行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

突觸記憶與回憶理論(2/2)
研究成果報告(完整版)

計 畫 類 別 ：個別型
計 畫 編 號 ：NSC 95-2221-E-002-335-
執 行 期 間 ：95 年 08 月 01 日至 96 年 07 月 31 日
執 行 單 位 ：國立臺灣大學資訊工程學系暨研究所

計 畫 主 持 人 ：劉長遠

計畫參與人員：博士班研究生-兼任助理：鄭為正、許珮薰
碩士班研究生-兼任助理：許士斌

報 告 附 件 ：出席國際會議研究心得報告及發表論文

處 理 方 式 ：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 96 年 10 月 11 日

國家科學委員會補助專題研究計畫成果報告

突觸記憶與回憶理論

計畫類別： 個別型計畫
計畫編號：NSC 95－ 2221 －E －002 －335 －
執行期間： 95 年 8 月 1 日至 96 年 7 月 31 日

計畫主持人：劉長遠

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)：完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：
出席國際學術會議
“國際類神經網路會議‘The 16th International Conference on Artificial Neural Networks’地點 希臘 雅典, 時間 95 年 9 月 10~14 日”
心得報告及發表之論文各一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

執行單位：國立臺灣大學 資訊工程學系

中 華 民 國 96 年 10 月 11 日

中文摘要

提出一個新的數學模式用以解釋神經細胞絲狀突觸記憶與回憶的機制. {請參考網頁說明: http://red.csie.ntu.edu.tw/demo/hairy/index.php} 理論涵蓋回憶與記憶雙重過程, 模式以一個整體能量方程式(Lyapunov energy function) 為基礎, 內涵神經細胞所有相關可調參數, 這些參數動態時序 的變化可依此方程式時間導函數求得, 一共可得兩組動態方程式, 一組為學習記憶過程, 另一組為回憶過程. 此模式具有霍普菲爾德模式(Hopfield model) 的所有特質, 並可改善其中所有記憶缺陷, 這些缺陷曾經歷無數科學上改善與探討.

申論此新模式與 S.A.Kauffman 教授提出的隨機布林網路(random Boolean network)學說之間差異與優劣. Kauffman 的學說為當代最成功的進化論數學模式之一(比喻為進化論的牛頓定律). {請參考 paper 中結論部分: Cheng-Yuan Liou and Shiao-Lin Lin (2006), Finite memory loading in hairy neurons, Natural Computing, vol. 5, no. 1, page 15-42.}

依此模式改進重寫近代重要模式如愛爾曼網路(Elman network) {請參考paper說明: Cheng-Yuan Liou, Jau-Chi Huang and Wen-Chie Yang (2006), Semantic addressable encoding, ICONIP, The 13th International Conference on Neural Information Processing, October 3-6, in edited book published by LNCS 4232, pp 183-192, Hong Kong, 文學檢索編碼, 計算認知等 請參考網頁說明 http://red.csie.ntu.edu.tw/demo/literal/index_eng.html }.

關鍵詞 類神經網路, 能量方程式, 霍普菲爾德模式, 愛爾曼網路, 學習與記憶理論, 聯想記憶, 腦理論

英文摘要

A new mathematical model, named hairy model{http://red.csie.ntu.edu.tw/demo/hairy/index.php }, was developed to model the memory and recollection mechanism existed among the brain neurons. It covers the dual process of memory and recollection. It makes use of an overall energy function (Lyapunov function) as its foundation. The nerve cells' states plus their filiform synapses' strength evolve and develop all their parameters according to this function. The dynamic successive changes of these parameters are given by the time derivatives of this function, altogether, two groups of dynamic equations, one group to model the memory process and the other model the recollection process. This model has all the superior characteristics of the Hopfield Model, and improves on the memory flaws, flaws once discussed frequently in science. All its implementations are substitutions by MLP or reinforcement learning.

