

# 多元迴歸的自變數比較與多元共線性之影響：效果量、優勢性與相對權數指標的估計與應用

## The Impact of Multicollinearity on the Evaluations of Regressors: Comparisons of Effect Size Index, Dominance Analysis and Relative Weight Analysis in Multiple Regression

邱皓政 / 國立臺灣師範大學企業管理學系教授

Haw-Jeng Chiou, Professor, Department of Business Administration, National Taiwan Normal University

Received 2014/4, Final revision received 2015/1

### 摘要

迴歸分析雖廣泛應用於社會科學研究，但過度仰賴顯著性檢定與迴歸係數而忽略了效果量與相對重要性的評估，本文除了檢視乘積係數等早期指標，並整理近來提出的優勢分析與相對權數分析，以模擬數據進行增強、壓抑與重疊等不同型態的共線性效果下各種指標的表現差異，並以「華人家庭動態資料庫」2011年的調查資料，檢驗人口變數與人力資本變數對於2,325名臺灣民眾的薪資差異的影響。研究結果指出，多元共線性對於自變數效果量與相對重要性的影響非常明顯，相對權數分析與優勢分析的相對重要性指數的表現最為穩定，其中優勢分析具有相當彈性能夠提供更豐富的變數效果與重要性資訊。最後本文對於各種指標策略進行整理比較，並說明在多元迴歸上的應用策略。

【關鍵字】相對權數分析、優勢分析、壓抑效果

### Abstract

Regression analysis is frequently used in social sciences. However, regression analyses often rely heavily on hypothesis testing and interpretations of regression coefficients. As a result, the effect sizes of regression models as well as the qualities of individual predictors have long been ignored. This paper reviews several indices that can be used to evaluate the effect size and relative importance of predictors, the relative weight analysis (RWA), and the dominance analysis (DA) in multiple regressions. A simulated dataset is used to examine the impacts of multicollinearity, including the enhancement, suppression, and redundancy effects, on the evaluation of the effect size and relative importance of predictors. A sample of 2,325 Taiwanese adults selected from the 2011 Panel Study of Family Dynamics (PSFD) are used to demonstrate the use of those indices in predicting the salary differences. Results suggest that the indices based on RWA and DA are recommended for evaluating the relative importance of predictors. In particular, DA has the advantage of flexible procedures for evaluating the different facets of the dominance of predictors. The properties of the recommended index were summarized in the end of the paper.

【Keywords】relative weight analysis, dominance analysis, suppression effect

## 壹、緒論

迴歸分析是組織與管理等社會科學領域最重要的分析策略之一 (Aguinis, Pierce, Bosco, and Muslin, 2009; Cascio and Aguinis, 2008; Casper, Eby, Bordeaux, Lockwood, and Lambert, 2007)，其之所以普遍受到學者重視，主要是因為迴歸可以利用直觀的線性模型來對於研究者所關切的某個依變數 (Dependent Variable; DV)，投入多個自變數 (Independent Variable; IV) 來進行預測與解釋 (Cohen, Cohen, West, and Aiken, 2003; Pedhazur, 1997; Stevens, 2009)。然而迴歸分析雖被廣泛應用，但對於多元迴歸分析本身的數學特性，以及各種係數所代表的意義與應用方式，學者未必有充分的瞭解，甚至會有誤用的現象 (林新沛, 2005; 溫福星, 2013)，尤其對於過度仰賴顯著性檢定與迴歸係數的解釋，遭到許多學者的挑戰與批評 (例如 Courville and Thompson, 2001; Kelley and Preacher, 2012; Nimon and Oswald, 2013)。

傳統上，迴歸模型本身或某一個自變數是否具有意義 (Significance)，主要是由虛無假設顯著性檢定 (Null Hypothesis Significance Test; NHST) 來決定。但是，統計上具有顯著性並不代表研究者所關心的現象是重要的 (Important) 或有效的 (Effective)，基於 NHST 所得到的結論，僅能說明研究者所觀察的「效果」是否大於「隨機現象」，此一程序所檢驗的是統計意義 (Statistical Significance)，而並無法確知效果本身的強弱意義，亦即實質意義 (Substantive Significance) 並無法從 NHST 來判定，需要仰賴效果量指標來反映。

在多元迴歸中，多元相關平方 (Squared Multiple Correlation;  $R^2$ ) 普遍被作為模型優劣好壞的判定指標，其所反映的是 IV 的線性整合能夠解釋依變數變異的多寡，亦即迴歸模型的整體效果量 (Omnibus Effect Size) (Kelley and Preacher, 2012)。一般在研究實務上，當  $R^2$  達到顯著水準，研究者多即宣稱迴歸模型能夠有效解釋或預測 DV，進而檢視個別 IV 的影響力 (迴歸係數)。但是效果輕微的  $R^2$  也可能達到顯著水準 (例如當樣本規模很大時)，而  $R^2$  達顯著也不代表每一個 IV 都具有解釋上的意義，因此除了檢視  $R^2$  與迴歸係數的統計顯著性與數值大小之外，研究者必須選擇適當的係數或指標來說明  $R^2$  如何被各 IV 分割，藉以判定各 IV 對於模型整體解釋力的貢獻比例，此即 IV 相對重要性 (Relative Importance) 的定義 (Budescu, 1993; Johnson, 2000; Johnson and LeBreton, 2004)。

相對重要性的概念之所以受到重視，是因為具有統計意義的  $R^2$  雖是多元迴歸後續分析的先行條件，但是效果量才能提供模型本身與各變數在理論與實務上的實質意義。因此  $R^2$  一般被視為模型的總效果，個別 IV 必須能夠有效分解  $R^2$  才能獲知其意義與重要性，但是由於 IV 間通常帶有一定程度的相關，甚至存在多元共線性 (Multicollinearity)，以相關或迴歸係數等傳統指標並無法有效分解  $R^2$ 。近年來，迴歸方法的主要進展之一，即是關於 IV 個別效果量估計與相對重要性檢驗策略的發展，

並配合模擬研究建立拔靴信賴區間來據以進行比較，然而不同的方法各有優劣與適用時機，受到多元共線性影響的程度也不相同。本文的主要目的，即在整理並比較多元迴歸當中關於效果量、優勢性與相對權數分析的原理與方法，並利用模擬資料與實徵數據進行分析，探討 IV 間不同的多元共線性型態所可能造成的影響。文中除了檢驗不同指標與估計方法的優劣特性，並試圖提出使用這些指標的具體建議。

## 貳、多元迴歸的效果量與重要性

從統計的角度來看，效果量 (Effect Size) 是指估計所得到的參數實質意義或評估研究者所操弄的自變數效果強弱。因此廣義來說，相關係數、百分比、平均數差異都可以作為效果量的指標 (Cumming and Fidler, 2009)，在迴歸當中則涉及許多不同的指標與係數<sup>1</sup>，以下即針對多元迴歸當中的各種效果量指標與 IV 的比較策略進行整理說明。

### 一、迴歸模型效果量指標

#### (一) 多元迴歸方程式

對於帶有  $p$  個 IV (以  $X_1, \dots, X_p$  表示) 來解釋某個 DV (以  $Y$  表示) 的多元迴歸模型可由方程式 (1) 表示：

$$(1) Y = b_0 + b_1X_1 + \dots + b_pX_p + \varepsilon$$

其中  $b_0$  為迴歸方程式的截距，IV 對 DV 的影響由迴歸係數  $b_1$  至  $b_p$  反映 (亦即斜率)。透過這一組迴歸係數，可將  $p$  個 IV 進行線性整合得出  $Y$  的投射值 (或稱為  $Y$  的預測值或估計值，以  $\hat{Y}$  表示)

$$(2) \hat{Y} = b_0 + b_1X_1 + \dots + b_pX_p$$

$Y$  與  $\hat{Y}$  間的差距即為估計誤差，亦即  $\varepsilon = Y - \hat{Y}$ ，服從以 0 為平均數、 $\sigma_\varepsilon^2$  為變異數的常態分配， $\varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$ 。若令誤差變異最小化求得最適配之迴歸方程式，稱為一般最小平方迴歸或 OLS 迴歸 (Ordinary Least Squares Regression)，迴歸係數稱為 OLS 估計數，其數值反映了當其他 IV 維持恆定的情況下，各 IV 對於 DV 的淨影響力 (或邊際解釋力)。

1 在文獻上，「效果量」與「重要性」一般被視為可互換的同義字 (Nunnally and Bernstein, 1994; Nakagawa and Cuthill, 2007; Kelley and Preacher, 2012)。

## (二) 整體效果量

迴歸分析當中最常被視為迴歸模型效果量的是多元相關平方 ( $R^2$ )，多元相關  $R$  是指  $Y$  與  $\hat{Y}$  的相關，將  $R$  取平方反映 DV 變異被 IV 解釋的比例，亦即全體 IV 能夠削減 DV 的變異比例 (1- 殘差變異比例)，或由標準化迴歸係數與相關係數的乘積累加獲得 (Green, Carroll, and DeSarbo, 1978; Darlington, 1968; Thompson, 1995)，如方程式 (3) 所示。

$$(3) R^2 = 1 - \frac{SS_{residual}}{SS_Y} = \rho_{\hat{Y}Y}^2 = \beta_1 r_{YX_1} + \beta_2 r_{YX_2} + \dots + \beta_p r_{YX_p}$$

由於  $R^2$  並未考慮自由度的影響，因此  $R^2$  並非母體的不偏估計值，因此當樣本數偏低時 (例如低於 30) 或 IV 數目太多時，較佳的效果量指標是調整後  $R^2$  (Adjusted  $R^2$ )，如方程式 (4) 所示。

$$(4) R_{adj}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{N - 1}{N - p - 1}$$

雖然調整後  $R^2$  為母體不偏估計值，得以作為整體模型效果強弱的理想指標，但是即因為經過自由度調整而失去變異拆解的可加性，無從判定其統計顯著性。因此在進行效果量拆解或衍生指標的運算時，仍以  $R^2$  進行，其統計意義可利用 F 檢定來判定。Cohen (1988) 以  $R^2$  為基礎，求取解釋變異與誤差變異的比值，發展出另一個整體效果量統計量  $f^2$ ，如方程式 (5) 所示。

$$(5) f^2 = \frac{R^2}{1 - R^2}$$

## (三) 局部效果量

$R^2$  與 Cohen's  $f^2$  統計量是一種整體性指標，如果研究者關心不同 IV 投入對於整體模型解釋力增減的影響時，可利用嵌套模型的比較原理，計算出效果增量 ( $\Delta R^2$ )，進行局部效果量 (Local Effect Size) 的估計，亦即目標效果量 (Kelley and Preacher, 2012)。局部效果是否具有統計意義，亦可利用 F 檢定來判定，俗稱 F 改變量檢定 (F Change Test) (Cohen et al., 2003)。

同樣的，Cohen's  $f^2$  統計量也可以應用在階層迴歸局部效果量的估計，如方程式 (6) 所示。

$$(6) f_{local}^2 = \frac{R_{M1}^2 - R_{M0}^2}{1 - R_{M1}^2}$$

其中  $R_{M0}^2$  為帶有  $k$  個 IV 的基準模型 (M0) 的解釋變異， $R_{M1}^2$  為投入額外一個或多個 IV 後的新模型 (M1) 的解釋變異，因此  $f_{local}^2$  統計量可視為增量效果。

#### (四) 殘差削減效果量

$R^2$  所關注的是全體 IV 對於 DV 變異的解釋力，相對之下，殘差削減法則是以殘差變異為焦點，探討投入 IV 對於迴歸殘差的影響 (Berry and Mielke, 2002)。利用殘差削減 (Proportional Reduction in Error; PRE) 的概念，當越多的 IV 投入方程式，殘差變異降低越多，當某個已帶有  $k$  個 IV 的迴歸模型作為參照模型 (M0)，若額外再多投入一個或多個 IV 作為比較模型 (M1)，M1 的殘差變異必然小於 M0，因而得以導出一個改善比效果量 ( $ES_e$ )，如方程式 (7) 所示。

$$(7) ES_e = 1 - \sqrt{\frac{SS_{residual(M1)}}{SS_{residual(M0)}}}$$

由於增加 IV 時的殘差變異為單調遞減，因此  $ES_e$  數值介於 0 至 1 間，數值越大表示新增的 IV 解釋力越強。而且由於  $ES_e$  為不同模型的殘差比值，因此也類似於調整後  $R^2$ ，並無相對應的抽樣標準誤得以進行顯著性檢定，但可利用拔靴法來建立信賴區間以進行比較 (Preacher and Kelley, 2011)。

## 二、個別效果量指標

### (一) 以積差相關為基礎的指標

為瞭解個別 IV 對於 DV 的影響程度，最直接的方法就是觀察  $X$  與  $Y$  兩者間的相關係數  $r_{XY}$ 。相關越高表示兩者關係越強，而且  $r_{XY}$  為標準化係數，因此可相互比較。但由於相關係數僅考慮了  $X$  與  $Y$  兩變數間的關係，完全不考慮模型當中所存在的其他變數，因此稱為零階相關 (Zero-order Correlation)。如果要將其他 IV (以  $Z$  表示) 的效果移除，可以採取淨相關 (Partial Correlation;  $r_p$ ) (方程式 (8)) 或半淨相關 (Semipartial Correlation;  $r_{sp}$ ) (方程式 (9))：

$$(8) r_p = r_{YX.Z} = \frac{r_{XY} - r_{XZ}r_{YZ}}{\sqrt{1 - r_{XZ}^2} \sqrt{1 - r_{YZ}^2}}$$

$$(9) r_{sp} = r_{Y(X.Z)} = \frac{r_{XY} - r_{XZ}r_{YZ}}{\sqrt{1 - r_{XZ}^2}}$$

淨相關的原理是在計算  $X$  與  $Y$  的相關時，把  $Z$  與  $X$  以及  $Z$  與  $Y$  的關係完全排除，表示  $X$  與  $Y$  的關係完全不受其他 IV 的干擾。但如果殘差（分母）僅移除  $X$  與  $Z$  的相關而不移除其他  $Z$  與  $Y$  的關係，則為半淨相關。

此外，由於多元迴歸的目的多在預測，因此實務上研究者多試圖建立預測分數  $\hat{Y}$  來取代  $Y$ ，因此 Thompson and Borrello (1985) 及 Courville and Thompson (2001) 主張以結構係數 (Structure Coefficient;  $r_s$ ) 來估計特定 IV 與  $\hat{Y}$  的相關，藉以反映 IV 的個別效果，如方程式 (10) 所示。

$$(10) r_s = r_{\hat{Y}X} = \frac{r_{YX}}{R}$$

由於  $\hat{Y}$  是所有 IV 線性整合後的投射值，因此結構係數可以直接由多元相關  $R$  導出，其性質與典型相關當中典型成分與各指標間的典型係數相同 (Thompson, 2000)，也類似於主成份分析或因素分析中的觀察變數與組合變數之間的相關 (Cooley and Lohnes, 1971)。

