁾ (Remoting Sensing College, Wuhan University, Wuhan 430079 China)

Abstract: During the traditional wavelet rotation-invariant texture retrieval algorithms, the extracted directional information is limited and the inter-scale dependency between the coefficients is ignored, which affects the efficiency of retrieval. In this paper, the authors propose a novel progressive rotation-invariant texture retrieval algorithm based on inter-scale dependency. Firstly, Log-polar transform and Non-subsample Contourlet transform (NSCT) are combined to acquire rotation-invariant multi-scale and multi-orientation coefficients, then generalized Gaussian distribution (GGD) model is used to extract the global structure information from low-pass coefficients which can be employed further as coarse retrieval features. Afterwards, the Non-Gaussian Bivariate Model is employed to model NSCT coefficients inter-scale dependency, which can be used as fine progressive retrieval foundations. Finally, the performance of the algorithm proposed is illustrated by experiments based on Brodatz standard texture database. Compared to inner-scale model GGD based on wavelet coefficients retrieval algorithm, our method provides better efficiency and accuracy, which is proved to be an efficient rotation-invariant texture retrieval means.

Keywords: inter-scale dependency; rotation-invariant texture retrieval; bivariate model; Log-polar transform; nonsubsample contourlet transform

收稿日期: 2010-04-06; 修回日期: 2010-10-11

基金项目: 国家重点基础研究计划(973)项目(2010CB731800); 国家高技术研究发展计划(863)项目(2009AA121404); 国家自然科学基金项目(40801165和10978003); 武汉大学优秀博士学位论文培育基金项目; “武汉大学2008年博士研究生(含1+4)自主科研项目”。

第一作者简介: 朱先强(1983—), 男。武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 摄影测量与遥感专业博士研究生, 主要研究方向为图像检索、遥感图像目标识别。E-mail: xianqiangzhu@163.com。

0 引言

多尺度分解方法具有多层次、多方向表征图像边缘分布特征的优点,目前已广泛应用于图像去噪^[1]、图像融合和图像分割^[2]等领域。传统的统计模型如高斯模型、Laplacian 模型、广义高斯模型在拟合变换系数时,都是基于变换系数之间相互独立这一前提。然而,这些模型广泛采用的 Gabor 分解、小波分解等变换方法,不同尺度系数之间不仅不是相互独立的,而且具有很强的相关性^[3]。简单统计模型由于忽略尺度相关性,与多尺度变换系数相比较属于弱模型^[1]。顾及系数相关性的统计模型具有更强的特征表达能力,目前研究较多的包括隐马尔可夫随机场(HMT)^[4]和混合高斯模型^[5]等,但建模对象大多局限于小波变换系数。小波变换与近年来引起广泛关注的 Contourlet 变换^[6]相比,无论是在图像表达的稀疏性方面,还是在图像的多方向边缘信息挖掘方面均存在局限性^[5]。

本文以变换系数的尺度相关性为出发点,采用在 Contourlet 变换基础上改进的具备平移不变特性的非下采样 Contourlet 变换(NSCT)提取多尺度多方向变换系数,然后利用双变量模型对 NSCT 变换域系数的尺度相关性进行建模,提出一种基于尺度相关性的旋转不变纹理图像检索算法。算法采用 Log-polar 变换与 NSCT 变换相结合的方式构造具备旋转不变性的纹理变换谱,检索实验数据来自于 Brodatz 标准纹理库,与基于小波的高斯模型及双变量模型的对比实验表明,本文算法能在克服图像旋转影响的同时更有效地表征图像的边缘及方向信息,具有更高的检索效率。

1 NSCT 变换域尺度相关性

多分辨率分析方法主要包括小波变换、Gabor 变换、金字塔分解以及 Contourlet 变换等,Contourlet 基函数的支撑区间为长宽比随尺度变化的长条形结构,可以接近最优和最稀疏的方式描述图像边缘,能用最少的系数来逼近奇异曲线,克服了小波变换等方法只能在有限方向上表达图像的限制性。旋转纹理分析一般是将旋转位移转换为较容易处理的水平或垂直平移来进行,但是 Contourlet 不具备平移不变

