

國立交通大學

土木工程學系
碩士論文

倒傳遞網路應用於油氣儲集層亮點偵測

Detection of Oil Reservoir Bright Spot Using Back-propagation



研究生：詹世偉

指導教授：曾仁杰 博士

中華民國九十七年七月

倒傳遞網路應用於油氣儲集層亮點偵測

Detection of Oil Reservoir Bright Spot Using Back-propagation

研究生：詹世偉

Student : Shih-Wei Chan

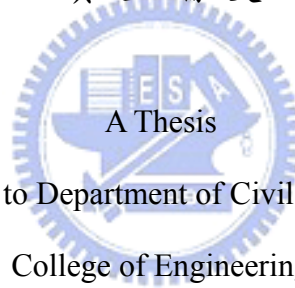
指導教授：曾仁杰

Advisor : Ren-Jye Dzung

國立交通大學

土木工程學系

碩士論文



Submitted to Department of Civil Engineering

College of Engineering

National Chiao Tung University

in partial Fulfillment of the Requirements

for the Degree of

Master

In

Civil Engineering

July 2008

Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國九十七年七月

倒傳遞網路應用於油氣儲集層亮點偵測

研究生：詹世偉

指導教授：曾仁杰 博士

國立交通大學土木工程學系（研究所）碩士班

摘要

震測剖面圖圖資的複雜程度常常引起人員的誤判，然而因誤判而進行鑽探的結果往往造成三千萬成本的損失。震測資料解釋人員憑其經驗法則判圖，若此經驗法能以類神經網路取代，以類神經網路辨識的結果做為解釋人員判圖的參考，屏除震測解釋人員情緒化的主觀判斷或因眼誤造成誤判機會。

過去的油氣亮點圖形辨識，尚無法實際運用在震測資料解釋上，一為所使用的震測剖面圖測試樣本為最完美情況下之圖形，與實際震測剖面圖有相當的落差，二為抽取之特徵值並非實際油公司常用的特徵，故應用上有困難。

本研究主要探討如何使用類神經網路於震測剖面圖的亮點圖形辨識，經由實地訪談油公司取得震測剖面圖資，並提出了五項常用特徵，如下：震波原始訊號(Seismic Signal)、震幅強度(Envelope)、瞬間頻率(Instantaneous Frequency)、瞬間相位(Instantaneous Phase)、逆推阻抗(Inversion Impedance)，再將特徵做前處理(Pre-processing)，如：除去異常極大值、除去極端異常值、正規化，最後輸入網路，反覆測試出使辨識率最佳的可能特徵組合、訓練函數(倒傳遞網路之變形 Levenberg-Marquardt、Conjugate Gradient)、網路層數與神經元數，共 12480 組，最後提出最佳化辨識率的儲集層亮點辨識法。

關鍵字：油氣儲集層、圖型辨識、倒傳遞網路、亮點偵測

Detection of Oil Reservoir Bright Spot using Back-propagation

Student : Shih-Wei Chan

Advisor : Ren-Jye Dzung

Department of Civil Engineering
National Chiao Tung University

Abstract

The complexity of two-dimensional seismic data often leads to mistakes in discriminating oil reservoir. However, mis-drilling caused by these mistakes brings about thirty million loss in cost each time. Seismic data interpreters do recognition by rules and experiences. If we can use neural network in place of rules and experiences, then we can get rid of some chances of seismic data interpreters' emotional discrimination or mislook.

The past oil reservoir bright spot detections still can't be applied to practice for two reasons. First, target seismic data in past research to be detected is in perfect condition. Interpreters seldom deal with these kinds of seismic data in reality. There is a big difference between seismic data in perfect condition and seismic data in practice. Second, the seismic attributes that past research used differs from that interpreters used in oil companies.

The primary goal of this research is to apply back-propagation neural network to pattern recognition of oil reservoir bright spot. By interviewing with Seismic data interpreters in the oil company, we propose five seismic attributes in common use including seismic signal, envelope, instantaneous frequency, instantaneous phase and inversion impedance. After five seismic attributes of feature extraction, we do pre-processing on extracted features including transforming .segY file into .mat file, elimination of blunder, elimination of outlier, normalization and building feature set matrixes. Then, we import feature set into neural network and train matrix by matrix. By tuning any possible neural network layer, hidden layer node, training function(Levenberg-Marquardt, Conjugate Gradient), we have summed up to 12480 times of neural network training.

Finally, we propose a method of optimized-recognition rated oil reservoir bright spot detection.

Keyword: Oil Reservoir, Pattern Recognition, Back-propagation, Bright Spot Detection

致謝

本書獻給曾仁杰教授，兩年的指導雖短，但一切所學將會受用無窮。

本書獻給我的父親大人，是您的企圖心與謹慎行事讓我在軟弱或驕傲時能夠自我反省。

本書獻給我的母親大人，是您賦予我不落窠臼的靈活思考，並以樂觀態度來面對任何煩惱。

本書獻給我的兄弟，是你的毅力，讓我在意志不堅時有再站起的動力。

本書獻給芷婷，無時不刻以我為榮，讓我有自信面對困難重重。

本書獻給曾經一起為中油計劃絞盡腦汁無數夜晚的維屏。

本書獻給研究室的大家，兩年的相處情同手足，將會是伴隨我一輩子的寶物

本書獻給曾經幫助我完成論文的吳明賢組長、傅式齊博士、王世旭博士。

本書獻給口試委員楊亦東教授、潘南非教授、謝東儒教授感謝您的熱情指導，讓本書內容增色不少。

詹世偉

2008 夏，於交通大學土木所營管組研究室

目錄

摘要	I
Abstract	II
目錄	IV
圖目錄	VI
表目錄	VIII
第 1 章 緒論	1
1.1 研究動機	1
1.2 研究目的	4
1.3 研究架構	6
第 2 章 文獻回顧	8
2.1 震測剖面圖背景知識介紹	8
2.2 亮點偵測相關文獻回顧	13
2.2.1 直接探油法	13
2.2.2 人工智慧應用於油氣儲集層亮點偵測	19
第 3 章 震波特徵搜尋與前處理	21
3.1 相關震波特徵搜尋	21
3.2 亮點相關震波特徵選取	23
3.2.1 選取之震波特徵介紹	23
3.2.2 所選取特徵與亮點之間的關係	25
3.3 前處理	26
第 4 章 倒傳遞網路	31
4.1 類神經網路介紹	31
4.2 探討亮點偵測之線性分割性	33
4.3 倒傳遞網路介紹	35
4.4 傳統倒傳遞網路之缺點	37
4.5 共軛倒傳遞網路介紹	39
4.6 Levenberg-Marquardt 倒傳遞網路介紹	41
第 5 章 網路測試	42

5.1	網路測試流程介紹	42
5.2	震測資料介紹	43
5.2.1	震測資料亮點正確答案定義	45
5.3	倒傳遞網路設計	47
5.3.1	三層網路	47
5.3.2	四層網路	48
5.3.3	小結	49
5.4	計算辨識率	50
5.5	辨識結果的數據記錄	52
第 6 章	辨識結果分析	53
6.1	辨識結果分類	53
6.2	三層 CGBP 與 LMBP 之比較	62
6.3	三層 CGBP 與四層 CGBP 之比較	65
6.4	其他測線亮點辨識測試	67
第 7 章	結論與建議	69
7.1	結論	69
7.1.1	改進「油氣地層震波特徵分析委託試驗分析」之結果	69
7.1.2	輔助震測資料解釋實際應用	72
7.2	建議	83
參考文獻		84
附錄一		86
附錄二		87
附錄三		88

圖目錄

圖 1.1 神經元模型	1
圖 1.2 震測剖面圖	3
圖 1.3 研究架構圖	7
圖 2.1 震波勘測示意圖[13]	8
圖 2.2 震盪震源車	8
圖 2.3 受波器示意圖	9
圖 2.4 反射波與折射波	10
圖 2.5 局部震測剖面圖	11
圖 2.6 震測資料處理流程圖[14]	12
圖 2.7 典型油氣儲集層地理模型[15]	14
圖 2.8 震測剖面圖上的典型油氣儲集層[15]	14
圖 2.9 平點[15]	15
圖 2.10 相位反轉[15]	16
圖 2.11 速度低垂[15]	17
圖 2.12 氣窗[15]	18
圖 2.13 樹狀分類器示意圖	19
圖 3.1 震波特徵處理流程圖[17]	22
圖 3.2 特徵關係圖	25
圖 3.3 前處理流程圖	26
圖 3.4 資料轉換示意圖	27
圖 3.5 建立特徵組合矩陣	29
圖 4.1 感知器模型	33
圖 4.2 exclusive or problem(XOR)	33
圖 4.3 線性不可分割圖(a)	34
圖 4.4 線性不可分割圖(b)	34
圖 4.5 傳統倒傳遞網路模型[25]	35
圖 4.6 傳統倒傳遞網路收斂圖	37
圖 4.7 各類倒傳遞網路收斂圖	37
圖 4.8 SDBP 與 CGBP 收斂路徑比較圖	39
圖 5.1 測試流程圖	42
圖 5.2 官田、隆田測線俯視圖	44
圖 5.3 隆田測線(訓練組)震測剖面圖	45
圖 5.4 官田測線(訓練組)震測剖面圖	45
圖 5.5 隆田測線(訓練組)亮點二元圖	45
圖 5.6 官田測線(測試組)亮點二元圖	46
圖 5.7 三層網路模型	47

圖 5.8 四層網路模型	48
圖 5.9 型 I 及型 II 誤差示意圖	51
圖 5.9 型 I 及型 II 誤差示意圖	51
圖 6.1 型一、型二誤差分級表	53
圖 6.2 最佳表現	55
圖 6.3 過粗	56
圖 6.4 雜訊過高	57
圖 6.5 過細	58
圖 6.6 分岔	59
圖 6.7 訊號微弱	60
圖 6.8 無法辨識	61
圖 6.9 三層 CGBP 辨識結果分佈圖	63
圖 6.10 三層 LMBP 辨識結果分佈圖	63
圖 6.11 CGBP 與 LMBP 型一誤差直方圖	64
圖 6.12 CGBP 與 LMBP 型二誤差直方圖	64
圖 6.13 特徵重新組合比較圖	66
圖 6.14 擷取新營測線之震測剖面圖	67
圖 6.15 使用 CGBP(2-8-10-1)特徵 SF 之辨識結果	68
圖 6.16 使用 CGBP(4-12-12-1)特徵 SFAP 之辨識結果	68
圖 7.1 「油氣地層震波特徵分析委託試驗分析」之分段決策	71



表目錄

表 2.1 震波原始訊號	11
表 3.1 特徵組合表	30
表 5.1 擷取測線基本資料	44
表 5.2 網路總數統計	49
表 5.3 型一及型二誤差表	51
表 5.4 辨識結果數據記錄表	52
表 6.1 辨識結果分類表	54
表 6.2 新營測線基本資料	67
表 7.1 各網路類型比較表[27]	70
表 7.2 建議特徵組合選取順序	73
表 7.3 各特徵組合最佳總辨識率	82



第1章 緒論

1.1 研究動機

石油探採領域中，震測剖面圖辨識結果為攸關石油礦區開採與否的重要工作，震測剖面圖辨識的解釋工作有賴大量人力的投入，震測資料解釋工作多半需要長久經驗累積才能勝任，而且往往需要以資料解釋人員主觀判斷，而震測剖面圖的圖面複雜程度，即使交由一經驗豐富的解釋人員判圖仍有誤判疏漏之虞，完成一張震測剖面圖的資料解釋需時甚久，如何有效提高辨識速度與降低誤判率成為重要的議題。

類神經網路，於十九世紀末發展至今，一百多年來的發展已為人類解決了不少問題，並廣泛被應用在各個領域，如：國防武器的目標追蹤、公司的財務分析、酒精濃度測試、車牌辨識.....種種領域的應用[1]，都為人類節省了不少人力與物力。類神經網路是以電腦來模擬人類腦神經細胞網路的科學，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，這樣的能力使得類神經網路成為機器學習中功能強大的演算技術。

以下為一個最簡單的神經網路---單一神經元之模型：

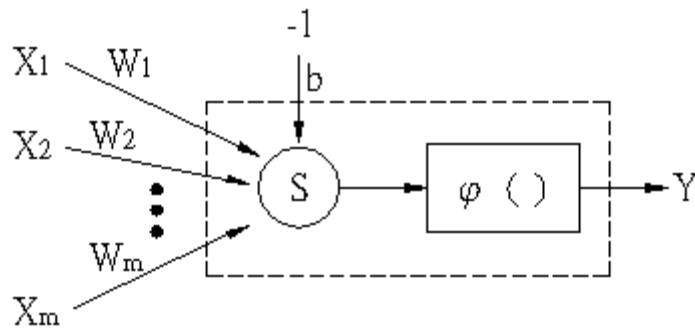


圖 1.1 神經元模型

X：稱為神經元的輸入（Input）。

W：稱為鍵結值、權重值（Weighting），類神經網路的訓練就是在調整鍵結值，使其變得更大或是更小，通常由隨機的方式產生介於+1 到- 1 之間的初始值。鍵結值可視為一種加權效果，其值越大，則代表連結的神經元更容易被激發，對類神經網路的影響也更大；反之，則代表對類神經網路並無太大的影響，而太小的鍵結值通常可以移除以節省電腦計算的時間與空間。

b：稱為閾值（Bias），為神經網路所欲模擬方程式的常數項。

S：稱為加法單元（Summation），此部分是將每一個輸入與鍵結值相乘後做一加總的動作。

ϕ ：稱之為作用函數或活化函數（Activation Function），通常是非線性函數，有數種不同的型式，其目的是將 S 的值做映射後得到所需要的輸出。

Y：稱之為輸出（Output），亦即我們所需要的結果。

類神經網路與人類大腦相同功能的三大重要特性[2]：

1、學習(Learning)：適當的學習模式是類神經網路系統的基本條件，此功能讓類神經網路在權重值反復迭代中發揮功效，能夠模擬系統的行為或特性。

2、回想(Recall)：回想過程指網路受到輸入刺激後產生相對應的輸出值；類神經網路的效能與強健性，與其回想過程是否快速有效有關。

3、歸納推演(Generalization)：歸納推演法是從一個系統中局部觀察描述出其整體特性的過程。

近年來類神經網路也漸漸應用於石油探採領域[3][4][5][6]，借助電腦的強大運算能力，應用類神經網路於震測剖面圖的圖形辨識，藉以輔助震測剖面圖辨識。

圖 1.2 為一般石油公司震測資料解釋人員所用之震測剖面圖，記錄著地表下數千米深的地層分佈，橫軸代表野外震波勘測佈設的受波器站號，縱軸為時間每 0.004 秒紀錄一次，所記錄內容即是地層的反射係數 R 值，黑色為地層反射係數為負數，白色為正數，直接油氣徵示(DHI)中亮點(Bright Spot)的出現通常在於黑色部分，圖面上多層的黑色訊號皆有成為亮點的可能性，很容易讓震測資料解釋人員誤判。

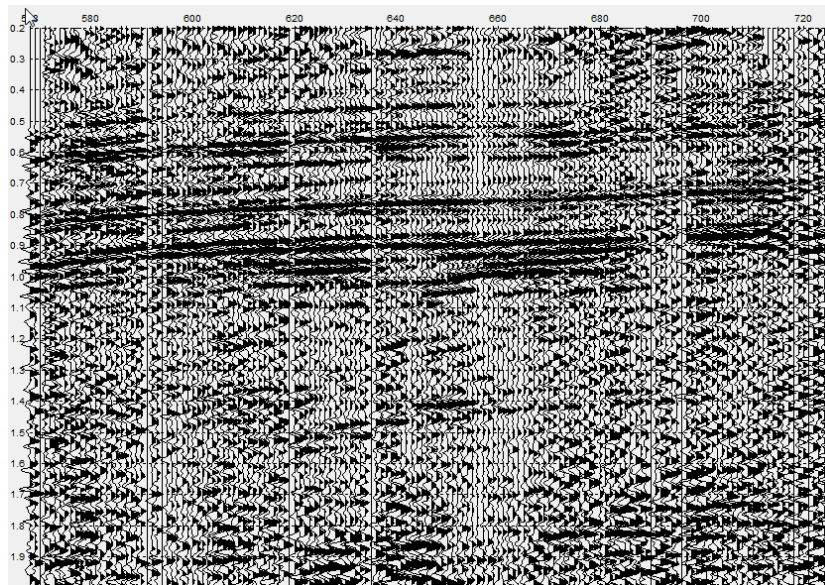


圖 1.2 震測剖面圖

震測剖面圖油氣儲集層的資料解釋工作傳統都是由訓練有素的人員，憑著本身長久以來對震測解釋的經驗加以判讀，震測剖面圖圖資的複雜程度常常引起人員的誤判，然而因誤判而進行鑽探，經訪談台灣中油的結果，一次錯誤的鑽井往往造成三千萬成本的損失。

震測資料解釋人員憑其經驗法則判圖，若此經驗法能以類神經網路取代，以類神經網路辨識的結果做為解釋人員判圖的參考，就能屏除震測解釋人員的情緒化的主觀判斷或因眼誤而造成誤判機會。

1.2 研究目的

類神經網路在石油探採領域的應用已有 20 年以上的發展歷史，所應用的地方多半為油氣儲集層亮點(Bright Spot)的偵測[7][8][9][10]，所提出的偵測方法有很多，但實際應用在震測剖面資料解釋上，資料解釋人員應用的情況卻不多，經歸納後原因有以下三點：

1. 多半由於所提出的類神經網路偵測方式只能解決某些震測剖面圖的問題，如 mississippi canyon 這類較完美圖資，整體辨識方式缺乏通用性，換做一般震測剖面圖時就可能有無法辨識的情形發生。
2. 由於震測資料處理人員對震測剖面圖處理方式的不同，導致處理完畢的數據值域範圍因圖而異，若忽略值域範圍的變異貿然辨識，將會增加誤判亮點的機會。
3. 地球物理上相關亮點的震波特徵眾多，所提出辨識方法用到的特徵不是常用特徵，震測資料解釋人員實際應用上有困難。
4. 所提出的辨識方法辨識率尚低不實用。

本研究回顧過去人工智慧應用於亮點偵測的研究，依據訪談專家所歸納出的經驗法則，並參考文獻中提出之亮點偵測的方法，利用倒傳遞類神經網路建置一油氣儲集層亮點偵測系統以提高油氣辨識度並解決實際應用上有困難的問題。

本研究目的有三：

1. 歸納亮點出現的經驗法則

震測資料解釋的工作屬於一種內隱知識(Tacit Knowledge)，相關的震波特徵(Seismic Attribute)更是為數眾多，分別有著和油氣地層直接或是間接的關係，且並非所有震波特徵都是震測資料解釋人員所熟悉或慣常使用的，如何從眾多震波特徵中找到與亮點偵測相關的特徵，並將這些油氣特徵簡化且不遺漏相關資訊是個重要問題，將透過訪談震測資料解釋人員，實地了解震測資料解釋時常用之震波特徵，並將亮點出現的經驗法則歸納，用於之後特徵抽取時之參考。

2. 提出亮點辨識的相關震波特徵

整理過去亮點偵測相關研究以及專家經驗，參考過去研究所使用過之震波特徵，並參考經訪談過後震波解釋人員所較廣泛使用的震波特徵，比較其優缺後，提出辨識亮點的相關震波特徵用於未來倒傳遞網路訓練。

3. 提出最佳化辨識率的儲集層亮點偵測法

油氣儲集層亮點偵測為一圖形辨識問題，更進一步的說是一個分類問題，將一張震測剖面圖分為亮點與非亮點兩種，在 N 度空間上(N 為抽取的特徵數)可大致以一個 $N-1$ 維的超平面(Hyperplane)做為兩類的決策邊界(Decision Boundary)，但將線性不可分割問題這樣簡化為線性可分割結果就是犧牲掉某些辨識率，如：原本非亮點辨識成為有亮點、原本亮點辨識成為非亮點，詳細的內容將會在 4.2 節介紹，本研究採用類神經網路中用於求解非線性可分割問題較為容易解釋且最為廣泛使用的網路型式---倒傳遞網路，但只使用傳統的倒傳遞網路恐怕有許多問題[11][12]，第一，傳統倒傳遞網路收斂方向為最陡坡降法(Steepest Descent, SDBP)，即是朝著各分量的梯度最大方向去更新網路權重，此方法單調，且網路收斂較為緩慢無效率，第二，單調的收斂容易落入局部極小值導致網路無法收斂，基於以上兩種理由，本研究改採異於傳統倒傳遞網路坡降法的訓練模式，使用共軛梯度法(Conjugate Gradient Method, CGBP)與 LM 法(Levenberg Marquardt, LMBP)，反覆測試出使辨識率為最佳的可能特徵組合、網路層數與神經元數，比較 CGBP 與 LMBP 兩者孰優，提出最佳化辨識率的儲集層亮點辨識法。

1.3 研究架構

利用專家訪談方式整理出震測資料解釋人員判別油氣存在與否之法則，將直接探油法(Direct Hydrocarbon Detection, DHD)或油氣徵示(Direct Hydrocarbon Indicator, DHI)所有油氣指標中最為重要的---亮點作為本研究偵測之目標，根據亮點之地球物理特性找到相關之震波特徵，並參考石油公司一般震測資料解釋人員之使用習慣，選擇出本研究之亮點相關震波特徵，以增加應用於實際震測資料解釋工作之實用性，我們根據所欲抽取之亮點相關震波特徵去蒐集震測資料處理流程較佳之震測剖面圖資以期望神經網路學習時有更好的表現，震測資料剖面圖資蒐集完畢後，做特徵抽取與前處理，特徵抽取目的在將地球物理記錄採用之檔案格式與本研究所使用之分析工具檔案格式作轉換，所抽取的震波特徵共有五項：震波原始訊號(Seismic Signal)、震幅強度(Envelope)、瞬間頻率(Instantaneous Frequency)、瞬間相位(Instantaneous Phase)、逆推阻抗(Inversion Impedance)，而前處理目的在於使資料在代入神經網路訓練時有較好的收斂性，前處理完畢後將資料分做訓練組與測試組，訓練組帶入事先設計完畢之神經網路訓練後輸出網路，再將測試組代入訓練完畢之神經網路，計算後輸出亮點辨識結果，最後再對輸出之亮點辨識結果計算辨識率，圖 1.3 為本研究之研究架構圖。



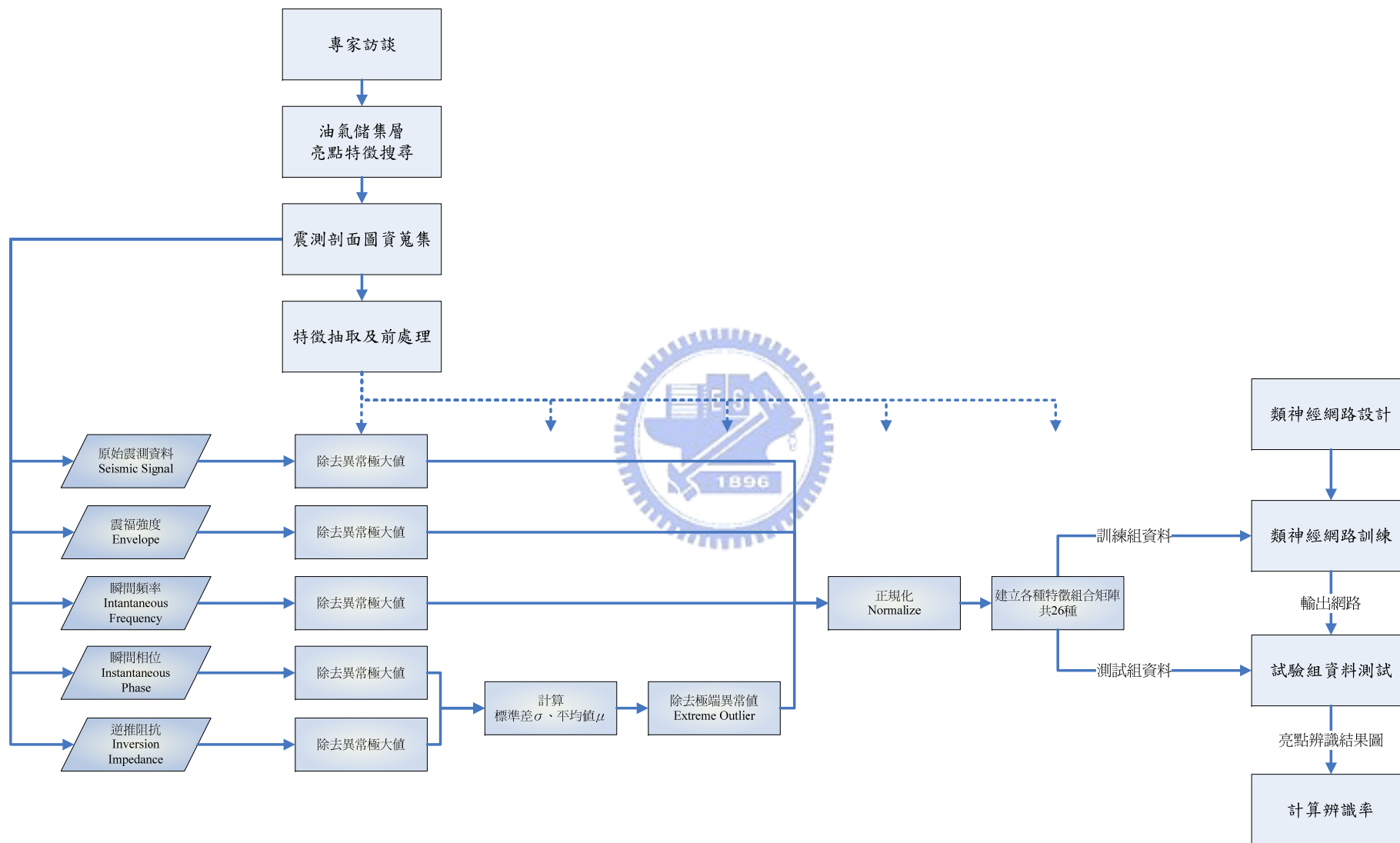


圖 1.3 研究架構圖

第2章 文獻回顧

2.1 震測剖面圖背景知識介紹

震波勘測法(Seismic Reflection)為探採地球物理學中用以探測地球表層性質的重要方法，示意如圖 2.1 主要是利用給予目標地層一個人工的震波，並在欲探測的地區事先佈好測線與埋入受波器，接收因震源爆炸而地層產生反射回到地面受波器的訊號，此人工震波的產生有二，其一為使用傳統炸藥爆破(Dynamite)方式，其二為使用震盪震源車(Vibrator Truck)，如圖 2.2，其中後者較為先進，現今大部分的石油公司的石油探採作業都已經採取震盪震源車來取代傳統炸藥爆破，並根據地層因人工震波產生的反射波經由事先在欲探測地區埋設的受波器(Geophone)又稱地音探測器，此種探測方式類似於海洋聲納探測的原理。

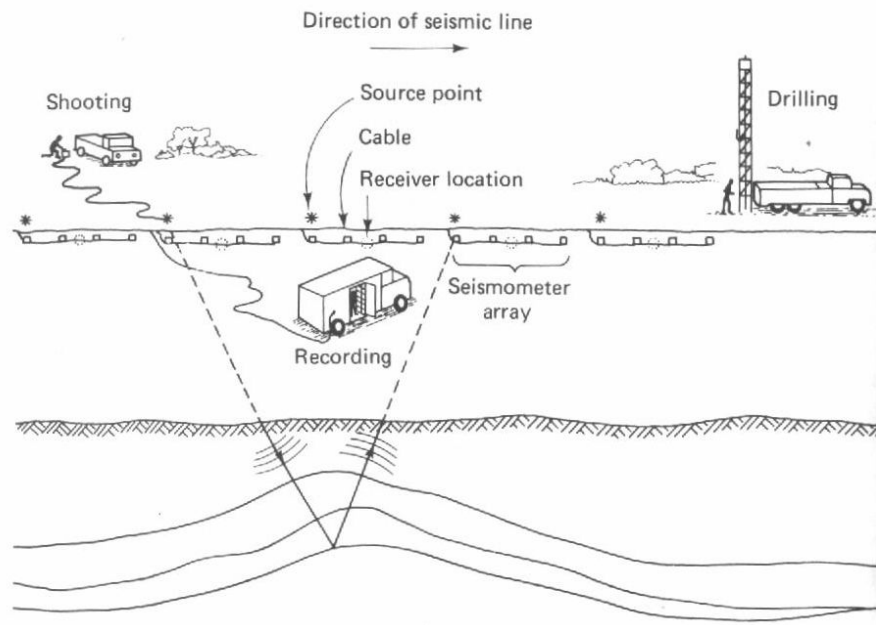


圖 2.1 震波勘測示意圖[13]



圖 2.2 震盪震源車

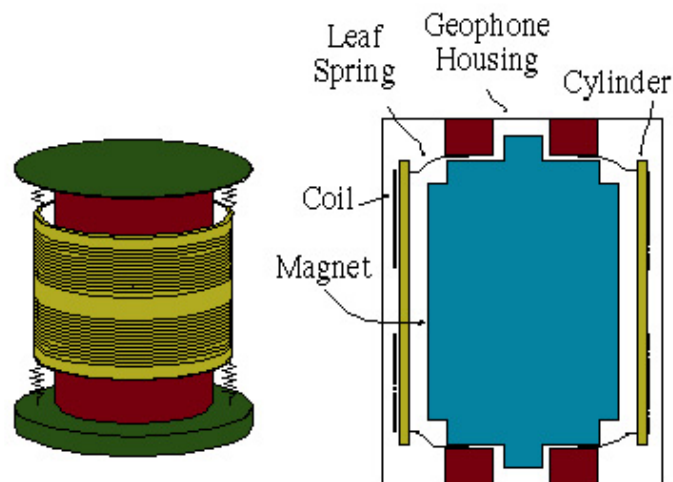


圖 2.3 受波器示意圖

受波器(Seismometer)為一種用於震測資料取得的設備，用於量測因震波而產生的目標地層垂直方向位移速度，其構造係將永久磁鐵固定於受波器上，將彈簧繫在一個可動線圈之上，當震波到達受波器時產生震動，線圈則會上下移動產生感應電流，將量測到的地層位移速度轉換成一類比的電訊脈衝(Electrical Impulse)並記錄於磁帶之上，現今做法為直接將類比訊號轉換成數位訊號並直接記錄。但所蒐集到的震測資料仍需要一連串的震測資料處理後成為震測剖面圖，做成才能交由震測資料解釋人員做進一步的判讀。

經由上述震測資料取得的程序我們可以簡單用下式來表示：

$$\text{Recorded signal} = \text{Source Pulse} * [\text{Reflectivity} * (\text{Earth filter} + \text{Noise})] * \text{Detector response} * \text{Recording instrument response}$$

假設我們已知震源的特性、受波器的特性與記錄系統的特性，這些都是不論任何受波器都是一樣不變的因子，則我們能將中括弧中的東西獨立出來，即是

$$\text{Recorded signal} = [\text{Reflectivity} * (\text{Earth filter} + \text{Noise})]$$

所以 $[\text{Reflectivity} * (\text{Earth filter} + \text{Noise})]$ 所代表的就是震波經地層過濾後的反應，而震測資料解釋人員想取得的資料就是地層的反射係數(Reflectivity)，至於震波在地層過濾的過程為一吸收與衰減的變數函數，這可在震測資料處理時做補償；而雜訊則無法適當的於震測資料處理時降低，但可於資料取得時利用受波器的設置的排列方式做補償。

任何支持震波前進的介質都存在著阻抗(Impedance)，又稱聲波阻抗(Acoustic Impedance)，會使震波能量下降而衰減，阻抗 Z 可定義為下列方程式：

$$Z = \rho V$$

ρ : 地層密度

V : 波傳速度

當震源的波傳遞至兩個不同的地層介面時，由於兩個地層有不同的阻抗值，而波的部分能量反射部分回地層表面，其餘折射繼續傳遞，如圖 2.4 所示。

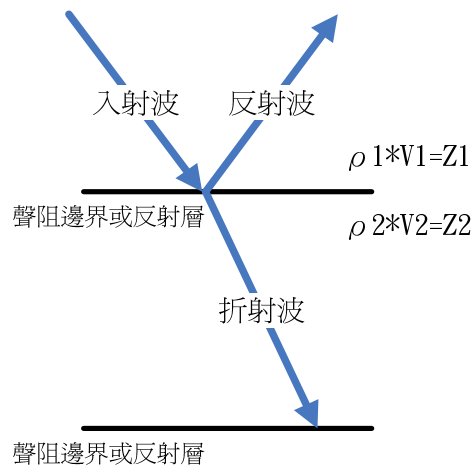


圖 2.4 反射波與折射波

$$R = \frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1}$$

Z_1 : 地層上層阻抗
 Z_2 : 地層下層阻抗

反射係數可為正數，亦可為負數。組織較鬆軟的地層覆蓋於組織較扎實的地層上 ($Z_1 < Z_2$) 時，為正數；相反時，為負數。

反射波的大小預測是由入射波的震幅乘上反射係數而得，這就是為什麼震波野外勘測要量測震波反射係數的原因，只要知道反射係數就可以知道反射波大小，但我們卻又無法實際測得地層的反射係數，但卻可以直接量測受波器所接收震幅大小來模擬阻抗，故震測剖面圖上震幅(Seismic Amplitude)就等同於反射係數 R，而震幅的測量則以受波器接受震動後產生的訊號表示，表 2.1 為原始震幅訊號，橫軸 trace 表示受波器編號，縱軸為時間(雙程走時)表示每 0.004 秒接收一次，意味著地層深度，將原始震幅訊號轉換成波形，波峰代表原始震幅訊號為負的資料點，意即較硬岩層覆蓋於較軟岩層上面，波峰部分塗黑表示，波谷代表震波原始訊號為正的資料點，意即較軟岩層覆蓋於較硬岩層上面，波谷部分留白表示，如圖 2.5，即為局部震測剖面圖。

表 2.1 震波原始訊號

每 4 ms	trace	1	2	3	4
	1		1.6197	1.4884	1.3972
2		-0.7323	-0.4267	-0.5249	-0.4958
3		-1.1523	-1.6309	-0.5820	-0.8514
4		0.3117	0.0914	0.1907	-0.0770
5		0.2103	0.6117	-0.2154	0.0724
6		0.1352	0.0792	0.0060	0.0854
7		0.5562	0.3345	0.2190	.
8		0.1469	0.2084	-0.1266	.
9		-0.2827	-0.1568	.	.
10		-0.0747	0.0547	.	.
11		0.0858	.	.	.
12		-0.2414	.	.	.

