

## 基于树状小波分解的纹理图象检索

汪祖媛<sup>1</sup> 梁栋<sup>2</sup> 李斌<sup>1</sup> 李焯<sup>1</sup> 庄镇泉<sup>1</sup>

<sup>1</sup>中国科学技术大学电子科学与技术系, 合肥 230026)

<sup>2</sup>安徽大学电子工程与信息科学系, 合肥 230039)

**摘要** 针对图象检索应具有简单、快速、有效等要求, 提出了一种采用树状小波分解特征的纹理图象检索方法, 该方法可以在相应的能量准则下, 自适应地对图象进行子带分解, 同时可利用小波函数分解的多分辨率与多方向特性, 来形成能够在一定程度上对图象进行精确描述的特征矢量; 在此基础上, 又采用基于图象特征值的主分量分析方法, 有效降低了特征矢量的维数; 另外, 基于用户需求的分层检索, 还满足了用户不同层次的需求。实验结果表明, 该算法快速、有效, 具有较强的应用价值。

**关键词** 纹理图象 图象检索 树状小波分解 特征值

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2004)11-1065-05

## Texture Retrieval Based on Tree-Structured Wavelet Transform

WANG Zu-yuan<sup>1</sup>, LIANG Dong<sup>2</sup>, LI Bin<sup>1</sup>, LI Xuan<sup>1</sup>, ZHUANG Zhen-quan

<sup>1</sup> (Dept. of Electronic Science and Technology, USTC, Hefei 230026)

<sup>2</sup> (Dept. of Electronic Engineering and Information Science, Anhui Univ., Hefei 230039)

**Abstract** This paper put forwards a new novel texture image retrieval method by using the advantage feature of tree-structured wavelet transform. This method can produce eigenfeature at different scales precisely by decomposing the texture at multi-scales and multi directions adaptively under the energy rule. In terms of these image eigenvalues, the proposed method also suggested a modified algorithm, named principal eigenvalues analysis (PEA), which can cut down eigenfeature dimensions to the low space effectively. It was confirmed that on the capability of the hierarchical way provided by this method the use oriented application processing can allow users to carry out different retrieval on accord to users' requirements, which is called a coarse to fine retrieval. It was indicated by experimental results that the modified texture retrieval way has powerful practical merits for it can improve the retrieval accuracy efficiently and speed up the retrieval processing.

**Keywords** Texture image, Image retrieval, Tree-structured wavelet transform, Eigenvalue

## 0 引言

如今, 无论是军事, 还是民用设备都会产生数以万计的以G字节计的数字图象, 而这些图象都包含了大量的有用信息。如果这些图象没有被很好地结构化, 那么则很难对其进行浏览、查找和检索, 人们也将无法有效地利用这些有用信息, 所幸的是, 近几

十年来, 数字图象处理与理解技术已日渐成熟, 如其中基于图象内容的检索技术即是针对这一问题而产生的一种通过分析图象本身的视觉内容, 如颜色、纹理、形状等来实现图象检索和管理的多媒体技术<sup>[1]</sup>。由于该技术是通过通过对图象进行直接分析和特征抽取, 并利用这些描述图象内容的特征来建立索引, 以实现图象检索, 因此, 如何获取图象的特征矢量是图象检索中的一个重要问题。

基金项目: "973" 国家重点基础研究发展规划资助项目(G1998035413)

收稿日期: 2004-05-11; 改回日期: 2004-12-27

由于纹理充分地表现了图象内所包含物体的表面结构特征,因而对纹理的检索也就成为基于内容图象检索的一种有效手段。一般基于纹理特征的图象检索,其结果的好坏在很大程度上取决于纹理特征的提取与表示。研究表明,一个好的纹理特征提取算法应该能够提取多尺度、多方向性的纹理特征。目前最有代表性的纹理特征提取方法,例如,IBM 公司的 QBIC 检索系统<sup>[1]</sup>采用的实体纹理特征矢量,其所涵盖的则是均匀度、对比度和方向等多个纹理属性;又如 MIT 媒体实验室的 Photobook 检索系统<sup>[2]</sup>则采用 Wold 分解方法来形成纹理特征矢量,但它们都不能或不便于对纹理做精细的分析,即不能提取多分辨率的、多方向性的纹理特征。鉴于图象检索的简单、快速、有效的要求,本文提出一种基于树状小波分解特征的纹理图象检索方法,该方法在一定的能量准则下,能够自适应地根据图象特征进行子带分解,从而快速形成图象的特征矢量。实验结果表明,由于该算法通过树状小波多分辨率分解,可对纹理图象进行精确描述,同时可利用纹理图象在空域和频域较大的冗余度,来充分压缩图象,以降低图象特征矢量的维数,因此是一种简明有效的检索方法。

