

基于小波模糊聚类的均质纹理和非均质纹理图像检索

吴冬升 吴乐南 黄波

(东南大学无线电工程系, 南京 210096)

摘 要 基于内容的图像检索是近年来的研究热点, 为此提出了一种自动区分均质纹理和非均质纹理图像, 并对这两类图像分别进行检索的算法. 算法首先从图像离散小波变换的低频子带提取一定的颜色和纹理特征用于模糊聚类, 将图像的低频子带分割为一定的区域; 然后根据分割的结果将图像自动语义分类为均质纹理或者非均质纹理图像; 最后对均质纹理和非均质纹理图像分别提取不同的特征矢量, 并按照一定的相似度准则检索图像. 实验结果表明, 该算法具有良好的均质纹理和非均质纹理图像分类和检索性能.

关键词 计算图像处理(520·6040) 基于内容的图像检索 小波变换 模糊聚类 语义分类 相似度

中图法分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)12-1400-06

Texture and Non-texture Images Retrieval Based on Wavelet Fuzzy Clustering

WU Dong-sheng, WU Le-nan, HUANG Bo

(Department of Radio Engineering, Southeast University, Multimedia laboratory, Nanjing 210096)

Abstract Content-based Image retrieval techniques are the research focuses in recent years. A texture and non-texture images retrieval algorithm is proposed in this paper. Firstly, we perform wavelet transform on the images; secondly we perform fuzzy clustering in the LL subband of the images according to the color and texture features; thirdly we can judge that the images are texture or non-texture by using the region segmentation, and extract different features, we extract the global energy features for texture images and the local energy features for non-texture images; then, according to the different similarity criterion, we can get the similarity of texture images and non-texture images. For non-texture images, we must first get region similarity and relation between the regions of two images, and then we can get similarity between images. For texture images, we can directly get image similarity from the global energy features. The algorithm is confirmed by the test that can get good classify and retrieval performance.

Keywords Computer image processing, Content-based image retrieval, Wavelet transform, Fuzzy clustering, Semantic classification, Similarity

0 引 言

基于内容的图像检索是近年来的研究热点, 现在已有许多文献提出了基于内容的图像检索方法^[1], 检索可以在低层视觉特征和高层语义特征两个层次上进行^[2], 其中基于低层视觉特征的图像检

索, 按照图像特征的作用域可以分为基于全局特征的检索和基于区域分割的检索两类. 目前已有的基于区域分割图像检索系统主要包括: VisualSEEK 和 WebSEEK 系统^[3-4]、BlobWorld 系统^[5]、WALRUS 系统^[6]、Windsurf 系统^[7]、以及 SIMPLIcity 系统^[8]. 基于高层语义特征的图像检索首先必须对图像进行分割, 然后对分割得到的区域

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60072013); 江苏省图象通信重点实验室开放研究课题(K02091)

收稿日期: 2002-11-22; 改回日期: 2003-06-09

进行对象识别,从而判断对象语义类别和对象空间位置关系语义,进而提取图象的场景语义、行为语义以及情感语义等高层语义。SIMPLcity 系统包含了一定的语义分类能力,初步实现了基于语义的图象检索功能。

对图象进行分割是个经典的难题,已有的图象分割算法包括基于边缘检测的分割、基于区域的分割、基于模型基的分割等算法。其中基于区域的分割又包含阈值法、聚类法、区域生长法以及松弛法等。聚类法中的模糊聚类方法^[9]可以对图象进行较好的分割,但是利用模糊聚类方法进行分割的计算时间复杂度很高,为了降低计算复杂度,可以先对图象进行离散小波变换,然后再对变换得到的低频子带进行模糊聚类,并将其映射到小波分解图象的各个子带,这样可以大大减少模糊聚类的时间。根据图象分割结果的稀疏度,可以自动将图象分为均质纹理和非均质纹理两类。对于均质纹理图象提取全局特征矢量计算图象相似度,非均质纹理图象首先要计算区域相似度,而后进行区域匹配,最终得到图象相似度。整个算法流程图如图1所示。