## (二) 以迴歸係數為基礎的指標

由方程式 (3) 可知，迴歸模型的整體解釋力是由個別 IV 累積而成。方程式 (2) 中的斜率  $b_1$  至  $b_p$  是保有原測量單位的未標準化迴歸係數，雖然帶有單位便於解釋各係數的意義，但是因為沒有共同尺度，除非進行標準化，齊一各變數單位，否則無法作為強度大小的衡量指標或相互比較。其標準化原理如方程式 (11)，得以去除 IV 與 DV 兩變數的單位的影響。

$$(11) \beta = b \times \frac{S_X}{S_Y}$$

在一般的情況下， $\beta$  係數介於  $\pm 1$  之間，其數值大小反映了當其他 IV 維持固定的情況下，某 IV 變動一個標準差時 DV 變動幾個標準差。迴歸係數在計算過程中會移除 IV 間的共變效果，若兩個 IV 與 DV 的相關分別為  $r_{y_1}$  與  $r_{y_2}$ ，兩個 IV 間的相關為  $r_{12}$ ，第一個 IV 的標準化迴歸係數如方程式 (12) 所示。

$$(12) \beta_1 = \frac{r_{Y1} - r_{Y2} \times r_{12}}{1 - r_{12}^2}$$

$\beta$  係數不僅具有標準化的特性，同時也能將 IV 間的共變加以排除，得以反映個別 IV 的「額外」貢獻，因此經常看到許多論文甚至是教科書（例如 Afifi, May, and Clark, 2011; Hair, Black, Babin, Anderson, and Tatham, 2006）將  $\beta$  係數作為判斷哪一個 IV 比較重要的指標。但值得注意的是，若將方程式 (12) 與方程式 (8) 與 (9) 相比較可知， $\beta_1$  的殘差變異扣除了  $r_{12}$ ，但未扣除  $r_{Y2}$ ，因此  $\beta$  係數的性質近似半淨相關  $r_{sp}$ 。當  $r_{12} = 0$  時， $\beta = r_{sp} = r$ 。當 IV 間的相關越高， $\beta$ 、 $r_{sp}$  與  $r$  的差距越大，反映了  $\beta$  係數受到 IV 間相關的影響相當大。

### （三）乘積指數

乘積指數 (Product Measure) 是指相關係數與標準化迴歸係數的乘積，用以反映個別 IV 對於整體  $R^2$  的貢獻程度 (Hoffman, 1960; Pratt, 1987)。

$$(13) PM = r\beta$$

乘積指數的主要特徵是其總和等於整體效果量，亦即  $\sum r\beta = R^2$ ，換言之，乘積指數可對  $R^2$  進行完全拆解，在不減損總體解釋力的前提下，計算出各 IV 的解釋力所佔的比例，理應是最適合作為獨特貢獻的統計量。但是乘積指數有一個關鍵的限制，是當相關與迴歸係數符號方向相反（異號）時，其數值範圍將出現負值，此時效果量分割原則即被破壞，尤其容易發生於當 IV 間具有高度共線性時。因此 Green et al. (1978) 引用 Gibson (1962) 的代理變數策略，將 IV 經過線性整合得到  $k$  個新的正交變數  $Z_k$ ，再將正交變數對各 IV 作迴歸，定義出  $\delta^2$  指數，藉以維持乘積指數的正交切割可加性。

$$(14) \delta_j^2 = \sum \gamma_{jk}^{*2} \beta_k^{*2}$$

方程式 (14) 中的  $\gamma_{jk}$  為構成正交代理變數與 IV 變數的轉換係數，係數上加註 \* 號表示正交的參數估計。但是  $\delta^2$  指數提出後遭致諸多批評而未被學者接受，例如 Jackson (1980) 指出轉換係數在 IV 具有相關時甚至比  $\beta$  係數不如，無法傳遞正交代理變數的相對重要性訊息。其後 Johnson (2000) 針對  $\delta^2$  指數的估計問題進行修正，進而發展出相對重要權數來取代  $\delta^2$  指數，介紹如下。

### 三、相對權數分析

相對權數分析 (Relative Weight Analysis; RWA) (Fabbris, 1980; Johnson, 2000) 主要引用 Gibson (1962) 的正交代理變數轉換法，來處理 IV 間具有相關時的  $R^2$  拆解與 IV 比較問題。代理變數的轉換原理，也是將一組自變數  $X$  透過線性轉換創造出一組完全正交獨立的代理變數  $Z$ ，藉以去除自變數間的相關，進而估計各個 IV 的獨特貢獻。若以矩陣式來表示， $X$  矩陣的轉換係透過  $P$  與  $Q$  兩者進行：

$$(15) X = P\Delta Q'$$

$P$  與  $Q$  分別為由  $XX'$  與  $X'X$  轉換得出的特徵向量， $\Delta$  則為  $XX'$  與  $X'X$  的對角線上的特徵值平方根。若任何兩個 IV 具有完全相關時， $\Delta = 0$ ，否則  $\Delta$  即為全秩矩陣，進而可導出一組最適配  $X$  的正交變數  $Z$  (Johnson, 1966)：

$$(16) Z = PQ'$$

若將依變數  $Y$  對正交變數  $Z$  作迴歸，迴歸係數矩陣定義如下：

$$(17) B^* = (Z'Z)^{-1}Z'Y = QP'Y$$

事實上，Green et al. (1978) 的  $\delta$  指數即是利用前述原理來進行  $X$  變數的正交化，其演算特徵是將  $Z$  作為依變數來對  $X$  作迴歸，藉以得到  $\Gamma$  矩陣，亦即：

$$(18) \Gamma = (X'X)^{-1}X'Z = Q\Delta^{-1}Q'$$

如此一來即使得 IV 間的相關又回到  $\Gamma$  矩陣中，造成共線性排除失效 (Jackson, 1980)。Johnson (2000) 則以反向操作，將  $X$  作為依變數來對  $Z$  作迴歸，導出正交化係數矩陣  $\Lambda$ ：

$$(19) \Lambda^* = (Z'Z)^{-1}Z'X = Q\Delta Q'$$

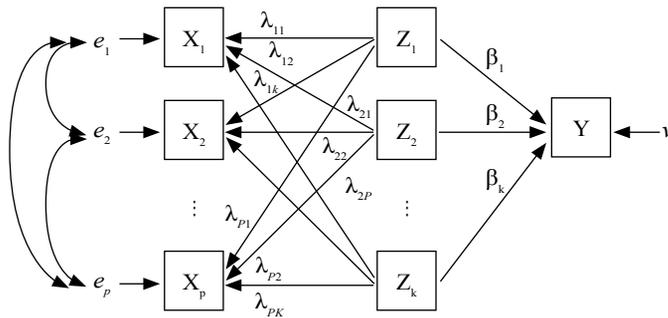
由於方程式 (19) 中以  $X$  作為依變數，因此這一組代理變數  $Z$  對於  $X$  所進行解釋的迴歸係數  $\Lambda$  即不帶有 IV 間的相關資訊。IV 間的相關則由  $Z_k \rightarrow X_j$  的殘差相關來吸收。最後，依照乘積係數交乘原理，將  $\Lambda$  與  $\beta$  相乘，得到相對重要權數 (Relative Importance Weights; RIW)，如方程式 (20) 所示。

$$(20) RIW = \Lambda^{*[2]}B^{*[2]}$$

對於一個帶有  $p$  個自變數的迴歸模型，以  $k$  個代理變數所進行的正交轉換，得到第一個自變數的相對權數定義如方程式 (21) 所示，RIW 係數運算所涉及各係數關係如圖 1 所示。

$$(21) RIW_1 = \varepsilon_1 = \lambda_{11}^2\beta_1^2 + \lambda_{12}^2\beta_2^2 + \lambda_{13}^2\beta_3^2 + \dots + \lambda_{1k}^2\beta_k^2$$

從方程式 (20) 與 (21) 可知，RIW 係數主要是由兩組與代理變數  $Z$  有關的轉換係數  $\lambda$  (由  $Z_k \rightarrow X_j$ ) 與  $\beta$  (由  $Z_k \rightarrow Y$ ) 所構成，將  $\lambda_{jk}^2\beta_k^2$  進行加總可得出屬於各 IV 對於依變數  $Y$  進行解釋的變異數比例。



(修改自 Tonidandel, LeBreton, and Johnson (2009), p.390, Figure1)

圖 1 帶有  $p$  個自變數的 RIW 係數運算過程圖示

RIW 係數的演算程序與乘積指數類似，且 RIW 係數的總和等於整體模式解釋力，亦即  $\sum RIW = R^2$ ，使得 RIW 係數能對  $R^2$  進行正交分割而保持整體模型解釋力在固定的基準上，若將各 IV 的 RIW 係數除以  $R^2$ ，得到重新量尺化重要權數 (Rescaled Importance Weights)，亦即各 IV 分割  $R^2$  的比例 (各 IV 的正交化解釋百分比)。

對於 RIW 係數的統計意義，Tonidandel et al. (2009) 發展出以拔靴程序為基礎的顯著性檢定法，除了能夠檢驗 RIW 係數是否顯著不為零的 NHST，也可建立 95% 信賴區間來進行 RIW 係數的差異比較。但是在小樣本 (例如  $n < 30$ ) 時即使以拔靴標準誤進行討論仍會有偏誤產生，因此必須在有相當充分樣本規模時才採用 (Tonidandel and LeBreton, 2011)。經過模擬研究 (例如 LeBreton, Ployhart, and Ladd, 2004; LeBreton and

Tonidandel, 2008; Tonidandel and LeBreton, 2010) 與實徵資料分析 (例如 Cooper-Thomas, Paterson, Stadler, and Saks, 2014; LeBreton, Binning, Adorno, and Melcher, 2004; LeBreton, Hargis, Griepentrog, Oswald, and Ployhart, 2007; Periard and Burns, 2014) , 均證實 RIW 具有相對穩定的特質。尤其是在包含多個自變數甚至多個依變數的複雜迴歸模型中, 即使變數多, RIW 的計算也並不困難 (LeBreton and Tonidandel, 2008) , 為其重要優勢之一。

#### 四、優勢分析

優勢分析 (Dominance Analysis; DA) 係基於決策理論 (Decision Theory) (French, 1988) 的觀點, 利用 IV 投入迴歸方程式的多重比較歷程來判定 IV 的優劣次序, 藉以決定各 IV 的相對重要性, Budescu (1993) 稱之為優勢性 (Dominance)。DA 與 RWA 的最大不同, 在於 DA 的焦點並非參數估計的本身, 而是各 IV 所創造的  $R^2$  增量, 也正由於 DA 對於 IV 的優勢判斷並不涉迴歸係數, 因此可避開係數比較上可能發生的問題。

DA 的估計原理係利用模型效果增量 ( $\Delta R^2$ ), 進行所有可能的 IV 組合所進行的迴歸分析的解釋力變化, 藉以判定 IV 的相對重要性。對於特定兩個 IV 所進行的優勢分析可能會出現三種狀況: 完全優勢 (Complete Dominance)、條件優勢 (Conditional Dominance) 與一般優勢 (General Dominance) (Azen and Budescu, 2003; Budescu, 1993) 。其中完全優勢與條件優勢是以 IV 的排序來呈現, 一般優勢則是以單一係數值 ( $D_g$ ) 來反映各 IV 的平均解釋力, 其數值高低也可用來排列各 IV 的影響力的優劣順序。三種優勢的定義如下:

**完全優勢 ( $D_{com}$ )**。當涉及某個 IV 的各種可能次模型的模型解釋力, 均大於涉及另一個 IV 的各種可能次模型的模型解釋力時, 稱為完全優勢。例如假設有四個 IV:  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$ 、 $X_4$ ,  $R_1^2$  表示模型中僅帶有一個  $X_1$  的模型解釋力,  $R_{12}^2$  表示模型中同時帶有  $X_1$  與  $X_2$  時的模型解釋力。若符合下列條件時, 即為  $X_1$  對  $X_2$  為完全優勢, 比較過程中排除了同時帶有  $X_1$  與  $X_2$  兩者的次模型, 僅比較與  $X_1$  或  $X_2$  各自有關的次模型的  $R^2$ , 是 IV 配對比較最強的一種優勢。

第一階 ( $k = 1$ )  $R_1^2 > R_2^2$  and

第二階 ( $k = 2$ )  $R_{13}^2 > R_{23}^2$  and  $R_{14}^2 > R_{24}^2$  and

第三階 ( $k = 3$ )  $R_{134}^2 > R_{234}^2$

**條件優勢 ( $D_{cond}$ )**。如果  $X_1$  與  $X_2$  兩者的解釋力的比較, 在前述的三階關係中有任何一項不成立, 表示  $X_1$  與  $X_2$  之間完全優勢無法確立, 換言之, 在某特定情況下並不存在  $X_1$  優於  $X_2$  的關係, 此時可將包含  $X_1$  與包含  $X_2$  的各次模型解釋變異, 分就各階

次模型（包含有相同 IV 個數的次模型）分別加以平均後進行比較，若平均解釋力仍具有  $X_1 > X_2$ ，稱為各階之下  $X_1$  對  $X_2$  為條件優勢。

**一般優勢 ( $D_g$ )**。如果  $X_1$  對  $X_2$  的各階下條件優勢並非一致，但是將各階下與  $X_1$  及  $X_2$  的有關的各次模型解釋變異求取平均後，仍有  $X_1 > X_2$  的結果，稱為  $X_1$  對  $X_2$  有一般優勢。換言之，一般優勢反映的是所有各自與某 IV 有關以及與之無關的各階次模型的解釋變異的平均差異量，是 IV 配對比較最弱的一種優勢，但也是三種優勢分析中，能夠反映各 IV 相對重要次序的單一優勢統計量。

前述三種優勢狀況比較所涉及之各種解釋變異量拆解如表 1 所示（為簡化說明，表中僅有  $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$  三個 IV）。完全優勢的判斷可以直接取「各階模式效果」中的整體解釋力來比較。該欄當中的 0 表示模型中沒有任何 IV 時（零階）的解釋變異量為 0，當模型中已有第一個 IV 時（一階）的解釋變異量為  $R_1^2$ ，已有第二個 IV 時的解釋變異量為  $R_2^2$ ，依此類推。當模型中已有  $X_1$  與  $X_2$  時（二階）的解釋變異量為  $R_{12}^2$ ，已有  $X_1$  與  $X_3$  時為  $R_{13}^2$ ，依此類推。當模型納入三個 IV 即為完整模型，總解釋變異量為  $R_{123}^2 = R_{Full}^2$ 。

由於表 1 帶有三個 IV，因此當  $R_1^2 > R_2^2$  與  $R_{13}^2 > R_{23}^2$  兩者成立時， $X_1$  對  $X_2$  的完全優勢即成立，可標示為  $C^+$ ，或稱  $X_2$  對  $X_1$  為完全劣勢，標示為  $C^-$ 。同理，當  $R_1^2 > R_3^2$  與  $R_{12}^2 > R_{23}^2$  兩者成立時， $X_1$  對  $X_3$  具有完全優勢，或  $X_3$  對  $X_1$  具有完全劣勢。