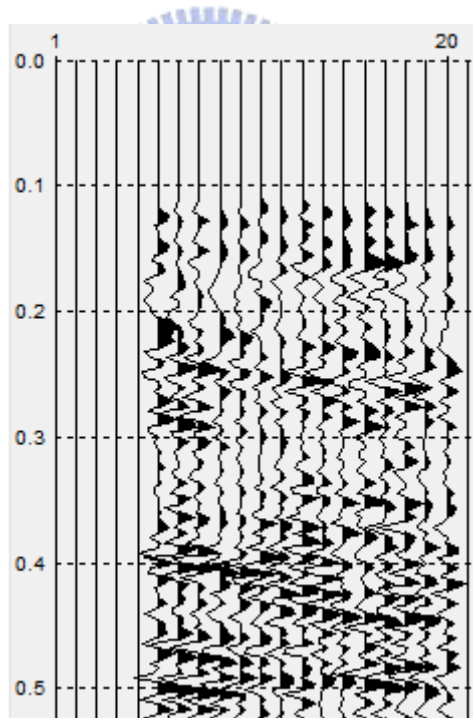


圖 2.5 局部震測剖面圖

截至目前為止外業的資料取得工作告一段落，接下來則是震測資料處理的內業開始，在震測資料解釋人員判讀之前，資料仍要經過多重的處理，資料處理品質的好壞影響震測解釋人員判圖的準確度，劣質的資料處理可能導致油氣地層的抹除或震測人員的誤判，重要的資料處理如：速度分析(Velocity Analysis)、解迴旋(Deconvolution)、抹除(Normal Moveout)、位移修正(Migration)...等。

以下為基本震測資料處理的流程圖：

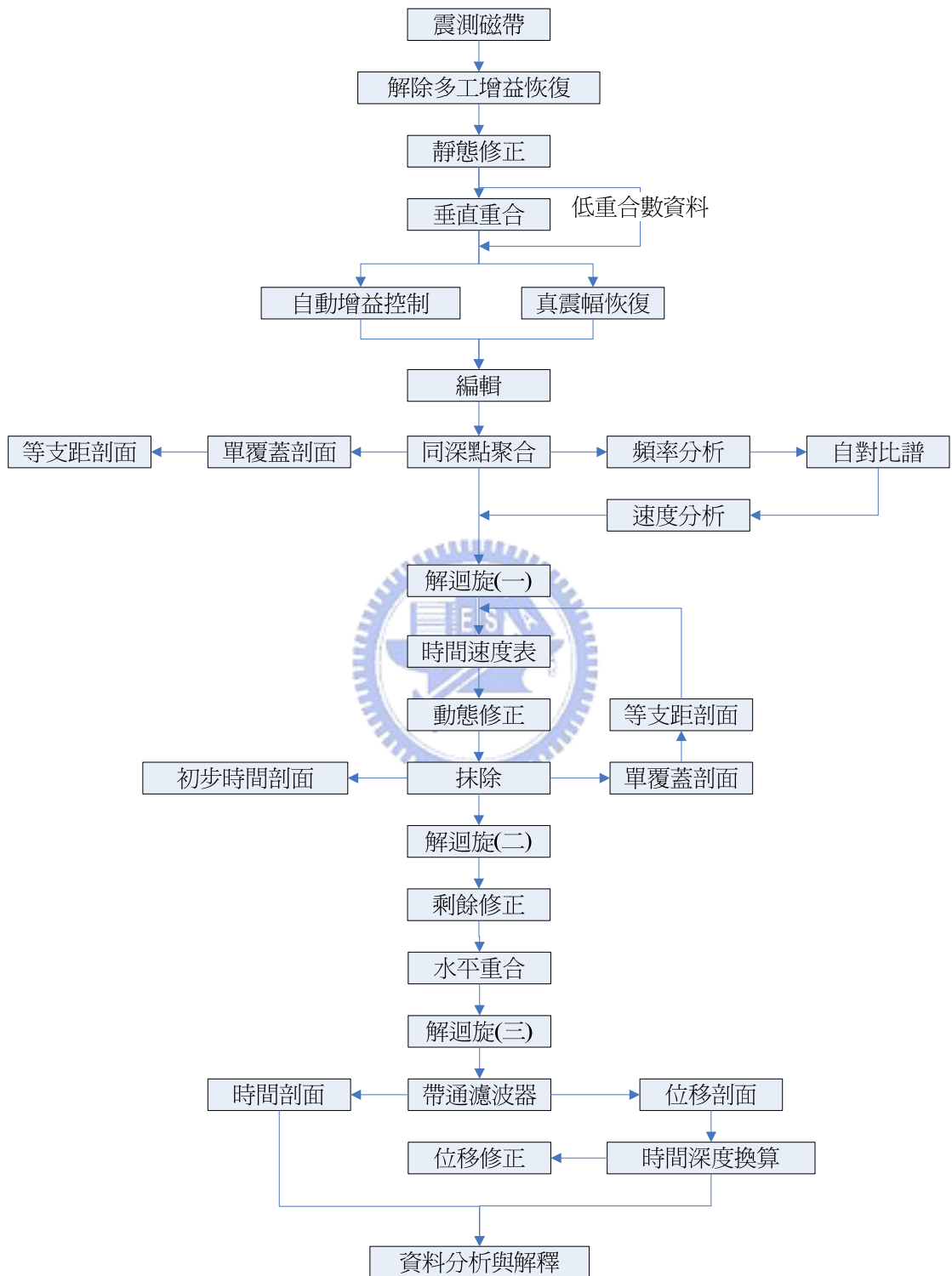


圖 2.6 震測資料處理流程圖[14]

2.2 亮點偵測相關文獻回顧

2.2.1 直接探油法

一般震測資料解釋人員多採取直接探油法(Direct Hydrocarbon Detection, DHD)或油氣徵示(Direct Hydrocarbon Indicator, DHI),其目的在於直接在震測剖面圖上利用某些指標性的現象來判斷油氣地層的出現與否,通常等同於找到震測剖面圖上亮點(Bright Spot),直接探油法在某些情況下是非常有效的資料解釋方式,但缺乏一完善的通則可循,資料解釋人員的判圖經驗影響結果甚大。

直接探油法的意義與可行性的討論始於 1963 年 Churlin 和 Sergeyev,直到 1970 年代,亮點分析技術(Bright Spot Technique)被廣泛使用於油氣儲集層的辨識。

何謂亮點?地層中若有油氣的存在,由於油氣儲集層的出現,地層中會出現介質的改變於震測剖面圖上非油氣地層與油氣地層之間會有一個明顯的強震幅出現,所以震測資料解釋人員在震測剖面圖上若看到有強震幅的出現,則會假設為有亮點出現的可能性,但亮點並非萬無一失的油氣儲集層指標,故利用震幅與其他震波特徵結合,如:相位、極性、頻率、速度...,輔助亮點的辨識的相關論文油然而生。

1980 年 Sheriff 和 Geldart 將常見的直接探油指標整理列舉出來,如下[15]:

1. 亮點(Bright Spot)

為震測剖面圖上一局部震幅因油氣儲集的關係所增加的情況,由於上方為頁岩將油氣構造整個封住,所以在頁岩與含氣砂層的交界處產生一個明顯的負震幅,而震測剖面圖上所見則為一個黑色的連續的訊號。亮點為在砂岩頁岩交疊的地層中最能指出油氣所在的指標。但所適用的地區在淺層地區,約八千英尺(2400 公尺)以下,原因為八千公尺以下含油砂層、含氣砂層、含水砂層、頁岩層速度差別較大,在震測剖面圖上所記錄的震幅較大較易分辨,隨著深度越來越深,四種地層速度趨於接近,震波勘測所接收到的訊號隨著深度(走時)的增加,所接收到的震幅變小,變得不易區別,圖 2.7 為油氣儲集層的地理模型,由上到下分別為頁岩、含氣砂層(氣蓋)、含油砂層、含水砂層、頁岩,上下頁岩就像容器一樣包覆著儲集層,圖 2.8 為油氣儲集層的震測剖面圖,震測剖面圖上所見的典型油氣儲集層,A 點所指的負強反射區即為含氣砂層的頂端,就是所謂亮點,對應到 2.7 地理模型為含氣砂層,而亮點的出現下方就是油氣儲集層的蘊含地點。

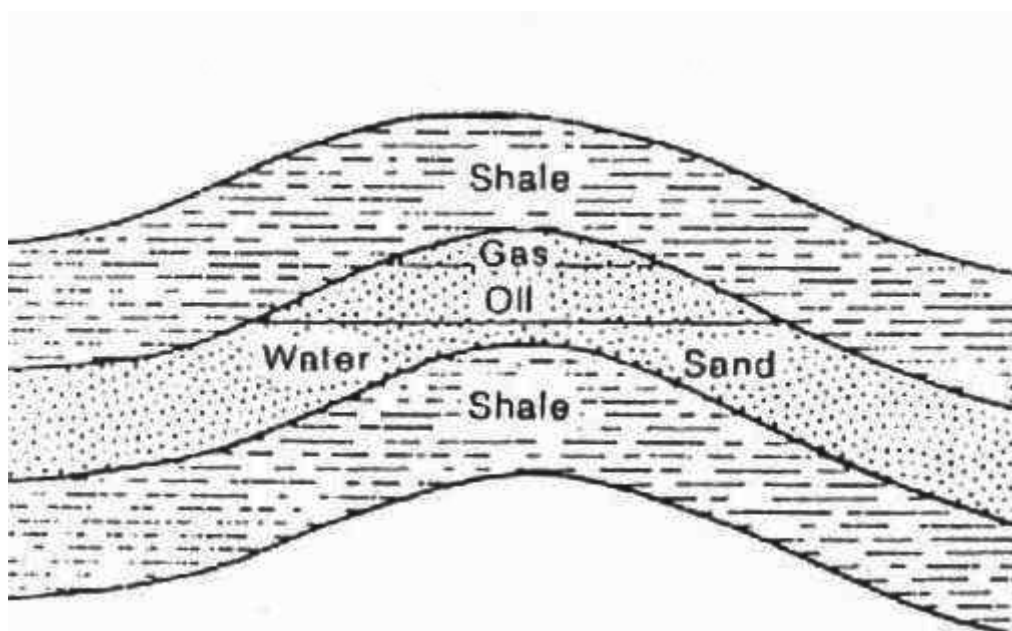


圖 2.7 典型油氣儲集層地理模型[15]

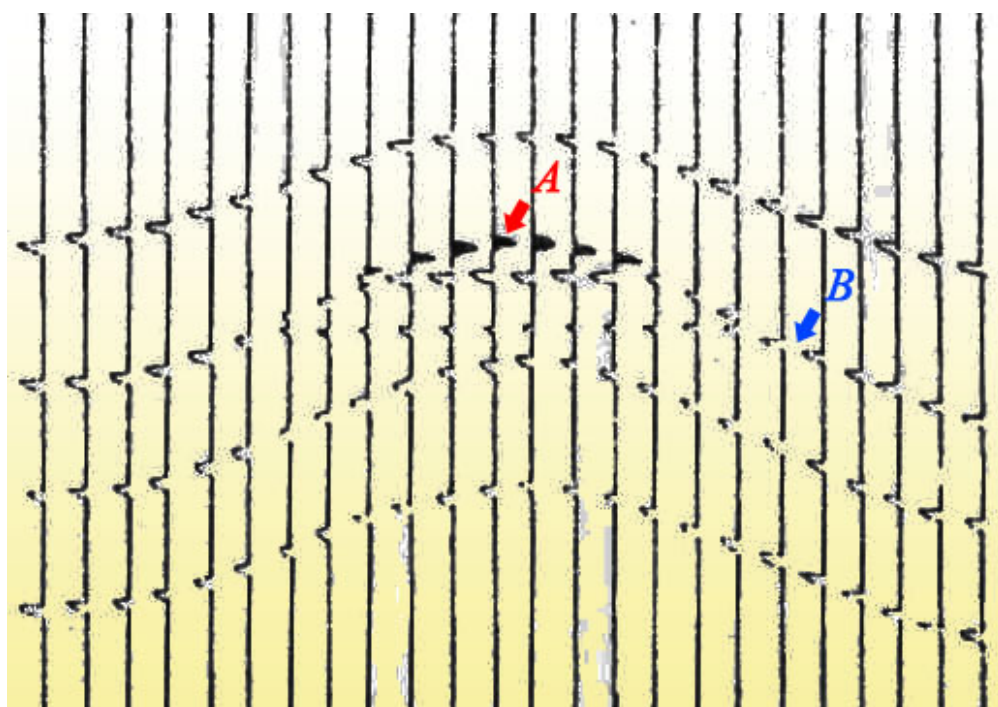


圖 2.8 震測剖面圖上的典型油氣儲集層[15]

2. 平點(Flat Spot)

為震測剖面圖上一個水平的正震幅，乃由於含油砂層中與含氣砂層兩者間氣液介面會出現隨水平面延伸的平整現象，圖 2.9 箭頭所指向之微小正震幅近乎水平的地方即是平點。

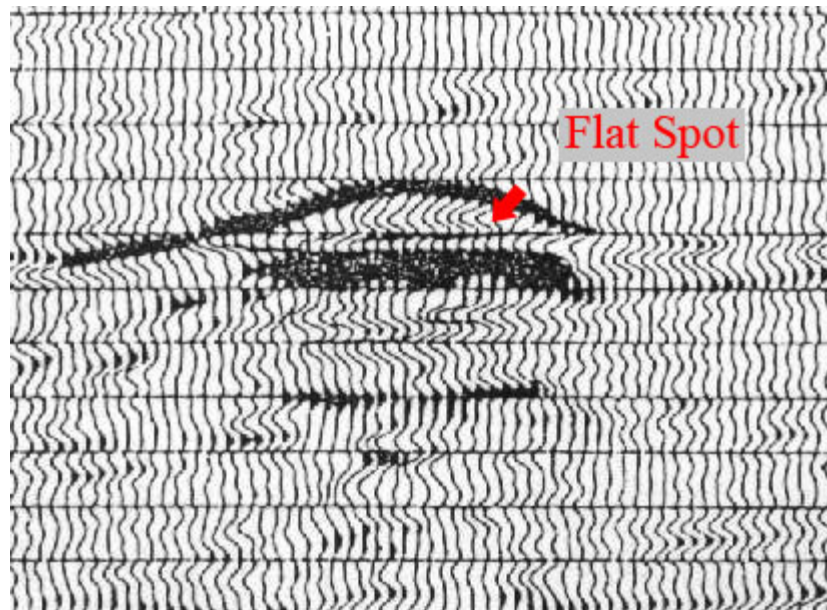


圖 2.9 平點[15]

3. 暗點(Dim Spot)

為一個局部性的震幅縮小，被假設為油氣儲集層的出現。暗點的出現通常伴隨孔隙率較小的儲集岩或受壓縮力量較大的砂層。一般認為人工震波從頁岩進入砂延時會產生強震幅，但油氣儲集層的出現卻使得聲波阻抗降低而成了暗點。

4. 相位反轉(Phase Reversal)

震測剖面圖上氣罩(Gas Cap)部分隨著左右延伸會遇到由一個油/氣介面、氣/頁岩介面與油/頁岩介面所組成的區塊，震測圖上極性的改變由氣/頁岩介面的負值到油/頁介面的正值，稱為相位反轉現象，在真實震測剖面圖上，則是呈現一連續的黑色正的訊號隨著水平方向漸漸變為白色負的訊號，如圖 2.10 紅色圓圈中所示，正震幅向右延伸漸漸變弱，最終轉為負震幅。

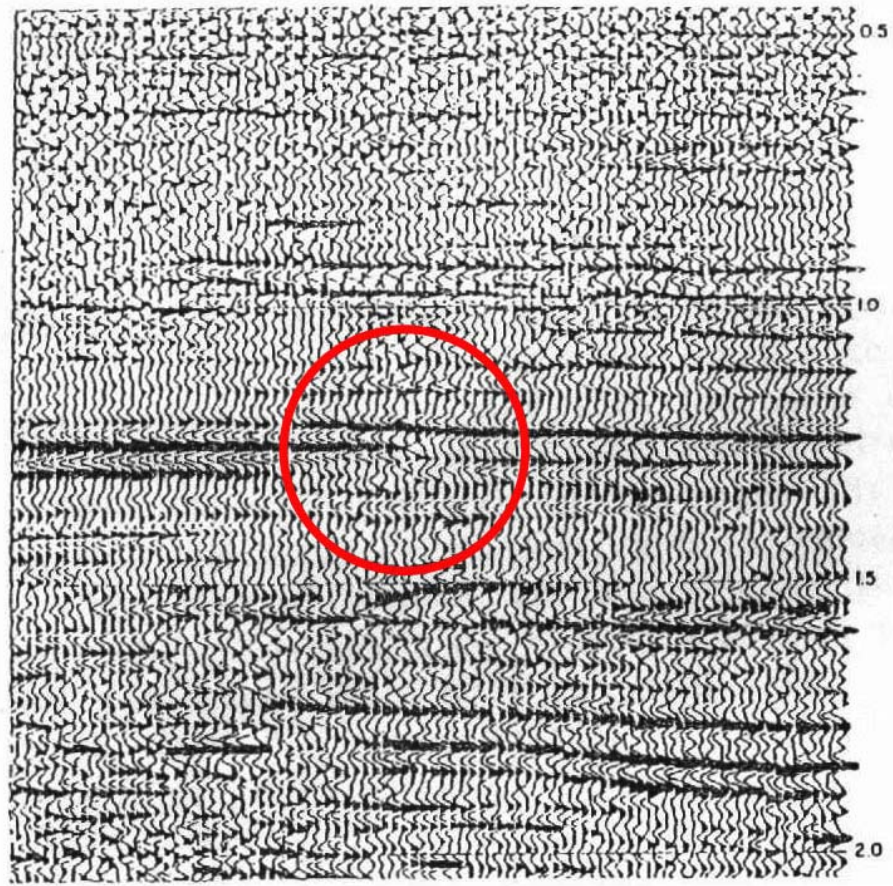


圖 2.10 相位反轉[15]

5. 頻率改變(Frequency Change)

油氣儲集層由於介質的改變通常伴隨著較低頻率的出現，主要是由於震波勘測所釋放出的人工震波行經油氣儲集岩層時波速減慢，我們無法從震測剖面圖上直接觀測到地層頻率改變，仍需要經過震測資料的訊號處理才能讓震測資料解釋人員判讀。

6. 速度低垂(Velocity Sag)

於 DHI 中較為少見的指標之一，主要意義為油氣儲集層下方會出現一個，連續訊號一致往下拉的情況，原因為波行經油氣儲集層由於介質密度鬆散傳波時間較長，導致儲集層下放訊號的時間延遲，但速度低垂的現象在油氣儲集層較厚的情況下才有可能較為明顯的速度低垂，如圖 2.11，箭頭所指之區域，由於上方油氣儲集層的出現，震幅出現凹向上的速度低垂情況。

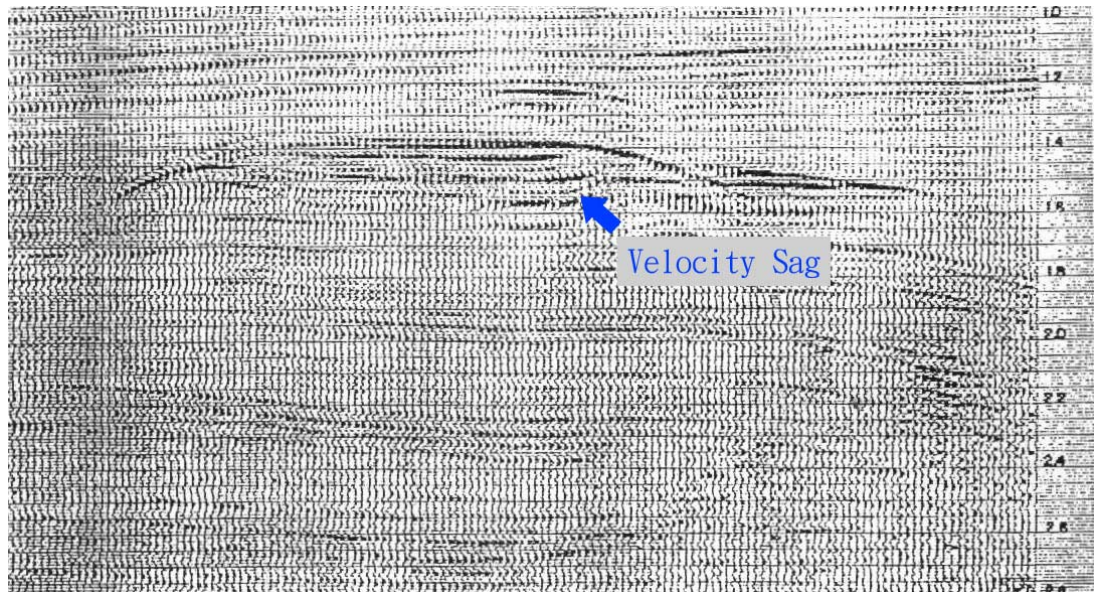


圖 2.11 速度低垂[15]

7. 陰影帶(Shadow Zone)

也是較為少見的指標，存在於油氣儲集層下方由於震波經過儲集層後，人工震幅的能量因為經過介質密度低的地層之後被吸收，產生下方能量較為微弱，震測剖面圖上出現的是瑣碎零散的震幅訊號，圖 2.11 與圖 2.12 儲集層下方也有陰影帶的出現。

8. 煙囪效應(Seismic Chimney)

位於淺層地層，出現於油氣儲集層上方的局部震測品質較差的現象，此較差現象的產生起因於油氣儲集層中的氣體向上滲漏，氣體灌入上方地層造成震測剖面圖較為不清楚、紊亂的情形，向上灌入的結果就如儲集層上方出現煙囪或是雲狀物，故又稱氣囪(Gas Chimney)或氣雲(Gas Cloud)，圖 2.12 黑色線所包括的部分即是煙囪效應的範圍。

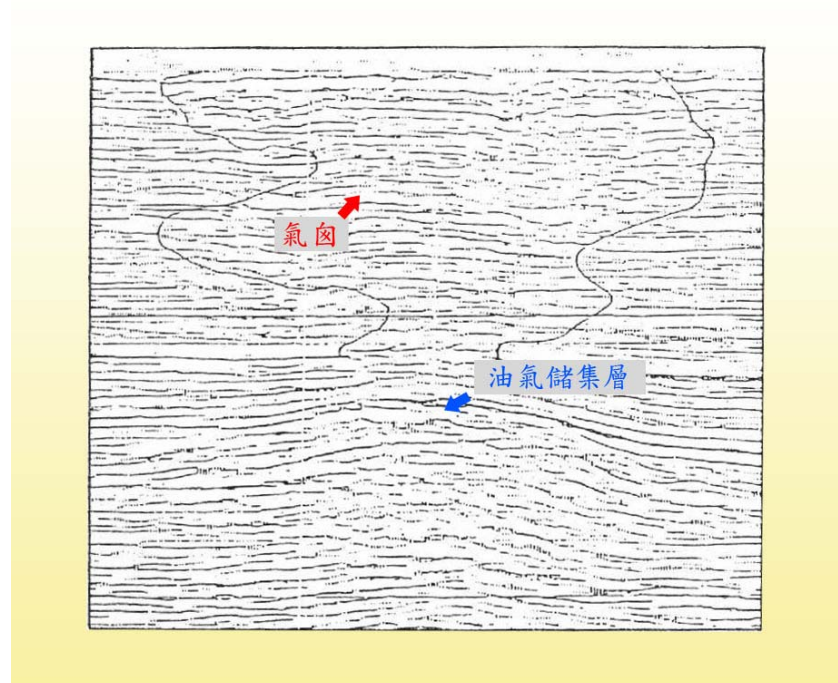


圖 2.12 氣窗[15]

探採地球物理學會(Society of Exploration Geophysicist, SEG)所發行的百科全書中(1984)對直接探油法解釋:為一種可以指出油氣地層存在與否的方法,通常即是判別亮點(Bright Spot)的存在,直接探油法在某些環境下是很效辨識方法,但並非完全適用各種情況。

經震測剖面圖資料解釋人員訪談的結果,亮點的出現多半位於震測剖面圖強反射的地方,但強反射的出現並非都為亮點,有時為地層不整合面的出現,有時也可能為碳酸鹽地質,真正的亮點仍要經過淘選才能確定。

1989年 Yu 和 Chen, 文中提及亮點為砂岩頁岩相互堆疊的地層中,最能凸顯油氣地層的指標。[15]

2.2.2 人工智慧應用於油氣儲集層亮點偵測

近年來對於人工智慧應用在震測剖面圖亮點圖形辨識上，有 Huang & Fu 提出以樹狀分類器(Tree Classifier)來進行亮點偵測[10]，所抽取出的油氣特徵為震幅強度(Envelope)、瞬間頻率(Instantaneous Frequency)與極性(Polarity)。樹狀分類器分類方式為，先設定三項特徵的閾值(threshold)，將所有的要進行辨識的資料點依震幅強度、瞬間頻率、極性的順序分層淘選，最後剩下的即是亮點。

分類示意如下：

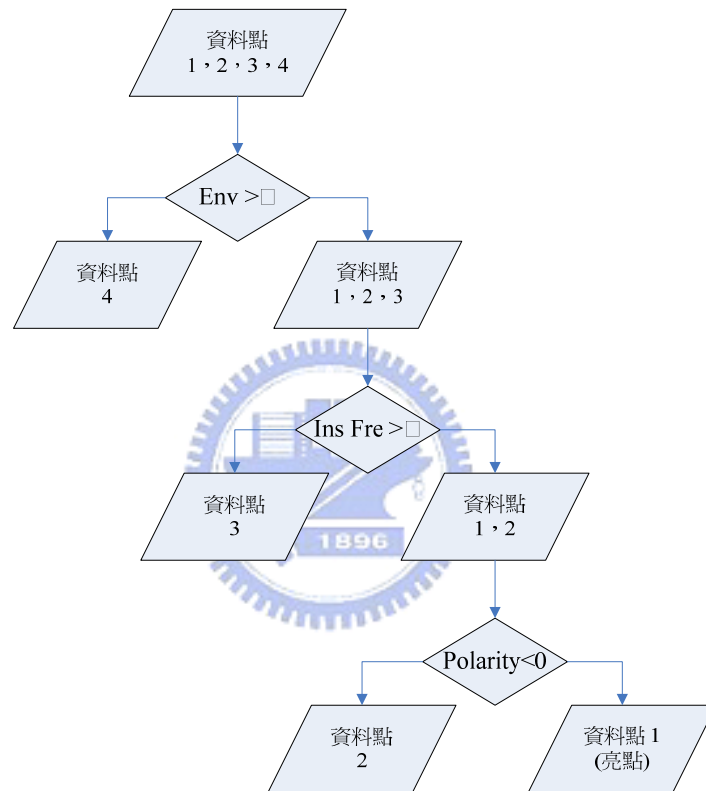


圖 2.13 樹狀分類器示意圖

Huang 又提出以非參數式的方法(Nonparametrical Method) [7]。

1. 使用線性分類器(Linear Classification)，所提出的為一種監督式學習的分類法，所抽取特徵向量為：震幅強度、瞬間頻率，反覆迭代特徵向量，每次迭代後等量改變權重的訓練方式，類似於感知器分類器的方法，將震波剖面圖上之亮點與非亮點區域之間的決策邊界(decision boundary)以一條斜直線分隔出來，本文所使用的到的二項特徵為瞬間頻率(Instantaneous Frequency)與震幅強度(Envelope)。

2. 使用二次分類器(Quadratic Classification), 同樣抽取線性分類器中相同的特徵, 此處的決策邊界則為一條二次曲線。

$$\begin{aligned} D(X) &= \sum_{k=1}^N w_{kk}x_k^2 + \sum_{j=1}^{N-1} \sum_{k=j+1}^N w_{kj} x_j x_k + \sum_{j=1}^N w_j w_j + w_{L+1} \\ &= ax^2 + bx + cy + d \\ &= 188.03x^2 + 10589.4x - 11877.86y + 1960 = 0 \end{aligned}$$

x: 瞬間頻率

y: 震幅強度

1998年, 中國大陸開始出現應用類神經網路於油氣儲集層的辨識方法, 所使用的方法有模糊識別油氣預測法、倒傳遞類神經網路(BPNN)油氣預測法, 此時的類神經網路辨識方法尚存在著訓練速度緩慢、辨識率不佳的情況。

Liu、Feng、Xia 和 Zheng[9], 所採取的網路為幅射徑向基網路(Radial Basis Function) 用以改善之前類神經網路辨識方式的種種缺點, 所採取的特徵有下列六項: 均方根震幅、瞬間頻率、瞬間相位、最大震幅、最小震幅、平均能量, 以十個由油層、氣層、水層抽取出的樣本點做訓練, 辨識結果顯示網路設計為 6-9-3 的幅射徑向基網路能提供 90% 的辨識正確率。



第3章 震波特徵搜尋與前處理

3.1 相關震波特徵搜尋

震波特徵(seismic attribute)為取自震測資料中任何可被量測到、加以計算的資料，震波特徵隱含著有關目標地層岩性、地層延續性或是否隱含油氣地層。值得注意的一點是，為了期望得到最佳的震波特徵，震測資料需要被小心翼翼的處理方能使資料的可解釋性增強。

以下列舉出的震波特徵為已被提出的特徵，此處使用提出二字，意指並非所有特徵都已被人證明有效運用，但其中也包含了許多特徵為長久以來震測解釋人員使用的重要特徵參考。

我們將此類物理特性依堆疊處理程序再細分成堆疊後特徵(Post-Stack Attribute)和堆疊前特徵(Pre-Stack Attribute)，其中另外又有響應特徵(Response Attribute)，是有關於震波頻譜(Wavelet spectrum)方面的特徵[16]。

一、堆疊後特徵(Post-Stack Attribute)

堆疊後特徵都是有關瞬時的特徵故又名瞬時特徵(Instantaneous Attribute)，堆疊後的特徵都是由合成震波的原始資料經希爾伯特轉換(Hilbert Transform)產生合成震波的虛部後再經數學轉換後而得，以下為特徵列表：

1. 震波原始訊號(Seismic signal, Real part of Complex trace)
2. 複波訊號的虛部(Imaginary Part of the Complex trace)
3. 瞬間震幅(Instantaneous Amplitude, Reflection Strength, Envelope)
4. 瞬間震幅對時間的一次微分
5. 瞬間震幅對時間的二次微分
6. 瞬間相位(Instantaneous Phase)
7. 瞬間頻率(Instantaneous Frequency)
8. 瞬間加速度
9. Thin Bed Indicator
10. Instantaneous Dominant Frequency
11. Instantaneous Band-width
12. Instantaneous Relative Acoustic Impedance
13. Normalized Amplitude
14. Envelope modulated Phase

二、堆疊前特徵(Pre-Stack Attribute)

非經希爾伯特轉換而產生的特徵。

1. RMS Velocities of Reflectors

三、響應特徵(Response Attribute)

主要抽取方式為先找出震波強度中的波瓣(Lobe)，相鄰的兩個波瓣間定義為一個波長，將一個波長中一定會有一最大值的波鋒(Spike)出現的時間取出，此步驟意在找尋局部最大值，當做響應特徵抽取的參考時間點。

1. Response Amplitude
2. Response Frequency
3. Response Phase

下圖為自震測圖原始資料轉換成各種特徵的資料處理流程圖：

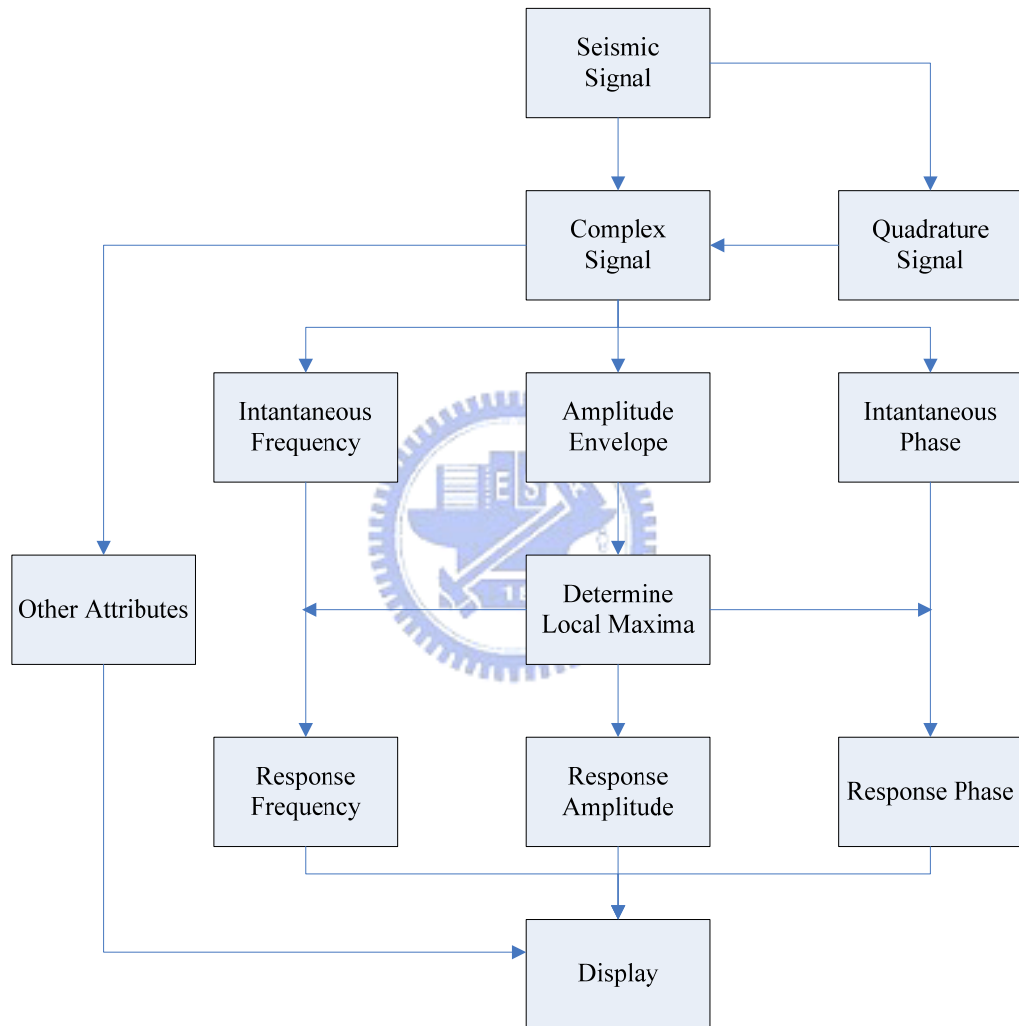


圖 3.1 震波特徵處理流程圖[17]

3.2 亮點相關震波特徵選取

亮點相關震波特徵的選取的用意在於作為本研究未來類神經網路的輸入向量，選擇的依據除了是否能直接或間接指出油氣儲集層亮點與否之外，仍需要考慮到所選曲的特徵是否廣泛的問題，若選取的震波特徵為震測資料解釋人員所不熟悉或不常使用的特徵，則將使本研究的結果無法適用於真實震測資料解釋，為此，本研究採用專家訪談的方式，藉以輔助本研究進行亮點相關震波特徵的選取，所訪談人員為台灣中油股份有限公司之震測資料解釋人員二位，震測資料解釋經驗約為 30 年，並由 3.1 節中之特徵經由中油震測資料解釋人員挑選資料解釋時常用之特徵做為本研究選取之特徵。

本研究所選取的特徵如下：

1. 震波原始訊號(Seismic Signal)
2. 震幅強度、瞬間震幅(Envelope)
3. 瞬間相位(Instantaneous Phase)
4. 瞬時頻率(Instantaneous Frequency)
5. 逆推阻抗(Inversion Impedance)
6. 極性(Polarity)



3.2.1 選取之震波特徵介紹

1. 震波原始訊號

$\Psi(t)$ 為複波(Complex Signal)，複波分為實部 $s(t)$ 與虛部 $\hat{s}(t)$ 兩部分，而實部就為震測原始訊號(Seismic Signal)[18][19]

$$\Psi(t) = s(t) + i \cdot \hat{s}(t) \quad \text{where } i = \sqrt{-1}$$

其中 $\hat{s}(t)$ 是由 $s(t)$ 經希爾伯特轉換(Hilbert Transform)而來

$$\begin{aligned} \hat{s}(t) &= H\{s(t)\} = h(t) * s(t) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau) \cdot s(t - \tau) d\tau \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} s(\tau) \cdot h(t - \tau) d\tau \end{aligned}$$

而複波的實部與虛部互為正交(Orthogonal、Quadrature)，則 $\int_{-\infty}^{\infty} s(t) \cdot \hat{s}(t) d\tau = 0$

2. 震幅強度的計算[18][19]:

$$\text{Env}\{s(t)\} = A(t) = |\Psi(t)| = \sqrt{s^2(t) + \hat{s}^2(t)}$$

$A(t)$: 震幅強度

3. 瞬間向位的計算[18][19]:

$$\theta(t) = \tan^{-1}\left(\frac{\hat{s}(t)}{s(t)}\right)$$

$\theta(t)$: 瞬間相位

故 $s(t) = A(t)\cos\theta(t)$ 且 $\hat{s}(t) = A(t)\sin\theta(t)$

則複波訊號可以下式表示

$$\Psi(t) = A(t)(\cos\theta(t) + i \cdot \sin\theta(t)) = A(t) e^{i\theta(t)}$$

4. 瞬間頻率的計算[18][19]:

一般而言瞬間角頻率(Instantaneous Angular Frequency)為瞬間相位對時間的一次微分

$$\omega(t) = \theta'(t) = \frac{d}{dt}\theta(t)$$

$\omega(t)$: 瞬間角頻率

而瞬間角頻率乘上 $\frac{1}{2\pi}$ 後可得到瞬間頻率

$$\begin{aligned} f(t) &= \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt}\theta(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \tan^{-1} \frac{\hat{s}(t)}{s(t)} \\ &= \frac{1}{2\pi} \frac{s(t) \frac{d\hat{s}(t)}{dt} - \hat{s}(t) \frac{ds(t)}{dt}}{s^2(t) + \hat{s}^2(t)} \end{aligned}$$

5. 阻抗逆推的計算[20][21]:

阻抗逆推在計算上較為複雜，且一般逆推方式分為三種: 遞迴阻抗逆推、約束稀疏脈衝阻抗逆推、隨機阻抗逆推，其中較為直觀易理解的為遞迴阻抗逆推法。

反射係數公式為

$$R_i = \frac{Z_{i+1} - Z_i}{Z_{i+1} + Z_i}$$

Z_i : 上層地層阻抗

Z_{i+1} : 下層地層阻抗

可根據以上公式得到阻抗逆推公式

$$Z_{i+1} = Z_i \frac{1+R_i}{1-R_i}$$

6. 極性:

即為震波原始訊號中震幅值的正負號

圖 3.2 為本研究所選取其中五項特徵關係圖，先將原始震幅做一個正交處理後，和

原始震幅合併後就成為複波，由複波再經過先前所介紹的訊號處理後，即可得到瞬間頻率、震幅強度、瞬間相位，而阻抗逆推則由原始震幅逆推而得，第六項特徵---極性未表示在本圖上，乃因原始震幅中的正負號即代表極性。

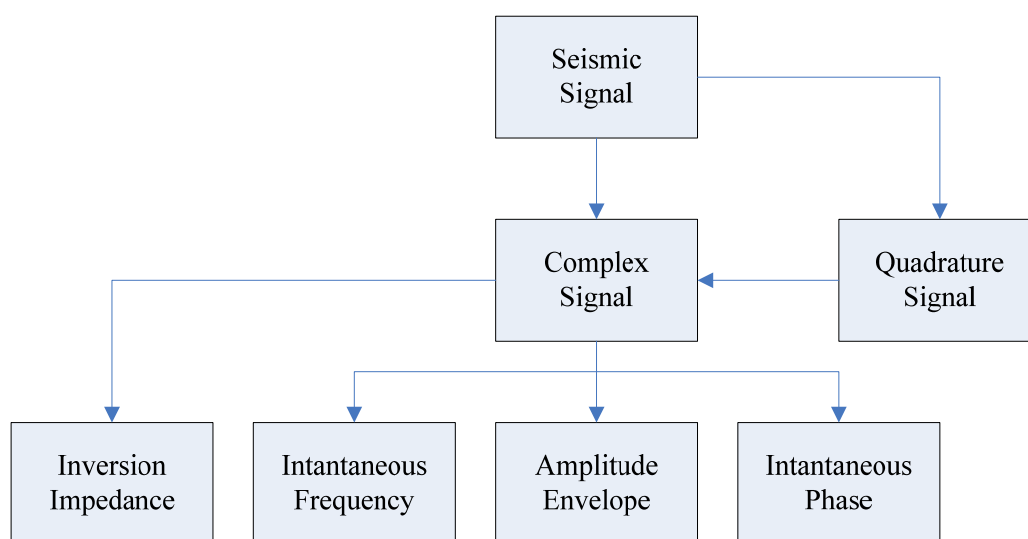


圖 3.2 特徵關係圖

3.2.2 所選取特徵與亮點之間的關係

1. 震波原始訊號(Seismic Signal)
記錄著原始震幅資料包含著極性，人工震波由硬地層(頁岩)傳至軟地層(含水砂層)，反射係數上由於上層地層阻抗值較大，下方阻抗值小，所以得到反射係數為負的結果，故亮點出現通常會有負極性與強震幅的出現。
2. 震幅強度 (Envelope)
震波行經油氣儲集層時，儲集層由於填滿著氣、水或油，故阻抗值小，波從堅硬的地層傳至軟弱地層出現強的反射係數，所以亮點出現時通常伴隨著明顯較鄰近區域大的震幅強度。
3. 瞬間相位(Instantaneous Phase)
瞬間相位表示著油氣地層的連續性，顯示亮點週圍的油氣連續程度，相位的值域為正負 180 度，級大與極小的瞬間相位較容易出現亮點。
4. 瞬時頻率(Instantaneous Frequency)
人工震波行經油氣儲集層，介質密度下降，粒子的震動空間較大，則頻率相對較低，故亮點通常伴隨著瞬間頻率的降低。
5. 逆推阻抗(Inversion Impedance)
儲集層的地層軟弱即代表具有低阻抗特性。
6. 極性(Polarity)
油氣儲集層通常為負值，包含於震波原始訊號中。

3.3 前處理

在將訓練類神經網路所用的特徵向量餵入網路訓練之前，仍需經過一連串的前處理程序，目地在於將數據統一處理以增加網路的收斂性、增加辨識率、將所蒐集來的震測資料整理成我們想要的輸入向量格式，下圖為本研究所提出的亮點辨識前處理流程圖。

