

## 視訊物件時間序列頻繁樣式探勘之研究

趙偉傑  
文化大學資訊管理學系  
jeff4125678@yahoo.com.tw

郭惠珊  
文化大學資訊管理學系  
pinkofsakura@gmail.com

余平  
文化大學資訊管理學系  
yp@faculty.pccu.edu.tw

### 摘要

由於資訊技術和儲存媒體的進步，視訊和影像的資料量與日俱增，使得如何從視訊資料庫找出頻繁樣式成為一個重要的研究課題，雖然近年已有許多相關研究被提出，但仍是一個具有相當挑戰性的議題。因由視訊資料庫探勘出有意義的時間空間頻繁樣式仍具有兩方面的問題，一個是如何表示影片中物件間時間空間的關係變化，因視訊是由一連串連續畫面組成，每一個畫面均具有多個物件，要如何簡單且完整的表示視訊物件間的時間空間關係且適用於所使用的探勘方法。第二個問題則是如何有效率的探勘視訊物件間的時空關係頻繁樣式。所以本研究首先針對視訊物件間時間關係，利用序列樣式的概念產生出新的視訊物件時間關係表示法，再利用PrefixSpan的探勘方法提出新的視訊物件時間關係序列頻繁樣式演算法，以能更有彈性及效率的由視訊資料庫中探勘出具有意義的視訊物件頻繁樣式。

關鍵字：資料探勘；頻繁樣式探勘；視訊探勘；視訊資料庫

## The research of mining temporal relations sequence of video objects in a video database

### Abstract

*Recently, the information technology and the storage media are development rapidly; and the image and video data also grows with every day. Therefore, from a video database to find the meaning patterns becomes an important issue. Although there are many related researches, there are still two questions to mine meaningful frequent patterns from video database. The first, how to simple and completely represent the relationships between the objects in a video. Another is how to use the efficiency mining methods to mine the frequent patterns from video database. Accordingly, in this paper, we use the concept of sequence mining to represent the time relationships between video objects, and develop a new video mining method based on the PrefixSpan mining approach to find the temporal frequent patterns between objects in a video database.*

Keywords: Data mining, Frequency pattern mining, Video mining, Video database

## 1. 緒論

隨著資訊技術和儲存媒體容量的進步，資訊的表達類型不再僅限於文字，影像和視訊已成為在日常生活中傳達資訊的新趨勢，且在日常生活中我們常使用許許多多媒體影像設備，如攝影機、數位相機、監視器等，此多元及大量的使用，使得多媒體資料庫管理系統成為新興的研究課題。

多媒體資料是一般人較容易接受的資料形式，尤其是視訊資料的豐富內容，勝過於單純文字、影像或音訊資料的描述能力，但也因為龐大的資料量，導致使用者在無法快速找到自己所需要的資訊，雖在近年來已吸引相當多的學者投入此方面相關的研究，仍是一個具有挑戰性的議題，所以如何由大量的視訊中獲取更多有用的資訊是本研究的主要動機。

一般而言，視訊是由一連串視訊框所組成，一個視訊框包含許多不同時間出現、消失及位置的物件，所以視訊中的物件具有相對的時間空間上的關係，目前已有許多相關研究，以圖示的方式來表示影像及視訊中物件間的時間空間關係，如 9D-SPA[1]影像表示法，利用影像中兩兩物件間相對的空間關係，紀錄物件間的相對方位關係與拓樸關係，提供更多的影像物件間的資訊，9DST[2]視訊表示法，則提供視訊物件間的時間空間關係表示架構，分別利用記錄視訊中物件變化情形的物件索引表及記錄兩兩物件間時空關係的9DST索引表，完整紀錄視訊中物件間的變化關係。但要如何由視訊資料庫中找出有意義的資訊仍是一個研究的議題，因視訊擁有龐大的資料量，如需從多個視訊中找出有用的資訊，除需具有適合探勘的視訊物件時空關係表示法外，亦需具備有效率的探勘方法，目前已有一些探勘頻繁樣式的演算法，如Apriori[3]、FreeSpan[4]、及PrefixSpan[5]等，但如何運用適當的視訊表示法上，仍需進一步予以探討，故如何利用已有視訊表示法及探勘方法，提出具有效率的視訊探勘演算法成為本論文主要的研究動機。

