

第四章

實驗與討論

前面的章節已建構出基於 EMG 之機器臂控制系統，並藉由人機介面的整合來達到即時擷取與控制的目的，也實際模擬了前臂屈曲與前臂伸展兩個動作，驗證此系統的性能，這一章我們將實際實驗，利用四個受測者來操作此系統，以評估不同人操作此系統時的性能。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，透過 EMG 訊號擷取系統收集肌肉訊號，架構在電腦端的人機介面會即時顯示 EMG 訊號並分析處理，最後依據分類器的結果將控制命令透過網路傳送到機器臂，機器臂隨之產生相對應的運動，操控者並藉由視覺回饋來決定手部下一步的運動。



圖 4.1 實驗設定圖

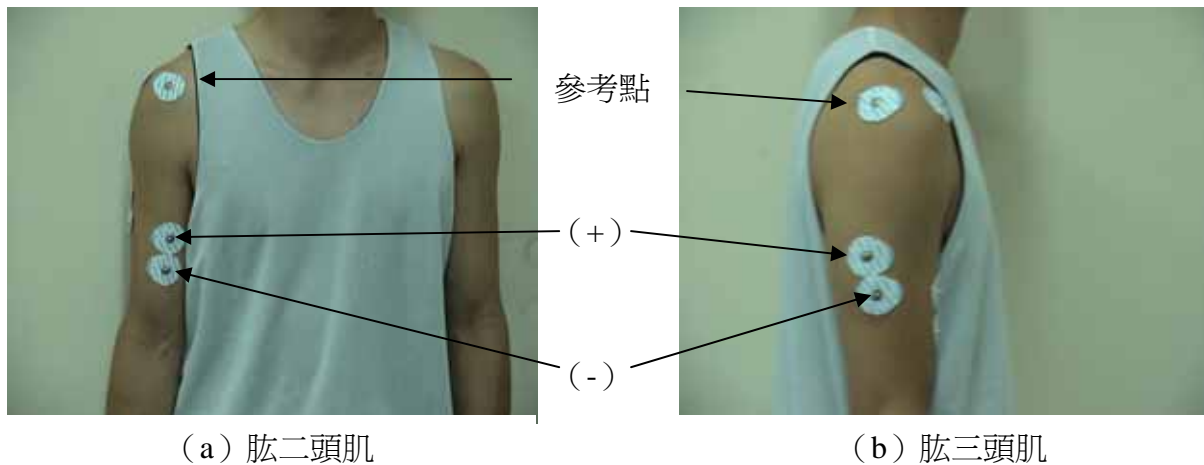


圖 4.2 電極安置圖：(a) 肱二頭肌，和(b)肱三頭肌。

4.1 模糊性分析

因為模糊性是 EMG 訊號分析上的主要難題之一，第一章我們已說明 EMG 訊號的四種模糊性，其中之一即是因個體不同所造成的模糊性，這也是影響機器或義肢控制系統性能一個很重要的因素，此模糊性的發生源於每個人在生理學上差異性，如肌肉位置、大小以及對同一運動所使用肌肉的方式不同，因而實驗的第一部分，我們找了四個受測者來操控機器手臂（四個受測者的基本資料如表 4.1），使其第五軸完成兩個階段的任務，第一階段由原點（0 度）上升至 90 度，第二階段由 90 度回到 0 度，為了探討個體不同對系統的影響，首先我們先訓練受測者 A，使其操控機器手臂時分類器的辨識率達 100%，再將 A 訓練出來的參數（如表 4.2）給另外三個受測者（B、C、D）使用，觀察此三個受測者利用此參數來操控此機器臂的性能表現，圖 4.3(a)、(b)與(c)分別為受測者 B、C 與 D 的 EMG 訊號經過濾波器的結果，由此我們可以看出操控過程中，肌肉活動的情形以及手臂伸屈的狀況，振幅越大則代表手臂在操控過程中施力越大，由第二章的對於肌肉與運動關係的探討我們可以了解，當 CH1 變化劇烈則代表前臂屈曲，

當 CH2 變化劇烈則代表前臂伸展，圖 4.4(a)、(b)與(c)分別為 B、C 與 D 三者的特徵值隨著時間的變化，特徵值是分類器辨識的依據，分類器設計主要藉由 CH1 的特徵值大小來判斷 UP 與否，而 DOWN 則以 CH2 的特徵為判斷依據，因此只要通道上的特徵值差異性越大，則錯誤發生的機會越少，因而透過此我們可以預測出分類器性能，以及錯誤可能發生的地方，圖 4.5(a)、(b)與(c)則分別為 B、C 與 D 三者經過分類器的輸出結果，其中 0 代表 STOP，1 代表 UP，2 代表 DOWN，3 代表 ERROR，機器臂便是根據此結果來產生因應的動作。

	身高 (cm)	體重 (kg)	身材	電極安置時 肌肉狀況
受測者 A	172	63	標準	肌肉較明顯
受測者 B	172	67	標準	肌肉較明顯
受測者 C	175	57	略瘦	肌肉較明顯
受測者 D	170	75	略胖	肌肉不明顯

