

單場站公路客運司機員與車輛 排班問題之研究

SINGLE-DEPOT BUS DRIVERS AND VEHICLES SCHEDULING PROBLEM

蘇昭銘 Jan-Ming Su¹

游文松 Wen-Sung Yu²

(94 年 5 月 18 日收稿，94 年 9 月 7 日第一次修改，94 年 12 月 6 日
第二次修改，95 年 5 月 15 日定稿)

摘要

公路客運司機員與車輛排班乃是指公路客運營運機構，依據營運路線及班次時刻表，所進行司機員與車輛之勤務規劃作業，為公路客運營運作業中之重要作業項目。本研究考量實務作業特性，從經營者營運目標與司機員需求兩層面構建數學規劃模式，並發展以勤務為染色體之基因演算法進行模式求解，該演算法透過尋偶式交配法與染色體突變法的提出，改善傳統基因演算法容易造成班次重複或佚失問題之缺失。經實例測試結果，顯示本研究除可兼顧求解時間與求解品質外，亦可獲得較目前營運班表為佳之分析結果。

關鍵詞： 司機員與車輛排班；多目標規劃；基因演算法

-
1. 中華大學運輸科技與物流管理學系副教授 (聯絡住址：300 新竹市五福路 2 段 707 號中華大學運輸科技與物流管理學系；電話：03-5186595；傳真：03-5186545；E-mail：jmingsu@chu.edu.tw)。
 2. 中華大學科技管理研究所運輸科技與物流管理組碩士，交通大學運輸科技與管理學系博士班研究生。

ABSTRACT

This paper applies a genetic algorithm with a new method which can execute without trips over-cover or uncover in the process of crossover and mutation on the problem "bus drivers and vehicles scheduling". For most bus companies that operate on a fixed timetable, this problem should be considered according to both drivers' and operators' demand and constraints by laws or some other rules. In this algorithm, we use a weighted Hölder norm in the fitness function to combine different objectives. After applying the new methods to some real cases, it is proved to be able to reduce human effort and obtain a feasible and better schedule.

Key Words: Bus drivers and vehicles scheduling; Multi-objective programming; Genetic algorithm

一、前言

排班作業為公路客運營運機構之關鍵作業項目，其依據營運路線特性差異，可區分為班距 (headway-based) 營運模式及時刻表 (schedule-based) 營運模式兩類型，班距營運模式乃是營運機構在每日營運前，僅先排定每位司機首班車發車時間，而後之排班即依據司機員返回場站先後順序及班距進行班次指派作業，其一般較適用於交通狀況變異程度較大之路線；時刻表營運模式則使用於班次均已事先排定之路線，司機員每日執勤班次內容（俗稱駛車憑單）均需於前一天預知，故站務人員需事先完成司機員與車輛排班作業。本研究所探討之公路客運司機員與車輛排班 (bus drivers/vehicles scheduling) 問題，即在班次時刻表 (timetables) 已確立前提下，考量營運資源、司機員工作負荷、經營目標等因素所進行司機員值勤依據之勤務表（或稱仕業、車次表等）規劃工作，最後僅需再納入休假規定、車輛維修保養排程等考慮因素，安排司機員之輪班規劃，並整合勤務表產生每日司機員駛車憑單，作為每日營運時司機員值勤之依據，因此為公路客運營運機構重要作業項目之一。然透過實際之訪談發現：時刻表營運模式之公路客運營運機構，鮮少從事路線或班次調整作業，或僅能從預先設定不同營運條件所產生之制式版本中加以選擇，而未能依據實際營運需求進行司機員與車輛排班更新作業，探其原因之一乃是該作業過於費時，即使少量班次異動，亦需要半天以上時間調整勤務表，因此使多數業者不敢貿然調整營運路線或班次，另外目前了解且熟悉司機員與車輛排班作業之人員越來越少，排班技巧與方法傳承皆有實質之困難，因此如何考量各路線營運條件與既有司機員及車輛資源，在短時間內產製一份滿足相關規定（如工作時間）與兼顧營運效率之勤務表，乃現行汽車客運公司所須面臨之重要課題。

Haghani等人^[1]曾將客運人員與車輛排班問題根據營運路線特性區分為單場站 (single depot) 與多場站 (multiple depots) 兩類問題，而經過實際訪談發現，實務作業過程

還需探討是否將不同路線混合規劃，因此公路客運司機員與車輛排班問題可進一步區分為單場站單路線、單場站多路線、多場站單路線、多場站多路線與複合式多路線等五種類型，而本文所探討之客運司機員與車輛排班將僅先以單場站單路線與單場站多路線為研究範圍。

二、文獻回顧

客運司機員與車輛排班相關文獻有限，且公路及軌道之司機員與車輛排班問題有許多相似之處，因此本研究文獻回顧範圍將包含公路及軌道運輸之司機員與車輛排班研究。Ozdemir^[2]指出人員與車輛排班問題可定義成集合涵蓋問題 (set covering problem；SCP) 或集合切割問題 (set partitioning problem；SPP)，兩者最大差異係在同一班次任務是否允許便乘任務 (deadhead trip) 情形，有便乘任務者為 SCP，反之則為 SPP，如 Haghani 等人^[1]即曾針對公車車輛排班問題 (vehicle scheduling) 部分，在班次接續限制條件下，以 SCP 為模式基礎，構建出有時間限制之單場站車輛排班 (single depot vehicle scheduling with route time constraints；SDVSRCTC) 模式，並探討如何將多場站問題，透過班次處理技巧，轉換為單場站問題，以提升大規模問題之求解效率；Valoux 及 Housos^[3]將客運人員與車輛排班問題在人車合一情況下，考慮每日工時、班次接續限制條件，將問題構建為 SCP 形式，並透過 CGQS (column generation and quick shift combination) 啟發式演算法求解；謝欣宏^[4]則將臺鐵人員與車輛排班問題，在班次接續限制下，以最小化工作班數、工作班長度總和、工作時間總和、工作時間標準差為目標，將問題定義為 SCP，並透過工作班產生與工作班選擇兩階段求解方法進行求解；Chu 與 Chan^[5]及盧宗成^[6]針對捷運人員與車輛排班問題定義為 SPP，然求解過程中先求解車輛排程問題後，才進一步適當切割車輛排程，並組成司機員工作班 (shift)。而國內由於公路客運排班作業過程皆不允許便乘任務，且人車排程均合併考量處理，因此相關國外研究或軌道運輸研究並無法直接應用於國內公路客運人員與車輛排班課題。

另外，透過多家國內國道、城際與市區客運業者之訪談，發現由於勞工意識抬頭，對於有關司機員工作層之考量亦逐漸重視，因此如蔡文昉^[7]單純以最小化閒置時間及車輛數等管理者角度所構建之模式，即因忽略司機員需求面，而無法完全適用於營運機構。另一方面，各業者由於經營管理方式差異，對於排班作業之目標需求皆有所差異，因此模式構建與演算法設計過程皆需要探討其應用彈性，如夏萬春^[8]以金門縣公車為研究對象，模式方面亦將司機員層面需求納入考量，如工作時間接近 8 小時、以中退 1 次為原則、連續駕駛時間不超過 5 小時、中退與午餐時間配合、連續班次與首末班次同站等條件，同時配合權重值之設定，增加模式應用彈性，最後透過禁制搜尋法 (tabu search) 求解。夏君雖然於模式構建過程中以司機員需求面探討，較符合實際應用需求，但僅以金門縣公車為研究對象，無法合理反映其他業者之需求。而根據本研究之訪談結果，發現於人員與車輛排班

問題所需探討之因素可彙整如表 1 所示，該表除上述便乘任務限制、班次接續限制、最少人車、最小閒置、工作時間、中退次數、連續駕駛時間、交接班及上下班地點等條件外，尚包含下列四項：

- (一) 作業環境公平：對司機員而言，作業環境係指營運路線之交通狀況，如連續執行長時間處於擁塞路段之市區路線，可能引起司機員心情煩躁、疲勞等情形而間接影響行車安全，因此部分排班人員於任務分派過程中皆透過不同性質路線之搭配，如穿插市區路線與郊區路線班次任務於同一份勤務，以平衡司機員駕駛感受。
- (二) 獎金公平原則：一般而言，客運業司機員之薪資結構多採用低底薪高獎金制度，而司機員獎金來源包含執行勤務之總里程數或趟次數、總載客數等，由於各路線營運特性不同，因此分派任務過程中應盡量顧及獎金之公平性。另外，在工作時間方面除了盡量符合勞基法規定外，亦需顧及整體工作時間之均衡，避免不同勤務工作時間差異過多之情形，降低司機員爭議與排班人員日後規劃輪班作業之困難度。
- (三) 路線轉換次數：實務排班作業過程中為有效運用人車資源，常將多條路線混合規劃，因此可能造成一份勤務之路線轉換次數過多，容易造成司機員值勤困擾，故排班人員常需合理控制勤務之路線轉換次數。
- (四) 補貼路線限制：根據大眾運輸補貼辦法之相關規定，若該路線為政府補貼營運之路線，則營運該路線之車輛有車型與車齡相關限制，因此勤務規劃過程中即必須考慮不同路線分派及組合與現有車隊組成之關係，必須避免規劃過多含有補貼路線任務之勤務。

表 1 人員與車輛排班問題考慮因素彙整表

考慮因素		司機員層面						經營者層面					
		工作時間公平	值勤獎金公平	工作環境公平	勤務時間	合理中退次數	連續駕駛限制	勤務數	車輛數	人車閒置時間	路線轉換次數	補貼路線限制	班次衝突限制
公路運輸	Haghani ^[1]								√				√
	夏萬春 ^[8]	√				√	√	√		√			√
	蔡文昉 ^[7]	√						√	√	√			√
	Valouxis ^[3]	√						√		√			√
	Wren ^[9]						√	√					√
軌道運輸	盧宗成 ^[6]	√						√		√			√
	謝欣宏 ^[4]	√			√			√		√			√
	Chu ^[5]	√						√					√

