

一种改进的粒子群算法和相关反馈的图像检索

唐朝霞¹ 章 慧¹ 徐冬梅²

(淮阴工学院计算机工程学院 淮安 223003)¹ (东南大学计算机科学与工程学院 南京 211189)²

摘 要 由于图像的低层特征与高层语义之间存在着语义鸿沟,以及用户对图像理解的主观性和易变性,使得基于内容的图像检索结果不能很好地满足用户的需求。为解决这个问题,将粒子群算法和相关反馈引入到图像检索过程中,根据用户的反馈信息,引入 w 自适应调整和 Beta 自适应变异的粒子群算法动态调整图像的特征权重,从而提高图像的检索精度,以更好地满足用户的需求。

关键词 相关反馈,粒子群算法,图像检索

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Image Retrieval Based on Improved PSO Algorithm and Relevance Feedback

TANG Zhao-xia¹ ZHANG Hui¹ XU Dong-mei²

(Department of Computer Engineering, Huaiyin University of Technology, Huaian 223003, China)¹

(Institute of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)²

Abstract Because of semantic gap between low-level image features and high-level semantics, and user understanding image subjectivity and variability, image retrieval results can not satisfy the needs of users. To solve this problem, PSO algorithm and relevance feedback were introduced into the image retrieval process, based on user feedback, w automatic adjustment and Beta adaptive mutation of PSO adjust the weights of the image feature dynamically, to improve search accuracy, better meet the needs of users.

Keywords Relevance feedback(RF), Particle swarm optimization(PSO), Image retrieval

1 引言

网络技术和多媒体技术的发展,导致了大规模图像库的产生。如何快速、准确地找到用户感兴趣的图像成为图像检索所解决的重要问题。目前已有许多基于内容的图像检索系统,如 Photobook、QBIC、清华大学研制的基于内容检索的原型系统等。但由于图像的低层特征(如颜色、纹理、形状等)与高层语义之间存在语义鸿沟,以及用户对图像理解的主观性和易变性,使得图像检索结果不能很好地满足用户的需求。

基于相关反馈的图像检索通过分析用户的反馈信息来了解当前用户最感兴趣的特征,并在检索过程中动态调整图像的特征权重,使得检索逐步向用户感兴趣的方向发展,并最终达到用户的要求,这是一个逐步求精的过程。粒子群算法具有优越的搜索性能,收敛速度更快,但很容易陷入局部解。本文利用改进的粒子群算法和相关反馈来缩小图像低层特征和高层语义之间的差距,改变了以往以计算机为中心的检索过程,而以用户为中心进行检索可更好地满足用户的需求。

2 粒子群算法及改进

Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年首次提出粒子群算法,它是一种优化算法^[1]。在标准粒子群优化算法中,设粒子群由

m 个粒子组成,其中第 i 个粒子表示为一个 n 维向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$; $f(x_i)$ 为第 i 个粒子的适应度;第 i 个粒子的飞行速度 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$;第 i 个粒子目前搜索到的最佳位置 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$;整个粒子群搜索到的最佳位置 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$ 。粒子群算法采用如下公式来更新粒子的状态:

$$v_i^{k+1} = v_i^k + c_1 \times r_1 \times (p_i^k - x_i^k) + c_2 \times r_2 \times (p_g^k - x_i^k) \quad (1)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (2)$$

式中, c_1 为粒子自身的加速度权重系数,代表粒子向自己经验的学习; c_2 为全局加速度权重系数,代表粒子向群体经验的学习; r_1 、 r_2 为介于 $[0, 1]$ 的相互独立的随机数,一般服从正态分布,可以动态调节粒子向自身和群体经验学习的权重; x_i^k 为第 i 个粒子在第 k 次迭代的位置; p_i^k 为第 i 个粒子在第 k 次迭代的个体最佳位置; P_g^k 为粒子群在第 k 次迭代的全局最佳位置; v_i^k 为第 i 个粒子在第 k 次迭代的速度,为了减少迭代过程中粒子离开搜索空间的可能,通常将粒子速度限定在范围 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 之内。

标准粒子群算法很容易陷入局部解,这时种群进化停滞不前,收敛速度变慢。针对标准粒子群算法的固有缺点,为改善算法的收敛性能,Eberhart 在 1998 年引入了惯性权重的概念^[2],将速度更新式(1)修改为式(3):