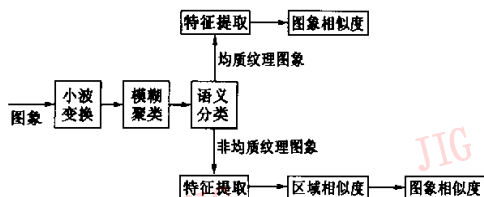


图1 算法流程图

1 小波模糊聚类区域分割

1.1 小波变换

采用 JPEG-2000 标准^[10]建议的离散小波变换方法,首先对图象进行直流平移和色度变换, JPEG-2000 标准主要提供了可逆(RCT)和不可逆(ICT)两种变换方案。可逆色度分量去相关变换和 Le Gall 5/3 可逆小波变换一起使用,不可逆的色度分量去相关变换和 Daubechies 9/7 不可逆小波变换一起使用。本文选择 RCT 变换方案,设图象经过 RCT 变换由 RGB 空间转化为 C0C1C2 空间,而后进行 3 级 Le Gall 5/3 可逆的小波变换。此时,在子带 B(LL、LH、HL、HH)中的第 ij (i 为行号, j 为列号) 个小波系数,在分解级数为 k 时,记为 $\omega_{ij}^{k,B} = (\omega_{0,ij}^{k,B},$

$\omega_{c1,ij}^{k,B}, \omega_{c2,ij}^{k,B})$, 从而 $\omega_{ij}^{k,B}$ 在颜色通道 C 和 D 中的能量定义为 $e_{CD,ij}^{k,B} = \omega_{C,ij}^{k,B} \cdot \omega_{D,ij}^{k,B}$, 其中,如果 $C=D$, 则称 $e_{CC,ij}^{k,B}$ 为颜色通道 C 的能量; $C \neq D$, 则称 $e_{CD,ij}^{k,B}$ 为通道 C 和 D 的相关能量,最终可以定义能量矢量 $e_{ij}^{k,B} = (e_{00,ij}^{k,B}, e_{01,ij}^{k,B}, e_{02,ij}^{k,B}, e_{11,ij}^{k,B}, e_{12,ij}^{k,B}, e_{22,ij}^{k,B})$ 。

1.2 模糊聚类法

设 $\{x_k, k=1, 2, \dots, n\}$ 是 n 个样本组成的样本集合, c 为预定的类别数目, $\{m_i, i=1, 2, \dots, c\}$ 为每个聚类的中心, $\mu_i(x_k)$ 是第 k 个样本对于第 i 类的隶属度函数。最有代表性的是模糊 C 均值方法,其必要条件是

$$m_i = \frac{\sum_{k=1}^n [\mu_i(x_k)]^b x_k}{\sum_{k=1}^n [\mu_i(x_k)]^b} \quad i=1, 2, \dots, c \quad (1)$$

$$\mu_i(x_k) = \frac{(1/\|x_k - m_i\|^2)^{1/(b-1)}}{\sum_{i=1}^c (1/\|x_k - m_i\|^2)^{1/(b-1)}} \quad k=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中, b 表示模糊程度。

用迭代方法求式(1)、式(2),具体步骤如下:

(1) 设定聚类数目 c 和模糊程度参数 b ;

(2) 初始化各聚类中心 m_i ;

(3) 重复下面的运算,直至各聚类中心稳定:

① 用当前的聚类中心根据式(2)计算隶属度函数;

