



● 補給作業

應用類神經基因演算法 提升國軍運補任務車輛派遣 與途程規劃效能

提要

羅淑蝦

- 一、在目前有限的國防預算以及兵力精簡組織調整之現實環境下，導入現代科學概念與企業管理的思維與方法，有效解決各項實務問題以達成任務，實為國軍邁向現代化之重要研究方向。
- 二、本文主要參考國內外相關文獻，提出「類神經基因演算法」導入國軍後勤任務中主要運補任務與途程規劃，期能發揮後勤管理科學化及自動化之效益，符合國軍未來後勤整備發展之目標，並能確保裝備妥善與作戰任務之達成。
- 三、現行聯保廠在國軍組織再造與釋商委外過程中，作業量大且人力大幅精簡，經實際案例驗證能有效降低補給庫主動運補任務負荷，減少車輛及人員派遣，增加兵力運用彈性，相對提升部隊訓練成效與任務執行能力。

關鍵詞：庫儲管理、類神經網路、基因演算法、車輛途程問題

壹、前言

當前國軍後勤整備重點為組織調整與提升支援效能，主要作為包括：將三軍通用後勤作業統由陸軍辦理，專用後勤由各軍種負責；擴大委商、人力外包、國有民營與評價聘雇，以釋出後勤員額，充實作戰人力；精進庫儲管理工作，提升資產使用效益；強化應急保修作為，提升平戰時後勤支援能力；以及精進國軍用兵後勤管理系統，有效管控部隊後勤能量，俾滿足戰演訓任務需求¹。

隨著軍事事務革新推行與C4ISR概念的興起，包括戰略策定、戰術規劃到後勤支援等作業，不斷朝向如何獲得更高效益之方向發展。因此，在目前有限的國防預算以及兵力精簡組織調整之現實環境下，導入現代科學概念與企業管理的思維與方法，有效解決各項實務問題以達成任務，實為國軍邁向現代化之重要研究方向。

為確實提升後勤支援效能，本文係透過具學習及容錯之類神經網路 (Artificial Neural Network, ANN) 結合基因演算法 (Genetic Algorithms, GA) 建構「類神經基因演算法 (Artificial Neural GA)」，並利用

學術界廣泛探討之車輛途程問題 (Vehicle Routing Problems, VRP) 應用於國軍野戰庫儲管理中，期能發揮後勤管理科學化及自動化之效益，以達成適時、適地、適質、適量的後勤支援目標，滿足部隊需求、降低風險與節約成本。

貳、國軍野戰庫儲管理

野戰保修為保修制度的一環，乃野戰部隊戰力充實與持續之泉源，亦為其核心能量，現今國軍維修保養制度劃分為維修單位階層與維修深度階層，權責區分為三段五級²制，即單位保養、野戰保修及基地翻修等三段，五級則是各階層分別依其負有的維修深度執行保修作業，包括所有使用裝備之清潔、旋緊、潤滑、測試、調整、檢查、校正、鑑定、檢整分類、修理、翻修等作業³。為能有效支援此三段五級保修制度，保養(修)所需零附件之獲得與分配扮演著重要之關鍵角色，尤其庫儲管理之效能，更攸關作戰部隊裝備妥善之保修支援成效。

國軍野戰庫儲管理工作自軍品接收入庫經儲存、防護至檢整撥發等連續作業，為有

- 1 中華民國102年《四年期國防總檢討：第三篇第四節》(臺北市：國防部，民國102年3月)，頁40-41。
- 2 《國軍準則—陸軍—2—9—02 陸軍單位段保養勤務教範(第二版)》(桃園：陸軍司令部，民國101年10月24日印頒)，頁1-1。
- 3 葉智瑤，〈從效益後勤觀點探討野戰保修維保模式及核心能量之研究〉《聯合後勤季刊》，第25期，民國100年5月，頁74-75。



效提升作戰所需，其作業項目主要區分為庫儲配置、軍品接收、帳籍管理、軍品防護與檢整⁴、軍品配送及撥發，以現行物流管理概念而言，精進庫儲管理首要面對之問題應為強化實體供給及物流工程；亦即增加物料流程（如採購、進貨、儲存、控制及搬運等作業）設備提供，用以控制物料的流通，使組織之人力、設備及資源能作最有效之運用，提供適當的服務，其中零附件接收撥發作業時效管制（前支作業）、庫儲輸具之作業能量（含建置及合約商）提升及從事庫儲軍品撥補作業所投入之運輸成本等方面適時尋求改進，將可提升整體庫儲作業效率⁵。

一、物流中心 (Distribution Center)

物流中心亦稱為發貨中心或配送中心，依設立目標、經營特性及不同貨物處理因素考量下，將物流中心分為一般型態物流中心、運輸業物流中心、製造業原物料物流中心等，就國軍地面裝備保修體系而言，「地區聯保廠」即為作戰區內保修支援勤務之物流中心，除本身裝備維修之主要任務外，尚具備了採購、儲存、檢貨、搬運、物品加工、包裝、分貨、檢核、配送及帳務處理的功能，其設立的目的是在造成物流的「5R」理想境界⁶

即以正確的條件 (Right Condition) 和正確的成本 (Right Cost)，在正確的地點 (Right Places)、正確的時間 (Right Time)，提供正確數量 (Right Quantities) 的商品給顧客。其具有下列幾項功能⁷：

- (一) 集中處理，提高物流作業效率。
- (二) 專業分工，提升企業經營績效。
- (三) 掌握通路，提高企業之競爭優勢。
- (四) 降低庫存，減少資金積壓。
- (五) 利用物流中心，建立合作網路。

因此，按物流中心主要價值活動可區分為「倉儲管理」與「輸配送作業」二大系統，尤其輸配送作業（主動運補）直接面對顧客，對整體物流品質具有顯著影響。故如何規劃一個好的運輸配送系統，應以滿足顧客需求為出發點，將商品以最短途程距離（成本最低）於交貨期時限內正確地將顧客需求送達，透過整體作業流程改善，以確保運輸配送系統規劃之有效性，亦為物流中心經營之重要關鍵。

二、野戰庫儲管理現況分析

國軍野戰零附件前支作業目標在於適時、適地、適質、適量支援裝備保修，現行聯保廠補給作業現況分析如下⁸：

4 轉引自朱愛雯，〈應用平衡計分卡策略提升野戰庫儲管理效能之研析〉《陸軍後勤季刊102年第1期》，民國102年2月，頁34。

5 王雲龍，〈從物流管理觀念探討空用零附件補給管理之研究〉《聯合後勤季刊》，第19期，民國98年11月，頁108-123。

6 經濟部商業司，《物流經營管理實務》（中國生產力中心，西元2000年），頁37-39。

7 同註6。

(一) 人力資源方面

近年執行組織簡併，各聯保廠形成一個現象即：人員精簡，但業務量未適時檢討，致相對作業人力減少，影響庫儲作業，以某廠補給庫為例，平均每日工作時間超過10小時，再加以人員素質參差不齊，義務役士兵役期縮短，離退頻繁，影響作業執行效率及品質。

