

基于属性特征提取与萤火虫优化的图像检索算法

赵 凯¹, 韩 毅^{1,2}, 罗圣勇³

(1 安阳工学院 计算机科学与信息工程, 河南 安阳 455000;

2 华中科技大学 国家 NC 工程技术研究中心, 湖北 武汉 430000;

3 北京科技大学 计算机与通信工程学院, 北京 100083)

摘 要: 为了解决图像检索算法中存在的语义鸿沟问题, 并提高图像检索性能, 本文提出了基于属性特征提取耦合萤火虫优化的图像检索技术. 首先, 基于像素聚类特性, 利用归一化分割模型将每个图像分割成不同的区域, 并提取每个区域的颜色和纹理特征; 然后, 引入 Earth Mover's distance(EMD)相似度量, 计算搜索目标与图像库中目标的距离, 从而获得查询目标的反馈结果; 再通过支持向量机(Support Vector Machine, SVM)对获得的图像反馈结果进行学习, 并引入萤火虫算法进行迭代优化, 对相关图像和不相关图像进行持续筛选, 从而获得用户期望结果. 通过在 Corel 图像库中实验证明: 与当前常用的图像检索算法相比, 本文算法具有更高查准率和查全率, 以及更低的平均归一化检索率与复杂度, 能准确快速地查找搜索目标.

关键词: 图像检索; 语义鸿沟; 区域分割; 萤火虫算法; 属性特征; EMD; 支持向量机

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)11-0031-06

The Image Retrieval Based on Attribute Feature Extraction Coupled Firefly Optimization

ZHAO Kai¹, HAN Yi^{1,2}, LUO Sheng-yong³

(1 College of Computer Science and Information Engineering, AnYang University of Technology,

AnYang 455000, China; 2 National Nc System Engineering Research Center, Huazhong University

of Science and Technology, Wuhan 430000, China; 3 College of Computer and Communication Engineering,

University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to solve the problem of semantic gap in image retrieval algorithm, and improve the performance of image retrieval, proposed a Image retrieval based on the optimization of regional segmentation coupled firefly algorithm. Firstly, based on the characteristics of pixel clustering, each image was segmented into different regions and the color and texture features were extracted by using the normalized segmentation model; Then, the Mover's distance Earth (EMD) criterion was introduced to calculate the distance between the query image and the database image, get the feedback from the nearest image and the user's request; Then through the SVM to get the image feedback information for classification and learning, and the introduction of firefly algorithm for iterative optimization. Through continuous iteration, relevant and not related to the continuous image filtering, so as to obtain the desired results. Through in the Corel image database experiments show that: compared with the commonly used image retrieval algorithm, this algorithm has higher precision and recall, ANMRR lower value, the efficiency of the algorithm has been improved, can be more accurate to find users expect image.

Key words: image retrieval; semantic gap; region segmentation; firefly algorithm; attribute feature; EMD; support vector machine

收稿日期: 2017-02-15; **修回日期:** 2017-03-14

基金项目: 国家自然科学基金(U1204613); 河南省科技攻关计划重点(122102210138); 河南省教育厅科学研究重点项目(14A520055)

1 引言

伴随图像技术与多媒体的不断发展,图像数量呈爆发式增长,丰富了日常生活,同时也增加了从大量图像中搜索期望图像的困难,因此,图像资源的检索日益重要.基于内容的图像检索技术受到广泛关注,成为图像检索的研究热点^[1].

近些年来,众多学者对图像检索技术进行的大量的研究,取得了一些成果.如张鑫等^[2]提出了一种基于颜色特征的图像检索算法. A. Hari 等人提出了一种基于局部二值模式(LBP)的图像检索算法^[3];符祥等^[4]提出了一种基于兴趣点特征的图像检索技术.但是,这些算法没有将基于人机交互的相关反馈技术应用到检索算法中,出现语义鸿沟现象,即由于计算机获取的图像的视觉信息与用户对图像理解的语义信息的不一致性而导致的低层和高层检索需求间的距离.

