

利用類神經網路發展靜態臺灣手語辨識系統

李永輝

臺灣科技大學工業管理所
yhlee@im.ntust.edu.tw

*蔡爭岳

遠東科技大學行銷與流通管理系
tsai-cy@cc.feu.edu.tw

摘要

手勢語言不但可用在人和人之間的溝通，尚可應用於對電腦及家電等設備的控制。因此若能開發出手勢辨識系統，將可改善未來和聽障者和機械的溝通。本研究結合 VICON 系統及類神經網路系統，提出作為臺灣靜態手語辨識的架構。系統經由受試者透過 VICON 系統來取得原始手勢資料，並經過特徵值萃取，類神經網路訓練的程序後進行測試。測試結果顯示系統的平均辨識率最高可達到 96.58%。

關鍵詞：手勢辨識、類神經網路、VICON 系統

Abstract

Sign language can use for communicating with people and machines. It would improve the communicated method by developing the hand recognition system. This research integrated VICON system and artificial neural network with new system. VICON can collect the sign language data of participants. The new system can extract and calculate features form data that got by VICON. All features input to artificial neural network to train and test. The result show the best average recognition rate is 96.58%.

Keywords: Hand recognition、Artificial Neural Network、VICON system

1.前言

電腦的流行，對人們而言是一大進步。透過電腦及網路的應用，改變了人們的生活方式。但相對的，電腦的使用，也造成了一些負面的效應。例如：長期使用設計不良的鍵盤或滑鼠所造成的一些手部及肩部的肌肉骨骼傷害[13][17][19][31]。為了解決這樣的問題，本研究試著發展出除了一般常用的鍵盤、滑鼠、搖桿及追蹤球等電腦輸入設備之外，另一種新型的電腦輸入設備—手勢辨識輸入系統。這套設備的開發，除了可以作為電腦輸入設備外，將來亦應用於針對家電設備的控制，如電視機的選台、冷氣機的開關等[10]。另外，對於聽障者的溝通，也能有一些幫助。例如聽障者可以透過手勢辨識系統將想表達的意思以手語表達出來，再透過電腦轉譯後，以文字或聲音的方式呈現出來。如此便可讓不懂手語的人亦能方便的和聽障者溝通。因此，本文將正確辨識臺灣靜態手勢定為本研究的目標。

2.相關文獻探討

2.1 手勢的辨識

手勢辨識系統的辨識過程中，首先需要將資料收集進來，才能取得所欲分析手勢的原始資料或經過處理的手勢資料。由於所欲辨識手勢內容及目的不同（如：用於搖控家庭電器用品、虛擬實境的操作或手語語言翻譯、即時或非即時辨識系統等），因此依不同的需求而有不同的設備裝置，如：手套或(gloves)攝影機(camera)等[7][27]。待資料收集完成後，再

進一步進行資料的分析和有用資訊的擷取，即由資料中萃取出對我們後續辨識用到的要素，稱為特徵值(features)，做為後續辨識演算法的基本分析資料或分析依據[15]。

收集手勢資料的設備有好幾種，不過目前所使用的主要以手套(gloves)及攝影機(camera)的方法為主[3]。手套的好處是收集到的資料相對於攝影機來說可以比較單純、簡單，也較少有混雜的干擾，原始資料做後續處理時較方便。尤其是不用考慮到如背景顏色、照明等外在環境因素的干擾，更不用考慮到因為手部姿勢造成互相遮蔽、手部尺寸大小縮放、旋轉而造成無法取得資料的問題，因此較容易達成即時辨識的要求。但是其也有缺點，第一個就是可能整個設備會比較貴[16][22]。另外，因為手套必須戴在使用者手上，因此操作起來並不方便減少了手指的靈活度，且長期使用可能會有肌肉疲勞的問題。再則每個人的手掌大小尺寸並不相同，一個手套設備可能無法適合每個人。而在個人使用的感覺上，手套的穿戴因為接觸到皮膚，因此可能有些人會因為個人衛生觀點等而產生排斥或不舒感。另外，由於必須有資料傳輸線連接到接收設備，相對地降低了可以活動的空間，對於必須經常移動或大範圍的空間活動來說並不太適合。

