

# 基于双密度 Contourlet 变换的图像检索

安志勇<sup>1,2</sup> 孙述和<sup>2</sup> 贺雪瑞<sup>3</sup> 李宏娟<sup>1</sup>

(山东省高校智能信息处理重点实验室(山东工商学院) 烟台 264005)<sup>1</sup>

(山东工商学院计算机学院 烟台 264005)<sup>2</sup> (山东工商学院政法学院 烟台 264005)<sup>3</sup>

**摘要** 提出了一种新的双密度 Contourlet 变换,理论证明该变换在  $L_2(Z^2)$  空间是框架算子,具有较低平移敏感性和多方向分辨能力的优点。纹理图像在该变换域的高频方向子带系数分布符合广义高斯分布,可以利用广义高斯参数估计表征图像高频子带的纹理特性;针对变换域的低频子带,采用局部二值模式(LBP)提取图像的局部纹理特征。基于内容的图像检索实验表明,所提算法检索精度比传统 Contourlet 变换算法提高了 5.3%。

**关键词** 轮廓波变换,非下采样轮廓波变换,小波变换,图像检索

中图分类号 TP391 文献标识码 A

## Image Retrieval Using the Double Density Contourlet Transform

AN Zhi-yong<sup>1,2</sup> SUN Shu-he<sup>2</sup> HE Xue-rui<sup>3</sup> LI Hong-juan<sup>1</sup>

(Key Laboratory of Intelligent Information Processing in Universities of Shandong(Shandong Institute of Business and Technology), Yantai 264005, China)<sup>1</sup>

(School of Computer Science and Technology, Shandong Institute of Business and Technology, Yantai 264005, China)<sup>2</sup>

(School of Political Science and Law, Shandong Institute of Business and Technology, Yantai 264005, China)<sup>3</sup>

**Abstract** We proposed the double density contourlet transform(DDCT) and studied its applications. The DDCT is a frame operator for  $L_2(Z^2)$  and has the advantages of near shift-invariant, multi-scale and multi-direction. The DDCT sub-bands of the texture images have the property of non-Gaussian. The generalized Gaussian density(GGD) can denote the whole statistical feature of image to some extent. At the same time, the local binary pattern is used to describe the local texture-spatial feature for the low frequency sub-band of multiwavelets. Thus the GGD and local binary pattern features can be computed as the feature texture. Experiments indicate that the retrieval efficiency of this algorithm is raised by 5.3% than the Contourlet algorithm.

**Keywords** Contourlet transform, NSCT, Wavelet transform, Image retrieval

## 1 引言

小波变换具有时频分析的优点,已广泛应用于纹理分析和基于内容的图像检索等领域中。Minh N. D 等<sup>[1]</sup>提出采用小波域广义高斯参数来描述各尺度的小波系数分布,在此基础上采用 KLD 距离作为相似性度量并进行检索。Han 等<sup>[2]</sup>提出基于 Gabor 小波的旋转和尺度不变的纹理检索算法,其针对几何图像库具有检索的有效性。Quellec 等<sup>[3]</sup>提出双正交小波变换的纹理检索算法,其针对纹理图像具有较好的检索效果。

然而在高维情况下,小波变换不能有效表征高维空间的奇异性,因此 Ridgelet 变换、Curvelet 变换和 Contourlet 变换等<sup>[4-6]</sup>相继被提出,其中 Contourlet 变换已在纹理分析算法中体现了较强的优越性。Srinivasa 等<sup>[7]</sup>提取 Contourlet 变换的标准差作为图像的纹理特征,纹理图像检索实验表明,采用 Manhattan 距离度量要优于 Euclidean 距离。Qu 等<sup>[8]</sup>提出利

用 Contourlet 变换分解后子带的广义高斯分布参数作为图像纹理特征,采用相关反馈进行纹理图像检索。练秋生等<sup>[9]</sup>提出了圆对称 Contourlet 变换的纹理检索算法,并在此基础上融合 LBP 算法进行综合检索。

