

# 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(II) 研究成果報告(精簡版)

計畫類別：個別型  
計畫編號：NSC 98-2221-E-009-127-  
執行期間：98年08月01日至99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

計畫參與人員：博士班研究生-兼任助理人員：鄭逸章  
博士班研究生-兼任助理人員：張俊偉  
博士班研究生-兼任助理人員：吳晉嘉

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 99 年 10 月 14 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(II) (期末報告)

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

計畫編號：NSC 98-2221-E-009-127

執行期限：98年8月1日至99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。在本年度要完成的部分為：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，進行未知場景重建的工作。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，也完成了障礙物偵測的動作。在路徑規劃部份，預計將完成地圖內任意兩點間的路徑規劃，規劃出可供搜救人員參考的搜救路徑。

**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, localization of robot, motion planning of robot and path planning. The tasks scheduled to be accomplished in this year are listed below: In 3D reconstruction part, our object is to complete the unknown scenes reconstruction based on the 3D coordinate data gained from the range finder. In the localization of robot, the main task is to finish the passive

localization system and integrate it with the relative localization system to fulfill the localization estimation. In the motion planning of robot, besides the anti-collision function, we also complete the detection of obstacles. In the path planning, we expect to complete the navigation between any two points in the map, and provide the rescuers with the referable routes.

**Keywords:** 3D reconstruction, rescuers-searching robot, positioning 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」第二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。相關介紹將於下面章節做詳盡的說明。

### 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

我們將透過雷射測距儀，取得三維點雲 (point cloud) 資料。透過所得到的點雲資料，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. 點雲資料數據取得(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點雲資料的擷取，將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)



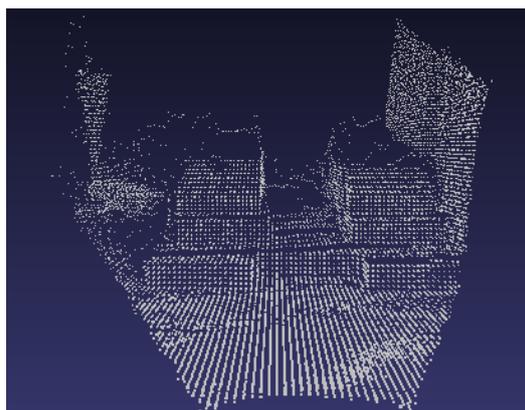
(b)

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，我們的目的是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。

在點雲影像註冊部份，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，對目前的拍照場景點雲影像，做註冊的動作。假設  $\vec{p} = [p_x \ p_y \ p_z]^T$  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， $\vec{v} = [v_x \ v_y \ v_z]^T$  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  $\theta_x$  ,  $\theta_y$  和  $\theta_z$  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  $\vec{p}$  配準成新的座標點  $\vec{p}' = [p'_x \quad p'_y \quad p'_z]^T$ ，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四(a)-(c)。在本實驗所模擬的測試場景中，我們首先定義一個場景原點，接著讓機器人在其中15個相異的地點各擷取一張點雲資料。圖四(a)是本實驗所模擬的地震受災場景，而圖四(b)是把15張擷取到的點雲資料，註冊到同一個場景原點，因此我們可以得到完整重建的3D點雲影像。圖四(b)為視角一所示之重建後的受災3D場景，圖四(c)為視角二所示之重建後的受災3D場景。



(a)



(b)



(c)

圖四 (a)模擬的受災場景，(b)重建後的受災3D 場景(視角一)，(c) 重建後的受災3D 場景(視角二)。

### 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：

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

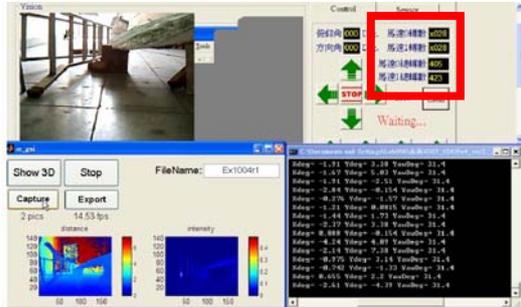
積分是微分的逆運算，當得知某物體的加速度資訊時，便可利用連續兩次積分將加速度的資訊轉換成位移(displacement)資訊，如公式(7)：