表 4.1 四個受測者的基本資料

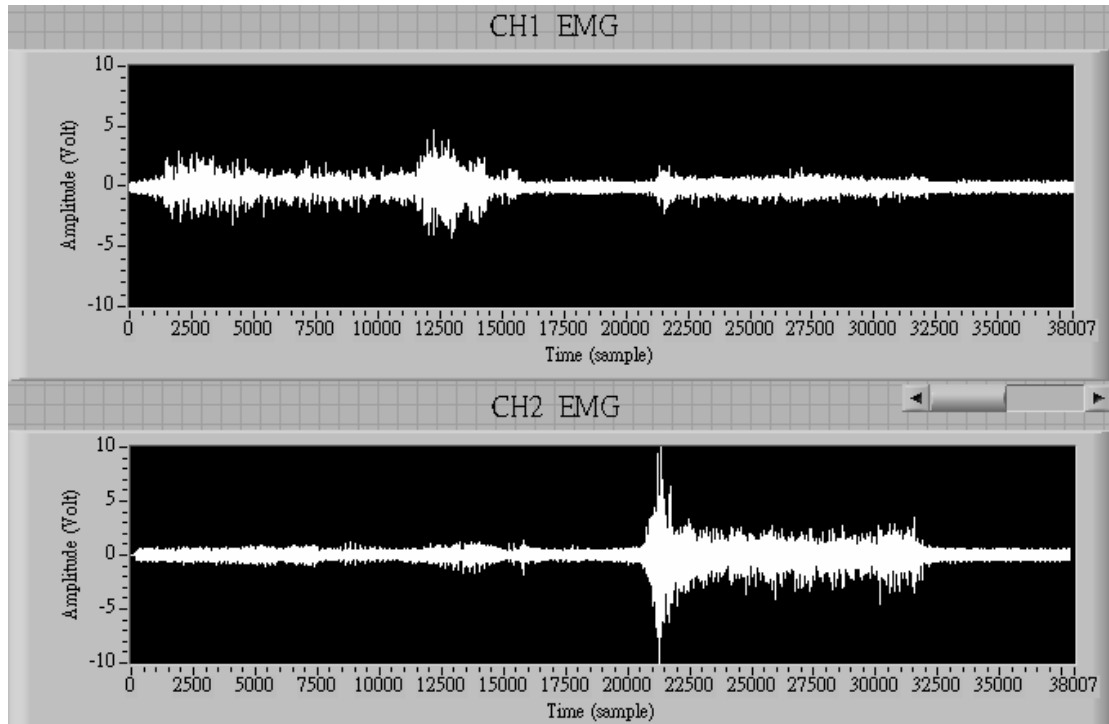
由圖 4.3 發現，在第一階段時 B 較 C 與 D 省力，而且整個操作過程前臂的運動穩定，顯示在操作過程中相當順利，因而只花了 19 秒來完成，C 與 D 則因為施力過大，導致肌肉間的 crosstalk 相對明顯，因而 CH2 也產生變化，在第一階段時，C 前臂屈曲與放鬆切換的頻率比 B 多一點，而 D 則是前臂運動更為頻繁，不斷的屈曲與放鬆，顯示操控過程相當不順利，因而花了約 38 秒來完成操控的目標，圖 4.4(a)的兩通道的特徵值差異性非常大，顯然 B 在分類結果出現錯誤的機率會比較小，圖 4.5(a)正好驗證了此預測，理論上我們希望機器臂在第一階段，分類器的輸出總是一直維持在 UP 狀態，同理於第二階段，分類器的輸出總是 DOWN，受測者 B 雖然無法完全符合理想的結果，但除了在第一階段有少

數錯誤 (ERROR) 與停止 (STOP) 的情形之外，其餘過程幾乎是完全順利的，由圖 4.4(b) 可以知道 C 在第一階段可能會出現較多的錯誤，圖 4.5(b) 也驗證了此預測，而且錯誤也確實集中在 CH1 與 CH2 的特徵值差異不大的時候，由圖 4.4(c) 發現 D 幾乎在第一階段 CH1 與 CH2 的特徵值變化都極為相似，因此在此階段分類器幾乎無法辨識出 UP 的狀態，圖 4.5(c) 可看見在第一階段，分類器的輸出幾乎都在 ERROR 與 STOP 之間跳動，UP 出現的機率極小，這也正好呼應了前面所說，D 在整個操作過程中是最為不順利的，特別是在前臂屈曲的過程。表 4.3 為統計三個受測者做五次實驗，分類器的四種狀態出現次數，並依此結果計算 B、C 與 D 辨識率分別為 95.2%、87.2% 與 75.2%，由此結果確實可以看出因為個體不同所造成的模糊性降低了系統的辨識率，特別注意的是 B 與 C 相較於 D 是高於許多的，分析受測者 D 辨識率如此低的原因，主要因素是 D 的肌肉不明顯以及與受測者 A 在身材上的差異，因為使用的是表面電極，肌肉不明顯會造成高品質訊號取得上的困難，因此經過處理與分類的結果會有比較大的誤差。

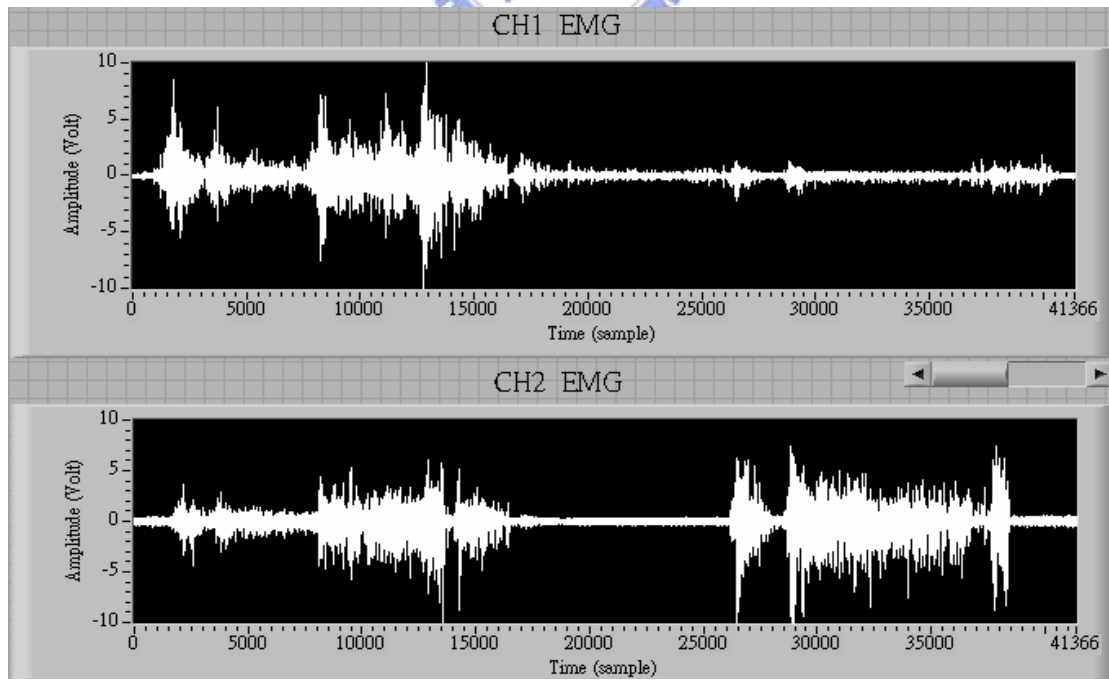


帶通濾波器設計	特徵選取	分類器設計
階數：6	取樣點數目：200	CH1 高臨界：0.5 V
取樣頻率：2000Hz	選取特徵：MAV	CH1 低臨界：0.2 V
通過頻率：30Hz		CH2 高臨界：0.8 V
截止頻率：400Hz		CH2 低臨界：0.2 V

