

# 第一章

## 導論

### 1.1 前言

近年來由於意外天災以及疾病因而導致殘肢或是神經肌肉損傷的人日益增加，此外，由於醫學的發達以及出生率的降低導致國家逐漸走向老人化的社會，在以往都是透過家人或是醫護人員代為協助，但是在生醫科技以及機械人科技發展之後，出現了利用生理訊號結合機械手臂取代人工協助的方式，例如看護機器人協助老人或重症患者的一般生活起居，利用復健系統幫助中風或是肌肉受損的病患，以人工義肢替代殘肢來執行日常生活簡單且必要之功能，藉由這些可讓病患不再一味的依賴他人，讓人恢復對未來生活的自信，減少社會負擔，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。在此系統的研發上，首要目的就是簡單易學，操作符合人性，再來是往功能多工性發展，EMG 訊號相當適合用來當作義肢機器之控制命令，它具有直接自然且與使用者意圖有明確的關連，它是在肌肉收縮中必然產生之生理訊號，因此透過 EMG 訊號想對肌肉收縮的觀察與分析，是一種直接且有效的方法。

### 1.2 EMG 訊號

EMG(electromyography)訊號即是肌電訊號，它是在肌肉收縮時，肌肉兩端的電位差所產生出來的訊號，依個人肌肉在動作時收縮強度的多寡，造成不同的電位差異，得到的訊號也因此有不同的強度及特徵，產生電位的肌肉稱為肌纖維群，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，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 肌電訊號評估及文獻探討

肌電訊號是人在做動作時肌肉收縮所產生的，代表的是肌肉活動的狀況，而肌電訊號經過濾波特徵擷取之後，可觀察出動作狀態.肌肉的施力大小、力矩大小、手肘角速度以及疲勞程度等等，不過人體屬於複雜模糊系統，產生的肌電訊號也是如此，原因如下：

- (1)同一個人做同樣的動作由於完成度以及角度之不同仍然很難量測到相同的 EMG 訊號[23]。
- (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[18,33]。

(3) 生理狀況（如疲勞、肌肉拉傷）或皮膚表面狀況（如溫度、潮濕）都會影響 EMG 訊號的表現。[9,10,21]

(4) 由於每個人之肌肉強度不同,肌肉活動與方式也有差異。

以上造成 EMG 訊號高度非線性造成分析上的困難，EMG 訊號的模糊性使我們很難精確推論出肌肉活動狀態，但在經過適當的處理、量化、分類之後，依然可以對 EMG 訊號做出正確的分析結果，在肌電訊號中，常被量化作為動作分析、施力大小、疲勞程度之分析因子主要有訊號強度分析以及訊號頻譜分析，一般典型的肌電訊號在時域及頻域上波型如圖 1.1 所示[3,4,6,18~23]。

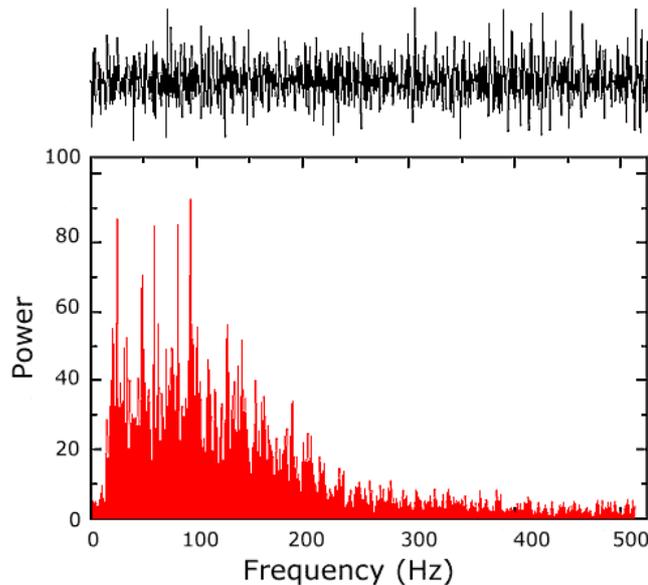


圖 1.1 肌電訊號以其頻譜分布示意圖[4]

### 1.訊號強度分析

一般以肌電活動性(electrical activity, EA)以及肌肉活動性(muscular activity)的方式來評估強度，而強度分析的指標有均方根值（root mean square, RMS），積分肌電值（IEMG），平均振幅（MA），皆反映出活動中之肌肉的情況，在不疲勞狀況之下，同一條肌肉肌電訊號越強表示其施力越大，在靜態等長收縮施力(isometric contraction)中更加明顯，IEMG 為肌電訊號經過濾波之後在單位時間下

積分之總合，其用途為肌電訊號隨著時間進行所產生的強度變化，RMS 和 IEMG 一樣也可在時域上反映 EMG 信號振幅的變化，且 RMS 又取決於肌肉負荷、個人肌肉強度及肌肉間化學變化中的相互影響，它較難反映肌電信號的細節變化，平均振幅（MA）反映肌肉電信號的強度，與參與的 motor unit 數目及放電頻率同步化程度有關。

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}}, i=1,2,3\dots n \quad (2.1)$$

$$IEMG = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |X_k| \quad (2.2)$$

## 2. 訊號頻譜分析

頻譜分析的指標有中位頻率(median frequency, MDF)和平均功率頻率(mean power frequency, MPF)，MDF 是將肌電訊號經過傅利葉轉換之後之頻譜分佈做正規化積分運算（積分最後的值為 1），而 0.5 所對應到之頻率即為 MDF。MPF 則為肌電訊號經過傅利轉換後平均值所對應到的頻率，頻譜分佈的變化與施力大小、速度大小以及疲勞度有關，在未疲勞之前，施力的變化會使頻譜分佈在較高之頻率，疲勞之後會使會使頻譜分佈在較低之頻帶，原因為當肌肉疲勞時，肌纖維間的 impulse 傳導速度減慢，運動單元放電頻率下降因而導致 MDF 和 MPF 的下降。

在頻域中分析可得到訊號在不同頻率分量的變化，與在時域中分析兩相比較，頻域擁有以下幾點優勢：

- (1) 在肌肉疲勞過程中均呈較明顯的線性遞減的變化，而時域在肌肉疲勞前後則有著較大的差異。
- (2) 頻域之時間序列曲線的斜率不受皮下脂肪厚度和四肢周長所影響，而時域則易受影響。

(3) 頻域時間序列曲線的斜率與負荷持續時間明顯相關，而時域的相關較不明顯。

此外，EMG 訊號之 FFT 頻譜曲線不是一種常態分佈，在統計學的觀點中，使用 MDF 來描述頻譜中特徵變化要優於 MPF，但在反映肌肉活動狀態及功能狀態上 MPF 較能凸顯其差異性[39]。

在頻域中進行分析雖有一定優勢，但是在進行傅利葉轉換中自身存在一個嚴重的缺點，它需要肌電訊號在全時域中資訊來綜合分析，訊號在任何時間的變化都會影響頻譜的分佈及變化，無法應用在即時分析及控制上，因此本論文在做即時遠端控制上還是採用時域中擷取之特徵值。

時域頻域分析法的應用：

(1) 小波分析法：小波包分解(Wavelet Packet Transform)是對原始訊號各尺度進行全頻帶範圍的正交分解，通過各種不同尺度下的解析結果，對頻帶進行能量監測，除有效獲得訊號的時頻特徵外，對訊號變化的敏感性亦高，而小波分析法是一種將時域和頻域結合的分析方法，具有可變的時域和頻域分析視窗，為訊號的即時處理提供了可靠的途徑。通過適當的小波變換對於不同功能狀態下的肌電訊號，可以在不同尺度下觀察其頻率的變化和時間的特性。利用小波變換的時、頻定位特性，可以實現訊號的時變譜分析，可以在任意細節上分析訊號，而對噪聲不敏感。因此小波變換是表面肌電訊號分析的有力工具[39]。

(2) 振幅頻率聯合分析法 (joint analysis of EMG spectrum and amplitude, JASA)：JASA 分析法由 Luttmann、Jager 和 Alivin 所提出[29-30]，為一種同時考慮 EMG 振幅和頻譜變化的一種新的疲勞測定方法，這樣才能更好地反映肌肉疲勞的真實情況。JASA 同時對 EMG 信號的振幅和頻譜變化加以綜合考慮，有效辨別因肌力增加或因疲勞狀態的肌電信號變化的類似現象[43]。

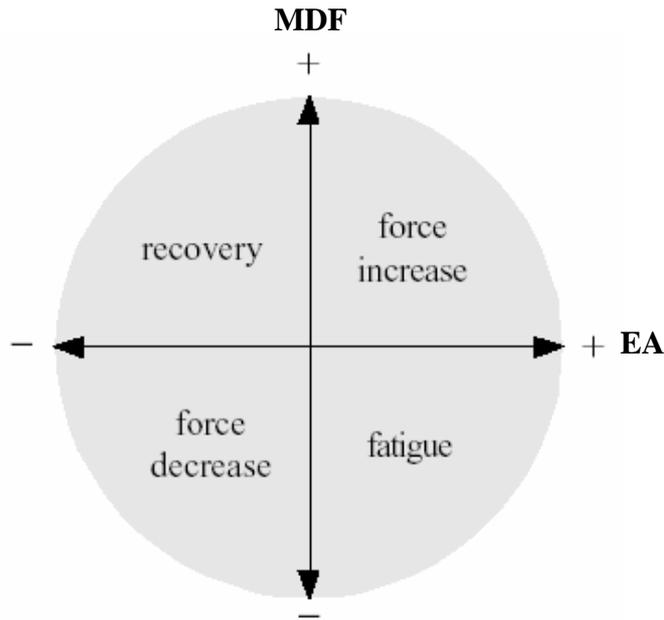


圖 1.2 JASA 關係圖[43]

圖 1.2 為說明肌電訊號強度大小及頻率分佈的變化與肌肉施力大小與疲勞之關係圖，當 MDF 與 EA 同時增加時，肌肉處於施力增加狀態，當 MDF 減少與 EA 增加，則肌肉屬於疲勞狀態，當 MDF 與 EA 同時減少，則肌肉於力量衰減狀態，當 MDF 增加與 EA 卻減少，顯示肌肉正從疲勞狀況中逐漸恢復。

(3) 肌電複雜度：按照 LemPel-Ziv 的複雜度定義以及 KasPar 和 Schusyner 的算法計算表面肌電信號的複雜度[41]，可作為肌電時間序列的研究指標。LemPel-Ziv 複雜度定義在實質上是隨時間長度的增長出現新模式的速度，反映該時間序列接近隨機的程。肌電複雜度只與事物的有序性和隨機性有關，而不反映結構的複雜性。

除了上述幾種方法,肌電訊號分析法還包括類神經網路、LyaPunov 指數、關聯維數等[41]。

在評估 EMG 訊號與力矩速度間的研究中，以往研究認為,肌肉收縮之強度越大，肌電圖的振幅增加，Masuda 及 Miyata[32]等人發現 EMG 訊號之 MDF 隨著力

矩的提高仍然維持不變，不過卻隨者手臂揮動速度加快而提升，Nardone 及 Romano[35]等人提出 EMG 訊號之激發頻率(firing frequency)越高，手臂肌肉收縮強度也越大，當 firing frequency 到達 50hz 以上後,肌力已達隨意收縮之最大肌力，無法在增加，不過此時頻率與速度呈現正向關係，另外 Muro[34]等提出漸增性與瞬發性之肌肉運動有著不同的神經控制策略，漸增式由 tonic threshold 所控制，而瞬發式由 phasic threshold 所主導，因此所產生的 EMG 訊號也有差異，如圖 1.3 所示。

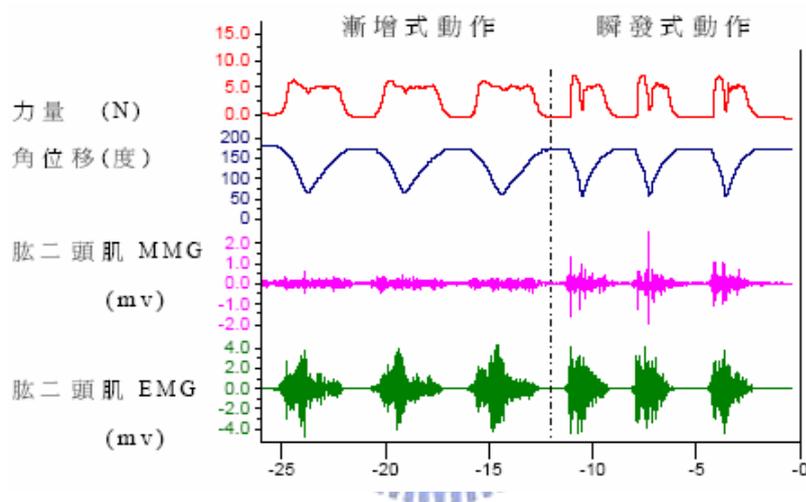


圖 1.3 漸增式與瞬發式運動肌電訊號比較圖[31]

另外以 MVC(maximum voluntary contraction)最大肌力收縮量作為變數來評估肌電訊號的研究也蔚為風氣，MVC 指的是人在自由意志之下，肌肉收縮所得到的最大收縮力量，與個人肌肉強度及疲勞狀態息息相關，Stoke、Dalton[7]及 Petitjean[36]等人藉此發現 EMG 振幅與力量及力矩呈線性關係，而 Stokes、Cooper、Moritani 及 Muro[34]等人發現 EMG 頻譜與 MVC%呈現正線性關係但 Maton、Nagata Hagberg 及 Erison[20]等人卻認為為非線性正相關，另外 Gerdle Kretling 及 Henriksson Larsen[17]等人認為 EMG 振幅並不隨著 MVC%的增加而增加，且還有 Westing、Kresswell、Thorstensson 和 Smith[38]等人認為 EMG 振幅隨著 MVC%的提高而下降，Gerdle 及 Barnes[2]則提出 EMG 振幅與 MVC%呈現正線關係，Cramer[22]則提出在最大肌力下，MVC%越高則頻譜之 MPF 越大。

許多研究者投入 EMG 的相關研究，提出許多 EMG 與力矩速度之相關處理與分析方法，由此可看出此研究在復健及生醫工程上的重要性，因此我們對手部動作及肌肉收縮強度、速度與 EMG 訊號間的關係進行分析，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，使其成為人手的延伸，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，並且透過軟硬體的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，包含了訊號擷取、手臂空間座標擷取、訊號處理、手臂速度辨識、分類器(包含速度 mapping 及動作分類)設計以及義肢控制等部分，因而我們的系統也是採取類似的架構來建立，在分類器的設計上不採用一般常用的神經網路等方式來減少學習、對映額外所需的時間，我們利用雙臨界值偵測法來做手臂動作分類，而受控裝置則是機器臂，第二章將針對空間座標擷取系統與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，第五章提出結論及未來工作。

## 第二章

# EMG 機械手臂控制系統

文獻曾提及許多使用 EMG 訊號來操控復健裝置及多功能義肢的研究，一般而言其系統架構可分為四個部分：訊號量測、訊號處理、分類器設計以及裝置控制，本論文為加入了肌肉強度分析、速度辨識及控制之架構，可根據使用者的意圖強度來對系統做強度及速度之控制。

系統架構圖如圖 2.1 所示，在速度測量部分是在手部運動的同時，偵測放置在手腕、手軸、肩膀三處 sensor 所傳回的空間座標，配合設定的取樣頻率利用向量相減及餘弦定理求出每一時刻手軸揮動之角速度，在訊號量測的部分會透過 EMG 訊號量測系統來擷取原始的 EMG 訊號，將之傳送到電腦端做進一步的訊號處理，此處理步驟主要為了濾除雜訊，並透過特徵擷取來分析 EMG 訊號的特性，同時將經過濾波之訊號取特徵值  $IEMG/\Delta t$  做為強度分析指標，與空間座標擷取系統所運算出的角速度做映射，找出強度與速度之關係再以最小平方近似歸法找出最接近之曲線，接著以特徵處理後的 EMG 訊號來做為分類器辨識的輸入，透過分類器的設計以區分不同的手部運動，最後將結果轉換成機器臂的控制命令，使機器臂跟隨著操控者表現相對應的運動，操控者可利用視覺回饋來評估機器臂的活動狀況。為了建構出完整的系統，我們必須了解運動時所使用的肌肉群、安置電極貼片在訊號強烈的位置、雜訊的來源、疲勞和個人肌肉強度與對映之關聯、決定正確的特徵值。

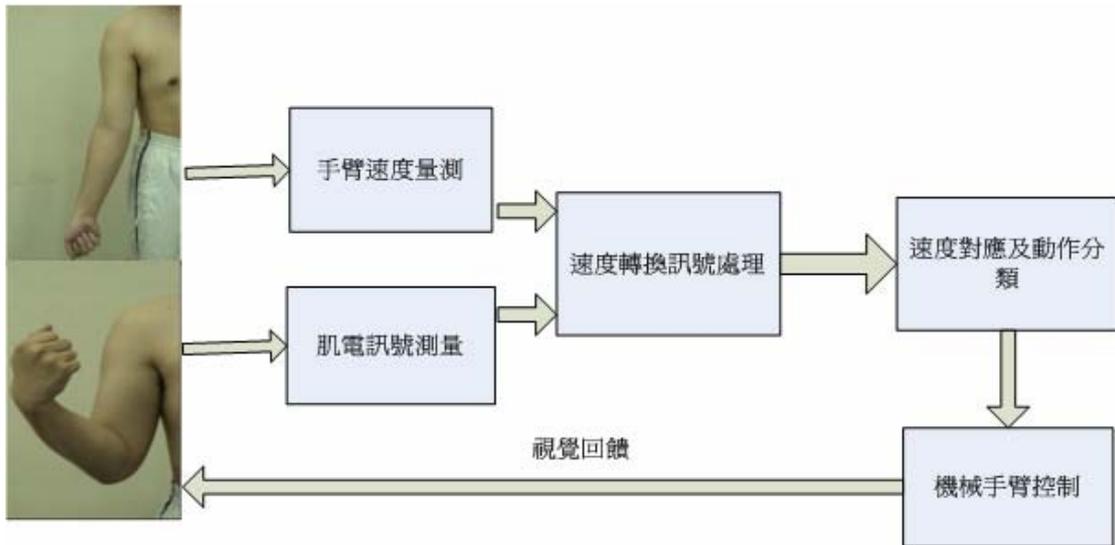
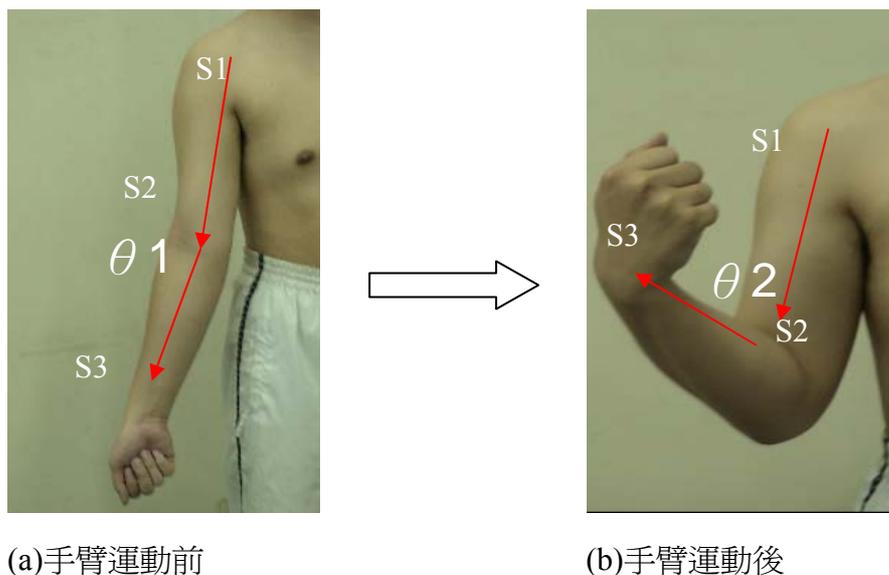


圖 2.1 EMG-based 機械臂控制系統架構圖

## 2.1 手臂速度量測

爲了正確的測量出手臂在曲跟伸時的角速度，我們放置三各分位置 sensor 在手腕、手軸彎曲處以及肱二頭肌與肩膀交集處，在每次取樣時同時紀錄三點在空間的絕對座標，接者利用兩次取樣間的向量夾角變化以及所設定的取樣頻率求出手臂運動之角速度以及角加速度，而其轉換過程描述如下。



(a)手臂運動前

(b)手臂運動後

圖 2.2 手臂運動與角度關係圖

(a)手臂運動前(b)手臂運動後

在取樣之前：

$$\vec{V}_1 = S_1 - S_2 \quad (2.1)$$

$$\vec{V}_2 = S_3 - S_2 \quad (2.2)$$

由餘弦定理可得：

$$\cos \theta_1 = \frac{\vec{v}_1 * \vec{v}_2}{|\vec{v}_1| * |\vec{v}_2|} \quad (2.3)$$

$$\text{推得 } \theta_1 = \cos^{-1} \left( \frac{\vec{v}_1 * \vec{v}_2}{|\vec{v}_1| * |\vec{v}_2|} \right) \quad (2.4)$$

$$\text{同理可求得經過一次取樣時間之後手臂夾角 } \theta_2 \text{，而 } \Delta\theta = \theta_2 - \theta_1 \quad (2.5)$$

$$\text{配合著預設之取樣頻率得知角速度爲 } \Delta\omega = \Delta t * \Delta\theta \text{ (單位爲徑度)} \quad (2.6)$$

$$\text{角加速度爲 } \Delta a = \Delta t * \Delta\omega \quad (2.7)$$

在量測三個 sensor 之絕對座標必須注意下列幾點：

- (1) 三個 sensor 擺放順序必須固定，以免產生出反向的向量，造成錯誤角度變化(角度可能為正確角度之補角或正負相反)。
- (2) 在手臂運動的同時，避免讓 Sensor 滑動而產生偏移的向量，但是在過程中身體的轉動及晃動則不會影響結果，只要參考點固定不動(不滑動)，向量為兩點座標相減而得，為相對量因此不受影響。
- (3) 座標之偵測是利用電磁波之反射而推得，因此擁有散發電磁波之物品(如手機等)要盡量遠離電磁球以免干擾。
- (4) Sensor 之導線應避免與電極貼片之導線碰撞，雖然碰撞後座標並不因此改變，但卻會造成 EMG 訊號異常之波動。

## 2.2 EMG 訊號量測

EMG 訊號的測量重點在於了解肌肉運動的情形、找到合適的肌肉、量取合適的訊號，認識手臂肌肉的構造、功能以及分佈，如此才能依照工作的目標來確定電極合適安置的位置；而本論文主要為針對手軸屈伸之肌電波訊號做分析，因此我們將針對移動前臂的肌肉來討論。移動前臂的肌肉分為四類，分別是負責前臂屈曲、伸展、旋前及旋後（各動作的定義如圖 2.3 所示）的屈肌、伸肌、旋前肌及旋後肌，屈肌的部分計有肱二頭肌（*Biceps brachii*）、肱肌（*Brachialis*）及肱橈肌（*Brachioradialis*），其肌肉的位置如圖 2.4 所示；伸肌的部分有肱三頭肌（*Triceps*）及肘肌（*Anconeus*），其肌肉的位置如圖 2.5 所示；旋前肌的部分有旋前方肌（*Pronator quadratus*）及旋前圓肌（*Pronator*），而旋前方肌屬於深肌，其肌肉的位置如圖 2.6；旋後肌的部分有肱二頭肌（*Biceps brachii*）及旋後肌（*Supinator*），而旋後肌是屬於深肌，其肌肉的位置如圖 2.7 所示。探討了肌肉與運動的關係之後，接下來將討論實際量測肌肉訊號時的考量，包括肌肉的選取以及電極位置的考量。

