

基于聚类的视频专题演化分析方法

谢毓湘¹ 栾悉道² 郭延明¹ 李琛¹ 牛晓¹

(国防科学技术大学信息系统与管理学院 长沙 410073)¹ (长沙学院数学与计算机科学系 长沙 410003)²

摘要 视频专题演化分析有助于从海量的视频数据中发现有价值的模式。研究了基于聚类的视频专题演化分析方法,首先基于二部图对视频的视觉相似性进行分析;在此基础上,为增强同一专题视频之间的关联度以及不同专题视频之间的区分度,采用基于链路分析的方法对视频专题进行聚类,进而对视频专题的演化过程进行分析;最后通过实验证明了所提方法的有效性。

关键词 视频专题,聚类,链路分析,演化进程

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.010

Video Topic Evolution Analysis Based on Clustering

XIE Yu-xiang¹ LUAN Xi-dao² GUO Yan-ming¹ LI Chen¹ NIU Xiao¹

(College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)¹

(Department of Mathematics and Computer Science, Changsha University, Changsha 410003, China)²

Abstract Video topic evolution analysis is contributive to the discovery of valuable pattern from massive video data. In this paper, a video topic evolution analysis method based on clustering was proposed. Firstly, the paper discussed how to analyze the visual similarity between video key frames based on bipartite graphs. Secondly, we proposed a clustering method by applying link analysis to the clustering of video topics so that the relationship between the same video topics and the otherness among different video topics could be enhanced. Thirdly, we revealed the evolution procedure of video topics. Finally, some experiments were carried out to prove the effectiveness of the proposed method.

Keywords Video topics, Clustering, Link analysis, Evolution procedure

1 引言

随着信息技术的飞速发展,视频来源日益广泛,内容日益丰富。为了了解某一专题事件的发展过程,分析人员需要对库中的所有视频进行快速浏览和分析,然而由于个体之间的差异性,不同分析人员面对同样的视频数据可能会得出不同的结论,从而使得分析结论具有主观性;其次,人类固有的认知疲劳问题使得分析出的结果具有片面性;再者,视频的浏览是一个耗时的过程,从而降低了分析的时效性。因此,如何对海量视频数据进行有效的分析并从中发现有价值的模式,已成为亟待解决的问题。针对这些问题,本文研究了基于聚类的视频专题演化分析方法,将研究对象定位在视频专题上,每个专题由多个描述同一事件的视频构成。

视频专题分析是指分析人员根据特定的任务需求,将大量的视频文件以专题的形式进行组织,并运用科学的研究方法对专题进行分析、理解,来获取关于专题发展态势的过程。目前国内外对视频进行专题分析的研究主要分为两类:视频专题聚类技术和视频专题线程化技术。

视频专题聚类的基础是视频报道之间的相似度,而获取视频之间相似度的常用方法主要有两种:1)通过语音识别等技术来提取视频的语音文本,将视频相似度转化为文本相似度,这种方法容易受语种等因素的影响,难以达到较好的效果;2)通过获取视频之间的相似关键帧来挖掘视频之间的视觉关联,将视频相似度转化为视频的视觉相似度,这种方法不依赖于文本信息,可以成为挖掘视频之间关联的线索。视频在本质上就是一组关键帧序列,相似视频之间的大多数关键帧通常包含重复或者近重复的对象,所以利用相似关键帧来进行视频相似性检测可以取得较好的效果。近年来,针对视频相似性方面的研究大多是在相似关键帧检测的基础上进行。这些方法首先利用全局特征或者局部特征来判定相似关键帧,然后通过相似关键帧的数目来计算视频之间的相似度^[1],通常将相似度定义为相似关键帧数量在所有关键帧数量中所占的比例。该类方法的缺陷在于:由于视频的拍摄过程具有连续性,所提取的邻近关键帧通常会包含相似的场景,这使得两个视频在进行相似关键帧检测时,其中一个视频的一幅关键帧与另一视频中的多幅关键帧相匹配。针对该问

