

以適應性協調機制求解群體機器人系統之 物件探勘蒐整問題

Adaptive Resonance Theory Network for the Object-Sorting Task in Multi-Agent Systems

林芳昌 黃志福
朝陽科技大學資訊管理系
台中縣霧峰鄉吉峰東路 168 號
fclin@cyut.edu.tw

摘要

本論文針對群體機器人協調合作問題之一的物件探勘蒐整問題(Object-Sorting Task, OST)提出一個適應性的合作機制—知識法則法進行求解。其方式為針對各種 OST 狀況，使用一個具適應性的合作模式對映方式，於多個合作解法中選用相對最佳之合作解法進行 OST 求解。適應性的合作模式乃是運用類神經網路中具有即時及自動聚類特性的自適應共振理論網路(Adaptive Resonance Theory Network, ART) 於 OST 物件之群聚(clustering)，以分析每一 OST 物件分佈類型，再由經驗法則之 OST 物件分佈與現成解法之最佳關係表中查得相對最佳解法以求解之，而其關係表是以電腦模擬的方式進行實驗求得。最後經由模擬實驗的結果證明，本研究提之知識法則法執行 OST 任務的效率相較於所有實作的協調演算法中是最佳的。

This paper utilizes the Adaptive Resonance Theory Network (ART) to solve the Object-Sorting Task (OST) for Multi-Agent Systems. The approach is to develop the relationship between the OST object distributions and coordination solutions for the OST such that the results can be used for agents to employ a best solution for any given OST. First, we utilize the ART technology to clustering the OST objects into clusters. Then, find the best solution for the OST by looking up the relationship table. The relationship can be obtained by the experiments those performing different existing coordination solutions for every OST object clustering and concluding the relationship. The simulation results showed that this approach is better than all the existing coordination solutions described in this paper.

關鍵詞：群體機器人系統(Multi-Agent Robotic Systems)、群體代理人(Multi-Agent

Systems)、群聚(Clustering)、自適應共振理論網路(Adaptive Resonance Theory Network)

一、導論

群體機器人合作機制的問題一直都是研究的重要課題。但在真實的情況下，一個群體處於未知與動態環境中時，單一合作機制要發揮高度的合作效率是相當不容易的。如每次都以同一協調合作機制，可能造成在某些情況下效率低落；反之，如能針對群體合作問題的各種狀況，直接採用其相對應的有效求解方法，將可較有效率的達成任務，並降低成本。換句話說，運用多個合作方式於未知與動態環境下的各種狀況，並使用一個具適應性的合作模式對映方式來選用相對最佳的合作方式才能獲得較佳的合作效率。

物件探勘蒐整問題(Object-Sorting Task, OST) [9] 是一個需要群體機器人協調合作的典型範例，它相似於蟻群外出覓食，遇到搬不動的食物便呼朋引伴集群體之力搬回巢穴中。這個工作需派遣多個代理人(agents)去搜尋物件並搬運至特定之目的地，一個物件可能需要一個或多個 agents 協力搬運，因此 agents 必須互相合作協調以達成使命。

在過去，Lin 與 Hsu 於 1995 年分析 OST 問題的複雜度，證明它是一個 NP-Complete 的問題，並於研究中利用基因演算法尋求最佳解 [9]。另外為避免基因演算法之代代繁衍需要較長之收斂時間問題，其提出即時處理的動態求助法(Help-based cooperation) [10] 以及先搜尋再安排個別任務之群體協調法(Coordination-based cooperation) [11]。而由於 OST 是一個 NP-Complete 問題，以上所提動態求助法與群體協調法雖具時效性之價值，但不是最佳解，另一方面，經深思熟慮之基因演算法無法處理具時效性之需求。

在本論文中，提出一個具適應性的 OST 合作協調機制—知識法則法，綜合深思熟慮之優點與時效性之需求。其基本理念乃是以電

腦模擬實驗的方式進行研究，找出 OST 物件分佈類型與各種解法之對照關係，然後對每一個 OST，只要知道其物件分佈類型即可得知其相對最佳之合作解法，然後用此合作解法來執行此 OST。

本研究利用類神經網路中具有即時及自動聚類特性的自適應共振理論網路(Adaptive Resonance Theory Networks, ART)之技術來對 OST 的各種物件分佈做一分類，且針對分類後的各種不同類型的物件分佈，以各種不同的合作解法進行模擬實驗，使在不同類型

的物件分佈下，取得相對最佳的群體代理人合作模式，以有效率的執行此 OST 工作。

在找出各物件分佈類別之相對最佳合作模式之後，這結果可實際應用於未知環境下的 OST 問題，如圖 1 所示，在模擬環境中輸入任一 OST 問題特例，經由搜尋派遣，負責搜尋各子區域的代理人將搜尋到的物件參數(輸入變數)傳回進行 ART 網路聚類分析，經由分析結果取得之前研究成果所得之最佳合作模式，再以此模式執行此 OST 工作。

