

以灰色理論建立高齡者交通事故死亡率預測模型

徐耀賜¹
劉昱欣²
張舜棋³

摘 要

高齡化社會來臨，高齡者交通事故問題已逐漸成為嚴重之社會安全問題，建立一個相對較準確且可靠之交通事故死亡率預測模型，以掌握高齡者交通事故死亡之趨勢特徵，實為一個重要課題。預測的方法非常多，但通常要求大量數據；灰預測所需之原始數據較少且預測結果良好。有鑑於此，本研究將以灰預測方法為基礎，透過衛生福利部所發佈之原始數據，建立高齡者交通事故死亡率預測之GM(1,1)模型，同時對於預測值之精度進行檢驗，確保模型之可靠度。研究結果顯示，預測值與實際值之誤差均小於5%以內，精準度甚佳，代表以灰色理論建立之預測模型為一可行之方法，具一定程度之實用價值。

關鍵字：道路交通安全、事故預測、灰色模型

一、前言

由於科技、環境、醫療的進步致使平均壽命延長，再加上不斷減少的生育率，導致人口結構快速老化的現象隨之產生。依據聯合國定義，一個國家65歲以上高齡人口占總人口超過7%時稱為「高齡化社會(aging society)」，若超過14%，屬「高齡社會(aged society)」，20%以上則進入「超高齡社會(super aging society)」(葉名山等人，2010、董宜婷，2016)。在國際上，「人口高齡化」是近年來已開發國家及部分開發中國家普遍所面臨到的趨勢，於台灣地區亦是持續受到關注的議題，根據行政院2013年人口政策白皮書統計2012年65歲以上人口占總人口數11.15%，並推估2018年之高齡人口比率將超過14%，此現象乃是由「高齡化社會」進入「高齡社會」，使得高齡者相關議題於近幾年更加受到各領域研究者的高度關注。

交通事故問題長久以來為交通運輸領域中所面臨重要課題之一，每一次事故的發生不僅僅造成人員的傷亡與財物損失，其背後更是隱含許多的社會成本，Mohammadi et al. (2011)在其研究中即指出交通事故係限制經濟發展與威脅人們安全之重要因素。由於高齡者因受身體機能退化之影響，其遭遇交

¹ 逢甲大學運輸科技與管理學系副教授(聯絡地址：台中市西屯區文華路100號，電話：04-24517250-4664，E-mail: hsuyt@fcu.edu.tw)。

² 逢甲大學運輸科技與管理學系碩士生。

³ 逢甲大學土木及水利工程博士學位學程博士生。

通突發狀況時之反應通常不及其他年齡層之用路人靈敏，在發生事故時所造成之傷亡亦往往較為嚴重。高齡人口增加對交通安全所產生的風險也將隨之攀升，交通部自 2007 年起的數據表明，台灣交通事故死亡人數平均約 4 人中有 1 人是 65 歲以上高齡者，其比例之高已儼然成為一項嚴重之社會安全問題。

目前在交通事故之研究中，對於高齡者道路交通事故發生趨勢進行研究者並不多見。建立一個相對較準確且可靠之交通事故死亡率預測模型，以掌握高齡者交通事故死亡之趨勢特徵，實值得深入探討。建立預測模型之方法甚多，但一般統計方法通常要求大量之數據資料，同時對於資料分佈的型態亦有些限制；以灰色系統為基礎之預測方法所需原始數據少，且由過去相關研究(Mao and Chirwa, 2006, Huang and Wang, 2007, Mohammadi et al., 2011, Wang et al., 2012)結果顯示，預測效果相當良好。

因此，本研究期望以 Deng(1989)所提出灰色系統理論中灰預測之概念，建立台灣地區高齡者道路交通事故死亡率預測模型，並討論預測精確度。後續之內容安排，包含在第二節的部分進行文獻回顧，第三節為灰預測概念與模型之說明與建立，第四節進行案例探討與分析，第五節提出結論與建議。

