



知識社群 研討會

The 7th Knowledge Community Conference

論文全集

論文編號	論文題目	頁碼
CA01-	企業經營Facebook粉絲專頁社群的價值模型之研究	1
CA02-	企業經營Facebook粉絲專頁成功關鍵因素之探討	14
CA03-	「7-Eleven粉絲專頁」社群行銷活動與使用動機之研究	24
CA04-	IT社群人才網的成功關鍵因素探討	34
CA05-	社群網站 Facebook 早期使用者特性研究	46
CA06-	一個統合之顧客旅遊支援知識本體模式	59
CA07-	資訊科技社群人才職能評估權重之研究	72
CA08-	Facebook粉絲專頁口碑行銷效果研究之初探－以2010臺北國際花卉博覽會為例	84
CA09-	探討使用者的科技準備度對於使用社交網站的知覺感受與持續使用意圖之關係－以Facebook為例	97
CA10-	社群網路中基於規則空間模型藍紅樹之最佳學習順序	109
CA11-	導入社交網路的互動式導覽系統	123
CA12-	網路社群關係、傳播行為與網路合購意願之研究－以食品為例	132
CA13-	以享樂架構探討社群網站使用者之使用行為－以Facebook為例	145
CA14-	大學生國片消費行為研究	156
CA15-	運用雲模型於協同過濾推薦系統之研究	166
CAM01-	具自動出題和診斷能力的關聯代數學習輔助系統	175
CAM02-	教師使用部落格輔助教學影響因素之研究	187
CAM03-	教師應用電子故事書教學之行動研究-以學前教育社群為例	201
CAM04-	探討WebQuest概念融入學習用電子書之學習成效研究	213
CAM05-	實施網路媒體素養教育之行動研究－以臺北市國小高年級學童為例	224
CAM06-	以web2.0概念應用於大學課輔網站之探討-從使用者角度為出發點	234
CAM07-	以LBS建構情境感知行動學習平台	245
CAM08-	導入故事接龍活動於國中國文寫作課程之學習環境建置與初探	257
CAM09-	應用模糊認知地圖與層級分析法之推薦式行動商務導覽	267
CAM10-	視覺傳播的改良計畫(II)－以眼動追蹤法探討電子書文字編排易讀性先驅研究	278
CAM11-	台灣北部國民小學資訊倫理落實現況之研究	288
CAM12-	多人線上遊戲模式應用於電腦輔助教學之研究-以輔助英文單字記憶為例-延伸摘要	299
CAM13-	資傳虛擬畢展之互動多媒體設計	310
CAM14-	Application and Performance of Character Education Website for Elementary School －Taking Respect and Caring as Core Value	318
EC01-	從科技接受模式與網路外部性觀點探討影響消費者採用行動銀行	328
EC02-	以科技接受模式探討行動社群網站之使用	341
EC03-	網站品質、互動性對旅客使用意圖之影響：跨國網站的比較	353
EC04-	應用模糊認知地圖與層級分析法之推薦式行動商務導覽	365
EC05-	從「制度為基礎的信任」、「知識為基礎的信任」來探討信任如何影響網路銀行的使用者	376
EC06-	企業選擇虛擬社群進行網路行銷因素探討	397
EC07-	導入行動報修模型之研究-以某企業為例	411
EC08-	由線上婚戀網站探討社會臨場感與自我揭露對於 親密關係的影響	421
EC09-	整合科技準備度、任務-科技適配模式與後接受模式探討雲端服務持續使用意圖之實證研究	432
EC10-	社群行動旅遊部落格之動態行程規劃決策輔助系統	442
EC11-	Google雲端服務品質對使用者合作與滿意度之影響-以Google_Docs為例	454
EC12-	基於雲端服務模式之即時配送媒合系統	465
EC13-	以廣告商品探討以QRcode結合行動行銷與平面廣告之民眾接受度研究	476
EC14-	大型線上遊戲行銷策略與消費行為之研究	486
EC15-	以媒體同步理論和社會網絡探討Twitter	495
EC16-	知識社群之網路廣告效益評估分析	508

CA-10

社群網路中基於規則空間模型藍紅樹之最佳學習順序

陳永輝* 黃谷臣** 高振洲***

*龍華科技大學資訊網路工程系 cyh@mail.lhu.edu.tw
**淡江大學體育室 tkuped@mail.tku.edu.tw
***淡江大學資訊工程學系

摘要

網路學習越來越普及的今日，如何透過社群網路發展適性化的學習而應用於智慧型數位學習系統中，及針對學習物件，提供學習者有效率的學習路徑和順序，已是越來越重要了。因此，我們針對系統基於規則空間模型(Rule-Space Model)，已經分析每一門課程之所有學習物件，和推論出合理學習成效之藍紅二元樹及其定義；以及推導出九種學習群組之社群網路(Social Network)分群演算法之前提下，定義出一門課程部分學習物件之子二元樹，並推演出每一個部分學習物件子二元樹之所有學習路徑。最重要地，定義每一學習物件與其他學習物件之關聯權重(Relation Weight, RW)，及以此分別求出所有學習路徑中，兩兩相鄰學習物件之信心水準(C Confidence Level, CL)，即可找出最佳學習順序。

關鍵字：規則空間模型、藍紅樹、關聯權重、信心水準、學習路徑

1. 簡介

1.1. 學習概念圖(Learning Concept Map)

