## 模糊類神經網路學習秘笈

### (Tips for Learning Fuzzy-Neural Network)

南台電機 趙春棠 (STUT Chun-Tang Chao) 2008. 9

■ 緣起:"模糊類神經網路"(Fuzzy-Neural Network, FNN)是一門結合"模糊(Fuzzy)"以及"類神經網路(Neural Network)"的技術。可惜在一般有關「模糊理論、控制」或「類神經網路」等方面的課程中,授課教師時常沒有機會好好地詳加說明。另一方面,在 Matlab 中,雖然有 ANFIS 等套裝軟體,可是如何自行寫程式來實現它,卻是個問題。基於以上兩點,寫了這篇短文,希望對苦惱於這方面教學或學習的老師或同學,有所幫助。

## ■ From "Fuzzy Logic" to FNN

修過"模糊理論(Fuzzy)"的同學,一定知道如何:

- 1. 將輸入「模糊化」,
- 2. 對每一「法則」進行「模糊推論」,
- 3. 「解模糊化」得最後的輸出。

圖 1 是兩個模糊法則的一個模糊推論系統簡例,請注意比較其與一般"模糊理論(Fuzzy)"中的系統之不同所在。比較後,您將會發現,圖 1 所採用的方法,是不是比較簡單?以下列出三個特點:

- 1. Gaussian Membership Function: 傳統的「三角」隸屬函數,被「高斯」函數所取代。
- 2. Product Inference Rule: 傳統「Max」、「Min」不見了,用「乘積」取代了。
- 3. Singleton Fuzzifer: 傳統法則輸出的隸屬函數,被簡單的 Singleton(圖中的 w1,w2)函數所取代。

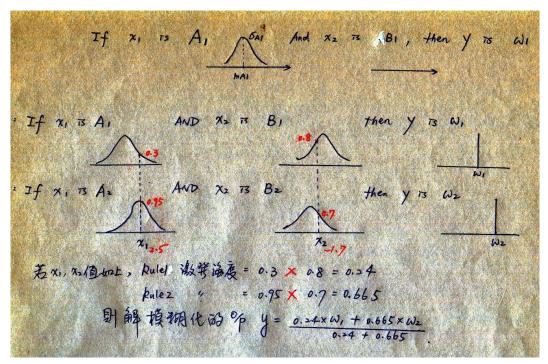


Fig. 1

有了以上的概念後,將圖1改畫成圖2的型式,就是一個 FNN 了!了解了嗎?而 FNN 比 Fuzzy

Logic 具備的優點就是它的每一個法則是活的,是可以經由學習而調整的。以圖 1 為例,其中每一個高斯函數是可以變動的(藉由調整 期望值、變異數);而 w1,w2 也是可以經過學習而調整的。當然,有關「學習」的理論基礎,就是套用「類神經網路」的理論了。至此,讀者應該可以了解為何稱為「模糊」「類神經網路」了!

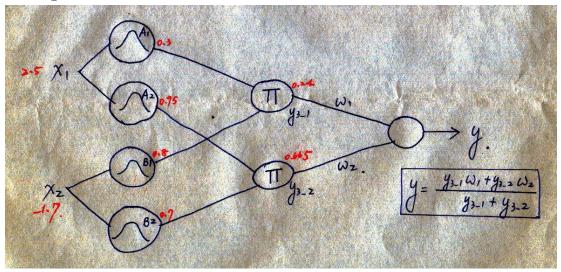


Fig. 2

■ 學習範例:以下是一個「非線性」函數,我們希望用一個 FNN 來學習出這個函數。這是在文獻[1] 中的一個範例,筆者過去是撰寫 C 程式語言來實現,此次則利用 Matlab 來實現之。

$$y = f(x_1, x_2) = \frac{\sin(\pi x_2)}{2 + \sin(\pi x_1)}$$
 -1<= x1 <= 1, 0<= x2 <= 1

程式: fnn2\_3\_3\_9\_1.m

#### ■ FNN Structure:

有類神經網路學習經驗的工程人員應該都知道,類神經的網路架構與所要學習的系統息息相關,結構太大或是太小,都不適宜。結構太大,可能造成過度學習,結果反而不好,此時好比使用太多階的多項式來完成曲線擬合(curve fitting)問題一樣;另一方面,如果結構太小,系統參數不夠多,則學習的結果勢必不夠精準。圖 3 是本文中所採用的架構,簡單來說,x1 變數使用 3 個 term nodes,x2 變數使用 3 個 term nodes,如此一來,這些 term nodes 彼此連結,就產生 3×3=9 rule nodes。這種架構,也類似 ANFIS 所採用的架構。