如果完全優勢無法確立，進一步的可以利用表 1 的各階累積效果增量的平均值來進行條件優勢的比較。如在橫列 (A) 中的  $R_1^2$ 、 $R_2^2$ 、 $R_3^2$  為模型中僅帶有一個 IV 的效果量，這三個解釋變異量即為零階相關係數的平方。如果模型中已經存在著一個 IV（例如  $X_1$ ），再增加一個 IV（例如  $X_2$ ）後所增加的解釋變異量為  $R_{1(2)}^2$ ；反之，如果模型中已經存在  $X_2$  後再增加  $X_1$ ，所增加的解釋變異量則為  $R_{2(1)}^2$ ，兩者的解釋變異加成關係具有對稱性：

$$(22) R_{12}^2 = R_1^2 + R_{2(1)}^2 = R_2^2 + R_{1(2)}^2$$

方程式 (22) 為帶有兩個 IV 的多元迴歸模型解釋力，後來額外投入的 IV 所創造的  $R^2$  增量稱為第一階 ( $k = 1$ ) 增效，分別由 (a) 與 (b) 的效果量反映，求平均後可進行一階條件優勢分析 ( $D_{\text{cond},k=1}$ )，數值較大者被視為在第一階具有條件優勢。同理，當模型中帶有兩個 IV 後再投入一個 IV，計算得出的  $R^2$  增量稱為第二階 ( $k = 2$ ) 增效。針對各 IV 所計算得出的第二階平均增效，亦即 (c) 的平均值，可即為二階條件優勢 ( $D_{\text{cond},k=2}$ )，數值較大者得視為在第二階具有條件優勢。

表 1 帶有三個 IV 的不同優勢層次的優勢分析結果摘述

已在模型的 IV	各階整體效果	額外投入 IV 的 $R^2$ 增量			優勢判斷
		$X_1$	$X_2$	$X_3$	
$k = 0$					
無	0	$R_1^2$	$R_2^2$	$R_3^2$	
(A) 零階平均		$R_1^2$	$R_2^2$	$R_3^2$	←相關平方
$k = 1$					
$X_1$	$R_1^2$	-	(a) $R_{2(1)}^2$	(a) $R_{3(1)}^2$	
$X_2$	$R_2^2$	(a) $R_{1(2)}^2$	-	(b) $R_{3(2)}^2$	
$X_3$	$R_3^2$	(b) $R_{1(3)}^2$	(b) $R_{2(3)}^2$	-	
(B) 一階平均		Mean (a,b)	Mean (a,b)	Mean (a,b)	←條件優勢
$k = 2$					
$X_1 + X_2$	$R_{12}^2$	-	-	(c) $R_{3(12)}^2$	
$X_1 + X_3$	$R_{13}^2$	-	(c) $R_{2(13)}^2$	-	
$X_2 + X_3$	$R_{23}^2$	(c) $R_{1(23)}^2$	-	-	
(C) 二階平均		Mean (c)	Mean (c)	Mean (c)	←條件優勢
$k = 3$					
$X_1 + X_2 + X_3$	$R_{123}^2$	-	-	-	
(D) 整體平均		Mean (a,b,c)	Mean (a,b,c)	Mean (a,b,c)	←一般優勢

註：k 表示階層數，亦即模型中帶有幾個 IV。(a) 與 (b) 表示第一個階層 ( $k = 1$ ) 的新增 IV 的解釋增量，(c) 表示第二個階層 ( $k = 2$ ) 的新增 IV 的解釋增量。

最後，所有次模型增效的解釋變異求平均後（如橫列 (D) 所示）即可作為判定各 IV 的解釋變異量增效強弱，其數值即為一般優勢指數 ( $D_g$ )，也稱為變數重要性決定指數 (Determining Predictor Importance; DPI)。而橫列 (D) 當中的三個解釋變異量 ( $D_g$ ) 相加後即為整體模型的解釋變異量  $R_{123}^2$ 。

在 DA 的應用中，最常被拿來與其他指標進行比較的是一般優勢，因為  $D_g$  係數具有兩個重要特徵：第一，任何迴歸模型的任兩個 IV 必能辨識兩者的一般優勢（只有在小樣本或模擬數據等特殊狀態下，才可能會出現兩個完全相同影響力的 IV 而得出等價的結論而無法進行比較）。第二， $D_g$  的總和等於  $R^2$ ，換言之，個別 IV 的  $D_g$  為總體解釋變異的完全正交分割，此與 RIW 及乘積指數的性質相同。在一般情況下，RIW 與  $D_g$  數值以及對 IV 的重要性排序幾乎完全相同 (Kraha, Turner, Nimon, Zientek, and Henson, 2012; LeBreton, Ployhart, et al., 2004; LeBreton et al., 2007; Nimon and Oswald, 2013)。

綜合前面各節的討論，可以得知多元迴歸當中可以用來評估迴歸模型或個別 IV 效果的指標相當多元，但是各種指標的適用時機與計量特性並不相同，能夠反映 IV 的「相對重要性」的指標亦屬有限，各種效果統計量的內容摘述於表 2。其中各項指

表 2 各種主要效果量指標與係數的特性與使用時機

指標	整體 模式	局部 模式	個別 效果	統計 檢定	標準化	指標反映的內容
<b>整體效果量</b>						
解釋力 ( $R^2$ )	YES	YES		$F$	YES	反映模型的效果量，用於反映整體模式或局部模型的解釋力與重要性
調整後解釋力 ( $R^2_{adj}$ )	YES	YES			YES	反映模型的不偏效果量，用於反映整體模式或局部模型的解釋力與重要性
Cohen 效果量 ( $f^2$ )	YES	YES				反映模型的效果量，用於反映整體模式或局部模型的解釋力與重要性
殘差效果量 ( $ES_e$ )	YES	YES			YES	反映模型的效果量，用於反映整體模式或局部模型的解釋力與重要性
<b>個別效果量</b>						
零階相關 ( $r$ )			YES	$t$	YES	未考慮 IV 間關係的線性關係強度，用於描述 IV 與 DV 的原始關聯
淨相關 ( $r_p$ )			YES	$t$	YES	考慮所有變數間關係的線性關係強度，用於描述 IV 與 DV 的淨關聯
半淨相關 ( $r_{sp}$ )			YES	$t$	YES	考慮 IV 間關係的線性關係強度，用於反映 IV 共線性的威脅
結構係數 ( $r_s$ )			YES	$t$	YES	未考慮 IV 間關係的線性關係強度，但可反映 IV 與模型預測值結構對應關係
未標準化係數 ( $b$ )			YES	$t$		考慮 IV 間關係，用於描述 IV 與 DV 均為原始量尺下的迴歸效果，可建立迴歸方程式與顯著性檢定
標準化係數 ( $\beta$ )			YES	*	YES	考慮 IV 間關係，用於描述 IV 與 DV 均為標準量尺下的迴歸效果與相互比較
乘積指數 ( $r\beta$ )			YES	*	YES	考慮 IV 間關係，對 $R^2$ 正交分割，一般情況下可用於 IV 相對重要性比較
<b>優勢分析</b>						
完全優勢 ( $D_{com}$ )			YES			考慮 IV 間關係，對 $R^2$ 正交分割，可詳細檢驗各階層的解釋力變化，反映多元共線性的影響，適合 IV 相對重要性比較，且應用彈性大
部分優勢 ( $D_{cond}$ )			YES			
一般優勢 ( $D_g$ )			YES	*	YES	
<b>相對權數分析</b>						
相對權數 (RIW)			YES	*	YES	考慮 IV 間關係，對 $R^2$ 正交分割，可反映多元共線性的影響，適合 IV 相對重要性比較

註：\* 表示雖然沒有抽樣分配得以進行顯著性檢定，但可利用拔靴法來建立標準誤，進而進行顯著性檢驗與差異比較。標準化是指係數未帶有測量單位或具有固定值域範圍。

標可概分成三類：適用於模式本身的整體解釋力或局部解釋的效果量、個別自變數的效果量與相對重要性指標。這些統計量如果能夠建立抽樣分配，即可使用 NHST 進行參數意義的統計顯著性檢定與區間估計，例如  $R^2$  可使用 F-test，相關係數與迴歸係數使用 t-test。如果參數的抽樣分配不明確（例如一般優勢指數  $D_g$  與 RIW 數值），則必須以拔靴法來建立信賴區間，同樣也可以進行區間估計。

值得注意的是，由於各指數所排列的 IV 優劣次序通常不一致，對於 IV 何者重要的判斷必須訴諸主觀，因此經常造成研究者在比較與解釋上的困擾。後期學者則致力於提出單一指標與客觀策略來進行相對重要性的判斷，然而許多學者仍主張乘積係數是 IV 相對貢獻高低的主要指標（溫福星，2013；Fields, 2003; Nimon and Oswald, 2013），但近來學者則多主張以 DA 與 RWA 來取代。本文也即是針對相對重要性的核心議題，亦即多元共線性的不同型態，進行探討。

## 參、多元共線性與壓抑效果

### 一、共線性的定義與效果分類

多元共線性 (Multicollinearity) 問題源自於迴歸分析當中所存在的壓抑效果 (Suppression Effect) 的關注。Horst (1941) 最早發現，某個與 DV 無關的 IV，會因為後來投入的其他 IV 而發生整體效果量提升且係數放大的現象，因而將之定義為壓抑變數 (Suppressor)，因為後來投入的 IV 「壓抑」了殘差，使得原來的迴歸效果產生變化。為了區分不同形式的係數變化關係，Conger (1974) 進一步定義出三種不同形式的壓抑效果：傳統壓抑 (Traditional Suppression)、負向壓抑 (Negative Suppression) 與交互壓抑 (Reciprocal)，對於這三個概念，Cohen and Cohen (1975) 則稱之為典型壓抑 (Classical Suppression)、淨壓抑 (Net Suppression) 與合作壓抑 (Cooperative Suppression)。其中傳統／典型壓抑即是指 Horst (1941) 所發現的係數由不顯著成為顯著的現象，負向壓抑則是指原本對於 DV 有正（負）相關的 IV 在迴歸模型中卻得到負（正）向迴歸係數的逆轉現象 (Darlington, 1968)。最後，交互／合作壓抑則是指兩個 IV 均與 DV 具有正相關，但因為 IV 間存在的負相關而導致兩個 IV 的效果均提升的現象，相關較低者被視為主要的壓抑變數。

Conger (1974) 與 Darlington (1968) 等學者對於壓抑效果的定義，皆關注於迴歸與相關係數的比較，亦即  $|\hat{\beta}_{y1}| > |r_{y1}|$ 。其他學者（例如 Currie and Korabinski, 1984; Hamilton, 1987; Schey, 1993; Sharpe and Roberts, 1997; Velicer, 1978）則從模型解釋力的增減來定義壓抑效果，亦即  $R^2 > (r_{y1}^2 + r_{y2}^2)$ ，其中  $r_{y1}$  與  $r_{y2}$  為 IV1 及 IV2 與 DV 的零階相關。Friedman and Wall (2005) 整合兩者的概念，將壓抑效果再區分成增強 (Enhancement)、壓抑 (Suppression) 與重疊 (Redundancy) 三種型態，並整合統計學者（例如 Lynn, 2003; Neill, 1973; Shieh, 2001; Sharpe and Roberts, 1997）的推導整理出三者發生的條件，如圖 2 所示。

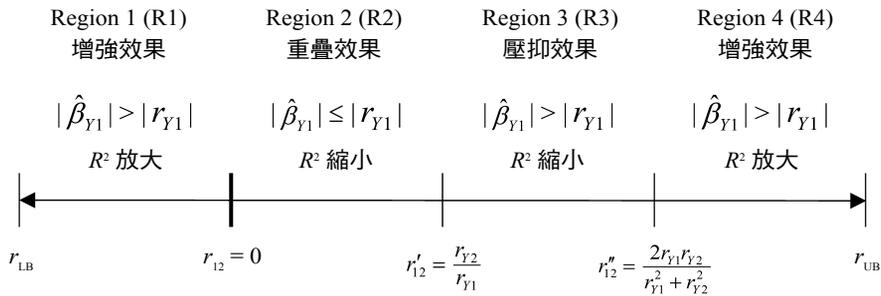


圖 2 不同共線性效果與發生條件圖示

圖 2 中的橫軸是指兩個 IV 之間的相關強度 ( $r_{12}$ )，橫軸兩端點  $r_{LB}$  與  $r_{UB}$  為當  $r_{Y1}$  與  $r_{Y2}$  給定時， $r_{12}$  存在有正定意義 (Nonnegative Definite) (Neill, 1973; Sharpe and Roberts, 1997) 的下界 (Lower Bound) 與上界 (Upper Bound)，定義於方程式 (23) 與 (24)。

$$(23) r_{LB} = r_{Y1}r_{Y2} - \sqrt{(1-r_{Y1}^2)(1-r_{Y2}^2)}$$

$$(24) r_{UB} = r_{Y1}r_{Y2} + \sqrt{(1-r_{Y1}^2)(1-r_{Y2}^2)}$$

圖 2 橫軸上的  $r_{12}$  數值可被三個臨界值區分成四個區域 (由 R1 至 R4 表示)：第一個臨界值是  $r_{12} = 0$ ，亦即區分 IV 間的相關係數為負值或正值的分割點，另二個臨界值為  $r_{Y1}$  與  $r_{Y2}$  的比值，亦即相關比 (Ratio of Correlation) (Lynn, 2003; Shieh, 2001)，存在於  $r_{Y1} > r_{Y2}$  (標示為  $r'$ ) 與  $(r_{Y1}^2 + r_{Y2}^2) < 1$  (標示為  $r''$ ) 的條件下。 $r'$  與  $r''$  定義於方程式 (25) 與 (26)。

$$(25) r'_{12} = \frac{r_{Y2}}{r_{Y1}}$$

$$(26) r''_{12} = \frac{2r_{Y1}r_{Y2}}{r_{Y1}^2 + r_{Y2}^2}$$

Friedman and Wall (2005) 利用圖 2 的數學關係定義出三種不同共線性效果的四種狀況。其中增強效果發生在 R1 與 R4 兩個區間內，之所以稱之為「增強」，即因為在這兩個區間內均會發生迴歸係數與  $R^2$  均放大的「效果擴張」效應 (Currie and

Korabinski, 1984) 或一種正向綜效 (Synergism) (Shieh, 2001; Sharpe and Roberts, 1997; Sharpe and Ali, 2009)，也即符合 Horst (1941) 及 Conger (1974) 所定義的典型壓抑。由圖 2 可知，增強效果可發生於兩種條件下，其中 R1 是指當 IV 間存在負相關時（亦即交互壓抑），R4 則是當 IV 存在高度正相關時。