到稿日期:2015-06-12 返修日期:2015-08-23 本文受国家自然科学基金(61571453),湖南省自然科学基金项目(14JJ3010),湖南省教育厅重点项目(15A020)资助。

谢毓湘(1976-),女,博士,副教授,主要研究方向为多媒体信息系统;栾悉道(1976-),男,博士,副教授,主要研究方向为多媒体信息系统, E-mail: yxxie@nudt.edu.cn(通信作者);郭延明(1989-),男,博士生,主要研究方向为多媒体信息系统;李琛(1991-),男,硕士,主要研究方向为多媒体信息系统;牛晓(1992-),男,硕士生,主要研究方向为多媒体信息系统。

题,文献[2]利用二部图方法进行了改进,首先将两个视频转化为二部图,连线所涉及的两个关键帧相似,然后通过寻找该二部图的最大匹配来避免一幅关键帧的重复利用,最终取得了较好的效果。

视频专题聚类建立在主题检测与跟踪(TDT)的基础上,早期TDT的相关研究主要集中在对文本的处理上,通过对文本数据进行相似性分析,将描述同一事件的文本聚到一个专题中。随着视频数据在人们生活中的广泛应用,基于视频内容的专题聚类开始得到研究人员的广泛关注。传统的聚类方法分为4类^[3]:基于划分的方法、层次聚类算法、基于密度的方法以及基于统计模型的算法等。虽然目前聚类的方法很多,但是利用这些算法进行专题聚类时会遇到问题。这是因为关于某一事件的专题是在不断进行演化的,在高维空间中可能会呈现不同的大小、形状和密度,大多数关于专题聚类的研究都是在以上算法基础上的改进。Wu Xiao提出了一种约束辅助的基于密度的视频专题聚类方法^[4],即以视频之间存在的相似关键帧为约束条件,利用DBSCAN算法进行专题聚类,通过自动进行质心选择和自适应的半径计算提高专题聚类的准确度。

专题线程化技术是专题演化分析的基础,在早期的TDT研究中,一般都是将相似度较高的文件聚类到同一专题中,并没有充分挖掘专题内部文件之间的依存关系。为了给用户提供更加快速有效的信息,文献[5]针对文本媒体提出了专题线程的概念,通过事件模型来获取专题内部丰富的结构信息和相互之间的依存关系,对了解专题的发展具有重要的意义。类似地,文献[6]对新闻视频的文本进行分析,在故事单元分割、专题探测与跟踪的基础上,通过按时间排序的定向层次树来获取专题的线程化结构。上述方法提出了一种比单纯的文件列表更好的组织方式,但在构建线程的过程中只考虑了文本特征的应用,而忽略了视觉特征这一重要线索。文献[7]采用了视觉与文本相结合的方法来进行重复镜头探测,以重复镜头作为视频重要内容来对专题进行线程化追踪,但是它并没有对专题内部视频之间的依存关系进行挖掘。日本国立情报研究所针对专题线程化曾经开展了一系列的研究^[8],这些研究大都直接利用了TDT的相关技术,在专题线程化跟踪中利用视频之间的相似性和相互依存关系来构建层次树,并对树中的子节点进行删减、合并等一系列操作,这种层次树能够较好地揭示专题内部视频之间的内在联系,但这些研究也大多都是基于文本信息展开的。香港城市大学Wu Xiao等在研究中^[9,10]提出了融合视觉和文本信息的专题线程化方法,并利用二叉树的形式进行组织。该方法首先利用文本和视觉的信息对视频的冗余度进行评估,然后将视频分为新颖、演化和冗余3类,专题的线程结构主要考虑了视觉相似度和时序关系信息。这种二叉树的结构能够很好地对专题演化过程进行展现,方便用户对专题的掌握。

本文以视频专题为基本研究单元,研究如何从纷繁杂乱的视频数据中挖掘专题的演化分析过程,为分析人员提供技术支持。本文首先研究视频专题聚类方法,在此基础上进行视频专题演化分析,并对所提方法进行实验验证,最后进行总结展望。

