

# 2017 年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

作品編號 190018

參展科別 電腦科學與資訊工程科

作品名稱 用於機器人空間建模的仿生認知系統

得獎獎項 大會獎：一等獎  
英特爾電腦科學獎

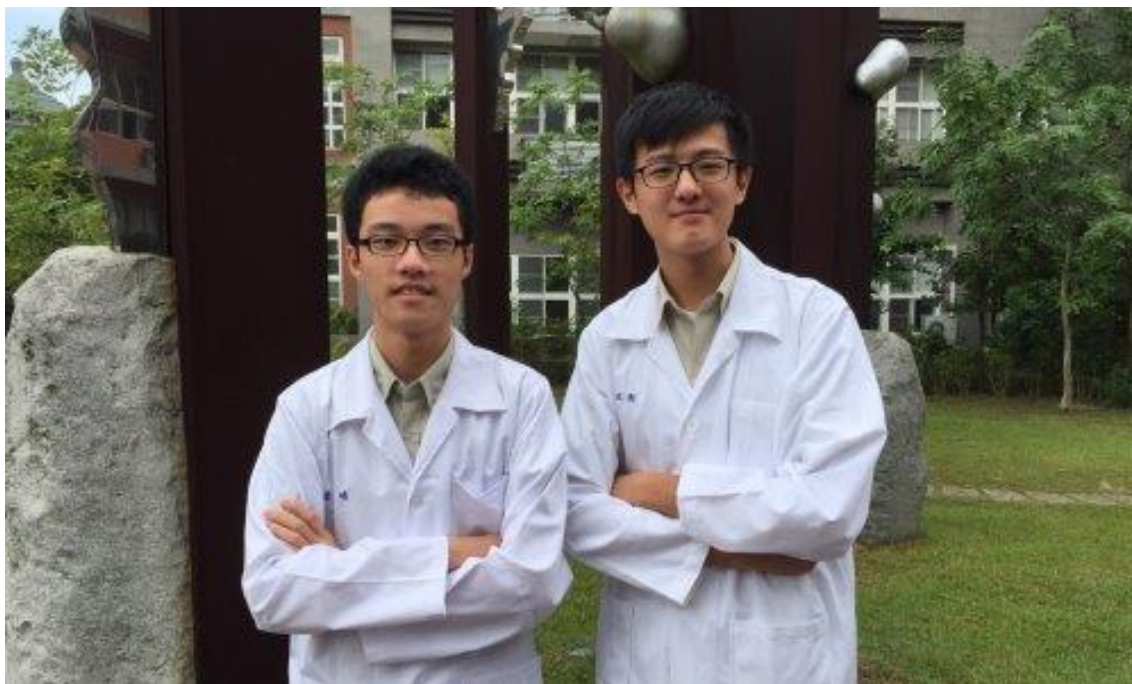
就讀學校 臺北市立建國高級中學

指導教師 葉昭松、王鼎中

作者姓名 葉暘、何政勳

關鍵字 仿生工程(Bionic Engineering)、  
認知地圖(Cognitive Map)、  
機器學習(Machine Learning)

## 作者簡介



大家好，我是就讀建國中學二年級的葉暘。在偶然間接觸機器學習領域後，我便對它在邏輯上之優雅、和應用上之廣泛而著迷。這份純粹的美吸引著我，催生了這次的研究。在研究時，必須在極短時間內熟悉各方面的新知，開發系統時更有著抓不完的程式漏洞。這種全力解決問題的經驗帶給我非常大的快感，使我體會到做一個研究者、主動學習者的樂趣。

大家好，我是何政勳，目前就讀台北市立建國中學二年級。在高一時接觸到了Arduino，那時與葉暘一起合作自造掃地機器人，從開始的設計，到後來的研究，經過一連串的思考與吸取新知，漸漸變成這次的研究。研究過程要克服許多障礙，每次都是相當的挑戰，遇到了不少困難。不過這些經驗及感覺、成果與知識在學校一般課程內肯定是無法得到的。

## 摘要

本研究提出一可用於機器人空間探勘與辨識的仿生機器學習系統。本系統模仿生物大腦的層級性結構，各層級間透過雙向連結進行搜尋辨識與提示，並記憶空間中的感官、場景和位置資訊，分別由以下部分構成：

1. **感官細胞**：辨識特定感官輸入類別。
2. **場景基模細胞**：組合具方向性的感官細胞數據。
3. **網格細胞**：接收移動數據的內在座標系統。
4. **位置細胞**：整合感官數據與空間數據、建立拓樸空間認知地圖。

經模擬實驗證明，本系統能在第一次探勘時建立空間認知地圖，並於再次造訪時成功匹配位置細胞進行定位。本系統有異地探勘、在複雜空間中進行路徑與任務規劃等廣泛應用。

## **Abstract**

In this study, BioSLAM, a bionic simultaneous localization and mapping system, is presented. BioSLAM models after human cognition for registering environment features and for recognizing whereabouts during navigation. When exploring a possibly unknown environment, BioSLAM incrementally updates a topological cognitive map (TCM) of the environment and achieves self-localization through scenery recognition without relying on external positional input.

Computationally, BioSLAM is an adapted layered Hidden Markov Model, that mimics the Neocortex in creating cognitive memories of sensory information and in preserving the timing relation between memories. A TCM is composed of interconnecting Place Cells that contains sensory and positional information of a particular location. Links between Place Cells record dynamically updated probability of the visiting order between the two connecting Place Cells. In this model, the Place Cells function as the mechanisms to develop space cognition as in the Hippocampus.

Simulation results show that when placed in an arbitrary complex environment, through self-learning and constant updating of Place Cells, BioSLAM can build an efficient TCM that provides descriptive information of locations. Furthermore, location recognition accuracy remains high as complexity of the environment increases. Simulation results also showed that BioSLAM provides useful predictive environmental change information.

# 一、前言

## (一) 研究動機

近年來，機器人的應用漸漸從工業、軍事等專業用途進入人們的日常生活中。在這其中，最亮眼的便是自動機械的發展，諸如自動駕駛車輛，無人飛行器和機器人皆有長足進展，並應用於家事、導航、和救災等諸多領域。

這一連串成果皆和機器學習技術的進步有密切的關係。藉由神經網路等學習演算法，電腦得以分析大量數據，進行高度非線性的模式辨認，在視覺辨識、機械動作的最佳化等方面提供機械強大的自主學習能力。

不過，至今的機器人進行空間定位時往往高度依賴全球定位系統，或需要外在參考點發訊的支援；且如自動車等應用大多是對現有空間偵測數據以預先訓練的系統進行分析並輸出動作，缺乏對過去經過空間的認知性記憶，也無法自主學習並適應不同環境；也難以學習不斷變化的動態環境；最後，對於空間與場景辨識的關聯性記憶也相當薄弱。以上幾點不足使現有機器人在複雜、動態環境中導航並執行任務上遭遇相當大的挑戰，針對重複造訪地點的辨識運算效率也無法提升。

相對於機器人，人類等動物卻能在僅有低精度的感測數據，也缺乏外在空間定位的情況下，依賴環境中的物件辨識和自主建立認知性的空間記憶，便能在不斷變動的環境中進行高效而精確的空間定位和路徑規劃等任務。

本研究希望能師法動物的認知機制，建立一個模仿生物進行空間辨識和認知以供未來辨識比較的機器學習系統，對機器學習和機器人控制的領域盡一份貢獻。

## (二) 研究目的

為開發基於仿生設計的空間認知機器學習系統，本研究提出以下構想：

1. 認知性的紀錄特定位置之物件偵測數據的位置細胞，用以記錄並辨識該位置特徵。
2. 連接各位置細胞的空間拓樸地圖，對空間中的位置細胞進行拓樸和幾何上的連結。
3. 適用於各種偵測數據來源，由馬可夫鍊驅動的感官認知網路，用以學習偵測數據的時序特性，增加辨識精確度。
4. 從既有記憶中回憶和辨識所在位置以進行空間定位的機制。

結合以上各點，本研究希望可以將此系統用以生成複雜、動態空間的拓樸地圖，提供機器人導航和辨識使用。

## (三) 文獻探討

現行廣泛應用的機器人並無使用仿生的機制，大多是由預先訓練，搭配外在座標或地圖以進行導航，與此將介紹一般機器人於導航時使用的技術以及現有自動車。

### 1. 機器人導航

機器人的導航機能由以下三部分構成：

- (1) 空間定位
- (2) 運動規劃
- (3) 地圖建構

以下將就導航三部份分別介紹現今常用的技術。

### (1) 空間定位

機器人在運行時，必須知道自己位於何處，才能以此為基礎進行運動規劃或是地圖建構等工作。

以下五種定位皆需要外部訊號，依照使用地點可分為室內定位和室外定位。

#### 室外定位

##### <1> 全球定位系統(GPS)

全球定位系統是由美國政府建置，由 24 顆衛星以及地面監控站組成的定位系統。衛星會向使用者發出無線電波以計算距離，由三顆衛星的數據即可由三角定位算出使用者的位置，誤差可達 10 公尺以下。

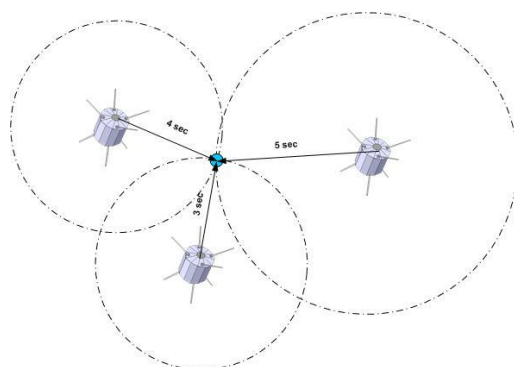


圖 1 GPS 示意圖

##### <2> Wifi 定位

每一個無線網路基地台(AP)有一個獨一無二的地址，使用者在開啟 wifi 時，會收集附近 AP 發出的地址訊號，裝置將數據上傳，搜尋各 AP 的地理位置，搭配信號強度來推估使用者所在地。

Wifi 定位亦可用於室內，其原理與下述室內定位機制相似。

## 室內定位

室內定位大多使用密集的參考點發送訊號給裝置，再進行三角定位，參考點越密集，定位精確度越高，相對的成本隨之也越高。

### <3> 無線射頻辨識(RFID)

無線射頻辨識是一種無線通訊技術，透過無線電訊號讀寫特定目標的數據。RFID 系統包含讀取器以及標籤，由讀取器將標籤上的數據上傳，以自動辨識或追蹤。生活中的例子包含 e-tag、識別晶片等等。RFID 定位透過多個參考標籤以及固定的讀卡器來判讀使用者的位置。

### <4> 藍牙定位

藍牙一般整合於行動裝置中，為一種低耗能但通訊距離較短的無線傳輸技術。利用藍牙天線追蹤藍牙設備進行三角定位即可進行定位。雖然成本低，但只適用於小範圍定位。

### <5> 磁場定位

現代化建築的金屬建材會與地球磁場產生干擾，造成每一層樓都有一張獨特的磁場地圖，經測量後，再將資料傳上網路與預先偵測的各層樓磁場地圖比較，就能標定出使用者在某建築物內的位置。



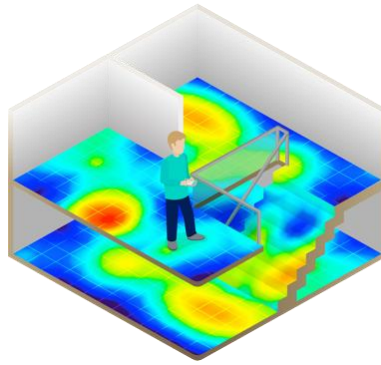


圖 2 磁場定位示意圖

圖中兩樓層的磁場地圖並不相同，經掃描周圍磁場後再與預先建立的磁場地圖比較即可定位出其位置。

表 1 定位方式之比較

定位方式	適用時機	缺點
全球定位系統 (GPS)	戶外 大範圍定位	民用 GPS 誤差可達 10 公尺
Wifi 定位	室內外皆可使用	受限於 Wifi 訊號(室內) 需要眾多參考點(室外)
無線射頻辨識 (RFID)	室內定位	成本高 需要眾多參考點
藍牙定位技術	室內定位	需要眾多參考點
磁場定位	室內定位 建築物內部定位	需要磁場計以及預先建立磁場地圖

## (2) 運動規劃

機器人執行任務時，必須避開空間中的各種障礙物，這些工作由運動規劃演算法負責。運動規劃是讓機器人透過偵測周圍環境以避開障礙物的機制。

現今較為常用的運動規劃方式大多都得先將環境地圖建模，以方便電腦規劃路徑。此種作法之複雜度較低，但是僅能使用於較為簡單的環境，

用於較複雜或不斷變動的環境皆會影響到機器人的運行，所以其實用性較低。以下將介紹三種需要事先建模的運動規畫演算法：

#### <1> 循跡演算法

循跡演算法為相當基本的運動規劃演算法，僅讓機器人遵循於地圖上預先規劃的路徑軌跡；或是於實際路線上畫上黑線、貼 QR Code 等等，讓機器人照著事先由人為規劃好的路徑移動。

#### <2> 網格演算法

網格演算法將空間視為網格座標地圖。機器人在地圖上只會從目前所在的網格座標點走向鄰近且兩點之間沒有任何障礙物的網格座標點。可以得到能走的路徑，利用搜尋演算法便能尋找從起點走到終點的最佳路徑。

