

图像检索中一种支持多例查询的新方法^{*})

方 芳 李金龙 王煦法

(中国科学技术大学计算机科学与技术系 合肥 230027)

摘 要 基于内容的图像检索的关键问题之一是高层语义和低层图像特征之间的差异,相关反馈技术是缩短这个“语义鸿沟”的有效方法。本文提出了一种新的相关反馈算法,通过分析正例图像在特征空间中的散布来构造该类图像的投影空间,该空间对应于一个语义类在特征空间中分布密集的子空间,在投影空间中计算相似图像。同时根据每次反馈的信息不断修正投影空间来提高系统的检索性能。在 Corel 大图像库中的实验结果表明,该算法对多例图像查询有较好的检索效果。

关键词 基于内容的图像检索,相关反馈,多例查询

A Novel Approach Supporting Multi-image Queries in Image Retrieval

FANG Fang LI Jin-Long WANG Xu-Fa

(Department of Computer Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027)

Abstract One of the key issues in content-based image retrieval is the disparity between high-level semantic concepts and low-level image features. Relevance feedback is an effective technique to bridge “the great semantic gap”. A novel relevance feedback approach is proposed in this paper. By analyzing the scatter of the positive images in the feature space, similar images are calculated in a projected space, corresponding to a subspace of the feature space where the images belonging to the semantic group distribute more closely. Moreover, the projected space is adjusted to the information of each round of feedback, thus improving the system’s retrieval performance. Experimental results on the large Corel image collection show that this algorithm achieves a good retrieval performance in querying multi-images.

Keywords Content-based image retrieval (CBIR), Relevance feedback, Multi-image query

1 引言

随着数字化技术的发展,数字图像数量急剧增加,基于内容的图像检索(Content-Based Image Retrieval, CBIR)理论和方法的研究成为热点。由于语义特征的计算非常困难,语义检索仍处于探索阶段,因此目前仅限于简单语义,如图像类别或基于类别知识的目标检索的研究^[1]。相关反馈技术在解决高层语义和低层视觉特征之间存在的“语义鸿沟”问题取得较好的效果,按照反馈的方法可大致分为 3 类^[2]:基于分类的方法^[3]、检索向量转移^[4,5]和权值调整^[6,7]。基于分类的方法,其代表是支持向量机^[3](Support Vector Machine, SVM),主要是寻找一个能将两类分开且分类空隙最大的最优分类面。一种检索向量转移方法是利用 Rocchio 公式使特征空间中用户的检索向量向最理想的方向转移;还有一种是贝叶斯推理, Cox^[4]和 Nuno^[5]用贝叶斯规则来预测样本属于一个特定类的概率并试图将检索错误降到最低。权值调整^[6,7]的基本思想是通过调整各个特征及特征各维的权值来优化检索结果,用广义的欧氏距离公式来计算图像 x 与查询向量 q 间的距离:

$$g = (x - q)^T W (x - q) \quad (1)$$

把对式(1)中权值矩阵 W 的求解问题转化为求查询向量和正例图像间最短距离的参数估计问题。但在计算 W 时要对协方差矩阵求逆,而图像检索问题是高维空间中的小样本学习

问题,容易导致奇异问题(协方差矩阵不可逆), Ishikawa^[6]用伪逆阵来代替奇异协方差矩阵的逆矩阵,不仅缺乏数学论证,其计算结果也违反人们的直观理解^[8]。Rui & Huang^[7]采用两层加权模型来更好地处理奇异问题,但并没有从根本上解决这个问题。本文提出一种新的权值调整方法,即散布矩阵分析方法(Scatter Matrix Analysis, SMA),通过计算正例图像的散布矩阵对应的特征向量来求解权值矩阵,不涉及矩阵求逆,因此不存在奇异问题。该方法通过分析正例图像在特征空间中的散布来构造该类图像的投影空间,该空间对应于一个语义类在特征空间中分布密集的子空间,把投影空间中与查询向量距离较近的图像作为相似图像反馈给用户。该方法本质上是一种权值调整方法。正例图像在特征空间中某些方向上的分布越密集,那么由这些方向构成的投影空间在这类图像的检索过程中的作用越重要。每个方向都是对特征各维的一种增强查询图像特征的线性加权,那么构成的投影空间就是一组增强查询图像特征的线性加权组合。在 Corel 大图像库上的实验结果表明,该算法对多例图像查询有较好的检索效果。

