

# 可拓倒傳遞類神經網路應用於腦部核磁共振造影分類

## Extension Back Propagation Neural Network Approach to Classification of Brain MRI

王圳木  
國立勤益科技大學  
cmwang@ncut.edu.tw

陳建鴻  
國立勤益科技大學  
0\_00-0@yahoo.com.tw

### 摘要

MRI 具有影像資訊量大、敏感度高的特性，造成了雜訊和假影，因此目前最常使用組織分類、判斷之方式為交由專業醫師判斷，或者是使用電腦輔助演算法來判斷之。可拓倒傳遞類神經網路，將多頻譜中所含的資訊處理後以單一的影像來顯示，進行腦部組織分割，進而減少醫療資源的浪費與提升效率。一般影像處理之分類技術是以單純像素基礎，而可拓倒傳遞類神經網路是架構在一個影像像素為不同物質組成出來的像素混合模型，可拓倒傳遞類神經網路結合了可拓理論以及倒傳遞類神經網路方法，在傳統倒傳遞類神經網路中加入了可拓理論之距離的觀念，成為一個新的方法。最後將其分類出來的腦部組織提供給醫師，讓診斷結果更加準確、快速。

**關鍵詞:**可拓理論(Extension Theory)、類神經網路(Artificial Neural Network)、分類(Classification)、核磁共振造影(MRI)。

### 1. 前言

疾病的治療源自於診斷，根據許多病理條件，經由醫師長久以來累積的學術認知判定，決定病灶所在，進而進行治療。但許多病理的變化都是無法用肉眼來觀測而得知的。MRI 技術是核磁共振在醫學領域上的應用，很多疾病的病理過程會導致水分形態的變化，即可由核磁共振圖像反應出來。由於水占人體體重 70%，而腦部灰質、白質、腦脊髓之腦部組織，其主要水成分分別為 80%、70%與 99%，所以 MRI 技術很適合用於腦部成像，X 光是醫學界

非侵入診斷的重大工具，使得醫師不用開刀便可以得知體內臟器的變化。但是 X 光始終有放射物質的危害，不適合用於長期觀察病患，使得 MRI 成為現代醫學成像的新寵兒。隨著 MRI 儀器技術越來越好，其在醫療應用上也越來越廣泛，從心血管疾病到腫瘤偵測，都是 MRI 的應用範疇，醫學界甚至認為 MRI 逐漸取代目前的侵入式檢驗方法，具有發展潛力。

由於 MRI 具有影像資訊量大、敏感度高的特性，造成了雜訊和假影，因此目前最常使用組織分類、判斷之方式為交由專業醫護人員判斷，或者是利用演算法來判斷之，由於 MR 影像屬於多頻譜影像，在進行組織分類時，如果只以某特定頻譜的單張影像進行處理時，會因為資訊不足無法達到分類的目的，所以我們必須結合所有頻譜影像的資訊來做資訊分類的目的，因此使用多頻譜影像處理，擷取各類頻譜資訊進行分類，在臨床上有著相當重要的價值。而隨著不同的參數(如:TR :Repetition Time, TE :Echo Time, PDI :Proton Density)會產生不同訊息的影像。依據不同影像之訊息可利用來診斷:顱內腫瘤、腦部外傷、先天性腦部異常、缺血性中風、出血性中風、中樞神經系統感染、腦部白質病變等。到了最近幾年，許多針對於 MR 影像的電腦運算方法也順應而生，目前常見的演算法有 FCM 與 CM[1]-[3]、類神經網路[4]-[11]、可拓理論[12][13]，在這些方法之中，類神經網路(Neural Networks)已在分割腦部組織方面擁有較高的水準。因此本文的論點，以改善與提升類神經網路的效能為主，為了讓類神經網路有較佳的分類效果，我們嘗試加入可拓理論與類神經網路結合，解決類神經網路權重設定問題，而使腦部分類結果能夠更穩定。

## 2. 可拓倒傳遞類神經網路

可拓倒傳遞類神經網路結合了類神經網路與可拓理論，在運用類神經網路做分類處理時，融入了可拓理論到類神經網路。如此可以有效的運用類神經網路的優點，並能加強類神經網路的輸出結果的穩定性。

