

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

感測網路分散式救援機器人研發--子計畫三：結合感測網路與分散式機器人之研究(3/3) 研究成果報告(完整版)

計畫類別：整合型
計畫編號：NSC 98-2218-E-009-006-
執行期間：98年08月01日至99年10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：徐保羅

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 11 月 02 日

※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※
※
※ 感測網路分散式救援機器人研發—子計劃三：結合感
※ 測網路與分散式機器人之研究(3/3)
※
※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※※

中 華 民 國 99 年 9 月 23 日

行政院國家科學委員會專題研究計畫期末報告

感測網路分散式救援機器人研發—子計劃三：結合感測網路與分散式機器人之研究 (3/3)

計劃編號：NSC 97-2218-E-009-007

執行期限：98/08/01~99/7/31

主 持 人：徐保羅 國立交通大學電機與控制工程系

摘要

多機器人的應用範疇隨著時間越來越廣泛，特別是強調合作部份，不同的場合有不一樣的合作模式和應用，以救援機器人來講，融合分散式概念於機器人系統上將可以提升救援效率，本報告架構首先說明 ZigBee 無線定位來得到各機器人的位置資訊，接著目標物位置資訊則透過分散式機器人上影像資訊融合的方式來精確估算，提出一個行為模式架構和合作策略法則來完成分散式救援機器人的合作搜尋任務，最後透過實驗來驗證本研究所提出的方法可行性。

串結式機器人由於多自由度運動，以及易重組的特性，具備優越的克服複雜地形能力。本研究建構了實體的串結式機器人，為了在有限的機構空間上實現電路架構，無感測的技術便是此研究的特色。在克服蜿蜒隧道地形時，藉由多維度訊號映射所建立之分類模型觀測履帶馬達之異常速度與扭矩，取代距離與碰撞偵測器的使用，最後由實驗通過蜿蜒隧道印證此法之可行性。

最後，探討自閉症孩童的模仿能力，利用結合非視覺式感測器來實現自閉症孩童與人形機器人的互動，將先說明系統架構，也利用 ZigBee 達到無線化的效果，增加活動性，由於三軸加速度計天生準確度缺乏，故利用演算法與三角函數作為改善。

關鍵詞：合作，定位，救援機器人，多重視覺，多重訊號對應

Abstract

Multi-robot applications have been widely developed recently with a cooperative method adaptive to critical environments. For applications of the rescue robot, the distributed wireless sensor network is developed in this study and its position is determined by applying the Zigbee wireless localization. Then, with fusion on multiple visions, the target position can be thus estimated accurately. The present chain-type robots present the feature of multi-DOF with excellent capability of conquering the complex terrain. In order to realize the circuit

system in limited space, the present research has developed the sensorless technology for the chain-type rescue robot to travel through a winding-tunnel terrain.

Keywords: cooperation, localization, rescue robot, multi-signal mapping

1. 研究背景

有關多機器人合作應用在分散式機器人上，目前已經有相當多的研究成果，其中與救援機器人相關的主題乃屬於環境探索和搜尋，而近年來，在環境探索或搜尋研究領域中，主要區分為單機器人環境探索[1][2]，以及多機器人環境探索，並且分別針對已知環境和未知環境來做探討，其中透過多機器人間的合作搜尋最為大家所探討。有關利用群組機器人來對地形做探索[3]-[5]，主要解決機器人在探索中所產生的定位累積誤差問題，首先把環境區分為許多條狀，再透過機器人本身的感測，當其中一台機器人移動時，另一台機器人則保持靜止狀態並且觀察移動中的機器人，利用此關係來降低所造成的累積誤差問題以及執行探索任務，但缺點為各機器人間必須非常靠近彼此，如此才能透過視覺來感測對方。

在多機器人合作探索方面，Kong *et al.*[6]利用所設計的搜尋演算法，使群組式自主機器人在未知環境中隨機搜尋目標物，採用基於行為模式之控制方式，演算法由五個自行設計的行為組成，其中包含合作部份的行為以及機器人自主行為，透過此演算法使五台機器人在未知環境中做搜尋目標物的任務，缺點是並沒有去探討和比較所設計的演算法其改善搜尋效率的程度。Anderson and Papanikolopoulos [7]也是解決在未知環境中搜尋，並且有加入地圖建立的功能，同樣利用基於行為模式之控制方式來設計搜尋演算法。

目前也有許多研究專注於多機器人合作架構的設計，Grabowski *et al.*[8]考慮到單一機器人在感測的距離限制，因此利用領導者的架構來統整所有機器人的感測資訊，然後再分別引導其他機器人做閃避障礙物的動作和前往位搜尋過的區域。Jung and Zelinsky [9]設計基於行為模式之分散式行為控制架構，成功應用在多機器人合作清潔的任務。而搜救機器人在遠端監控也扮演相當重要的角色[10]，機器人採取基於行為模式之控制方式達到自主搜尋的動作，同時回傳感測資訊和狀態給遠端監控人員，遇到特殊狀況時，則切換成操控者搖控，由實驗結果分析，利用人類半輔助式的機器人自主搜尋也可以提高整體的搜尋效率。

串結式機器人(chain-type robot)屬仿蛇機器人(snake-inspired robot[11])的其中一類。自然界中的蛇由於具有良好的攀爬或跨越障礙物能力、穩定的姿態(由於跟地面具有多點接觸)、多自由度(即使其中一個關節失去效用，依然可以運動)等優點，因此啟發了很多模仿蛇的機器人研究。仿蛇機器人依其機構設計，主要可分為三大類：(1)具有被動輪的機器人、(2)具有主動輪的機器人、(3)具有主動式履帶的機器人[12]。

其中由於主動式履帶可以提供給機器人相對平坦的接觸面，同時履帶又具有主動驅動力，因此可適應極端崎嶇複雜的地形。基於此優點，本研究所使用的串結式機器人，即採用此種機構設計。雖然串結式機器人具備先天機構上的優越克服地形能力，但多節機構使得機器人與環境的互動複雜，造成了控制的困難性。

Gao *et al.*[13]利用力感測器的回授，機器人得以自主調整姿態，執行跨越高突的障

礙物、攀爬階梯與鑽過牆上的洞等任務。Hutchison *et al.*[12]利用基因演算法與神經網路，賦予串結式機器人自主學習能力，能夠克服踏板上有石頭的階梯地形。這兩篇論文皆外加大量感測器(力感測器、距離感測器等)，但實務上，在複雜環境中，外加感測器容易因碰撞而損壞。陳俊傑[14]利用擾動觀測器，僅需過馬達的速度與電流，就能估測外界地形施於機器人的干擾扭矩，設計 admittance 控制器，完全不需外加任何感測器，即能調整關節馬達轉速，克服步階、斜坡等地形。

2. 機器人架構

2.1 硬體架構

合作搜尋在硬體平台上使用第二、三代機器人(圖 2-1)，兩種機器人平台各搭配其適合的感測器，接下來將分別就硬體平台的不同，說明其系統運作。另與自閉症孩童之互動式機器人操作模式也於下面說明。



圖 2-1 硬體平台(左邊、中間:第三代機器人，右邊:第二代機器人)

2.1.1 第二代機器人

體積寬度足以放置筆記型電腦，攝影機透過 USB 介面連接到筆記型電腦做目標物顏色的辨識，而雷射掃描器則是透過 RS232 的介面連接到筆記型電腦做環境偵測的資料收集，透過筆記型電腦上的人機介面來做行為決策，再透過 RS232 介面與底層 DSP 控制板來溝通，同時電子羅盤透過 SPI 介面連接到 DSP 控制板做角度的判別偵測，馬達控制方面以電壓訊號命令來控制馬達的轉速，此外 ZigBee 模組也透過 RS232 介面連接到 DSP，系統架構如圖 2-2 所示。

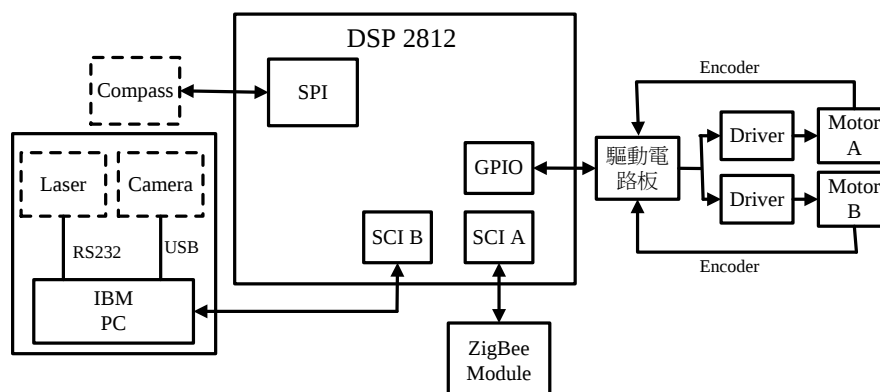


圖 2-2 第二代機器人系統架構

2.1.2 第三代機器人

體積更為縮小，影像視覺配置上分為兩種，一種是使用攝影機透過 USB 介面連接到 Eee PC，另外一種則是使用 DSP6437 影像處理板連接攝影機，兩者都是用來做目標物顏色的辨識，而超音波則是先透過 8051 模組做距離偵測的前處理，再透過 RS232 介面連接到 DSP 控制板，電子羅盤透過 SPI 介面連接到 DSP 控制板做角度的判別偵測，馬達控制方面一樣以電壓訊號命令來控制馬達的轉速，此外 ZigBee 模組也透過 RS232 介面連接到 DSP，系統架構如圖 2-3 所示。

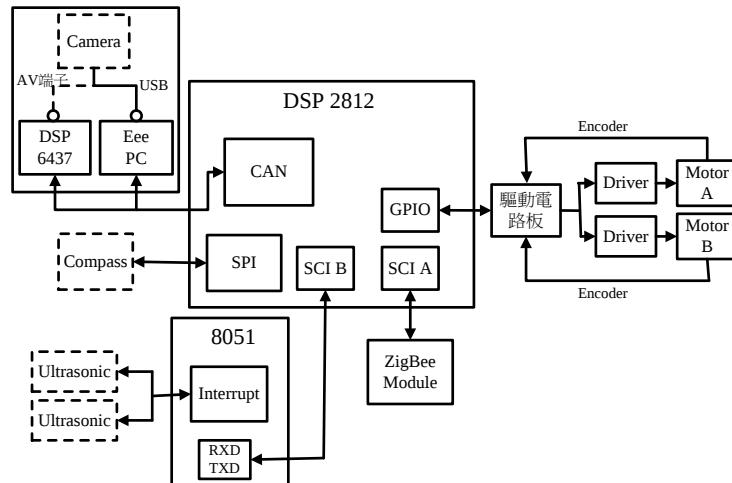


圖 2-3 第三代機器人系統架構

2.1.3 串結式機器人機構與電路硬體架構

串結式機器人由許多單節機器人所組成，如圖 2-4 所示，單節機器人分成三個主要部份，各個機構都是採用模組化設計，可以方便拆解及替換。共由兩組履帶傳動模組、一組旋轉機構模組及一組抬舉機構模組所組合而成。圖 2-5 為實際組合之串結式機器人。

