

# 基于多特征融合和 Adaboost 算法的图像检索

朱守业

ZHU Shou-ye

徐州师范大学 信息传播学院, 江苏 徐州 221009

School of Information and Media, Xuzhou Normal University, Xuzhou, Jiangsu 221009, China

E-mail: zhushouye@163.com

**ZHU Shou-ye. Image retrieval based on multi-feature integration and Adaboost relevance feedback. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(36): 137-140.**

**Abstract:** A image retrieval method based on multi-feature integration is proposed. Images are firstly partitioned into equal-sized sub-images, then the main color of each block is extracted and the main color histogram is computed as the image's color feature. Gabor wavelet is proposed to describe the texture feature, and wavelet invariant moments is used to describe shape feature. In order to improve the precision of image retrieval, a relevance feedback mechanism, based on Adaboost method is invoked. Adaboost method is used to realize the dimensionality reduction and improve retrieval speed. Finally, the precisions and recalls of single feature, multi-feature integration and relevance feedback are calculated and compared.

**Key words:** image retrieval; feature integration; relevance feedback; Adaboost method

**摘 要:** 提出了一种多特征融合的图像检索方法。首先将图像进行分块, 并提取分块主色, 然后采用主色直方图作为图像的颜色特征。同时, 提出采用 Gabor 小波描述图像的纹理特征, 采用小波矩描述形状特征, 最后将三种不同特征进行融合的检索方法。为了提高图像检索的准确度, 提出 Adaboost 的相关反馈算法, 在反馈过程中, Adaboost 算法对特征进行降维, 加快检索的速度。最后分别给出基于单一特征, 特征融合和相关反馈方法的查准率和查全率, 并对实验结果进行分析。

**关键词:** 图像检索; 特征融合; 相关反馈; Adaboost 算法

**文章编号:** 1002-8331(2007)36-0137-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

## 1 引言

基于内容的图像检索(CBIR)技术是由机器自动提取包含图像内容的可视特征: 颜色<sup>[1]</sup>、纹理<sup>[2]</sup>、形状<sup>[3]</sup>和相互关系, 对数据库中图像和样本图像在特征空间进行相似匹配, 检索出与样本相似的图像。但是, 仅仅利用图像的单一特征是不够的, 如何有效地集成图像的颜色、纹理、形状等特征是当前 CBIR 的研究热点之一。

但是, 随着检索系统的发展, 由于用户高层概念与底层特征之间难以沟通, 用户感知的主观性与图像信息的多样性以及在多特征检索系统中, 权重的指定十分困难等原因, 人们逐渐认识到单纯的以计算机为中心的检索系统的性能和效果往往不尽人意。最近几年在基于内容的图像检索领域引入了相关反馈机制<sup>[4]</sup>。相关反馈技术的基本思想是在检索过程中允许用户对检索结果进行评价和标记, 指出结果中哪些是与查询信息相关的, 哪些是不相关的, 然后将用户标记的相关信息作为训练样本反馈给系统进行学习, 以指导下一轮检索, 从而使得检索结果更加符合用户的需要。

本文提出了基于颜色、纹理和形状特征融合的图像检索方法, 对基于分块主色直方图的颜色特征, 基于 Gabor 小波的纹理特征和基于小波矩的形状特征进行融合, 为了提高图像检索的精确度, 提出了 Adaboost 的相关反馈方法。在相关反馈查询

中, 用户只要不断的给出反馈信息, 检索的性能随着反馈次数的增加逐渐提高。实验结果表明, 采用特征融合查询和相关反馈技术能够增强查询的灵活性, 提高检索结果的准确性。

## 2 颜色, 纹理, 形状特征的提取

### 2.1 颜色特征提取

由于 HSV 颜色空间同人类的视觉系统最为接近, 因此这里选用 HSV 颜色空间对彩色图像进行处理。HSV 颜色空间有两个特点: (1)亮度分量与图像的彩色信息无关; (2)色调和饱和度分量与人感受颜色的方式是紧密相连的。在如何提取图像的颜色特征上, 提出了分块主色的方法, 即首先将图像划分为  $r \times r$  个的具有相同尺寸的分块, 然后提取每一分块的颜色特征。文献[5]在提取图像的颜色特征时仅仅考虑了图像颜色的色调分量, 虽然颜色的变化主要通过色调的变化来反映, 但人眼对饱和度(S)的变化也比较敏感, 人眼能感受到颜色许多的深浅变化, 同时, 亮度(V)的变化对人眼的视觉特性也有较大的影响, 当图像的亮度较小时, 整幅图像将变为黑色, 此时不论色调如何纯, 饱和度如何变化, 给人的感觉完全是一样的; 当图像的亮度较高且饱和度较小时, 不论图像的色调如何变化, 整幅图像给人的感觉总是白色的; 只有在图像的饱和度和亮度满足一定的条件, 人眼才可以分辨出色调的变化。在测试了王涛等<sup>[6]</sup>对

