

文章编号:1000-582X(2008)05-0541-08

基于相对熵和复小波变换的纹理图像检索

尚赵伟,唐远炎,房 斌,郎方年

(重庆大学 计算机学院,重庆 400030)

摘 要:为了进一步提高纹理图像的检索性能,提出了一种基于复小波理论的特征提取算法,该算法根据复小波分解的特点,从小波系数角度出发,以每个高频子带复小波系数的实部和虚部系数直方图分布特性作为纹理特征,利用最大似然估计规则将特征提取和相似计算结合起来,以相对熵为依据进行相似计算。与单小波方法比较,该算法具有时移不变性、方向性信息多等特点。理论分析和在纹理图像检索的对比实验数据说明了复小波在纹理特征提取方面的性能优于单小波,且 Kingsbury 方法的性能优于 Fernandes' 的方法。

关键词:小波;复小波;纹理特征提取;纹理检索

中图分类号:TP391

文献标志码:A

Texture image retrieval based on complex wavelet and relative entropy

SHANG Zhao-wei, TANG Yuan-yan, FANG Bin, LANG Fang-nian

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, P. R. China)

Abstract: In order to enhance the performance of the texture image retrieval, a new method based on the complex wavelet transform (CWT) was presented. Using the wavelet coefficient histogram distribution of the CWT real and imaginary part as the texture feature, the method was developed by combining the characteristics of the complex wavelet decomposition and feature extraction with similarity measurement of relative entropy for image retrieval. In comparison with a traditional wavelet, this method is better than the pyramid discrete wavelet decomposition transforms (PDWT) with the same feature extraction method and similarity measure. In the contrast experiment results for image retrieval, the retrieval efficiency of the CWT is better than that of the PDWT. The efficiency of Kingsbury's method is superior than that of Fernandes's within the CWT in the texture retrieval.

Key words: wavelet; complex wavelet; texture feature extraction; texture retrieval

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。纹理特征的提取近来主要采用基于多分辨率理论的小波变换,并且已经取得了一定的成绩^[1]。

在信号处理中,常用的小波变换是 Mallat 金字塔算法 (PDWT),虽然优点突出,但它有 3 个缺

点^[2]:时移敏感性、方向性信息少和缺少相位信息,这些缺点影响了传统小波的应用。金字塔算法的时移敏感性是由小波变换实现过程中的下采样造成的,为了克服这个缺点,人们提出不同的解决方案,为了提高小波的特性,对小波进行了研究并推广,先后提出了多小波、复小波等概念。复小波是将小波

收稿日期:2008-01-15

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);重庆市自然科学基金重点资助项目(CSTC2007BA2003);重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2006BB2003)

作者简介:尚赵伟(1968-),男,重庆大学讲师,博士,主要从事图像工程、模式识别研究。

唐远炎(联系人),男,重庆大学教授,博士生导师,(Tel)023-65102874;(E-mail)yttang@cqu.edu.cn。

的构造空间扩展到复数域,构造出的小波不仅保持了传统小波变换的良好时频局部化特性,而且克服了单小波上述的3个缺点。

笔者根据复小波变换理论,对复小波系数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中。通过理论分析和实验验证,说明了不同复小波实现方法在纹理特征提取方面的特点,采用相对熵概念将特征提取和相似计算结合起来,提高了图像的检索效率。

1 复小波变换及其统计特性

1.1 复小波变换的实现

复小波变换的滤波器系统与实小波变换的滤波器系统在结构上是完全相同的,不同之处只是复小波变换中使用的滤波器系数都是复数,而且输出结果也都是复数。

目前复小波的实现有3种方式:

Simoncelli^[3]和 Spaendonck 等^[4]提出了可控的复小波金字塔算法(CSP),采用非独立的滤波器来实现,虽然具有良好的方向性和平移不变性并提供了相位信息,但是不具备完全重构条件,而且在小波系数中存在大量的冗余信息^[5]。