到稿日期:2010-11-15 返修日期:2011-03-20 本文受江苏省高校自然科学研究项目(08KJB520001)资助。

唐朝霞(1978—),女,硕士,讲师,主要研究方向为算法与程序设计;章 慧(1971—),女,硕士,副教授,主要研究方向为数字图像处理、模式识别;徐冬梅(1957—),女,副教授,主要研究方向为数据库应用及技术。

$$v_i^{k+1} = w \times v_i^k + c_1 \times r_1^k \times (p_i^k - x_i^k) + c_2 \times r_2^k \times (p_g^k - x_i^k) \quad (3)$$

式中, w 为惯性权重, 代表前一时刻的速度对当前速度的影响。常见的惯性权重公式有: 线性递减权重、自适应权重以及随机权重^[3]。比较合理的方法是根据粒子的适应度自动调整 w , 粒子的适应度值越大, 前一时刻的速度对当前速度的影响越大, w 越大; 反之, w 越小。所以本文的 w 采用式(4)按粒子的适应度进行自适应调整:

$$w_i^k = \begin{cases} w_{\min} + \frac{(w_{\max} - w_{\min}) \times (f(x_i^k) - f_{\min}^k)}{f_{\text{avg}}^k - f_{\min}^k}, & f(x_i^k) \leq f_{\text{avg}}^k \\ w_{\max}, & f(x_i^k) > f_{\text{avg}}^k \end{cases} \quad (4)$$

式中, w_i^k 为第 i 个粒子在第 k 次迭代的惯性权重, 取值范围为 $[w_{\min}, w_{\max}]$; $f(x_i^k)$ 为第 i 个粒子在第 k 次迭代的适应度值; f_{avg}^k 和 f_{\min}^k 为在第 k 次迭代所有粒子的平均和最小适应度值。

改进后的粒子群算法收敛速度加快, 具有更加优越的搜索性能。然而, 粒子群算法运行若干代之后, 所有的粒子都会趋于 P_g^k 。如果 P_g^k 是一个局部最佳位置, 粒子群算法就会出现早熟收敛现象。为了解决这个问题, 需要提高粒子群的多样性^[4]。

定义 1 设在第 k 次迭代粒子群的平均适应度为 f_{avg}^k , 第 i 个粒子在第 k 次迭代的适应度值为 $f(x_i^k)$, 粒子群规模为 m , 粒子的差异度定义为:

$$d = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |f(x_i^k) - f_{\text{avg}}^k| \quad (5)$$

从上式可以看出, 粒子的差异度反映粒子群中粒子的相似程度。 d 越小, 粒子的相似程度越大; 反之, 粒子的相似程度越小。随着算法迭代次数的增加, 粒子群中粒子适应度会越来越接近。因此当 d 小于某一给定的阈值时, 算法容易陷入局部最优, 会出现早熟收敛现象。

定义 2 设在第 k 次迭代粒子群最佳位置为 P_g^k , 粒子的离散度定义为:

$$l = \frac{\sum_{i=1}^m |x_i^k - p_g^k|}{\sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^m |x_i^k - p_g^k|} \quad (6)$$

从上式可以看出, 粒子越分散, 粒子的离散度越大, 需要变异的概率越小; 粒子越集中, 粒子的离散度越小, 需要变异的概率越大。

综上所述, 在粒子群算法迭代过程中, 粒子的差异度和离散度越小时, 粒子越易陷入局部收敛。为克服粒子群算法的早熟收敛现象, 本文根据粒子的差异度和离散度进行自适应变异, 变异概率为:

$$P_m = \begin{cases} \exp(-l), & d < \epsilon (\text{给定的阈值}) \\ 0, & d \geq \epsilon \end{cases} \quad (7)$$

再根据式(8)对第 i 个粒子在第 k 次迭代的最佳位置 P_i^k 进行变异:

$$P_i^k = P_i^k (1 + 0.5 \times \text{Betarand}()) \quad (8)$$

式中, $\text{Betarand}()$ 是一个 Beta 分布产生的小于 1 的随机数, Beta 分布覆盖了从均匀分布到正态分布以及各种不对称的分布^[5], 可用来当作 (0, 1) 的机率模式, 具有广泛的应用前景和适用性。

