

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫成果報告

※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※

※

※

※ 結合類神經網路與專家系統之灰色電測分析

※

※

※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※

計畫類別：個別型計畫 整合型計畫

計畫編號：NSC 89-2211-E-041-026

執行期間：89年8月1日至90年7月31日

計畫主持人：張峻彬

共同主持人：

計畫參與人員：

本成果報告包括以下應繳交之附件：

- 赴國外出差或研習心得報告一份
- 赴大陸地區出差或研習心得報告一份
- 出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份
- 國際合作研究計畫國外研究報告書一份

執行單位：嘉南藥理科技大學 資訊管理系

中華民國九十年十月二十五日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

結合類神經網路與專家系統之灰色電測分析

Grey Well logging Analysis by Integration of Neural Network and Expert System

計畫編號：NSC 89-2211-E-041-026

執行期限：89年8月1日至90年7月31日

主持人：張峻彬 嘉南藥理學院 資訊管理系

一、中文摘要

本研究的主要目的是結合類神經網路、專家知識以及灰關聯分析發展出一套整合各類型的井下電測資料進行地層特性參數的預測與判定的自動分析模式，可讓工程師在取得電測資料後，能在最短的時間內，以最少的人力，將許多口井的岩性、地層參數(孔隙率、滲透率、水飽和度等)等資料，以最客觀的方式找出。在此自動分析的模式之中，對於各種不同類型的電測資料做灰關聯分析，根據其對地層特性資料的灰關聯度的高低，配合所蒐集的專家知識，選擇合適於分析的電測資料種類，透過所建立的類神經網路與專家系統整合分析系統，可獲得相對深度的地層特性參數值。

關鍵詞：灰關聯分析；類神經網路；專家系統；井下電測分析

Abstract

The purpose of this study is to develop an automatic analyze model which is the integration of grey relation, neural network and expert system. The analyze model can obtain formation parameters and lithology from analyzing well logging data in a short time. For the performance of neural network, the kinds of well log which are suitable as input of neural network will be chosen with the help of grey relation and expert's knowledge. The integration system of neural network and expert system we have built can be used to analyze the different kinds of well logging data to obtain the formation parameters and lithology in particular depth.

Keywords: Grey Relation; Neural Network; Expert System; Well logging Analysis

二、背景

為了能有效地評估、設計與管理一個油氣田，生產層的分層與地層特性相關參數的取得是一件非常重要的工作。傳統上為了估計這些地層特性參數通常會使用一些岩心取樣的工具由生產層將岩心取出，在地表模擬生產層的狀況以量測各類地層參數的性質。但是在一個大油氣田中對每一口井均進行岩心取樣是相當繁重的工作，而且也需要花費相當多的時間與金錢(Mohaghegh, et al., 1994)。近年來，在石油與地下水的工程與應用之中，常利用

井下電測資料分析，以推測井孔附近的地層特性參數(張峻彬，2001；林再興等，1996；Asquith and Gibson, 1985；Chapellier, 1992；Hallenburg, 1984)。井下電測相對於傳統岩心取樣以量測各類地層特性的方式，具有操作簡便，不必採岩心(花費少)，並且依據深度連續地取得資料等的優勢。由多種不同特性的電測所取得的資料，依其特性相組合，可估算不同深度井孔附近的地層特性參數(例如：孔隙率、滲透率、含水飽和度、地層水電阻、地層真電阻及等等資料)。

三、方法與原理

雖說井下電測是一個很有效、便宜且快速的地層特性分析工具，但是由於地層的複雜性及井下電測資料本身可能含有的雜訊，一位工程師可能要花費相當多的時間去分析及解釋一口井的井下電測的資料。為了改善分析電測資料的速度與準確度有許多研究便利用類神經網路來輔助進行井下電測的分析，類神經網路最善長的是處理複雜、非線性關係及帶有雜訊的資料。在眾多類型的類神經網路模式中，倒傳遞(back propagation)類神經網路是其中最具代表性與應用最廣的學習模式，它的基本原理是利用最陡坡降法(the gradient steepest descent method)的觀念將誤差函數予以最小化(Chester, 1993)。

