

第二章

基於肌電圖之機器臂控制系統

文獻探討提及許多使用 EMG 訊號來操控復健裝置或多功能義肢的研究，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，我們的系統也是基於這種架構基礎而建立，其中的受控裝置為機器臂，並且在最後藉由視覺回饋來了解機器臂的受控情況，系統方塊圖如圖 2.1 所示。在訊號量測部分會透過 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，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做出相對應的運動，操控者可利用視覺回饋來評估機器臂的活動狀況，進而決定下一步動作，透過這樣的系統便能夠根據操控者的意圖來靈活的操控機器臂，為了建構出完整的系統，我們仍然必須先了解每個環節背後的原理與方法，首先訊號量測時要了解運動時所使用的肌肉或肌群，以期將電極安置在正確的位置，此部份將於 2.1 節詳細討論，藉由電極收集的 EMG 訊號含有許多雜訊，因而必須知道量測時伴隨發生的雜訊，以期做出正確的 EMG 訊號判讀，並針對不同雜訊設計適合的濾波器設計，濾波後的 EMG 訊號將經由特徵擷取來分析 EMG，觀察其隨著不同運動所伴隨發生的變化狀況，此部分將在 2.2 節討論，最後根據不同運動所表現出來的特徵變化，設計高性能的分類器來辨識手部運動，此部份將在 2.3 節予以討論，機器臂的控制部分我們將在第三章軟硬體實驗來介紹。

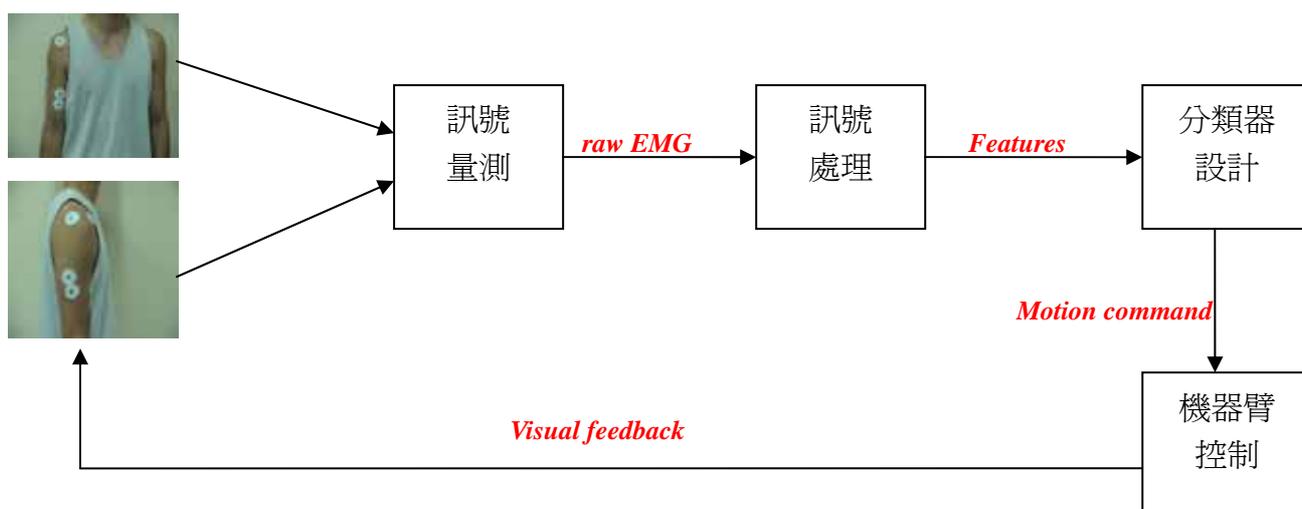


圖 2.1 基於肌電圖之機器臂控制系統示意圖

2.1 訊號量測

使用電極量測 EMG 訊號時有些人以方便性為考量，因而使用環狀式的主動電極，將多通道的電極擺放在固定肌群上來量測 EMG 訊號[32]，再利用 ICA 來找出通道中訊號較為獨立的部分，然而此多通道的方式卻同時增加分析處理時的計算量，基於減少電極數的目的，肌肉訊號量測前最重要的工作不外乎就是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所必須安置的位置。在大部分的病患當中通常是屬於上肢受損或截肢，因此第一章提及的文獻大部分的目的在於辨識手、腕及肘關節的移動，像是手肘彎曲／伸直，手腕旋前／反掌，手腕外展／內收，手部打開／關閉等動作，本論文主要是針對肘關節的運動，因此我們將針對移動前臂的肌肉來討論 [33]。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 2.2）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 2.3；伸肌的部分有肱三頭肌（*Triceps*）及肘肌（*Anconeus*），其肌肉的位置如圖 2.4；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 2.5；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 2.6。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。

