

異空間分佈點之因果迴歸分析— 克利金法與 AASN 神經網路之比較

Regression Analysis for Different Spatial Sampling Scatter - Comparisons of Kriging Method and AASN Neural Networks

中華大學資訊管理學系
教授

葉 怡 成*

I-Cheng Yeh

中華大學土木與工程資訊學系
研究生

陳 伯 愷

Po Kai Chen

中華大學土木與工程資訊學系
副教授

周 文 杰

Wen-Chieh Chou

摘 要

本研究旨在探討當二個變數在空間下的採樣點位置不同時，如何建構其因果迴歸模型。本研究採用克利金法與 AASN 神經網路做為建構空間內插模型的工具。本研究採用三組個案的七個因果關係來比較各法的優劣性，研究結果顯示：(1)AASN 神經網路所建立的空間內插模型遠比克利金法準確，(2)AASN 神經網路所建立的異空間分佈數據的因果迴歸模型遠比克利金法準確。

關鍵詞：神經網路，克利金法，空間內插，因果迴歸，空間取樣。

ABSTRACT

The purpose of this paper is to explore, when the spatial positions of sampling points of two variables are different, how to construct their cause-and-effect regression model. This research used the kriging method and the AASN neural networks as the tools to construct spatial interpolation model. This research examined seven relations from three groups of cases to compare advantages and disadvantages of these two methods. The findings showed that (1) the spatial interpolation models constructed by AASN neural networks are much more accurate than by kriging method, (2) the cause-and-effect regression models constructed by AASN neural networks are much more accurate than by kriging method.

*通訊作者，中華大學資訊管理學系教授，300 新竹市東香里六鄰五福路二段 707 號，icyeh@chu.edu.tw

Keywords: Neural networks, Kriging method, Spatial interpolation, Cause-and-effect regression, Spatial sampling.

一、簡介

爲了探討二個變數間的因果關係常使用迴歸分析，但有時會遇到因、果變數的採樣點位置不同的情形。例如在醫學界中學者分析疾病的空間分佈區域性來推估是否與污染源分佈有關係。故本文的目的即在探討二個變數在空間中的採樣點位置不同時，如何分析二者的因果關係。爲了建立處於同一區域內但位置不同的二個變數之因果關係，可用下列方法(參考圖 1)：

1. 將自變數視爲空間位置的函數，建立預測模型，即 $x = f_1(E, N)$ ，其中(E, N)爲採樣點的橫距(東西向)座標、縱距(南北向)座標。
2. 將自變數的採樣點位置代入預測模型中，估計此位置的自變數值，即 $\hat{x} = f_1(E, N)$ 。
3. 將因變數視爲空間位置的函數，建立預測模型，即 $y = f_2(E', N')$ 。
4. 將自變數的採樣點位置代入預測模型，估計此位置的因變數值，即 $\hat{y} = f_2(E, N)$ 。
5. 將自變數採樣點上的自變數預測值與因變數預測值組成樣本 (\hat{x}, \hat{y}) 。
6. 建立因果預測模型，即 $\hat{y} = g(\hat{x})$ 。

在上述程序中，步驟 1 的自變數與步驟 3 的因變數均需建立空間內插模型。本文的研究目的在探討以克利金法及類神經網路作內插下所建立的因果模型的準確度。

二、文獻回顧

2.1 克利金法

空間內插是一種常用的空間資料處理方法，是利用資料中已知點的屬性值來推估未知點的屬性值。Waston (1992)根據內插法所採用的原理將內插法分爲兩大類：第一類是權重平均法(weighted average method)，利用鄰近地區的已知估計未知點的數值，如距離反比權重法(Inverse Distance Weight, IDW)與克利金法(kriging

method)。第二類方法是適合方程式內插法(fitted function interpolation)，利用所有已知資料建構的一個曲面，如雲行曲線法(spline)和趨勢面法(trend surface)。其中克利金法是最常被使用的方法。

克利金法概念最早是由南非礦業工程師丹尼·克利格(Danie G. Krige)和赫伯特·希雪(Herbert Sichel)爲探勘威瓦特斯雷德(Witwatersrand)地區的金礦所提出的。法國數學家喬吉司·馬斯龍(Georges Matheron)在研讀過克利格的研究論文後，發現了地理統計的應用性與發展性；之後便提出區域化變數理論(the theory of regionalized variables)，成爲現今地理統計的理論基礎。地理統計的核心概念是利用變異圖(variogram)來描述資料的空間相關性，並經由變異圖所展現的空間結構模式對未採樣位置做最佳線性無偏的估計(Best Linear Unbiased Estimate; BLUE)；爲紀念