除了資料手套，攝影機亦是很多手勢辨識相關研究中常用到的設備。由於早期電腦的功能沒有現在那麼強大的計算能力時，考慮到即時性(real-time)及電腦計算負荷(computing load)限制，多採用資料手套來做為資料收集的設備，但其缺點較多，如上節所述，因此較無法達到普遍性的要求。自從電腦功能提昇後，由於攝影機設備相對較簡便，因此開始被廣泛使用在手勢辨識上。優點包括：設備相對便宜、使用上也較方便。就操作者來說，攝取影像並不需要在手上設置資料線或穿戴東西，活動起來較為靈活且不受限制，因此可能較不會有肌肉疲勞問題。另外，操作者使用的意願及

滿意度通常比使用資料手套高，因為並沒有和皮膚接觸。當然其也有些缺點：使用時常須考慮環境的干擾，如：燈光照明、背景顏色等。當資料收集後，其後續的處理步驟較為複雜，如必需由影像中去除掉背景或將手部範圍取出，過濾外在干擾等，而其處理的效率和品質都會影響到手勢的辨識結果，因此勢必增加了處理的負擔[22]。在資料收集的過程中，手部的位址、尺寸大小縮放、手勢影像的旋轉等因素，也會造成手勢辨識的誤判問題，因此有些手勢在動作時，必須要受到空間及位置的限制。使用者時也必需考慮到手部互相遮蔽(occlusion)的問題，因此會限制手勢的表達內容。最後，攝影機本身的取像品質，也是一個要考慮的因素[7]。為了解決手勢遮蔽的問題及手勢活動空間的限制問題，因此有些學者提到使用多部攝影機的方式[33]。大部份的攝影機所取得手勢資料的方法，主要都是透過對取得影像的分析，利用膚色和背景顏色的差異，將手勢的區域篩選出來[25]。

在有關手型辨識的系統中，主要用來做為辨識的方式有隱藏式馬可夫鏈(Hidden Markov Model; HMM)[34]、類神經網路(Neural Network; NN)[24][1]、規則式邏輯(rule-based logical)[15][28]等方式。隱藏式馬可夫模型是一種雙重的隨機程序(double stochastic process)的模型，其中一個隨機程序會產生一狀態序列(state sequence)，為不可觀測的序列，即隱藏的序列。經由此狀態序列與另一隨機程序產生一個觀測序列(observation sequence)，即為隱藏馬可夫模型中所產生的一連串可觀察而得的觀測符號，整個模式可以藉由初始狀態機率矩陣(initial state probability matrix)、狀態轉移機率矩陣(state transition probability matrix)、觀測符號機率矩陣(observation symbol probability matrix)來構成。雖然我們無法直接看到隱藏的序列但是可以透過觀測符號，來得到相關的資訊。由於它對於時間性及空間上的

變異性表現非常好，因此對動態手勢辨識時此種方式常被採用。另外，類神經網路是模仿人腦細胞運作的原理。當在人類進行思考時，腦部細胞可以進行平行且串接的運算，每個細胞透過神經的化學物質將訊號傳遞至下一個細胞。而每個細胞可能同時接受所有細胞的訊息量後，再加以總合及轉換，產生新的傳遞訊號。當新的訊號達到一定的強度時，便發出訊號給下一個細胞，若訊號不夠強，則停止傳遞。藉由這樣的機制，經過一些已知明確分類的訓練樣本，透過訓練的過程，把這些樣本的特性記錄在每個“單元”內及連接單元間的權重值上，而達到可對未知樣本辨識的效果。最後，規則式邏輯則是透過對樣本的觀察或測試，找出欲分類樣本間的某些規則。利用這些規則來訂出判斷的標準，對未知的樣本進行判斷。這個方法的困難處在於我們很難去“判斷”那些所謂的“規則”是否為正確的分類方式，而這卻是影響辨識效果的最重要因素。由於本研究主要是針對靜態手勢來做辨識，因此我們採用類神經網路作為辨識的演算法。

