

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

基於深度影像資訊之救災探勘機器人協同系統的設計與研發(I) 研究成果報告(精簡版)

計畫類別：個別型
計畫編號：NSC 97-2221-E-009-091-
執行期間：97年08月01日至98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：林昇甫
共同主持人：徐保羅
計畫參與人員：碩士班研究生-兼任助理人員：張俊偉
 博士班研究生-兼任助理人員：鄭益章

報告附件：出席國際會議研究心得報告及發表論文

處理方式：本計畫可公開查詢

中華民國 98 年 09 月 16 日

基於深度影像資訊之救災探勘機器人協同系統的設計與研發(I) (期末報告)

A study of 3D depth-image based rescue and exploration multi-robot system (I)

計畫編號：NSC 97-2221-E-009-091

執行期限：97年8月1日至98年7月31日

主持人：林昇甫 職稱：教授

執行機構：國立交通大學 電機與控制工程學系

中文摘要

本計畫提出了一個基於深度影像資訊之救災探勘機器人計畫，提供在倒塌的建築物中搜尋受困者的功能並且協助搜救人員進入現場救援受難者的功能。計畫主要包含 3D 場景重建、機器人定位、機器人可行路徑判斷以及路徑規劃。此項計畫將分兩年進行，在第一年所要完成的部分為：在 3D 場景重建部份，預計完成將雷射測距儀所量測的距離和空間三維資料點的座標轉換，並完成多張影像的匹配。在機器人定位部份，預計完成救援機器人的相對定位系統。在可行路徑判斷系統中，預計與定位系統及雷射測距系統做溝通配合，完成小範圍的未知環境探勘。在路徑規劃部份，預計會先將網路架構、頻繁樣本成長 (FP-Growth)、改良型簡潔型基因演算法 (modified compact genetic algorithm, MCGA) 以及族群式共生進化演算法 (group symbiotic evolution, GSE) 先進行個別的設計並針對結果加以測試，確認測試無誤後才進行整合。在第二年裡，3D 場景重建部份，預計以三維雷射掃描取得的三維座標資料，進行表面重建的工作。在機器人定位部份，預計完成救援機器人的絕對定位系統，最後採用資料融合的技術將相對定位系統與絕對定位系統整合，來做最後的定位估計。在可行路徑判斷系統中，目標除了障礙物的防碰撞機制外，最主要是將路徑圖表示出來。在路徑規劃部份，預計將路徑紀錄的結果建立成路徑樹。接下來完成查詢路徑環境並測試之。

關鍵詞：三維場景重建、救災搜索機器人、機器人定位、路徑規劃

Abstract

This project proposes a study of 3D depth-image based rescue and exploration robot system. It provides function of searching the trapped people and helping rescuers enter to relieve the victims. This project mainly includes 3D reconstruction, position of robot, motion planning of robot and path planning. This project will last two years. Tasks scheduled to be accomplished in the first year are listed below: In 3D reconstruction part, we expect to find the transformation from the range estimated by the range finder to the 3D coordinates, and achieve the image registration between multiple images. In position of robot part, the achievement of relative position is expected. The motion planning of robot part is supposed to communicate and cooperate with the position and the range-finding system for the completion of the small-scaled unknown environment exploration. In the path planning part, we are going to testify the result of frequent pattern growth (FP-growth), modified compact genetic algorithm (MCGA) and group symbiotic evolution (GSE) individually. If the results are correct, then we integrate these algorithms to the path planning system. During the second year, tasks scheduled to be accomplished are listed below: In 3D reconstruction part, our object is to complete the surface reconstruction based on the 3D coordinate data gained from the range finder. In the position of robot, the main task is to finish

the passive position system and integrate it with the relative position system to fulfill the position estimation. In the motion planning of robot, besides the anti-collision function, our goal is to diagram the path map. In the path planning, we will use the record of all paths to establish the path tree, and build up the path-inquiring environment and testify them.

Keywords: 3D reconstruction, rescuers-searching robot, position of robot, path planning of robot.

一、本階段研究計畫之目的及成果

本研究報告為國科會一般型研究計畫「基於深度影像資訊之救災探勘機器人協同系統的設計與研發」第一年之期末研究成果報告。在這一年的計畫執行過程中，我們針對整體計畫的目的與進度，做了通盤的規劃與設計，並按照計畫預期的進度如期完成階段性目標。目前的架構，在3D場景重建部份，已經完成將雷射測距儀所量測的距離和空間三維資料點的座標轉換，並完成多張場景影像的匹配。在機器人定位部份，已經完成了救援機器人的相對定位系統。在可行進路徑判斷系統中，已經完成了與定位系統及雷射測距系統做溝通配合，做小範圍的未知環境探勘。在路徑規劃部份，已經完成了將網路架構、頻繁樣本成長(FP-Growth)、改良型簡潔型基因演算法(modified compact genetic algorithm, MCGA)以及族群式共生進化演算法(group symbiotic evolution, GSE)進行整合。

二、研究發展及進行步驟

以下針對本計畫所包含救災探勘機器人之3D場景重建、機器人定位、機器人可行路徑判斷以及路徑規劃等方面進行說明：

3D 場景重建

本計畫之影像處理部份，我們將透過雷射

測距儀，取得三維距離影像。透過所得到的距離影像，重建出災區內部的場景。而整個場景重建的動作，可分為以下幾個部份：

1. 影像數據取得(data acquisition)；
2. 機器人定位資料取得；
3. 影像註冊 (image registration)。

在數據取得部份，我們是透過一台雷射測距儀來完成的。為了要得到整個龐大的災區三維數據，會遇到一些像是掃描點的規劃、掃描分辨率的選擇、以及數據格式或是資料傳輸等等的問題。在本計畫中，我們預計讓機器人在前端做三維影像資料的擷取，將影像資料傳回使用者後端做場景重建的動作。我們利用在機器人行進間所得到的定位資訊，做註冊的動作，重建出完整的災區場景。以下兩張影像，圖一(a)和(b)，分別是我們驗證本計畫所賦予機器人重建功能的測試環境的部分場景。



(a)



(b)

圖一 (a)實驗的部分場景1， (b) 實驗的部分場景2。

把圖一(a)和(b)經過雷射測距儀掃描過後，將視角轉到 xy 平面下，就可以得到以下的兩張點雲(point cloud)影像，圖二(a)和(b)。



(a)



(b)

