

方法	何謂	假設條件
	選擇標準	
因素分析	<p>多變量分析中互依分析方法，也就是將多個難以理解且彼此相關的變數，轉化成為減少或歸納成有概念化意義的因素。</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. 計算投入的資料（相關矩陣）來尋求特定的合群（grouping）目標。 2. 由變數個數、測量特性及可容忍的型態之觀點來設計該研究。 3. 樣本大小不得少於 50 個，一般原則是要求該數目至少要有變數個數的 5 倍，最適者為一比 10 的比例。
	<ol style="list-style-type: none"> 1. 最大變異數轉軸法(varimax)旋轉以後，取因素負荷量(factor loading)絕對值大於 0.6 者。 2. 共同性(communality)須大於 0.5。 3. 因素之特徵值(eigenvalue)須大於 1。 4. 累積解釋變異能達 60%以上。 5. 兩因素負荷量差大於 0.3 者。 6. 分項對總項(item to total)相關係數大於 0.5，且顯著者。 7. 標準化 Cronbach's coefficient alpha 大於 0.6。 	
迴歸分析	<p>尋找兩個或以上變數之間的關係是相關分析法，若要根據某變數來預測另一變數，則是迴歸分析。</p> <p>想了解</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. 能否找出一個線性方程式，用來說明一組預測變數(X_i)與效標變數(Y)的關係。 2. 瞭解這個方程式的預測能力如何？即其關係強度有多大。 3. 整體關係是否達到顯著水準？ 4. 在解釋效標變數的變異時，是否只採用某些預測變數即具有足夠的預測力。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 常態性與變異同質性(normality and equality of variance) 2. 殘差獨立性(independence)每個殘差彼此之間是統計獨立的，觀察值之間彼此不會互相影響。 3. 直線性(linearity)即所有抽樣樣本分配的平均數 ($\mu_{Y/X}$) 均落在母群迴歸線上 4. $e_i \sim N[0,1]$ 誤差其分配服從平均數為 0，變異數為 1 的常態分配，且各誤差項間彼此獨立。
	<ol style="list-style-type: none"> 1. 判定係數：Adj-R²，用 F 值檢定，$p < 0.05$ 2. 共線性：某一個自變數與其他的自變數之具有高度相關 <ol style="list-style-type: none"> A. 相關係數矩陣，若相關係數大於 0.9 B. 允差(Tolerance value)大於 0.5 C. VIF (variance inflation factor)小於 2 3. 殘差分析：杜賓 - 瓦特森統計值(簡稱 DW 值)，實務上，DW 值如果介於 1.5 到 2.5 之間，即表示誤差項之間並無自我相關現象存在。 	

羅吉斯迴歸分析	<p>一般迴歸分析時，依變數與自變數通常均為連續變數，但羅吉斯迴歸所探討結果的依變數是離散型，特別是其分類只有二類時。以機率來取代最後呈現的結果。</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. 不用假設分配類型 2. 殘差獨立性(independence)每個殘差彼此之間是統計獨立的，觀察值之間彼此不會互相影響。 3. 依變數為類別變數
典型規則相關分析	<p>典型相關 (canonical correlation) 分析是探討多個準則變數 (Y1、Y2、 . . . 、 Yn) 和多個預測變數 (X1、 X2、 . . . 、 Xm) 線性組合的相關分析方法。同時典型相關的準則變數和預測變數通常都是計量的資料。</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. 二變數間的相關係數是基於線性關係，若為非線性則資料必須要被轉換成為線性。 2. 典型變量間的典型相關為一線性關係，若為非線性則不會被接受。 3. 典型相關不要求變數服從常態分配，只要該變數能不減少和其他變數相關程度。 <ol style="list-style-type: none"> 1. 典型負荷量在 0.3 以上即代表此一變數對於各自之線性組合具有顯著之解釋能力。 2. 每個變數的典型負荷量予以平方，就可獲得每一個原始變數的變異量被其典型變量解釋的程度。各變數的典型負荷量平方值的簡單平均數就是典型變量所解釋之共有變異量之比例，即所謂自我解釋的能力 3. 重疊指數(index of redundancy)，如同複迴歸中的判定係數 (R2)，是衡量典型相關中被解釋的變異量。由兩個數字相乘而得：(1)準則(或預測)變數典型變量之解釋百分比(即自我相關係數)；(2)典型相關係數的平方(R2)。
線性結構模式	<ol style="list-style-type: none"> 1. 處理因果關係模式的方法。 2. 在多變量分析方法中大多一次只能處理一組自變數與一個依變數之間的關係，LISREL 則能同時處理多組自變數與多組依變數間的關係。 3. 簡單地說，LISREL 的旨在探討變數間的線性關係(regression or path analysis + factor analysis)。 	<ol style="list-style-type: none"> 1. 變數間的線性關係 2. 自變數與依變數的路徑圖 3. 可觀測變數與隱藏變數間的衡量模式 4. 內外生變數間的結構模式