至於 R3 則是指兩個 IV 之間的正相關所造成的迴歸係數擴張但  $R^2$  降低的壓抑效果，此一現象可說是模式解釋力被「壓抑」的一種正名。最後，重疊效果 (R2) 雖不被認為帶有壓抑效果 (Cohen et al., 2003; Tzelgov and Henik, 1991)，但普遍常見於當 IV 具有相關時所可能會發生的迴歸係數降低而  $R^2$  也降低的共線性效果。

## 二、多元共線性的估計

至於如何判定共線性的強弱，若基於圖 2 的臨界值法則來看，隨著 IV 與 DV 的相關強度的不同，會發生哪一種效果的臨界值並不相同。但一般而言，當自變數間的相關達到 .85 以上即具有明顯的共線性威脅 (Dillon and Goldstein, 1984)，更常用的判定方式則是透過由容忍值 (Tolerance) 或變異數膨脹因素 (Variance Inflation Factor; VIF) (Cohen et al., 2003; Pedhazur, 1997)，如方程式 (27) 所示。

$$(27) VIF = \frac{1}{Tolerance} = \left( \frac{1}{1 - R_i^2} \right)$$

容忍值為各自變數 IV 自身作為 DV，對自己以外的其他 IV 作迴歸後的迴歸殘差，亦即  $1 - R_i^2$ ，而 VIF 則為容忍值的倒數：當容忍值越高，VIF 越小，表示 IV 的獨立性越高，共線性問題越緩和。Cohen et al. (2003) 認為當 VIF 大於 10 以上為嚴重共線性，Sellin (1990) 主張 VIF 達 2 以上即不能忽略共線性威脅。

為探討多元共線性對於 IV 相對重要性指標的影響，本文將採 Friedman and Wall (2005) 的定義方式，以模擬數據探討增強 (R1 與 R4)、重疊 (R2)、壓抑 (R3) 這三種典型的共線性效果下，各種評估指標的表現。

## 肆、模擬數據分析

### 一、模擬分析的設定

為了說明效果量與各種指標的性質與關聯性，並檢驗 IV 之間不同型態的共線性關係如何影響這些指標的估計結果，本節依照 Nimon and Oswald (2013) 的模擬方式，建立  $N = 1000$ 、 $IV = 4$ 、 $DV = 1$  的  $N(0,1)$  標準常態分配模擬資料母體，進行重複拔靴抽樣 1,000 次的模擬分析。分析工具為 R (R Development Core Team, 2014)，以 yhat 模

組 (Nimon, Oswald, and Roberts, 2014) 進行迴歸分析與 RWA 及 DA 分析，並以 boot 模組 (Canty and Ripley, 2014) 進行重複取樣得到偏誤校正 (Bias Corrected Accelerated; BCA) 拔靴標準誤，藉以建立 95% 信賴區間，分析語法請見附錄。

由於模擬資料帶有四個 IV，而且 IV 與 DV 的相關平方總和必須小於 1.00，因此參酌 Friedman and Wall (2005) 的推導 (Figure 3, p.130)，將 IV 與 DV 的相關設定為 .6、.4、.2、.0，藉此得到最大的有效上下界。四個 IV 可形成六種 IV 組合，IV 間相關的正解上下限介於 -.917 至 .980 之間，各種組合的共線性狀態臨界值  $r'$  與  $r''$  如表 3 所示。

表 3 各種模擬狀況的設定條件

各模擬 IV 配對下 IV 與 DV 間相關 <sup>1</sup>		IV 間相關上下界 <sup>2</sup>				IV 間相關的模擬設定		
		$r_{LB}$	$r_{UB}$	$r'$	$r''$	Case1	Case2	Case3
$r_{Y1} = .60$	$r_{Y2} = .40$	-.493	.973	.667	.923	.00	.90	.00
$r_{Y1} = .60$	$r_{Y3} = .20$	-.664	.904	.333	.600	.00	.40	.80
$r_{Y2} = .40$	$r_{Y3} = .20$	-.818	.978	.500	.800	.00	.40	.00
$r_{Y1} = .60$	$r_{Y4} = .00$	-.800	.800	.000	.000	.00	.00	.00
$r_{Y2} = .40$	$r_{Y4} = .00$	-.917	.917	.000	.000	.00	.00	-.50
$r_{Y3} = .20$	$r_{Y4} = .00$	-.980	.980	.000	.000	.00	.00	.00

註 1：IV1 至 IV4 四個 IV 可形成六種 IV 組合。表中數值為各 IV 與 DV 的相關係數。

註 2： $r_{LB}$  與  $r_{UB}$  係依方程式 (24) 所導出 IV 間有效相關的上下界，當 IV 間相關超出此範圍時無法求得迴歸正定解。 $r'$  與  $r''$  分別為重疊 (R2)、壓抑 (R3) 與增強 (R4) 效果的分割點。

根據前述所設計的母體結構並參考 Courville and Thompson (2001) 的設計方法，本節的模擬分析將建立三種不同的多元共線性情境：

1. Case1 (IV 間獨立)：此一情境為無共線性的自變數獨立狀態，因此各 IV 間的相關設定為 0，作為基準模型。
2. Case2 (IV 間相依且  $R^2$  降低)：此一情境涉及重疊與壓抑兩種效果。IV 間相關若介於  $r'$  與  $r''$  之間將獲得壓抑效果 (R3)，因而透過令  $r_{12} = .9$  與  $r_{13} = .4$  來達成；IV 間相關若低於  $r'$  並大於 0 將獲得重疊效果 (R2)，因而透過令  $r_{23} = .4$  來達成。
3. Case3 (IV 間相依且  $R^2$  增加)：此一情境涉及兩種增強效果，IV 間相關大於  $r''$  將獲得增強效果 (R4)，可透過令  $r_{13} = .90$  達成；IV 間為負相關將獲得增強效果 (R1)，可透過令  $r_{24} = -.5$  來達成。

表 4 模擬資料的相關矩陣與效果量及相對重要性指標摘要表

	Case1 自變數獨立 (無共線性)				Case2 自變數相依 (壓抑/重疊效果)				Case3 自變數相依 (增強效果)						
	DV	IV1	IV2	IV3	IV4	DV	IV1	IV2	IV3	IV4	DV	IV1	IV2	IV3	IV4
<b>母體相關係數</b>															
DV	<b>1.00</b>					<b>1.00</b>					<b>1.00</b>				
IV1	.600	1.00				.600	1.00				.600	1.00			
IV2	.400	.000	1.00			.400	.900	1.00			.400	.000	1.00		
IV3	.200	.000	.000	1.00		.200	.400	.400	1.00		.200	.800	.000	1.00	
IV4	.000	.000	.000	.000	1.00	.000	.000	.000	.000	1.00	.000	.000	-.500	.000	1.00
<b>相關指數</b>															
	VIF	r <sup>2</sup>	r <sup>2</sup> <sub>p</sub>	r <sup>2</sup> <sub>sp</sub>	r <sup>2</sup> <sub>s</sub>	VIF	r <sup>2</sup>	r <sup>2</sup> <sub>p</sub>	r <sup>2</sup> <sub>sp</sub>	r <sup>2</sup> <sub>s</sub>	VIF	r <sup>2</sup>	r <sup>2</sup> <sub>p</sub>	r <sup>2</sup> <sub>sp</sub>	r <sup>2</sup> <sub>s</sub>
IV1	1.00	.360	.450	.360	.643	5.32	.360	.360	.301	.778	2.78	.360	.720	.538	.456
IV2	1.00	.160	.267	.160	.286	5.32	.160	.159	.101	.346	1.33	.160	.505	.213	.203
IV3	1.00	.040	.083	.040	.071	1.20	.040	.000	.000	.086	2.78	.040	.510	.218	.051
IV4	1.00	.000	.000	.000	.000	1.00	.000	.000	.000	.000	1.33	.000	.203	.053	.000
Total		.560	.800	.560	1.000		.560	.519	.403	1.210		.560	1.939	1.022	.709
<b>迴歸與相對重要指數</b>															
	β	β <sup>2</sup>	rβ	Dg	RIW	β	β <sup>2</sup>	rβ	Dg	RIW	β	β <sup>2</sup>	rβ	Dg	RIW
IV1	.600	.360	.360	.360	.360	1.266	1.602	.759	.325	.319	1.222	1.494	.733	.449	.449
LL	.562		.320	.319	.319	1.178		.689	.292	.287	1.163		.675	.416	.416
UL	.635		.401	.401	.401	1.357		.835	.358	.352	1.278		.792	.478	.479
IV2	.400	.160	.160	.160	.160	-7.34	.539	-2.94	.125	.125	.533	.284	.213	.187	.187
LL	.359		.126	.126	.126	-8.32		-.333	.112	.112	.494		.178	.156	.155
UL	.441		.196	.196	.196	-6.32		-.257	.139	.139	.573		.248	.218	.219

	Case1 自變數獨立 (無共線性)						Case2 自變數相依 (壓抑/重疊效果)						Case3 自變數相依 (增強效果)								
	DV	IV1	IV2	IV3	IV4	DV	IV1	IV2	IV3	IV4	DV	IV1	IV2	IV3	IV4	DV	IV1	IV2	IV3	IV4	
	$\beta$	$\beta^2$	$r\beta$	Dg	RIW	$\beta$	$\beta^2$	$r\beta$	Dg	RIW	$\beta$	$\beta^2$	$r\beta$	Dg	RIW	$\beta$	$\beta^2$	$r\beta$	Dg	RIW	
<b>IV3</b>	<b>.200</b>	<b>.040</b>	<b>.040</b>	<b>.040</b>	<b>.040</b>	<b>-.013</b>	<b>.000</b>	<b>-.003</b>	<b>.014</b>	<b>.019</b>	<b>-.778</b>	<b>.605</b>	<b>-.156</b>	<b>.129</b>	<b>.129</b>						
LL	.161	.024	.025	.025	.025	-.066	.000	-.010	.008	.012	-.836	.000	-.010	.008	.012						
UL	.242	.059	.059	.059	.059	.040	.000	.011	.025	.033	-.727	.000	.011	.025	.033						
<b>IV4</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.000</b>	<b>.267</b>	<b>.071</b>	<b>.000</b>	<b>.027</b>	<b>.027</b>						
LL	-.042	.000	.000	.000	.000	-.050	.000	.000	.000	.000	.231	.000	.000	.000	.000						
UL	.041	.003	.003	.003	.003	.042	.004	.004	.004	.004	.302	.017	.017	.036	.038						
總和	.560	.560	.560	.560	.560	.560	2.141	.463	.463	.463	2.454	.791	.791	.791	.791						
整體模型	$R^2 = .560, adjR^2 = .558$						$R^2 = .463, adjR^2 = .461$						$R^2 = .791, adjR^2 = .790$								
	Cohen's $f^2 = 1.273$						Cohen's $f^2 = .862$						Cohen's $f^2 = 3.784$								

註：表中符號 VIF：變異膨脹係數， $r$ ：淨相關， $r_{op}$ ：半淨相關， $r_p$ ：淨相關， $r_e$ ：結構係數， $\beta$ ：標準化迴歸係數， $r\beta$ ：乘積係數， $D_g$ ：一般優勢指數，RIW：相對重要權數。UL 與 LL 為 1,000 次偏差校正拔靴法抽樣得出的 95% 區間估計上下限。

## 二、模擬資料的查核

根據前述設定所創造的三種模擬資料母體的相關係數列於表 4 上方。在 Case1 中，IV 間相關設定為 0，變數間完全沒有共線性（各 IV 的 VIF = 1.0），迴歸模型的  $R^2 = \Sigma r^2 = .6^2 + .4^2 + .2^2 + 0^2 = .56$ ，迴歸係數、相關係數、半淨相關係數數值相等。

Case2 為  $R^2$  降低的共線性設計，因而  $R^2$  由 .560 降至 .463。由於  $r_{12} = .90$ ，使 IV1 與 IV2 的 VIF 高達 5.32（高度共線）； $r_{13} = r_{23} = .40$ ，因此 IV3 為微弱共線性（VIF = 1.2）； $r_{14} = r_{24} = r_{34} = .00$ ，故 IV4 完全沒有共線性問題（VIF = 1）。估計結果得到迴歸係數分別為 1.266、-.734、-.013、.000，顯示除了 IV4 不受影響之外，IV 間的共線性在 IV1 與 IV2 造成係數擴張的壓抑效果，在 IV3 造成係數降低的重疊效果，其中有兩個係數出現由正轉負的負向壓抑（IV2 與 IV3），符合壓抑與重疊效果的模擬設定。

Case3 利用  $r_{13} = .8$ ， $r_{24} = -.5$  來模擬  $R^2$  擴大的 R1 與 R4 兩種增強效果，四個 IV 的 VIF 僅為 2.78、1.33、2.78、1.33，雖非高度共線，但 Case3 的  $R^2$  增至 .791，迴歸係數均較零階相關係數放大甚多，從 .6、.4、.2、.0 放大至 1.222、.533、-.778、.267，顯示 Case3 的共線性設計與交互壓抑確實造成了迴歸係數與  $R^2$  同時放大的兩種增強效果，模擬設計目的均已達成。

## 三、模型效果與係數比較

### （一）自變數獨立 (Case1)

由表 4 可知，當自變數之間無共線性時， $R^2 = .560$ ，恰為各 IV 與 DV 相關係數與半淨相關平方和，亦等於迴歸係數平方和。個別 IV 的效果或相對重要性，不論是以何種指標來判別，均得到相同重要性次序結果。特別是結構係數平方和恰為 1.00， $r_s^2$  數值大小恰反映各 IV 對於整體效果  $R^2$  的分割比例：64.3%、28.6%、7.1% 與 0%，與乘積係數、 $D_g$  與 RIW 皆相同，顯示 Case1 的各項指標皆反映相同的 IV 強弱意義與排序， $IV1 > IV2 > IV3 > IV4$ ，與母體初始設定相同。

### （二）自變數相依（壓抑／重疊效果）(Case2)

依據 Case2 的設定，IV 間存在一定程度的共線性，使得  $R^2$  由 .560 降至 .463，IV 之間的相關吸收了 DV 解釋變異的 17.3%，且迴歸係數產生明顯改變。四個 IV 與 DV 的相關原為 .6、.4、.2、.0，標準化迴歸係數成為 1.266、-.734、-.013、.000，IV1 係數變化最為劇烈，甚至超過 1.0 的正常範圍，而 IV2 的迴歸係數不僅增強，更由正轉負，顯示 IV1 與 IV2 間的相關設定引發了非正定現象與負向壓抑。至於 IV3 僅涉及低度的 IV 間相關，IV4 更無關於共線性，因此與 IV3 有關的係數雖有上升但變化不大，IV4 因為不涉及任何共線性設定因此係數指標則不受任何影響。