倒傳遞類神經網路的一大特點是對於所處理的資料間相關性(輸入值與目標輸出值間的關係)並不需要在分析之前就知道，而是透過訓練(training)的方式自動地找出資料點間的關係，因此利用類神經網路去做井下電測資料的分析，尋找電測資料與地層特性間(滲透率、岩相等等)的複雜相關性是一個相當合適的方式。目前類神經網路於電測分析上有幾個主要的應用有：地層滲透率的估計(張峻彬，2001；Wong, et al., 1998；Mohaghegh, et al., 1994)；複雜異質性地層分辨(White, et al., 1995；Mohaghegh, et al., 1994)；不同岩相的分辨(Zhou, et al., 1993) 等。

在前述的許多文獻中已成功地將類神經網應用於電測資料的分析中以估算各類的地層特性參數。在這些應用中，其作法是將所有可蒐集到的各類電測資料，或者是將認為與特定地層參數有關的各類電測資料做為類神經網路的輸入值，以估算此特定的地層參數值。根據類神經網路的特性，在網

路的訓練過程中，事實上是在建立輸入資料與輸出資料這兩群資料間的相關性模式，因此若使用了不適當的資料來進行類神經網路的訓練時，將可能會得到一個錯誤的相關性(錯誤的分析結果)。就算資料並非是不正確的，將一些與某特性參數不相關(或關聯性低)參數做為類神經網路的輸入值，由於類神經網路的容錯特性，雖然不致於得到錯誤的結果，卻可能因為使用了太多的輸入參數，而使得類神經網路整體的計算速率下降。因此在針對特定地層參數選擇適當的輸入資料(電測資料種類)是相當重要的工作。

為了能在選擇類神經網路的輸入參數之前，能將不適合(關聯性低)的資料種類去除掉，也就是說，找出各輸入參數與目標輸出值間的關聯性大小，以便去除關聯性低的參數是相當重要的，對於解決此類問題，灰色理論(grey system theory) (Deng Ju-Long, 1982)中的灰色關聯分析(grey relation)是一相當合適做這樣處理的工具。在灰色關聯分析法中提供了分析離散序列間的相關程度的一種測度方式。由灰關聯度可決定出所有序列的灰關聯序，根據灰關聯序可了解各序列與母序列間關聯程度的高低。此灰關聯序可應用於預先了解類神經網路中輸入值與目標輸出值間的關聯性大小，以便事先篩選出關聯度低的輸入參數值，供建模者參考，適當地去除不合適的參數，以便更加正確地建立類神經網路模式。

有研究(張峻彬, 2001)利用灰色關聯分析與兩組獨立類神經網路相互結合發展出一套自動選取與整合不同類型的井下電測資料，以進行地層參數預測分析的模式。在其模式中透過灰色關聯分析，輔助在分析不同的地層特性參數之下，於眾多可供分析使用的電測資料之中，根據灰關聯度的觀點，針對各分析井，挑選出適合使用於類神經網路之中的數組井下電測種類資料，以增加分析的效率與準確度。兩組類神經網路分別用於產生外加的輸入參數，以及建立電測資料與地層特性參數間的相關模式。不過在這一篇研究中，類神經網路輸入的電測種類之選擇是由灰色關聯分析來主導，也就是在電測種類之選擇上純粹是數值與數值間的關係，完全沒有考慮到各電測種類的基本意義，所以若是能將類神經網路結合專家處理與判斷電測資料的經驗法則，亦即是結合專家系統(expert system: Giarratano and Riley, 1989)，應該能得到更加準確的地層特性參數預測值。在專家分析系統中的“專家知識”包括各種電測資料在不同狀況下(岩性、孔隙率、滲透率、含水飽和度、地層水電阻與地層真電阻等)的變化特性，以及如何搭配各種電測資料、各種資料變化狀況而能判定與計算地層特性的法則，這些專家的知識與法則將用來輔助修正類神經網路預測的結果。

