

# 以改良型回溯門檻接受法求解回程取貨 車輛路線問題之研究

## A MODIFIED BATA APPROACH TO SOLVE VEHICLE ROUTING PROBLEM WITH BACKHAULS

韓復華 Anthony F. Han<sup>1</sup>

呂泓儒 Hong-Ru Lu<sup>2</sup>

朱佑旌 Herman Y. Chu<sup>3</sup>

(99 年 6 月 24 日收稿，99 年 12 月 3 日第一次修改，100 年 3 月 25 日第二次修改，  
100 年 6 月 1 日第三次修改，100 年 6 月 20 日定稿)

### 摘 要

本研究基於回溯門檻接受法 (backtracking adaptive threshold accepting, BATA) 提出一個新的求解回程取貨車輛路線問題 (vehicle routing problem with backhaul) 的巨集解法。回溯門檻接受法是由 Tarantilis 與 Kiranoudis 首先提出，對於門檻回溯比率值  $b$  僅考慮小於 1 的情形。廖昱傑等人提出  $b$  值可大於 1 之鬆弛回溯門檻接受法 (relaxed BATA, RBATA) 並用以成功求解 VRP 問題。本研究延用 RBATA 架構，再加入兩極跳躍法 (flip-flop method, FF) 的機制，提出改良型門檻回溯接受法 (modified BATA) 以求解 VRPB 問題。本研究以 62 題國際標竿例題進行測試。結果發現 62 題標竿例題中有 37 題找到文獻已知最佳解，平均誤差值僅約 0.13%。

**關鍵詞：**回程取貨車輛路線問題；回溯門檻接受法；兩極跳躍法

- 
1. 國立交通大學運輸科技與管理學系所教授 (聯絡地址：300 新竹市大學路 1001 號 交通大學運輸科技與管理學系所；電話：03-5731680；E-mail：afhan@mail.nctu.edu.tw)。
  2. 國立交通大學運輸科技與管理學系所碩士 (E-mail：aronkvl.tem96g@g2.nctu.edu.tw)。
  3. 國立交通大學運輸科技與管理學系所博士候選人 (E-mail：youjingchu.tem97g@g2.nctu.edu.tw)。

## ABSTRACT

*This study proposes a new meta-heuristic approach for solving the vehicle routing problem with backhauls (VRPB). The new approach is a modified backtracking adaptive threshold accepting (MBATA) solution scheme which combines the relaxed backtracking adaptive threshold accepting (RBATA) method and flip-flop heuristics (FF). The benchmark problems described by Goetschalckx and Jacobs-Blecha (1989) were selected for performance evaluation. Results showed that our proposed MBATA yielded 37 best-known solutions among 62 test instances, and the average deviation is merely 0.13%.*

**Key Words:** *Vehicle routing problem with backhauls (VRPB); Backtracking adaptive threshold accepting (BATA); Flip-flop method (FF)*

## 一、前言

物流配送作業為供應鏈中相當重要的一個環節，攸關供應鏈成本與服務績效之表現。本研究探討之問題為配送作業中的回程取貨車輛路線問題 (vehicle routing problem with backhauls, VRPB)。VRPB 將顧客需求點分為送貨點 (linehauls) 與取貨點 (backhauls)，並假設各車輛必須先服務完路線中所有送貨點顧客，之後才能開始服務取貨點顧客。Casco 等人<sup>[1]</sup>舉出 VRPB 於實務中最常應用在食品雜貨運輸上。例如：食品工廠利用車輛將製造完成的產品送往超市及各零售點後，利用回程空車至原物料產地進行取貨，將原物料送回工廠。

VRPB 為 VRP 的延伸，同屬 NP-hard 的問題。當問題規模增大時，求解時間隨變數個數呈指數成長。因此近年來的研究大多以巨集啟發式方法 (meta-heuristics) 進行求解。巨集啟發式方法的架構，是以高階的指引策略結合傳統啟發式方法進行搜尋，以跳脫或避免落入局部最佳解。如 Tarantilis 與 Kiranoudis<sup>[2]</sup>提出之回溯門檻接受法 (backtracking adaptive threshold accepting, BATA)，其特點在於當交換過程無法找到可接受解時，BATA 可放鬆回溯門檻值，以跳脫當時的區域最佳解。廖昱傑<sup>[3]</sup>等人修改 BATA 之門檻回溯公式，提出  $b$  值可大於 1 的鬆弛式回溯門檻接受法 (relaxed backtracking adaptive threshold accepting, RBATA) 以求解 VRP 問題。求解結果與當時最佳解差距僅 0.87%。

綜合上述，本研究之目的是以 RBATA 為基本求解架構，探討其在 VRPB 的求解效率與效果。並且將兩極跳躍法 (flip-flop, FF) 的概念加入門檻回溯機制中，設計包容性搜尋模組以增加演算法的廣度，進一步構建出高效率且效果良好的求解方法。

## 二、文獻回顧

### 2.1 VRPB 問題定義與相關解法

VRPB 問題將顧客點分為送貨點與取貨點兩類。在每條路線中，車輛由場站出發，必須完成所有送貨點服務之後，才能至取貨點進行取貨，最後再返回場站，如此可節省重新安排貨物堆疊方式所花費的時間。其中，問題假設所有顧客點的需求量是固定且已知，車輛為單一車種，車輛數與車容量固定已知，而本研究測試的標竿題庫中另有限制所有車輛均需使用。因此 VRPB 的可行解是由一組路線所構成，每條路線內的送貨總量與取貨總量皆不能違反車容量限制。求解的目標為總旅行成本最小化。

本研究將近年有關 VRPB 問題之巨集啟發式解法相關文獻，依其使用方法和重要結果的分類方式整理如表 1 所示，表中 GJ 標竿題庫為 Goetschalckx 與 Jacobs-Blecha<sup>[4]</sup> 提出之 62 題標竿例題，TV 標竿題庫為 Toth 與 Vigo<sup>[5]</sup> 提出之 33 題標竿例題。

表 1 以巨集解法求解 VRPB 之相關文獻

年代	作者	使用方法	重要結果
2002	Osman 與 Wassan <sup>[6]</sup>	reactive tabu search	GJ 題庫突破 31 題； TV 題庫突破 4 題
2006	Brandao <sup>[7]</sup>	tabu search	GJ 題庫突破 21 題； TV 題庫突破 5 題
2006	Ropke 與 Pisinger <sup>[8]</sup>	simulated annealing large neighborhood search	GJ 題庫突破 36 題； TV 題庫突破 28 題
2006	Tavakkoli-Moghaddam 等人 <sup>[9]</sup>	memetic algorithm	TV 題庫突破 2 題， 但大規模問題效果不佳
2007	Wassan <sup>[10]</sup>	reactive tabu search-adaptive memory programming	GJ 題庫突破 15 題； TV 題庫突破 9 題
2009	Gajpal 與 Abad <sup>[11]</sup>	multi-ant colony system	GJ 題庫突破 4 題； TV 題庫突破 1 題

表 1 中 2008 年 Gajpal 與 Abad<sup>[11]</sup> 利用 multi-ant colony system 演算法求解 VRPB 問題，除 GJ 題庫突破 4 題與 TV 題庫突破 1 題外，其他所有題目皆能求得當時已知最解，為目前求解 VRPB 問題效果最好的演算法。

## 2.2 回溯門檻接受法與兩極跳躍法

由於本研究將兩極跳躍法的概念加入鬆弛式回溯門檻接受法的門檻回溯機制中，探討其在 VRPB 問題的求解效率與效果。因此，此節為針對本研究參考之 BATA、RBATA 與 FF 等方法進行回顧；2.2.1 小節介紹回溯門檻接受法與其延伸方法；2.2.2 小節則概述 FF 之概念。

### 2.2.1 回溯門檻接受法 BATA 與其延伸方法

BATA 是由門檻接受法 (threshold accepting, TA) 修改而來。TA 由 Dueck 與 Scheuer<sup>[12]</sup> 所提出，其觀念源自於模擬退火法 (simulated annealing, SA)<sup>[13]</sup>，TA 將 SA 機率性接受法則改為確定性的接受法則。傳統之路線改善法採取嚴格下降的「接受法則」，即當交換後的可行解之目標值低於現行解時 ( $C(X') < C(X_c)$ ， $C(X_c)$  為現行解  $X_c$  之目標值， $C(X')$  為鄰解  $X'$  的目標值) 才接受此解。但 TA 所採用的接受法則為  $C(X') < C(X_c) + T_k$ ，其中  $T_k$  為第  $k$  回合時的門檻值，即可接受劣解之程度。