資料來源：本研究整理。

註：「√」符號代表該研究納入探討之因素。

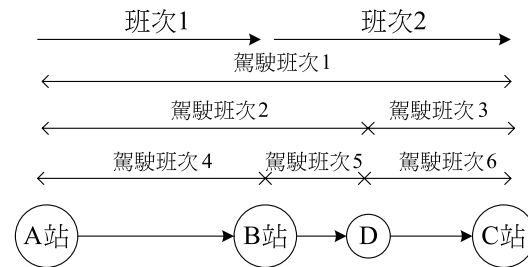
以往人員與車輛排班問題之研究大多數採用單一目標模式 (single object) 從單一層面探討問題，因此可在問題限制範圍內找到可行解區域 (feasible solution) 中之最佳解 (optimal solution)，然而隨著排班因素的多元化，實務問題很難僅從單一目標達成，因此利用多目標規劃 (multiple objective programming；MOP) 方式進行人員與車輛排班之研究有其必要性。另一方面，從盧宗成^[6]之研究可知如工作時間、連續駕駛時間等部分條件若以限制式形式存在於求解模式中，容易造成無可行解狀況。而在司機員值勤公平性問題與業者追求最小化經營成本目標間難以權衡，且目標內容亦可能因為不同業者、不同社經行為等因素而有所差異，因此可透過多目標規劃法即可呈現問題特性與需求。

而在演算法方面，基因演算法雖然適用於各類問題，然在部分組合問題中，如果僅依照傳統選擇、交配、突變等程序，將產生許多劣解或不可行解。Wren 與 Wren^[9]認為公車司機員排班，如果採用傳統交配方式進行演化，將容易產生班次重複 (over covered) 之情形，而使演化程序無意義，因此提出有別傳統之交配法則稱為 balls in the air，該法將候選交配親代染色體打散成許多基因集合並稱之為受精區 (fertilized cover)，再透過蒸餾處理 (distillation process)，將重複之基因去除，最後隨機於受精區取得足夠之基因並組成新的子代。Ozdemir^[2]針對航空人員排班問題提出以穩定狀態 (steady-state) 之基因演算法為基礎的 GrEvA 演算法 (graph based evolutionary algorithm)，此法於交配程序方面定義以工作任務 (rotation/pairing) 為單位，並提出位置 (set based)、時間 (time based) 與距離維持 (distance preserving) 等三項法則進行交配操作；另外，作者將突變程序定義以勤務 (duty) 為單位，操作過程係隨機選取兩組勤務，且可在同一位置進行切割與重組航班 (flight)，以產生新型態之工作任務。承上，可知後續演算法設計過程中，必須謹慎規劃交配與突變程序，以避免發生班次重複與佚失之情形。

三、模式構建

根據 Bodin 等人^[10]對人員與車輛排班之定義，可知該問題係為在各路線之班次 (trips) 範圍內，規劃司機員動向 (crew movements) 之問題。該問題特性係已知作業班次起始位置及時間，與目的位置及時間，並考慮司機員可交接班位置，將班次區分為駕駛班次 (driver trips；d-trips)，其中交接班位置不一定是班次的起迄位置，亦可為該班次中的任何一個停靠場站 (stop station)，所以駕駛班次為大眾運輸司機員／車輛排班問題之輸入資料，如圖 1 即可說明班次、交接班點、駕駛班次之間的關係，其中 A、B、C 站為班次之主要起迄站，D 點可視為班次營運中的停靠場站，除了提供乘客上下車外，亦為司機員休息或轉換班次之場站，所以由 A 站至 C 站之班次 1 與班次 2，可以產生出至少 3 種不同方式之駕駛班次組合 (piece)，如駕駛班次 1、駕駛班次 2 及駕駛班次 3 或駕駛班次 4 至駕駛班次 6 等三組。而車輛之營運任務係由多個連續班次組成，此即為車輛排程 (blocks)，因此每組車輛排程包含多個交班點，故可有多種駕駛班次之組合方式，最後考慮駕駛員合理

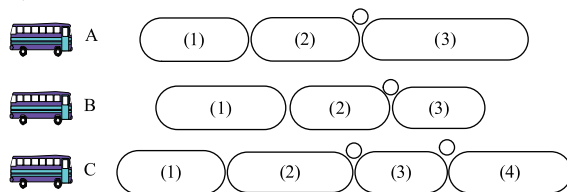
工作時間，將一個或多個駕駛班次組合構建為司機員一日值勤依據之勤務 (run)。其關係可示意如圖 2，其中 A(1,2,3)、B(1,2,3) 與 C(1,2,3,4) 分別表示車輛 A、B、C 排班規劃，A1A2--B3、B1B2--C4、C1C2--A3 與 C3 則分別為司機員甲、乙、丙、丁之勤務規劃。



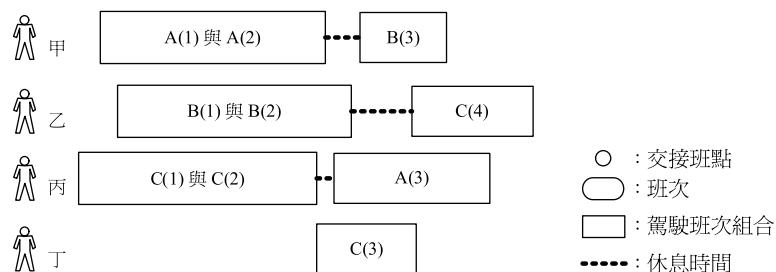
資料來源：修改自[10]。

圖 1 班次、交接班點、駕駛班次、駕駛班次組合關連示意圖

車輛排班：



司機員排班：



資料來源：修改自 [10]。

圖 2 車輛排班、司機員排班關係示意圖

在本研究以單場站單路線與單場站多路線研究範圍內，可將問題特性彙整如下：

- (一) 單場站單路線及單場站多路線兩類型之問題，最主要差異，除了單場站多路線問題，是將多條路線之班次混合規劃外，就勤務規劃作業所需探討之目標需求及限制條件而言，皆無顯著差異，因此於模式構建階段，即可綜合探討。
- (二) 目標內容需包含勤務數量、勤務時間、閒置時間、連續駕駛超時、路線轉換次數等最

小化目標，與勤務里程、趟次、載客量、工作環境等公平性目標，以及合理中退次數目標。

- (三) 限制式需要包含總勤務數量限制、含補貼路線勤務數量限制、班次衝突限制與不得有便乘任務之情形，所以本研究模式係以集合切割問題 (SPP) 為基礎。
- (四) 由於為單場站形式，所以無需考慮司機員交接班與上下班地點。
- (五) 屬於單場站單路線與單場站多路線排班問題之業者，多有班次密集與營運時間長之特性，實際作業中較少探討用餐時間與中退配合之問題，因此本研究暫不探討用餐時間等相關問題。
- (六) 僅考慮人車合一之情形，即最後求解之勤務需求數量亦代表司機員及車輛數量，因此不考慮兩位駕駛者共用一車之雙班 (straight run) 勤務。

根據前述問題特性，本研究所構建之模式，如式 (1) 至式 (16) 所示，在目標式部分，式 (1) 為最小化勤務數，以減少司機員人數需求，進而降低司機員之人事成本；式 (2) 探討勤務工作時間與基本工時差異和，其目的除滿足基本工時需求外，亦可考量不同勤務間最小化工時差異；式 (3) 為最小化勤務里程與平均勤務里程之差值總和，代表降低每組勤務總里程數之差異，而達到里程獎金公平之目標；式 (4) 為最小化勤務趟次獎金與平均勤務趟次獎金之差值總和，主要在追求趟次獎金的公平性；式 (5) 為最小化勤務載客獎金與勤務平均載客獎金之差值總和，代表降低每組勤務載客獎金之差異，而達到載客獎金公平之目標；本研究以路線可能塞車率作為評估值，因此透過式 (6) 即追求最小化勤務塞車率與勤務平均塞車率之差值總和，亦代表降低每組勤務塞車率之差異，而達到勤務工作環境公平的目標；式 (7) 代表追求最大化工作效率，係根據謝欣宏^[4]以工作時間與勤務時間之比值代表勤務工作效率，並將工作效率作為人員與車輛排班作業之重要評估指標；式 (8) 為最小化勤務中退次數與合理中退次數之差值總和，主要希望每組勤務中退次數盡量趨近於合理數；式 (9) 為最小化總閒置時間；式 (10) 追求最小化總路線轉換次數，以降低司機員值勤變異度，達到降低發生執行錯誤路線任務之情形；式 (11) 最小化連續駕駛超時總和，以控制連續駕駛超時情形，其中連續駕駛判斷條件為兩連續班次間沒有休息時間之情況。

在限制式部分，式 (12) 係限制所規劃之含有補貼路線勤務數量，不得超過業者可營運補貼路線之車輛總數；式 (13) 即控制求解過程將建立在不超過現有可用司機員人數之基礎下，以確保求解結果可立即應用於目前營運；式 (14) 以彈性時間作為任兩班次接續條件，如果兩班次衝突時間大於所預設之彈性時間，則兩班次不可同時存在於同一勤務中；式 (15) 限制所有班次皆必須分派於一組勤務中，且不得有便乘勤務之情形。

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} X_i \quad (1)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} |W_i X_i - w| \quad \forall X_i = 1 \quad (2)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} |K_i X_i - \sum K_i X_i / \sum X_i| \quad \forall X_i = 1 \quad (3)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} |M_i X_i - \sum M_i X_i / \sum X_i| \quad \forall X_i = 1 \quad (4)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} |P_i X_i - \sum P_i X_i / \sum X_i| \quad \forall X_i = 1 \quad (5)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} |A_i X_i - \sum A_i X_i / \sum X_i| \quad \forall X_i = 1 \quad (6)$$

$$\text{Maximum } \sum_{i \in \Delta} S_i X_i / W_i \quad (7)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} |R_i X_i - r| \quad \forall X_i = 1 \quad (8)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} I_i X_i \quad (9)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} C_i X_i \quad (10)$$

$$\text{Minimize } \sum_{i \in \Delta} (D_i^t X_i - d)_+ \quad (11)$$

$$\text{Subject to } \sum_{i \in \Delta} X_i \leq b \quad (12)$$

$$\sum_{i \in \Delta} X_i \leq n \quad (13)$$

$$X_{ij} + X_{ik} \leq 1 \quad \forall E_k - F_j > e \quad \text{and } j, k \in T, j \neq k \quad (14)$$

$$\sum_{i \in \Delta} X_{ij} = 1 \quad \forall j \in T \quad (15)$$

$$X_i, X_{ij} \in (0,1) \quad (16)$$

式中 X_i : 為 1 代表解集合包含勤務 i , 為 0 反之;