在現今數位化的學習環境中，為了達成有效率又有學習成果的「適性化學習」，如何提供既適合又有效果的學習路徑給不同學習能力與不同背景的學習者，已是潮流的趨勢，因此學習概念圖(Learning Concept Map)的概念因應而生。學習概念圖的概念最早是由美國康乃爾大學的 Novak 教授與其研究團隊，利用 Ausubel 的學習理論[1, 2]，所提出於表示知識主題的結構[9]，而應用於教學方法、學習策略和學習評量的工具[10]。學習概念圖主要用以描述某特定主題中，兩概念間學習的先後關係，即所謂的先備條件(Pre-Condition)概念與後續條件(Post-Condition)概念之關係，代表先備條件概念為後續條件概念之基礎，後續條件概念為先備條件概念之延伸，即學習後續條件概念前，必須事先具備先備條件概念的觀念或知識。假設有兩個概念 A 和 B，若概念 A 為概念 B 之先備條件(Pre-Condition)，而概念 B 為概念 A 後延伸之後續條件(Post-Condition)，則可以由 $A \rightarrow B$ 關係表示於此學習概念圖。所以，一個學習概念可以有多个先備條件(Pre-Condition)概念，同樣地，此概念也可以是多個概念的先備條件(Pre-Condition)概念。因此，學習概念圖所涵蓋的概念範圍可以大到一個科系所學之學科，也可以小到某一章節之某一主題，端賴課程設計者的需求而設定。

學習概念圖的建構主要可分為手動建構、半自動化建構和幾近自動化建構三種方式。其中，完全手動的建構方式是一種非常費時又困難的知識擷取過程，且必須經由知識專家或是依照教育學者之教育理論的建議來建構學習概念圖。因此，目前發展半自動化和幾近自動化建構的學習概念圖為數位學習領域的研究重點[15]。所以，在[7]中利用技能相對頻率(relative skill frequency)分析法對學習者試題測驗內各個概念間之答對或錯的關係結果，進行反覆的統計和分析，產生不同概念間的技能相對頻率表，最後產生初步的學習概念圖。此方法可以有效的減少時間與人力成本，但因只利用試題概念間的對錯關係而產生的概念圖，包含太多雜訊而使得所建構的學習概念圖品質下降。Hwang 等學者[4, 6]首先利用關連式法則探勘技術，找到之試題間關連法則結合 Apriori 演算法而求得到信心水準之高低，再建構出半自動化的學習概念圖。之後，[3]再利用模糊化資料探勘演算法經過二階段概念圖之建構而能找出更符合實際需求的學習概念圖。

學習概念圖的應用已是越來越普遍，在[16]中，使用教材概念圖中各教材的權重值及利用基因演算法之動態互補分組而應用於小組間之合作學習，可以幫助學習者更有效率的學習。[17]使用符合先備條件與後續條件學習路徑控制機制的學習概念圖，應用於支援 SCORM 規格之學習元件而架設之學習管理平台，輔助學習者有效地學習，進而建構出屬於學習者個人需求的學習路徑。[18]則架設一套「網路上的合作探究式概念構圖系統」而應用於整合探究學習策略、合作學習策略和概念圖知識表徵法，且適用於網路上的合作式探究學習模式和學習活動，並提供學生一個相互合作而可以進行探究知識和表徵知識成果的學習環境。

1.2. 規則空間模型(Rule-Space Model)

圖1：Rule-Space Model推斷流程範例[5]

Tatsuoka (1983) 規則空間模型(Rule-Space Model)的方法，由學習概念關係圖可以清楚的分類學習物件間之內容關聯的先後關係，再由階層關係可以診斷出不同的學習成效。

1.3. 社群網路分析(Social Network Analysis)

社群網路指將人們因某些因素而連結在一起的一種社會關係網路，並利用社會圖(sociogram)來表示，其中，以點表示關係成員，並以線連結成員間的關係。[11]中說明了社群網路分析的方法包括核心措施、分析角色、圖論基礎、排列組合和統計分析等等。而傳統社群網路分析法可以透過問卷、訪談、觀察和蒐集社群網路資料，和應用圖論(graph theory)方法，可以作更進一步分析和解釋。所以社會網路分析是一種非常強而有力的分析方法，可以依其節點、單雙向關係，和關係的強度(如共同出現次數)等，在特殊領域中，可以分析成員間的關係。因此被定義為

- (1).節點「Node」，以 N 表示，圖形為「●」，一個節點可以代表某一特定人物名稱或狀態，各節點間可能存在直接或間接關係，也可能不存在任何關係。
- (2).社會網路分析通常以矩陣 A 來表示，以 A_{ij} 表示點 i 和點 j 間的關係，若 A_{ij} 值為0表示點 i 和點 j 間沒有任何關係，否則表示點 i 和點 j 間有關聯。因此若以圖形表示，節點與節點間的關係「Edge」，以 E 表示： $A \rightarrow B$ 代表 A 與 B 為單向關係， $A \leftrightarrow B$ 代表 A 與 B 為雙向關係。

社群網路分析(Social Network Analysis)之應用範圍很廣，因此[13]建構一套推薦系統利用 k -core和中心權重演算法(center weights algorithms)及社群網路分析的概念，來推薦可信任之線上網路拍賣者。而[12]提出一個逐漸增長的模型於社群中，讓在無線區域網路中參與者，原本不會積極參與互動，變得積極參與網路上之活動。

因此，第2章節介紹研究動機與問題研究，再來以藍紅樹推導出社群網路分群演算法於第3章節，第4章節則介紹如何利用規則空間模型推論出合理學習成效之部分學習物件子二元樹及其定義及第5章節為利用規則空間模型推論部分學習物件子二元樹之合理學習順序之定義，第6章節則驗證規則空間模型推論部分學習物件組合二元樹之最佳學習順序及其定義和演算法，最後章節再介紹本論文之貢獻及未來發展方向。