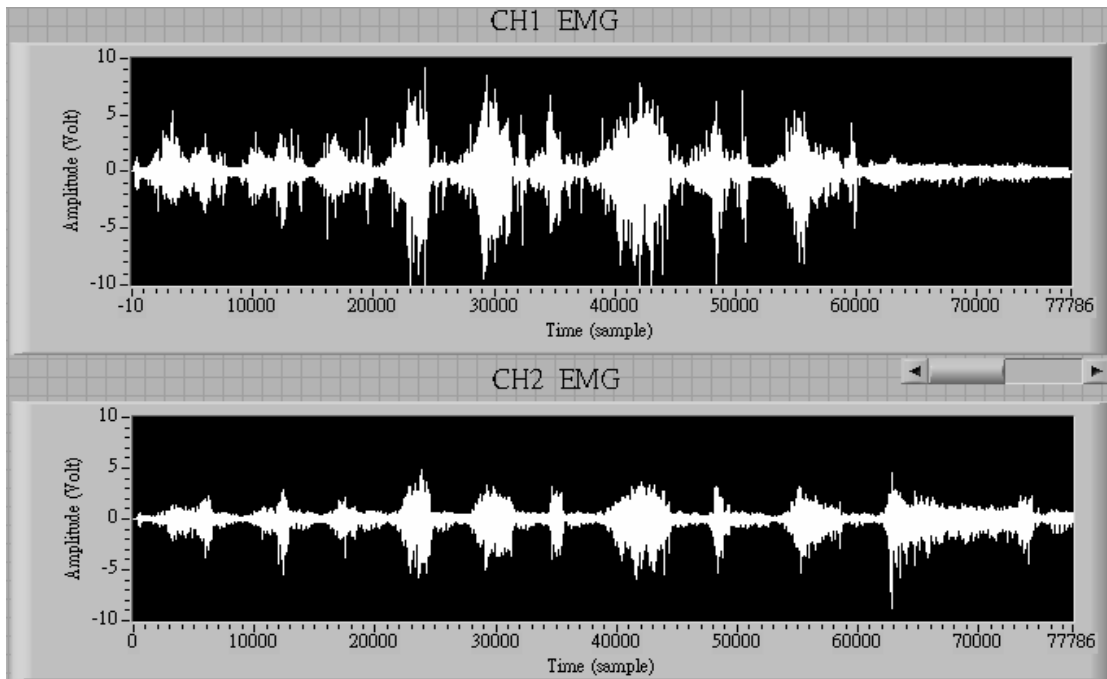
表 4.2 受測者 A 的參數



(a) 受測者 B

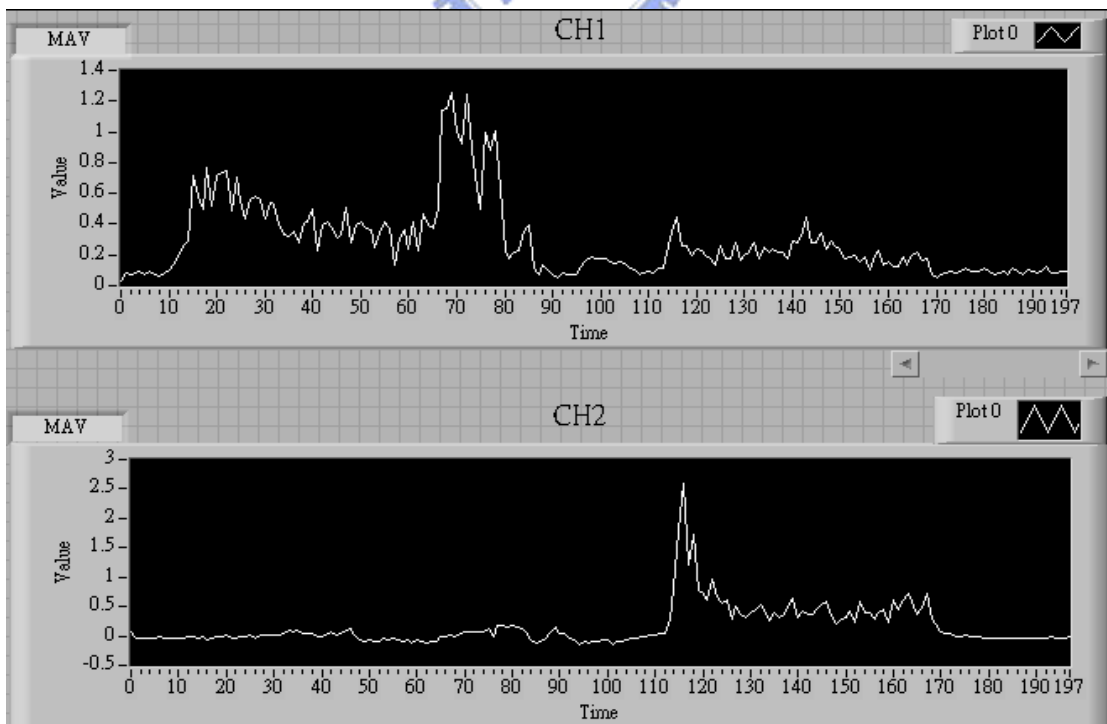


(b) 受測者 C

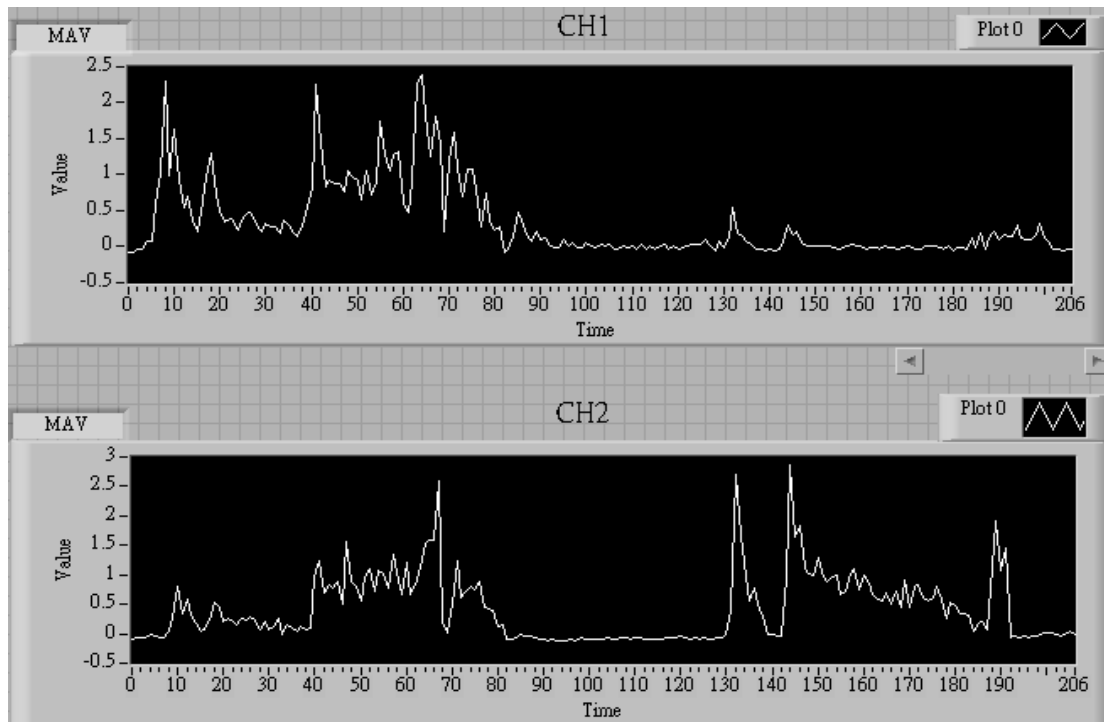


(c)受測者 D

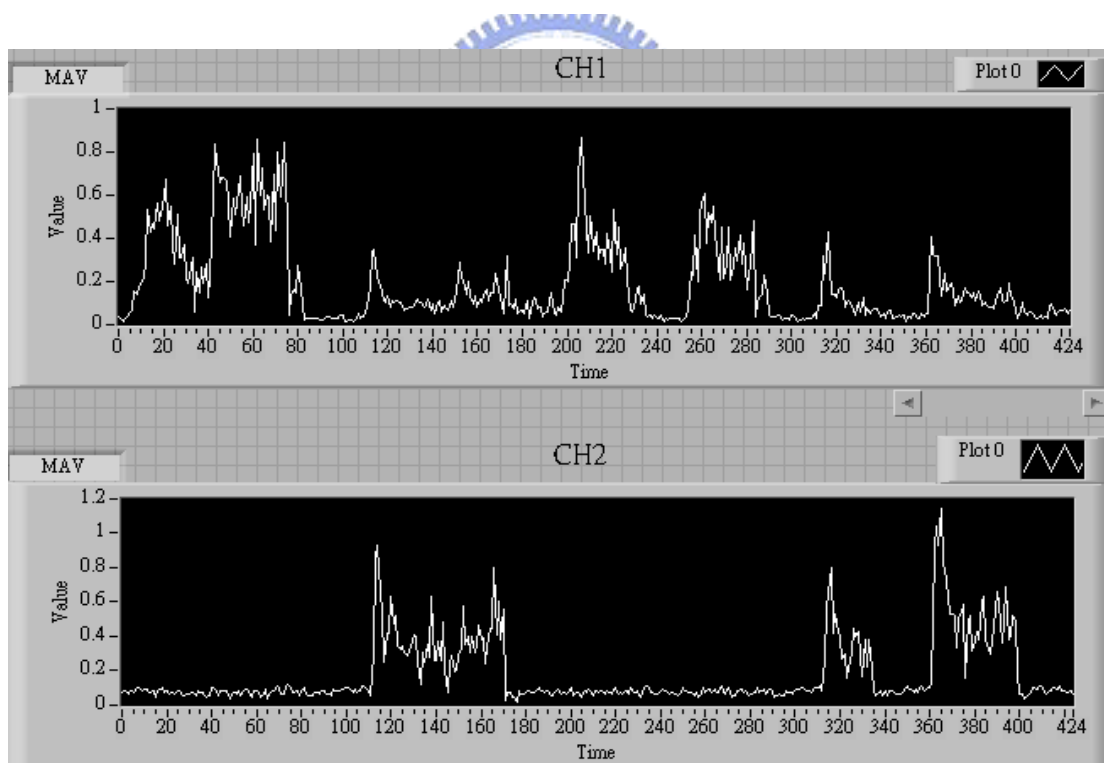
圖 4.3 受測者 B、C 與 D 經過濾波器後的 EMG 訊號：
(a)受測者 B，(b)受測者 C，和(c)受測者 D。



