文章编号:1000-582X(2007)09-0064-07

基于多小波统计特征的纹理图像检索

尚赵伟[1],唐远炎[1],刘正岐[2],姚同庆[1]
(1. 重庆大学 计算机学院,重庆 400030;
2. 陇东学院 计算机与信息科学学院,甘肃 庆阳 745000)

摘 要:为了研究多小波性能,对多小波系数分布的统计特性进行了研究。多小波在实数域能同时具有正交、对称、短紧支撑和高消失矩等特性,单小波却不具有上述的性质,因此在理论上多小波比单小波具有更多的优势。提出并验证了多小波系数直方图服从于指数族分布;根据多小波的特点研究了其系数分布的一阶、二阶矩(共生矩阵)和系数直方图的统计特性,并应用于纹理特征的提取。通过理论分析和在纹理图像检索的对比实验说明在冗余预滤波方式下,采用二阶统计矩方法时多小波优于单小波。

关键词:小波变换;多小波变换;统计特征;纹理特征;纹理检索
中图分类号:TN 391 **文献标志码**: A

纹理是图像的基本视觉特性之一,它是一种不依赖于颜色和亮度的反映图像中同质现象的视觉特征。纹理是所有物体表面共有的内在特征,纹理特征包含了物体表面结构组织排列的重要信息以及其周围环境的联系,因此纹理特征在基于内容的图像检索中得到了广泛的应用。纹理特征的提取一般采用3类方法:基于统计特征、结构特征和频谱特征的方法。例如:Tamurn纹理特征、自回归纹理模型和共生矩阵等等方法。近来纹理特征提取方法主要基于多分辨或者多通道分析理论并已经取得了一定的成绩[1-2]。

单小波虽然在纹理特征的提取方面取得了较好的成绩[3],但它在实数域中不能够同时具有正交、对称、短紧支撑和高消失矩等特性,使得人们在具体使用中不得不在正交性和对称性之间进行折衷,这也限制了单小波的应用。为了弥补以上不足,在理论上对单小波进行了推广,在1994年Goodman[4]提出了多小波理论框架,多小波同时具有正交、对称、短紧支撑和高消失矩等特性,通过近十几年的研究,使得多小波在理论上逐渐趋于完善,并在去噪、压缩[5-6]等方面的应用中,显示出比单小波的效果具有更好的优势。

笔者根据多小波分析理论,对多小波分解的统计特性进行了研究,并应用到图像的纹理特征提取和检索,通过理论分析和实验验证,说明了多小波的二阶统计矩性能优于单小波。

1 多小波变换

1.1 多小波

多小波[7-9]是指由2个或者2个以上的函数作为尺度函数生成的小波。多小波基是由多个小波母函数经过伸缩平移生成,对应的是多个尺度函数,而单小波的母函数和尺度函数只有一个;这样构造出的多小波既保持了单小波的时频域的局部化特性,又克服了单小波的缺陷,同时多小波的构造方法也比较完美,具有比单小波更多的特性,因此在理论上多小波比单小波具有一定的优势,在实际应用中多小波可能比单小波的效果好。其双尺度方程如下:

$$\phi(x) = \sum_{k\in z} \boldsymbol{H}_k \phi(2x-k),\phi(x) = \sum_{k\in Z} \boldsymbol{G}_k \phi(2x-k), \tag{1}$$

收稿日期:2007-04-30
基金项目:教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20060611009);
甘肃省自然科学基金资助项目(3ZS051-A25-047)
作者简介:尚赵伟(1968-)男,重庆大学博士后,主要从事图像处理、机器学习研究,(E-mail)szw@cqu.edu.cn。

这里，$\boldsymbol{H}_k$ 和 $\boldsymbol{G}_k$ 是 $r \times r$ 的矩阵，称为双尺度方程的矩阵尺度系数，也称为矩阵滤波器系数。

