國立政治大學統計學研究所
碩士論文

指導教授：江振東 博士

臺灣地區男女自殺死亡率之比較研究

研 究 生：柯亭安 撰

中華民國一百年五月

誌　　謝

本論文得以順利完成，首先感謝指導教授江振東老師不厭其煩的指導，對於我在寫作論文時遇到的任何問題，總能耐心面對，給予我最詳細的解說與建議，老師的細心指導與耐心解說真的讓我受益良多。其次，感謝口試委員陳珍信老師在每個禮拜四自殺防治中心開會的日子，給予我許多的指教與建議，還有李明濱主任的指教與建議，都使本論文更臻完善。此外，在兩年求學期間，感謝統研所老師們的諄諄教誨，與同學們的相互扶持，還有自殺防治中心同仁們的幫忙。

最後，感謝家人在這段期間給我的支持與鼓勵，尤其是父母，感謝您們無私的付出，讓我得以順利完成碩士學位。願將此拙著獻給我親愛的家人，並致上最誠摯的祝福。

柯亭安 謹誌

100 年 6 月

摘　　要

為瞭解臺灣地區男女自殺死亡率的差異，本文採用 Held and Riebler (2010) 所建議的多元年齡-年代-世代模型，同時探討男女性自殺死亡率在年齡、年代及世代三種效應上的差異，我們同時使用非條件概似函數法（或稱對數線性模型法）及條件概似函數法（或稱多項式邏輯模型法）對台灣地區男女自殺死亡資料來配適模型。結果發現在假設世代效應與性別無關的前提下，年齡方面，女性的自殺死亡率在 10 歲到 24 歲時顯著比男性高，在 15 到 19 歲這個年齡層差異達到最大，20 歲之後差異開始變小，到了 25 至 34 歲，兩性則已無顯著差異，35 歲之後男性的自殺死亡率開始顯著大於女性，並且隨著年齡增長兩性的差異越大，直到 60 歲之後差異才開始減小，到 70 歲時兩性無顯著差異。年代方面，男女的自殺死亡率在 1959 年到 1973 年間沒有顯著的差異，在 1974 到 1988 年女性的自殺死亡率顯著大於男性並於 1979 年到 1983 年來到最低點，也就是差異最大，之後差異開始變小，到了 1989 年時兩性已無顯著差異，從 1994 年開始男性的自殺死亡率反而開始顯著大於女性，而且隨著年代增加差異越大，並於 2004 到 2008 這個年代層差異達到最大。

關鍵詞：年齡－年代－世代模型、多元年齡－年代－世代模型、條件概似函數法，過度離散度。

Abstract

To understand the differences in suicide mortality between men and women in Taiwan, this study uses the Multivariate Age-Period-Cohort model proposed by Held and Riebler (2010), and explores the differences in suicide mortality between men and women on age, period and cohort effects adjusted for the other two. We use both unconditional likelihood function method (or log-linear model) and conditional likelihood function method (or multinomial logit model) to fit the model. Assuming that the cohort effect is independent of the gender, female suicide mortality in the age of 10 to 24 years old appears significantly higher than that of male, and the maximum age difference appears at the age of 15 to 19 years old. The difference is getting smaller after the age of 20, and gender difference is no longer significant between age of 25 to 34. After 35-year-old, male suicide death rate starts to exceed that of female, and the difference increases until the age of 60. After 60 years old, the difference starts to decrease till age of 70 at which there is no significant gender differences. There is no significant gender-specific suicide mortality difference between years 1959 and 1973. From 1974 to 1988 female suicide mortality rate is significantly greater than male. The difference reaches the peak in1979 to 1983. After that, the difference is getting smaller, and gender difference is no longer significant between 1989 and 1993. From 1994, suicide mortality for men begins to be significantly greater than women, and the difference increases with period. This difference reaches the maximum level in 2004 to 2008.

Key words: Age-Period-Cohort model, Multivariate Age-Period-Cohort model, Conditional likelihood function method, Overdispersion.

目錄

圖目錄

表目錄

第一章　緒論

第一節　研究背景與動機

自殺防治一直是政府有關部門及學者相當重視的問題，其中有許多的原因可能影響自殺死亡率，除了年齡，年代及世代，自殺死亡率也會因為性別不同而有所差異，本文主要想了解台灣地區的自殺死亡率與性別有何關聯。

我們先對台灣地區男女自殺死亡的原始資料做初步的繪圖分析，如果只對單一變數做討論，繪圖結果如圖 1-1，1-2，1-3，圖 1-1 為針對男女各年齡層的自殺死亡率繪圖，圖 1-2 為年代層，圖 1-3 為世代層，容易忽略剩下兩個變數對自殺死亡率造成的可能影響。若是同時對兩個效應做繪圖討論，結果如圖 1-4 到 1-9，圖 1-4 是以年齡為 x 軸分別對各個年代層繪圖，圖 1-5 是以年齡為 x 軸分別對各個世代層繪圖，圖 1-6 是以年代為 x 軸分別對各個年齡層繪圖，圖 1-7 是以年代為 x 軸分別對各個世代層繪圖，圖 1-8 是以世代為 x 軸分別對各個年齡層繪圖，圖 1-9 是以世代為 x 軸分別對各個年代層繪圖，雖然可以看看兩兩之間的關聯 ，但是一樣會忽略第三個變數的影響，而且當資料量大時，圖形就會過於複雜而不易得出一般結論。同時將三個效應繪在一張圖時就更不易解讀了。因此需要藉由配適年齡-年代-世代模型（Age-Period-Cohort Model）來排除不必要的變異以說明年齡，年代，世代三個效應在固定另外兩個因子下的改變。

本文為瞭解臺灣地區男女自殺率的差異，還採用多元年齡-年代-世代模型（Multivariate Age-Period-Cohort Model），以同時討論男女自殺死亡率在年齡、年代及世代三種效應上的差異。