② 用当前的隶属度函数按式(1)更新各聚类中心。

当算法收敛时,就得到了各类的聚类中心和各个样本对于各类的隶属度函数,从而完成了模糊聚类的划分。

1.3 模糊聚类区域分割

这里仅仅对 3 级小波分解的最低频子带进行模糊聚类。特征直接定义为能量矢量 $e_{ij}^{3,LL} = (e_{00,ij}^{3,LL}, e_{01,ij}^{3,LL}, e_{02,ij}^{3,LL}, e_{11,ij}^{3,LL}, e_{12,ij}^{3,LL}, e_{22,ij}^{3,LL})$, 也就是模糊聚类所采用的特征矢量为 6 维特征矢量,其中各个颜色通道的能量表示的是颜色信息,而通道之间的相关能量则可以用来表示纹理信息。使用这种方法对图象 3 级小波分解的低频子带进行模糊聚类可以得到良好的分割结果,而且,对于一幅 256×256 的图象,它的 3 级小波分解的低频子带只有 32×32 大小,对其进行模糊聚类的速度比对整幅图象进行模糊聚类要快得多。

确定模糊聚类的聚类数目是个非常复杂的问题,目前,在对图象库进行处理的时候,对图象的低

频子带,都将其分割为3个类别,大致为前景目标物体、背景以及一些不属于二者的其他部分。

将分割完成的低频子带类别向其他9个子带进行映射,可以得到其他9个子带对应的分割结果,这样做的目的是为了下一步提取各个区域的特征矢量做准备,如图2所示为一幅海滩图象(非均质纹理图象)和一幅均质纹理图象,经过小波模糊聚类分割映射到其他各个子带的图象如图3所示。

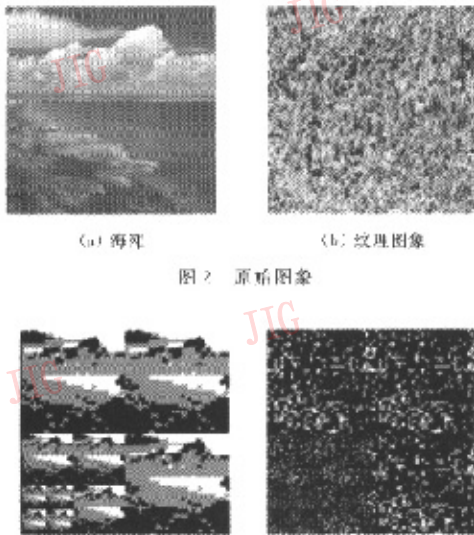


图3 图2经过小波模糊聚类映射后的图象,最低频子带在左下角

2 均质纹理和非均质纹理图象自动分类

判断一幅图象属于均质纹理图象还是非均质纹理图象,根据的是图象分割结果的稀疏度,因为一幅均质纹理图象的分类在图象中的排列是稀疏的,而一幅自然图象分割得到的结果则主要集中在某几块区域。因此,将图象 I_s 划分为16个等大小不重叠的区间 $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_{16}\}$, 图象经过聚类得到区域 $(R_{s,i}; i=1, \dots, m)$ 。每个区域 $R_{s,i}$ 分布在 Z_j 中的概率为 $P_{i,j}$, 则, $\sum_{j=1}^{16} P_{i,j} = 1, i=1, \dots, m$, 在均匀分布的情况下 $P_{i,j}=1/16, i=1, \dots, m; j=1, \dots, 16$ 。定义 χ^2 统计量为

$$\chi_i^2 = \sum_{j=1}^{16} 16 \left(P_{i,j} - \frac{1}{16} \right)^2 \quad (3)$$

对于分割得到的各个区域,如果区域面积过小

的话,将不进行统计,因为,面积过小的区域容易造成计算 χ^2 均值的误差,加上判断条件,定义区域 $R_{s,i}$ 中像素的数目为 $\text{Size}(R_{s,i})$, 总的图象面积为 Size , 如果

$$\text{Size}(R_{s,i}) > \text{Size}/(3m+1) \quad (4)$$

才考虑该区域的 χ^2 值。假定最终满足条件式(4)的区域为 $i=1, \dots, n$, 共 n 个, 则最终的

$$\bar{\chi}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \chi_i^2 \quad (5)$$