2.2 類神經網路

類神經網路是一種模仿生物神經網路的運作方式。透過每個簡單單元間的連結權重值，以加成的方式及活化函數的轉換及和偏權值的設定來進行資料特徵的學習和記憶。是近年來用來做為辨識及分類的主要方法之一[9]。其主組以運算單元之間互相連結而成，在結構上可分為三部份：

1.輸入層：通常用來做為辨識資料的輸入，此層的單元通常不做運算，只做資料傳遞的動作。

2.隱藏層：可單層，二層，多層或沒有此層，通常所有參數的調整及權重的變化，單元的運算在此會產生，會將對資料特性的記錄放在此層。對輸出入資料關係的建立及分類的結果有較大的影響。

3.輸出層：用來運算及做最後資料的輸出，可透過此單元的活化函數調整輸出值的範圍和樣式作出限制。

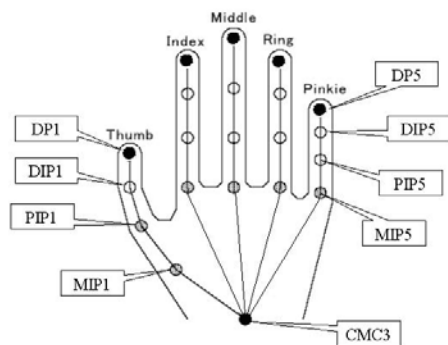
在類神經網路使用的程序上，可以分為二個階段，包括網路的訓練階段及回想階段。首先，利用已知分類的標準範例，對網路進行系統模式的建置，即讓輸入資料與輸出結果間的關係建立起來，透過不同的訓練方式，讓類神經網路內的各個參數值(各單元連結的權重值及偏權值)依據標準範例而產生調整。在所有訓練方法中，最典型和常用的就是倒傳遞法(Back propagation method)。此方法是 Werbos 於 1972 年所提出[8]，是一種監督式的訓練網路的方法。利用範例資料輸入後經過運產生的輸出結果和已知的實際結果加以比較，算出誤差量。再利用誤差量反向調整網路內的各個參數值。如此反覆數次，直到所有範例樣本算出的誤差量(或累計誤差量)滿足可容忍的條件。另一方面，為了防止訓練過程無法達到預設的誤差量(如無法達到所設定的容忍值)所造成訓練程序無法終止的狀態，另外會設定一個訓練次數的上限，以強迫訓練過程結束。在回想的過程中，則是利用已訓練完成的類神經網路針對未知(待測試)的資料，實際進行分類，以了解分類的結果，也就是測試網路訓練後的辨識能力。近年來，類神經網路已逐漸被用在許多領域，如投資預測[4][5][6][21][29]、超級市場的每日商品需求量預估[30]、社會失業率的預測[14]、道路汽車流量預測[35]、環境中空氣污染及河流流量預測[20][12]、電力負載量的預估等等[11][18][26][36][23]。因此，本研究嘗試以倒傳遞類神經來進行臺灣手語的辨識。並探討應用的效果

3.研究方法

3.1 資料收集

本研究收集資料的方式主要是利用

VICON 系統來進行。VICON 系統常用於人體動作的擷取，利用貼在人體所欲觀察的肢段關節上之反光點對光線反光的特性，使得攝影機能很快抓住各光點的位置，再透過 VICON 軟體的轉換，而取得各點的笛卡爾座標，即 XYZ 座標。由於要取得 3D 座標，而且要避免動作時光點被身體部位遮蔽的狀況，所以採用多部攝影機置於不同位置拍攝。本研究根據特徵值計算時所會用的位置，於右手的五指指尖及手掌根部共六個位置置放直徑 5 公厘的反光點(如圖 1)，再經過 VICON 系統拍攝及轉換後得到類似圖 2 的結果。



註:深色部份為貼反光點位置

圖 1 右手反光點放置位置示意圖(改編自[32])

