

# 基于粒子群的图像检索相关反馈算法

许相莉,张利彪,刘向东,于哲舟,周春光

(吉林大学计算机科学与技术学院,吉林长春 130012)

**摘要:** 将粒子群优化算法的进化搜索过程与用户的反馈过程有效结合,提出了一种基于粒子群的图像检索相关反馈算法,避免了初始检索对用户认知的影响以及对反馈效果造成的局限性,并使得用户对检索目标的理解逐渐清晰,能够有效全面的搜索图片库,同时避免多次反馈造成的算法效率和检索效果之间的矛盾.通过实验验证了算法的有效性.

**关键词:** 相关反馈; 粒子群优化; 图像检索

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2010) 08-1935-06

## Image Retrieval Relevance Feedback Algorithm Based on Particle Swarm Optimization

XU Xiang-li, ZHANG Li-biao, LIU Xiang-dong, YU Zhe-zhou, ZHOU Chun-guang

(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun, Jilin 130012, China)

**Abstract:** The evolution searching process of particle swarm optimization(PSO) algorithm and user feedback process are combined effectively, and an image retrieval relevance feedback(RF) algorithm based on PSO is proposed, in which the influence to user perception and limitation to feedback effect caused by initial retrieval are avoided. The algorithm makes users' understanding to the retrieval goal become clear gradually, could search image database effectively and comprehensively, and at the same time it could avoid the contradiction of efficiency and retrieval effect caused by multi-feedback. Experiments have verified the validity of the proposed algorithm.

**Key words:** relevance feedback(RF); particle swarm optimization(PSO); image retrieval

## 1 引言

随着多媒体信息的迅速膨胀,人们对图像检索的需求日益增多,传统的基于文本的检索技术已不能适用于大规模图像集,基于内容的图像检索(Content Based Image Retrieval, CBIR)逐步成为多媒体技术应用领域的研究热点. CBIR 是指利用图像的视觉内容,如颜色、纹理、形状、空间布局、语义等,从大量图片数据中搜索用户感兴趣的图片.目前, CBIR 技术主要采用基于范例的查询方式进行检索,但由于语义鸿沟<sup>[1]</sup>的存在使得此类检索系统不能很好的理解用户的需求,这也是导致其性能不高的一个主要原因.为此,人们又将相关反馈(Relevance Feedback, RF)技术应用到图像检索领域<sup>[2]</sup>. RF 技术首先在文本检索领域被提出<sup>[3]</sup>,随后被引入到 CBIR 领域<sup>[4]</sup>,本质上是一种指导性学习的查询优化方法. RF 技术把人的参与引入到检索过程中,从而将检索模式从一次进行变成交互式的多次进行,并成为提高检索性能的有效

方法<sup>[5]</sup>.针对 RF 问题已有一些方法被提出,文献[6]将 RF 看作贝叶斯推理问题,将正、负反馈同等对待进行处理;文献[7]和文献[8]分别提出了一种基于贝叶斯分类器的 RF 算法,利用不同反馈策略分别处理正、负反馈;文献[9]为了克服训练样本过少以及正、负样本的不对称性,提出了一种贝叶斯主动学习机制;文献[10]提出了一种基于分类器合并的 RF 方法,同时可以自动调节 CBIR 中的距离函数权重;文献[11]通过 RF 获取合适的特征权重,并同时参数进行动态选择.这些 RF 算法虽然取得了一定的检索效果,但是还存在一些问题:(1)算法都假设用户对检索目标十分明确,然而在实际的 CBIR 中,绝大多数情况下,用户在进行检索之前对目标的理解是比较模糊的;(2)算法中用户的初次反馈都是建立在某个特定的检索算法基础上的,而初次检索结果对用户的反馈和用户图像库的认识都会有很大影响,这就导致反馈效果会有很大的局限性;(3)算法为了得到好的检索效果,必然进行多次的反馈操作,而过多反

收稿日期:2009-07-09;修回日期:2010-02-23

基金项目:国家自然科学基金(No. 60873146, 60973092, 60903097);国家 863 高技术研究发展计划(No. 2009AA02Z307);吉林省生物识别新技术重点实验室(20082209);吉林大学“211 工程”三期建设项目;教育部“符号计算与知识工程”重点实验室(No. 02090);吉林省科技发展计划(No. 20080168)