Tarantilis 與 Kiranoudis<sup>[2]</sup> 將 TA 進行改良，提出回溯門檻接受法 BATA。BATA 與 TA 最大的不同在於門檻數列變化的方式。BATA 在完成一次搜尋迴圈中，若有搜尋到可接受的解，即降低門檻；反之，則回溯門檻值再進行搜尋，但回溯後的門檻值不可高於前一次被接受的門檻值。如此門檻數列的型態呈現出有增有減而逐漸收斂的情形，不同於 TA 僅呈現遞減的型態。BATA 的回溯公式為： $T_n = T_c + (T_p - T_c) \times b$ ，其中  $T_n$  為得到的新門檻值； $T_c$  為目前的門檻值； $T_p$  為前一次被接受的門檻值； $b$  則為門檻回溯的比例值。另一個 BATA 與 TA 的差異，在於 BATA 的停止法則除了達到預定的迴圈數之外，當已經連續回溯一個預設次數，卻沒有找到任何一個可接受的解，即停止整個演算法。

近年來有廖昱傑<sup>[3]</sup> 等人修改 BATA 並結合 GENIUS 與其他傳統鄰域搜尋法求解 VRP 問題。本研究將廖昱傑<sup>[3]</sup> 等人之求解方法稱為鬆弛式回溯門檻接受法 (relaxed backtracking adaptive threshold accepting, RBATA)。RBATA 將 BATA 中的門檻值回溯公式修改為  $T_n = T_c + |T_p - T_c| \times b$ ，其目的是放鬆原本 BATA 中  $b$  值只能夠小於 1 的限制，使得若  $b$  值設定大於 1 時回溯後下一回合的門檻值可大於此回合所使用的門檻值。但  $b$  值大於 1 並發生連續回溯時，會造成前一回合的門檻值  $T_p$  小於現行門檻值  $T_c$  ( $T_p - T_c < 0$ )，若使用原本 BATA 的回溯公式所求的新門檻值  $T_n$ ，會產生沒回溯反而下降的情形。因此將原本門檻公式加入絕對值，以避此情形發生。

BATA 與 RBATA 應用於組合最佳化問題的文獻目前還不多見；BATA 方面，Tarantilis 與 Kiranoudis<sup>[2]</sup> 提出該方法時，將其應用於處理一個實務的固定車隊大小多車種路線問題 (heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem, HFFVRP)。於 2004 年，Tarantilis<sup>[14]</sup> 等人利用 BATA 求解 HFFVRP 的標竿題庫。整體結果優於當時已知最佳解平均約 0.31%，證明 BATA 是一套求解品質穩定且有效率的演算法。卓裕仁與朱佑旌<sup>[15]</sup> 以 BATA 方法，設計一套兩階段可回溯式門檻接受法 (two-phase backtracking threshold accepting, TBTA)

求解 VRPBTW (vehicle routing problem with backhauls and time windows) 問題，該研究依照車輛使用數以及行駛時間兩個不同的求解目標，將求解過程分成兩個階段，兩階段皆是以 BATA 求解。求解結果與文獻已知最佳解相比，平均車輛數誤差為 3.52%，旅行時間誤差為 2.81%，績效表現良好。

RBATA 方面，廖昱傑<sup>[3]</sup>等人提出時運用來求解 VRP 問題，研究結果發現  $b$  值大於 1 之求解效果較  $b$  值小於 1 優良。與國際標竿題庫比較，發現 14 題例題中共有 7 題找到最佳結果，平均誤差 0.87%。韓復華與陳仲豪<sup>[16]</sup>應用時窗離散策略，將 VRPBTW 問題轉為無時窗的 VRPB 問題，並接以 RBATA 求解。求解之最佳結果於 15 題標竿例題中，平均車輛數誤差為 5.8%；旅行時間誤差為 5.32%。

### 2.2.2 兩極跳躍法

兩極跳躍法 (flip-flop, FF) 為陳國清<sup>[17]</sup>所提出，其主要概念在於當求解過程陷入區域最佳解時，利用反向操作的方式跳出此區域，之後再繼續往另一個區域解進行搜尋。由於求解過程跳動於兩極區域解之間，因此稱之為兩極跳躍法。圖 1 為兩極跳躍法之解題概念示意圖。假設在問題的求解空間如圖曲線所示，若起始解為 A 點，以成本最小化為目標進行改善 (flop)，則可求得區域最佳解 B 點 (local min optimum)。接著再以反向改善 (flip) 方式求解，將目標式轉換為成本最大化，使現行解完全跳出區域最佳解而找到反向的區域最佳解 C 點 (local max optimum)。如此反覆的求解，使求解過程跳躍在兩極的區域解之間，最後將有機會找到全域最佳解 F 點。

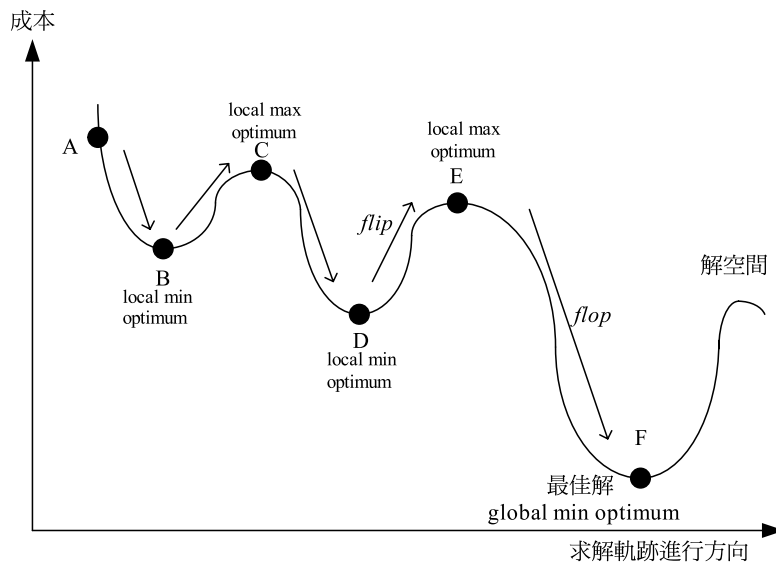


圖 1 兩極跳躍法示意圖

### 三、MBATA 求解 VRPB 之架構設計

本研究結合 RBATA 與 FF，提出 MBATA (modified backtracking adaptive threshold accepting) 作為求解 VRPB 的基本求解架構，並以啟發式解法作為交換改善的核心搜尋方法，希望能夠在有效的時間內求得近似解。MBATA 主要分為三個模組：第一為起始解構建模組，第二為鄰域搜尋改善模組，而第三為 MBATA 巨集啟發式模組。

#### 3.1 起始解構建模組與鄰域搜尋改善模組設計

本研究採用最遠起點之最省插入法 (farthest-start cheapest insertion, FCI) 作為起始解構建法。當已知車輛數為  $R$  輛時，起始解構建模組之執行步驟如下。

步驟 1：找尋  $R$  個距離場站最遠的顧客點作為種子點，分別構建出  $R$  條起始路線。

步驟 2：計算所有尚未服務的顧客點在現有路線中所有位置的插入成本，在滿足送貨與回程取貨之所有限制條件下，選擇插入成本最小者進行插入。

步驟 3：重覆步驟 2 的插入準則，直到所有顧客點皆已服務為止。

本研究之鄰域搜尋改善模組，則分為路線間交換法與路線內交換法兩類。路線間交換法使用 1-0 節點交換法、1-1 節點交換法與 2-Opt\*節線交換法。而路線內交換的部分，採用 2-Opt 與 Or-Opt 兩種交換法進行路線內部的調整改善。藉由這些路線間與路線內的節點節線交換法，對起始解進行鄰域搜尋改善，以降低旅行成本。

進行鄰域改善搜尋時，決定與哪一個鄰解進行交換的選擇策略通常有三種：

- (1) 最佳改善 (best improvement)：從所有搜尋的鄰解中，選擇改善最多的鄰解進行交換。
- (2) 首先改善 (first improvement)：意指當找到可行的交換後即接受，進行交換。
- (3) 半最佳改善 (semi-best improvement)：半最佳改善是針對特定一點所能找到的鄰解中，選擇改善最多的鄰解進行交換。