雖然每一個動作的完成可能都是由數條肌肉共同完成，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，必須考慮到肌肉面積的大小以及位置等等因素，因為這些因素都可能影響 EMG 訊號的量測，甚至可能會造成訊號量測時不必要的困擾，比如說考量手肘的屈曲跟伸展[43]，根據前述資料，手肘的屈曲應該是由屈肌來負責，也就是肱二頭肌 (Biceps brachii)、肱肌 (Brachialis) 及肱橈肌 (Brachioradialis)，而伸展的部分應該是由伸肌負責，也就是肱三頭肌 (Triceps) 及肘肌 (Anconeus)，但是由於下列三個原因：

- (1) 肱肌的肌肉面積太小，剛好又位於主要肌肉 (肱二頭肌) 的旁邊，除了有位置不易找尋之虞，所量測到的訊號易受肱二頭肌 EMG 的影響，即所謂的 crosstalk；
- (2) 肱橈肌和肱肌比起來，雖然肌肉面積較為廣大，但根據實驗的結果，由肱二頭肌已經足夠判斷前臂的屈曲動作；
- (3) 肘肌的肌肉面積太小，有位置不易找尋之虞，且根據實驗，肱三頭肌已經足夠判斷前臂的伸展動作，

綜合上述原因，最後只選擇對肱二頭肌 (Biceps brachii)、肱三頭肌 (Triceps) 進行量測，除了肌取量測的肌肉之外，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 [5]，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 2.7 所示。圖 2.7 為同一肌肉上不同的電極位置量得的 EMG 訊號，透過它們表現在時域及頻域上的波形可以發現，在肌肉中點為最恰當的電極位置。

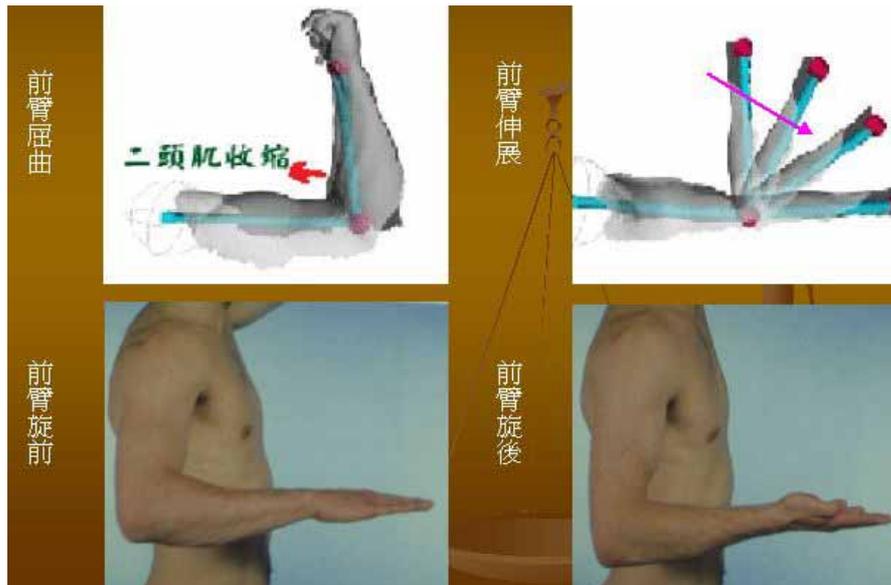


圖 2.2 前臂四種動作的定義[33]

