

# 行政院國家科學委員會專題研究計畫 期中進度報告

總計畫：以生理訊號為基礎之人機介面設計與應用—人類操  
控機器的新模式(1/2)

計畫類別：整合型計畫

計畫編號：NSC94-2213-E-009-095-

執行期間：94年08月01日至95年07月31日

執行單位：國立交通大學電機與控制工程學系(所)

計畫主持人：林進燈

計畫參與人員：梁勝富，柯立偉，黃騰毅，謝弘義，謝宗哲

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 95 年 6 月 1 日

行政院國家科學委員會補助專題研究計畫  成果報告  
 期中進度報告

以生理訊號為基礎之人機介面設計與應用—人類操控機器  
的新模式-總計畫：以生理訊號為基礎之人機介面設計與應  
用—人類操控機器的新模式(1/2)

計畫類別： 個別型計畫  整合型計畫

計畫編號：NSC 94-2213-E-009-095-

執行期間：94年08月01日至95年07月31日

計畫主持人：林進燈教授

子計畫主持人：林進燈教授

張志永教授

陳永昇副教授

劉省宏副教授

計畫參與人員：梁勝富，柯立偉，黃騰毅，謝弘義，謝宗哲

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告  完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：

赴國外出差或研習心得報告一份

赴大陸地區出差或研習心得報告一份

出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份

國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、  
列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權， 一年  二年後可公開查詢

執行單位：國立交通大學電機與控制工程學系

中華民國 95 年 05 月 30 日

# 行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

以生理訊號為基礎之人機介面設計與應用—人類操控機器的新模式-總計畫：以生理訊號為基礎之人機介面設計與應用—人類操控機器的新模式  
(1/2)

計畫編號：NSC 94-2213-E-009-095-

執行期限：94年08月01日至95年07月31日

主持人：林進燈 教授

執行機構：國立交通大學 電機與控制工程學系

## 一、摘要

自1929年Hans Berger發表有關腦波論文以來，尋求以非一般的神經與肌肉系統管道，來研發新的通訊與控制模式的努力乃持續不斷，而在醫學、生物科技、電機、資訊等領域高度發展的今天，實際建立以生理訊號為基礎的操控系統，已經不再是遙不可及的夢想；此新興跨領域的研究在國際間已是方興未艾，而在台灣仍在起步階段，本整合型計畫即是結合生物科技與電機資訊的一項努力，我們將發展基於生理訊號的人機介面，並將其實際應用到電腦、動感平台等的操控上，而目前大多數此方面的成果仍在實驗室階段，我們的目標是達到日常生活與工業應用的可行性。

在此人機介面的研發中，首先我們需要有生理訊號的量測系統，在取得可靠、穩定的訊號之後，將進行訊號分析與解讀，萃取其特徵，再根據控制的對象，將其轉換成適當的控制指令，基於上述的各項工作，我們以四個子計畫來進行，子計畫一將以虛擬實際動感平台為基礎，開發人機介面的心理工作負荷偵測技術，建立工作環境、腦波、與人體各部分反應的三方對應關係；子計畫二將發展基於生理訊號與表情辨識為主的身心舒適與健康狀態之判斷與預測技術，並將應用於醫療監控系統；子計畫三將建立腦部活動之電生理訊號源模型，以及其估算與分析技術，以計算與控制意念或特定事件相關之腦部神經元活動時序訊號；子計畫四將以非侵入的方式，設計可攜式的心血管訊號測量裝

置，來探討中樞與自律神經系統於人機介面的應用。

整合計畫結合四個子計畫所發展的系統完成一多功能基於生理訊號之人機介面，並實地進行電腦、動感平台等操控實驗，而為了有一致的標準，將共同建立成效評量方式與準則，其中將同時考量到工程與生物的觀點，並與國際研究社群接軌；此計畫是生物與工程領域的成功整合，也提供了彼此合作、互相學習的平台，進而得以擴展各自的能力與應用的範圍。

## 關鍵字

情緒與生理訊號監控、人機介面、控制應用、心裡工作負荷、心血管訊號量測、波長調變、微電腦晶片。

## 二、研究成果

本計畫整合四個子計畫所完成之各自負責研究項目，以下分別陳述本年度各子計畫的研究成果：

### 子計畫一：以VR動感平台為基礎之人機介面操控者心理工作負荷偵測(1/2)

子計畫一本年度研究成果可分為兩部份：(1)研究生理訊號與動態刺激(dynamic stimuli)之間的關聯性；(2)發展以ARM/DSP為核心之可攜式即時嵌入式系統。第一項研究核心之主要目的是利用虛擬實境動態環境[1]，設計一套具有突發狀況且不預期出現之駕車場景，來探討駕駛者腦波訊號(EEG)與其駕駛風格之關聯性，並於不同駕駛風格下，

