

基于 ROI 多特征和相关反馈的图像检索算法^{*}

官倩宁¹ 田 卉² 覃团发²

(广西大学机械工程学院 南宁 530004)¹ (广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004)²

摘要 本文提出了一种基于感兴趣区域(ROI)综合多特征和相关反馈的图像检索算法。在对图像进行二叉树分解的基础上,由用户选择感兴趣区域,综合颜色、纹理和形状三种底层特征进行多层感兴趣区域检索;由相关反馈技术体现用户感知的主观性,通过调整感兴趣区域、特征间、特征内的权重来提高查准率。给出了改进的 CBIR 通用模型和特征权重模型。实现了一个图像检索原型系统,将不同实验结果进行了比较和分析,实验结果表明,该文提出的方法具有良好的检索效果。

关键词 基于内容的图像检索(CBIR),感兴趣区域(ROI),相关反馈,多特征,区域权重

Image Retrieval Algorithm Based on Color Texture Shape and Relevance Feedback

GUAN Qian-ning¹ TIAN Hui² QIN Tuan-fa²

(School of Mechanical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)¹

(School of Computer and Electronic Information, Guangxi University, Nanning 530004, China)²

Abstract An image retrieval algorithm by combining multiple features and relevance feedback based on ROI is proposed in this paper. This algorithm firstly decomposes the images by quad-tree, and then the color, texture and shape features based on ROI selected by the user are extracted for multilevel retrieval. Furthermore, the technique of relevance feedback, which manifests the user's semantic subjectivity is used in the algorithm to improve the performance of retrieval by adjusting the ROI-weight, the intra-weight and the inter-weight. Meanwhile, the multilevel CBIR model based on ROI and the Region weight model are proposed. A prototype system is implemented, and the experiment results show the effectiveness of the proposed approach.

Keywords Content-based image retrieval (CBIR), Region of interest(ROI), Relevance feedback, Multiple features, Region weight

1 引言

基于内容的图像检索(CBIR)^[1]近年来一直是一个热点的研究领域,它综合了信息检索、数据库技术、图像处理、计算机视觉、模式识别和人类心理学等多学科的知识。

传统的基于内容的图像检索研究主要是基于图像的全局特征,即针对整幅图像进行底层视觉特征的描述和检索。这种方法通常很难反映图像的真实语义内容,大多数采用单一的视觉特征的 CBIR 系统通用性差。为了缩小底层视觉特征和高层语义的差距,本文采用基于感兴趣区域^[2]的检索方法表达用户的检索意图;融合相关反馈方法^[3]进一步学习用户的语义主观性,使检索结果更符合用户的检索要求。同时,为了使系统具有通用性,综合颜色、纹理、形状三种底层特征进行检索。基于以上内容,本文提出了基于 ROI 综合多特征和相关反馈的图像检索算法和系统模型。实验证明,该方法能简单、高效地充分发挥用户在检索过程中的作用,并进一步减小了底层和高层检索的语义鸿沟。

2 基于感兴趣区域的特征检索

基于区域的方法相对于全局特征,更符合人的认知习惯。感兴趣区域(ROI)检索方法选取用户最感兴趣的关键区域来

描述图像,区分了区域的重要程度,进一步消除冗余信息,回避了精确分割的困难。

2.1 ROI 的获取

应用具有“粗略信息优先”特性的二叉树表达法^[4]将图像分解成 4^L 个正方形子图(L 是分解级数, $L=1, 2, \dots$),然后用户在划分后的样例上选择所有感兴趣的子图,ROI 就是这些子图的集合。设 N_z 是图像 L 级分解时的所有子图数, N_I 为 ROI 的子图数,则定义 $Z = \bigcup_{\tau=1}^{N_z} z_\tau$ 为其所有子区域集, $Q_I = \bigcup_{\alpha=1}^{N_I} Q_{I_\alpha} = \{Q_{I_1}, \dots, Q_{I_{N_I}}\}$ 是感兴趣区域集。对 $2^M \times 2^M$ 的图像,读取像素时定义四元组形式 (a, b, α, β) , 其中, $a, b \in [1, 2^L]$, $\alpha, \beta \in [1, 2^M/2^L]$ 。 (a, b) 是子区域 z_τ 的二维坐标表示,即 $Z = \bigcup_{\tau=1}^{N_z} z_\tau = \{z_{(a,b)}\}$, (α, β) 表示该子区域像素点的相对位置。则定义其像素坐标公式可划分像素的归属区域: $(a + \alpha - 2)2^M + (b - 1)2^M/2^L + \beta$ (1)

