

图像检索中一种有效的 SVM 相关反馈算法

周建新^{1,2)} 高科^{1,2)} 李锦涛¹⁾ 张勇东¹⁾ 唐胜¹⁾

¹⁾ (中国科学院计算技术研究所虚拟现实技术实验室 北京 100080)

²⁾ (中国科学院研究生院 北京 100049)

(zhoujianxin@ict.ac.cn)

摘要 提出受限随机选择方法. 首先对图像进行相似性排序, 然后使用一个阈值限定随机选择的范围, 最后在该范围内进行划分, 在子范围内通过随机选择来扩大训练样本, 较好地解决了小样本问题. 另外, 动态计算多个 SVM 分类器的权值, 融合分类结果, 较好地解决了相关反馈过程中用户的不同喜好问题. 实验结果表明了该方法的有效性.

关键词 受限随机选择 SVM 相关反馈 融合
中图法分类号 TP391

Efficient Relevance Feedback Scheme Based on SVM in Image Retrieval

Zhou Jianxin^{1,2)} Gao Ke^{1,2)} Li Jintao¹⁾ Zhang Yongdong¹⁾ Tang Sheng¹⁾

¹⁾ (Virtual Reality Laboratory, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

²⁾ (Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

Abstract An approach called constrained random selection for relevance feedback is proposed in this paper. At first, all the images are sorted by similar measure, and then a threshold is selected to restrict the space of random selection. At last, the restricted space is divided into some sub-spaces, and random selection is applied to these sub-spaces to enlarge the training sets and resolve the small sample problem preferably. In addition, we compute the weights of multiple SVM classifiers dynamically and fuse the single results to resolve the users' preference problems in relevance feedback preferably. Experimental results demonstrate the effectiveness of the method.

Key words constrained random selection; SVM; relevance feedback; fusion

随着计算机技术及网络技术的不断发展, 特别是因特网的出现和普及, 数以千亿记的数字图像出现在因特网和数字图书馆中, 如何有效地存储和管理这些图像就变得非常的重要. 基于内容的图像检索 (content-based image retrieval, CBIR) 正是为满足这样的需要而产生的重要技术, 它通过提取图像的视觉特征, 如颜色、纹理、形状等来索引和检索图像^[1-3]. 虽然 CBIR 获得比较好的结果, 但其检索性能并不能让人感到满意^[1,4-5]. 研究人员发现, 造成

这一困难最根本的原因是图像的语义鸿沟问题, 即图像的低层表示和高层语义信息之间存在不一致性, 以及用户的主观喜好^[1,4,6].

为了解决上述语义鸿沟以及用户的主观喜好问题, 研究人员将相关反馈 (relevance feedback, RF) 引入到 CBIR 中. RF 从 20 世纪 90 年代引入 CBIR 到现在, 出现了许多方法, 如启发式方法、优化学习、分类、聚类、机器学习等, 这些方法使 RF 技术得到了快速的发展^[7]. 文献^[6]使用启发式方法查询、

收稿日期: 2006-07-12; 修回日期: 2007-01-05. 基金项目: 国家自然科学基金 (60473002), 国际科技合作重点项目 (2005DFA11060), 北京市科技计划项目 (D0106008040291). 周建新, 男, 1982 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为图像检索、多媒体信息检索. 高科, 女, 1982 年生, 博士研究生, 主要研究方向为图像内容分析与语义检索、多媒体信息检索. 李锦涛, 男, 1962 年生, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为数字图像处理、视频编码、数字内容分析和检索、数字水印、网络计算技术. 张勇东, 男, 1973 年生, 博士, 副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向为视频编解码、视频分析和检索. 唐胜, 男, 1972 年生, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为数字图像处理、多媒体哈希和数字水印、数字内容分析和检索.

