

基于支持向量机的两阶段模糊聚类在视频检索中的应用

陈 颢 朱福喜

(武汉大学计算机学院 武汉 430072)

摘 要 针对视频检索应用中面临的高维特征分析问题,提出了一种能提高查全率和查准率的两阶段模糊聚类方案。该方案首先在保证查全率的前提下用颜色距离直方图进行粗粒度的视频切分,得到包含冗余信息的关键视频帧;然后通过模糊支持向量机进行细粒度聚类,以提高查准率;最后运用全局关联的数据挖掘方法去除冗余得到与用户语义相关的信息。实验表明,算法在实时视频检索的应用中能显著提高查全率和查准率。

关键词 视频检索,支持向量机,全局关联挖掘,模糊聚类

中图法分类号 TP391.4 文献标识码 A

Video Retrieval Based on Two-phase Fuzzy Fusion with SVM

CHEN Jie ZHU Fu-xi

(Computer School of Wuhan University, Wuhan 430027, China)

Abstract Video retrieval would face this problem of multi-dimension data analysis, a two-phase method based on support vector machine(SVM) was proposed to speed the process; firstly video segmentation with color distance histogram was used to abstract the pivotal frames with redundancy; then similar frames were clustered together with SVM; finally, global association data-mining functions were used to remove visual-content redundancy, and generate pivotal video frames. The experimental evaluations indicate that the proposed method is an effective and swift approach for video retrieval.

Keywords Video retrieval, SVM, Global association data-mining, Pivotal frames

1 引言

如何在呈爆炸式增长的海量视频数据中迅速找到感兴趣的内容,一直是CBR多媒体检索面临的难题,而视频信息检索过程中提取特征的维度不断提高更增加了这个问题的难度。视频检索的首要任务是在视频信息中找到表达全局特征的关键帧,然后通过分析关键帧得到和用户关心的语义最相关的部分,以最简洁的表达形式方便用户浏览。由于视频信息比普通的网页信息量大几个数量级,查全率和查准率的折衷成为不可避免的问题。

按有无先验知识来区分,有两类视频检索方法:关键帧检测和场景聚类。采用关键帧来检索视频的方法比较普遍^[1-3],一般通过对视觉特征或听觉特征的空间距离进行聚类。关键帧可以方便地在视频中迅速找到用户想要的镜头,但由于关键帧缺乏时序信息,对于视频主题的表达能力受到限制。场景聚类则是指按照事先训练好的事件序列模板,提取用户感兴趣的场景^[4,5],以所提取的场景信息去表示原始视频流。

结合上述两种方法的思想,本文提出了一种分阶段的视频检索方法:首先在保证查全率的前提下利用颜色距离直方图对视频进行第一轮查询,得到带有冗余信息的关键帧;然后通过支持向量机进行第二轮查询,将用户感兴趣的关键帧聚

类到一个集合中;最后采用顺序关联挖掘方法去除冗余内容,提高查准率,并按照用户提供的语义生成检索序列,如图1所示。

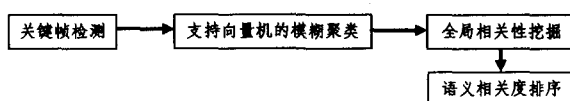


图1 视频检索的过程

2 关键帧检测

关键帧形成冗余镜头发生在骤变镜头或渐变的地方。自动检测视频流中这两种镜头,是视频内容分析的基础。

2.1 骤变、渐变镜头检测

镜头骤变检测的基本思想是判断所提取相邻视频帧之间的特征向量是否发生了突变。为了尽量保存视频内容的空间信息,这里改进了文献[6]后以颜色距离直方图作为镜头骤变/渐变检测特征。

渐变镜头包括镜头平移、抖动和镜头放大/缩小等相机运动,更多地则包括淡入淡出等视频编辑效果。所谓“淡入”,就是原始视频帧像素点增强或减弱的一个过程。所谓“淡出”,就是视频场景A逐渐变成没有后,视频场景B逐渐显示

到稿日期:2008-07-15 返修日期:2008-09-23 本文受国家自然科学基金项目(60672051)资助。

陈 颢(1978-),男,博士研究生,研究方向为信息挖掘与检索,E-mail: cjjack@163.com;朱福喜(1957-),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为人工智能与信息挖掘。

