

國立政治大學心理學研究所  
碩士論文

指導教授：楊立行 博士

類別學習的個別差異分析：  
以潛在剖面技術為例

研究生：鍾德政

中華民國 100 年 7 月

## 摘要

自 1990 年開始，有越來越多的研究者開始重視類別學習表現的個別差異，即不同的受試者為何會在相同的分類作業中使用不同的策略。在過去，我們透過知識分化的現象去瞭解人們個別差異的分別，個別差異的分析可以幫助我們瞭解人與人之間的變異性與獨特性，然而，隨著這方面的研究逐漸增多，個別差異因素對於心理歷程的重要性不斷的被放大，但在過去類別學習的研究中對於個別差異的分析仍然一直沒有太深入的探討，主要是因為個別差異的分析結果，充滿了太多的不確定性以及未知可能性。在上述的狀況下，使用過去研究常用的分類方法，如非階層群聚分析中的 k-means 群聚分析法，必須先設定要分類組別數情狀下，未知可能性的組別可能就會被忽略，甚至被硬性併到其他組別，不但導致整體資料的遺失，嚴重的情況下還會使研究的效果無法突出。

為了避免過去分類時分析方法的缺點，所以本研究使用潛在剖面分析幫助分類學習中知識分化的分組，潛在剖面分析並不像 K-Means 聚類法與階層式聚類法一開始就要決定組別數目，而是取決於不同的組數數目時誰有最佳的適合度統計量。相信使用潛在剖面分析可以避免知識分化中未知可能性組別的遺失，此點已在本研究的三個分析中可以得到證實。

本研究分別對於幾種不同類型的類別學習作業進行潛在剖面分析，透過研究中的四個實驗，以期開發出一套適合分析分類策略對於個別差異影響的方法。企圖證明在不同類型的實驗結構下，依然能使用潛在剖面分析來分類，且分類的結果可以找出適當的分組以及發現實驗未預期的組別。並結合結構方程混合模型，進一步去釐清在知識分化現象中，影響分類策略選擇的因子。

關鍵字：類別學習、個別差異、工作記憶、潛在剖面分析、結構方程混合模型

## 目錄

|                            |    |
|----------------------------|----|
| 第一章 緒論                     | 1  |
| 第二章 文獻探討                   | 3  |
| 第一節 分類對於人類生存的重要性與過去研究的表徵形態 | 3  |
| 第二節 類別學習的分析工具              | 6  |
| 階層式聚類法                     | 7  |
| K-Means 聚類法                | 8  |
| 潛在剖面分析技術                   | 9  |
| 第三節 各種應用於分類研究之分析工具的比較      | 11 |
| 第四節 研究目的                   | 14 |
| 第五節 知識分化                   | 16 |
| 專家知識中的知識分化                 | 16 |
| 函式學習的知識分化                  | 17 |
| 類別學習                       | 21 |
| 影響類別學習中知識分化現象的可能原因         | 24 |
| 第六節 工作記憶與知識分化的關係           | 26 |
| 工作記憶                       | 26 |
| 工作記憶廣度與知識分化現象的關係           | 27 |
| 第七節 自發性知識分化                | 28 |
| 第八節 RULEX 實驗               | 30 |
| 第三章 分析一                    | 32 |
| 第一節 蔡涵如（民 97）實驗一           | 33 |
| 結果                         | 34 |

|                         |    |
|-------------------------|----|
| 訓練階段 .....              | 34 |
| 測驗階段 .....              | 36 |
| 練習階段與測驗階段的相關 .....      | 39 |
| 工作記憶容量與實驗一分類策略的關係 ..... | 40 |
| 第二節 蔡涵如（民 97）實驗二 .....  | 44 |
| 結果 .....                | 45 |
| 訓練階段 .....              | 45 |
| 測驗階段 .....              | 47 |
| 練習階段與測驗階段的相關 .....      | 50 |
| 工作記憶容量與實驗二分類策略的關係 ..... | 51 |
| 第三節 綜合分析 .....          | 54 |
| 第四章 分析二 .....           | 58 |
| 結果 .....                | 60 |
| 訓練階段 .....              | 60 |
| 測驗階段 .....              | 63 |
| 討論 .....                | 67 |
| 第五章 分析三：RULEX 實驗 .....  | 69 |
| 方法 .....                | 71 |
| 受試者 .....               | 71 |
| 實驗設備 .....              | 71 |
| 實驗材料 .....              | 71 |
| 實驗程序 .....              | 72 |
| 結果 .....                | 73 |

|                                      |            |
|--------------------------------------|------------|
| 練習階段                                 | 76         |
| 測驗階段                                 | 79         |
| <b>第六章 綜合討論</b>                      | <b>85</b>  |
| 線性分類規則的分類學習作業                        | 85         |
| 非線性分類規則的分類學習作業                       | 89         |
| 非規則的分類學習作業                           | 90         |
| 與過去方法比較與技術貢獻                         | 93         |
| 研究限制與未來研究方向                          | 94         |
| 結論                                   | 95         |
| <b>參考文獻</b>                          | <b>96</b>  |
| <b>附錄</b>                            | <b>100</b> |
| 附錄一.蔡涵如(民 97)類別學習作業的實驗流程與刺激材料        | 100        |
| 刺激材料                                 | 100        |
| 實驗流程                                 | 101        |
| 附錄二.蔡涵如(民 97)工作記憶廣度作業的實驗流程與刺激材料      | 103        |
| 反向數字記憶廣度作業 (backward digit span)     | 103        |
| 記憶更新作業 (memory updating)             | 104        |
| 運算廣度作業 (operation span)              | 105        |
| 語句判斷作業 (sentence span)               | 106        |
| 空間短期記憶作業 (spatial short term memory) | 107        |
| 附錄三、楊立行(民 96)類別學習作業的實驗流程與刺激材料        | 108        |
| 受試者                                  | 109        |

|                       |     |
|-----------------------|-----|
| 實驗設備·····             | 109 |
| 實驗材料·····             | 109 |
| 實驗流程·····             | 110 |
| 附錄四、RULEX 實驗指導語 ····· | 111 |
| 附錄五、RULEX 實驗刺激 ·····  | 112 |



## 圖表目次

### 表次

|   |    |
|---|----|
| 表一、不同典型的潛在變數模式與開創人物·····  | 12 |
| 表二、Nosofsky、Palmeri 與 McKinley(1994)實驗一測驗階段各圖片受試者選擇 A 的機率表····· | 31 |
| 表三、蔡涵如(民 97)實驗一訓練階段分組人數與適合度指標·····                              | 34 |
| 表四、蔡涵如(民 97)實驗一測驗階段分組人數與適合度指標·····                              | 37 |
| 表五、蔡涵如(民 97)實驗一學習階段與測驗階段各組人數變化表·····                            | 40 |
| 表六、蔡涵如(民 97)實驗一知識分化類別的人數與人數百分比·····                             | 42 |
| 表七、蔡涵如(民 97)實驗二訓練階段分組人數與適合度指標·····                              | 45 |
| 表八、蔡涵如(民 97)實驗二測驗階段分組人數與適合度指標·····                              | 48 |
| 表九、蔡涵如(民 97)實驗二知識分化類別的人數與人數百分比·····                             | 51 |
| 表十、蔡涵如(民 97)多團體結構模式的人數、系數與適合度指標·····                            | 57 |
| 表十一、楊立行(民 96)訓練階段分組人數與適合度指標·····                                | 61 |
| 表十二、楊立行(民 96)測驗階段分組人數與適合度指標·····                                | 64 |
| 表十三、楊立行(民 96)學習階段與測驗階段各組人數變化表·····                              | 68 |
| 表十四、RULEX-EXP 訓練階段知識分化類別的人數與適合度指標·····                          | 77 |
| 表十五、RULEX-EXP 測驗階段分組人數與適合度指標·····                               | 81 |
| 表十六、RULEX 實驗訓練階段與測驗階段各組人數變化表·····                               | 82 |

## 圖次

|   |    |
|---|----|
| 圖一、Lewandowsky、Kalish 和 Ngang(2002)函式學習的實驗程式畫面              | 19 |
| 圖二、Lewandowsky 等人(2002)函式學習研究之結果                            | 20 |
| 圖三、Yang 和 Lewandowsky (2004)實驗的類別結構與刺激材料示意圖                 | 22 |
| 圖四、Yang 和 Lewandowsky(2004)實驗學習到真實界線結果示意圖                   | 24 |
| 圖五、Lewandowsky、Robert 與 Yang(2006)研究的刺激示意圖                  | 25 |
| 圖六、Kalish、Lewandowsky 和 Kruscke (2004) 實驗一的函式學習作業結構圖        | 29 |
| 圖七、蔡涵如(民 97) 實驗一訓練階段各組平均數與標準誤                               | 36 |
| 圖八、蔡涵如(民 97) 實驗一測驗階段各組平均數與標準誤                               | 39 |
| 圖九、蔡涵如(民 97) 實驗一結構方程混和模型示意圖                                 | 41 |
| 圖十、蔡涵如(民 97) 實驗一結構方程混合模型各組平均數                               | 43 |
| 圖十一、蔡涵如(民 97) 實驗二訓練階段各組平均數與標準誤                              | 47 |
| 圖十二、蔡涵如(民 97) 實驗二測驗階段各組平均數與標準誤                              | 50 |
| 圖十三、蔡涵如(民 97) 實驗二結構方程混合模型各組平均數                              | 53 |
| 圖十四、蔡涵如(民 97)多團體結構方程混合模式                                    | 55 |
| 圖十五、楊立行(民 96) 訓練階段各組平均數與標準誤                                 | 62 |
| 圖十六、楊立行(民 96) 測驗階段各組平均數與標準誤                                 | 65 |
| 圖十七、楊立行(民 96) 訓練階段各組函式學習分類示意圖                               | 67 |
| 圖十八、RULEX 實驗之實驗程序   | 73 |
| 圖十九、Nosofsky、Palmeri 與 McKinley (1994)轉換刺激的真實資料分布與模型預測分布示意圖 | 74 |
| 圖二十、分析三實驗轉換刺激圖片的資料分布圖                                       | 75 |
| 圖二十一、RULEX 實驗訓練階段各組平均數與標準誤                                  | 78 |



|   |     |
|---|-----|
| 圖二十二、Nosofsky、Palmeri 與 McKinley (1994)與分析三實驗各圖片機率比較圖 ..... | 80  |
| 圖二十三、RULEX 實驗測驗階段各組平均數與標準誤.....                             | 84  |
| 圖二十四、蔡涵如 (民 97) 實驗二的類別結構與刺激材料示意圖.....                       | 100 |
| 圖二十五、蔡涵如 (民 97) 類別學習作業刺激呈現順序.....                           | 101 |
| 圖二十六、Yang 和 Lewandoesky(2004)實驗學習到知識分化界線的結果示意圖.....         | 102 |
| 圖二十七、反向數字廣度作業實驗流程示意圖.....                                   | 103 |
| 圖二十八、記憶更新作業實驗流程示意圖.....                                     | 104 |
| 圖二十九、運算廣度作業實驗流程示意圖.....                                     | 105 |
| 圖三十、語句判斷作業實驗流程示意圖 .....                                     | 106 |
| 圖三十一、空間短期記憶作業實驗流程示意圖 .....                                  | 107 |
| 圖三十二、空間短期記憶作業示意圖 .....                                      | 107 |
| 圖三十三、楊立行 (民 96) 的實驗的類別結構與刺激材料示意圖.....                       | 108 |

## 第一章 緒論

在最近二十年關於類別學習的研究中，開始有愈來愈多的研究者重視到類別學習表現的個別差異，尤其是不同的受試者為何會在相同的分類作業中會使用不同的策略（Little & Lewandowsky, in press; Nosofsky, Clark, & Shin, 1989; Nosofsky, Palmeri, & McKliney, 1994; Yang & Lewandowsky, 2003, 2004）。然而，雖然瞭解個別差異的影響與重要性，但這些研究多半仍停留在現象說明的層次上，對於分類歷程中個別差異的產生成因，則幾乎沒有深入的探討。可以想像之所以會如此，主要原因除了是欠缺理論層次的引導以及適合的類別學習作業來展現不同的分類策略外，沒有一個良好的分類技術來表徵分類學習作業中受試者使用不同的學習策略，也是關鍵因素之一。

在眾多分類學習作業中，Yang和Lewandowsky（2003, 2004）的知識分化作業應該算是最能夠清楚展現分類策略上個別差異的作業。他們利用特殊的類別結構以及在訓練階段中適當地安排情境因素，使得受試者不論是否選用情境來幫助分類，均能在訓練階段達到完全正確；但在測驗階段中，則利用刺激檢查是否受試者使用了情境以輔助分類。根據情境使用與否，受試者的分類策略很清楚地可以被區分成不同組別。此外，近來也有許多研究開始關心分類作業的表現與工作記憶之間的關係，尤其關心是否工作記憶廣度愈大的受試者，類別學習表現愈好。然而，這類型研究中，工作記憶廣度與學習表現多半是由多重指標構成，因此，傳統的迴歸分析恐怕不足以勝任。為此，我們需要一個良好的統計技術表徵不同的分類策略。

本研究的主要目的除了希望透過四個類別學習作業實驗的分析，以期開發出一套適合分析分類策略對於個別差異影響的方法外，還包括瞭解類別學習表現中個別差異在組間的重要性，即是不同的受試者為何會在相同的分類作業中會使用不同的策略，這些不同策略的組別相互之間的關係又是如何，最後，根據分析的

結果支持知識分化理論的存在與探索深度。

本研究與先前研究相比，最大不同處在於嘗試使用潛在剖面分析（Latent Profile Analysis）分析類別學習資料，尤其試圖引入此法分析類別學習中的個別差異現象。在過去研究中，傳統的分類技術（例如：階層式聚類法（hierarchical clustering techniques）與K-Means聚類法）在分析過程中常常受限於資料的結構而無法分類，潛在剖面分析在對於潛在類別的分類將顯得有彈性以及可靠許多。

為檢驗上述想法，本研究分別對四個實驗進行分析，其中三個實驗為二次分析的結果，在分析一中，蔡涵如(民96)的研究包含兩個實驗，皆是以Yang 和 Lewandowsky（2004）的實驗為基礎，並測量受試者的工作記憶容量，以探討工作記憶與類別學習間的關係，重點在於使用潛在剖面分析後所分類出來的潛在類別是否可以適當的體現個別差異的影響，以及個別差異的影響又是在類別學習的哪個階段開始產生，是否在實驗的練習階段就出現，亦或是在實驗的測驗階段才開始出現，而這些潛在類別分別與工作記憶的關係又是如何，將在分析一中討論；在分析二中，楊立行(民97)的研究，要求受試者學習非線性函式的分類規則，並給予不多的足夠線索，企圖讓受試者在非線性函式的情境下自發性的去產生知識分化的現象，此研究只有進行分類學習作業，而沒有測量工作記憶容量的作業。在分析一與分析二中，本研究針對定義充分（即，明確的分類規則）的類別結構，檢驗潛在剖面分析是否可以幫我們找出潛在於學習表習下的個別差異。但分析三的重點則是，當資料蒐集於未良好定義的類別架構時，潛在剖面分析是否合用。故分析三將重複Nosofsky、Palmeri與McKinley(1994)的實驗，他們所使用的類別結構並沒有明確定義好的分類規則，適滿足目前分析之所需。以下將先回顧知識分化、工作記憶以及分類技術的相關討論。

## 第二章 文獻探討

本研究的主要目的除了希望透過四個類別學習作業實驗的分析，以期開發出一套適合分析分類策略對於個別差異影響的方法外，還包括瞭解 類別學習表現中個別差異在組間的重要性，即是不同的受試者為何會在相同的分類作業中會使用不同的策略，這些不同策略的組別相互之間的關係又是如何，最後，根據分析的結果重新探索分類學習中知識分化的現象。以下將針對相關文獻進行回顧與探討，針對不同領域回顧知識分化的研究，以及無情境線索下知識分化現象的自發性，延伸到分類學習中的分類策略的個別差異探討。

### 第一節 分類對於人類生存的重要性與過去研究的表徵形態

從人類有歷史開始，「何謂知識？如何獲取知識？以及何謂有效的知識？」此議題就不斷的被關注與爭論，要知道知識是抽象的，是傳達概念的一種方式，故而要精確的定義知識是困難的，即便如此，有關於知識的問題依然是人類思想的重要議題之一。且此議題至今仍廣泛地在心理學領域裡被討論，人到底是如何感知外在世界，以及在心中形成相對應的知識表徵（representation）？由認知發展的角度來看，普遍的認為知識是由人和外在世界的互動中逐漸累積而來，藉由比對新舊訊息，將新訊息納入原有知識架構，與舊訊息做連結（interconnection）、同化（assimilation），或調整（accommodation），甚至是重整（reorganization）知識架構來處理外在世界的訊息（Kimball & Holyoak, 2000; Schickedanz, Schickedanz, Forsyth, & Forsyth, 2001）。

知識的創造與累積是人類得以在地球上生存並成為主宰的重要條件之一，人

類經由與環境的互動與瞭解，開始儲存龐大與雜亂的知識，並運用這些知識進行修改或創造，透過累積，不斷的改變人類生存的模式以更利於發展。在龐大且雜亂的知識中，人類是如何進行有效的運用，這就涉及了人類生存的另外一個重要能力，分類的能力。分類的重要性在於以簡馭繁。從人類嬰兒牙牙學語開始，就已經開始進行分類能力的運用，透過眼睛與氣味，嬰兒可以分辨熟悉人與陌生人的差別；在成長的過程中，透過社會環境的觀察學習，可以分辨是非善惡，以及什麼是該做的事與不該做的事，經由分類學習到規則；即便是成人，在印象形成的過程中，也會經由過去經驗分類新認識的朋友是喜歡的人或不喜歡的人，在交縱複雜的情境下，也會經由分類選擇對自己最為有利的選擇，這些都是透過過去經驗所形成的知識，經過自主的分類後所獲得的最佳化答案。分類的自動化，是使人類可以在任何情境下皆可以自在生存的重要能力。

分類能力對於人類的影響性，在心理學領域，尤其是認知心理學中的影響甚深，如「專家知識」此一議題，專家與新手對於特定領域的分類能力差異。專家是經由長時間審慎地學習、思考而在某特定領域內有穩定傑出表現的人 (Ericsson & Lehmann, 1996)，其與新手相異之處有二：第一，專家在已知訊息不全時，仍能快速判斷並提取相關知識；第二，專家有卓越的再認能力，不同於新手使用外在特徵為線索，專家使用抽象的內在表徵，因此能追蹤已知訊息並從記憶裡提取相關資訊 (Chase & Simon, 1973; Chi, Feltovich, & Glaser, 1981)。研究者將專家所展現的高效能表現，歸因為專家具有組織良好 (well-organized) 且內部統整的龐大知識基礎之故，他們透過不斷地練習已形成高度連結而更精練完整的知識結構 (Bedard & Chi, 1992; Glaser, 1996)。

然而過去有研究指出 (Roth & Shoben, 1983)，針對同一個問題，人會因為情境的改變而有不一致的表現，顯示人們在解決問題時，往往會忽略問題本身結構的相似性，只考慮表面結構上的不同，即會因為情境線索的不同，而做出不同的反應。在專家知識的研究中，Lewandowsky 和 Kirsner (2000) 發現專業消防員對

於火場情勢判斷的表現不如想像中穩定且正確。他們發現消防員會因為無關的情境線索，而以不相同的判斷方式評判火災蔓延狀況，甚至對物理資訊完全相同的火災做出完全相反的判斷。顯示知識分化系統可能是異質性的組成，對此 Lewandowsky 和 Kirsner (2000) 提出「知識分化 (Knowledge Partition)」的說法。

知識分化現象說明個別差異在分類能力上的重要性，即為什麼同一份作業對於不同的受試者會有不同的分類策略選擇。知識分化的現象不只會在專家身上出現，一般人也可能形成此一知識表徵。一般認為之所以在學習歷程中出現知識分化的現象，是因為受試者希望減低作業難度以利學習所致，並指出情境線索就是引發知識分化的重要元素。然而 Kalish、Lewandowsky 和 Kruschke (2004) 於函式學習作業中發現，即使不借助外在情境線索，人們也可依靠刺激材料本身的組成成分進行知識分化。換句話說，知識分化現象的發生並非侷限於特定的情境操弄，而是更普遍的存在一般學習歷程之中。

上述研究，反應個別差異在函式學習作業當中的分類類型，「規則可充分定義的類別結構」，主要可以分為兩種，產生知識分化的類別與未產生知識分化的類別，即學會知識分化界線的組別 (KP 組) 與學會真實界線的組別 (TB 組)。而在非充分定義的類別結構的研究中，例如多向度的二元刺激當中，Nosofsky、Palmeri 與 McKinley (1994) 所進行的 RULEX 實驗，其所使用的類別結構無法找出充分定義的類別規則，目的是在於使受試者透過觀察圖片特徵的改變去學習分類的規則。Nosofsky 等人認為，當人們面臨較複雜的情境時，為了去學習分類，並不太會使用相似性的判斷，而是會自行先使用一簡單的規則進行分類，如若這一簡單的規則無法適用於全部的分類，且只有少部分例外時，人們會將例外背下來，而非改變成另外一條規則，所以該實驗稱為 RULEX (Rule-Plus-Exception) 實驗。然而，Nosofsky 等人的實驗並未說明個別差異的分類型態，只是與 Medin 和 Schaffer (1978) 所提出的 Context Model 做比較，在 Context Model 中認為人分類是以刺激與記憶中類別範例的相似性作為標準，以相似性最高的類別標籤做為刺

激所屬類別，但 Nosofsky、Palmeri 與 McKinley(1994)的 RULEX 模型則認為人分類是以規則為標準，並將不符合規則的刺激記下以方便分類。結果發現，RULEX 實驗似乎更貼切於後者，即便如此，Nosofsky 等人的 RULEX 模型依然無法解釋使用相似性判斷規則的類別，但我們卻可以依此推論出，在此一多向度的二元類別結構下，有兩種主要的分類類別，即使用規則加例外進行分類的組別與使用相似性判斷進行分類的組別，此為本研究的重要發現之一。

## 第二節 類別學習的分析工具

根據上述，在過去研究的早期，雖然已經開始瞭解個別差異的影響與重要性，並有各種理論的表徵型態，但這些研究多半仍停留在現象說明的層次上，大多都是針對類別表徵的各種型態進行討論，對於分類策略的討論，則幾乎沒有深入的探討。如 RULEX 實驗，Nosofsky 等人只能說明在真實情境當中，受試者使用規則加例外此一分類規則進行分類的人在人數比例上相較於使用相似性判斷當作分類規則進行分類的人要來的多，卻無法說明主要有哪些規則。可以想像之所以會如此，主要原因有二：一為缺少合適的統計分析工具，在分類學習的作業當中，缺少有效的分類工具，可以對於龐雜的資料進行分類，更不用說適用在後續更深層次的分析當中；二為缺少適切的實驗設計，以過去研究為例，分類學習一直到 Yang 和 Lewandowsky(2003, 2004)運用知識分化現象進行分類研究後，才較有機會以實驗手法找出不同分類策略的族群，但這似乎也僅止於針對知識分化現象的存有與否的探討上。是否他們研究所展現出來的分類策略的個別差異，僅在於知識分化之有無？其實不然，只是過去研究未更深入探討或受限於分析工具的制約。

在類別學習的分析方法當中，尤其是對於分類學習所使用策略的分類而言，

可以有三種方法是可以滿足我們對於分類的需求，分別為階層式聚類法（hierarchical clustering techniques）、K-Means聚類法與潛在剖面分析（latent profile analysis）。在過去研究當中，最常使用的方法為階層式聚類法與K-Means聚類法。然而，這兩種方法皆存在著許多的不穩定與問題。所以本研究試圖使用潛在剖面分析來進行分類的分析，並與其他兩種方法相比較，特別是在心理學領域上的應用，潛在剖面分析的價值與運用也將會越來越重要。以下則簡單的分別介紹三種在分類作業當中主要的統計分析方法。

### 階層式聚類法（hierarchical clustering techniques）

階層性聚合技術可以細分為聚合法(Agglomerative Algorithm)與分裂法(Divisive Algorithm)二種。聚合法是先將每一筆資料視為一個群聚，然後每次將特性最相近的二個群聚合而為一，直到群聚數目達到事先所設定的數目為止。而分裂法是把整個資料集合看成一個群聚，然後逐次分裂，每次都會在其中一個群聚裡，切割相似度最低的連結，成為二個較小的群聚，直到群聚數目達到事先所設定的數目為止。以此類方法所產生的分群結果可以是一個樹狀圖的形態，其較鄰近的節點就是較相似的資料，且群聚合併與分裂的過程也能表現出來。

一般應用階層式分群演算法時，較常使用聚合法，而其群聚距離的評估方式有四種，第一種是重心連結聚合演算法(Centroid-linkage Agglomerative Algorithm)，如公式(1)所示，計算式中的C代表群聚， $m_i$  代表群聚 $C_i$ 的重心，其評估方式為二個群聚重心的間距。第二種是平均連結聚合演算法(Average-linkage Agglomerative Algorithm)，如公式(2)所示，計算式中的x與x'分別代表二個群聚內的資料點，其評估方式為二個群聚間，資料點與資料點的距離總和之平均。第三種是完整連結聚合演算法(Complete-linkage Agglomerative Algorithm)，如公式(3)所示，其評



估方式為二個群聚間，最遠的兩個資料點之距離。第四種是單一連結聚合演算法（Single-linkage Agglomerative Algorithm），如公式(4)所示，其評估方式為不同群聚中，最接近的兩個資料點之距離。

$$d_{mean}(C_i, C_j) = \|m_i - m_j\| \quad \text{公式(1)}$$

$$d_{avg}(C_i, C_j) = \frac{1}{|C_i| |C_j|} \sum_{x \in C_i} \sum_{x' \in C_j} \|x - x'\| \quad \text{公式(2)}$$

$$d_{max}(C_i, C_j) = \max_{x \in C_i, x' \in C_j} \|x - x'\| \quad \text{公式(3)}$$

$$d_{min}(C_i, C_j) = \min_{x \in C_i, x' \in C_j} \|x - x'\| \quad \text{公式(4)}$$

以上四種評估方式中，只有單一連結聚合演算法可以探索任意形狀的群聚，但是也因為此特性而造成它容易受雜訊及離群值所影響。單一連結聚合演算法最大的缺點在於無法辨別分離情形不明顯的聚類、容易產生帶狀的聚類結果，即分類後的組態易呈帶形形狀，如果帶狀兩端的點不相似，容易產生誤導。而完整連結聚合演算法雖然是以點跟點之間最大距離來分類，但也因此容易產生較多的聚類數，因為當一聚類點逐漸增多，與聚類外其他點的距離亦逐漸增大，這些其他點要併入次聚類內的機率也逐漸變小。

## K-Means 聚類法

在所有的非階層式分群演算法中，K-Means聚類法是最典型的方法。在使用此方法之前，必須先決定分群結果的群聚數量，也就是定義 $k$ 的值。當K-Means初始化時，會先任意選擇 $k$ 個資料點做為群聚的中心點。接著依據所有資料點與

每一個群聚中心點的距離，將所有的資料點分配到各自最接近的群聚。然後再從新產生的每一個群聚中，找出新的群聚中心點，並依照新產生的群聚中心點來重新分配所有的資料點。此步驟會反覆執行到每一個群聚中心都不再改變為止。

K-Means以群聚的中心點來代表所有資料點，所以能減少大量的計算，但是隨機選擇的初始中心點不恰當時，會造成分群效率不佳，降低分群可靠度。而且該方法以群聚的重心作為群聚的代表點（Representative Objects），所以群聚結果很容易被雜訊（Noises）或是離群值（Outliers）所影響，而且無法辨識出非凸邊形的群聚。K-Means聚類法的函式請見公式(5)，其中 $k$ 為聚類個數， $X_j$ 為第 $j$ 筆輸入向量， $C_i$ 為第 $i$ 個聚類中心（向量）， $J$ 為第 $i$ 類聚類之目標函數。 $w=[w_{ji}]$ 為 $n \times k$ 的二位元矩陣。

$$J = \sum_{i=1}^k J_i = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n w_{ji} \|X_j - C_i\|^2 \quad \text{公式(5)}$$

簡單來說，若要使用K-Means聚類法需事先確定群集的數目 $k$ 及初始聚類中心點位置，若初始位置不盡理想，使得目標函數 $J$ 落入局部解，最後分類出來的群集將不甚理想。

### 潛在剖面分析技術（Latent Profile Analysis）

首先，潛在剖面分析技術是一個有限的混合模型（Finite Mixture Model），一般認為是由Lazarsfeld與Henry（1968）所提出，潛在剖面分析不同於傳統類別分析的地方在於，它並不像K-Means聚類法與階層式聚類法一開始就要決定組別數目，而是取決於不同的組數數目時誰有最佳的適合度統計量，且每一組的特徵值也是在分析過後才知道的。潛在剖面分析適用於當觀察變項為連續變項時，且潛

在類別數目大於2的時機下使用。

經由潛在剖面分析技術所分類出來的組別，有以下幾點特點：每一組皆可以估計出每一個觀察變項的統計期望值，並且可以知道觀察變項在不同組別的機率，即每一個受試者在不同組別的機率。而不同於K-Means聚類法與階層式聚類法兩種方法皆依靠距離矩陣（distance matrix）去發現群聚結果，階層式聚類法是在每一個步驟都在矩陣中找新的距離，而K-Means聚類法則是不斷去的嘗試起始點，潛在剖面分析則是使用分配假設去找到組別，潛在剖面分析的分配假設提供了測量的距離。潛在剖面分析的分配假設為多變量常態分配（Multivariate normal distribution），它是由許多單變量的常態分配所組成，其函式如下所示，其中  $\mu$  是平均向量， $\Sigma$  是共變數矩陣，充分的（Well-known）常態分配在多變量上稱之為多變量常態分配。多變量常態分配的函式請見公式(6)。儘管真實的資料並不一定符合多變量常態分配，但多變量常態分配卻有許多在數值分析上良好且強韌的特性；此外，根據中央極限定理，隨著樣本數的增大也會使多變量常態分配在統計量上取得聚斂。

$$f(X) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-(X-\mu)\Sigma^{-1}(X-\mu)/2} \quad \text{公式(6)}$$

潛在剖面分析所使用的函式如公式(7)所示，其中  $\eta_j$  代表個人在第j組的機率，而個人在所有組得機率相加為1， $x_i$  代表在i變項上的觀察值， $\mu_{ij}$  代表個人在第j組中第i個變項的平均數， $\sigma_{ij}^2$  代表個人在第j組中第i個變項上的變異數。

$$f(X_i) = \sum_{j=1}^K \eta_j \prod_{i=1}^p \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \quad \text{公式(7)}$$

最後，在組別的解釋部分，分析完後研究者需要去檢驗每一個項目的機率以得到每一組的特徵值，以去命名與解釋；而一個簡單的方法則是去看每一個變項的條形圖。本研究則是使用M-Plus進行潛在剖面分析。