瞭解其 EEG 訊號的變化與特徵。在實驗過程中，擷取受測者之事件相關腦電位變化 (event-related potentials, ERPs)，並利用獨立成份分析法 (independent component analysis, ICA) 對這些 ERP 訊號進行分析，濾除多餘雜訊並取出重要的腦波訊號源，最後以獨立成份平均能量頻譜分析，來觀察不同駕駛風格類型受測者的腦波訊號變化情形。第二項研究核心之主要目的為發展一套以 ARM/DSP 雙核心為基礎之 OMAP 可攜式嵌入式系統。此系統具有低電源消耗與高計算效率的特性，且有廣義的生理訊號分析處理功能，可作為腦機介面 (Brain Computer Interface, BCI) 的處理跟分析核心，用來擷取與模型化 (Modeling) 生理訊號之快速動態變化。本研究已在 DSP 與 ARM 上面架設即時核心 (DSP/BIOS) 與嵌入式作業系統 (ARM-Linux)，並以實際腦波訊號來測試 OMAP 上實現的 ICA 演算法。

### (一) 生理訊號與動態刺激 (dynamic stimuli) 之間的關聯性研究

#### 一、研究方法

為描述受測者與虛擬實境及腦波量測的關係之實驗架構圖如圖 1-1 所示，圖 1-2 為我們開發之虛擬環境場景實際駕駛之畫面。

EEG 訊號分析流程如圖 1-3 所示，我們利用行車軌跡與方向盤轉動角度來進行駕駛風格辨認。利用獨立成分分析法 [2-4] 對這些擷取出的 ERP 訊號進行

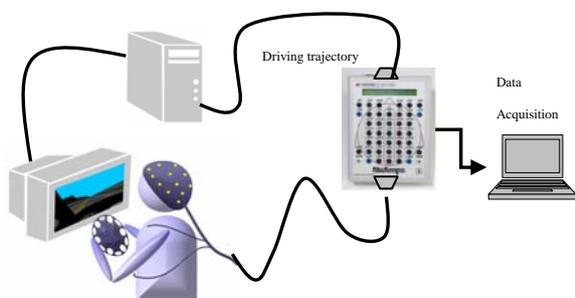


圖 1-1 實驗架構圖



圖 1-2 實驗場景

分析，濾除多餘雜訊並取出重要的腦波訊號源。針對每個獨立成分之各 epoch 進行頻譜分析後，我們將所有 epoch 之 ICA 成分頻譜進行平均，即得到每個 ICA 成分之平均能量頻譜。

#### 二、研究成果

根據圖 1-4 所示，衝動型駕駛者與溫和型駕駛者在第三個 ICA 成分的 10Hz 與 20Hz 有明顯的差異。藍色曲線代表 5 號受測者與 8 號受測者在第三個 ICA 成分之平均能量頻譜；紅色曲線代表 1 號受測者與 6 號受測者在第三個 ICA 成分之平均能量頻譜。因此我們可以發現衝動型駕駛者之腦波 ERP 變化在 10Hz 有較明顯上升的表現，而溫和駕駛者則是在 20Hz 有較明顯上升的表現。