求精、修改相关分量的权值;文献 8 通过用户的反馈过程,使用概率估计的方法估计用户对每一个特征的喜好程度;文献 9 使用优化学习的方法获取特征相关矩阵,以更好地满足用户的需要;文献 10 通过分析反馈的图像,使用相似度移动查询向量和方差分析调整距离测度,提高基于分块主色的图像检索精度;文献 2 采用贝叶斯推理来得到图像库中图像与目标图像相关的后验概率。RF 中使用支持向量机(support vector machine, SVM)进行学习,被认为是一种最有效的分类技术之一^[14,7,11],这是因为 SVM 不仅有较强的理论基础和实践经验,广泛地应用到其他领域,而且对小样本有良好的分类性能,小样本正是 CBIR 中 RF 的一个重要特点,因此 SVM 被广泛地应用到 RF 中。

RF 过程中图像存在不可避免的噪声影响以及反馈过程中固有的小样本问题^[7],即获得的训练样本的数目(典型的系统 20~40 个)比表示图像的特征维数少很多,训练得到的 SVM 分类器存在性能不稳定等问题。本文提出受限随机选择(constrained random selection, CRS)方法扩大训练样本,较好地解决小样本带来的分类器性能不稳定问题,同时采用多分类器融合的方法动态融合单分类器的结果,较好地解决用户的主观喜好问题。

1 SVM 及在 RF 中的应用

为了更好地理解 SVM 在 RF 中的应用,下面简要介绍 SVM。对于一个给定的二分类问题

$$\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^l, y_i \in \{1, -1\}.$$

其中 x_i 是输入向量,在 RF 过程中表示图像 i 的特征向量; y_i 是标识符号,在 RF 中如果图像 i 是相关图像,那么 $y_i = 1$,否则 $y_i = -1$; l 表示样本的数目。SVM 要寻找一个分类面 $w^T x + b = 0$ 来分离在特征空间的相关和不相关点,其中 w 是权值向量, x 是输入向量。SVM 在约束条件式为 $s.t. : y_i (w^T x_i) \geq 1$ 。寻找最优分离面 $\max 2 / \|w\|$,也就是寻找最优参数 w 和 b 。我们将这个问题推广到广义的最优分类面,上述问题可以看成

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i,$$

$$s.t. : y_i (w \cdot x_i + b) + \xi_i \geq 1,$$

$$\xi_i \geq 0, \quad i = 1 \dots l$$

的最优化问题。它的相应对偶问题在引入核函数后表示为

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{j=1}^l \alpha_j,$$

$$s.t. : \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1 \dots l.$$

其中 $K(x_i, x_j)$ 是核函数,它将特征空间的点映射到 Hilbert 内积空间 $x_i \cdot x_j \rightarrow \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) = K(x_i, x_j)$ 。

本文使用 LIBSVM^[12]来解决上述问题,它对该问题有 2 种输出结果:

$$1) F(x) = \text{sgn}(f(x)),$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, x) + b,$$

其中 $f(x)$ 的绝对值表示点 x 到最优分类超平面的距离。

$$2) F(x) = \mu(x),$$

其中 $\mu(x)$ 表示 x 属于相关类的概率。

在我们的系统中,使用后者来表示输出,这是因为 2 个输出在本质上并没有区别,不会影响到分类性能。不同的是后者基于概率的输出,将输出的结果归结到 [0, 1] 这个范围内,使我们对图像的相似性有一个更加直观的认识。

2 CRS 方法

基于分类学习的 RF 中一个非常重要的问题就是训练样本集获取,由于 RF 中固有的小样本问题,我们最开始获得的训练样本数目非常有限,这会导致分类器不稳定、不可信赖。尽管有的方法通过累积前面反馈过程中的反馈图像扩大训练样本,但是其获取的样本信息量很少,分类性能不佳,用户常常无法忍受。

为了有效地解决这个问题,本文提出 CRS 方法来扩大负样本(不相关图像)的集合,并且这些负样本能够比较好地反映图像库中所有的负样本(不相关图像)在特征空间的分布。文献 13 指出对特定的查询而言,进行随机选择所得到的图像几乎都是不相关图像。这种想法是建立在如下的事实上:相对图像数据库而言,特定的查询目标的数量非常少。但是这种方法存在如下的缺点:盲目地随机选择得到的图像有可能是正样本(相关图像),它不能很好地反映数据库中负样本(不相关图像)在特征空间的实际分布。

