

基于全局和局部颜色特征的图像检索方法

林晨航, 潘志斌, 邹 彬

(西安交通大学 电信学院, 陕西 西安 710049)

摘 要: 提出了一种基于图像全局和局部颜色特征的图像检索方法. 首先在符合视觉感知特性的 Lab 颜色空间中提取全局颜色特征; 再对图像进行图像子块划分, 同时利用具有人眼视觉特性的高斯加权系数对其进行加权, 然后利用二值化得到的颜色位图作为局部颜色特征, 并进一步加入了方向性的考虑, 对图像子块进行垂直和水平投影, 最后合理地融合了全局和局部颜色特征的相似性进行图像检索. 对 Corel 图像数据库的实验结果表明, 此算法具有良好的检索效率.

关键词: 图像检索; 颜色均值; 子块划分; 方向性

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)04-0104-06

Color Image Retrieval Algorithm Based on Global and Local Color Features

LIN Chen-hang, PAN Zhi-bin, ZOU Bin

(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: This paper proposes an image retrieval algorithm based on global and local color features. First, global color features are extracted from Lab color space which is consistent with human visual perception, and Gaussian weighting coefficients are applied to the image which is divided into sub-blocks. Then the binary color bitmap is used as local color feature. Furthermore, directions are taken into account and the image is horizontally and vertically projected. At last, similarities of global and local color features are combined reasonably in image retrieval. The results using Corel Image Database show that the proposed algorithm obviously outperforms previous work^[1].

Key words: CBIR; mean value of color; sub-block dividing; directivity

1 引言

随着多媒体技术的发展和應用, 基于图像本身内容特征的图像检索技术, 已经日渐成为图像处理 and 计算机视觉的前沿问题^[1-2]. 如何能够有效地刻画图像, 如何能够对图像内容进行准确的表达, 如何采用合适的数据结构来描述图像的特性等一系列问题, 成为这个方向研究的热点. 目前, 应用和研究的重点主要集中在基于特征的查找, 再根据图像的特征进行图像间相似性的分析, 从而完成检索任务.

颜色信息作为彩色图像最基本和最直接的特

征, 已经被很多研究者所采用. 颜色信息易于统计的特性, 使其在某些图像检索场合中的应用具有很高的效率和准确性. 利用颜色特征进行图像检索的一般流程如图 1 所示.

Swain 等^[4]首先提出使用颜色直方图作为图像内容的索引特征, 再将颜色空间划分成若干固定的子空间, 对每幅图像的各个子空间统计其颜色直方图特征, 这样就融入空间信息. 然而他们并没有对颜色特征的空间分布信息做进一步处理. 因此, 为了进一步考虑颜色特征的空间分布信息, 薛少娟、左万利等^[5]提出了基于颜色分块全局直方图的图像检索方

收稿日期: 2011-07-12; **修回日期:** 2011-09-02

基金项目: 高校博士点专项基金资助项目(20100201110030); 陕西省科学技术攻关资助项目(2008K04-01); 浙江大学开放基金(A1115); 中兴通讯技术开发项目(201112045)

