

應用類神經網路於營業稅逃漏稅 預測模式之建構

Using Neural Network to Create the Business Tax Evasion Prediction Model

李永山 陳彥文

Yung-Sun Lee Yan-Wen Chen

銘傳大學資訊管理學系

Department of Information Management

Ming Chuan University

摘要

營業稅是國家稅收的主要來源之一，目前營業稅之查核方式，採用選案查核，而非普查，造成營業人常利用各種方法逃漏稅。以民國八十九年為例，營業稅收入為 2212 億元，而違章金額高達 112.7 億元，占所有稅目違章金額之冠，可見營業稅逃漏情形嚴重。

本研究利用營業稅資料，結合資料探勘之類神經網路技術，探討影響預測逃漏稅之重要因素，以建構營業稅逃漏稅預測模式。

本研究之資料來源為民國 89 年第 2、3 期及民國 90 年第 1 期之製造業及服務業營業稅申報資料；經分析過濾後，選擇服務業及製造業各 6000 筆資料作為樣本，共 12000 筆資料，進行實證。

研究結果顯示，以應納稅額、銷售額、進項稅額、銷項稅額、及費用率等資料建構之預測模式，分類正確率達 90.39%。其中較重要之影響因素為「本期應納稅額」與「銷售額總計」的比例、「未扣抵前之稅額」與「銷售額總計」的比例、及「未扣抵前之稅額」與「可供扣抵之稅額」的比率。

關鍵字：逃漏稅預測模式、資料探勘、類神經網路

Abstract

The business tax is one of the main tax revenue of our country. The current method of tax audition is by selection not by universality. Therefore, there are many business used different ways to evade paying tax. The total amount of business tax is about 221.2 billion NT dollars during 2000, whereas the amount of tax evasion is about 11.27 billion NT dollars. It is obvious that the tax evasion behavior is serious.

This research using business tax data associated with Neural Network technique to build a tax evasion prediction model.

The samples of business tax data we used are 3 periods of service and manufacture industry from 2000 till 2001. We selected 6000 records from each industry. The total samples are 12,000 records.

The results showed that the optimal accuracy rate of classification is about 90.39%. The significant factors are the ratio of “tax-duty/total sales”, “tax before deducted/ total sales”, and “tax before deducted/ tax-deductible”.

Keywords: Tax Evasion Prediction Model, Data Mining, Neural Network

壹、緒論

民國七十四年十一月政府實施營業稅新制，將營業稅額內含在售價中，故又稱加值型營業稅。加值稅額的計算，採用稅額扣抵法，即進項稅額與銷項稅額相抵減，以決定所需繳納的稅額。理論上，這種加值稅額的計算方式，具有自動勾稽的效果，可以減少逃漏稅的發生（陳瑞東，民 91 年），但實際上，營業人常借少報、漏報營業額，或虛報進項費用等方式，來逃漏稅。以民國八十九年為例，營業稅收入為 2212 億元，而違章金額高達 112.7 億元，占所有稅目違章金額之冠（陳國元，民 91 年），可見營業稅逃漏情形嚴重。賦稅收入為政府主要的收入來源，政府要推動公共建設，社會福利措施，維護國家安全等，均有賴人民誠實納稅；因此，防範營業稅逃漏為稅政上的重要課題。

有關逃漏稅之研究，早期多數使用統計方法（黃壽佐，民國 69 年；李琨瑜，民國 75 年；何敏男，民國 84 年；陳國元，民國 91 年），其主要缺點為受限於資料來源或方法限制，多數樣本數較少，建構之模式預測準確度較低；近年已有應用資料探勘之技術，但研究對象多為營利事業所得稅之逃漏稅（Wu，1994；劉興浚，民國 87 年；林申淵，民國 91 年；孟德成，民國 91 年），且部分研究雖採用資料探勘技術，卻未能利用探勘技術之優點，對大量資料進行探勘，仍然採用少量資料進行實證（林申淵，民國 91 年；孟德成，民國 91 年）；而針對營業稅逃漏之探討極少。

本研究之主要目的就是利用類神經網路技術，建構營業稅逃漏稅預測模式。

貳、文獻探討

一、營業稅查核工作上的問題

由於營業稅申報案件大幅增加，使得查核工作，由普查逐漸轉變為選案查核；而選案查核卻存在下列三個問題：

（一）查核知識傳承不易

稅務的查核，需要稽查人員的專業知識，更需要查核經驗的累積。雖然，稽查結果會出現於查核報告，但相關的經驗，卻無法陳述於報告中，使查核知識不易傳承，降低查核效率。

（二）查核人力不足

我國各地國稅局，在查核作業的人力配置，相對於申報案件明顯不足（胡錦康，民國 90 年）。

（三）目前選案查核方式的缺失

目前選案查核方式的缺失，可分為電腦選案之缺失及人工選案之缺失。

電腦選案是將各產業劃分為數個類別，以建立判別函數。若類別劃分太大，則判別函數無法反應個別行業之特性及申報誠實度；但若劃分太細，其樣本數可能不足。

人工選案方面，礙於人力有限，往往針對特定幾個申報不實率較高的行業，或以中小企業為主，進行查核，造成這些行業的查帳比率特高，但對於其它行業，則無法收到遏止逃漏稅之效。