1.2 多小波的实现

多小波和单小波在本质上是一致的，但多小波变换是采用向量滤波器组来实现的。首先要将信号进行预处理，将相邻的 $r(r>1)$ 个元素组成一组，如果采用预滤波方法就要对信号进行预滤波[9-10]，如果采用平衡方法[11-13]就要对多小波进行平衡处理，经过这样的预处理后，再进行多小波变换。多小波有 r 个尺度函数，因此变换后每个子带有 $r \times r$ 个子图，而在单小波只有一个尺度函数，变换后的每个子带只有一个子图。容易证明，L 级多小波变换将图像分解为 $r^2 \times (3L+1)$ 个子图，例如：当 $L=1$ 时，多小波分解每个子带有子图数为 16 个，而单小波只有 4 个。多小波变换是单小波变换的推广，在图像处理中，任何单小波能应用的领域，多小波也同样适用。目前的主要集中在图像编码[14]、图像去噪[15]、边缘提取[16]、图像检索[17] 等方面。

2 多小波的统计特性

Mallat 在文献[18]中提出了单小波在各个尺度的小波系数直方图服从于指数族分布。

$$h(u) = K\mathrm{e}^{-(|u|/\alpha)^{\beta}}, \tag{3}$$

其中：α 表示直方图峰部的宽度；β 与直方图峰部的衰减成反比；K 表示直方图峰部的高度，K 是规则化后的常数并使 $\int h(u)\mathrm{d}u = 1$。此模型已经应用到图像编码[19]和纹理分类[20]等方面。

Van de Wouwer 等在文献[20]中通过对不同类型 30 幅纹理图像库的实验，验证了小波系数直方图是一个单峰对称的图形（当 $\beta=2$ 时，为高斯分布），虽然多小波是单小波的推广，具有更好的特性，但多小波系数是否和单小波一样服从于指数分布？为此笔者通过实验对我们的想法进行了验证，并与单小波进行对比。为了描述笔者提出的模型与实际数据的差异，定义了下面两个参数来说明两者之间的拟合程度。

1）对称性[20]。

$$\mathrm{asm} = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\left(h(u_{\max}-u_i) - h(u_{\max}+u_i)\right)^2 。\tag{4}$$

2）拟合度。

$$\mathrm{fitness} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{M}\left(h(u_i) - h'(u_i)\right)^2, \tag{5}$$

其中：$h'(u)$ 表示通过参数确定的模型；$h(u)$ 表示实际数据的图形；M 表示直方图的个数；N 表示小波系数的个数。在文献[20]中采用矩估计法对模型的参数进行估计。α、β 和 K 的值通过下面的公式来计算

$$m_1 = \int |u|\, h(u)\mathrm{d}u \quad m_2 = \int |u|^2 h(u)\mathrm{d}u, \tag{6}$$

将(6)式带入式(3)，并根据规则化条件得到：

$$k = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)},$$

其中

$$\Gamma(x) = \int_0^{-\infty} \mathrm{e}^{-t} t^{x-1}\mathrm{d}x, \tag{7}$$

$$\alpha = m_1 \frac{\Gamma(1/\beta)}{\Gamma(2/\beta)} \quad \beta = F^{-1}\left(\frac{m_1}{m_2}\right),$$

其中

$$F(x) = \frac{\Gamma^2(2/x)}{\Gamma(3/x)\Gamma(1/x)}, \tag{8}$$

对 m_1 和 m_2 值的计算，利用样本集的小波系数的能量来进行估计。在文献[21]中提出利用最大似然估计来估计模型的参数。在文献[21]采用矩估计法的值作为初始值，然后运用 Newton-Raphson 迭代法[22]对 β 值进行估计。

