

# 臨戰時軍品物資主動運補多目標模式之建構與最佳化

王春和<sup>1\*</sup> 盧久章<sup>2</sup> 吳家榮<sup>3</sup>

<sup>1</sup> 國防大學理工學院動力及系統工程學系

<sup>2</sup> 國防大學理工學院國防科學研究所

<sup>3</sup> 國防大學理工學院兵器系統工程研究所

## 摘要

本研究針對臨戰時軍品物資主動運補任務，同時考量運補行駛總距離與其任務完成時間，建構一個「臨戰時以輪型車輛運補軍品物資之主動運補多目標最佳化作業模式」，從而以基因演算法為基礎，發展一個「求解離散型多目標最佳化問題之整合型演算法」，求解此模式。最後將所建構的模式與發展的演算法，導入一個國軍某地區補給庫的案例中，提供運輸部隊指揮官多個可行的運補方案，作為任務執行時之參考。

**關鍵字：**主動運補，多目標最佳化模式，巨集式演算法

## Optimization of a Multi-Objective Transportation Model during War for Military

Chung-Ho Wang<sup>1\*</sup>, Jiu-Zhang Lu<sup>2</sup>, and Chia-Jung Wu<sup>3</sup>

<sup>1</sup> *Department of Power Vehicle and Systems Engineering, Chung Cheng Institute of Technology National Defense University*

<sup>2</sup> *Graduate School of Defense Science, Chung Cheng Institute of Technology National Defense University*

<sup>3</sup> *Department of Weapon System Engineering, Chung Cheng Institute of Technology National Defense University*

## ABSTRACT

This study aims at the task of active distribution during war to establish a multi-objective transportation model. The established model simultaneously considers two optimized objectives including minimize total delivery distance and the time of task accomplishment. These two objectives have conflict because a less delivery time for accomplishing a transportation task normally results in long delivery distance with large number of trucks assigned. Besides, a hybrid algorithm based on genetic algorithm for solving the established multi-objective transportation model is also developed. Finally, an actual military application is employed to confirm the practicality of the proposed transportation model and hybrid algorithm.

**Keywords:** active distribution, multi-objective models, meta-heuristic algorithms

## 一、前言

由於近年來後勤組織的調整與供應鏈管理觀念的導入，國軍後勤補給運補作業，為節約作業人力與運補設備等資源，其作業方式由「補給點分配法」調整為「主動運補」方式，以提升運補效能並滿足部隊的需求。雖然「主動運補」作業方式確實能改善過去「補給點分配法」效能不彰的問題，但是現行「主動運補」作業之運補路線規劃乃仰賴參謀經驗及相關準則，以人工作業方式來決定，以致資源無法有效運用，尤其臨戰前之主動運補任務，必須在有限運補資源下，於特定時限內完成運補任務，以達作戰之需求。因此，同時以最少的運補資源與符合運補時限內，以最短時間完成主動運補任務，為臨戰前主動運補任務規劃之兩個重要目標。由於欲獲得較短的運補任務完成時間，需指派較多車次，分別運補作戰之軍品物資至受補點，然而指派較多車次進行運補任務，亦會增加總運補路徑長度，所以此兩個最佳化目標間存在著高度衝突性。因此如何規劃臨戰前運補任務，同時最佳化此兩目標便成為重要的研究課題。本研究以具容量限制之車輛途程問題(CVRP, Capacity Vehicle Routing Problems)為基礎，同時考量運補行駛總距離與其任務完成時間，建構「臨戰時以輪型車輛運補軍品物資之主動運補多目標最佳化作業模式」，從而建構一個多目標最佳化的演算法求解此模式，期望所獲得的臨戰前最佳運補規劃，能夠同時最小化運補行駛總距離與最小化運補任務完成時間，以滿足作戰需求。

過去多目標最佳化問題之研究大都著重於連續型問題上，一般結合柏拉圖最佳化的理念，利用巨集啟發式演算法(Meta-Heuristic Algorithm)發展最佳化的演算法，並評估求解集合逼近柏拉圖最佳化前緣的程度，以及解集中解位置分佈的離散程度(Diverse) [1]。由於本研究建構之「臨戰時以輪型車輛運補軍品物資之主動運補多目標最佳化作業模式」，乃屬於離散型多目標最佳化問題，相較於連續性最佳化問題，其求解複雜度大幅提昇，本研究針對所建構之「臨戰時以輪型車輛運補軍品物資之主動運補多目標最佳化作業模式」，以基因演算法為基礎，整合非柏拉圖為基(Non-Pareto Base)與柏拉圖為基(Pareto Base)的求解策略，建構一個多目標最佳化演算法，在非柏拉圖為基的求解策略上，利用 VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) [2]分別

評估個別目標函數值優劣進行 GA 演化；在柏拉圖為基的求解策略上，由於求解離散型多目標問題相對於求解連續型多目標問題，所獲得之非凌駕解個數較少，以致演化過程中不利於繁衍多樣化的子代，為了提升演算法的求解成效，本研究建立一個「網格篩選機制」以增加優良解的數量，解決離散型多目標問題之非凌駕解過少的問題，此外本研究亦導入反應曲面設計的實驗，建立模式求解值(運補行駛總距離及任務完成時間)與 GA 突變率與交配率間的迴歸模式，從而決定 GA 中突變率與交配率的最佳設定值。最後以國軍某地區補給庫之主動運補為實際案例，想定該補給庫於臨戰時以輪型車輛運補軍品物資之主動運補任務，建構多目標運補模式並求解之，以提供運輸部隊指揮官多個可行的運補方案，作為任務執行時決策之參考。

## 二、文獻回顧

### 2.1 車輛途程問題

由於求解車輛途程問題，屬 NP-hard (Non-Deterministic Polynomial-Time Hard) 之複雜的組合最佳化問題，其求解時間會隨著受補點數遞增而成指數成長。因此，當受補點數少時可以用整數規劃(Integer Programming)的數學模式，快速地找出確切最佳解(Exact Optimal Solution)，當受補點數增加致使問題趨於複雜時，目前實務上大都以巨集啟發式演算法來處理 VRP 最佳化問題，希望在有效的時間內逼近最佳解。「車輛途程問題」隨著實務需求衍生出許多限制條件不同的類型，例如：容量限制車輛途程問題(Capacitated Vehicle Routing Problem)、時窗限制車輛途程問題(Vehicle Routing Problem With Time Window)、含回程取貨的車輛途程問題(VRP With Backhauls)、檢料與投遞的車輛途程問題(VRP With Pickup And Delivery)等，有關 VRP 衍生相關問題之數學模式，請參見 Laporte [3]與 Toth 和 Vigo [4]。

### 2.2 巨集啟發式演算法

以啟發式演算法求解最佳化問題時，端視其能否克服兩項障礙 [5]，首先為不管搜尋路徑如何改變，皆無法脫離某特定區域而陷入區域最佳解；第二為產生限制迴圈(Limited Cycle)，即在某些解之間反覆搜尋形成迴圈。因此，無

論開發或改良傳統演算法，必須克服傳統啟發式方法易陷入區域最佳解的困境，更希望能夠突破限制迴圈與無法脫離某特定區域的障礙。Glover [6]提出全域型啟發式解法之概念後，巨集式啟發式演算法搜尋最佳解的研究陸續被發展出來，處理複雜之最佳化問題，例如：基因演算法(GA, Genetic Algorithm) [7]、禁忌搜尋法(Tabu Search) [8]、模擬退火(SA, Simulated Annealing) [9]、粒子群演算法(PSO, Particle Swarm Optimization) [10]及蟻群演算法(AA, Ant Colony Algorithm) [11]等。由於求解 VRP 的複雜度屬於 NP-hard，且依據 VRP 的特性，包括：受補點數量多寡、受補點分佈狀況、補給點與受補點間相對位置以及各受補點的需求量分佈等，皆會影響求解的複雜度，目前都以建構巨集啟發式演算法求解之，其中 Baker 和 Ayechev [7]指出 GA 廣泛地被用來求解 VRP 相關的最佳途程問題，並獲得良好的求解成效。其中影響 GA 有效逼近最佳解的關鍵因素包括交配率、突變率與染色體族群大小的設定等，Goldberg [12]與 Davis [13]指出，交配率最適設定範圍介於 0.5 至 0.8 間，突變率為 0.005 對求解效果較佳。

### 2.3 多目標最佳化問題

針對實務應用的需求，求解車輛途程問題除了以最小化運補路徑長度為目標外，往往需同時考量其他最佳化的目標，而這些目標間往往存在著相互衝突性，例如：期望同時降低運補車次數、運補行駛總距離與任務完成時間等。因此，以多目標模式來建構 VRP 相關衍伸的模式，更能符合實務應用之需求。多目標問題之數學模式可定義如下[14]：

$$\begin{aligned} \min/\max \quad & \mathbf{y} = f(\mathbf{x}) \\ & = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x})) \end{aligned} \quad (1)$$

subject to

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in S \quad (2)$$

$$\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n) \in Y \quad (3)$$

其中  $\mathbf{x}$  為決定向量(Decision Vector)， $S$  為參數空間(Parameter Space)， $\mathbf{y}$  為目標向量(Objective Vector)，以及  $Y$  為目標值空間(Objective Space)。若目標值空間中的多目標解集合內之解互相不被凌駕(Non-Dominated)時，則稱此解集合稱為柏拉圖最佳化集合(Pareto-Optimal Set)，一般利用柏拉圖最佳化前