手臂的屈身由多種肌肉共同完成，但是在實際的 EMG 訊號量測時並不是將所有相關的肌肉都當成量測的對象，而我們所選取的理想量測肌肉必須考慮以下各條件：

- (1) 肌肉面積夠大、位置容易尋找且容易擺放電極貼片。
- (2) 動作執行時運動量最明顯最清楚的肌肉，以便求得最理想最有代表性之特徵值。
- (3) 不受其他肌肉干擾者(如肱肌位於主要肌肉，即肱二頭肌的旁邊，所量測到的訊號易受肱二頭肌 EMG 的影響，即所謂的 crosstalk)。

綜合上述原因，最後只選擇對肱二頭肌、肱三頭肌進行量測，除了量測的肌肉之外，我們仍需考慮電極在肌肉上的位置，因為在同一條肌肉上，不同的電極位置，所收集到的 EMG 訊號仍存在著相當的差異性，為了收集到正確且有意義的 EMG

訊號，我們必須將電極安置在肌肉的中點，如圖 2.8 所示。

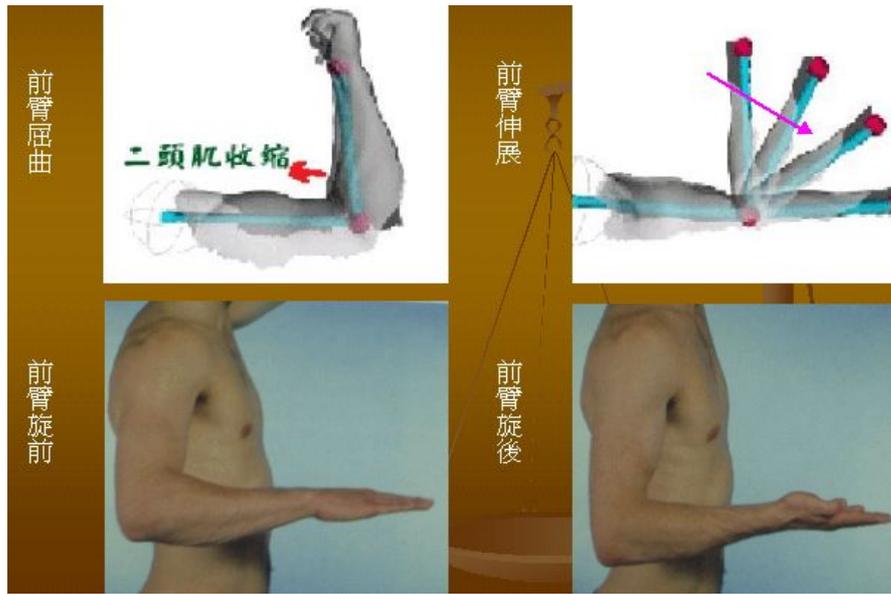


圖 2.3 前臂四種動作的定義[41]

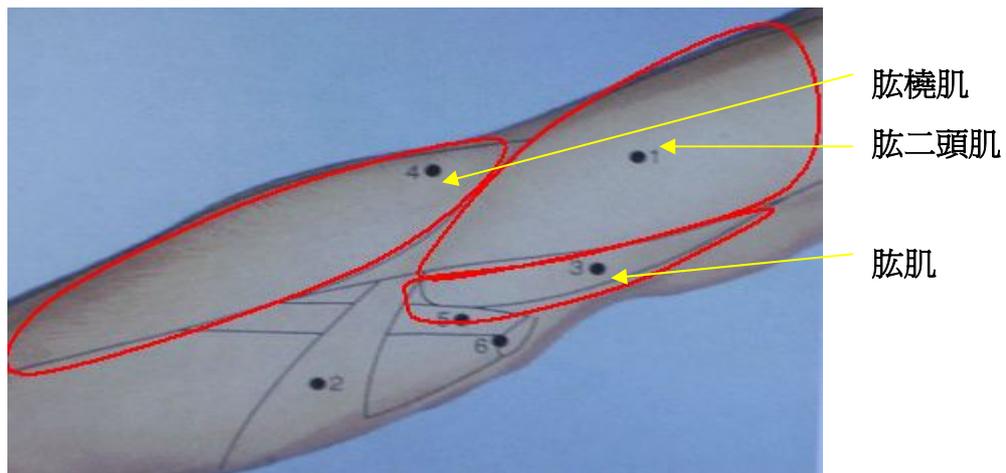


圖 2.4 屈肌位置圖[41]

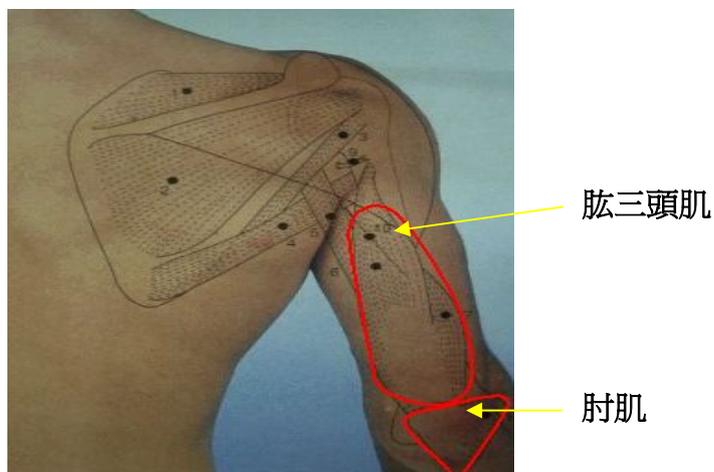


圖 2.5 伸肌位置圖[41]

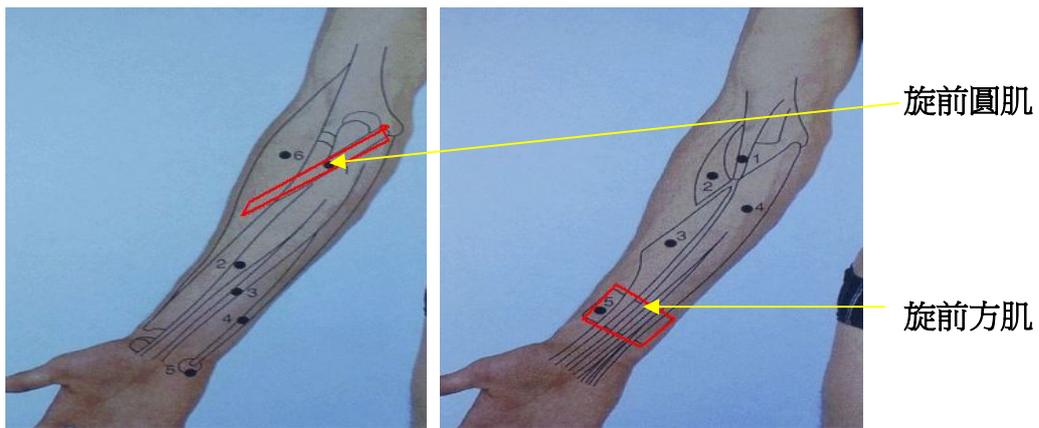


圖 2.6 旋前肌位置圖[41]

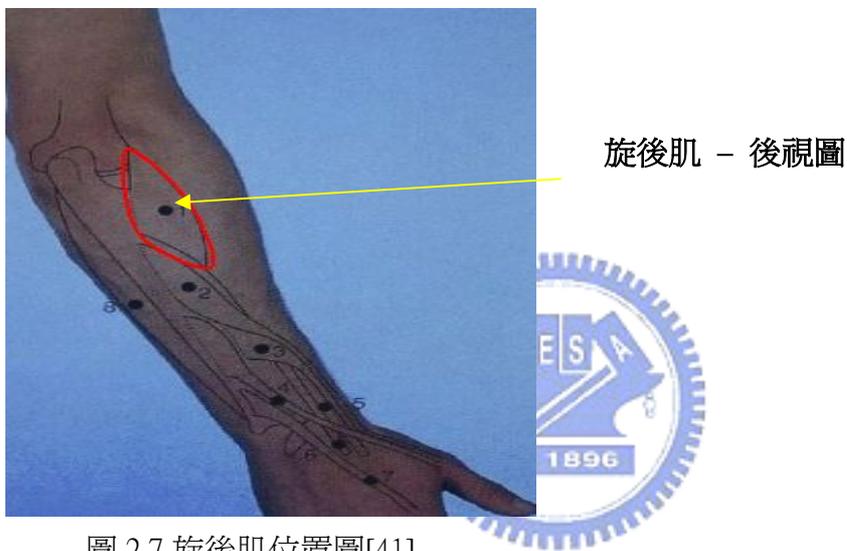


圖 2.7 旋後肌位置圖[41]

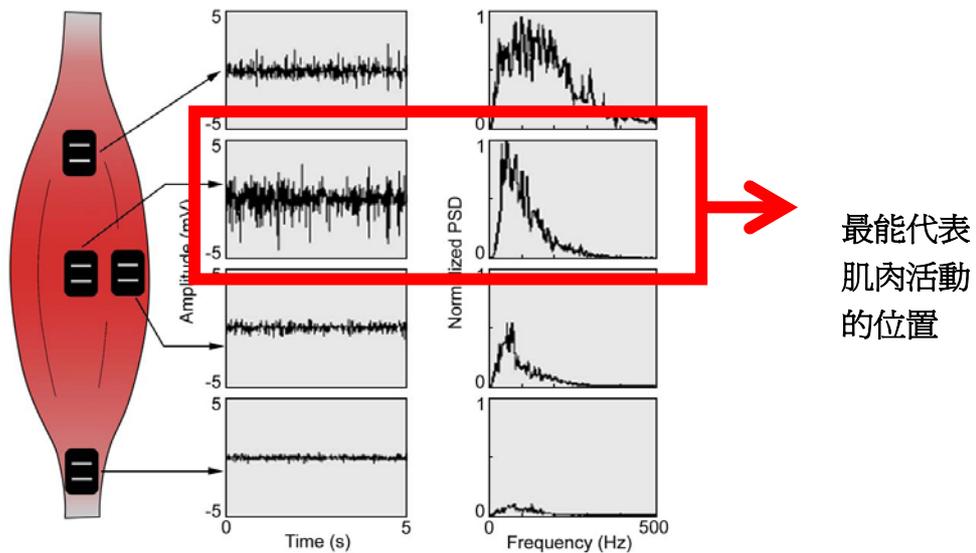


圖 2.8 同條肌肉再不同位置之振幅及頻譜[10]

## 2.3 訊號處理

在 2.1 節我們已經討論位置座標以手臂速度的判定，在 2.2 節我們量測得到 EMG 訊號，接下來要處理的是訊號的分析以及訊號強度與手臂速度的關連。儘管經過 2.2 節所討論的方法得到最明顯、最具代表性的訊號，但所擷取出來的 EMG 訊號仍擁有許多難以避免的雜訊干擾，這些雜訊不論在時域或頻譜上都造成判別的困擾，找出其發生的原因再加以去除才能使 EMG 訊號的判定更加精確，一般雜訊來源有以下幾點，而一般典型之雜訊干擾如圖 2.9 所示：

- (1) Crosstalk: 可能由 ECG(心電訊號)或附近肌肉收縮所造成的，離心臟越近、心跳加速、肌肉快速收縮時越加明顯，解決方案為選擇身體右半邊，以訊差模方式或以資料平均以減少影響。
- (2) 電源線、導線傳遞時的輻射干擾: 一般交流電頻率約在 60 Hz 上下，雖可用濾波器濾除但不建議採用，這是由於 EMG 訊號主要分布於低頻約在 500 Hz 之內，而其分布範圍在 50~150 Hz 之間，濾除 60 Hz 之間的雜訊也會同時濾除掉可用的肌電訊號，建議實驗前調整直流準位以及增益來避免錯誤的訊號發生。
- (3) 導線晃動及身體的晃動: 此皆為人為可控制因素，且分佈頻譜範圍極低幾乎與分析肌電訊號無關，可設計 high-pass filter 來解決。
- (4) 移動假影(motion artifact)：起因於電極和皮膚之間的雜訊或人為動作，較難以消除，建議多實驗以平均消除雜訊影響。

去除雜訊之後的肌電訊號在經過六階的 butterworth 帶通濾波器(截止頻率分別為 20 及 400 Hz)後即可進行分析，取樣頻率為 1024 Hz，每依取 200 點進行分析。在進行動作分以及手臂速度分析時，我們主要採用特徵值 IEMG 來做分析，IEMG 能反映肌肉活動大小，是作為強度分析及速度對映重要的指標。

$$IEMG = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |X_k| \quad (2.8)$$

其中  $X_k$  為第 K 各取樣點的 EMG 值，N 為取樣點的數目

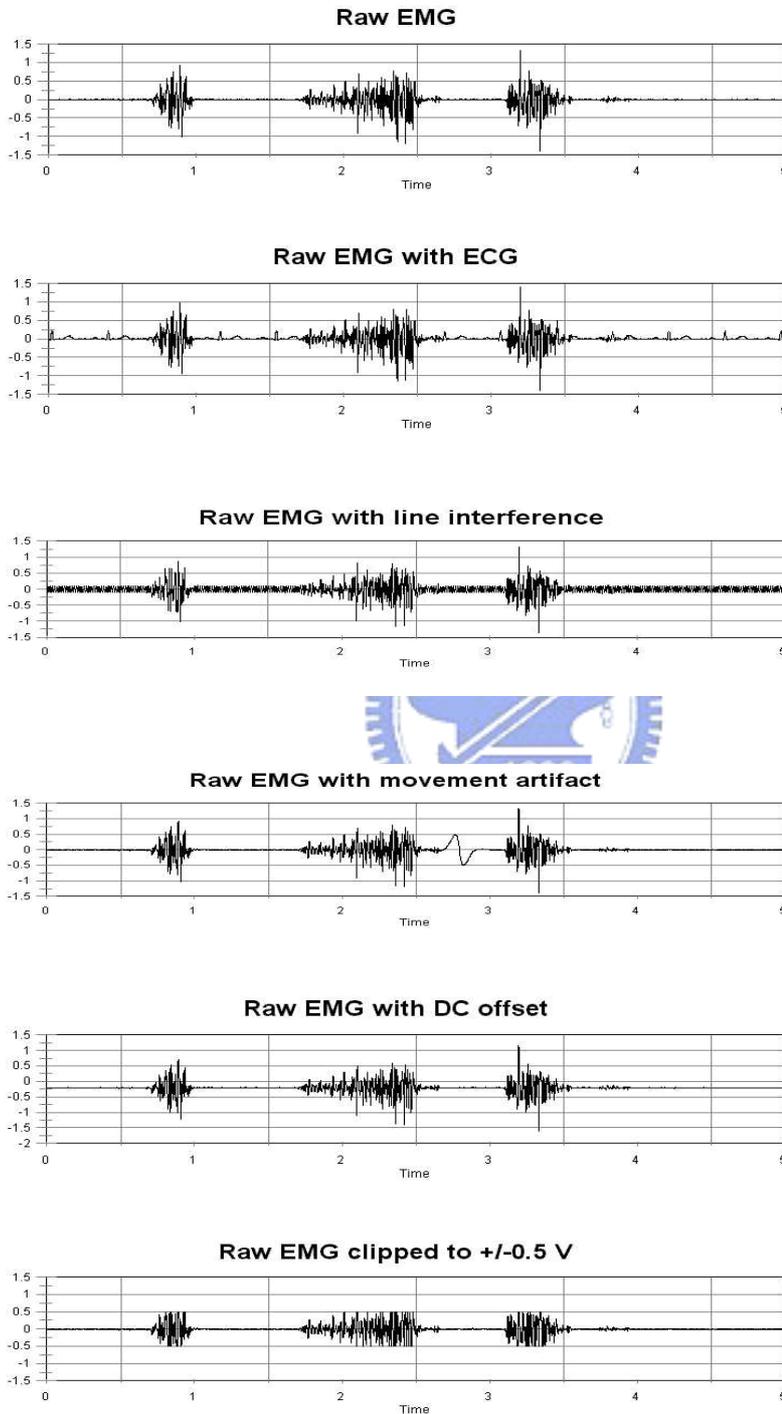


圖 2.9 原始 EMG 訊號與受雜訊之訊號比較圖[19]

## 2.4 速度映射

一般以 EMG 訊號來處理手臂力矩、速度及評估疲勞狀態上，常以頻譜分析以及在時域上對訊號做特徵值擷取來分析，在頻譜上雖可輕易藉由觀察頻譜分布與頻譜的振幅來分析肌肉的動態以及疲勞與否，若要觀察頻譜分佈則要經過傅利葉轉換，過程中必須對全時域做積分，也就是說若以頻譜的方式是無法對機械手臂做即時控制的，因此本系統採用在時域對 EMG 訊號做速度分析、動作分類。

在時域上一般常用的 EMG 訊號的特徵擷取主要有 IEMG、VAR (Variance)、BZC (Bias Zero-Crossing)、WAMP (Willison Amplitude)等，在處理肌肉活動及強度時我們採用 IEMG 來做為分類的指標，IEMG 可以反映出肌肉當時的動態，在判定肌肉的動作上有一定的準確率，不過有一件事無法忽略，IEMG 是對訊號的絕對值作積分，作用時間越長累積的 IEMG 就越大，難以觀察出在單一時刻肌肉的強度與速度，在判定速度上要以肌肉做功的強度而非以肌肉做功的量為考量，因此必須考慮到取樣時間，我們將肌電訊號累積電位除以取樣時間得到單一時刻訊號的振幅來對速度作分析。

以振幅處理來分析手臂速度看似為一條可行之道，但是在實驗過程中，在相似的手臂揮動速度中，由於肌肉的疲勞度、電極擺設的偏差以及個人肌肉強度不同所得到振幅差異性極大，在映射上會造成極大的誤差，因此我們加入以肌肉當時最大負荷(MVC, maximum voluntary contraction)作為分母，其他手臂揮動所產生的振幅當分子，以相對而不以絕對的方法來做速度映射，所謂最大負荷是指肌肉在自由意志之下所能產生最大的力量，因此我們得到的輸入項為由 0 到 1 之值，這樣得到的映射函數即使應用在不同人身上，差異可大幅減低，各種不同自變數作為輸入之差異如表 2.1 所示。

輸入項	優點	缺點
IEMG	能反映出肌肉強度，在動作分類上有一定優勢	由於為積分項，難以應用在處理肌肉即時速度上
magnitude	可即時反應肌肉強度，用來分析手臂動作及手臂速度	由於肌肉當時狀態、疲勞度、個人肌肉強度造成誤差過大
MVC%	將肌肉差異性降到最小適合處理手臂揮動速度	處理速度雖有優勢不過卻難以用來分類手臂的動作

表 2.1 不同輸入項對分析肌肉速度之差異

在得到 MVC%以及手臂揮動速度之後接下來要找出映射函數，在資料處理上常用的方法如表 2.2 所示，在幾經比較之後我們以最小平方回歸法(least square regression)來求出最接近的曲線，所謂最小平方回歸法是指我們可以要求誤差平方的總合為最小，做為決定理想的線性方程式的準則，在觀察輸入與輸出分佈之後我們採用二階最小平方回歸法。

列表法	按一定規律把資料列成表格
作圖法	把實驗資料用自變量和因變量的關係作成曲線，以便反映它們之間的變化規律或函數關係
線性回歸法	使資料誤差平方的總合為最小，做為決定理想的線性方程式的準則
逐差法	分為測量次數偶數或奇數的逐差法，多用在自變量等間隔測量且其測量誤差可略去的情況。

表 2.2 常用資料處理方法

我們採用二階最小平方回歸法來做近似，所以假設映射函數為：

$$y = ax^2 + bx + c \quad (2.10)$$

以電磁球辨識出的速度矩陣為 Y，MVC% 為 x 代入 2.10，可得到 NX3 的矩陣 A，則經過多次取樣之後可得：

$$Y = \begin{bmatrix} v1 \\ v2 \\ v3 \\ \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x1^2 & x1 & 1 \\ x2^2 & x2 & 1 \\ x3^2 & x3 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

而最佳進似解為：

$$\begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (2.12)$$

a,b,c 代入 2.10 式中即可得到手臂速度之映射函數



## 2.5 動作分類

大部分商業上的義肢控制並沒有太多複雜的運動，多半是僅針對單一軸（手、腕或肘）的控制，例如手掌打開、握緊，手肘屈曲、伸直，因而我們的系統僅針對手肘的曲、伸兩個動作做分類，因此在分類器設計部分，選用起始點偵測的方式來完成前臂曲伸的判斷，再根據生理學上的知識以及對 EMG 訊號的觀察，設計出簡單的判斷法則，利用此判斷法則決定機器臂的控制命令，此做法可簡化系統的複雜度並提高工作效率。

在動作分類上我們選取 IEMG 為分析指標，當特徵值高於臨界值則狀態為 ON，而低於臨界值之後，則判定狀態為 OFF，如圖 2.10(a)所示。然而此單一臨

界值的判定會有一個問題產生，當訊號在臨界值附近的上下擾動容易造成不穩定的現象，因此我們參考[27]將起始點偵測修正成雙臨界值的判定，當特徵值高於高臨界則認定狀態為 ON，一直到特徵值低於低臨界之後才判定狀態為 OFF，如圖 2.10(b)所示，此方法利用兩個臨界值來形成緩衝區，以改善不穩定的產生。圖 2.11 與圖 2.12 為前臂持續屈曲所擷取的特徵值，接下來我們將利用圖 2.11 與圖 2.12 來說明兩種方式實際判斷的情況，圖 2.11 的單一臨界值判斷會造成多次的 ON/OFF 切換，實際上狀態應該是持續 ON 的狀態，因此使用單一臨界值容易造成誤判以及系統的不穩定，圖 2.12 所示雙臨界值的判斷方式，不僅可以正確的判斷出 ON/OFF 的狀態，並且不會發生不穩定的問題。

