

基于迭代分形的图象压缩和检索方法

魏海 沈兰荪 李晓华

(北京工业大学信号与信息处理研究室, 北京 100022)

摘要 图象所具有的海量性和无序性的特点, 决定了多媒体应用的构建必须解决图象数据的高效压缩和有效检索两个关键问题, 而由于传统的压缩和检索技术的研究是相互分离的, 因而限制了多媒体应用系统整体性能的提高。针对此问题, 从两者相结合的观点, 对图象压缩和检索方法进行了研究, 首先在小波变换域内, 基于迭代分形对图象数据进行压缩; 然后在图象分形码的基础上, 利用迭代函数系统分布特性构建的特征量来支持图象检索。实验结果验证了该方法的可行性和有效性, 同时也表明了基于迭代分形的图象检索方法所具有的巨大应用潜力。

关键词 图象压缩 图象检索 迭代函数系统

中图分类号: TP391.41 TN919.81 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2002)11-1198-06

Image Compression and Indexing Methods Based on Iterative Function System

WEI Hai, SHEN Lan-sun, LI Xiao-hua

(Signal & Information Processing Lab, Beijing Polytechnic University, Beijing 100022)

Abstract Due to the enormous magnitude and unstructured contents of multimedia data, solutions must be provided for their effective compression and efficient indexing, in order to realize all kinds of multimedia applications. However, the traditional approaches treat compression and indexing problems separately during the past decades. The compression algorithms are implemented without indexing supported in compressed domain while the indexing operations are mainly undertaken in original format of multimedia data, resulting in lower overall performance of current multimedia application system. In order to improve the situation, a joint image compression-indexing algorithm based on iterative fractal method is proposed in this paper. Firstly, the iterative fractal method is employed to compress the image in wavelet domain for effective compression. Then feature vectors representing the distribution properties of IFS(Iterative Function System) are constructed to support the indexing of images based on the fractal coded image data. Simulation results verify the efficiency of the methods and show the potentials of the fractal based image indexing methods.

Keywords Image compression, Image indexing, Iterative Function System(IFS)

0 引言

图象数据的高效压缩和有效检索是构建多媒体信息业务和应用所必须解决的两个关键问题。由于传统的压缩和检索技术的研究是相互分离的, 即压缩算法的设计并未考虑对数据检索的有效支持, 而

检索算法的实现也主要是针对原始图象数据进行的^[1], 因此, 为了进一步提高信息业务和应用系统的整体性能, 以压缩和检索相结合的思想来进行图象压缩和检索算法的研究, 将无疑具有非常重要的意义^[2]。

近年来, 迭代分形编码(或称迭代分形压缩)作为一种高效的图象压缩方法引起了国内外学者的广

泛关注^[3,4]。由于图象经迭代分形编码后的结果——分形码中所包含的迭代函数系统以一种紧凑的形式唯一表征了原始的编码图象,因此有可能利用迭代函数系统的某些特性来实现基于迭代分形压缩数据的图象检索操作^[5]。本文对基于迭代分形的图象压缩和检索方法进行了初步的研究:如在小波变换域内,提出了一种基于迭代分形的高效图象压缩方法,并在图象分形码的基础上,利用迭代函数系统的分布特性来进行图象间相似距离的计算,从而实现了基于迭代分形压缩数据的图象检索操作。

1 迭代分形编码及其用于图象检索的分析

迭代分形编码的理论基础是分形几何学中的迭代函数系统理论,迭代函数系统 IFS (Iterative Function System) 通常是指在某一度量空间内的收缩仿射变换集 $W = \{w_i | i = 1, 2, \dots, N\}$ 。它是一种通过寻找信号自身递归的变换不变关系来构造自相似分形的方法。根据 Banach 收缩映射不动点定理,只要存在常数 $0 < s < 1$, 使得

$$d(w_i(x), w_i(y)) < sd(x, y), \forall i, x, y \quad (1)$$

就存在唯一的“吸引子集” A 满足“自相似性”

$$A = W(A) \triangleq \bigcup w_i(A) \quad (2)$$

和“吸引力”:任何集合 B 经过收缩仿射变换算子集 W 的反复作用都会最终收敛到 A 。同时,不论从 B 中的哪一点开始,只要按同样的顺序嵌套 IFS 中的变换,都会收敛到 A 中的同一点^[6]。通过对大量实际图象的分析和研究发现,一幅图象的不同部分之间,以及部分与整体之间都存在着一定程度的自相似性,可以看作是一个统计意义下的分形系统。而迭代分形编码正是利用迭代函数系统 IFS 来抽取自然图象中存在的自相似特性,即用图象中的一个子块经过自仿射收缩变换来逼近同一图象中的另一子块,由此产生一个能重建该图象的 IFS,以达到图象压缩的目的,而其解码过程则是利用拼贴定理 (Collage Theorem),将表征一幅图象的迭代分形码反复迭代作用于任意的初始图象,就能够快速重建被压缩图象的一个良好近似。