馈必然导致算法的效率比较低。

针对上述问题,本文提出了一种基于粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)的图像检索 RF 算法(Relevance Feedback based on Particle Swarm Optimization, PSO-RF)。虽然文献[12]就将 PSO 引入到 RF 领域进行了一定的探讨,但该文算法仅硬性的使用示例图像对粒子进化方向进行监督,并未对二者的有效结合提出解决思路。本文就 PSO 与 RF 在编码、空间的连续性、约束条件、评优准则、终止条件等关键契合点提出了切实有效的解决方案。本文算法利用 PSO 算法随机生成初次返回结果,并将 PSO 算法的进化搜索过程与用户的反馈过程相结合,既避免了其它算法中初始检索对用户认知的影响以及对反馈效果造成的局限性,又使得用户对检索目标的理解逐渐清晰,算法中 PSO 的自动进化搜索过程不但可以有效全面的搜索图片库达到用户的要求,而且可以提高算法的检索效率,避免多次反馈造成的算法效率和检索效果之间的矛盾。算法仿真实验说明了算法的有效性。

## 2 PSO 和 RF 算法

在 PSO 算法中每个粒子可以看作是解空间中的一个点。如果粒子的群体规模为  $N$ ,则第  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 个粒子的位置可表示为  $X_i$ ,它的个体极值记为  $pBest_i$ ,它的速度用  $v_i$  表示,群体的全局极值用  $gBest$  表示。任一粒子  $i$  将根据如下公式来更新自己的速度和位置<sup>[13,14]</sup>:

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + c_1r_1(t)(pBest_i(t) - X_i(t)) + c_2r_2(t)(gBest(t) - X_i(t)) \quad (1)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + v_i(t+1)$$

其中  $c_1$ 、 $c_2$  为常数,称为学习因子或加速系数,通常它们的取值为 0.5;  $r_1$  和  $r_2$  是 (0,1) 上的随机数;  $w$  是惯性权重。每个粒子的速度  $v_i$  的值被限定在  $[-v_{max}, v_{max}]$  内,  $v_{max}$  的值通常取搜索空间的宽度。对惯性权重  $w$  的设置通常是从 0.9 线性减小到 0.2。

每个粒子的个体极值用如下公式来更新:

$$pBest_i(t+1) = \begin{cases} X_i(t+1), & \text{if } X_i(t+1) \geq pBest_i(t) \\ pBest_i(t), & \text{if } X_i(t+1) < pBest_i(t) \end{cases} \quad (2)$$

对所有粒子的全局极值按如下公式选取:

$$gBest(t+1) = \max(pBest_i(t+1)), i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

RF 是代替用户进行查询优化的一种半自动化策略,但是 CBIR 中 RF 应用的特殊性导致 RF 的学习问题有别于其它学习问题,这些特殊性主要表现在训练样本少、实时性要求高、训练样本不对称、存在大量未标记样本四个方面<sup>[5]</sup>。PSO 算法是求解优化问题行之有效的方法之一,对于上述问题的解决具有如下优势:(1)

对 PSO 算法而言,RF 中通常的 10~20 个反馈样本已经足以对群体进化方向进行有效的指导;(2) PSO 算法的快速收敛性可以保证 RF 的检索效率;(3) RF 中常常采用对正样本进行标记的方式,因此缺少学习的负样本,而 PSO 算法对样本的对称性没有需求,仅由正样本进行进化方向的指导即可;(4) PSO 算法在解空间进行全局搜索,不易陷入局部极小,大量的未标记样本会被充分搜索和反馈。因此,PSO 算法的自身特点决定了它在 RF 中具有很好的可行性,但 PSO 与 CBIR 的良好结合点的选择和设计比较困难。