3 改进粒子群算法和相关反馈的图像检索

3.1 问题分析

在基于内容的图像检索中, 不同用户对同一幅图像的关注角度不同, 有的用户更关注纹理特征, 有的用户则更关注形状特征等。为了达到用户的检索要求, 需要对图像的各种特征进行分析, 对不同的特征权重根据用户的相关反馈进行动态调整, 把相关图像和不相关图像看作不同的类别, 并且对相关和不相关区分开的特征赋以较高的权重^[5], 特征权重分成两类: 类内权重 w_i 和类间权重 w_{ij} ^[6]。

$$v(w) = \sum_i w_i \sum_j w_{ij} f_{ij}(p, q) \quad (9)$$

式中, w_i 为图像特征 i 的权重; w_{ij} 为图像特征 i 的第 j 个特征分量的权重; $f_{ij}(p, q)$ 为目标图像 p 和检索图像 q 的特征 i 的第 j 个特征分量的相似度函数; $v(w)$ 为特征权重空间。

3.2 适应度函数

将反馈中每一个标注为相关或者不相关图像的特征作为粒子群中的粒子, 第 i 个粒子目前搜索到的最佳位置 p_i^k 为这个粒子与目标图像的相似度最大时的权重空间, 整个粒子群搜索到的最佳位置 p_g^k 是反馈结果离目标图像距离最近的权重空间^[7]。

设反馈结果有 n 幅图像, 前 p 个反馈图像为相关图像, 即对 $v_1(w), \dots, v_p(w)$ 求最大; 而后面 $n-p$ 幅图像为不相关图像, 即对 $v_{p+1}(w), \dots, v_n(w)$ 求最小, 这是典型的多目标规划问题。粒子群算法适应度函数公式为:

$$f(w) = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p v_i(w) - \frac{1}{n-p} \sum_{j=p+1}^n v_j(w) \quad (10)$$

3.3 图像检索算法流程

步骤 1 为图像库进行特征提取, 生成特征库;

步骤 2 为图像特征赋初始权重, w_i 的初始权重设为 $1/r$ (r 为图像特征数目), w_{ij} 的初值设为 l/r_i (r_i 为特征 i 的特征分量数);

步骤 3 为图像库的特征与目标图像的特征进行相似度计算, 并按相似度大小输出前 n 幅图像;

步骤 4 若用户满意, 或者用户放弃下一步检索, 则结束, 否则转步骤 5;

步骤 5 用户对前 n 幅图像检索结果评价, 并将评价结果反馈给检索系统, 反馈分 2 等级, 即相关和不相关;

步骤 6 采用改进的粒子群算法, 动态调整特征权重;

1) 初始化粒子及粒子群算法参数;

设置粒子群规模、加速系数、粒子最大速度、最大迭代次数等。

2) 根据式(9)、式(10)计算粒子的适应度值;

3) 对每个粒子, 比较它的适应度值和经历过的最佳位置 p_i^k 的适应度值, 如果更好, 更新 p_i^k ;

4) 对每个粒子, 比较它的适应度值和整个粒子群经历过的最佳位置 p_g^k , 如果更好, 更新 p_g^k ;

5) 根据式(2)一式(4)迭代, 更新粒子的速度和位置;

6) 根据式(5)一式(6)计算粒子的差异度和离散度, 根据式(7)计算变异概率 p_m , 再根据式(8)执行变异操作, 重新评价粒子群中的所有粒子, 重新更新 p_i^k 和 p_g^k ;

7) 如果达到结束条件(达到满意的位置或者达到最大迭代次数), 转步骤 7, 否则转到 5)。

步骤7 粒子群算法停止获得的权重空间 $v(W)$ 即为最优权重空间,根据自动调整好的特征权重,返回步骤3。

4 实验及结论

4.1 粒子群仿真实验

采用 MATLAB7 进行算法编程^[8],粒子群算法的各项参数:粒子群规模 $m=25$;最大惯性权重 $w_{max}=0.9$;最小惯性权重 $w_{min}=0.2$;学习因子 $c_1=c_2=1.5$ 。仿真实验选用 Griewank 函数和 Schaffer 函数,结果如表1所列。

