

# 图像检索中基于粗集理论的特征加权方法

冯 林<sup>1,2</sup>, 袁 彬<sup>1</sup>, 孙 焘<sup>1</sup>, 滕弘飞<sup>1,2</sup>

(1. 大连理工大学大学生创新院, 大连 116024; 2. 大连理工大学机械工程学院, 大连 116024)

**摘 要:** 为了提高图像检索的效率, 近年来相关反馈机制被引入到基于内容的图像检索领域, 而在基于内容的图像检索系统中, 多特征融合检索中的特征加权又是一个重要的问题。该文提出了一种新的基于特征加权的相关反馈方法, 在粗集理论的基础上, 结合用户标记的反馈图像建立决策表, 通过决策规则的精度来对多个特征加权, 使图像检索和人的感知更加接近。实验表明该方法是有效的, 并较 Rui 的相关反馈方法在性能上有很大提高。

**关键词:** CBIR; 粗糙集; 相关反馈

## Rough Set Feature Weighting Method for Image Retrieval

FENG Lin<sup>1,2</sup>, YUAN Bin<sup>1</sup>, SUN Tao<sup>1</sup>, TENG Hongfei<sup>1,2</sup>

(1. Institute of University Students' Innovation, Dalian University of Technology, Dalian 116024;

2. School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024)

**【Abstract】** In the past few years, content-based image retrieval has been becoming an active research area. There exists a gap between high-level concepts and low-level features. Relevance feedback is a promising approach to finding a mapping between semantic objects and low-level features. Feature weighting is also an important issue of multiple features combination in content-based image retrieval. This paper proposes a feature-weighting scheme based on rough set in relevance feedback. During the feedback process, a decision table is constructed. Then the weight of a feature space is determined by the precision of the decision rules. The experiments show that this approach is effective in feature weighting for content-based image retrieval, which gets higher efficiency than Rui's algorithm.

**【Key words】** CBIR; Rough set; Relevance feedback

基于内容的图像检索(Content-based Image Retrieval, CBIR)是近年来图像领域的研究热点问题。早期的研究侧重于低层特征(颜色、纹理、形状、空间等信息)的提取和相似性度量。然而因为图像的低层视觉特征并不能完全反映图像的高层语义特征信息, 并且存在用户感知的主观性与图像信息的多样性等问题, 所以将相关反馈机制引入到了 CBIR 系统中。

相关反馈是在用户与查询系统交互的过程中, 允许用户对检索结果进行评价和标记, 并将此信息作为训练样本反馈给系统, 以实时修改系统的查询策略, 使结果尽可能贴近用户的检索需求。

典型的相关反馈方法一般采用移动查询向量和改变距离测度策略。移动查询向量的一种方法是利用 Rocchio<sup>[1]</sup>公式改变用户检索向量, 最早在 Mars<sup>[2,3]</sup> 系统中实现; 另外一种方法是贝叶斯推理。改变距离测度的方法是通过调整各个特征、特征各维的权重来优化检索结果, Rui 和 Huang 提出的利用特征标准差加权的算法<sup>[2]</sup>是比较常见的算法。另外, 也可以把相关反馈过程看作一个两类学习或聚类问题来改进查询结果, 引入决策树<sup>[4]</sup>、神经网络<sup>[5]</sup>、SVM<sup>[6]</sup>等机制。

