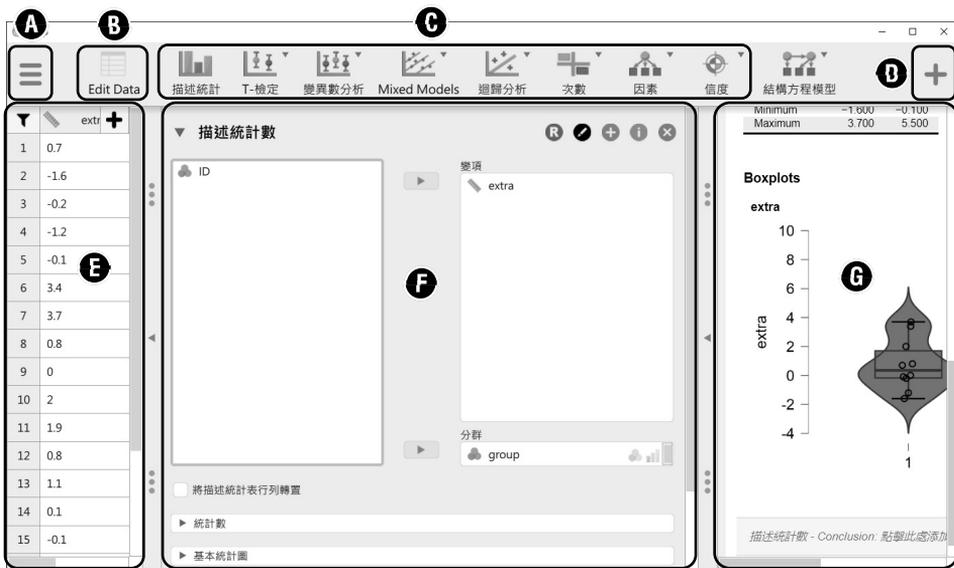


## 1.3 軟體介面說明

1

JASP 軟體的介面組成分為上、下兩排，上排區域有 (A) 主選單、(B) 編輯數據、(C) 常用分析模組列表、(D) 顯示模組選單；下排區域則為分析方法的 (E) 數據視窗、(F) 分析視窗、(G) 報表視窗，各區說明如下：



- A. 主選單：主要作為開啟、匯入、匯出、儲存以及設定等用途。
- B. 編輯數據：進入數據的編輯模式，可對既有數據進行修正，以及插入或刪除欄位等動作。
- C. 常用分析模組列表：顯示常使用的分析方法，當載入數據資料後可從此區域選擇要分析的方法。某些分析方法會同時提供古典與貝氏兩種（本書以古典的方法為主）。
- D. 顯示模組選單：可自行新增更多分析模組於常用分析模組列表中。
- E. 數據視窗：顯示所要分析的數據資料。
- F. 分析視窗：依據不同的分析方法而提供各種設定選項。

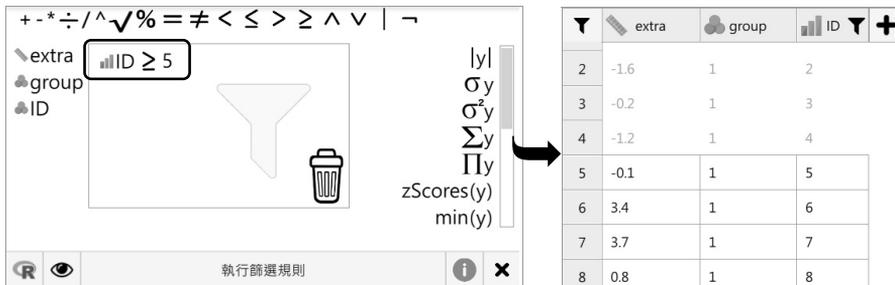
## 1.6 數據視窗介紹

1

此視窗用於顯示所載入的數據資料，第一行為載入資料的標題，第二行之後為數據內容。此視窗無法直接對載入的數據做任何編輯動作，若要編輯數據時可將滑鼠游標該視窗中，待變為  圖示時快速點擊滑鼠左鍵兩下，即會進入到數據的編輯模式。當重新修正數據標題或內容後，在 JASP 數據視窗中的數據也會一併同時更新。此視窗說明如下：

<b>A</b> ▼	<b>B</b> extra	<b>C</b> group	<b>D</b> ID	+
1	0.7	1	1	
2	-1.6	1	2	
3	-0.2	1	3	
4	-1.2	1	4	

- A. 顯示篩選條件：點擊  圖示後可開啟一組更全面的數據過濾介面。並根據研究的需求來設定篩選條件並且執行，此時數據視窗的數據若滿足篩選條件時則文字顏色會顯示黑色，反之為淺灰色。最終，若該資料有套用篩選條件時則表頭旁會有  圖示。