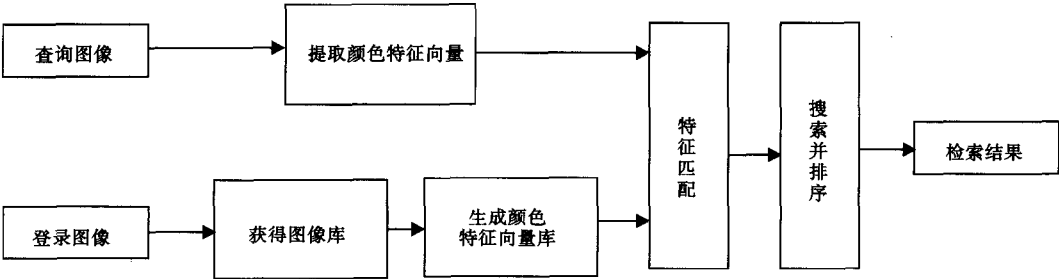


图 1 基于颜色的图像检索流程

法. 他们以分块直方图的特征作为基础, 利用用户反馈回来的权重值计算相似性距离, 从而达到提高检索效果的目的. 可是他们并没有将人眼视觉特性考虑进去, 因此检索精度还有所欠缺. 为了进一步提高检索精度, 于永健、王向阳等^[6]考虑了人眼视觉的特性, 提出了一种基于颜色复杂度^[7]的加权颜色直方图的图像检索算法. 他们将颜色复杂度作为局部特征, 进一步算出视觉权值, 再利用视觉权值加权后的直方图来进行图像检索. 但是利用直方图作为特征本质上只是考虑了统计学的特性, 忽略了像素间的空间位置的关系.

本文提出的算法采用颜色均值作为主要特征, 能够有效地表征图像, 同时我们加入了人眼视觉特性及不同方向的考虑, 提高了检索精度. 在符合视觉感知特性的颜色空间中求取图像颜色均值和方差作为图像全局特征, 然后基于颜色空间分布信息的考虑, 对图像进行了图像子块划分并考虑人眼的视觉特性进行了高斯加权, 再求取图像子块的均值并进行二值化得到颜色位图作为局部特征, 接着又对图像子块进行投影, 增加了方向性的考虑, 也增强了颜色特征对图像的描述能力. 实验结果表明, 在 Corel 图像库中, 本文的方法较文献^[8]中的算法能够更有效地进行图像检索.

2 基于颜色均值的图像检索方法

本文算法以颜色分布特征作为图像的全局特征, 然后对图像进行图像子块划分, 以各图像子块的颜色位图作为图像的局部特征, 再对两者进行有机的结合, 以达到提高检索效率的目的. 其中, 在选择符合人眼视觉感知特性的颜色空间的前提下, 全局特征即颜色分布特征是通过计算图像各个颜色通道的均值和标准差而得到. 局部特征即图像子块的颜色位图是首先对图像进行图像子块划分, 再将分

块乘以符合人眼视觉特性的高斯加权系数, 计算其均值并进行二值化得到的. 接着又进一步添加了方向性的考虑, 对图像进行投影, 丰富了图像的局部特征. 最后, 对归一化后的各个特征进行相似性度量, 并对其融合, 进行图像的匹配检索. 具体过程如下所述:

2.1 采用 Lab 颜色空间

用 RGB 颜色分量表示比较直接, 因此, 图像特征的提取一般会在 RGB 颜色空间中进行. 但是 R、G、B 数值和色彩的三个基本视觉特性(亮度、色调、饱和度)没有直接的关系, 不能揭示色彩之间的关系, 也无法考虑到人眼对亮度和色彩的区分度^[8].

而 Lab 空间弥补了 RGB 色彩空间的不足. Lab 颜色是被设计来接近人类视觉的. 它致力于感知均匀性, 它的 L 分量密切匹配人类亮度感知, 因此可以被用来通过修改 a 和 b 分量的输出色阶来做精确的颜色平衡, 或使用 L 分量来调整亮度对比. Lab 模式由三个通道组成. 它的一个通道是亮度, 即 L; 另外两个是色彩通道, 用 a 和 b 来表示. 如图 2 所示.

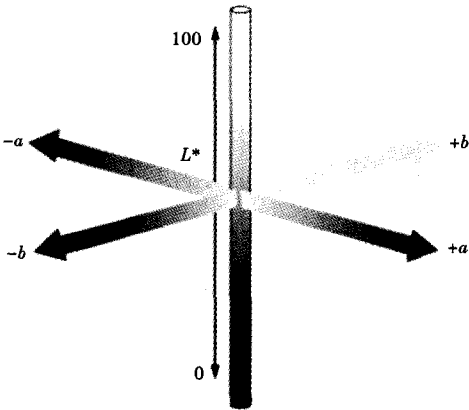


图 2 Lab 颜色空间模型

2.2 全局颜色分布特征的提取

在一幅图像中, 其颜色信息大部分都集中于一

阶矩(即均值)中,即一些低频分量.而二阶矩(即方差)表现为相对于均值的变化,即表征图像中颜色的变化.一阶矩和二阶矩都是能够有效表征图像的重要特征^[9].