根据大量的统计实验^[8]可以得到,如果 $\bar{\chi}^2 < 0.32$, 则认为该图象为均质纹理图象,反之为非均质纹理图象。对图2所示的原始图象小波分解得到的低频图象,根据上面方法计算得到的 $\bar{\chi}^2$ 分别为0.8416和0.0501,所以判断图2所示的原始图象分别为非均质纹理图象和均质纹理图象。

一幅图象在入图象数据库之前,首先判断其为均质纹理图象还是非均质纹理图象,如果为非均质纹理图象则将其放到非均质纹理图象库中,如果为均质纹理图象则将其保存在均质纹理图象数据库中。对于一幅检索图象,也按照相同方法判断其属于均质纹理和非均质纹理图象的某一类,而后仅仅需要和其对应的一类图象进行相似度比较,无须考虑另一类图象。

3 均质纹理图象检索

3.1 特征矢量提取

均质纹理图象提取的是3级小波分解10个子带的全局能量矢量 $e_{ij}^{k,B} = (e_{00,i}^{k,B}, e_{01,i}^{k,B}, e_{02,i}^{k,B}, e_{11,i}^{k,B}, e_{12,i}^{k,B}, e_{20,i}^{k,B})$ 的均值和方差,即120维特征矢量,定义为

$$(m(e_{00}^{k,B}), m(e_{01}^{k,B}), m(e_{02}^{k,B}), m(e_{11}^{k,B}), m(e_{12}^{k,B}), m(e_{22}^{k,B}), \sigma^2(e_{00}^{k,B}), \sigma^2(e_{01}^{k,B}), \sigma^2(e_{02}^{k,B}), \sigma^2(m(e_{11}^{k,B}), \sigma^2(e_{12}^{k,B}), \sigma^2(e_{22}^{k,B})) \quad (6)$$

实验证明对于均质纹理图象采用全局小波变换参数方法可以获得良好的检索性能。

3.2 图象相似度计算

由于均质纹理图象提取的是全局特征矢量,因此可以直接比较均质纹理图象相似度来进行图象检索,对于两幅均质纹理图象 I_s 和 I_q 相似度定义为

$$d(I_s, I_q) = \sum_{k,B} \sum_{i,j} \omega_{k,B,i,j} |m(e_{ij}^{k,B})_{I_s} - m(e_{ij}^{k,B})_{I_q}| + \sum_{k,B} \sum_{i,j} \xi_{k,B,i,j} |\sigma^2(e_{ij}^{k,B})_{I_s} - \sigma^2(e_{ij}^{k,B})_{I_q}| \quad (7)$$

其中, $k \in (0, 1, 2)$ 表示小波分解级数, $B \in (\text{LL}, \text{HL})$,

LH, HH), $I, J \in (0, 1, 2)$ 表示颜色通道, $\omega_{I,J}^{k,B}, \hat{\omega}_{I,J}^{k,B}$ 表示权值, 实验中均取为 1.

4 非均质纹理图像检索

4.1 特征矢量提取

对非均质纹理图像, 由于其图像本身的复杂性, 采用对分割区域提取特征, 实验证明其比直接利用全局小波变换参数方法提取特征进行检索的性能要好. 对于非均质纹理图像 I_s 的各个区域 $R_{s,i}$, 提取如下特征矢量:

(1) 区域 $R_{s,i}$ 中像素的数目 $\text{Size}(R_{s,i})$, 这里像素的数目指的是在整幅图像中相应区域的像素数目;

(2) 每个区域 $R_{s,i}$ 在 3 级小波分解的 10 个子带, 分别计算其所包含系数的能量矢量的方差, 最终得到 60 维的特征矢量:

$$\sigma^2(e_{00}^{k,B})_{R_{s,i}} = [\sigma^2(e_{00}^{k,B}), \sigma^2(e_{01}^{k,B}), \sigma^2(e_{02}^{k,B}), \sigma^2(e_{11}^{k,B}), \sigma^2(e_{12}^{k,B}), \sigma^2(e_{22}^{k,B})]_{R_{s,i}} \quad (8)$$