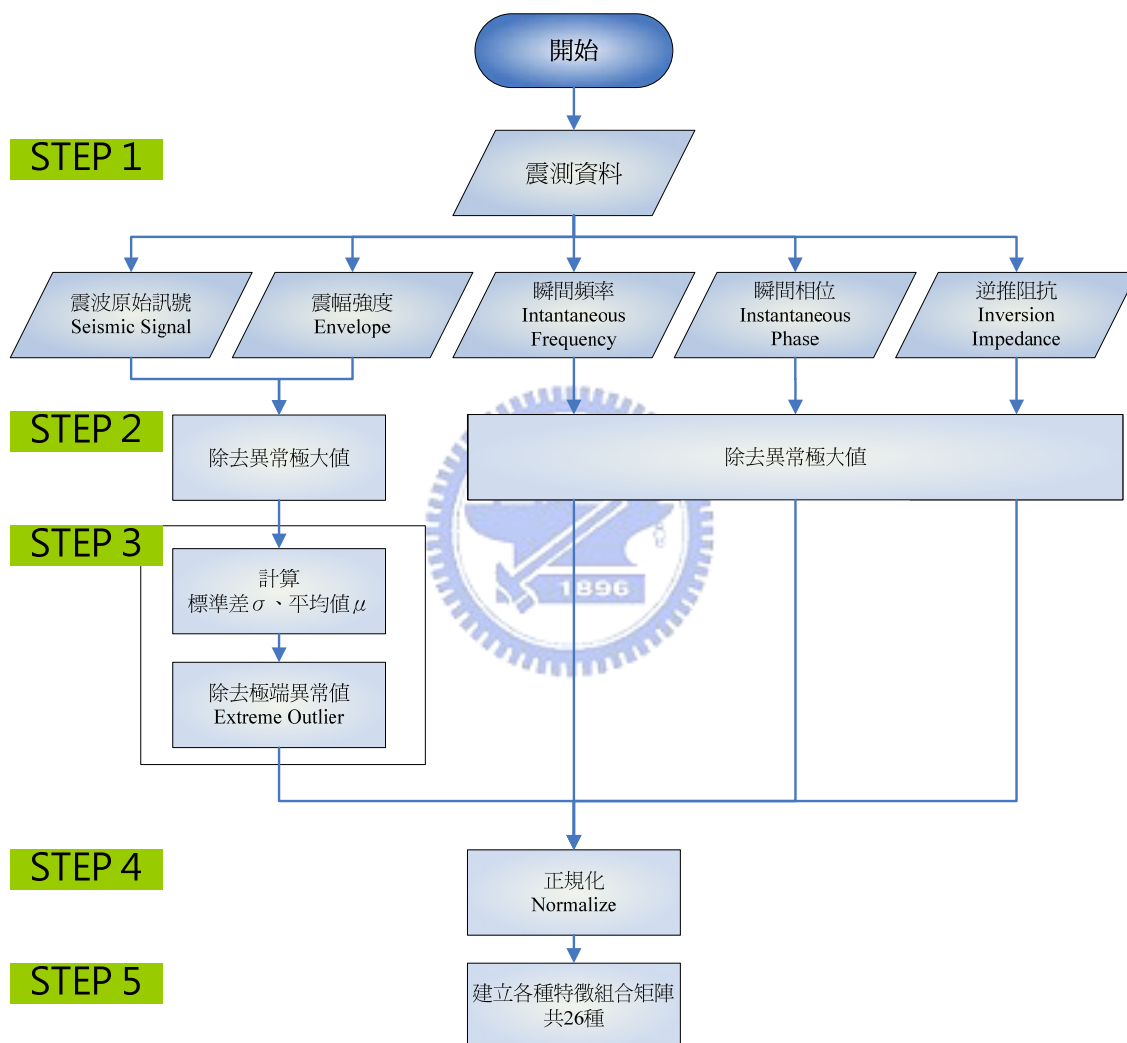


圖 3.3 前處理流程圖

STEP1 SEG-Y 檔案資料轉換

震測剖面圖資料處理的基本格式為 SEG-Y 格式，探採地球物理學會 (Society of Exploration Geophysicists, SEG)所制定，本研究建立於 Matlab 上，所有數學運算都在此平台上做處理，而 SEG-Y 的資料記錄資料的數據型式為 IBM32，和一般 PC 所使用的 IEEE 型式不同，故之間需要做一個轉換的程序，下圖為資料轉換示意圖。

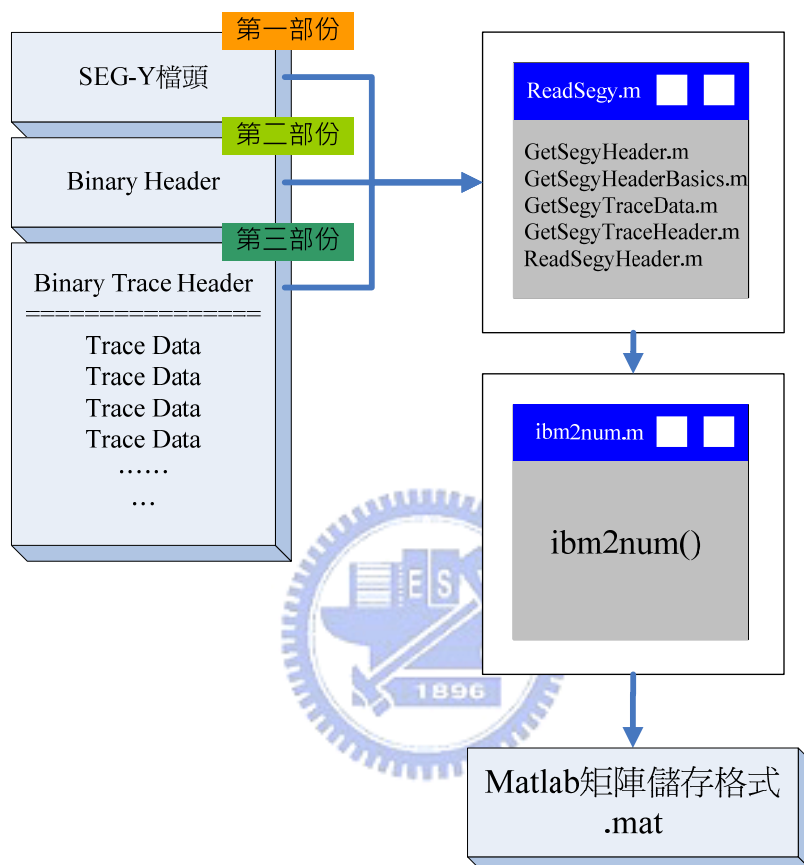


圖 3.4 資料轉換示意圖

在擷取檔案之前，我們必須先對 SEG-Y 格式有所了解，如圖左邊為一個 SEG-Y 檔案的檔案格式分成三部分，分別為 SEG-Y 檔頭、binary header、binary trace header:

1. 第一部份，首先 3200byte 以 EBCDIC 方式儲存的開頭描述，EBCDIC (Extended Code Decimal Interchange Code)，是美國 IBM 公司所制定的編碼系統，EBCDIC 碼的每一個字元是由 8 個位元所組成，共有 28 種組合，可以表示 256 個字元。此部分所記錄的資訊，如：檔案的名稱、檔案的儲存時間以及使用者想要對檔案紀錄的資訊。
2. 第二部份是 400byte 的 binary header 紀錄了檔案中描述的資訊內容的資料，如附錄一所示。
3. 第三部份，前 240byte 是每一條 trace 的 binary trace header，如：每一條 trace

的資料量大小及記錄每一條 trace 接收資料的頻率，如附錄二所示；而接下來是 trace data 也就是我們主要想得到的震測資料-R 值（反射係數），以 32-bit IBM floating point (IBM32)格式儲存其數值。

ReadSegy.m 用來取得.segy 檔中 Header、traceHeader 跟 traceData 的資料，包含測線編號、接收站數目、幾秒接收一次等數值，而其下 GetSegyHeader.m、GetSegyHeaderBasics.m、GetSegyTraceData.m、GetSegyTraceHeader.m、ReadSegyHeader.m，這些用來幫助 ReadSegy()函數根據 SEG-Y 檔的儲存格式來得到 Header、traceHeader 跟 traceData 的資料。

ibm2num.m 因為目前 PC 的儲存格式以 IEEE 的標準格式來儲存，電氣電子工程師協會 IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) 所制定的電腦標準 ASCII 格式，將原來使用 IBM32 儲存格式的 trace data 轉成 IEEE 才能得到正確的數值，為此以 ibm2num()函數來對 ReadSegy.m 所擷取出的數據做處理轉換，若不將值轉換直接讀取會造成數據錯誤，最後儲存成 MATLAB 的矩陣儲存格式.mat 檔。

STEP2 除去異常極大值

震測資料處理過程中，由於圖面資料點數目的龐大，動則上萬筆，處理人員可能因為處理過程中的疏漏而在圖面上留下一筆明顯異於其他資料點的極大值，如 9.532×10^{25} ，在所選取的五種特徵震測資料圖面上都有可能出現，若不將此類數值在訓練網路之前剔除，貿然將數據餵入，容易使網路權重更新時，突然變得很大，經過網路反覆疊代仍無法達到收斂，而提供的不佳的辨識結果。

本研究剔除異常極大值的方法為，找到異常極大值的資料點，以同一條 trace 下方的資料點代替，此方法根據地層的反射係數隨著深度變化為一個漸變的過程，上下資料點只差 0.004 秒的間隔，反射係數變化並不會太大，故以異常值的下方資料點取代。

STEP3 除去極端異常值

本步驟為針對震波原始訊號與震幅強度，此二項和油氣出現與否的相關度很高，偶爾會在圖面局部弱震幅的地區出現極大的震幅，純屬不合理現象，因為強震幅出現通常為叢生，而並非單一出現，故本研究計算整張圖面震幅的平均數 μ 與標準差 σ ，將平均值加減 3σ 以外的震波原始訊號與震幅強度，取代為平均值加減 3σ 。

if 震波原始訊號 $> \mu + 3\sigma$ ，震波原始訊號 = $\mu + 3\sigma$

if 震波原始訊號 $< \mu - 3\sigma$ ，震波原始訊號 = $\mu - 3\sigma$

STEP4 正規化

震測資料的值域分布範圍，會隨野地震波勘測、處理人員的不同而有不同的值域範圍，如：震幅強度（Envelope）的範圍介於+20 到-20 之間，而震波阻抗（Inversion Impedance）的範圍則介於 3,178,724 到 6,861,993 之間，為了降低各種環境因素對辨識結果的影響，我們採取一種在類神網路上廣泛使用的前處理方式正規化，意指將各特徵的最大值到最小值的分佈映射到 1 到 0 之間，將數據正規化後，任何一比震測資料經過四步驟的前處理都能當做網路輸入加以訓練或回想，正規化的數學計算如下式，以瞬間頻率為例：

$$\text{瞬間頻率}' = \frac{\text{瞬間頻率} - \min(\text{瞬間頻率})}{\max(\text{瞬間頻率}) - \min(\text{瞬間頻率})}$$

$$0 \leq \text{瞬間頻率}' \leq 1$$

STEP5 建立各種特徵組合矩陣

本研究所選取的五項特徵為亮點相關的特徵，根據研究目的第三項，為了測試出能提供最佳辨識率的特徵組合，本研究將測試五項特徵任何包含兩種特徵以上的組合，共 $C_5^5 + C_4^5 + C_3^5 + C_2^5 = 26$ 種，我們將經前四步驟處理完之震測資料分別依照 26 種不同的組合需求，儲存成 26 個 .mat 檔案以便後續網路訓練作業。

圖 3.5 建立特徵組合矩陣

本研究所選取的特徵如下：

1. 震波原始訊號(Seismic Signal)，以 S 代表
2. 震幅強度 (Envelope)，以 A 代表
3. 瞬間相位(Instantaneous Phase)，以 P 代表
4. 瞬時頻率(Instantaneous Frequency)，以 F 代表
5. 逆推阻抗(Inversion Impedance) ，以 I 代表

26 種特徵組合如表 3.1：

表 3.1 特徵組合表

	特徵組合		特徵組合		特徵組合		特徵組合
五個一組	SFAPI	四個一組	SFAP	三個一組	SAP	二個一組	SF
			SFAI		SAI		SA
			SFPI		SPI		SP
			SAPI		FAP		SI
			FAPI		FPI		FA
					FAI		FP
					API		FI
					SFA		AP
					SFI		AI
	SFP	PI					

第4章 倒傳遞網路

4.1 類神經網路介紹

類神經網路是以電腦來模擬人類腦神經細胞網路的科學，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，這樣的能力使得類神經網路成為機器學習中功能強大的演算技術。與人類大腦相同功能的三大重要特性：

- 1、學習(Learning)：適當的學習模式是類神經網路系統的基本條件，此功能讓類神經網路在動態環境中發揮功效，能夠模擬系統的行為或特性。
- 2、回想(Recall)：回想過程指網路受到輸入刺激後產生相對應的輸出值；類神經網路的效能與強健性，與其回想過程是否快速有效有關。
- 3、歸納推演(Generalization)：歸納推演法是從一個系統中局部觀察描述出其整體特性的過程。

類神經網路具有上述優越的特性，並不表示類神經網路適合於各種問題上，適用於一些傳統電腦或傳統模式處理成效不好，但人類卻可以輕鬆處理好的問題，即可嘗試使用類神經網路來處理，例如辨識問題、複雜的天氣問題等。

類神經網路(Neural Network)，起源於西元 1943 年由 Warren McCulloch 和 Walter Pitts 所共同描繪之第一個用於計算的神經元(Neuron)，並執行邏輯運算，開創了腦神經科學理論研究的時代，在 1957 年 Frank Rosenblatt 首先引用感知器(Perceptron)觀念來模擬大腦感知與學習的兩大能力[22]，類神經網路的發展首次出現學習之功能，但由於感知器結構上的限制，它無法產生複雜的邏輯運算為 Marvin Minsky 與 Seymour Papert 所詬病[23]，類神經網路理論的發展進入黑暗期(AI Winter)，自西元 1967 年至 1982 年。

但在這段黑暗期中仍有不少學者從事類神經網路的研究，此段期間陸續出現了 Teuvo Kohonen 所提出的自組織映射圖網路(SOM)、Stephen Grossberg 所提出的適應性共振理論網路 (ART) ...等。西元 1986 年 Rumelhart、Minton 和 Williams 推導出多層認知器 Multilayered Perceptron (MLP)，有效的解決了自西元 1960 年代以來主要類神經網路的監督式學習(Supervised Training)的障礙，為類神經網路奠定發展的基礎，也由於電腦運算速度的大幅提升，使得類神經網路計算速度增強而蓬勃發展至今。

類神經網路已經被訓練來執行許多複雜功能，其應用層面廣泛，如：系統識別(Identification)、分類(Classification)、系統控制與圖形辨識(Pattern Recognition)。不僅用於工程界，甚至廣泛運用至金融領域和教育領域。

1. 平行處理的特性

早期人工智慧平行處理的研究只集中在小程度的平行，而最近已朝向超大型方向進行。類神經網路是以動物的樹狀神經網路為藍本的設計，原本因平行技術未成熟而無法深入研究，現在因超大型平行處理的成熟及若干理論的發展，又成為人工智慧中最活躍的研究領域。

2. 容錯特性(fault Tolerance)

其在操作上具有很高之容忍度，整個神經網路都會參與解決問題之運作。如果輸入資料混雜少許雜訊干擾，仍然不影響其運作之正確。而且即使 10%的神經網路失效，仍能照常運作。

3. 結合式記憶的特性(Associative Memory)

其又稱為內容定址記憶(content addressable memory)，它可以記憶曾經訓練過的輸入樣式以及對應的理想輸出值。我們只要給予一部份的資料，便可以得到全部的資料並且可以容忍錯誤，就像人類只要看到某一部份的影像可以回憶起全部的影像，這便是結合式記憶的效果。

4. 解決最佳化問題(Optimization)

可用於處理非演算法表示的問題，或是以演算法處理很費時者。

5. 能處理一般演算法難以處理的問題

在非常大的推銷員問題中，為了增加效率起見，我們可利個個擊破(divide-and-conquer)的方法，來求得一條正確可走的路徑。這是用傳統的方法所以無法達到的。

6. 不需了解系統真正數學模型

不同於傳統需要分析輸出及輸入的數學關係，類神經網路不需要瞭解系統的數學模型為何，而直接以神經網路取代系統的模型，一樣可以得到輸入與輸出之間的關係。

4.2 探討亮點偵測之線性分割性

本研究初期採取線性可分割的類神經網路模式---感知器，於1957年Frank Rosenblatt所提出，是一種監督式的學習，為一種類神經網路中最簡易的網路型式，感知器結構如圖4.1所示，感知器網路中的每個神經元能將輸入的特徵向量畫分成兩個區域，簡單的說感知器能在N維的輸入特徵空間中找到N-1維的超平面(Hyperplane)，來將特徵向量分割成兩類，意指感知器的分類方式有限性可分割的限制，線性不可分割問題則無法處理，最簡單的例子如：典型互斥或(XOR)問題。

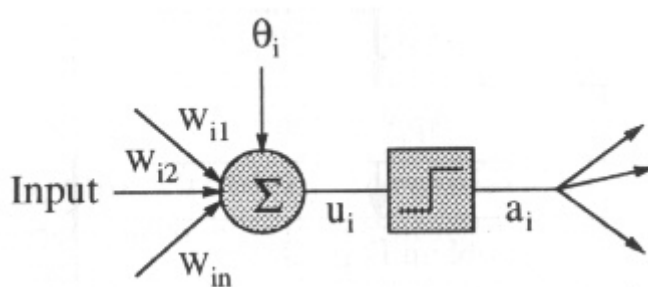


圖 4.1 感知器模型

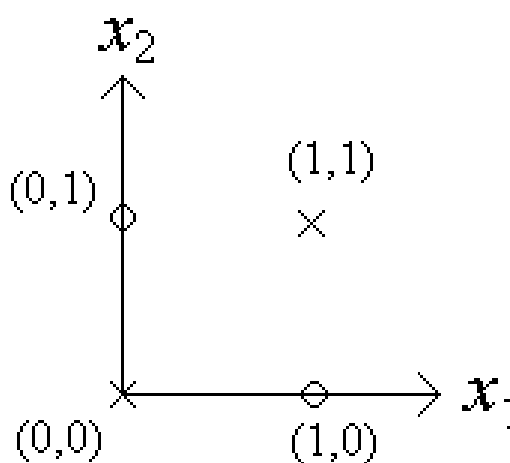


圖 4.2 exclusive or problem(XOR)

本研究將採用感知器(Perceptron)來試驗油氣儲集層亮點偵測問題是否為一種線性可分割的問題，為了說明的方便性，我們選取前一章節所提出的亮點相關特徵中較為重要的三項:震波原始訊號(S)、瞬間頻率(F)、震幅強度(A)，於空間向量中展示。至於感知器的訓練我們也採用上述的三項特徵向量去訓練。

如圖 4.3 所見，由震波原始訊號、瞬間頻率、瞬間震幅夠成的空間中，紅色部分為專家所定義為亮點，藍色為非亮點，中間網格狀灰色部分為感知器訓練完畢後的決策邊界，法向量所指的正半空間為亮點區，另外負半空間為非亮點區，由圖面上可知處理線性可分割問題的感知器尚能分類亮點與非亮點，但仍有部分無法，如圖 4.3 上黃色圓圈中所見原為亮點卻被誤認為非亮點而產生的型 I 誤差，或如圖 4.4 上原為非亮點卻被誤判為亮點而產生的型 II 誤差(又稱為雜訊)。

故由此可知，亮點偵測雖尚可用線性可分割的感知器來分類，但將問題簡化為線性可分割的結果就是犧牲部份的辨識率，為此，本研究將採取應用廣泛的倒傳遞路藉以解決線性不可分割問題。



圖 4.3 線性不可分割圖(a)

圖 4.4 線性不可分割圖(b)

4.3 倒傳遞網路介紹

為了解決感知器無法解決線性不可分類的限制，80 年代 Rumelhart 和 McClelland 與幾位學者共同開發多層的感知器去解除限制[24]。而多層感知器中權重值的調整(或稱學習法則)則是採用倒傳遞演算法(Back-propagation)，係利用最陡梯度法(Steepest Descent)以性能指標(Performance)最大負梯度的方向更改網路權重，故傳統倒傳遞網路又稱 SDBP(Steepest Descent Back-propagation)，接下來以三層網路(I-J-K，包含一隱藏層)為例，來介紹倒傳遞網路演算法。

倒傳遞網路演算法為一種解決最佳化問題的演算方法，而既然名為最佳化，就是需要一個用以衡量網路輸出結果為最佳的標準，於是我們將此標準就當作性能指標(Performance)以大寫 E 表示，當結果輸出為良好時性能指標將會很小，而輸出結果較差時指標將會變大，而倒傳遞網路一連串的迭代即是將此性能指標降到最低。

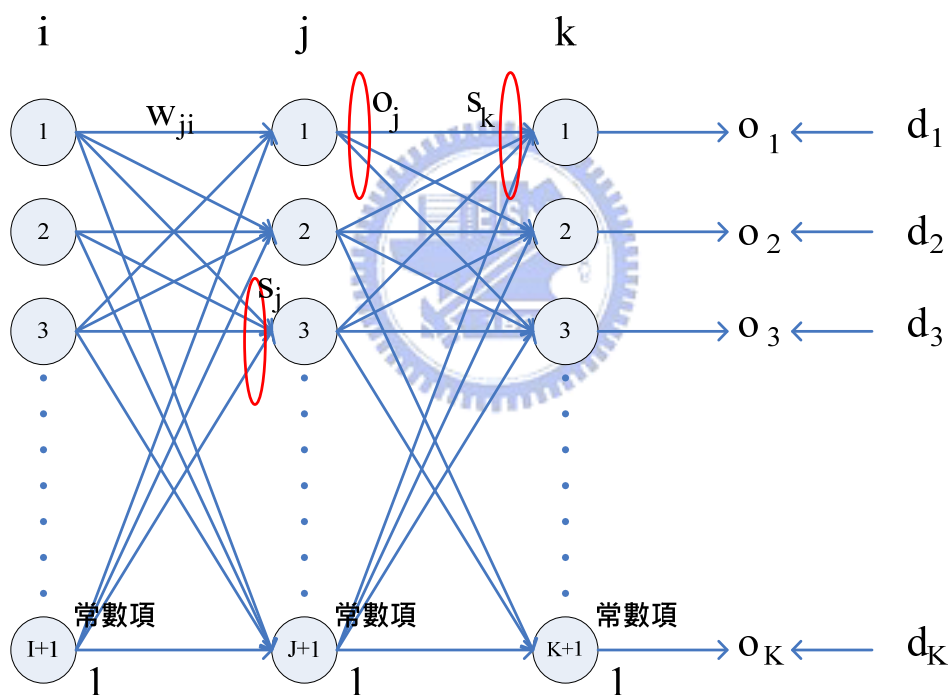


圖 4.5 傳統倒傳遞網路模型[25]

$E = \text{SSE}(\text{Sum Square Error}) = \sum_{k=1}^K (d_k - o_k)^2$ =性能指標

d_k 為目標輸出，也就是期望的正確答案

o_k 為網路輸出

(1)性能指標建立完畢後即可開始由隱藏層倒傳遞至輸入層更改網路權重：

$$s_j = \sum_{i=1}^{I+1} w_{ji} o_i$$

$$o_j = f(s_j)$$

$$\Delta w_{ji} = w_{ji}(t+1) - w_{ji}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial s_j} \frac{\partial s_j}{\partial w_{ji}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial s_j} \frac{\partial s_j}{\partial w_{ji}}$$

$$= -\eta \frac{\partial E}{\partial o_j} f'_j(s_j) o_i$$

$$i=1,2,3,\dots,I$$

$$j=1,2,3,\dots,J$$

$$\frac{\partial E}{\partial o_j} = \frac{\partial E}{\partial s_1} \frac{\partial s_1}{\partial o_j} + \frac{\partial E}{\partial s_2} \frac{\partial s_2}{\partial o_j} + \dots + \frac{\partial E}{\partial s_K} \frac{\partial s_K}{\partial o_j}$$

$$= \frac{\partial E}{\partial o_1} \frac{\partial o_1}{\partial s_1} \frac{\partial s_1}{\partial o_j} + \frac{\partial E}{\partial o_2} \frac{\partial o_2}{\partial s_2} \frac{\partial s_2}{\partial o_j} + \dots + \frac{\partial E}{\partial o_K} \frac{\partial o_K}{\partial s_K} \frac{\partial s_K}{\partial o_j}$$

$$= -2(d_1 - o_1) f'_1(s_1) w_{1j} - 2(d_2 - o_2) f'_2(s_2) w_{2j} - \dots - 2(d_K - o_K) f'_K(s_K) w_{Kj}$$

$$= -2 \sum_{k=1}^K [(d_k - o_k) f'_k(s_k)] w_{Kj}$$

(2)接著由輸出層倒傳遞至隱藏層更改網路權重：

$$s_k = \sum_{j=1}^{J+1} w_{kj} o_j$$

$$o_j = f(s_k)$$

η : 收斂係數、學習率 ($0 < \eta < 1$)

$$\Delta w_{kj} = w_{kj}(t+1) - w_{kj}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial s_k} \frac{\partial s_k}{\partial w_{kj}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial o_k} \frac{\partial o_k}{\partial s_k} \frac{\partial s_k}{\partial w_{kj}}$$

$$= -\eta (-2(d_k - o_k)) f'_k(s_k) o_j = 2\eta (d_k - o_k) f'_k(s_k) o_j$$

$$k=1,2,3,\dots,K$$

$$j=1,2,3,\dots,J$$

4.4 傳統倒傳遞網路之缺點

但將傳統倒傳遞網路實地運用在問題解決上時，恐怕是個耗時的演算方法，原因乃傳統倒傳遞網路所使用的更新權重方式為最陡坡降法，使用此方法在每次迭代過程中找尋下一個更新方向時缺乏效率且耗時，如圖 4.6，圖中十字所指為全域極小值，而傳統到傳的網路收斂時卻容易落入了局部極小值，且漫無目的的找尋更新方向容易落入局部極小值，造成網路誤認為已經收斂而結束，或已達所設定的訓練次數，但所找到的最佳解並非全域極小值而是局部極小值，圖 4.7 為各種網路權重逐步收斂至全域極小值的過程，每個小圓圈代表網路經一個 iteration 迭代後的權重值，左邊為傳統倒傳遞網路 (SDBP)，可看到經過多次的迭代(連續的圓圈)才收斂完畢，而共軛倒傳遞網路(CGBP)每個 iteration 的更新方向朝上次方向的共軛方向(2D 上為正交方向)去更新，三次就達到全域極小值，而 Levenberg Marquardt 倒傳遞網路(LMBP)則需要四次，稍多於共軛倒傳遞網路。所以如何提高倒傳遞網路的收斂速度成為大家研究焦點[11][12]。

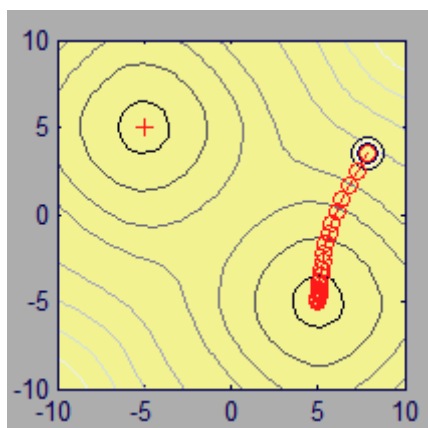


圖 4.6 傳統倒傳遞網路收斂圖

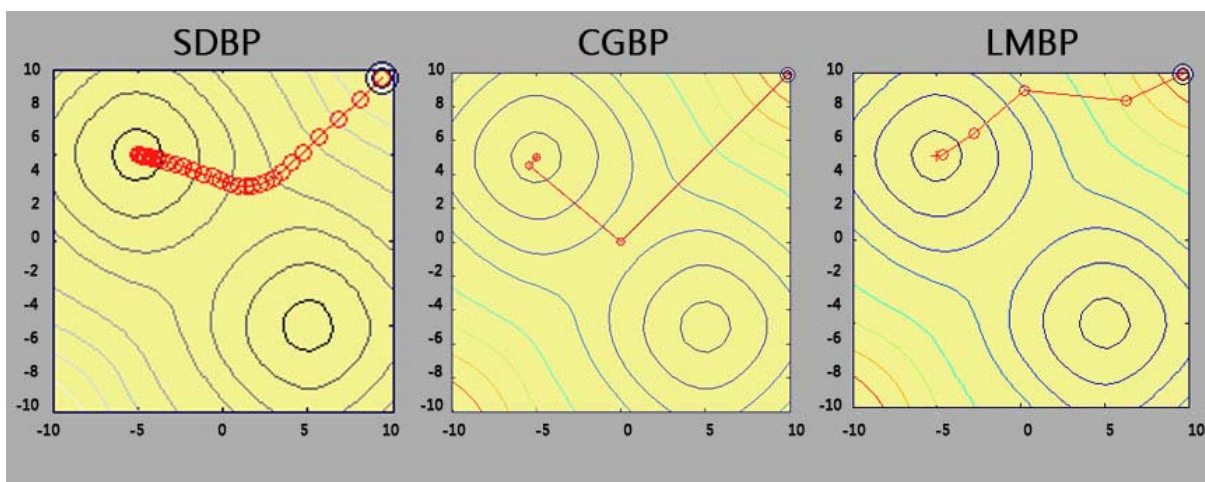


圖 4.7 各類倒傳遞網路收斂圖

此外一般所提出的改善 SDBP 的方法有兩類: 啟發式的改進、數值最佳化[11]

一、啟發式改進

1. 動量式倒傳遞網路(Momentum Back-propagation, MOBP)

網路收斂的軌跡來回震盪，若能平滑軌跡振盪，增加有效搜尋更新網路權重的方向，減少無謂的振盪擺動就能提高收斂性，即是使用一個濾波器來幫助減少振盪數目，而不改變權重變化時的平均值。

$$\Delta w_{ji}(t) = \gamma \Delta w_{ji}(t-1) + (1-\gamma)\eta \Delta w_{ji}(t)_j$$

γ : 動量係數($0 < \gamma < 1$)

η : 收斂係數、學習率($0 < \eta < 1$)

由於權重更新時採用了動量項，使得演算法穩定的情況下可以使用較高的收斂係數加速收斂，MOBP 的另一個特徵是收斂的軌跡方向漸漸一致後，會加速收斂。

2. 可變學習率倒傳遞網路(Variable Learning Rate Back-propagation, VLBP)

收斂係數 η 的大小會影響收斂速度的快慢， η 太小收斂速度慢，太大則快速但有機會變過度修正，故更新權重需要一個時而快速時而緩慢的收斂係數，透過改變收斂係數來提高收斂效率，其規則如:

(1) 若性能指標在一個 iteration 迭代後增加了，且超過某個百分比 ζ ，則權重更新取消，學習率被乘上一個因子 ρ ($0 < \rho < 1$)。

(2) 若性能指標在一個 iteration 迭代後減少了，則權重更新將繼續，學習率被乘上一個因子 σ ($\sigma > 1$)。

(3) 若性能指標在一個 iteration 迭代後增加了，但未超過百分比 ζ ，則學習率保持不變。

二、數值最佳化

1. 共軛梯度倒傳遞網路(Conjugate Gradient Back-propagation, CGBP)

基本演算法為共軛梯度演算法，將在章節 4.5 介紹。

2. LevenbergMarquardt 倒傳遞網路(LMBP)

基本演算法為牛頓法，將在 4.6 介紹。

4.5 共軛倒傳遞網路介紹

傳統倒傳遞網路為最陡梯度法(Gradient Decent)，每次疊代中網路權重值會朝著性能函數(Performance Function)的最大負梯度方向移動，但若只是單純使用這個方法去搜尋，時常會出現結果落入局部極小值或發散的情形，且訓練過程緩慢搜尋較沒效率，共軛梯度法意指每次權重更新的方向會為共軛(2D 上為正交)，使用共軛梯度法可以快速收斂與避開落入極小值的風險[11]。

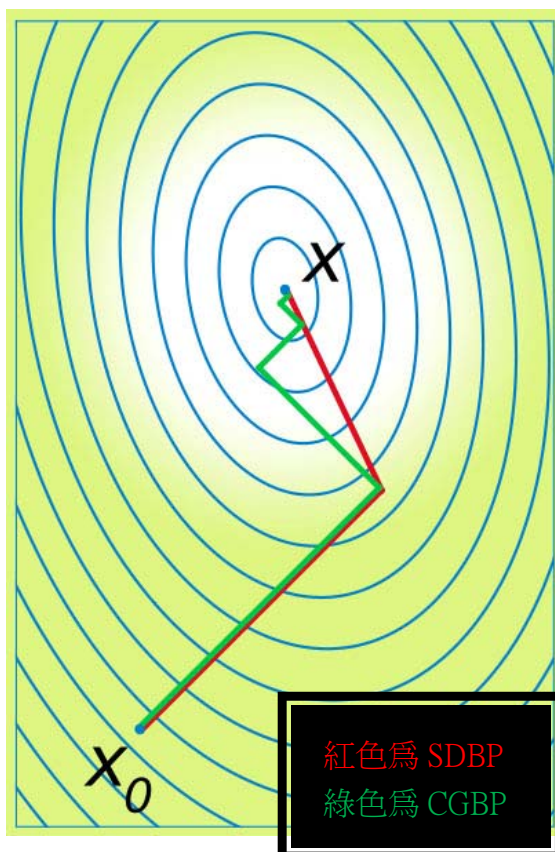


圖 4.8 SDBP 與 CGBP 收斂路徑比較圖

傳統倒傳遞網路更新方式：

$$W_{k+1} = W_k + \alpha_k P_k \quad \alpha_k: \text{學習率}$$

$$P_k = -g_k$$

$$g_k \equiv \nabla E(w)|_{w=w_k}$$

而共軛梯度法為傳統倒傳遞的變形

假設任何性能指標 $E(x)$ 為一個二次函數，可表示為

$$E(w) = \frac{1}{2} w^T A w + d w + c$$

$$\nabla E(w) = g_k = A w + d \quad \text{此為梯度}$$

$$\nabla^2 E(w) = A = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2}{\partial x_1^2} E(w) & \frac{\partial^2}{\partial w_1 \partial w_2} E(w) & \dots & \frac{\partial^2}{\partial x_1 \partial x_n} E(w) \\ \frac{\partial^2}{\partial w_2 \partial w_1} E(w) & \frac{\partial^2}{\partial w_2^2} E(w) & \dots & \frac{\partial^2}{\partial w_2 \partial w_n} E(w) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2}{\partial w_n \partial w_1} E(w) & \frac{\partial^2}{\partial w_n \partial w_2} E(w) & \dots & \frac{\partial^2}{\partial w_n^2} E(w) \end{bmatrix} \quad \text{此為赫森矩陣}$$

因為共軛若且為若

$$p_k^T A p_j = 0, \quad k \neq j$$

指一個向量集合 $\{p_k\}$ 對於一個赫森矩陣 A 相互共軛

取得一個赫森矩陣(Hessian)

第一次搜尋方向和傳統方式一樣，為性能函數的負梯度方向

$$P_0 = -g_0$$

$$g_k \equiv \nabla F(w)|_{w=w_k}$$

搜尋方向不再像傳統負梯度的方向，為一種隨著每次疊代的共軛梯度的方向

$$W_{k+1} = W_k + \alpha_k P_k$$

α_k : 為一個變動的學習率，決定方式為 $\alpha_k = -\frac{g_k^T p_{k-1}}{p_{k-1}^T A p_{k-1}}$

$$P_k = -g_k + \beta_k P_{k-1}$$

更新共軛梯度的參數 β_k 採用 Fletcher Reeve 法，定義為:

$$\beta_k = \frac{g_k^T g_k}{g_{k-1}^T g_{k-1}}$$

為一目前梯度平方與先前梯度平方的比值。

4.6 Levenberg-Marquardt 倒傳遞網路介紹

LM 演算法是一種利用標準的數值優化技術的快速演算法，它與擬牛頓法一樣不需要計算赫森矩陣，而是利用下式進行估算[11]：

依照牛頓法定義，

$$w_k = w_{k-1} - A_{k-1}^{-1} g_k$$

$$\text{其中 } g_k = \nabla E(w) \quad , \quad A = \nabla^2 E(w)$$

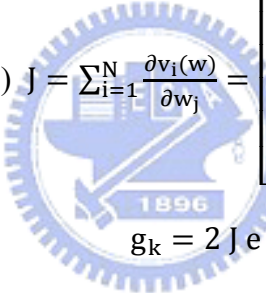
假設性能指標 $E(x)$ 為平方函數之和

$$E(w) = \sum_{i=1}^N v_i^2(w) = v^T(w)v(w) \quad , \quad v(w) = (d_i - o_i) = e$$

梯度利用下式計算：

$$g_k = \nabla E(w) = \frac{\partial E(w)}{\partial w} = 2 \sum_{i=1}^N v_i(w) \frac{\partial v_i(w)}{\partial w_j} = 2 v_i(w) \sum_{i=1}^N \frac{\partial v_i(w)}{\partial w_j}$$

雅可比矩陣(Jacobian Matrices) $J = \sum_{i=1}^N \frac{\partial v_i(w)}{\partial w_j} =$



$$= \begin{bmatrix} \frac{\partial v_1(w)}{\partial w_1} & \frac{\partial v_1(w)}{\partial w_2} & \cdots & \frac{\partial v_1(w)}{\partial w_n} \\ \frac{\partial v_2(w)}{\partial w_1} & \frac{\partial v_2(w)}{\partial w_2} & \cdots & \frac{\partial v_2(w)}{\partial w_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial v_N(w)}{\partial w_1} & \frac{\partial v_N(w)}{\partial w_2} & \cdots & \frac{\partial v_N(w)}{\partial w_n} \end{bmatrix}$$

$$g_k = 2 J e$$

則赫森矩陣為：

$$A = 2 J J$$

式中， J 為 Jacobian 矩陣，包括網路誤差項相對於權重和域值的一階微分， e 為網路的誤差項。Jacobian 矩陣可以利用標準的 BP 演算法得出，這比直接計算赫森矩陣簡單得多。L-M 演算法的反覆運算式為：

$$\begin{aligned} w_k &= w_{k-1} - [2 J^T(x_k) J(x_k) + \mu I]^{-1} 2 J^T(x_k) v(x_k) \\ &= w_{k-1} - [J^T(x_k) J(x_k) + \mu I]^{-1} J^T(x_k) v(x_k) \end{aligned}$$

如果比例係數 $\mu=0$ ，則為牛頓法，如果 μ 取值很大，則接近梯度下降法，每反覆運算成功一步，則 μ 減小一些，這樣在接近誤差目標的時候，逐漸與牛頓法相似。牛頓法在接近誤差的最小值的時候，計算速度更快，精度也更高。許多研究已證明，採用甚至該方法可以較原來的梯度下降法提高速度幾十甚至上百倍。

第5章 網路測試

5.1 網路測試流程介紹

測試流程如圖 5.1 所示共分成五個步驟，如下：

- STEP 1 震測剖面圖資蒐集完畢後先經第三章所提出的特徵抽取與前處理方式，將震測剖面圖資依照訓練組和測試組分成兩類處理，並定義兩組的應出現亮點的正確答案(二元圖)。
- STEP 2 類神經網路設計，共分成四：三層 BPCG、三層 BPLM、四層 BPCG、四層 BPLM。
- STEP 3 將訓練組資料帶入已設計完畢之網路以訓練網路並輸出網路。
- STEP 4 將測試組資料帶入所輸出的網路，最後輸出亮點辨識結果圖(二元圖)。
- STEP 5 根據特徵抽取及前處理時所定義的測試組亮點辨識正確答案來計算亮點辨識結果圖的各項辨識率。