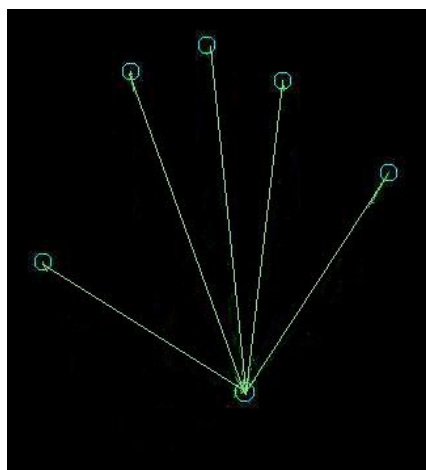


圖 2 VICON 系統轉換後之示意圖

3.2 特徵值計算

本研究是藉由貼於手部反光點的三度空間位置來取得手勢的原始資料，因此手勢辨識的

特徵值也由這些點所組成。為避免過多的反光點太過集中造成收集資料時反光點混淆及降低辨識時過多的特徵值造成負擔。我們取 DP1~DP5 及 CMC3 共六個反光點來計算特徵值，所計算的特徵值如下：

a. 指尖至掌根的距離：DP1-CMC3、DP2-CMC3、DP3-CMC3、DP4-CMC3、DP5-CMC3

利用 VICON 系統收集到的資料是各反光點的三度空間座標，即 (x, y, z) 。因此我們可以透過簡單的歐幾里得距離公式計算出任意兩點的距離，即

DP1 座標 (x_1, y_1, z_1) ，CMC3 座標 (x_0, y_0, z_0) 則

$$DH-CMG = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2 + (z_1 - z_0)^2} \quad (1)$$

依相似的方法，我們可以找到 DP2-CMC3、DP3-CMC3、DP4-CMC3、DP5-CMC3 的值。

考慮到每個人的手掌大小不盡相同，因此為求能除去此影響因素，我們先給予正規化處理。做法是以手勢中數字 5 的最長指尖—掌根距離 DP3-CMC3 為分母，將上列所計算出之數值為分子，求出其百分比率。所得數值將會介於 0~100%。計算式如(2)，此為各指尖至掌根距離的特徵值。

$$DCx = \frac{DPx - CMC3}{(DP3 - CMC3)_{\max}}, x = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (2)$$

b. 指尖至指尖的距離：DP1-DP2、DP1-DP3、DP1-DP4、DP1-DP5、DP2-DP3、DP2-DP4、DP2-DP5、DP3-DP4、DP3-DP5、DP4-DP5

同前節所述，可以運用(1)式去算出各指尖間的距離。同樣的，考慮到每個人手掌大小的不同會影響到數值的差異，我們同樣給予正規化的處理。將運用(1)式所計算的數值，除以手勢中數字 5 的最大指尖—指尖距離 DP1-DP5，所得到的百分比率將會介於 0~100%，以此為各指尖間的特徵值，計算式如(3)。

$$DD_{xy} = \frac{DP_x - DP_y}{(DP_1 - DP_5)_{\max}} \quad (3)$$

其中， $x, y = 1, 2, 3, 4, 5$ ， $x \neq y$

藉由以上的處理，我們可以將每個靜態手勢轉變為由 15 個介於 0~100% 的特徵值來表示。接著，我們將每個手勢的 15 個特徵值，作為下節辨識演算法中輸入值。

3.3 辨識模式建立

本研究所採用的辨識方式是透過類神經網路的運算，將每個手勢的 15 個特徵值輸入後，再進行訓練或判斷。依據相關的研究及先期測試，我們將類神經網路的結構設為二層隱藏層，每層內含單元個數如下：25*25 50*50 100*100 150*150 200*200 250*250，本研究以此來做不同單元數目對辨識效果的比較。一層輸入層，內含 15 個單元，每個單元作為一個特徵值的輸入點。另設一層輸出層，包含 20 個單元，每個單元代表一個手勢，輸出結果非 1 即 0。當單元輸出 0 時表示此次輸入的特徵值不符合該手勢，輸出為 1 者表示為該手勢。每一次輸出，所有的輸出層只有一個 1 值而 19 個 0 值，由此作為判斷手勢的標準。整個架構示意圖如圖 3。