▼	extra	group	ID ▼	+
2	-1.6	1	2	
3	-0.2	1	3	
4	-1.2	1	4	
5	-0.1	1	5	
6	3.4	1	6	
7	3.7	1	7	
8	0.8	1	8	

▲顯示 ID 的數值大於 5 的內容

- B. 篩選規則：當表頭的資料類型為次序或名義時，點擊表頭後會開出篩選規則視窗，此時可依據研究目的來調整排序或是指定某些標籤不加入篩選項目中。

ID		
篩選規則	數值	標籤
✓	3	3
✗	4	4
✗	5	5
✓	6	6
✓	7	7

	extra	group	ID	+
2	-1.6	1	2	
3	-0.2	1	3	
4	-1.2	1	4	
5	-0.1	1	5	
6	3.4	1	6	
7	3.7	1	7	
8	0.8	1	8	

▲將 ID 的第 4 筆與第 5 筆兩資料變更為不顯示

- C. 表頭與資料類型：當匯入文件後，JASP 會自動判讀每一欄位的資料尺度。若判別錯誤時可點選表頭旁的小圖示來進行變更，可設定的尺度類型如下：



- ❖ 連續變項（Scale）。JASP 將等距（Interval）和等比（Ratio）變項統一歸類為連續尺度
- ❖ 次序尺度（Ordinal）。
- ❖ 名義尺度（Nominal）。

# 5

## 多項式檢定 (Multinomial Test)

### 5.1 統計方法簡介

多項式檢定是次數分析中的一種統計方法，用於檢驗多個類別結果的次數分佈是否符合預期機率模型。它常應用於多選題、問卷調查等具有多個類別的資料。研究者觀察各類別次數，並與預期機率模型進行比較。若存在顯著差異，表示資料分佈與預期模型不符，可能有趨勢、偏好或其他影響因素。此方法可幫助理解類別結果背後的特性與影響因素。

### 5.2 檢定步驟

在多項式檢定步驟部分，其基本概念為根據一組樣本數據，計算出每個類別的次數並使用預期的類別機率進行比較，以判斷觀察到的次數是否在統計上與預期模型一致，故多項式檢定的步驟如下：

1. **設定假設**：設定兩個假設，即虛無假設（ $H_0$ ）和對立假設（ $H_1$ ）。其中虛無假設假定兩個變數之間沒有關聯，而對立假設則假定兩個變數之間存在關聯。

2. 計算各類別的次數：從樣本數據中計算每個類別的成功次數或比例。
3. 計算檢定統計量：使用統計方法計算檢定統計量，評估觀察到的次數在虛無假設下的機率。
4. 設定顯著性水準：設定顯著性水準（ $\alpha$ ），表示拒絕虛無假設的閾值，常見的顯著性水準是 0.05 或 0.01。
5. 進行假設檢定：將計算的檢定統計量與顯著性水準進行比較，如果機率小於顯著性水準，拒絕虛無假設，認為存在統計上的顯著差異；反之，則接受虛無假設。這判斷顯示是否有足夠的證據支持或反駁虛無假設。

## 5.3 使用時機

列舉多項式檢定中常見的情境，以及每個情境的案例：

1. 自然科學研究：在物理學、化學、生物學等領域，經常遇到非線性關係。
  - ❖ 研究溫度對植物生長速率的影響，探索溫度和生長速率之間的非線性關係。
2. 社會科學調查：在調查研究中，可能有多個響應變數與一個依變數之間的複雜關係。
  - ❖ 研究年齡對幸福感的影響，探索年齡和幸福感之間的非線性關係。
3. 經濟學分析：在經濟學中，經常需要探索市場供需曲線、成本函數等之間的非線性關係。
  - ❖ 研究價格對需求量的影響，探索價格和需求量之間的非線性關係。
4. 醫學研究：在醫學研究中，多項式檢定可用於分析疾病發展、治療效果等方面的非線性關係。
  - ❖ 研究心跳速率對運動強度的反應，探索心跳速率和運動強度之間的非線性關係。

5. **工程和技術領域**：在工程和技術領域中，多項式檢定可用於分析複雜的系統行為，例如材料的機械性能、信號處理等。

- ❖ 研究材料硬度對耐磨性能的影響，探索硬度和耐磨性能之間的非線性關係。

## 5.4 介面說明

5

- A. **因子 (Factor)**：指被分類的類別變數或預測變數。例如，如果你有一個類別變數是「教育程度」，包含「小學」、「中學」和「大學」三個類別，那麼「教育程度」就是一個因子。
- B. **計次 (Frequency)**：也稱為「次數」，指在多項式檢定中每個因子和組合中的觀察次數。它表示了特定因子和組合的交叉處，有多少樣本屬於該組合。