对于一幅大小为 $w \times h$ 的彩色图像 I ,其任意一个像素可以用一个矢量来表达

$$P_i = (L_i \ a_i \ b_i)^T \quad (1)$$

式中, P_i 是图像第 i 个像素的颜色值, $1 \leq i \leq M$, $M = w \times h$ 为图像的总像素数, L_i, a_i, b_i 分别代表该像素亮度和两种色彩的颜色值.因此,一幅彩色图像的整体均值与标准差定义如下:

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i \quad (2)$$

$$\sigma = \left[\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (P_i - \mu)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

式中, $\mu = (\mu_L \ \mu_a \ \mu_b)$, $\sigma = (\sigma_L \ \sigma_a \ \sigma_b)$, 它们为一幅图像的全局颜色分布特征向量,其各分量相应代表亮度和两种色彩颜色分量.

本文采取这种方法提取整幅图像的均值和方差作为图像的全局特征.

2.3 对图像进行子图像块的划分

虽然提取了整幅图像颜色的全局分布特征,但是这并没有考虑和有效利用颜色组成之间的空间关系.因此,我们对图像进行了图像子块的划分.

首先,我们采用如图 3 所示的图像子块划分方法.

p_{11}	p_{12}	$\dots$	p_{1n_c}
p_{21}	p_{22}	$\dots$	p_{2n_c}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
p_{n_r1}	p_{n_r2}	$\dots$	$p_{n_r n_c}$

图3 图像子块划分法(中心原点如图中标注)

图中, $p_{ij}(x_i, y_i)$ 为图像子块中像素点的颜色值, (x_i, y_i) 为图像相对于中心点 (x_0, y_0) 的坐标.中心点坐标为

$$(x_0, y_0) = \left(\frac{\sum_{i=1}^{M_i} x_i}{M_i}, \frac{\sum_{i=1}^{M_i} y_i}{M_i} \right) \quad (4)$$

式中, n_r, n_c 分别为图像子块行、列数, M_i 为图像子

块中像素点个数, $M_i = n_r \times n_c$.

在对图像进行图像子块划分的同时,应考虑到如何能够让图像子块的颜色均值更准确地反映出人眼的视觉特性.基于这种考虑,对每个图像子块都乘以高斯加权系数.这样对加权后的图像子块求出的颜色均值就能够更好地起到局部特征的作用.高斯加权系数的分布如图 4 所示.

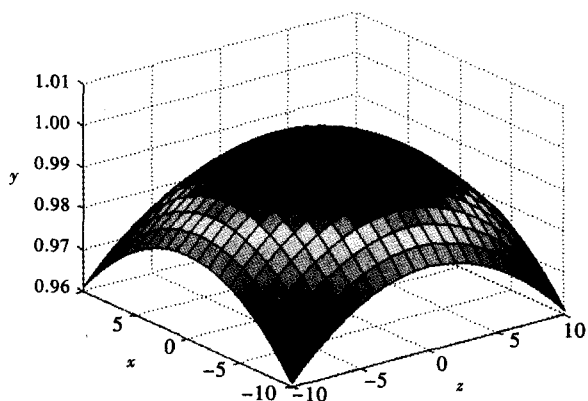


图4 高斯加权函数分布图

由图 4 可见,图像中间部分的权值较大,边缘部分的权值较小.人眼在看一幅图片的时候,对感兴趣区域的关注程度和其面积成反比^[10,11],而且往往都是先关注图像中央部分的信息,边缘部分的信息就被弱化了,且是一个渐变的过程.因此,变化平滑的高斯加权系数体现了人眼的视觉特性^[1],我们用其对图像分块进行处理.