尽管 Contourlet 变换已成功应用于纹理分析算法,然而针对纹理图像的检索仍然存在检索率低和平移敏感性问题。为此,本文提出一种新的双密度小波变换构造 Contourlet 变换(简称双密度 Contourlet 变换),同时对变换的相关性质进行了研究,并将其应用于图像检索领域。到目前为止,笔者没有检索到双密度 Contourlet 变换在图像检索的相关研究。本文主要工作有:1)针对双密度 Contourlet 变换域的框架算子性质进行了证明,理论证明该变换在  $L_2(Z^2)$  空间是框架算子,可以直接应用于图像处理领域。2)分析了双密度 Contourlet 变换的平移特性,实验表明,双密度 Contourlet 变换具有较低的平移敏感性;3)研究了纹理图像在双密度 Contourlet 变换域的子带系数特性,拟合度实验分析表明,双密度 Contourlet 变换的高频子带系数服从广义高斯分布。

到稿日期:2012-01-06 返修日期:2012-03-04 本文受国家自然科学基金(61173173),山东省博士基金(BS2009DX038),山东省自然科学基金(ZR2011FL008),山东省住房和城乡建设厅建设科技计划(2011RK044),烟台市科学技术发展计划项目(2010167)资助。

安志勇(1975-),男,博士,CCF 会员,主要研究方向为图像检索、小波变换, E-mail:azytyut@163.com.

## 2 双密度 Contourlet 变换的构造及特性

### 2.1 双密度 Contourlet 变换

传统 Contourlet 变换具有良好的多方向分辨能力的优点,但平移敏感性在一定程度上限制了其在图像处理中的应用。为此,本文提出双密度 Contourlet 变换(Double Density Contourlet Transform)。该变换首先针对双密度小波的高频子带采用非下采样方向滤波器 NSDFB 进行分解,可以得到较多的方向子带信息,而针对低频子带仍然采用双密度小波分解,分解结构过程如图 1 所示。由于双密度小波具有较低平移敏感性<sup>[10,11]</sup>,而 NSDFB 具有平移不变性,因此双密度 Contourlet 变换具有较低平移敏感性,下节将具体讨论变换的平移特性。与 NSCT 变换一样,双密度 Contourlet 变换在  $L_2(Z^2)$  空间是一个框架算子,笔者对此进行了证明。

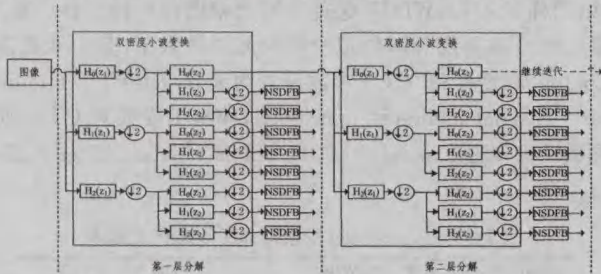


图 1 双密度 Contourlet 变换的结构示意图

**定理 1** 双密度 Contourlet 变换在  $L_2(Z^2)$  空间中,若双密度小波是以  $A_p, B_p (A_p \leq 1 \leq B_p)$  为边界构成框架的,NSDFB 是以  $A_q, B_q (A_q \leq 1 \leq B_q)$  为边界构成框架的,设图像分解层数为  $J$  层,则双密度 Contourlet 变换以边界  $A, B$  构成的框架,且  $A, B$  满足:

$$(A_p)^J (A_q)^{\max(l_{j,k})} \leq A \leq B \leq (B_p)^J (B_q)^{\max(l_{j,k})} \quad (1 \leq j \leq J) \quad (1)$$

式中,  $(B_p)^J$  为  $B_p$  的  $J$  次方,  $(A_p)^J$  为  $A_p$  的  $J$  次方,  $(B_q)^{\max(l_{j,k})}$  为  $B_q$  的  $\max(l_{j,k})$  次方,  $(A_q)^{\max(l_{j,k})}$  为  $A_q$  的  $\max(l_{j,k})$  次方,  $l_{j,k}$  为第  $j$  层分解第  $k$  个双密度高频子带的 NSDFB 方向级数。

证明:下面先证明右式,即  $B \leq (B_p)^J (B_q)^{\max(l_{j,k})}$ 。

由文献[10]可知,双密度小波变换是一个框架算子,设其是以  $A_p, B_p (A_p < 1 < B_p)$  为边界构成框架的,因此当  $J=1$  (即单层分解)时,式(2)成立。

$$\sum_{k=0}^8 \|y_k\|^2 \leq B_p \|x\|^2 \quad (2)$$

式中,  $k$  表示子带下标序号(双密度小波单层分解子带数量为 9,即子带序号范围为 0~8),假设当  $J$  层双密度小波分解时,式(3)成立。

$$\|y_{J,8}\|^2 + \sum_{j=1}^{J-1} \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2 \leq (B_p)^J \|x\|^2 \quad (J \geq 1) \quad (3)$$