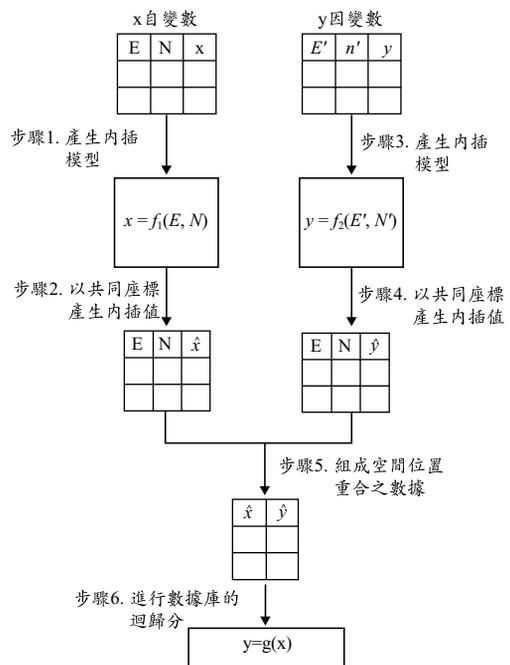


圖 1 異空間因果迴歸程序

克利格對礦業發展的貢獻，馬斯龍又將這個估計方法稱為克利金法(kriging method)(賴進貴、邵喻美，1998)。

克利金法(kriging method)和 IDW 很類似，其中差異較大的是在權重的計算過程相當複雜。在推估未知點的過程，第一是空間結構的分析，由已知點的數值來分析資料數值間大小差異與其空間分佈的關係，並產生一個變異圖(variogram)作為內插法適用性的判斷；第二是以平均法或移動視窗法來計算每個網格的數值，樣本點的權重由第一個過程中所產生的空間連續方程來決定(賴進貴、邵喻美，1998)。克利金法的詳細演算法可參考文獻(Chang, 2003)。

2.2 AASN 神經網路

類神經網路(Artificial Neural Networks)是指模仿生物神經網路的資料處理系統。類神經網路較精確的定義為：「類神經網路是一種計算系統，包括軟體及硬體，它使用大量簡單的相連人工神經元來模仿生物神經網路的能力。人工神經元是生物神經元簡單的模擬，它是由外界環境或者其他人工神經元取得資訊，並加以非常簡單的運算，並輸出其結果到外界環境或者其他人工神經元。」(葉怡成，2000)

類神經網路是由許多人工神經元(artificial neuron)所組成，人工神經元又稱處理單元(processing element)。每一個處理單元的輸出，成為許多單元的輸入。處理單元其輸出值與輸入值之間的關係式，一般可用輸入值的加權乘積和之函數來表示，公式如下(葉怡成，2002)：

$$Y_j = f\left(\sum_i W_{ij} X_i - \theta_j\right) \dots\dots\dots(1)$$

其中 Y_j = 模仿生物神經元模型的輸出訊號； f = 模仿生物神經元模型的轉換函數； W_{ij} = 模仿生物神經元模型的神經結強度，又稱連結加權值； X_i = 模仿生物神經元模型的輸入訊號； θ_j = 模仿生物神經元模型的閾值。

分析調整綜合網路(Analysis-Adjustment-Synthesis Networks, AASN)(Yeh, 2003)屬於前向式網路架構，為監督式神經網路模型。分析綜合

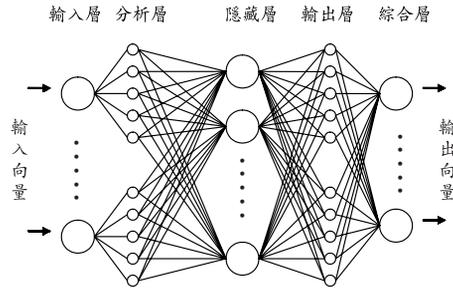


圖 2 AASN 分析調整綜合網路模型

調整網路是一個由三個次網路組成的神經網路(參考圖 2)：分析次網路、調整次網路、綜合次網路。「分析次網路」是一個將輸入單元連結到展開輸入單元的單層網路；「綜合次網路」是一個將輸出單元連結到展開輸出單元的單層網路；介於分析次網路與綜合次網路之間的「調整次網路」是一個扮演學習機制的標準之倒傳遞網路。在網路完成訓練後，在回想階段中(Recall)，綜合次網路接收展開輸出單元的輸出值，並以加權方式綜合這些值為高度精確的輸出值，進而顯著改善網路效能及強化網路架構。

AASN 網路的「調整次網路」採用一般的倒傳遞網路演算法(葉怡成，2005)；「分析次網路」與「綜合次網路」在訓練階段與回想階段的演算法如下(Yeh, 2003)：

(一) 訓練階段(training phase)

(a) 分析次網路

輸入單元連結到展開輸入單元的單層網路(參考圖 3)

$$A_{ik} = f_k(X_i) = \frac{2}{1 + e^{\left(\frac{X_i - m_k}{d_k}\right)}} - 1 \dots\dots\dots(2)$$

其中

- $k = 1, 2, 3, 4, 5$;
- X_i = 第 i 個輸入單元值；
- A_{ik} = 第 i 個輸入單元所連結第 k 個展開輸入單元的輸出值；
- m_k = 第 k 個展開輸入神經元的非線性轉換函數之水平平移控制參數；
- d_k = 第 k 個展開輸入神經元的非線性轉換函數之斜率控制參數。