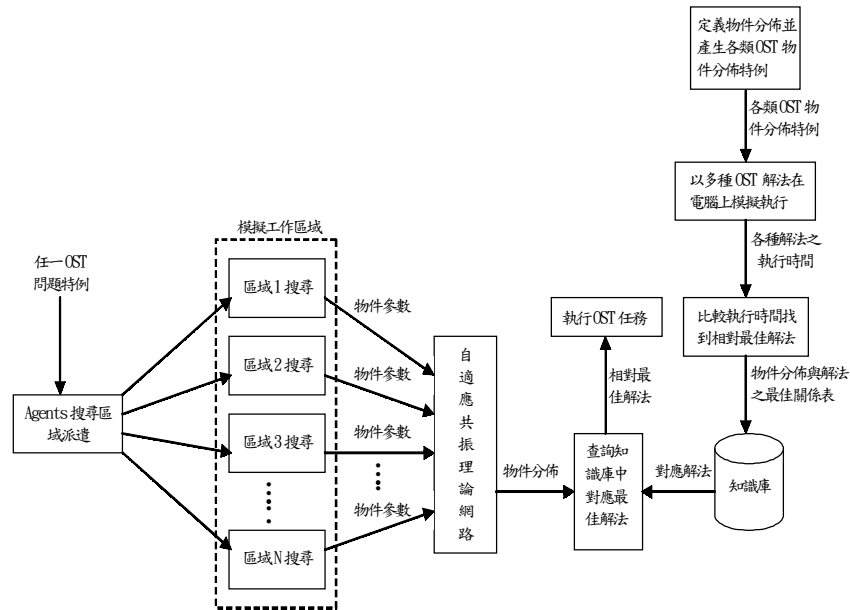


圖 1、研究架構圖

本論文中，第二節將對物件探勘蒐整問題(Object-Sorting Task, OST)作介紹及探討。第三節敘述物件群聚之方法。第四節說明適應性協調機制，實驗過程與結果分析則討論於第五節。最後，第六節為結論。

二、物件探勘蒐整問題

物件探勘蒐整問題(Object-Sorting Task, OST)是一個需要群體機器人協調合作的典型範例，它相似於蟻群外出覓食，遇到搬不動的食物便呼朋引伴集群體之力搬回巢穴中。以下為其定義[9]。

OST 定義：

令 $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ 為在一有限區域內的一組隨機分佈之物件(objects)，每個物件 $o_i = (l_i, d_i, n_i)$ 擁有一之屬性 l_i 為初始位置， d_i 為目的地位置， n_i 為搬運所需的 agent 數目，即一物件 o_i 至少需 n_i 個可利用之 agent 才能被搬動。並令 $R = \{r_1, \dots, r_N\}$ 為 N 個 agent 的集合， n_{max} 為搬運任何一個物件時，最大所需的 agent 數目。當 N 不小

於 n_{max} 時，agents 搜尋各物件並搬運至各物件之目的地，在此所有工作之 agents 皆為同質性，Object-Sorting Task 完成的條件為當全部物件皆被搬運至它們的目的地時，其目標則希望求得最佳之完成效率，亦即以最少之時間來完成 OST 之任務。

為了完成此工作，agents 必須有一些基本能力，例如物件偵測與分辨之能力、由一位置至另一位置的移動避障能力、以及協力搬動物件之能力等。一 OST 由 agents 開始搜尋物件至所有物件被搬至目的地所經時間即為解決此 OST 問題之解法(solution)所需時間，故需要較少時間的解法自然是較好的解法。

如圖 2 為一個 OST 任務之範例，有 4 個物件散佈於一大小 10×8 平方單位之工作區域內，每個物件皆被定義了初始位置、目的地位置及搬運所需的 agent 數目，在這個圖例中，物件搬運所需最大的 agent 數目 n_{max} 為 5，故執行此 OST 任務最少需要 5 個以上之 agents 協力搬運，當全部物件皆被搬運至它們的目的地時，則達成 OST 之任務。

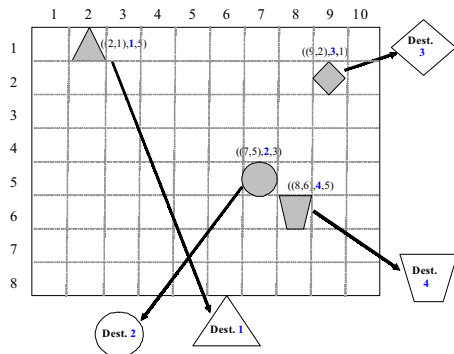


圖 2、物件探勘蒐整問題圖例

OST 是一個 NP-Complete 的問題。Lin 與 Hsu 曾於研究中利用基因演算法尋求最佳解 [9]。另外為避免基因演算法之代代繁衍需要較長之收斂時間問題，其提出即時處理的動態求助法(Help-based cooperation) [10] 以及先搜尋再安排個別任務之群體協調法(Coordination-based cooperation) [11]。動態求助法即每一 agent 個別搜尋責任區，當發現物件(object)時，若自己能搬動則將此物件搬至其目的地。若是物件需要多個 agents 才能搬動，則向其他同伴尋求協助，等待同伴到來達到此物件所需 agent 數目時，再一起協力搬至目的地，之後，agent 回到自己責任區，繼續搜尋與搬運直到責任區內全部物件皆處理完為止。文獻中同時提出避免全部陷入等待(Deadlocks)的處理方式。群體協調法則是每個 agent 先搜尋完責任區，將發現的 object 屬性一一通知其他同伴，之後，再運用他們所提出可分散執行的協調演算法(coordination algorithm)來排出每個 agent 所需負責之物件搬動次序表(object list)，最後，agents 只要按照自己的物件搬動次序表依序一個個去搬動物件即可完成此 OST 工作。