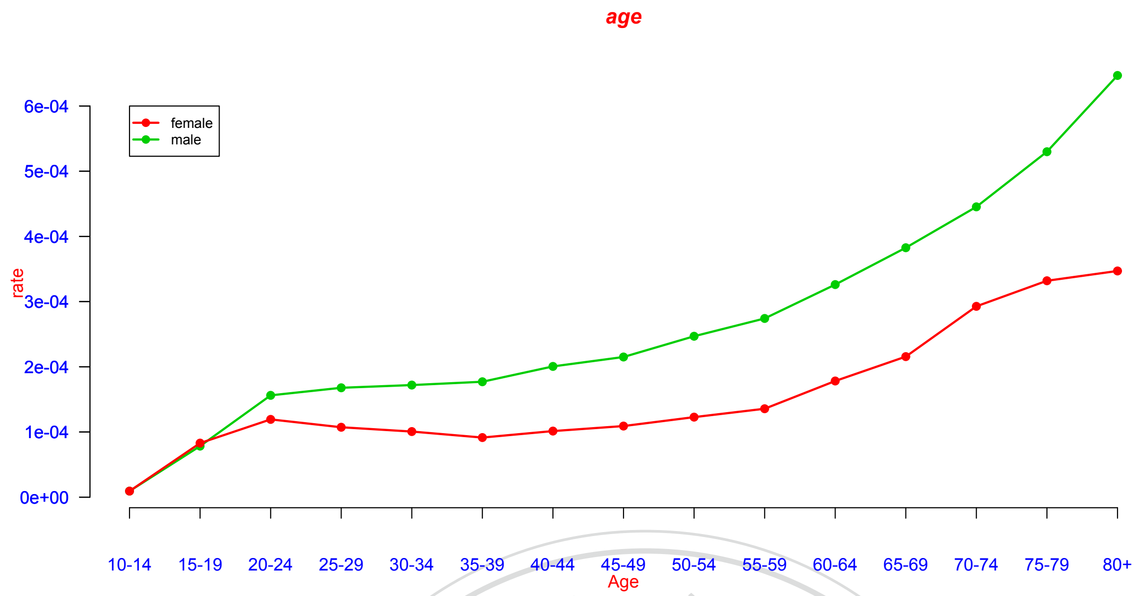

圖 1-1 各年齡層的男女自殺死亡率

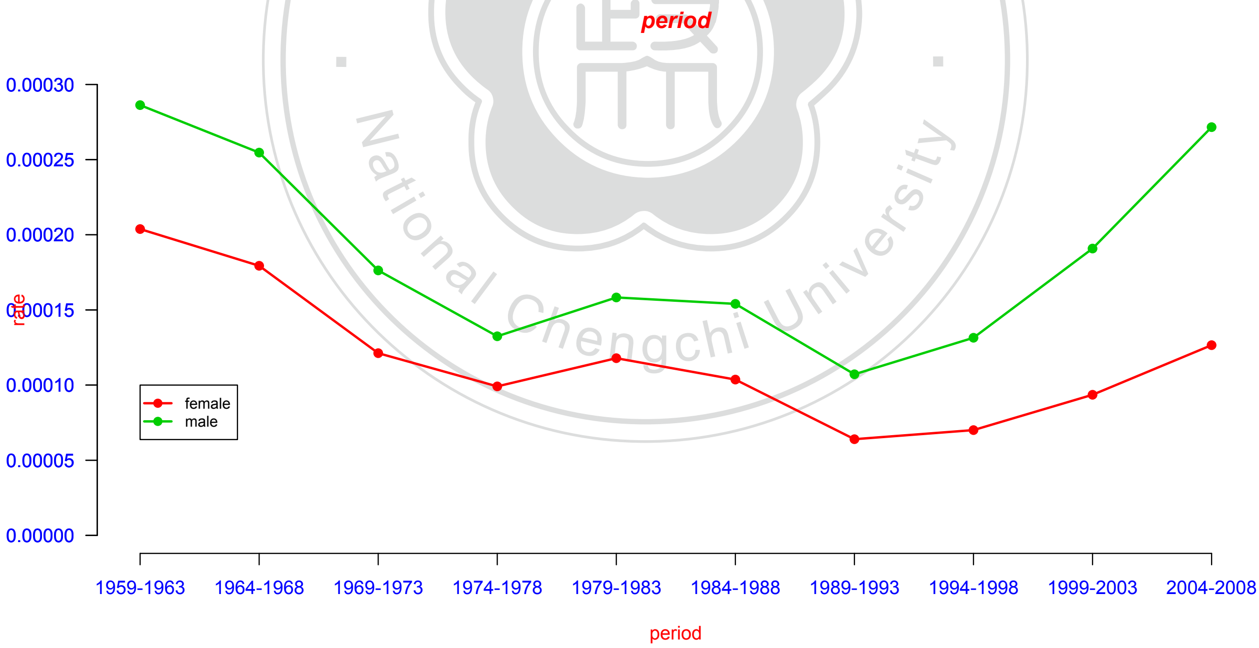

圖 1-2 各年代層的男女自殺死亡率

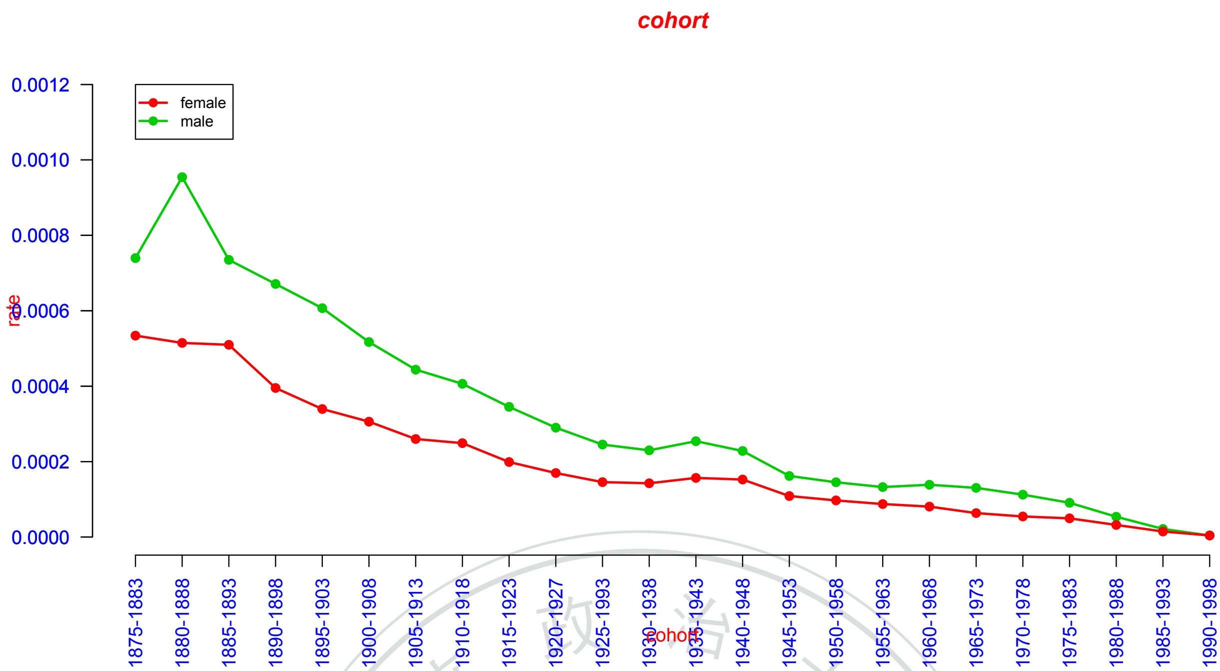

圖 1-3 各世代層的男女自殺死亡率

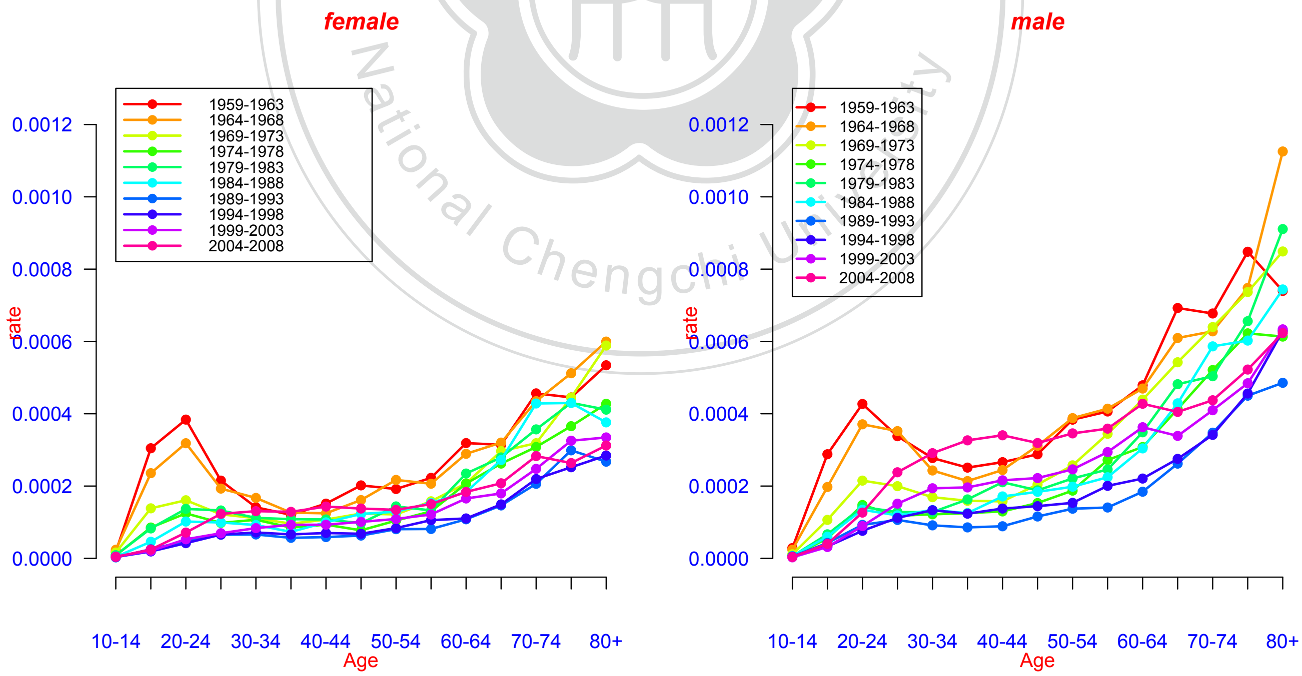

圖 1-4 各年代層在各個年齡層的男女自殺死亡率

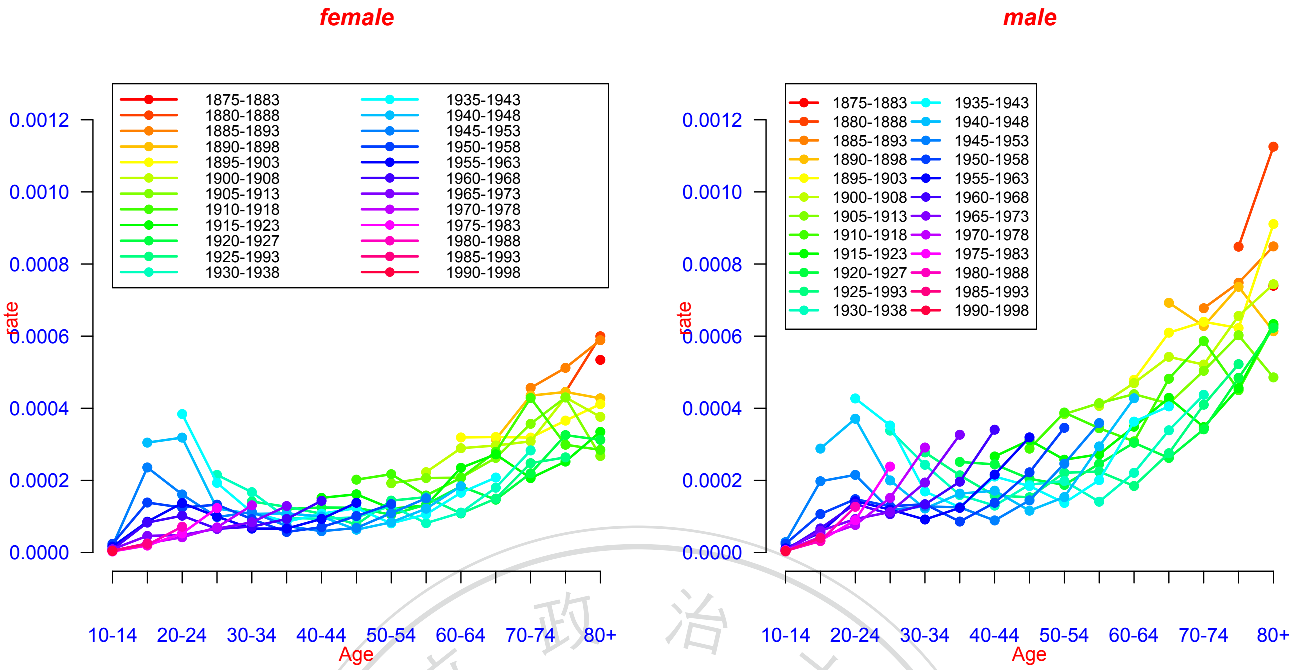

圖 1-5 各世代層在各個年齡層的男女自殺死亡率

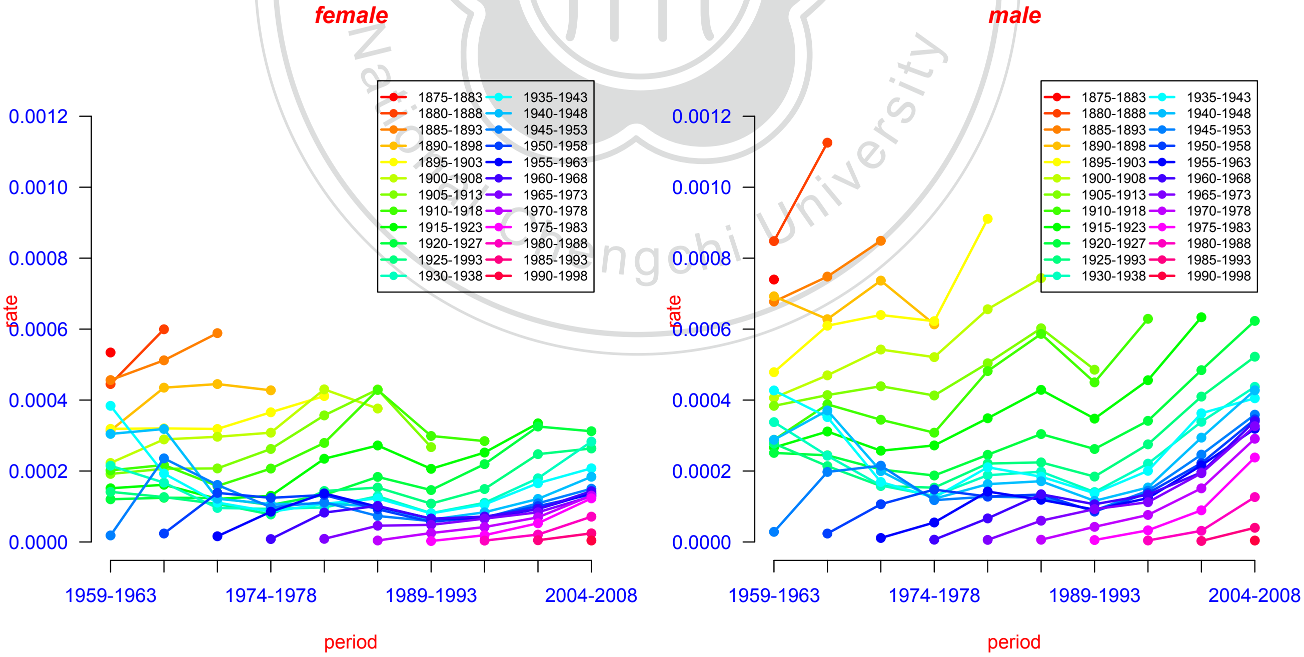

圖 1-6 各年齡層在各個年代層的男女自殺死亡率

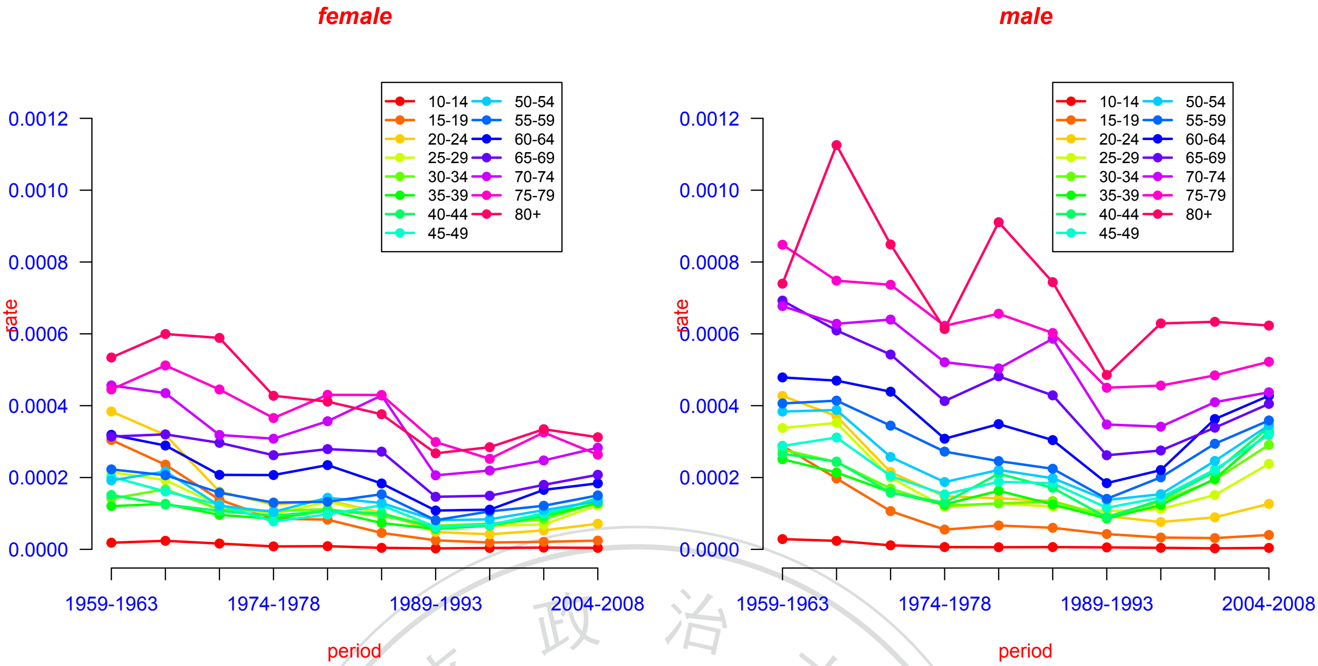

圖 1-7 各世代層在各個年代層的男女死亡率

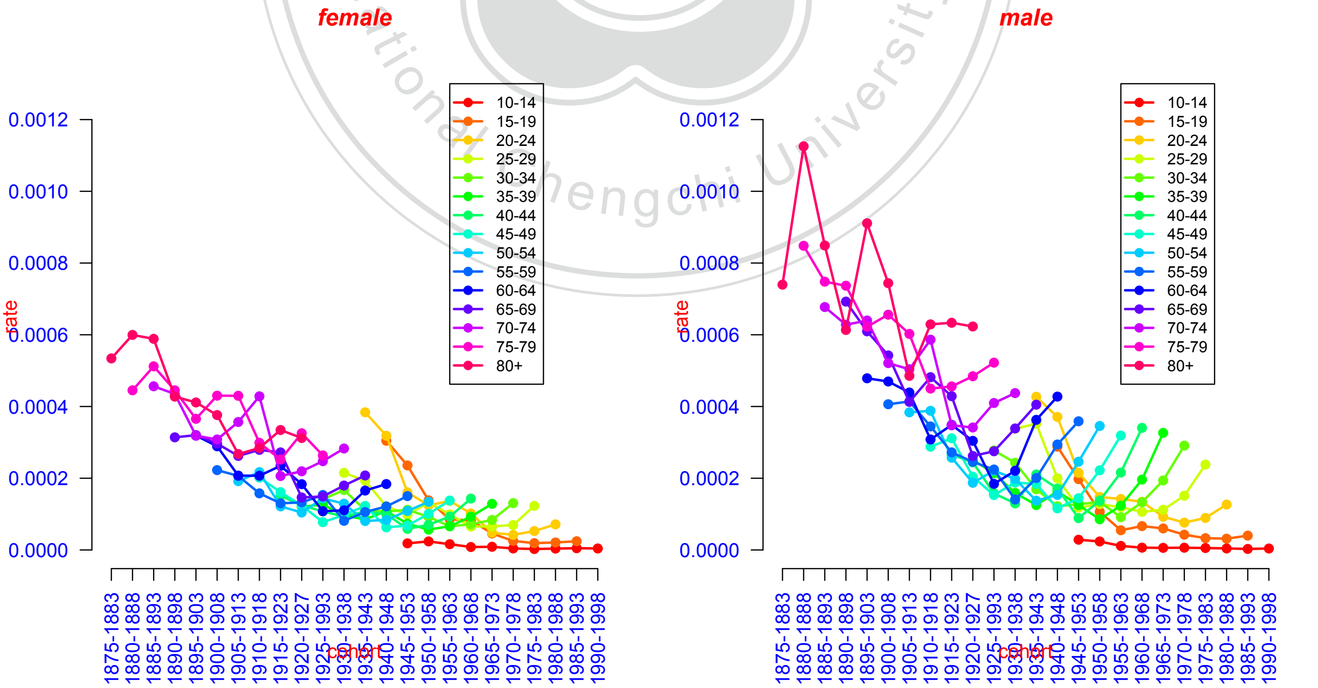

圖 1-8 各年齡層在各個世代層的男女死亡率

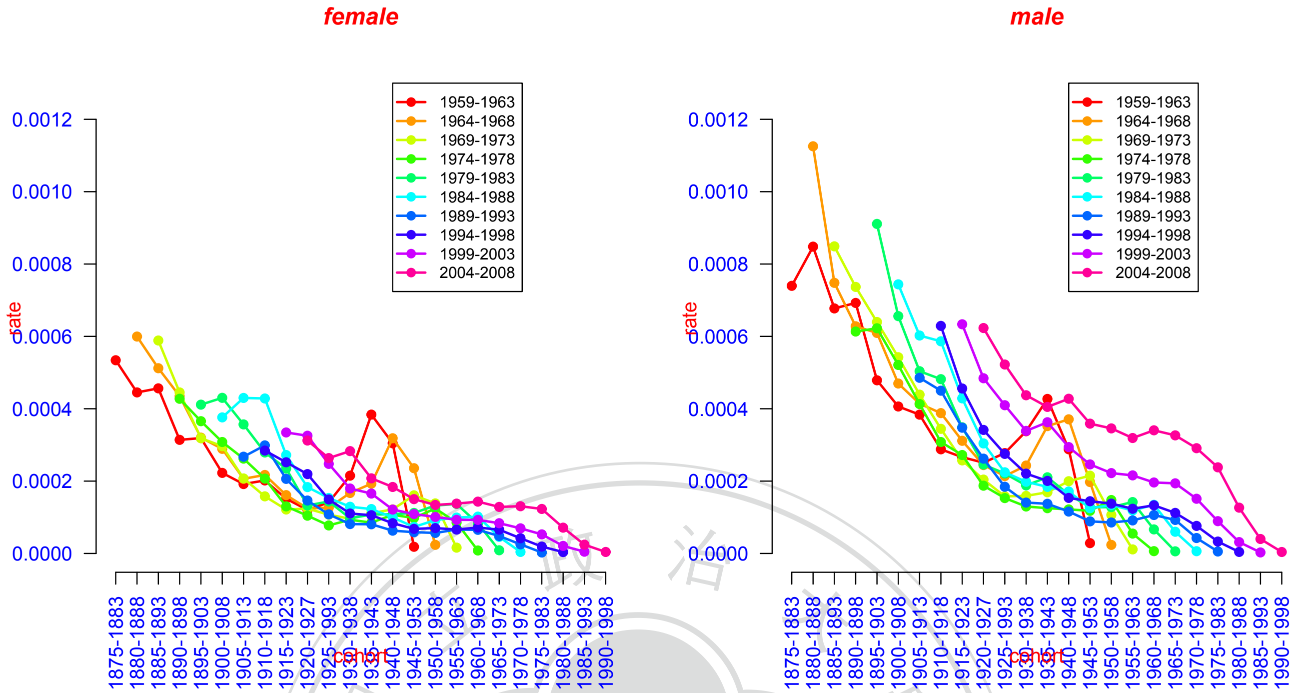

圖 1-9 各年代層在各個世代層的男女死亡率

第二節　研究目的

基於前述之研究背景與動機，本文欲研究的目的為對台灣地區男女自殺死亡的資料配適多元年齡-年代-世代模型來比較男女在自殺死亡率上的差異 。

第三節　章節架構

本文共分五章，茲將章節之安排說明如下:

第一章為緒論，說明研究背景、動機及目的。

第二章為文獻探討，針對相關文獻先說明年齡-年代-世代分析之基本概念及其模型，介紹過去文獻中學者們所曾提出的一些年齡-年代-世代分析方式，再探討文獻中涉及到分層變數時如何進行各個分層的比較。

第三章為理論架構，主要在於闡述 Fu（2000）所提出之本質估計量的定義、統計性質及其計算方法，並對 Held and Riebler (2010)所提出的多元年齡-年代-世代模型的進行介紹，說明其配適的方法 。

第四章為資料分析，先陳述自殺死亡人口，自殺死亡率及年齡，年代，世代效應在本研究中之定義，再對全國自殺防治中心所提供的 1959 年到 2008 年的行政院衛生署死亡人口登記資料及內政部人口統計資料作整理，接著先採用本質估計量的方式對資料配適年齡-年代-世代模型，再採用非條件概似函數法與條件概似函數法配適多元年齡-年代-世代模型，並對結果做解釋。

第五章為結論與建議，對於本文之資料分析作一結論，並對未來研究方向提出建議。

第二章　文獻探討

第一節　年齡-年代-世代分析的基本概念

年齡-年代-世代分析是一種將長期性資料作綜合整理進行跨時間點的比較，並將長期趨勢的變化區分為年齡效應（age effect）、年代效應（period effect）及世代效應（cohort effect）的一種分析方法。

自 Frost（1939）將 APC 模型應用於分析結核病的研究後，APC 模型便成為流行病學常見的分析工具。此外，年齡-年代-世代分析也應用在人口統計學、社會科學、心理學、政治學、經濟學等領域。

在取得資料後，可先將資料整理成二維表，以觀察該資料之基本架構。二維表之列表示年齡，行表示年代，對角線表示世代。一般而言，年齡與年代多採取相同組距。以表 2-1 為例，即為以 5 年為一組距的一個二維表，A_i 代表第 i 個年齡層，$i=1,2,\ldots,a$，P_j 代表第 j 個年代層，$j=1,2,\ldots,p$，C_k 則代表第 k 個世代層，其中 $1 \le k = j-i+a \le a+p-1$。舉例來說，$C_1$ 表示 1906-14 世代、而 C_{10} 則表示 1951-1959 世代。

表 2-1　二維表

年代別 / 年齡別		P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6
		1975-79	1980-84	1985-89	1990-94	1995-99	2000-04
A_1	15-19	C_{11}	C_{12}	C_{13}	C_{14}	C_{15}	C_{16}
A_2	20-24	C_{10}	C_{11}	C_{12}	C_{13}	C_{14}	C_{15}
A_3	25-29	C_9	C_{10}	C_{11}	C_{12}	C_{13}	C_{14}
A_4	30-34	C_8	C_9	C_{10}	C_{11}	C_{12}	C_{13}
A_5	35-39	C_7	C_8	C_9	C_{10}	C_{11}	C_{12}
A_6	40-44	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}	C_{11}
A_7	45-49	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9	C_{10}
A_8	50-54	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8	C_9
A_9	55-59	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7	C_8
A_{10}	60-64	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_7
A_{11}	65-69	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6

因此在年齡-年代-世代分析中，關係長期趨勢變化的三個效應可以進一步說明如下：

一、年齡效應

在二維表資料裡，如果差異出現的規律和年齡層的區分一致時，稱為年齡效應。表示每個人因年齡的增長，對其本身不論身理或心理所產生的影響。受訪者只要在同一年齡層都會有相似的特質。

二、年代效應

在二維表資料裡，如果差異出現的規律和年代的區分一致時，稱為年代效應。表示每個人因某個年代所發生之重大事件（如：戰爭、天災等），對其本身不論身理或心理所產生的影響。受訪者只要在同一年代層都會呈現相似之特質。

三、世代效應

世代是指一群具有共同特性或經歷共同事件的人，大多數研究均以出生年定義之。在二維表資料裡，如果其差異出現的規律和世代的區分一致時，則稱為世代效應。表示同一世代的人在某些特質上很相似，但是做跨世代比較時，則出現差異。

第二節　年齡-年代-世代模型

年齡-年代-世代模型是由應變數與年齡、年代及世代三個自變數所組成的迴歸模型：

$$\eta_{ij} = f(\lambda_{ij}) = \log(\frac{y_{ij}}{n_{ij}}) = \mu + \theta_i + \varphi_j + \psi_k + \varepsilon_{ijk}$$

$$i = 1,...,a; j = 1,..., p; k = 1,..., a + p - 1$$

其中 $k = j - i + a$ 且 $\sum_{i=1}^{a}\theta_i = \sum_{j=1}^{p}\varphi_j = \sum_{k=1}^{a+p-1}\psi_k = 0$。

η_{ij} 為應變數，表第 i 個年齡層在第 j 個年代時某事件發生率的一個函數值，λ_{ij} 為發生率，y_{ij} 為該事件發生之個數，n_{ij} 為與該事件發生之相關衡量指標（如：人口數等）；μ 為整體平均效應；θ_i 為第 i 個年齡層的效應；φ_j 為第 j 個年代的效應；ψ_k 為第 k 個世代的效應；ε_{ijk} 為隨機誤差項且 $E(\varepsilon_{ijk}) = 0$，其變

異數及分配則須視λ_{ij}的資料特性而定。當 y_{ij} 為正整數時，並假設具有卜瓦松分配，且連結函數(link function)為$f(\lambda_{ij}) = \log(\lambda_{ij})$，此為一對數線性模型，廣受流行病學家喜愛 。

第三節　年齡-年代-世代分析方法

然而由於年齡=年代-世代，因此前述的模型須面對因年齡、年代及世代三者間之共線性所產生的甄別問題（identifiability problem）。共線性問題會使得模型參數的估計值有無限多組解。為了自無限多組解中選出一組可行的參數估計值，學者們提出了受限廣義線性模型（constrained generalized linear model 簡稱CGLIM)及本質估計量（intrinsic estimator 簡稱 IE)等方法來解決此問題,以下為對此兩種方法的簡介:

一、Fienberg 與 Mason（1978）認為年齡-年代-世代分析會產生無限多組解的原因是因有效參數個數比方程式個數多了一個，所以只要對參數多加一個限制式（arbitrary constraint）後，就能估計年齡、年代及世代三個效應，此即為受限廣義線性模型估計量方法。設限制式的方法包括將其中一個效應設為零，或是選取兩個效應並假定它們相同。至於要決定該如何設定這個限制式，則須根據母體相關資訊來判斷。但因為這個方法對於限制式的選取相當敏感，所以在進行此方法時必須對母體充分瞭解，否則不當的限制式將嚴重影響分析結果。

二、Fu（2000）提出不論限制式如何設定都能取得惟一參數估計值的本質估計量（intrinsic estimator)，來解決年齡、年代及世代三者的共線性問題。

當受限廣義線性模型估計量透過正確的限制式來求得時,結果將與本質估計量近似。由於本質估計量方法不受限制式的選取所影響，而且具有很好的統計性質（Yang, Fu, and Land （2004)），所以是解決年齡、年代及世代三者共線性問題的一個有效方法。

第四節　兩種以上的分層作比較

許多資料在收集時會包含其他的分層變數，像是性別，地域等，當我們希望比較不同層別的年齡效應趨勢，年代效應趨勢及世代效應趨勢，許多學者多會針對不同分層用畫圖的方式來作比較，以下是對各種比較方式的整理:

一、 Wu and Cheng（2008）針對台灣的自殺死亡率分別對男女資料畫圖，以年齡為 X 軸，自殺死亡率為 Y 軸，依年代或世代畫出相對應的曲線，接著以年代為 X 軸，自殺死亡率為 Y 軸，依年齡或世代畫出相對應的曲線，再以世代為 X 軸，自殺死亡率為 Y 軸，依年代或世代畫出相對應的曲線，最後再分別檢視男女在圖形上所顯示出來的差異，像是男女高峰分別是出現在哪個年齡層，哪個年代，哪個世代，以及三個效應在兩種性別走勢上的差異，是上升或是下降。此外 Ananth 等（2001）針對美國白人女性與黑人女性生出早產兒的比率，還有 Gunnell 等 （2003）針對英國男女的自殺率也採用相同的方法來進行。

二、 Gross 等（2006）針對瑞士男女自殺死亡率除採用圖示法進行比較外，更進一步對男女資料配適模型，其配適模型的方式如下:
先對三個效應各配適一個只有單一效應的模型，並發現只有年齡效應的模型配適的最好，表示年齡可能是個重要的因子，因此在配適只有兩個效應的模型時，只配適 AP， AC 兩種模型，並在隨後用到受限廣義線性模型的方式配適有三個效應的模型時，選擇對年齡來作限制。接著根據前面配適的 AP， AC 兩種模型衍生出兩個具有三個效應的模型 $A^{*}PC$， $A^{**}PC$，其中 $A^{*}PC$ 是由 AP 所衍生出的模型，藉由 AP 模型的結果來判斷該如何對年齡設限， $A^{**}PC$ 則是由 AC 所衍生出。接著針對估計出來的估計值繪圖，並做解釋及比較男女在圖形上有哪些不同。由於配適模型的方法是比較模型的係數而非真正的死亡率，因此再解釋上主要在於比較男女高峰上的差異，上升下降趨勢相對緩慢或快速，以及男女有趨勢上差異的區間所在 。

三、 Yang（2008）對美國成人慢性病死亡率趨勢的研究，針對其中四種疾病（心臟疾病，氣喘，肺癌，乳癌）及男女差異進行（乳癌除外）比較。比

較的方法是，四種疾病的男女資料分別用本質估計量的方法去估計參數，並對估計模型的年齡效應，年代效應及世代效應畫圖查看趨勢，並說明男女的相對差異。同（二），此方法也是比較模型的係數而非真正的死亡率。

四、 前面三種方法都只能用畫圖的方式去觀察男女的差別，缺乏較為嚴謹的統計分析過程。針對資料中包含分層解釋變數（如男女，地域等）的情況，Held and Riebler（2010）建議可以採用多元年齡-年代-世代模型（Multivariate APC model (MAPC))來配適模型，考慮這個模型的好處是，儘管個別參數仍然存在不可甄別的問題，不過如果當年齡，年代或世代三效應存在一個或兩個效應與分層變數的層別無關時，剩下的參數其分層的差是可以甄別的。此外 Held and Riebler (2010)也證明了在給定加總各個層別某事件發生個數的條件下，各個分層的條件分配可以透過一多項式邏輯模型(multinomial logit model)來表示。透過這項條件分配的使用，可甄別參數的估計變異將會降低。

第三章　理論架構與實證模型

第一節　研究方法

由於建構 MAPC 模型之前需要先決定讓哪個效應在每個分層表現一致，因此我們將先利用文獻探討中所提及的畫圖等方式來判斷，哪個效應在男女的資料表現較一致。由於我們會用到本質估計量的方法來繪製男女各效應差異的圖形，因此以下將先就本質估計量的定義，統計性質，及計算方法進行介紹。因為我們的研究資料是台灣男女的自殺死亡率，所以之後介紹模型即以自殺死亡率來作解釋。

一、APC 模型

（一）、模型簡介:

$$\eta_{ij} = f(\lambda_{ij}) = \log(\frac{y_{ij}}{n_{ij}}) = \mu + \theta_i + \varphi_j + \psi_k + \varepsilon_{ijk}$$

$$i = 1,\dots,a; j = 1,\dots,p; k = 1,\dots,a+p-1$$

其中 $k = j - i + a$ 且 $\sum_{i=1}^{a}\theta_i = \sum_{j=1}^{p}\varphi_j = \sum_{k=1}^{a+p-1}\psi_k = 0$。

η_{ij} 為應變數，表第 i 個年齡層在第 j 個年代時的對數自殺死亡率，λ_{ij} 為自殺死亡率，y_{ij} 為自殺死亡人數，n_{ij} 為年中人口數，μ 為整體平均效應，θ_i 為第 i 個年齡層的效應；φ_j 為第 j 個年代的效應；ψ_k 為第 k 個世代的效應；ε_{ijk} 為隨機誤差項。