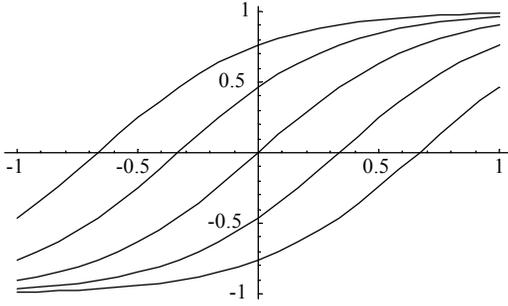


圖 3 分析次網路轉換函數

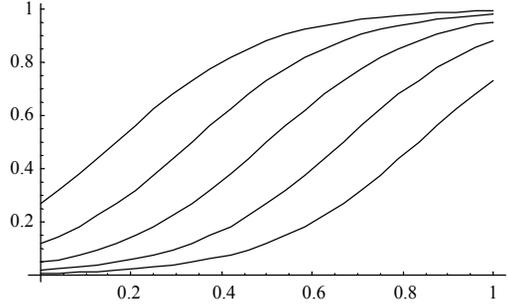


圖 4 綜合次網路轉換函數

$$m_1, m_2, m_3, m_4, m_5 = -\frac{2}{3}, -\frac{1}{3}, 0, \frac{1}{3}, \frac{2}{3}$$

$$d_1, d_2, d_3, d_4, d_5 = \frac{1}{3}$$

(b) 綜合次網路

輸出單元連結到展開輸出單元的單層網路 (參考圖 4)

$$B_{jk} = g_k(Y_j) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{Y_j - u_k}{s_k}}} \dots\dots\dots (3)$$

其中

- $k = 1, 2, 3, 4, 5$;
- y_j = 訓練資料的第 j 個輸出值 ;
- B_{jk} = 第 j 個輸入單元所連結第 k 個展開輸出單元的輸出值 ;
- u_k = 第 k 個展開輸出神經元的非線性轉換函數之水平平移控制參數 ;
- s_k = 第 k 個展開輸出神經元的非線性轉換函數之斜率控制參數。
- $u_1, u_2, u_3, u_4, u_5 = \frac{1}{6}, \frac{2}{6}, \frac{3}{6}, \frac{4}{6}, \frac{5}{6}$
- $s_1, s_2, s_3, s_4, s_5 = \frac{1}{6}$

(二) 回想階段(recall phase)

在「綜合次網路」中，輸出使用加權平均法 (weighted-average)

$$Y_j^w = \frac{\sum W_{jk} Y_{jk}}{\sum W_{jk}} \dots\dots\dots (4)$$

其中

$$Y_{jk} = g_k^{-1}(B_{jk}) = s_k \cdot \ln\left(\frac{B_{jk}}{1 - B_{jk}}\right) + u_k \dots\dots\dots (5)$$

$$W_{jk} = e^{-\frac{(Y_{jk} - u_k)^2}{s_k}} \dots\dots\dots (6)$$

- Y_j^w = 第 j 個輸出變數的綜合輸出值 ;
- Y_{jk} = 第 j 個輸出變數的第 k 個展開輸出單元之推論輸出值 ;
- B_{jk} = 第 j 個輸出變數的第 k 個展開輸出神經元之推論輸出值 ;
- W_{jk} = 第 j 個輸出變數的第 k 個展開輸出神經元之權值。

2.3 類神經網路在空間內插之應用

目前類神經網路應用在空間內插方面的文獻並不多，簡述如下。

賴進貴、邵喻美(1998)利用倒傳遞類神經網路對以兩種不同的地形資料進行內插。研究結果顯示，倒傳遞類神經網路可以達成內插計算的效果，證實其在內插計算上的可行性。

盧瑞山、駱尙廉(1998)利用 Turning Band Method(TBM)產生人工虛擬之土壤受重金屬污染全區域資料，利用類神經網路融合地理統計之概念，提出一種新的方法稱做 Neural-estimation 的空間推估技術，應用在土壤中重金屬含量的推估。結果顯示，此方法對於土壤受重金屬污染的推估效果優於克利金法。

周乃昉、鄭子璉(1997)利用倒傳遞網路(BPN)來建立颱風降雨推估模式。透過 BPN 在非線性關係的處理，將複雜的颱風降雨資料建立在類神

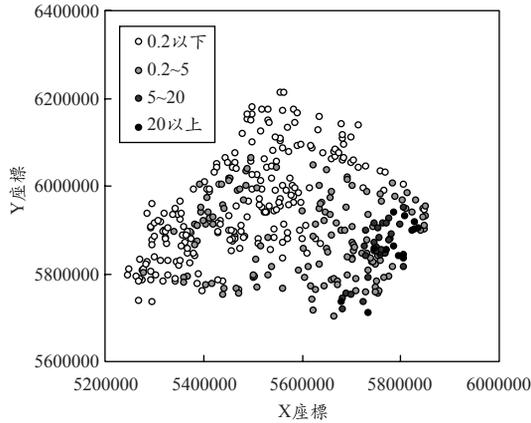


圖 5 銫污染之採樣點數據(單位: Ci/km_2)