2 散布矩阵分析方法的算法思想

图 1 是正例样本在一个二维特征空间中的分布(假定特征空间只有二维),正例图像(用加号表示)分布在由基 f_1, f_2 构成的特征空间中,将所有正例投影到一条直线上,其投影点

^{*})项目基金:国家 973 计划项目(G1998030500)。方 芳 硕士研究生,主要研究方向为图像检索;李金龙 博士后,主要研究方向为图像检索和模式识别;王煦法 博士生导师,主要研究方向是计算智能和模式识别。

的均值用实心圆点表示。图 1 中样本在直线 e_1 上的投影点分布得最密集,即所有投影点及其均值点间的距离平方和最小。同理,当特征空间从二维扩展到多维(一般从几十维到上百维)时,先求出高维空间中正例分布密集的投影方向,然后将整个图像库投影到由这些方向构成的空间中,把投影空间中与查询向量距离较小的图像作为相似图像反馈给用户。

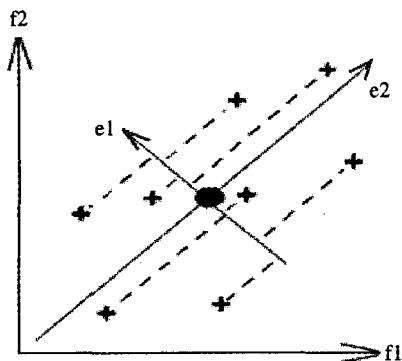


图 1 正例样本的分布

2.1 求投影方向

p 维特征空间中有 n 个正例 $x_1, x_2, \dots, x_n (n > 1)$, 把样本向通过点 x_0 (任取) 的一条直线做投影, e 表示这条直线上的单位向量, 则投影坐标表示为

$$y_k = e^T(x_k - x_0), k=1, \dots, n \quad (2)$$

投影距离平方和函数的最小值为

$$\min J = \sum_{k=1}^n (y_k - \bar{y})^2 \quad (3)$$

$$\text{记 } \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \quad (4)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k \quad (5)$$

将式(2)代入式(5)中,得

$$\bar{y} = e^T(\bar{x} - x_0) \quad (6)$$

把式(2)、(6)代入式(3)中,得 $J = e^T S e$, 其中散布矩阵

$$S = \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})(x_k - \bar{x})^T$$

使用拉格朗日乘子法来最小化 J , 约束条件为 $\|e\| = 1$ 。用 λ 表示拉格朗日乘子, 有

$$L = e^T S e - \lambda(e^T e - 1)$$

对 e 求偏导, 得

$$\frac{\partial L}{\partial e} = 2S e - 2\lambda e$$

令这个梯度向量为零, 则 e 必为 S 的特征向量: $S e = \lambda e$ 。投影方向 e 与 x_0 的取值无关, 只和 S 有关。 S 是对称非负定矩阵, 其特征值满足 $0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_p$, 相应的单位特征向量记为 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_p$, 且 $\eta_i^T \eta_j = 0, (1 \leq i, j \leq p, i \neq j)$ 。因为 $J = e^T S e = \lambda e^T e = \lambda$, 要最小化 J , 则选取散布矩阵 S 最小的特征值 λ_1 对应的特征向量 η_1 作为投影直线 e 的方向。

