

第一章

導論

1.1 前言

近年來因疾病以及意外事故，導致殘肢或是肌肉神經損傷的人數不斷的増加，加上醫學技術的發達以及出生率降低，導致老人化社會的來臨，有更多活動不便的人需藉由其他人的協助來完成日常生活中看似簡單但卻必要的動作。但是伴隨著醫學工程以及機器人科技的發展，現在的科技可以提供以機器取代人工協助的解決方案，例如使用看護機器人協助老人或是行動不便的患者的一般生活起居，利用復健系統來幫助中風或是肌肉受損的病患，以人工義肢取代殘肢來完成日常生活中簡單的功能，藉由這類機器的協助，病患可靠著自己改善其生活，因此發展一套人工義肢與復健機器人控制系統有其必要性。然而在這個研究上的一個主要的問題是：如何讓操控者能夠更簡單、更直接且更直覺的控制義肢與機器。有許多的研究者試圖使用肌電訊號 (Electromyography, EMG) 來做為義肢、機器的控制命令，因為 EMG 是一種在肌肉收縮過程中產生的生理訊號，例如肌肉施力程度和操控者運動的意圖等，因此透過對 EMG 訊號的分析來了解肌肉收縮的狀況，對於使用者下控制命令是一種相當簡單且直覺的方式。

1.2 研究背景與文獻探討

EMG (Electromyography)訊號也就是肌電訊號，而所謂的肌電訊號是指當肌肉收縮時，以電壓形式所表現出來的訊號，依個人肌肉在動作時收縮強度的差

異，造成不同的電位差，所得到的訊號也會有不同的強度與特徵。究其原理可以發現，肌電訊號是由於個別的肌纖維群所產生的動作電位所組成，這些肌纖維群合稱為動作單元（motor unit），而每一個運動單元的活化接受到位於脊柱（spinal cord）內的運動神經元（motor neuron）延伸到肌肉的軸突（axon）所控制，軸突的分支會進入終端神經末梢，並通過神經肌肉接點而支配肌纖維。動作電位會沿著肌纖維兩個方向傳遞，肌纖維膜去極化時會伴隨著離子的移動，而在肌纖維附近產生一個電磁場，當紀錄電極位於此電場時將會偵測到電位或相對於地的電壓，稱之為動作電位（active potential），而位於同一個運動單元的肌纖維群所量測到的動作電位，合稱為運動單元動作電位（motor unit active potential, MUAP），當活化的運動單元群的動作電位變化經過肌肉、皮膚組織的空間傳到到皮膚表面，此時皮膚表面的電極所收集到的電壓訊號稱之為表面肌電圖（surface EMG），為了針對 EMG 訊號做適當的處理與分析，因此必須了解其特性。

1.3 肌電訊號分析方法與文獻探討

一般而言，EMG 訊號可由高斯分佈函數來表示，其振幅大小界於 0~10mV（峰對峰值）或是 0~1.5mV（均方根值），頻率分布的範圍在 0~500Hz，其頻寬大小隨著不同的運動以及不同的個體而有所差異，其中以 50~150Hz 為主要分布，在特性上呈現高度分線性與模糊性[15]，因此增加了 EMG 訊號在分析處理上的困難度。高度的非線性的成因，源於對每一個運動而言，每條肌肉的活動程度都隨著手臂伸縮的角度而改變[11,27]。另外人體在典型上是一複雜的模糊系統，而 EMG 訊號是在人體運動過程中肌肉收縮所產生，因此 EMG 訊號也保有相當的模糊性，說明如下：