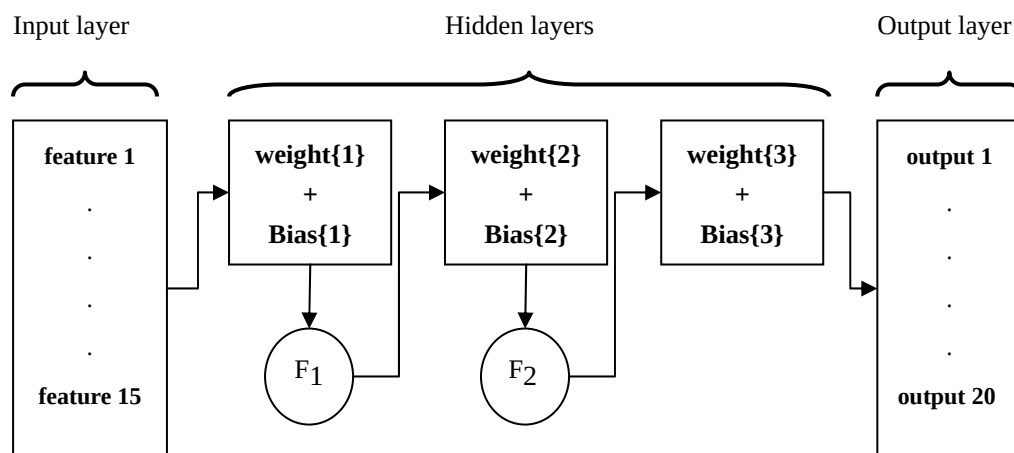


圖 3 本研究類神經網路示意圖

在每個單元中，除了輸入層外，每一層都必須包含兩個參數：即活化函數(transfer function)及偏權值(bias)。我們設活化函數為對數 s 形曲線 (Log-Sigmoid) 活化函數，另外，在輸出層中，為了呈現 0 與 1 的結果，我們將設定所有輸出單元中最大值者設定為 1，餘者

設定為 0 的條件。至於各單元中的偏權值和各單元間連結的權重值，我們則以亂數決定初值，最後這些數值會透過訓練組的資料經過訓練程序而進行調整至最佳化結果。整個訓練採方式採用倒傳遞法以監督式的樣本來訓練，在設定訓練的調整參數方面，我們採用陡降法，

讓網路較快達到容忍誤差。另外，在設定訓練過程間的停止條件中，我們設定，輸出結果和已知結果的容忍均方誤差小於 0.0001 或調整計算次數超過 3,000 次後，便停止訓練程序並表示訓練完成。此部份的程式將利用 MATLAB 7.0.4 程式撰寫。

3.4 受試者與資料收集程序

為了解產品效能，產品原型將經過實驗測試。測試共募集 10 位受試者進行資料收集，其中 5 位的資料用來做辨識系統的訓練樣本，另外 5 位用來做系統辨測試樣本。受試者條件為右手並未受過肌肉骨骼傷害，能正常運作。受試對象年齡介於 22~32 歲，六男四女，教育程度為大學以上，皆未受過手語方面的訓練。在資料收集前，分別對每位受試者做欲辨識手語的教學，使其了解手勢的內容並給予充分時間練習。在正式收集資料時，要求每位受試者每種手勢連續做 15 次，中途給予適當休息。

