

DT
4002.
4215
100
225185

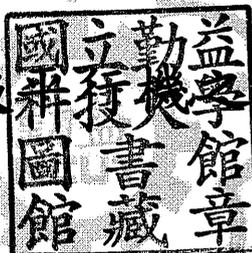
國立勤益科技大學

工業工程與管理系碩士班

碩士論文

應用人工免疫演算法

於具等級



指導教授：廖麗滿 博士

研究生：彭邗絮

學 號：49815025

中華民國一百年七月二十日

國立勤益科技大學圖書館



225185

應用人工免疫演算法於具等級平行機之排程

Applying artificial immune algorithm for parallel machine scheduling with
preference of machines

研究生：彭郵絮

指導教授：廖麗滿 博士



A Thesis

Submitted to

Department of Industrial Engineering & Management
National Chin-Yi University of Technology
in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of
Master of Engineering

July 2011

Taiping, Taichung, Taiwan, Republic of China

中華民國一百年七月

國立勤益科技大學

博碩士論文全文上網授權書

(提供授權人裝訂於紙本論文書名頁之次頁用)

本授權書所授權之論文為授權人在國立勤益科技大學
工業工程與管理系_____組 99 學年度第 2 學期取得碩士
學位之論文。

論文題目：應用人工免疫演算法於具等級平行機之排程
指導教授：廖麗滿

■ 同意

本人具有著作權之論文全文資料，非專屬、無償授予本人畢業學校
圖書館，不限地域、時間與次數，以微縮、光碟或數位化等各種方
式重製與利用，提供讀者基於著作權法合理使用範圍內之線上檢
索、閱覽、下載及列印。

論文全文上載網路公開之範圍及時間：

校內區域網路	■ 中華民國 102 年 7 月 26 日公開
校外網際網路	■ 中華民國 105 年 7 月 26 日公開

授權人：彭郵絮

簽名：彭郵絮

中華民國 100 年 7 月 29 日

國家圖書館 博碩士論文電子檔案上網授權書

本授權書所授權之論文為授權人在國立勤益科技大學工業工程與管理系 99 學年度第__學期取得碩士學位之論文。

論文題目：應用人工免疫演算法於具等級平行機之排程
指導教授：廖麗滿

茲同意將授權人擁有著作權之上列論文全文（含摘要），非專屬、無償授權國家圖書館，不限地域、時間與次數，以微縮、光碟或其他各種數位化方式將上列論文重製，並得將數位化之上列論文及論文電子檔以上載網路方式，提供讀者基於個人非營利性質之線上檢索、閱覽、下載或列印。

上列論文為授權人向經濟部智慧財產局申請專利之附件或相關文件之一（專利申請案號：_____），請於____年____月____日後再將上列論文公開或上載網路。

因上列論文尚未正式對外發表，請於 105 年 7 月 26 日後再將上列論文公開或上載網路。

授權人：彭鄧絜

親筆簽名及蓋章：彭鄧絜

民國 100 年 7 月 26 日

電話：____ 傳真：____
聯絡地址：新竹市南寮街 26 巷 11 號
E-Mail：pqbd750422@yahoo.com.tw

國立勤益科技大學
工業工程與管理系碩士班

論文口試委員會審定書

本校 工業工程與管理系 碩士班 彭郵絮 君

所提論文 應用人工免疫演算法於具等級平行機之排程

合於碩士資格水準，業經本委員會評審認可。

口試委員：

楊文華
廖麗滿

指導教授：

廖麗滿

系(所)主任：

王 任林

中華民國 100 年 7 月

應用人工免疫演算法於具等級平行機之排程

學生：彭鄧潔

指導教授：廖麗滿 博士

國立勤益科技大學 工業工程與管理系碩士班

中文摘要

電蝕鋁箔為鋁質電解電容器的主要元件，且可以被分為不同等級的產品類型。鋁箔的製造過程中，電蝕是最重要的製程，通常具有三種不同電壓設備的平行機，用來生產三種等級的產品，即高電壓、中電壓或低電壓之鋁箔。在實務上，除了第三種等級的設備外，第一與第二種等級的設備均能用來生產第一(高電壓)與第二(中電壓)種等級的產品，若工作沒有在適合等級的機器處理，則需要較長的處理時間。此外，在電蝕製程中，工作處理時，若與前工作的等級不同，整備時間會增加，故此排程問題的複雜性為 NP hard。

本研究發展人工免疫演算法(AIA)，應用在鋁箔製造過程第一與第二種等級設備之排程，目標函數為總延遲時間最小化。AIA 具有系統化的免疫機制，其應用以機器為基礎之編碼方法並結合 EDD 法則，找到較好的初始抗體，並以親和力將抗體區分為記憶或抑制細胞，而抑制細胞由集中度判定是否刪除抗體。交配與突變方法用來建構抗體增殖機制，以獲得較優的抗體。為了避免陷入局部最佳解，AIA 應用受體編輯機制得到近似最佳或最佳解之排程。

為了提升 AIA 之穩健性，本研究應用變異數分析(ANOVA)方法決定 AIA 之最佳參數組合。實驗結果顯示，績效目標明顯勝過 EDD 為基之啟發式方法及代理人為基之演算法。

關鍵字：平行機、人工免疫演算法、抗體、親和力

Applying artificial immune algorithm for parallel machine scheduling with preference of machines

Student : Chih-Chieh, Peng

Advisors : Dr. Li-Man, Liao

**Department of Industrial Engineering and Management
National Chin-Yi University of Technology**

ABSTRACT

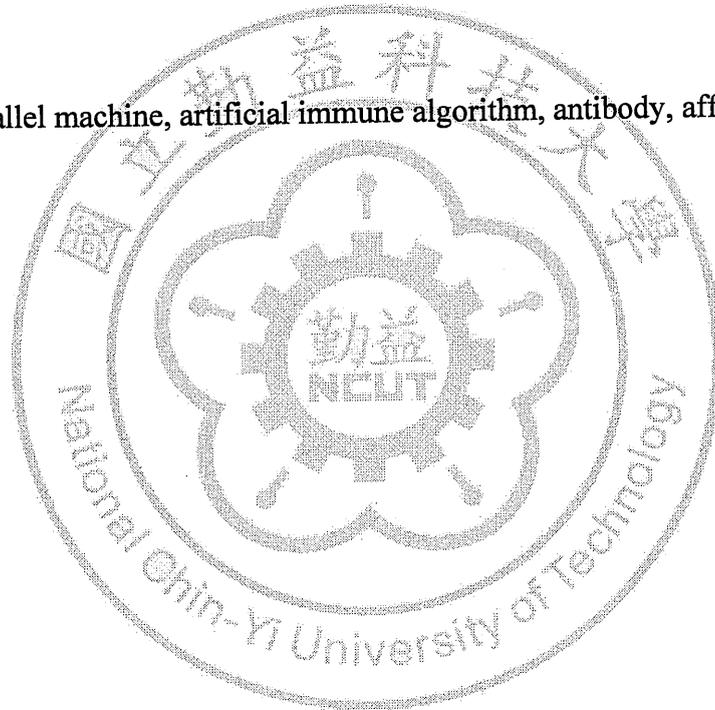
The electro-etching aluminum foils are the major component in the aluminum electrolytic capacitor and are classified into different grade products. The electro-etching is the critical process in the manufacturing processes of aluminum foil, which usually has many parallel machines with three distinct voltage equipments used to produce three grades' products such as high voltage, medium voltage, or low voltage aluminum foil. In industrial practice, in addition to the third grade equipments, the first and second grade ones can be used to produce the first (high voltage) and second (medium voltage) grade products alternatively. However, when jobs are not processed on their preferred machines, longer processing times are required. Furthermore, a longer setup time is incurred in the electro-etching process whenever there is a switch from processing a job in one grade to a job in another grade. The complexity of these scheduling problems is generally NP-hard.