Kingsbury^[2]提出了基于对偶树的二元树复小波变换(DTCWT)。在二元树复小波变换中由2棵平行的小波树组成,每棵树对应的滤波器是传统小波变换的双正交滤波器,其中一棵树采样序列的中点偶对称,奇数长的高通滤波器;另一棵树采样序列的中点奇对称,偶数长的高通滤波器;交替奇偶滤波得到的输出分别对应的是复小波变换的实部和虚部。因此克服了前者的不可重构的缺点,并且克服金字塔算法的3个缺点,具有保持有限的冗余和高效的计算效率等特点。在Kingsbury的方法中,冗余度为 2^m ,其中 m 是信号维数。

Fernandes 等^[6]提出了一种新的理论框架用于复小波变换(MCWT)。其基本思想是将实数的输入信号映射到Hardy空间 $H^2(\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C})$,在实际应用中这样的映射是不能实现的,通过数字滤波器 h^+ 实现从实数到软空间 S^+ 的映射,并证明了软空间 S^+ 与Hardy空间 $H^2(\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{C})$ 同构的而且是逼近等价的。该方法不但具有DTCWT方法的特点,而且数据冗余是可控的,在数字滤波器做滤波时,若进行下采样操作,可以得到非冗余的分解信息(URMCWT),这一点对数据压缩非常重要;若不进行下采样操作,可以得到冗余的分解信息(RMCWT),其冗余度为4。另外对小波的选择也

非常灵活,可以选择任意的比较适合的小波,但在CSP和DTCWT中的小波的低频滤波器和高频滤波系数依据相应的理论来设计。

在图像处理中一般不采用CSP方法,主要原因是不能完全重构,冗余信息太大,数据处理时占用的存储空间大;一般采用DTCWT和MCWT比较合适。

1.2 复小波系数的统计特性

Mallat在文献[7]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

$$h(u) = Ke^{-(|u|/\alpha)^\beta}, \quad (1)$$

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 $\int h(u)du = 1$ 。从前面对复小波实现方法的描述可知,复小波系数的实部和虚部小波系数直方图分别服从于指数族分布

$$\left. \begin{aligned} m_1 &= \int |u| h(u) du, \\ m_2 &= \int |u|^2 h(u) du. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

将式(2)带入式(1),并根据规则化条件得到

$$k = \frac{\beta_i}{\alpha_i^2 \Gamma(2/\beta_i)}, \quad (3)$$

其中: $\Gamma(x) = \int_0^\infty e^{-t} t^{x-1} dx$;

$$\alpha_i = m_1 \frac{\Gamma(1/\beta_i)}{\Gamma(2/\beta_i)}; \beta = F^{-1} \left(\frac{m_1^2}{m_2} \right);$$

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

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

$$m_1 = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N |W(i,j)|, \quad (4)$$

$$m_2 = \left(\frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N W(i,j)^2 \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (5)$$

函数 $F^{-1}(x)$ 是一个单调递增函数并且函数值收敛于0.75,为了快速计算 β 的值,采用逆向查表的方法。为了验证上述分析,从Brodatz库中选择了32幅图像作为样本进行实验,分解级数为2,分别采用矩估计和最大似然估计来计算模型参数,按照公式(6)的定义计算拟合度作为比较依据(见图1和表1)。在图1中描述了传统小波和复小波的分解系数分布情况,其中黑色的柱状图是小波系数的直方图;点线是采用矩估计方法的模型曲线;虚线是采用最大似然估计方法的模型曲线;(b)是PDWT一级分解垂直方向的小波系数直方图;(c)和(d)分别是