因視訊物件間時空關係過於龐雜，如同時進行時空關係的探勘將過於複雜，故本研究首先針對視訊物件間時間關係的頻繁樣式進行探勘，利用序列頻繁樣式探勘的概念，由9DST所儲存的視訊資料庫產生出新的視訊物件時間關係的序列表示法，即以序列的時間順序性來表示視訊物件間的時間關係，再利用序列探勘演算法PrefixSpan的概念，提出本研究的視訊物件時間頻繁樣式探勘演算法VTPrefix(Video Temporal object PrefixSpan algorithm)，未來計畫將再以此為基礎，同時運用於時空關係的探勘上，以能更有彈性及效率的由視訊資料庫中，探勘具有意義的視訊物件時間頻繁樣式。

## 2. 相關研究

在影像表示法上，Huang 與 Lee 兩位學者在2004年提出9D-SPA影像表示法[1]，描述影像中兩兩物件間相對的空間關係。假設一個影像中包含  $n$  個物件( $O_1, O_2, \dots, O_n$ )，9D-SPA表示法的結構為： $R = \{(O_{ij}, D_{ij}, D_{ji}, T_{ij}) \dots (O_{ij}, D_{ij}, D_{ji}, T_{ij})\}$ ，其中  $1 \leq i, j \leq n$ ， $O_{ij}$ 表示物件對的編號， $D_{ij}(D_{ji})$ 表示 $O_i$ 與 $O_j$ 物件間物件 $i(j)$ 相對於物件 $j(i)$ 的9種方位關係，利用8個位元分別表示，若具有該方位關係時，該方位所代表的位元以1表示，反之則為0， $T_{ij}$ 表示 $O_i$ 與 $O_j$ 物件間的拓樸關係，其拓樸關係具有9種關係值，所代表的意義分別為：

0= 分離 (disjoin)、1= 相鄰 (join/meet)、2= 部分重疊 (partly\_overlap)、3= 包含或覆蓋 (contain/inside)，在建立時，首先將成對物件依序編號為  $O_{ij}$ ， $O_{ij} = (j-1)(j-2)/2 + i$ ，其中  $1 \leq i, j \leq n$ ，再分別以  $D_{ij}$ 、 $D_{ji}$  及  $T_{ij}$  紀錄每個  $O_{ij}$  中的兩兩物件間的相對方位關係與拓撲關係。

在視訊表示法方面，9DST[2] 提出視訊物件時空關係表示法，在 9DST 模型中，物件索引表 (OT、Object Table) 主要用來記錄視訊中每一個物件的初始資料，如位置、大小、出現及消失的視訊框編號等，及記錄物件隨時間變化的情形，物件索引表的結構為： $[ObjectID][t,c,x,y,w,l][[(F,X_d,Y_d,X_z,Y_z)_1|...|(F,X_d,Y_d,X_z,Y_z)_n]]$ ；其中 ObjectID 為物件編號、 $t$  為物件的初始時間、 $c$  為物件在此視訊中所出現的持續時間、 $x$  為物件之 X 軸方向的位置、 $y$  為物件 Y 軸的位置、 $w$  為物件的寬度、及  $l$  為物件的長度，其中長度與寬度是以物件的最小矩形所測量出來，後續的屬性表示物件在不同時間點的位置及大小變化情形，其中  $F$  為物件在視訊中出現的相同位移、大小變化的視訊格數、 $X_d$  及  $Y_d$  表示物件在 X 軸與 Y 軸的位移變化， $X_z$  與  $Y_z$  則是表示物件在 X 軸與 Y 軸的大小變化。利用 9DST 表示法，將可有效率的減少儲存視訊所需的空間，並可快速的產生出所需的物件關係，如物件時間關係的順序性。因對具有順序性的資料，可利用序列 (Sequence) 來表示，序列是由項目集合 (item set) 依發生的時間順序排列組成，每一個項目集合中具有一個或一個以上不具順序關係的項目，任兩個或兩個以上的項目集合，即可利用時間特性而組成序列。一個序列可表示為  $\langle S_1, S_2, \dots, S_n \rangle$ ，其中  $S_j$ ， $1 \leq j \leq n$ ，為一個項目集合，或稱為序列的元素 (element)，每個項目集合可利用  $(x_1 x_2 \dots x_m)$  來表示，其中  $x_k$ ， $1 \leq k \leq m$ ， $m$  為項目集合中項目的數量。舉例來說，如果現有一個顧客購買物品的序列： $\langle (\text{餅乾}), (\text{麵包}, \text{鮮奶}) \rangle$ ，表示該顧客先買了餅乾之後，才又同時購買麵包和鮮奶。其中  $(\text{餅乾})$ 、 $(\text{麵包}, \text{鮮奶})$  為此序列的元素；而餅乾、麵包，鮮奶為項目。因 9DST 物件索引表具有完整表示視訊物件的特性，而序列提供時間上的關係的表示，故在本研究中利用物件索引表來產生所需的視訊物件時間序列，以便進行更一步的探勘出視訊物件的頻繁樣式。