圖二 (a) 實驗的部分場景 1 之點雲圖，(b) 實驗的部分場景 2 之點雲圖。

在機器人定位資料取得的部份，我們的目的希望獲得在機器人在拍攝不同場景之間的位移，以及機器人指向(heading)的旋轉角度差，並且利用機器人所傳回的位移和旋轉角度差這兩項資訊，才可以重建整個環境的完整 3D 影像。

在影像註冊部份，所使用的是[1]-[3]的演算法。首先我們先選定一個場景的原點，接著再利用機器人定位資訊去得到目前拍照場景位置，與場景原點的位移，和指向的旋轉角度差。利用這兩個資訊，對目前的拍照場景影像，做註冊的動作。假設 $\bar{p} = [p_x \ p_y \ p_z]^T$ 為目前拍攝場景的相機原點，其中 p_x ， p_y 和 p_z 分別代表著相機原點的 x ， y 和 z 方向的座標

值， $\bar{v} = [v_x \ v_y \ v_z]^T$ 為所得到的目前場景位置與場景原點的位移，其中 v_x ， v_y 和 v_z 分別代表著 x ， y 和 z 方向的位移量，而 θ_x ， θ_y 和 θ_z 分別代表著目前相機指向 x ， y 和 z 方向的旋轉量。利用這些機器人定位所傳回的資訊就可以求解目前拍攝場景與場景原點間的旋轉矩陣 R 和轉移矩陣，其中

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta_x & -\sin \theta_x \\ 0 & \sin \theta_x & \cos \theta_x \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$R_y = \begin{bmatrix} \cos \theta_y & 0 & \sin \theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_y & 0 & \cos \theta_y \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$R_z = \begin{bmatrix} \cos \theta_z & -\sin \theta_z & 0 \\ \sin \theta_z & \cos \theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

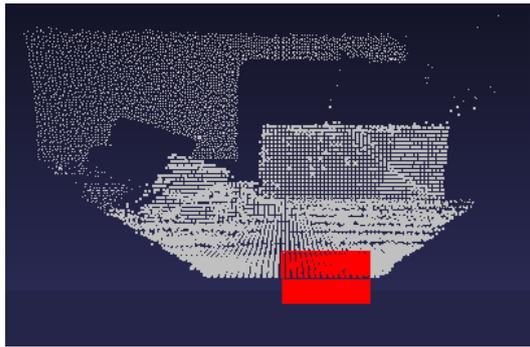
而旋轉矩陣 R

$$R = R_x R_y R_z = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

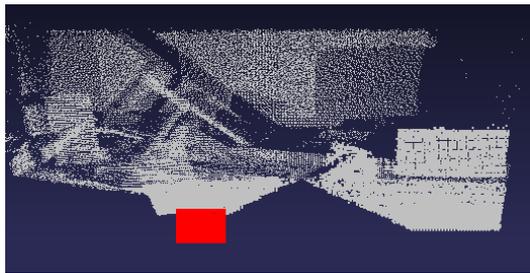
得到旋轉矩陣之後，我們就可以利用下式，將目前拍攝場景中，每一個資料點的座標 \bar{p} 配準成新的座標點 $\bar{p}' = [p'_x \ p'_y \ p'_z]^T$ ，如下式所示：

$$\begin{bmatrix} p'_x \\ p'_y \\ p'_z \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & v_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & v_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & v_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

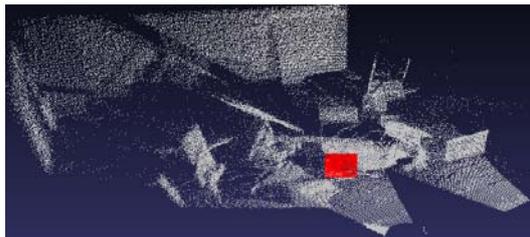
我們將實驗的結果展示在圖三(a)-(f)以及圖四(a)-(b)。在本實驗所模擬的測試場景中，我們讓機器人在其中的 6 個點做影像的擷取。圖三(a)-(f)代表系統循序地將機器人在此測試場景中所拍攝的六個場景，堆疊在一起。圖四(a)是本實驗所模擬的地震受災場景，而圖四(b)是把 6 張擷取到的影像，註冊到同一個場景原點所得到完整重建的 3D 影像。



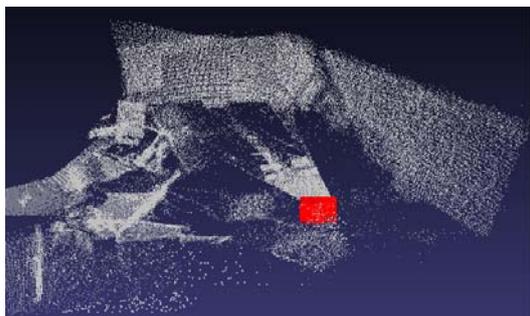
(a)



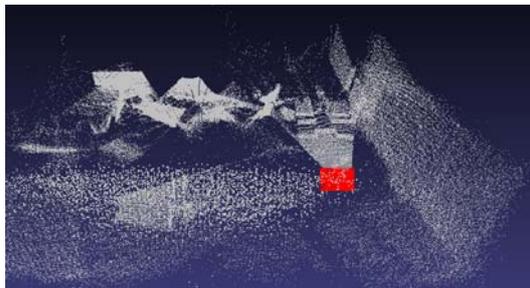
(b)



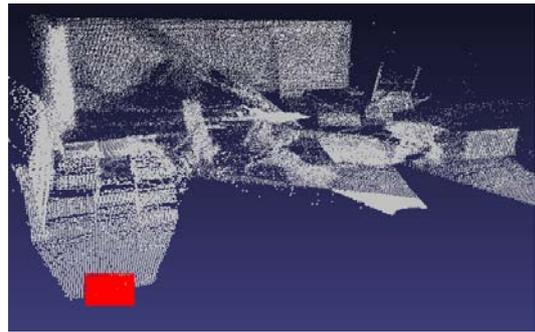
(c)



(d)



(e)

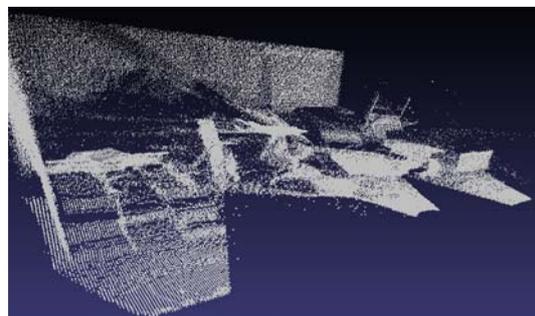


(f)