- C. **計次期望值 (Expected Frequencies)**：也稱為「次數期望值」，指在多項式檢定中，每個組合的預期計次數。這些期望計次是基於無關虛無假設下的期望頻率來計算的，假設所有因子之間是獨立的。
- D. **檢定值 (Test Statistic)**：也稱為「檢定統計量」，指用來評估觀察計次與期望計次之間差異的統計量。它用於判斷觀察計次是否與期望計次在統計上有顯著差異。
- ❖ **相同比率 (多項檢驗) (Multinomial Test)**：指用於檢驗多個類別之間是否存在顯著差異的統計方法。在多項式檢定中，通常對單個因子的多個類別進行比較，以檢測觀察到的計次是否與期望計次有顯著差異。相同比率檢定將這些類別視為整體，測試它們的組合是否與期望比率相同。如果在這個整體中，觀察到的計次與期望計次有顯著差異，即可以得出結論說這些類別之間存在顯著差異。
  - ❖ **自訂預期比率 (Custom expected proportions)**：指在無關虛無假設下，每個類別的預期比例。這些預期比例是基於假設所有類別之間是獨立的。然而，在某些情況下，研究者可能有自己的假設或預期比例，而不希望使用預設的無關虛無假設。在這種情況下，研究者可以使用自訂預期比率，將自己的預期比例輸入到檢定中，並進行相應的假設檢定。這使得分析更具彈性，可以根據研究者的特定需求進行調整。
- E. **顯示 (Display)**：用於指定是否在分析結果中顯示計次和比例。
- ❖ **計次 (Counts)**：指定是否在分析過程中顯示每個類別的計次。
  - ❖ **比例 (Proportions)**：指定是否在分析過程中顯示每個類別的比例。

## 5.5 統計分析實作

本節範例使用了 JASP 學習資料館中 Frequencies 的 Memory of Life Stresses 數據。此數據名為「生活壓力記憶」，由 Uhlenhuth 等人於 1974 年收集。該數據包含了 735 名參與者在過去 18 個月中所經歷的生活壓力、負面生活事件和疾病。

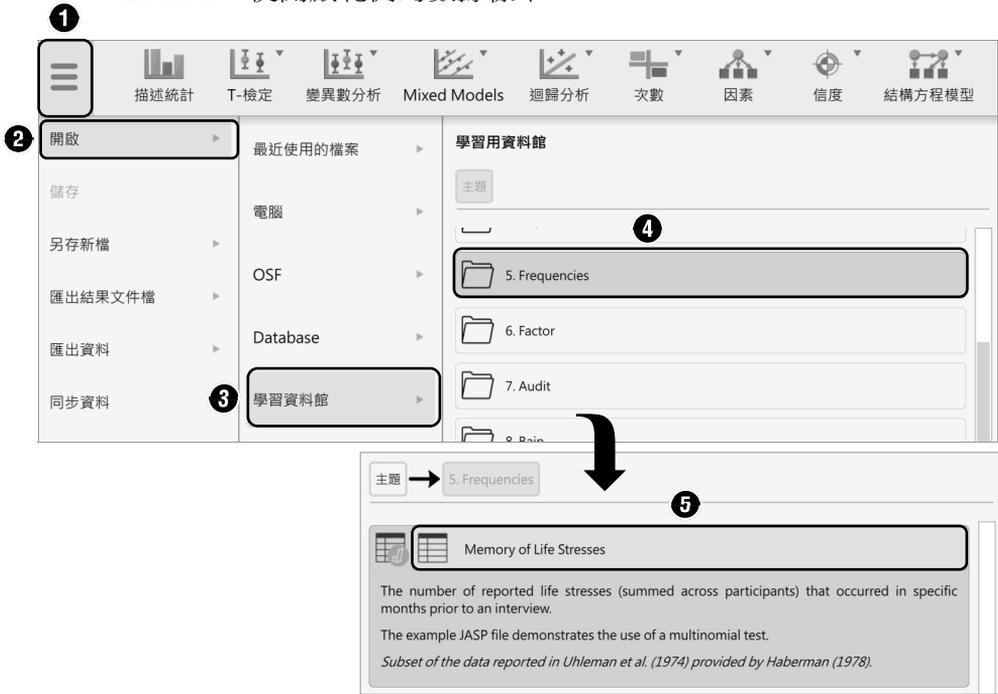
Haberman 對這個數據集的一個子集進行了重新分析，其中包含 147 名只報告了一個負面生活事件的參與者。Haberman 的目的是指出由於人類記憶的錯誤性，回顧性調查變得不可靠，因為參與者可能會忘記過去發生的負面生活事件和疾病，這突顯了在回顧性調查中記憶的可靠性問題。

數據資料中的變數及說明如下：

- **Month** (月份)：指參與者報告壓力性生活事件的月份。
- **Stress.frequency** (壓力頻率)：在採訪前的特定月份報告了生活壓力的參與者人數。
- **Stress.percentage** (壓力比例)：在採訪前的特定月份報告了生活壓力的參與者的百分比。
- **Expected.counts** (預期次數)：在採訪前的特定月份預期報告了生活壓力的參與者數量的例子。
- **Expected.proportions** (預期比例)：在採訪前的特定月份預期報告了生活壓力的參與者百分比的例子。

