

# MEC 訪談稿之要素與鏈結探勘

劉育津  
世新大學資訊管理學系  
ycliu@cc.shu.edu.tw

闕帝林  
世新大學資訊管理學系  
williamchueh@gmail.com

## 摘要

近年來，「方法目的鏈」(Means-End Chain)研究方法被廣泛利用於消費者使用行為、顧客價值等特性的探討。MEC 方法皆需先以深度一對一和階梯訪談的方式來萃取消費者對產品的內心價值感受。接下來研究者再利用內文分析法分類「屬性(Attribute)」、「結果(Consequence)」、「價值(Value)」三種重要的名詞要素，最終以辨識出各要素的串接情況與鏈結的強度，並繪製出價值階層圖(HVM)。

然而，在訪談稿分析時，卻常因過程中，有許多的步驟需要人工方式進行主觀判斷，故易導致「屬性」、「結果」和「價值」三種要素的制定不夠客觀或有所錯落時，致使研究成果不易被複製而大大影響研究結果的可信度。此外，MEC 在鏈結的計算上仍以短鏈結互相結合成長鏈結來探究 ACV 之間的關係，缺乏直接對訪談稿中原有長鏈結的統計，故可能會使得所求出的長鏈結與消費者真正的價值階層不盡相符。

故本研究擬運用目前常用的資料勘工具，如：序列樣式分析、分群和文字探勘等技術，企圖改善研究者在使用 MEC 方法時，要素和鏈結的繁複整理與分析過程。期盼結合目前資料分析工具的長處，提出一自動化的方法來幫助 MEC 研究者，能更準確和更具彈性的找出 ACV 基本要素，並可自動求得頻繁序列樣式，呈現出訪談稿所記載的原長始鏈結關係，以供後續研究之參考。

本研究將使用以 MEC 方法進行研究所獲取的深度訪談稿(階梯法)資料進行驗證，預計結果將可呈現出本研究所提的自動化方法，不論在 ACV 要素產生或鏈結關係的建立上，皆可呈現出良好的精度與準度。

**關鍵詞：**文字探勘、資料探勘、方法目的鏈。

## 1. 前言

近年來，網際網路普及化帶動了全球化的商業發展，消費者商品使用行為的探討也因為資料的收集變得容易而走向多元化。而企業行銷的理念，也從以往顧客需求為出發點的「行銷導向」，發展到強調顧客價值的「顧客導向」。順應這個趨勢，如何創造「顧客價值」，已經成為企業生存與成長的重要課題。

「方法目的鏈」(Means-End Chain)研究方法被廣泛利用於使用者行為、顧客價值等特性的探討，主要探索存在於個體與其消費的產品或服務間連結關係的重要意義，以顯現出顧客內心價值的認知。而現行採用 MEC 模型乃先以深度一對一訪談(階梯法)或問卷發放的方式以瞭解使用者的價值感受程度，並收集使用者的需求想法。接下來，再請專家以人工方式去分類和制定出「屬性(Attribute)」、「結果(Consequence)」、「價值(Value)」三種重要的名詞要素。最後，再依 ACV 要素和人工統計的方式產出 MEC 「屬性-結果-價值」的途徑；過程中需逐次計算任二要素鏈結的直接次數與間接次數，再以矩陣方式儲存和建構鏈結示意矩陣，以從矩陣中辨視出各要素的串接情況與鏈結的強度，繪製出價值階層圖(Hierarchical Value Map)。

從前述說明中，我們不難想像當使用方法目的鏈處理方式進行資料分析時，整個過程中需要許多人工涉入以進行分析判斷，特別是「屬性」、「結果」、「價值」這三種要素，就很容易受研究者的主觀意識

所影響。再者，要素制定時，研究者需仔細瀏覽每一篇訪談稿並交叉比對其它多篇訪談稿後，始能對出合宜且一致的要素，過程中很容易出現錯落。然而，整個方法目的鏈的精神就是依循這三類基礎要素去建構，所以當要素不夠客觀時，研究成果恐怕很難被複製而大幅降低其適用性。

除此之外，當我們在利用前述 ACV 要素來統計鏈結與建構鏈結示意矩陣時，在步驟上需依靠人工的方式進行句意的歸類和鏈結的統計。以即時通訊軟體功能之研究訪談稿(粘弼鈞,2009)為例做說明：第 40 位訪談者的訪談稿中某問答項目“問:透過 MSN 互動 是否會讓您生活帶來樂趣？ 答:有，例如跟人家聊天聊的很愉快或是講笑話之類的，可以抒發情緒讓心情比較快樂。”研究者在這個訪談稿中，必須人為判斷出“A<sub>2</sub> 聊天傳訊→C<sub>14</sub> 抒發情緒→V<sub>3</sub> 快樂開心”之「屬性-結果-價值」長鏈結關係。但接下來，依照 MEC 方法，這項連結會被拆解成“A<sub>2</sub> 聊天傳訊→C<sub>14</sub> 抒發情緒”與“C<sub>14</sub> 抒發情緒→V<sub>3</sub> 快樂開心”的兩項直接短鏈結，以及“A<sub>2</sub> 聊天傳訊→V<sub>3</sub> 快樂開心”一項間接鏈結關係。當全部的直接短鏈結和間接短鏈結被人工統計完畢之後，將再製表成鏈結示意矩陣，最後繪製成價值階層圖。所以，MEC 最後的研究成果是以這些直接/間接短鏈結數高者，相互串出最終研究結論的長鏈結，而不是直接統計出訪談稿中的原始長鏈結。如此恐怕會遺漏受訪者原有的價值鏈結之推行

總而言之，當研究者當使用方法目的鏈進行研究分析時，不論是要素的制定或鏈結關係的判斷、與直接/間接鏈結關係統計都必需以人工處理的方式進行。我們列舉四項常造成研究結果不如預期的原因：

- (1) 首先，研究者對要素的主觀決定往往主導了研究的成果和結論。
- (2) 其次，在計算鏈結時，除了仍需使用主觀判斷去分辨出長鏈結外，研究者很容易會混淆計算的基準而導致直接/間接鏈結的拆解錯誤和次數累加錯誤，這些都將造成研究的精確度失真，致使研究成果的品質受影響。

(3) 方法目的鏈的方法僅使用高權重的短鏈結兜出最終的長鏈結，而不是以原訪談稿的長連結做為分析之基礎，如此恐無法表示使用者真正的「屬性-結果-價值」之長鏈結關係。

(4) 最後，如果訪談內容稿中，要素間若存有“且(∧)”或者是“或(V)”關係時，由於 MEC 方法並不精確地表達此種鏈結關係，研究成果恐有遺漏。

有鑑於上述所整理的四項常造成 MEC 研究者困擾的問題，本研究期盼能結何目前資訊科技的長處，提供一套自動化的方式，以幫助研究學者，能更準確和更具彈性的獲取研究結果，並期得出更多元的訊息提供實務和學界之參考。針對上述四點本研究預計提出下列的解決之道：