	<p>1. 卡方值(Cmin)：卡方值愈小，表示模式的合適情形越好，一般採卡方值是用來判定結構方程式是否合適之標準。但是樣本數(自由度)影響卡方值很大，所以用 $Cmin/df < 3$ 來判斷更重要</p> <p>2. GFI (goodness of fit index)：值在 0 與 1 之間，此值越大表示適合度愈佳，即模式之解釋能力越高，通常採 $GFI > 0.9$。</p> <p>3. AGFI (adjust goodness of fit index) GFI 與 AGFI 有相同的性質，但 AGFI 是經過自由度調整，使不同自由度的模式能以相同的基礎進行比較，AGFI 是將模式複雜度予以考慮後之 GFI，通常採 $AGFI > 0.9$。</p> <p>4. NFI (normed fit index) 模式基準合適尺度，即比較假設模型與獨立模型之卡方差異，通常採 $NFI > 0.9$。</p> <p>5. CFI (comparative fit index) 模式比較合適尺度，假設模型與獨立模型之非中央性差異，通常採 $CFI > 0.95$。</p> <p>6. RMR (root mean square residual) 係推估後所剩下的殘差，愈小表示適合度愈佳，通常採 $RMR < 0.05$。</p>	
變異數分析與多變數分析	<p>1. 當我們在檢定一個母體平均數或比較二個樣本平均數時，通常是使用 Z 檢定或 t 檢定</p> <p>2. 如果實驗變數超過二個的時候，利用多變量變異數分析 (ANOVA)。變異數分析的作用在於分析各種變異的來源，並進而加以比較，以瞭解不同的實驗變數所造成的結果是否有顯著的差異</p> <p>3. 當研究資料中，依變數不再只有一個，而是有多個依變數，此時便需要使用多變數分析。單變異數分析 (ANOVA) 程序雖然可以個別計算每個依變數之變異數，但這樣做就會忽略了多個依變數之間的相關。將單變異數分析擴展成多個依變數，稱為多變數分析 (MANOVA)。</p>	<p>1. 各母體呈常態分配。</p> <p>2. 變異數同質：各母體的變異數 2 都相等。</p> <p>3. 自變數不應有高度的共線性。</p> <p>4. 對極端值應有足夠的敏感性。</p> <p>5. 可加性：所有樣本都是隨機抽樣，而且彼此獨立，可以進行累積與加減。</p> <p>6. 球面性：不同樣本在不同水準間重複測試</p>
	<p>1. 多變量檢定也是計算組間與組內對比，先計算組間和組內 SSCP (sum of square and cross product) 矩陣的特徵值 (eigenvalue，以 λ 表示)，然後用 Pillai's Trace, Wilk's Lambda, Hotelling's Trace 和 Roy's Largest Root 等 F 統計量來進行檢定。</p> <p>2. 事後檢定</p> <p>A. 各組樣本數相同：Duncan 法</p> <p>B. 各組樣本數不同時：雪費法(Scheffe method)</p>	

	<p>將樣本觀察值進行分析，若具有某些共同特性（相對距離）者予以整合在一起，然後分配到特定的群體，最後形成許多不同集合集群的一種分析方法。（相對於因素分析是考慮相關程度）（內部同質性與外部異質性）</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. 避免變數的共線性 2. 極端值的剔除 3. 先將資料標準化
集群分析	<ol style="list-style-type: none"> 1. 集群之群數以在 2~6 群為宜，超過 6 群則其後續分析將變得相當瑣碎。 2. 集群完成後，各群之觀察值應儘量接近，即各群之觀察值不要相差太遠。 3. 當集群數減少，集群內的同質性便會降低。研究者應權衡集群數與同質性兩者，儘可能找到較少的集群，但仍滿足同質性的必要水準。 4. 利用華德法集群係數進行分群，集結力太大，則代表分群之事實相當明顯，應即停止集結。 5. 集群時，各集群變數在各群之分數應具有顯著性，即集群變數應具有區分之效度，否則，該集群變數是否存在對於分群即沒有顯著的作用。 6. 集群之後，實際分群與理論分群之比較結果，用區別分析其命中率應達顯著之水準。 	
區別分析	<p>在樣本已事先分群的情況下，利用特定區別變數來找出有效的區別函數，以便得知區別變數鑑別各分群的能力並預測樣本應歸屬到那一群集。</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. 避免變數的共線性 2. 極端值的剔除 3. 先將資料標準化
<p>一、區別函數鑑別能力的概念</p> <p>一個區別函數是否具有區別分群之能力，最主要是觀察其次數分配或密度分配重疊部份的大小。透過觀察區別變數的負荷量，可以得知那個區別變數是最具有區別能力的，也意味我們可以操縱區別能力的變數，來影響分群。</p> <p>二、區別函數鑑別能力的檢測</p> <p>我們可以利用實際群組別和區別分析所產生的分類函數預測組群來衡量區別函數之命中率(hit ratio)，藉以作為檢測區別函數鑑別能力之用。</p> <p>三、Press Q 值</p> <p>除了命中率以外，我們尚可用 Press Q(>6.63)來檢測預測分群結果是否具有區別能力。</p>		