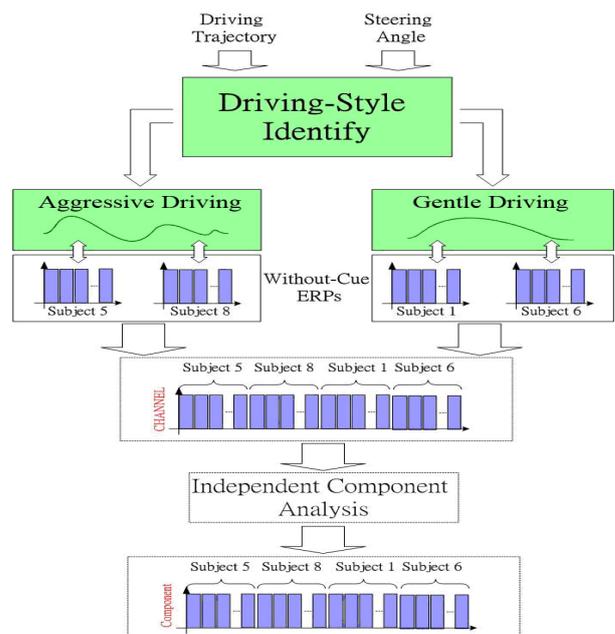


圖 1-3 駕駛風格分析流程圖

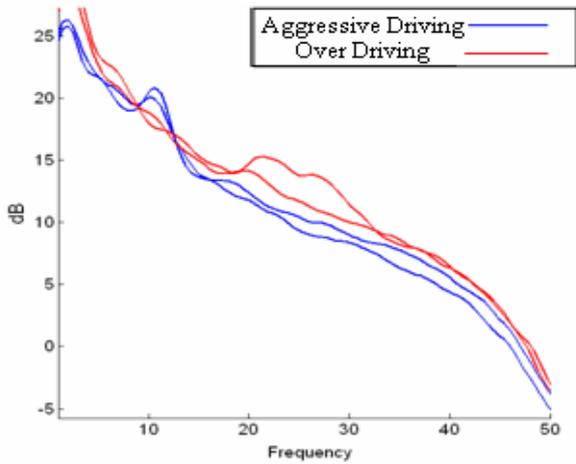


圖 1-4 不同駕駛風格之腦波頻譜圖比較

## (二) 發展以OMAP(ARM/DSP)為核心之可攜式即時嵌入式系統

### 一、研究方法

OMAP上的ARM與DSP內容包含了(1)無線模組裝置控制並接收生理量測模組測量的EEG原始資料、(2)系統初始狀態配置、(3)精神狀態估測與(4)區域網路資訊共享控制等工作。如圖1-5所示，我們根據DSP與ARM的特性，適當的將這些工作分配給這兩個處理核心。OMAP之實體完成圖如圖1-6所示。

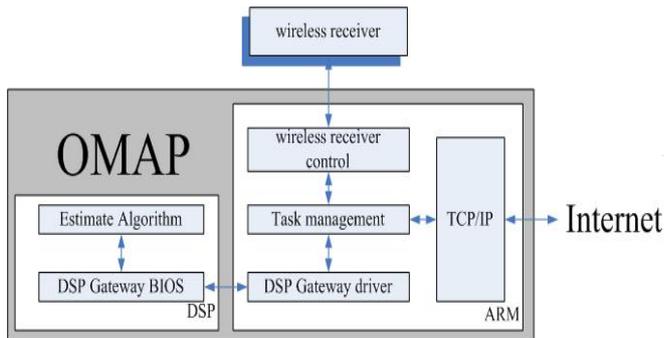


圖 1-5 ARM/DSP 系統架構圖



圖 1-6 ARM/DSP 系統外觀圖

## 二、研究成果

本實驗選擇一靠近眼球的腦波通道量測訊號(圖1-7上方訊號)，以及另一含有較多腦波成分但同樣也受到眼動干擾的腦波訊號(圖1-7下方訊號)，以ICA演算法來進行分離此兩個受到眼動干擾之腦波訊號。

經過ICA演算法分離後，得到兩個獨立成分的訊號，如圖1-8所示。ICA演算法將此兩段訊號中具有最高相似程度的獨立成分訊號分離出來。圖1-8上圖為經過ICA演算法運算後分離出的真實腦波訊號，圖1-8下圖為經過ICA運算後分離出的眼動干擾訊號。實驗測試結果證明本系統可以將隱藏在EEG裡之干擾訊號成功分離出來。