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

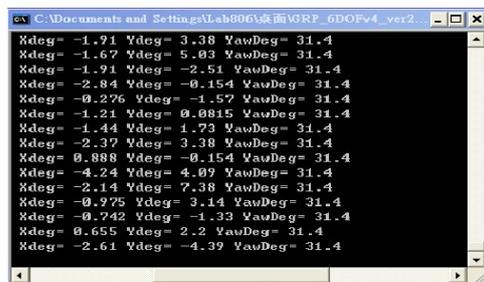
根據公式(7)，便可計算出  $x$ 、 $y$ 、 $z$  每一軸向的位移量，並進一步計算出位置資訊。透過姿態感測器可以精確測量出機器人前進的傾斜角與旋轉角度，可以有效的降低履帶因為外在因素所造成的干擾，並可以有效提高直線運動的距離量測的準確率。

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。

在絕對定位設計方面,採用無線感測網路(wireless sensor network)來加以實現,並以 IEEE 802.11g 的無線網路傳輸界面為基礎,架設出一個完整的訊號定位系統。一般所使用的定位技術包含兩種:一種是幾何三角定位法(geometrical triangulation),另一則是地區特徵指紋比對法(location fingerprinting);在室內的環境當中,地區特徵指紋比對法明顯擁有較優於幾何三角定位法的準確度,但是此方法必須建立一個十分龐大的比對資料庫(dataset),並且會面臨到運算複雜度過高的問題。一般來說,幾何三角定位法不適用於室內環境,原因在於室內環境太過複雜以及這項方法並無法收集到足夠有關於目標物的位置資訊(一般這些資訊是指著目標物所傳送過來的訊號強

度)。本計畫提出一個適用於無線感測網路的定位技術,其設計上的考量是基於一般常用的室內通道模型(indoor channel model)。在這項技術當中,是將六個無線基地台(access point, AP)每隔一段固定距離平均佈於區域當中。感測器會收到來自於無線基地台所傳送的訊號並知道所收到的訊號強度,之後簡單的估計出目標物到每一個無線基地台的距離,我們可以先利用外圍六個無線基地台所估出來的距離資訊,經由運算後得出六組估計座標,再移除兩組離均值(outlier)後,對剩餘之四組加以平均以減輕通道的衰減效應(effect of fading)並提升準確度。地區指紋比對法在收到目標物之訊號強度後,會去和龐大的資料庫(database)做比對來得出估計座標,如此將十分耗費運算量;而所提出的定位方法只需利用上述簡單的運算程序,即可利用很低的運算量來完成定位。

目前無線網路的定位系統,最常利用接收訊號強度指數(received signal strength indication, RSSI)來做為基準。當無線訊號在空間中傳遞時,隨著接收距離的遠近,會產生相對應的訊號衰減。所以利用這個指數,可估計訊號的範圍。在自由空間傳播模型 Friis Formula 為基礎的自由空間模型,當發射端距離的訊號強度用 dBm 來表示自由空間損失,因此只與發射端訊號來源的距離相關,只需代入訊號強度值的參數,即可將訊號強度換算為距離[6]。其方程式可以簡化如下:

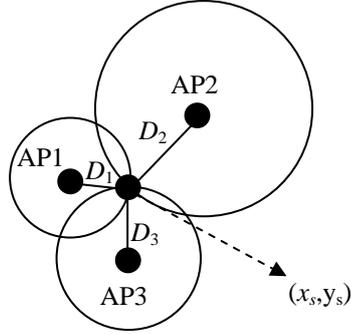
$$RSSI = 40 + 20\log(D), \quad (8)$$

其中 RSSI 的單位為 dBm,  $D$  為距離,而將(8)式整理之後可表示出距離之方程式如(9)式:

$$D = 10^{\frac{(RSSI-40)}{20}}。 \quad (9)$$

當履帶機器人進入 AP 的涵蓋範圍時,理論上訊號的分佈是呈一個球狀,此方法的概念即由三個 AP 之中取兩兩一組,可知履帶機器

人位置會與環境中任兩個 AP 成為一個三角形，而各得到兩個交集點，就是履帶機器人可能的所在位置[7]。此方法的概念，是將每一組的兩個交集點所形成的直線來當作位置線，利用兩條位置線之交點即可當作估測的履帶機器人位置，如圖九所示。



圖九 位置線法。

在任選三個 AP 當中，應該會交集到三條位置線。由於第三條位置線必定會通過前兩條位置線所形成的交點，故在此僅需要兩條位置線即可。位置線法的數學方程式可以導出履帶機器人的估測位置 $(x_s, y_s)$ 如下：

$$x_s = \frac{(y_2 - y_1)C_3 - (y_3 - y_2)C_1}{[(x_3 - x_2)(y_2 - y_1) - (x_2 - x_1)(y_3 - y_2)]} \quad (10)$$

$$y_s = \frac{(x_2 - x_1)C_3 - (x_3 - x_2)C_1}{[(y_3 - y_2)(x_2 - x_1) - (y_2 - y_1)(x_3 - x_2)]} \quad (11)$$

其中

$(x_i, y_i)$  為第  $i$  個 AP 的位置座標

$$C_1 = \frac{1}{2}(\|x_2\|^2 - \|x_1\|^2 + D_1^2 - D_2^2), \quad (12)$$

$$C_3 = \frac{1}{2}(\|x_3\|^2 - \|x_2\|^2 + D_2^2 - D_3^2), \quad (13)$$

其中  $\|x_i\|$  表示  $\sqrt{x_i^2 + y_i^2}$ ， $D_i$  為第  $i$  個 AP 所形成的圓之半徑，也就是可以由訊號強度換算距離的公式求得，再代入估測履帶機器人位置的方程式，解出未知的  $x$  與  $y$ ，即可以定位出履帶機

器人的座標位置 $(x_s, y_s)$ 。

此計畫中的機器人定位系統，由相對地位系統與絕對定位系統所組成。在相對定位系統裡，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。在絕對定位系統裡，利用無線感測網路可得知目前機器人在場景中的座標。利用這些資訊做最後的定位估計，提供場景重建系統一個準確可靠的定位資訊。

### 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  $N$

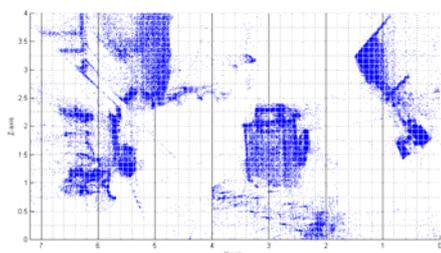
筆三維的資料點  $\bar{v}_1, \bar{v}_2, \dots, \bar{v}_N$ ，其中  $N$  等於  $k \times k$ ，接著我們算這  $N$  個點，算距離的變異數 (variance)，所用的公式如下：

$$z_{\text{var}}^{\bar{P}} = \frac{\sum_{i=1}^N (v_z^i - m_z^{\bar{P}})^2}{N}, \quad (14)$$