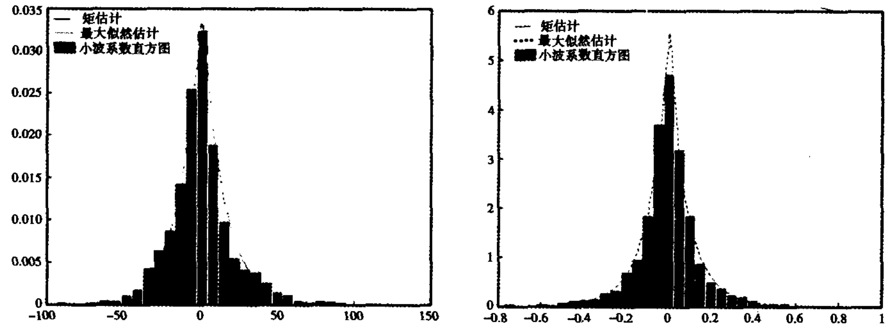
在实验中笔者采用 Brodatz 图像数据库中的 112 幅图像作为样本集，单小波的对每幅图像进行 3 次分解，通过对不同尺度上的小波系数直方图和分布函数的几何图形的观察，发现多小波与单小波十分相似，多小波和单小波一样都是单峰对称的见图 1，并且对单小波和多小波分解得到的小波系数直方图和模型图形数据的分析和统计，得到矩估计和最大似然估计的对称性和拟合度的统计结果见表1－2。

表 1　矩估计法的单小波和多小波参数对照表

名称		单小波	多小波	
			子带	子图
对称性	均值	7.3163×10^{-6}	3.9005×10^{-6}	9.5833×10^{-6}
	方差	2.9796×10^{-5}	1.1581×10^{-5}	5.9429×10^{-5}
拟合度	均值	3.8393×10^{-5}	8.8020×10^{-4}	2.0439×10^{-5}
	方差	1.2158×10^{-4}	2.3188×10^{-4}	2.7497×10^{-5}

表 2　最大似然估计法的单小波和多小波参数对照表

名称		单小波	多小波	
			子带	子图
对称性	均值	2.9845×10^{-6}	8.2267×10^{-6}	6.5880×10^{-6}
	方差	1.1891×10^{-5}	4.8803×10^{-5}	2.0439×10^{-5}
拟合度	均值	3.4878×10^{-5}	8.6012×10^{-4}	0.0013
	方差	9.2803×10^{-5}	8.7574×10^{-4}	0.0014



(a) (b)

图1 单小波(a)和多小波(b)的典型图形

通过表1和表2的对照,笔者发现多小波的参数与单小波的参数具有较高的相似性,因此可以推断出多小波的小波系数直方图也服从于指数族分布。通过表1和表2的对照,发现采用最大似然估计法得到的模型在对称性和拟和度方面均高于矩估计法。

3 基于统计特征的纹理检索

基于统计方法的纹理特征提取在纹理识别[23]、纹理分割与合成[24]、纹理检索[20]等方面应用比较广泛。常用的特征是一阶统计矩和二阶统计矩。在一阶统计矩中,一般采用能量特征,见公式(9,10)作为纹理特征。在文献[20]中提出利用小波系数直方图的参数 α、β 值作为纹理的特征,因为在对小波系数直方图的参数做估计时,利用了小波系数的一阶统计矩,所以 α、β 也反映一阶统计矩的特性。

$$m_1 = \frac{1}{N^2}\sum_{i,j=1}^{N} |\boldsymbol{coef}(i,j)|, \tag{9}$$

$$m_2 = \frac{1}{N^2}\sum_{i,j=1}^{N} \boldsymbol{coef}(i,j)^2。 \tag{10}$$

一阶统计矩只考虑了整个小波系数的统计特性,主要缺陷是不能区分小波系数的排列情况。为了避免这一问题一般方法采用高阶统计量。通常使用二阶统计量对小波系数的分布进行统计,一般采用共生矩阵的方法,它反映了小波系数关于方向、相邻间隔、变换幅度的综合信息,是分析小波系数矩阵的局部模式和它们排列规则的基础。在文献[25]中提出了基于共生矩阵的14种描述纹理特征的参数。笔者只采用其中的7个用于描述小波系数的纹理特征见表3。共生矩阵的特征与方向信息密切相关,为了获得旋转不变性,对每个特征量于不同方向(0,45,90,135°)的求均值和方差,这样处理就抑制了方向分量,使得到的纹理特征与方向无关。