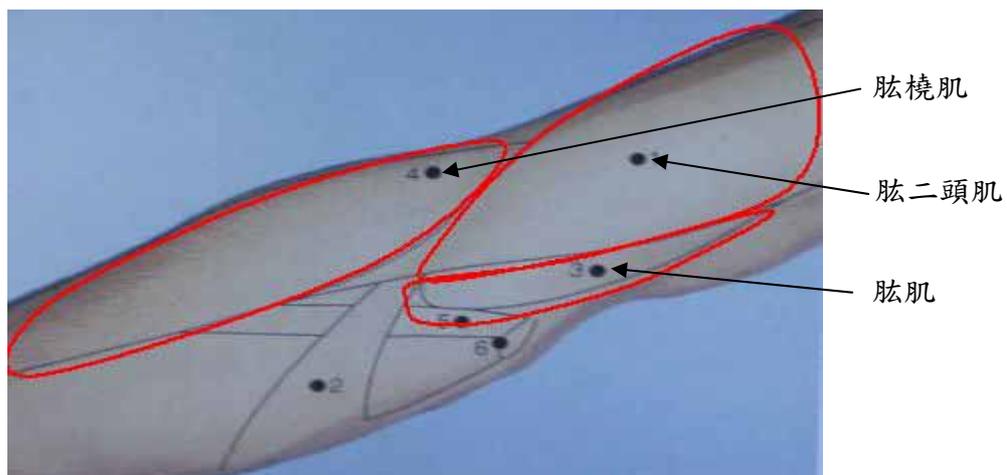


圖 2.3 屈肌位置圖[33]

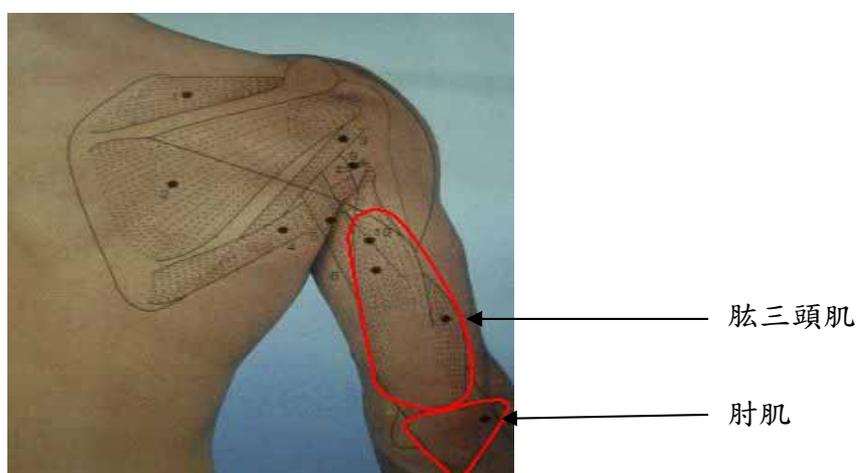


圖 2.4 伸肌位置圖[33]

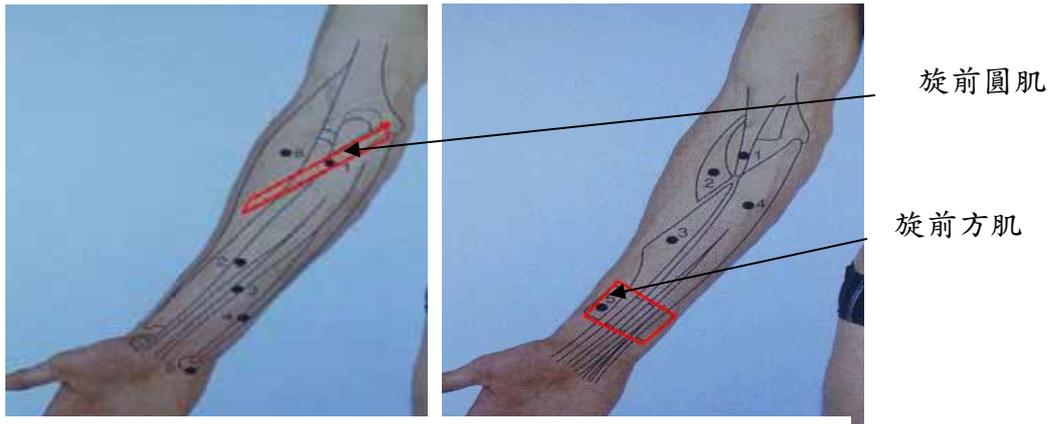


圖 2.5 旋前肌位置圖[33]