2. 研究動機與問題研究

在遠距學習系統中，怎樣提供一個有智慧而能夠自動診斷出學習者之學習狀態及有效率之補救方式已經是非常普遍的發展；特別是，結合社群網路之互相學習方式，已經變得越來越重要了。如何提供既適合又有效果的學習路徑給不同學習能力與不同背景的學習者，而達到適性化學習，已是潮流所趨。

因此，在[14]中，作者已經分析系統內每一門課程之所有學習物件，並提出了一個基於規則空間模型(Rule-Space Model)而推論出合理學習成效之藍紅二元樹及其定義；並以此定義推導出九種學習群組之社群網路(Social Network)分群演算法和分類出每一群組的藍紅樹。但是由規則空間模型所推論出合理學習成效之藍紅二元樹，只能表示出一

棵樹(一門課程)的學習成果，卻沒有告知學習者如何學習及有效率之學習。所以，就有下列三點有趣的問題，可以研究和推演：

- (1)基於規則空間模型(Rule-Space Model)的條件下，如何推導出每一門課程可以部分學習的子二元樹及其定義
- (2)基於規則空間模型(Rule-Space Model)的條件下，如何推導出每一個部分學習物件子二元樹之所有學習路徑及其定義
- (3)基於規則空間模型(Rule-Space Model)的條件下，如何從每一個部分學習物件子二元樹之所有學習路徑中，找到最佳學習順序的路徑及其定義和演算法。

3. 社群網路分群演算法之推導

由 Rule-Space Mode 分析產生之所有合理學習順序，可以轉換為各種學習成效之藍紅樹(Blue-Red tree)，因此當測驗評量後，每位學習者都會得到有一棵學習成效的藍紅樹，且當學習成效的藍紅樹相似或相異時，才可以分別出不同的群組；我們可以再依其差異性和相似度而分類為多個學習群組，做為社群網路(Social Network)建議互相學習群組之依據。九種社群網路(Social Network)學習群組，定義如下：

定義 1：假設有 N 個學習物件符合規則空間模型(Rule-Space Model)排列之二元樹，字集 μ 為所有合理的學習狀態(Learning States)轉換之藍紅樹的集合，我們再依其差異性和相似度而分類為 $G1(LS_B)$ 、 $G2(LS_R)$ 、 $G3(LS_{ll})$ 、 $G4(LS_{rr})$ 、 $G5(LS_{llr})$ 、 $G6(LS_{rrl})$ 、 $G7(LS_{lr})$ 、 $G8(LS_{rl})$ 和 $G9(LS_{l-r})$ 等九種社群網路(Social Network)學習群組，且必須滿足

(1).

$$G1(LS_B) \cup G2(LS_R) \cup G3(LS_{ll}) \cup G4(LS_{rr}) \cup G5(LS_{llr}) \cup G6(LS_{rrl}) \cup G7(LS_{lr}) \cup G8(LS_{rl}) \cup G9(LS_{l-r}) = \mu$$

(2).

$$G1(LS_B) \cap G2(LS_R) \cap G3(LS_{ll}) \cap G4(LS_{rr}) \cap G5(LS_{llr}) \cap G6(LS_{rrl}) \cap G7(LS_{lr}) \cap G8(LS_{rl}) \cap G9(LS_{l-r}) = \Phi$$

其中 Φ 表示空集合、 \cup 表示聯集和 \cap 表示交集，因此九種學習群組之社群網路(Social Network)分群如下：

(a) $G1(LS_B)$ ：學習狀態之藍紅樹全為藍樹(Blue Tree)(LS_B)，表示所有節點之學習物件通過學習成效之集合，如圖 2(a)所示。

(b) $G2(LS_R)$ ：學習狀態之藍紅樹全為紅樹(Red Tree)(LS_R)，表示所有節點之學習物件沒通過學習成效之集合，如圖 2(b)所示。

(c) $G3(LS_{ll})$ ：表示學習狀態之藍紅樹為左子樹全部通過學習成效，而右子樹全部沒通過學習成效學習之集合，如圖 2(c)所示。

(d) $G4(LS_{rr})$ ：表示學習狀態之藍紅樹為右子樹全部通過學習成效，而左子樹全部沒通過學習成效學習之集合，如圖 2(d)所示。

(e) $G5(LS_{llr})$ ：表示學習狀態之藍紅樹為左子樹全部通過學習成效，而右子樹沒有全部通過學習成效學習之集合，如圖 2(e)所示。

(f) $G6(LS_{rrl})$ ：表示學習狀態之藍紅樹為右子樹全部通過學習成效，而左子樹沒有全部通

過學習成效學習之集合，如圖 2(f)所示。

(g) $G7(LS_{lr})$ ：表示學習狀態之藍紅樹為左子樹通過學習成效之比率，大於右子樹通過學習成效之比率，所成之集合，如圖 2(g)所示。

(h) $G8(LS_{rl})$ ：表示學習狀態之藍紅樹為右子樹通過學習成效比率，大於左子樹通過學習成效之比率，所成之集合，如圖 2(h)所示。

(i) $G9(LS_{l=r})$ ：表示學習狀態之藍紅樹為左子樹通過學習成效比率，等於右子樹通過學習成效之比率，所成之集合，但比率值不會等於 1，如圖 2(i)所示。