三、物件群聚

如上節所述，為了綜合深思熟慮之優點與時效性之需求，本研究提出另一種方法來處理 OST 問題--知識法則法。此方法之基本理念為找出 OST 上物件之分佈與解決 OST 的合作解法之對照關係，然後對每一個 OST，只要知道其物件之分佈即可得知其相對最佳之合作解法，然後用此合作解法來執行此 OST。

為了求得物件分佈與既定合作解法之對應表 (Distribution-Coordination relationship table, D-C table)，必須先區分物件分佈的情形，然而 OST 問題中，物件之分佈可能情形有無數種，對於本身之原始位置有一分佈情形，對物件的目的地亦可能有另一種分佈情形，其互相搭配之結果將是相當複雜的。甚

至於，統計上所熟知的常態分布、均勻分布...等常見之分佈法將不足以用來歸類或區分這複雜分布，因為它可能不屬於任一種分布，也可能是多種分布之結合。

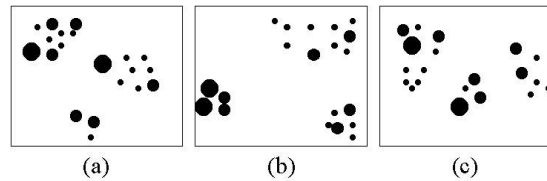


圖 3、群聚法之物件分佈-3 群聚圖例

本研究提出用群聚法(clustering)做為區分物件分佈之方法。換句話說，我們將物件相聚情形分成一群群(clusters)，例如，全部是集中在一起的一群(one cluster)，或是分散開的兩群(two clusters)、三群...等。其分群原則乃是依據物件相鄰程度而定。因此不管其原為均勻分佈或其他種分佈，亦不論物件之大小及目的地屬性為何，一律以群聚法將其分為一群群，以圖 3 為例，其中(a)、(b)、(c)皆屬於 3 個群聚的物件分佈。以下將對群聚法相關之聚類分析做一探討再接著敘述本研究採用之 ART 方法。

(一) 聚類分析

聚類分析(Cluster Analysis)是一種使資料分類成群的方法。在學術界與工業界有許多領域常常需要使用到聚類之技術來將物件或觀察體分類。例如對於工程與科學學科上的資料壓縮、統計資料、圖形識別、資料探勘、人工智慧等等來說，它是一個相當重要的解決問題技術。如手寫特徵辨識、指紋辨識、語音或語者辨識及文件分類都需要聚類分析的技術來減少資料量及找出代表性的資料點，而聚類問題的目的在於將所有點至其該群中心距離總和最小化。

然而，因聚類分析亦是一個 NP-Complete 的問題，不易在合理的時間內求得最佳解；因此，傳統之數學規劃法一般皆採用能迅速求得近似最佳解的啟發式解法。聚類運算是將 m 個樣本分配至 n 個群聚類中，同一個聚類中的成員具有類似的特性，將樣本的特性以 p 度空間的點座標來表示；因此，點與該群中心的距離可以表達樣本在該群的適當性，聚類分析即是依特性距離的大小，將特性較接近的歸為一群。如圖 4 所示，在一個二維向量空間中有許多樣本觀察體，每個觀察體擁有 X1 向量和 X2 向量之屬性，聚類分析則依每個觀察體的 X1 向量和 X2 向量之特性距離較近的歸為同一群。故聚類的基本問題就是在於使相似的資料成群，

使同一群聚內的觀察體具有高度的同值性，不同群聚的則具有高度的異質性，而這些成群的資料就稱為群聚(Cluster)。

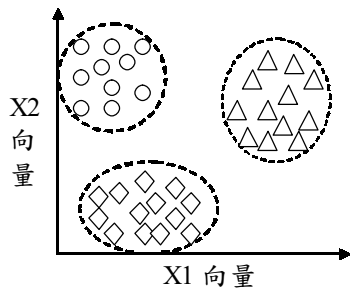


圖 4、聚類分析圖例

至目前已有不少的學者致力於聚類分析方法之研究，包含多變量統計方法、類神經網路(artificial neural network)及其它各式演算法 [7],8)。過去常見的群化方法—聚類分析有階層式分群法及分割式分群法，階層式分群法可由樹狀結構表示，大概分為凝聚型與分裂型兩類，乃是將資料藉由連續的結合或分割直到預定之叢集數來達到分群聚類的目的；而分割式分群法則事先需要決定集群中心(seeds)的數目，用來當作起始的分群中心，再將個別觀察體與其距離最近的集群中心合併，一直重覆此程序，直到群聚結果不