本文提出了一种基于粗集理论的相关反馈方法。利用粗糙集理论, 结合用户标记的决策属性, 来对决策规则的重要性进行评价, 以修改相应属性的权值进行相关反馈。

### 1 粗糙集理论

粗糙理论是一种处理含糊和不确定性问题的数学工具, 由波兰学者 Pawlak Z 于 1982 年提出。近几年来, 粗糙理论

已成为智能信息处理和人工智能领域中一个新的研究热点。

粗集理论用四元组来描述一个信息系统  $S = \langle U, A, V, f \rangle$ 。它是一张二维表, 其中非空有限对象集  $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  为论域,  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$  是非空有限的属性集合;  $V_a$  是属性的值域, 即  $V = \bigcup_{a \in A} V_a$ ,  $f: U \times A \rightarrow V$  称为信息函数, 使得对每一  $a \in A, x \in U$ , 有  $f(x, a) \in V_a$ 。在信息表  $S$  中, 如果属性集  $A$  由条件属性集  $C$  和决策属性集  $D$  组成, 且满足  $C \cup D = A, C \cap D = \emptyset$ , 则称  $S$  为决策表, 记为  $S = (U, C \cup D)$ 。一般地, 决策属性只有一个, 即  $S = (U, C \cup \{d\})$ , 其中  $d \notin C$  为决策属性。

在粗集理论中, 衡量属性重要性的指标是通过从  $C$  中去掉一个属性  $a \in C$  后对  $S$  的分类能力的影响来测度的, 但这种重要性不能反映决策者对属性的先验权重或属性在实际问题中的作用。文献[7]采用粗集理论对图像的语义特征进行约减和加权。

本文引入基于规则的测度, 设  $S = (U, C \cup \{d\})$  为一决策表, 令  $\alpha$  表示关于  $C$  中属性的描述符的合取, 且令  $\beta$  表示描述符  $d = v$ , 其中  $v \in V_d$ 。则  $\alpha \rightarrow \beta$  表示决策规则。

**定义 1** 支持量<sup>[8]</sup>: 规则  $\alpha \rightarrow \beta$  的支持量表示在决策表中

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(50275019)

**作者简介:** 冯 林(1969—), 男, 博士、教授, 主研方向: 医学图像压缩、配准及融合; 袁 彬, 硕士生; 孙 焘, 博士; 滕弘飞, 教授、博导

**收稿日期:** 2005-12-08 **E-mail:** fenglin@dlut.edu.cn

同时具有性质  $\alpha$  和  $\beta$  的对象数量, 记为  $\sup port(\alpha \wedge \beta)$ 。

**定义 2 精度:** 决策规则  $\alpha \rightarrow \beta$  的精度定义为

$$accuracy(\alpha \rightarrow \beta) = \frac{\sup port(\alpha \wedge \beta)}{\sup port(\alpha)} \quad (1)$$

精度测度了根据  $\alpha$  能得出结论  $\beta$  的可信度。规则中某条件属性和决策属性取相同值时的决策精度, 设条件属性和其决策属性的值域范围均为  $\{0,1\}$ , 给出公式如下:

$$W' = accuracy(\alpha(1) \rightarrow \beta(1)) + accuracy(\alpha(0) \rightarrow \beta(0)) - accuracy(\alpha(0) \rightarrow \beta(1)) - accuracy(\alpha(1) \rightarrow \beta(0)) \quad (2)$$

显然,  $W'$  值域为  $[-2,2]$ , 归一化为

$$W = \frac{W' + 2}{4} \quad (3)$$

## 2 本文相关反馈算法的设计

### 2.1 图像检索模型

图像的视觉特征包括颜色、纹理、形状等, 单纯一种特征并不能描述图像所包含的内容, 所以一般采用特征空间融合来描述检索数据库中的图像。常见的有 3 种特征空间模型: 简单模型, 交迭模型和层次模型。

简单模型将各特征向量简单的合并成一个新的特征向量, 如特征向量  $F_1 = [f_1^{(1)}, f_2^{(1)}, \dots, f_{m1}^{(1)}]$ ,  $F_2 = [f_1^{(2)}, f_2^{(2)}, \dots, f_{m2}^{(2)}]$ , 结合成  $F = [f_1^{(1)}, f_2^{(1)}, \dots, f_{m1}^{(1)}, f_1^{(2)}, f_2^{(2)}, \dots, f_{m2}^{(2)}]$  后再计算相似性。

在交替特征空间模型中<sup>[9]</sup>, 交替选用某个特征空间来计算全局的相似性度量, 在基于分类的方法中可以训练更多的样本:  $F = \begin{cases} F_1, & t = 2n \\ F_2, & t = 2n+1 \end{cases} \quad n = 0, 1, \dots$ 。