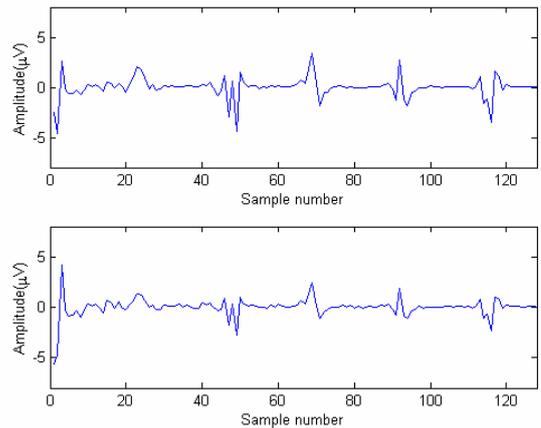


圖 1-7 含有眼動干擾的腦波訊號

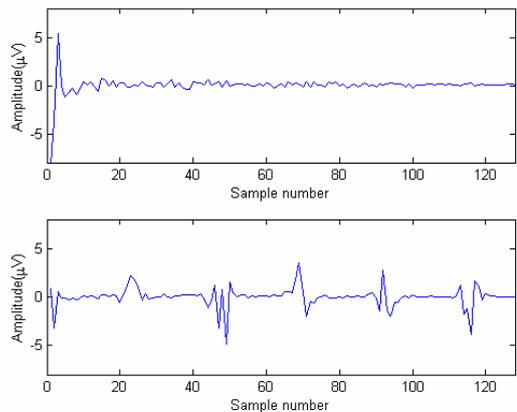


圖 1-8 經由 ICA 分離後得到的實際腦波(上圖)與眼動干擾(下圖)獨立成分訊號

## 子計畫二：人類動作、情緒與生理訊號監控系統研發及其於健康狀態偵測與維護之應用(1/2)

本計畫研發一個以影像為基礎的人類動作、表情情緒與生理訊號監控系統，並使用機器學習技術，由所監控影像之動作、表情與生理訊號共同建構一個健康狀態辨認知識系統 [5-8]，以驗證其於健康狀態自動偵測與健康維護應用之可行性。本年度研發重點如下：藉由彩色 CCD 攝影機拍攝家裏人的運動情況，並能自動分析他的動作；亦即本報告提出一個能夠自動監控並且辨識人類動作的初步研究。我們利用資料轉換將影像轉換至特徵空間 (Eigenspace transformation)，再轉至標準空間 (Canonical space transformation)，提供一個能夠在視訊影像中辨識人類動作的系統。在我們的系統中，每一影像序列的前景人物會利用一個背景模型而被抽取出來，並以二值化影像代替。背景模型會使用到連續影像的相除 (frame ratio)。接著，二值化影像經由特徵空間及標準空間轉換投影至標準空間。最後人類動作的識別在標準空間中完成。我們所提供的系統對每一類的動作僅使用幾個必要且有效的樣板來代表，而不使用全部的影像序列；也就是對影像序列作降頻取樣，這麼做的好處是可以降低辨識問題的複雜度、減低運算負載並且增加辨識率。我們提出的這個系統僅僅使用這些二值化的影像來辨識人物的動作，而且沒有參考其他任何資訊例如位置、路徑或速度等等，並有相當高的辨識率。本報告提供一個能夠自動監控、追蹤並且辨識人類動作的系統。我們所提出的系統利用灰階影像來做追蹤以及辨識能找出前景人物在整張影像上的位置，並且辨識出前景人物的動作。

### 一、研究方法

#### (1) 特徵空間及標準空間轉換

在串流視訊影像處理上，影像序列的資料量通常極端的大。有許多相當知

名的資料轉換方法可以用來縮減資料維度，例如 PCA，DCT，小波轉換等。在我們的系統中，我們利用特徵空間轉換來縮減影像序列的維度。在動作識別方面，影像序列的比對是直得進一步研究的關鍵步驟。在我們的識別系統中，我們利用標準空間轉換來增加識別率。

#### (2) 影像序列的前處理

在整個人類動作識別系統中的第一步，即是建立背景模型。本研究發展了一個對光線變化有適應性的方法，這個方法稱為 frame ratio。就效果來說，使用 frame ratio 會較傳統的 frame difference 來的有效。通常，同一個地點的光線變化是緩慢且柔和的，但是長時間的光線變化依然會影響整個背景模型。

#### (3) 動作樣板的選擇

在實驗中，我們設計了四類的動作，分別是“痛苦”、“由右朝左走”、“由左朝右走”、“跳”、“蹲下”。我們對“右朝左走”與“由左朝右走”分別選擇九個有效樣板，對“跳”及“蹲下”分別選擇一個有效樣板，對“共同狀態”選擇三個有效樣板。“共同狀態”指的是跳與蹲下時會有的共同姿勢，如圖 2-1 所示。

#### (4) 分類法

每一二值化序列影像在分類之前，都會先由先前所建立的轉換矩陣  $H$  將影像投影至標準空間中。系統會將轉換至標準空間的二值化影像與之前所訓練完成的訓練組  $Z$  作比對，並作出前景人物動作的識別。我們所提出的系統用了兩種分類法：nearest neighbor 以及 maximum likelihood 分類法。

### 二、研究成果

在我們的實驗當中，先前所選擇的有效樣板即是我們的訓練組，首先這些有效樣板(訓練組)會先經過特徵空間轉換與標準空間轉換，並建立出所需的轉換矩陣  $H$ 。接著，每一個視訊影像序列中的前景人物皆會經由背景模型抽取出二值化前景影像。被取樣到的二值化影

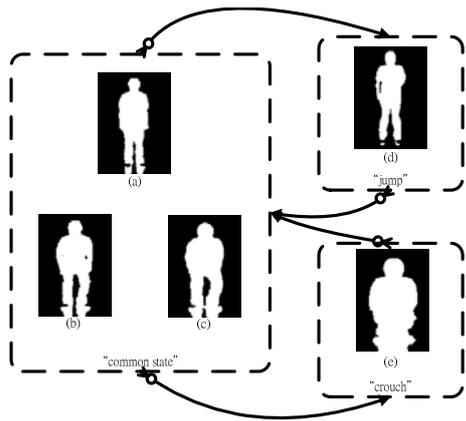


圖 2-1：跳(d)和蹲(e)皆會有的共同姿勢(a)、(b)、(c)。

像接著利用轉換矩陣  $H$  投影至標準空間中。最後利用兩個分類法，nearest neighbor 與 maximum likelihood 分稱為演算法一與二，識別前景人物的動作。辨識正確率的比較分為兩序列影像中的每一張影像皆取樣出來，並比較之。在有硬體實現限制的演算法的部分，由於對視訊序列影像作了降頻取樣，因此有硬體實現限制的演算法只對彼此作比較。藉由觀察“由右朝左走”及“由左向右走”，我們發現所選擇的樣板之間的時間間隔大約是五個攝影機取樣時間 (5 frames)，因此，針對兩個有硬體實現限制的演算法，我們假設執行速度是每秒六張影像，也就是 5:1 的降頻取樣。在對影像序列作比對時，一個常碰到的問題是比對序列起始點不同會影響比對的結果。根據我們的假設，我們比較了五個不同的起始點，並將兩種分類結果與比較列在表 2-1。