This project comments and compares this new model with the renowned

random Boolean network proposed by Professor S.A Kauffman {see 'Conclusion' in paper : Cheng-Yuan Liou and Shiao-Lin Lin (2006), Finite memory loading in hairy neurons, Natural Computing, vol. 5, no. 1, page 15-42.}. Kauffman's theory is one of the most successful modern evolution theories. This project revised and improved important models related to the Hopfield model, like the ETAM, Elman Network {see paper : Cheng-Yuan Liou, Jau-Chi Huang and Wen-Chie Yang (2006), Semantic addressable encoding, ICONIP, The 13th International Conference on Neural Information Processing, October 3-6, in edited book published by LNCS 4232, pp 183-192, Hong Kong.} All their applications have been revised and improved according the hairy model, suc as

code retrieval, computational cognition and so on {see website http://red.csie.ntu.edu.tw/demo/literal/index_eng.html }.

Keywords: neural network, associative memory, Hopfield model, memory, learning theory, Elman network, Lyapunov energy function, brain theory

目錄

I. 報告內容， II. 參考文獻, III. 計畫成果自評, IV. 附錄 (參加會議)

I. 報告內容

I.1 前言

計劃提出一個新的數學模式用以解釋神經細胞絲狀突觸記憶與回憶的機制. 理論涵蓋回憶與記憶雙重過程, 模式以一個整體能量方程式(Lyapunov energy function）為基礎, 內涵神經細胞所有相關可調參數, 這些參數動態時序的變化可依此方程式時間導函數求得, 一共可得兩組動態方程式, 一組為學習記憶過程, 另一組為回憶過程. 此模式具有霍普菲爾德模式（Hopfield model）的所有特質, 並可改善其中所有記憶缺陷, 這些缺陷曾經歷無數科學上改善與探

I.2 研究方法 研究目的

每個 neuron 可以形成一個平面：

$$w_{i1}X_1^k + w_{i2}X_2^k + \ldots + w_{iN}X_N^k - \theta_i = W_i^T X^k - \theta_i > 0, \text{ if } X_i^k = 1$$

$$w_{i1}X_1^k + w_{i2}X_2^k + \ldots + w_{iN}X_N^k - \theta_i = W_i^T X^k - \theta_i < 0, \text{ if } X_i^k = -1$$

在 Hopfield Model 中無法形成正確的 Basin 是一個致命的缺點，對於第 i^{th} neuro n 所形成的平面會造成不完美的 Basin，而 hairy model 在符合生理的條件下，增加 basin，並揭露了 Hebb’s postulate 的一些秘密。對於同一 bit 不同符號的 patterns，很多 patterns 會有相同的最短距離，所以有很多一樣脆弱的 pattern pairs，而文中將這些有相同最短距離的 patterns 分成兩邊 $U_{i,p}$，$U_{i,n}$ 且將平面放在這些 patterns 的中心 $C_{i,p}$，$C_{i,n}$ 的中心，而這些用來決定 hyperplane 位置的 patterns，形成了 hairy model 的骨架，很美妙的是，weight 的方程式是 Hopfield 優化後的形式。而實驗結果證明此方法（$b_{\theta=0} - AM$, $b_\theta - AM$）是優越於 Hopfield Model。也就是重新寫過 Hopfield Model 後，可以形成較好的 Basin，以及不會產生 cycle，換句話說這個 AM 不會 evolve 到無止境的 states，如同程式陷入無窮迴圈一般，在 computer science，程式若陷入無窮迴圈則它是一個錯誤的程式。另外文中提出的 $g_{\theta=0} - AM$, $g_\theta - AM$ 其 learning 是從 all stable 的 initial 漸進到 $b_{\theta=0} - AM$, $b_\theta - AM$，直到下一步無法造成 perfect recall，如此可以儲存所有要被儲存的 patterns，也就是從所有的 states 都穩定的狀態開始，一步一步走向危險狀態，直到下一步確定有 patterns 不穩了，就不要再繼續走過去。$g_{\theta=0} - AM$， $g_\theta - AM$ 在 capacity $\alpha = 45/20 = 2.5$ 的情況下，‘所有的 patterns 都仍都可被儲存，這證明了 $\alpha < 2$ 的 bound 是可以超越的’。

Hebb’s postulate 在 neural networks 中是相當重要的一個條件，並且也在生理上找到了證據，此外 Hopfield 也被認為符合 Hebb’s postulate 且是 Auto-Associative Memory 相當重要的一個里程碑，目前已被 SCI 引用了四千多次，傳統的 backpropagation 被證明