2.2 基于 ROI 的各底层特征提取

颜色、纹理和形状是图像的底层视觉特征,它们从不同角度描述了图像不同的内容属性。

颜色是彩色图像最显著、最直观且使用最为广泛的物理特征。本文采用颜色矩法表示颜色特征^[5],颜色分布信息主

^{*}基金项目:国家自然科学基金资助项目(基金号:60642007);国家科技型中小企业技术创新基金项目(基金号:06026224500454)。官倩宁讲师,工学学士,主要研究方向为图像检索技术;田 卉 硕士研究生,主要研究方向为图像检索技术;覃团发 教授,博士,主要研究方向为视频编码和视频检索、移动多媒体通信。

要在前三个低阶矩中。采用灰度共生矩阵法^[6],利用其统计量提取出相应的纹理特征。形状是图像目标的显著特征之一,但其特征描述相对颜色和纹理特征描述更难^[7]。采用Canny算子提取边缘信息^[8],该算子采用高斯函数对图像作平滑处理,具有较强的去噪能力,能检测到真正的弱边缘,对子区域提取矩不变量作为其形状特征。

2.3 基于 ROI 的相似性匹配

对 ROI 确定相应的索引窗口,它是包含了所有 ROI 的最小矩形窗。对图像库中每一幅图像都定义一个与索引窗口同样大小的活动“窗口”,称之为滑动窗口。滑动窗口中 ROI 个数为 N_1 个,按从左到右从上到下的顺序确定各个 ROI 子图的位置。则 (X_i, Y_i) 表示第 i 个 ROI 子图处于横向第 X_i 纵向第 Y_i 个位置。

令滑动窗口在图像库中的每一幅图像上做从左向右、从上到下的平移,对于每一个平移位置,称当前窗口内与 ROI 内子图相对位置一致的那些子图窗口映射。基于 ROI 的图像检索就是要寻找含有与 ROI 最相似的窗口映射的 NR 幅图像。

令 (X_i', Y_i') 表示第 t 个平移位置处,窗口映射中第 i 个子图在分解网格中所处的位置。令 A 表示滑动窗口映射, N_t 表示索引窗口在一幅图像内部可以平移的次数:

$$N_t = [\text{横向子图数} - (X_{N_1} - X_1 + 1) + 1] \times [\text{纵向子图数} - (Y_{N_1} - Y_1 + 1) + 1] \quad (2)$$

则查询图 q 与数据库中任一图像 p 的相似性是由 ROI 分别与 p 的 N_t 个窗口映射的距离的最小值来表示,取得最小距离的窗口映射即为图 p 与 ROI 的最接近匹配。即查询图 q 与数据库中任一图像 p 的相似性度量定义为:

$$S(q, p) = \min_{1 \leq t \leq N_t} (S(Q_t, A_t(p))) \quad (3)$$

其中, $A_t(p)$ 是滑动窗口在 p 中第 t 次平移后的窗口映射, $S(Q_t, A_t(p))$ 是 Q_t 与 $A_t(p)$ 中各对应子图的特征向量的加权欧氏距离之和:

$$S(Q_t, A_t(p)) = \sum_{n_1 \in \text{SubG}, n'_1 \in \text{SubG}'} W_{n_1}^{\text{ROI}} \left\{ \sum_i W_i \sum_{j=1}^{J_i} W_{ij} \left[\sum_{k=1}^{K_{ij}} W_{ijk} (r_{ijk} - r'_{ijk})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (4)$$