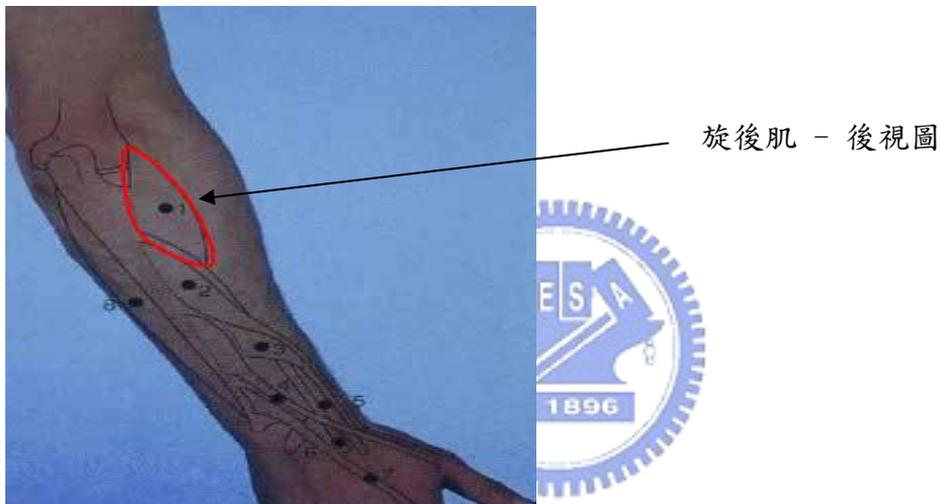


圖 2.6 旋後肌位置圖[33]

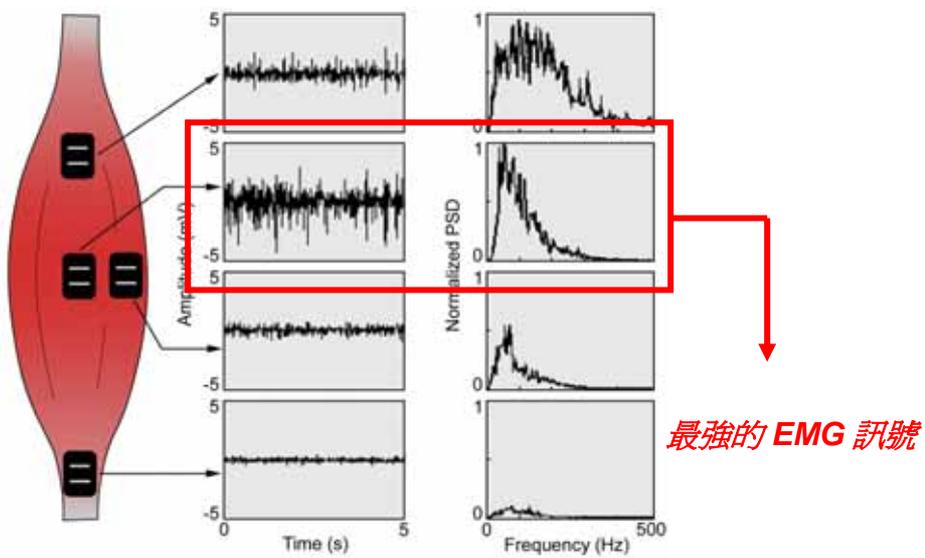


圖 2.7 同一肌肉上不同位置表現在時域上的訊號及其頻譜[5]

2.2 訊號處理

透過上一節所介紹的電極安置考量，我們得以將電極安置在正確的位置，並透過 EMG 量測設備擷取出 EMG 訊號，然而擷取出的訊號摻雜了許多雜訊，因此常造成判讀上的困難，爲了能夠針對量測結果作正確的判讀，我們有必要了解原始的 EMG 訊號以及受雜訊干擾的 EMG 訊號圖形，並提出適當的解決方案，圖 2.8 所示爲乾淨的 EMG 訊號以及幾種常出現的錯誤訊號與雜訊干擾，如 ECG 的 crosstalk、電源線輻射干擾（60Hz）、直流偏移、運動造成的雜訊、放大器的電壓飽和。ECG 即所謂的心電圖，當量測的肌肉位置接近心臟時，ECG 的 crosstalk 則相對明顯，只要選擇離心臟較遠或是身體右半邊的肌肉來量測（如右手的肌肉），即可降低 ECG crosstalk 的影響，另外計算平均值也能達到降低 ECG crosstalk 影響的效果。導線輻射干擾的頻率約爲 60Hz，理論上可透過帶拒濾波器的設計來濾除雜訊，[30,31]便是使用這種方式，然而有其他的研究者[4]考慮 EMG 訊號的頻率分布特性，其最強的訊號頻率約在 50~150Hz，帶拒濾波器的使用也相對的引起 EMG 訊號失真，因此不建議使用帶拒濾波器來解決這方面的問題。針對直流偏移與電壓飽和的問題，可靠著實驗前調整直流準位以及增益來避免錯誤的訊號發生。運動造成的雜訊主要有兩個來源，一個是手臂運動時造成的電極的滑動甚至脫落，另一個則是電極的導線晃動，這兩種雜訊的頻率分布範圍約在 0~20Hz，不包含 EMG 的重要資訊，因此可設計一高通濾波來解決這部分的問題。確定訊號擷取的正確性之後，我們將進一步完成訊號處理的步驟，此步驟包括濾波器設計以及特徵擷取，在濾波器設計部份，將針對雜訊以及 EMG 訊號的頻寬來設計適合的濾波器，然後擷取經過濾波處理後 EMG 訊號特徵，藉由特徵來分析 EMG 的特性。