緣(Pareto-Optimal Front)呈現多目標之間的相互衝突性[15]。圖 1 為兩個設計參數( $x_1$ 與 $x_2$ )所構成之參數空間  $S$  以及兩個皆為望小的目標函數  $f_1(x_1, x_2)$  與  $f_2(x_1, x_2)$  所構成之目標值空間  $Y$ ，經由向量  $\mathbf{F}$  映射到  $Y$ ，其中  $\mathcal{P}$  處表示柏拉圖最佳化前緣 (Pareto-Optimal Front)。若  $f_1^*, f_2^*, \dots, f_k^*$  為個別目標函數的最小值，則多目標理想解 (Utopian Solution) 為  $F^* = (f_1^*, f_2^*, \dots, f_k^*)$ ，也就是將所有的目標值同時最小化，但是該解為可行解的機會極小。

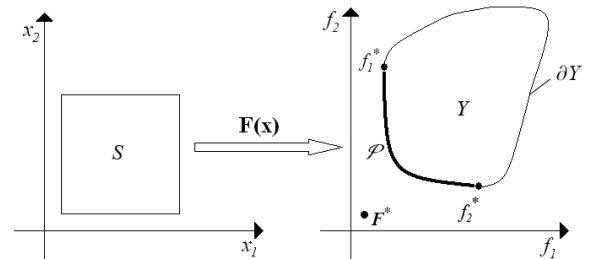


圖 1. 參數空間與目標空間相對應之示意圖。

近年來巨集啟發式演算法已經廣泛地應用於求解複雜多目標最佳化問題，其中 Schaffer 所提之 VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) [2]為以巨集啟發式演算法解決多目標問題之先驅[1]。一般多目標巨集啟發式演算法依建構評估函數機制的不同，可分為柏拉圖為基與非柏拉圖為基兩種求解策略，此兩種策略皆希望找出可行解中的非凌駕解(Non-Dominated Solution)。在非柏拉圖為基的求解策略方面：Schaffer [2]提出 VEGA，利用個別的目標函數值的優劣程度，篩選較佳的染色體進而執行複製、交配與突變，此作法簡單且容易理解，但容易致使演算法收斂在特定的解上，導致獲得缺乏多樣性的多目標解。Ding 等人[16]利用柏拉圖最佳化的觀念，分別適配實驗數據與實驗因子之間的反應曲面模式，採用權重方法將多目標轉換為單一目標函數，再根據最小化單一目標函數獲得不同權重值的柏拉圖最佳化前緣解集合，最後選取效率前緣解與理想解間之最短距離所對應之設計參數為最佳設計參數組合，此所對應的權重即為最佳權重，以此方法解決工程師對多個目標式權重給予的主觀性與不確定性之問題。Hajela 和 Lin [17]提出 HLGA (Hajela's and Lin's Genetic Algorithm)，利用加權法整合多個目標函數值成單一目標函數值，並利用 GA 搜尋柏拉圖最佳化集合。Ombuki 等人[18]建議，

逼近柏拉圖最佳化前緣過程中應避免使用權重方式，因為權重設定不恰當會使得求解結果不切合設定的期望目標，而且整合後之整體目標函數值會受到個別目標函數值尺度不同而影響，因此在進行加權時需考量個別目標值的尺度差異。此外，加權法僅能於目標值空間為凸集合時適用，而且僅能得到柏拉圖最佳化集合上的單一最佳解，所提供給決策者的決策資訊有限。

在柏拉圖為基的求解策略方面：Osyczka 和 Kundu [19] 提出一個距離度量 (Distance Metric) 的 Pareto 評估函數，並嵌入基因演算法中篩選菁英解，從而搜尋多目標之非凌駕解。此演算法所產生的非凌駕解會往個別理想解區域逼近，使得非凌駕解集合缺乏多樣性。Horn 等人 [20] 提出 NPGA (Niche Pareto Genetic Algorithm)，此演算法結合了柏拉圖凌駕 (Pareto Dominance) 和競賽選擇 (Tournament Selection) 的概念篩選菁英解進行演化。此法雖然有效減少運算量加快演化速度，但若競賽式選擇方式篩選的解集合數量不足，容易造成演算法往單一目標方向收斂。Srinivas 和 Deb [21] 提出 NSGA (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm)，此法利用適應值分享 (Fitness Sharing) 機制篩選非凌駕解以增加演算法求解的多樣性；但適應函數值分享機制容易產生過多相同適應值的解，導致演算法收斂速度變慢。Deb 等人 [22] 提出 NSGA-II (Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm)，將演化前後兩代產生非凌駕解的染色體區分等級，利用擁擠度排序，篩選同等級的非凌駕解之染色體成為菁英染色體，再從菁英染色體中隨機配對染色體進行競賽篩選。此演算法利用擁擠度排序產生具多樣性的非凌駕解，並利用菁英染色體互相競賽，以減少菁英染色體數量提升演算速度。此法雖可有效提升演算速度，但是當第一代的菁英解數量不足時，反而會使得演算法快速收斂到區域解而降低求解品質。

## 2.4 評估多目標最佳化問題的求解成效

衡量多目標最佳化演算法求解品質優劣的指標，包括以接近度衡量多目標解集合與柏拉圖效率前緣的接近程度，以離散度衡量多目標解集合中，其個別解的分散程度。理想的多目標解集合是期望所求的解集合能夠均勻地分佈在柏拉圖前緣上，提供多樣性的可行方案，以利決策者決定最適方案。在評估多目標

的求解成效之接近度方面，Veldhuizen [23] 提出兩個評估接近度的指標，其中之一為 GD (Generational Distance)，此指標為計算解集合中各點與柏拉圖最佳化集合上最近點的距離平均值，GD 值愈小表示多目標解集合的接近度愈好；另外一個指標為 HVR (Hypervolume Ratio)，此指標計算求解集合與最差解所圍的面積值，對於柏拉圖最佳化前緣解與最差解所圍的面積值之比值，HVR 值最大為 1，HVR 值愈接近 1 表示所求得的解集合愈接近柏拉圖最佳化前緣解。Zitzler [24] 提出一個評估接近度的指標 C (Set Coverage Metric)，此指標計算解集合中各點被柏拉圖最佳化前緣之解集合所凌駕的比例值，C 值介於 0 與 1 間，若 C 值等於 0 表示求解集合的解皆為柏拉圖前緣解，相對地 C 值等於 1 則表示求解集合的解皆非柏拉圖前緣解。另外在評估多目標的求解成效之離散度方面，Schott [25] 提出一個評估離散度指標 S (Spacing)，此指標為計算解集合中每一個解的距離值之變異數，S 值愈小表示所求得的多目標解集合之解的分佈愈均勻。Deb 等人 [22] 提出一個評估離散度指標  $\Delta$ ，當  $\Delta$  值愈小表示所求得的多目標解集合之解的分佈愈均勻。

綜合以上文獻得知：

- (1) 為了增進 VRP 的實務應用性，往往必須同時考量多個目標的需求，例如：臨戰時軍品物資運補任務，除了期望以最短時間內完成主動運補任務之外，仍希望能使用最少的資源執行運補任務，包括車次數、人力資源等。
- (2) 近年來 GA [7,26] 成功地應用於求解多目標最佳化問題，然而大部分侷限於求解連續型問題的最佳化 [27,28,29]，針對求解離散型多目標最佳化問題則相對少見。
- (3) 在多目標最佳化求解策略中，多以期望所求得之非凌駕解集合逼近柏拉圖最佳化前緣，並且獲得多樣性的非凌駕解。由於求解離散型多目標最佳化問題，相對於連續型多目標最佳化問題在求解過程中所產生的非凌駕解個數較少，導致 GA 所繁衍子代的菁英染色體較缺乏多樣性，限制了演算法的求解成效，必須加以克服，以提升求解品質。
- (4) 目前衡量多目標最佳化解集合之接近度指標，大都必須與柏拉圖最佳化前緣解集合相比較，且未考量不同目標值間單位尺度

的不同，無法客觀衡量多目標解集合的離散程度。此外，在實際應用上，針對離散型多目標最佳化問題，一般無法事先得知求解問題的柏拉圖最佳化前緣，因此須將既有的求解品質的評估指標加以適度修正，以適用於評估離散型多目標最佳化問題的求解品質。

### 三、研究範圍

本研究考量國軍地面部隊於臨戰時軍品物資以輪型車輛運補作業的任務需求，以容量限制之車輛途程問題數學模式為基礎，建構一個「臨戰時以輪型車輛運補軍品物資之主動運補多目標最佳化作業模式」，此模式為包含兩個目標的多目標最佳化運補作業模式，其中第一個目標為期望運補行駛總距離為最短，第二個目標為期望運補任務完成時間為最短，並針對此模式發展「求解離散型多目標最佳化問題之整合型演算法」進行求解。模式假設與數學模式如下面小節之說明。

#### 3.1 模式假設

- (1) 已知各點之間的最佳運補路徑。
- (2) 已知受補點之需求量。
- (3) 單一補給點。
- (4) 補給點容量無限制，可滿足受補點需求。
- (5) 單一運補車輛型式（10.5 噸卡車）。
- (6) 車輛數無限制。
- (7) 車輛行駛平均速度為  $\bar{V}=32$  (km/hr) [30]。
- (8) 補給品裝載所需時間與需求量成線性比率，本研究依據國防部聯合後勤司令部頒訂之「公路運補勤務手冊」規定，訂定滿載所需的平均裝載時間為 1.5 小時 [30]。
- (9) 補給品卸載所需時間與需求量成線性比率，本研究依據國防部聯合後勤司令部頒訂之「公路運補勤務手冊」規定，訂定滿載所需的平均卸載時間為 1 小時 [30]。