在探勘演算法上，Agrawal [3] 等人於 1994 提出 Apriori 演算法，在每個回合中，利用長度  $k-1$  的頻繁項目集 (frequent itemset) 建立長度為  $k$  的候選項目集 (candidate itemset)，再掃描資料庫計算候選項目集出現的次數，並依照使用者所設定的最小支持度刪除不符合頻繁定義的項目集，產生長度為  $k$  的頻繁項目集，再重複先前的過程，產生長度為  $k+1$  的頻繁項目集，直到不能再產生出更長的頻繁項目集為止。Apriori 演算法的主要缺點是在每個回合不斷的重複掃描資料庫，所以當資料庫資料量相當龐大時，就需要花費相當的時間在讀取及比對上，另一個缺點是在每一個回合均會產生大量的候選項目集，且需掃描資料庫來比對，此步驟佔據了整個演算法大部分的時間，造成執行效率上的瓶頸。

Han 等學者於 2000 年提出了 FreeSpan (Frequent Pattern-Projected Sequential Pattern Mining) 演算法 [4]，使用投影資料庫的方式，減少搜尋空間及子序列的數量。在各步驟中利用探勘出來的頻繁樣式 (frequent pattern) 將原來的序列資料庫投影 (project) 成更小的投影資料庫 (projected database)，如需再繼續探勘時，即可只由較小的投影資料庫中掃描及產生更小的投影資料庫，同時可利用投影資料庫中序列的數量，以最小支持度判斷是否為頻繁的序列樣式。但 FreeSpan 缺點是對所有頻繁樣式建立個別的投影資料庫，且在

產生候選序列不考慮序列的順序性，因此會產生過多的候選序列及投影資料庫。為修正 FreeSpan 演算法的缺點，Han 等學者又提出了 PrefixSpan 演算法[4]，PrefixSpan 改良 FreeSpan 產生過多的候選序列的問題，主要概念是只產生具順序性的前序(Prefix)，再利用後序(postfix)所形成的投影資料庫，檢查是否滿足最小支持度。利用此種方式，可使在探勘過程中，投影資料庫在數量上大幅的減少，降低資料的搜尋成本，且在執行過程中，也不會產生任何候選序列。

因 PrefixSpan 演算法可針對具順序性的序列進行快速的探勘，且可找出所有的頻繁樣式，故本研究利用 9DST 物件索引表，產生所需的視訊物件時間序列，並以 PrefixSpan 演算法為基礎，提出本研究的視訊物件時間頻繁樣式探勘演算法。

### 3. 視訊時間物件探勘演算法

在本節中，我們利用視訊物件的序列樣式和 PrefixSpan 演算法概念，提出一個新的視訊物件時間頻繁樣式探勘演算法 VTPrefix，首先說明相關的定義及使用的表示符號。

假設在視訊中物件  $O_i$  出現及結束的時間點，以  $O_i^S$  及  $O_i^E$  表示，其中  $1 \leq i \leq n$ ， $n$  為視訊中物件的數量。我們稱  $O_i^S$  及  $O_i^E$  稱為序列中的項目(item)，一個視訊中物件出現及消失的時間關係，即可由  $2n$  個項目，依照時間順序組合長度為  $2n$  的時間序列  $S$ ，其中相同時間點的項目以小括號表示為項目集，為求統一及避免重覆探勘，項目集的項目均依字母順序排列，如一個項目集中只有一個項目，則小括號可予以省略。