(a) 受測者 B

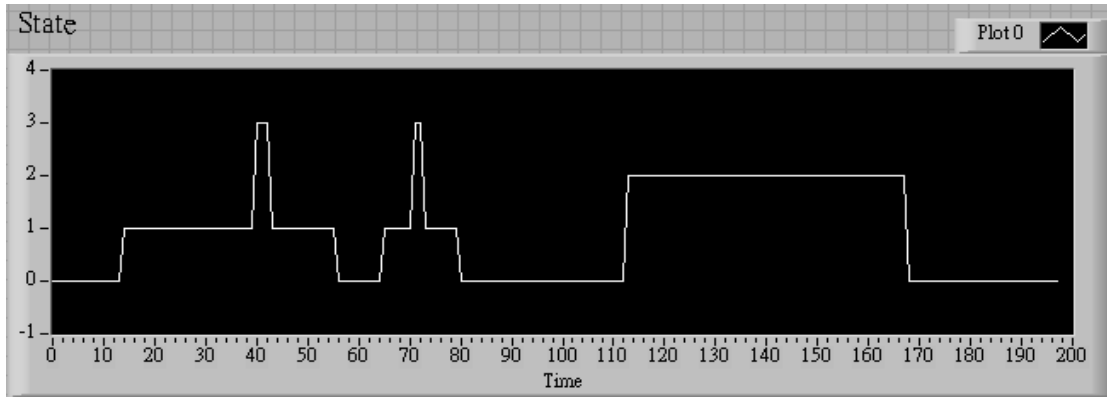


(b) 受測者 C

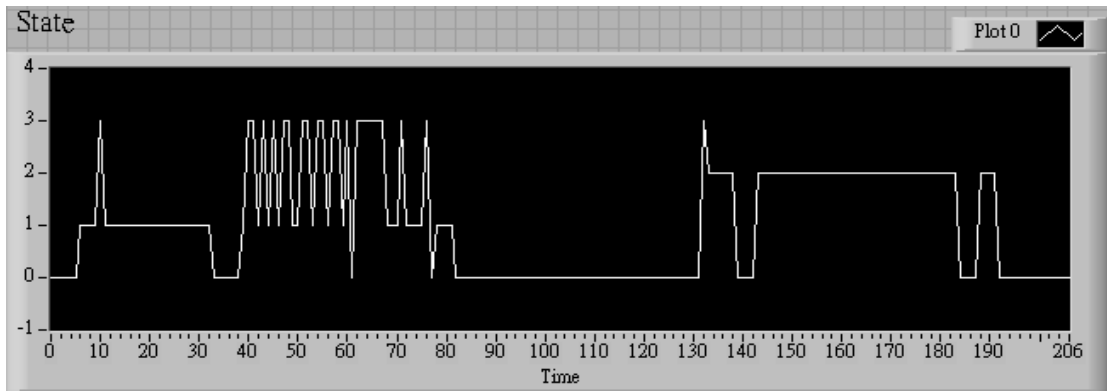


(c) 受測者 D

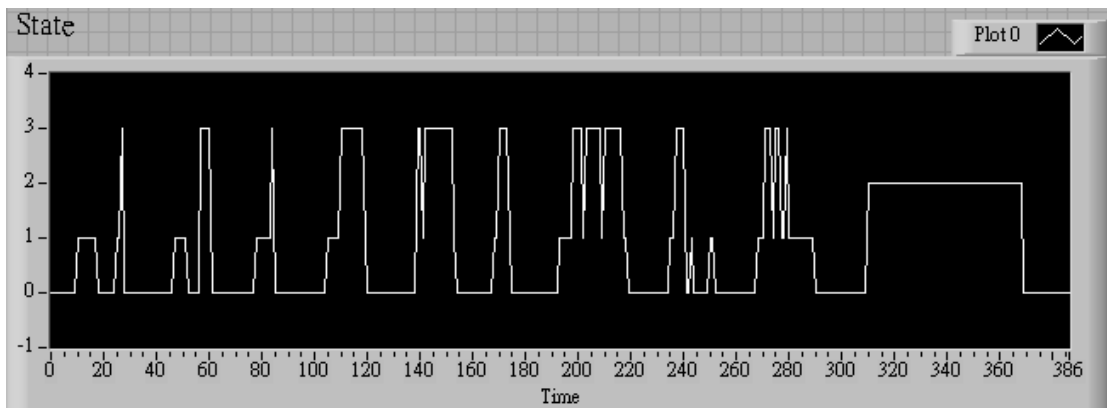
圖 4.4 受測者 B、C 與 D 其 EMG 訊號特徵值變化：
 (a) 受測者 B，(b) 受測者 C，和(c) 受測者 D。



(a) 受測者 B



(b) 受測者 C



(c) 受測者 D

圖 4.5 受測者 B、C 與 D 其分類器輸出結果：(a) 受測者 B，(b) 受測者和(c) 受測者 D。

STOP	UP	DOWN	ERROR
86	57	55	5
75	57	54	6
82	54	55	3
88	58	55	5
90	55	54	9
平均辨識率 = 95.2%			

(a) 受測者 B

STOP	UP	DOWN	ERROR
80	53	53	17
98	53	51	15
75	51	52	9
88	46	51	23
78	51	50	11
平均辨識率 = 87.2%			

(b) 受測者 C

STOP	UP	DOWN	ERROR
206	62	59	59
205	64	62	37
218	57	60	34
211	58	61	44
210	60	60	25
平均辨識率 = 75.2%			