(二) 工作負荷方面

平均庫存量達數萬餘件且作業人力低於40人，定期清點一次需數個工作天，作業較為耗時與實施複點，影響正常作業遂行。

(三) 資訊化程度方面

現行作業資訊系統係依各維修層級區分，各系統間無法全面連結，致相互作業間仍需使用憑單作業，且料件資訊無法透明化，各項需求料件查詢均需由上一層級料件供應單位查詢後提供，影響作業時效。各項資料輸入均以人工作業方式逐筆輸入後，以電腦列印報表，再以人工逐筆清查料件，影響接收、撥發與清點時效。

三、國軍未來後勤整備目標

依國防部102年《四年期國防總檢討》報告中指出，國軍後勤整備願景以建立「精準後勤管理、快速後勤支援」能力為目標，透過整合三軍後勤能量、結合國防工業與民間資源，廣儲後勤與物力動員潛力，建構完整後

勤支援體系，提升後勤作業效率，以有效支援防衛作戰任務，其未來整備目標如下⁸：

(一) 整合三軍後勤能量

持續配合後勤組織調整與釋商委外作業，適當精簡人力，並同步簡化各項業務及作業流程，以整合三軍後勤能量。

(二) 構建合約管理訓能

積極培訓合約管理專業人員，並強化單位商維合約管理及履約稽核作業，俾降低委外執行風險，提升合約管理效能，完善後勤委外工作。

(三) 發展中央補給資料庫

利用構型資料及後勤資訊系統，逐年階段性整合三軍各類裝備零附件資訊，發展中央補給資料庫，精確掌握國軍資產整體現況，改善軍品庫儲管理，發揮資產使用效益。

(四) 提升運補支援時效

規劃後勤運輸部隊建置「支援部隊管制系統」，以有效掌握部隊車輛位置及狀態，精進運補支援時效。

(五) 整合後勤資訊系統

發展用兵後勤管理系統，運用資訊化技術構建資料鏈結介面及資料倉儲機制，整合國軍後勤整備資訊，有效掌握國軍各項後勤資源，俾強化管理效能。

四、有效精進國軍野戰庫儲管理

8 黃昭萍，〈精進保修零附件管理-導入RFID關鍵成功因素之研究〉《聯合後勤季刊》，第19期，民國98年11月，頁62-63。

9 同註1。



後勤管理係將有限的可用資源作適切的分配與運用，以維持部隊之生存與持續戰鬥力，達成支持戰爭遂行與作戰目標之科學與藝術。因此，有效精進國軍野戰庫儲管理，參酌相關研究如國軍災區疏散（進入）運輸路徑的最佳化、機場跑道修補順序之最佳化、料件補給流程與各級補給單位之供應鏈管理、主動運補路徑之最佳化、在倉儲料架揀料之順序最佳化、應用於零工式生產作業排程等應用¹⁰，提出「類神經基因演算法」導入野戰庫儲管理中，期能發揮後勤管理科學化及自動化之效益，符合國軍未來後勤整備發展之目標，以確保裝備妥善與作戰任務之達成。

參、途程問題

舉凡資源的運用與分配可視為不同資源之指派問題（Assign Problem），故考量不同問題的限制而衍生出不同類型之指派模型，諸如人力派遣、機組排程、空間配置、投資理財、基地設置與途程規劃問題等。其中，Bodin等人將途程問題（Routing Problem）¹¹敘述如下：「給予一個節點與節線的集合，由

相同的車輛來服務，服務的順序沒有限制，在成本最小的情形下，找到一個合理的途程集合」。途程問題主要可分為節線途程問題（Link Routing Problem）及節點途程問題（Node Routing Problem）等2類，如圖一所示。

一、旅行銷售員問題（Traveling Salesman Problem, TSP）¹²

將途程節點指派問題加上破除子迴圈限制即形成旅行銷售員問題，此問題最早由Hassler Whitney提出，係指一位四處旅行的銷售員，想找出一條通過所有城鎮並回到原出發點的總旅行距離（或時間）最短的一條路徑。其基本數學定義為：「給定一路網 $G=(N,A,C)$ ，其中 N 為節點之集合， A 為節線之集合， C 為各點到各點之權重值；希望在這路網上求得一條以最小距離，自一點出發並經過 N 中所有節點只此一次，再回到起始點的路線」。

二、車輛途程問題（Vehicle Routing Problem, VRP）¹³

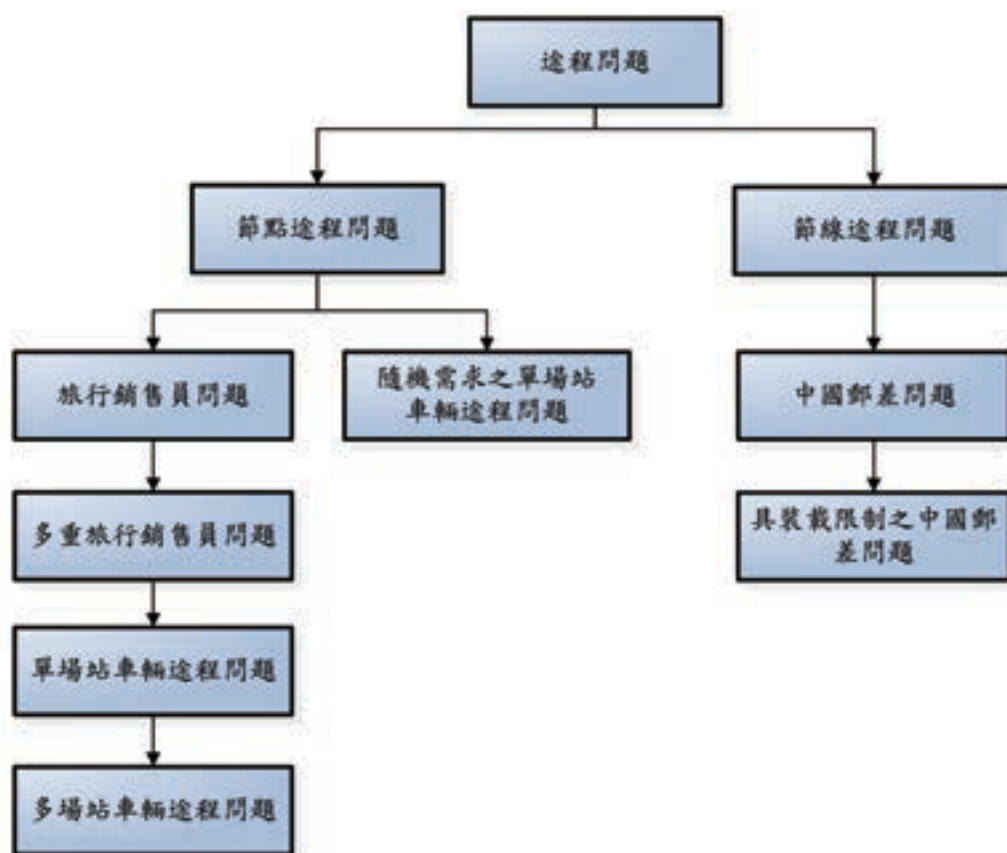
若將多重旅行銷售員問題加入載運量限制則構成車輛途程問題，自1959年Dantzig