四、進行步驟

本研究進行的概略流程如下圖：

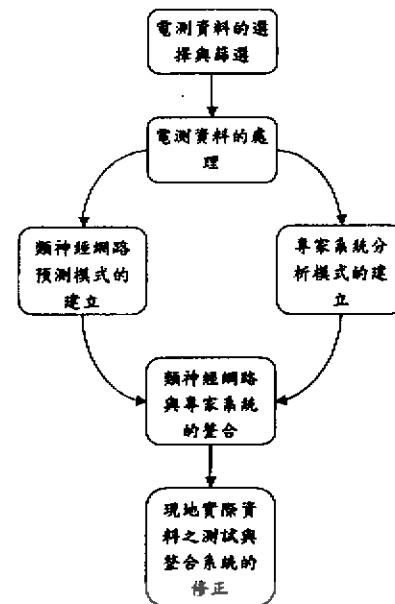


圖-1 研究進行概略流程圖

1. 資料蒐集：

本研究所需的資料有井下電測的資料、井中地層岩性與地層參數(孔隙率、滲透率、水飽和度等)的資料。

2. 電測資料的處理：

- 去除錯誤的電測資料：錯誤的電測資料指的是因為實施電測時人為等操作缺失所得到電測資料，此種資料可根據電測資料曲線的變化觀察出來，譬如說資料值不會變動，已超出了正常的數值範圍，或者是說異常的變大或變小。
- 去除特性不夠明顯的電測資料：對於特性(變化)不夠明顯的電測資料，也是可以做為類神經網路的輸入值，但是這樣的輸入值可能對整個模式的供獻不大(其效果大概與輸入常數相似)。
- 排列各電測資料與目標輸出值的灰關聯序：根據所排出的灰關聯序，可排除關聯度低的電測資料，輔助選取關聯度高的電測資料做為類神經網路的輸入值。
- 加入外加的參數值：接續灰關聯分析，以類神經網路組合其他灰關聯度較低的電測資料，以合成一組外加的輸入因子。

3. 建立井下電測分析知識的資料庫(專家知識)：

蒐集有關於井下電測分析計算原理的專業知識(各種電測資料在不同地層特性的變化型態，知識來源包括專家、教科書、資料庫以及工程師自己的經驗)。

4. 倒傳遞類神經網路模式的建立：

根據所選擇的井下電測種類，與所需的輸出結果，設計好所需的三層倒傳遞類神經網路。在初步時此類神經網路將先應用於去除不合理的電測資料點，在去除不合理的電測資料點的資料點後，可使類神經網路的訓練更正確，也就是說訓練後的類神經網路能提供更具可信度的預測分析值。

5. 類神經網路與專家分析系統的整合與修正：

若是要使類神經網路與專家分析整合系統，要達到人類專家那樣很高的水準，這個階段將要花費相當長的時間，所以在本研究中，以簡單的函數加參數的方式，結合類神經網路與專家分析系統的分析結果，以得到一可接受的初步結果。

6. 倒傳遞類神經網路的驗証：

利用已知地層岩性及地層特性參數的電測井資料，做為類神經網路的訓練範例，於訓練完成，辨識鄰近井的岩性與地層特性參數，並利用此鄰近井已知的岩性與地層特性參數來驗証預測結果的正確度與可信度。

五、結果

本研究的主要內容是延續國科會計畫”灰關聯分析與類神經網路於電測分析上的綜合應用”(NSC 89-2211-E-041-011)的研究內容，在此計畫中已將大部分計畫所需的研究架構建立好。因此在本年度的計畫中主要是著重在各類電測的專家知識蒐集，如何將專家系統與分析系統相結合，以及比較使用及沒使用專家知識所得到的地層特性參數估計值間的差異。