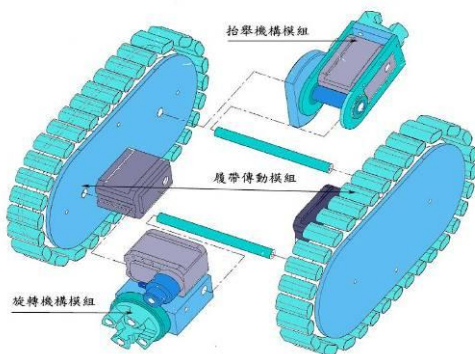


圖 2-4 Chain-type 機器人架構



圖 2-5 Chain-type 機器人實體

控制串結機器人的處理器採用德州儀器(Texas Instrument, TI)公司所研發的 TMS320F2812 DSP(簡稱 F2812)，搭配自行開發的周邊電路，整合而成運動控制板。利用串列傳輸介面 SCI-B 控制伺服機、SCI-A 與 ZigBee CC2430DB 模組溝通，可供遠端電腦監視機器人資訊。電路硬體架構如下圖 2-6 所示。

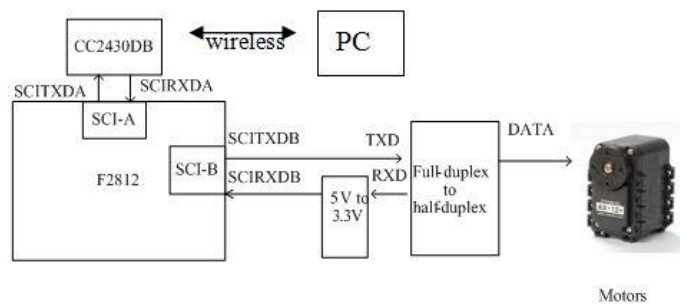


圖 2-6 馬達控制電路硬體架構

機器人的致動器使用 ROBOTIS 公司出產的 AX-12 伺服機。其主要特色為半雙工 UART 數位封包通訊，與位置、速度、負載扭矩等回授資訊。由於 AX-12 伺服機的通訊協定為半雙工通訊，因此 F2812 的 SCI 介面需經由全雙工轉半雙工電路才能與之溝通，而馬達回傳資料的電壓位準為 5V，為了避免 DSP 燒毀，必須透過 5V 轉 3.3V 電路轉換電壓位準。

2.2 無線通訊架構

2.2.1 ZigBee 網路位址分配演算法

當網路形成時，ZigBee 的協調者(Coordinator)必須要先定義 ZigBee 路由器最多可容許連線之裝置個數(C_m)，以及最多的子 ZigBee 路由器數量(R_m)以及網路的深度(L_m)，ZigBee 規定 $C_m \geq R_m$ ，因此一 ZigBee 路由器至少可供 $(C_m - R_m)$ ZigBee 終端設備連結上它。裝置的網路位址是由其父節點(Parent router)所給定的，對於 ZigBee 協調者，整個網路的位址空間被劃分成 $R_m + 1$ 塊，前 R_m 塊位址空間將分配給其 R_m 個子路由器，而最後一部份則保留給與之連線之 $(C_m - R_m)$ 個 ZigBee 終端設備。ZigBee 路由器利用 C_m 、 R_m 、 L_m 來計算一個稱為 C_{skip} 的參數，然後再利用 C_{skip} 來計算其子路由器以及終端設備的網路位址，假定一路由器位於網路的第 d 層， C_{skip} 的數值由式 2-1 可得：

$$C_{skip}(d) = \begin{cases} 1 + C_m \square (L_m - d - 1), & \text{if } R_m = 1 \\ \frac{1 + C_m - R_m - C_m \square R_m^{L_m - d - 1}}{1 - R_m}, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (2-1)$$

位址的分配是由 ZigBee 協調者開始，會先將自己的位址指定為 0，以及深度指定為 0，假設一個在深度 d 的父節點的位址以被指定為 A_{parent} ，該父節點將指定他的第 n 個子路由器的位址為 $A_{parent} + (n - 1) \times C_{skip}(d) + 1$ ，並且指定他的第 n 個子終端設備的位址為 $A_{parent} + R_m \times C_{skip}(d) + n$ 。

2.2.2 ZigBee 區域網路建構

多機器人合作主要就是可以透過彼此機器人間的無線通訊做資料交換，以達到資源分享的目的，最後提升整體的工作效率，同時為了讓傳輸端和接收端有即時的交換訊息，所以在無線通訊上比須使用到點對點的直接通訊方式。

在 ZigBee 的網路拓撲決定使用 Mesh 的方式，也就是全部節點都扮演 router 的角色，在協調者(coordinator)上設定 $C_m = 4$ 、 $R_m = 4$ 、 $L_m = 5$ ，可容許底下加入 4 個子節點，

而最多可以有 4 個 router，深度為 5 層，位址分配如圖 2-7 所示，協調者的第一個到第四個子路由器的位址將分別被指定為 1、342、683、1024，而真實多機器人系統的網路架構如圖 2-8 所示，虛線部分代表 ZigBee 無線定位所走的傳輸路徑以及監控端的傳輸路徑，而棕色實線部份代表機器人間的無線通訊。在網路角色的硬體使用上，扮演與監控端連接的 Coordinator 和扮演 Router 之一的 ZigBee 都採用 SmartRF04EB，另外各機器人上考量到體積問題所以都採用 CC2430DB。

在網路的形成順序方面，首先透過 Coordinator 建立一個 PAN(Personal Area Network)，然後所有的 Router 在陸續加入此網路中，同時經由 bind 的程序來完成傳輸路徑連結的動作，包括 Coordinator 和 Router 之間的連結，以及 Router 和 Router 之間的連結。

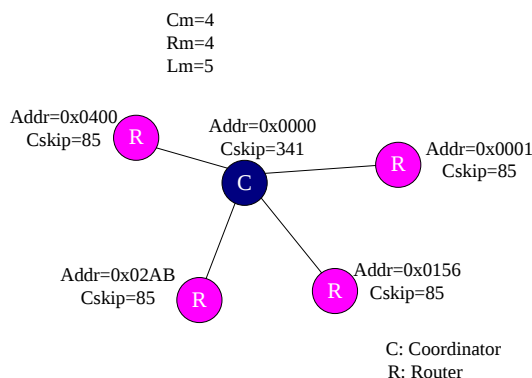


圖 2-7 ZigBee 網路位址分配

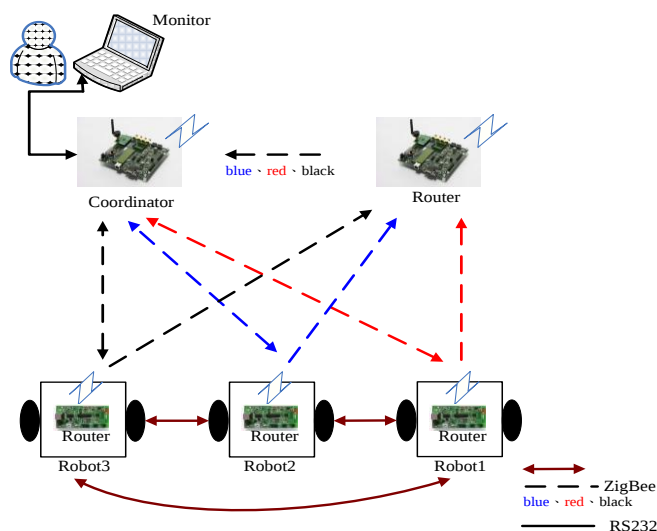


圖 2-8 多機器人無線通訊

3. 研究方法

● 多機器人合作策略與行為控制架構

首先針對所要搜尋的場地環境來做定義，可歸分成以下兩種：

- (1) 已知環境：只知道所要搜尋的場地面積大小，但是並不知道場地裡面的環境擺設，當然也不知道目標物的位置。
- (2) 未知環境：對所要搜尋的場地完全不知道，如場地大小、目標物位置、環境擺設等等。

以上兩種環境都必須要依靠機器人本身自主的搜尋和感測，有了對場地的基本定義

後，將分別提出一套合作策略以及所相對應的行為模式架構，使多機器人可以自主性的達到合作搜尋目標物的任務。

3.1 已知環境合作搜尋策略

A. 策略說明

- (1) 透過 ZigBee 無線通訊進行資訊交換，所交換的資訊包括目前各機器人本身所在的區塊編號，以及位置座標(由馬達 Encoder 取得)。
- (2) 機器人本身具備自我決策系統，判斷其他機器人的區塊編號以及位置資訊，當機器人本身的區塊如果有跟其他機器人的區塊重疊到時，將進行避開的動作，而如果目前所在的區塊都沒有跟其他機器人所在區塊重疊到時，機器人下一步將會避開有機器人在的區塊搜尋，以此機制來讓多機器人分散在環境中，如圖 3-1 所示，在此把透過 ZigBee 無線通訊產生合作的行為歸類為群體行為。

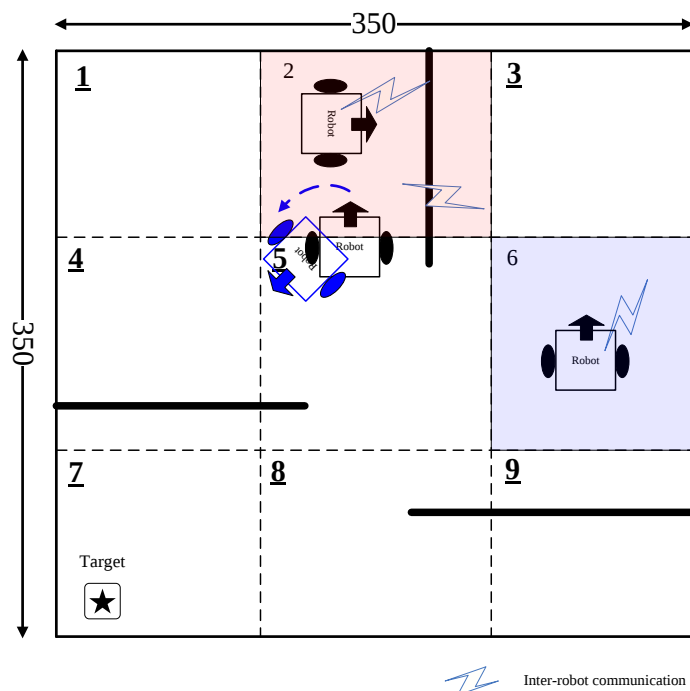


圖 3-1 虛擬區域劃分策略示意圖

B. 場地虛擬區域劃分

先對場地做虛擬的區域劃分，再以劃分好的區塊為判斷依據，目的使多機器人有有效的分散在環境中，至於多大範圍畫分一個區塊則視機器人的感測能力，所以在區塊的劃分上採用以 100cm X 100 cm 為大小當成一個區塊。

