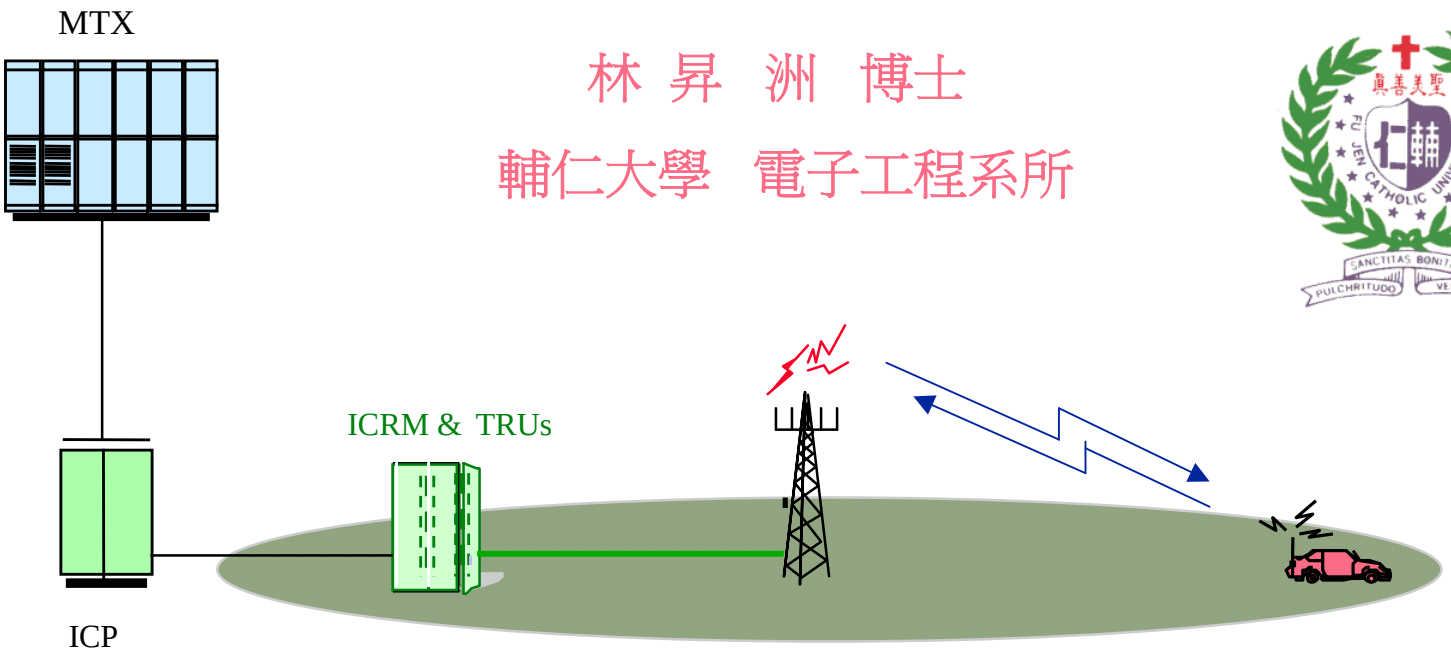
Introduction to Neural Networks
類神經網路簡介

林 昇 洲 博士

輔仁大學 電子工程系所



Personal Profile

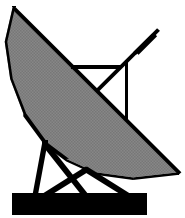
學歷: **Ph. D. — University of Texas at Arlington, Texas, USA.**

經歷:

- 電子工業研究所，數位積體電路設計部 – 助理工程師
- 中山科學院系統發展中心，飛彈模擬室，微波模擬組 – 助理工程師
- 北方貝爾研究室 **Bell Northern Research (BNR) TX, USA** – 短期研究生
- 北電網路 **NORTEL Networks, TX, USA**，無線網路系統部 – 資深工程師
- 輔仁大學電子工程系所 – 訪問助理教授

專長:

- **Wireless, Mobile Communications (**無線，行動通訊系統）
- **Radar System Design**（雷達系統設計）
- **Fiber Optics Communications(**光纖通訊）
- **Statistical Signal Processing (**統計信號處理**)**
- **Microwave Theory and Engineering (**微波原理與工程**)**
- **Semiconductor Devices and Manufacture (**半導體元件及製程**)**



Course Outline

- 人工智慧與類神經網路的介紹
- 類神經網路的架構
- 神經網路基本模型與訓練
- 前向網路與倒傳遞網路
- 類神經網路學習過程
- 倒傳遞網路演算
- 類神經網路實例
- 類神經網路的特性
- 類神經網路模式
- 類神經網路測試
- 電腦模擬範例
- 電腦模擬工具
- 參考資料

人工智慧

■ 人工智慧的歷史

- 人工智慧的發展可以追溯到第二次世界大戰的末期，當時爲了解決一些軍事上和情報上的問題，科學家們開始研究發展一種有智慧的機器。

年代	1940~	1950~	1960~	1970~	1980~	1990~
計算機	&#0;1945 計算機 (ENIAG)	1957 FORTRAN語言				
人工智慧研究		1953棋奕論 1956Dartmouth 研究會		1977 知識工程宣言	1982第五代電腦計劃開始	1991 類神經 電腦
人工智慧語言			1960 LISP語言	1973 PROLOG語言		
知識表達				1973 生產系統 1976 框架理論		
專家系統			1965 DENDRAL	1975 MYCIN		

人工智慧的定義

- 生命的定義：一個生命必須有
  - 新陳代謝和消耗精力的行爲
  - 生長
  - 繁衍後代
  - 對於環境的刺激有所反應，進而適應所處的環境

- 研究人工智慧所牽涉的學科包含
  - 數學和邏輯
  - 基礎科學
  - 心理學和神經生理學
  - 程式設計語言(若包含機械語言更好)

- 人工智慧精確的定義是：一個電腦系統具有人類的知識和行爲，並具有學習、推理判斷來解決問題、記憶知識和了解人類自然語言的能力。
  - 人工智慧的產生過程則是：對於人類因問題和事物所引起的刺激和反應，以及因此所引發的推理、解決問題、學習、判斷及思考決策等**過程**，將這些過程分解成一些**基本步驟**，再透過程式設計，將這些人類解決問題的過程**模組化**或**公式化**，使得電腦能夠有一個結構的方法來設計或應付更複雜的問題

- 人工智慧研究的題材
  - 聯絡溝通(connectionism)，以及如何使電腦更有智慧了解人的語言與知識。
  - 符號處理(symbol manipulation)，如LISP人工智慧語言、生產系統(production system)、黑板系統(blackboard system)等領域研究。
  - 經驗法則搜尋技巧(heuristic search)。
  - 邏輯(logic)系統，如複雜事實的歸納及推理等

傳統語言與符號式語言的不同點

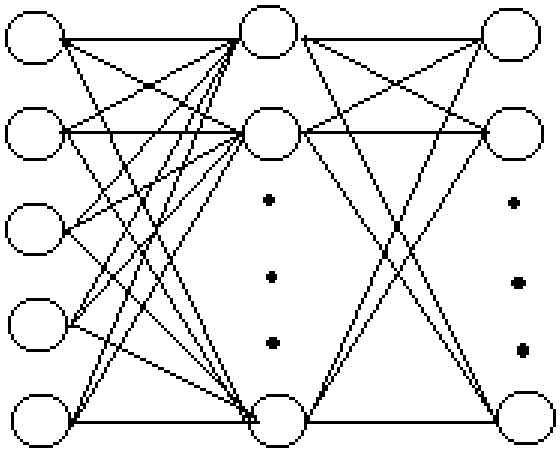
	傳統的程式設計	符號式程式語言
1	使用演算法(algorithm)策略	使用經驗法(heuristic)策略
2	發展資料庫爲主	發展知識庫爲主
3	處理數值問題	處理符號的問題
4	可順序或批次方式處理資料	可高度人機交談處理問題
5	推理能力較弱	推理能力較強
6	執行速度較快	執行速度較慢
7	執行過程，系統不可能解釋計算原委	執行過程系統解釋推理的原委較容易
8	計算能力較強	數值計算能力較弱
9	解題的全部知識隱含在整個程式中	將專家的知識表示在機器的知識庫中
10	原則上只能解決那些已經形成科學體系，具有較嚴格規定的問題。	專家系統採用弱方法(weak method)或探索的方法。他對以之的訊息要求比較弱，可以是不完全的，含錯的，甚至含有模糊不確定的訊息。
11	解決問題前，先要根據問題的內在規律性，建立一個數學或物理模式，最後以演算法形式安排在計算機中處理	解決問題的知識與方法是獨立分開。機器求解不是按預先步驟來進行，而是依據當時環境條件達到目標，在控制策略指導下，透過搜尋狀態空間來求解的。
12	較難實作具有學習能力的程式	專家系統的知識庫容易經由使用者的教授或機器的自我增添或修改，達到學習的目的。

類神經網路的起源

- 爲了在語音及影像辨認獲至與人腦相似的功能，自1940年起，科學家即著手從事此方面的研究，仿造最簡單的神經元模式，開始建立最原始的類神經網路(Artificial Neural Network ANN)，歷經40年的發展，類神經的研究工作雖曾一度陷入低潮，近幾年又再度復甦，並且結合了生理，心理，電腦等科技而成爲新的研究領域。
- 目前的電腦基本上只是一個高速可程式化計算器，它真正能做的只是加減乘除及邏輯運算。它無法主動學習、也無法主動思考。因此去多人類可以輕易做到的事，如圖形和語音辨認，現在的電腦都沒有辦法輕易的達成。
- 電腦的功能雖然日新月異，但卻不能因此就完全取代人腦。因人腦可輕易的聽、說、讀、寫、看，電腦卻力有未逮。尤其是在影像處理或語音辨認等問題，電腦更是無法勝任。要如何模擬這種複雜的人類行爲進而建立一部可以人腦匹敵的電腦，可說是電腦科學家的一大夢想
- 類神經網路已被研究多年。這些類神經網路的模型主要是嘗試著去模仿人類的神經系統，因爲人類的神經系統在語音、聽覺、影像和視覺方面均有很完美的表現，所以也期望這些模型能夠在這些方面有出色的成果。

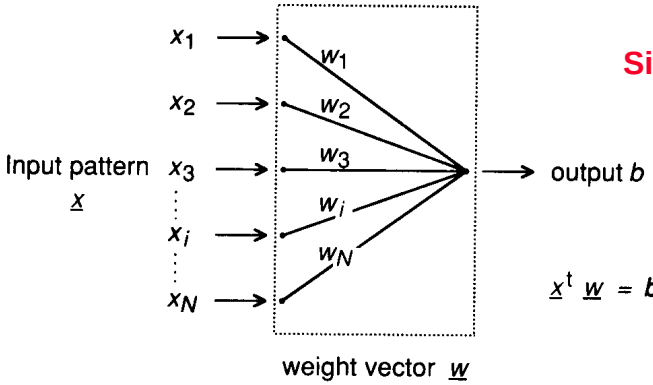
類神經網路的架構

- 來自於現今對人類神經系統的認識。
- 現今的類神經網路是由很多非線性的運算單元(我們叫神經元**Neuron**)和位於這些運算單元間的眾多連結所組成。
- 這些運算單元通常是以平行且分散的方式在作運算，如此就可以同時處理大量的資料，由這樣的設計就可以被用來處理各種需要大量資料運算的應用上，比如說語音辨認等。
  - 人工類神經網路使用數個微處理器，用來當做人腦之中的神經元
  - 將它們組合成人腦的神經網路結構型態
  - 然後選定一個數學推論出來的演算法，將這演算法置入這個類神經網路中
  - 最後選定你所要讓類神經網路學習的東西，將它轉成類神經網路所能接受的型態，經由介面輸入，則類神經網路就開始學習
  - 網路並且自己調整每個微處理器（神經元）之間的加權值，直到符合你所要學習的目標