- (1) 使用以語詞相以度的計算來提升要素歸整動作的準確度。
- (2) 使用 N-gram 的方法輔助研究者顧及特定名(動)詞在全部訪談稿之中的分佈情形，與該名(動)詞的出現點之前後文，以助於要素更精確的訂定。
- (3) 使用自動化比對的功能，減少人為比對、統計和整理的錯誤。
- (4) 要素間存有“且(∧)”或是“或(V)”關係時，本研究擬提出合宜的鏈結表示方法，以期能更合理的得出精確的鏈結和其相對應之權重。
- (5) 為了忠實呈現出長鏈結和直/間接短鏈結的分佈與次數，本研究擬利用資料探勘中的序列樣式探勘的演算法，直接求取最大頻繁樣式，以呈現出訪談稿所記載的原始鏈結關係。

本研究主要的貢獻在於提供自動化的工具來提升原方法中使用人工處理訪談資料所帶來的客觀性和正確性問題，而有關鏈結的建構和計算部分，亦可由研究者自行決定是否以本研究所提出的計算方式進行處理或者依原方法的計算方式進行鏈結的發掘與流覽，以期提供研究者更多元的研究成果，以更進一步且快速的幫助行銷決策者精確地掌握使用者的所期望的需求和所帶來的價值階層。

## 2. 文獻探討

本研究旨在探討如何從方法目的鏈訪談稿中資料中，發掘名詞要素與鏈結關係之間的關係，以提供「方法目的鏈」研究者增進研究方法的精確度與統計的便利性。本章將針對研究相關的理論及重要概念進行深入的探討，藉此找出最適當的研究方法，用以導引研究的進行。本章分為三個部分進行探討，第一部分方法目的鏈理論 (Mean-end chains) 簡介與應用；第二部分探討中文斷詞的簡介；第三部分則為資料探勘工具探討，包含文字探勘及序列樣式探勘分析相關理論。

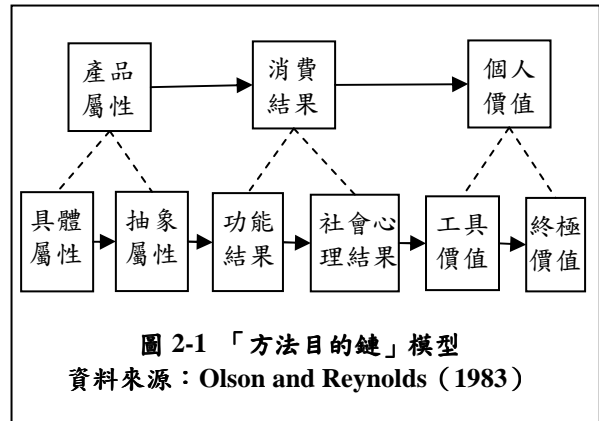
### 2.1 方法目的鏈簡介

「方法目的鏈理論」是 Gutman 於 1982 年所發展出來，其主要的目的在於瞭解產品或服務的屬性可以導致消費者什麼樣的感受結果，並帶給消費者何種價值。在消費者其心中對於不同的產品或服務將會賦予其不同的意義，這些意義跟個人內在價值存在某些關聯(Gutman, 1982)。

方法目的鏈理論提供了一個實際隱喻用以評價消費者的產品知識和意義結構，方法目的鏈理論的記憶認知結構表徵是根基於認同產品與自我的連結，此理論的核心原則是儲存在記憶中的產品意義結構是由相關元素階層鏈結所組成。廣泛的說法即是方法目的鏈理論是想了解消費者對產品的想法，再由消費者對產品的想法衍生出個人價值(Klenosky, Gengler and Mulvey, 1993)。

為有效瞭解顧客價值，利用「方法目的鏈」理論來探討消費者行為與個人價值之間關係，構成「方法目的鏈」的層級為屬性、結果與價值三要素，「方法目的鏈」理論的核心觀念為說明及建構消費者對某產品的「屬性—結果—價值」間之鏈結關係，而其相互的聯結關係即形成了一群鏈 (Chains)。Olson and Reynolds (1983) 將三層級要素區分為如圖 2-1 所示；屬性有具體屬性 (Concrete Attributes) 與抽象屬

性 (Abstract Attributes)；結果有功能性結果 (Functional Consequences) (具體結果) 與社會心理性結果 (Psychosocial Consequences) (抽象結果)；價值有助益性價值 (Instrumental Values) 與最終價值 (Terminal Values)。



現行大部分文獻的研究架構都先利用階梯法進行訪談，並使用內容分析法進行資料分析，進而建構產出鏈結示意矩陣與繪製價值階層圖，得到「方法目的鏈」鏈結的研究結果。其中，【「手段-目的鏈」模式之應用研究—以高涉入住宅產品為例】此篇研究中，研究者王居卿等針對「方法目的鏈」理論相關之研究結果，提出下述的看法：

- (1) 當使用大量的調查方式(硬式階梯法-問卷方式)進行「方法目的鏈」研究時，容易造成如：不易深入瞭解顧客深層需求、無法完全列出顧客需求、以及無把掌握顧客需求的多變性與多樣性等缺失。
- (2) 一般來說，顧客對低涉入程度之產品的購買行為多半屬習慣性或尋求多樣化的形態。反之，顧客對高涉入產品的購買決策將較為謹慎，而且其價值觀較不易改變，此乃是屬於所謂的「持久涉入」的行為，若將「方法目的鏈」理論應用在高涉入產品的研究，則其研究發現的貢獻度將較大且持久，故「方法目的鏈」的研究方法適用於高涉入產品的研究。
- (3) 該篇研究在使用「方法目的鏈」繪製價

值階層圖後，產生計 47 條「關係鏈」與 16 項屬性要素，但難以看出最重要與最不重要之鏈結，故研究者再使用「屬性／結果／價值」各要素間的因果關係次數表(內引外延統計)，以加深瞭解要素相互間的影響程度，最終研究者將四十七條鏈中的每一要素的因果影響程度予以加總(內引外延統計加總)，得到所有鏈中加總最大數值為最關鍵要徑。

由上述可知，使用「方法目的鏈」研究方法進行研究時，其研究成果難以得出最關鍵要徑，而利用內引外延統計加總取得最關鍵要徑，雖可彌補部分「方法目的鏈」理論之不足，但結果仍無法窺出要素間的聯結關係。所以，目前使用「方法目的鏈」進行研究時，有關鏈結要素間的鏈結關係，並無法忠實呈現出長鏈結和直/間接短鏈結的分佈與次數。故本研究擬利用資料探勘中的序列樣式探勘的演算法，直接求取最大頻繁樣式，以呈現出訪談稿所記載的原始鏈結關係，以精準地挖掘出訪談稿中的受訪者潛在內心價值。除此之外，要素間若存有“且( $\wedge$ )”或者是“或( $\vee$ )”關係時，我們擬將提出合宜的鏈結表示方法，以期能更合理的得出精確的鏈結和其相對應之權重，改善原方法目的鏈中，無法處理要素間“且( $\wedge$ )”或者是“或( $\vee$ )”的關係。

## 2.2 中文斷詞簡介

在進行文件探勘之前，第一步驟為針對文件進行斷詞的前置工作，而中文斷詞的處理有別於印歐語系文件的斷詞程序，因為中文文件字字相連，有意義的詞與詞間並無明顯區隔，如何讓與文件內容相關的字詞獨立出來，以進行進一步的關鍵詞比對與萃取出所需的資訊。在傳統應用在中文上的斷詞的方法可分為兩大方式，分別是 N-gram 與詞彙法 (Word-based)。近年來中文斷詞的研究主要以詞彙法為主導，但 N-gram 仍為實務所重視。