上述三種策略在改善效果方面尚未有文獻證實有明顯差異，而本研究進行鄰域改善搜尋時均採用半最佳改善 (semi-best improvement) 策略。

#### 3.2 改良型回溯門檻接受法 (MBATA) 模組設計

本研究採用廖昱傑<sup>[3]</sup>等人所提出之 RBATA 架構並加入兩極跳躍法概念，進而提出混合型回溯門檻接受法 MBATA。MBATA 模組在執行包容性搜尋時使用半最佳改善策略以選擇交換。利用可接受劣解的方式，以期能幫助落入區域最佳的現行解跳脫，而提高求解的品質。圖 2 為 MBATA 求解 VRPB 的流程說明。在 MBATA 架構中，鄰域搜尋改善模組依序使用 1-0、1-1、2-Opt\*、2-Opt 與 Or-Opt 五種，鄰域搜尋改善模組與包容性搜尋

的策略為採用半最佳 (Semi-best) 策略。

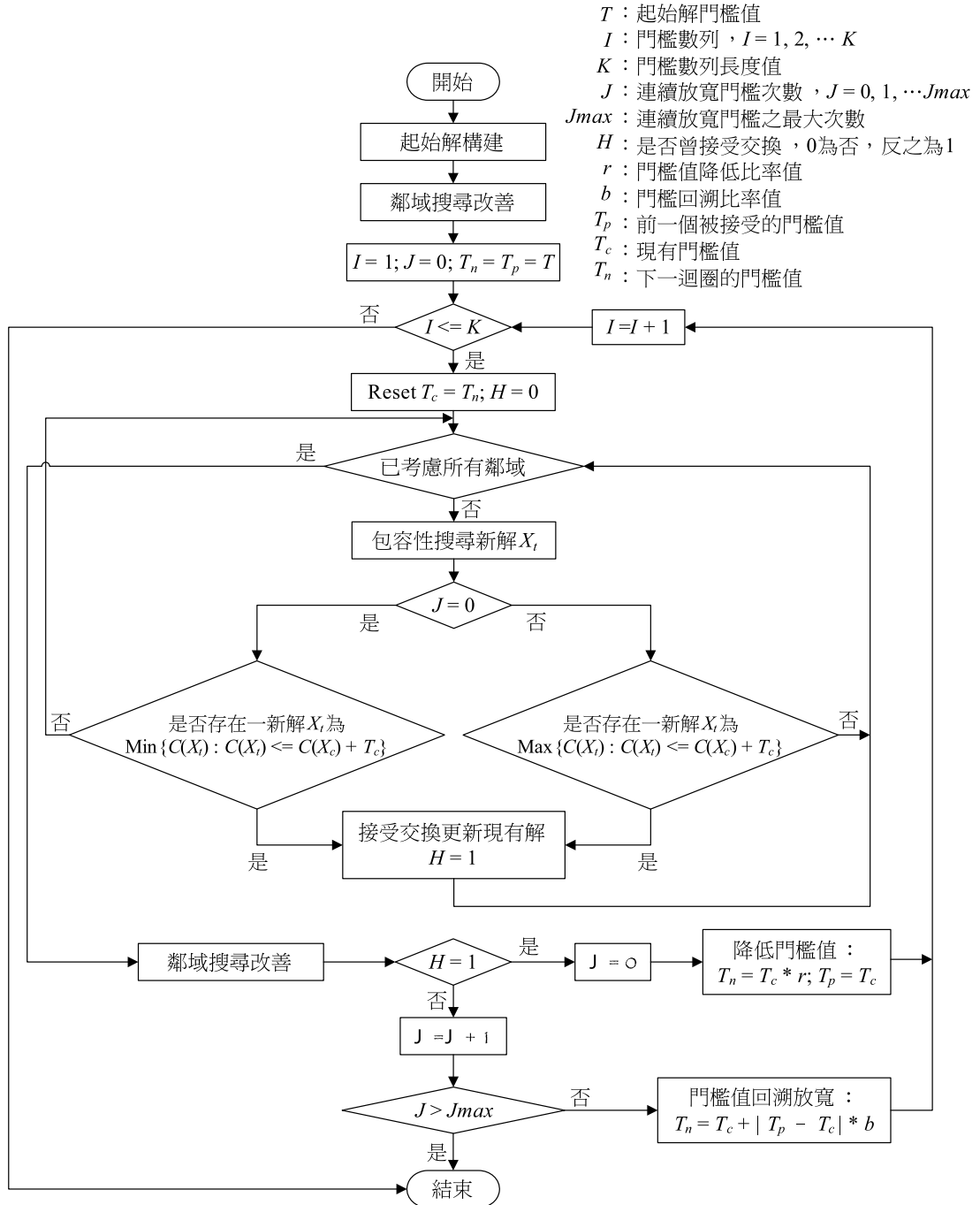


圖 2 MBATA 求解架構

MBATA 結合了兩極跳躍法之概念於包容性搜索中，執行包容性搜尋前，會先判斷前一次包容性搜尋迴圈中是否曾找到可接受交換的解，以決定選擇接受的條件為可接受交換的解中最小或最大者；(1) 若  $J_{max} = 0$ ，表示門檻值在上一次變化為下降，代表前一次迴圈有找到可接受交換的解或本次迴圈為初次執行。(2) 若  $J_{max} > 0$ ，即表示門檻值在上一次變化為回溯，代表前一次包容性搜尋的迴圈之中並沒有找到任何可接受的交換。此時接受交換的條件改為搜尋小於現有解加上門檻值之中成本值最大者，希望藉由此兩極跳躍法之概念，幫助跳脫局部最佳解的束縛而找到更好的解。決定選擇接受的條件後，則開始進行包容性搜尋。

進行包容性搜尋的過程如下：首先在現行解鄰域中，利用鄰域搜尋法搜尋一組新解  $X_i$ ，並判斷  $X_i$  集合中，是否有解之目標值  $C(X_i)$  小於現行解  $C(X_c)$  加上現有門檻值  $T_c$ 。若是，則依照接受的條件更新現行解，否則判斷是否已考慮所有鄰域。若所有鄰域尚未考慮完畢，則重複執行上述步驟；若已考慮所有鄰域，則再執行一次鄰域搜尋改善模組以收斂現有解。鄰域搜尋改善結束後，檢查在包容性搜尋過程中是否曾搜尋到可接受的更新，是，則降低門檻值；否，則依照門檻回溯公式放寬門檻值。

在停止法則方面，MBATA 與傳統的 TA 已有不同。TA 的停止法則為迴圈執行次數達到預定的  $K$  次，因此 TA 執行初期會依門檻下降法則，先產生  $K$  個門檻值作為門檻數列，將門檻數列執行完畢（其門檻值收斂至 0）而停止演算法。而 MBATA 由於具有門檻回溯的適應性機制，所以並不會事先產生門檻數列，而是以迴圈執行次數  $K$  及連續回溯門檻值達到預定的  $J_{max}$  次作為停止法則，只要符合其中之一便結束演算法。

## 四、VRPB 標竿題庫測試結果比較分析

本章為針對標竿題庫進行測試分析，4.1 節介紹測試之標竿題庫；4.2 節對 MBATA 模組進行測試；4.3 節測試鄰域搜尋模組之績效；4.4 將測試結果和文獻已知最佳解比較。

本研究以 C# 程式語言進行程式撰寫，並且在 Microsoft Visual Studio 2005 中編譯，測試環境使用 Windows Vista Home Premium 的作業系統、Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU T7300 @ 2.00GHz、RAM 2G 的個人電腦。

### 4.1 VRPB 測試題庫說明

本研究以 Goetschalckx 與 Jacobs-Blecha<sup>[4]</sup> 提出的 62 題標竿例題進行測試，標竿題庫之特性如下：

1. 各例題中的顧客點座標為均勻分布。
2. 場站位於中心位置；節線  $(i, j)$  成本定義為顧客  $i$  至  $j$  的歐幾里得距離。
3. 顧客需求量平均值為 500，標準差為 200，以常態分配產生；顧客點數從 25 到 150 點，共 14 種不同情形。