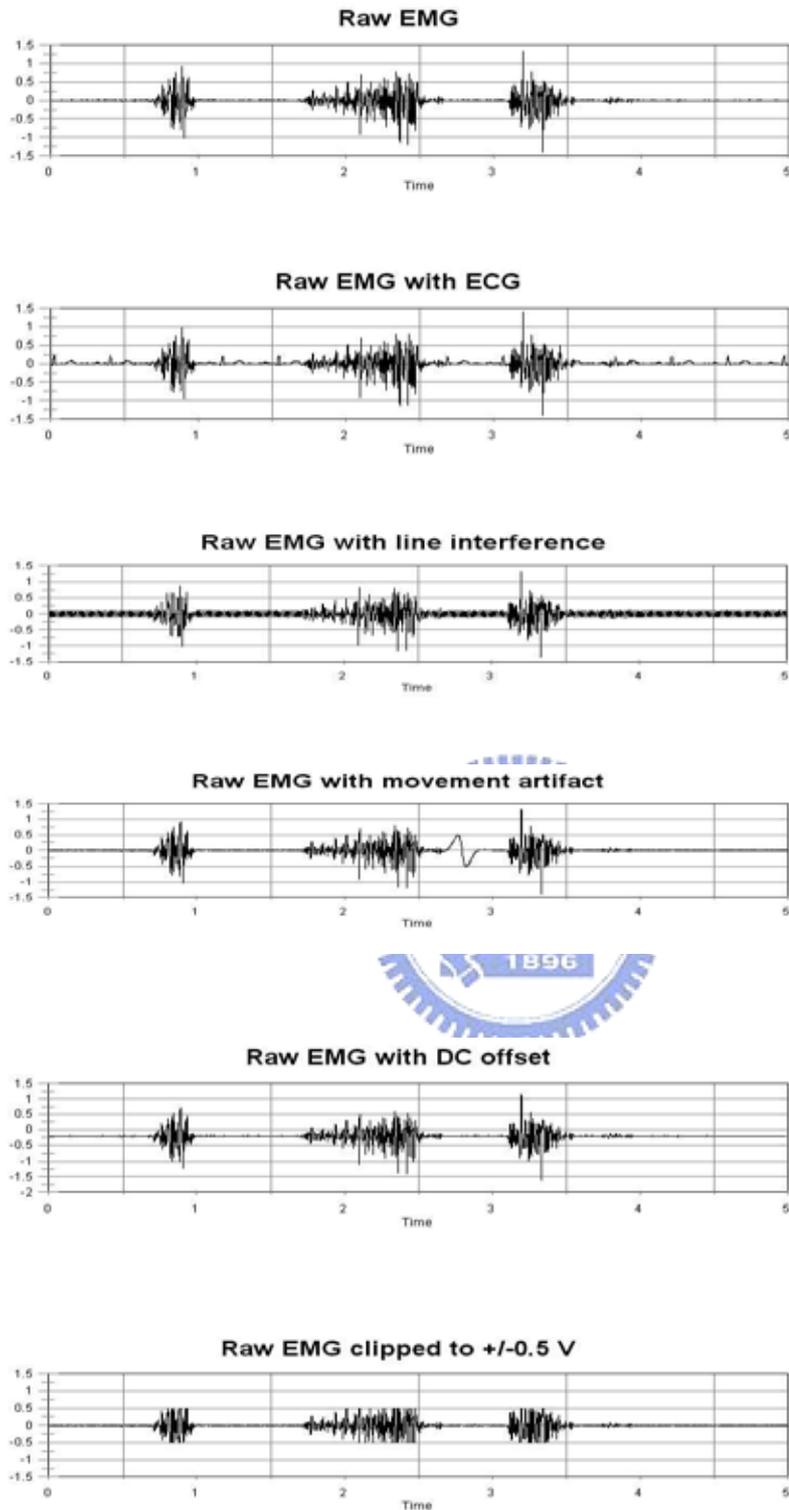


圖 2.8 乾淨之EMG訊號以及常出現的錯誤與雜訊干擾 [26]