C. 個別行為設計

個別行為在本論文中定義為自主機器人本身所具備的基本功能，所以個別行為同樣適用在沒有合作機制下的自主搜尋，在行為的設計上以機器人所要執行的任務為參考，以本論文的搜救機器人應用議題來說，機器人必須具備：

- (1) 有找尋目標物的能力，設計 find target 行為。
- (2) 環境中避障的能力，設計 obstacle avoidance 行為。
- (3) 環境中隨機探索的能力，設計 wander 行為。

● find target 行為

找尋目標物為搜尋任務的最終目的，所以首先對於目標物做定義，在本論文中目標

物為一個具有特定顏色的物體，如圖 3-2 所示，透過配置在機器人上的攝影機來進行顏色的辨識，如果有發現目標物時，將會即時反應出此行為，目前此行為所做的動作為機器人將會停止搜尋任務。



圖 3-2 目標物

- obstacle avoidance 行為

搜尋的場地為有擺設障礙物的密閉空間，所以機器人本身必須要具備可以閃開障礙物的行為，不同感測器有其相對應的避障演算法，第二代機器人配置雷射掃瞄器，可做 180 度的環境掃描，而第三代機器人左、右邊各配置一個超音波。透過避障演算法，將可以使機器人免於接觸到障礙物。

- wander 行為

隨機探索功能讓機器人於環境空間中能四處自由移動並探索是否有目標物的存在。其做法在於讓機器人在一段固定的時間週期內隨機選取一預設範圍內之角速度 $\omega(\text{rad/s})$ ，再輸出到馬達中，如此機器人便會在環境中四處移動，以達到環境探索之目的。

D. 群體行為設計

使用虛擬區域劃分策略時，在機器人之間的合作溝通、協調上，預計會遇到兩種狀況，分別為：

- (1) 如果有兩台以上的機器人在同一區塊，將設計 inter-robot avoidance 行為來處理此種狀況。
- (2) 各機器人都處在不一樣的區塊，將設計 robot wander 行為來處理此種狀況。

- inter-robot avoidance 行為

在搜尋環境上共劃分許多區塊，而各機器人分別會處在不同的區塊上，但是避免不了兩台以上的機器人同時存在同一區塊，為了解決此問題的發生，設計一個避開的動作來讓機器人離開相同的區塊。

- robot wander 行為

對於原本就各分散在環境中的狀況，當然會希望一直保持著這種分散的程度，透過無線通訊知道其他機器人處在哪些區塊後，機器人下一步將會避免朝向有機器人在的區塊，概念為把有機器人在的區塊也當成障礙物，如果快接近其他機器人的所在區塊時，將進行避開轉向的動作

E. 整合群體行為與個別行為之合作搜尋架構

如圖 3-3 所示，為虛擬區域劃分策略所相對應的基於行為模式之多機器人合作搜尋架構，首先透過機器人間通訊可以得知目前為執行搜救任務(exploring)，同時可能產生兩個群體行為(inter-robot avoidance、robot wander)，而機器人本身則透過環境感測可能產生三個個別行為(find target、obstacle avoidance、wander)，最後同時出現的行為透過優先權(priority)的比較來產生最後的行為輸出(v、w)，而圖中 priority1 代表最高優先權，priority5 代表最低優先權。

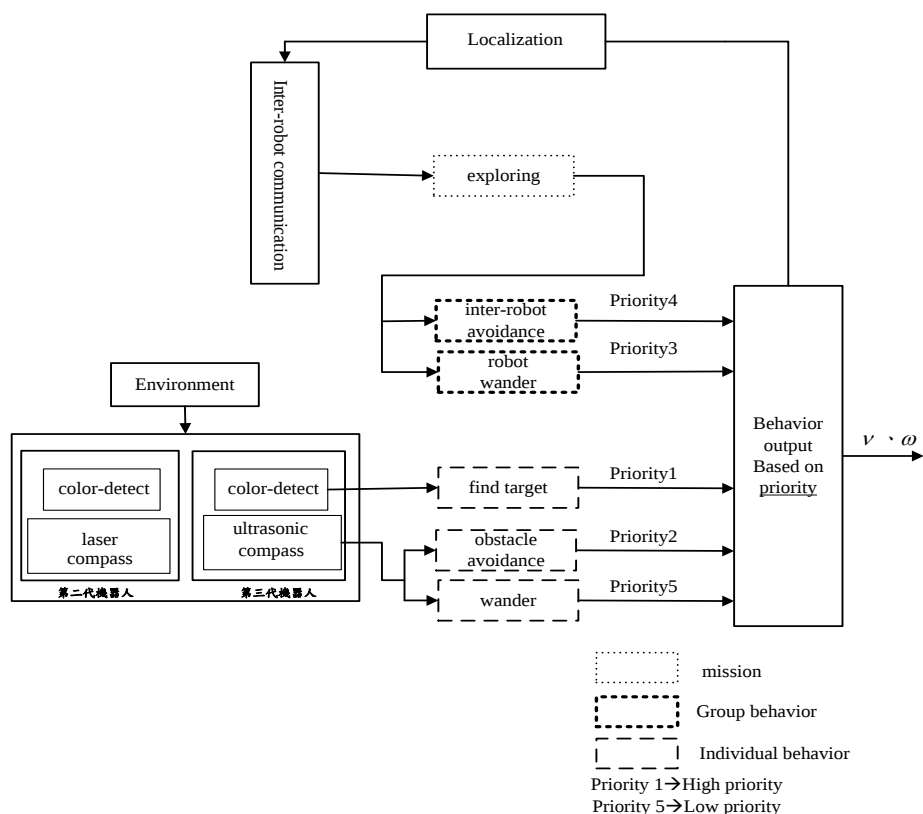


圖 3-3 基於行為模式之多機器人合作搜尋架構(虛擬區域劃分策略)

3.2 未知環境合作搜尋策略

A. 策略說明

- (1) 各機器人透過 ZigBee 無線通訊進行資訊交換，訊息內容為各機器人的座標(由馬達 Encoder 取得)和狀態(是否發現目標物)，然後短暫的儲存幾筆其他機器人的座標資訊，再把座標各換算成單獨區域，相對於幾筆暫存的座標就可以顯示成一個小區域。
- (2) 各機器人透過比對此小區域是否和其他機器人有相重疊到，若有重疊到就進行避開的動作。而座標換算成單獨區域的大小，則使用先前章節所介紹的機器人個人區域 100cm，暫存座標經過一段時間後將會更新一次。在此把透過 ZigBee 無線通訊產生合作的行為歸類為群體行為。

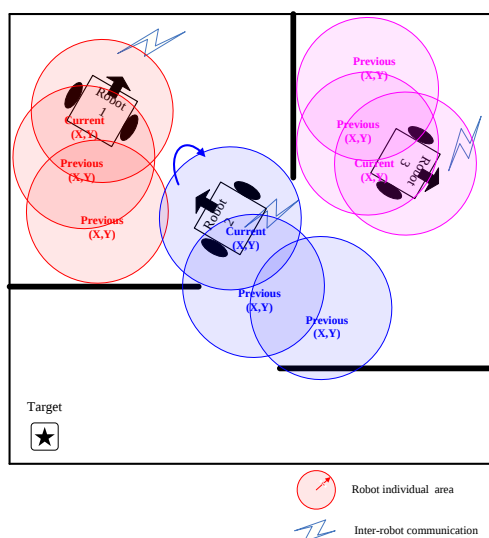


圖 3-4 動態區域劃分策略

B. 群體行為設計

使用動態區域劃分策略時，在機器人之間的合作溝通、協調上，預計會遇到兩種狀況，分別為：

- (1) 如果有兩台以上機器人的短暫座標區域，互相重疊到，將設計 dynamic inter-robot avoidance 行為來處理此種狀況。
- (2) 各機器人的短暫座標區域都處於不同位置，將設計 dynamic robot wander 行為來處理此種狀況。

● dynamic robot wander 行為

每台機器人按照所記錄的座標點數將會有相對應的小區域，比對各機器人的座標區域，把其他機器人的區域當成障礙物而避開，透過此群體行為將可以使原本已分散在環境中的機器人持續維持分散的狀態。

● dynamic inter-robot avoidance 行為

每個機器人按照所記錄的座標點數將會有相對應的小區域，比對各機器人的座標區域，當區域有重疊到時，將進行轉向的動作，透過此群體行為將可以解決當雙方機器人再區域有所重疊時的狀況。

C. 整合群體行為與個別行為之合作搜尋架構

如圖 3-5 所示，為動態區域劃分策略所相對應的基於行為模式之多機器人合作搜尋架構，首先透過機器人間通訊可以得知目前為執行搜救任務(exploring)，同時可能產生群體行為(dynamic robot wander、dynamic inter-robot avoidance)，而機器人本身則透過環境感測可能產生三個個別行為(find target、obstacle avoidance、wander)，最後同時出現的行為，透過優先權(priority)的比較來產生最後的行為輸出(v 、 ω)，而圖中 priority1 代表最高優先權，priority5 代表最低優先權。

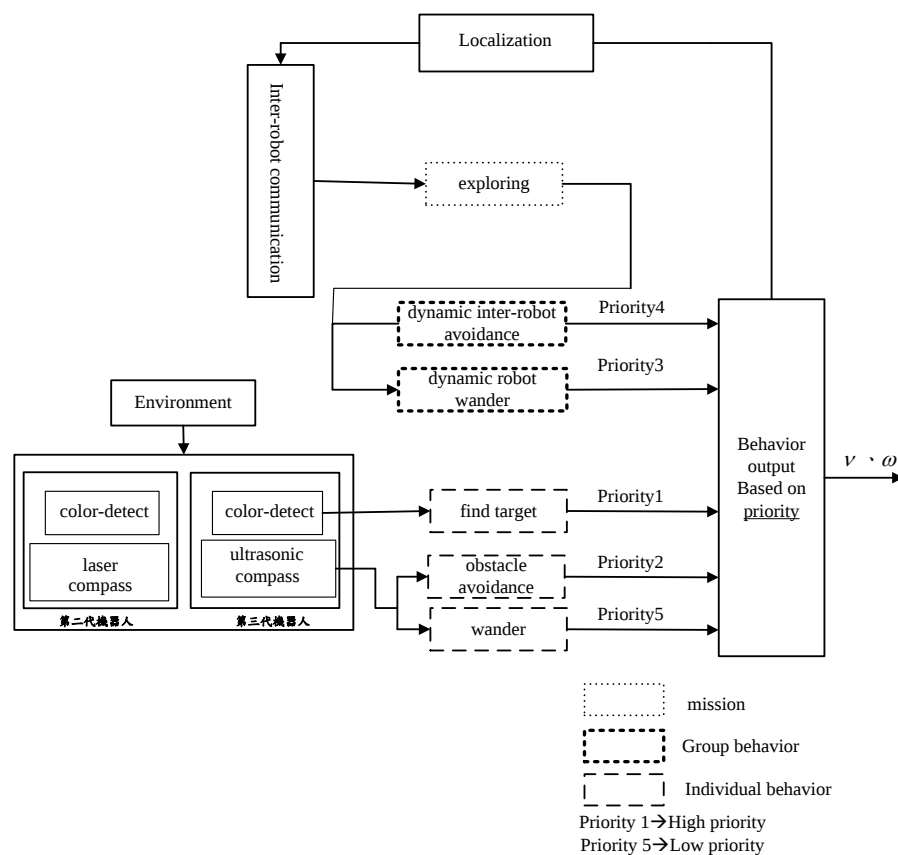


圖 3-5 基於行為模式之多機器人合作搜尋架構(動態區域劃分策略)