圖三 堆疊後的場景影像 (a)拍攝點 1，(b)拍攝點 1 至 2，(c) 拍攝點 1 至 3，(d) 拍攝點 1 至 4，(e) 拍攝點 1 至 5，(f) 拍攝點 1 至 6。



(a)



(b)

圖四 (a)模擬的受災場景，(b)重建後的受災 3D 場景。

機器人定位系統

在機器人定位系統部分，是透過將軸編碼器裝置在機器人載具平台的兩個傳動軸上以及另外再加入一個與環境獨立的姿態感測器，來實現機器人相對定位系統。本研究計畫所使用之機器人為履帶機器人，如圖五所示。



圖五 履帶機器人。

首先將軸編碼器裝置在機器人載具平台的兩個傳動軸上，可以得到這兩個傳動軸的轉速，並將傳動軸的轉速與輪軸半徑計算後可以得到直線速度，可用於測量直線運動的距離計算。

但是只利用編碼器累積的脈波數來推算機器人所行駛的距離和角度的變化，卻容易受到履帶打滑造成的滑差、履帶的磨損、路面的不平坦、車輪圓周長與輪距量測不準確等因素的影響，而產生了姿態估測累積誤差。為了改善編碼器所可能導致的誤差，另外再加入一個與環境獨立的姿態感測器，這裡使用由 SparkFun Electronics 公司製造，型號為 IMU 6DOF v4 的姿態感測器[4]，如圖六所示。



圖六 姿態感測器(IMU 6DOF v4)。

此姿態感測器提供了三軸的加速度計、三軸的陀螺儀與三軸的磁感應計。加速度計是基於牛頓第二理論基礎之下的應用技術[5]，根據基本的物理原則，處在一個系統內部，速度是無法進行測量的，不過其加速度卻可以測量出來。如果初速度已知，那麼可以通過積分計算

出線性速度，進而可以計算出直線位移。三軸加速度感測器，可以感應空間的移動性，包括 x (左右)、 y (前後)、 z (上下)等方位的移動，可應用於各種移動的偵測。加速度是指物體速度對時間的變化率，而速度則是該物體的位置對時間的變化率。若以數學方式表示，速度就是位置對時間的微分，加速度則是速度對時間的微分。假定初始速度為零之下，牛頓第二運動定律可以公式(6)表示：

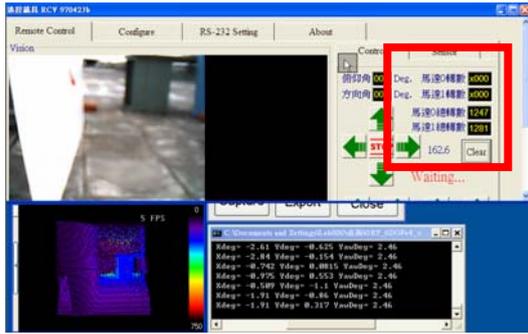
$$\begin{aligned} \vec{a} &= \frac{d\vec{v}}{dt}, \\ \vec{v} &= \frac{d\vec{s}}{dt} \Rightarrow \vec{a} = \frac{d(d\vec{s})}{dt^2}. \end{aligned} \quad (6)$$

積分是微分的逆運算，當得知某物體的加速度資訊時，便可利用連續兩次積分將加速度的資訊轉換成位移(displacement)資訊，如公式(7)：

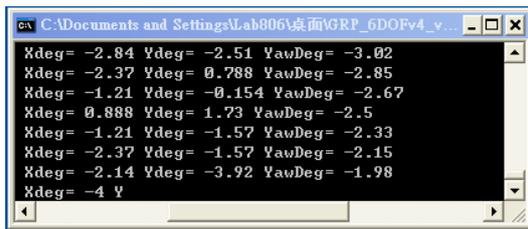
$$\begin{aligned} \vec{v} &= \int \vec{a} dt, \\ \vec{s} &= \int \vec{v} dt = \int \left(\int \vec{a} dt \right) dt. \end{aligned} \quad (7)$$

根據公式(7)，便可計算出 x 、 y 、 z 每一軸向的位移量，並進一步計算出位置資訊。透過姿態感測器可以精確測量出機器人前進的傾斜角與旋轉角度，可以有效的降低履帶因為外在因素所造成的干擾，並可以有效提高直線運動的距離量測的準確率。

將軸編碼器與姿態感測器裝置在機器人載台上之後，我們分別進行多次實驗，紀錄實際行走距離跟軸編碼器所累積的脈波數；以及記錄機器人載台的各種姿態跟所對應的姿態感測器輸出資料，得到這些輸入、輸出關係的資料點後，進行曲線擬合(curve fitting)的分析，找出實際情況與軸編碼器跟姿態感測器彼此之間的對應關係。如圖七所示，經由軸編碼器累計的轉數，計算出機器人實際行走距離。如圖八所示，為利用姿態感測器所量測的數據，進而計算出目前機器人載台的目前姿態。

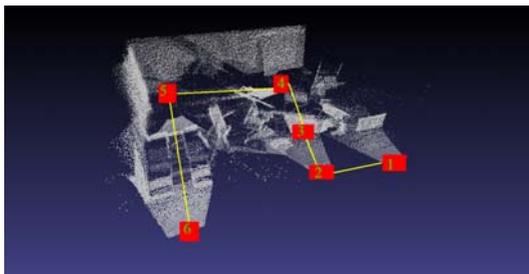


圖七 軸編碼器計算機器人行走距離的片段。



圖八 姿態感測器計算目前機器人姿態的片段。

透過軸編碼器我們計算出機器人行走距離；另外利用了與環境獨立的姿態感測器來計算目前機器人的姿態(例如：傾斜角度、轉動角度)，來記錄機器人運動的情況。如圖九所示，將機器人運動路徑與先前所重建的受災場景結合顯示。



圖九 機器人行走路徑。

可行進路徑判斷

由於機器人的能力限制，無法自由的在空間中任意移動，因此，當由之前雷射測距系統所獲得一個當下環境的距離地圖時，我們可以利用距離的遠近來判斷可行進的路徑。另外，由於本計畫目標為 3D 空間的探索，外加上地面也不一定是平行地表或是水平面，因此，對