图像子块中每个像素点对应的高斯加权系数为

$$g(p_i) = e^{\frac{-(x_i - x_0)^2 + (y_i - y_0)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

式中, $g(p_i)$ 为图像子块中的像素点对应的高斯加权值, (x_i, y_i) 为图像各像素点坐标, (x_0, y_0) 为中心原点坐标, σ 为高斯分布的均方差,跟图像平滑程度成正比.这里 σ 为整幅图像的方差.

再令图像子块乘上对应的高斯加权系数,得到加权后的图像子块 I_i :

$$I_{ij}(x_i, y_i) = p_{ij}(x_i, y_i) \times g(p_i) \quad (6)$$

并对其求均值 μ_{I_i} :

$$\mu_{I_i} = \frac{\sum_{i=1}^{M_i} I_{ij}(x_i, y_i)}{M_i} \quad (7)$$

接下来对得到的由图像子块组成的特征图进行二值化来生成检索特征^[11]:

①首先根据图像子块的划分得到 N_i 个图像子块,再根据式(7)得到各个加权后的图像子块的均值 μ_{I_i} ,对于图中 L, a, b 三个通道的分量而言, $\mu_{I_i} =$

$(\mu L_i, \mu a_i, \mu b_i)$;

②计算加权后全图的均值 μ_a :

$$\mu_a = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} \mu I_i}{N_i} \quad (8)$$

其中, $\mu_a = (\mu L_a, \mu a_a, \mu b_a)$

③通过比较特征图均值和加权后全图的均值来生成二值化位图:记特征图为 $T = (TL, Ta, Tb)$, 其中各分量分别为 $TL = (TL_1, TL_2, \dots, TL_{N_i})$, $Ta = (Ta_1, Ta_2, \dots, Ta_{N_i})$, $Tb = (Tb_1, Tb_2, \dots, Tb_{N_i})$, 则 TL_j, Ta_j, Tb_j 由下式生成:

$$\begin{aligned} TL_j &= \begin{cases} 1, & \text{if } \mu L_i \geq \mu L_a \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \\ Ta_j &= \begin{cases} 1, & \text{if } \mu a_i \geq \mu a_a \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \\ Tb_j &= \begin{cases} 1, & \text{if } \mu b_i \geq \mu b_a \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

这样先经过空间图像子块的划分,再令划分出的图像子块乘以高斯加权系数得到加权后的图像子块,最后进行二值化,得到一张颜色位图。相对于一般的均值子块,本文求出的这些图像子块更加符合人眼视觉特性的,用来进一步得出用来评价两幅图像相似度的特征图,可有效提高检索效率。

2.4 在子块划分的基础上增加方向性的考虑

对图像进行了图像子块的划分,是基于颜色空间分布差异性的考虑。但是每一幅图像的颜色特征不仅仅从空间分布信息上看有所不同,从不同的方向上看也是有差异的。通过添加不同方向上的特征,可区分那些空间分布上类似但是在不同方向上有显著差异的图像。因此,我们在对原始图像进行划分的基础上增加了方向性的考虑,以进一步提高检索效率。

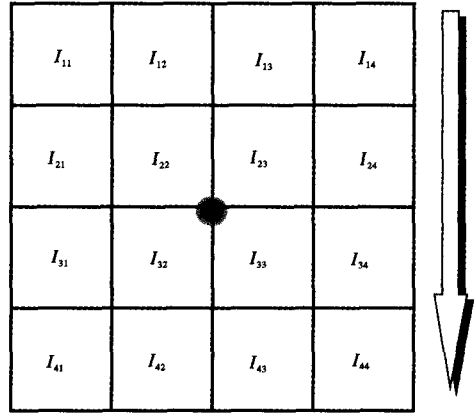
在进行了对多个方向的投影实验之后发现,图像子块横纵两个方向的颜色分布差异是最显著的。因此,我们就对图像子块进行横纵两个方向的投影,再求取投影均值。