● 基於無距離感測器之克服蜿蜒隧道之系統架構

3.3 雙層式偵測碰撞結構

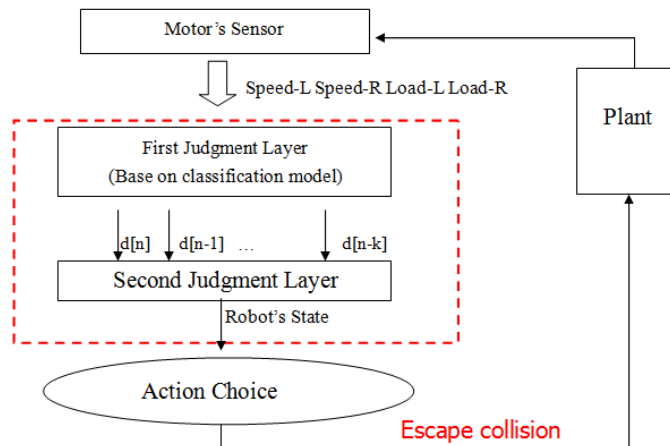


圖 3-6 雙層式偵測碰撞結構

圖 3-6 為串結機器人基於無距離感測器克服蜿蜒隧道的架構，其特色為採用第一節機器人左右履帶的速度與扭矩資訊，偵測履帶與壁面摩擦造成的異常擾動，觀察機器人是否產生方向，並且判斷碰撞產生之方向，再執行特定的脫逃動作。

在此架構中，應用了統計上的分類模型，並且透過時域上訊號分佈的特性，使機器人產生更精準與多樣化的環境認知，最後利用此資訊達成克服蜿蜒隧道之目的，以下就各系統區塊做說明。

First Judgment Layer 設計

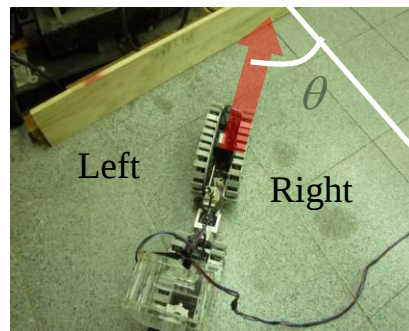


圖 3-7 Chain-type 機器人左側與右側碰撞實驗

本層的輸入為第一節左右兩側履帶馬達的速度與負載扭矩，一共有四個維度，第一層判斷機制(first judgment layer)內涵預先建立之分類模型，分類模型的獲得由預先進行機器人的左側與右側碰撞實驗(圖3-7)，是基於實驗上的統計結果。吾人利用的技巧為將四個維度的訊號映射至二維平面作圖，再透過線性規劃的技巧分類不同碰撞的特徵圖樣(pattern)，本層將輸出三種判斷結果，分別為Normal(無碰撞)，Right collision(左側碰撞)與Left collision(右側碰撞)，如圖3-8所示。

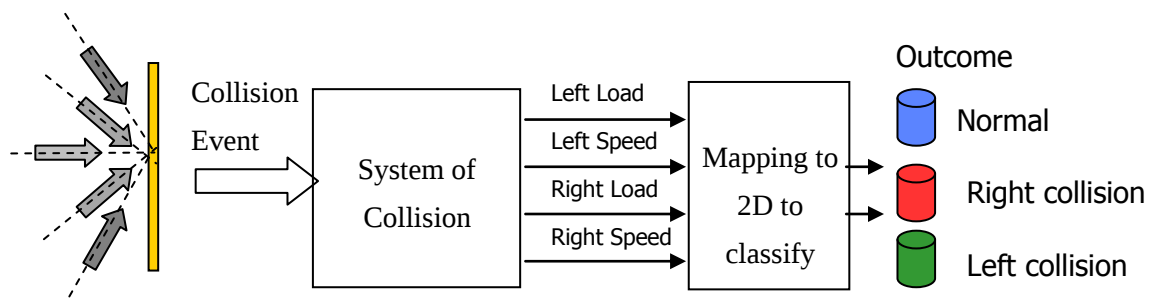


圖3-8 分類不同碰撞的特徵圖樣

第一映射介紹

Mapping 1:
$$x = \frac{\text{Left Load}}{\text{Right Load}}, y = \frac{\text{Left Speed}}{\text{Right Speed}}$$

為非線性映射，其中 x 與 y 所成集合如下圖 3-9(a)所示，目的在觀察產生碰撞前後，機器人左右兩側履帶的速度與扭矩比例。

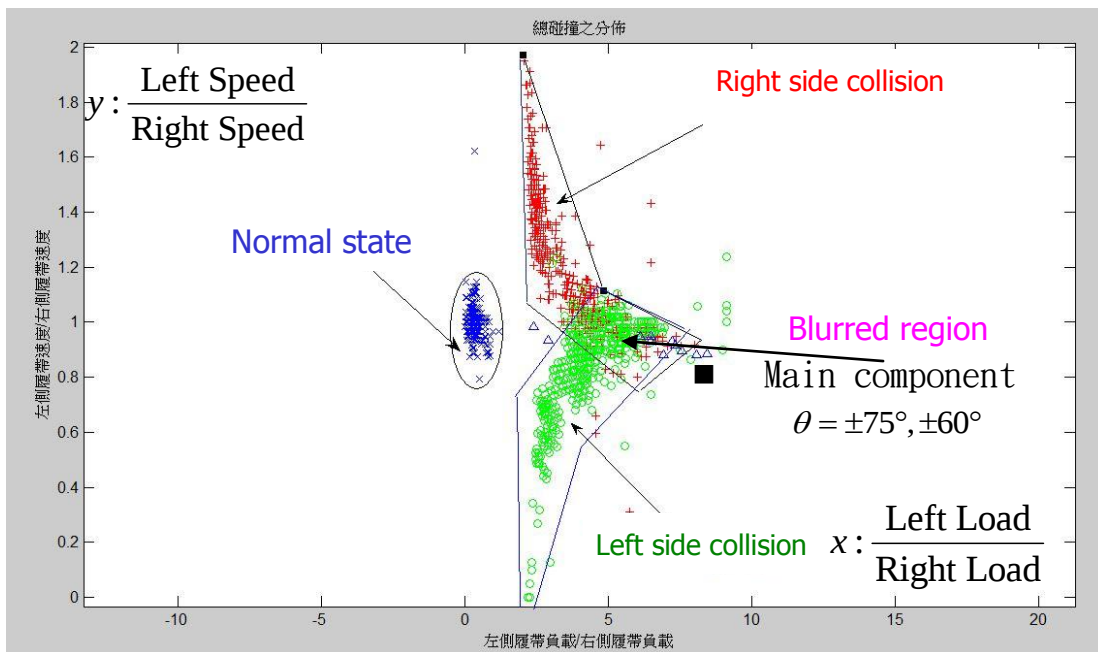


圖 3-9(a) 採用第一種映射的訊號分佈圖

Normal state 代表沒有碰撞時的映射結果，Right side collision 為機器人右側碰撞時的實驗數據，Left side collision 為左側碰撞的實驗數據。但是發現此種映射在特定區域中，無法明確判定入射角 $\theta = \pm 75^\circ, \pm 60^\circ$ 等淺入射的分別，也就是說當機器人與洞穴壁的摩擦不明顯時，無法由此圖辨別出左側碰撞或右側碰撞，為了應付這個模糊地帶(Blurred region)，吾人對於在此區域的實驗結果進行第二種映射。

應用於模糊區域之第二映射:

Mapping 2:
$$x = \text{Left Speed} \quad y = \text{Right Speed}$$

在此區中，單純的偵測左右兩側履帶速度之分布，結果如下圖 3.20(b)

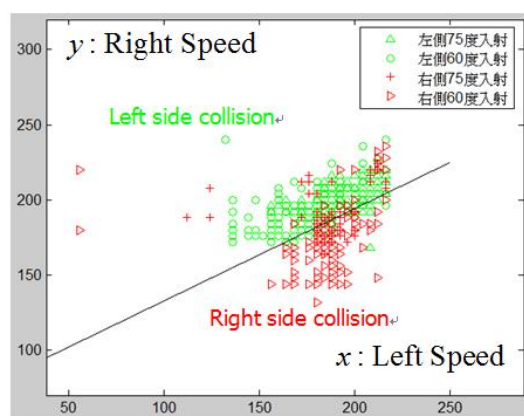


圖 3-9(b) 實驗結果，採用第二種映射的分佈圖

直覺上右側碰撞時，右側履帶會因摩擦力而較左側慢，但可以發現上圖的切割線並非完美的通過原點之 45 度直線，原因在於實際上機器人的負載並不平均，左右兩側履帶在碰撞時所受的負載也有不同，因此要增加判斷的準確性，就必須觀察如上圖之速度分佈來設計切割線。

Second Judgment Layer 之設計

而第二層判斷機制(second judgment layer)擁有記憶性質，本層的重點在於解決第一層的分類模型之缺點：(1) 第一層判斷的輸出缺乏暫態分析，需要一定的時間之後才會收斂到正確的結果。(2) 第一層之設計只能判別時間 $n = n_0$ 時的碰撞結果，無法判定機器人是否長時間受困於地形。

因此本層的重點在於加入時間記憶暫存器，收集第一層過去 k 個取樣時間的結果，進行更加準確的判斷，有助於預防因機構與地形引起之雜訊的危害，並且可以偵測機器人是否卡住於某一區域的狀況。以下碰撞(collision)的定義為機器人與洞穴進行初次接觸的事件，而卡住(stuck)定義為機器人長時間因地形因素無