#### 3.2 主動運補多目標最佳化作業模式之建構

本研究以 CVRP 數學模式為基礎，考量臨戰時之主動運補任務，須同時使運補任務完成時間與車輛行駛總距離為最短，從而建構「以輪型車輛運補軍品物資之多目標最佳化作業模式」，如下所示：

目標式：

第一目標：運補任務完成時間最小化

$$\text{Min} \left\{ \max_{1 \leq k \leq m} \left[ u_k \left( t_1 + t_2 \right) + \frac{d_k}{\bar{v}} \right] \right\} \quad (4)$$

第二目標：運補行駛總距離最小化

$$\text{Min} \left( \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{dist}_{ij} x_{ijk} \right) \quad (5)$$

限制式：

$$u_k = \sum_{i=2}^n q_i y_{ik} \leq Q, \quad k \in \{1, \dots, m\} \quad (6)$$

$$d_k = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{dist}_{ij} x_{ijk}, \quad k \in \{1, \dots, m\} \quad (7)$$

$$\sum_1^K y_{ik} = \begin{cases} K & i=0 \\ 1 & i=1, \dots, N \end{cases} \quad (8)$$

$$\sum_i x_{ijk} = \sum_j x_{jik} = y_{ik}, \quad (9)$$

$$i, j = 1, \dots, N \quad k = 1, \dots, K$$

$$\sum_{i,j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1, \quad (10)$$

$$S \subseteq \{2, \dots, N\}, \quad k = 1, \dots, K$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, \quad (11)$$

$$i, j \in \{1, \dots, n\}, k \in \{1, \dots, m\}$$

$$y_{ik} \in \{0, 1\}, \quad (12)$$

$$i \in \{1, \dots, n\}, \quad k \in \{1, \dots, m\}$$

其中

$u_k$ ：第  $k$  車輛之實際裝載量。

$t_1$ ：每一單位容量所需裝載時間。

$t_2$ ：每一單位容量所需卸載時間。

$d_k$ ：第  $k$  車輛之行駛距離。

$\bar{v}$ ：車輛行駛平均速度。

$\text{dist}_{ij}$ ：第  $i$  受補點至第  $j$  受補點之距離。

$Q$ ：車輛最大裝載量限制。

$q_i$ ：第  $i$  受補點需求量。

$x_{ijk}$ ：第  $k$  車輛是否行駛第  $i$  受補點至第  $j$  受補點路徑， $x_{ijk}$  為二元變數。

$y_{ik}$ ：第  $k$  車是否運補第  $i$  受補點， $y_{ik}$  為二元變數。

### 四、整合型演算法與評估指標之建構

由於基因演算法已廣泛地用來求解 VRP 相關模式，並獲得良好的求解成效[7]，本研

究以基因演算法為基礎，針對所建立的多目標數學模式，發展一個整合型演算法，並建立適用於評估離散型多目標問題之求解成效的指標。所建構之演算法與相關參數設定以及評估求解品質的指標，如下面小節之說明。

#### 4.1 建構整合型演算法

本研究結合非柏拉圖為基的求解策略，依據個別目標值優劣分別演化繁衍子代，並將演化產生的子代合併，再以柏拉圖為基的求解策略篩選出非凌駕解。此外，由於求解離散型多目標問題所獲得之非凌駕解個數較少，以致演化過程中不利於繁衍多樣化的子代，本研究建立一個「網格篩選機制」，增加在求解過程中優良解的數量，以提升其解成效。本階段的執行程序說明如下：

##### 程序 1: 建立起始染色體族群及產生多目標問題的起始解

本研究結合實數型編碼與二位元編碼的優點，對於每個受補點以實數型整數編碼方式，定義每一個受補點編號為一個基因，所有受補點形成的基因序列定義為一條染色體，且每條染色體內的基因不會重複出現。為兼顧多目標最佳化之巨集啟發式演算法的搜尋廣度與深度，除了以隨機方式產生部分染色體族群，另外加入個別目標函數之理想解的染色體，有關起始染色體族群數量的決定，請詳閱 4.3 節之詳細說明。

接著利用先排途程後分車次的方式[31]，依據染色體的基因序列決定途程順序，再以車輛的裝載量限制決定各車次的行駛路徑。由於車輛裝載量限制的不同，使得相同染色體的基因序列會得到不同的車次行駛路徑，因此，藉由裝載量限制的改變，衍生出具多樣性的多目標起始解。本研究將最大裝載量限制設定為該車輛之滿載量，最小的裝載量限制之設定，則考量各受補點需求量與車輛滿載量，而給定一個滿載量百分比，在此裝載量限制範圍內均等分成  $L$  種裝載量限制，設定公式如(13)所示：

$$Q_r = \min_{1 \leq i \leq n} q_i + \frac{Q - \min_{1 \leq i \leq n} q_i}{L - 1} (r - 1) \quad (13)$$

其中  $Q_r$  表示演算法中所設定之第  $r$  種裝載量限制； $r = 1, \dots, L$ ； $Q$  表示該運補車輛之滿載量； $q_i$  表示第  $i$  受補點之需求量， $i = 1, \dots, n$ 。根據公式(13)及染色體基因序列進行受補點車次分群，首先，若受補點需求量  $q_i$  大於設定之裝載

量限制  $Q_r$ ，則以該裝載量限制  $Q_r$  指派車次運補該需求點，直至該受補點的剩餘需求量小於裝載量限制  $Q_r$ ；接著，依據染色體的基因序列以及裝載量限制  $Q_r$ ，針對剩餘需求量小於裝載量限制  $Q_r$  的受補點進行途程規劃。重複上述程序則可獲得個別染色體於不同裝載量限制下各車次的運補點與行駛路徑，進而求得各染色體於不同裝載量限制下的任務完成時間與車輛行駛總距離兩個目標函數值。由於隨著  $L$  值的增加，多目標最佳化演算法的複雜度亦隨之提升，本研究期望以最小的  $L$  設定值獲得多樣性的多目標函數解。 $L$  值的設定請參閱 4.3 節之詳細說明。

##### 程序 2: 執行染色體演化與篩選非凌駕解

先採用非柏拉圖為基的求解策略[2]針對個別目標函數值之優劣執行染色體演化，分別以輪盤選擇方式進行染色體篩選與複製、以線性次序法執行染色體交配以及互換法執行基因突變，以此繁衍子代染色體。接著合併個別目標值所繁衍的子代染色體，再採用柏拉圖為基的求解策略，以 Kung 等人[32]所提出之 Efficient Method 找出子代染色體的多目標非凌駕解集合。此外，在基因演算法參數設定方面，Schaffer 等人[33]指出，交配率最適設定範圍應介於 0.75 至 0.95 間最恰當；Grefenstette [34]及 Schaffer 等人[33]先後提出突變率為 0.005 對求解效果較佳，因此本研究採取上述建議，將交配率與突變率分別設定為 0.95 與 0.005。

##### 程序 3: 判斷是否執行染色體擾動程序

分析程序 2 中演化所得的非凌駕解集合之求解品質是否精進，若求解品質未精進，表示演化所得之子代染色體族群的非凌駕解集合陷入區域最佳解，因此執行染色體擾動程序，捨棄該演化產生之子代染色體族群，而以上一代之染色體族群另外結合隨機產生的染色體族群，進行下一代染色體之繁衍，此程序除了可保留原有優良染色體外，並可增加染色體之多樣性，以擴展演算法的搜尋廣度；若求解品質有精進，表示演化所得之子代染色體族群的非凌駕解集合未陷入區域最佳解，可持續朝向全域最佳解逼近，因此以產生的子代染色體繼續繁衍後代，期能獲取更優良染色體，以有效逼近全域最佳解。針對評估離散型多目標最佳化問題的求解品質，本研究另外建立  $DA$  指標以評估離散型多目標解的接近度，與  $DR$  指標以評估離散型多目標解的離散度，此兩指

標的建立程序，請參閱 4.2 節之說明。

**程序 4：網格篩選機制**

有藉於求解離散型多目標問題相對於求解連續型多目標問題，所獲得之非凌駕解個數較少，以致演化過程中不利於繁衍多樣化的子代，因此本研究建立一個「網格篩選機制」以增加優良解的數量，解決離散型多目標問題之非凌駕解過少的問題。執行步驟說明如下：

步驟 1：界定網格設定範圍

為使網格設定範圍涵蓋個別目標值之所有可行解範圍，本研究以個別目標的理想解為網格設定的範圍。首先，整合個別目標的理想解，形成多目標最佳化之烏托邦理想解(Utopian Solution)，以向量  $f^{ut}$  表示如公式(14)：

$$f^{ut} = (f_1^{id}, \dots, f_m^{id}, \dots, f_M^{id}) \quad (14)$$

根據公式(14)界定個別目標值之網格設定範圍，如公式(15)所示。

$$\min_{1 \leq i \leq M} (F_{im}^{id}) \leq f_{im} \leq \max_{1 \leq i \leq M} (F_{im}^{id}), \quad m = 1, \dots, M \quad (15)$$

其中  $f_{im}$  表示多目標解集中第  $i$  個解的第  $m$  個目標值； $F^{id}$  為包含個別目標理想解所形成的多目標解集合之矩陣，因此  $F^{id}$  為一個  $M \times M$  方正矩陣且對角線上之各元素即為各目標之理想值， $F^{id}$  矩陣表示如公式(16)：

$$F^{id} = \begin{bmatrix} f_{11}^{id}, & \dots, & f_{1M}^{id} \\ \vdots & & \vdots \\ f_{i1}^{id}, & \dots, & f_{im}^{id}, & \dots, & f_{iM}^{id} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ f_{M1}^{id}, & \dots, & f_{MM}^{id} \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中  $f_{im}^{id}$  表示為  $F^{id}$  矩陣中第  $i$  個解的第  $m$  目標值，此目標值為該目標之理想值且  $i=m$ 。