如現有兩個序列  $s = \langle O_1, O_2, \dots, O_n \rangle$  及  $p = \langle O'_1, O'_2, \dots, O'_m \rangle$ ，其中  $m \leq n$ ，假設(1)所有  $O'_i = O_i$ ， $i \leq m-1$ ，且(2)  $O'_m \subseteq O_m$  均成立時，我們稱  $p$  是  $s$  的前序。在序列  $s$  刪除  $p$  所餘下的部分序列，稱為  $p$  的後序或投影， $p$  的投影資料庫可以  $S|_p$  表示。而在探勘的過程中，當某一時間序列出現於資料庫的次數超過使用者所指定的最小支持度，且長度為  $k$  時，稱其為長度為  $k$  的時間序列頻繁樣式，以  $SP_{TP}^k$  表示。

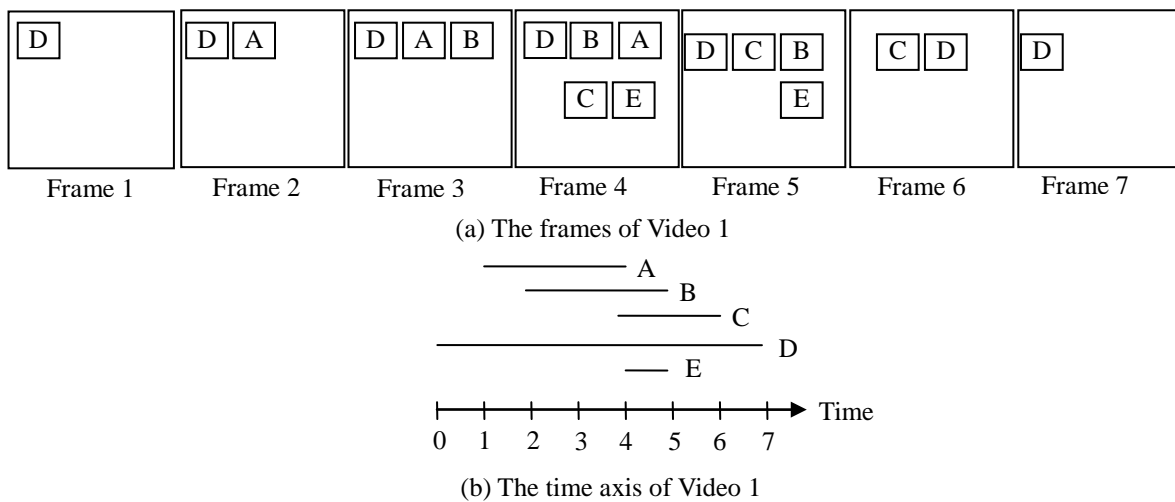


圖 1: 範例視訊 Video 1

以圖1中具有5個物件的範例視訊Video 1為例，物件間的時間關係可表為序列長度



$k=10$ 的時間序列: $\langle D^S A^S B^S (A^E C^S E^S) (B^E E^E) C^E D^E \rangle$ ，其中 $D^S$ 、 $A^S$ 、 $B^S$ 、 $(A^E C^S E^S)$ 、 $(B^E E^E)$ 、 $C^E$ 、及 $D^E$ 分別為7個項目集， $(A^E C^S E^S)$ 表示含有 $A^E$ 、 $C^S$ 、 $E^S$ 三個及 $(B^E E^E)$ 表示含有 $B^E$ 、 $E^E$ 兩個同一時間點的項目，而 $D^S$ 、 $A^S$ 、 $B^S$ 、 $C^E$ 、 $D^E$ 因只有一個項目，可將小括號省略，其中1(a)表示個別視訊框中物件，1(b)為個別物件時間軸上的關係。

本研究的視訊物件時間頻繁樣式探勘演算法 VTPrefix，在輸入 9DST 視訊資料庫中的物件列表 OT、及門檻值最小支持度後，最後輸出所有時間序列頻繁項目集  $SP_{TP}$ 。其過程簡述如下，首先掃描 OT，刪除出現次數小於最小支持度的項目後，產生出長度為 1 的物件列表  $SP_{TP}^1$ ，並加入時間序列頻繁項目集  $SP_{TP}$ ，再利用  $SP_{TP}^1$  產生個別視訊的視訊序列組成時間序列資料庫，並對  $SP_{TP}^1$  中的每一個物出現項目  $p^s$  建構投影資料庫  $S|p^s$  後，呼叫序列時間樣式產生常式(Generate Sequential Temporal Patterns)。