层次模型是 Rui 在 Mars 系统中采用的特征空间模型, 它在每个特征空间中计算相似性分量, 并且复合成一个全局的相似性度量, 全局的距离度量是单个距离度量的加权函数。

本文采用分层的特征表示方法。John<sup>[10]</sup>等提出不同的特征, 其在检索中的重要性是不同的。根据其检索准确率的影响程度, 分为 3 种相关性级别: 即强相关、弱相关和不相关特征。通过调整各个特征、特征各维的权重, 能使检索的结果更符合用户的要求。

在层次模型的基础上建立检索系统, 设  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_D\}$  为图像的 D 维特征向量, 如颜色、纹理等。  $r_i = \{r_{i1}, \dots, r_{ik}, \dots, r_{iK}\}$  是图像各个特征向量  $r_i$  的特征分量, K 为向量的维数。  $q$  为用户查询提交的图像, 系统通过计算  $q$  与数据库中所有图像间的相似性度量返回相似性最大的图像集合, 其公式如下:

$$Sim(q, I) = U(S^{(1)}(q, I), S^{(2)}(q, I), \dots, S^{(D)}(q, I)) \quad (4)$$

其中  $S^{(i)}(q, I)$  为检索图像  $q$  与库中图像 I 的第 i 维特征的相似性值,  $U(*)$  运算表示多个特征的融合运算。  $I_r = \{I_1, I_2, \dots, I_{N_r}\}$  是用户检索返回的  $N_r$  个相关结果图像, 其中正反馈的数目为  $N_{pos}$ 。

### 2.2 决策表的构造

由用户相关反馈的过程构造决策表, 决策表的行表示反馈的对象集合  $N_r$ , 列包括条件属性  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_D\}$  和决策属性  $D = \{d\}$ 。

定义属性  $c_i$  为决策表中的第 i 个条件属性,  $S^{(i)}(q, I)$  为检索图像  $q$  与库中图像 I 的第 i 维特征向量的相似性值, 按  $S^{(i)}(q, I)$  由高到低的相似性对数据库中的所有图像 I 排序, 前  $M = \gamma N_r$  (其中  $N_r$  为结果集图像数目,  $\gamma$  为一常数) 个图像组成的集合为  $I_{pos}^{(i)}$ , 即基于单个特征检索出的最相似的 M 个图

像的集合。则决策表中的  $a_{ni}$  代表第 n 行, 第 i 列的元素的条件属性取值如下:

$$a_{ni} = \begin{cases} 1 & I_n \in I_{pos}^{(i)} \\ 0 & I_n \notin I_{pos}^{(i)} \end{cases} \quad (5)$$

其中  $n = 0, 1, \dots, N_r; i = 0, 1, \dots, D$

决策属性  $d_n$  的取值为用户对检索结果图像  $I_n$  的反馈结果, 正反馈则为 1, 否则为 0。

表 1 给出了一个检索系统中的决策表的局部的例子。此表反映了各个特征向量与检索图像的相似程度与反馈结果之间的分类决策规则。

表 1 相关反馈决策表

	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$c_4$	$c_5$	$d$
$I_1$	1	1	1	1	1	1
$I_2$	1	1	0	1	1	1
$I_3$	1	0	1	0	1	0
$I_4$	1	0	1	1	1	1
$I_5$	0	1	1	1	0	0
...						