二、營業稅逃漏行為

一般營業稅的逃漏行為，可分為以下四類：

（一）加值率偏低或偏高

加值率公式，參見<式 1>。

$$\text{加值率} = \frac{\text{銷貨金額} - (\text{進貨費用總金額} + \text{進口貨物} + \text{其他貨物及免稅貨物金額})}{\text{銷貨金額}} \times 100\% \quad \text{〈式 1〉}$$

加值率偏高，即銷貨金額偏高，或費用及進項金額過低，必須注意是否有銷貨事

實、虛設行號、及進貨是否取得憑證（賴慶贊，民 91 年；黃坤光，民 87 年）。

加值率偏低（例如加值率在 5% 以下者），即銷貨金額偏低，或費用及進項金額偏高，應注意是否漏開發票或壓低售價、或虛報進項憑證（吳春秋，民 88 年；賴慶贊，民 91 年）。

（二）毛利率與費用率偏離同業利潤標準

同業利潤標準是各地國稅局、商業總會、會計師公會、及各同業公會，所共同決定。若營利事業申報所得額偏離同業標準愈遠，其帳簿記載就愈需要稽徵機關加以查核（長榮企管顧問公司，民 91 年）。

（三）銷售金額為負

當銷售金額申報為負時，表示全部均為銷貨退回，不合商場交易習慣，宜列入異常，作為深入查核對象（陳國元，民 91 年）。

（四）有銷無進、或有進無銷

一般而言，有銷貨則必須有進貨，或其它方面的費用；有進貨則應有銷貨行為，否則無法繼續經營。因此，有銷貨金額而無進貨金額，或者有進貨金額而無銷貨金額，都應視為異常資料，加以追查（吳德章，民 77 年）。

而黃則強（民 88 年）將營業稅逃漏型態，歸納為三大類：（1）避開加值稅體系（2）漏報銷項收入（3）虛報進項成本。

所以，由上述探討發現，主要的逃漏稅手法，不外乎漏報銷項收入或虛報進項成本，以減少應納稅額；而上述之加值率、毛利率、費用率及銷售金額等，均和進銷金額有關，因此，營業人的逃漏行為，會反應在申報金額及各項比率的異常上，因此，本研究即可根據此報稅資料，進行判定營業人是否有逃漏稅之嫌疑。

三、逃漏稅模式的相關研究

黃壽佐（民 69 年）以區別分析法，建立選案的區別模式，用以區別誠實申報及非誠

實申報案件。樣本共 60 筆，其中誠實申報 30 筆，非誠實申報 30 筆，先各取 20 筆用來建立區別模型，另各 10 筆用來驗證該模型之正確率。實證結果發現，建立區別模型的 40 筆樣本之區別正確率為 92.5%；驗證模型樣本之正確率為 85%。

李琨瑜（民 75 年）以三種機率模型：（1）常態機率模型（2）KERNEL 機率模型及（3）Logistic 事後機率模型，建立選案查核模式，以預估不誠實的事後機率值。研究樣本為，民國七十年台北市營業額四千萬以上之紡織業，樣本共 171 筆；根據不同的機率模型，配合不同的變數選擇方法：（1）遞次線性判別函數準則（2）遞次正確率準則（3）遞次 NCSTEP 準則（4）遞次 Logistic 迴歸函數準則。王乃昱（民 76 年）使用與李琨瑜相同的資料，探討常態機率模型及 KERNEL 機率模型，運用遞次線性判別函數法及遞次 Sign test 準則。兩者均認為，以常態機率模型，配合遞次線性判別函數法選擇變數，為最佳的預估不誠實事後機率方法。

何敏男（民 84 年）利用「毛利率差」及「費用率差」將樣本進行分群，再依「可補徵稅額之期望值」，由大到小加以排序，作為選案查核之依據。研究結果發現，若以原有人力，選查七十八家廠商，營利事業所得稅收入，將較原來增加 1.5 倍。

羅榮鎮（民 86 年）使用觀念近似何敏男的方法，研究結果發現，不誠實率的高低和查核後所核定的應補稅額之多寡，無顯著的相關性存在；因此，使用淨利率差估計其應補稅額，再依應補稅額估計值來排序，作為選案查核之依據。羅榮鎮與何敏男均認為排序後的順序與查核後所核定的應補稅額多寡，呈顯著的正相關。

Wu(1994)對於預測營利事業所得稅資料是否需要進一步查核，以類神經網路及 ID3 決策樹演算法，來作比較，實驗結果顯示，無隱藏層及一層隱藏層的網路架構之分類正

確率，分別為 94.0% 及 95.0%，明顯高於 ID3 之 90.0%。

劉興浚（民 87 年）使用類神經網路，以營利事業所得稅的逃漏稅特徵，建立分類模式。其訓練樣本為八十三年度之 6741 筆資料，測試樣本為八十二年度 5508 筆，及八十四年度 7832 筆，並將資料分類為退稅、正常及逃稅三類。實證結果顯示，分類精確率為 63%，高於稅務機關所使用之專家系統。

林申淵（民 91 年）以因素分析、二元羅吉斯迴歸及類神經網路為基礎，建立 A~E 五種分類預測模式。其分析對象為八十六年及八十七年的營利事業所得稅申報資料，選擇營業額在五千萬元以上之案件，共 673 筆，其中有逃漏稅者共 348 筆，無逃漏稅者 325 筆。其實證結果，以未對變數做任何篩選的模式 A 的表現最好，該模型的整體分類錯誤率最低，為 24.38%，型一及型二分類錯誤率也是最低，分別為 21.80% 及 27.00%。