(c) 受測者 D

表 4.3 受測者 B、C 與 D 的分類器狀態輸出次數統計以及辨識率：

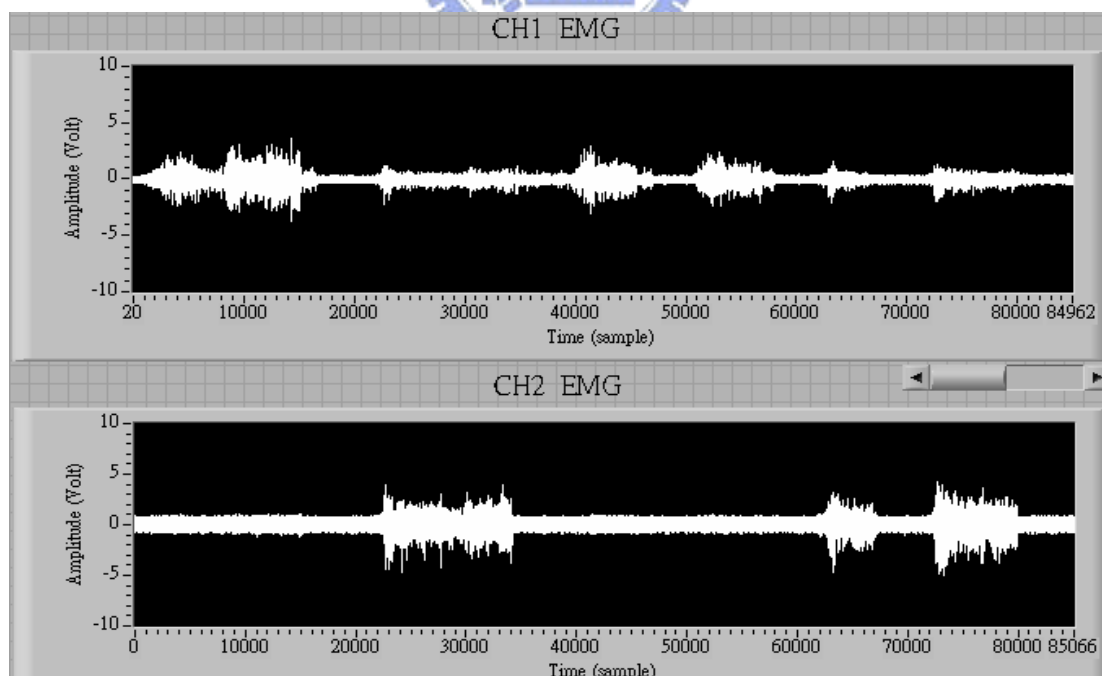
(a)受測者 B，(b) 受測者 C，和(c)受測者 D。

4.2 分類器設計

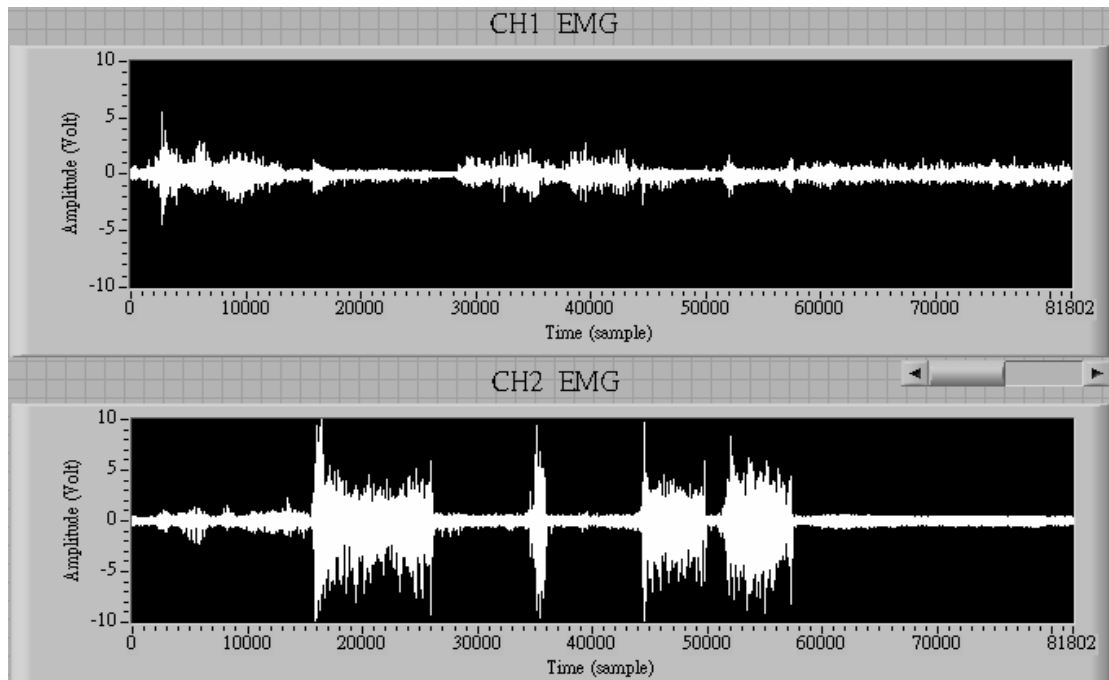
在前面的實驗我們分析了個體不同對系統的影響，為了解決這個問題，分類器的設計則必須更加要求，特別是對於高低臨界的選取，因而我們將嘗試調整出分別適合於受測者 B、C 與 D 的分類器參數來操控機器臂做更靈活的運動，並與前述使用受測者 A 的參數兩者互相比較。首先必須分別訓練出適合 B、C 與 D 的參數（如表 4.4），除了分類器的參數針對不同受測者加以設計之外，其餘參數皆與前一個實驗相同，接著操控機器手臂依序完成六個階段，0 至 90 度、90 至 0 度、0 至 45 度、45 至 90 度、90 至 45 度與 45 至 0 度，圖 4.6 分別為參數調整後，受測者 B、C 與 D 的 EMG 訊號經過濾波器的結果，分別與參數調整前（圖 4.3）比較，B 仍然在操作過程非常順利，C 也非常順利，並且在前臂屈曲過程，CH2 並沒有太劇烈的變化，而 D 顯然在前半部的前臂屈曲過程比較不順利，圖 4.7 分別為參數調整後三個受測者的特徵值變化，分別與圖 4.4 比較發現，B 與 C 在特徵上都明顯的改善了，然而 D 在 CH1 與 CH2 之間的特徵值，仍然難以看出差異性，圖 4.8 則為 B、C 與 D 三者經過分類器辨識出來的結果，分別與圖 4.5 比較發現，每個受測者 ERROR 發生的機會幾乎都很少，特別注意的是，儘管受測者 D 的辨識率大大的提高了，然而由圖 4.5(c)與 4.8(c)可以看出，他在操作機器手臂仍然不是非常的穩定，特別在前臂屈曲的時候，這主要與受測者 D 的身材肥胖且肌肉不明顯，造成量測到的 EMG 訊號微弱，導致分類器非常容易從 UP 或 DOWN 狀態進入 STOP 狀態，造成辨識的結果不穩定，分類器的輸出狀態次數與辨識率分別如表 4.5，受測者 B、C 與 D 分別為 0.99，0.988，0.978，此實驗可以證明經過適當的參數調整，我們所發展的系統確實可以解決因個體不同所造成的模糊性影響。

	受測者 B	受測者 C	受測者 D
分類器參數	CH1 高臨界：0.4 V	CH1 高臨界：0.3 V	CH1 高臨界：0.3 V
	CH1 低臨界：0.08 V	CH1 低臨界：0.05 V	CH1 低臨界：0.05 V
	CH2 高臨界：0.8 V	CH2 高臨界：0.85 V	CH2 高臨界：0.7 V
	CH2 低臨界：0.2 V	CH2 低臨界：0.1 V	CH2 低臨界：0.1 V