### 2.3 相关反馈过程

图像每个层次上的特征都有对应的一组具有默认值的权值向量, 在每次相关反馈过程中根据正负反馈图像来更新权值。在本系统中有两类权值需要更新: 为向量  $r_i$  加权的外部权值(interweight)  $w_i$  和与表示  $r_i$  的元素  $r_{ij}$  相关的内部权值(intraweight)  $w_{ij}$ 。对于  $w_{ij}$ , 利用正反馈集特征分量的标准差  $\delta_{ij}$  来计算, 其基本思路是在特征空间中对特征分布标准差较大的特征降低权重, 反之则增加权重以提高检索的效果

$$w_{ij}^{(k+1)} = \frac{1}{\delta_{ij}^{(k)}} \quad (6)$$

再通过归一化的步骤来对每个特征分量加权

$$w_{ij}^{(k+1)} = \frac{w_{ij}^{(k+1)}}{\sum w_{ij}^{(k+1)}} \quad (7)$$

对于特征向量之间的外部权值  $w_i$ , 采用粗集的方法来确定权值, 按照 2.1 节的方法构造决策表, 由决策表和式(2)、式(3)可以得出每个条件属性对决策的权重  $w_i$ , 公式中同时考虑了正负反馈的影响。

另外, 本文采用了文献[11]中的预处理过程, 分别对正负反馈图像集进行了预处理, 利用系统的记忆功能直接把正负反馈图像集作为理想好和差图像。第 k+1 次的正反馈图像集置于下次检索结果的正反馈图像集中, 以这些图像与第 k 次检索结果中的正反馈图像作为第 k+1 次检索的正反馈图像集, 使系统始终能保持  $N_{pos, inc}^k \geq N_{pos, dec}^{k-1}$ ,  $N_{pos, inc}^k$  是第 k 次反馈增加的新正反馈图像,  $N_{pos, dec}^{k-1}$  是 k-1 次反馈中被排除的正反馈图像。

整个相关反馈算法的流程如下:

- (1) 用户提交查询图像  $q$ ;
- (2) 由式(4)求出查询图像与数据库中图像间的距离, 将前  $N_t$  个图像返回给用户;
- (3) 判断用户是否对结果满意, 如满意, 则查询停止; 否则用户指出正负反馈图像集;
- (4) 对反馈集中的正负反馈图像做前置和删除处理;
- (5) 按照上文的方法更新内部权重, 并构造决策表更新外部权重;
- (6) 返回步骤(2)。

## 3 实验结果

应用本文的算法, 作者在包含 1 000 幅图像的 Corel 数据库的基础上进行实验, 建立了一个相关反馈检索系统。系统中采用了 5 种特征: HSV 空间的颜色直方图, 颜色矩, 三层小波纹理特征, Tamura 纹理特征和以上 4 种特征组合得到的

一个特征向量。系统采用查准率来进行评估图像检索系统的检索性能，公式如下

$$Precision = \frac{N_{pos}}{N_r} \quad (8)$$

用 10 组不同的图像进行相关反馈实验,并且选择不同的返回图像数目 $N_r$ ,参数 $\gamma$ 取 1.2。与 Rui Y 的方法进行比较,系统查准率的比较结果如图 1 和图 2 所示。

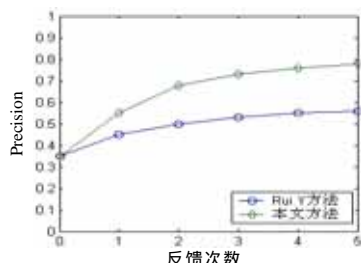


图 1  $N_r=20$  下的查准率

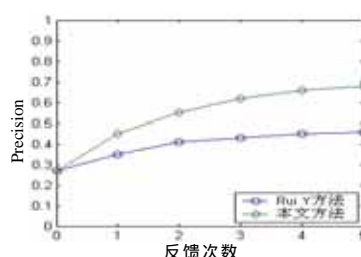


图 2  $N_r=50$  下的查准率

从图 1 和图 2 中可以看出,本文提出的方法的查准率要高于 Rui Y 的方法,并且随着反馈次数的增加,准确率继续提高,最终的查准率比 Rui 的方法高出 20 个百分点左右。



图 3 相关反馈结果比较

图 3 是在 1 000 幅图像的数据库中以  $N_r=20$  检索马的图

像的一个检索例子,以第 1 幅图像为例子图像,图 3(a)是未经过相关反馈的初始查询结果集,有 13 幅图像符合要求,作为正反馈进行检索,图 3(b)是用 Rui 的相关反馈算法返回的图像集合,有 16 幅符合要求,干扰反馈结果的负反馈可能是同一些图像;图 3(c)是本文相关反馈算法的检索结果,只有一幅不符合要求。可见本文算法的效果优于 Rui 的算法。