表3 基于共生矩阵 C 的纹理特征描述

纹理特征提取公式
$c1 = \sum_{i,j=0}^{n-1}\boldsymbol{c}^2(i,j)$
$c2 = -\sum_{i=0}^{n-1}\sum_{n-1}^{n-1}(\boldsymbol{c}(i,j)\log(\boldsymbol{c}(i,j)))$
$c3 = \sum_{i=0}^{n-1}\sum_{j=0}^{n-1}(i-j)^2(\boldsymbol{c}(i,j))$
$c4 = \sum_{i=0}^{n-1}\sum_{j=0}^{n-1}\frac{1}{1+(i-j)^2}(\boldsymbol{c}(i,j))$
$c5 = \max_{i,j}\boldsymbol{c}(i,j)$
$c6 = \sum_{i,j=1}^{N}(i-M_x+j-M_y)^4\boldsymbol{c}(i,j)$
$c7 = \sum_{i,j=1}^{N}(i-M_x+j-M_y)^3\boldsymbol{c}(i,j)$
其中:$M_x = \sum_{i,j=0}^{n} iC(i,j)$ $M_y = \sum_{i,j=0}^{n} jC(i,j)$

通过前面的分析,可知道在多小波分解中,无论是子带还是子图均服从于指数分布。若直接以子带为单位计算多小波的二阶统计矩其性能好前两者(见表4)。

4 实验结果及分析

对所有的 Brodatz 图像 512×512 的按照 4×4 的格式进行不重叠分割为的 128×128 大小的 1 792 幅组成数据库 DB1。来自于同一幅原图像的小图认为是相互相关的,则每张图像用于检索的小图都有15张相关的图像。

在实验中,采用平均检索率评价检索性能。

$$\eta_R = \frac{\sum_{q=0}^{K} n_q}{\sum_{q=0}^{K} N_q}, \tag{11}$$

其中:N_q 表示某个图像在大小为 K 图像数据库中的比较相似的图像数目;n_q 表示通过计算得到正确的图像

数目。相似计算采用 L_1 距离。

在实验中，采用的单小波是最常用的 db4。表 4 列举了 db4 与多小波 GHM、平衡多小波的统计特征的对比说明，采用常用的临界采样和重复行方法进行预处理（m/n 分别表示子图/子带的数据）。

表4　不同纹理特征描述方法的平均检索率　　%

方法		单小波	平衡多小波	多小波(临界采样)	多小波(重复行)
一阶统计矩	m_2	63.93	47.942/42.644	41.347/44.186	48.141/52.975
	m_1, m_2	68.788 4	47.07/ 48.598	47.262/48.901	52.975/58.608
$\alpha 1$、$\beta 1$(矩估计)		62.859	43.698/44.681	45.131/45.173	55.751/56.4
$\alpha 1$、$\beta 1$ 值(最大似然估计)		63.33	45.002/ 45.389	46.303/46.589	56.832/57.969
二阶统计矩		72.063 3	66.1970(子带)	65.1681(子带)	72.7469(子带)

根据纹理的视觉相似性将 112 幅图像分为 32 类[18]（见表 5），用于纹理的性能分析。

表5　纹理分类表

类型	纹理图像的代码	类型	纹理图像的代码	类型	纹理图像的代码
1	D1,D6,D20,D49	12	D62,D88,D89	23	D19,D82,D83,D85
2	D8,D56,D64,D65	13	D24,D80,D81	24	D66,D67,D74,D75
3	D34,D52,D103,D104	14	D50,D51,D68,D70,D76	25	D101,D102
4	D18,D46,D47	15	D25,D26,D96	26	D2,D73,D111,D112
5	D11,D16,D17	16	D94,D95	27	D86
6	D21,D55,D84	17	D69,D71,D72,D93	28	D37,D38
7	D53,D77,D78,D79	18	D4,D29,D57,D92	29	D9,D109,D110
8	D5,D32,D33	19	D39,D40,D41,D42	30	D107,D108
9	D23,D27,D28,D30,D31,D54,D98,D99	20	D3, D10, D22, D35,D36,D87	31	D12,D13
10	D7,D58,D60	21	D48,D90,D91,D100	32	D15,D97
11	D59,D61,D63	22	D43,D44,D45		