Case2 所設定的共線性使淨相關、半淨相關與迴歸係數均發生符號由正轉負的劇烈變動，各 IV 解釋比例也無法維持。結構係數的平方和不再是 1.00 而成為 1.210，但

四個 IV 所佔的百分比仍固定不變（與相關係數平方相同），顯示結構係數無法反映任何因為共線性所造成的變動。由此可知，相關與結構係數對於 IV 間的相關並無任何的反映能力，相對之下，迴歸係數與其他帶有淨效果處理的係數則變動劇烈而不適合用來進行 IV 的相對比較。

至於乘積指數、 $D_g$  與 RIW 三者，係數總和皆等於  $R^2 = .463$ ，亦即三者皆能對於  $R^2$  進行正交分割，但是乘積指數卻因為共線性而出現相關與迴歸係數異號而發生負數，數值分割比分別為 .759 (164.3%)、-.294 (-63.6%)、-.003 (-.6%)、.000 (0%)，分割比例完全失效。至於  $D_g$  與 RIW 兩者數值幾乎完全相同，IV1 與 IV2 間所存在的高相關引發係數擴大，使得解釋比例略微放大，符合壓抑效果的特徵，而 IV3 基於重疊效果設定而存在係數降低現象，IV4 則完全不受影響。 $D_g$  與 RIW 的 95% 信賴區間皆無重疊現象，顯示這兩個指標能適度反映共線性影響但又能維持 IV 重要性的排序，正確判讀 IV1 > IV2 > IV3 > IV4 的次序關係，分割比例具有判定 IV 相對重要性的價值。

### （三）自變數相依（增強效果）(Case3)

Case3 在兩組 IV 的配對上分別設定了兩種增強效果條件，使得  $R^2$  大幅增加至 .791， $\Delta R^2 = .231$ 。四個 IV 的迴歸係數也均高於相關係數，證實模型中確實存在兩種增強效果，其中 IV1 與 IV3 兩者之間的 .8 雖然相關不至於太高（VIF 僅為 2.78），但卻造成迴歸係數放大至 1.222 的非正定水準，且 IV3 更發生正負異號的負向壓抑現象。至於 IV2 與 IV4 兩者之間的負相關亦使迴歸係數放大，顯示 IV 產生綜效而使迴歸係數與  $R^2$  放大。

在結構係數部分得到與前述 Case2 類似的結果，亦即平方和不再是 1.00，但各 IV 分割比例卻仍與相關係數平方完全相同，顯示結構係數與相關係數屬於相同的指標，無法反映共線性的影響。同樣的，乘積指數仍受制於係數異號而無法反映 IV 的解釋力。

Case3 的  $D_g$  與 RIW 數值完全相同，在 R1 與 R4 兩種增強效果上皆能維持理想的正交分割與解釋比例。雖然多元共線性的影響劇烈，四個 IV 的相對重要性指數上升到 .449 (56.8%)、.187 (23.6%)、.129 (16.3%)、.027 (3.41%)，增加幅度為 .089、.027、.089、.027，增幅在 IV1 與 IV3 之間，以及在 IV2 與 IV4 之間呈現平均分配，合計恰為  $\Delta R^2$ ，各係數的 95% 信賴區間均不重疊，IV 相對重要性次序維持一致，再次反映了  $D_g$  與 RIW 能適度反映多元共線性的影響。

### （四）綜合比較與優勢分析

綜合前述模擬數據的分析結果，可以得知當 IV 獨立時，不論以任何係數或指標，均可有效反映各 IV 的相對重要性，但是如果 IV 間存在相當程度的相關，除了乘積指數、 $D_g$  與 RIW 之外，各指標無法針對  $R^2$  進行完整的正交分割，係數數值變動劇烈，無法一致地判定 IV 相對重要性。其中結構係數與相關係數性質完全相同，乘積指數則因異號問題而失效，兩者亦不適合於在 IV 存在多元共線性時作為相對重要性的評

估指標。模擬結果顯示，僅有  $D_g$  與 RIW 對於共線性的反映相對穩定，不論是哪一種多元共線性狀態所造成的解釋力變動，均可適度被  $D_g$  與 RIW 吸收。

前述的討論曾提及，優勢分析的一個主要優點是能夠進行三種優勢比較來確立自變數在各種組合下的優勢狀態，提供更詳細的 IV 解釋力的資訊。由表 5 的優勢比較結果可知，雖然一般優勢在三種模擬狀況下均穩定地反映了  $IV1 > IV2 > IV3 > IV4$  的次序關係，但是在 Case3 中卻可發現 IV2 與 IV3 及 IV3 與 IV4 兩組 IV 的完全優勢無法確立。進一步地從第三階的條件優勢可以看出，當模型已經存在另三個 IV 的情況下，再投入 IV2 的增量 ( $\Delta R^2 = .213$ ) 不如 IV3 ( $\Delta R^2 = .218$ )，顯示完全優勢無法成立的原因是發生在第三階的投入，但平均而言，IV2 的一般優勢 ( $D_g = .187$ ) 仍比 IV3 ( $D_g = .129$ ) 來的高，顯示 IV2 較 IV3 來得重要。由此可知，DA 能透過不同階層的優勢比較來判定 IV 組合的影響力，即為 Budescu and Azen (2004) 所主張 DA 優於其他指標的優勢所在。

表 5 RWA 與優勢分析的絕對優勢、條件優勢與一般優勢比較結果摘要表

	r	$\beta$	完全優勢				條件優勢				一般優勢	RIW
			IV1	IV2	IV3	IV4	K = 0	K = 1	K = 2	K = 3		
Case1 IV1	.600	.600	-	C+	C+	C+	.360	.360	.360	.360	.360	.360
IV2	.400	.400		-	C+	C+	.160	.160	.160	.160	.160	.160
IV3	.200	.200			-	C+	.040	.040	.040	.040	.040	.040
IV4	.000	.000				-	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Total							.560	.560	.560	.560	.560	.560
Case2 IV1	.600	1.266	-	C+	C+	C+	.360	.328	.309	.301	.325	.319
IV2	.400	-.734		-	C+	C+	.160	.128	.109	.101	.125	.125
IV3	.200	-.013			-	C+	.040	.015	.001	.000	.014	.019
IV4	.000	.000				-	.000	.000	.000	.000	.000	.000
Total							.560	.471	.419	.403	.463	.463
Case3 IV1	.600	1.222	-	C+	C+	C+	.360	.419	.479	.538	.449	.449
IV2	.400	.533		-	?	C+	.160	.178	.196	.213	.187	.187
IV3	.200	-.778			-	?	.040	.099	.159	.218	.129	.129
IV4	.000	.267				-	.000	.018	.036	.053	.027	.027
Total							.560	.714	.870	1.022	.791	.791

註：完全優勢比較結果以 C+ 表示完全優勢，? 表示無法確立。K 代表 DA 的比較階層，K = 0 表示僅有單一 IV 存在迴歸方程式，K = 1 表示已投入任一個 IV 後額外投入一個 IV 的解釋增量平均值，依此類推。

## 伍、實徵資料分析

### 一、資料庫與研究變數

前一節以模擬數據來進行共線性問題對於 IV 相對重要性評估的影響。本節則另以華人家庭動態資料庫 (Panel Study of Family Dynamics; PSFD) 所釋放的 2011 年度資料，進行臺灣民眾薪資所得影響因素的實徵數據迴歸分析。在理論基礎上則是依循勞動經濟學中以人力資本理論為基礎，建立薪資迴歸模型，納入不同的人口統計背景變數或人力資本要素來對薪資差異進行解釋。

本節所使用的依變數為受訪者的薪資所得資料，問題為「您這份工作平均每個月的總收入（如：薪資、紅利、加班費、年終獎金、執行業務收入、自營收入等）有多少？」，分析時沿用一般勞動經濟學者（例如 Budig and England, 2001; Glauber, 2007; Waldfoegel, 1997）的處理方式，取「薪資對數值」來作為迴歸的依變數。

自變數部分，除了年資、工時與教育年數三個人力資本變數，並將性別、年齡、婚姻狀態與子女數等人口變數納入作為控制變數。其中「教育年數」係將各教育層級轉換成受正式教育年數，「每週工時」則由「您這份工作平均每週大約工作幾個小時？」獲得，各變數的描述統計與相關係數列於表 6。

原資料庫中共有 4,885 筆（主樣本人數 3,983 人，子女樣本 902 人），女性 2,295 人（佔 47%），男性 2,590 人（佔 53%），平均年齡 42.5 歲 (SD = 15.03)。為使分析聚焦，分析時限定於投入職場有正式工作者，年齡範圍為年滿 25 歲至 65 歲強制退休為止。根據編碼簿所設定的無固定工作、無法回答明確薪資（收入不固定無法回答）者或在國外工作者亦不納入分析，最後的有效樣本為 2,325 人，女性 950 人（佔 40.9%），男性 1,375 人（佔 59.1%），平均年齡 37.09 歲 (SD = 9.71)。全體平均薪資為 41,689 元 (SD = 26,640)，取對數後為 4.56。

表 6 實徵資料的描述統計與相關係數 (N = 2,325)

	M	SD	VIF	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6
Y 薪資對數	4.56	0.22	-	<b>1.000</b>						
X1 性別	0.59	0.49	<b>1.05</b>	<b>.237**</b>	1.000					
X2 年齡	37.09	9.71	<b>2.65</b>	<b>-.012</b>	.026	1.000				
X3 已婚	0.59	0.49	<b>2.04</b>	<b>.025</b>	-.044*	.485**	1.000			
X4 小孩數	1.00	1.16	<b>3.09</b>	<b>-.085**</b>	-.041	.687**	.713**	1.000		
X5 在職年資	7.13	8.07	<b>1.64</b>	<b>.177**</b>	.063**	.621**	.331**	.457**	1.000	
X6 每週工時	47.66	13.38	<b>1.07</b>	<b>.181**</b>	.179**	-.078**	-.009	-.001	-.021	1.000
X7 教育年數	19.77	3.10	<b>1.41</b>	<b>.370**</b>	-.019	-.490**	-.313**	-.476**	-.299**	-.093**

註：性別變數女性編碼為 0，男性編碼為 1。已婚變數以未婚編碼為 0，兩者為二分虛擬變數。

\*  $p < .05$  \*\*  $p < .01$

## 二、分析程序與假設檢驗

實徵資料的分析程序延續前一節的模擬分析，以 R 軟體的 `yhat` 模組進行多元迴歸、優勢分析、相對權數分析的參數估計，95% 信賴區間則以 `boot` 模組進行 1,000 次重複取樣的偏誤校正拔靴標準誤來建立。由於 PSFD 所提供的檔案格式為 SPSS 資料庫，因此對於資料的整理與轉換則由 SPSS 軟體進行，並利用 SPSS 的迴歸功能進行殘差分析。

殘差分析結果顯示，未標準化殘差平均數為  $10^{-7}$ ，標準差為 .177，偏態與峰度係數分別為 .031 與 4.44，顯示殘差呈現高度集中但是輕微正偏的分配。在 2,325 個觀察值中，僅有 65 筆標準化殘差大於 1.96，60 筆小於 -1.96，經殘差期望機率 QQ 圖與累積機率 PP 圖的檢視，除了少數極端殘差之外，其餘標準化殘差呈現對角直線，各 IV 與 DV 的淨殘差圖則平均散佈，顯示各 IV 的殘差沒有特殊型態，依據一般建議的檢驗程序（例如 Cohen et al., 2003; Hair et al., 2006），本節所執行的多元迴歸殘差分配尚屬對稱常態分配。

## 三、分析結果

由表 7 可知，「年齡」與「已婚」兩者與薪資無關，其他各 IV 除了「小孩數」( $r = -.085$ ) 之外均為正值且達顯著水準，相關強弱依序為「教育年數」( $r = .370$ )、「性別」( $r = .237$ )、「每週工時」( $r = .181$ ) 與「在職年資」( $r = .177$ )。

在共線性部分，IV 間相關最高者依序為「已婚者」與「小孩數」( $r = .713$ )、「年齡」與「小孩數」( $r = .687$ )、「年齡」與「在職年資」( $r = .621$ )。VIF 數值顯示「小孩數」的多元共線性最強 (VIF = 3.09)，其次為「年齡」(VIF = 2.65) 與「已婚」(VIF = 2.04)。「教育年數」與各 IV 間為負相關（介於 -.019 至 -.490），「每週工時」也有類似現象，意味著這些 IV 投入模型將造成增強效果。由表 7 的迴歸分析結果即可得知，整體模型的解釋力  $R^2 = .332$  ( $F(7, 2317) = 164.52, p < .001$ )，強度高於 IV 與 DV 的相關平方和 ( $\Sigma r^2 = .265$ )，迴歸係數的絕對值除了「性別」之外均高於相關係數絕對值，顯示 IV 間的多元共線性造成解釋力增加的增強效果。

由迴歸係數絕對值來看，各 IV 排序為  $7 > 5 > 6 > 1 > 3 > 4 > 2$ ，與淨相關與半淨相關平方的排序相同，但與相關係數及結構係數的排序 ( $7 > 1 > 6 > 5 > 4 > 3 > 2$ ) 差異甚大（相關係數與結構係數排序與分割比率完全相同）。因而可知迴歸係數的本質是將 IV 間的關係完全排除，但相關與結構係數則完全沒有排除。

IV 影響力排序的另一種順序關係則是發生在三種相對重要性指標中，其共同特徵是皆能對總體效果量進行正交分割， $D_g$  與 RIW 依序為  $7 > 5 > 1 > 6 > 4 > 2 > 3$ ，乘積指數絕對值排序則為  $7 > 5 > 1 > 6 > 4 > 3 > 2$ ，僅在最後兩個 IV 排序略微不同，也即是因為「年齡」由負轉正值 ( $\beta = .097, p < .001$ ) 發生相關與迴歸係數異號現象，使得相

對重要性的排序發生困難。因此可知  $D_g$  與 RIW 較乘積指數更能適當反映 IV 間的共變結構來判定 IV 相對重要性的指標。

表 7 薪資對數迴歸分析的各 IV 效果量及相對重要性指標摘要表

相關指標	r	r <sup>2</sup>	r <sub>p</sub>	r <sub>p</sub> <sup>2</sup>	r <sub>sp</sub>	r <sub>sp</sub> <sup>2</sup>	r <sub>s</sub> <sup>2</sup>	%
X1 性別	.237	.056	.223	.050	.187	.035	.170	21.2%
X2 年齡	-.012	.000	.072	.005	.059	.004	.000	0.1%
X3 已婚	.025	.001	.130	.017	.108	.012	.002	0.2%
X4 小孩數	-.085	.007	-.094	.009	-.077	.006	.022	2.7%
X5 在職年資	.177	.031	.251	.063	.212	.045	.094	11.8%
X6 每週工時	.181	.033	.239	.057	.201	.040	.099	12.4%
X7 教育年數	.370	.137	.461	.212	.424	.180	.413	51.6%
<b>總和</b>		<b>.265</b>		<b>.413</b>		<b>.321</b>	<b>.799</b>	<b>100%</b>
迴歸指標	β	β <sup>2</sup>	rβ	%	Dg	%	RIW	%
X1 性別	.191	.037	.045	13.6%	.046	13.8%	.047	14.0%
X2 年齡	.097	.009	-.001	-0.3%	.009	2.7%	.015	4.4%
X3 已婚	.154	.024	.004	1.2%	.008	2.6%	.009	2.8%
X4 小孩數	-.136	.018	.011	3.3%	.011	3.3%	.015	4.6%
X5 在職年資	.271	.074	.048	14.5%	.050	15.0%	.047	14.1%
X6 每週工時	.208	.043	.038	11.4%	.037	11.1%	.036	10.9%
X7 教育年數	.505	.255	.187	56.3%	.171	51.4%	.164	49.3%
<b>總和</b>		<b>.459</b>	<b>.332</b>	<b>100%</b>	<b>.332</b>	<b>100%</b>	<b>.332</b>	<b>100%</b>