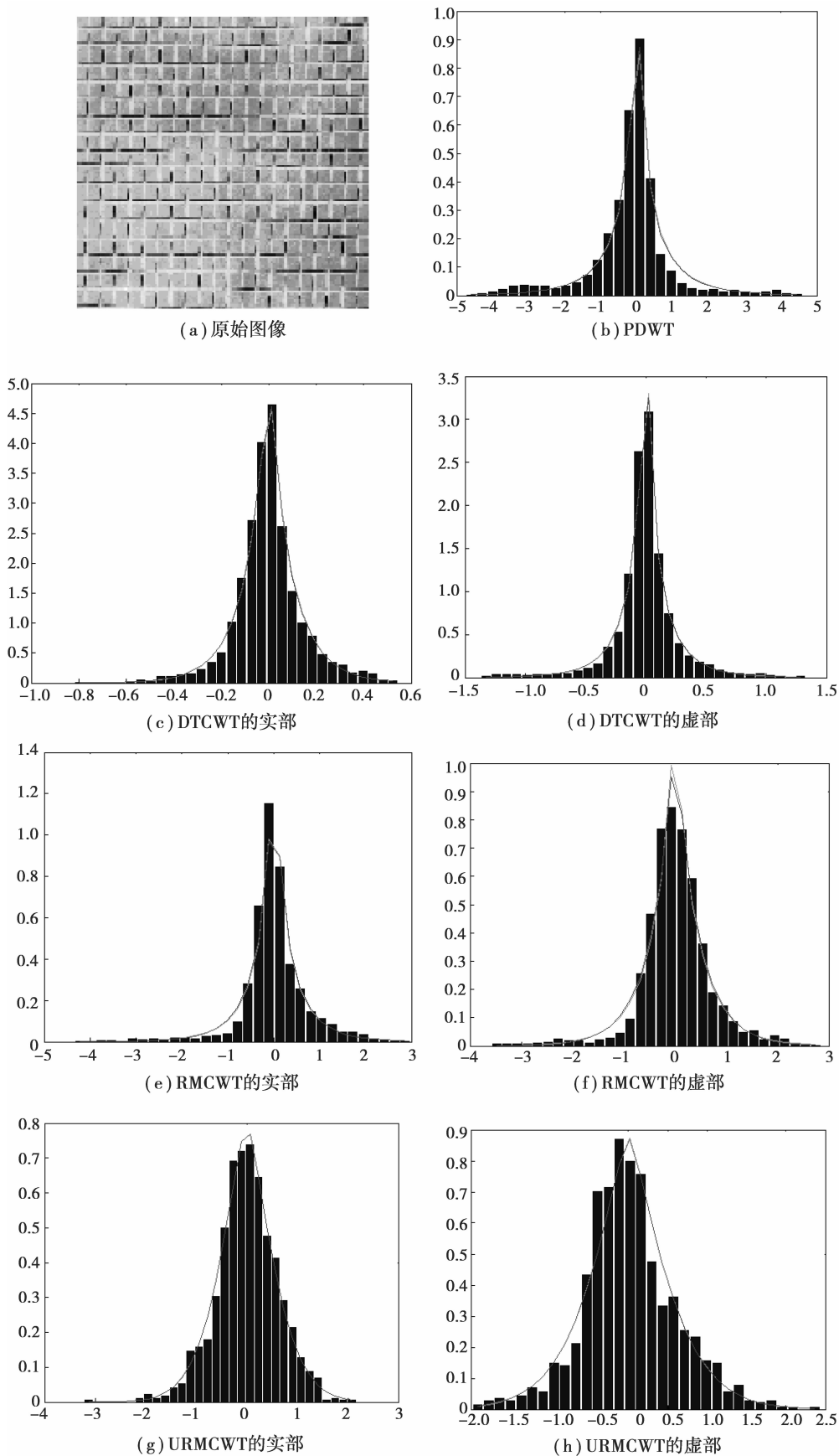


图 1 小波系数分布拟合度比较图

表 1 拟合度的比较表

内容	矩估计方法				最大似然估计方法			
	PDWT	DTCWT	RMCWT	URMCWT	PDWT	DTCWT	RMCWT	URMCWT
均值	0.024 1	0.091 6	0.033 9	0.050 1	0.023 5	0.088 3	0.032 7	0.049 5
方差	0.016 7	0.073 5	0.032 3	0.027 8	0.015 3	0.032 3	0.025 4	0.026 5

DTCWT 一级分解在 75° 方向实部的小波系数直方图和虚部的小波系数直方图；(e) 和 (f) 分别是 RMCWT 一级分解在 75° 方向实部的小波系数直方图和虚部的小波系数直方图；(g) 和 (h) 分别是 URMCWT 一级分解在 75° 方向实部的小波系数直方图和虚部的小波系数直方图。

$$\text{拟合度: } y = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N (h(u_i) - h'(u_i))^2. \quad (6)$$

2 统计理论的分类

在一个典型的基于内容的图像检索系统 (CBIR) 中, 通常由特征提取和相似计算这两部分组成。一般情况下, 两者分别完成各自的功能; Minh 在文献[8]中提出了一种以小波系数的统计特征值作为图像特征, 利用最大似然估计规则将两者联系起来, 取得了比较好的效果, 其基本思想如下:

检索(相似计算)过程可以认为一个 N 选一的递归问题。在 CBIR 中, 从整个数据库中选择从 n 个最大的可能性 $H_{k_1}, H_{k_2}, \dots, H_{k_n}$, 其中:

$$p(x|H_{k_1}) \geq p(x|H_{k_2}) \geq \dots \geq p(x|H_{k_n}) \geq p(x|H_i), i \neq k_j (j=1, \dots, n). \quad (7)$$

采用参数估计时, 条件概率密度 $p(x|H_{k_j})$ 是由一个含有多个参数 θ_i 的概率密度函数 $p(x|\theta_i)$ 来表示。参数 θ_i 的估计参数 $\bar{\theta}_i$ 在特征提取部分完成, 参数模型空间用 Θ 表示。假设查询数据 $x = (x_1, x_2, \dots, x_L)$ 是一个来自查询图像模型 $p(x|\theta_q)$ 的独立且服从相同分布的序列, 在 L 为一个较大的数时, 最大似然选择规则(7)等价于最大化式(8):

$$\frac{1}{L} \log p(x, \theta_i) = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \log p(x, \theta_i) \xrightarrow{L \rightarrow \infty} E_{\theta_q} [\log p(x, \theta_i)] = \int p(x, \theta_i) \log p(x, \theta_i) dx. \quad (8)$$

该式等价于 2 个密度函数 $p(x, \theta_q)$ 和 $p(x|\theta_i)$ 之间的最小相对熵, 即:

$$D(p(x, \theta_q) || p(x, \theta_i)) = \int p(x, \theta_q) \log \frac{p(x, \theta_q)}{p(x, \theta_i)} dx. \quad (9)$$

在相同渐近条件下 (L 是大数), 如果在特征提取部分使用一致估计量, 确保估计参数 $\bar{\theta}_i$ 收敛于真

实参数 θ_i , 那么相对熵的计算可以利用估计参数 $\bar{\theta}_i$ 来计算。一致估计量的计算采用常用的最大似然估计方法。这样将特征提取和相似计算结合在一起, 形成一个完整框架。这种方法的优点是提取的特征数少, 方法通用, 可以引入先验知识, 进一步提高检索效率。

在一般高斯模型下, 复小波变换中每个子带的小波系数的实部和虚部的分布密度函数分别可用 2 个参数 α 和 β 来表示, 将式(1)代入(9), 得到 2 个子带 g 和 h 之间的相对熵距离是:

$$D(p(g; \alpha_1, \beta_1) || p(h; \alpha_2, \beta_2)) = \log \left(\frac{\beta_1 \alpha_2 \Gamma(1/\beta_2)}{\beta_2 \alpha_1 \Gamma(1/\beta_1)} \right) + \left(\frac{\alpha_1}{\alpha_2} \right)^{\beta_2} \frac{\Gamma((\beta_2 + 1)/\beta_1)}{\Gamma(1/\beta_1)} - \frac{1}{\beta_1}. \quad (10)$$

那么查询图像 I_q 和图像数据库 I_i 之间的距离是:

$$D(I_q, I_i) = \sum_{j=1}^B D(p(g; \alpha_q^{(j)}, \beta_q^{(j)}) || p(h; \alpha_i^{(j)}, \beta_i^{(j)})), \quad (11)$$

其中 B 是每幅图像被分解的子带数。

在文献[7]中采用矩估计法的值作为初始值, 然后运用 Newton-Raphson 迭代法对 β 值进行处理, 得到最大似然估计参数值。笔者也采用上述的模型和方法, 在图像检索中, 以相对熵值差值为依据, 其值最小的就是与查询图像最相似的那幅图像, 根据相对熵值差值由小到大的顺序排列, 找出相对熵值差值最小对应的若干幅图像为相似图像。

3 实验与分析

在实验中笔者采用 Brodatz 图像数据库中的 112 幅图像组成实验图像数据库, 每幅图像的大小为 512×512 , 按照 4×4 的格式进行不重叠分割为 128×128 大小的 1 792 幅组成数据库 DB。将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。

