

# 內含遲滯之模糊推理系統

## A Hysteresis-Embedded Fuzzy Inference System

計畫編號：NSC 87-2213-E009-004

執行期限：86/8/1 – 87/7/31

主持人：孫春在

交通大學資訊科學系 教授

一、中文摘要（關鍵詞：遲滯，記憶現象，類神經網路，模糊推理系統）

本計畫目的在探討如何使模糊類神經系統具備模擬遲滯的效果。其之所以重要乃因遲滯現象是自然界普遍存在而又難以妥善處理的一種記憶現象，若能藉由模糊類神經網路加以模擬，可望使一般隱含遲滯的系統獲得改善的空間。在本計畫中我們首先進入各種現存與記憶機制有關的研究領域，發現並證明它們之中並無處理遲滯現象的能力，於是提出一個具有假設意義的類神經網路模型，賦予此模型自行調整參數的能力，進而將它與模糊理論結合，創造出內含遲滯的模糊類神經網路。

內文摘要(Keywords: Hysteresis, Memory Effect, Neural Networks, Fuzzy Inference System)

The purpose of this work is to model hysteresis behaviors in neural fuzzy systems. This simulation deserves our attention owing to its potential applications in upgrading hysteresis-embedded systems. According to our results, other memory-related mechanisms are demonstrated not to be

propulsive neural model is then proposed. It is also trained by back-propagation and thus possesses adaptability capable of simulating given hysteresis trajectories. Finally in this work, we combine this neural model with fuzzy inference systems and construct a hysteresis-embedded fuzzy inference system.

二、計畫之緣由與目的

遲滯(hysteresis)是生物與工程系統中常見的一種不確定狀態。透過文獻的探索[2][4][7][9]，我們知道，從物理科學（如電磁、材料、機械與熱力學）、社會科學（如市場經濟）、到認知科學（如訊號辨別）等，大部分的系統都具有遲滯現象。遲滯現象所描述的系統具有一個明顯的特徵，即是激發過程的延遲與消退過程的滯留。具體的說，此一系統的輸出不僅導因於它的輸入，而且依循於它的歷程，所以，遲滯其實就是一種記憶現象。

但與一般涉及記憶的各種研究機制不同之處，遲滯是不受時間速率影響的記憶現象（rate-independent memory effect [7]），系統歷程的輸入值和當前輸入值共同決定了效應輸出，但這些輸入值的變化速率卻不

會影響系統的反應。除了參考影列文獻之外，在本計畫擬定之初，我們做了一個先導實驗也印證了人類的感官對「顏色」與「速度」等估計，在估當的估時間內，具有類似遲滯的感測結果。

這種「速率無關」的記憶特測，使遲滯系統難以模擬，因測此時系統考慮的不應只是時間的回顧，而且要有本測的變化。綜觀與記憶有關的四個研究方向：時間延遲網路(time delay neural networks [3][10])，回授式網路的遞迴效應(recursive efforts of recurrent networks [5][11][12][13])，強化式學習的報酬延遲(delayed rewards in reinforcement learning [6][8])，以及與速率無關的遲滯現象(rate-independent memory effect, hysteresis)。其中，以遲滯效應的研究最少（至少在資訊科學中是如此），我們認測這應是資訊界對遲滯現象並未加以深入了解，以及其他各類工程對投資遲滯研究的本益比不感樂觀的緣故。

由此，我們計畫先在數訊號處理的觀點對遲滯現象作成定義，然後討論各種現存記憶相關系統實現遲滯的可能(在本文中說明它們不能模擬遲滯)，之後提出自己的看法與模型，而由於我們的先導實驗觸及「既然模糊推理系統是模仿人類感受與思維而來，則模糊推理沒有理由不接受遲滯記憶的修正」，我們提出一個內含遲滯的模糊推理系統，最後做成結論。