在图 2 中反映了多小波和单小波采用不同方法的一阶统计矩的性能对比。分别是以子带（a 和 b）和子图（c 和 d）为单位的性能比较。从左到右分别是不同方法的不同返回图像数的检索率比较图和 32 类不同类型纹理采用最大似然估计法的性能比较图。图 3 是采用二阶统计矩方法，多小波的与单小波的性能比较图其中（a）是单小波与多小波的二阶统计矩的性能比较，（b）多小波采用以子带为单位的方法与单小波的性能比较。

在多分辩分析理论框架下，多小波基是由多个小波母函数经过伸缩平移生成，对应的是多个尺度函数，而单小波的母函数和尺度函数只有一个；这样构造出的多小波既保持了单小波的时域与频域的局部化特性，又克服了单小波的一些缺陷，并将正交、对称、短紧支撑、高消失矩等特性结合在一起，这对单小波来讲是不可能的[9]。在图像处理中，小波的正交性能既可以去除相关性又能保证精确的图像重建；对称性既适合于人眼的视觉系统，又使信号在边界易于处理。因此，同时具有这两种性质是十分重要的，而在实际应用中，单小波不得不在正交性和对称上进行折衷。所以从理论上来讲，多小波的提取的纹理信息应优于单小波。但在实际应用中存在一定的困难和不足，在表 4 中多小波一阶统计矩的性能不如单小波，主要原因如下[26]：

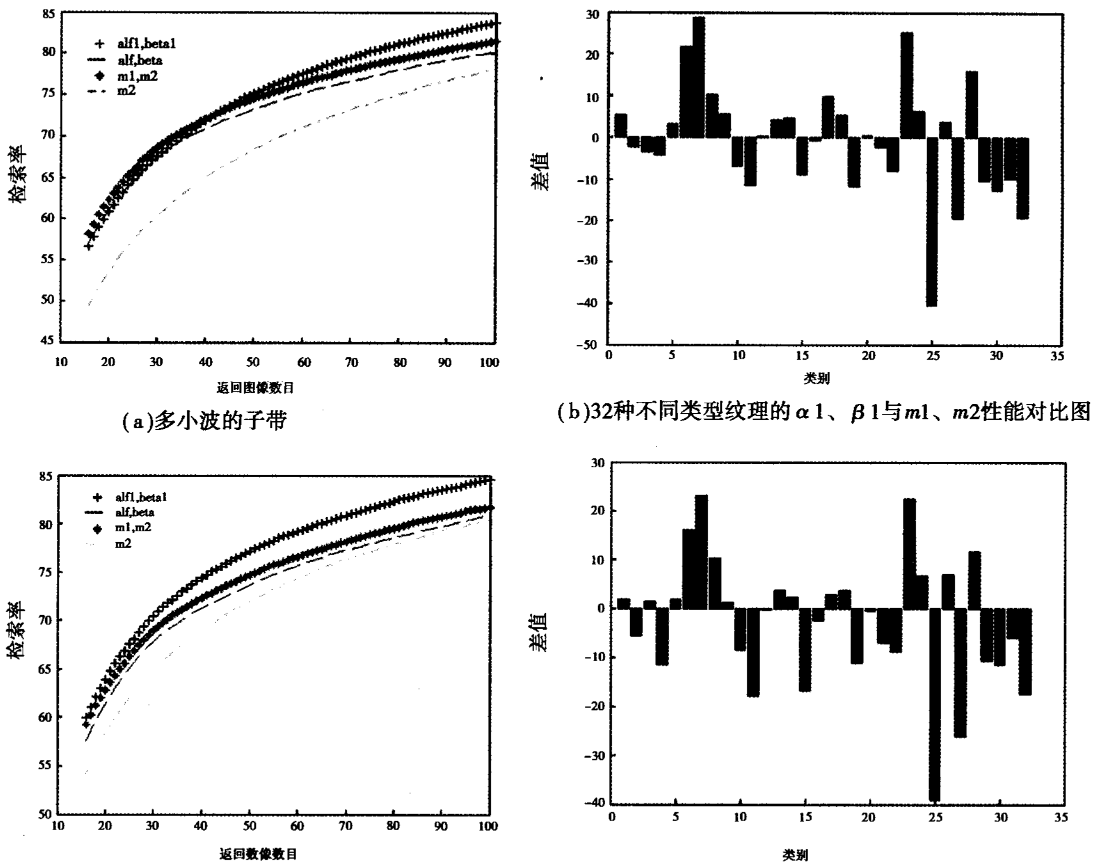
1）多小波的实现是采用多滤波器组来实现的，它是一个多输入/输出系统，在处理之前需对信号预处理，将一维信号转换为多小波需要的向量输入流。但预处理后常常丢失了一些多小波正交性或线性相位性的“信息”。