式中,  $y_{J,8}$  表示第  $J$  层分解第 8 个子带,  $y_{j,k}$  表示第  $j$  层分解第  $k$  个方向子带。当  $J+1$  层分解时,有

$$\begin{aligned} & \|y_{J+1,8}\|^2 + \sum_{j=1}^{J+1} \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2 \\ &= \|y_{J+1,8}\|^2 + \sum_{k=0}^7 \|y_{J+1,k}\|^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2 \\ &= \sum_{k=0}^8 \|y_{J+1,k}\|^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2 \\ &\leq B_p \|y_{J,8}\|^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2 (B_p > 1) \\ &\leq B_p (\|y_{J,8}\|^2 + \sum_{j=1}^J \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2) \end{aligned}$$

$$\leq B_p * (B_p)^J \|X\|^2$$

而  $B_p * (B_p)^J \|X\|^2 = (B_p)^{J+1} \|X\|^2$ , 因此  $\|y_{J+1,8}\|^2 +$

$\sum_{j=1}^{J+1} \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2 \leq (B_p)^{J+1} \|X\|^2$ , 由数学归纳法可知式(3)成立。

文献[6]证明非下采样方向滤波器 NSDFB 是一个框架算子,设其以  $A_q, B_q (A_q < 1 < B_q)$  为框架边界,则

$$\sum_{n=0}^{2^k-1} \|y_{k,n}\|^2 \leq (B_q)^{l_k} \|y_k\|^2 \quad (4)$$

式中,  $l_k$  为第  $k$  个子带的方向级数(即方向滤波后的子带数量为  $2^k$  个,子带范围为  $0 \sim (2^k - 1)$ )。因此,第  $J$  层双密度 Contourlet 变换分解为  $\|y_{J,8}\|^2 + \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^7 \sum_{n=0}^{2^k-1} \|y_{j,k,n}\|^2$ , 其中  $y_{j,k,n}$  表示第  $j$  层分解第  $k$  个高频子带的第  $n$  个方向子带,则

$$\begin{aligned} & \|y_{J,8}\|^2 + \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^7 \sum_{n=0}^{2^k-1} \|y_{j,k,n}\|^2 \\ &\leq \|y_{J,8}\|^2 + \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^7 (B_q)^{l_{j,k}} \|y_{j,k}\|^2 \\ &\leq \|y_{J,8}\|^2 + B_q^{\max(l_{j,k})} \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2 (B_q > 1) \\ &\leq B_q^{\max(l_{j,k})} (\|y_{J,8}\|^2 + \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{k=0}^7 \|y_{j,k}\|^2) \\ &\leq B_q^{\max(l_{j,k})} (B_p)^J \|X\|^2 \end{aligned}$$

由上可知,双密度 Contourlet 变换算子框架的上界为  $B \leq (B_p)^J (B_q)^{\max(l_{j,k})}$ , 同理可证  $(A_p)^J (A_q)^{\max(l_{j,k})} \leq A$ , 即式(1)成立。

上述定理证明双密度 Contourlet 变换在  $L_2(Z^2)$  空间是框架算子,分解后的系数具有稳定的上下界,可以直接应用于图像处理领域。

图 2 是纹理测试图像,图 3 是针对测试图像采用双密度 Contourlet 变换的单层分解高频方向子带示意图,参数设置分别为  $nlevels = [0, 3]$ ,  $pfilter = 'maxflat'$ ,  $dfilter = 'dmaxflat7'$ 。由图 3 可知,双密度 Contourlet 变换单层分解具有更多的方向子带,与传统 Contourlet 变换相比,其含有丰富的方向子带细节,纹理细节信息丰富。