步驟 2：決定網格數量

本研究建立的網格篩選機制是以二維座標平面為基礎來篩選多樣性的優良多目標解。若篩選機制中有  $M$  個多目標，則將此  $M$  個多目標所構成的  $M$  個空間維度解投影至任兩個目標所構成的二維座標平面上，並分別在此二維座標平面上等分網格，由於  $M$  個目標可產生不同之兩目標組合所形成之二維平面，其數量為  $C_2^M = M(M-1)/2$ 。此外，為增加解的多樣性，從而繁衍子代，本研究設定網格篩選機制所獲得之優良解數量設定為非凌駕解數量的兩倍，因此網格數量計算如公式(17)：

$$H = 2U / M(M-1) \quad (17)$$

其中  $H$  表示為網格數量； $U$  表示非凌駕解數

量。

步驟 3：挑選優良多目標解

根據公式(15)所界定之網格篩選範圍，再依公式(17)計算得到網格數量  $H$ ，在多目標空間維度解所投影之二維座標平面上，於每個座標軸上等分  $H$  個網格，並在每個網格內挑選最優良的多目標解，重複執行步驟 3 直至所有多目標空間維度解所投影之二維座標平面上的解篩選完畢為止，再聯集篩選後的所有解，形成優良多目標解集合，從而進行染色體繁衍以精進求解品質。

**程序 5：判斷演化停止條件是否成立**

本研究設定演算法停止條件如下：

1. 當演化所得之非凌駕解的接近度值於設定之連續演化代數沒有改善或變化時。
2. 總演化代數達設定之值時。

若上述任一停止條件滿足時則停止演化，並進入程序 6。

**程序 6：輸出具多樣性的非凌駕解集合**

為獲得差異性大之多目標解集合，以提供多樣性的可行方案做為決策參考，本研究將演化結束所得之非凌駕解集合，在各目標最佳解所組成的範圍內，以網格篩選方式剔除相似性高的非凌駕解，因此計算網格數  $H$  如公式(18)所示：

$$H = P / [M(M-1)] \quad (18)$$

其中  $P$  為多目標解集合中解的數量，即為提供決策參考之可行方案的數量。

本研究建構之整合型演算法的流程，如圖 2. 所示：

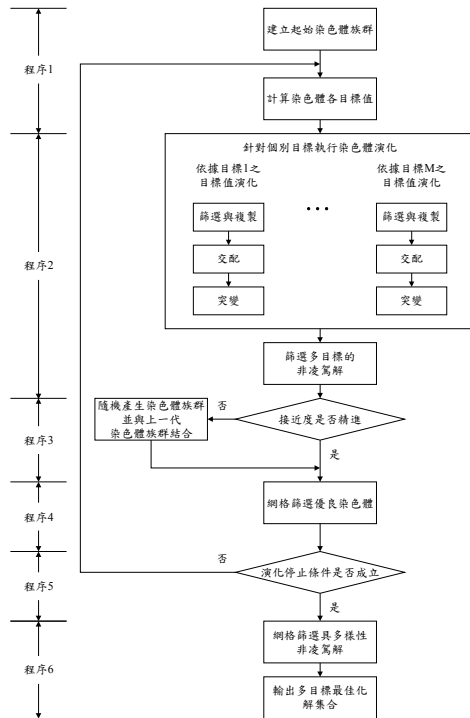


圖 2. 「求解離散型多目標最佳化問題之整合型演算法」之流程圖

## 4.2 建立求解離散型多目標最佳化問題的評估指標。

### 4.2.1 建立求解集合與柏拉圖最佳化前緣的接近度指標

常見的接近度指標包括 Veldhuizen [23] 提出的 GD (Generational Distance) 值與 Zitzler [24] 提出的 C (Set Coverage Metric) 值以及 Veldhuizen [23] 提出的 HVR (Hypervolume Ratio) 值等，由於這些指標值的計算是基於評估求解之多目標解集合與柏拉圖最佳化前緣解集合的接近程度。但在實務上一般無法得知離散型多目標問題的柏拉圖最佳化前緣解集合，因此，針對離散型多目標問題，上述指標無法直接用來評估求解集合的接近度優劣。此外上述指標的建立亦未考量個別目標值間單位尺度的差異對指標值的影響。因此本研究改良 HVR 指標，利用面積的概念建立一個適用於評估離散型多目標最佳化問題之求解集合的接近度指標，其建立步驟說明如下：

步驟 1：正規化所有的目標值

為了消除個別目標值間單位尺度的差異，對多目標接近度指標值的影響，本研究先將個

別求解的目標值除以其理想值以進行正規化，如公式(19)：

$$g_{im} = \frac{f'_{im}}{f_m^{id}}, \quad i=1, \dots, U, \quad m=1, \dots, M \quad (19)$$

其中  $g_{im}$  表示求解非凌駕解集中正規化後之第  $i$  個解的第  $m$  個目標值， $f'_{im}$  表示求解集合中之第  $i$  個解的第  $m$  個目標值； $f_m^{id}$  為第  $m$  個目標的理想值。

步驟 2：將多目標空間維度解投影至任兩個目標所構成的二維座標平面上

將  $M$  個多目標所構成的  $M$  個空間維度解投影至任兩個目標所構成的二維座標平面上，並分別在此二維座標平面上等分網格，若包含  $M$  個目標，則可產生不同之兩目標組合所形成之二維平面的數量為  $C_2^M = M(M-1)/2$ 。

步驟 3：計算二維座標平面上所有求解集合與理想解圍成的面積

本研究計算所有求解集合與理想解間在二維座標平面上所圍成的面積，以評估多目標求解集合的接近度優劣，面積如公式(20)：

$$A_{a,b} = \sum_{i=1}^U (g_{ia} - g_{(i-1)a}) (g_{ib} - 1), \quad (20)$$

$$a, b \in \{1, \dots, M\}, a \neq b$$

其中  $A_{a,b}$  表示第  $a$  個目標與第  $b$  個目標所構成的二維座標平面上，多目標求解集合所圍成的面積，而且  $g_{0m}$  為烏托邦解正規化後的第  $m$  目標值，因此  $g_{0m} = 1$ 。

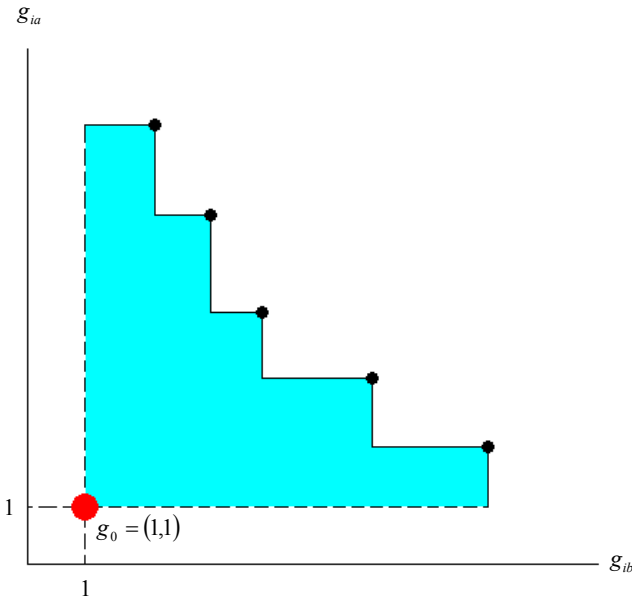
步驟 4：計算離散型多目標問題之求解集合的接近度值

根據步驟 3 計算得到的面積，加總所有任二維平面所圍成的面積，作為評估離散型多目標問題之求解集合接近度的優劣指標，如公式(21)：

$$DA = \sum_{a=1}^M \sum_{b=1}^M A_{a,b} \quad (21)$$

其中  $DA$  表示離散型多目標問題之求解集合的接近度指標。 $DA$  值愈小表示離散型多目標求解集合的接近度愈佳，即愈接近柏拉圖最佳化前緣。以下以兩個目標皆為望小的多目標最佳化問題為例，以圖形顯示求解集合投影於此兩目標所建構之座標平面及與理想解所圍成之面積，如圖 3 所示：





註：●表示為非凌駕解，●表示為烏托邦解。  
圖 3. 求解集合投影於目標 1 與目標 2 之座標平面所圍成的面積。

#### 4.2.2 建立最佳化解集合的離散度指標

常見的離散度指標包括 Schott [25] 所提出 S 指標與 Deb 等人 [22] 提出  $\Delta$  指標，此兩指標皆未考量個別目標值間單位尺度的差異對指標值的影響，以致無法客觀評估多目標求解集合的離散度優劣。因此本研究將求得之非凌駕解先行正規化，再決定每一個非凌駕解與其最鄰近非凌駕解間之距離，最後計算所有距離值的變異數，作為評估離散型多目標最佳化問題之求解集合離散度優劣的指標，執行步驟說明如下：  
步驟 1：正規化目標值