## 範例實作

STEP 1 點擊選單 > 開啟 > 學習資料館 > 5. Frequencies > Memory of Life Stresses，使開啟範例的數據樣本。



STEP 2 在數據視窗中，點擊「Month」標題旁的圖示，將其調整為「次序」尺度類型。



STEP 3 於上方常用分析模組中點擊「次數 > 多項式檢定」按鈕。



STEP 4 此範例研究目的，將左側的指定變數移至右側欄位中，設定如下：

- 因子：Month。
- 計次：Stress.frequency。



STEP 5 在檢定值項目中「勾選」相同比率(多項檢驗)。

5



STEP 6 此時於右側報表視窗中會獲得多項式檢定的結果。根據結果得知，每一個月的生活壓力值小於 0.001，因此拒絕了跨月份頻率相等的虛無假設。也就是說，假設 H0 是沒有壓力；H1 是有壓力，此時 H0 推翻 H1，表示是有壓力值的。

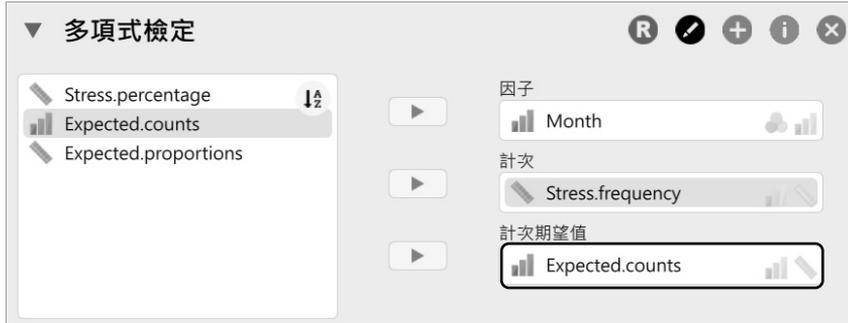
## 多項式檢定

Multinomial Test

	$\chi^2$	df	p
Expected.counts	84.67	17	< .001

附註 Chi-squared approximation may be incorrect

STEP 7 接續上述，將左側的 Expected.counts 變數拖曳至右側的「計次期望值」選項中。



STEP 8 在其他統計數項目中「勾選」描述統計以及信賴區間兩選項。



## 實作結論

於右側報表視窗中可獲得多項式檢定結果以及描述統計兩表格。首先從多項式檢定表中可得知  $p$  值小於 0.001，表示具有顯著性效果。因此得知在採訪前具有生活壓力的參與者人數與預期數量的期望是一致的。

## 多項式檢定

Multinomial Test

	$\chi^2$	df	p
Expected.counts	84.67	17	< .001

附註 Chi-squared approximation may be incorrect

# 16

## 探索性因素分析

### 16.1 統計方法簡介

探索性因素分析（Exploratory Factor Analysis，EFA）是用於探索潛在變數結構。在因素分析中，假設觀察到的變數（也稱為指標）是由一組潛在因素（也稱為構念）所解釋的。這些潛在因素無法直接被觀察到，但可以通過變數之間的相關性來間接衡量。

探索性因素分析的主要目標是發現這些潛在因素，而不需要預先假設因素數目或確定因素與變數之間的關係。這與傳統的驗證性因素分析不同，後者需要預先假設潛在因素結構並進行模型驗證。藉此，通常進行數據的降階處理，將大量相關的變數簡化為較少的潛在因素，從而揭示數據中的結構和模式。這有助於更好地理解變數之間的關係，並找出背後的結構。

### 16.2 檢定步驟

探索性因素分析是一種常用的降階技術，用於探索多個觀測變數之間的潛在結構或因素，故探索性因素分析的檢定步驟如下：

1. **數據準備**：收集和整理數據，這些數據包含了多個觀測變數的測量數據。
2. **確定因素數**：在進行探索性因素分析之前，需要決定應該提取多少個因素。
3. **建立模型**：在進行探索性因素分析時，選擇合適的因素提取方法和旋轉方法。因素提取方法包括主成分分析（PCA）和最大似似法（ML）等，它們用於識別潛在因素結構。
4. **估計因素結構**：在建立了探索性因素分析模型後，需要通過該模型來估計因素的結構和對應的因素負荷量。因素負荷量表示了原始變數與潛在因素之間的關係強度，可以理解為原始變數對應因素的權重。
5. **解釋結果**：對因素結構和因素負荷量進行解釋。通常絕對值大於 0.3 或 0.4 的因素負荷量所對應的變數可以被視為與因素有關聯。
6. **驗證模型**：使用統計指標來評估因素分析模型的配適度和解釋性，例如共變異數矩陣的可解釋變異量、因素負荷量的解釋方差等。
7. **結果應用**：根據因素分析的結果，可以將原始變數降階到潛在因素空間中，實現數據的降階和分析。