对此,为了提高图像检索性能,避免产生语义鸿沟现象,提出了一种基于区域分割耦合萤火虫优化算法的图像检索技术.

2 萤火虫算法

萤火虫算法^[5]是基于萤火虫在群聚活动中的自然现象提出的,每只萤火虫通过发出荧光素和其他伙伴进行信息交流.一般来说,荧光素越亮其号召力越强,导致较多萤火虫会聚集在荧光素强的萤火虫附近,因此,根据萤火虫这种特性,提出了一种仿生群智能算法,在该算法中,每只萤火虫被看作为空间的一个解,每只萤火虫随机分布在搜索空间中,每个萤火虫在视野范围寻找邻域,向荧光素亮度强的萤火虫移动,并且会根据周围萤火虫数量多少改变视野范围,使得大部分萤火虫聚集在最优的位置上.

设萤火虫 i 的亮度为 I_i ,目标函数与亮度之间的关系定义为:

$$I_i = f(X_i), X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}) \quad (1)$$

如果萤火虫 i 的 I_i 大于萤火虫 j 的 I_j ,那么萤火虫 j 被萤火虫 i 所吸引,其吸引力 β_{ij} 可表示如下:

$$\beta_{ij} = \beta_0 e^{-\gamma D_{ij}^2} \quad (2)$$

式中, β_0 表示最大吸引力(一般为 1), γ 为光吸收系数, D_{ij} 表示萤火虫 i 到萤火虫 j 的笛卡尔距离,表示如下:

$$D_{ij} = \|X_i - X_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (3)$$

式中, d 为变量维数.

由于萤火虫 i 的吸引作用,使得 j 向 i 移动,因此, j 的位置发生了改变,表示如下:

$$X_j(t+1) = X_j(t) + \beta_{ij}(X_i(t) - X_j(t)) + \alpha \xi_j \quad (4)$$

式中, t 为迭代次数, β_{ij} 为 i 对 j 的吸引力, X_i 和 X_j 分别为萤火虫 i 和 j 的位置, ξ_j 为均匀分布的随机因子, α 为常量,萤火虫算法流程如图 1 所示.

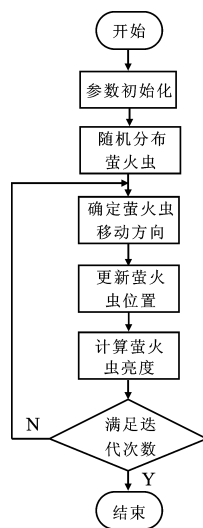


图 1 萤火虫算法计算过程

3 本文图像检索算法设计

本文提出了一种图像区域分割与萤火虫算法的图像检索算法,其流程图见图 2. 首先,利用聚类像素特征,将数据库中的每个图像分割成不同的区域,从分割区域中计算其特征值,当输入一幅查询图像时,其被分割成不同的区域并且提取每个区域的特征.然后,通过引入 EMD 距离度量准则计算查询目标与图像库中目标的距离;从而得出查询目标的反馈结果,分别定义相关与不相关图像为二进制数中的 1 和 0;通过利用 SVM 学习和萤火虫群优化迭代对图像不断筛选.在图像集中, SVM 能够自动生成相关图像的权重以及不相关的图像信息,从而获得用户期望结果.然后利用萤火虫算法进行迭代优化,获得包含最优解的图像集.最后,基于 EMD 的更新权重,以计算最新反馈的最近图像的新排列顺序,直到算法收敛,否则重复进行迭代计算.