可以看出,迭代分形编码就是从一幅原始图象出发来寻找一个迭代函数系统的过程,而这一迭代函数系统所对应的吸引子集或称为不动点 (Fixed

Point) 就是该图象的一个良好近似。如果把所有图象的集合看作是一个图象空间,则每一幅图象就是该图象空间中的一个点;同时,若把所有的迭代函数系统作为一个 IFS 空间,并用一个迭代函数系统构成该 IFS 空间中的一个点,则迭代分形编码过程就可以看作是图象空间与 IFS 空间的一个桥梁,它使得对每一幅图象都能够 IFS 空间中找到一个点,且和该点对应的迭代函数系统就是对这幅图象进行编码的结果——分形码。拼贴定理保证了通过迭代,最终能够从该分形码 (迭代函数系统) 出发,得到唯一的一个收敛图象。由此可以认为:由于实际压缩编码中,迭代分形编码的结果,即如果迭代函数系统描述的是图象子块之间相互映射的拓扑关系及其相应的变换参数,那么内容相似的图象就应该具有相近的映射拓扑关系和变换参数。如果能够利用迭代函数系统的特性来计算不同图象间的距离,就有可能直接基于迭代分形的压缩数据来实现图象的检索操作^[1,5]。基于这样的想法,本文对图象空间和迭代函数系统空间做如下的假设:

(1) 在一定的测度下,迭代函数系统空间中,代表不同 IFS 的点之间的距离是可以计算的。

(2) 图象内容越相似,其所对应的迭代函数系统空间中不同 IFS 的点间的距离就越小,反之亦然。

在以上假设的基础上,只需选择适当的形式来计算不同迭代函数系统之间的距离,并用该距离的大小作为图象间相似与否的度量,便能够实现基于迭代分形图象压缩数据的图象检索。本文正是以此为出发点,利用迭代函数系统的分布特性来进行图象间相似距离的计算,进而实现了基于迭代分形压缩数据的图象检索操作。

2 基于迭代分形的图象压缩和检索方法

2.1 小波域内基于迭代分形的图象压缩

近几年的研究表明,采用分形编码方法对小波变换系数进行编码来去除小波变换系数的相关性非常有效,并能够获得较高的压缩比^[3],因此,本文的迭代分形编码就选择在小波变换域内进行,具体算法主要包括以下几个步骤:

(1) 图象数据的小波分解 依据 Mallat 塔式分解算法^[7],对图象进行小波变换。图 1(a)给出了对 Lena 图象进行 3 级小波分解的结果,由图 1 可以看出,原图象信号在一系列倍频程频带的划分上,分

解成多个高频子图象和一个低频子图象;其中,低频子图象 LL_3 是原始图象的一个近似,它在低分辨率级上反映了图象的全貌,而在不同分辨率级和不同取向上的各个高频子图象则体现了原图象的高频细节,同时,可以观察到不同分辨率级上,同一空间取向上高频子图象之间所具有的极强结构相似性。

(2) 方向性细节图象块的构造 高频细节 Range 块和 Domain 块的构造充分考虑了各个高频子图象的不同取向特性^[8];垂直取向的 3 个高频子图象分别选取 4×1 、 8×2 和 16×4 的图象块;水平取向则分别取 1×4 、 2×8 和 4×16 的图象块;相应对角线取向选取 2×2 、 4×4 和 8×8 的图象块,具体取法如图 1(b)所示。其中,方向性 Range 块由一级分辨率上的一个特定取向高频子图象中的方向性细节图象块组成;也可以同样的方式进行 Domain 块的构造,如和某一分辨率、某一取向的 Range 块相对应的 Domain 块集合,由分辨率低一级的高频子图象中所有和该 Range 块同样尺寸的细节图象块构成。总体上,对于 3 级分解的小波数据,可构成 3 个分辨率级、3 个取向,共 9 个待编码的 Range 块集合,以及其相应的 9 个用于搜索匹配的 Domain 块集合。值得指出的是,由于和第 3 级分辨率上 Range 块相对应的 Domain 块集合应在第 4 级分解的高频子图象中得到,因而实际编码时,需要进行 4 级小波分解。