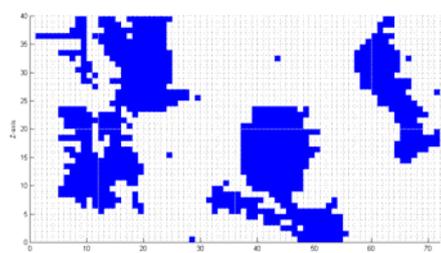
其中  $v_z^i$  為第  $i$  個點的距離資訊，而  $m_z^{\bar{P}}$  代表  $\bar{P}$  鄰域中的距離平均。當  $z_{\text{var}}^{\bar{P}}$  小於或等於事先定義的臨界值  $z_{\text{thres}}$  時，我們判斷此點為一個完整物體中的某一點，此點也並非測距儀所得到的雜訊點，我們將此點  $\bar{P}$  預設為可能的障礙點。

## 2. 利用高度資訊判別障礙物

在這個步驟中，我們對一張 3D 點雲影像中，利用公式(14)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  $y_{\text{thres}}$  時，我們就判別此點為機器人所不能通過的障礙點。實驗模擬的結果，我們以下圖十來表示：



(a)



(b)

圖十 (a) 場景障礙物偵測結果之點雲資料，(b) 場景障礙物偵測之二維地圖。

其中圖十(a)為本計畫所模擬之受災場景其障礙物點雲資料的俯視圖，在此資料中藍色點雲代表經過判別之後所得到的障礙物，它產生了機器人在俯視平面上不可跨越過的區域。而圖十(b)為在俯視平面上做取樣的動作後，所得到的場景障礙物偵測二維地圖。本計畫之路徑規劃演算法就是利用此二維地圖，在俯視平面上做二維的路徑規劃動作。

## 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。近年來，資料探勘成了一個新的研究領域，資料探勘[11]-[12]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[13]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[13]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[13]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)[13]找出代表性的相關結合法則，並將這些結果用作染色體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。

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[8]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十一所示，在圖十一中， $V_{M_k}$ 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。

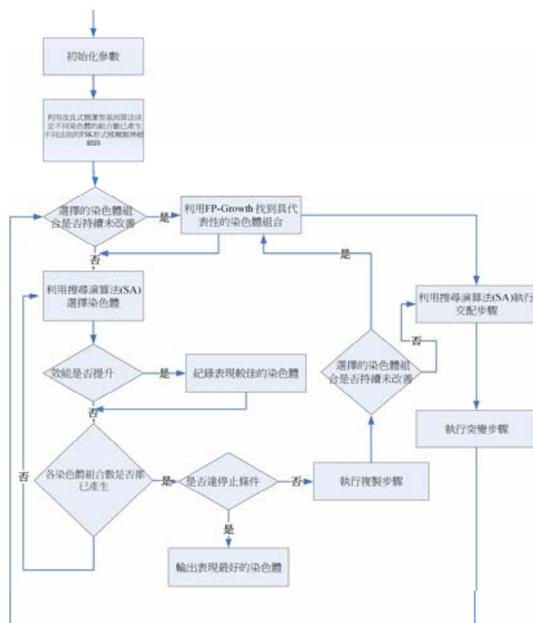
$V_{M_1}$	$V_{M_2}$	...	$V_{M_k}$	...	$V_{M_R}$
-----------	-----------	-----	-----------	-----	-----------

圖十一 簡潔型基因演算法染色體編碼。

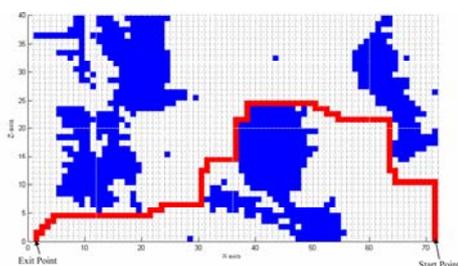
本計畫中所提出的資料探勘式基因演算法整個系統的流程圖如圖十二所示。在圖十二中，主要是依據目前所得最佳效能是否大於前一次演化來記錄表現較佳的染色體組合，在經過一段演化代數後，若所演化的染色體效能不在增加時則透過利用頻繁樣本成長(FP-Growth) [13]的方法來將所紀錄表現較佳的染色體組合進行分析找出染色體組合中的具代表性的組合，並將所得結果最為選擇以及交配策略[8]中染色體組合選擇的依據，若是透過頻繁樣本成長(FP-Growth)[13]的方法所得具代表性的染色體組合在經過一段演化代數後，所演化的染色體效能無法增加時則選擇以及交配策略[8]將改為不再參考具代表性的染色體組合，透過搜尋其他染色體組合來得到增進效能的機會。