（二）、本質估計量之結構

前述迴歸模型可以矩陣符號表示為 $\eta = Xb + \varepsilon$，其中 $b = (\mu, \theta_1, \dots, \theta_a, \varphi_1, \dots, \varphi_p, \psi_1, \dots, \psi_{a+p-1})^T$，由於 X 矩陣的行向量間具有共線性的情形，且已知其秩較全秩少 1，因此一定存在一個非零的單位向量 B_0，使得 $XB_0 = 0$。

因為 $XB_0 = 0$，所以 B_0 向量僅與 X 矩陣有關，與 η 向量無關。此外 B_0 可以視為 $X'X$ 矩陣中對應於特徵根為 0 的特徵向量。令 $(A_1^*, \dots, A_{a-1}^*, B_1^*, \dots, B_{p-1}^*, C_1^*, \dots, C_{a+p-2}^*)$ 為 X 矩陣的行向量，

Kupper et al.（1983）證明出 X 矩陣的行向量會滿足

$$\sum_{i=1}^{a-1}(i-\frac{a+1}{2})A_i^* - \sum_{j=1}^{p-1}(j-\frac{p+1}{2})B_j^* + \sum_{k=1}^{a+p-2}(k-\frac{a+p}{2})C_k^* = 0$$ 的關係式。

令 $\widetilde{B}_0 = (0, A, P, C)^T$

其中 $A = (1-\frac{a+1}{2},...,(a-1)-\frac{a+1}{2})$

$P = (\frac{p+1}{2}-1,...,\frac{p+1}{2}-(p-1))$

$C = (1-\frac{a+p}{2},...,(a+p-2)-\frac{a+p}{2})$

由於 B_0 向量為 $\widetilde{B}_0$ 向量之單位向量，所以 $B_0 = \frac{\widetilde{B}_0}{\|\widetilde{B}_0\|} = \frac{\widetilde{B}_0}{(\widetilde{B}_0{}^T\widetilde{B}_0)^{1/2}}$。

一如前述因為 X 矩陣的秩比全秩少 1，所以參數 b 所在的空間 P 可分解成 $P = N \oplus \Theta$，$\oplus$ 代表兩正交線性空間之直和（direct sum）；$N = \{sB_0 | s \in R\}$，亦即 N 為 B_0 向量所衍生而成之一維空間；而 Θ 為與 N 正交之餘空間。正因此參數空間的正交分解，模型 $\eta = Xb + \varepsilon$ 之參數向量可以表示為 $b = b_0 + tB_0$，因此每一參數估計向量也都可以表示為 $\hat{b} = \hat{b}_0 + tB_0$（見圖 3-1）。由上式可知 b_0 是所有參數向量所共有的，同理 $\hat{b}_0$ 也是所有估計向量 $\hat{b}$ 所共有的，與 B_0 無關。因此 $\hat{b}_0$ 即稱為本質估計量，可由 $\hat{b}_0 = P_{proj}\hat{b} = (I - B_0B_0^T)\hat{b}$ 式求得。其中 $I - B_0B_0^T$ 是將 $\hat{b}$ 投影到參數空間 Θ 的投影矩陣。

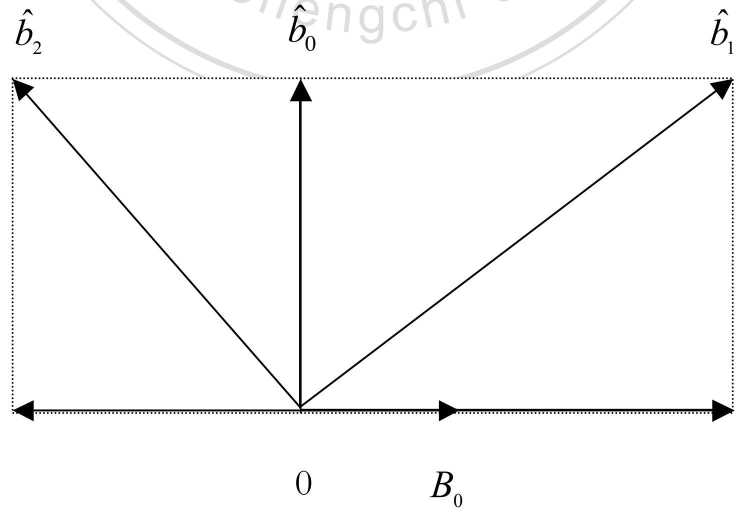

圖 3-1　參數估計向量 $\hat{b}_1$ 及 $\hat{b}_2$ 之分解圖

（三）、本質估計量之統計性質

本質估計量具有很好的統計性質，在有限的年代數下，本質估計量為 b_0 的不偏估計量;且在有限的年代數下，本質估計量之變異小於受限廣義線性模型估計量的變異;另外本質估計量還具有漸近一致性。(Yang, Fu, and Land （2004))

（四）、本質估計量之計算方法

先藉由 Fienberg 與 Mason（1978）所建議採用的受限廣義線性模型估計量方法對參數向量 b 加入一限制式，來取得一參數估計向量 $\hat{b}$ 。

接著利用先前提到的 Kupper et al.（1983）的結果來求得 B_0，亦即

$B_0 = \dfrac{\widetilde{B}_0}{\left\|\widetilde{B}_0\right\|}$，其中 $\widetilde{B}_0$ 為

$$(0,\ 1-\frac{a+1}{2},\ldots,\ (a-1)-\frac{a+1}{2},\ \frac{p+1}{2}-1,\ldots,\ \frac{p+1}{2}-(p-1), 1-\frac{a+p}{2},\ldots,(a+p-2)-\frac{a+p}{2})^T$$

最後將所求得之 $\hat{b}$ 及 B_0 向量，代入 $\hat{b}_0 = (I - B_0 B_0^T)\hat{b}$ 的公式中，即可求得本質估計量。

透過本質估計量，我們便可以個別繪製男女的年齡，年代及世代的趨勢變化圖，藉以判斷該選取哪個變數做為 MAPC 模型中的一致的效應。接著可以開始配製 MAPC 模型。

二、MAPC 模型

（一）、模型簡介:

$$y_{ijr} \sim Poisson(n_{ijr}\lambda_{ijr})$$

$$\eta_{ijr} = \log(\lambda_{ijr}) = \mu_r + \theta_{ir} + \varphi_{jr} + \psi_{kr}$$

$$i = 1,\ldots,a; j = 1,\ldots,p; k = 1,\ldots,a+p-1; r = 1,\ldots,R$$

其中 $\sum_i \theta_{ir} = \sum_j \varphi_{jr} = \sum_k \psi_{kr} = 0, \forall r = 1,\ldots,R$， n_{ijr} 為第 i 個年齡層，第 j 個年代層，第 r 個分層的總人口數， y_{ijr} 為為第 i 個年齡層，第 j 個年代層，第 r 個分層的自殺死亡人數，μ_r 為第 r 個分層的截距項，θ_{ir} 為第

r 個分層的第 i 個年齡效應，φ_{jr} 為第 r 個分層的第 j 年代效應，ψ_{kr} 為第 r 個分層的第 k 個世代效應 。由於每個分層的年齡，年代及世代還是存在線性相關，因此甄別問題依然存在。如同受限廣義線性模型法，這邊我們依然需要對模型增加一個限制式，如此也會遇到與受限廣義線性模型法一樣的問題，因為限制式的不同而有不一樣的解。但若是在子模型的情況下，分層的效應差則不會因為限制式不同而不一樣 Riebler and Held（2010）。

（二）、MAPC 子模型：

某些情況下，年齡，年代或世代效應可能具有一致效應，亦即該效應不會因分層不同而有所不同，這類模型我們可以視為前述 MAPC 模型的子模型。舉例來說，我們依據 Held and Riebler（2010）所訂定的符號，以大寫表示一致的效應，小寫表示因分層而有所不同的效應，因此如果年齡及年代具有一致效應，則記為 APc 模型，模型形式如下：

$$\eta_{ijr} = \mu_r + \theta_i + \varphi_j + \psi_{kr}$$

同理，只有年齡效應具有一致效應，則記為 Apc 模型，模型形式如下：

$$\eta_{ijr} = \mu_r + \theta_i + \varphi_{jr} + \psi_{kr}$$

針對這些子模型而言，模型中的各個效應參數依然存在無法甄別的問題，然而若考量各個效應值與參考分層（reference stratum）的效應值差，亦即 $\Delta_i^{(r)} = \theta_{i,r} - \theta_{i,R}$ 為第 r 個分層與第 R 個分層在第 i 個年齡效應上的差異，$\Delta_j^{(r)} = \varphi_{j,r} - \varphi_{j,R}$ 為第 r 個分層與第 R 個分層在第 j 個年代效應上的差異，$\Delta_k^{(r)} = \psi_{k,r} - \psi_{k,R}$ 為第 r 個分層與第 R 個分層在第 k 個世代效應上的差異，其中 $\sum_i \Delta_i^{(r)} = \sum_j \Delta_j^{(r)} = \sum_k \Delta_k^{(r)} = 0$，Riebler and Held（2010）證明在子模型下這些效應差參數是可以甄別的。除了說明效應差異外，這些參數也具有實務上的意義，以 APc 為例，$\tilde{\Delta}_k^{(r)} = \Delta_\mu^{(r)} + \Delta_k^{(r)}$，可解釋為在第 k 個世代上，第 r 個分層相對於第 R 個分層的的對數相對風險（log relative risk），其中

$\Delta_{\mu}^{(r)} = \mu_r - \mu_R$。再者，如果我們將模型設定為只有一個一致效應時，以 Apc 為例，那麼對數相對風險即為 $\tilde{\Delta}_{jk}^{(r)} = \Delta_{\mu}^{(r)} + \Delta_{j}^{(r)} + \Delta_{k}^{(r)}$，可解釋為第 j 個年代及第 k 個世代上，第 r 個分層相對於第 R 個分層的的對數相對風險。因為 $\sum_j \Delta_j^{(r)} = \sum_k \Delta_k^{(r)} = 0$， 所以

$$\tilde{\Delta}_{j}^{(r)} = \frac{1}{K}\sum_{k}\tilde{\Delta}_{jk}^{(r)} = \Delta_{\mu}^{(r)} + \Delta_{j}^{(r)}, \tilde{\Delta}_{k}^{(r)} = \frac{1}{J}\sum_{j}\tilde{\Delta}_{jk}^{(r)} = \Delta_{\mu}^{(r)} + \Delta_{k}^{(r)}$$

因此 $\tilde{\Delta}_{j}^{(r)}$ 和 $\tilde{\Delta}_{k}^{(r)}$ 則可解釋為平均對數相對風險（average log relative risk）。

針對可甄別的 $\Delta_{i}^{(r)}$，$\Delta_{j}^{(r)}$，$\Delta_{k}^{(r)}$ 做估計，Held and Riebler（2010）另外提出經由條件概似函數的方式來進行估計。由機率論的定理知道，如果有 n 個獨立的隨機變數 $X_1,\ldots,X_n$ 分別服從期望值為值為 $\lambda_1,\ldots,\lambda_n$ 的卜瓦松分配（$X_1 \sim Poisson(\lambda_1),\ldots,X_n \sim Poisson(\lambda_n)$），那麼在已知總和 $X_{\bullet} = X_1 + \ldots + X_n = x_{\bullet}$ 的條件下，X_i 的條件機率分配為一個實驗次數為 $x_{\bullet}$，成功機率為 $\lambda_i \big/ (\sum_{i=1}^{n}\lambda_i)$ 的多項式分配，亦即

$$(X_i,\ldots,X_n) \big| X_{\bullet} = x_{\bullet} \sim Multinomial(x_{\bullet}; \frac{\lambda_1}{\sum_{i=1}^{n}\lambda_i},\ldots,\frac{\lambda_n}{\sum_{i=1}^{n}\lambda_i})$$

我們可以利用此定理將原來的 MAPC 模型轉換成以效應差異 $\Delta_{\mu}^{(r)}$，$\Delta_{i}^{(r)}$，$\Delta_{j}^{(r)}$，$\Delta_{k}^{(r)}$ 或相對風險為參數的多項式邏輯模型（multinomial logit model）。以 Apc 模型為例，由於

$Y_{ij1} \sim Poisson(n_{ij1}\lambda_{ij1}),\ldots,Y_{ijR} \sim Poisson(n_{ijR}\lambda_{ijR})$ 且相互獨立，令

$y_{ij\bullet} = y_{ij1} + \ldots + y_{ijR}$，則 $(Y_{ij1},\ldots,Y_{ijR}) \big| Y_{ij\bullet} = y_{ij\bullet} \sim Multinomial(y_{ij\bullet}; \pi_{ij1},\ldots,\pi_{ijR})$，其中

$$\pi_{ijr} = \frac{n_{ijr}\lambda_{ijr}}{\sum_{r=1}^{R} n_{ijr}\lambda_{ijr}} = \frac{(n_{ijr}/n_{ijR})(\lambda_{ijr}/\lambda_{ijR})}{1+\sum_{r=1}^{R-1}(n_{ijr}/n_{ijR})(\lambda_{ijr}/\lambda_{ijR})} = \frac{\exp(\log(n_{ijr}/n_{ijR}) + \Delta_{\mu}^{(r)} + \Delta_{j}^{(r)} + \Delta_{k}^{(r)})}{1+\sum_{r=1}^{R-1}\exp(\log(n_{ijr}/n_{ijR}) + \Delta_{\mu}^{(r)} + \Delta_{j}^{(r)} + \Delta_{k}^{(r)})}$$

。因為 $f(y_{ijr}, y_{ij\bullet}) = f(y_{ijr} \big| y_{ij\bullet}) f(y_{ij\bullet})$，且 $y_{ij\bullet}$ 並沒有蘊含任何效應差異參數或相對風險參數的資訊，所以用條件分配的部份來推論效應差異參數或相對風險參

數是充分的，因此將模型透過這樣的轉換基本上是沒有遺失任何資訊的（Riebler and Held （2010）），這一點也可藉由 $R=2$ 只有兩個類別來作簡單的說明。令 λ_1 代表所有 λ_{ij1} 所組成的向量，λ_2 代表所有 λ_{ij2} 所組成的向量，MAPC 模型的概似函數因為條件獨立可表示為

$$L(\lambda_1,\lambda_2)=\prod_{i,j}L(\lambda_{ij1},\lambda_{ij2})$$

$$L(\lambda_{ij1},\lambda_{ij2})=(n_{ij1}\lambda_{ij1})^{y_{ij1}}(n_{ij2}\lambda_{ij2})^{y_{ij2}}\exp(-(n_{ij1}\lambda_{ij1}+n_{ij2}\lambda_{ij2}))$$

設定 $\alpha_{ij}=\dfrac{\lambda_{ij1}}{\lambda_{ij2}},\beta_{ij}=n_{ij1}\lambda_{ij1}+n_{ij2}\lambda_{ij2}$，其中 α_{ij} 為我們所關心的相對風險，β_{ij} 為干擾因子。現在將上述概似函數中的參數改用 α_{ij}，β_{ij} 代替並乘上 $1=\beta_{ij}^{y_{ij\cdot}}\beta_{ij}^{-y_{ij\cdot}}$ 後可以得到:

$$L(\alpha_{ij},\beta_{ij})=\underbrace{\left(\frac{\frac{n_{ij1}}{n_{ij2}}\alpha_{ij}}{1+\frac{n_{ij1}}{n_{ij2}}\alpha_{ij}}\right)^{y_{ij1}}\left(\frac{1}{1+\frac{n_{ij1}}{n_{ij2}}\alpha_{ij}}\right)^{y_{ij2}}}_{=L_1(\alpha_{ij})}\underbrace{\exp(-\beta_{ij})\beta^{y_{ij\cdot}}}_{=L_2(\beta_{ij})}=L_1(\alpha_{ij})L_2(\beta_{ij})$$

因此 $L(\alpha,\beta)=L_1(\alpha)L_2(\beta)$，其中 $L_1(\alpha)=\prod_{i,j}L_1(\alpha_{ij});L_2(\beta)=\prod_{i,j}L_2(\beta_{ij})$，表示 MAPC 的概似函數可以拆成分別只與參數 α，β 有關的兩個概似函數相乘，因此只考慮我們所關心的 $L_1(\alpha)$ 是充分的。

透過條件概似函數的多項式邏輯模型估出來的值與直接使用 MAPC 模型來進行估計所得出來的估計值相去不遠，但是過度離散度（overdispersion）則會不同。由於過度離散度是模型中忽略了某些解釋變數 z_{ijr} 所導致，藉由條件概似函數法，我們可以忽略掉不關心的干擾因子，進而降低過度離散度。

第四章　資料分析

第一節　　名詞定義與範圍

自殺人口的定義是以行政院衛生署之死亡人口登記檔裡死亡原因登記為自殺死亡的個案，每年的人口數則以內政部公佈的各年代年中人口為準，由於資料內部都有細分出性別，因此根據不同的年代可以分別計算出該年代男女各別的自殺死亡人數和男女各別的年中人口數，並透過自殺死亡人口數除以年中人口數來定義自殺死亡率。接著解釋 APC 分析裡的三個效應在本研究中的定義

一、年齡效應: 代表不同年齡有不同的自殺死亡風險。受訪者只要於同一年齡層都會呈現相似之特質，不會因為年代不同而有所差異。

二、年代效應: 代表所有年齡層的自殺死亡風險因年代產生變異。受訪者只要處於同一年代層都會呈現相似之特質，並不會因為年齡不同而有所差異。

三、世代效應:代表因出生年代不同而有不同的自殺死亡風險。同一世代的人都會呈現相似之特質，但在跨世代比較時，則可能呈現出差異性。

第二節　資料來源與整理

臺灣地區自殺死亡人口資料是經由全國自殺防治中心所提供行政院衛生署之死亡人口登記資料及內政部人口統計資料而來，資料從 1959 年至 2008 年為止。

本研究年齡層以五歲為一組，從 10 歲開始分析，80 歲以後的年紀全列入最後一個年齡層，共有 15 個年齡組，年代部份也是以五年為一組，從 1959 到 2008 年共有 10 個年代組，依此整理出四個二維表，分別為男女的自殺人口數與男女的年中人口數，二維表之「列」表示「年齡別」，「行」表示「年代別」，而「對角線」則為「世代別」，整理結果如表 4-1 到 4-4。

表 4-1 女性年中人口數

年代 / 年齡	1959-1963	1964-1968	1969-1973	1974-1978	1979-1983	1984-1988	1989-1993	1994-1998	1999-2003	2004-2008
10-14	3143572	4280605	4716998	4867722	4638065	4512963	4851168	4418142	3875159	3858685
15-19	2311278	3139914	4278132	4727976	4856723	4620955	4484694	4830745	4407051	3862497
20-24	2253723	2298443	3129312	4285127	4721770	4842179	4600489	4449273	4833166	4401666
25-29	1990247	2249350	2280753	3101741	4242279	4664880	4775870	4561927	4478719	4885082
30-34	1748694	1979971	2231994	2256472	3062732	4184863	4601696	4760960	4590084	4541230
35-39	1453985	1737899	1960281	2207752	2232904	3017145	4124002	4593413	4760308	4608325
40-44	1162752	1436710	1715809	1940385	2184006	2218762	2989680	4107460	4570867	4739789
45-49	995909	1141227	1412118	1690795	1911756	2158978	2205574	2957399	4072745	4536395
50-54	823591	967818	1110984	1379300	1656332	1882622	2131102	2138843	2919385	4033374
55-59	624213	789711	931046	1068230	1334584	1610206	1833874	2062199	2092899	2876680
60-64	467221	581079	737857	874864	1014446	1275725	1545308	1747964	1992645	2035032
65-69	321626	415410	519259	667550	802480	937374	1189062	1433862	1648564	1897378
70-74	227876	264390	345351	438220	574645	697937	829546	1048321	1296658	1512773
75-79	150505	164049	193211	259837	337072	448968	555614	670549	881989	1118948
80+	91744	123420	149495	184771	250419	337648	459956	622351	819177	1134029

表 4-2 男性年中人口數

年代 / 年齡	1959-1963	1964-1968	1969-1973	1974-1978	1979-1983	1984-1988	1989-1993	1994-1998	1999-2003	2004-2008
10-14	3329446	4507861	4976847	5141684	4909708	4773174	5144224	4708449	4201732	4193908
15-19	2496611	3317810	4491493	4967405	5113028	4867292	4711395	5105808	4675699	4175419
20-24	2397492	2481128	3292268	4488360	4947514	5086677	4836358	4673375	5063373	4636795
25-29	2119216	2369267	2413597	3264869	4435673	4877544	5014181	4771183	4642259	5039832
30-34	1985917	2167957	2340855	2380330	3225795	4366567	4807301	4958910	4745741	4608860
35-39	1760851	2146347	2255546	2308618	2355434	3166375	4297144	4759151	4917662	4693003
40-44	1458059	1858635	2472131	2241318	2270473	2318033	3121304	4238417	4688237	4835152
45-49	1281811	1493306	2110490	2449807	2185236	2217183	2279248	3041042	4141978	4578378
50-54	985188	1268165	1566748	2065708	2365967	2114965	2155850	2161981	2941416	4015129
55-59	694119	925123	1225030	1477318	1945026	2246316	2012018	2019567	2057538	2820409
60-64	463801	615258	829192	1106967	1353458	1795019	2078012	1848308	1882805	1933949
65-69	281592	382242	512510	707159	961028	1191786	1595209	1867718	1667902	1718187
70-74	165352	207023	286038	399211	565756	787853	992461	1353002	1603417	1445170
75-79	87255	102939	131667	192797	278961	405037	577821	754440	1057118	1282877
80+	37852	54199	71857	99439	151502	232569	350129	537347	765595	1133017