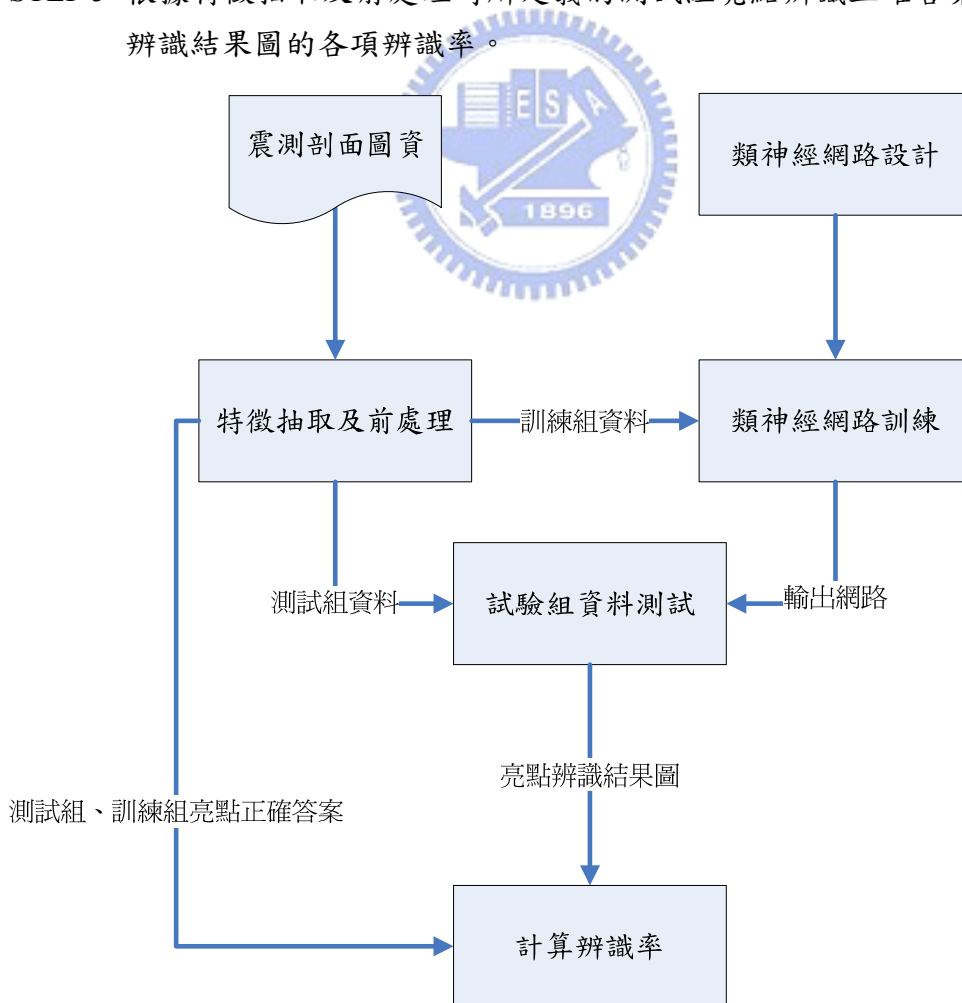


圖 5.1 測試流程圖

5.2 震測資料介紹

在震測資料解釋人員解釋之前，震測剖面圖要經過一連串震測資料處理的程序，將野地蒐集來的原始資料經地球物理相關分析與訊號處理，最後才將處理完畢的震測圖資交由震測資料解釋，資料解釋的精準度往往取決於資料處理的優劣，故用以代替震測資料解釋人員的類神經網路訓練也需要處理程序較好震測圖資加以訓練，本研究將蒐集震測資料處理較為完美之圖資，用於類神經網路訓練與測試，期望達到較優良的亮點偵測結果。

本研究經訪談後所蒐集到震測資料處理過程較為優質的測線資料，共四條：

官田氣田

1. 隆田測線:當作本研究主要訓練組資料，屬官田氣田。
2. 官田測線:當作本研究主要測試組資料，用以測試官田氣田用於網路訓練結果，和隆田測線屬同一氣田。

新營氣田

3. 新營 A:當作本研究次要測試組資料，用以測試其他區域測線是否適用本亮點偵測法，詳細介紹於 6.4 節。
4. 新營 B:未使用。

針對較主要的兩條訓練組與測試組資料做介紹，台灣油氣蘊藏與生產大多集中在竹苗等北部地區，然而對於南部的探測工作，一直未曾停歇。震測資料解釋員由震測剖面圖中發現，在隆田構造淺部二重溪層構造高區有震幅增強、頻率變低之異常現象，可能有油氣存在之可能性，於民國 93 年間，先後打井並電測所推測油氣的是否存在，證實井二重溪層中之 696 公尺~705 公尺(稱第 1 產氣層)及 846 公尺~852 公尺(稱第 2 產氣層)有良好的含氣砂層值得進一步測試，經地層測驗結果，天然氣含量豐富，含量高達 99%以上具有開採價值，因此將台南縣的隆田構造命名為「官田氣田」[26][27]。

官田氣田所包含的測線相關位置圖如下圖 5.2 所示(俯視)，隆田測線(訓練組)為縱向分佈，官田測線(測試組)為橫向分佈，兩者相交地區為發現由氣所在之位置，故兩條測線在目標位置同樣具有雙產氣層的現象。

圖 5.2 官田、隆田測線俯視圖

但一張完整震測剖面圖所擁有之資料點之大恐怕使網路訓練過程變得耗時、無效率，一張震測剖面圖有數十萬個資料點，而為亮點的資料點只有六到八百個，所以我們將只擷取部分資料點做為訓練與測試之樣本點，參考表 5.1，以類神經網路訓練角度，隆田測線提供 17500 個訓練樣本，其中亮點樣本數為 879(5.12%)，非亮點樣本數 =16603(94.88%)，官田測線提供了 15000 個測試樣本，其中亮點樣本數為 600(4.00%)，非亮點樣本數為 14400(96.00%)。

表 5.1 擷取測線基本資料

測線	隆田測線(訓練組)			官田測線(測試組)		
	列	行	列*行	列	行	列*行
原始圖 資料點數	502	1302	653,604	501	371	185,871
擷取之 樣本點數	100 [151~250]	175 [800~974]	17,500	100 [151~250]	150 [20~169]	15,000
	樣本點數		佔總樣本比例	樣本點數		佔總樣本比例
亮點	897		5.12%	600		4.00%
非亮點	16603		94.88%	14400		96.00%

以下圖 5.3 與圖 5.4 分別為所擷取之隆田測線與官田測線之震測剖面圖。

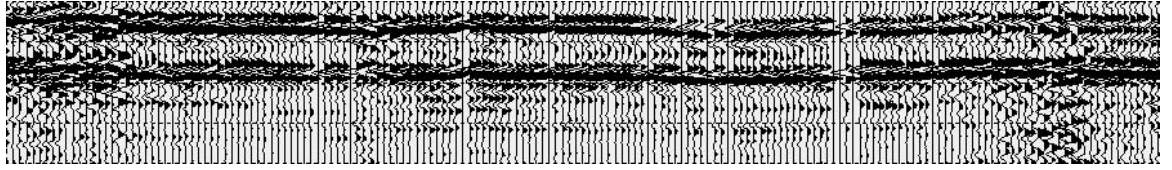


圖 5.3 隆田測線(訓練組)震測剖面圖

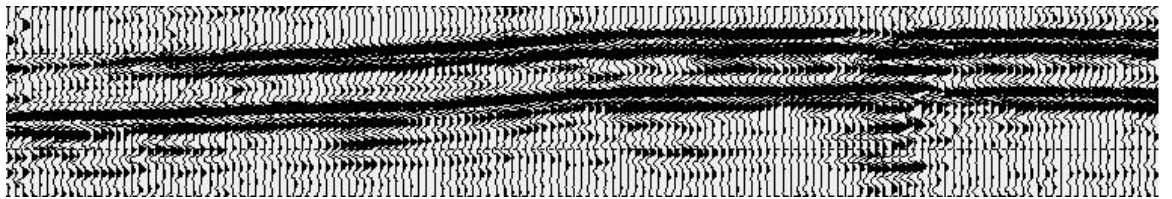


圖 5.4 官田測線(訓練組)震測剖面圖

5.2.1 震測資料亮點正確答案定義

震測資料亮點正確答案之定義精準與否，將會進一步影響到網路的訓練，若在本階段不精準定義將會使後續的網路失敗，等同於拿錯的資料訓練網路，並且使辨識結果輸出不正確的亮點，此外也會影響亮點辨識率的計算，故此部分我們將採用專家訪談的方式，由震測資料解釋人員根據先前本研究所蒐集的圖資定義亮點。

以下圖 5.5 與圖 5.6 為本研究所定義的亮點二元圖，二元圖中黑色部分為亮點，以數字 1 代表，白色部分為非亮點，以數字 0 代表。

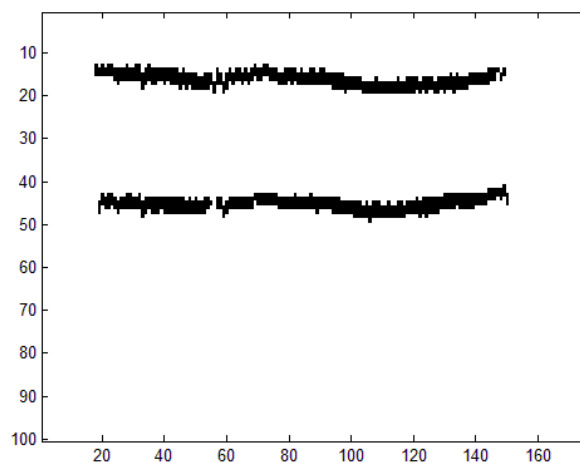


圖 5.5 隆田測線(訓練組)亮點二元圖，亮點共佔 897/17,500

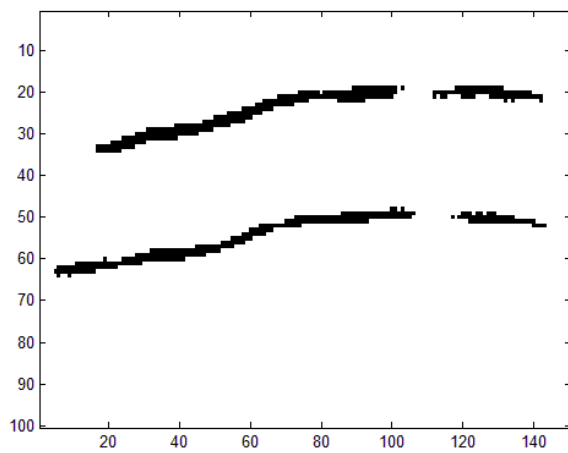


圖 5.6 官田測線(測試組)亮點二元圖，亮點共佔 600/15,000



5.3 倒傳遞網路設計

5.3.1 三層網路

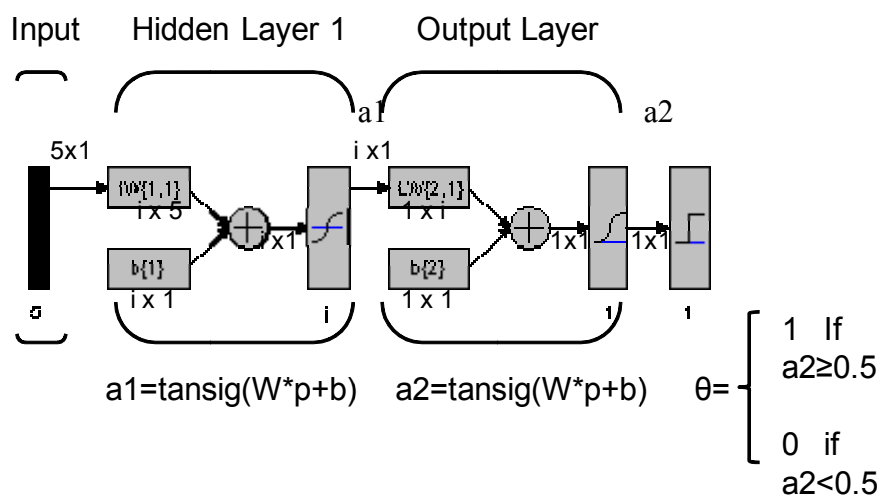


圖 5.7 三層網路模型

三層網路其中包含一層輸入層、一層隱藏層、一層輸出層，為一個 5-i-1(i=1~15)的網路型式。

輸入層

每個訓練樣本點輸入都為一個含有五元素之特徵向量

隱藏層

為了測試出三層網路最佳隱藏層中神經元數，本研究設定隱藏層的神經元數 i 為一變數， $i=1\sim 15$ ，由 $i=1$ 開始，網路訓練完畢便往上遞增 1，輸入特徵向量乘上隱藏層網路權重加上常數項 b ，帶入作用函數(活化函數)雙曲正切 S 形函數(Tansig)，使網路鍵結的權重值對於隱藏層的輸出有增加或是抑制的作用。

輸出層

隱藏層輸出 a_1 乘上輸出層網路權重加上常數項 b ，帶入作用函數對數 S 形函數(Logsig)，能使輸出層的輸出的值域分佈在 0 到 1 之間，意指越接近 1 亮點可能性越大，越接近 0 非亮點可能性越大。

閾值

辨識結果的輸出仍要以二元圖表示，故對網路隱藏層的輸出 a_2 以 0.5 做為一個閾值，輸出非 0 即 1。

5.3.2 四層網路

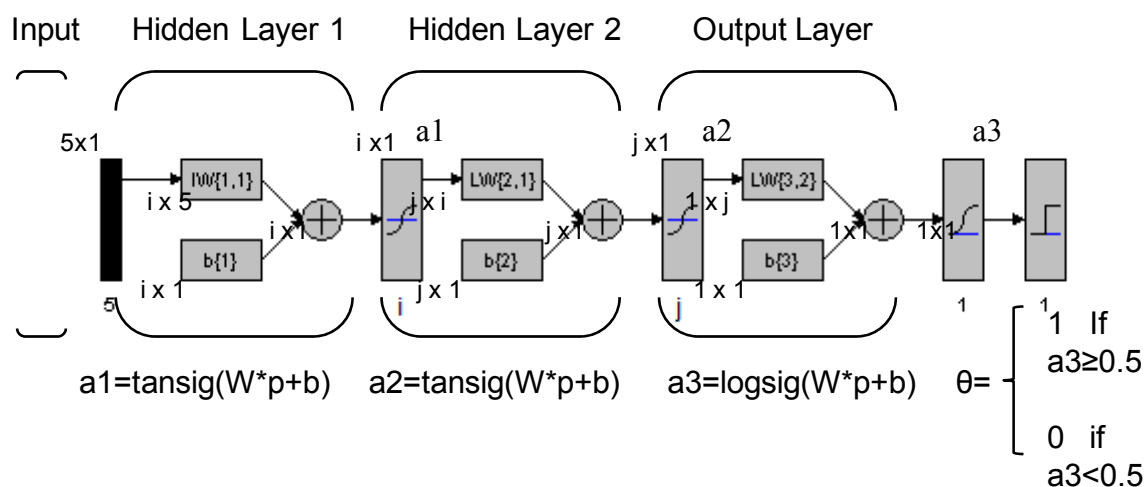


圖 5.8 四層網路模型

四層網路其中包含一層輸入層、二層隱藏層、一層輸出層，為一個 $5-i-j-1$ ($i=1 \sim 15, j=1 \sim 15$) 的網路型式。

輸入層

每個訓練樣本點輸入都為一個含有五元素之特徵向量

隱藏層

為了測試出四層網路最佳隱藏層中神經元數，本研究設定第一隱藏層的神經元數 i 為一變數， $i=1 \sim 15$ ，由 $i=1$ 開始，網路訓練完畢便往上遞增 1，同理第二隱藏層的神經元數 j ，輸入特徵向量乘上隱藏層網路權重加上常數項 b ，帶入作用函數(活化函數)雙曲正切 S 形函數(Tansig)，使網路鍵結的權重值對於隱藏層的輸出有增加或是抑制的作用。

輸出層

隱藏層輸出 a_3 乘上輸出層網路權重加上常數項 b ，帶入作用函數對數 S 形函數(Logsig)，能使輸出層的輸出的值域分佈在 0 到 1 之間，意指越接近 1 亮點可能性越大，越接近 0 非亮點可能性越大。

閾值

辨識結果的輸出仍要以二元圖表示，故對網路隱藏層的輸出 a_2 以 0.5 做為一個閾值，輸出非 0 即 1。

5.3.3 小結

綜合以上，本研究將試驗之網路總數統計：

表 5.2 網路總數統計

測試名稱	特徵組合	隱藏層 1	隱藏層 2	總訓練組數
CGBP 三層網路測試	26	15	無	390
LMBP 三層網路測試	26	15	無	390
CGBP 四層網路測試	26	15	15	5850
LMBP 四層網路測試	26	15	15	5850
合計				12480



5.4 計算辨識率

網路訓練完畢後，將給予一張測試組資料輸入以測試所訓練之特徵組合與隱藏層神經元數的搭配是否能提供好的辨識率，我們針對亮點辨識結果做辨識率的計算，計算方法如下：

1、總辨識率

將測試組資料輸入網路後，辨識結果輸出和正確答案相符的點數佔總目標輸出點數的百分比。可以下式表示：

$$\text{總辨識率} = \frac{\text{辨識結果和正確答案相符點數}}{\text{總點數}}$$

2、型一誤差(Type I error)

若只計算總辨識率，恐有誤導之虞，因為測試組資料亮點所佔總資料點數約在 4% 左右，完全無法辨識出的亮點且無雜訊的產生，總辨識率也至少會有 96%，若稍為有雜訊也仍有約 90% 的辨識率，故我們需要再進一步計算型一與型二誤差。

本研究的虛無假設 H_0 =震測剖面圖上有亮點，則型一誤差即為「正確答案顯示有亮點的情況下而辨識結果輸出無亮點的機率」，可以下式表示：

$$\begin{aligned}\alpha\text{-risk} = P(\text{Type I error}) &= \frac{P(\text{辨識結果無亮點} \cap \text{正確答案有亮點})}{P(\text{正確答案有亮點})} * 100\% \\ &= P(\text{辨識結果} 0 \mid \text{正確答案為} 1) * 100\%\end{aligned}$$

$$P(\text{正確答案有亮點}) = 600 / (100 * 150) = 4\%$$

3、型二誤差(Type II error)

本研究的對立假設 H_1 =震測剖面圖上無亮點，則型二誤差即為「正確答案顯示無亮點的情況下而辨識結果輸出有亮點的機率」，一般認知為「雜訊」，可以下式表示：

$$\begin{aligned}\beta\text{-risk} = P(\text{Type II error}) &= \frac{P(\text{辨識結果有油氣} \cap \text{正確答案無亮點})}{P(\text{正確答案無亮點})} * 100\% \\ &= P(\text{辨識結果為} 1 \mid \text{正確答案為} 0) * 100\%\end{aligned}$$

$$P(\text{正確答案無亮點}) = 1 - 600 / (100 * 150) = 96\%$$

表 5.3 型一及型二誤差表

正確答案 \ 辨識結果	1	0
0	型一誤差	
1		型二誤差

圖 5.9 上圓圈所在位置為正確答案上，虛線所對應為辨識結果，型一誤差為正確答案有亮點而辨識結果無亮點，型二誤差為正確答案無亮點而辨識結果有亮點。

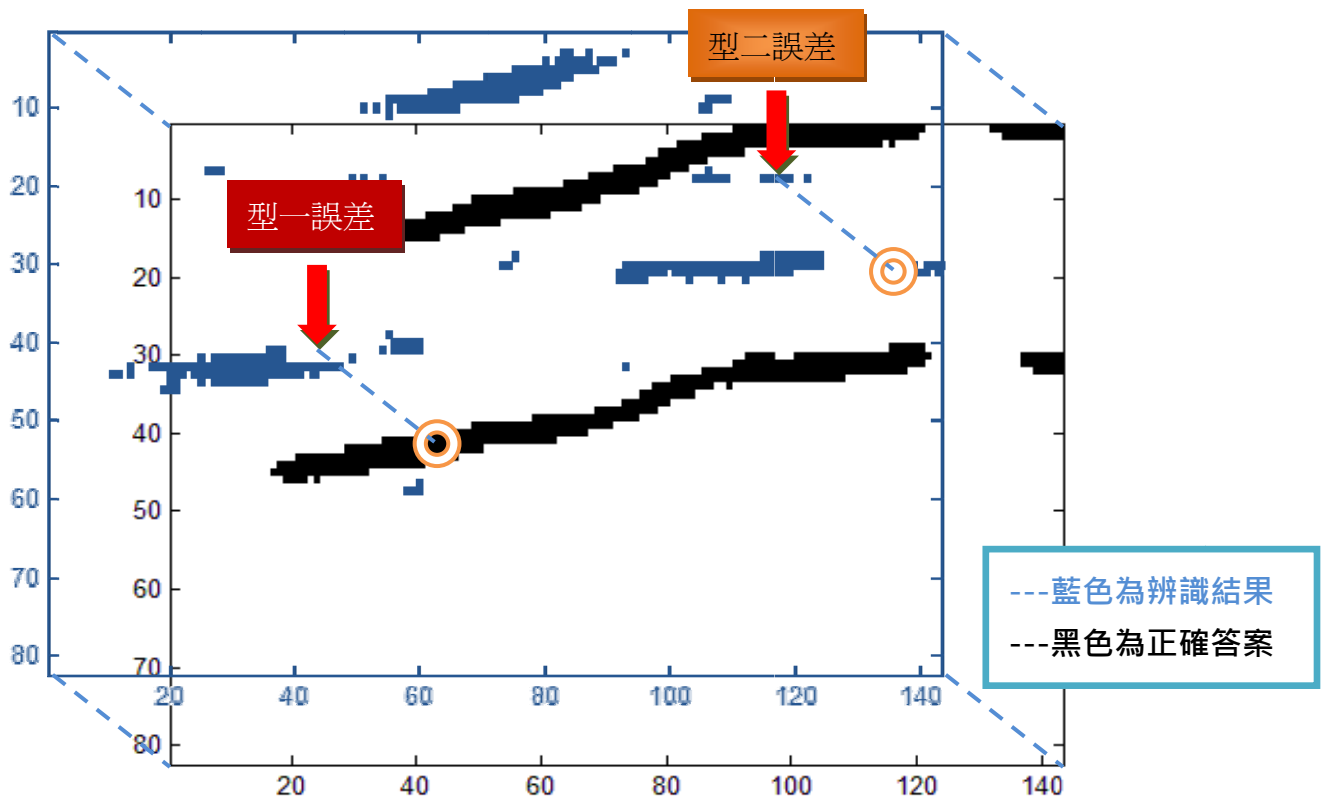


圖 5.9 型 I 及型 II 誤差示意圖

5.5 辨識結果的數據記錄

訓練完畢之數據，可供查詢之用，由左到右欄位分別為，附錄三提供最佳辨識結果四層 CGBP 的辨識結果記錄：

1. 1st 隱藏層：第一隱藏層神經元數
2. 2nd 隱藏層：第二隱藏層神經元數
3. 總辨識率
4. **typeI**: 型一誤差
5. **typeII**: 型二誤差
6. **elapse(s)**: 總訓練時間
7. **Dir(PERF)**: 輸出網路收斂圖儲存路徑(超連結)
8. **Dir(OUT)**: 輸出辨識結果圖儲存路徑(超連結)

表 5.4 辨識結果數據記錄表(範例)

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse(s)	Dir(PERF)	Dir(OUT)
1	1	96.97%	70.00%	0.24%	11.65771	C:\Users...	C:\Users...
1	2	96.00%	100.00%	0.00%	10.58604	C:\Users...	C:\Users...
1	3	97.92%	32.67%	0.81%	32.44832	C:\Users...	C:\Users...
1	4	97.93%	32.33%	0.81%	32.58671	C:\Users...	C:\Users...
1	5	95.59%	100.00%	0.43%	13.87006	C:\Users...	C:\Users...
1	6	98.73%	6.33%	1.06%	13.64713	C:\Users...	C:\Users...
2	1	96.00%	100.00%	0.00%	10.90915	C:\Users...	C:\Users...
2	2	98.01%	22.33%	1.15%	31.72894	C:\Users...	C:\Users...
2	3	98.45%	14.17%	1.02%	33.58271	C:\Users...	C:\Users...
2	4	98.03%	25.50%	0.99%	35.41621	C:\Users...	C:\Users...

第6章 辨識結果分析

6.1 辨識結果分類

根據輸出的辨識結果，本研究將型一物差與型二誤差做一個分級，分別依小到大分成：低、中低、中、中高、高。

型一誤差率的值域幾乎分佈在 0~100%之間，可參考圖 6.11，故我們將型一誤差率每 20%等分成一級，而型二誤差值域雖然也分佈在 0~100%之間，但超過 4%以上的資料點卻很稀少，可參考圖 6.12，而正確答案中亮點站總資料點數約 4%，當型二誤差(雜訊)的數量大到約略和亮點數量相近的時候，將會使圖面變得無法辨識，故我們將型二誤差 0~4%的區間每 0.8%分成一級，共五個等級，分類示意如圖 6.1。



圖 6.1 型一、型二誤差分級表

亮點偵測的辨識結果，可分為七種型式，型一與型二誤差特性如下表：

表 6.1 辨識結果分類表

分類	型一誤差	型二誤差	圖	說明
1. 最佳表現	低	低	圖 6.2	辨識結果亮點的分佈長度、厚度皆剛好。
2. 過粗	低	中低	圖 6.3	仍可以知道油氣存在，但過粗的情況使我們無法確定亮點的實際深度。
3. 雜訊太高	中低	高	圖 6.4	某些情況可能有辦法知道油氣的存在，如上圖，而某些情況就讓人誤以為沒有油氣的存在，如下圖。
4. 過細	中高	低	圖 6.5	仍有辦法知道油氣的存在，但無法確定的是油氣的厚度。
5. 分岔	高	中低	圖 6.6	可知道油氣的存在，但厚度、深度則無法得知。
6. 訊號微弱	高	低	圖 6.7	幾乎無法辨識的情況，常讓人誤以為是雜訊。
7. 無法辨識	高(100%)	低(0%)	圖 6.8	

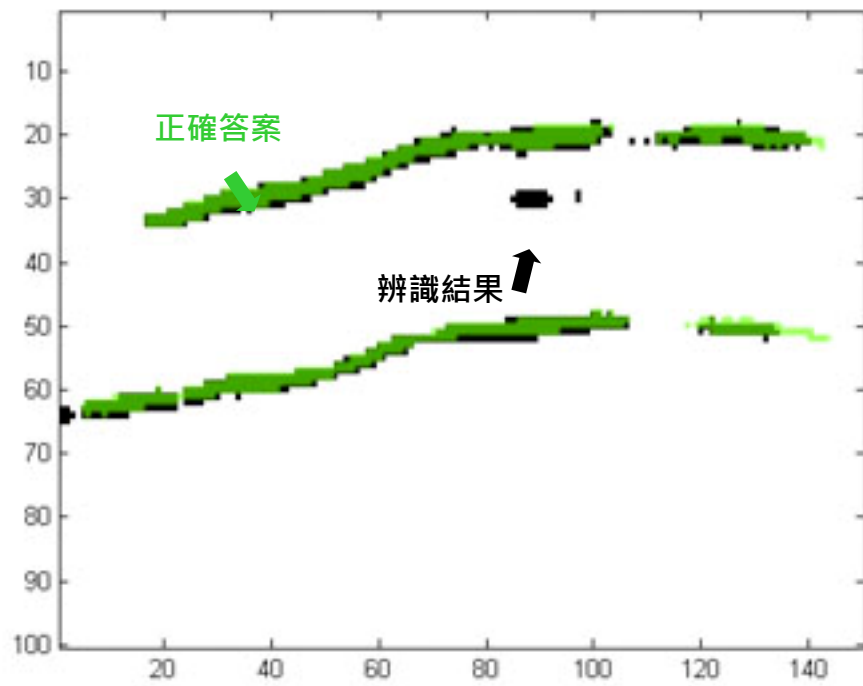
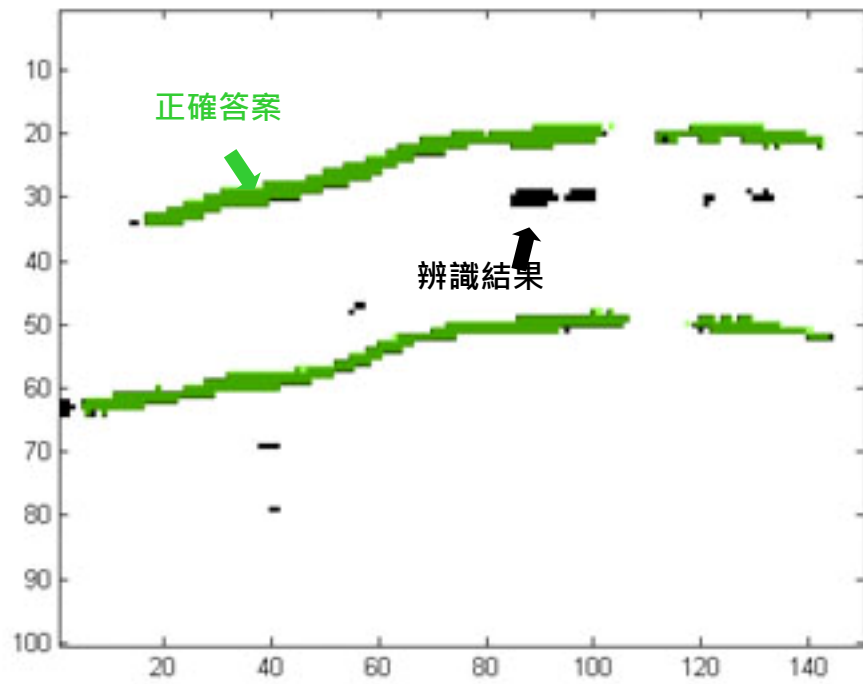


圖 6.2 最佳表現

辨識結果亮點的分佈長度、厚度皆剛好，可清楚看出亮點。

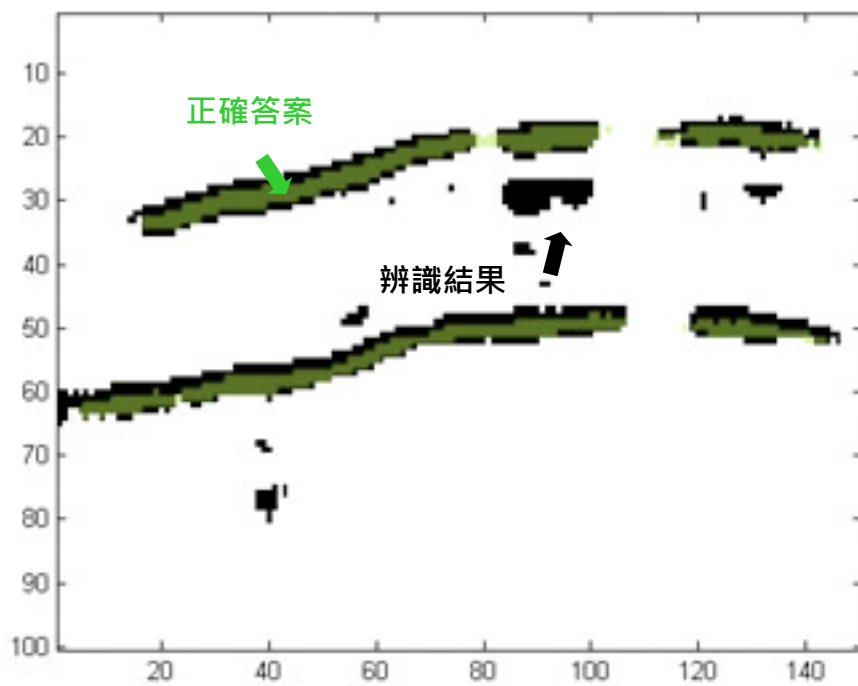
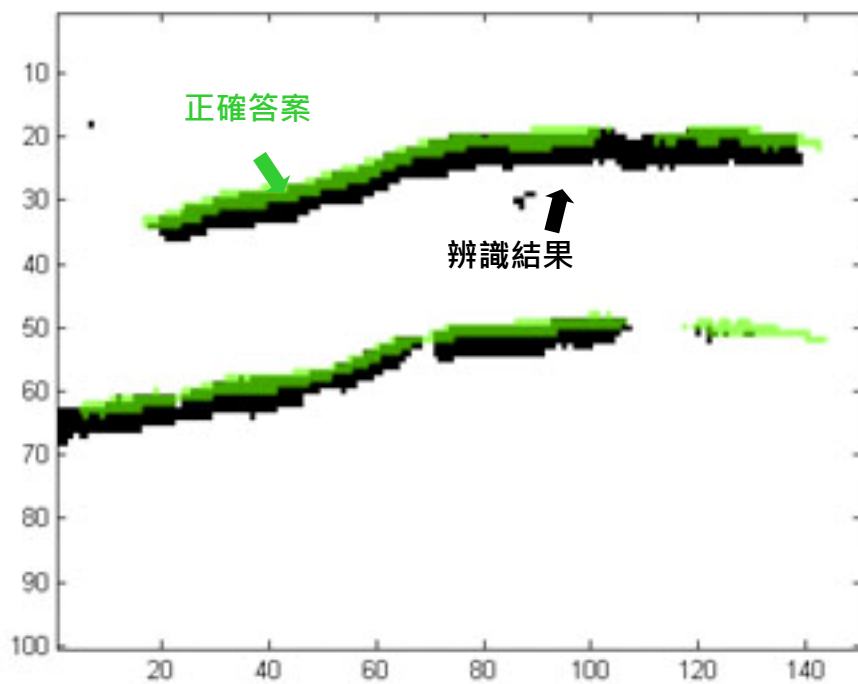


圖 6.3 過粗

可知道有亮點出現，但過粗的辨識結果較無法知道亮點實際之厚度與深度。

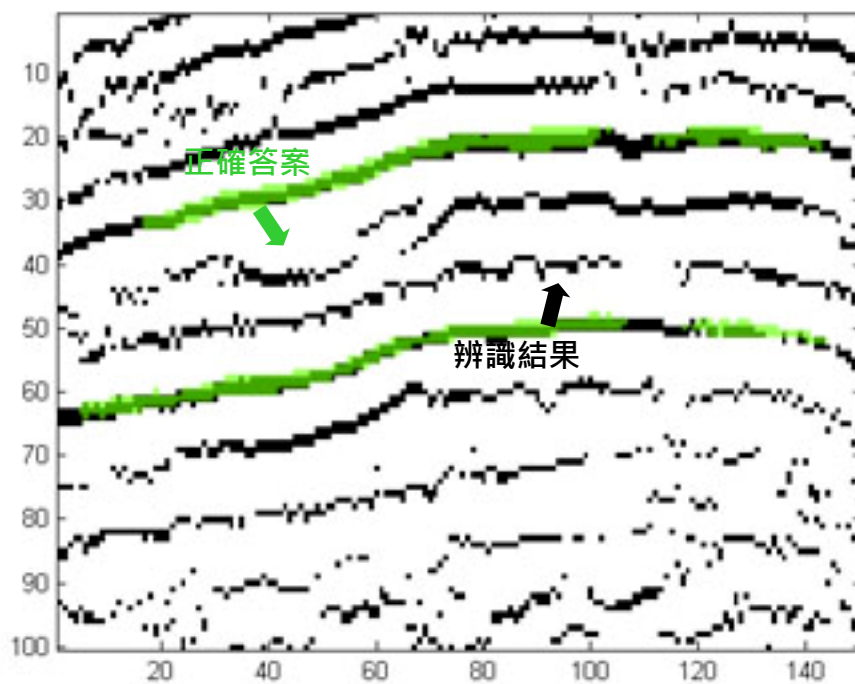
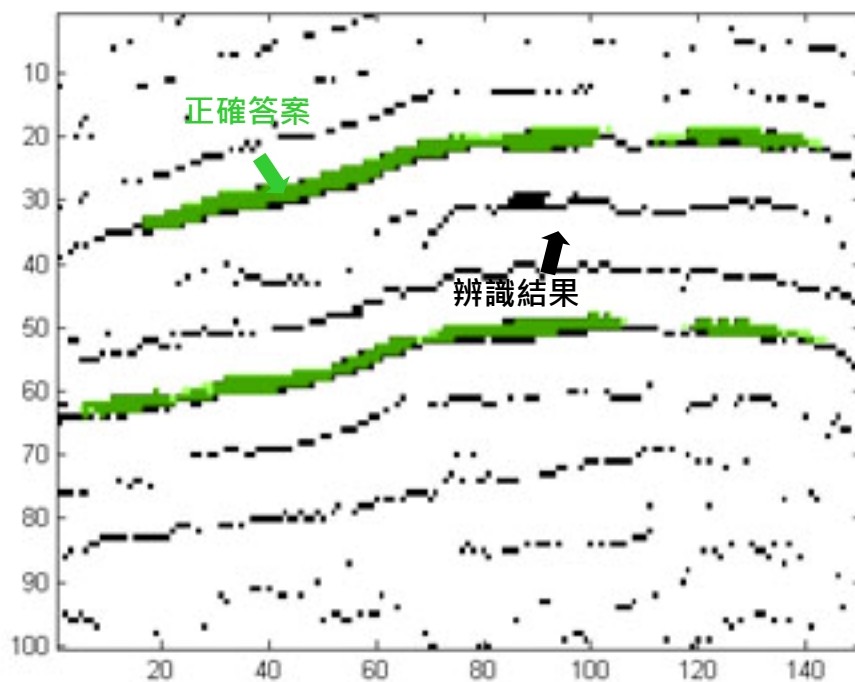


圖 6.4 雜訊過高

雜訊呈現波浪狀出現，完全無法看出亮點所在。

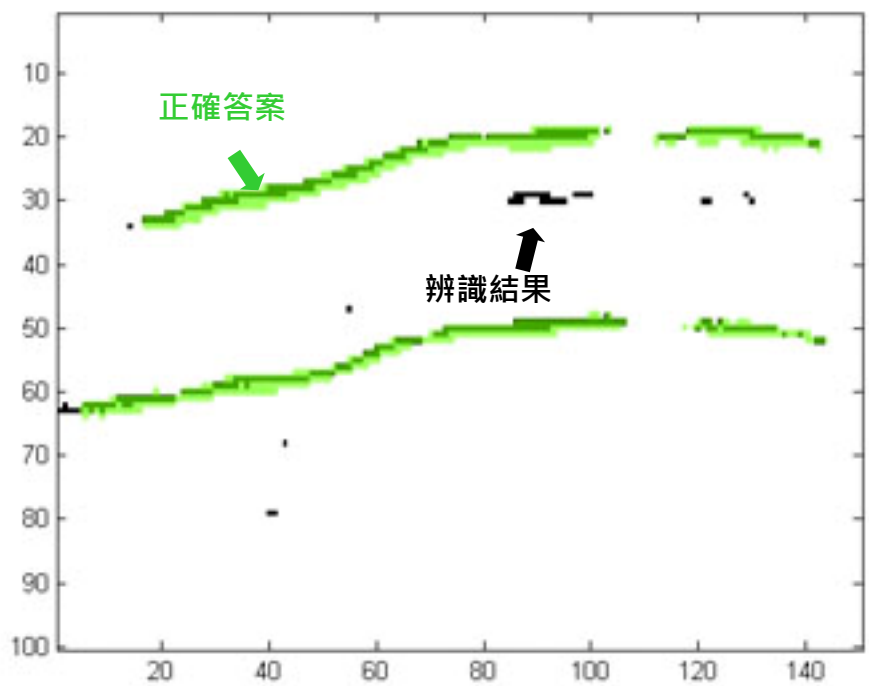
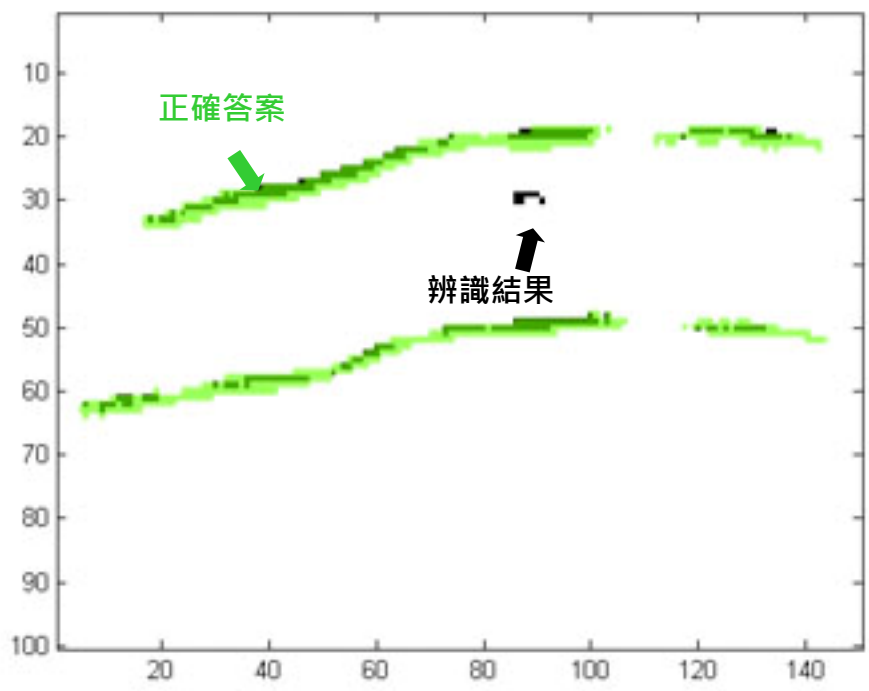