2 视频专题聚类

网络视频来源广泛、数量众多,要想分析多个视频所共同

呈现的专题演化模式,需要对视频之间潜在的关联进行分析研究。具体过程如下:首先利用视频之间的相似度进行视频专题聚类,然后基于专题内部视频之间的关联关系以及视频的时间信息进行专题演化分析。

视频专题聚类是指根据视频内容的相似程度,将描述同一事件的相关视频聚类到一个专题中。视频专题聚类是视频专题演化分析的基础,聚类的结果对专题内部的关联分析具有重要影响。目前,常用的聚类算法在专题聚类方面不能达到理想的效果,这主要是专题事件的以下特性造成的。

• 专题事件的线性特征

由于专题内部的事件会随时间发生演化,使得关于某一事件的专题是一种线性化结构,视频的相似性呈现出较强的阶段性,即在同一专题内,时间跨度较小的视频之间的相似度较高,而时间跨度较大的视频之间仍会体现出较大的差异性,在一个专题内部难以找出该专题的中心点。

• 专题事件的传递性特征

专题事件的线性化结构决定了视频单元的专题隶属具有传递性,即如果视频 v_i 与 v_j 属于同一专题, v_j 与 v_k 属于同一专题,则 v_i 与 v_k 也属于同一专题,而这种传递性可能会在进行专题聚类时发生“连锁反应”,即由于将隶属两个话题的视频 v_i 与 v_j 被错误地划分到一个聚类 C_k 中,而导致与 v_i, v_j 相似的视频全部划分到聚类 C_k 中,从而导致两个话题被错误判别为同一话题。

视频专题聚类在本质上是利用视频之间的相似度进行的,而专题的上述两个特征加大了相似度阈值选取的难度,阈值设置过小时会使得同一专题被拆分,阈值设置过大会造成不同专题被合并。因此,单纯利用视频之间的视觉相似度难以达到准确聚类的效果,为了加强隶属同一专题的视频之间的关联程度以及隶属不同专题的视频之间的区分度,在计算视频之间视觉相似度的基础上利用链路分析的方法获取视频之间的专题相似度,并利用专题相似度进行专题聚类。

2.1 基于二部图的视频视觉相似度分析

本文利用视频之间的相似关键帧来计算视频之间的视觉相似度,相似关键帧数量越多,视频之间的相似度越大。在理想情况下,视频相似关键帧之间是一一对应的关系,这样可以利用相似关键帧的数量来衡量视频之间的相似性。但是,由于受视频关键帧提取、视频场景复杂等因素的影响,视频之间相似关键帧的对应关系一般较为复杂,可能存在一对一、一对多的情况,如图1所示。

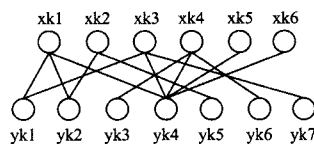


图1 相似关键帧的潜在对应关系示例

为了最大程度地挖掘视频之间的相似性,并且保证每个关键帧不被重复使用,借鉴文献[2]的思想,采用二部图最大匹配的方式来发现视频关键帧之间的对应关系,进而完成视频之间的视觉相似性探测。首先定义二部图的相关概念如下:

• 二部图

一种特殊的无向图,图的顶点集可分割为两个互不相交的子集 S_x, S_y 之并,图的每条边 E 依附的都分属于这两个不同的子集。

• 匹配

对于二部图 G 的子图 M , 如果 M 中的任意两条边都不依附于同一顶点, 则称 M 为二部图 G 的一个匹配。

• 最大匹配

包含边数最多的匹配。

• 增广路

若 P 是二部图 G 中一条连通两个未匹配顶点的路径, 并且属于 M 的边和不属于 M 的边在 P 上交替出现, 则称 P 为相对于 M 的一条增广路径。

本文采用匈牙利算法来计算二部图的最大匹配, 在操作过程中将连边所涉及的 S_x 中的点逐个与 S_y 中的点进行检查, 如果 S_y 中的点没有匹配过, 那么就把它和 S_x 中的点匹配, 匹配数加 1; 如果匹配过但该点存在于一增广路, 则修改匹配图, 把该路径里所有匹配过的连线去掉匹配关系, 把没有匹配的连线变成匹配的, 然后匹配数加 1。不断执行上述操作, 直到找不到增广路为止。这时, 就得到了最大的匹配数。在获取了视频之间相似关键帧的最大匹配之后, 便可以利用最大匹配的个数进行视频视觉相似度的计算。视频关键帧是视频所包含内容的直观体现, 一般而言, 当视频关键帧相似时, 视频所包含的内容也十分相似。为最大化相似关键帧在视频相似性判定中所起的作用, 定义视频视觉相似度计算公式如下。

$$Sim(V_1, V_2) = \frac{num(M)}{\min(num(V_1), num(V_2))}$$

其中, $num(M)$ 表示视频 V_1, V_2 相似关键帧最大匹配的个数, $num(V_1), num(V_2)$ 分别表示视频 V_1, V_2 所包含的相似关键帧总数。

2.2 基于链路分析的视频专题聚类

为了加强隶属同一专题的视频之间的关联程度, 在获取视觉相似度的基础上提出了专题相似度的概念, 利用视频的专题相似度进行聚类。视频的专题相似度是指视频属于同一专题的可能程度。计算两个视频之间的专题相似度不仅要考虑这两个视频之间的相似度, 还要综合考虑其他视频的传递作用。为计算视频之间的专题相似度, 首先引入相关概念如下。

• 专题路径可达

本文设置的两个视频之间的专题相似度不仅与视频之间的相似度相关, 还要综合考虑与其他视频的联系, 如图 2 所示。

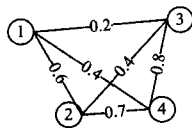


图 2 视频节点关联关系示意

以视频为节点, 以视频之间的相似度为边权值, 可以构建一个网络图。设定专题相似度阈值为 T_i , 当两个视频可以通过一系列权值大于 T_i 的边到达对方时, 则认为两个视频专题路径可达。以图中视频 1 与 2 为例, 设 $T_i = 0.3$, 两者存在以下几条可达路径。

- 路径 1: $1 \xrightarrow{0.6} 2$
- 路径 2: $1 \xrightarrow{0.4} 4 \xrightarrow{0.7} 2$
- 路径 3: $1 \xrightarrow{0.4} 4 \xrightarrow{0.8} 3 \xrightarrow{0.4} 2$

• 串联算子 \otimes

当两个视频之间的专题可达路径中存在其他视频时, 需要利用串联算子来获取该路径的权值。串联算子的设定需要保证该路径的权值不超过路径中各个连边的权值。本文以乘积算子为串联算子, 以上述路径 2 为例, 路径的权值为:

$$\begin{aligned} W_2(1, 2) &= W(1, 4) \otimes W(4, 2) = W(1, 4) \times W(4, 2) \\ &= 0.4 \times 0.7 \\ &= 0.28 \end{aligned}$$

• 并联算子 \oplus

当两个视频之间存在多条可达路径时, 需要综合计算各个路径上的权值来得到视频之间的专题相似度, 并联算子需要保证可达路径越多, 专题相似度越大。对于上述视频 1 和 2, 两者存在 3 条可达路径, 则两者的专题相似度为:

$$TS(1, 2) = W_1 \oplus W_2 \oplus W_3 = 1 - (1 - W_1)(1 - W_2)(1 - W_3) \quad (3)$$

由以上定义可以看出, 本文的专题相似度是通过综合考虑视频之间一系列可达路径和路径所涉及连边的权值获得的。对图 1 中节点 1, 2 计算专题相似度的步骤如图 3 所示。