性,不适合本文的旋转纹理分析,在其基础上改进的 NSCT(非下采样 Contourlet 变换)可作为平移不变分析的理想工具^[7]。

NSCT 不仅完全继承了 Contourlet 变换多分辨、多尺度、多方向图像分析的优点,准确地将图像中的边缘捕获到不同尺度、不同频率的子带中,而且剔除了采样操作,具备平移不变特性,可以有效地消除 Gibbs 现象,其子带系数更加适合纹理的方向性分析。

图 1 为 NSCT 变换示意图,通过这组滤波器,图像被分为低频子带和高频子带。要实现多尺度结构,只需对低频子带继续迭代滤波即可。以 Brodatz 纹理库中部分图像为例,采用尺度数为两级、每级 8 个方向的 NSCT 分解后的变换谱进行相关性分析,图 2 为 D103 号图像变换谱效果。图 2(c)为(b)中两个尺度变换谱首先转换为 1 维信号序列并采用无偏估计后所得的互相关函数示意图。设 $f_{(n)}$ 与 $g_{(n)}$ 分别为两个尺度信号序列,其互相关函数定义为

$$R_{(m)} = \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{n=1}^N f_{(n)} g_{(n+m)} \quad (1)$$

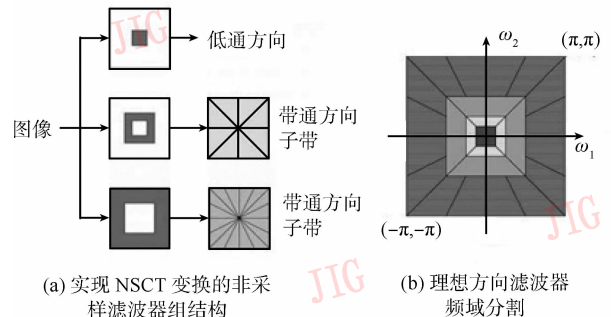


图 1 NSCT 变换

Fig. 1 NSCT transform

采样数为 N 的互相关函数的无偏估计为。

$$\hat{R}_{(m)} = \frac{1}{N - |m|} \sum_{n=1}^{N-1-|m|} f_{N(n)} g_{N(n+m)} \quad (2)$$

利用式(2)所得的估计值即可反映两个尺度变换谱在不同尺度的相对位置上互相匹配的程度。从图中可以看出除两端边缘部分有较大的延时差别,绝大部分位置的信号具有相似的信号延时,由此说明相邻尺度的方向子带间近似为信号平移,具备较强的相关性。表 1 中列出了实验影像各方向子带间的相关系数及尺度间整体相关系数,各系数值均位于 0.30 ~ 0.70 内。根据统计学中通用的判断方法,相关系数绝对值位于 0.30 ~ 0.50 为实相关,0.50 ~ 0.80 为显著相关,NSCT 变换系数的尺度相关程度介于实相关和显著相关之间。