X_{ij} : 為 1 代表勤務 i 包含 j 班次任務, 為 0 反之;

W_i : 為可行勤務 i 之工作時間;

K_i : 為可行勤務 i 之總班次行駛里程數;

M_i : 為可行勤務 i 之總班次趟次數;

P_i : 為可行勤務 i 之總班次預估載客率;

A_i : 為可行勤務 i 之總班次塞車率;

S_i : 為可行勤務 i 之勤務時間;

R_i : 為可行勤務 i 之中退次數;

- I_i : 為可行勤務 i 之班次閒置時間；
 C_i : 為可行勤務 i 之路線轉換次數；
 D_i^t : 為可行勤務 i 之第 t 次連續駕駛時間；
 F_j : 代表班次 j 之發車時間；
 E_k : 代表班次 k 之到站時間；
 w : 為基本工作時間設定值；
 r : 為合理中退次數設定值，通常為 1；
 d : 為最大連續駕駛時間；
 b : 為可執行補貼路線班次之車輛數；
 n : 為可接受最多總司機員人數；
 e : 為容許班次衝突時間；
 Δ : 可行勤務集合；
 T : 所有班次集合；
 Λ : 含有補貼路線班次之勤務集合。

四、求解演算法

4.1 求解演算法

本研究探討之公路客運人員與車輛排班問題之實務作業特性，除要達到經營者所規劃之目標（如最少人力需求、最少閒置成本、最大工作效率…等）外，亦需要同時符合勞工權益（如獎金公平、工作環境公平…等），為解決此一作業目標日益複雜且可能經常異動之問題，因此必須建立一套具應用彈性之求解演算法。本研究基於基因演算法（genetic algorithm）在求解過程中僅依據編碼內容進行搜尋，若問題本身限制條件沒有改變而只有目標條件調整時，可適當修改適合度函數即可立即進行求解之特性，因此本研究發展之求解演算法將以基因演算法為基礎。根據謝欣宏^[4]之研究發現，基因演算法之編碼方式若採用勤務為單位時，需透過兩階段求解，其中第一階段係為產生大量可行勤務組合，以構成後續演算法之求解搜尋空間，由於該階段影響基因演算法求解效率及品質甚巨，因此必須進一步探討可行勤務產生方法、可行勤務數量控制及班次涵蓋控制等問題；而第二階段則直接透過基因演算法求解，且演化過程中可能產生班次重複與佚失情形。以圖 3 為例，其中 (A) 中之①至⑤代表不同班次任務；(B) 中之 S1 至 S6 為第一階段產生之可行勤務集合；(C) 之 G1 及 G2 為交配前的親代染色體，G1[^] 與 G2[^] 為交配後的子代染色體。當以勤務為單位進行編碼時，交配過程雖然沒有班次接續衝突時間問題，但是交配後之子代 G1[^] 卻造成班次②③⑤重複分派的結果；對子代 G2[^] 而言，雖然改善了班次②③重複分派情形，卻造成班次⑤之佚失。

	S1 : ①③⑤	交配點 ↓
① 07:00~08:00	S2 : ①④	G1 : 1 0 0 0 0 1
② 07:30~08:00	S3 : ①⑤	G2 : 0 1 0 1 1 0
③ 08:30~09:00	S4 : ②③⑤	
④ 09:00~09:30	S5 : ②③④	G1 [^] : 1 0 0 1 0 1
⑤ 09:00~10:00	S6 : ②④	G2 [^] : 0 1 0 0 1 0
(A)班次起迄時間	(B)可行勤務集合	(C)單點交配產生班次重複與佚失

圖 3 交配程序後產生班次重複與佚失情形

為改善前述以勤務為編碼單位，需要進一步探討可行勤務產生方法及交配、突變等程序所產生之班次重複與佚失等問題，本研究改採以班次為編碼單位，但採用班次為單位之編碼方式於交配或突變等過程中，較易造成班次執行時間衝突情形，因此需針對交配與突變程序提出尋偶式交配與染色體突變之演化機制，其演算法流程如圖 4 所示，茲就相關步驟內容詳細說明如下：

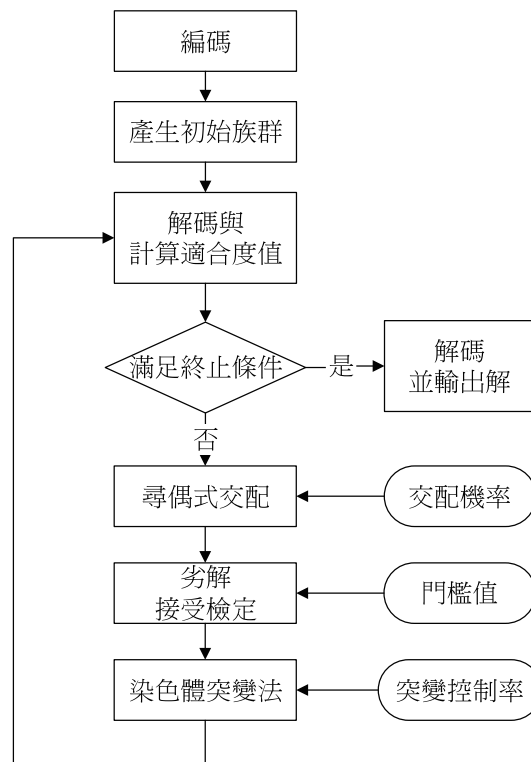


圖 4 求解演算流程

(一) 編碼：

編碼係將求解問題中的搜尋參數轉換成染色體，由於編碼方式影響後續演算邏輯之處理，因此必須針對問題特性選擇適當編碼方式。公路客運司機員與車輛排班問題係探討勤務與班次之間關係，符合二元編碼之特性，所以本研究將勤務定義為染色體，染色體長度即為班次總數，染色體中每個位置之基因代表不同班次。此外，如果僅以可行解集合作為演算法求解搜尋空間，不同染色體間之交配行為將可產生不同組合形式之勤務，且該組合亦為一組可行勤務，因此本研究將搜尋空間定義為可行解集合，而不必為全部可行勤務集合。若以圖 5 為例，其中 (A) 中之①至⑤代表不同班次任務，(B) 為可行勤務集合，(C) 為一組可行解集合，其內容包括 G1、G7 與 G8 勤務，(D) 為單點交配程序，G7 與 G8 為候選交配親代，且交配點為第二位置基因， $G7^{\wedge}$ 與 $G8^{\wedge}$ 為交配後之子代，(E) 為 (C) 之可行解集合經過交配後之集合，故亦為可行解集合，且 $G8^{\wedge}$ 之形式同等於 (B) 中之 G9，而 $G7^{\wedge}$ 為不包含任何班次任務之勤務，因此可於解集合中移除，以 (C) 與 (E) 而言，如果以最小勤務數為主要目標，則以 (E) 之結果較佳。承上可知，以班次為單位之編碼方式，將不需產生大量可行勤務，且可行解集合即為演算法之求解搜尋空間，並可透過適當的交配或突變程序，產生不同形式之可行解，其求解精神與一般基因演算法無異，僅一次演化世代只能產生一組解，可能需要較多演化世代數，才能達到收斂求解結果之目的。

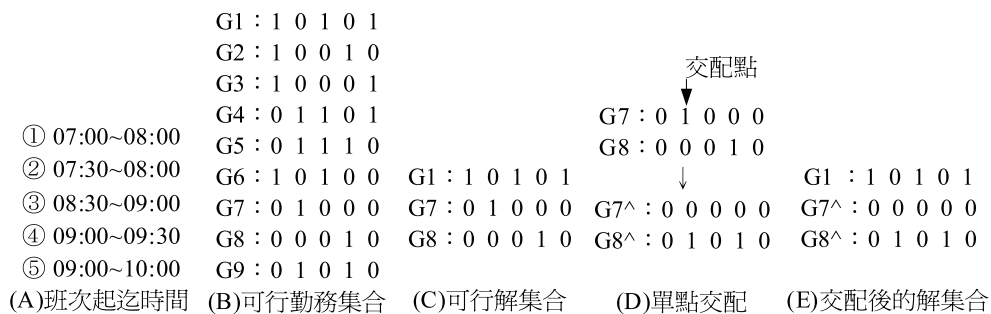


圖 5 搜尋空間定義示意圖

(二) 產生初始族群：

初始族群為第一次演化之親代，通常初始族群成員係隨機產生，而初始族群數量則同為演化過程族群數量，故本研究之初始族群即為可行勤務之集合，包含目前營運作業中之勤務集合。根據 Wren 及 Wren^[9] 之研究指出於產生初始族群階段，使用過多複雜處理將降低基因演算法搜尋最佳解之機會，因此本研究僅利用如圖 6 所示之啟發式方法產生初始族群。該方法首先將所有班次依其發車時間排序，並依序取出班次，同時檢查與現有勤務組合班次之時間衝突情形，如果滿足班次時間衝突限制條件，則將班次分配於該勤務中，否則即將該班次設定為新勤務，於產生新勤務過程中並不探討其他如人車資源限制之相關影響因素，最後反覆進行上述程序，直到完成所有班次分配。

