第三章　實證模型設定

第一節　前言

分析中老年人遺贈動機與持有壽險之相關性，可利用兩階段估計法[1]之概念，第一階段先以相關變數估計中老年人留下遺產或分家產之機率，第二階段再以此機率輔以相關變數對是否持有壽險作實證分析，且特別把強迫退休年齡 65 歲以下的樣本挑出來再做一次迴歸分析，並與全部樣本之結果比較。因兩階段皆採用兩個以上變數預測一個不連續二項選擇的模型，故以二元邏輯斯特迴歸模型（binary logistic model）較為適合；在此先針對其特性加以描述：二元邏輯斯特迴歸模型基本型態為屬性資料，和一般線性迴歸模型不同點在於二元邏輯斯特迴歸模型的被解釋變數並不像一般的線性迴歸模型必須服從常態分配（normal distribution）之假設，是為一個二項選擇的變數型態，其反應函數呈現曲線狀態，機率值落在 0 到 1 之間。

本文被解釋變數因屬互斥的二元行為模式，故以虛擬變數（dummy variable）的設定予以量化。第一階段以 0 表示中老年人沒有留下遺產的計畫或未分過家產，以 1 表示中老年人存有留下遺產的計畫或分過家產；第二階段則以 0 表示中老年人未持有壽險，以 1 表示中老年人持有壽險。

[1] 為避免遺贈動機與其他變數相互影響，也就是產生內生性（endogeneity）的問題，因此採用兩階段估計法的方式，第一階段先估計遺贈動機，再以第二階段估計持有壽險。

第二節　遺贈動機實證模型

第一階段遺贈動機實證模型如下：

$$Y_i^* = \alpha + \beta_i X_{ik} + \varepsilon_i \qquad (1)$$

Y_i^*：隱含的變數（latent variable），表無法觀察到遺贈與不遺贈之預期效用差距。

α：截距項（constant）。

β_i：第 i 個解釋變數之參數。

X_{ik}：第 i 個解釋變數，k 為解釋變數之數量。

ε_i：第 i 個解釋變數之隨機誤差項，假設符合邏輯斯特分配。

而因 Y_i^* 無法被觀察，故設一虛擬變數 Y_i，且符合：

$Y_i = 1$ if $Y_i^* > 0$，亦即存有留下遺產的計畫或分過家產。

$Y_i = 0$ if $Y_i^* \leqq 0$，亦即沒有留下遺產的計畫或未分過家產。

X_{ik} 為影響中老年人存有留下遺產的計畫或分過家產之因素，可表示為：

X_{ik} =（家庭相關變數、經濟狀況變數、受訪者背景變數）。

上述為 logit 之基本模型，若事件發生機率符合標準化邏輯斯特分配（standard logistic model）時，以累積分配函數（Cumulative Distribution Function, CDF）來

轉換，可得：

$$prob(Y_i = 1) = \frac{\exp(\alpha + \beta_i X_{ik} + \varepsilon_i)}{1 + \exp(\alpha + \beta_i X_{ik} + \varepsilon_i)} \quad (2)$$

$$prob(Y_i = 0) = \frac{1}{1 + \exp(\alpha + \beta_i X_{ik} + \varepsilon_i)} \quad (3)$$

相對機率則可以 odds-ratio 來表示：

$$\frac{prob(Y_i = 1)}{prob(Y_i = 0)} = odds = \frac{\exp(\alpha + \beta_i X_{ik} + \varepsilon_i)}{1} \quad (4)$$

取其自然對數，即得一線性關係函數：

$$\ln \frac{prob(Y_i = 1)}{prob(Y_i = 0)} = \alpha + \beta_i X_{ik} + \varepsilon_i \quad (5)$$

上述轉換過程稱為 logit 轉換（logit transformation）。上式透過最大概似法（maximum likelihood method）求極值的方式，可得出各變數的估計係數，另外模型中所得出估計係數 β_i 值的正負號將決定各變數變動對於存有留下遺產的計畫或分過家產機率方向變動之影響，為邊際影響（marginal effect）。

第三節　持有壽險實證模型

第二階段持有壽險實證模型如下：

$$Insurance_i^* = \theta + \gamma_i Z_{ik} + \varepsilon_i \tag{6}$$

$Insurance_i^*$：隱含的變數，表無法觀察到持有壽險與不持有壽險之預期效用差距。

θ：截距項。

γ_i：第 i 個解釋變數之參數。

Z_{ik}：第 i 個解釋變數，k 為解釋變數之數量。

ε_i：第 i 個解釋變數之隨機誤差項，假設符合邏輯斯特分配。

而因 $Insurance_i^*$ 無法被觀察，故設一虛擬變數 $Insurance_i$，且符合：

$Insurance_i = 1$ *if* $Insurance_i^* >$ 0，亦即持有壽險。

$Insurance_i = 0$ *if* $Insurance_i^* \leqq$ 0，亦即未持有壽險。

Z_{ik} 為影響中老年人持有壽險之因素，可表示為：

Z_{ik} =（遺贈動機、家庭相關變數、經濟狀況變數、工作相關變數、受訪者背景變數）。

上述為 logit 之基本模型，若事件發生機率符合標準化邏輯斯特分配時，以

累積分配函數來轉換，可得：

$$prob\left(Insurance_i = 1\right) = \frac{\exp\left(\theta + \gamma_i Z_{ik} + \varepsilon_i\right)}{1 + \exp\left(\theta + \gamma_i Z_{ik} + \varepsilon_i\right)} \tag{7}$$

$$prob\left(Insurance_i = 0\right) = \frac{1}{1 + \exp\left(\theta + \gamma_i Z_{ik} + \varepsilon_i\right)} \tag{8}$$