路徑規劃的結果如圖十三所示。圖十三是針對受災場景障礙物偵測之二維地圖(圖十(b))，所完成之二維路徑規劃結果。我們預先定義好了救災人員的進入點，以及離開點。此

路徑結果代表著在受災場景中俯視平面上，進入點以及離開點間的可行性路徑。



圖十二 資料探勘式基因演算法流程圖。



圖十三 針對圖十(b)所完成之路徑規劃結果。

### 三、結論

此計畫目的在於提出一個基於深度影像資訊之救災探勘機器人系統，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，經由不斷的研究與改進，不論是系統的架構或是執行能力，均可以達成計畫所要求的目標。對於倒塌建築物中的救援活動來說，有了本系統的輔助，搜救

人員可在實際進入現場搜救之前，就先得知倒塌場景中的大致情況，將可有效提升整個搜救活動的效率。

### 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](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](http://www.mem.com.tw/coverstory_content.asp?sn=0801290009)
- [6] Sputnik white paper, “RF Propagation Basics”, April 2004.
- [7] J. J. Caffery, Jr., “A new approach to geometry of TOA location,” in *Proc. of the 52nd IEEE Vehicular Technology Conf.*, vol. 4, pp. 1943-1949, 2000.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] D. E. Moriarty and R. Miikkulainen, "Efficient reinforcement learning through symbiotic evolution," *Machine Learning*, vol. 22, pp. 11-32, 1996.
- [11] D. T. Larose, *Discovering Knowledge in Data: An Introduction to Data Mining*, Wiley Publishers, 2004.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.

## 國科會補助專題研究計畫項下出席國際學術會議心得報告

計畫編號	NSC 98-2221-E-009-127		
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(II)		
出國人員姓名	張俊偉	服務機構及職稱	國立交通大學電機工程系 / 學生
會議時間	99年7月18日至 99年7月23日	會議地點	西班牙/巴塞隆納
會議名稱	(中文) 2010 國際計算智能研討會 (英文) 2010 IEEE World Congress on Computational Intelligence		
發表論文題目	(中文) 應用於 TSK 模糊系統設計之自我建構演化演算法 (英文) A Novel Self-Constructing Evolution Algorithm for TSK-type Fuzzy Model Design		

### 一、參加會議經過

IEEE World Congress on Computational Intelligence (WCCI) 2010 舉辦於 2010 年 7 月 18 日至 7 月 23 日為期 6 天位於西班牙 Centre de Convencions Internacional de Barcelona，由 IEEE Computational Intelligence Society 贊助舉辦。其中會議包含 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)、IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE) and IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC) 三大會議主題。發表的論文題目為「A Novel Self-Constructing Evolution Algorithm for TSK-type Fuzzy Model Design」，屬於 CEC 底下的 Evolved Neural Networks II 場次。論文發表過程雖然有點緊張，但大致良好也順利完成，報告結束時許多與會者對我的題目非常有興趣，問了許多問題，皆非常關鍵的問題，

令我印象深刻，且會後討論中也和與會者有熱烈的討論，獲得相當多寶貴的意見。

## 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。

這次的西班牙行，讓我發現世界知識經濟的強大，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，在國外的這幾天真是讓自己的英文對話能力增進了不少。

這次的西班牙行，真的讓我有非常多的收穫，也讓我增長了不少見識。所以非常感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。

## 三、攜回資料名稱及內容

會議論文集(CD)