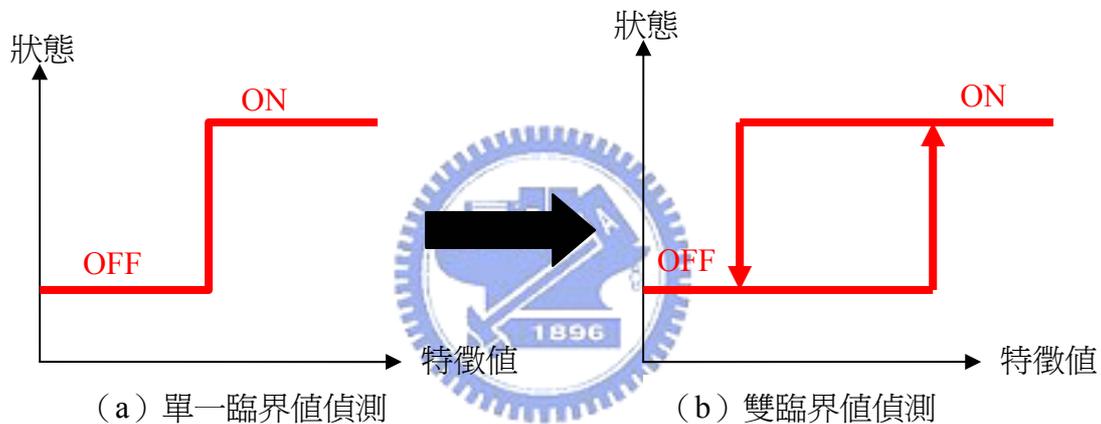


圖 2.10 單一臨界值偵測與史密特觸發器偵測示意圖：(a)單一臨界值偵測，和(b)雙臨界值偵測。

分類器即是依據起始點偵測法則來設計，透過起始點偵測的結果，可以知道肱二頭肌與肱三頭肌上肌肉的活動情形，配合前面針對肌肉與運動之關係的討論，因此可以利用肱三頭肌的偵測結果，大於高臨界值則開始前臂屈曲的動作，小於低臨界則停止動作。同樣的，可以利用肱二頭肌的偵測結果來決定前臂伸展，不過因為肌肉間的相互干擾，使得兩個通道的 EMG 訊號並非完全獨立，也就是當前臂彎曲時不僅僅只有肱三頭肌的 EMG 訊號產生變化，肱二頭肌也會伴隨發生變化，甚至造成兩個肌肉上的通道都產生動作的錯誤情形（屈曲與伸展同時發生），為了解決此問題，在起始點偵測的臨界值選取，必須特別要求以避免

誤判的發生，另外也必須針對錯誤的情形發出警訊，並進一步的修正，最後我們依據兩個通道上的起始點偵測結果，將分類器的輸出分為四種狀態：STOP、UP、DOWN、ERROR，根據這四種狀態來控制機器臂產生相對應的運動，STOP 狀態則機器手臂不動，UP 狀態則機器臂第五軸上舉，DOWN 則機器臂第五軸下放，ERROR 則機器臂不動並根據此警訊進行參數修正，手部運動狀況、起始點偵測結果、分類器的輸出與機器臂的相對運動四種關係如表 2.3 所示，CH1 代表肱二頭肌上的通道，CH2 代表肱三頭肌上的通道，而 J5 代表機器臂第五軸的角度資訊。影響此分類器的性能主要有三個因素：(1) 特徵值的選取，(2) 取樣點的數量，和 (3) 臨界值的選取，為了能夠得到更好的偵測性能，必須選擇一個波形較為平滑的特徵值，平滑的波形可藉由提高取樣點的數目來達成，然而取樣點的數目提高，則代表需要越長的時間區段來獲知目前手臂運動的狀態，因此也同時增加了時間上的延遲，在平滑的波形與取樣點數目之間必需有所取捨，另外對於臨界值的選取上，高臨界值太高，則操作者必須施更多力來啟動機器上舉與下放的動作，不僅容易疲勞，也容易因為施力加大使得肌肉間的 crosstalk 影響變大，因而 ERROR 產生的機會增加，太低的高臨界則即使在放鬆狀態，系統也容易因為雜訊影響而啟動機器臂的動作，低臨界值主要關係著機器臂的停止時機，太高的低臨界值容易造成手臂仍然保持屈曲的狀態時，分類器卻判斷為停止狀態，太低的低臨界則使得機器臂的停止命令過慢，總而言之，臨界值的選取對於系統的響應速度以及穩定性有非常大的影響，因此對於高低臨界必須仔細考量，然而臨界值選取的限制，因為不同個體間的模糊性影響，並沒有固定的範圍，因此必須藉由分析不同個體的特徵值變化來加以手動調整。

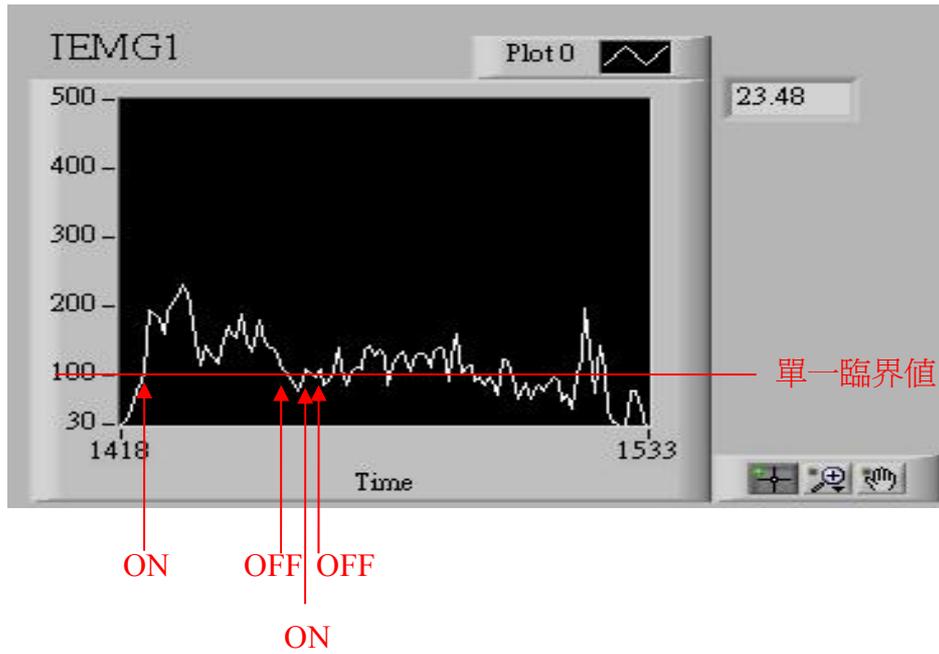


圖 2.11 單一臨界值的起始點偵測示意圖

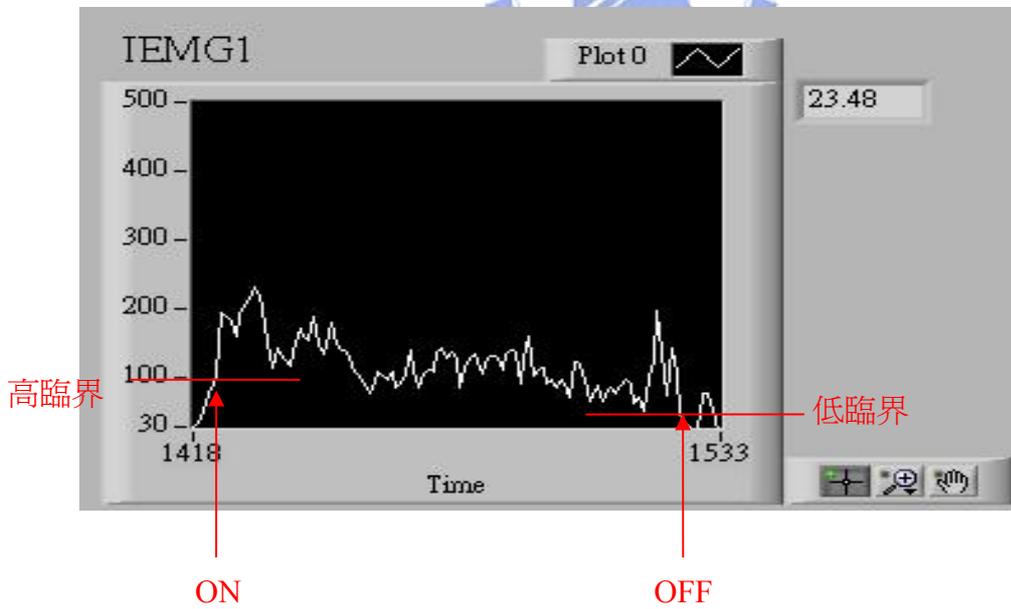


圖 2.12 經過修正後的起始點偵測示意圖

偵測結果 (CH1/CH2)	手部運動	分類器輸出	機器臂 相對運動
OFF/OFF	前臂放鬆	STOP	J5 不動
ON/OFF	前臂屈曲	UP	J5 上舉
OFF/ON	前臂伸展	DOWM	J5 下放
ON/ON	偵測錯誤	ERROR	J5 不動 並修正分類器參數

表 2.3 手部運動狀況、起始點偵測結果、分類器的輸出與機

在分類器判定出手臂動作的當時，機械手臂會以在前面所得到之映射函數所對映出的速度進行曲或伸的動作，若判定為曲，映射函數為由以 ch1 肌電訊號作為輸入所得到的映射函數 1，判定為伸，則映射函數為由以 ch2 肌電訊號作為輸入所得到的映射函數 2，考慮機械手臂封包接受、反應時間，所以機械手臂運行的速度，我們定為從開始到判定出手臂動作的這段時間內，最大的手臂揮動速度作為機械臂的速度。

# 第三章

## 系統實現

在第二章我們已經介紹如何利用 EMG 訊號來對手臂動作辨速及分類，並對此機械手臂系統進行介紹，在第三章我們將介紹所選用的軟、硬體，以及如何架構一套完整的系統，並希望系統在操作上擁有(1)高品質的 EMG 訊號量測，(2)舒適與方便的量測過程，(3)即時的訊號顯示與儲存，(4)人性化的操控介面，(5)彈性的參數調整，(6)即時的資料處理與分析，以及(7)即時的機器臂控制。

我們將系統分為手臂速度辨識及映射、EMG 訊號擷取系統、LabVIEW 所建構的人機介面、以及即時機械臂控制系統等四部份，由電磁球所建構的手臂速度辨識系統配合 EMG 擷取系統得到映射函數，在加上以 EMG 擷取系統取得之訊號所完成的動作分類器將手臂動態呈現在電腦端的人機介面，接著對遠端的機械手臂下控制命令進行即時操控，使機械臂能依使用者意志的強烈產生相對應的速度，並隨著使用者手臂的動作伸與曲，系統架構圖如圖 3.1，使用的軟硬體介紹如下。

### 3.1 手臂空間座標及速度辨識系統

要辨識出手臂的速度是有一定難度的，因為手為一複雜多維系統，就單以手肘而言，曲和伸的同時手臂可能些微往內彎、往外拐或不自覺的左右扭動，造成參考點所傳回位置的變動，使原本單純手臂曲伸的速度向量上也加了內彎外拐或

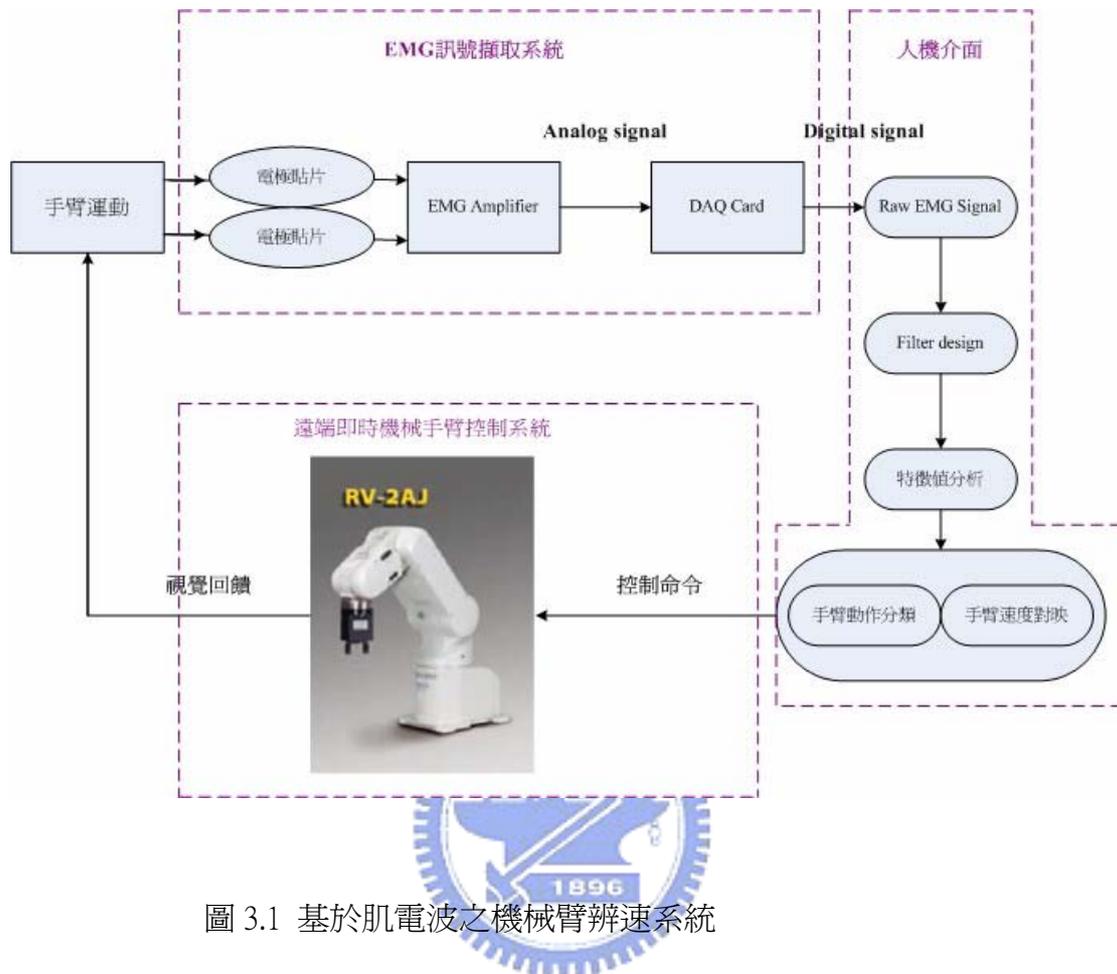


圖 3.1 基於肌電波之機械臂辨速系統

扭動的分量，造成速度上些微差異，此雖不可避免，但在測量時多注意手臂姿勢以及在多次量測後透過資料分析可將其影響降至最低。

對於手臂在空間移動時的位置我們使用由POLHEMUNS公司所研發的 3-D tracker system，包含兩個主要部份：3D FASTRAK system(如圖 3.2 所示)以及 Polhemus Long Ranger system，如圖 3.3 所示，3D FASTRAK system是一種使用在非金屬物體上的快速動作捕捉器，取樣頻率最快可達每秒 120 次，適用於頭部追蹤、手部追蹤、儀器追蹤、生化機械分析、圖像及游標控制、機械臂動作捕捉、數字化與指引等方面的使用。3D FASTRAK system不但能準確地計算接收在空間中移動的位置跟方位，測量時也能自動修正訊號延遲的問題，並將所有留有數據資料以便之後的手臂動作追蹤速度辨識。



圖 3.2 3D FASTRAK system



圖 3.3 Polhemus Long Ranger system

3D FASTRAK system 分爲 SEU、transmitter receiver、power supply 四部份，SEU 爲系統的主要部份，由 SENSOR 感應回傳的數據資料皆在此做分析，最多可支援四個 position sensor，並可透過 RS232 或 USB 接頭與近端主機進行連結，並以 RS323 連結 Polhemus Long Ranger system；SEU 可以透過 I/O Switch，調整資料傳送格式、baud rate 等等，如圖 3.4 及表 3.1 所示。

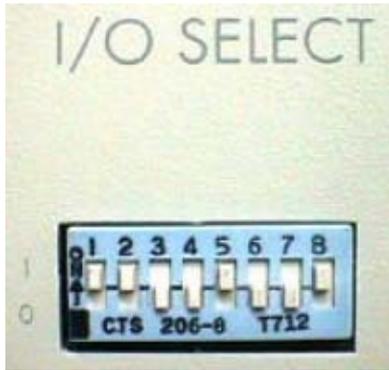


圖 3.4 SEU I/O SELECT

Switch position	Function	Baud rate	I/O switch		
			1	2	3
1	Baud rate select	1200	0	0	0
2	Baud rate select	2400	1	0	0
3	Baud rate select	4800	0	1	0
4	Hardware handshake select	9600	1	1	0
5	Character width: "0"爲 7bits "1"爲 8bits	19200	0	0	1
6	Parity select	38400	1	0	1
7	Parity select	57600	0	1	1
8	I/O select: "0"爲 USB "1"爲 RS-232	115200	1	1	1
Parity	6	7			
none	0	0			
odd	1	0			
even	0	1			
Not used	1	1			

表 3.1 I/O switch position 代表意義

SEU，如圖 3.5 所示，可透過 receiver-position sensor 得到手臂在空間中的動態，其有 6 個自由度，能測量出 X.Y.Z 座標、方位角、高度、旋度等資訊，最多支援 sensor 數為四個，可依實驗的需要使用者可以自由調整，而依 sensor 的多寡系統所支援最大的更新頻率也不盡相同，如表 3.2 所示，本論文利用兩向量在空間中的變化以求得手臂速度，兩向量最少需要三個參考點，因此採用三個 position sensor。



圖 3.5 Position sensor 外觀

One receiver:	120 updates/seconds
Two receivers:	60 updates/seconds
Three receivers:	40 updates/seconds
Four receivers:	30 updates/seconds

表 3.2 receiver 與更新頻率之關係

Polhemus Long Ranger system 為 transmitter 端，它的主要功能是增大 3D FASTRAK system 偵測範圍，支援任何由 Polhemus 出產的 3D tracker system，透過 RS-232 與 SEU 做連接，球型的外表以壓克力(acrylic)所構成，堅硬、耐摔且材質輕，使其可以用懸掛的方式也可放置在腳架上作測量，在內部有三組互相垂直線圈，藉此產生強大的電磁場增加 SEU 的偵測範圍也可將低雜訊干擾，SEU 與 Long Ranger system 規格如表 3.3 所示。

Position Coverage	The system will provide the specified performance when the receivers are within 30 inches of the transmitter. Operation over a range of up to 10 feet is possible with slightly reduced performance.
-------------------	--

Latency	4 milliseconds.
Update Rate	120 updates/seconds divided by the number of receivers.
Interface	RS-232 with selectable baud rates up to 115.2K baud (optional RS-422).
Static Accuracy	0.03" RMS for the X, Y, or Z position;0.15 degrees RMS for receiver = orientation.
Resolution	0.0002 inches per inch of transmitter and receiver separation;0.025 degrees orientation.
Range	Up to 10 feet with standard transmitter.Up to 30 feet with LONG RANGER transmitter.
Multiple Systems	Multiple systems can be frequency multiplexed with no change in update rate.
CRT Interference Rejection	Provided by means of an external cable sensor.
Angular Coverage	The receivers are all-attitude.
Operating Environment	Large metallic objects, such as desks or cabinets, located near the transmitter or receiver, may adversely affect the performance of the system.
Physical Characteristics	
SEU	11.0" L x 11.4" W x 3.6" H
Power Supply	7.0" L x 3.7Y W x 2.2Y H
Transmitter	2.3" L x 2.2" W x 2.2" H
Receiver	0.9" L x 1.1" W x 0.6" H
Power Requirements	25 W, 90-250 VAC, 38-65 Hz
Regulations	Meets FCC, CSA, UL, and CE Requirements.

表 3.3 SEU 與 Long Ranger system 規格

經由 3D FASTRAK system 系統偵測後，我們將資料利用 labview 作手動態模擬，其介面如圖 3.6 所示。利用 labview 作手部動態模擬之後，一般典型之手部角速度軌跡圖如圖 3.7 所示，典型之手部角加速度軌跡圖則如圖 3.8 所示：

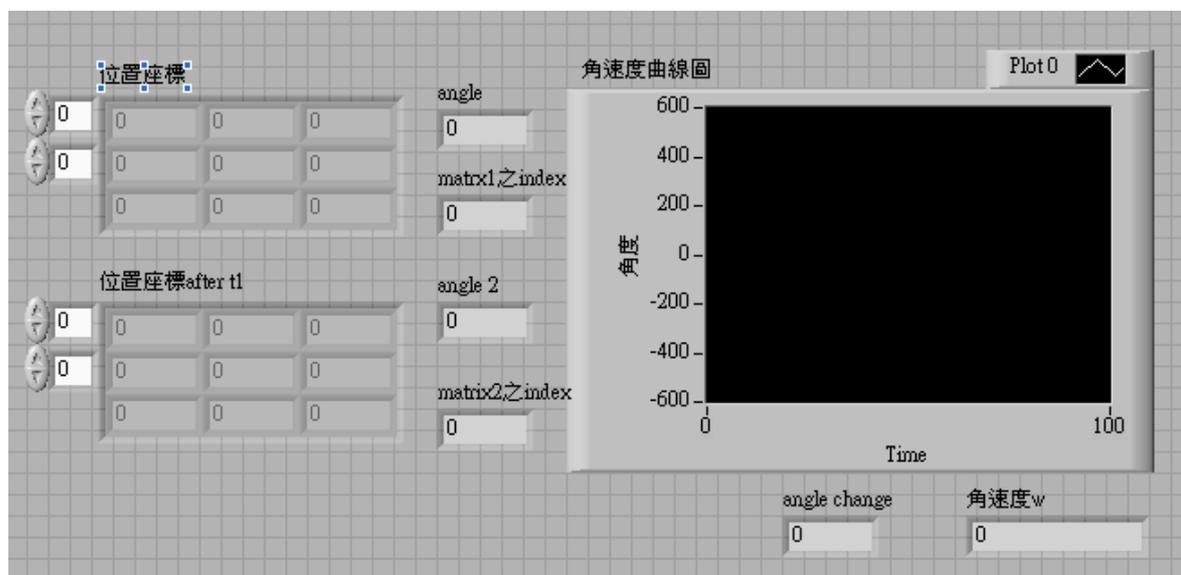


圖 3.6 手臂速度辨識系統介面

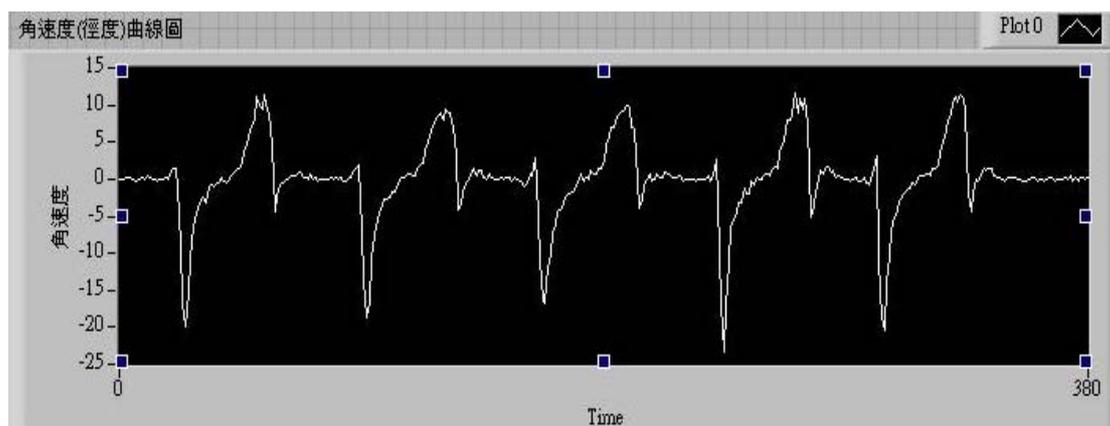


圖 3.7 手臂角速度曲線圖

由圖 3.7 我們可以對手臂的動態做分析，在角速度為負的狀態，手臂的動作為曲，手臂由初始放直到曲起來的期間，手臂間的夾角逐漸增小因此判讀出來的角速度為負，角速度由零到最大負的峰值再回到零，在波峰時手軸約呈 45 度的狀態，角速度為零的狀態分別為手臂放直及手軸曲到最深的時刻，而在角速度大於零之後手臂則執行伸的動作，由於手部由曲到伸直手臂之間的角度逐漸增大，因此判讀出來的角速度為正，在正波峰時手軸約呈 135 度的狀態，而角速度為零的狀態分別為手臂放直及手軸曲到最深的時候發生，而波峰的深淺與手臂的速度息息相關，當手臂使力揮動，波峯值就越高，同理，手臂揮動越慢波峯值就越低，在圖 3.7 中可得知此次實驗手臂曲、伸各五次。