#### <3> 人工勢場法

人工勢場法將機器人周圍環境視為一勢能場，機器人欲抵達的地方視為最低谷，不能走到或不必走到的地方視為山脊，再讓機器人以梯度下降等演算法往低處走便能抵達目的地。

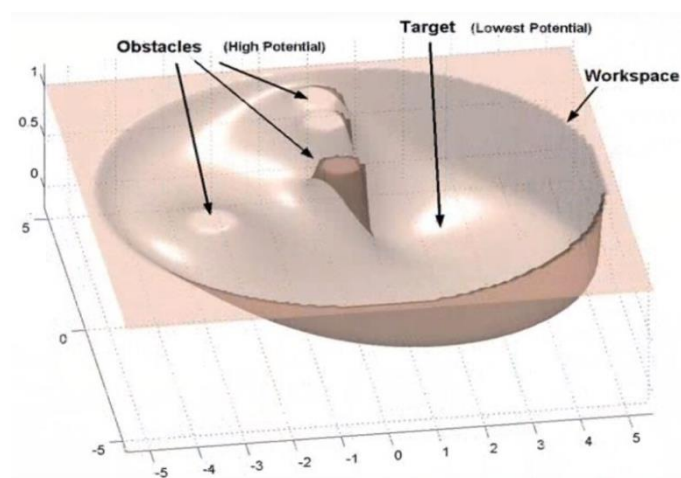


圖 3 人工勢場法示意圖

圖中為一經人工勢場法建構的空間地圖，目的地(Target)為此地圖中最低點，而障礙物(Obstacle)為較高的地區。經由梯度下降等演算法即可得出機器人的路徑

表 2 運動規劃之比較

運動規畫	適用時機	缺點
循跡演算法	固定路徑 簡單環境	路線固定 彈性低
網格演算法	簡單環境	效率低
人工勢場法	靜態環境	可能被困在局部最低點

### (3) 地圖建構

機器人在移動時可能需要繪製空間地圖以供其自身或人類使用，此時，機器人必須先偵測周遭環境邊界，需要測量邊界距離並搭配自身定位，才能進行建構，以下為四種常見的測距方式：

#### <1> 光達(LiDAR)

光達以雷射進行測距，以時差測距和三角測距兩種方法為主：

表 3 光達原理

方式	原理	優點	缺點
時差測距 (Time-of-Flight)	利用雷射發射到反射接收的 時間差計算距離	可測量長距離	價格昂貴
三角測距 (Triangulation)	將雷射射向帶測物，由攝影機 尋找帶測物上的雷射光點	價格較低	測量距離短

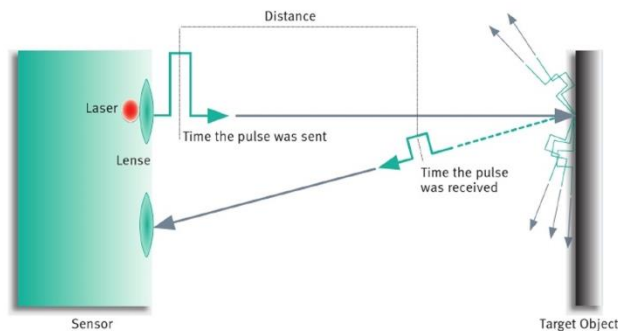


圖 4 時差測距法示意圖

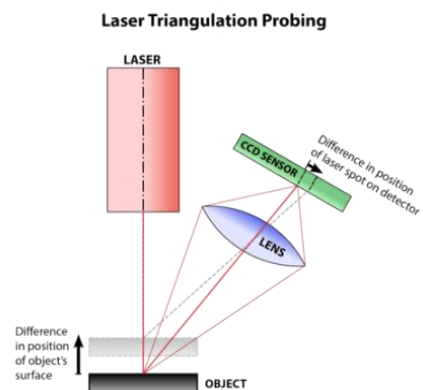


圖 5 三角測距法示意圖

## <2> 雷達

雷達使用無線電波射向待測物體或特定方位，待其反射後接收，再使用時差測距法計算距離。

## <3> 超音波

向待測物體或特定方位發射超音波，待其反射後接收，再使用時差測距法計算距離。

## <4> 雙鏡頭影像測距法

人類的雙眼有視差，大腦會藉由左右眼的影像差異使我們對眼前影像產生立體感。雙鏡頭影像測距法使用雙眼視差原理，會在同時刻拍攝左右兩張影像，藉由兩張圖的視差換算成物體與攝影機的距離。

表 4 測距方式之比較

測距方式	適用時機	缺點
光達	需要高精確度時	價格昂貴 容易受雨雲等雜訊影響
雷達	需要避免雨雲等雜訊時	精確度較光差
超音波	需要測量不同介質中的距離時	精確度較差
雙鏡頭影像測距法	視野清晰時	計算複雜

## 2. 自動駕駛汽車

以上一些機器人導航技術應用於無人駕駛車，隨著機器學習等各方面技術的成熟，許多公司紛紛投入自動車的研究與開發，目前大多數公司之自動駕駛

汽車僅能在路況較單純的高速公路行駛，僅有少數能在一般正規道路上行駛。

不過對於複雜路況時，自動車能否正常行駛仍待驗證。

以下三者為研發自動駕駛系統較為著名的公司：

### (1) Google

Google 自動駕駛汽車安裝約 150,000 美元的設備於車上，其中包含價值 70,000 美元的光達，成本相當高。結至 2016 年八月，Google 自動車已在一般道路上成功自動行駛超過 2,400,000 公里。



圖 6 Google 自動車

### (2) Tesla

Tesla 自動駕駛系統中使用能穿過雨雪偵測的雷達、超音波測距儀和攝影機，並且在所有賣出的車輛上都配備以上偵測儀器，所以擁有大量資料庫以訓練其自動駕駛系統。目前 Tesla 量產車上搭載的自動駕駛系統已能在高速公路上使用，而最新的試驗版本已能在加州一般道路行駛。



圖 7 Tesla Autopilot

此圖中展現 Tesla Autopilot 所使用的各種感測器以及其偵測角度和範圍。

### (3) Comma.ai

Comma.ai 研發能直接安裝於現有車輛的自動駕駛系統，當中包含數個攝影機和演算用的處理器。其系統僅使用攝影機來辨識周遭環境，以盡可能降低硬體價格。Comma.ai 的測試系統目前只能於高速公路上行駛。



圖 8 Comma.ai 系統

圖中為 comma.ai 的系統介面，用以顯示路況並利用機器學習演算法規畫路徑。

表 5 自動車的比較

自動車研發者	使用感測器	目前進展
Google	光達 雷達 攝影機	於高速公路上行駛 於一般道路上行駛
Tesla	雷達 超音波 攝影機	於高速公路上行駛 於一般道路上行駛(近期完成)
Comma.ai	攝影機	於高速公路上行駛

### 3. 本研究系統與自動車系統之差異

上述內容僅為介紹現有自動車之技術，本研究開發空間認知系統之目的與應用層面皆和現有之自動車不同。以下將比較兩者相異之處。

表 6 本研究系統與自動車系統之差異

比較項目	本系統	自動車系統
開發目的	以仿生方式產生機器人對空間的認知記憶 提升各類機器人空間辨識和導航的效能	取代人類駕駛， 建立更安全的交通環境
應用範圍	常駐於特定地區， 執行持續性複雜任務的機器人	道路上的車輛

## 二、研究過程與方法

為建構基於仿生設計的空間認知機器學習系統，本研究將先探討動物對空間和記憶的認知特性以確立本研究期待達成的目標，再尋找可達成目標的解決方案，以建構完整的系統，並以電腦程式實際開發與測試此系統。

### (一) 確立研究目標

動物在進行空間探索時，有以下特色：

#### 1. 無須外部參考定位或資料庫

不如大多現有系統在進行空間探勘時需要由外部提供精確定位，或者需要如線上地圖等資料庫支援，動物僅需依靠自身對空間的記憶便能辨識過去經過的空間，即使在初次接觸的地點也能依據過往經驗對前方的空間和可能發生的事件進行預測。

#### 2. 擁有過往空間的認知記憶

大部分的機器人系統僅接收當下的感官訊息進行解讀，而未生成對該空間、或該類別數據的認知記憶。動物則能夠對特定位置接收的感官數據產生連結式的物件認知記憶，以供未來在相同空間中導航時使用。

#### 3. 記憶位置間的相對關係，並偵測是否受到外在加速度

相較於機器人系統多半以笛卡爾坐標系等座標紀錄絕對位置，動物更擅於以自身步伐等動作度量特定位置間的相對關係。



此外，動物耳中的半規管能夠偵測外在加速度，以避免景物變化的速度和自身移動速度不同而產生混亂。

#### 4. 進行空間匹配時能容許環境細節的變化

當動物重回到過去曾造訪過的地點時，即使此地的景物等細節並未與上次造訪時完全相同，動物也能忽略細節的變化，從記憶中辨識出此地。

#### 5. 以感官偵測到的物件和相對移動狀況記錄和辨識位置

結合以上機能，動物會利用自身對環境的感官偵測，和與鄰近位置間的相對距離辨識自己所在的位置。

上述幾點皆為大部分當前機器人無法達到的機制。

因此，在使用現有機器人時，往往得事先為機器人提供空間地圖或是大量的事前訓練以勝任任務。不過，如此卻也導致機器人無法適應環境的變化、自行在任務中學習，彈性受到相當限制。

本研究將效法動物對空間和記憶的處理方式，建立滿足以上目標的空間認知機器學習系統。

## (二) 尋找解決方案

為達到前述之仿生空間認知系統，本研究將對動物腦部的空間認知結構和學習與記憶機制進行探討。而學習與記憶的機制將由機器學習和腦科學兩方面探討。

## 1. 動物空間認知

隨著神經科學技術的進步，人類對大腦的認識也不斷增加。其中，動物對空間的認知結構與機制也逐漸被揭發。

### (1) 位置細胞

研究發現，大腦海馬迴中有一系列神經元，只有當實驗大鼠到達某特定位置附近時才會激發，此類神經元被稱作位置細胞。研究也發現，位置細胞能否正確激發不僅受實驗鼠所在位置影響，更取決於感官的輸入的變化，例如：改變房間燈光顏色後，實驗大鼠腦中激發的位置細胞也隨之改變。爾後的研究又發現位置細胞廣泛地存在於哺乳動物腦中。位置細胞被認為是整合腦部接收的感官和空間訊息，用以辨識特定空間的神經單元。

本研究將引入動物的位置細胞結構，用以紀錄機器人在特定位置的空間和感官資訊。

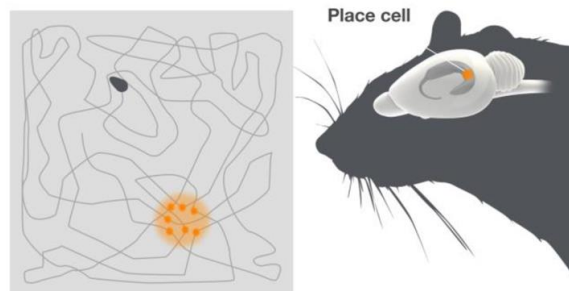


圖 9 位置細胞示意圖

### (2) 位置細胞之相關研究探討

以下將介紹一研究報告 ”From grid cells and visual place cells to multimodal place cell, a new robotic architecture” ，該研究將位置細胞應用於機器人系統中，並進行實體實驗，成功使用位置細胞辨識空間，證明位置細胞等腦中的空間認知結構可適用於機器人。但是，其研究僅模仿生物機制中的位置細胞，沒有建立位置細胞之間的關聯，也沒

有建立機器人對偵測物件的認知概念。

該研究中的仿生機器人已達成的機能：

- <1> 當機器人對某空間進行辨識後，使機器人以異於先前探勘路徑移動。結果發現，即使路徑不同，位置細胞仍能成功辨識自己在空間中的位置。
- <2> 當機器人在已探勘空間中被移動至其他位置，機器人可依據記憶辨識自己所在的位置，並回到原本的位置。
- <3> 機器人在移動時，電腦模擬中作為路徑積分與初步位置辨識單元的網格細胞，其激發狀態呈現六角形分布，與生物的內嗅皮質 (Entorhinal Cortex) 內網格細胞激發形式相似。

該研究中的仿生機器人未達成的機能：

- <1> 僅能透過網格細胞激發程度加上視覺辨識判斷周圍環境，無法建立整體空間的概念。
- <2> 使用視覺特徵點比較新數據與位置細胞中的數據，沒有讓機器人對偵測物體產生認知記憶。
- <3> 無法依據特定地點偵測數據的變化調整位置細胞中的記憶。
- <4> 機器人在運行時使用羅盤校正角度，無法透過比較記憶察覺自身角度的誤差。
- <5> 對於環境內各物件之間的關聯並無認識，且無法預測環境內可能發生的事件。
- <6> 缺乏位置細胞之間的連結，使新偵測數據與位置細胞的匹配缺乏效率。

本研究將建立效能更高，應用範圍更廣的仿生空間認知系統。

### (3) 路徑積分與外加加速度

動物在空間探勘時，會透過自身動作記錄各個位置間的相對距離，稱作路徑積分。雖然路徑積分的精確度低於有外部訊號的定位機制，不過，路徑積分連結性的測量數據更有助於在位置細胞間移動。路徑積分對於接收的感官數據不穩定時有著極大貢獻。例如：在熟悉的靜態環境中，即使暫時閉上眼睛也能繼續行走。這正是因為腦中有此環境的路徑積分記憶。

不過，僅用路徑積分並無法建構空間地圖，因為除了自身移動之外，動物也可能受到外力移動，導致路徑積分數據失準。所以感測外加加速度便極為重要。例如，搭乘交通工具時，雖然自身並沒有移動，但是透過感測外加的加速度，人們仍然可以正確的理解窗外景色的變換。

## 2. 學習與記憶機制

學習與記憶的機制是許多領域密切研究的主題。本研究將自機器學習和神經科學兩方面切入探討，並分析其共通的特徵，進而提出適用於機器人空間辨識的架構。

### (1) 機器學習

機器學習是人工智慧的一個分支，是指一系列能夠自行從龐雜數據中尋找規律的演算法。利用機器學習演算法得以高效率的分析高度非線性的高維數據。其學習法往往須從訓練經驗中學習，所以訓練機器學習系統的數據質量是影響系統學習是否成功的因素之一。

機器學習演算法依據是否需要提供正確答案以校對學習被分為監督式與非監督式演算法。監督式學習法擅長依據過往模式提出預測，而非監

督式學習法則適合用於將數據分類。而依據演算法的不同有神經網路、遺傳演算法、貝式網路和馬可夫鍊等不同機器學習方法。

以下將介紹與本研究相關的競爭學習、神經網路與馬可夫鍊：

#### <1> 競爭學習

競爭學習是指讓許多單元彼此競爭，找出和輸入的訓練數據最接近的單元後，只讓最接近輸入數據的「贏家」單元調整自身數據，使其與輸入數據更加接近。這也被稱作「勝者通吃哲學」。