其中 $\text{SubG}(q) = \{n_1 | z_{n_1} \in Q_t, 1 \leq n_1 \leq N_1\}$, $\text{SubG}(p) = \{n'_1 | z'_{n'_1} \in A_t(p), 1 \leq n'_1 \leq N_1\}$ 为下标集合。

3 相关反馈方法

本文改进了传统的基于权重调整的相关反馈算法,加入了感兴趣区域权重的调整算法。其具体实现为:用户根据查询需求及主观感受评价每幅图像的相关度。

令正例集合 $Pos = \{Pos_1, Pos_2, \dots, Pos_{n_{pos}}, \dots, Pos_{N_{pos}}\}$, 负例集合 $Neg = \{Neg_1, \dots, Neg_{n_{neg}}, \dots, Neg_{N_{neg}}\}$

N_{pos}, N_{neg} 分别为正例和负例中的图像数,那么 W_{ijk} 的改变依赖于 T 中正例图像 ROI 的特征向量。

3.1 特征间权重调整

假设由总相似度 S 得出的前 NR 幅图像中选出最相似的前 N 幅图像: $T = [T_1, \dots, T_N]$ 。系统由每个 r_{ij} 的相似度 $S(r_{ij})$ 计算的结果中选出前 N 幅图像: $T^j = [T_1^j, \dots, T_N^j]$ 。用户的反馈值 $MARK_i$ 可取 1, 0, -1 分别表示相关、不评判、不相关。

则 W_{ij} 的调整过程为:

(1) 初始 $W_{ij} = 0$;

(2) 若 T^j 中某一图像在 T 集合中, 则

$$W_{ij} = W_{ij} + MARK_i, \text{ 否则 } W_{ij} = W_{ij}$$

$$(3) \text{ 归一化权值: } W_{ij} = W_{ij} / \sum_j W_{ij} \quad (5)$$

$$(4) \text{ 进而: } W_i = \sum_j W_{ij} / \sum_i \sum_j W_{ij} \quad (6)$$

3.2 特征内权重调整

由 ROI 数为 N_1 , 得 $N_{pos} \times N_1 = N_{p1}$, 对于 Pos 中图像的特征组成特征矩阵: $[r_{ijk}^{n_{pos}, n_1}]_{N_{p1} \times K}$

矩阵元素 $r_{ijk}^{n_{pos}, n_1}$ 表示第 n_{pos} 正例图像的第 n_1 个兴趣子图的特征 j 的第 k 个分量, 其中 $n_1 \in \text{SubG}^{pos}$, 其每列元素的标准差 σ_{ijk} , 该值越小, 说明此特征分量表达越接近, 此分量越应该受到重视。因此标准差 σ_{ijk} 的倒数反映了权重 W_{ijk} 的大小:

$$W_{ijk} = 1 / \sigma_{ijk} \quad (7)$$

$$\text{再对 } W_{ijk} \text{ 归一化: } W_{ijk} = W_{ijk} / \sum_{k=1}^{K_{ij}} W_{ijk} \quad (8)$$

3.3 ROI 权重调整

对查询图各 ROI 的每一区域与 T 中的 $Pos_{n_{pos}}$ 分别计算区域间特征向量距离 $S_{n_1}^{ROI}$

$$S_{n_1}^{ROI} = W_{n_1}^{ROI} \left\{ \sum_i W_i \sum_{j=1}^{J_i} W_{ij} \left[\sum_{k=1}^{K_{ij}} W_{ijk} (r_{ijk} - r'_{ijk})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (9)$$

组成矩阵 $[S_{n_1}^{ROI}]_{N_{pos} \times N_1}$, 计算每一列标准差 $\sigma_{n_1}^{ROI}$ 新的 $W_{n_1}^{ROI}$ 取为:

$$W_{n_1}^{ROI} = 1 / \sigma_{n_1}^{ROI} \quad (10)$$

为了优化检索效率, 将第 $u-1$ 次检索结果中的正反馈图像集自动置于第 u 次的检索结果中, 系统能保留上次正反馈图像, 则下次计算相似度时只提取 $N - N_{N_{pos}}^{u-1}$ 个图像, 和上次正反馈集合组成 N 个图像显示给用户。