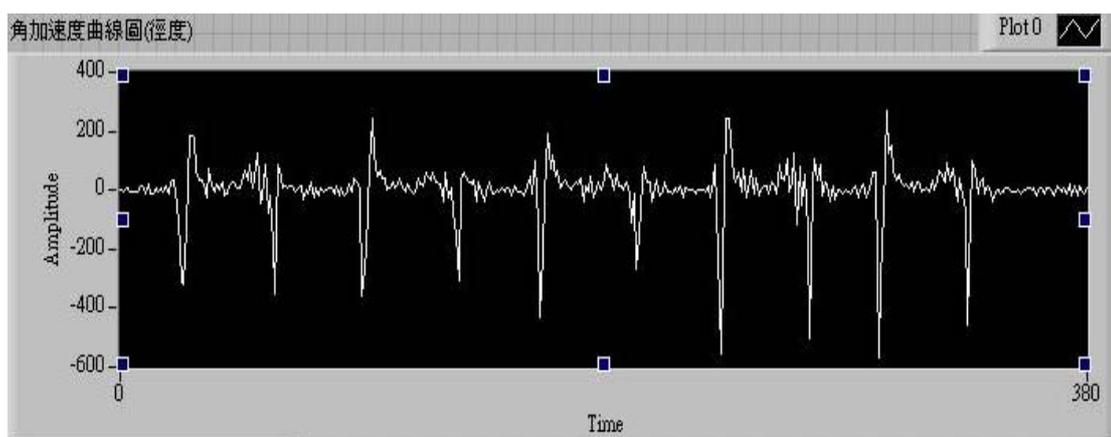


圖 3.8 手臂角加速度曲線圖

圖 3.8 為手臂在作曲與伸時角加速度曲線圖，由圖中可發現無論手臂的動態是伸或者是曲其角加速度負波峰深度極深，正值部分波峰較低，這是由於在角速度最快的時候其角加速度為接近零，在手臂往上曲的狀態中，速度最快(手軸約呈 45 度)到速度為零(角度約為 20~30 度左右，依個人肌肉強度及手臂粗細有所不同)的這段時間角加速度為負，不過時間極短，在這極短的時間手臂速度必須由最快到零因此造角加速度負波峰極深，另一段為負的地方為手臂在進行伸的時候

發生，在進行伸的時候手臂由速度最快(手軸約呈 135 度)到速度為零(手軸角度約為 180 度左右，依個人而有所不同)，時間也極短，在這段時間手臂一樣要從最快降至零，因此造成角加速度極深的峰值，在此兩段時間之外角加速度皆為正值，不過時間較長許多，因此其波型較為和緩、斜率變化不且大波峰也不像負值那麼的多。由於曲和伸都有一加速度變化周期，因此由圖可知有十次動作，其中五次為伸五次為曲，不過較難判定曲和伸動作的先後。圖 3.8~3.19 為手臂在不同速度下之圖形。圖 3.9 手臂速度較慢，所以角速度變化幅度較為和緩，峰值也較低，在加速度方面也是，雖然在加速度為負的時候，變化還是較激烈，不過由於走同樣角之時間拉長造成峰值降低。

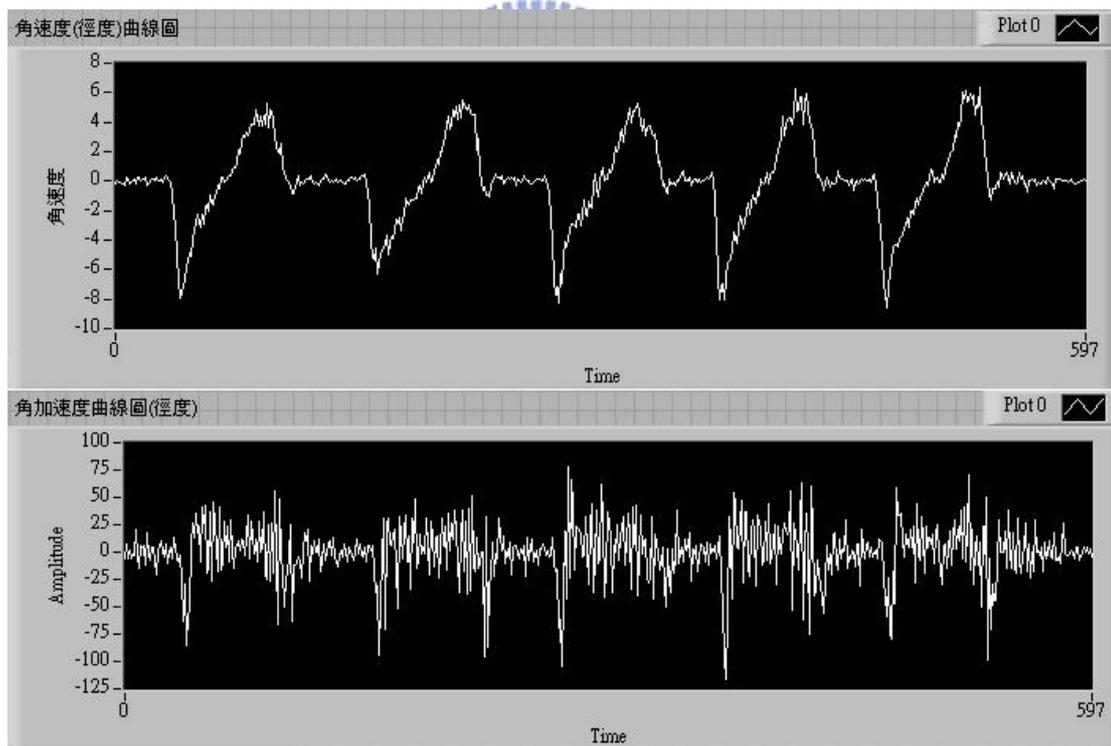


圖 3.9 手臂速度慢之速度加速度曲線圖(對動作曲做分析)

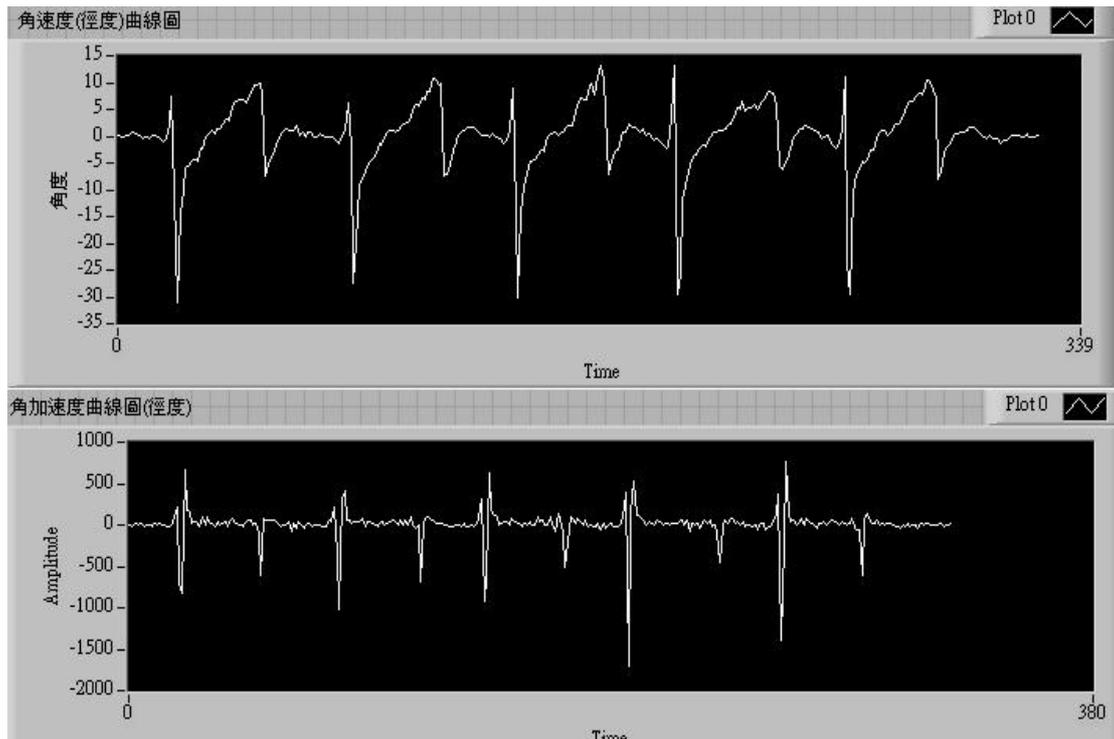


圖 3.10 手臂速度快之速度加速度曲線圖(對動作曲做分析)

圖 3.10 中手臂速度較快，所以角速度變化幅度較為劇烈，峰值也較深許多，在加速度方面也是，在加速度為負的時候，變化劇烈許多，峰值也變深，此圖主要以手臂的動作曲作為觀察對象，因此可明顯看出波峰較深的五個為曲，較淺的五個則為伸。

## 3.2 EMG 訊號擷取系統

生理訊號擷取系統通常包含了電極、生理訊號放大器、紀錄器以及搭配的應用軟體，電極主要用以從肌肉表面收集 EMG 訊號，兩電極之間的電位差作為訊號，藉由放大器將 EMG 訊號依實驗的需要放大，使有用的生理訊號能從雜訊中凸顯出來，利用紀錄器用以暫存這些資料，並將原本的類比訊號轉換為數位訊號

以等待電腦端接收，搭配的分析軟體通常只有簡單的資料顯示、儲存與簡單的分析功能，無法應用在實驗上，因此我們更希望能另行尋找其他的分析工具，希望其能利用分析的結果來即時操控外部裝置，因此我們需要一套可以分析放大器所擷取訊號、能夠編譯出控制命令以操控遠端機械手臂及建構出清楚易懂之人機界面的軟體，所以建構的 EMG 訊號擷取系統包含以下幾個元件，(1) 電極與放大器，(2) 資料擷取 (Data Acquisition ,DAQ) 卡，以及 (3) 可程式化軟體。

### 3.2.1 電極與放大器

EMG 訊號一般只有幾 mv 之大小，加上量測時常有雜訊干擾，因此取得高品質的訊號，是 EMG 訊號擷取系統的第一目標。常使的電極有兩種：表面電極 (surface electrode) 以及針式電極 (needle electrode)，如圖 3.10 所示，表面肌電圖訊號其缺點為無法量測深層的肌肉，且訊號容易受到電極和皮膚間阻抗的影響，以及容易受到外界雜訊干擾 (溼度、溫度、皮膚狀況等等)，因此在使用表面電極前要盡量排除上述狀況，例如擦拭皮膚、去角質等等。使用針式電極，直接插入所要量測的肌肉進行量測，可直接得到清晰的訊號且來自外部雜訊極少，但是缺點則為有細菌感染的疑慮，且插入時會造成受測者痛楚，在安全舒適的考量下我們採用表面電極。



(a)表面電極



(b)針式電極

圖 3.11 (a)表面電極(surface electrode)以及(b)針式電極(needle electrode)

以表面電極來收集 EMG 訊號時常會受到外部雜訊的干擾，在只有幾毫伏之 EMG 訊號前面任何雜訊都相當巨大，因此量測 EMG 訊號通常會設計前置放大器，以得到受雜訊影響最小的 EMG 訊號，為了得到失真度最小的訊號，以確保訊號的正確性，使用差動放大器為一不錯的方法，採用的差動放大器的規格有幾個重要的考量，最主要的為差動放大方式與高輸入阻抗。差動放大器主要為了消除一些外部雜訊及電源線的輻射干擾，一般 EMG 訊號的前置放大器通常採用差動放大的設計技巧，如圖 3.12 所示，共模部分（如背景雜訊）會經過放大器正負極相減而消除，EMG 訊號（ $m_1, m_2$ ）則被放大，評估差動放大器能力的值為共模排斥比（CMRR），一般而言 EMG 的放大器必須大於 80 dB（ $S/N=10000$ ）。乾燥的皮膚與偵測表面間的阻抗約為幾千歐姆到幾百萬歐姆，為了避免輸入負載造成的訊號衰減與失真，在量測之前必須對皮膚做一些前處理（如去角質），以降低皮膚與電極之間的阻抗，因此放大器的輸入阻抗的設計應該盡可能的越大越好，量測 EMG 訊號的放大器必須大於  $10\text{ M}\Omega$ ，當放大器的輸入阻抗大於  $10\text{ G}\Omega$  時，則不需要對皮膚作前處理。綜合上述討論，因此我們使用了美商 iWorx 公司的 ETH-256 two channel combination bridge ECG/EMG/EEG 生理訊號放大器。

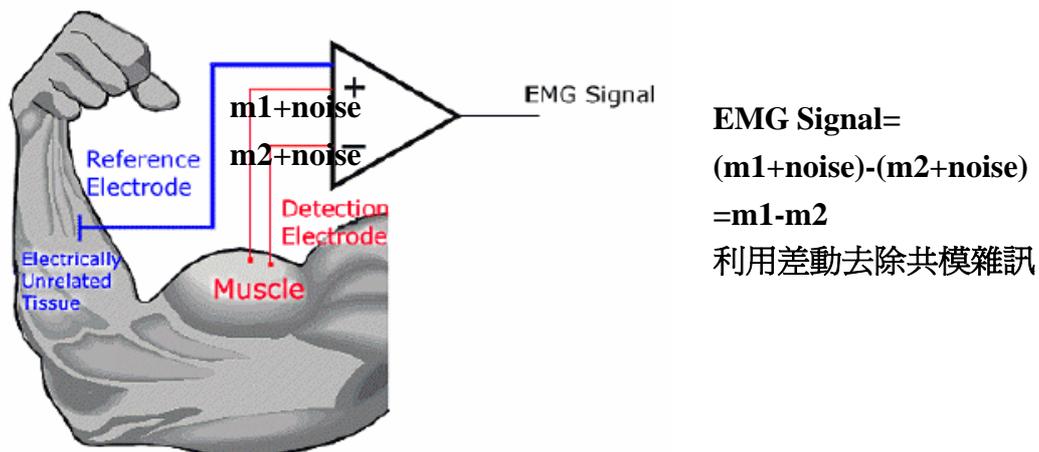


圖 3.12 差動放大器之設計原理[4]

ETH-256 是高的生理訊號放大器，高阻抗高共模排斥比為其特色，讓我們量測

到高品質的 EMG 訊號，每台 ETH-256 擁有兩頻道，每各頻道可提供 $\pm 5$  V 的端電壓以及 50 mA 之電流，也可以實驗需要調整增益，另外也可調整高通低通濾波器的截止頻率。此外一般在量測 EMG 訊號之前，通常需要去除皮膚表面雜質以降低皮膚與電極之間的阻抗，並且需要在電極上塗電極膠以增加導電性，這樣的前處理動作不僅耗費時間，實驗後受測者更要做清洗，ETH-256 的輸入阻抗高達 10 G $\Omega$ ，因此可以省卻去除皮膚表面雜質的步驟，因此在方便舒適的使用原則上的確符合我們要求，另外表面式電極我們採用由 kendall 公司所研發的電極:kendall meditrace200 series，導線則選用 iwox C-ISO 255 系列，有 3-Lead Isolated POD Cable，而電極與放大器外觀如圖 3.13。



(a)ETH-256 生理訊號放大器 (b)電極貼片

圖 3.13 (a)ETH-256 生理訊號放大器與(b)電極貼片外觀圖

ETH-256 two channel combination bridge ECG/EMG/EEG Amplifier	
Number of channel	2
Operation Modes	Bridge/Biopotential ( ECG,EMG,EEG )
Gain	$\times 1, \times 5, \times 10, \times 100, \times 500, \times 1 \text{ k}, \times 5 \text{ k}$
Filters	High Pass ( Hz ) : DC, 0.03, 0.3, 3 Low Pass ( Hz ) : 5.0, 50, 150, 2 k, 10 k
Input impedance	10 G $\Omega$
Output impedance	10 0 $\Omega$
Input Connector	DIN 8 or BNC
Output Connector	BNC
Offset Range	-5 ~ +5 V
CMR	100 db @ 60 Hz

表 3.4 ETH-256 規格

### 3.2.2 資料擷取卡

EMG 訊號為類比訊號，訊號必須轉換成爲數位訊號才可顯示儲存在電腦中以做下一步分析，而資料擷取卡即有這種功能，利用資料擷取卡將生理訊號轉成數位訊號後，才可利用軟體來做分析速度、動作、頻譜等等，而用來做訊號分析重要的考量有通道數、取樣頻率、解析度及資料處理的準確率等，就通道數而言對一條肌肉作測量機需要一個通道，單以手臂的曲與伸就需要兩個通道，但日後必定朝向多軸的分析控制，因此資料擷取卡支援的通道數必須夠使用，取樣頻率的多寡決定訊號的品質及正確性，過低訊號失真，造成分析錯誤率提升，但是過高，資料過多，運算繁雜，造成系統巨大的負擔以及增加時間的延遲，根據奈奎斯特取樣定理，取樣頻必須要爲訊號頻率兩倍以上，EMG 訊號主要分布在低頻帶約在 20~500 Hz 之間，因此取樣頻率就要大於 1 K 以上，解析度的優劣也決定了分析的準確率，根據上述條件於是我們選取了由 ADlink 公司所生產的 DAQ-2213，如表 3.5 所示，支援 16 單通道(8 差動通道)且取樣頻率可達 250 K 爲主因，低消耗功率、隨插即用也是考量，我們也利用轉接器 DIN-68S Termination Board，如圖 3.14 所示，來解決 ETH-256 與 DAQ-2213 接腳不相容的問題，DIN-68S，PINS 如圖 3.15 所示，可支援 34 組差模輸入，在轉接時必需注意正負端相對位置。



圖 3.14 DIN-68S Termination Board

DAQ-2213	
Resolution	16 bits, no missing codes
Number of channels	16 single-ended or 8 differential (software selectable per channel)
Channel gain queue size	512
Maximum sampling rate	250 kS/s
Programmable gain	1, 2, 4, 8
Bipolar input ranges	$\pm 10$ V, $\pm 5$ V, $\pm 2.5$ V, $\pm 1.25$ V
Unipolar input ranges	0-10 V, 0-5 V, 0-2.5 V, 0-1.25 V
Offset error	$\pm 1$ mV
Gain error	$\pm 0.01\%$ of FSR
Input coupling	DC
Overvoltage protection	Power on: Continuous $\pm 30$ V, Power off: Continuous $\pm 15$ V
Input impedance	1 G $\Omega$ /100 pF
CMRR (gain = 1)	83 dB
Settling time	4 $\mu$ s to 0.01% error
-3dB small signal bandwidth (gain = 1)	760 kHz
Trigger sources	Software, external digital/analog trigger, SSI bus
Trigger modes	Pre-trigger, post-trigger, middle-trigger, delay-trigger, and repeated trigger
FIFO buffer size	1 k samples
Data transfers	Polling, scatter-gather DMA

表 3.5 DAQ-2213 規格表

**Pin Assignment**

ISO5V	1	35	ISOGND
DI0	2	36	DI1
DI2	3	37	DI3
DI4	4	38	DI5
DI6	5	39	DI7
DICOM2	6	40	DICOM1
DI8	7	41	DI9
DI10	8	42	DI11
DI12	9	43	DI13
DI14	10	44	DI15
NC0	11	45	NC8
COM0	12	46	COM8
NO0	13	47	NO8
NC1	14	48	NC9
COM1	15	49	COM9
NO1	16	50	NO9
NC2	17	51	NC10
COM2	18	52	COM10
NO2	19	53	NO10
NC3	20	54	NC11
COM3	21	55	COM11
NO3	22	56	NO11
NC4	23	57	NC12
COM4	24	58	COM12
NO4	25	59	NO12
NC5	26	60	NC13
COM5	27	61	COM13
NO5	28	62	NO13
NC6	29	63	NC14
COM6	30	64	COM14
NO6	31	65	NO14
NC7	32	66	NC15
COM7	33	67	COM15
NO7	34	68	NO15

實驗第一個通道使用接腳 1 跟 35，通道二則使用接腳 2 跟 36，其中(1.2)及(35.36)正負端要相同

圖 3.15 DIN 68S 接腳設定圖

### 3.2.3 可程式化軟體

在選擇可程式化軟體來建立人機介面上，我們採用由 National instrument 公司所發展的 LabVIEW，LabVIEW 是 Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench 的縮寫，它擁有強大的功能且其為適用性極高的儀器控制與分析軟體，它與傳統的程式語言不同的是，其設計作業還為較為容易使用的圖形化程式語言（Graphic Language，簡稱 G 語言），它用圖示的方式來取代文字程式的撰寫，且利用資料流的觀念來呈現程式執行的順序，LabVIEW 除了利用簡單的圖示來設計之外，它擁有的內建函數可完成大部分的程式設計，因此不必像傳統的設計軟體使用一些不易瞭解及使用的技術，例如指標、記憶體、堆疊等等，另外它還有

一些專為硬體寫的程式庫，像是資料擷取 (DAQ)、整合串並列通訊介面 (如 GPIB、VXI、PXI、RS-232、RS-485 等等)、資料儲存、網路連結、資料共享等應用，藉由 LabVIEW 我們可將 DAQ 卡轉換之後的 EMG 訊號做分析辨識，建立一個清楚易操作的人機介面，並利用其網路連結功能對遠端的機械手臂執行動作操控，在速度辨識上，LabVIEW 可呼叫經由 fastRAK 系統所擷取的位置座標資料作轉換，將其轉為角速度曲線圖對 DAQ 卡所擷取的訊號作對映，進而推導出映射函數，完整系統架構圖如圖 3.16 所示，圖 3.16 所示之映射函數(紅色框起部分)須於事前學習。