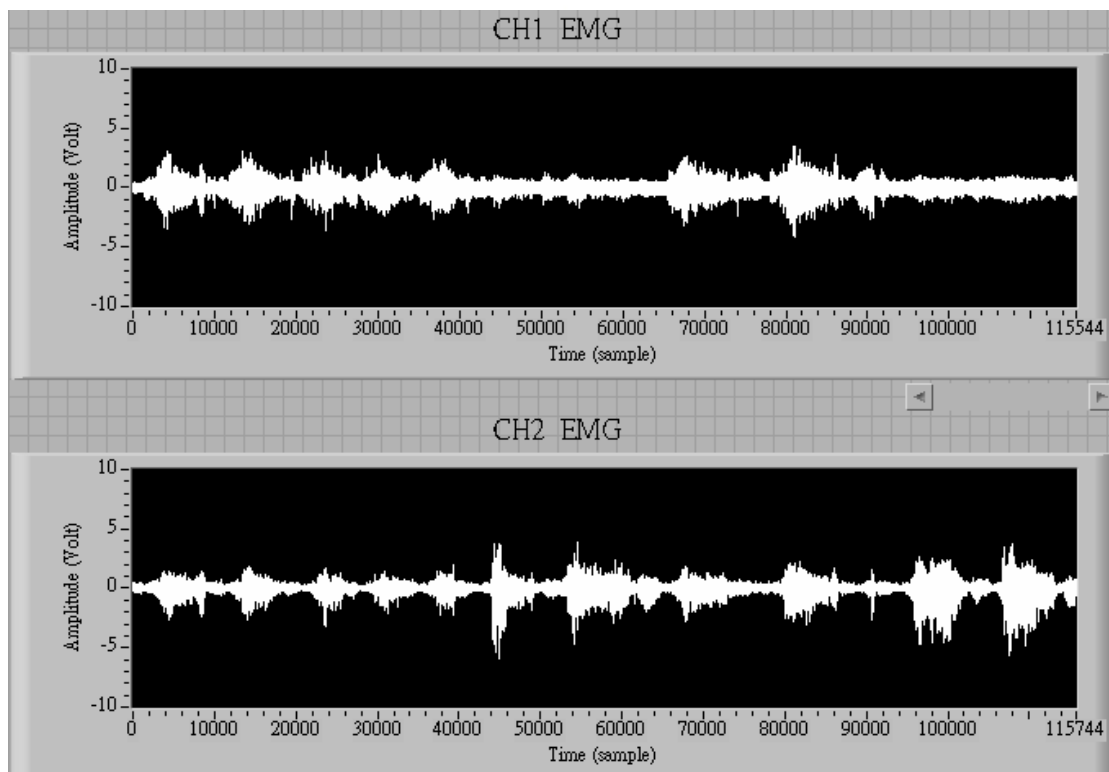
表 4.4 受測者 B、C 與 D 經過調整後的參數



(a) 受測者 B

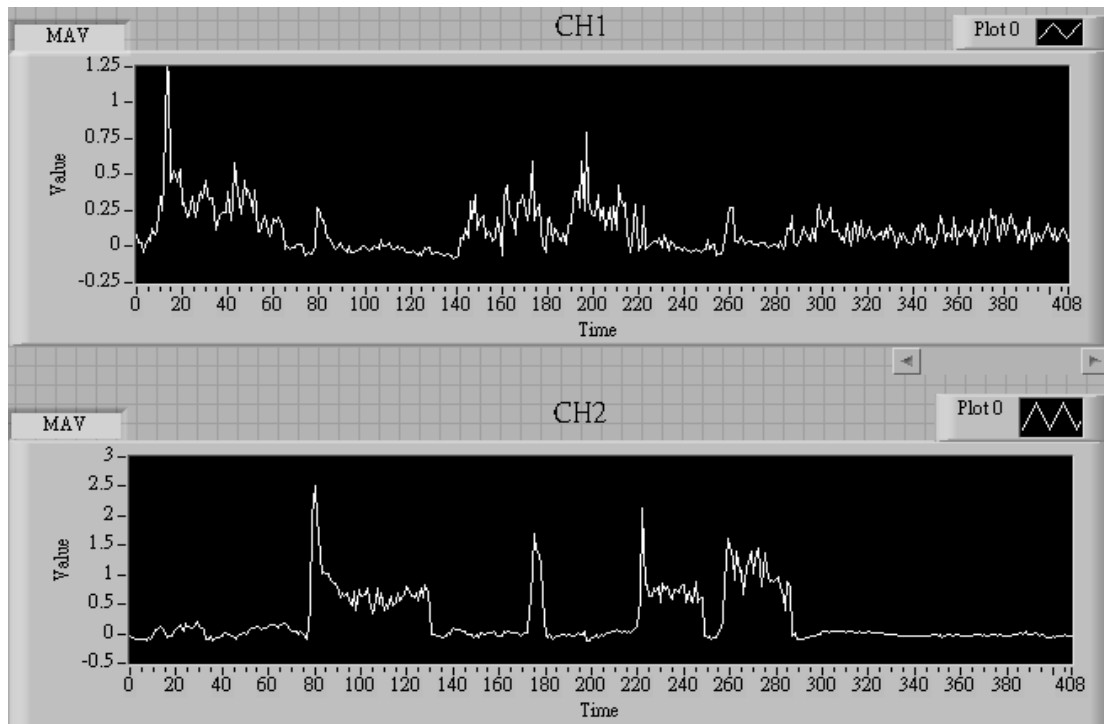


(b) 受測者 C