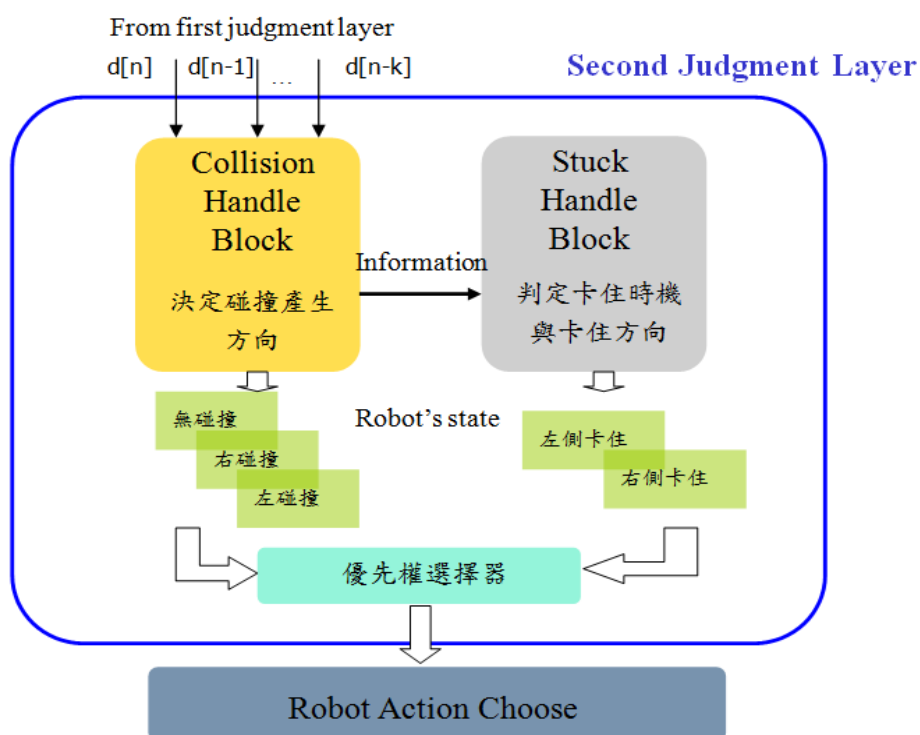
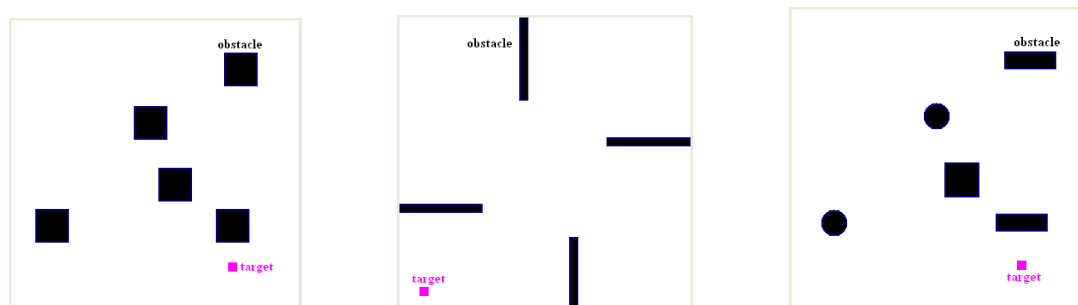


圖 3.10 Second Judgment Layer 的工作區塊

4. 模擬與實驗結果

分別把此策略應用在三個不一樣的場地，同樣讓多機器人執行合作搜尋的任務，場地大小同樣為 350cm X 350cm，如圖 4-1(a)所示，為環境中擺設五個相同障礙物，圖 4-1 (b)為模擬房間式的環境，圖 4-1 (c)為環境中擺設不一樣的障礙物，模擬機器人速度 3cm/sec，模擬不同機器人數目(1~6 台機器人)，不一樣的機器人數目分別各模擬 20 次，然後取平均值當成搜尋時間，都使用虛擬區域劃分策略，最後再和沒有使用合作策略的來做比較。



(a) 模擬場地 A-1

(b) 模擬場地 A-2

(c) 模擬場地 A-3

圖 4-1 模擬場地(黑色實心為障礙物，紫色小方形為目標物)

4.1 已知環境策略模擬結果

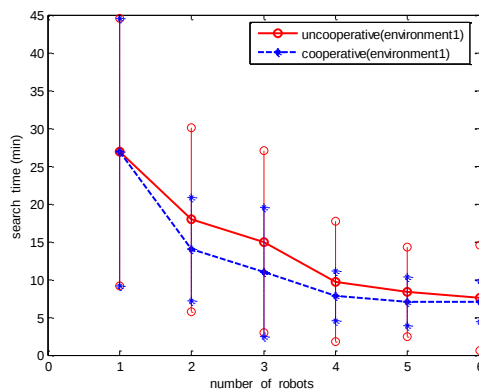


圖 4-2 模擬場地 A-1 之模擬結果

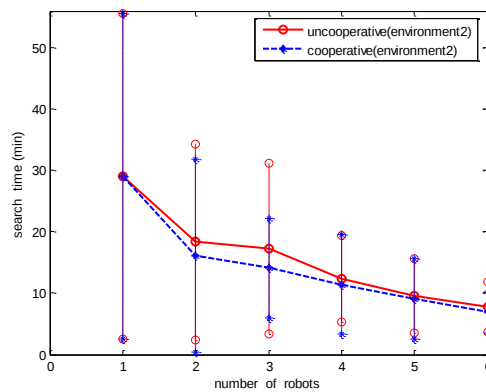


圖 4-3 模擬場地 A-2 之模擬結果

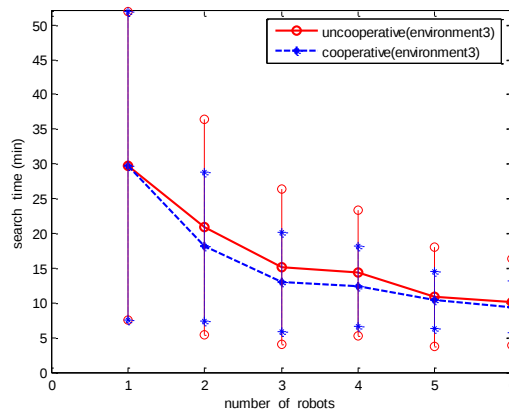


圖 4-4 模擬場地 A-3 之模擬結果

● 合作策略對搜尋時間的影響

分別透過三個不一樣的場地模擬，如圖 4-2、圖 4-3、圖 4-4 所示，當機器人數目慢慢增多時(1~6)，在平均搜尋時間上會降低，同時是以一個趨於平緩的趨勢降低，而有使用合作策略(虛擬區域劃分策略)時會比沒有合作策略時降低更多，同時觀察搜尋時間的標準差，有使用合作策略時，標準差的下降還比沒有合作策略時明顯，這代表著搜尋效率的提升，經由模擬結果，可以證實所設計的虛擬區域劃分策略的可行性。

● 合作策略與機器人數目的關係

比較有、無合作策略時的模擬結果，可以觀察到當機器人數目在 2~3 時改善的幅度比較明顯，也就是對於平均搜尋時間的降低比較多，而機器人數目多(大於 4)的時候反而改善幅度比較小，原因為：

- (1) 當機器人數目越多，就類似採取人海戰術，越多人工作，則工作越快完成，最後相對起來，有使用合作策略反而改善的幅度並不明顯
- (2) 機器人數目多，代表重複走過的路徑會增加，導致會花比較多時間在走同樣走過的路徑，對於整體搜尋效率的提升比較有限。

經由模擬結果，當機器人數目在 2~3 時，對於本研究所設計之虛擬區域劃分策略，比較能發揮其改善的效果，因此當成實際實驗時，選擇機器人數目的重要指標。

4.2 未知環境策略模擬結果

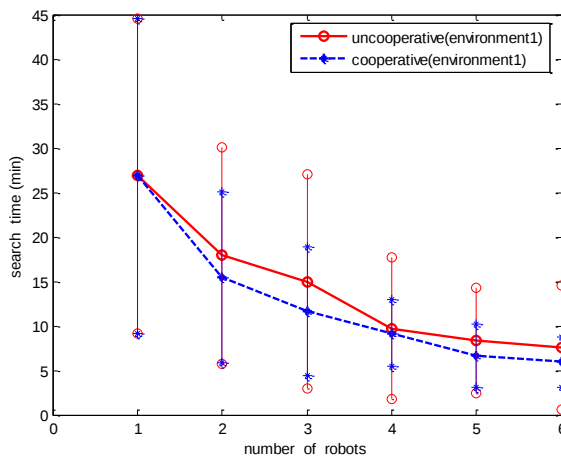


圖 4-5 模擬場地 A-1 之模擬結果

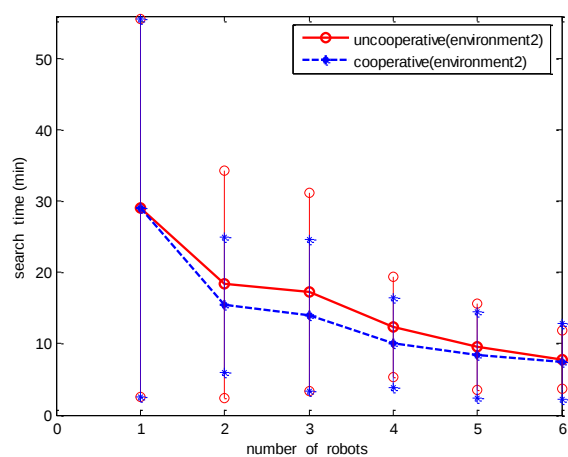


圖 4-6 模擬場地 A-2 之模擬結果

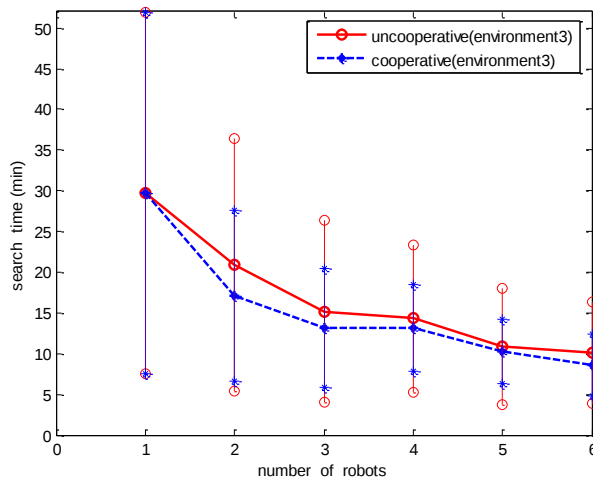


圖 4-7 模擬場地 A-3 之模擬結果

● 合作策略對搜尋時間的影響

分別透過三個不一樣的場地模擬，如圖 4-5、圖 4-6、圖 4-7 所示，當機器人數目增多時(1~6)，在平均搜尋時間上會降低，同樣是以一個趨於平緩的趨勢降低，如同上面對已知環境的模擬結果分析一樣，使用合作策略時會比沒有合作策略時降低更多，搜尋時間的標準差也降低許多，這代表著搜尋效率的提升，經由模擬結果，可以證實所設計的動態區域劃分策略的可行性。

● 合作策略與機器人數目的關係

觀察模擬結果，比較有、無合作策略，在機器人數目 2~4 時，對於平均搜尋時間的改善比較明顯，而當機器人數目多的時候，會發生跟已知環境策略一樣的情形，對於搜尋時間改善幅度比較小，原因如同已知環境策略所分析的(1)人海戰術(2)重複路徑問題。