二、文獻回顧

高齡化社會現象係目前許多國家所面臨到之衝擊與挑戰，在交通運輸領域中已有許多以高齡者為主軸所進行之研究，其中國外有針對高齡駕駛人交通安全風險因子，以及曝光量予以探討(Lefrançois and D'Amours, 1997, Zhang et al., 1998)，其研究均顯示高齡者於使用各類運具時確實存在一定程度之風險。Chandraratna and Stamatidis(2003)試圖通過分析高齡人之具體駕駛操作，並將其與年輕駕駛人進行比較，以進一步理解高齡駕駛人發生碰撞之主要原因。透過研究文獻綜整了解關於高齡駕駛之交通安全問題，並設定情境模擬進行衝擊分析(crash analysis)，以評估潛在之高齡人道路安全問題。研究結果顯示高齡男性駕駛比高齡女駕駛相對安全，而在高齡駕駛者旁邊乘坐一名乘客，可能使駕駛環境更加安全。情境模擬則顯示高齡駕駛人於左轉、跨越路口之行為較容易暴露於風險之下。

在國內亦有針對高齡者交通事故特性與風險進行深入之研究，周長志(2005)針對高齡者風險感認進行探討，發現風險感認對於高齡者之交通行與運具選擇均會產生影響，另外，駕駛經驗、生理機能、認知功能等則會影響高齡者之風險感認態度。李思葦(2004)研究顯示年齡越大發生事故比例越低，但發生事故傷害嚴重程度越高。駕駛模擬之分析結果則得知年齡和道路幾何型態對於感知反應時間有顯著影響關係，駕駛速度與事故之間對於感知反應時間有交互關係存在。高齡者發生事故受傷嚴重性之地點以彎路為最嚴重。林豐福等人(2005)以羅吉特迴歸(logit regression)探討用路人發生交通事故風險，探求用路人發生交通事故後涉入相關事故之特徵與傷亡結果。結果顯示各類事故中，高齡者涉入非良好環境之事故風險較年輕者低，死亡風險則較年輕者高約 2 至 4 倍；由問卷調查結果則得出，年齡越高者發生事故頻率越

低，自己開車或騎機車之比例也隨年齡增加而減少，而受訪者在夜間或天氣不好時不外出之比例與年齡亦呈正相關，顯示高齡者確實可能有迴避危險的特性。董宜婷(2016)探討桃園市高齡者交通事故特性，研究亦發現高齡者發生交通事故後往往會有較嚴重之傷亡。

灰色系統理論係由 Deng(1982)所提出，為一種研究某些同時涵蓋已知資訊與未知或未確知資訊之系統方法，與具有樣本大、不確定性特質之概率論及具有認知不確定性特質之模糊集合論，三者間有顯著之差異，如表 1 所示。在道路交通安全相關研究，亦可見灰色系統中灰預測概念之應用。Mao and Chirwa(2006)採美國與英國重大交通事故之數據資料，以灰預測模型進行重大交通事故之預測與模型精度驗證，發現短期預測之結果甚為精確。Huang et al. (2007)透過灰色系統中之 GM(1,1)模型建立都市交通事故預測模型，以中國大陸某地區交通事故實際數據進行測試，其預測值與實際值之誤差低於 10%，顯示 GM(1,1)模型在實際交通事故預測上有良好之適用性。Mohammadi et al. (2011)研究中以交通事故數據進行案例分析，比較 GM(1,1)模型、Verhulst 模型與 DGM(2,1)模型之預測結果，其結果表明 GM(1,1)模型預測誤差值最低，預測結果最為理想。Wang et al. (2012)以陝西省 2005 至 2010 交通事故之數據，分別透過 GM(1,1)與 GM(1,N)建立陝西省交通事故預測模型，研究結果顯示兩模型所獲預之測結果均相當理想。

綜觀過去相關研究可知，在交通安全之範疇中，與高齡者有關之議題備受關注，亦有應用灰預測模型於交通事故研究中，然卻鮮少有以灰預測模型探討高齡者交通事故之研究。基於過往採用灰預測中 G(1,1)模型之相關研究均獲良好之結果，本研究將嘗試以 G(1,1)模型建立台灣地區高齡者交通事故死亡率預測模型。

表 1 灰色系統、概率論、模糊集合論的區別

| | 灰色系統 | 概率論 | 模糊集合論 |
|------|--------|--------|--------|
| 內涵 | 小樣本不確定 | 大樣本不確定 | 認知不確定 |
| 基礎 | 灰朦朧集 | 康托集 | 模糊集 |
| 依據 | 信息覆蓋 | 概率分佈 | 隸屬度函數 |
| 手段 | 生成 | 統計 | 邊界取值 |
| 特點 | 少數據 | 多數據 | 經驗(數據) |
| 要求 | 允許任意分佈 | 要求典型分佈 | 函數 |
| 目標 | 現實規律 | 歷史統計規律 | 認知表達 |
| 思維方式 | 多角度 | 重複再現 | 外延量化 |
| 訊息準則 | 最小訊息 | 無限訊息 | 經驗訊息 |

