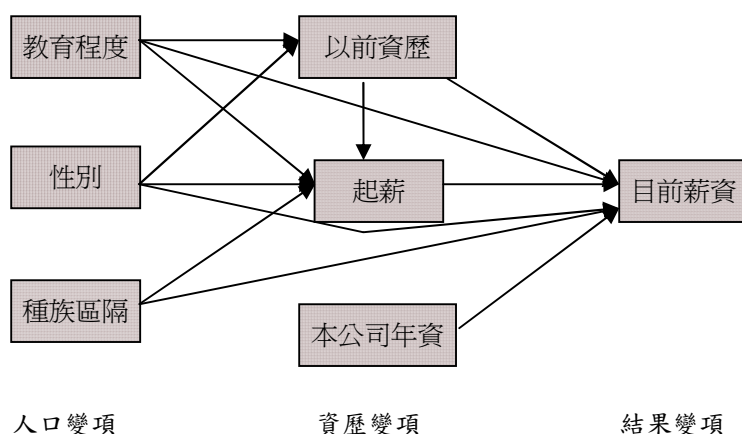


範例 16.4 路徑分析

操作要點：路徑分析是由研究者依據理論文獻，提出路徑模型，將每一個內衍變項視為一個迴歸模型，分別進行分析後加以組合，即可得到路徑分析的結果。

資料庫：本範例利用 SPSS 軟體所提供的範例資料 `employee data.sav` (可在 SPSS 軟體的子目錄下得到該檔案) 來進行路徑分析。該資料庫蒐集了 474 位員工的人事與薪資資料，重要變數包括性別（為字串變數，需轉換成數值變數）、受教育年數、在該公司的年資、先前的工作資歷、是否為少數民族、起薪與目前薪資。根據這些變數，提出一個路徑模型如下：



■SPSS 操作程序

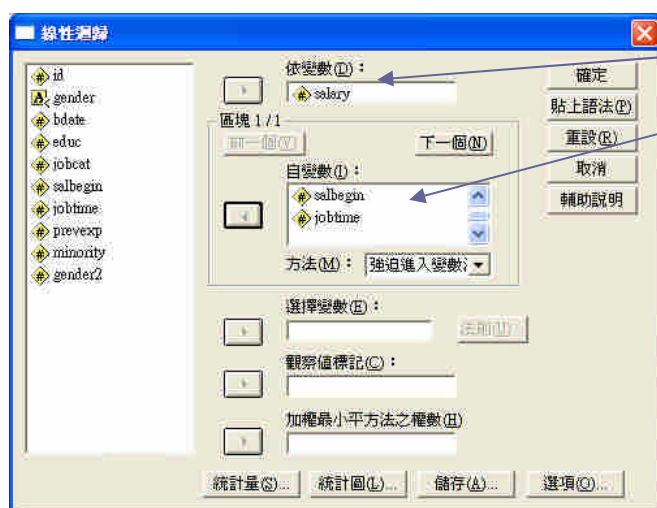
A. 性別字串變項轉換成數值變數（虛擬變數）

（說明：由於性別為字串變數，m 為男性，f 為女性，無法進行迴歸分析，因此以轉換功能將性別轉換成 0(女)與 1(男)的虛擬變數）

B. 迴歸分析

(說明：將內衍變項作依變項，以強迫進入法同時將所有的自變數納入進行多元迴歸分析，取標準化迴歸係數為路徑係數。)

1. 以目前薪資為依變項



設定多元迴歸

以目前薪資為依變數，六個自變數以強迫進入法估計迴歸係數

■ 報表結果

模式摘要

模式	R	R 平方	調整後的 R 平方	估計的標準誤
1	.903 ^a	.815	.812	\$7,397.678

a. 預測變數：(常數), jobtime 在本公司的年資(月), prevexp 以前的資歷(月), salbegin 起薪, minority 種族區隔, gender2, educ 教育程度(年)