再改變或滿足某種限制條件為止，如群聚中心值的改變量小於預設值、重覆的次數超過預設值...等，常見如 Forgy 演算法[5]、Minimization of Sum of Squared Distance(K-means)演算法[12]、ISODAEA 演算法[1]等。但在傳統多變量統計方法的聚類過程中，聚類數的多寡需要靠人為的判斷，易流於主觀；而類神經網路模式在分類上則能有自動化的呈現，相較於傳統方法有較佳的表現。

(二) 自適應共振理論網路

自適應共振理論網路(Adaptive Resonance Theory Network, ART) [6] 是一種非監督式學習模式的類神經網路，不需要外在的指導者來幫助學習，網路本身就有能力對輸入的資訊進行學習和聚類，其輸入值可為二元值或連續值，過去有許多學者將它應用於群組技術上 [1]10-12]，且其學習不需提供訓練範例，而是藉由外來輸入向量出現逐步學習並做聚類分析，這種學習方式除了可以直接在線上學習外，並可以達到快速學習的目的，適合應用於本研究所探討之 OST 問題中的即時物件搜尋聚類。如圖 5 所示，為 ART 之網路架構，其演算法可參照 [6]。

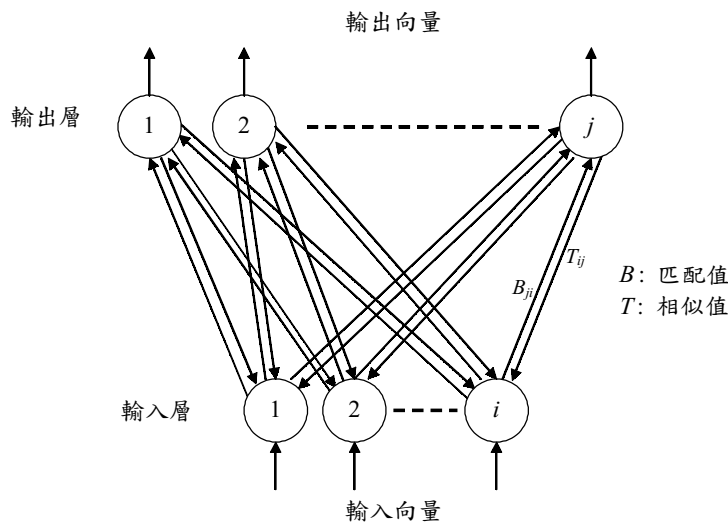


圖 5、自適應共振理論網路架構

四、協調解法(Coordination solutions)

本論文所提之適應性協調機制乃是使用一個具適應性的合作模式對映方式於多個協調解法中選用相對最佳之協調解法進行 OST 求解。所採用的 OST 協調解法包含文獻 [11] 所提及新發展之協調演算法(coordination algorithms)，文獻所提之演算法協調策略乃

是根據 agents 每次搬運物件的成本(Cost-balanced)作為排程考量；而新發展之演算法協調策略，則分別根據物件或物件群聚(Cluster)離其目的地之距離成本或物件大小作為排程條件之考量。

在模擬環境中，每個 agent 有自己的基本能力，如偵測與分辨物件、單獨或合力搬運物件、與其他 agents 互傳訊息溝通等。agent

每走一步就是一個時間單位，對任一 OST 問題，當一群 agents 尋找物件並將所有物件搬至目的地所需之時間即為執行此 OST 所需的時間，這時間與模擬程式執行的時間是不同的，用這九種解法分別在電腦上模擬執行任一 OST 問題特例，便可得知各種解法所需之時間，需要最少時間之解法即為對此 OST 的相對最佳解法。以下分別敘述這些解法。

(一) 文獻之群體協調法

文獻之群體協調方法乃是將全部區域平均分割成與 agents 數目相同之個別責任區並分配給每一 agent，之後每個 agent 個別搜尋自己的責任區，當每個 agent 搜尋完責任區，將發現的物件屬性一一通知其他同伴，之後，再運用文獻所提可分散執行的協調演算法(coordination algorithm)來排出每個 agent 所需負責之物件搬動次序表(object list)，最後，agents 只要按照自己的物件搬動次序表依序一個個去搬動物件即可完成此 OST 工作。此方法中最重要之核心為協調演算法，其主要步驟如下所述：

- Step 1：每個 agent 挑選一個自認最佳之物件當成下一個要處理之物件。
- Step 2：若全部被 agents 挑出之物件共只有一個，他就是要被安排之物件。否則就比較這些被選出之物件，哪個物件搬動至目的地所需時間最省，它就是要被安排之物件。
- Step 3：對 Step 2 選出之要被安排之物件，挑選最適合且數目恰為所需之 agent 數目，再將此物件分派到所選中之 agent 個別的物件搬動次序表(object list of each agent)中。
- Step 4：重複執行 Step 1-3 直到所有物件皆被分派給 agents 為止