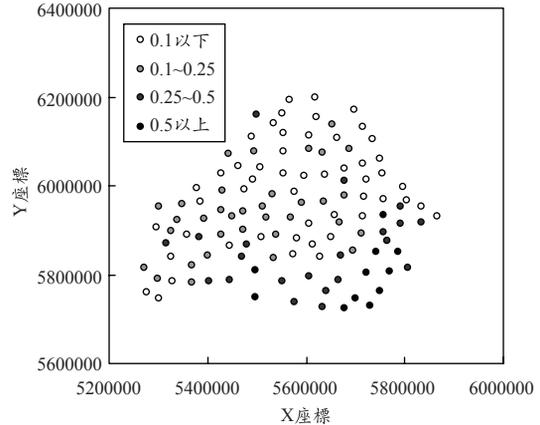


圖 6 甲狀腺癌發生率之採樣點數據(單位: 機率 $\times 1000$)

經網路中，並採用權值擾動敏感度分析來提高學習準確度與驗證準確度，及依權值擾動敏感度分析進行網路修剪，將影響極小的輸入資訊刪除，且在研究中加入雨量站地形特性參數，有效地提高降雨量的推估準確度。

薛仲宏(2005)利用克利金法與類神經網中的倒傳遞網路(BPN)與分析調整綜合網路(AASN)等三種方法來建立空間模型，並以五個例題作實證研究。結果顯示，類神經網路優於克利金法，而 AASN 優於 BPN。

三、方法

本研究藉由三個個案來比較使用克利金法與 AASN 網路在建立異空間分佈數據因果迴歸模型的適用性。

3.1 個案(一)：罹患甲狀腺癌機率及土壤中銫(CS^{137})含量

1986年4月26日凌晨，前蘇聯車諾比爾核能電廠的4號反應器，因為運轉人員違法進行極危險的實驗，導致氫氣爆炸。爆炸後導致輻射外洩，造成31名搶救的消防人員死亡及廣大地區遭受污染。之後受輻射影響地區小孩罹患甲狀腺癌的案例明顯增加，這是車諾比爾災變中唯一可以清楚確定的輻射健康效應。雖然甲狀腺癌可能有其它影響因子存在，但由核污染發生後當地甲

狀腺癌發生率大幅提升來看，核污染應是甲狀腺癌發生率大幅提升的主因。而罹患甲狀腺癌來源之最大核種為銫(CS^{137})。

本個案的旨在建立銫污染和甲狀腺癌之間的因果關係。本個案研究使用資料來源為文獻(ESRI, 2003)，其中銫污染採樣點400個(圖5)，甲狀腺癌採樣點117個(圖6)。由圖5與圖6可知，無論「銫污染程度」或「甲狀腺癌發生率」，它們的採樣點的位置在空間上的分佈都相當均勻，此外「銫污染程度」在東南部最為嚴重，而「甲狀腺癌發生率」也有這種傾向。但因為自變數與因變數的採樣點位置不同，故需要先用空間內插法使二者一致，才能進行因果迴歸分析。

3.2 個案(二)：台灣降雨量分佈

本個案研究使用資料來源為文獻(吳瑞賢、石棟鑫, 2003)所附174個雨量站座標及雨量資料加以整理。

3.3 個案(三)：美國愛達華州降雨量分佈

愛達荷州位於美國大西北的心臟地帶，因地理位置位居內陸，故氣候類型屬於大陸型氣候，因此全州都非常乾燥。本個案研究使用資料來源為文獻(Chang, 2003)所附105個雨量站座標及年雨量資料(英吋/年)加以整理。

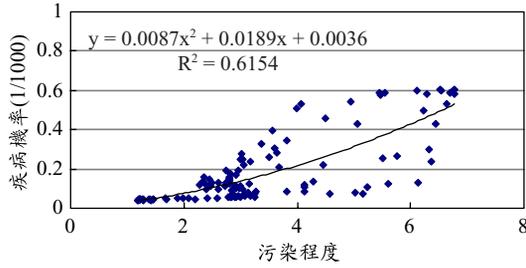


圖 7 污染程度與疾病機率之散佈圖(類神經網路)

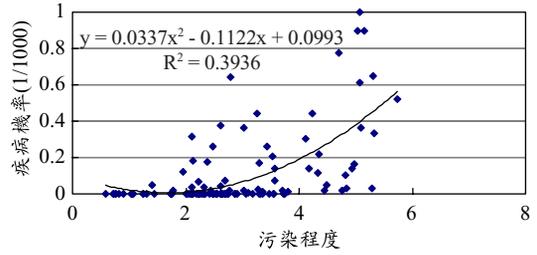


圖 8 污染程度與疾病機率之散佈圖(克利金法)

3.4 預設因果函數

由於個案二及個案三只有單一變數，為了研究兩個處於同一區域內但位置不同的變數之因果關係，故以下列步驟產生因變數數據：

1. 將所有數據(E, N, x)隨機分成 A、B 二個部份。
2. 將 B 部份的數據之 x 值代入預設之因果函數產生因變數的估計值，即 $\hat{y} = g(x)$ 。
3. 由於 A、B 二個部份的數據的空間分佈座標值(E, N)不同，故結合 A 部份數據(E, N, x)與 B 部份數據(E, N, \hat{y})即形成異空間分佈點數據。