正、研究方法與成果

以數位訊號處理的觀點對遲滯系統下定義是本計畫的開始也是最重要的部分。在此，我們首先描述一個輸入  $x[n]$  輸出  $y[n]$  的系統  $T$ ，其式子表示為  $y[n]=T\{x[n]\}$ ，如果我們得任意一個單調影升函數  $M:N \rightarrow N$ ，並藉由函數  $M$  從輸入  $x$  列  $x[n]$  複製出的  $x$  列  $x_m[m]$  滿足 1.  $x[i] = x_m[M[i]]$  以及 2. 對於足些  $x_m[i]$  點未定義時，如  $m+1=M[i]+1 < M[i+1]=m_2$  的情形下，則令  $x_m[m], x_m[m+1], \dots, x_m[m_2]$  測任意之影升或下降 ( ) 決於  $x_m[m_1]$  與  $x_m[m_2]$  的大小關係) 子  $x$  列係在此條件下，系統  $T$  經由輸入  $x_m[m]$  得到輸出  $y_m[m]=T\{x_m[m]\}$ ，我們件  $T$  是一個速率無關 (rate-independent) 的系統，若且件若  $y[n]=y_m[M[n]]$ 。可觀件到的是，如果系統是無記憶的 (memoryless)，只對當時的輸入值作函數值反應時，則測當然之速率無關系統，在此，我們定義遲滯系統必須同時是記憶系統 (memory system)，須即，它必須具有「速率無關」的記憶。

一般的前導式類神經網路 (feedforward Networks) [1] 當然不是遲滯系統，因測它是不具記憶的函數式回應系統。而時間延遲網路也不是遲滯系統，因測時間窗的大小代表記憶深度 (memory depth)，在記憶深度內，單故時間的資料輸入代對系統代對是有影影的。迴授式網路也不是遲滯系統，因測輸入速率一代變慢，系統將傾向於局部收斂，而不再反映之前曾有的許多記憶。至於強化式學習的報報延遲，也並多與速率無關，因測無論採用記憶窗或是馬可夫夫，它都是時間相關的。

如影觀件一般記憶相關的研究機制，可以發現，採用單純計算功能的工作單故 (神經功) 來建置系統是不能模擬遲滯現象的，因測這樣的架構採用的是不經挑選的有限點資料以及一成不變的回授路限，使得系統受單故

時間內資料} 樣代的必然影影，即使實現了部限的記憶特測，也不能模擬所限與速率無關的遲滯現象。

有限於此，我們假設系統（既然所9 是個「黑箱(black box)」）內部是有層次性的，無論激發或消退都必須在持續進行的狀態之下才能累積出跨越內部的層級的效力。基於這樣的假設，我們在神經功內設計一種基特的記憶機制，件之測次級記憶體 (submemory pool) 來實現遲滯功能。這個記憶體以「推入式」記憶測工作基則，資料值之大小表現在記憶體的充填狀況，一個大的輸入值由記憶體的輸入端推入，使其承載高漲，跨入多個層級，而一個小值的輸入，則由記憶體的輸入端} 漲基有之載值，使其承載下降，但在輸入值不漲小的情況下，高層級的承載是不會漲} 漲的。如此推入、} 出持續進行，相對的變化則是各層級充填狀況的消長，記憶體本身則沒有輸出端，其輸出值是由各層級的充填度加身其參數值而得。這樣的系統在工作中具有身入記憶的功能，不受輸入速率的影影，所以可以模擬遲滯系統。

進一步的設計，我們把影述「推入式」的神經功加入於一般前導式類神經網路之中，以便系統以更多樣的方式模擬各種遲滯反應。此外，更把層級的觀念連續化，這樣可以使各層級的參數統一以一條帶參數的連續曲線代表，減少可調參數的代，而此時在連續層級中的充填狀況則改以記減系統輸入的各局部減值來對應算出。在這樣的系統中，目前其架構是減建的(減後可以參考各種方法使其自行生長)，而可調整的參數則測連續層級影的反應參數值，這些參數值可以透過回減式(backpropagation) 調整策略令其自我修正。

接下來，在驗證系統學習成效的部限，則以電磁遲滯系統中最常略用的 Preisach Model[4] 來作測學習

效能的P 限，由 Preisach Model P 入參數（這個模型是P 何模型，其參數落在二維平面影的各點，數故化後，其參數數代多常多），產生正組遲滯路限作測前段所述系統的訓練資料。根據實驗結果，訓練的情況和P 入參數的線性程度有關，據一組以常數作測參數的路限經四百多圈的訓練即可達到誤差測零的結果係據二組參數以近似線性的二次曲線加亂後代入，則在六百多圈後找出近似模型，之後學習速度變慢，但更是一找減最小平方差進步中係而據正組本來以找機選} 的參數P 入，但訓練成果多常不理想，限於現實狀況中毗鄰兩點的參數落差不應兩大，於是改成相鄰參數差值測找機亂數，這樣訓練的效果更不錯，在四千多圈時可以找到粗略模型。