資料來源：鄧聚龍(2000)

三、灰預測概念與模型

灰色預測是以 GM(1,1)模型概念為基礎對既有數據所進行的預測方法，藉此找出某一數列中間各個元素之未來動態狀況，主要特性在於所要求之原始數據資料甚少(溫坤禮等人，2013)，整體 GM(1,1)模型係對於系統過去已發

生之數據資料作為原始序列，透過灰色累加生成(accumulated generating operation, AGO) 之概念加以計算，改變數據資料之層次結構，並由此找出潛在之數學規律，進一步在規律中預測未來可能之情況。本研究採用單變量一階模型 GM(1,1)，其係屬時間序列預測模型，由三部分所組成：(1)累加生成；(2)逆累加生成；(3)灰色建模，建立 GM(1,1)模型之步驟詳述如下：

步驟 1：

給定一個原始數據之時間序列，如式(1)所示

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(i), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (1)$$

式中為 $x^{(0)}(i)$ 於時間序列為 i 時之數據， n 為時間序列中之最末筆，其值應不小於 4。

步驟 2：

在原始序列 $X(0)$ 之基礎上，透過累加生成之方式產生一組時間序列 $X(1)$ ，目的在於原來之序列彼此間變異較大且不規則，經轉換後呈現出較平緩與明顯之規律，如式(2)所示

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(i), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (2)$$

其中， $X^{(0)}$ 與 $X^{(1)}$ 之間的關係如式(3)所示，

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

步驟 3：

建立 GM(1,1)模型，依據灰色理論之定義，其一階灰微分方程式如式(4)所示，而灰差分方程式如式(5)所示

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = b \quad (4)$$

$$X^{(0)}(k) + aZ^{(1)}(k) = b \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

透過式(5)可進一步整理，並以矩陣型式表示之，如式(6)所示

$$\begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中， a 與 b 為待定參數，接著對 $X^{(1)}$ 做均值生成(mean generating operation, MGO)

$$Z^{(1)}(k+1) = \frac{1}{2}(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k+1)) \quad k = 1, 2, \dots, (n-1) \quad (7)$$

建立參數矩陣，令

$$Y_n = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T \quad (8)$$

$$B = \begin{bmatrix} -Z^{(1)}(2) & 1 \\ -Z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -Z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$A = [a, b]^T \quad (10)$$

其中， $Z^{(1)}(k+1)$ 為 $(k+1)$ 之背景值，在式(7)-式(10)之基礎上，以最小平方方法(ordinary least-square method)估計矩陣 A 之值

$$A = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (11)$$

步驟 4：

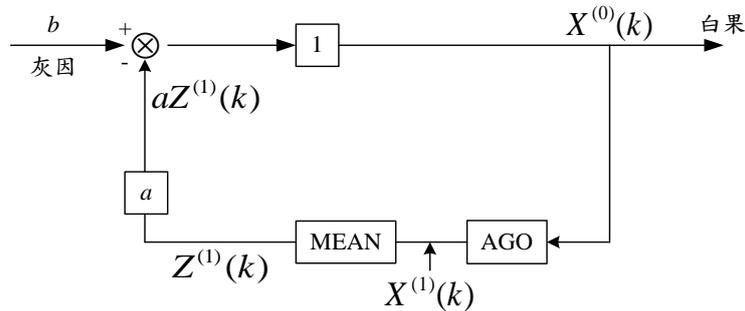
解微分方程式，依差分方程式求解公式解，可求得白化響應函數(white response function)，如式(12)

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - b/a) \times e^{-ak} + b/a \quad (12)$$

式中， $\hat{x}^{(1)}(k+1)$ 為 $x^{(1)}(k+1)$ 在時間 $(k+1)$ 期之預測值，在經式(12)的運算，藉由逆累加生成之還原後，可得知 $x^{(0)}(k+1)$ 在時間 $(k+1)$ 期之預測值 $\hat{x}^{(0)}(k+1)$ ，因此，

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad k=0,1,2,3,\dots \quad (13)$$

圖 1 所示係灰預測模型結構，已知灰預測 GM(1,1)之定義模型為 $X^{(0)}(k) + aZ^{(1)}(k) = b$ ，其輸入 b 為灰作用量，輸出為 $X^{(0)}(k)$ 為確定之量，因可知灰預測模型 GM(1,1)確實符合灰因白果定律之概念(鄧聚龍，2000)。