本研究將使用競爭學習法進行特徵匹配。

#### <2> 神經網路

神經網路是以腦神經連結方式為基礎的機器學習分支，為今日機器學習演算法中應用範圍最廣者。

神經網路中包含許多神經元，單一神經元自上層收集數據，乘以代表該輸入數據重要性的權重後加總。加總後，再通過門檻函數以度量此神經元之活化程度，通常會將活化程度轉換為 0 到 1 之間的數值，算法如式(1)。門檻函數有單純的邏輯函數、分段線性函數等。

$$f\left(\sum_i w_{ij}a_i\right) \quad (1)$$

$a_i$ 表示上層第*i*個神經元輸出之值

$w_{ij}$ 表示由上一層第*i*個神經元連結到當層第*j*個神經元的權重

$f( )$ 表示門檻函數

在數學上，帶有  $N$  個輸入的神經元即代表  $N$  維的線性分割函數。多層神經網路中的隱藏層會為上層神經元的輸出值進一步分析，得以高效率的分析非線性數據。一般而言，神經網路的隱藏層越多，分析非線性數據的能力就越強。進行學習時，演算法會調整各連結的權重值和門檻函數，不過網路的拓樸結構是不變的。

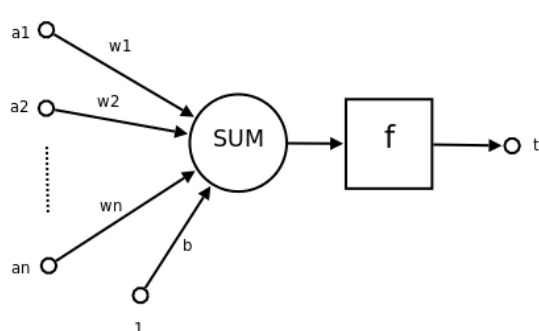


圖 11 神經網路中單一神經元的結構

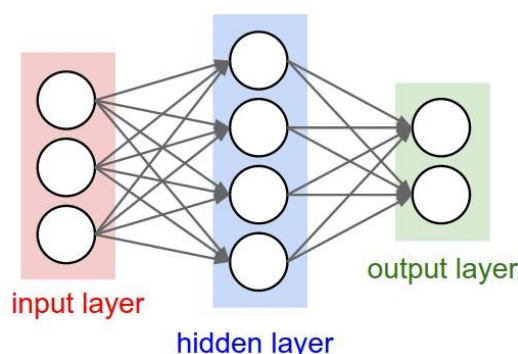


圖 12 多層神經網路

神經網路被廣泛的應用於數據模式辨識、機器視覺辨識等領域。

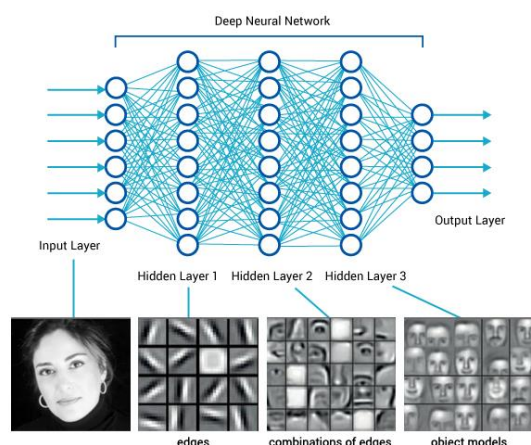


圖 13 神經網路應用於人臉辨識的範例

在此範例中，神經網路接收影像數據後，第一隱藏層從圖片中的線條和紋理等細部特徵開始辨認；第二隱藏層將細部特徵組合成五官特徵；第三隱藏層再將不同的五官特徵組成人臉，以進行辨識。

由此例可見，神經網路機制中的「層級性」特徵。值得注意的是，在動物大腦皮質結構中也具有相似的層級特徵。

### <3> 馬可夫性質與馬可夫鍊

在一狀態轉換的過程中，每個狀態都僅由上一時間的狀態決定，而與時間序列上的其他狀態無關時，即是符合馬可夫性質的過程。馬可夫性質也被稱為「無長程相關性」的狀態轉換過程。

馬可夫鍊泛指滿足馬可夫性質的離散時間狀態轉換過程。馬可夫鍊中有許多不同的狀態，狀態間有轉移機率的單向連結，代表兩狀態先後發生的機率。每當一狀態被激發時，便可由此狀態的連結預測下一時間激發的可能狀態。

與神經網路不同的是，馬可夫模型的拓樸結構會隨著不同時序連結的出現而變動，因此具有更高的可塑性。

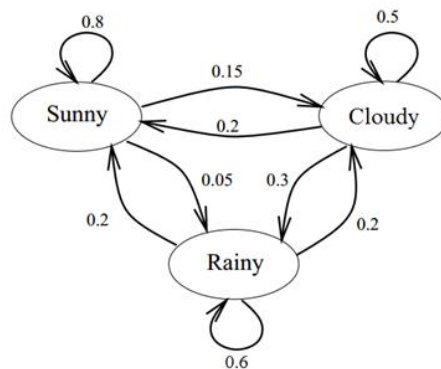


圖 14 馬可夫鍊示意圖 以天氣狀態為例

圖中的天氣狀態馬可夫鍊中有三種不同的天氣，和代表狀態間轉換機率的連結。若今天是雨天(Rainy)，根據該馬可夫鍊之連結預測，明日將有 60%的機率繼續下雨，而各有 20%的機率轉換為晴天(Sunny)或陰天(Cloudy)。

馬可夫鍊在自然語言辨識的應用相當成功，並且，在近期的研究中發現，馬可夫鍊與其具有長程相關性的變化模型和大腦皮質運作機制有極高的相關性。

## (2) 大腦的記憶與學習機制

近期對大腦的研究發現，以新皮質為主之腦區的運作機制與目前發展的機器學習技術有許多類似的概念。以下將就與本研究內容相關的發現進行介紹。

### <1> 類別化數據

腦部接收感官數據後，會依據類似機器學習中叢聚演算法的技術將高維的數據轉換為幾個特徵類別，以便於往後在新皮質中運算。而許多的機器學習演算法均需要對數據進行向量化和類別化。

本研究也將效法此機制，將空間辨識時接收到的外來資訊類別化以便處理。

### <2> 層級式的連結記憶

新皮質在處理新記憶時，並不一定會為其生成新的神經元，而是以內容相關的舊神經元結構相連結，組成該記憶。如此不但可以降低記憶空間的需求，許多包含相同特徵的記憶相連結後，更能增強新皮質的聯想能力。

辨識細部特徵的神經元相連結後即可生成更複雜而抽象的辨識特徵，形成層級式的記憶。而機器學習中，神經網路、馬可夫鍊中均是以單元間層級式的連結辨識複雜特徵。

本研究也將以連結方式建立空間中特定位置間的關係，以及物件偵測數據間的關係，以達到降低記憶體用量和聯想(高速搜尋)的功效。



### <3> 冗餘記憶

大腦會對同一個特徵儲存多份部分相異的記憶副本，這被稱作冗餘。如果大腦對一特徵帶有的冗餘記憶越多，則對該特徵的認知越豐富，對此特徵的辨識能力也越強。

若要儲存越多冗餘已產生更全面的認知，便需要更多神經元和連結，這與神經網路尺度對辨識能力的影響十分相似。

本研究將產生對特定位置的冗餘記憶，以增加對該位置的辨識能力。

### <4> 新皮質架構與馬可夫鍊的相似性

大腦新皮質中神經元間的連結結構相較於神經網路，更接近於層級式的馬可夫鍊。大腦透過類別化數據的狀態轉移訓練馬可夫鍊的連結機率強度，用以預測未來的可能狀態。

鑒於馬可夫鍊展現於機器學習和生物腦結構中，對時序關係統計和預測的高度應用，本研究將以馬可夫鍊紀錄並學習空間中特定位置的關係，和接收物件偵測數據變化的關係，以進行預測。

由機器學習和神經科學兩方面探討發現，大自然和人類在發展認知結構上的趨同效應相當明顯。

兩者皆以統計性的結構自過往經驗中分析、學習，進而達到辨識和預測的目的，且兩者皆以連結方式代表層級與時序的變化。

### (三) 系統架構與演算流程

為了建立對空間進行仿生認知與記憶的機器學習系統，本研究提出以下解決方案：

模仿生物腦部的位置細胞以辨識特定位置；

以幾何連結和拓樸連結記憶位置細胞間的相對關係，以建構可供未來辨識與導航的拓樸認知地圖；

能生成對物件數據之認知的感官細胞，和以馬可夫鍊使系統自行學習物件數據的時序關聯，用以加強匹配新物件數據與位置細胞記憶時的精準度。

#### 1. 位置細胞

本系統中的位置細胞是模仿生物腦結構中的位置細胞構造，用以學習一特定地點的辨識物件資訊與空間資訊，是組成空間地圖的基本單位。當機器人來到陌生地點時，便會建立一個位置細胞，拓展空間地圖的範圍。位置細胞中將儲存以下資訊：

(1) 機器人造訪該細胞的次數

(2) 在該位置偵測到的物件數據

包含偵測物件類別、偵測角度和被偵測次數，可用於辨識該地點。

(3) 冗餘連結(Redundant Link)

用以連結幾何距離小於定值的位置細胞。若空間地圖中出現幾何距離極短的位置細胞，代表此位置被偵測出多種不同的狀態。往後，當系統將新物件數據與此地的位置細胞數據相比較時，便得以由冗餘連結找出該位置的不同狀態已依同比較，以辨識具有多重狀態的地點。

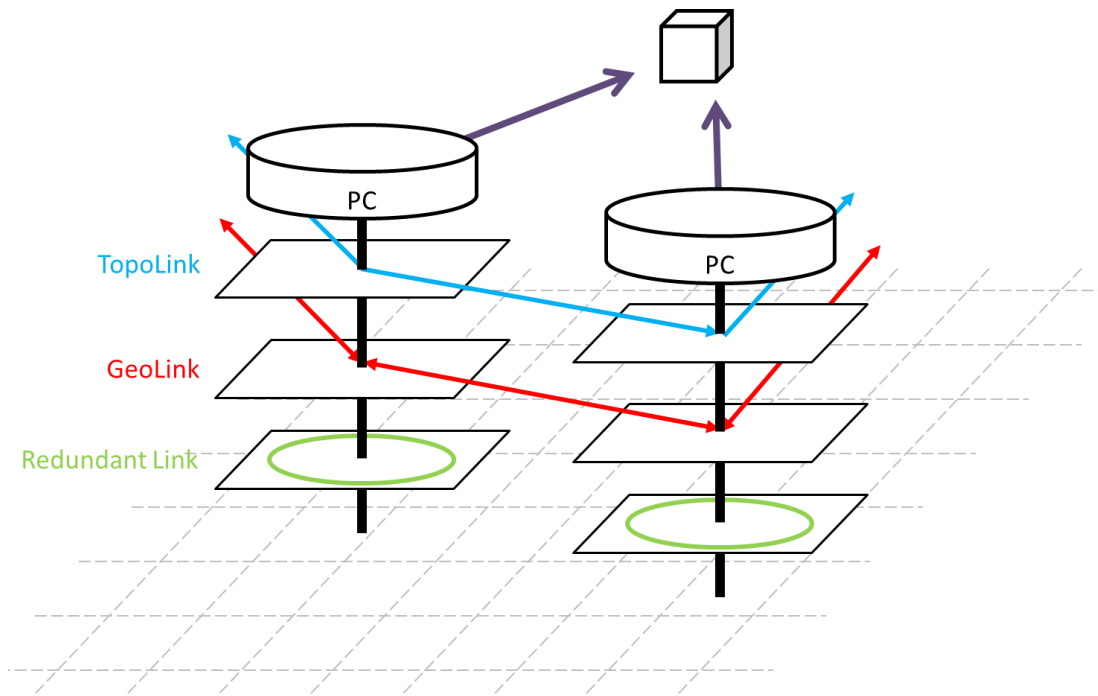


圖 15 位置細胞(PC)示意圖

紫色箭頭表示位置細胞中偵測物件的數據，相距較短的位置細胞會以冗餘連結相連(綠色圈)。

而拓樸連結(TopoLink)與幾何連結(GeoLink)將在拓樸認知地圖段落中詳述。

## 2. 拓樸認知地圖

拓樸認知地圖是為了連結位置細胞並記錄其相對關係，建立大區域的空間模型以供導航與任務規劃所用。拓樸認知地圖中包含以下連結：

### (1) 拓樸連結(TopoLink)

為了記錄在空間中探勘時，機器人在位置細胞間移動的路徑分布，拓樸連結師法馬可夫鍊，紀錄機器人先後造訪兩位置細胞的次數。須注意，因為因為自位置細胞  $A \rightarrow B$  與  $B \rightarrow A$  具有不同意義，所以拓樸連結與馬可夫鍊中的轉換連結相同，皆為單向連結。若拓樸連結的數值較高，則表示機器人經常通過這條路徑。將該拓樸連結紀錄的數值除以出發點位

置細胞的造訪次數，可計算出自一位置細胞至其他位置細胞間的轉移機率，如式(2)。

$$Prob_{x \rightarrow y} = \frac{L_{x \rightarrow y}}{\sum_i VT_x} \quad (2)$$

$Prob_{x \rightarrow y}$  表示由先後造訪位置細胞 $x$ 和 $y$ 之機率

$L_{x \rightarrow y}$  表示拓樸連結中先後造訪位置細胞 $x$ 和 $y$ 的次數

$\sum_i VT_x$  表示拓樸連結中由位置細胞 $x$ 的造訪次數

## (2) 幾何連結(GeoLink)

相較於一般空間建模使用絕對座標系紀錄特定位置，本研究以位置細胞間的連結紀錄相對距離和角度。以相對連結方式建立空間地圖，不但可以避免路徑積分的誤差隨著移動距離加長而不斷累積，連結網路不受平面座標限制的特性也便於生成曲面空間和多樓層空間的拓樸認知地圖。與拓樸連結不同，代表距離的幾何連結不具方向性。