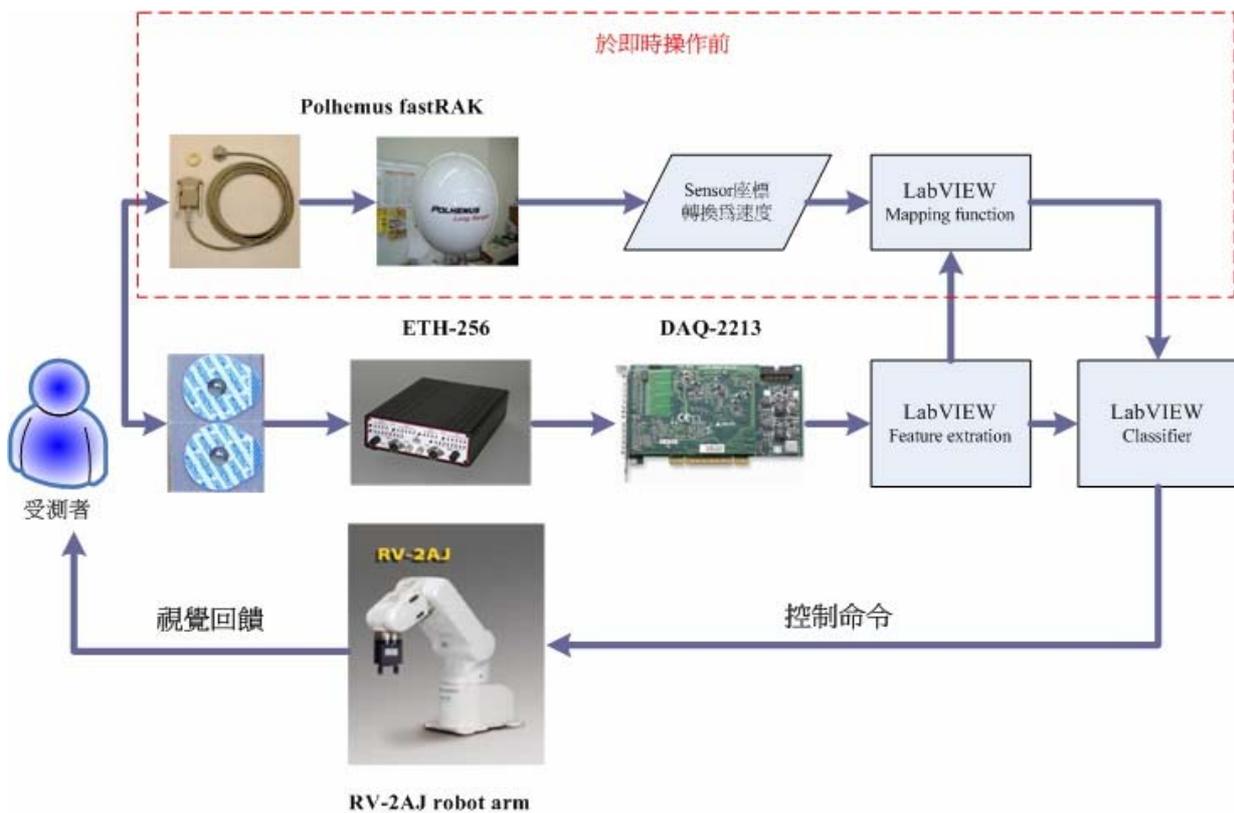


圖 3.16 完整系統架構圖

### 3.3 機械手臂系統

EMG 訊號經由資料讀取卡轉成數位訊號，再藉由 LabVIEW 完成分類器設計之後，接下來則要對遠端機械手臂下達控制命令，我們採用的機器手臂是 Mitsubishi RV-2A 五軸機械臂，外觀如圖 3.17，其規格如表 3.6（搭配 CR1-571 控制器），我們可以利用 teaching box 對其做操控，也可利用電腦端下達外部程式對其進行操控，即為開啓外部通訊之意，透過網傳送到控制器端，CR1-571 控制器可接受由 VB 或 VC++ 所寫成的控制命令，在此我們採用 VC++ 做為我們的語言，在由電腦端下達控制命令後，手臂動態手臂的速度的資料封包傳送到 CR1-571 中，CR1-571 再對 RV-2A 下控制，同時 CR1-571 回傳機械手臂的動態封包至電腦端。在電腦端我們可利用 VB 或 VC++ 等建立自己的應用程式，對控制器下達命令，而控制器則利用機械語言“MXT”此指令開啓即時外部通訊之控制，在 MXT 命令執行期間，我們便可利用電腦端所建立的應用程式來傳送控制命令並接收相關的資料。程式的結束可由電腦端下達停止命令來結束 MXT 命令，斷開通訊閘道，結束程式的執行。圖 3.18 說明控制器與電腦端指令周期之關係，CR1-571 控制器指令週期為七毫秒，將會讀取離自己時脈週期最近之電腦端指令。



圖 3.17 RV-2A 五軸機械臂外觀圖

Degrees of freedom		6
Maximum load capacity (rating)		2 Kg
Maximum reach radius		621 mm
Working area	J1	320° (-160 to +160)
	J2	180° (-45 to +135)
	J3	120° (+50 to +170)
	J4	320° (-160 to +160)
	J5	240° (-120 to +120)
	J6	400° (-200 to +200)
Maximum speed(degree/s)	J1	150
	J2	150
	J3	180
	J4	240
	J5	180
	J6	330
Repeat position accuracy		±0.04mm

表 3.6 RV-2A 機器臂規格



Motion movement cycle = 7.1ms

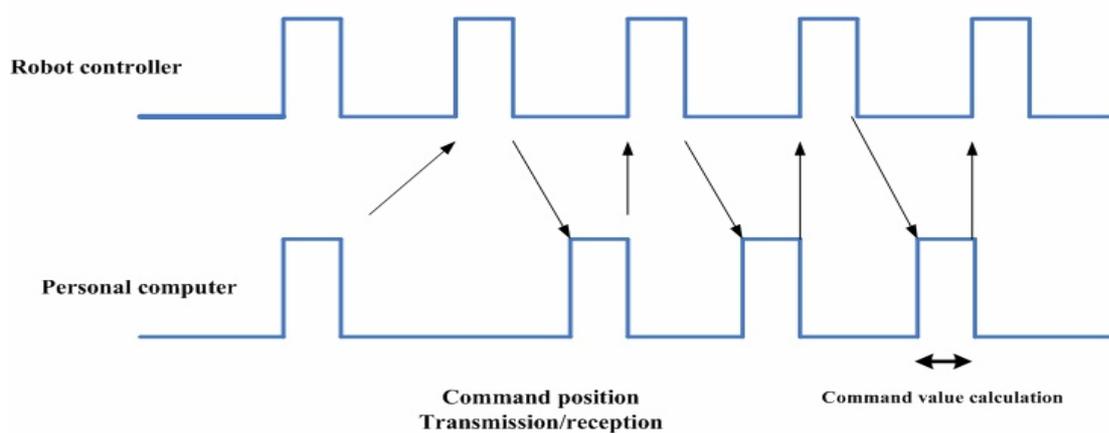


圖 3.18 控制器與電腦端 clock 相對應圖

控制器所專用的語言有 MOVEMASTER 和 MELFA-BASICIV 這兩種，兩種寫法格式都不盡相同，在此我們採用 MOVEMASTER，當 MXT 指令執行之後，

控制器將會透過網路接收控制命令來移動機器手臂，控制命令周期約為 7.1 ms，接收到控制命令的同時，目前的位置資料也會從控制器傳送到電腦端，若是沒有接收到控制命令，機器臂則會保持目前的位置，通訊的終止可由電腦端下達停止命令來結束 MXT 命令，或是由控制器面板的按鈕來終止命令。MXT 的命令格式與描述如下：

### **MXT<Communication destination No.>, <Reply position data type>**

指令 Communication destination No.這部份是以 MXTCOM1~MXTCOM3 來描述通訊終點的 ip 位置，ip 位置則要事先設定，一般 MXTCOM1 設定為個人電腦端的 IP，由於我們只以一台電腦下命令，因此 MXTCOM2~3 我們未使，位置設定與 MXTCOM1 相同，Reply position data type 則是電腦端傳送給控制器資料之格式，0 為 XYZ 座標系資料，1 為軸座標(joint angle)資料，2 則為動作脈衝(motion impulse)之座標格式。

若以機械臂對特定軸做動作控制時程式範例如下：(MXTCOM1 為電腦端之 IP)

- 10 MXT1,2**      對電腦端開啓通訊 資料型態為 2，10~40 為執行的先後
- 20 GO**            對夾爪那軸下達”夾爪打開”
- 30 MXT1,2**      對電腦端開啓通訊 資料型態為 2
- 40 GC**            對夾爪那軸下達”夾爪關閉”

若以機械臂對空間中特定位置作移動時則程式範例如下：

- 10 MO 1**          移到位置 1
- 20 MXT1,1**      對電腦端開啓通訊 資料型態為 1(位置座標)
- 30 MO 2**          移到” 位置” 2
- 40 HLT**            中止程式

上述兩例分別依實驗需要可選擇各軸做控制還是對位置做控制，而外部通訊過程中電腦端與控制器端流程圖則如圖 3.19 所示。

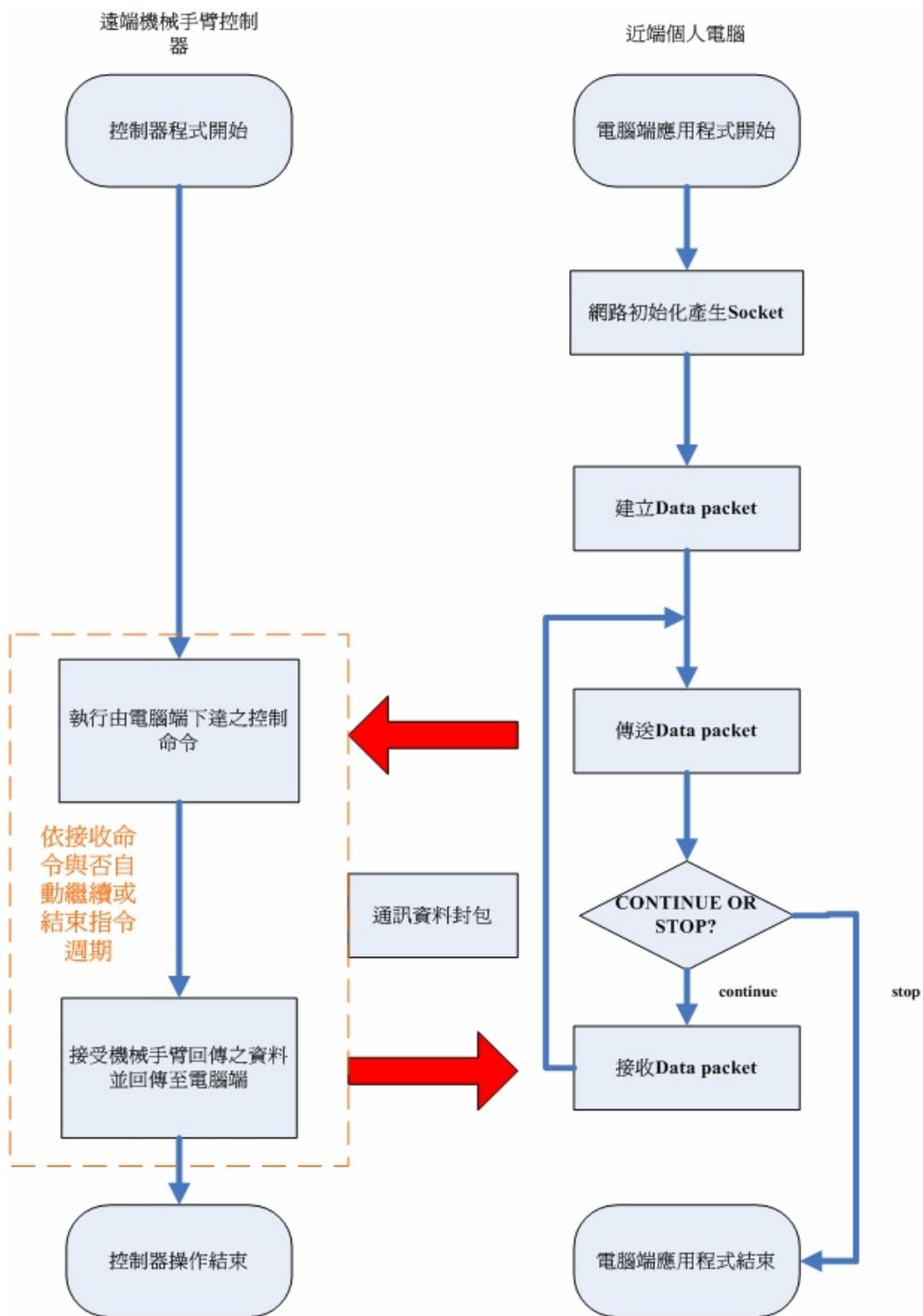


圖 3.19 外部通訊功能電腦端與控制器端通訊流程圖

### 3.4 人機介面

爲了使操作者能清楚觀察肌電訊號狀態，輕易操作藉由經特徵擷取分析後，設計出分類器並對機械臂下命令，建構出一套外表簡易、實用、易於調整的人機介面是很重要的，人機介面的建構我們以 LabVIEW 建構此人機介面，介面能輕易觀察 EMG 訊號及其各特徵值在每一時刻的變化以及分類器所判別出來的肌肉狀態，也可觀察到映射函數轉化而得的手臂速度，利用 LabVIEW 呼叫外部程式的功能，即可對機械手臂進行即時速度變化的控制，另外我們也加上頻譜分析，雖然在頻譜上無法對手臂進行即時控制，但在此介面我們也可對手臂的快慢、施力大小、肌肉疲勞進行分析，讓我們能對肌電訊號做完整評估，接下來將分別介紹以 labVIEW 建構之人機介面。

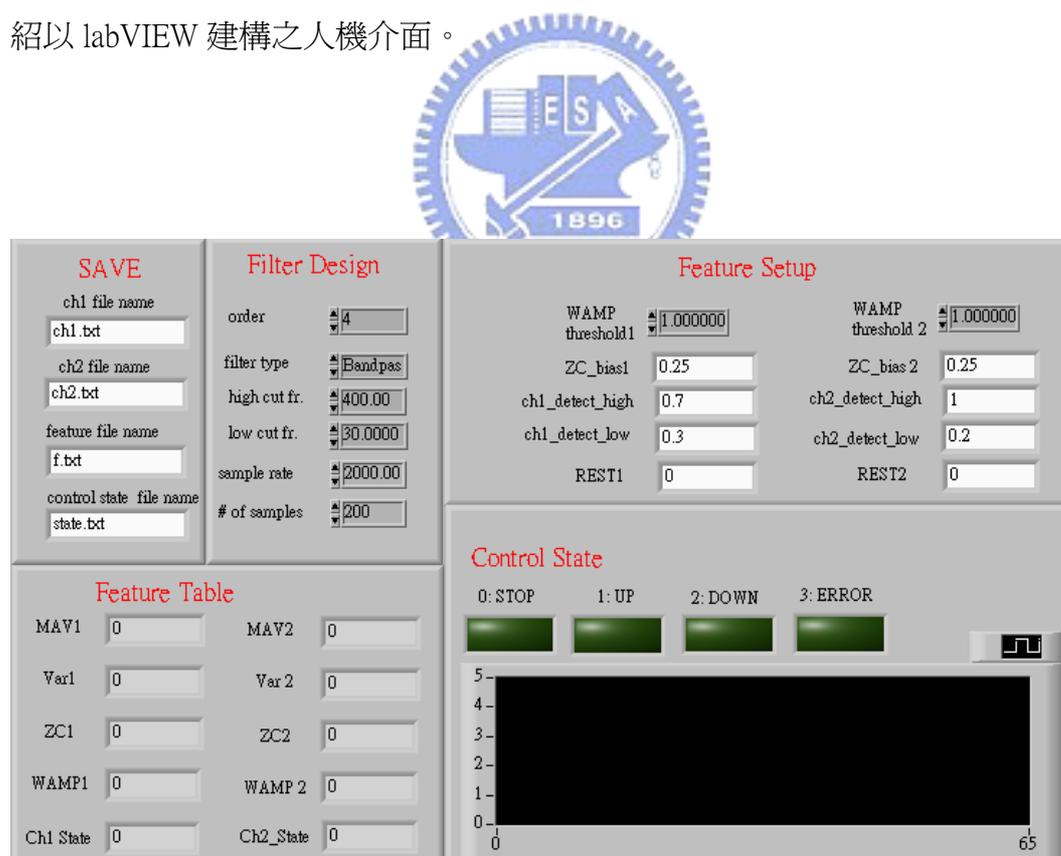


圖 3.20 人機介面前置面板

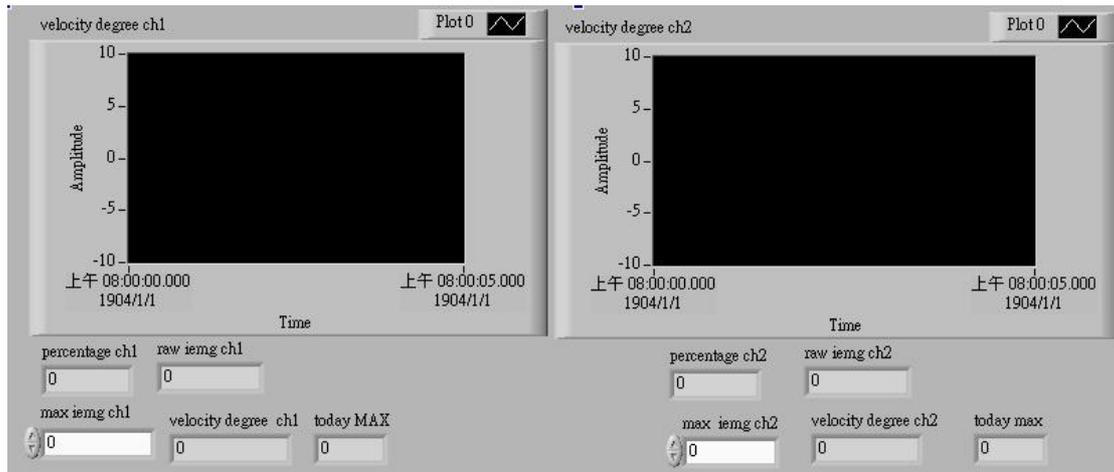


圖 3.21 速度辨識面板

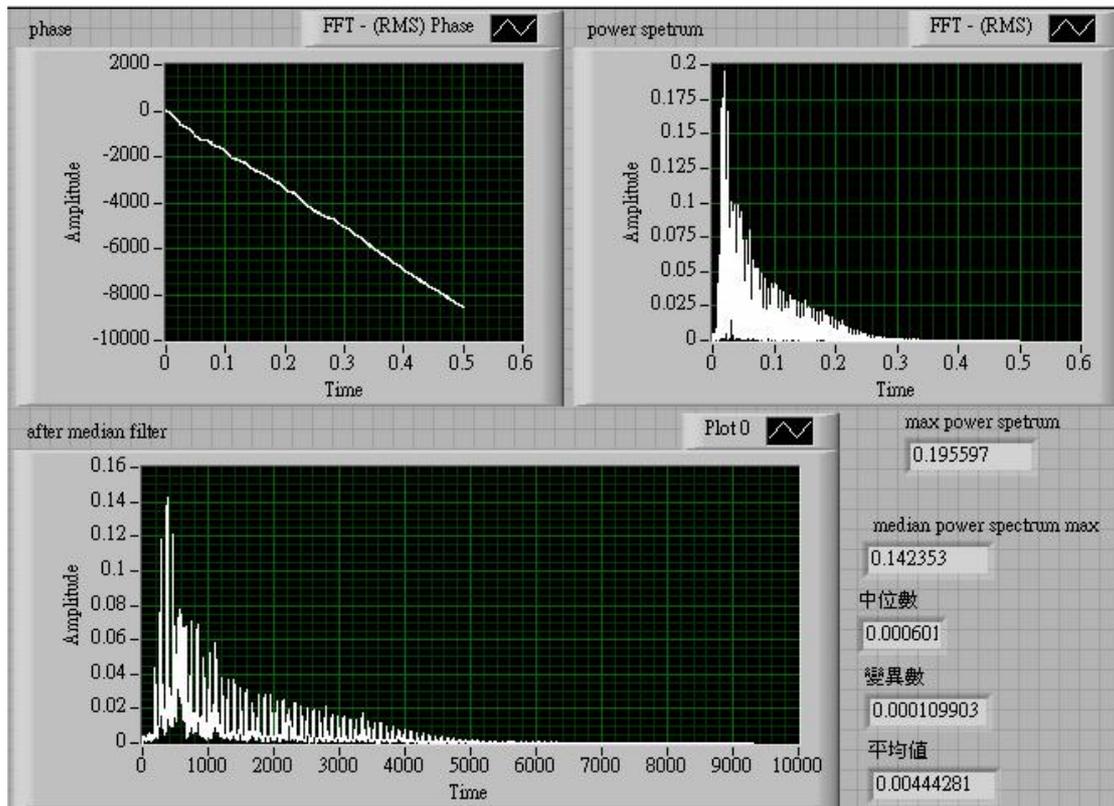


圖 3.22 頻譜分佈狀態面板

人機介面前置面板可以自由設定濾波器的截止頻率，在進行動作分類時可以調整各頻道之高低臨界值來增加辨識準確率，可以觀察各頻道的各種特徵值，也

可設定出存資料的位置，在 control state 上可了解分類器所判定出手的動態，介面的面板如圖 3.20 所示，而在圖 3.21 中，可以用來偵查最大肌肉收縮量(MVC)，了解當時肌肉強度及疲勞程度，另外也可觀察出手臂角速度變化的曲線圖，若手臂動作爲曲則角速度以 CH1 的值爲參考，若爲手臂動作伸，角速度以 CH2 的值爲參考。圖 3.22 爲對 EMG 訊號做頻譜分析的面板，在此我們可以觀察經由傅利葉轉換之頻譜以及在經過 MDF 分析之頻譜分布，另外面板也顯示中位數、平均值等資料，方便我們對頻譜做統計或特徵分析。



# 第四章

## 實驗與討論

基於所建構出的基於 EMG 之機器臂控制系統，在第四章我們進行實驗，對肌電訊號、手臂速度、施力之間的關係加以探討，從時域與頻域兩方面對速度的對映來分析，並且針對個人肌肉強度、肌肉疲勞的程度對手臂角速度的影響進行討論並提出解決之道，最後利用求得的映射函數對機械手臂執行手臂速度相關的操控，實驗設定如圖 4.1 所示，首先將電極安置在操作者的肱二頭肌（CH1）與肱三頭肌（CH2），電極安置如圖 4.2 所示，EMG 訊號經由擷取及前置處理之後，即時顯示在我們建構的人機介面上，讓使用者可以藉由觀察訊號的變化，經由所設計的分類器及速度映射將控制命令經由區網傳送到遠端機器臂，機器臂隨之產生相對應的運動，使用者則利用視覺回饋決定機械手臂的下一步動作。



圖 4.1 實驗儀器裝置圖



(a) 肱二頭肌



(b) 肱三頭肌

圖 4.2 電極安置圖：(a) 肱二頭肌 和(b)肱三頭肌

## 4.1 肌電訊號相對手臂速度之分析

肌電訊號的強弱與手臂施力大小、揮動快慢有相當的關連，爲了了解在不同速度之下肌電訊號的變化，這一節我們將分別在時域及頻域對不同速度之下所產生的肌電訊號進行分析。

一般在時域上的訊號進行分析不外乎特徵擷取、特徵分析，常用在強度分析的有 IEMG、VAR 等，IEMG 雖然能作爲手臂動作分類的很好的指標，不過 IEMG 是對濾波後的肌電訊號作積分，難以反映出即時肌肉的動態，VAR 也是，有人將 IEMG 及 VAR 用來評估肌肉收縮的程度，手臂越快，其值就越大，雖是如此不過肌肉施力越久，積分的關係造成兩者的值也越高，也就是說兩者容易受到取樣頻率、施力時間影響，並不適合處理即時速度的判別，所以我們回到原點，以經過前置處理的肌電訊號來觀察其振幅；我們發現在不考慮疲勞因素以及針對同一個人進行測量之下，手臂揮動的速越大其反應出的振幅也越大，如圖 4.3 及圖 4.4 所示，在圖 4.3 中顯示的是在三個時刻手臂由慢到快揮動所得到的肌電訊號，振幅隨著手臂揮動而增加，不過我們也發現，在手臂揮動速度相近的過程中，所得到的振幅也不盡相同，這是由於人爲一複雜模糊系統，同樣肌肉即使以同樣速度執行同樣動作，得到的訊號還是會不同，不過擁有某種共通性，這也是我們進行速度分析辨識及分類的依據。