采用的检索性能评价方法平均检索率为

$$\eta_R = \frac{\sum_{q=0}^K n_q}{\sum_{q=0}^K N_q}, \quad (12)$$

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。

在实验中,根据纹理的视觉相似性将 112 幅图像分为 32 类(见表 2)^[10],用于纹理的性能分析。采用的单小波是 db4。文献[9]提出在小波分解中为了保证能量的鲁棒性,分解后的子带大小不能低于

16×16 。MCWT 是非冗余的,DTCWT 是冗余的,冗余度为 4,因此根据复小波分解的特点,对 DB 检索时,MCWT 的分解级数为 2,传统的小波和 DTCWT 的分解级数为 3。为了说明不同特征提取方法的性能,采用 L1 距离进行比较,详细实验结果见表 3-4 和图 2-5。

表 2 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		

表 3 不同小波变换采用不同方法的平均检索率比较 (分解级数为 2)

内容	矩估计	最大似然估计	相对熵
PDWT	57.090 5	57.460 2	64.951 9
DTCWT	62.078 0	63.061 5	67.637 4
RMCWT	61.265 3	62.447 7	67.274 7
URMCWT	58.234 5	59.019 3	67.075 9

表 4 不同小波变换采用不同方法的平均检索率比较 (分解级数为 3)

内容	矩估计	最大似然估计	相对熵
PDWT	57.732 3	57.275 4	67.832 7
DTCWT	65.980 7	67.006 1	71.184 4
RMCWT	64.955 4	65.942 4	70.595 0
URMCWT (分解级数为 2)	58.234 5	59.019 3	67.075 9

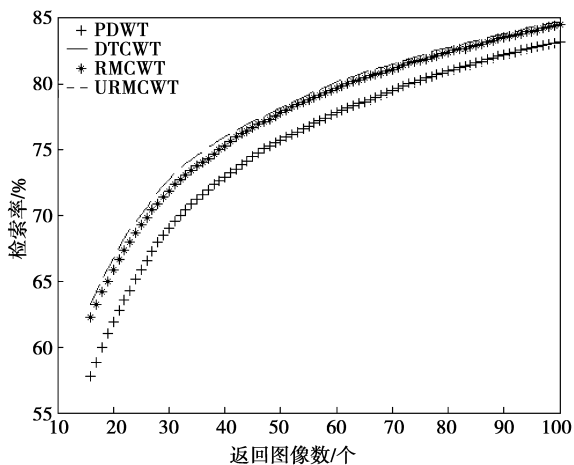
从实验结果来看,在使用相同的特征提取方法和相同的相似计算方法后,复小波变换的性能明显高于传统的小波变换,这是因为复小波变换不但具有传统小波变换的一般特性,而且克服传统小波变

换的缺点,具有时移不变性和良好的方向分析能力。传统的小波分解在每个尺度空间只能提取水平、垂直、对角线方向上的信息,并且在对角线方向的信息不明确,但复小波可以在每个尺度空间上提取 $\pm 15^\circ$ 、 $\pm 45^\circ$ 、 $\pm 75^\circ$ 方向的信息。图像纹理或者边界的方向变换一般都是连续的,其取值范围在 $[0, \pi]$,因此复小波比传统小波能更好地描述图像的方向信息(见图 6)。

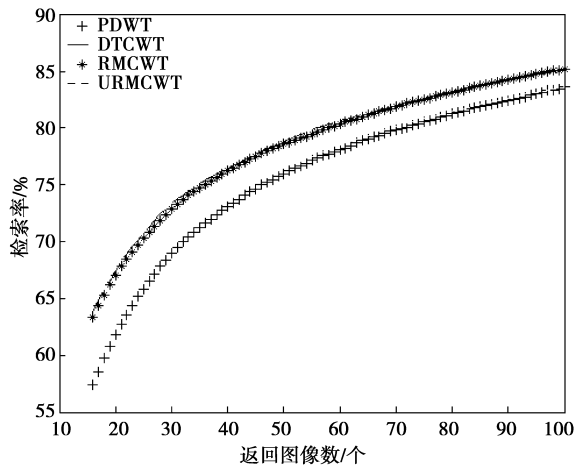
King 和 Frenand 分别提出了 2 种不同的复小波分解重构算法,各自具有优缺点,在前边已经进行了介绍。通过表 3-4 和图 2-5 知道,King 的 DTCWT 方法和 Frenand 的 RMCWT 方法的小波系数是冗余的,有利于提高图像的检索率,但在对数据进行处理时,占用的内存空间大,不利于数据压缩。Frenand 的冗余度是可控的。在 URMCWT 方式下,在对数据进行处理时,占用的内存空间小,有利于数据压缩,将来可能在图像压缩方面得到应用,在基于压缩域的图像检索方面得到应用。King 的 DTCWT 方法和 Frenand 的 RMCWT 方法两者的性能相差较小,这是因为 Frenand 的方法在投影时,有少量的信息损失,但在小波选择上,比 King 方法灵活。Frenand 的 URMCWT 方法的性能低于前面两者。