### 第三節 各種應用於分類研究之分析工具的比較

過去研究最常使用的分類方法為非階層群聚分析中的 k-means 群聚分析法，如 Yang 與 Lewandowsky (2003, 2004) 等人所使用的分類方法即為 k-means 群聚分析法，k-means 演算法屬於硬式群聚分析方法，在必須先設定要分類的組別數的情況下，未知可能性的組別可能就會被忽略，甚至被硬性併到其他組別，不但導致整體資料的遺失，嚴重的情況下還沒使研究的效果無法突出，為此方法的主要缺點。另外，除了組別數的先決問題外，分群方式還有兩個缺點：第一，當受試者表現和兩個以上分類標準具有相同相似程度時，便無法將受試者分群；第二，即使受試者表現和各標準相似程度不高，仍會將之歸入與其相似程度相對來較高的標準分類表現。此特性導致各組中參雜些許非典型表現，會拖累並模糊各分類類型的表現。而有些表現良好卻無法被分類的受試者表現則會被忽略，這些皆會影響各實驗各分類表現間的比較與討論。

根據上述所說，為了避免過去分類時分析方法的缺點，所以本研究使用潛在剖面分析幫助分類學習中知識分化的分組，潛在剖面分析並不像K-Means聚類法與階層式聚類法一開始就要決定組別數目，而是取決於不同的組數數目時誰有最佳的適合度統計量，且每一組的特徵值也是在分析過後才知道的。潛在剖面分析適用於當觀察變項為連續變項時，且潛在類別數目大於2的時機下使用。

在現代心理學的研究中，多半通過樣本可觀察的、可測得的行為表現對個體

潛在或內隱的認知、情緒等進行間接的測量。因此，統計模型的潛在結構分析（Latent structure analysis）在心理學研究的統計中逐漸顯得重要且有意義。根據外顯變項和潛在變項的數據類型，可以將外顯變項與潛在變項之間理論關係的潛在結構分析分為四大類：潛在類別分析（Latent Class Analysis）、潛在特質分析（Latent Trait Analysis）、潛在剖面分析（Latent Profile Analysis）與因素分析（Factor Analysis）。不同潛在結構的變數模式如表一所示。研究者常常假設外顯變項與潛在變項皆為連續變數，此種分析可被視為因素分析並得到廣泛的使用。但是，在實際研究中，由於研究工具或數據收集等的問題，所分析的數據未必能滿足連續的要求；另一方面，並非所有心理特徵都屬於連續變項，即個體之間的某些心理特徵差異可能並不是或不僅是量的差異，也可能體現某些群體之間質的差異。

表一、不同典型的潛在變數模式與開創人物

| 潛在變數 | 外顯變數  |   |
|------|---|---|
|      | 類別  | 連續  |
| 類別   | 潛在類別分析<br>Latent Class Analysis                                   | 潛在剖面分析<br>Latent Profile Analysis                         |
|      | Lazarsfeld & Henry(1968)<br>Goodman(1974)<br>Clogg(1981)          | Gibson(1959)<br>Lazarsfeld & Henry(1968)<br>Rost(1985)    |
| 連續   | 潛在特質分析<br>Latent Trait Analysis<br>(also Item Response Theory)    | 因素分析<br>Factor Analysis<br>(include EFA and CFA)          |
|      | Richardson(1936)<br>Lawley(1943)<br>Rasch(1960)<br>Haberman(1974) | Spearman(1904)<br>Thurstone(1935, 1947)<br>Jöreskog(1967) |

（資料來源：邱皓政，潛在類別模式，2008）

潛在剖面分析做為一種實用的潛在特徵分類技術，除了能有效挖掘類別變項數據訊息外，還能彌補因素分析等其他潛在結構分析方法無法處理類別變項的不足，與其他研究方法互為補充，可更為全面揭示心理研究的內在本質。

對於潛在剖面分析技術在心理學上的應用，潛在剖面分析最基本的應用就是根據外顯的行為指標來判斷個體的潛在特徵分類，並瞭解各種類型的人數比重，有助於對各種特徵的個體進一步的研究或採取不同的處理方式，這種分析方式通用於各個領域的心理學研究。潛在剖面分析的這種分類功能在國外廣泛應用於教育與心理學測驗、社會心理調查、心理診斷、人才測評等應用研究。Notelaers, Einaesen, De Witte和Vermunt（2006）用潛在類別模型來對從業人員在工作中受欺凌的情況進行研究分類，並通過外在效標對此種分類方法與傳統的分類方法結果進行檢驗，結果發現基於潛在類別的分類與外在效標的相關更大，比傳統方法的分類更為精細，分類也更為有效。另外，Tracey D. Wade, Ross D. Crosby和Nicholas G. Martin(2006)也使用潛在剖面分析對澳洲女性在飲食失調的症狀上進行分類，結果分出五種飲食失調的基本型態。

根據上述研究我們可以知道，基於模型的潛在剖面分析在類別數目的判斷以及分類特徵等方面有更為科學、客觀的判斷標準，因此潛在剖面分析在心理研究中對個體心理或行為特徵的分類有著重要的作用。此外，這種分類結果也為心理研究中樣本同質性與異質性問題提供訊息。

對於潛在剖面分析技術在類別學習中的應用，由於個別差異對於個體在類別學習中所承擔的角色，所以在形成分類策略的過程中，就會產生不同的變化與群體，導致行為反應（e.g., 反應時間與正確率）的不同。這些群體之內的穩定特徵與群體之間的學習策略的不同，正代表著個別差異所產生的群體同質性與異質性，本研究希望藉由潛在剖面分析可以釐清個別差異在類別學習中知識分化現象的影響，並進一步瞭解這些學習策略所形成的內在表徵是在何時形成，是在類別學習的練習階段就已形成，亦或是在測驗階段受試者才形成。以及分類過後的不同群體之間，個別差異的不同是否會影響工作記憶容量的不同，不同群體對於工作記憶之間的關係又為何，將是本研究的重點。

潛在剖面分析的另外一個優點是可以跟結構方程模式做結合，稱作結構方程

混合模式 (Structure Equational Mixture Model)。傳統的結構方程模式在結構模式部分，潛在變項一般皆為潛在連續變項的存在以探討潛在變項之間的關係，但結構方程混合模式，卻可以探討潛在連續變項與潛在類別變項之間的變化，且潛在類別變項的觀察值指標不一定只可以使用類別尺度的變項，也可以同時使用連續尺度的變項，這使得潛在剖面分析的使用時機與範圍可以更適切的應用於類別學習的分類作業中。

最後，相信使用潛在剖面分析可以避免知識分化中未知可能性組別的遺失，此點已在本研究的三個分析中可以得到證實。而根據潛在剖面分析分類出來組別的特徵值，可以輕易的解釋組別之間的變化與差異，方便研究者對於知識分化組別命名。

#### 第四節 研究目的

本研究將分別對四個實驗進行分析，前三個實驗為二次分析的結果，最後一個實驗，RULEX 實驗為本研究唯一進行之實徵實驗，研究目的在於透過分析四種不同類型的分類作業，以期開發出一套適合分析分類策略對於個別差異影響的方法，並在知識分化的理論上進行更深入的探討。

在分析一中，蔡涵如(民 97)的研究包含兩個實驗，皆是以 Yang 和 Lewandowsky (2004) 的實驗為基礎，並測量受試者的工作記憶容量，以探討工作記憶與類別學習間的關係，重點在於使用潛在剖面分析後所分類出來的潛在類別是否可以適當的體現個別差異的影響，以及個別差異的影響又是在類別學習的哪個階段開始產生，是否在實驗的練習階段就出現，亦或是在實驗的測驗階段才開始出現，而這些潛在類別分別與工作記憶的關係又是如何，將在分析一中討

論。

在分析二中，楊立行(民 96)的研究只有一個實驗，要求受試者學習一條非線性的分類規則，並給予不多的足夠線索，企圖讓受試者自發性地產生知識分化的現象，此研究只有進行分類學習作業，而沒有測量工作記憶容量的作業。

最後，在分析三中，RULEX 實驗重覆使用 Nosofsky 等人(1994)的類別結構設計，企圖擴大潛在剖面分析的應用範圍，在分析一與分析二中，研究所使用的潛在剖面分析將應用於定義充分的分類規則之學習，包括線性與非線性的分類規則。但在 RULEX 實驗所使用的刺激材料並無法使用函式學習的方式加以學習，該刺激材料是使用多向度的二元刺激所形成之圖片，目的是在於使受試者透過觀察圖片特徵的改變去學習分類的規則。

本研究的重點除了企圖開發出一套適合分析分類策略對於個別差異影響的方法外，還包括瞭解類別學習表現中個別差異的重要性，即是不同的受試者為何會在相同的分類作業中會使用不同的策略，根據文獻我們瞭解知識分化現象在其中扮演著關鍵的角色。何為知識分化的作用？知識分化是人類在學習歷程中的重要現象，其有助於簡化作業難度，使人類能敏感於學習刺激以及其間的關聯，會因為不同的刺激項目之間的關聯性形成不同的分類表現。尤其是在類別學習表現的個別差異研究中，我們透過受試者知識分化的不同類別，來表示個別差異的表徵。以下將分別對本研究三個分析進行各領域的文獻探討，尤其是類別學習中的知識分化部分。



## 第五節 知識分化

### 專家知識中的知識分化

知識分化(knowledge partitioning)現象最起先是在專家謬誤的研究中發現的，為能有效了解知識分化，在此先重新回顧專家知識中的知識分化現象。所謂的專家，是指在其領域經過特定的學習或經驗的大量累積，並能過有系統的整合知識，通過問題時能夠有效的運用策略與領域內相關的大量知識，甚至是獨到的見解來回答該領域相關的研究議題，對於這些在該領域有傑出表現的人所給予的稱呼。然而，在最近二十年開始，許多心理學家發現這些透過整合的知識並不能完全的避免失誤的產生，專家有可能反而因為處理專業領域中情境相似的作業時，只注意到情境的相似性，而忽略了其他重要的因素導致失誤的產生。

雖然普遍認為專家知識的整合是有其一致性的，在其專業領域展現高效能與穩定的同時，並不會受到無關情境線索的影響，但在Lewandowsky與Kirsner(2000)對於消防員評估火勢的研究對於上述的看法卻呈現相反的證據。他們想要瞭解專家在其擅長領域中對於事件判斷錯誤的原因，即為什麼會有專家失誤的發生，他們在研究中徵求14名平均服務18.31年，並皆曾在火場擔任決策角色，資歷經驗豐富的消防員，以及一般的大學生做為受試者，要求其評估火勢蔓延範圍，兩者在研究中所代表的角色分別是專家與生手的差別。在給予火災的詳細物理資訊的同時，物理資訊即風速與地形坡度，還伴隨著兩種不同的情境線索(context)，在這個研究中情境線索是做為對預測火勢蔓延無關的線索，分別是回火

(Back-burning)，指的是為了燒出防火巷，協助控制火勢，而自行施放的火；以及要撲滅的火(Fire-Fighting)兩種。事實上，影響火勢蔓延最重要的兩個因素為風速與地形坡度，若風速與地形坡度方向相反，相對於兩者同向時，火勢蔓延的方向較不易被察覺。換言之，火勢蔓延的狀態無關乎回火以及要撲滅的火，皆以

風速與地形坡度為準則。

結果發現，雖然整體而言專家預測火勢的能力高於生手，但專家同時也會受到情境線索的影響，對於相同條件的火勢做出矛盾的預測，也就是說即使兩火災物理條件相同，在被告知為回火或需要被撲滅的火時，亦即情境線索不同時，專業的消防員在研判火災蔓延情形會產生不一致的現象，反而對於一般人而言卻不會有這種不一致現象的反應。做為此研究的重要發現，我們可以知道即使情境並不能提供火勢蔓延的訊息，專家仍會藉由情境線索來協助判斷，而生手不會。即專家會因為情境的不同，做出不同的反應；而生手卻單純依靠火場的訊息作答。

根據上述的研究發現，Lewandowsky與Kirsner（2000）提出知識分化的概念，認為人在某領域的概念並非存在於一個不可分割的整體，而是依照不同情境線索被拆解成數個知識的封包（Knowledge parcels），每一個封包內皆含有部分知識，且封包間彼此獨立，這些彼此獨立的知識甚至有可能會產生相互矛盾的情形。在面對問題時，依據不同的情境線索挑選不同封包內的知識來解決問題，因而可能造成不一致的結果。

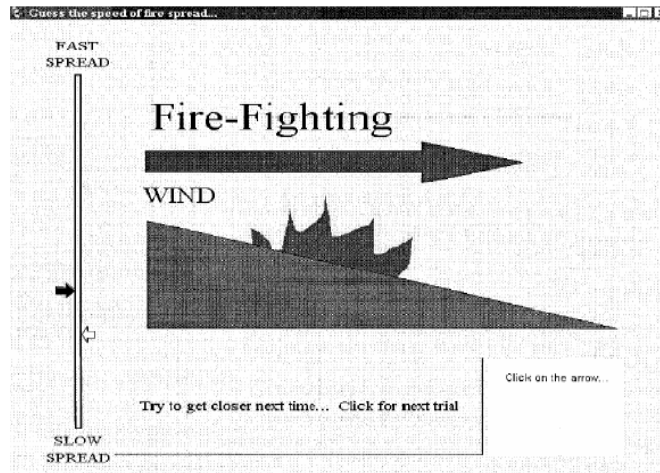
### 函式學習中的知識分化

由於知識分化現象在專家研究上被發現，為進一步瞭解知識分化是專家特有的表徵方式、亦或是學習後所產生的普遍現象，Lewandowsky、Kalish和Ngang（2002）透過函學習實驗，發現知識分化現象普遍存在，只要適當地安排情境線索與部分學習內容有相關性，一般受試者也會有知識分化現象的表現。在函式學習的典範中，受試者將學習對不同的刺激做出不同的反應，其中每一個刺激都會對應到某一個反應強度，而刺激與反應強度的關係是由某一條被主試者預先設定的函式所決定。受試者在每次學習嘗試中，必須去揣測該次學習刺激的對應答案；同時，

受試者在整個過程中並不會看見他們所學習的函式，訊息的提供都是以圖形化的方式表達，故受試者沒有機會直接思考函式本身為何，但經過充分的練習，受試者仍會將訓練階段所接觸的那些刺激概化成一條連續的函式（e.g., Busemeyer, Byun, DeLosh, & McDaniel, 1997）。

利用函式學習來複製先前的消防員實驗有以下幾個條件需要被注意：(1) 在訓練階段，所有問題都可以使用與情境無關的方式解答；(2) 問題可與不同情境搭配出現，且控制情境不會一直連續出現；(3) 情境無法直接預測學習結果；(4) 測驗階段中，所有問題能以不同的情境呈現。以上的四個條件也被認定為日後所有要誘發出知識分化現象不可或缺的元素。

實驗分為兩個階段，訓練階段與測驗階段。在訓練階段中，受試者被要求學習刺激與反應強度之間的對應關係，而此對應關係則是由事先設定好的函式所決定。在他們的實驗中，受試者須要學習的是一條U型曲線的二次方程式，單在學習過程中，沒有數字或任何方程式出現，而是出現圖形刺激代表刺激值的強弱，並要求受試者以滑鼠在另一個長條軸上點出相對應的預測長度。當受試者完成反應後，正確答案會被標記於數軸上正確的對應位置，若受試者的答案與正確位置之間的距離相差小於一定的數值，則不計為錯誤。他們使用的刺激材料可見圖一。



圖一、Lewandowsky、Kalish 和 Ngang（2002）函式學習的實驗程式畫面。

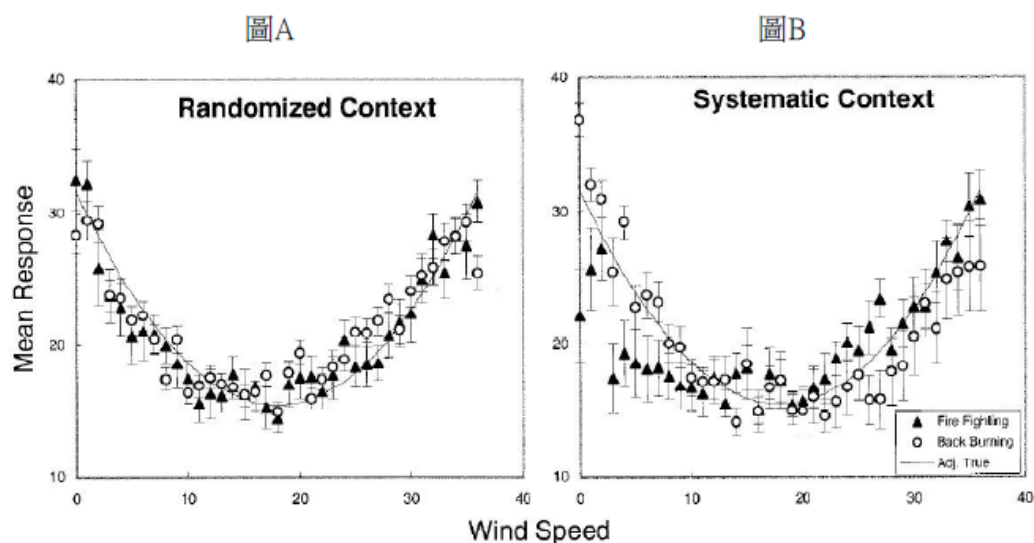
圖中央黑色橫向箭頭為風速，表示刺激強度；情境線索以文字呈現於黑色橫向箭頭上方，分為「Fire-fighting」與「Back-Burning」兩種；左下方白色小箭頭為受試者做出的反應；圖中最左側的黑色小箭頭為給予受試者正確訊息回饋。（Lewandowsky, Kalish & Ngang, 2002）。

由圖一可見，黑色箭頭的長度表示刺激強度，左下角的白色箭頭表示反應強度，情境變項則是以文字方式呈現，分別為回火以及要撲滅的火。受試者須要根據代表刺激強度的箭頭長度，調整圖中左下角白色小箭頭的位置來表示其預測的火勢蔓延速度。測驗階段會出現訓練階段中沒有出現過的新刺激，實驗者可藉由觀察受試者在測驗階段的表現，這些新刺激用來幫助實驗者推測受試者學習到的表徵。

Lewandowsky等人還在訓練階段中增加了對情境線索與刺激間配對關係的操弄。將實驗分為兩組，一組為系統組（systematic context condition），即情境線索與刺激間成系統系的搭配；另一組為隨機組（randomized context condition），即情境線索與刺激間呈隨機搭配。因為情境線索本身並無法協助受試者預測結果，所以不論在系統情境組或隨機情境組中，受試者應該都可以學會忽略情境線索，學會由實驗者所定義的二次函式。然而，若是系統組受試者有較高的機會學習到依據情境線索的不同，分開學習不同部分刺激的判斷規則，即表示他們表現出知識

分化的現象。

實驗結果發現，僅隨機情境組的受試者學會二次函式，而系統情境組的受試者則是會在兩種情境下分別採用不同的反應，當情境線索為回火時，受試者採用一條由左上到右下漸趨平緩的曲線；反之，當情境線索為要撲滅的火時，受試者則改使用另一條由右上到左下漸趨平緩的曲線。其末端都比實際的U形曲線平緩，但隨機組則沒有此現象。這顯示了知識分化現象對於一般人而言只要經過適當的學習後，也可能有知識分化的現象出現。另外，此研究的實驗四並沒有出現知識分化的原因，Lewandowsky等人認為可能與作業的難易程度有關。在簡單的學習情況下，受試者就不需要藉由情境線索協助作答，但在複雜的學習情況下，受試者則可能需要學習依劇情境的不同，選擇不同的知識來幫助自己簡化問題方便作答，因此知識分化有可能是為簡化問題的複雜度因應而生的解決問題策略之一。

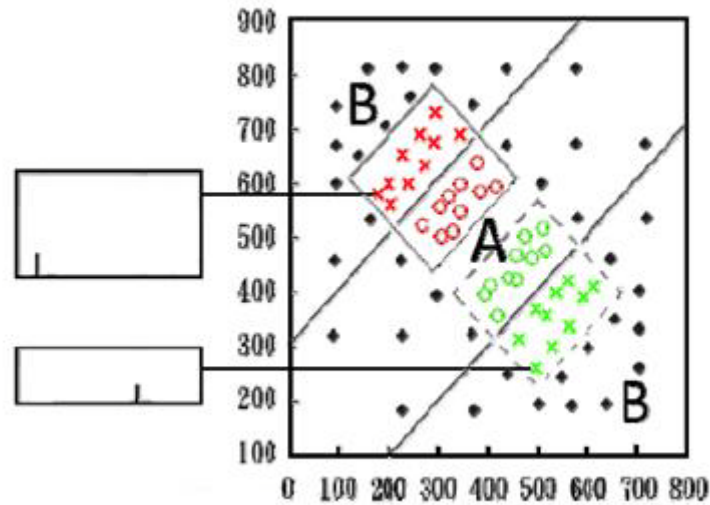


圖二、Lewandowsky 等人（2002）函式學習研究之結果。圖 A 為隨機情境組中受試者的表現，圖 B 為系統情境組中受試者的表現。其中「○」為受試者在回火（Back-Burning）情境，而「▲」表示受試者在要撲滅的火（Fire-Fighting）情境。（Lewandowsky, Kalish & Ngang, 2002）。

## 類別學習

Yang與Lewandowsky(2003, 2004)將知識分化的構想延伸至類別學習的領域，他們以類別學習實驗來觀察知識分化現象。本研究將完全重製他們的實驗，下面將會簡述他們的實驗。在類別學習的實驗中，受試者被要求透過嘗試錯誤的方式學會正確的類別結構。Yang與Lewandowsky(2004)所使用的類別結構可以由函式 $|Y-X-100|=200$ 表示，參見圖三。

類別結構被函式定義為三個部分，落在左上方空間與右下方空間的刺激均屬於類別B，落在中間的刺激則屬於類別A。使用的實驗刺激材料如圖三左方所示，為內含一條垂直短線的矩形圖案，短線位置以及矩形高度對應於類別結構的X軸與Y軸，為正確分類函式中會用到的訊息。他們的實驗仿照之間的函式學習實驗，但所使用的情境線索則是顏色代替，所以在訓練階段中的刺激中有一半是紅色，而另一半是綠色，在圖三中分別是實線與虛線矩形的部分，任一顏色中，均有等量的類別A與類別B。這點與先前函式學習實驗相同，表示顏色對刺激的分類沒有預測力。



圖三. Yang 和Lewandoesky (2004) 實驗的類別結構與刺激材料示意圖。訓練階段的刺激分別以「○」、「X」表示，圖左上方實線正方形區塊中的刺激以紅色呈現，圖右下方虛線正方形區塊中的刺激以綠色呈現，其中「○」表示刺激屬於類別A，紅綠色各10個；而「X」表示刺激屬於類別B，紅綠色各10個，合計40個。測驗階段的刺激則以「◆」表示，類別B中，上下兩空間分別會出現14個刺激；類別A中會出現12個刺激，共計40個刺激，加上從訓練階段出現過的刺激隨機挑選的20個舊刺激，合計60個刺激。刺激材料則如圖左方所示的內含有垂直短線的矩形。

實驗分為兩階段，學習與測驗階段。訓練階段中有40個刺激以不同的隨機順序在8個學習區間內重覆出現，紅綠色各半，任一顏色中有一半的刺激屬於類別A，一半屬於類別B。受試者在訓練階段可由短線位置及矩形高度的搭配學習到分類的規則以分類這些刺激到不同類別。測驗階段則由60個新舊刺激組成，其中20個訓練階段出現過的舊刺激，40個為從未呈現過的新刺激，測驗階段的新刺激如圖三所示皆以「◆」表示，刺激分別以兩種顏色各呈現一次。受試者需要依據在訓練階段所學得的規則，分類測驗階段出現的所有刺激，實驗想藉由測

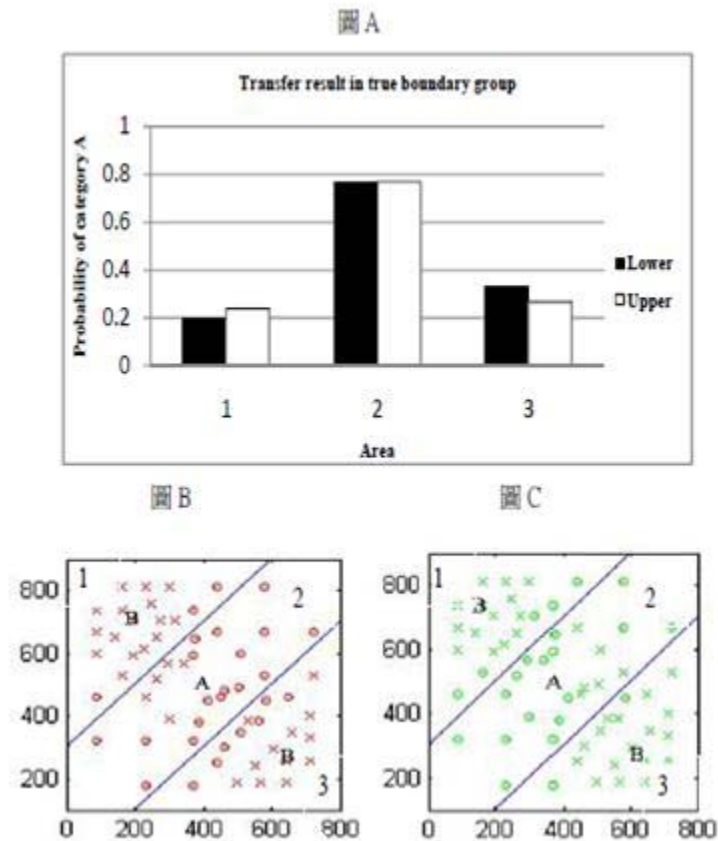
驗階段，來觀察類別學習是否也有知識分化的現象，即受試者是否採用無關的情境線索協助其形成分類規則。

此外，與之前函式學習實驗相同，實驗情境又可分為隨機搭配組及系統搭配組。隨機搭配組中，刺激位置與情境線索隨機配對出現；而系統搭配組中，刺激位置與情境線索有系統的配對出現，情境線索與分類邊界完全對應。所有受試者被隨機分配到兩種情境組中。在這樣的實驗操弄下，情境雖然沒有預測力，但在系統情境組中，由於刺激與情境相互搭配出現，所以受試者在訓練階段中，可能學習到利用情境來協助分類的規則，而在測驗階段中表現出知識分化的現象。而結果顯示確實有三分之一左右受試者表現出知識分化的現象。

另外，在系統情境組中也有約三分之一的受試者表現出完全不使用顏色來幫助判斷類標籤。他們的測驗表現顯示他們習得正確的類別結構，即中央為類別A，兩側為類別B；在隨機組中的受試者則全部都未表現出知識分化的現象。

Yang與Lewandowsky（2004）的研究與函式學習實驗不同的是，在類別學習的實驗中發現，對於系統組，並不是所有受試者都會學習到使用情境做為幫助他們分類的規則，約有三分之一的受試者有知識分化的現象出現；三分之一則是學會分類的真實界線，即不因為情境線索的不同而有不同答案；另外三分之一則是無法學會分類規則。這樣的結果表示，在類別學習的領域中，受試者分類策略是有個別差異的存在，這對於類別學習的理論典範是具有重大意義的，即個別差異的存在很可能就是影響類別學習中知識分化現象可能原因的來源，下面將簡單說明影響類別學習中知識分化現象的可能原因。



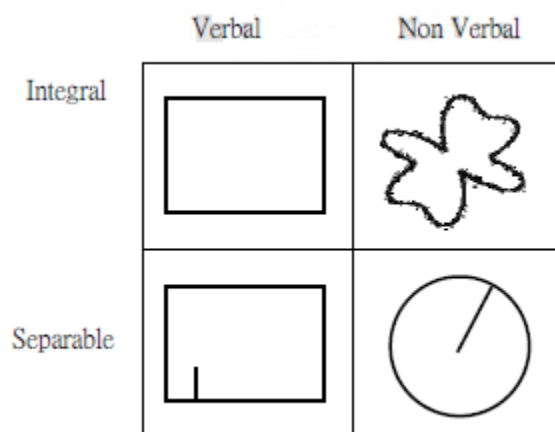


圖四.Yang 和Lewandoesky (2004) 實驗學習到真實界線結果示意圖。圖A的結果可看出受試者學習到真實的分類規則，不論刺激以什麼顏色呈現，受試者僅依據矩形高度以及短線位置的搭配協助其分類。刺激分別以「○」、「X」表示，其中「○」表示 刺激屬於類別A；而「X」表示 刺激屬於類別B。刺激顏色為紅色時（如圖B）及刺激顏色為綠色時（如圖C），受試者都可忽略無關的顏色訊息，單純以矩形高度及短線位置的搭配做判斷。

### 影響類別學習中知識分化現象的可能原因

Lewandowsky、Roberts 與Yang (2006) 使用刺激材料屬性的心理可分割性及規則的可口語化程度進行系列實驗，他們延續之前Yang 和Lewandowsky(2004)的類別結構，但使用不同屬性的刺激材料進行類別學習研究，如圖五所示。他們

一共使用四種幾何圖形為材料：使用長和寬為刺激屬性所形成的長方形、使用長方形高度及短線位置為刺激屬性所成形內含短線之長方形、使用富利葉描述子繪成，相位差與頻率為刺激屬性所形成的不規則圖形以及使用半徑角度及圓面積為刺激屬性所形成內含半徑的圓形。其中前兩者為可口語化的刺激，後兩者為不可以口語化的刺激，根據Ashby 等人（1998）的定義，當構成規則的兩個屬性向度是同樣計量單位時，該規則即為可以口語化的，因此，使用長方形和內含短線之長方形的刺激時，規則均為可口語化的。結果發現除了長方形刺激材料外，其餘各種刺激均能誘發知識分化現象，這可能是由於長方形的兩個屬性可以被看成是單一向度的屬性（面積）以致於作業難度下降所致。所以他們另外再將圖五中的類別結構轉90°，將長方形呈現時稍加旋轉10°，這兩項操弄的用意在於增加作業的難度，結果發現受試者仍出現知識分化。這樣的結果顯示，知識分化現象的出現與作業難度有關，反過來講，同一份作業對能力好的受試者是簡單的，但對能力差的受試者而言則是困難的。因此，我們可以推測知識分化現象應該與受試者自身認知能力（e.g.,工作記憶廣度）有關。



圖五. Lewandowsky、Roberts 與Yang（2006）研究的刺激示意圖。刺激以可否口語化與知覺上可否分割分為兩向度，左側刺激為可口語化，右側刺激為不可口語化；上列刺激為心理不可分割，下列則為心理可分割。