於任何一個時間跟位置，都需要利用到機器人本身的定位功能。除了藉著之前由定位系統所獲得的資訊外，再加上本身加速度陀螺儀獲得水平資訊，才能將所獲得的 3D 距離地圖與世界座標相對應，進而找出平面上的障礙物以及可能行進的路徑。

對於可行進路徑判斷，首先我們必須先判讀場景的點雲資訊。原始的點雲資訊可能包含著測距儀的雜訊，在空間中稀疏分佈的小物體，或是一些高度對機器人不構成障礙物的物體。因此我們將針對拍攝所得到的點雲資料，以密度和高度這兩個部分來決定空間中可行進的路徑：

1. 利用密度資訊判別障礙物

在雷射測距儀得到場景的點雲資料後，我們就對此場景的每一個點做掃描的動作，來判別此點是否有為可能的障礙物。得到假設目前的資料點為 \bar{P} ，對 \bar{P} 定義一個 $k \times k$ 的鄰域，其中 k 為大於 3 的奇數。在此鄰域中就會有 N 筆三維的資料點 $\overline{v_1}, \overline{v_2}, \dots, \overline{v_N}$ ，其中 N 等於 $k \times k$ ，接著我們算這 N 個點，算距離的變異數 (variance)，所用的公式如下：

$$z_{\text{var}}^{\bar{P}} = \frac{\sum_{i=1}^N (v_z^i - m_z^{\bar{P}})^2}{N}, \quad (8)$$

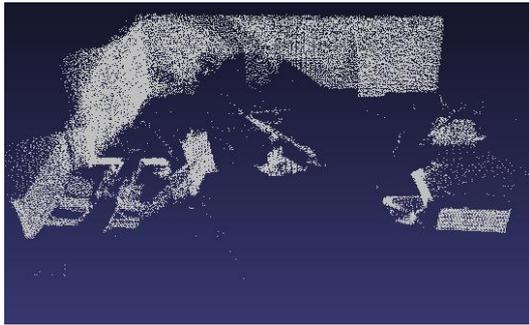
其中 v_z^i 為第 i 個點的距離資訊，而 $m_z^{\bar{P}}$ 代表 \bar{P} 鄰域中的距離平均。當 $z_{\text{var}}^{\bar{P}}$ 小於或等於事先定義的臨界值 z_{thres} 時，我們判斷此點為一個完整物體中的某一點，此點也並非測距儀所得到的雜訊點，我們將此點 \bar{P} 預設為可能的障礙點。

2. 利用高度資訊判別障礙物

在這個步驟中，我們對一張 3D 影像中，利用公式(8)所得到所有可能障礙點 \bar{P} ，做高度資訊的過濾。當 \bar{P} 點的高度資訊 P_y 大於事先定義的臨界值 y_{thres} 時，我們就判別此點為機器人不能通過的障礙點。實驗模擬的結果，我們以下圖十來表示：



(a)



(b)

圖十 (a) 場景的原始點雲資料，(b) 場景的障礙物偵測結果。

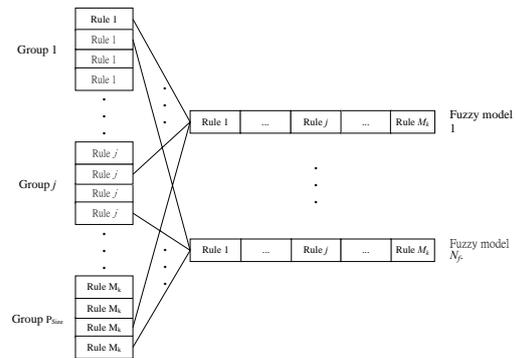
其中圖十(a)為本計畫所模擬之受災場景的原始點雲資料，此資料中包含著地板、機器人可跨越過的物體和其他雜訊，這些資料不該被判定為機器人無法通過的障礙。經過判別之後，得到其場景的障礙物為圖十(b)，即為機器人無法通過的範圍。

路徑規劃

在本計畫中主要是以人工智慧中的類神經網路模型進行路徑規劃，在規劃路徑時必須同時考量避免機器人進入危險區域情況，透過所記錄的路徑資料找出機器人行進的最佳路徑。因為基因演算法擁有搜尋最佳解的能力，因此在本計畫中將利用基因演算法來協助神經網路的學習，為了解決上述神經網路以及基因演算法的問題，在本計畫中將提出一個利用TSK形式模糊類神經網路結合資料探勘式基因演算法的概念來進行機器人路徑的規劃。在

本計畫中所提出的TSK形式模糊類神經網路結合資料探勘式基因演算法主要是用來解決進化演算法上的問題藉以提升模糊類神經網路的彈性以及效能。本計畫所提出的資料探勘式基因演算法主要是用來解決上述染色體的長度必須事先給定以及不能局部考量染色體的效能。分別說明如下：

為了解決不能局部考量染色體的效能，本計畫參考[6]所提出了族群式共生進化演算法(group symbiotic evolution, GSE)，GSE是將一條染色體依據問題切割成一個個的局部解(在模糊類神經網路中局部解多半為一個法則)，接著再將每個局部解組成一個族群透過族群間演化的觀念來達到局部考量染色體的效能。GSE的架構圖如圖十一所示。在圖十一中每一族群各隨機挑選一條染色體組成一個模糊類神經網路進行衡量局部染色體的效能。在[6]中指出透過使用族群式的觀念可以有效的提升傳統基因演算法的效能。在[7]以及[8]中也可以驗證局部考量各別解的確有助於找到最佳整體解。



圖十一 族群式共生進化演算法架構圖。

在解決染色體的長度必須事先給定部分，雖然GSE可以有效提升傳統基因演算法的效能，然而卻依然有著族群數目必須事先給定的問題。然而究竟需要多少條染色體來組成整體解則是一個難題。近年來，資料探勘成了一個新的研究領域，資料探勘[9]-[10]是一個透過

資料分析來進行知識開發 (knowledge discovery) 的步驟，主要是用於在大型資料庫中找到資料間關係。而[11]中，提出了利用頻繁樣本成長 (frequent pattern growth, FP-Growth) 來找出具有代表性的資料集合進而找出相關結合法則。在[11]中，由於頻繁樣本成長具有在大量資料中找出具代表性的相關結合法則且不需要額外占用記憶體的好處，因此本計畫中將利用資料探勘中頻繁樣本成長來分析染色體的組合並找出最佳的TSK形式模糊類神經網路的法則。