為了消弭個別目標值間單位尺度的差異對多目標求解集合離散度指標的影響，因此本研究先將個別求解的目標值正規化，如公式(22)所示：

$$F_{im}^{st} = \frac{F_{im}^{nd} - \min_{1 \leq j \leq M} F_{jm}^{id}}{\max_{1 \leq j \leq M} F_{jm}^{id} - \min_{1 \leq j \leq M} F_{jm}^{id}}, \quad (22)$$

$$i = 1, \dots, U, \quad m = 1, \dots, M$$

其中  $F^{nd}$  為非凌駕解集合所組成的矩陣， $F_{im}^{nd}$  表示  $F^{nd}$  矩陣中第  $i$  個解的第  $m$  個目標值； $F^{id}$  為多目標理想解集合所形成的矩陣， $F_{jm}^{id}$  表示  $F^{id}$  矩陣中第  $j$  個理想解的第  $m$  個目標值。

步驟 2：計算個別解與最鄰近解間的距離

在多個目標維度解中計算個別解與其他解之間的歐式距離，如公式(23)所示：

$$D_{ik} = \left[ \sum_{m=1}^M (F_{im}^{st} - F_{km}^{st})^2 \right]^{1/2} \quad (23)$$

其中  $D_{ik}$  表示多目標求解集合內，個別解與其他解間的歐式距離所組成  $U \times U$  的對稱矩陣中第  $i$  個解與第  $k$  個解之間的距離值，接著取  $D_{ik}$  值最小者作為評估個別解與其他解之間的距離，如公式(24)所示：

$$R_i = \min_{1 \leq k \leq U, k \neq i} D_{ik}, \quad i, k = 1, \dots, U, \quad k \neq i \quad (24)$$

步驟 3：計算  $D_{ik}$  值的標準差

計算個別解之  $R_i$  值間的標準差，以評估多目標解集合的離散度，如公式(25)所示：

$$DR = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^U (R_i - \bar{R})^2}{U-1}} \quad (25)$$

其中  $\bar{R}$  為  $R_i$  的平均值， $DR$  表示多目標解集合的離散度指標， $DR$  值愈接近 0，求解集合的離散度會愈大，即表示多目標求解集合中的解愈具有多樣性。

#### 4.3 演算法參數分析與設定

經由給定不同的裝載量限制  $Q_r$ ，對於同一條染色體的相同基因序列，可行伸出具多樣性的可行解，但是裝載量限制的個數過多時，會大幅增加演算的負荷。因此本研究考量求解品質與求解效率，先將染色體數量固定於可行範圍內的最少數量，並分別在不同裝載量限制下，執行所建構之整合型演算法，再依據求解所得之解集合的接近度、離散度與演算時間，決定裝載量限制個數（即  $L$  值）的最適設定值。接著固定所求得最適的  $L$  值，改變不同染色體數量，分別執行「求解離散型多目標最佳化問題之整合型基因演算法」，再依據求解所得之解集合的接近度、離散度與演算時間，決定最適之染色體數量。最後將輸出解個數  $P$  設定為 10 的狀況下，依據上述程序執行演算，所得結果分析說明如下：

程序 1：裝載量限制個數之設定

首先設定染色體數量於可行範圍內的下限值為 10，以及交配率為 0.95 [33] 與突變率 0.005 [34] 下，根據公式(13)，將裝載量限制於最大值與最小值之間等分切割成 9 個裝載量限制，並分別重複執行整合型基因演算法 10 次，再以本研究建立評估多目標解集合的接近

度  $DA$  與離散度  $DR$  分別計算其平均值，其結果繪製如圖 4 至圖 6 所示：

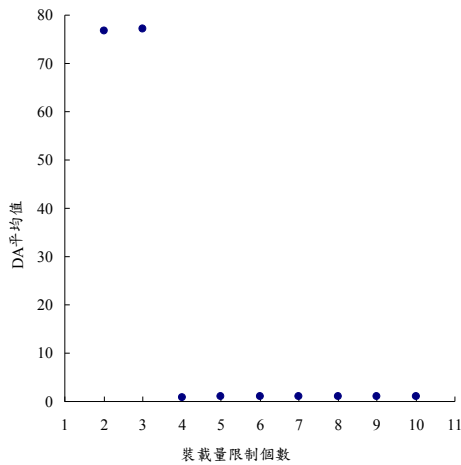


圖 4. 不同裝載量限制個數下  $DA$  平均值的分佈圖。

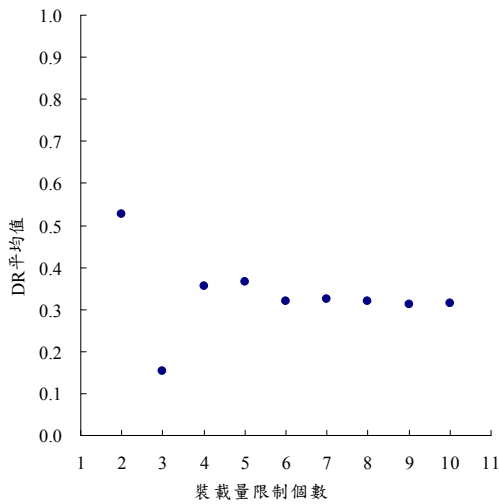


圖 5. 不同裝載量限制個數下  $DR$  平均值的分佈圖。

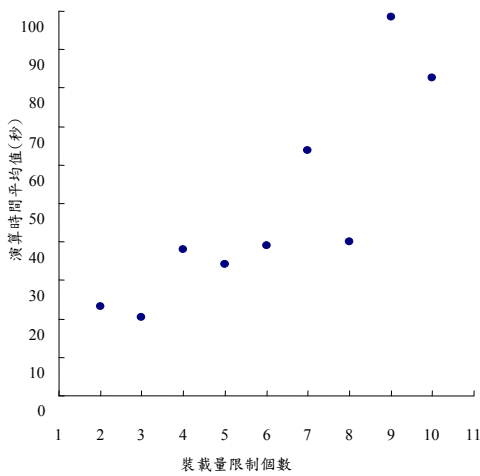


圖 6. 不同裝載量限制個數下演算時間平均值的分佈圖。

綜合圖 4 至圖 6 得知，當裝載量限制個數小於等於 3 時，雖然求解所需時間短，但是解集合的  $DA$  指標值太大，表示求解集合的接近度不佳。當裝載限制個數大於等於 4 時，在不同裝載量限制下多目標的求解品質皆相近，但演算所需時間卻隨著裝載量限制個數增加而大幅成長。故為了獲得良好的多目標求解品質，且不造成演算法之過度負荷，增加演算時間，本研究將裝載量限制個數  $L$  設定為 4。

**程序 2：染色體數量之設定**

依據程序 1 所得到的最適裝載量限制個數  $L$  為 4 之前提下，改變染色體數量分別為 10、20、30、40、50、60、70、80、90、100 等 10 種，重複進行所建構的整合型演算法 10 次，並計算不同染色體數量下多目標解集合評估指標的平均值，包括評估接近度的  $DA$  值、評估離散度的  $DR$  值以及演算時間等，其結果繪製如圖 7 至圖 9 所示。

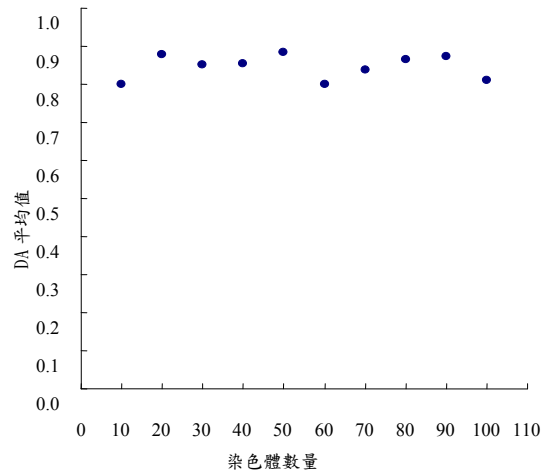


圖 7. 不同染色體數量下  $DA$  平均值的分佈圖。

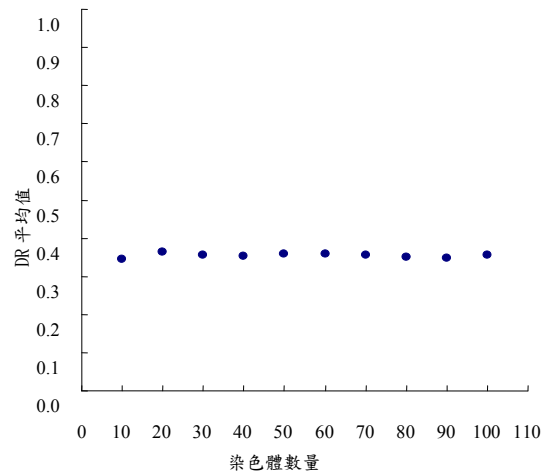


圖 8. 不同染色體數量下  $DR$  平均值的分佈圖。

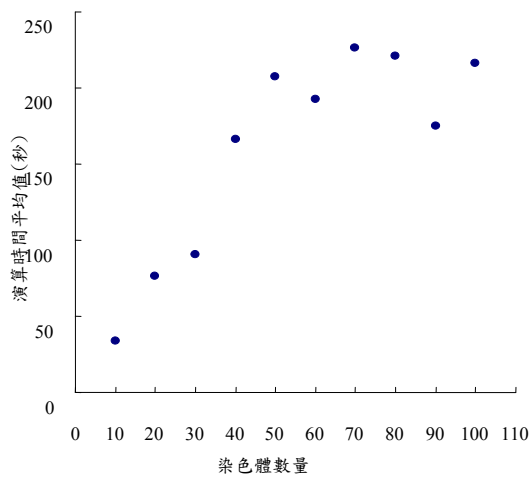


圖 9. 不同染色體數量下演算時間平均值的分佈圖。

由圖 7 與圖 8 明顯可知，不同染色體數量下所獲得  $DA$  指標平均值與  $DR$  指標平均值差異不大，表示求解品質相近；但是由圖 9 得知，染色體數量愈多，演算所需時間卻呈大幅成長。因此，本研究將染色體數量設定為 10，期望以最短的演算時間獲得較佳的多目標解集合。