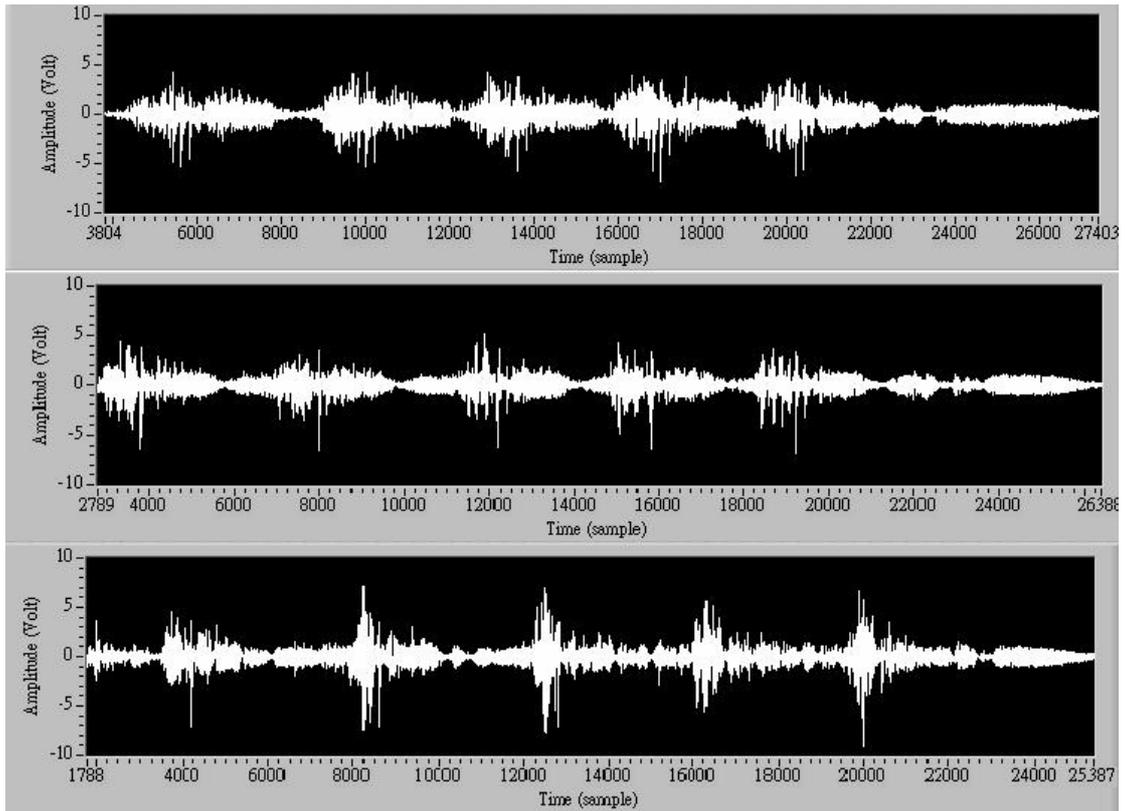


圖 4.3 手臂速度由慢(上)到快(下)所對映的振幅:動作爲曲，對二頭肌作測量

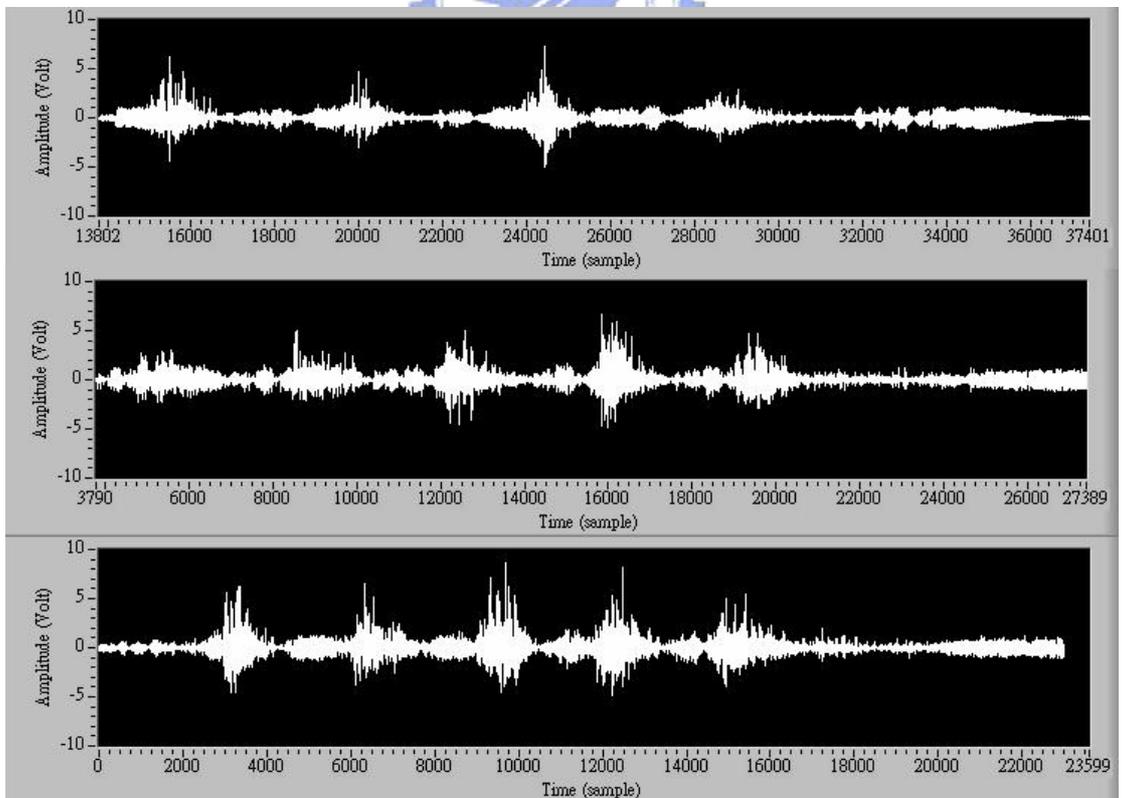


圖 4.4 手臂速度由慢(上)到快(下)所對映的振幅:動作爲伸，對三頭肌作測量

在頻域上，我們將經由 EMG 放大器所得到的訊號轉換至頻譜上進行分析，我們發現頻譜上最大振幅以及平均值與手臂揮動速度快慢的關係並不明顯，在測量時手臂曲伸之間的時間間隔會影響到頻譜的分佈，這是由於傅立葉積分是對全時域積分，對全時域積分也會將臂在閒置時的時間一並加入，這會造成頻譜平均值及最大值的異動，不過在多次實驗後我們也發現，手臂揮動速度與頻譜的分佈有關，手臂揮動速度越快，頻譜的分佈會越集中，如圖 4.5~4.6 所示，不過雖有集中之趨勢，其變化卻不及時域中振幅變化得明顯，且一般人之三頭肌不如二頭肌發達，訊號薄弱，其差異更加難以區分。

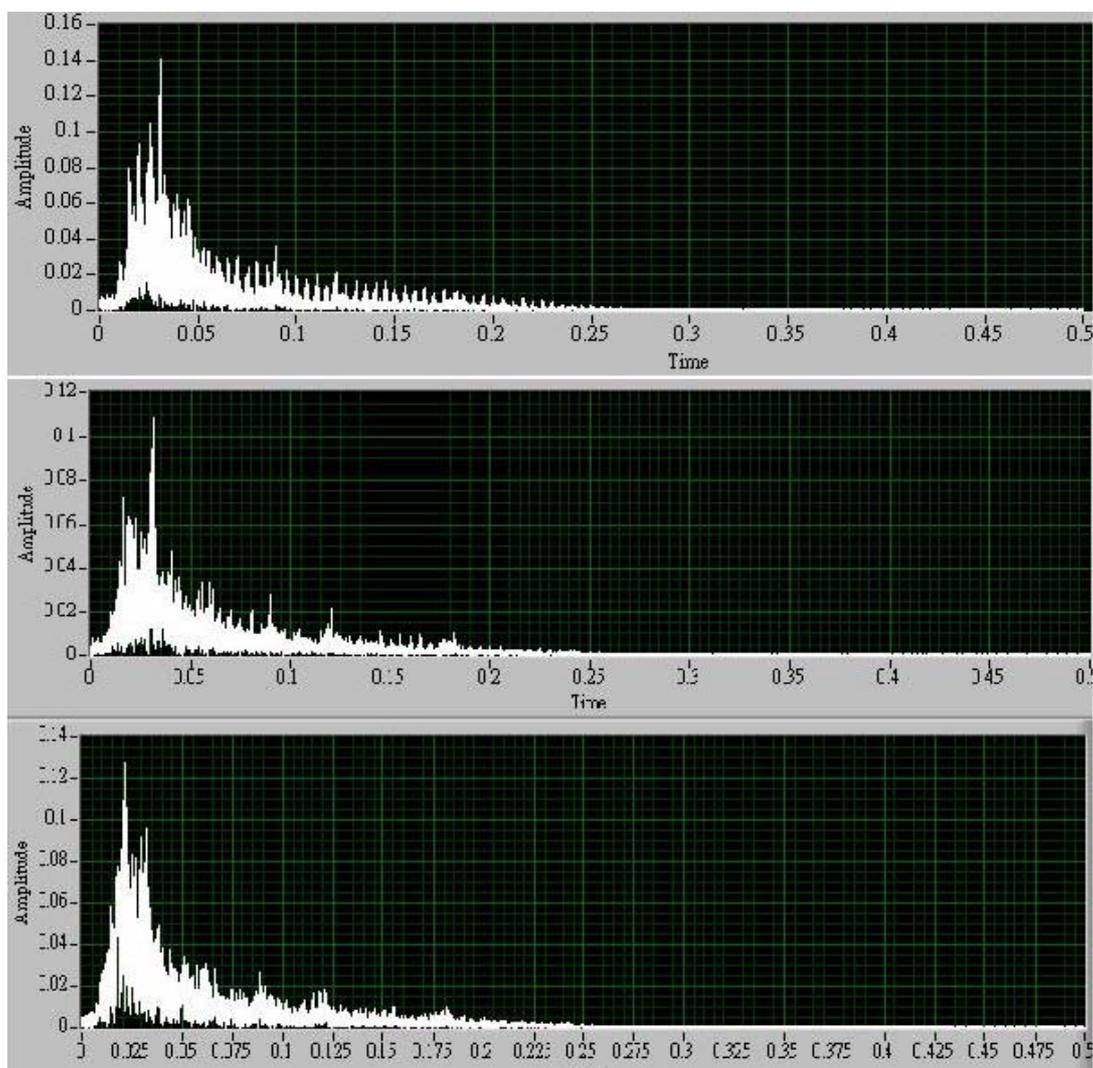


圖 4.5 手臂速度由慢(上)到快(下)所對映的頻譜:動作爲曲，測量對象爲二頭肌

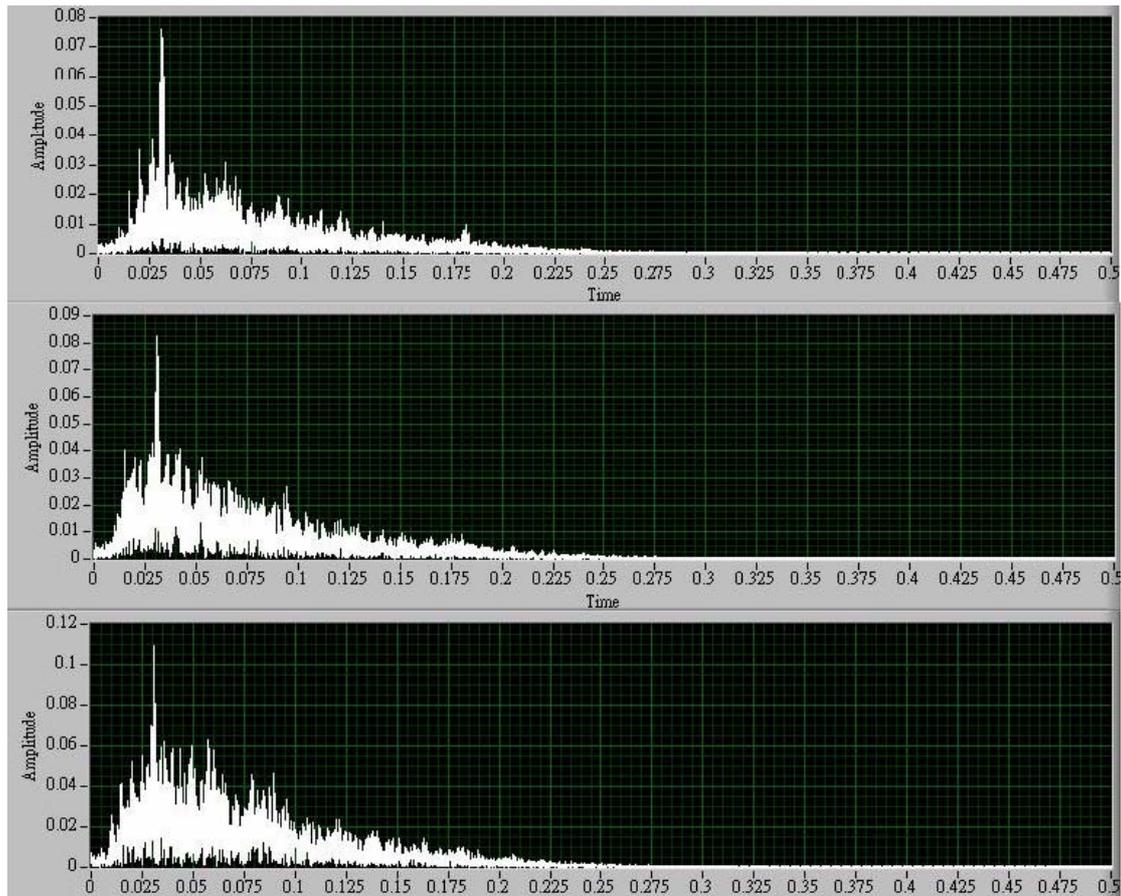


圖 4.6 手臂速度由慢(上)到快(下)所對映的頻譜,動作爲伸,測量對象爲三頭肌

## 4.2 肌肉疲勞度辨識

在這一節我們將討論在不同疲勞度之下肌電訊號的變化,是否會對手臂速度辨識的結果產生影響,由第一章所言,肌電訊號是由肌肉在活動時,運動單元(肌纖維群)間傳遞訊號之差異,造成肌肉的兩端產生電位差而得,而肌肉疲勞之所以會對訊號產生影響就是因爲手臂肌肉經過久、過長或超出正常負荷之動作後,肌纖維間傳遞速度減慢,運動單元的放電頻率下降,造成訊號的變化。我們對手臂經過不同疲勞(每次測量間各舉啞鈴 3 分鐘)及相似的運動速度對二頭肌進行測量,我們發現,在時域上較難直接分析疲勞所產生的影響,在每次動作間振幅大小變化並不明顯,不過在肌肉較爲疲勞(多次實驗之後)之後,每次動作間肌電訊號的間隔越來越不分明,如圖 4.7 所示,圖 4.7 中最底下之肌電波(肌肉極

度疲勞)與最上方之肌電波(肌肉未疲勞)進行比較,可以清楚看出訊號在動作交替時振幅相近了許多,我們推測這是由於肌肉疲累導致肌肉僵硬,肌纖維間傳遞速度減慢,造成電位差較不分明所產生。

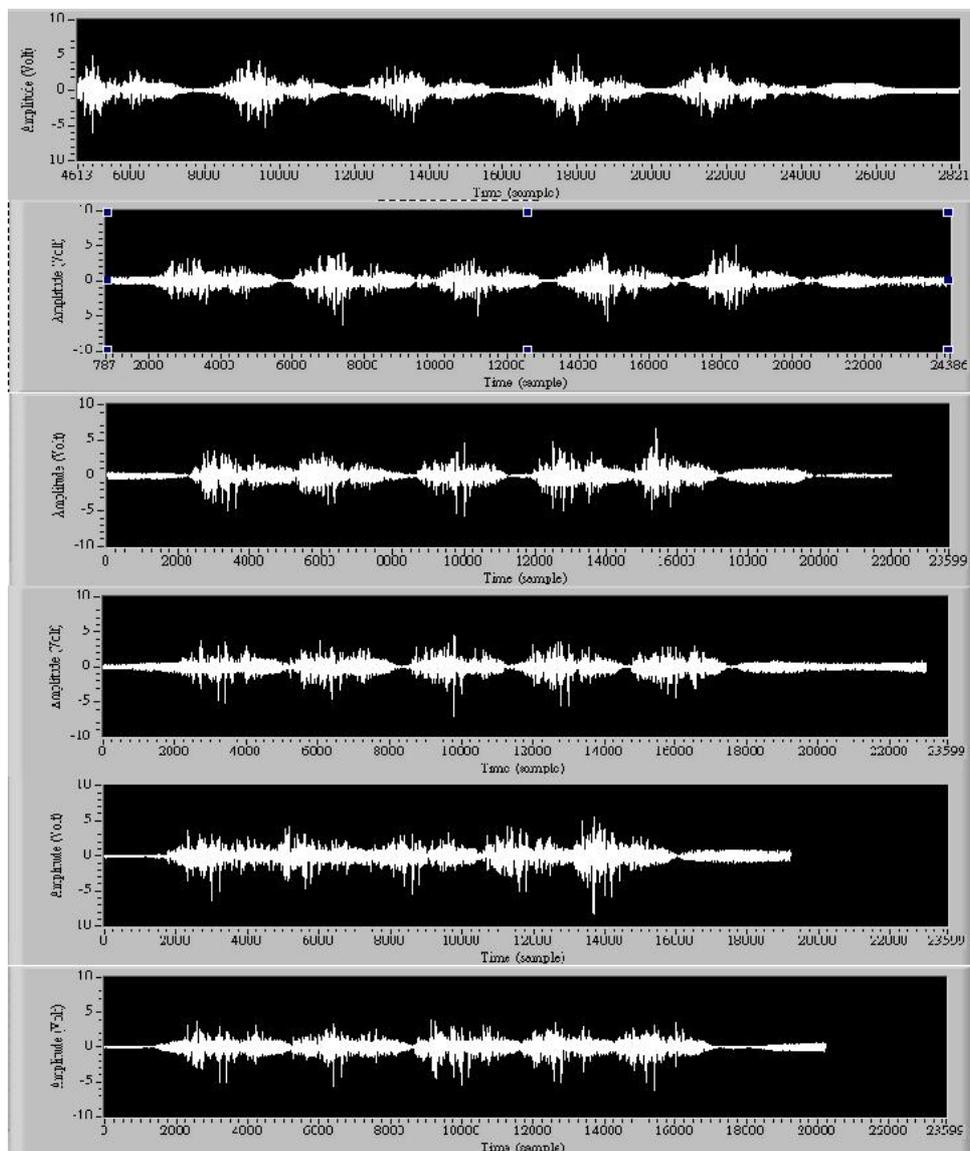


圖 4.7 在不同勞度之下時域肌電訊號比較圖(手臂速度約 10~15 rad/s)

在頻域上,疲勞造成肌纖維間傳遞速度減慢,運動單元的放電頻率下降,造成頻譜分佈會漸漸往低頻處集中,肌肉越疲勞頻譜的分佈就越靠左,依疲勞程度而有所不同,如圖 4.8 所示,每次舉三分鐘啞鈴後作測量,頻譜分布依作實驗次數漸漸往左移,驗證以上所述。

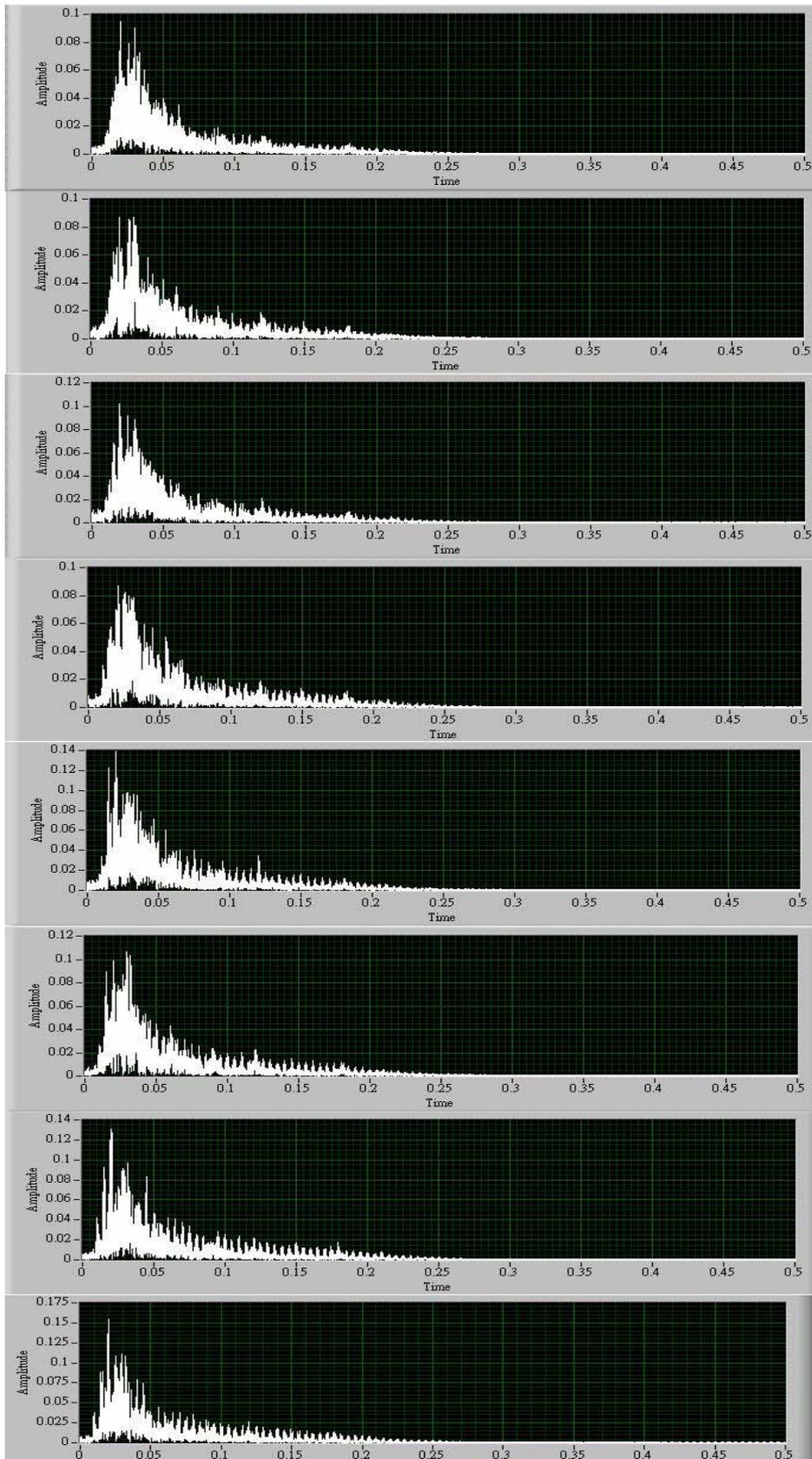


圖 4.8 在不同疲勞程度之下電訊號頻譜分佈比較圖(手臂速度約 10~15 rad/s)