表 4-3 女性自殺死亡人數

年代 / 年齡	1959-1963	1964-1968	1969-1973	1974-1978	1979-1983	1984-1988	1989-1993	1994-1998	1999-2003	2004-2008
10-14	58	102	76	40	41	19	13	17	19	16
15-19	704	740	592	403	402	212	113	92	92	94
20-24	865	732	503	533	646	493	222	187	255	314
25-29	428	434	278	304	562	463	312	300	311	601
30-34	247	331	248	241	343	386	304	341	384	593
35-39	175	220	188	188	242	221	234	304	442	593
40-44	176	179	184	181	235	221	176	288	425	679
45-49	201	184	175	131	186	265	139	201	411	625
50-54	158	210	135	144	238	243	172	179	318	541
55-59	139	163	147	139	177	247	149	218	254	432
60-64	149	168	153	181	238	234	167	193	330	374
65-69	101	133	154	175	224	255	174	214	296	394
70-74	104	115	110	135	205	299	171	230	321	428
75-79	67	84	86	95	145	193	166	169	287	295
80+	49	74	88	79	103	127	123	177	274	354

表 4-4 男性自殺死亡人數

年代 / 年齡	1959-1963	1964-1968	1969-1973	1974-1978	1979-1983	1984-1988	1989-1993	1994-1998	1999-2003	2004-2008
10-14	95	107	56	33	29	30	28	20	12	17
15-19	719	655	478	273	340	292	201	168	147	167
20-24	1024	920	708	663	703	684	448	356	452	587
25-29	716	834	482	385	568	580	533	535	702	1200
30-34	551	527	396	290	412	584	439	660	920	1341
35-39	442	459	359	289	384	396	368	588	965	1532
40-44	388	454	390	291	478	397	277	584	1012	1646
45-49	369	465	431	375	411	408	264	439	920	1461
50-54	378	492	403	387	523	419	296	332	724	1388
55-59	282	383	422	402	478	504	283	405	605	1012
60-64	222	289	364	341	472	546	383	408	683	827
65-69	195	233	278	292	463	511	418	514	565	696
70-74	112	130	183	208	285	462	345	462	657	632
75-79	74	77	97	120	183	244	260	344	512	670
80+	28	61	61	61	138	173	170	338	485	706

第三節　本質估計量

由於在進行 MAPC 子模型的配適之前，我們得先決定子模型，因此本節將參考 Yang(2008)的方法，藉由男女各別的本質估計量來觀察男女在三個效應的差異以決定 MAPC 子模型的選取。以本質估計量的方式分別對男女資料配適模型，配適後的值如表 4-5，表 4-6。表 4-5 是針對女性資料用本質估計量所配適出來的參數估計值，表 4-6 則是針對男性資料所得出來的結果。依據表 4-5 及 4-6 的數據，我們可以分別對三個效應來繪圖。圖 4-1 是針對年齡效應繪製的圖，圖 4-2 是針對年代效應，而圖 4-3 是針對世代效應，圖中黑色實線代表女性，綠色實線為男性。

表 4-5 女性自殺死亡率 - IE 之參數估計值

常數項	年齡	效應	年代	效應	世代	效應
-9.1431	10-14 歲	-2.3754	1959-1963	0.6005	1875-1883	0.0312
	15-19 歲	-0.2116	1964-1968	0.4921	1880-1888	0.0512
	20-24 歲	0.0928	1969-1973	0.0814	1885-1893	0.2142
	25-29 歲	-0.0590	1974-1978	-0.1459	1890-1898	0.1999
	30-34 歲	-0.1421	1979-1983	0.0072	1895-1903	0.2400
	35-39 歲	-0.2716	1984-1988	-0.1154	1900-1908	0.3275
	40-44 歲	-0.2299	1989-1993	-0.5609	1905-1913	0.3535
	45-49 歲	-0.2080	1994-1998	-0.4440	1910-1918	0.4558
	50-54 歲	-0.1136	1999-2003	-0.1239	1915-1923	0.3028
	55-59 歲	-0.0065	2004-2008	0.2087	1920-1927	0.1337
	60-64 歲	0.2723			1925-1993	0.0875
	65-69 歲	0.4877			1930-1938	0.1363
	70-74 歲	0.8287			1935-1943	0.2929
	75-79 歲	0.9599			1940-1948	0.3474
	80+ 歲	0.9763			1945-1953	0.2340
					1950-1958	0.2347
					1955-1963	0.1862
					1960-1968	0.1341
					1965-1973	-0.0518
					1970-1978	-0.2139
					1975-1983	-0.3790
					1980-1988	-0.8621
					1985-1993	-1.3729
					1990-1998	-1.0835

表 4-6 男性自殺死亡率 - IE 之參數估計值

常數項	年齡	效應	年代	效應	世代	效應
-8.6431	10-14 歲	-2.5858	1959-1963	0.5253	1875-1883	-0.0070
	15-19 歲	-0.4670	1964-1968	0.4337	1880-1888	0.1705
	20-24 歲	0.0026	1969-1973	0.0564	1885-1893	0.2175
	25-29 歲	-0.0618	1974-1978	-0.2173	1890-1898	0.2634
	30-34 歲	-0.1158	1979-1983	-0.0716	1895-1903	0.3265
	35-39 歲	-0.1760	1984-1988	-0.1575	1900-1908	0.3734
	40-44 歲	-0.1064	1989-1993	-0.5528	1905-1913	0.3937
	45-49 歲	-0.0718	1994-1998	-0.3738	1910-1918	0.4615
	50-54 歲	0.0334	1999-2003	-0.0060	1915-1923	0.3421
	55-59 歲	0.1402	2004-2008	0.3636	1920-1927	0.1626
	60-64 歲	0.3465			1925-1993	0.0963
	65-69 歲	0.5313			1930-1938	0.0834
	70-74 歲	0.7549			1935-1943	0.2351
	75-79 歲	0.8645			1940-1948	0.2751
	80+ 歲	0.9112			1945-1953	0.1504
					1950-1958	0.1414
					1955-1963	0.1022
					1960-1968	0.1321
					1965-1973	0.0531
					1970-1978	-0.1172
					1975-1983	-0.3493
					1980-1988	-0.8401
					1985-1993	-1.3417
					1990-1998	-1.3248

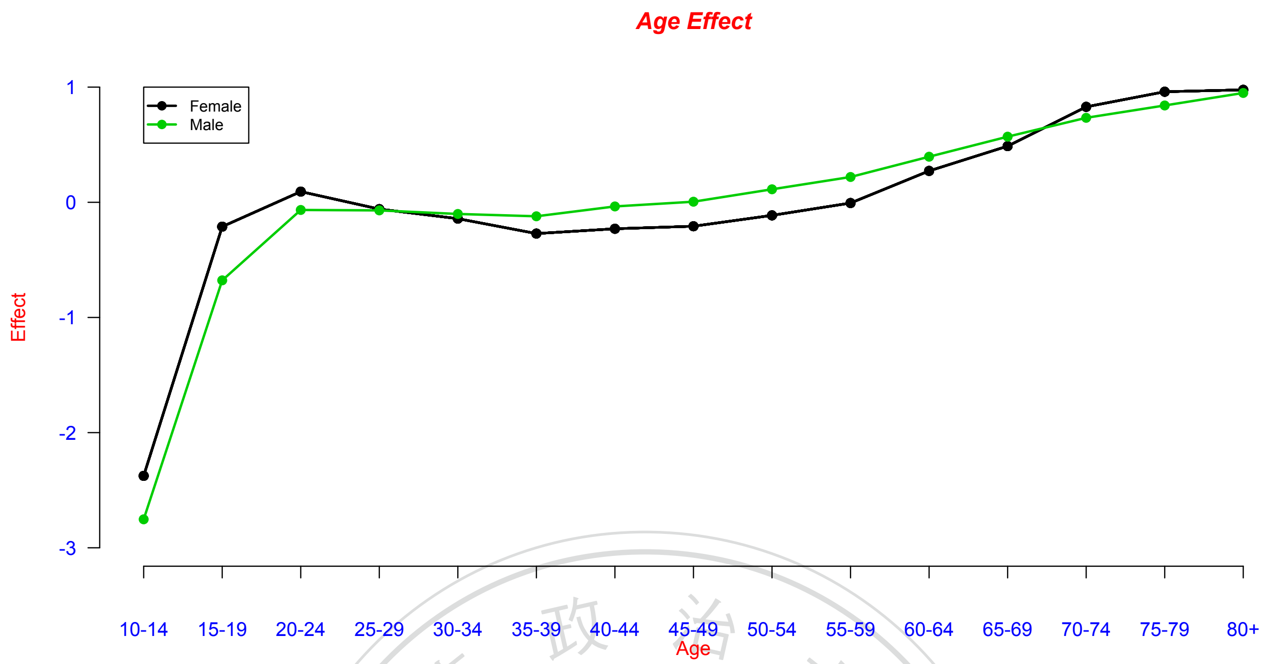

圖 4-1　男女之年齡效應圖

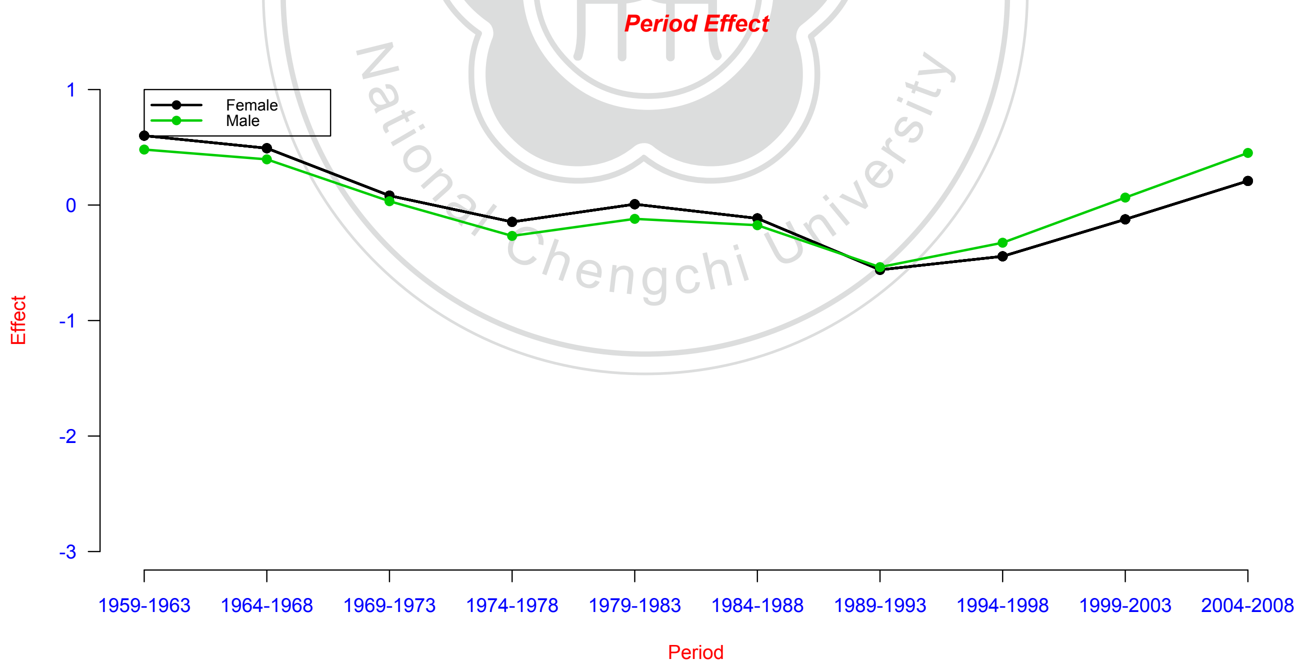

圖 4-2　男女之年代效應圖

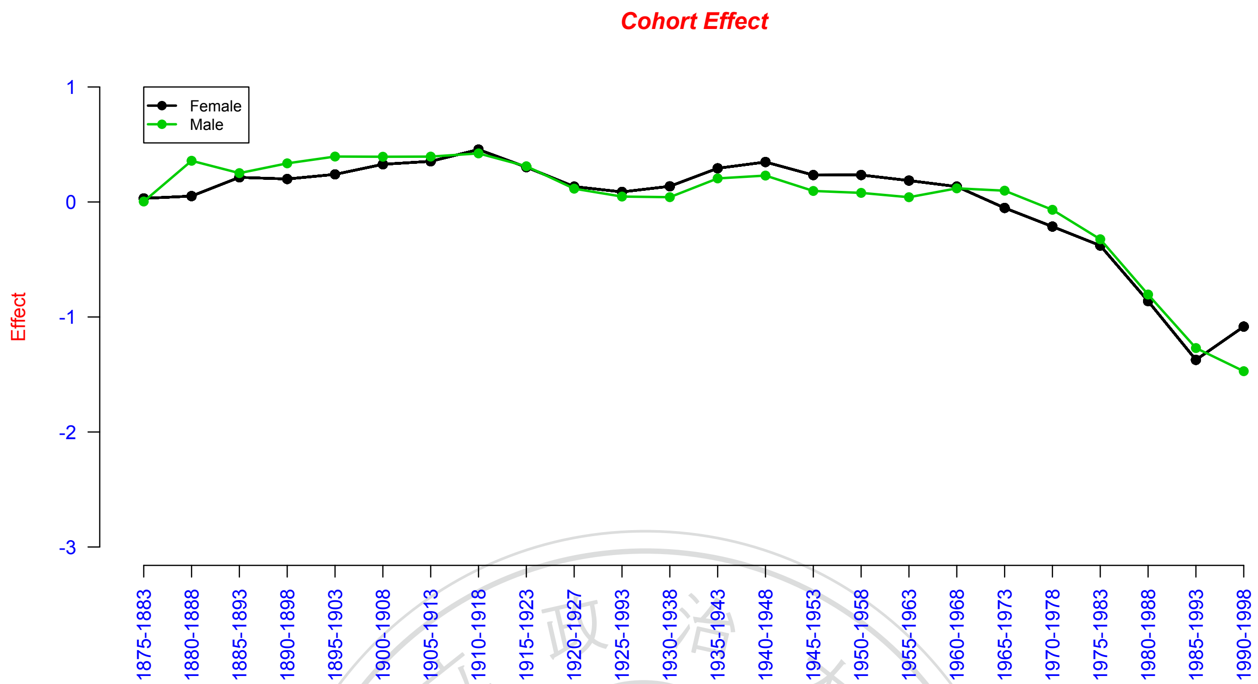

圖 4-3　男女之世代效應圖

我們先分別對三個效應的整體趨勢做初步解釋。

一、年齡效應：整體而言，年齡效應方面無論男女都有隨著年齡增加的趨勢，自 10 歲到 24 歲之間快速上升，25 歲到 39 歲開始略微下降，40 歲之後則又隨著年齡而增加（見圖 4-1）。

林佳瑩與蔡毓智（2005）也有提出自殺死亡率隨著年齡增加而上升的看法，並認為中年人口自殺率開始攀升的原因可能是身體的健康因素，家庭，財務等壓力的增加，使中年人口產生調適的問題，進而提高自殺死亡率。老年人口的高自殺率追究原因可能是長期的慢性疾病，生存意義的缺乏感，失去配偶，社會孤立，缺乏生活上的控制，甚至因無能力影響自己死亡所產生的恐懼感等。

在男女的差異上，女性在 25 歲到 39 歲的下降趨勢比男性下降的快，60 歲之後的女性的上升趨勢則比男性快。

二、年代效應：在年代效應方面，我們發現無論男女其趨勢都呈現出 W 曲線狀，在 1974-78 及 1989-93 年代之效應較低，特別在 1989-93 的年代效應達最低點,而自 1989-93 年代之後效應有增加之趨勢 (見圖 4-2) 。

吳若寧與鄭雅文（2008）亦發現這樣的趨勢，認為原因可能是 1950 到 60

年代,二次大戰結束，中國大量人口短時間湧入台灣，導致人口結構轉變，移入的人又多經過高度影響心理問題的中日戰爭以及國共內鬥。且 1950 年代發生的社會及經濟變動改變了家庭結構，價值(values)以及生活方式。之後從 1960 到 1970 年代的下降趨勢可能是因為國家加速工業化導致經濟戲劇化的進步。另外，1980 年代初出現第二個高點，而後又下降的改變與失業率的變化一致。1980 年代初有許多勞動力密集的工廠外移至鄰近國家，導致失業率明顯上升，之後下降，1990 年代後又開始上升。而 1990 年代中自殺率攀升的原因與失業率上升及經濟不景氣密切相關。亞洲其他國家，包含日本及南韓，也有報告說明從 1990 年代後自殺率攀升的現象與經濟不景氣有關。社會方面影響家庭整合的變數,像離婚率，女人投身勞動市場都被指出是影響台灣早期自殺率的原因。

男女的差異上，女性在 1984-1988 年之後下降趨勢比男性下降的快，1989-1993 年之後的上升趨勢，男性則比女性上升的快。

三、世代效應：在世代效應方面，出生於 1875 年到 1913 年之間的世代，其世代效應呈上升趨勢，其中又以 1910-18 及 1940-48 這兩個世代之世代效應較高，而出生於 1960 之後的世代，其世代效應則隨著世代而有明顯下降的趨勢，雖然在 1990-97 這個世代下降速度突然趨於緩慢 (見圖 4-3)，不過這一世代的資料量較少，因此代表性可能不足。

男女的差異上，男性在 1880-88 這個世代有高點出現，女性則無;女性自 1960-68 這一世代之後開始明顯下降，男性則從 1965-1973 這個世代才開始明顯下降;在最後一個世代 1990-97，女生突然上升，與男性在最後一個世代持續下降的現象有所不同，不過一如前述，這一世代的代表性不足，因此這個現象不須過於在意。

三個效應在男女的差別上， 從圖形的觀察與參數估計值的相差，似乎顯示出年代或世代效應的差異可能較年齡效應小，但是其實還是無法非常明確判斷出三個效應裡是否存在一個效應不具有男女性別上的差異，因此後續分析中我們將就 Apc，aPc，apC 三種模型進行配適。

第四節　MAPC 子模型的配適-非條件概似函數法

由於我們感興趣的分層變數為性別，因此$R=2$，我們設定分層 1 是男性，分層 2 是女性，以下為對 Apc，aPc，apC 三種子模型分別進行配適所得到的結果。

一、 Apc 模型:

$$\eta_{ijr}=\mu_r+\theta_i+\varphi_{jr}+\psi_{kr}$$

$$i=1,...,15; j=1,...,10; k=1,...,24; r=1,2$$

令$\Delta_j=\varphi_{j,1}-\varphi_{j,2}$，$\Delta_k=\psi_{k,1}-\psi_{k,2}$，$\tilde{\Delta}_j=\Delta_\mu+\Delta_j$，$\tilde{\Delta}_k=\Delta_\mu+\Delta_k$，則$\tilde{\Delta}_j$和$\tilde{\Delta}_k$解釋為平均對數相對風險。表 4-7，表 4-8 分別為年代部份以及世代部份效應差參數（亦即Δ_j和Δ_k）的估計值，標準差及 95%的信賴區間。

表 4-7 Apc-男女的年代效應差(Δ_j)- 非條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Period				
1959-1963	-0.1982	0.0928	-0.3801	-0.0162
1964-1968	-0.1657	0.0879	-0.3379	0.0065
1969-1973	-0.1164	0.0940	-0.3007	0.0680
1974-1978	-0.1801	0.0970	-0.3702	0.0100
1979-1983	-0.1658	0.0851	-0.3326	0.0011
1984-1988	-0.0683	0.0850	-0.2349	0.0982
1989-1993	0.0499	0.0992	-0.1445	0.2444
1994-1998	0.1798	0.0913	0.0008	0.3588
1999-2003	0.2890	0.0789	0.1343	0.4437
2004-2008	0.3758	0.0696	0.2394	0.5122

表 4-8 Apc-男女的世代效應差(Δ_k) – 非條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Cohort				
1875-1883	0.0737	0.9845	-1.8558	2.0032
1880-1888	0.3507	0.5075	-0.6440	1.3455
1885-1893	0.0701	0.3736	-0.6622	0.8024
1890-1898	0.2304	0.2987	-0.3551	0.8158
1895-1903	0.2925	0.2381	-0.1742	0.7591
1900-1908	0.2339	0.2004	-0.1590	0.6268
1905-1913	0.2244	0.1759	-0.1203	0.5692
1910-1918	0.1524	0.1556	-0.1525	0.4573
1915-1923	0.1732	0.1491	-0.1191	0.4654
1920-1927	0.0981	0.1388	-0.1739	0.3700
1925-1993	0.0694	0.1366	-0.1982	0.3371
1930-1938	0.0206	0.1338	-0.2416	0.2827
1935-1943	0.0273	0.1260	-0.2197	0.2743
1940-1948	-0.0549	0.1268	-0.3035	0.1937
1945-1953	-0.0806	0.1285	-0.3324	0.1713
1950-1958	-0.1061	0.1262	-0.3535	0.1412
1955-1963	-0.1223	0.1305	-0.3781	0.1336
1960-1968	-0.0417	0.1357	-0.3076	0.2242
1965-1973	0.0751	0.1519	-0.2226	0.3728
1970-1978	0.0179	0.1717	-0.3185	0.3544
1975-1983	-0.1465	0.1905	-0.5198	0.2269
1980-1988	-0.2716	0.2694	-0.7997	0.2564
1985-1993	-0.4374	0.5063	-1.4297	0.5549
1990-1998	-0.8487	1.4402	-3.6714	1.9741