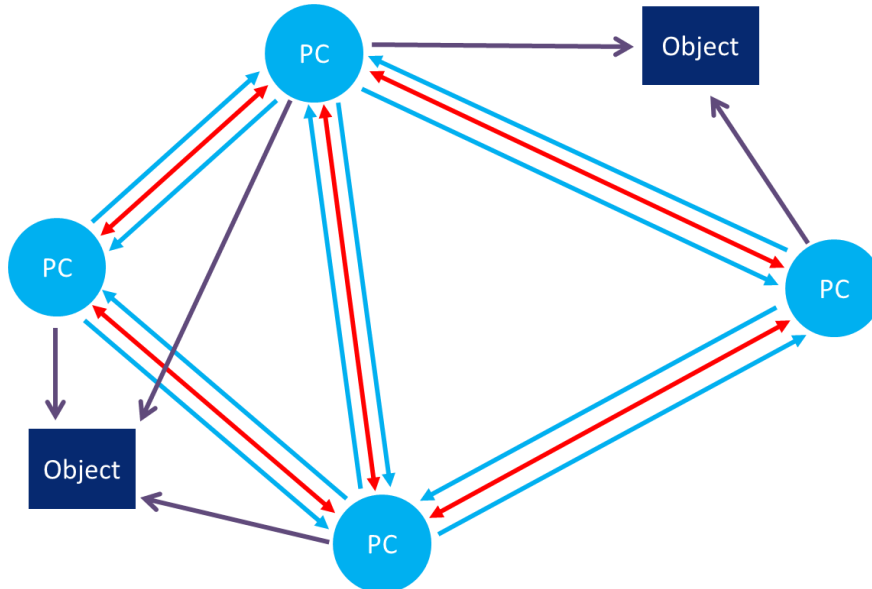


圖 16 拓樸認知地圖示意圖

由藍色的拓樸連結和紅色的幾何連結紀錄位置細胞(PC)間的相對關係

### 3. 感官認知網路

機器人在進行空間探勘時，偵測到的物件數據特徵往往具有許多不同的特性。有些物件類別相當穩定，總是保持靜止，其他物件類別則忽隱忽現或經常移動；有些物件隨處可見，其他則僅在一特定地區被發現。感官認知網路即針對物件之特性進行學習，將學習的結果用於位置細胞辨識，以增加其準確度。感官認知網路中包括以下單元和連結：

#### (1) 感官細胞

感官細胞中紀錄了每種偵測物件類別被偵測到的次數和此物件類別在哪些位置細胞被偵測到。感官細胞使系統在比較將新物件數據和記憶時，能從物件角度搜尋。當機器人不確定自己所在位置時，相較於對每個位置細胞進行匹配，由物件端尋找匹配度最高的位置細胞能大幅增加效率，因為比起不斷增加的位置細胞，代表偵測特徵種類的感官細胞數目並不會增加。

#### (2) 時序連結(Timing Link)

時序連結是一個以物件類別作為轉換狀態的馬可夫鍊，用以紀錄物件類別是否經常隨時間移動，或總是維持不動。此度量被稱作一物件之穩定性。穩定性參數之計算方法如式(3)：

$$Stable_x = \frac{L_{x \rightarrow x}}{\sum_i L_{x \rightarrow i}} \quad (3)$$

$Stable_x$  表示物件類別 $x$ 之穩定性參數

$L_{x \rightarrow x}$  表示時序連結中物件類別 $x$ 自我連結的次數

$\sum_i L_{x \rightarrow i}$  表示時序連結中由物件類別 $x$ 連結至所有物件類別的次數總和

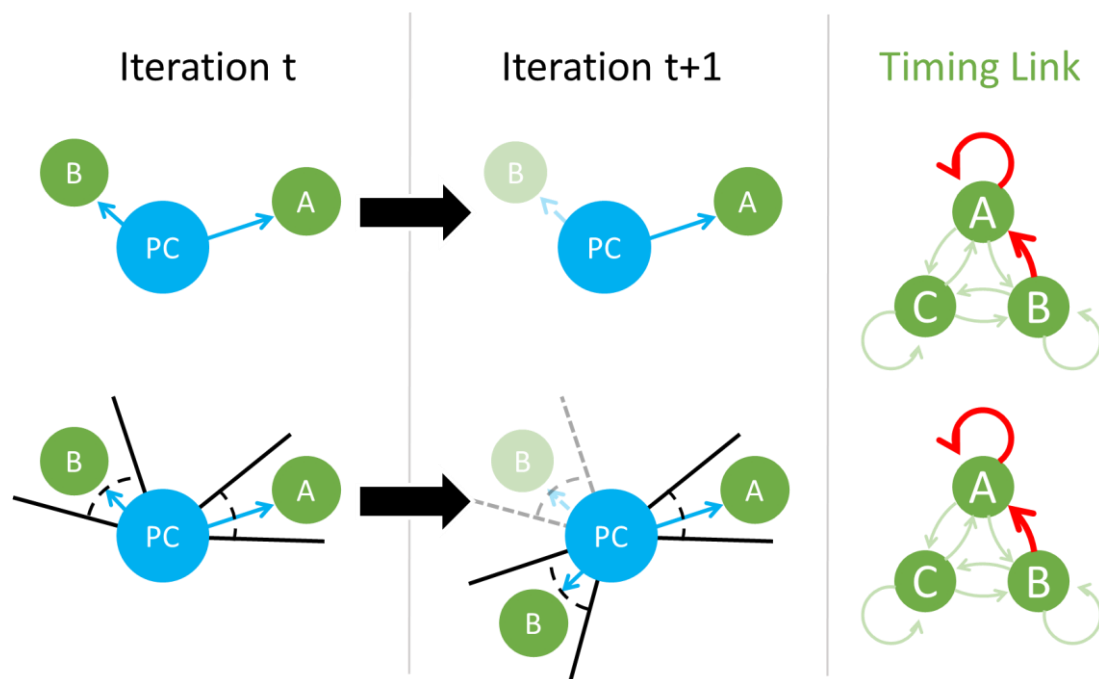


圖 17 感官細胞中時序連結示意圖

此圖上下部分分別代表偵測物件消失與大幅移動時對時序連結的影響。

位置細胞(PC)於第  $t$  次迭代時偵測到 A 和 B 兩特徵，而在第  $t+1$  次迭代中僅 A 維持不變。則時序連結中  $A \rightarrow A$  和  $B \rightarrow A$  的穩定性連結皆會增強。在此範例中，物件類別 A 的穩定性上升，物件類別 B 的穩定性則下降。

#### 4. 使用名詞整理

在此整理本研究報告使用之名詞，以便往後使用：

表 7 特殊名詞對照表

中文	英文	解釋
神經網路	Neural Network (NN)	模擬神經元結構，層級式的分析高維非線性數據的機器學習分支
馬可夫鍊	Markov Chain (MC)	透過統計狀態間的時序轉移關係，以進行預測的機器學習分支
物件數據	Object Data	機器人進行空間探勘時，將感測器的輸入以類別化前處理的數據
路徑積分	Path Integration (PI)	機器人進行空間探勘時以自身動作所記錄的移動軌跡
位置細胞	Place Cell (PC)	紀錄該特定位置的物件數據與空間資訊的結構，拓樸認知地圖中的最小單位
感官細胞	Sense Cell (SC)	紀錄特定物件數據類別被偵測的次數和位置
冗餘連結	Redundant Link	用以連結代表空間中同一位置之不同狀態的位置細胞
拓樸連結	Topological Link (TopoLink)	連結機器人先後造訪的位置細胞，可正規化為馬可夫鍊
幾何連結	Geometrical Link (GeoLink)	透過路徑積分數據連結兩相鄰位置細胞，記錄它們之間的距離和方向
時序連結	Timing Link	記錄個感官單元隨時間轉換的馬可夫鍊，用以學習偵測數據類別的穩定性
拓樸認知地圖	Topological Cognitive Map	機器人探勘環境時透過機器學習系統建立，包含位置細胞和細胞間連結的空間模型
感官認知網路	Sense Cognitive Network	透過機器學習系統建立，包含感官細胞和時序連結，用以認識感官數據的結構

## 5. 系統架構圖

以下將介紹本系統如何在空間探勘時，自動生成上述的位置細胞、拓樸認知地圖和感官認知網路，並於既有的拓樸認知地圖中辨識機器人位置。

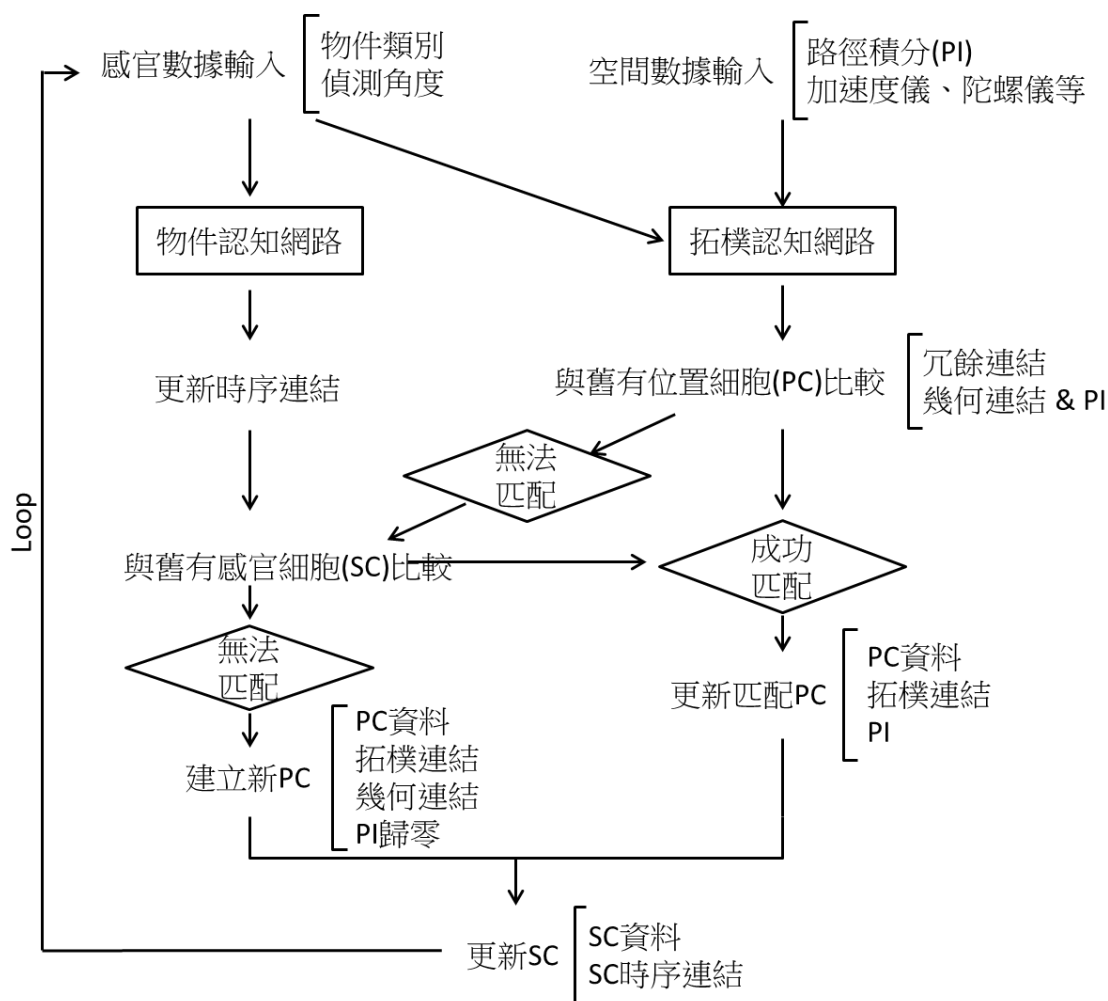


圖 18 系統架構圖

### (1) 數據輸入

#### <1> 感官物件輸入

輸入至本系統的感官數據可為多種有方向性或無方向性的物件數據，如視覺辨識、聲音辨識、溫度、氣體濃度等等，可依照機器人不同的任務需求搭載不同的感測器。若該感官有方向性，則會記錄該物件數據被偵測到的角度。



## <2> 空間資訊輸入

路徑積分用以紀錄機器人的移動距離、方向與軌跡，並用以測量位置細胞間的距離。

將此系統應用於真實機器人時，除了輸入路徑積分結果之外，用以測量外加加速度的加速度計數據和測量機器人傾角的陀螺儀數據也是必要的，用以計算機器人受外力移動的距離與方向，並校正路徑積分的結果。

## (2) 匹配新感官數據與位置細胞

本系統在嘗試匹配偵測數據與位置細胞時，是以仿生為本，將機器人偵測到的物件數據和位置細胞中儲存的物件數據進行比較，相似程度會以 0-1 之匹配度表示。

若匹配度越高，表示新物件數據和位置細胞記憶中的物件數據在類別和角度兩方面差異越小，則機器人與此位置細胞距離較近的可能性越高。而若匹配度高於定值，則可肯定機器人位於該位置細胞附近，即稱作「匹配成功」。

不過，如感官認知網路中所述，每種偵測物件都有其不同的性質。

以條件機率而論，當一物件僅在少部分位置細胞被偵測到，此物件再度被偵測到時，機器人位於該位置的機率越高；當一物件在一特定位置細胞中被偵測的次數越多，此物件被偵測到時位於該位置的機率越高。此敘述可由以下例子說明：當聽到鐘聲時，人們腦中往往聯想到教堂或學校。這是因為在我們的經驗中，不常在教堂與學校以外的場所聽到鐘聲。

另外，如物件時序連結中所述，若一物件經常移動或很少被機器人連續偵測，則此物件類別對偵測特定地點的重要性，不如傾向保持靜止的物件。

此敘述可由以下例子說明：當我們在分別一地點發現一尊特定外形的雕像和一特定款式的汽車時，雕像對辨識特定地點的重要性應遠超過汽車。因為相較於雕像，汽車較易於移動，對於辨識特定位置的重要性便較低。

所以，在比較物件數據與位置細胞中的記憶時，應該將每個偵測到的物件以上述三個參數加權，以提升辨識的精確度。匹配度之算法如式(4)：

$$Match_{PC} := 0$$

$$Match_{PC} += \begin{cases} \frac{Place_i \cdot Sense_i \cdot Stable_i}{\sum (Place \cdot Sense \cdot Stable)}, & \text{if } |A_i^{Diff}| < T1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

