

文章编号:1000-582X(2012)10-057-06

双密度双树复小波 RH 模型纹理图像检索

尚赵伟,王 杰,李文龙,胡胜雄

(重庆大学 计算机学院 重庆 400030)

摘 要:针对利用光滑概率密度函数提取小波系数直方图及系数模直方图方法存在参数估计复杂,难以充分有效地提取纹理特征的不足。提出了双密度双树复小波 RH 模型的纹理图像检索方法,通过分析双密度双树复小波原理,RH 模型与非均匀量化器的内在关系,将 RH 模型推广为提取双密度双树复小波变换系数及系数模直方图特征。该方法结合了 RH 模型及双密度双树复小波的优点。实验表明,研究方法与利用概率密度函数提取提取直方图特征的方法相比检索率提高了 2~9%;推广 RH 模型提取双密度双树复小波系数模特征的方法获得了 75.66%的最高检索率。

关键词:RH 模型;双密度双树复小波;纹理图像检索;基于内容图像检索;小波分析

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

Texture image retrieval using double density dual tree complex wavelet RH model

SHANG Zhaowei, WANG Jie, LI Wenlong, HU Shengxiong

(Chongqing University College of Computer Science, Chongqing 400044, China)

Abstract: For using smooth probability density function to retrieve wavelet coefficient histogram and coefficient module histogram, parameter estimation is complicated, which results in hard to retrieve the texture features effectively. A texture image retrieval method using double density dual tree complex wavelet Refined Histogram(RH) model is proposed. By analyzing the principle of double density dual tree complex wavelet transform (DD-DT CWT) and the inherent relationship between the nonuniform quantizer and RH model, the RH model is extended to retrieve the DD-DT CWT coefficient and the coefficient histogram feature. The RH is used to model the magnitude of the DD-DT CWT. The RH parameters for all magnitude of complex coefficients forms the signature of an image. Image similarity measurement is accomplished by using the Kullback-Leibler divergences. The proposed method combines the advantages of the RH model and the shift-invariant DD-DT CWT. The experiment results show that the proposed methods yields higher retrieval rate than using the General Gaussian Density(GGD) model to fit with the real part or imaginary part of coefficients, and is better than using the Gamma PDF to fit with the magnitude of coefficients.

Key words: extension of RH model; DD-DT CWT; texture image retrieval; content-based image retrieval; wavelet analysis

纹理是图像的基本视觉特征之一。它不依赖于颜色和亮度,能反映图像中的同质现象。纹理分析

广泛应用于计算机视觉、图像分析、图像检索等领域。纹理检索是纹理分析的重要方面,其过程主要

收稿日期:2010-8-19

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(91118005);国家自然科学基金资助项目(61173130)

作者简介:尚赵伟(1968-),男,重庆大学副教授,硕士生导师,(Tel)13594009886;(E-mail)szw@cqu.edu.cn。

包括:纹理特征提取和相似性度量。30 多年来,人们提出了各种纹理特征提取方法,可总结为统计法、基于模型的方法和信号处理的方法^[1]。

近 20 年小波变换在信号处理领域得到广泛应用。1989 年, Mallat^[2] 首先将小波分析引入纹理分析领域,其后小波变换被广泛应用于纹理特征提取。该类方法首先对图像进行小波变换,然后利用反映纹理细节信息的高频小波系数提取纹理图像在变换域的特征。小波变换具有多尺度、多分辨率、视频局部化特性,符合人类视觉特征,可以较好地描述纹理特征;但仍存在缺少方向信息、混叠现象严重、对平移敏感等不足。为此,众多学者先后提出了双树复小波(DT CWT)^[3]、双密度小波(DD DWT)^[4]、双密度双树复小波变换(DD-DT CWT)^[5]等理论进行改进。其中 DT CWT 利用双树(DT)滤波器组间的半采样延迟实现近似平移不变性,并抑制混叠现象。图像经双树复小波分解后具有 12 个子带,6 个方向信息($\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ$),具有良好的方向区分能力。DD DWT 利用同一尺度对应的 2 个小波函数使得在相邻的小波间的频带间隔更小的原理,实现近似的平移不变性,并在一定程度上抑制了混叠现象。图像经 DD DWT 分解后具有 8 个子带,3 个方向信息(水平,垂直,对角线)。DD-DT CWT 结合了 DD DWT 和 DT CWT 的优点,在抗混叠性,多方向性,平移不变性,冗余性等方面的性能优于其他小波变换。此外,在多尺度几何分析领域还提出了轮廓波变换(CT),非下采样轮廓波变换(NSCT),抗混叠轮廓波(AACT)等。