二、 aPc 模型:

$$\eta_{ijr} = \mu_r + \theta_{ir} + \varphi_j + \psi_{kr}$$

$$i = 1,...,15; j = 1,...,10; k = 1,...,24; r = 1,2$$

令 $\Delta_i = \theta_{i,1} - \theta_{i,2}$ ， $\Delta_k = \psi_{k,1} - \psi_{k,2}$ ， $\tilde{\Delta}_i = \Delta_\mu + \Delta_i$ ， $\tilde{\Delta}_k = \Delta_\mu + \Delta_k$ ， 則 $\tilde{\Delta}_i$ 和 $\tilde{\Delta}_k$ 解釋為平均對數相對風險。表 4-9 ， 表 4-10 分別為年齡部份以及世代部份效應差參數（亦即 Δ_i 和 Δ_k ）的估計值，標準差及 95%的信賴區間 。

表 4-9 aPc-男女的年齡效應差(Δ_i) – 非條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Age				
10-14	-0.6722	0.2727	-1.2067	-0.1378
15-19	-0.7296	0.1056	-0.9365	-0.5227
20-24	-0.3858	0.0876	-0.5575	-0.2141
25-29	-0.1941	0.0896	-0.3697	-0.0185
30-34	-0.0923	0.0923	-0.2731	0.0885
35-39	0.0699	0.0966	-0.1194	0.2591
40-44	0.1660	0.0961	-0.0224	0.3544
45-49	0.2312	0.0989	0.0373	0.4250
50-54	0.2827	0.1018	0.0832	0.4821
55-59	0.3156	0.1078	0.1042	0.5269
60-64	0.2472	0.1081	0.0353	0.4591
65-69	0.2440	0.1123	0.0238	0.4642
70-74	0.1084	0.1183	-0.1235	0.3404
75-79	0.1321	0.1360	-0.1345	0.3987
80+	0.2770	0.1459	-0.0089	0.5629

表 4-10 aPc-男女的世效應差(Δ_k) － 非條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Cohort				
1875-1883	-0.4748	0.9310	-2.2996	1.3500
1880-1888	-0.0997	0.4831	-1.0466	0.8472
1885-1893	-0.3239	0.3560	-1.0216	0.3738
1890-1898	-0.1965	0.2849	-0.7548	0.3618
1895-1903	-0.1576	0.2276	-0.6037	0.2885
1900-1908	-0.2257	0.1920	-0.6021	0.1507
1905-1913	-0.2210	0.1686	-0.5515	0.1095
1910-1918	-0.2576	0.1491	-0.5499	0.0347
1915-1923	-0.1680	0.1429	-0.4481	0.1121
1920-1927	-0.1392	0.1344	-0.4026	0.1243
1925-1993	-0.1138	0.1322	-0.3730	0.1454
1930-1938	-0.1194	0.1297	-0.3736	0.1347
1935-1943	-0.0673	0.1228	-0.3079	0.1734
1940-1948	-0.0585	0.1236	-0.3007	0.1837
1945-1953	-0.0505	0.1245	-0.2946	0.1936
1950-1958	-0.0426	0.1224	-0.2825	0.1974
1955-1963	-0.0004	0.1267	-0.2488	0.2479
1960-1968	0.1800	0.1320	-0.0788	0.4387
1965-1973	0.4115	0.1473	0.1228	0.7002
1970-1978	0.4757	0.1661	0.1502	0.8012
1975-1983	0.4435	0.1843	0.0822	0.8048
1980-1988	0.4959	0.2582	-0.0102	1.0021
1985-1993	0.5836	0.4819	-0.3609	1.5281
1990-1998	0.1261	1.3787	-2.5760	2.8283

三、 apC 模型:

$$\eta_{ijr} = \mu_r + \theta_{ir} + \varphi_{jr} + \psi_k$$

$$i = 1,...,15; j = 1,...,10; k = 1,...,24; r = 1,2$$

令 $\Delta_i = \theta_{i,1} - \theta_{i,2}$， $\Delta_j = \varphi_{j,1} - \varphi_{j,2}$， $\tilde{\Delta}_i = \Delta_\mu + \Delta_i$， $\tilde{\Delta}_j = \Delta_\mu + \Delta_j$，則 $\tilde{\Delta}_i$ 和 $\tilde{\Delta}_j$ 解釋為平均對數相對風險。表 4-11，表 4-12 分別為年齡部份以及年代部份效應差參數（亦即 Δ_i 和 Δ_j）的估計值，標準差及 95%的信賴區間。

圖 4-4 為分別對三種模型估計出的男女效應差參數所畫的圖，圖中第一列為對模型 Apc 配適出年齡及世代的男女效應差參數，第二列為對模型 aPc 配適出年代及世代的男女效應差參數，第三列為對模型 apC 配適出年齡及年代的男女效應差參數，圖形中的實線為估計值，虛線為 95%的信賴區間。

表 4-11 apC-男女的年齡效應差(Δ_i) – 非條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Age				
10-14	-0.3894	0.2594	-0.8978	0.1190
15-19	-0.4658	0.0956	-0.6532	-0.2784
20-24	-0.1656	0.0778	-0.3180	-0.0131
25-29	-0.0153	0.0807	-0.1735	0.1429
30-34	0.0472	0.0849	-0.1191	0.2136
35-39	0.1472	0.0905	-0.0302	0.3246
40-44	0.1574	0.0909	-0.0208	0.3355
45-49	0.1547	0.0941	-0.0298	0.3392
50-54	0.1826	0.0968	-0.0071	0.3724
55-59	0.2079	0.1021	0.0078	0.4081
60-64	0.1300	0.1011	-0.0681	0.3282
65-69	0.1050	0.1035	-0.0978	0.3078
70-74	-0.0652	0.1068	-0.2744	0.1441
75-79	-0.0628	0.1226	-0.3031	0.1775
80+	0.0319	0.1301	-0.2232	0.2869

表 4-12 apC-男女的年代效應差(Δ_j) – 非條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Period				
1959-1963	-0.0933	0.0806	-0.2513	0.0648
1964-1968	-0.0885	0.0779	-0.2412	0.0642
1969-1973	-0.0625	0.0852	-0.2293	0.1044
1974-1978	-0.1496	0.0885	-0.3231	0.0238
1979-1983	-0.1522	0.0776	-0.3043	0.0000
1984-1988	-0.0669	0.0773	-0.2184	0.0847
1989-1993	0.0324	0.0903	-0.1446	0.2094
1994-1998	0.1305	0.0826	-0.0314	0.2925
1999-2003	0.2014	0.0706	0.0630	0.3397
2004-2008	0.2486	0.0615	0.1281	0.3691

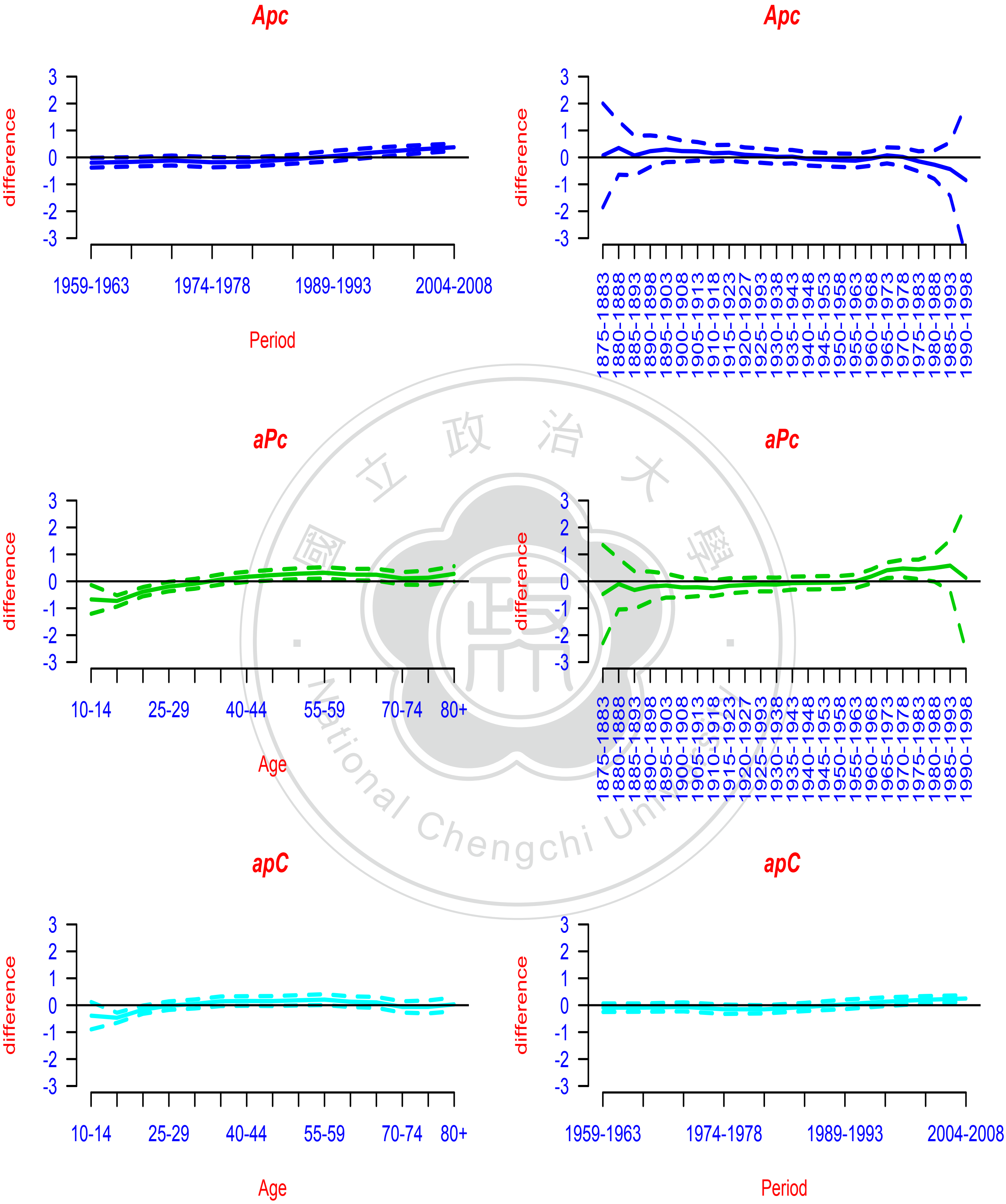

圖 4-4 非條件概似函數法

第五節　MAPC 子模型的配適-條件概似函數法

藉由非條件概似函數法所配適得到的結果如下

一、 Apc 模型:

$$\pi_{ij1} = \frac{y_{ij1}}{y_{ij1} + y_{ij2}} = \text{expit}(\log(\frac{n_{ij1}}{n_{ij2}}) + \Delta_\mu + \Delta_j + \Delta_k)$$

$$i = 1,...,15; j = 1,...,10; k = 1,...,24; r = 1,2$$

其中 $\text{expit}(x) = 1/[1 + \exp(-x)]$，令 $\tilde{\Delta}_j = \Delta_\mu + \Delta_j$， $\tilde{\Delta}_k = \Delta_\mu + \Delta_k$ ，則 $\tilde{\Delta}_j$ 和 $\tilde{\Delta}_k$ 解釋為平均對數相對風險。表 4-13，表 4-14 分別為年代部份以及世代部份，平均對數相對風險，標準差及 95%的信賴區間。

表 4-13 Apc-男女的年代效應差(Δ_j) – 條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Period				
1959-1963	-0.1769	0.0583	-0.2911	-0.0626
1964-1968	-0.1493	0.0554	-0.2578	-0.0407
1969-1973	-0.1114	0.0597	-0.2284	0.0055
1974-1978	-0.1962	0.0615	-0.3167	-0.0756
1979-1983	-0.1835	0.0537	-0.2889	-0.0782
1984-1988	-0.0892	0.0535	-0.1941	0.0156
1989-1993	0.0417	0.0625	-0.0808	0.1642
1994-1998	0.1792	0.0573	0.0668	0.2915
1999-2003	0.2954	0.0496	0.1983	0.3926
2004-2008	0.3902	0.0456	0.3009	0.4795

表 4-14 Apc-男女的世代效應差(Δ_k) – 條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Cohort				
1875-1883	0.0558	0.6196	-1.1586	1.2701
1880-1888	0.3539	0.3200	-0.2732	0.9810
1885-1893	0.0853	0.2356	-0.3764	0.5471
1890-1898	0.2464	0.1885	-0.1231	0.6160
1895-1903	0.3191	0.1503	0.0245	0.6137
1900-1908	0.2558	0.1265	0.0079	0.5037
1905-1913	0.2399	0.1109	0.0226	0.4573
1910-1918	0.1608	0.0981	-0.0315	0.3531
1915-1923	0.1714	0.0941	-0.0131	0.3558
1920-1927	0.0930	0.0876	-0.0787	0.2647
1925-1993	0.0742	0.0863	-0.0949	0.2433
1930-1938	0.0348	0.0844	-0.1307	0.2002
1935-1943	0.0449	0.0797	-0.1113	0.2011
1940-1948	-0.0370	0.0801	-0.1939	0.1200
1945-1953	-0.0735	0.0810	-0.2322	0.0852
1950-1958	-0.1021	0.0794	-0.2577	0.0536
1955-1963	-0.1324	0.0821	-0.2933	0.0285
1960-1968	-0.0624	0.0854	-0.2298	0.1049
1965-1973	0.0443	0.0957	-0.1432	0.2317
1970-1978	-0.0089	0.1082	-0.2209	0.2032
1975-1983	-0.1717	0.1203	-0.4074	0.0640
1980-1988	-0.2867	0.1699	-0.6197	0.0463
1985-1993	-0.4451	0.3186	-1.0696	0.1793
1990-1998	-0.8597	0.9063	-2.6361	0.9166

二、 aPc 模型:

$$\pi_{ij1} = \frac{y_{ij1}}{y_{ij1} + y_{ij2}} = \text{expit}(\log(\frac{n_{ij1}}{n_{ij2}}) + \Delta_\mu + \Delta_i + \Delta_k)$$

$$i = 1,...,15; j = 1,...,10; k = 1,...,24; r = 1,2$$

其中 $\text{expit}(x) = 1/[1+\exp(-x)]$，令 $\tilde{\Delta}_i = \Delta_\mu + \Delta_i$， $\tilde{\Delta}_k = \Delta_\mu + \Delta_k$ ，則 $\tilde{\Delta}_i$ 和 $\tilde{\Delta}_k$ 解釋為平均對數相對風險。表 4-13，表 4-14 分別為年齡部份以及世代部份，平均對數相對風險的估計值，標準差及 95%的信賴區間 。

表 4-15 aPc-男女的年齡效應差(Δ_i) – 條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Age				
10-14	-0.6221	0.1355	-0.8878	-0.3565
15-19	-0.6729	0.0522	-0.7752	-0.5705
20-24	-0.3471	0.0435	-0.4323	-0.2618
25-29	-0.1881	0.0454	-0.2771	-0.0990
30-34	-0.1005	0.0468	-0.1923	-0.0087
35-39	0.0679	0.0488	-0.0277	0.1635
40-44	0.1755	0.0482	0.0810	0.2700
45-49	0.2300	0.0491	0.1337	0.3263
50-54	0.2607	0.0502	0.1623	0.3591
55-59	0.2781	0.0531	0.1740	0.3822
60-64	0.2042	0.0533	0.0999	0.3086
65-69	0.2010	0.0556	0.0920	0.3100
70-74	0.0752	0.0586	-0.0396	0.1900
75-79	0.1334	0.0676	0.0009	0.2658
80+	0.3045	0.0730	0.1615	0.4476

表 4-16 aPc-男女的世效應差(Δ_k) – 條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	95% Confidence Interval	
Cohort				
1875-1883	-0.4981	0.4601	-1.3999	0.4036
1880-1888	-0.0989	0.2388	-0.5669	0.3691
1885-1893	-0.2945	0.1759	-0.6393	0.0503
1890-1898	-0.1519	0.1411	-0.4284	0.1246
1895-1903	-0.0987	0.1128	-0.3197	0.1224
1900-1908	-0.1677	0.0952	-0.3543	0.0190
1905-1913	-0.1700	0.0836	-0.3338	-0.0062
1910-1918	-0.2122	0.0740	-0.3571	-0.0672
1915-1923	-0.1507	0.0708	-0.2894	-0.0120
1920-1927	-0.1425	0.0662	-0.2722	-0.0127
1925-1993	-0.1144	0.0653	-0.2424	0.0136
1930-1938	-0.1044	0.0641	-0.2301	0.0213
1935-1943	-0.0373	0.0610	-0.1568	0.0823
1940-1948	-0.0064	0.0619	-0.1277	0.1149
1945-1953	-0.0184	0.0623	-0.1406	0.1037
1950-1958	-0.0401	0.0611	-0.1598	0.0797
1955-1963	-0.0324	0.0634	-0.1566	0.0919
1960-1968	0.1314	0.0662	0.0017	0.2611
1965-1973	0.3555	0.0740	0.2106	0.5004
1970-1978	0.4335	0.0833	0.2701	0.5968
1975-1983	0.3790	0.0924	0.1978	0.5602
1980-1988	0.4290	0.1282	0.1776	0.6803
1985-1993	0.5300	0.2381	0.0633	0.9967
1990-1998	0.0801	0.6814	-1.2554	1.4157

三、 apC 模型:

$$\pi_{ij1} = \frac{y_{ij1}}{y_{ij1} + y_{ij2}} = \mathrm{expit}(\log(\frac{n_{ij1}}{n_{ij2}}) + \Delta_{\mu} + \Delta_{i} + \Delta_{j})$$

$$i = 1,...,15; j = 1,...,10; k = 1,...,24; r = 1,2$$

其中 $\mathrm{expit}(x) = 1/[1+\exp(-x)]$，令 $\tilde{\Delta}_i = \Delta_{\mu} + \Delta_i$， $\tilde{\Delta}_j = \Delta_{\mu} + \Delta_j$，則 $\tilde{\Delta}_i$ 和 $\tilde{\Delta}_j$ 解釋為平均對數相對風險。表 4-17，表 4-18 分別為年齡部份以及世代部份，平均對數相對風險的估計值，標準差及 95%的信賴區間。

圖 4-5 為分別對三種模型估計出的平均相對風險所繪製的圖。圖中第一列為對模型 Apc 配適出年齡及世代的平均對數相對風險，第二列為對模型 aPc 配適出年代及世代的平均對數相對風險，第三列為對模型 apC 配適出年齡及年代的平均對數相對風險，圖形中的實線為估計值，虛線為 95%的信賴區間。

表 4-17 apC-男女的年齡效應差(Δ_i) – 條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval	
Age				
10-14	-0.4214	0.1216	-0.6597	-0.1831
15-19	-0.4792	0.0452	-0.5679	-0.3906
20-24	-0.1686	0.0366	-0.2404	-0.0968
25-29	-0.0315	0.0378	-0.1056	0.0425
30-34	0.0294	0.0398	-0.0486	0.1073
35-39	0.1323	0.0425	0.0490	0.2156
40-44	0.1536	0.0427	0.0699	0.2372
45-49	0.1531	0.0442	0.0665	0.2396
50-54	0.1817	0.0453	0.0928	0.2706
55-59	0.2031	0.0478	0.1094	0.2968
60-64	0.1243	0.0474	0.0315	0.2171
65-69	0.1022	0.0485	0.0070	0.1973
70-74	-0.0615	0.0503	-0.1601	0.0371
75-79	-0.0232	0.0579	-0.1367	0.0904
80+	0.1059	0.0615	-0.0146	0.2265

表 4-18 apC-男女的年代效應差(Δ_j) – 條件概似函數法

	Estimate	Standard Error	Confidence Interval	
Period				
1959-1963	-0.0312	0.0384	-0.1065	0.0441
1964-1968	-0.0428	0.0371	-0.1154	0.0298
1969-1973	-0.0369	0.0404	-0.1161	0.0423
1974-1978	-0.1586	0.0418	-0.2407	-0.0766
1979-1983	-0.1768	0.0366	-0.2485	-0.1050
1984-1988	-0.1004	0.0364	-0.1718	-0.0290
1989-1993	0.0140	0.0425	-0.0694	0.0973
1994-1998	0.1078	0.0389	0.0315	0.1841
1999-2003	0.1862	0.0332	0.1212	0.2513
2004-2008	0.2388	0.0286	0.1826	0.2949