經由模擬結果，當機器人數目在 2~4 時，對於本論文所設計之動態區域劃分策略，比較能發揮其改善的效果，因此當成實際實驗時，選擇機器人數目的重要指標。

4.3 已知環境策略實驗結果

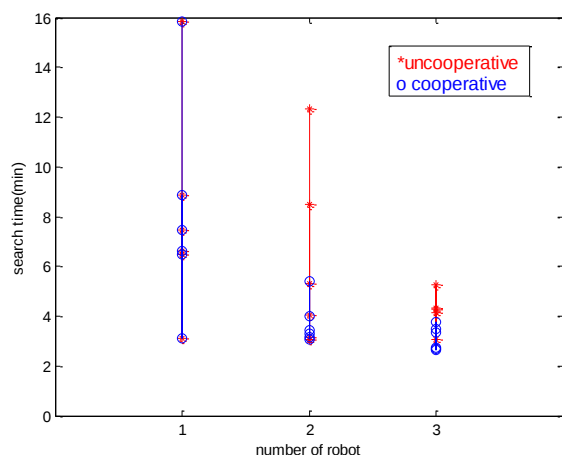


圖 4-8 比較時間變異量(已知環境)

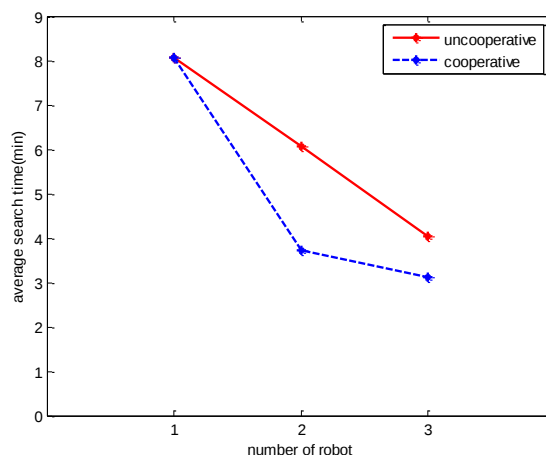


圖 4-9 比較平均時間(已知環境)

4.4 未知環境策略實驗結果

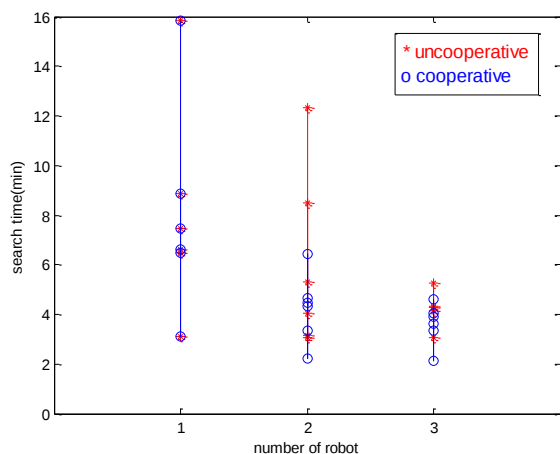


圖 4-10 比較時間變異量(未知環境)

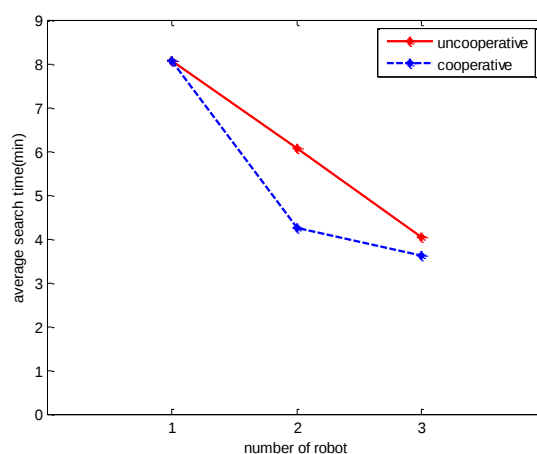


圖 4-11 比較平均時間(未知環境)

4.5 無距離感測器通過蜿蜒隧道實驗結果

串節機器人通過蜿蜒隧道，如圖 4-12 所示，先以逆時針通過門字形通道，最後右轉 90 度出彎。隧道寬度 26cm，單節機器人寬度 11cm、長度 22cm，機器人總長度 53cm，實驗結果如圖 4-12 (a)到(l)所示。



(a)



(b) 偵測到左側碰撞



(c) 機器人進行轉向



(d)



(e)



(f) 判定右側卡住



(g)後退逃離卡住



(h) 進行左轉



(i) 偵測到右側碰撞



(j) 再度進行轉向



(k) 感測左邊碰撞



(l) 轉向後成功克服

圖 4-12

5. 結 論

1、機器人自主能力以及行為控制問題

首先依照不同的機器人平台裝置適合的感測器，並且設計其適合的個別行為，如避障行為(超音波感測器、雷射掃瞄器)、找尋目標物行為(攝影機)以及隨機探索行為，使用優先權比較的機制來決定最後機器人行為輸出，經由實驗結果，透過此方法將可以使機器人具有自主搜尋的能力。在多機器人無線通訊上，建立ZigBee網狀拓撲網路，搭配遠端電腦的人機介面，將可以回傳各機器人的狀態以及感測資訊，操作者亦可傳送機器人平台命令來操控機器人平台，進而實現平台網路化控制。

2、合作策略與行為控制整合於目標物搜尋

- (1) 已知環境方面，由於知道環境大小，所以設計虛擬區域劃分策略，首先對於所要搜尋的場大做虛擬的區域劃分，透過此資訊的分享，讓機器人達到合作協調的目的，合作策略的使用將產生出2個群體行為，機器人本身自主能力將產生3個個別行為，最後透過優先權比較機制，結合ZigBee無線通訊，設計出基於行為模式之多機器人合作搜尋架構，經由實驗結果，使用此策略，相較於沒有使用合作策略，將可以提高整體搜尋效率38%。
- (2) 未知環境方面，因為沒有環境資訊，不能對場地做虛擬劃分，所以另外設計動態區域劃分策略，對機器人座標作短暫三點座標記憶，然後轉換成相對應大小的個人區域，透過此資訊分享，讓機器人達到合作協調的目的，合作策略同樣會產生2個群體

行為，機器人自主能力產生3個個別行為，最後透過優先權比較機制，結合ZigBee無線通訊，設計出基於行為模式之多機器人合作搜尋架構，經由實驗結果，使用此策略，相較於沒有使用合作策略，將可以提高整體搜尋效率30%。

3、串節機器人基於無距離感測器克服蜿蜒隧道

在機器人克服蜿蜒隧道中，藉由觀測馬達之異常速度與扭矩，透過多維訊號映射建立的分類模型，搭配擁有記憶性的判斷機制，達成機器人感測週遭環境之功能，並且藉由動作的挑選，可以使機器人在不使用距離或碰撞感測器下走出狹窄走道地形，有助於節省機構空間與預防感測器損壞之情形。

Reference

- [1] B. Kuipers and Y.-T. Byun, "A Robot Exploration and Mapping Strategy Based on a Semantic Hierarchy of Spatial Representations," *J. Robot. Autonomous Syst.*, Vol. 8, pp. 47-63, 1991.
- [2] S. J. Moorehead, R. Simmons, and W. L. Whittaker, "Autonomous Exploration Using Multiple Sources of Information," *Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 3098-3103, 2001.
- [3] I. Rekleitis, G. Dudek, and E. Milios. "Multi-Robot Exploration of An Unknown Environment, Efficiently Reducing the Odometry Error." *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI'97)*, pages 1340-1345, Japan, August 1997.
- [4] I. Rekleitis, G. Dudek, and E. Milios. "Accurate Mapping of an Unknown World and Online Landmark Positioning." In *Proc. Vision Interface (VI)*, pp. 455-461, Nagoya Japan, 1998
- [5] I. Rekleitis, R. Sim, G. Dudek, and E. Milios, "Collaborative Exploration for the Construction of Visual Maps," *Proceedings of 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 3, pp. 1269-1274, 2001.
- [6] C. Chee Kong and G. Leng, "Cooperative Search Algorithm for Distributed Autonomous Robots," *Proceedings of 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 394-399, 2004.
- [7] M. Anderson and N. Papanikolopoulos, "Improving Multirobot, Cooperative Search via Local Target Queues," *Proceedings of 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2590-2595, 2007.
- [8] R. Grabowski, L. Navarro-Serment, C. Paredis, and P. Khosla, "Heterogeneous Teams of Modular Robots for Mapping and Exploration," *Autonomous Robots*, vol. 8, pp. 293-308, 2000.
- [9] D. Jung and A. Zelinsky, "An Architecture for Distributed Cooperative Planning in A Behavior-Based Multi-Robot System," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 26, pp. 149-174, 1999.

- [10] Y. Nevatia, T. Stoyanov, R. Rathnam, M. Pfingsthorn, S. Markov, R. Ambrus, and A. Birk, "Augmented Autonomy: Improving human-robot team performance in Urban Search and Rescue," *Proceedings of 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2103-2108, 2008.
- [11] J. K. Hopskins, B. W. Spranklin, and S. K. Gupta , "A Survey of Snake-inspired robot designs," *Bioinspirations & Biomimetics*, vol. 4, no. 2, 2009.
- [12] W. R. Hutchison, B. J. Constantine, J. Borenstein, and J. Pratt, "Development of Control for a Serpentine Robot," *Proceedings of the 2007 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robots and Automation*, pp. 149-154, 2007.
- [13] W. Wang, H. Zhang, G. Zong, and J. Zhang, "Design and Realization of a Novel Reconfigurable Robot with Serial and Parallel Mechanisms," *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, pp.697-702, 2006.
- [14] 陳俊傑, "串結式救援機器人之設計與控制,"國立台北科技大學機電整合研究所碩士論文,中華民國 98 年

Wireless Localization for Mobile Robots via Particle Filter and Sensor Fusion

Cheng-Chung Hsu, Syh-Shiuh Yeh*, and Pau-Lo Hsu**

Department of Electrical Engineering
National Chiao-Tung University
Hsinchu, 300 Taiwan, ROC
E-mail: plhsu@cc.nctu.edu.tw
** corresponding Author

*Department of Mechanical Engineering
National Taipei University of Technology
Taipei, 10608 Taiwan, ROC
E-mail: ssyeh@ntut.edu.tw

ABSTRACT

A built-in received signal strength indicator (RSSI) is conveniently adopted to estimate the location of a mobile robot by applying the trilateration algorithm. However, the estimated RSSI is seriously affected by both the multi-path effect and the antenna orientation of wireless sensor networks, and this generally leads to unreliable estimation results. This paper proposes the technique of applying particle filter to effectively reduce estimation error. Experimental results indicate that the present localization accuracy significantly improved by 73.9% compared with those obtained by applying the Kalman filter.