## 16.3 使用時機

列舉探索性因素分析中常見的情境及案例：

1. **心理學研究**：探索人格特質結構。使用 EFA 分析一份問卷調查數據，以確定個體的人格特質（例如情緒穩定性、外向性、開放性等）是否由幾個潛在因素組成。
2. **教育領域**：學習行為分析。在教育研究中，EFA 可用於分析學生學術成績和學習行為的測量，以確定學習行為的潛在因素，例如學習動機、學習策略和學習環境等。
3. **市場研究**：消費者行為分析。一家公司使用 EFA 來分析消費者對其產品的評價，以確定不同的產品特徵是否可以歸納為幾個潛在因素，例如價格、品質和設計等。

4. 社會科學研究：社會問題分析。社會學家使用 EFA 來探索社區中不同族裔之間的關係，以確定種族和文化因素在社會問題中的潛在作用。
5. 醫學研究：健康評估。在流行病學研究中，EFA 可用於分析疾病風險因素的數據，以確定這些風險因素的因素結構，例如生活方式、遺傳因素和環境因素等。

## 16.4 介面說明

### 16.4.1 基本介面



- A. **變項 (Variables)**：指在主成分分析中使用的原始變數。
- B. **Number of Components based on (基於成分數)**：用於指定選擇主成分數量的標準。可以基於特徵值或解釋的變異量來選擇主成分的數量。
- ❖ **平行分析法 (Parallel Analysis)**：是一種用於決定保留主成分數量的統計方法，它通過比較實際數據和隨機數據的特徵值來確定主成分的數量。
    - **Based on principal (基於主要成分)**：用於指定在平行分析法中使用主要成分的特徵值來決定主成分的數量。
    - **Based on factors (基於因子)**：指定在平行分析法中使用因子的特徵值來決定主成分的數量。
    - **Seed**：指平行分析法中用於生成隨機數據的種子值。
  - ❖ **特徵值 (Eigenvalues)**：表示每個主成分所解釋的變異量大小。特徵值越大，意味著相應主成分解釋的變異量越多。
    - **特徵值高於 (Higher than)**：用於指定希望保留特徵值高於多少的主成分。通常，特徵值高於 1 表示保留那些能夠解釋大部分變異性的主成分。
  - ❖ **自訂 (Custom)**：允許自己指定要保留的主成分數量。
    - **因素個數 (Number of custom components)**：可以輸入希望保留的因素個數。這使得探索性因素分析更具靈活性，讓研究者可根據具體需求進行客制化的因素提取。
- C. **因素提取方法 (Factoring method)**：用於從變量中提取潛在因素的算法。
- ❖ **最小殘差法**：旨在找到能夠最小化原始變量與提取的因素之間殘差的因素，從而捕捉到變量間的共變異數。
  - ❖ **最大概似法**：在因素提取過程中基於最大概似估計的原則，評估模型與實際觀測數據之間的拟合程度，從而找到能夠最好地解釋數據變異性的因素。

- ❖ 主軸因素法：旨在找到一組主軸，使得投影後的因素之間相互不相關，從而得到獨立的潛在因素。
  - ❖ 最小平方法：在因素提取過程中基於最小平方法的原則，尋找能夠最小化觀測變量之間平方差異的因素，以捕捉變量間的共變異數。
  - ❖ 加權最小平方法（WLS）：在因素提取過程中將觀測變量進行加權處理，以更好地適應不同變量之間的差異性。
  - ❖ 廣義最小平方法（GLS）：考慮到數據的非獨立性和變量之間的相關性，從而更準確地提取潛在因素。
  - ❖ 最小卡方法：通常應用於非常態數據，它尋找能夠最小化變量間卡方距離的因素。
  - ❖ 最小秩序法：基於秩序統計，用於處理非參數數據或順序型數據，以找到能夠最佳解釋數據排序特性的因素。
- D. 轉軸：指對原始的主成分進行線性轉換的過程，使新的主成分更容易解釋或更具有特定特性。
- ❖ 直交（Orthogonal）：指主成分之間沒有相互獨立，每個主成分都獨立地解釋變異性。
    - 無（None）：不進行任何轉軸的選項，直接保留原始主成分。
    - varimax：使主成分的負荷矩陣擁有較少的非零元素，從而更容易解釋。
    - quartimax：旨在將每個主成分的負荷矩陣平均值最大化，從而產生較少的主成分，但它們的負荷值更集中。
    - bentlerT：使用了一個特定的目標函數，以最小化轉軸後的負荷矩陣與原始負荷矩陣之間的差異。
    - equamax：用於旋轉後的主成分之間相互獨立的情況。
    - geominT：結合了直交和斜交特性的轉軸方法，它在某些情況下可能比其他轉軸方法更適用。