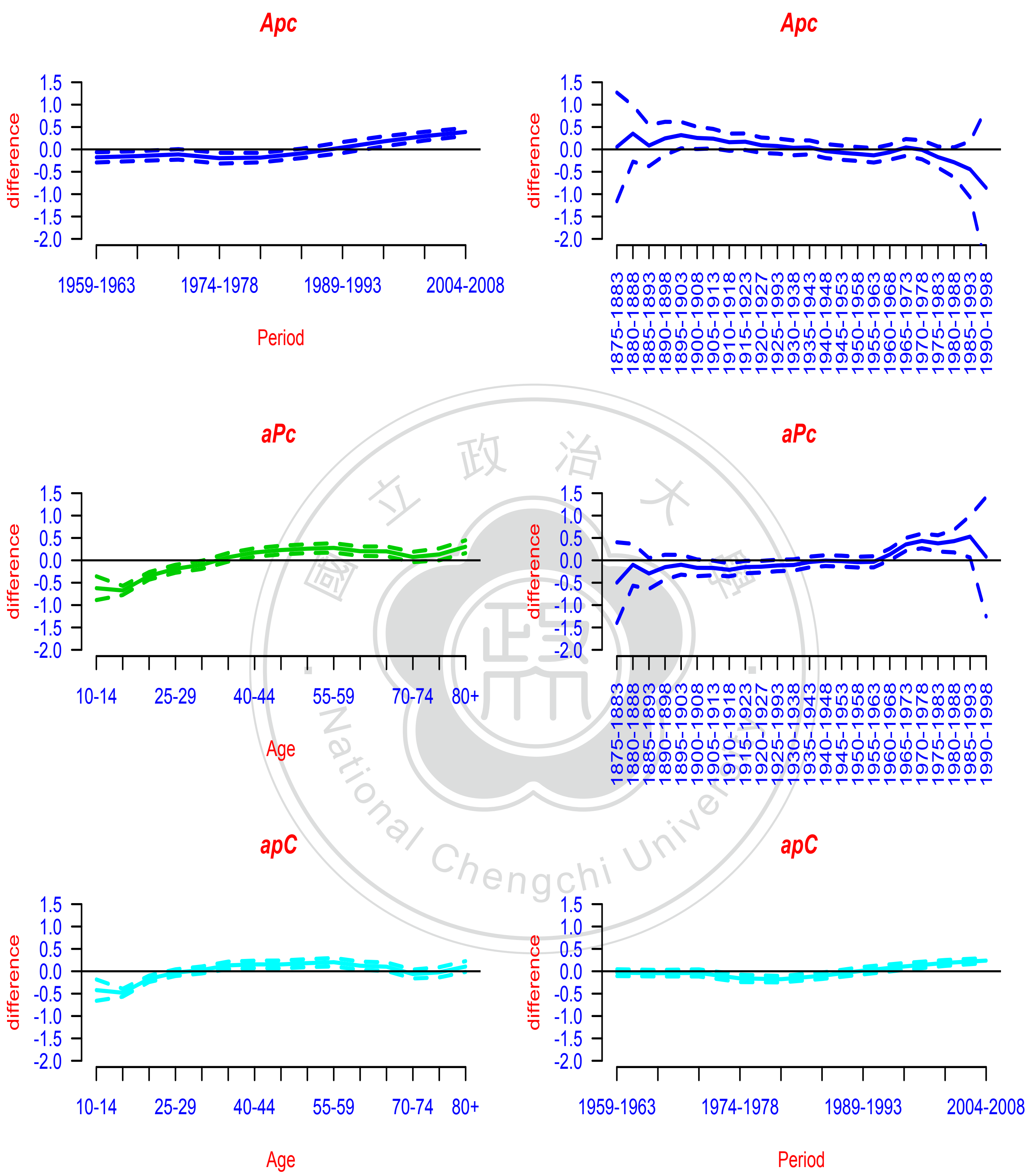
Apc
difference
Period
1959-1963
1974-1978
1989-1993
2004-2008
aPc
Age
10-14
25-29
40-44
55-59
70-74
80+
apC

圖 4-5 條件概似函數法

藉由兩種方式分別估計三種模型之後，發現這兩種方式估計出來的值非常接近，但是條件概似函數法的標準差的確比非條件概似函數法明顯小很多。

表 4-19 呈現出三個子模型經由非條件概似函數法（亦即對數線性模型）與條件概似函數法（亦即多項式邏輯模型）的過度離散度，過度離散度是由卡方統計量 X^2 除以自由度獲得，$\hat{\phi}_{UC}$ 代表非條件概似函數法的過度離散度，$\hat{\phi}_{C}$ 代表條件概似函數法的過度離散度。

表 4-19 過度離散度

	Apc	aPc	apC
$\hat{\phi}_{C}$	7.34	4.00	3.44
$\hat{\phi}_{UC}$	18.55	16.34	15.71
$\sqrt{\hat{\phi}_{C}/\hat{\phi}_{UC}}$	0.63	0.49	0.47

由表 4-19 我們可以看出條件概似函數法在三種子模型的過度離散度明顯比非條件概似函數法小。

要比較三個子模型何者配適的較好，我們根據 Burnham and Anderson（2002）的提議，採用 QAIC(quasi-AIC) 準則來判斷模型配適的好壞。QAIC 的定義如下：

$$\mathrm{QAIC} = -2\log L/\hat{\phi}^{\mathrm{apc}} + 2p$$

其中 L 為最大概似函數的值，p 為參數個數，$\hat{\phi}^{\mathrm{apc}}$ 為最大模型 apc（亦即無設定一致效應的模型）的過度離散度。QAIC 主要用於有過度離散的資料，與 AIC 的差異在於，QAIC 的最大概似函數值還需要在除以過度離散度，如果資料沒有過度離散的情形時，亦即過度離散度等於 1，QAIC 的值就等於 AIC。另外由於過度離散度是估計得到的，因此參數個數 p 須再加 1。大體上而言，QAIC 越小意謂著模型的配適情形越好。表 4-20 為用條件概似函數法估計的三個子模型的 QAIC 值。

表 4-20 QAIC 值

	Apc	aPc	apC
QAIC	180.02	165.28	136.62

由表 4-20 可以發現模型 apC 的 QAIC 值最小，因此認為設定世代效應為一致效應的子模型 apC 為配適最好的模型。

我們根據 apC 模型估計的結果顯示，女性的自殺死亡率在 10 歲到 24 歲時顯著比男性高，在 15 到 19 歲這個年齡層差異達到最大，20 歲之後差異開始變小，到了 25 至 34 歲，兩性無顯著差異，35 歲之後男性的自殺死亡率開始顯著大於女性，並且隨著年齡增長兩性的差異越大，直到 60 歲之後差異才開始減小，到 70 歲時兩性已無顯著差異。年代方面，男女的自殺死亡率在 1959 年到 1973 年間沒有顯著的差異，從 1974 年到 2008 年開始呈現一個 J 型曲線狀，在 1974 到 1988 年女性的自殺死亡率顯著大於男性並於 1979 年到 1983 年來到最低點，也就是差異最大，之後差異開始變小，到了 1989 年時兩性已無顯著差異，從 1994 年開始男性的自殺死亡率反而開始顯著大於女性，而且隨著年代增加差異越大，並於 2004 到 2008 這個年代層差異達到最大。

第五章　結論與建議

第一節　　結論

由前述各章節的說明與結果，我們總結如下:

一、在男女自殺死亡率的比較方面，就年齡方面來看，女性的自殺死亡率在 10 歲到 24 歲時顯著比男性高，特別在 15 到 19 歲時差異達到最大，20 歲之後差異開始變小，到了 25 至 34 歲，兩性已無顯著差異，但是 35 歲後男性開始顯著大於女性，並且隨著年齡增長兩性的差異越大，直到 60 歲之後差異才開始變小，到 70 歲時兩性已無顯著差異。從年代方面來看，男女的自殺死亡率在 1959 年到 1973 年間並無顯著的差異，1974 年開始到 2008 年間呈現一個 J 型曲線狀，在 1974 到 1988 年女性的自殺死亡率顯著大於男性並於 1979 年到 1983 年來到最低點，也就是差異最大，之後差異開始變小，於 1989 年時兩性已無顯著差異，直到 1994 年開始男性的自殺死亡率反而開始顯著大於女性，而且隨著年代越近差異越大，在 2008 年差異達到最大。

二、在參數估計方法方面，非條件概似函數法與條件概似函數法兩者估計出來的參數相去不遠，但前者的過度離散度的確比後者的大很多。

第二節　檢討與建議

當資料有分層時，在做年齡-年代-世代分析時，以往文獻多半直接對各分層資料藉由繪圖的方式來進行比較。這些方式所得出的結果可能會過於主觀，有鑑於此，本文採用 Held and Riebler (2010)的多元年齡-年代-世代模型來對男女自殺死亡率作比較。我們同時採用條件概似函數法與非條件概似函數法來配適多元年齡-年代-世代模型，並比較兩種方法之差異。

然而，在配適多元年齡-年代-世代模型時須設定一致效應，因此得事先瞭解資料在哪個效應上男女的趨勢是較一致的，如果各層資料在三種效應的趨勢都不一致，或是取錯一致效應則有可能導致錯的估計，這也是使用 Held and Riebler (2010)所建議之方法的最大限制。

男女在三種效應上的差異趨勢，其背後所隱藏的原因，也是值得深入研究

與探討的 。像是為甚麼男女自殺死亡的相對風險在年代方面，從 1974 年到 2008 年呈現一個 J 型曲線狀，在年齡方面為什麼在 24 歲以下女性顯著大於男性，35 歲之後男性則開始顯著大於女性，這些現象都需要社會學家，精神科醫師等專業人士，藉由實際的臨床經驗及知識來進行解釋。

參考文獻

林佳瑩，蔡毓智 (2005)：台灣地區自殺趨勢研究：1976-2001。家醫研究，3(1)，28-38

Ananth,C.V., Misra,D.P., Demissie,K., and Smulian,J.C. (2001),"Rates of Preterm Delivery among Black Women and White Women in the United States over Two Decades: An Age-Period-Cohort Analysis", *American of Journal Epidemiology* 154(7): 657–665.

Burnham,K.P., and Anderson,D.R. (2002), *Model Selection and Multivariate Inference: A Practical Information-Theoretic Approach*, 2nd edn., New York: Springer

Fienberg,S.E., and Mason,W.M.（1978）,"Identification and Estimation of Age-Period-Cohort Models in the Analysis of Discrete Archival Data", *Sociological Methodolo*gy 8: 1–67.

Frost,W.H. (1939),"The Age Selection of Mortality from Tuberculosis in Successive Decades", *Amreican Joural of Hygiene* 30: 92–96.

Fu,W.J.（2000）,"Ridge Estimator in Singular Design with Application to Age-Period-Cohort Analysis of Disease Rates", *Communications in Statistics–Theory and Method* 29: 263–278.

Glenn,N.D. (2005),"Age, Period, and Cohort Effects", *Encyclopedia of Social Measurement* 1: 27–32.

Granizo,J.J., Guallar,E., and Artalejo,F.R. (1996),"Age-Period-Cohort Analysis of Suicide Mortality Rates in Spain, 1959-1991",*International Journal of Epidemiology* 25(4): 814–820.

Gross,V.A., Bopp,M., Gostynski,M., Lauber,C., Gutzwiller,F., and Rössler,W. (2006),"Age-Period-Cohort Analysis of Swiss Suicide Data, 1881–2000", *Eur Arch Psychiatry Clin Neurosci* 256 : 207–214

Gunnell,D., Middleton,N., Whitley,E., Dorling,D., and Frankel,S. (2003), "Influence of Cohort Effects on Patterns of Suicide in England and Wales,1950-1999", *British Journal of Psychiatry* 182:164-170

Held,L., and Riebler,A. (2010),"A Conditional Approach for Inference in Multivariate Age-Period-Cohort Models", *Statistical Methods in Medical Research* 0(0): 1–19.

Kupper,L.L., Janis,J.M., Salama,I.A., Yoshizawa,C.N., and Greenberg,B.G. (1983) ,"Age-Period-Cohort Analysis: An Illustration of the Problems in Assessing Interaction in One Observation Per Cell Data", *Communications in Statistics–Theory and Method* 12: 2779–2807.

Riebler,A., and Held,L. (2010),"The Analysis of Heterogeneous Time Trends in Multivariate Age-Period-Cohort Models", *Biostatistics* 11: 57-69

Wu,R., and Cheng,Y. (2008),"Trends in Suicide Mortality in Taiwan, 1959-2006", *Taiwan J Public Health* 27(2): 110–120.

Yang,Y. (2008),"Trends in U.S. Adult Chronic Disease Mortality, 1960-1999: Age, Period, and Cohort variations", *Demography* 45(2): 387–416.

Yang,Y., Fu,W.J., and Land,K.C.(2004),"A Methodological Comparison of Age-Period-Cohort Models: The Intrinsic Estimator and Conventional Generalized Linear Models", *Sociological Methodology* 34: 75–110.

Yang,Y., Fu, W.J., Land,K.C., and Wohl,S.S. (2008),"The Intrinsic Estimator for Age-Period-Cohort Analysis: What It Is and How to Use It", *American Journal of Sociology* 113(6): 1697–1736.