以 4×4 分块为例,具体流程如图5所示。

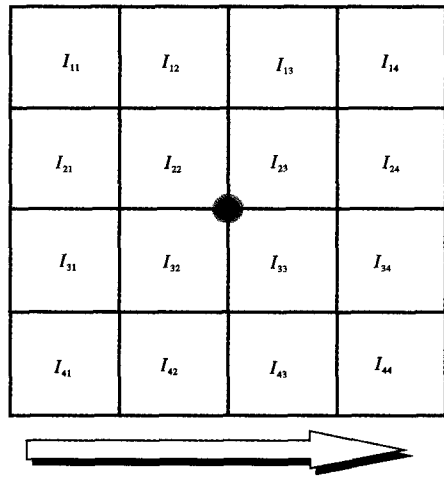
对于加权后的图像子块 I_i , $I_{ij}(x_i, y_i)$ 为其中的像素点的颜色值。

竖直方向的投影均值为

$$m_v = \frac{\sum_{i=1,2,3,4} I_{i1} + \sum_{i=1,2,3,4} I_{i2} + \sum_{i=1,2,3,4} I_{i3} + \sum_{i=1,2,3,4} I_{i4}}{n_c} \quad (10)$$



(a)垂直方向投影



(b)水平方向投影

图5 对加权后的图像子块 I_i 进行投影

水平方向的投影均值为

$$m_h = \frac{\sum_{j=1,2,3,4} I_{1j} + \sum_{j=1,2,3,4} I_{2j} + \sum_{j=1,2,3,4} I_{3j} + \sum_{j=1,2,3,4} I_{4j}}{n_r} \quad (11)$$

对一个加权后的图像子块,算出整个子块的均值和其水平、垂直方向投影的均值,这样一个子块就能得到了三个均值特征。

因此,通过二值化之后,每幅图像可以得到三幅颜色位图。分别由分块整体均值、竖直方向的投影均值、水平方向的投影均值得出。

2.5 综合全局和局部特征进行相似性度量

考虑到全局和局部两种特征在物理意义上的差异^[10,8],因此对于全局特征 μ 和 σ 之间的相似性,采用欧式距离进行度量;而对于局部特征,则采用城区距离进行度量。在综合利用两个不同特征时,由于取值范围的不同,需对其进行有效的归一化,使其在同一尺度范围内进行比较才有意义。

对于一幅图像的全局特征,利用高斯归一化,使均值与标准差被归一化为

$$\mu' = \frac{\mu - \alpha}{\gamma} \quad (12)$$

$$\sigma' = \frac{\sigma - \beta}{\tau} \quad (13)$$

式中, $\alpha = \frac{1}{N} \sum_{y=1}^N \mu^y$, $\gamma = \left[\frac{1}{N} \sum_{y=1}^N (\mu^y - \alpha)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$, N 代表图像库中所有图像的数目, μ^y 代表第 Y 幅图像的均值;同理, $\beta = \frac{1}{N} \sum_{y=1}^N \sigma^y$, $\tau = \left[\frac{1}{N} \sum_{y=1}^N (\sigma^y - \beta)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$, σ^y 代表第 Y 幅图像的标准差。

对任意两幅图像 A 和 B , 其颜色全局特征之间的相似距离用欧式距离度量如下:

$$dE(A, B) =$$

$$\sqrt{\sum_{z \in \{L, a, b\}} (\mu'_z{}^A - \mu'_z{}^B)^2 + \sum_{z \in \{L, a, b\}} (\sigma'_z{}^A - \sigma'_z{}^B)^2} \quad (14)$$

式中, $\mu'_z{}^A$ 代表图像 A 在 z 颜色空间中归一化的均值, $\sigma'_z{}^A$ 代表图像 A 在 z 颜色空间中归一化的标准差。