## 1 树状小波多分辨率分解

### 1.1 图象的小波分解

当取平方可积函数  $\phi(x)$  作为基本小波或小波母函数时,令

$$\phi_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \text{ 为实数,且 } a \neq 0 \quad (1)$$

则函数  $f(x)$  由  $\phi(x)$  生成的,依赖于  $a, b$  的连续小波变换为

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \phi_a^*(t-b) dt \quad (2)$$

Mallat 提出的求解小波系数的塔形算法<sup>[3]</sup>,使得离散小波变换可以以数字滤波器组的形式出现。这样多分辨率分析的小波分解公式为

$$\begin{aligned} W_{2^n}(x) &= \sqrt{2} \sum_k h(k) W_n(2x-k) \\ W_{2^{n+1}}(x) &= \sqrt{2} \sum_k g(k) W_n(2x-k) \end{aligned} \quad (3)$$

其中,  $W_1(x)$  为事先定义的尺度函数  $\phi$ ,  $W_n(x)$  为由尺度函数生成的小波母函数  $\psi$ , 而且在实际运用中,通过水平和垂直滤波,二维离散小波变换将图象分

为 4 个子带: LL, LH, HL 和 HH, 其中, LL 为垂直和水平方向低频子带, LH 为水平方向低频、垂直方向高频子带, HL 为水平方向高频、垂直方向低频子带, HH 为垂直和水平方向高频子带, 如图 1 所示。

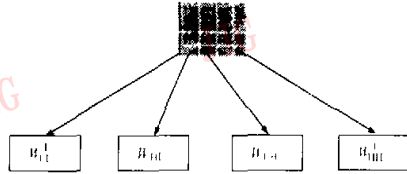


图 1 小波分解示意图

### 1.2 树状小波分解

在现有的许多小波分解纹理图象的方法中, 大都是递归地对低频子带 LL 进行分解, 从而实现图象的多级分解, 但由于有些纹理图象的重要信息常常包含在 HL 或 LH 频段中, 因而这样容易丢失一些纹理图象的丰富细节。为此, 本文引进了树状小波分解<sup>[4]</sup>方法, 因为它能够自适应地根据图象的特征, 并按子带图象能量来对 LL, LH, HL, HH 进行分解。这种算法不但保留了传统算法的多分辨率特性, 而且充分利用了纹理图象丰富的细节信息, 以形成有效的特征矢量, 从而提高了检索精度与效率。

本文选用纹理图象的能量函数来作为子带是否继续分解的准则, 而对于一个给定的纹理图象  $I(N \times N)$ , 其能量  $e$  的表达式为

$$e = \frac{1}{N \times N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a(i, j) \quad (4)$$

式中,  $a(i, j)$  为图象象素点的灰度值。

由此, 纹理图象的树状小波分解算法可以描述如下:

- (1) 按式(4)计算给定纹理图象的能量, 记为  $e$ 。
- (2) 进行一阶小波变换, 将图象分解成为 4 个子带, 按式(4)计算各个子带图象的能量  $e_{LL}, e_{LH}, e_{HL}, e_{HH}$ 。
- (3) 如果子带能量小于  $ce$ , 则停止分解, 其中,  $c$  为一事先给定的常数。
- (4) 如果子带能量大于  $ce$ , 则对子带图象按上述步骤继续分解。