附錄一

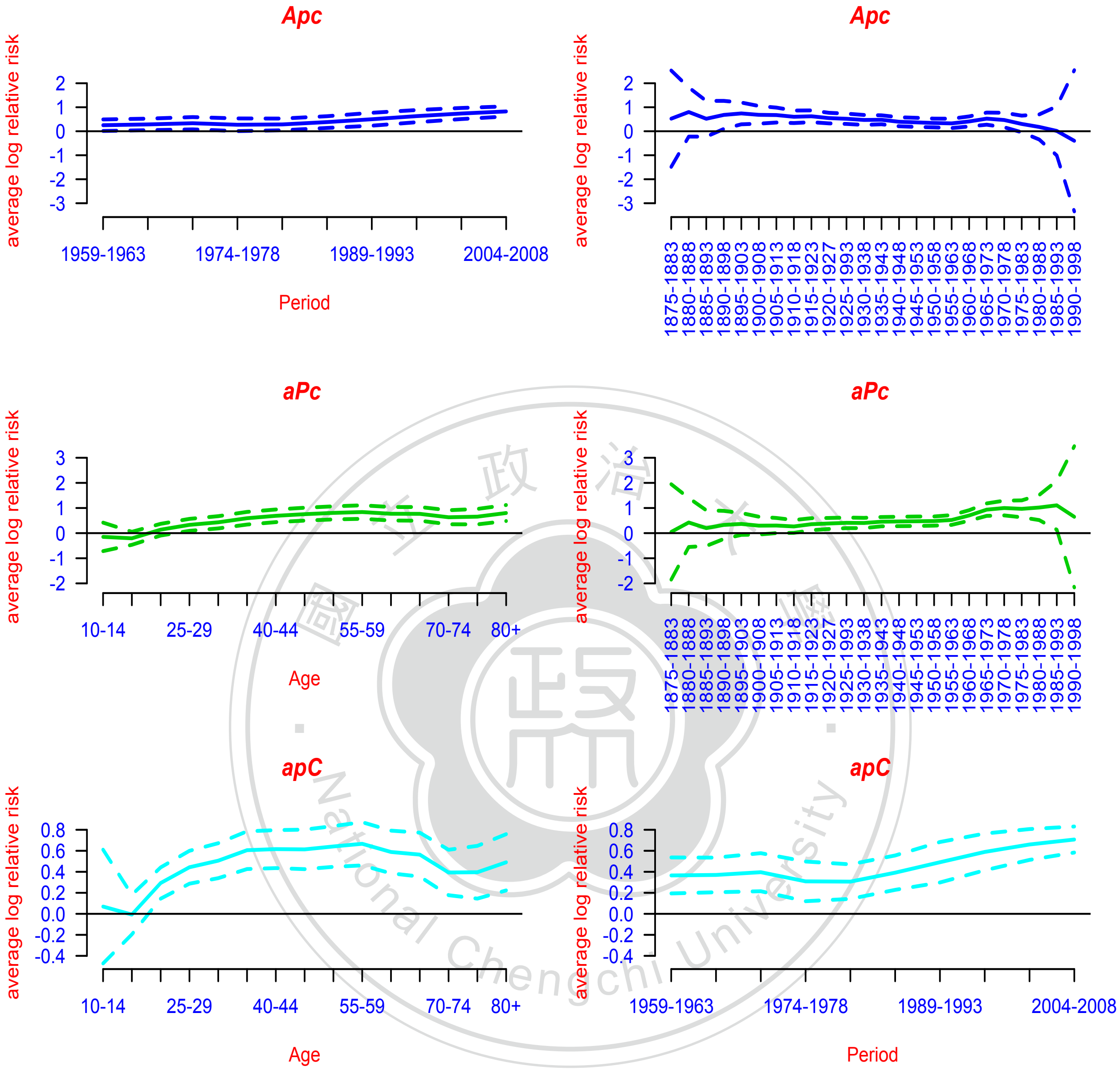

表 6-1 平均相對風險-非條件概似函數法

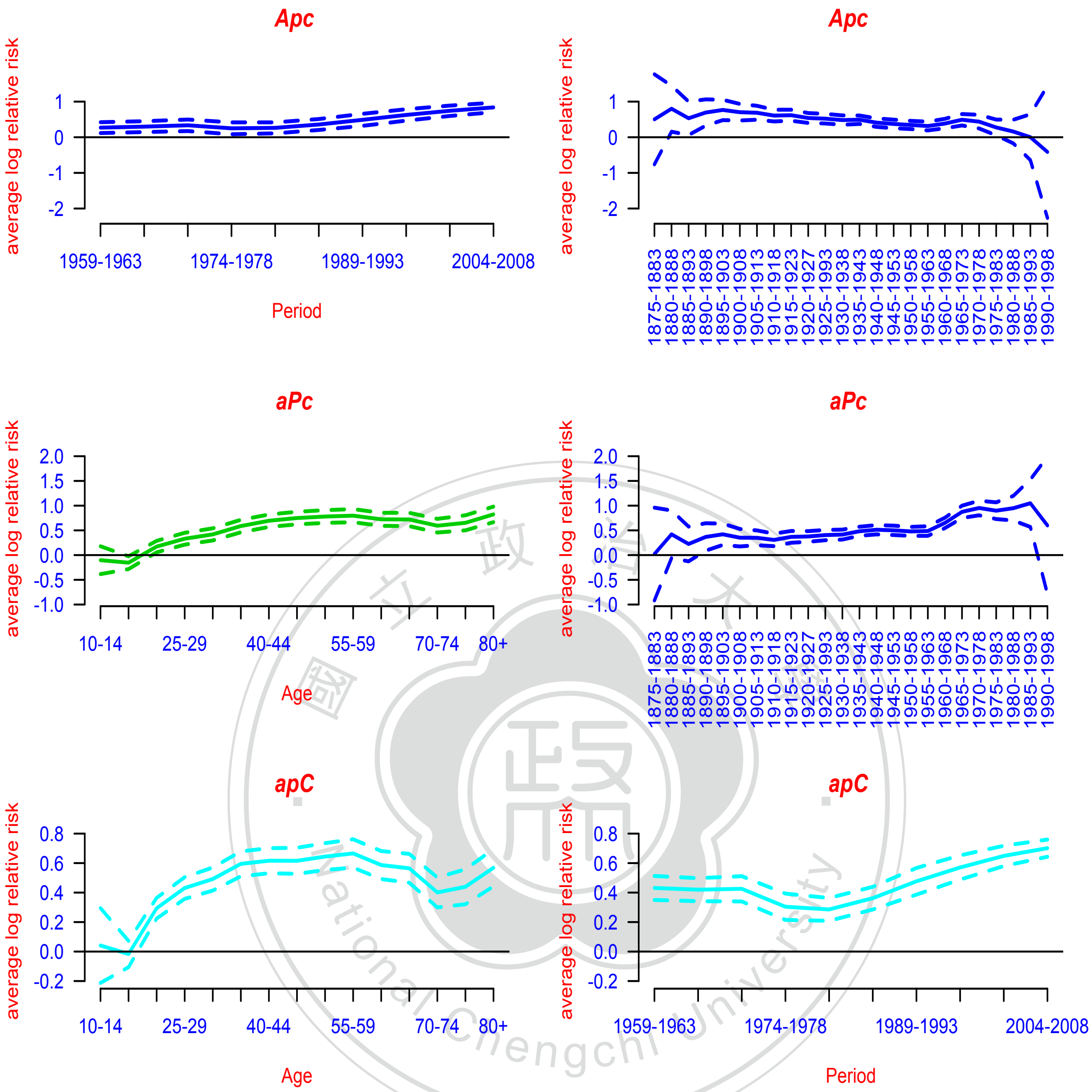

表 6-2 平均相對風險-條件概似函數法

附錄二

```
########## unconditional approach##############
#########mapc-aPc#####################
J <- ncol(data11)  # number of age groups
I <- nrow(data11)  # number of periods
K <- J+I-1 # number of cohorts
G <- 1             # grid factor (here agegroups and periods are provided in 5-year
 intervals)
P <- rep(rep(1:J, I),2)     # period index
A <- rep(rep(1:I, each=J),2) # age index
C <- P-A+I        # cohort index
R <- rep(1:2, each=I*J) # strata index
#########x matrix##########
x=matrix(0,ncol=(I-1)*2+J-1+(K-1)*2,nrow=2*I*J)
 for(i in 1:(I*J)){if(A[i]!=I)x[i,A[i]]=1
 else{if(A[i]==I)x[i,c(1:(I-1))]=-1}}
 for(i in ((I*J)+1):(2*I*J)){if(A[i]!=I)x[i,I-1+A[i]]=1
 else{if(A[i]==I)x[i,c(I:((I-1)*2))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J*2)){if(P[i]!=J)x[i,((I-1)*2+P[i])]=1
   else{if(P[i]==J)x[i,c(((I-1)*2+1):((I-1)*2+J-1))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J)){if(C[i]!=K)x[i,((I-1)*2+J-1+C[i])]=1
   else{if(C[i]==K)x[i,c(((I-1)*2+J):((I-1)*2+J-1+K-1))]=-1}}
 for(i in ((I*J)+1):(2*I*J)){if(C[i]!=K)x[i,((I-1)*2+J-1+K-1+C[i])]=1
 else{if(C[i]==K)x[i,c(((I-1)*2+J-1+K):((I-1)*2+J-1+(K-1)*2))]=-1}}

 m1=c(rep(1,(I*J)),rep(0,(I*J)))
 m2=c(rep(0,(I*J)),rep(1,(I*J)))

 x=cbind(m1,m2,x)
 N=rbind(data12,data22) #data of population
 Y=rbind(data11,data21) #data of suicide death
#######將data轉為vector############
 y=c()
 for(i in 1:(I*2))
 {y=c(y,Y[i,])}
 y=as.numeric(y)
 n=c()
 for(i in 1:(I*2))
 {n=c(n,N[i,])}
 n=as.numeric(n)
######設定限制式##########
############e1=e2###############
 for(i in 1:(2*I*J)){
 if(x[i,(32+2)]+x[i,(33+2)]==1)x[i,(32+2)]=1
 else{if(x[i,(32+2)]+x[i,(33+2)]==-2)x[i,(32+2)]=-2
 else{x[i,(32+2)]=0}}}
 x=x[,-(33+2)]
######fit model########
 lm1=glm.fit(x,y,family=poisson(),offset=log(n),intercept=F)
```

```
coe=as.matrix(lm1$coefficients)#model coefficients
summary=summary.glm(lm1)
cov=summary$cov.unscaled #unscaled covariance

intercept=coe[1:2]
coe=coe[-c(1:2)]
coe=c(coe[1:32],coe[32],coe[(1+32):(2*(I-1)+J-1+(K-1)*2-1)])
coea1=coe[1:(I-1)]
coea2=coe[I:(2*(I-1))]
coep=coe[(2*(I-1)+1):(2*(I-1)+J-1)]
coec1=coe[(2*(I-1)+J):(2*(I-1)+J-1+K-1)]
coec2=coe[(2*(I-1)+J-1+K):(2*(I-1)+J-1+2*(K-1))]

coe1=c(intercept[1],coea1,0-sum(coea1),coep,0-sum(coep),coec1,0-sum(coec1))
coe2=c(intercept[2],coea2,0-sum(coea2),coep,0-sum(coep),coec2,0-sum(coec2))
#######參數差#######
result=coe1-coe2
resulta=c(result[2:16])#年齡估計參數
resultc=c(result[27:50])#世代的估計參數
cov=summary.glm(lm1,correlation = T)$cov.unscaled
cov=(3529/df.residual(lm1))*cov#乘上過度離散度(scaled covariance)
#########年齡部份的標準差##########
sta=c()
for(i in 1:(I-1)){sta=c(sta,c(0,0,rep(0,i-1),1,rep(0,I-2),-1,rep(0,(I-1)-i+2*(K-1)+(J-
2)))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,i-1),1,rep(0,I-2),-1,rep(0,(I-1)-i+2*(K-1)+(J-2))))))}
lasta=c(0,0,rep(-1,I-1),rep(1,I-1),rep(0,(J-2)+2*(K-1)))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(-
1,I-1),rep(1,I-1),rep(0,(J-2)+2*(K-1)))))
sta=c(sqrt(sta),sqrt(lasta))
#########世代部份的標準差##########
stc=c()
for(i in 1:(K-1)){stc=c(stc,c(0,0,rep(0,2*(I-1)+(J-2)+i-1),1,rep(0,K-2),-1,rep(0,K-1-
i))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,2*(I-1)+(J-2)+i-1),1,rep(0,K-2),-1,rep(0,K-1-i)))))}
lastc=c(0,0,rep(0,2*(I-1)+(J-2)),rep(-1,K-1),rep(1,K-
1))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,2*(I-1)+(J-2)),rep(-1,K-1),rep(1,K-1))))
stc=c(sqrt(stc),sqrt(lastc))
quant <- -qnorm((1-0.95)/2)#

#####plot######
######age##########
plot(resulta,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-3,3))
lines(resulta,col=3,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:15, lab=c("10-14",
"15-19",
"20-24",
"25-29",
"30-34",
"35-39",
"40-44",
```

```
"45-49",
"50-54",
"55-59",
"60-64",
"65-69",
"70-74",
"75-79",
"80+"), col.axis="blue")
title(main="aPc ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Age", col.lab="red")
title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resulta+quant*sta,lty=2,col=3,lwd=2)
lines(resulta-quant*sta,lty=2,col=3,lwd=2)
abline(0,0)
###########cohort#############
plot(resultc,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-3,3))
lines(resultc,col=3,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:24, lab=c("1875-1883",
"1880-1888",
"1885-1893",
"1890-1898",
"1895-1903",
"1900-1908",
"1905-1913",
"1910-1918",
"1915-1923",
"1920-1927",
"1925-1993",
"1930-1938",
"1935-1943",
"1940-1948",
"1945-1953",
"1950-1958",
"1955-1963",
"1960-1968",
"1965-1973",
"1970-1978",
"1975-1983",
"1980-1988",
"1985-1993",
"1990-1998"), col.axis="blue", las=2)
title(main="aPc ", font.main=4, col.main="red")

title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resultc+quant*stc,lty=2,col=3,lwd=2)
lines(resultc-quant*stc,lty=2,col=3,lwd=2)
abline(0,0)

########平均相對風險###########
```

```
##################st. error######################
sta=c()
for(i in 1:(I-1)){sta=c(sta,c(1,-1,rep(0,i-1),1,rep(0,I-2),-1,rep(0,(I-1)-i+2*(K-1)+(J-
2)))%*%cov%*%t(t(c(1,-1,rep(0,i-1),1,rep(0,I-2),-1,rep(0,(I-1)-i+2*(K-1)+(J-2))))))}
lasta=c(1,-1,rep(-1,I-1),rep(1,I-1),rep(0,(J-2)+2*(K-1)))%*%cov%*%t(t(c(1,-1,rep(-
1,I-1),rep(1,I-1),rep(0,(J-2)+2*(K-1)))))
sta=c(sqrt(sta),sqrt(lasta))
stc=c()
for(i in 1:(K-1)){stc=c(stc,c(1,-1,rep(0,2*(I-1)+(J-2)+i-1),1,rep(0,K-2),-1,rep(0,K-1-
i))%*%cov%*%t(t(c(1,-1,rep(0,2*(I-1)+(J-2)+i-1),1,rep(0,K-2),-1,rep(0,K-1-i)))))}
lastc=c(1,-1,rep(0,2*(I-1)+(J-2)),rep(-1,K-1),rep(1,K-1))%*%cov%*%t(t(c(1,-
1,rep(0,2*(I-1)+(J-2)),rep(-1,K-1),rep(1,K-1))))
stc=c(sqrt(stc),sqrt(lastc))


result=coe1-coe2
inter1=rep(1,I)
inter2=rep(1,K)
matri1=diag(1,nrow=I,ncol=I)
matri2=diag(1,nrow=K,ncol=K)
matri1=cbind(inter1,matri1)
matri2=cbind(inter2,matri2)

resulta=matri1%*%c(result[1:16])
resultc=matri2%*%c(result[1],result[27:50])

#############PLOT###################

plot(resulta,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-3,3))
lines(resulta,col=3,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:15, lab=c("10-14",
"15-19",
"20-24",
"25-29",
"30-34",
"35-39",
"40-44",
"45-49",
"50-54",
"55-59",
"60-64",
"65-69",
"70-74",
"75-79",
"80+"), col.axis="blue")
title(main="aPc ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Age", col.lab="red")
title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resulta+quant*sta,lty=2,col=3,lwd=2)
```

```
lines(resulta-quant*sta,lty=2,col=3,lwd=2)
abline(0,0)
plot(resultc,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-3,3))
lines(resultc,col=3,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:24, lab=c("1875-1883",
"1880-1888",
"1885-1893",
"1890-1898",
"1895-1903",
"1900-1908",
"1905-1913",
"1910-1918",
"1915-1923",
"1920-1927",
"1925-1993",
"1930-1938",
"1935-1943",
"1940-1948",
"1945-1953",
"1950-1958",
"1955-1963",
"1960-1968",
"1965-1973",
"1970-1978",
"1975-1983",
"1980-1988",
"1985-1993",
"1990-1998"), col.axis="blue", las=2)
title(main="aPc ", font.main=4, col.main="red")

title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resultc+quant*stc,lty=2,col=3,lwd=2)
lines(resultc-quant*stc,lty=2,col=3,lwd=2)
abline(0,0)

   #########mapc-Apc######################
x=matrix(0,ncol=I-1+(J-1)*2+(K-1)*2,nrow=2*I*J)
 for(i in 1:(I*J*2)){if(A[i]!=I)x[i,A[i]]=1
 else{if(A[i]==I)x[i,c(1:(I-1))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J)){if(P[i]!=J)x[i,((I-1)+P[i])]=1
   else{if(P[i]==J)x[i,c(((I-1)+1):((I-1)+J-1))]=-1}}
 for(i in ((I*J)+1):(2*I*J)){if(P[i]!=J)x[i,I-1+J-1+P[i]]=1
 else{if(P[i]==J)x[i,c((I-1+J):((I-1)+2*(J-1)))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J)){if(C[i]!=K)x[i,((I-1)+(J-1)*2+C[i])]=1
   else{if(C[i]==K)x[i,c((I+(J-1)*2):((I-1)+(J-1)*2+K-1))]=-1}}
 for(i in ((I*J)+1):(2*I*J)){if(C[i]!=K)x[i,((I-1)+(J-1)*2+K-1+C[i])]=1
 else{if(C[i]==K)x[i,c(((I-1)+(J-1)*2+K):((I-1)+(J-1)*2+(K-1)*2))]=-1}}

 m1=c(rep(1,(I*J)),rep(0,(I*J)))
```

```
m2=c(rep(0,(I*J)),rep(1,(I*J)))

x=cbind(m1,m2,x)
N=rbind(data12,data22)
Y=rbind(data11,data21)
y=c()
for(i in 1:(I*2))
{y=c(y,Y[i,])}
y=as.numeric(y)
n=c()
for(i in 1:(I*2))
{n=c(n,N[i,])}
n=as.numeric(n)
############e1=e2###############
for(i in 1:(2*I*J)){
if(x[i,(1+2)]+x[i,(2+2)]==1)x[i,(1+2)]=1
else{if(x[i,(1+2)]+x[i,(2+2)]==-2)x[i,(1+2)]=-2
else{x[i,(1+2)]=0}}}
x=x[,-(2+2)]

lm1=glm.fit(x,y,family=poisson(),offset=log(n),intercept=F)
coe=as.matrix(lm1$coefficients)
summary=summary.glm(lm1)
cov1=summary$cov.unscaled
intercept=coe[1:2]
coe=coe[-c(1:2)]
coe=c(coe[1:1],coe[1],coe[(1+1):((I-1)+(J-1)*2+(K-1)*2-1)])
coea=coe[1:(I-1)]
coep1=coe[((I-1)+1):((I-1)+J-1)]
coep2=coe[((I-1)+J):((I-1)+2*(J-1))]
coec1=coe[((I-1)+(J-1)*2+1):((I-1)+2*(J-1)+(K-1))]
coec2=coe[((I-1)+2*(J-1)+K):((I-1)+2*(J-1)+2*(K-1))]

coe1=c(intercept[1],coea,0-sum(coea),coep1,0-sum(coep1),coec1,0-sum(coec1))
coe2=c(intercept[2],coea,0-sum(coea),coep2,0-sum(coep2),coec2,0-sum(coec2))
result=coe1-coe2

resultp=c(result[17:26])
resultc=c(result[27:50])
cov=summary.glm(lm1,correlation = T)$cov.unscaled
cov=(4099/df.residual(lm1))*cov
stp=c()
for(i in 1:(J-1)){stp=c(stp,c(0,0,rep(0,I-2+i-1),1,rep(0,J-2),-1,rep(0,2*(K-1)+J-1-
i))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,I-2+i-1),1,rep(0,J-2),-1,rep(0,2*(K-1)+J-1-i)))))}
lastp=c(0,0,rep(0,I-2),rep(-1,J-1),rep(1,J-1),rep(0,2*(K-
1)))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,I-2),rep(-1,J-1),rep(1,J-1),rep(0,2*(K-1)))))
stp=c(sqrt(stp),sqrt(lastp))
stc=c()
for(i in 1:(K-1)){stc=c(stc,c(0,0,rep(0,(I-2)+(2*(J-1))+i-1),1,rep(0,K-2),-1,rep(0,K-1-
i))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,(I-2)+(2*(J-1))+i-1),1,rep(0,K-2),-1,rep(0,K-1-i)))))}
```

```
lastc=c(0,0,rep(0,(I-2)+2*(J-1)),rep(-1,K-1),rep(1,K-
1))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,(I-2)+2*(J-1)),rep(-1,K-1),rep(1,K-1))))
stc=c(sqrt(stc),sqrt(lastc))

quant <- -qnorm((1-0.95)/2)

#####plot######
par(mfrow=c(3,2))
plot(resultp,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-3,3))
lines(resultp,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:10, lab=c("1959-1963",
"1964-1968",
"1969-1973",
"1974-1978",
"1979-1983",
"1984-1988",
"1989-1993",
"1994-1998",
"1999-2003",
"2004-2008"), col.axis="blue")
title(main="Apc ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Period", col.lab="red")
title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resultp+quant*stp,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultp-quant*stp,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)


plot(resultc,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-3,3))
lines(resultc,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:24, lab=c("1875-1883",
"1880-1888",
"1885-1893",
"1890-1898",
"1895-1903",
"1900-1908",
"1905-1913",
"1910-1918",
"1915-1923",
"1920-1927",
"1925-1993",
"1930-1938",
"1935-1943",
"1940-1948",
"1945-1953",
"1950-1958",
"1955-1963",
"1960-1968",
```

```
"1965-1973",
"1970-1978",
"1975-1983",
"1980-1988",
"1985-1993",
"1990-1998"), col.axis="blue", las=2)
title(main="Apc ", font.main=4, col.main="red")

title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resultc+quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultc-quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)

##########average###########
#####st. error#####
 cov=summary.glm(lm1,correlation = T)$cov.unscaled
 cov=(4099/df.residual(lm1))*cov
 stp=c()
 for(i in 1:(J-1)){stp=c(stp,c(1,-1,rep(0,I-2+i-1),1,rep(0,J-2),-1,rep(0,2*(K-1)+J-1-
 i))%*%cov%*%t(t(c(1,-1,rep(0,I-2+i-1),1,rep(0,J-2),-1,rep(0,2*(K-1)+J-1-i)))))}
 lastp=c(1,-1,rep(0,I-2),rep(-1,J-1),rep(1,J-1),rep(0,2*(K-1)))%*%cov%*%t(t(c(1,-
 1,rep(0,I-2),rep(-1,J-1),rep(1,J-1),rep(0,2*(K-1)))))
 stp=c(sqrt(stp),sqrt(lastp))
 stc=c()
 for(i in 1:(K-1)){stc=c(stc,c(1,-1,rep(0,(I-2)+(2*(J-1))+i-1),1,rep(0,K-2),-1,rep(0,K-
 1-i))%*%cov%*%t(t(c(1,-1,rep(0,(I-2)+(2*(J-1))+i-1),1,rep(0,K-2),-1,rep(0,K-1-
 i)))))}
 lastc=c(1,-1,rep(0,(I-2)+2*(J-1)),rep(-1,K-1),rep(1,K-1))%*%cov%*%t(t(c(1,-
 1,rep(0,(I-2)+2*(J-1)),rep(-1,K-1),rep(1,K-1))))
 stc=c(sqrt(stc),sqrt(lastc))

inter1=rep(1,J)
inter2=rep(1,K)
matri1=diag(1,nrow=J,ncol=J)
matri2=diag(1,nrow=K,ncol=K)
matri1=cbind(inter1,matri1)
matri2=cbind(inter2,matri2)
result=coe1-coe2

resultp=matri1%*%c(result[1],result[17:26])
resultc=matri2%*%c(result[1],result[27:50])
 #####plot######
 par(mfrow=c(3,2))
plot(resultp,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resultc-
 quant*stc),max(resultc+quant*stc)))
lines(resultp,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:10, lab=c("1959-1963",
"1964-1968",
"1969-1973",
```

```
"1974-1978",
"1979-1983",
"1984-1988",
"1989-1993",
"1994-1998",
"1999-2003",
"2004-2008"), col.axis="blue")
title(main="Apc ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Period", col.lab="red")
title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resultp+quant*stp,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultp-quant*stp,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultc,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resultc-
 quant*stc),max(resultc+quant*stc)))
lines(resultc,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:24, lab=c("1875-1883",
"1880-1888",
"1885-1893",
"1890-1898",
"1895-1903",
"1900-1908",
"1905-1913",
"1910-1918",
"1915-1923",
"1920-1927",
"1925-1993",
"1930-1938",
"1935-1943",
"1940-1948",
"1945-1953",
"1950-1958",
"1955-1963",
"1960-1968",
"1965-1973",
"1970-1978",
"1975-1983",
"1980-1988",
"1985-1993",
"1990-1998"), col.axis="blue", las=2)
title(main="Apc ", font.main=4, col.main="red")

title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resultc+quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultc-quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)
  #########mapc-apC#####################
```

```
x=matrix(0,ncol=(I-1)*2+(J-1)*2+K-1,nrow=2*I*J)
 for(i in 1:(I*J)){if(A[i]!=I)x[i,A[i]]=1
 else{if(A[i]==I)x[i,c(1:(I-1))]=-1}}
 for(i in ((I*J)+1):(2*I*J)){if(A[i]!=I)x[i,I-1+A[i]]=1
 else{if(A[i]==I)x[i,c(I:((I-1)*2))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J)){if(P[i]!=J)x[i,(2*(I-1)+P[i])]=1
   else{if(P[i]==J)x[i,c((2*(I-1)+1):(2*(I-1)+J-1))]=-1}}
 for(i in ((I*J)+1):(2*I*J)){if(P[i]!=J)x[i,2*(I-1)+J-1+P[i]]=1
 else{if(P[i]==J)x[i,c((2*(I-1)+J):(2*(I-1)+2*(J-1)))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J*2)){if(C[i]!=K)x[i,((I-1)*2+(J-1)*2+C[i])]=1
   else{if(C[i]==K)x[i,c(((I-1)*2+(J-1)*2+1):((I-1)*2+(J-1)*2+K-1))]=-1}}


 m1=c(rep(1,(I*J)),rep(0,(I*J)))
 m2=c(rep(0,(I*J)),rep(1,(I*J)))

 x=cbind(m1,m2,x)
 N=rbind(data12,data22)
 Y=rbind(data11,data21)
 y=c()
 for(i in 1:(I*2))
 {y=c(y,Y[i,])}
 y=as.numeric(y)
 n=c()
 for(i in 1:(I*2))
 {n=c(n,N[i,])}
 n=as.numeric(n)
 ###########e1=e2##############

 for(i in 1:(2*I*J)){
 if(x[i,(58+2)]+x[i,(59+2)]==1)x[i,(58+2)]=1
 else{if(x[i,(58+2)]+x[i,(59+2)]==-2)x[i,(58+2)]=-2
 else{x[i,(58+2)]=0}}}
 x=x[,-(59+2)]

 lm1=glm.fit(x,y,family=poisson(),offset=log(n),intercept=F)
 coe=as.matrix(lm1$coefficients)
 summary=summary.glm(lm1)
 cov=summary$cov.unscaled
 intercept=coe[1:2]
 coe=coe[-c(1:2)]
 coe=c(coe[1:58],coe[58],coe[(58+1):((I-1)*2+(J-1)*2+(K-1)-1)])
 coea1=coe[1:(I-1)]
 coea2=coe[((I-1)+1):((I-1)*2)]
 coep1=coe[(2*(I-1)+1):(2*(I-1)+J-1)]
 coep2=coe[((I-1)*2+J):(2*(I-1)+2*(J-1))]
 coec=coe[(2*(I-1)+2*(J-1)+1):(2*(I-1)+2*(J-1)+K-1)]
 coe1=c(intercept[1],coea1,0-sum(coea1),coep1,0-sum(coep1),coec,0-sum(coec))
 coe2=c(intercept[2],coea2,0-sum(coea2),coep2,0-sum(coep2),coec,0-sum(coec))
```

```
result=coe1-coe2
resulta=c(result[2:16])
resultp=c(result[17:26])

cov=summary.glm(lm1,correlation = T)$cov.unscaled
cov=(3614/df.residual(lm1))*cov
sta=c()
for(i in 1:(I-1)){sta=c(sta,c(0,0,rep(0,i-1),1,rep(0,I-2),-1,rep(0,(I-1)-i+2*(J-1)+K-
2))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,i-1),1,rep(0,I-2),-1,rep(0,(I-1)-i+2*(J-1)+K-2)))))}
lasta=c(0,0,rep(-1,I-1),rep(1,I-1),rep(0,2*(J-1)+(K-2)))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(-
1,I-1),rep(1,I-1),rep(0,2*(J-1)+(K-2)))))
sta=c(sqrt(sta),sqrt(lasta))

stp=c()
for(i in 1:(J-1)){stp=c(stp,c(0,0,rep(0,2*(I-1)+i-1),1,rep(0,J-2),-1,rep(0,K-2+J-1-
i))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,2*(I-1)+i-1),1,rep(0,J-2),-1,rep(0,K-2+J-1-i)))))}
lastp=c(0,0,rep(0,2*(I-1)),rep(-1,J-1),rep(1,J-1),rep(0,K-
2))%*%cov%*%t(t(c(0,0,rep(0,2*(I-1)),rep(-1,J-1),rep(1,J-1),rep(0,K-2))))
stp=c(sqrt(stp),sqrt(lastp))
####plot####

plot(resulta,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-3,3))
lines(resulta,col=5,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:15, lab=c("10-14",
"15-19",
"20-24",
"25-29",
"30-34",
"35-39",
"40-44",
"45-49",
"50-54",
"55-59",
"60-64",
"65-69",
"70-74",
"75-79",
"80+"), col.axis="blue")
title(main="apC ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Age", col.lab="red")
title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resulta+quant*sta,lty=2,col=5,lwd=2)
lines(resulta-quant*sta,lty=2,col=5,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultp,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-3,3))
lines(resultp,col=5,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:10, lab=c("1959-1963",
```

```
"1964-1968",
"1969-1973",
"1974-1978",
"1979-1983",
"1984-1988",
"1989-1993",
"1994-1998",
"1999-2003",
"2004-2008"), col.axis="blue")
title(main="apC ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Period", col.lab="red")
title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resultp+quant*stp,lty=2,col=5,lwd=2)
lines(resultp-quant*stp,lty=2,col=5,lwd=2)
abline(0,0)
 #######average###########
 #####st. erroe#####
 cov=summary.glm(lm1,correlation = T)$cov.unscaled
 cov=(3614/df.residual(lm1))*cov
 sta=c()
 for(i in 1:(I-1)){sta=c(sta,c(1,-1,rep(0,i-1),1,rep(0,I-2),-1,rep(0,(I-1)-i+2*(J-1)+K-
 2))%*%cov%*%t(t(c(1,-1,rep(0,i-1),1,rep(0,I-2),-1,rep(0,(I-1)-i+2*(J-1)+K-2)))))}