## 4.3 映射函數

在這一節裡，我們將以不同的自變數作為輸入，對先前用 fastRAK 系統所得到的手臂揮動速度進行映射，討論之間的優缺點並以實驗映證。為了能即時控制遠端的機械手臂，我們將只對時域進行分析，在時域上用來評估肌肉活動強度的指標的有 IEMG 及振幅，但是 IEMG 為積分的表現，時間越久所得之值就越大，用來對手臂移動速度做映射有其難處，所以我們以經過濾波等前置處理後之肌電訊號的振幅做為分析指標，由 4.1 節可得知肌電訊號之振幅與手臂曲伸之快慢有所關聯，一般而言手臂曲伸越快，相對而生的肌電訊號振幅就會越高，藉此關聯，原本即可以此為自變數找出相對於手臂速度的映射函數，但是自變數振幅為一絕對量，且人體為複雜系統，相同肌肉以相同速度運動不一定會測量出相同的振幅，且可能造成振幅差異的原因有每次量測時電極貼片相對位置的改變、當時肌肉的疲勞程度以及影響最大的個人肌肉強度的差異等，根據對不同實驗者測量其肌電訊號振幅發現，肌肉結實與否及胖瘦程度對振幅大小影響極大，一個肌肉不明顯微胖的人與肌肉結實較瘦的人來比較，其振幅差異可達 50% 以上，依以上兩種截然不同之數據輸入映射函數所轉換出來的手臂速度其差異極大，顯然直接以振幅作為自變數並不適合，有鑑於此，我們採用相對值做為系統新的自變數，我們先測量出每個使用者在自由意志下之最大肌肉收縮量(MVC)當作分母，其方法為請使用者以最快速度曲伸其手臂，量測其肌電訊號以便之後做對映並對最大值作偵測，過程中最大值作為此使用者的最大肌肉收縮量，其餘測量得到的振幅當做分子，將分子除以最大肌肉收縮量即為我們的自變數，因此我們的自變數範圍是由 0~1，其流程圖如圖 4.9 所示，每個人每次測量之最大肌肉收縮量都不盡相同，但是同個人訊號差異並不大，也可使用同一映射函數，我們以相對的量 MVC% 作為自變數，即是考慮到通用性，以 MVC% 為輸入所得之映射函數可用在不同人身上，其誤差遠小於以個人肌電訊號之振幅為自變數時，但是為求最佳的速度

對映準確度，建議不同使用者時應找出最適合自己之映射函數。

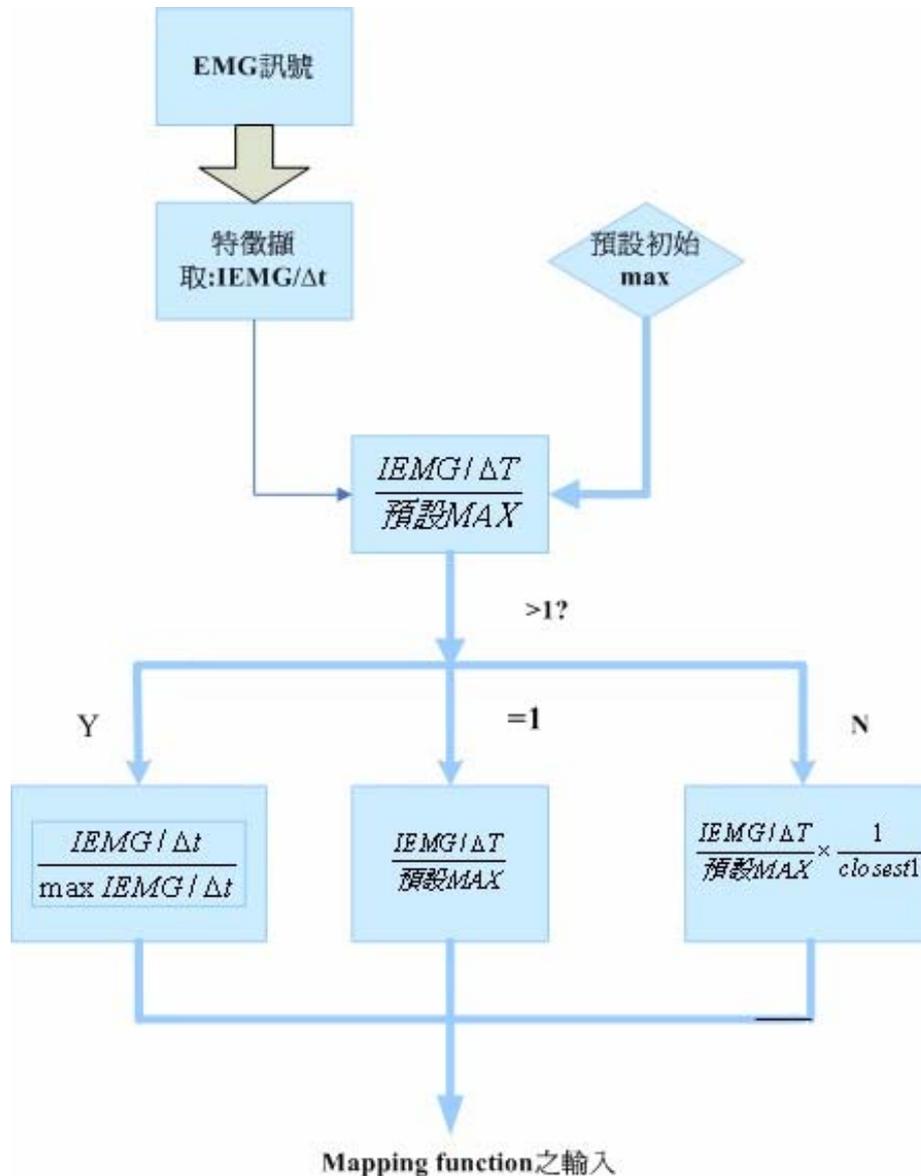


圖 4.9 MVC%偵測流程圖

在圖 4.9 流程圖中，我們先預設使用者之最大振幅當做分母，預設值將依使用者肌肉強度適當選取，接者手臂開始運動，而 fastRAK 系統也同步抓取手臂位置以便之後進行對映，手臂運動所產生的振幅會除以預設值當做自變數(MVC%)來作為輸入，我們知道由於人體的複雜性，所以最大肌肉收縮量將不相同，在偵

測的過程中假設最大 MVC% 值小於 1，則調整最靠近 1 的值為 1，其餘乘以同樣比例調整，若最大值剛好為 1，則不變，若偵測出最大值超過 1，則調整最大 MVC% 為 1，其餘則除以最大 MVC% 調整，這樣即可得到範圍在 0~1 之間的自變數做為輸入，由此得到自變數與手臂揮動速的關係圖，如圖 4.10~4.11 所示。圖 4.10 顯示手臂在”曲”動作時，針對肱二頭肌所做的測量，由圖中我們可以發現 MVC% 越高所對應到的手臂速度曲線之深度一般而言也越深，但是由於人體之複雜性可能造成些許例外，如圖 4.9 中箭頭 A 與 B 即為例子，A 之輸入較小對應映到較快之速度，而 B 之輸入較大卻對應映到較慢之速度，所以我們可以找出最接近之映射函數，但不能完全準確推算出手臂的速度。

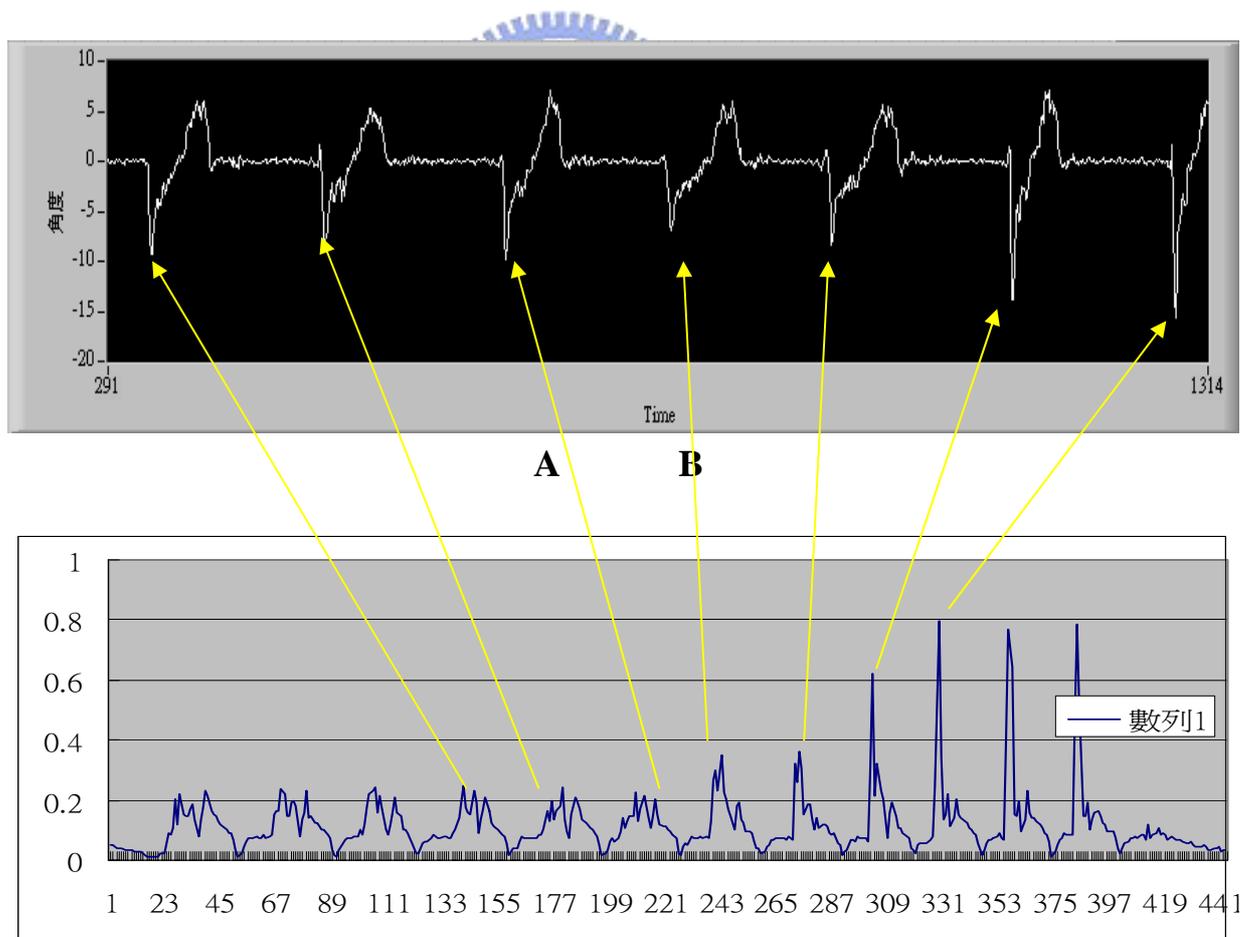


圖 4.10 MVC%與手臂速度相關圖，手臂動作為彎曲

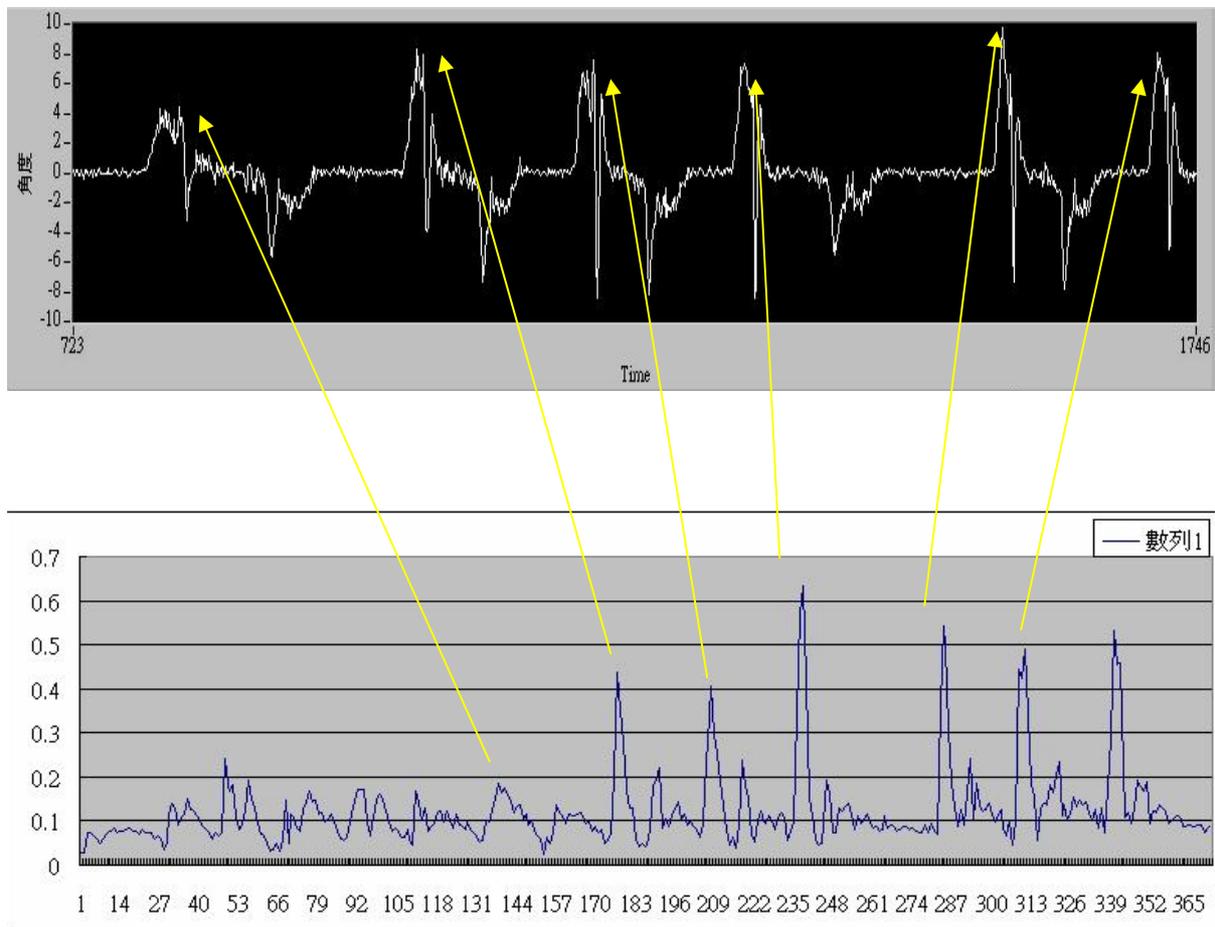
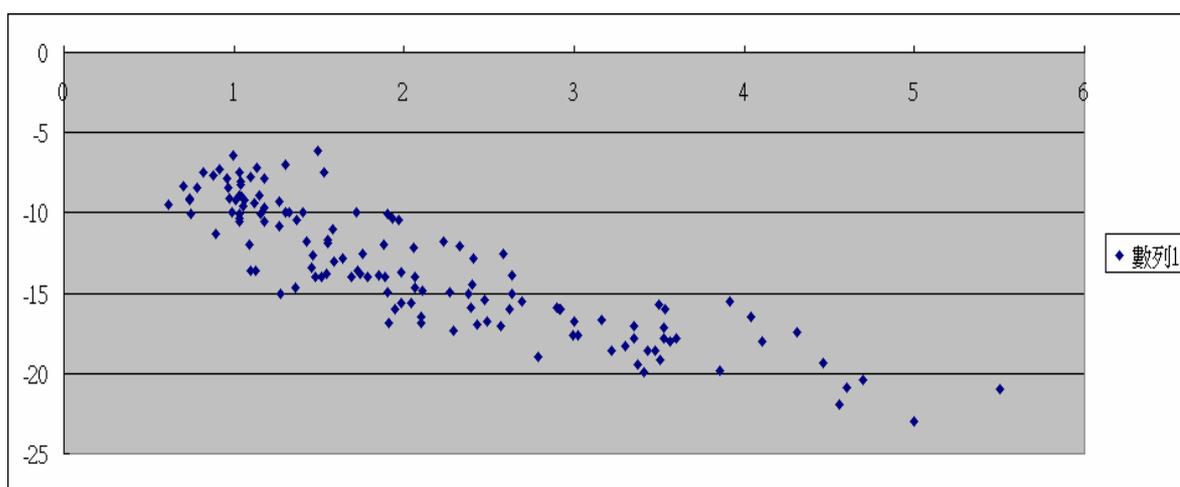


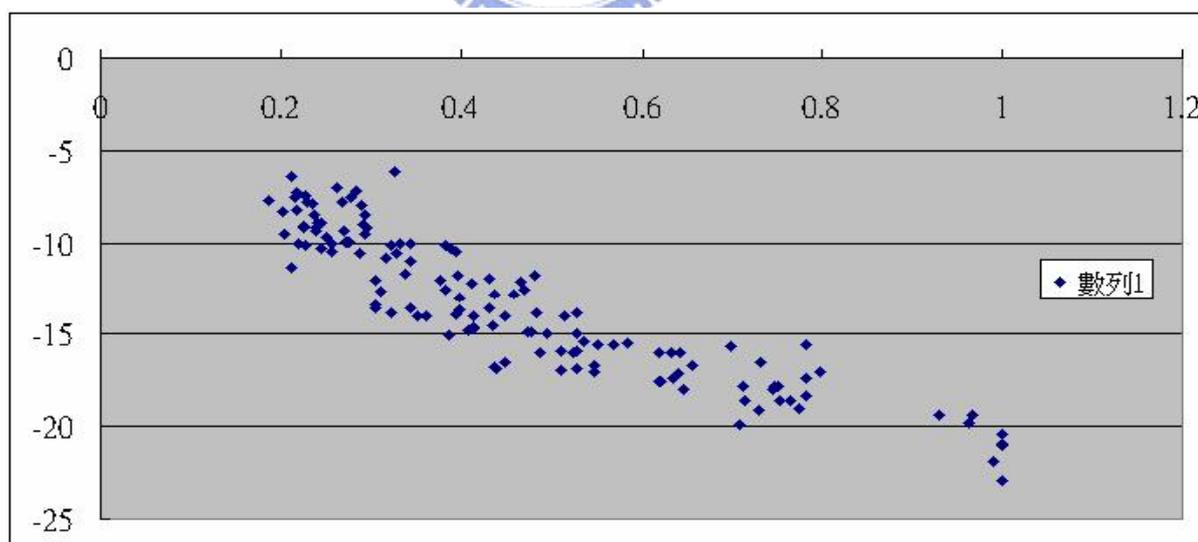
圖 4.11 MVC%與手臂速度相關圖，手臂動作為伸直

圖 4.11 顯示手臂在”伸”動作時，針對肱三頭肌所做的測量，由曲到伸的過程中，角速度變化為正，因此我們對速度曲線之速度為正部份進行比較，由圖可知手臂伸的動作越快，所對應到的速度曲線圖也越高，由於人體之複雜性同樣造成了些許例外，比較圖 4.10 與 4.11 可發現圖 4.11 之輸入(MVC%)混亂了許多，這是由於一般人之肱三頭肌強度、結實度都遠不及肱二頭肌之緣故，肌肉越明顯越可得強烈且清楚的肌電訊號，肌肉不發達不但訊薄弱還容易遭受附近肌肉之 crosstalk，肱三頭肌及為如此，這影響到映射函數之準確度，因此在估算肱三頭肌運動的速度映射函數相較於肱二頭肌運動速度的映射函數會有較大的誤差。

在了解 MVC%與手臂速度之相關性之後，接下來要以最小平方法來求得最佳近似曲線，圖 4.12~4.13 我們對實驗者 A 進行實驗，比較了分別以 MVC%與振幅作為輸入相對於速度關係圖，藉由關係圖，我們也可映證出以振幅為自變數的確造成較大的誤差。



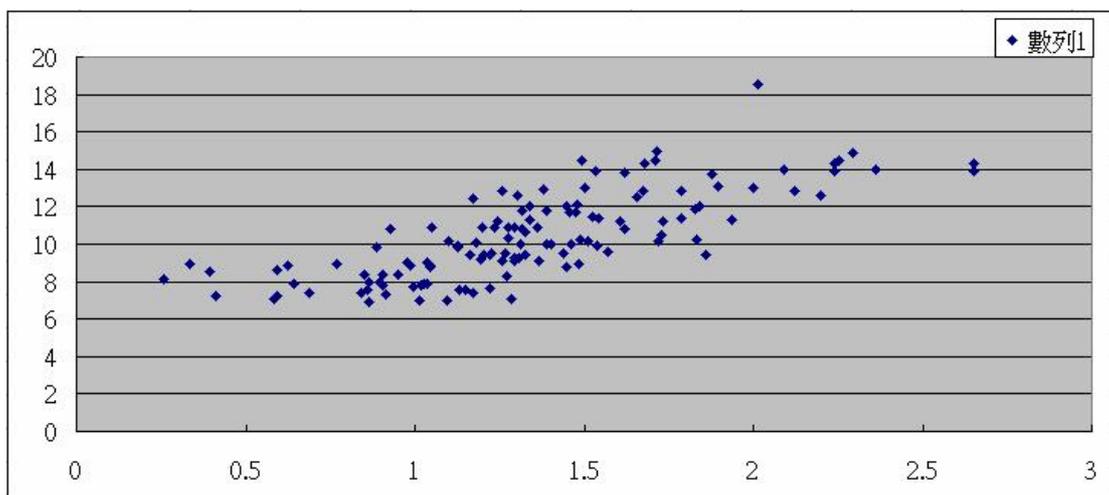
4.12(a) 以振幅為自變數，肱二頭肌與速度關係圖



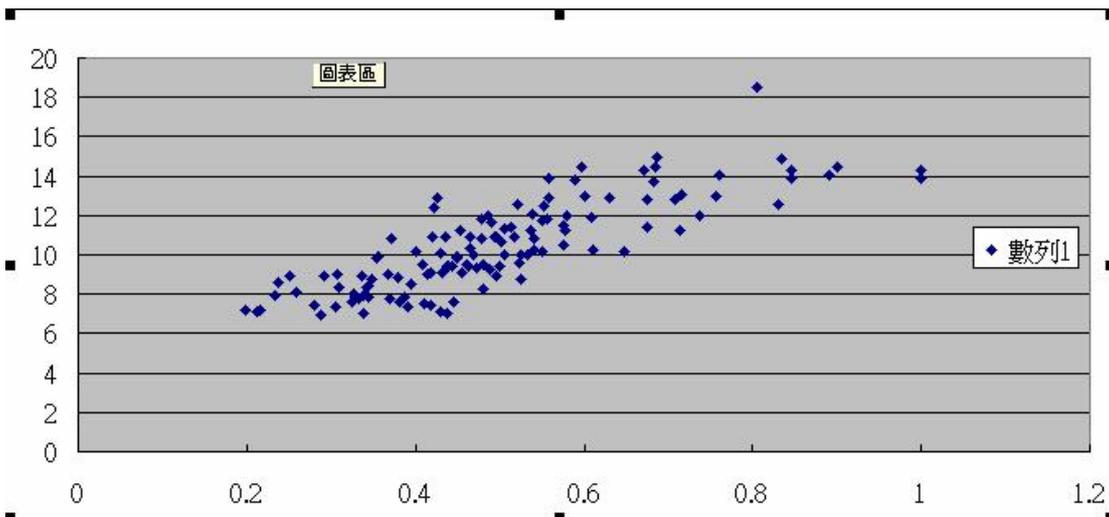
4.12(b) 以 MVC%為自變數，肱二頭肌與速度關係圖

圖 4.12(a) 以振幅為自變數，肱二頭肌與速度關係圖及 4.12(b) 以 MVC%為自變數，肱二頭肌與速度關係圖

由圖 4.12 中我們可輕易觀察到以振幅為自變數其帶狀分布較為鬆散，以此求得的近似曲線其標準差較大，以 MVC%為自變數其帶狀分布較為緊密，且其輸入範圍也較小(0~1)，以此求得之近似曲線其標準差較小。由圖 4.13 中我們可觀察到以振幅為自變數其帶狀分布較為鬆散，以此求得之近似曲線其標準差較大，以 MVC%為自變數其帶狀分布較為緊密，且其輸入範圍也較小(0~1)，以此求得之近似曲線其標準差較小，比較圖 4.12 與 4.13 的帶狀分布，圖 4.12 比 4.13 較緊密，這也說明了肱二頭肌肌肉強度較強，訊號清楚，誤差較小。