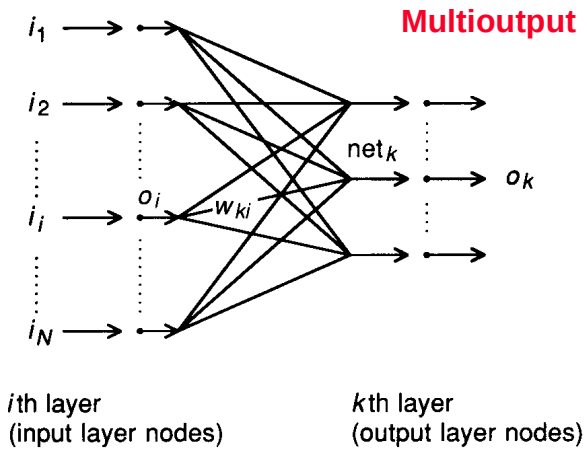


線性運算網路

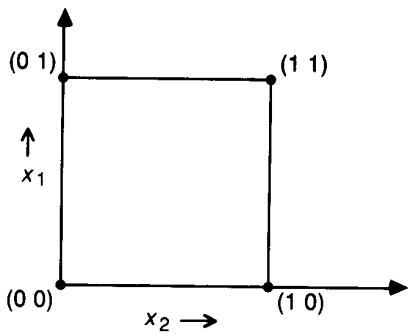
■ Linear Discriminant (線性區別)



$$\underline{x}^t\,\underline{w} = b \begin{cases} +1 & \text{if } \underline{x} \in \text{class } C \\ -1 & \text{if } \underline{x} \notin \text{class } C \end{cases}$$

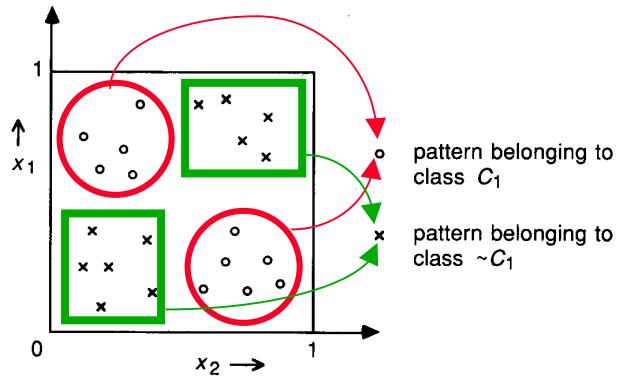


- **A linear Perception with no internal layer can not yield a discriminant that will solve the EXCLUSIVE-OR or parity problem**



EXCLUSIVE-OR

X_2 X_1	O
0 1	1
1 0	1
1 1	0
0 0	0



類神經網路

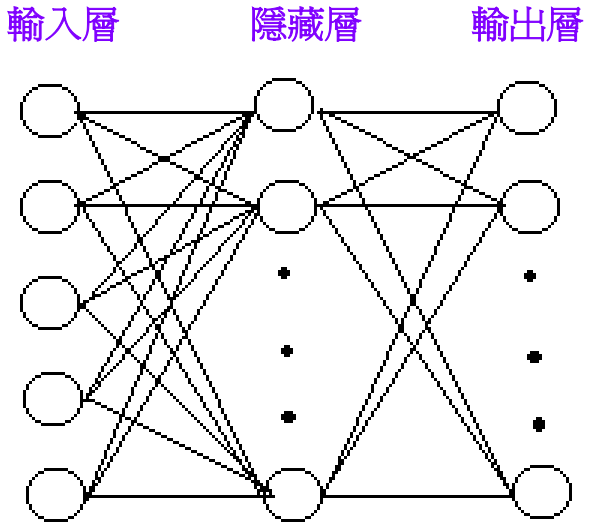
- 類神經網路是「一種基於腦與神經系統研究 所啓發的資訊處理技術」。
  - 它可以利用一組系統輸入與輸出所組成的資 料，建立系統模型(參考圖1-1)有了這樣的系統模型便可用於推估，預測，決策，診斷。

輸入 → 真實系統 → 輸出

輸入 → 系統模型 (類神經網路) → 輸出

真實系統與系統模型（類神經網路）之比較

  - 一個類神經網路是由許多個人工神經元與其連結所組成，並且可組成各種網路拓撲，其中以「**前向網路**」應用最爲普遍。一個前向網路包含許多層，每一層包含若干個處理單元，輸入層處理單元用以輸入外在環境的訊息（**輸入值**），輸出層處理單元用以輸入外在環境的訊息給外在環境（**輸出值**），此外，一個 層狀神經網路經常包含若干層隱藏層。 隱藏層的存在提供類神經網路表現處理單元間的交互作用與問題的內在結構的能力。



類神經網路模型

神經網路基本模型與訓練

- 神經網路基本模型
  - 每一個神經細胞網路模型，其特性是由網路的拓樸(Topology)圖形，節點的特性加以決定。在訓練的過程中這些法則最初是由一組初始加權(Initial Weights)值來決定，並在學習過程中調整其加權以增進效率，經由不斷的調整和學習，使得真正的網路輸出與目標值能達到相同值後，才固定網路中的加權值，此時才算訓練完成。
- 神經網路的架構與訓練演算法
  - 單層知覺網路:其可形成兩個決定區域(Decision Region)， 牽而此二區域由一超平面(Hyperplane)加以分隔開來。有一特殊情形就是，若網路只涉到兩個輸入，則超平面便退化成一條直線。
- 多層知覺網路
  - 其是在輸入層節點與輸出層節間多了一層或多層的隱藏層(Hidden Layer)，即輸入節點沒有直接接往輸出節點。
- 學習演算法 (Learning Algorithm)
  - 假如我們想要把輸入的類別完全劃分開來，則需要利用演算法來調整節點與節點的加權及節點本身的偏移量。例如逆傳遞訓練演算法(Backpropagation Training Algorithm)的基本精神，在於使輸出層之實際輸出值(Actual Output)和希望達到的期望(Desired Output)之間的平均平方差(Mean Square Error)達到最小境界，使整個網路的加權，儘可能朝向所希望的目標值調整。
  - 像圖形辨認這類型問題很適合用神經網路來解決，因只須將無法明白消化的知識，透過學習，即可自動存到網路中。除此之外，如何改良網路的學習方法，亦是研究類神經網路非常迫切的話題。隨著類神經網路的日趨成熟，相信未來它將有可能取代以往傳統的辨認技術。

前向類神經網路概念

- 前向類神經網路的術語及概念說明:
  - 推論過程：在推論時，網路激發訊號的傳遞均 是從輸入層開始，經由若干層隱藏層，最後到達 輸出層。
  - 學習過程：在學習時，誤差訊息的傳遞是從輸出層開始，經由若干層隱藏層，最後到達輸入層，並在誤差訊號的傳遞過程修正連接上的加權值大小。
  - 訓練範例：一個訓練範例包括一組輸入處理單元的輸入值，與一組輸出處理單元的輸出值。
  - 學習演算法：一種修正連結中的加權值的演算法，可從一組訓練範例中學習隱含的知識。
- 類神經網路的應用依其輸出變數之特性可分成 二大類
  - 函數型問題:網路的輸出爲一個連續值的變數
    - 例: 物理化學變量、經濟社會變量
  - 分類型問題:網路的輸出爲一個連續值的變數
    - 例: 決策、診斷

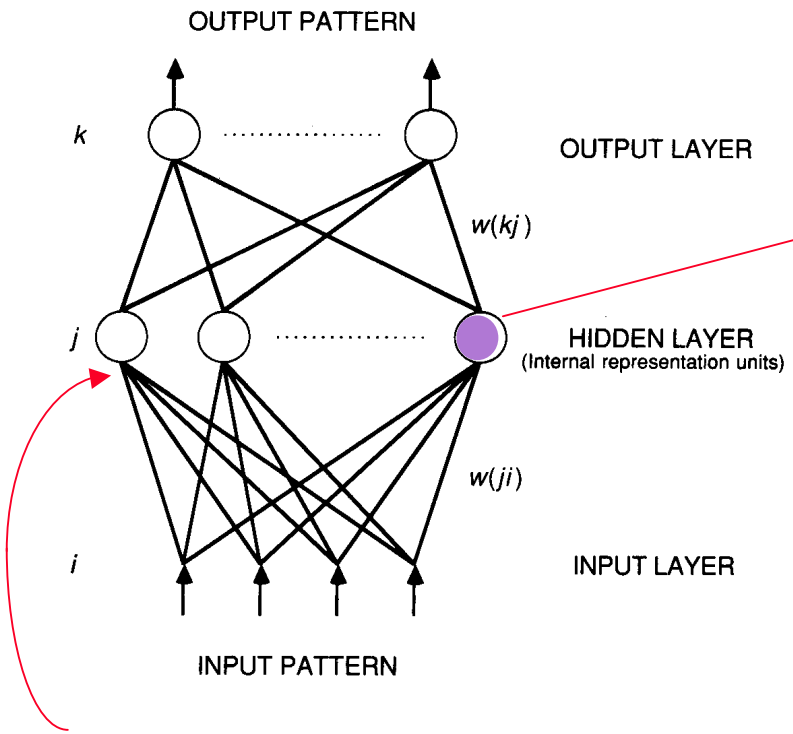
輸入 → 函數 → 數值

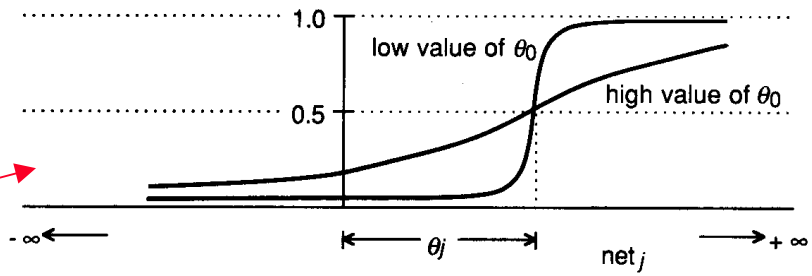
輸入 → 分類器 → 分類

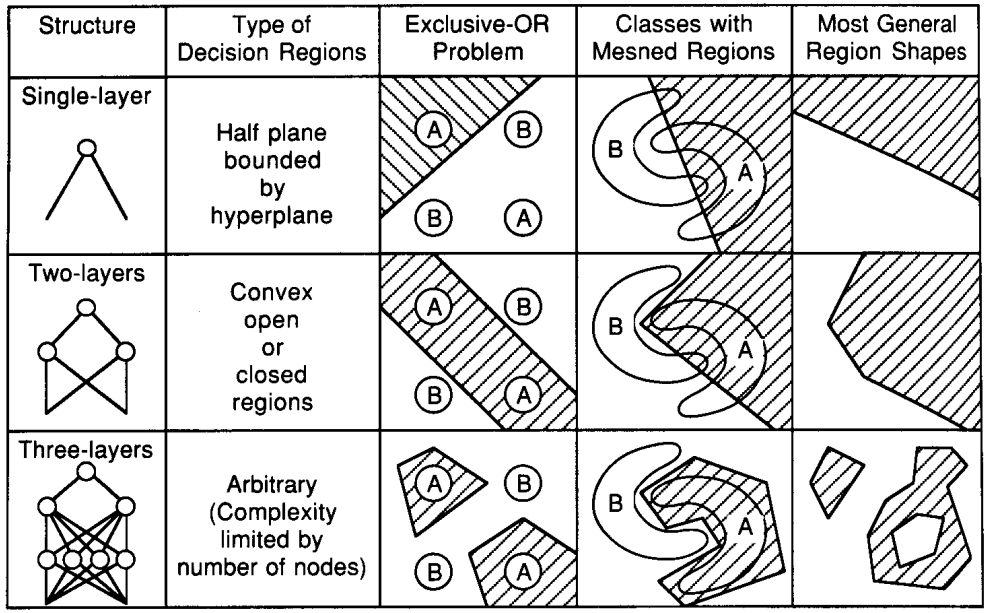
類神經網路的應用: 依輸出變數之特性分類

- 我們模擬了此二類型問題，分別以座標呈現函 數型問題，以及訊號分類方式表現分類型問題， 因此，我們利用監督式學習網路模式中的倒傳遞網路原理來模擬。

FeedForward Net (前向網路)





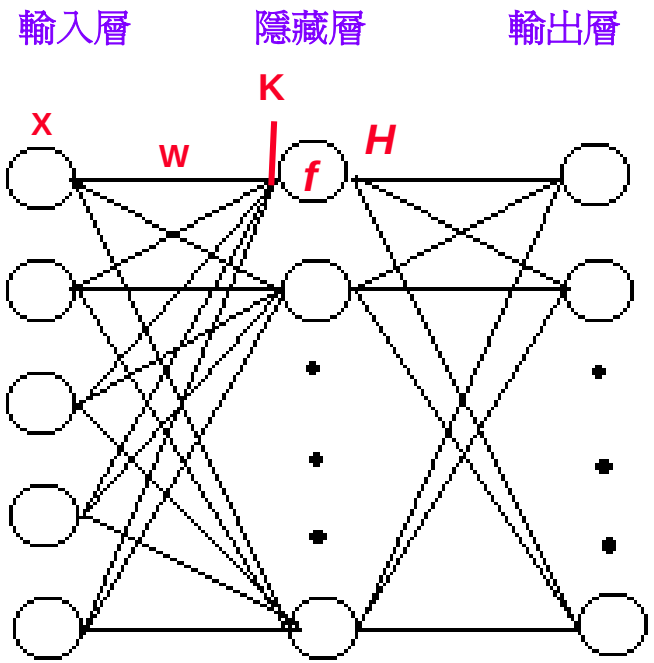


- **The net input to each node is the sum of the weighted outputs of the nodes in the prior layer**