## 第六節 工作記憶與知識分化的關係

### 工作記憶

心理學家已經發現工作記憶對諸多認知功能的個別差異具有預測性。近來也有研究顯示工作記憶可能會與分類學習表現上的個別差異有相關，在此也一併回顧相關的發展歷史與基本觀點。Baddeley 與 Hitch (1974) 認為工作記憶應該是一個比短期記憶更為複雜且有系統的概念，所以進一步的將工作記憶的概念發展為一有系統且完整的理論架構，到現在已發展成為當代著名且重要的理論。在他們的理論中，工作記憶被視為一個運作系統，這個系統一共包含四個部分，其中中央執行單元 (central executive) 負責協調另外三個子系統內的活動，此單元被認為是受到注意力調配的機制。

此理論將心理學對於人類記憶的想法從原先單純的儲存觀點遷移至運作的觀點，相較於傳統對於短期記憶 (short-term memory) 的觀點認為短期記憶是負責短暫性的訊息儲存；工作記憶理論則認為，這個短期的儲存系統，不僅只負責儲存訊息，同時也包含了視覺與聽覺這兩種不同的訊息處理器 (visual-spatial sketchpad 與 phonological loop)。簡單的說，這個運作系統除儲存訊息外，還可在許多認知作業 (如理解、學習、推理等) 進行中時，短暫的維持與操作相關所需的訊息。

Cowan 等人所提出的嵌入歷程理論 (the embedded-process model) 也是現今重要的工作記憶理論之一，此理論將工作記憶看為是一種認知歷程，而此種歷程可以將外界訊息保持在激發的狀態下，歷程中也涉及了長期記憶，在認知作業執行過程中，個體可隨時汲取相關的外界訊息，以及提取或儲存長期記憶的相關內容 (Cowan, 1988, 1999; Schneider & Detweiler, 1987; Shiffrin, 1993)。

「工作記憶容量」(working memory capacity) 的概念也隨著工作記憶理論陸續得提出因而也成為重要的研究議題，然而由於理論觀點的不同，對於工作記憶容量的看法與測量也不盡相同，不過其共通之處在於：所有的觀點皆認同工作記憶容量是有限的，就如同短期記憶的觀點認為短期記憶有儲存容量上的限制是相似的；以及工作記憶容量有個別差異存在。

### 工作記憶廣度與知識分化現象的關係

近年來，不斷的有研究顯示，個人工作記憶容量的大小為預測個人智力的一個良好指標，尤其是對推理能力的預測 (Ackerman, Beier, & Boyle, 2005; Conway, Kane, & Engle, 2003; Kane, Hambrick, & Conway, 2005; Oberauer et al., 2005)。然而，類別學習實驗也需要運用個人推理能力以學習複雜的分類規則。因此，我們可以推論出工作記憶容量大的受試者，應具有較強的推理能力，較容易學會真實規則；而工作記憶容量較大的人相較於工作記憶容量小的人，對於同樣難度的類別學習作業，也較容易找出並學習到真實規則。

於是，在類別學習的研究中，也開始有越來越多的研究者重視到類別學習表現的個別差異，尤其是不同的受試者為何會在相同的分類作業中會使用不同的策略 (Little & Lewandowsky, in press; Nosofsky, Clark, & Shin, 1989; Nosofsky, Palmeri, & McKliney, 1994; Yang & Lewandowsky, 2003, 2004)。然而，雖然瞭解個別差異的影響與重要性，但對於分類作業中使用不同策略的個別差異影響與工作記憶之間的關係，則一直沒有一個穩定且一致的結果。

蔡涵如 (民 97) 的研究分別針對兩種刺激材料進行分類學習作業 (實驗的刺激材料與流程請參照附錄一)，同時她也蒐集受試者的五項工作記憶作業 (實驗的刺激材料與流程請參照附錄二)，其中分類學習作業採用 Yang 和

Lewandowsky (2004) 的類別結構用於檢測知識分化的情況。雖然，她的實驗結果重覆發現了一定比率的受試者會出現知識分化的現象，然而，她卻沒有發現工作記憶廣度與知識分化策略的使用之間有何相關。究其原因，統計指標的選擇失當可能佔了很大一部分，因為她僅將這五個工作記憶的分數轉成 Z 分數再平均當成指標，以此一簡單平均 Z 分數當作每個受試者的工作記憶廣度，似乎太過簡略；另一方面，她用來做為受試者是否出現知識分化現象的指標也偏重質性的比較，這些指標在迴歸分析中，恐怕不夠敏感，更不用說是以此指標來與工作記憶做相關分析；最後，則是她對於分類學習中，如何分類出不同的學習策略所使用的 K-Means 聚類法，未必能真實的區分出類別學習的個別差異。

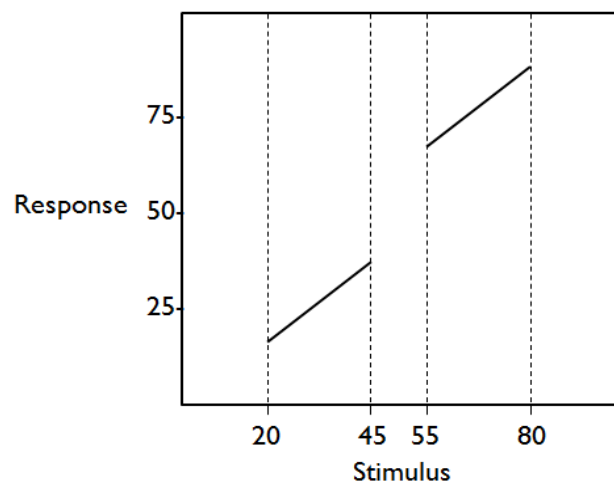
相較於過去傳統的分類技術，階層式聚類法與 K-Means 聚類法常常因為資料形態的問題，對於分類的不穩定性造成無法真正的區分出學會真實界線的人以及產生知識分化的人，以至於隨後這個分類的組別對於工作記憶容量的相關分析，是否就是研究者所想要進行分析的構念呢？所以使用潛在剖面分析進行潛在類別的分類對於個別差異在分類學習中知識分化的影響就顯得重要。

為了驗證上述幾個工作記憶容量大小與知識分化現象間關係的假設，並找出影響類別學習實驗中，個別差異產生的原因，在分析一中針對蔡涵如（民 97）的一系列工作記憶與類別學習實驗的研究，再次進行分析。主要的統計分析方法將以潛在剖面分析為主。

## 第七節 自發性知識分化

雖然 Yang 與 Lewandowsky (2004) 的研究證實在給予無關的情境線索下，知識分化現象在類別學習作業當中所扮演的角色。然而值得注意的是，Kalish、

Lewandowsky 和 Kruschke (2004) 等人所進行一系列函式學習的研究則支持「情境線索不為知識分化必要條件」的主張。他們發現即使沒有提供情境線索，仍有知識分化現象的發生。在他們的實驗中，實驗一使用兩條斜率相同、截距不同的線性方程式片段讓受試者學習刺激與反應間的關係（如圖六所示）。在學習階段中的刺激可以分為兩群，數值介於 20 到 45 以及介於 55 到 80 的刺激，各自符合不同的線性函式關係，數值較小的刺激是以截距較小的線性方程式（左下方）預測反應，而數值較大的則以截距較大的線性函式（右上方）表示刺激與反應的關係。刺激以圖形方式呈現，以一水平線段在螢幕上方表示 X 軸的訊息，同時在水平線段下方有一垂直的線段，要求受試者使用滑鼠來調整垂直線段的長度，學習兩者之間的關係。除此之外，不搭配任何情境線索。而測驗階段則以之前不曾出現之刺激（數值介於 6 到 19、46 到 54、80 到 95 的刺激）來檢驗受試者對刺激與反應間關係的掌握。



圖六、Kalish、Lewandowsky 和 Kruschke (2004) 實驗一的函式學習作業結構圖。學習刺激（分布於粗黑線上）分為兩群，各自以斜率相同、截距不同的正斜線性函式表示刺激與反應之間的關係。數值較小的刺激是以截距較小的方程式預測反應；刺激數值較大的刺激則是以截距較大的函式來預測

反應。測驗階段則以之前不曾出現過的刺激來瞭解受試者的學習表現。

結果發現，在不提供任何外在情境線索時，受試者仍展現出知識分化的現象。在學習過程中，確實有受試者習得兩條截距不同的線性方程式，然而在測驗階段時，受試者則靠刺激數值大小選擇合適方程式進行預測，當刺激數值較小時，採用截距較小的方程式，刺激數值較大時，則採用截距較大的函式。換句話說，受試者依照刺激數值大小將知識分化為二，對於不同刺激大小採用不同方程式來預測反映，意即受試者產生知識分化的現象。

由此可知，Kalish 等人的系列研究結果揭示了情境線索並非知識分化的必要條件的事實，即使沒有提供情境線索，受試者仍會觀察刺激間和刺激屬性的關聯，利用刺激屬性將知識分化成不同的部分。

#### 第八節 RULEX 實驗

Nosofsky 等人(1994)實驗將類別結構安排成，沒有任何完整規則可以定義的類別關係。他們所使用的刺激材料是由多向度的二元刺激所形成之圖片，並操弄圖片的四個特徵（火箭船的機鼻、機翼、烤漆圖案與噴射孔），目的是在於使受試者透過觀察圖片特徵的改變去學習分類的規則。Nosofsky 等人提出 RULEX 模型說明分類學習，認為當人們面臨較複雜的情境時，為了去學習分類，一開始並不太會使用相似性的判斷，而是會自行先使用一簡單的規則進行分類，如若這一簡單的規則無法適用於全部的分類，且只有少部分例外時，人們會將例外背下來，而非改變成另外一條規則，所以本實驗稱為 RULEX( Rule-Plus-Exception)實驗。

RULEX 實驗的刺激材料是使用 Medin 與 Schaffer(1978)所使用的刺激結構，

Nosofsky 等人企圖以 RULEX 模型去解釋多向度二元變項的分類，並與 Medin 與 Schaffer(1978)所提出的 Context Model 做比較，在 Context Model 中認為人分類是以刺激與記憶中類別範例的相似性作為標準，以相似性最高的類別標籤做為刺激所屬類別，但 Nosofsky 等人的 RULEX 模型則認為人在學習類別時是先以規則為標準，並將不符合規則的刺激（即，特例）記下以方便分類。結果發現，如表二所示，在各張圖片受試者選擇 A 類別的機率，在測驗階段真實資料似乎更貼近於 RULEX 模型的預測，且與 Context Model 所預測的機率差異頗大。由此可知，Nosofsky、Palmeri 與 McKinley(1994)的 RULEX 實驗似乎更貼切於後者，即使用規則進行分類。

*Fit of the Context Model and RULEX to the Data From Experiment 1*

| Stimulus   | Observed $p$ | Predicted $p$ |       |
|------------|--------------|---------------|-------|
|            |              | Context       | RULEX |
| Category A |              |               |       |
| A1 1112    | .77          | .79           | .79   |
| A2 1212    | .78          | .83           | .79   |
| A3 1211    | .83          | .88           | .77   |
| A4 1121    | .64          | .65           | .65   |
| A5 2111    | .61          | .64           | .63   |
| Category B |              |               |       |
| B1 1122    | .39          | .45           | .40   |
| B2 2112    | .41          | .44           | .40   |
| B3 2221    | .21          | .23           | .21   |
| B4 2222    | .15          | .16           | .19   |
| Transfer   |              |               |       |
| T1 1221    | .56          | .62           | .58   |
| T2 1222    | .41          | .47           | .47   |
| T3 1111    | .82          | .85           | .79   |
| T4 2212    | .40          | .45           | .45   |
| T5 2121    | .32          | .34           | .33   |
| T6 2211    | .53          | .61           | .56   |
| T7 2122    | .20          | .22           | .22   |

表二、Nosofsky、Palmeri 與 McKinley(1994)實驗一測驗階段各圖片受試者選擇 A 的機率表。最左邊為各圖片的刺激結構，接下來是受試者選擇 A 的機率，而後是使用 Context Model 所預測的機率，最右邊則是 RULEX Model 所預測的機率。



### 第三章 分析一

在分析一中將重新分析蔡涵如(民 97)的兩個實驗，蔡涵如(民 97)分類作業與工作記憶容量的實驗刺激與程序請見附率一與附錄二，由於蔡涵如(民 97)的實驗均分成訓練階段與測驗階段，分析一將先嘗試針對訓練階段的資料，以潛在剖面分析試著區分出學習表現好的受試者與表現差的受試者。藉由這部分的分析，一方面檢驗潛在剖面分析的適用性，另一方面也是在分類學習領域中的一項創舉。在過去，要根據學習表現找出不同群的受試者，往往僅是設定一通過水準，例如：正確率達到 80%，藉此區分合格與不合格的受試者。但這個做法明顯太過粗糙，並不能完整掌握受試者的學習趨勢。潛在剖面分析將可以彌補此一缺憾，找出學習表現不同的受試者。

分析一的另一個目的為，藉由潛在剖面分析找出不同分類策略的使用者，例如，知識分化者或者習得正確規則者。在過去，Yang 和 Lewandowsky(2003, 2004)均仰賴 K-Means 聚類法來區分在測驗階段有不同表現的受試者。然而，K-Means 聚類法所分出來的群組，常常組內資料的歧異性頗大，而一些資料之所以被分入某一群組，僅是因為它與其它組的重心更不相似，而不是因為其很相似於某特定組的重心。為克服此一困境，並提高分組的敏感度，分析一將試圖引用潛在剖面分析，嘗試建立用以描述不同群受試者的潛在變項。

除了針對訓練階段資料以及測驗階段資料進行潛在剖面分析外，更重要的是，針對工作記憶廣度與分類作業中的學習表現或(和)測驗表現之間的關係，進行潛在剖面分析，試圖建立一個結構方程模型，用來刻劃工作記憶可以如何地影響分類學習，包括學習表現也同時包括習得的分類策略。倘若這部分的嘗試成功，則將可為日後研究分類策略的研究樹立典範，以潛在剖面分析作為這類資料分析的標準程序。

## 第一節 蔡涵如(民97)實驗一

在實驗一中，蔡涵如使用Yang和Lewandowsky(2004)所使用的分類學習實驗的結構典範來觀察知識分化現象的產生。此實驗有80名無紅綠色盲的受試者參與，在訓練階段，共有40個刺激隨機於圖三虛線區域內挑選出來，其中有一半分布於上方類別界線，另一半則分布於下方類別界線處，各自以一種顏色呈現(紅或綠)。顏色與不同群的學習刺激間採受試者對抗平衡，但不論是哪個顏色，燈與等量的類別A與類別B刺激配對出現。在測驗階段中使用的刺激包括40個新的刺激以及20個從訓練階段中隨機挑出的刺激。在訓練階段共有8個訓練區段(block)，在進行分析時，只針對雙數區段中，受試者在不同的情境線索(顏色)出現時，選擇A的機率，當作變項進行分析，所以在訓練階段將使用此8個(4x2)變項進行分析。

無論是訓練階段還是測驗階段，實驗的結果大致上可以分成兩大類受試者，即真實規則習得者以及知識分化者，結果範例如圖四與圖二十五所示，刺激分別以「○」、「X」表示，其中「○」表示刺激屬於類別A；而「X」表示刺激屬於類別B。圖四為習得真實規則者在測驗階段中的結果示意圖，圖A的結果可看出受試者學習到真實的分類規則，當情境線索為顏色時，不論刺激以什麼顏色呈現，習得真實規則者，均僅依據矩形高度以及短線位置的搭配協助其進行分類。不論刺激顏色為紅色時(如圖B)或刺激顏色為綠色時(如圖C)，受試者都可忽略無關的顏色訊息，單純以矩形高度及短線位置的搭配做判斷。圖二十五則為實驗中，學習到標準的知識分化者的結果示意圖，圖二十五A可以看出，知識分化者會根據刺激呈現不同的情境線索(顏色)而有不同的反應答案，當刺激顏色為紅色時(如圖B)，則受試者使用函式學習中的上邊界線進行A、B類的判斷，當刺激顏色為綠色時(如圖C)，受試者使用函式學習中的下邊界線進行A、B類的判斷。

根據上述知識分化的差異，所以在進行潛在剖面分析的第一個步驟便是先確定所要分析的變項為何，根據圖四與圖二十五對於知識分化現象的區分，在實驗一的測驗階段我們可以使用六個變項去進行分類，分析與解釋過後以觀察變項組態的差異來分辨知識分化現象是否可以準確的被分類出來。潛在剖面分析的六個變項應是在函式學習當中，以兩條真實界線所區分出的三個區域在不同情境線索下，受試者選擇A的機率，分別為在區域1且情境線索為紅色時，選擇A的機率；在區域1且情境線索為綠色時，選擇A的機率；在區域2且情境線索為紅色時，選擇A的機率；在區域2且情境線索為綠色時，選擇A的機率；在區域3且情境線索為紅色時，選擇綠色的機率；在區域3且情境線索為綠色時，選擇A的機率，以上六個變項。

## 訓練階段

知識分化實驗派典中最具特色的是，情境線索雖然無法預測正確答案，但卻可以輔助受試者選擇適切的分類規則。因此，受試者在訓練階段中，應會習得情境線索與分類規則之間的關連性，情境線索無疑是這類實驗中的重要因子。在訓練階段中，因為受試者在不同情境線索時並不會學習到所有區域的刺激，所以在進行潛在剖面分析時，只使用當情境線索（紅色或綠色）出現時，受試者選擇類別 A 的機率變化來當作知識分化出現與否的分析依據。因為在實驗中，訓練階段有八個區段(block)，在進行分析時，只針對雙數區段，即在第二、四、六與八區段當中，選用受試者在情境線索出現時，選擇 A 的機率當作變項進行分析。

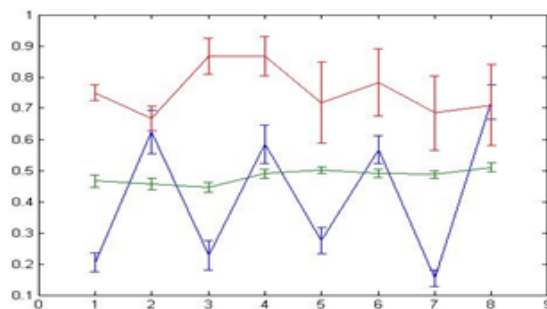
表三、蔡涵如(民 97)實驗一訓練階段中分組人數與適合度指標

| Groups of Latent Classes  |  | C=2     | C=3     | C=5     |
|---------------------------|--|---------|---------|---------|
| Log likelihood            | H0 Value                               | 342.83  | 384.78  | 407.22  |
|                           | H0 Scaling Correction                  | 1.18    | 1.20    | .61     |
|                           | Factor for MLR                         |         |         |         |
| Information Criteria      | Number of Free Parameters              | 25      | 34      | 52      |
|                           | AIC                                    | -630.65 | -701.55 | -710.44 |
|                           | BIC                                    | -576.41 | -620.99 | -587.23 |
|                           | Sample-Size Adjusted BIC (n*=(n+2)/24) | -655.24 | -728.19 | -751.18 |
|                           | Entropy                                | .98     | .99     | .99     |
| Numbers of Latent Classes | 1 1 1                                  | 8       | 8       | 1       |
|                           | 2 2 2                                  | 71      | 68      | 7       |
|                           | 3 3                                    |         | 3       | 68      |
|                           | 4                                      |         |         | 2       |
|                           | 5                                      |         |         | 1       |

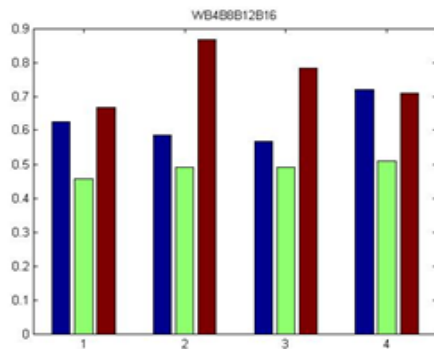
在適合度指標方面，BIC 與 AIC 的數值皆是越小越好，而本研究主要以 BIC 當作最適切且優先考慮之指標，所以根據結果發現，當組別為三組時，有最好的適合度 (goodness of fit)，BIC=-620.990，AIC=-701.551，Sample-Size Adjusted BIC=-728.194。各組人數如表三所示，所有變項皆達顯著水準，且各組之間的相關極低，代表不同的組別之間，不只是量的改變所造成的不同，而是於本質的反應形態上亦有所差異。各類別在不同變項之平均數與標準誤如圖七的 A 圖所示，在第二、四、六、八區間時不同情境線索的平均數組態如圖六的 B、C 圖所示。觀察圖七的 A 圖可以發現三個組別之間的差異極大，可以得知，在相同的組別上，在不同的區間幾乎沒有什麼差別存在。根據分類出來的結果，基本上實驗一在練習階段可以分成三個組別，第一組為不論情境線索為何，受試者偏向選擇 A 這個類別，有大約 8 個人在這一組；第二組為學會真實界線或學會使用情境線索

的一組，所以此組的受試者在情境線索出現時，選擇 A 的機率都約為 50%，有 68 人屬於這一組別；第三組為受試者偏好在情境線索為紅色時，選擇 A 分類的組別，有 3 人組於這一組別。

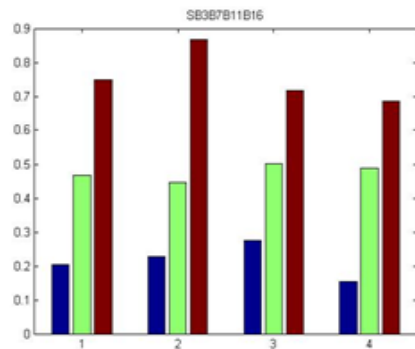
A 圖



B 圖



C 圖



圖七、蔡涵如(民 97)實驗一訓練階段各組平均數與標準誤。A 圖為各類別在實驗不同的四個區段時，兩個情境線索選擇 A 機率變項的平均數與標準誤；B 圖為情境線索為綠色時，四個區段選擇 A 的機率；C 圖為情境線索為紅色時，四個區段選擇 A 的機率。

### 測驗階段

不同於練習階段，在測驗階段中使用六個變項去進行分類，六個變項應是在

分類學習作業中，以兩條真實界線所區分出的三個區域在不同情境線索下，受試者選擇 A 的機率，分別為在區域 1 且情境線索為紅色時，選擇 A 的機率；在區域 1 且情境線索為綠色時，選擇 A 的機率；在區域 2 且情境線索為紅色時，選擇 A 的機率；在區域 2 且情境線索為綠色時，選擇 A 的機率；在區域 3 且情境線索為紅色時，選擇 A 的機率；在區域 3 且情境線索為綠色時，選擇 A 的機率，以上六個變項，因為在實驗中測驗階段有兩個區間，所以在進行分析時皆予以考慮，故進行潛在剖面分析時共使用 12 個變項選擇 A 類別的機率。

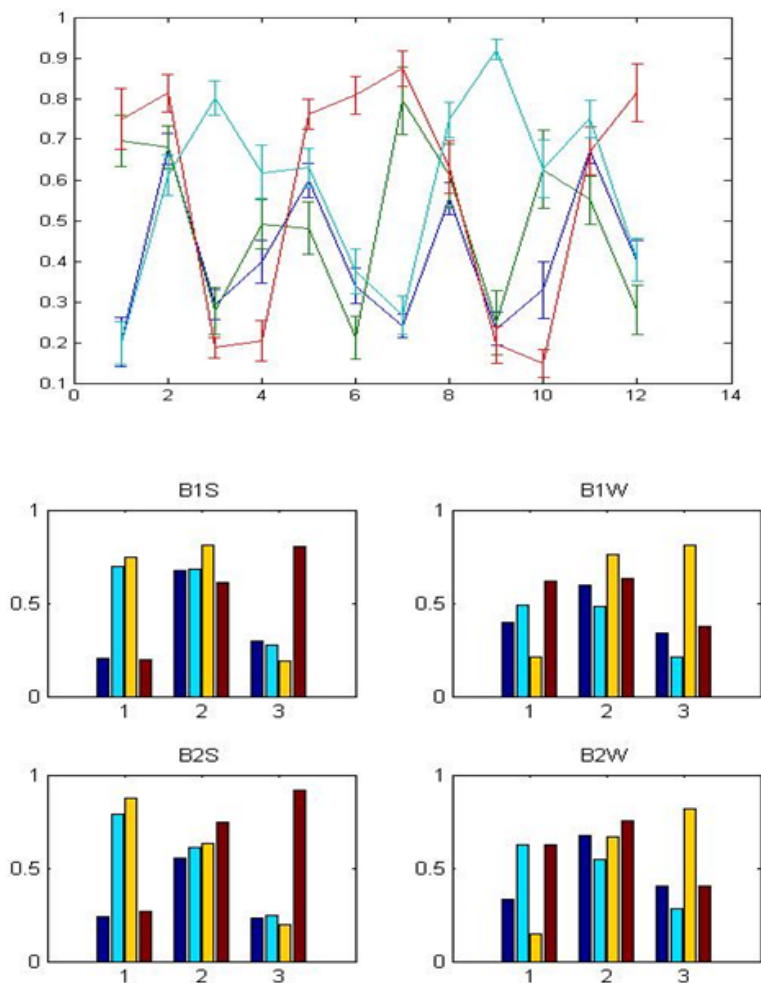
表四、蔡涵如(民 97)實驗一測驗階段分組人數與適合度指標

| Expl: Transfer Phase     |   |         |        |        |        |
|--------------------------|---|---------|--------|--------|--------|
| Groups of Latent Classes |   | C=2     | C=3    | C=4    | C=5    |
| Log likelihood           | H0 Value                                    | -27.73  | 19.59  | 54.93  | 83.29  |
|                          | H0 Scaling Correction                       | .89     | 1.01   | 1.03   | 1.09   |
|                          | Factor for MLR                              |         |        |        |        |
| Information Criteria     | Number of Free Parameters                   | 37      | 50     | 63     | 76     |
|                          | AIC   | 129.47  | 60.83  | 16.14  | -14.57 |
|                          | BIC   | 217.14  | 179.30 | 165.41 | 165.51 |
|                          | Sample-Size Adjusted BIC ( $n^*=(n+2)/24$ ) | 100.47  | 21.65  | -33.23 | -74.13 |
|                          | Entropy                                     | .98     | .96    | .96    | .98    |
|                          | Numbers of Latent Classes                   | 1 1 1 1 | 56     | 31     | 29     |
|                          | 2 2 2 2                                     | 23      | 25     | 14     | 19     |
|                          | 3 3 3                                       |         | 23     | 13     | 11     |
|                          | 4 4   |         |        | 23     | 20     |
|                          | 5   |         |        |        | 16     |

結果發現，在組別為四組時，有最好的適合度指標， $BIC=165.410$ ， $AIC=16.14$ ， $Sample\text{-}Size\ Adjusted\ BIC=-33.23$ 。各組人數如表四所示，所有變項皆達顯著水準，且各組之間的相關極低。各類別在不同變項之平均數與標準誤如圖八的上方的圖

所示，在不同區間時，不同情境線索的平均數組態如圖八的 B1S、B1W、B2S、B2W 圖所示。觀察圖八下方四個圖可以發現四個組別之間的差異極大，但在相同的組別上，不同的區間幾乎沒有什麼差別存在。

根據分類出來的結果，基本上實驗一在測驗階段可以分成四個組別，第一組為分類學習作業中，習得真實規則的一組，受試者在刺激出現在區域 1 以及區域 3 時，無論情境線索為何皆偏向選擇 B 這個類別，而刺激出現在區域 2 時，無論情境線索為何皆偏向選擇 A 這個類別，即 TB (True Boundary) 組，有大約 29 個人在這一組；第二組為只學會單一條界線的一組，所以此組的受試者在刺激出現時，無論情境線索為何，在區域 1 及區域 2 選擇 A 的機率較高，但若刺激出現在區域 3 時，選擇 A 的機率降低，明顯只有學會下方界線，有 14 人屬於這一組別；第三組的受試者為反轉的知識分化組，即受試者雖然有產生知識分化的現象，但其預測跟標準的知識分化組在不同區域不同情境下產生的反應完全相反，所以稱為反轉的知識分化組，共有 13 人。他們也會根據情境線索的不同，而有不同的分類規則，該組受試者偏好在刺激出現時，若情境線索為 S (代表紅色情境)，則使用下邊界線，此時在區域 1 以及區域 2 選擇 A 的機率會較高，區域 3 選擇 A 的機率會較低，若情境線索為 W (代表綠色情境) 時，則使用上邊界線，此時在區域 2 及區域 3 選擇 A 的機率會較高，區域 1 選擇 A 的機率則會較低。第四組的受試者為標準的知識分化組，即受試者會根據情境線索的不同，而有不同的分類規則，該組受試者偏好在刺激出現時，若情境線索為 S，則使用上邊界線，此時在區域 1 以及區域 2 選擇 A 的機率會較高，區域 3 選擇 A 的機率會較低，若情境線索為 W 時，則使用下邊界線，此時在區域 2 及區域 3 選擇 A 的機率會較高，區域 1 選擇 A 的機率則會較低，此組的人數有 23 人，為第二大人數的一組。



圖八、蔡涵如(民 97)實驗一測驗階段各組平均數與標準誤。上方的圖為各類別在實驗區段 1 與區段 2 時，不同變項之平均數與標準誤，圖 B1S 為在實驗區段 1 且情境線索為 S 時，選擇 A 的機率；B1W 為在實驗區段 1 且情境線索為 W 時，選擇 A 的機率；B2S 為在實驗區段 2 且情境線索為 S 時，選擇 A 的機率；B2W 為在實驗區段 2 且情境線索為 W 時，選擇 A 的機率。

### 測驗階段與訓練階段的相關

在蔡涵如(民 97)的實驗一中，分別對於訓練階段與測驗階段使用潛在剖面分析後，在訓練階段分類出 3 個組別，在測驗階段分類出 4 個組別，而後使用計算



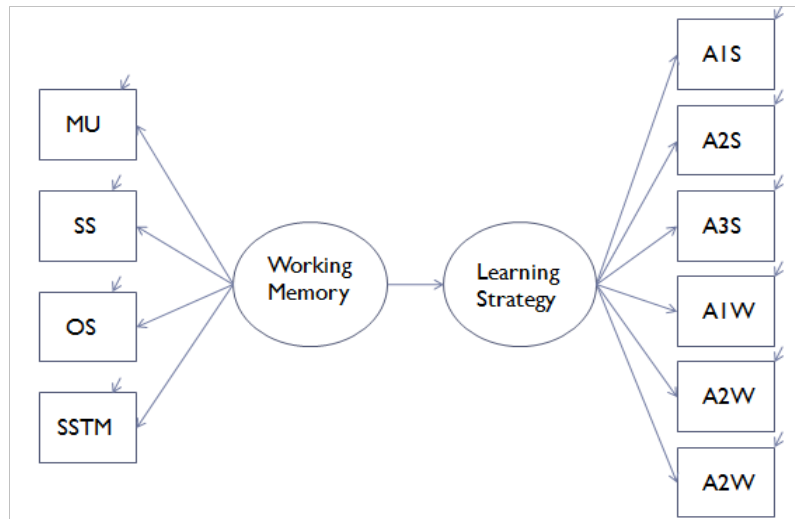
多分名義變項的列聯相關。可以發現，測驗階段與訓練階段的列聯相關為 0.604， $\text{Chi-square}=45.470$ ， $p\text{-value}<.001$ ，相關達到顯著水準，即表示，使用練習階段的分類結果可以有中度的預測力來預測測驗階段的分類結果。在訓練階段與測驗階段各組人數的變化如表五所示。