模式摘要與檢定

以目前薪資為依變項的迴歸結果，可用來計算估計標準誤

變異數分析^b

模式		平方和	自由度	平均平方和	F 檢定	顯著性
1	迴歸	112359618390	6	18726603065	342.191	.000 ^a
	殘差	25556877046.3	467	54725646.780		
	總和	137916495436	473			

a. 預測變數：(常數), jobtime 在本公司的年資(月), prevexp 以前的資歷(月), salbegin 起薪, minority 種族區隔, gender2, educ 教育程度(年)

b. 依變數：salary 目前薪資

係數^a

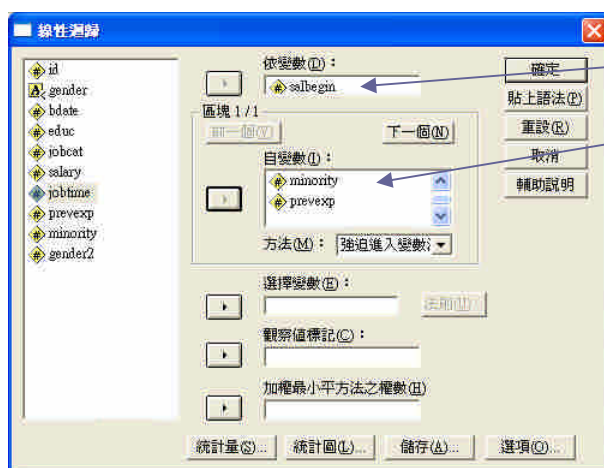
	未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
	B 之估計值	標準誤	Beta 分配		
1 (常數)	-14478.538	3267.573		-4.431	.000
educ 教育程度(年)	589.259	166.359	.100	3.542	.000
gender2	2418.777	799.012	.071	3.027	.003
minority 種族區隔	-1377.447	851.277	-.033	-1.618	.106
prevexp 以前的資歷(月)	-18.764	3.601	-.115	-5.210	.000
salbegin 起薪	1.707	.061	.787	27.868	.000
jobtime 在本公司的年資(月)	156.511	34.048	.092	4.597	.000

a. 依變數：salary 目前薪資

迴歸係數

Beta 係數即為路徑係數(直接效果)。

2. 以起薪為依變項

**設定多元迴歸**

以起薪為依變數，只有四個自變數，以強迫進入法估計迴歸係數。

此時起薪被視為是中介變數。

報表結果**模式摘要**

模式	R	R 平方	調整後的 R 平方	估計的標準誤
1	.706 ^a	.499	.494	\$5,596.641

a. 預測變數：(常數), prevexp 以前的資歷(月), minority 種族區隔, gender2, educ 教育程度(年)

變異數分析^b

模式		平方和	自由度	平均平方和	F 檢定	顯著性
1	迴歸	14610703792.9	4	3652675948	116.615	.000 ^a
	殘差	14690201172.6	469	31322390.6		
	總和	29300904965.5	473			

a. 預測變數：(常數), prevexp 以前的資歷(月), minority 種族區隔, gender2, educ 教育程度(年)

b. 依變數：salbegin 起薪

係數^a

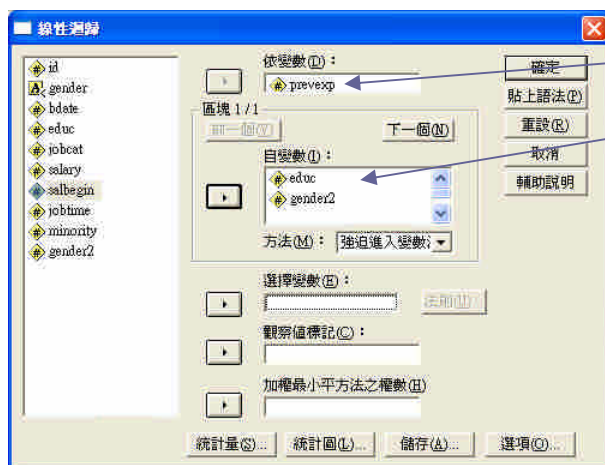
模式		未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
		B 之估計值	標準誤	Beta 分配		
1	(常數)	-6935.866	1416.652		-4.896	.000
	educ 教育程度(年)	1574.258	102.343	.577	15.382	.000
	gender2	3670.725	578.845	.233	6.341	.000
	minority 種族區隔	-2339.717	634.479	-.123	-3.688	.000
	prevexp 以前的資歷(月)	12.812	2.659	.170	4.818	.000