註：迴歸模型的  $R^2 = .332$ ,  $F(7,2317) = 164.52$ ,  $p < .01$ ,  $adjR^2 = .330$ , Cohen's  $f_1^2 = .497$

最後，三種優勢比較的結果與拔靴估計區間的結果列於表 8。透過完全優勢判斷原則，可確立「教育年數」完全優於其他 IV，是解釋「薪資對數值」最重要且穩定的變數。至於「在職年資」則相對於「年齡」、「已婚」與「小孩數」三者具有完全優勢。重要性最低的三個 IV「年齡」、「已婚」與「小孩數」之間雖然無法確立完全優勢，但是三者與其他各 IV 相較之下都處於完全劣勢，可以說是迴歸模型當中雖然具有統計顯著性，但幾無重要性的 IV。

對於無法確立完全優勢者，可進行條件優勢分析。以「在職年資」與「每週工時」為例，「在職年資」除了在第零階 ( $k = 0$ ) 時的效果 (.031) 低於「每週工時」(.033) 之外，其他各階皆優於「每週工時」。換言之，「在職年資」除了與 DV 的相關 ( $r = .177$ ) 略低於「每週工時」與 DV 的相關 ( $r = .181$ ) 之外，「在職年資」的效果增量均較高，顯示「在職年資」對於「每週工時」的條件優勢普遍為高。而利用信賴區間可針對於相對重要性相近的 IV 進行比較。

表 8 薪資對數值各 IV 相對重要性分析 (DA 與 RWA) 結果摘述

	投入 IV						
	1 性別	2 年齡	3 已婚	4 小孩數	5 在職年資	6 每週工時	7 教育年數
<b>優勢分析</b>							
1 性別	.046(13.8%) [.031,.063]	?	C-	?	?	?	C+
2 年齡		.009(2.7%) [.007,.013]	?	?	C+	?	C+
3 已婚			.009(2.7%) [.005,.014]	?	C+	C+	C+
4 小孩數				.011(3.3%) [.007,.018]	C+	?	C+
5 在職年資					.050(15.0%) [.033,.068]	?	C+
6 每週工時						.037(11.1%) [.021,.053]	C+
7 教育年數							.171(51.4%) [.143,.201]
<b>條件優勢</b>							
K = 0	.056 [.038,.076]	.000 [.000,.005]	.001 [.000,.004]	.007 [.002,.018]	.031 [.018,.050]	.033 [.016,.051]	.137 [.110,.168]
K = 1	.054 [.036,.072]	.011 [.009,.015]	.007 [.005,.012]	.015 [.010,.024]	.049 [.032,.070]	.033 [.017,.050]	.160 [.132,.191]
K = 2	.051 [.034,.068]	.015 [.012,.020]	.009 [.006,.015]	.016 [.012,.024]	.057 [.040,.078]	.035 [.019,.051]	.174 [.144,.205]
K = 3	.047 [.032,.064]	.014 [.011,.019]	.01 [.006,.017]	.014 [.010,.021]	.058 [.040,.079]	.037 [.021,.053]	.180 [.150,.212]
K = 4	.043 [.029,.059]	.011 [.008,.017]	.011 [.005,.017]	.011 [.006,.018]	.056 [.037,.076]	.039 [.023,.055]	.182 [.153,.213]
K = 5	.039 [.026,.054]	.007 [.004,.014]	.011 [.006,.018]	.008 [.004,.015]	.051 [.034,.070]	.040 [.024,.057]	.182 [.152,.213]
K = 6	.035 [.022,.050]	.004 [.000,.010]	.012 [.006,.019]	.006 [.002,.013]	.045 [.028,.064]	.040 [.025,.058]	.180 [.150,.211]
RIW	.047 [.032,.063]	.015 [.011,.018]	.009 [.006,.014]	.015 [.011,.021]	.047 [.032,.064]	.036 [.021,.055]	.164 [.136,.191]
分割比	14.0% [9.9,18.7]	4.4% [3.7,5.6]	2.8% [1.7,4.3]	4.6% [3.3,6.5]	14.1% [9.9,18.7]	10.9% [6.5,15.9]	49.3% [42.9,54.8]

註：對角線上的數值為優勢分析的一般優勢指數與分割比（括弧內）。上三角區域內為完全優勢比較結果，C+ 表示完全優勢，C- 表示完全劣勢，？表示無法確立。[ ] 當中的數值為 1,000 次拔靴抽樣得出的 95% 區間估計。

## 陸、討論與結論

工欲善其事，必先利其器。對於迴歸分析此一社會科學研究當中最重要統計方法，若能充分了解其原理與特性，善用各項係數與指標，有效因應多元共線性等影響多元迴歸正確應用的威脅因素，將能有效協助研究者執行研究工作，達成量化研究的解釋與預測的目標。現將文獻整理與數據分析結果綜合討論如下。

### 一、各項指標的概念釐清

經過文獻的整理與說明，本文檢視了多元迴歸當中各種效果量的概念與三類關於個別自變數的評估係數與指標，並利用模擬數據與實徵資料進行分析，藉以說明各自的意義與數學特性以及使用時機。

首先，從模型的層次來看， $R^2$  反映了整個模型的效果，除了可以利用 NHST 檢驗統計意義之外，更是後續個別效果分析的重要基礎。其他的整體效果量指標（例如  $f^2$  或殘差效果量）雖有類似的性質，但是都不如  $R^2$  能兼具標準化、變異拆解的分割性、顯著性檢定等多項特性。同時也可利用  $\Delta R^2$  檢驗模型中的局部意義與變數增效，可以說是模型層次最重要的效果量指標。但如果研究者所關注的是個別 IV 的意義解釋與相對比較，必須使用個別效果量而非整體效果量。

多元迴歸的個別效果量從其演算原理可概分成三類，第一類以積差相關為基礎，又可區分為不受共線性影響的零階相關與結構係數，以及將 IV 間共變關係納入考量的淨相關與半淨相關兩種。第二類則是涉及迴歸的估計，包括迴歸係數（未標準化與標準化係數）與乘積指數。這些係數或指標中，除了乘積指數能保有對於整體效果的正交切割之外，其他均受到多元共線性的影響而產生不同程度的變動，對於個別 IV 的意義得出不同的推論與優劣排序。第三類指標包括 RIW 與  $D_g$  兩者，由於這兩種策略即是為了克服 IV 之間的共線性問題而提出，因此可稱為相對重要性指標，具有能對  $R^2$  進行正交分割，以及對 IV 間的共變結構進行有效轉換，適當分配共線性關係到各 IV 個別效果的多項優點。

值得注意的是，RIW 與  $D_g$  雖有諸多優點恰可能也是盲點。相關與迴歸係數面對多元共線性雖然有著過或不及的遺憾，但是也能夠呈現自變數在不同運算條件下的數量特徵，尤其是當我們面對複雜的多元共線性威脅時，若能同時關注各係數指標的消長變化，則更可理解數據的狀態，對於研究結果做出最佳的結論。相反的，如果研究者不熟悉各種指標的特性、優劣異同與使用時機，將可能會導致方法的誤用與結論的誤導。關於多元迴歸傳統至今的各種指標與方法的介紹與釐清，也即是本文的主要貢獻所在。

## 二、多元共線性的威脅與因應

多元迴歸最大的優點是「多元」，但最大的威脅也正來自於多元自變數間的共線性。長期以來，學者們對於多元共線性議題雖多有關注，但是對其成因、影響，乃至於分類方法與定義多有歧見 (Darmawan and Keeves, 2006; Pedhazur, 1997; Sharpe and Ali, 2009; Shieh, 2006)。本文針對多元共線性造成  $R^2$  的擴張（增強效果）與降低（壓抑與重疊效果）進行模擬分析，在實徵資料分析中也發現類似的現象，顯示不同類型的共線性效果可能同時發生在某項研究中，凸顯了相對重要性指標的重要價值。基於本文的文獻整理與數據分析，針對幾項主要係數與相對重要性指標受到共線性與壓抑效果影響的比較整理列於表 9。

表 9 主要的個別效果量指標受到共線性影響的比較表

	$r^2$	$r_s^2$	$\beta^2$	$r\beta$	RIW	$D_g$
原理	積差相關平方	預測值與 IV 相關平方	IV 邊際解釋力平方	整體解釋力的線性分割	代理變數正交化	多重配對比較
IV 共線性控制	無	無	有 IV 間相關完全排除	有 IV 間相關線性拆解	有 IV 相關線性拆解	有 多重配對比較
$R^2$ 拆解	僅獨立時可正交拆解	僅獨立時可正交拆解	僅獨立時可正交拆解	正交拆解可計算比例	正交拆解可計算比例	正交拆解可計算比例
壓抑效果影響						
增強效果 ( $\beta$ 放大 $R^2$ 放大)	無關	無關	敏感	威脅低但有異號問題	威脅低	威脅低
壓抑效果 ( $\beta$ 放大 $R^2$ 縮小)	無關	無關	敏感	威脅低但有異號問題	威脅低	威脅低
重疊效果 ( $\beta$ 縮小 $R^2$ 縮小)	無關	無關	敏感	威脅低但有異號問題	威脅低	威脅低
優點	簡單易懂使用普及計算方便	對預測值結構組成具有解釋上的便利	簡單易懂使用普及計算方便	除非異號否則能對 $R^2$ 拆解計算方便	能對 $R^2$ 拆解計算相對簡單	能對 $R^2$ 拆解使用彈性大可針對不同需要進行限定比較
缺點	無法反映 IV 間共變關係	無法反映 IV 間共變關係	過度反映 IV 間共變關係係數不穩定	異號問題影響判斷 係數不穩定	使用彈性較低	計算繁瑣耗時

在各種係數中，多元共線性對相關與結構係數的估計沒有任何影響，對迴歸係數的影響則最為劇烈，這三種係數均只有在 IV 完全獨立時才可對  $R^2$  正交分割（此時各種係數數值相等），然而結構係數平方和雖不為 1，但並不損及結構係數作為反映預測分數與 IV 對應關係的特性，其係數平方與排序仍可作為各 IV 在預測分數上的關聯強弱判斷之用（即如同因素分析進行斜交轉軸後以結構係數矩陣來協助因素命名），因此結構係數在預測實務與理論關係的解釋上仍有其便利性，但是當面臨共線性威脅時則不建議採用結構係數來進行 IV 的相對比較。

至於乘積指數雖能對  $R^2$  正交分割，但是  $r$  與  $\beta$  異號現象是乘積指數的致命限制。在本文中，異號問題不僅在模擬數據中可清楚看到，在 PSFD 實徵數據的分析上也可以發現其蹤影。換言之，多元共線性中的負向壓抑可說是乘積指數最大的威脅。如果沒有異號問題，乘積指數以其簡單容易計算與  $R^2$  正交分割的良好特性，不失為評估 IV 相對重要性的快速比較策略。

多元迴歸的 IV 相對重要性比較，除了必須考量共線性的強弱大小，也需考量壓抑效果的不同形式，很明顯的是，如果僅仰賴相關或迴歸係數，並無法有效判斷自變數的相對效果與意義。RIW 的代理變數的正交轉換策略則能夠提供理想的單一指標來評估 IV 的相對重要性，與 DA 之間也具有相當的一致性。

DA 與 RWA 的不同，在於 DA 除了一般優勢指標 ( $D_g$ ) 指標之外，還有完全優勢與條件優勢兩種分析程序，可以協助研究者判斷 IV 在不同組合狀況下的相對重要性，在面對 IV 具有不同共線性威脅時，三種優勢比較能夠對於 IV 的特性進行更細膩的分析，應用彈性甚至較 RWA 來得更高。因此本文建議未來研究者可兼採 DA 與 RWA 來進行 IV 相對重要性的評估。值得注意的是，RIW 與  $D_g$  均需搭配拔靴區間來判定 IV 的相對重要性是否具有顯著差別，如果拔靴區間相互重疊，則不宜做出兩個 IV 何者較為重要的結論。

### 三、方法學與實務意涵

由本文的原理說明與數據分析結果可以得知，多元迴歸中對於各 IV 的意義的討論涉及不同的概念，也有諸多不同的係數與指標或評估程序可以加以運用。但是有幾點重要的方法學概念必須釐清。第一，基於統計推論的基本原理，多元迴歸必須遵循一般抽樣方法與統計檢驗的基本程序，先行確立迴歸模型，再就個別參數的估計結果進行討論。所謂確立迴歸模型，意指迴歸模型的整體效果 ( $R^2$ ) 必須具有統計意義，過於微弱的迴歸效果實無進行個別 IV 討論的必要，也可避免微小效果卻過度推論的問題 (Cohen et al., 2003)。其次，模型確立後的個別 IV 的意義解釋與相互比較，必須清楚說明是在進行「個別效果的評估」，或是進行「相對重要性比較」。若研究者的目

的是在瞭解個別 IV 的效果，可以就各種係數的演算原理，配合 NHST 來說明個別 IV 是否「重要」或「有效」，例如相關係數及其 NHST 可以說明當不考慮其他 IV 時的個別 IV 的效果與統計意義（結構係數的意義則與相關係數完全相同），相對之下，迴歸係數及其 NHST 則完全排除其他 IV 的共變關係後再評估個別 IV 的重要性與統計意義（淨相關與半淨相關也具有類似的特性）。但是，除非 IV 間完全獨立，否則這些係數由於並未對於 IV 間的共變結構進行合理的分割與估計，因此無法基於  $R^2$  正交分割的前提來判定 IV 的「相對重要性」，本文的模擬與分析結果支持了當 IV 間存有複雜的多元共線性時，以 DA 與 RWA 最能反映 IV 的相對重要性。