In this study, an artificial immune algorithm (AIA) is developed for the scheduling of the first and second grade equipments in the manufacturing process of aluminum foil. The objective function is to minimize total tardiness. AIA has a systematic immune mechanism which applies machine-based encoding method and integrates earliest due date (EDD) rule to find better initial antibodies. The antibodies are then separated into memory or suppression cells by affinity, and the suppression cells will

be eliminated based on the concentration level. Further, the crossover or mutation techniques are used to constructed antibody proliferation mechanism to obtain superior antibodies. To avoid falling into local optimal solutions, AIA applies receptor editing mechanism to acquire the near-optimal or optimal scheduling.

In order to move up the robustness of AIA, this study applies ANOVA method to determine the best parameters of AIA. The computational results show that the performance is significant superiority than EDD based heuristic and agent based algorithm.

Keywords: parallel machine, artificial immune algorithm, antibody, affinity



致謝

回首這兩年來的研究所求學歷程，真的要感謝很多人。首先，非常感謝我的指導教授廖麗滿老師在這兩年的求學過程中，培養學生成為有想法且具有獨立思考的能力，使學生不管在學業或是待人處事上都受惠不少，此外，也因為老師對於學術研究的嚴謹和做事認真的態度深深的影響著我，使得學生不管在課業、做人處事及態度上都與從前大不相同，往後不論我在工作方面或人生的道路上，我都會秉持著認真負責的態度去完成每一件事，在此對於廖麗滿老師致上最誠摯的感謝與敬意。

本次論文能以順利進行，得感謝本系的曾懷恩教授、以及朝陽科技大學企管系主任楊文華教授於口試期間提供許多寶貴意見，指正其缺失，使本研究碩士論文得以更臻於完善。

研究期間，感謝于王學長、郝雯學姊以及同窗好友建廷、鴻志、祁玄、保安、嘉宏學弟，在研究的過程中，不時注入滿滿的歡笑與活力，讓我覺得研究室就像我的另一個家，在這裡一點也不孤單，因為有你們的陪伴，也祝福你們未來都能有好的成就。

最後，僅以此文獻給我摯愛的雙親，彭振坤先生與彭淑瓊女士，謝謝您們在求學過程中一路栽培到現在，讓我無後顧之憂的完成我的學業，感激您們二十多年來的養育之恩，未來必將湧泉以報。

彭邨絮 謹誌於

國立勤益科技大學 工業工程與管理系碩士班

中華民國一百年七月二十四日

目錄

中文摘要	i
英文摘要	ii
致謝	iv
目錄	v
表目錄	vii
圖目錄	ix
第一章 緒論	1
1.1 研究背景與動機	1
1.2 研究目的	2
1.3 研究架構與流程	3
1.4 研究限制	5
第二章 文獻探討	6
2.1 平行機相關文獻	6
2.1.1 等效平行機之排程問題	7
2.1.2 等比率平行機之排程問題	8
2.1.3 非等效平行機之排程問題	8
2.2 人工免疫演算法相關文獻	9
2.2.1 人工免疫演算法應用於排程問題	9
2.2.2 人工免疫演算法應用於其他領域	10
第三章 演算法建構	12
3.1 參數及變數符號定義	12
3.2 演算模式建構	13

3.2.1 辨識抗原	15
3.2.2 編碼	15
3.2.3 初始抗體群	16
3.2.4 計算親和力(AF)	20
3.2.5 計算集中度(CV)	21
3.2.6 抗體分群	21
3.2.7 繁殖選取	23
3.2.8 抗體增殖	24
3.2.9 產生新抗體群	27
3.2.10 受體編輯	27
3.2.11 停止演化	28
第四章 實驗設計與參數設定	29
4.1 實驗案例產生方式	29
4.2 實驗分析	29
4.3 兩因子之交互作用實驗	35
4.4 進階參數設定	41
4.5 績效評估	44
第五章 結論與未來研究方向	55
5.1 結論	55
5.2 未來研究方向	56
參考文獻	57
附錄	60

表目錄

表 1 實驗因子與處理水準	30
表 2 依變數 TT 實驗結果之ANOVA表	31
表 3 問題類型與交配率之總延遲時間	36
表 4 問題類型與連續演化代數交互效應之總延遲時間	37
表 5 問題類型與最大演化代數交互效應之總延遲時間	38
表 6 交配率與連續演化代數交互效應之總延遲時間	40
表 7 連續演化代數與受體編輯比例交互效應之總延遲時間	41
表 8 單因子及兩因子之交互作用選擇之較佳參數	42
表 9 四組較佳參數組合	42
表 10 較佳參數組合與問題類型之總延遲時間	43
表 11 AIA、EDD_H及Agent_H 120 個例子之總延遲時間分布數	44
表 12 AIA、EDD_H及Agent_H實驗結果之總延遲時間	45
表 13 AIA對EDD_H之改善率--問題類型I	47
表 14 AIA對EDD_H之改善率--問題類型II	48
表 15 AIA對EDD_H之改善率--問題類型III	49
表 16 AIA對EDD_H之改善率--問題類型IV	50
表 17 AIA對Agent_H之改善率--問題類型I	51
表 18 AIA對Agent_H之改善率--問題類型II	52
表 19 AIA對Agent_H之改善率--問題類型III	53
表 20 AIA對Agent_H之改善率--問題類型IV	54
附表 1 AIA、EDD_H及Agent_H之實驗結果--問題類型I	60
附表 2 AIA、EDD_H及Agent_H之實驗結果--問題類型II	61

附表 3 AIA、EDD_H及Agent_H之實驗結果--問題類型III..... 62
附表 4 AIA、EDD_H及Agent_H之實驗結果--問題類型IV 63