对于能量较小的子带图象, 可用其均值和方差来表示该子带图象。通过对纹理图象实施上述变换, 就可以形成一树状分布的纹理特征矢量, 如图 2 所示。

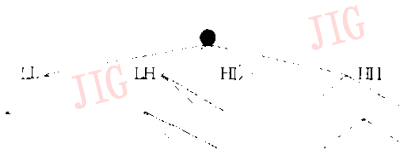


图2 树状小波分解示意图

## 2 基于特征值的主分量分析

通过实验可以发现,纹理图象在经过三阶小波变换后,其低频子带的细节已基本上被平滑,因而其子带图象有较大的数据冗余量,如图3所示。

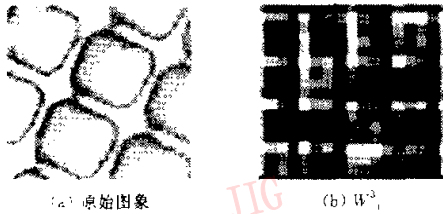


图3

如果利用该子带直接形成纹理特征矢量,则特征矢量的维数偏高。当运用一些距离函数来进行基于相似度的检索时,若形成的距离有一定的偏差,则将造成不精确的查询结果。为了解决上述问题,本文提出一种基于特征值的主分量分析方法,即将某一子带图象看成是一多维向量,再通过求解特征值的方法来形成图象的特征矢量,从而有效降低了它的向量维数。实验结果表明,该算法不仅提高了检索效率,同时也提高了纹理图象的检索精度,因而是行之有效的。

### 2.1 子带图象的特征值分解

设某一子带图象  $X(k \times k)$ , 如果将图象象素按行依次排列起来,则可形成一高维向量  $A(a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_k)$ , 其中,  $a_i$  为子带图象象素值,  $i=1, \dots, k \times k$ 。

令  $H=A^T \times A$ , 即

$$H = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_i \\ \vdots \\ a_k \end{pmatrix} \times (a_1 \ a_2 \ \dots \ a_i \ \dots \ a_k) \quad (5)$$

则  $H$  为  $(k \times k, k \times k)$  维实对称矩阵,可分解为

$$H e_i = \lambda_i e_i \quad (i = 1, \dots, k \times k) \quad (6)$$

其中,  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{k \times k}$  是按非升排列的实对称矩阵  $H$  的特征根序列,而这个序列可以作为描述图象内容的特征矢量。

### 2.2 基于特征值的主分量分析

通过实验发现,由于子带图象有较大的冗余度,因此在特征值序列中,相对于  $\lambda_1$  等几个较大的特征值来说,排在序列后面的那些特征值的作用完全可以忽略不计。基于 Swet 提出的 MEF (Most Expressive Features) 方法<sup>[1]</sup>,本文提出一种基于特征值的主分量分析方法,用来形成待分析图象的特征矢量。即选择特征值序列前  $t(t < k \times k)$  个值,并使其满足

$$\left( \frac{\sum_{i=1}^t \lambda_i}{\sum_{i=1}^{k \times k} \lambda_i} \right) > \rho \quad (7)$$

其中,  $\rho$  是事先预定的一个  $\lambda_i$  阈值。

## 3 纹理图象检索方法

### 3.1 基于图象内容的相似度检索

基于内容的图象检索主要是采用相似性的搜索方法,即根据相似性判别规则和查询要求来对图象数据库进行排序,然后给出与查询要求最相似的若干图象。目前,常见的相似性度量方法有向量空间模型方法、度量空间模型方法等,其中,向量空间模型法是将对象模型化为多维空间中的点,其两对象间的差异由多维空间中两点的距离表示,而且在向量空间中最常见的度量函数是欧几里德距离、Manhattan  $L_1$  和 Max  $L_\infty$  距离或用加权的距离函数,它们均属于度量空间中的 Minkowski 的  $r$  度量函数,也是多媒体数据库最常用的相似性度量函数,如在  $d$  维向量空间内, Minkowski  $r$  度量函数定义如下

$$D_r(x, y) = \left[ \sum_{i=1}^d |x_i - y_i|^r \right]^{1/r} \quad (8)$$

显然,当  $r=1$ , 其为曼哈顿街区距离,即

$$D_1(x, y) = \sum_{i=1}^d |x_i - y_i|; \text{ 当 } r=2, \text{ 其为欧氏距离,}$$

即  $D_2(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (x_i - y_i)^2}$ ; 当  $r$  为无穷大时,其定义为  $D_\infty(x, y) = \max |x_i - y_i|$ 。