*if Match<sub>PC</sub> > T2 : match succeeded*

下標 $PC$  表示與新物件數據進行比較的位置細胞

下標 $i$  表示新物件數據與位置細胞記憶中均出現的物件類別

*Match* 表示新物件數據與該位置細胞之匹配度

*Place*、*Sense*、*Stable* 分別表示前述之三個加權參數

$\sum (Place \cdot Sense \cdot Stable)$  將新物件數據和位置細胞中所有的偵測物件參數加總，用以將匹配度正規化

$A_i^{Diff}$  表示新物件數據和位置細胞記憶中對物件的偵測角度差

$T1$  表示物件偵測角度差之閾值，若兩偵測物件之角度差小於此值，則視其為同一物件

$T2$  表示位置細胞匹配度之閾值

### (3) 搜尋順序

比起將新物件數據與所有位置細胞比較，本系統以特定搜尋順序比較以增加搜尋效率，而若沒有匹配成功則會生成新的位置細胞。

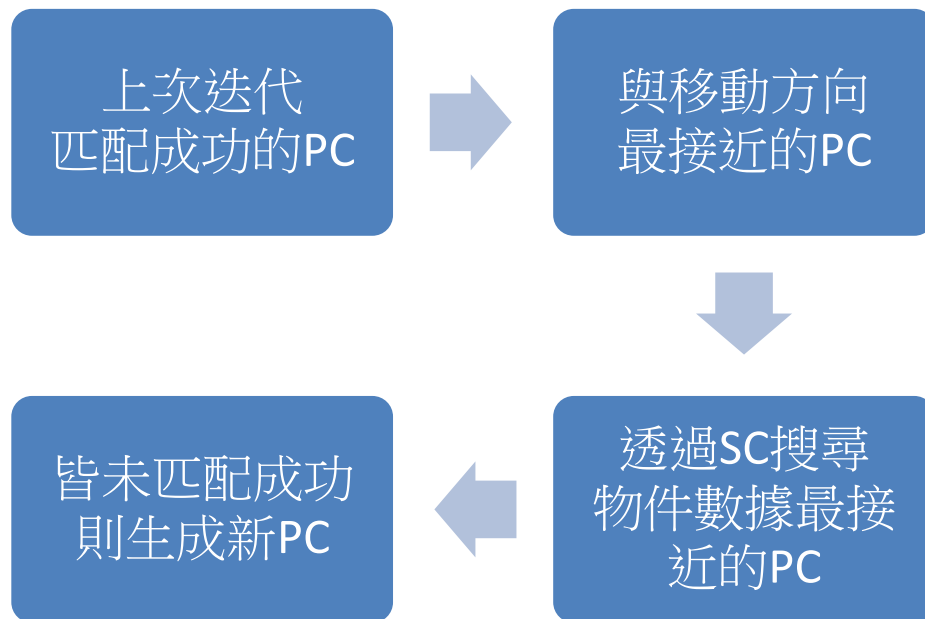


圖 19 比較新物件數據與既有位置細胞的搜尋順序

(PC=位置細胞，SC=感官細胞)

#### <1> 上一迭代匹配成功的位置細胞（與其冗餘細胞）

在沒有外力移動的前提下，機器人在上一次迭代和這一次迭代的位置應相距不遠。所以，上一次匹配成功的位置細胞與其冗餘細胞在這一迭代中依然有很高的機會被辨識。

<2> 與機器人移動方向最接近的位置細胞 (與其冗餘細胞)

將路徑積分轉換為向量後，即得到機器人的移動方向。再自上一次匹配的位置細胞的幾何連結(GeoLink)中，尋找和機器人移動方向差異最小的位置細胞，也就是最接近機器人正前方的位置細胞進行比較。

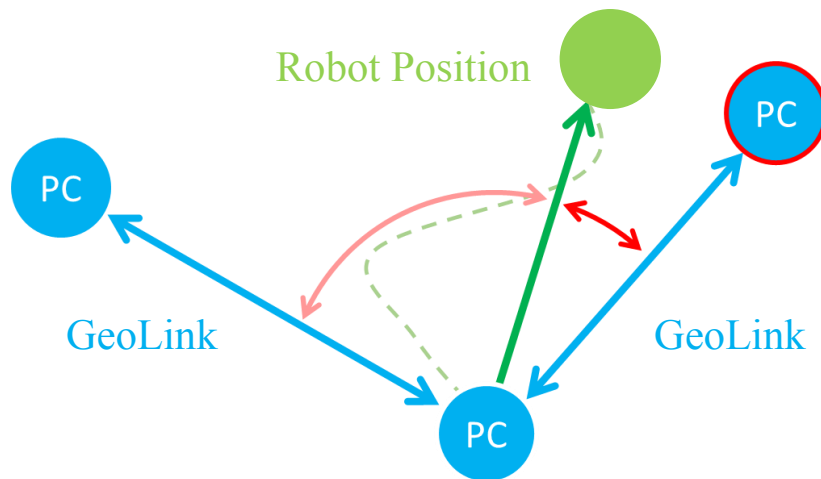


圖 20 匹配角度最接近的位置細胞

當與上次激發的位置細胞匹配失敗，系統將尋找與機器人移動方向最接近的位置細胞。

圖中綠色向量角度代表機器人移動方向，比較發現其較接近右側紅邊的位置細胞，因此新物件數據將與該位置細胞進行匹配。

<3> 透過感官細胞搜尋

若無法透過機器人與位置細胞的相對距離成功匹配，則表示機器人可能不再路徑積分數據顯示的位置。此時，系統將由感官細胞中快速的搜尋與新物件數據種類相似度較高的位置細胞，在以前述的匹配公式進行比較。

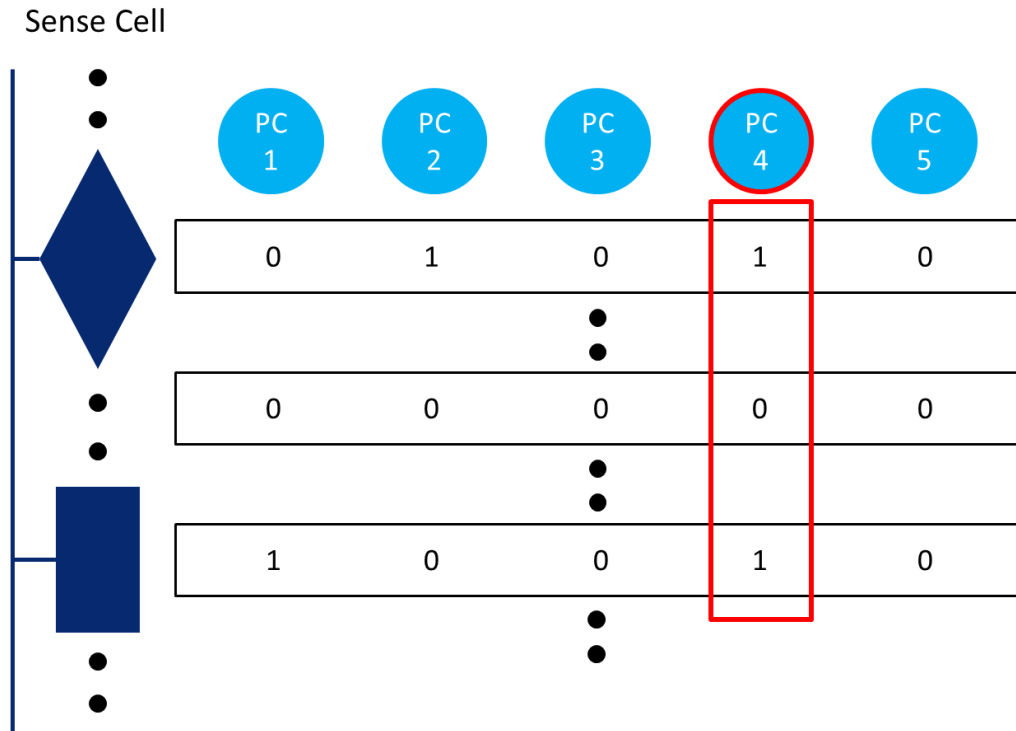


圖 21 由感官細胞搜尋位置細胞

圖中深藍色菱形與長方形為代表當前偵測到的物件類別感官細胞。各物件類別右邊包含 0/1 的長方形為感官細胞中儲存的物件偵測數據，記錄各個物件類別是否曾在某位置細胞被偵測到(1=有/0=沒有)。例如第一欄中，位置細胞 1(PC1) 未偵測到菱形物件，但偵測到了長方形物件。經由比對可知，位置細胞 4(PC4) 有偵測到菱形物件與長方形物件，與成功與當前數據匹配。

#### (4) 更新資料

完成搜尋比較後，將依據新物件數據更新感官認知網路中的感官細胞與時序連結。

若新物件數據與既有的位置細胞匹配成功，則會依據新數據更新既有位置細胞內的數據。更新項目包含：機器人造訪次數、物件數據、幾何連結、拓樸連結。

若前述三種搜尋方式皆無法成功匹配位置細胞與偵測數據，則會生成新的位置細胞與相連的幾何連結、拓樸連結及冗餘連結，並於位置細胞中記錄該次偵測到的物件數據。

#### (四) 開發機器學習系統與模擬實驗

在以機器人進行實驗之前，本研究先在電腦上進行模擬實驗。模擬實驗中，令虛擬機器人在模擬環境中隨機移動，以測試本研究提出之空間認知機器學習系統，並輸出模擬資料。以下將說明電腦模擬實驗之環境與流程。

##### 1. 使用語言

本研究使用 Python 進程式撰寫。本研究在撰寫時曾嘗試使用 C++以及 Octave，最終以 Python 之三項優勢而決定將其用以開發：

(1) Python 的資料型態在增加資料以及使用時較 C++更為自由。

(2) Python 在運算速度方面遠優於 Octave，且繪圖速度以及方便性都較 C++和 Octave 優秀。

(3) Python 擁有大量的函式庫(library)供使用者免費使用能夠依照機器人需求尋找相關的函式庫，如本研究在繪圖方面使用的 Matplotlib 繪圖函式庫等。

##### 2. 輸出資訊

實驗進行時，模擬系統會輸出兩張圖表，用以即時呈現模擬實驗的進程。分別為路徑積分圖和位置細胞分布圖。兩張圖上都畫有模擬環境中的障礙物和邊界。

(1) 路徑積分圖，用以繪製機器人在實驗中行走過路徑。

(2) 位置細胞分布圖，繪製新生成之位置細胞以及與其相連的連結，並以圓圈表示代表相同地點之不同狀態的冗餘細胞。

### 3. 模擬系統之有效性

當實體機器人進行空間探勘時，需要感測器蒐集數據，並以物件辨識神經網路將數據類別化。本模擬系統在此忽略感測器與物件辨識神經網路，直接由程式產出類別化的物件類別與角度給虛擬機器人，除此之外的所有運算方法皆和將用於實體機器人的版本相同。因此，模擬系統的效果可視為去除物件辨識的實體機器人實驗，以測試本研究提出之機器學習系統而言具有極高的有效性。

### 4. 模擬實驗流程

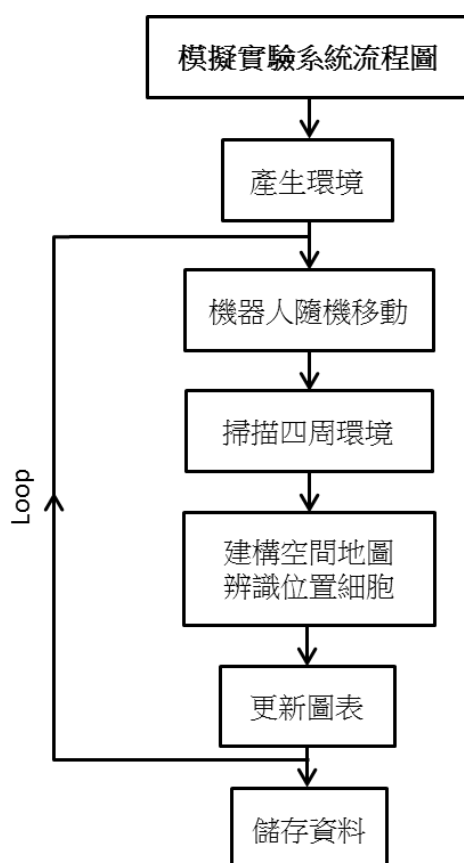


圖 22 模擬實驗系統流程圖

#### (1) 產生環境

設定該次實驗的模擬環境，包含空間之邊界以及空間內的障礙物，並將設定資訊繪製於圖表上。

## (2) 機器人隨機移動

一次迭代由機器人隨機移動開始。機器人每次移動之距離為一定值  $X$ 。移動時以機器人面對之方向，左右各 50 度的範圍隨機選擇一角度前進  $X$ 。若機器人與空間邊界或障礙物之間的距離相距過近，則將改以 360 度隨機選擇以避免撞上。

## (3) 建構空間地圖、辨識位置細胞

隨機移動一步後，機器人會開始掃描四周環境。在模擬實驗中，系統會直接計算機器人與障礙物的相對角度，並且直接給定障礙物的種類。

未來在進行實體機器人實驗時，將以神經網路將輸入數據類別化，並使用雙鏡頭影像測距法或光達測距等方式測量機器人與障礙物間的距離。

## (4) 搜尋位置細胞

將模擬環境中掃描的障礙物數據交由本研究提出之空間認知系統，與既有位置細胞數據匹配，或生成新位置細胞。系統之詳細演算流程已在上一章節敘述。

## (5) 更新圖表

當空間認知系統計算出匹配的位置細胞後，模擬實驗系統將即時輸出路徑積分圖和位置細胞分布圖。

## (6) 儲存資料

當迭代結束後，系統將儲存模擬中得到的資料，包含物件和位置細胞內的資訊和上述兩張圖表。



### 三、研究結果與討論

成功建立仿生之空間辨識機器學習系統後，以下將就本系統於模擬系統展現的有效性、進行空間探勘時本系統對特殊狀況的應變能力和未來實驗計畫進行探討與介紹。

#### (一) 模擬實驗

由模擬實驗可知，本研究提出之機器學習能偵測測試環境中的物件，依據景物變化差異程度生成紀錄空間資訊和偵測物件資訊的位置細胞(下右圖中的紅點)，並能連結前後造訪的位置細胞(下右圖黑色連線)，形成拓樸認知地圖，以供未來使用。