### 2.2.1 中文詞彙斷詞處理

N-gram 常被用於自然語言分析 (Natural language processing)，尤以亞洲語系最為廣泛。假設每一個字元皆與前一個字元相關，是一個 N-1 的馬可夫模型 (Markov Model) (Manning, Christopher D. and Schutze, Hinrich, 1999)。其方法是將句子中相鄰的字元斷為一個單詞，而 N 則用來決定相鄰的字元數，例如：文件探勘，若將 N 設為 2 時，結果將為「文件」、「件探」及「探勘」等詞。目前常見的 N-gram 方法主要有 Uni-gram(一個字元為一單位)及 Bi-gram(兩個字元為一單位)。

詞彙法是利用以字典為本的斷詞工具，將句子按照字典中詞義分析成有意義的單詞。詞彙法對於未知詞的偵測具有針對性，對於不同的訓練文章會產生截然不同的正確率。詞彙為主的方法索引鍵相較於 N-gram 而言少的很多，因此查詢時的效能較好。但缺點則是檢索遺漏的可能性高、建立索引所耗費的成本高、詞庫的依賴性高。

### 2.2.2 中文關鍵詞彙權重頻率統計

資訊檢索的檢索過程中主要在於取得少數關鍵詞彙，並以這些關鍵詞彙表達文件內涵。文件分析上，通常會以文件中文字最常出現的詞彙來代表這份文件，即該詞彙對該份文件的重要性最高。文件經過斷詞處理後雖然可以鑑識出各個詞彙，但各個詞彙在文件中重要性不同，必須從文件中過濾掉一般性的詞彙，留下重要的關鍵詞彙以代表該文件的關鍵資訊。這些關鍵資訊可以代表文件所要表達的重要概念，進一步提供往後探勘的使用。

TF-IDF 方法是資訊檢索常見的加權技術，以統計方式來評估某一字詞在語料庫中的重要性。TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) 利用詞彙出現頻率 (Term Frequency, TF) 和逆向文件頻率 (Inverse Document Frequency, IDF) 來表示文件向量。

對於特定文件  $d_j$  中的詞彙  $t_i$ ，詞頻計算方式，公式說明如下：

(1) TF (Term Frequency)：

指某一詞彙出現於文件或資訊內容中的次數統計頻率，其詞彙出現頻率值愈高，代表此詞彙在文件中愈重要，愈具有代表性。

$$TF_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{\sum_k n_{k,j}}$$

其中  $n_{i,j}$  表示該詞彙  $t_i$  在文件  $d_j$  中出現的次數， $k$  為所有詞彙在文件  $d_j$  中出現次數。

(2) IDF (Inverse Document Frequency)：

指某一詞彙在所有文件集中出現的次數統計頻率，其詞彙出現於其他文件頻率值愈低，代表此詞彙愈具有代表性，亦能將文件與其他文件區別，又稱逆向文件頻率。

$$IDF_i = \log \frac{|D|}{|\{d: D \ni t_i\}|}$$

其中  $|D|$  為語料庫中的文件總數， $|\{d: D \ni t_i\}|$  為包含詞語  $t_i$  的文件數目。

(3) TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)：

TF-IDF 的特性為，當某一詞語在文件集有較高的詞語頻率，而在文件集中有較低的文件出現頻率時，會得到較高的權重。

$$(TF - IDF)_{i,j} = TF_{i,j} \times IDF_i$$

## 2.3 資料探勘簡介

所謂的資料探勘(Data Mining, DM)是從資料中發掘資訊或知識也是一種從大量資料中自動挖掘出有用資訊的一種技術以協助使用者利用，它能夠處理大量的資料，並可從資料中發現隱含的、有意義的資訊或樣式(Pattern)；但資料探勘的目的並不包括尋找特定的資訊，因此，不需要特別事先給予一個問題或假設，而是自動地去發掘資料中所隱含的樣式，這與傳統統計學上認知的概念大不相同。

本研究擬使用資料探勘的技術進行訪

談稿的分析，接下來將簡單介紹本研究方法使用的兩種探勘技術：文字探勘和序列樣式探勘分析。

Dan Sullivan(2001)定義文件探勘(Text Mining, TM)為「一種編輯、組織及分析大量文件的過程，為了要提供特定使用者特定的資訊，以及發現某些特徵及其間的關連」。相較於傳統資料探勘，文字探勘需要加上額外的資料選擇處理程序，以及複雜的特徵萃取步驟。文字探勘整合了許多傳統資訊檢索技術，包括關鍵字萃取、全文檢索、文件自動分類、自動摘要等等，以提供對文字處理更強大的功能。

資料探勘(Data Mining, DM)是處理結構化(structured)資料做分析，從一群資料中發掘有用的資訊或知識，主要處理的對象是現有的大型資料庫內特殊特徵及有限的資料集合。相關的研究包含知識萃取、資訊發掘、資訊獲取、資料考古與資料特徵處理等。

文件探勘(Text Mining, TM)是處理半結構或非結構化(unstructured)的大量文件庫資料做分析，可以有效的來發掘出存在於文字文件中隱性、有用及可行知識的程序，不受到特殊文件格式的限制，並且運用此知識來組織更適當的資訊以提供未來的參考。

序列樣式探勘法(Sequential Pattern Mining)最早是由 Agrawal and Srikant 1995 年所提出，主要概念是從序列資料庫中找出隨著時間或特定順序發生的序列樣式，序列型樣探勘演算法包含 AprioriAll、AprioriSome 以及 DynamicSome 等三種，被統稱為 Apriori-Like 演算法，主要原因是因為這些演算法的核心類似於「關聯規則」的 Apriori，都是想找出資料項目之間的關連性，「序列樣式」所考量的則是項目之間的順序性，是在找出大多數人頻繁(Frequent)序列樣式(Sequential Pattern)，其中頻繁(Frequent)指的是大於最小支持度的序列樣式，而最小支持度(Minimum Support)則定義為序列樣式探勘中，分析者事先給定的門檻值(Threshold)，而且序列要高於門檻值，才能稱為頻繁序列樣

式。

AprioriAll 演算法(如圖 2-2 所示)來進行序列樣式探勘, AprioriAll 的基本精神和 Apriori 演算法類似, 它也是使用前一個階段所發掘的大型序列來產生下一個階段的候選大型序列, AprioriAll 演算法的步驟介紹如下:

- (1) 排序階段(Sort Phase): 將資料庫根據會員帳號和交易時間作排序。
- (2) 大型項目集產生階段(Litemset Phase): 此步驟最主要的工作便是找出所有的頻繁項目 litemsets  $L$  的集合, 同時我們也找尋所有的 large 1-sequences, 與傳統關聯法則探勘的支持度算法有些許的不同, 以每個顧客為單位, 而非每筆交易, 即當某一顧客購買的兩筆交易都購買同一物品時, 他的支持度僅會增加 1。
- (3) 轉換階段(Transformation Phase): 在序列樣式探勘的過程中, 經常需要決定某一個序列是否被包含在顧客序列中。
- (4) 大型序列產生階段(Sequence Phase): AprioriAll 的基本精神和 Apriori 演算法類似, 它也是使用前一個階段所發掘的大型序列來產生下一個階段的候選大型序列, 使用大型項目集的集合去產生所有想要的序列。
- (5) 最大序列產生階段(Maximal Phase): 從大型序列中找出最大序列。