在本研究中，設定三種因果函數如下：

$$g_1 = ax + b \dots\dots\dots(7)$$

$$g_2 = ax^2 + bx + c \dots\dots\dots(8)$$

$$g_3 = a \ln(x) + b \dots\dots\dots(9)$$

為了測試不同的因果函數關係被因果迴歸「找出來」的可能性，故特地在二個個案中假設不同的因果函數參數：

在個案二中

$$g_1 = 0.3x \dots\dots\dots(10)$$

$$g_2 = 0.5x^2 - 250x + 31351 \dots\dots\dots(11)$$

$$g_3 = 0.5493 \ln(x) - 1.6455 \dots\dots\dots(12)$$

在個案三中

$$g_1 = -1.5x + 70 \dots\dots\dots(13)$$

$$g_2 = -x^2 + 50x - 225 \dots\dots\dots(14)$$

$$g_3 = -6.1453 \ln(x) + 23.937 \dots\dots\dots(15)$$

表 1 個案(一)空間內插結果

空間內插函數	方法	參數	RMS
污染程度(x)	AASN	2-2-2-1	0.29
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	0.31
疾病機率(y)	AASN	2-2-2-1	1.10
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	1.86

四、結果

4.1 個案(一)：罹患甲狀腺癌機率及土壤中銫(CS^{137})含量

首先以 AASN 神經網路建立前述的 $x = f_1(E, N)$ 與 $y = f_2(E', N')$ 二個空間內插函數。接著，以疾病機率調查的採樣點座標為內插座標，產生由「污染程度」空間內插值與「疾病機率」空間內插值所組成的數據點，如圖 7 中的黑點所示。最後以二次曲線迴歸這些數據點，其結果如圖 7 中的曲線所示。

接著，以克利金法代替 AASN 神經網路建立空間內插模型。克利金法的變異圖之套配模式有多種模式，如高斯(Gaussian)、球形(Spherical)及指數(Exponential)等模式，本個案在區域化變數變異圖分析後，經圖形比對，採用球形模式，相關參數如表 1。

產生的因果迴歸曲線如圖 8 所示。由圖 7

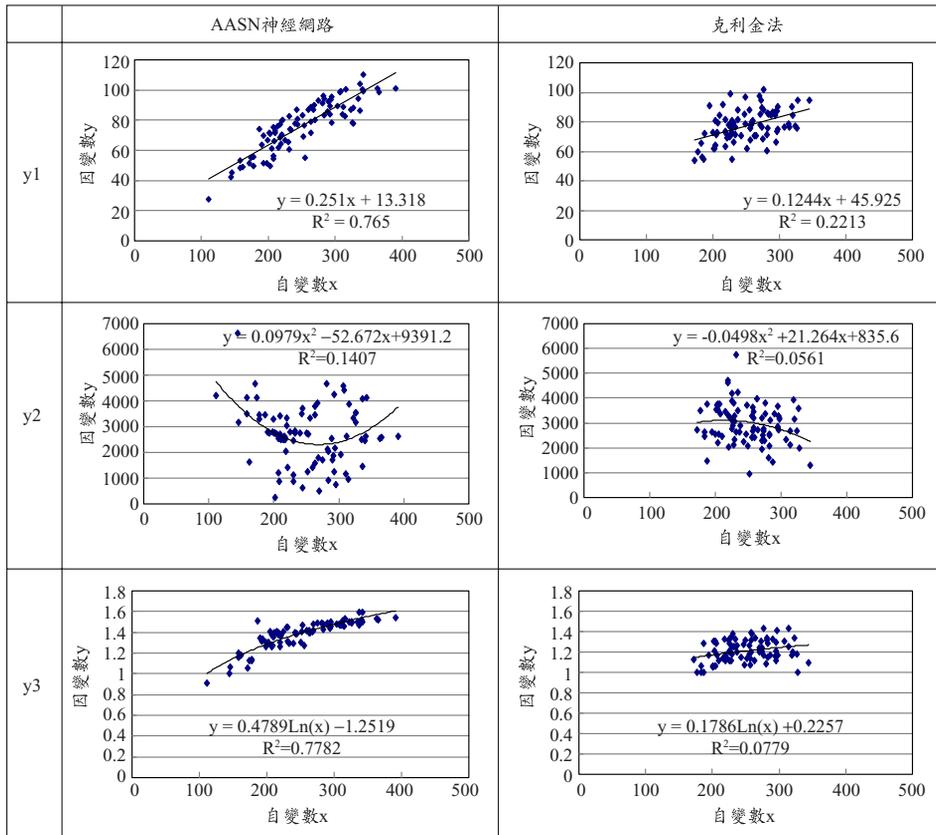


圖 9 個案二 AASN 與克利金法迴歸曲線比較圖

與圖 8 可知，土壤中銫含量(自變數)確實可以解釋罹患甲狀腺癌機率(因變數)。AASN 與克利金法的空間內插結果如表 1 所示。

4.2 個案(二):以台灣降雨量分佈模擬產生之因果關係

本個案處理步驟如 4.1 節所述，在此不加以贅述。其結果如表 2 與圖 9 所示。

4.3 個案(三):以愛達華州降雨量分佈模擬產生之因果關係

本個案處理步驟如 4.1 節所述，在此不加以贅述。其結果如表 3 與圖 10 所示。

五、結論與建議

5.1 結論

本研究分別對三組個案：(一)罹患甲狀腺癌

機率及土壤中銫(CS^{137})含量；(二)台灣降雨量分佈；(三)美國愛達華州降雨量分佈，以克利金法與 AASN 網路的空間內插能力建立異空間分佈點數據的單變數因果迴歸模型。結論如下：