圖目錄

圖 1 研究流程架構圖	4
圖 2 AIA之演算流程圖	14
圖 3 編碼、解碼示意圖	16
圖 4 細胞交換示意圖	20
圖 5 集中度示意圖	21
圖 6 競賽法示意圖	23
圖 7 交配示意圖	25
圖 8 突變環境示意圖	25
圖 9 突變步驟一示意圖	26
圖 10 突變步驟二示意圖	26
圖 11 突變之最終結果示意圖	27
圖 12 局部逆向重組示意圖	28
圖 13 問題類型之主效應圖	32
圖 14 交配率之主效應圖	33
圖 15 突變率之主效應圖	33
圖 16 連續演化代數之主效應圖	34
圖 17 受體編輯比例之主效應圖	34
圖 18 最大演化代數之主效應圖	35
圖 19 問題類型與交配率之交互效應圖	36
圖 20 問題類型與連續演化代數之交互效應圖	37
圖 21 問題類型與最大演化代數之交互效應圖	39
圖 22 交配率與連續演化代數之交互效應圖	40

圖 23 連續演化代數與受體編輯比例之交互效應圖 41

圖 24 四組較佳參數組合之績效 43



第一章 緒論

1.1 研究背景與動機

消費性電子產品、通訊產品是國內的主要產業，其關鍵零組件是高性能鋁質電解電容器，需求量大且持續成長中，被視為重要被動元件之一，具有體積小、相對電容量高、耐高電壓之特性，不易被其他產品取代，所以有較長的產業生命週期。

鋁質電解電容器所使用的關鍵性原料為中壓與高壓之電蝕箔及化成箔，鋁箔製造過程通常包含下列步驟：前製造、水洗、電蝕、化學清洗、清水洗，再經過預熱後，進行化成程序，最終烘乾與塑形，其中，電蝕是鋁箔製造中最重要的製程(Chuang et al., 2010)。

電蝕鋁箔生產線上的生產設備有高電壓、中電壓與低電壓的機器，為了方便說明，在此稱之為高等級機器、中等級機器與低等級機器。工作的整備時間具有批次相依性，若整備時間較長，成本也相對較高。高等級機器最適合生產高電壓鋁箔，也可生產中電壓鋁箔；中等級機器最適合生產中電壓鋁箔，也可生產高電壓鋁箔，但生產高電壓鋁箔時，所需的處理時間會比較長，成本也相對較高。因為工作牽涉到控制電蝕槽的溫度參數及電蝕濃度與表面張力等技術層面問題，因此，如何安排工作順序以降低整備時間與處理時間相當重要。

另外，低等級機器只能處理低電壓鋁箔，無法生產高或中電壓鋁箔，且高或中電壓的機器也無法生產低電壓鋁箔，所以進行生產排程時，低電壓鋁箔之排程應與中高電壓鋁箔分別規劃(Chuang et al., 2010)。故本研究的電蝕鋁箔生產環境，僅考慮高、中電壓鋁箔及高、中等級機器之生產排程問題。

平行機排程問題中的每一工作只要被其中一台機器處理即可，故平行機排程要先決定工作在那一台機器處理之外，還要決定在同一台機器處理的工作先後順序。

國內外學者對於平行機生產排程之研究，大多著重於機器之利用率，故以最大完工時間(makespan, C_{\max})最小化為目標，考慮總延遲時間(total tardiness, TT)最小化為目標的研究較少。縮短生產完工時間及提升機器利用率固然重要，但若能顧慮到客戶的交期，準時交貨不僅能為公司省下懲罰成本，同時能獲得客戶之信賴，使公司在同業之間更有競爭力。

1.2 研究目的

一般求解排程問題之方法有：簡單派工法則(dispatching rules)、最佳化方法(optimization method)、啟發式演算法(heuristic)、模擬方法(simulation)及人工智慧(artificial intelligence)，本研究發展以人工免疫演算法(artificial immune algorithm, AIA)，求解具等級平行機器之排程問題，故稱此演算法為AIA演算法，期望能在短時間內快速地獲得最佳解或近似最佳解，藉以提供相關產業的管理決策者訂定生產計劃時之參考，故本研究目的如下：

1. 發展以人工免疫演算法求解具高、中等級機器與工作之平行機排程問題，並以總延遲時間最小化為績效指標。
2. 為了加強演算法的績效與解品質，將演算法使用之參數進行實驗設計，並決定最佳參數組合。
3. 評估演算法之績效與解品質。

1.3 研究架構與流程

首先，本研究針對具等級平行機之排程問題進行定義，然後，再對近期應用人工免疫演算法求解排程問題進行探討與整理，了解人工免疫演算法求解排程問題之原理，並建置人工免疫演算法架構。

本研究是以 Visual Basic 語言撰寫演算法，再透過實驗參數的設計，決定本演算法的最佳參數組合，最後，將執行結果做分析比較，做成結論並提出未來研究方向。研究流程架構如圖 1 所示，說明如下：