資料來源：鄧聚龍(2000)

圖 1 灰預測模型結構

綜觀上述灰預測模型與結構，本研究之灰預測操作流程，如圖 2 所示。給定高齡者交通事故死亡率既有數據作為原始時間序列，透過灰預測模型之預算步驟，最後以逆累加生成方式進行還原，推估其預測值。

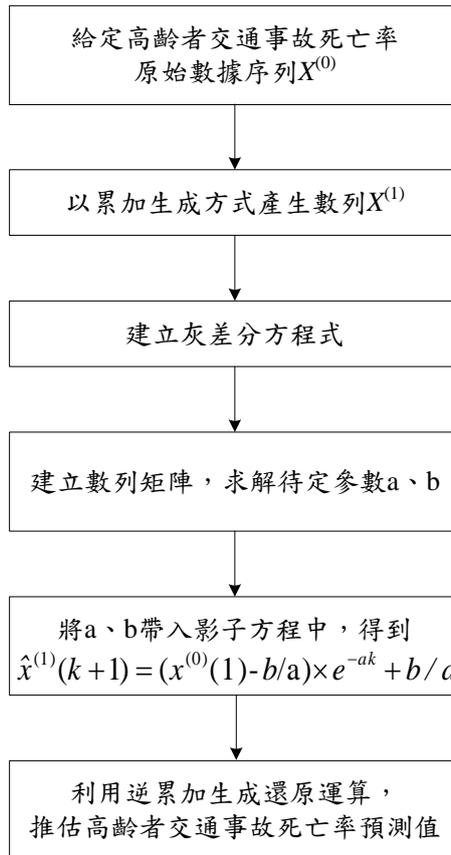


圖 2 本研究灰預測流程

四、案例探討與分析

本研究利用行政院衛生福利部所發佈之 2007 年至 2016 年高齡者交通事故死亡率之原始數據(如表 2 所示)，引入灰色理論中之灰預測概念，據以分析並建構符合高齡者交通事故死亡率之灰預測模型，同時驗證其預測結果與實際值之誤差情形，確認灰預測模式是否適合應用於該議題之預測。依 GM(1,1)模型的誤差定義，其誤差求取之方式為實際值與預測值之差除以實際值再取其絕對值，如式(14)所示，同時以式(15)式算其平均絕對誤差百分比(mean absolutely percentage error, MAPE)。

$$e(k) = \left| \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \times 100\% \quad (14)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left(\left| \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \times 100\% \right) \quad (15)$$

表 2 2007-2016 歷年交通事故死亡率

| 年度 | 死亡率 | 年度 | 死亡率 |
|------|--------|------|--------|
| 2007 | 48.768 | 2012 | 42.040 |

| | | | |
|------|--------|------|--------|
| 2008 | 48.385 | 2013 | 42.345 |
| 2009 | 46.339 | 2014 | 42.885 |
| 2010 | 45.091 | 2015 | 40.785 |
| 2011 | 43.659 | 2016 | 40.333 |

註：表中死亡率數值，以每十萬高齡人口計算。

資料來源：衛生福利部統計處(2016)

鄧聚龍、郭洪(1996)一書中提及若誤差不大於 10% 表示預測效果甚為良好，如誤差大於 30% 則顯示預測結果不良。因此，透過式(14)所算出之原始數據與預測值之誤差，在判斷其所座落之區間，即可得知預測結果之優劣。誤差等級區分表，如表 3 所示。

表 3 誤差等級區分表

| | | | | |
|-----|------|-------------|-------------|------|
| e % | ≤10% | (10%, 20%] | (20%, 30%] | >30% |
| 等級 | 優 | 良 | 及格 | 不合格 |

資料來源：鄧聚龍、郭洪(1996)

灰色理論主要特點在於，相較其他預測方法，其所需要之原始數據無需太多，只要有四筆以上即可進行分析。本研究為提高預測之精度，降低殘差之誤差值，因此採滾動檢驗之方式建立 GM(1,1) 模型(溫坤禮等人，2002)，以表 2 中 2007 年至 2015 年之九筆數據，採年份作為時間序列之排序，將原始數據自 2007 年開始每四筆數據歸為一組，依序共分為六組，如表 4 所示。接續依相同之作法，分別建立五筆至九筆之原始數據組，組數則分別為五組至一組，藉此可比較在數據筆數之變化下，不同數據之型態對模型準確度是否會產生影響，並可依此找出預測效果最佳之資料筆數。