孟德成（民 91 年）以類神經網路，建立營利事業所得稅的選案調查模型。研究樣本為民國八十六年的申報及查核資料，選定 3880 家作為研究樣本，其中訓練組有 2910 筆，測試組有 970 筆。該研究並以「應補退本稅額」之金額，由低至高，將樣本劃分為五個逃漏稅等級。實證結果對於高逃漏稅樣本之分類正確率為 76%。

上述有關逃漏稅之研究，在使用統計方法方面（黃壽佐，民國 69 年；李琨瑜，民國 75 年；何敏男，民國 84 年；陳國元，民國 91 年），其主要缺點為受限於資料來源或方法限制，多數樣本數較少，建構之模式預測準確度較低；近年雖已有應用資料探勘技術，但研究對象多為營利事業所得稅之逃漏稅（Wu, 1994；劉興浚，民國 87 年；林申淵，民國 91 年；孟德成，民國 91 年），且部分研究雖採用資料探勘技術，卻未能利用探勘技術之優點，對大量資料進行探勘，仍然採用少量資料進行實證（林申淵，民國 91 年；孟

德成，民國 91 年）。

四、類神經網路與分類統計之比較

一些研究指出，類神經網路在分類及預測上優於傳統的統計方法或其他分類方法；但有些學者研究認為傳統統計方法，仍有許多不可取代的優點。

Wray(1994)等人，在預測顧客反應的問題上，使用類神經網路及迴歸分析來作比較，研究結果顯示，類神經網路的精確度明顯優於迴歸分析；Tam 及 Kiang(1992)在公司破產預測模式上，比較數個預測方法：類神經網路、區別分析、k 最近鄰近法(k-nearest neighbor)及 ID3 決策樹演算法，實證結果顯示，類神經網路在破產預測上優於其他方法。同樣在破產預測問題上，Fernandez 及 Olmeda(1995)比較類神經網路、多變量區別分析、線性迴歸、MARS 及 C4.5(兩種決策樹演算法)；Zhang 等人(1999)比較類神經網路及線性迴歸；此兩項研究均認為，類神經網路的表現，明顯優於其他方法。Poopalasingham 及 Nellis(1996)的研究指出，在預測顧客購買行為特性上，類神經網路優於傳統的統計方法；Venugopal 及 Baets(1994)亦指出，類神經網路的預測能力優於傳統的區別分析。Zhang 及 Chen(1997)使用類神經網路來處理食品評鑑問題，其結論為類神經網路在預測人們對一項新食品的反應上，有良好的效果，而且無需建立任何數學模式；Wezel 及 Baets(1995)在預測市場反應的問題上，比較了類神經網路、複線性迴歸 (Multiple Linear Regression) 及 Multiplicatie model，結果顯示類神經網路優於其他兩種方法，且類神經網路在測試組的精確度，甚至優於其他兩種方法在訓練組的精確度。Robert W. Veltri 等人(2002)研究邏輯迴歸與類神經網路分類模式的比較分析指出，類神經網路在多結果輸出的預測模式上，表現優於邏輯迴歸。

Stephan Dreiseitl 及 Ohno-Machado(2003)、Cui 及 Wong(2004)研究邏輯迴歸與類神經網路分類模式的比較分析指出，類神經網路並非在任何情境下，績效都較好，且迴歸分析對模式參數的解釋能力及容易使用性上都比類神經網路佳；一些研究如 Ottenbacher 等人 (2001); Sargent(2001); Thieme, Song, 及 Calantone(2000)也指出，類神經網路對傳統統計無明顯的優勢。

五、倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路具有良好的分類能力：許多研究(Wray,1994；Tam and Kiang，1992；Venugopal and Baets，1994)均指出，倒傳遞類神經網路，經過適當訓練後，對於新資料具有良好之分類預測能力，因此，可作為本研究建構模型之工具。

(一)倒傳遞類神經網路基本概念

類神經網路的訓練方式，分為監督式學習與非監督式學習。其中，倒傳遞網路屬於監督式學習。

倒傳遞演算法主要包括四個步驟(Han and Kamber，2001)：

1. 資料輸入網路後，網路使用隨機產生的初始權重，以計算輸出值。
2. 計算輸出值與實際值的誤差。
3. 誤差由輸出層反向傳回，藉以調整權重，以減少誤差。
4. 重複 1 至 3 步驟，直到收斂為止。

(二)倒傳遞網路設定

一般倒傳遞網路之設定，主要在設定隱藏層數、隱藏層單元數、學習速率、與動量。

太多隱藏層會造成網路訓練時間過長，及網路記憶訓練資料，降低實際應用的成效。

過多的隱藏層處理單元，同樣會造成網路記憶資料，並增加訓練時間；過少的處理單元，則會降低訓練成效。

學習速率用來控制權重的調整幅度，較

大的學習速率，可讓網路以較快的速度，將權重調整到最佳值，但過大的學習速率，也會造成權重修正過度，造成權重大幅振盪，使錯誤率無法收斂。較小的學習速率，可減小權重振盪的幅度，有助於錯誤率的收斂，但過小的學習速率，會造成權重調整速度太慢，反而使錯誤率無法收斂。

在訓練階段，動量乘以上一次的權重修正量，再和本次的誤差修正量相加，成為本次的權重修正量。其用意在於使本次的權重修正方向，能儘量和上一次一致，即若本次的權重修正方向與上次不同，則動量的設計，可以避免權重的上下振盪，因此，有助於錯誤率的收斂。動量通常設定在 0 與 1 之間。