Backpropagation (倒傳遞網路)

- 網路架構：
  - 輸入層：用以表現網路的輸入變數 ，其處理單元數目依問題而定，使用線性轉換函數。
  - 隱藏層:用以表現輸入處理單元間的交互影響其處理單元數目並無標準方法可以決定，經常需以試驗方式決定其最佳數目，使用非線性轉換函數，網路可以不只一層隱藏層，也可以沒有隱藏層。
  - 輸出層:用以表現網路的輸出變數，其處理單元 數目依問題而定，使用非線性轉換函數。
- 處理單元其輸出值及輸入值的關係式：
  - H = 輸出變數，模仿生物神經元模型的輸出訊號
  - f = 轉換函數，模仿生物神經元模型的非線性理機能，是一個用以將從其他處理單元輸入的輸入值轉換成處理單元輸出的數學公式。
  - w＝ 連結加權值，模仿生物神經元模型的突觸強度。
  - x＝ 輸入變數，模仿生物神經元模型的輸入訊號。
  - k＝ 門限值，模仿生物神經元模型的閥值，又稱偏權值。
  - 這種函數當自變數趨於正負無限大時，函數值趨於常數，其函數值域在〔0，1〕之間。

倒傳遞類神經網路架構



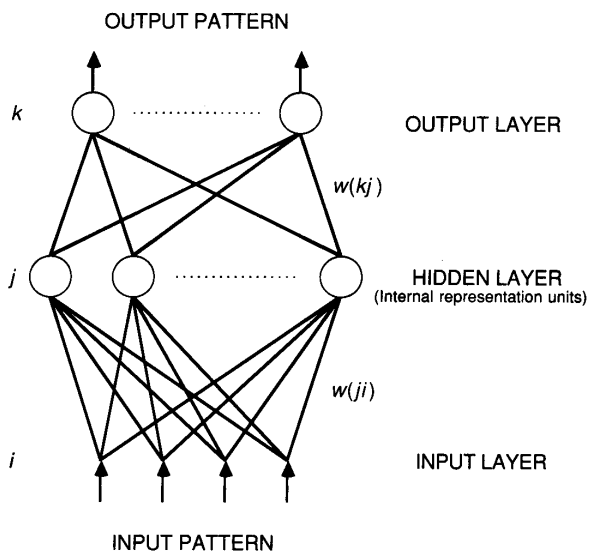
$$\mathbf{A} = \mathbf{WX} + \mathbf{K}$$

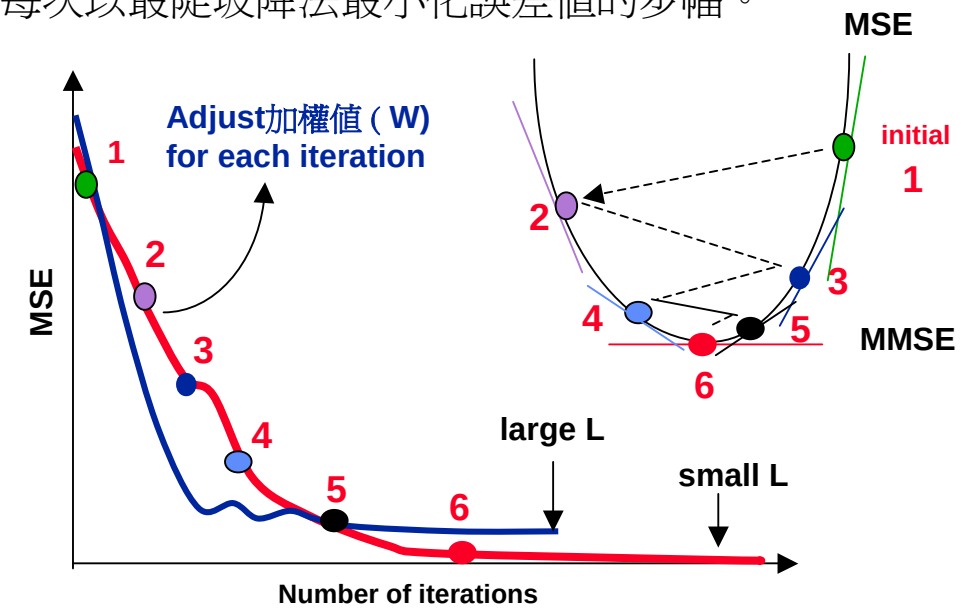
$$H = f(A) = \frac{1}{1 + \exp^{(-A)}}$$

倒傳遞網路演算

■ 網路演算法：

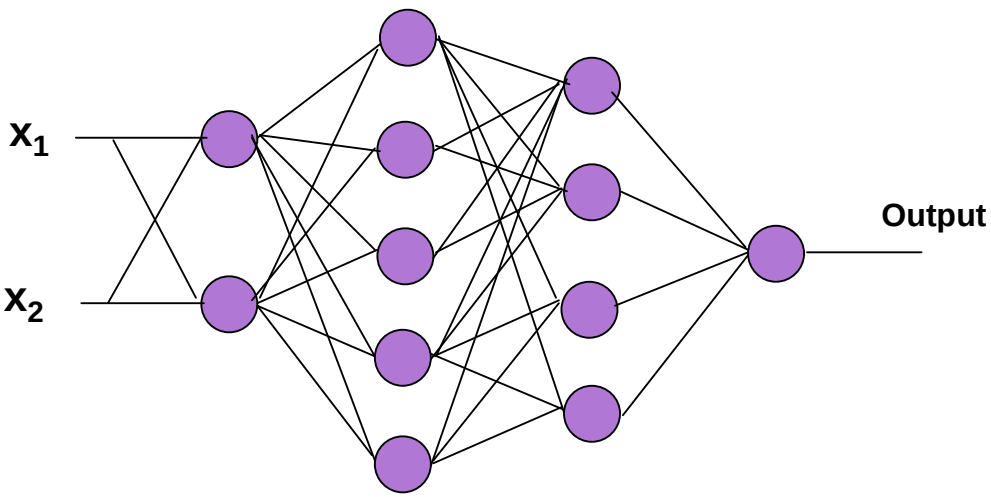
- 倒傳遞演算法是應用一個訓練範例的一組輸入向量 x ，與一組輸出向量 T ，修正網路加權值 W，而達到學習的目的。
- 以降低最小化誤差值(MSE)爲標準，MSE = E{[Output − desire input]^2}
- 因爲監督式學習旨在降低網路輸出單元目標輸 出值與推論輸出值之差距。所以網路的學習過 程變成使誤差最小化的過程，通常以最陡坡降 法來使誤差最小化，學習過程中。
- L = 學習速率 (learning rate)，控制每次以最陡坡降法最小化誤差值的步幅。





倒傳遞網路範例

■ XOR Simulation (Layer: 2-5-4-1)



Training Data

0	1	1
1	0	1
1	1	0
0	0	0

Testing Data

0	1	1
1	1	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0
1	0	1
0	0	0
0	1	1
1	1	0
1	0	1

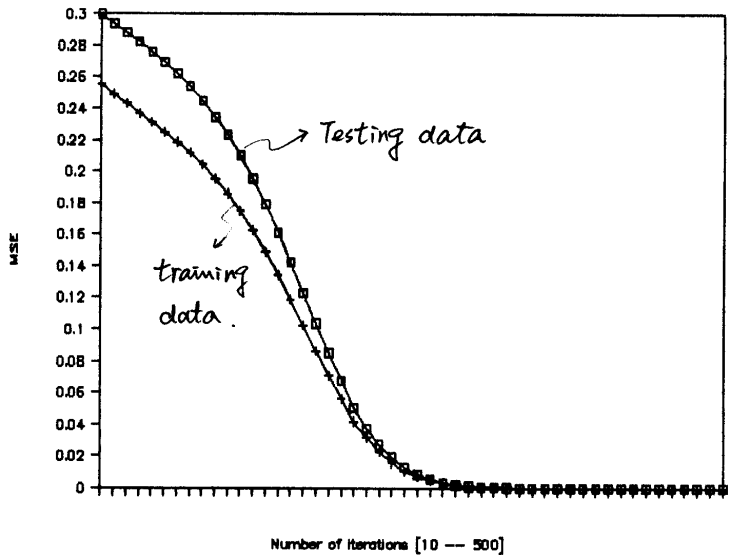
Testing Data

0	1	1
1	1	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0
1	0	1
0	0	0
0	1	1
1	1	0
1	0	1

Output

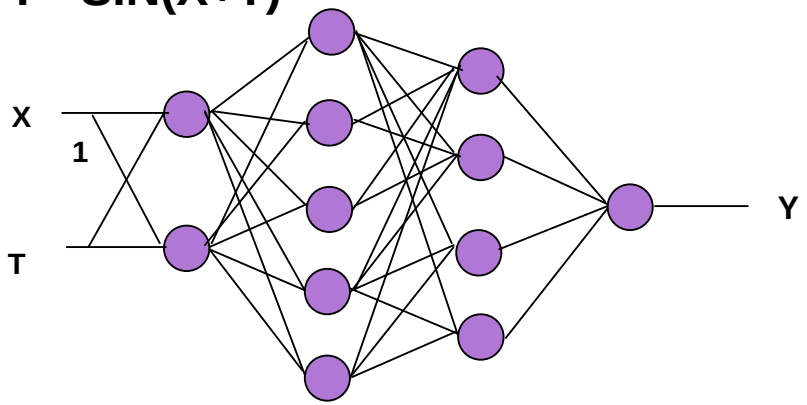
1.0000003217376782
0.0000005137685875
1.0000003217376782
1.0000004543296533
0.0000005137685875
1.0000004543296533
0.0000003859840312
1.0000003217376782
0.0000005137685875
1.0000004543296533

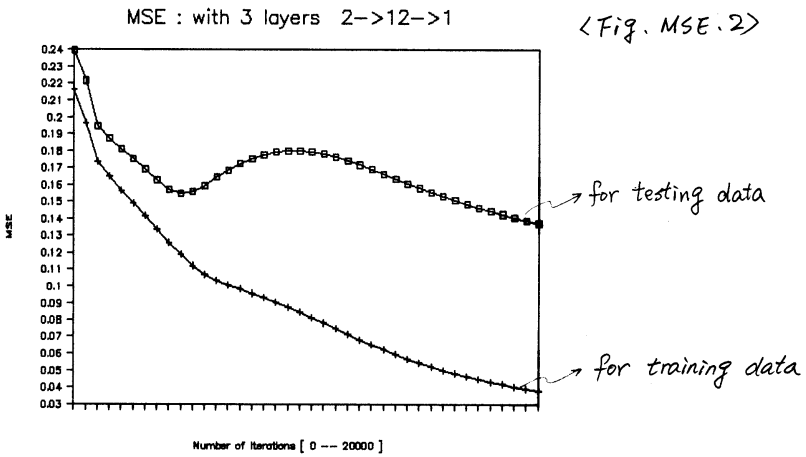
MSE: 2->5->4->1 (XOR Simulation)

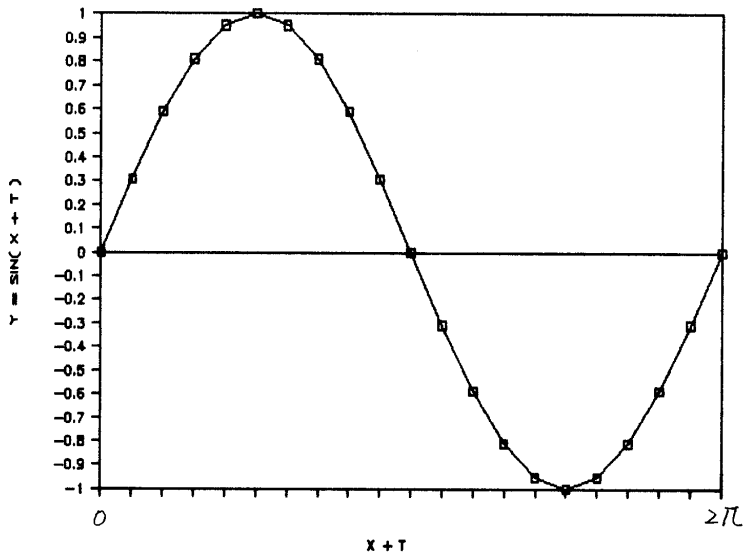


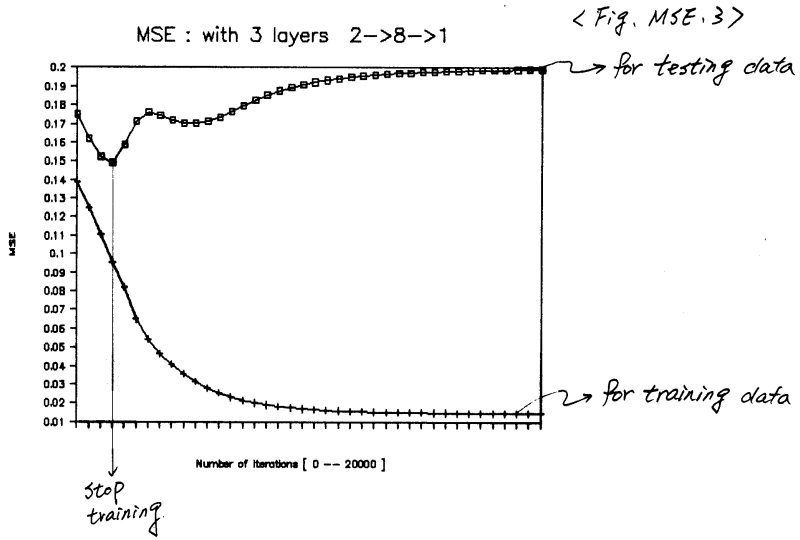
倒傳遞網路範例 (Cont.)