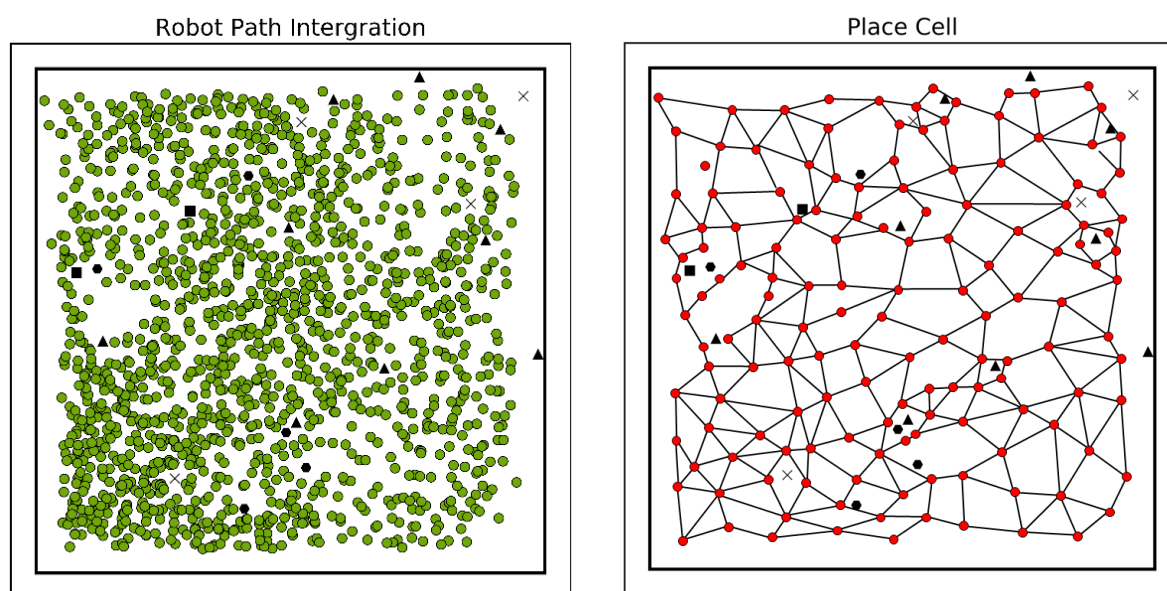


圖 23 模擬系統之機器人隨機移動路徑與產生之拓樸認知地圖

左圖為機器人隨機移動路徑圖，綠色點代表機器人位置，黑色形狀則代表不同種類的障礙物；右圖為拓樸認知地圖，紅色點代表產生之位置細胞，點之間的連線代表拓樸空間認知地圖中的連結。

又經模擬實驗證實，本研究提出之系統在虛擬測試環境中多次重覆探勘同一場地時，皆可形成完整之拓樸認知地圖，顯示本系統具有高度的穩定性。

## (二) 特殊狀況探討

當機器人在實際執行任務時，會遇到許多常規外的狀況，這些狀況往往展現出系統的能力和應用彈性。以下將就機器人遭遇特殊狀況時，本研究提出之機器學習系統的可能表現進行探討與論證。

### 1. 重複辨識同一地區

對缺乏外部空間定位機制的機器人而言，向同一地區進行辨識通常是沒有意義的，因為機器人並不會對過去行經空間產生記憶。而目前擁有記憶的系統也往往針對該地點的全景影像進行記憶，若要重複辨識同一地點則必須針對新影像和大量的舊影像資料進行特徵點分析，所需的計算量極大，實用性較低。

而本研究提出之系統在初次辨識時就已將辨識感官數據以不同物件類別的形式儲存於位置細胞和感官細胞，當需要從記憶中尋找地點時，只要自不同感官細胞中尋找與現有偵測數據匹配度最高的地點，即可確認自己是否位於過去曾偵測過的地點。不但所需的計算量大幅下降，也更接近生物處理記憶的方式。當機器人確認其在該空間地圖中的位置後，即可依據拓樸連結確定附近經辨識過的位置細胞，並以幾何連結確定與下一位置細胞之間的距離，以進行進一步導航。

## 2. 複雜空間

對機器人而言，在複雜的空間中探勘、建立空間地圖而不迷路是相當困難的任務，若缺乏光達等精確空間掃描儀器往往難以達到。而高精度光達數據的解算和儲存也對機器人造成不小的運算負擔。

本研究提出之系統在機器人運行時，會以拓樸連結和幾何連結紀錄不同位置細胞間的相對關係，即使面對高度複雜的空間，都能以位置細胞和連結匹配走過的地區。延連結紀錄的方向與路徑積分結果移動，再以空間中的物件辨識資訊校正機器人位置，便能在不致迷路的情況下建立複雜空間模型，以精簡的資料達成文獻探討中提及的機器人導航中的地圖建構。

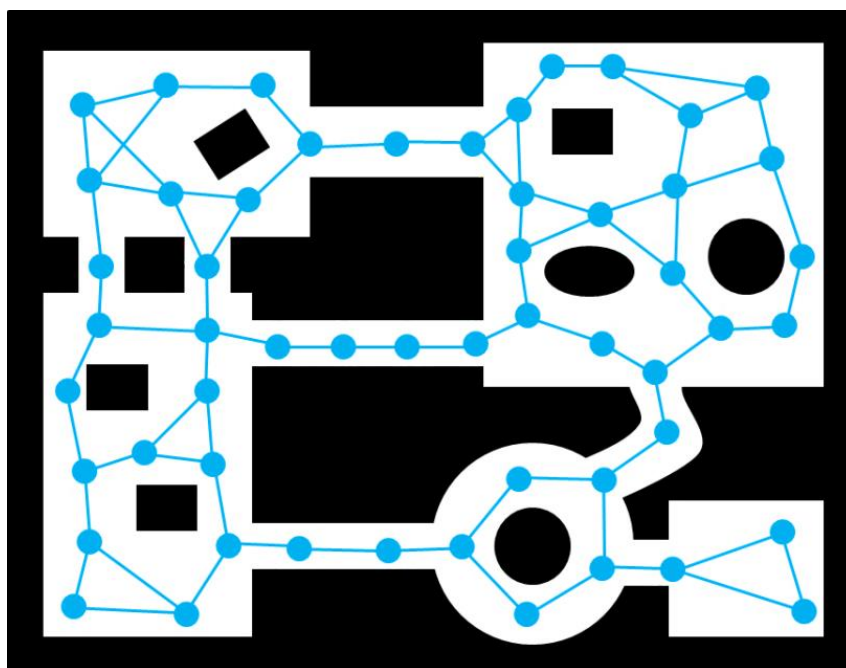


圖 24 匹配複雜空間的拓樸認知地圖

拓樸認知地圖能以連結紀錄複雜的探勘地形，由上圖所示，拓樸認知地圖不會因為空間內眾多的障礙物或不規則的形狀而受到影響，能夠完整建構空間地圖。

### 3. 曲面空間

如果空間具有曲面的地表，將對依賴二維坐標系進行空間建模的機器人系統造成極大的困擾，不但路徑積分容易失準，將曲面空間媒合至二維座標也會造成嚴重失準。使用三維空間建模、或有能力取得高度訊息的機器人系統雖然無此問題，卻需要更大的計算量完成建模。

而本研究提出之系統不但不需要高度概念，更不需要三維建模機能，即可以位置細胞和連結清晰地建立曲面空間的模型，以供未來辨識和導航。因為拓樸認知地圖中各個辨識點是以連結而非座標建立相對關係，所以能輕易媒合曲面地表。

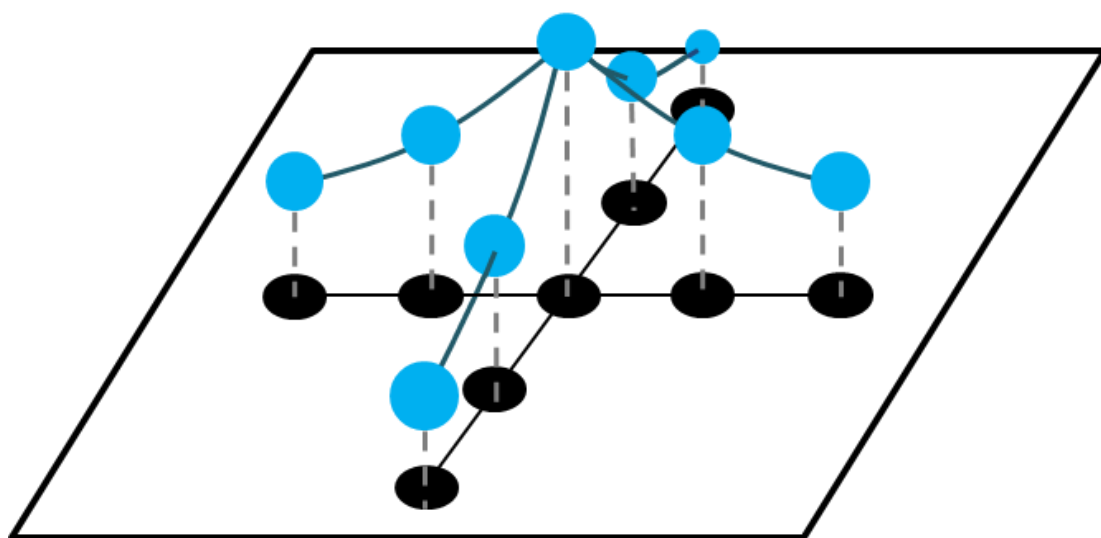


圖 25 匹配曲面空間的拓樸認知地圖

拓樸認知地圖能匹配於曲面空間(藍色點以及連線連線)，並以連結方式建立 2D 空間地圖而不會失真(黑色點和連線)。

#### 4. 多層空間

如果空間具有許多樓層，也會對依賴二維坐標系進行空間建模的機器人系統造成極大的困擾，在平面地圖上看似重疊，實則屬於不同樓層的不同辨識數據容易使系統辨識失效。與曲面空間相同，也可使用三維空間建模、或在空間中加入高度訊息解決問題，卻需要更大的計算量。

而如前所述，當本研究提出之系統建立通過不同樓層間的路徑時，在拓樸認知地圖中僅是兩條彼此不相連的拓樸路徑，使系統能在毫無三維空間概念之下進行多層空間的辨識。

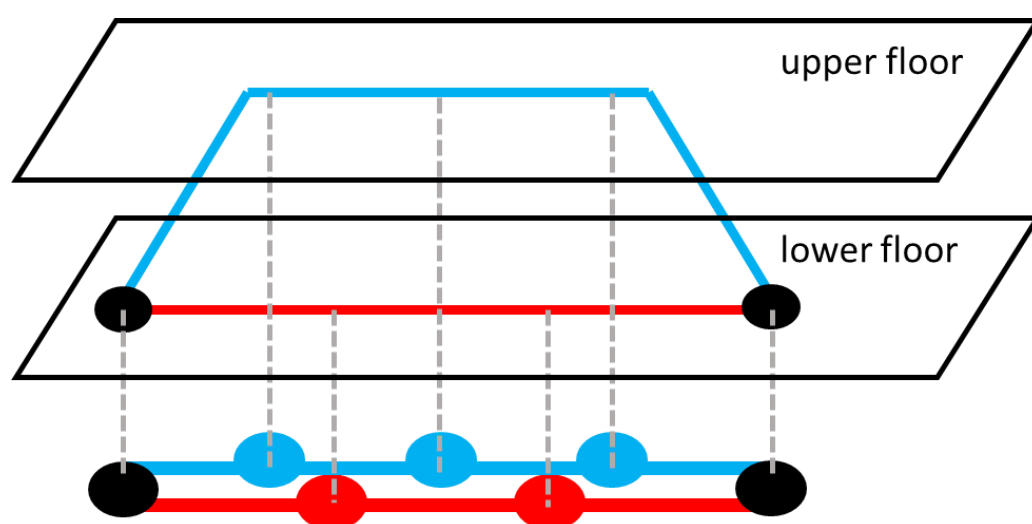


圖 26 多層空間的匹配

拓樸認知地圖能匹配多層空間而不會導致路徑重疊。藍紅線分別代表高低樓層的路徑。下方圓點表示產生的位置細胞，由圖所示，紅藍兩色位置細胞連結的路徑之間並無相連，僅於出發點(黑點)有相連，分別表示高樓層與低樓層的位置細胞分布情形，以此機制能將多樓層的空間辨識數據用二維方式表示，不僅能減少資料儲存空間，也能避免機器人探勘時產生混亂。

## 5. 增減感測器

用於不同目的、不同場地的機器人，需要不同種類的感測器以達到最佳的空間辨識和建模效果。一般機器人系統往往是為特定的目的和感測器量身打造，無法隨意增減感測器。

而本研究提出之系統將各種感測器數據分段類別化後視作一種數據物件，並對其進行時序的統計記憶。所以本系統適用於多種感測器，可以視目的、場地之不同增減感測器；如果任務進行中發現需要增減感測器，無須大幅度調整系統，也無須拋棄以往的拓樸認知地圖和對特定地點的記憶，僅需新增一 SenseCell 即可在往後的辨識將新感官數據加入現有記憶中。

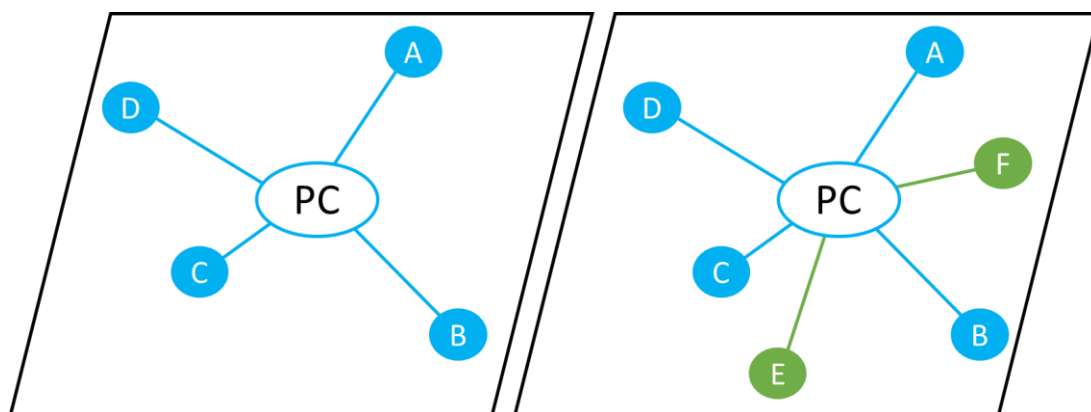


圖 27 位置細胞增減感官示意圖

圖中的藍色和綠色的實心圓分別代表兩種不同感官的數據，顯示在本系統中，位置細胞能輕易增減感官數目並在既有記憶中加入新種類數據。

## 6. 變動的環境

當一地點發生整體的變化時(例如關上房間的燈)，會使大部分的機器人系統感到困惑，因為空間特徵出現不連貫的變化；即使得以繼續辨識空間，往後當空間再度變化時(例如將燈重新打開)，將導致機器人更加困惑，也很可能將變動的數個空間狀態辨識為不同的空間，對空間建模和未來再辨識造成困難。