圖 2-1 為可拓倒傳遞類神經網路的架構，其中主要包含輸入層、隱藏層與輸出層。輸入層的神經元為組織的頻譜，其中主要連結輸入層與隱藏層的權重，包含最大權重值與最小權重值，這些連結分別是  $b$ -th 輸入神經元與  $j$ -th 隱藏層輸出神經元，我們以  $w_{bj}^U$  與  $w_{bj}^L$  表示之，根據  $w_{bj}^U$  與  $w_{bj}^L$  可以計算出權重中心  $z_{bj}$ 。然而隱藏層將其輸出經由  $w_{jk}$  加權之後，透過活化函數將輸出  $k$ -th 輸出層輸出神經元，在類神經網路中權重值加入可拓的距離觀念後，能加強類神經網路的輸出結果的穩定性。

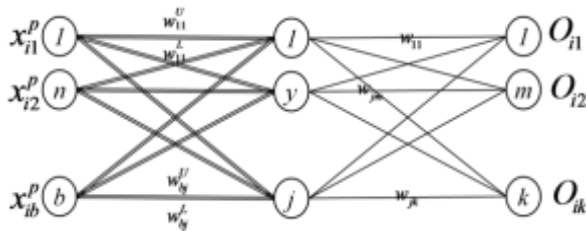


圖 2-1 可拓倒傳遞類神經網路架構。

### 2.1 可拓倒傳遞類神經訓練步驟

關於可拓倒傳遞類神經網路的權重訓練步驟，首先在類神經網路訓練之前，於影像中選擇出分類訓練的樣本集合  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ，其中  $n$  為所有訓練樣本的個數，這些訓練資料中包含了組織以及組織的頻譜， $X_i^p = \{x_{i1}^p, x_{i2}^p, \dots, x_{ib}^p\}$ ，其中  $i$  為訓練的資料， $p$  為第  $i$  個訓練樣本的組織， $b$  為第  $p$  個組織的頻譜。以下是可拓倒傳遞類神經網路訓練的步驟：

Step 1. 建立一個類神經網路，其輸入層至隱藏層權重值  $w$ ，以可拓理論的最大值以及最小值觀念用權重方式取代：

$$R = (N, c, v) = \begin{cases} N_j, & c_1, & v_{j1} \\ & c_2, & v_{j2} \\ & \dots & \dots \\ & c_b, & v_{jb} \end{cases} \text{ for } \begin{cases} b=1, 2, \dots, n_b \\ c=1, 2, \dots, n_c \end{cases} \quad (1)$$

在可拓的應用中，不同組織以  $N_j$  表示之，而  $\{c_1, c_2, \dots, c_b\}$  為組織中的各張頻譜，因為每一個頻譜所表現的方式不一定會相同，因此形成了一個區間，以  $\langle w_{bj}^U, w_{bj}^L \rangle$  表示權重的區間，而這個區間的取得方法，必須於訓練集中取得：

$$w_{bj}^U = \text{Min}_{i \in n} \{x_{ib}^c\} \quad (2)$$

$$w_{bj}^L = \text{Min}_{i \in n} \{x_{ib}^c\} \quad (3)$$

Step 2. 取得各個權重區間的中心  $z$ ：

$$z_{bj} = \left( \frac{w_{bj}^L + w_{bj}^U}{2} \right) \quad (4)$$

其中  $c=1, 2, \dots, n_c$  表示為組織， $b=1, 2, \dots, n_b$  為頻譜。

Step 3. 讀入訓練樣本集合，並且將每一筆訓練樣本資料的組織  $p$  劃分清楚：

$$X_i^p = \{x_{i1}^p, x_{i2}^p, \dots, x_{ib}^p\} \quad (5)$$

Step 4. 計算出每一筆訓練資料樣本與各種組織間的距離：

$$ED_{ic} = \sum_{b=1}^{n_b} \left( \frac{\left| x_{ib}^p - z_{bj} \right| - \frac{(w_{bj}^U - w_{bj}^L)}{2}}{\frac{(w_{bj}^U - w_{bj}^L)}{2}} + 1 \right) \quad (6)$$