2.2 求投影空间

把这一结论从一维空间的映射推广到 p' 维空间的映射, 其中 $1 \leq p' \leq p$ 。正例 x_k 在第 i 个基 e_i 上的投影坐标为 $y_k = e_i^T(x_k - x_0)$, 在该方向上投影点的均值 $\bar{y}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y_k$, 则新的投影距离平方和函数为

$$J_{p'} = \sum_{i=1}^{p'} \sum_{k=1}^n (y_k - \bar{y}_i)^2 \quad (7)$$

上式可推出 $J_{p'} = \sum_{i=1}^{p'} \sum_{k=1}^n e_i^T(x_k - x_0)(x_k - x_0)^T e_i = \sum_{i=1}^{p'} e_i^T S e_i$, 易证当投影方向分别为散布矩阵 S 的 p' 个最小特征值

$\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{p'}$ 对应的特征向量 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{p'}$ 时, $J_{p'}$ 取得最小值。由 $\eta_i^T \eta_j = 0$ 可知, 这些线性无关 $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{p'}$ 的向量构成了投影空间 $E_{p'}$ 的 p' 个正交基。从几何上说, 样本 x_1, x_2, \dots, x_n 在 p 维空间形成了一个 p 维椭球形状的云团, 则散布矩阵的特征向量就是这个云团的轴^[9]。通过提取云团散布最小的那些方向, 达到对特征空间降维的目的。和主元分析方法恰恰相反, 主元分析的目的是寻找在最小均方误差下最能够代表原始数据的投影方向, 即云团的长轴方向, 而 SMA 方法则寻找云团的短轴方向。图 1 中第一个主元方向就是 e_2 , 而分布密集的方向恰是第二个主元方向轴 e_1 。

2.3 计算相似图像

查询向量 $q = \sum_{k=1}^n \pi_k x_k / \sum_{k=1}^n \pi_k$, 其中 $\pi_k \in [0, 1]$ 是用户对正例图像的相关程度的评价。投影空间 $E_{p'}$ 的 p' 个正交基用 $A = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{p'})$ 表示, 将图像库中所有图像投影到该空间, 则特征空间中图像 x 的投影坐标为 $y = A^T(x - q)$, 图像 x 与查询向量 q 的距离公式为

$$g = (y - 0)^T (y - 0) = (x - q)^T A A^T (x - q) = (x - q)^T W (x - q)$$

其中 $W = A A^T$ 是所求的权值矩阵。在投影空间中计算图像库中每幅图像与查询向量的距离并从小到大排序, 选择前 N_{RT} 幅图像作为相似图像反馈给用户。

3 实验结果及分析

3.1 检索性能衡量标准

在 CBIR 系统中, 常采用的检索性能衡量标准^[10]有查全率和查准率。假定检索规模为系统提供给用户的候选图像数目, 记为 N_{RT} , 则查准率和查全率定义为:

查准率 (precision) = 每次反馈的正例图像数目 / 检索规模 N_{RT}

查全率 (recall) = 每次反馈的正例图像数目 / 该类图像数目

另一个简单有效的性能衡量标准^[7, 10]是 rank, 其定义为: 一次检索中的正例图像的平均排序位置。例如一次检索反馈中的 3 幅正例图像的排序位置为 1, 3, 5, 则这次检索的 rank = (1 + 3 + 5) / 3 = 3。显然, rank 越小, 检索算法越好。定义 ave-rank 是所有检索的平均 rank。在相同的检索规模下比较方法 A 和方法 B 的检索效果, 如果 A 的查准率比 B 高, 而 ave-rank 比 B 小, 则方法 A 比方法 B 好。但如果 A 的查准率和 ave-rank 都比 B 大, 则无法判断。查准率只能说明检索到的正例图像的数目, 而 rank 则反映正例图像在反馈图像中的排序位置^[7]。

3.2 图像库和特征

在 Corel 图像库 (网址为 <http://www.fotosearch.com/corel>) 上测试散布矩阵分析方法。Corel 图像库满足评价一个图像检索系统的所有要求^[7], 图像数目众多, 内容丰富, 有自然风景、人物、建筑等。测试集包含了 58258 幅图像, 共 607 类, 每类有 74~100 幅图像。实验是基于图像的颜色特征和纹理特征。颜色采用颜色直方图, 将 HSV 色彩空间划分为 32 个子空间, 共 32 维。纹理采用灰度共生矩阵的角二阶矩、对比度、反差分矩和熵这 4 个量在 4 个不同方向 (水平、垂直、两条对角线) 上的取值, 共有 16 维。