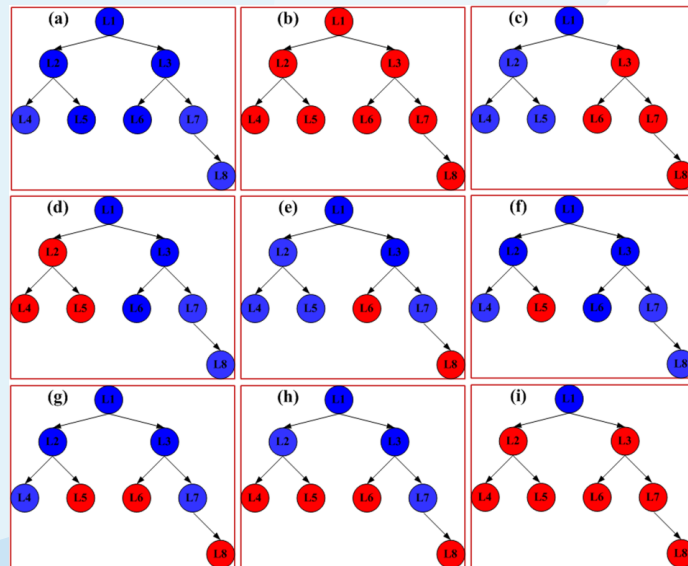


圖2：社群網路學習群組之藍紅樹範例

其中第(a)、(b)、(c)和(d)項為單一個學習成效藍紅樹(Blue-Red tree)之集合，而第(e)、(f)、(g)、(h)和(i)項則為多個相似特性藍紅樹(Blue-Red tree)之集合，且左(右)子樹節點學習物件不包括根節點學習物件，左(右)子樹通過學習成效比率，為左(右)子樹通過學習成效之節點數與所有左(右)子樹學習節點數(不包括根節點學習物件)之比，其值介於 0 和 1 之間(即 $[0,1]$)。

4. 規則空間模型推論出合理學習成效之部分學習物件子二元樹

由Rule-Space Mode分析產生之所有合理學習順序，可以轉換為各種學習成效之藍紅樹(Blue-Red tree)，其社群網路分群演算法之定義與推導，已於[14]介紹，因此，我們將由已定義之社群網路分群演算法延伸，先定義一門課程部分學習物件基於規則空間模型(Rule-Space Model)分析之子二元樹。

定義 2：假設有 W 個學習物件為 N 個學習物件 $L_i, i = 1, 2, 3, \dots, N$ 之子集， $1 \leq W \leq N$ ，滿足規則空間模型(Rule-Space Model)分析而產生之學習狀態(Learning States)排列二元樹(binary tree)之部分學習物件的階層關係二元樹，則 W 個學習物件所成之二元樹，必須為 N 個學習物件所成二元樹之子二元樹(sub-binary tree)，如圖 3 範例之表示。

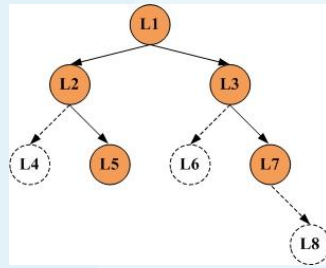


圖 3：基於規則空間模型之部分學習物件之階層關係二元樹範例

其中， $1 \leq W \leq N$ ，對任一學習路徑，除了根節點(Root Node)外，其上一層之父節點為每一子學習節點物件的基礎，學習權重(Weight)比率最重，且一直往上延伸至樹根節點(Root Node)皆是此學習物件節點的基礎，學習權重(Weight)比率相對較輕，以此類推。

定義 3: 假設有 N 個學習物件 $L_i, i = 1, 2, 3, \dots, N$ ，符合規則空間模型(Rule-Space Model)分析而產生之學習狀態(Learning States)排列之二元樹階層式關聯圖(Binary Tree Influence Diagram of Hierarchical Relation)中，若 W 個部分學習物件所成之二元樹為 N 個學習物件所成二元樹之子二元樹(sub-binary tree)，則假設包括樹根節點(Root Node)，由樹根節點(Root Node)切分為左子樹(Left Subtree)和右子樹(Right Subtree)，且樹根節點(Root Node)包含在左子樹(Left Subtree)之起點；左子樹(Left Subtree)再切分為左左子樹(Left of Left Subtree)和右左子樹(Right of Left Subtree)；右子樹(Right Subtree)再切分為左右子樹(Left of Right Subtree)和右右子樹(Right of Right Subtree)，以此類推。若左子樹(Left Subtree)有 N_L 種合理學習順序，右子樹(Right Subtree)有 N_R 種合理學習順序，左左子樹(Left of Left Subtree)有 N_{LL} 種合理學習順序，右左子樹(Right of Left Subtree)有 N_{RL} 種合理學習順序，左右子樹(Left of Right Subtree)有 N_{LR} 種合理學習順序和右右子樹(Right of Right Subtree)有 N_{RR} 種合理學習順序，假設全部有 M 種合理之部分學習物件組合，則所有合理部分學習物件組合的數目的表示為

$$M = N_L + N_L \times N_R = N_L(1 + N_R)$$

其中

$$N_L = N_{LL} + N_{LL} \times N_{RL} = N_{LL}(1 + N_{RL}) + 1$$

$$N_R = N_{LR} + N_{LR} \times N_{RR} = N_{LR}(1 + N_{RR})$$

因此，我們可知 M 種合理之部分學習物件組合，即為九種社群網路學習群組中， $(M+1)$ 顆藍紅樹中，去除紅色節點(學習物件)後，藍色節點(學習物件)所成之組合，由圖 4 之範例可知。

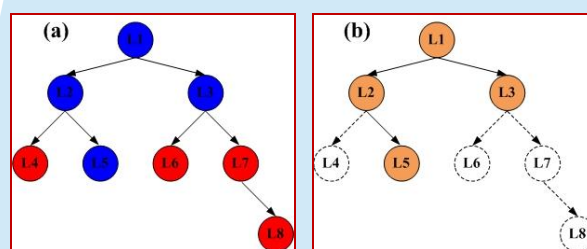


圖4：藍紅樹二元樹與部分學習物件組合關係之範例

我們利用 Kikumi K. Tatsuoka 所提出之 Rule-Space Model 推導出在同一門考試科目中，各學習物件/章節主題之內容關聯的階層關係(如圖 5)，做為學習診斷、分析和改善學習成效之依據。更進一步地，不同的學習者考一樣的分數，本研究可分析其學習物件所對應的階層關係，診斷出其所學之內涵不同，給予不同之建議與改進學習。