常用的小波系数特征有:能量特征^[6]、直方图特征^[7]、隐马尔科夫模型^[8]、水平集特征^[9]等。利用光滑概率密度函数提取小波系数及小波系数模直方图特征并用 KLD 距离作为特征间相似性度量的方法,将特征提取和相似性度量计算融为一体,比其他方法具有更高的检索率。此类方法以 2002 年 Do^[10] 提出的基于单小波系数直方图的广义高斯模型(GGD)及 2010 年 Kwitt^[11] 提出的基于双树复小波系数模统计直方图的 Gamma 模型为代表。众多研究表明^[7-12] 这 2 种方法具有较高的检索率。文献^[12] 发现 GGD 模型存在参数估计计算复杂、当小波系数个数较少时无法估计出参数(小波系数个数会随分解级数增加数目减少)、且其 Fisher-Neyman 因式分解并不存在无法保证充分反映小波系数的统计特征等缺点。同样的问题也存在于 Gamma 模型中。文献^[13] 提出利用 RH 模型提取单小波系数直方图特征的方法来克服 GGD 模型的不足,其具有计

算简单、模型参数存在且唯一、且可以计算模型参数的无偏充分估计量,具有更高的检索率等优点。

所以提出了基于双密度双树复小波变换 RH 模型的纹理特征提取方法。该方法结合 RH 模型及 DD-DT CWT 的优点。通过分析 DD-DT CWT 原理, RH 模型与非均匀量化器的内在关系,推广 RH 模型提取 DD-DT CWT 系数及系数模直方图特征。对 Brodatz 纹理库的仿真实验表明,方法检索率高于 GGD 模型, Gamma 模型;提高了 2%~9%。

1 纹理特征提取

1.1 双密度双树复小波变换

2004 年 Selesnick^[5] 提出将 DD DWT 和 DT CWT 结合形成 DD-DT CWT 的方法。一维 DD-DT CWT 定义了 2 个尺度函数和 4 个小波函数。即:

$$\begin{aligned} \varphi_h, \varphi_g, \Psi_{h,i}(t), \Psi_{g,i}(t), i=1,2, \text{ 其中} \\ \psi_{h,1}(t) \approx \psi_{h,2}(t-0.5), \psi_{g,1}(t) \approx \psi_{g,2}(t-0.5), \\ \psi_{h,1}(t) \approx H|\psi_{g,1}(t)|, \psi_{h,2}(t) \approx H|\psi_{g,2}(t)|, \\ \varphi_h(t) \approx H\{\varphi_g(t)\}, \end{aligned} \quad (1)$$

以分别满足 DD DWT 和 DT CWT 的要求,构成 2 个复小波函数 $\psi_i(t) = \psi_{h,i}(t) + j\psi_{g,i}(t), i=1,2$ 和 1 个复尺度函数: $\varphi(t) = \varphi_h(t) + j\varphi_g(t)$ 。可采用 2 个并行的 DD DWT 变换组成双树(DT)结构实现。

二维 DD-DT CWT 的尺度函数通过 x, y 2 个方向的一维 DD-DT CWT 小波函数,如公式(2)张量积构成。

$$\begin{aligned} \varphi(x) = \varphi(x) + j\varphi_g(x), \psi_i(x) = \psi_{h,i}(x) + j\psi_{g,i}(x), \\ \varphi(y) = \varphi(y) + j\varphi_g(y), \\ \psi_i(y) = \psi_{h,i}(y) + j\psi_{g,i}(y), i=1,2, \end{aligned} \quad (2)$$