4 基于 ROI 的综合多特征和相关反馈

4.1 综合多特征和相关反馈的 ROI 图像检索系统的体系结构

本文根据以上内容设计了一个 CBIR 系统, 其体系结构如图 1 所示。

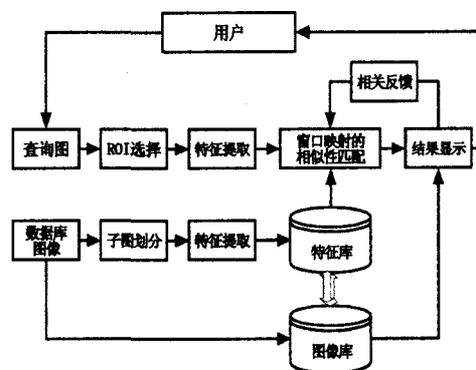


图 1 综合多特征和相关反馈的 ROI 图像检索系统的体系结构

4.2 系统模型分析

4.2.1 ROI 的多级 CBIR 模型

结合经典的 CBIR 模型, 本文提出融合感兴趣区域的多级 CBIR 模型为:

$$I = I(O, Z, F, R, M) \quad (11)$$

其参数定义为:

(1) O 是原始图像数据。

(2) $Z = \{Z_i\}$ 是原始图像分解后区域的集合, $i = 1, 2, \dots$,

N_z, N_z 为分解后的子图数。

(3) $F = \{f_i\} = \{f_{Color}, f_{Texture}, f_{Shape}\}$ 是图像相应的底层特征集合。

(4) $R = \{r_{ij}\} = \{Color\ Moment; Co-occurrence\ Matrix; Shape\ Moment\}$

是对图像区域 h_i 特定特征 f 的描述, 每个描述本身 r_{ij} 又是一个维数为 K 的向量: $r_{ij} = \{r_{ij1}, \dots, r_{ijk}, \dots, r_{ijK}\}$ 。

(5) $M = \{m_{ij}\}$ 是计算每个图像之间相似度的度量方法。

4.2.2 融合 ROI 的权重模型

为了更精确地表达用户对不同特征和区域的关注度, 本文对应图像特征表示模型 I , 定义权重模型为:

$$W = \{W^{ROI}, W_F, W_R, W_r\} \quad (12)$$

各参数说明如下:

(1) $W^{ROI} = \{W^{ROI}_{nl}\}_{nl} = \{W^{ROI}_{n1} \dots W^{ROI}_{nN_1} \dots W^{ROI}_{nN_2}\}$, $W^{ROI}_{nl} \in [0, 1], N_i$ 为 ROI 中区域的数目。 W^{ROI}_{nl} 表示 ROI 中各区域的权值。

(2) $W_F = \{W_i\} = \{W_{Color}, W_{Texture}, W_{Shape}\}$, $W_i \in [0, 1]$, W_F 表示图像各特征如颜色、纹理、形状等的权值。

(3) $W_R = \{W_{ij}\} = \{W_{11}, W_{21}, W_{31}\}$ 。

(4) $W_r = \{W_{ijk}\}$, $W_{ij} \in [0, 1], W_{ijk}$ 表示特征向量内各分量的权值。

4.3 综合特征检索的过程分析

基于所建立的模型, 本文综合了颜色、纹理和形状三种底层特征, 其描述方法分别为颜色矩、共生矩阵的统计量和形状不变矩。系统根据二叉树分解原理对图像进行子区域划分, 对各子区域进行特征提取并入库。

4.3.1 ROI 的特征提取

首先用户提交查询图片, 利用本文 2.1 节方法进行子区域划分, 选取感兴趣区域, 系统根据感兴趣区域确定索引窗口, 并对各 ROI 区域进行特征提取。

4.3.2 确定初始权重

$$W^{ROI}_{nl} = 1/N_i; W_i = 1/J; W_{ij} = 1/J_i; W_{ijk} = 1/K_{ij}$$

N_i : ROI 中区域的数目; J : 特征总数; J_i : 特征 f_i 描述总数; K_{ij} : 描述 r_{ij} 向量的长度, 其中 $J = 3, J_i = 1, K_{11} = 9, K_{21} = 8, K_{31} = 7$ 。