1. 環境與背景分析

了解電蝕鋁箔在製造上所使用平行機器之生產特性，以利定義問題與求解方向。

2. 確定研究主題

搜集國內外相關資料後，了解平行機生產系統之特性，並以總延遲時間最小化為目標值。

3. 文獻探討

依平行機之排程問題與人工免疫演算法等研究，進行相關文獻研究與彙總整理，作為本研究發展演算法之理論基礎。

4. 人工免疫演算法之建構

根據產業之生產排程特性，發展人工免疫演算法，求解具等級平行機之排程問題。

5. 實驗設計

針對人工免疫演算法之各項參數值，搭配出不同因子之組合，且選擇出影響目標值之關鍵因素，藉此歸納出各項參數組合最佳之水準。

6. 結論與研究方向

將實驗的結果加以分析比較，做成結論並提出建議，以提供給相關研究者做後續研究之參考。

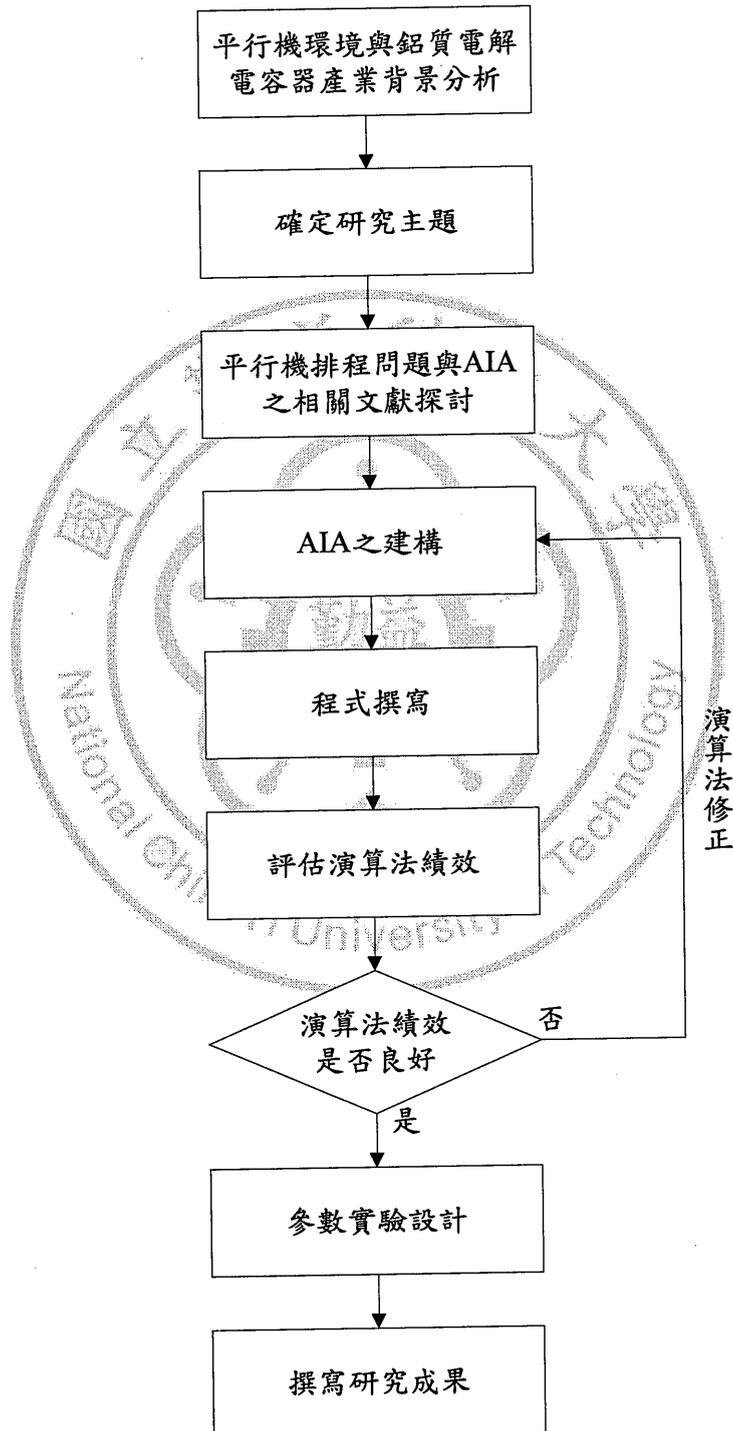


圖 1 研究流程架構圖

1.4 研究限制

本研究考量具等級平行機與具工作批次順序相依整備時間之生產排程問題。假設其研究環境為電蝕鋁箔生產製程，藉以規劃出合適的生產計劃。主要的基本假設和限制條件說明如下。

1. 每件工作到達時間皆為 0，表示每件工作均可即時處理，故此排程問題屬於靜態。
2. 每件工作的等級、整備時間、加工時間、到期日及機器的等級皆為已知且固定。
3. 工作的整備時間具有批次相依性。某工作於機器加工時，若與前 1 件工作的等級不同，則整備時間需乘以 1.5 倍。
4. 當高等級工作於中等級機器加工時，加工時間需乘以 1.5 倍，其它情況皆為原先的 1 倍(加工時間不變)。
5. 各工作無先後關係，且同等重要。
6. 每件工作皆能在任何一台機器上進行加工。
7. 每件工作在同一時間，只能在一台機器上進行加工。
8. 排程開始時，每一台機器立即可使用，且機器無故障、停機或保養情形發生。
9. 無工作插單或工作分割處理的情形，工作一旦開始加工，在完工前不得任意移出或移入其他機器。
10. 目標值為總延遲時間最小化。

第二章 文獻探討

生產排程被視為一種資源最佳化分配的工具，而一個有效率的排程可以適時適地配置製造資源，降低閒置時間，及在既定時間內完成工作，以滿足特定的目標或是客戶的需求，進而增加企業的競爭力與獲利，而一般績效目標較常見的有最大完工時間最小化、平均流程時間最小化及總延遲時間最小化等。

在研究上有關於排程問題的相關文獻相當多，其類型與種類也很多元。所以 Graham et al. (1979) 用 $\alpha|\beta|\gamma$ 等符號來歸納表達出排程問題的類型，其中 α 表示機器加工型態， β 表示工作之特殊限制， γ 表示績效目標。

本研究之相關文獻探討包含平行機及人工免疫演算法兩部分，分述如下。

2.1 平行機相關文獻

在平行機之排程研究領域中，可依加工效能區分為等效平行機、等比率平行機及非等效平行機三類，且問題複雜度依序增加。

本研究所探討之電蝕鋁箔製造環境，當工作未被排入較適合的機器時，需要較長的處理時間，此問題類似於非等效平行機之排程問題 (Chuang et al., 2010)，問題複雜度為 NP-hard，故本研究以人工免疫系統為基礎發展有效演算法，稱為人工免疫演算法 (artificial immune algorithm, AIA)。

一維裝箱問題 (one-dimensional bin-packing problem) 是指將 n 個物品放入到相同容量為 B 的箱子 (bin) 中，物品 i 的需求容量為 p_i ($i=1,2,\dots,n$)，目標是以最少的箱子裝入所有的物品，此問題可視為平行機排程問題。Gupta and Ho (1999) 針對 bin-packing 問題提出 MBS (minimum bin slack) 演算法，即每一個箱子所剩餘的空間越小越好，此 MBS 演算法的概念是使得所有機器負荷接近，表示機器的利用率較為平均。

平行機排程大多為 NP-hard 問題，當工作數量或機器數量越多，要發展多項式演算法是相當困難的，所需的求解時間相當長，所以許多學者發展萬用啟發式演算法(meta-heuristic)，例如：基因演算法、模擬退火法、蟻群演算法、免疫演算法等，皆可在短時間求得近似最佳解。為了增進萬用啟發式演算法的求解品質，也有許多學者採用雙階段之演算法，第一階段先以某些基本派工法則或啟發式演算法求得初始解，第二階段再以萬用啟發式演算法改善初始解，進而得到更好的解品質。

2.1.1 等效平行機之排程問題

等效平行機(identical parallel machine, P_m)，表示生產系統的所有機器之功能與速度均相同，同一工作經過每一機器的加工時間均相等。

Lee and Pinedo (1997)針對等效平行機且具批次順序相依整備時間之排程問題，以求解總加權延遲時間($\sum w_i T_i$)最小化為目標，提出三階段之啟發式方法。第一階段先處理程序，描述實例的因子或統計進行計算；第二階段，透過控制因子來決定參數給調度規則建構一個工作序列；第三階段為後處理程序，將第二階段的結果作為模擬退火法開始的種子解，該演算法在計算時間與目標值皆比傳統模擬退火法還來的有效率。

Azizoglu and Kirca (1998)針對問題複雜度為 NP-hard 之等效平行機排程問題，求解總延遲時間($\sum T_i$)最小化為目標，文中提出了 3 種最佳排程結構之特性，將此特性延伸至有效下界值的計算，再與分枝界限法結合求解工作數為 15 的問題，並在合理求解時間內找出最佳解。

Azizoglu and Webster (2003)針對等效平行機且具有群組整備時間的問題，求解總加權完工時間($\sum w_i C_i$)最小化為目標，將 7 種最佳排程之特性與數個方法計算出

下界值，並將下界值結合到四種分枝界限演算法，該演算法在多部機器下可處理 15 至 25 件工作的問題(視機器數量而定)，可以快速得到最佳解。Dunstall and Wirth(2005)在同環境與目標下，提出一個新的最小負荷處理(least-loaded-processor, LLP)分枝方法，此方法明顯勝過其他先前所提出的最佳處理(best-processor, BP)分枝方法，且能求解高達 25 個工作及八種型態的問題。