多元尺度分析	<p>1. 做類似距離的資料之簡化工作(data reduction)【與因素分析類似之處】，其主要的目的是希望能在低度空間（二或三維）畫出構面圖（知覺圖）來表達與發掘一組資料所隱藏之結構，所以常用於探索性分析工具。</p> <p>2. 非以屬性為基礎的方法(nonattribute-based approaches)來表示相對位置距離的結構【與因素分析或區別分析等以屬性為基礎的方法不同】，純粹的資料維度與方向分析。</p> <p>3. 提供經理人員</p> <p>(1) 在管理上了解競爭者及競爭優勢之最重要途徑</p> <p>(2) 在公司及產品重新定位方面，提供相當方便且實用之空間知覺圖。</p>	<p>1. Shepard(1962)資料的筆數一般不可少於 8 筆，或多於 15 筆，否則會產生資料判讀的問題。</p> <p>2. Green(1989)為獲得穩定的分析結果，事件數目應該是知覺維度的四倍以上。</p>											
	<p>1. 進行 MDS 分析時衡量標準通常用壓力係數(stress)，根據 Kruskal (1964)的解釋，不同的壓力係數水準，有其代表的配適程度。壓力係數愈小代表差異不大，即代表模式之適合度很高。</p> <table style="margin-left: 40px;"> <thead> <tr> <th>壓力係數</th> <th>配適程度</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>0.200</td> <td>Poor (不好)</td> </tr> <tr> <td>0.100</td> <td>Fair (還可以)</td> </tr> <tr> <td>0.050</td> <td>Good (好)</td> </tr> <tr> <td>0.025</td> <td>Excellent (非常好)</td> </tr> <tr> <td>0.000</td> <td>Perfect (完全配合)</td> </tr> </tbody> </table> <p>2. 進行 MDS 分析時適合度評估是計算 R^2 並判定是否合適，其意涵是直接解釋最佳尺度資料(optimally scaled data)的變異數中，可由多元尺度法解釋的部份。因此多元尺度分析也可以以 R^2 作為同時參考的標準，當 R^2 愈大（至少要大於 0.9）時(即越接近 1)，表示配合性適合度愈好。</p>	壓力係數	配適程度	0.200	Poor (不好)	0.100	Fair (還可以)	0.050	Good (好)	0.025	Excellent (非常好)	0.000	Perfect (完全配合)
壓力係數	配適程度												
0.200	Poor (不好)												
0.100	Fair (還可以)												
0.050	Good (好)												
0.025	Excellent (非常好)												
0.000	Perfect (完全配合)												
多資料包絡分析	<p>一個公司經營績效的評估往往是企業經營最重要的因素。DEA 為衡量多項投入與多項產出相對效率的方法。</p> <p>1. 找出公司效率值，CRS & VRS</p> <p>2. 找到位於效率前緣的標竿公司</p> <p>3. 探討未達效率前緣公司其學習對象及可以改善空間。</p>	<p>1.CCR：以固定規模報酬(Constant Return of Scale) 為限制條件。投入導向將投入項目予以最小化；產出導向將產出項目予以最大化。</p> <p>2.BCC：將固定規模報酬限制放寬(Variable Return of Scale)。各 DMU 的規模報酬可能遞增，遞減或固定。</p> <p>3.Data 不能有遺漏值或負值，一般用 10^{-6} 取代。</p>											

- | |
|--|
| <ol style="list-style-type: none">1. 效率值分 CRS(CCR 生產效率),VRS(BCC 技術效率), 並決定效率前緣 (標竿) 公司和計算整體規模報酬為遞增 (DMU 在小於最適規模狀態下生產) 或遞減規模報酬 (DMU 在大於最適規模狀態下生產)2. 每家公司要達到效率前緣 (標竿公司), 產出量不變下, 該有投入量3. 未達效率前緣 (標竿公司), 投入量應可改善的空間 |
|--|