同理, 其局部特征之间的相似距离用城区距离度量如下:

$$H(A, B) = \sum_{i=1}^{N_i} |TL_i^A - TL_i^B| + \sum_{i=1}^{N_i} |Ta_i^A - Ta_i^B| + \sum_{i=1}^{N_i} |Tb_i^A - Tb_i^B| \quad (15)$$

式中, N_i 为图像子块的总数, TL_i^A 为图像 A 中图像子块 I_i 的 L 通道分量, Ta_i^A 为图像子块 I_i 的 a 通道分量, Tb_i^A 为图像子块 I_i 的 b 通道分量。

综合以上两种距离, 最终的图像 A 和 B 之间的相似性度量定义为

$$d(A, B) = \frac{H(A, B)}{3N_i} + \frac{H_{m_v}(A, B)}{3N_i} + \frac{H_{m_h}(A, B)}{3N_i} + dE(A, B) \quad (16)$$

式中, $H(A, B)$ 为图像子块整体均值特征图之间的城区距离, $H_{m_v}(A, B)$ 为图像子块竖直方向投影均值特征图的城区距离, $H_{m_h}(A, B)$ 为图像子块水平方向投影均值特征图之间的城区距离。相似距离 $d(A, B)$ 越小, 两幅图像内容之间的相似度越高。

3 实验结果

我们使用包括 10 类图像 (每类包含 100 幅图像) 的 Corel 图像库进行测试。

一般来讲, 图像块划分的越小, 提取的局部特征

也愈细; 但是分的过细, 将损失掉像素间的部分空间信息, 同时考虑的单个像素同周围像素的关系也将变少, 极端情况下如果退化到每个图像块为单像素点的情况, 即失去了提取均值特征的意义。通过对图像库中 256×384 、 384×256 两种尺寸大小不同的图像的测试, 经过折中的考虑, 我们发现取图像子块的像素总数为 24, 是一个具有良好效果并且处理方便的选择方案。因此, 实验中分别采用 4×6 、 6×4 的图像子块划分方法, 使每个图像子块的像素总数 $M_i = 24$, 图像子块的总数 $N_i = 64 \times 64$ 。同时, 采用“查准率”进行检索性能的比较, 其定义为

$$P = \frac{C_r}{N_{RT}} \quad (17)$$

式中, C_r 为检索结果中与查询图像相似的图像个数; N_{RT} 为检索返回的图像个数。最终的实验结果如图 6 所示。

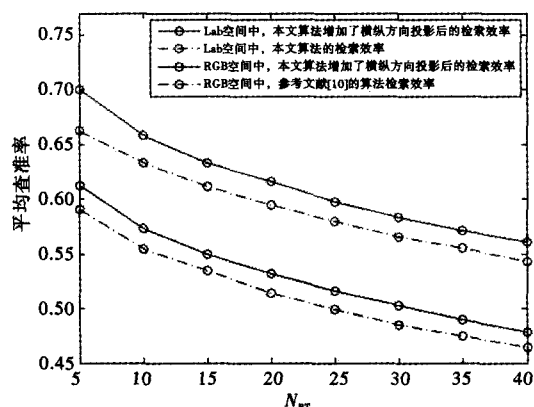


图 6 本文提出的图像检索算法效率

从实验结果可以看出, 相对于参考文献[11]中提出的算法, 本文算法在采用了比 RGB 空间更符合人眼视觉特性的 Lab 颜色空间后, 检索效率平均提高了 7.89%。在进行图像子块的划分后, 乘以符合人眼视觉特性的高斯加权系数, 并进一步考虑了图像的方向性差异, 增加了水平和垂直两个方向的投影均值, 排除了那些空间分布上类似但是在不同方向上差异显著的图像, 再通过二值化得到颜色位图进行归一化相似性度量, 检索效率平均提高了 2.2%。

4 结束语

本文提取的基于图像全局和局部颜色特征的图像检索技术, 在致力于人眼视觉感知特性的 Lab 颜色空间中有效地提取了颜色全局分布特征, 并考虑了颜色特征的空间分布信息, 对图像进行子图像块

的划分,利用符合人眼视觉特性的高斯加权系数对图像子块进行加权,并进一步考虑到颜色分布在方向上的差异性,增加了纵横两个方向的投影,以增强图像局部颜色特征的表征能力,再通过二值化得到颜色位图作为局部颜色特征.最后,合理地融合了全局颜色分布特征和局部颜色分布特征,综合两者进行图像检索.实验结果表明,本文算法具有良好的检索效果.