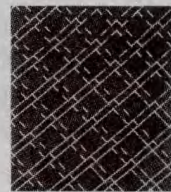


图 2 纹理图像

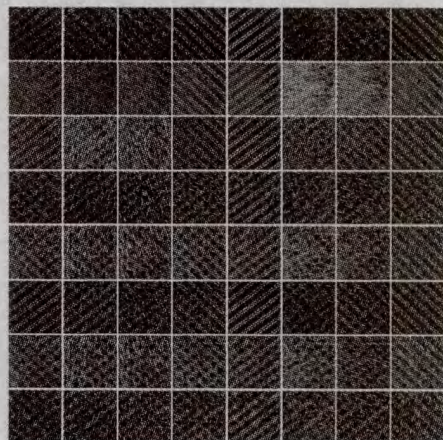


图 3 双密度 Contourlet 变换的单层分解高频方向子带

## 2.2 平移特性分析

双密度小波具有近似的平移不变性,而 NSDFB 具有平移不变性,因此双密度 Contourlet 变换理论上不具有严格的平移不变性。然而双密度小波和 NSDFB 均具有较低的平移敏感性,因此笔者通过实验分析双密度 Contourlet 变换的平移性质。实验选取 COIL 图像集中包含杯子、汽车和飞机等的 30 幅图像作为原始图像集(a),分别对这些图像向左平移 15 个像素作为图像集(b),向上平移 15 个像素作为集合(c),同时向上和向左平移 15 个像素作为图像集(d),另外选取 30 幅不同图像作为图像集(e),共形成 150 幅图像测试集。实验仍然采用各子带系数的能量和  $L_{1-norm}$  测度来评测不同图像间的相似度,设第  $i$  层分解第  $j$  个方向子带能量值  $E_{i,j}$  为

$$E_{i,j} = \frac{1}{N^2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N |I(x,y)| \quad (5)$$

式中, $N$  是子带的行列维数, $I$  是不同子带的分解矩阵,因此两幅图像  $f(x,y)$  和  $g(x,y)$  之间的  $L_{1-norm}$  距离可表示为

$$d_{L_{1-norm}}(f,g) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |E_{i,j}^f - E_{i,j}^g| \quad (6)$$

表 1 为图像集对应图像(即原始图像和平移图像)之间的平均  $L_{1-norm}$  距离。由表 1 分析可知,不同平移图像集(a)、(b)、(c)和(d)对应图像的平均距离不为零,但非常小,而与不同图像(e)对应图像的距离较大,因此双密度 Contourlet 变换具有较低的平移敏感性。

表 1 不同平移图像间的平均  $L_{1-norm}$  距离

	a	b	c	d	e
a	0	0.0836	0.0657	0.0791	0.3829
b	0.0836	0	0.0726	0.0855	0.3673
c	0.0657	0.0726	0	0.0894	0.3958
d	0.0791	0.0855	0.0894	0	0.3819
e	0.3829	0.3673	0.3958	0.3819	0

## 2.3 双密度 Contourlet 变换的子带分布特性

传统 Contourlet 变换的方向子带系数具有非高斯性、高峰度和长拖尾等特点,可以采用广义高斯分布进行描述。双密度 Contourlet 变换的构造与传统 Contourlet 变换类似,因此有必要研究纹理图像在该变换域的广义高斯模型(Generalized Gaussian Density, GGD)描述,从而为研究双密度 Contourlet 变换子带系数分布等问题提供理论支撑。广义高斯模型 GGD 的概率密度函数为<sup>[1]</sup>

$$f(x;\alpha,\beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-(|x|/\alpha)^\beta} \quad (7)$$

式中, $\alpha$  为 GGD 模型的尺度参数,它取决于随机变量,用来控制  $f(x;\alpha,\beta)$  的宽度; $\beta$  为 GGD 模型的形状参数,用来控制  $f(x;\alpha,\beta)$  的形状; $\Gamma(x)$  为伽玛函数: $\Gamma(x) = \int_0^\infty e^{-t} t^{x-1} dt$ , GGD 模型中的参数  $\alpha$  和  $\beta$  可采用矩估计和极大似然估计。下面将采用矩估计设置参数  $\alpha$  和  $\beta$ 。设双密度轮廓波变换方向子带为  $M = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ , 其低阶矩可表示为

$$\begin{cases} m_1 = \int_{-\infty}^{\infty} |x| f(x;\alpha,\beta) dx = \frac{\alpha\Gamma(2/\beta)}{\Gamma(1/\beta)} \\ m_2 = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x;\alpha,\beta) dx = \frac{\alpha^2\Gamma(3/\beta)}{\Gamma(1/\beta)} \end{cases} \quad (8)$$

令  $g(\beta) = m_2^2/m_1^2$ , 即  $g(\beta) = \Gamma^2(2/\beta)/(\Gamma(1/\beta)\Gamma(3/\beta))$ 。为了计算  $g(\beta)$  的值,低阶矩可以由式(9)进行估计,即

$$\begin{cases} m_1 = 1/n \sum_{i=1}^n x_i \\ m_2 = 1/n \sum_{i=1}^n x_i^2 \end{cases} \quad (9)$$