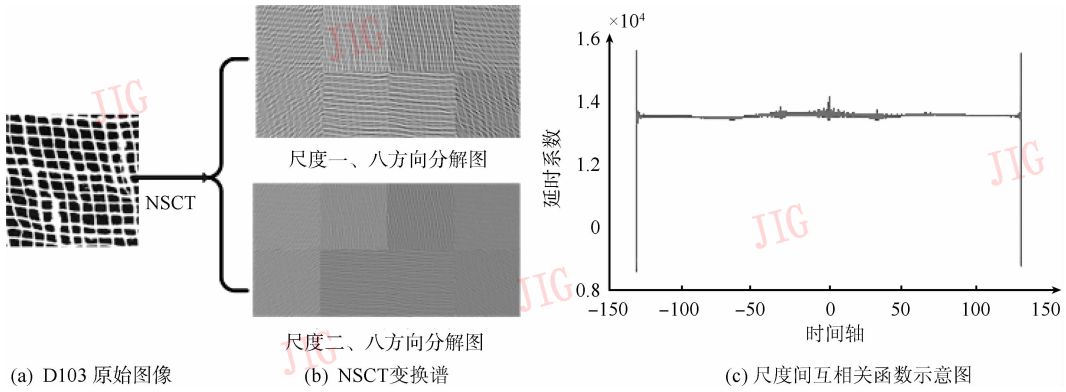


图 2 NSCT 变换示意图

Fig. 2 Description of NSCT spectrums

表 1 NSCT 方向子带相关系数分布

Tab. 1 Correlation coefficient distribution of NSCT directional bands

图像	方向								整体相关系数
	1	2	3	4	5	6	7	8	
D1	0.339	0.507	0.469	0.348	0.333	0.642	0.642	0.344	0.424
D4	0.529	0.573	0.608	0.566	0.511	0.594	0.616	0.588	0.575
D6	0.368	0.578	0.572	0.372	0.524	0.596	0.595	0.493	0.496
D10	0.505	0.532	0.576	0.510	0.501	0.528	0.547	0.524	0.484
D22	0.537	0.623	0.575	0.606	0.544	0.640	0.573	0.557	0.590
D103	0.488	0.550	0.620	0.546	0.523	0.617	0.645	0.553	0.583

2 尺度相关的旋转不变纹理检索方法

2.1 旋转位移处理

NSCT 变换具备平移不变性,但是缺乏旋转检索的不变性。针对这个问题,本文提出融合 Log-polar 和 NSCT 变换的具备旋转不变性纹理图像检索方法,首先利用 Log-polar 变换将笛卡儿坐标系下的旋转位移转换为极坐标系下的平移变换。以 $N \times N$ 图像为例,其极坐标计算公式为^[8]

$$p(a, r) = f\left(\left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor + \left\lfloor r \cos\left(\frac{2\pi a}{S}\right) \right\rfloor, \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor - \left\lfloor r \sin\left(\frac{2\pi a}{S}\right) \right\rfloor\right) \quad (3)$$

式中, S 为角度采样数,变换后得到 $S \times \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor$ 大小的 polar 变换(如图 3(a)所示),然后沿着采样半径对 polar 变换进行对数运算,并将对数运算结果量化为 R 个等级,得到 $S \times R$ 的 Log-polar 图像(如图 3(b)所示)。

$$lp(i, j) = p\left(i, \left\lfloor \frac{\log_2(j+2)}{\log_2(S+2)} \right\rfloor \cdot \left\lfloor \frac{N}{2} \right\rfloor\right) \quad (4)$$

从图 3(c)可以看出角度的旋转在 Log-polar 谱上表现为行平移,该结果符合本文的算法要求。

2.2 基于层内、层间关系的旋转不变特征矢量

纹理图像经过 Log-polar 及 NSCT 变换后可以获得多个表征细节信息的方向子带和一个反映图像全局结构信息的低通子带,通常的研究集中于细节信息的比对而忽略了低通波段所代表的全局结构信息。本文利用广义高斯模型对变换域低通波段进行建模,利用非高斯双变量模型构造层间关系模型,构造出兼顾层内、层间关系的旋转不变特征矢量。

广义高斯分布模型(GGD)^[9]可以近似地模拟出大量的统计模型,其概率密度函数为

$$P(x; \alpha, \beta, \mu) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} e^{-\left|\frac{x-\mu}{\beta}\right|^\alpha} \quad (5)$$

式中

$$\beta = \sqrt{\frac{\sigma^2 \Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}} = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}} \quad \sigma > 0 \quad (6)$$