4. 各例題中送貨點顧客占所有顧客比率有 50%、66% 與 80% 三種。
5. 各例題車容量已事先給定，使用車輛數固定已知從 3 到 12 輛不等。
6. 最佳化目標為總旅行成本最小化。

## 4.2 MBATA 模組測試

本研究進行起始解構建模組測試，發現起始解結果與文獻中已知最佳解平均誤差為 25.1%。在進行鄰域搜尋改善模組前，應先決定模組中交換法執行的順序。由於總共使用五種交換法，因此可產生 120 種不同順序的排列方式。經測試後，以對起始解改善率前 6 種最佳的交換法執行順序，進行後續標竿例題的測試，並分別將模組命名為 NS-001 至 NS-006，表 2 為該 6 種交換法執行順序的說明，以及對 62 題 VRPB 標竿題庫求解後與目前已知最佳解之平均誤差率。由表 2 得知，6 種交換法執行順序皆能使得平均誤差率下降至約 10%。

表 2 六組最佳鄰域改善模組

編號	鄰域改善之交換法執行順序	平均誤差率
NS-001	1-1, Or-Opt, 2-Opt*, 1-0, 2-Opt	10.01%
NS-002	2-Opt*, Or-Opt, 1-0, 1-1, 2-Opt	10.05%
NS-003	2-Opt*, 1-0, 1-1, 2-Opt, Or-Opt	10.06%
NS-004	2-Opt*, 1-0, 2-Opt, 1-1, Or-Opt	10.07%
NS-005	2-Opt*, 1-0, 2-Opt, Or-Opt, 1-1	10.12%
NS-006	2-Opt*, 1-0, Or-Opt, 1-1, 2-Opt	10.12%

### 4.2.1 實驗設計與參數設定

在 MBATA 模組測試部分，主要包含以下幾項：(1) 門檻數列長度值  $K$  之測試；(2) 起始門檻比率值  $T_0$  與門檻下降比率  $r$  值之交叉測試；(3) 門檻回溯比率值  $b$  與門檻下降比率值  $r$  之交叉測試；(4) 連續回溯最大次數  $Jmax$  值之測試。

MBATA 模組中的門檻遞減型態採用等比遞減的方式；其他各測試參數設定為：(1) 起始門檻比率值  $T_0 = 0.01, 0.02, 0.03, \dots, 0.10$ ；(2) 門檻下降比率值  $r = 0.7, 0.8, 0.9, 0.99$ ；(3) 門檻回溯比率值  $b = 0.5, 0.7, 0.9, 0.98, 3, 5, 10, \dots, 35$ ；(4) 門檻數列長度  $K = 120, 240, 360$ ；(5) 連續回溯的最大次數  $Jmax = 20$ 。鄰域搜尋改善模組使用 NS-001 到 NS-006 共六組進行測試，並將所得結果與已知最佳解之誤差率以平均值表示。

#### 4.2.2 門檻數列長度之測試

首先針對門檻數列長度值  $K$  ( $K = 120, 240, 360$ ) 進行測試，測試時將分為  $b$  值與  $K$  值，以及不同的  $T_0$ 、 $r$  值與  $K$  值兩個部分做討論。其餘參數設定則先行參考廖昱傑<sup>[3]</sup>等人以及韓復華與陳仲豪<sup>[16]</sup>之建議，起始門檻比率  $T_0 = 0.01$ 、門檻下降比率  $r = 0.9$ 、最大連續回溯次數  $J_{max} = 20$ 。而每一組參數皆以 NS1 至 NS6 六種鄰域搜尋改善模組測試所得之平均誤差率，代表該組參數在本測試中與已知最佳解之誤差率。

測試  $b$  值與  $K$  值之結果如圖 3 所示；由圖中可知在  $b$  值小於等於 20 時，此三組  $K$  值求解的誤差相同。而  $b$  值大於 5 之後平均誤差均有微幅的改善，平均誤差由 3.59% 降至 3.57%； $b$  值大於等於 20 之後有進一步的改善，求解結果均優於  $b$  值小於 20 的情況，可見確實有脫離局部最佳解的效果。但整體看來這三組不同  $K$  值求解的平均誤差，除了在  $b$  值大於等於 20 之後有小幅差距，其餘結果大致相同，以  $K = 360$  在所測試的不同  $b$  值中皆有較佳之結果。而此結果與一般認知相同，較長的求解迴圈長度能夠求得較佳的結果。但求解迴圈長度越長，求解所花費的時間就越長，因此迴圈長度的大小，應受到求解時間的合理性而受到限制。

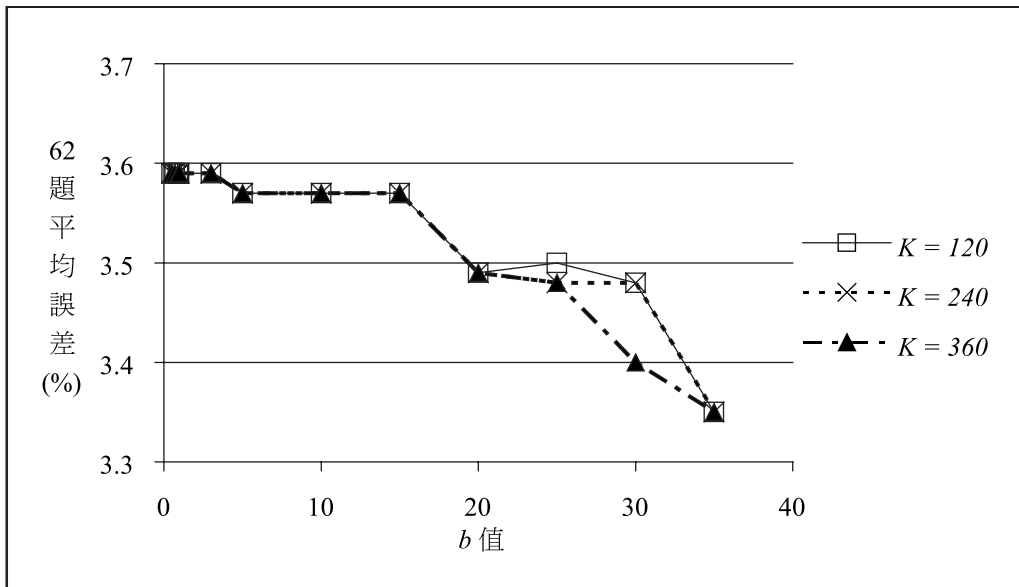


圖 3 參數  $K, b$  之影響分析 ( $T_0 = 0.01, r = 0.9$ )

測試不同的  $T_0$ 、 $r$  值與  $K$  值；實驗分成  $r = 0.8$  與  $r = 0.99$  兩種情況，比較起始門檻比率  $T_0$  與門檻數列長度  $K$  在求解效果上的差異，而門檻回溯比率設為  $b = 20$ 。圖 4 可看出當  $r = 0.8$  時，三組不同的  $K$  值對求解結果並無影響。而在圖 5 中， $r = 0.99$  時發現，於  $T_0 = 0.01, 0.02, 0.03$  時， $K = 240, 360$  的結果較  $K = 120$  的結果好；而當  $T_0$  超過 0.03 之後

隨著  $T_0$  增加， $K = 120$  與  $K = 240$  的平均誤差也愈來愈大，但此時  $K = 360$  求解的平均誤差僅在 1% 左右。圖 5 中以門檻數列長度  $K = 360$  的績效最佳。因此在之後的測試，門檻數列長度皆設為 360，以保證有較為一致的效果。