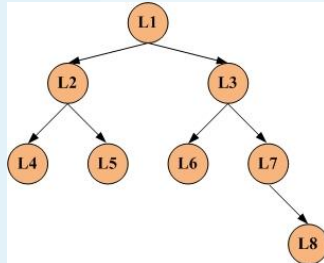


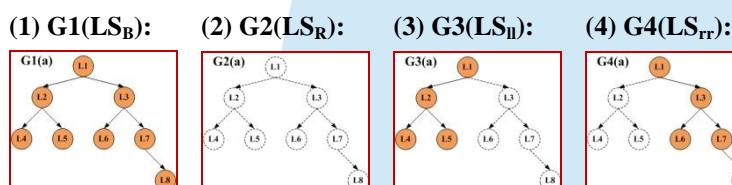
圖 5：課程學習物件之屬性關係

本研究以「經濟部資訊專業人員鑑定」(Information Technology Expert, ITE)之「網路通訊專業人員」(Information Technology Expert of Network Communication)證照考試之「區域網路」LAN(Local Area Network)科目主題章節之課程內容和其相對應之題庫為範例，推算出代表所有學習章節主題間順序關聯性之方式，以 Rule-Space Model 之縮減關聯矩陣(Reduced Incidence Matrix) Q_{ra} 表示所有可能之方法，而各章節主題間學習順序之關聯性所成集合之矩陣(矩陣內每一行代表一種學習順序之方法)。因此，「區域網路」LAN(Local Area Network)科目考試主題範圍包括：

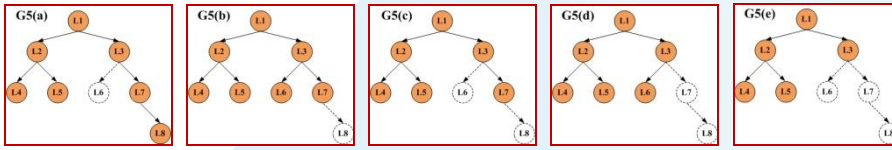
- L1: Internet History and Definition
- L2: Introduction to Network Communication Technology
- L3: Computing Model and Network Services Model
- L4: OSI Reference Model
- L5: Transmission Media
- L6: Network Topologies
- L7: LAN standards and Technology
- L8: Wireless LAN

各主題章節學習順序之關聯性，如圖5之二元樹的階層式關聯圖(Binary Tree Influence Diagram of Hierarchical Relation) 所示，其中之一範例，代表若要學會 L6(Network Topologies)，則必須要先學會 L1(Internet History and Definition)和 L3(Computing Model and Network Services Model) 主題，以此類推。

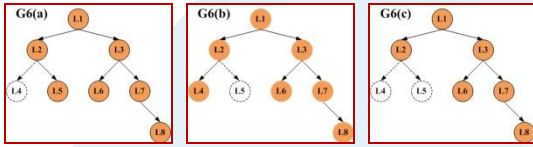
因此，所有合理部分學習物件組合可以由縮減關聯矩陣(Reduced Incidence Matrix) Q_{ra} 找出九種社群網路學習群組中基於規則空間模型之部分學習物件組合範例的圖例說明，如下所示



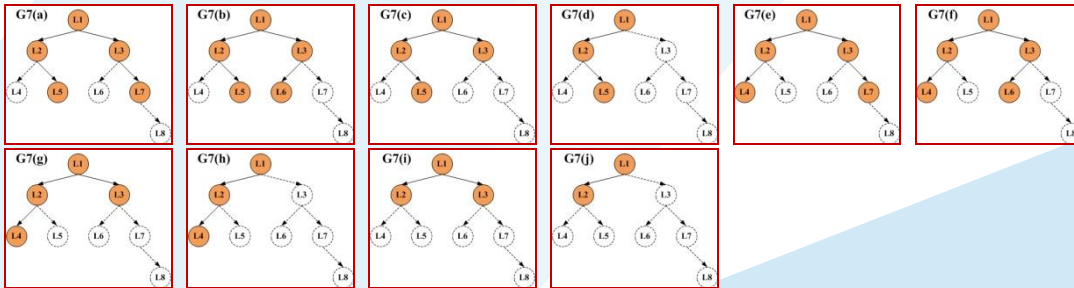
(5) G5(LS_{lr}):



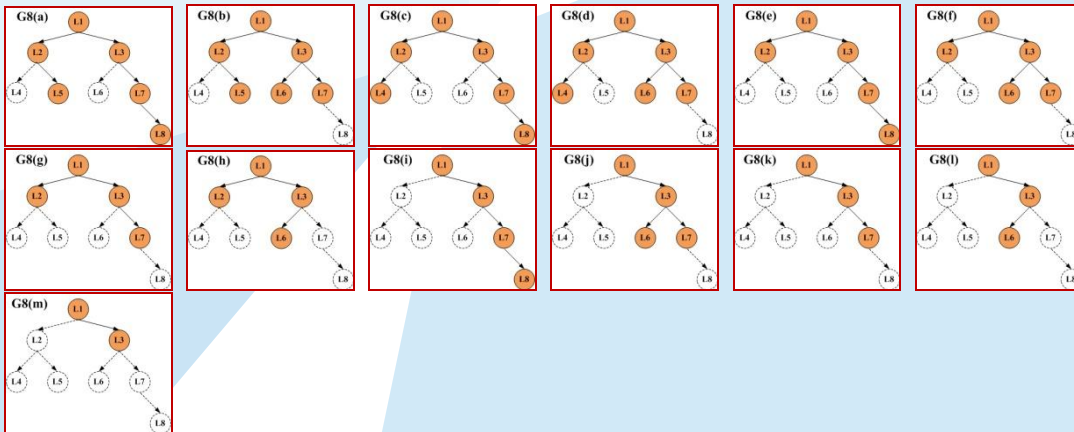
(6) G6(LS_{rri}):