在產生時間序列樣式常式中，我們輸入長度為  $k$  的時間序列頻繁項目集  $SP_{TP}^k$ 、時間序列頻繁樣式  $p$ 、長度  $k$ 、頻繁樣式  $p$  的投影資料庫  $S|p$ 、及最小支持度，最後輸出所有屬於  $p$  且長度為  $k+1$  的時間序列頻繁項目集  $SP_{TP}^{k+1}$ 。步驟簡述如下，首先掃描投影資料庫  $S|p$  乙次，產生所有的局部頻繁樣式  $q$  和  $_q$  加入  $Q$  中，其中  $_q$  表示具相同時間點同一項目集中的後續項目，再逐一檢查  $Q$  中的  $q$  或  $_q$  是否能與  $p$  組合或附加成時間序列樣式，且滿足最小支持度，如符合即產生  $k+1$  的頻繁時間序列樣式，再以  $k+1$  的頻繁時間序列樣式作為前序，遞迴上述步驟，直到無法再產生則傳回  $SP_{TP}^{k+1}$ ，當所有  $SP_{TP}^1$  均完成上述步驟後，即可得到所有長度的時間序列頻繁項目集  $SP_{TP}$ 。視訊物件時間頻繁樣式探勘演算法 VTPrefix，及序列時間樣式產生常式(Generate Sequential Temporal Patterns)表示如下

#### 演算法 VTPrefix (Video Temporal object PrefixSpan algorithm)

輸入：9DST 視訊資料庫物件列表 OT、最小支持度(Min\_sup)

輸出：所有時間序列頻繁項目集  $SP_{TP}$ 。

Step 1.掃描 OT，產生出長度為 1 的物件列表  $SP_{TP}^1$ 。

Step 2.對每個視訊  $i$  的物件列表，刪除非  $SP_{TP}^1$  項目後，產生視訊序列( $V_i$ )，並加入時間序列資料庫。

Step 3.設定  $SP_{TP} = SP_{TP}^1$ ,  $k=1$ 。

Step 4.對每一個  $SP_{TP}^1$  中項目  $p^s$  建構投影資料庫  $S|p^s$  後，呼叫 Generate Sequential Temporal Patterns ( $SP_{TP}^1, 1, p, S|p^s, \text{min\_sup}$ )，其中  $S|p^s$  表示僅對為啟始時間的頻繁樣式產生投影資料庫

Step 5.回傳  $SP_{TP}$

#### Procedure：Generate Sequential Temporal Patterns (序列時間樣式產生常式)

輸入：長度為  $k$  的時間序列頻繁項目集  $SP_{TP}^k$ 、時間序列頻繁樣式  $p$ 、長度  $k$ 、頻繁樣式裡的投影資料庫  $S|p$ 、最小支持度

輸出：所有長度的時間序列頻繁項目集  $SP_{TP}^{k+1}$ 。

掃描投影資料庫  $S|p$ ，產生所有的頻繁項目  $q$  之後加入到暫存的頻繁項目集  $Q$

1 For each  $q$  of  $Q$

```

2   If q 為 start 的時間項目或附加(appende)d_q 可與 p 組合
    產生組合項目集  $p'^{k+1}$ ，並產生  $S|p'$ 
3       If the count  $S|p' \geq \text{min\_sup}$ 
4           呼叫 Generate Sequential Temporal Patterns ( $SP_{TP}^{k+1}$ ,  $k+1$ ,  $p'$ ,  $S|p'$ ,  $\text{min\_sup}$ )
5       Else
6           Return  $SP_{TP}^{k+1}$ .
7       End If
8   Else (q 為 end 的時間項目)
9       If q 或附加_q 在 p 中存在 start 時間項目且可與 p 組合
    產生組合項目集  $p'$ 加入  $SP_{TP}^{k+1}$ ，並產生  $S|p'$ 
10      If the count  $S|p' \geq \text{min\_sup}$ 
11          呼叫 Generate Sequential Temporal Patterns ( $SP_{TP}^{k+1}$ ,  $k+1$ ,  $p'$ ,  $S|p'$ ,  $\text{min\_sup}$ )
12      Else
13          Return  $SP_{TP}^{k+1}$ .
14      End If
15  End If
16 End for
17 Drop q
    
```