表五、蔡涵如(民 97)實驗一學習階段與測驗階段各組人數變化表

| Transfer \ Training | 1 | 2  | 3 | total |
|---------------------|---|----|---|-------|
| 1                   | 3 | 25 | 1 | 29    |
| 2                   | 2 | 12 | 0 | 14    |
| 3                   | 0 | 13 | 0 | 13    |
| 4                   | 3 | 18 | 2 | 23    |
| total               | 8 | 68 | 3 |       |

#### 工作記憶容量與實驗一分類策略的關係

使用潛在剖面分析的另外一個優點是可以跟結構方程模式(Structure Equational Model)做結合，以去考驗模型的適合度。不同於傳統的結構方程模式，即所有潛在變項皆為連續變項，探討潛在變項之間的關係，使用潛在剖面分析與結構方程模式做結合，會涉及到連續尺度的潛在變項與名義尺度的潛在變項之間的關係，稱做結構方程混和模式(Structure Equational Mixture Model)。



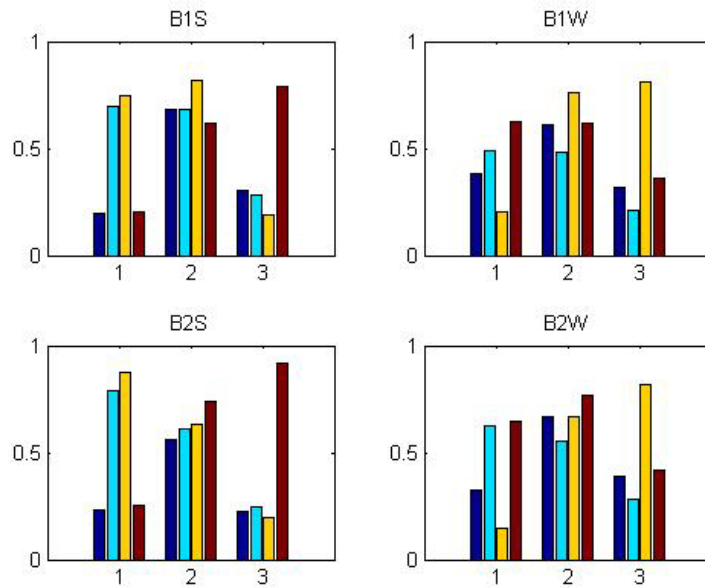
圖九、蔡涵如(民 97)實驗一的資料進行結構方程混和模型(Structrue Equational Mixture Model)去比較工作記憶容量與知識分化策略的關係。左邊部分的觀察變項使用四種工作記憶容量作業，分別為記憶更新作業( memory updating)、運算廣度作業( operation span)、語句判斷作業( sentence span)與空間短期記憶作業( spatial short term memory)。右邊的觀察變項使用如潛在剖面分析時使用的變項一樣，為在函式學習中不同區域在不同情境線索時選擇 A 的機率。

針對實驗一資料進行結構方程混和模型，模型如圖九所示，連續的潛在變項所使用的觀察值為四種工作記憶容量作業，分別為記憶更新作業( memory updating)、運算廣度作業( operation span)、語句判斷作業( sentence span)與空間短期記憶作業( spatial short term memory)。類別的潛在變項所使用的觀察值則與進行潛在剖面分析時所使用的觀察變項相同，在訓練階段為不同情境線索下選擇 A 的機率，使用 4 個實驗區段，共 8 個變項；在測驗階段為在區域 1、2、3 中不同情境現所選擇 A 的機率，使用 2 個實驗區段，共 12 個變項。

表六、蔡涵如(民 97)實驗一知識分化類別的人數與人數百分比

| Numbers of Latent Classes |   |            |
|---------------------------|---|------------|
| Latent Classes            | 1 | 3(.03896)  |
| In Training Phaes         | 2 | 7(.09091)  |
|                           | 3 | 67(.87013) |
| Latent Classes            | 1 | 28(.36364) |
| In Transfer Phaes         | 2 | 14(.18182) |
|                           | 3 | 13(.16883) |
|                           | 4 | 22(.28571) |

結果發現，在練習階段中，組數為 3 組時，有最好的適合度指標， $BIC=-1193.153$ ， $AIC=-1303.312$ ， $Sample\text{-}Size\text{ Adjusted }BIC=-1341.316$ ，且工作記憶容量會影響學習策略的選擇， $t\text{-value}=-2.291$ ，標準誤=3.491(工作記憶容量的變異數為 0.011)；在測驗階段中，組數為 4 組時，有最好的適合度指標， $BIC=-430.267$ ， $AIC=-608.397$ ， $Sample\text{-}Size\text{ Adjusted }BIC=-669.851$ ，但工作記憶容量不會影響學習策略的選擇， $t\text{-value}=-0.383$ ，標準誤=2.874(工作記憶容量的變異數為 0.012)。比較訓練階段與測驗階段的結構方程混和模型，與訓練階段不同的是，在測驗階段工作記憶容量的大小並沒有辦法預測分類策略的選擇，究其原因，除了工作記憶有可能確實無法預測分類策略的選擇外，另一可能為所進行分析的人數過少所致，此點從工作記憶容量的變異數與標準誤差異過大可以證明。



圖十、蔡涵如(民 97)實驗一結構方程混合模型各組平均數。進行結構方程混和模型時，圖 B1S 為在實驗區段 1 且情境線索為 S(或 R)時，選擇 A 的機率；B1W 為在實驗區段 1 且情境線索為 W(或 G)時，選擇 A 的機率；B2S 為在實驗區段 2 且情境線索為 S(或 R)時，選擇 A 的機率；B2W 為在實驗區段 2 且情境線索為 W(或 G)時，選擇 A 的機率。

最後，根據分類出來的結果，在測驗階段可以分成的四個組別如圖十所示，結構方程混合模式所做出來的分組與潛在剖面分析最大的不同是在於加入工作記憶容量此一潛在連續變項進行分析，在工作記憶容量影響分類策略選擇的模式中，如圖九，可以發現其分組的結構，表六同時與表三、表四比較，幾乎完全相同，第一組為學會函式學習當中真實界線的一組，即 TB 組，有大約 28 個人在這一組；第二組為只學會單一條界線的一組，只有學會下方界線，有 14 人屬於這一組別；第三組的受試者為反轉的知識分化組，即受試者雖然有產生知識分化的現象，但其預測跟標準的知識分化組在不同區域不同情境下產生的反應完全相

反，此組有 13 人；第四組的受試者為標準的知識分化組，即受試者會根據情境線索的不同，而有不同的分類規則，此組的人數有 22 人，為第二大人數的一組。使用潛在剖面分析和結構方程混合模式後，分類出來的四個組別當中並沒有任何人轉換組別，人數之所以有差異，是因為在工作記憶容量作業的部分，有兩個人並未回來進行第二階段工作記憶容量的測驗，故無法予以分析。

## 第二節 蔡涵如(民97)實驗二

在實驗一中，蔡涵如使用Yang和Lewandowsky (2004)所使用的分類學習實驗的結構典範來觀察知識分化現象的產生。在實驗二，其類別結構與實驗一相同，如圖四所示。與實驗一不同的是，研究者改變刺激材料，不再使用矩形高度與短線位置當作函式學習的兩個向度，而是使用富立葉描述子所繪成的不規則圖形，以相位差與頻率當作函式學習的兩個向度，情境線索仍為顏色，分別標註為R(紅色)與G(綠色)，就難度上來說，實驗二的難度要高於實驗一(蔡涵如，民97)。

第一個步驟為先確定在潛在剖面分析時，所要分析的變項為何，根據圖四與圖二十六對於知識分化現象的區分，在實驗二的測驗階段一樣可以使用六個變項去進行分類。潛在剖面分析的六個變項應是在函式學習當中，以兩條真實界線所區分出的三個區域在不同情境線索下，受試者選擇A的機率，分別為在區域1且情境線索為R(紅色)時，選擇A的機率；在區域1且情境線索為G(綠色)時，選擇A的機率；在區域2且情境線索為R時，選擇A的機率；在區域2且情境線索為G時，選擇A的機率；在區域3且情境線索為R時，選擇A的機率；在區域3且情境線索為G時，選擇A的機率，以上六個變項。

## 結果

### 訓練階段

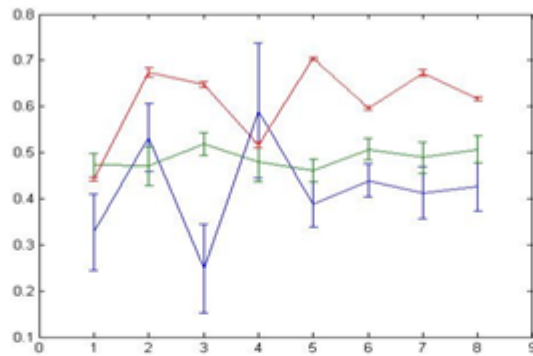
在訓練階段當中，同實驗一的練習階段，因為受試者在不同情境線索時並不會學習到所有區域的刺激，所以在進行潛在剖面分析時，只使用兩個情境線索出現時，以受試者選擇 A 的機率變化來當作知識分化出現與否的分析。因為在實驗中練習階段有八個區段(block)，在進行分析時，我們只使用雙數區段，即在第二、四、六與八區段當中，受試者在兩個情境線索出現時，選擇 A 的機率以當作變項。

表七、蔡涵如(民 97)實驗二訓練階段分組人數與適合度指標

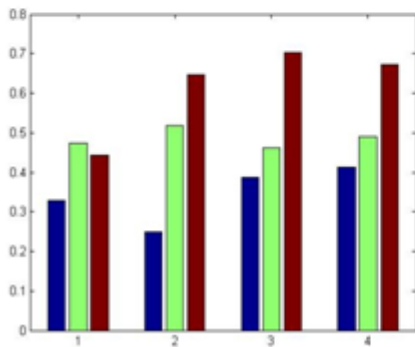
| Exp2: Training Phase      |  |         |         |         |         |
|---------------------------|--|---------|---------|---------|---------|
| Groups of Latent Classes  |  | C=2     | C=3     | C=4     | C=5     |
| Log likelihood            | H0 Value                               | 343.41  | 356.73  | 364.48  | 369.82  |
|                           | H0 Scaling Correction Factor for MLR   | 1.20    | 1.45    | 1.25    | .78     |
| Information Criteria      | Number of Free Parameters              | 25      | 34      | 43      | 52      |
|                           | AIC                                    | -636.82 | -645.46 | -642.96 | -635.65 |
|                           | BIC                                    | -577.27 | -564.47 | -540.54 | -511.78 |
|                           | Sample-Size Adjusted BIC (n*=(n+2)/24) | -656.11 | -671.68 | -676.13 | -675.76 |
|                           | Entropy                                | .52     | .85     | .73     | .92     |
| Numbers of Latent Classes | 1 1 1 1                                | 45      | 12      | 14      | 1       |
|                           | 2 2 2 2                                | 35      | 62      | 35      | 11      |
|                           | 3 3 3                                  |         | 6       | 26      | 61      |
|                           | 4 4                                    |         |         | 5       | 4       |
|                           | 5                                      |         |         |         | 3       |

結果發現，雖然在組別為二組時，有最好的適合度指標，但組別數不同時的適合度指標差異不大，如表七所示，所以使用與實驗一相同的組別數做為最終組數， $BIC=-564.47$ ， $AIC=-645.46$ ， $Sample\text{-}Size\text{ Adjusted }BIC=-671.68$ 。各組人數如表七所示，所有變項皆達顯著水準，且各組之間的相關極低。各類別在不同變項之平均數與標準誤如圖十一的 A 圖所示，在第二、四、六、八區間時不同情境線索的平均數組態如圖六的 B、C 圖所示。觀察圖十一的 A 圖可以發現三個組別之間的差異極大，可以得知，在相同的組別上，在不同的區間幾乎沒有什麼差別存在。根據分類出來的結果，基本上實驗二在練習階段可以分成三個組別，第一組為不論情境線索為何，受試者偏向選擇 A 這個類別，有大約 12 個人在這一組；第二組為學會真實界線或學會使用情境線索的一組，所以此組的受試者在情境線索出現時，選擇 A 的機率都約為 50%，有 62 人屬於這一組別；第三組為受試者在前面幾個區段偏好在情境線索為 W 時，選擇 A 分類的組別，在後面的區段選擇 A 的機率則偏近 50%，有 6 人組於這一組別。

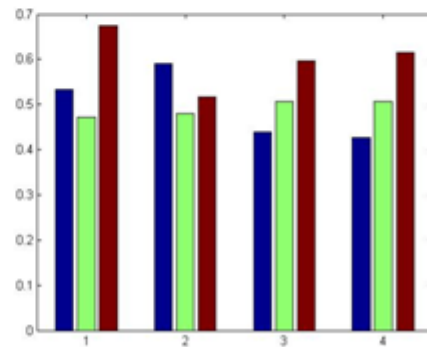
A 圖



B 圖



C 圖



圖十一、蔡涵如(民 97)實驗二訓練階段各組平均數與標準誤。A 圖為各類別在實驗不同的四個區段時，兩個情境線索選擇 A 機率變項的平均數與標準誤；B 圖為情境線索為 R 時，四個區段選擇 A 的機率；C 圖為情境線索為 G 時，四個區段選擇 A 的機率。

## 測驗階段

不同於練習階段，在測驗階段中使用六個變項去進行分類，六個變項應是在分類規則學習當中，以兩條真實界線所區分出的三個區域在不同情境線索下，受



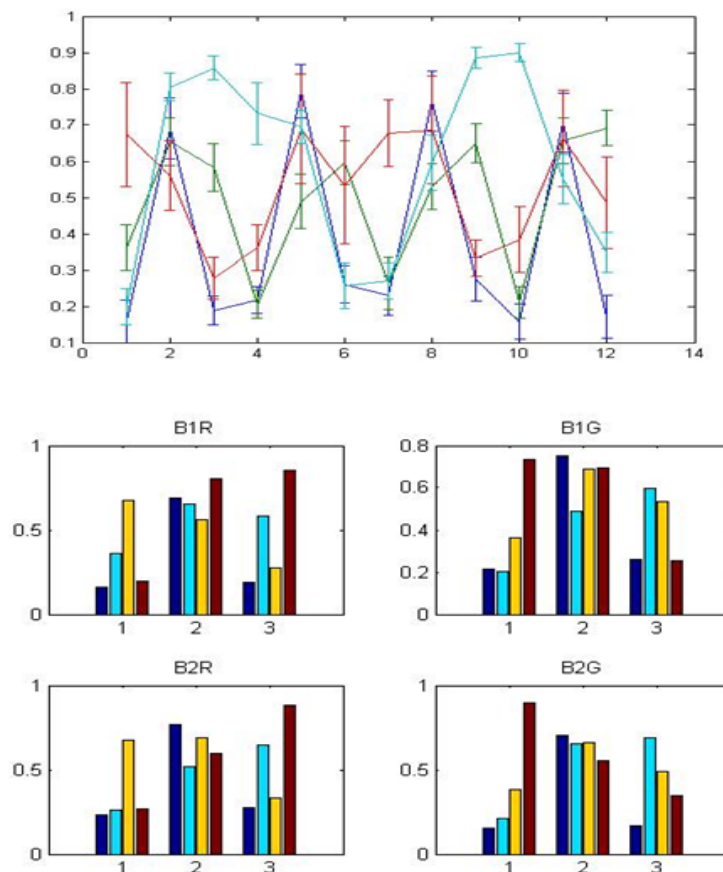
試者選擇 A 的機率，分別為在區域 1 且情境線索為 R(紅色)時，選擇 A 的機率；在區域 1 且情境線索為 G(綠色)時，選擇 A 的機率；在區域 2 且情境線索為 S 時，選擇 A 的機率；在區域 2 且情境線索為 G 時，選擇 A 的機率；在區域 3 且情境線索為 R 時，選擇 A 的機率；在區域 3 且情境線索為 G 時，選擇 A 的機率，以上六個變項，因為在實驗中測驗階段有兩個區間，所以在進行分析時皆予以考慮，故進行潛在剖面分析時共使用 12 個變項選擇 A 類別的機率。

表八、蔡涵如(民 97)實驗二測驗階段分組人數與適合度指標

| Exp2: Transfer Phase     |  |         |        |         |         |
|--------------------------|--|---------|--------|---------|---------|
| Groups of Latent Classes |  | C=2     | C=3    | C=4     | C=5     |
| Log likelihood           | H0 Value                               | -1.33   | 65.47  | 121.88  | 140.98  |
|                          | H0 Scaling Correction                  | .95     | 1.07   | 1.23    | .93     |
|                          | Factor for MLR                         |         |        |         |         |
| Information Criteria     | Number of Free Parameters              | 37      | 50     | 63      | 76      |
|                          | AIC                                    | 76.67   | -30.93 | -117.75 | -129.96 |
|                          | BIC                                    | 164.80  | 88.17  | 32.32   | 51.07   |
|                          | Sample-Size Adjusted BIC (n*=(n+2)/24) | 48.13   | -69.50 | -166.35 | -188.58 |
|                          | Entropy                                | .92     | .93    | .94     | .96     |
|                          | Numbers of Latent Classes              | 1 1 1 1 | 50     | 29      | 26      |
|                          | 2 2 2 2                                | 30      | 37     | 23      | 27      |
|                          | 3 3 3                                  |         | 14     | 17      | 31      |
|                          | 4 4                                    |         |        | 14      | 14      |
|                          | 5                                      |         |        |         | 7       |

根據分類出來的結果，基本上實驗二在測驗階段可以分成四個組別，第一組為學會真實界線的一組，受試者在刺激出現在區域 1 以及區域 3 時，無論情境線索為何皆偏向選擇 B 這個類別，而刺激出現在區域 2 時，無論情境線索為何皆偏

向選擇 A 這個類別，即 TB 組，有大約 26 個人在這一組；第二組為只學會單一條界線的一組，所以此組的受試者在刺激出現時，無論情境線索為何，在區域 2 及區域 3 選擇 A 的機率較高，但若刺激出現在區域 1 時，選擇 A 的機率降低，明顯只有學會上方界線，有 23 人屬於這一組別；第三組的受試者為反轉的知識分化組，即受試者雖然有產生知識分化的現象，但其預測跟標準的知識分化組在不同區域不同情境下產生的反應完全相反，所以稱為反轉的知識分化組。他們也會根據情境線索的不同，而有不同的分類規則，該組受試者偏好在刺激出現時，若情境線索為 R，則使用下邊界線，此時在區域 1 以及區域 2 選擇 A 的機率會較高，區域 3 選擇 A 的機率會較低，若情境線索為 G 時，則使用上邊界線，此時在區域 2 及區域 3 選擇 A 的機率會較高，區域 1 選擇 A 的機率則會較低，此組有 17 人；第四組的受試者為標準的知識分化組，即受試者會根據情境線索的不同，而有不同的分類規則，該組受試者偏好在刺激出現時，若情境線索為 R，則使用上邊界線，此時在區域 1 以及區域 2 選擇 A 的機率會較高，區域 3 選擇 A 的機率會較低，若情境線索為 G 時，則使用下邊界線，此時在區域 2 及區域 3 選擇 A 的機率會較高，區域 1 選擇 A 的機率則會較低，此組的人數有 14 人，為人數最少的一組。



圖十二、蔡涵如(民 97)實驗二測驗階段各組平均數與標準誤。上方的圖為各類別在實驗區段 1 與區段 2 時，不同變項之平均數與標準誤，圖 B1R 為在實驗區段 1 且情境線索為 R 時，選擇 A 的機率；B1G 為在實驗區段 1 且情境線索為 G 時，選擇 A 的機率；B2R 為在實驗區段 2 且情境線索為 R 時，選擇 A 的機率；B2G 為在實驗區段 2 且情境線索為 G 時，選擇 A 的機率。

### 測驗階段與訓練階段的相關

在蔡涵如(民 97)的實驗二中，分別對於訓練階段與測驗階段使用潛在剖面分析後，在訓練階段分類出 3 個組別，在測驗階段分類出 4 個組別，而後使用計算多分名義變項的列聯相關。測驗階段與練習階段的列聯相關為 0.296，

Chi-square=7.708，p-value>.05，相關未達到顯著水準，即使用練習階段的分類結果無法預測測驗階段的分類結果。造成此一結果的原因，很可能是因為訓練階段分組的第二組平均分散到與測驗階段分組的四個組別裡面，在此一情況下，很難觀察到對於另外一個變項有一致性的趨勢。

### 工作記憶容量與實驗二中分類策略傾向的關係

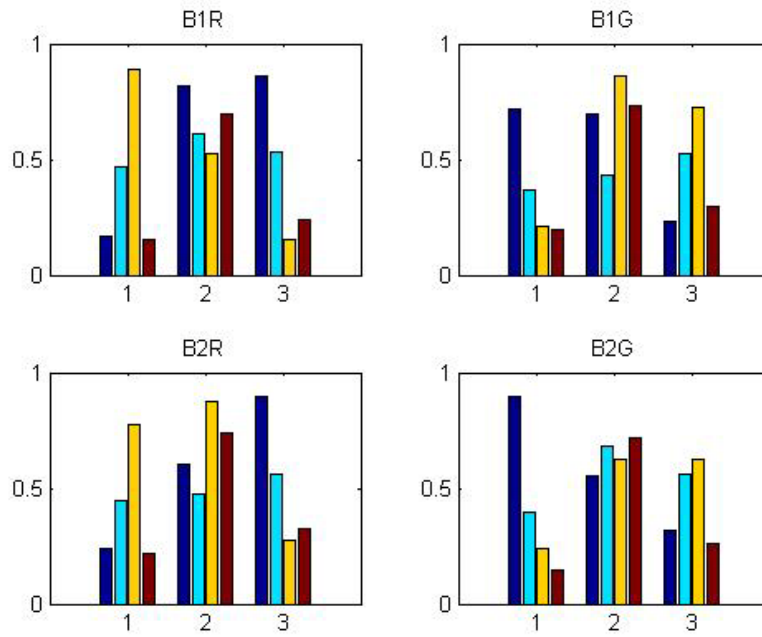
對實驗二進行結構方程混和模型，模型如圖九所示，連續的潛在變項所使用的觀察值與實驗一相同，分別為記憶更新作業（memory updating）、運算廣度作業（operation span）、語句判斷作業（sentence span）與空間短期記憶作業（spatial short term memory）。類別的潛在變項所使用的觀察值則與進行潛在剖面分析時所使用的觀察變項相同，在訓練階段為不同情境線索下選擇 A 的機率，使用 4 個實驗區段，共 8 個變項；在測驗階段為在區域 1、2、3 中不同情境現所選擇 A 的機率，使用 2 個實驗區段，共 12 個變項。

表九、蔡涵如(民 97)實驗二知識分化類別的人數與人數百分比

| Numbers of Latent Classes |   |            |
|---------------------------|---|------------|
| Latent Classes            | 1 | 8(.11268)  |
| In Training Phaes         | 2 | 58(.81690) |
|                           | 3 | 5(.0704)   |
| Latent Classes            | 1 | 13(.18310) |
| In Transfer Phaes         | 2 | 18(.25352) |
|                           | 3 | 8(.11268)  |
|                           | 4 | 32(.45070) |

結果如表九所示，在訓練階段中，設定的組數為 3 組，適合度指標良好， $BIC=-1018.218$ ， $AIC=-1124.521$ ， $Sample\text{-}Size\text{ Adjusted } BIC=-1126.178$ ，工作記憶容量並不會影響學習策略的選擇， $t\text{-}value=1.513$ ，標準誤=4.830(工作記憶容量的變異數為 0.014)；在測驗階段中，組數為 4 組時，有最好的適合度指標， $BIC=-474.290$ ， $AIC=-646.254$ ， $Sample\text{-}Size\text{ Adjusted } BIC=-713.711$ ，但工作記憶容量不會影響學習策略的選擇， $t\text{-}value=1.223$ ，標準誤=3.890(工作記憶容量的變異數為 0.014)。比較訓練階段與測驗階段的結構方程混和模型，無論是訓練階段或測驗階段，工作記憶容量的大小都沒有辦法預測分類策略的選擇，究其原因，可能與實驗一相同，除了工作記憶有可能確實無法預測分類策略的選擇外，另一可能為所進行分析的人數過少所致，此點從工作記憶容量的變異數與標準誤差異過大可以證明。

最後，根據分類出來的結果，在測驗階段可以分成的四個組別如圖十三所示，第一組的受試者為標準的知識分化 (Knowledge Partitioning) 組，即 KP 組，受試者會根據情境線索的不同，而有不同的分類規則，此組的人數有 13 人；第二組的受試者似乎並沒有學會任何一條界線，無論在哪一個區域選擇 A 的機率皆差不多，有可能是因為實驗二的難度較大的原因，有 18 人屬於這一組別；第三組的受試者為反轉的知識分化組，即受試者雖然有產生知識分化的現象，但其預測跟標準的知識分化組在不同區域不同情境下產生的反應完全相反，此組有 8 人；第四組為學會函式學習當中真實界線的一組，即 TB 組，有大約 32 個人在這一組，是人數最多的一組。



圖十三、蔡涵如(民 97)實驗二結構方程混合模型各組平均數。進行結構方程混和模型時，圖 B1S 為在實驗區段 1 且情境線索為 S 時，選擇 A 的機率；B1W 為在實驗區段 1 且情境線索為 W 時，選擇 A 的機率；B2S 為在實驗區段 2 且情境線索為 S 時，選擇 A 的機率；B2W 為在實驗區段 2 且情境線索為 W 時，選擇 A 的機率。

### 第三節 綜合分析

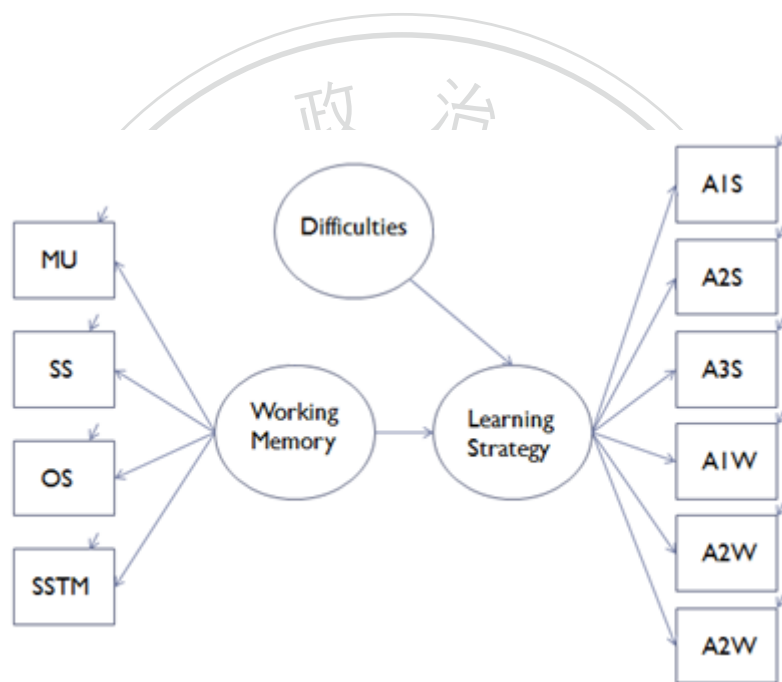
比較實驗一與實驗二的結構方程混合模型可以發現，在訓練階段中，實驗一的工作記憶容量與分類策略的選擇有關，但實驗二的工作記憶容量與分類策略的選擇卻沒有關係，然而，實驗一與實驗二的主要差異在於難度上的差別，難度會使得受試者難以分類，所以造成受試者在兩個實驗有差異的原因可能有二，一為難度上的差異造成實驗二的效果在工作記憶容量與分類策略選擇上沒有關係；二為上述所提到過的人數問題，首先，結構方程模式較適用於大樣本的模型檢定，實驗一與實驗二卻分別只有 78 人與 71 人，形成工作記憶容量的變異數很小，但兩個潛在變項之間的標準誤卻很大的結果，而此問題一直延續到測驗階段。

在測驗階段中，雖然在實驗一與實驗二中，工作記憶容量與分類策略的選擇一直沒有相關存在，其最大的原因與實驗二的練習階段相同，皆是工作記憶容量的變異數很小，但兩個潛在變項之間的標準誤卻很大。若是以不同分類策略的受試者工作記憶容量去觀察，可以發現在實驗一中，工作記憶容量較大的受試者傾向使用 TB 的分類策略，而工作記憶容量較小的受試者傾向使用 KP 的分類策略，此一現象在結構方程混合模式中，工作記憶容量影響分類策略選擇的估計值

(-1.102) 為負值，且在分類策略選擇的潛在變項上，經非線性轉換後，最小的為 TB 組，最大的為 KP 組可以得知；反之，在實驗二中，工作記憶容量較大的實驗者傾向使用 TB 的分類策略，而工作記憶容量較小的受試者傾向使用 KP 的分類策略，此一現象在結構方程混合模式中，工作記憶容量影響分類策略選擇的估計值 (4.757) 為正值，且在分類策略選擇的潛在變項上，經非線性轉換後，最小的為 KP 組，最大的為 TB 組可以得知。這部分的發現，在過去知識分化與工作記憶關連性的研究中並未被報告過，顯示配合適切的實驗，結構方程混合模型的確可以幫助我們引導思考變項之間的可能關連。

上述發現，工作記憶容量對於分類策略選擇之間有一致性的方向關係，雖然

之間的關係在結構方程混合模式上並未達到顯著水準，但有可能是因為樣本數太少所致，排除樣本數的影響後，有鑑於實驗一與實驗二的差異很有可能是因為難度的差異造成的影響，為了去驗證工作記憶容量會因為作業難度而對實驗一與實驗二在分類策略的選擇上的影響，所以將實驗一與實驗二的受試者組合在一起進行多團體（multiple-groups）的結構方程混合模型，模型如圖十四所示，根據實驗一與實驗二的分析結果，將難度團體數設定為兩組，分類策略則設定成四組以進行分析。



圖十四、蔡涵如(民 97)多團體結構方程混合模式。實驗一與實驗二結合以進行結構方程混和模型(Structrue Equational Mixture Model)去比較工作記憶容量對於難度的影響會改變分類策略選擇的關係。左邊部分的觀察變項使用四種工作記憶容量作業，分別為記憶更新作業（memory updating）、運算廣度作業（operation span）、語句判斷作業（sentence span）與空間短期記憶作業（spatial short term memory）；右邊的觀察變項使用如潛在剖面分析時使用的變項一樣，即在函式學習中不同區域在不同情境線索時選擇A的機率；而上方的難度部分，視實驗一與實驗二為不同的難度團體。



進行此一結構方程混合模型主要有兩個目的，一為確定難度是否「有可能」為工作記憶容量與分類策略選擇的中介變項，以進一步釐清難度在模型中所擔當的角色；二為確定難度對於分類策略選擇是否有效果，若有效果，或許為難度本身的主要效果，亦有可能是因為難度與工作記憶容量的交互作用所影響分類策略的選擇。