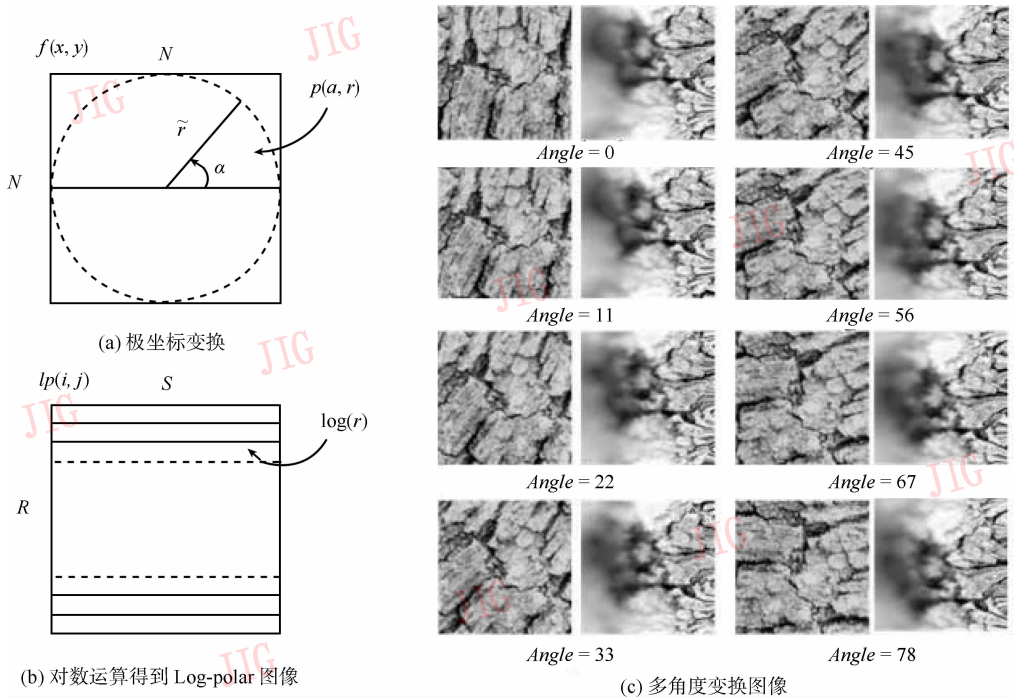


图 3 Log-polar 变换

Fig. 3 Log-polar transform

$\Gamma(x)$ 是 Gamma 函数, $\Gamma(x) = \int_0^{+\infty} e^{-t} t^{x-1} dt$,

其中 α 为反比例于定点的下降速率,称为形状参数, β 模拟了概率密度函数峰值的宽度,也称为尺度参数,GGD 参数估计采用文献[10]中提出的矩估计方法。

根据概率论及信息论中信息距离度量方式 KL (Kullback-Leibler) 散度^[11],其距离度量公式可描述为

$$D_{KL}(P_{(w;s_1)} \parallel Q_{(w;s_2)}) = \int P_{(w;s_1)} \log \frac{P_{(w;s_1)}}{Q_{(w;s_2)}} dx \quad (7)$$

其离散 KL 散度为

$$D_{KL}(P_{(w;s_1)} \parallel Q_{(w;s_2)}) = \log \frac{\alpha_1 \beta_2 \Gamma\left(\frac{1}{\alpha_2}\right)}{\alpha_2 \beta_1 \Gamma\left(\frac{1}{\alpha_1}\right)} + \left(\frac{\beta_1}{\beta_2}\right)^{\alpha_2} \frac{\Gamma\left(\frac{\alpha_2 + 1}{\alpha_1}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha_1}\right)} - \frac{1}{\alpha_1} \quad (8)$$

非高斯双变量模型(NGBM)是 Levent Sendur 等人提出的一种用于拟合小波系数尺度间相关性的模型,该模型可描述为

$$p_w(w) = \frac{3}{2\pi\sigma^2} \cdot \exp\left(-\frac{\sqrt{3}}{\sigma} \cdot \sqrt{w_1^2 + w_2^2}\right) \quad (9)$$