3.1 图像检索

设 S 为数据库图像,每个图像 I 通过颜色信息和纹理两个特征进行表征,因此,图像 P^h 的视觉标识的特征向量的组成包括以下部分:颜色直方图 M_{ch} ,颜色矩 M_{cm} ,边缘直方图 M_{eh} 和纹理小波特征

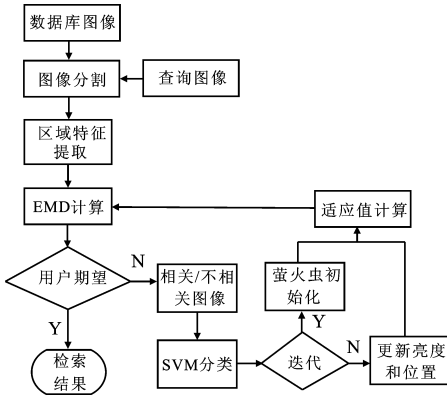


图2 本文算法流程图

值 M_{ut} , 图像的特征向量表示为:

$$T = [M_{dh}, M_{om}, M_{dh}, M_{ut}] \quad (5)$$

利用归一化分割算法^[6]对图像进行分割,通过借助归一化分割值划分,利用样本空间点的采集表示为无方向图的权重,然而,样本空间中的点为图形节点,因此,每对节点产生了一个边,通过每个边的权重来表示两个节点的相似性度量.最小分割值是最有效的图像分割方法,但是在相似集中的最小分割值成为了一种无效的分割.因此,引入了归一化分割准则,通过归一化分割准则计算了图像集中的总相似度.

图像分割后,每个图像被划分为相应的区域集中,一般来说,对于一个含有 n 个区域的图像 I ,其可表示为:

$$I = \{(i_1, w_1), (i_2, w_2), \dots, (i_n, w_n)\} \quad (6)$$

式中, i_n 和 w_n 第 n 个区域的特征和权重.通过每一个区域来计算特征成分,从查询图像中提取区域特征并储存在数据集中.

当选择查询图像并对其进行分割,从分割后的区域提取特征,得到需要的区域特征,然后需要计算查询图像与数据库图像间的距离,本文引入 EMD 测量准则^[7],EMD 为一种有效的基于区域图像相似测量技术,其具有较好的匹配感知相似性和可变长度分布处理.

设查询图 $I_Q: I_Q = \{(I_{qi}, W_{qi}), i = 1, 2, \dots, n\}$, n 为图像中区域数量,数据库图像 I_S 中 $I_S = \{(I_{sj}, W_{sj}), j = 1, 2, \dots, n\}$, n 为数据库中区域数量. I_{qi} 和 I_{sj} 分别为查询图像第 i 区域和数据库第 j 个区域的特征, W_{qi} 和 W_{sj} 分别为相应的区域权重,定义如下:

$$W_{qi} = \frac{t_{qi}}{\sum_v t_{qv}}, W_{sj} = \frac{t_{sj}}{\sum_v t_{sv}} \quad (7)$$

式中, t_{qi} 和 t_{sj} 分别表示搜索目标的第 i 区域和数据库第 j 个区域的尺寸, t_{qv} 为图像的总区域.因此,查询图像 I_Q 与数据库 I_S 的 EMD 距离计算如下:

$$EMD(I_Q, I_S) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n h_{ij} d_{ij}}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n h_{ij}} \quad (8)$$

式中, d_{ij} 为 I_{qi} 和 I_{sj} 的接地距离,定义如下:

$$\begin{aligned} d_{ij} &= \text{Dist}(I_{qi}; I_{sj}) \\ &= \text{WMSE}(I_{qi}^{dh}; I_{sj}^{dh}) + \text{WMSE}(I_{qi}^{om}; I_{sj}^{om}) + \\ &\quad \text{WMSE}(I_{qi}^{dh}; I_{sj}^{dh}) + \text{WMSE}(I_{qi}^{ut}; I_{sj}^{ut}) \end{aligned} \quad (9)$$

式中, WMSE 为两个特征向量的权重欧氏距离,其计算如下:

$$\text{WMSE}(I_{qi}; I_{sj}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{r=1}^N (I_{qir} - I_{sjr})^2 W_r^k \quad (10)$$