在以上的文獻演算法中，Step 1 需要對『最佳物件』參數給予定義，Step 2 中對挑選物件之條件參數亦可以改變，Step 3 對於物件搬運之『最適合 agent』分派，則是計算每個 agent 目前位置到該物件的距離成本，並從中挑選成本較低且數目恰為所需之 agent 數目。

表 1、文獻之協調演算法參數組合表

Step 1 參數	Step 2 參數
離自己距離最近	搬運至目的地之時間成本最少

參數組合表如表 1 所示，Step 1 參數"離自己距離最近"表示 agents 各自挑選離自己目前位置最近的物件作為搬運的對象；當 agents 所挑選之物件共不只一個時，則以 Step 2 參數"搬運至目的地之時間成本最少"作進一步篩選，比較所有被挑選出的物件搬運至目的地位置的時間，挑出時間花費最少的。

(二) 新發展之群體協調法

新發展之群體協調法，則是當每個 agent 搜尋完責任區後，將發現的物件屬性通知 Control Agent，之後，由 Control Agent 依協調演算法中所設定的參數來排出所有物件搬運的順序，並依序挑選最適合且數目恰為所需之 agent 數目，並將各物件分派到所選中之 agent 個別的物件搬動次序表(object list of each agent)中，最後，agents 只要按照自己的物件搬動次序表依序一個個去搬動物件即可完成此 OST 工作。此方法中最重要之核心為協調演算法，其主要步驟如下所述。

- Step 1: control agent 依照參數 1 設定物件搬運之最佳成本將所有物件作排序，當遇到成本相同之物件則以參數 2 之條件進行進一步之篩選，若經由參數 2 之篩選後仍有成本相同之情況則任意挑選其中之一。
- Step 2: control agent 對排序完成的物件搬運表，依序挑選最適合且數目恰為所需之 agent 數目，並將各物件分派到所選中之 agent 個別的物件搬動次序表(object list of each agent)中。

在以上演算法中，Step 1 需要對『最佳物件成本』參數給予定義，Step 2 對物件搬運之『最適合 agent』分派，在此則是採用與文獻相同之定義，計算每個 agent 目前位置到該物件的距離成本，並從中挑選成本較低且數目恰為所需之 agent 數目。

參數組合表如表 2 所示，變化一及變化二演算法分別依參數 1 將所有物件依其與目的地的距離的近遠來排序，如遇到距離相同的則以參數二之條件，任擇其一排序；變化三及變化四演算法分別依參數 1 將所有物件依其搬動所需 agent 數多寡(即物件大小)來排序，如遇到物件大小相同則以參數二之條件選擇離目的地距離最近的物件；變化五至變化八演算法分別依參數 1 以物件之群聚作排序，變化五及變化六乃是計算各個物件其所屬的叢集搬運至目的地之總時間成本，作升幕及降幕排序，變化七及變化八是計算各個物件其所屬的叢集內全部物件其搬動所需

agent 數之總和(即整個叢集內物件大小之總和)，故變化五至變化八演算法中的每個物件叢集被挑選的次數都會與其群聚內之物件數

目一樣，所以當同一物件叢集被挑選二次以上時，則依參數二之條件，以物件離目的地最近的決定叢集內物件的搬運順序。

表 2、八種變化之協調演算法參數組合表

演算法	參數 1	參數 2
變化一	離目的地距離最近	任意挑選
變化二	離目的地距離最遠	任意挑選
變化三	物件搬動所需 agent 數最少	離目的地距離最近
變化四	物件搬動所需 agent 數最多	離目的地距離最近
變化五	整個物件叢集搬運至目的地之時間成本最少	被挑選的物件叢集中離目的地最近的物件
變化六	整個物件叢集搬運至目的地之時間成本最多	被挑選的物件叢集中離目的地最近的物件
變化七	整個物件叢集搬動所需 agent 數總合最少	被挑選的物件叢集中離目的地最近的物件
變化八	整個物件叢集搬動所需 agent 數總合最多	被挑選的物件叢集中離目的地最近的物件

五、實驗結果

模擬程式是以 Java 程式語言在 Windows 98 之作業系統下進行開發。如圖 6 所示，模擬環境之工作區域大小為 550×400 pixels，並劃分為 5×2 個子工作區域(X 軸：5 個，Y 軸：2 個)，agents(N)個數為 10，物件個數(M)為 50。

如圖 7 及圖 8 所示，分別為一 OST 模擬範例的初始及執行狀態，圖中每個黑色矩形代表一個 agent，以下以 WA (Work Agent)稱之，在圖例的左下方為時間的顯示，圖例下方的控制按鈕則提供使用者掌控任務的設