圖 6.5 過細

可知道有亮點存在，但厚度太細。

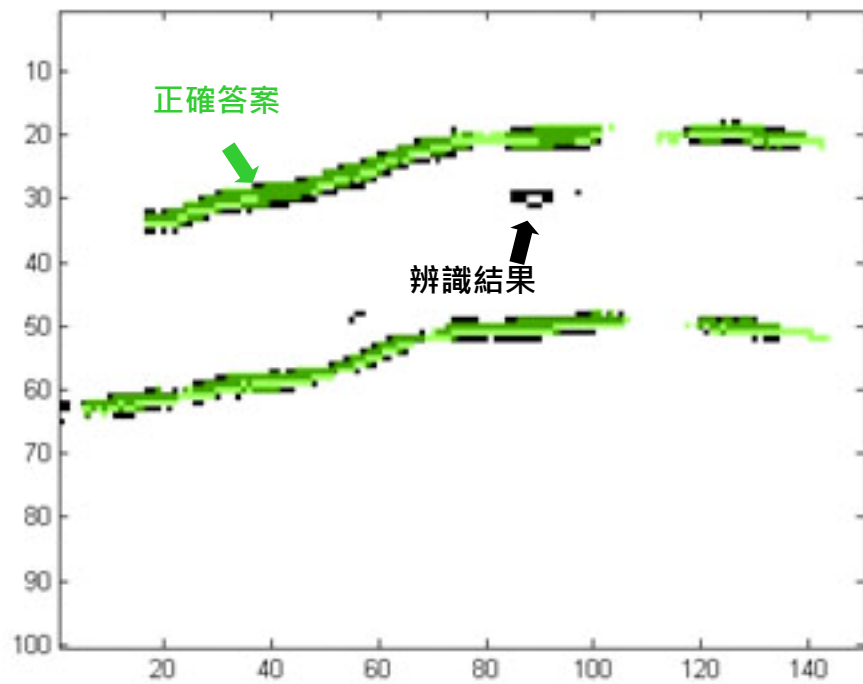
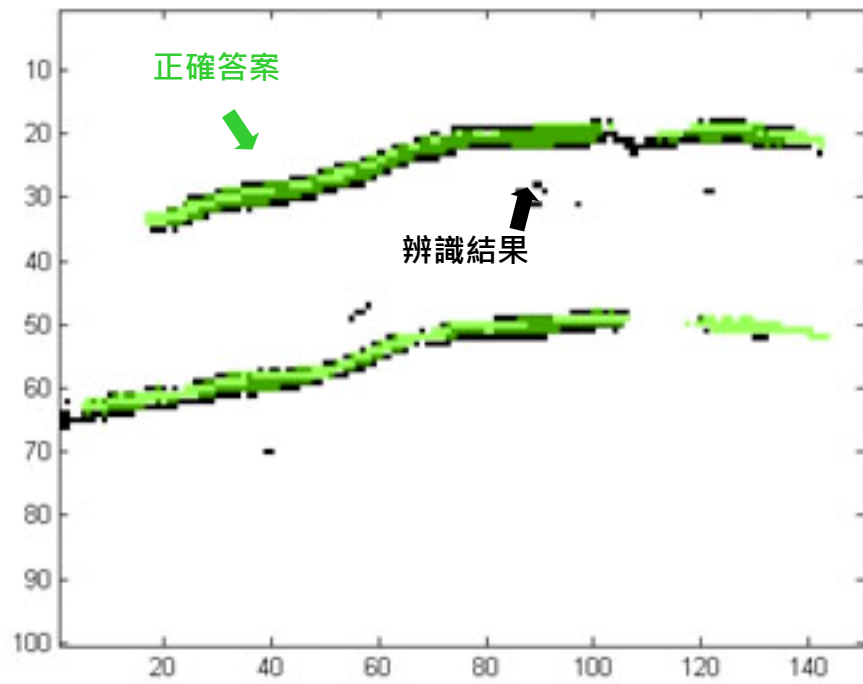


圖 6.6 分岔

分岔的結果通常中間就是亮點分佈範圍。

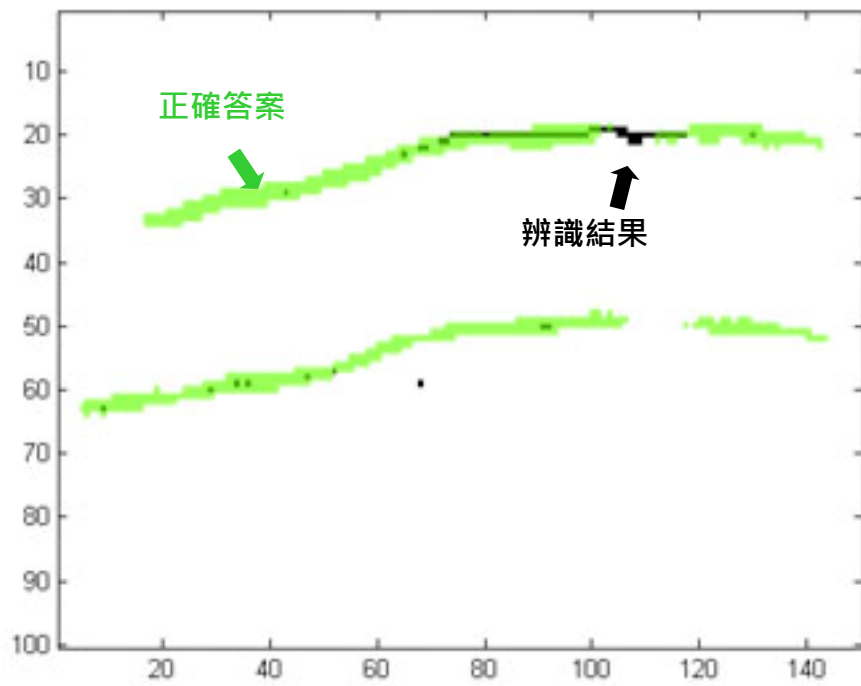
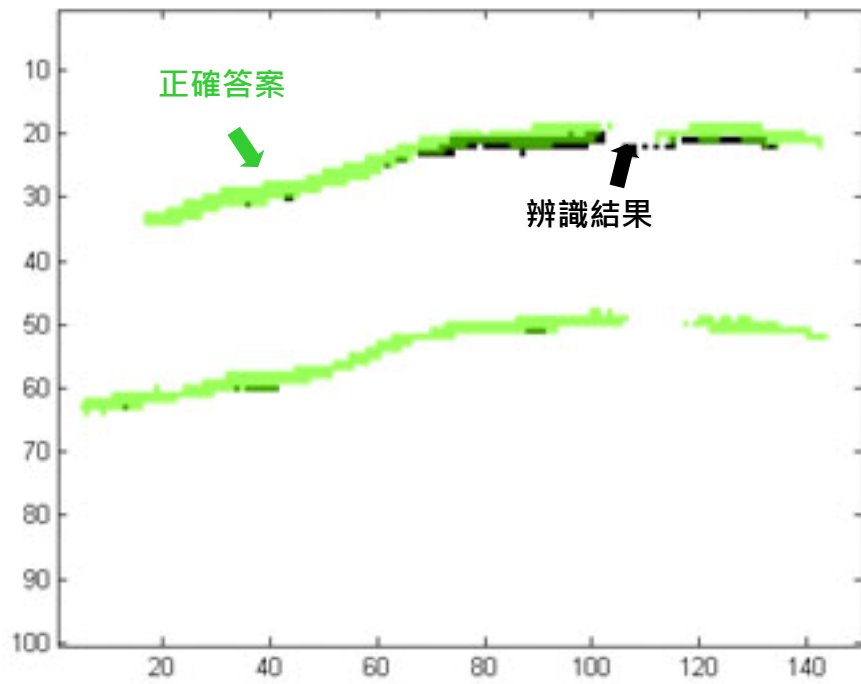


圖 6.7 訊號微弱

訊號微弱讓人誤以為雜訊。

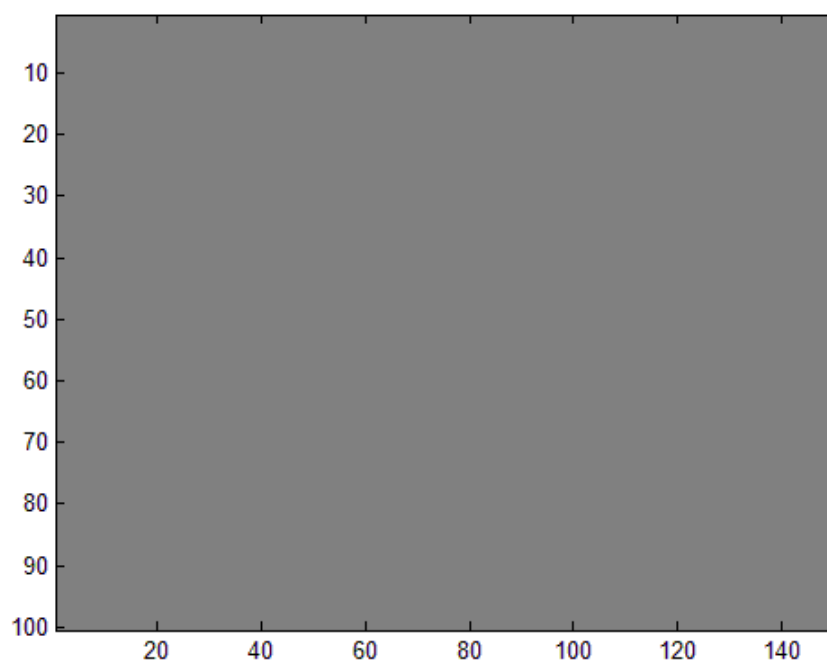


圖 6.8 無法辨識

無法辨識之結果輸出完全為無亮點出現。



6.2 三層 CGBP 與 LMBP 之比較

本節將比較 CGBP 與 LMBP 用於亮點偵測辨識結果的優劣，我們將兩種三層網路的辨識結果之型一與型二誤差各 390 個資料點，畫出散佈圖於圖 6.9 與圖 6.10 上，若資料點越多靠近左下，即越多型一誤差較低且型二誤差較低者越優異，CGBP 與 LMBP 比較結果，CGBP 向左下靠攏的趨勢較為明顯。

針對兩者之型一誤差做進一步討論，圖 6.11 為兩種網路辨識結果型一誤差的直方圖，橫軸為辨識率由 0~10%、10~20%.....90~100%，縱軸為次數，前端<30%的次數 CGBP 都大於 LMBP，意指 CGBP 較 LMBP 更能提供較多低型一誤差的辨識結果，中段 30~70% 的地方則兩者互有消長，後段 70~100% 則是以 LMBP 大於 CGBP，意指辨識效果極差的情況 LMBP 的次數是大於 CGBP，值得注意的是 90~100% 的地方，即是無法辨識的情況，LMBP 的次數高達 143，佔總資料點數的 37%(143/390)，表示 LMBP 在訓練過程中較易出現落入局部極小值的情況，導致無法辨識結果。

此外，對於型二誤差，見圖 6.12，型二誤差小於 4% 的佔總資料點數的 95%，表示前處理過程確實能降低雜訊。

訓練時間上，完成一組特徵組合所需隻訓練時間 CGBP 所需時間約為 900 秒，而使用 LMBP 所需的時間約為 1800 秒，約為 CGBP 的兩倍。

綜合以上，本研究認為於油氣儲集層亮點偵測上使用 CGBP 是優於 LMBP。



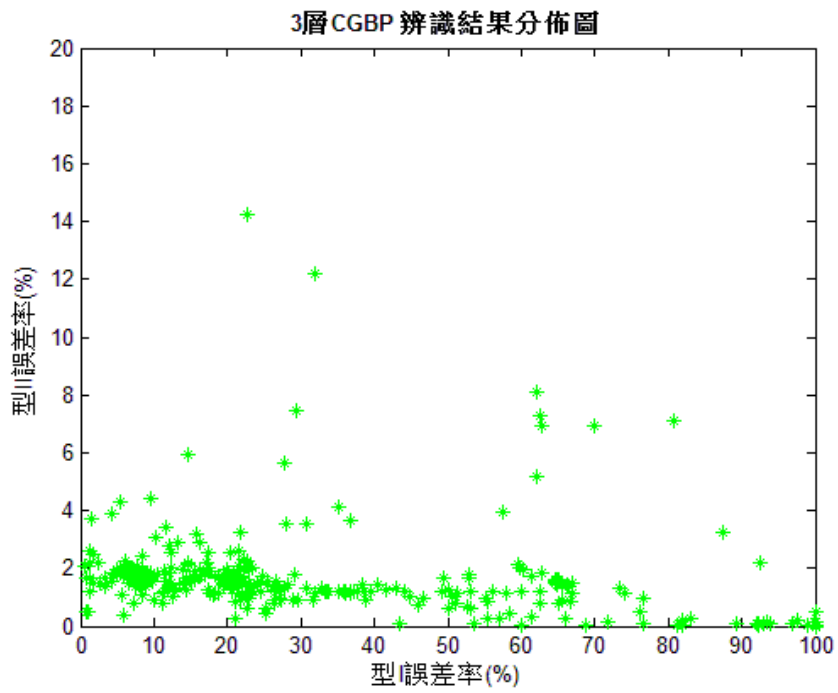


圖 6.9 三層 CGBP 辨識結果分佈圖

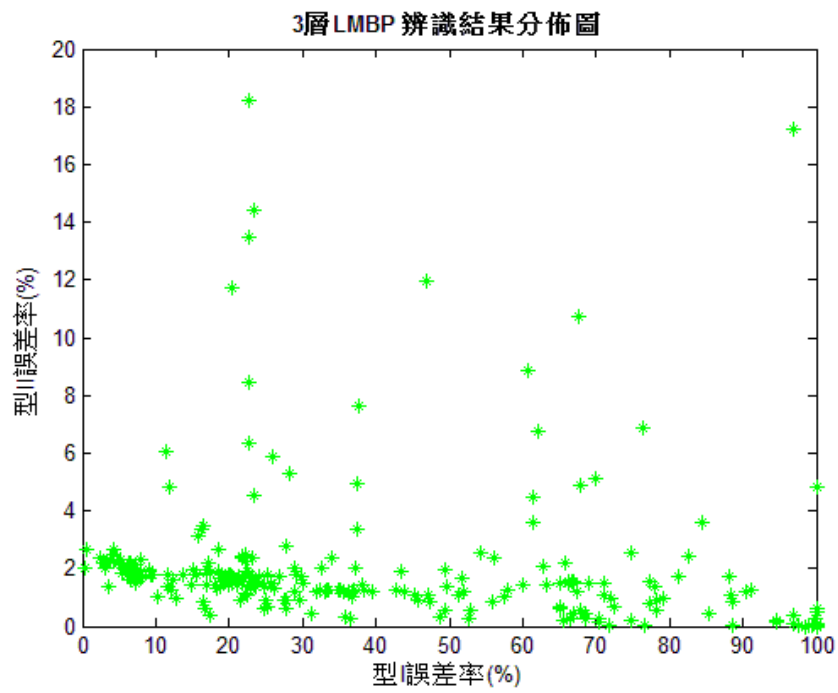


圖 6.10 三層 LMBP 辨識結果分佈圖

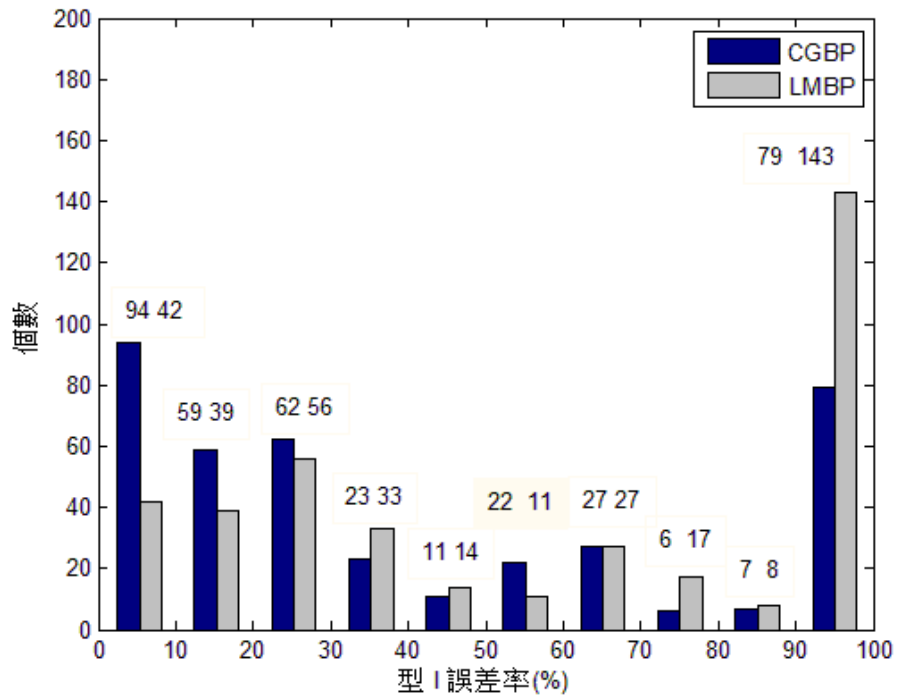


圖 6.11 CGBP 與 LMBP 型一誤差直方圖

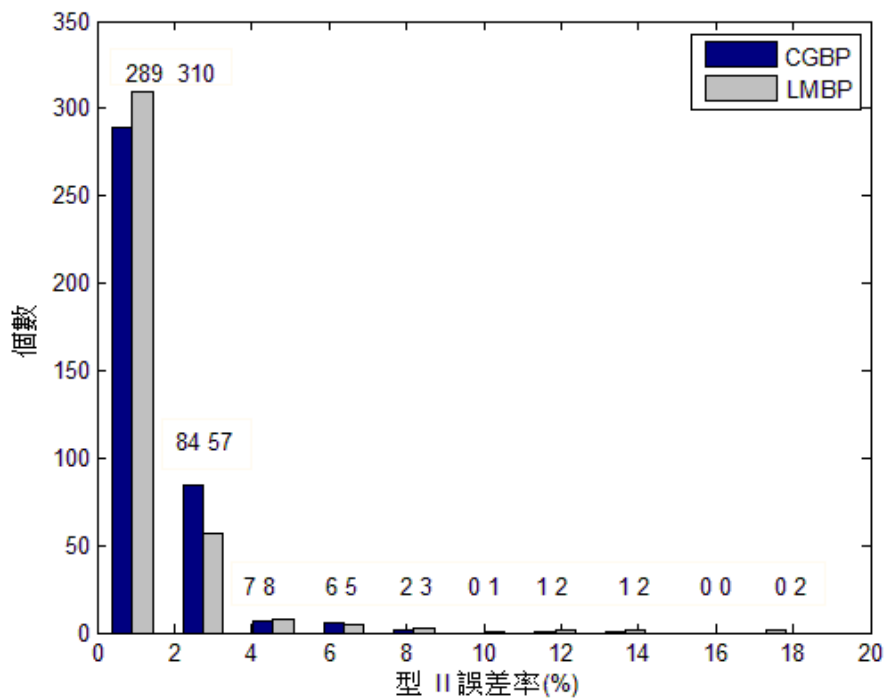


圖 6.12 CGBP 與 LMBP 型二誤差直方圖

6.3 三層 CGBP 與四層 CGBP 之比較

26 種特徵組合中，並非每種特徵組合都能提供好的辨識結果，本研究將三層 CGBP 與四層 CGBP 每種特徵組合是否能提供辨識整理成表 6.1。

表 6.1 辨識結果整理表

特徵組合	三層 CGBP	四層 CGBP
SFAPI	接受	接受
SFAP	接受	接受
SFAI	接受	接受
SFPI	接受	接受
SAPI	接受	接受
FAPI	不接受	接受
SFA	接受	接受
SFP	接受	接受
SFI	不接受	接受
SAP	接受	接受
SAI	接受	接受
SPI	不接受	接受
FAP	接受	接受
FPI	不接受	不接受
FAI	不接受	不接受
API	不接受	接受
SF	不接受	接受
SA	接受	接受
SP	接受	接受
SI	不接受	接受
FA	不接受	不接受
FI	不接受	不接受
FP	不接受	不接受
AP	接受	不接受
AI	不接受	不接受
PI	不接受	接受

接受表示:所有辨識結果中，至少有一型 I 誤差小於 10%，且型 II 誤差小於 2%

不接受表示:所有辨識結果中，完全無型 I 誤差小於 10%，且型 II 誤差小於 2%

可從中整理出幾項重點:

1. 絕大部分的特徵組合搭配某種隱藏層神經元數都可以有良好的辨識結果，三層 CGBP 與四層 CGBP 可接受組數都多於不接受組數，意即若震測資料解釋人員有辨識度結果為可接受任何的組合之震測資料都能進行亮點偵測。
2. 特徵組合數越少的組合越容易出現辨識結果不佳的情況，反之，特徵越多辨識結果較不容易出現不良的情況，於表 6.1 中可見，兩個為一組的特徵組合不接受的結果明顯較多，三個為一組的特徵組合則較少。
3. 四層網路辨識不佳的組合明顯較三層網路少，提供較好的辨識度。
4. 多個不良特徵重新組合過之綜合特徵其表現不一定為不良，同樣地，多個良好特徵重新組合過之綜合特徵其表現也不依定為優良。例如圖 6.13 所示，在四層 CGBP 中，FA、AI、FI 皆為辨識結果不可接受的組合，可提供 FAI 為不可接受的結果，但 FA、AP、FP 皆為不可接受的組合，卻不可提供 FAP 為不可接受的結果。

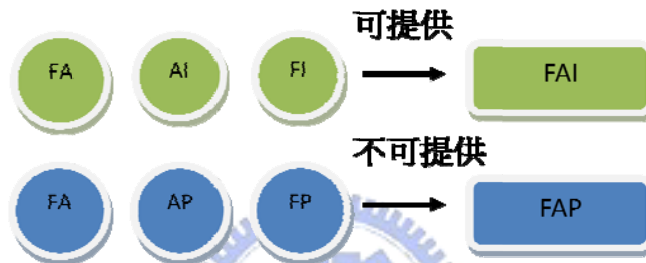


圖 6.13 特徵重新組合比較圖

6.4 其他測線亮點辨識測試

本試驗所使用的測線為新營 A 測線，其相關資訊於表 6.2，所擷取的圖面為包含油氣的局部圖，圖 6.13 為震測剖面圖，縱軸下方三分之一部分為油氣儲集層。

表 6.2 新營 A 測線基本資料

測線	新營測線(測試組)		
	列	行	pixels
原始圖 資料點數	502	692	347,384
擷取部分	100 [200~299]	150 [500~649]	15,000

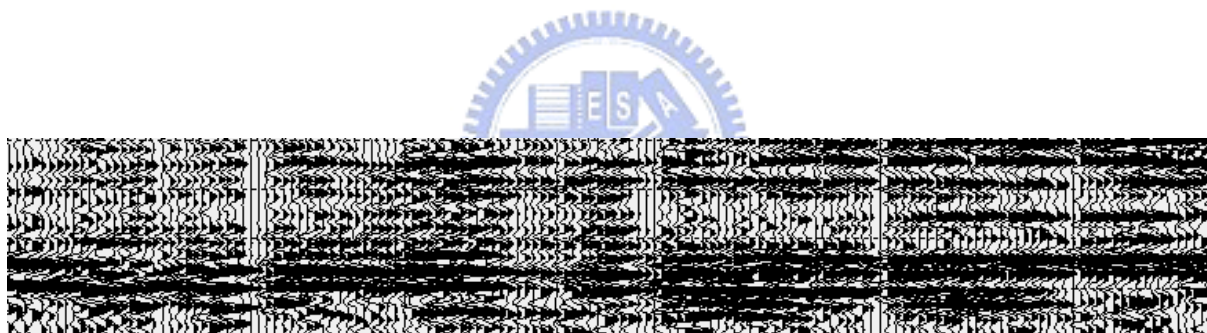


圖 6.14 擷取新營測線之震測剖面圖

辨識結果，本研究採用四層 CGBP 辨識效果較佳的特徵與神經元組合：

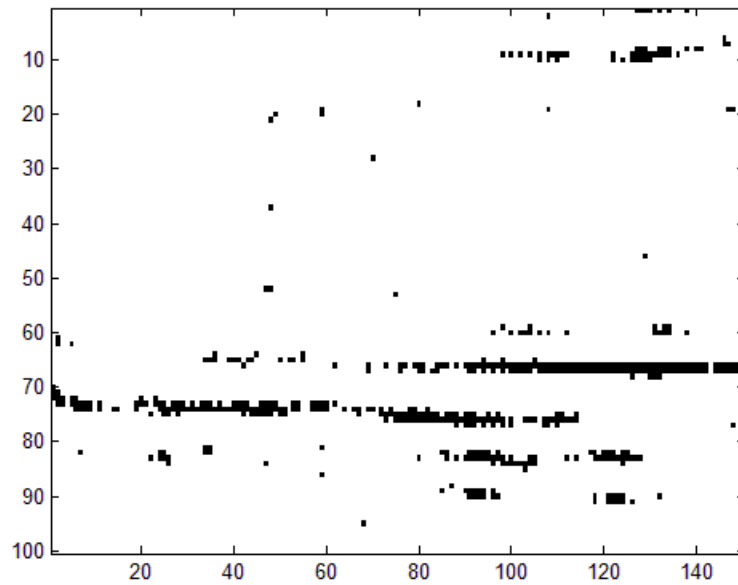


圖 6.15 使用 CGBP(2-8-10-1)特徵 SF 之辨識結果

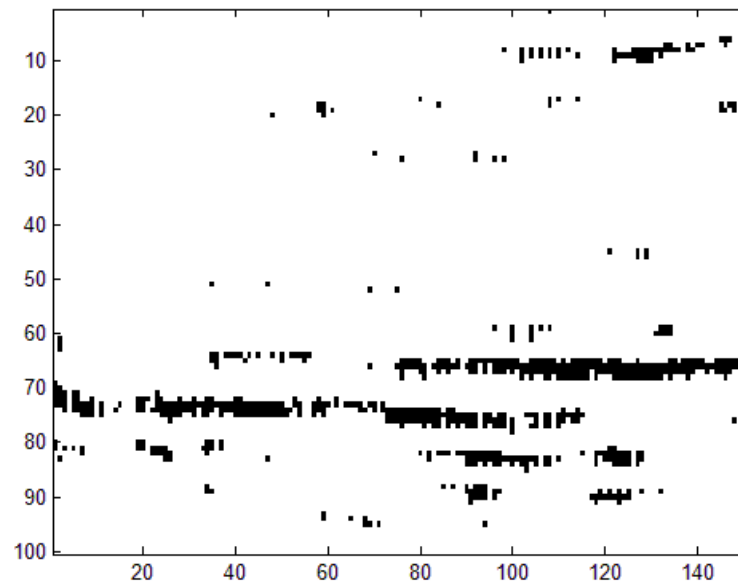


圖 6.16 使用 CGBP(4-12-12-1)特徵 SFAP 之辨識結果

i-j-k-w 表示: 輸入特徵數-1st 隱藏層神經元數-2nd 隱藏層神經元數-輸出結果數

由以上二圖可知，辨識結果仍可辨識出亮點所在位置，但雜訊似乎增多，可能原因為震測剖面圖資的處理流程不同或因不同地點測線的所造成。

第7章 結論與建議

7.1 結論

7.1.1 改進「油氣地層震波特徵分析委託試驗分析」之結果

本研究為台灣中油探採研究所委託「油氣地層震波特徵分析委託試驗分析」計畫研究成果[27]後續之延伸，該委託研究目的為歸納分析油氣辨識技術並評估與類神經網路結合之可行性，文中提出以感知器、倒傳遞網路、支持向量機(Support Vector Machine, SVM)偵測亮點，最後將類神經網路辨識最佳化之特徵、參數組合彙整並開發成使用者介面，名為「石油地層預測器」。

震測資料解釋人員經由使用者介面輔助，結合個人專業知識及油氣辨識技術，可大幅減少人為誤判之機會，進而提昇油氣識別成功率，並在委託研究報告中 5.3 節「可行性評估」提出下表 7.1，為三種網路所提供最佳辨識結果：

1. 辨識率：

計算方式與本研究 5.4 節所提出方法一致，感知器和支持向量機差不多，為倒傳遞網路稍低 0.4%。

2. 型一誤差與型二誤差：

計算方式與本研究 5.4 節所提出方法一致，型一誤差部分，感知器和支持向量機差不多約 10%，唯倒傳遞網路稍低，約 3%為三者最低。

3. 訓練時間：

感知器所需訓練時間為最長。

4. 回想時間：

感知器如同倒傳遞網路，將輸入值帶入權重值計算後，即可得到答案。而支持向量機數學模式較為複雜需要經過更多計算，這在系統開發後使用上將會有較多困擾，造成辨識結果需時冗長。

5. 未來發展性

(1)感知器

為一線性不可分割分類器，將無法處理線性可分割問題，此外網路變化性不大。

(2)倒傳遞網路

為一個多層網路，多層網路具有執行任何線性或非線性計算的能力，並能夠利用神經元的適當配置隨意地逼近任何有理函數，如此的網路便有效的克服了感

知器的問題，但目前對於神經元的數目尚無完備理論支持，只能以測試方式找到最佳結果。

(3)支持向量機

為類神經網路中最新式、最有效率的網路，也是一非線性或線性問題都能處理的網路，其優點學習速度快(三者中最快)、辨識率高(三者中最高)、掃描回想速度快(三者中最快)，缺點則為其數學理論艱澀、最佳的核心函數(kernel fuction)建立不易，若能改進核心函數，未來仍有許多進步空間。

表 7.1 各網路類型比較表[27]

網路類型	辨識率	型一誤差	型二誤差	訓練時間	掃描(回想)時間	未來發展性
Perceptron	98.61%	9.90%	0.87%	550(s) 慢	20(s) 快	受限
BPNN	98.20%	3.55%	1.69%	160(s) 中	20(s) 快	可朝四層網路做測試
SVM	98.64%	10.52%	0.81%	10(s) 快	60(s) 慢	最佳，可改進核心函數

本研究作為該委託研究的後續研究，選擇以倒傳遞網路做為繼續研究之課題原因為：

1. 辨識率上，雖倒傳遞網路並非該試驗分析結果辨識率最佳的網路型式，但倒傳遞網路型一誤差最低，表示辨識結果倒傳遞網路視覺效果較好，關鍵性的錯誤較少。
2. 訓練時間上，介於感知器與支持向量機之間，對於本研究需要1萬兩千多次的網路訓練仍算可接受，且使用 CGBP 與 LMBP 可再將訓練時間減少。
3. 回想時間上，由於最後提出辨識方法為提供震測資料解釋人員使用故要考慮到，訓練與回想時間的總合，倒傳遞網路為三者中訓練與回想時間最短的網路。
4. 未來發展性上，由於倒傳遞網路為一個多層網路，多層網路具有執行任何線性或非線性計算的能力，並能夠隨意地逼近任何有理函數，如此的網路便有效的克服了感知器無法處理的問題，而三者中倒傳遞網路型一誤差為最小就證明了此推論，故為了讓網路權重結果採取四層網路繼續做測試更逼近實際函數。

前處理部分，依據曾、陳(2007)報告中，三種網路將特徵值正規化後的辨識率都優於未經正規化過的辨識率，本研究再依此結論改進前處理步驟，如：移除異常極大值、移除極端異常值。

網路測試部分，曾、陳(2007)中僅測試三層網路，至於四層網路等較複雜的情況並無論及，且依據各特徵組合隱藏層神經元測試採取偶數職的神經元數，即指測試隱藏層神經元數為 2、4、6、8、10、12 六種可能，選擇出最佳表現的特徵組合後，再進行隱藏層神經元數的逐一測試，選擇出特徵組合與神經元數後，再進行訓練函數的逐一測試，如圖 7.1，曾、陳(2007)中所提出最佳特徵組合為 SFAP，而本研究經測試三層 CGBP 網路最佳的特徵組合為 SP，而 SFAP 在本研究仍為具有辨識度的特徵組合但並非為最佳，試驗分析中類似分段決策的測試模式恐有疏漏之虞，本研究測試方式則採取各特徵組合、網路層數、神經元數逐一測試。



圖 7.1 「油氣地層震波特徵分析委託試驗分析」之分段決策

倒傳遞網路應用於亮點偵測，共軛梯度倒傳遞網路的表現是優於 Levenberg Marquardt 倒傳遞網路，相同共軛倒傳遞網路中，四層網路的表現又優於三層網路，故本研究推薦四層共軛倒傳遞網路應用於油氣儲集層亮點偵測，網路辨識結果每種特徵組合中最佳隱藏層神經元數如表 7.3，最高能提供 99.51% 的總辨識率(SP 2-2-5-1)，且最低的型一誤差可降低至 0%，此外型二誤差也能降低至 1% 左右，相較於「油氣地層震波特徵分析委託試驗分析」中所提出最佳倒傳遞網路的結果，表 7.1，有效將型一、型二誤差降低，並提高總辨識率 1%。

7.1.2 輔助震測資料解釋實際應用

本研究所抽取的特徵，皆為震測資料解釋人員慣常使用的震波特徵，使本研究所提出之亮點偵測方法實際應用在震測資料解釋上較無進入障礙。

將本研究實際應用於亮點偵測時可分為以下四個步驟：

STEP 1 選擇特徵組合、神經元數

本研究提供的 26 種特徵組合，震測資料解釋人員只要能有任何一種特徵組合所需的震測資料，利用手邊所擁有的偵測資料經查表(附錄三)，找到優良的的隱藏層神經元配對就能開始辨識，並不需要將五種特徵之震測資料蒐集齊全才可辨識。

若震波特徵資料蒐集齊全的情況下，本研究建議震波特徵組合選取順序如下表 7.2，優先順序第一到第四辨識度遞減：




表 7.2 建議特徵組合選取順序

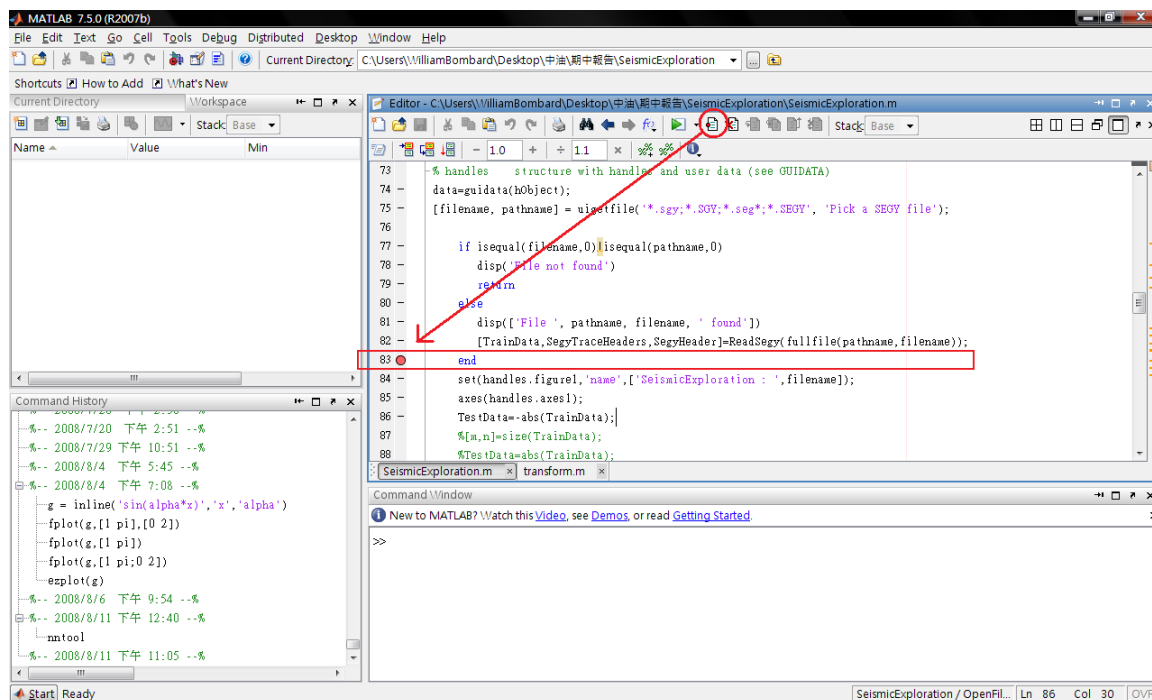
優先順序	特徵組合	型一表現	型二表現
第一	SF	good	good
	SP	good	good
第二	SFA	good	normal
	SFAP	good	normal
	FAP	good	normal
	SFP	good	normal
	SFAI	good	normal
	FAPI	good	normal
	SAI	good	normal
	SI	normal	good
	SFAPI	normal	normal
第三	SAI	normal	normal
	SA	normal	normal
	PI	normal	normal
	SFI	normal	normal
	API	normal	normal
	SAPI	normal	normal
	SPI	normal	normal
	FAI	normal	normal
第四	AP	normal	bad
	SFPI	normal	bad
	FPI	bad	bad
	FA	bad	bad
	FI	bad	bad
	AI	bad	bad
	FP	bad	bad


選擇神經元數時，所參考辨識率優先考慮為低型一誤差，再者為型二誤差，最後才為總辨識率，因為直接以總辨識率挑選適合的神經元數容易被誤導，本研究在網路測試時亮點總數只約占總資料點數之4%，即使在亮點完全沒辨識出來的情況(型一誤差100%)下也最多有96%的總辨識率，故辨識結果具有辨識度的組合和不具辨識度的神經元組合在總辨識率上沒有明顯的差異，此外，若亮點完全被辨識出來的情況下(型一誤差0%)，型二誤差(雜訊)超過1%就開始漸漸失去辨識度，超過4%辨識結果就可能已經無法辨識。

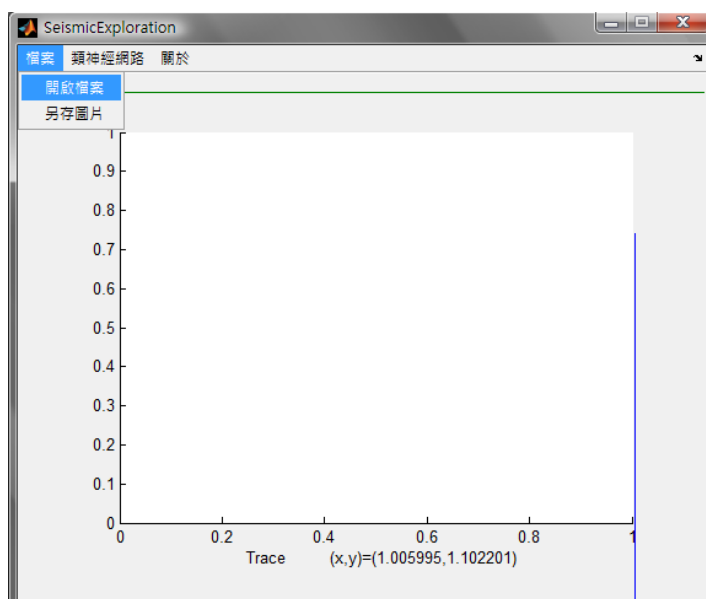
STEP 2 .seg 檔轉換成.mat 檔

震測資料記錄於.segy 的通用格式上，但本研究為了便於分析而建置 Matlab 之上，Matlab 的資料記錄檔案格式為.mat 檔，震測資料開始辨識之前要先經過檔案的轉換工作才能開始進行。