根據兩實驗在測驗階段的資料進行結構方程混和模型分析，其結構如圖十四所示。結果發現，如表十所示，工作記憶容量的外在效標良好，對於潛在工作記憶容量的影響皆達顯著水準，在各組人數方面，兩個實驗分類出來的組別，其中實驗一的部分與之前進行的結構方程混合模式時人數有些許的變動，標準的 KP 組與 TB 組的人數皆變少，移動到其他兩個組別去，實驗二的人數變動頗大，不僅是不同的 KP 組之間人數在彼此變動，TB 組的人也被移動到其他三組去，但兩實驗所分出的各組，其各變項平均數的組態(pattern)一致，即第一組都是標準的 KP 組，第四組都是 TB 組。人數變動的可能原因為難度的差異確實影響分類的結果，而後檢驗難度與工作記憶容量對於分類策略選擇的影響，發現各組的分類指標良好，分類策略選擇組的分類 Odds Ratio=3.808，且模型的適合度亦良好，BIC=-754.19，AIC=-1023.33，Sample-Size Adjusted BIC=-1039.00，但其中工作記憶容量的潛在變項並不會影響分類策略的選擇(t-value=0.58)，而難度的潛在變項確實是影響分類策略選擇的重要因子(t-value=-2.68)，這代表過去文獻對於工作記憶容量對於分類策略選擇的影響為何一直沒有一致性的結果，最大的可能原因是不同的分類作業，難度不同，自然導致會有不同的影響結果，不過也不排除是因為樣本數過小所造成的不顯著。

表十、蔡涵如（民 97）多團體結構模式的人數、系數與適合度指標

| Multi-group: Transfer Phase               |  |    |     |      |          |       |  |
|---|--|----|-----|------|----------|-------|--|
| Groups of Latent Classes                  |  |    |     | CG=2 | C=4      |       |  |
| Log likelihood                            | H0 Value                               |    |     |      | 601.66   |       |  |
|   | H0 Scaling Correction                  |    |     |      | 1.11     |       |  |
|   | Factor for MLR                         |    |     |      |          |       |  |
| Information Criteria                      | Number of Free Parameters              |    |     |      | 90       |       |  |
|   | AIC                                    |    |     |      | -1023.33 |       |  |
|   | BIC                                    |    |     |      | -754.19  |       |  |
|   | Sample-Size Adjusted BIC (n*=(n+2)/24) |    |     |      | -1039.00 |       |  |
|   | Entropy                                |    |     |      | .97      |       |  |
| Numbers of Latent Classes:<br>CG(2) /C(4) | 11                                     | 21 | 18  | 36   |          |       |  |
|   | 12                                     | 22 | 25  | 10   |          |       |  |
|   | 13                                     | 23 | 21  | 16   |          |       |  |
|   | 14                                     | 24 | 13  | 8    |          |       |  |
| Model Results                             | F                                      | BY | MU  | SS   | OS       | SSTM  |  |
|   | Estimates                              |    | 1.0 | 0.72 | 0.69     | 0.15  |  |
|   | S.E.                                   |    | 0.0 | 0.16 | 0.15     | 0.04  |  |
| Categorical Latent Class                  | C                                      | ON |     |      | CG       | F     |  |
|   | Estimates                              |    |     |      | -1.17    | 1.14  |  |
|   | S.E.                                   |    |     |      | 0.44     | 2.29  |  |
| Logistic Regression Odds Ratio Results    | C                                      | ON |     |      | -2.68    | 0.58  |  |
|   |  |    |     |      | F        | 3.808 |  |

## 第四章 分析二

分析二是對楊立行(民 96)的實驗進行二次分析，不同於分析一，蔡涵如(民 96)的實驗選用的類別結構，其中正確的分類規則為類別空間中的線性函式，並且提供充足的情境線索；楊立行(民 96)的實驗中正確的分類規則為非線性函式，並給予不多的足夠線索，企圖讓受試者在非線性函式的情境下自發性的去產生知識分化的現象。此研究只有進行分類學習作業，而沒有測量工作記憶容量的作業，對於楊立行(民 96)的資料進行二次分析的旨在於擴充潛在剖面分析的使用範圍與時機，試圖證明潛在剖面分析在類別學習的實驗中，不只能適用於線性函式所定義的類別結構，也可以廣泛地應用於其它類型的類別結構中，例如：非線性函式。楊立行(民 96)的實驗流程與刺激材料請見附錄三。

首先，在文獻回顧中可以發現，情境線索乃是知識分化的必要元素，從以往獨立於刺激的外在情境線索(Lewandowsky & Kirsner, 2000; Lewandowsky et al., 2002)，到 Yang 和 Lewandowsky(2003, 2004)使用刺激本身結合的情境線索，都可以在認知作業中誘發出一定程度的知識分化現象。Kalish 等人(2004)更在函式學習作業上發現，即使不提供外在情境線索，受試者也能依據刺激材料本身的組成成分，將之作為分化知識的線索，此時，刺激材料本身的組成成份在功能上扮演了情境線索，受試者不僅習得有那些組成成份，同時也學會在依著不同的組成成份，決定使用不同的函式進行反應。

為了能夠在類別學習作業找到上述現象，實驗材料中類別結構的設計師法 Kalish 等人(2004)以及 Aha 與 Goldstone(1992)的研究所使用的類別結構。在訓練階段中呈現兩群刺激，如圖六所示，雖然讓受試者在學習過程中掌握所有刺激，但所形成的界線為非線性的界線，如此一來便可在測驗階段檢驗受試者的所學習到的界線為何，藉此可檢驗受試者是否會形成一整合的分類方法，亦或是依照不同刺激而改變分類方式，即知識分化現象。在此設計中沒有提供任何情境線索，刺

激屬性的向度為矩形的高度與短線的位置，讓受試者在訓練階段中必須同時使用雙向度訊息來分類才可以達到高正確率，使其和過去知識分化研究提供的外在情境線索扮演相同的角色。並且讓刺激屬性具有刺激預測力，意同當某刺激屬性出現時便可知另一刺激屬性為何。在此操弄下，預測受試者為了減低作業困難度，會使用刺激屬性來將知識分化。

在研究中可以發現，受試者賴以分化知識的線索應是刺激屬性本身，與 Yang 和 Lewandowsky(2004)的研究相比，受試者採用的線索是問題解決的無效外在情境訊息。兩者相異之處在於對類別知識的意涵不同，後者操弄的情境線索對於類別沒有預測力，無法對分類問題有所助益。而此研究所設計的線索則是刺激屬性本身，對於分類問題來說，刺激屬性具有類別的預測力，了解刺激屬性的差別對於分類問題有直接的幫助。即便如此，在學習歷程中兩者仍具有相同的意義，皆為受試者賴以分化知識的依據。因此可以說此研究操弄所引發的結果是在沒有情境線索下的知識分化現象。且受試者應是主動地選擇刺激屬性來分化知識，故又稱為自發性的知識分化。

Kalish 等人(2004)在函式學習研究上已經發現刺激本身的屬性也能作為一種線索，用以拆解一完整知識為兩個以上的知識封包。換言之，人是主動性地看待並靈活運用這些刺激屬性，即使不提供外在線索，在函式學習上仍有知識分化現象的發生。依據刺激屬性將類別之是拆成不同的部分，根據不同刺激屬性形成不同的類別界線來做為分類判斷的依據，其非線性函式的函式學習如圖三十三所示。

## 結果

### 訓練階段

在訓練階段的分析部分，根據文獻對於知識分化的定義，相信知識分化的產生會因為受試者在不同的函式學習區段對於某類別的特定反應不同而有所不同。所以在潛在類別分析時所使用的變項，如圖三十三所示將函式分為六個區段，受限於訓練階段的類別學習結構設計，只使用其四個變項，即短線位置 150 到 450 以及矩形高度為 50 時，此區間設為一變項，為第四區域；短線位置 150 到 450 以及矩形高度為 150 時，此區間設為一變項，為第二區域；短線位置 550 到 850 以及矩形高度 650 時，此區間設為一變項，為第三區域；短線位置 550 到 850 以及矩形高度 750 時，此區間設為一變項，為第一區域。

設定四個函式學習區間的範圍，而後根據四個區間受試者選擇 A 的反應型態進行潛在剖面分析，訓練階段受試者總共會經歷五個實驗區間，分析時使用實驗第二、第三與第五區間的資料，故總共會有 12 個變項。

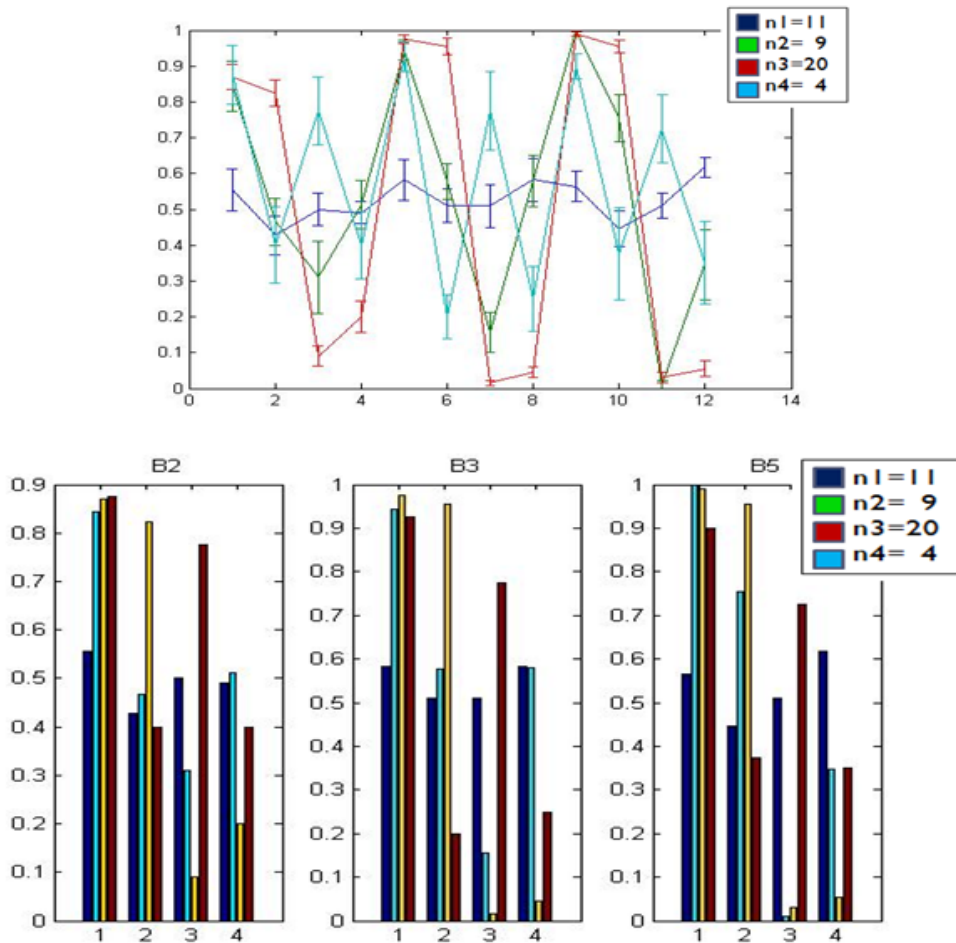
表十一、楊立行(民 96)訓練階段分組人數與適合度指標

Exp3: Training Phase

| Groups of Latent Classes |                        | C=2     | C=3     | C=4     | C=5     |
|--------------------------|------------------------|---------|---------|---------|---------|
| Log                      | H0 Value               | 126.07  | 158.27  | 233.61  | 194.03  |
| likelihood               | H0 Scaling Correction  | 1.21    | 1.39    | 1.28    | 1.08    |
|                          | Factor for MLR         |         |         |         |         |
| Information              | Number of Free         | 37      | 50      | 63      | 76      |
| Criteria                 | Parameters             |         |         |         |         |
|                          | AIC                    | -178.14 | -216.53 | -341.23 | -236.05 |
|                          | BIC                    | -112.13 | -127.32 | -228.82 | -100.46 |
|                          | Sample-Size Adjusted   | -228.07 | -284.00 | -428.24 | -338.61 |
|                          | BIC ( $n^*=(n+2)/24$ ) |         |         |         |         |
|                          | Entropy                | 1.00    | .99     | 1.00    | 1.00    |
| Numbers of               | 1 1 1 1                | 27      | 8       | 11      | 2       |
| Latent                   | 2 2 2 2                | 17      | 28      | 9       | 8       |
| Classes                  | 3 3 3                  |         | 8       | 20      | 28      |
|                          | 4 4                    |         |         | 4       | 5       |
|                          | 5                      |         |         |         | 1       |

結果發現，當類別為四組時有最好的適配度指標， $BIC=-228.822$ ， $AIC=-341.226$ ，各組人數如表十一所示，且所有變項皆達顯著水準，各組之間的相關極低。各類別在不同變項之平均數與標準誤如圖十五的 A 圖所示，第二、第三與第五區間的平均數組態如圖十五的 B2、B3、B5 圖所示。觀察圖十五可以發現四個組別組別之間的差異極大，但從圖十五的 B2、B3、B5 圖可以得知，在相同的組別上，在不同的區間幾乎沒有什麼差別存在，這表示受試者可以輕易且很快的學習到自己的規則。

A 圖



圖十五、楊立行(民 96)訓練階段各組平均數與標準誤。A 圖為各類別在實驗不同的三個區段時，四個變項選擇 A 機率的平均數與標準誤；B1、B2、B3 圖分別為受試者在訓練階段的實驗區段 2、區段 3 與區段 5 所使用的四個變項中選擇 A 的機率。

楊立行(民 96)的實驗與蔡涵如(民 97)實驗的最大差別在於沒有情境線索，為自發式的知識分化，針對該非線性分類規則的學習結果，潛在剖面分析發現，在訓練階段可以分成四個組別，第一組為不論實驗刺激位於哪一個區域發生，受試者選擇 A 的機率皆差不多，約 50%左右，有大約 11 個人在這一組；第二組為當實驗刺激出現於第一區域時，受試者有較高的機率將刺激歸類為 A 類別，約有 9

個人在這一組；第三組為真實學會分類的組別，在第一區域、第二區域又較高的機率將刺激歸類於 A 類別，有 20 人組於這一組別；第四組為使用單向度進行分類的組別，該組受試者只使用短線位置進行分類，若實驗刺激超過 500，則歸為 A 類，低於 500 則歸為 B 類別，有 4 人屬於這一組。值得注意的是，第三組為真實學會分類的組別，雖然該組成員在訓練階段學會真實分類，但仍然有可能在測驗階段產生知識分化的現象。

## 測驗階段

在測驗階段進行潛在剖面分析時，所使用的變項如圖三十三所示，根據受試者在此函式學習的六個區段中將類別歸類為 A 的機率設為變項，即短線位置 150 到 450 以及矩形高度為 750 時，此區間設為一變項，為第一區域；短線位置 550 到 850 以及矩形高度為 750 時，此區間設為一變項，為第二區域；短線位置 150 到 450 以及矩形高度為 150 到 650 時，此區間設為一變項，為第三區域；短線位置 550 到 850 以及矩形高度 150 到 650 時，此區間設為一變項，為第四區域；短線位置 150 到 450 以及矩形高度為 50 時，此區間設為一變項，為第五區域；短線位置 550 到 850 以及矩形高度 50 時，此區間設為一變項，為第六區域。

因測驗階段在實驗中只進行一個區間，包含 64 個嘗試，使用分析的資料總共為六個變項。可以預期因為受試者在訓練階段未獲得足夠的資訊，他們會根據實驗刺激自發性的形成知識分化而表現在測驗階段中，潛在剖面分析則會根據他們在不同區段選擇 A 類別的組態進行分類，進而分類出不同知識分化的可能性。



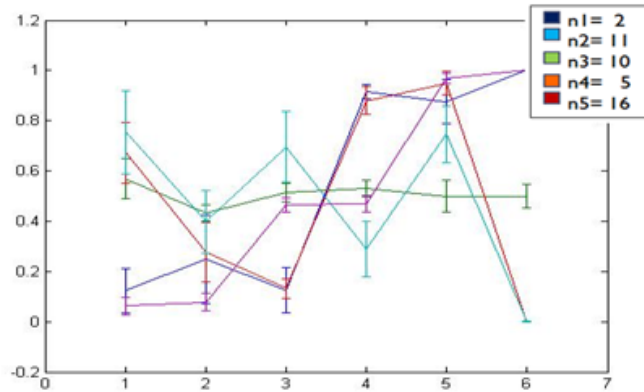
表十二、楊立行(民 96)測驗階段分組人數與適合度指標

Exp3: Transfer Phase

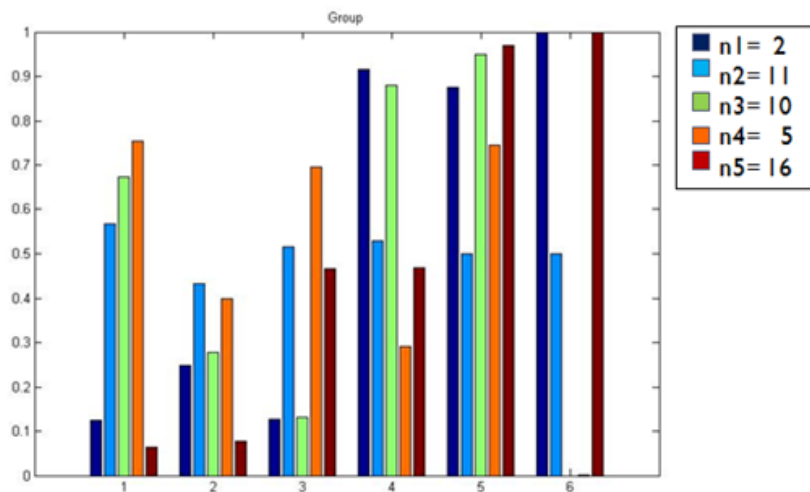
| Groups of Latent Classes  |   | C=2    | C=3    | C=4    | C=5    |
|---------------------------|---|--------|--------|--------|--------|
| Log likelihood            | H0 Value                                    | -18.14 | 18.91  | 23.77  | 58.36  |
|                           | H0 Scaling Correction                       | .95    | 1.18   | 1.06   | 1.21   |
|                           | Factor for MLR                              |        |        |        |        |
| Information Criteria      | Number of Free Parameters                   | 19     | 26     | 33     | 40     |
|                           | AIC   | 74.29  | 14.18  | 18.47  | -36.72 |
|                           | BIC   | 108.19 | 60.57  | 77.34  | 34.64  |
|                           | Sample-Size Adjusted BIC ( $n^*=(n+2)/24$ ) | 48.65  | -20.90 | -26.07 | -90.70 |
|                           | Entropy                                     | .98    | .98    | .99    | .99    |
| Numbers of Latent Classes | 1 1 1 1                                     | 18     | 15     | 15     | 2      |
|                           | 2 2 2 2                                     | 26     | 18     | 11     | 11     |
|                           | 3 3 3                                       |        | 11     | 16     | 10     |
|                           | 4 4   |        |        | 2      | 5      |
|                           | 5   |        |        |        | 16     |

結果發現，當類別為五組時有最好的適配度指標， $BIC=-228.822$ ， $AIC=-341.226$ ， $Sample-Size Adjusted BIC=-426.239$ ，且所有變項皆達顯著水準，各組之間的相關極低，各組人數如表十二所示。各類別在不同變項之平均數與標準誤如圖十六所示，觀察圖十六可以發現五個組別組別之間的差異極大，但從圖十六的 B 圖可以得知，在相同的組別上，在不同的區間幾乎沒有什麼差別存在。

A 圖



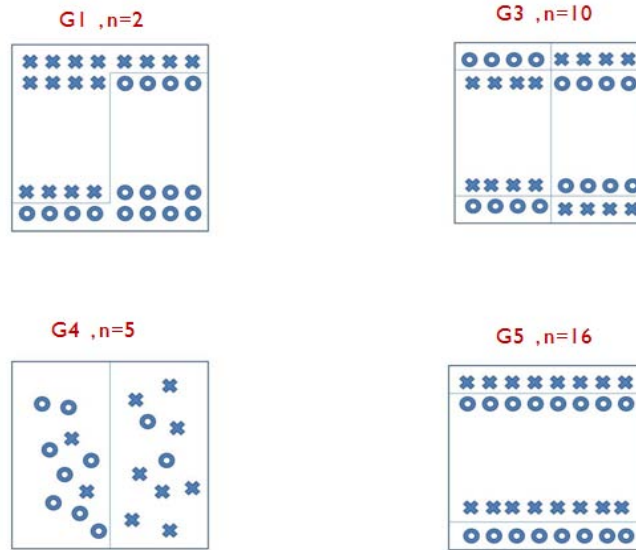
B 圖



圖十六、楊立行(民 96)測驗階段各組平均數與標準誤。A 圖為各類別在測驗階段時，六個區域選擇 A 機率的平均數與標準誤；B 圖為受試者在測驗階段的六個區域選擇 A 機率的平均數組態，可根據此一組判斷知識分化現象的差異。

根據分類出來的結果，在測驗階段可以分成五個組別，從圖十六可以得知，第一組為學會函式學習當中真實界線的一組，即 TB 組，受試者在刺激出現在函式學習中區域 1、區域 2、區域 3 時，將刺激分類為 A 的機率較低，在刺激出現

在函式學習中區域 4、區域 5、區域 6 時，將刺激分類為 A 的機率較高，如圖十七的 G1 圖，只有 2 個人在這一組，代表在學習非線性的分類規則時，尤其是資訊不足的情境下，真實界線是很難學會的；第二組屬於並未學會規則的一組，受試者無論在函式學習中的任何一個區域，將刺激分類為 A 的機率都差不多，約 50% 左右，有 11 人屬於這一組別；第三組的受試者為反轉的知識分化組，即受試者雖然有產生知識分化的現象，但其知識分化的界線卻與真實界線相反，即該組受試者雖然學會真實界線，但卻自發性的衍生出另外一條界線，且這條界線與真實界線呈相反方向的趨勢，如圖十七的 G3 圖，所以稱為反轉的知識分化組。當刺激出現在函式學習中區域 1、區域 4、區域 5 時，受試者傾向將刺激分類為 A 類組，但當刺激出現在函式學習中區域 2、區域 3、區域 6 時，受試者傾向將刺激分類為 B 類組，有 10 人屬於這一組別；第四組的受試者為只使用單一向度當作分類標準的組別，如圖十七的 G4 圖所示，即當刺激的短線位置超過 500，受試者傾向將刺激分類為 B 類組，但當刺激的斷線位置低於 500，受試者傾向將刺激分類為 A 類組，有 5 人屬於這一組別；第五組為標準的知識分化組，如圖十七的 G5 圖所示，即受試者會因為訊息的不完全而產生兩條知識分化的界線，與實驗之前所預測知識分化組的界線相同，該組受試者在刺激出現於函式學習中區域 3 的上緣、區域 4 的上緣、區域 5 以及區域 6 時，傾向將刺激分類於 A 類別，在刺激出現於函式學習中區域 1、區域 2、區域 3 下緣以及區域 4 下緣時，傾向將刺激分類於 B 類別，有 16 人出現在這一組別，為人數最多的一組，表示說在訊息不完全的情境底下，受試者傾向自發性的產生知識分化的界線較學會真實界線容易的多。



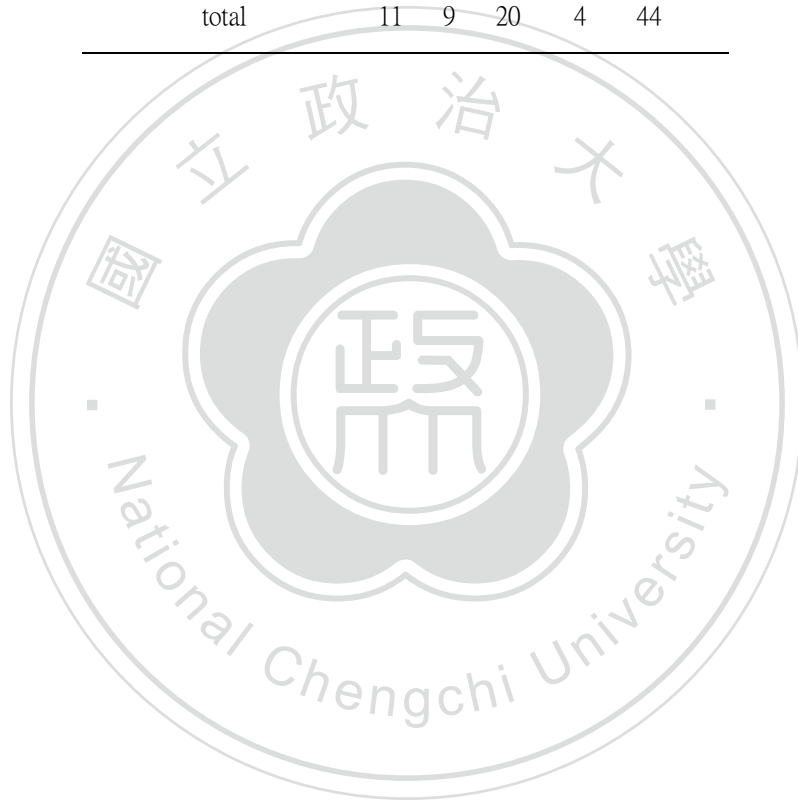
圖十七、楊立行(民 96)訓練階段各組函式學習分類示意圖。在測驗階段，進行潛在剖面分析後，可以分為五個組別，G1 為標準的 TB 組，G3 為反轉的 KP 組，G4 為使用單一向度進行分類的組別，G5 為標準的 KP 組。

### 討論

從結果中可以發現，潛在剖面分析確實可以對於非線性分類規則學習進行有效的分類，且分類出來的結果在分類學習當中擁有高度的一致性，訓練階段的分類組別與測驗階段的分類組別之間的相關為 0.869，Chi-square=135.522， $p\text{-value}<.001$ ，學習階段與測驗階段各組人數的變化如表十三所示，值得一提的是，對於測驗階段第三組反轉效果組別的出現，是先前所沒有預測到的，代表潛在剖面分析對於分類學習作業確實可以清楚的找到個別差異的不確定性存在。

表十三、楊立行(民 96)學習階段與測驗階段各組人數變化表

| Transfer \ Training | 1  | 2 | 3  | 4 | total |
|---------------------|----|---|----|---|-------|
| 1                   | 0  | 1 | 1  | 0 | 2     |
| 2                   | 8  | 0 | 1  | 2 | 11    |
| 3                   | 1  | 4 | 5  | 0 | 10    |
| 4                   | 2  | 1 | 1  | 1 | 5     |
| 5                   | 0  | 3 | 12 | 1 | 16    |
| total               | 11 | 9 | 20 | 4 | 44    |



## 第五章 分析三：RULEX 實驗

分析三為本研究唯一進行之實驗，主要的目的在於透過 Nosofsky 等人(1994)實驗的類別結構設計，企圖擴大潛在剖面分析的應用範圍，在分析一與分析二中，研究所使用的潛在剖面分析是針對「規則可解釋的類別結構」而使用，包括線性與非線性的分類規則。但在 Nosofsky 等人(1994)實驗所使用的類別結構無法找出完整的規則。他們所使用的刺激材料是由多向度的二元刺激所形成之圖片，目的是在於使受試者透過觀察圖片特徵的改變去學習分類的規則。Nosofsky 等人提出 RULEX 模型說明分類學習，認為當人們面臨較複雜的情境時，為了去學習分類，並不太會使用相似性的判斷，而是會自行先使用一簡單的規則進行分類，如若這一簡單的規則無法適用於全部的分類，且只有少部分例外時，人們會將例外背下來，而非改變成另外一條規則，所以本實驗稱為 RULEX( Rule-Plus-Exception)實驗。

RULEX 實驗的刺激材料是使用 Medin 與 Schaffer(1978)所使用的刺激結構，在文獻中，Nosofsky 等人試圖以 RULEX 模型去解釋多向度二元變項的分類，並與 Medin 與 Schaffer(1978)所提出的 Context Model 做比較，在 Context Model 中認為人分類是以刺激與記憶中類別範例的相似性作為標準，以相似性最高的類別標籤做為刺激所屬類別，但 Nosofsky 、Palmeri 與 McKinley(1994)的 RULEX 模型則認為人在學習類別時是先以規則為標準，並將不符合規則的刺激（即，特例）記下以方便分類。結果發現，Nosofsky 等人(1994)的 RULEX 實驗似乎更貼切於後者。

除了上述所說擴大潛在剖面分析的應用範圍外，另外一個目的在於使用 RULEX 實驗的刺激材料可以預期有幾種可能的分類策略，而後觀察潛在類別變項分類後的結果，確認是否有這些組別以及未預期組別的存在。RULEX 實驗企圖使受試者對於刺激材料，即火箭船圖片進行二元的分類，刺激圖片為四個皆為

二元的變項所組成的火箭船，四個刺激向度分別為火箭船的尾翼、火箭船的機翼、火箭船的機鼻以及火箭船噴射孔的部分。在訓練階段，已知有三種方法可以學會，一種為使用火箭船的機鼻，可以快速的分類為 A 類或 B 類的火箭船，但無論是哪一種形狀的火箭船機鼻，都各有一種例外的圖片存在，受試者必須把這兩張例外的圖片記下來才會達到百分之百正確率；一種為使用火箭船的尾翼，也可以快速的分類為 A 類或 B 類的火箭船，但無論是哪一種形狀的火箭船尾翼，同上一種規則，都各有一種例外的圖片存在，受試者必須把這兩張例外的圖片記下來才會達到百分之百正確率；最後一種為使用相似性判斷原則將兩類火箭船進行分類，受試者會在訓練階段學會以自己記憶中 A、B 類別最標準的範例，而後根據看到的刺激圖片去比對與 A、B 類別火箭船哪一種比較相似，再來進行分類的選擇，值得注意的是 Nosofsky 等人(1994)所提出的 RULEX 模型並不能預期並解釋這類別的存在，但他們所收集到的觀察資料確有顯示這類人的特徵存在。

上述所說 RULEX 模型無法預期且解釋的類別，可以從圖十九中得知，圖十九的上圖為 Nosofsky 等人(1994)實驗中，受試者在測驗階段，面對七張新的刺激圖片選擇不同類別所形成的組態機率(故不同的組態皆由七個選擇類別所組成，如「AAAAAAA」即受試者在第一張圖片到第七張圖片皆選擇 A 類別)，為該實驗所收集到的真實資料，其中「ABABBAB」這個項次，為當受試者使用相似性判斷做為分類依據時，在七張圖片的反應組態。相較於圖十九的下圖為 Nosofsky 等人(1994)使用 RULEX 模型預測受試者在新七張新的刺激圖片上，選擇分類的不同組態機率。可以發現在「ABABBAB」這個項次的機率並不一致，且差異頗大，故我們可以得知 Nosofsky 等人(1994)所提出的 RULEX 模型並不能預期並解釋使用相似性判斷做為分類依據的這類別存在。