式中, W_r^k 为特征的权重向量, k 为迭代次数, h_{ij} 为 I_{qi} 向 I_{sj} 移动的概率,其主要是为了降低 $EMD(I_Q, I_S)$ 的值,约束条件如下:

$$\begin{aligned} h_{ij} &\geq 0 \quad 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \\ \sum_{i=1}^m h_{ij} &\leq W_{qi} \quad 1 \leq i \leq m \\ \sum_{j=1}^n h_{ij} &\leq W_{sj} \quad 1 \leq j \leq n \\ \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n h_{ij} &= \min(\sum_{i=1}^m W_{qi}, \sum_{j=1}^n W_{sj}) \end{aligned} \quad (11)$$

经过 $EMD(I_Q, I_S)$ 计算,根据距离将整个数据库进行排列.

3.2 支持向量机学习

由于相关反馈作用,对分类的区域集中的检索图像标记为 I_f ,根据查询图像的相关性,如果为相关,那么令 $y_f = 1$,否则令 $y_f = 0$,得到了相关图像集合不相关图像集,并且随着迭代不断更新.为了对相关图像集合不相关图像集进行分类,引入支持向量机(SVM),利用非线性变换特征空间建立的超平面从不相关图像中分离相关图像^[8],获得分类二进制模式,利用广义高斯核 $K_R(I_f, I_g)$ 的标准 SVM 计算得到的检索集合 $R = \{(I_f, y_f), f = 1, \dots, l\}$, $y_f \in \{0, 1\}$,计算如下所示:

$$\min_{\alpha \in R^l} \sum_{f=1}^l \sum_{g=1}^l \alpha_f \alpha_g y_f y_g K_R(I_f, I_g) - \sum_{f=1}^l \alpha_f \quad (12)$$

式中, α_f 表示拉格朗日乘数, Z 为控制分类误差参数.由于图像区域的长度大小不一,标准的 SVM 分类效果不佳.为了解决这个问题,引入均方差 σ ,表

示如下:

$$K_R(I_f, I_g) = \exp\left(\frac{-\text{EMD}(I_f, I_g)}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

根据公式(13) 计算的每个图像 I 的得分为 $F(I)$, 并根据计算的得分进行分类存放, $F(S)$ 计算如下:

$$F(I_S) = \sum_{f=1}^{|R|} \alpha_f y_f K_R(I_S, I_f) + b \quad (14)$$

式中, b 为偏差值, 通过公式(14) 获得的 N 个最高得分图像.

3.3 萤火虫优化算法

萤火虫算法具有较强的局部搜索能力, 可以在较小的区域找到其最优解, 操作简单, 本文引入萤火虫算法对图像检索进行优化. 设萤火虫群 A_n , $n = 1, 2, \dots, N$, n 表示第 n 萤火虫. 在本文中, 每个萤火虫表示为图像的每个特征和区域权重, 每个萤火虫有关联的 N 个最高得分图像, 通过计算每个萤火虫的亮度和吸引力对随机优化进行初始化^[9]. 在优化过程中, 需要设定一个适应值作为参考, 使得周围萤火虫最快速的到达参考点. 当考虑相关图像和不相关图像, 根据公式(14) 在 A_n 中表示解空间的适应值, 其权重函数 $\Phi(A_n)$ 计算如下:

$$\Phi(A_n) = \frac{1}{R_r} \sum_{r=1}^{R_r} \text{EMD}(A_n; I_r) + \frac{1}{\frac{1}{R_r} \sum_{i=1}^{R_r} \text{EMD}(A_n; I_i)} \quad (15)$$

式中, I_r 和 I_i 分别为相关图像子集和不相关图像子集. 随着不相关图像的萤火虫距离增加, 解空间的适应值只取决于相关图像. 根据公式(15) 可得出, 当萤火虫远离不相关图像而接近相关图像时, 那么权重函数 $\Phi(A_n)$ 具有一个较低的适应值. 适应值越小, 萤火虫向相关图像移动的位置越好, 根据适应值, 重新对萤火虫排序, 利用相关图像和不相关图像的信息能够提高检索结果, 主要有以下两部分组成.