3.3 实验方案

实验分为两类: 一类仅用颜色直方图, 记为实验 C; 另一

用颜色直方图和共生纹理,首先高斯归一化所有的特征维,记为实验C+T。检索开始时,如果只有一幅查询图像,系统先自动调用直方图相交法(实验C)和欧氏距离方法(实验C+T),以后按所选择的方法继续检索。注意到Corel图像库中有些语义类的图像目前难以用低层的视觉特征进行检索,随机选取了用底层特征来检索相对比较容易的20个类(开始检索时用欧氏距离方法可获得2幅以上的正例图像)进行检索,每类约有100幅图像,包括人物、风景等。 p 是特征空间的维数,当投影空间的维数 p' ($1 \leq p' \leq p$)变化时,通过实验比较其检索结果,定义基选取比例 $r = p'/p \times 100\%$ 。从每类中任取 K 幅($K=1, 2, 5$)作为查询图像,在实验C和实验C+T中按一定的基选取比例($r=20\%, 50\%, 80\%, 100\%$)对每类图像检索20次,共检索9600次。再用两层模型的相关反馈方法Rui&Huang^[7]检索相同的查询图像,记为R&H方法。Corel图像库是由领域专家来分类并注释的,每个类是一个语义类,所以即使有些图像在视觉上和查询图像很相似,我们只标记和查询图像属于同一类的反馈图像为正例图像。取检索规模 $N_{RT}=100$,用每次反馈得到的前 N_{RT} 幅中的相关图像来计算正例图像的数目。由于每类图像的数目约为100幅,这样查全率和查准率在数值上是接近的,因此只给出查全率和反馈次数的关系图。

3.4 实验结果分析

当查询图像数 $K=1$ 时,图2是SMA方法在实验C中用不同的基选取比例 r 得到的前3次反馈的平均查全率,图3是SMA方法在实验C+T中的平均查全率。因为 $K=1$ 的检索开始时都是先调用直方图相交法(实验C)和欧氏距离方法(实验C+T),所以SMA方法和R&H方法在第0次反馈时的平均查全率和ave-rank是相等的。从图2和图3中可以看出,基选取比例 r 为100%时的平均查全率最低;随着 r 的降低而大幅度地增加,当 r 取到50%时,平均查全率达到最高;当 r 降至20%后,平均查全率也随着下降,但仍比 r 为100%时的平均查全率高很多。说明选取50%的基构成的投影空间是最优的。如果再增加,意味着在最优的投影空间中加入了分布较散的投影方向,这使得查全率降低。但如果减少,平均查全率也随之减小,这是因为分布更密集的投影方向并不能很好地区分正例图像和反例图像,表明损失了一些具有较好区分度的投影方向。