出来的过程。由此可以推导出淡入淡出等镜头的固有特性。在这类镜头中,视频帧灰度值的均值是一个线性函数,灰度均值线性增加(或减少)到某个值。显然,视频帧灰度值均值的一阶导数是常数。

从以上分析的特性可以知道,在这两种视频编辑效果中,视频帧灰度均值保持线性增加(或减少),而视频帧灰度方差为抛物线。也就是说,灰度均值的一阶导数应该保持恒定,视频帧灰度方差的二阶导数应该分别有两个很大负点。这样,本文通过如下算法检测视频流中的淡入淡出镜头效果:

1)从连续视频流中寻找所有视频单色帧 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ 。所谓视频单色帧 R_i 就是指视频帧的标准偏差接近零。

2)在开始和结束的时候,视频帧灰度值的二阶导数是一个很大的负数。于是,在单色帧附近寻找那些所有的灰度值二阶导数是大负数的点。

3)实验中发现,在淡入淡出镜头中,视频帧灰度均值的一阶导数几乎保持符号的正负。因此,检测出两个二阶导数为很大负数的点之间的均值是否符号恒定,最终得到具有 Fade/Dissolve 编辑效果的镜头。图 2 为一个灰度均值统计。

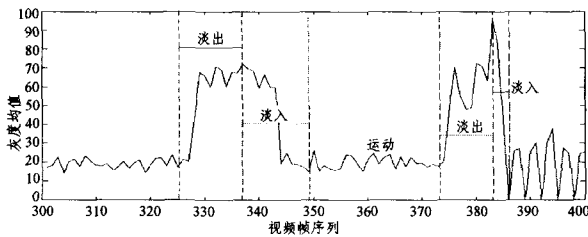


图 2 视频灰度值统计

2.2 自适应阈值的选取

在镜头检测时,最理想的情况是能够事先找到一个全局阈值,然后基于这个全局阈值,检测相邻视频帧之间的特征差是否超过了这个全局阈值,从而进行视频场景边界切分。但是,由于实际中视频场景的随机性和复杂性,一个普遍适用的全局阈值难以捕获,甚至是不存在的。一个可行的方法是在镜头边缘检测时,根据镜头内容的变化,获取自适应阈值。实际中,假设相邻视频帧的颜色聚合向量直方图特征差 D_i^{CV} 形成了一条曲线,则可以通过曲线斜率来判断视频内容是否发生了明显的突变。

1)对于相邻视频帧之间特征差所形成的曲线,选定一个宽度为 w (实验中取 5,以保证局部不变性的原则)的视频窗口 $[T-w, T+w]$,得到窗口中最大值所在点 t ,记为 D_t^{CV} ,这意味着 $D_t^{CV} > D_j^{CV} (j \in [T-w, T+w] \wedge j \neq t)$ 。

2)当相邻视频帧之间的颜色聚合向量直方图几乎为零时,无法选择一个合适的阈值,所以选择一个常数 c (实验中取 4000,视具体的一次微分数值而定)来避免零值。镜头切换的自适应阈值应该满足以下不等式(α 为自适应系数,一般取 1~2 之间的数值):

$$D_t^H + c \geq \alpha \sum_{j=T-w, j \neq t}^{T+w} (c + D_j^H) / 2w \quad (1)$$

如果 $D_t^H + c$ 超过了式(1)中不等式右边的阈值,则判断为镜头突变出现,从而进行突变镜头切分。

2.3 颜色距离直方图

颜色距离直方图是一种改进的结合静态帧的像素颜色和

位置信息的特征统计方法,它弥补了在关键帧检测阶段常采用的颜色聚合向量直方图的一个缺点——颜色相似的像素点的位置相关信息不完整。颜色距离直方图计算量较小,适合在前期的粗选阶段得到全面的关键帧集合。一个静态视频帧的颜色距离直方图是一个四维向量,定义如下:

$$H(k) = \{C(k), M(k), V(k), E(k)\} \quad k=1, 2, 3, \dots, K \quad (2)$$

其中 $C(k)$ 是颜色阶(1~ k)的像素总数量,也称为像素的颜色累积直方图。实验表明,颜色累积直方图比一般的颜色直方图更有助于提高查全率; $M(k), V(k), E(k)$ 是同一颜色阶 k 的像素点空间距离统计值。设同一阶的两个像素点 p_i 和 p_j 的欧氏距离为 $d(p_i, p_j)$,同一阶的所有像素点的重心为 $W(k) = (x_k, y_k)$,其中 x_k 为同一阶所有像素点的横坐标平均值, y_k 为纵坐标平均值。 $M(k)$ 定义为同一颜色阶 k 的所有像素点到它们重心的距离均值:

$$M(k) = \sum d(p_i, W(k)) / N(k), \quad i=1, 2, 3, \dots, N(k), \quad k=1, 2, 3, \dots, K \quad (3)$$