## 3 基于 PSO 的图像检索 RF 算法(PSO-RF)

### 3.1 PSO-RF 算法分析

应用 PSO 算法解决 RF 问题,需要在粒子编码、空间的连续性、优化的约束条件、评优准则、终止条件等方面设计良好的契合点。

在图像检索应用中,首先,对于任意一幅图片  $A_i$ ,对其进行特征提取,得到  $N'$  种类型的特征,记为  $C_j, j = 1, 2, \dots, N'$ ,其中第  $j$  种特征  $C_j = (C_j^{(1)}, C_j^{(2)}, \dots, C_j^{(n_j)})^T$ ,  $n_j$  为特征  $C_j$  的维数,将  $C_j$  的每个分量  $C_j^{(k)}, k = 1, 2, \dots, n_j$  进行实数编码,分别对应到粒子的一位编码  $X_i^{(p)}$ ,据此得到图片  $A_i$  的粒子编码  $X_i = (X_i^{(1)}, X_i^{(2)}, \dots, X_i^{(p)}, \dots, X_i^{(Q)})$ ,  $Q = \sum_{j=1}^{N'} n_j$ 。

其次,PSO 求解问题的解空间  $\mathcal{J}$  一般要求是连续的,即  $Y = f(x), Y \in \mathcal{J}$ ,而 CBIR 中 RF 问题针对的解空间  $\mathcal{J}' = \{A_1, A_2, \dots, A_{n'}\}$  却是离散的,其中  $A_i$  为图片库中第  $i$  幅图片,  $n'$  为图片库规模。对于进化得到的连续解  $y$ ,采取用  $y$  的最小邻域内的离散解  $y^* = \arg \min \{D(y, y')\}, y \in \mathcal{J}, y' \in \mathcal{J}'$  作为最优解。

第三,PSO 算法发挥效用的关键在于具有粒子运动方向的指导性准则,即粒子  $X_i$  的个体最新位置  $X_i(t)$  与个体当前最优位置  $pBest_i$  优劣的评判准则  $P$ 。每个粒子的个体极值  $pBest_i$  用式(2)进行更新,全局极值  $gBest$  的经典公式如式(3)所示,结合实际的 CBIR 问题,为了保证粒子能够向更优的方向进化,本文用如下公式代替式(3)进行  $gBest$  的选取,采用本轮用户反馈的  $N_1$  幅相关图像的平均位置,作为当前全局最优位置  $gBest$  的标记,并用以指导粒子的运动方向。

$$gBest = average(X_i), i = 1, 2, \dots, N_1 \quad (4)$$

其中  $N_1$  为用户反馈的图像数目。

第四,PSO 算法的最优标准及终止条件是明确的,而对于 CBIR 问题,最优的标准本身就非常模糊,又由于用户的主观不确定性,使得检索目标的确定随着整个检索过程的进行才逐步清晰的显露,随着 RF 的进

行,  $gBest$  会在一定范围内存在波动调整, 当用户目标逐步趋于稳定, 相对明确之后,  $gBest$  基本明确, 此时 RF 及粒子进化可以终止. 在 RF 过程中, 当相邻两次反馈  $R_k, R_{k+1}$  的结果较为相似, 即  $Distance(average_{R_k}, average_{R_{k+1}}) < \epsilon$  时, 认为用户目标基本明确, 没有再次进化的必要, 此时将终止进化和反馈过程.

此外, 由于 CBIR 中 PSO 应用的特殊性, 粒子  $X_i$  的定义域需要满足特征的约束条件, 这使得 PSO 进化必须在一定的约束条件下进行, 可以通过归一化等方法实现, 以保证进化之后的粒子位置不会超出约束的特征范围.

### 3.2 算法描述

PSO-RF 算法由用户反馈和粒子进化两个层次构成. 当需要进行反馈时, 首先初始化粒子群  $X_i, i = 1, \dots, N$ ,  $X_i$  为从图像库中随机抽取的图片,  $N$  为群体规模; 粒子个体  $X_i$  的速度  $v_i$  的各分量为粒子各分量定义域内的随机数, 如下式所示.

$$v_i^{(k)} = rand(FeatureDomain^{(k)}) \quad (5)$$

其中  $v_i^{(k)}$  为粒子  $X_i$  在第  $k$  个分量上的初始速度,  $FeatureDomain^{(k)}$  为粒子第  $k$  个分量的定义域. 进而用户根据期望目标选取相关的  $N_1$  幅图像作为反馈结果, 并用  $N_1$  个粒子的个体均值作为当前全局最优位置  $gBest$ , 用以指导粒子的进化方向, 如式(4)所示.