實驗中，共有七個人，這七個人分別做了四種動作：“由右朝左走”、“由左朝右走”、“跳”、“蹲”。其中，跳與蹲會包含共有的姿勢稱為“共同狀態”。因此，實驗中我們利用五個大分類來代表四種動作，而總類別共有 23 類 (23 個有效樣板)。對於 nearest neighbor 與 maximum likelihood 分類法的正確率比較中，總共有 2871 張影像。兩種分類法的比較將列於表 2-1 中，兩種演算法的比較列於表 2-2 與表 2-3。

表 2-1 Nearest neighbor 與 maximum likelihood 兩種分類法的正確率

|          | Nearest neighbor | Maximum likelihood |
|----------|------------------|--------------------|
| Person 1 | 87.6             | 90.3               |
| Person 2 | 77.6             | 89.3               |
| Person 3 | 92.9             | 93.9               |
| Person 4 | 92.0             | 89.5               |
| Person 5 | 93.0             | 94.7               |
| Person 6 | 78.1             | 80.2               |
| Person 7 | 93.3             | 96.4               |
| Average  | 87.8             | 90.2               |

表 2-2 演算法一的正確率

|          | Start at sample 1, i.e., 1, 6, 11, 16, 21, ... | Start at sample 2, i.e., 2, 7, 12, 17, 22, ... | Start at sample 3, i.e., 3, 8, 13, 18, 23, ... | Start at sample 4, i.e., 4, 9, 14, 19, 24, ... | Start at sample 5, i.e., 5, 10, 15, 20, 25, ... |
|----------|--|--|--|--|---|
| Person 1 | 92.7   | 96.3   | 100.0  | 100.0  | 96  |
| Person 2 | 87.5   | 93.7   | 85.7   | 88.7   | 86.9  |
| Person 3 | 98.4   | 96.9   | 100.0  | 96.8   | 95.1  |
| Person 4 | 98.6   | 98.6   | 95.8   | 97.2   | 98.6  |
| Person 5 | 100.0  | 100.0  | 97.4   | 98.7   | 98.7  |
| Person 6 | 86.3   | 87.7   | 89.0   | 83.1   | 78.6  |
| Person 7 | 100.0  | 100.0  | 95.1   | 95.1   | 100   |
| Average  | 94.9   | 96.1   | 94.6   | 94.1   | 93.3  |

表 2-3 演算法二的正確率

|          | Start at sample 1 i.e., 1, 6, 11, 16, 21, ... | Start at sample 2 i.e., 2, 7, 12, 17, 22, ... | Start at sample 3 i.e., 3, 8, 13, 18, 23, ... | Start at sample 4 i.e., 4, 9, 14, 19, 24, ... | Start at sample 5 i.e., 5, 10, 15, 20, 25, ... |
|----------|---|---|---|---|--|
| Person 1 | 96.4  | 94.4  | 94.4  | 98.1  | 98   |
| Person 2 | 98.4  | 98.4  | 96.8  | 95.2  | 100  |
| Person 3 | 100.0   | 100.0   | 100.0   | 100.0   | 100  |
| Person 4 | 100.0   | 100.0   | 90.1  | 85.9  | 92.9   |
| Person 5 | 100.0   | 100.0   | 100.0   | 100.0   | 100  |
| Person 6 | 89.0  | 93.2  | 91.8  | 87.3  | 85.7   |
| Person 7 | 100.0   | 100.0   | 100.0   | 98.4  | 100  |
| Average  | 97.7  | 98.1  | 96.1  | 94.8  | 96.5   |