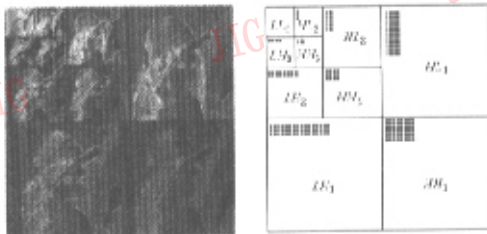


图 1 Lena 图象的小波分解及其方向性图象块的组织

(3) IFS 的构造 为了从整体上降低匹配过程的复杂度,首先对 9 个 Domain 块集合进行了聚类,即对每一分辨率级,每一取向的所有 Domain 块,求出 $2^{K(i,j)}$ 个类中心,其中, $K(i,j)$ 是取向 i 和分辨率级 j 的函数 ($i=1,2,3$, 分别代表水平、垂直和对角线 3 个取向; $j=2,3,4$, 分别代表 3 个分辨率级)。该函数的取值应充分反映人眼的取向灵敏度和频带灵敏度特性,由于人眼对对角线取向上细节变化反应的灵敏

度低于对垂直和水平取向上细节变化反应的灵敏度,且由于人眼对低分辨率高频细节的识别灵敏度高于对高分辨率、高频细节的识别灵敏度,因此对于水平取向和垂直取向的 Domain 块集合的聚类可以比对角线取向精细一些,对于低分辨率高频上 Domain 块集合的聚类可以比高分辨率高频上 Domain 块集合的聚类精细一些,表 1 给出了 9 个 Domain 块集合聚类操作时, $2^{K(i,j)}$ 个类中心的指数 $K(i,j)$ 的取值。

表 1 $K(i,j)$ 的取值

取向 i	分辨率级 j		
	第 1 级	第 2 级	第 3 级
水平	3	4	5
垂直	3	4	5
对角线	2	3	4

为了满足 IFS 的收缩仿射变换条件,对每个类中心,需在该类中找出一个与该类中心最相似,且长度足够大的 Domain 块,将其作为该类的典型 Domain 块用于进行匹配,即计算每一个 Range 块和与它相对应的 $2^{K(i,j)}$ 个典型 Domain 块的相似度,选出相似度最大的那个典型 Domain 块作为最佳匹配 Domain 块。具体实现中是采用最大相似度匹配准则^[8]来进行 Range 块和 Domain 块匹配与否的判定。假设 $R_{i,j-1}^n$ 是第 i 个取向上,第 $j-1$ 级分辨率的第 n 个 Range 块, $D_{i,j}^m$ 是待匹配的第 i 取向上,第 j 级分辨率、第 m 个典型 Domain 块,则最大相似度准则定义为

$$S_{n,m} = \frac{R_{i,j-1}^n \times D_{i,j}^m}{\|R_{i,j-1}^n\| \times \|D_{i,j}^m\|} \quad (3)$$

对于一个 Range 块经过一遍搜索,选出那个具有最大相似度的 Domain 块 $D_{i,j}^m$ 作为最佳匹配块,并记录该 Domain 块的位置信息和两者之间的反差因子,即构成该 Range 块的分形码: $\{L, \alpha\}$, 其中, L 代表最佳匹配 Domain 块的位置信息,包含两个整数; α 是 Range 块和 Domain 块之间的反差因子,其可用下式计算

$$\alpha = \frac{\|R_{i,j-1}^n\|}{\|D_{i,j}^m\|} \quad (4)$$

通过一遍搜索,便能得到所有 Range 块的分形码;然后再对分形码中的位置信息和反差因子进行量化处理,就完成了高频细节图象的迭代分形编码。

(4) 低频子图象编码和熵编码 由于图象的能量大部分集中在低频部分,且低频系数编码性能的优劣将大大影响整个压缩系统的图象恢复质量,因

此对低频子图象采用了保真度较高的容量为 2^6 的标量量化,这一方面保证了整个压缩系统重构图象的质量,另一方面,由于量化后的低频子图象可以看作是低空间分辨率下,原始图象的一个良好近似,因此可以把它作为原始图象的一个图标图象用来支持图象数据库的快速浏览操作。