#### 4 结论

本文结合粗糙集理论,提出了一种新的基于特征加权的相关反馈算法,该算法在层次特征模型的基础上对图像的不同层次特征进行加权,能够客观地归纳出用户感兴趣的特征并在加权中体现出来,并且考虑了负反馈的影响。实验表明,该方法是一种有效的基于内容的图像检索的相关反馈方法。

#### 参考文献

- 1 Rocchio J J. Relevance Feedback in Information Retrieval[M]. Salton G. The SMART Retrieval System: Experiments in Automatic Document Processing. Prentice-Hall, 1971.
- 2 Rui Y, Huang T S, Ortega M, et al. Relevance Feedback: A Power Tool in Interactive Content-based Image Retrieval[J]. IEEE Trans. on Circuits and System for Video Tech., 1998, 8(5): 644-655.
- 3 Rui Y, Huang T S. A Novel Relevance Feedback Technique in Image Retrieval[C]. Proc. of ACM Multimedia, Orlando, 1999: 60-70.
- 4 MacArthur S D, Brodley C E, Shyu C R. Relevance Feedback Decision Trees in Content-based Image Retrieval[C]. Proc. of IEEE Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries, 2000: 68-72.
- 5 Laaksonen J, Koskela M, Oja E. PicSOM: Self-organizing Maps for Content-based Image Retrieval[C]. Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, 1999.
- 6 张 磊, 林福宗, 张 钹. 基于支持向量机的相关图像检索算法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2002, 42 (1): 80-83.
- 7 王 昱, 周成平, 丁明跃等. 一种基于粗糙集理论的相关反馈图像检索方法[J]. 数据采集与处理, 2004, 19(3): 278-281.
- 8 安利平, 全凌云. 粗糙理论中基于规则及其参数的分类识别[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40 (3): 68-70.
- 9 Qian F, Li M J, Zhang H J, et al. Alternating Feature Spaces in Relevance Feedback[J]. Multimedia Tools Appl., 2003, 21(1): 35-54.
- 10 John G H, Kohavi R, Pfleger K. Irrelevant Features and the Subset Selection Problem[C]. Proc. of the 11<sup>th</sup> International Conference on Machine Learning ICML, 1994.
- 11 朱旭娟, 李晓华, 沈兰荪. 一种自适应提取最优特征维的相关反馈算法[J]. 电路与系统学报, 2004, 9(1): 37-40.

(上接第 188 页)

法对设计知识进行表达,并建立设计知识库。针对产品设计和知识共享的需求,提出了产品设计知识重用概念模型,该模型通过设计过程与设计知识的集成,描述了产品设计过程的知识重用和共享方法。

#### 参考文献

- 1 Wang Fujun, Mills J J, Devarajan V. A Conceptual Approach Managing Design Resource[J]. Computers in Industry, 2002, 47(2): 169-183.
- 2 王 玉, 邢 渊, 阮雪榆. 机械产品设计重用策略研究[J]. 机械工

程学报, 2002, 38(5): 145-148.

- 3 李海刚, 高国安. 面向产品并行设计的知识基智能化推理决策系统研究[J]. 机械设计, 2000, 17(2): 37-39.
- 4 何新贵. 知识处理与专家系统[M]. 北京: 国防工业出版社, 1990.
- 5 钟佩思, 高国安. 智能 CAD 系统中的知识表示与知识获取策略[J]. 中国机械工程, 1999, 10(3): 301-304.
- 6 赖朝安, 孙延明, 郑时雄. 面向 WEB 文本的机械知识获取方法研究[J]. 机械设计, 2002, 19(8): 33-36.
- 7 Tammer M M, Sivaloganathan S S. A Computer-based Design Reuse System[J]. Computer-aided Design & Application, 2005, 2(1-4):

349-358.