其中 $N(k)$ 为颜色阶 k 的像素点总数。

$V(k)$ 定义为同一颜色阶 k 的像素点到重心点的距离方差的均值:

$$V(k) = \sum (d(p_i, W(k)) - M(k))^2 / N(k), \quad i=1, 2, 3, \dots, N(k), \quad k=1, 2, 3, \dots, K \quad (4)$$

$E(k)$ 定义为像素点 p_i 到重心距离的熵:

$$E(k) = - \sum p(d) \log p(d) \quad (5)$$

其中 $p(d)$ 为距离 d 出现的概率, $p(d) = f(d) / N(k)$, $f(d)$ 为同一像素阶 k 的像素点到重心的距离 d 出现的次数。

可以看出,颜色距离直方图中各个向量比较全面地描述同一颜色阶 k 的像素点之间距离相对关系。其中 $M(k)$ 反映了像素的聚合程度;到重心的平均距离越小,聚合程度越大,反之亦然; $V(k)$ 反映了像素之间的稀疏稠密程度; $E(k)$ 反映了像素到重心距离出现的随机性;随机性越大, $E(k)$ 越大。

实验表明,HSV 空间比 RGB 空间更加适合颜色信息的比较。本文将用 HSV 空间的 H 分量作为特征向量的统计基础。 H 分量是映射到 $0^\circ \sim 360^\circ$,考虑到颜色空间的相似性,采用每 6° 为间隔作为一个颜色阶来统计,则上述公式中的 K 值为 60。

由于以上 4 个颜色距离直方图的统计量的物理意义和取值范围不同,需要对它们进行归一化处理。这样在计算各个帧之间的相似距离时,可以使得各个分量具有相同的权重,或者采取支持向量机对各个统计量的权重值进行训练。高斯归一化方法是一种较好的内部归一化方法,能够保证少数超小或者超大的元素值对于归一化后的元素值分布影响不大。一个 N 维特征向量记为: $F = [f_1, f_2, \dots, f_N]$ 。这里 I_1, I_2, \dots, I_M 代表候选关键帧数据库中的各个静态视频数据帧,其中任一数据帧的特征向量记为 $F_i = [f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,N}]$ 。这里假设各种特征分量序列 $[f_{1,j}, f_{2,j}, \dots, f_{M,j}]$ 符合高斯正态分布,计算得到其数学期望值 m_j 和标准方差 d_j ,然后将特征分量序列中的 $f_{i,j}$ 归一化到 $[-1, 1]$ 区间,从而得到归一化的 $f_{i,j}^{(N)}$:

$$f_{i,j}^{(N)} = (f_{i,j} - m_j) / (3 * d_j) \quad (6)$$

根据高斯分布的性质,归一化的结果落在 $[-1, 1]$ 区间的概率超过 99%,可以将超过区间的值设为 -1 或者 1,以保证所有的归一化结果都落在 $[-1, 1]$ 区间。

3 基于支持向量机的模糊聚类

对于上面检测出来的视频镜头,需要将相似镜头归属到一起,这个过程要靠模糊聚类完成。目前对镜头进行聚类或者基于关键帧颜色特征完成^[8],或者通过训练得到视频变换特有统计模型去实现镜头聚类^[9],或者采用决策树^[10]进行镜头聚类。但是由于聚类本身的局限性和视频数据的复杂性和模糊性,镜头聚类的结果往往并不十分理想。由于支持向量聚类能够将特征数据映射到高维空间,去处理任意分布数据的模糊聚类,并且通过 Mercer 核函数来处理异常点,而且其在特征空间不需要进行精确的运算,因此本文采用了支持向量聚类将相似镜头组合到一起。