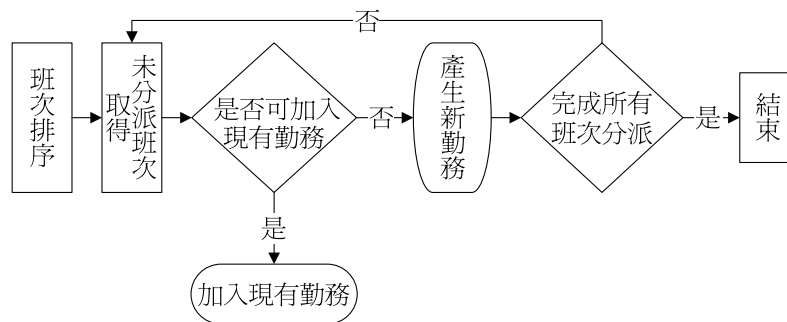


圖 6 初始族群產生流程

(三) 解碼與計算適合度函數：

解碼與編碼之意涵恰為相反，主要在將染色體還原成原參數所代表之意義，其為計算每一組染色體適合度值前之重要程序，其中適合度值係透過所定義之適合度函數計算而來，且為評估子代優劣與否之依據。本研究適合度函數之設計乃根據模式構建之結果，因此需要合理處理多目標式中不同單位問題，根據許志義^[11]指出多目標規劃可區分為無偏好多目標規劃法、有偏好多目標規劃法與互動式多目標規劃法，由於本研究課題所探討之各項目標，對不同業者而言其重要性雖然有所不同，但仍可於決策前獲得各目標之偏好，因此本質上可歸類於有偏好性多目標規劃法，一般常用之解法包含目標規劃法 (goal programming) 與妥協規劃法 (compromise programming)。Lin^[12]指出目標規劃法與妥協規劃法皆以權重赫爾得範數 (weighted Hölder norms) 為基礎所延伸發展，如式 (17) 即為權重赫爾得範數表示方式，並透過數學定理推導後，發現除非在資源無限的情況下，採用妥協規劃法之理想值為目標衡量依據，才能獲得實際成效，因此建議目標衡量值 G_h ，可設定為任何值，包含不可能達成之目標值，其結果皆可優於理想值之設定。

$$\text{Minimize } f(x) = \left\{ \sum_h [\alpha_h |J_h(x) - G_h|]^\beta \right\}^{\frac{1}{\beta}} \quad (17)$$

Subject to $x \in X$

式中 $J_h(x)$ ：為不同目標 h 之函數；

G_h ：為目標 h 之目標衡量值；

β ：為權重赫爾得範數參數，其值為 $1, 2, \dots, \infty$ 之整數；

α_h ：為目標 h 之權重， α_h 不為負數的整數。

由於目標式 (1) 至式 (11) 皆為衡量解集合之形式，無法直接應用於本研究所設計之基因演算法上，因此需要將上述各式改寫成可描述個別勤務 (染色體) 之適合度函數。考量

演算法需求與分析各目標式特性後，可發現除了目標式 (1) 外，其餘目標式 (2) 至式 (11) 之數學式部分，皆為直接計算個別勤務之班次組合優劣情形，而可作為演算法演化過程之染色體適合度值，因此將 G_h 設定為零，並針對式 (2) 至式 (11) 之數學式部分代入式 (17)，而將染色體適合度函數定義為式 (18)。同法，最後再將目標式 (1) 至 (11) 代入式 (17)，則可用來衡量每一演化世代所產生之解集合優劣情形，而將解集合適合度函數定義為式 (19)。另外總勤務數量、含補貼路線勤務數量、班次衝突及所有班次皆必須分派與不得重複分派等限制式，將於交配、突變過程中直接考慮，故未以懲罰值型態加入適合度函數中。

$$f_i(x_i) = \left\{ (\alpha_h O_h(x_i))^\beta \right\}^{\frac{1}{\beta}} \quad (18)$$

$$F = \delta \sum_{i \in \Delta} x_i + \sum_{i \in \Delta} f_i(x_i) \quad (19)$$

式中 $f_i(x_i)$ ：為勤務 x_i 之適合度函數值， $i = 1, 2, \dots, n$ ；

F ：為目前解集合之適合度函數；

$O_h(x_i)$ ：為第 h 個目標式， $h = 2, 3, \dots, 11$ ；

β ：為權重赫爾得範數參數，其值為 $1, 2, \dots, \infty$ 之整數；

α_h ：為第 h 個目標式之權重， α_h 不為負數的整數；

δ ：為勤務數權重， δ 不為負數的整數。

(四) 滿足終止條件：

終止條件係為停止繼續演化之機制，一般而言終止條件為：(1) 達到所指定之演化世代數；(2) 適合度值在演化過程中皆無法有效改進；(3) 適合度值已達預設需求。因此如果符合上述條件時，基因演算法即將目前世代解碼並輸出結果，否則繼續進行複製、交配、突變、解碼與適合度值計算等程序，而本研究所探討之問題屬於 NP-hard 問題，係說明該問題難以在短時間內獲得一個好的參考值，若直接以現況作為參考值，也難以證明現況值是一個好的參考值，因此以本研究所探討之課題，以條件 (3) 作為演算法終止條件，將使演算法不易操作。另外，條件 (2) 亦可配合條件 (1) 作為演化終止方式，因此本研究採用指定演化世代數為演算法終止條件。

(五) 尋偶式交配：

交配係透過兩組染色體間基因值之交換，組成新的兩個子代。本研究之染色體上每一個位置之基因即代表一個班次任務，因此交配過程中如果任意交換基因值，將容易產生班次值勤時間衝突之情形，如圖 7 所示，當 $G1$ 、 $G2$ 以第二基因為交配點時，將造成交配後之染色體 $G1^A$ 發生班次衝突情形，因此本研究以尋偶式交配法取代傳統隨機交配。所謂尋偶式交配法，乃先取得一名親代後，分析該染色體可進行交配位置並隨機選擇交配點，再以此交配點作為擇偶條件，最後找到另一個交配親代，完成交配程序。透過此方式進行

交配程序，即可確保每一次成功交配行為，不會造成班次衝突現象。尋偶式交配流程可示意如圖 9，計可區分為：提出擇偶需求、確認擇偶條件、產生擇偶對象與完成擇偶配對等四個步驟，茲就各步驟內容分別說明如下：

1. 提出擇偶需求：即針對目前族群採用輪盤法選出一名候選交配親代，並依據其染色體組成分析可交配點，可交配點包括目前基因值為 1 及交配後基因值可為 1 之位置，其所獲得之集合即為該染色體提出之擇偶需求。以圖 8 之例而言，其中 (A) ①~⑤ 為班次任務，(B) 為目前族群，(C) ①~④ 為擇偶需求點，若假設 G3 為候選交配親代時，雖然僅有班次④之任務，但因班次⑤與班次④有時間衝突，故 G3 之擇偶需求點為除了本身基因值為 1 的班次④外，亦包含基因值可由 0 變為 1 的班次①、②與③。
2. 確認擇偶條件：由於擇偶需求點之基因值、班次路線性質與班次作業時間將直接影響交配程序之進行，因此該階段之目的，即在擇偶需求點集合中隨機決定交配點，並確認所選擇交配點之擇偶條件，以作為後續分析之基礎。
3. 產生擇偶對象：根據前述擇偶條件進行可交配對象篩選，其主要在依據基因值進行篩選判斷。當基因值為 1 時，即代表此勤務中可移除交配點所代表之班次，並可增加至另一個勤務，因此擇偶過程中必須檢查班次時間衝突之限制，其擇偶之結果可能產生多個可交配對象或無任何對象兩種情形，若無對象時，為避免重複搜尋，即必須在擇偶需求點

	↓ 交配點
① 07:00~08:00	G1 : 1 0 0 0 1
② 07:30~08:00	G2 : 0 1 1 1 0
③ 08:30~09:00	↓
④ 09:00~09:30	G1^ : 1 1 0 0 1
⑤ 09:00~10:00	G2^ : 0 0 1 1 0
(A)班次起迄時間	(B)單點交配產生班次衝突

圖 7 傳統單點交配產生不可行解示意圖

① 07:00~08:00	G1 : 1 0 0 0 1	
② 07:30~08:00	G2 : 0 1 0 0 0	G3 : 0 0 0 1 0
③ 08:30~09:00	G3 : 0 0 0 1 0	
④ 09:00~09:30	G4 : 0 0 1 0 0	①②③④
⑤ 09:00~10:00		
(A)班次起迄時間	(B)目前族群	(C)擇偶需求點