#### AprioriAll 演算法

1.  $L_1 = \text{large 1-sequence}$   
//從大型項目集階段產生的大型 1-序列
2. For ( $k=2; L_{k-1} \neq \emptyset; k++$ ) {
3.  $C_k = \text{New candidates generated from } L_{k-1}$
4. For each (customer-sequence  $c$  in the database) {
5. Increment the count of all candidates in  $C_k$  that are contained in  $c$
6.  $L_k = \text{Candidates in } C_k \text{ with minimum support}$
7. }
8. }
9. return Maximal Sequences in  $\cup_k L_k$ ;

圖 2-2 AprioriAll 演算法

### 3. 研究方法

為解決人工判斷所造成的偏誤, 增進方法目的鏈準確度與效率, 本研究提出一套自動化的 MEC 訪談稿分析方法, 以利研究者能於最短的時間內快速建立出客觀且準確的成果。首先我們先提出研究方法之架構, 接下來的章節將針對此研究架構詳加說明。

#### 3.1 研究架構

本研究將以 MEC 訪談稿為基礎, 進行一系列要素分群分析與最長樣式鏈結探勘工作, 最後經由系統化的方式挖掘出訪談稿中的受訪者潛在內心價值, 用以協助研究者更精確地計算和呈現「屬性-結果-價值」之長鏈結關係, 研究架構如圖 3-1 所示。我們將研究工作劃分成二大部分, 第一部分是主要是找出將要素進行分群的分析工作, 詳如圖 3-2 所示; 而該階段的分析結果最主要是產生「屬性-結果-價值」要素要素提供後續研究時使用。圖 3-6 架構圖則強調如何利用前一階段所得結果, 進一步進行最長樣式之探勘。

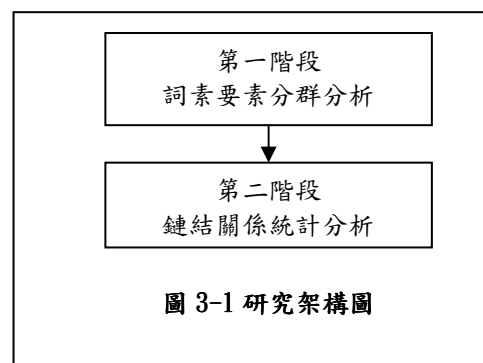


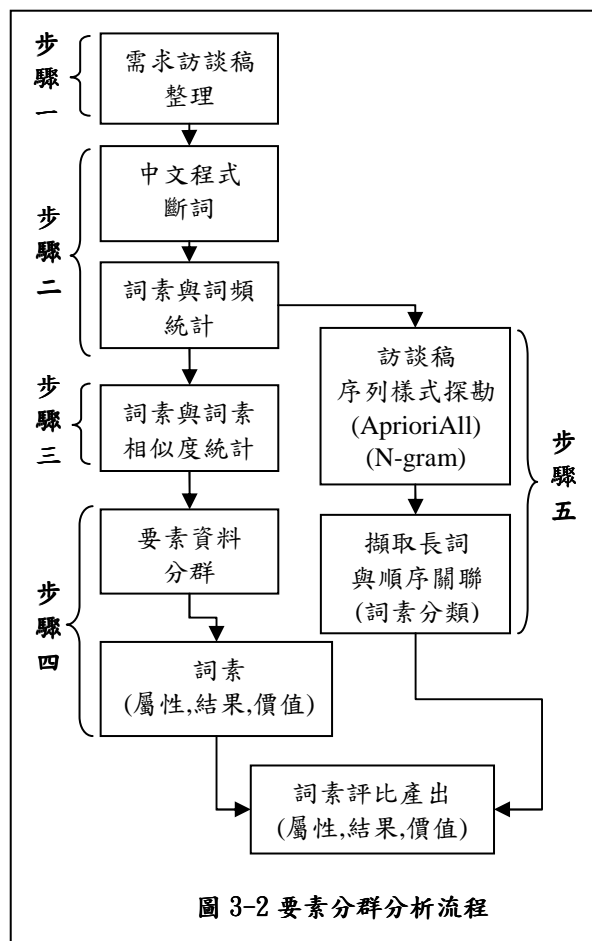
圖 3-1 研究架構圖

本研究將拆解成兩個階段來進行, 在要素要素分群分析階段中, 我們將輸入整理後訪談稿的結果, 最後依據詞性分類與詞頻計算探勘出長詞與順序關聯, 產生前後相關的詞彙擷取與對照的鑑別度指標, 利用相似度的計算將詞彙予以分群。在完成此階段對訪談稿中要素要素分群的分析

之後，我們可以獲得「屬性」、「結果」和「價值」三種要素，這些資訊將做為第二階段鏈結關係統計時的基礎。我們以七大步驟來詳細介紹本研究所提之二階段處理方法，其中要素分群分析階段包含步驟一到步驟五，詳細流程將於第二節中進行描述。而在完成要素分群階段的工作後，鏈結關係統計階段包含步驟六和步驟七之詳細流程將於第三節進行描述。

### 3.2 要素分群

本節將針對要素分群分析階段的流程進行描述，在此階段中我們將透過以下步驟來完成，以下依序描述每個步驟的運作過程，並配合演算法進行說明。



#### 步驟一：初步資料整理分析

在這個步驟中，主要的目的是針對原本問答式的深入訪談稿整理成較有條理的訪談者感受資料，如：Q：什麼原因讓你選

擇使用 MSN？A：最主要是 MSN 可以節省通話費。整理為選擇使用 MSN 最主要是 MSN 可以節省通話費。此步驟是將 40 篇即時通訊軟體功能之研究的一對一面談的問答訪談草稿整理，過程中主要將訪談稿中的問句與受訪者所回答之答案句整理為順暢之訪談稿以直接表達出受訪者感受，便利之後研究應用。

#### 步驟二：程式中文斷詞與詞素詞頻統計

本研究使用中央研究院提供之中文斷詞系統進行中文斷詞(斷完詞的語詞在本論文中統稱為詞素)，此過程將每篇訪談稿中的詞素與詞性斷詞出來，詞性將依照中研院平衡語料庫詞類標記集來標示，再經由斷詞系統中提供之詞頻統計程式 [CountWordFreq.exe]，將中文斷詞後的結果進行每篇詞素之詞頻統計分析，因為「屬性」、「結果」和「價值」三種要素之詞性並非為連接詞或者介係詞等特殊詞性，故本研究僅保留名詞與動詞之關鍵詞素。簡言之，本步驟首先篩選排除不需要之詞性相關詞素並保留所需詞性詞素；接下來將詞素詞頻統計產出的結果詞素利用 *TF-IDF* 計算出詞素的權重頻率，以找出關鍵詞素 (keyword) 進行後續分析。