#### 4.4 演算法效能測試

本研究以國際題庫為標竿 (<http://neo.lcc.uma.es/radi-aeb/WebVRP/>)，並以實驗設計中的反應曲面法進行 GA 參數設定[35]，從而驗證與評估所建構之演算法的可行性，以說明其實用性與有效性，所得結果如表 1 所示。

表 1. 求解國際題庫的彙整表

題目編號	交配率	突變率	求解路徑長變異係數	求解路徑長	目前國際最佳解	偏差率	演算時間(秒)
E-n51-k5	0.65	0.88	0.41%	524.61	524.944	-0.06%	89.94"
E-n76-k7	0.74	0.70	0.84%	701.28	687.603	1.99%	224.28"
E-n76-k8	0.62	0.73	0.73%	750.48	735	2.11%	384.81"
E-n76-k10	1.00	0.85	0.73%	853.05	832	2.53%	434.05"
E-n76-k14	1.00	0.76	0.67%	1057.70	1032	2.49%	480.97"
E-n101-k8	0.88	0.77	1.13%	847.50	817	3.73%	580.91"
E-n101-k14	1.00	0.81	0.66%	1121.30	1077	4.11%	1117.45"

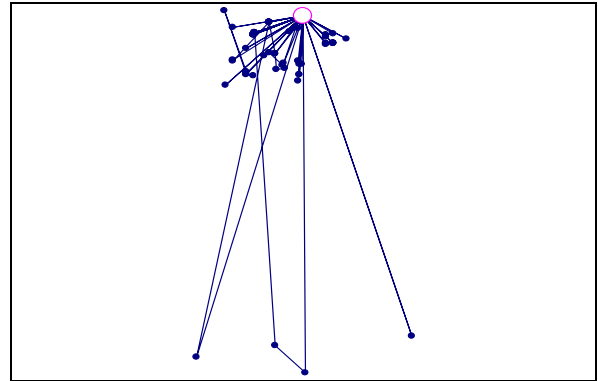
由表 1 得知以所建構的演算法求解國際題庫，其誤差皆在百分之五以內，可以證明本演算法的效能，適用於求解實際案例中包含 100 個需求點以內之 CVRP 模式最佳化問題。

### 五、實際案例

本研究以國軍某地補庫之主動運補為研究案例，該補給點（地補庫）所支援共計 70 個受補點，各受補點需求量總和為 41,113 單位。運補車輛為單一型式之 10.5 噸卡車，其裝載最大容量為 5,000 單位，補給點與各受補點的位置座標與需求量之部分資料，如表 2 所示。此案例依據現行準則規定，以人工作業方式的參謀作業，進行運補路線規劃，根據需求點共規劃 22 條運補路線，其中第 4 條路線派遣 3 車次，其餘路線各派遣 1 車次，總計需 24 車次執行主動運補任務，各路線之示意圖如圖 10 所示，各車次運補路徑，如表 3 所示，其中編號 1 表示為補給點，編號 2 至 71 表示為各受補點之編號，此外，各車次之行駛距離是依據各受補點之間的實際距離計算，所得總行駛距離為 1,450.5 公里。

表 2. 受補點位置座標與需求量

受補點編號	X 座標值	Y 座標值	需求量
1	0	0	0
2	-5.02	-91.28	269
3	-0.92	-91.18	290
4	-0.7	-0.49	3398
5	32.97	-53.73	418
	⋮		
67	-149.87	-644.14	816
68	-68.77	-32.71	137
69	-39.21	-71.47	548
70	-9.78	-21.99	442
71	-9.79	-22.07	546



註：○為補給點，●為受補點，——為現行規劃運補路線。

圖 10. 現行參謀規劃的 22 條運補路線示意圖。

表 3. 現行規劃之路線與各車次運補路徑

路線編號	車次編號	行駛路徑
1	1	1 4 64 63 1
2	2	1 47 48 42 49 46 1
3	3	1 6 65 41 1
4	4	1 38 36 1
	5	1 37 62 1
	6	1 35 24 34 1
5	7	1 50 1
6	8	1 55 54 53 57 1
7	9	1 25 1
8	10	1 20 71 56 69 21 19 18 52 22 1
9	11	1 26 27 30 29 28 1
10	12	1 33 32 70 1
11	13	1 39 58 59 61 11 68 1
12	14	1 67 66 1
13	15	1 60 51 44 1
14	16	1 43 1
15	17	1 40 10 12 13 1
16	18	1 45 1
17	19	1 7 1
18	20	1 9 8 31 1
19	21	1 14 1
20	22	1 15 16 1
21	23	1 23 2 3 1
22	24	1 17 1

由於現行主動運補規劃是依據參謀主觀的意見與作業準則，主要為節省人力資源與降低運補成本，以滿足部隊平時訓練任務的需求，僅考量受補點間的群聚關係而決定運補路線，未考量在特殊狀況下的需求，例如：臨戰時之主動運補任務，各受補點之需求量與任務完成時間，以致僅能提供決策者單一運補規劃，無法針對特定任務的需求規劃運補方案，較不能配合實際作戰情境之所需。本研究針對該地區補給庫，衡量國軍地面部隊於臨戰時軍品物資以輪型車輛運補作業的任務需求，依據公式(4)與公式(5)建構一個包含兩個目標的多目標主動運補最佳化作業模式，其中第一個目標為期望運補行駛總距離為最短，第二個目標為期望運補任務完成時間為最短，此兩目標之數學式，如公式(26)與公式(27)所示：

$$\text{Min} \left\{ \max_{1 \leq k \leq m} \left[ u_k (t_1 + t_2) + \frac{d_k}{v} \right] \right\} \quad (26)$$

$$\text{Min} \left( \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{dist}_{ij} x_{ijk} \right) \quad (27)$$

其中補給品裝卸所需時間與需求量成線性比率，滿載所需的平均裝載時間依據國防部聯合後勤司令部頒訂之「公路運補勤務手冊」之規定為 1.5 小時；卸載為一小時，所以  $t_1=1.5/5,000$ ， $t_2=1.0/5,000$ ， $n=71$ 。接著以反應曲面法適配運補行駛總距離及任務完成時間與交配率及突變率間的反應曲面模式，結果如下：

$$y_1 = 25983.67 + 5126.37x_1 + 25014.29x_2 - 30108x_1x_2$$

$$R^2 = 0.6324$$

$$y_2 = 6.639 - 0.0759x_1 + 0.004x_2$$

$$R^2 = 0.3572$$

其中  $y_1$  為運補行駛總距離； $y_2$  為任務完成時間； $x_1$  為交配率； $x_2$  為突變率，根據上面兩個適配模式，得到交配率及突變率最佳組合為 0.96 與 0.57。接著利用建構之整合型演算法最佳化該案例，從而規劃具多樣性的可行方案，提供運補部隊指揮官執行決策時之參考。首先以整合型基因演算法分別求得任務完成時間與行駛總距離的單目標最佳解之染色體 [36]，再結合以隨機產生的 8 條染色體，共 10 條染色體構成「求解離散型多目標最佳化問題之整合型演算法」的起始染色體族群，如附錄一所示，其中染色體編號 1 與 2 為個別目標最佳解的染色體。由於現行參謀作業規劃所得之各車次平均裝載量為 34.26%，本研究將裝載

量限制最小值設定為 25% 之滿載量，以有效求取多樣性的可行方案，並與現行參謀作業規劃的結果進行比較，以驗證求解成效。經由 4.3 節所得之裝載量限制個數  $L$  為 4，分別於裝載量限制為 1,250、2,500、3,570 與 5,000 單位下，分別規劃 10 條染色體之運補路徑，因此共產生 40 組解，構成起始解，起始解的任務完成時間與行駛總距離兩目標值，彙整如表 4 所示。進一步計算起始解之非凌駕解集合的接近度指標  $DA$  為 1.3848、離散度指標  $DR$  為 0.1522。

表 4. 起始解之目標值

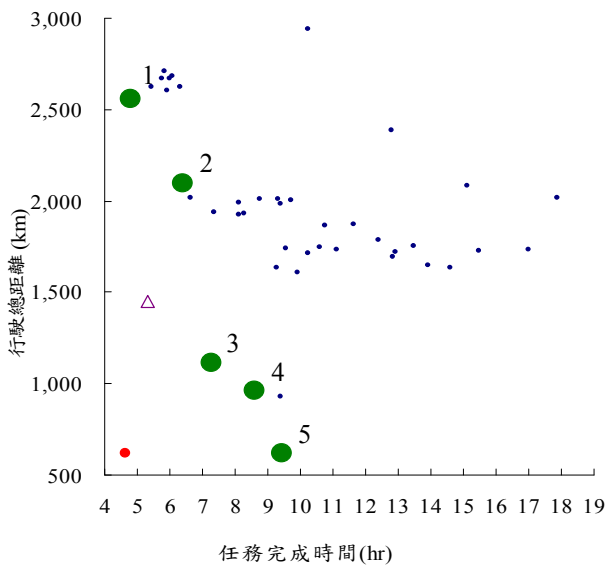
裝載量限制		1,250		2,500	
目標值		任務完成時間	行駛總距離	任務完成時間	行駛總距離
染色體編號	1	6.6515	2018.4	7.2765	1115.1
	2	4.8006	2555.7	8.1128	1924.5
	3	6.0059	2668.9	8.7676	2009.6
	4	10.2446	2943.8	12.7855	2387.6
	5	5.4545	2626.1	8.2737	1933.6
	6	6.0735	2683.8	9.318	2013.5
	7	6.3394	2624.2	7.3525	1940.5
	8	5.9084	2601.3	9.3918	1981.1
	9	5.7491	2673.4	8.1274	1993.9
	10	5.842	2708.8	9.7328	2001
裝載量限制		3,750		5,000	
目標值		任務完成時間	行駛總距離	任務完成時間	行駛總距離
染色體編號	1	9.3816	926	9.4403	619.7
	2	11.1057	1735.1	14.619	1631.7
	3	10.2286	1713.3	12.839	1693.2
	4	15.1301	2080.6	17.8814	2019.2
	5	10.6079	1744.5	13.9253	1649.2
	6	11.6391	1872.5	13.491	1752.7
	7	12.9211	1719.6	9.2764	1631.9
	8	12.407	1786.7	17.0072	1736.6
	9	10.7569	1863.3	15.4989	1728.9
	10	9.551	1739.5	9.9195	1611