3.5 被辨識手勢

本研究的手勢辨識系統設計可辨識二十種靜態手勢。每個手勢的意義及姿勢如圖 4 所示。所有的手勢皆採自臺灣常用的靜態手勢 [2]。

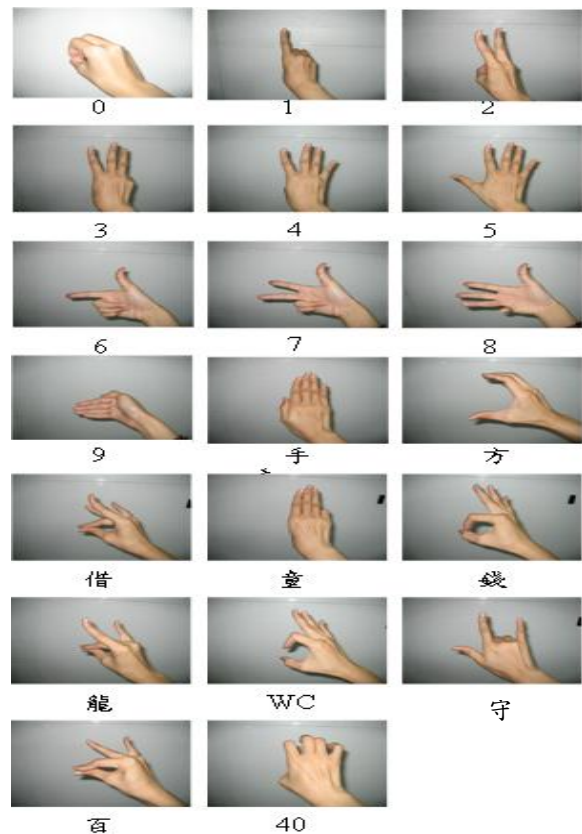


圖 4 辨識手勢內容

4. 結果與討論

現場收集到資料筆數共 3,000 筆(10 位受試者*20 個手勢*15 次重覆)，經整理後共有 2,788 筆可用，212 筆資料不完整。最後將有效資料分為兩組(每組受試者 5 人，不重覆)。訓練組有 1,350 筆資料，測試組有 1,438 筆資料。經過訓練及測試後，得到辨識結果如表 1。

表 1 隱藏層內單元數和辨識結果

單元個數	組別	辨識樣本	辨識率
25*25	訓練組	1,240	91.90%
	測試組	1,276	88.70%
	平均值	2,516	90.30%
50*50	訓練組	1,270	94.10%
	測試組	1,263	87.80%
	平均值	2,533	90.95%
100*100	訓練組	1,250	92.60%
	測試組	1,277	88.80%

	平均值	2,527	90.70%
150*150	訓練組	1,330	98.50%
	測試組	1,343	93.40%
	平均值	2,673	95.95%
200*200	訓練組	1,320	97.80%
	測試組	1,353	94.10%
	平均值	2,673	95.95%
250*250	訓練組	1,330	98.50%
	測試組	1,362	94.65%
	平均值	2,692	96.58%

由表 1 很明顯看出，隨著隱藏層內單元數目的增加，不管訓練組或測試組，系統辨識率都有增加的趨勢。若以測試組的辨識結果來看，在隱藏層內單元數目約為 150*150 時，辨識率可以達到九成以上。此點顯示以類神經網路來進行手勢辨識，對於未曾接觸過的手勢資料也有不錯的辨識效果。最後，表中的平均辨識率都在九成以上，顯示以類神經網路作為手勢辨識系統的適當性。另外，在圖 2 所顯示的是各組類神經系統在訓練時所花的時間。由圖中可看出隱藏層內單元數愈多，訓練所花費的時間愈增加。這是因為單元數目愈多時，系統在計算及調整的參數值也愈多，因此會出現這樣的結果。同時，我們也發現，其訓練的時間並未隨著單元數目的增加呈指數性的增加，而只約略呈倍數性的增加。在 25*25（花了 228 秒）與 250*250（花了 2,407 秒）兩組之間的訓練時間相差約十倍。

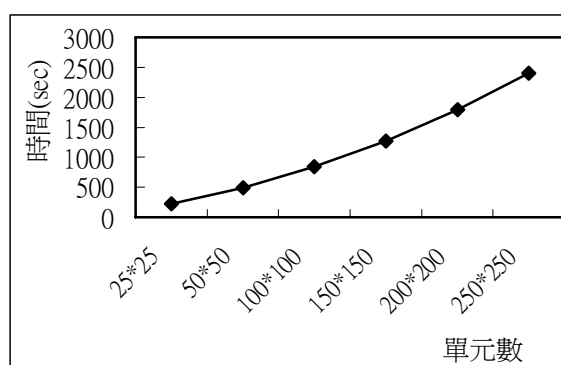


圖 5 單元數目與訓練時間關係

5. 結論

本研究利用 VICON 系統結合類神經網路，開發出靜態臺灣手語辨識系統。另外，透過改變類神經網路中不同的單元數目，來了解對辨識效果的影響。研究中也提到單元數目和訓練時間的關係。當然，這樣的設計不僅僅可以用在手勢的辨識，未來在人臉及人的肢體動作的辨識方面，由本研究目前所得到的結果，亦顯示相當可行。另外，在特徵值的設計，亦可能有所改進，以取得更好的辨識結果。以上所提，都將列為本研究未來後續研究的方向。