表1 視訊序列資料庫

Video ID	Sequence
V1	$D^S A^S B^S (A^E C^S E^S) (B^E E^E) C^E D^E$
V2	$A^S (B^S D^S) D^E (A^E C^S E^S) E^E B^E C^E$
V3	$A^S B^S D^S E^S (A^E C^S D^E) E^E B^E C^E$
V4	$A^S B^S D^S D^E (A^E C^S) B^E C^E E^S E^E$

為說明演算法的實際流程，以下以包含 4 個視訊的視訊序列資料庫為例，視訊資料庫時間序列如表 1 所示，各視訊的物件時間軸投影如圖 2 所示，首先輸入視訊資料庫的物件列表及最小支持度 50%(存在於兩個視訊)後，產生出 9 個長度為 1 的頻繁序列  $SP_{TP}^1$ :  $\{A^E :4, B^S :4, B^E :4, C^S :4, C^E :4, D^S :3, D^E :4, E^S :4, E^E :4\}$  並加入時間序列資料庫，如表 2 所示，因視訊物件不可能只具有結束項目  $p^E$  而無出現項目  $p^S$ ，所以只需產生  $p^S$  為前序序列(prefix)的頻繁序列，並建構投影資料庫  $S|p^S$ 。以  $SP_{TP}^1$  中的  $A^S$  為例，建構出的投影資料庫  $S|A^S$ ，如表 3 所示，接著再以表 3 的投影資料庫  $S|A^S$ ，產生出 9 個頻繁項目  $A^E$ 、 $B^S$ 、 $B^E$ 、 $C^S$ 、 $C^E$ 、 $D^S$ 、 $D^E$ 、 $E^S$ 、 $E^E$ ，並加入暫存的頻繁項目集  $Q$  中，如表 4 所示。再利用表 4 產生出長度為 2 的頻繁序列項目，分別為  $A^S A^E$ 、 $A^S B^S$ 、 $A^S C^S$ 、 $A^S D^S$ 、 $A^S E^S$ 、 $A^S B^E$ 、 $A^S C^E$ 、 $A^S D^E$ 、 $A^S E^E$ ，其中  $A^S B^E$ 、 $A^S C^E$ 、 $A^S D^E$ 、 $A^S E^E$  四個項目，因其啟始項目不存於序列中，將予以丟棄，其餘項目集  $A^S A^E$ 、 $A^S B^S$ 、 $A^S C^S$ 、 $A^S D^S$ 、 $A^S E^S$  加入  $SP_{TP}^2$ 。再分別以  $A^S A^E$ 、 $A^S B^S$ 、 $A^S C^S$ 、 $A^S D^S$ 、 $A^S E^S$  為前序序列，建構出相對應的投影資料庫，如表 5 所示，以  $S|A^S A^E$  投影資料庫為例，可產生 7 個頻繁項目有  $B^E$ 、 $C^S$ 、 $C^E$ 、 $D^E$ 、 $E^S$ 、 $E^E$ ，如表 6 所示，再與  $A^S A^E$  產生長度為 3 的項目集，以此類推直到無法再產生為止。最後產生所有頻繁樣式，如表 7 所示。