接著，將起始解代入建構之整合型演算法的搜尋機制，搜尋並逼近多目標的柏拉圖最佳化前緣，最後經由網格篩選機制，共獲得五個差異

性較大的多目標解集合，有效地提供多樣性的運補可行方案給運補部隊指揮官執行決策時之參考，如附錄二至附錄 所示。此五個運補可行方案與現行規劃之任務完成時間與行駛總距離，如表 5 所示，圖 11 則為該五個可行方案的分佈圖，其接近度指標  $DA$  為 1.2353、離散度指標  $DR$  為 0.0674。進一步分析與比較所求解的五個運補可行方案與現行方案之任務完成時間與行駛總距離，發現第二方案為現行方案所凌駕，所以本研究最後提供給決策者之可行方案為第一、三、四及五方案，決策者可以根據實際的需求選取適當的運補方案。

表 5. 任務完成時間、行駛總距離與車次數

	任務完成時間 (hr)	行駛總距離 (km)	派遣車次數	是否為建議方案
第一方案	4.8006	2555.7	37	是
第二方案	6.3944	2093.6	37	否
第三方案	7.2765	1115.1	18	是
第四方案	8.5816	959.6	10	是
第五方案	9.4403	619.7	9	是
現行規劃	5.3060	1,450.5	24	是



註：圖中●為可行方案，●為烏托邦解，●為起始解，△為現行參謀規劃方案。

圖 11. 求解集合與起始解目標值分佈圖。

## 、結果與 論

(1) 經由本研究所建構的「求解離散型多目標最佳化問題之整合型演算法」求解該案例，可以改善多目標解集合接近度與離散度值，其中非凌駕解集合的接近度指標  $DA$

值由 1.3848 降至 1.2353，顯示多目標解集合可以有效往柏拉圖最佳化前緣逼近；離散度指標  $DR$  值則由 0.1522 降至 0.0674，改善率達 55.78%，顯示所獲得的多目標解的可行方案間具有多樣性，可以提供給運輸部隊指揮官執行決策時之參考。

- (2) 將多目標最佳化問題的個別目標最佳解作為起始解的一部分，有於演算法快速地朝柏拉圖最佳化前緣逼近，並可增進多目標解集合中解的離散度。
- (3) 決策者可依實際任務的需求與資源的限制，根據表 5 與圖 11 從中選取最適合的運補方案。經由進一步分析得知，第一個運補方案之任務完成時間最短，但是所需的車次數以及行駛總距離為五個方案中的最大值，因此該可行方案雖可於最短時間內完成任務，但所需的成本最大，若補給點的車輛數足夠可以執行該方案，則可選取該方案為最佳的運補方案。而第五個運補方案所需的車次數以及行駛總距離為五個方案中的最小者，但是該方案任務完成時間卻最長，因此，若補給點的車輛資源極為有限時，則可選取該方案為最佳的運補方案。
- (4) 所建構的演算法，可以根據實際案例任務的需求與資源的限制，調整演算法中輸出的可行方案個數  $P$  值與車載量限制個數  $L$  值及裝載量限制的最小設定值，依此，可增加其他更符合決策需求的多樣性可行方案。
- (5) 本研究所建構之運補規劃的數學模式，雖是針對臨戰時任務需求而建立，亦可將此多目標最佳化模式，配合實際作戰情境或平時任務的需求與考量單位資源的限制等，適度修正後亦可適用。
- (6) 求解 VRP 屬於組合最佳化問題，其模式屬於離散型最佳化的數學模式，由於求解離散型多目標最佳化問題所產生的非凌駕解個數，相對於連續型問題較少，不利於演算法在演化過程中獲取多樣性的多目標解。本研究建立一個「網格篩選機制」，增加優良解的數量，解決離散型多目標最佳化問題之非凌駕解過少的問題。「網格篩選機制」可產生包含非凌駕解的優良染色體。
- (7) 過去對於多目標最佳化問題之求解品值的評估指標，大都針對評估連續型問題而設計，這些指標的建立大多以柏拉圖最佳化

前緣為比較評估的基礎，然而實務應用上，針對大型複雜的問題，一般無法得知離散型多目標最佳化問題的柏拉圖最佳化前緣，因此本研究修正既有評估連續型問題而設計的指標，分別建立  $DA$  指標與  $DR$  指標，來評估求解離散型多目標最佳化問題的接近度與離散度的優劣。

附錄一、起始染色體族群

染色體編號	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	62	54	56	35	15	69	18	4	70	69
	45	17	66	51	25	2	45	60	18	2
	55	48	68	64	17	29	55	52	26	50
	54	59	50	21	52	17	33	24	10	44
	37	67	10	32	61	56	22	14	22	24
	12	22	48	56	14	34	32	37	43	64
	36	28	8	61	67	37	12	3	58	28
	22	24	31	43	7	44	19	61	6	37
	52	51	37	59	26	45	14	47	4	45
	33	29	29	19	23	67	26	12	12	63
	25	57	44	60	21	25	11	57	71	19
	35	52	58	16	59	28	57	55	69	39
	34	46	49	3	39	65	4	35	52	6
	38	69	64	33	43	66	64	21	2	58
	24	39	7	27	40	10	66	70	45	9
	70	71	14	67	36	36	35	38	9	49
	71	33	28	49	66	62	67	22	60	29
	20	19	33	26	24	32	3	67	44	38
	18	14	30	70	30	63	71	68	33	47
	21	36	12	42	10	24	7	9	53	71
	57	61	32	50	57	8	68	15	29	31
	56	25	57	54	53	23	53	13	63	53
	69	38	54	31	3	3	10	43	48	26
	32	20	13	11	41	22	16	53	15	18
	23	8	26	53	2	12	42	62	54	10
	3	64	4	13	5	38	15	26	21	61
	2	21	19	58	8	53	5	5	59	16
	16	53	46	57	33	7	60	54	7	23
	15	26	61	40	9	51	70	28	55	62
	14	35	27	8	64	41	48	42	41	13
	19	13	3	62	68	52	49	16	11	20
	29	7	71	44	54	21	13	2	17	60
	27	27	52	18	42	64	38	34	49	52
	28	44	25	30	55	46	25	51	5	48
	30	18	55	47	50	30	61	10	42	14
	53	63	39	12	60	20	62	64	66	46
	26	4	36	41	49	55	40	36	3	5
	66	15	24	29	12	27	39	56	57	3
	60	62	47	23	4	16	50	59	39	70
	39	56	2	36	63	31	20	58	27	36
	61	5	22	9	32	61	28	19	61	32
	59	12	21	25	70	35	31	71	67	65
	40	34	42	48	28	26	24	18	64	33
	58	41	5	2	35	48	54	23	62	56
	68	31	45	52	71	18	21	41	46	15
	63	49	70	69	31	40	8	27	16	7
	10	6	40	71	65	71	30	50	19	66
	11	40	34	7	27	50	41	17	36	51
	64	32	43	15	13	15	47	33	23	21
	17	30	67	38	20	4	2	40	32	42
	13	68	41	24	62	49	37	7	20	68
	50	23	59	46	6	43	56	29	38	35
	67	47	53	63	58	19	27	32	28	25
	51	37	17	22	47	39	52	8	34	34
	44	58	63	68	34	6	44	48	65	30
	43	10	20	45	51	70	23	49	50	67
	7	45	9	28	29	47	34	20	37	40
	8	65	6	39	11	9	69	31	13	59
	9	2	16	14	38	42	9	25	47	55
	5	11	15	66	16	68	59	39	30	17
	6	55	38	20	56	54	36	6	40	57
	41	66	23	55	37	33	43	45	35	22
	49	70	51	4	45	60	65	46	24	54
	48	16	18	34	18	14	6	44	8	12
	47	9	11	17	69	13	58	65	51	4
	46	42	69	5	44	59	46	30	68	41
	65	50	60	65	19	57	63	63	56	11
	42	60	65	10	46	5	51	66	25	43
	31	3	35	37	48	11	17	69	14	8
	4	43	62	6	22	58	29	11	31	27