4.2 非均质纹理图像区域相似度

对于两幅非均质纹理图像 I_s 和 I_q 的两个区域 $R_{s,i}$ 和 $R_{q,j}$ 相似度定义为

$$d(R_{s,i}, R_{q,j}) = \sum_{k,B} \sum_{I,J} |\sigma^2(e_{IJ}^{k,B})_{R_{s,i}} - \sigma^2(e_{IJ}^{k,B})_{R_{q,j}}| \quad (9)$$

其中, $k \in (0, 1, 2)$ 表示小波分解级数, $B \in (LL, HL, LH, HH)$, $I, J \in (0, 1, 2)$ 表示颜色通道.

4.3 非均质纹理图像相似度

假定非均质纹理图像 I_s 和 I_q 分别分割得到 m 个和 n 个区域, 定义区域集 $I_s = \{R_{s,1}, R_{s,2}, \dots, R_{s,m}\}$, $I_q = \{R_{q,1}, R_{q,2}, \dots, R_{q,n}\}$. 其中, 区域 $R_{s,i}$ 和 $R_{q,j}$ 之间的距离由式(9)定义, 可以简记为 $d_{i,j}$. 为了计算两幅图像之间的相似度, 最关键的问题是匹配图像区域问题, 为了提高对分割误差的鲁棒性, 允许一个区域匹配另一幅图像的多个区域. 为此, 利用显著性矩阵的概念, 定义矩阵 S , 其中 $S_{i,j}$ 表示区域 $R_{s,i}$ 和 $R_{q,j}$ 关联的程度. 最终可以得到图像的相似度定义为

$$d(I_s, I_q) = \sum_{i,j} S_{i,j} d_{i,j} \quad (10)$$

4.4 计算显著性矩阵

下面给出计算显著性矩阵的算法, 我们认为在图像中, 重要物体占图像的区域会更大, 定义区域 $R_{s,i}$ 占图像 I_s 的面积百分比为 P_i , 区域 $R_{q,j}$ 占图像 I_q 的面积百分比为 P'_j . 同时定义

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n S_{i,j} &= P_i, i = 1, \dots, m \\ \sum_{i=1}^m S_{i,j} &= P'_j, j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (11)$$

而且还要求区域之间相似度越小的具有的显著性矩阵系数越大, 就是区域之间相似度越小, 关联程度越高, 这个称为最相似最优准则. 根据上面的定义, 可以得到计算显著性矩阵的算法如下:

(1) 令 $L = \emptyset$, 定义 $M = \{(i, j) | i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n\}$;

(2) 在 $(i, j) \in M - L$ 中选择最小的 $d_{i,j}$, 标记此时的 (i, j) 为 (i', j') ;

(3) 令 $S_{i',j'}$ 为 $\min(P_{i'}, P'_{j'})$;

(4) 如果 $P_{i'} < P'_{j'}$, 在 $M - L$ 中当 $j \neq j'$ 时, 令 $S_{i',j} = 0$, 同时令 $L = L + \{(i', j)\}$; 否则, 在 $M - L$ 中当 $i \neq i'$ 时令 $S_{i,j'} = 0$, 同时令 $L = L + \{(i, j')\}$;

(5) 令 P_i 为 $P_i - \min(P_{i'}, P'_{j'})$;

$P'_{j'}$ 为 $P'_{j'} - \min(P_{i'}, P'_{j'})$;

(6) 如果 $\sum_{i=1}^m P_i > 0$ 和 $\sum_{j=1}^n P'_j > 0$, 则转到第 2 步; 否则, 终止, 得到显著性矩阵.