濾波器的設計上，針對 EMG 訊號的頻帶分布 (0-500Hz)，其中主要的頻寬為 50-150Hz，因而必須設計一帶通濾波器，而針對移動時所造成電極滑動極導線晃動 (0-20Hz)，則必須設計高通濾波器，特別注意的是，我們沒有針對電磁波干擾而使用帶拒濾波器，綜合以上討論，我們設計了一六階的 Butterworth 帶通濾波器，其通過頻率與截止頻率分別為 20Hz 與 400Hz，頻率響應如圖 2.9。

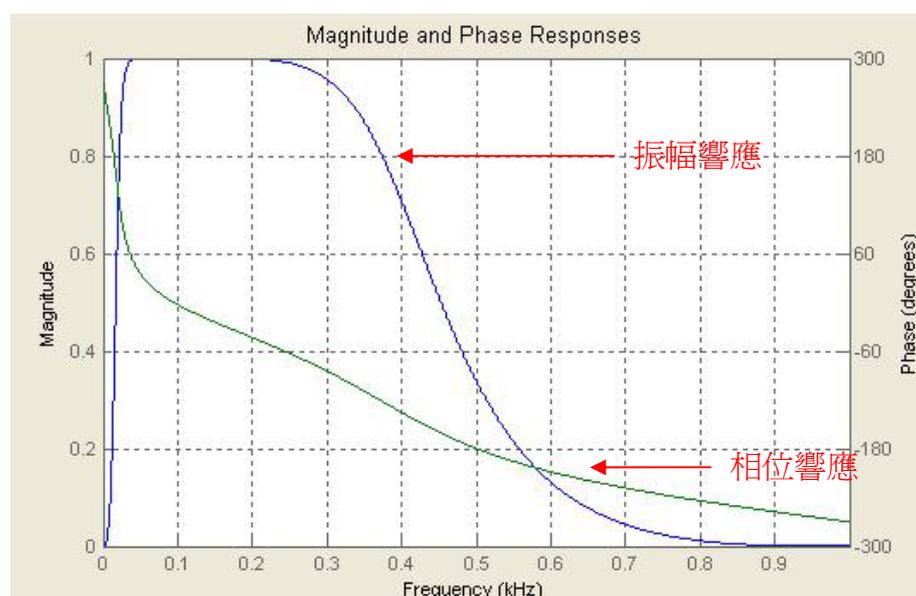


圖 2.9 Butterworth 帶通濾波器頻率響應圖

在特徵的擷取上，我們使用了傳統上經常使用的四種特徵，MAV [1,12,15-16]、VAR[11,14,20,27]、ZC[14,16,20,27]、以及 WAMP[20,27]，對於每個特徵，我們選取適當數量的取樣點來計算其特徵值，並說明每個特徵所代表的意義，在之後的系統分析我們將進一步評估每種特徵在起始點偵測時的性能，特徵值計算公式及如表 2.1。其中 X_k 代表第 k 個取樣點的 EMG 值， N 代表取樣點數目。每個特徵值都有其特殊的意義，藉由對特徵值得觀察，我們便可大致看出特定時間曲段內的 EMG 訊號的收縮程度，以及在時域以及頻域上的特性，特徵值的意義說明如下。

| |
|--|
| <p>(1) MAV (Mean Absolute Value)</p> $MAV = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_k $ |
| <p>(2) VAR (Variance)</p> $VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N X_k^2$ |
| <p>(3) BZC (Bias Zero-Crossing)</p> $BZC = \sum_{k=1}^N \text{sgn}[(X_k - 0.4) \times (X_{k-1} - 0.4)]$ $\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x > 0 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$ |
| <p>(4) WAMP (Willison Amplitude)</p> $WAMP = \sum_{k=1}^N f(X_k - X_{k-1});$ $f(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x > \text{threshold} \\ 0, & \text{if otherwise} \end{cases}$ |