本計畫所提出的資料探勘 (data mining) 式基因演算法可以分為架構學習以及參數學習兩個方面，分別說明如下：

在架構學習部分，主要是利用頻繁樣本成長來尋找最佳的法則數，透過[11]的方法可以在族群中搜尋最佳的染色體組合個數。頻繁樣本成長主要是用來找出具有代表性的資料集合進而找出相關結合法則，因此可以透過結合的相關法則來決定規則數。

在參數學習部分，主要是將所記錄的染色體的組合進行頻繁樣本成長 (FP-Growth)[11] 找出代表性的相關結合法則，並將這些結果用作GSE的交配以及選擇染色體組合上。

大致上來說，本計畫提出的路徑規劃方法有以下優點：

1. 可以自我建構染色體數目；
2. 可以局部考量染色體效能；
3. 透過TSK形式模糊類神經網路結合資料探勘式基因演算法可以有效的快速學習最佳化路徑達到節省救援時間的目的。

以下將針對本計畫中所使用TSK形式模糊類神經網路結合資料探勘式基因演算法分別詳細說明：

1. TSK形式模糊類神經網路

一個TSK形式模糊類神經網路的架構如圖十二所示，其中 n 和 R 代表輸入資料的維度以及

TSK形式模糊類神經網路的規則(rule)數。在本計畫中TSK形式模糊類神經網路主要是用來作為路徑規劃之用，TSK形式模糊類神經網路的推論法則說明如下：

IF x_1 is $A_{1j}(m_{1j}, \sigma_{1j})$ and x_2 is $A_{2j}(m_{2j}, \sigma_{2j})$... and x_n is $A_{nj}(m_{nj}, \sigma_{nj})$,

THEN $y' = w_{0j} + w_{1j}x_1 + \dots + w_{nj}x_n$, (9)

在本計畫中所使用的TSK形式模糊類神經網路具有五層的網路架構，下面將介紹每一層的運算：

1-1. 第一層(input nodes)：在這一層中主要是將輸入參數帶到這一層的節點中，所以在這一層中沒有任何的運算，僅僅是如下的轉換：

$$u_i^{(1)} = x_i \quad (10)$$

1-2. 第二層(membership function node)：在這一層中每一個節點主要是將第一層的輸入節點模糊化，每一個節點透過歸屬函數 (membership function) 將原本明確的輸入變數轉換成模糊參數，歸屬函數主要說明了輸入變數屬於一個模糊集合 (fuzzy set) 的程度，在本計畫中，主要是使用高斯歸屬函數 (Gaussian membership function)，這一層的輸出說明如下：

$$u_{ij}^{(2)} = \exp\left(-\frac{[u_i^{(1)} - m_{ij}]^2}{\sigma_{ij}^2}\right), \quad (11)$$

其中 m_{ij} 和 σ_{ij} 分別是平均值和標準差對應到第 i 個輸入的第 j 個歸屬函數。

1-3. 第三層(rule node)：在這一層的輸出主要是將第二層的歸屬程度值透過AND的模糊運算得到一個法則的激發量 (fire strength) 在這篇文章中主要是使用乘積的運算，這層的輸出說明如下：

$$u_j^{(3)} = \prod_i u_{ij}^{(2)} \quad (12)$$

1-4. 第四層(consequent node)：這一層又稱為推論層，在這一層中主要是將第三層的輸出值乘上一個由輸入參數所組成的線性組合而得到推論結果，這一層的輸出說明如下：

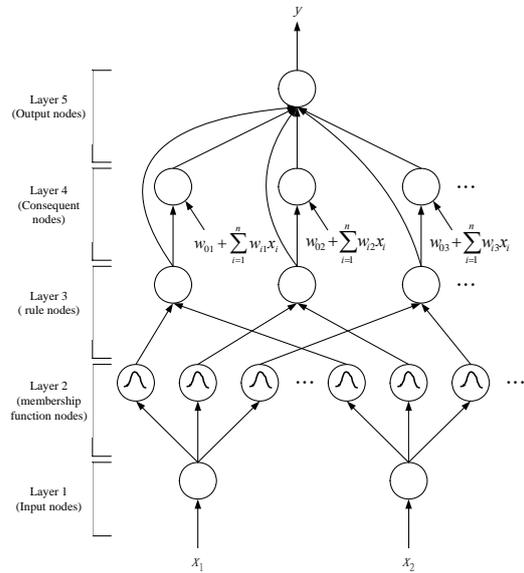
$$u_j^{(4)} = u_j^{(3)}(w_{0j} + \sum_{i=1}^N w_{ij}x_i), \quad (13)$$

其中 w_{ij} 代表輸入參數所組成的線性組合中的權重。

1-5. 第五層(output node)：在這一層中主要是做一個解模糊化的動作，透過推論的結果將模糊值轉換成一個明確的結果，解模糊化的動作說明如下：

$$y = u^{(5)} = \frac{\sum_{j=1}^R u_j^{(4)}}{\sum_{j=1}^R u_j^{(3)}} = \frac{\sum_{j=1}^R u_j^{(3)}(w_{0j} + \sum_{i=1}^N w_{ij}x_i)}{\sum_{j=1}^R u_j^{(3)}}, \quad (14)$$

其中 R 是法則數， N 是輸入參數的維度。



圖十二 TSK形式模糊類神經網路的架構。

2. 資料探勘式基因演算法

在介紹本計畫中所提出的資料探勘式基因演算法之前，必須先決定每一條染色體中基因所代表的意義，在本計畫中基因的編碼如圖十三所示，在圖十三中 m_{ij} 和 σ_{ij} 分別是平均值和標準差對應到第 i 個輸入的第 j 個歸屬函數而 w_{nj} 代表輸入參數所組成的線性組合中的權重。

m_{1j}	σ_{1j}	m_{2j}	σ_{2j}	...	m_{nj}	σ_{nj}	w_{0j}	w_{1j}	...	w_{nj}
----------	---------------	----------	---------------	-----	----------	---------------	----------	----------	-----	----------

圖十三 染色體編碼。

在這個演算法中，本計畫利用頻繁樣本成長(FP-Growth) [11]的方法來對 GSE 演算法進行挖掘，主要是決定具有代表性的染色體，且希望能透過頻繁樣本成長(FP-Growth) [11]的方法找到在族群選擇中有用的資訊，頻繁樣本成長(FP-Growth) [11]的方法主要是透過定義一個最低門檻值(minimum support)來決定出現次數較平凡的組合，如表一所示如果設定其最低門檻值為 2 符合該條件者則稱為「頻繁的項目」頻繁的項目： $\{A\}$ 、 $\{B\}$ 、 $\{C\}$ 、 $\{E\}$ 、 $\{A, C\}$ 、 $\{B, C\}$ 、 $\{C, E\}$ ，由例子中可得知，頻繁的項目的數量多寡與最低門檻值有相關，所以最低門檻的值大小會影響染色體組合的數目。