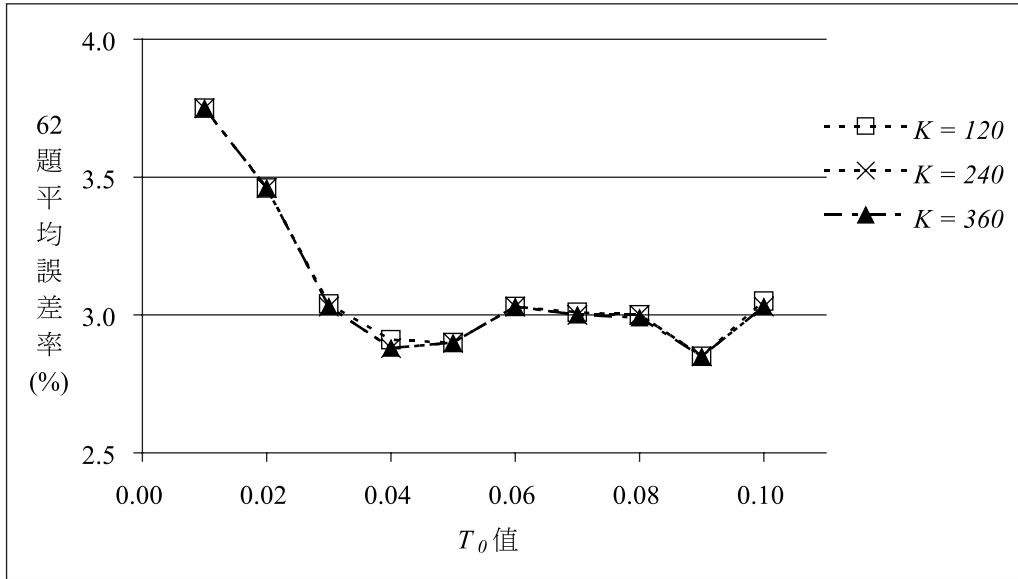


圖 4 參數  $K, T_0$  之影響分析 ( $r=0.8, b=20$ )

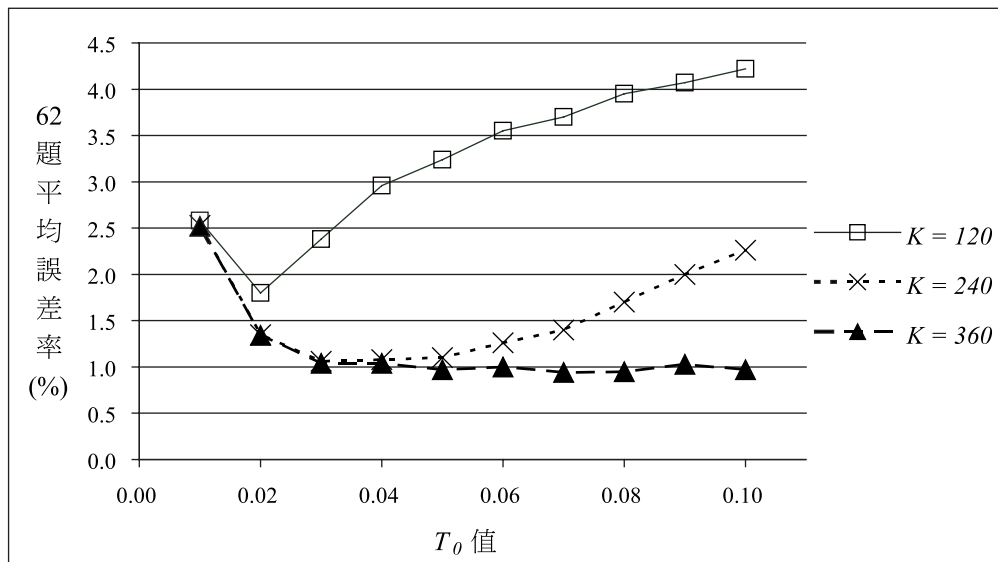


圖 5 參數  $K, T_0$  之影響分析 ( $r=0.99, b=20$ )

### 4.2.3 起始門檻比率與門檻下降比率之交叉測試

此小節將針對起始門檻比率值  $T_0$  與門檻下降率值  $r$  進行測試分析，並分為  $b < 1$  與  $b > 1$  兩部分討論。 $b < 1$  的部分考慮  $b = 0.98$ ； $b > 1$  的部分測試  $b = 20$ 。結果如圖 6 與圖 7 所示，由此兩圖可發現在各種不同  $r$  值的情況下，起始門檻比率值  $T_0 = 0.01$  的求解誤差較大，而隨著  $T_0$  的增加，誤差有逐漸下降的趨勢，而當  $T_0$  在 0.05 至 0.10 之間，求解效果較佳且趨於穩定的狀態。其中尤以  $T_0 = 0.07$  時平均誤差率 0.94% 效果最佳。因此在之後的測試，起始門檻比率  $T_0$  值固定為 0.07，以求效果一致。

另外從圖 6 與圖 7 亦可以發現，不論  $T_0$  值在何種情況下，隨著  $r$  值的增加，整體的平均誤差為下降的趨勢，且起伏趨於平緩，可觀察出較大的  $r$  值擁有較佳且較為穩定的求解績效，而且皆以門檻下降比率值  $r = 0.99$  時表現最佳，平均誤差皆在 1% 左右。

### 4.2.4 門檻回溯比率與門檻下降比率之交叉測試

接下來針對門檻回溯比率值  $b$  與門檻下降率值  $r$  進行交叉測試；圖 8 為  $T_0 = 0.07$  時不同  $r$  值對於求解結果的影響，可以發現當  $b < 1$  時，平均誤差沒有因為  $b$  值的增加有任何變化；而當  $b > 1$  且  $r = 0.70$  時，平均誤差大致會隨著  $b$  值的增加而有下降的趨勢，與廖昱傑<sup>[3]</sup>等人發現  $b > 1$  平均誤差優於  $b < 1$  的結果一致；若  $r > 0.70$  時，求解誤差則無明顯變化。由圖 8 可看出，較大的  $r$  值求解擁有較佳且較為穩定的績效。

由於較大的  $r$  值表示其門檻值下降的速率較為緩慢，在相同的門檻數列長度之下，其回溯的次數可能變得較少，使得  $b$  值的影響力減弱較不敏感。因此，在應用上可以選擇較大的  $r$  值，使得求解績效穩定。

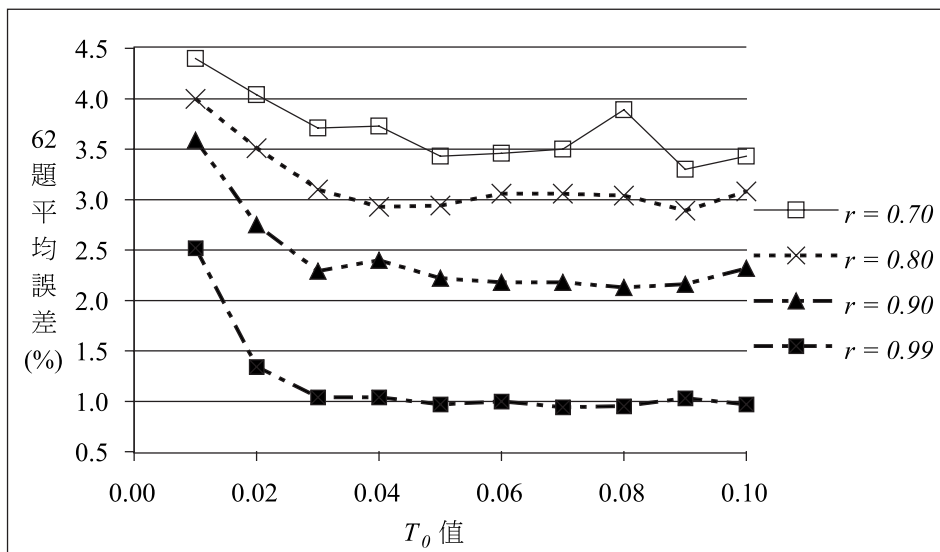


圖 6 參數  $T_0, r$  之影響分析 ( $b = 0.98, K = 360$ )

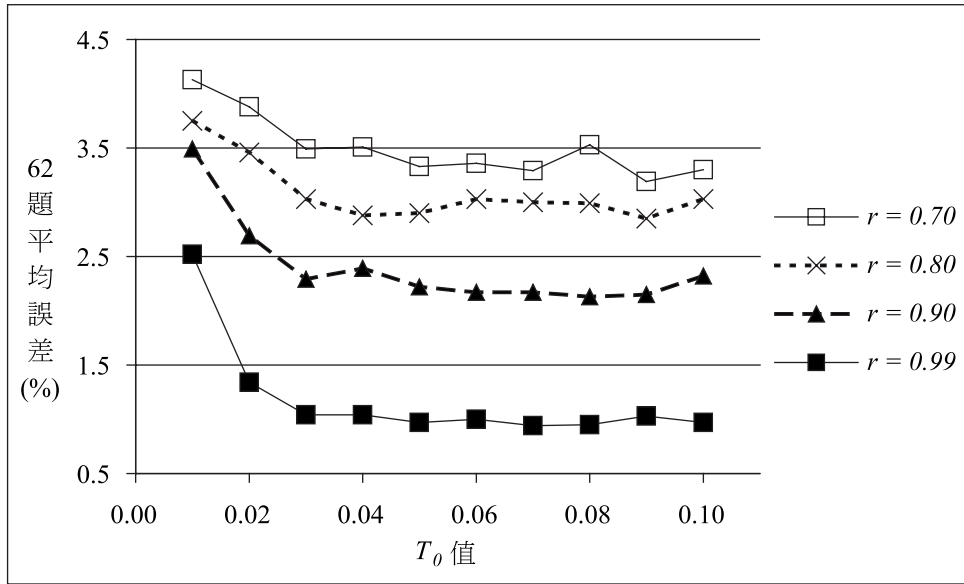


圖 7 參數  $T_0, r$  之影響分析 ( $b = 20, K = 360$ )