不是腦中的機制，另外海馬迴中的 networks 被發現是有 feedback 的，在做 sequencial learning 的機制上，Auto-Associative Memory 似乎是正確的。因此 $b_{\theta=0}-AM$, $b_{\theta}-AM$ 優化了 Hopfield，提供更精簡的 equation，似乎是可以更靠近真實機制。而那些做為 backbone 的 patterns 就像是所有 patterns 中的代表性 patterns，在某些 bit 上可以用來決定 neuron 的 hyperplane，並且 patterns 只有在那些 bit 屬於 $U_{i,p}$，$U_{i,n}$ 的 patterns pairs 的 feature 上才會影響 neuron weight 的值。 ‘論文(1&2)中 Discussion 有提到這像蛋白質吸附一樣會有選擇性的吸附，這也符合物理原理，可以作為生理研究的基礎，另外還有很多例如人際網路，人與人之間的吸引力等等都可類比。另外似乎還可用來做 feature selection，因為此 Model 很明顯所有的 feature 並不是所有的 patterns 都列入考慮，因此可能可以做為人腦認知的一個參考模型，因為人在認知物體的時候，並不是所有的 feature 都考慮進去，也跟經驗有關，也就是他看過哪些物體。而在 DNA 上，由於 DNA 是一個非常大的程式，上面寫滿了 Code（ACGT），在轉錄的時候，同一個 gene 可以製造不同的蛋白質，可能是我們考慮看到的的只有那些 backbone patterns，但計算 distance 時是考慮整個 sequence，這或許是一個機制。’

*** 本計畫已有論文發表，作為成果報告內容 ***

1. Cheng-Yuan Liou and Shiao-Lin Lin (2006), Finite memory loading in hairy neurons, Natural Computing, vol. 5, no. 1, page 15-42.
2. Cheng-Yuan Liou (2006), Backbone structure of hairy memory, ICANN, The 16th International Conference on Artificial Neural Networks, September 10-14, in edited book published by LNCS 4131, Part I, pp 688-697, Athens Greece. SCI (註: 至 2006 LNCS 仍列入 ISI 的 SCI, 從 2007 起 SCI 目錄刪除 LNCS)
3. Cheng-Yuan Liou, Jau-Chi Huang and Wen-Chie Yang (2006), Semantic addressable encoding, ICONIP, The 13th International Conference on Neural Information Processing, October 3-6, in edited book published by LNCS 4232, pp 183-192, Hong Kong. SCI (註至 2006 LNCS 仍列入 ISI SCI, , 從 2007 起 SCI 目錄刪除 LNCS)

II.參考文獻 (見論文)

III.計畫成果自評

1. 研究內容與原計畫相符程度: 相符
2. 達成預期目標情況: 達成

3. 研究成果之學術或應用價值:對所有 Hopfield model BSB Gestalt model 未來發展有益

4. 是否適合在學術期刊發表或申請專利: 適合在學術期刊 與 國際會議發表

5. 主要發現或其他有關價值等: 新儲存學習方法 新學習方法

重要論點:

'所有的 patterns 都仍都可被儲存，這證明了 $\alpha < 2$ 的 bound 是可以超越的'

'論文中 Discussion 有提到這像蛋白質吸附一樣會有選擇性的吸附，這也符合物理原理，可以作為生理研究的基礎，另外還有很多例如人際網路，人與人之間的吸引力等等都可類比。另外似乎還可用來做 feature selection，因為此 Model 很明顯所有的 feature 並不是所有的 patterns 都列入考慮，因此可能可以做為人腦認知的一個參考模型，因為人在認知物體的時候，並不是所有的 feature 都考慮進去，也跟經驗有關，也就是他看過哪些物體。而在 DNA 上，由於 DNA 是一個非常大的程式，上面寫滿了 Code（ACGT)，在轉錄的時候，同一個 gene 可以製造不同的蛋白質，可能是我們考慮看到的的只有那些 backbone patterns，但計算 distance 時是考慮整個 sequence，這或許是一個機制。'