基因序列



附錄二、第一個可行方案之路徑規劃

車次編號	行駛路徑						
1	1	4	1				
2	1	4	1				
3	1	14	1				
4	1	14	1				
5	1	35	1				
6	1	35	1				
7	1	36	1				
8	1	36	1				
9	1	36	1				
10	1	37	1				
11	1	37	1				
12	1	44	1				
13	1	54	17	48	59	1	
14	1	67	22	1			
15	1	28	1				
16	1	24	51	1			
17	1	29	57	52	46	1	
18	1	69	39	71	1		
19	1	33	19	14	36	61	1
20	1	25	38	20	1		
21	1	8	64	21	1		
22	1	53	26	35	1		
23	1	13	7	27	1		
24	1	44	18	63	1		
25	1	4	1				
26	1	15	62	56	1		
27	1	5	12	34	1		
28	1	41	31	49	1		
29	1	6	40	1			
30	1	32	1				
31	1	30	68	23	47	1	
32	1	37	58	1			
33	1	10	45	65	1		
34	1	2	11	55	66	70	1
35	1	16	9	42	1		
36	1	50	60	3	1		
37	1	43	1				

附錄三、第二個可行方案之路徑規劃

車次編號	行駛路徑						
1	1	4	1				
2	1	4	1				
3	1	14	1				
4	1	14	1				
5	1	35	1				
6	1	35	1				
7	1	36	1				
8	1	36	1				
9	1	36	1				
10	1	37	1				
11	1	37	1				
12	1	44	1				
13	1	45	53	66	26	27	1
14	1	28	29	1			
15	1	30	61	39	60	1	
16	1	59	40	58	68	1	
17	1	17	63	10	1		
18	1	64	11	1			
19	1	13	1				
20	1	12	1				
21	1	4	25	1			
22	1	55	54	50	1		
23	1	37	1				
24	1	38	36	1			
25	1	22	34	35	52	1	
26	1	32	1				
27	1	24	1				
28	1	56	69	57	1		
29	1	70	71	21	1		
30	1	18	20	1			
31	1	19	33	67	1		
32	1	23	51	2	16	1	
33	1	15	14	3	1		
34	1	44	43	5	41	1	
35	1	6	9	49	48	1	
36	1	47	46	65	42	8	1
37	1	31	7	62	1		

附錄四、第三個可行方案之路徑規劃

車次編號	行駛路徑										
1	1	4	1								
2	1	14	1								
3	1	35	1								
4	1	36	1								
5	1	37	1								
6	1	62	45	55	54	37	12	1			
7	1	36	22	52	33	1					
8	1	25	35	34	38	24	1				
9	1	70	71	20	18	21	57	1			
10	1	56	69	32	1						
11	1	23	3	2	16	15	14	19	1		
12	1	29	27	28	30	53	26	66	1		
13	1	60	39	61	59	40	58	68	63	10	1
14	1	11	64	17	13	50	1				
15	1	67	51	1							
16	1	44	43	7	8	1					
17	1	9	5	6	41	49	48	47	46	65	1
18	1	42	31	4	1						

附錄五、第四個可行方案之路徑規劃

車次編號	行駛路徑																			
1	1	28	29	30	61	39	60	59	40	58	68	17	63	10	64	11	1			
2	1	13	12	4	25	1														
3	1	55	54	50	37	38	1													
4	1	36	22	1																
5	1	34	35	52	32	1														
6	1	24	56	69	57	70	71	21	18	20	19	33	1							
7	1	67	23	51	2	16	15	1												
8	1	14	3	44	43	1														
9	1	5	41	6	9	49	48	47	46	65	42	8	31	7	62	45	53	66	1	
10	1	26	27	1																

附錄 五、第五個可行方案之路徑規劃

車次編號	行駛路徑
1	1 62 45 55 54 37 12 1
2	1 36 22 52 33 1
3	1 25 35 34 38 24 1
4	1 70 71 20 18 21 57 56 69 32 1
5	1 23 3 2 16 15 14 19 1
6	1 29 27 28 30 53 26 66 60 39 61 59 40 58 68 63 10 11 1
7	1 64 17 13 50 67 51 44 43 7 1
8	1 8 9 5 6 41 49 48 47 46 65 42 31 1
9	1 4 1

## 參考文獻

- [1] Deb, K., Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms, John Wiley & Sons Ltd, England, 2001.
- [2] Schaffer, J. D. "Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms," In Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms, pp. 93-100, 1985.
- [3] Laporte, G., "The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms," *European Journal of Operational Research*, Vol. 59, pp. 345-358, 1992.
- [4] Toth, P., and Vigo, D., *The Vehicle Routing Problem*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 2002.
- [5] Battiti, R., and Tecchiolli, G., "The Reactive Tabu Search," *ORSA Journal on Computing*, Vol. 6, pp. 126-140, 1994.
- [6] Glover, F., "Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence," *Computers and Operations Research*, Vol. 13, pp. 533-549, 1986.
- [7] Baker, B. M., and Ayechev, M. A., "A Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem," *Computers & Operations Research*, Vol. 30, pp. 787-800, 2003.
- [8] Glover, F., "Tabu Search-Part I," *ORSA Journal on Computing*, Vol. 1, pp. 190-206, 1989.
- [9] Kirkpatrick, S., Gelatt Jr. C. D., and Vecchi, M. P., "Optimization by Simulated Annealing," *Science*, Vol. 220, pp. 671-680, 1983.
- [10] Kennedy, J., and Eberhart, R., "Particle swarm optimization," In Proceedings IEEE Conference Neural Networks IV, Vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [11] Dorigo, M. and Gambardella, L. M., "Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem," *IEEE Trans. On Evolutionary Computation*, Vol. 1, pp. 53-66, 1997.
- [12] Goldberg, D. E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, MA, 1989.
- [13] Davis L., *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, New York, 1991.
- [14] Zitzler, E., Deb, K., and Thiele, L., "Comparison of multiobjective evolutionary algorithms : Empirical results," *Evolutionary Computation*, Vol. 8, pp.125-148, 2000.
- [15] Pahng, F., Senin, N., and Wallace, D., "Distributed Object-based Modeling and Evaluation of Design Problems," *Computer-aided Design*, Vol. 30, pp. 411-423, 1998.
- [16] Ding, R., Dennis K. J. Lin, and Wei, D., "Dual-Response Surface Optimization: A Weighted MSE Approach," *Quality Engineering*, Vol. 16, pp. 377-385, 2004.
- [17] Hajela, P., and Lin, C. -Y., "Genetic search strategies in multicriterion optimal design," *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 4, pp. 99-107, 1992.
- [18] Ombuki, B., Ross, B. J., and Hanshar, F., "Multi-Objective Genetic Algorithms for Vehicle Routing Problem with Time Windows," *Applied Intelligence*, Vol. 24, pp. 17-30, 2006.
- [19] Osyczka, A., and Kundu, S., "A modified distance method for multicriteria optimization, using genetic algorithms," *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 30, pp. 871-882, 1996.
- [20] Horn, J., Nafpliotis, N. and Goldberg, D. E., "A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization," In Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, pp.82-87, 1994.
- [21] Srinivas, N., and Deb, K., "Multiobjective optimization using non-dominated sorting in genetic algorithms," *Evolutionary Computation*, Vol. 2, pp. 221-248, 1994.
- [22] Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A. and Meyarivan, T., "A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGAII," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, pp. 182-197, 2002.
- [23] Veldhuizen, D. V., "Multiobjective Evolutionary Algorithm: Classifications, Analysis, and New Innovations," Ph. D. Thesis, Dayton, OH: Air Force Institute of Technology, 1999.
- [24] Zitzler, E., "Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: Methods and Applications," Ph. D. Thesis, Zürich, Switzerland: Swiss Federal Institute of Technology, 1999.
- [25] Schott, J. R., "Fault Tolerant Design Using Single and Multi-Criteria Genetic Algorithm Optimization," Masters's Thesis, Boston, MA: Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of

- Technology, 1995.
- [26] Prins, C., "A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem," *Computers & Operations Research*, Vol. 31, pp. 1985-2002, 2004.
- [27] Weile, D. S., Michielssen, E., and Goldberg, D. E., "Genetic algorithm design of Pareto optimal broadband microwave absorbers," *IEEE Transactions on electromagnetic compatibility*, Vol. 38, pp. 518-525, 1996.
- [28] Poloni, C., Giurgevich, A., Onesti, L., and Pediroda, V., "Hybridization of a multi-objective genetic algorithm, a neural network and a classical optimizer for a complex design problem in fluid dynamics," *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol. 186, pp. 403-420, 2000.
- [29] Costa, L., and Oliveira, P., "Evolutionary algorithms approach to the solution of mixed integer non-linear programming problems," *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 25, pp. 257-266, 2001.
- [30] 國防部聯合後勤司令部頒訂之「公路運補勤務手冊」第四章第四節 車運補作業之規定，2006。
- [31] Bodin, L., and Golden, B., "Classification in vehicle routing and scheduling," *Networks*, Vol. 11, pp. 97-108, 1981.
- [32] Kung, H. T., Luccio, F., and Preparata, F. P., "On finding the maxima of a set of vectors," *Journal of the Association for Computing Machinery*, Vol. 22, pp. 469-476, 1975.
- [33] Schaffer, J. D., Caruana, R. A., Eshelman, L. J., and Das, R., "A Study of Control Parameters Affecting Online Performance of Genetic Algorithms for Function Optimization," *Proceedings of the third international conference on Genetic algorithms*, pp. 51-60, 1989.
- [34] Grefenstette, J., "Optimization of Control Parameters for Genetic Algorithms," *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, Vol. 16, pp. 122-128, 1986.
- [35] Montgomery, D. C., *Design and Analysis of Experiments*, 6th Edition: John Wiley & Sons, NY, 2005.
- [36] Wang, C. H., and Jiu-Zhang Lu, "A hybrid genetic algorithm that optimizes capacitated vehicle routing problems," *Expert Systems with Applications*, 36(2), pp. 2921-2936, 2009.