## 方法

### 受試者

參與本實驗的受試者為從 18 歲到 35 歲的正常成年人共 103 名，在每次實驗結束後將給予車馬費補助。

### 實驗設備

所有受試者接在一個安靜、光線充足的實驗小房間內進行實驗。所有實驗控制以及數據收集皆是在個人電腦上執行，並以 19 吋液晶螢幕及 1024x768 的解析度呈現實驗刺激。

### 實驗材料

使用 Nosofsky 等人(1994)進行 RULEX 實驗所使用刺激結構，為四個向度的刺激，但每個向度都只有二元的可能性，即刺激是以類別的方式出現，但在刺激材料方面，並未使用 Nosofsky 等人所運用之四個向度的刺激所組成的火箭船圖案，他們所使用的四個刺激向度分別為機鼻、機翼、尾翼以及噴射孔。因圖片在螢幕上以 2D 的方式呈現，所以圖形使用更簡單的幾何圖案呈現，依然運用四個向度的刺激所組成的火箭船圖案，四個刺激向度分別為機鼻、機翼、烤漆圖案以及噴射孔。每個刺激向度皆是二元的變項，機鼻的部分可以分為尖頭的火箭船圖案以及圓頭的火箭船圖案；機翼的部分可以分為直角三角形的設計以及類菱形的設計火箭船圖案；烤漆圖案可以分為星星形狀的烤漆圖案以及圓形形狀的烤漆圖案；噴射孔的部分可以分為直筒狀的形狀以及圓形禁止符號的形狀。從以上四個皆為二元的刺激向度可以形成 16 張不同的圖形變化，所有的刺激圖案如附錄五所示。

實驗被分為訓練階段與測驗階段兩部分。其中訓練階段又包含 16 個區段

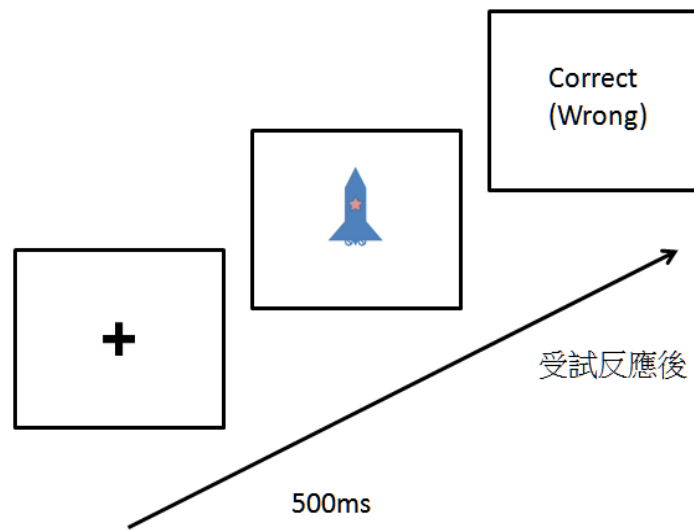


(block)，每區段皆呈現相同的 9 個刺激圖片，如附錄五第一張圖到第九張圖，其中前五張圖為 A 類圖片，後四張圖為 B 類圖片，所以在訓練階段共出現 144 張刺激嘗試。測驗階段包含 3 個區段，每個區段皆呈現相同的 16 張圖片，如附錄五所示，其中前 9 張圖片為訓練階段出現過的圖片，後面 6 張圖片則為完全新的圖片，所以在訓練階段共出現 48 張刺激嘗試。

## 實驗程序

首先，受試者在看完實驗同意書且簽名同意後，會被要求閱讀指導語，待沒有任何問題後即開始進行實驗，指導語如附錄四所示，告知受試者在訓練階段達到百分之百正確率是很有可能，所以請盡量以此為目標去學習分類，且每一張圖片在不同區段的答案皆是相同的，並不會因為不同區段而改變，並不需要因此而重新學習。整個實驗從開始到結束約進行 15 分鐘左右。

實驗共分為兩個階段：訓練階段與測驗階段。訓練階段包含 16 個區段，相同的 9 張圖片以隨機順序呈現，共呈現 144 次實驗嘗試。如圖十八所示，在刺激呈現前會先有一個十字記號的凝視點出現，500 毫秒(ms)後才會出現刺激。每次刺激呈現後，受試者必須判斷該刺激屬於類別 A 或類別 B，並按壓相對應的按鍵(如若受試者認為該圖片是 A 類火箭船則需按下 S 鍵，若受試者認為該圖片是 B 類火箭船則需按下；鍵。)。等受試者做出反應，螢幕會立即給予正確或錯誤的回饋告知受試者答對與否，回饋呈現 1000 毫秒(ms)後便會進入下一個嘗試。在測驗階段中，包含 3 個區段，相同的 16 張圖片會以隨機順序呈現，其中 9 張圖片為訓練階段出現過的圖片，後 7 張圖片為全新的刺激圖片，所以在測驗階段會出現共 48 次實驗嘗試。在實驗程序上與訓練階段不同的是，受試者在作答後，螢幕不會給予任何回饋便會進入下一個嘗試直到該區段結束，該區段結束後受試者可以選擇休息一下或繼續進行下一個區段的嘗試直到實驗結束。在實驗過程中，以個人電腦記錄受試者的作答反應(response)以及反應時間(reaction time)。



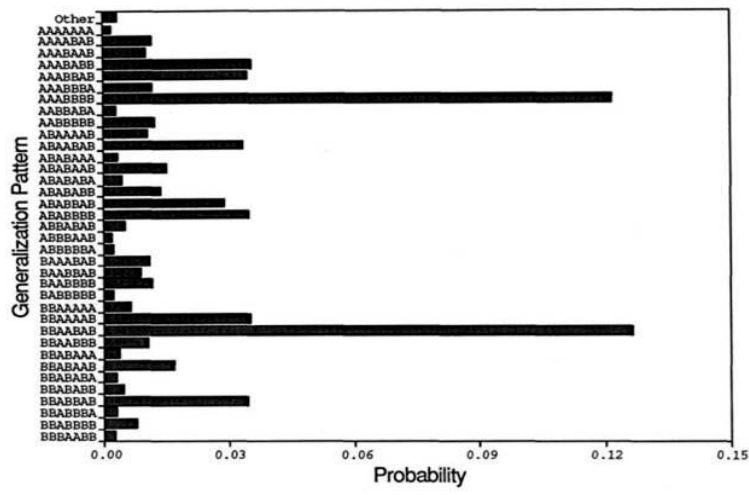
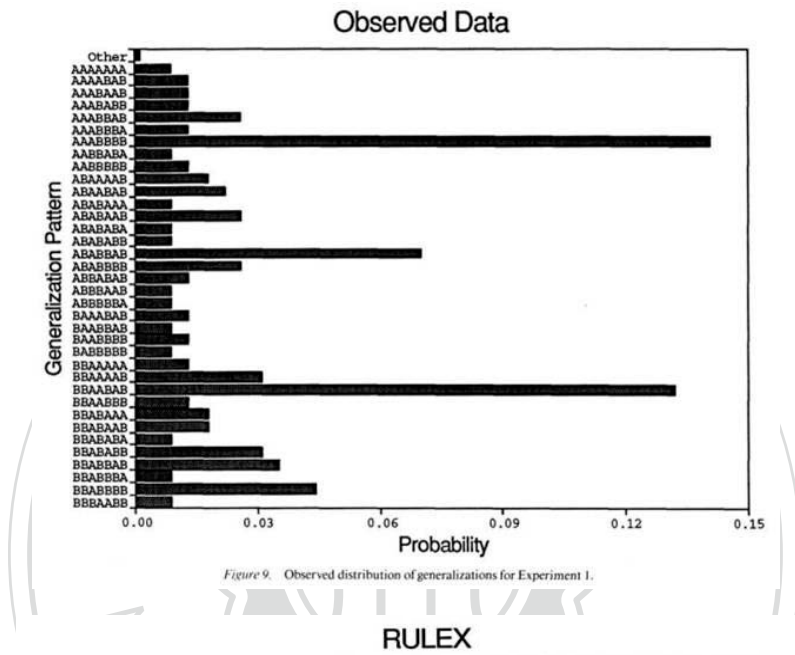
圖十八、RULEX 實驗之實驗程序。訓練階段中先出現十字凝視點，500 毫秒後出現刺激，待受試者反應後會呈現 1000 毫秒的回饋，之後便會進入下一個嘗試。測驗階段除無回饋訊息畫面外，其他程序和訓練階段相同。

結果

首先，在訓練階段當中，若受試者在最後三個區段的正確率未達到 60%，則判定為受試者並未學習到一個足夠好的分類規則或並未學習到如何去分辨 A 類或 B 類之間的差異，該名受試者的資料將予以刪除。在本實驗中，通過標準的受試者共有 102(99.03%)人，認定為學習成效良好的受試者；未通過標準的受試者共有 1(0.97%)人，被認定為學習成效不佳的受試者。所以本實驗最後使用的分析資料為 102 個通過的受試者。

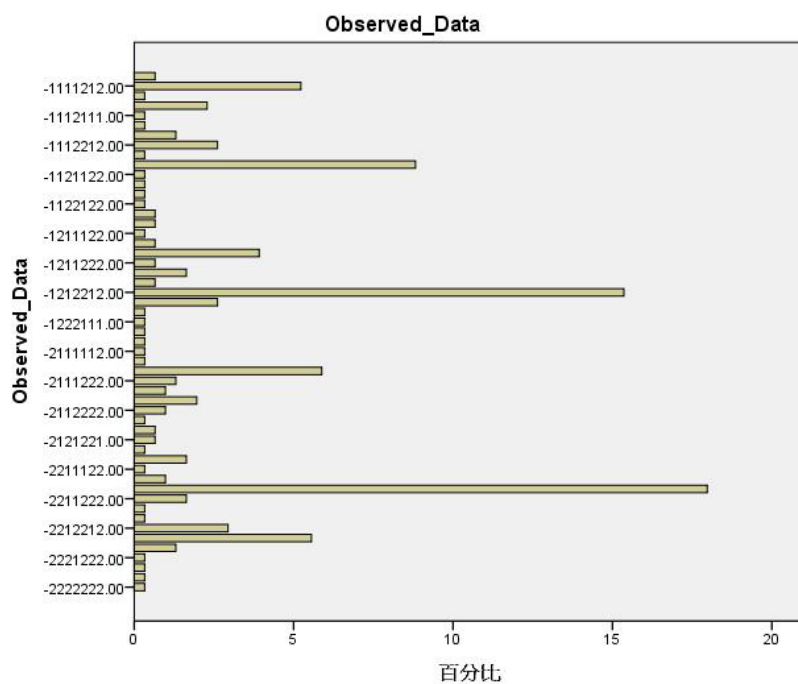
圖十九上方的 Observed Data 圖為 Nosofsky 等人(1994)在實驗中測驗階段所收得到的觀察資料，受試者對於 7 張在訓練階段未見過的圖片進行分類的組態，下方 RULEX 圖為他們使用 RULEX 規則在測驗階段所預測出來的資料分配。試圖去比較圖十九的兩張圖片，可以發現，RULEX 模型雖然可以預測出基本的兩種

分類組別，即都使用單一向度為規則進行分類的兩個組別，分別為火箭船圖案中的機鼻部分與火箭船圖案中的尾翼部分，受試者都使用簡單的規則並記下例外的特徵，但 RULEX 模型卻無法預測使用相似性判斷規則進行分類的組別，即無法解釋「ABABBAB」該項次組別的存在。



圖十九、Nosofsky、Palmeri 與 McKinley (1994)轉換刺激的真實資料分布與模型預測分布示意圖。上方 Observed Data 圖為 Nosofsky 等人 (1994)在 RULEX 實驗中測驗階段對於 7 張新圖片所收得到的真實資料結構分配，下方 RULEX 圖為他們使用 RULEX 規則在測驗階段所預測出來的資料分配。

圖二十為為本實驗在測驗階段 7 張新的刺激圖片被受試者分類的資料分配結構，與圖十八的 Observed Data 圖進行比較，發現本實驗的受試者與 Nosofsky 、Palmeri 與 McKinley (1994)所做的實驗在受試者分類策略選擇上有兩個組別的人數比例多寡有差異。在本實驗中，以火箭船的烤漆圖案做為主要的分類依據的受試者人數比例，要低於以相似性做為分類依據的組別；但在 Nosofsky(2004)的實驗中，以火箭船的尾翼(與本實驗的烤漆圖案同樣做為第一向度的存在)做為主要分類依據的受試者人數比例，要多於以相似性做為主要分類依據的組別。



圖二十、分析三實驗轉換刺激圖片的資料分布圖。為本實驗在測驗階段 7 張新的刺激圖片所得到的資料分配結構，其中縱軸指標名稱中 1 為受試者在該圖片選擇 A，2 為受試者在該圖片選擇 B。

## 訓練階段

無論訓練階段亦或是測驗階段皆使用相同的 8 個變項去進行潛在類別分析的分類，之所以使用此 8 個變項是因為 RULEX 實驗並不像前面分析一與分析二一樣，有函式學習的區域或無關的情境線索可供判斷，所以選擇使用圖片特徵的選擇率當作變項。8 個變項分別為，當火箭船的烤漆圖案為星星圖案時，選擇 A 類別的機率；當火箭船的烤漆圖案為圓形圖案時，選擇 A 類別的機率；當火箭船的機翼為直角三角形時，選擇 A 類別的機率；當火箭船的機翼為類菱形圖案時，選擇 A 類別的機率；當火箭船的機鼻為尖頭時，選擇 A 類別的機率；當火箭船的機鼻為圓頭時，選擇 A 類別的機率；當火箭船的噴射孔為直筒形時，選擇 A 類別的機率；當火箭船的噴射孔為圓形禁止符號形時，選擇 A 類別的機率。

訓練階段共有 16 個實驗區間，進行分析時，因考慮受試者學習速度的快慢不一，試圖排除學習速率的影響，所以使用最後 3 個區間進行分析，即在訓練階段最後 3 個區間裡，受試者在 8 個主要特徵出現時，選擇 A 類別的機率。

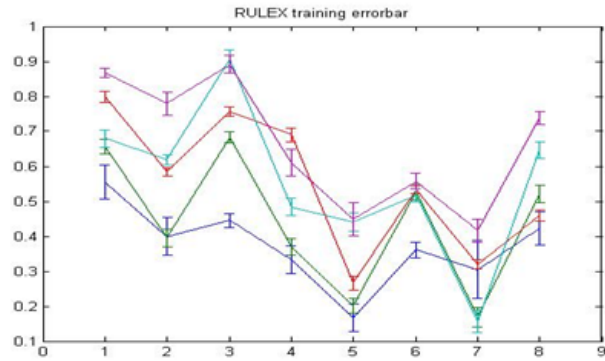
表十四、RULEX-EXP 訓練階段知識分化類別的人數與適合度指標

RULEX: Training Phase

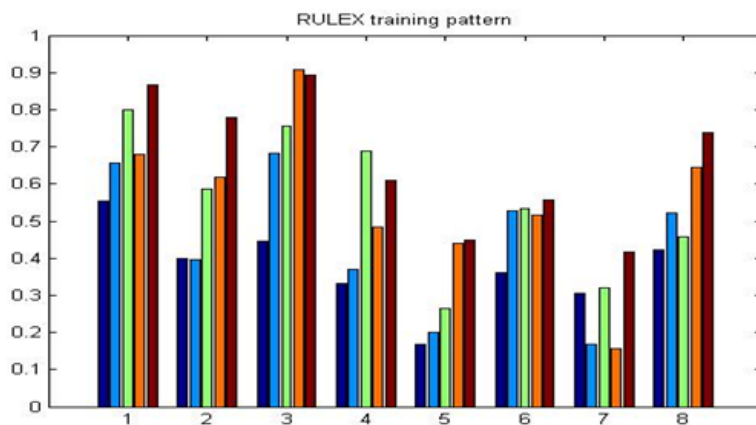
| Groups of Latent Classes |                        | C=2      | C=3      | C=5      |
|--------------------------|------------------------|----------|----------|----------|
| Log                      | H0 Value               | 597.02   | 668.70   | 724.46   |
| likelihood               | H0 Scaling Correction  | 1.08     | 1.09     | 1.10     |
| Factor for MLR           |                        |          |          |          |
| Information              | Number of Free         | 25       | 34       | 52       |
| Criteria                 | Parameters             |          |          |          |
|                          | AIC                    | -1144.04 | -1269.40 | -1344.92 |
|                          | BIC                    | -1078.41 | -1180.15 | -1208.42 |
|                          | Sample-Size Adjusted   | -1157.38 | -1287.54 | -1372.67 |
|                          | BIC ( $n^*=(n+2)/24$ ) |          |          |          |
|                          | Entropy                | .86      | .93      | .96      |
| Numbers of               | 1 1 1 1                | 62       | 30       | 3        |
| Latent                   | 2 2 2 2                | 10       | 34       | 18       |
| Classes                  | 3 3 3                  |          | 38       | 43       |
|                          | 4 4                    |          |          | 22       |
|                          | 5                      |          |          | 16       |

結果發現，當類別為五組時有最好的適配度指標， $BIC=-1208.418$ ， $AIC=-1344.917$ ， $Sample\text{-}Size\text{ Adjusted }BIC=-1372.668$ ，各組人數如表十四所示，且所有變項皆達顯著水準，各組之間的相關極低。在訓練階段的最後三個區段中，各類別在不同變項之平均數與標準誤如圖二十一之 A 圖所示，訓練階段最後三個區段的平均數組態如圖二十一之 B 圖所示，觀察圖二十之 B 圖可以發現五個組別組別之間的差異並不是很大。

A 圖



B 圖



圖二十一、RULEX 實驗訓練階段各組平均數與標準誤。A 圖為各組在訓練階段時，8 個變項上受試者選擇 A 機率的平均數與標準誤；B 圖為受試者在訓練階段的 8 個變項上受試者選擇 A 機率的平均數組態。

根據分類出來的結果，訓練階段主要可以分為 5 組，第一組為無論何種特徵出現，皆傾向將刺激分類為 B 類別的組別，有 3 人屬於此一類別；第二組為當火箭船的烤漆圖案為星星圖案或火箭船的機鼻為尖頭這兩個特徵出現時，傾向將刺激分類為 A 類別的組別，有 18 人屬於此一類別；第三組為當火箭船的烤漆圖案為星星圖案、機翼為直角三角形、機鼻為尖頭或噴射孔為直筒形這四個特徵出現時，受試者傾向將刺激分類為 A 類別的組別，有 43 人屬於此一類別，為最多人的組別；第四組為當火箭船的機鼻為尖頭時，傾向將刺激分類為 A 類別的組別，

有 22 人屬於此一類別；第五組為當火箭船的烤漆圖案為星星圖案、機翼為直角三角形、機鼻為尖頭或噴射孔為圓形禁止符形這四個特徵出現時，受試者傾向將刺激分類為 A 類別的組別，有 16 人屬於此一類別。

## 測驗階段

Nosofsky 等人 (1994)所做的 RULEX 實驗中，其受試者選擇各圖片為 A 類別的機率如圖二十二左半邊所示，圖二十二的右半邊則為本實驗受試者選擇各圖片為 A 類別的機率。造成測驗階段七張新圖片選擇 A 有差異的原因，很可能是因為本實驗所操弄的第三變項，火箭船的機鼻效果太明顯所致，發現只要該圖火箭船的機鼻若為尖頭形狀，則選擇 A 的機率會增加，若機鼻為圓頭形狀，則選擇 A 的機率會降低。另外，針對 Nosofsky 等人所做的 RULEX 實驗在所有圖片選擇 A 的機率與本實驗受試者在所有圖片選擇 A 的機率進行卡方百分比同質性檢定， $\text{Chi-square}=44.3434$ ， $p\text{-value}<.001$ ，達到顯著水準，證明兩實驗有所不同，其原因應如上所述，為所操弄的第三變項對於受試者的效果太明顯所致。



| Stimulus | Nosofsky(1994) |       | Chung(2011) |
|----------|----------------|-------|-------------|
|          | Observed p     | RULEX | Observed p  |
| A1 1112  | .77            | .79   | .95         |
| A2 1212  | .78            | .79   | .98         |
| A3 1211  | .83            | .77   | .98         |
| A4 1121  | .64            | .65   | .56         |
| A5 2111  | .61            | .63   | .67         |
| B1 1122  | .39            | .40   | .29         |
| B2 2112  | .41            | .40   | .45         |
| B3 2221  | .21            | .21   | .04         |
| B4 2222  | .15            | .19   | .05         |
| T1 1221  | .56            | .58   | .52         |
| T2 1222  | .41            | .47   | .38         |
| T3 1111  | .82            | .79   | .93         |
| T4 2212  | .40            | .45   | .50         |
| T5 2121  | .32            | .33   | .12         |
| T6 2211  | .53            | .56   | .68         |
| T7 2122  | .20            | .22   | .06         |

圖二十二、Nosofsky、Palmeri 與 McKinley (1994)與分析三實驗各圖片機率比較圖。左半邊為 Nosofsky 等人(1994)所做的 RULEX 實驗中，其受試者選擇各圖片為 A 類別的機率，右半邊則為本實驗(Chung, 2011)受試者選擇各圖片為 A 類別的機率。

在潛在剖面分析的部分，與訓練階段不同的是，測驗階段分析時所使用的圖片並非全部 16 張圖片，而是 7 張在訓練階段受試者沒有看過的新圖片。根據不同的分類規則，受試者在看到新圖片時，在選擇 A 類別上面應會有不同的反應形態。另外，測驗階段與訓練階段選擇進行潛在剖面分析的變項相同，皆為受試者在圖片某一特徵出現時，選擇 A 的機率，因為四個二元的向度所形成之刺激圖片總共由八個特徵所組成，所以進行分析的變項即受試者在此一 8 個特徵出現時選擇 A 的機率。測驗階段共有 3 個實驗區間，因此同時列入 8 個變項的特徵出現時，受試者選擇 A 分類的頻率中。

結果發現，當類別為四組時有最好的適配度指標， $BIC=-654.181$ ，

AIC=-767.054，Sample-Size Adjusted BIC=-790.002，各組人數如表十五所示，且所有變項皆達顯著水準，各組之間的相關極低。各類別在不同變項之平均數與標準誤如圖二十三的 A 圖所示，測驗階段 3 個區間的平均數組態如圖二十三的 B 圖所示。

表十五、RULEX-EXP 測驗階段分組人數與適合度指標

RULEX: Transfer Phase

| Groups of Latent Classes |  | C=2     | C=3     | C=4     | C=5     |
|--------------------------|--|---------|---------|---------|---------|
| Log likelihood           | H0 Value                               | 276.06  | 303.47  | 426.53  | 343.27  |
|                          | H0 Scaling Correction Factor for MLR   | 1.07    | 1.17    | 1.09    | .98     |
| Information Criteria     | Number of Free Parameters              | 25      | 34      | 43      | 52      |
|                          | AIC                                    | -502.12 | -538.93 | -767.05 | -588.53 |
|                          | BIC                                    | -436.49 | -449.68 | -654.18 | -452.03 |
|                          | Sample-Size Adjusted BIC (n*=(n+2)/24) | -515.46 | -557.08 | -790.00 | -616.28 |
|                          | Entropy                                | .92     | .92     | .96     | .94     |
|                          | Numbers of Latent Classes              | 1 1 1 1 | 44      | 10      | 12      |
|                          | 2 2 2 2                                | 58      | 73      | 31      | 5       |
|                          | 3 3 3                                  |         | 19      | 44      | 64      |
|                          | 4 4                                    |         |         | 15      | 15      |
|                          | 5                                      |         |         |         | 12      |

根據分類出來的結果，基本上本實驗在測驗階段可以分成四個組別，如圖二十三所示，第一組為使用相似性判斷進行分類的組別，因為該組受試者在刺激圖片出現時，當火箭船的烤漆圖案為星星形狀、機翼為直角三角形、機鼻為尖頭形且噴射孔為禁止符號形時，將該刺激分類為 A 類別的機率較高，且此四個變項的機率相當，代表受試者會在訓練階段學會自己記憶中 A、B 類別最標準的範例，

而後根據看到的刺激圖片去比對與 A、B 類別火箭船哪一種比較相似，即受試者會計算所看到的刺激圖片在實驗所操弄的四個向度上特徵出現的比例與記憶中的 A、B 類別作比對，而後根據該類別特徵的多寡來進行分類的選擇，如此，該組受試者應該會在某四個不同向度的變項上有差不多的機率選擇 A 類別，即如圖二十三所示，有大約 12 個人在這一組；第二組為使用單一向度進行分類的組別，且該向度為火箭船的機鼻部分，如圖二十三所示，當受試者看到刺激圖片的火箭船機鼻區域為尖頭的形狀時，會傾向選擇將該圖片歸類為 A 類火箭船，有 31 人屬於這一組別；第三組同第二組的規則一樣，為使用單一向度進行分類的組別，但該向度為火箭船的烤漆圖案部分，如圖二十三所示，當受試者看到刺激圖片的火箭船烤漆圖案區域為西星圖案時，會傾向選擇將該圖片歸類為 A 類火箭船，此組有 44 人，為人數最多的一組；第四組的受試者為同時使用三個向度進行分類的組別，該組受試者會在圖片刺激在火箭船的烤漆圖案部分出現星星形狀的烤漆圖案、機翼部分出現類菱形的機翼以及機鼻部分出現尖頭形狀時，較傾向選擇將該圖片歸類為 A 類火箭船，此組的人數有 15 人。

表十六、RULEX 實驗訓練階段與測驗階段各組人數變化表

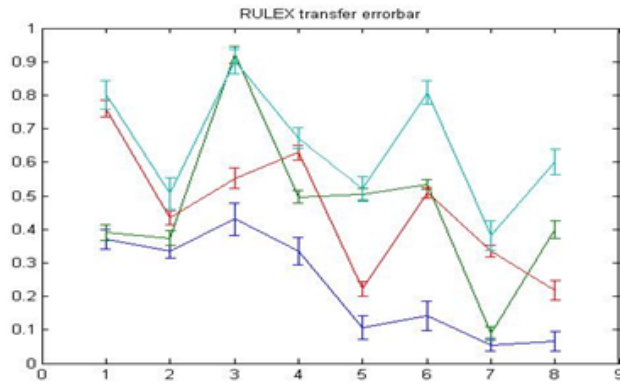
| Transfer \ Training | 1 | 2  | 3  | 4  | 5  | total |
|---------------------|---|----|----|----|----|-------|
| 1                   | 1 | 6  | 5  | 0  | 0  | 12    |
| 2                   | 0 | 6  | 6  | 14 | 4  | 31    |
| 3                   | 2 | 4  | 28 | 3  | 8  | 44    |
| 4                   | 0 | 2  | 4  | 5  | 4  | 15    |
| total               | 3 | 18 | 43 | 22 | 16 |       |

使用潛在剖面分析後，綜合訓練階段與測驗階段的分類組別，訓練階段可以分為 5 個組別，測驗階段可以分為 4 個組別，對兩個階段進行列聯相關的計算，

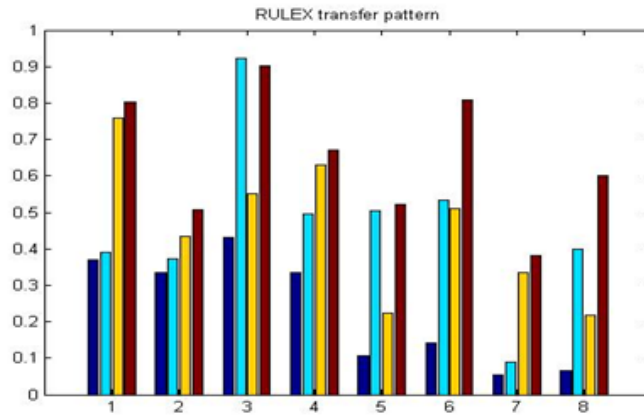
發現訓練階段的分組確實可以預測測驗階段的分組，其相關為 0.536，Chi-square =41.039，p-value<.001，訓練階段與測驗階段各組人數變化如表十六所示。簡單來說，在訓練階段第二組的人，在測驗階段便較可能歸類為第四組的人，因其分類規則皆是使用火箭船的烤漆圖案與機鼻兩個向度進行判斷；在訓練階段第三組的人，在測驗階段較可能歸類為第二組的人，因其分類規則皆是使用火箭船的烤漆圖案此單一向度進行判斷。另外，也在測驗階段的分組發現未預期的組別，第四組為使用三個向度進行分類的組別。事實證明，潛在剖面分析確實可以將非函式學習的類別學習作業進行分組，且結果對於個別差異產生的不確定性組別有關鍵的作用。



A 圖



B 圖



圖二十三、RULEX 實驗測驗階段各組平均數與標準誤。A 圖為各組在測驗階段時，8 個變項上受試者選擇 A 機率的平均數與標準誤；B 圖為受試者在測驗階段的 8 個變項上受試者選擇 A 機率的平均數組態。

## 第六章 綜合討論

個別差異的分析可以幫助我們瞭解人與人之間的變異性與獨特性的存在，且隨著這方面的研究逐漸增加，代表我們越來越重視個別差異因素對於心理歷程的重要性，但在過去類別學習的研究中對於個別差異的分析一直沒有太深入的探討，主要是因為實驗設計本身的不完全以及統計分析技術的不成熟所致。所以本研究的主要目的除了希望透過四個類別學習作業實驗的分析，以期開發出一套適合分析分類策略對於個別差異影響的方法外，還包括瞭解類別學習表現中個別差異在組間的重要性，即是不同的受試者為何會在相同的分類作業中會使用不同的策略，這些不同策略的組別相互之間的關係又是如何，最後，根據分析的結果支持知識分化理論的存在與探索深度。

本研究分別對於幾種不同類型的類別學習作業進行潛在剖面分析，企圖證明在不同類型的實驗結構下，依然能使用潛在剖面分析來分類，且分類的結果可以找出適當的分組以及發現實驗未預期的組別。不同類型的類別學習作業分別為分析一的線性分類規則學習、分析二的非線性分類規則學習以及非規則分類學習的分析三。以下將分別對這幾個部份做綜合討論的探討。

### 線性分類規則的分類學習作業

本研究在分析一的實驗一中發現，潛在剖面分析對於線性分類規則的分類學習確實可以進行有效的分類，無論是在訓練階段亦或是測驗階段。相較於過去的研究所使用的方法，如 k-means 群聚分析法受限於須無法明確事先決定各組重心，以致無法有效對於訓練階段分類進行分組分析，研究者只能對於測驗階段進行分組，而後根據測驗階段分類出來的各組，觀察他們在不同變項上的組態( pattern )，

去推論知識分化現象在訓練階段會是何種組態，如此一來，便無法確定知識分化現象在訓練階段就是否已經形成。而在本研究中對於訓練階段的有效分類可以證明知識分化現象在訓練階段就已逐漸形成，且透過訓練階段的分類組別與測驗階段的分類組別進行相關分析，發現兩者之間的相關為 0.604，達到中度相關的程度，代表訓練階段所分類出來的組別已有中度的預測力去預測受試者在測驗階段會落在哪一組內，知識分化現象的研究將不在只侷限於測驗階段的分析裡。