式中, w_2 为 w_1 的父系数,二者处于两个相邻尺度的同一位置, σ^2 为子系数和父系数的协方差。设两幅图像采用两个尺度各 n 个方向分解,按照式(9)即可计算出 NSCT 尺度间父子系数 n 个方向的联合概率分布。假设同一尺度内各方向子带之间相互独立,则两幅纹理图像 P 、 Q 的离散 KL 散度计算公式可表示为

$$Dis = \sum_{i=1}^n D_{KL}(P_{(w_i;\sigma_{i1})} \parallel Q_{(w_i;\sigma_{i2})}) = \sum_{i=1}^n 2 \log \frac{\sigma_{i1}}{\sigma_{i2}} + \frac{2\sigma_{i1}}{\sigma_{i2}} - 2 \quad (10)$$

图 4 为一幅图像采用二尺度八方向分解的实验结果:(b)为变换后低通波段直方图 GGD 拟合的结果,(c)为其中一个方向非高斯双变量模型拟合示意图,(d)为该方向的父子系数联合分布图。从图中可以看出,(c)与(d)在 3 维形态上具备很强的相似性;(b)中红色为 GGD 拟合曲线,与直方图分布图一致,验证了本文所选用的两类模型可以较好地拟合变换系数的层间、层内关系。

2.3 检索流程描述

由于方向子带系数来自于图像高通波段,通过

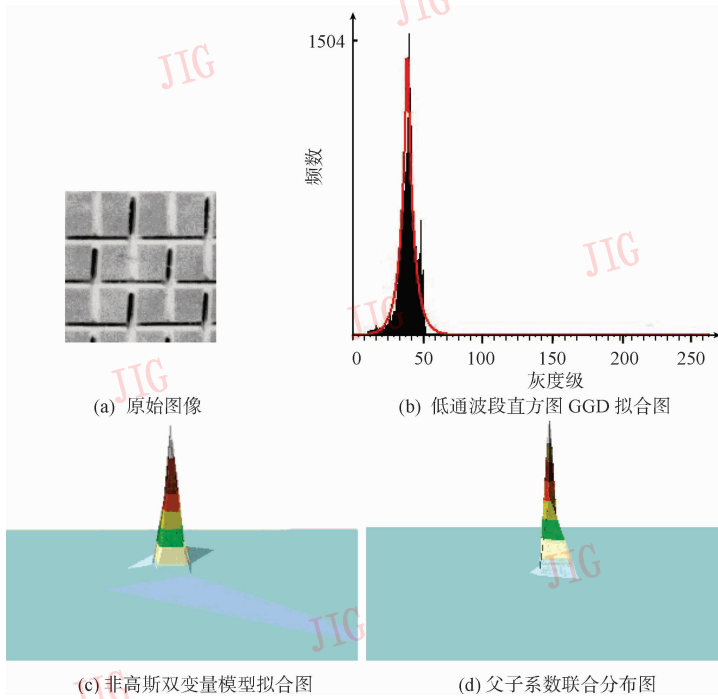


图 4 变换系数建模

Fig. 4 Model of transforming coefficient

非高斯双变量模型提取的信息多为边缘突变、纹理丰富的细节信息,直接用于检索很容易误检出在全局结构上有明显差异的图像,为避免这种情况,本文引入低通波段作为纹理粗判的依据,这种两级渐进式检索策略可更加充分发挥层间关系模型的细节比较能力,提高搜索结果的准确性。图 5 为本文检索方法流程图。

图 5 中虚线部分是纹理特征库的构造部分,该部分可离线运行,其他部分是可实时运行部分,所构造的层间、层内关系特征矢量为

$$F = (\alpha, \beta, \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n) \quad (11)$$

式中, α, β 为低通波段直方图 GGD 拟合后的形状参数和尺度参数, δ_i 为尺度间第 i 个方向的父子系数协方差的平方根, n 为方向分解数。经两级渐进检索后的结果影像,根据其相似度大小降序排列,取前 K 个最佳结果作为返回值。

3 实验及结果分析

实验数据来自于 Brodatz 标准纹理库,从中选取 25 幅图像,每幅图像大小为 512×512 像素,将每幅原始图像从 0° 到 180° 按顺时针方向平均分成 16 个旋转角度;然后以旋转图像中心为原点,截取尺寸为 128×128 像素的子图像构建目标纹理图像库,共包