1. 空間內插能力之比較

三組個案結果顯示(如表 1~表 3 所示)，AASN 神經網路之誤差均方根皆小於克利金法，顯示 AASN 是較好的空間內插模型建模方法。

2. 異空間分佈數據之因果迴歸模型建構能力之比較

三組個案結果顯示(如表 4 所示)，AASN 神經網路所建構之因果迴歸模型之判定係數均遠高於克利金法所建立者。由表 5 與圖 11、圖 12 的個案二、個案三之預測函數與建構函數之比較也可看出 AASN 神經網路所建構者遠比克利金法所建立者更接近預設函數。

表 2 個案(二)空間內插結果

空間內插函數	方法	參數	RMS
自變數 x	AASN	2-8-8-1	59.33
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	62.10
因變數 y ₁	AASN	2-4-4-1	14.04
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	17.28
因變數 y ₂	AASN	2-16-16-1	2262
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	3918
因變數 y ₃	AASN	2-18-18-1	0.09
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	0.38

表 3 個案三空間內插結果

空間內插函數	方法	參數	RMS
自變數 x	AASN	2-14-14-1	2.45
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	3.30
因變數	AASN	2-16-16-1	4.06
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	5.21
因變數	AASN	2-6-6-1	32.10
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	53.70
因變數	AASN	2-4-4-1	1.14
	克利金法	半變異圖模式：球形模式 金塊效應：有考慮 最近臨居點位：圓形交叉四區，每區五點	1.40

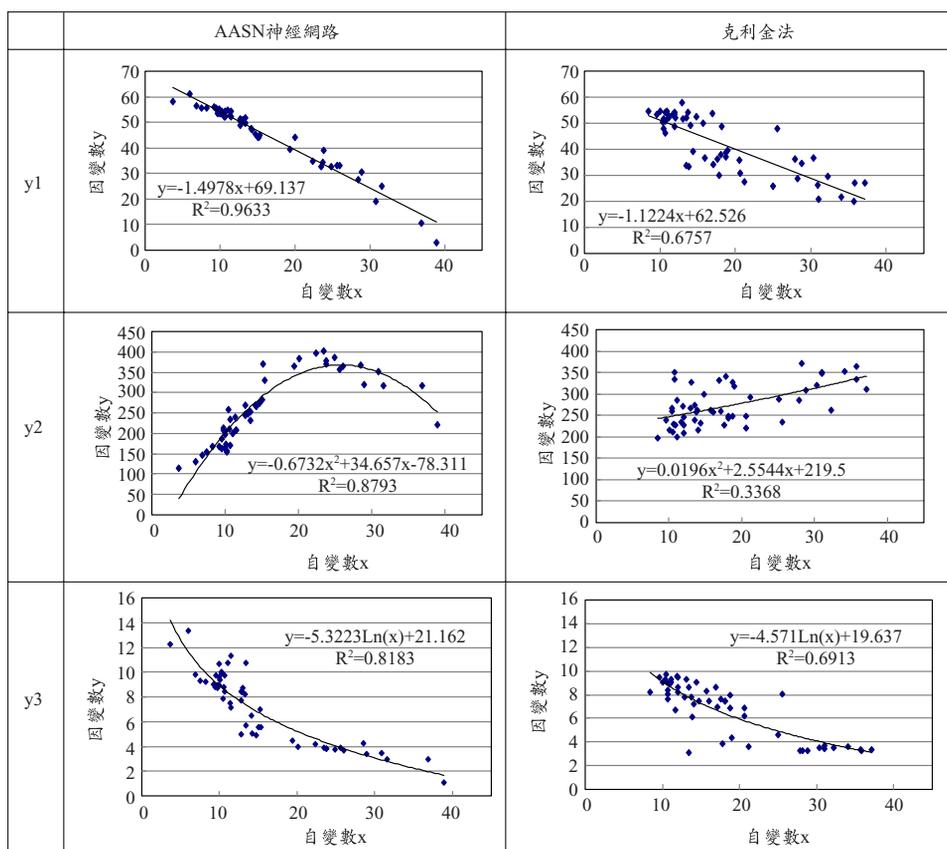


圖 10 個案三 AASN 與克利金法迴歸曲線比較圖

表 4 三個案之判定係數比較表

R_2	個案 (一)	個案(二)			個案(三)		
		y1	y2	y3	y1	y2	y3
AASN	0.62	0.76	0.14	0.78	0.96	0.88	0.81
克利金	0.39	0.22	0.06	0.08	0.68	0.34	0.69

雖然 AASN 神經網路比克利金法精確，但神經網路是一個黑箱模型，較不具物理解釋能力；而克利金法可以得到一些有意義的參數，例如用球形模式可以得到影響半徑、金塊效應值、規模值等參數，較具有物理解釋能力。因此，當