(三)訓練成效評估

訓練完成後，要以測試資料來評估訓練成效，本研究使用分類正確率進行評估。

(四)結果解釋

類神經網路最大的缺點在於難以對其結果作解釋，因此，本研究採取敏感度分析，以解釋變數。敏感度分析是先將所有變數，以其平均值輸入網路，記錄其輸出值，再以一次改變一個變數的方式，測試該變數在最大及最小值範圍內，對網路輸出結果的影響，若某變數值的改變，對結果有很大的影響，即表示此網路對此變數的改變很敏感。以此方法測試所有變數，即可得到每一個變數對結果的敏感度。

參、研究方法

一、類神經網路建模架構

類神經網路的建構，存在許多不確定因素，試誤法仍是必要的，因此，本研究將在隱藏層數、隱藏層單元數、學習速率、動量等，進行綜合測試，以獲取營業稅逃漏預測

模式，類神經網路建模架構如圖 1。

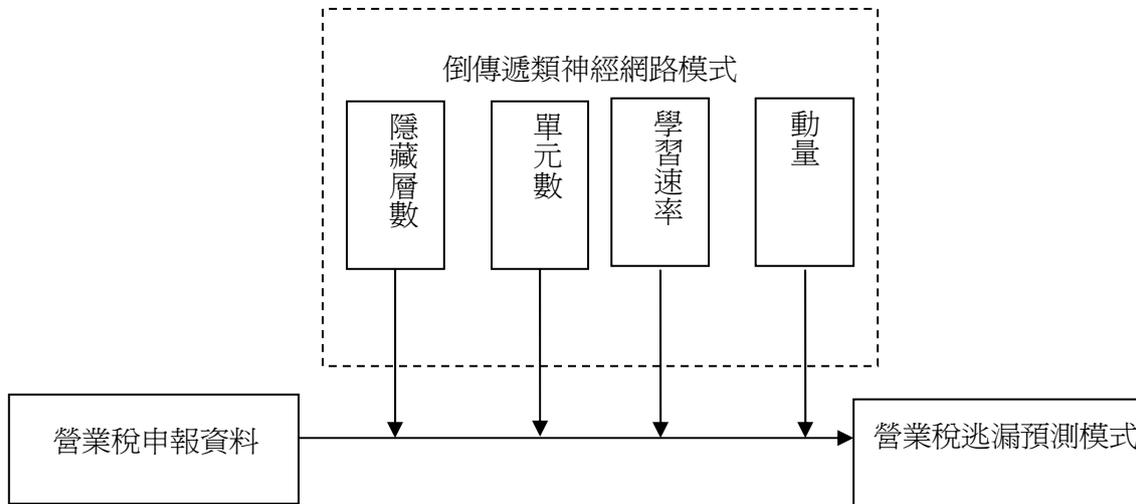


圖 1：類神經網路建模架構

二、研究流程

首先，對營業稅申報資料進行分析，以找出對模型具有解釋能力的輸入變數。

接著，進行資料的前置處理，包含過濾無效資料，將資料分組，並隨機提取所需數量之資料，以進行網路訓練，以測試各項網路設定。

本研究所使用之軟體為 IBM Intelligent Miner。由於本研究預計進行的網路訓練次數繁多，為避免耗費過多時間於不適當的網路架構之訓練，本研究先以服務業之資料，對所有組合之網路設定，進行完整測試；再利用此訓練成效良好之網路架構，對製造業資料、服務業與製造業之混合資料，進行測試，以找出最佳預測模式。

三、研究設計

本研究之樣本來自營業稅申報資料，由於營業規模影響申報金額，例如一般營業規模較小者，其應納稅額比營業規模大者少，因此，本研究皆以相對比率將變數標準化。

(一)輸入變數

$$X_1 = \text{本期應納稅額} / \text{銷售額總計}$$

$$X_2 = \text{稅額計算小計 1} / \text{銷售額總計}$$

$$X_3 = \text{稅額計算小計 1} / \text{稅額計算小計 2}$$

$$X_4 = \text{得扣抵進項稅額} / \text{本期銷項稅額}$$

$$X_5 = \text{費用率}$$

其中，變數 X_1 是計算應納稅額占銷售額的比例，即納稅比例，蓋逃漏稅目的在於減少應繳納之稅額，因此，這種情況可反應在變數 X_1 上。

稅額計算小計 1 = (本期(月)銷項稅額合計 + 購買國外勞務應納稅額 + 特種稅額計算之應納稅額 + 中途歇業、年底調整補徵應繳稅額)，即未扣抵之前的應納稅額。

稅額計算小計 2 = (得扣抵進項稅額合計 + 上期(月)累積留抵稅額 + 中途歇業、年底調整應退稅額)，即本期可供扣抵之稅額。

因此，「稅額計算小計 1」與「稅額計算小計 2」間的差額若為正，即為本期應納稅額，若為負，則為本期申報留抵稅額。因此，變數 X_3 在計算未扣抵前的應繳納稅額與可