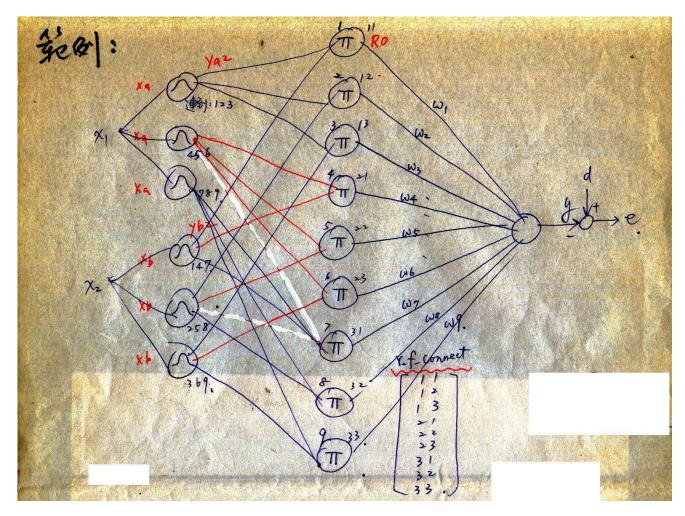


Fig. 3

另外一種有名的架構,見於 Li-Xin Wang 教授的著作,或[2]中亦可見,這種架構的特性是 Fuzzy 法則數目 = 每一輸入變數的 term nodes 數目

如圖 4 所示,如此一來, FNN 的連接就簡單得多,不過 … ,這部份就先暫不討論了!

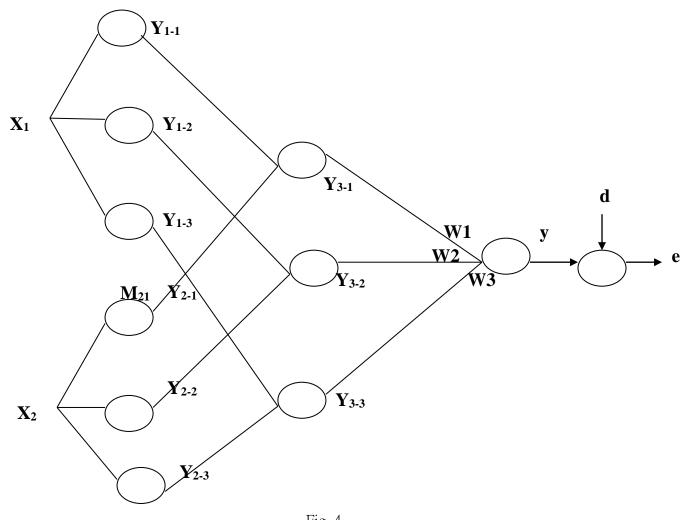


Fig. 4 【蔡智倫 先生繪圖,特此致謝! ^ ^】

## FNN Initialization and Forward Operation

建立好 FNN 架構後,接下來就是先給定 FNN 參數的初值。以下設定方式可以參考:

- 1. 根據輸入變數 x1, x2 的範圍,概略設定其 term nodes 之期望值、變異數初值 (本例: -1 <= x1 <= 1, 0 <= x2 <= 1)
- 2. 考慮隸屬度為 1 的輸入值,代入學習範例函數,將輸出作為 FNN 輸出層的權重值 wn (本例:  $y(0.6,0.75) = 0.2396 \leftarrow$  此值作為 w1 的初值)

筆者將本例 FNN 初值設定,以圖形方式,顯示於圖 5,程式 fmn2\_3\_3\_9\_1.m 就是依這些參數 進行初始化的。可以想像得到,好的初值設定,對於未來 FNN 的學習調整,會有事半功倍的效果,讀者可以試著更改初值,做實驗測試。

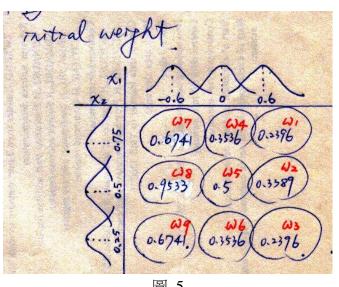


圖 5

FNN 的特點,就是能一步一步地修正圖 5 的這些參數,使 FNN 最終能學習出整個系統。所 以接下來我們必須準備 Training Patterns (訓練樣本),在本例中,我們利用「均勻分布亂數」的概念, 在輸入變數 x1 及 x2 的輸入範圍內讓電腦自由地選定亂數,共取了 247 筆(x1 及 x2 值代入以上「學習 範例」,即得理想輸出 d)。