- (1) 同一個人做同樣的動作仍然很難量測到相同的 EMG 訊號[12]；
- (2) 每一條肌肉的訊號不只與一個運動相關，仍然會受到其他運動所影響，例

如肩關節的運動會影響到肱二頭肌與肱三頭肌的訊號，前臂屈曲時不只影響肱二頭肌，肱三頭肌也會受影響[19,32]；

(3) 生理狀況(如疲勞)或皮膚表面狀況(如潮濕)都會影響 EMG 訊號[4,6,16]；

(4) 在某一種運動，其肌肉活動的程度以及方式都因人而異。

上述四種原因造成了 EMG 訊號的模糊性以及分析上增加了許多的困難度。

圖 1.1 為某一二頭肌在時域上的肌電圖所相對應的頻譜分布示意圖，可看出肌電圖高度非線性的特性，也可從頻譜中了解肌電圖的大致頻帶分布。

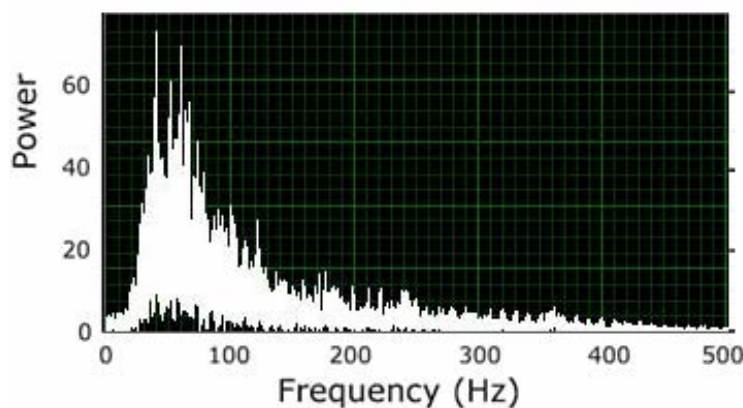


圖 1.1 某一二頭肌之肌電圖以及其頻譜分布示意圖

基於 EMG 訊號與運動的高度相關性，因此 EMG 訊號的分析目前成爲非常熱門的研究議題，廣泛地應用在許多的領域，包含疲勞偵測[2]、生物力學[2]、功能性電刺激[28]以及義肢控制[1,3-7,9,16-20,23-26]。在義肢控制上，自從 1948 年 Wiener[23]提出利用 EMG 控制義肢手的概念之後，EMG 訊號便經常被使用來作爲操控義肢手的控制命令，1970 年代初期研究者認爲 EMG 爲一個振幅調整模型 (amplitude modulated model) 訊號，因此許多在有商業價值的系統通常是針對單一軸的控制(手、腕或肘)，這些系統基於 EMG 訊號的振幅大小[5]或改變率[6]來完成控制，當使用一個通道來擷取 EMG 訊號時，可利用振幅大小從裝置的三種狀態中(如開、關與停止)選擇其中一種，若是使用兩個通道則選擇最大振幅所屬的通道來決定裝置的狀態，在這樣的系統中，被選擇的狀態其驅動速度通常是固定的[5]，隨後也有研究試圖藉由與收縮程度成比例的關係來完成速度

控制，像是 Ito 等 [16]使用 EMG 訊號的大小作為速度控制的輸入命令，以三種不同的驅動速度來操控義肢前臂。Parker、Stuller 與 Scott [25]針對單一電極使用不同的變異數 (Variance, VAR) 程度來完成多功能的控制，Jacobsen 等 [26]使用平均絕對值 (Mean Absolute value, MAV) 的改變率來完成 Utah ARM 的肘關節控制。

先前的研究[5,6,16,25,26]大部分都只是使用藉由 EMG 的振幅大小來控制開或關，或者針對某一軸估測其力矩大小，一旦自由度增加之後，則因為 EMG 訊號的高度非線性與模糊性的特性，使得辨識的結果精確度太低，以致無法了解操控者所欲移動的意圖，因此為了解決多功能義肢控制的問題，許多的研究使用了圖樣辨識 (Pattern Recognition) 的方法[1,3,4,7,9,15-19,24]，分析 EMG 並找出其特徵或模型，以此特徵或模型來區分日常生活中多樣化的活動。起初經常使用的方法是線性預測的模型，如自動回歸模型 (autoregressive model, AR model)，然而使用這種方法卻很難得到較高的辨識性能，特別是對於快速的移動，因此 Graupe、Magnussen 與 Beex[7]使用 ARMA (autoregressive moving average) 模型和變異數來區分出三至五種前臂的移動，並以微處理機實現了整個系統，其辨識率在 85-95%之間，Saridis 與 Gootee[9]使用零值交越數 (Zero Crossings, ZC)、變異數和 Third Moment 辨識出六種腕關節與肘關節的動作，且達到 85-90%的辨識率，因為 EMG 訊號同時包含了施力的程度以及四肢移動時的機械阻抗 (Mechanical Impedance)，因此 Abul-Haj 與 Hogan[3]根據 MAV 值的大小程度來計算義肢控制的參數，並藉由阻抗模型來分析義肢控制的特性。

1.4 神經網路在 EMG 之應用

由於 EMG 是人體運動中相當直覺性的訊號，因此利用 EMG 進行控制可說是最簡單也最方便的，另一方面 EMG 卻有著非線性、時變和不確定的特性，所以有許多研究利用類神經網路（Artificial Neural Network, ANN）來辨識 EMG，進而達到分類或是控制的目的。