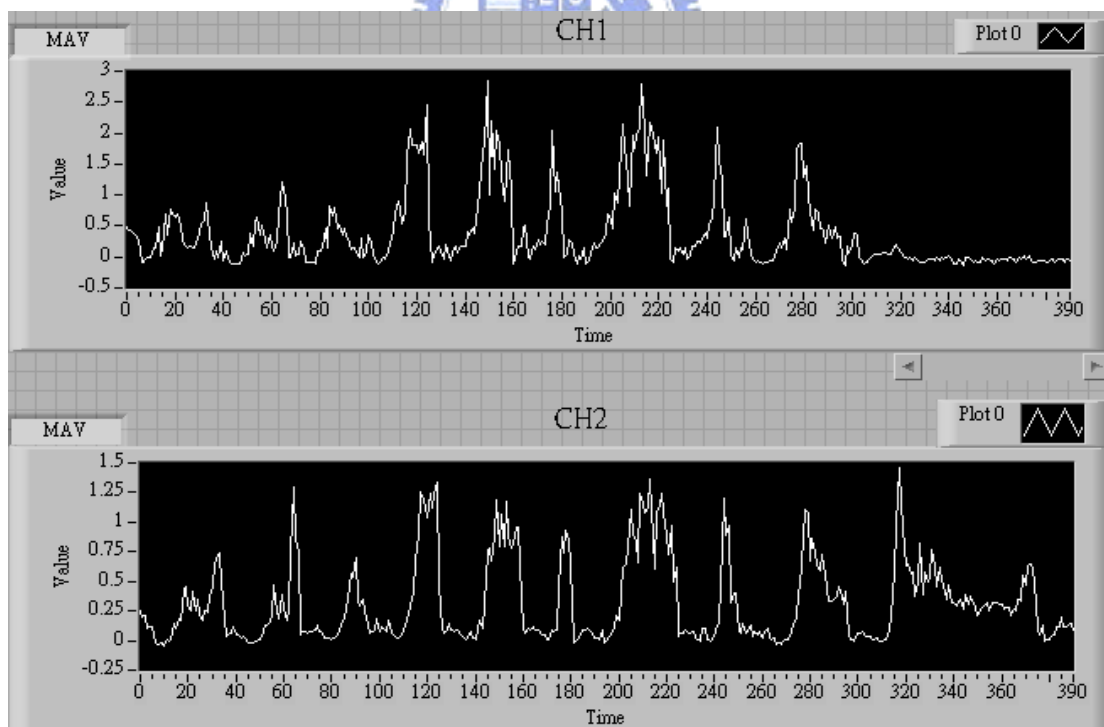


(c) 受測者 D

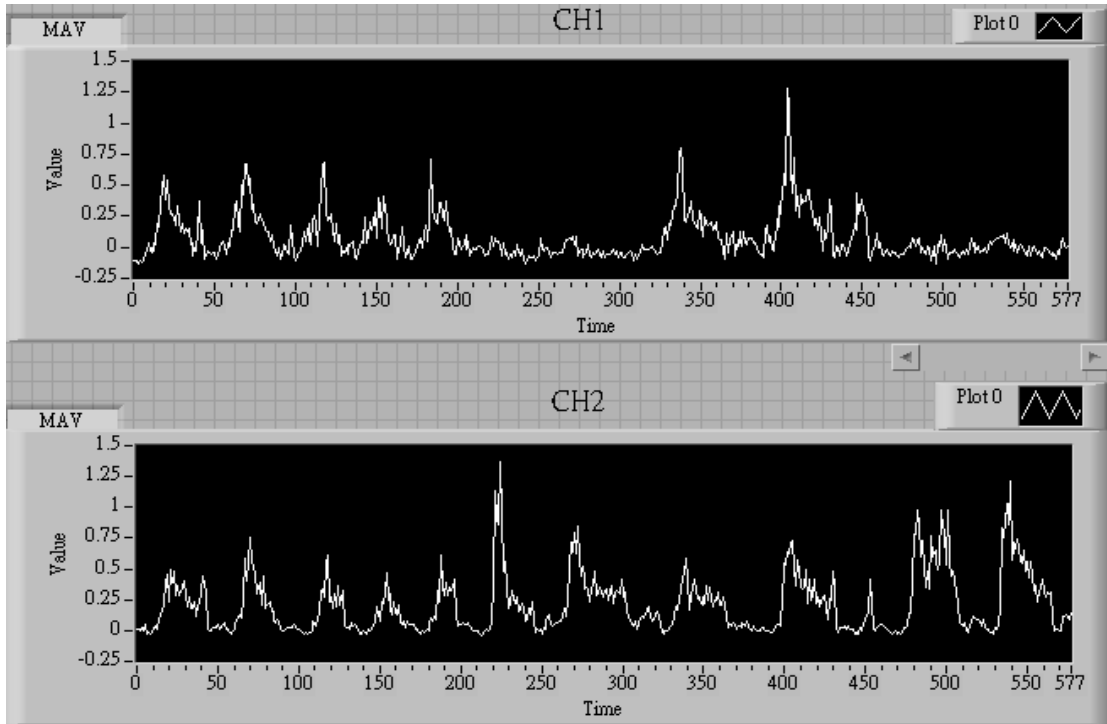
圖 4.6 參數調整後，受測者 B、C 與 D 經過濾波器後的 EMG 訊號：
 (a) 受測者 B，(b)受測者 C，和(c)受測者 D。