- **Y= SIN(X+T)**









倒傳遞網路範例 (Cont.)

■ **Y= SIN(X+T)**訓練與測試結果

Training Data

X	T	Y
0.000000	0.000000	0.000000
0.081681	0.232478	0.309017
0.324212	0.304106	0.587785
0.282743	0.659734	0.809017
0.845717	0.410920	0.951057
1.115265	0.455531	1.000000
0.409035	1.475920	0.951057
1.048978	1.150137	0.809017
1.726619	0.786655	0.587785
1.967894	0.859540	0.309017
1.822124	1.319469	-0.000000
0.649681	2.806071	-0.309017
0.557947	3.211964	-0.587785
3.544973	0.539097	-0.809017
1.051177	3.347053	-0.951057
0.315730	4.396659	-1.000000
1.598442	3.428106	-0.951056
4.427447	0.913261	-0.809017
3.483398	2.171469	-0.587785
2.059314	3.909712	-0.309017
5.912478	0.370708	0.000000

Testing Data

X	T	Y
0.000000	0.000000	0.000000
0.240960	0.073199	0.309017
0.221796	0.406522	0.587785
0.622035	0.320442	0.809017
1.075681	0.180956	0.951057
0.504226	1.066571	1.000000
0.375106	1.509849	0.951057
1.952814	0.246301	0.809017
1.329522	1.183752	0.587785
1.164903	1.662531	0.309017
2.978230	0.163363	-0.000000
3.117088	0.338664	-0.309017
3.769911	0.000000	-0.587785
0.245044	3.839026	-0.809017
0.866451	3.531779	-0.951057
4.038517	0.673872	-1.000000
2.975717	2.050832	-0.951056
3.209765	2.130942	-0.809017
4.925389	0.729478	-0.587785
1.545978	4.423048	-0.309017
4.297699	1.985487	0.000000

(The rate between X and T is generated by random)

網路學習過程

- 設定網路參數－學習速率L，加權值W(隨機)，偏權值k (隨機) 。
- 輸入一組訓練範例的輸入向量x，與目標輸出向量T。
- 計算推論輸出向量H
  - 計算隱藏層輸出向量H_m $$A_m = \sum W_{im} X_i - K_m \qquad H_m = \frac{1}{1+\exp^{(-A_m)}}$$
    - 【其中X_i爲第i個輸入單元輸入值，W_{im}爲 第 i 個輸入單元與第m個隱藏單元間的連接強度，K_m爲第m個隱藏層的閥值，H_m爲第m個隱藏層輸出值】
  - 計算推論輸出向量Hj $$A_j = \sum W_{mj} H_m - K_j$$
    - 【H_m爲第m 個隱藏層輸出值，W_{mj}爲 第m個隱藏層與第j個輸出單元間的連接強度，K_j爲第j個輸出單元的閥值，H_j爲第j個輸出單元推論輸出值】
- 計算差距量G
  - 計算輸出層差距量G_j $$G_J = H_j(1-H_j)(T_j - H_j)$$
    - 【Tj爲第 j 個輸出單元目標輸出值】
  - 計算隱藏層差距量 G_m $$G_m = H_m(1-H_m)\sum W_{mj} G_j$$

網路學習過程 (Cont.)

- 計算加權值矩陣修正量Δ W，及偏權值向量修正量Δ K
  - 計算輸出層加權值矩陣修正量Δ W_{mj}，及偏權值向量修正量Δ K_j

$$\Delta W_{mj} = L \cdot G_j \cdot H_m \qquad \Delta K_j = -L \cdot G_j$$

及偏權值向量修正量Δ K

$$\Delta W_{im} = L \cdot G_m \cdot X_i \qquad \Delta K_m = -L \cdot G_m$$

- 更新加權值矩陣 W，及偏權值向量 K。
  - 更新輸出層加權值矩陣 W_{mj}，及偏權值向量 K_{mj}

新 $$W_{mj} = W_{mj} + \Delta W_{mj} \qquad K_{mj} = K_{mj} + \Delta K_{mj}$$

  - 更新隱藏層加權值矩陣 Wmj，及偏權值向量 K_m

新 $$W_{im} = W_{im} + \Delta W_{im} \qquad K_m = K_m + \Delta K_m$$

- 重復步驟，直到收斂（誤差不再 有明顯變化）或執一定數目的學習循環。
  - 達到最小平均平方誤差值

網路學習過程 (Cont.)

- 爲了測試網路的誤差程度是否收斂，也利用了「誤差均方根」的方程式來求出誤差程度。
  - 誤差均方根 (MSE)＝ $$\sqrt{\frac{\sum_{P}^{M}\sum_{j}^{N}(T_j^P - H_j^P)^2}{M \cdot N}}$$
    - 其中 T_j^p＝第P個範例的第j個輸出單元之目標輸出值。
    - H_j^p = 第P個範例的第j個輸出單元之推論輸出值。
    - M = 範 例 數 目。
    - N =輸出層處理單元。
- 利用公式，網路可以認知XOR(exclusive OR的簡稱)的問題。

Ex： - X1 = 1， X2 = 1 T = 0 - X1 = 1， X2 = 0 T = 1

- X1 = 0， X2 = 0 T = 0 - X1 = 0， X2 = 1 T = 1

除了可以學習XOR問題以外，亦可以認知一維非單調函數。

- 若要學習二維混沌數列，則將公式改爲

$$H_m = \frac{\exp^{(A_m)} - \exp^{(-A_m)}}{\exp^{(A_m)} + \exp^{(-A_m)}}$$

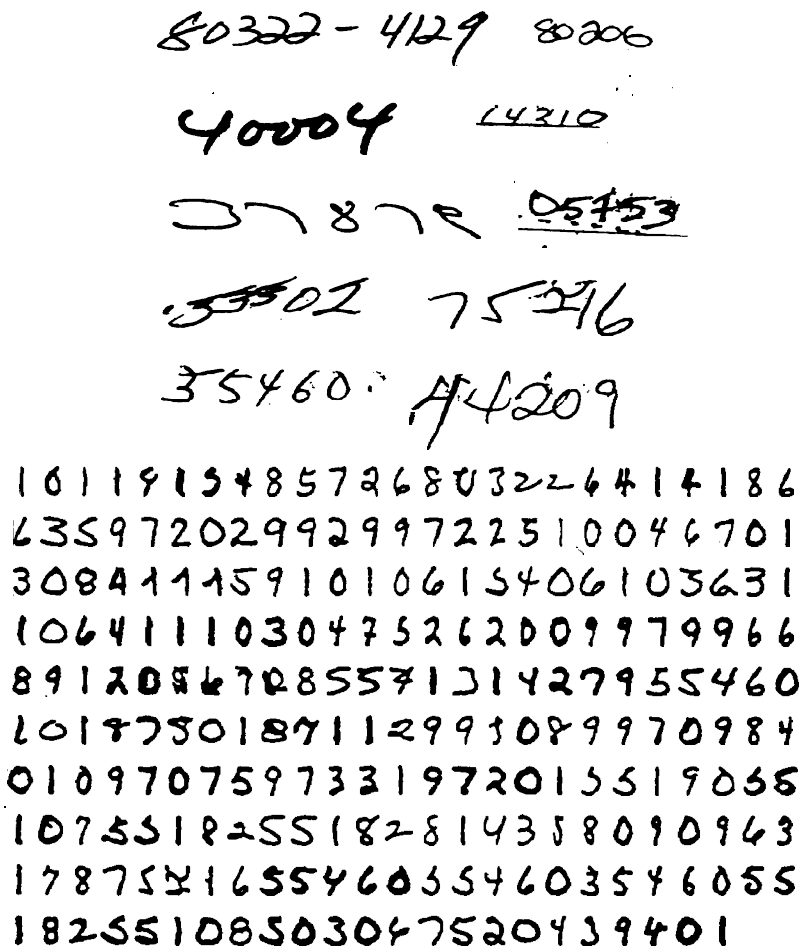
$$H_j = \frac{\exp^{(A_j)} - \exp^{(-A_j)}}{\exp^{(A_j)} + \exp^{(-A_j)}}$$

$$G_J = (1 + H_j)(1 - H_j)(T_j - H_j)$$

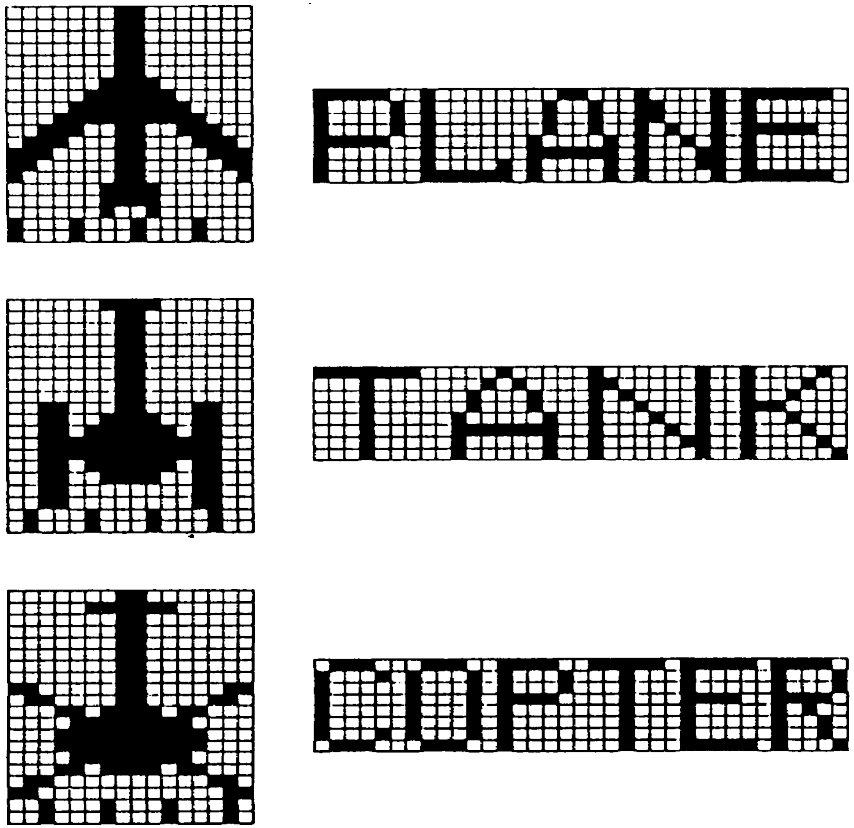
$$G_m = (1 + H_m)(1 - H_m)\sum W_{mj} G_j$$