本文系统进行首次查询时,将图像按照视觉相似性进行排序;在进行 RF 后按照每幅图像属于相关图像的概率(LIBSVM 的概率输出)大小进行排

序. 这样在查询的任意一个时刻都有一个图像的序列式

$$s_{I_{a_1}^{(k)}} \geq s_{I_{a_2}^{(k)}} \geq \dots \geq s_{I_{a_m}^{(k)}} \geq \dots \geq s_{I_{a_N}^{(k)}}, k = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

其中 $s_{I_{a_m}^{(k)}}$ 表示的是第 k 次反馈中, 图像排序为 m 的相似度大小, 其对应的图像是 $I_{a_m}^{(k)}$. $k=0$ 表示首次查询时基于视觉相似性的排序, $k>0$ 表示第 k 次反馈后按照相关图像的概率大小排序, N 为数据库中图像的数目. 在随机选择不相关图像的过程中, 采用如下方法克服文献 [13] 中随机选择方法带来的问题. 在式 (1) 所示的图像序列存在 $s_{I_{a_{t(k)}}^{(k)}} \geq t(k) > s_{I_{a_{t(k)+1}}^{(k)}}$; 其中 $t(k)$ 是 k 次反馈时的一个阈值, 则进行随机选择的范围是

$$s_{I_{a_{t(k)}}^{(k)}} \geq s_{I_{a_{t(k)+1}}^{(k)}} \geq \dots \geq \dots \geq s_{I_{a_N}^{(k)}} \quad (2)$$

经过排序之后, 与查询目标的相关图像在处于式 (1) 前面的概率远大于式 (1) 后面的概率, 因此在式 (2) 确定的范围内进行随机选择的图像是相关图像, 也就是误选的风险显然比文献 [13] 方法小. 同时, 为了保证随机选择得到的样本能够较好地反映不相关图像在特征空间的分布, 对式 (2) 所确定的图像序列范围进行划分 (如等距离划分), 将图像序列分为 M 段, 每段数目为 $t(i)$. 在每个划分后的图像序列内部再进行随机选择, 以保证在每个相似度层次样本都有分布. 如图 1 所示, 将图像序列进行分段截断成每一小子段.

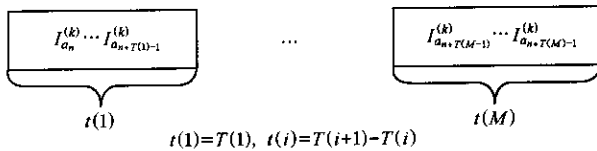


图 1 图像序列划分示意图

CRS 方法中的受限表现在 2 个方面: (1) 选用一个阈值 $t(k)$ 限定随机选择的范围, 降低误选的风险; (2) 进一步将这个范围进行划分得到每一个子段图像序列, 再在这个子段内部进行随机选择. 通过 CRS 方法处理后, 训练集合可以表示为

$$\begin{aligned} S(t) &= U(t) \cup R(t), \\ U(t) &= U(t-1) \cup S_u(t), \\ t &= 1, \dots; \\ U(0) &= \emptyset. \end{aligned}$$

其中, $S(t)$ 是进行第 t 次反馈时需要准备的训练数据, $U(t)$ 表示进行 t 次反馈时系统中已经累积的训练数据, $S_u(t)$ 表示用户进行第 t 次反馈所判断标

识的数据, $R(t)$ 表示为进行第 t 次反馈采用 CRS 方法后得到的训练数据.