供扣抵稅額之間的比率。而變數 X_1 、 X_2 即在計算稅額與銷售額之間的比率。

另外，虛報得扣抵進項稅額為逃漏稅手法之一，因此， X_4 即在計算「得扣抵進項稅額」與「本期銷項稅額」之間的比例關係。

因為，虛報進項成本也是逃漏稅慣用手法之一，所以，變數 X_5 費用率的計算，使用「進貨及費用總計／銷售額總計」。

(二)類別變數

$$X_6 = Y \text{ or } N$$

本研究將資料分成兩個類別，有逃漏稅嫌疑者，其變數值設為 Y，無逃漏稅嫌疑者，其變數值設為 N。

(三)網路模式設定

1. 隱藏層層數

本研究有五個輸入變數，因此，輸入層的單元數固定為 5。本研究最後將資料分成二組，因此，輸出層的單元數為 2。而在隱藏層部分，由於許多文獻均指出，在一般情況下，一層隱藏層即已足夠(Berry and Linoff, 1997; Moutinho and Phillips, 2002; Mitchell and Pavur, 2002; Phillips et al., 1999)，因此，本研究將測試 0 層及 1 層隱藏層的網路架構，以找出最佳的網路模式。

2. 隱藏層處理單元數

Lippmann(1987)及 Hecht-Nielsen (1990)建議，若輸入變數之數目為 n ，隱藏層處理單元數可取「 $2n+1$ 」；葉怡成(民 92 年)則建議，隱層單元數為「(輸入單元數+輸出單元數) / 2」或「(輸入單元數+輸出單元數)^{1/2}」；因此，本研究在隱藏層處理單元數的設定上，將測試單元數為 3 至 11 共九種網路架構，再加上無隱藏層的網路架構，本研究共測試 10 種網路架構。

為方便表示網路架構，本研究使用「I-P-O」的網路架構表示法，其中 I 為輸入

層處理單元數，O 為輸出層單元數，而在 I 與 O 之間有幾位數字，則表示有幾層隱藏層，而數字本身則表示該隱藏層的處理單元數；例如「5-3-2」表示網路架構為：輸入層處理單元數為 5，輸出層處理單元數為 2，有一層隱藏層，該隱藏層處理單元數為 3。

3. 學習速率

學習速率的設定，無一定之標準，但基於較小的學習速率，有助於類神經網路的學習，因此，本研究將學習速率設定在 0.01~0.09 的範圍內，以每次增加 0.01 的方式，共九種學習速率。

4. 動量

在動量的設定上，一般均將動量設定在 0 至 1 的範圍內，因此，將動量設定在 0.0 至 1.0 的範圍內，每次增加 0.1，共十一種動量值，共有 $9 \times 11 = 99$ 種的參數設定。對於每一種網路架構，本研究將會針對這 99 種參數設定，分別進行測試，以獲取適當的網路模式。

5. 停止條件

停止條件設定為：

- (1)學習次數 500。
- (2)分類錯誤率之變動率低於 10%。

(四)網路訓練

本研究主要進行三次網路訓練、測試：第一次訓練：將針對上述 10 種網路架構，以服務業資料測試上述 99 種參數設定，因此，將進行共 990 次網路訓練，以挑選出適當的網路模式。

第一次測試：針對第一次訓練挑選出的網路模式，以製造業資料進行測試，以測試本模式對於其他行業資料的分類能力。

第二次測試：以第一次訓練挑選出的網路模式，對服務業及製造業的混合資料進行測試(共一萬二千筆資料)，以測試混合不同業別資料時的分類能力。

肆、資料分析

一、資料前置處理

(一)剔除無效資料

本研究將「銷售額總計」、「稅額計算小計 2」及「本期銷項稅額」欄位為零的資料

剔除，因為這三個欄位均為計算輸入變數時之分母，若為零則無法求出輸入值。

(二)計算輸入變數

計算每一筆資料的輸入變數值。

(三)決定樣本數

本研究之樣本數，參考表 1。

表 1：樣本分析表

行業別	期別	類別	資料數	組別	樣本數
服務業	89 年第二期	Y	2107	訓練組	500
				測試組	500
		N	1074	訓練組	500
				測試組	500
	89 年第三期	Y	2267	訓練組	500
				測試組	500
		N	1096	訓練組	500
				測試組	500
	90 年第一期	Y	2076	訓練組	500
				測試組	500
		N	1005	訓練組	500
				測試組	500
製造業	89 年第二期	Y	3763	訓練組	500
				測試組	500
		N	1895	訓練組	500
				測試組	500
	89 年第三期	Y	3895	訓練組	500
				測試組	500
		N	1880	訓練組	500
				測試組	500
	90 年第一期	Y	4019	訓練組	500
				測試組	500
		N	2461	訓練組	500
				測試組	500

為了使類神經網路能偵測稀少但重要的案例，例如：銷售金額很高但應納稅額極低，則訓練樣本必需包含足夠的相關案例，因此，訓練樣本愈多愈好是一個通則（孟德成，

民 91 年），但類神經網路在學習時會傾向將資料分類到次數最多的那一組（陳文華，民 90 年），為了避免此現象，本研究對每期的服務業與製造業各取 1000 筆資料，其中 500 筆為訓練組，500 筆為測試組。兩個業別各

6000 筆資料 (3000 筆為訓練組, 3000 筆為測試組), 共 12000 筆資料。

二、網路模式分析

(一)第一次訓練, 使用服務業資料

由表 2 的訓練結果顯示, 以本研究所輸入的資料而言, 無隱藏層的網路架構, 當學

習速為 0.01, 而動量在 0.0 至 0.9 之間時, 均可達到 80% 以上的分類正確率; 但隨著學習速率的增加, 正確率在 80% 以上的結果逐漸減少, 可見較大的學習速率使得分類錯誤率較不易收斂, 使正確率呈現逐漸下降的情況。