因此参数  $\alpha$  和  $\beta$  可以由式(10)进行计算。

$$\begin{cases} \beta = g^{-1}(m_2^2/m_1^2) \\ \alpha = m_1 \Gamma(1/\beta) / \Gamma(2/\beta) \end{cases} \quad (10)$$

为了分析双密度 Contourlet 变换的子带系数分布是否符合广义高斯分布,本文将采用拟合度来描述广义高斯分布模型与实际参数的差异,拟合度可定义为:

$$fit = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (h(x_i) - h^*(x_i))^2 \quad (11)$$

式中, $h(x_i)$  表示实际系数直方图图形, $h^*(x_i)$  表示通过参数估计确定的模型, $N$  则表示系数直方图的数量。

实验采用 Brodatz 图像数据库中的 30 幅图像作为样本集,根据拟合度参数值判断双密度 Contourlet 变换子带系数是否符合广义高斯分布。实验分别利用双密度 Contourlet 变换、传统 Contourlet 变换(简称 CT)、非下采样 Contourlet 变换(简称 NSCT)、WBCT 变换<sup>[12]</sup>对每幅图像进行分解。表 2 是 4 种变换单层分解的拟合度对照统计数据,其中双密度 Contourlet 变换和 NSCT 参数设置均为  $nlevels = [0, 3]$ ,  $pfiler = 'maxflat'$ ,  $dfilter = 'dmaxflat7'$ , WBCT 变换和 CT 变换参数设置分别为  $nlevels = [0, 3]$ ,  $pfiler = 'pkva'$ ,  $dfilter = 'pkva'$ 。

表 2 4 种 Contourlet 变换拟合度参数 fit 对照表

方向子带	拟合度	DDWBCT	CT	NSCT	WBCT
0	均值	0.0035	0.0015	0.0009	0.0018
	方差	0.0014	0.0003	0.0004	0.0011
1	均值	0.0040	0.0017	0.0012	0.0053
	方差	0.0019	0.0006	0.0005	0.0023
2	均值	0.0037	0.0015	0.0011	0.0031
	方差	0.0018	0.0004	0.0004	0.0014
3	均值	0.0035	0.0013	0.0010	0.0025
	方差	0.0016	0.0004	0.0005	0.0019
4	均值	0.0036	0.0015	0.0010	0.0028
	方差	0.0017	0.0005	0.0006	0.0024
5	均值	0.0045	0.0016	0.0013	0.0030
	方差	0.0025	0.0005	0.0007	0.0037
6	均值	0.0044	0.0018	0.0013	0.0035
	方差	0.0023	0.0007	0.0007	0.0026
7	均值	0.0035	0.0016	0.0010	0.0034
	方差	0.0019	0.0004	0.0006	0.0020

由表 2 可知,双密度 Contourlet 变换与 CT、NSCT 和 WBCT 变换类似,30 幅 Brodatz 图像的方向子带拟合度参数的均值和方差非常小,说明子带系数均服从广义高斯分布。

## 3 基于双密度 Contourlet 变换的图像检索

### 3.1 双密度 Contourlet 变换的 GGD 纹理特征

双密度 Contourlet 变换的广义高斯分布描述了子带内部的系数分布特征,可以表示不同子带的纹理特征。文献[1]针对小波变换的 GGD 参数估计提出采用 KLD 距离具有较好的检索性能,为此笔者仍采用 KLD 距离作为相似性测度。设方向子带  $G$  和  $H$  的分布密度函数参数估计为  $p(G; \alpha_1, \beta_1)$  和  $p(H; \alpha_2, \beta_2)$ , 则子带  $G$  和  $H$  的 KLD 距离为

$$D(p(G; \alpha_1, \beta_1) / p(H; \alpha_2, \beta_2)) = \log\left(\frac{\beta_1 \alpha_2 \Gamma(\frac{1}{\beta_2})}{\beta_2 \alpha_1 \Gamma(\frac{1}{\beta_1})}\right) + \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_2}\right)^{\beta_2} \frac{\Gamma((\beta_2 + 1)/\beta_1)}{\Gamma(1/\beta_1)} - \frac{1}{\beta_2} \quad (12)$$

然而上述距离针对  $\alpha_1, \beta_1, \alpha_2, \beta_2$  参数不具有对称性,笔者在实验中对式(12)进行对称拓展,使得 KLD 具有距离的对称