### 子計畫三：腦部活動之電生理訊號源模型建立、估算、與分析(1/2)

傳統以腦電波儀為基礎之腦機介面 (EEG-based Brain-Computer Interface) 研究是在受試者的頭皮貼上 EEG 電極，

然後利用在電極上所量測到的頭皮電位波形來進行訊號分類並轉換成控制命令，以操控電腦或機器執行該受試者的意念所相對應的任務。由於在電極上所量測的電位，是由腦部所有活化區域所誘發的電生理訊號傳導至該電極位置的整體效應，因此與控制意念或特定事件不相關的腦部活動將會干擾訊號量測與分析。為了增加腦機介面系統的準確性、穩定度、與效能，我們在本計畫中開發腦部活動之電生理訊號源模型建立、估算、與分析技術，以計算與控制意念或特定事件相關之腦部神經元活動時序訊號，腦機介面系統即可利用這個腦部活動訊號來進行特徵擷取與訊號分類。基於前階段的研究成果，我們已可以利用重疊球體模型進一步建構出最大對比之光束構成法(Maximum Contrast Beamforming Method)來逆向推算活化源位置，並且以階層式的搜尋方法，加速逆向活化源的計算。可以準確的估計出活化源的位置，對於之後生理訊號的分析，有相當大的幫助。

### 一、研究方法

我們以光束構成的方法逆向估計訊號源位置，此方法針對整個大腦做搜尋。光束構成法是一種空間濾波器的概念，他將不同感測器所量測到的腦電波訊號作線性組合，重建出訊號源的活動狀況：

$$y = w^T(r_0; q_0)x, \quad (1)$$

其中 $y$ 是在訊號源位置 $r_0$ 以及訊號源方向 $q_0$ 重建後的電極強度，而 $w(r_0; q_0)$ 是一個 $N \times 1$ 的向量，代表這個空間濾波器。

接著，根據Van Veen等人所提出的線性限制及最小變異的概念[9]下，空間濾波器 $w(r_0; q_0)$ 設計的方式為：

$$w = \frac{(C + \alpha I)^{-1}l}{l^T(C + \alpha I)^{-1}l}, \quad (2)$$

最後以F統計計算活動的強度比值：

$$f = \frac{w^T C_a w}{w^T C_c w}, \quad (3)$$

其中， $C_a$  與  $C_c$  分別表示活動狀態及控制狀態的共變數矩陣。從(2)式中，我們知道計算空間濾波器之前需要知道電極的方向，我們提出一個解析型的計算方式，計算出最佳的電極方向[10]。我們以最大對比光束構成法的概念，藉由最大化活動狀態及控制狀態，對最佳電極方向作計算：

$$\begin{aligned} \hat{j} &= \arg \max_j \frac{w^T C_a w}{w^T C_c w} = \arg \max_j \frac{j^T A^T C_a A j}{j^T A^T C_c A j} \\ &= \arg \max_j \frac{j^T P j}{j^T Q j}, \end{aligned} \quad (4)$$

最後我們以階層式搜尋的方式，一開始先指定一個搜尋範圍先以低解析度的方式對此範圍做切割並且以最大對比光束構成法計算其強度比值，將初步結果中強度大的範圍進一步做切割，重複這樣的步驟三到五次，直到達到夠高的間解析度[11]。

### 二、研究成果

我們也將我們的方法應用在腦電波之神經活動訊號源的估計，在視覺刺激的實驗中，受測者接受 0.3 秒一次的視覺刺激，經過 513 筆資料平均之後的分析，我們可以在圖 3-1 的右下圖中看到，在 109ms 的地方有一個正的尖峰，在 153ms 還有 238ms 的地方，則有兩個負的尖峰(刺激的起始時間是 0ms)，經過我們提出的方法(以 Sun 的方法配上重疊球體為模型，經過階層式光束構成法搜尋)計算之後，我們成功地在枕葉的區域找到明確的活動區域。