基於類神經網路可實現學習資料的非線性映射，因此常常應用於 EMG 訊號的分類上[1,16-20,24]，Hudgins、Parker 與 Scott[1]使用了五個特徵，MAV、MAVS（MAV Slop）、ZC、SSC（Slop Sign Changes）、WL（Waveform Length）作為類神經網路的輸入，辨識出肘關節與肩關節的四個動作手肘屈曲（elbow flexion）、手肘伸展（elbow extension）、肩膀向外旋轉（outward humeral rotation）以及肩膀向內旋轉（inward humeral rotation），其動作的速度可由 MAV 大小來調整，在實驗部分並分別探討了網路結構、特徵擷取、電極位置對辨識率的影響。Ito 等 [16]擷取經過整流與平滑濾波之後的 EMG 平均值，以此特徵做為前饋式網路的輸入來辨識出六個手、腕及前臂的動作，其辨識率高達 90% 以上，另外神經網路也可應用於 AR 模型的參數計算，Kelly、Parker 與 Scott [18-19]使用 Discrete Hopfield neural network 來計算 AR 模型的參數，並結合倒傳遞神經網路（Back-propagation neural network, BPNN）來完成四個肘關節與腕關節的動作，Kuribayashi、Okimura 與 Taniguchi[17]使用倒傳遞神經網路學習不同的運動時，EMG 訊號頻譜之間的關係，此方法辨識七個手與腕的動作達到了 81% 的辨識率。Kermani 等 [20]使用了七個特徵：IAV（integral of absolute value）、ZC、VAR、WAMP（Willison Amplitude）、VandLOG（v-order and log detector）、AR 模型與 HIST（histogram），並利用 KNN（K-means nearest neighbor）來辨識四種手與肘關節的運動，對於如何評估較高品質的特徵，他們使用了 DB（Davies-Bouldin）

指標來估算使用不同特徵時的叢集分離率。Pattichis、Schizas 與 Middleton[4]使用監督式（傳統的倒傳遞神經網路）與非監督式的自我組織特徵映射網路（self-organizing feature maps, SOM）來完成類神經網路的學習，並與 KNN 比較驗證其較高的辨識結果。

在近期的研究上，Fukuda、Takakazu 與 Kiguchi[15]發展了運用 EMG 訊號控制的機械外骨裝置（Robotic Exoskeleton），用來協助年老、殘肢以及肌肉損關節傷等行動不便的人，此機構包含了腕關節（1-DOF）及肩（3-DOF）共四個自由度，基於效率的考量他們提出了階層式的模糊類神經控制器（hierarchical neuro-fuzzy controller），將控制器分為三個階層以完成不同的任務，透過此控制器可將 EMG 訊號轉換成控制四個自由度活動所需要的力與力矩，論文中並且提出適應性的方法，利用倒傳遞神經網路演算法學習並調整參數，以解決因肌電圖的模糊性與非線性所造成的問題，因此只要經過短時間的訓練，此機構便可適應不同的操作者及不同的生理狀況。Qtsuka 等[24]，針對前臂截肢者提出了主從架構操控器系統，他們認為要完全使用 EMG 訊號來控制上肢的活動是一件困難的事，因此結合手部移動操控以及 EMG 訊號操控兩種方式，以協助截肢者完成桌面上的工作。手、腕控制部分使用 EMG 訊號來選擇活動軸，並且控制其運動方式，為了解決因不同個體、不同電極位置以及不同生理狀況所帶來的模糊性，因而他們使用 LLGMM（log-linearized Gaussian mixture network）的圖樣辨識方法以達到較高的辨識精確度。在手臂的控制部分他們使用了 3-D 位置感測器來偵測手腕位置，並進一步控制手臂的移動。在本實驗室之前的研究中也對於利用 EMG 的振幅大小在控制機械臂的應用[33]以及 EMG 與速度的對應關係[34]有相當的研究。

由以上的探討我們發現許多的研究者投入 EMG 的相關研究，並相繼提出使用 EMG 控制義肢及復健機器的相關處理與分析方法，可看出此研究在復健及生

醫工程上的重要性，而由於 EMG 的特性以及前面許多研究者的探討，我們知道利用類神經網路來分析 EMG 訊號是一個辨識率極高且有效的方法，因此我們希望可以利用類神經網路的學習特性，讓我們可以輕鬆的由幾個簡單的動作所量測到的手臂角度位置幾以及同時間的 EMG 訊號來讓類神經網路學習，並由這些學習出來的參數使用在機械臂的定位控制，使得機械臂可以經由 EMG 訊號控制在我們所期望的角度上，利用 EMG 訊號對於使用者而言在控制機械手臂上是一種更為方便且直覺的方法，並能達到即時控制的目的。

在本篇論文中，第二章將針對基於肌電圖之機器臂控制系統的架構以及所使用的類神經網路，詳細敘述相關的原理與方法，第三章將敘述建構此系統並完成即時控制所需要的軟體設備，以及實現此系統的相關流程，並且初步模擬此系統以驗證系統正確性，第四章將設計實驗並分析實驗結果，最後一章提出結論及未來工作。