表 2.1 特徵值計算公式

在表 2.1 中，MAV 將 N 個取樣點取絕對值後相加再做平均，此參數類似於對能量的估測，VAR 則是取平方相加後再平均，此參數可看出 EMG 訊號的能量密度，MAV 與 VAR 同樣經常被用來估測肌肉收縮的程度，並依據特徵值大小作為不同速度的義肢控制。BZC 參考[27]針對 ZC 所做的修正，主要用來計算與零值交越的次數多寡，可大致看出在頻率的特性，當特徵值越大則代表此時間區段的頻率越高，其中引入一個 0.4 的偏移量，主要是針對肌肉未收縮時，背景雜訊使得 EMG 值在零值附近跳動，零值交越次數因而累積，以致無法區分出放鬆狀態與運動狀態，利用此偏移植修正可避免因雜訊干擾所造成的錯誤，此偏移量可視情況不同而彈性的調整，WAMP 用來計算出超越某一臨界值的次數，類似於 ZC 值的變形，可藉此了解肌肉收縮的程度。

2.3 分類器設計

大部分商業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，我們捨棄了一般常用的神經網路或是統計機率的方法，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。

在特徵擷取部分計算出 EMG 訊號特徵值，提供了不同的肌肉活動資訊，因此可以特徵值作為評估肌肉收縮狀況的依據，選取一適當的臨界值作為判斷的指標，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，示意圖如圖 2.10(a)。然而此單一臨界值的判定尚有一個問題產生，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，示意圖如 2.10(b)，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。

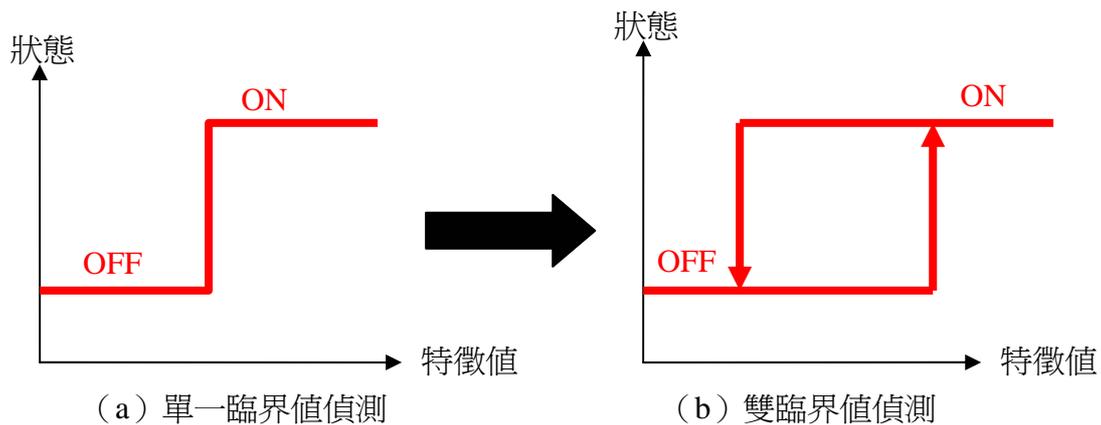


圖 2.10 單一臨界值偵測與史密特觸發器偵測示意圖：(a)單一臨界值偵測，和(b)雙臨界值偵測。

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，則必須特別的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做參數修正，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 2.2，CH1 代表肱二頭肌上的通道，CH2 代表肱三頭肌上的通道，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已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，高臨界值太高，則操作者必須施更多力來啓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啓動機器臂的動作，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。