表 2：網路架構為 5-0-2 訓練之分類正確率表

網路 架構	學習 速率 動量	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09
		5-0-2	0.0	88.45	88.62	88.55	88.72	88.73	81.85	83.73
	0.1	88.47	88.65	88.60	88.77	88.62	82.95	84.97	81.22	77.45
	0.2	88.65	88.63	88.72	88.73	82.22	85.43	81.82	77.45	72.77
	0.3	88.75	88.53	88.70	81.53	84.45	82.37	77.47	70.12	50.08
	0.4	88.62	88.60	88.73	82.90	83.73	77.50	61.80	50.07	50.07
	0.5	88.63	88.72	81.80	84.95	77.53	50.17	50.07	50.07	50.07
	0.6	88.63	88.73	85.27	78.05	50.10	50.07	50.07	50.07	50.07
	0.7	88.60	82.85	78.05	50.08	50.07	50.07	50.07	50.07	50.07
	0.8	88.72	79.07	50.07	50.07	50.07	50.07	50.07	50.07	50.07
	0.9	80.65	50.07	50.07	50.07	50.07	50.07	50.07	50.07	50.07
	1.0	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00

在網路含有一層隱藏層時, 分類結果顯示, 當隱藏層所包含的單元數為 3 個或 4 個, 並設定適當的學習速率及動量, 即可達到 80% 以上之正確率。在本次訓練的結果當中, 正確率最高的網路架構及參數為: 5-3-2(參見表 3), 學習速率 0.01, 動量為 0,

正確率為 88.93%; 其次為相同的網路架構及學習速率, 但動量為 0.2, 正確率為 88.92%。

表 7：網路架構為 5-3-2，對混合兩業別資料測試之分類正確率表

網路 架構 5-4-2	學習 速率 動量	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09
	0.0	90.19	90.23	90.27	90.30	90.35	89.88	89.53	89.38	89.26
0.1	90.22	90.24	90.28	90.29	90.06	89.60	89.40	89.31	89.25	
0.2	90.24	90.24	90.30	90.39	89.76	89.44	89.35	89.52	89.41	
0.3	90.23	90.27	90.31	89.93	89.50	89.38	89.55	89.41	89.26	
0.4	90.24	90.27	90.18	89.62	89.43	89.60	89.42	89.24	89.16	
0.5	90.25	90.29	89.81	89.88	89.64	89.40	89.25	89.10	88.95	
0.6	90.26	90.16	90.02	89.71	89.40	89.19	89.08	88.92	88.84	
0.7	90.27	90.08	89.73	89.38	89.18	88.96	88.83	88.73	88.43	
0.8	90.32	89.77	89.32	89.04	88.86	88.57	88.22	87.70	80.18	
0.9	89.81	89.16	88.83	88.38	87.58	50.00	50.00	50.00	50.00	
1.0	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	50.00	

針對其訓練結果，計算其型一及型二分類錯誤率，如表 8。

在本次混合兩種行業別資料的訓練結果中，分類正確率最高為 90.39% 網路架構為 5-4-2，學習速率為 0.04，動量為 0.2，因此，

表 8：分類結果分析表

預測 實際	逃漏	未逃漏	合計
	逃漏	5456	544
未逃漏	609	5391	6000
合計	6065	5935	12000

整體分類錯誤率＝

$$(544 + 609) / 12000 = 9.61\%$$

$$\text{型一分類錯誤率} = 544 / 6000 = 9.07\%$$

$$\text{型二分類錯誤率} = 609 / 6000 = 10.15\%$$

即使用本研究之模型時，未能偵測出實際逃漏稅的風險為 9.07%，而查緝實際未逃稅案件的風險為 10.15%。

三、變數敏感度分析

敏感度分析是類神經網路對各輸入變數

分類之重要性排比，並加以標準化，以使其總計等於 100%。本研究即透過敏感度分析，以瞭解各變數對於有無逃漏稅嫌疑的鑑別能力，參見表 9；由於本研究採取之一層隱藏層的網路架構，分類正確率最高，代表分類能力最好，因此，本研究列出混合服務業及製造業資料的訓練結果中，正確率在 90.30% 以上的變數敏感度。

表 9：變數敏感度分析表

網路架構／學習速率／動量	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
5-3-2／0.01／0.8	59.0	27.3	5.2	5.4	2.9
5-3-2／0.02／0.6	57.7	27.1	7.1	4.8	3.1
5-3-2／0.03／0.3	57.2	26.0	9.0	4.0	3.4
5-3-2／0.03／0.4	57.1	26.8	8.4	4.2	3.2
5-3-2／0.04／0.0	56.3	25.2	10.5	3.9	3.9
5-3-2／0.04／0.1	56.3	25.5	10.3	3.9	3.7
5-3-2／0.04／0.2	56.4	26.1	9.9	3.9	3.6
5-3-2／0.05／0.0	55.6	25.6	11.2	3.5	3.9
5-4-2／0.01／0.8	58.2	26.3	5.1	5.5	4.6
5-4-2／0.03／0.2	54.3	23.2	11.4	4.8	5.9
5-4-2／0.03／0.3	55.1	24.0	10.3	4.7	5.6
5-4-2／0.04／0.0	53.7	23.2	12.2	4.7	6.1
5-4-2／0.04／0.2	55.0	24.4	10.2	4.4	5.7
5-4-2／0.05／0.0	54.2	24.0	11.3	4.3	6.0