6. 綜合評估: 解決 Hopfield model, BSB, ECR, 等 儲存 學習 記憶 懸案。

附錄

參加國際會議報告

國際類神經網路會議

The 16th International Conference on Artificial Neural Networks

地點 希臘 雅典

時間 95 年 9 月 10~14 日

4. 國際上有三個著名的類神經網路會議; NIPS(美), Workshop on Brain Theory(義). ICANN(EU). 每年 European Neural Network Society, International Neural Network Society, Japanese Neural Network Society and the IEEE Computational Intelligence Society 都會合作舉辦 ICANN。此佔領導位置的會議涵蓋歐洲所有neural networks和相關領域的議題。而 ICANN 系列的 conferences 從 1991 年開始舉辦且很快的成爲歐洲此領域專家的主要集會。今年的 ICANN 由 The Intelligent Systems Laboratory 和 The Image, Video and Multimedia Systems Laboratory of the National Technical University of Athens 承辦。Professor John Taylor 是 conference 的榮譽主席。從 475 篇 submitted 的論文中，International Program Committee 經由徹底執行的 peer-review 過程選中了 208 篇來公開，分成 21 個一般 sessions 和 10 個 special sessions。Paper 的submissions 由相當多的主題組成。由不同的研究人員組成的 Special sessions 則著重在對於現在 neural network 研究有意義的觀點。卓越的演講者爲 conference 提供key-note的演講。然而，tutorials 是由知名的研究員來給。三個 後-conference 的 workshops，第一個是 intelligent multimedia, semantics, interoperability and e-culture，第二個是 on affective computing and interaction 及第三個是 on cognitive machines，爲 ICANN-2006 的 focus -- neural networks 和認知, 知覺及interaction相關的intelligent technologies 的最新的研究進度究進度做下結論。會議中公佈EU明年(2007) Cognitive System 預算 18 billions歐元 後年預算 58 billions歐元. 以類神經網路爲核心含蓋 多個領域。 論文Cheng-Yuan Liou (2006), Backbone structure of hairy memory, ICANN, The 16th International Conference on Artificial Neural Networks, September 10-14, in edited book published by LNCS 4131, Part I, pp 688-697, Athens Greece.

全文完

附件二

可供推廣之研發成果資料表 (無)

參加國際會議報告

國際類神經網路會議

The 16th International Conference on Artificial Neural Networks

地點 希臘 雅典

時間 95 年 9 月 10~14 日

國際上有三個著名的類神經網路會議; NIPS(美), Workshop on Brain Theory(義). ICANN(EU). 每 年 European Neural Network Society, International Neural Network Society, Japanese Neural Network Society and the IEEE Computational Intelligence Society 都會合作舉辦 ICANN。此佔領導位置的會議涵蓋歐洲所有 neural networks 和相關領域的議題。而 ICANN 系列的 conferences 從 1991 年開始舉辦且很快的成為歐洲此領域專家的主要集會。今年的 ICANN 由 The Intelligent Systems Laboratory 和 The Image, Video and Multimedia Systems Laboratory of the National Technical University of Athens 承辦。Professor John Taylor 是 conference 的榮譽主席。從 475 篇 submitted 的論文中，International Program Committee 經由徹底執行的 peer-review 過程選中了 208 篇來公開，分成 21 個一般 sessions 和 10 個 special sessions。Paper 的 submissions 由相當多的主題組成。由不同的研究人員組成的 Special sessions 則著重在對於現在 neural network 研究有意義的觀點。卓越的演講者為 conference 提供 key-note 的演講。然而，tutorials 是由知名的研究員來給。三個 後-conference 的 workshops，第一個是 intelligent multimedia, semantics, interoperability and e-culture，第二個是 on affective computing and interaction 及第三個是 on cognitive machines，為 ICANN-2006 的 focus -- neural networks 和認知,知覺及 interaction 相關的 intelligent technologies 的最新的研究進度究進度做下結論。會議中公佈 EU 明年 (2007) Cognitive System 預算 18 billions 歐元 後年預算 58 billions 歐元. 以類神經網路為核心含蓋 多個領域。