例如两幅图像 I_s 和 I_q 分别分割为 2 个和 3 个区域, 其中图像 I_s 的 $P_1 = 0.3, P_2 = 0.7$, 图像 I_q 的 $P'_1 = 0.5, P'_2 = 0.2, P'_3 = 0.3$, 两幅图像的各个区域之间的相似度通过计算得到为

$$\begin{pmatrix} 1.6 & 2.0 & 2.1 \\ 1.0 & 0.2 & 0.6 \end{pmatrix}$$

根据上面的算法, 循环 4 次, 分别利用 $d_{2,2}$ (无须考虑 $d_{1,2}$), $d_{2,3}$ (无须考虑 $d_{1,3}$), $d_{2,1}$, $d_{1,1}$ 可以计算得到显著性矩阵为

$$\begin{pmatrix} 0.3 & 0 & 0 \\ 0.2 & 0.2 & 0.3 \end{pmatrix}$$

5 实验结果

建立两个图像数据库, 其中一个为均质纹理图像数据库, 选择 brodatz 纹理图像库的 50 幅图像, 然后在每幅图像中随机选择 4 幅 256×256 大小的图像, 总共得到 200 幅均质纹理图像; 另一个为自然图像库, 采用 200 类自然图像, 包括海滩、教堂、猫、鸽子、狮子、玫瑰花、汽车、火车等等, 每类有 5 幅相似图像, 一共得到 1 000 幅图像, 图像大小为 256×256 . 对于一幅检索图像, 判断其为均质纹理图像还是自然图

象,如果是均质纹理图象就只和均质纹理图象库中图象进行相似度比较,否则和非均质纹理图象库中图象进行相似度比较.例如对如图2所示的原始均质纹理图象进行检索得到结果如图4所示.

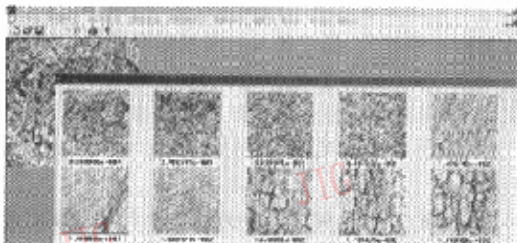


图4 均质纹理图象检索得到的10幅检索结果图象

对于如图2所示的自然图象采用本文算法检索得到的结果如图5所示,如果对自然图象采用和均质纹理图象相似的全局小波特征进行检索,得到的结果如图6所示,可以看到采用本文算法的检索精度更高.



图5 本文算法检索得到的5幅检索结果图象

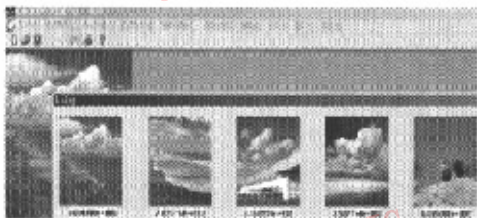


图6 全局小波变换算法检索得到的5幅检索结果图象

对检索效率的评价目前主要是判断检索结果正确与否,通常使用两个指标:查准率(Precision)和查全率(Recall).查全率的主要含义是在一次查询过程中,用户所查到的相关图象的数目和数据库中与目标图象相关的所有图象数目之比;而查准率主要是指在一次查询过程中所查到的相关图象的数目同该次查到的所有图象数目之比.对两个数据库进行检索,得到查准率如图7所示,可以看到本文算法具

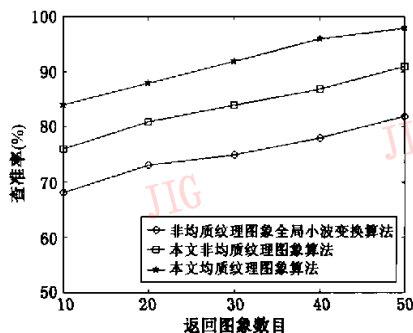


图7 查准率比较图

有良好的检索性能,基本满足检索的要求.