另一個方法學上的重要議題，在於「機制」的探討應在指標技術的考量之上。對於 IV 間所存在的高度共線性或增強／壓抑效果，未必僅是變數間的彼此干擾現象 (Confounding Effect) 的反映，也可能是變數之間存在著複雜的中介歷程或交互作用，對於重視實務意涵的管理研究而言，尤其更需對 IV 與 IV 間以及 IV 與 DV 間的多重複雜關係，更積極檢視中介作用 (Mediation Effect) 或調節效果 (Moderation Effect) (Baron and Kenny, 1986; Hayes, 2013) 存在的可能性，而非僅以技術手段來進行共變結構的分割與估計來解決多元共線性所存在的問題。

另一方面，IV 間所存在的高度共線性（例如模擬研究 Case2 中的  $r_{12} = .90$ ）更可能反映了這兩個 IV 是非常相似的概念而無法區分，此時研究者除了需再次檢視各 IV 的理論內涵與操作型定義，確認其各自存在的正當性與必要性，同時也可以從測量的角度來檢驗兩者是否因為缺乏區辨效度 (Discriminant Validity) 而必須加以整合 (Hair et al., 2006; Nunnally and Bernstein, 1994)，此時最簡單的處理方式是取其一或將兩者加以合併，而無必要將其同時保留於模型中造成共線性問題，事後才以統計方法來尋求補救，過度仰賴甚至誤用了 DA 與 RWA 這些替代技術。

延續前述所討論的方法學議題，在實務意涵方面，本文所揭示的多元共線性威脅與自變數的比較問題，其意義不僅應從方法本身來關切，更重要的是反映了管理議題所存在的複雜與混淆關係，並非單以統計方法能夠解決，更重要的是能夠搭配理論觀點與實務意義上的支持，才能相輔相成。例如在實徵資料分析中可看出，不同指標對於哪一個 IV 能夠有效解釋薪資所得有不同的結論，此時能夠協助我們瞭解薪資差異更需要理論的智慧與實務上的證據，甚至能夠據此開展研究課題的新頁。

#### 四、研究限制與未來研究建議

為了瞭解不同型態的多元共線性如何影響各項指標的應用，本文同時採用了模擬數據與實徵資料來進行分析說明。但是由於多元共線性的影響與壓抑效果的型態，會隨著 IV 間的相關強度與組合關係的不同而有差異，對於各項指標與 RWA 及 DA 分析

的影響也可能不同，本文僅就幾種典型的多元共線性狀況進行討論，目的在於示範說明而無法窮盡各種狀況，因此對於數量分析所得到諸項結論在推論上必須有所保留，是本文的主要限制之一。如果要對各種不同的共線性狀況與壓抑效果的影響進行完整推論，應進行更嚴謹的模擬研究，以不同的影響因子模擬各種狀況，這也是 RWA 與 DA 等分析方法尚未完整進行探究的部分，值得未來研究進一步深入討論。

本文的模擬數據僅以 .6、.4、.2、.0 四種 IV 與 DV 的相關強度配合三種共線性狀態來建立模擬母體資料，藉以進行 IV 重要性排序的比較，這種「理想化」的數據結構僅是為了模擬與示範的目的，在實務上並不容易發生。而模擬結果證實 RWA 與  $D_g$  能得出與母體相關最為一致的排序，可能造成讀者認為以積差相關即可判定 IV 相對重要性的誤解。事實上，在真實的研究情境中，研究者並無從得知母體的變數相關結構，也無法確知 IV 間的共變關係，因此相關係數最可能反映虛假關係 (Spurious Relationship) (Cohen et al., 2003; Pedhazur, 1997) 而誤判了 IV 的相對意義，這就是為何本文另以實徵研究的數據來進行分析示範，不僅發現 IV 與 DV 的相關偏低（未超過 .4）且相近，相關係數的排序與 RWA 與 DA 亦存有若干差異，顯示在母體資訊不明的情況下，研究者還是必須參酌各種係數與指數的特性來進行 IV 相對重要性的判斷。

在實徵數據分析部分，由於本文取用資料庫的部分資料進行示範說明，除了受限於資料庫本身的建置目的與資料內容，加上為了凸顯 IV 間的共線性而特別取用具有中高相關的自變數來解釋薪資所得，並非從理論角度推導得出對於薪資所得最理想的一組 IV，因此雖然迴歸整體解釋力具有統計意義，殘差分析也未發現明顯的假設違反現象，但是所使用的線性模型未必是最適配這些實徵資料的理想模型，變數間所可能存在的交互作用或其他非線性關係也並未加以檢驗，因此所得到的分析結果僅能從方法應用的角度來討論，而不宜就其實務意涵做出結論。對於薪資所得的影響機制有興趣的讀者，可從理論觀點進行完整討論後另行蒐集實徵資料，屆時得以利用 RWA 來比較各 IV 的相對重要性，或利用 DA 來討論各 IV 的優勢性，並與本文結果進行對照討論。

## 五、結論

傳統以來，迴歸分析的模型優劣與參數意義多仰賴顯著性檢定來判定，但是顯著性檢定並無法辨別多重 IV 的相對意義。當多元迴歸模型確立之後（ $R^2$  具有統計意義），應就各種係數的特性進行個別 IV 效果的說明。其中各 IV 與 DV 的零階相關可作為每一個 IV 的「初始效果」的比較，迴歸係數則是排除所有其他 IV 後的淨效果，可作為各 IV 對於 DV 影響的最終的「淨效果」相對比較。然而當 IV 間的多元共線性越強，淨效果與初始效果間的波動越大，相關與迴歸係數皆不利於 IV 效果的解釋，應採用

RWA 與 DA 來進行 IV 相對重要性的分析。雖然乘積指數、RIW 與  $D_g$  指數都可進行總體效果的  $R^2$  正交分割，有效反映共線性存在下的效果分割，但乘積指數僅適用於相關與迴歸係數不存在異號的情況。此外，配合模擬技術的應用，RIW 與  $D_g$  指數的區間估計得以有效建立。對於各種係數與指標，迴歸分析使用者必須合理使用與正確解釋推論，此一目標的達成有賴於研究者對於迴歸方法有一充分且完整的理解，以及對於相關指標與檢驗方法的充分認識與正確運用。

# The Impact of Multicollinearity on the Evaluations of Regressors: Comparisons of Effect Size Index, Dominance Analysis and Relative Weight Analysis in Multiple Regression

Haw-Jeng Chiou, Professor, Department of Business Administration, National Taiwan Normal University

## 1. Purpose

Regression analysis is frequently used in the social sciences (Aguinis et al., 2009; Cascio and Aguinis, 2008; Casper et al., 2007). The purpose of this paper is to review the properties of the effect size index and the measures of relative importance derived from the relative weight analysis (RWA) and the dominance analysis (DA) that are used to evaluate the predictors under multicollinearity. The general purpose of multiple regressions is to learn about the relationship between several predictors (i.e., regressors) and a criterion variable. Regression analyses, however, often rely heavily on hypothesis testing and interpretations of regression coefficients and ignore the effect sizes of regression models and the qualities of individual predictors (Courville and Thompson, 2001; Kelley and Preacher, 2012; Nimon and Oswald, 2013). This issue is particularly important when there exists multicollinearity among the regressors/predictors. The focus of this paper is on the performances of the relevant statistics from the RWA and the DA, as well as several index of effect sizes, under three effects of multicollinearity (enhancement, suppression, and redundancy) (Friedman and Wall, 2005).

In this paper, the following effect size index are considered: zero/partial/semi-partial coefficients, structural correlations, regression coefficient-based statistics, and product measures. On evaluating the relative importance of the predictors, the RWA creates the relative importance weights (RIW) (Tonidandel et al., 2009) that addresses the properties of correlated predictors by creating the orthogonal counterparts of the original predictors. On the other hand, the DA creates the  $D_g$  coefficient that can reflect the relative importance of predictors (Azen and Budescu, 2003; Budescu, 1993). Based on the examination of the  $R^2$  values for all possible subset models, the DA generates the  $D_g$  coefficient and two different measures of dominance that differ in the strictness of the dominance definition (the conditional dominance and the complete dominance). Compared to the traditional correlation-based and regression-based coefficients, the RIW and the  $D_g$  coefficient are more intuitive, meaningful, and informative measures that can indicate the importance of predictors. In this paper, a simulation and a survey data analysis are used to demonstrate the performances of these index statistics under multicollinearity.

## 2. Research Design

Following a simulation demonstrating these effects, a sample of 2,325 Taiwanese individuals selected from the 2011 Panel Study of Family Dynamics is used to show the use of those statistics and effect sizes in explaining salary differences.

### Simulation

A simulated dataset of one dependent variable and four independent variables (with different correlations with the dependent variable) are drawn from a multivariate normal distribution. Based on six possible correlations between a pair of predictors, this study conducts three cases of simulations to distinguish the three different effects of multicollinearity.

- Case1: *Uncorrelated predictors*. The four predictors are perfectly uncorrelated with each other. This is the baseline model for comparisons.
- Case2: *Correlated predictors and a decreased  $R^2$* . A simulation of the *suppression* effect is created by a positive inter-correlation between two predictors, and the *redundancy* effect is created by a lower inter-correlation.
- Case3: *Correlated predictors and an increased  $R^2$* . A simulation of the *enhancement* effect is created by a strong positive inter-correlation or a negative inter-correlation between two predictors.

Depending on the values of inter-correlation between two predictors ( $r_{12}$ ), Friedman and Wall (2005) defines four regions to reflect the effects of multicollinearity: (R1) enhancement: with an increasing  $R^2$  and  $r_{12} < 0$ ; (R2) redundancy: with a decreasing  $R^2$  and  $0 < r_{12} < r^*$ ; (R3) suppression: with an increasing  $R^2$  and  $r^* < r_{12} < r^{**}$ ; and (R4) enhancement: with an increasing  $R^2$  and  $r^{**} < r_{12}$ , where the critical values  $r^*$  and  $r^{**}$  define the three different effects of multicollinearity.

### Survey Data Analysis

A sample of 2,325 (53% of males) Taiwanese individuals selected from the 2011 Panel Study of Family Dynamics (PSFD) is used to demonstrate the performances of the index statistics of effect sizes in predicting salary difference. Seven predictors implied by the human capital theory are selected: gender, age, marital status, number of kids, years on the job, weekly working hours, and years of formal education.

All index as well as the RIW and the  $D_g$  coefficient are computed by R software (R Development Core Team, 2014) and the 95% confidence intervals for statistical inference are constructed by bootstrapping with bias corrected accelerated (BCa) method (Canty and Ripley, 2014).

### 3. Findings

The simulation results show that without multicollinearity, all the index statistics can reflect the relative importance of the Predictors. When multicollinearity presents, however, only the RIW and the  $D_g$  coefficient can consistently indicate the relative importance of the predictors. Index such as the product coefficients fail to reflect the expected order of importance due to the inconsistent directions of the correlation coefficients and the regression coefficients.

The results from the survey data reveal that, regardless of the use of the index statistics, the years of formal education is the strongest predictor of salary. However, due to multicollinearity, different statistics indicate the importance of the predictors in different ways. Similar to the results from the simulation study, both the RWA and the DA show a stable function for evaluating the relative importance of the predictors. In particular, the DA has the advantage of flexible procedures for evaluating the different facets of dominance of the predictors.

### 4. Research Implications

This paper demonstrates the substantive differences of several index statistics for evaluating the relative importance of predictors in multiple regressions. Several implications can be mentioned. First of all, applications of regression analysis have to consider both the statistical significance and the practical significance of the overall model (Cohen et al., 2003; Pedhazur, 1997). A significant  $R^2$  has to be established to support a regression model, and then the explanations of individual predictors can follow. Secondly, researchers have to clarify the purpose of the index statistics for evaluating the individual predictors or the relative importance (Budescu, 1993; Johnson, 2000; Johnson and LeBreton, 2004). The former could be made by many traditional correlation and/or regression coefficients. The latter, however, can only be done by a limited set of statistics, namely the RIW and the  $D_g$  coefficient. This is particularly true in the presence of multicollinearity.

Furthermore, in addition to the technical aspects, the mechanisms behind the predictors and the model deserve more attention. For example, the complex relations among the predictors may reflect not only the confounding effects of predictors, but also the possibilities of causal impact or interaction existing among the variables. Researchers have to be aware of the effects in terms of the mediation as well as the moderation and then incorporate them into the empirical examinations (Baron and Kenny, 1986; Hayes, 2013).

Finally, the high correlation between the predictors may be due to the fact that the two predictors are almost the same, a situation where there is lack of discriminant validity instead of the confounding effect among different predictors (Hair et al., 2006; Nunnally and Bernstein, 1994). In this case, removing one of the highly correlated predictors or combining the similar variables into a single predictor may be a better solution.

## **5. Contributions**

Rather than simply relying on hypothesis testing and interpretations of regression coefficients, this paper presents a comprehensive review on several effect size index of regression models. Two recently proposed strategies for evaluating the relative importance of predictors, the RWA and the DA, are introduced along with a list of traditional statistics such as the correlation coefficient, the beta coefficient, the structure coefficient, and the product measures. The major contribution is to examine the impacts of multicollinearity, including the enhancement, suppression, and redundancy effects, on the evaluation of the effect sizes and several statistics of relative importance of predictors. The results from the simulation and empirical study support that the statistics based on the RWA and the DA are recommended for evaluating the relative importance of predictors.

## 參考文獻

- 林新沛，2005，標準化迴歸係數的正確解釋，*中山管理評論*，13卷2期：533-548。(Lam, San-Pui. 2005. Proper interpretation of standardized regression coefficients. *Sun Yat-Sen Management Review*, 13 (2): 533-548.)
- 溫福星，2013，社會科學研究中使用迴歸分析的五個重要觀念，*管理學報*，30卷2期：169-190。doi: 10.6504/JOM.2013.30.02.04 (Wen, Fur-Hsing. 2013. Five important concepts of using regression analysis in social science studies. *Journal of Management*, 30 (2): 169-190. doi: 10.6504/JOM.2013.30.02.04)
- Afifi, A., May, S., and Clark, V. A. 2011. *Practical Multivariate Analysis (5th ed.)*. Boca Raton, FL: CRC Press.
- Aguinis, H., Pierce, C. A., Bosco, F. A., and Muslin, I. S. 2009. First decade of organizational research methods: Trends in design, measurement, and data analysis topics. *Organizational Research Methods*, 12 (1): 69-112. doi: 10.1177/1094428108322641
- Azen, R., and Budescu, D. V. 2003. The dominance analysis approach for comparing predictors in multiple regression. *Psychological Methods*, 8 (2): 129-148. doi: 10.1037/1082-989X.8.2.129
- Baron, R. M., and Kenny, D. A. 1986. The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51 (6): 1173-1182. doi: 10.1037/0022-3514.51.6.1173
- Berry, K. J., and Mielke, P. W. Jr. 2002. Least sum of Euclidean regression residuals: Estimation of effect size. *Psychological Reports*, 91(3): 955-962. doi: 10.2466/pr0.2002.91.3.955
- Budescu, D. V. 1993. Dominance analysis: A new approach to the problem of relative importance of predictors in multiple regression. *Psychological Bulletin*, 114 (3): 542-551. doi: 10.1037/0033-2909.114.3.542
- Budescu, D. V., and Azen, R. 2004. Beyond global measures of relative importance: Some insights from dominance analysis. *Organizational Research Methods*, 7 (3): 341-350. doi: 10.1177/1094428104267049
- Budig, M. J., and England, P. 2001. The wage penalty for motherhood. *American Sociological Review*, 66 (2): 204-225. doi: 10.2307/2657415
- Canty, A., and Ripley, B. 2014. *Boot: Bootstrap R (S-Plus) Functions. R package version 1.3-13*. <http://CRAN.R-project.org/package=boot>. Accessed Oct. 6, 2014.