Step 5. 計算權重與前一層的輸出，再將結果經由活化函數運算得知  $O_{ik}$ ：

$$O_{ik} = \frac{1}{1 + e^{-(ED_{ic} \times w_{jk})}} \quad (7)$$

Step 6. 將結果  $O_{ik}$  與期望結果  $T_{jk}$  計算其誤差量，並進行類神經網路權重修正。

a. 計算輸出層與  $T$  目標值的誤差量：

$$e_k^O = T_{jk} - O_{ik} \quad (8)$$

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_k^n e_k^O \quad (9)$$

$$e_c^H = \sum_k e_k^O \times w_{jk} \quad (10)$$

b. 計算  $\delta_k^O$ ，並更新隱藏層對輸出層權重  $w_{jk}$ :

$$\delta_k^O = O_{ik} \times (1 - O_{ik}) \times e_k^O \quad (11)$$

$$w_{jk}^{new} = w_{jk}^{old} + \xi \times \delta_k^O \times ED_{ic} \quad (12)$$

c. 計算  $\delta_c^H$ ，並更新輸入層對隱藏層權重  $w_{bj}^U$ 、

$w_{bj}^L$  與權重中心  $z_{bj}$ :

$$\delta_c^H = ED_{ic} \times (1 - ED_{ic}) \times e_c^H \quad (13)$$

$$w_{bj}^{U(new)} = w_{bj}^{U(old)} + \xi \times (\delta_c^H) \times \left( \frac{-(x_{ib}^p - z_{bj})}{w_{bj}^U - w_{bj}^L} \right) \quad (14)$$

$$w_{bj}^{L(new)} = w_{bj}^{L(old)} + \xi \times (\delta_c^H) \times \left( \frac{-(x_{ib}^p - z_{bj})}{w_{bj}^U - w_{bj}^L} \right) \quad (15)$$

$$z_{bj}^{new} = \frac{w_{bj}^{U(new)} + w_{bj}^{L(new)}}{2} \quad (16)$$

重複步驟 3 到步驟 6，直到訓練資料完畢。

Step 7. 是否完成收斂，否則重複步驟 3 至步驟 6，

直到收斂或疊代結束。

以上步驟當訓練完成之後，即可將 MRI 資料一筆筆的輸入到可拓倒傳遞類神經網路的輸入類神經元內，經由運算可以得到各輸出神經元的狀態，依照狀態形式以競爭式法則即可做出分類結果。

### 3. 實驗結果

在這篇論文裡，我們使用真實的腦部核磁共振造影來進行實驗，而真實的成像實驗使我們能夠評估其作用和效力在醫療診斷。實驗中所使用的真實 MR 影像資料是取自台中榮民總醫院放射科，所用的機器為 Signa 1.5T SYS#GEMSOW，影像為腦部核磁共振多頻譜(Multispectral)影像。真實腦部 MRI 採用了 TR/TE=2500ms/25ms、TR/TE=2500ms /50ms、TR/TE=2500ms/75ms、TR/TE=2500ms /100ms、TR/TE=500ms/11.9ms，五組參數所得到之一序列影像，如圖3-1。經過可拓類神經網路的分類，分類

結果如圖3-2，圖3-3為傳統倒傳遞類神經網路分類結果，而實驗樣本為取該樣本5×5遮罩，選擇分類四種，訓練樣本共計100筆。

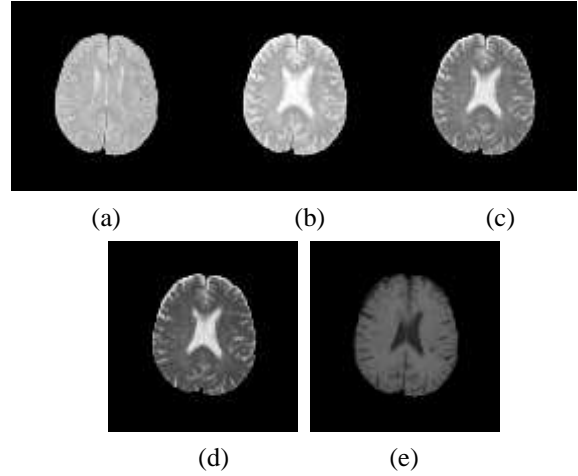


圖 3-1 真實腦部 MR 影像  
(a) TR/TE=2500ms/25ms (b) TR/TE=2500ms/50ms  
(c) TR/TE=2500ms/75ms (d) TR/TE=2500ms/100ms  
(e) TR1/TE1=500ms/11.9ms