3 多分类器融合

造成 CBIR 性能不尽如人意的一个重要的原因是用户的主观喜好性问题, 单一的分类器不能够很好地解决这个问题. 我们可以构造基于不同视觉特征的多个分类器, 通过用户反馈的信息分析出用户对不同视觉信息的偏好程度. 融合多分类器的结果, 获得更好的反馈结果. RF 中融合方法主要有如下几种: 一种是使用 Adaboost 方法 [13] 进行融合, 这是基于误分最小化原则的一种融合方法, 通过反复调整单个分类器权值获取整体最优的分类效果, 它的缺点是融合方法的时间比较长; 另一种是基于投票机制统计单个分类器的得分情况, 选取得分最好的作为分类器. 这种机制的缺点是在用户同时关注多个特征空间时, 单个子分类器的得分很可能相差很小, 采用这种方法会降低融合的效果; 其他的方法包括对所有分类器的权值等同对待、取相同的权值, 或者事先依据统计方法指定好单个分类器的权值等. 上述方法的共同的特点是把子分类器对正样本和负样本的分类能力等同看待, 以及如何进行分类器的权值调整. 本文方法与上述方法的不同在于子分类器对于正样本和负样本的分类能力不是等同对待, 利用参数进行调整. 下面详细地介绍本文方法.

假设有 n 个视觉特征空间, 我们在每次反馈时对每一个视觉特征空间建立一个 SVM 分类器 $P_i = \alpha(S(t), X(i))$, $i=1, \dots, n$; $t=1, \dots$; 其中, t 为反馈次数, $S(t)$ 表示第 t 次反馈时的训练集合, $X(i)$ 表示第 i 个特征空间. 对图像数据库中每个图像, 对应的特征向量为 x , 相应地, $P_i(x)$ 表示在第 i 个特征空间中图像是相关图像的概率. 定义在进行反馈后每幅图像是相关图像的概率 $P(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i^t P_i(x)$; 其中 ω_i^t 表示相应分类器的权值. 下面讨论这个权值的确定.

对每个基于视觉特征 i 的分类器, 分类器在训练集中的准确程度越大, 也就是训练误差越小, 表示用户对这种特征喜好程度越高, 我们可以使用准确程度来表示各个分类器的权值. 对于在训练集中的相关图像 (不相关图像) 而言, 它们是相关图像 (不相关图像) 的概率大小能够反映出分类器的正确

程度,使用 $w_i^t = Z^t \left[\sum_{x \in S(t)} \alpha_i P_i^t(x) + \sum_{x \in S(t)} \beta_i (1 - P_i^t(x)) \right]$, $\alpha_i + \beta_i = 1$ 确定每个分类器的权值;其中,
 $y = 1$ 表示 x 属于训练集中的相关图像, $y = -1$ 表示 x 属于训练集中的不相关图像. α_i 和 β_i 分别表示第 i 个分类器对相关图像、不相关图像分类时的重视程度. α_i 越大,表示此分类器对相关图像越重视,相关图像分类的越正确,相应的分类器权值就越大.极端的情况: $\alpha_i = 1$ 表示该分类器 i 只考虑对相关图像的分类正确程度,而不管其对不相关图像的分类正确程度. Z^t 是归一化常数,用来确保 $\sum_{i=1}^n w_i^t = 1$ 成立.

4 实 验

为了验证本文方法的有效性,我们在该图像库上进行测试.从该图像库中选择 21 个语义类图像,每类 100 幅图像,一共 2 100 幅图像,包括模特、高楼、雪山、鸟、海浪、装饰物和花朵等.使用 3 个特征空间,颜色采用在 HSV 空间的全局直方图和中心直方图,纹理使用 MPEG-7 描述子边缘直方图以及使用 Gabor 小波变换得到一个 48 维向量^[14].使用 LIBSVM^[12]解决 SVM 问题采用的是径向基核函数.

假定用户查询的是每一个语义类的图像,考虑到用户的耐心和贪婪性^[7],设定反馈次数最多为 3 次,用户每次反馈标识的图像数目分为 30 个,在尽可能地减轻用户负担的情况下,满足他们的要求.我们使用图像检索领域通用的评价标准,即平均查准率来评价系统的性能.进行实验时每类选取 10% 为测试数据,总的测试数据为 10%,共 210 幅,用户判断标识 30 幅图像.通过实验发现,本文方法能够有效地提高查准率,而且第一次反馈的效果比初次检索有很大的提高.这在实际应用中很有意义,因为用户一般都没有耐心进行多次反馈,很多用户能够接受的反馈次数通常就是 1~2 次,最多也就 3 次,他们希望用最少的反馈次数得到最好的结果,而本文方法能够比较好地满足这点,同时,随着反馈次数增加能够发掘出更多的相关图像,提高查准率,实验结果证明了这一点.