4.3.3 特征归一化

4.3.3.1 特征内归一化

对 $r_{ij} = \{r_{ij1}, \dots, r_{ijk}, \dots, r_{ijK}\}$ 计算其均值 μ_{ijk} 和标准差 σ_{ijk} , 将其归一化至 $[-1, 1]$ 区间, 即:

$$r_{ijk} = (r_{ijk} - \mu_{ijk}) / \sigma_{ijk} \quad (13)$$

其中若 $r_{ijk} < -1$ 则 $r_{ijk} = -1$; 若 $r_{ijk} > 1$, 则 $r_{ijk} = 1$ 。

4.3.3.2 对查询图像按权重进行多级分解

对查询图像 Q 按权重 W_{ij}, W_i 和 W^{ROI}_{nl} 分别分解到 r_{ij}, f_i 和 Z_i 上。

4.3.3.3 特征间归一化

对图像库中每一对图像 P_m, P_n 计算其相似度: $S_{m,n}(r_{ij}) = m_{ij}(r_{ij}, W_{ijk}), m, n = 1, \dots, M, m \neq n$ 共有 $M(M-1)/2$ 种相似距离, 从而求得 μ_{ij}, σ_{ij} 。

图像库中图像和查询图 Q 之间在特征内部相似性由对应测度 m_{ij} (采用欧式距离) 和权值 m_{ij} 计算:

$$m_{ij}(Q, P) = \sqrt{\sum_{k=1}^{K_{ij}} W_{ijk} |r_{ijk,Q} - r_{ijk,P}|^2} \quad (14)$$

$$S(r_{ij}) = m_{ij}(r_{ij}, W_{ijk}) \quad (15)$$

即对 $S(r_{ij})$ 计算其均值 μ_{ij} 和标准差 σ_{ij} , 再利用改进后的

高斯归一化公式使其值最终落在 $[0, 1]$ 上:

$$S(r_{ij}) = [(S(r_{ij}) - \mu_{ij}) / 3\sigma_{ij} + 1] / 2 \quad (16)$$

4.3.4 总相似度计算排序

求得每个特征表达上的相似度:

$$S(f_i) = \sum_j W_{ij} S(r_{ij}) \quad (17)$$

某一单位区域的相似度:

$$S(z) = \sum_i W_i S(f_i) \quad (18)$$

总相似度为:

$$S(Q, P_i(p)) = \min_{n_1 \in SubG, n_1' \in SubG'} \sum_{1 \leq n \leq N_1} W_{n_1}^{ROI} S(z) \\ = \min_{n_1 \in SubG, n_1' \in SubG'} \sum_{1 \leq n \leq N_1} W_{n_1}^{ROI} \left\{ \sum_i W_i \left[\sum_{j=1}^{J_i} W_{ij} \left[\sum_{k=1}^{K_{ij}} W_{ijk} (r_{ijk} - r'_{ijk})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \right] \right\} \quad (19)$$