2.1.2 等比率平行機之排程問題

等比率平行機(uniform parallel machine, Q_m)，則為每一機器之加工速度有所不同，對某一工作而言，各機器的加工速度呈現特定比例。

Mihaila and Mihaila (2008)使用基因演算法於等比率平行機排程問題，提出以機器作為編碼的實數編碼法，透過交配與突變運算原求解最大完工時間(C_{max})最小化，且以兩個實例進行比較，結果發現此基因演算法勝過其他基因演算法、模擬退火法、粒子群最佳化演算法、多目標演算法及進化式演算法，因為績效目標非常接近甚至等於最佳解。

2.1.3 非等效平行機之排程問題

非等效平行機(unrelated parallel machine, R_m)，則為同一工作在各機器的作業時間依機器的特性而不同，且不成比例。

Kim et al. (2002)針對非等效平行機，且具有批次順序相依整備時間之排程問題，使用模擬退火法求解總延遲時間(TT)最小化。將多批量工作於多平行機處理，每批量內有多個工作，同一批量裡的每個工作處理時間相同，且有共同的到期日，此演算法將六個批量或工作，透過交換、插入、合併與分裂四種機制重新排列產生鄰近解，實驗分析顯示此演算法在比較總延遲時間上，明顯勝過傳統模擬退火法的鄰近搜尋法。

Chuang et al. (2010)針對陽極電蝕鋁箔製造之環境(類似非等效平行機),且有批次順序相依整備時間與機器可適性之特殊限制,結合匈牙利法(Hungarian method)與動態規劃法(dynamic programming method),發展三階段啟發式演算法,求解總流程時間($\sum C_i$)最小化。該演算法的第一階段,假設不同等級的工作之間無整備時間,使用匈牙利法得到最佳排程;第二階段,將整備時間列入考量,並且考慮適合等級的機器條件;最後階段,利用動態規劃法進一步降低總完工時間,實驗結果顯示此演算法能夠有效率地搜尋到較佳的解。

Huang et al. (2010)提出多代理人為基之協商方法,對具合適性平行機之排程,求解總延遲時間(TT)、總流程時間($\sum C_i$)與不平衡機器利用率(U_{max})及總收益(Total Revenue, TR)之多目標問題,文中建構代理人為基之系統有三種代理人類型,工作、機器與管理代理人,工作代理人與機器代理人透過協商完成工作分配,管理代理人則負責所有控制與監測,最終實驗顯示代理人為基之排程系統優於EDD(earliest due date)法則。

2.2 人工免疫演算法相關文獻

2.2.1 人工免疫演算法應用於排程問題

Engin and Doyen (2004)提出以免疫學理論為基之啟發式計算系統,稱為人工免疫系統(artificial immune system, AIS),AIS中免疫反應是使用無性繁殖選取原理與親和力成熟機制,針對混合流程型工廠(hybrid flow shop, HFS)之排程問題,求解最大完工時間(C_{max})最小化為目標,其中控制參數對於解的品質相當重要,有系統程序的多步驟實驗設計方法,找出AIS的最佳系統參數,實驗結果顯示AIS在解決HFS問題相當是有效的方法。

Zuo and Fan (2005)提出免疫演算法求解零工式生產(job shop)排程問題，目標為最大完工時間(C_{max})最小化，此演算法使用利基技術(niche technology)避免陷入局部最佳，以亂數系統改善搜尋效率，使用參數化主動式排程透過控制延遲時間來縮小解空間範圍，其實驗結果證明能找出最佳排程。

Zhang and Wu (2010)針對總加權延遲時間($\sum w_i T_i$)最小化的零工式生產排程問題，設計了一個模糊理論(fuzzy inference)系統評估每個工作的瓶頸水準，再以免疫機制結合模擬退火法，設計一個混合最佳演算法。在不同大小的實例中，計算結果表示此演算法執行效率和收斂速度有滿意的解答。

2.2.2 人工免疫演算法應用於其他領域

馬誠韋(2002)將免疫系統的概念導入多目標規劃問題，且結合歧異性機制產生許多不同的抗體結構，在與免疫系統特性構出免疫多目標規劃演算法(immune multi-objective programming, IMOP)。IMOP之架構分為兩個階段，第一階段為區域解法，第二階段為全域解法，能有效找出近似最小值，亦能搜尋出柏拉圖解集合的區域，證實免疫可作為求解多目標規劃問題之工具，且免疫多目標規劃較基因演算法更為嚴謹，故找到解比基因演算法更逼近最小值。目前用來解決數學規劃的應用工具中，大多只能解決單目標的問題，使用者必須先將目標合併後再利用工具求解，而 IMOP 並不必將目標合併，只要搜尋出局部最佳解，再從這些局部最佳解中選出最佳解。

張鴻志(2005)利用生物免疫系統具有辨識及抑制的特質與特性，加上過去學者之研究文獻，設計出人工免疫演算法，求解半導體封裝的鐳線製程中第二鐳點的關鍵因子，搜尋過程中能夠快速收斂，再利用抗體群的雜異性辨識數十億種獨特結構的抗原，避免陷入局部最佳解的可能性，使演算法能夠快速收斂且找到全域最佳解。文中發現 AIA 是一種混合 GA 之演算法，建立在 GA 的基礎上，可以維

持一定的求解品質，使 AIA 各項參數影響很小，得知 AIA 演算過程較 GA 嚴謹，
可以彌補 GA 之不足。



第三章 演算法建構

一般人工免疫演算法(artificial immune algorithm, AIA)應用在解決排程問題時，問題可視為入侵免疫系統之抗原，免疫系統在求解空間中找尋可行解(即抗體)以完成問題(抗體消滅抗原)。

本章針對研究環境與目標，以及相關符號進行定義，然後提出人工免疫演算法為基礎之啟發式演算法，求解具等級平行機之排程問題。

3.1 參數及變數符號定義

1. 參數(實驗因子及其水準)

n : 工作數； n_1 表示高等級工作數， n_2 表示中等級工作數，即 $n = n_1 + n_2$

m : 機器數； m_1 表示高等級機器數， m_2 表示中等級機器數，即 $m = m_1 + m_2$

P_c : 交配率($P_c = 0.5, 0.7, 0.9$)

P_m : 突變率($P_m = 0.3, 0.4, 0.5$)

x : 記錄連續演化代數無更好的抗體出現($x = 1, 5, 10$)

d : 需進行受體編輯的抗體群之比例($d = 0.3, 0.5$)

G_{\max} : 最大演化代數($G_{\max} = 200, 400, 600, 800, 1000$)