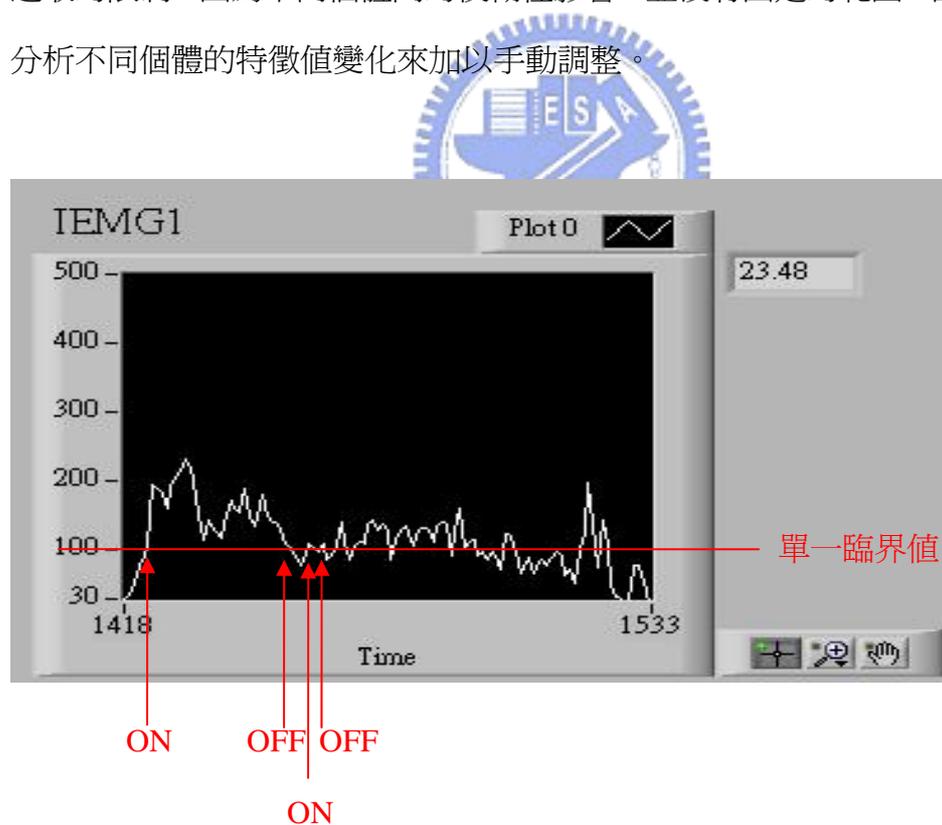


圖 2.11 單一臨界值的起始點偵測示意圖

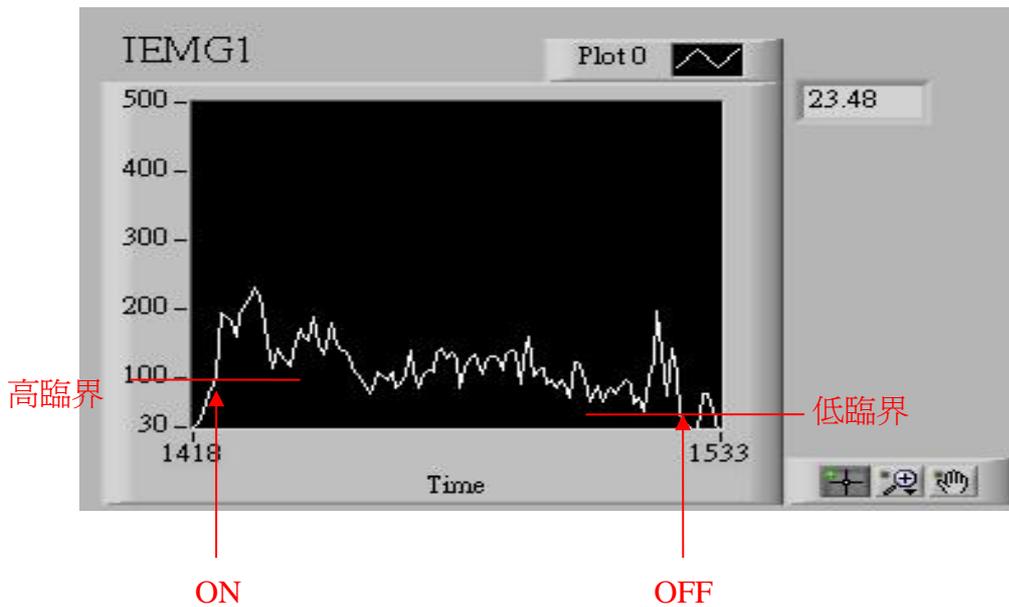


圖 2.12 經過修正後的起始點偵測示意圖

| 偵測結果 (CH1/CH2) |  | | 機器臂 相對運動 |
|-------------------|--|-------|-------------------|
| | 手部運動 | 分類器輸出 | |
| 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 2.2 手部運動狀況、起始點偵測結果、分類器的輸出與機器臂的運動關係表。