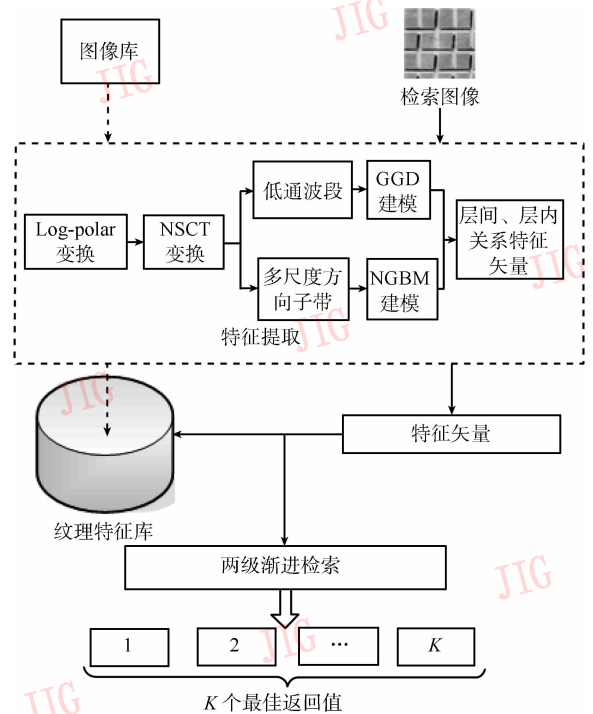


图 5 旋转不变纹理图像检索流程图

Fig. 5 The flow chart of rotation-invariant image retrieval

括 400 幅 (25×16) 纹理图像。将同一幅纹理图像的 16 个不同旋转图像作为相似图像组合。图 6 给出了构建本文纹理图像库的 25 幅 Brodatz 原始图像及对应的编号。

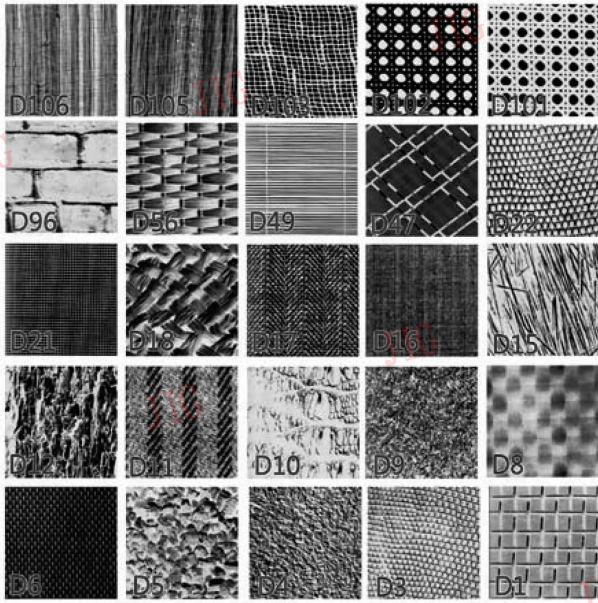


图 6 构建纹理图像库的 25 幅 Brodatz 原始纹理图像
Fig. 6 25 original texture images from Brodatz dataset

为验证基于尺度相关性的变换域旋转不变纹理图像检索算法的性能,本文进行了以下 4 组对比实验:1)参考 Minh 等人利用小波变换 + GGD 进行纹理检索的方法,加入 Log-polar 变换处理,并应用于旋转纹理检索,文中将该方法简称为 $L_p + WT + GGD$ 方法。2)在方法 1)的基础上,利用非高斯双变量模型(NGBM)拟合其层间关系,并应用于检索实验,即 $L_p + WT + NGBM$ 方法。3)在 NSCT 变换域获取更多的方向信息,应用 GGD 提取特征变量进行检索实验,即 $L_p + NSCT + GGD$ 方法。4)采用本文方法 $L_p + NSCT + NGBM$ 进行实验,该实验分两组进行,一组采用低通波段的层内信息进行过滤(low-band filter)后再进行精细方向比较,另一组只使用层间关系信息进行检索,以比较渐进式检索策略的有效性。