表一 資料集合。

資料索引	資料項目集合
100	A, C, D, E
200	B, C, E
300	A, B, C, E
400	B, E

在決定好最低門檻值之後接下來在 FP-Growth 中就要進行建立頻繁樣本樹(FP-Tree)，以及頻繁樣本成長(FP-Growth)，分別說明如下：

2-1. 建立頻繁樣本樹(FP-Tree)：

要建立頻繁樣本樹首先要先從資料集中找到頻繁出現的單一樣本(frequent 1 item set)。資料集合如表二所示，若所定義的最低門檻值為 3 則頻繁出現的單一樣本如表三所示。在決定了頻繁出現的單一樣本之後接著需要對表三進行排序(根據出現的次數由大到小來排序)，排序好的結果如表四所示。表四稱為 F 排列(F-list)。得到 F 排列之後，接下來就是將表一中所對應到表四項目保留而刪除沒影對應到表四的，並將保留結果根據表四的結果排序(結果如表五所示)。表五的結果則是用來建構頻繁樣本樹(FP-Tree)的依據。建構頻繁樣

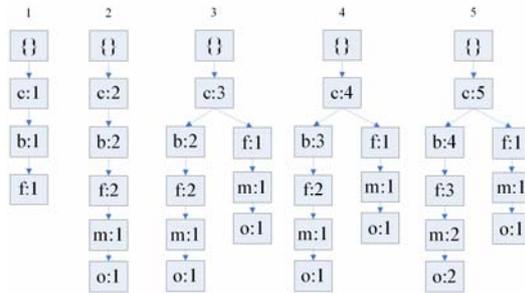
本樹(FP-Tree)的步驟如圖十四所示，在圖十四中，主要是利用掃描表五結果來產生頻繁樣本樹(FP-Tree)，在圖十四的最右邊的樹即為掃描完表五所有資料後的結果，稱為頻繁出現單一樣本的字首樹 (prefix-tree)。在字首樹內的每一個節點包含：資料項目、計數值以及，節點的連結。一個完整的頻繁樣本樹(FP-Tree)須包含字首樹以及標頭表格(header-table) 根據表一所建構好的頻繁樣本樹如圖十五所示。

表五 表三的結果保留表一的資料集合的結果。

資料索引	資料項目集合	排序好的值
1	{b, c, e, f, g, h, p}	{c, b, f}
2	{a, b, c, f, i, m, o}	{c, b, f, m, o}
3	{c, f, i, m, o}	{c, f, m, o}
4	{b, c, e, s, p}	{c, b}
5	{a, b, c, d, f, m, o}	{c, b, f, m, o}

表二 資料集合。

資料索引	資料項目集合
1	{b, c, e, f, g, h, p}
2	{a, b, c, f, i, m, o}
3	{c, f, i, m, o}
4	{b, c, e, s, p}
5	{a, b, c, d, f, m, o}



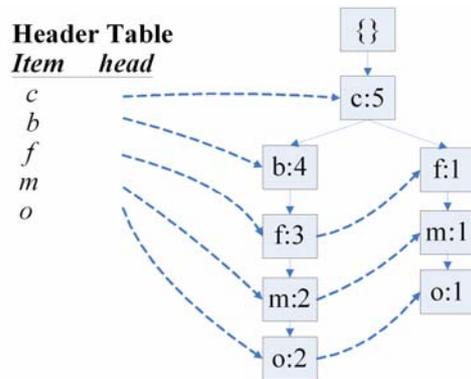
圖十四 建構頻繁樣本樹(FP-Tree)的步驟。

表三 頻繁出現的單一樣本。

資料項目	計數值
B	4
C	5
F	4
M	3
O	3

表四 F 排列。

資料項目	計數值
C	5
B	4
F	4
M	3
O	3



圖十五 建立好的頻繁樣本樹(FP-Tree)。

2-2. 頻繁樣本成長(FP-Growth)：

頻繁樣本成長的演算法步驟為建構條件項目基底(conditional item base)就是根據圖十五的標頭表格(header-table)的資料項為葉子節點(leaf node)向頻繁樣本樹(FP-Tree)的樹根(root)計算計數值，接著將條件項目基底的資料項建立建構對應的條件頻繁樣本樹(corresponding conditional FP-tree)也就是將相同出現的資料項加總，在得到對應的條件頻繁

樣本樹之後即進行挖掘頻繁資料項集合(mining frequent item sets)，整個建構頻繁樣本成長的結果如表六所示。

表六 頻繁樣本成長結果。

參考節點	條件項目基底	條件頻繁樣本樹	頻繁資料項集合
B	c:4	c:4	cb:4
F	cb:3, c:1	c:4, cb:3	cf:4, bf:3, cbf:3
M	cbf:2, cf:1	cf:3	cm:3, fm:3, cfm:3
O	cbfm:2, cfm:1	cfm:3	co:3, fo:3, mo:3, cfo:3, cmo:3, fmo:3, cfmo:3

針對透過FP-Growth所得到的結果本計畫提出了三個策略來增加染色體族群選擇以及交配[6]染色體族群選擇的步驟：

步驟一：正常動作(normal)

主要是利用傳統基因演算法的選擇以及交配策略，來衡量染色體族群的效能藉以紀錄執行效能較佳的染色體組合。

步驟二：搜尋動作(researching)

將正常動作中所紀錄執行效能較佳的染色體組合經過頻繁樣本成長(FP-Growth)得到具有代表性的染色體組合，在頻繁樣本成長演算法中為了找出具有代表性的染色體組合，所以在表一的資料項集合中將改為染色體的集合(每筆資料用來代表組成一個TSK形式模糊類神經網路的染色體的集合)。在找到具有代表性的染色體組合後即參考這些組合以便更進一步的搜尋找到更有效能的解也就是將具有代表性的組合應用於選擇以及交配的策略。

步驟三：探索動作(exploring)