基金项目: 徐州师范大学自然科学基金(No.05XLB26)。

作者简介: 朱守业(1973), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为计算机网络及数据库应用、图像处理、模式识别。

HSV 颜色模型的改进方法及 Xiuqi Li 等<sup>[7]</sup>对进行颜色量化的基础上,这里提出将图像的颜色量化为 13 个级别,量化方法如表 1 所示。

表 1 颜色量化

Color ID	Color Type	Hue range	Saturation range	Value range
1	White	Any	<0.1	>0.85
2	Black	Any	Any	<0.15
3	Gray	Any	<0.1	(0.15, 0.85)
4	Red	[350, 25)		
5	Red-yellow	[25, 45)		
6	Yellow	[45, 65)		
7	Yellow-green	[65, 85)		
8	Green	[85, 160)	>0.1	>0.15
9	Green-blue	[160, 180)		
10	Blue	[180, 270)		
11	Blue-purple	[270, 290)		
12	Purple	[290, 330)		
13	Purple-red	[330, 350)		

**定义 1** 分块主色, 将分块中具有像素数目最多的颜色定义为分块主色。设  $num(i, j, k)$  表示分块  $(i, j)$  中颜色为  $k$  的像素的数目, 则分块主色可表示为:

$$MC(i, j) = \{k | num(i, j, k) = \max_{l=1}^{13} (num(i, j, l))\} \quad (1)$$

$$1 \leq k \leq 13, 1 \leq i, j \leq r$$

但是, 对整幅图像来说所提取的分块主色并非均可反映该分块的颜色特征, 如果所提取的主色在整个分块所包含的颜色中所占的比例很小, 则所提取的主色不足以反映分块的颜色特征, 为了消除这种情况所造成的影响, 文中采用了以下判定策略来确定所提取的主色是否可作为分块的主色:

(1) 设定阈值(threshold1)若  $num(i, j, k) \geq threshold1$ , 则取  $MC(i, j) = k$  作为分块的主色。

(2) 如果  $num(i, j, k) < threshold1$ , 则需要考虑该分块临近分块的主色来确定该分块的主色, 如果相邻分块的主色满足条件(1)并且同该分块的主色的差小于指定的阈值(threshold2), 则仍设为  $MC(i, j) = k$  为  $(i, j)$  分块的主色, 否则不指定该分块的主色。在提取了图像的主色调特征后, 可采用主色直方图作为整幅图像颜色特征的描述。

## 2.2 基于 Gabor 小波的纹理特征

本文采用 Gabor 小波变换提取纹理特征。一个好的纹理特征提取算法是必须提供多尺度多方向性的, Gabor 变换已被证明在 2-D 测不准的情况下, 对信号空间域和频率域的最佳描述。基于 Gabor 小波变换纹理特征的原理如下:

一个 2-D Gabor 函数为  $\Psi(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp[-\frac{1}{2}(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2})] \cdot \exp(j2\pi\omega x)$  式中  $\omega$  为调制频率,  $\psi(x, y)$  是经过复数正弦函数调制的 Gaussian 函数。对小波函数  $\psi(x, y)$  经过伸缩及旋

转可得一组自相似 Gabor 小波函数  $\psi_{m,n}(x, y) = a^{-m}\psi(\tilde{x}, \tilde{y})$ ,  $m, n$  分别是指定小波的尺度和方向,  $m=0, 1, \dots, M-1; n=0, 1, \dots, N-1$ 。  $M, N$  分别表示尺度数和方向数。式中:  $\tilde{x} = a^{-m}(x\cos\theta + y\sin\theta)$ ,  $\tilde{y} = a^{-m}(-x\sin\theta + y\cos\theta)$ , 其中  $a$  为伸缩因子,  $a > 1, \theta = n\pi/N$ 。