a. 依變數：salbegin 起薪

迴歸係數

Beta 係數即為路徑係數(直接效果)。

3. 以以前資歷為依變項



設定多元迴歸

以先前經驗為依變數，僅需兩個自變數，以強迫進入法估計迴歸係數

■ 報表結果

模式摘要

模式	R	R 平方	調整後的 R 平方	估計的標準誤
1	.371 ^a	.138	.134	97.310

a. 預測變數：(常數), gender2, educ 教育程度(年)

變異數分析^b

模式		平方和	自由度	平均平方和	F 檢定	顯著性
1	迴歸	713790.490	2	356895.245	37.690	.000 ^a
	殘差	4460016.3	471	9469.249		
	總和	5173806.8	473			

a. 預測變數：(常數), gender2, educ 教育程度(年)

b. 依變數：prevexp 以前的資歷(月)

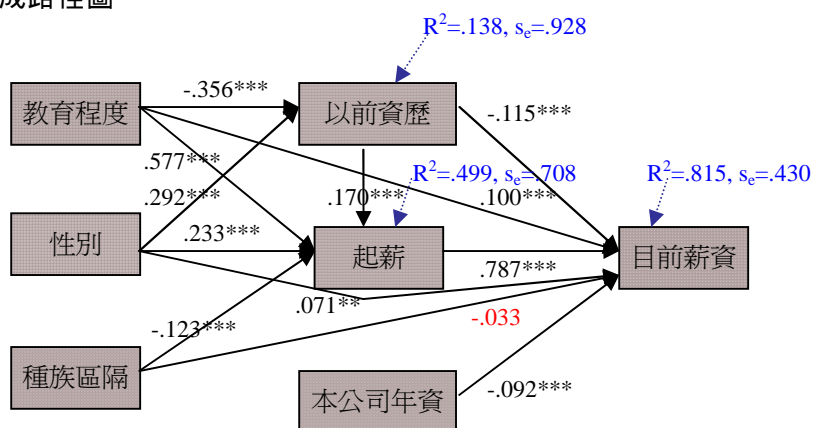
模式		未標準化係數		標準化係數	t	顯著性
		B 之估計值	標準誤	Beta 分配		
1	(常數)	236.772	21.572		10.976	.000
	educ 教育程度(年)	-12.913	1.660	-.356	-7.780	.000
	gender2	61.181	9.604	.292	6.371	.000

a. 依變數：prevexp 以前的資歷(月)

迴歸係數

Beta 係數即為路徑係數(直接效果)。

3. 完成路徑圖



估計誤差估計：

$$\text{目前薪資：} R^2 = .815, s_e = \sqrt{1 - R^2} = \sqrt{.185} = .430$$

$$\text{起薪：} R^2 = .499, s_e = \sqrt{1 - R^2} = \sqrt{.501} = .708$$

$$\text{以前資歷：} R^2 = .138, s_e = \sqrt{1 - R^2} = \sqrt{.862} = .928$$

4. 效果分析

以教育程度對於目前薪資的效果為例：

直接效果：教育→目前薪資: .100

間接效果 1: 教育→以前資歷→目前薪資： $-.356 \times .115 = -.041$ 間接效果 2: 教育→起薪→目前薪資： $.577 \times .787 = .454$ 間接效果 3: 教育→以前資歷→起薪→目前薪資： $-.356 \times .170 \times .115 = .007$ 總效果 = $.100 + (.041 + .454 + .007) = .100 + .502 = .602$