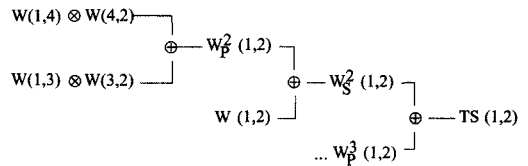


图 3 视频节点专题相似度的计算过程示意图

图 3 中, $W(a, b)$ 表示节点 a 和节点 b 直接连边的权值, 当权值小于专题相似度阈值 T_i 时置为 0; $W_n^a(a, b)$ 表示节点 a 和节点 b 之间长度为 n 的可达路径权值; $W_n^r(a, b)$ 表示节点 a 和节点 b 之间长度不超过 n 的所有可达路径权值; $TS(a, b)$ 表示节点 a 和节点 b 的专题相似度。

一般而言, 在设定专题相似度阈值之后, 隶属同一专题内部的两个视频之间会存在多条可达路径, 而隶属不同专题的两个视频之间不存在或者存在极少的可达路径。在经过专题可达路径的挖掘以及本文所设定的串联算子和并联算子的计算之后, 会加强同一专题内部视频之间的关联程度, 使得隶属同一专题的两个视频之间的专题相似度值大于视觉相似度值, 而基本不会增强隶属不同专题的视频之间的联系, 从而增强了专题之间的区分度, 在一定程度上解决了由专题的线性特征和传递性特征所带来的专题聚类问题。

在获取了视频之间的专题相似度之后, 可以得到视频专题相似度矩阵 C , 矩阵中的每个元素 $c_{a,b}$ 代表视频 a 和 b 之间的专题相似度值 $TS(a, b)$ 。首先设定一个专题相似度阈值 TS_i , 将 C 中小于该阈值的元素置为 0; 然后获取矩阵所对应的连通图, 连通图的节点为各个视频, 连通图的连边代表两视频属于同一专题, 同时在 C 中对应位置元素非 0。通过上述操作, 将对专题进行聚类的过程转换为寻找矩阵对应连通子图的过程, 实现了视频专题有效的聚类。

3 视频专题演化分析

视频专题价值模式反映了整个专题内部视频之间的关联关系以及所呈现的内在发展规律。本文的专题演化分析是建立在专题聚类的基础上, 通过分析视频之间的依存关系, 并结合视频的时间信息获得的。

视频专题聚类可以将内容相关的视频归结到同一专题之

中,但是在各个专题内部,视频仍然是杂乱无章的。对于分析人员来说,需要的是能够快速掌握专题事件所包含的主要信息和潜在的关联关系,而不是浏览整个专题所包含的所有视频内容。因此,有必要对专题视频的冗余程度进行有效的评估,获取价值密度较大的视频,并依据视频的时间信息来获取专题的演化进程。

对于视频内容冗余程度的界定,采用了文献[10]的分类方法,统一将专题视频分为3类:新颖视频(Novel Video, NV)、演化视频(Evolving Video, EV)和冗余视频(Redundant Video, RV)。如果视频中所包含的大部分内容是之前没有报道的,则认为该视频是专题出现的新事件或发展的新方向,将其设定为新颖视频;如果视频中包含的部分内容是之前报道的,部分内容是新出现的,则认为该视频是专题之前事件的发展演化报道,将其设定为演化视频;如果视频所包含的大部分内容都是之前报道过的,该视频只是对之前发生的视频的简单编辑或者直接转载,则将该视频设定为冗余视频。

一个视频的冗余程度是通过与之前发生的专题视频进行比较获得的。在进行视频分类时,应首先将所有视频按报道的时间进行排序,计算视频与之前发生的所有视频之间的视觉相似度,并选取视觉相似度的最大值作为该视频的冗余程度,即:

$$RE(v_j) = Sim(v_j | v_1, \dots, v_{j-1}) = \max_{1 \leq i < j-1} Sim(v_i, v_j)$$

同时,基于视频的冗余度可以建立视频之间的依存关系 $\langle (v_j, v_i), RE(v_j) \rangle$, 其中 (v_j, v_i) 表示根据最大相似度值建立的专题视频之间的依存关系对, $RE(v_j)$ 是建立依存关系的专题视频之间的相似度值, 表示视频 v_j 的冗余程度。

在得到视频的冗余程度之后,设定阈值 T_N 和 T_R , 当 $RE(v_j) < T_N$ 时,表明当前视频为新颖视频;当 $T_N \leq RE(v_j) \leq T_R$ 时,表明当前视频为演化视频;当 $RE(v_j) > T_R$ 时,表明当前视频为冗余视频。