- Cascio, W. F., and Aguinis, H. 2008. Research in industrial and organizational psychology from 1963 to 2007: Changes, choices, and trends. *Journal of Applied Psychology*, 93 (5): 1062-1081. doi: 10.1037/0021-9010.93.5.1062
- Casper, W. J., Eby, L. T., Bordeaux, C., Lockwood, A., and Lambert, D. 2007. A review of research methods in IO/OB work-family research. *Journal of Applied Psychology*, 92 (1): 28-43. doi: 10.1037/0021-9010.92.1.28
- Cohen, J. 1988. *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Cohen, J., and Cohen, P. 1975. *Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Cohen, J, Cohen, P, West, S. G., and Aiken, L. S. 2003. *Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences (3rd ed.)*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum.
- Conger, A. J. 1974. A revised definition for suppressor variables: A guide to their identification and interpretation. *Educational and Psychological Measurement*, 34 (1): 35-46. doi: 10.1177/001316447403400105
- Cooley, W. W., and Lohnes, P. R. 1971. *Multivariate Data Analysis*. New York, NY: Wiley.
- Cooper-Thomas, H. D., Paterson, N. L., Stadler, M. J., and Saks, A. M. 2014. The relative importance of proactive behaviors and outcomes for predicting newcomer learning, well-being, and work engagement. *Journal of Vocational Behavior*, 84 (3): 318-331. doi: 10.1016/j.jvb.2014.02.007
- Courville, T., and Thompson, B. 2001. Use of structure coefficients in published multiple regression articles:  $\beta$  is not enough. *Educational and Psychological Measurement*, 61 (2): 229-248. doi: 10.1177/0013164401612006
- Cumming, G., and Fidler, F. 2009. Confidence intervals: Better answers to better questions. *Journal of Psychology*, 217 (1): 15-26. doi: 10.1027/0044-3409.217.1.15
- Currie, I., and Korabinski, A. 1984. Some comments on bivariate regression. *The Statistician*, 33 (3): 283-293. doi: 10.2307/2988232
- Darlington, R. B. 1968. Multiple regression in psychological research and practice. *Psychological Bulletin*, 69 (3): 161-182. doi: 10.1037/h0025471
- Darmawan, I. G. N., and Keeves, J. P. 2006. Suppressor variables and multilevel mixture modelling. *International Education Journal*, 7 (2): 160-173.
- Dillon, W. R., and Goldstein, M. 1984. *Multivariate Analysis: Methods and Applications*. New Work, NY: Wiley.

- Fabbris, L. 1980. Measures of predictor variable importance in multiple regression: An additional suggestion. *Quality and Quantity*, 14 (6): 787-792. doi: 10.1007/BF00145808
- Fields, G. S. 2003. Accounting for income inequality and its change: A new method, with application to the distribution of earnings in the United States. In Polachek S. (Ed.), *Research in Labor Economics (Vol. 22)*: 1-38. Bingley, UK: Emerald Group Publishing.
- French, S. 1988. *Decision Theory: An Introduction to the Mathematics of Rationality*. Chichester, UK: Ellis Horwood.
- Friedman, L., and Wall, M. 2005. Graphical views of suppression and multicollinearity in multiple linear regression. *The American Statistician*, 59 (2): 127-136. doi: 10.1198/000313005X41337
- Gibson, W. A. 1962. Orthogonal predictors: A possible resolution of the Hoffman-Ward controversy. *Psychological Reports*, 11(1): 32-34. doi: 10.2466/pr0.1962.11.1.32
- Glauber, R. 2007. Marriage and the motherhood wage penalty among African Americans, Hispanics, and Whites. *Journal of Marriage and Family*, 69 (4): 951-961. doi: 10.1111/j.1741-3737.2007.00423.x
- Green, P. E., Carroll, J. D., and DeSarbo, W. S. 1978. A new measure of predictor variable importance in multiple regression. *Journal of Marketing Research*, 15 (3): 356-360. doi: 10.2307/3150583
- Hair, J. F., Black, B., Babin, B., Anderson, R., and Tatham, R. 2006. *Multivariate Data Analysis (7th ed)*. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall.
- Hamilton, D. 1987. Sometimes  $R^2 > r^2_{yx1} + r^2_{yx2}$ : Correlated variables are not always redundant. *The American Statistician*, 41 (2): 129-132. doi: 10.2307/2684224
- Hayes, A. F. 2013. *Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis: A Regression-Based Approach*. New York, NY: Guilford Press.
- Hoffman, P. J. 1960. The paramorphic representation of clinical judgment. *Psychological Bulletin*, 57 (2): 116-131. doi: 10.1037/h004780
- Horst, P. 1941. The prediction of personal adjustment. *Social Science Research Council Bulletin*, 48: 431-436.
- Jackson, B. B. 1980. Comment on "A new measure of predictor variable importance in multiple regression". *Journal of Marketing Research*, 17 (1): 113-115. doi: 10.2307/3151125
- Johnson, J. W. 2000. A heuristic method for estimating the relative weight of predictor variables in multiple regression. *Multivariate Behavioral Research*, 35 (1): 1-19.

doi: 10.1207/S15327906MBR3501\_1

- Johnson, J. W., and LeBreton, J. M. 2004. History and use of relative importance indices in organizational research. *Organizational Research Methods*, 7 (3): 238-257. doi: 10.1177/1094428104266510
- Johnson, R. M. 1966. The minimal transformation to orthonormality. *Psychometrika*, 31 (1): 61-66. doi: 10.1007/BF02289457
- Kelley, K., and Preacher, K. J. 2012. On effect size. *Psychological Methods*, 17 (2): 137-152. doi: 10.1037/a0028086
- Kraha, A., Turner, H., Nimon, K., Zientek, L. R., and Henson, R. K. 2012. The multifaceted concept of predictor importance: Tools to support interpreting multiple regression. *Frontiers in Psychology*, 3 (44): 1-16.
- LeBreton, J. M., Binning, J. F., Adorno, A. J., and Melcher, K. M. 2004. Importance of personality and job-specific affect for predicting job attitudes and withdrawal behaviors. *Organizational Research Methods*, 7 (3): 300-325. doi: 10.1177/1094428104266015
- LeBreton, J. M., Hargis, M. B., Griepentrog, B., Oswald, F. L., and Ployhart, R. E. 2007. A multidimensional approach for evaluating variables in organizational research and practice. *Personnel Psychology*, 60 (2): 475-498. doi: 10.1111/j.1744-6570.2007.00080.x
- LeBreton, J. M., Ployhart, R. E., and Ladd, R. T. 2004. A Monte Carlo comparison of relative importance methodologies. *Organizational Research Methods*, 7 (3): 258-282. doi: 10.1177/1094428104266017
- LeBreton, J. M., and Tonidandel, S. 2008. Multivariate relative importance: Extending relative weight analysis to multivariate criterion spaces. *Journal of Applied Psychology*, 93 (2): 329-345. doi: 10.1037/0021-9010.93.2.329
- Lynn, H. S. 2003. Suppression and confounding in action. *The American Statistician*, 57 (1): 58-61. doi: 10.1198/0003130031090
- Nakagawa, S., and Cuthill, I. C. 2007. Effect size, confidence interval and statistical significance: A practical guide for biologists. *Biological Reviews*, 82 (4): 591-605. doi: 10.1111/j.1469-185X.2007.00027.x
- Neill, J. J. 1973. *Tests of the Equality of Two Dependent Correlations*. Doctoral dissertation, University of California, Los Angeles, CA.
- Nimon, K. F., and Oswald, F. L. 2013. Understanding the results of multiple linear regression: Beyond standardized regression coefficients. *Organizational Research*

- Methods*, 16 (4): 650-674. doi: 10.1177/1094428113493929
- Nimon, K. F., Oswald, F., and Roberts, J. K. 2014. *Yhat: Interpreting regression effects (R package version 2.0.0)*. <http://CRAN.R-project.org/package=yhat>. Accessed Oct. 6, 2014.
- Nunnally, J. C., and Bernstein, I. H. 1994. *Psychometric Theory (3rd ed.)*. New York, NY: McGraw-Hill.
- Pedhazur, E. J. 1997. *Multiple Regression in Behavioral Research: Explanation and Prediction (3rd ed.)*. Fort Worth, TX: Harcourt Brace.
- Periard, D. A., and Burns, G. N. 2014. The relative importance of Big Five Facets in the prediction of emotional exhaustion. *Personality and Individual Differences*, 63: 1-5. doi: 10.1016/j.paid.2014.01.036
- Pratt, J. W. 1987. Dividing the indivisible: Using simple symmetry to partition variance explained. In Pukilla, T., and Duntaneu, S. (Eds.), *Proceedings of the Second International Conference in Statistics*: 245-260. Tampere, Finland: Department of Mathematical Sciences University of Tampere.
- Preacher, K. J., and Kelley, K. 2011. Effect size measures for mediation models: Quantitative strategies for communicating indirect effects. *Psychological Methods*, 16 (2): 93-115. doi: 10.1037/a0022658
- R Development Core Team. 2014. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. <http://www.R-project.org>. Accessed Oct. 6, 2014.
- Schey, H. M. 1993. The relationship between the magnitudes of  $SSR(x_2)$  and  $SSR(x_2|x_1)$ : A geometric description. *The American Statistician*, 47 (1): 26-30. doi: 10.2307/2684778
- Sellin, N. 1990. *PLSPATH Version 3. 01. Application Manual*. Hamburg, Germany: Universität Hamburg.
- Sharpe, N. R., and Ali, A. 2009. A marketing model using enhancement variables. *Case Studies in Business, Industry and Government Statistics*, 3 (1): 23-29.
- Sharpe, N. R., and Roberts, R. A. 1997. The relationship among sums of squares, correlation coefficients, and suppression. *The American Statistician*, 51 (1): 46-48. doi: 10.2307/2684693
- Shieh, G. 2001. The inequality between the coefficient of determination and the sum of squared simple correlation coefficients. *The American Statistician*, 55 (2): 121-124. doi: 10.1198/000313001750358437
- \_\_\_\_\_. 2006. Suppression situations in multiple linear regression. *Educational and*

- Psychological Measurement*, 66 (3): 435-447. doi: 10.1177/0013164405278584
- Stevens, J. P. 2009. *Applied Multivariate Statistics for the Social Sciences (4th ed.)*. New York, NY: Routledge.
- Thompson, B. 1995. Stepwise regression and stepwise discriminant analysis need not apply here: A guidelines editorial. *Educational and Psychological Measurement*, 55 (4): 525-534. doi: 10.1177/0013164495055004001
- \_\_\_\_\_. 2000. Canonical correlation analysis. In Grimm, L., and Yarnold, P. (Eds.), *Reading and Understanding More Multivariate Statistic*, 207-226. Washington, DC: American Psychological Association.
- Thompson, B., and Borrello, G. M. 1985. The importance of structure coefficients in regression research. *Educational and Psychological Measurement*, 45 (2): 203-209. doi: 10.1177/001316448504500202
- Tonidandel, S., and LeBreton, J. M. 2010. Determining the relative importance of predictors in logistic regression: An extension of relative weights analysis. *Organizational Research Methods*, 13 (4): 767-781. doi: 10.1177/1094428109341993
- \_\_\_\_\_. 2011. Relative importance analysis: A useful supplement to regression analysis. *Journal of Business and Psychology*, 26 (1): 1-9. doi: 10.1007/s10869-010-9204-3
- Tonidandel, S., LeBreton, J. M., and Johnson, J. W. 2009. Determining the statistical significance of relative weights. *Psychological Methods*, 14 (4): 387-399. doi: 10.1037/a0017735
- Tzelgov, J., and Henik, A. 1991. Suppression situations in psychological research: Definitions, implications, and applications. *Psychological Bulletin*, 109 (3): 524-536. doi: 10.1037/0033-2909.109.3.524
- Velicer, W. F. 1978. Suppressor variables and the semipartial correlation coefficient. *Educational and Psychological Measurement*, 38 (4): 953-958. doi: 10.1177/001316447803800415
- Waldfoegel, J. 1997. The effects of children on women's wages. *American Sociological Review*, 62 (2): 209-217. doi: 10.2307/2657300

## 附錄

```

#SIMULATION DATA BASED ON Case2
library(MASS)
library(corpcor)
covm<-c(1.00, 0.60, 0.40, 0.20, 0.00,
        0.60, 1.00, 0.90, 0.40, 0.00,
        0.40, 0.90, 1.00, 0.40, 0.00,
        0.20, 0.40, 0.40, 1.00, 0.00,
        0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 1.00)
covm<-matrix(covm,5,5)
varlist<-c("Y", "X1", "X2", "X3", "X4")
dimnames(covm)<-list(varlist,varlist)
simudata<-mvrnorm(n=1000,rep(0,5),covm,empirical=TRUE)
simudata<-data.frame(simudata)

#regression function lm in R to create lm.out
library(yhat)
library(miscTools)
lm.out<-lm(Y~X1+X2+X3+X4,data=simudata)
regrOut<-calc.yhat(lm.out)

#bootstrapped the results produced from calc.yhat
library(boot)
boot.out<-boot(simudata,boot.yhat,1000,lmOut=lm.out, regrout0=regrOut)

#summary statistics of the bootstrap data
result<-booteval.yhat(regrOut,bty= "perc",boot.out)

```

## 作者簡介

### 邱皓政

美國南加州大學心理計量學博士，國立臺灣師範大學企業管理學系教授兼副總務長，研究興趣為心理計量與統計方法、多變量分析技術、測驗編製與量表發展、甄選與評量工具開發與應用等議題。教學領域為統計學、研究方法、組織行為與人力資源管理。曾擔任臺灣心理學會秘書長、中國測驗學會常務理事、臺灣統計方法學學會理事長與監事、國家教育研究院 TASA 推動委員等職。著有結構方程模式、多層次模式方法論、潛在類別模式等專書，論文多發表於臺大管理論叢、中華心理學刊、管理學報、教育科學研究期刊、測驗學報、教育與心理研究等期刊。

---

作者在此感謝匿名審查委員與領域主編對於本文所提出的諸項指正意見與修正建議，以及洪嘉陽教授在本文撰述過程所提供的協助。

\* E-mail: hawjeng@ntnu.edu.tw