表 16.11 薪資模型路徑分析各項效果分解說明

自變項		依變項：內衍變項		
		以前資歷	起薪	目前薪資
外衍變項				
educ 教育程度	直接效果	-.356	.577	.100
	間接效果	-	.061	.602
	總效果	-.356	.638	.702
gender2 性別	直接效果	.292	.233	.071
	間接效果	-	.050	.189
	總效果	.292	.283	.260
minority 種族區隔	直接效果	-	-.123	-.033
	間接效果	-	-	-.097
	總效果	-	-.123	-.130
jobtime 年資	直接效果	-	-	-.092
	間接效果	-	-	-
	總效果	-	-	-.092
內衍變項				
prevexp 以前資歷	直接效果	-	.170	-.115
	間接效果	-	-	.134
	總效果	-	-.170	.021
salbegin 起薪	直接效果	-	-	.787
	間接效果	-	-	-
	總效果	-	-	.787

■ 結果解釋

以 SPSS 的多元迴歸功能進行三次多元迴歸得到的結果顯示，三個內衍變項能夠有效的被解釋，解釋變異量分別是目前薪資的.815（ $F(6,467)=342.191, p<.001$ ）、起薪的.499（ $F(4,469)=116.615, p<.001$ ）、以前資歷的.138（ $F(2,471)=37.69, p<.001$ ），而起薪與以前資歷扮演了中介變項的角色，教育、性別與種族區隔都可以藉由中介變數間接影響目前薪資。整個模型估計的結果如路徑圖所示。

對於各變數的效果分析摘要表列於表 16.11，結果顯示教育程度是對於目前薪資的影響最重要的解釋變數，不僅具有直接效果 (.100) 也具有多重間接效果，間接效果的總和達.602，總效果為.702。如果與原來觀察相關 (.661) 相比 (樣本相關矩陣如下方所示)，總效果與觀察相關數值非常接近，但是如果沒有考慮間接效果，僅用直接效果來說明教育程度與目前薪資的關係，會出現明顯的低估的現象。

相關

		salary	educ	gender2	minority	prevexp	salbegin	jobtime
Pearson 相關	salary 目前薪資	1	.661**	.450**	-.177**	-.097*	.880**	.084
	educ 教育程度(年)	.661**	1	.356**	-.133**	-.252**	.633**	.047
	gender2	.450**	.356**	1	.076	.165**	.457**	.066
	minority 種族區隔	-.177**	-.133**	.076	1	.145**	-.158**	.050
	prevexp 以前的資歷(月)	-.097*	-.252**	.165**	.145**	1	.045	.003
	salbegin 起薪	.880**	.633**	.457**	-.158**	.045	1	-.020
	jobtime 在本公司的年資(月)	.084	.047	.066	.050	.003	-.020	1

** . 在顯著水準為0.01時 (雙尾)，相關顯著。

* . 在顯著水準為0.05 時 (雙尾)，相關顯著。

另一個值得注意的效果，是以前資歷對於目前薪資的影響。以前資歷的直接效果是-.115，顯示以前資歷越久者薪資越低，但以前資歷會透過起薪間接影響目前薪資，路徑係數 (.170*.787=.134) 為正值，表示以前資歷越久者，起薪越高；起薪越高，則目前薪資越高，間接效果的影響甚至大於直接效果，兩相抵銷之下，總效果仍有.021。此一結果凸顯了一個問題，即以傳統的迴歸模型來解釋變項關係，無法偵測出微妙的中介效果 (mediation effect)。以本範例的數據顯示，以前資歷的直接效果為負值，顯示以前資歷的多寡對於目前薪資的高低是有害處的；但增加了間接效果之後，總效果成為正值，顯示以前資歷對於薪資是有幫助的。同一個資料庫得到的研究結論恰好相反，顯示當我們使用了不同的分析方法，得到結果會有不同，此時，究竟哪一個結論才是正確的，成為一個學術的羅生門。因此，深入瞭解各種方法的差異與優劣、審慎使用統計方法來分析資料、正確解讀研究的數據，是量化研究方法訓練非常重要的一環。