图 2 所示为 CRS 的结果,其总体的性能得到提高,特别是第一次反馈后提高的最显著,这对用户来说更为有吸引力.同时特意选取一些初始检索时查

准率不是很高的 2 类,即在获得的相关图像比较少的情况下进行比较,由图 3、4 可以看出,在使用 CRS 时的查准率比不使用 CRS 的查准率有明显的提高.

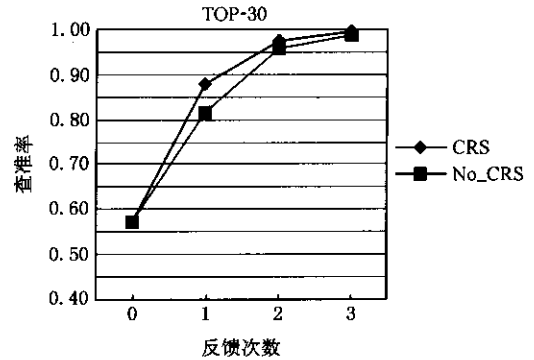


图 2 CRS 和 No_CRS 的结果比较

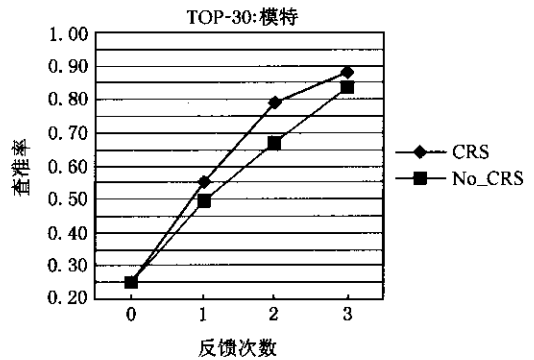


图 3 模特类 CRS 和 No_CRS 的结果比较

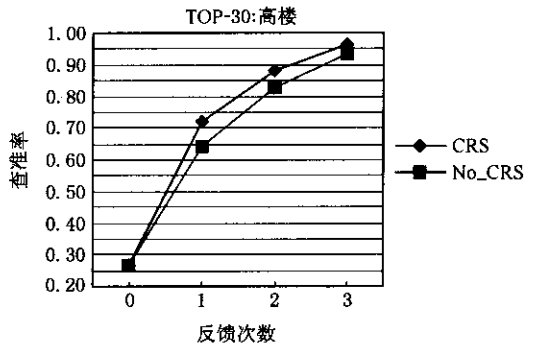


图 4 高楼类 CRS 和 No_CRS 的结果比较

图 5 所示为使用多分类器融合(Fusion)和没有融合(No-Fusion)时的结果,对前 30 幅图像统计反馈 3 次后的平均查准率.通过该图可以看出融合方法的检索结果的有效性.

图 6 所示为将 CRS 和多分类器 Fusion 整合在一起时的实验结果,统计每次反馈后返回不同图像数目时的平均查准率.通过该图可以看出,在每次反馈后平均查准率都能得到较大的提高,尤其是在一次反馈后提高的幅度最大.原因是因为使用本文

算法后,能够比较好地将图像进行正确的分类,从而提高其性能,这从总体上说明本文算法的有效性.

5 结 论

本文提出一种有效的基于 SVM 的 RF 算法,使用 CRS 方法来扩大训练样本提高样本质量,在一定程度上解决了小样本带来的 SVM 分类器不稳定情况,提高了 SVM 分类器的性能;同时融合多个 SVM 分类器,动态地调整各个分类器的权值,解决了单一分类器性能不佳的问题.实验结果表明,该方法能够有效地提高图像的检索性能,证明了其有效性.