通过计算数据库中所有图像与查询 Q 的总相似度, 按大小排序, 返回最相似的前 NR 幅图像。

4.3.5 用户相关度评价及系统相关反馈权重调整

利用本文第 3 节算法在用户进行相关度评价后系统进行特征间、特征内以及 ROI 的权重调整。

4.3.6 显示

系统通过用户的参与返回 4.3.3.2 节, 开始新一轮查询, 直到用户满意为止。

5 实验和结果

基于上述思想, 本文实现了一个原型系统。该系统的实验环境为 Intel P4 3.0G, WinXP, 512M 内存。实验中所采用的测试图像数据库主要来源于 Corel 图像库和百万图库网站 (<http://www.mypcera.com/photo/photo.htm>), 共有 5000 幅图像 50 个分类, 每个分类的图像数目从 50 到 150 不等, 图像格式可为 JPEG 或 BMP。该系统允许用户浏览系统图片库或上传本地图片, 每页显示 6 幅, 用户可以上下翻页直到选中想要查询的图片为止 (如图 2, 图 5 所示)。对于每一次检索, 系统从左到右、从上到下按相似度的降序将前 15 幅相似图像返回给用户。图 3、图 6 给出了针对用户提交的查询图的初始检索结果。用户根据主观判断选取若干个相关的图像, 基于用户的反馈信息, 系统将动态调整的特征间权重、特征内权重以及 ROI 权重融合进多层次的相似度计算, 再次反馈给用户。经三次反馈后的检索结果分别如图 4、图 7 所示。

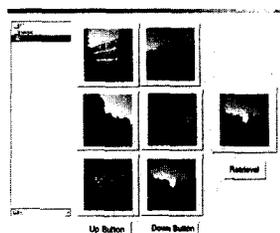


图 2 用户查询界面

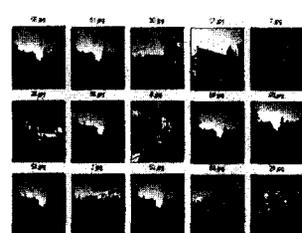


图 3 初始的综合检索界面

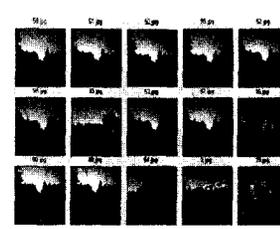


图 4 经三次反馈后的检索结果

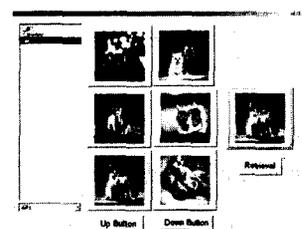


图 5 用户查询界面

(下转第 269 页)

度量的计划建立在对已定义(明确)的过程的理解基础上。在这里,与产品、过程和资源相关的问题和属性被识别出来;产品和过程质量的测量元被选择和定义了;跟踪和评估过程性能的度量数据的收集和使用集成到了软件过程中。

(3) 执行软件过程

过程被软件组织执行。被识别出的产品、过程和资源的属性在每一个软件过程的执行和结束的时候进行了度量。

(4) 应用度量(图 2 的运行过程)

将测量元应用到软件过程执行中所进行的软件度量中。软件过程的数据和过程所产生的软件产品的数据被收集、保留和分析以便它们被用于控制和改进过程中。

(5) 控制过程

如果产品的度量或属性的性能显示过程的偏差处于不期望或不可预测之中,必须采取行动排除造成这些问题的原因,将偏差稳定下来,同时如果可能的话,恢复到过程的正常性能状态。

(6) 改进过程

一旦度量结果表明所有的过程偏差来源于过程本身(也就是说,偏差是过程所固有的),过程性能数据可被依赖和用于指导我们的行动以改变性能的水平。改进行动可用来更新和演进过程的定义,其收益亦需通过度量来验证。

结束语 从基于度量的软件过程管理框架,我们可以体会到,软件度量是软件过程的一部分,不能将其割裂开来。如果将软件过程看作完整的一个系统,度量过程就是软件过程的子系统。因此在实施度量时,需要用完整的系统的观点来

看待,同时要关注软件度量过程与软件过程的接口,将软件度量与软件过程集成起来,使软件过程度量成为软件过程执行中的副产品。成功的过程管理需要将度量过程、产品和资源建立在一个规范的、受控的度量过程的基础之上。一个成功的度量过程不仅仅包括清晰定义的数据同时也包括定义、收集、分析相关测量元的操作过程。软件过程的控制、预测和改进需要可信的和准确的数据,这意味着度量数据必须真实地反映过程本身,同时用与数据相匹配的技术进行分析^[6]。

创建度量的过程模型是软件度量过程的难点之一,且通过实践证明度量的过程模型不仅需要有一个清晰的概念模型,更需要有一个可实施的操作模型。度量过程模型的建立有助于减少对度量过程的误解,保证度量的有用性,避免陷入度量的困境,提高度量的有效性,为组织度量的实施奠定基础。