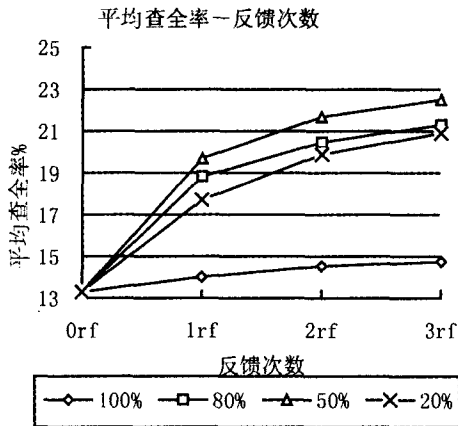


图2 实验C中的平均查全率

表1中给出了当查询图像数目 K 分别为1幅、2幅和5幅时在实验C中采用SMA方法(基选取比例 $r=50\%$)和

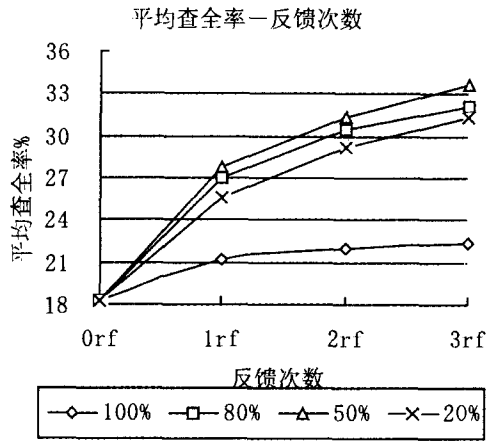


图3 实验C+T中的平均查全率

R&H方法的平均查准率和ave-rank的比较,表2是两方法在实验C+T中的比较。从表3和表4中可知,当 $r=50\%$ 时,检索效果最好;因此我们取 $r=50\%$ 时的平均查全率、ave-rank和R&H方法做比较。横向看,SMA的平均查全率比R&H大,而ave-rank较小。说明平均而言,每次检索反馈更多的正例图像,且正例图像处于反馈图像中更靠前的位置。纵向看,随着查询图像数 K 的增大,平均查全率都明显增加,尤其当 K 从2幅增大到5幅后,SMA方法比R&H方法的平均查全率增加的幅度更大,且ave-rank随正例图像数目的增大而基本保持在19~26之间,但R&H方法的ave-rank增加的幅度很大,基本在22~34之间。注意到检索开始时,R&H的平均查全率和ave-rank均比SMA高,但到第1次反馈时(除了实验C中的 $K=2$ 外),由于获得了较多的正例图像数(超过10幅),SMA的平均查全率就已超过了R&H,而ave-rank仍然较小。当正例图像数较少时($K=1, 2$),SMA方法反馈的正例图像虽然排序位置较靠前,但数目较少。当 K 增加至5幅时,SMA方法计算得到的正例图像数显著增加。比较表1和表2,SMA方法和R&H方法在实验C+T中的检索性能都比实验C的更好,但SMA方法的检索效果更好。

表1 实验C中的检索结果比较

K	方法	查全率%				AVRR			
		0rf	1rf	2rf	3rf	0rf	1rf	2rf	3rf
1	R&H	13.3	17.8	19.0	19.5	27.5	23.3	22.7	22.3
	SMA	13.3	19.7	21.7	22.5	27.5	22.0	20.4	19.7
2	R&H	16.4	20.1	20.5	20.6	32.4	28.8	26.9	26.1
	SMA	11.9	19.2	21.9	23.0	25.4	20.8	19.0	19.1
5	R&H	19.5	21.9	22.1	21.8	44.9	34.1	32.8	32.0
	SMA	19.1	24.4	25.9	26.5	24.1	20.2	19.6	19.0

表2 实验C+T中的检索结构比较

K	方法	查全率%				AVRR			
		0rf	1rf	2rf	3rf	0rf	1rf	2rf	3rf
1	R&H	18.2	25.2	27.6	28.3	27.9	25.6	25.1	24.9
	SMA	18.2	27.8	31.4	33.7	27.9	23.9	22.5	22.8
2	R&H	22.5	29.6	30.4	30.7	29.7	28.7	28.2	27.1
	SMA	20.1	30.9	34.7	36.5	27.9	23.3	22.6	22.4
5	R&H	28.3	31.5	32.0	32.1	40.3	33.1	32.4	32.1
	SMA	27.2	36.7	40.0	41.5	26.2	24.4	23.8	23.7

表3和表4给出了实验C和实验C+T中用SMA方法在查询图像数 $K=1, 2, 5$ 及基选择比例 r 分别为20%, 50%, 80%, 100%时的平均查全率和ave-rank,结果说明取 $r=50\%$ 时的查全率比较高,且ave-rank比较小,检索效果较好。

(下转第231页)