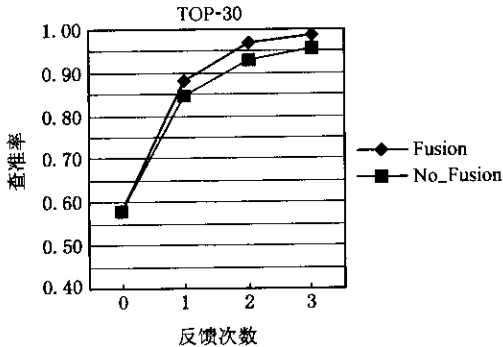


图 5 Fusion 和 No-Fusion 的结果比较

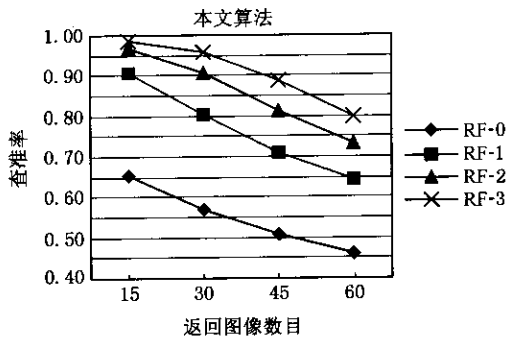


图 6 反馈后结果比较

图 7 所示为本文算法和文献 [11] 算法的实验对比结果,文献 [11] 采用基于 SVM 的主动学习方法 (SVM-Active),使用的是单一的 SVM 分类器.实验中同样由用户判断标识 30 幅图像,反馈 3 次后来计算查准率,可以看出本文算法实验效果优于文献 [11] 算法的结果.一个非常重要的原因是本文算法首先使用 CRS 增加了训练样本,因为分类结果的好坏实际上很大程度取决于训练样本,而且由于 RT 中固有的小样本问题,这个因素的程度就更加重要;其次,使用多分类器 Fusion 能够有效地提高检索性能,而文献 [11] 中使用的是单一分类器.

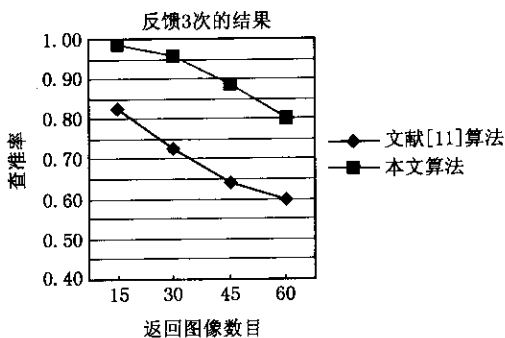


图 7 本文算法与文献 [11] 算法的结果比较

参 考 文 献

- [1] Han J, Ngan K N, Li Mingjing, *et al.* A memory learning framework for effective image retrieval [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(4): 511-524
- [2] Cox I J, Miller M, Minka T P, *et al.* The Bayesian image retrieval system, PicHunter: theory, implementation, and psychophysical experiments [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(1): 20-37
- [3] Wan Hualin, Morshed U, Hu Hong, *et al.* Texture feature and its application in CBIR [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2003, 15(2): 195-199 (in Chinese) (万华林, Morshed U, 胡宏, 等. 图像纹理特征及其在 CBIR 中的应用 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2003, 15(2): 195-199)
- [4] Jing Feng, Li Mingjing, Zhang Hongjiang, *et al.* A unified framework for image retrieval using keyword and visual features [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, 14(7): 979-989
- [5] Smeulders Arnold W M, Worring Marcel, Santini Simone, *et al.* Content-based image retrieval at the end of the early years [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(12): 1349-1380
- [6] Rui Y, Huang T S, Mehrotra S. Relevance feedback: a powerful tool in interactive content-based image retrieval [J]. *IEEE Transactions on Circuits Systems for Video Technology*, 1998, 8(5): 644-655
- [7] Zhou X S, Huang T S. Relevance feedback in image retrieval: a comprehensive review [J]. *ACM Multimedia Systems Journal*, 2003, 8(6): 536-544
- [8] Peng J, Bhanu B, Qing S. Probabilistic feature relevance learning for content-based image retrieval [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, 75(1/2): 150-164
- [9] Rui Y, Huang T S. Optimizing learning in image retrieval [C] // *Proceedings of Computer Vision Pattern Recognition*, Hilton Head Island, South Carolina, 2000: 236-243