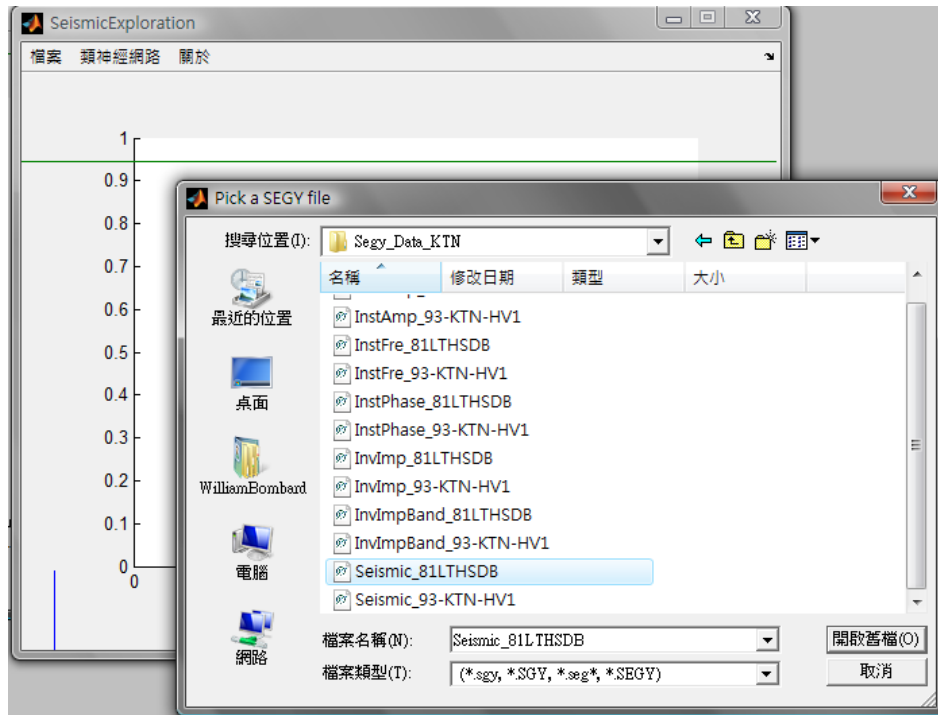
1. Matlab 程式功能列 File>>Open 打開 seismicexploration.m
2. 點選 Editor 欄中 Break Point 圖示 ，並在 seismicexploration.m 程式碼 83 行加上 break point



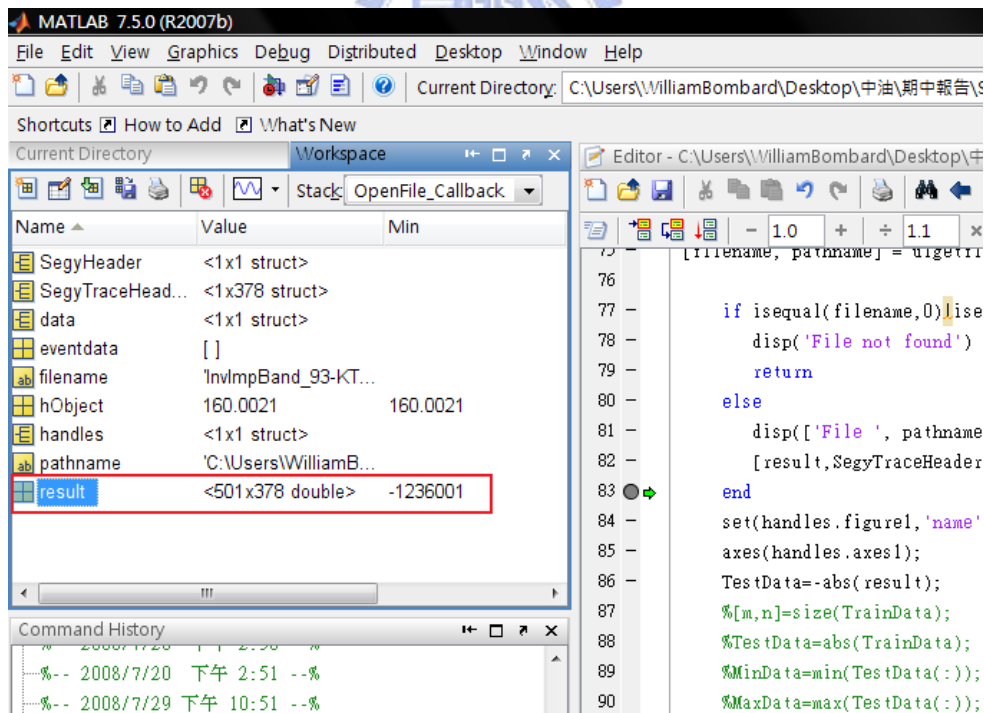
3. 按 F5 或點選 Work Space 中之圖示  即開始執行本程式，出現使用者介面後請點選 檔案>>開啟檔案



4. 現選擇資料路徑之對話視窗，請選擇欲轉換之任何.segy 檔案



5. 轉換完畢，.segy 檔案轉換成 matlab 矩陣格式儲存於 Work Space 欄中之變數 result 中



6. 雙擊 Work Space 欄中之變數 result 即可開啟於 Array Editor 欄中，橫軸如同受波站號，縱軸如時間，可全選複製至.xls 檔中暫存。

The screenshot displays the MATLAB 7.5.0 (R2007b) environment. The workspace window shows a variable named 'result' with a value of '<501x378 double>' and a minimum value of '-1236001'. The command history window shows the execution of the following code:

```

g = inline('sin(alpha*x)','x','alpha')
fplot(g,[1 pi],[0 2])
fplot(g,[1 pi],[0 2])
ezplot(g)
mtool

```

The array editor window shows a matrix of values for the 'result' variable. The matrix has 15 columns and 178 rows. The values are numerical, ranging from 0 to approximately 8.2907×10^3 . The Command Window shows the output of the 'mtool' function:

```


SegyMAT : ReadSegy : ENDIAN : ieee-be
SegyMAT : NO extended textual file headers
SegyMAT : GetSegyHeader : SegyRevision 0, 4-byte IBM Floating Point(1)
SegyMAT : Number of Samples Per Trace=501
SegyMAT : Number of Traces=378
SegyMAT : Pre allocating RAM ntraces=378 out_traces=378
SegyMAT : ReadSegy : Elapsed time 3.6016
K>>

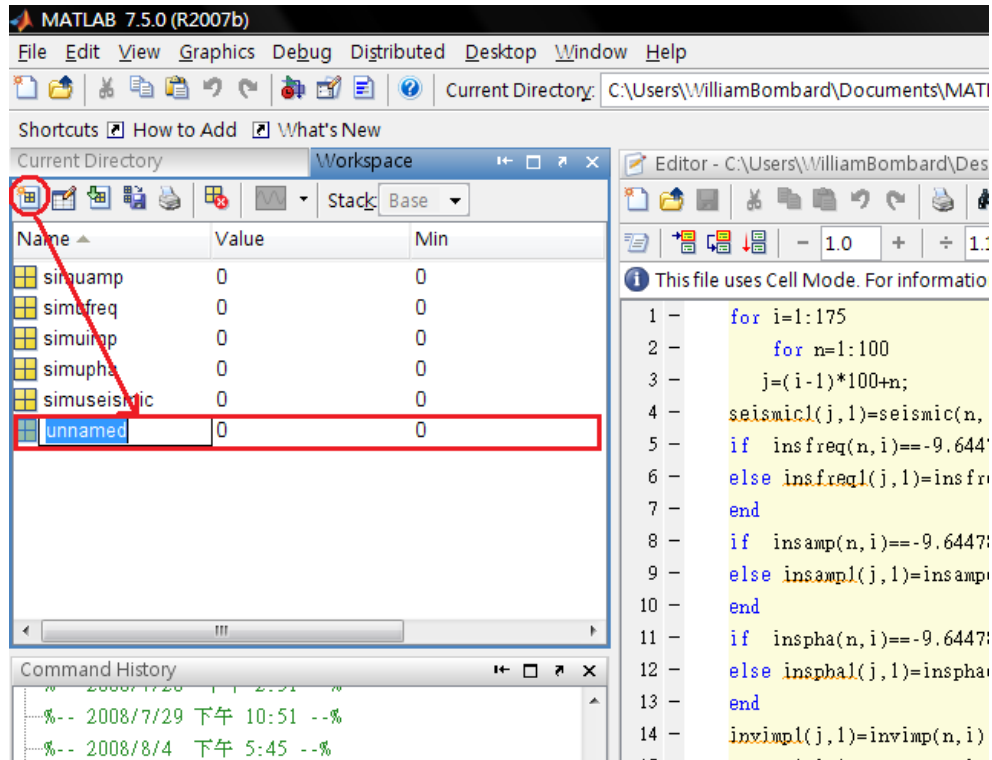
```

7. 重複以上步驟，一次完成一種欲抽取之特徵矩陣直到五震波特徵完成。



STEP 3 前處理

1. 在 Matlab 程式中 Work Space 中點選創建變數(new variable)的圖示 ，Work Space 欄將出現一名為 unnamed 的變數，將其命名為 simuseismic，接著依序創立 simufreq、simuamp、simuimp、simupha，創立完畢後雙擊點開變數，將先前已轉換成.mat 檔的震波特徵矩陣全選複製，震波原始訊號複製至 simuseismic、瞬間頻率複製至 simufreq、瞬間震幅複製至 simuamp、瞬間相位複製至 simupha、逆推阻抗複製至 simuimp。




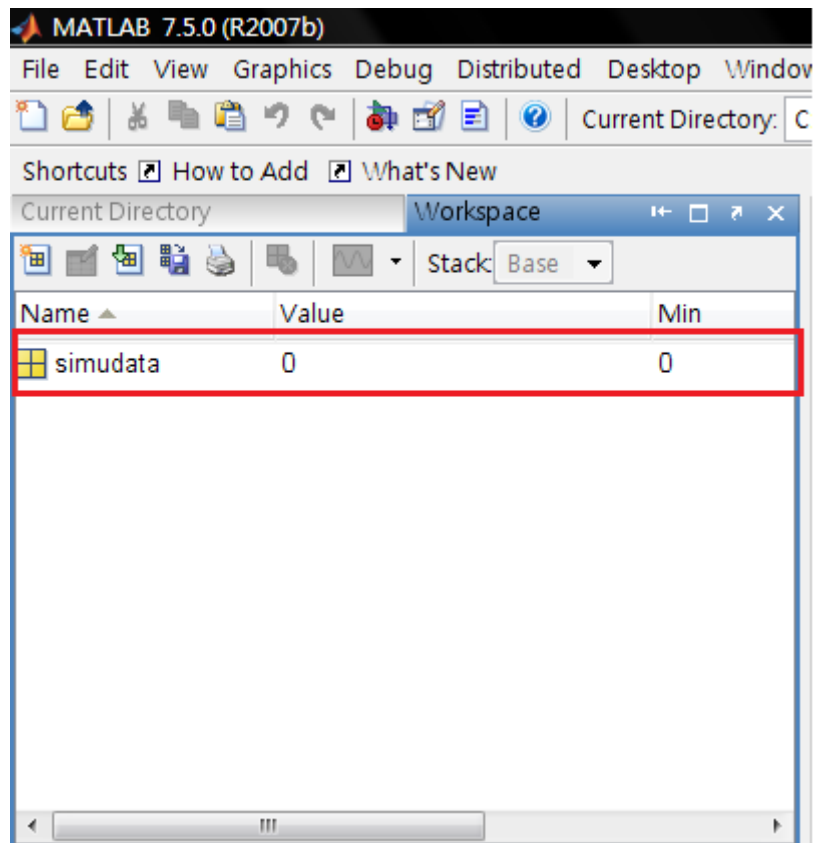
2. File>>open 開啟 preprocessing.m 檔，依照欲辨識圖面更改以下二變數：
 - (1)程式碼第一行 for i=1:K K 為欲辨識震測剖面圖之 trace 數(橫軸)
 - (2)程式碼第一行 for n=1:L L 為欲辨識震測剖面圖之時間點數(縱軸)

```

1 - K= % columns K為欲辨識震測剖面圖之trace數(橫軸)
2 - L= % rows L為欲辨識震測剖面圖之時間點數(縱軸)
3 - for i=1:K
4 -     for n=1:L
5 -         j=(i-1)*L+1;
6 -         simuseismicl(j,1)=simuseismic(n,i);
7 -         if simufreq(n,i)==-9.64478e+029 simufreq(n,i)=simufreq(n+1,i);
8 -         else simufreql(j,1)=simufreq(n,i);
9 -         end
10 -        if simuamp(n,i)==-9.64478e+029 simuamp(n,i)=simuamp(n+1,i);
11 -        else simuampl(j,1)=simuamp(n,i);
12 -        end
13 -        if simupha(n,i)==-9.64478e+029 simupha(n,i)=simupha(n+1,i);
14 -        else simuphal(j,1)=simupha(n,i);
15 -        end


```

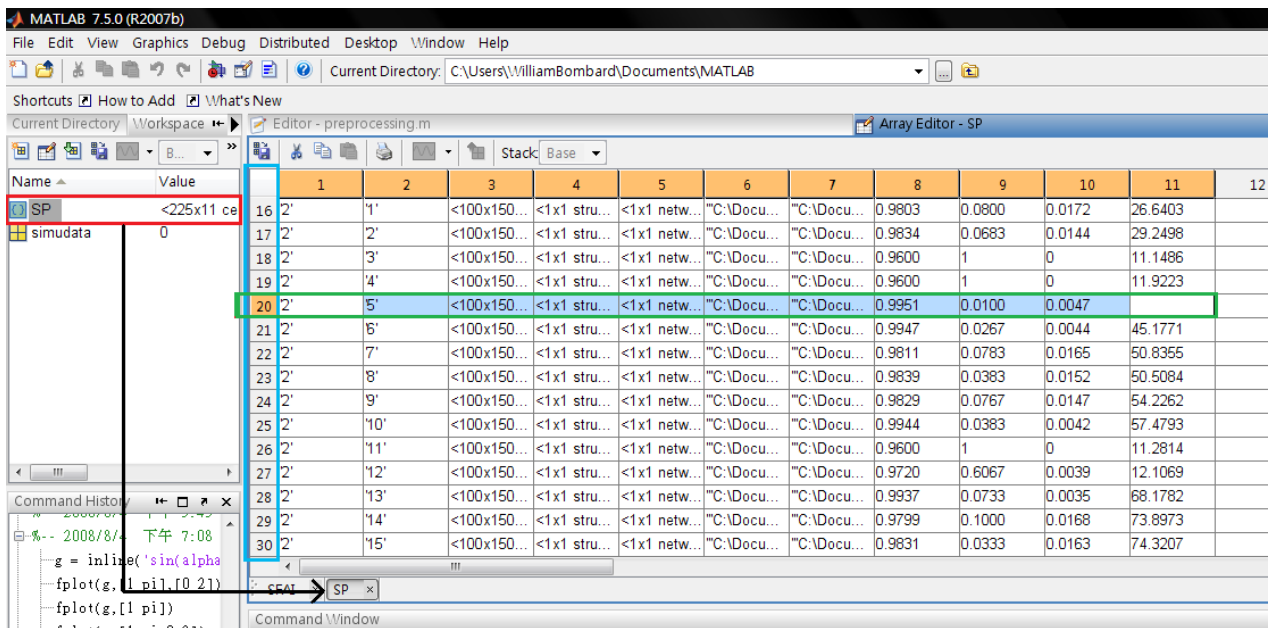
3. 變數更改完畢，按 F5 或 Workspace  開始執行本程式，執行完畢 Workspace 將只出現 simudata 變數代表前處理已完畢，simudata 將帶入接下來之辨識工作。



STEP 4 開始辨識

開始測試部分以最佳辨識組合 SP(2-2-5-1)為例。

1. 將選定的特徵組合(SP)之網路訓練完畢之資料變數輸入，點選 Work Space 中載入資料(Import Data)之圖示  並找到所欲使用特徵組合之資料變數.mat 檔 (SP.mat)或直接於資料夾中將.mat 檔拖曳至 Work Space 中即可完成載入。
2. 載入後，雙擊所載入之變數(SP)，於 Array Editor 中找到所欲辨識的網路神經元組合(2-2-5-1)，第一行為第一隱藏層神經元數，第二行為第二隱藏層神經元數，並記所存在矩陣之列數為 N(藍框所示)。



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
16	2'	1'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9803	0.0800	0.0172	26.6403	
17	2'	2'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9834	0.0683	0.0144	29.2498	
18	2'	3'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9600	1	0	11.1486	
19	2'	4'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9600	1	0	11.9223	
20	2'	5'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9951	0.0100	0.0047		
21	2'	6'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9947	0.0267	0.0044	45.1771	
22	2'	7'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9811	0.0783	0.0165	50.8355	
23	2'	8'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9839	0.0383	0.0152	50.5084	
24	2'	9'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9829	0.0767	0.0147	54.2262	
25	2'	10'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9944	0.0383	0.0042	57.4793	
26	2'	11'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9600	1	0	11.2814	
27	2'	12'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9720	0.6067	0.0039	12.1069	
28	2'	13'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9937	0.0733	0.0035	68.1782	
29	2'	14'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9799	0.1000	0.0168	73.8973	
30	2'	15'	<100x150...	<1x1 stru...	<1x1 netw...	"C:\Docu...	"C:\Docu...	0.9831	0.0333	0.0163	74.3207	

3. 於 Command Window 中輸入下程式碼

```
>> net=特徵組合(大寫){N,5}
```

本案例為

```
>> net=SP{20,5}
```

4. 按下 ENTER 後將再 Work Space 中出現名為 net 之變數

5. File>>open 開啟 test.m 檔，依照欲辨識圖面更改以下二變數:

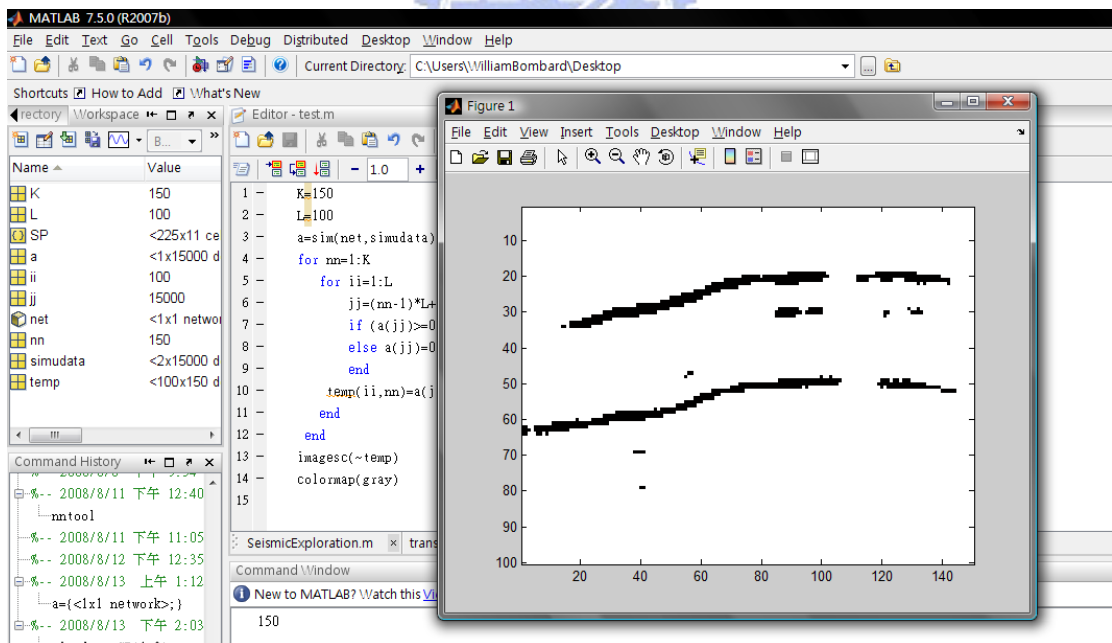
- (1)程式碼第一行 for i=1:K K 為欲辨識震測剖面圖之 trace 數(橫軸)
- (2)程式碼第一行 for n=1:L L 為欲辨識震測剖面圖之時間點數(縱軸)

```

Editor - test.m
1 - K= % columns K為欲辨識震測剖面圖之trace數(橫軸)
2 - L= % rows L為欲辨識震測剖面圖之時間點數(縱軸)
3 - a=sim(net,simudata);
4 - for nm=1:K
5 -     for ii=1:L
6 -         jj=(nm-1)*L+ii;
7 -         if (a(jj))>=0.5 a(jj)=1;
8 -         else a(jj)=0;
9 -         end
10 -        temp(ii,nm)=a(jj);
11 -    end
12 - end
13 - imagesc(~temp)
14 - colormap(gray)
15

```

6. 變數更改完畢，按 F5 或 Work Space  開始執行本程式，執行完畢則出現亮點偵測結果，可參考本研究所偵測的亮點結果，並比較震波原始訊號圖，在亮點的下方找到油氣地層。



亮點的出現並非全然代表油氣的儲集層的出現，而代表有可能有油氣儲集的可能性，在使用本研究所提出之亮點偵測法於震測資料解釋時，所輸出之亮點偵測結果可作為震測資料解釋人員的輔助參考資料，一般震測資料解釋時，由於震測剖面圖資龐大，完成一張圖面所需時甚久，震測資料解釋人員在判圖時所用的震波特徵圖為震波原始訊號，當發現圖面上有異常處時，再參考其他震波特徵圖做進一步比較，如此來回參考之間就耗費了大量的時間，而本研究之亮點偵測結果即為相關震波特徵的整合結果，可讓震測資料解釋人員免除過去利用震波特徵圖來回比照的麻煩，往往一張震測剖面圖需花幾天時間甚至數周，而網路訓練到辨識結果輸出只需幾十秒，對於資深震測資料解釋人員可大幅減少判圖時間的浪費，可減少對震測剖面圖面上某些完全不可能有油氣的地方之搜尋，針對亮點出現較頻繁的地區可有加強提示的作用，對於較資淺的震測資料解釋人員可做為輔助與訓練之工具，任何資料解釋人員可先參考過網路輸出亮點針測結果後，再做進一步的資料解釋藉以輔助判圖。



表 7.3 各特徵組合最佳總辨識率

特徵組合	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	訓練時間(sec)
SP	2	5	99.51%	1.00%	0.47%	41.1
SF	8	10	99.45%	7.50%	0.26%	79.7
SFA	11	13	99.21%	4.17%	0.65%	98.0
SFAI	7	4	99.05%	11.50%	0.51%	18.8
API	13	3	99.02%	8.83%	0.65%	82.1
SI	1	11	98.95%	10.00%	0.67%	25.5
SFP	9	11	98.91%	6.00%	0.88%	87.1
SFAPI	9	2	98.87%	4.00%	1.01%	26.4
SFAP	12	12	98.74%	5.83%	1.07%	96.6
FAPI	8	7	98.74%	13.00%	0.77%	67.9
SAPI	11	7	98.73%	4.33%	1.14%	62.8
SFI	9	1	98.72%	5.67%	1.10%	17.6
SA	12	2	98.71%	6.50%	1.08%	12.0
SAI	10	1	98.70%	3.50%	1.21%	43.6
FAP	12	14	98.69%	2.17%	1.28%	101.5
AP	10	14	98.67%	25.67%	0.31%	101.6
SAP	5	5	98.63%	5.67%	1.19%	18.7
SPI	1	12	98.63%	4.50%	1.24%	23.5
PI	1	7	98.55%	3.33%	1.38%	46.7
FAI	9	10	98.50%	27.83%	0.40%	83.0
SFPI	5	2	98.48%	9.00%	1.21%	42.8
FPI	6	14	97.52%	44.50%	0.73%	79.9
FA	9	9	97.38%	44.33%	0.88%	87.1
FP	9	9	97.38%	44.33%	0.88%	87.1
AI	4	10	96.95%	66.17%	0.42%	69.4
FI	1	1	96.00%	100.00%	0.00%	23.2

7.2 建議

對於使用其他區域測線所輸出的辨識結果，雖仍能看的出亮點存在位置，但雜訊的消除尚有進步空間，本階段尚無明確改善方法，若前處理部分可再改良，再將震測資料處理流程與不同地區測線所造成的變因降低，方能再次降低雜訊。

圖形辨識應用在震測剖面圖上仍有許多進步空間，例如本研究目前僅以亮點為單一特徵為辨識依據，但除了亮點偵測之外，直接探油法仍有其他油氣指標(例如平點、暗點等)對油氣辨識亦有幫助，若未來能開發出相關指標的綜合辨識方法，並將各指標辨識方法整合成一套系統，將辨識過程使用者介面化，讓使用者自行點所選欲偵測的油氣指標，並將各指標偵測結果在同一震測剖面圖上顯示，使用者能在震測剖面圖面上看到不同指標之間的相對位置呈獻，結構化的關係更能讓震測資料解釋人員注意到油氣儲集層位置，如此自動化的辨識系統便能給予震測資料解釋人員更大的輔助。



參考文獻

- 【1】 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，八版，2003。
- 【2】 張斐章、張麗秋，「類神經網路」，東華書局，2005。
- 【3】 F. Aminzadeh & S. Katz & K. Aki, "Adaptive Neural Nets for Generation of Artificial Earthquake Precursors," IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing, GE-32, pp.1139-1143, 1994.
- 【4】 M.D. McCormack & D.E. Zaucha & D.W. Dushek, "First-break Refraction Event Picking and Seismic Data Trace Editing Using Neural Networks," Geophysics, vol.58, pp.67-78, 1993.
- 【5】 M.M. Poulton & B.K. Sternberg & C.E. Glass, "Location of Subsurface Targets in Geophysical Data Using Neural Networks," Geophysics, vol.57, pp.1534-1544, 1992.
- 【6】 L.X. Wang & J.M. Mendel, "Adaptive Minimum Prediction-error Deconvolution and Source Wavelet Estimation Using Hopfield Neural Networks," Geophysics, vol.57, pp.670-679, 1992.
- 【7】 K.Y. Huang & K.S. Fu, "Decision-theoretic Approach for Classification of Ricker Wavelets and Detection of Seismic Anomalies," IEEE Trans, Geosci. Remote Sensing, GE-25, pp.118-123, 1987.
- 【8】 K.Y. Huang & K.S. Fu, "1-D and 2-D Syntactic Pattern Recognition for The Detection of Bright Spots," IEEE International Conference on ICASSP '85, Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1985.
- 【9】 Hongjie Liu & Boqic Feng & Kewen Xia & Hongmin Zheng, "Seismic Reservoir Oil-gas Prediction Study Based on Rough Set and RBF Network," Proceeding of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, China, 2006.
- 【10】 K.Y. Huang & K.S. Fu, "Detection of Bright Spot in Seismic Signal Using Tree Classification," Geoexploration, vol.23, pp.121-145, 1984.
- 【11】 Martin T. Hagan & Howard B. Demuth & Mark Beale, "Neural Network Design," PWS Pub, Boston, America, 1996.
- 【12】 謝立春，「BP 神經網路算法的改進及收斂性分析」，Computing Technology and Automation，vol.26，No.3，2007。
- 【13】 Enders A. Robinson & Sven Treitel, "Geophysical signal analysis," Prentice Hall, New Jersey, America, pp. 4, 1980.

- 【14】 潘玉生、陳讚煌、鍾火盛、游銘銳，「震測資料之認識與解釋」，台灣中油股份有限公司海域及海外石油探勘處，1992。
- 【15】 Ho-Shing Yu & Hsiung-Mao Chen, "Direct Hydrocarbon Detection-An Overview," *Petroleum Geology of Taiwan*, No. 25, 1989, pp. 108-128.
- 【16】 Solid Image, "Seismic Trace Attributes and Their Projected Use in Prediction of Rock Properties and Sismic Facies."
- 【17】 John H. Bodine, "Response Waveform Characterization of Geophysical Data," United States Patents, Okla, America, 1986.
- 【18】 Enders A. Robinson & Tariq S. Durrani & Lloyd G. Peardon, "Geophysical signal processing," Prentice Hall, New Jersey, America, 1986.
- 【19】 K.Y. Huang & Clare D. McGillem & Paul E. Anuta, "Analytic Signal Representation of The Synthetic Seismogram of Bright Spots," IEEE International Conference on ICASSP '81, Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1981.
- 【20】 王西文、石蘭亭、雍學善、楊午陽，「震波阻抗反演方法研究」，*Lithologic Reservoirs*，vol.19，No.23，China，2007。
- 【21】 劉喜武、年靜波、吳海波，「幾種地震波阻抗反演方法的比較分析與綜合應用」，*Global Geology*，vol.24，No.3，2005。
- 【22】 Frank Rosenblatt, "The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automaton. Report 85-460-1," Project PARA, Cornell Aeronautical Laboratory, Ithaca, N.Y., 1957.
- 【23】 Marvin Minsky & Seymour Papert, "Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry," Cambridge, MIT Press, 1988.
- 【24】 D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning internal representation by error propagation," eds. by D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, 「Parallel distributed processing」，MIT Press, USA, 1986.
- 【25】 黃國源，「神經網路與圖型識別」，維科圖書有限公司，第二版，2003。
- 【26】 陳太山、石文卿、陳奇呈、林香珍、余輝龍，「台南縣隆田構造淺層甲烷氣之探勘」，*中華民國石油季刊*，第41卷，第一期，第1-10頁，2005。
- 【27】 曾仁杰、陳春盛，「油氣地層震波特徵分析委託試驗分析」，台灣中油股份有限公司，2007。

附錄一

Segy 二元讀取頭 Segy binary header

Bytes	Description
001 - 004	Job identification number.
005 - 008	* Line number.
009 - 012	* Reel number.
013 - 014	* Number of data traces per record.
015 - 016	* Number of auxiliary traces per record.
017 - 018	* Sample interval of this reel's data in microseconds.
019 - 020	Sample interval of original field recording in microseconds.
021 - 022	* Number of samples per trace for this reel's data.
023 - 024	Number of samples per trace in original field recording.
025 - 026	* Data sample format code: 1 = 32-bit IBM floating point 2 = 32-bit fixed-point (integer) 3 = 16-bit fixed-point (integer) 4 = 32-bit fixed-point with gain code (integer)
027 - 028	* CDP fold (expected number of data traces per ensemble).
029 - 030	Trace sorting code: 1 = as recorded 2 = CDP ensemble 3 = single fold continuous profile 4 = horizontally stacked
031 - 032	Vertical sum code (1 = no sum, 2 = two sum, ...)
033 - 034	Sweep frequency at start in Hertz.
035 - 036	Sweep frequency at end in Hertz.
037 - 038	Sweep length in milliseconds.
039 - 040	Sweep type code: 1 = linear 2 = parabolic 3 = exponential 4 = other
041 - 042	Trace number of sweep channel.
043 - 044	Sweep trace taper length at start in milliseconds.
045 - 046	Sweep trace taper length at end in milliseconds.
047 - 048	Taper type code: 1 = linear 2 = cosine squared 3 = other
049 - 050	Correlated data traces (1 = no, 2 = yes).
051 - 052	Binary gain recovered (1 = yes, 2 = no).
053 - 054	Amplitude recovery method code: 1 = one 2 = spherical divergence 3 = AGC 4 = other
055 - 056	* Measurement system (1 = meters, 2 = feet).
057 - 058	Impulse signal polarity (increase in pressure or upward geophone case movement gives 1=negative or 2=positive number).
059 - 060	Vibratory polarity code (seismic lags pilot signal by): 1 = 337.5 to 22.5 degrees 2 = 22.5 to 67.5 degrees 3 = 67.5 to 112.5 degrees 4 = 112.5 to 157.5 degrees 5 = 157.5 to 202.5 degrees 6 = 202.5 to 247.5 degrees 7 = 247.5 to 292.5 degrees 8 = 292.5 to 337.5 degrees
061 - 400	Unassigned (for optional information).

附錄二

Segy 二元測線讀取頭 Segy binary trace header

Bytes	Description
001 - 004	* Trace sequence number within line.
005 - 008	Trace sequence number within reel.
009 - 012	* Original field record number.
013 - 016	* Trace sequence number within original field record.
017 - 020	Energy source point number.
021 - 024	CDP ensemble number.
025 - 028	Trace sequence number within CDP ensemble.
029 - 030	* Trace identification code: 1 = seismic data 2 = dead 3 = dummy 4 = time break 5 = uphole 6 = sweep 7 = timing 8 = water break 9+ = optional use
031 - 032	Number of vertically summed traces yielding this trace.
033 - 034	Number of horizontally stacked traces yielding this trace.
035 - 036	Data use (1 = production, 2 = test).
037 - 040	Distance from source point to receiver group.
041 - 044	Receiver group elevation.
045 - 048	Surface elevation at source.
049 - 052	Source depth below surface.
053 - 056	Datum elevation at receiver group.
057 - 060	Datum elevation at source.
061 - 064	Water depth at source.
065 - 068	Water depth at receiver group.
069 - 070	Scalar for elevations and depths (+ = multiplier, - = divisor).
071 - 072	Scalar for coordinates (+ = multiplier, - = divisor).
073 - 076	X source coordinate.
077 - 080	Y source coordinate.
081 - 084	X receiver group coordinate.
085 - 088	Y receiver group coordinate.
089 - 090	Coordinate units (1 = length in meters or feet, 2 = arc seconds).
091 - 092	Weathering velocity.
093 - 094	Subweathering velocity.
095 - 096	Uphole time at source.
097 - 098	Uphole time at receiver group.
099 - 100	Source static correction.
101 - 102	Receiver group static correction.
103 - 104	Total static applied.
105 - 106	Lag time between end of header and time break in milliseconds.
107 - 108	Lag time between time break and shot in milliseconds.
109 - 110	Lag time between shot and recording start in milliseconds.