在粒子进化层次, 在迭代代数  $M$  内根据适应度  $E(X_i, gBest)$  不断调整粒子的速度和位置, 其中  $E(\cdot, \cdot)$  为各特征编码分别计算的加权距离, 并在本轮反馈进化结束后按照如下公式显示反馈进化结果.

$$X_i = \{ \arg \min_{\bar{X}_j} (E(\bar{X}_j, X_i)), \bar{X}_{j_1} \neq \bar{X}_{j_2}, j_1 < j_2 \} \quad (6)$$

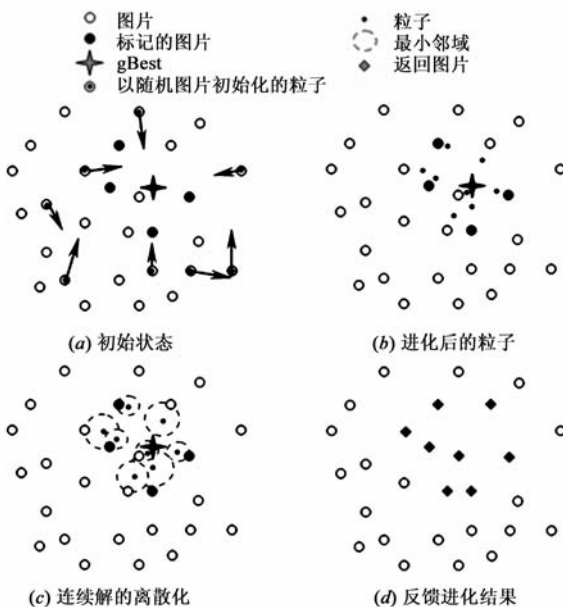


图1 反馈进化过程描述

其中,  $\bar{X}_j$  为图片库中的离散图片编码.

图1为 PSO-RF 算法的一轮反馈和进化过程. 反馈前以图片库中的随机图片初始化粒子群, 并以用户反馈的标记图片确定  $gBest$  来指导粒子的运动方向, 如图1(a)所示; 粒子在  $gBest$  的指导下运动到连续解空间内的较优位置, 如图1(b)所示; 在各个粒子的最小邻域内确定不重复的离散图像点作为 RF 的离散解, 如图1(c)所示; 图1(d)为本论反馈和进化返回的检索结果.

### 3.3 PSO-RF 算法流程

- (1) 用户反馈参数初始化: 群体规模  $N$ ; 粒子群  $X_i, i = 1, \dots, N$ ; 粒子群迭代次数  $M$ ; 反馈计数  $f = 0$ ;
- (2) 反馈终止条件: if  $|gBestUser(f) - gBestUser(f - 1)| < \epsilon$ , then 停止反馈, 程序结束; else 执行反馈,  $f = f + 1$ , 转(3);
- (3) 粒子进化参数初始化: 根据式(5)初始化  $X_i$  的速度  $v_i$ ; 根据式(4)初始化  $gBest$ ; 保留本次用户反馈结果:  $gBestUser(f) = gBest$ ; 初始化  $pBest_i = X_i$ ; 进化代数计数  $t = 1$ ;
- (4) 适应度评估: 计算  $E(X_i, gBest)$ ;
- (5) 粒子个体最优位置的调整: if  $E(X_i(t), gBest) < E(pBest_i, gBest)$  then  $pBest_i = X_i(t)$ ;
- (6) 根据式(1)更新  $X_i$  和  $v_i$ ;
- (7) 粒子进化终止条件: if  $t > M$  或  $X_i(t + 1) - X_i(t) < \epsilon$ , then 本轮粒子进化终止, 转(8); else  $X_i(t) = X_i(t + 1), t = t + 1$ , 转(6);
- (8) 根据式(6)显示本轮反馈后粒子群进化的结果, 转(2).

## 4 实验及结果分析

### 4.1 实验图片库及参数设置

为了测试本文方法的检索效果, 选取了 Corel 标准图片库<sup>[15]</sup>进行了实验, 图片库共包含 1000 幅图片, 分为 10 个类别: africa、beaches、monuments、busses、dinosaurs、elephants、flowers、horses、mountain、cookie/food, 每个类别均包含 100 幅图片. 算法初始化群体规模设定为  $N = 50$ , 一次反馈内的粒子群迭代代数  $M = 100$ , 惯性权重  $w$  从 0.9 线性减小到 0.2, 学习因子  $c_1 = c_2 = 0.5$ ,  $r_1$  和  $r_2$  为(0,1)上的随机数. 为了说明 PSO-RF 算法的有效性, 仅选取简单的颜色特征对粒子进行编码.