10 張旭明，〈網流規劃在國軍後勤管理之應用〉《聯合後勤季刊》，第25期，民國100年5月，頁P63-P67。

11 Bodin L. & Golden B., "Classification in Vehicle Routing and Scheduling," Networks, Vol. 11, No. 2 (1981), p. 97-108.

12 同註10。

13 Dantzig G. B. & Ramser J. H., "The Truck Dispatching Problem," Management Science, Vol. 6, No. 1 (1959), p. 80-91.



圖一 途程問題分類

(資料來源：同註11)

和Ramser提出第一個卡車配送問題¹⁴，主要考量物流中心對其所負責之配送區域，考慮車載容量限制，在滿足所有顧客需求情況下，規劃合理有效之運補途程，達成成本（距離）最小化之目標。此類問題之途程規劃複雜度屬於NP-Hard (Non-deterministic Polynomial-time Hard)，以數學規劃求解最佳化途程時，其求解時間會隨著問題規模的增加而呈指數成長，無法在合理的時間內找出確切最佳解甚至無法求解，實務應用上考

量不同條件衍生如具容量限制車輛途程問題 (Capacitated VRP)、時窗限制車輛途程問題 (VRP with Time Windows)、週期性車輛途程問題 (Periodic VRP)、隨機需求車輛途程問題 (Stochastic VRP)、收送貨車輛途程問題 (Pick-up and Delivery VRP)、動態性車輛途程問題 (Dynamic VRP) 等不同型態之問題。

三、車輛途程問題求解策略¹⁵

車輛途程問題 (Vehicle Routing Problem, VRP) 為NP-Hard問題，NP係指非確定性多

14 同註13。

15 同註11。



項式時間，NP-Hard則表示當問題規模增大時，其求解時間會隨著受補點的增加而呈現指數遞增，而難以保證在合理的時間內以數學規劃法找出確切最佳解。因此，近年來多數研究皆致力於啟發式演算法（Heuristics Algorithm）的開發與改良來求解車輛途程問題，以期能在有限的成本與時間下，找出最佳途程或近似最佳途程解。

雖然目前各式結合人工求解策略所發展出之巨集啟發式演算法（Meta-heuristics）具有較佳之求解效能，但由於迭代演算過程中易陷入區域最佳解（Local Optimal）無法跳脫，而導致喪失獲得全域最佳解（Global Optimal）之能力。Bodin and Golden於1981年提出車輛途程問題之七個求解策略¹⁶，以及近年來不斷發展各種尋求最佳解方法，依求解結果特性分類歸納說明如下：

（一）確切解（Exact Solution）

1.數學規劃法（Mathematical Programming）：針對原始複雜度高之問題，利用數學方式將限制條件鬆弛後的求解方法如拉式鬆弛法。

2.解析法（Exact Procedure）：如動態規劃法、整數規劃法及分枝界限法。

確切解求解方法雖可獲得全域最佳解，但只能用於求解規模較小之問題。因此在求解VRP過程中往往受限於受補點多寡，當問題之受補點過多時，將無法在合理時間內求

得最佳解，故目前多以獲得近似解為主要求解方向。

（二）近似解（Approximation Solution）

1.人機互動法（Interactive Optimization）：

結合使用者的反應與過去的經驗，藉由決策者知識、直覺與經驗等能力，納入問題求解過程中進行參數設定並作為評估與決策之準繩。

2.傳統啟發式法則（Classical Heuristics）：

（1）途程構建方法：隨機選定任一點做為起點，並依據路網之距離或成本矩陣，按照特定法則去搜尋下一個點，以產生較佳途程可行解。一般常見的簡單方法有掃描法、節省法、最鄰近法、插入法以及花瓣法等。

（2）途程改善法：針對任意一個起始可行之途程解，以鄰域搜尋法改善途程距離或成本，求得較佳之途程解。一般可分為節點（Node）交換與節線（Arc）交換，如Swap節點交換法、K-opt節線交換法等。

（3）兩階段求解法：交叉運用途程建構方法與途程改善法，以求解最佳之途程解。可區分為先分群後排途程（Cluster First Route Second）與先排途程後分群（Route First Cluster Second）兩種。

3.巨集啟發式演算法（Meta-Heuristic）：

16 同註11。

主要設計靈感多從自然界現象、生物活動、物理化學反應與人類思考邏輯等產生。由於傳統簡單啟發式法則，只在目標值有改善時才進行交換，求解過程中易陷入局部最佳解區域，導致無法求得全域最佳解。因此，為了克服上述缺點，便以傳統啟發式法則為核心架構，結合高階尋優策略 (Meta-strategies)，使其跳脫局部最佳解的束縛以提高獲得全域最佳解的機會。常見之巨集式啟發式演算法如下：

- (1) 基因演算法 (Genetic Algorithm, GA)¹⁷：由Holland博士於1975年提出，其基本理論係仿效生物學家達爾文「物競天擇，適者生存」自然進化論之最佳化搜尋機制，經由複製、交配、突變等過程，歷經數代演化繁衍，故能在問題的空間中能以隨機、平行方式搜尋全域最佳解。
- (2) 模擬退火 (Simulated Annealing,

SA)¹⁸：由Kirpatrick等學者於1983年提出，主要模擬物質結晶時，分子需調整其相對位置或狀態使其總能量最小，並以一定的機率接受劣化解以跳脫區域最佳解，最終獲得全域最佳解。