假设对一给定尺寸为  $P \times Q$  的图像  $I(x, y)$ , 它的离散 Gabor 小波变换为:

$$G_{m,n}(x, y) = \sum_s \sum_t I(x-s, y-t) \psi_{m,n}^*(s, t) \quad (2)$$

式中:  $\psi_{m,n}^*(s, t)$  是自相似函数  $\psi_{m,n}(s, t)$  的共轭复数,  $s, t$  是滤波器模板大小的变量。

在不同的方向和尺度上计算变换后系数幅度序列  $E(m, n) =$

$\sum_x \sum_y |G_{m,n}(x, y)|$ , 式中  $m=0, 1, \dots, M-1; n=0, 1, \dots, N-1$ 。这些系数幅度值在不同方向和尺度上表征了图像的能量。以系数幅度序列的均值  $\mu_{m,n}$  和  $\sigma_{m,n}$  标准方差作为图像的纹理特征:

$$\mu_{m,n} = \frac{E(m, n)}{P \times Q}, \sigma_{m,n} = \frac{\sum_x \sum_y (G_{m,n}(x, y) \mu_{m,n})^2}{P \times Q} \quad (3)$$

以  $\mu_{m,n}$  和  $\sigma_{m,n}$  为分量构成特征向量  $f$  来描述图像的纹理, 通常取尺度  $M$  为 5, 方向  $N$  为 6, 即特征向量表示为  $f = (\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \sigma_{01}, \dots, \mu_{45}, \sigma_{45})$ 。

## 2.3 基于小波矩形状特征

小波分析作为多尺度分析方法, 具有很好的描述时频信息的能力, 而矩不变量技术具有简明的数学表示, 因而得到广泛的应用。文中结合小波多尺度分析和矩不变性的优点, 在广义矩概念基础上提出了一种基于小波多尺度分析的矩不变量特征, 即小波矩不变量。

### 2.3.1 矩特征的一般形式

令  $f(x, y)$  是图像的分布函数, 则矩特征  $m_{pq}$  的定义为:

$$m_{pq} = \int \int x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (4)$$

将上式(4)从直角坐标系转换到极坐标系可得到矩特征的一般表示式:

$$F_{pq} = \int \int f(r, \theta) g_p(r) e^{jq\theta} r dr d\theta \quad (5)$$

其中  $g_p(r)$  为变换核的径向分量, 而  $e^{jq\theta}$  是变换核的角度分量。进一步把上式写成为:

$$F_{pq} = \int S_q(r) g_p(r) r dr \quad (6)$$

其中  $S_q(r) = \int f(r, \theta) e^{jq\theta} d\theta$ 。可以证明图像发生旋转后特征值的模  $\|F_{pq}\|$  保持不变, 小波矩是其中的特例。

### 2.3.2 小波矩不变量

小波函数的定义式为:

$$\psi_{a,b}(r) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{r-b}{a}\right) \quad (7)$$

其中  $a(a \in R^+)$  是尺度因子,  $b(b \in R)$  是位移因子。用式(7)中的  $\psi_{a,b}(r)$  代替(6)中的  $g_p(r)$ , 这样就可以得到小波矩不变量。本文采用三次 B 样条函数作为母小波  $\psi(r)$ , 三次 B 样条函数具有最优的空间-频率局部特性。经过母函数变换得到小波函数集:

$$\psi_{m,n}(r) = 2^{\frac{m}{2}} \psi(2^m r - 0.5n) \quad (8)$$

其中  $m=0, 1, \dots; n=0, 1, \dots, 2^{m+1}$  选择不同的  $m$  就可以得到图像多尺度下的特征。由此可以定义小波矩不变量为:

$$\|F_{m,q}\| = \left\| \int S_q(r) \psi_{m,n}(r) r dr \right\| \quad (9)$$

其中  $q=0, 1, \dots$  对某个固定的  $q, S_q(r) = \int f(r, \theta) e^{jq\theta} d\theta$  代表图像  $f(x, y)$  在相位空间  $[0, 2\pi]$  中的第  $q$  个特征, 利用不同的尺度因子  $m, \psi_{m,n}(r)$  可以进行多尺度分析, 这样小波矩不变量  $\|F_{m,q}\|$

就可以提供  $f(x,y)$  在不同尺度水平上的特征,从而可以得到比其它不变矩更多的特征量。

### 3 图像特征融合

颜色、纹理和形状信息都只反映了图像某方面的特征。如直方图具有平移、旋转、拉伸不变性,但却无法反映相关位置信息,且受光照影响,纹理、形状特征也具有类似的局限性,因此本文融合多个特征并根据用户感兴趣因素调节各特征权值来实现针对性图像检索。特征融合本质是对单一特征的扩充。合并前要先对单个特征的相似性测度进行特征间归一化。