同 DT CWT 变换二维扩展的原理,采用 4 个并行 DD DWT 变换 T_1, T_2, T_3, T_4 实现二维 DD-DT CWT,其中 T_1 的行列低高通滤波器组对应, $\psi_{h,i}(t)$ 。 T_2 的行列低高通滤波器组对应 $\varphi_g(t), \psi_{g,i}(t)$ 。 T_3 的行低高通滤波器组对应,列低高通滤波器组对应。 T_4 的行,列低高通滤波器组恰为 T_3 的列,行低高通滤波器组。对 T_1, T_2 变换生成小波子带进行和差运算生成 16 个复小波 $\varphi(x)\psi_i(y), \varphi(x)\overline{\psi_i(y)}, \psi_i(x)\varphi(y), \overline{\psi_i(x)}\varphi(y), \psi_i(x)\psi_i(y), \psi_i(x)\overline{\psi_i(y)}$ 实部子带,对 T_3, T_4 变换生成的小波子带进行和差运算生成相应的 16 个复小波虚部子带。如 $+45^\circ$ 方向的复小波

$$\begin{aligned} \psi_1(x)\psi_1(y) = \\ [\psi_{h,1}(x) + j\psi_{g,1}(x)][\psi_{h,1}(y) + j\psi_{g,1}(y)] = \\ \psi_{h,1}(x)\psi_{h,1}(y) - \psi_{g,1}(x)\psi_{g,1}(y) + \\ j[\psi_{h,1}(x)\psi_{g,1}(y) + \psi_{g,1}(x)\psi_{h,1}(y)], \end{aligned} \quad (3)$$

T_1, T_2, T_3, T_4 分别生成对应 $\psi_{h,1}(x)\psi_{h,1}(y)$, $\psi_{g,1}(x), \psi_{g,1}(y), \psi_{h,1}(x), \psi_{g,1}(y)$ $\psi_{g,1}(x)\psi_{h,1}(y)$ 的高频子带。图像经 DD-DT CWT 变换后生成 4 个低频子带, 32 个高频子带, 具有 6 个方向 ($\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ$) 信息 (图 1)。DD-DT CWT 结合了 DT CWT 和 DD DWT 的优点, 在平移不变性, 抗混叠性, 方向信息, 高频子带数目方面优于 DT CWT 和 DD DWT, 可以更详细地描述图像细节信息。

1.2 RH 模型

Mallat^[2] 首先发现单小波在各个尺度的小波系数直方图在 0 点处达到峰值, 以近似指数函数的方式对称递减。Do^[10] 提出利用 GGD 概率密度分布函数拟合直方图边缘信息, 提取直方图特征的方法。

$$f(x; a, b) = \frac{b}{2a\Gamma(1/b)} e^{-(|x|/a)^b}. \quad (4)$$

其中 a 为尺度参数, b 称为形状参数。GGD 虽然比其他提取统计直方图特征的方法取得了更高的检索率, 但存在计算复杂、当小波系数个数较少时无法估计参数、无法证明提取特征充分性等不足。

文献[13]由此提出了利用以 2 为底指数级增长宽度的分段函数来提取单小波系数直方图特征的 RH(refined histogram)模型, 其定义为

$$RH(x, p_1, p_2, \dots, p_n) = \begin{cases} p_i, & 2^{N-i} \leq |x| \leq 2^{N+i} - 1; \\ p_n, & 0 \leq |x| \leq 2^{N-n+1} - 1; \\ 0, & 2^N \leq |x|. \end{cases} \quad (5)$$

其中 N 为任意正整数, $n(0 < n < N)$ 为分段级数。一幅图像的 RH 特征 $RH(I)$ 即为图像经小波变换生成的所有高频子带 RH 特征的组合