表1 Griewank 函数和 Schaffer 函数

测试函数	算法	平均最优值	最差值	迭代次数
Griewank	标准粒子群算法	1.639 E-2	7.848 E-2	766
	w 自适应调整的粒子群算法	1.144 E-2	2.743 E-2	202
	w 自适应调整和 Beta 自适应变异的粒子群算法	0	1.322 E-2	56
Schaffer	标准粒子群算法	1.766E-10	8.536E-10	340
	w 自适应调整的粒子群算法	0	7.157E-13	145
	w 自适应调整和 Beta 自适应变异的粒子群算法	0	0	23

从仿真结果看出,本文改进的粒子群算法在很大程度上提高了算法收敛的速度和精度,算法的解的质量及迭代次数明显优于标准粒子群算法。

4.2 图像检索实验

为了测试本文的图像检索效果,选取 Corel 标准图片库进行了实验,图片库共包含 1000 幅图片,分为 10 个类别,每个类别均包含 100 幅图片。选取颜色和纹理特征对粒子进行编码,图像检索结果和相关反馈如图1—图3所示。

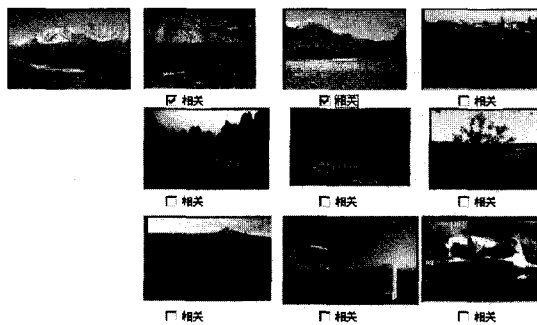


图1 第一次图像检索结果及反馈

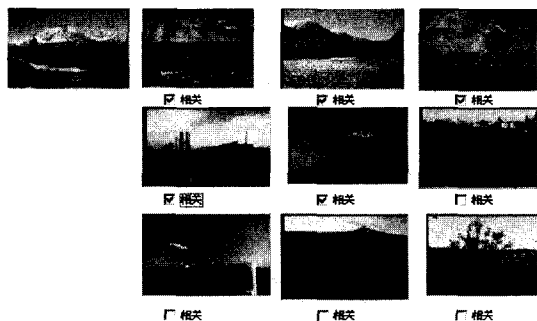


图2 第二次图像检索结果及反馈

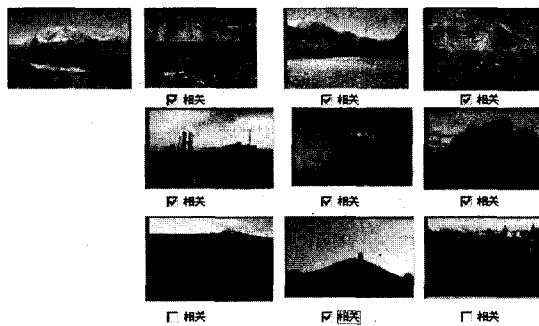


图3 第三次图像检索结果及反馈

从图1—图3可以看出,随着反馈次数的增加,图像检索精度在逐步提高。实验表明改进粒子群算法的自适应搜索过程与用户反馈的有效结合,可以逐步达到用户的要求。

结束语 本文提出了一种改进的粒子群算法,利用 w 自适应调整和 Beta 自适应变异保持粒子群的多样性和自适应性,较大地改善了标准粒子群算法容易陷入局部最优的缺点,具有更稳定的搜索性能和更高的收敛精度。再将改进的粒子群算法与用户反馈进行有效结合,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,充分发挥粒子群算法的高效学习和快速收敛的优势,从而取得了较好的检索效果,具有一定的应用前景。

参考文献

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[J]. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1995(11): 1942-1948
- [2] Gao Yuelin, Duan Yuhong. An adaptive particle swarm optimization algorithm with new random inertia weight[J]. Communications in Computer and Information Science, 2007(3): 342-350
- [3] 黄伟, 罗世彬, 王振国. 基于动态参数的杂交粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(12): 166
- [4] 阳春华, 谷丽娜, 桂卫华. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 计算机工程, 2008, 34(16)
- [5] 徐生兵, 李国, 徐晨. 一种新的位置变异的 PSO 算法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(28): 54-57
- [6] 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
- [7] 许相莉, 张利彪, 刘向东, 等. 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
- [8] 龚纯, 王正林. 精通 MATLAB 最优化计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009