(a) 受測者 B

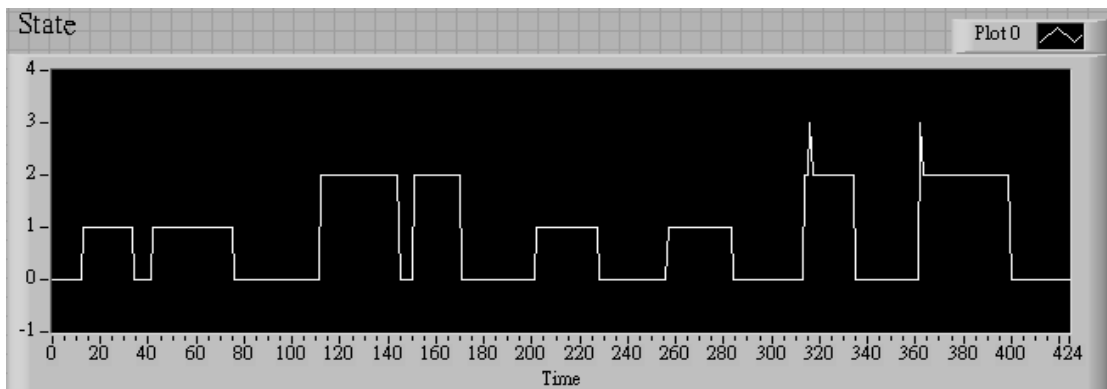


(b) 受測者 C

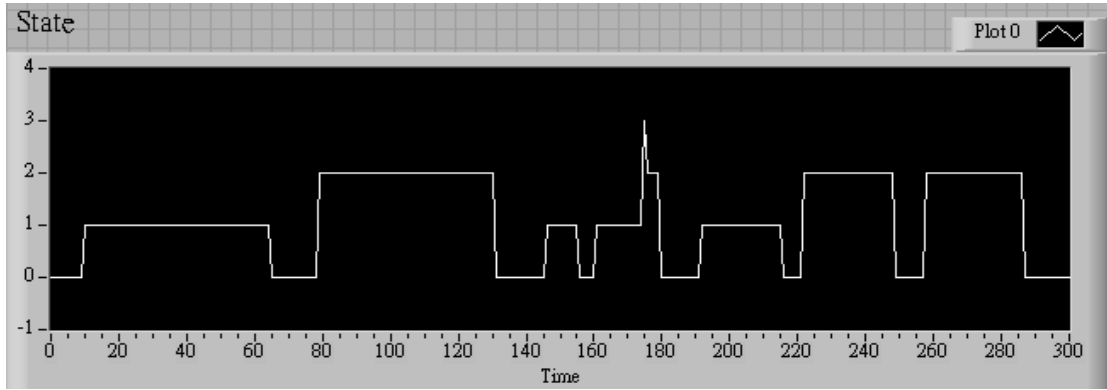


(c) 受測者 D

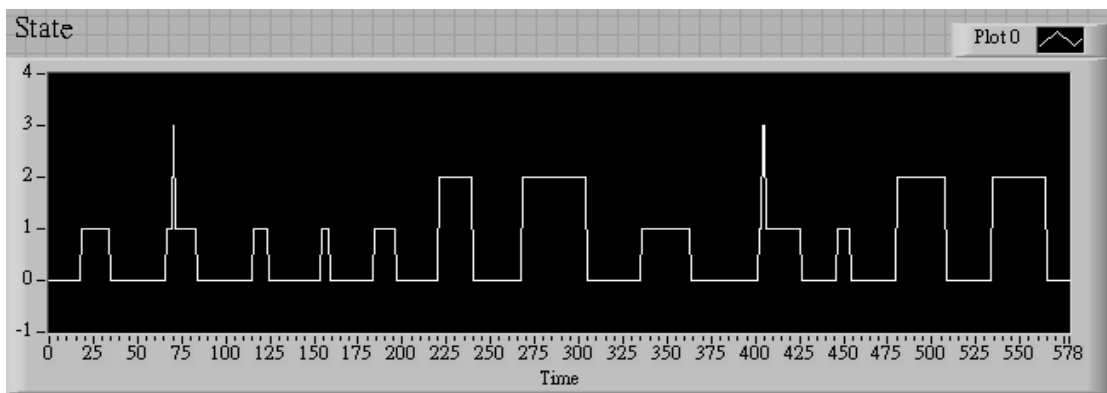
圖 4.7 參數調整後，受測者 B、C 與 D 的特徵變化：
 (a) 受測者 B，(b)受測者 C，和(c)受測者 D。



(a) 受測者 B



(b) 受測者 C



(c) 受測者 D

圖 4.8 參數調整後，受測者 B、C 與 D 的分類器輸出結果：
 (a) 受測者 B，(b)受測者 C，和(c)受測者 D。

STOP	UP	DOWN	ERROR
201	116	109	0
206	108	110	2
172	124	125	4
175	121	122	5
203	114	119	1
平均辨識率 =99%			

(a)受測者 B

STOP	UP	DOWN	ERROR
163	105	103	2
180	103	107	5
104	97	84	2
105	91	91	2
104	96	101	1
平均辨識率 =98.8%			

(b)受測者 C

STOP	UP	DOWN	ERROR
382	122	117	11
345	116	115	3
263	116	121	1
334	125	119	7
298	118	111	4
平均辨識率 =97.8%			

(c)受測者 D

表 4.5 參數調整後，受測者 B、C 與 D 的分類器狀態輸出次數統計以及辨識率：
(a)受測者 B，(b) 受測者 C，和(c)受測者 D。