$$RH(I) = RH(S_1) \oplus RH(S_2) \oplus \dots \oplus RH(S_N), \quad (6)$$

其中 S_j 表示一幅图像分解的第 j 个高频子带。I 表示一幅图像, N 为高频子带个数。子带的 RH 特征 $RH(S_i)$ 定义为

$$RH(S_j) = (p_1^j, p_2^j, \dots, p_n^j); \quad (7)$$

实际计算时, $RH(S_j)$ 特征通过对小波系数取绝对值, 然后统计相应分段间隔内小波系数的数目 m_i , 利用 $p_i = m_i/L$ (L 为小波系数的个数) 计算。其计算方法简单, 特征参数存在且唯一, 可用 Fisher-Neyman 因式分解证明其充分性。根据 DT CWT 和 DD-DT CWT 的构造原理可知: 复小波系数的实部和虚部本质上也是进行了实小波分解, 所以图像经复小波分解后的实部和虚部的系数直方图也可以利用 GGD 模型和 RH 提取特征。图 2 描述了图像经一级 DD-DT CWT 变换后第一个子带实部, 虚部

小波系数分布情况及 GGD, RH 模型的拟合情况。其中图 a 为原图。图 b 为实部直方图, 图 c 为虚部直方图。图 b, c 中绿线为 GGD 模型拟合结果, 红线为 RH 模型拟合结果。

1.3 推广 RH 模型提取复小波系数模特征

在数字信号处理领域, 若一维信号 (如语音信号) 概率密度近似服从拉普拉斯分布

$$f(x; a, b) = \frac{1}{2b} \exp\left(-\frac{|x-a|}{b}\right), \quad (8)$$

常用以 2 为底指数级增长宽度的分段函数对信号进行压扩以实现非均匀量化器^[14] (律压扩)。一个非均匀量化器可以用量化间隔, 量化数值, 量化误差描述。当量化间隔固定时, 量化数值, 量化误差由概率密度函数唯一确定; 即由处于各个量化间隔内的信号概率唯一确定。小波系数概率密度函数近似服从拉普拉斯分布^[15], RH 模型以处于以 2 为底指数级增长宽度的分段区间内的小波系数概率做为一个子带统计直方图的特征, 以对应分段区间内拥有的小波系数的概率之间的差异度量直方图之间的差异。本质就是固定量化间隔, 以反映量化数值和量化误差的处于各个量化间隔内的信号概率度量不同小波系数直方图间的差异性。因此, 当随机变量近似服从拉普拉斯分布时仍然可采用此方法。

复数小波变换系数的模克服了实数小波变换系数在奇异点处的正负振动问题, 可以更好的描述纹理图像特征。相对于提取复小波系数实部和虚部特征, 采用小波系数模提取特征的特征数只有其 1/2。可降低特征维数和存储空间。文献[11]研究表明复数小波系数模相对与 Rayleigh, weibull 分布, 更近似于服从 Gamma 分布。

$$f(x; a, b) = \frac{b^{-a} x^{a-1}}{\Gamma(a)} \exp\left\{-\left(\frac{x}{b}\right)^a\right\}, \quad (9)$$

Gamma 分布与拉普拉斯分布同属于指数族分布。若只考虑其大于 0 的部分 (RH 模型提取单小波系数特征时取绝对值进行计算)。两者最显著的差别为: Gamma 分布的峰值偏离原点, 而拉普拉斯分布的峰值在原点。

对 Bradatz 纹理库中的所有图像经 DD-DT CWT 三级分解后的高频小波系数模直方图的峰值位置统计表明大约 3/4 的直方图在接近 0 点处达到峰值 (见图 3)。因此小波系数模统计直方图与拉普拉斯分布具有相似性, 仍可用 RH 模型提取小波系数模统计直方图特征。这样即保持了 RH 模型的优点, 克服了 Gamma 模型参数估计计算复杂、当小波系数个数较少时无法估计出参数 (小波系数个数会