- ❖ 斜交（Oblique）：指在轉軸過程中允許新的主成分之間存在一定的交互作用，其目的是使得新的主成分更容易解釋並更符合數據的實際特徵。
  - promax：它通常用於多變量分析中，將主成分之間的相關性最大化。
  - oblimin：它在斜交的 promax 方法的基礎上增加了對主成分之間相關性的限制，以提高解釋的穩健性。
  - simplimax：旨在使主成分之間的相關性達到平衡，以便更好地解釋數據。
  - bentlerQ：基於 Q 矩陣來進行主成分轉換的，並通常適用於較大樣本量的情況。
  - biquartimin：在斜交的 bentlerQ 方法的基礎上進行改進，以更好地適應特定數據結構。
  - cluster：適用於存在分組結構的數據，並可根據不同分組進行主成分轉換。
  - geominQ：在斜交的 bentlerQ 方法的基礎上進行改進，以更好地解釋數據。

E. 分析基於：指在進行探索性因素分析時所使用的數據矩陣的類型。

- ❖ 相關矩陣（Correlation Matrix）：用於處理原始變數之間的相關性，使得主成分分析基於變數之間的相關程度。相關矩陣主要適用於變數之間測量尺度相同或相似的情況，例如連續變數之間的相關性。
- ❖ 共變數矩陣（Covariance Matrix）：它將主成分分析應用於原始變數的共變異性，並考慮變數之間的變異異質性。共變數矩陣適用於變數之間測量尺度不同但存在共變異性的情況，例如，不同變數之間的變異程度不同。
- ❖ Polychoric/tetrachoric correlation matrix：用於處理順序型或二分的項目，例如，評分尺度或是二元變數。Polychoric 矩陣用於處理順序型項目，即根據項目的順序等級計算相關性；而 tetrachoric

矩陣則用於處理二元型項目，即處理僅有兩個水準的二元變數之間的相關性。

## 16.4.2 報表設定

提供了許多相關定義，讓研究者可以自訂分析結果的報表內容。

A. **Display loadings above**：允許在報表中指定成分負荷量的閾值。只有當成分負荷量大於指定的閾值時，它們才會在報表中顯示出來。

B. **因素負荷量的排序方為**：可以更清楚看出每個變量對哪些因子負荷最強，從而更好地解釋因子含義。

- ❖ **因素大小**：此排序方式會根據每個提取出來的因子（Factor）的特徵值（Eigenvalue）大小來排序。特徵值數值越大表示這個因子解釋原始變量的變異量越大。此排序方式，在負荷矩陣中較前面的因

子會是解釋更多變異的主要因子，這有助於首先解釋和命名對原始數據解釋力度最大的因子。

- ❖ 變項：此方式則是按照原始變量的順序來排列因子負荷量。第一個變量對各因子的負荷量會排在第一行，以此類推。此排列保留了原始變量順序，有助於查看每個變量與不同因子的關聯性，但不能直觀反映出每個因子的重要性大小。

C. 檢查假設：在進行主成分分析之前進行假設檢驗。

- ❖ KMO 考驗：用於評估數據的適合性，測量數據的可獲得性和適合性，確定是否適合進行主成分分析。
- ❖ Bartlett 球形檢定：用於檢驗變數之間是否存在相關性，並確定數據是否適合用主成分分析進行降階處理。
- ❖ Mardia's test：用於檢驗數據是否滿足多變量常態分配的統計方法。

D. 表格：這是指探索性因素分析的結果報表，其中包含了探索性因素分析的相關結果。

- ❖ 結構矩陣：指因素負荷矩陣，顯示了每個變量與每個因素之間的關係。它們的數值表示了變量與因素之間的關聯程度，可解釋為變量在因素中的權重。
- ❖ 因素相關係數：顯示了各因素之間的相關係數，用於了解因素之間的相關性。若因素彼此相關較高，則可能意味著它們在解釋數據變異時有重疊或類似的含義。
- ❖ 其他配適指標：其他衡量模型配適程度的指標，例如 KMO 值、巴特利特球形檢定等。
- ❖ Residual matrix：顯示共變異數矩陣的殘差。
- ❖ 平行分析法：用於執行平行分析法，以幫助確定保留多少主成分。
  - Based on PC：基於主成分的平行分析。
  - Based on FA：基於因子分析的平行分析。

- E. 圖：包含相關的圖形，用於視覺化分析結果。
- ❖ 路徑圖：顯示每個變數與主成分之間的關係，以及主成分之間的相關性。
  - ❖ 陡坡圖：用於評估特徵值大小的圖表。
    - **Parallel analysis results**（平行分析結果）：是一種常用的方法，用於確定主成分的數量。它通過與隨機生成的數據進行比較來確定主成分的特徵值是否顯著。
- F. 遺漏值：允許處理原始數據中某些變數缺少的遺漏值。
- ❖ 成對排除法：是一種處理遺漏值的方法，它將包含遺漏值的樣本從分析中完全排除。
  - ❖ 完全排除法：是另一種處理遺漏值的方法，它將含有任何遺漏值的變數完全排除。