本文选用的是欧氏距离,对于两幅给定图象  $I_1$  和  $I_2$ , 经特征抽取后分别得到  $f^{(1)}(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m)$  和  $f^{(2)}(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m)$  ( $m$  为特征数)两特征矢量。则两幅图象间的欧氏距离  $L_2$  依据式(8)可以表示为

$$f = \sqrt{\sum_{k=1}^n (\mu_k - \mu_n)^2} \quad (9)$$

### 3.2 基于用户需求的分层检索

为了使基于内容的图象查询能真正地适用于大规模的图象集合,有必要研究有效的多维度索引技术.因为在实际的检索中,不同的用户有不同的要求,本文则把用户的要求大抵分为粗略查询与精细查询两类.由于在现有的一些查询系统中,对于这两类不同的需求大都采用同样的查询特征矢量,其相对于特定的要求来说,查询结果不一定能够满足用户的需求.因此结合上面提出的描述图象内容特征矢量的固有点,本文提出一种基于用户需求的分层检索方法,其中,对于用户的粗略查询要求,可采用高阶小波变换后子带图象的特征值主分量来进行

检索,这种检索由于子带图象细节被平滑了许多,因此它们只是原图象的一种近似;而对于用户的精细查询要求,可采用基于树状小波分解的图象特征矢量来进行检索,因为该特征矢量是图象的一种多分辨率、多方向较为精确的描述.

## 4 实验结果及分析

实验处理的对象为一个包含有 200 多幅  $128 \times 128$  的各种纹理图象数据库.本文采用的小波函数为 Daubechies 函数,事先给定的参数  $c=1, p=5$ .图 4 为精细查询时的检索结果;图 5 为粗略查询时的检索结果,其中,左上角图象为待查询图象,其检索结果是一种与待查询图象相似程度的降序排列.