1. INTRODUCTION

Wireless sensor network (WSN) has become popular especially in localization techniques mainly due to their advantages of being low in cost and power consumption. Several successful methods in determining targets in distance have already been proposed. They are categorized as: (i) range-based localization and (ii) range-free based localization. There are four general types in the range-based localization, and these are briefly described as: (i) TOA, which utilizes the time tag to calculate the time of fly to obtain distance; (ii) TDOA, which calculates the time difference between two different time tags to obtain the time of fly [1]; (iii) AoA, which sets up a set of antenna arrays to receive the arrival signal and calculate the target position by triangulation [2]; and (vi) RSSI, which transfers received signal strength to distance and calculates the target position by trilateration. Among the four available methods, RSSI is the simplest and most convenient method because it is easy to implement and does not need additional hardware [3]. However, RSSI-based localization renders unreliable results because RSSI is affected heavily by both the multi-path effect and antenna orientation of wireless systems [4, 5].

In recent years, Bayesian-based localization approaches have been widely discussed for mobile robot localization [8-11]. The particle filter, which is based on the Bayesian recursive filtering, is also a powerful signal processing technique for low S/N signals. It generates a set of particles to approximate system states, from which the state with the highest possibility is then determined [12, 13]. This paper proposes the application and implementation of particle filter on mobile robots with the fusion technique to significantly reduce the effects of multi-path and antenna orientation and, generate reliable localization results.

2. RSSI MODELING

2.1. TRILATERATION LOCALIZATION

The mobile robot used in this study was mounted on a mesh-based topology for the 802.15.4 ZigBee sensor network. A built-in received signal strength indicator was adopted to estimate the location of the mobile robot by applying the trilateration algorithm. The trilateration algorithm in general requires three reference nodes; however, the undesirable estimation results in the present implementation can be filtered by applying the logic judgment.

Therefore, only two reference nodes were required for localization as shown in Figure 1. The ZigBee modules used in this research were SmartRF04 and CC2430DB as shown in Figures 2 and 3, respectively. The SmartRF04 was used as a reference node, and CC2430DB was mounted on the mobile robot as a separate moving node.

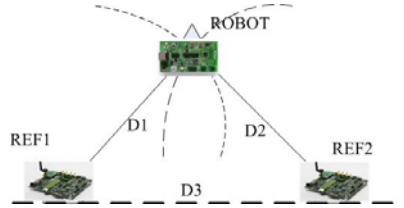


Figure 1: Trilateration localization



Figure 2: SmartRF04



Figure 3: CC2430DB

2.2. THE ANTENNA ORIENTATION EFFECT

The SmartRF04 presents varied *RSSI* with different antenna orientations, and corresponding variation is even worse when CC2430DB is used. An obstacle-free indoor environment was set up to verify the antenna orientation effect, and the SmartRF04 was used as a receiver. The CC2430DB was used as a sender with a distance of 1 m between the two nodes. The signal strength was then measured with the changing antenna orientations from 0, 90, 180 and 270 degrees, as shown in Figure 4. The averaged results from 1000 trials in each direction were recorded and their histogram results are shown in Figure 5.

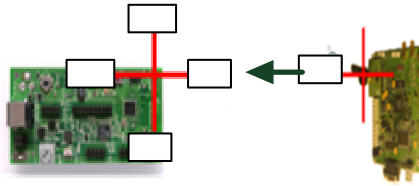


Figure 4: Different antenna orientations of SmartRF04

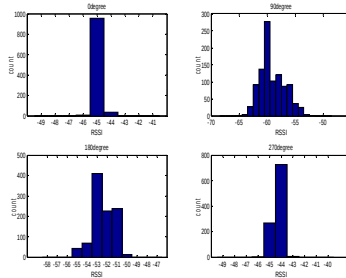


Figure 5: Histogram on four orientations

RSSI, theoretically, should be -45 dbm at a distance of 1 m. The orientations both in 0 and 270 degrees are similar to the theoretical values, but those in 90 and 180 degrees present a relatively large error (Figure 5). The SmartRF04, with the same setup environment, also then becomes a sender, and CC2430DB becomes a receiver in test. Measurements generated from 1000 trials were also recorded and results indicate that the antenna orientation seriously affects *RSSI*.

2.3. SIGNAL FADING MODEL

RSSI is defined as a function of the transmitted power and the distance, between the sender and the receiver [14]. The received signal strength decreases with increasing distance as expressed in the following formula:

$$RSSI = -(10 \cdot n \cdot \log_{10} D + A) \quad (1)$$

where n is signal propagation constant, also named the propagation exponent; D is the distance from the sender; and A is the received signal strength at a distance of 1 m.

Experiments to estimate $RSSI$ were conducted in an indoor obstacle-free environment. Both the SmartRF04 and CC2430DB sent a test package to record $RSSI$ 10000 times with a fixed antenna orientation. The histogram results shown in Figure 5 indicate that almost all estimated $RSSI$ are close to $-45dbm$ as the distance approaches 1 m. The parameter A was then determined as -45 , and the parameter n was determined by the averaged $RSSI$ at different distances. Results shown in Figure 6 indicate that with the model $n=3.5$, the experimental results are consistent with the theoretical results.

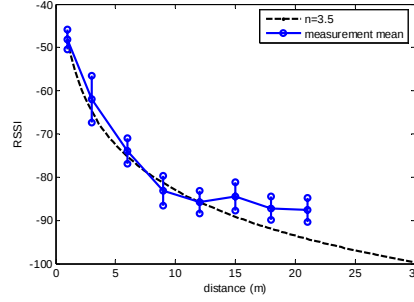


Figure 6: The $RSSI$ model with the $n = 3.5$

3. THE IMPLEMENTATION OF THE PARTICLE FILTER AND SENSOR FUSION

3.1. PRINCIPLE OF THE PARTICLE FILTER

Both the information on electronic compass and the current state of the robot are also included with the $RSSI$ -based localization; this is because the target node obtained simply from the $RSSI$ -based localization renders primary and unreliable estimation results only [15]. The state-space equation is given by:

$$x_k = f_x(x_{k-1}, V_{k-1}) \text{ and} \quad (2)$$

$$z_k = h_k(x_k, U_k). \quad (3)$$

where

x_k is the state vector at time instant k ;

z_k is the observations at time instant k ;

f_x is the state transition function;

h_k is the observation function;

V_k is the process noise;

U_k is the observation noise.

The particle filter is based on the Bayesian recursive filtering which uses a set of particles to approximate the system state [12, 13]. Each particle expresses a possible state space, and the weight of each particle expresses the trues of each particle as shown in (4) and (5) as

$$x_k^i = f_x(x_{k-1}^i, V_{k-1}) \quad (4)$$

$$\{x_{0:k}^i, w_k^i\}_{i=1}^N, \quad (5)$$

where

$\{x_{0:k}^i, i = 1, \dots, N\}$ is the number of particle;

$x_{0:k} = \{x_j, j = 0, \dots, k\}$ is the set of state till time instant k ; and

w_k^i is the weight of each particle.

The posterior probability $p(x_{0:k} | z_{1:k})$ at time instant k can be approximated as:

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \cong \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i) \quad (6)$$

Its expectation value can be approximated as a weighted average:

$$E(g(x_{0:k})) = \int g(x_{0:k}) p(x_{0:k} | z_{1:k}) dx_{0:k} \quad (7)$$

The expectation in the discrete-time system can be rewritten as:

$$E(g(x_{0:k})) \cong \sum_{i=1}^N w_k^i g(x_{0:k}^i) \quad (8)$$

By applying the assumption of the first-order hidden Markov process, the weight of important sampling can be expressed as:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (9)$$

3.2. DESIGN OF THE PARTICLE FILTER FOR THE MOBILE ROBOT

The design flow of the particle filter can be considered as four steps:

Step 1: Particle generation. This phase involves the generation of N random particles expressing possible positions near the initial position of the robot. The weight of each particle expresses the possibility of true position as shown in Figure 7.

Step 2: Particle prediction. Each particle will predict its next position according to the motion model of the robot (Figure 8), and are derived through the following:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + V' \begin{bmatrix} \cos \theta' \\ \sin \theta' \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$V' = V \max - w(t) \quad (11)$$

$$\theta' = \theta + v(t) \quad (12)$$

where $V_{\max}$ is 0.0425 m/s, which is the maximum velocity of the robot; θ is the orientation of the robot obtained from the electronic compass; and $w(t)$ and $v(t)$ are noise.

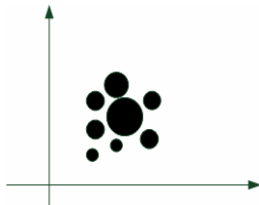


Figure 7: The particle generation

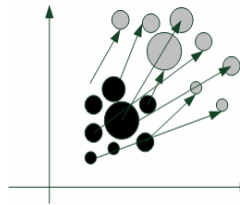


Figure 8: The Prediction

Step 3: Sampling and weight computation. The sensing data from environments were also obtained as the localization information for processing RSSI when each particle predicted its next position according to the motion model. The weighting function can be designed as the difference between the prediction position of particles and the RSSI-based localization results if the latter is accurate to a certain extent (Figure 9). The

following formula for the weighting function is used:

$$w = \frac{1}{\text{distance}} \quad (13)$$

where the distance is the difference between the prediction position of particle and the *RSSI* based localization result.

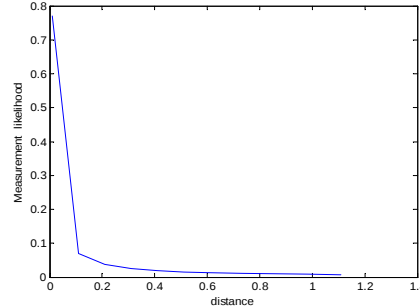


Figure 9: The distance weighting function

However, *RSSI*-based localization provides incorrect estimation results mainly because of the multi-path and the antenna orientation effects. Three physical constraints were considered here to filter incorrect localization results, and the most possible particle can then be found as the maximum velocity, angular velocity, and current state of the robot as detailed below.

- a) The maximum velocity of the mobile robot. This is because localization results should fulfill the continuity in motion considering the maximum velocity of the mobile robot. Therefore, some localization results will be eliminated if the estimated motion is unreasonable. The weighting function is designed as the difference between the current velocity of the particle and the maximum velocity of the mobile robot (Figure 10) as expressed by:

$$\frac{1}{V_{\max} - V'} \quad (14)$$

where $V_{\max}$ and V' represent the maximum and current velocities of the robot, respectively.

- b) The angular velocity of the robot. Unreasonable localization information on angle difference will be neglected, in consideration of the angular velocity of the robot and orientation obtained from electronic compass. As shown in Figure 11, the weighting function can be determined as by:

$$\theta_p = \angle(P_k, P_{k-1}) \quad (15)$$

$$\Delta\theta = \theta'_k - \theta'_{k-1} \quad (16)$$

$$\frac{1}{|\Delta\theta - \theta_p|} \quad (17)$$

where

P_k is the current position from *RSSI* based localization result;

θ_p is the difference between current localization result and previous result;

θ_k is the orientation of each particle; and

$\Delta\theta$ is the difference between current orientation and previous orientation.