2）单小波的一个基本条件是：$h(0)=1$，并且有 $h(\pi)=0$，而多小波却没有这样的性质，即无法保证：$\boldsymbol{H}(0)=\boldsymbol{I}_r$，$\boldsymbol{I}_r$ 是 r 阶的单位矩阵。

3）虽然多小波具有 M 阶的消失矩，也就是对 p 阶多项式有：

$$\int t^p \varphi_\alpha(t)\,\mathrm{d}t = 0;\qquad \alpha = 1,2,\cdots,r,0 \leqslant p \leqslant m。$$

但是在离散情形,我们无法像单小波那样将 p 阶多项式与矩阵滤波器 G_k 进行卷积来得到零向量滤波,甚至在 $p=0$ 时,也无法将常数向量滤波为零;而且多小波缺乏单小波那样的明显的低通和高通特性。也正是这些方面的影响从客观上限制了多小波的应用。所以多小波系数的一阶统计矩的性能比单小波差。



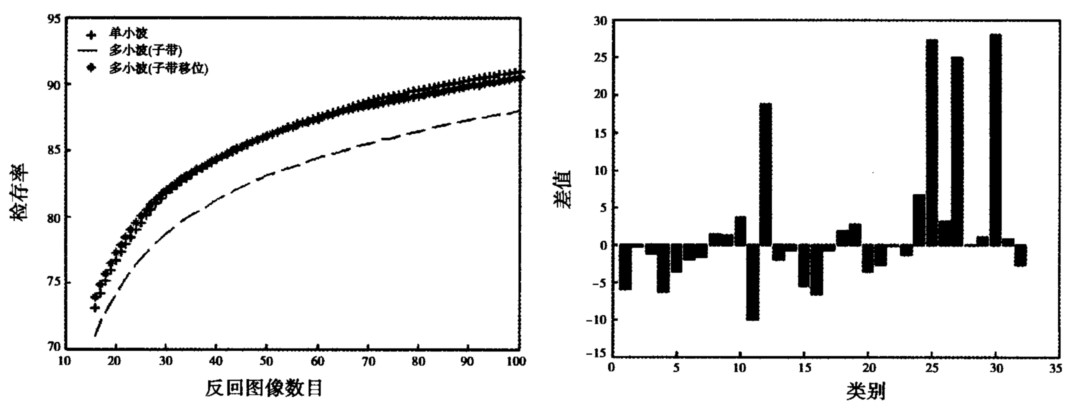
(a)多小波的子带

(b)32种不同类型纹理的 α1、β1与 m1、m2性能对比图

(c)多小波的子图

(d)不同类型纹理的 β1与 m1、m2的性能对比图(子图)