實驗一在測驗階段的分組在四組時有最好的適合度指標，分別是習得真實規則的一組，即TB (True Boundary) 組；只學會單一條界線的一組，只有學會下方界線；反轉的知識分化組；以及標準的知識分化組，即KP (Knowledge Partition) 組。相較於蔡涵如 (民97) 實驗一所發現的三組，本研究所分類出來的組別可以更清楚的說明分類出來的組別有何種特性，而不在僅限於TB組、KP組或其他組，其中只學會單一界線的組別以及反轉的知識分化組是我們所沒有預期到的組別，值得注意的是，若以知識分化現象的定義來說，未預期的兩組也應該為知識分化的組別，只是選擇的策略有所不同而已。如此一來，產生知識分化現象的人數與未產生知識分化現象的人數便不再是過去研究所說的差不多，而是三分之二比三分之一的人數。若是知識分化產生與否的關鍵在於工作記憶容量的差異，無論兩因子之間的係數是否顯著，我們應可以看到潛在剖面分析在分類時所切割的點，產生知識分化的三個KP組會在一個方向，未產生知識分化的TB組會在另外一個方向，事實也確實是如此。

使用潛在剖面分析與結構方程模式做結合，進行結構方程混合模型，發現工作記憶容量並無法預測分類策略選擇的結果，雖然結果與蔡涵如 (民97) 一致，但與理論所預期不同，可能原因有二，一為進行分析的樣本數不足，此點從工作記憶容量的變異數 (0.012) 以及該因子影響分類策略選擇之間的標準誤 (3.491) 兩者之間的差異過大可以發現；一為工作記憶容量確實無法影響分類策略的選擇，進一步釐清兩因子之間的關係，可能是接下來研究可以繼續探討的部分。

對於實驗二的分析發現，潛在剖面分析對於線性分類規則的學習也可以進行有效的分組，無論是在訓練階段亦或是測驗階段。但不同於實驗一的訓練階段，實驗二在分組時並未使用最佳的適合度指標，因為不同組數之間的適合度指標差異並不大，所以根據實驗一訓練階段的分類，將組別數設定為三組，期望得到與實驗一相同的結果。然而，訓練階段的分類卻無法預測測驗階段的分類，造成此一結果的原因，很可能是因為訓練階段分組的第二組平均分散到與測驗階段分組的四個組別裡面，在此一情況下，很難觀察到對於另外一個變項有一致性的趨勢。

實驗二在測驗階段的分組同實驗一相同，在四組時有最好的適合度指標，分別是標準的知識分化組，即KP (Knowledge Partition) 組；只學會單一界線的一組，只有學會上方界線；反轉的知識分化組；以及習得真實規則的一組，即TB (True Boundary) 組。同實驗一，只學會單一界線的組別以及反轉的知識分化組是我們所沒有預期到的組別，值得注意的是，實驗二中只學會單一界線的組別所學會的單一界線不同於實驗一中只學會單一界線的組別，前者只學會上方界線，而後者只學會下方界線，造成此一差異最大的原因在於實驗所操弄的兩變項對於受試者所感受的敏感程度不同所致，該組受試者對於某一變項在不同大小時，另一變項上敏感程度的不同而有所偏好，以致於無法學會兩條真實的界線；而反轉的知識分化組在兩實驗的反應組態則完全相同，並沒有只習得單一規則組的反向變化。

對實驗二進行結構方程混合模型，發現工作記憶容量同實驗一，並無法預測分類策略選擇的結果，與理論所預期不同，可能原因應與實驗一相同，一為進行分析的樣本數不足，此點從工作記憶容量的變異數 (0.014) 以及該因子影響分類策略選擇之間的標準誤 (4.830) 兩者之間的差異過大可以發現；一為工作記憶容量確實無法影響分類策略的選擇。



有鑑於實驗一與實驗二在測驗階段，結構方程混合模式進行分類時切割點在四組上的差異很有可能是因為難度的差異造成的影響，為了去驗證工作記憶容量會因為作業難度而對實驗一與實驗二在分類策略的選擇上的影響，所以將實驗一與實驗二的受試者組合在一起進行多團體(multiple-groups)的結構方程混合模型，進行此一結構方程混合模型主要為確定難度對於分類策略選擇是否有效果，若有效果，或許為難度本身的主要效果，亦有可能是因為難度與工作記憶容量的交互作用所影響分類策略的選擇。

結果發現，難度與工作記憶容量對於分類策略選擇的影響，工作記憶容量的潛在變項並不會影響分類策略的選擇( $t\text{-value}=0.58$ )，而難度的潛在變項確實是影響分類策略選擇的重要因子( $t\text{-value}=-2.68$ )，對於過去研究中工作記憶容量影響分類策略選擇有不一致的結果做解釋，最大的可能原因是不同的分類作業，難度不同，自然導致會有不同的影響結果，不過也不排除是因為樣本數過小所造成的不顯著。

最後，對於知識分化理論而言，過去只侷限於產生知識分化現象的組別與學會真實界限的組別，且該產生知識分化現象的組別也僅只是研究者所想像的最佳化知識分化型態，其他無法分類的組別一律忽視。然而在本研究使用潛在剖面分析後發現，只學會單一界線的組別以及反轉的知識分化組這兩個研究者所沒有預期到的組別，代表知識分化不只有單單一種表現形態而已，隨著操弄變項的不同，會有不同的知識分化型態，在過去未預期的這兩個組別也許會被歸類到無法分類的其他組裡，但實際上也許這兩組人也是知識分化現象下的產物，只是所使用的分類規則有所不同，非是研究者所想像的最佳化知識分化型態。

根據上述所說，我們可以發現即使無關的情境線索同時也對於受試者有影響，實驗所操弄的變項對於知識分化現象產生與否的影響仍然很大，甚至於無情境線索的狀態下，操弄實驗變項的刺激即會自發性的產生知識分化的現象，該議題將在分析二繼續探討。

## 非線性分類規則的分類學習作業

分析二為二次分析楊立行（民96）的實驗，該實驗正確的分類規則為一條非線性函式，並給予不多的足夠線索，企圖讓受試者在非線性函式的情境下自發性的去產生知識分化的現象。此研究只有進行分類學習作業，而沒有測量工作記憶容量的作業。

結果發現，潛在剖面分析確實可以對於非線性分類規則學習所得資料，進行有效分組，在訓練階段分類出四個組別，在測驗階段分類出五個組別。這代表不僅僅是在刺激結構為線性函式且有情境線索的情況下，潛在剖面分析可以對於訓練階段進行有效的分類，在刺激結構為非線性函式且無情境線索的情況下，潛在剖面分析依然可以對訓練階段進行分類，這是過去研究所使用的方法所無法辦到的。且分類出來的結果在兩個階段當中擁有高度的一致性，兩階段分類組別的相關為0.869，即練習階段的分組與測驗階段的分組有高度的相關。根據上述，我們可以知道，在無情境線索的狀況下，知識分化的現象很可能在訓練階段就已經產生，而不是測驗階段。

觀察同一位受試者在訓練階段與測驗階段所使用的分類策略變化，可以發現在訓練階段即無法學會任一條界線的受試者，大部分在測驗階段也屬於無法學會任一條界線的受試者；在訓練階段學會正確的分類界線且正確率高的受試者，大部分在測驗階段會屬於第五組的受試者，即標準的知識分化組，該組受試者在刺激出現於函式學習中區域3的上緣、區域4的上緣、區域5以及區域6時，傾向將刺激分類於A類別，在刺激出現於函式學習中區域1、區域2、區域3下緣以及區域4下緣時，傾向將刺激分類於B類別。

根據分類出來的結果，在測驗階段可以分成五個組別，從圖十七可以得知，第一組為學會函式學習當中真實界線的一組，即TB組，只有2個人在這一組；

第二組屬於並未學會規則的一組，有 11 人在此一組別；第三組的受試者為反轉的知識分化組，學會的界線與真實界線呈相反方向的趨勢，如圖十七的 G3 圖，有 10 人在此一組別；第四組的受試者為只使用單一向度當作分類標準的組別，如圖十七的 G4 圖所示，有 5 人在此一組別；第五組為標準的知識分化組，如圖十七的 G5 圖所示，有 16 人在此一組別。

從上述分類後各組的人數差異，我們可以知道在學習非線性的分類規則時，尤其是資訊不足的情境下，真實界線是很難學會的，表示說在訊息不完全的情境底下，受試者傾向自發性的產生知識分化的界線較學會真實界線容易的多。

最後，對於測驗階段分類的結果出現了幾組在實驗前所未預期的組別，如使用單一向度進行分類以及反轉效果的組別，對於分類學習作業的個別差異所存在的未知可能性，是值得我們去思考在分類方法的使用上，先決組別此一議題的重要關鍵。另外，針對除無法學會界線的組別，人數最多的兩組，反轉的知識分化組別與標準的知識分化組別，根據過去文獻，人類在較複雜情境時，分類最常使用的兩種方法，使用規則判斷與使用相似性判斷，可能是造成此兩類別差異的原因之一，為後續研究可以深入探討之議題。至於使用規則判斷或使用相似性判斷此兩種方法進行分類以及兩者之間的關係，此等議題將在接下來的分析三中繼續討論。

### 非規則的分類學習作業

分析三為本研究唯一進行之實驗，不同於分析一與分析二，研究所使用的潛在剖面分析是針對「規則可解釋的類別結構」而使用，包括線性與非線性的類別規則。本實驗沿用 Nosofsky 等人(1994)實驗所使用的類別結構，試圖呈現分類學習時策略運用上的個別差異。

本實驗除了擴大潛在剖面分析的應用範圍外，另外一個目的在於使用 RULEX 實驗的刺激材料可以預期有幾種可能的分類策略，而後觀察潛在類別變項分類後的結果，確認是否有這些組別以及未預期組別的存在。無論訓練階段或測驗階段，已知有三種方法可以學會，一種為使用火箭船的機鼻；一種為使用火箭船的尾翼；一種為使用相似性判斷原則進行分類，分類後的結果也確實發現這些組別的存在，代表該方法確實可以分辨出這些不同反應型態上的差異，值得注意的是相似性判斷規則在訓練階段是無法分類出來的，其他兩種在任一階段皆可以分類出來。

與 Nosofsky 等人 (1994)所做的 RULEX 實驗做比較，如圖二十二所示，其受試者選擇各圖片為 A 類別的機率如圖左半邊所示，右半邊則為本實驗受試者選擇各圖片為 A 類別的機率。造成測驗階段七張新圖片選擇 A 有差異的原因，很可能是因為本實驗所操弄的第三變項，火箭船的機鼻效果太明顯所致，發現只要該圖火箭船的機鼻若為尖頭形狀，則選擇 A 的機率會增加，若機鼻為圓頭形狀，則選擇 A 的機率會降低。針對 Nosofsky 等人所做的 RULEX 實驗在所有圖片選擇 A 的機率與本實驗受試者在所有圖片選擇 A 的機率進行卡方百分比同質性檢定， $\text{Chi-square}=44.3434$ ，達到顯著水準，證明兩實驗有所不同，其可能原因應如上所述，為所操弄的第三變項對於受試者的效果太明顯所致。但觀察 Nosofsky 等人在測驗階段七張新圖片受試者所做的反應型態發現，最多人的前四組所使用的規則與本實驗測驗階段分類出來的四個組別所使用的規則一致，進行百分比同質性考驗， $\text{Chi-square}=2.305$ ，代表兩實驗受試者在分類規則的使用上，人數比例之間的差異並無二致。

根據分類出來的結果，潛在剖面分析確實可以對於非線性函式的分類學習進行有效的分類，在訓練階段分類出五個組別，在測驗階段分類出四個組別。測驗階段分類的四個組別，第一組為使用相似性判斷進行分類的組別，有大約 12 個人在這一組；第二組為使用單一向度進行分類的組別，且該向度為火箭船的機鼻

部分，有 31 人屬於這一組別；第三組同第二組的規則一樣，為使用單一向度進行分類的組別，但該向度為火箭船的烤漆圖案部分，此組有 44 人；第四組的受試者為同時使用三個向度進行分類的組別，此組的人數有 15 人。對訓練階段與測驗階段分類出來的結果進行相關分析，發現兩者的相關為 0.536，達到中度相關，表示受試者對於測驗階段分類策略的選擇有一部份的人可能在訓練階段就已經決定。觀察本實驗每一位受試者在訓練階段與測驗階段分類策略選擇的流動情形，發現在訓練階段第二組的人，在測驗階段便較可能歸類為第四組的人，因其分類規則皆是使用火箭船的烤漆圖案與機鼻兩個向度進行判斷；在訓練階段第三組的人，在測驗階段較可能歸類為第二組的人，因其分類規則皆是使用火箭船的烤漆圖案此單一向度進行判斷。另外，也在測驗階段的分組發現未預期的組別，第四組為使用三個向度進行分類的組別。

事實證明，潛在剖面分析可以將非函式學習的類別學習作業進行分組，且結果對於個別差異產生的不確定性組別有關鍵的作用。然而對於 Nosofsky 等人而言，他們試圖使用 RULEX 模型去證明複雜情境下，更適用於人類的分類策略選擇，卻故意忽略仍有不少比例的人依然使用相似性判斷的規則進行分類，使得 RULEX 模型並無法解釋這類別的存在。通過潛在剖面分析我們發現，受試者確實會因為情境的複雜程度，而去改變他們使用的分類策略，但並非所有人都會改變策略，大部份的情境下，兩種主要的策略都會存，只是人數比例上的差異，以及選擇使用規則當作分類規則的受試者在反應型態更為多變。

最後，發現刺激材料對於分類的影響，受試者對於圖片中特徵向度所占面積比例較大的、特徵向度轉化與語意記憶時較好記憶的、特徵向度之間彼此相似較易形成連結的（如直角三角形機翼與星星型烤漆圖案），較容易被使用規則當作分類依據的受試者當作分類的判斷準則。

## 與過去方法比較與技術貢獻

若是依照過去研究，如 Lewandowsky(2000)等人所使用非階層群聚分析中的 k-means 群聚分析法，k-means 演算法屬於硬式群聚分析方法，先制定標準(seed)分類表現後，再依照受試者和各標準的相似性來分群。這樣的分群方式有兩個缺點：第一，當受試者表現和兩個以上分類標準具有相同相似程度時，便無法將受試者分群；第二，即使受試者表現和各標準相似程度不高，仍會將之歸入與其相似程度相對來較高的標準分類表現。此特性導致各組中參雜些許非典型表現，會拖累並模糊各分類類型的表現。而有些表現良好卻無法被分類的受試者表現則會被忽略，這些皆會影響各實驗各分類表現間的比較與討論。

根據上述所說，為了避免過去分類時分析方法的缺點，所以本研究使用潛在剖面分析幫助分類學習中知識分化的分組，潛在剖面分析並不像K-Means聚類法與階層式聚類法一開始就要決定組別數目，而是取決於不同的組數數目時誰有最佳的適合度統計量，且每一組的特徵值也是在分析過後才知道的。潛在剖面分析適用於當觀察變項為連續變項時，且潛在類別數目大於2的時機下使用。

相信使用潛在剖面分析可以避免知識分化中未知可能性組別的遺失，此點已在本研究的三個分析中可以得到證實。而根據潛在剖面分析分類出來組別的特徵值，可以輕易的解釋組別之間的變化與差異，方便研究者對於知識分化組別的命名。

潛在剖面分析的另外一個優點是可以跟結構方程模式做結合，傳統的結構方程模式在結構模式部分，潛在變項一般皆為潛在連續變項的存在以探討潛在變項之間的關係，但結構方程混合模式，卻可以探討潛在連續變項與潛在類別變項之間的變化，且潛在類別變項的觀察值指標不一定只可以使用類別尺度的變項，也可以同時使用連續尺度的變項，這使得潛在剖面分析的使用時機與範圍可以更適切的應用於類別學習的分類作業中。

從前述三個分析中可以知道，與之前的傳統分類分析相比較，潛在剖面分析的重要性在於找到個別差異在分類學習作業當中的未知性，避免忽略重要的知識分化現象以及影響其他組別的特徵，不再受到離群值與雜訊的影響。另外，也可以跟潛在剖面分析做結合，加強分類學習作業研究的深度，並不在受到過去分類後，變項尺度上差異的限制。

本研究在技術上的主要貢獻在於使用新的分類方法，以期開發出一套適合分析分類策略對於個別差異影響的方法。使用潛在剖面分析在類別學習的作業當中，可以幫助研究者釐清知識分化對於個別差異的各種變化，避免資料有離群值或雜訊的影響，並發現未預期的知識分化組別。更甚者，與結構方程式做結合，進一步瞭解潛在連續變項與潛在類別變項之間的關係，如工作記憶容量與分類策略選擇之間的變化。

潛在剖面分析的缺點在於需要大樣本進行分析，若樣本數量太小，容易造成分類結果的偏誤以及在結構方程混合模式方面的效果也可能無法達到預期，另外，要特別注意的是在分析時所使用的變項需要以理論上的定義做依據，故不同的分析並非選取變項的方式皆相同。

## 研究限制與未來研究方向

最後，本研究的限制主要在於樣本數過少，潛在剖面分析為一需要大樣本的統計分析技術，在樣本過小的情況下，可能無法進行有效的分析，在本研究的分析一與分析二這兩個進行二次分析的研究，尤其是分析一，就因為樣本人數過小，導致無法釐清工作記憶容量對於分類策略選擇的真正關係為何。在未來，希望擴大潛在剖面分析的應用範圍，如使用結構方程混合模型時，可以進行潛在連續變項與潛在類別變項的交互作用分析，進一步釐清影響類別學習中，真正知識分化

的因素，如難度因素。

## 結論

許多研究顯示工作記憶容量的個別差異可作為預測個人在許多認知表現上的差異，而分類學習中展現知識分化的個別差異現象卻鮮少被提及。所以本研究透過四個類別學習作業實驗的分析，以期開發出一套適合分析分類策略對於個別差異影響的方法，尤其根據分析的結果增加知識分化理論的探索深度。事實證明，知識分化現象的分類型態並非只有一種，且會根據刺激變項的不同而增減類別數目。





## 參考文獻

- 邱皓政。(民97年)。**潛在類別模式：原理與技術**。台北市：五南。
- 俞信安。(民96年)。**分類研究中的自發性知識分化現象**。國立中正大學心理學研究所碩士論文，未出版，嘉義縣。
- 楊立行。(民96年)。**分類學習與工作記憶**。未發表之國科會專題計畫。
- 蔡涵如。(民97年)。**工作記憶與類別學習中的知識分化現象**。國立成功大學認知科學研究所碩士論文，未出版，台南市。
- Ashby, F. G., & Maddox, W. T.(2005). Human category learning. *Annual Review of Psychology*, 56, 149-178.
- Ashby, F. G., Maddox, W. T., & Bohil, C. J. (2002). Observational versus feedback training in rule-based and information-integration category learning. *Memory & Cognition*, 30, 666-667.
- Baddeley, A. D. (1986). *Working memory*. Oxford: Oxford university.
- Conway, A. R. A., & Engle, R. W. (1994). Working memory and retrieval: A resource-dependent inhibition model. *Journal of Experimental Psychology: General*, 123, 354-373.
- Conway, A. R. A., & Engle, R. W. (1996). Individual differences in working memory capacity: More evidence for a general capacity theory. *Memory*, 4, 577-590.
- Conway, A. R. A., Kane, M. J., & Engle, R. W. (2003). Working memory capacity and its relation to general intelligence. *Trends in Cognitive Science*, 7, 547-552.
- Cowan, N. (1998). An embedded-process model of working memory. In A. Miyake & P. shah (Eds.), *Models of working memory: Mechanisms of active maintenance and executive control*. New York: Cambridge University Press.

- Engle, R. W. (2002). Working memory capacity as executive attention. *Current Directions in Psychological Science*, 11, 19 – 23.
- Engle, R. W., Cantor, J., & Carullo, J. J. (1992). Individual differences in working memory and comprehension: A test of four hypotheses. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 18, 972-992.
- Kane, M. J., & Engle, R. W. (2003). Working-memory capacity and the control of attention: The contribution of goal neglect, response competition, and task set to Stroop interference. *Journal of Experimental Psychology: General*, 132, 47-70.
- Kalish, M., Lewandowsky, S., & Davies, M. (2005). Error-Driven Knowledge Restructuring in Categorization. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 31(5), 846-861.
- Kalish, M., Lewandowsky, S., & Kruschke, J. K. (2004). Population of linear experts: Knowledge partitioning and function learning. *Psychological Review*, 111, 1072-1099.
- Lewandowsky, S., Kalish, M., & Ngand, S. K. (2002). Simplified learning in complex situations: Knowledge partitioning in function learning. *Journal of Experimental Psychology: General*, 131, 163-193.
- Lewandowsky, S., & Kirsner, K. (2000). Knowledge partitioning: context-dependent use of expertise. *Memory & Cognition*, 28, 295-305.
- Lewandowsky, S., Robert, L., & Yang, L-X. (2006). Knowledge partitioning in categorization: Boundary conditions. *Memory & Cognition*. 34, 1163-1178.
- Maddox, W. T., & Ashby, F. G. (2004). Dissociating explicit and procedural-learning based systems of perceptual category learning. *Behavioral Processes*, 66, 309 – 332.

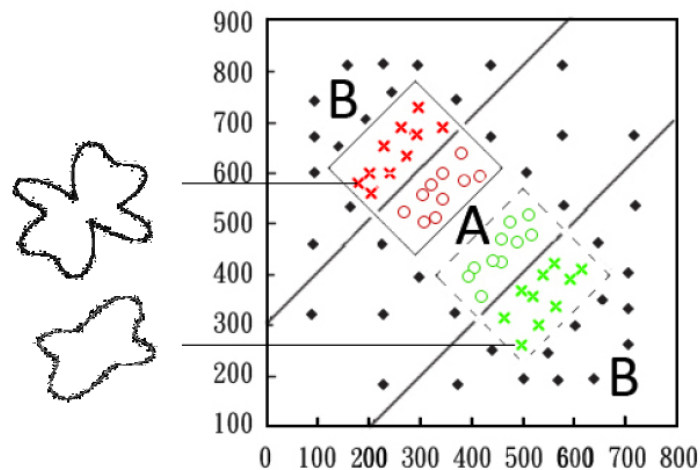
- McKinley, S. C., & Nosofsky, R. M. (1995). Investigations of exemplar and decision bound models in large, ill-defined category structures. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance*, 21(1), 128-148.
- Medin, D. L., & Schaffer, M. M. (1978). Context theory of classification learning. *Psychological Review*, 85, 207-238.
- Medin, D. L., & Schwanenflugel, P. J. (1981). Linear separability in classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, 7, 355-368.
- Medin, D. L., & Shoben, E. J. (1988). Context and structure in conceptual combination. *Cognitive Psychology*, 20, 158-190.
- Nosofsky, R. M. (1984). Choice, similarity, and the context theory of classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 10(1), 104-114.
- Nosofsky, R. M. (1998). Selective attention and the formation of linear decision boundaries: Reply to maddox and ashby (1998). *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance*, 24(1), 322-339.
- Nosofsky, R. M., Palmeri, T. J., & McKinley, S. C. (1994). Rule-plus-exception model of classification learning. *Psychological Review*, 101(1), 53-79.
- Oberauer, K., Lange, E., & Engle, R. W. (2004). Working memory capacity and resistance to interference. *Journal of Memory and Language*, 51, 80-96.
- Oberauer, K., Süß, H. -M., Wilhelm, O., & Wittmann, W. W. (2003). The multiple faces of working memory — Storage, processing, supervision, and coordination. *Intelligence*, 31, 167-193.
- Oberauer, K., Schulze, R., Wilhelm, O., & Süß, H. -M. (2005). Working memory and intelligence — Their correlation and their relation: A comment on Ackerman, Beier, and Boyle (2005).

- Süß, H.-M., Oberauer, K., Wittmann, W.W., Wilhelm, O., & Schulze, R. (2002). Working memory capacity explains reasoning ability— and a little bit more. *Intelligence*, 30, 261–288.
- Tuholsky, S. W., Engle, R. W., & Baylies, G. C. (2001). Individual differences in working memory capacity and enumeration. *Memory & Cognition*, 29, 484-492.
- Turner, M. L., & Engle, R. W. (1989). Is working memory task dependent? *Journal of Memory and Language*, 28, 127-154.
- Unsworth, N., & Engle, R. W. (2005). Individual differences in working memory capacity and learning: Evidence from serial reaction time task. *Memory & Cognition*, 33, 213-220.
- Yang, L.-X., & Lewandowsky, S. (2003). Context-gated knowledge partitioning in categorization. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 28, 663-679.
- Yang, L.-X., & Lewandowsky, S. (2004). Knowledge partitioning in categorization: constraints on exemplar models. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 30, 1045-1064.

## 附錄

### 附錄一.蔡涵如（民 97）類別學習作業的實驗流程與刺激材料

蔡涵如（民 97）的研究可以分為兩部分，分別是類別學習作業的兩個實驗以及工作記憶廣度的測量。在類別學習作業上採用 Yang 和 Lewandowsky（2004）的類別結構檢驗知識分化的情況，並設定學習刺激與情境線索的關係呈系統化的變化，實驗一學習刺激材料使用矩形圖形的規則（如圖三所示），操弄短線位置與矩形高度，實驗二的學習刺激材料使用富立葉描述子所繪成的不規則圖形（如圖二十四所示），而情境線索的刺激材料皆為顏色（紅色與綠色），希望藉由無關情境線索與真實規則間有系統的搭配出現，觀察受試者是否會出現知識分化的現象。

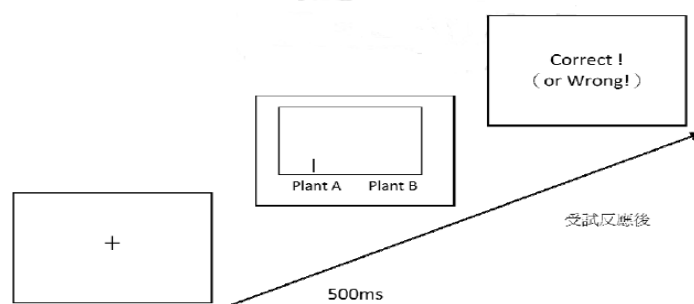


圖二十四、蔡涵如（民 97）實驗二的類別結構與刺激材料示意圖。訓練階段的刺激分別以「○」、「X」表示，圖左上方實線正方形區塊中的刺激以紅色呈現，圖右下方虛線正方形區塊中的刺激以綠色呈現，其中「○」表示刺激屬於類別 A，紅綠色各 10 個；而「X」表示刺激屬於類別 B，紅綠色各 10 個，合計 40 個。測驗階段的刺激則以「◆」表示，類別 B 中，上下兩空間分別會出現 14 個刺激；類別 A 中會出現 12 個刺激，共計 40 個刺激，加上從訓練階段出現過的刺激隨機挑選的 20 個舊刺激，合計 60 個刺激。刺激材料則如圖左方所示的由富立葉描述子所繪成的不規則圖形。

無論是實驗一或實驗二的受試者都須完成五個工作記憶實驗，以及一個類別學習作業，實驗分兩次進行。兩次實驗進行平均間隔為一天，部分受試者先進行工作記憶廣度作業，完成五個工作記憶廣度作業後，選取下次進行類別學習實驗時間；另外一部分受試者則是先進行類別學習實驗，完成後在選取下次進行工作記憶作業的實驗時間。工作記憶廣度作業的施測順序採受試者間對抗平衡方式進行。

類別學習作業在兩個實驗中的實驗程序皆相同，分成三個階段：練習、學習與測驗階段。練習階段提供 4 次嘗試以幫助受試者熟悉本實驗進行的流程、圖形介面與實驗操作等技術事宜。訓練階段中會出現 40 個刺激，紅綠色各半。測驗階段中，各刺激於兩區間內呈現，每次呈現時搭配一種顏色，若於第一區間內是以紅色呈現，則該刺激便會以綠色於第二區間內呈現，以此類推。

訓練階段刺激呈現的順序如圖二十五所示，螢幕最先會出現十字凝視點，提醒受試者注意接下來的畫面，500 毫秒後，凝視點消失，實驗刺激出現，看見刺激時，受試者須對刺激做出反應（按下 F 鍵或 J 鍵）回答刺激所屬類別（類別 A 或類別 B），當受試者做出反應後，螢幕會顯示回饋訊息（「Correct!」或「Wrong!」），告知受試者做出的反應正確與否，藉以幫助受試者學習或修正所學的類別規則，回饋訊息呈現 1000 毫秒後消失，隨即出現下一個刺激。測驗階段刺激呈現的方式與訓練階段相同，但受試者在測驗階段做出反應後不會有回饋訊息的出現，而是直接進入下一個嘗試。



圖二十五.類別學習作業刺激呈現順序

圖 A

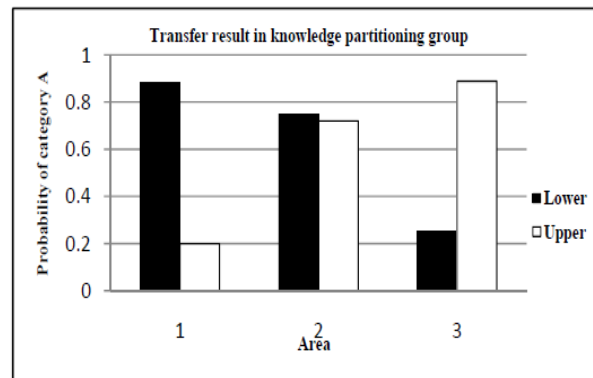


圖 B

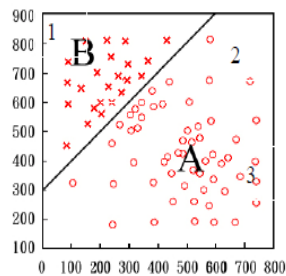
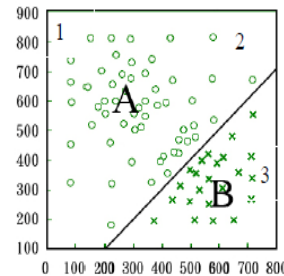