圖 8 擇偶需求點分析示意圖

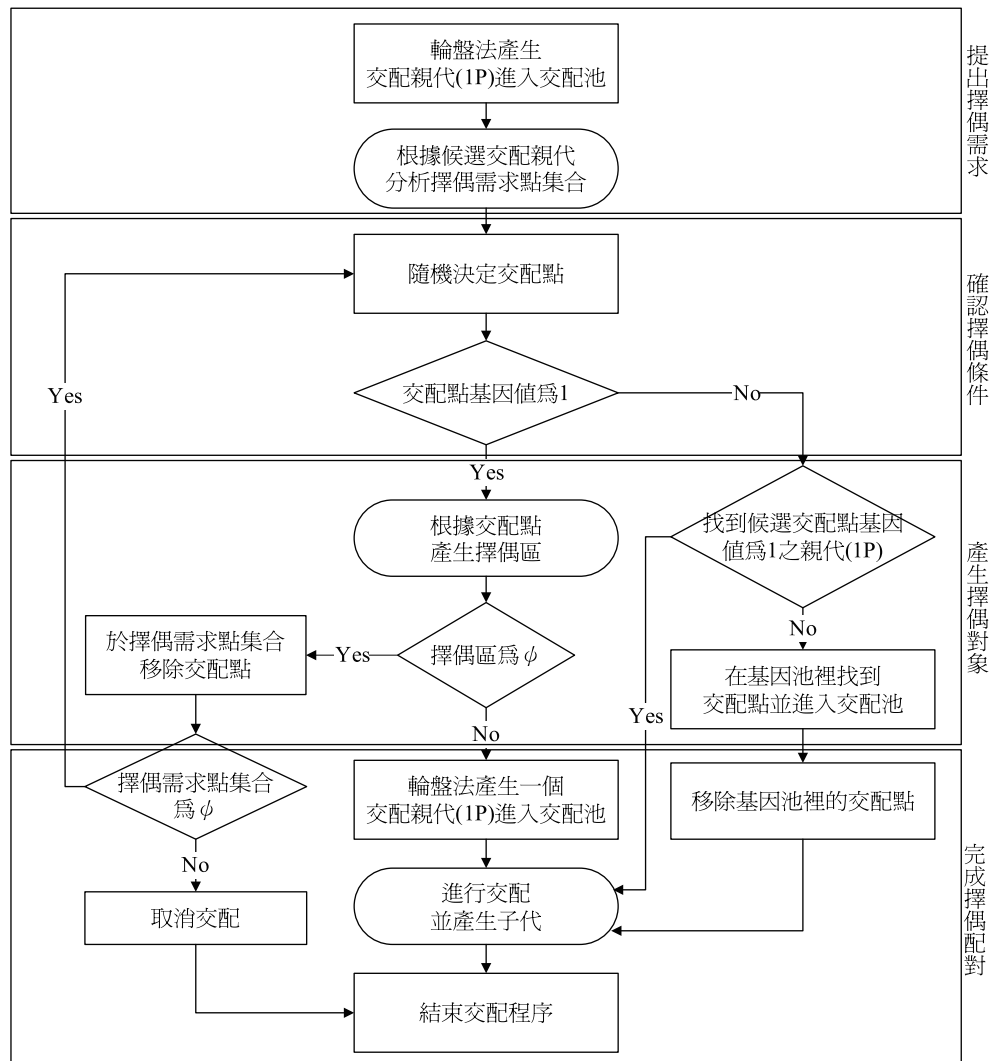


圖 9 尋偶式交配法操作流程圖

集中刪除該交配點，並回到步驟 2，直到完成所有擇偶需求點之檢查為止；而若基因值為 0 時，則為此勤務中可加入交配點之班次任務，根據本研究編碼方式與解集合定義，可知目前族群中必定且只有一組染色體於交配點之基因值為 1，或是在基因池裡有一個獨立基因編碼為交配點，其中基因池乃記錄長期未分派之班次，透過演算法之運算機制可將這些班次再安排至其他勤務中。

4. 完成擇偶配對：依據步驟 3 之結果執行單點交配程序，在此與傳統單點交配不同處，在於交配親代不限制為兩組染色體間之交配，亦允許染色體與基因池之交配。

(六) 劣解接受檢定：

一般而言族群大小與編碼長度將影響基因演算法之效率，為避免演算法效率不彰，本研究加入劣解接受門檻觀念，以控制演算法過於發散無法獲得收斂解情形。由於基因演算法之優點在於其演化機制中包含廣度搜尋能力，以避免演算法掉入區域最佳解之陷阱，因此加入劣解接受檢定機制後，可能間接限制了演算法廣度搜尋範圍，而導致不易跳脫區域最佳解之陷阱，另外，突變程序操作過程中，於解集合可能暫時有班次佚失之情形而使解集合適合度值處於較低的階段，若在此階段加入劣解接受檢定，可能導致無法排除班次佚失之情形，所以該檢定機制應於突變程序終止後才得以進行，並配合適合度值在一定程度皆沒有獲得改善後之情形下，透過門檻值之限制進行深度搜尋，而達到提升最終解品質之目的。

(七) 染色體突變：

突變係隨機直接改變某個子代染色體任一位置之基因值，目的在產生新型態染色體，藉以跳脫目前求解空間。傳統突變操作係針對交配後之子代隨機改變某一位置基因值，而對於人員與車輛排班問題，將產生班次佚失或重複等現象。就圖 10 之例而言，其中 (A) ①~⑤代表不同班次任務，(B) 即針對 G2 突變後，造成 G1 與 G2[^] 所構成之解集合發生班次佚失，(C) 即針對 G1 突變後，造成 G1[^] 與 G2 所構成之解集合發生班次重複。

	突變點	突變點
① 07:00~08:00	G1 : 1 0 0 0 1	G1 : 1 0 0 0 1
② 07:30~08:00	G2 : 0 1 1 1 0	G2 : 0 1 1 0 1
③ 08:30~09:00	↓	↓
④ 09:00~09:30	G1 : 1 0 0 0 1	G1 [^] : 1 1 0 0 1
⑤ 09:00~10:00	G2 [^] : 0 0 1 1 0	G2 : 0 1 1 1 0
(A)班次起迄時間	(B)突變產生班次佚失	(C)突變產生班次重複

圖 10 傳統突變產生不可行解示意圖

從前述之探討可知，傳統以基因為單位之突變方式，容易使突變後解集合產生班次佚失或重複之情形，因此本研究將突變程序定義為以染色體為單位，故操作過程中即可區分為染色體移除突變與染色體增加突變兩種方法。染色體移除突變之目的在減少染色體數量，為避免突變後產生班次佚失情形，進行移除式突變的同時，亦須將此勤務所含之班次任務盡量分派於其他勤務中，同時放寬解集合定義，允許短時間內解集合存在班次佚失情形，而暫時無法分派至目前勤務之班次任務，則將其置入本研究所定義之基因池記憶空間中，其運算流程可示意如圖 11，該流程主要在評估交配程序所產生新子代的適存性，如果符合所設定之無效率勤務定義，即針對該子代進行移除式突變，而其所包含之班次任務即定義為自由基因集合，爾後針對自由基因集合之所有基因採用本研究尋偶式交配法，隨機搜尋與填補自由基因於其他染色體中，如果無法完成交配任務之自由基因，則記憶於基

因池中，並於後續適時再將基因填補至染色體中。由於染色體移除式突變為降低勤務數量之重要操作程序，而一般之研究與實務作業皆以最小化勤務數為關鍵目標，因此在運算過程中只要滿足染色體移除條件即啟動染色體移除式突變機制，而移除之條件包括演化世代數與勤務工作效率等，其中演化世代數以突變控制率操作；而勤務工作效率則為目前染色體涵蓋任務班次數與工作時間。

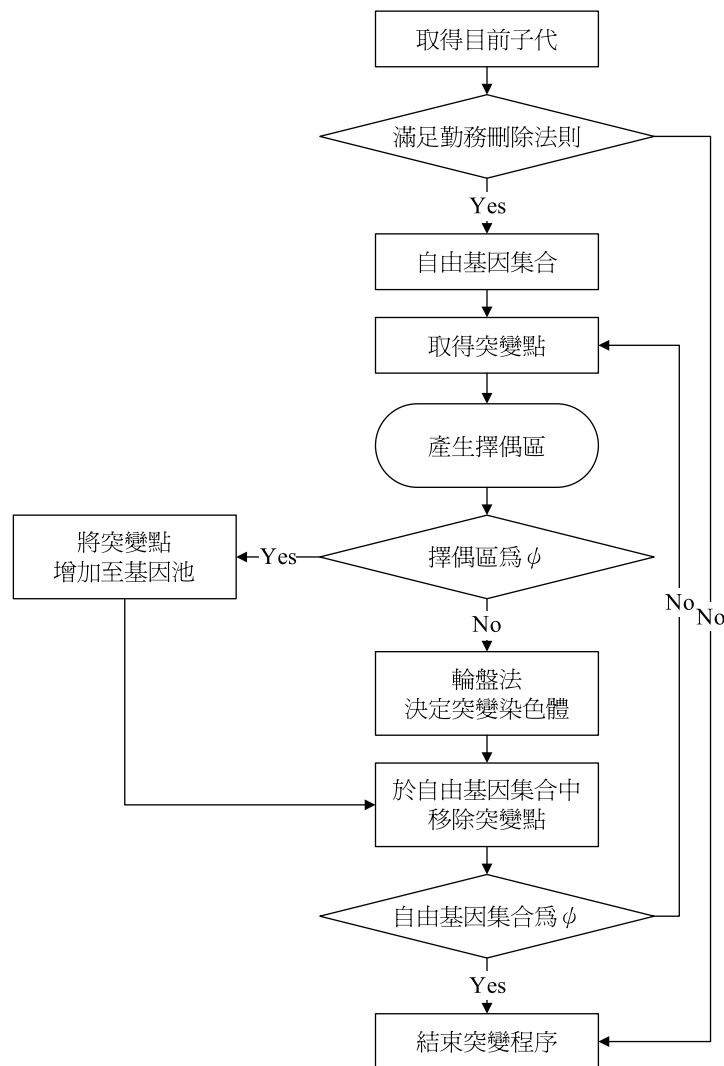


圖 11 染色體移除式突變法操作流程圖

染色體增加式突變機制以增加新的染色體為主要目的，增加染色體的考量包含兩種因素：一為針對目前族群結果進行效益分析後，發現增加新染色體可提升解品質；另一為基

於基因池長期存在無法填補至染色體之基因，其原因可能包含演化世代不足，無法交配出合適的染色體以提供可填補空間，或該班次之性質為勤務首班車任務，因此無論目前族群如何演化，皆不可能有機會搜尋到適當染色體填補該基因。染色體增加式突變機制之演算流程如圖 12 所示，若基因池為空集合時，即需分析是否增加勤務數量，以提升求解品質；若基因池不為空集合，則需適量產生染色體以分派存在基因池之班次。其中當演算法發生染色體增加式突變後，即需要啟動終止染色體移除式突變程序之運作，否則將使導致突變程序無意義。