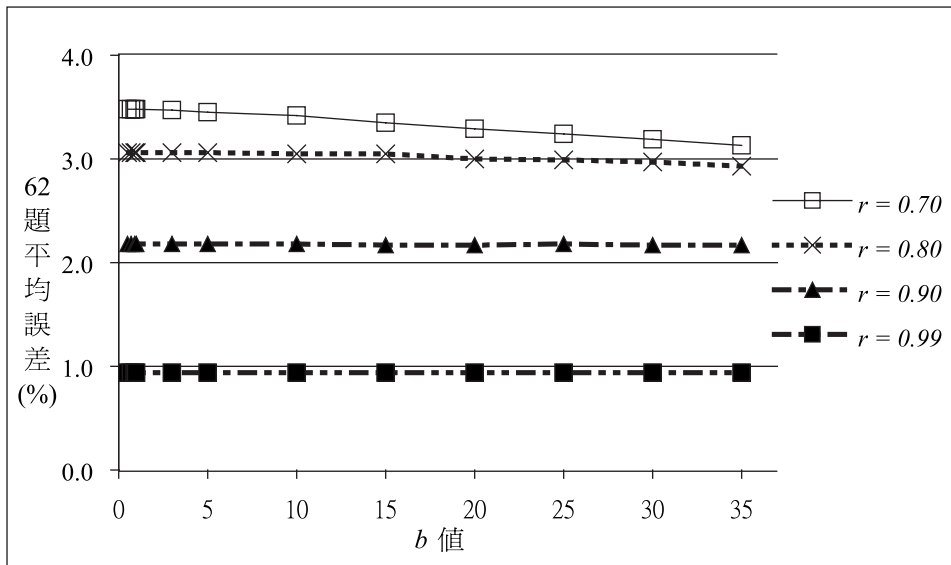


圖 8 不同  $r$  值對於求解結果的影響 ( $T_0 = 0.07, K = 360$ )

由於較大的  $r$  值表示其門檻值下降的速率較為緩慢，在相同的門檻數列長度之下，其回溯的次數可能變得較少，使得  $b$  值的影響力減弱較不敏感。因此，在應用上可以選擇較大的  $r$  值，使得求解績效穩定。

#### 4.2.5 連續回溯最大次數之測試

在進行 MBATA 測試時，連續回溯最大次數  $J_{max}$  的停止法則，是先參考廖昱傑<sup>[3]</sup>等人以及韓復華與陳仲豪<sup>[16]</sup>的設定，將其設定為 20。表 3 為 MBATA 在  $K = 360$ ,  $b = 20$  的情況下，搭配 40 組不同的  $T_0$  值與  $r$  值進行測試記錄表，記錄表中之次數為搭配六組鄰域搜尋中之最大回溯次數。結果發現在前述參數測試連續回溯之最大回溯為 3 次，故建議  $J_{max} = 5$  應為合理的範圍。

表 3 實際最大回溯次數表

$r \backslash T_0$	0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.10
0.70	1	1	1	1	2	1	2	2	2	1
0.80	2	3	1	1	2	3	2	1	2	1
0.90	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1
0.99	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1

#### 4.2.6 小結

由 MBATA 參數測試可知，門檻數列長度值  $K = 360$  的求解效果優於  $K = 120$  與  $240$ 。而起始門檻比率值  $T_0 = 0.01$  誤差較大，且隨著  $T_0$  值的增加誤差逐漸下降，當  $T_0 = 0.05 \sim 0.10$  間，求解效果佳且穩定；門檻下降比率值  $r$  較大時，擁有較佳且穩定的求解績效；門檻回溯比率值  $b > 1$  時，平均誤差有下降趨勢，顯示有跳脫局部最佳解的效果，若搭配較大的  $r$  值或  $T_0$  值，會使  $b$  值影響力減弱較不敏感。

因此，建議參數範圍是在起始門檻比率值  $T_0 = 0.05$  至  $0.10$ ；門檻下降比率值  $r = 0.99$ ；門檻回溯比率值  $b = 20$ ；門檻數列長度值  $K = 360$ ；連續回溯最大次數  $J_{max} = 5$ 。

#### 4.3 鄰域搜尋改善模組績效測試

在本研究建議參數之下，測試六組不同鄰域搜尋模組的平均誤差率如表 4，而所找到的已知最佳解題數如表 5。從表 4 可看出使用 NS-006 這組交換改善法作為鄰域搜尋模組，在所建議的參數之下求得的平均誤差僅 0.89%，效果最好；而由表 5 也可發現，使用 NS-006 在這些參數下求得已知最佳解平均題數最多。因此本研究推薦使用最佳參數，並搭配 NS-006 作為鄰域搜尋模組所求得的解績效最佳。

#### 4.4 測試結果與文獻已知最佳解比較分析

近年來，求解 VRPB 問題的巨集啟發式方法有禁制搜尋法 (tabu search)<sup>[6,7,10]</sup>、模擬退火法 (simulated annealing)<sup>[8]</sup>、大鄰域搜尋法 (large neighborhood search)<sup>[8]</sup>、瀰母演算法

(memetic algorithm)<sup>[9]</sup> 與螞蟻演算法 (ant colony system)<sup>[10]</sup> 等，該些方法求解績效皆十分優良。本研究將上述方法求解 VRPB 標竿題庫最佳結果彙整作為已知最佳解，並將本研究以 MBATA 測試所獲得之具體結果共同呈現如表 6。

表 4 各鄰域搜尋模組平均誤差比較

62 題平均誤差率(%) ( $r = 0.99, K = 360, b = 20, Jmax = 5$ )						
$T_0$	NS-001	NS-002	NS-003	NS-004	NS-005	NS-006
0.05	0.97	1.04	0.93	0.94	1.07	0.86
0.06	1.00	0.92	1.06	0.89	1.14	0.95
0.07	0.94	0.81	0.98	0.89	1.07	0.88
0.08	0.95	0.88	0.90	1.05	1.03	0.87
0.09	1.03	1.09	1.00	1.01	1.08	0.92
0.10	0.97	0.98	0.87	1.07	1.03	0.85
總平均(%)	0.98	0.95	0.96	0.98	1.07	<b>0.89</b>

表 5 各鄰域搜尋模組最佳解題績效比較

62 題求得已知最佳解題數 ( $r = 0.99, K = 360, b = 20, Jmax = 5$ )						
$T_0$	NS-001	NS-002	NS-003	NS-004	NS-005	NS-006
0.05	18	12	16	14	13	20
0.06	16	17	19	16	15	14
0.07	21	19	15	16	13	19
0.08	15	19	16	17	13	21
0.09	14	16	16	14	16	15
0.10	17	16	14	16	18	18
平均題數	16.83	16.50	16.00	15.50	14.67	<b>17.83</b>

表 6 本研究建議參數結果與最佳結果彙整表

題號	已知最佳解	建議參數結果		最佳結果								
		旅行成本	誤差 (%)	旅行成本	誤差 (%)	控制參數						求解時間  (秒)
						$T_0$	$r$	$b$	$K$	$Jmax$	鄰域模組	
A1	229,885.65	229,885.65	0.00	229,885.65*	0.00	0.05	0.99	20	360	5	NS-006	0.40
A2	180,119.21	180,119.21	0.00	180,119.21*	0.00	0.06	0.99	20	360	5	NS-001	0.81
A3	163,405.38	163,405.38	0.00	163,405.38*	0.00	0.06	0.99	20	360	5	NS-006	0.81

表 6 本研究建議參數結果與最佳結果彙整表(續)