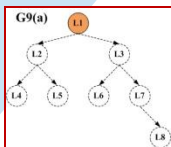
(7) G7(LS_{lr}):



(8) G8(LS_{rl}):



(9) G9(LS_{l=r}):



5. 規則空間模型推論部分學習物件子二元樹之合理學習順序

定義 4: 假設有 W 個學習物件為 N 個學習物件 $L_i, i = 1, 2, 3, \dots, N$ 之子集, $1 \leq W \leq N$, 基於規則空間模型(Rule-Space Model)分析而產生之學習狀態(Learning States)排列二元樹(binary tree)之部分學習物件的階層關係二元樹, 如定義 2, 則我們定義 W 個學習物件所成二元樹之學習路徑(Learning Path, LP)為 $LP=(S_1 \rightarrow S_2 \rightarrow \dots \rightarrow S_j)$, 其中 j 代表第 j 個學習物件為 S_j 且 $j = 1, 2, 3, \dots, W$, 及 S_j 代表 L_i 之某一學習物件之符合規則空間模型(Rule-Space Model)分析。

基於規則空間模型, 每一門學習課程之所有學習物件, 可以推論出 M 顆合理學習

成效之部分學習物件組合而成之二元樹，而每一棵部分學習物件之二元樹基於規則空間模型下，又可以推論出很多種合理之學習順序及找出一條最佳之學習順序，如圖 3 範例所示，由 L1、L2、L3、L6 和 L7 等五個學習物件所成之部分學習二元樹，則一定包含五個學習順位。

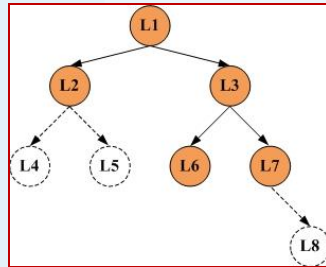


圖 6：合理學習成效之部分學習物件組合而成之二元樹範例

基於規則空間模型理論，當學習者要學習此課程之部分學習物件時，如圖 6 所示，第一順位必須先選擇 L1 物件學習；之後，第二順位可以選擇 L2 或 L3 物件學習。其一方式，第二順位選擇 L2 物件學習(L1→L2)，則第三順位只能選擇 L3 物件學習(基於規則空間模型) (L1→L2→L3)，而第四順位可以選擇 L6 或 L7 物件學習。若第四順位選擇 L6 物件學習，則最後之第五順位，只能選擇 L7 物件學習(L1→L2→L3→L6→L7)；若第四順位選擇 L7 物件學習，則最後之第五順位，只能選擇 L6 物件學習(L1→L2→L3→L7→L6)。其二方式，若第二順位選擇 L3 物件學習(L1→L3)，則第三順位有三種選擇，可以選擇 L2、L6 或 L7 物件學習；若第三順位選擇 L2 物件學習(L1→L3→L2)，則第四順位可以選擇 L6 或 L7 物件學習；若第四順位選擇 L6 物件學習，則第五順位，只能選擇 L7 物件學習(L1→L3→L2→L6→L7)；若第四順位選擇 L7 物件學習，則第五順位，只能選擇 L6 物件學習(L1→L3→L2→L7→L6)。第三順位之 L6 或 L7 物件學習之後順位之方式，以此類推。

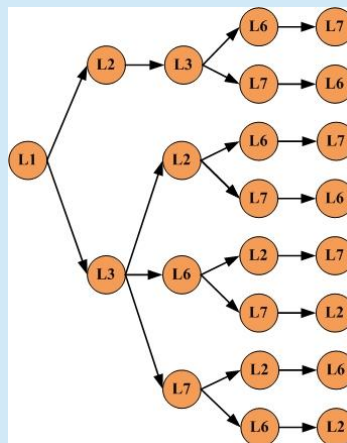


圖 7：部分學習物件二元樹推論出所有合理學習順序之方式

因此，我們可以推論出如圖 7 之推論方式，而最後推導出如表 1 所列之部分學習物件二元樹之所有合理的學習順序。

表 1：圖 6 部分學習物件二元樹之所有合理之學習順序

學習順序	學習順序	學習順序	學習順序
L1→L2→L3→L6→L7	L1→L3→L2→L6→L7	L1→L3→L6→L2→L7	L1→L3→L7→L2→L6
L1→L2→L3→L7→L6	L1→L3→L2→L7→L6	L1→L3→L6→L7→L2	L1→L3→L7→L6→L2

6. 規則空間模型推論部分學習物件組合二元樹之最佳學習順序

定義 5：假設有 W 個學習物件為 N 個學習物件 $L_i, i = 1, 2, 3, \dots, N$ 之子集, $1 \leq W \leq N$, 基於規則空間模型(Rule-Space Model)分析而產生之學習狀態(Learning States)排列二元樹(binary tree)之部分學習物件的階層關係二元樹及其學習路徑(Learning Path, LP), 如定義 2 和定義 4。若 W 個學習物件為 (S_1, S_2, \dots, S_k) , 則我們定義每一學習物件與其他學習物件之關聯權重(Relation Weight, RW)為一 $1 \times W$ 階層矩陣 $RW_{S_k} = [W_{S_1}, W_{S_2}, \dots, W_{S_W}]$ 代表此學習物件與學習物件 (S_1, S_2, \dots, S_k) 相對位址之關聯比率, 且 $0 \leq W_{S_1}, W_{S_2}, \dots, W_{S_W} \leq 1$ 。