冗余视频大都源于对已有视频的简单编辑或者直接转载,并不能有效地辅助发现专题信息,因此在探测出冗余视频之后便将其进行了删除。

当获取了视频之间的冗余程度值以及相互依赖关系之后,采用二叉树结构构建了整个专题的演化结构,如图4所示。

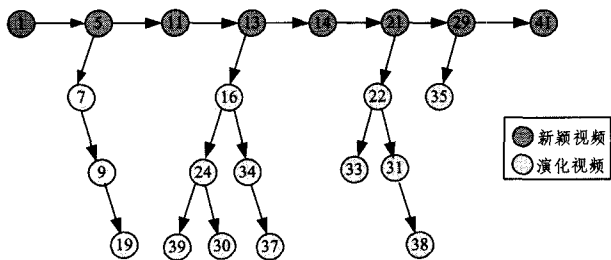


图4 用二叉树构建专题的演化过程

图4中横向节点表示专题的新颖视频节点,象征着整个专题的发展方向;纵向节点表示专题的演化视频节点,演化视频节点依托于某个新颖视频节点而存在,表示对该新颖视频节点故事的进一步发展,是对父节点内容的进一步补充;节点连边的箭头方向表示视频之间的时间先后关系。利用该专题演化结构,分析人员可以快速掌握专题所包含的各方面内容,并直观了解专题内部视频事件之间的依存关系。

4 实验结果与分析

本文所采集的实验数据源于优酷网、土豆网、搜狐网等国内主要媒体所提供的视频总共366个,视频的编码格式为MPEG-1,分辨率为 352×288 。经过手工标注聚类,这些视频总共包含有7个专题事件。

4.1 专题聚类方法实验

采用文献[11]提到的 F 值来评价本文的聚类算法, F 值通过比较聚类结果与实际结果来评价聚类质量。

$$F = \frac{2 + Recall(FC, G) + Precision(FC, G)}{Recall(FC, G) + Precision(FC, G)}$$

其中, G 表示实际聚类,即专题所包含的视频; FC 表示利用聚类算法所探测到的专题代表类, FC 与专题 G 的数目相同; $Recall(FC, G)$ 表示聚类算法效果的查全率; $Precision(FC, G)$ 表示聚类算法效果的查准率。

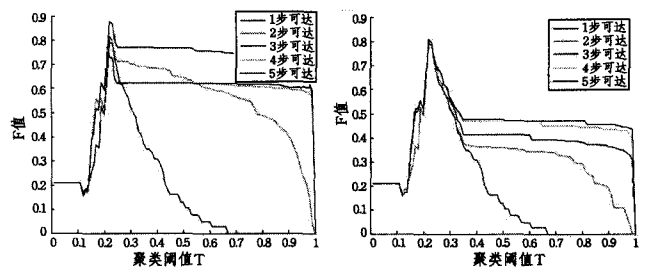
$$Recall(FC, G) = \frac{\sum_{i=1}^N |FC_i \cap G_i|}{\sum_{i=1}^N |G_i|}$$

$$Precision(FC, G) = \frac{\sum_{i=1}^N |FC_i \cap G_i|}{\sum_{i=1}^N |FC_i|}$$

式中, N 代表专题的数目; $F \in [0, 1]$, 并且 F 越大, 聚类效果越好。

本文按照事先是否知道专题数目将聚类方式分为两种,对每一种聚类方式分别设定专题相似度阈值 $T_i = 0.25, 0.3, 0.35, 0.4$, 并对5步以内的每一种聚类方式的 F 值进行计算。