小波变换与 NSCT 变换尺度参数均为 2, NSCT 每层变换方向数为 8,检索精度以平均准确率进行比较,即整个图像库中所有图像查准率取平均作为该算法的平均查准率,耗时都是在同一台配置为 T5500、2GB 内存的笔记本上测试所得的。表 2 为算法详细检索结果,表 3 为 $L_p + NSCT + NGBM$ 算法采用低通过滤策略下各类纹理检索的平均准确率。

从表 2 中可以得出以下 3 条结论:

1)在特征提取方面,NSCT 变换耗时要明显多于小波变换,原因在于(1)NSCT 变换包含了更多的

表 2 检索结果对照表

Tab. 2 Comparison of retrieval results

算法	特征		耗时/s		平均查准率
	维数	变换系数	模型拟合	检索耗时	
$L_p + WT + GGD$	6	0.047	0.092	0.703	0.545
$L_p + WT + NGBM$	3	0.047	0.015	0.698	0.599
$L_p + NSCT + GGD$	16	18.548	0.109	0.697	0.704
$L_p + NSCT + NGBM$ (无低通过滤)	8	18.548	0.102	0.609	0.798
$L_p + NSCT + NGBM$ (含低通过滤)	10	18.548	0.119	0.622	0.887

表 3 各类影像检索结果 ($L_p + NSCT + NGBM$, 含低通滤波)

Tab. 3 Detail results of each kind texture
($L_p + NSCT + NGBM$, using low-band filtering)

纹理类别	精度 /%	纹理类别	精度 /%	纹理类别	精度 /%	纹理类别	精度 /%
D1	100.0	D10	99.8	D21	88.7	D102	100.0
D3	97.5	D11	68.8	D22	88.7	D103	90.0
D4	87.5	D12	98.8	D47	100.0	D105	72.5
D5	96.3	D15	100.0	D49	100.0	D106	52.5
D6	90.0	D16	90.0	D56	100.0	平均	0.887
D8	76.2	D17	88.7	D96	70.0		
D9	81.3	D18	100.0	D101	81.3		

方向信息;(2)NSCT 剔除了下采样步骤以保证其平移不变性,大幅增加了计算量。NGBM 模型与 GGD 模型表征的分别是变换系数的层间关系和层内关系,在相同分解条件下 NGBM 模型生成的特征维数仅为 GGD 模型的一半,故前者比后者表达效率更高。(3)故前者比后者表达效率更高;并且,相对于 GGD 模型,NGBM 模型参数更容易获取,其耗时要少于 GGD 模型。

2)从检索准确率方面来看,由于 NSCT 变换不仅可以提供比小波变换更多的方向细节信息,并且可以克服小波变换的平移变换性,因此,无论是采用 GGD 模型还是 NGBM,含 NSCT 变换的检索结果均要优于小波变换。虽然在模型拟合与检索耗时方面二者不存在差别,但是多方向分解造成其生成变换系数的耗时要明显多于小波变换。实用中这种缺陷可采用离线方式生成特征库来弥补,一定程度上可降低其影响。

3)综合比较以上 5 种检索方法,本文方法构造的旋转不变特征矢量融合了层间尺度相关信息及低通波段的层内信息,并且算法中所采用的两级渐进

式检索方法能够在不增加计算代价的情况下,有效地提高算法的查准率。

图 7 为以 D3 为查询影像的检索结果,系统返回的 16 个最相似影像按照相似度从大到小排列结果图。从图中可以看出,系统虽然不能完全把 16 个理论相似图检出,但是返回的图像在视觉上具备一定的相似性,在一定程度上符合人的视觉特征。

