

第一章

導論

1.1 前言

今日因意外以及疾病而導致殘肢或是肌肉損傷的人數急劇的增加，加上出生率降低以及醫學科技發達導致老人化社會的來臨，這些活動不便的人以往都是藉由人們的協助來完成日常生活中的活動，伴隨著醫學工程以及機器人科技的發展，提供了以機器取代人工協助的解決方案，例如用機器人系統協助老年人行動，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，病患可改善其生活品質，因此發展一套人工義肢與復健機器人控制系統有其迫切的必要性。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。因此有許多人企圖使用肌電圖（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，它包含許多重要的訊息，例如肌肉施力程度和操控者運動的意圖等，因此透過對 EMG 訊號的觀察與分析來了解肌肉收縮的狀況，是一種很簡單而且直接的方式。

1.2 研究背景與文獻探討

一般所見的 EMG 訊號是由一連串的肌電訊號所組成，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。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。

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[1]，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[2-3]。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；
- (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；
- (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) 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，為 EMG 訊號的分析上增加了許多的

困難度。圖 1.1 為時域上的肌電圖以及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。

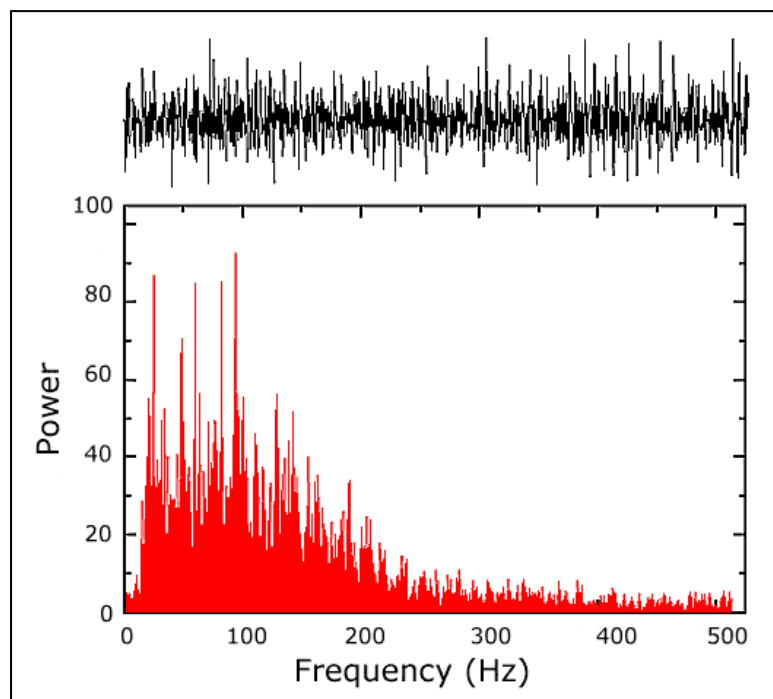


圖 1.1 肌電圖以及其頻譜分布示意圖[4]

基於 EMG 訊號與運動的高度相關性，因而 EMG 訊號目前變成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[5]、生物力學[5]、功能性電刺激[6]以及義肢控制[7-22]。在義肢控制上，自從 1948 年 Wiener[7]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為操控義肢手的控制命令，1970 年代初期研究者認為 EMG 為一個振幅調整模型(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[8]或改變率[9]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[8]，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 [10] 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 [11]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 [12]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[8-12]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[1,10,13-22]，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[13]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[14]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[15]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。

近年來，因為類神經網路 (Artificial Neural Network, ANN) 可完成學習資料的非線性映射，因此常常被應用於 EMG 訊號的分類上[10,16-22]，Hudgins、Parker 與 Scott[16]使用了五個特徵，MAV、MAVS (MAV Slope)、ZC、SSC (Slope Sign Changes)、WL (Waveform Length) 做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[10]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 [17-18]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[19]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[21]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[1]發展了用 EMG 訊號控制的機械外骨裝置(Robotic Exoskeleton)，用來協助年老、殘肢以及肌肉損傷等行動不便的人，此機構包含了腕關節(1-DOF) 及肩關節(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[22]，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。

除了國外的學者對 EMG 訊號的研究相繼投入，國內對 EMG 訊號的研究也有相當的成果，台灣大學黃漢邦教授及陳俊彥[30]自行開發了一隻多自由度的義肢手 (NTU Hand)，並發展其辨識系統，此系統利用六個傳統上經常使用的時域特徵 (IEMG、VAR、ZC、SSC、WL 及 WAMP)，AR 模型以及頻域分析的方法來擷取特徵，並利用 DB 指標叢集於特徵集合中，選擇分離率較高的特徵做為傳遞神經網路的輸入，進一步完成手部運動的定性分類，他們以此方法辨識出了八個日常生活經常使用的手部動作，進而控制 NTU Hand 產生相對應的運動，之後更陸續提出了特徵選取[23]以及其他的分類方法[24]。成功大學朱銘祥教授、林宙晴教授與其學生董憲奇[31]運用自製的上肢肘關節復健用機器人於神經復健，以機器人來達成物理治療師的手法，利用此機器人來引導病人肘關節做出屈曲、伸展的動作，與肩關節的平行內收、平行外展的動作組合，實驗過程並透過在機器人上的感測裝置，量測過程中的相關物理訊號，由準確的量化數據做為療效的評估。中原大學徐良育教授與杜翌群[32]利用上臂的表面肌電圖，對手部運動做一定性分析，基於便利性其電極採用七個通道的環狀式電極，由於不同肌群的 EMG 訊號在某種程度上具有一定的獨立性，因而此研究導入了獨立成分分析法 (independent component analysis, ICA) 區分七個通道中訊號較為獨立的部分，進而保留較獨立之肌電訊號，並能有效隔離高斯雜訊。訊號的前置處理部份使用

穩態小波轉換 (stationary wavelet transform, SWT)，以有效的擷取出分解訊號來進行特徵計算。

由許多的研究者投入 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，因而我們對手部動作與肌電波訊號之間的關係進行分析，建立因應模式，並據以發展出不經由一般神經肌肉管道之即時人手控制系統，此研究除有助於運動神經受創者得以非傳統的方式來操作義肢、機器外，我們也計畫將此人機介面應用到機器臂的控制上，使其成爲人手的延伸，基於此目的我們建構出一套基於肌電圖的機器臂控制系統，並且透過軟硬體의整合來完成即時控制的目的，並藉由此系統來分析模糊性的影響，上述基於肌電圖的義肢控制系統，大部分通常包含了訊號擷取、訊號處理、分類器設計以及義肢控制四個部分，因而我們的系統也是採取類似的架構來建立，唯獨在分類器的設計上不採用一般常用的神經網路等方式，而受控裝置則是機器臂，第二章將針對基於肌電圖之機器臂控制系統的架構，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硬體設備，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，結論及未來工作將在最後一章提出。