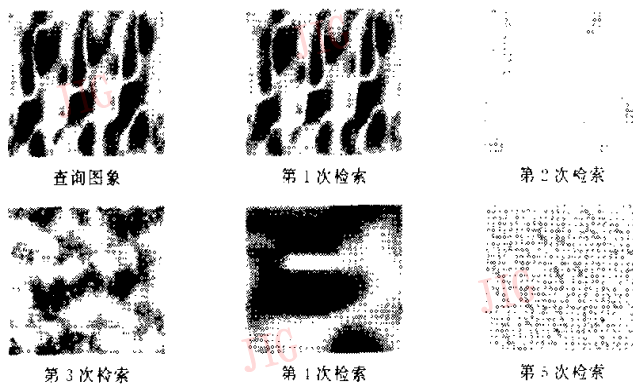


图 4 精细查询结果

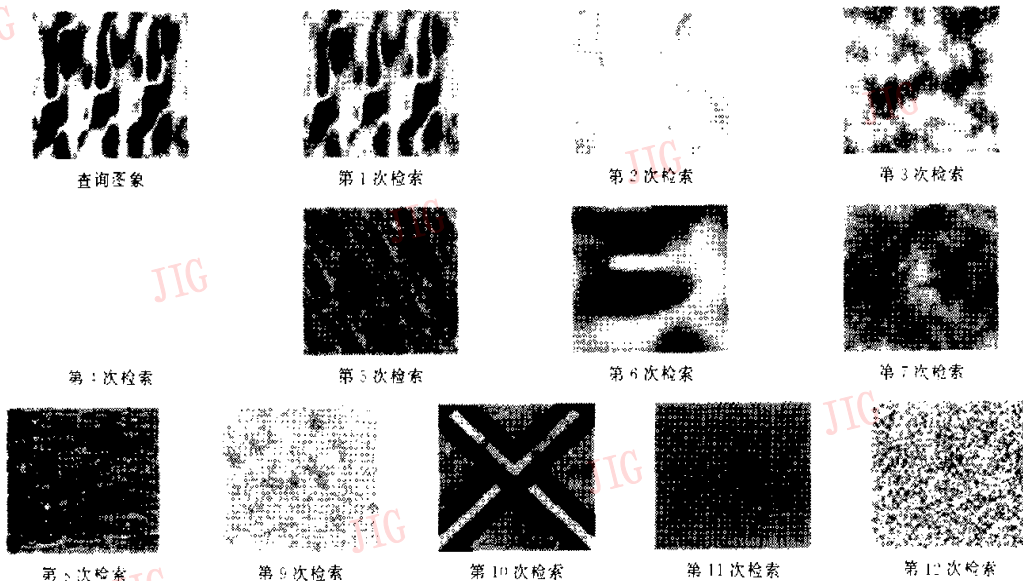


图 5 粗略查询

从实验结果可以看出,对于给定的查询图象,根据本文提出的特征矢量提取算法,可以较好地检索出与待查询图象相似的一类图象,而粗略查询和精细查询的结果略有所不同。实验结果表明,首先,由于小波函数分解具有多分辨率与多方向特性,因此其形成的特性特征矢量能够在一定程度上对图象进行精确描述;其次,由于树状小波分解可以在相应的能量准则下,自适应地对图象进行子带分解,且它不仅只对低频子带 LL 进行分解,因而它既充分反映了纹理图象的丰富细节,而且又不需要对图象进行全分解,由于其计算量明显减少,提高了算法的效率,因而可以用于大规模的图象数据库管理;第三,本文提出的基于图象特征值的主分量分析方法,由于利于降低高阶小波分解后的子带图象的冗余性,从而有效降低了特征矢量的维数;第四,结合不同的用户需求,本文还利用算法本身的多分辨率特性,提出了一种基于用户需求的分层检索方法,从而满足了用户不同层次的需求;最后,本文提出的算法思路不仅可以用于纹理图象的检索,同时也可用于其他诸如形状、草图等基于特征的图象数据库检索,因而具有较强的应用价值。

### 参 考 文 献

1. Mersicou M. D., Cinque L., Levialdi S. Indexing pictorial document by their content: A survey of current techniques [J]. *Image and Vision Computing*, 1997, 15(2): 119~141.
2. Fluckner M., Sawhney H., Ashley J. et al. Query by image and video content: The QBIC system [J]. *IEEE Computer*, 1995, 28(4): 23~32.
3. Pentland A., Picard R. W., Sclaroff S. Photobook: Tools for content-based manipulation of image databases [A]. In: Proc. of the SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases II [C]. San Jose, CA, 1991, 2185: 34~47.
4. Arandogan Y. A., Clement T. Yu. Techniques and systems for image and video retrieval [J]. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, 1999, 11(1): 56~63.
5. Melliaro Stephane G. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. *IEEE Trans. on Pattern and analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 447~463.
6. Chang T., Kou J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1993, 2(4): 429~441.

7. Liang Kai-Chieh, Jay Kuo C. C. Wavelet-based image representation and description system [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1999, 8(12): 1919~1929.
8. Lu C. S., Chung P. C., Chen C. F. Unsupervised texture segmentation via wavelet transform [J]. *The Journal of the Pattern Recognition*, 1997, 30(8): 729~742.
9. Swets D. L., Weng John. Using discriminant eigenfeatures for image retrieval [J]. *IEEE Trans. on PAMI*, 1996, 18(8): 831~836.



**汪祖媛** 1973年生,现为中国科学技术大学博士生,主要研究方向为计算机视觉、模式识别、基于内容的智能图象检索等,发表论文5篇。

**梁 栋** 副教授,1963年生,1985年毕业于安徽大学电子工程与信息科学系,1990年获该校硕士学位,主要从事计算机视觉、图象处理和模式识别等方面的研究和教学工作,先后参加或主持过国家 863、安徽省自然科学基金及其他科研开发等项目的研究,其中一项获安徽省教委科技进步二等奖,发表论文 20 篇。



**李 斌** 1970年生,讲师,现为中国科学技术大学电子科学与技术系博士研究生,主要研究方向为数据挖掘、神经网络、遗传算法等,发表论文 6 篇。



**李 焯** 1974年生,现为中国科学技术大学电子科学与技术系硕士研究生,主要研究方向为医学图象处理、模式识别等。



**庄镇泉** 1938年生,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理。