2. 符號

pop_1 : 抑制細胞大小

pop_2 : 記憶細胞大小

N_{pop} : 抗體群大小，即 $N_{pop} = pop_1 + pop_2$

J_i : 工作 i ， $i = 1, 2, \dots, n$

$J_{[i]}$: 第 i 順位之工作， $i = 1, 2, \dots, n$

ST_i : 工作 i 的整備時間， $i = 1, 2, \dots, n$

PT_i : 工作 i 的處理時間, $i=1, 2, \dots, n$

C_i : 工作 i 的完工時間, $i=1, 2, \dots, n$

D_i : 工作 i 之到期日, $i=1, 2, \dots, n$

T_i : 工作 i 的延遲時間, $i=1, 2, \dots, n$

M_j : 機器 j , $j=1, 2, \dots, m$

TT_k : 抗體 k 之總延遲時間, $k=1, 2, \dots, N_{pop}$

AF_k : 抗體 k 之親和力, $k=1, 2, \dots, N_{pop}$

CV_k : 抗體 k 之集中度, $k=1, 2, \dots, N_{pop}$

g : 目前演化代數, $g=1, 2, \dots, G_{max}$

3.2 演算模式建構

人工免疫演算法隨著演化代數的增加, 抗體群內的解會趨於收斂狀態, 解在搜尋空間內的解品質將達到最佳解的趨勢, 但此時的解空間, 也有可能處於局部最佳解的狀態, 故本研究為了避免解空間陷入局部最佳解, 加入了受體編輯機制來幫助跳脫此情形, 以提升求解的品質。

本研究所建構的 AIA 之演算流程, 如圖 2 所示, 其中, 各免疫演算機制、方法與步驟之說明, 於 3.2.1 至 3.2.11 詳細說明之。

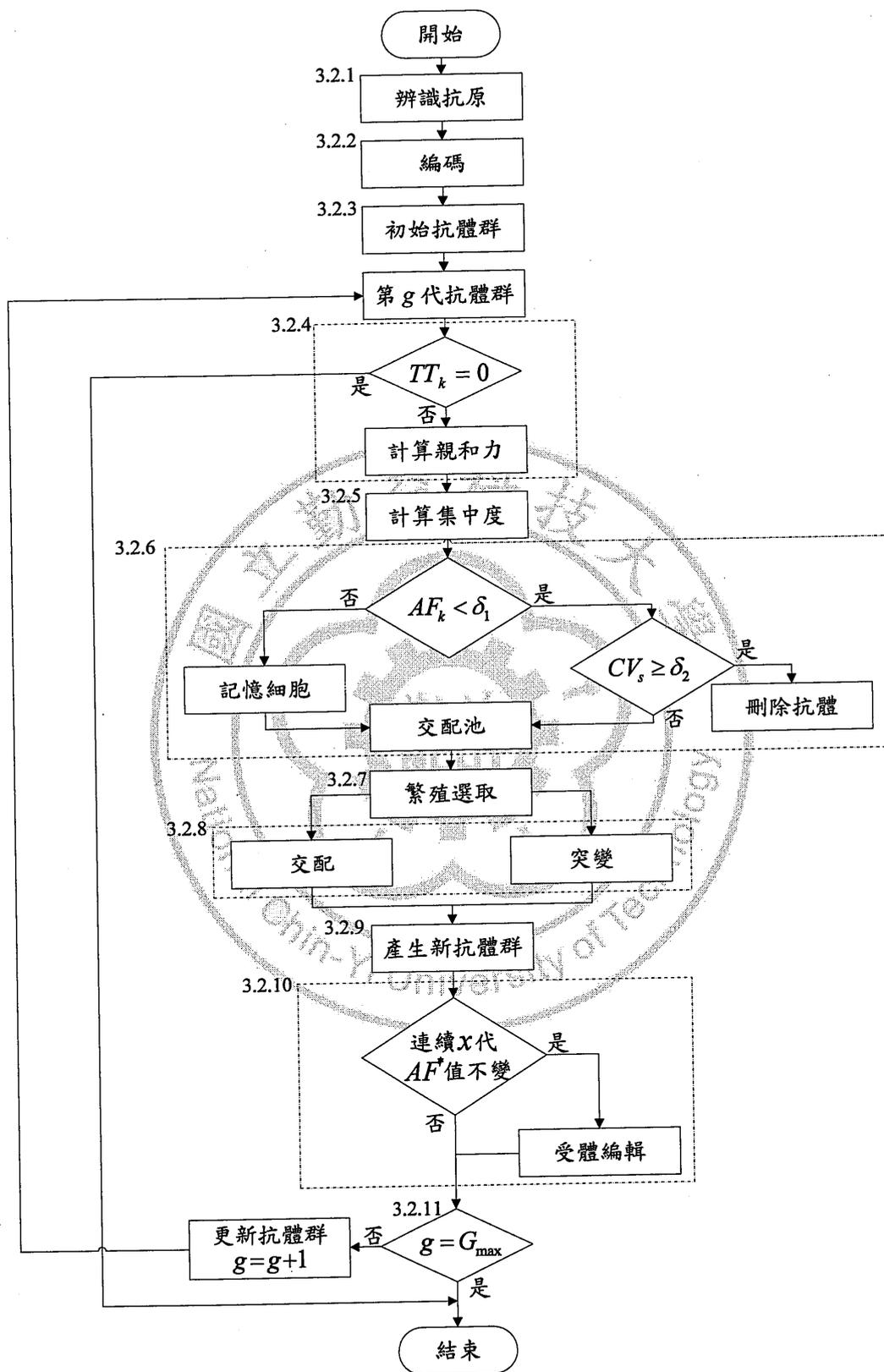


圖 2 AIA 之演算流程圖

3.2.1 辨識抗原

本研究主要探討具等級平行機，求解總延遲時間最小化之排程問題。在電蝕鋁箔製造中，工作與機器都有高與中兩種等級，而且工作具有批次相依性，當工作被適合等級的機器處理時，處理時間並不會增加，但高等級工作若指派給中等級機器處理，處理時間會變為原先的 1.5 倍，因為牽涉到槽液的更換，重新測試濃度等技術問題。本研究之排程問題可表示為 $Rm | pref | TT$ ，其中 Rm 為非等效平行機； $pref$ 表示機器之適合性、 TT 表示總延遲時間最小。

3.2.2 編碼

本研究採用 Mihaila and Mihaila (2008) 之整數編碼法，其中每個整數表示工作被處理於何台機器。因目標為總延遲時間最小，故先將 n 個工作以 EDD 法則排序，排序後的每個順位的工作，記為 $J_{[i]}$ 。

假設工作數 n 為 15、機器數 m 為 6。抗體 $k (Ab_k)$ 之長度為細胞數，且細胞數等於工作數 (n)，每個細胞之數值代表機器，編碼方式如圖 3 所示，其中， $J_{[1]}$ (第 1 順位工作) 為 J_4 (工作 4) 是 M_6 (機器 6) 第一件處理的工作， $J_{[2]}$ 為 J_{13} 是 M_1 第一件處理的工作， $J_{[3]}$ 為 J_3 是 M_1 第二件處理的工作，以此類推。此編碼法能保有 EDD 法則排序後之結果，使所有抗體均能維持優異的解。