電測功能	電測種類
滲透地層指示電測 (Permeable zone logs)	自然電位差電測 (Spontaneous potential log) 自然伽瑪電測 (Natural gamma ray log)
地層電阻電測 (Resistivity logs)	傳統電阻電測 (Resistivity log) 包含：16 吋正短距 (Short normal) 64 吋正短距 (Long normal) 焦點式電阻電測 (Focused resistivity log) 感應式電阻電測 (Inducting log)
孔隙率電測 (Porosity logs)	密度電測 (Density log) 或伽瑪電測 (Gamma-gamma log) 中子電測 (Neutron log) 聲波電測 (Sonic log)

表-1 依電測功能分類

在蒐集專家的知識時，可依電測的不同特性去整理這一些資訊(知識來源包括專家、教科書、資料庫以及工程師自己的經驗)，在本研究中主要是把各種電測，(1)依其功能分成滲透地層指示電測，地層電阻電測及孔隙率電測(詳細分類如表-1)。(2)依各單一電測所能完成的應用，以及所需搭配之電測種類及參數來加以整理(詳細的分類整理，如表-2)。根據表-1 的資料，可以了解在得到一些基礎的地層特性或分層時所使用的電測種類，而根據表-2 可了解在某一特定的地層特性數分析或特定的應用之上，應使用何類型的電測種類。

以估算地層的孔隙率來說明，根據專家的知識(表-1)知道有關孔隙率估算的電測種類有密度電測、中子電測與聲波電測，由範例井的灰關聯分析中可知與孔隙率關聯度最高的幾種現有電測為 LDL、CNL、BHC…等(表-3 為各電測代號說明，表-4 為以孔隙率為母數列，28 組電測資料為子數列所得到的灰關聯度與排序)，其中前三高的種類恰為密度電測、中子電測與聲波電測。在本研究中

為了瞭解採用或不採用專家對地層特性參數估算準確的差異，將使用不同的狀況來估算地層孔隙率。做為例子的井共有 14 口井，加上各電測資料的反轉曲線所以會共有 28 口組資料。

電測種類	應用	搭配之電測種類或參數
自然伽瑪電測 (Natural gamma ray)	砂頁岩識別；岩相的分析；有效礦物品質的校正；頁岩質含量計算；地層對比	地層電阻電測；中子電測；密度電測；聲波電測
自然電位差電測 (Spontaneous potential)	砂頁岩識別；滲透率的計算；耕對成絕對強度的計算；地層水電阻的計算；頁岩質含量計算；鹽度計算	泥漿電阻；地層電阻電測；自然伽瑪電測
單點式電阻電測 (Single - point resistance)	砂頁岩的大致岩相區別；地層的分層與對比	自然伽瑪電測；自然電位差電測
焦點式電阻電測 (Focused resistivity)	岩相的分析；地層真電阻；地層水電阻；孔隙率	自然伽瑪電測；泥漿電阻；自然電位差電測；中子電測；密度電測；聲波電測
中子電測 (Neutron porosity)	岩相分析；孔隙率估算；水含量分析	聲波電測；電阻電測；密度電測；自然伽瑪電測
密度電測 (Density)	地層毛密度估算；孔隙率估算；岩相分析；地層岩石機械特性估算	自然伽瑪電測；中子電測；聲波電測
偏差電測 (Deviation)	井孔偏差；岩床位置；深度與厚度估計	自然伽瑪電測；電阻電測；方向傾角電測
高解析方向傾角電測 (High-resolution dip meter)	決定岩床的斷層與傾角；地質年代；地層傾角；地層厚度	自然伽瑪電測；電阻電測；偏差電測；聲波電測