最终,对上述低频子图象的标量量化数据以及高频细节子图的迭代分形编码数据,可采用自适应算术编码方法进行熵编码来进一步提高编码系统的整体效率。

2.2 基于迭代分形编码数据的图象检索

为了实现基于迭代分形编码数据的图象检索,必须能够从压缩算法所形成的压缩数据中得到或构建出能反映图象内容的特征量,并在这些特征量的基础上进行图象间相似度的测量。而由上节所实现的小波变换域内的迭代分形编码方法可知,图象高频子图象编码后得到的分形码中包含了所有最佳匹配 Range 和 Domain 块对之间的位置信息和变换参数,具体来说,图象 I 所对应的迭代函数系统可表示为:

$$IFS(I) = \{x(n), y(n), a(n); n = 1, 2, 3, \dots, N\} \quad (5)$$

式中, $x(n)$ 和 $y(n)$ 代表第 n 个 Range 块所对应的匹配 Domain 块位置信息的水平和垂直分量, $a(n)$ 是量化的方差因子参数, N 是 Range 块的总个数。如果把 $x(n)$ 、 $y(n)$ 和 $a(n)$ 看作是一个三维空间 3 个坐标轴上的分量,则一个由 $x(n)$ 、 $y(n)$ 和 $a(n)$ 所定义的变换结果就是这个三维空间中的一个点,而与图象 I 所对应的迭代函数系统 $IFS(I)$ 就是该三维空间中的一个点集,不同图象所对应的迭代函数系统

$$D(q, I) = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 \sqrt{(x_{I_c}(i, j) - x_{q_c}(i, j))^2 + (y_{I_c}(i, j) - y_{q_c}(i, j))^2 + (a_{I_c}(i, j) - a_{q_c}(i, j))^2} \quad (7)$$

③ 对图象库中所有的图象都与待检索输入图象 q 进行距离计算。

④ 选出距离最小的几幅图象作为检索输出图象。

通过上述步骤就完成了基于迭代分形编码数据的图象检索过程。另外,由于低频子图象采用了 6bit 的标量量化,利用其量化结果可以直接构建 64 级量化的灰度级直方图特征,因此,如将基于低频子图象的量化级统计直方图特征量的检索作为粗检步骤,而将上述基于高频数据迭代分形码的检索作为细检步骤,则能够形成粗细两级的压缩域图象检索。

在该三维空间中具有不同的点集分布,由此可以利用不同点集所具有的不同分布特性来计算不同迭代函数系统的距离,并用该距离的大小作为图象间相似程度的度量。据此提出了如下的基于迭代分形编码数据的图象检索方法:

(1) 特征量计算过程

① 对于分辨率为 j , 取向为 i 的 $N_{i,j}$ 个分形编码数据 $\{x_{i,j}(n), y_{i,j}(n), a_{i,j}(n), n = 1, 2, \dots, N_{i,j}\}$, 首先对 $x_{i,j}(n)$ 序列和 $y_{i,j}(n)$ 序列分别按其各自的最大值进行归一化处理,然后把归一化的 $x_{i,j}(n)$ 、 $y_{i,j}(n)$ 和 $a_{i,j}(n)$ ($n = 1, 2, \dots, N_{i,j}$) 一起作为三维空间中的一个点集;最后计算该点集的质心,记为 $(x_c(i, j), y_c(i, j), a_c(i, j))$ (c 代表质心)。

② 利用 3 级分辨率、3 个取向上的分形码数据分别进行步骤①中点集质心的计算,从而得到一个具有 9 个分量的如下特征矢量:

$$\{(x_c(i, j), y_c(i, j), a_c(i, j)) | i = 1, 2, 3; j = 1, 2, 3\} \quad (6)$$

③ 将该特征矢量作为一幅图象的表征,用于计算图象间距离的大小,并对所有的图象均基于其分形编码数据进行如式(6)所示的特征矢量的计算。

(2) 特征矢量匹配过程 对所有图象,当得到了表征其迭代函数系统分布的特征矢量后,便可以进行图象间相似与否的匹配,具体包括:

① 对检索输入图象 q 经过同样的特征矢量计算,即得到其特征矢量

$$\{(x_{q_c}(i, j), y_{q_c}(i, j), a_{q_c}(i, j)) | i = 1, 2, 3; j = 1, 2, 3\}$$

② 通过下式计算,待检索输入图象 q 和图象库中一幅图象 I 之间的距离 D

3 模拟实验及其结果

为了了解本文方法的效果,通过实验对本文所提出的压缩方法以及基于压缩数据(熵解码)的检索性能进行了验证。压缩实验选用了 Lena、Boats 和 Café 3 幅标准图象(均为 $512 \times 512 \times 8$),压缩性能采用比特率和峰值信噪比(PSNR)来衡量。为了验证基于压缩域数据的图象检索性能,建立了一个 500 幅的图象数据库,内容包括人物、动物、建筑、纹理以及风景等,以保证实验结果的可信度和可靠性

(每一幅图象在图象库中都有4幅相似图象). 根据文献[9]的讨论, 采用了如下的评价准则来进行评价: 假设图象数据库内的图象总数为 P , 对其中每一幅图象 i , 人工列出图象库中与其内容相似的 N_i ($1 \leq i \leq P$)幅图象. 对每一次输入的查询图象 q , 检索输出与其相似度最大的 $N_q + t$ 幅图象, t 为预先设定的检索余量, 如果输出图象中有 n_q 幅检索成功的图象, 则检索效率 η_R 定义为

$$\eta_R = \frac{\sum_{q=0}^P n_q}{\sum_{q=0}^P N_q} \quad (8)$$

η_R 值的大小唯一直观地表征了检索效率的高低.

3.1 图象压缩实验结果

采用上述小波变换域内的迭代分形编码方法对3幅标准图象进行压缩, 其结果如表2所示, 其中, 小波基函数选择了双正交的CDF9.7滤波器^[10], 对分形码中的反差因子参数进行了3bit的量化. 实验是对图象库中500幅图象进行压缩, 压缩后的图象其总体的比特率平均值为0.123bpp, PSNR值平均为29.08dB. 图2给出了本文方法和零树小波编码方法^[11]对Lena图象进行压缩的比较结果. 由图2可以看出, 不管是编码比特率还是PSNR, 本文算法的性能均略优于小波零树编码, 同时本文算法还支持压缩域图象检索, 但本文编码算法处理一幅图象的时间却要长于零树编码方法, 且编解码时间的非对称性仍较为突出, 因此, 如何更快速有效地实现小波域内的迭代分形编码仍需要进行深入的研究.



图2 Lena 图象压缩实验的比较结果

表2 3幅标准测试图象结果的压缩

测试图象	比特率(bpp)	PSNR(dB)
Lena	0.119	32.08
Boats	0.125	31.46
Cafe	0.134	28.05

3.2 图象检索实验结果

由于本文的基于迭代分形的图象检索是在第1节所讨论的假设条件前提下进行的, 所以对该假设的合理性进行了实验, 即首先从图象数据库中随机选出10组图象, 包括人物、纹理、自然风景、建筑和动物5个主题, 每一组图象为某一主题的5幅相似图象; 然后利用本文所提出的基于迭代分形数据的特征量计算和匹配方法分别计算每一幅图象和组内相似图象(4幅)特征量的平均距离, 以及和其他各组图象(每组5幅)特征量间的平均距离, 并进行比较. 统计结果表明, 83%的图象的组内平均距离小于组间平均距离, 只有17%的组内距离略大于部分的组间距离, 且这部分主要发生在图象布局比较接近的几幅人物图象和动物图象之间. 该结果在一定程度上说明了利用迭代函数系统分布特征量来衡量图象间相似与否的合理性. 作为示例, 表3给出了其中的5幅图象和5个图象组之间的组内距离和组间距离的计算结果, 由表3可以看出, 组内距离明显小于组间距离.

在以上实验的基础上, 进一步利用图象数据库, 并以检索效率评价准则为依据进行了实际的图象检索实验. 表4列出了本文方法和基于矢量量化方法^[12](256个码字码书的统一量化)检索性能的比较. 本文方法分两种情况给出, 一种是仅仅采用高频子图象的IFS的分布特征量来进行检索, 另一种是采用将低频子图象的量化级统计直方图特征量作为粗检, 而将高频子图象IFS的分布特征量作为细检的两级检索(粗检步骤保留前100幅相似图象)方法. 检索效率的计算中, 不同的检索输出图象对应的 N_q 取值为10, 冗余量 t 取值为5.