(1) 计算图像库中两个不同图像  $x, y$  间距离  $d(x,y)$  ( $x \neq y$ ), 并计算所有距离的均值  $m_d$  和方差  $\sigma_d$ ;

(2) 对查询图像  $q$ , 计算其与图像库中各图像的相似距离, 记为  $d(1,q), d(2,q), \dots, d(m,q)$  ( $m$  为图像库图像数目);

(3) 对  $d(1,q), d(2,q), \dots, d(m,q)$ , 按下式进行高斯归一化得到  $d'(1,q), d'(2,q), \dots, d'(m,q)$ ;

$$d'(x,q) = \left( \frac{d(x,q) - m_d}{3\sigma_d} + 1 \right) / 2 \quad (10)$$

其中  $x \in [1, m]$ , 得到归一化后的相似度  $d'(x,q)$  落于  $[0, 1]$  区间的概率大于 99%。

根据上述方法分别求出归一化的  $d'_{color}(x,q), d'_{texture}(x,q), d'_{shape}(x,q)$ , 然后再为各单一特征分配相应权值。本文采用三个特征表示并进行特征融合检索,  $d'_{color}(x,q), d'_{texture}(x,q), d'_{shape}(x,q)$  是图像  $x$  和  $q$  之间的归一化的相似性测度,  $w_{color}, w_{texture}, w_{shape}$  是对应特征的权值, 若用  $d'_{mix}(x,q)$  表示了图像  $x$  和  $q$  之间的特征融合的综合相似度, 则有:

$$d'_{mix}(x,q) = \frac{w_{color} \times d'_{color}(x,q) + w_{texture} \times d'_{texture}(x,q) + w_{shape} \times d'_{shape}(x,q)}{w_{color} + w_{texture} + w_{shape}} \quad (11)$$

实际使用时, 颜色、纹理和形状的权值可按相关理论优化, 还可由用户任意设定, 以适应检索者的不同检索要求。

### 4 基于 Adaboost 的相关反馈算法

为了提高检索精度, 用户对查询结果进行评价, 标记出相关的图像区域, 然后应用基于 Adaboost 相关反馈方法, 将图像按相似度的大小返回给用户。在使用 Adaboost 相反反馈的过程中, 首先采用 Adaboost 算法选择最有效的分类特征, 这样降低了特征的维数, 提高了分类的准确率。然后提出基于 Adaboost 的相关反馈算法。

#### 4.1 基于 Adaboost 算法的特征选择

已知有  $n$  个训练样本  $\{x_1, y_1\}, \dots, \{x_n, y_n\}$  其中  $y_i = \{0, 1\}$  为类别标识; 同时在训练样本中共有  $m$  个假样本,  $l$  个真样本; 待分类子窗口中有  $k$  个简单一维特征, 表示为  $f_j(\cdot)$ , 其中  $1 \leq j \leq k$ ; 对第  $i$  个样本  $x_i$ , 特征为:  $f_1(x_i), f_2(x_i), \dots, f_k(x_i)$ 。对一个输入特征  $f_j$  有一个简单的二值分类器。

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_j f_j(x) < p_j \theta_j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

分类器由阈值  $\theta_j$ , 一个偏置决定  $p_j$ , 其中偏置  $p_j$  决定不等式方向, 只有  $\pm 1$  两种情况。

训练目标: 找出最优的  $T$  个简单分类器, 优化组成一个强分类器。训练方法如下:

(1) 取一组训练集:  $\{x_1, y_1\}, \dots, \{x_n, y_n\}$ , 其中  $x_i$  为样本图像,  $y_i$  为分类结果, 即  $y_i \in \{0, 1\}$ ; 0 表示反例, 1 表示正例。

(2) 对于  $y_i = 0, 1$ , 分别初始化权值,  $w_{i,1} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$ ; 其中  $m$

和  $l$  分别表示反例和正例的个数。

(3) 对于  $t=1, \dots, T$ :

① 权重归一化, 使得  $w_i$  为  $w_{i,t} \leftarrow \frac{w_{i,t}}{\sum_{j=1}^n w_{i,t}}$ ;