透過質疑具有代表性的染色體組合(頻繁樣本

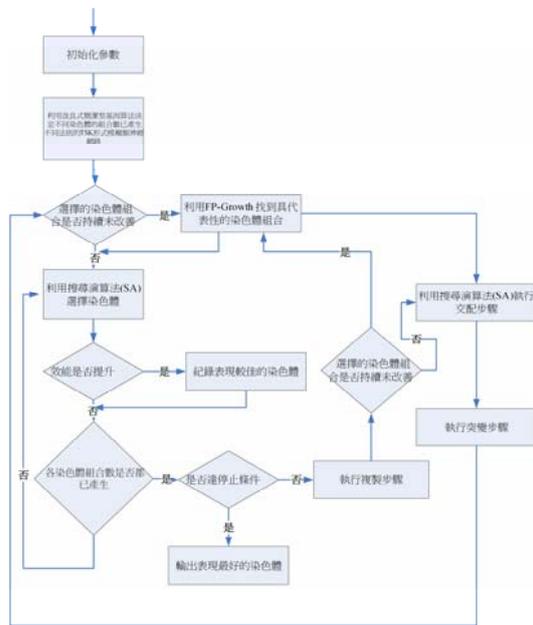
成長(FP-Growth)所得到具有代表性的組合)的方式找到新的具有代表性的染色體組合也就是將具有代表性的組合排除於選擇及交配的策略之外。

此外，本計畫利用改良型簡潔型基因演算法(modified compact genetic algorithm, MCGA)與簡潔型基因演算法(compact genetic algorithm)來找到最佳的基因值，將簡潔型基因演算法用做判斷最佳共生進化演算法的染色體組合數，也就是在本計畫中簡潔型基因演算法中的基因將用來代表每個不同染色體組合的適應性(在本計畫中染色體組合所代表的意義即為TSK形式模糊類神經網路的法則數)，簡潔型基因演算法的基因編碼如圖十六所示，在圖十六中， V_{M_k} 所代表的是法則數為k的TSK形式模糊類神經網路的適應程度，接著利用[12]的方法來對基因進行演化直到找到適應的法則數為止。

V_{M_1}	V_{M_2}	...	V_{M_k}	...	V_{M_R}
-----------	-----------	-----	-----------	-----	-----------

圖十六 簡潔型基因演算法染色體編碼。

本計畫中所提出的資料探勘式基因演算法整個系統的流程圖如圖十七所示。在圖十七中，主要是依據目前所得最佳效能是否大於前一次演化來記錄表現較佳的染色體組合，在經過一段演化代數後，若所演化的染色體效能不在增加時則透過利用頻繁樣本成長(FP-Growth) [11]的方法來將所紀錄表現較佳的染色體組合進行分析找出染色體組合中的具代表性的組合，並將所得結果最為選擇以及交配策略[6]中染色體組合選擇的依據，若是透過頻繁樣本成長(FP-Growth)[11]的方法所得具代表性的染色體組合在經過一段演化代數後，所演化的染色體效能無法增加時則選擇以及交配策略[6]將改為不再參考具代表性的染色體組合，透過搜尋其他染色體組合來得到增進效能的機會。



圖十七 資料探勘式基因演算法流程圖。

三、已完成項目及未來展望

計畫進行一年來，除了完成系統架構、制定系統規格與採購儀器之外，也完成本報告中第二節(研究發展及進行步驟)所敘述的項目。在3D場景重建部份，已經完成將雷射測距儀所量測的距離和空間三維資料點的座標轉換，並完成多張場景影像的匹配。在機器人定位部份，已經完成了救援機器人的相對定位系統。在可行進路徑判斷系統中，已經完成了與定位系統及雷射測距系統做溝通配合，做小範圍的未知環境探勘。在路徑規劃部份，已經完成了將網路架構、頻繁樣本成長(FP-Growth)、改良型簡潔型基因演算法(modified compact genetic algorithm, MCGA)以及族群共生進化演算法(group symbiotic evolution, GSE)進行整合，所使用的方法如本報告第二節所述。而在第二年裡，3D場景重建部份，預計以三維雷射掃描取得的三維座標資料，進行表面重建的工作。在機器人定位部份，預計完成救援機器人的絕對定位系統，最後採用資料融合(data fusion)技術將相對定位系統與絕對定位系統整合，來做最後的定位估計。在可行進路徑判

斷系統中，目標除了障礙物的防碰撞機制外，最主要是將路徑圖表示出來。在路徑規劃部份，預計將路徑紀錄的結果建立成路徑樹(path tree)。接下來完成查詢路徑環境並測試之。最後希望透過機器人在未知環境中行進並紀錄路徑等相關資料，利用3D重建來建立起未知救災環境的內部情形，並透過路徑規劃找出最佳路徑以協助搜救人員達成解救受困者的任務。

參考文獻

- [1] I. Stamos and P. E. Allen, "3-D model construction using range and image data," in *Proc. of IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 531-536, 2000.
- [2] R. L. Hoffman and A. K. Jain, "Segmentation and classification of range images," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, no. 5, pp. 608-620, 1987.
- [3] O. D. Faugeras and M. Hebert, "The representation, recognition, and locating of 3d objects," *Int. Journal of Robotic Research*, vol. 5, no. 3, pp. 27-52, 1986.
- [4] SparkFun Electronics – IMU 6 Degrees of Freedom - v4 with Bluetooth, http://www.sparkfun.com/commerce/product_info.php?products_id=8454
- [5] 賴盈霖, "結合GPS/重力感測器/陀螺儀DR功能進駐導航裝置," *新電子科技雜誌*, 262期, 1月號, 2008年。
http://www.mem.com.tw/coverstory_content.asp?sn=0801290009
- [6] C. J. Lin and Y. J. Xu, 2006, "A self-adaptive neural fuzzy network with group-based symbiotic evolution and its prediction applications," *Fuzzy Sets and*

- Systems*, vol. 157, no. 8, pp. 1036-1056, 2006.
- [7] C. F. Juang, J. Y. Lin, and C. T. Lin, "Genetic reinforcement learning through symbiotic evolution for fuzzy controller design," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol. 30, no. 2, pp. 290-302, 2000.
- [8] D. E. Moriarty and R. Miikkulainen, "Efficient reinforcement learning through symbiotic evolution," *Machine Learning*, vol. 22, pp. 11-32, 1996.
- [9] D. T. Larose, *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*, Wiley Publishers, 2004.
- [10] U. Fayyad, "Data mining and knowledge discovery in databases: implications for scientific database," in *Proc. of Int. Conf. Scientific and Statistical Database Management*, pp. 2-11, 1997.
- [11] J. Han, J. Pei, and Y. Yin, "Mining frequent patterns without candidate generation," in *Proc. of ACM Special Interest Group on Management of Data*, pp.1-12, 2000.
- [12] C. J. Lin and Y. C. Hsu, "Reinforcement Hybrid Evolutionary Learning for Recurrent Wavelet-Based Neurofuzzy Systems," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 15, no. 4, pp. 729-745, 2007.