参考文献:

- [1] 汪孔桥,沈兰荪,刑昕.一种基于视觉兴趣性的图像质量评价方法[J].中国图像图形学报,2000,5(4):300-303.
- [2] Datta R, Li J, Wang J Z. Content-based image retrieval: approaches and trends of the new age [J]. ACM SIGMM int'l Workshop Multimedia Information Retrieval, 2005: 253-262.
- [3] Smeulders A W M, Worring M, Santini S, et al. Content-based image retrieval at the end of the early years [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(12): 1349-1380.
- [4] Swain M J, Ballard D H. Color indexing [J]. International Journal of Computer Vision, 1991, 7(1): 11-32.
- [5] 薛少娟,左万利,赫枫龄.基于颜色分块全局直方图的图像检索方法及系统实现[J].吉林大学学报:理学版,2006,44(4):606-610.
- [6] 宋琳琳,王相海.一种基于HVS加权颜色特征的图像检索算法[J].微电子学与计算机,2008,25(6):60-62.
- [7] Yoon J, Kweon I. Color image segmentation considering of human sensitivity for color pattern variations [J]. SPIE, 2001, 4572: 269-278.
- [8] Jin L, Li D. A switching vector median filter based on the CIELAB color space for color image restoration [J]. Signal Processing, 2007, 87(6): 1345-1354.
- [8] Lu T, Chang C. Color image retrieval techniques based on color features and image bitmap [J]. Information Processing and Management, 2007, 43(2): 461-472.
- [9] 何姗,郭宝龙,洪俊标.基于区域熵的图像检索[J].计算机工程,2006,32(18):214-216.
- [10] 高燕,胡学龙,李玲,等.基于小波多尺度分析的综合特征图像检索[J].微电子学与计算机,2010(04):21-24.
- [11] Chan Y, Ho Y, Liu Y, et al. A ROI image retrieval method based on CVAOA [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(11): 1540-1549.

作者简介:

- 林晨航** 男,(1987—),本科生.研究方向为图像检索.
- 潘志斌** 男,(1963—),教授.研究方向为图像编码、图像识别.
- 邹彬** 男,(1986—),硕士研究生.研究方向为图像处理与识别.

(上接第103页)

参考文献:

- [1] 张楠,李志蜀,张建华,等.基于混沌理论的免疫遗传算法[J].计算机应用,2006.
- [2] 王宏霞,何晨,丁科.基于混沌映射的鲁棒性公开水印[J].软件学报,2004,15(8):1245-1251.
- [3] Tavazoei M S, Haeri M. An optimization algorithm based on chaotic behavior and fractal nature[J]. Comput Applied Math, 2007(206): 1070-1081.
- [4] Zuo X Q, Fan Y S. A chaos search immune algorithm with its application to neuro-fuzzy controller design [J]. Chaos Solitons and Fractals, 2006(30): 94-109.
- [5] 舒红平,游志胜,蒋建民.基于信息熵的决策属性分类挖掘算法及应用[J].计算机工程与应用,2004(1):186-189.
- [6] Hrycej T. Identifying chaotic attractore with neural networks[C]//Proceedings of IEEE Interational Conference on Neural Network. [s. l.]: IEEE, 1995: 2664-2668.

作者简介:

- 秦杰** 男,(1968—),博士,副教授,硕士研究生导师.研究方向为网络信息安全.
- 司群** 女,(1985—),硕士研究生.研究方向为网络安全.