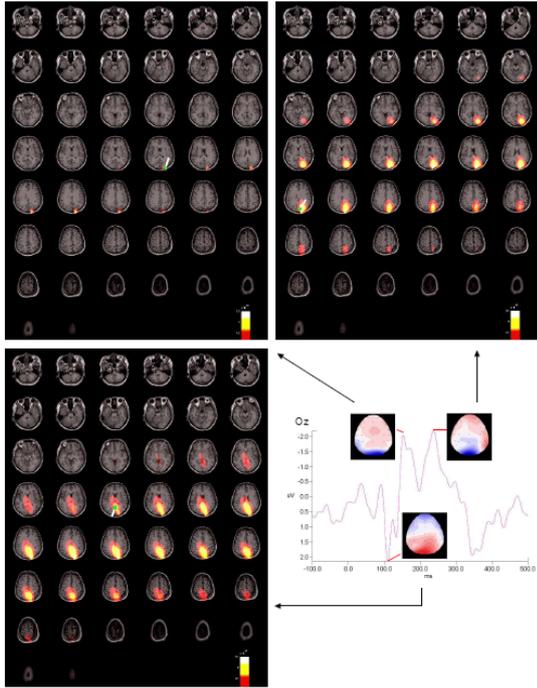


圖 3-1 最大對比光束構成法和傳統最適電極法的比較

#### 子計畫四：非侵入可攜式的心血管訊號測量系統之設計和製作(1/2)

子計畫四今年擴充可測量動脈的動態順應性裝置，使其能測量連續血壓波和心輸出量，所增加的機構有心電圖導程一(Lead I)的類比電路，加壓幫浦加入 PWM 的驅動電路，和細調與粗調的洩氣閥。利用本計畫所研發出的測量動脈的動態壓力—體積曲線(即為動脈動態順應性)，使得加壓於動脈上的壓力是跟據脈動態順應性，而為一「定量」，這所記錄的血壓波的失真性才能降到最低。在長時間的血壓測量上需考慮兩個問題：一是人體的血壓為一時變訊號，會有高低起伏，二是因手臂的晃動而改變腕帶內壓，因此需設計一具有隨時依受測者血壓之變動，而能適時藉由控至 PWM 對腕帶微量加壓，或控制細調的磁閥減壓，調控腕帶內壓之能力的合成型控制程序，主要是以順應性和血壓值(收縮壓和舒張壓)為輸入參數，做即時的將壓力波轉換為血壓脈波。

#### 一、研究方法

由圖 4-1 壓振式血壓測量模型可知，動脈血壓波是經過動脈模型(動脈順應性)和臂帶模型(臂帶順應性)轉變為臂帶內壓力波。

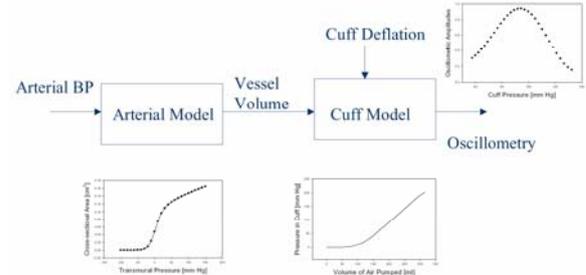


圖4-1 壓振式血壓測量模型

合成型模糊控制器，如圖4-2所示。線性估測器用於估測出動脈平均血壓的變化趨勢，來調整合成型模糊控制器，Kalman 濾波器用於降低測量時的擾動量，合成型模糊控制器其包含有上升模糊子控制器、下降模糊子控制器和穩定模糊子控制器，分別應用於動脈血壓上升、下降和穩定此三種基本狀態，並由一決定器來啟動那一子控制器動作，在設計每一個子控制器的模糊法則是採用壓振技術(Oscillometric Method)來達到此一目的。

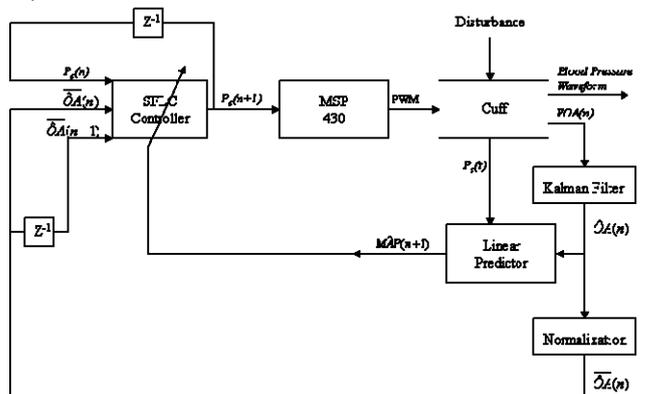


圖4-2 合成型模糊控制器

#### 二、研究成果

圖 4-3、4-4 分別為血壓測量和心電圖電路的實體圖。為驗證血壓的測量是否可測出變化，目前在實驗室進行 Valsalva Maneuver 生理實驗，使血壓有暫態的改變，如圖 4-5 所示。