SIMPLIcity 算法也是一种基于区域分割的图象检索算法^[8],该算法首先利用 K-均值聚类方法对图象粗分割,而后计算各个区域的颜色、纹理和形状特征,并计算图象之间各个区域相似度,最终得到图象之间的相似度.和 SIMPLIcity 算法的 K-均值聚类方法相比,利用本文给出的小波模糊聚类区域分割算法可以得到更好的图象分割结果,同时还可以方便地提取区域特征矢量,而且得到的区域特征矢量也更有利于区域相似度比较.图8给出本文算法和 SIMPLIcity 算法的查准率比较图,可以看到本文算法和 SIMPLIcity 算法相比,性能有一定的提高.

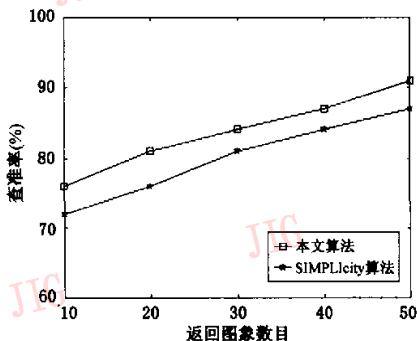


图8 本文算法和 SIMPLIcity 算法查准率比较图

6 结论

本文提出了一种均质纹理和非均质纹理图象自动分类,而后按照类别分别进行图象检索的算法.该算法具有良好的均质纹理和非均质纹理图象分类能力,可以进一步得到较好的均质纹理图象和非均质纹理图象检索性能.目前系统仅仅将图象划分为均

质纹理图像和非均质纹理图像两类,下一步的工作是将图像划分为更多的语义类别以实现基于语义级的图像检索。

参 考 文 献

- 1 Arnold W M, Smeulders, Marcel Worring, Simone Santini *et al.* Content-based image retrieval at the end of the early years [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(12): 1~32.
- 2 王惠峰, 孙正兴. 基于内容的图像检索中的语义处理方法[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6A(10): 945~952.
- 3 Smith J R, Chang S F. VisualSEEK, A fully automated content-based image query system [A]. In: The Fourth ACM International Multimedia Conf 96 Proceedings (ACM Multimedia 96) [C]. Boston, 1996: 87~98.
- 4 Smith J R, Chang S F. WebSEEK: a content-based image and video search engine for the World-Wide Web [EB/OL]. <http://www.ctr.columbia.edu/~jrsmith/html/pubs/webseek-mm/wsmm.html>.
- 5 Serge Belongie, Chad Carson, Hayit Greenspan *et al.* Color-and-texture-based image segmentation using EM and its application to content-based image retrieval [A]. In: Proceeding of the 6th International Conference on Computer Vision ICCV'98 [C], Mumbai, India, 1998.
- 6 Natsev A, Rastogi R, Shim K. WALRUS: A similarity matching algorithm for image database [A]. Tech. Rep. [C], Bell Laboratories, Murray Hill, 1998.
- 7 Ardizzoni S, Bartolini I, Patella M. Windsurf: Region-based image retrieval using wavelets [A]. In: IWOS'99 [C], Florence, Italy, 1999, 9: 167~173.

- 8 Wang J Z. PHD Dissertation: Semantics-sensitive integrated matching for picture libraries and biomedical image databases [D], Stanford University, 2000.
- 9 边肇祺, 张学工等编著. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000 年.
- 10 ISO/IEC JTC1/SC29 WG1. JPEG 2000 Part 1 Final Draft International Standard [S].



吴冬升 1975 年生, 1997 年, 2000 年分别获合肥工业大学通讯工程学士学位和电路与系统硕士学位, 现为东南大学无线电系博士. 主要研究领域为图像压缩、图像检索和医学图像处理技术。



吴乐南 1952 年生, 东南大学无线电系教授, 博士生导师. 从事多媒体信息处理等研究与开发工作。

黄波 1975 年生, 1997 年获中南大学机电一体化学士学位, 2000 年获东南大学测控技术硕士学位, 现为东南大学无线电系博士. 主要研究领域为数字视频处理。