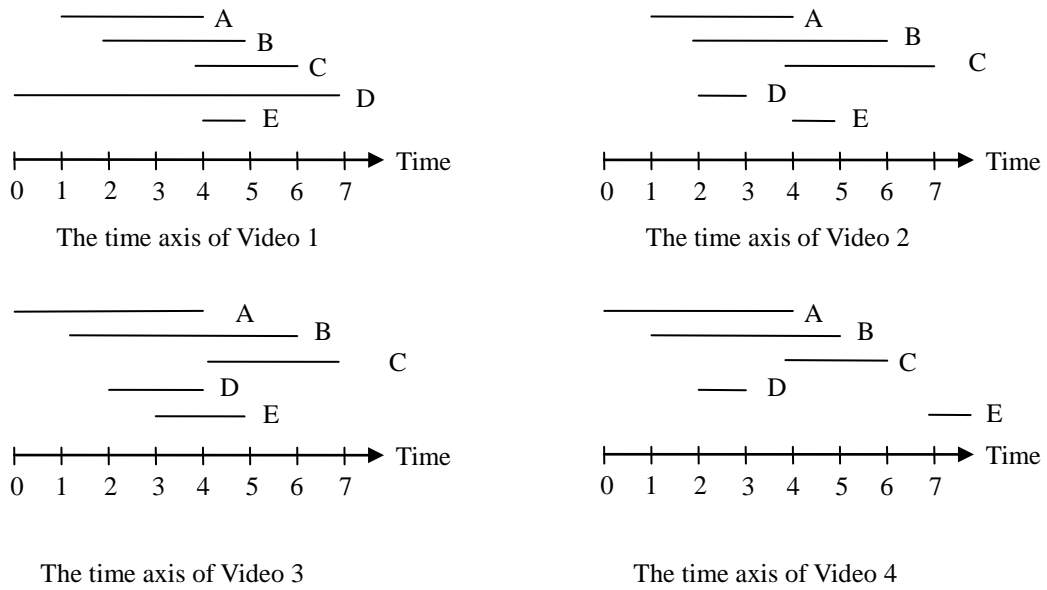


圖 2: 範例視訊 Video 1~Video 4 的時間軸投影

表 2 : k=1 頻繁序列

項目	A <sup>S</sup>	A <sup>E</sup>	B <sup>S</sup>	B <sup>E</sup>	C <sup>S</sup>	C <sup>E</sup>	D <sup>S</sup>	D <sup>E</sup>	E <sup>S</sup>	E <sup>E</sup>
支持度	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4

表 3 : 以 A<sup>S</sup> 為例的投影資料庫 (S|A<sup>S</sup>)

Prefix	Projected (suffix) database
A <sup>S</sup>	V1: B <sup>S</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> E <sup>S</sup> )(B <sup>E</sup> E <sup>E</sup> )C <sup>E</sup> D <sup>E</sup> V2: (B <sup>S</sup> D <sup>S</sup> )D <sup>E</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> E <sup>S</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V3: B <sup>S</sup> D <sup>S</sup> E <sup>S</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> D <sup>E</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V4: B <sup>S</sup> D <sup>S</sup> D <sup>E</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> )B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> E <sup>S</sup> E <sup>E</sup>

表 4 : 以 A<sup>S</sup> 投影資料庫為例的暫存頻繁項目集 Q

項目	A <sup>E</sup>	B <sup>S</sup>	B <sup>E</sup>	C <sup>S</sup>	C <sup>E</sup>	D <sup>S</sup>	D <sup>E</sup>	E <sup>S</sup>	E <sup>E</sup>
支持度	4	4	4	4	4	3	4	4	4

表 5 : 以 A<sup>S</sup> 為前序產生 k=2 的投影資料庫

Prefix	Projected (suffix) database
A <sup>S</sup> A <sup>E</sup>	V1: (C <sup>S</sup> E <sup>S</sup> )(B <sup>E</sup> E <sup>E</sup> )C <sup>E</sup> D <sup>E</sup> V2: (C <sup>S</sup> E <sup>S</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V3: (C <sup>S</sup> D <sup>E</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V4: (C <sup>S</sup> )B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> E <sup>S</sup> E <sup>E</sup>
A <sup>S</sup> B <sup>S</sup>	V1: (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> E <sup>S</sup> )(B <sup>E</sup> E <sup>E</sup> )C <sup>E</sup> D <sup>E</sup> V2: (D <sup>S</sup> )D <sup>E</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> E <sup>S</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V3: D <sup>S</sup> E <sup>S</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> D <sup>E</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V4: D <sup>S</sup> D <sup>E</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> )B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> E <sup>S</sup> E <sup>E</sup>
A <sup>S</sup> C <sup>S</sup>	V1: (E <sup>S</sup> )(B <sup>E</sup> E <sup>E</sup> )C <sup>E</sup> D <sup>E</sup> V2: (C <sup>S</sup> E <sup>S</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V3: (D <sup>E</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V4: B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> E <sup>S</sup> E <sup>E</sup>
A <sup>S</sup> D <sup>S</sup>	V2: D <sup>E</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> E <sup>S</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V3: E <sup>S</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> D <sup>E</sup> )E <sup>E</sup> B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> V4: D <sup>E</sup> (A <sup>E</sup> C <sup>S</sup> )B <sup>E</sup> C <sup>E</sup> E <sup>S</sup> E <sup>E</sup>