- c) The current state of the robot. The antenna orientation will change when the robot rotates. The information on the current state of the robot will then be useful in filtering out incorrect estimation results from *RSSI* in order to reduce the antenna orientation effect. Three states are described below:
- Stop: Any localization error increases or position change leads to wrong *RSSI* estimation if the current state is stop.
 - Forward or backward: Localization results should not change dramatically unless *RSSI* results are unreliable when the robot moves forward or backward.
 - Rotation: When the robot rotates, the antenna orientation will also change. Otherwise, *RSSI* provides unreliable information.

The compensation method inverse to the current position of the *RSSI* value and compares the difference between the *RSSI* obtained from ZigBee as:

$$\overline{RSSI}' = RSSI - bias. \quad (18)$$

The final weighting function can be described by applying the assumption of first-order hidden Markov system as:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i), \quad (19)$$

where

$P(x_k | x_{k-1})$ is the probability of current state transfers to next state, compose by velocity weight function and angular velocity weighting function;

$P(z_k | x_k^i)$ is the probability of observation obtained at the current state; and

w_{k-1}^i is the previous weight.

The weight of each particle is normalized as:

$$w_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^M w_k^i}. \quad (20)$$

The estimated position is the expectation value of all possible particles and is derived as:

$$E(x_k | z_{1:k}) = \sum_{i=1}^M x_k^i w_k^i \quad (21)$$

Step 4: Resampling. This step will generate new particles according to the weight. It adds noise to keep the diversity of particles and, in the process, prevent the converging of all particles to one particle.

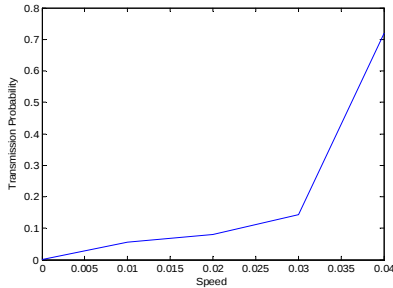


Figure 10: The velocity weighting function

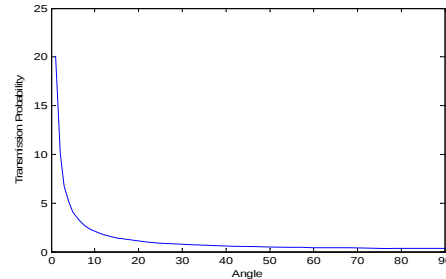


Figure 11: Angular velocity weighting function

4. EXPERIMENTAL RESULTS

The DSP microcontroller TI DSP 2812 was developed as the core of a multi-axis DC motor driver circuit combined with peripheral circuits particularly for the present chain-type robot motion. The distance between two reference nodes was 2 m, and the origin of the coordinates was the left reference node in the indoor obstacle-free environment. The robot began to move from position (1, 1) and recoded the localization error in four orientations, namely, 0, 90, 180 and 270 degrees, at each position. The particle number was 50. The circular points shown in Figure 12 show the positions where the robot will pass by.

The results applying the proposed particle filter fusion technique were compared with those applying the Kalman filter [16]. The localization results at each orientation by the proposed particle filter are significantly better than those generated when only the Kalman filter is applied (Figure 13). The localization failed particularly at 180 and 270 degrees, when either the Kalman filter or the uncompensated case is applied, respectively. Thus, the antenna orientation effects cannot be solved as shown in Figure 13. The results also indicate that the probability within 1 m is 27% for the uncompensated case, 35% for the Kalman filter, and 100% for the proposed particle filter, respectively. The summarized maximum average error in Table 1 also indicates that the estimation error decreases from 2.3982 to 0.5227 m by applying the proposed approach, representing a 73.9% improvement. The continuous motion trajectory shown in Figures 14 and 15 indicates that the proposed approach achieves reliable results for the *RSSI*-based localization.

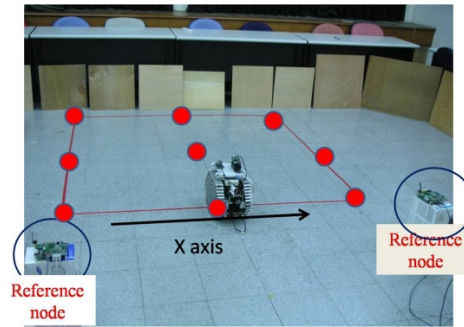


Figure 12: The experimental environment and trajectory

Table 1: Comparison of localization error

Error(m)	uncompensated (m)	Kalman Filter (m)	Particle Filter (m)	Improvement (%)
AVG.	1.5080	1.5193	0.3665	73.9443%

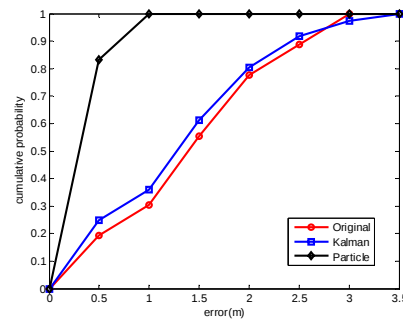


Figure 13: Cumulative probability distribution of localization error

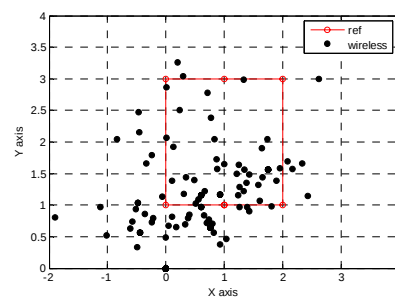


Figure 14: The uncompensated robot trajectory

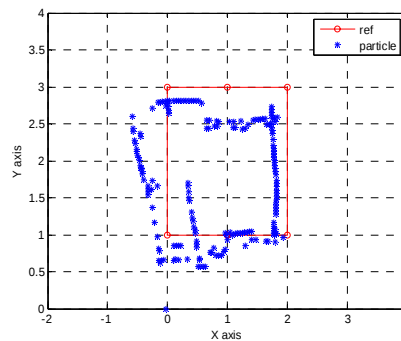


Figure 15: The estimated robot trajectory by applying the particle filter

5. CONCLUSION

The measured RSSI varies when the antenna orientation is different even when the position is the same. The relative position between the target and reference nodes also plays an important role in achieving reliable results when applying the RSSI-based localization. Results further indicate that the localization error becomes smaller when the target node is between the two reference nodes. The particle filter used with fusion technique significantly reduced the effects of both multi-path and antenna orientation. Compared with the results produced when applying the Kalman filter only, the localization accuracy significantly improved by 73.9% when the proposed particle filter fusion technique is applied. Experimental results for the robot motion with a square contouring trajectory further indicate that the proposed method can reliably estimate real robot motion simply with the RSSI obtained from the ZigBee system.

Demo video website: http://lab816.cn.nctu.edu.tw/Demo/Demo_Video.htm .

ACKNOWLEDGEMENTS

This work was supported by National Science Council of the Republic of China under Contract NSC 97-2218-E-009-007.

REFERENCES

- [1] N. B. Priyantha, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan, "The Cricket Location-support System," *Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking*, Boston, Massachusetts, United States, 2000.
- [2] D. Niculescu and N. Badri, "Ad Hoc Positioning system (APS) Using AOA," *Twenty-Second Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies*, Vol. 3, pp. 1734-1743, 2003.
- [3] C. Morelli, M. Nicoli, V. Rampa, U. Spagnolini, and C. Alippi, "Particle Filters for Rss-Based Localization in Wireless Sensor Networks: An Experimental Study," *Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 4-4, 2006.
- [4] "2.4 GHz Inverted F Antenna (Rev. B)", Texas Instruments, 2008.
- [5] Z. Shah, R. A. Malaney, W. Xun, and K. Tai, "Experimental Deployment of Particle Filters in WiFi Networks," *Communications*, pp. 4692-4697, 2007.
- [6] D. Niculescu and B. Nath, "Ad Hoc Positioning system (APS)," *Global Telecommunications Conference*, Vol. 5, pp. 2926-2931, 2001.
- [7] L. Lazos and R. Poovendran, "SeRLoc: Secure Range-independent Localization for Wireless Sensor Networks," *Proceedings of the 3rd ACM workshop on Wireless security Philadelphia, PA, USA*, 2004.
- [8] A. Ladd, K. Bekris, A. Rudys, L. Kavraki, and D. Wallach, "Robotics-based Location Sensing Using Wireless Ethernet," *Wireless Networks*, Vol. 11, pp. 189-204, 2005.
- [9] H. S. Ahn, W. P. Yu, and I. Lee, "Indoor Mobile Robot and Pedestrian Localization Techniques," *International Conference on Control, Automation and Systems*, Seoul, South Korea, pp. 1189-1193, 2007.
- [10] A. Baggio and K. Langendoen, "Monte Carlo Localization for Mobile Wireless Sensor Networks," *Ad Hoc Networks*, Vol. 6, pp. 718-733, 2008.
- [11] F. Caballero, L. Merino, I. Maza, and A. Ollero, "A Particle Filtering Method for Wireless Sensor Network Localization with an Aerial Robot Beacon," *Robotics and Automation*, pp. 596-601, 2008.
- [12] B. Ristic and S. Arulampalam, *Beyond the Kalman filter: Particle filters for tracking applications*: Artech House, 2004.
- [13] M. Nicoli, C. Morelli, and V. Rampa, "A Jump Markov Particle Filter for Localization of Moving Terminals in Multipath Indoor Scenarios," *IEEE Transactions on Signal Processing*, , Vol. 56, pp. 3801-3809, 2008.
- [14] "CC2431 Location Engine", Texas Instruments, 2006.
- [15] L. Klingbeil, T. Wark, and I. C. Soc, "A Wireless Sensor Network for Real-time Indoor Localization and Motion Monitoring," *7th International Symposium on Information Processing Sensor Networks*, St Louis, MO, pp. 39-50, 2008.
- [16] G. Welch and G. Bishop, *An Introduction to the Kalman Filter*, University of North Carolina H, Chapel Hill, NC, 1995.

無衍生研發成果推廣資料

98 年度專題研究計畫研究成果彙整表

計畫主持人：徐保羅			計畫編號：98-2218-E-009-006-				
計畫名稱：感測網路分散式救援機器人研發--子計畫三：結合感測網路與分散式機器人之研究(3/3)							
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	1	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	2	2	100%	人次	
		博士生	1	1	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	2	2	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%		

其他成果 (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。)	以 Chain-type 機器人參與 2010 TI DSP 競賽獲得佳作獎
---	---

	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）

以 Particle Filter 偵測無線網路之訊號強度，以決定救援機器人之位置。

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）

整合控制、無線網路、影像等技術，完成定位與救援之目的。