从表 1 可以看出采用矩估计方法得到模型参数的拟合度低于最大似然估计的参数,因此在相同的相似计算条件下,最大似然估计方法高于矩估计方法的性能。相对熵是基于最大似然估计规则的方

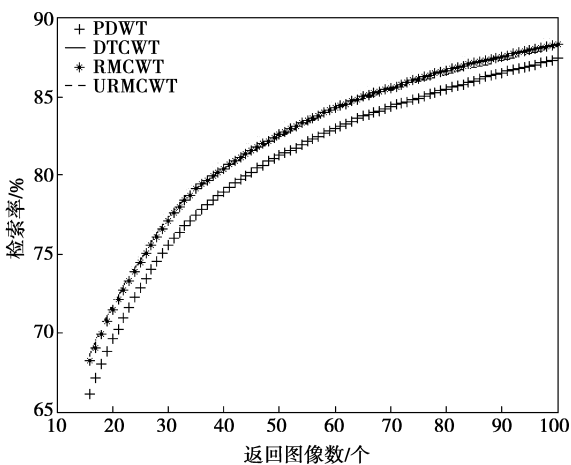
法,其性能优于 L1 距离。采用不同的分解方法提取纹理特征,发现不同类别纹理的检索性能不同,并且相差较大。所以在实际应用中,应根据应用对象的特点选择不同的复小波分解方法和复小波。



(a) 矩估计法



(b) 最大似然估计法



(c) 相对熵度量

图 2 不同小波变换的检索率比较图(分解级数为 2)

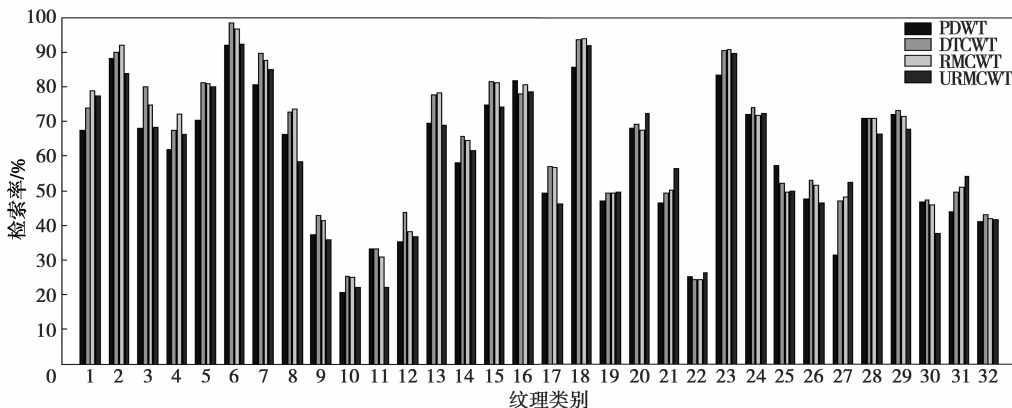


图 3 不同类别纹理的检索率比较图(分解级数为 2)