圖3-2 可拓倒傳遞類神經網路真實腦部分類結果  
(a)灰質(b)白質(c)腦脊髓液



圖3-3 倒傳遞類神經網路真實腦部分類結果  
(a)灰質(b)白質(c)腦脊髓液

### 4. 結論

在本論文裡，利用可拓理論區間概念來取代原本倒傳遞類神經網路權重設定，並將舊有可拓理論區間拓展改良為區間移動，搭配類神經網路修正區間位置，經由加入可拓理論概念，使類神經網路訓練分類結果更加穩定，為了說明可拓倒傳遞類神經網路的效果，我們透過真實腦部 MR 影像，實驗結

果於圖 3-2 可以發現與圖 3-3 傳統倒傳遞類神經網路的實驗結果相比較，可以發現圖 3-2 把各組織強化出來的效果確實不錯，所以可拓倒傳遞類神經網路用於真實 MR 影像分類效果比傳統倒傳遞類神經網路更好。

## 5. 參考文獻

- [1] J. Lee and T. L. Kunii, "Model-based analysis of hand posture," *IEEE Comput. Graph. Appl.*, pp. 77 - 86, Sept. 1995.
- [2] K. L. Wu, M. S. Yang, "Alternative c-means clustering algorithms," *Pattern Recognition* 35, 2267-2278, 2002.
- [3] M. S. Yang, Y. J. Hu, K. C. R. Lin and C. C. L. Lin, "Segmentation techniques for tissue differentiation in MRI of Ophthalmology using fuzzy clustering algorithms," *Magnetic Resonance Imaging*, 173-179. 2002.
- [4] M. C. Clark, L. O. Hall, D. B. Goldof, L. P. Clarke, R. P. Velthuisen, and M. S. Sibiiger, "MRI segmentation using fuzzy clustering techniques" *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, pp. 730-742, Nov./Dec. 1994.
- [5] H. Ren and C. I. Chang, "A generalized orthogonal subspace projection approach to unsupervised multispectral image classification," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 38, pp. 2515-2528, 2000.
- [6] Chuin-Mu Wang, Clayton Chi-Chang Chen, Yi-Nung Chung, Sheng-Chih Tang, Pau-Choo Chung, Ching-Wen Yang, "Detection of spectral signatures in multispectral MR images for classification," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, Vol.22, Issue: 1, pp. 50-61, Jan. 2003.
- [7] W. Cai, "The extension set and incompatibility problem," *Journal of Scientific Exploration*, 1, 81-93, 1983.
- [8] Cai Wen、Yang Chunyan、Lin Weichu, *Methods of Extension Engineering*, Science and Technology Documentation Publishers, 1997
- [9] Yang Chunyan, Zhang YongJun, Cai Wen, *Extension Theory and its Application*, *Mathematic In Practice And Theory* Vol.32 No.2PP. 301-308 March, 2002.
- [10] M. H. Wang, C. P. Hung, "Extension neural network and its applications," *Network Research*, Volume 16, Issues 5-6, PP. 779-784, June-July 2003.
- [11] R. Schalkoff, *Pattern Recognition: Statistical, Structural and Neural Approaches*. New York: Wiley, 1992.
- [12] R. O. Duda and P. E. Hart, *Pattern Classification and Scene Analysis*. New York: Wiley, 1973.
- [13] 楊春燕,張擁軍,蔡文"可拓集合及其應用研究" *Mathematic In Practice And Theory* Vol. 32 No. 2 PP. 301-308 March, 2002.