此時讀者應自行思考,在圖 3 的 FNN 架構中,每當輸入一筆變數 x1 及 x2 的值,您是否有能力自 行寫程式,計算出此時的輸出 y (即 Forward Operation)?在程式 fnn2 3 3 9 1.m 中,讀者可以發現, 有關 FNN 架構的設定,還沒有達到 100%全自動,也就是不能讓 user 隨意地設定 FNN 架構。不過也正 因為如此,程式比較簡短,比較容易讀懂。

## Back-Propagation (倒傳遞)

學過類神經網路的讀者,對於 Back-Propagation 應該不陌生,在每一筆 Training Pattern 輸入 FNN 後,隨即就利用 Back-Propagation,對每一參數進行修正調整(adjustment),以下簡單說明原理。

首先定義誤差函數 E (error function) 來表現網路的學習品質,如下所式:

$$E = \frac{1}{2}(d - y)^2 \tag{1}$$

其中d 為希望的輸出(desired output)。有了誤差函數E,就可以利用倒傳遞演算法推導網路加權值的 修正公式,假設w(i,j)是網路中的一個加權值,則修正法則如下:

$$w(i,j)[k+1] = w(i,j)[k] - \eta \frac{\partial E}{\partial w(i,j)} + \alpha \Delta w(i,j)[k]$$
 (2)

其中 $\eta$ 為學習率 (learning rate), 而 $\alpha$  為慣性因子 (momentum parameter)。上式中,讀者不妨先令 $\alpha = 0$ , 如此也是可以進行參數修正的,只是學習收斂會慢些。有了以上的觀念,我們發現只要有辦法推導出 再套用式(2),問題就解決了,以下推導依此原則。

### Case 1: 輸出層 wk 的倒傳遞修正

以下以修正 $w_2$ 為例,列式推導,一旦導出,自能推得 $w_k$ 的修正"通式"。所需要的數學基礎,僅僅是"偏微分"以及"chain-rule"技巧,讀者一定要試著自行推導,首先:

$$y = \frac{y_{3-1}w_1 + y_{3-2}w_2 + \dots + y_{3-8}w_8 + y_{3-9}w_9}{\left(y_{3-1} + y_{3-2} + \dots + y_{3-8} + y_{3-9}\right)}$$
(3)

$$\pm \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial w_2} = \frac{\partial E}{\partial y} \times \frac{\partial y}{\partial w_2} = \dots = \left[ -\left(d - y\right) \right] \times \frac{y_{3-2}}{\left(y_{3-1} + y_{3-2} + \dots + y_{3-9}\right)} \tag{4}$$

有了以上結果,我們可以推廣得:

$$\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial w_k} = \frac{\partial E}{\partial y} \times \frac{\partial y}{\partial w_k} = \dots = \left[ -\left(d - y\right) \right] \times \frac{y_{3-k}}{\left(y_{3-1} + y_{3-2} + \dots + y_{3-9}\right)} \tag{5}$$

一般教科書,都是寫成以上的通式,而我們在學習參數修正理論的時候,應該拿支筆,拿張紙, 自行針對某一變數來推導才是,否則永遠無法真正理解數學式子所代表的涵義。

# Case 2: Term Node 層,平均值 m; 的倒傳遞修正

以下以修正m<sub>21</sub> (變數 x2 的第一個 term node) 為例。首先

$$y_{2-ij} = e^{-\left(\frac{x_i - m_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2} \tag{6}$$

$$\frac{\partial E}{\partial \mathbf{m}_{21}} = \frac{\partial E}{\partial y_{2-1}} \times \frac{\partial y_{2-1}}{\partial \mathbf{m}_{21}} = \left(\frac{\partial E}{\partial y} \times \frac{\partial y}{\partial y_{2-1}}\right) \times \frac{\partial y_{2-1}}{\partial \mathbf{m}_{21}} \qquad (7)$$

$$= \cdots (\mathbb{R})$$

$$= \frac{-(d-y)}{(y_{3-1}+\cdots+y_{3-9})} \times \left[(w_1-y) \times y_{3-1} + (w_4-y) \times y_{3-4} + (w_7-y) \times y_{3-7}\right] \times \frac{2(x_2-\mathbf{m}_{21})}{\sigma_{21}^2}$$
(8)

觀察上式,我們發現中間中括弧所包含的項,包含了  $y_{3-1}$ ,  $y_{3-4}$ ,  $y_{3-7}$  ,您可知為什麼?因為這些都是「變數 x2 的第一個 term node」所連接到的 rule node,所造成的輸出呀!這可是很重要的「秘密」喔!如果您懂了,這時才真的了解 Back-Propagation 的意涵喔!對了,請試著寫出式(8)的通式吧!哈,一般教科書,論文,就是把它寫成通式啦!所以粗心的讀者,始終看不懂囉!