支持向量机是在统计学习的理论上发展起来的。由于它基于结构风险最小化(SRM)原理,而非传统统计学的经验风险最小化(ERM),有坚实的基于小样本学习的理论依据,表现出很多优于已有方法的性能^[13]。在模式分类中,支持向量机使用结构风险最小化原理构造决策超平面,使每一类数据之间的分类间隔最大。支持向量聚类^[11,12]是一个基于支持向量机的模糊聚类算法,并且它在模式识别等方面已经取得了良好应用。在支持向量聚类中,聚类数据通过高斯核函数从低维空间被映射到高维特征空间,于是可以在这个高维特征空间找到一个最小的超球体将这些数据包围起来。这个超球体接着被映射回原始低维数据空间,被看作是包围被聚类数据点的轮廓,这些轮廓就认为是聚类簇的边界。在同一个轮廓中,被包围的数据点认为属于同一个聚类集合,从而完成聚类。

3.1 聚类边界和核函数

假设需要聚类的 N 个点的样本集为 $\{x_j\} \in X, x_j \in R^d (1 \leq j \leq N)$, 通过非线性函数 Φ 把样本中所有数据 x_j 映射到高维空间,在高维特征空间构造一个最小的球体把所有数据 x_j 包围起来。这可以用以下的约束来表示:

$$\|\Phi(x_j) - a\|^2 \leq R^2, \forall j \quad (7)$$

其中, $\|\cdot\|$ 是归一化的欧氏距离, a 是球体的中心。在上面的条件中加入一个松弛项(Slack) $\xi_j \geq 0$, 则式(7)变为

$$\|\Phi(x_j) - a\|^2 \leq R^2 + \xi_j \quad (8)$$

上面的问题可以通过拉格朗日方程来求解:

$$L = R^2 - \sum_j (R^2 + \xi_j - \|\Phi(x_j) - a\|^2) \beta_j - \sum_j \xi_j \mu_j + C \sum_j \xi_j \quad (9)$$

其中 $\beta_j \geq 0, \mu_j \geq 0$ 是拉格朗日乘子, C 是一个常数, $C \sum_j \xi_j$ 是对错误的惩罚。由于函数极值处的导数都为零,因此 L 对 R, a 和 ξ_j 的导数都为 0, 得到

$$\sum_j \beta_j = 1 \quad (10)$$

$$a = \sum_j \beta_j \Phi(x_j) \quad (11)$$

$$\beta_j = C - \mu_j \quad (12)$$

同时应用 Karush-Kuhn-Tucker 的优化理论,有

$$\xi_j \mu_j = 0 \quad (13)$$

$$(R^2 + \xi_j - \|\Phi(x_j) - a\|^2) \beta_j = 0 \quad (14)$$

可以将式(14)写成

$$W = \sum_j \Phi(x_j)^2 \beta_j - \sum_{i,j} \beta_i \beta_j \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (15)$$

$$0 \leq \beta_j \leq C, j = 1, \dots, N \quad (16)$$

如果采用 Mercer 核函数 $K(x_i, x_j)$ 来表示点积 $\Phi(x_i) \cdot$

$\Phi(x_j)$ 则有

$$K(x_i, x_j) = e^{-q \|x_i - x_j\|^2} \quad (17)$$

那么式(15)变为

$$W = \sum_j K(x_j, x_j) \beta_j - \sum_{i,j} \beta_i \beta_j K(x_i, x_j) \quad (18)$$

对于每个点 x 定义它和球体中心之间的距离为

$$R^2(x) = \|\Phi(x) - a\|^2 \quad (19)$$

根据核函数的定义可得到

$$R^2(x) = K(x, x) - 2 \sum_j \beta_j K(x, x_j) + \sum_{i,j} \beta_i \beta_j K(x_i, x_j) \quad (20)$$

球体的半径可以通过计算距离 $R = \{R(x_i) | x_i \text{ 是支持向量}\}$ 得到。

对于 $\beta_j > 0$ 的点,它位于球体的边界上,称之为支持向量;对于 $\beta_j = C$ 的点,它位于球体的外部,称之为有界支持向量;其它的点位于球体的内部。这些支持向量的集合 $\{x | R(x) = R\}$ 就构成了球体的边界。