② 对于每个特征  $j$ , 训练一个只使用单一特征的分类器  $h_j$ ,

确定阈值  $\theta_j$  和偏置  $p_j$ , 使其目标函数  $\varepsilon_j = \sum_i |h_j(x_i) - y_j|$  达到最小;

③ 从②中找出一个具有最小的错误  $\varepsilon_j$  的简单分类器  $h_j$ ;

④ 对所有样本的权重进行更新  $w_{i,t+1} = w_{i,t} \beta_i^{1-\varepsilon_i}$ , 其中  $\varepsilon_i$  确定

方法: 如果  $x_i$  被正确分类,  $\varepsilon_i = 0$  相反  $\varepsilon_i = 1, \beta_i = \frac{\varepsilon_i}{1-\varepsilon_i}$ 。

(4) 最后的强分类器是:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i \geq 0.5 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \text{ 其中 } \alpha_i = \log \frac{1}{\beta_i}$$

以上训练的物理意义可以表达为: 当已经提取的分类器对于某些样本分类正确, 那么减小这些样本的权重。当分类错误, 增加这些样本的权重。这样, 后面训练提取的简单分类器就会更加强化对这些分类错误样本的训练。最终, 通过权重组合所有的弱分类器以形成强分类器。

#### 4.2 基于 Adaboost 的相关反馈算法

首先定义一些标记:  $n$ : 系统的检索规模, 即界面显示的图像数目;  $I_p$ : 正例集合;  $I_n$ : 反例集合;  $I_p^1$ : 当前反馈中的正例集合;  $I_n^1$ : 当前反馈中的反例集合;  $\beta$ : 衰减系数;  $(x_i, y_i)$ : 训练样本。其中  $x_i$  为图像,  $y_i$  为对应的标注;  $w(i)$ : 图像库中每幅图像对应的权值。详细的学习和检索算法如下:

(1) 系统初始化。正例集合  $I_p$  和  $I_n$  反例集合为空集。在初始检索结果中选择  $n$  幅图像提供给用户。

(2) 用户标注与检索目标相关的图像, 得到当前反馈结果中正例集合  $I_p^1$  和反例集合  $I_n^1$ , 用来更新集合  $I_p$  和反例集合  $I_n$ :

$$I_p = (I_p \cup I_p^1) - I_n^1, I_n = (I_n \cup I_n^1) - I_p^1 \quad (12)$$

(3) 分类器准备训练样本  $(x_i, y_i), x_i \in I_p \cup I_n, y_i = \begin{cases} +1, & \text{当 } x_i \in I_p \text{ 时} \\ -1, & \text{当 } x_i \in I_n \text{ 时} \end{cases}$

(4) 利用 4.1 小节中提出的 Adaboost 算法构造分类函数:

$$h(x) = \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i, \text{ 其中 } \alpha_i = \log \frac{1}{\beta_i} \quad (13)$$

(5) 利用分类函数  $h(x)$  的输出更新每一幅图像的权值:

$$w(i) = (1 - \beta)w(i) + h(x_i), 0 \leq \beta \leq 1 \quad (14)$$

(6) 根据权值将整个图像数据库以递减的顺序进行排序, 选择前  $n$  幅图像提供给用户。如果用户已经满意则结束, 否则回到步骤(2)。

### 5 实验结果分析

基于上述思想, 在 Windows 2000 操作系统上实现一个图像检索系统, 实验中共有 1 000 幅图像, 在本文中 Adaboost 算

法的迭代次数为 15,即选择图像最有效的 15 个特征进行相关反馈。对检索算法的性能评价的重要指标是查准率 (Precision),查全率 (Recall),检索速度。查准率定义为检索出的图像中相关图像的数目占的比例,查全率定义为检索出的相关图像的数目占数据库中所有相关的图像数目的比例。查全率反映系统检索相关图像的能力,而查准率则反映系统拒绝无关图像的能力。

表 2 给出了基于单一特征和特征融合的查准率,查全率和检索速度,从表 2 可以看出基于特征融合的检索方法比单一特征的检索方法性能要好。图 1 给出了多特征融合和相关反馈方法的查准率和查全率曲线。图 2 是本文的部分实验结果,在经过 2 次相关反馈后,返回的 12 幅图像,第一幅为检索示例图像。通过实验可知,本文的算法具有较好的性能。

表 2 不同检索算法的检索性能比较

	Color	Texture	Shape	Proposed
平均查准率	0.282	0.395	0.420	0.628
平均查全率	0.745	0.662	0.483	0.724
检索速度/s	2.345	2.614	2.413	3.407