参考文献

[1] Morisio M. Measurement processes are software, too[J]. The Journal of Systems and Software, 1999,49:17-31
 [2] Perkins T, Peterson R, Smith L. Back to the Basics: Measurement and Metrics. CROSSTALK The Journal of Defense Software Engineering[J], December 2003
 [3] Florac W A, Park R E, Carleton A D. Practical Software measurement, Measuring for Process Management and Improvement [J]. GUIDEBOOK CMU/SEI-97-HB-003
 [4] Deming W E. Out of the Crisis, Cambridge[M]; MIT Press, 1982
 [5] 吴超英. 关于软件过程改进中测量问题的研究与实践[J]. 计算机应用与软件, 2001(11)
 [6] 侯红, 郝克刚. 软件测量刻度及选择方法[J]. 计算机科学, 2005,32(5)

(上接第 259 页)



图 6 初始的综合检索界面 图 7 经三次反馈后的检索结果

图 2、图 5 分别是从小图、动物这两类图像库中随意选择一幅图像作为查询图。对图 2 的检索结果可见,初次检索后经反馈得到和原查询图从不同视角相关的实际图像;对图 5 的查询结果可看出系统对底层特征特性具有一定的稳定性,可检索出经各种变换的相似图像。从实验结果可以看出,对比较复杂的、在各种视角和不同实际场景环境下的实际图像具有较好的检索结果。

为了较全面地评价本文提出的综合多特征和相关反馈 ROI 图像检索技术,设计了 5 类查询:花、食物、动物、竞技运动、自然景物。从每一类中随机抽取 10 幅图作为查询图像,构成 50 次查询,采用查准率作为系统性能的评价,综合 50 次查询,得到相应的平均查准率。

表 1 五类图像检索的平均检索率

图像类别	初次检索	第一次反馈	第二次反馈	第三次反馈
花	0.67	0.76	0.82	0.89
食物	0.58	0.70	0.79	0.84
自然景物	0.53	0.68	0.74	0.80
动物	0.45	0.53	0.66	0.78
竞技运动	0.42	0.62	0.75	0.86

实验评价结果如表 1 所示,其中初始查询中不同特征的权重相同,经三次反馈后平均检索率得到很大提高。实验结果表明,综合多种特征进行检索本文的综合多特征和相关反馈 ROI 检索算法能显著提高图像检索性能。

结束语 本文对感兴趣区域检索的研究简单、有效且符合人类的视觉概念,同时相关反馈技术实现了人机交互,更进一步接近用户意图。将这两种技术再融合进多特征的图像检索中,进一步减小了底层特征和高层语义之间的语义鸿沟。

参考文献

[1] Smeulders A W M, Worring M, Santini S, 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):1349-1379
 [2] Moghaddam B, Biermann H, Margaritis D. Defining image content with multiple regions-of-interest//IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries. 1999,6
 [3] Rui Y, Huang T S. Optimizing learning in image retrieval // IEEE Conf. on CVPR. South Carolina, USA, 2000
 [4] Beis J S, Lowe D G. Indexing Without Invariants in 3D Object Recognition. IEEE Trans. PAMI, 1999,21(10):1000-1015
 [5] 王海霞, 覃团发. 综合 MPEG-7 中颜色特征的图像检索方法[J]. 计算机应用研究, 2005,22(3):164-164
 [6] Gotlieb C C, Kreyszig H E. Texture descriptors based on co-occurrence matrices. Comput. Vis., Graphics, and Image Proc., 1990, 51:70-86
 [7] 金莲芳, 覃团发, 帅勤. 一种基于 MPEG-7 形状特征描述符算法[J]. 计算技术与自动化, 2005,24(4):56-56
 [8] 朱虹, 等. 数字图像处理基础[M]. 北京: 科学出版社, 2005:109-120
 [9] 王海霞, 覃团发. 一种基于 MPEG-7 中主颜色提取的改进方法[J]. 计算机工程, 2005,31(16):185