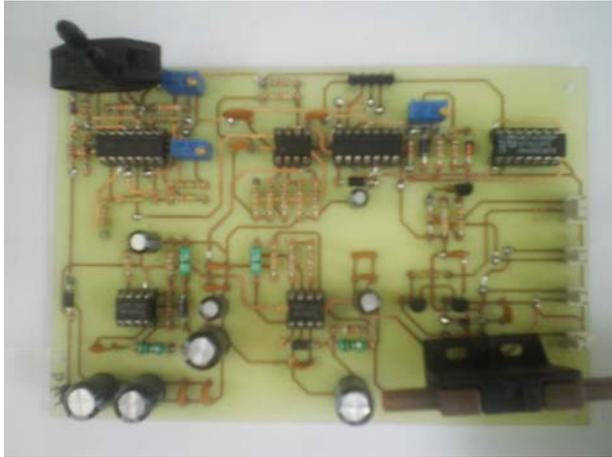


圖4-3 血壓量測電路

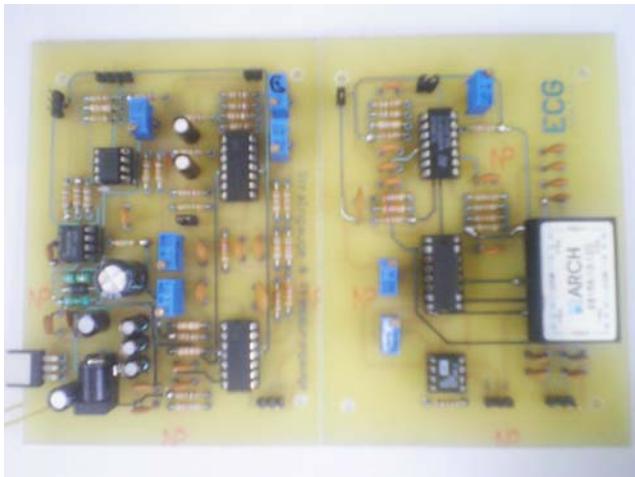


圖4-4 心電圖量測電路

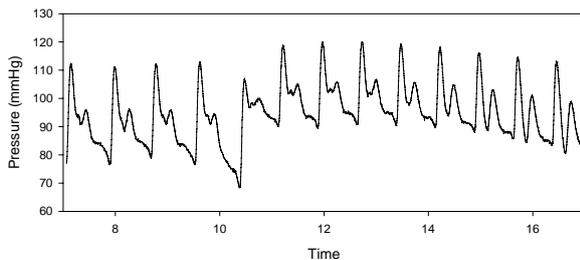


圖4-5 在Valsalva Maneuver中血壓的變化

### 三、結論與未來工作

本計畫整合四個子計畫已完成之第一年研究成果，未來子計畫一將著重於系統整合與測試上，針對所發展的心理工作負荷監控軟硬體系統，進行線上(on-line)與即時(real-time)測試，使系統達到最佳化與穩定的效能，以實際應用於日常生活中。子計畫二將結合人體運

動、情緒狀態與生理訊號與的人體健康狀態辨識系統。子計畫三將著重於腦機介面系統應用，開發腦波分析技術，基於腦部活化源正向模型與估算技術，擬與總計畫及其他子計畫進行整合應用在腦機介面系統中。子計畫四將針對心血管訊號的修正和關係度分析為主，由研究中所測量的人體心率之生理訊號進行整合研究。總計畫將結合四個子計劃所發展的子系統完成一多功能基於生理訊號之人機介面，並實地進行電腦、動感平台等操控實驗，

### 參考文獻

- [1] C. T. Lin, Y. C. Chen, R. C. Wu, S. F. Liang, and T. Y. Huang, "Assessment of driver's driving performance and alertness using EEG-based fuzzy neural networks," *Proceedings of the 2005 IEEE International Circuits and Systems Symposium*, Vol.1, pp.152-155, May 2005.
- [2] P. Comon, "Independent component analysis — A new concept?" *Signal Processing*, Vol. 36, pp. 287–314, 1994.
- [3] A. J. Bell and T. J. Sejnowski, "An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution," *Neural Computation*, Vol. 7, pp. 1129–1159, 1995.
- [4] C. T. Lin, R. C. Wu, S. F. Liang, W. H. Chao, Y. J. Chen, and T. P. Jung, "EEG-based drowsiness estimation for safety driving using independent component analysis," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I*, Vol. 52, No. 12, pp. 2726 – 2738, Dec. 2005.
- [5] 「老人照護產業 資訊通訊科技應用及商機」國際研討會，經濟部資訊工業發展推動小組，2004年10月，台北市。
- [6] D. C. Lewis, "Predicting the future of health care," *The Brown University Digest of Addiction Theory & Application*, vol. 18, no. 4, pp. 12-16, 1999.
- [7] P. S. Huang, C. J. Harris, and M. S. Nixon, "Human gait recognition in canonical space using temporal templates," *Vis. Imag. Signal Process.*, vol. 146, no. 2, pp. 93–100, 1999.
- [8] D. J. Jobson and G. A. Woodell, "Properties of a center/surround retinex part two: surround design", *NASA Technical Memorandum #110188*, 1995.
- [9] B. D. V. Veen, W. V. Drongelen, M. Yuchtman, and A. Suzuki, "Localization of brain electrical activity via linearly

constrained minimum variance spatial filtering,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 44, pp. 867–880, 1997.

- [10] J. C. Mosher, R. M. Leahy, and P. S. Lewis, “EEG and MEG: Forward solutions for inverse methods,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 46, pp. 245–259, 1999.
- [11] H. Y. Liu, Y. S. Chen, L. F. Chen, and J. C. Hsieh, “Statistical mapping of cortical activities using minimum-variance maximum-discrimination spatial filtering,” in *The Joint Meeting of the 5th International Conference on Bioelectromagnetism and the 5th International Symposium on Noninvasive Functional Source Imaging within the Human Brain and Heart*, Minneapolis, Minnesota, USA, May 2005.