相對機率則可以 odds-ratio 來表示：

$$\frac{prob\left(Insurance_i = 1\right)}{prob\left(Insurance_i = 0\right)} = odds = \frac{\exp\left(\theta + \gamma_i Z_{ik} + \varepsilon_i\right)}{1} \tag{9}$$

取其自然對數，即得一線性關係函數：

$$\ln \frac{prob\left(Insurance_i = 1\right)}{prob\left(Insurance_i = 0\right)} = \theta + \gamma_i Z_{ik} + \varepsilon_i \tag{10}$$

上述轉換過程稱為 logit 轉換。上式透過最大概似法求極值的方式，可得出各變數的估計係數，另外模型中所得出估計係數 γ_i 值的正負號將決定各變數變動對於持有壽險機率方向變動之影響，為邊際影響。

第四節　實證模型及迴歸式

總計本文之實證模型共有以下四種：

模型 1：

$$Bequest_i=\alpha_0+\alpha_1 Spouse_i+\alpha_2 Satisfaction_i+\alpha_3 Children_i+\alpha_4 Ownhouse_i+\alpha_5 Ownsechouse_i +\alpha_6 Fiasset_i+\alpha_7 Education_i+\alpha_8 Age99_i+\varepsilon_i \quad (11)$$

$$Insurance_i=\beta_0+\beta_1 Pbequest_i+\beta_2 Spouse_i+\beta_3 Satisfaction_i+\beta_4 Children_i+\beta_5 Ownhouse_i +\beta_6 Ownsechouse_i+\beta_7 Fiasset_i+\beta_8 Ficondition_i+\beta_9 GIPS_i+\beta_{10} LI_i+\beta_{11} Gender_i +\beta_{12} Education_i+\beta_{13} Age99_i+\zeta_i \quad (12)$$

模型 1.1：

$$Bequest_i=\gamma_0+\gamma_1 Spouse_i+\gamma_2 Satisfaction_i+\gamma_3 Children_i+\gamma_4 Ownhouse_i+\gamma_5 Ownsechouse_i +\gamma_6 Fiasset_i+\gamma_7 Education_i+\gamma_8 Age99_i+\eta_i \quad (13)$$

$$Insurance_i=\delta_0+\delta_1 Pbequest_i+\delta_2 Spouse_i+\delta_3 Satisfaction_i+\delta_4 Children_i+\delta_5 Ownhouse_i +\delta_6 Ownsechouse_i+\delta_7 Fiasset_i+\delta_8 Ficondition_i+\delta_9 Public_i+\delta_{10} Gender_i +\delta_{11} Education_i+\delta_{12} Age99_i+\theta_i \quad (14)$$

模型 2：

$$Division_i=\iota_0+\iota_1 Spouse_i+\iota_2 Satisfaction_i+\iota_3 Children_i+\iota_4 Ownhouse_i+\iota_5 Ownsechouse_i +\iota_6 Fiasset_i+\iota_7 Education_i+\iota_8 Age99_i+\nu_i \tag{15}$$

$$Insurance_i=\kappa_0+\kappa_1 Pdivision_i+\kappa_2 Spouse_i+\kappa_3 Satisfaction_i+\kappa_4 Children_i+\kappa_5 Ownhouse_i +\kappa_6 Ownsechouse_i+\kappa_7 Fiasset_i+\kappa_8 Ficondition_i+\kappa_9 GIPS_i+\kappa_{10} LI_i+\kappa_{11} Gender_i +\kappa_{12} Education_i+\kappa_{13} Age99_i+\xi_i \tag{16}$$

模型 2.1：

$$Division_i=\lambda_0+\lambda_1 Spouse_i+\lambda_2 Satisfaction_i+\lambda_3 Children_i+\lambda_4 Ownhouse_i+\lambda_5 Ownsechouse_i +\lambda_6 Fiasset_i+\lambda_7 Education_i+\lambda_8 Age99_i+o_i \tag{17}$$

$$Insurance_i=\mu_0+\mu_1 Pdivision_i+\mu_2 Spouse_i+\mu_3 Satisfaction_i+\mu_4 Children_i+\mu_5 Ownhouse_i +\mu_6 Ownsechouse_i+\mu_7 Fiasset_i+\mu_8 Ficondition_i+\mu_9 Public_i+\mu_{10} Gender_i +\mu_{11} Education_i+\mu_{12} Age99_i+\pi_i \tag{18}$$

其中模型 1 及模型 2 為全樣本，模型 1.1 及模型 2.1 為強迫退休年齡 65 歲以下的樣本，且其第二階段之變數略有不同[2]。

[2] 模型 1 及模型 2 均包括有無公保、有無勞保兩變數，而不包括是否從事公職此變數；模型 1.1 及模型 2.1 則相反。