原工作順序	J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6	J_7	J_8	J_9	J_{10}	J_{11}	J_{12}	J_{13}	J_{14}	J_{15}
到期日	31	13	11	8	62	20	38	70	58	26	72	44	9	64	55

經由EDD排序及編碼

Ab_k	$J_{[1]}$	$J_{[2]}$	$J_{[3]}$	$J_{[4]}$	$J_{[5]}$	$J_{[6]}$	$J_{[7]}$	$J_{[8]}$	$J_{[9]}$	$J_{[10]}$	$J_{[11]}$	$J_{[12]}$	$J_{[13]}$	$J_{[14]}$	$J_{[15]}$
	6	1	1	2	5	4	6	5	6	2	6	4	3	3	1
	J_4	J_{13}	J_3	J_2	J_6	J_{10}	J_1	J_7	J_{12}	J_{15}	J_9	J_5	J_{14}	J_8	J_{11}

抗體解碼

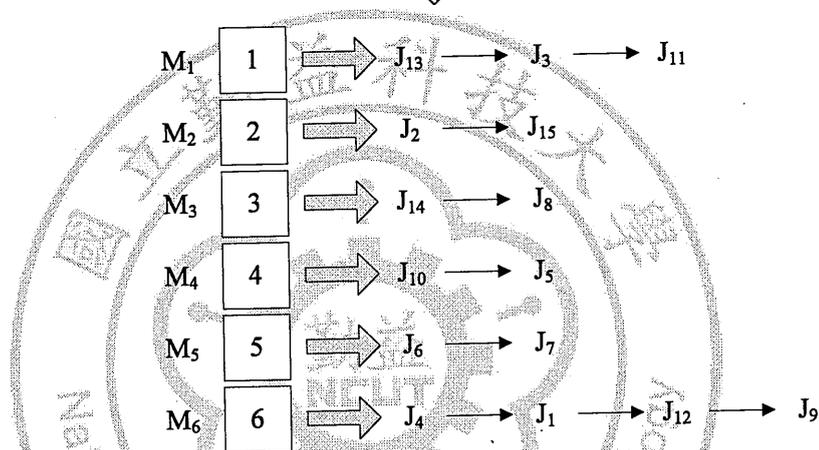


圖 3 編碼、解碼示意圖

3.2.3 初始抗體群

本研究所設定之抗體群大小(N_{pop})為 20，表示抗體群內最多有 20 個抗體，初始抗體群中的抗體由下列方法 1~4，共產生 5 個抗體，其中方法 2 能產生出 2 個抗體。而方法 5 產生三分之一的抗體群個數，即 $\lceil 20/3 \rceil$ 個抗體，其餘抗體採方法 6 產生而得，直到抗體群內之抗體數量等於 20。

1. 工作以 EDD 排序，工作依序排入適合等級之機器，但每台機器負荷最多為 ML (machine loading) 時間，如公式(1)，多出來之工作則指派給其它機器處理。

$$ML = \frac{\sum_{i=1}^n (PT_i + ST_i)}{m} \times (1 + s) \quad (1)$$

其中，工作的整備時間為 ST 、處理時間為 PT ，工作數為 n ，機器數為 m 。
 s 的值設為 0.1, 0.2, ..., 0.6，主要是為了防止高等級工作過多，可能導致所有機器負荷已滿，但尚有工作未排入機器之情形。因為工作具有批次相依性，可能導致整備時間變長，若高等級工作處理於中等級之機器時，則處理時間會變長為 1.5 倍，而中等級工作處理於高等級之機器時，處理時間不變，因為高等級機器之性能較強，在處理中等級工作時不必花較多的時間。

步驟一 將 n 個工作以 EDD 法則排列。

步驟二 由 $J_{[1]}$, $J_{[2]}$, ..., $J_{[n]}$ 指派給適合等級之機器，直到 $J_{[n]}$ 指派完畢，則結束。假設指派時 $J_{[1]}$ 為某等級，則指派給適合等級之機器，此機器之負荷需加上 $J_{[1]}$ 的整備與處理時間，若機器加上 $J_{[1]}$ 的整備與處理時間時，負荷超過 ML ，將工作指派給其它適合等級之機器處理，機器之負荷需加上 $J_{[1]}$ 的整備與處理時間。如果加上整備與處理時間後，適合等級機器之負荷均超過 ML ，則將工作指派給不適合等級之機器裡，負荷最小之機器處理，此機器之負荷需加上 $J_{[1]}$ 的整備與處理時間。

2. 將工作以 EDD 法則排序，工作依序排入適合等級機器，請參考下面步驟一與二，而後分為兩部分。

第一部分，找出最大負荷之機器，將機器內最後一件工作轉移至最小負荷之機器處理，若總延遲時間(TT)更小或不變，則重複此動作，反之停止調動，此時已產生第 1 個抗體，請參考下面步驟三與四。

第二部分，找出延遲時間最大的工作(T_{\max})，將此工作轉移至工作提前(earliness)完工時間累加最大的機器處理，若總延遲時間較小或不變，則重複此動作，反之停止調動，此時已產生第2個抗體，請參考下面步驟五與六。

步驟一 將 n 個工作以 EDD 法則排列。

步驟二 由 $J_{[1]}$, $J_{[2]}$, ..., $J_{[n]}$ 指派給適合等級之機器，直到 $J_{[n]}$ 指派完畢。

步驟三 計算出所有機器之負荷，接著找出最大負荷之機器，將機器內最後一件工作轉移至最小負荷之機器處理，若總延遲時間較小或不變，則重複步驟三，反之進入步驟四。

步驟四 停止轉移，且回到倒數第2次轉移時之工作指派。若第1次轉移總延遲時間變大，亦停止轉移。(此時已產生第1個抗體)

步驟五 找出延遲時間最大的工作與工作提前完工時間累加最大的機器，將延遲時間最大的工作轉移至工作提前完工時間累加最大的機器處理，若總延遲時間較小或不變，則重複步驟五，反之進入步驟六。

步驟六 停止轉移，且回到倒數第2次轉移時之工作指派。若第1次轉移總延遲時間變大，亦停止轉移。(此時已產生第2個抗體)

3. 將工作以 EDD 排序，由 $J_{[1]}$, $J_{[2]}$, ..., $J_{[n]}$ 指派給機器，當 $J_{[n]}$ 指派完畢，則結束。指派時以 FAM(first available machine)法則將 $J_{[1]} \sim J_{[n]}$ 指派給所有機器，在此不考慮工作與機器之適合等級。

4. 將工作以 EDD 排序，由 $J_{[1]}$, $J_{[2]}$, ..., $J_{[n]}$ 指派給適合等級之機器，當 $J_{[n]}$ 指派完畢，則結束。指派時以 FAM 法則將 $J_{[1]} \sim J_{[n]}$ 指派給所有機器，若 $J_{[1]}$ 為高等級工作，則指派給適合等級機器裡最早可以使用之機器，中等級工作同理。

5. 隨機產生 1 至機器數(m)之間的整數數值給抗體內所有細胞，但每個數值最多只能出現 $\lceil n/m \rceil$ 次，換言之，每台機器最多只能處理 $\lceil n/m \rceil$ 件工作，此方法將產生三分之一的抗體群個數，即 $\lceil 20/3 \rceil$ ，若不為整數則無條件進位。