出席國際學術會議心得報告

計畫編號	NSC 97-2221-E-009-091
計畫名稱	基於深度影像資訊之救災探勘機器人協同系統的設計與研發
出國人員姓名 服務機關及職稱	姓名:鄭逸章 服務機關:國立交通大學電控系 職稱:博士生
會議時間地點	時間: 98/7/10-98/7/13 地點:美國, 佛羅里達
會議名稱	(中文) 系統化、人工智慧與資訊複合國際研討會 (英文) World Multi-Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics: WMSCI 2009
發表論文題目	(中文) 設計 TSK 模式模糊類神經網路, 基於資料探勘上進化演算法的 增強式學習 (英文) Reinforcement Learning for Data Mining based Evolution Algorithm for TSK-type Neural Fuzzy Systems Design

一、參加會議經過

這次的WMSCI會議是在美國佛羅里達舉辦, 為期共4日(7/10-7/13)。而其中有三天的會議議程, 會議議程都是在美國的Rosen Centre飯店舉辦。

WMSCI會議從1995年於德國Baden-Baden開始舉行, 從早期45篇發表文章直至近五年成長至1300篇文章發表。現今WMSCI會議主要成為組織系統、控制理論與資訊學門領域之重要性國際論壇。與會者包括學校教育單位、政府機關和產業界並於會議中相互分享其新思維、知識和經驗在不同學科領域之中。此外, 於會議舉辦期間大會每日均會安排該領域專家學者演講發表最新著作與新觀念之發表, 而會場旁也設有許多攤位供跨國合作計畫、學校與研究中心簡介等等, 使得會議內容更加豐富且有趣。

本次出國相關事宜, 請旅行社代訂機票。至於住宿方面, 由於大會提供每個研討回參加者優惠的訂房價格, 所以就訂了跟研討會舉辦地點相同的Rosen Centre飯店。在完成了相關準備事項後就準備出發了, 因為我的議程是在7/11的早上, 所以我將出國日期訂在7/8的早上希望可以有充足的時間探勘環境以及準備報告。我的飛機是7/8的8點20分, 到美國時是當地的7/8的21點24分, 由於當天並無議程, 所以就是安頓行理和準備要報告的相關事宜。

會議的第一天, 也就是我到四川的第三天, 由於今天沒有議程, 僅需要向大會做註冊的

動作即可，所以我拿了議程表和論文集，以及註冊完後就回房間準備明天的報告了。

會議的第二天，這天上午的10:10-12:10是我的議程。我所屬的議程是Control Systems, Technologies and Application I;而我的論文是設計TSK模式模糊類神經網路，基於資料探勘上進化演算法的增強式學習，主要的報告內是:簡介研究動機、模糊模型的介紹、自我適應進化演算法架構、增強式學習架構以及實驗結果的分析。在過程中反應都很正面，有一位來自英國的學者問及模糊控制器的實作問題，也有一位美國的學者對我們的研究表達認可，等等問題都對我有不少的助益。在下午則是聽了幾場有興趣的報告，其中最有趣得是Uncertainty Model Based on Partial Linearization and Robust Control，說明了一個強健性的控制方法，透過部份線性化的方式，這與我之前我所研究的利用控制系統的Lyapunov函式，做能量導向的控制有異曲同工之妙，而在實驗中作者使用了一個真實的例子來說明系統的效能。

第三天，我早上參加了兩場全體出席的議程: General Joint Plenary Session和WMSCI 2009 Plenary Session以及下午的一個Concepts, Principles, Methodologies and Applications of Cybernetics議程，其中我比較感興趣的是General Joint Plenary Session這個議程中華盛頓大學的keynote speaker, Umpleby教授，所演講的題目「The Financial Crisis: Cybernetics Can Explain What Happened and How we Need to Change our Thinking」，文中透過了人工智慧的科技去對現在金融危機的現象做了分析及預估，對一般人工智慧的應用實例來說，這是一個相當特別的例子。

第四天，我所參加的議程有: General Joint Plenary Session、Control Systems, Technologies and Applications / Systemics、Computing Technologies IV以及Informatics, Management and Engineering II (MEI)，其中最有趣的應該就是Control Systems, Technologies and Applications / Systemics這個session了，因為跟我的研究領域最相近。在這個議程中，我見識到了很多將控制理論應用到各個不同領域的研究，例如:聲控科技、空氣動力學上...等等以前從沒見過的議題。聽完了這些研究，讓我學到了很多，也讓我激發出一些新的想法。在晚上則是參加大會所舉辦的頒獎典禮，在頒獎典禮上也跟一些學界的先進彼此交流，交換學術上的意見。

二、與會心得

在會議中藉由彼此之間知識的互相交流，使我對自己的研究領域有了一些新的啟發，除

此之外我也認識了許多研究學者。其中包括了來自台灣、香港、美國...等等的學生。除了在與會中我們針對各自的研究領域進行資訊的分享之外，我們更藉由彼此交換 MSN以及電子郵件，希望在未來的研究路上可以彼此討論合作藉以激發出更多新的創意以及想法。

這次的美國行，讓我發現美國知識經濟的強大，尤其是在應用科技上。不論是在日常生活中，或是專業重工業或是精密工業裡，都可以看到科學家運用新的科技的影子。在很多研究上的成果其實都是非常豐富的，我想這是我們該努力學習的地方，未來應該要更加努力的研究，創造出自己的核心價值以提高自己的競爭優勢。

在大會舉辦的方面，雖然議程有點混亂(常常在一個議程中，彼此的報告題目差異太大)，但大會的有一些舉動也讓我感到相當溫馨，例如在會場中的服務的學生態度非常親切，對於附近美食以及旅遊地點都不厭其煩的介紹。此外，在美國的這幾天真是讓自己的英文對話能力增進了不少。

這次的美國行，真的讓我有非常多的收穫，也讓我增長了不少見識。所以，非常謝謝國科會提供補助款項給我，讓我減輕了負擔也增長的見識，同時在參加多場議程中也讓我對未來的研究有了更多的想法。