定，在工作區域的下方長方格是各個 WA 的基地及狀態顯示。

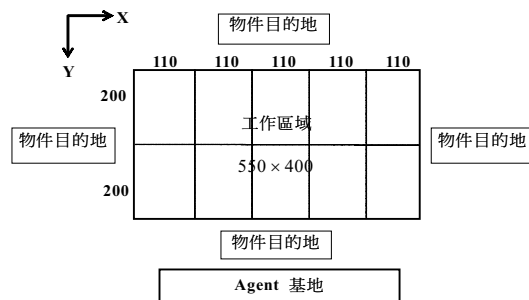


圖 6. 模擬地圖

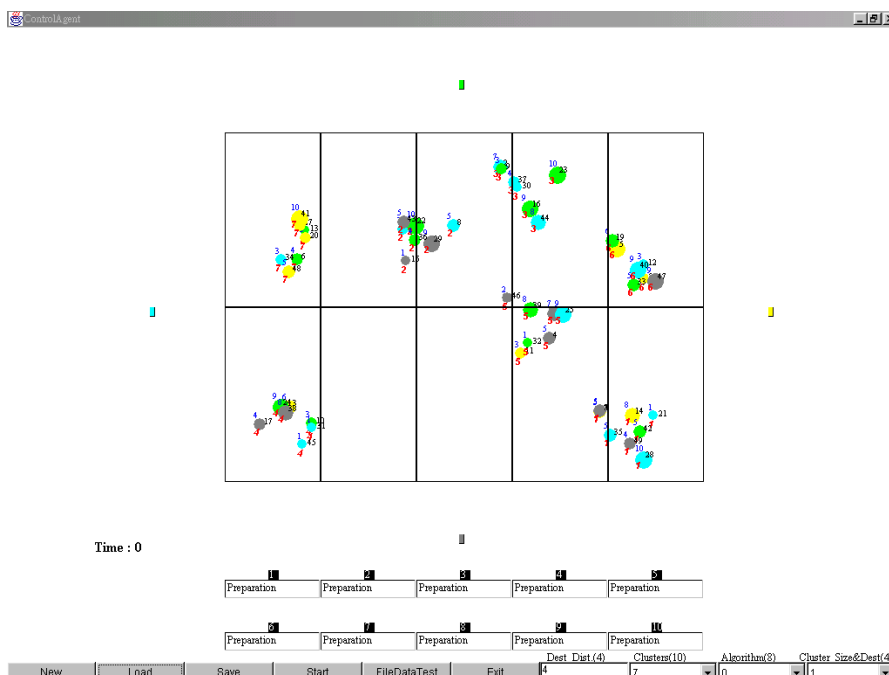


圖 7、模擬範例 - 初始狀態

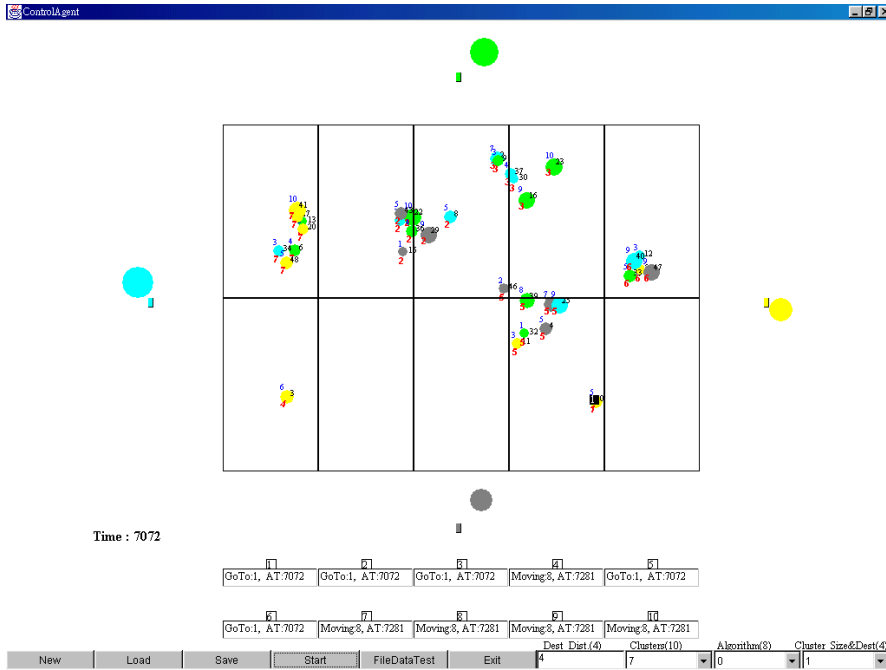


圖 8、模擬範例－執行狀態

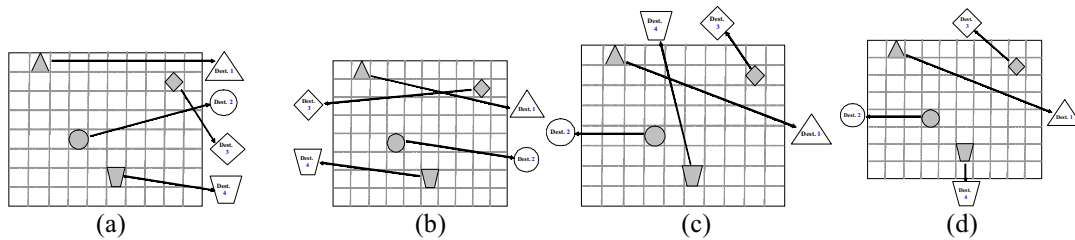


圖 9、四種物件目的地分佈圖例

每個 WA 最初停留於自己的基地，當它們被設定任務派遣後，每個 WA 會去搜尋它的責任區，並且將搜尋結果根據所使用的演算法則傳送給其它的 WAs 或 CA(Control Agent)以規劃物件搬運策略，如圖 8 所示，很多的物件已被搬運至目的地，選擇搬運物件的優先順序是根據各種演算法則的參數而定。