表-2 各類電測之應用與所需搭配之其他電測種類

灰關聯序	電測種類	灰關聯度
1	1-LDL	0.85611
2	CNL	0.82291
3	BHC	0.75298
4	1-POT	0.74533
5	SGR	0.74514
6	PEF	0.74382
7	SP	0.7437
8	1-CGR	0.74096
9	1GR	0.73161
10	THO	0.72712
11	ILD	0.72313
12	ILM	0.71845
13	URA	0.71511
14	SFL	0.70592
15	1-BHC	0.68567
16	1-THO	0.67816
17	CGR	0.67771
18	1-SP	0.66407
19	POT	0.64923
20	1-PEF	0.63138
21	1-IGR	0.61804
22	LDL	0.58653
23	1-CNLL	0.5847
24	1-ILM	0.57684
25	1-SGR	0.57561
26	1-ILD	0.55138
27	1-SFL	0.51326
28	1-URA	0.50979

表-4

狀況 1：

不考慮專家的知識，由 28 組資料中根據灰關聯分析的結果，選取 4 組與母序列關聯度最高的資料序列，使用這 4 組序列的原始曲線資料(原來的電測資料)，再加上一組由另一個類神經網路組合而成的輸入因子(由多個電測資料組合出來的參數)做為各類神經網路的 5 組輸入值，得到的結果如下圖。

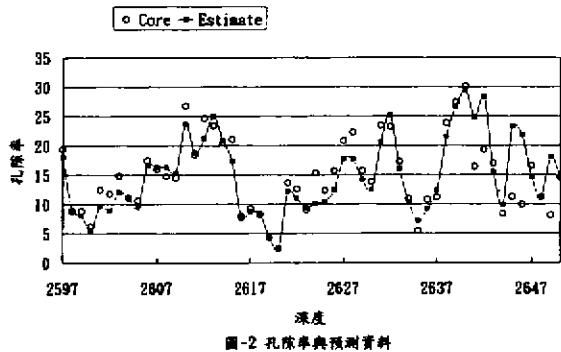


圖-2 孔隙率與預測資料

狀況 2：

考慮專家的知識，選取的資料序列與狀況 1 的資料相同，但是對於有關於孔隙率值估算的電測將其數值做加權的處理，其他的設定均與狀況 1 同，得到的結果如下圖。

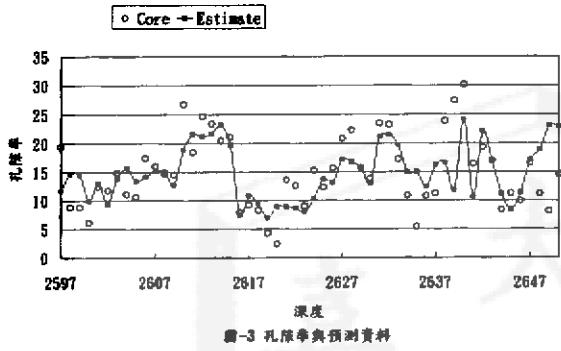


圖-3 孔隙率與預測資料

狀況 3：

由專家知識規則，選出與滲透率有關的電測種類(即密度電測、中子電測及聲波電測)，其他由灰關聯分析所選出除了上述三類的電測資料外，灰關聯度最高的 5 組電測資料，這些資料由一類神經網路組合成一新外加的參數，與前二狀況不同，狀況 3 的輸入參數只有 4 組，得到的結果如下圖。

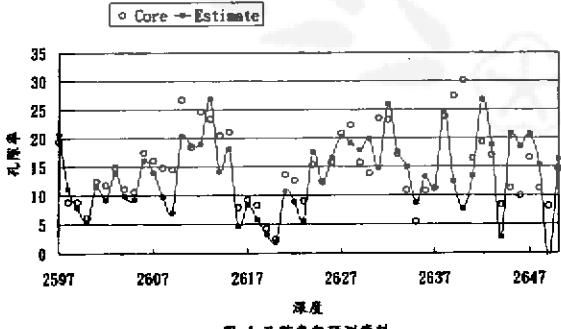


圖-4 孔隙率與預測資料

六、結論：

由狀況 1、狀況 2 及狀況 3 下所建立的類神經網路針對測試地層估算孔隙率所計算出的結果如圖-2、圖-3 及圖-4 所示。真實資料與計算值間的最小方差(least square error)和所顯示出的值為狀況 1(0.72×10^3)、狀況 2(1.35×10^3)及狀況 3(1.58×10^3)。根據這三個數據可以看出以狀況 3 所估算出的孔隙率的數值，最接近於真實的狀況，也就是說不考慮專家的知識，純粹利用灰關聯分析找出與目的參數最有關係的電測做為類神經網路的輸入值，所估算出的地層參數值最接近真實狀況數值。由狀況 3 中得到的孔隙率估計值可以發現其數值的變化趨勢與孔隙率變化的趨勢大致相同，但是類神經網路的