參加人報告發表文章如下

每個 neuron 可以形成一個平面：

$$w_{i1}X_1^k + w_{i2}X_2^k + \ldots + w_{iN}X_N^k - \theta_i = W_i^T X^k - \theta_i > 0, \quad \text{if} \quad X_i^k = 1$$

$$w_{i1}X_1^k + w_{i2}X_2^k + \ldots + w_{iN}X_N^k - \theta_i = W_i^T X^k - \theta_i < 0, \quad \text{if} \quad X_i^k = -1$$

在 Hopfield 的 Model 中無法形成正確的 Basin 是一個致命的缺點，對於第 i^{th} neuron 所形成的平面會造成不完美的 Basin，而 hairy model 在符合生理的條件下，增加 basin，並揭露了 Hebb’s postulate 的一些秘密。對於同一 bit 不同符號的 patterns，很多 patterns 會有相同的最短距離，所以有很多一樣脆弱的 pattern pairs，而文中將這些有相同最短距離的 patterns 分成兩邊 $U_{i,p}$，$U_{i,n}$ 且將平面放在這些 patterns 的中心 $C_{i,p}$，$C_{i,n}$ 的中心，而這些用來決定 hyperplane 位置的 patterns，形成了 hairy model 的骨架，很美妙的是，weight 的方程式是 Hopfield 優化後的形式。而實驗結果證明此方法（$b_{\theta=0}-AM$, $b_{\theta}-AM$）是優越於 Hopfield Model。也就是重新寫過 Hopfield Model 後，可以形成較好的 Basin，以及不會產生 cycle，換句話說這個 AM 不會 evolve 到無止境的 states，如同程式陷入無窮迴圈一般，在 computer science，程式若陷入無窮迴圈則它是一個錯誤的程式。另外文中提出的 $g_{\theta=0}-AM$, $g_{\theta}-AM$ 其 learning 是從 all stable 的 initial 漸進到 $b_{\theta=0}-AM$, $b_{\theta}-AM$，直到下一步無法造成 perfect recall，如此可以儲存所有要被儲存的 patterns，也就是從所有的 states 都穩定的狀態開始，一步一步走向危險狀態，直到下一步確定有 patterns 不穩了，就不要再繼續走過去。$g_{\theta=0}-AM$, $g_{\theta}-AM$ 在 capacity $\alpha = 45/20 = 2.5$ 的情況下，所有的 patterns 都仍都可被儲存，這證明了 $\alpha < 2$ 的 bound 是可以超越的。

Hebb’s postulate 在 neural networks 中是相當重要的一個條件，並且也在生

理上找到了證據，此外 Hopfield 也被認為符合 Hebb's postulate 且是 Auto-Associative Memory 相當重要的一個里程碑，目前已被引用了四千多次，傳統的 backpropagation 被證明不是腦中的機制，另外海馬迴中的 networks 被發現是有 feedback 的，在做 sequencial learning 的機制上，Auto-Associative Memory 似乎是正確的。因此 $b_{\theta=0}-AM$, $b_{\theta}-AM$ 優化了 Hopfield，提供更精簡的 equation，似乎是可以更靠近真實機制。而那些做為 backbone 的 patterns 就像是所有 patterns 中的代表性 patterns，在某些 bit 上可以用來決定 neuron 的 hyperplane，並且 patterns 只有在那些 bit 屬於 $U_{i,p}$ ，$U_{i,n}$ 的 patterns pairs 的 feature 上才會影響 neuron weight 的值。文中 Discussion 有提到這像蛋白質吸附一樣會有選擇性的吸附，這也符合物理原理，可以作為生理研究的基礎，另外還有很多例如人際網路，人與人之間的吸引力等等都可類比。另外似乎還可用來做 feature selection，因為此 Model 很明顯所有的 feature 並不是所有的 patterns 都列入考慮，因此可能可以做為人腦認知的一個參考模型，因為人在認知物體的時候，並不是所有的 feature 都考慮進去，也跟經驗有關，也就是他看過哪些物體。而在 DNA 上，由於 DNA 是一個非常大的程式，上面寫滿了 Code（ACGT），在轉錄的時候，同一個 gene 可以製造不同的蛋白質，可能是我們考慮看到的的只有那些 backbone patterns，但計算 distance 時是考慮整個 sequence，這或許是一個機制。