### 4.2 实验结果及分析

#### 4.2.1 图像检索实验

用户在初始检索之前目标不很明确, 因此系统随机展示给用户一系列图片, 用户根据感兴趣目标对特定内容图片进行标记, 如图2和图4所示, 经过 PSO-RF 算法反馈进化之后的最终检索结果如图3和图5所示.



图2 busses初始群体



图3 busses检索结果



图4 horses初始群体



图5 horses检索结果

对于图2中用户感兴趣的busses内容的图片,在反馈前的初始结果中仅有3幅相关图片,在反馈进化之后的最终检索结果中,共有43幅相关图片被命中;对于图

4中用户感兴趣的具有horses内容的图片,初始仅有4幅相关内容图片,在反馈进化之后的最终检索结果中,共有47幅相关图片被命中.由于PSO-RF算法将PSO算法的进化搜索过程与用户的RF过程进行了有效结合,随机的初始结果避免了以往初始检索算法对用户认知的影响以及对反馈效果造成的局限性,从检索结果可以看出本文方法比较有效.

#### 4.2.2 粒子进化仿真实验

为了充分说明PSO-RF算法的工作过程,图6给出了一次检索中的全体粒子的运动和进化过程.

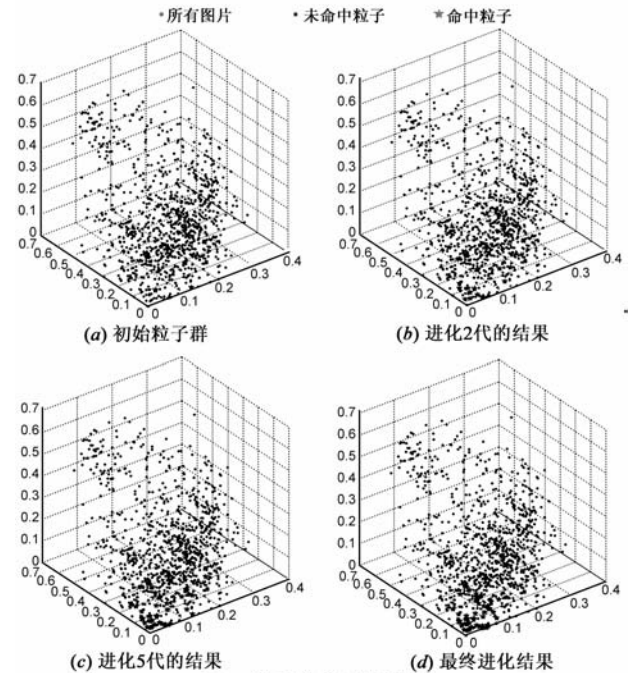


图6 粒子进化过程仿真

图6中的所有标记点为图片库中的所有1000幅图片在HSV颜色空间中的投影分布,初始粒子群中只有3个五角星形标记为命中粒子,方形为未命中粒子,如图6(a)所示;随着进化代数增加,命中粒子逐渐相对集中并增多,如图6(b)和(c)所示,最终进化结果如图6(d)所示,命中粒子相对集中,达到了较为满意的结果. PSO算法的自动进化、快速随机搜索为高效全面的对图片库进行全局搜索提供了有效保证.

#### 4.2.3 阶段性反馈实验

本文对不同反馈阶段的检索精度进行了实验,为了更清楚的进行阶段性观察,本次实验中的粒子群迭代代数 $M=30$ ,实验结果如图7所示.