(1) 萤火虫吸引力

当两萤火虫亮度不一致时, 亮度强的萤火虫会对亮度低的萤火虫产生吸引力, 吸引力 $\beta(r)$ 计算如下^[9]:

$$\beta(r) = \beta_0 e^{(-\gamma r_s^2)} \quad (16)$$

式中, β_0 为距离为 0 的吸引力, γ 为光吸收系数. 一个萤火虫的吸引力取决于其相邻萤火虫的亮度, 在本文中不同萤火虫亮度可以表示为 $\varphi(A_n)$. 两个处于 x_n 和 x_s 位置的萤火虫的距离可表示如下:

$$r_{ns} = \|x_n - x_s\| = \text{EMD}(A_n, I_s) \quad (17)$$

(2) 萤火虫移动

由于萤火虫的吸引作用, 使得萤火虫亮度低向亮度移动, 因此, 亮度低的萤火虫位置发生了改变, 如公式(4) 所示. 式中的 α 为固定移动长度, 由于固定移动长度会导致萤火虫错过最佳的位置搜索能力, 从而得到多个最优位置解. 因此, 为了提高算法的性能, 参数 α 随时间发生改变, 根据最大迭代次数和当前迭代次数对 α 重新定义:

$$W_{\text{iter}} = A + \frac{(\text{iter}_{\max} - \text{iter})^m}{(\text{iter}_{\max})^m} + (A - B) \quad (18)$$

式中, m 为非线性系数, $m \geq 1$, $\text{iter}_{\max}$ 为最大迭代次数, iter 为当前迭代次数, A 和 B 等于 0 或者 1, m 的大小取决于萤火虫群体的数量 D , 表示如下:

$$m = 10^{(-D)} \quad (19)$$

根据公式(19) 得出, D 越大, m 的值越小, 表示算法收敛性越好.

经过上述步骤改变了时间步长, 在初始阶段和迭代过程对全体范围内搜索解空间, 萤火虫利用解空间获得更好的解.

如果萤火虫的运动步长符合高斯分布, 那么随机移动为布朗运动, 在每次迭代中, 通过高斯分布移动的萤火虫达到了一个最佳位置 p , 表示如下:

$$p = f(x|\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{\left(-\frac{|x-\mu|^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (20)$$

式中, μ 和 σ 分别为平均值和方差, x 为最佳解与适应值的偏差.

对于高斯分布, 产生了一个随机数和萤火虫概率 P :

$$x_n(g+1) = x_n(g) + \alpha * (1-P) * U(x, z) \quad (21)$$

式中, $U(x, z)$ 为一个 0 到 1 的随机数, 通过计算得到一个新的解并更新其亮度, 并向新位置 $x_n(g+1)$ 移动.

如果萤火虫指向一个已经分类的不相关图像或多个萤火虫群指向同一图像, 那么说明该图像不是检索目标, 进一步继续搜索下一个最近图像直到搜索完成.

4 实验与讨论

为了验证提出的算法的可行性和先进性, 在常用的图像检索数据库 Corel 进行测试^[10]. 从 Corel 图像库包含 10 种类型图像, 分别为: 非洲、海滩、建筑、公共汽车、恐龙、大象、花卉、马、山川和食物, 每种类型含有 100 张图像组成的共 1 000 幅. 仿

真环境为: Intel i3 四核处理器, 2. 17 GHz, 4GRAM, WIN7 操作系统, 借助 Matlab2010 进行仿真测试. 同时, 为了使实验结果具有对比性, 选取当前常用的图像检索算法作为对照: 文献[2], 文献[3]和文献[4].