数据库的检索时间为 2.4ms,多用户数据库的检索时间为 8.7ms。总的来说,本文提出的方法能够满足实时检索应用的需求。

总结 本文提出了一种高效快速的草图检索方法。该检索方法基于草图的空间拓扑信息,对草图绘制的笔划顺序、草图的旋转、草图的大小等用户习惯并不做严格的限制。该方法抽取草图的向量化特征,大大降低草图匹配的时间和存储空间。并且,利用相关反馈技术有效地提高草图检索的效率,不断改进检索效果,最终准确捕获用户意图。然而,草图的模糊性和用户适应性是手绘草图领域中的一个难点问题。如何更好地表示草图的特征信息以及如何准确地捕捉用户的意图,还需要更加深入的研究。我们将在特征的选取和反馈的机制上做进一步的研究。

参考文献

- 1 Aref W G, Barbará D, Lopresti D P. Ink as a First-Class Datatype in Multimedia Databases. *Multimedia Database System, Issues and Research Direction*, 1996, 113~163
- 2 Kamel I, Barbará D. Retrieving Electronic Ink by Content. In: *Proc. of the International Workshop on Multimedia Database Management Systems*, 1996, 54~61
- 3 Faloutsos C, Barber R, Flickner M, et al. Efficient and Effective Querying by Image Content. *Journal of Intelligent Information Systems*, 1994, 3:231~262
- 4 Sciascio E D, Mongiello M. Query by Sketch and Relevance

- Feedback for Content-Based Image Retrieval over the Web. *Journal of Visual Languages and Computing*, 1999, 10(6):565~584
- 5 Lopresti D, Tomkins A, Zhou J. Algorithms for matching hand-drawn sketches. In: *Proc. of the Fifth Intl. Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*, 1996, 233~238
- 6 Kato T, Kurita T, Otsu N, et al. A Sketch Retrieval Method for Full Color Image Database. In: *Proc. of the 11th Intl. Conf. On Pattern Recognition*, 1992, 530~533
- 7 Ho Leung H W. Representations, Feature Extraction, Matching and Relevance Feedback for Sketch Retrieval; [Ph. D dissertation]. 2003
- 8 Fonseca M J, Jorge J A. Towards Content-Based Retrieval of Technical Drawings through High-Dimensional Indexing. In: *Proc. of the 1st Ibero-American Symposium in Computer Graphics (SIACG'02)*, 2002, 263~270
- 9 Feng Y J, Xing S Z. Temporal-based Multi-Strokes Sketchy Graphics Recognition. In: *Proc. of Casia Annual Conf. on Automation and Information Technology*, Sept, 2004, 538~545
- 10 Cvertkovi c D, Rowlinson P, Simi c S. *Eigenspaces of Graphs*. Cambridge; Cambridge University Press, 1997
- 11 Shokoufandeh A, Dickson S, Siddiqi K, et al. Indexing Using a Spectral Encoding of Topological Structure. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1999, 491~497
- 12 Aigrain P, Zhang H, Petkovic D. Content-Based Representation and Retrieval of Visual Media; A State of the Art Review. *Multimedia Tools and Applications*, 1996, 3:179~202
- 13 Rocchio J J. Relevance feedback in formation retrieval. In: Gerard S ed. *The Smart Retrieval System; Experiments in Automatic Document Processing*, 1971, 313~323
- 14 Van Rijsbergen C J. *Information Retrieval*. Butterworths, London, 1979

(上接第 215 页)