对于本次实验的检索实例,第一轮反馈后,随着粒子进化代数的逐渐增多,检索精度逐步提高并趋于平稳;进而经过第二轮反馈后,检索精度进一步提高并再次趋于平稳;第三轮反馈后检索精度基本平稳,满足收敛条件,进化结束.实验结果可以清晰的体现出用户的

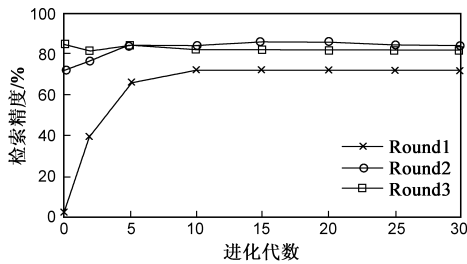


图7 不同反馈轮数及其内部的进化精度

认知逐步清晰化过程,随着用户对目标认知的明确,检索精度逐步提高,最终趋于平稳并收敛。

#### 4.2.4 检索精度对比实验

为了进一步验证 PSO-RF 算法的有效性,将 PSO-RF 算法与其它 RF 算法进行了比较,数据来源于相关参考文献中发表的实验结果,检索精度定义如下:

$$\text{precision} = \frac{\text{relevant images}}{\text{returned images}}$$

表 1 为本文方法分别与文献[9~11]的 Top20 精度比较。

表 1 Top20 精度对比

	文献[9]	文献[10]	文献[11]	PSO-RF
Round0	—	0.222	0.115	0.097
Round1	0.520	0.467	0.422	0.710
Round2	0.660	0.598	0.641	0.785
Round3	0.710	0.693	—	0.793

从表 1 数据可以看出,PSO-RF 算法在未反馈前的初始精度为仅为 0.097,而在第一轮反馈之后,PSO-RF 算法的检索精度的提高幅度远远高于其它方法,并且在每轮反馈之后的精度都优于其它方法,效果较好。

表 2 为 PSO-RF 算法对图片库中 10 个不同类别图片的 Top50 平均检索精度进行统计的结果。

表 2 不同类别图片 5 轮反馈中 Top50 的平均检索精度

	Round1	Round2	Round3	Round4	Round5
africa	0.70	0.60	0.60	0.62	0.64
beaches	0.50	0.56	0.60	0.62	0.58
monuments	0.36	0.46	0.42	0.52	0.50
busses	0.72	0.84	0.82	0.82	0.84
dinosaurs	1	0.98	0.98	0.98	0.98
elephants	0.36	0.42	0.38	0.38	0.48
flowers	0.30	0.38	0.44	0.38	0.40
horses	0.92	0.90	0.86	0.92	0.92
mountain	0.34	0.44	0.50	0.40	0.42
cookie/food	0.66	0.76	0.70	0.74	0.70
average	0.586	0.634	0.630	0.638	0.646

从表 2 可以看出,随着反馈轮数的增加,检索精度在逐步提高,表明算法的 PSO 自动进化搜索过程能够与用户的反馈认知有效结合,可以全面的搜索图片库达到用户的要求。但是从表 2 中的 africa 类别可以看出,第一轮反馈精度为 0.70,随后的第二轮反馈精度为

0.60,有所下降,这是由于该类别图片在视觉上比较杂乱,对结果造成了影响,但是对整体的平均检索精度提高的趋势没有影响,整体精度在多次反馈后收敛到 0.6 以上,取得了较好的效果。

## 5 结论

本文将 PSO 算法的进化搜索过程与用户的反馈过程有效结合,避免了初始检索对用户认知的影响以及对反馈效果造成的局限性,提出了 PSO-RF 算法,利用初始随机展示给用户的一系列图片初始化粒子群,在逐次反馈过程中根据用户反馈结果指导粒子的运动方向,与用户的认知同步返回检索结果。PSO-RF 算法在 CBIR 的 RF 中充分发挥了 PSO 算法的高效学习和快速收敛优势,较好的克服了 RF 中普遍存在的问题,并取得了较好的检索效果。本文为了说明 PSO-RF 算法的有效性,选取了单一特征进行粒子编码,选取更多的更复杂的多特征参与粒子群的编码进化将会取得更好的检索效果,这也是本文进一步的研究工作。