而本研究提出的系統在遇到環境變動時，若未感受到外力移動，會將此狀態紀錄為一新位置細胞，得以繼續運行、建模而不影響運作。若面對反覆變化的空間，使得多個不同的位置細胞位於相近的幾何位置上，冗餘連結即會連結這些代表不同狀態的位置細胞，未來在同一空間地圖進行辨識時即可透過冗餘連結，對該空間的各個不同狀態進行辨識，而不會產生空間建模的問題。

此機制也在神經科學中得到驗證，研究發現，當改變同一房間的光源顏色，實驗鼠腦部海馬迴中受激發的位置細胞便會改變。由此可知，本研究提出之系統不僅在結構上，在運作機制上也達到極高的仿生。

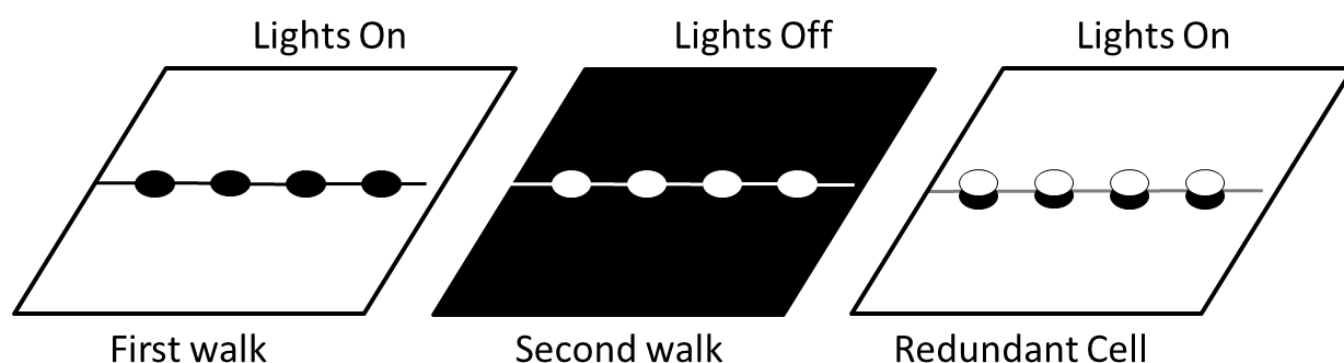


圖 28 變動的環境

拓樸認知地圖能完整記錄不斷變化的環境(在此以開關燈為例)。由圖所示，左圖表示機器人在開燈情況下於該空間移動並產生位置細胞，以黑色圓表示；中圖表示機器人在關燈情況下於該空間移動並產生位置細胞，以白色圓表示；右圖表示經由冗餘連結產生冗餘細胞，幾何位置極為相近的位置細胞能夠分別表示同空間內的不同狀態。

## 7. 移動物體

應對移動中的物體是機器人控制的一大難題，在空間探勘時對移動物體和其軌跡進行記憶更是一大困難。以全景視覺進行空間辨識的機器人系統可能因為無法追蹤物體在照片中的變動而無法辨識出前後影像中的同一物體，而認為是兩個先後出現又消失的物體，造成機器人無法正確建立環境模型。

本研究提出之系統從物件辨識、時序關係和冗餘辨識三方面應對包含移動物體的空間辨識和建模問題。本系統將各種數據視為辨識之物體，並不會造成無法追蹤物體移動的問題，若由機器人視角而言，當物體移動小於一定角度，則會將其視為符合過去記憶的物體；若物體移動角度超過一定範圍，但在過去物件辨識網路的時序連結中，該類物件經常移動或交替消失/出現，則該類物件對位置細胞匹配所佔的權重將會降低，避免經常移動的不穩定物體影響辨識結果；而若物體移動角度超過一定範圍，並使位置細胞的匹配率低於定值，則空間地圖將在同一地點形成冗餘細胞，紀錄物體位於不同位置的狀態，當未來發生相同移動狀況時即可透過冗餘細胞進行辨認。

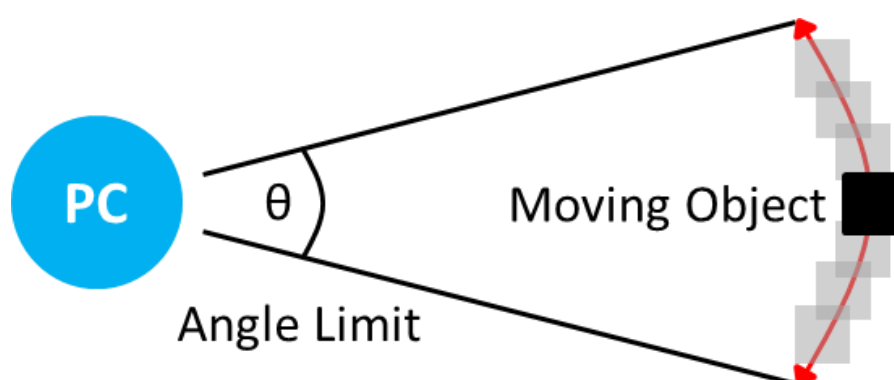


圖 29 位置細胞容許小角度的移動

當物件的視角變動小於一定值，對於位置細胞並不會產生影響，而會將其視為同一個物件。若物件移動幅度大於設定角度，則會視為另一個物件，但此物件類別的穩定性會下降，對於計算匹配度的權重也隨之下降。



## 8. 與外部斷訊或暫失感測器訊號

對於需要和外部資料庫連結或需要由外部遙控的機器人而言，與外部的通訊遭到阻斷是非常危險的狀況，機器人可能會持續最後收到的指令而造成危險，或自動停止活動使任務無法繼續進行。另外，因為軟硬體上的各種因素也可能導致機器人暫時失去感測器的輸入訊號，這也將阻礙任務進行。

本研究提出之系統不需要與外部進行通訊或由外部遙控也可進行空間探勘和建模，所以不會發生通訊受阻的問題。另外，即使暫時失去感測器的輸入訊號，只要機器人曾探勘過該地區，即可通過之前探勘時建立的拓樸認知地圖繼續任務，沿著位置細胞間的連結移動，並透過幾何連結確定移動距離和方向。若在靜態環境中，即使機器人長時間喪失感官訊息，也能透過拓樸認知地圖中的資訊完成任務。

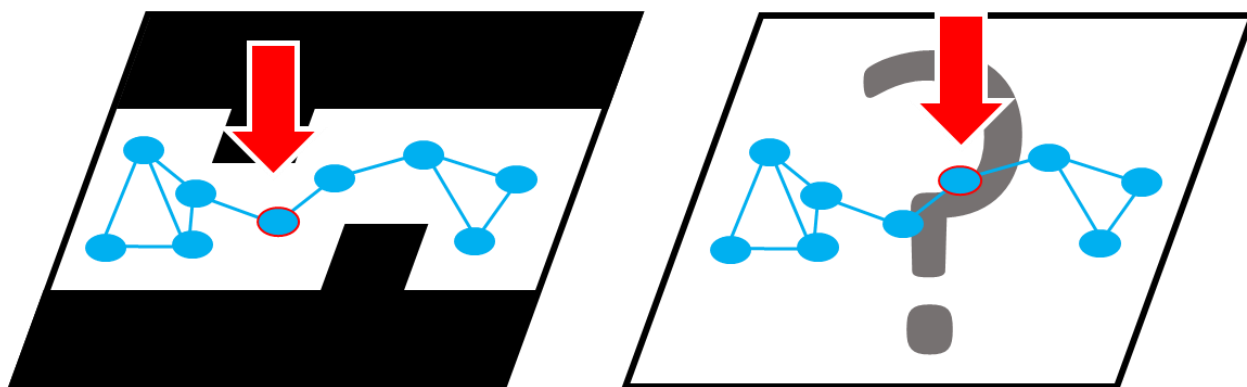


圖 30 暫時失去感測器訊號的應對方式

即使暫時失去感測器訊號，本系統也能依據過往記憶連結進行導航，圖中的箭頭表示其當前屬於的位置細胞。左圖表示機器人尚有接收感測器數據時對於空間的認知。右圖表示當機器人失去感測器訊號，只要該機器人曾產生過對此空間的拓樸認知地圖，則可以使用過往的記憶導航，甚至判斷未來的環境變化，繼續執行任務。

## 9. 形成空間基模

大腦在處理各種相似的特徵記憶時，往往會連結既有的記憶進行組合，以精簡記憶。例如，當回想最近一次散步的記憶時，除了一些只有該次散步中發生的特殊事件之外，此「記憶」應該大多是由模糊的印象所組成。這就是大腦以過往記憶的基模組成新記憶的印證。

在大多數空間環境中，都有許多相似的部分，不論是小範圍特徵(例如樓梯口或轉角)，或大範圍特徵(例如學校中的教室)。如果機器人能仿照大腦，以過往記憶的特徵基模組成對新空間環境的記憶，必能大量降低記憶體使用量；而對同一特徵地點累積豐富記憶，未來在辨認該特徵時也能更加精準。

本研究提出之系統即可達到此機能。只要將新物件數據和舊有的感官細胞數據比較，若發現和新物件數據匹配度高於定值的位置，便將空間地圖之連結連至該舊有細胞，此舊有細胞即自然成為一專為辨識該特徵的「基模細胞」。

如此雖然會使機器人建立的空間地圖對人而言較難理解，不過，因為拓樸認知地圖是由位置細胞間的連結組成，所以雖然基模式的建模看似喪失了該位置的絕對關係，事實上空間辨識和導航的機能並不會遭受影響。如上所言，如此能大幅減省所需記憶空間，更由對單一空間特中的記憶越發豐富，系統對該空間特徵的辨識能力也將有所提升。



圖31 建立空間基模

圖中左右兩個房間內部幾乎相同，機器人進入左邊的房間看勘並建立拓樸認知地圖(左圖)，進入右邊的房間，由於內部極為相像，因此並不會產生新的位置細胞，而是回憶起先前有去過類似的地方，此時拓樸連結會將右邊房間門口的位置細胞連回左邊房間的位置細胞(左圖白色 Recall 箭頭)，左邊房間的位置細胞即成為『空間基模』。自動生成的空間基模能夠大幅縮減機器人儲存的資料量，並提升辨識精確度。

### (三) 實驗計畫

本研究除了對機器學習系統進行模擬外，也正在進行實體機器人實驗的計畫，實際以視覺辨識神經網路等感測系統生成物件數據，並使用機器人的車輪轉速生成路徑積分數據，也將構造出較模擬環境更加複雜的地形和辨識，在現實生活中應證該系統之各項功能。

#### 1. 使用硬體

##### (1) 機器人載體：

將使用遙控車作為機器人載體並進行改造，搭載進行機器學習運算的筆記型電腦和讓機器人自主探勘時用以控制硬體的 Arduino 開發板。

##### (2) 使用感測器：

作為視覺辨識的網路攝影機、自製光達、超音波測距器等具指向性之感應器，也可能使用溫度計、分貝計等較不具指向性之感測器。

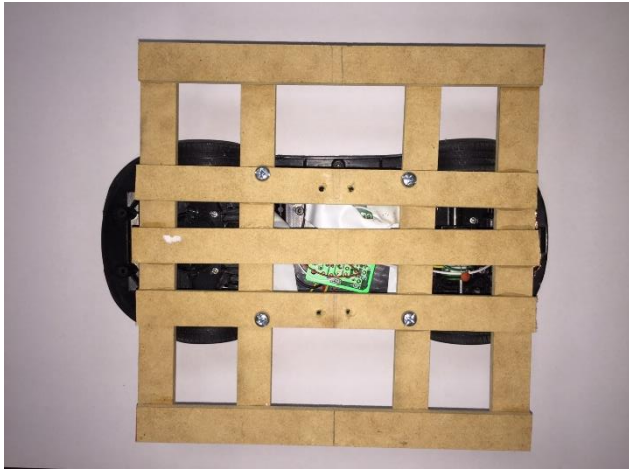


圖 32 以遙控車改造的機器人載體

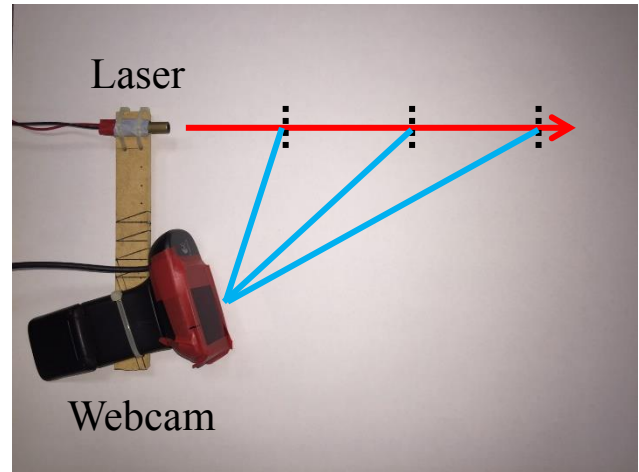


圖 33 自製之三角測距法光達

## 2. 使用軟體

本研究將以擅於濃縮複雜高維數據並生成類別狀態的神經網路來生成物件數據；並以適合學習狀態間時序轉換關係的馬可夫鍊接收神經網路的分類和數據，作預測狀態變化之用。本研究將繼續以 Python 開發該系統，並使用 OpenCV 或 Google Cloud Platform 等既有之影像辨識工具進行視覺辨識單元訓練。