類神經網路實例

■ 手寫辨識

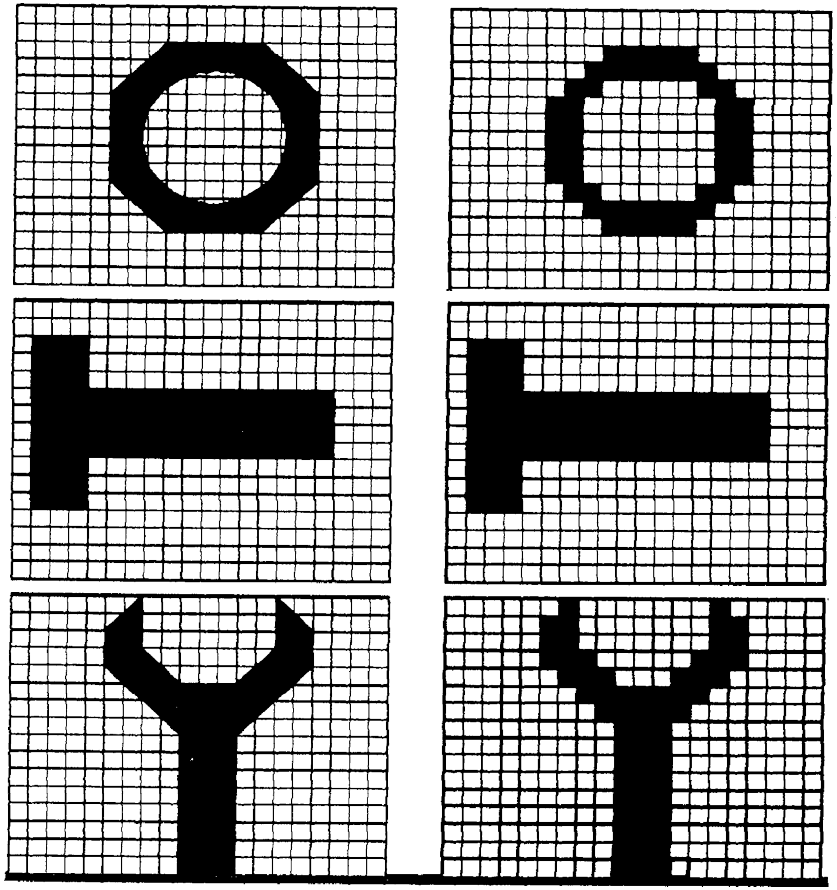


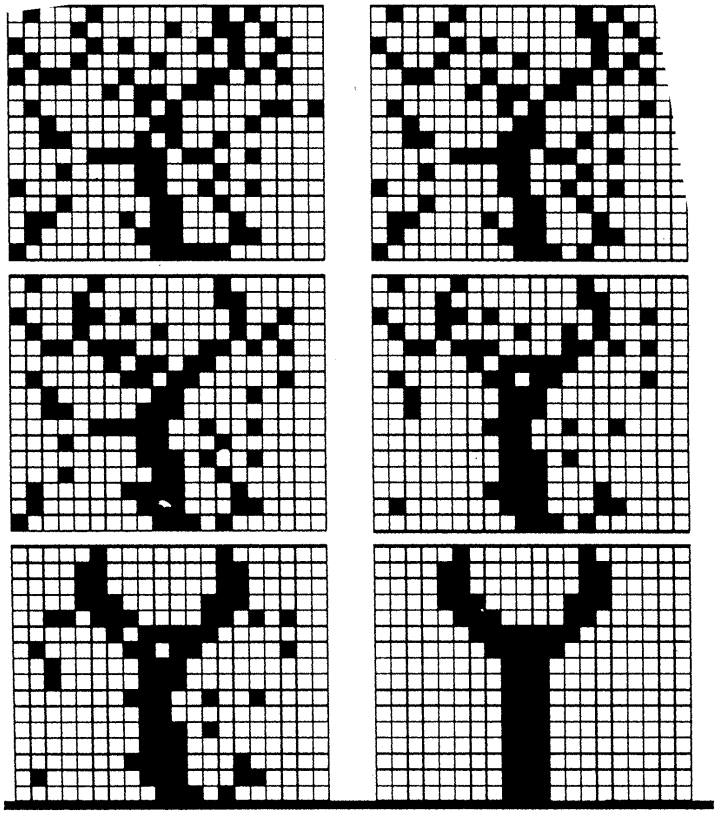
■ 圖形辨識



類神經網路實例 (Cont.)

- 工件辨識





類神經網路實例 (Cont.)

■ 影像辨識

原影像

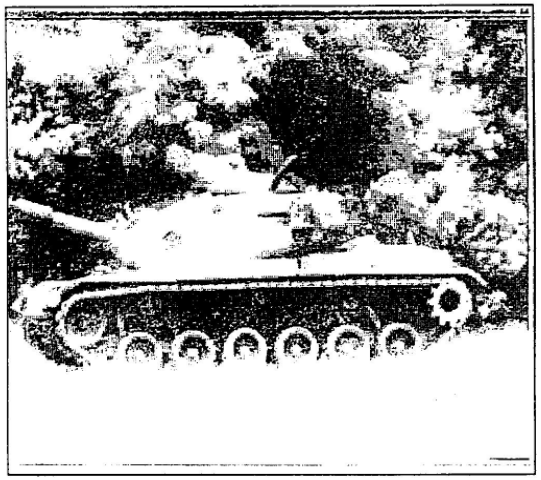
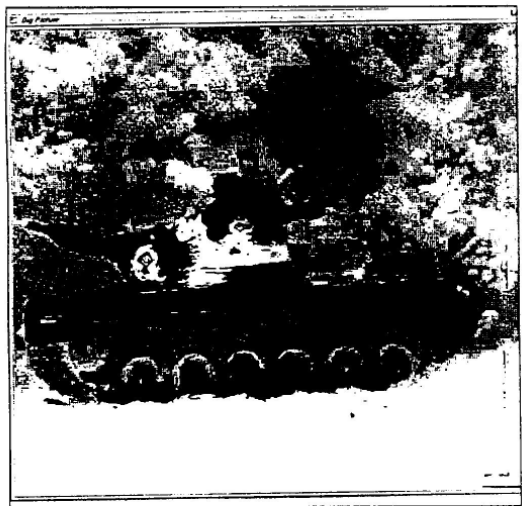


Figure 1. Gray-scale image of tank.

訓練結果一

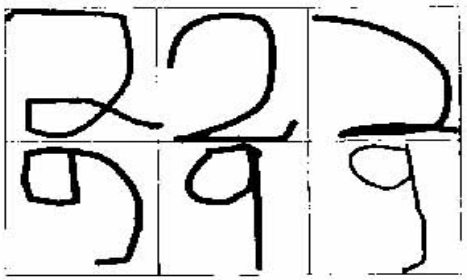
訓練結果二

訓練結果三

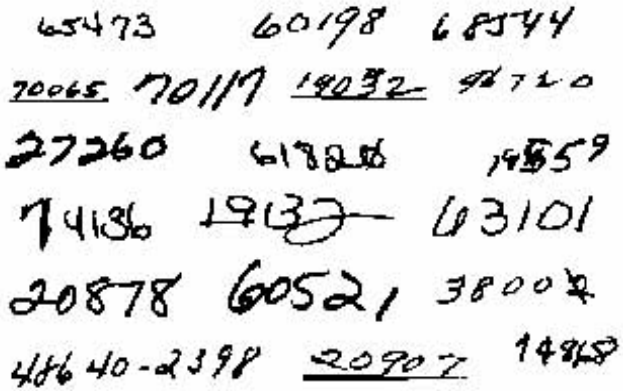


類神經網路實例 (Cont.)

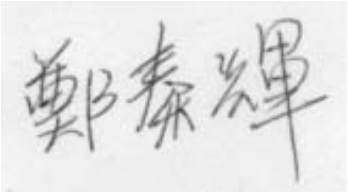
- **Examples of handwritten digits:**
  - Segmented digits:



  - Unsegmented digits:



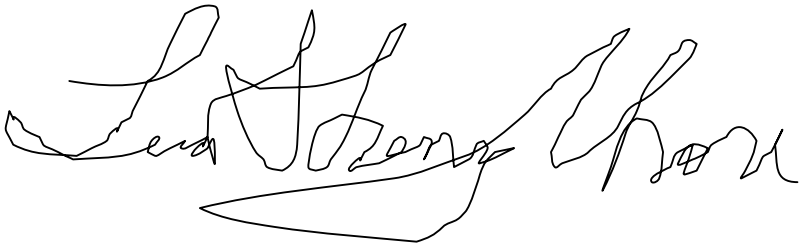
- Printed Character Recognition
- Handwritten Character Recognition
- Cursive Handwritten Character Recognition



- Fingerprint Verification
- Palmprint Verification

類神經網路實例 (Cont.)

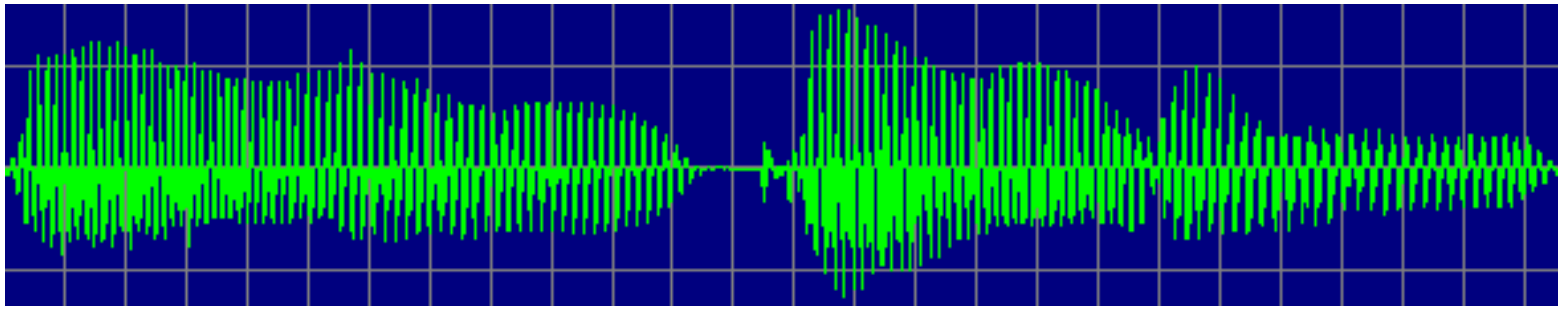
- **Signature Verification**



- **Speech Recognition:**
  - Speaker dependent or independent

- **Speaker Recognition**
  - Text dependent or independent

- **Face Recognition:**
  - Existence: Is there a face in it?
  - Gender: Is it he or she?
  - Identification: Is she 徐若瑄 or 范曉宣?



類神經網路與影像處理

- 我們在描述一個影像時，除了作邊界偵測外，還需要將影像分割成確定的區域(region)或物體(objects)，之後在描述各個物體或區域的特性和他們之間的關係。
  - 分割影像時還有一些基本要求：分割手續的標準應該有齊一性(uniformity)、相鄰兩區域齊一性分割時須有一個普遍的準則。
- 傳統辨認圖形的種類有：
  - 有理論根據的統計圖案(statistical pattern)的辨認

    過程: 輸入影像 →特徵萃取器 → 特徵 → 傳統統計法 → 分類後的特徵 → 認知器→辨認結果
  - 文章語法圖案的辨認(syntactic pattern)的辨認