- (3) 禁忌搜尋法 (Tabu Search, TS)¹⁹：由Glover於1989提出，主要包含移步、禁忌名單、渴望準則、候選名單及搜尋停止準則五種組成要素。
- (4) 蟻群演算法 (Ant Colony Optimization, ACO)²⁰：最早於1991年由Dorigo等學者提出螞蟻系統演算法，模擬螞蟻留下費落蒙的習性，費落蒙越多，表示越多螞蟻走過，則代表選擇機率越大，路徑越佳，以供後續螞蟻行走時選擇路徑之用，並且有一定的機率不受費落蒙因素影響，避免陷入區域最佳解。
- (5) 粒子群演算法 (Particle Swarm Opti-

-
- 17 Christian Prins, "A Simple and Effective Evolutionary Elgorithm for the Vehicle Routing Problem," Computers & Operations Research, Vol. 31 (2004), p. 1985-2002.
 - 18 Chen Jeng-Fung, "Approaches for the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Deliveries and Pickups," Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers, Vol. 23, No. 2 (2006), p. 141-150.
 - 19 Laportea Gilbert, Gendreaub Michel, Potvinb Jean-Yves & Semetc Frederic, "Classical and Modern Heuristics for the Vehicle Routing Problem," International Transactions in Operational Research, Vol. 7 (2000), p. 285-300.
 - 20 Bell John E. & McMullen Patrick R., "Ant Colony Optimization Techniques for the Vehicle Routing Problem", Advanced Engineering Informatics, Vol.18, No.1 (2004), p. 41-48.

mization, PSO)²¹：由James Kennedy等學者於1995年提出，主要模擬鳥類覓食過程，利用搜尋空間中隨機選擇初始搜尋點，這些搜尋點稱為粒子（Particle），粒子個數可依搜尋空間大小來做規劃。透過迭代演化找到搜尋空間中最佳解。

肆、類神經網路

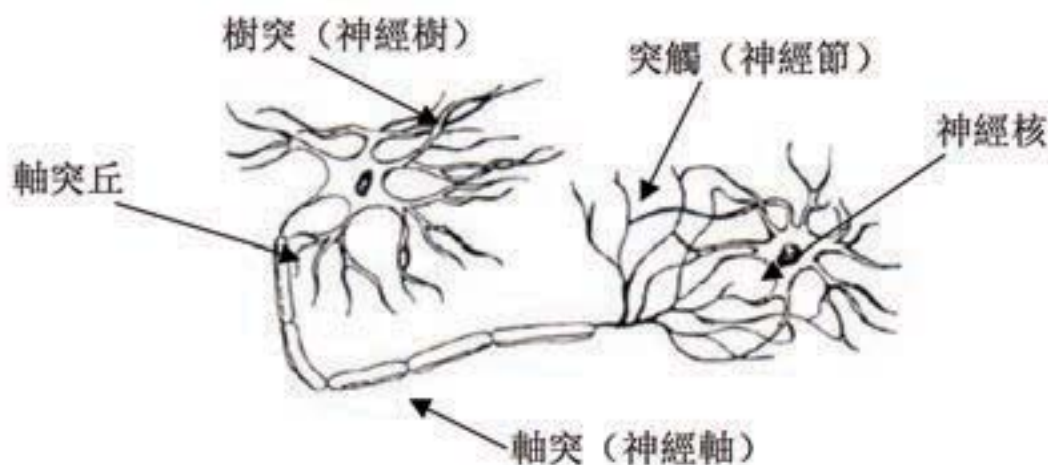
類神經網路（或稱人工神經網路）（Artificial Neural Network, ANN）²²起源於1950年代模擬人類大腦組織與運作方式，將許多高度連結之人工神經元，以大量平行處

理方式，利用多層結構之感知能力產生非線性輸出，藉由學習與訓練進行權重和偏權值之更新調整，使網路能映射出正確的輸入/輸出關係，並與期望之目標值相符合。近年來廣泛應用於圖樣識別、系統鑑別、分類、語音、視覺與控制系統之經驗建模工具。

一、生物神經網路

生物腦由神經細胞（Neuron）所組成，神經細胞與一般的細胞有很大的不同，主要由神經核（Soma）、軸突（Axon）、樹突（Dendrites）、突觸（Synapse）以及軸突丘（Hillock）所構成，如圖二所示。

人類神經系統中約由1,011個神經元細胞所組成，神經元與神經元間布滿纖維狀樹



圖二 神經系統架構圖²³

21 Chen Ai-ling, Yang Gen-ke, Wu Zhi-ming, "Hybrid discrete particle swarm optimization algorithm for capacitated vehicle routing problem," Journal of Zhejiang University SCIENCE A, Vol. 7, No. 4 (2006), p. 607-614.

22 王進德、蕭大全，《類神經網路與模糊控制理論入門》（臺北市：全華科技圖書，西元1994年），頁4-5。

23 同註22。

突，並經由104個突觸相互連結傳遞資訊，構成高度複雜之網路架構。當透過突觸與樹突接受外界資訊或能量刺激後，神經核產生另一新的脈波訊號，並不斷累積於軸突丘直到超過其細胞膜電位之特定閥值，而活化激發成為其他神經元之輸入訊號。由於神經訊號的速率同時取決於輸入脈波訊號速率及神經節（突觸）的鏈結強度，因此可將神經節之鏈結強度視為儲存神經網路資訊的位置，並藉由學習與訓練過程以調整神經節之鏈結強度。

二、類神經網路基本架構

類神經網路的構造就像是人類的神經與大腦的連結一般，可以接收外部的刺激，透過神經元與神經元的傳遞，到達大腦以判斷作出何種反應。主要可以分為處理單元、層以及網路等3個主要的元素，分別敘述如下：

（一）處理單元 (Processing Element)

處理單元為組成類神經網路的基本單位，亦可稱為運算元或人工神經元，主要是接受輸入值並將其經過數學運算式轉換後，再將此訊號作為輸出結果或成為其他運算元之輸入。

（二）層 (Layer)

由數個具相同功能的運算元所組成，層的種類可分為輸入層、隱藏層和輸出層。輸入層處理單元用來輸入外在環境的訊息；隱

藏層提供類神經網路表現處理單元間的交互作用與問題內在結構的能力；輸出層處理單元用以輸出訊息給外在環境。通常每一層處理單元均有連結權數與相鄰層的處理單元連接，主要有正規化輸出、競爭化輸出與競爭化學習等3種作用。

（三）網路 (Network)

將數個具不同作用的層與層中之處理單元利用連接鍵相互連接集合而成網路，類神經網路則將學習到的訊息儲存於連接權數上，一般可分為學習過程與回想過程兩種。

三、類神經網路的特性

類神經網路是一種模擬「生物腦」與「神經系統」所發展的資訊處理技術及學習理論，其運作模式主要透過學習與不斷調整權重值，利用一組學習範例（數據）計算其輸出與期望目標並建立其網路模型，使其能正確的映射出輸入與輸出之關係，利於推估、預測、決策、診斷與分析，類似一般常見的迴歸分析技術概念。傳統人工智慧所謂思考是根源於人們所建立的資料庫與規則，而這種法則基礎是無法適應善變的環境，更無法處理輸入不明確的訊號。就因人腦有容錯、學習及處理模糊性問題等優點，模仿生物神經網路之類神經網路繼承了這些優點與特性²⁴：

（一）學習能力

類神經網路是藉由輸入的訊號，依其網

24 Jain Anil K., Mao Jianchang, Mohiuddin K.M., "Artificial Neural Networks: a Tutorial," IEEE Computer, Vol. 29, No. 3 (1996), p. 31-44.