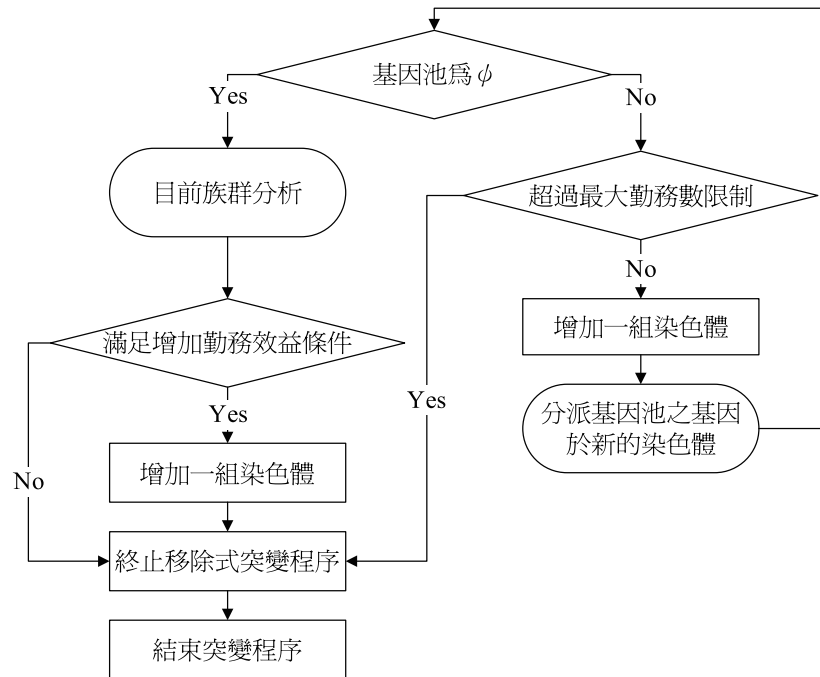


圖 12 染色體增加式突變法操作流程圖

4.2 演算法正確性測試

本研究所構建之求解方法雖以基因演算法為基礎，但在交配、突變及劣解接受檢定等程序之設計皆與傳統基因演算法不同，因此在進行參數敏感度分析與實例驗證前，必須針對本研究之求解演算法進行正確性驗證，其驗證之方式為透過與其他以最佳解為基礎之演算法（如 branch and bound）求解結果進行比較分析，確認演算法之正確性。

本研究最佳解之求解工具為 LINGO 軟體，該軟體係以 branch and bound 為主要分析方法，經初步分析發現本研究實例測試分析之 T 客運（約 44 組勤務 485 班次）或 H 客運（約 14 組勤務 63 班次）問題規模，均無法在 30 個小時內獲得求解結果，因此測試作業僅以 H 客運班次資料切割出約可分派為 4 組勤務量共 21 班次作為測試例題，且僅考量班次

時間衝突限制，及里程獎金公平與工作時間公平等業者較普遍採用之兩項目標，其詳細資料如表 2 所示。該例題經 LINGO 軟體求解後，可於 8 秒內獲得最佳適合度值為 56；而採用本研究所構建之基因演算法則可於 1.3 秒時獲得最佳解，其最佳值亦為 56，顯示該演算法之求解品質應可接受。

表 2 最佳解測試例題班次資料表

班次編號	路線別	發車時間	到站時間	作業時間	作業里程	班次編號	路線別	發車時間	到站時間	作業時間	作業里程
1	1路	06:35	07:35	60	26	12	2路	12:15	13:25	70	30
2	2路	06:50	08:00	70	30	13	6路	12:45	15:05	140	80
3	3路	07:00	08:10	70	30	14	5路	14:35	16:05	90	34
4	4路	07:05	08:15	70	36	15	7路	14:50	16:10	80	30
5	5路	08:00	09:30	90	34	16	2路	16:00	17:10	70	30
6	4路	08:35	09:45	70	36	17	5路	16:05	17:35	90	34
7	5路	08:55	10:25	90	34	18	6路	16:15	18:35	140	80
8	5路	10:20	11:50	90	34	19	7路	16:20	17:40	80	30
9	3路	10:45	11:55	70	30	20	3路	17:10	18:20	70	30
10	4路	10:55	12:05	70	36	21	6路	19:30	21:50	140	80
11	3路	12:05	13:15	70	30						

資料來源：H 客運公司。

4.3 參數敏感度分析

參數敏感度分析之目的主要在評估基因演算法中各參數之影響，該分析係利用 T 客運公司目前營運使用之勤務，並分別以 5、10、20、40 組勤務為單位，切割出不同班次規模測試例題進行測試。參數之敏感度分析係在演化世代數 5 萬代下，進行交配率 0.5 至 1 (以 0.1 為單位)、突變控制率 0.1 至 0.9 (以 0.1 為單位)、門檻值 0 至 200 (以 50 為單位) 與無門檻值之交叉測試，每題測試例題會有 324 種組合，其中僅在演化世代 5 萬代下進行參數敏感度分析之理由，乃基於問題規模為演化世代數主要影響因素，而根據本研究對 40 組勤務大約 451 班次規模例題初步測試，其結果如圖 13 所示，顯示 3 萬世代時目標值已趨於穩定，此時如果持續演化，亦有機會提升解品質，因此為求較佳測試結果且避免求解時間過長，本研究在參數敏感度分析階段係以 5 萬世代為求解終止條件。

另外，表 3 係針對各測試例題較佳參數測試結果之彙整，其中黑底所標示之內容，即該例題之最佳測試結果，因此可發現不同問題規模之最佳參數設定值可能有些差異。若綜合全部參數測試之結果，可將交配率、突變控制率與門檻設定值等參數測試之結果分述如下：

(一) 交配率測試結果：

交配率主要影響每一世代染色體進行交配之機率，關係著基因演化過程與廣度搜尋情形，其測試結果如圖 14 所示，其中橫軸代表不同交配率，而縱軸代表各交配率所對應各例題適合度值總和，由該圖可知交配率為 0.8 時，可得到最低之適合度值。

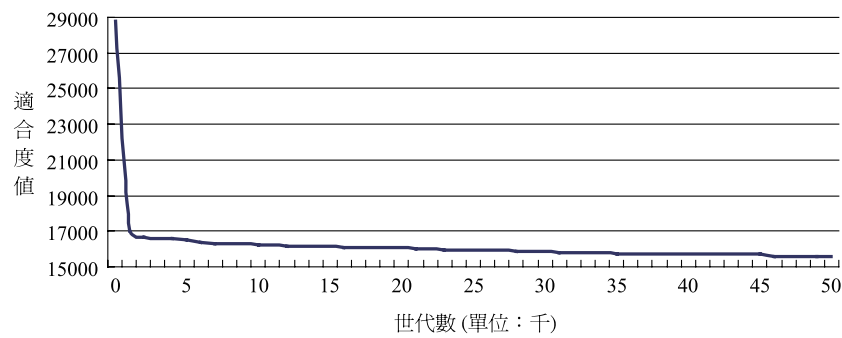


圖 13 演化世代求解趨勢示意圖

表 3 各測試例題之較佳參數測試結果

規模-交配率-突變控制率	門檻值						規模-交配率-突變控制率	門檻值					
	0	50	100	150	200	無		0	50	100	150	200	無
5-0.5-0.1	2062	2036	2046	2055	1861	2090	10-0.5-0.1	4434	3129	3680	3766	4068	5306
5-0.5-0.2	2062	1988	2056	2048	1882	2064	10-0.5-0.2	4057	3161	3483	3790	3949	5155
5-0.5-0.3	2054	1661	2054	1686	1738	2073	10-0.5-0.3	4085	3354	3467	3515	4021	5646
5-0.5-0.4	2046	2045	1708	2052	2064	2089	10-0.5-0.4	4239	3785	3844	3924	3956	5266
5-0.5-0.5	2058	2040	2043	2058	1712	2074	10-0.5-0.5	3858	3939	3252	3793	3977	5089
5-0.5-0.6	2045	2043	2041	2042	2050	2068	10-0.5-0.6	4354	3758	3322	3791	4239	5549
5-0.5-0.7	2056	2039	1775	2047	1922	2070	10-0.5-0.7	3521	3749	3771	3939	4084	5047
5-0.5-0.8	1941	2009	2049	2053	2053	2056	10-0.5-0.8	4300	3870	3672	3986	3813	5777
5-0.5-0.9	2064	2033	2049	2045	1923	2070	10-0.5-0.9	3891	4089	4134	4795	4258	5203
20-0.5-0.1	7601	6424	7168	7319	7406	10029	40-0.9-0.1	15912	14291	14465	14869	15672	21410
20-0.5-0.2	8088	7536	7214	7278	7015	10571	40-0.9-0.2	14533	13577	14432	15190	16016	21609
20-0.5-0.3	7345	7386	7559	7680	7445	10129	40-0.9-0.3	14138	14404	15532	15695	16350	21397
20-0.5-0.4	7909	7079	7300	7675	7429	9561	40-0.9-0.4	15921	14807	15279	15707	15789	20818
20-0.5-0.5	7239	7252	7276	7975	7842	10102	40-0.9-0.5	15362	14923	15044	15885	16682	20983
20-0.5-0.6	8021	7289	7539	7741	7784	9501	40-0.9-0.6	15746	15816	15442	16152	17292	21082
20-0.5-0.7	7609	7625	7874	7846	8252	10168	40-0.9-0.7	15654	15222	15525	16544	16755	21747
20-0.5-0.8	8108	7152	7753	7447	8339	10036	40-0.9-0.8	16247	15966	16826	16923	17517	21028
20-0.5-0.9	8187	8077	8398	7882	8222	10229	40-0.9-0.9	16418	16765	17345	16760	16333	20182

資料來源：本研究整理。

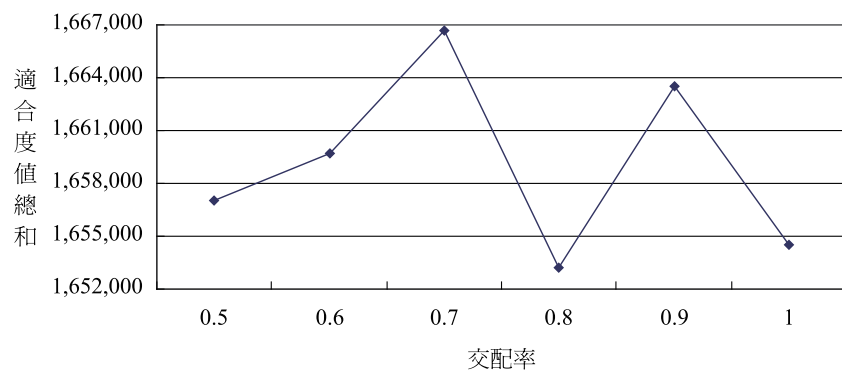


圖 14 交配率求解表現

(二) 突變控制率測試結果：

突變控制率主要會影響演算法突變程序之執行次數與時間，因此關係著演算法能否控制勤務數量之增減與適時產生新物種，以增強廣度搜尋，其測試結果如圖 15 所示，其中橫軸代表不同突變控制率值，縱軸為突變控制率所對應之適合度值總和，由該圖可知突變控制率為 0.2 時，可得到最低之適合度值。