## 16.5 統計分析實作

本節範例使用了 JASP 學習資料館中 Factor 的 G Factor 數據。此數據提供了 Charles Spearman 學校的學生成績以及知覺辨別測驗的分數。

此研究主要目的是檢查考慮了年齡後的 7 個變量（音調、燈光、體重、平時成績、法語、英語和數學）殘差的變異數分析結構是否可以用一個因素來解釋。這意味著研究者想要確定這些變量是否共享一個共同的因素，即是否存在一個潛在的因素（可能是智力因素或 G 因素），可以解釋這些變量之間的變異性。

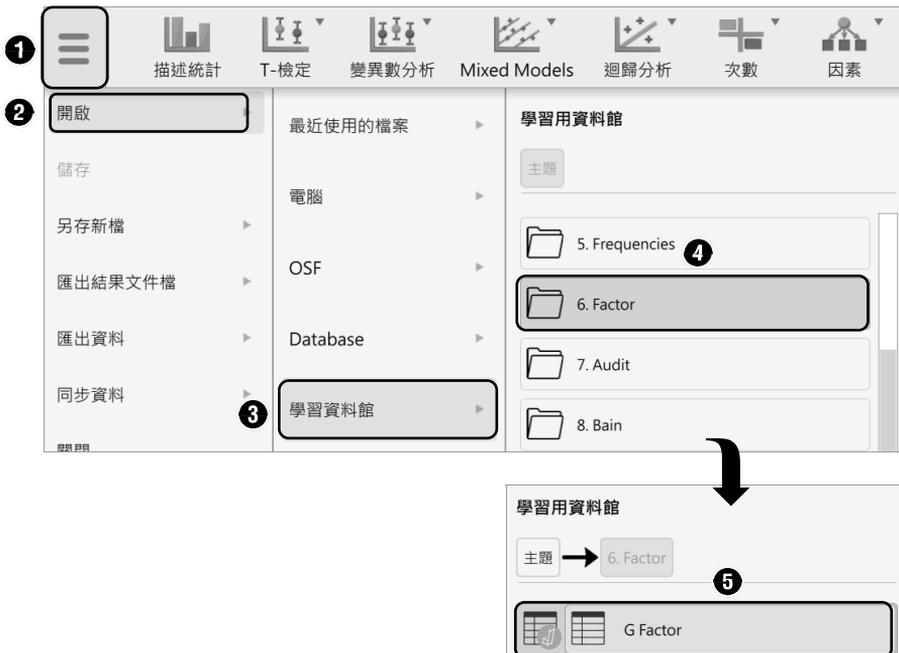
數據資料中的變數及說明如下：

- **Years**（年）：學生年齡（以年為單位）。
- **Months**（月數）：學生年齡中除了年數以外的月數（例如，第一個學生是 10 歲零 9 個月）。

- Age（年齡）：學生年齡（十進制）。
- Pitch（音調）：音調辨別測試中的得分。
- Light（燈光）：光辨別測試中的得分。
- Weight（體重）：體重辨別測試的得分。
- Classics（平時成績）：在學校的平時成績。
- French（法語）：在學校的法語成績。
- English（英語）：在學校的英語成績。
- Mathematics（數學）：在學校的數學成績。
- Residuals [variable] - [variable] 在 Age 上回歸後的殘差。

## 範例實作

STEP 1 點擊選單 > 開啟 > 學習資料館 > 6.Factor > G Factor，使開啟範例的數據樣本。



STEP 2 於上方常用分析模組中點擊「因素 > 探索性因素分析」按鈕。



STEP 3 將左側的 Residuals Pitch、Residuals Light、Residuals Weight、Residuals Classics、Residuals French、Residuals English、Residuals Mathematics 等七個平均值變數（全部變數相加值/各別變數）移至右側的依變數欄位中。



STEP 4 接續，需「勾選」的項目如下：

- Number of Components based on（基於成分數）：特徵值，並將特徵值高於值設為 1。
- 轉軸：直交並選擇 varimax（最大方差法）。