当事先不知道专题数目时,得到的聚类效果如图5所示。

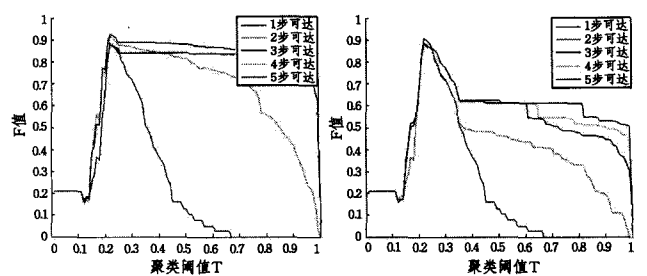


(a) 专题阈值 $T_i = 0.25$

(b) 专题阈值 $T_i = 0.35$

图5 专题数目未知时的聚类效果图

当事先知道专题数目时,得到的聚类效果如图6所示。



(a) 专题阈值 $T_i = 0.25$

(b) 专题阈值 $T_i = 0.35$

图6 专题数目已知时的聚类效果图

实验中1步可达代表利用传统的视觉相似度进行聚类的方式;而多步可达则考虑视频之间的传递作用,利用专题相似度进行聚类。由实验结果可见,总体上来说,事先知道专题数目的聚类效果要优于事先不知道专题数目的聚类效果,但是无论事先是否知道专题的数目,利用专题相似度聚类的效果都要优于利用视觉相似度聚类的效果;而且,随着聚类阈值的增大,利用专题相似度进行聚类的效果趋于平坦,而利用视觉相似度进行聚类的效果则出现了骤减,这说明利用专题相似

度进行聚类在一定程度上减小了对聚类阈值的依赖,从而在一定程度上解决了专题的传递性所带来的问题。

同时,实验结果表明,专题聚类的效果受到专题阈值的影响,一般而言,专题阈值的选择要适中,取值过大不能有效地增强同一专题内部视频之间的联系,取值过小会错误地增强隶属不同专题的视频之间的联系。本文选取专题 $T_i=0.25$, 3步传递关系,聚类阈值 $T=0.2$,在事先知道专题数目情况下的聚类结果与K均值算法、DBSCAN算法等传统的聚类方法进行比较,得到的专题聚类效果如表1所列。

表1 视频专题聚类算法比较

专题名称	真实数量	K均值	DBSCAN	本文算法
芬兰校园枪击案	14	9/17	8/15	14/14
挪威爆炸枪击事件	51	21/51	53/87	49/51
审判穆巴拉克	61	35/72	32/74	58/59
天安号事件	72	56/71	49/92	58/61
英国骚乱事件	56	45/82	43/81	45/45
中国航母瓦良格	14	12/23	7/24	11/12
2013年“韩美军演”	98	66/78	54/83	89/89
F值		0.523	0.597	0.929