表 5 因果迴歸公式比較表

個案	函數 方法	y1	y2	y3
		預設函數	$y = 0.3x$	$y = 0.5x^2 - 250x + 31351$
個案二	AASN	$y = 0.251x + 13.318$	$y = 0.0979x^2 - 52.672x + 9391.2$	$y = 0.4789\ln(x) - 1.2519$
	克利金法	$y = 0.1244x + 45.925$	$y = 0.0498x^2 + 21.264x + 835.6$	$y = 0.1786\ln(x) + 0.2257$
個案三	預設函數	$y = -1.5x + 70$	$y = -x^2 + 50x - 225$	$y = -6.1453\ln(x) + 23.937$
	AASN	$y = -1.4978x + 69.137$	$y = -0.6732x^2 + 34.657x - 78.311$	$y = -5.3223\ln(x) + 21.162$
	克利金法	$y = -1.1224x + 62.526$	$y = 0.0196x^2 + 2.5544x + 219.5$	$y = -4.571\ln(x) + 19.637$

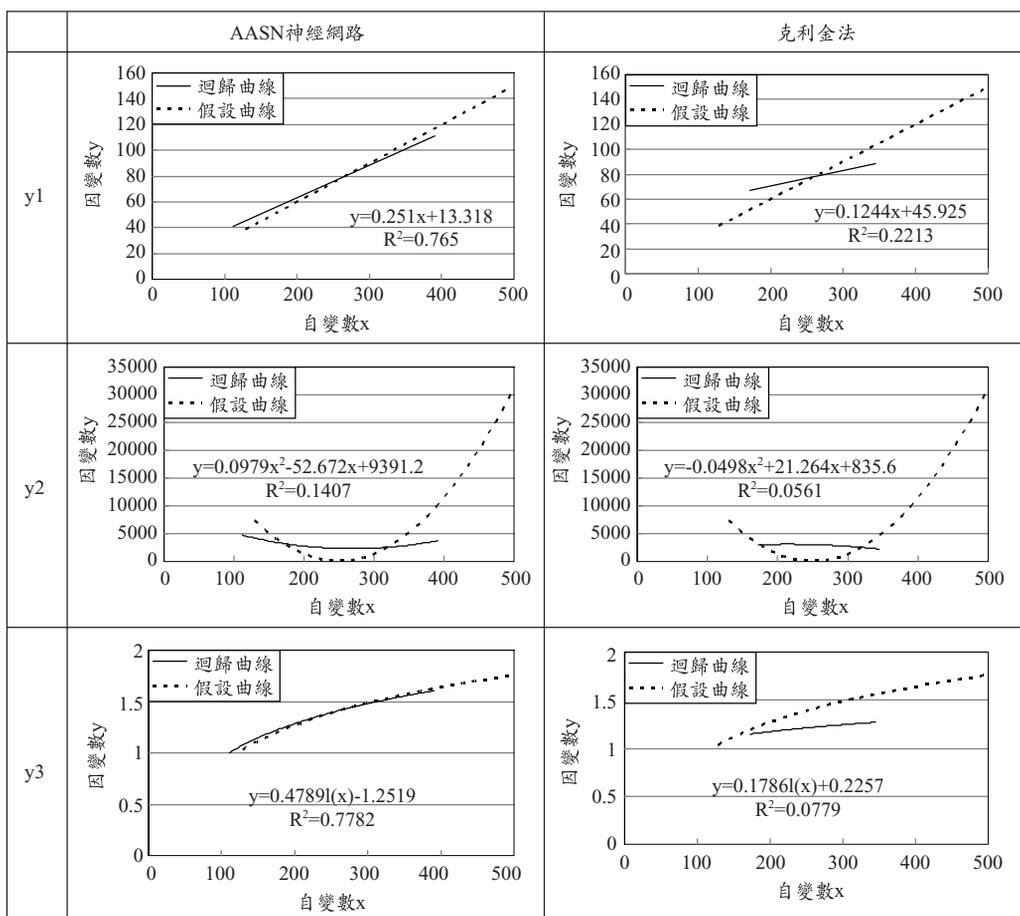


圖 11 個案二之預設函數與建構函數之比較

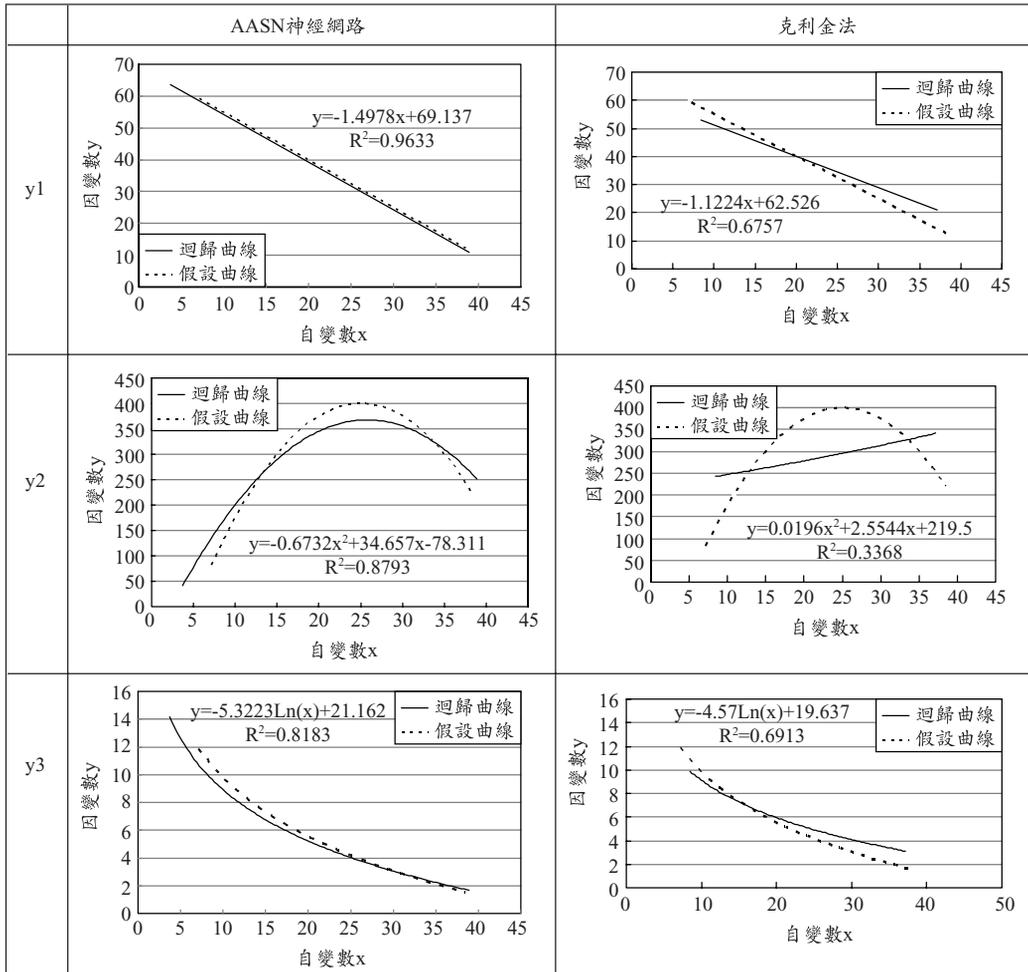


圖 12 個案三之預設函數與建構函數之比較

空間內插模型的物理解釋能力對研究者而言很重要時，克利金法仍然是較佳的選擇；反之，當空間內插模型的內插預測能力對研究者而言很重要時，AASN 神經網路是較佳的選擇。

5.2 建議

1. 實際收集數據之個案

本研究的個案一所建構的因果迴歸模型是基於實際收集的數據，而個案二及個案三所建構的三種因果迴歸模型是基於人為假設的函數模擬產生的數據。因此建議未來之研究能夠使用更多實際收集的數據之個案來建構因果迴歸模型，以確認本研究的方法之實用性。

2. 多變數因果迴歸之模型

本研究只探討單變數因果迴歸模型，往後研究可以探討多變數因果迴歸模型，以擴大本研究的方法之適用性。

參考文獻

1. 葉怡成，應用類神經網路，儒林圖書有限公司，台北(2002)。