路架構，自動彙整出規則來，而非以人工輸入規則，因此能修正本身行為以反映出環境的變化，並依輸入自行調整，以產生正確輸出。

(二) 儲存能力

傳統人工智慧的儲存方式是將資料庫及規則全部儲存於電腦中，而類神經網路是將資料庫及規則分散於連結各神經元的權重上，大量減少資料儲存空間並降低資料存取時間。

(三) 容錯性

傳統人工智慧若接受部分錯誤輸入或雜訊干擾，將導致輸出錯誤，而類神經網路在訓練後，就算遭遇上述問題仍可得到合理輸出。

(四) 歸納能力

能依本身的網路架構，將以前不曾見過或不完整的輸入加以歸納分類，並不一定需要明確的輸出作參考。

(五) 平行處理

類神經網路本質上即是屬於平行處理的架構，故能有效提升處理速度。

四、自組織映射網路 (Self-organizing Map, SOM)²⁵

自組織網路為無監督型網路，由T. Kohonen在1982年提出此網路架構，其基本

原理為模擬大腦結構中具有「物以類聚」功能之腦細胞，其輸出處理單元會相互影響，當網路學習完成後，其輸出處理單元相鄰近者會具有相似的功能，也就是具有相似的鏈結值。因此，此種網路可以偵測出輸入中之規則性與關連性，產生類似於統計中群聚分析技術之功能²⁶。

(一) SOM基本上其主要特色是可將分布型態尚未明確定義的高維度資料，透過從問題域中取得適當的特徵變數，並經由網路訓練便可學習內在的聚類規則，以進一步應用於新範例。自組織演算法的主要目標，就是以特徵映射的方式，將任意維度的輸入向量，映射至一維或二維的特徵映射圖上，故可將輸入向量間的鄰近關係，以二維或一維的方式表現出來。其主要元件包括下列3項：

1. 輸入層：為網路的輸入變數、訓練樣本的輸入向量，或稱特徵向量，其神經元數目依待解決問題而定。
2. 輸出層：為網路的輸出變數，亦即訓練範例的輸出向量，其神經元數目依問題複雜度決定。
3. 網路連結：輸出層神經元與輸入層相連結的加權值所構成的向量，表示一個訓練範例對映樣本點聚類之形心座標，以

25 楊東昌，〈自組織映射圖神經網路改善模式與分群應用之回顧研究〉(臺北：華梵大學工業工程學系碩士論文，西元2004年)，頁32。

26 T. Kohonen, "The self-organizing map" Proceedings of the IEEE, Vol. 78. No.9 (September 1990), p.144-1480.

及兩者間映射之函數關係。

(二)由於SOM採用「特徵映射」方式處理數據，因此具備以系統化處理資訊、存取資訊容易、辨識速度快及使用系統資源效率高等優點，所以能將分布型態尚未明確定義的任意維度資料，透過問題域中取得適當的特徵變數，應用非線性方式投影轉換成由神經元所構成具有「拓撲結構 (Topological Structure)」之一維或二維矩陣空間上，並透過其特有拓撲保存性之映射機制，學習與偵測出輸入資料中之規則性和關聯性，藉以獲得問題中隱含之社群次序 (Community Ordination)，達到有效探索資料與群聚資訊之目的。

(三)SOM除具有向量量化、向量映射、輸入空間趨近、網路拓撲次序、機率密度對應以及特徵選擇等特性外，尚包括下列優點²⁷：

- 1.穩健性 (Robustness)：假設鄰近區域函數延伸至足夠遠如高斯函數，則SOM會擁有相當穩健特性，這是因為競爭式學習所產生的原型會受到所有資料樣本之影響。
- 2.局部調整 (Local Tuning)：拓撲的次序性將在每個優勝單元的鄰近區域發揮作

用，因而形成朝向資料密度特性作局部調整。

- 3.易現性 (Ease of Visualization)：SOM有規則的網路格點可使建立一個有效率且視覺化的使用者介面容易許多。

伍、類神經基因演算法 (Artificial Neural GA)

近年來基因演算法運用其特點已廣泛應用最佳化VRP求解上，相關文獻更進一步指出良好起始解能顯著提升求解效能，例如Baker等學者提出改良式GA求解VRP，主要利用掃描法及節省法產生初始族群，並以途程改善法2-opt加速GA收斂速度，證明所提出之改良方法有效提升GA求解效能²⁸；Leung Yiu-Wing等學者主要結合量子化技巧及直交設計方法產生初始解與交配子代，針對在30到100維度範圍之連續數值求解問題，同時與目前常用之演算法如：SA、純GA、PSO等比較，結果顯示所提之方法較目前相關文獻之方法更能找到最佳解或更接近最佳解²⁹；Prins以改良型基因演算法求解VRP相關問題，首先以三種典型的啟發式演算法

27 同註24。

28 Baker Barrie M. & Ayeche M.A., "A Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem," Computers & Operations Research, Vol. 30 (2003), p. 787-800.

29 Leung Yiu-Wing & Wang Yuping, "An Orthogonal Genetic Algorithm with Quantization for Global Numerical Optimization," IEEE transactions on evolutionary computation, Vol. 5, No. 1 (2001), p. 41-53.