OST 的執行效率是以所執行的時間數量來評估，agent 每走一步就是一個時間單位，而其距離為一個 pixel，對任一 OST 問題，當 agents 尋找物件並將所有物件搬至目的地所需之時間即為執行此 OST 所需的時間，這時間與模擬程式執行的時間是不同的。故用各種解法分別在電腦上模擬執行任一 OST 問題特例，便可得知各種解法所需之時間，需要最少時間之解法即為對此 OST 的相對最佳解法。

在模擬實驗中，首先，根據任務參數：群聚數、物件屬性分佈類型及目的地位置分佈類型產生特定 OST 特例。群聚數為一群 (one cluster) 至十群 (ten clusters) 共十種；物件屬性類型四種 (物件大小及目的地二種屬性之

組合)；物件目的地位置分佈四種 (圖 9)，總共有 160 種 (10×4×4) 組合，每種類型之 OST 問題各產生 15 個特例 (instances)，然後對每一 OST 特例，以實作之九種解法在電腦上模擬執行，共執行 21600 次 (160×15×9)，經由比較此九種解法在每種類型 OST 特例所花費的時間成本，以求得其相對之最佳解法為何，如表 3 所示，經由實驗之平均結果，得到在各種 OST 物件分佈下之平均相對最佳解。

在表 3 中，各屬性組合所對應之數字是代表在該類屬性組合下之 OST 問題類型所求得的相對最佳解法，數字 0 表示文獻之解法，數字 1 至 8 表示所變化的八種解法，舉例說明，如物件群聚數為 5 (以 C5 表示)、群聚內之物件屬性分佈為第二類“目的地不同/大小相同”及物件之目的地分佈為第三類時，對應之相對最佳解法為解法 0。從組合表中我們可以發現當物件及目的地分佈較為分散時，解法 0 佔據了大部份，而較為集中時，則由解法 4 佔了大部份。

表 3、OST 分佈-協調關係表(D-C table)

群聚內之物件 屬性分佈	目的地 分佈	物件群聚數									
		C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
目的地不同 /大小不同	一	8	4	5	5	4	4	7	4	1	4
	二	4	3	4	4	3	4	0	0	4	0
	三	7	4	3	3	4	0	0	0	0	0
	四	6	4	4	0	0	4	0	0	0	0
目的地不同 /大小相同	一	4	6	7	7	3	8	0	4	0	8
	二	4	4	4	0	0	0	0	0	0	0
	三	4	4	7	0	0	0	0	0	0	0
	四	4	7	0	0	0	3	0	3	0	0
目的地相同 /大小不同	一	4	8	5	7	5	4	5	6	0	6
	二	3	4	4	0	0	0	0	0	0	0
	三	3	4	4	0	0	0	0	0	0	6
	四	4	8	3	0	0	0	0	0	0	6
目的地相同 /大小相同	一	8	5	4	6	2	6	6	8	5	6
	二	4	4	4	4	0	0	0	0	0	0
	三	4	4	0	0	0	0	0	0	0	0
	四	4	4	0	0	0	0	0	0	0	0

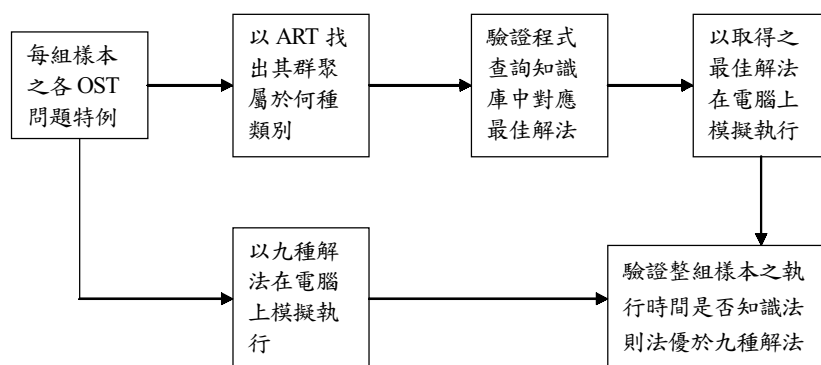


圖 10、驗證流程

本研究提出的解決 OST 問題的知識法則法，乃是利用找出之 OST 物件分佈與解法對照關係表 (Distribution-Coordination relationship table, D-C table)，對任一 OST 特例，在經過物件搜尋與聚類後，agents 即可經由關係表取得相對最佳之合作解法，然後用此合作解法來執行此 OST 任務。