無研發成果推廣資料

98 年度專題研究計畫研究成果彙整表

計畫主持人：林昇甫		計畫編號：98-2221-E-009-127-					
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(II)							
成果項目		量化			單位	備註（質化說明：如數個計畫共同成果、成果列為該期刊之封面故事...等）	
		實際已達成數（被接受或已發表）	預期總達成數(含實際已達成數)	本計畫實際貢獻百分比			
國內	論文著作	期刊論文	0	0	100%	篇	
		研究報告/技術報告	0	0	100%		
		研討會論文	0	0	100%		
		專書	0	0	100%		
	專利	申請中件數	0	0	100%	件	
		已獲得件數	0	0	100%		
	技術移轉	件數	0	0	100%	件	
		權利金	0	0	100%	千元	
	參與計畫人力 (本國籍)	碩士生	0	0	100%	人次	
		博士生	3	3	100%		
		博士後研究員	0	0	100%		
		專任助理	0	0	100%		
國外	論文著作	期刊論文	1	1	100%	篇	
		研究報告/技術報告	0	0	100%		
		研討會論文	1	1	100%		
		專書	0	0	100%	章/本	
	專利	申請中件數	0	0	100%	件	
		已獲得件數	0	0	100%		
	技術移轉	件數	0	0	100%	件	
		權利金	0	0	100%	千元	
	參與計畫人力 (外國籍)	碩士生	0	0	100%	人次	
		博士生	0	0	100%		
		博士後研究員	0	0	100%		
		專任助理	0	0	100%		

<p style="text-align: center;">其他成果</p> <p>(無法以量化表達之成果如辦理學術活動、獲得獎項、重要國際合作、研究成果國際影響力及其他協助產業技術發展之具體效益事項等，請以文字敘述填列。)</p>	無
---	---

	成果項目	量化	名稱或內容性質簡述
科 教 處 計 畫 加 填 項 目	測驗工具(含質性與量性)	0	
	課程/模組	0	
	電腦及網路系統或工具	0	
	教材	0	
	舉辦之活動/競賽	0	
	研討會/工作坊	0	
	電子報、網站	0	
	計畫成果推廣之參與(閱聽)人數	0	



# 國科會補助專題研究計畫成果報告自評表

請就研究內容與原計畫相符程度、達成預期目標情況、研究成果之學術或應用價值（簡要敘述成果所代表之意義、價值、影響或進一步發展之可能性）、是否適合在學術期刊發表或申請專利、主要發現或其他有關價值等，作一綜合評估。

1. 請就研究內容與原計畫相符程度、達成預期目標情況作一綜合評估

達成目標

未達成目標（請說明，以 100 字為限）

實驗失敗

因故實驗中斷

其他原因

說明：

2. 研究成果在學術期刊發表或申請專利等情形：

論文： 已發表  未發表之文稿  撰寫中  無

專利： 已獲得  申請中  無

技轉： 已技轉  洽談中  無

其他：（以 100 字為限）

共發表期刊論文與會議論文各一篇

3. 請依學術成就、技術創新、社會影響等方面，評估研究成果之學術或應用價值（簡要敘述成果所代表之意義、價值、影響或進一步發展之可能性）（以 500 字為限）

此計畫提出一個基於深度影像資訊之救災探勘機器人系統，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。

未來可朝向受困人員的偵測方面來發展。可利用雷射測距儀或一般型式的攝影機做人型物體的辨識，來判斷受災場景中是否有受困的人員；倘若該受困人員身體大部分皆被障礙物所遮蔽，僅有手、腳等肢體暴露在受災場景中，這時光靠單純的人形物體辨識，很有可能無法判別是否為受困人員，因此可利用移動物體偵測的技術，判斷是否有求救的動作；除此之外，也可使用聲音偵測的技術，判別是否有受困人員於受災場景中進行呼救。

對於倒塌建築物中的救援活動來說，有了本系統的輔助，搜救人員可在實際進入現場搜救之前，就先得知倒塌場景中的大致情況，將可有效提升整個搜救活動的效率。