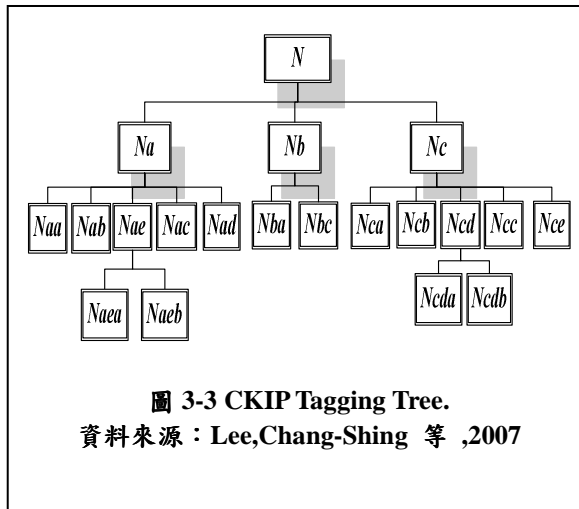
#### 步驟三：詞素與詞素相似度統計

在這個步驟中，主要目的是針對前步驟找出之關鍵詞素，分析詞素與詞素間之相似度進行統計分析。在本步驟中相似度的計算將包括兩個部分：第一部分將以 *CKIP* 所建立的 *Tagging Tree* 來定義兩詞性間的距離；第二部分則以中文字詞重複的比率和出現的相對位置來定義兩詞性之相似程度。最後，再以權重方式統合兩部分的計算結果當做本步驟之最終結果。

有關第一部分的計算，我們先以中研院所提供的 *CKIP Tagging Tree* 來定義各詞性間距離，*CKIP Tagging Tree* 列示於圖 3-3。舉例來說，詞性“Nab”至詞性”Nac”其距離就為 2 (Nab -> Na -> Nac)，進而計算從詞素與詞素中獲得兩詞素中詞性相似度統計，由公式可知數值愈大則相似度愈大；此部分求得的結果我們以  $S_a$  表示之。

相關演算表以圖 3-4 所示。

圖 3-4 顯示演算法中第 1 到 4 列說明此演算法輸入所有關鍵詞素  $L$  並結果輸出兩詞素間的詞性相似度  $S_a(L_i, L_j)$ ,  $LM$  代表所有詞素詞性距離的最大值, 進行計算處理前必需建立 *CKIP Tagging Tree*; 第 5 到 13 列是進行兩詞素間的詞性相似度統計計算; 第 5 到 9 列在擷取兩詞素進行比對; 第 10 列是在擷取兩詞素詞性距離; 第 11 列計算最終詞素詞性相似度結果。



**演算法一：詞素詞性相似度  $S_a$  之計算**

1. Input : All terms ( $L_1, L_2, \dots, L_n$ ) stored in stack  $L$
2. Output : Conceptual similarity  $S_a(L_i, L_j)$  between any two Chinese terms
3. //  $LM$  denotes the maximum path length in conceptual structure
4. Build a *CKIP* tagging tree
5. For each terms  $S_i$  in  $L$  {
6.      $S_i = L.pop$
7.      $L' = L$
8.     For each terms  $S_j$  in  $L'$  {
9.          $S_j = L'.pop$
10.          $LP =$  Length of Path between two tags of ( $S_i, S_j$ ) in *CKIP* tagging tree
11.          $S_a(S_i, S_j) = \frac{LM - LP}{LM}$
12.     }End For
13. }End For

**圖 3-4 演算法一：詞素詞性相似度  $S_a$  之計算**

第二部分的計算, 則是以字詞間的相同中文字出現的比率和位置, 做為評量兩字詞相似程度的依據; 我們用以下列要點來計算之:

- (1) 在兩個詞素中使用越多相同的字彙, 兩詞素的語義越相似; 舉例來說, 詞素“習慣”與“習慣性”跟“閒言閒語”與“閒雜人等”, 前者使用的相同字彙便多於後者, 計算前者相似程度的結果為 2 的確高於後者的計算結果 0; 此部分求得的結果我們以  $S_{b1}$  表示之。
- (2) 在兩個詞素中使用相同且連續的字彙, 詞素的語義相似度大於沒有相同或沒有連續的詞素; 舉例來說, 詞素“影響”與“影響力”跟“網站”與“網頁”, 前者使用的相同且連續的字彙便多於後者, 計算前者相似程度的結果為 2 的確高於後者的計算結果 0; 此部分求得的結果我們以  $S_{b2}$  表示之。
- (3) 在兩個詞素中有相同的開始或者結束的字彙, 則有強烈的語義越相似; 舉例來說, 詞素“優點”與“優缺點”跟“缺點”與“優缺點”, 前者使用相同的開始或者結束的字彙便多於後者, 計算前者相似程度的結果為 1 的確高於後者的計算結果 0.5; 此部分求得的結果我們以  $S_{b3}$  表示之。

如圖 3-5 之演算法是比對詞素與詞素間每個字詞相似度, 計算從詞素與詞素中獲得兩詞素中字詞相似度統計, 由公式可知數值愈大則相似度愈大, 如: “手機”與“手機費”兩個詞素就理解其意義是相似的, 經演算法計算過後可知其相似度也極高; 最後整合前三要點計算結果求得的最終結果我們以  $S_b$  表示之。

圖 3-5 演算法中第 1 到 4 列說明此演算法輸入所有關鍵詞素  $L$  並結果輸出兩詞素間的字詞相似度  $S_b(S_i, S_j)$ ,  $Min_{sb}$  跟  $Max_{sb}$  代表所有詞素字詞相似度的最小與最大值; 第 5 到 19 列是進行兩詞素間的字詞相似度統計計算; 第 5 到 9 列在取出兩詞素進行比對; 第 12 到 17 列是在計算兩詞素字詞距離, 並計算詞素詞性相似度; 第 12 到 13 列是計算兩詞素相同字詞兩個以上則增加兩者相似度; 第 14 到 15 列是計算兩詞素若起始或終止位置字詞相同則增加兩者相似度; 第 17 列是計算最終相似度結果。



### 演算法二：詞素字詞相似度 $S_b$ 之計算

1.	Input : All terms ( $L_1, L_2, \dots, L_n$ ) stored in stack $L$
2.	Output : Conceptual similarity $S_b (S_i, S_j)$ between any two Chinese terms
3.	// $Min_{sb}$ = minimum $S_b$ value of all term pairs.
4.	// $Max_{sb}$ = maximum $S_b$ value of all term pairs.
5.	For each terms $L_i$ in $L$
6.	$S_i = L.pop$
7.	$L^1 = L$
8.	For each terms $S_j$ in set $L^1$
9.	$S_j = L^1.pop$
10.	$LN = 0$
11.	$AN = 0$
12.	$LN$ = identical and continuous words between the Chinese term pair ( $S_i, S_j$ )
13.	If ( $LN \geq 2$ ) { $AN = 1 * 2^{LN-1}$ } // 兩個詞彙以上相同
14.	If ( $LEFT(S_i, I) = LEFT(S_j, I)$ ) { $AN = AN + 0.5$ } // 起始詞彙相同
15.	If ( $RIGHT(S_i, I) = RIGHT(S_j, I)$ ) { $AN = AN + 0.5$ } // 結束詞彙相同
16.	$S_b (S_i, S_j) = AN$
17.	$S_b (S_i, S_j) = \frac{S_b(S_i, S_j) - Min_{sb}}{Max_{sb} - Min_{sb}}$
18.	}End For
19.	}End For