$A^S E^S$	$V1: (B^E E^E) C^E D^E$ $V2: E^E B^E C^E$ $V3: (A^E C^S D^E) E^E B^E C^E$ $V4: E^E$
-----------	--

表 6：以  $A^S A^E$  為例的暫存頻繁項目集 Q

項目	$B^E$	$_C^S$	$C^E$	$D^E$	$E^S$	$_E^S$	$E^E$
支持度	4	4	4	2	1	2	4

表 7：視訊資料庫所有物件時間關係頻繁樣式集

Prefix	Sequential Pattern
$A^S$	$\langle A^S A^E \rangle, \langle A^S (A^E C^S) C^E \rangle, \langle A^S (A^E C^S E^S) E^E C^E \rangle$ $\langle A^S (A^E E^S) E^E \rangle, \langle A^S B^S A^E B^E \rangle, \langle A^S B^S (A^E C^S) B^E C^E \rangle$
$B^S$	$\langle B^S B^E \rangle, \langle B^S C^S B^E C^E \rangle, \langle B^S D^S D^E B^E \rangle$
$C^S$	$\langle C^S C^E \rangle, \langle (C^S E^S) E^E C^E \rangle$
$D^S$	$\langle D^S D^E \rangle, \langle D^S D^E C^S C^E \rangle, \langle D^S D^E E^S E^E \rangle$
$E^S$	$\langle E^S E^E \rangle$

#### 4. 結論

在現有的研究中，可發現使用自動模式來擷取視訊語意的多數研究，在沒有人工介入下，仍無法有效的自動從視訊資料萃取出視訊物件空間及時間特徵，可行的方式仍為使用已事先建構好的特定領域知識並與自動解析擷取該領域語意的技術結合，才可能在有限定條件下自動的切割物件，但仍需人工介入方能有效的建立其間的時空關係。基於上述困難，本研究預設已由視訊中建構包含物件的圖示化最小矩形物件(MBR)，並由此產生簡化的 9DST 視訊表示法來建立資料庫，以便於實施視訊頻繁樣式探勘。

此外，本研究提出對視訊物件間時間關係的頻繁樣式探勘的方法，利用序列的時間順序性來表示視訊物件間的時間關係，並以 9DST 所儲存的視訊資料庫產生出新的視訊物件時間關係的序列表示法，再利用序列探勘演算法 PrefixSpan 的概念，提出本研究的視訊物件時間頻繁樣式探勘演算法 VTPrefix，可有效減少探勘時所需的時間及記憶體空間，將能更有彈性及效率的由視訊資料庫中，探勘具有意義的視訊物件時間頻繁樣式。在未來的研究方向上，可基於此時間頻繁樣式探勘的架構下，針對視訊物件間空間的關係，提供更完整及具有效率的視訊物件時空頻繁樣式演算法，並實作相關的系統，以驗證及實務化本研究的成果。

#### 參考文獻

[1] Huang, P.-W. and Lee, C.-H., "Image Database Design Based on 9D-SPA Representation for Spatial Relations," *IEEE Tran. on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 16, No. 12, DEC. 2004, pp. 1468-1496.

[2] 林宇哲，民 98，9DST——一個新的視訊知識表示法，中國文化大學資訊管理研究所碩士論文。

[3] Agrawal, R. C., Imielinski, T., and Swami, A., "Mining association rules between sets of items in largedatabases," *Proc. of ACM-SIGMOD Intl. Conf. on Management of Data*, Washington, D.C., 1993,



pp.207-216.

- [4] J. Han, J. Pei, B. Mortazavi-Asl, Q. Chen, U. Dayal, and M. C. Hsu, FreeSpan: frequent pattern-projected sequential pattern mining, *Proceedings of International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2000, pp.355-359.
- [5] J. Pei, J. Han, B. Mortazavi-Asl, Q. Chen, U. Dayal, and M. C. Hsu, PrefixSpan: mining sequential patterns efficiently by prefix-projected pattern growth, *Proceedings of IEEE International Conference on Data Engineering*, 2001, pp215-224.