随分解级数增加数目减少)、且其 Fisher-Neyman 因式分解并不存在无法保证充分反映小波系数的统计特征等缺点。

图 4 显示了对图 2a 经双密度双树复小波变换分解得到的实部(图 2b),虚部(图 2c)的模统计直方图的 Gamma 模型和 RH 模型拟合结果。

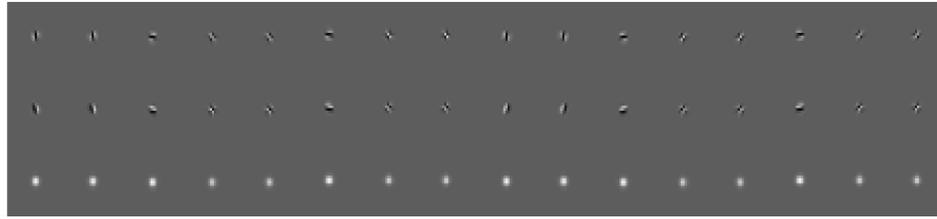


图 1 2D 双密度双树复小波, 第一行为复数实部, 第二行为复数虚部, 第三行为复数模。

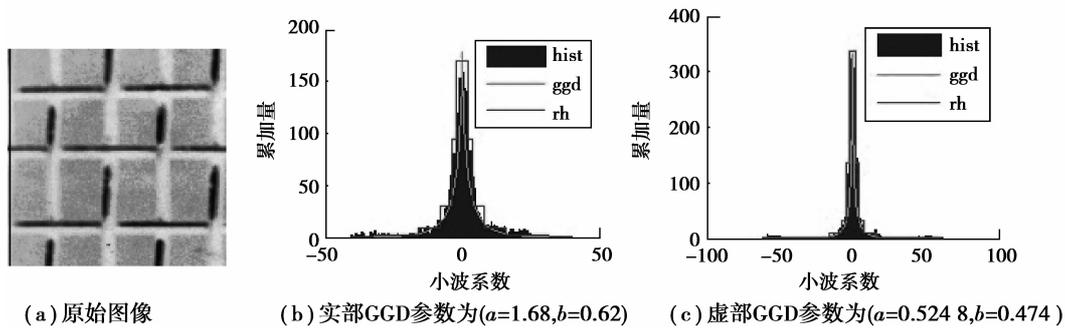


图 2 DD-DT CWT 系数分布及不同模型拟合图

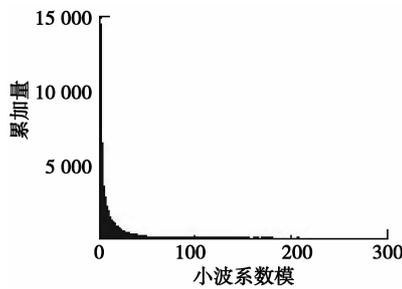


图 3 Brodatz 纹理库三级分解小波系数模直方图峰值计结果

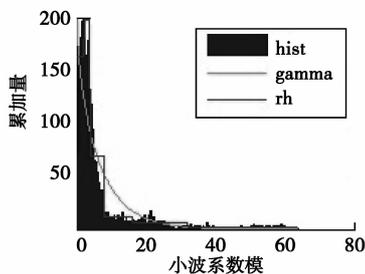


图 4 DD-DT CWT 系数模 gamma ($a=0.90, b=8.05$), RH 模统计拟合结果

2 纹理相似性度量

利用 SKLD 距离度量 RH 特征间的相异性优于其他距离^[13]。因此采用 SKLD 距离度量 2 幅图像

间的相似性,其定义为

$$SKLD(RH(S_1, S_2)) = \sum_{i=1}^n p_i^1 \log \frac{p_i^1}{p_i^2} + \sum_{i=1}^n p_i^2 \log \frac{p_i^2}{p_i^1} = \sum_{i=1}^n (p_i^1 - p_i^2) \log \frac{p_i^1}{p_i^2} \quad (10)$$

3 实验结果与分析

为了检验算法的图像检索效果,采用 Matlab 语言对 Brodatz 数据库中的 112 幅图像进行仿真实验。先将每幅图规一化为 512×512 , 再按照 4×4 格式不重叠分割为 16 幅互相关的小图,即建立由 112 类共 1 729 幅 128×128 像素的图像组成的实验图像库。其中,每类有 16 幅用于检索和测试。共设计了 2 组对比实验来验证方法的检索性能:

1) 相同分解级别下利用 RH 模型,GGD 模型提取不同小波变换系数特征的检索率对比。

2) 不同分解级别下利用不同模型提取 DD-DT CWT 系数及系数模特征的检索率对比。

实验采用平均检索率作为检索性能评价指标

$$\eta_R = \sum_{q=0}^{K-1} n_q / \sum_{q=0}^{K-1} N_q \quad (11)$$

其中: η_R 表示平均检索率; n_q 表示计算求得的正确图个数;表示某幅图像的相关图像个数; K 表示图像数据库的图像个数。

在实验一中,为了保证能量的鲁棒性^[16-17],单小波(DWT),双密度小波(DD DWT),双树复小波(DT CWT),双密度双树实小波(DD-DT DWT),双密度双树复小波(DD-DT CWT),采用 3 级分解;轮廓波(CT),复方向滤波器组(PDITDFB),抗混叠轮廓波(AACT),非下采样轮廓波(NSCT)采用[2, 3, 3]模式。RH 模型参数 n 设置为 8;各种小波变换滤波器组选择常用最优滤波器组。如: DWT 选择 DB10。

表 1 为实验一得结果,从表中可知:在相同分解级数下(3 级),RH 模型的检索率明显高于 GGD 模型,其中利用 RH 模型提取 DD-DT CWT 系数特征的算法检索率最高。图 5(b)显示了对图 5(a)按照实验设置参数经小波变换后的各层高频系数及最后一层的低频系数重构图。高频系数重构图的光滑程度反应了高频系数小波变换的抗混叠性,平移不变性性能。从图中可以看出,DD-DT CWT 和 DD-DT DWT 的高频系数重构图边缘最为光滑清晰;既无

圆环水平垂直 4 个方向的凸起(如 DD DWT, PDITDFB)又无条纹状边缘(如 CT, DWT)。其他小波变换的高频系数重构图都存在着不同程度的不规则凸起或条纹状边缘。虽然 NSCT 的高频系数重构图类似 DD-DT CWT 的高频系数重构图,但其低频系数重构图的边缘比 DD-DT CWT 的低频重构图更清晰,这说明部分高频信息留在低频部分未被 NSCT 有效提取。仍存留在低频部分未被 NSCT 有效提取。因此 DD-DT DWT 变换和 DD-DT CWT 变换比其他小波变换更好地描述了图像的边缘信息。但是在同层尺度上 DD-DT CWT 具有比 DD-DT DWT 更多的子带数目,提出的特征更多,更精确。所以 DD-DT CWT 的检索率高于 DD-DT DWT。从表中还可以看到,横向看 GGD 模型的检索率并不随着小波变换的性能提高而提高,这是由于 GGD 模型的 Fisher-Neyman 因式分解不存在,所以其不存在充分统计量,只能提取直方图中的部分信息。

表 1 相同级别下不同小波系数 RH 模型,GGD 模型检索率(16 个返回结果)

小波	DWT	DD-DWT	DT-CWT	DD-DT DWT	DD-DT CWT	NSCT	AACT	PDITDFB	CT
GGD+KLD	66.89	70.16	69.12	73.27	73.11	71.92	72.05	71.99	70.55
RH+SKLD	67.39	70.84	71.18	74.66	75.08	73.09	72.94	71.95	70.44

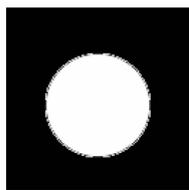


图 5(a) 原始图像

从表中还可以看出,基于 CT 和基于 PDITDFB 的 RH 模型检索率低于基于两种小波变换 GGD 模型的检索率。这是因为 2 种小波分解的小波系数较稀疏,造成了较大的量化误差。使得 RH 模型的性能受到了抑制。