估算值出現了很明顯的波動與轉折的特性。也就是說考慮專家的知識，去輔助灰關聯分析中電測種類的選擇可能不會得到一個較佳的估算結果，遠不甚理想的原因可能是發生在類神經網路收斂速度上的關係，因為在本研究中，為了有相同的比較基礎，所以在類神經網路的訓練上有加上最多訓練次數的限制，對於加上專家知識的狀態下可能會需要較多的訓練次數，才能達成理想的狀況，不過在本分析系統中為了考慮計算的速度，並沒有加多最多訓練次數的限制。

在本研究利用灰關聯分析及專家知識輔助選取適合於某特定地層參數估算的電測資料以做為類神經網路的輸入值，更利用一個額外的類神經網路整合其他種類的電測資料，產生一外加的輸入因子，以提高類神經網路的準確度。在分析系統的建立過程中發現專家知識輔助電測資料種類的選取上，所得到分析結果並不甚理想，不過這應不會影響本分析系統去估算地層參數的數值，因為本研究所建立的分析系統可以利用多種組合去估算，當一種組合計算值不甚理想時，可轉換利用其他組合去計算，所以本系統可以輔助工程師在取得各類電測資料後，在最短的時間內，估算出所需的地層特性資料。

七、參考文獻

- [1] 張峻彬，“灰關聯分析與類神經網路輔助電測資料分析，”石油季刊, Vol.37, No.2, 33-43, 2001
- [2] 林再興等，“雲林地層下陷區之地層分層及水文特性之調查研究，”經濟部水利司, 1996
- [3] Asquith, G., and Gibson, C., Basic well Log Analysis for Geologists, Methods in Exploration Series, AAPG, Tulsa, Oklahoma (1985)
- [4] Chapellier, D., Well Logging in Hydrogeology, A. A. Balkema publishers, Brookfield, VT (1992)
- [5] Chester, M., Neural Networks: A Tutorial, PTR Prentice Hall, New Jersey, 1993
- [6] Deng Ju-Long, “Control Probelms of Grey System,” System & Control Letters, vol.1, no.5, 288-295, 1982
- [7] Giarratano, J. and Riley, G., Expert System, Pws-Kent, USA, 1989
- [8] Hallenburg, J. K., Geophysical Logging for Mineral and Engineering Applications, PennWell Publishing Company, Tulsa, Oklahoma (1984)
- [9] Mohaghegh, S. et al., “Design and Development of an Artifical Neural Network for Estimation of Formation Permeability,” Petroleum Computer Conference 1994, SPE, Richardson, TX, USA, 147-154 SPE 28237
- [10] Mohaghegh, S. et al., “A Method Approach for Reservoir Heterogeneity Characterization Using Artificial Neural Networks,” Annual Technical Conference & Exhibition 1994, SPE, SPE 28394
- [11] White, A. C. et al., “The Application of ANN for Zone Identification in a Complex Reservoir,” Eastern Regional Conference & Exhibition 1995, SPE, SPE 30977
- [12] Wong, P. M., Henderson, D. J. and Brooks, L. J., “Permeability Determination Using Neural Networks in the Rayva Field, Offshore India,” SPE RE, (April 1998) 99-104
- [13] Zhou, C. D., Wu, Xi-Ling and Cheng, Ju-An, “Determining Reservoir Properties in Reservoir Studies Using a Fuzzy Neural Network,” Annual Technical Conference & Exhibition 1993, SPE, SPE 26430