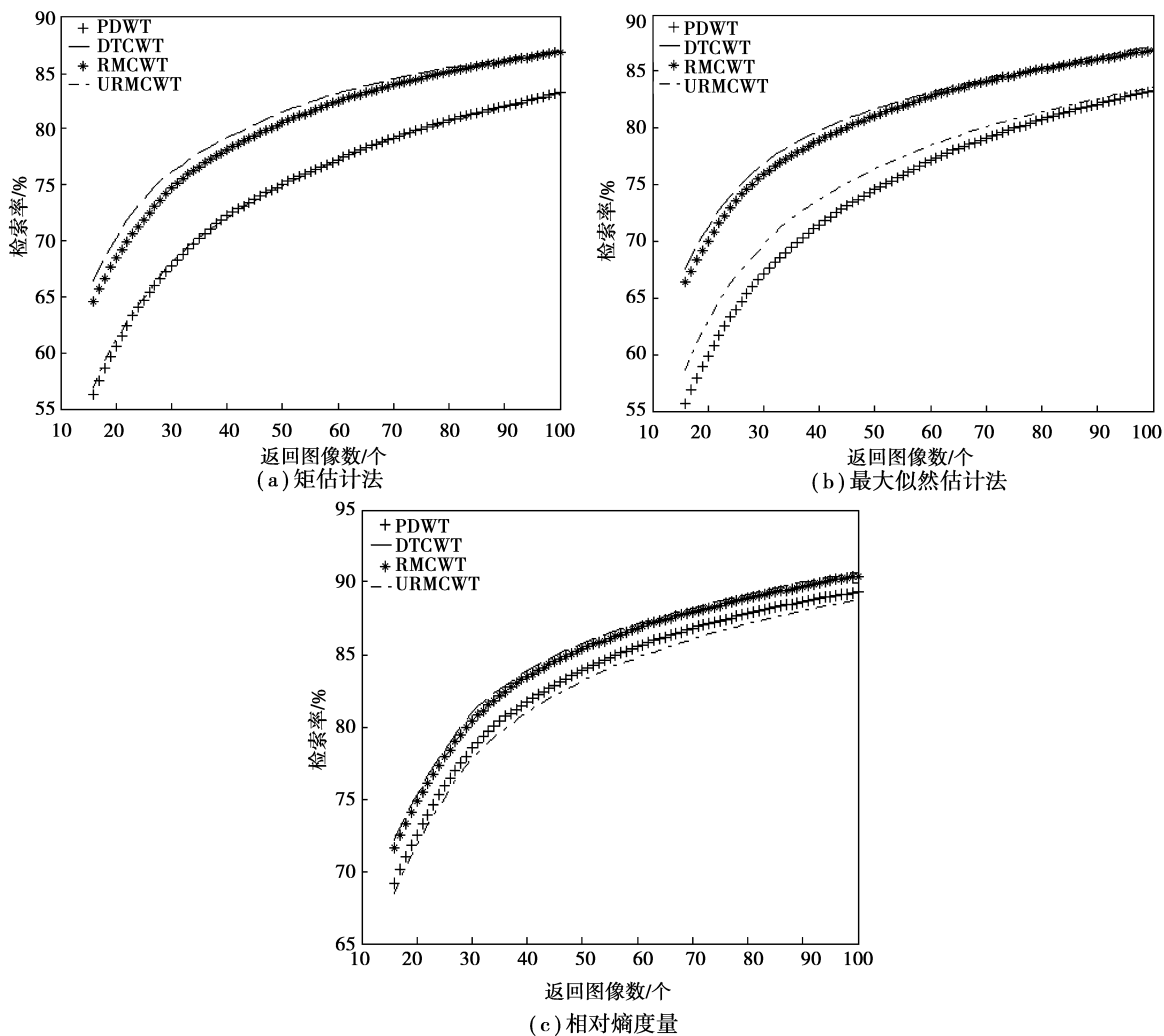


图 4 不同小波变换的检索率比较图(分解级数为 3)