附錄三

SFAPI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
9	2	98.87%	4.00%	1.01%	26	8	10	98.07%	9.67%	1.60%	83
2	13	98.83%	4.00%	1.06%	25	8	4	98.07%	20.00%	1.18%	60
1	6	98.73%	6.33%	1.06%	14	11	2	98.05%	11.00%	1.57%	72
4	2	98.59%	15.33%	0.83%	19	3	3	98.05%	13.50%	1.47%	11
1	9	98.59%	16.67%	0.78%	16	11	4	98.05%	17.17%	1.31%	72
6	6	98.58%	10.33%	1.05%	59	10	1	98.03%	19.83%	1.22%	52
15	6	98.49%	26.83%	0.46%	28	8	15	98.03%	22.50%	1.11%	99
2	3	98.45%	14.17%	1.02%	34	2	4	98.03%	25.50%	0.99%	35
10	8	98.45%	11.33%	1.15%	78	9	5	98.03%	10.67%	1.61%	68
4	1	98.43%	1.67%	1.57%	22	4	3	98.03%	19.17%	1.26%	42
2	9	98.35%	17.00%	1.01%	61	13	1	98.02%	12.50%	1.54%	68
10	4	98.32%	21.33%	0.86%	11	2	2	98.01%	22.33%	1.15%	32
7	5	98.31%	19.00%	0.97%	61	10	14	98.00%	15.50%	1.44%	104
15	10	98.28%	12.33%	1.28%	94	15	8	98.00%	16.00%	1.42%	100
7	9	98.28%	19.83%	0.97%	74	14	3	97.99%	15.33%	1.46%	77
8	6	98.27%	8.50%	1.44%	67	6	9	97.97%	26.17%	1.02%	76
10	13	98.27%	12.00%	1.31%	99	14	11	97.97%	19.33%	1.31%	103
11	1	98.25%	6.67%	1.55%	13	7	12	97.96%	17.67%	1.39%	85
15	4	98.23%	13.17%	1.30%	81	13	9	97.95%	19.67%	1.32%	97
4	10	98.21%	18.83%	1.08%	66	9	4	97.95%	20.33%	1.29%	60
11	5	98.21%	7.67%	1.55%	73	5	6	97.94%	24.83%	1.11%	60
3	6	98.20%	26.50%	0.77%	49	4	12	97.94%	32.83%	0.78%	79
14	4	98.19%	14.33%	1.29%	80	1	4	97.93%	32.33%	0.81%	33
14	15	98.18%	8.67%	1.53%	124	1	3	97.92%	32.67%	0.81%	32
15	12	98.17%	16.17%	1.24%	110	3	2	97.92%	32.67%	0.81%	36
9	15	98.15%	11.83%	1.43%	102	3	4	97.92%	32.83%	0.80%	40
9	1	98.15%	19.00%	1.14%	55	3	9	97.92%	32.83%	0.80%	61
13	6	98.13%	9.67%	1.54%	84	3	10	97.91%	22.50%	1.24%	67
10	10	98.11%	14.33%	1.38%	87	7	14	97.91%	32.00%	0.85%	91
12	6	98.10%	17.67%	1.24%	83	6	15	97.90%	14.83%	1.57%	91
15	13	98.09%	11.17%	1.53%	120	11	13	97.90%	17.67%	1.45%	100
9	12	98.08%	15.17%	1.37%	91	7	8	97.90%	22.17%	1.26%	69

SFAP

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
11	13	98.99%	14.33%	0.46%	103	2	12	98.28%	11.67%	1.31%	68
9	7	98.74%	7.67%	0.99%	69	1	3	98.27%	12.17%	1.29%	31
12	12	98.74%	5.83%	1.07%	97	2	2	98.27%	12.83%	1.26%	30
9	12	98.72%	7.50%	1.02%	90	10	14	98.27%	2.67%	1.69%	102
12	14	98.68%	13.17%	0.83%	108	12	8	98.27%	4.33%	1.62%	86
4	13	98.63%	9.00%	1.06%	84	1	11	98.27%	17.33%	1.08%	13
5	2	98.61%	0.67%	1.42%	42	13	1	98.25%	0.00%	1.83%	38
10	7	98.57%	18.67%	0.72%	76	15	2	98.25%	5.50%	1.60%	90
4	10	98.52%	9.83%	1.13%	67	8	4	98.24%	7.67%	1.51%	17
6	15	98.51%	2.33%	1.45%	93	13	13	98.24%	2.67%	1.72%	106
9	6	98.47%	5.33%	1.38%	68	14	7	98.24%	6.00%	1.58%	84
8	3	98.45%	3.17%	1.49%	36	5	3	98.23%	12.50%	1.32%	47
11	3	98.43%	0.67%	1.60%	64	8	9	98.23%	9.00%	1.47%	67
5	9	98.42%	12.67%	1.12%	70	7	2	98.23%	9.67%	1.44%	51
12	13	98.42%	9.50%	1.25%	95	8	14	98.23%	3.33%	1.71%	89
8	12	98.37%	5.67%	1.46%	84	2	9	98.21%	10.83%	1.42%	57
5	4	98.37%	0.33%	1.69%	48	7	5	98.19%	15.50%	1.24%	60
2	15	98.36%	4.67%	1.51%	21	5	10	98.19%	7.00%	1.60%	75
1	2	98.35%	1.83%	1.65%	13	8	2	98.19%	10.17%	1.47%	57
10	12	98.34%	11.17%	1.26%	87	14	11	98.19%	7.83%	1.56%	102
1	8	98.32%	12.50%	1.23%	51	15	11	98.19%	10.00%	1.47%	111
8	10	98.32%	1.17%	1.70%	78	2	4	98.18%	10.50%	1.46%	39
1	12	98.31%	10.00%	1.35%	67	13	7	98.18%	2.67%	1.78%	84
2	5	98.31%	13.17%	1.22%	39	7	12	98.17%	10.17%	1.48%	82
3	11	98.31%	6.33%	1.50%	64	13	2	98.17%	5.83%	1.66%	71
7	13	98.31%	16.67%	1.07%	88	8	5	98.17%	8.67%	1.55%	63
12	5	98.31%	10.17%	1.34%	76	1	7	98.16%	10.67%	1.47%	48
1	4	98.30%	13.17%	1.22%	34	8	15	98.16%	23.17%	0.95%	100
3	6	98.30%	9.83%	1.36%	49	15	8	98.16%	17.67%	1.18%	100
6	5	98.30%	17.17%	1.06%	58	3	9	98.15%	7.83%	1.60%	61
2	8	98.29%	13.17%	1.23%	54	11	15	98.15%	3.83%	1.76%	112
1	10	98.29%	10.17%	1.36%	56	2	7	98.15%	7.00%	1.64%	17

SFAI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
7	4	99.05%	11.50%	0.51%	19
2	7	98.77%	11.83%	0.78%	19
4	4	98.69%	13.33%	0.81%	11
10	14	98.65%	13.50%	0.84%	101
5	9	98.63%	22.83%	0.47%	66
1	10	98.55%	20.00%	0.68%	25
11	5	98.50%	18.50%	0.79%	79
2	11	98.49%	14.67%	0.97%	22
14	13	98.45%	19.50%	0.80%	106
5	14	98.39%	5.83%	1.43%	46
5	4	98.38%	13.67%	1.12%	54
11	15	98.38%	32.17%	0.35%	111
6	15	98.36%	20.67%	0.85%	92
8	12	98.35%	37.83%	0.15%	15
1	9	98.32%	5.17%	1.53%	14
9	2	98.31%	10.67%	1.32%	59
7	6	98.30%	13.33%	1.22%	65
9	5	98.30%	17.00%	1.06%	53
11	10	98.29%	16.50%	1.09%	96
15	7	98.27%	11.67%	1.31%	122
6	2	98.27%	12.67%	1.27%	48
8	2	98.27%	7.67%	1.49%	55
15	11	98.27%	10.50%	1.37%	110
7	2	98.27%	19.50%	0.99%	51
12	15	98.26%	23.83%	0.82%	107
10	11	98.25%	13.00%	1.28%	92
12	5	98.23%	12.33%	1.33%	67
8	7	98.21%	12.67%	1.34%	73
13	12	98.21%	21.50%	0.97%	99
8	5	98.20%	12.50%	1.35%	63
6	13	98.19%	21.00%	1.01%	68
12	11	98.19%	17.50%	1.16%	90

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
7	3	98.18%	14.33%	1.30%	55
3	10	98.18%	23.00%	0.94%	61
10	4	98.17%	14.33%	1.31%	70
9	12	98.17%	15.50%	1.26%	89
7	8	98.16%	19.83%	1.09%	74
12	4	98.11%	9.67%	1.56%	74
12	14	98.11%	11.00%	1.51%	108
3	3	98.11%	19.17%	1.17%	34
10	8	98.10%	8.17%	1.64%	77
11	2	98.09%	19.00%	1.19%	16
14	7	98.08%	14.83%	1.38%	91
2	1	98.06%	22.50%	1.08%	13
1	8	98.04%	29.50%	0.81%	52
13	13	98.03%	6.33%	1.78%	107
8	9	98.03%	12.67%	1.52%	87
2	6	98.03%	29.17%	0.83%	29
7	5	98.03%	8.17%	1.72%	62
11	4	98.03%	14.50%	1.45%	71
2	9	98.03%	29.33%	0.83%	60
1	11	98.03%	29.67%	0.82%	61
2	5	98.01%	29.67%	0.83%	42
2	8	98.01%	29.67%	0.83%	55
10	13	98.01%	17.67%	1.34%	102
14	9	98.00%	16.33%	1.40%	96
2	13	97.99%	26.17%	1.00%	73
13	4	97.98%	11.00%	1.65%	72
13	9	97.97%	6.17%	1.85%	90
6	11	97.97%	15.50%	1.47%	72
14	12	97.97%	16.83%	1.41%	96
5	11	97.97%	31.83%	0.79%	33
14	3	97.96%	31.17%	0.83%	76
1	15	97.95%	31.00%	0.84%	78

SFPI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
13	1	98.71%	13.00%	0.81%	15	8	11	97.99%	26.50%	0.99%	82
5	2	98.48%	9.00%	1.21%	43	7	8	97.98%	13.17%	1.56%	72
4	2	98.36%	16.00%	1.04%	38	15	12	97.97%	21.00%	1.24%	106
9	4	98.35%	15.33%	1.08%	66	10	15	97.97%	29.33%	0.90%	29
15	13	98.33%	17.00%	1.03%	122	4	8	97.96%	28.33%	0.94%	58
14	8	98.33%	12.67%	1.22%	93	8	3	97.93%	21.17%	1.28%	55
4	12	98.31%	14.67%	1.15%	80	9	1	97.93%	30.17%	0.90%	13
8	8	98.31%	12.00%	1.26%	73	3	12	97.92%	28.33%	0.99%	65
3	4	98.26%	9.83%	1.40%	18	10	11	97.92%	14.17%	1.58%	95
12	12	98.23%	12.17%	1.33%	96	11	13	97.91%	15.67%	1.52%	107
6	3	98.23%	22.17%	0.92%	33	3	10	97.91%	28.33%	1.00%	33
10	7	98.22%	20.33%	1.01%	79	8	15	97.89%	24.00%	1.19%	99
5	4	98.21%	15.33%	1.23%	44	8	10	97.89%	19.67%	1.38%	79
9	15	98.21%	7.00%	1.58%	102	10	13	97.89%	17.17%	1.49%	102
5	15	98.20%	30.17%	0.62%	86	4	1	97.87%	29.67%	0.98%	35
5	10	98.19%	22.17%	0.96%	71	10	9	97.87%	20.33%	1.37%	82
10	14	98.19%	17.00%	1.18%	100	11	7	97.87%	27.17%	1.08%	86
13	10	98.15%	17.33%	1.21%	93	14	6	97.87%	30.50%	0.95%	87
11	14	98.13%	14.17%	1.35%	104	4	7	97.86%	24.83%	1.19%	53
14	15	98.12%	21.83%	1.05%	110	8	12	97.86%	29.00%	1.02%	85
2	14	98.11%	26.67%	0.85%	72	14	3	97.83%	20.67%	1.40%	81
14	7	98.09%	22.17%	1.06%	100	10	2	97.83%	15.67%	1.61%	61
8	9	98.07%	17.33%	1.29%	78	4	3	97.82%	21.67%	1.37%	38
13	14	98.04%	13.00%	1.50%	116	7	10	97.82%	19.67%	1.45%	79
5	12	98.03%	25.17%	1.00%	81	1	6	97.81%	33.83%	0.87%	42
15	10	98.03%	21.67%	1.15%	104	6	5	97.81%	24.33%	1.27%	53
6	15	98.01%	23.50%	1.09%	92	11	1	97.81%	24.67%	1.26%	60
11	6	98.01%	18.83%	1.29%	77	12	4	97.81%	16.50%	1.60%	72
9	14	98.00%	21.50%	1.19%	100	8	13	97.80%	10.50%	1.85%	92
12	14	98.00%	18.67%	1.31%	105	2	5	97.79%	35.67%	0.81%	42
2	11	97.99%	27.67%	0.94%	61	10	12	97.79%	22.33%	1.38%	93
14	5	97.99%	18.17%	1.33%	73	14	4	97.79%	20.83%	1.44%	78

SAPI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
3	4	99.00%	8.83%	0.67%	27	6	7	97.99%	18.67%	1.31%	69
11	7	98.73%	4.33%	1.14%	63	12	4	97.98%	16.50%	1.42%	75
8	14	98.71%	10.33%	0.92%	115	2	13	97.98%	19.00%	1.31%	69
1	1	98.69%	4.50%	1.17%	25	13	4	97.97%	16.17%	1.44%	83
3	13	98.69%	8.17%	1.03%	71	7	14	97.95%	14.00%	1.55%	91
1	10	98.64%	5.67%	1.18%	63	7	3	97.95%	17.33%	1.41%	50
3	14	98.62%	6.83%	1.15%	71	12	10	97.93%	18.67%	1.38%	81
2	8	98.53%	11.67%	1.05%	55	13	7	97.93%	12.67%	1.63%	89
1	12	98.53%	12.00%	1.03%	64	9	6	97.91%	14.67%	1.56%	59
1	7	98.53%	13.50%	0.97%	49	4	10	97.91%	20.17%	1.33%	65
3	11	98.52%	13.67%	0.97%	64	4	12	97.90%	18.00%	1.44%	74
3	12	98.51%	13.50%	0.99%	82	2	11	97.90%	22.00%	1.27%	62
6	8	98.49%	10.50%	1.14%	70	14	11	97.89%	15.33%	1.56%	104
2	9	98.45%	13.67%	1.04%	58	5	15	97.89%	16.50%	1.51%	88
2	7	98.45%	16.33%	0.94%	50	15	11	97.88%	13.17%	1.66%	111
1	11	98.45%	23.83%	0.63%	69	9	9	97.87%	18.00%	1.47%	77
2	10	98.43%	11.17%	1.17%	67	3	7	97.86%	26.33%	1.13%	54
11	4	98.43%	14.83%	1.02%	25	12	12	97.85%	17.33%	1.52%	96
7	1	98.37%	5.50%	1.47%	25	15	8	97.85%	18.17%	1.49%	91
6	6	98.31%	11.67%	1.28%	60	8	10	97.84%	18.50%	1.48%	80
6	15	98.30%	10.17%	1.35%	89	4	4	97.84%	18.83%	1.47%	44
1	15	98.25%	18.83%	1.04%	72	14	12	97.83%	16.67%	1.56%	101
4	9	98.24%	13.50%	1.27%	58	12	11	97.82%	14.67%	1.66%	93
8	13	98.23%	10.67%	1.40%	85	12	15	97.82%	18.33%	1.51%	119
2	14	98.22%	24.50%	0.83%	17	11	11	97.81%	12.83%	1.75%	95
5	10	98.16%	7.17%	1.62%	74	12	2	97.81%	23.17%	1.32%	66
2	12	98.15%	14.17%	1.34%	68	12	13	97.80%	19.67%	1.47%	104
9	14	98.15%	15.50%	1.28%	88	8	9	97.79%	18.67%	1.52%	80
5	3	98.13%	13.00%	1.40%	43	9	7	97.79%	19.33%	1.49%	73
15	3	98.11%	13.00%	1.43%	82	10	3	97.79%	19.33%	1.50%	62
3	10	98.07%	10.50%	1.57%	60	7	9	97.78%	19.00%	1.52%	74
3	3	98.07%	19.33%	1.20%	36	9	13	97.78%	23.50%	1.33%	92

FAPI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
8	7	98.74%	13.00%	0.77%	68	3	10	97.77%	22.67%	1.38%	64
2	9	98.41%	25.67%	0.58%	55	6	9	97.76%	20.50%	1.48%	70
14	5	98.39%	10.17%	1.25%	83	9	14	97.75%	17.50%	1.61%	89
3	6	98.31%	20.83%	0.90%	48	8	2	97.75%	20.00%	1.51%	55
2	3	98.21%	12.67%	1.33%	30	10	14	97.74%	23.50%	1.38%	103
14	1	98.19%	38.17%	0.29%	71	9	13	97.73%	20.83%	1.49%	92
5	9	98.12%	15.83%	1.30%	74	12	9	97.73%	19.00%	1.57%	95
9	2	98.10%	13.33%	1.42%	58	11	10	97.73%	22.33%	1.44%	96
9	7	98.09%	18.67%	1.21%	71	13	13	97.73%	13.67%	1.80%	107
7	13	98.07%	14.50%	1.41%	90	10	15	97.72%	17.83%	1.63%	86
9	9	97.99%	13.00%	1.56%	74	4	9	97.71%	28.33%	1.20%	60
15	10	97.99%	15.33%	1.46%	106	14	10	97.71%	20.83%	1.51%	101
7	15	97.97%	12.50%	1.60%	96	4	15	97.71%	23.67%	1.40%	75
9	10	97.97%	19.67%	1.30%	87	6	14	97.71%	24.00%	1.39%	91
3	15	97.96%	27.50%	0.98%	73	5	12	97.70%	23.00%	1.44%	80
3	12	97.95%	19.50%	1.33%	64	6	1	97.70%	19.83%	1.57%	43
14	7	97.93%	20.50%	1.30%	92	10	5	97.70%	16.50%	1.71%	63
8	8	97.92%	21.50%	1.27%	69	13	14	97.70%	17.33%	1.67%	105
13	8	97.90%	16.50%	1.50%	76	2	7	97.69%	8.00%	2.08%	47
8	5	97.89%	15.67%	1.55%	61	14	3	97.68%	13.67%	1.85%	73
4	1	97.88%	27.83%	1.05%	12	13	1	97.67%	27.67%	1.28%	67
6	11	97.88%	23.67%	1.22%	70	5	10	97.63%	25.00%	1.43%	71
13	5	97.88%	9.33%	1.82%	77	13	15	97.62%	23.83%	1.49%	109
15	11	97.86%	14.17%	1.64%	113	3	8	97.61%	31.17%	1.19%	56
15	8	97.86%	20.83%	1.36%	96	8	10	97.61%	13.83%	1.91%	77
8	3	97.85%	29.83%	0.99%	60	14	11	97.61%	26.00%	1.40%	105
7	5	97.84%	19.67%	1.43%	56	5	6	97.61%	24.83%	1.46%	56
11	15	97.83%	25.67%	1.19%	105	5	13	97.59%	16.83%	1.81%	77
2	12	97.82%	26.17%	1.18%	65	15	5	97.59%	23.50%	1.53%	83
8	15	97.81%	16.00%	1.62%	96	15	14	97.57%	16.17%	1.85%	112
14	6	97.81%	20.33%	1.44%	82	13	6	97.57%	22.83%	1.58%	72
5	15	97.79%	17.50%	1.57%	84	4	11	97.56%	32.17%	1.20%	72

SFA

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
11	13	99.21%	4.17%	0.65%	98	5	12	98.61%	7.67%	1.13%	5
3	7	99.21%	6.83%	0.54%	52	14	11	98.61%	13.17%	0.90%	14
12	11	99.18%	6.83%	0.57%	98	15	12	98.58%	24.67%	0.45%	15
11	5	99.07%	17.17%	0.26%	77	11	1	98.57%	20.83%	0.63%	11
15	10	99.05%	5.17%	0.78%	104	11	4	98.55%	2.17%	1.42%	11
14	1	99.03%	6.33%	0.75%	66	5	13	98.54%	7.50%	1.21%	5
13	1	99.02%	10.33%	0.59%	70	10	6	98.53%	3.50%	1.39%	10
14	7	99.02%	17.17%	0.31%	94	10	2	98.53%	11.50%	1.06%	10
14	15	99.00%	16.33%	0.36%	110	6	12	98.52%	5.83%	1.30%	6
14	10	98.99%	10.50%	0.62%	104	8	13	98.50%	3.83%	1.40%	8
12	15	98.96%	2.83%	0.97%	112	13	5	98.49%	2.17%	1.49%	13
5	8	98.95%	1.83%	1.01%	63	10	1	98.48%	21.67%	0.68%	10
9	4	98.91%	22.17%	0.21%	62	13	13	98.47%	0.67%	1.57%	13
8	1	98.87%	2.17%	1.09%	48	5	1	98.43%	1.67%	1.56%	5
12	13	98.86%	16.33%	0.51%	92	12	14	98.43%	3.17%	1.50%	12
11	14	98.84%	13.00%	0.67%	92	13	4	98.43%	8.17%	1.30%	13
10	15	98.84%	15.00%	0.58%	100	13	3	98.43%	31.67%	0.32%	13
8	10	98.82%	10.00%	0.81%	16	7	3	98.41%	3.83%	1.50%	7
14	5	98.80%	22.83%	0.30%	81	14	8	98.41%	10.83%	1.21%	14
6	13	98.79%	9.50%	0.87%	84	10	3	98.40%	8.33%	1.32%	10
5	11	98.78%	10.00%	0.85%	73	4	9	98.39%	15.83%	1.01%	4
12	9	98.78%	21.33%	0.38%	95	12	8	98.39%	11.17%	1.22%	12
9	14	98.77%	12.17%	0.77%	101	3	14	98.39%	11.33%	1.21%	3
15	13	98.74%	15.17%	0.68%	113	9	7	98.38%	11.83%	1.19%	9
10	12	98.73%	5.00%	1.11%	98	10	9	98.38%	20.00%	0.85%	10
9	10	98.72%	12.83%	0.80%	84	12	10	98.37%	0.67%	1.67%	12
9	12	98.71%	10.50%	0.91%	93	2	5	98.35%	0.67%	1.69%	2
6	4	98.66%	2.17%	1.31%	52	11	15	98.35%	29.33%	0.50%	11
4	7	98.65%	19.33%	0.60%	52	15	15	98.35%	29.50%	0.49%	15
8	2	98.64%	9.17%	1.03%	25	15	1	98.33%	5.17%	1.52%	15
15	11	98.63%	25.00%	0.38%	106	15	3	98.33%	1.67%	1.67%	15
12	1	98.62%	1.00%	1.40%	60	5	14	98.33%	17.33%	1.02%	5

SFP

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
10	11	99.03%	9.00%	0.63%	93
9	11	98.91%	6.00%	0.88%	87
9	13	98.86%	14.50%	0.58%	88
5	4	98.79%	2.33%	1.17%	49
11	13	98.78%	10.17%	0.85%	99
7	12	98.77%	7.17%	0.98%	87
3	13	98.73%	13.33%	0.76%	65
7	10	98.73%	12.67%	0.79%	76
6	5	98.71%	12.83%	0.81%	58
6	14	98.69%	8.17%	1.02%	88
14	14	98.69%	11.33%	0.89%	106
14	3	98.68%	22.83%	0.42%	79
2	5	98.61%	9.67%	1.04%	54
6	12	98.61%	8.33%	1.10%	85
15	6	98.60%	7.50%	1.15%	94
4	6	98.59%	8.83%	1.10%	53
15	10	98.58%	17.00%	0.77%	100
12	11	98.56%	13.83%	0.92%	91
5	8	98.53%	8.00%	1.19%	63
12	3	98.53%	2.50%	1.43%	63
13	10	98.51%	14.50%	0.94%	96
13	12	98.51%	6.00%	1.31%	102
9	6	98.50%	14.50%	0.96%	28
15	5	98.49%	4.83%	1.37%	73
10	7	98.49%	14.50%	0.97%	77
11	15	98.49%	35.50%	0.10%	110
10	9	98.48%	15.17%	0.95%	82
12	13	98.48%	9.83%	1.17%	103
10	4	98.44%	8.83%	1.26%	70
11	14	98.44%	5.33%	1.40%	103
4	14	98.43%	11.33%	1.16%	80
13	6	98.41%	12.67%	1.13%	74

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
1	6	98.40%	22.33%	0.74%	45
11	2	98.40%	1.17%	1.62%	64
14	6	98.39%	16.33%	1.00%	89
6	13	98.38%	20.67%	0.83%	79
11	9	98.38%	12.17%	1.18%	87
14	12	98.38%	4.00%	1.52%	99
14	5	98.38%	14.83%	1.07%	84
6	6	98.37%	5.83%	1.46%	60
7	9	98.37%	2.67%	1.59%	74
2	10	98.36%	22.83%	0.76%	56
8	14	98.35%	15.00%	1.09%	83
6	15	98.35%	9.83%	1.31%	87
10	13	98.33%	9.83%	1.33%	99
1	8	98.33%	22.67%	0.80%	54
11	5	98.33%	16.00%	1.08%	74
14	2	98.33%	38.83%	0.13%	34
1	15	98.32%	19.50%	0.94%	75
10	12	98.32%	13.17%	1.20%	93
6	10	98.31%	17.00%	1.05%	77
9	15	98.31%	29.50%	0.53%	83
12	8	98.31%	3.67%	1.60%	81
13	4	98.31%	28.50%	0.57%	71
6	1	98.31%	2.83%	1.65%	42
5	14	98.29%	9.50%	1.39%	82
1	12	98.28%	23.67%	0.81%	67
3	14	98.28%	21.83%	0.88%	76
1	3	98.27%	21.33%	0.91%	29
3	9	98.27%	21.50%	0.90%	59
2	11	98.27%	9.67%	1.40%	65
3	8	98.26%	21.83%	0.90%	53
5	15	98.26%	21.33%	0.92%	91
14	7	98.26%	20.83%	0.94%	88

SFI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
9	1	98.72%	5.67%	1.10%	18
10	1	98.69%	26.00%	0.28%	12
6	10	98.58%	19.50%	0.67%	72
5	2	98.58%	5.67%	1.24%	15
7	3	98.52%	20.17%	0.70%	14
4	12	98.51%	22.83%	0.60%	71
15	10	98.49%	18.67%	0.80%	104
2	5	98.49%	12.33%	1.06%	42
3	11	98.45%	13.33%	1.06%	68
5	13	98.45%	23.67%	0.63%	83
12	9	98.44%	23.17%	0.66%	83
5	5	98.41%	19.67%	0.84%	49
6	14	98.40%	32.33%	0.32%	84
6	12	98.39%	19.00%	0.89%	79
5	9	98.38%	30.17%	0.43%	61
11	10	98.37%	23.17%	0.73%	84
11	2	98.29%	19.00%	0.99%	62
11	14	98.29%	18.67%	1.01%	98
9	7	98.29%	20.83%	0.92%	74
15	7	98.27%	35.67%	0.32%	108
4	8	98.23%	22.50%	0.91%	60
11	12	98.22%	37.17%	0.31%	90
4	14	98.22%	29.00%	0.65%	77
14	12	98.21%	15.67%	1.22%	97
13	7	98.21%	26.83%	0.75%	87
14	15	98.20%	28.50%	0.69%	113
11	9	98.19%	20.33%	1.03%	86
11	1	98.17%	6.33%	1.64%	62
3	8	98.14%	25.17%	0.89%	56
14	8	98.13%	16.00%	1.28%	91
8	6	98.13%	22.00%	1.03%	66
14	10	98.11%	27.33%	0.83%	101

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
4	4	98.10%	24.50%	0.96%	47
7	12	98.09%	25.17%	0.94%	85
6	4	98.08%	15.67%	1.35%	56
7	5	98.07%	26.67%	0.90%	58
12	5	98.06%	20.50%	1.17%	73
9	10	98.01%	25.83%	0.99%	79
6	5	98.01%	36.83%	0.53%	54
14	14	98.00%	40.67%	0.39%	105
4	11	98.00%	42.67%	0.31%	69
3	15	97.99%	23.50%	1.12%	18
13	3	97.97%	30.33%	0.85%	76
15	11	97.96%	39.33%	0.49%	111
1	10	97.96%	29.17%	0.91%	51
1	12	97.96%	30.00%	0.88%	67
10	6	97.95%	16.00%	1.47%	69
1	2	97.95%	29.50%	0.91%	20
1	7	97.95%	29.50%	0.91%	46
12	8	97.94%	31.33%	0.84%	82
10	14	97.94%	20.50%	1.29%	99
8	1	97.93%	18.00%	1.40%	51
8	4	97.91%	22.67%	1.24%	67
15	15	97.90%	24.83%	1.15%	120
8	10	97.89%	22.83%	1.24%	76
7	14	97.89%	20.33%	1.35%	88
7	4	97.89%	45.00%	0.33%	55
1	8	97.89%	31.33%	0.90%	36
11	5	97.88%	29.33%	0.99%	73
9	6	97.88%	18.67%	1.43%	69
14	11	97.87%	19.83%	1.39%	103
13	10	97.87%	21.33%	1.33%	91
4	9	97.87%	44.50%	0.37%	62
9	14	97.86%	26.50%	1.13%	97

SAP

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
4	5	99.09%	14.33%	0.35%	13	6	3	98.25%	2.83%	1.70%	38
5	5	98.63%	5.67%	1.19%	19	14	5	98.22%	6.67%	1.58%	81
5	10	98.60%	3.67%	1.31%	73	8	8	98.19%	7.00%	1.59%	63
1	7	98.59%	4.67%	1.28%	45	5	2	98.19%	13.33%	1.33%	20
2	5	98.58%	4.33%	1.30%	41	11	5	98.19%	5.33%	1.67%	60
2	6	98.58%	4.33%	1.30%	47	3	1	98.14%	6.17%	1.68%	30
4	9	98.58%	4.67%	1.28%	64	15	3	98.11%	7.83%	1.64%	78
1	15	98.57%	3.33%	1.35%	72	3	15	98.07%	6.00%	1.76%	78
1	4	98.57%	4.67%	1.30%	20	3	4	98.06%	5.00%	1.81%	42
2	15	98.57%	3.17%	1.36%	72	8	4	98.06%	5.50%	1.79%	59
2	3	98.56%	3.17%	1.37%	32	9	11	98.06%	1.00%	1.98%	76
3	8	98.56%	3.50%	1.35%	57	3	9	98.05%	6.67%	1.75%	57
1	9	98.55%	3.17%	1.38%	54	10	11	98.05%	6.17%	1.77%	91
1	12	98.55%	3.33%	1.37%	61	4	14	98.03%	6.67%	1.77%	79
13	7	98.55%	2.83%	1.39%	15	5	4	98.03%	5.00%	1.85%	49
1	13	98.55%	3.33%	1.38%	68	6	1	98.02%	6.67%	1.78%	40
1	1	98.53%	3.33%	1.39%	19	14	13	98.02%	7.00%	1.77%	106
2	7	98.53%	5.17%	1.31%	48	7	15	98.01%	8.83%	1.70%	85
8	10	98.53%	5.17%	1.31%	76	8	9	98.01%	4.50%	1.88%	73
1	3	98.53%	3.17%	1.40%	23	11	13	98.01%	6.83%	1.78%	101
2	2	98.52%	3.17%	1.41%	25	3	6	98.01%	7.17%	1.78%	47
3	2	98.51%	5.17%	1.33%	36	12	1	98.01%	7.17%	1.78%	60
1	6	98.50%	2.33%	1.47%	45	8	2	98.00%	6.67%	1.81%	52
4	10	98.47%	4.33%	1.41%	63	4	4	97.99%	7.17%	1.79%	44
3	11	98.45%	5.50%	1.39%	58	10	5	97.99%	6.33%	1.83%	66
2	9	98.43%	5.17%	1.42%	55	3	12	97.99%	7.67%	1.78%	66
2	14	98.42%	4.33%	1.47%	72	4	15	97.98%	6.83%	1.82%	78
2	11	98.41%	5.33%	1.43%	60	7	6	97.97%	7.33%	1.81%	59
3	3	98.34%	4.33%	1.55%	38	14	2	97.97%	6.67%	1.83%	70
4	12	98.34%	5.50%	1.50%	73	9	1	97.96%	6.67%	1.85%	53
1	10	98.30%	5.17%	1.56%	12	12	3	97.96%	5.83%	1.88%	68
9	4	98.27%	8.67%	1.44%	60	8	5	97.95%	6.83%	1.85%	60

SAI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
1	11	98.94%	9.17%	0.72%	61
12	4	98.81%	16.50%	0.55%	14
10	1	98.70%	3.50%	1.21%	44
2	10	98.66%	12.00%	0.90%	59
1	3	98.65%	2.50%	1.31%	16
7	9	98.65%	10.67%	0.97%	14
1	1	98.63%	8.67%	1.07%	19
1	5	98.63%	8.83%	1.06%	39
2	2	98.62%	8.67%	1.08%	32
1	10	98.60%	12.83%	0.92%	56
1	6	98.59%	12.50%	0.94%	42
2	15	98.59%	12.67%	0.94%	79
5	11	98.59%	12.83%	0.93%	76
1	4	98.59%	12.50%	0.95%	26
1	9	98.58%	12.00%	0.98%	54
3	9	98.58%	12.50%	0.96%	61
2	7	98.57%	12.67%	0.96%	50
2	9	98.54%	3.67%	1.37%	29
4	2	98.53%	7.83%	1.20%	16
2	5	98.51%	11.50%	1.07%	44
5	3	98.49%	3.17%	1.44%	22
1	13	98.49%	15.17%	0.94%	65
3	13	98.43%	14.17%	1.04%	72
8	7	98.40%	9.33%	1.28%	25
1	2	98.37%	19.67%	0.88%	15
5	8	98.27%	10.00%	1.38%	67
15	6	98.23%	26.33%	0.74%	83
11	1	98.21%	38.67%	0.26%	12
11	4	98.19%	15.67%	1.24%	12
13	1	98.17%	20.50%	1.06%	23
4	13	98.12%	6.83%	1.67%	79
4	5	98.12%	21.83%	1.05%	33

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
8	5	98.11%	21.33%	1.08%	18
4	10	98.10%	13.67%	1.41%	64
6	3	98.05%	17.00%	1.32%	24
13	14	97.99%	20.67%	1.24%	14
2	6	97.97%	17.50%	1.38%	45
6	5	97.93%	14.83%	1.54%	56
8	13	97.91%	12.33%	1.66%	87
6	1	97.88%	22.00%	1.29%	44
11	12	97.85%	18.33%	1.48%	108
2	13	97.82%	16.17%	1.60%	74
9	6	97.80%	22.50%	1.35%	63
14	4	97.80%	14.83%	1.67%	81
12	10	97.79%	17.33%	1.58%	94
13	7	97.77%	23.83%	1.33%	86
10	2	97.76%	20.67%	1.47%	59
7	6	97.75%	18.50%	1.58%	65
7	10	97.75%	23.50%	1.37%	81
5	14	97.73%	15.17%	1.74%	81
4	15	97.72%	19.83%	1.55%	81
8	8	97.72%	21.17%	1.49%	73
2	8	97.71%	15.50%	1.74%	52
5	6	97.70%	19.33%	1.59%	56
11	2	97.70%	15.17%	1.76%	63
4	9	97.69%	20.83%	1.53%	64
2	4	97.69%	19.17%	1.61%	38
6	14	97.69%	24.17%	1.40%	85
14	9	97.69%	20.67%	1.55%	96
9	8	97.68%	18.17%	1.66%	80
2	11	97.67%	19.83%	1.60%	67
9	11	97.67%	25.00%	1.39%	82
9	3	97.65%	24.00%	1.45%	61
4	12	97.64%	22.00%	1.54%	71

SPI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
15	2	99.15%	17.83%	0.15%	65
1	11	98.93%	24.50%	0.10%	15
1	12	98.63%	4.50%	1.24%	23
2	11	98.36%	7.33%	1.40%	59
8	3	98.35%	14.33%	1.13%	23
9	10	98.29%	16.67%	1.09%	79
5	9	98.28%	16.17%	1.12%	65
2	14	98.23%	11.67%	1.35%	75
2	3	98.23%	15.67%	1.19%	34
3	2	98.22%	14.00%	1.27%	30
3	13	98.19%	17.33%	1.16%	70
6	12	98.17%	15.50%	1.26%	76
13	7	98.17%	24.67%	0.88%	86
4	6	98.15%	17.83%	1.18%	33
3	11	98.14%	18.50%	1.17%	61
2	8	98.14%	19.17%	1.14%	56
2	9	98.14%	23.33%	0.97%	56
14	2	98.13%	19.83%	1.12%	71
13	1	98.12%	18.83%	1.17%	69
15	5	98.11%	17.00%	1.26%	88
10	5	98.07%	24.00%	1.01%	28
2	15	98.06%	22.67%	1.08%	75
1	4	98.05%	21.83%	1.12%	25
15	8	98.05%	21.00%	1.16%	93
1	9	98.05%	21.83%	1.13%	55
1	13	98.05%	21.83%	1.13%	50
7	6	98.05%	22.17%	1.11%	64
1	14	98.04%	21.83%	1.13%	72
2	5	98.04%	23.17%	1.08%	44
1	8	98.03%	22.50%	1.11%	50
4	10	98.03%	23.17%	1.08%	62
1	5	98.03%	22.67%	1.11%	32

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
2	12	98.03%	22.67%	1.11%	67
6	8	98.02%	19.50%	1.25%	65
3	9	98.02%	20.50%	1.21%	58
1	15	98.01%	22.17%	1.15%	76
4	15	98.00%	16.33%	1.40%	79
12	8	97.99%	15.83%	1.43%	89
3	14	97.99%	20.50%	1.24%	73
11	14	97.98%	14.00%	1.52%	107
4	7	97.97%	20.67%	1.25%	113
4	14	97.96%	18.00%	1.38%	75
1	10	97.95%	23.33%	1.16%	64
4	11	97.93%	18.00%	1.41%	72
9	15	97.92%	18.50%	1.40%	98
7	15	97.91%	17.83%	1.43%	89
8	12	97.86%	17.50%	1.50%	79
3	12	97.85%	26.67%	1.13%	69
11	2	97.85%	19.33%	1.44%	60
14	6	97.84%	15.67%	1.60%	83
6	11	97.84%	17.50%	1.52%	77
4	4	97.84%	21.83%	1.34%	44
6	1	97.83%	19.83%	1.44%	40
8	14	97.82%	19.17%	1.47%	95
13	13	97.81%	23.33%	1.31%	107
10	14	97.80%	19.17%	1.49%	102
12	7	97.79%	19.17%	1.50%	80
15	9	97.79%	20.50%	1.44%	102
15	14	97.79%	17.17%	1.59%	111
13	9	97.79%	21.67%	1.40%	98
8	9	97.79%	23.00%	1.35%	71
1	2	97.78%	20.50%	1.46%	13
4	8	97.78%	22.33%	1.38%	54
7	2	97.75%	17.50%	1.61%	48

FAP

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
14	7	98.73%	17.50%	0.59%	94
12	14	98.69%	2.17%	1.28%	101
11	14	98.61%	7.67%	1.13%	103
13	10	98.55%	1.83%	1.44%	95
10	2	98.53%	16.50%	0.84%	56
10	13	98.53%	6.00%	1.28%	97
2	1	98.45%	11.67%	1.13%	27
10	9	98.43%	3.50%	1.49%	74
5	9	98.35%	5.00%	1.51%	65
9	2	98.34%	3.17%	1.60%	55
13	6	98.33%	5.50%	1.51%	72
3	4	98.33%	12.50%	1.22%	37
7	6	98.27%	3.17%	1.67%	60
4	5	98.26%	16.50%	1.13%	47
9	7	98.24%	6.83%	1.55%	67
13	14	98.22%	3.33%	1.72%	101
12	12	98.21%	3.83%	1.70%	99
2	5	98.19%	18.83%	1.10%	44
6	15	98.19%	16.50%	1.20%	95
13	8	98.17%	5.17%	1.69%	92
13	11	98.17%	16.83%	1.21%	95
5	6	98.16%	3.17%	1.78%	52
4	8	98.13%	6.50%	1.68%	55
13	3	98.12%	8.50%	1.60%	74
8	11	98.11%	6.33%	1.70%	78
4	12	98.11%	10.00%	1.56%	71
15	10	98.09%	1.33%	1.94%	94
9	4	98.07%	8.00%	1.67%	58
8	14	98.04%	0.83%	2.01%	85
3	9	98.04%	13.50%	1.48%	60
8	15	98.00%	3.50%	1.94%	94
6	6	97.99%	4.00%	1.92%	61

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
6	11	97.99%	5.33%	1.87%	78
5	4	97.99%	8.67%	1.73%	47
8	12	97.99%	8.83%	1.73%	85
6	14	97.99%	9.00%	1.72%	83
4	3	97.98%	4.83%	1.90%	38
10	10	97.97%	7.17%	1.82%	86
13	9	97.97%	16.67%	1.42%	92
5	3	97.96%	6.00%	1.88%	43
2	9	97.95%	11.00%	1.67%	54
11	10	97.93%	4.67%	1.96%	80
10	8	97.93%	3.17%	2.03%	78
7	8	97.93%	5.83%	1.92%	68
5	13	97.93%	8.00%	1.83%	81
13	7	97.92%	6.33%	1.90%	85
11	13	97.91%	14.50%	1.58%	101
14	3	97.89%	6.50%	1.92%	77
7	5	97.86%	14.17%	1.64%	58
15	11	97.85%	4.17%	2.06%	108
9	3	97.85%	4.67%	2.05%	57
4	1	97.83%	11.00%	1.80%	33
12	4	97.83%	2.83%	2.15%	67
11	8	97.83%	6.33%	2.00%	84
7	3	97.82%	4.17%	2.10%	50
6	5	97.82%	6.33%	2.01%	51
13	5	97.81%	13.17%	1.73%	78
12	10	97.81%	42.33%	0.52%	93
12	7	97.79%	5.67%	2.06%	84
15	9	97.78%	17.33%	1.59%	92
10	6	97.77%	2.83%	2.20%	72
2	10	97.76%	12.33%	1.82%	58
13	15	97.75%	6.17%	2.08%	106
3	5	97.75%	7.83%	2.01%	42

FPI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
6	14	97.52%	44.50%	0.73%	80	10	8	96.74%	77.00%	0.19%	81
6	8	97.46%	47.83%	0.65%	61	13	4	96.74%	55.83%	1.07%	71
11	13	97.43%	37.67%	1.10%	92	15	5	96.74%	48.83%	1.36%	75
10	11	97.41%	51.50%	0.56%	89	11	3	96.73%	61.17%	0.85%	66
9	5	97.39%	47.00%	0.76%	63	4	15	96.72%	62.17%	0.83%	87
12	9	97.39%	45.83%	0.81%	93	15	6	96.71%	76.50%	0.24%	88
6	4	97.37%	53.00%	0.53%	32	9	6	96.71%	49.50%	1.37%	66
7	12	97.33%	50.83%	0.67%	79	11	5	96.68%	52.33%	1.28%	68
4	10	97.27%	40.83%	1.15%	66	14	5	96.68%	47.83%	1.47%	84
12	6	97.25%	47.33%	0.89%	73	9	1	96.67%	65.33%	0.74%	57
14	13	97.15%	41.83%	1.23%	103	6	7	96.66%	51.17%	1.35%	62
13	11	97.09%	57.50%	0.63%	104	9	11	96.66%	55.00%	1.19%	81
9	2	97.07%	49.33%	0.99%	52	15	12	96.65%	64.17%	0.81%	98
15	13	97.07%	65.50%	0.33%	123	2	11	96.62%	68.83%	0.65%	64
6	9	97.05%	66.00%	0.33%	77	12	3	96.59%	34.83%	2.10%	63
15	8	97.03%	68.00%	0.26%	97	8	15	96.58%	48.67%	1.53%	95
15	15	96.97%	70.00%	0.24%	123	12	15	96.58%	38.83%	1.94%	103
6	1	96.96%	68.33%	0.32%	43	7	9	96.51%	60.00%	1.13%	68
11	14	96.96%	71.67%	0.18%	106	4	8	96.51%	59.33%	1.17%	57
7	13	96.95%	54.83%	0.89%	86	5	10	96.49%	51.83%	1.49%	66
13	12	96.95%	40.33%	1.50%	103	10	6	96.48%	50.17%	1.58%	65
14	4	96.90%	64.33%	0.55%	77	13	15	96.48%	40.33%	1.99%	109
3	9	96.88%	47.67%	1.26%	57	15	4	96.47%	47.50%	1.69%	78
7	11	96.87%	41.67%	1.52%	71	7	10	96.46%	65.67%	0.95%	75
3	8	96.86%	64.50%	0.58%	53	10	15	96.45%	52.33%	1.51%	106
14	3	96.85%	47.33%	1.31%	75	10	3	96.43%	40.50%	2.03%	57
10	4	96.81%	46.17%	1.40%	61	14	15	96.42%	48.83%	1.69%	117
11	7	96.81%	56.67%	0.97%	78	12	14	96.39%	59.67%	1.28%	102
6	15	96.80%	44.83%	1.47%	81	11	11	96.38%	68.83%	0.90%	85
4	14	96.79%	56.50%	0.99%	73	12	7	96.38%	51.50%	1.63%	80
13	14	96.79%	76.00%	0.18%	16	7	14	96.35%	70.67%	0.86%	89
8	10	96.75%	56.50%	1.03%	76	8	2	96.33%	64.17%	1.15%	12