表 4 每四筆一組之建模原始數據組

| 組別 年 | 2007 | 2008 | 2009 | 2010 | 2011 | 2012 | 2013 | 2014 | 2015 |
|---------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 1 | 48.768 | 48.385 | 46.339 | 45.091 | | | | | |
| 2 | | 48.385 | 46.339 | 45.091 | 43.659 | | | | |
| 3 | | | 46.339 | 45.091 | 43.659 | 42.040 | | | |
| 4 | | | | 45.091 | 43.659 | 42.040 | 42.345 | | |
| 5 | | | | | 43.659 | 42.040 | 42.345 | 42.885 | |
| 6 | | | | | | 42.040 | 42.345 | 42.885 | 40.785 |

表 5 所示為四筆數據一組之第一組預測結果，以 2007 年至 2010 年之高齡者交通事故死亡率原始數據，預測 2011 年之數值。分析結果顯示，各年度之誤差值均小於 1%，模型之平均絕對誤差百分比(MAPE)為 0.268%，而預測 2011 之值為 43.394 與原始數據 43.659 之誤差為 0.607%，均遠低於 10%，顯示其結果符合灰預測之特性，僅需四筆數據即可獲得良好之預測結果。

表 5 四筆一組之第一組預測結果

| K | 時序 | 預測值 | 原始數據 | 誤差(%) |
|---|------|--------|--------|-------|
| 1 | 2007 | - | 48.768 | - |
| 2 | 2008 | 48.261 | 48.385 | 0.256 |

| | | | | |
|--------------------------------|------|--------|--------|------------|
| 3 | 2009 | 46.581 | 46.339 | 0.522 |
| 4 | 2010 | 44.959 | 45.091 | 0.293 |
| 模型預測結果 | | | | MAPE=0.268 |
| 5 | 2011 | 43.394 | 43.659 | 0.607 |
| a = 0.035431 b = 50.84846 | | | | |

四筆一組之 GM(1,1)模型預測結果如表 6 所示，每組均預測其時間序列中最末筆下一年度之值，第一組預測 2011 年死亡率，第二組預測 2012 年死亡率，依序類推至第六組預測 2016 年死亡率。預測精度則以式(16)計算之，由表中可知各組之預測精度均在 90% 以上，平均精度達 97%。

$$\text{準確度} = \left[1 - \left| \frac{\hat{x}^{(0)}(k) - x^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \right] \times 100\% \quad (16)$$

表 6 四筆一組之 GM(1,1)模型預測結果

| 組別 | 模型預測結果 | 原始數據 | 預測精度(%) |
|------------|--------|--------|---------|
| 1 | 43.394 | 43.659 | 99.393 |
| 2 | 42.415 | 42.040 | 99.110 |
| 3 | 40.632 | 42.345 | 95.955 |
| 4 | 41.374 | 42.885 | 96.477 |
| 5 | 43.276 | 40.785 | 93.892 |
| 6 | 40.483 | 40.333 | 99.628 |
| 平均預測精度 (%) | 97.409 | | |

五筆一組之 GM(1,1)模型預測結果如表 7 所示，依循四筆一組之運作模式，每組均預測其時間序列中最末筆下一年度之值，由表中可知五組之預測精度均在 95% 以上，平均精度亦達 97%。

表 7 五筆一組之 GM(1,1)模型預測結果

| 組別 | 模型預測結果 | 原始數據 | 預測精度(%) |
|------------|--------|--------|---------|
| 1 | 42.127 | 42.040 | 99.793 |
| 2 | 40.818 | 42.345 | 96.393 |
| 3 | 40.855 | 42.885 | 95.266 |
| 4 | 42.225 | 40.785 | 96.467 |
| 5 | 41.222 | 40.333 | 97.796 |
| 平均預測精度 (%) | 97.143 | | |

表 8 所示為六筆一組之 GM(1,1)模型預測結果，由表中可知四組之預測精度均在 90% 以上，最高為第 4 組預測精度為 98.610%，最低為第 2 組預測