## 参考文献:

- [1] 张菁,沈兰荪,David Dagan Feng. 基于视觉感知的图像检索的研究[J]. 电子学报,2008,36(3):494-499.  
Zhang Jing, Shen Lan-sun, David Dgan Feng. A survey of image retrieval based on visual perception [J]. Acta Electronic Sinica, 2008, 36(3): 494-499. (in Chinese)
- [2] Rui Y, Huang T S, Mehrotra S. Content-based image retrieval with relevance feedback in MARS [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C]. Santa Barbara, CA, USA: IEEE Computer Society, 1997. 815-818.
- [3] van Rijsbergen C J. Information Retrieval [M]. London: Butterworths, 1979.
- [4] Picard R W, Minka T P, Szummer M. Modeling user subjectivity in image libraries [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C]. Lausanne, Switzerland: IEEE, 1996. 777-780.
- [5] 吴洪,卢汉青,马颂德. 基于内容图像检索中相关反馈技术的回顾[J]. 计算机学报,2005,28(12):1969-1979.  
Wu Hong, Lu Han-qing, Ma Song-de. A survey of relevance feedback techniques in content-based image retrieval [J]. Chinese Journal of Computers, 2005, 28(12): 1969-1979. (in Chinese)
- [6] Vasconcelos N, Lippman A. Learning from user feedback in image retrieval systems [A]. Proceedings of the Neural Information Processing Systems [C]. Breckenridge, CO: MIT Press, 1999.
- [7] Su Z, Zhang H, Ma S. Relevant feedback using a Bayesian classifier in content-based image retrieval [A]. Proceedings of

- the SPIE Storage and Retrieval for Media Databases[C]. San Jose: SPIE Press, 2001. 97 – 106.
- [8] 苏中, 张宏江, 马少平. 基于贝叶斯分类器的图像检索相关反馈算法[J]. 软件学报, 2002, 13(10): 2001 – 2006.  
Su Zhong, Zhang Hong-jiang, Ma Shao-ping. An image retrieval relevance feedback algorithm based on the bayesian classifier[J]. Journal of Software, 2002, 13(10): 2001 – 2006. (in Chinese)
- [9] Wu J, Fu Y, Lu M. Bayesian active learning in retrieval feedback for image retrieval[A]. Proceedings of 2nd international symposium on intelligent information technology application [C]. Shanghai, China; Inst. of Elec, 2008. 371 – 375.
- [10] Deselaers T, Paredes R, Vidal E, Hermann N. Learning weighted distances for relevance feedback in image retrieval [A]. Proceedings of 19th International Conference on Pattern Recognition[C]. Tampa, FL, United stats, 2008. 1 – 4.
- [11] Grigorova A, De Natale F G B, Dagli C, Huang T S. Content-based image retrieval by feature adaption and relevance feedback[J]. IEEE transactions on multimedia, 2007, 9(6): 1183 – 1192.
- [12] 许相莉, 张利彪, 刘向东, 于哲舟, 周春光. 图像检索中基于粒子群优化的相关反馈算法[J]. 小型微型计算机系统. 2009, 30(5): 971 – 973.  
Xu Xiang-li, Zhang Li-Biao, Liu Xiang-dong, Yu Zhe-Zhou, Zhou Chun-guang. Particle swarm optimization based relevant feedback algorithm in image retrieval[J]. Journal of Chinese Computer Systems. 2009, 30(5): 971 – 973. (in Chinese)
- [13] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[A]. Proceedings of the 6th Int'l Symposium on Micro Machine and Human Science! Piscataway[C]. NJ: IEEE Service Center, 1995. 39 – 43.
- [14] 张利彪, 周春光, 马铭, 刘小华. 基于粒子群算法求解多目标优化问题[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(7): 1286 – 1291.  
Zhang Li-biao, Zhou Chun-guang, Ma Ming, Liu Xiao-hua. Solutions of multi-objective optimization problems based on particle swarm optimization[J]. Journal of Computer Research and Development, 2004, 41(7): 1286 – 1291. (in Chinese)
- [15] J Z Wang. Corel imageset[DB]. <http://wang.ist.psu.edu/~jwang/test1.tar>, 2009-03-22.

#### 作者简介:



许相莉 女, 1983 年生于黑龙江佳木斯. 吉林大学计算机科学与技术学院, 博士研究生. 研究方向为计算智能、模式识别、图像检索.  
E-mail: xuxiangli@yahoo.cn



张利彪(通信作者) 男, 1973 年生于内蒙古固阳. 吉林大学计算机科学与技术学院, 博士, 研究方向为计算智能、模式识别.  
E-mail: lbzhang@jlu.edu.cn