其中 k 代表第 k 個學習物件為 S_k 且 $k = 1, 2, 3, \dots, W$, 及 S_k 代表 L_i 之某一學習物件。每一學習物件關聯權重(Relation Weight, RW)內之關聯比率為代表此學習物件有多少比率概念來自其他之學習物件, 因此代表此學習物件與父節點學習物件之關聯比率較高, 與自己之關聯比率為最高 1, 而與自己子孫之關聯比率為最低 0。

因此, 我們可以由 W 個學習物件基於規則空間模型(Rule-Space Model)分析而推出所有合理學習順序之學習路徑(Learning Path, LP)中, 配合每一個學習物件關聯權重(Relation Weight, RW)之關係而找到一條最佳學習順序; 則必須將每一條學習路徑之學習順序, 相臨兩個學習物件視為一組而分成 $(W-1)$ 個階段步驟, 每一階段步驟皆利用關聯權重(Relation Weight, RW)分別求出每一階段相同出發點之學習物件與到達不同學習物件之信心水準(Certainty Level, CL)。

定義 6(a)：若 W 個學習物件 (S_1, S_2, \dots, S_k) 符合定義 2、定義 4 和定義 5 之規則, 每一學習物件與其他學習物件之關聯權重(Relation Weight, RW)為一 $1 \times W$ 階層矩陣 $RW_{S_k} = [W_{S_1}, W_{S_2}, \dots, W_{S_W}]$ 代表此學習物件與學習物件 (S_1, S_2, \dots, S_k) 相對位址之關聯比率, 且 $0 \leq W_{S_k} \leq 1$ 。則每一學習物與其他學習物件之關聯權重(Relation Weight, RW)為 $RW_{S_k} = [W_{S_1,k}, W_{S_2,k}, \dots, W_{S_W,k}]$, 且 $0 \leq W_{S_1,k}, W_{S_2,k}, \dots, W_{S_k,k} \leq 1, k = 1, 2, 3, \dots, W$ 。

由此可知, 學習物件 S_1 的關聯權重(Relation Weight, RW)為 $RW_{S_1} = [W_{S_1,1}, W_{S_2,1}, \dots, W_{S_W,1}]$, 學習物件 S_2 的關聯權重(Relation Weight, RW)為 $RW_{S_2} = [W_{S_1,2}, W_{S_2,2}, \dots, W_{S_W,2}]$, 以此類推至學習物件 S_W 的關聯權重(Relation Weight, RW)為 $RW_{S_W} = [W_{S_1,W}, W_{S_2,W}, \dots, W_{S_W,W}]$

定義 6(b)：若 W 個學習物件 (S_1, S_2, \dots, S_k) 符合定義 2、定義 4 和定義 5 之規則, 若某一條學習路徑(Learning Path, LP)之相臨兩個學習物件之學習順序為 $S_t \rightarrow S_{t+1}$, 且與其他學習物件之關聯權重(Relation Weight, RW)分別為 $RW_{S_t} = [W_{S_1,t}, W_{S_2,t}, \dots, W_{S_W,t}]$ 及 $RW_{S_{t+1}} = [W_{S_1,t+1}, W_{S_2,t+1}, \dots, W_{S_W,t+1}]$, 則學習順序由 S_t 至 S_{t+1} 之信心水準(Certainty Level, CL)為

$$\begin{aligned} \text{CL}(S_t \rightarrow S_{t+1}) &= (W_{S1_t} \times W_{S1_{t+1}}) + (W_{S2_t} \times W_{S2_{t+1}}) + \dots + (W_{S_w_t} \times W_{S_w_{t+1}}) \\ &= \sum_{i=1}^w W_{S_i_t} \times W_{S_i_{t+1}} \end{aligned}$$

因此，所有合理學習順序之學習路徑(Learning Path, LP)中，在同一階段步驟，相同出發點之學習物件與到達不同學習物件所推出之信心水準(Confidence Level, CL)值最高者，則為此階段最佳之學習順序；而前一階段步驟所推出之學習順序，則將影響下一階段步驟，此最佳學習順序之到達點學習物件，則變成下一階段步驟之出發點學習物件，再推論到達不同學習物件之信心水準(Confidence Level, CL)值；以此類推出各個階段之最高信心水準(Confidence Level, CL)值，可以推出各個階段之最佳學習順序，再依序整合成一條完整之學習順序，即為此 W 個學習物件(S_1, S_2, \dots, S_k)之最佳學習順序。

定義 6(c)：若 W 個學習物件(S_1, S_2, \dots, S_k)符合定義 2、定義 4 和定義 5 之規則，對於所有合理學習順序之學習路徑(Learning Path, LP)，利用每一學習物件之關聯權重(Relation Weight, RW)與相鄰學習物件間推出之信心水準(Confidence Level, CL)，必須經過最多 (W-1)個階段步驟，即可找出最佳學習順序。