精度為 94.806%，平均精度接近 97%。

表 8 六筆一組之 GM(1,1)模型預測結果

| 組別 | 模型預測結果 | 原始數據 | 預測精度(%) |
|------------|--------|--------|---------|
| 1 | 40.665 | 42.345 | 96.031 |
| 2 | 40.657 | 42.885 | 94.806 |
| 3 | 41.489 | 40.785 | 98.272 |
| 4 | 40.893 | 40.333 | 98.610 |
| 平均預測精度 (%) | 96.930 | | |

表 9 所示為七筆一組之 GM(1,1)模型預測結果，由表中顯示第 2 及第 3 組之預測精度甚高，三組之預測精度均在 90% 以上，平均精度接近 97%。

表 9 七筆一組之 GM(1,1)模型預測結果

| 組別 | 模型預測結果 | 原始數據 | 預測精度(%) |
|------------|--------|--------|---------|
| 1 | 40.320 | 42.885 | 94.020 |
| 2 | 41.041 | 40.785 | 99.372 |
| 3 | 40.484 | 40.333 | 99.627 |
| 平均預測精度 (%) | 97.673 | | |

表 10 所示為八筆一組之 GM(1,1)模型預測結果，由表中二組之預測精度均甚高，平均精度達 99%。

表 10 八筆一組之 GM(1,1)模型預測結果

| 組別 | 模型預測結果 | 原始數據 | 預測精度(%) |
|------------|--------|--------|---------|
| 1 | 40.526 | 40.785 | 99.366 |
| 2 | 40.171 | 40.333 | 99.599 |
| 平均預測精度 (%) | 99.482 | | |

表 11 所示為九筆一組之 GM(1,1)模型預測結果，由表中顯示模型預測 2016 年之高齡者交通事故死亡率為 39.307，而其實際值為 40.333，預測精度達 97%。

表 11 九筆一組之 GM(1,1)模型預測結果

| 組別 | 模型預測結果 | 原始數據 | 預測精度(%) |
|----|--------|--------|---------|
| 1 | 39.307 | 40.333 | 97.456 |

經由上述四至九筆分組之原始數據以 GM(1,1)模型運算結果之討論，進一步將各筆數據之平均精度繪製其趨勢曲線圖，如圖 3 所示。圖中顯示，以四至六筆一組作預測時，預測精度略呈現下滑趨勢；六至八筆一組作預測時，預測精度則呈現上升之趨勢，其中八筆一組作預測為趨勢曲線中之最高點，

準確度達 99.48%，表示該數據型態擁有最佳預測精度，第九至十筆一組作預測時為下降趨勢。

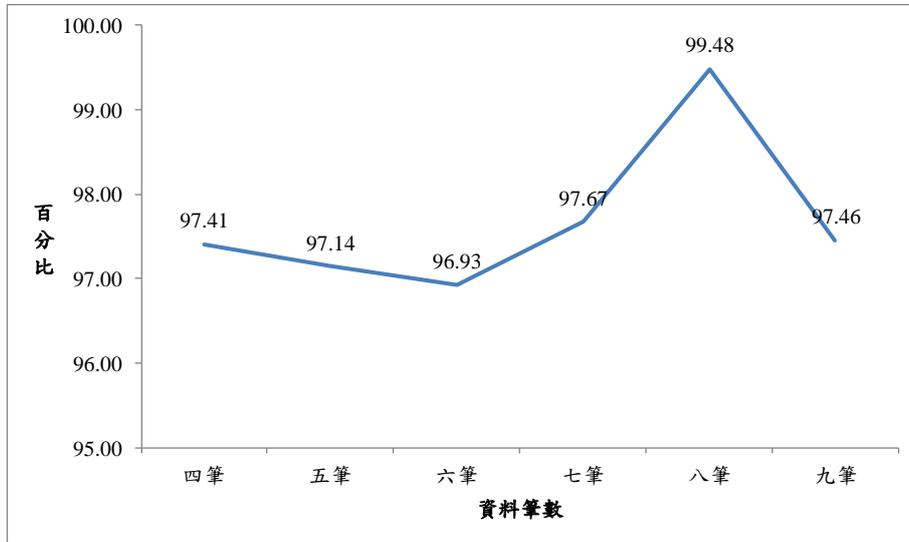


圖 3 各數據筆數 GM(1,1)模型平均預測精度分析圖

由圖 3 中可知以八筆一組作預測時，可獲得最佳之預測精度，而檢視八筆一組之 GM(1,1)模型預測結果，發現以第 2 組預測精度高於第 1 組。因此，本研究進一步以其第 2 組之實際數據作為原始序列，即採 2008 年至 2015 年之數據，預測 2016 年至 2020 年之高齡者交通事故死亡率，其結果如表 12 所示，可知預測 2016 之值為 40.171 與原始數據 40.333 之誤差為 0.401%，原始數據與預測值之趨勢比較，如圖 4 所示。