圖 C



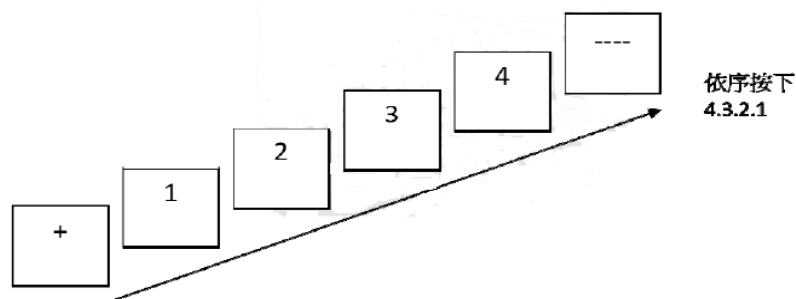
圖二十六.Yang 和Lewandoesky (2004) 實驗學習到知識分化界線的結果示意圖。刺激分別以「○」、「X」表示，其中「○」表示 刺激屬於類A；而「X」表示刺激屬於類別B。刺激顏色為紅色時（如圖B）及刺激顏色為綠色時（如圖C），圖A 的結果可看出受試者學習到知識分化的分類規則，當情境線索為紅色時，如圖B所示，將使用上邊界線作為分類的依據，所以當刺激出現在區域2、區域3時，受試者傾向將刺激歸類為A類別；當刺激出現在區域1時，受試者傾向將刺激歸類為B類別。當情境線索為綠色時，如圖C所示，將使用下邊界線作為分類的依據，所以當刺激出現在區域1、區域2時，受試者傾向將刺激歸類為A類別；當刺激出現在區域3時，受試者傾向將刺激歸類為B類別。

## 附錄二.蔡涵如（民 97）工作記憶廣度作業的實驗流程與刺激材料

除了類別學習作業，還需進行五種工作記憶廣度作業，分別是反向數字記憶廣度作業（backward digit span）、記憶更新作業（memory updating）、運算廣度作業（operation span）、語句判斷作業（sentence span）與空間短期記憶作業（spatial short term memory）下面則依序介紹不同工作記憶廣度作業的實驗流程：

### 反向數字廣度作業（backward digit span）

反向數字記憶廣度作業(backward digit span)刺激呈現順序如圖二十七所示。實驗分為兩階段，練習階段與正式實驗階段。練習階段包含 2 個嘗試，提供受試者認識實驗進行的流程與實驗操作等。正式實驗階段包含 30 個嘗試，測驗階段的型式與練習階段完全相同。在每次嘗試開始時，螢幕最先會出現十字凝視點，提醒受試者注意接下來的畫面，凝視點消失後，螢幕上會呈現 4 到 8 個不等的數字，每個數字呈現約 1 秒。受試者須要在所有數字呈現完後，記下這些數字的顛倒順序。所有數字呈現完畢後，螢幕會出現作答欄位，受試者須依數字呈現的顛倒順序，將這些數字填入欄位當中即可（如：螢幕呈現 1234，須回答 4321），作答後不能更改答案。受試者在正確位置上回憶出正確數字則得分，一個數字一分來計算，滿分 180 分。

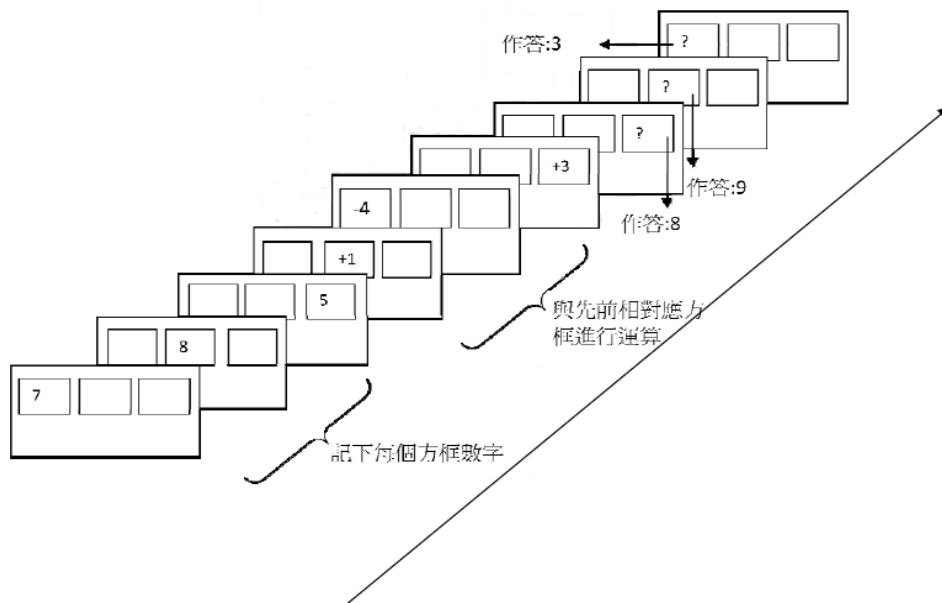


圖二十七.反向數字廣度作業實驗流程示意圖



## 記憶更新作業 (memory updating)

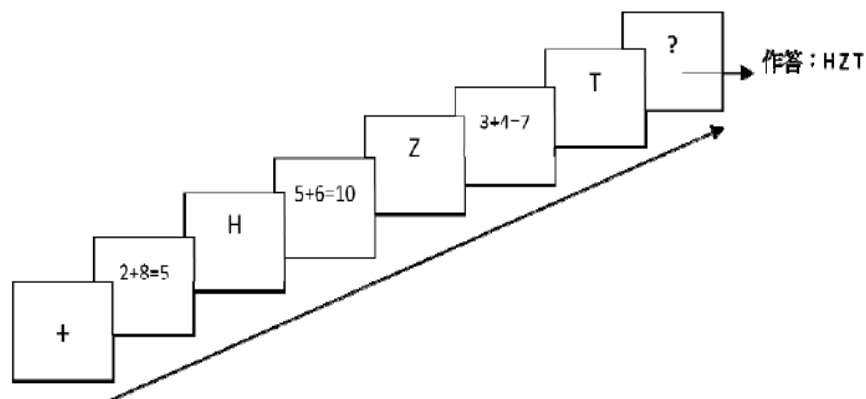
記憶更新作業 (memory updating) 刺激呈現順序如圖二十八所示。實驗分為練習階段與正式實驗階段，練習階段包含 2 個嘗試，提供受試者認識實驗進行的流程與實驗操作等。正式實驗階段包含 15 個嘗試，試驗的形式與練習階段完全相同。在每次嘗試開始時，螢幕上會呈現 3 到 5 個不等的方框，方框中依序呈現數字，每個數字呈現 1 秒，數字呈現後會隨機在方框中呈現算式，每個算式呈現 1.3 秒，受試者必須將算式與先前該方框出現過的數字結合進行運算。在出現「？」的方框以鍵盤回答運算後的結果，作答後不能更改答案。受試者在正確位置上回答出正確數字則得分，滿分 60 分。



圖二十八.記憶更新作業實驗流程示意圖

## 運算廣度作業 (operation span)

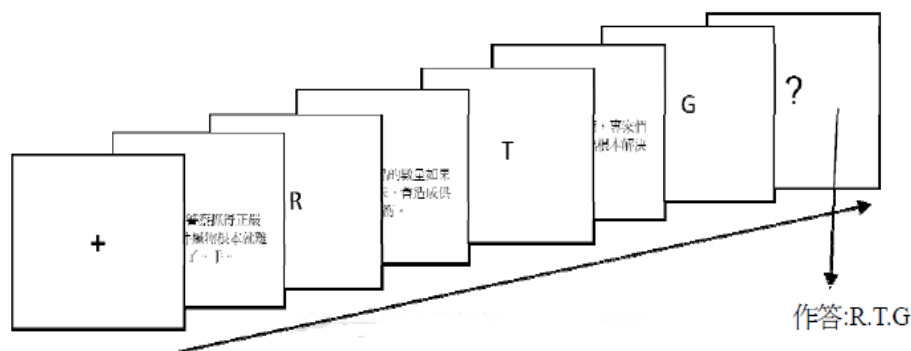
運算廣度作業 (operation span) 刺激呈現順序如圖二十九所示。實驗分為練習階段與正式實驗階段，練習階段包含 3 個嘗試，提供受試者認識實驗進行的流程與實驗操作等。正式實驗階段包含 15 個嘗試，試驗的形式與練習階段完全相同。在每次嘗試開始時，螢幕最先會出現十字凝視點，提醒受試者注意接下來的畫面，凝視點消失後，螢幕上會呈現簡單數學運算式，受試者被要求判斷每個數學算式的答案是否正確，利用鍵盤上「/」、「Z」兩鍵作答（正確請按下鍵盤右下方「/」鍵；不正確請按下鍵盤左下方「Z」鍵）。每個算式呈現 3 秒然後消失，受試者須在算式消失前作答完畢。每個算式消失後，螢幕上會出現一個英文字母，此時受試者須依序記下每個字母，並在所有算式作答完畢後，依序以鍵盤回答之前呈現過的字母，作答後不能更改答案。記分分為兩部分，受試者判斷算式正確則得分，一個算式一分計算，滿分 90 分，但判斷算式正確率低於 85% 的受試者淘汰不用；在正確位置上回憶出正確字母則得分，滿分 90 分。



圖二十九.運算廣度作業實驗流程示意圖

## 語句判斷作業 (sentence span)

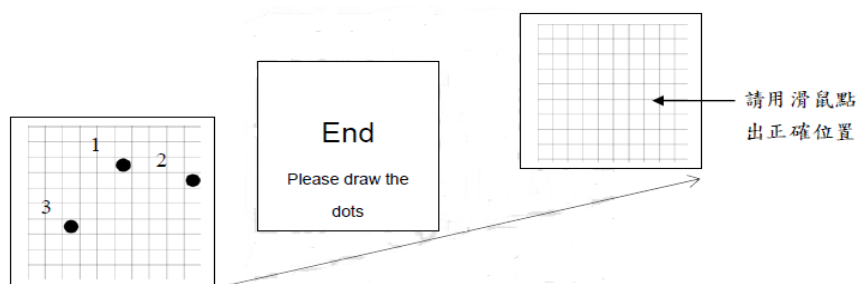
語句判斷作業 (sentence span) 刺激呈現順序如圖三十所示。實驗分為練習階段與正式實驗階段，練習階段包含 3 個嘗試，提供受試者認識實驗進行的流程與實驗操作等。正式實驗階段包含 15 個嘗試，試驗的形式與練習階段完全相同。在每次嘗試開始時，螢幕最先會出現十字凝視點，提醒受試者注意接下來的畫面，凝視點消失後，螢幕上會呈現簡單中文語句，受試者被要求判斷每個中文語句的文法或內容是否正確，利用鍵盤上「/」、「Z」兩鍵作答（正確請按下鍵盤右下方「/」鍵；不正確請按下鍵盤左下方「Z」鍵）。每個句子呈現 5 秒然後消失，受試者須在句子消失前作答完畢。每個句子消失後，螢幕上會出現一個英文字母，此時受試者須依序記下每個字母，並在所有句子作答完畢後，依序以鍵盤回答之前呈現過的字母，作答後不能更改答案。計分方式同運算廣度作業，記分分為兩部分，受試者判斷中文語句正確則得分，一個算式一分計算，滿分 75 分，但判斷算式正確率低於 70% 的受試者淘汰不用；在正確位置上回憶出正確字母則得分，滿分 75 分。



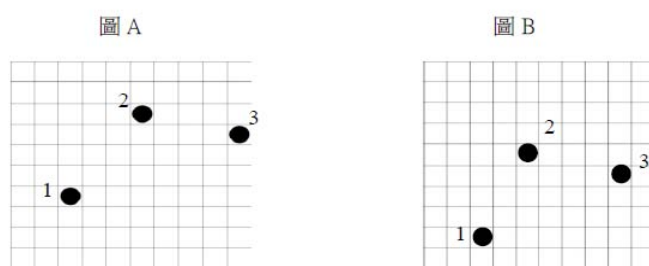
圖三十.語句判斷作業實驗流程示意圖

## 空間短期記憶作業 (spatial short term memory)

空間短期記憶作業(spatial short term memory)刺激呈現順序如圖三十一所示。實驗分為練習階段與正式實驗階段，練習階段包含 2 個嘗試，提供受試者認識實驗進行的流程與實驗操作等。正式實驗階段包含 30 個嘗試，試驗的形式與練習階段完全相同。在每次嘗試開始時，螢幕上呈現一個 10×10 的棋盤式矩陣，2 到 6 個不等的黑點逐一在棋盤矩陣中出現，每個點呈現 1 秒後消失，受試者利用滑鼠在螢幕上作答，如有失誤可以更改答案。作答時不需要依照點呈現的順序，也不限時間，只需要盡可能回憶出點與點間的正確關連性(即所有點的相對位置)。計分方式為將受試者的答案與正確答案相對應，完全吻合的點兩分，距離位置一格以內的則給一分，滿分 240 分。



圖三十一、空間短期記憶作業實驗流程示意圖

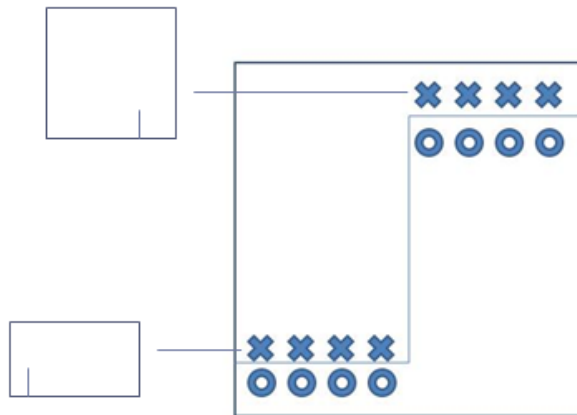


圖三十二、空間短期記憶作業示意圖。圖 A 為刺激呈現方式以及順序，圖 B 為受試者作答示意圖。受試者作答時可不依照刺激呈現順序，以即不須回憶所見點的絕對位置，而是回答出點與點間的正確相對關係即可。圖 B 中受試者回答點 2 點 3 的相對位置正確，點 1 距離正確位置為一格，共計得 5 分，以此類推。

### 附錄三、楊立行(民 96)類別學習作業的實驗流程與刺激材料

在蔡涵如(民 97)的實驗中，研究者嘗試操弄函式學習為一系統性的線性函式，而楊立行(民 96)所使用之實驗刺激材料為非線性函式，並給予不多的足夠線索，企圖讓受試者在非線性函式的情境下自發性的去產生知識分化的現象，此研究並未如上一個研究去測量工作記憶容量，而是只有進行分類學習作業。對於楊立行(民 96)的資料進行二度分析的旨在於擴充潛在剖面分析的使用範圍與時機，試圖證明潛在剖面分析在類別學習的實驗中，不只能適用於線性函式的函式學習，仍可以廣泛的應用在非線性函式的函式學習中。

楊立行(民 96)的實驗在分類學習作業上分為兩個階段，分別為練習階段與測驗階段。在類別學習作業上仍然採用 Yang 和 Lewandowsky (2004) 的類別結構檢驗知識分化的情況，並設定學習刺激與情境線索的關係呈系統化的變化，但非線性的變化，實驗的學習刺激材料使用矩形圖形的規則（如圖三十三所示），操弄短線位置與矩形高度，與上一個研究不同的是並未加入情境線索的刺激材料，而是希望受試者透過未充分的資訊自發性的產生知識分化的結果。



圖三十三、楊立行(民 96)的實驗的類別結構與刺激材料示意圖。訓練階段的刺激分別以「○」、「X」表示，其中「○」表示刺激屬於類別 A；而「X」

表示刺激屬於類別 B。在刺激材料方面，縱軸為矩形高度，分別由 150 到 850 每 100 個單位會有可能會出現一個刺激；橫軸為短線位置，從 50 到 750 每 100 個單位有可能出現一個刺激。在訓練階段，每個「○」或「X」的位置皆會出現五次，順序將隨機呈現，合計 40 個刺激，共有五個區間。在測驗階段，有可能出現刺激的地方皆會隨機出現一次，合計 64 次刺激且只有一個區間。

### 受試者

參與本實驗的受試者為從 18 歲到 35 歲的正常成年人共 103 名，在每次實驗結束後將給予車馬費補助。

### 實驗設備

所有受試者接在一個安靜、光線充足的實驗小房間內進行實驗。所有實驗控制以及數據收集皆是在個人電腦上執行，並以 19 吋液晶螢幕及 1024x768 的解析度呈現實驗刺激。

### 實驗材料

實驗材料沿用 2004 年 Yang 與 Lewandowsky 的分類研究，為一矩形及垂直於其底邊的一條短線所組成，如圖三十二所示。矩形高度與短線位置是會變化的兩個刺激屬性，整個類別空間便是以這兩個刺激屬性所構成，Y 軸表示矩形高度與，而 X 軸則代表短線位置，每一個刺激項目都可以化約類別空間上面的一個點。在實驗中，受試者被告知此人此刺激為假想太空船，並請他們參考矩形的高度與短線的位置這兩個訊息，來判斷假想太空船會飛往星球 A 或是星球 B。

## 實驗程序

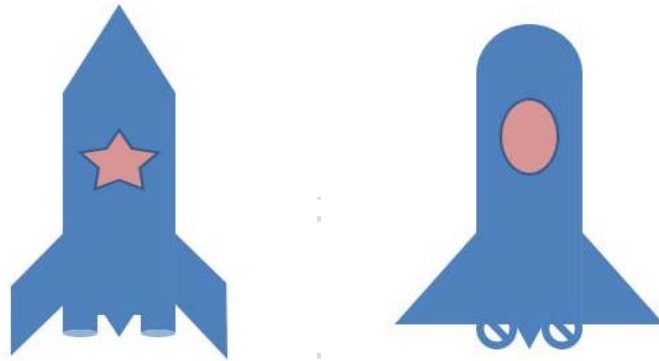
訓練階段刺激呈現的順序如圖二十五所示，螢幕最先會出現十字凝視點，提醒受試者注意接下來的畫面，500 毫秒後，凝視點消失，實驗刺激出現，看見刺激時，受試者須對刺激做出反應（按下 S 鍵或 ; 鍵）回答刺激所屬類別（類別 A 或類別 B），當受試者做出反應後，螢幕會顯示回饋訊息（「Correct!」或「Wrong!」），告知受試者做出的反應正確與否，藉以幫助受試者學習或修正所學的類別規則，回饋訊息呈現 1000 毫秒後消失，隨即出現下一個刺激。測驗階段刺激呈現的方式與訓練階段相同，但受試者在測驗階段做出反應後不會有回饋訊息的出現，而是直接進入下一個嘗試。



## 附錄四、RULEX 實驗指導語

### CLANLab RULEX-Exp 指導語

實驗進程序如下，在電腦螢幕上，每次嘗試開始時，會先看到「+」符號，然後會呈現一個火箭船的圖形「刺激」，如下圖例所示：



上述圖例有兩個火箭船的圖形「刺激」，所有的圖形「刺激」在以下四個地方皆可能有兩種改變，分別是「烤漆圖案」、「機翼」、「機鼻」與「噴射口」。

---

本實驗要請您做的是，判斷每一個圖形「刺激」屬於類別 A 或類別 B？

每個「刺激」僅短暫停留螢幕，請您參考其特徵，按下自覺適合的反應鍵，

「S」鍵---類別 A

「；」鍵---類別 B

螢幕會提示您作答。在按下反應鍵後，螢幕會出現「correct」或「wrong」的回饋訊息，表示該次作答正確或錯誤。您可根據回饋訊息調整已使用之判斷原則，以提升正確率。請注意：分類規則與 [S]/[；] 按鍵順序無關。

---

本實驗不限定可使用的判斷原則，您可以嘗試任何的可能性，100%正確表現是可能的，請您以此為目標盡力作答。所有區段的 A、B 類火箭船都是一樣的，並不會因為區段的不同而改變。

---

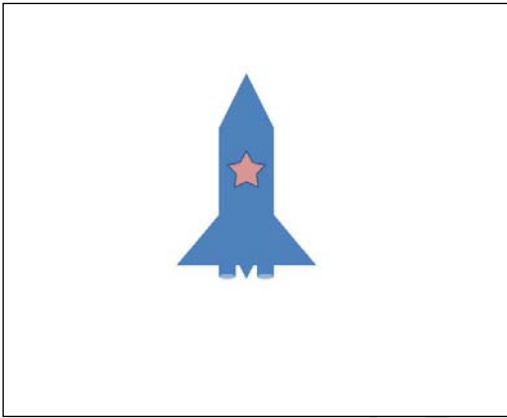
本實驗共有十九個區段，前面十六個區段為「Training Phase」，這些區段會出現「correct」或「wrong」的回饋訊息；後面三個區段為「No Feedback Phase」區段，這些區段並不會出現「correct」或「wrong」的回饋訊息。

若有任何問題，請向主試者提出。非常感謝您的參與及配合。

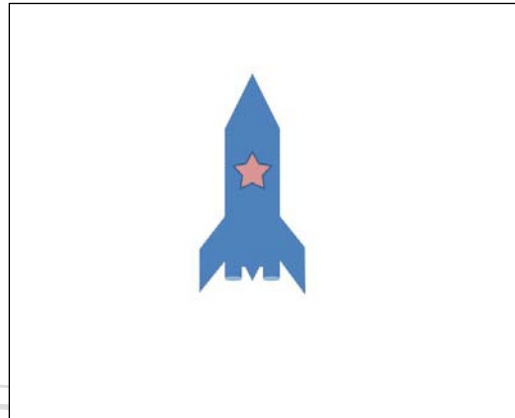


附錄五、RULEX 實驗刺激

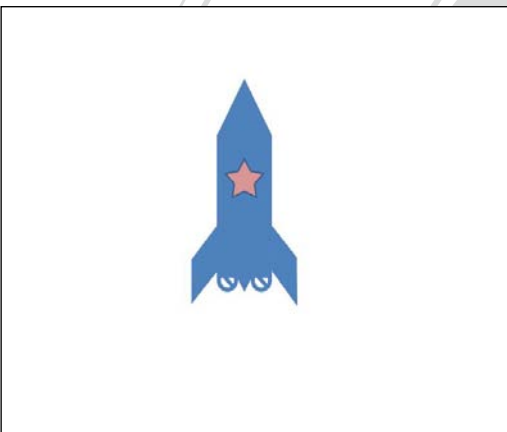
A1 1112



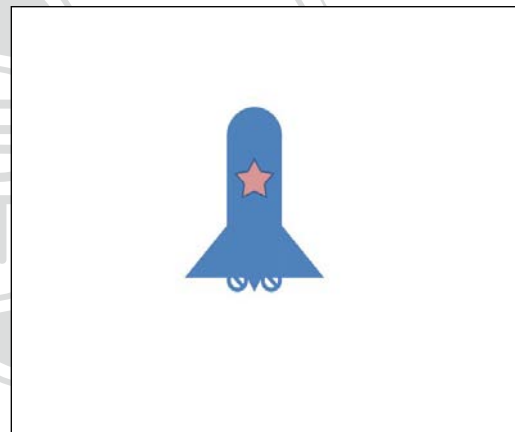
A2 1212



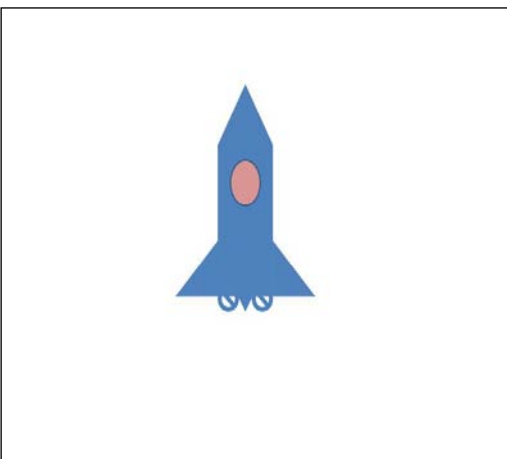
A3 1211



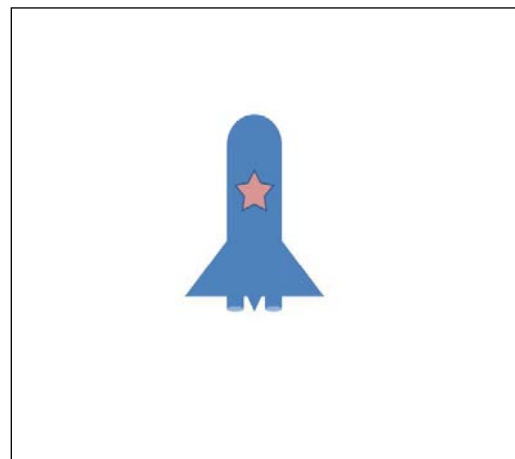
A4 1121



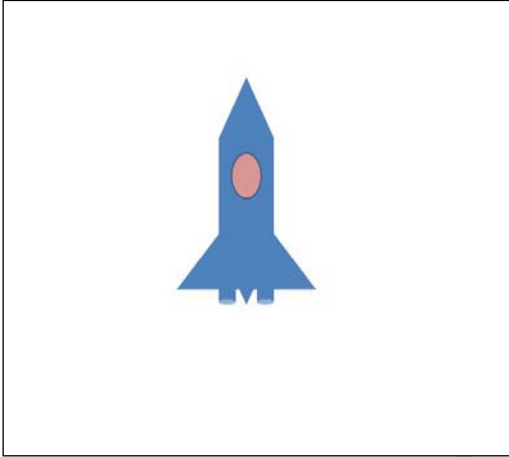
A5 2111



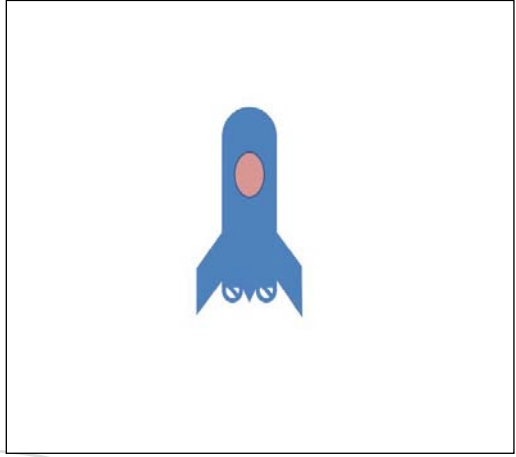
B1 1122



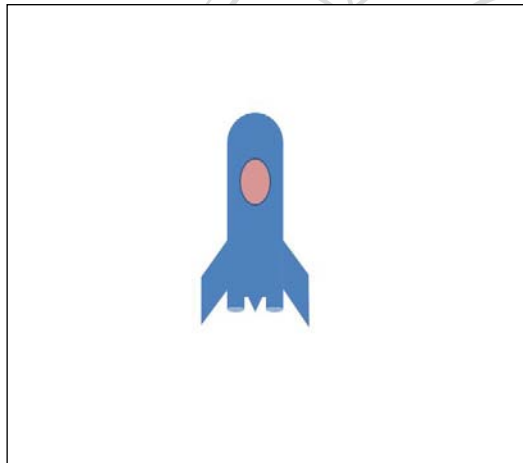
B2 2112



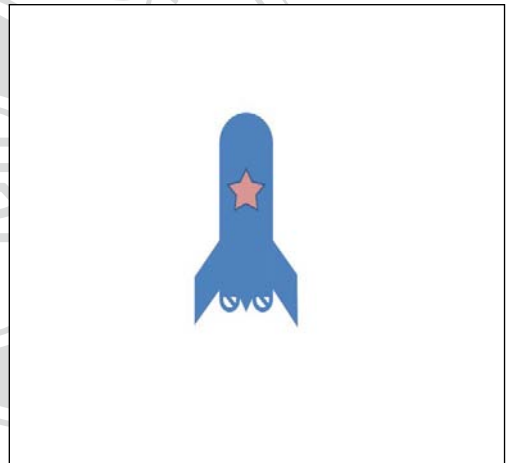
B3 2221



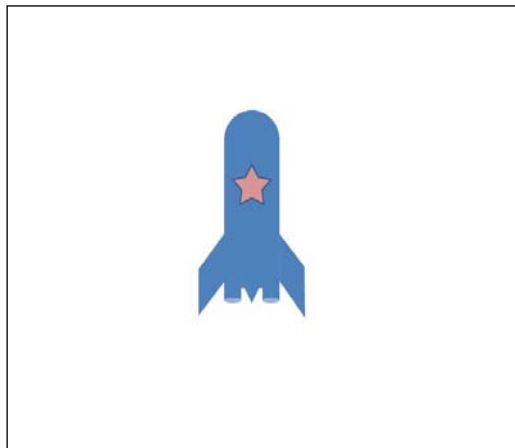
B4 2222



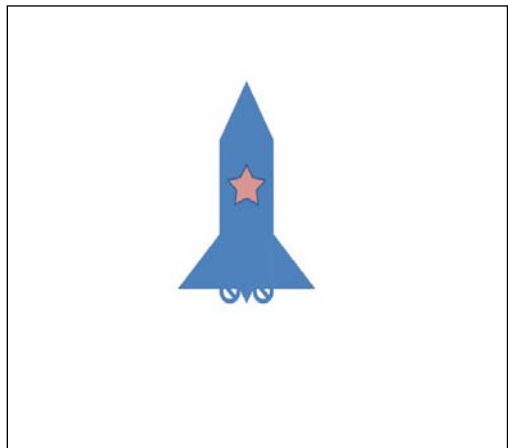
T1 1221



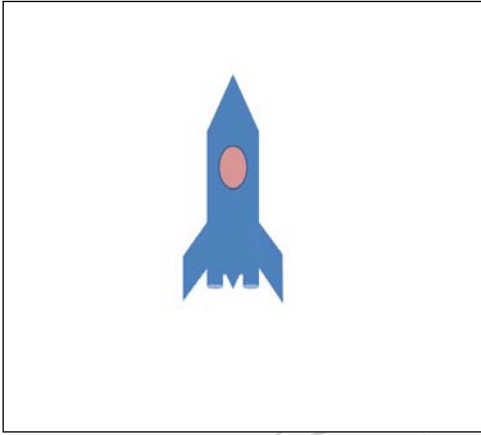
T2 1222



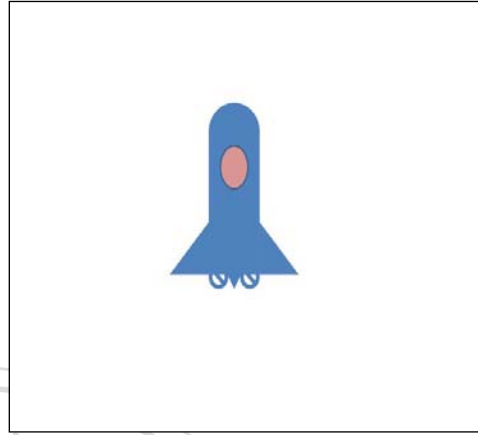
T3 1111



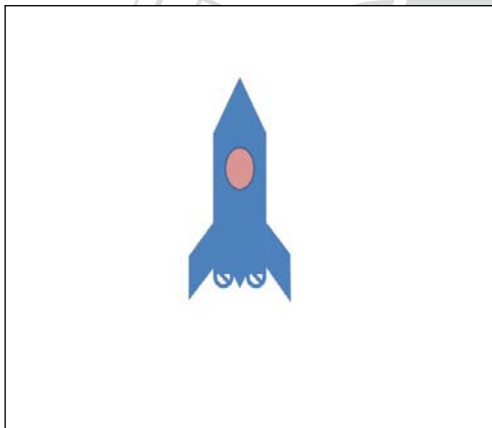
T4 2212



T5 2121



T6 2211



T7 2122