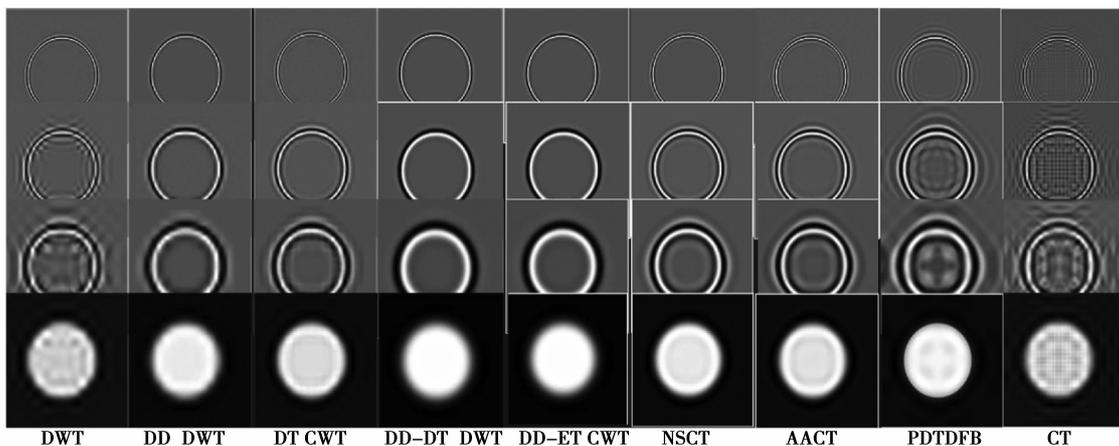


图 5(b) 不同小波高低频小波系数重构图,从上到下依次为:第一层,第二层,第三层,第三层低频系数。

在实验二中,对比了 2,3 级分解情况下对 DD-DT CWT 系数直方图提取特征的 GGD 模型, RH 模型及对系数模直方图提取特征的 Gamma 模型, RH 模型的检索率。表 2 显示了实验二的结果(对系数模提取特征的模型前加(M)magnitude 以区别对系数提取特征模型),由表 2 知,分解级数越多检索率越高。复数小波系数模克服了小波系数在奇异点出的正负振动性缺陷,更善于刻画图像的边缘信息,对小波系数模提取特征的 Gamma 模型的检索率高于对小波系数提取特征的 GGD 模型检索率。RH 模型提取小波系数模特征的方法虽然将特征数降为提取系数特征数的 1/2 却取得了最高的检索率。说明了推广 RH 模型提取 DD-DT CWT 系数模特征的方法优于其他方法,具有可行性。

但对小波系数模提取特征的 Gamma 模型检索率低于对小波系数提取特征的 RH 模型,表明 Gamma 模型并未充分提取小波系数模直方图的特征;也从侧面说明 RH 提取小波系数特征具有的优异性能。图 6 为 3 级分解情况下与表 2 对应的检索率曲线,随着返回图像数目的增多,检索率不断升高。

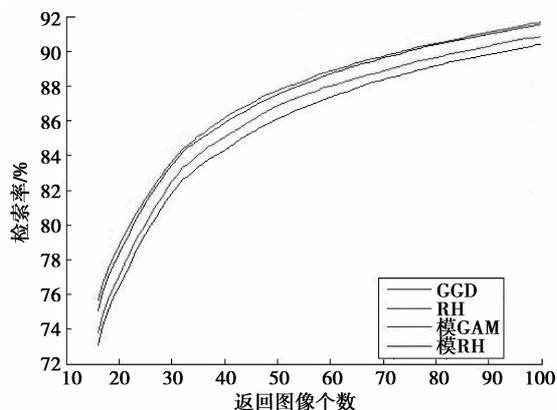


图 6 DD-DT CWT3 级分解不同模型提取特征检索率曲线

表 2 双密度双树复小波不同分解级和模型的检索结果(16 个返回结果)

参量	GGD+ KLD	RH+ SKLD	(M)GAM+ SKLD	(M)RH+ SKLD
2 级分解	71.66	73.95	71.84	74.47
3 级分解	73.11	75.08	73.79	75.66

4 结 论

双密度双树复小波变换可以很好地描述纹理图像,其纹理分析性能优于其他小波变换。RH 模型比 GGD 模型, Gamma 模型更适合提取小波系数特征。基于双密度双树复小波 RH 模型的纹理检索方法进一步提高了检索率,为解决纹理分类与检索问题提供了新的方法。推广 RH 模型适于提取小波复

小波系数模特征取得了最高的检索率。利用非均匀量化器原理寻找合适的分段间隔,进一步提高 RH 模型提取双密度双树复小波系数及系数模直方图特征的能力将成为下一步工作的重点。