感 謝

本研究計劃經由國科會的經費支持(計畫編號: NSC 95-2221-E-011-075)及勞工安全衛生研究所設備支援，方能使本研究順利完成，在此感謝上列二單位之全力協助。

參考文獻

- [1] 尤仁宏, *類神經手語辨識系統*, 南台科技大學碩士論文, 2004。
- [2] 中華民國聾人協會, *手能生橋*, 第二冊, 2002。
- [3] 史傑州, *應用感應手套模擬手部復健評估之研究*, 國立成功大學碩士論文, 2000。
- [4] 周育蔚, “*利用類神經網路建立台灣股價預測模型*,” 國立台灣大學商業研究所碩士論文, 1996。
- [5] 張家澍, “*以可調結構類神經網路為主之智慧型證券交易決策支援系統之設計與製作*,” 國立台灣大學電機研究所博士論文, 1993。
- [6] 陳玉清, “*以類神經網路建立股票價格預測知識庫*,” 私立東吳大學會計研究所碩士論文, 1995。
- [7] 陳延聖, *以手部關節 3D 座標為隱藏式馬*

- 可夫模型輸入的動態手勢辨識, 國立臺灣科技大學碩士論文, 2006。
- [8] 陳國玄, **人工神經網路與統計方法應用於台灣上市電子類股價指數預測與分類之研究**, 國立成功大學統計學研究所, 碩士論文, 2004。
- [9] 葉怡成, **應用類神經網路**, 儒林圖書有限公司, 2000。
- [10] Al-Jarrah, O., and A. Halawani, "Recognition of gestures in Arabic sign language using neuro-fuzzy system," **Artificial Intelligence**, Vol. 133, pp. 117-138, 2001.
- [11] Alves da Silva, A. P. and L. S. Moulin, "Confidence Intervals for Neural Network Based Short-Term Load Forecasting", **IEEE Transactions on Power Systems**, Vol. 15, No. 4, pp. 1191-1196, 2000.
- [12] Atiya, A. F., S. M. El-Shoura, S. I. Shaheen and M.S. El-Sherif, "A Comparison Between Neural-Network Forecasting Techniques-Case Study: River Flow Forecasting," **IEEE Transactions on Neural Networks**, Vol. 10, No. 2, pp. 402-409, 1999.
- [13] Blatter, B. M., and P. M. Bongers, "Duration of computer use and mouse in relation to musculoskeletal disorders of neck or upper limb," **International Journal of Industrial Ergonomics**, Vol. 30, pp.295-306, 2002.
- [14] Chiu, C.C. and F. C. Deborah, "Time series forecasting of Kaohsiung unemployment rate using neural network model," **Fu Jen Management Review**, Vol. 4, No. 2, pp.101-112, 1997.
- [15] Derpanis, K. G. "A Review of Vision-Based Hand Gestures," Department of Computer Science York University, **internal report**, 2004.
- [16] Erol, A., G. Bebis, M. Nicolescu, R. D. Boyle, and X. Twombly, "A review on vision-based full DOF hand motion estimation, Computer vision and pattern recognition," **IEEE computer society Conf.**, Vol. 3, pp. 20-26, 2005.
- [17] Fogleman, M., and G. Brogmus, "Computer mouse use and cumulative trauma disorders of the upper extremities," **Ergonomics**, Vol. 38, No. 12, pp. 2465-2475, 1995.
- [18] Gavrilas, M., I. Ciutea and C. Tanasa, "Medium-Term Load Forecasting with Artificial Neural Network Models," **the 16th International Conference and Exhibition on (IEE Conf. Publ No. 482) Electricity Distribution**, Vol. 6, 2001.
- [19] Jensen, C., V., Borg, L., Finsen, K. Hansen, B. Juul-Kristensen, and H. Christensen, "Job demands, muscle activity and musculoskeletal symptoms in relation to work with the computer mouse," **Scandinavian Journal of Work and Environmental Health**, Vol. 24, pp. 418-424, 1998.
- [20] Kao, J. J. and S. S. Huang, "Forecasts using neural networks versus Box-Jenkins methodology for Ambient Air quality monitoring data," **Journal Air & Waste Manage. Assoc.**, Vol. 50, pp. 219-226, 2000.
- [21] Kimoto, T., K. Asakawa, M. Yoda, and M. Takeoka, "Stock Market Prediction System with Modular Neural Networks," **IJCNN-90I**, 1-6, 1990.
- [22] Lamar, M. V., Md. S. Bhuiyan, and A. Iwata,