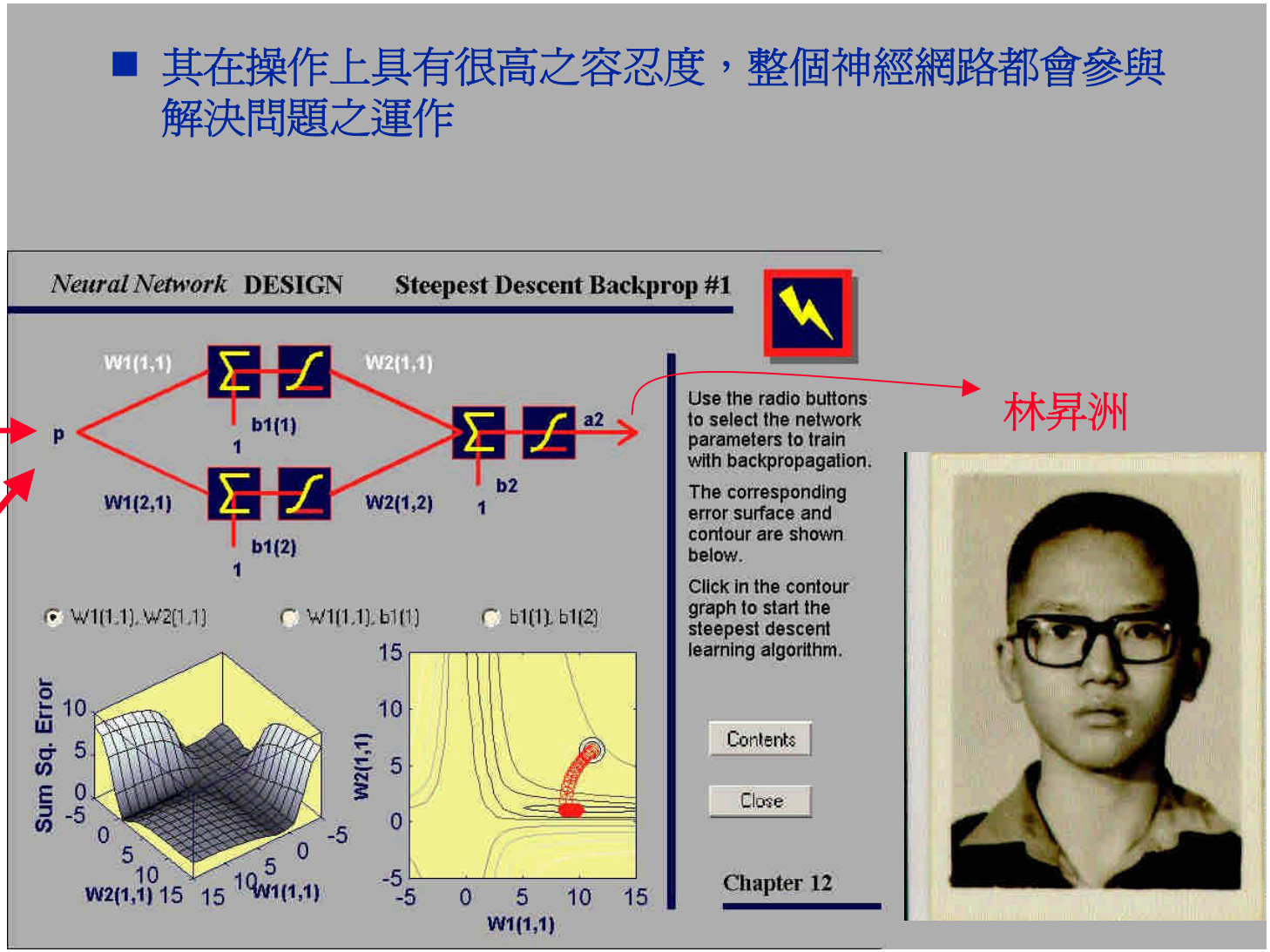
    過程: 輸入影像 → 抽取局部特徵 → 辨認每一個特徵的組成要素(primitive) → 文法剖析程式(parser) → 分析語法 → 輸出辨認結果
  - 經驗法則(heuristic)的圖案辨認。
    - 較前兩者的效率爲高，但缺乏理論基礎，全憑往昔所累積的經驗來辨認圖案。

訓練與測試範例

- 其在操作上具有很高之容忍度，整個神經網路都會參與解決問題之運作

輸入訓練資料

輸入測試資料



林昇洲

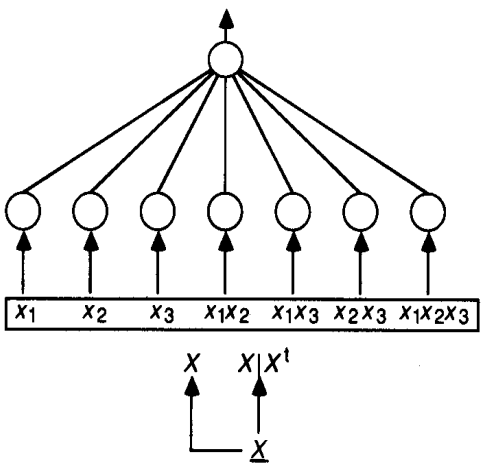
類神經網路的特性

- 平行處理的特性
  - 早期人工智慧平行處理的研究只集中在小程度的平行，而最近已朝向超大型方向進行。類神經網路是以動物的樹狀神經網路爲藍本的設計，原本因平行技術未成熟而無法深入研究，現在因超大型平行處理的成熟及若干理論的發展，又成爲人工智慧中最活躍的研究領域。
- 容錯(fault tolerance)特性
  - 其在操作上具有很高之容忍度，整個神經網路都會參與解決問題之運作。如果輸入資料混雜少許雜訊干擾，仍然不影響其運作之正確。而且即使10%的神經網路失效，仍能照常運作。
- 結合式記憶(Associative Memory)的特性
  - 其又稱爲內容定址記憶(content addressable memory)，它可以記憶曾經訓練過的輸入樣式以及對應的理想輸出值。我們只要給予一部份的資料，便可以得到全部的資料並且可以容忍錯誤，就像人類只要看到某一部份的影像可以回憶起全部的影像，這便是結合式記憶的效果。
- 解決最佳化(Optimization)問題
  - 可用於處理非演算法表示的問題，或是以演算法處理很費時者。
- 超大型積體電路實作(VLSI Implementation)
  - 神經網路的結構具有高度的互相連接(interconnection)，而且簡單，有規則性(regularity)，易以超大型積體電路(VLSI)來完成。
- 能處理一般演算法難以處理的問題
  - 在非常大的推銷員問題中，爲了增加效率起見，我們可利”個個擊破”(divide-and-conquer)的方法，來求得一條正確可走的路徑。這是用傳統的方法所以無法達到的。

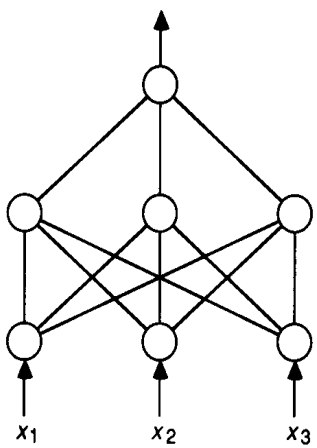
類神經網路模式(監督式學習)

- 倒傳遞網路(Back Propagation Network)
- 多層函數連結網路(Multi-layer Functional Link Network)
- 通用迴歸網路(General Regression Network)
- 學習向量量化網路(Learning Vector Quantization Network)
- 半徑式函數網路(Radial Basis Function Network)

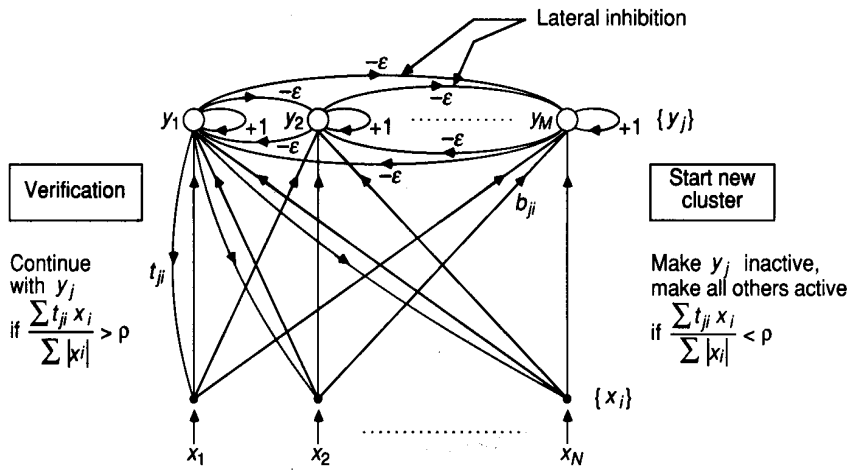
多層函數連結網路



倒傳遞網路

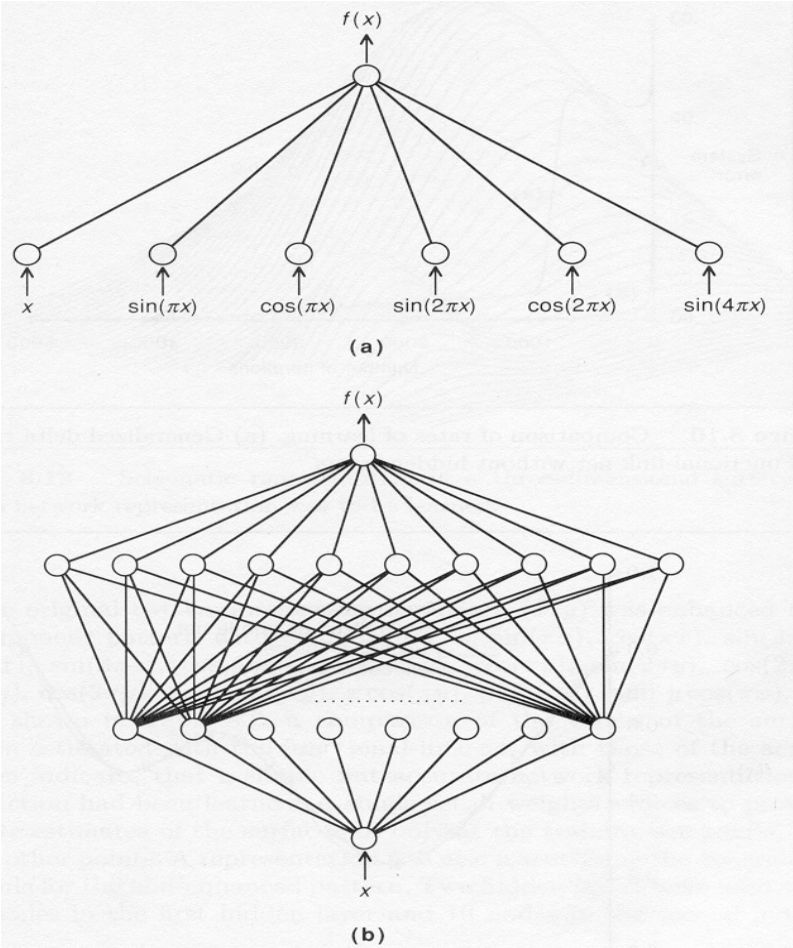


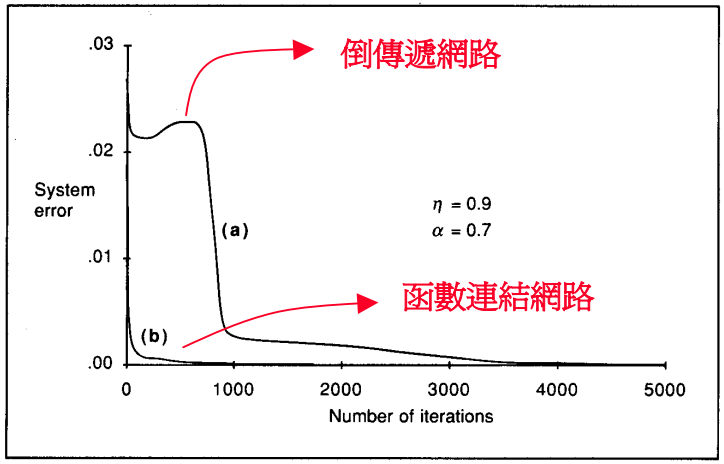
Self-Organizing Net+
半徑式函數網路

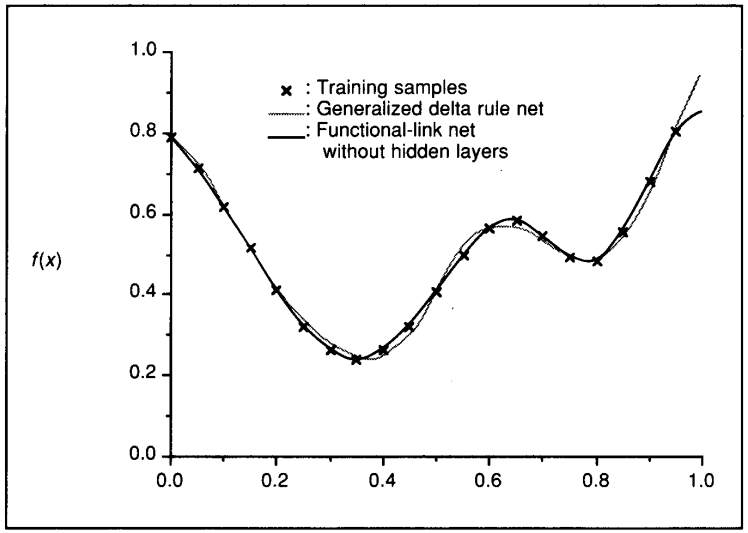


函數連結網路(Functional Link Network)