題號	已知最佳解	建議參數結果		最佳結果								
		旅行成本	誤差 (%)	旅行成本	誤差 (%)	控制參數						求解時間 (秒)
						$T_0$	$r$	$b$	$K$	$Jmax$	鄰域模組	
A4	155,796.41	155,796.41	0.00	155,796.41*	0.00	0.05	0.99	20	360	5	NS-002	0.85
B1	239,080.16	239,080.16	0.00	239,080.16*	0.00	0.07	0.99	20	240	5	NS-006	0.67
B2	198,047.77	198,047.77	0.00	198,047.77*	0.00	0.07	0.99	20	240	5	NS-006	0.63
B3	169,372.29	169,372.29	0.00	169,372.29*	0.00	0.07	0.99	20	240	5	NS-006	0.90
C1	250,556.77	250,590.60	0.01	250,556.77*	0.00	0.10	0.99	20	360	5	NS-006	1.30
C2	215,020.23	215,622.54	0.28	215,020.23*	0.00	0.10	0.99	20	360	5	NS-006	1.21
C3	199,345.96	199,345.96	0.00	199,345.96*	0.00	0.10	0.99	20	360	5	NS-006	1.44
C4	195,366.63	195,366.63	0.00	195,366.63*	0.00	0.10	0.99	20	360	5	NS-006	1.21
D1	322,530.13	322,704.56	0.05	322,530.13*	0.00	0.05	0.99	20	360	5	NS-006	1.12
D2	316,708.86	318,301.30	0.50	316,708.86*	0.00	0.05	0.99	20	360	5	NS-006	0.72
D3	239,478.63	239,478.63	0.00	239,478.63*	0.00	0.05	0.99	20	360	5	NS-006	1.08
D4	205,831.94	205,831.94	0.00	205,831.94*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-001	1.17
E1	238,879.58	238,879.58	0.00	238,879.58*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-006	1.93
E2	212,263.11	212,263.11	0.00	212,263.11*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-006	1.30
E3	206,659.17	211,469.26	2.33	206,659.17*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-006	1.53
F1	263,173.96	269,798.73	2.52	267,060.43*	1.48	0.09	0.99	20	360	5	NS-004	1.93
F2	265,214.16	265,214.16	0.00	265,214.16*	0.00	0.06	0.99	20	360	5	NS-001	2.79
F3	241,120.77	243,873.18	1.14	241,969.77*	0.35	0.15	0.8	0.98	240	5	NS-003	1.30
F4	233,861.84	237,919.78	1.74	235,175.20*	0.56	0.2	0.9	0.8	240	5	NS-006	1.35
G1	306,305.40	306,492.34	0.06	306,305.40*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-001	1.80
G2	245,440.99	245,660.11	0.09	245,440.99*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-001	1.53
G3	229,507.48	229,507.48	0.00	229,507.48*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-006	1.98
G4	232,521.25	233,319.76	0.34	232,521.25*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-004	1.98
G5	221,730.35	222,097.66	0.17	221,730.35*	0.00	0.05	0.99	20	360	5	NS-001	1.89
G6	213,457.45	213,457.45	0.00	213,457.45*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-004	2.07
H1	268,933.06	268,933.06	0.00	268,933.06*	0.00	0.08	0.99	20	360	5	NS-001	2.52
H2	253,365.50	253,848.48	0.19	253,365.50*	0.00	0.06	0.99	20	360	5	NS-001	2.43
H3	247,449.04	247,449.04	0.00	247,449.04*	0.00	0.06	0.99	20	360	5	NS-001	2.52
H4	250,220.77	250,550.60	0.13	250,220.77*	0.00	0.07	0.99	20	360	5	NS-003	2.74
H5	246,121.31	246,121.31	0.00	246,121.31*	0.00	0.06	0.99	20	360	5	NS-001	2.74



表 6 本研究建議參數結果與最佳結果彙整表(續)

題號	已知最佳解	建議參數結果		最佳結果								
		旅行成本	誤差 (%)	旅行成本	誤差 (%)	控制參數						求解時間 (秒)
						$T_0$	$r$	$b$	$K$	$Jmax$	鄰域模組	
H6	249,135.32	249,618.30	0.19	249,135.32*	0.00	0.06	0.99	20	360	5	NS-001	2.92
I1	350,245.28	354,981.88	1.35	352,954.56	0.77	0.04	0.99	20	360	5	NS-004	4.86
I2	309,943.84	314,619.36	1.51	309,943.84	0.00	0.03	0.9	10	240	5	NS-006	2.20
I3	294,507.38	297,198.25	0.91	294,507.38	0.00	0.07	0.99	0.98	240	5	NS-006	3.78
I4	295,988.44	296,896.13	0.31	296,271.32	0.10	0.07	0.9	0.98	240	5	NS-006	4.41
I5	301,236.00	304,553.27	1.10	301,236.00	0.00	0.2	0.7	0.98	240	5	NS-005	1.89
J1	335,006.68	342,698.48	2.30	336,519.02	0.45	0.07	0.99	0.98	240	5	NS-003	4.14
J2	310,417.21	314,816.80	1.42	310,848.48	0.14	0.01	0.9	0.8	240	5	NS-002	2.61
J3	279,219.21	282,465.30	1.16	279,639.36	0.15	0.05	0.99	0.98	240	5	NS-006	5.76
J4	296,533.16	299,055.71	0.85	296,533.16	0.00	0.05	0.99	0.98	240	5	NS-006	4.18
K1	394,071.16	399,783.84	1.45	394,375.63*	0.08	0.05	0.99	20	360	5	NS-005	6.75
K2	362,130.00	364,381.25	0.62	363,735.07	0.44	0.04	0.9	0.98	240	5	NS-005	2.83
K3	365,694.08	373,651.76	2.18	366,709.39*	0.28	0.1	0.99	20	360	5	NS-004	8.32
K4	348,949.39	355,018.95	1.74	349,806.95	0.25	0.01	0.7	75	360	5	NS-001	5.53
L1	417,896.72	420,216.52	0.56	418,024.70*	0.03	0.05	0.99	20	360	5	NS-006	13.86
L2	401,228.80	407,734.59	1.62	401,356.79	0.03	0.04	0.9	0.98	240	5	NS-005	5.76
L3	402,677.72	410,818.87	2.02	403,163.78	0.12	0.01	0.99	0.98	240	5	NS-006	8.05
L4	384,636.33	387,181.70	0.66	384,728.74*	0.02	0.1	0.99	20	360	5	NS-005	18.27
L5	387,564.55	387,772.25	0.05	387,564.55*	0.00	0.03	0.99	20	360	5	NS-002	13.81
M1	398,593.19	401,702.13	0.78	399,705.99	0.28	0.4	0.9	0.8	240	5	NS-006	4.50
M2	396,916.97	411,863.06	3.77	399,194.26*	0.57	0.05	0.99	20	360	5	NS-004	9.13
M3	375,695.41	380,876.44	1.38	377,623.08*	0.51	0.07	0.8	20	360	5	NS-006	5.76
M4	348,140.16	351,245.22	0.89	348,604.10*	0.13	0.08	0.99	20	360	5	NS-001	11.25
N1	408,100.62	414,164.53	1.49	409,545.08*	0.35	0.06	0.99	20	360	5	NS-004	15.75
N2	408,065.44	417,343.68	2.27	408,930.77*	0.21	0.04	0.99	20	360	5	NS-004	15.93
N3	394,337.86	406,302.75	3.03	394,495.11	0.04	0.15	0.9	0.98	240	5	NS-005	6.30
N4	394,788.36	402,524.32	1.96	396,729.58*	0.49	0.09	0.99	20	360	5	NS-002	19.80
N5	373,476.30	374,338.49	0.23	373,983.60	0.14	0.07	0.99	20	360	5	NS-003	16.60
N6	373,758.65	383,759.62	2.68	375,027.15*	0.34	0.05	0.99	20	360	5	NS-001	14.71
平均			0.81		0.13							4.68