表 12 以 2008 至 2015 數據預測之結果

| K | 時序 | 預測值 | 原始數據 | 誤差(%) |
|--------------|------|--------|--------------|------------|
| 1 | 2008 | - | 48.385 | - |
| 2 | 2009 | 45.759 | 46.339 | 1.252 |
| 3 | 2010 | 44.915 | 45.091 | 0.39 |
| 4 | 2011 | 44.087 | 43.659 | 0.981 |
| 5 | 2012 | 43.275 | 42.040 | 2.936 |
| 6 | 2013 | 42.477 | 42.345 | 0.311 |
| 7 | 2014 | 41.694 | 42.885 | 2.777 |
| 8 | 2015 | 40.926 | 40.785 | 0.346 |
| a = 0.035431 | | | b = 50.84846 | MAPE=1.124 |
| 模型預測結果 | | | | |
| 9 | 2016 | 40.171 | 40.333 | 0.401 |
| 10 | 2017 | 39.431 | - | - |
| 11 | 2018 | 38.704 | - | - |
| 12 | 2019 | 37.991 | - | - |
| 13 | 2020 | 37.290 | - | - |

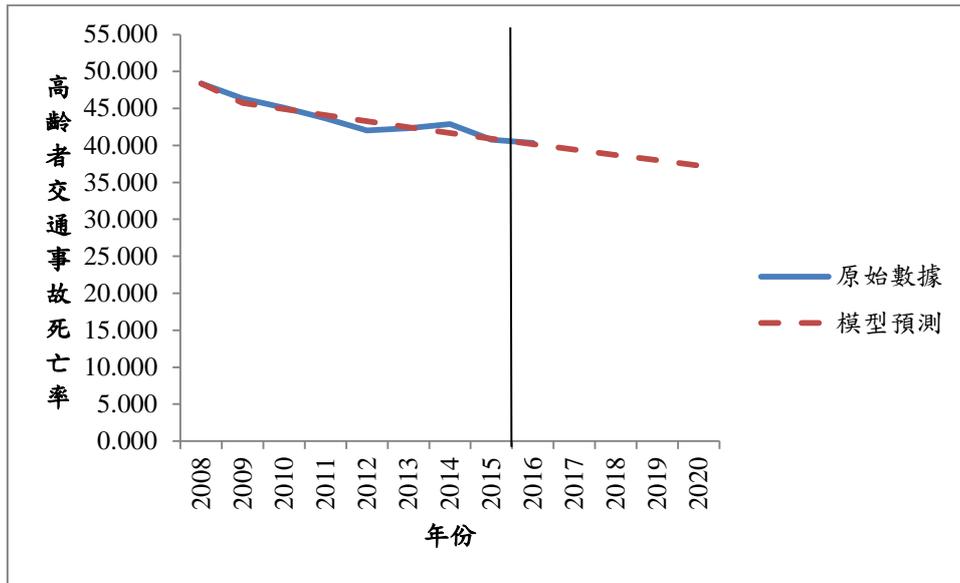


圖 4 原始資料與模型預測趨勢比較

五、結論與建議

灰色理論預測法之優勢在於以四筆以上之數據，即可進行分析預測且所獲得之預測值相當準確，此係與其他預測方法最大之差別。進行分析預測時，無論採用何種預測方法，其最主要關鍵乃在於預測結果愈接近實際值愈佳。灰預測係將隨機之原始數據序列透過數據生成的方法生成規律性較強的新數列，以建立預測模型。本研究以灰色理論中最具代表性之預測模型 GM(1,1)，透過衛生福利部統計處所發佈之台灣地區高齡者道路交通事故死亡率數據資料，建立其預測模型。

GM(1,1)模型之建立乃採 2007 至 2015 年之死亡率作為原始數據，將其區分為四至九筆為一組，以滾動檢驗方式進行預測，降低可能產生之誤差。研究結果顯示，採四筆就可得到良好之預測值，平均預測精準度為 97.41%，符合灰色理論之基本特質。各筆數資料型態平均預測精準度均在 95% 以上，即所獲之預測結果甚佳。其中又以八筆為一組之預測精度最高，可推測在預測高齡者交通事故死亡率時，採八筆數據建模預測下一年度之值，所獲效果最好。本研究驗證高齡者交通事故死亡率適合以該模型進行預測，短期預測結果良好，誤差極小。然交通事故死亡率並不會隨時間增加而無限上升或下降，因此若需做長期預測時，在 GM(1,1)模型之應用上須審慎評估。