性,即

$$D(p(G; \alpha_1, \beta_1) / p(H; \alpha_2, \beta_2)) = \log\left(\frac{\beta_1 \alpha_2 \Gamma(\frac{1}{\beta_2})}{\beta_2 \alpha_1 \Gamma(\frac{1}{\beta_1})}\right) + \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_2}\right)^{\beta_2} \frac{\Gamma((\beta_2+1)/\beta_1)}{\Gamma(1/\beta_1)} - \frac{1}{\beta_2} + \log\left(\frac{\beta_2 \alpha_1 \Gamma(\frac{1}{\beta_1})}{\beta_1 \alpha_2 \Gamma(\frac{1}{\beta_2})}\right) + \left(\frac{\alpha_2}{\alpha_1}\right)^{\beta_1} \frac{\Gamma((\beta_1+1)/\beta_2)}{\Gamma(1/\beta_2)} - \frac{1}{\beta_1} \quad (13)$$

设双密度 Contourlet 变换分解的子带数量为  $N$ ,  $G^j$  表示查询图像  $Q$  第  $j$  个子带,  $H^j$  表示图像数据库  $I$  第  $j$  个子带,  $\alpha_j^1$  和  $\beta_j^1$  表示为第  $j$  个子带的 GGD 参数估计, 则查询图像  $Q$  和图像数据库  $I$  之间的 KLD 距离可表示为

$$D(Q, I) = \sum_{j=1}^N D(p_Q(G^j; \alpha_j^1, \beta_j^1) / p_I(H^j; \alpha_j^2, \beta_j^2)) \quad (14)$$

### 3.2 局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)特征

GGD 特征描述了全局纹理分布, 而没有描述局部纹理分布, 因此本文采用局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)表征图像局部纹理特征。LBP 定义为<sup>[13]</sup>

$$LBP_{P,R}^{g_c} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c), & \text{若 } U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ p+1, & \text{否则} \end{cases} \quad (15)$$

式中,  $g_c$  是一个邻域中心像素点的灰度值,  $g_p$  是以  $R$  为半径  $P$  个等间距分布像素点的灰度值, 函数  $U(LBP_{P,R})$  定义为

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p+1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (16)$$

针对双密度 Contourlet 变换低频子带计算  $LBP_{P,R}$  直方图, 两幅图像  $I_1$  和  $I_2$  的相似度为

$$d_{LBP}(Q, I) = 1/2 \left( \sum_{b=1}^B S_b \ln(S_b/M_b) + \sum_{b=1}^B M_b \ln(M_b/S_b) \right) \quad (17)$$

式中,  $B$  为  $LBP_{P,R}$  直方图的总个数,  $S_b$  和  $M_b$  分别为  $I_1$  和  $I_2$  第  $b$  个  $LBP_{P,R}$  出现的频数。

### 3.3 算法描述

双密度 Contourlet 变换的 GGD 参数分布表征了图像纹理的全局统计特征, 而 LBP 直方图描述了纹理局部空间特征, 因此两种特征具有一定互补性。设 GGD 参数估计的相似距离  $d_1$  外部归一化后为  $d_1^?$ , 而 LBP 特征对相似距离  $d_2$  外部归一化后为  $d_2^?$ , 则两幅图像间的相似度距离可定义为

$$D(P, Q) = \omega_1 d_1^? + \omega_2 d_2^? \quad (18)$$

式中,  $\omega_1, \omega_2$  为子特征的权重, 用来控制两类特征在图像检索中的相对重要性, 并且满足  $\omega_1 + \omega_2 = 1, \omega_1, \omega_2 \in [0, 1]$ 。

#### 检索算法描述:

输入: 目标图像。

输出: 输出相似图像集合。

方法:

- (1) 针对目标图像进行单层双密度 Contourlet 变换分解, 本文采用参数设置分别为  $nlevels=[3], pfilter='maxflat', dfilter='dmaxflat'$ 。
- (2) 计算高频子带的 GGD 参数估计, 同时采用 KLD 距离作为不同子带间的相似度度量。
- (3) 计算低频方向子带  $LBP_{P,R}$  直方图特征, 根据式 (17) 计算  $LBP_{P,R}$  特征的相似距离。