3.2 聚类标注

为了将每个点 x_j 归属到不同的聚类集合,引入连接矩阵 A_{ij} 。 A_{ij} 的定义是基于以下的几何观察:对于分别属于不同聚类集合的任意一对点,在原始数据空间连接它们所形成的任何路径必定和包围这些点的超球体的外部相交。于是,对任意一对点 \vec{x}_i 和 \vec{x}_j , A_{ij} 如下定义:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{如果 } R(\vec{x}_i + \lambda(\vec{x}_j - \vec{x}_i)) \leq R, \forall \lambda \in [0, 1] \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (21)$$

矩阵 A_{ij} 中的连通部分就构成了一个聚类集合。在实际中,对线段的计算是通过一些采样点来进行的。在这个过程中并未包括边界支持向量,因为边界支持向量在这个超球体的外部。从而,可以根据连接矩阵 A_{ij} 去找到所有的聚类集合。具体实现时,对聚类点通过深度优先搜索(DFS)策略去查找所有和它相连的其它点,这些点属于同一个聚类。在深度优先搜索中,对于最新发现的顶点,如果它还有以此为起点而未探测到的边,就沿此边继续搜寻下去。当节点 v 的所有边都已被探寻过,搜索将回溯到发现节点 v 有那条边的始节点。这一过程一直进行到已发现从源节点可达的所有节点为止。如果还存在未被发现的节点,则选择其中一个作为源节点并重复以上过程。整个进程反复进行,直到所有节点都被发现为止。

4 视频信息的挖掘

通过聚类,将各个镜头归属到不同类别,就可以通过视频挖掘获得各个镜头之间的时序属性,生成视频摘要。比如,在一段篮球比赛的视频节目中,假设某个队出现的所有进攻的视频帧聚类到“A”集合,另外一个队进攻的所有镜头被聚类到“B”集合,而其他镜头被聚类到“C”集合,这段视频流用类似“ABABABCAB”镜头序列来表示。那么,为了生成这段视频流的摘要信息,就要通过视频挖掘来得到这段视频镜头所蕴涵的时序关系。

4.1 全局关联挖掘

对于原始视频流,假设通过第 2 节方法得到了 t 个视频镜头 $\{s_i\} (1 \leq i \leq t)$, 然后按照支持向量聚类对这 t 个镜头生成了 m 个聚类集合 $\{C_j\} (1 \leq j \leq m)$, 那么就可以对属于同一聚类集合的所有镜头使用这个聚类集合标志来表示它们,形

成视频流序列 $D = (C_{1p}, \dots, C_{nq})$ (其中, C_{1p} 和 C_{nq} 均属于 $\{C_j\}$, C_{1p} 表示第一个镜头属于第 p 个聚类集合, C_{nq} 表示第 t 个镜头属于第 q 个聚类集合。然后对序列 D 进行挖掘, 生成其摘要信息。为了从 D 中挖掘关联规则以反映其特性, 最终得到摘要信息, 这里采用文献[12]的算法。

4.2 关键帧的排序

文献[13,14]提出, 若一个关键帧能通过视频关联被挖掘出来, 必须具备以下两个条件: (1) 此关键帧必须在视频中频繁出现; (2) 此关键帧和其它关键帧交替出现。

上述两个特性使得通过视频关联挖掘所得到的项目很适合作为生成视频关键帧的最终排序结果。某个视频关键帧的关联序列越长, 支持度越高, 则由于其包含了更多内容信息, 于是更加适合作为最终检索结果。因此, 为了对视频关键帧排序, 可以把通过关联挖掘得到的聚类项目按照出现次数进行排序, 然后根据用户指定的视频摘要中每个单元的最小长度, 以聚类项目中属于支持向量的镜头所在关键帧为中心, 选取出一段视频。最后将这些视频片段连接起来, 就形成了这段视频关键帧的排序结果。

5 实验分析

我们在 WindowXP 下用 MatLab7.0 实现整个系统。为了评价本文镜头切分算法的有效性, 采用了如下查全率 (Recall) 和查准率 (Precision) 两个评判公式: $Recall = \text{Correct} / (\text{Correct} + \text{Missed})$, $Precision = \text{Correct} / (\text{Correct} + \text{False})$ 。其中, Correct 是人所判定的镜头 (包括骤变和渐变) 正确切分数, Missed 表示相对人的判定而遗漏的那些切分镜头, False 表示算法错误得到的镜头切分数 (即不在人判断范围之内的镜头切分数)。Recall 表明了算法的全面性, Precision 表明了算法的准确性, 如表 1 所列。