分析对比上述结果, 可以看出, 粗细两级检索方法的性能优于基于VQ的方法, 而纯粹基于迭代分

表3 组内距离和组间距离计算示例

	人物组	纹理组	建筑组	动物组	风景组
人物图象	0.327	1.872	0.962	0.614	1.557
纹理图象	1.215	0.764	0.834	2.012	1.944
建筑图象	1.347	0.519	0.489	1.472	0.845
动物图象	0.774	1.970	1.308	0.087	0.546
风景图象	2.113	0.982	0.695	1.372	0.224

表4 不同方法的检索性能比较

方法名称	矢量量化方法 (VQ256)	本文方法1 (迭代分形)	本文方法2 (粗细两级)
检索效率(%)	80.3	78.6	89.5

形压缩数据检索的性能略低于基于 VQ 的方法。值得指出的是,从特征量的存储量要求来看,本文方法远远优于基于 VQ 的方法。对一幅图象,本文方法只需存储一个具有 9 个分量的特征矢量,而基于 VQ 的方法却要求一个具有 256 个分量的直方图特征量,同时本文方法特征量匹配的计算量也远远小于基于 VQ 的方法。这些都充分表明了基于迭代分形的图象检索方法所具有的巨大应用潜力。

4 结论与讨论

本文利用分形对图象所具有的独特表征能力,对基于迭代分形的图象压缩方法和检索方法进行了初步的研究。在小波变换域内,提出了一种基于迭代分形的高效图象压缩方法,并在图象分形码的基础上,利用迭代函数系统的分布特性,进行图象间距离的计算,实现了基于迭代分形压缩数据的图象检索操作。有关的实验结果初步验证了所提出压缩和检索方法的有效性。然而,对基于迭代分形的图象检索而言,该方法仍很初步。因为检索实现的假设条件并不具备任何理论依据,同时直接利用分形码的图象检索性能也很难提高,所以如何为迭代函数系统用于图象检索提供理论依据,以及如何更有效地利用分形码数据来支持高效检索还需要进行更深入的研究。

参 考 文 献

- Mandal M K, Idris F, Panchanathan S. A critical evaluation of image and video indexing techniques in the compressed domain [J]. Journal of Image and Vision Computing, 1999, 17(7): 513~529.
- Chang Shih-Fu. Compressed-Domain techniques for image/video indexing and manipulation [A]. In: IEEE International Conference on Image Processing [C], Washington DC, 1995: 314~317.
- Wohlberg B, Jager G. A review of the fractal image coding literature[J]. IEEE Trans. IP, 1999, 8(12):1716~1729.
- 沈兰荪. 图象编码与异步传输[M]. 北京:人民邮电出版社, 1998.
- 沈兰荪, 魏海, 黄祥林. 压缩域图象处理技术研究[J]. 北京工业大学学报, 2000, 26(3):24~32.
- 温江涛, 朱雪龙. 基于 IFS 分形理论的信源编码技术的研究[J]. 电子学报, 1996, 24(10):1~7.
- Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition; the wavelet representation[J]. IEEE Trans. PAMI, 1989, 11(7): 674~693.
- WEI Hai, SHEN Lansun. Fractal coding of wavelet image based on human vision's contrast masking effect [A]. In: SPIE Proceedings in Video/Image Communication and Processing[C]. San Jose, CA, 2000, 3974:584~594.
- Mandal M K. Wavelet based coding and indexing of images/video [D]. Ottawa, Canada; Dissertation of University of Ottawa, 1998.
- Daubechies I. Ten lectures on wavelets [A]. In: CBMS/NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics SIAM, CBMS, Philadelphia, USA, 1992, 61:271~280.
- Shapiro M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients[J]. IEEE Trans. SP, 1993, 41(12):3445~3462.
- Idris F, Panchanathan S. Image indexing using vector quantization[A]. In: SPIE Proceedings in Storage and Retrieval for Image and Video Databases- III [C], San Jose, CA, 1995, 2420:373~380.

魏 海 1973 年生,北京工业大学信号与信息处理研究室博士生。主要研究领域为基于小波与分形的图象编码、压缩域图象检索等。



沈兰荪 1938 年生,北京工业大学教授,博士生导师。主要研究方向为智能化信息处理。出版《图象编码与异步传输》等著作 10 部,发表论文 200 余篇。



李晓华 1973 年生,北京工业大学信号与信息处理研究室博士生。主要研究领域为基于内容图象检索、图象压缩等。