表 3 SMA 方法在实验 C 中的检索结果

K	r	查全率%				AVRR			
		0rf	1rf	2rf	3rf	0rf	1rf	2rf	3rf
1	100%	13.3	14.0	14.5	14.7	27.5	25.6	24.7	24.4
	80%	13.3	18.8	20.5	21.3	27.5	21.6	21.2	21.3
	50%	13.3	19.7	21.7	22.5	27.5	22.0	20.4	19.7
	20%	13.3	17.7	19.9	20.9	27.5	20.6	19.3	18.9
2	100%	10.7	12.5	13.3	13.7	40.3	35.5	34.6	34.2
	80%	14.1	20.0	21.8	22.5	24.5	20.7	19.9	19.9
	50%	11.9	19.2	21.9	23.0	25.4	20.8	19.0	19.1
	20%	5.6	9.6	12.5	14.1	21.0	18.0	16.0	15.4
5	100%	11.3	13.0	13.5	13.8	44.1	37.3	35.9	35.3
	80%	20.5	24.1	25.0	25.3	23.0	21.1	20.8	20.9
	50%	19.1	24.4	25.9	26.5	24.1	20.2	19.6	19.0
	20%	13.9	19.3	22.2	23.3	23.1	18.4	17.5	16.8

表 4 SMA 方法在实验 C+T 中的检索结构

K	r	查全率%				AVRR			
		0rf	1rf	2rf	3rf	0rf	1rf	2rf	3rf
1	100%	18.2	21.2	22.0	22.4	27.9	25.8	25.4	25.3
	80%	18.2	27.0	30.5	32.1	27.9	23.3	22.9	22.3
	50%	18.2	27.8	31.4	33.7	27.9	23.9	22.5	22.8
	20%	18.2	25.6	29.2	31.4	27.9	23.8	22.5	22.4
2	100%	19.1	21.4	22.4	23.0	41.0	33.7	33.1	32.4
	80%	22.7	31.6	34.3	35.5	28.2	23.8	23.3	23.3
	50%	20.1	30.9	34.7	36.5	27.9	23.3	22.6	22.4
	20%	11.4	20.4	25.1	27.7	27.5	21.3	20.1	20.1
5	100%	19.8	22.2	23.1	23.7	43.3	34.7	32.2	31.5
	80%	28.8	36.5	38.6	39.6	26.5	24.8	24.1	24.0
	50%	27.2	36.7	40.0	41.5	26.2	24.4	23.8	23.7
	20%	20.0	30.1	34.3	36.3	25.5	22.4	21.8	21.6

结论 本文提出了一种基于相关反馈和样本散布矩阵的图像检索方法,实验结果说明对多例图像查询有较好的检索效果。但是如何评价不同投影方向在检索过程中的作用,还值得进一步研究。另外,还可以结合反例图像的分布来寻找更好的投影空间。

参考文献

- 1 徐杰,施鹏飞. 基于内容的图像检索技术. *中国图像图形学报*, 2003, 8(9):977~983
- 2 许月华. CBIR 系统中的 Bayesian 相关反馈技术研究; [学位论文]. 合肥:中国科技大学, 2004
- 3 Zhang L, Lin F Z, Zhang B. Support Vector Machine Learning for Image Retrieval. In: *Intl. Conf. on Information Processing*, 2001, 721~724
- 4 Cox I J, Minka T P, Papathomas T V, Yianilos P N. The Bayesian Image Retrieval System, PicHunter; Theory, Implementation, and Psychophysical Experiments. *IEEE Trans on Image*

- Processing, 2000, 9(1):20~37
- 5 Vasconcelos N, Lippman A. Learning From User Feedback in Image Retrieval Systems. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2000, 12
- 6 Ishikawa Y, Subramanya R, Faloutsos C. Mindreader; Query databases through multiple examples. In: *Proc. of the 24th VLDB Conf.*, 1998, 651~675
- 7 Rui Y, Huang T S. Optimizing Learning in Image Retrieval. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000, 6:236~243
- 8 Zhou X S, Huang T S. Relevance feedback for image retrieval; a comprehensive review. *Multimedia Systems*, 2003, 8(6):536~560
- 9 Duda R O, Hart P E, Stork D G. *模式分类. 第二版*. 北京:机械工业出版社, 2003, 94~96
- 10 Muller H, Muller W, Squire D, et al. Performance Evaluation in Content-based Image Retrieval; Overview and Proposals. *Pattern Recognition Letters*, 2001, 22:593~604