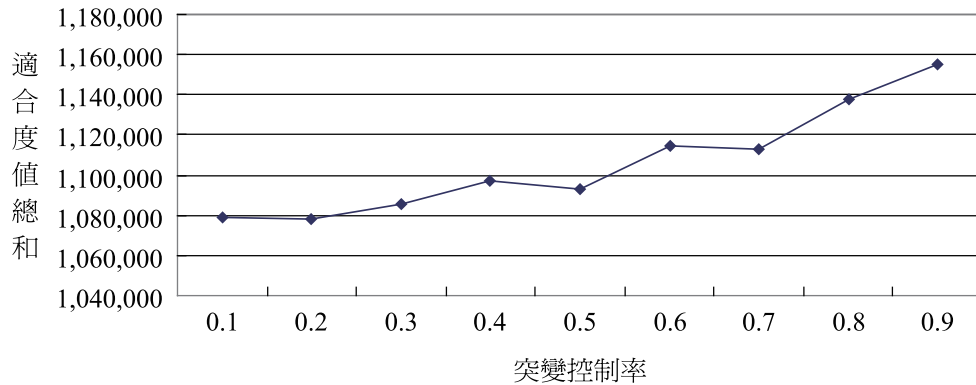


圖 15 突變控制率求解表現

(三) 門檻值測試結果：

門檻值主要在啟動劣解接受檢定機制時，將劣解控制在一定範圍內，門檻值太小時，可能阻礙演算法跳脫區域最佳解；門檻值太大則失去增強深度搜尋之原意，其分析結果如圖 16 所示，其中橫軸代表不同之門檻值，其中 ∞ 代表不設定門檻值；而縱軸為不同門檻值所對應之適合度值總和，由該圖可知門檻值為 50 時，可得到最低之適合度值。

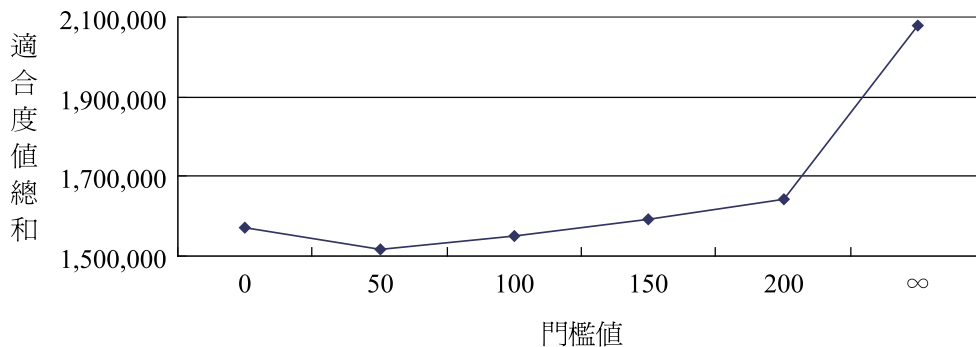


圖 16 門檻值求解表現

五、實例研究

本研究所以構建公路客運司機員與車輛排班之基因演算法，乃適用於單場站單路線及單場站多路線型態之排班問題，其中以單場站多路線之排班問題較為複雜，因此實例研究之測試乃以單場站多路線型態之業者為主，為測試演算法之有效性，本研究挑選班次規模差異較大之 T 客運公司與 H 客運公司作為實例研究對象，由於針對相同問題進行探討之文獻甚少，所以無法直接與其他文獻比較，另外，該問題屬於 NP-hard 問題，就現有數學求解軟體而言，亦無法在短時間內獲得求解。基於上述理由，本研究於實例測試部分，僅能直接與目前人工作業之結果進行比較與分析，茲就兩測試例之分析結果分述如下。

5.1 T 客運公司

T 客運公司之測試例乃為該公司實際使用之 44 組單班勤務，總計 485 班次，另根據實際訪談得知，該公司在人員與車輛排班過程中考慮之因素，包括：工作時間公平、獎金公平、合理中退次數、人車閒置時間、工作效率、連續駕駛時間以 210 分鐘為原則、含補貼路線勤務不得超過 7 組、班次零衝突等八項。另依據該公司之排班假設，本研究在 T 客運公司之實例測試假設如下：

- (一) 該公司同路線所有班次之資料皆相同，包含行駛時間、載客率、路線塞車率，因此值勤獎金中載客數目標係以載客率取代，而工作環境公平以塞車率評估。
- (二) 由於目前該公司無法明確表達相關目標間之權重關係，因此本研究假設作業時間公平、值勤獎金公平、工作環境公平、合理中退次數、人車閒置、工作效率、連續駕駛超時與班次衝突時間等目標權重皆為 1，其他未考慮項目權重皆為 0。
- (三) 根據敏感度分析結果所進行之參數設定如下：
 1. 演化世代：50,000 代；
 2. 交配率：0.8；
 3. 突變控制率：0.2；
 4. 門檻值：50。

目前該公司測試例題之各項目標適合度值可彙整如表 4 之現況值，由於該結果之勤務係多年前所設計，故其排班所耗費之作業時間已不可考，不過該公司表示局部調整勤務內容所需之時間即需要半個工作天，因此若重新進行排班所需之時間應在幾天以上。而利用本研究所以構建基因演算法之平均求解時間約為 539 秒，現況適合度值為 18,119；情境一適合度值為 16,669；情境二適合度值為 16,670，其排班結果可彙整如表 4，其中情境一之求解結果乃是依據既有勤務表為起始解之求解結果，而情境二之求解結果則利用本研究之啟發式演算法所產生勤務為起始解之求解結果。由該表可知不論採用現況營運之勤務，或本研究啟發式方法所產生之勤務為起始解，經本研究所以構建基因演算法分析後之目標值皆有

改善，且情境一與情境二之適合度值並無顯著差異，該結果顯示本演算法對起始解之品質要求並不敏感，與傳統基因演算法之結果相符。雖然整體目標函數值可有效改善，但在平均工作時間之目標皆無法適當降低，滿足勤務作業時間為 480 分鐘之目標，探其原因乃在事先已將求解結果限制在所規劃之勤務總數不得超過 44 組勤務，因此無法以增加勤務數策略達到合理勤務作業時間之目標。上述結果顯示本研究構建之基因演算法除求解時間明顯低於現況作業外，其所產生之排班品質亦較現況為佳。

表 4 T 客運實例測試結果彙整表

類別	統計值	目標項目								
		值勤獎金公平		工作環境公平 (%)	工作時間公平 (分鐘)	合理中退次數 (次)	班次衝突時間 (分鐘)	連續駕駛超時 (分鐘)	人車閒置時間 (分鐘)	工作效率
		里程 (公里)	載客 (%)							
現況值	平均值	136.8	6.2	2.9	571.4	—	—	—	—	0.67
	標準差	21.3	2.0	0.6	59.1	—	—	—	—	0.09
	總計值	—	—	—	—	54	0	38	12,830	29.40
情境一	平均值	136.8	6.2	2.9	576.1	—	—	—	—	0.69
	標準差	4.7	1.1	0.5	54.4	—	—	—	—	0.07
	總計值	—	—	—	—	56	0	0	11,754	30.33
情境二	平均值	136.8	6.2	2.9	578.0	—	—	—	—	0.70
	標準差	6.4	1.5	0.7	48.1	—	—	—	—	0.09
	總計值	—	—	—	—	59	0	15	11,582	30.68

資料來源：本研究整理。

5.2 H 客運公司

H 客運公司之測試例乃以該公司九十三年度排班作業教育訓練之作業為測試例題，藉以與實際參與教育訓練之排班人員所排班之結果進行比較。該公司參與教育訓練員工包括有排班經驗與無排班經驗總計 85 名，每位員工皆各自進行排班作業，而該排班結果之優劣則依據 H 公司所設定之排班原則加以評定，該公司考慮之原則包括以最少勤務量服務所有班次、勤務工作時間以 480 分鐘為原則、盡可能達到勞務公平分派與不得有班次衝突等四項。本研究依據該公司所提供之基本資料，在下列假設條件下進行基因演算法之排班作業。

(一) H 客運公司排班教育訓練模擬例題之路線資料僅提供行駛時間與行駛里程資訊，而班次資料僅提供班次發車時刻，故在勞務公平項目中將僅以里程數代表里程獎金計算。

(二) 為符合 H 公司之排班原則，測試過程僅考慮工作時間、里程獎金、勤務數等目標。

(三) 相關參數設定如下：

1. 演化世代：50,000 代；
2. 交配率：0.8；
3. 突變控制率：0.2；
4. 門檻值：50。

H 公司 85 名參與教育訓練員工之排班結果彙整如表 5 所示，表中適合度值係透過本研究所構建之適合度函數計算而來，其他經驗與時間欄位數據皆為實際問卷之調查結果，經驗欄係指受訪者過去從事相關排班作業的經驗，以年為單位；時間欄則為完成這份排班教育訓練作業所需時間。在 78 位有效回收問卷中，有 10 位員工之排班結果有班次未完全分派完畢情形，亦即排班作業未完成，故後續不列入分析。若針對表 5 中適合度值、經驗與時間等欄位進行獨立性檢定 (test of independence)，發現適合度值與時間 (p 值為 0.003) 及經驗與時間 (p 值為 0.002) 均呈現高度相關，而適合度值則與經驗 (p 值為 0.678) 無關，該結果顯示排班作業良窳與作業時間長短有關，而排班經驗越豐富，雖然可縮短作業時間，但是如果沒有反覆之檢核與調整，亦無法提升排班品質。