表 1 本文镜头检测算法的检测结果

	体育	新闻	广告	电影	卡通	总计
长度(分钟)	10	10	10	10	6.5	50
待检测镜头数	107	52	24	28	79	359
检测到的镜头数	83	49	13	21	102	346
错误检测的镜头数目	11	5	1	4	4	36
遗漏检测的镜头数目	6	2	10	7	11	39
镜头检测的查全率	94.7%	96.3%	70.6%	80.0%	87.8%	90.2%
镜头检测的查准率	90.7%	91.2%	96.0%	87.5%	95.2%	90.9%

对于一段明显存在两类以上镜头的视频流, 调整 KNN 平均聚类算法和支持向量聚类算法的参数, 使这两种聚类方式对这段视频流均能够正确聚类。选取这个时候的 K 平均聚类和颜色支持向量聚类参数, 对视频新闻和访谈节目视频流 (这些视频流均明显存在两类镜头) 进行聚类性能对比分析, 如表 2 所列。显然, 颜色向量聚类方法优于 KNN 平均聚类。整个检索过程的时间少于视频正常播放时间的 80%。

表 2 镜头聚类性能对比

聚类方法	镜头聚类正确率(%)	镜头聚类错误率(%)
支持向量模糊聚类	90.9	9.1
KNN 平均聚类	81.8	18.2

结束语 本文提出了一种在视频检索中基于支持向量机

的模糊聚类方案。它首先在保证查全率的前提下采用颜色距离直方图相似性特征对视频进行第一轮聚类, 接着应用支持向量机对关键镜头进行第二轮模糊聚类, 最后用全局关联挖掘的方法对视频场景进行挖掘, 得到视频时间序列关联特性。去掉视频中冗余部分, 并形成视频关键帧的检索排序。从本文的实验结果来看, 在保证实时性的同时, 视频检索过程中查全率和查准率得到了保证。

参考文献

- [1] DeMenthon D, Kobla V, Maybury M T. Video summarization by curve simplification [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Santa Barbara, CA, 1998
- [2] Gunesl B, Tekalp A M. Content-based video abstraction [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Chicago, IL, 1998
- [3] Zhuang Y, Rui Y, Huang T S, et al. Key frame extraction using unsupervised clustering [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Chicago, IL, 1998
- [4] Sundaram H, Xie L, Chang S F. A utility framework for the automatic generation of audio-visual skims [C] // Proceedings of ACM International Multimedia Conference. 2002
- [5] Assfalg J, Bertini M, DelBimbo A, et al. Soccer highlights detection and recognition using HMMs [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Lausanne, Switzerland, 2002
- [6] Pass G, Zabih R. Histogram Refinement for Content-Based Image Retrieval [J]. ACM Journal of Multimedia Systems, 1999, 7(3): 234-240
- [7] Hanjalic A, Zhang H J. An integrated scheme for automated video abstraction based on unsupervised cluster-validity analysis [J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 1999, 9(8): 1280-1289
- [8] Iyengar G, Lipman A B. Models for automatic classification of video sequences [C] // Proc. SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases VI 1998: 3312-3334
- [9] Tan Y P, Saur D D, Kulkarni S R, et al. Rapid estimation of camera motion from compressed video with application to video annotation [J]. IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, 2000, 10(1): 133-146
- [10] Ben-Hur A, Horn D, Siegelmann H T, et al. Support vector clustering [J]. Journal of Machine Learning Research, 2001, 2: 125-137
- [11] Ben-Hur A, Horn D, Siegelmann H T, et al. A support vector method for hierarchical clustering [J]. Advances in Neural Information Processing Systems MIT Press, 2001, 13
- [12] Agrawal R, Srikant R. Fast algorithm for mining association rules [C] // Proc. of 20th VLDB. 1994: 487-499
- [13] 庄越挺, 刘小明, 吴翌, 等. 通过离子视频进行视频检索的新方法 [J]. 计算机学报, 2000, 23(3): 300-305
- [14] 林通, 张宏江, 封举富, 等. 镜头内容分析及其在视频检索中的应用 [J]. 软件学报, 2002, 13(8): 1577-1585