4.1 图像检索性能评价

为了定量评价图像检索性能, 本文引入查准率和查全率. 查全率表示检索的全面性, 而查准率能够表示检索的准确性, 因此, 可用查全率和查准率对检索算法的有效性进行评估, 查准率 P 和查全率 R 分别定义如下:

$$P = \frac{T_R}{T_Q} \tag{22}$$

$$R = \frac{T_R}{T_N} \tag{23}$$

式中, T_R 为检索出的相关图像数量, T_Q 为检索出的图像数量, T_N 为图像数据库中相关图像数量.

ANMRR 指标^[11]也被来评价检索方法, 该指标不仅衡量了返回结果的精确度, 同时考虑了返回图像的排序, 相关图像排位越靠前 ANMRR 值越低, 表明效果越好, 因此, 这是一个更全面的评价指标.

4.2 实验结果

每次实验中从图像库中的每类随机选取 5 张图像作为查询图像, 构成 50 次查询, 每次选取前 9 张最相近图像作为查询结果. 以图 3 为检索目标, 利用本文算法与对照组在图形库中检索出与之相近的目标, 从检索结果中看出, 本文算法的检索性能优于其他三种对照组算法, 检索得到的图像与查询图像相似度较高, 大部分都能够满足用户期望, 而其他三种算法都出现了较多的与查询图像相似度不高的检索图像. 主要因为本文利用颜色信息和纹理两个特征表示图像, 根据颜色直方图, 颜色矩, 边缘直方图和纹理小波特征值形成特征向量, 能够较全面提取图像特征. 而文献[2]、文献[3]、文献[4]三种检索技术只是根据单一的颜色信息或者纹理特征对图像特征提取, 造成检索过程中特征匹配不足和特征误匹配的可能, 从而降低了检索的准确度.

图 4 为 Corel 图像库中不同类型图像的查准率统计图, 依据图中得出, 针对每种类型的图像检索效果本文算法均具有相对较高的查准率. 图 5 为四种算法的 PR 曲线图.

表 1 为四种算法的得到的 ANMRR 结果. ANMRR 的值越小, 表明其算法的检索性能越好, 根据表 1 得出本文算法得到的 ANMRR 值最小, 说明了



图 3 查询图像

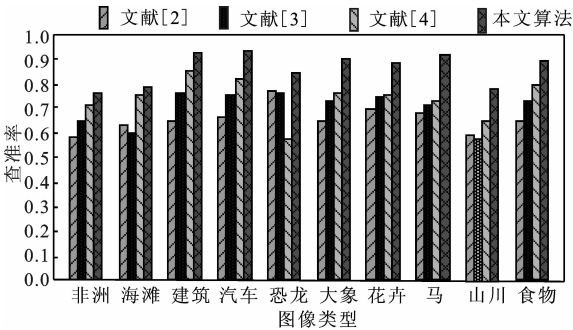


图 4 Corel 图像库中不同算法的查准率

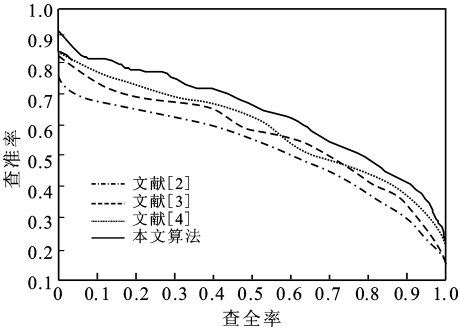


图 5 四种不同算法 PR 曲线

其算法精度提高了, 并且将相关图像返回更靠前的位置, 本文算法的检索性能相对具有较大进步.

表 1 四种算法的 ANMRR 实验结果

名称	文献[2]	文献[3]	文献[4]	本文算法
ANMRR	0.582 6	0.615 4	0.528 7	0.462 3

表 2 为检索算法的消耗的时间. 根据表 2 数据得出, 本文算法消耗的时间为 1.62 s, 相对对照组算法具有一定的优势, 主要是因为本文中对图像进行区域分割, 提取图像的区域特征, 比提取图像的全部特征点工作量小, 因此花费的时间短.