# Case 3: Term Node 層,標準差 $\sigma_{ii}$ 的倒傳遞修正

以下以修正 $\sigma_{21}$  (變數 x2 的第一個 term node ) 為例。

$$\frac{\partial y_{2-1}}{\partial \sigma_{21}} = \cdots$$

$$\frac{-(d-y)}{(y_{3-1}+\cdots+y_{3-9})} \times \left[ (w_1-y) \times y_{3-1} + (w_4-y) \times y_{3-4} + (w_7-y) \times y_{3-7} \right] \times \frac{2(x_2-m_{21})^2}{\sigma_{21}^3}$$
(9)

比較式(8)、(9),我們可以發現,兩者的差別僅在於最後一項。關於此點,其實不難,讀者只需比較  $\frac{\partial y_{2-1}}{\partial \mathbf{m}_{21}}$ 

與 
$$\frac{\partial y_{2-1}}{\partial \sigma_{21}}$$
 就可以發現其間的差異了!

# ■ 程式 fnn2 3 3 9 1.m 執行結果:

epoch=1, MSE=0.025200.

epoch=2, MSE=0.014252.

epoch=3, MSE=0.010382.

epoch=4, MSE=0.003886.

epoch=5, MSE=0.001947.

epoch=6, MSE=0.001558.

.....(略).....

epoch=295, MSE=0.000090.

epoch=296, MSE=0.000090.

epoch=297, MSE=0.000090.

epoch=298, MSE=0.000089.

epoch=299, MSE=0.000089.

epoch=300, MSE=0.000089.

# Learning Results O/P: 【以下是學習結束的每個參數值喔!】

mx1(1)=0.415389, stdx1(1)=0.282738

mx1(2)=-0.108031, stdx1(2)=0.771812

mx1(3)=-0.456439, stdx1(3)=0.243602

mx2(1)=1.224470, stdx2(1)=0.418209

mx2(2)=0.517610, stdx2(2)=0.397358

mx2(3)=-0.205133, stdx2(3)=0.404506

w(1)=-0.071464

w(2)=0.256671

w(3) = -0.044561

w(4) = -0.147919

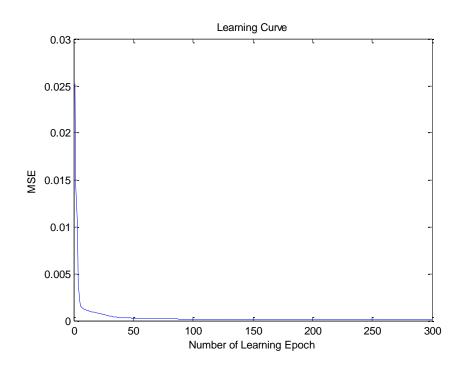
w(5)=0.558083

w(6) = -0.093846

w(7) = -0.385213

w(8)=1.522813

w(9) = -0.215161



以上已經將 FNN 的學習要點,和盤托出,希望有興趣的讀者,好好繼續研究。fnn2\_3\_3\_9\_1.m 程式,是慢慢一行一行長出來的,重要的地方,筆者都加了註解,看之前,先自己想一下如果自己寫 程式,會遇到那些問題?如此應該可以加速看懂程式喔! 祝:

## Happy Learning!

#### References:

- 1. <u>C.T. Chao</u> and C.C. Teng\*, "Implementation of a fuzzy inference system using a normalized fuzzy neural network," Fuzzy Sets and Systems, vol.75, no.1, pp. 17-31, October 1995. (SCI)
- 2. <u>C.T. Chao</u>, Y.J. Chen and C.C. Teng\*, "Simplification of fuzzy-neural systems using similarity analysis," IEEE Trans. Systems Man Cybernetic Part B: Cybernetics, vol.26, no.2, pp. 344-354, April 1996. (SCI)
- 3. **J.-S. R. Jang** (清大 張智星 教授), `` ANFIS: Adaptive-Network-based Fuzzy Inference Systems," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 23, pp. 665-685, May 1993.