- “Hand alphabet recognition using morphological PCA and neural networks,” **International joint conference on neural networks**, Vol. 4, pp. 2839-2844, 1999.
- [23] Lamedica, R., A. Prudenzi, M. Sforna, V. Orsolini Cencelli and M. Caciotta, “A Neural Network Based Technique for Short-Term Forecasting of Anomalous Load Periods”, **IEEE Transactions on Power Systems**, Vol. 11, No. 4, pp. 1749-1756, 1996.
- [24] Lee, H., and J. Kim, “Gesture spotting from continuous hand motion,” **Pattern recognition letters**, Vol. 19, pp. 513-520, 1998.
- [25] Min, B., H. Yoon, J. Soh, T. Ohashi, and T. Ejima, “Gesture-based editing system for graphic primitives and alphanumeric characters,” **Engineering applications of artificial intelligence**, Vol. 12, pp. 429-441, 1999.
- [26] Mori, H. and A. Yuihara, “Deterministic annealing clustering for ANN-based short-term load forecasting,” **IEEE Transactions on Power Systems**, Vol. 16, No. 3, pp. 545-551, 2001.
- [27] Pavlovic, V. I., R. Sharma, and T. S. Huang, “Visual interpretation of hand gestures for human-computer interaction : a review,” **IEEE trans. on pattern analysis and machine intelligence**, Vol. 19, No. 7, 1997.
- [28] Rabiner, L. R. ,” A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition,” **Proceeding of the IEEE**, Vol. 77, No. 2, pp. 257-286, 1989.
- [29] Tanigawa, T. and K. Kamijo, “ Stock Price Pattern Matching System: Dynamic Programming Neural Network Approach,” **Proceeding of the International Joint Conf. on Neural Networks**, pp. 465-471, 1992.
- [30] Trigg, D. W. and D. H. Leach, “Exponential Smoothing with an Adaptive Response Rate,” **Operation research Quarterly**, Vol. 18, pp. 53-59, 1976.
- [31] Wahlström, J., J. Svensson, P. W. Johnson, and M. Hagberg,” Computer mouse work-differences between work methods and gender,” **In The Proceedings of the IEA 2000/HFES 2000 Congress**, Vol. 6, pp. 632-635, 2000.
- [32] Ueda, E., Y. Matsumoto, M. Imai, and T. Ogasawara, “A hand-pose estimation for vision-based human interfaces,” **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, Vol. 50, No. 4, pp. 676-684, 2003.
- [33] Utsumi, A., T. Miyasato, F. Kishino, and R. Nakatsu, “Hand gesture recognition system using multiple cameras,” **Proceeding of ICRP**, pp. 667-671, 1996.
- [34] Wilpon, J. G., and L. R. Rabiner, “A modified K-means clustering algorithm for use isolated word recognition,” **IEEE Transactions on acoustics, speech, and signal procession.**, Vol. 33, No. 3, pp. 587-594, 1985.
- [35] Yasdi, R., “Prediction of Road Traffic using a neural Network Approach,” **Neural Comput & Applic**, Vol. 8, pp.135-142, 1999.
- [36] Yasuoka, J., J. L. P. Brittes, H.P. Schmidt and J. A. Jardini, “Artificial neural network-based distribution substation and feeder load forecast,” **The 16th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution (IEE Conf.**

Publ No.482), pp. 329-329, 2001.