註：\*表示有多組參數求得此最佳結果，表中僅列出其中一組參數

表 6 包含了本研究測試後所得單一組特定參數下之最佳結果的整理，以及整個測試過程中所獲得之各題最佳結果。單一組參數是在  $T_0 = 0.07$ 、 $r = 0.99$ 、 $b = 20$ 、 $K = 360$  及  $J_{max} = 5$  的設定下所求得。其 62 題平均誤差 0.81%，有 19 題求得已知最佳解。而最佳結果則同樣列出其各題誤差，並列出其所對應之參數值，其中大多題目都有多組參數可求得此最佳結果，但在此僅列出其中一組參數。由表 6 得知，各題最佳結果 62 題平均誤差僅 0.13%，且 62 題中共有 37 題求得已知最佳解，而個案最大誤差為 1.48%。除提出單一組建議參數外，本研究將 MBATA 求解的最佳結果，與文獻回顧中其他巨集啟發式方法在平均誤差率以及執行時間上進行比較，整理如表 7。由表 7 得知，在平均誤差率表現上，MBATA 的求解結果雖然不是最佳，但與其他方法並無太大差異。在平均執行時間方面，MBATA 每題平均執行時間僅需 4.68 秒，相較於其他方法，MBATA 在求解時間上非常快速。綜合上述觀察得知，本研究所設計的 MBATA 為一套相當具有潛力的巨集啟發式方法。

表 7 本研究最佳結果與其他巨集方法比較彙整表

	平均成本	平均誤差率(%)	平均執行時間(秒)
已知最佳解	290576.22	—	—
Osman 與 Wassan <sup>[6]</sup>	291261.78	0.19	3982.15
Ropke 與 Pisinger <sup>[8]</sup>	290896.73	0.09	69.98
Wassan <sup>[10]</sup>	290981.84	0.11	1835.98
Gajpal 與 Abad <sup>[11]</sup>	290576.22	0.00	67.57
MBATA	291027.63	0.13	4.68

## 五、結論與建議

本研究以 RBATA 為基礎，並加入兩極跳躍法之概念而提出 MBATA，結合傳統路線構建法與鄰域搜尋改善法互相搭配輔助。MBATA 模組使用修改後的門檻回溯公式，將回溯比率值  $b > 1$  的情形納入測試。另外將兩極跳躍法的概念加入包容性搜尋，包容性接受法則一般狀況下為尋找現有解成本加上門檻值以下最小者進行交換；但若前次包容性搜尋執行完畢皆無搜尋到任何可接受的交換時，除了下次包容性搜尋迴圈的門檻值進行回溯外，並且接受法則調整為找尋現有解成本加上門檻值以下最大者進行交換，以幫助跳脫局部最佳解。在測試題庫方面，本研究以 Goetschalckx 與 Jacobs-Blecha<sup>[4]</sup> 提出的 62 題 VRPB 國際標竿題庫進行求解結果之比較分析。

本研究使用 MBATA 求解 VRPB，在參數設定建議為起始門檻比率值  $T_0 = 0.05$  至  $0.10$ 、門檻下降比率值  $r = 0.99$ 、門檻回溯比率值  $b > 1$  以及門檻數列長度值  $K = 360$  時，整體求解平均誤差為 0.81%，顯示求解表現不錯。而在此參數設定之下，若搭配 NS-006 鄰域搜尋改善模組時，求解績效較佳。

本研究之最佳結果與近年來國際文獻發表之已知最佳解相比，發現 MBATA 求解 Goetschalckx 與 Jacobs-Blecha<sup>[4]</sup> 之 VRPB 國際標竿題庫，整體平均誤差僅 0.13%，且有 37 題求得已知最佳解，證明 MBATA 具有相當優良的求解績效。且各題平均求解時間為 4.68 秒，求解時間相當快速，顯示 MBATA 是一套高效率且效果良好的巨集啟發式方法。

兩極跳躍法面臨局部最佳解時，能夠反向操作以跳脫局部最佳解。本研究即加入此概念運用於求解 VRPB，且證明求解績效較門檻回溯值  $b$  可大於 1 的 BATA 有所改善。本研究為首次在門檻進行回溯時即加入兩極跳躍的概念於包容性模組中，但並未測試如此的加入時機是否較他種方式來得好。未來建議可以嘗試調整兩極跳躍概念使用的機制，探討其對改善求解績效的加強幅度，例如何時進行兩極跳躍以及跳躍幅度的大小等等參數的決定。

本研究僅以對起始解改善率較佳的六組交換改善法順序，作為測試時鄰域搜尋改善模組，然而對起始解改善較佳，並不表示也會使整個巨集啟發式解法求得最好之結果。未來可針對鄰域搜尋模組與 MBATA 中核心交換法的執行排列順序做更多不同的搭配設計，探討其求解之績效。

## 參考文獻

1. Casco, D. O., Golden, B. L., and Wasil, E. A., "Vehicle Routing with Backhauls: Models, Algorithms, and Case Studies", in: Golden, B. L. and Assad, A. A. (Eds.), *Vehicle Routing: Methods and Studies*, Elsevier Science, Amsterdam, 1988, pp.127-147.
2. Tarantilis, C. D. and Kiranoudis, C. T., "A Meta-heuristic Algorithm for the Efficient Distribution of Perishable Foods", *Journal of Food Engineering*, Vol. 50, No. 1, 2001, pp. 1-9.
3. 廖昱傑、韓復華、卓裕仁，「應用可回溯式門檻接受法結合 GENIUS 求解 VRP 問題之研究」，臺灣作業研究學會年會暨學術論文研討會，東華大學，民國 96 年，頁 1-10。
4. Goetschalckx, M. and Jacobs-Blecha, C., "The Vehicle Routing Problem with Backhauls", *European Journal of Operational Research*, Vol. 42, No. 1, 1989, pp. 39-51.
5. Toth, P. and Vigo, D., "A Heuristic Algorithm for the Vehicle Routing Problems with Backhauls", in: Banoco, L. and P. Toth (Eds.), *Advanced Methods in Transportation Analysis*, Springer-Verlag, Berlin, 1996, pp. 585-608.
6. Osman, I. H. and Wassan, N. A., "A Reactive Tabu Search Meta-heuristic for the Vehicle Routing Problem with Back-hauls", *Journal of Scheduling*, Vol. 5, No. 4, 2002, pp. 263-285.
7. Brandao, J., "A New Tabu Search Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Backhauls", *European Journal of Operational Research*, Vol. 173, No. 2, 2006, pp. 540-555.
8. Ropke, S. and Pisinger, D., "A Unified Heuristic for a Large Class of Vehicle Routing Problems with Backhauls", *European Journal of Operational Research*, Vol. 171, No. 3, 2006, pp. 750-775.
9. Tavakkoli-Moghaddam, R., Saremi, A. R., and Ziaee, M. S., "A Memetic Algorithm for a

- Vehicle Routing Problem with Backhauls”, *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 181, No. 2, 2006, pp. 1049-1060.
10. Wassan, N., “Reactive Tabu Adaptive Memory Programming Search for the Vehicle Routing Problem with Backhauls”, *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 58, No. 12, 2007, pp. 1630-1641.
  11. Gajpal, Y. and Abad, P. L., “Multi-ant Colony System (MACS) for a Vehicle Routing Problem with Backhauls”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 196, No. 1, 2008, pp. 102-117.
  12. Dueck, G. and Scheuer, T., “Threshold Accepting: A General Purpose Optimization Algorithm Appearing Superior to Simulated Annealing”, *Journal of Computational Physics*, Vol. 90, No. 1, 1990, pp.161-175.
  13. Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., and Vecchi, M. P., “Optimization by Simulated Annealing”, *Science*, Vol. 220, No. 4598, 1983, pp. 671-680.
  14. Tarantilis, C., Kiranoudis, C., and Vassiliadis, V., “A Threshold Accepting Metaheuristic for the Heterogeneous Fixed Fleet Vehicle Routing Problem”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 152, No. 1, 2004, pp. 148-158.
  15. 卓裕仁、朱佑旌, 「兩階段回溯式門檻接受法求解時窗限制回程取貨車輛路線問題之研究」, **運輸計劃季刊**, 第 37 卷, 第 4 期, 民國 97 年, 頁 405-430。
  16. 韓復華、陳仲豪, 「應用時窗離散策略與可回溯式門檻接受法求解 VRPBTW 問題之研究」, **運輸學刊**, 第 22 卷, 第 3 期, 民國 99 年, 頁 285-306。
  17. 陳國清, 「成本擾動法 (NM) 與兩極跳躍法 (FF) 在 TSP 問題應用之研究」, 國立交通大學運輸工程與管理學系畢業專題研究報告, 民國 85 年。