(4) 针对 GGD 特征的 KLD 距离和 LBP 特征向量的距离进行高斯归一化。

(5) 计算不同图像的加权归一化距离, 并进行图像检索。

## 4 检索性能分析

实验从检索图像库(网址 <http://wang.ist.psu.edu/>)选取了 2000 幅自然图像作为检索测试库, 并且从 COIL 图像库选取 1080 幅图像组成一个包含 3080 幅图像的检索图像库, 其中每类图像的数量超过 50 幅。采用查准率和查全率作为图像检索性能的评价准则, 查准率(Precision)是指查询返回相关图像的数量占所有返回图像数量的比例, 查全率(Recall)则指查询结果中相关图像数量占图像库相关图像数量的比例<sup>[14]</sup>。

为了评价算法的检索性能, 实验将本文算法与文献[7]提出的算法进行比较, 笔者利用传统 Contourlet 变换、NSCT、WBCT 3 种变换实现文献[7]算法。系统软硬件环境为 AMD2.6G PC, 2G 内存, 80G 硬盘, Windows XP 操作系统, Matlab7.1 编程平台。对双密度 Contourlet 变换算法进行单层分解, GGD 特征权重设为  $\omega_1=0.6$ , 采用  $LBP_{8,1}$  作为二值模式且权重设为  $\omega_1=0.4$ , 加强全局纹理特征的权重。不同算法的查准率和查全率变化曲线如图 4 所示。

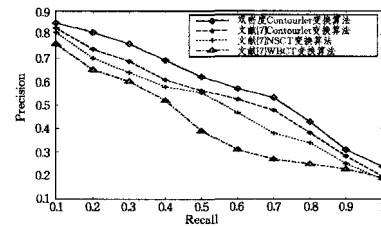


图 4 不同算法的检索性能

由图 4 可以看出, 本文提出的检索算法明显优于文献[7] Contourlet 变换、NSCT 和 WBCT 算法, 同时本文算法的检索率比 Contourlet 变换算法提高了 5.3%。双密度 Contourlet 变换不仅具有传统 Contourlet 变换的多方向分辨能力, 而且具有较低的平移敏感性, 子带含有更为丰富的方向细节纹理信息, 因此具有较好的检索效果。而文献[7] Contourlet 变换、NSCT 和 WBCT 算法在相同的参数设置下, 方向子带包含的纹理信息相对较少, 检索性能略差; 尽管 NSCT 具有平移不变性, 然而在相同参数设置下 NSCT 算法比传统 Contourlet 变换算法少两个子带细节信息, 包含的纹理特征相对较少, 因此 NSCT 算法的检索率低于 Contourlet 变换算法; WBCT 变换算法不具有平移不变性, 同时方向子带包含纹理信息较少, 因此检索性能较差。

另外, 实验选取 1000 幅自然图像(图像大小为  $128 \times 128$ ), 从特征提取时间和检索时间两个方面对本文算法与文献[7]的算法进行了比较。表 3 为不同算法的特征提取和检索时间。

表 3 时间复杂度分析

算法	特征提取时间	检索时间
本文算法	6.8625	0.8655
文献[7]Contourlet 变换	0.1563	0.3679
文献[7]NSCT 变换	4.4278	0.3583
文献[7]WBCT 变换	0.5156	0.4872

(下转第 299 页)

并行化处理,在基本粒子滤波的过程中添加了相应的 OpenMP 编译语句,实现了算法过程的并行化处理。测试结果表明,该方法能够有效提高基本粒子滤波的执行速度,对于文献中各种粒子滤波算法的提速有一定的借鉴性。

## 参考文献

- [1] 方正,佟国峰,徐心和. 基于粒子群优化的粒子滤波定位方法[J]. 控制理论与应用,2008,25(3):533-537
- [2] 朱林户,李德芳,柳宏杰,等. 一种集群智能粒子滤波算法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版,2008,35(3):536-541
- [3] 相威,汪立新,林孝焰. 几种改进的粒子滤波算法性能比较[J]. 计算机仿真,2009,26(4):120-124
- [4] 刘志明,韦巍. 基于均值变换的 Particle Filter 实时跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能,2006,19(6):825-830
- [5] 石华伟,夏利民. 基于 Mean Shift 算法和粒子滤波器的人眼跟踪[J]. 计算机工程与应用,2006,19:26-28
- [6] Bhandarkar S M, Zheng Wen-long. Face detection and tracking using a Boosted Adaptive Particle Filter[J]. Journal of Visual