- [10] He Qingfa , Li Guojie. An approach to combining dominant color of partition with relevance feedback in image retrieval [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics , 2001 , 13(10) : 912-917 (in Chinese)
(何清法 , 李国杰. 综合分块主色和相关反馈技术的图像检索方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报 , 2001 , 13(10) : 912-917)
- [11] Tong S , Chang E. Support vector machine active learning for image retrieval [C] // Proceedings of the 9th ACM International Conference on Multimedia , Ottawa , 2001 : 107-118
- [12] Chang Chih Chung , Lin Chih Jen. LIBSVM : a library for support vector machines [CP]. [2006-7-12]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- [13] Tieu K , Viola P. Boosting image retrieval [C] // Proceedings of Computer Vision Pattern Recognition , Hilton Head Island , South Carolina , 2000 : 228-235
- [14] Manjunath B S , Ohm J R , Vasudevan V V , et al. Color and texture descriptors [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology , 2001 , 11(6) : 703-715

全国教育游戏与虚拟现实学术会议(EGVR '2007)征文通知

2007 年 8 月 19—21 日 大连

www.egvr2007.lnnu.edu.cn

主办 中国图象图形学会虚拟现实专业委员会
中国教育技术协会信息技术教育专业委员会
承办 辽宁师范大学

全国教育游戏与虚拟现实学术会议(EGVR '2007)将于 2007 年 8 月 19—21 日在大连举行 ,它是虚拟现实、图形学、教育与游戏产业最新研究成果和产品的交流平台 ,是将于 2007 年在香港举行的“电子学习与数字娱乐国际会议(Edutainment)”的姐妹会议。本次大会的内容包括学术报告、专题研讨、最新成果和应用系统演示 ,并邀请国内外著名专家到会作特邀报告。会议录用论文将结集出版 ,优秀论文将推荐到《计算机辅助设计与图形学学报》、《中国图象图形学报》、《系统仿真学报》等国内一级学报与核心期刊发表。

热诚欢迎一切从事图形学、虚拟现实、教育技术以及游戏产业界的专家、学者和专业技术人员踊跃投稿。

EGVR '2007 会议的议题包括 :图形学、虚拟现实、游戏设计与开发、游戏引擎开发与定制、游戏中的人工智能与人工生命、游戏中的物理学、游戏渲染与动画、虚拟人物与 Agent、在线游戏/移动游戏/视频游戏、编故事和故事叙述、游戏中的情感交互、E-learning 标准平台与工具、学习资源管理、体验型学习、教育与远程课堂、协同学习环境、移动学习与协同学习、教育中的虚拟现实技术、动画技术在教学中的应用、增强现实与混合现实在教学中的应用、教育游戏在教育教学中的应用等。

征文要求

- ① 论文未被其他会议、期刊录用或发表 ,中文撰写。
- ② 要求电子投稿(Word 版本)
- ③ 论文包含题目、中英文摘要、正文、参考文献等 ,正式格式见录用通知。
- ④ 务必写明论文联系人的姓名、单位、通信地址、联系电话及 E-mail。

重要日期

征稿截止 2007 年 05 月 15 日(最后收到日期)

录用日期 2007 年 06 月 15 日(最后发出日期)

最终稿件 2007 年 06 月 20 日(最后收到日期)

投稿邮箱 egvr2007@lnnu.edu.cn

展览与论坛 本届大会将举办一系列产品展览与技术论坛 ,欢迎海内外企业、出版社、科研院所 ,以及游戏、教育软件产业界的朋友们前来参展、举办论坛。参展主题不限 ,可以是企业产品、出版物、高校和研究所研究成果以及组织形象等。