圖 3-5 演算法二：詞素字詞相似度  $S_b$  之計算

詞素與詞素間最終相似度，將由第一部分與第二部分所求得的結果，各自乘以給予其相對之權重  $w$ ，即可以得到詞素相似度的計算最終結果，以下列公式來計算之：

$$S = S_a \times w_1 + S_b \times w_2$$

$$0 \leq w_1, w_2 \leq 1$$

$$w_1 + w_2 = 1$$

### 步驟四：詞素資料分群

本步驟利用上述詞素間之相似度，做為階層式分群的聚合依據 (hierarchical clustering method)。我們擬依詞素實際聚合的狀況設立分群之門檻，再對群集之結果進行「屬性」、「結果」和「價值」要素確認，故此步驟之成果為初步的組成要素表。

### 步驟五：訪談稿序列樣式探勘與詞素評比產出(選擇性)

此步驟之目的在於協助研究者區隔出要素之所屬類別，當研究者對步驟四執行之結果有疑慮時，本步驟可被選用來更精確地將群集區隔成「屬性」、「結果」和「價值」等三種不同之要素類別。相對的，如果研究者在上一步驟就能很確定要素的所屬類別，本步驟可省略。

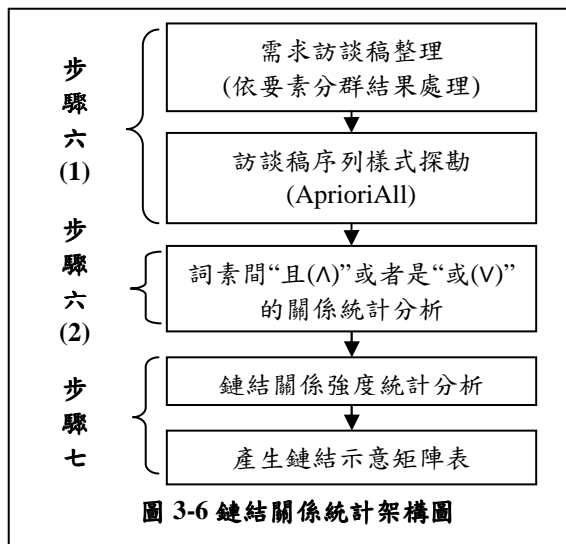
詳細流程說明如下：依步驟二找出的關鍵詞素將 40 篇訪談稿依順序整理為每  $N$  關鍵詞素為一組之順序詞句，也就是說我們清除了其它不列入研究的詞語，僅保留名詞和動詞的關鍵字。當  $N=12$  即為取一組 12 個關鍵詞當做是 N-gram 的情節 (episode)，以進行序列樣式的探勘，最終產出頻繁之長序列關聯樣式，幫助研究者進行「屬性」、「結果」和「價值」要素的歸類，以獲取更精確要素表。

舉例來說，依保留下名詞和動詞的關鍵字取出訪談稿 12 關鍵詞之一組之順序詞句“表情(Na)符號(Na)貼切(VH)傳達(VD)心情(Na)朋友(Na)玩踩(VC)地雷(Na)使用(VC)封鎖(VC)刪除(VC)功能(Na)”，在經過頻繁之長序列關聯樣式結果產生“表情(Na)符號(Na)傳達(VD)心情(Na)”，故“表情符號”(步驟四併出的詞素)歸為「屬性」要素，“傳達心情”(步驟四併出的詞素)歸為「結果」要素。

最後，已歸完類之「屬性」、「結果」和「價值」要素表，擬交由三位編碼人員進行要素表的評定，最後研究者再統合剔除或調整更適合其內涵意義之要素，以確保要素表的品質，讓後續研究成果更具代表性。

### 3.3 鏈結關係統計

本節擬進行鏈結關係之統計與鏈結示意矩陣表之建構流程進行描述，在此階段中我們利用前一節產出的要素清單，再執行以下步驟來完成預期之作。



### 步驟六(1)：依「屬性-結果-價值」要素表整理需求訪談稿與訪談稿序列樣式探勘

此步驟是依據前一節產出之「屬性-結果-價值」要素表進行訪談稿整理，訪談稿依「屬性」、「結果」和「價值」要素順序整理擷取，每一篇訪談稿依順序整理為每 12 關鍵詞素為一組之順序詞句(採 N-gram 方法，N=12)，並以 Support 設定進行頻繁序列樣式之情節探勘處理，如此我們便可利用此結果直接統計出各篇逐字稿之要素間鏈結關係。

### 步驟六(2)：詞素間“且(∧)”或者是“或(V)”的關係與鏈結關係強度統計分析

此步驟是要加強上述步驟中，每篇訪談稿中在建置鏈結時，該如何產生且(∧)或者是“或(V)”的關係，我們說明如下：

#### (1) “且(∧)”的部分

以“(A<sub>2</sub> ∧ A<sub>3</sub>)→C<sub>14</sub>→V<sub>3</sub>”的鏈結為例說明，當訪談稿中，受訪者表達出當使用 A<sub>2</sub> 和 A<sub>3</sub> 功能後，可達到 C<sub>14</sub> 的效果並產生 V<sub>3</sub> 的價值感時，我們在前一步驟中，即應把要素關係表達成“(A<sub>2</sub> A<sub>3</sub>)C<sub>14</sub>V<sub>3</sub>”的序列資料，即可直接套用序列樣式的方法進行探勘。

#### (2) “或(V)”的部分

以“(A<sub>2</sub> ∨ A<sub>3</sub>)→C<sub>14</sub>→V<sub>3</sub>”的鏈結為例說明，當訪談稿中，受訪者表達出當使用 A<sub>2</sub> 或者 A<sub>3</sub> 功能後，可達到 C<sub>14</sub> 的效果並產生 V<sub>3</sub> 的價值感時，我們在前一步

驟中，應把要素關係表達成“A<sub>2</sub>→C<sub>14</sub>→V<sub>3</sub>”與“A<sub>3</sub>→C<sub>14</sub>→V<sub>3</sub>”的序列資料，再行套用序列樣式探勘的方法進行探勘。

由於依原始方法目的鏈的計算方式無法精確地表達和在鏈結統計精確地計算此二種詞素間的“且(∧)”和“或(V)”關係。故本研究方式是利用序列樣式探勘針對詞素間“且(∧)”或者是“或(V)”進行鏈結關係統計分析，以產生更精確的「屬性-結果-價值」鏈結關係強度。

### 步驟七：產生鏈結示意矩陣表

接下來在本步驟之中，我們將說明如何利用序列探勘之結果，計算出長鏈結以及鏈結的直、間接關連強度，我們利用前一步驟將每一篇訪談稿所整理出來的鏈結表進行統計，擬設計兩個相關的演算法來計算出全部的鏈結依關連強度和每一鏈結的直、間接關連強度。演算法如圖 3.7 和圖 3.8 所示。在本研究中，雖以 AprioriAll 進行說明，但其它常用的序列樣式演算法均可被自由替換和運用。

#### 演算法三：長鏈結之產生

1. Input : a transaction table *T*  
(*T* 儲存步驟六所得之所有鏈結)
2. Output : frequent sequence patterns stored in stack *S*
3. {
4. *S* = Apriori\_All(*T*)  
(描述於圖 2-2 AprioriAll 演算法)
5. }

圖 3-7 演算法三：長鏈結之產生

圖 3-7 顯示演算法中第 1 到 2 列說明此演算法輸入步驟六所得鏈結結果 *T* 並結果輸出長鏈結計算結果 *S*；第 4 列將值輸入圖 2-2 AprioriAll 演算法中進行處理，並產出長鏈結計算結果。