注:*/#中,*代表聚类中包含的实际话题数,#代表聚类总数。

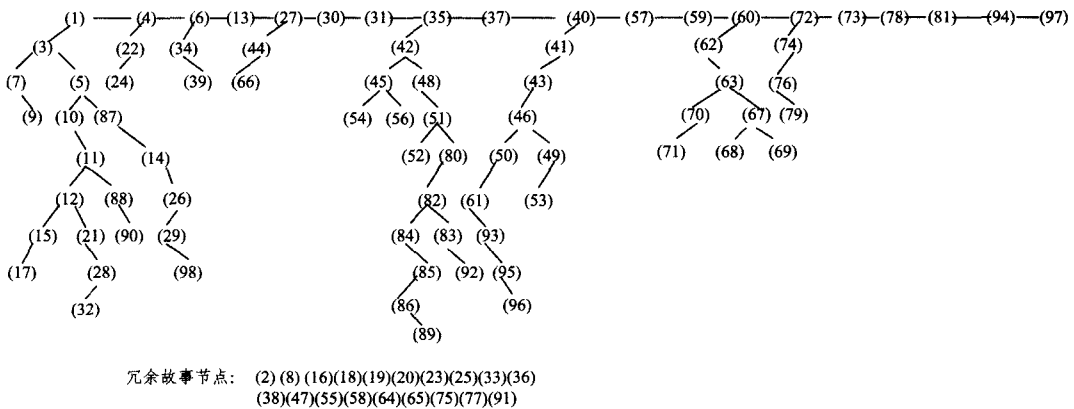


图7 “韩美军演”专题演化图

结束语 本文研究了基于聚类的视频专题演化分析方法。首先研究了基于链路分析的视频专题聚类算法,利用视频之间的相似关键帧来计算视觉相似度,然后考虑专题其它视频的传递关系来计算视频之间的专题相似度,有效加强了同一专题内部视频之间的联系,提高了专题聚类的准确率。在此基础上,对视频专题演化过程进行分析,并通过实验对所提方法进行了验证。本文工作目前主要建立在视频视觉相似性的基础上,对视频中的人脸、文字等语义概念尚未进行充分考虑。下一步的研究将结合这些语义概念的线索信息,以更准确地获取关于视频专题的演化进程。

参考文献

[1] Shen H T, Ooi B C, Zhou X. Towards effective indexing for very large video sequence database[C]// Proceedings of the 2005 ACM SIGMOD international conference on Management of data. ACM, 2005; 730-741

[2] Bai L, Lao S, Smeaton A F, et al. Automatic summarization of rushes video using bipartite graphs[M]// Semantic Multimedia. Springer Berlin Heidelberg, 2008; 3-14

[3] Wu Yu-hong, General Overview on Clustering Algorithms[J]. Computer Science, 2015, 42(6A): 491-499 (in Chinese)
伍育红. 聚类算法综述[J]. 计算机科学, 2015, 42(6A): 491-499

[4] Wu X, Ngo C W, Hauptmann A G. Multimodal news story clustering with pairwise visual near-duplicate constraint[J]. IEEE

Transactions on Multimedia, 2008, 10(2): 188-199

4.2 视频专题发展演化分析实验

由实验结果可见,本文提出的算法不仅具有相对较好的F值,在实际聚类效果上也优于常用的聚类方法。

本文选取2013年“韩美军演”专题进行发展演化分析,其共包含98个视频。首先在计算了专题视频之间的视觉相似度的基础上,设定 $T_N=0.2$, $T_R=0.6$,将专题所有视频按报道时间进行顺序处理:当新的视频到达时,首先根据视觉相似度找到之前发生的与其相似度最高的专题视频,根据所设定的阈值进行视频分类,并以如下的方式进行专题展现:当专题视频为新视频节点时,将其水平添加到上一个新视频节点之后;为演化视频时,将其以二叉树的方式添加到其父节点下面;为冗余视频时,将其进行实时的删除。具体演化效果如图7所示。

由该专题结构可以看出,虽然2013年“韩美军演”包含的视频数量较多,但只需要浏览沿水平方向展开的新颖视频,尤其是包含多个下属演化视频的新颖视频,便可以把握整个专题的发展方向,分析人员还可以通过演化视频对专题的某个侧面的报道进行详细了解。

[5] Nallapati R, Feng A, Peng F, et al. Event threading within news topics[C]// Proceedings of the thirteenth ACM International Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 2004; 446-453

[6] Ide I, Mo H, Katayama N. Threading news video topics[C]// Proceedings of the 5th ACM SIGMM International Workshop on Multimedia Information Retrieval. ACM, 2003; 239-246

[7] Duygulu P, Pan J Y, Forsyth D A. Towards auto-documentary: tracking the evolution of news stories[C]// Proceedings of the 12th Annual ACM International Conference on Multimedia. ACM, 2004; 820-827

[8] Ide I, Kinoshita T, Takahashi T, et al. mediaWalker: A video archive explorer based on time-series semantic structure[C]// Proceedings of the 15th International Conference on Multimedia. ACM, 2007; 162-163

[9] Wu X. Threading stories and generating topic structures in news videos across different sources[C]// Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Multimedia. ACM, 2005; 1047-1048

[10] Wu X, Ngo C W, Li Q. Threading and autodocumenting news videos: a promising solution to rapidly browse news topics[J]. Signal Processing Magazine, IEEE, 2006, 23(2): 59-68

[11] Steinbach M, Karypis G, Kumar V. A comparison of document clustering techniques[C]// KDD Workshop on Text Mining. 2000; 525-526