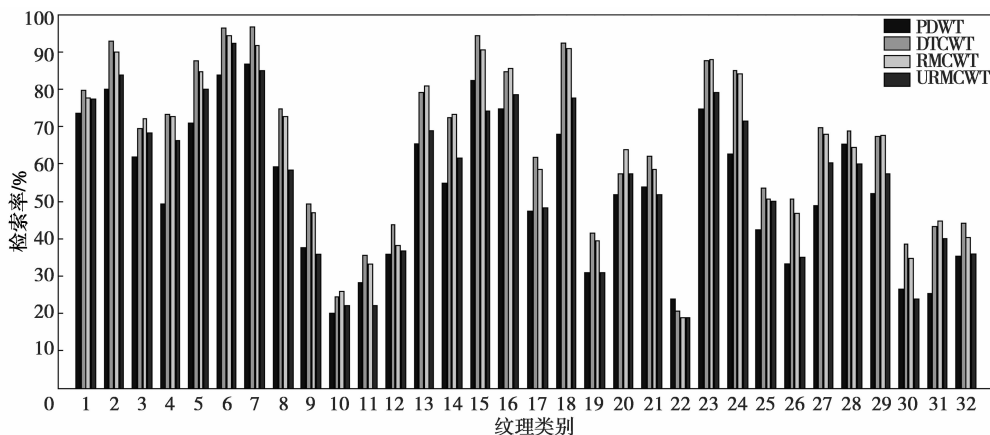


图 5 不同类别纹理的检索率比较图(分解级数为 3)

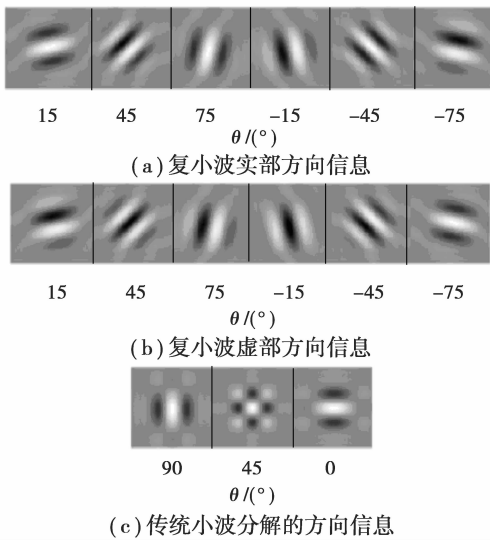


图6 复小波和传统小波分解的方向信息比较图

4 结 语

通过理论分析和实验结果,可以看出复小波变换从理论上讲比传统的小波变换具有更好的性质,在图像的特征提取方面优于传统的小波变换。笔者从小波系数统计特性出发,对复小波在纹理特征方面的性能进行了研究和比较,得出采用有限冗余方式的变换方法在纹理检索方面优于非冗余方式。目前复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。虽然在图像增强、图像去噪、纹理分析和图像编码等方面已经取得了可喜的成绩,但仍然有着较大的潜力。随着复小波理论的发展,当人们构造出性能更好的复小波变换方法,复小波在图像处理和其他方面的应用会取得更好的结果。

参考文献:

[1] GANESAN S A L. Texture classification using wavelet transform [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 6(24): 1513-1521.

- [2] KINGSBURY N G. Image processing with complex wavelet[C/OL]// Phil Trans Royal Society London A, Sept. 1999[2007-10-20]. <http://citeseer.ist.psu.edu/kingsbury97image.html>.
- [3] SIMONCELLI E P, FREEMAN W T, ADELSON E H, et al. Shiftable multi-scale transforms[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1992,38(3):587-607.
- [4] VAN SPAENDONCK R, BARANIUK R G. Directional scale analysis for seismic interpretation [C/OL] // In Annual Meeting Abstracts, Society of Exploration Geophysicists, 1999:1844-1847[2007-10-20]. <http://citeseer.ist.psu.edu/vanspaendonck99directional.html>.
- [5] VAN SPAENDONCK R L C, HINDRIKS F M, FERNANDES F C A, et al. Three-dimensional attributes for seismic interpretation[C/OL] // In Annual Meeting Abstracts, Society of Exploration Geophysicists, 2000: 2059-2062[2007-10-20]. <http://citeseer.ist.psu.edu/vanspaendonck99directional.html>.
- [6] FERNANDES F A, VAN SPAENDONCK R L C. A new framework for complex wavelet transforms[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(7): 1825-1835.
- [7] MALLAT S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 1989, 11(2): 674-693.
- [8] DO MINH N, VETTERLI M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and kullback-leibler distance [J]. IEEE Trans Image Process, 2002,11(2):146-158.
- [9] CHANG T, KUO C C J. Texture analysis and classification with tree-structure wavelet transform[J]. IEEE Trans Image Processing,1993, 2(4):429-441.
- [10] MANJUNATH B S, MA W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell,1996,18(8):837-842.

(编辑 李胜春)