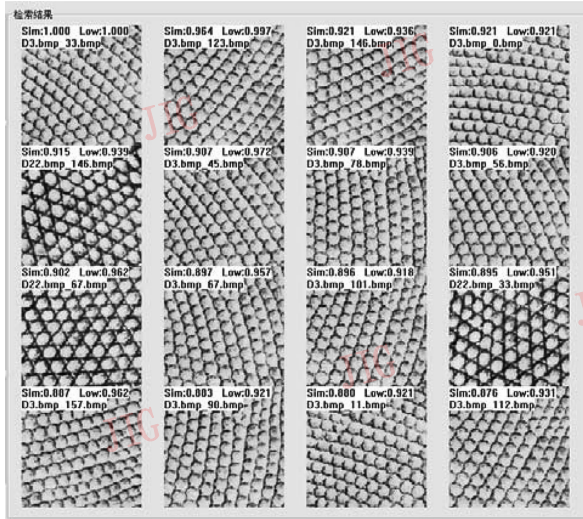


图 7 纹理检索实验示例

Fig. 7 Example of texture image retrieval

4 结论

提出一种基于尺度相关性的两级渐进式旋转不变纹理图像检索算法。将其应用于 Brodatz 标准纹理库的检索实验表明,在离线检索情况下,该算法的检索效率与检索准确率均要优于基于小波变换和 GGD 模型的方法。算法中采用 Log-polar 和 NSCT 相结合的变化方法,既可以降低算法对旋转位移的敏感性,又能克服小波变换弱方向选择性的缺点。同时考虑到变换系数各方向子带的尺度相关性,与层内关系模型相比,利用双变量模型提取出旋转不变特征矢量具备维数更低且代表性更强的优点,因此,可有效地提高对旋转纹理图像检索的适应性。由于 NSCT 变换在获取更多方向系数的同时也增加了大量的计算量,如何提高算法的在线检索效率还有待进一步研究。

参考文献 (References)

[1] Levent S, Ivan W S. Bivariate shrinkage functions for wavelet-

based denoising exploiting interscale dependency [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(11): 2744-2756.

[2] Xiang Hailin, Jiao Licheng, Jia Jian. Image segmentation based on bivariate models in NSCT domain [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(10): 1841-1844. [项海林, 焦李成, 贾建. 基于非下采样 Contourlet 变换域双变量模型的图像分割 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(10): 1841-1844.]

[3] Cai Lei, Wang Ke, Zhang Libao. Texture image retrieval based on generalized Gaussian distribution modeling the complex wavelet domain [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(11): 2217-2223. [蔡蕾, 王珂, 张立保. 基于复数小波域广义高斯分布模型的纹理图像检索 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(11): 2217-2223.]

[4] Romberg J. K., Choi H., Baraniuk R. G. Bayesian tree-structured image Modeling using wavelet domain hidden Markov Models [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2001, 10(7): 1056-1068.

[5] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, et al. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1338-1351.

[6] Shao Zhenfeng, Zhu Xianqiang, Zhang Sisi. Texture retrieval for multi-source remotely sensed imagery based on Contourlet transform and spectral histogram [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2010, 35(5): 723-726. [邵振峰, 朱先强, 张斯斯. 利用 Contourlet 变换和谱直方图进行多源遥感影像纹理特征检索 [J]. 武汉大学学报信息科学版, 2010, 35(5): 723-726.]

[7] Arthur L C, Jianping Z, Minh N D. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.

[8] Moon C L, Chi M P. Rotation and scale invariant wavelet feature for content-based texture image retrieval [J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2003, 54(1): 68-80.

[9] Van W G, Scheunders P, Van D D. Statistical texture characterization from discrete wavelet representations [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(4): 592-598.

[10] Wang Taiyue, Li Zhiming. A fast parameter estimation of generalized Gaussian distribution [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2006, 3(3): 172-176. [汪太月, 李志明. 一种广义高斯分布的参数快速估计法 [J]. 工程地球物理学报, 2006, 3(3): 172-176.]

[11] Minh N D, 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.