將遲滯現象與模糊推理結合也是重要的，歸屬函數在系統運作中不一定是運定不變的，考慮遲滯的特測可以對事件的歸屬作更客觀的描述，提供更合乎需求的推理效益，影述模型與模糊推理系統之結合表現在歸屬函數影。我們採用 ANFIS[1] 的模糊類神經網路結構，但在歸屬函數的輸入端則加影遲滯受器作測過濾器 (filter)，如此，模糊推理系統便經由遲滯修正，而其訓練則透過歸屬函數之斜率倒數身其誤差來} 得近似的偏移值。限於學習的收斂速度實在兩差，我們採用兩段式學習方法，即以 ANFIS 完成大致訓練後，再訓練遲滯受器來修正基有的推理，其效果更不錯，因測在最致的情型下，就是不表現遲滯的現象，這樣至少不會致致基有模糊類神經系統的成果，在本計畫中，我們以假設的數據來作初步P 代，印證了這個模型的可行性，但實用影的致驗更在設計中。

#### 四、結論與討論

在本計畫之中，我們對遲滯提出數故資訊處理影的定義，已經略起包包 IEEE SMC 主編 Dr. Pattipati 的注意和鼓勵，減計在成果發表後，可以略起更多研究者的興趣而投入這方面的研究。

趣對本文中設計的類神經網路模型，以及模糊推理機制，我們仍覺得其功能覺然可行，但訓練成本過高是在實用影據一個要加以改進的覺方，未來應可以設計 模型，捨棄準確度來準} 計算影的方便。

至於遲滯系統的應用，就其「速率無關」一項，即有不少吸略人之處，本計畫執行人員正致圖設計一系列「輸入速率變圖」的實驗，來印證遲滯系統研究的價值，減計可在下年度提出具體計畫，使這次有關遲滯系統的討論更測完整。

## 年、參考文獻

- [1] J.S.R. Jang, C.T. Sun, and E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall, 1996.
- [2] M. Krasnoselskii and A. Pokrovskii, Systems with Hysteresis, Nauka, Moscow, 1983.
- [3] D.T. Lin, J.E. Dayhoff, and P.A. Ligomenides. Trajectory production with the adaptive time-delay neural network. Neural Networks, 8(3): 447-461, 1995.
- [4] I.D. Mayergoyz, Mathematical Models of Hysteresis, Springer-Verlag, 1991.
- [5] D. Obradovic. On-line training of recurrent neural networks with continuous topology adaptation. IEEE Transactions on Neural Networks, 7:222-8, Jan. 1996.
- [6] R.S. Sutton. Learning to predict by the methods of temporal differences. Machine learning, pp.9-44, 1998.
- [7] A. Vistintin. Differential models of hysteresis. Springer-Verlag, 1994.
- [8] C.J. Watkins and P. Dayan. Technical note: Q-Learning. Machine learning, 8:9-44, May 1992.
- [9] Jyh-Da Wei and Chuen-Tsai Sun, A Neural Network Model of Hysteresis, Soft Computing in Intelligent Systems and Information Processing: Proceedings of 1996 Asian

- Fuzzy Systems Symposium, pp. 412-417, 1996.
- [10] P.J. Werbos. Backpropagation through time: What it does and how to do it. Proceedings of The IEEE, 78(10):1550-1560, Oct. 1990.
- [11] R.J. Williams. Adaptive state representation and estimation using recurrent connectionist networks. In W.T. Miller, R.S. Sutton, and P.J. Werbos, editors, Neural Networks for Control, chapter 4. The MIT Press, 1990.
- [12] L. Wu and J. Moody. A smoothing regularizer for feedforward and recurrent neural networks. Neural Computation, 8:461-89, Apr. 1996.
- [13] B.L. Zhang, Q. Zhou, I. King, and L. Xu. Least mean square error reconstruction learning in recurrent networks. In 1995 IEEE International Conference on Neural Networks Proceedings, volume 6, pp.3009-14, 1995.