表 2 四种算法时间消耗实验结果

名称	文献[2]	文献[3]	文献[4]	本文算法
时间/s	1.86	2.25	4.37	1.62

根据上述实验结果得出, 相比较于当前图像检索算法, 本文算法检索得到的相关图像更符合用户要求, 在查准率、查全率和 ANMRR 评价指标上取

得了较大的优势,说明本文的检索性能优异,通过算法检索获取的图像与用户期望得到的图像一致性较好,很大程度上避免了语义鸿沟现象的产生.主要原因是该算法对图像分割成不同的区域,从分割区域中提取,并通过 EMD 度量方法计算查询目标与数据库图像的距离,通过 SVM 与萤火虫算法优化,对搜索目标不断筛选,从而获得与查询目标最相似的图像.

5 结束语

本文提出了一种区域分割耦合萤火虫算法优化的图像检索技术,根据像素聚类,通过归一化分割准则对图像分割成不同的区域,并分别提取分割区域的颜色和纹理特征,利用 EMD 度量准则计算查询图像与数据库图像之间距离,得到用户要求的反馈信息,通过 SVM 学习生成相关图像的权重以及不相关的图像信息,然后利用萤火虫算法进行迭代优化,获得包含最优解的图像集,再基于 EMD 的更新权重计算最新反馈的最近图像的新排列顺序,通过优化后获得的图像与用户期望较一致.通过在 Corel 图像库中测试表明了本文算法具有更高的查准率和查全率,并且算法的 ANMRR 值低,所消耗的时间短,说明了本文检索性能与效率相对于对照组具有很好的优势.

参考文献:

- [1] Avi Arampatzis, Konstantinos Zagoris. Dynamic two-stage image retrieval from large multimedia databases [J]. Information Processing and Management, 2013, 49(6):274-285.
- [2] 张鑫,温显斌,孟庆霞. 基于颜色特征的图像检索方法研究[J]. 计算机科学,2012,39(11):243-246.
- [3] Hariprasad Reddy A, Subhash Chandra N. Local op-pugnant color space extrema patterns for content based natural and texture image retrieval [J]. International Journal of Electronics and Communications, 2014, 69 (12):290-298.
- [4] 符祥,曾接贤. 基于兴趣点匹配和空间分布的图像检索方法[J]. 中国激光,2013,37(3): 74-778.
- [5] 王吉权,王福林. 萤火虫算法的改进分析及应用[J]. 计算机应用,2014,34(9):2552-2556.
- [6] 欧锁阳,冯琦,张玺. 一种融合对数极坐标映射和归一化割的图像分割算法[J]. 计算机应用研究,2012,29 (10):3990-3992.
- [7] Minhee Jang, Sangwook Kim, Christos Faloutsos. Accurate approximation of the earth movers distance in linear time [J]. Journal of Computer Science & Technology, 2014, 29(1): 142-154.
- [8] Muchenxuan Tong, Kun-Hong Liu, Chungui Xu. An ensemble of SVM classifiers based on gene pairs [J]. Computers in Biology and Medicine, 2013, 43(6): 729-737.
- [9] 刘鹏,刘弘,郑向伟. 基于改进萤火虫算法的动态自动聚集路径规划方法[J]. 计算机应用研究,2011,28 (11):4146-4149.
- [10] Kanimozhi N T, Latha K. An integrated approach to region based image retrieval using firefly algorithm and support vector machine[J]. Neurocomputing,2015,151 (13):1099-1111.
- [11] Manjunath B S,Ohm J R,Vasduvanvv,et al. Color and texture descriptors [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2011,11(6):703-715.

作者简介:

赵凯 男,(1984-),硕士,讲师.研究方向为图像处理、计算机应用、嵌入式系统. E-mail:zhaokai1984scie@163.com.

韩毅 男,(1980-),博士,讲师.研究方向为计算机图像、模式识别、计算机应用.

罗圣勇 男,(1968-),博士,教授,博士生导师.研究方向为模式识别、计算机应用、智能制造、机器人技术.