图2 多小波的一阶统计矩与其他方法的性能比较



(a)统计二阶矩的性能比较

(b)多小波(子带)与单小波的性能比较

图3 多小波的二阶统计矩与单小波的性能比较

虽然多小波的低通和高通特性不如单小波,但多小波信息仍然具有小波的基本时频局部化特性,它包含的子图数比较多,而且每个子图都包含了多小波分解后的图像信息。例如多小波($r=2$)2级分解的子图数为28,而单小波只有7个子图;而每个子图都包含了多小波分解后的图像信息。采用临界采样方法时,多小波的子带的元素个数与相应的单小波子带相同,但每个子图的元素个数却是单小波的1/4;采用重复

行预滤波方法,多小波分解的子带是与单小波的分解结果的子带的4倍,并包含了冗余信息,有助于二阶统计矩描述纹理的分布结构信息,因此采用与重复行预滤波相似的多小波分解其二阶统计矩的性能优于单小波。

通过前面的分析可知,基于数据分布模型的参数的方法也反映了小波系数的一阶统计矩的特征,矩估计法的性能略差于最大似然估计,从总体上来讲没有一阶统计矩的性能好,但对某些纹理图像的检索性能好(见图2)。在图2中,第一行和第二行分别是以子带和子图方式进行统计的结果;第二列与第三列是 α_1、β_1 值与一阶统计矩对不同纹理和同类纹理的差,从图中可以得出两者针对不同的图像和不同类型的图像性能不同。在多小波中,Minh的方法对1,5,6,7,8,9,13,14,17,18,23,24,26等13类的纹理比较适合。其他类的纹理采用一阶统计矩比较适合。在多小波中,对于二阶统计矩以子带为单位的模式其性能高于以子图为单位的性能,从单小波与多小波的性能比较见图3得出:多小波对8,9,10,12,18,19,24,25,26,27,29,30,31等13类的纹理比较适合。其他类型的纹理采用单小波比较适合。

5 结 论

通过前面的理论分析,可以得出多小波在理论上比单小波有一定的优势,具有比单小波更好的性质,但也存在着一些缺点影响了多小波的应用。从理论上分析了多小波变换的统计特性并通过实验验证了多小波采用冗余方式的预处理,其二阶统计矩的检索性能优于单小波,多小波的一阶统计矩和二阶统计矩对一些类的纹理处理,其效果明显优于单小波。目前多小波的发展处在初始阶段,有许多问题尚未解决,有待于进一步发展和完善,虽然在图像编码、图像去噪、边缘提取、图像检索等方面已经取得了可喜的成绩,但仍然有着较大的发展潜力。笔者确信随着多小波理论的发展,当人们构造出性能更好的多小波和平衡多小波,以及找到更好的预滤波方法,那么多小波在图像处理和其他方面的应用会取得的更好的结果。

参考文献:

[1] CHA S H. On measuring the distance between histogram [J]. Pattern Recongnition,2002,35(6):1355-1370.

[2] OHM J R. A set of visual feature descriptors and their combination in a low-level description scheme[J]. Signal Processing: Image Communication, 2001,16:157-179.

[3] GANESAN S A L. Texture classification using wavelet transform[J]. Pattern Recognition Letters,2003, 24:1513-1521.

[4] GANESAN T N T, LEE S L. Wavelet of multiplicity r[J]. Trans Amer Math Soc,1994,338 (2):639-654.

[5] DO M N, VETTERLI M. Wavelet-based texture retrieval using generalized guassian density and kullback-leibler distance[J]. IEEE Trans Image Processing, 2002,11(2): 146-158.

[6] MARTIN M B, BELL A E. New image compression techniques using multiwavelets and multi- wavelet packets[J]. IEEE Trans on Image Processing ,2001, 10(4):500-510.

[7] STRELA V. Multiwavelets: theory and applications[D]. Cambridge:Mass Inst Technol, 1996.

[8] STRELA V, TAN H H, THAM J Y. Symmetric-anti-symmetric orthognormal multiwavelets and related scalar wavelets [J]. Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis,2000 8:258-279.