2. 葉怡成，類神經網路模式應用與實作，儒林圖書有限公司，台北(2000)。
3. 葉怡成，資料探勘—方法應用與實作，中華大學資訊管理學系，未出版講義(2005)。
4. 薛仲宏，「類神經網路與一般克利金法在空間內插之比較」，碩士論文，中華大學土木

- 工程學系研究所，新竹(2005)。
5. 吳瑞賢、石棟鑫，「台灣地區極端降雨量分佈與頻率分析之研究－兼論納莉颱風事件」，中國土木水利工程學刊，第十五卷，第四期，第 747-758 頁(2003)。
 6. 賴進貴、邵喻美，「類神經網路在內插應用之研究」，地理學報，第二十四期，第 19-28 頁(1998)。
 7. 盧瑞山、駱尙廉，「類神經網路於污染物空間推估之研究」，中國環境工程學刊，第八卷，第三期，第 239-245 頁(1998)。
 8. 周乃昉、鄭子璉，「分佈型類神經網路降雨逕流模式之研究」，八十六年電子計算機於土木水利工程應用論文研討會論文集，第 993-1004 頁，新竹(1997)。
 9. Chang, K. T., Introduction to Geographic Information System, McGraw Hill (2003).
 10. Waston, D.F, Interpolation, Contouring: A Guide to the Analysis and Display of Spatial Data, pp.101-161, Oxford Press (1992).
 11. ESRI, Inc., *User Guide, Using ArcGIS 3D Analyst*, Environmental System Research Institute, Inc. (2003)
 12. Yeh, I-Cheng, "Modeling Chaotic Dynamic Systems Using Analysis- Adjustment-Synthesis Networks," *Journal of Technology*, Vol.18. No.3, pp.369-376 (2003).

收稿日期：民國 95 年 9 月 6 日

修正日期：民國 95 年 11 月 15 日

接受日期：民國 95 年 12 月 1 日