Number of Factors based on

平行分析法

Based on PC

Based on FA

Seed 1234

特徵值

特徵值高於 1

自訂

因素個數 1

Factoring method

最小殘差法

轉軸

直交

varimax

斜交

promax

分析基於

相關矩陣

共變數矩陣

Polychoric/tetrachoric correlation matrix

STEP 5 展開「報表設定」頁籤，需「勾選」的項目如下：

- 表格：結構矩陣、因素相關係數、其他配適指標。
- 圖：路徑圖、陡坡圖以及 Parallel analysis results（並行分析結果）。

▼ 報表設定

Display loadings above

0.4

因素負荷量排序方式為

因素大小

變項

檢查假設

KMO 考驗

Bartlett 球形考驗

Mardia's test

表格

結構矩陣

因素相關係數

其他適配指標

Residual matrix

平行分析法

Based on PC

Based on FA

圖

路徑圖

陡坡圖

Parallel analysis results

遺漏值

成對排除法

完全排除法

## 實作結論

於右側報表視窗中可獲得探索性因素分析的相關結果。在卡方檢定表中得知 p 值為 0.44（並未小於 0.05），因此證明影響效果並不顯著。

卡方檢定 ▼

	值	自由度	p值
Model	7.96	8	0.44

從因素負荷量表中得知，七個平均值變數已透過直交轉軸將其分為兩類（因素 1 屬於分數類計有 5 個；因素 2 屬於個人特徵類計有 2 個）。從整體數據來看，在因素 1 中的 Residuals Pitch 值為 0.43（值小於 0.6），因此在研究中會進行手動刪除而不納入研究，另外在因素 2 中的 Residuals Pitch 該值為 0.51，由於離建議的值 0.6 只差一點點，故考慮納入研究中。

因素負荷量

	因素 1	因素 2	殘差/獨特性
Residuals French	1.00		-0.01
Residuals Classics	0.94		0.09
Residuals Mathematics	0.80		0.29
Residuals English	0.67		0.43
Residuals Pitch	0.43		0.81
Residuals Weight		0.62	0.61
Residuals Light		0.51	0.73

附註 轉軸法為varimax

從因素負荷量（結構矩陣）表中得知，已將七的變數分為兩類。在因素 1 中的 Residuals Pitch 其因素負荷量小於 0.6 一般而言會將其刪除，另外在因素 2 中的 Residuals Pitch 該值為 0.51，由於離建議的值 0.6 只差一點點，故考慮納入研究中。

## 因素負荷量(結構矩陣) ▼

	因素 1	因素 2
Residuals Pitch	0.43	X
Residuals Light		0.51
Residuals Weight		0.62
Residuals Classics	0.94	
Residuals French	1.00	
Residuals English	0.67	
Residuals Mathematics	0.80	

附註 轉軸法為varimax

在因素特徵表中通常查看轉軸後的因素負荷量，當中 Factor 1 在轉軸後的累積值為 0.45，由於小於 0.5，故得知轉軸後的因素負荷量不具有因素間的共線性問題。

## 因素特徵

	Eigenvalues	未轉軸解			轉軸解		
		因素負荷量平均數總和	可解釋變異量之百分比	累積	因素負荷量平均數總和	可解釋變異量之百分比	累積
Factor 1	3.55	3.32	0.47	0.47	3.17	0.45	0.45
Factor 2	1.31	0.74	0.11	0.58	0.87	0.12	0.58

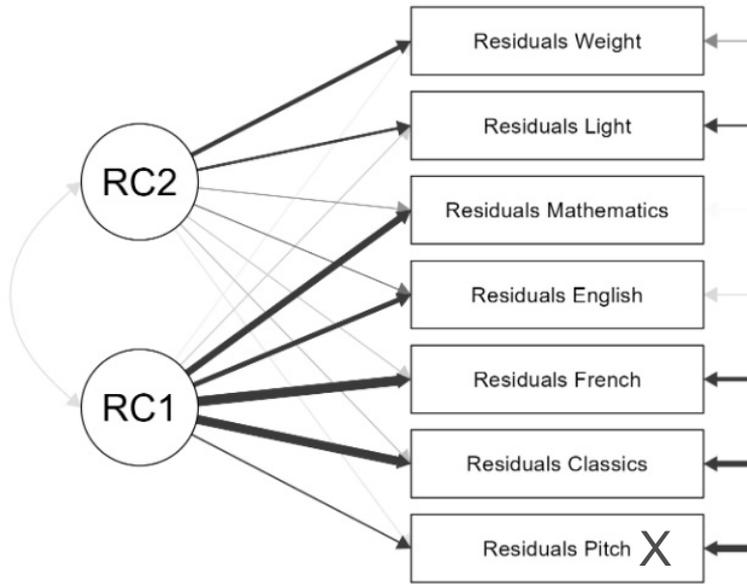
在因素相關表中，得知對角線之數值均為 1 且 Factor 1 與 Factor 2 及 Factor 2 與 Factor 1 間的數值均為 0，故證明因子間是獨立的。

## 因素相關 ▼

	Factor 1	Factor 2
Factor 1	1.00	0.00
Factor 2	0.00	1.00

從路徑圖中可以看到經由因素負荷量而將七個因子分為兩類的結果，同時 Residuals Pitch 也會於研究中手動進行刪除。

## 路徑圖



在陡坡圖中，大於 1 以上的特徵值會予以接受；小於 1 以下的並不會納入採用，但有時離特徵值差一點點的也可考慮納入。