綜合上述可知，灰色理論之預測法於預測高齡者交通事故死亡率，具有相當良好之精度，具實務應用之價值。然由過去研究文獻可知以灰色理論為基礎之預測模型，除典型之 GM(1,1)外，尚有其他衍生模型，如 Verhulst 模型。但本研究僅以 GM(1,1)建立模型，未與其它灰色理論衍生模型或統計方法、類神經網路與模糊理論等各類預測方法進行比較，後續研究或可在本研究之基礎上，以其他預測模型作深入之分析比較。

參考文獻

- 內政部國家發展委員會(2013)，人口政策白皮書-少子女化、高齡化及移民。
- 李思葦(2004)，高齡者交通安全問題之探討，中華大學科技管理研究所碩士論文。
- 周長志(2005)，高齡者交通安全風險感認影響因素之探討，國立交通大學運輸科技與管理學系碩士論文。
- 林豐福、張開國、賴靜慧(2005)，高齡者道路交通事故特性研究，交通部運輸研究所。
- 溫坤禮、趙忠賢、張宏志、陳曉瑩、溫惠筑(2013)，*灰色理論*，二版，臺北：五南圖書出版股份有限公司。
- 溫坤禮、黃宜豐、陳繁雄、李元秉、連志峰、賴家瑞(2002)，*灰預測原理與應用*，初版，臺北：全華科技圖書股份有限公司。
- 葉名山、張開國、葉祖宏、廖遠橋、李旻錡、劉欣憲(2009)，「探究國內高齡者事故死亡因子分析」，*100 年道路交通安全與執法研討會論文集*，頁 455-468。
- 衛生福利部統計處(2016)，死因統計，<http://dep.mohw.gov.tw/>。
- 董宜婷(2016)，桃園市高齡者交通事故特性分析，中央警察大學交通管理研究所碩士論文。
- 鄧聚龍、郭洪(1996)，*灰預測原理與應用*，臺北：全華科技圖書股份有限公司。
- 鄧聚龍(2000)，*灰色系統理論與應用*，初版，臺北：高立圖書有限公司。
- Chandraratna, S. and Stamatiadis, N. (2003), "Problem Driving Maneuvers of Older Drivers," *2003 Annual Meeting of the Transportation Research Board*.
- Deng, J. L. (1982), "Control Problems of Grey Systems," *Systems & Control Letters*, Vol. 1, No. 5, pp. 288-294.
- Deng, J. L. (1989), "Introduction to Grey System Theory," *Journal of Grey System*, Vol. 1, No. 1, pp. 1-24.
- Huang, T. Y., Wang, Y. (2007), Forecasting Model of Urban Traffic Accidents Based on Grey Model-GM (1,1), *Second Workshop on Digital Media and its Application in Museum & Heritages (DMAMH 2007)*, pp. 438-441.
- Lefrançois, R. and D'Amours, M. (1997), "Exposure and risk factors among elderly drivers: A case-control study," *Accident Analysis & Prevention*, Vol.

29, No. 3, pp. 267-275.

Mao, M. Z. and Chirwa, E. C. (2006), "Application of Grey Model GM(1, 1) to Vehicle Fatality Risk Estimation," *Technological Forecasting & Social Change*, Vol. 73, pp. 588-605.

Mohammadi, A., Moradi, I., Talebnejad, A. and Nadaf, A. (2011), "The Use of Grey System Theory in Predicting the Road Traffic Accident in Fars Province in Iran," *Australian Journal of Business and Management Research*, Vol. 1, No. 9, pp. 18-23.

Wang, L., Lu, H. P., Zhu, J. and Zheng, Y. (2012), "Forecasting of Traffic Accident in Shanxi Province Based on Grey System Theory," *2012 2nd International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering*.

Zhang, J., Fraser, S., Lindsay, J., Clarke, K. and Mao, Y. (1998), "Age-specific patterns of factors related to fatal motor vehicle traffic crashes: focus on young and elderly drivers," *Public Health*, Vol. 112, No. 5, pp. 289-295.