#### 演算法四：直、間接關連強度計算

1. Input : frequent sequence stored in stack *S*
2. Output : A set of Direct link *D*
3. Output : A set of InDirect link *ID*
4. For each sequence *L* in *S* {
5. While NOT *L.eof* {

6.	$a = L.pop$
7.	$y=0$
8.	$L1=L.rest$
9.	While NOT $L1.eof$ {
10.	$b=L1.pop$
11.	$d.pattern = a + b$
12.	$d.count= L.count$
13.	If ( $y=0$ ) { //存直接鏈結
14.	D.add(d)
15.	$y=1$
16.	} else { //存間接鏈結
17.	ID.add(d)
18.	}EndIf
19.	}EndWhile
20.	}EndWhile
21.	}EndFor

圖 3-8 演算法四：直、間接關連強度計算

圖 3-8 顯示演算法中第 1 到 3 列說明此演算法輸入一組頻繁序列集合  $S$  並結果輸出直接關連  $D$  與間接關連  $ID$  強度計算結果；第 4 到 21 列是進行直、間接關連強度統計計算；第 4 到 6 列在取出  $S$  頻繁序列集合依序取出長鏈結  $L$  在從  $L$  中取出第一個詞素  $a$ ；第 8 到 10 列將  $L$  取出後剩餘的長鏈結存至  $L_1$  進行後續比對動作；第 10 到 18 列進行內迴圈比對計數的動作，陸續從  $L_1$  中取出長鏈結詞素  $b$ ；第 11 到 12 列紀錄長鏈結與計數；第 13 到 18 列是判斷直、間接連結並進行計數，最後將結果儲存至直接關連  $D$  與間接關連  $ID$  參數中。

經由上面步驟將進行鏈結示意矩陣建構，矩陣包含了受訪者的屬性(A)、結果(C)、價值(V)之所有鏈結關係，在矩陣各個方框內的數字表是個別要素間結的次數，而分號(;)前的數字代表要素之間直接鏈結的次數，分號之後的數字則是表是間接鏈結的次數。矩陣方框內的數字愈大，表示要素之間的關係愈密切。

#### 4. 實驗設計與結果

本章節擬使用第 3 章所述之研究分析流程與方法，分成兩階段進行，第一階段先利用 MEC 訪談稿進詞素之要素分群，第二階段則使用第一階段資料產出的要素資

料進行鏈結關係統計分析。

#### 4.1 要素分群結果分析

本研究先取得「即時通訊軟體功能之研究-以方法目的鏈探求使用者的價值認知」研究中軟式階梯法所得出的 40 篇訪談稿全文，經中文斷詞系統斷詞後，再利用  $TF-IDF$  計算出詞素權重頻率，找出關鍵詞素。接下來進入依據步驟三進行詞素間相似度的計算，產出結果僅摘錄一小部分如表 4-1 所示。

表 4-1 詞素與詞素相似度統計

詞素 1	詞性 1	詞素 2	詞性 2	詞性相似度	字詞相似度	相似度
功能	Na	功能性	Na	1	0.8333	0.9167
留言	Na	留言板	Na	1	0.8333	0.9167
圖片	Na	圖案	Na	1	0.1667	0.5833
樂趣	Na	興趣	Na	1	0.1667	0.5833
感受	Na	感覺	Na	1	0.1667	0.5833
會客室	Nc	歸屬感	Na	0.3333	0	0.1667
聊天室	Nc	興趣	Na	0.3333	0	0.1667
版面	Na	負面	Na	1	0.1667	0.5833
群組	Na	興趣	Na	1	0	0.5
照片	Na	隱私	Na	1	0	0.5
日記	Na	便利性	Na	1	0	0.5
手寫版	Na	效率	Na	1	0	0.5
公告	Na	誤會	Na	1	0	0.5

當上述詞素相似度計算完成後，步驟四將利用階層式分群法來對詞素資料進行要素分群，預期結果之摘錄如表 4-2 和 4-3 所示。而當研究者對此步驟之結果有疑慮時，可利用步驟五的方法來協助詞素之要素歸類。

表 4-2 預期之要素分群結果

要素編碼	要素	詞素集合
A	A1	訊息/資訊更新 動態更新 動態訊息
	A2	照片分享 相簿分享 照片分享
C	C1	殺時間
		打發時間

	C2	擴展生活圈	拓展朋友圈 結交朋友
V	V1	快樂高興	心情好 放鬆心情
	V2	成就感	成就感 成就

表 4-3 預期之 ACV 詞素清單

詞素要素		
屬性(A)	日記	照片
	表情	廣告
	群組	簡訊
	遊戲	聊天室
	暱稱	會客室
	語音	訊息
	網誌	手寫版
結果(C)	八卦	效率
	誤解	誤會
	幫助	便利性
	方便性	
價值(V)	認知	成就感
	隱私	歸屬感
	樂趣	困擾
	興趣	

## 4.2 鏈結關係統計分析

我們摘錄第 40 位受訪者的小部分訪談資料來進行說明。在進行步驟六(1)後，其訪談內容將依前階段所得出之要素清單歸整如表 4-3 所示。

表 4-3 預期之 ACV 鏈結清單(摘錄自第 40 篇)

編號	鏈結
01	A1 邀約聯繫→C12 彈性便利→C10 節省通訊費
02	A12 多方會談→C12 彈性便利
03	A14 分享檔案→C12 彈性便利
04	A10 狀態顯示→C8 避免干擾
05	A19 聯絡人群組→C9 容易辨識
06	A2 聊天傳訊→C22 計畫/討論事情→C13 文字確認→C12 彈性便利
07	A9 暱稱顯示→C19 陳述心情近況→C1 獲的關心注意→V8 感到窩心

08	A9 暱稱顯示→C21 通知公告
09	A9 暱稱顯示→C19 陳述心情近況→C14 抒發情緒
10	A2 聊天傳訊→C20 協助他人
11	A2 聊天傳訊→C15 增進人際關係→V5 歸屬感

表格 4-4 和 4-5 用以表示當採用傳統 MEC 方法時，會將鏈結拆解成短鏈結，故 MEC 所探勘之鏈結非為原稿中之長鏈結關係。

表 4-4 鏈結 06 所拆解之直接鏈結表

編號	直接鏈結
06	A2 聊天傳訊→C22 計畫/討論事情
	C22 計畫/討論事情→C13 文字確認
	C13 文字確認→C12 彈性便利
07	A9 暱稱顯示→C19 陳述心情近況
	C19 陳述心情近況→C1 獲的關心注意
	C1 獲的關心注意→V8 感到窩心

表 4-5 鏈結 06 所拆解之間接鏈結表

編號	間接鏈結
06	A2 聊天傳訊→C13 文字確認
	A2 聊天傳訊→C12 彈性便利
	C22 計畫/討論事情→C12 彈性便利
07	A9 暱稱顯示→C1 獲的關心注意
	A9 暱稱顯示→V8 感到窩心
	C19 陳述心情近況→V8 感到窩心

接下來，進行步驟六(2)的序列探勘資料轉換，我們表 4-3 轉換成表 4-6 以利步驟七之序列樣式探勘。其中，鏈結 07 表示當使用 A9 功能後，可獲得 C19 和 C1 (C19 ∧ C1)的效益，最終帶來 V8 的價值。而鏈結 09 則表示使用 A9 的功能可以帶來 C19 或 C14 (C19 ∨ C14)的效益。顯示本研究所提之方法有能力處理要素間之“且(∧)”和“或(∨)”的關係。