表 9 說明：表中單位為%

由表 9 發現，整體敏感度高低的排名為 $X_1 > X_2 > X_3$ ， X_4 與 X_5 則不一定，但 X_4 與 X_5 均偏低且高低差異不大。

變數 X_1 的敏感度最高，表示 X_1 具有高度鑑別能力，因此，本研究認為，稅務機關在選案時，應特別注意「本期應納稅額」與「銷售額總計」的比例。

變數 X_2 的敏感度次高，因此，稅務機關在選案時也應注意「未扣抵之前的稅額」與「銷售額總計」的比例。

其次為變數 X_3 ，變數 X_3 在計算「未扣抵前之稅額」與「可供扣抵之稅額」兩者間的比率，稅務機關也應注意此比率。

變數 X_5 費用率之敏感度並不高，雖然各研究均指出，虛報進項成本為逃漏稅之慣用手術，而虛報進項成本會反應在費用率上，但在本研究中，網路對該變數的敏感度不

高，不如預期。

同樣地，變數 X_4 ：「得扣抵進項稅額／本期銷項稅」額，其敏感度不高，與本研究在實驗之初預期變數 X_4 會具有較高的敏感度相反。

伍、結論與建議

一、結論

(一)實證結果顯示，類神經網路對於是否有逃漏營業稅嫌疑的分類上，具有良好的成效。在混合兩個行業別資料的訓練結果中，正確率達 90.39%，比一般相關研究高出許多(劉興浚，民 87 年；林深淵，民 91 年；孟德成，民 91 年)；因此，類神經網路確實能做為營業稅選案的工具，值得稅務機關參考。

(二)本研究之最佳網路模式為：網路架構為 5-4-2，學習速率為 0.04，動量為 0.2，其分類正確率為 90.39%。

(三)由敏感度分析顯示，業者申報之應納稅額、銷售額、進項稅額、銷項稅額、及費用率等資料，建構之預測模式，分類正確率達 90.39%。其中較重要之影響因素為「本期應納稅額」與「銷售額總計」的比例、「未扣抵前之稅額」與「銷售額總計」的比例、及「未扣抵前之稅額」與「可供扣抵之稅額」的比率。

二、研究限制與後續研究建議

(一)本研究在建構此營業稅逃漏預測模式時，主要根據企業之申報資料進行探勘，未來若能結合稅務人員之專業知識，將使本模式更具實用性。

(二)由於類神經網路運作，像黑箱作業，不易獲得具體規則，後續研究者，可以結合決策樹等技術，以獲取明確的規則，更有利於實務應用。

(三)本研究發現，在操作類神經網路時，必須靠「試誤法」(trial-and-error)以獲取較佳模式，對於探勘技術初學者，恐不易獲致良好績效(耗時、效果不佳)；後續研究可針對類神經網路之運作，找出更系統化的方法，以加速大量資料之探勘。

(四)本研究實證結果正確率雖然比一些相關研究高，但因研究時空、對象不同，無法類比；且有許多相關研究亦指出沒有一種特定方法在所有情境均表現最優，後續研究者可以對類神經網路與其他相關統計方法，進行深度的比較分析。

參考文獻

一、中文部份

1. 王乃昱，「納稅人資料與統計分析」，中央大學統計學研究所碩士論文，民國 76 年。
2. 林坤淵，「營利事業所得稅逃漏稅預測模式之比較研究」，國立交通大學經營管理研究所碩士論文，民國 91 年。
3. 何敏男，「我國所得稅查帳制度之研究」，中華工學院工業工程與管理研究所碩士論文，民國 84 年。
4. 李琨瑜，「用無母數方法分析納稅人資料」，中央大學統計學研究所碩士論文，民國 75 年。
5. 長榮企管顧問公司，「90 年同業利潤標準暨新修正國外各地區出差日支數額表」彙編，台北：長榮財經出版社，民國 91 年。
6. 吳春秋，「我國營業稅負擔及營業稅收成長預測之研究」，朝陽大學財務金融系碩士班碩士論文，民國 88 年。
7. 吳德章，「我國營業稅逃漏型態及防制方法之研究」，中國文化大學經濟研究所碩士論文，民國 77 年。
8. 孟德成，「營利事業所得稅選案調查模型之建立—類神經網路之應用」，台灣大學會計學研究所碩士論文，民國 91 年。
9. 陳文華，「類神經網路模型對債券價格預測變數之敏感度分析」，台灣大學國際企業學研究所碩士論文，民國 90 年。
10. 陳國元，「加值型營業稅中涉嫌虛設行號之實證研究」，朝陽科技大學財務金融研究所碩士論文，民國 91 年。
11. 陳瑞東，「兩岸加值型營業稅制度之比較研究」，長榮管理學院經營管理研究所碩士論文，民國 91 年。
12. 黃則強，「營業稅逃漏：實務與模型分析」，政治大學財政研究所碩士論文，民國 88 年。
13. 黃坤光，「我國加值型營業稅之進項稅額扣抵銷項稅額制度之研究-以營業稅申報資料實證分析」，朝陽大學財務金融研究所碩士論文，民國 87 年。
14. 黃壽佐，「營利事業所得稅選案調查之