参考文献:

- [1] 刘丽,匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述. 中国图形图像学报, 2009, 14(4): 622-635.
LIU Li, KUANG Gangyao. Overview of image textural feature extraction methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 622-635.
- [2] Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [3] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [4] Selesnick I W. The double density DWT [M] // Petrosian A A, Meyer F G. Wavelets in signal and image analysis: from theory to practice. Dordrecht: Kluwer Academic, c2001: 1-25.
- [5] Selesnick I W. The double-density dual-tree DWT[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(5): 1304-1314.
- [6] Wouwer G V D, Scheunders P, Dyck D V. Statistical texture characterization from discrete wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(4): 592-598.
- [7] Choy S K, Tong C S. Supervised texture classification using characteristic generalized Gaussian density [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2007, 29(1): 35-47.
- [8] Fan G L, XIA X G. Improved hidden markov models in the wavelet-domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(1): 115-120.
- [9] Aujol J F, Aubert G, Blanc-feraud L. Wavelet-based level set evolution for classification of textured images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(12): 1634-1641.
- [10] 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.
- [11] Kwitt R, Uhl A. Lightweight probabilistic texture retrieval [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(1): 241-253.
- [12] Meignen S, Meignen H. On the modeling of small sample distributions with generalized Gaussian density in a maximum likelihood framework [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1647-1652.

(下转第 68 页)

参考文献:

- [1] Aubert G, Kornprobst P. Mathematical problems in image processing: partial differential equations and the calculus of variations[M]. Germany: Springer, 2002.
- [2] Chan T F, Shen J H. Image processing and analysis: variational, pde, wavelet, and stochastic methods[M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematic, 2005.
- [3] Liu G J, Zeng X P, Tian F C, et al. Speckle reduction by adaptive window anisotropic diffusion[J]. Signal Processing, 2009, 89(11):2233-2243.
- [4] Yu J H, Wang Y Y, Shen Y Z. Noise reduction and edge detection via kernel anisotropic diffusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29 (10); 1496-1503.
- [5] Krissian K, Westin C F, Kikinis R, et al. Oriented speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (5); 1412-1424.
- [6] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60 (1/2/3/4); 259-268.
- [7] Tikhonov A N, Arsenin V Y. Solutions of ILL-posed problems[M]. Washington D. C. : V. H. Winston and Sons, 1977.
- [8] Lezoray O, Elmoataz A, Bougleux S. Graph regularization for color image processing[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2007, 107 (1/2): 38-55.
- [9] Zhang F, Hancock E R. Graph spectral image smoothing using the heat kernel [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(11):3328-3342.
- [10] Chung F R K. Spectral graph theory [M]. Fresno: American Mathematical Society, 1997.
- [11] Buades A, Coll B, Morel J M. A review of image denosing algorithms, with a new one[J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490-530.
- [12] Chambolle A, Lions P L. Image recovery via total variation minimization and related problems [J]. Numerische Mathematik, 1997, 76(2): 167-188.
- [13] Chan T F, Osher S, Shen J H. The digital TV filter and nonlinear denoising [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2001, 10(2):231-241.
- [14] Greenbaum A. Iterative methods for solving linear systems[M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1997.
- [15] Kincaid D, Cheney W. Numerical analysis: mathematics of scientific computing [M]. 3rd ed. Pacific Grove: Brooks/Cole(Cengage Learning), 2002.
- [16] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.

(编辑 侯 湘)

(上接第 62 页)

- [13] Li L, Tong C S, Choy S K. Texture classification using refined histogram [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1371-1378.
- [14] 韩声栋, 将铃鸽, 刘伟. 通信原理[M]. 北京:机械工业出版社, 2008.
- [15] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 2 版. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 北京:电子工业出版社, 2007.
- [16] Chang T, Kuo C C J. Texture analysis and classification with tree-structure wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Image, 1993, 2(4): 429-441.
- [17] Nguyen T T, Orintara S. The shiftable complex directional pyramid-part II: implementation and applications [J]. IEEE Transactions on Signal, 2008, 56(10): 4651-4660.

(编辑 侯 湘)