求得起始解後產生初始族群，有效縮短演算時間³⁰。

一、基因演算法 (Genetic Algorithms, GA)
於1975由Holland年提出，經由複製、交配、突變等過程，歷經數代演化繁衍，透過其適應函數可適用於連續或離散系統，以達在問題的空間中能以隨機、平行方式搜尋全域最佳解，演算流程如所示，主要參數說明如下：

(一) 編碼 (Coding)

在進行基因演算法時，必須先將欲搜尋之所有可行解參數編成一個字串，稱為染色體 (Chromosome)，常見編碼方式有二進位 (Binary) 編碼、實數 (Real Number) 編碼及順序 (Order) 編碼等方式，而編碼長度越長，則參數搜尋之精確度越高，但會使用較多時間與記憶體空間也相對增加。

(二) 初始族群 (Initialization Population)

以隨機方式產生數組染色體而構成初始族群，染色體個數依問題複雜度而有所不同，隨著問題之複雜度，染色體設定之個數則愈多，而產生之族群則能擁有更多樣性的染色體，且具備隨機和多點之特性。

(三) 適應函數 (Fitness Function)

適應函數一般用以評估問題的目標函數，在自然界中，生物的適合度被用來表示他可以存活到繁殖年紀跟真正繁殖下一代的機率。基因演算法則以適應函數值作為性能指

標，多半以最大化或最小化為目標如：成本最低、最省時間、最安全、最大利潤等。透過適應函數的運算，計算每一染色體的適應函數值，以評估族群中個體的合適程度，適應函數值較佳者，其被選取以產生下一代的機會較高，以保留優良的基因；而適應函數值較差的，則越容易逐次淘汰，藉此方式判斷染色體優劣程度並進行優生演化過程。

(四) 選擇/複製 (Selection/Reproduction)

依據每一物種的適應程度來決定其在下一代中應被淘汰或複製的一種運算過程。適應程度高的物種在下一代中將被大量複製；而適應程度較低者在下一代中則被淘汰。

(五) 交配 (Crossover)

為隨機選取兩個經由篩選完成後的母代染色體，彼此更換基因資訊，並期望所產生組成新的子代染色體同時擁有兩個母代染色體之優秀基因段，進而獲得較佳適應函數值。

(六) 突變 (Mutation)

由於複製與交配過程中，可能會限制某些新物種進入族群的機會，如同陷入區域最佳解，因此必須加入突變因子以提高其他較優之物種進入族群的機率。

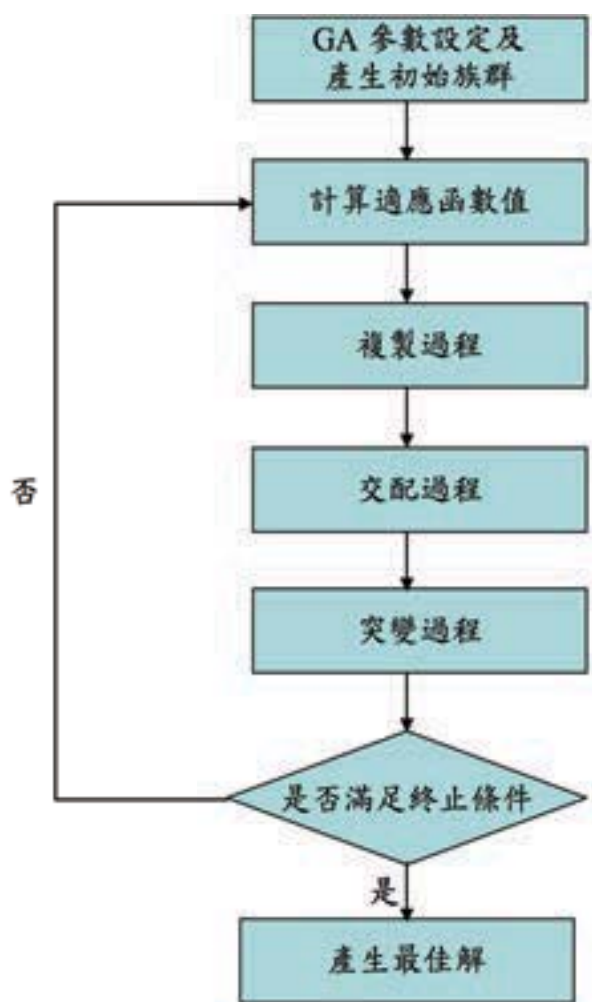
(七) 終止條件 (Stopping Criterion)

為避免耗費過多的處理時間與加速收斂速度，可以設定演算終止條件以確保能在

30 李世炳、鄒忠毅，〈簡介導引模擬退火法及其應用〉《物理雙月刊》，第24卷2期，西元2002年，頁307-319。

合理的時間內產生一組最佳解。常見終止條件如：最大演化世代、最大搜尋演化時間或收斂效果等方式。

二、由於車輛途程問題屬於實數且為具順序性之排列組合最佳化問題，考量VRP參數本身及數據多以實數或整數型態出現，故直接以節點編號之排列作運算，不但可免去編碼與解碼的運算，更能提高系統準確度。



圖三 基因演算法流程圖

(資料來源：作者繪製)

此外，考量受補點具有空間位置之地理特性，結合先分群後排途程之概念，運用類神經SOM可產生良好分群效果，以獲取基因演算法之起始配送途程，期能有效降低啟發式演算法落入區域最佳解而無法跳脫之機率。

三、本文所建構之類神經基因演算法求解概念，其過程概分為「起始途程產生」階段與「起始途程改善」階段。第一階段主要考量各受補點具空間分布的特性，首先以類神經自組織映射網路利用各受補點之經度與緯度作為輸入向量，進行分群並依車輛載容量限制將距離相近之受補點分配至同一臺車中進行配送，以產生起始途程編碼；第二階段以巨集啟發式演算法中之基因演算法來改善起始途程解，以SOM所產生之起始途程編碼，透過基因演算法模式以及設定交配率與突變率，有效逼近最佳途程以減少車輛派遣與節約成本，從而提升零附件前支補運效能與增進國軍整體戰力，演算法流程圖如圖四所示。

(一) 決定分群數

由於車輛派遣次數對補運效能有極大影響，故以派遣最少車輛車次數作為有效降低途程距離之主要規則。因此，將支援區內各受補點之需求量加總後除以運補車輛之容量限制，以得到最少之派遣車次，作為類神經自組織映射網路分群數的設定依據。

(二) SOM分群

應用類神經自組織映射網路，運用各受補點空間位置（經緯度）之地理特性，並以最



圖四 類神經基因演算法求解流程圖

(資料來源：作者繪製)