- 函數連結網路速度比倒傳遞網路快

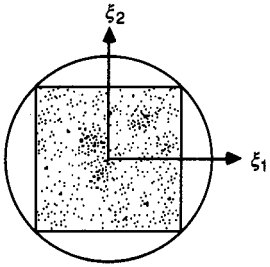






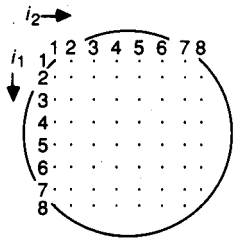
Self-Organizing Net + 半徑式函數網路 (RBF)

Training vector



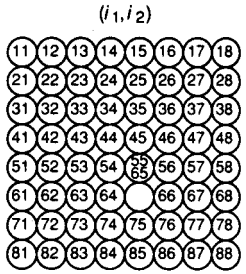
(a)

Test vector



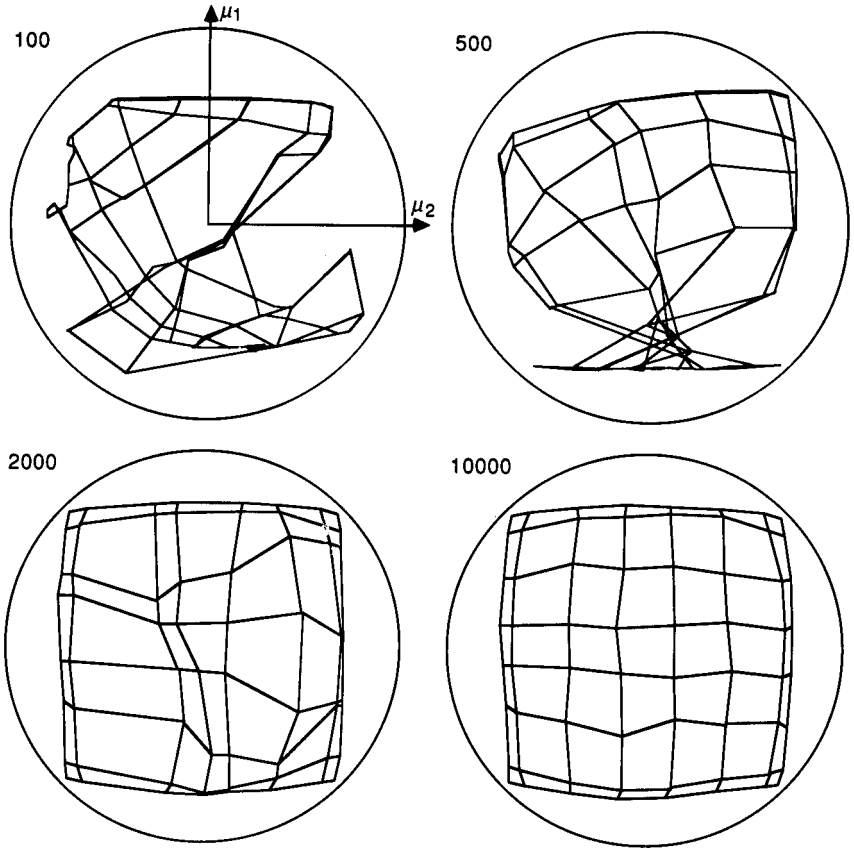
(b)

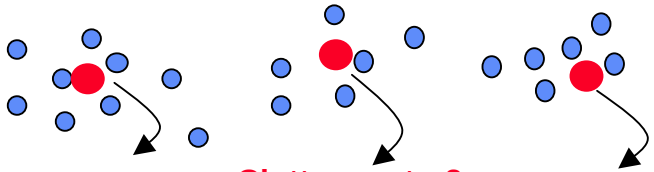
Test vector Output



(c)

Weight vectors at different time





Clutter center 1 Clutter center2 Clutter center3

- 半徑式函數網路 **(RBF)**
  - Input vectors
  - Find Cluster centers using SOF
  - Cluster centers → Desired Output
  - Input vectors → Training data
  - Test vectors → Output

網路設定與網路應用

網路設定

- 函數型問題：
  - 倒傳遞網路(Back Propagation Network)
  - 多層函數連結網路(Multi-layer Functional Link Network)
  - 通用迴歸網路(General Regression Network)
  - 半徑式函數網路(Radial Basis Function Network)
- 分類型問題：
  - 倒傳遞網路
  - 多層函數連結網路
  - 通用迴歸網路
  - 學習向量量化網路(Learning Vector Quantization Network)
  - 半徑式函數網路

網路實例應用

- 函數型問題
  - 推估：
    - 容易得到的資料推測不易得到的數值型態資料。
    - 所謂『不易』指成本與時間上不易取得。
  - 預測：
    - 迄今已知的資料推測迄今未知的數值型態資料。
- 分類型問題
  - 容易得到的資料推測不易得到的分類型態資料。
  - 評估、決策、診斷、分類

網路測試

■ 範例收集

訓練範例之數目：

- 簡單問題：= 5 × 輸入神經數目*輸出數目，(50≤範例之數目≤250)
- 一般問題：=10 × 輸入神經數目*輸出數目，(100≤範例之數目≤500)
- 困難問題：=20 × 輸入神經數目*輸出數目，(200≤範例之數目≤1000)

測試範例之數目：

- 大到足以確保測試*結果的可信賴度

■ 收斂迭代資料

- 收斂圖(誤差均方根， RMS)

■ 結果輸出資料

- 函數型：散佈圖、相關係數與誤差均方根
- 分類型：混亂矩陣、誤判率(Error Rate)

■ 權重矩陣

- 連結資料權重直方圖(Weight Histogram)
- 敏感度分析

■ 學習循環(Learning Cycle)

- 簡單問題：300次
- 一般問題：1000次
- 困難問題：3000次

網路測試 (Cont.)

網路測試步驟

- 觀察與判斷
  - 觀察網路的誤差收斂過程。
- 偵測與除錯
  - 如果部收斂，判斷是否為軟體操作錯誤造成。
- 分析與改進
  - 若確定操作無誤，即收斂品質不佳。

系統維護

- 收集補充新範例
- 再執行網路訓練
- 應用於系統上

收斂品質不佳原因

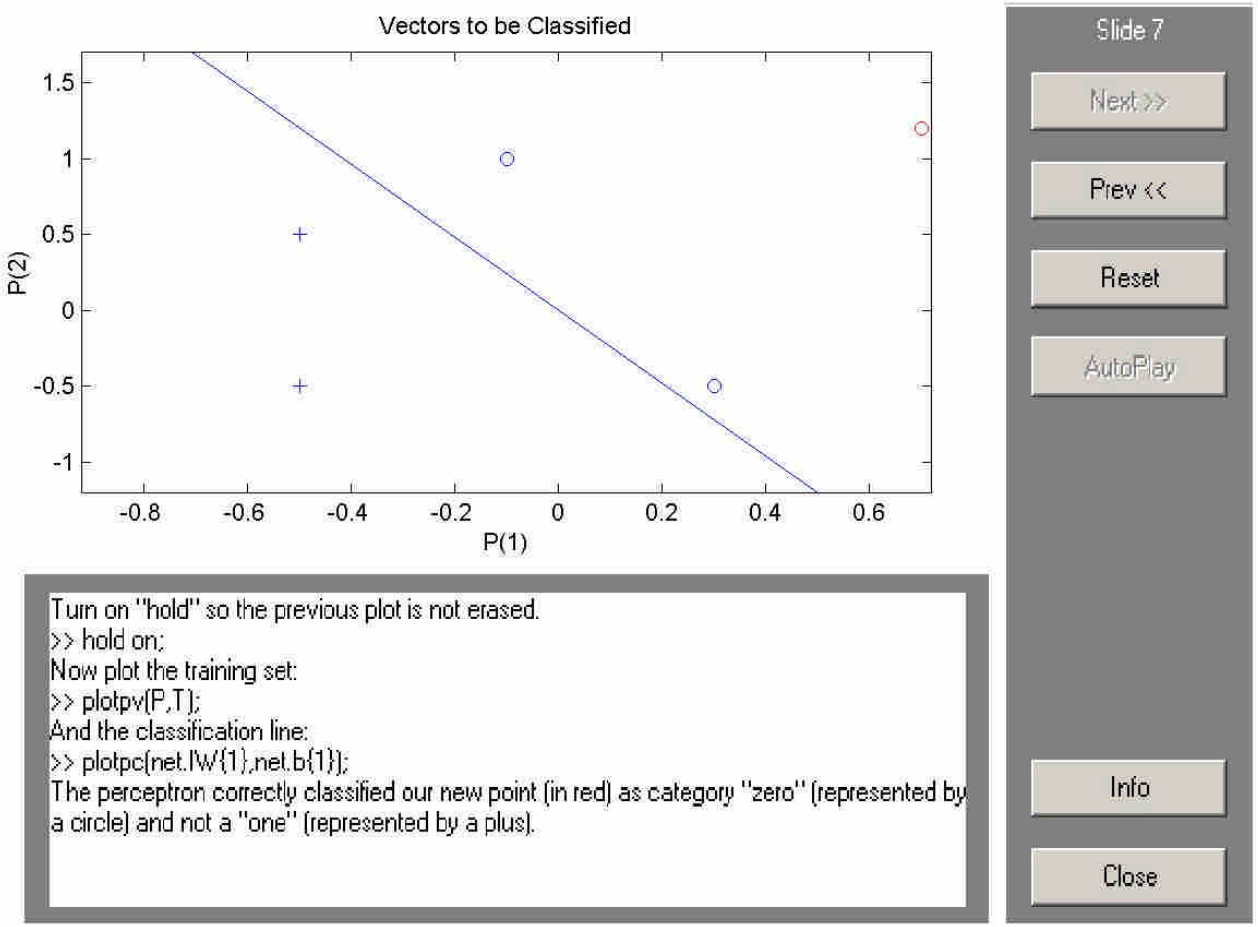
- 網路設定不當。
  - 架構
  - 參數
- 網路訓練不當。
  - 學習不足
  - 學習過度
- 系統模式不當。
- 範例收集不當。
  - 數目不足。
  - 分佈不均勻。
  - 數據不正確。
- 範例表現不當。
- 範例處理不當。
- 範例取樣不當。

類神經網路產業應用

- 工業應用
  - 產品品質分析
  - 機電設備診斷
  - 化工程序診斷
  - 非破壞檢驗判釋
  - 實驗數據模型建立
  - 工程分析與設計
- 商業應用
  - 股票投資
  - 債券投資
  - 期貨、選擇權、外匯投資
  - 商業信用評比
- 管理應用
  - 策略管理
  - 時程管理
  - 品質管理
- 科學應用
  - 醫學
  - 化學
- 資訊應用
  - 影像辨識
  - 文字辨識
  - 語音辨識
  - 其他資訊應用
- 其他應用