表 5 H 客運排班教育訓練結果彙整表

排名	適合度值	經驗(年)	時間(小時)	排名	適合度值	經驗(年)	時間(小時)	排名	適合度值	經驗(年)	時間(小時)
1	252	0	48	24	824	20	3	47	970	0	72
2	279	1	24	25	829	8	90	48	973	0	73
3	279	2	24	26	849	15	5	49	975	0	75
4	312	0	72	27	850	0	60	50	976	8	48
5	312	1	25	28	850	5	11	51	976	0	28
6	312	0	36	29	851	0	28	52	976	0	80
7	312	15	12	30	873	20	22	53	976	20	4
8	312	0	25	31	876	0	72	54	976	0	75
9	314	0	42	32	889	0	72	55	976	5	50
10	322	0	75	33	909	30	35	56	976	0	60
11	332	0	75	34	918	0	16	57	998	3	72
12	337	10	12	35	925	0	72	58	1002	15	50
13	354	0	50	36	928	2	50	59	1002	15	12
14	392	0	86	37	928	0	18	60	1002	10	18
15	496	6	10	38	948	0	72	61	1006	0	45
16	508	0	24	39	949	25	18	62	1008	0	72
17	523	1	80	40	953	0	46	63	1008	18	5
18	745	10	8	41	955	0	20	64	1008	0	72
19	746	2	48	42	956	0	21	65	1008	15	12
20	770	0	18	43	957	5	50	66	1008	16	28
21	806	0	50	44	962	2	40	67	1011	0	40
22	814	2	16	45	965	0	48	68	1015	0	48
23	821	8	45	46	967	0	56				

資料來源：本研究整理。

若將 H 公司排班教育訓練之例題，利用本研究所構建之基因演算法加以求解，其求解時間為 83 秒，適合度值為 266，若與表 5 之人工排班結果進行比較，發現本研究求解結果排名第 2，雖然求解結果並非最佳，但本研究在求解時間方面，卻遠小於前 3 名之排班作業時間 (24~48 小時)，若增加演化世代數至 15 萬代時，求解時間為 395 秒，則可進一步提升上述求解品質至適合度值為 219，其結果可排名第 1，而且求解效率如圖 17 所示，由圖可知，演算法在五萬代時係已初步獲得收斂之結果，此時繼續求解，雖然有機會獲得更好的結果，但改善幅度仍然有限。而各目標值比較可彙整如表 6 所示，表中之最佳值即為人工作業之最佳排班結果，情境一及情境二皆為採用本研究求解演算法之求解結果，僅情境二在其他參數不變情況下，採用 15 萬代演化世代數之設定值。由該表可知在勤務組數方面，基因演算法與最佳值之結果均為 14 組，而在工作時間公平及里程獎金公平兩個目標方面則互有優劣。

綜合 T 客運公司及 H 客運公司之實例測試結果，可發現本研究針對公路客運人員與車輛排班問題所構建之模式及基因演算法，在求解效率方面明顯優於現行人工作業方式，而在求解品質方面亦在可接受範圍，顯示該演算法將可有效改善目前公路客運車輛及人員排班作業，若進一步增加求解演化世代數，則仍有機會獲得更佳的求解品質，僅改善幅度是否符合效益，則需探討。另外，本研究在模式構建階段，雖然僅考量單班形式之勤務規劃，但於實例測試過程中，仍發現本研究之方法，亦有機會產生可組合成雙班形式之勤務，因此後續可探討模式調整之內容，而本研究之方法仍可適用。

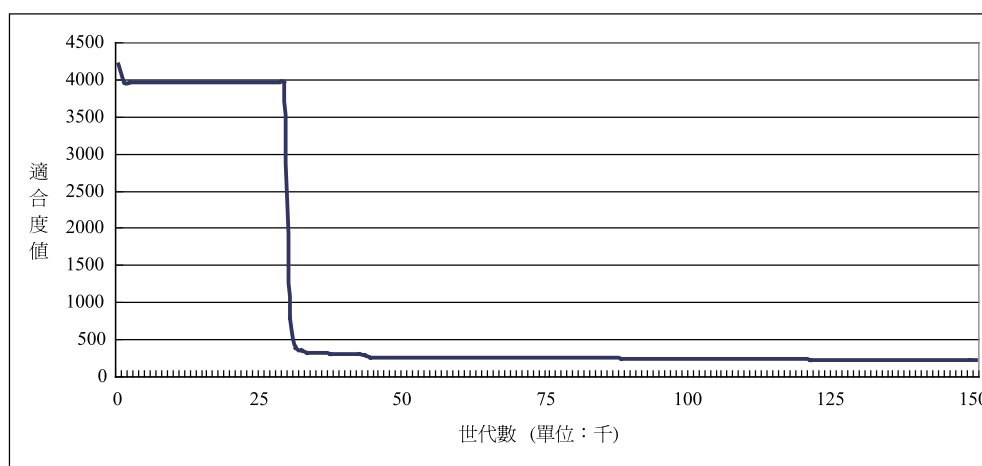


圖 17 H 客運 15 萬世代數求解趨勢

表 6 H 客運測試研究結果彙整表

類別	統計值	目標項目		
		里程獎金公平 (公里)	工作時間公平 (分鐘)	勤務數量 (組)
最佳值	平均值	211.6	477.9	-
	標準差	15.5	7.0	-
	總計值	-	-	14
情境一	平均值	211.6	476.8	-
	標準差	14.7	11.1	-
	總計值	-	-	14
情境二	平均值	211.6	476.4	-
	標準差	9.1	13.8	-
	總計值	-	-	14

資料來源：本研究整理。

六、結論與建議

本研究透過業者訪談，發現各客運公司之司機員與車輛排班作業，除因不同營運目標與特性而有不同考量因素外，近年來更由於勞工意識的抬頭，而較為重視駕駛員作業上的公平性，因此本研究透過多目標數學規劃法，納入公司營運及駕駛員公平兩層面相關因素，構建多目標之司機員與車輛排班模式，並發展以班次為編碼單位之基因演算法，以提升排班作業效率，並滿足部分勤務重新調整之即時需求。在司機員與車輛排班模式之基因演算法中，尋偶式交配及染色體突變等機制，可有效改善傳統交配、突變過程容易造成無可行解之情形，而透過適合度函數的調整，與尋偶式交配中尋偶條件（如班次接續限制、含補貼路線勤務數限制等）之改變，更可反映營運機構對人員與車輛排班作業條件之異動，提升其實務之適用性。本研究經以兩家客運公司之實際資料進行測試，發現本研究之求解品質已達一定水準，除可使用於重新規劃之排班作業外，亦可適用於現行排班結果之調整改善，而求解時間方面，更可大幅將目前動輒數日的排班作業時間，縮短至數十分鐘，明顯提升作業效率。

本研究經由實例測試發現所構建之模式與演算法在單場站問題方面已有不錯之成效，然目前部分業者係採多場站混合排班之作業型態，及兩人（或兩人以上）共用同一車輛之雙班值勤模式，因此後續可再針對多場站排班及雙班值勤模式等相關問題進行深入研究，以協助業者能全面性解決目前在人員與車輛排班作業問題上所面臨之困難。此外，由於公路客運之司機員與車輛排程問題，本質上屬於限制最佳化問題（constrained

optimization)，基因演算法對於此類問題常採用拒絕策略 (rejecting strategy)、修補策略 (repairing strategy)、改善基因運算法則策略 (modifying genetic operator strategy) 及懲罰策略 (penalizing strategy)，以避免因限制式所產生之不可行解。本研究採用改善基因運算法則策略，於交配或突變過程中僅產生一組可行解，可能不如傳統基因演算法多方向搜尋之優點，但透過基因演算法之運算機制，已證實在求解過程中較不易陷入區域最佳解，惟後續仍可考慮採用其他基因控制策略求解公路客運之司機員與車輛排程問題，以改善本研究所發展基因演算法廣度搜尋不夠之缺點。

參考文獻

1. Haghani, A., Banihashemi, M., and Chiang, K. H., "A Comparative Analysis of Bus Transit Vehicle Scheduling Models", *Transportation Research Part B*, Vol. 37, 2003, pp. 301-322.
2. Ozdemir, H. T., "Graph Based Evolutionary Algorithms for Transportation Problems", Ph.D. Dissertation, Department of EECS, Syracuse University, 2001.
3. Valouxis, C. and Housos, E., "Combined Bus and Driver Scheduling", *Computers and Operations Research*, Vol. 29, 2002, pp. 243-259.
4. 謝欣宏，「臺鐵司機員排班問題與輪班問題之研究—以基因演算法求解」，成功大學交通管理科學研究所碩士論文，2002。
5. Chu, C. K. and Chan, C. H., "Crew Scheduling of Light Rail Transit in Hong Kong: From Modeling to Implementation", *Computers and Operations Research*, Vol. 25, No. 11, 1998, pp. 887-894.
6. 盧宗成，「捷運司機員排班問題之研究—以臺北捷運公司為例」，交通大學運輸工程與管理學系碩士論文，1999。
7. 蔡文昉，「大眾運輸排班系統之研究」，交通大學運輸工程與管理學系碩士論文，2000。
8. 夏萬春，「禁制搜尋法於車輛排班之探討」，高雄第一科技大學機械與自動化工程系碩士論文，2001。
9. Wren, A. and Wren, D. O., "A Genetic Algorithm for Public Transport Driver Scheduling", *Computers and Operations Research*, Vol. 22, No. 1, 1995, pp. 101-110.
10. Bodin, L., Golden, B., Assad, A., and Ball, M., "Routing and Scheduling of Vehicles and Crews", *Computers and Operations Research*, Vol. 10, No. 2, 1983, pp. 117-147.
11. 許志義，**多目標決策**，五南圖書出版公司，1994。
12. Lin, J. G., "On Min-norm and Min-max Methods of Multi-objective Optimization", *Mathematical Programming*, Ser. A., 2003.