少車輛車次數受補點進行分群。

(三) 起始途程解編碼

以SOM分群結果依車載容量限制，將距離相近之受補點分配至同一臺車中進行配送，以產生起始之指派途程，作為基因演算法之起始解。

(四) 設定參數

設定交配率、突變率、起始解給定方式以SOM分群產生之起始途程解，停止條件設定為最大演算世代10萬代或連續1萬代求解變化小於0.1%時收斂。

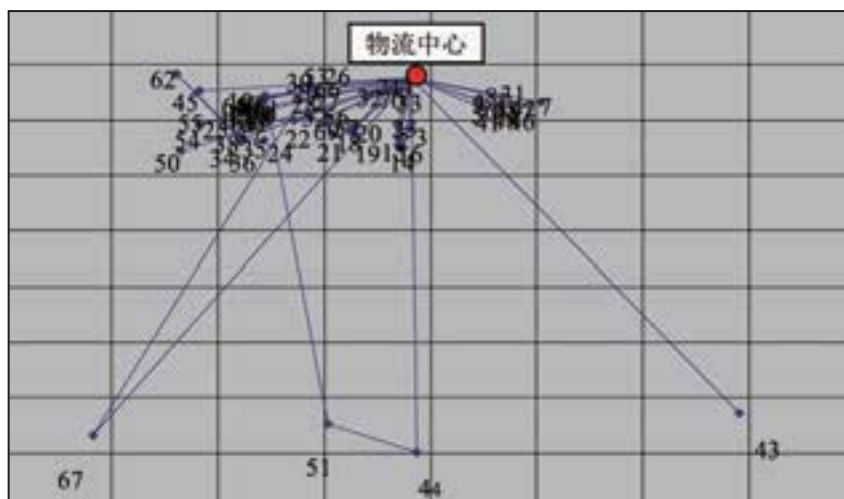
(五) GA產生最佳運補途程

以基因演算法來改善起始途程解，藉由其選擇、複製、交配、突變等機制，透過總運補距離最小化目標，迭代運算產生最佳之補運途程指派。

陸、導入國軍零附件前支作業實際案例應用

本文以國軍某地區聯保廠補給庫（物流中心）零附件撥補勤務，支援轄區內各二級廠並主動運補（配送）保修零附件（貨物）之運補任務為研究案例，其主要運補車輛為10.5噸卡車（載具），現行運補途程規劃以人工規劃排定為主，共計規劃22條主要運補途程如圖五，各受補單位距離矩陣如附錄（聯保廠補給庫為編號1），現行人工作業各途程指派及載運量如表一所示。

進一步評估現行作業補運效能可知（如表二），該單位每月執行主動運補勤務，共需24車次。在車輛裝載率方面，僅第1、4、8、15及19等途程裝載率達50%以上，而第5、7、14、16及17等途程裝載率低於10%明顯偏低，計算現行人工指派作業之總平均裝載率僅達



圖五 國軍零附件前支作業案例－現行作業途程規劃示意圖

(資料來源：作者繪製)

表一 國軍零附件前支作業案例－現行途程規劃一覽表

途程編號	現行途程指派 (編號1表示聯保廠補給庫)	載運量 (kg)	行駛里程 (Km)
1	1→4→64→63→1	3,957	35.2
2	1→47→48→42→49→46→1	776	43.6
3	1→6→65→5→41→1	1,329	50.1
4	1→38→36→1	4,761	58.6
	1→37→62→1	3,564	28.2
	1→35→24→34→1	3,785	80.1
5	1→50→1	289	76.2
6	1→55→54→53→57→1	831	77.1
7	1→25→1	152	44.6
8	1→20→71→56→69→21→19→18→52→22→1	3,543	83.3
9	1→26→27→30→29→28→1	1,941	22.4
10	1→33→32→70→1	1,869	18.1
11	1→39→58→59→61→11→68→1	742	42.2
12	1→67→66→1	879	127.3
13	1→60→51→44→1	2,237	134
14	1→43→1	181	148.2
15	1→40→10→12→13→1	2,534	34.6
16	1→45→1	301	46.2
17	1→7→1	125	39.6
18	1→9→8→31→1	1,633	43.4
19	1→14→1	2,733	53
20	1→15→16→1	807	49.3
21	1→23→2→3→1	966	43.9
22	1→17→1	507	33.6
合計	70個受補點	41,113	1450.5

資料來源：本研究整理

表二 國軍零附件前支作業案例－現行人工指派作業效能

績效指標	效能
規劃途程數	22
所需車次	24
平均裝載率	34.26%
裝載率變異	0.2889
總行駛距離 (km)	1,450.5

資料來源：本研究整理

34.26%，顯示各車裝載率明顯偏低，總行駛距離為1,450.5公里。因此，綜合分析得知現行人工規劃作業，由於裝載率低導致所須派遣車輛數增加，除造成現有支援能量無法充分運用外，各車次執行任務之負荷不均，亦衍生人力、物力等資源浪費。

一、根據本文所建構「類神經基因演算法」演算法執行階段如下：

（一）起始途程產生階段

將案例中所有受補點之需求量加總後除

以車容量限制，決定最少需要派遣車輛數。本案例最少需要派遣車輛9輛車，故SOM分群數設定為9群，並將分群結果依車載容量限制從而建立起始途程解如表三所示。

（二）起始途程改善階段

基因演算法以交配率為0.75、突變率為0.001、起始解給定方式以SOM分群產生之起始途程解，停止條件設定為最大演算世代10萬代或連續1萬代求解變化小於0.1%時收斂，所獲得最佳之途程解如表四所示，最佳途程