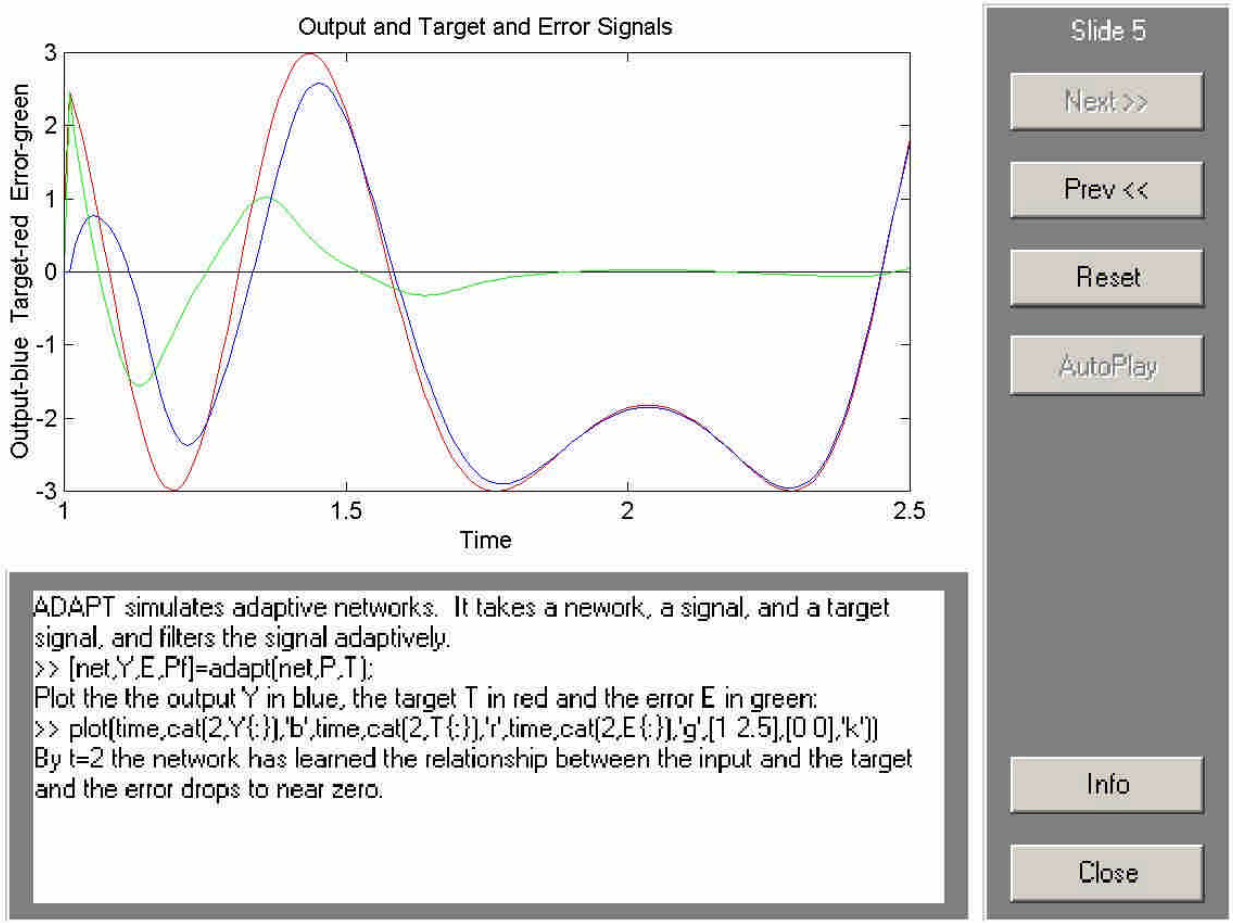
電腦模擬

■ Classifier with a two-input perception



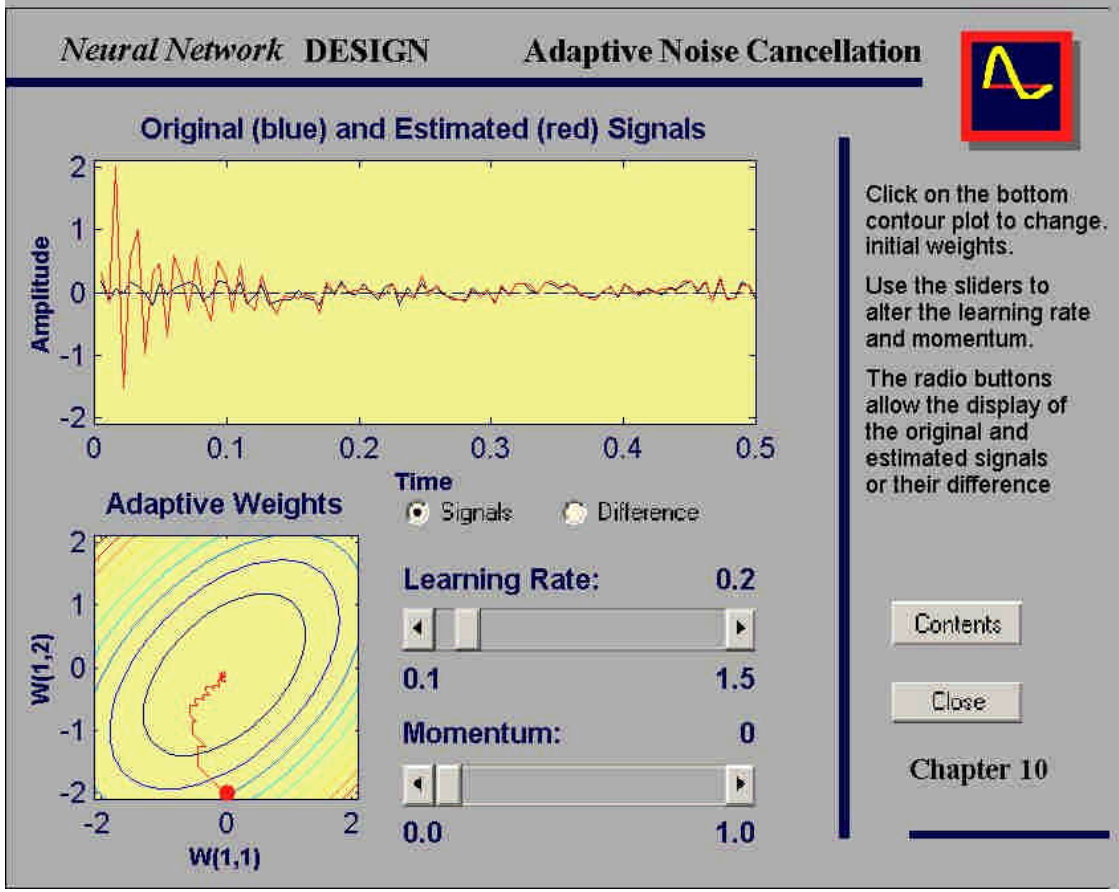
電腦模擬 (Cont.)

■ Linear noise canceller



電腦模擬 (Cont.)

- **Nonlinear noise canceller**



類神經網路電腦優點

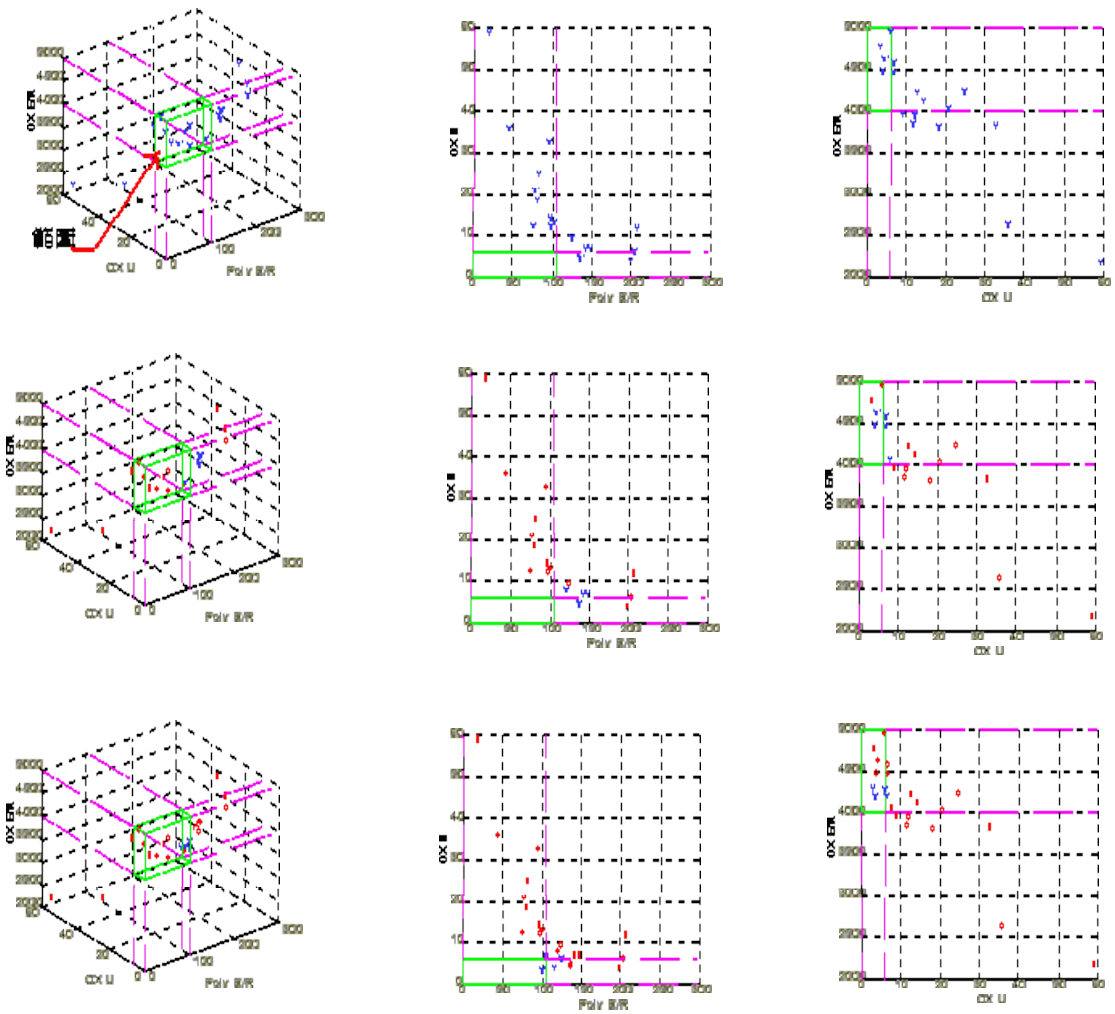
- 類神經網路的靈感源自於腦神經學，其基本概念是希望透過模擬人腦結構的方式來建立新一代的電腦模式。而這個新一代的電腦模式有著如下的優點
  - 類神經網路的組成單元能夠像真正的腦神經元一樣，具備資訊儲存等基本功能，並且能組織成像腦神經系統一樣具有平行處理和分散儲存功能的構造，因此類神經網路不但能高速進行計算，也具有強健容錯的潛力。
  - 類神經網路可以很輕易的由VLSI等電子或光電等硬體技術實踐，使得類神經晶片在實務上的應用有紮實的基礎，不會是只是理論漂亮但無法付諸實行的方法。
  - Fuzzy及專家系統等人工智慧技術與比較之下，類神經網路在數學及統計學方面有著非常扎實的理論基礎，而不是一個強烈依靠經驗法則才能運作的方法。不過這門課會把數學的複雜度降到最低，來強調觀念及應用方法。
- 類神經網路和傳統電腦最大的不同之處在於類神經網路具有學習的能力。
  - Ex: 我們若要判斷某種銲接點是否有瑕疵，在傳統的電腦上，我們可能必須要經過複雜的影像處理及統計學等相關的學理才能推導出合適的判斷原則。
    - 如果使用類神經網路，我們只要把若干個正常樣品的及有瑕疵的樣品交給的類神經網路學習，類神經網路就有可能根據這些樣本自行找出判斷這種銲接點是否有瑕疵的準則。
    - 這樣的學習能力使類神經網路具有廣泛的應用價值。

類神經網路未來的發展

- 類神經網路在未來的計算領域中，就如同大海撈魚一般深的潛力。目前有許多有價值的應用以被工程師設計出來，並加以商品化，未來相信將有更多的研究擴展類似的成果。
- 類神經網路的應用強調的領城是他們能展現較傳統計算方式更合適的解決方法。 較適合用神經網路解決的問題像：
  - 圖案的辨別、圖案的繪製、有雜訊的訊息處理、圖案完成、結合 (associative) 查詢、及使用時須要學習或調整的系統等。上述處理問題的時實例包括：語音的合成與辨識、影像處理與分析、聲納及地震訊號之分類;
  - 類神經網路也能從事一些知識處理的工作，並且可以用來作結合記憶。
  - 一些求最佳解的工作，當然也可能用類神經網路加以指引。。
- 過去以人工智慧或邏輯語言爲基礎的第五代電腦，與掌管思路的人類左腦相似，類神經電腦則與根據圖形處理或經驗來進行直覺判斷的右腦相似。
- 所以在不久的未來，以類神經網路的平行資訊處理技術，勢必將與逐次資訊處理、人工智慧、專家系統、模糊邏輯(fuzzy logic)等結合，產生出更有彈性的電腦
- 由以上得知，類神經網路未來應用的範圍市是相當有潛力的

電腦模擬工具

- 類神經網路實驗設計軟體 ANNDOE
- 類神經網路模擬軟體 NeuroSolutions
- LabVIEW
- MATLAB



參考資料

- **Yoh-Han Pao, “Adaptive Pattern Recognition Neural Networks”, Addison,Wedey**

- Other feferences:
  - 類神經網路辨識手寫中文相似字之研究
    http://www.csie.nctu.edu.tw/~nnlab/ocr/index.htm
  - 類神經網路
    http://www.pmsh.khc.edu.tw/data/SCIENCE/2/
  - 人工智慧與類神經網路簡介
    http://www.im.ntu.edu.tw/~b8705005/report/AIrpt.htm
  - 類神經網路模式與應用
    http://www.im.isu.edu.tw/pwu/expert/ann_2.ppt
  - 人工智慧

Complete