4.13(a) 以振幅為自變數，肱三頭肌與速度關係圖



4.13(b) 以 MVC%為自變數，肱三頭肌與速度關係圖

圖 4.13(a) 以振幅為自變數，肱三頭肌與速度關係圖及圖 4.13(b) 以 MVC%為自變數，肱三頭肌與速度關係圖

觀察圖 4.12(b)、4.13(b)之帶狀分布，我們決定採用二階最平方法做近似，根據實驗者 A 之數據我們求得肱二頭肌與速度之關係式為：

$$Y = 14.472X^2 - 32.014X - 2.318 \quad (4.1)$$

標準差為 0.866 徑度，與以 fastRAK 系統所換算出的手臂動作爲”曲”之實際速度誤差約在 10%左右。

實驗者 A 之肱三頭肌與速度之關係式為：

$$Y = -20.2214X^2 + 35.091X - 0.7373 \quad (4.2)$$

標準差為 1.53 徑度，與以 fastRAK 系統所換算出的手臂動作爲”伸”之實際速度誤差約在 15%左右。

利用以上求得之映射函數輸入以 LabVIEW 所寫成的速度控制器之後，結合以前完成的動作分類器即可對遠端機械手臂做即時辨速控制，當使用者開始操控時，系統朝兩方向同時進行分析，第一個部分是利用 IEMG 以及高低臨界值之偵測做動作分類，第二部份則是做速度對映，手臂在揮動的時候，兩個映射函數會分別對肱二頭肌及肱三頭肌進行速度辨識，產生各自的速度等級，當動作分類器判定爲”曲”時，手臂上移並同時讀取由方程式 4.1 所對映出之速度當作移動速度，同理，當動作分類器判定爲”伸”時，手臂下移並同時讀取由方程式 4.2 所對映出之速度當作移動速度。

根據測量，人之手臂在曲伸時最大速度皆有所限制，就”曲”而言，最快速度約在 20~25 徑度/秒，而動作爲伸時則分布在 12~18 徑度/秒之間，一般人肱二頭肌強度遠大於肱三頭肌，因此肱二頭肌之瞬間爆發力及最大自主性收縮(MVC)皆大於肱三頭肌，也造成速度分析上曲會大於伸之結果。接下來我們對兩位肌肉強度有明顯差異的實驗者作測量，並且與實驗者 A 進行比較，受測者基本資料如下：

	身高(cm)	體重(kg)	身材描述	肌肉強度狀態
受測者 A	171	70	標準	手臂粗且有肌肉
受測者 B	175	60	略瘦	手臂細且肌肉明顯
受測者 C	175	90	略胖	手臂粗肌肉不明顯

表 4.1 三位受測者基本資料

所得到的手臂動作”曲”之映射函數如下所示，映射函數曲線圖如圖 4.14 所示。

受測者 B:

$$Y = 13.56X^2 - 35.025X - 1.469 \quad (4.3)$$

標準差為 0.891 徑度/秒。

受測者 C:

$$Y = 15.975X^2 - 31.488X - 3.863 \quad (4.4)$$

標準差為 1.69 徑度/秒。

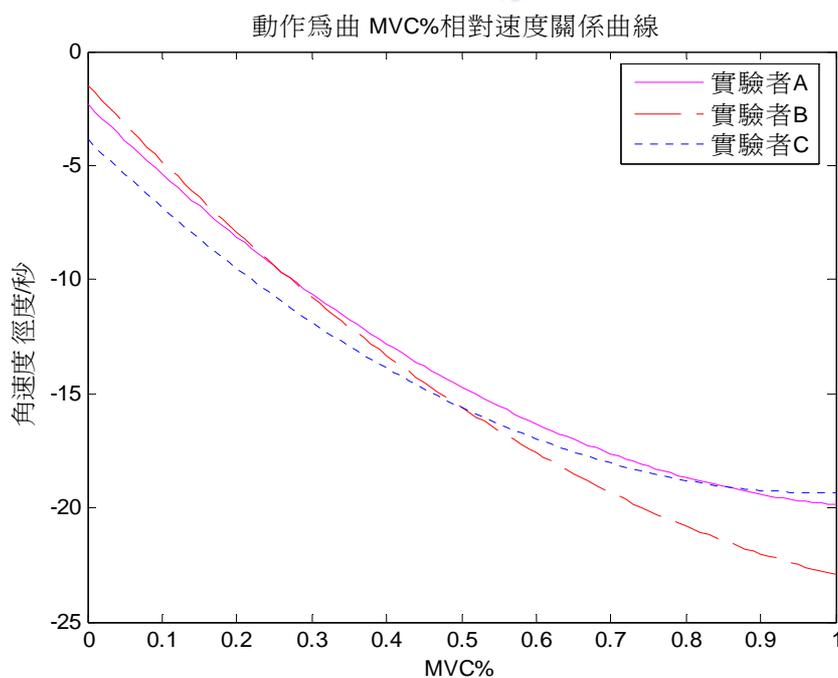


圖 4.14 不同受測者之 MVC%相對於速度比較圖(一)

所得到的手臂動作”伸”之 mapping function 如下所示，曲線圖如圖 4.15 所示。

受測者 B:

$$Y = -16.0433X^2 + 36.552X - 2.695 \quad (4.5)$$

標準差為 1.504 徑度/秒。

受測者 C :

$$Y = -22.3684X^2 + 36.552X + 1.0692 \quad (4.6)$$

標準差為 2.682 徑度/秒。

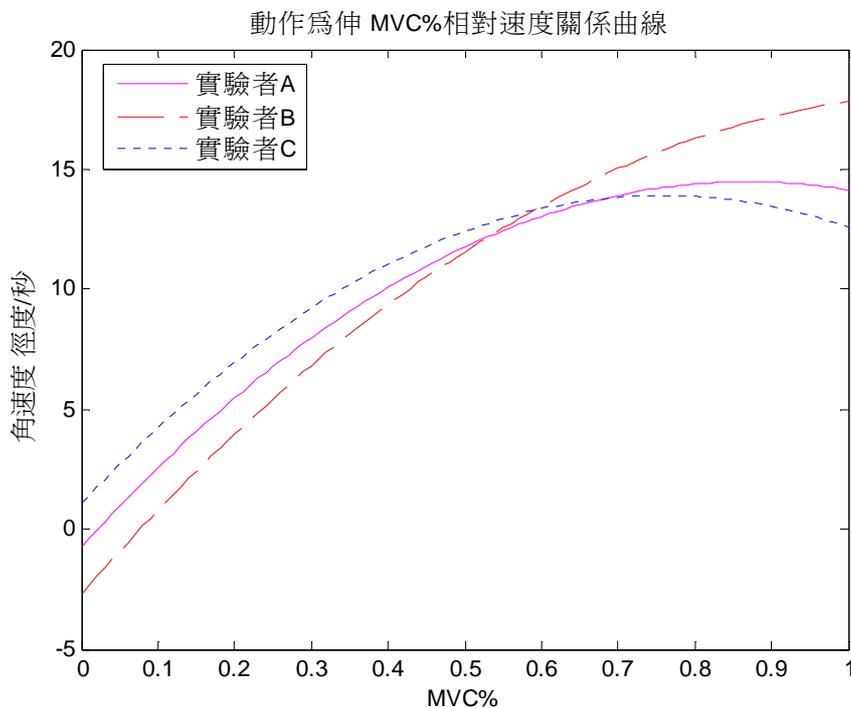


圖 4.15 不同受測者之 MVC%相對於速度比較圖(二)

由圖 4.14~4.15，我們可以發現肌肉強度越強者，其爆發力充足，能產生最快之速度，且由於肌肉明顯，訊號清楚以至於其帶狀分布較為集中，所求出之標準差相對較小，反之，肌肉強度越弱者，其爆發力不足，產生之速度較慢，且由於肌肉不明顯，訊號較不清楚，且易受其他肌肉 crosstalk，以至於其帶狀分布頗為分散，甚至有誤差極大之點，在此為求精準我們已先行濾除，然而求出之標準差仍遠大於其餘兩受測者。

在多次實驗之後，我們也發現，在手臂揮動速度越快的時候其標準差也越

大，造成速度辨識較大的差異，不論肌肉強健與否，皆有此現象的發生，我們認為速度越快所需之爆發力也就越快，容易造成單一時間肌電訊號脈衝極大之現象，如圖 4.16 所示，這也造成其帶狀分布圖在速度快的部份造成較分散的情形，可由圖 4.12~4.13 看出，在圖 4.12~4.13 中可觀察出手臂速度越快時其分布較為鬆散，這也導致了較大的誤差。

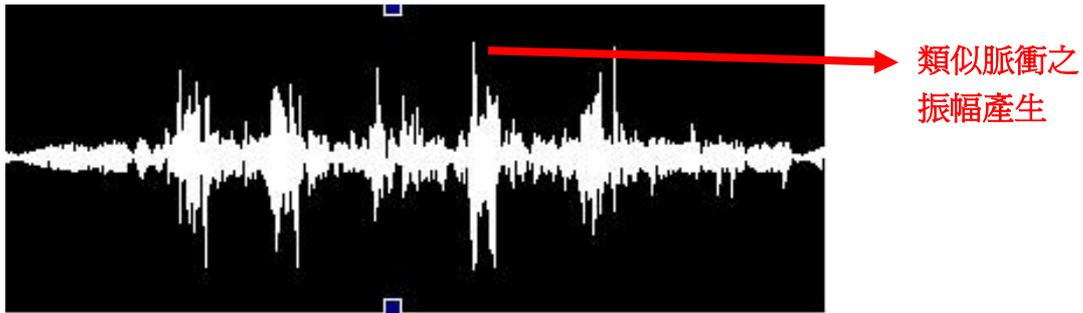


圖 4.16 速度快造成訊號脈衝示意圖



# 第五章

## 結論

在本論文中，我們對手臂肌電訊號與手臂揮動速度之間的關係進行分析，配合之前完成可辨識手臂曲伸之動作分類器，成功發展出一套基於肌電波之機械手臂辨速系統，使用者可以依需要以及依使用者意圖強烈程度，利用視覺回饋直接、簡單、方便地控制遠端機械手臂，在了解手臂運動速度與肌電訊號之關聯時我們朝時域及頻域兩方面研究，在頻域上我們對肌電訊號在頻譜上的表現進行了分析，從頻譜上我們成功分析出頻譜分布與手臂揮動快慢之相關性以及與肌肉疲勞度之相關性，並且討論其應用在即時控制上的缺失；在時域上，我們分析了肌電訊號的振幅以及特徵值與手臂運動速度之相關性，且嘗試各種不同自變數來對手臂速度作對映，期望能找出一個通用且正確性高的手臂辨速系統，最後我們採用可即時反應出肌肉狀態的指標－振幅，在經過最大肌肉收縮量(MVC)偵測轉換後，成功找出了擁有高正確度的手臂辨速系統；而頻域以及時域的研究讓我們對手臂肌肉運動強弱所造訊號的變化有了更深層的認識。結合辨速系統以及動作分類器可應用在義肢、機械上，以往大部分機械手臂或義肢只有針對姿勢進行的定性分析如開合、曲伸等等，並未對定量作分析如手臂移動速度等等，在本論文我們加上一般義肢所沒有的速度辨識功能，使身心障礙者或是年老不方便者擁有更多選擇性，可依意圖之強烈增減義肢速度，可自然地操控義肢。

## 5.2 未來展望

雖然我們成功的建構出了基於肌電圖之機器臂控制辨速系統，然而此系統仍有許多可以改善的方向，因此在論文的最後我們提出一些需要改善的地方，以及未來針對 EMG 的研究議題，敘述如下：

1. 透過事前手臂速度的測量以及肌電訊號的擷取，然後對應得到映射函數，此方法可適用於不同類型的使用者不論是高矮胖瘦，不過必須事前學習及微調參數在即時控制略顯不足，未來希望可以朝著自我學習，依不同使用者能夠自動調整最好之對映方程式。
2. 在我們的系統中，儘管藉由事前測量微調對映方程式能適用不同的使用者，但因為使用的是表面電極，因而對於肌肉不明顯者(如肥胖)或肌肉不發達(如肱三頭肌)難以得到乾淨且高品質之肌電訊號，因為在穩定度上能無法完全解決，因此有必要尋求辨識率更高的特徵以及更好的分析方法。
3. 大部分市面上的義肢控制並沒有太多複雜的運動，僅僅是針對單一軸（手、腕、肘）的控制，例如手掌打開、握緊，手肘屈曲、伸直，至於定量分析如辨速系統上更是稀少，因此我們希望能以本論文對於前臂運動時的分析成果為基礎，結合手、腕、肘甚至肩關節多個自由度的運動，發展出完整的上肢運動辨速系統。
4. 在定量控制上本論文提出機械手臂揮動速度上的控制，但是在應用上仍略顯不足，未來我們將朝手臂力量、手臂移動角度等其他定量控制進行分析，結合之前完成的可判別手臂曲伸之動作分類器，完成與一般人手臂更相近之義肢，為身心障礙者及老年人謀福利。

## 參考文獻

- [1] G. Allison and T. Fujiwara, “The relationship between EMG median frequency and low frequency band amplitude changes at different levels of muscle capacity”, *Clinical Biomechanics* vol.17, pp. 464–469, 2002.
- [2] W. Barnes, “The relationship of motor unit activation to isokinetic muscular contraction at different contractile velocities”, *Physical Therapy*, vol. 60, pp. 1142~1159, 1980.
- [3] M. C. Carrozza and G. Cappiello, “On the development of a novel adaptive prosthetic hand with compliant joints experimental platform and EMG control” , *Journal of Electrography and Kinesiology*, vol. 5, pp. 198-206, 1997.
- [4] H. Christensen, “Intramuscular and surface EMG power spectrum from dynamic and static contractions”, *Electromyography Kinesiol*, vo. 15 ,no. 1, pp. 27-36 , 1995.
- [5] J. U. Chu and I. Moon, “Control of multifunction myoelectric hand using a real-time EMG pattern recognition”, *European Journal of Applied Physiology*, vol. 60, pp. 418-426, 2000.
- [6] P. A. Dalton and M. J. Stokes, “Acoustic myography reflects force changes during dynamic concentric and eccentric contractions of the human biceps brachii muscle”, *European Journal of Applied Physiology*, vol. 63, pp. 412-416, 1991.
- [7] P. A. Dalton and M. J. Stokes, “Frequency of acoustic myography during isometric contraction of fresh and fatigued muscle and during dynamic”, *Muscle and Nerve*, vol.16, pp. 255~261, 1999.
- [8] A. Dederig and G. Nemeth, “Correlation between electromyographic spectral changes and subjective assessment of lumbar muscle fatigue in subjects without pain from the lower back”, *Clinical Biomechanic*, vol. 14, pp. 103~111, 1990.
- [9] C. J. De Luca, “Surface electromyography: detection and recording,” DelSys, Inc., 2002.
- [10] C. J. De Luca, “The use of surface electromyography in biomechanics”, *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 13, no. 2, pp. 135-163, 1997.
- [11] P. Dolan, “The effects of muscle length and force output on the EMG power spectrum of the erector spinae”, *Journal of Electrography and Kinesiology*, vol. 5, pp. 158-168, 1996.
- [12] W. El Falou and J. Duchene, “A segmentation approach to long duration surface EMG recordings”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol.15, pp. 111–119, 2005.

- [13] B. Elfving and D. Liljequist, "Influence of interelectrode distance and force level on the spectral parameters of surface electromyographic recordings from the lumbar muscles", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol.12, pp. 295–304, 2002.
- [14] B. Elfving and A. Dederig, "Lumbar muscle fatigue and recovery in patients with long-term low-back trouble—electromyography and health-related factors", *Clinical Biomechanics*, vol. 18, pp. 619–630, 2003.
- [15] D. Farina and R. Merletti, "Comparison of algorithms for estimation of EMG variables during voluntary isometric contractions", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 10, pp. 337–349, 2000.
- [16] M. Gainniera and F. Michela, "Exercise-induced inflammatory reaction affects electromyographic changes in skeletal muscle during dynamic contractions in humans", *Neuroscience Letters*, vol. 304, pp. 45-48, 2001.
- [17] B. Gerdle and M. Wrethling, "Do the fiber-type proportion and the angular velocity influence the mean power frequency of the electromyogram", *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 5, no. 134, pp. 341~346, 1988.
- [18] H. Graichen, K. Englmeier and M. Reiser, "An in vivo technique for determining 3D muscular moment arms in different joint positions and during muscular activation – Application to the supraspinatus", *Clinical Biomechanics*, vol. 16, no. 5, pp. 389–394, 2001.
- [19] D. Gordon and E. Robertson, "Electromyography : Processing", *Biomechanics Laboratory, School of Human Kinetics, University of Ottawa, Ottawa, Canada*.
- [20] M. Hagberg and B. Ericson, "Myoelectric power spectrum dependence on muscular contraction level of elbow flexors", *European Journal of Applied Physiology*, vol. 48, pp. 147~156, 1998.
- [21] Y. Handa and N. Hoshimiya, "Functional electrical simulation for the control of the upper extremities", *Medical Progress through Technology*, vol. 12, pp. 51-63, 1987.
- [22] J. Johnson, "Mechanomyographic and mean power during maximal concentric isokinetic muscle actions", *Muscle and Nerve*, vol. 23, pp. 1826~1831, 2002.
- [23] K. Kiguchi, T. Tanaka and T. Fukuda, "Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with EMG signals", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol.12, no. 4, pp. 481-490, 2004.
- [24] B. Kleine and N. P. Schumann, "Surface EMG mapping of the human trapezius muscle – the topography of monopolar and bipolar surface EMG amplitude and spectrum parameters at varied forces and in fatigue", *Clinical Neurophysiology*, vol. 111, pp. 686-693, 2000.
- [25] S. Kumar, "Spectral parameters of trunk muscles during fatiguing isometric axial

- rotation in neutral posture”, *Journal of Electrography and Kinesiology* , vol. 8, pp. 257-267, 1998.
- [26] C. Lariviera and A. Bertrand, “Median frequency of the electromyographic signal effect of time-window location on brief step contractions”, *Journal of Electrography and Kinesiology*, vol. 11, pp. 65–71, 2001.
- [27] J. Lee and M. J. Stokes, “Electro and acoustic myography for noninvasive assessment of lumbar paraspinal muscle function”, *European Journal of Applied Physiology* , vol. 64, pp. 199-203, 1992.
- [28] E. Lindeman, and F. Spaans, “Surface EMG of proximal leg muscles in neuromuscular patients and in healthy controls. Relations to force and fatigue”, *Journal of Electrography and Kinesiology*, vol. 9, pp. 299–307, 1999.
- [29] M. Lowery and P. Nolany, “Electromyogram median frequency, spectral compression and muscle fiber conduction velocity during sustained sub-maximal contraction of the brachioradialis muscle”, *Journal of Electrography and Kinesiology*, vol. 12 , pp. 111–118, 2002.
- [30] M. Lowery and M. Christopher, “Spectral compression of the electromyographic signal due to decreasing muscle fiber conduction velocity”, *Ieee Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 3, 2000.
- [31] T. Masuda and T. Kizuka, “Influence of contraction force and speed on muscle fiber conduction velocity during dynamic voluntary exercise”, *Journal of Electrography and Kinesiology*, vol. 11, pp. 85–94, 2001.
- [32] T. Masuda and T. Miyata, “Fiber conduction velocity and fiber composition in human vastus lateralis”, *European journal applied physiology* , vol. 57, pp. 767-771, 2000.
- [33] W. M. Murray, S. L. Delp, and T. S. Buchanan, “Variation of muscle moment arm with elbow and forearm position”, *Journal of Biomechanics*, vol. 28, no. 5, pp. 513–525, 1995.
- [34] M. Nagata and A. Moritani, “Analysis of myoelectric signals during dynamic isometric contraction”, *European Journal of Applied Physiology*, vol. 56, pp. 260-265, 1992.
- [35] M. Nardone and A. Romano, “Selective recruitment of high threshold motor units during voluntary isotonic lengthening of active muscle”, *Journal of Physiology* , vol. 409, pp. 451-471, 1996.
- [36] M. Maton, “Evaluation of human dynamic contraction by phonomyography”, *Journal of Applied Physiology*, vol. 72, no. 6, pp. 2567~2573, 2003.
- [37] M. Reynaud-Gaubert, C. Guillot and M. Faucher, “Increased diaphragmatic strength and tolerance to fatigue after bilateral lung transplantation: an electromyographic study”, *Journal of Electrography and Kinesiology*, vol.

- 14, pp.179–185, 2004.
- [38] D. Smith and J. Johnson, “Mechanomyographic and electromyographic response to eccentric and concentric isokinetic muscles of biceps and bradrii”, *Muscle and nerve*, vol. 21, pp. 1438~1444, 2004.
- [39] 李卓,表面肌電的訊號分析及利用,北京首都體育學院
- [40] 林正常,劉宇,漸增與瞬發動作神經肌肉活動的分析,國立體育學院教練研究所博士論文,2005.
- [41] 林齊宜,解剖學原理與實用,合記圖書出版社,1997.
- [42] 林瑞豐,長時間作業現場監測之可攜式資料器設計,朝陽科技大學工業工程與管理學系碩士論文,2001.