- 研究」，政治大學財政研究所碩士論文，民國 69 年。
15. 葉怡成，「類神經網路模式應用與實作」，台北：儒林圖書公司，民國 92 年。
 16. 羅榮鎮，「我國營利事業所得稅選案查核之研究，中華工學院工業工程與管理研究所碩士論文」，民國 86 年。
 17. 劉興浚，「類神經網路在稅務稽核選案模式之應用」，元智大學管理研究所碩士論文，民國 87 年。
 18. 賴慶贊，「資料倉儲之建置與資料模式適域性之研究－以營業稅申報查核為例」，銘傳大學資訊管理研究碩士論文，民國 91 年 7 月。
- ## 二、英文部份
1. Bart Baesens, Rudy Setino, Christophe Mues, and Jan Vanthienen, "Using Neural network Rule extraction and Decision Tables for Credit-Risk Evaluation", *Management Science*, Vol. 49, No. 3, 2003, pp. 312-329.
 2. Berry, M. J. A., and Linoff, G. S., "Data Mining Techniques: for marketing, sales, and customer support", John Wiley & Sons, New York, 1997.
 3. Daniel J. Sargent, "Comparision of Artificial Neural Networks with Other Statistical Approaches", *American Cancer Society*, 2001, pp.1636-1642.
 4. Fernandez, E., and Olmeda, I. "Bankruptcy prediction with artificial neural networks," *IWANN*, 1995, pp.1142-1146.
 5. Geng Cui and Man Leung Wong, "Implementing neural networks for decision support in direct marketing", *International Journal of Market Research*, Vol. 46, 2004, pp. 235-254.
 6. Han, K., and Kamber, M. "Data Mining: Concepts and Techniques", Morgan Kaufmann, CA, 2001.
 7. Hecht-Nielsen, R., "Neurocomputing", Addison-Wesley, Menlo Park, CA., 1990.
 8. Kenneth J. Ottenbacher, Pam M. Smith, Sandra B. Illig, Richard T. Linn, Roger C. Fiedler, and Carl V. Granger, "Comparision of logistic regression and neural networks to predict rehospitalization in patients with stroke", *Journal of Clinical Epidemiology*, 54, 2001, pp. 1159-1165.
 9. Lippmann, R. P. "An introduction to Computing with Neural Networks," *IEEE ASSP Magazine*, April 1987, pp.4-22.
 10. Mitchell, D., and R. Pavur "Using modular neural networks for business decisions," *Management Decision* (40:1), 2002, Vol. 40 No. 1 pp. 58-63.
 11. Moutinho, L., and Phillips, P. A. "The impact of strategic planning on the competitiveness, performance and effectiveness of bank branches: a neural network analysis," *International Journal of Bank Marketing* (20:3), March 2002, pp. 102-110.
 12. Phillips, P., Davies, F., and Moutinho, L. "The interactive effects of strategic planning on hotel performance: a neural network analysis," *Management Decision* (37:3), 1999, pp. 279-288.
 13. Poopalasingham, S., and Nellis, J. "Nerual network approaches vs statistical approaches for relationship marketing," *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing* (5:2), 1996, pp. 165-174.
 14. R. Jeffrey Thieme, Michael Song, and Roger J. Calantone, "Artificial Neural network Decision Support Systems for New product Development Project Selection", *Journal of Marketing Research*, Vol. 37, 2000, pp. 499-507.
 15. Robert W. Veltri, Manisha Chaudhari, M. Craig Miller, EdWard C. Poole, Gerard J. O'Dowd, and Alan W. Partin,

- “Comparison of Logistic Regression and Neural net Modeling for Prediction of Prostate Cancer Pathologic Stage”, *Clinical Chemistry*, 48:10, 2002, pp.1828-1834.
16. Stephan Dreiseitl and Lucila Ohno-Machado, “Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review”, *Journal of Biomedical Informatics*, 35, 2002, pp.352-359.
 17. Tam, K. Y., and Kiang, M. Y. “Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions,” *Management Science* (32:10), 1992, pp.926-947.
 18. Venugopal, V., and Baets, W. “Neural Networks and Statistical Techniques in Marketing Research: A Concept Comparison,” *Marketing Intelligence & Planning* (12:7), 1994, pp.30-38.
 19. Wezel, M. C. V. and Baets, W. R. J. “Predicting market responses with a neural network: The case of fast moving consumer goods,” *Marketing Intelligence and Planning* (13:7), 1995, pp. 23-30.
 20. Wray, B., Palmer, A., and Bejou, D. “Using Nerual Network Analysis to Evaluate Buyer-Seller Relationships,” *European Journal of Marketing* (28:10), 1994 pp.32-48.
 21. Wu, R. C. F. “Integrating Neurocomputing and Auditing Expertise,” *Managerial Auditing Journal* (19:3), 1994, pp. 20-26.
 22. Zhang, C. and Chen, Y. “Food sensory evaluation employing artificial neural networks,” *Sensor Review* (17:2), 1997, pp. 150-158.
 23. Zhang, Z., Hu, M., and Platt, H. “Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis,” *European Journal of Operational Research* (116),

1999, pp. 16-32.

作者簡介



李永山

台灣大學商學研究所資訊管理組博士，目前任職於銘傳大學資管系副教授，擔任企業智慧研究中心召集人；主要研究領域為組織資訊策略、企業智慧研究、資料倉儲與探勘、軟體工程



陳彥文

畢業於銘傳大學資管所，主要研究領域為資料倉儲與探勘、資料庫理論與應用