為了驗證知識法則法的效能，我們以定義之 160 種類型 OST 特例設為一組驗證樣本，共隨機產生 5 組進行驗證。其驗證流程如圖 10 所示之步驟進行驗證，對每一種 OST

特例，分別執行前述之九種演算法及知識法則法，並以從九種演算法中隨機選擇一種之隨機演算法加入比較，驗證結果如表 4.2 所示，知識法則法在驗證的五組樣本中皆獲得最佳的效率(花費時間最少)，且正規化後它的相對績效 P 比最佳的演算法 0 高出約 20%。正規化計算方式如下：

令 i 為各種演算法， A_i 為其花費之時間， P_i 為其相對績效，則

$$P_i = \frac{A_{\max} - A_i}{A_{\max} - A_{\min}}, \quad 0 \leq P_i \leq 1$$

表 4、驗證結果

演算法	樣本 1	樣本 2	樣本 3	樣本 4	樣本 5	平均	相對績效
0	3718171	3796962	3516374	3641132	3842722	3703072	0.83
1	3869775	3960023	3673713	3836154	4000695	3868072	0.08
2	3880864	3983456	3690402	3848245	4020746	3884742	0.00
3	3721193	3833803	3534226	3680392	3901927	3734308	0.69
4	3726226	3829869	3524927	3680016	3886414	3729490	0.71
5	3755887	3860778	3567478	3686461	3913597	3756840	0.59
6	3765779	3871545	3569799	3687524	3906388	3760207	0.57
7	3765713	3879211	3579751	3688182	3921664	3766904	0.54
8	3764577	3882572	3570364	3689577	3908812	3763180	0.56
機選隨擇	3763495	3866333	3572187	3705192	3916317	3764704	0.55
最佳關係表	3672643	3772354	3504114	3599362	3785812	3666857	1.00

六、結論

本論文提出一個適應性的合作機制-知識法則法來求解 OST 問題，針對各種不同狀況的 OST 問題，運用其相對最佳的合作機制來進行求解。最後，由實驗結果證明，本研究所提之知識法則法執行 OST 任務的效率是本實驗所有實作的協調演算法中相對最佳的。故群體系統對爾後的 OST 問題可以此經驗法則得到相對最佳解法以求解此 OST 問題，並且本研究所發展之成果可轉移到工業界或學術界作為群體系統發展之用。此外，針對實驗結果之分析可作為採用這些系統之參考依據。

在本研究中，D-C table 是以統計的觀點來進行建構，研究中發現當物件分佈趨於分散（群聚數較多時），以文獻之協調演算法可獲得較高效益，而物件分佈較趨於集中（群聚數較少時），則以我們所變化之協調演算法可獲得較高效益，但在有些物件分佈介於模糊地帶，很難去界定其屬於上述的那一項，也因為如此，由 D-C table 中可看出，有一些地帶的相對最佳解法存在著許多不確定因子，故未來的發展方向，將嘗試加入模糊法則(fuzzy)來建構 D-C table。

七、參考文獻

- [1] 周永昌，「ART 類神經網路在群組技術上的應用」，碩士論文，私立元智工學院工業工程研究所，中壢，1994。
- [2] 陳信嘉，「類神經網路應用於群組技術之機器分群及工件分族」，碩士論文，私立元智工學院工業工程研究所，中壢，1993。
- [3] 盧濟明，「類神經網路應用於自動分群之研究」，碩士論文，國立中央大學資訊及電子工程研究所，中壢，1990。
- [4] G. H. Ball and D. J. Hall, "Some Fundamental concepts and synthesis

procedures for pattern recognition preprocessors," *International Conference on Microwaves, Circuit Theory, and Information Theory*, Tokyo, 1965.

- [5] Forgy, "Cluster analysis of multivariate data: efficiency versus interpretability of classifications," *Biometrics*21, 768, 1965.
- [6] L. M. Fu, *Neural Networks in Computer Intelligence*, Second Edition, McGRAW-HILL, 1991.
- [7] A. K. Jain, R. C. Dubes, *Algorithms for Clustering Data*, Prentice Hall, 1988.
- [8] A. K. Jain, M. N. Murty, and P. J. Flynn, "Data Clustering: A Review," *ACM Computing Surveys*, Vol. 31, No. 3, September 1999, pp. 264-323.
- [9] F. C. Lin and J. Y.-j. Hsu, "A Genetic Algorithm Approach for the Object-Sorting Task Problem", *Proc. of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Vancouver, Canada, Oct. 1995.
- [10] F. C. Lin and J. Y.-j. Hsu, "Cooperation and Deadlock-Handling for an Object-Sorting Task in a Multi-agent Robotic System", *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Nagoya, Japan, April 1995, pp. 2580-2585.
- [11] F. C. Lin and J. Y.-j. Hsu, "Coordination-based Cooperation Protocols in a Multi-agent Robotic System," *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Minneapolis, Minnesota, April 1996, pp. 1632-1637.
- [12] MacQueen, "Some methods for classification and analysis of multivariate observations," *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, University of California Press, 1967.