因此，我們必須由已知之合理學習順序中，找出一條最佳之學習順序，如圖 6 和圖 7 範例所示，有 5 個學習物件(L1, L2, L3, L6, L7)所成之基於規則空間模型推論之部分學習二元樹，假設每一學習物件之關聯權重(Relation Weight, RW)分別為

$$RW_{L1} = [1, 0, 0, 0, 0]$$

$$RW_{L2} = [0.5, 1, 0.3, 0.2, 0.1]$$

$$RW_{L3} = [0.6, 0.2, 1, 0, 0]$$

$$RW_{L6} = [0.2, 0.1, 0.5, 1, 0.2]$$

$$RW_{L7} = [0.1, 0.05, 0.4, 0.1, 1]$$

因此，由定義 6(c)及圖 7 可知，要找到一條最佳之學習順序，必須經由 5-1=4 個階段步驟，且分別找到各階段步驟之最高信心水準值，就可以找各個階段部分之最佳學習順序，再整合 1、2、3 和 4 階段之部分最佳學習順序，即可找到最佳之學習順序，敘述如下：

Step 1:

此階段有兩種學習順序，分別為(L1→L2)和(L1→L3)學習順序，則其信心水準分別為

$$\text{CL}(L1 \rightarrow L2) = (1 \times 0.5) + (0 \times 1) + (0 \times 0.3) + (0 \times 0.2) + (0 \times 0.1) = 0.5$$

$$\text{CL}(L1 \rightarrow L3) = (1 \times 0.6) + (0 \times 0.2) + (0 \times 1) + (0 \times 0) + (0 \times 0) = 0.6$$

則此階段之部分最佳學習順序為(L1→L3)

Step 2:

以 Step1 之部分最佳學習順序的到達學習物件 L3 為此階段的出發點學習物件，因此有三種學習順序，分別為(L3→L2)、(L3→L6)和(L3→L7)學習順序，則其信心水準分別為

$$\text{CL}(L3 \rightarrow L2) = (0.6 \times 0.5) + (0.2 \times 1) + (1 \times 0.3) + (0 \times 0.2) + (0 \times 0.1) = 0.8$$

$$\text{CL}(L3 \rightarrow L6) = (0.6 \times 0.2) + (0.2 \times 0.1) + (1 \times 0.5) + (0 \times 0.1) + (0 \times 0.2) = 0.64$$

$$\text{CL}(L3 \rightarrow L7) = (0.6 \times 0.1) + (0.2 \times 0.05) + (1 \times 0.4) + (0 \times 0.1) + (0 \times 1) = 0.47$$

則此階段之部分最佳學習順序為(L3→L2)

參考文獻

- [1] Ausubel D. P. (1968) *Educational psychology: A cognitive view*. New York: Holt, Rinehart & Winston.
- [2] Ausubel, D. P., Novak, J. D., & Hanesian, H. (1978). *Educational Psychology: A Cognitive View* (2nd Ed.). New York: Holt, Rinehart & Winston.
- [3] C,J Tsai, S.S. Tseng and C.Y Lin, “A two-phase fuzzy mining and learning algorithm for adaptive learning environment”, *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 2, pp. 429-438, 2001.
- [4] C.S. Hsu, S.F. Tu and G.J. Hwang, “A concept inheritance method for learning diagnosis of a network-based testing and evaluation system”, *International Conference on Computer-Assisted Instruction*, pp. 602-609, 1998.
- [5] Gierl M J, Leighton J P, Hunka S M., “Exploring the logic of Tatsuoka’s Rule-Space Model for test development and analysis.” *Educational Measurement: Issues and Practice*, pp.34-44, 2000.
- [6] G.J. Hwang, “A conceptual map model for developing intelligent tutoring system”, *Computers and Education*, Vol. 40, No. 3, pp. 217-235, 2003
- [7] J. Appleby, P. Samuels and T.T. Jones, “Diagnosis-a knowledge-based diagnostic test of basic mathematical skills”, *Computers and Education*, Vol. 28, No. 2, pp. 113-131, 1997.
- [8] Kikumi K. Tatsuoka, “Rule Space: An Approach for Dealing with Misconceptions based on Item Response Theory”, *Journal of Educational Measurement*, Vol.20, No.4, pp.345-354, 1983.
- [9] Novak, J. D., “Learning, creating, and using knowledge: concept maps As facilitative tools in schools and corporations”, Lawrence Erlbaum and Associates, 1998.
- [10] Novak, J.D. & Goin, D.B. (1984). *Learning how to learn*. New York : Cambridge University Press.
- [11] Philippa Pattison, Stanley Wasserman, *Constructing Algebraic Models for Local Social Networks Using Statistical Methods*, *Journal of Mathematical Psychology* 39 (1995) 57-72
- [12] Trevor Fenner, Mark Levene, George Loizou, George Roussos, *A stochastic evolutionary growth model for social networks*, *Computer Networks* 51 (2007) 4586–4595.
- [13] Wang Jyun-Cheng, Chiu Chui-Chen, *Recommending trusted online auction sellers using social, network analysis*, *Expert Systems with Applications* 34 (2008) 1666–1679.
- [14] Yung-Hui Chen, Yen-Da Chen, Chiou-Yng Lee, Martin M. Weng, Neil Y. Yen and Hui-Ju Lu, “Social Network Learning Based on Blue-Red Trees Inference and Analysis of Rule-Space Model”, in the IET International Conference on Frontier Computing -Theory, Technologies, and Applications (IET FC2010), pp.312 –317, Taichung, Taiwan, ROC, August 4-6, 2010.
- [15] 曾憲雄、蔡秀滿、蘇東興、曾秋蓉、王慶堯(2005)，*資料探勘*，台北，旗標出版股份有限公司
- [16] 陳彥州、鍾斌賢、林聰武(2004)，*應用基因演算法於概念圖動態學習分組之研究*，碩士論文，私立中原大學資訊工程研究所
- [17] 謝章冠、陳年興(2002)，*網路學習之學習路徑控制機制*，碩士論文，國立中山大學資訊管理研究所。
- [18] 李啟龍、張國恩(2000)，*網路上的合作探究學習*，碩士學位論文，國立台灣師範大學資訊教育研究所。