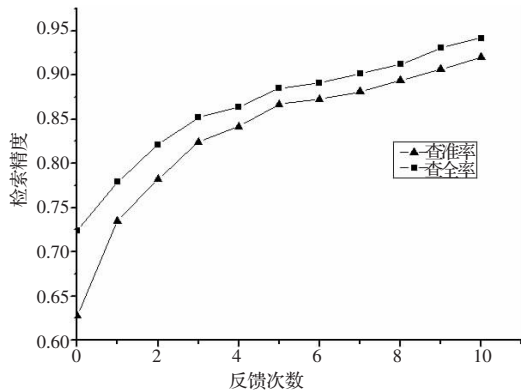


图 1 经过多次相关反馈后系统的检索性能图

## 6 结论

提出基于颜色、纹理和形状特征融合的图像检索方法,应用 Adaboost 的相关反馈方法提高图像检索的精确度。在相关

(上接 131 页)

## 5 结束语

本文在对业务选择网关的访问控制模块的性能需求进行了分析之后,针对业务选择网关的特点和需求,建立改进的有限状态机,并用双数组的数据结构表示,实现了一种快速 URL 资源访问控制算法,并将其运用在业务选择网关的访问控制模块上。从实验结果来看,该算法可以准确、高效地实现 URL 资源访问控制,相比其他的 URL 匹配算法其匹配效率具有一点优势。基于双数组有限状态机的 URL 字符串匹配算法是目前比较高效的 URL 匹配及其最短前缀匹配的算法,具有一定的工程应用价值。(收稿日期:2007 年 9 月)

## 参考文献:

[1] 洪英杰,邵洪钢.业务选择网关在增值业务系统中的应用[J].现代电



图 2 基于特征融合的图像检索结果

反馈查询中,用户只要不断地给出反馈信息,检索的性能随着反馈次数的增加逐渐提高。实验表明,采用特征融合查询和相关反馈技术能够增强查询的灵活性,提高检索结果的准确率。

(收稿日期:2007 年 1 月)

## 参考文献:

- [1] 胡必鑫.基于内容图像检索中颜色特征描述[J].计算机工程与应用,2005,41(16):48-50.
- [2] 施智平,胡宏,李清勇,等.基于纹理谱描述子的图像检索[J].软件学报,2005,16(6):1039-1045.
- [3] 汪祖媛,庄镇泉,何劲松.基于形状的小波变换系数广义高斯分布图像检索算法[J].电子学报,2003,31(5):765-768.
- [4] Doulamis N D, Doulamis A D, Kollias S D. Nonlinear relevance feedback improving the performance of content-based retrieval systems[C]//Proc IEEE International Conference on Multimedia and Expo, New York, NY, USA, August 2000, 2001, 1:331-334.
- [5] 孙君顶,武学东,周利华.基于颜色和形状的图像检索[J].计算机科学,2004,31(5):180-183.
- [6] 王涛,胡事民,孙家广.基于颜色-空间的图像检索[J].软件学报,2002,13(10):2031-2036.
- [7] LI Xiu-qi, Chen S C, Shu Mei-ling, et al. A novel hierarchical approach to image retrieval using color and spatial information[C]//Proceeding of the Third IEEE Pacific-Rim Conference on Multimedia (PCM2002). Hsinchu, Taiwan: IEEE, 2002: 16-18.
- [8] 信科技, 2005(4): 32-34.
- [9] 梁润秋,丁振国.基于 SSG 构建个性化宽带服务平台[J].天津通信技术,2003,12(4):26-28.
- [10] 谭君.业务选择网关中会话管理机制的研究与设计[D].西安:西安电子科技大学,2006.
- [11] 刘阳,曹宝香.基于扩展有限状态机的工作流引擎设计与实现[J].计算机工程与应用,2006,42(32):93-96.
- [12] Theppitak Karoonboonyanan. An implementation of double-array trie [EB/OL]. [2003]. <http://linux.thai.net/~thep/datrie/datrie.html>.
- [13] Aoe J. An efficient digital search algorithm by using a double-Array structure[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 1989, 15(9): 1066-1077.
- [14] 李晓明,凤旺森.两种对 URL 的散列效果很好的函数[J].软件学报,2004,15(2):179-184.
- [15] 刘燕兵,谭建龙,郭莉.可动态增删关键词的串匹配算法[J].计算机工程与应用,2005,41(35):138-140.