表三 國軍野戰零附件前支作業案例一起始途程指派

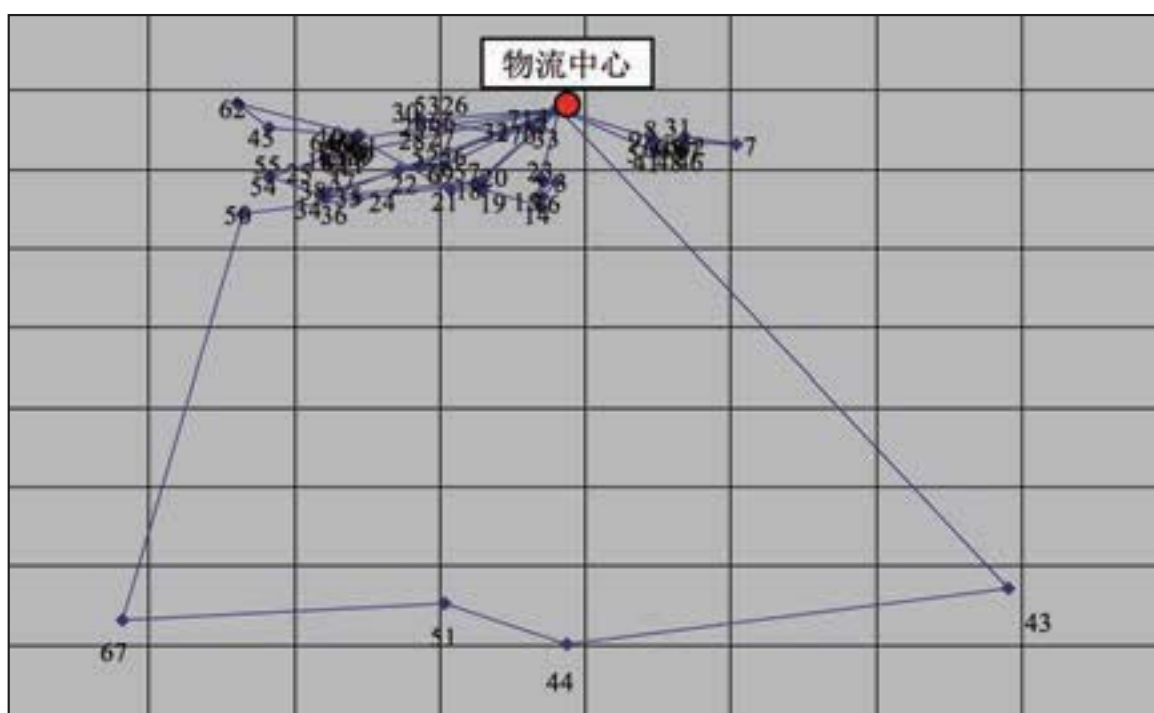
第一車	1→43→44→51→67→24→34→1
第二車	1→35→1
第三車	1→36→1
第四車	1→37→38→50→2→3→1
第五車	1→14→15→16→18→19→20→1
第六車	1→21→23→22→25→52→54→55→56→57→69→10→11→12→13→1
第七車	1→17→39→40→45→58→59→60→61→62→63→64→68→26→27→28→29→1
第八車	1→30→53→66→4→1
第九車	1→32→33→70→71→5→6→7→8→9→1
第十車	1→31→41→42→46→47→48→49→65→1

資料來源：本研究整理

表四 國軍零附件前支作業案例一最佳化途程解

車次	指派途程（編號1表示補給庫）	裝載量 (kg)	行駛距離 (km)
第一車	1→43→44→51→67→50→24→18→1	4,791	231.4
第二車	1→12→38→34→37→52→1	4,832	54.3
第三車	1→23→2→3→16→15→14→19→21→11→1	4,926	68
第四車	1→25→54→55→35→22→69→56→57→1	4,931	65.7
第五車	1→4→1	3,398	2.6
第六車	1→36→20→1	4,827	59.7
第七車	1→13→17→45→62→58→40→59→60→68→61→39→64→63→10→1	4,760	66
第八車	1→28→26→29→53→30→27→66→32→33→70→71→1	4,785	28.7
第九車	1→8→9→7→31→42→65→46→49→48→47→41→6→5→1	3,863	75.8
總行駛距離			652.2

資料來源：本研究整理



圖六 國軍零附件前支作業案例—本文途程規劃示意圖

(資料來源：作者繪製)

規劃示意圖如圖六所示。

二、進一步將現行作業效能與本研究所提之指派途程效能比較分析如下，彙整如表五所示。

(一) 在規劃途程數方面，將現行人工規劃之22條途程簡化為9條途程，顯示本文依據受補點的經度與緯度資料，以自組織映

射網路可以有效地將受補點區域予以分群，因此可改善人工規劃作業效能。

(二) 在車輛數方面，本文類神經基因演算法僅需派遣9車次即可完成該庫一個月的運補支援任務，較現行作業規劃所需24車次減少為13車次，表示所建構之類神經基因演算法能有效降低駕駛人力派遣並提高車輛之可用率。

(三) 在車輛平均裝載率方面，從現行途程規劃之38.53%增加到91.36%，改善值達57.1%，顯著地增加運補車輛載貨之空間利用率，有效提升車輛之運補作業效能。

(四) 在裝載率變異方面，從現行作業之0.2889降低至0.1095，表示各車次間的裝

表五 現行途程與最佳化指派途程效能比較表

績效指標	現行作業	本文	改善成效
所需車次	24	9	-15
規劃途程數	22	9	-13
平均裝載率	34.26%	91.36%	57.1%
裝載率變異	0.2889	0.1095	-0.1794
總行駛距離 (km)	1,450.5	652.2	-798.3

資料來源：本研究整理



載率更趨一致，即各車次間具有較相同之載貨荷重。

(五)在總行駛距離方面，從1,450.5公里減少為652.2公里，改善幅度達55%，表示本文所建構之類神經基因演算法演算法，除能有效降低油料支出及車輛保養維修費用等運輸所需成本外，更進一步降低了車輛行駛所衍生之風險，並可提高該庫執行運補支援任務之行車安全。

柒、結論

國父孫中山先生救國大計中四綱「人盡其才，地盡其利，物盡其用，貨暢其流」可謂現代企業經營管理不二法門，其中物盡其用、貨暢其流更是物流業之最佳詮釋。美軍第二次波灣戰爭中，便是運用物流概念及高科技無線射頻技術，使軍品能隨瞬變的戰局迅速地整備，以完成適時、適地、適質、適量之後勤補給任務。

本文應用類神經自組織映射網路與基因演算法建構出類神經基因演算法，結果顯示本文所提方法能依各受補點之地理位置特性，規劃出其最佳配送途程，大幅提升該補給庫現行作業效能。從中有下幾點結論：

一、就學術研究成果方面，運用類神經自組織映射網路對受補點予以分群並產生起始基因編碼，不但可提升基因演算法之求解品質，並能更進一步稀釋交配率與突變率對

求解結果之影響，有效降低參數設定的不確定性，以提高穩健之演算求解能力與應用價值。

二、就野戰庫儲管理方面，現行聯保廠在國軍組織再造與釋商委外過程中，人力大幅精簡，本文可有效降低補給庫主動運補任務負荷，減少車輛及人員派遣，增加兵力運用彈性，相對提升部隊訓練成效與任務執行能力。

三、就資源運用與風險管控方面，行駛距離減少以及裝載率的提高，能有效減少油料及維修等成本費用支出、充分運用物力資源與降低部隊執行任務的風險，對於目前國軍推行組織再造同時具有極大助益。

四、就資訊系統建置方面，各項後勤作業從糧秣、油料、彈藥、裝備零附件等各類補給品主動運補，甚至到兵力的調動與部署，均可由不同條件設計與規劃不同的資訊支援系統，以符合國軍未來後勤整備發展之目標，並可作為未來各項後勤資訊系統演算與運用之參考。

作者簡介

羅淑蝦少校，專業女性軍官班87年班、中正理工學院資訊科學研究所97年班，現任職於陸軍後勤訓練中心通電組教官。

附錄 國軍零附件前支作業案例一各受補點距離矩陣圖

(資料來源：作者繪製)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80																				