FAI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
9	10	98.50%	27.83%	0.40%	83	3	8	97.84%	23.83%	1.26%	56
8	5	98.46%	29.17%	0.39%	60	8	8	97.83%	42.33%	0.49%	70
2	13	98.43%	31.33%	0.33%	71	10	5	97.83%	37.00%	0.72%	70
15	11	98.39%	31.83%	0.35%	102	10	14	97.82%	24.17%	1.26%	90
15	9	98.31%	28.67%	0.57%	100	15	14	97.81%	25.17%	1.23%	118
4	8	98.29%	34.17%	0.36%	57	10	11	97.80%	28.83%	1.09%	90
6	4	98.25%	29.33%	0.60%	51	5	14	97.79%	19.33%	1.49%	85
6	12	98.25%	37.50%	0.26%	80	4	11	97.78%	26.83%	1.19%	70
13	11	98.25%	29.33%	0.60%	98	6	15	97.74%	32.67%	0.99%	84
2	12	98.23%	26.83%	0.72%	72	12	12	97.73%	34.00%	0.95%	98
5	12	98.21%	37.33%	0.31%	75	5	4	97.69%	21.50%	1.51%	48
7	11	98.12%	25.67%	0.89%	78	5	3	97.69%	21.83%	1.49%	45
8	14	98.12%	35.33%	0.49%	89	9	9	97.69%	23.83%	1.41%	77
8	11	98.11%	35.33%	0.50%	79	3	3	97.68%	23.00%	1.46%	37
10	2	98.09%	40.17%	0.31%	60	6	7	97.68%	23.00%	1.46%	63
3	4	98.06%	24.83%	0.99%	19	13	7	97.67%	29.50%	1.19%	82
6	8	98.06%	27.50%	0.88%	64	7	8	97.67%	42.50%	0.66%	70
11	5	98.04%	39.33%	0.40%	75	10	1	97.67%	21.50%	1.53%	57
5	8	98.03%	22.67%	1.10%	31	6	13	97.64%	24.67%	1.43%	82
10	9	98.01%	42.17%	0.32%	82	9	3	97.64%	20.50%	1.60%	59
5	15	97.93%	25.83%	1.08%	89	14	4	97.62%	23.83%	1.49%	39
14	9	97.93%	43.50%	0.34%	91	12	5	97.61%	15.00%	1.87%	17
9	12	97.93%	30.50%	0.89%	89	8	15	97.59%	51.67%	0.35%	94
11	8	97.93%	25.00%	1.12%	78	11	15	97.53%	54.67%	0.30%	103
15	12	97.92%	39.33%	0.53%	103	14	6	97.53%	50.00%	0.49%	86
5	13	97.89%	45.00%	0.33%	77	13	15	97.50%	20.83%	1.74%	112
13	6	97.89%	29.83%	0.96%	84	7	15	97.49%	20.67%	1.75%	96
14	12	97.88%	26.67%	1.10%	106	10	7	97.47%	33.00%	1.26%	74
15	1	97.88%	23.00%	1.25%	78	7	14	97.46%	22.83%	1.69%	91
12	2	97.87%	22.67%	1.27%	66	10	12	97.46%	50.50%	0.54%	92
5	5	97.86%	31.83%	0.90%	49	13	9	97.46%	21.50%	1.75%	85
7	3	97.85%	26.00%	1.16%	55	12	9	97.45%	24.50%	1.63%	89

API

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
13	3	99.02%	8.83%	0.65%	82	2	5	97.99%	18.50%	1.33%	41
14	7	98.81%	17.00%	0.53%	89	7	6	97.99%	14.83%	1.48%	61
3	5	98.50%	14.67%	0.95%	43	2	3	97.98%	18.67%	1.33%	34
8	11	98.46%	18.83%	0.82%	74	3	14	97.98%	4.17%	1.93%	73
2	8	98.33%	17.17%	1.02%	51	4	4	97.98%	17.67%	1.37%	43
2	14	98.32%	17.50%	1.02%	72	5	15	97.98%	24.83%	1.07%	81
4	13	98.31%	18.17%	1.00%	72	7	4	97.98%	18.67%	1.33%	56
6	5	98.30%	13.00%	1.23%	54	4	11	97.97%	23.33%	1.14%	67
5	14	98.25%	9.33%	1.43%	80	15	6	97.97%	12.00%	1.62%	91
6	10	98.24%	13.50%	1.27%	66	6	4	97.96%	16.33%	1.44%	50
15	10	98.24%	11.17%	1.37%	92	10	14	97.96%	25.83%	1.05%	93
12	15	98.20%	11.00%	1.42%	109	12	7	97.95%	15.17%	1.50%	82
6	13	98.19%	14.83%	1.27%	70	13	10	97.95%	14.50%	1.53%	106
5	10	98.17%	7.83%	1.58%	76	9	6	97.95%	10.00%	1.72%	63
9	2	98.15%	15.67%	1.28%	56	8	4	97.94%	18.50%	1.38%	54
7	7	98.13%	16.17%	1.28%	62	9	14	97.94%	8.50%	1.79%	89
4	14	98.11%	17.67%	1.24%	78	9	12	97.94%	16.83%	1.44%	87
15	15	98.09%	11.00%	1.53%	121	11	3	97.94%	29.50%	0.92%	69
7	10	98.09%	10.17%	1.57%	76	8	12	97.93%	14.83%	1.53%	81
10	7	98.07%	14.83%	1.39%	82	6	14	97.93%	16.67%	1.47%	87
2	12	98.07%	17.50%	1.28%	62	12	9	97.92%	15.50%	1.52%	86
3	11	98.06%	16.50%	1.33%	63	13	4	97.92%	20.17%	1.33%	72
5	12	98.05%	11.83%	1.53%	73	6	12	97.91%	18.67%	1.40%	68
3	3	98.05%	16.33%	1.35%	36	3	1	97.91%	13.17%	1.63%	32
4	6	98.05%	14.50%	1.43%	49	8	5	97.91%	16.67%	1.49%	61
5	8	98.05%	21.67%	1.13%	62	8	8	97.90%	17.33%	1.47%	66
6	15	98.05%	17.50%	1.31%	87	9	8	97.90%	19.00%	1.40%	71
3	7	98.03%	17.33%	1.33%	52	10	5	97.90%	15.33%	1.55%	68
12	5	98.01%	14.33%	1.48%	76	11	5	97.89%	16.33%	1.51%	66
12	8	98.01%	17.17%	1.36%	84	8	9	97.88%	15.17%	1.58%	75
5	4	98.00%	15.00%	1.46%	50	8	15	97.88%	16.67%	1.51%	89
2	10	97.99%	17.33%	1.37%	58	2	9	97.87%	22.00%	1.30%	54

SF

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
8	10	99.45%	7.50%	0.26%	80	13	10	98.67%	28.67%	0.19%	92
2	5	99.41%	7.33%	0.31%	42	6	1	98.66%	29.17%	0.18%	43
8	7	99.33%	12.33%	0.19%	69	12	10	98.63%	31.33%	0.12%	80
8	15	99.28%	12.00%	0.25%	90	2	7	98.63%	13.17%	0.88%	39
14	3	99.25%	13.00%	0.24%	76	8	1	98.62%	31.83%	0.11%	49
4	7	99.22%	0.00%	0.81%	56	11	7	98.59%	29.83%	0.22%	79
3	9	99.16%	10.17%	0.45%	62	15	6	98.59%	30.83%	0.18%	84
9	8	99.07%	15.33%	0.33%	69	11	10	98.58%	32.83%	0.11%	90
6	5	99.06%	19.67%	0.16%	53	13	15	98.58%	33.17%	0.10%	109
8	8	99.06%	16.67%	0.28%	74	15	4	98.57%	32.67%	0.13%	77
6	2	99.05%	19.50%	0.17%	43	14	12	98.57%	32.67%	0.13%	92
5	3	99.02%	15.33%	0.38%	20	5	11	98.55%	31.67%	0.19%	14
13	9	99.01%	16.00%	0.36%	98	13	3	98.55%	18.83%	0.72%	78
12	7	99.01%	20.67%	0.17%	83	13	11	98.55%	33.67%	0.11%	98
10	14	98.99%	19.50%	0.24%	97	3	3	98.53%	14.83%	0.91%	25
6	9	98.97%	22.00%	0.15%	71	15	7	98.53%	21.17%	0.65%	94
5	2	98.93%	20.67%	0.26%	40	15	13	98.53%	33.83%	0.12%	111
5	7	98.91%	16.17%	0.46%	56	10	1	98.52%	34.17%	0.12%	56
15	3	98.87%	21.83%	0.27%	79	5	4	98.51%	17.17%	0.84%	48
5	14	98.85%	25.00%	0.15%	83	10	12	98.51%	17.50%	0.83%	92
12	11	98.85%	24.33%	0.19%	97	13	12	98.47%	22.33%	0.67%	111
4	15	98.83%	20.83%	0.35%	82	4	6	98.45%	19.00%	0.82%	48
3	5	98.83%	6.67%	0.94%	33	15	5	98.43%	14.17%	1.04%	86
4	8	98.82%	10.83%	0.78%	59	9	6	98.43%	36.50%	0.12%	71
11	14	98.82%	22.67%	0.28%	104	10	11	98.42%	37.33%	0.09%	14
4	11	98.79%	26.67%	0.15%	67	1	7	98.41%	19.33%	0.85%	38
7	13	98.76%	14.50%	0.69%	89	1	4	98.41%	22.83%	0.70%	35
9	5	98.72%	25.00%	0.29%	68	9	14	98.37%	38.50%	0.10%	122
8	12	98.70%	24.67%	0.33%	86	7	7	98.36%	20.83%	0.84%	67
12	1	98.69%	24.33%	0.35%	61	1	8	98.34%	20.33%	0.88%	19
2	13	98.67%	0.50%	1.36%	37	5	13	98.34%	0.00%	1.73%	73
5	10	98.67%	30.50%	0.12%	65	7	6	98.33%	21.83%	0.83%	66

SA

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
1	4	99.16%	15.67%	0.22%	13	10	11	98.14%	5.67%	1.70%	81
12	2	98.71%	6.50%	1.08%	12	11	9	98.13%	4.83%	1.74%	84
4	4	98.67%	7.83%	1.06%	20	10	3	98.13%	3.83%	1.78%	62
2	15	98.60%	4.67%	1.26%	78	8	3	98.13%	5.33%	1.72%	53
2	3	98.59%	4.17%	1.30%	34	7	7	98.13%	7.33%	1.64%	64
1	2	98.57%	4.17%	1.31%	28	14	4	98.13%	4.83%	1.75%	81
1	12	98.57%	4.17%	1.31%	64	10	13	98.13%	5.17%	1.74%	93
5	12	98.56%	4.00%	1.33%	74	11	3	98.11%	4.00%	1.80%	74
2	8	98.55%	3.33%	1.38%	55	9	7	98.11%	5.17%	1.75%	73
2	12	98.55%	3.33%	1.38%	68	14	5	98.11%	6.00%	1.72%	88
1	7	98.55%	3.33%	1.38%	47	13	2	98.11%	7.33%	1.67%	78
1	11	98.55%	3.33%	1.38%	53	4	13	98.11%	6.00%	1.72%	80
1	10	98.55%	3.67%	1.36%	58	14	13	98.10%	5.33%	1.76%	112
2	9	98.54%	3.33%	1.38%	55	6	1	98.10%	7.83%	1.65%	43
1	1	98.54%	3.33%	1.38%	19	15	12	98.09%	6.83%	1.70%	108
1	14	98.54%	3.33%	1.38%	73	14	15	98.09%	5.00%	1.78%	124
1	15	98.54%	3.33%	1.38%	75	10	7	98.09%	5.17%	1.77%	79
3	14	98.53%	3.50%	1.38%	82	7	9	98.09%	7.00%	1.69%	72
1	9	98.53%	3.33%	1.40%	24	9	4	98.08%	6.17%	1.74%	63
13	9	98.36%	7.50%	1.40%	88	15	3	98.07%	4.33%	1.83%	81
5	6	98.31%	6.00%	1.51%	21	12	4	98.07%	6.00%	1.76%	74
6	4	98.23%	5.17%	1.63%	40	9	9	98.07%	6.83%	1.72%	76
3	3	98.21%	36.67%	0.33%	12	9	1	98.07%	8.00%	1.67%	58
8	7	98.21%	4.83%	1.67%	70	15	10	98.07%	5.17%	1.80%	103
15	14	98.19%	5.33%	1.66%	120	15	13	98.07%	9.50%	1.62%	116
15	6	98.19%	5.17%	1.67%	84	10	8	98.07%	6.67%	1.74%	74
8	8	98.18%	4.83%	1.69%	72	10	1	98.07%	6.83%	1.73%	55
7	15	98.18%	10.67%	1.45%	92	8	2	98.07%	7.17%	1.72%	56
14	6	98.17%	3.50%	1.76%	78	15	4	98.06%	5.33%	1.80%	82
13	12	98.15%	4.83%	1.73%	108	15	11	98.06%	6.17%	1.76%	115
12	11	98.15%	5.17%	1.72%	97	13	11	98.06%	7.50%	1.71%	99
12	15	98.15%	5.17%	1.72%	111	12	13	98.06%	6.50%	1.75%	102

SP

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
2	5	99.51%	1.00%	0.47%	41	4	3	98.49%	3.33%	1.43%	40
4	8	99.50%	1.83%	0.44%	59	5	7	98.45%	4.67%	1.42%	58
1	5	99.49%	1.00%	0.49%	33	10	4	98.43%	7.83%	1.31%	70
2	6	99.47%	2.67%	0.44%	45	7	1	98.43%	3.83%	1.48%	43
1	1	99.46%	0.83%	0.53%	15	5	14	98.43%	7.00%	1.35%	80
1	2	99.46%	0.83%	0.53%	24	10	15	98.41%	15.67%	1.00%	103
1	10	99.45%	3.33%	0.43%	57	4	7	98.40%	6.17%	1.41%	53
1	7	99.45%	4.50%	0.38%	46	14	4	98.39%	12.33%	1.16%	85
1	9	99.45%	3.83%	0.42%	42	2	8	98.39%	3.83%	1.52%	51
2	10	99.44%	3.83%	0.42%	57	4	11	98.39%	9.83%	1.27%	65
1	11	99.43%	4.17%	0.42%	59	10	10	98.35%	6.83%	1.43%	76
1	13	99.43%	4.17%	0.42%	63	2	2	98.34%	6.83%	1.44%	29
2	13	99.37%	7.33%	0.35%	68	4	15	98.33%	8.17%	1.40%	71
1	14	99.36%	8.33%	0.32%	83	2	15	98.31%	3.33%	1.63%	74
3	8	99.31%	2.00%	0.63%	27	6	11	98.30%	6.00%	1.52%	73
11	6	99.04%	6.17%	0.74%	73	2	9	98.29%	7.67%	1.47%	54
6	13	99.01%	18.83%	0.24%	31	15	7	98.26%	10.00%	1.40%	97
5	8	98.99%	6.50%	0.78%	61	4	14	98.25%	7.33%	1.51%	82
3	7	98.98%	20.83%	0.19%	52	8	13	98.23%	5.67%	1.60%	80
12	8	98.89%	21.00%	0.28%	71	7	13	98.22%	9.50%	1.46%	78
3	4	98.85%	7.00%	0.90%	38	6	14	98.18%	7.83%	1.57%	85
10	11	98.85%	9.67%	0.79%	88	15	11	98.17%	8.33%	1.56%	37
5	11	98.75%	6.67%	1.02%	67	13	4	98.15%	17.17%	1.21%	70
13	9	98.71%	4.50%	1.16%	91	12	4	98.15%	7.00%	1.64%	68
3	14	98.70%	5.83%	1.11%	79	3	13	98.13%	7.00%	1.65%	72
3	15	98.69%	4.50%	1.17%	77	8	11	98.13%	6.00%	1.70%	77
3	9	98.68%	3.67%	1.22%	54	6	4	98.12%	7.83%	1.63%	50
4	4	98.68%	4.67%	1.18%	46	2	7	98.11%	7.83%	1.65%	51
5	6	98.59%	6.83%	1.18%	56	12	3	98.11%	8.50%	1.62%	73
14	14	98.57%	10.33%	1.06%	115	9	14	98.10%	8.00%	1.65%	91
4	10	98.55%	4.67%	1.32%	66	8	1	98.09%	7.83%	1.66%	50
7	11	98.53%	6.83%	1.24%	79	7	8	98.08%	8.50%	1.65%	70

SI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
1	11	98.95%	10.00%	0.67%	26	7	11	97.55%	32.83%	1.19%	77
5	7	98.71%	12.50%	0.82%	20	6	2	97.54%	33.67%	1.16%	43
4	6	98.47%	10.33%	1.17%	20	8	9	97.53%	31.50%	1.26%	76
14	12	98.33%	19.67%	0.92%	13	13	11	97.53%	32.33%	1.23%	100
1	4	98.29%	15.17%	1.15%	14	14	1	97.53%	34.00%	1.16%	60
2	8	98.18%	21.50%	1.00%	19	3	3	97.51%	34.33%	1.17%	30
3	8	98.17%	15.00%	1.28%	56	9	11	97.50%	33.33%	1.22%	84
10	9	98.11%	18.33%	1.21%	70	3	4	97.49%	33.17%	1.23%	41
1	14	98.07%	22.00%	1.10%	73	4	9	97.49%	34.17%	1.19%	65
3	13	98.05%	22.17%	1.10%	73	15	7	97.49%	33.83%	1.21%	89
4	12	98.04%	22.00%	1.13%	76	6	15	97.48%	33.50%	1.23%	85
1	6	98.04%	23.33%	1.07%	40	9	5	97.48%	33.83%	1.22%	68
1	9	98.03%	22.00%	1.13%	54	14	5	97.47%	34.50%	1.20%	81
1	13	98.03%	22.00%	1.13%	44	4	7	97.45%	35.50%	1.17%	57
2	7	98.03%	22.83%	1.10%	51	5	10	97.44%	35.00%	1.21%	72
1	3	98.03%	23.50%	1.07%	26	4	15	97.44%	35.33%	1.19%	85
2	11	98.03%	22.00%	1.14%	66	10	3	97.43%	34.83%	1.22%	67
2	4	98.03%	23.33%	1.08%	37	15	1	97.43%	36.17%	1.17%	78
8	4	97.93%	24.50%	1.14%	18	10	6	97.43%	36.17%	1.17%	76
12	7	97.81%	25.83%	1.21%	38	13	2	97.43%	38.83%	1.06%	43
8	6	97.76%	28.00%	1.17%	65	7	14	97.42%	35.33%	1.22%	88
14	3	97.75%	26.50%	1.24%	53	4	4	97.41%	36.50%	1.18%	44
4	5	97.74%	26.83%	1.24%	51	10	1	97.41%	36.67%	1.17%	36
2	6	97.68%	33.33%	1.03%	29	7	2	97.41%	36.83%	1.17%	54
10	12	97.66%	30.00%	1.19%	93	13	6	97.41%	38.17%	1.11%	86
1	12	97.66%	33.50%	1.04%	71	12	2	97.40%	36.83%	1.17%	73
7	6	97.64%	17.33%	1.74%	54	4	11	97.39%	36.00%	1.22%	71
4	3	97.63%	32.17%	1.13%	40	12	9	97.39%	36.17%	1.21%	85
5	1	97.62%	30.83%	1.19%	33	3	2	97.39%	36.33%	1.21%	35
11	5	97.56%	32.33%	1.19%	76	6	5	97.39%	37.00%	1.18%	52
6	13	97.56%	32.50%	1.19%	63	6	7	97.39%	37.50%	1.16%	65
9	15	97.56%	33.00%	1.17%	90	12	10	97.38%	35.33%	1.26%	86

FA

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
9	9	97.38%	44.33%	0.88%	87
12	4	97.37%	51.67%	0.59%	73
9	14	97.37%	54.83%	0.46%	98
4	7	97.33%	54.67%	0.50%	60
10	5	97.31%	54.17%	0.55%	51
10	15	97.29%	56.50%	0.47%	117
10	12	97.27%	56.33%	0.50%	91
15	7	97.26%	59.00%	0.40%	89
5	1	97.23%	46.17%	0.96%	32
6	5	97.23%	56.33%	0.53%	53
13	5	97.23%	58.00%	0.47%	77
6	8	97.22%	59.33%	0.42%	61
5	15	97.21%	44.17%	1.06%	16
11	9	97.21%	56.50%	0.55%	89
6	1	97.21%	59.50%	0.42%	43
11	6	97.19%	45.17%	1.04%	37
12	1	97.19%	59.33%	0.46%	68
8	13	97.18%	63.17%	0.31%	87
11	12	97.17%	44.83%	1.08%	92
8	5	97.17%	62.50%	0.35%	60
7	9	97.17%	63.33%	0.31%	80
3	6	97.16%	60.17%	0.45%	51
6	4	97.13%	63.50%	0.34%	51
7	15	97.13%	64.50%	0.30%	93
12	7	97.13%	63.17%	0.36%	90
5	2	97.13%	64.33%	0.31%	44
11	8	97.13%	64.33%	0.31%	83
8	7	97.12%	64.50%	0.31%	72
4	12	97.11%	65.00%	0.30%	71
11	10	97.11%	65.00%	0.31%	94
12	3	97.11%	65.00%	0.31%	70
6	10	97.10%	44.00%	1.19%	72

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
13	1	97.10%	64.33%	0.34%	70
4	4	97.09%	42.83%	1.25%	49
9	11	97.07%	66.50%	0.28%	88
12	2	97.04%	67.67%	0.26%	64
5	8	97.03%	67.67%	0.27%	64
6	15	97.01%	68.00%	0.28%	43
10	11	97.01%	70.83%	0.17%	82
8	12	96.97%	68.83%	0.28%	86
8	4	96.97%	49.17%	1.11%	60
6	9	96.97%	69.50%	0.26%	71
14	11	96.93%	70.50%	0.26%	89
11	1	96.89%	71.50%	0.26%	61
4	10	96.88%	71.83%	0.26%	66
5	11	96.87%	61.00%	0.72%	75
10	6	96.87%	72.00%	0.26%	76
2	10	96.84%	73.00%	0.25%	64
13	14	96.83%	73.50%	0.24%	96
6	12	96.81%	73.50%	0.26%	84
13	15	96.78%	74.33%	0.26%	115
4	14	96.77%	74.83%	0.25%	80
9	5	96.76%	75.00%	0.25%	66
11	13	96.76%	75.00%	0.25%	97
14	13	96.75%	75.17%	0.25%	111
7	7	96.75%	75.33%	0.25%	70
10	9	96.75%	75.33%	0.25%	91
4	8	96.73%	73.00%	0.37%	66
7	13	96.73%	76.00%	0.24%	86
13	4	96.72%	76.33%	0.24%	81
12	9	96.71%	76.50%	0.24%	93
7	4	96.71%	47.00%	1.47%	56
3	11	96.70%	77.00%	0.23%	68
9	15	96.66%	78.50%	0.21%	96

FI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
9	9	97.38%	44.33%	0.88%	87
9	14	97.37%	54.83%	0.46%	98
12	4	97.37%	51.67%	0.59%	73
4	7	97.33%	54.67%	0.50%	60
10	5	97.31%	54.17%	0.55%	51
10	15	97.29%	56.50%	0.47%	117
10	12	97.27%	56.33%	0.50%	91
15	7	97.26%	59.00%	0.40%	89
5	1	97.23%	46.17%	0.96%	32
6	5	97.23%	56.33%	0.53%	53
13	5	97.23%	58.00%	0.47%	77
6	8	97.22%	59.33%	0.42%	61
5	15	97.21%	44.17%	1.06%	16
6	1	97.21%	59.50%	0.42%	43
11	9	97.21%	56.50%	0.55%	89
11	6	97.19%	45.17%	1.04%	37
12	1	97.19%	59.33%	0.46%	68
8	13	97.18%	63.17%	0.31%	87
11	12	97.17%	44.83%	1.08%	92
7	9	97.17%	63.33%	0.31%	80
8	5	97.17%	62.50%	0.35%	60
3	6	97.16%	60.17%	0.45%	51
6	4	97.13%	63.50%	0.34%	51
7	15	97.13%	64.50%	0.30%	93
5	2	97.13%	64.33%	0.31%	44
11	8	97.13%	64.33%	0.31%	83
12	7	97.13%	63.17%	0.36%	90
8	7	97.12%	64.50%	0.31%	72
4	12	97.11%	65.00%	0.30%	71
11	10	97.11%	65.00%	0.31%	94
12	3	97.11%	65.00%	0.31%	70
6	10	97.10%	44.00%	1.19%	72

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
13	1	97.10%	64.33%	0.34%	70
4	4	97.09%	42.83%	1.25%	49
9	11	97.07%	66.50%	0.28%	88
12	2	97.04%	67.67%	0.26%	64
5	8	97.03%	67.67%	0.27%	64
6	15	97.01%	68.00%	0.28%	43
10	11	97.01%	70.83%	0.17%	82
8	12	96.97%	68.83%	0.28%	86
6	9	96.97%	69.50%	0.26%	71
8	4	96.97%	49.17%	1.11%	60
14	11	96.93%	70.50%	0.26%	89
11	1	96.89%	71.50%	0.26%	61
4	10	96.88%	71.83%	0.26%	66
5	11	96.87%	61.00%	0.72%	75
10	6	96.87%	72.00%	0.26%	76
2	10	96.84%	73.00%	0.25%	64
13	14	96.83%	73.50%	0.24%	96
6	12	96.81%	73.50%	0.26%	84
13	15	96.78%	74.33%	0.26%	115
4	14	96.77%	74.83%	0.25%	80
9	5	96.76%	75.00%	0.25%	66
11	13	96.76%	75.00%	0.25%	97
14	13	96.75%	75.17%	0.25%	111
7	7	96.75%	75.33%	0.25%	70
10	9	96.75%	75.33%	0.25%	91
4	8	96.73%	73.00%	0.37%	66
7	13	96.73%	76.00%	0.24%	86
13	4	96.72%	76.33%	0.24%	81
12	9	96.71%	76.50%	0.24%	93
7	4	96.71%	47.00%	1.47%	56
3	11	96.70%	77.00%	0.23%	68
9	15	96.66%	78.50%	0.21%	96

FP

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
1	1	96.00%	100.00%	0.00%	23
1	2	96.00%	100.00%	0.00%	20
1	3	96.00%	100.00%	0.00%	13
1	4	96.00%	100.00%	0.00%	31
1	5	96.00%	100.00%	0.00%	29
1	6	96.00%	100.00%	0.00%	21
1	7	96.00%	100.00%	0.00%	14
1	8	96.00%	100.00%	0.00%	51
1	9	96.00%	100.00%	0.00%	23
1	10	96.00%	100.00%	0.00%	13
1	11	96.00%	100.00%	0.00%	60
1	12	96.00%	100.00%	0.00%	62
1	13	96.00%	100.00%	0.00%	68
1	14	96.00%	100.00%	0.00%	71
2	1	96.00%	100.00%	0.00%	14
2	2	96.00%	100.00%	0.00%	13
2	3	96.00%	100.00%	0.00%	35
2	5	96.00%	100.00%	0.00%	40
2	6	96.00%	100.00%	0.00%	13
2	7	96.00%	100.00%	0.00%	51
2	8	96.00%	100.00%	0.00%	16
2	9	96.00%	100.00%	0.00%	55
2	10	96.00%	100.00%	0.00%	58
2	11	96.00%	100.00%	0.00%	62
2	12	96.00%	100.00%	0.00%	15
2	13	96.00%	100.00%	0.00%	70
2	14	96.00%	100.00%	0.00%	72
2	15	96.00%	100.00%	0.00%	14
3	2	96.00%	100.00%	0.00%	16
3	3	96.00%	100.00%	0.00%	36
3	4	96.00%	100.00%	0.00%	40
3	6	96.00%	100.00%	0.00%	49

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
3	7	96.00%	100.00%	0.00%	16
3	8	96.00%	100.00%	0.00%	13
3	9	96.00%	100.00%	0.00%	58
3	11	96.00%	100.00%	0.00%	62
3	12	96.00%	100.00%	0.00%	13
3	13	96.00%	100.00%	0.00%	64
3	14	96.00%	100.00%	0.00%	14
3	15	96.00%	100.00%	0.00%	71
4	1	96.00%	100.00%	0.00%	37
4	2	96.00%	100.00%	0.00%	38
4	3	96.00%	100.00%	0.00%	41
4	4	96.00%	100.00%	0.00%	43
4	5	96.00%	100.00%	0.00%	50
4	7	96.00%	100.00%	0.00%	13
4	8	96.00%	100.00%	0.00%	60
4	10	96.00%	100.00%	0.00%	65
4	13	96.00%	100.00%	0.00%	72
4	14	96.00%	100.00%	0.00%	17
4	15	96.00%	100.00%	0.00%	81
5	1	96.00%	100.00%	0.00%	39
5	3	96.00%	100.00%	0.00%	45
5	5	96.00%	100.00%	0.00%	50
5	6	96.00%	100.00%	0.00%	55
5	8	96.00%	100.00%	0.00%	62
5	9	96.00%	100.00%	0.00%	62
5	10	96.00%	100.00%	0.00%	62
5	12	96.00%	100.00%	0.00%	78
5	15	96.00%	100.00%	0.00%	78
6	1	96.00%	100.00%	0.00%	25
6	2	96.00%	100.00%	0.00%	19
6	3	96.00%	100.00%	0.00%	51
6	4	96.00%	100.00%	0.00%	50

AP

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
10	14	98.67%	25.67%	0.31%	102
3	5	98.67%	26.50%	0.28%	44
7	8	98.66%	29.00%	0.19%	81
5	1	98.65%	29.33%	0.19%	37
10	7	98.65%	27.17%	0.28%	79
13	12	98.65%	29.00%	0.20%	102
15	6	98.65%	28.17%	0.24%	86
8	6	98.64%	29.50%	0.19%	63
4	4	98.63%	30.00%	0.17%	44
10	5	98.63%	24.83%	0.39%	71
12	9	98.63%	29.67%	0.19%	15
7	11	98.62%	30.50%	0.17%	83
11	13	98.62%	28.50%	0.25%	99
8	12	98.61%	30.83%	0.17%	82
7	12	98.60%	24.17%	0.45%	79
7	6	98.59%	26.00%	0.38%	75
10	3	98.59%	31.50%	0.15%	61
11	8	98.59%	31.50%	0.15%	83
14	6	98.59%	24.17%	0.46%	79
2	6	98.56%	24.00%	0.50%	46
9	15	98.56%	24.83%	0.47%	92
9	12	98.55%	33.50%	0.11%	85
7	4	98.54%	23.17%	0.56%	60
9	3	98.53%	34.17%	0.11%	62
12	7	98.53%	34.00%	0.12%	87
10	2	98.51%	34.50%	0.12%	62
11	15	98.51%	35.17%	0.09%	113
9	10	98.50%	35.33%	0.09%	66
13	4	98.50%	35.33%	0.09%	76
4	1	98.49%	22.50%	0.64%	32
12	14	98.49%	23.00%	0.62%	103
7	15	98.47%	36.17%	0.09%	84

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
9	13	98.47%	36.17%	0.09%	91
5	13	98.46%	36.33%	0.09%	75
9	6	98.46%	36.33%	0.09%	69
14	5	98.45%	36.50%	0.09%	79
8	4	98.42%	20.17%	0.81%	58
12	11	98.41%	22.83%	0.70%	93
10	1	98.41%	22.83%	0.71%	57
3	6	98.38%	22.83%	0.74%	48
15	13	98.35%	39.33%	0.08%	109
13	7	98.31%	40.50%	0.08%	84
6	8	98.27%	41.33%	0.08%	72
11	4	98.27%	41.33%	0.08%	70
15	3	98.27%	41.33%	0.08%	78
15	7	98.27%	41.33%	0.08%	101
12	3	98.26%	22.67%	0.87%	66
14	15	98.26%	28.00%	0.65%	111
14	14	98.26%	41.67%	0.08%	114
5	8	98.24%	42.17%	0.08%	65
13	13	98.24%	22.67%	0.89%	95
8	5	98.22%	42.67%	0.08%	66
15	10	98.20%	43.17%	0.08%	99
2	5	98.17%	43.83%	0.08%	41
13	3	98.17%	22.67%	0.96%	71
10	15	98.16%	16.17%	1.24%	93
6	5	98.15%	44.50%	0.08%	58
11	10	98.11%	45.50%	0.08%	92
15	12	98.07%	22.67%	1.06%	101
8	2	98.05%	20.00%	1.20%	48
8	1	98.03%	22.67%	1.11%	48
8	13	98.03%	22.67%	1.11%	91
7	3	98.02%	22.67%	1.12%	60
4	12	98.01%	22.67%	1.13%	75

AI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse	1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
4	10	96.95%	66.17%	0.42%	69	7	14	96.55%	65.33%	0.87%	83
2	3	96.93%	65.33%	0.47%	34	14	15	96.55%	68.83%	0.72%	119
3	10	96.90%	66.50%	0.46%	62	12	10	96.54%	65.67%	0.87%	97
12	1	96.85%	68.17%	0.44%	62	13	5	96.54%	73.50%	0.54%	79
5	3	96.84%	68.67%	0.43%	45	15	12	96.53%	69.17%	0.73%	118
3	6	96.79%	68.67%	0.49%	50	14	10	96.53%	64.00%	0.95%	101
4	5	96.79%	69.83%	0.44%	51	10	9	96.53%	68.17%	0.78%	85
15	6	96.76%	70.50%	0.44%	86	15	9	96.51%	65.67%	0.90%	111
15	11	96.73%	74.33%	0.31%	113	2	13	96.51%	77.00%	0.42%	68
6	11	96.71%	66.50%	0.66%	80	10	5	96.51%	67.67%	0.82%	73
13	14	96.70%	74.67%	0.33%	117	11	7	96.51%	79.67%	0.32%	84
15	4	96.69%	73.67%	0.38%	88	10	1	96.50%	64.83%	0.94%	59
9	4	96.68%	65.83%	0.72%	60	6	13	96.49%	75.83%	0.49%	84
3	5	96.67%	65.83%	0.73%	50	11	5	96.49%	79.00%	0.36%	77
5	11	96.65%	65.17%	0.77%	74	12	3	96.49%	80.17%	0.32%	64
4	2	96.65%	66.83%	0.70%	39	15	14	96.48%	68.33%	0.82%	138
9	11	96.65%	65.50%	0.76%	89	14	6	96.47%	60.00%	1.17%	87
13	4	96.65%	73.50%	0.43%	80	11	14	96.47%	75.33%	0.53%	108
7	11	96.64%	66.83%	0.72%	80	12	15	96.47%	81.67%	0.27%	119
11	8	96.64%	68.00%	0.67%	87	9	14	96.47%	66.00%	0.93%	100
5	8	96.63%	77.33%	0.28%	63	15	13	96.47%	73.50%	0.62%	122
14	7	96.63%	63.33%	0.88%	95	9	6	96.46%	66.83%	0.90%	77
8	14	96.62%	75.83%	0.36%	92	8	7	96.45%	77.33%	0.47%	72
7	2	96.61%	76.67%	0.33%	54	14	13	96.45%	73.83%	0.63%	114
10	3	96.61%	67.83%	0.71%	62	9	7	96.45%	77.33%	0.48%	75
8	15	96.60%	68.83%	0.67%	94	12	14	96.43%	66.17%	0.97%	101
11	9	96.60%	68.83%	0.67%	90	9	9	96.42%	68.83%	0.86%	82
13	12	96.58%	67.83%	0.74%	110	9	8	96.41%	63.33%	1.10%	78
4	14	96.58%	68.67%	0.70%	78	13	2	96.41%	66.00%	0.99%	80
7	8	96.57%	73.00%	0.53%	73	2	14	96.41%	59.50%	1.26%	75
13	11	96.57%	65.33%	0.85%	97	12	7	96.40%	65.50%	1.02%	88
13	6	96.56%	78.83%	0.30%	88	14	14	96.39%	81.17%	0.38%	118

PI

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
1	4	99.16%	15.67%	0.22%	13
12	2	98.71%	6.50%	1.08%	12
4	4	98.67%	7.83%	1.06%	20
2	15	98.60%	4.67%	1.26%	78
2	3	98.59%	4.17%	1.30%	34
1	2	98.57%	4.17%	1.31%	28
1	12	98.57%	4.17%	1.31%	64
5	12	98.56%	4.00%	1.33%	74
1	7	98.55%	3.33%	1.38%	47
1	11	98.55%	3.33%	1.38%	53
1	10	98.55%	3.67%	1.36%	58
2	8	98.55%	3.33%	1.38%	55
2	12	98.55%	3.33%	1.38%	68
1	1	98.54%	3.33%	1.38%	19
1	14	98.54%	3.33%	1.38%	73
1	15	98.54%	3.33%	1.38%	75
2	9	98.54%	3.33%	1.38%	55
3	14	98.53%	3.50%	1.38%	82
1	9	98.53%	3.33%	1.40%	24
13	9	98.36%	7.50%	1.40%	88
5	6	98.31%	6.00%	1.51%	21
6	4	98.23%	5.17%	1.63%	40
3	3	98.21%	36.67%	0.33%	12
8	7	98.21%	4.83%	1.67%	70
15	14	98.19%	5.33%	1.66%	120
15	6	98.19%	5.17%	1.67%	84
7	15	98.18%	10.67%	1.45%	92
8	8	98.18%	4.83%	1.69%	72
14	6	98.17%	3.50%	1.76%	78
12	11	98.15%	5.17%	1.72%	97
12	15	98.15%	5.17%	1.72%	111
13	12	98.15%	4.83%	1.73%	108

1 st 隱藏層	2 nd 隱藏層	總辨識率	typeI	typeII	elapse
10	11	98.14%	5.67%	1.70%	81
7	7	98.13%	7.33%	1.64%	64
8	3	98.13%	5.33%	1.72%	53
10	3	98.13%	3.83%	1.78%	62
11	9	98.13%	4.83%	1.74%	84
10	13	98.13%	5.17%	1.74%	93
14	4	98.13%	4.83%	1.75%	81
9	7	98.11%	5.17%	1.75%	73
11	3	98.11%	4.00%	1.80%	74
4	13	98.11%	6.00%	1.72%	80
13	2	98.11%	7.33%	1.67%	78
14	5	98.11%	6.00%	1.72%	88
6	1	98.10%	7.83%	1.65%	43
14	13	98.10%	5.33%	1.76%	112
7	9	98.09%	7.00%	1.69%	72
10	7	98.09%	5.17%	1.77%	79
14	15	98.09%	5.00%	1.78%	124
15	12	98.09%	6.83%	1.70%	108
9	4	98.08%	6.17%	1.74%	63
9	9	98.07%	6.83%	1.72%	76
9	1	98.07%	8.00%	1.67%	58
12	4	98.07%	6.00%	1.76%	74
15	3	98.07%	4.33%	1.83%	81
8	2	98.07%	7.17%	1.72%	56
10	8	98.07%	6.67%	1.74%	74
10	1	98.07%	6.83%	1.73%	55
15	10	98.07%	5.17%	1.80%	103
15	13	98.07%	9.50%	1.62%	116
4	14	98.06%	7.17%	1.72%	78
12	13	98.06%	6.50%	1.75%	102
13	11	98.06%	7.50%	1.71%	99
15	4	98.06%	5.33%	1.80%	82