 lasta=c(1,-1,rep(-1,I-1),rep(1,I-1),rep(0,2*(J-1)+(K-2)))%*%cov%*%t(t(c(1,-1,rep(-
 1,I-1),rep(1,I-1),rep(0,2*(J-1)+(K-2)))))
 sta=c(sqrt(sta),sqrt(lasta))

 stp=c()
 for(i in 1:(J-1)){stp=c(stp,c(1,-1,rep(0,2*(I-1)+i-1),1,rep(0,J-2),-1,rep(0,K-2+J-1-
 i))%*%cov%*%t(t(c(1,-1,rep(0,2*(I-1)+i-1),1,rep(0,J-2),-1,rep(0,K-2+J-1-i)))))}
 lastp=c(1,-1,rep(0,2*(I-1)),rep(-1,J-1),rep(1,J-1),rep(0,K-2))%*%cov%*%t(t(c(1,-
 1,rep(0,2*(I-1)),rep(-1,J-1),rep(1,J-1),rep(0,K-2))))
 stp=c(sqrt(stp),sqrt(lastp))

inter1=rep(1,I)
inter2=rep(1,J)
matri1=diag(1,nrow=I,ncol=I)
matri2=diag(1,nrow=J,ncol=J)
matri1=cbind(inter1,matri1)
matri2=cbind(inter2,matri2)
result=coe1-coe2
resulta=matri1%*%c(result[1:16])
resultp=matri2%*%c(result[1],result[17:26])
###plot####

plot(resulta,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resulta-
 quant*sta),max(resulta+quant*sta)))
lines(resulta,col=5,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:15, lab=c("10-14",
"15-19",
```

```
"20-24",
"25-29",
"30-34",
"35-39",
"40-44",
"45-49",
"50-54",
"55-59",
"60-64",
"65-69",
"70-74",
"75-79",
"80+"), col.axis="blue")
title(main="apC ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Age", col.lab="red")
title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resulta+quant*sta,lty=2,col=5,lwd=2)
lines(resulta-quant*sta,lty=2,col=5,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultp,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resulta-
 quant*sta),max(resulta+quant*sta)))
lines(resultp,col=5,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:10, lab=c("1959-1963",
"1964-1968",
"1969-1973",
"1974-1978",
"1979-1983",
"1984-1988",
"1989-1993",
"1994-1998",
"1999-2003",
"2004-2008"), col.axis="blue")
title(main="apC ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Period", col.lab="red")
title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resultp+quant*stp,lty=2,col=5,lwd=2)
lines(resultp-quant*stp,lty=2,col=5,lwd=2)
abline(0,0)


####################conditional approach##############
library(VGAM)
##############data######################
  fd=c()
  for(i in 1:I)
  {fd=c(fd,data21[i,])}
  fd=as.numeric(fd)
  md=c()
```

```
   for(i in 1:I)
   {md=c(md,data11[i,])}
   md=as.numeric(md)

   f=c()
   for(i in 1:I)
   {f=c(f,data22[i,])}
   f=as.numeric(f)
   m=c()
   for(i in 1:I)
   {m=c(m,data12[i,])}
   m=as.numeric(m)
############dispersion##############
calculate_dispersion <- function(object){

  # divide the sum of the squared Pearson residuals
  # by the residual degrees of freedom.
  disp <- sum(resid(object,type="pearson")^2)/(df.residual(object))

  return(disp)
}
####################aPc########################
x=matrix(0,ncol=(I-1)+(K-1),nrow=I*J)
 for(i in 1:(I*J)){if( A[i]!=I)x[i,A[i]]=1
 else{if(A[i]==I)x[i,c(1:(I-1))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J)){if(C[i]!=K)x[i,((I-1)+C[i])]=1
 else{if(C[i]==K)x[i,c(I:(I-1+K-1))]=-1}}
###################fit model######################
  offterm=log(m/f)
  lm2=vgam(cbind(md,fd)~x, family=multinomial, offset=offterm, qr.arg=T)
  coe=coef(lm2)
##############estimate_difference###########
  resulta=c(coe[-1][1:I-1],0-sum(coe[-1][1:I-1]))
  resultc=c(coe[-1][I:(K+I-1-1)],0-sum(coe[-1][I:(K+I-1-1)]))

###############difference#####################
  #########stand.error#############
   cov=vcov(lm2)
  covmat.scaled <- calculate_dispersion(lm2)*cov
  sta=c()
 for(i in 1:(I-1)){sta=c(sta,c(0,rep(0,i-1),1,rep(0,(I-1)-i+(K-
 1)))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,i-1),1,rep(0,(I-1)-i+(K-1))))))}
 lasta=c(0,rep(-1,I-1),rep(0,K-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(-1,I-1),rep(0,K-
 1))))
 sta=c(sqrt(sta),sqrt(lasta))
 stc=c()
 for(i in 1:(K-1)){stc=c(stc,c(0,rep(0,((I-1)+i-1)),1,rep(0,(K-1-
 i)))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,((I-1)+i-1)),1,rep(0,(K-1-i))))))}
 lastc=c(0,rep(0,I-1),rep(-1,K-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,I-1),rep(-1,K-
 1))))
```

```
 stc=c(sqrt(stc),sqrt(lastc))
  se=sqrt(diag(covmat.scaled))


########difference###########
#############PLOT###################

plot(resulta,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-2,1.5))
lines(resulta,col=3,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:15, lab=c("10-14",
"15-19",
"20-24",
"25-29",
"30-34",
"35-39",
"40-44",
"45-49",
"50-54",
"55-59",
"60-64",
"65-69",
"70-74",
"75-79",
"80+"), col.axis="blue")
title(main="aPc ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Age", col.lab="red")
title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resulta+quant*sta,lty=2,col=3,lwd=2)
lines(resulta-quant*sta,lty=2,col=3,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultc,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-2,1.5))
lines(resultc,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:24, lab=c("1875-1883",
"1880-1888",
"1885-1893",
"1890-1898",
"1895-1903",
"1900-1908",
"1905-1913",
"1910-1918",
"1915-1923",
"1920-1927",
"1925-1993",
"1930-1938",
"1935-1943",
"1940-1948",
"1945-1953",
```

```
"1950-1958",
"1955-1963",
"1960-1968",
"1965-1973",
"1970-1978",
"1975-1983",
"1980-1988",
"1985-1993",
"1990-1998"), col.axis="blue", las=2)
title(main="aPc ", font.main=4, col.main="red")

title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resultc+quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultc-quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)

##############estimate_平均相對風險###########
  resulta=coe[1]+c(coe[-1][1:I-1],0-sum(coe[-1][1:I-1]))
  resultc=coe[1]+c(coe[-1][I:(K+I-1-1)],0-sum(coe[-1][I:(K+I-1-1)]))
#########stand.error_平均相對風險############
  cov=vcov(lm2)
  covmat.scaled <- calculate_dispersion(lm2)*cov
  sta=c()
 for(i in 1:(I-1)){sta=c(sta,c(1,rep(0,i-1),1,rep(0,(I-1)-i+(K-
 1)))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,i-1),1,rep(0,(I-1)-i+(K-1))))))}
 lasta=c(1,rep(-1,I-1),rep(0,K-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(-1,I-1),rep(0,K-
 1))))
 sta=c(sqrt(sta),sqrt(lasta))
 stc=c()
 for(i in 1:(K-1)){stc=c(stc,c(1,rep(0,((I-1)+i-1)),1,rep(0,(K-1-
 i)))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,((I-1)+i-1)),1,rep(0,(K-1-i))))))}
 lastc=c(1,rep(0,I-1),rep(-1,K-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,I-1),rep(-1,K-
 1))))
 stc=c(sqrt(stc),sqrt(lastc))

#########qaic#############
dispersion=3442/208
qaic_1 <- -2*logLik(lm2)/dispersion + 2*(length(resid(lm2)) - df.residual(lm2)+1)

#############PLOT###################
 par(mfrow=c(3,2))
plot(resulta,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resultc-
 quant*stc),max(resultc+quant*stc)))
lines(resulta,col=3,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:15, lab=c("10-14",
"15-19",
"20-24",
"25-29",
"30-34",
```

```
"35-39",
"40-44",
"45-49",
"50-54",
"55-59",
"60-64",
"65-69",
"70-74",
"75-79",
"80+"), col.axis="blue")
title(main="aPc ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Age", col.lab="red")
title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resulta+quant*sta,lty=2,col=3,lwd=2)
lines(resulta-quant*sta,lty=2,col=3,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultc,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resultc-
 quant*stc),max(resultc+quant*stc)))
lines(resultc,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:24, lab=c("1875-1883",
"1880-1888",
"1885-1893",
"1890-1898",
"1895-1903",
"1900-1908",
"1905-1913",
"1910-1918",
"1915-1923",
"1920-1927",
"1925-1993",
"1930-1938",
"1935-1943",
"1940-1948",
"1945-1953",
"1950-1958",
"1955-1963",
"1960-1968",
"1965-1973",
"1970-1978",
"1975-1983",
"1980-1988",
"1985-1993",
"1990-1998"), col.axis="blue", las=2)
title(main="aPc ", font.main=4, col.main="red")

title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resultc+quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultc-quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
```

```
abline(0,0)

####################conditional Apc##############
x=matrix(0,ncol=(J-1)+(K-1),nrow=I*J)
 for(i in 1:(I*J)){if( P[i]!=J)x[i,P[i]]=1
 else{if(P[i]==J)x[i,c(1:(J-1))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J)){if(C[i]!=K)x[i,((J-1)+C[i])]=1
 else{if(C[i]==K)x[i,c(J:(J-1+K-1))]=-1}}
###################fit model######################
  offterm=log(m/f)
  lm2=vgam(cbind(md,fd)~x, family=multinomial, offset=offterm, qr.arg=T)
  coe=coef(lm2)
#########difference#######
########estimate#######
 resultp=c(coe[-1][1:J-1],0-sum(coe[-1][1:J-1]))
 resultc=c(coe[-1][J:(K+J-1-1)],0-sum(coe[-1][J:(K+J-1-1)]))
#########stand.error#############
  cov=vcov(lm2)
  covmat.scaled <- calculate_dispersion(lm2)*cov
stp=c()
 for(i in 1:(J-1)){stp=c(stp,c(0,rep(0,i-1),1,rep(0,K-1+J-1-
 i))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,i-1),1,rep(0,K-1+J-1-i)))))}
 lastp=c(0,rep(-1,J-1),rep(0,K-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(-1,J-1),rep(0,K-
 1))))
 stp=c(sqrt(stp),sqrt(lastp))
 stc=c()
 for(i in 1:(K-1)){stc=c(stc,c(0,rep(0,J-1+i-1),1,rep(0,K-1-
 i))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,J-1+i-1),1,rep(0,K-1-i)))))}
 lastc=c(0,rep(0,J-1),rep(-1,K-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,J-1),rep(-1,K-
 1))))
 stc=c(sqrt(stc),sqrt(lastc))
 se=sqrt(diag(covmat.scaled))

###########plot#############
 par(mfrow=c(3,2))
plot(resultp,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-2,1.5))
lines(resultp,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:10, lab=c("1959-1963",
"1964-1968",
"1969-1973",
"1974-1978",
"1979-1983",
"1984-1988",
"1989-1993",
"1994-1998",
"1999-2003",
"2004-2008"), col.axis="blue")
title(main="Apc ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Period", col.lab="red")
```

```
title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resultp+quant*stp,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultp-quant*stp,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultc,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-2,1.5))
lines(resultc,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:24, lab=c("1875-1883",
"1880-1888",
"1885-1893",
"1890-1898",
"1895-1903",
"1900-1908",
"1905-1913",
"1910-1918",
"1915-1923",
"1920-1927",
"1925-1993",
"1930-1938",
"1935-1943",
"1940-1948",
"1945-1953",
"1950-1958",
"1955-1963",
"1960-1968",
"1965-1973",
"1970-1978",
"1975-1983",
"1980-1988",
"1985-1993",
"1990-1998"), col.axis="blue", las=2)
title(main="Apc ", font.main=4, col.main="red")

title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resultc+quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultc-quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)


#########平均相對風險#########
############estimate###########
  resultp=coe[1]+c(coe[-1][1:J-1],0-sum(coe[-1][1:J-1]))
  resultc=coe[1]+c(coe[-1][J:(K+J-1-1)],0-sum(coe[-1][J:(K+J-1-1)]))
#########stand.error#############
  cov=vcov(lm2)
  covmat.scaled <- calculate_dispersion(lm2)*cov
stp=c()
 for(i in 1:(J-1)){stp=c(stp,c(1,rep(0,i-1),1,rep(0,K-1+J-1-
 i))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,i-1),1,rep(0,K-1+J-1-i)))))}
```

```
 lastp=c(1,rep(-1,J-1),rep(0,K-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(-1,J-1),rep(0,K-
 1))))
 stp=c(sqrt(stp),sqrt(lastp))
 stc=c()
 for(i in 1:(K-1)){stc=c(stc,c(1,rep(0,J-1+i-1),1,rep(0,K-1-
 i))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,J-1+i-1),1,rep(0,K-1-i)))))}
 lastc=c(1,rep(0,J-1),rep(-1,K-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,J-1),rep(-1,K-
 1))))
 stc=c(sqrt(stc),sqrt(lastc))

#########qaic#############
dispersion=3442/208
qaic_2<- -2*logLik(lm2)/dispersion + 2*(length(resid(lm2)) - df.residual(lm2)+1)
###########plot#############
par(mfrow=c(3,2))
plot(resultp,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resultc-
 quant*stc),max(resultc+quant*stc)))
lines(resultp,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:10, lab=c("1959-1963",
"1964-1968",
"1969-1973",
"1974-1978",
"1979-1983",
"1984-1988",
"1989-1993",
"1994-1998",
"1999-2003",
"2004-2008"), col.axis="blue")
title(main="Apc ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Period", col.lab="red")
title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resultp+quant*stp,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultp-quant*stp,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultc,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resultc-
 quant*stc),max(resultc+quant*stc)))
lines(resultc,col=4,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:24, lab=c("1875-1883",
"1880-1888",
"1885-1893",
"1890-1898",
"1895-1903",
"1900-1908",
"1905-1913",
"1910-1918",
"1915-1923",
"1920-1927",
```

```
"1925-1993",
"1930-1938",
"1935-1943",
"1940-1948",
"1945-1953",
"1950-1958",
"1955-1963",
"1960-1968",
"1965-1973",
"1970-1978",
"1975-1983",
"1980-1988",
"1985-1993",
"1990-1998"), col.axis="blue", las=2)
title(main="Apc ", font.main=4, col.main="red")

title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resultc+quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
lines(resultc-quant*stc,lty=2,col=4,lwd=2)
abline(0,0)



######################apC#########################
x=matrix(0,ncol=(I-1)+(J-1),nrow=I*J)
 for(i in 1:(I*J)){if( A[i]!=I)x[i,A[i]]=1
 else{if(A[i]==I)x[i,c(1:(I-1))]=-1}}
 for(i in 1:(I*J)){if(P[i]!=J)x[i,((I-1)+P[i])]=1
 else{if(P[i]==J)x[i,c(I:(I-1+J-1))]=-1}}
####################fit model######################
  offterm=log(m/f)
  lm2=vgam(cbind(md,fd)~x, family=multinomial, offset=offterm, qr.arg=T)
  coe=coef(lm2)

 ################difference##########
   ###########estimate###############
  resulta=c(coe[-1][1:I-1],0-sum(coe[-1][1:I-1]))
  resultp=c(coe[-1][I:(I+J-1-1)],0-sum(coe[-1][I:(I+J-1-1)]))
  #########stand.error#############
  cov=vcov(lm2)
  covmat.scaled <- calculate_dispersion(lm2)*cov
sta=c()
 for(i in 1:(I-1)){sta=c(sta,c(0,rep(0,i-1),1,rep(0,(I-1)-i+(J-
 1)))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,i-1),1,rep(0,(I-1)-i+(J-1))))))}
 lasta=c(0,rep(-1,I-1),rep(0,J-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(-1,I-1),rep(0,J-
 1))))
 sta=c(sqrt(sta),sqrt(lasta))

 stp=c()
 for(i in 1:(J-1)){stp=c(stp,c(0,rep(0,(I-1)+i-1),1,rep(0,J-1-
```

```
 i))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,(I-1)+i-1),1,rep(0,J-1-i)))))}
 lastp=c(0,rep(0,I-1),rep(-1,J-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(0,rep(0,I-1),rep(-1,J-
 1))))
 stp=c(sqrt(stp),sqrt(lastp))
 se=sqrt(diag(covmat.scaled))

#######plot#########
plot(resulta,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-2,1.5))
lines(resulta,col=5,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:15, lab=c("10-14",
"15-19",
"20-24",
"25-29",
"30-34",
"35-39",
"40-44",
"45-49",
"50-54",
"55-59",
"60-64",
"65-69",
"70-74",
"75-79",
"80+"), col.axis="blue")
title(main="apC ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Age", col.lab="red")
title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resulta+quant*sta,lty=2,col=5,lwd=2)
lines(resulta-quant*sta,lty=2,col=5,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultp,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(-2,1.5))
lines(resultp,col=5,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:10, lab=c("1959-1963",
"1964-1968",
"1969-1973",
"1974-1978",
"1979-1983",
"1984-1988",
"1989-1993",
"1994-1998",
"1999-2003",
"2004-2008"), col.axis="blue")
title(main="apC ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Period", col.lab="red")
title(ylab="difference",col.lab="red")
lines(resultp+quant*stp,lty=2,col=5,lwd=2)
lines(resultp-quant*stp,lty=2,col=5,lwd=2)
```

```
abline(0,0)


#############平均相對風險#############
###########estimate###############
  resulta=coe[1]+c(coe[-1][1:I-1],0-sum(coe[-1][1:I-1]))
  resultp=coe[1]+c(coe[-1][I:(I+J-1-1)],0-sum(coe[-1][I:(I+J-1-1)]))
  #########stand.error#############
  cov=vcov(lm2)
  covmat.scaled <- calculate_dispersion(lm2)*cov
sta=c()
 for(i in 1:(I-1)){sta=c(sta,c(1,rep(0,i-1),1,rep(0,(I-1)-i+(J-
 1)))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,i-1),1,rep(0,(I-1)-i+(J-1))))))}
 lasta=c(1,rep(-1,I-1),rep(0,J-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(-1,I-1),rep(0,J-
 1))))
 sta=c(sqrt(sta),sqrt(lasta))

 stp=c()
 for(i in 1:(J-1)){stp=c(stp,c(1,rep(0,(I-1)+i-1),1,rep(0,J-1-
 i))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,(I-1)+i-1),1,rep(0,J-1-i)))))}
 lastp=c(1,rep(0,I-1),rep(-1,J-1))%*%covmat.scaled%*%t(t(c(1,rep(0,I-1),rep(-1,J-
 1))))
 stp=c(sqrt(stp),sqrt(lastp))
 #########qaic#############
dispersion=3442/208
qaic_3<- -2*logLik(lm2)/dispersion + 2*(length(resid(lm2))- df.residual(lm2)+1)
#######plot#########
plot(resulta,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resulta-
 quant*sta),max(resulta+quant*sta)))
lines(resulta,col=5,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:15, lab=c("10-14",
"15-19",
"20-24",
"25-29",
"30-34",
"35-39",
"40-44",
"45-49",
"50-54",
"55-59",
"60-64",
"65-69",
"70-74",
"75-79",
"80+"), col.axis="blue")
title(main="apC ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Age", col.lab="red")
title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resulta+quant*sta,lty=2,col=5,lwd=2)
```

```
lines(resulta-quant*sta,lty=2,col=5,lwd=2)
abline(0,0)

plot(resultp,type="n",axes=FALSE,ann=FALSE,ylim=c(min(resulta-
 quant*sta),max(resulta+quant*sta)))
lines(resultp,col=5,lwd=2)
axis(2, col.axis="blue", las=1)
axis(1, at=1:10, lab=c("1959-1963",
"1964-1968",
"1969-1973",
"1974-1978",
"1979-1983",
"1984-1988",
"1989-1993",
"1994-1998",
"1999-2003",
"2004-2008"), col.axis="blue")
title(main="apC ", font.main=4, col.main="red")
title(xlab="Period", col.lab="red")
title(ylab="average log relative risk",col.lab="red")
lines(resultp+quant*stp,lty=2,col=5,lwd=2)
lines(resultp-quant*stp,lty=2,col=5,lwd=2)
abline(0,0)
```