- Communication and Image Representation,2009,20(1):9-27
- [7] 李静,陈兆乾,陈世福. EM-GMPF:一种基于 EM 的混合高斯粒子滤波器算法[J]. 计算机研究与发展,2005,42(7):1210-1216
- [8] Li Liu-bai, Ma Yan, Liang Yuan-yuan. Particle-Filter Tracking of Motion vector to locate objects and Pattern matching over particles Based on Mpeg2[J]. Advanced Materials Research, 2011,225-226(1/2):350-355
- [9] Khan Zulfiqar Hasan, Gu Irene Yu-Hua, Backhouse A G. Robust Visual Object Tracking Using Multi-Mode Anisotropic Mean Shift and Particle Filters[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Ttechnology,2011,21(1):74-87
- [10] Yin Shi-min, Na Jin Hee, Choi Jin Young, et al. Hierarchical Kalman-particle filter with adaptation to motion changes for object tracking[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2011,115(6):885-900
- [11] Khan Z H, Gu Yu-hua, Backhouse Andrew G. A Robust Particle Filter-Based Method for Tracking Single Visual Object Through Complex Scenes Using Dynamical Object Shape and Appearance Similarity[J]. Journal of Signal Processing Sytems for Signal Image and Video Technology,2011,65(1):63-79

(上接第 295 页)

从实验结果可以看出,本文算法的特征提取时间复杂度较高,主要原因是 NSDFB 所需的时间复杂度较高,同时在相同的参数设置下,双密度 Contourlet 变换方向子带细节较多,因此本文算法计算复杂度较高;文献[7]NSCT 变换特征提取时间复杂度较高的主要原因也是由于采用了 NSCT 变换。

**结束语** 本文提出一种新的双密度 Contourlet 变换,理论证明该变换在  $L_2(Z^2)$  空间是一个框架算子,它可以直接应用于图像处理领域。与传统 Contourlet 变换相比,双密度 Contourlet 变换含有更为丰富的方向细节信息,具有较低的平移敏感性。实验分析表明,双密度 Contourlet 变换的方向子带系数分布具有非高斯性、高峰度和长拖尾等特点,可以采用广义高斯分布进行描述。基于纹理图像的检索实验表明,本文算法的检索精度高于文献[7]的 Contourlet 变换、NSCT 和 WBCT 算法,且检索精度比传统 Contourlet 变换算法提高了 5.3%。然而,本文算法仅提取了图像的纹理特征,因此利用双密度 Contourlet 变换提取其他底层特征(如形状和空间特征)并进行综合检索是本文进一步的研究方向。

## 参考文献

- [1] 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
- [2] Han Ju, Ma Kai-kuang. Rotation-invariant and scale-invariant gabor features for texture image retrieval[J]. Image and Vision Computing,2007,25(9):1474-1481
- [3] Quelled G, Lamard M, Cazuguel G, et al. Wavelet optimization for content-based image retrieval in medical databases[J]. Medical Image Analysis,2010,14(2):227-241
- [4] 焦李成,张向荣,侯彪,等. 智能 SAR 图像处理与解译[M]. 北

京:科学出版社,2008

- [5] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2003,14(12):2091-2106
- [6] Cunha A L, Zhou Jiang-ping, Do M N. The Nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Trans Image Processing,2006,15(10):3089-3101
- [7] Rao C S, Kumar S S, Chatterji B N. Content based image retrieval using contourlet transform[J]. ICGST-GVIP Journal, 2007, 7(3):9-15
- [8] Qu Huai-jing, Peng Yu-hua, Wan Hong-lin, et al. Texture image retrieval based on contourlet transform and active perceptual similarity learning [C] // Proceedings of the 4th international conference on Advanced Data Mining and Applications. 2008: 355-366
- [9] 练秋生,李芹,孔令富,等. 融合圆对称轮廓波统计特征和 LBP 的纹理图像检索[J]. 计算机学报,2007,30(12):2198-2204
- [10] Selesnick I W. The double-density dual-tree DWT[J]. IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004, 52(5):1304-1314
- [11] 尚赵伟,张明新,沈钧毅,等. 基于双密度小波变换的纹理图像检索[J]. 西安交通大学学报,2005,39(10):1081-1084
- [12] Eslami R, Radha H. Wavelet-based contourlet transform and its application to image coding [J]. IEEE International Conference on Image Processing,2004,5:3189-3192
- [13] Moulin P, Liu J. Multiresolution Gray-Scale and Rotation Gaussian and complexity priors Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(7):971-987
- [14] Sun Jun-ding, Zhang Xi-min, Cui Jiang-tao, et al. Image Retrieval Based on Color Distribution Entropy [J]. Pattern Recognition Letters,2006,27(10):1122-1126