[9] XIA X G, GERONIMO J S, HARDIN D P, et al. Design of prefilters fo discrete multiweavelet transtfrom [J]. IEEE Transaction Signal Processing, 1996,44(1):25-35

[10] XIA X G. A new prefilters design for discrete multiwavelet transform [J]. IEEE Transaction Signal Processing, 1998, 46(6):1558-1570.

[11] LEBRUN J, VETTRLI M. Balanced multiwavelets: theory and design [J]. IEEE Trans Signal Proceissng , 1998,46 (4):1119-11125.

[12] LEBRUN J , VETTRLI M. High-order balanced multiwavelets: theory , factorization and design [J]. IEEE Trans Signal Processing 2000, 49(9):1918-1930.

[13] SELESNICK I W. Balanced multiwavelet bases based on symmetric FIR filters [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2000, 48(1):184-191.

[14] MARTIN M B, BELL A E. New image compression techniques using multiwavelets and multiwavelet packets[J]. IEEE Trans Image Processing, 2001,10(4):500-510.

[15] STRELA V, WALDEN A. Signal and image denosing via wavelet thresholding:orthogonal and biorthogona[M]//Scalar and Multiple Wavelet Transforms in Nonlinear and Nonstationary Signal Processing. Cambridge: Cambridge University Press, 2001.

[16] BERTHE K, YANG Y. Multiedge extraction and image transform base on multiwavelet theory[C]//Info-tech and Info-net, 2001 Proceedings ICII 2001 - Beijing. 2001 International Conferences on, 2001, 2(11):677-682.

[17] ALBUZ E, KOCALAR E, ASHFAQ. Scalable color image indexing and retrieval using vector wavelets [J]. IEEE Transaction Image Processing,2001,13(5):851-861.

[18] MALLAT S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1989,11(2):674-693.

[19] BUCCIGROSSI R W, SIMONCELLI E P. Image compression via joint statistical characterization in the wavelet domain[EB/OL]. GRAS PLab Univ Pennsylvania, Tech Rep 414, 5, 1997; [2006-10-30]. ftp. -cis. upenn. edu/pub/eero/-buccigrossi97. ps. gz.

[20] DE WOUWER V, SCHENDERS G, VAN DYEK D P. Statistical texture characterization from discrete wavelet representation[J]. IEEE Trans Image Processing, 1999,8(4): 592-598.

[21] MINH N DO, MARTIN VETTERLI. Wavelet-based texture retrieval using generalized guassian density and kullback-leibler distance[J]. IEEE Trans Image Processing, 2002, 11(2):146-158.

[22] KAY S M. Fundamentals of statistical signal processing: estimation theory [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993.

[23] BONET J S D, VIOLA P. Texture recognition using a non-parametric multi-scale statistical model[C]//Proc IEEE Conf Computer Vision Pattern Recognition, 1998.

[24] UNSER M. Texture classification and segmentation using wavelet frames[J]. IEEE Trans Image Processing , 1995, 11(4):1549-1560.

[25] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Texture features for image classification[J]. IEEE Trans System Man Cybernat,1973, 8(6): 610-621.

[26] 唐远炎,王玲.小波分析及其在文本文字识别的应用[M].北京:科学出版社,2003.

Statistical Characterization of Multiwavelet for Texture Retrieval

SHANG Zhao-wei[1], *TANG Yuan-yan*[1], *LIU Zheng-qi*[2], *YAO Tong-qing*[1]

(1. College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China;
2. School of Computer & Information Science, Longdong University, Qingyang 745000, China)

Abstract: Theoretically, the multiwavelet is better than scalar wavelet, so we analyze the statistical characteristics of the detail wavelet coefficients of multi-wavelet transform, and bring forward the wavelet coefficients histogram of texture image which can be modeled by a family of exponentials. We study the ways to extract the texture features based on the first-order and second-order (co-occurrence) of the statistical characters of multi-wavelet transform. The theoretic analysis and experimental results show that second-order signatures of multi-wavelet are better than that of scalar wavelet using the redundancy prefiltering method.

Key words: scalar wavelet transform; multiwavelet transform; statistical characteristics; texture feature; texture retrieval.

(编辑 张小强)