表 4-6 預期之鏈序列資料(轉自表 4-3)

編號	序列資料
01	A1 C12 C10
02	A12 C12
03	A14 C12
04	A10 C8
05	A19 C9
06	A2 C22 C13 C12
07	A9 (C19 C1) V8
08	A9 C21
09	A9 C19

	A9 C14
10	A2 C20
11	A2 C15 V5

最後步驟七則是以表 4-6 的格式進行序列樣式的探勘；在本研究中，雖以 AprioriAll 進行說明，但其它常用的序列樣式演算法均可被自由替換和運用。

## 5. 預期成果

本研究主要的貢獻在於提供自動化的工具來提升 MEC 方法中人工處理訪談資料所衍生的客觀性和正確性問題，以期讓鏈結模型的建立更加多元與符合後續之使用。本研究的預期研究貢獻主要有二。第一，協助研究者在制定詞素以及將相關語詞正確歸納到合宜的詞素時之參考；第二，協助研究者更精確地計算和忠實呈現顧客內心之「屬性-結果-價值」之長鏈結關係，進而幫助行銷決策者精確地掌握使用者所期望的需求和其所帶來的價值效益。

## 參考文獻

- [1]中央研究院詞庫小組；中文斷詞系統；<http://ckipsvr.iis.sinica.edu.tw/>；2009 年 11 月 20 日
- [2]王居卿、吳玲嬋；「手段-目的鏈」模式之應用研究—以高涉入住宅產品為例；淡江人文社會學刊；No. 16, pp. 17-48；2003 年 9 月。
- [3]何雍慶、呂佳茹、霍志強；網路購物通路對顧客價值之研究—以方法目的鏈途徑；遠東學報；Vol. 24, No. 2, pp. 119-130；2007 年 6 月。
- [4]何雍慶、林美珠；「物業管理服務顧客價值之研究：方法目的鏈之應用」；南開學報；Vol. 4, No. 3, pp. 29-50；2007 年 6 月。
- [5]何雍慶、霍志強、呂佳茹；虛擬通路對顧客價值之研究—以電視購物通路為例；中華管理評論國際學報；Vol. 8, No. 4；2005 年 11 月。
- [6]林裕凌、李兆益；以方法目的鏈探討遊戲機對顧客價值之研究；人文社會科學學刊；No. 1；2009 年 12 月。
- [7]林裕凌、鄭麗珍、林芝亘；以方法目的鏈探求數位學習平台需求之研究；數位學習科技期刊；Vol. 1, No. 1, pp. 39-55；2008 年 8 月。
- [8]張益銘；以方法-目的鏈模式探討部落格之顧客價值認知結構；嘉義；國立中正大學管理學院行銷管理研究所；國立中正大學管理學院行銷管理學系碩士論文；2007。
- [9]陳佩君；以方法目的鏈理論探討不同階層顧客之關係；台中；逢甲大學經營管理學院經營管理研究所；逢甲大學經營管理學院經營管理碩士在職專班碩士論文；2007。
- [10]陳柏融；應用資料探勘技術於試題分析與選題之研究；台北；世新大學管理學院資訊管理研究所；世新大學管理學院資訊管理學系碩士論文；2008。
- [11]陳佩君；因為你，所以我快樂—療傷系玩具顧客價值之研究；台中；朝陽科技大學企業管理研究所；朝陽科技大學企業管理系碩士論文；2008。
- [12]陳瑞娟；休閒農場遊客的價值認知—方法目的鏈之應用；高雄；國立高雄應用科技大學管理學院觀光與餐旅管理研究所；國立高雄應用科技大學管理學院觀光與餐旅管理系碩士論文；2008。
- [13]粘弼鈞；即時通訊軟體功能之研究—以方法目的鏈探求使用者的價值認知；台北；世新大學管理學院資訊管理研究所；世新大學管理學院資訊管理學系碩士論文；2009。
- [14]彭西鄉；以方法目的鏈探討蜜月旅行之價值內涵；台中；嶺東科技大學管理學院高階主管企管碩士在職專班研究所；嶺東科技大學管理學院高階主管企管碩士在職專班碩士論文；2009。
- [15]黃傳益；使用資料探勘技術於稅務資料中判斷虛設行號之研究；台南；國

- 立成功大學工學院工程科學研究所；  
國立成功大學工學院工程科學系碩士  
論文，2008。
- [16] 廖原豐；因果關聯規則挖掘；桃園；  
國立中央大學管理學院資訊管理研究  
所；國立中央大學管理學院資訊管理  
學系碩士論文，2006。
- [17] 廖進成；數位相機顧客價值之研究 -  
「方法-目的鏈結」模式之應用；嘉義；  
國立中正大學管理學院企業管理研究  
所；國立中正大學管理學院企業管理  
學系碩士論文；2006。
- [18] 趙瑀、陳威廷；方法目的鏈與產品涉  
入度之應用研究—以新竹市大學生之  
購買 MP3 隨身碟行為為例；2006 工研  
院創新與科技管理研討會；2006 年 10  
月。
- [19] 鄭雲珊；社群網站功能需求之探究；  
台北；世新大學管理學院資訊管理研  
究所；世新大學管理學院資訊管理學  
系碩士論文；2011。
- [20] 嚴秀茹、李有仁、蕭丞傑、李國書；「顧  
客關係利益之階層探析：方法目的鏈  
之應用」；管理評論；  
Vol. 25, No. 1, pp. 95-119；2006 年 1  
月。
- [21] Agrawal, R. and Srikant, R.；Mining  
Sequential Patterns. In Proceedings  
of the International Conference on  
Data Engineering；Taipei;Taiwan；  
pp.3-14,；1995。
- [22] Gutman ,Jonathan；A Means-End Chain  
Model Based on Consumer  
Categorization Processes；Journal of  
Marketing；Vol. 46, No. 2, pp.60-72；  
1982。
- [23] Gutman ,Jonathan；Exploring the  
Nature of Linkages between  
Consequences and Values.；Journal of  
Business Research；Vol.22, pp.143-148；  
1991。
- [24] Klenosky, David B., Gengler, Charles E.  
and Mulvey, Michael S.；Understanding  
the Factors Influencing Ski Destination  
Choice: A Means-End Analytic  
Approach.；Journal of Leisure Research；  
Vol.25, No. 4, pp.362-379；1993。
- [25] Lee,Chang-Shing,Yuan-Fang  
Kao,Yau-Hwang Kuo and Mei-Hui  
Wang;Automated Ontology  
Construction for Unstructured Text  
Documents;Data & Knowledge  
Engineering;Vol.60, No.3,  
pp.547-566;2007。
- [26] Manning, Christopher D. and Schutze,  
Hinrich；Foundations of Statistical  
Natural Language Processing；the MIT  
Press；Cambridge；Massachusetts；  
1999。
- [27] Reynolds ,Thomas J. and  
Gutman ,Jonathan；Laddering  
Theory,Methods, Analysis and  
Interpretation；Journal of Advertising  
Research；Vol. 28, pp. 11-31；1988。
- [28] Sullivan,Dan;Document Warehousing  
and Text Mining；New York；Wiley  
Computer；2001。