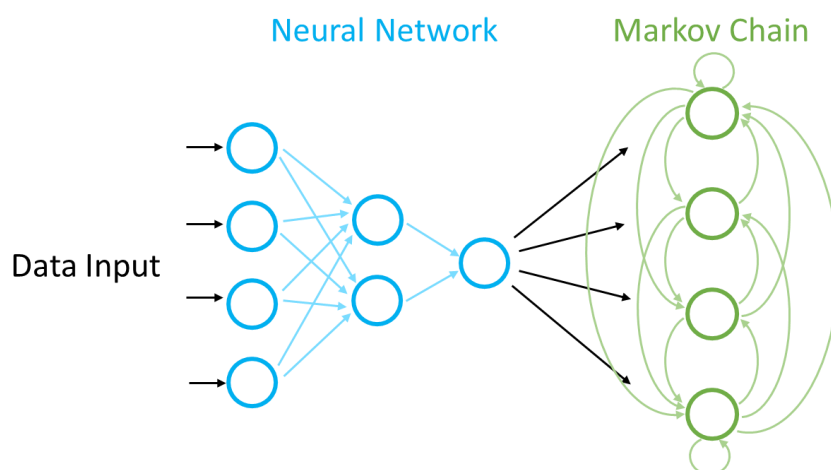


圖 34 將用於機器人系統的完整物件辨識系統

未來進行機器人實驗時，會從實際環境接收資料，透過神經網路(Neural Network)辨識物件類別，再使用馬可夫鍊(Markov Chain)學習不同狀態間的時序關係。

### 3. 實驗計畫

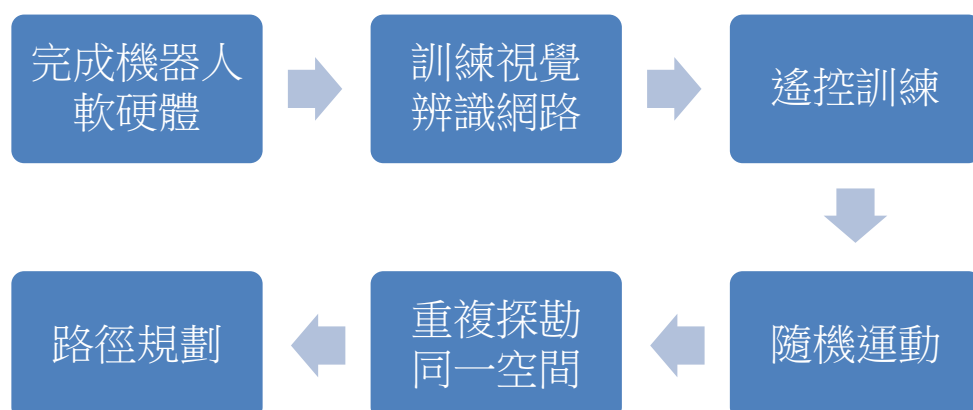


圖 35 實驗計畫

#### (四) 未來研究方向

本研究提出之拓樸認知地圖等概念至今已展現其高度的應用價值，不過，仍有許多尚待實踐的結構和功能，使此系統更臻完美。

##### 1. 校正空間地圖中的幾何連結和機器人位置

機器人在實際空間中探勘時，其路徑積分必會產生一定的誤差，使機器人錯估其位置和方向，也會使幾何連結的數值失準，不利於未來再辨識。雖然拓樸認知地圖的連結性質可以避免誤差大幅累積，若能在多次行經該連結時校正幾何連結的數值和機器人的位置，便能提升地圖的精確度。

當系統將新物件數據和位置細胞數據進行匹配時，若和與該位置細胞之匹配度極高，則表示目前機器人所在位置和位置細胞的生成處極為接近，即可透過比較此時的路徑積分數值，和空間地圖中此位置細胞和上一個匹配的位置細胞的幾何連結，校正幾何連結和機器人路徑積分結果，並能調整機器人目前所在位置，達成文獻探討中提及機器人導航中的自身定位。

## 2. 自動精簡記憶

生物的大腦會自動模糊、消除久未被激發的記憶以避免無用記憶佔用儲存空間，若將此機制用於本研究之系統中，定期檢查並將拓樸連結薄弱且很久沒有造訪的位置細胞刪除，即可去除可能已不存在的空間狀態記憶，降低記憶體用量，也可增加搜尋匹配位置時的效率。

## 3. 路徑規劃

拓樸認知地圖中位置細胞間的連結具有足夠數據，很適合作為路徑規劃。未來若使用蟻群演算法等演算法，以和終點的連結距離(幾何連結)和該路徑的行經次數，即可性度，(拓樸連結)進行加權，即可從空間地圖中得到距離短又穩定安全的路徑規劃，達成文獻探討中機器人導航中的運動規畫。

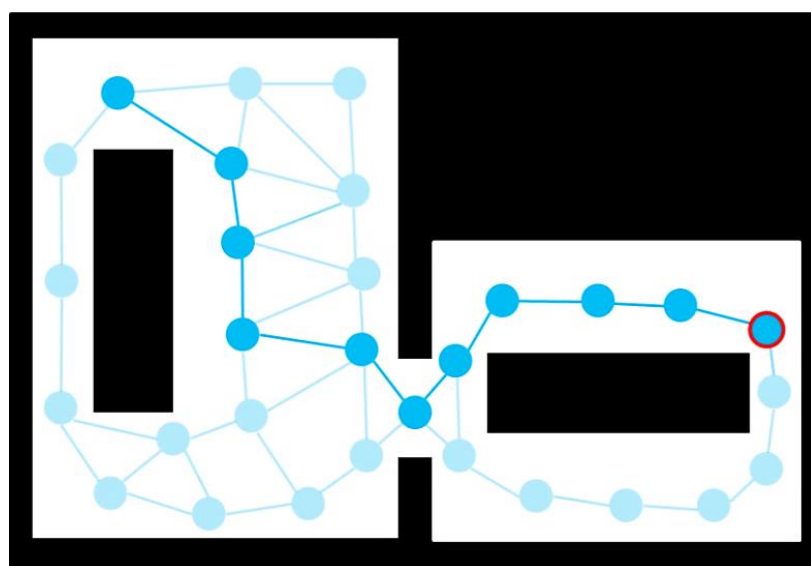


圖 36 以拓樸認知地圖進行路徑規劃

當機器人已對一空間建立拓樸認知地圖，可使用地圖中的連結進行路徑規劃。

#### 4. 事件細胞和決策網路

未來將在系統中加入一系列自組織的「事件細胞」，以競爭學習法學習經常發生的感官數據和空間關係組合。此事件細胞可與先前提到的基模位置細胞相合併。

再依照拓樸認知地圖和感官認知網路的連結形式，將這些事件細胞以馬可夫鍊相結合，便可以仿生的方式預測未來可能發生的事件。若再讓這些事件細胞以自組織的方式學習機器人處於遙控狀態時遙控者對特定事件採取的回應，便可以自發的認知在何種狀況下應該如何反應。

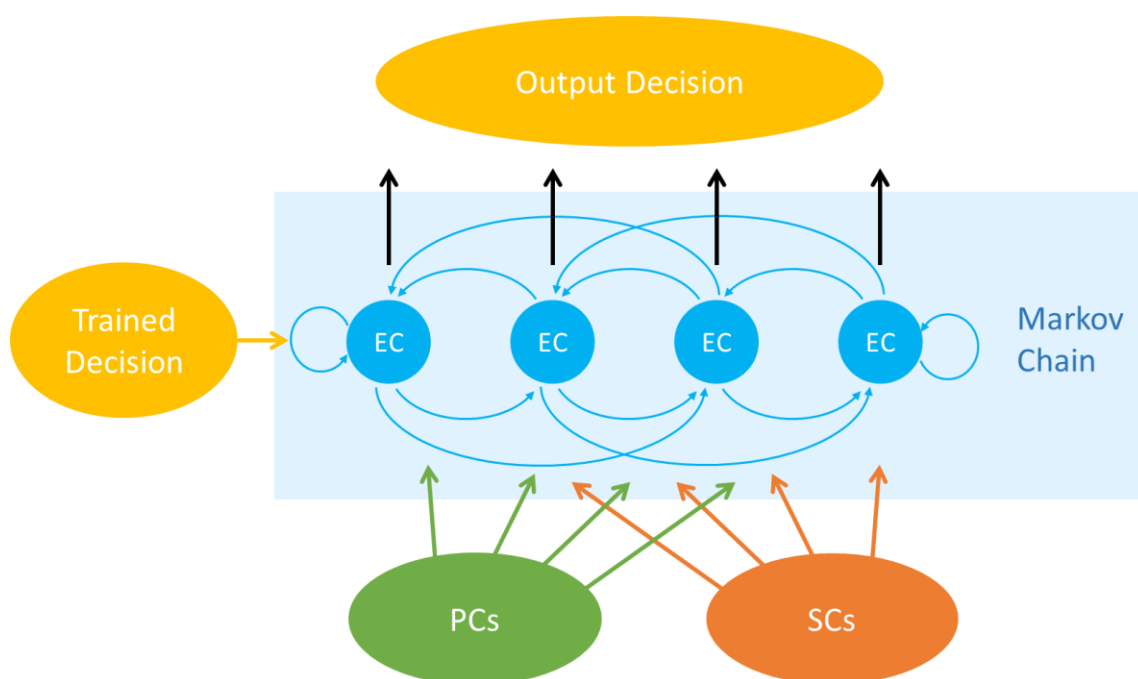


圖 37 事件細胞(EC)和決策網路示意圖

事件細胞以競爭學習法學習特定的位置細胞、感官輸入特徵與遙控時的動作，往後遭遇相同事件時即可模仿遙控者進行決策。

甚至可以透過決策網路預測未來可能發生的事件，並及早輸出決策。

## 5. 以隱藏式馬可夫鍊取代馬可夫鍊

隱藏式馬可夫鍊是帶有隱藏轉換單元的馬可夫鍊，可以學習具有長程相關性的數據，比起僅依上一狀態決定現有狀態的馬可夫鍊，更適合作為感官細胞中時序連結的架構。大腦新皮質中的架構也是以隱藏式馬可夫鍊為本。不過，隱藏式馬可夫鍊的數學結構較為複雜，本研究希望於未來的研究中將隱藏式馬可夫鍊使用於時序關係預測的結構，以增進其效能。

## 6. 自組織感官辨識網路和感官細胞

目前之感官細胞特徵類別皆是在事前預先設定，系統無法自行增減特徵狀態，對不同地區的適應性較低。未來希望能將感官細胞分為兩類，除了既有預訓練的感官細胞外，基於仿生精神，增加一些以隨機方式初始設定的感官細胞，並以競爭學習法訓練這些位置細胞匹配預訓練物件類別以外的偵測器輸入特徵，以增加辨識能力。



## 四、結論與未來展望

### (一) 結論

本研究提出一基於仿生與機器學習的空間認知系統。此系統由位置細胞、拓樸認知地圖和物件認知網路組成，可對曾探勘過的空間建構連結性的空間認知模型，以供未來位置辨識使用，甚至作為機器人導航的工具。

經模擬實驗證明，本系統得以建立高度穩定的拓樸空間地圖。當機器人面對各種突發狀況時，本系統皆可以創新的仿生機制應對。

本系統能依據過去經驗生成拓樸認知地圖以供導航，並能隨著探勘次數增加，不斷豐富對該空間的記憶。因此，此系統適用於持續性的在固定空間中執行複雜任務的機器人，例如在醫院、機場、車站等場所協助人類，或單獨執行任務。

除此之外，此系統無須外部資訊即可獨立執行複雜任務並建立適合用以導航的空間模型，因此，適合於災難現場執行前導探勘，建立該地之空間模型以利人類或機具使用。

## (二) 未來展望

### 1. 短期目標

- (1) 最佳化系統參數
- (2) 提升空間認知系統之機能
- (3) 提升測試系統機能，模擬不同變因時空間認知系統的表現
- (4) 將系統搭載於實體機器人進行實驗

### 2. 長期目標

- (1) 以拓樸空間地圖進行機器人路徑規劃
- (2) 建構自組織感官辨識網路
- (3) 建構事件細胞與層級式決策網路，使機器人得以自主決策

## 五、參考文獻

- [1] 蔡瑞煌(民 92)。類神經網路概論。臺北市：三民。
- [2] Michael Negnevitsky (2011). *Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems (3rd Edition)*. Pearson Education Canada.
- [3] Moser, E.I. & Moser, M.B. (2016). The Brain's GPS Tells You Where You Are and Where You've Come from. *Scientific American*, 314.
- [4] Wikipedia, 2016, "Mobile robot navigation"
- [5] Wikipedia, 2016, "Markov chain"
- [6] Google Self-Driving Car Project. Re: <https://www.google.com/selfdrivingcar/>
- [7] Tesla Autopilot. Re: <https://www.tesla.com/presskit/autopilot>
- [8] We are Comma.ai. Re: <https://commaai.blogspot.tw/>
- [9] Ole Kiehn & Hans Forssberg (2014), *The Brain's Navigational Place and Grid Cell System*.
- [10] O'Keefe, J. & Conway, D.H. (1978). *Hippocampal Place Units in the Freely Moving Rat: Why They Fire Where They Fire*.
- [11] McNaughton B.L., Battaglia F.P., Jensen O., Moser E.I. & Moser M.B. (2006), *Path integration and the neural basis of the 'cognitive map'*.
- [12] Moser M.B., Rowland D.C. & Moser E.I (2015). *Place Cells, Grid Cells, and Memory*
- [13] Jauffret A.,Cuperlier N. & Gaussier P. (2015). *From grid cells and visual place cells to multimodal place cell : a new robotic architecture*.

## 【評語】 190018

1. 本件作品理論實作並俱，以創新的資料結構及演算法進行仿生認知系統的實作，作品有創新亦有實用性。
2. 建議加強應用面向的論述，並發展應用系統。

Intel 特別獎評語：

適用於陌生空間的建立。簡單的 algorithm，但最好與 roombot 的 3D space 建立功能比較，對於 3D 的障礙沒進一步的解釋，跨領域（生物和電腦）的結合很棒。

評審討論時之發想：數台消防救生機器人從不同位置進入火場／震災現場協同建立空間地圖 etc.，具高度實用價值。