6. 交換機制

步驟一 將方法 1~4 所得到之 5 個抗體，依總延遲時間最小做升冪排序，排序第一之抗體(1st)優於第二之抗體(2nd)，其餘抗體同理。

步驟二 從1st與2nd (2條最好的抗體)開始交換，隨機產生一個 $1 \sim n$ 的整數數值做為要交換的細胞，交換時需注意，兩抗體之同一細胞內的值不能相同(如圖 4 所示)，若此細胞內的值相同，則在隨機產生一次，直到不同為止；每次交換後會產生 2 個新抗體(Ab_{new})，以此類推1st與3rd、1st與4th、1st與5th。

步驟三 當1st與5th交換後抗體群內之抗體數量仍小於抗體群大小(N_{pop})，則回到步驟二，由2nd與3rd、2nd與4th、2nd與5th、3rd與4th、...以此類推，直到抗體群內之抗體數量等於抗體群大小。

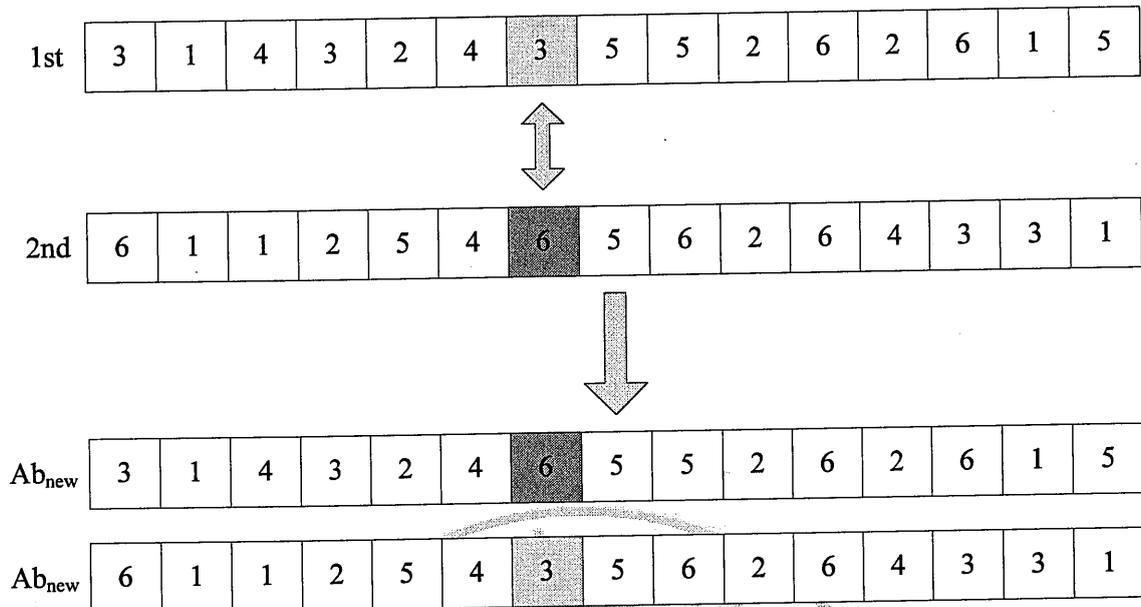


圖 4 細胞交換示意圖

3.2.4 計算親和力(AF)

免疫演算法中，抗體群內的每一個抗體都會對應到一個親和力(affinity, AF)，免疫演算法將親和力值視為該解之親和力指標，也作為是否可以進行演化至下一代的衡量指標，抗體的親和力越高表示其生存機率也越高，本研究中被選取進行抗體增殖的抗體，也因為親和力高占子代的比例較多。

在計算抗體親和力之前，先將各個抗體總延遲時間(TT)可由公式(2)與(3)計算出來，其中 C_i 為完工時間、 D_i 為到期日；此時抗體群中會有 20 個總延遲時間(TT)，若任一抗體的總延遲時間為 0，表示此抗體已是最佳解，故停止免疫演算，否則依公式(4)計算親和力(AF_k)，再由公式(5)計算最佳親和力(AF^*)，最佳親和力所對應之抗體為最佳抗體(Ab^*)(Zandieh et al., 2006)。

$$T_i = \max(C_i - D_i, 0) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

$$TT_k = \sum_{i=1}^n T_i \quad k = 1, 2, \dots, N_{pop} \quad (3)$$

$$AF_k = \frac{1}{\frac{TT_k}{\sum_{i=1}^{N_{pop}} \frac{1}{TT_i}}} \quad k=1, 2, \dots, N_{pop} \quad (4)$$

$$AF^* = \max_{k=1}^{N_{pop}} AF_k \quad (5)$$

3.2.5 計算集中度(CV)

計算抗體群內所有抗體與最佳抗體(Ab^*)之抗體集中度，使用漢明距離(Hamming distance)計算集中度(CV)，如圖 5 所示，假設，工作數為 15、機器數為 6，則最佳抗體之細胞為 314324355262611，抗體 9 (Ab_9) 之細胞為 611254656264331，兩抗體之細胞對應位置中，共有六個細胞相同，因此漢明距離為 6，表示抗體 9 的集中度值等於 6 ($CV_9=6$)；集中度值範圍為 0 至工作數(n)，集中度的值越大，代表越集中，表示抗體與最佳抗體越相似。

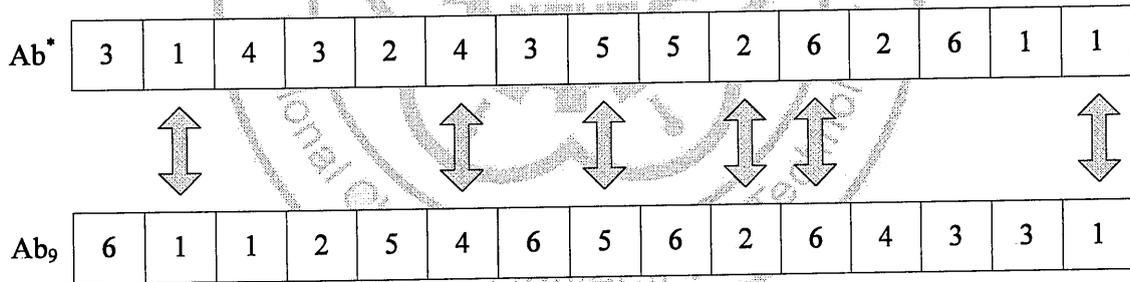


圖 5 集中度示意圖

3.2.6 抗體分群

將抗體群內所有抗體的親和力(AF_k)與平均親和力(δ_1)相比， δ_1 如公式(1)所示，因為計算親和力公式之標準化關係，抗體群內所有抗體之親和力和等於 1，故平均親和力為 1 除以抗體群大小，即 $1/N_{pop}$ ；若抗體親和力小於平均親和力 ($AF_k < \delta_1$)，則進入抑制細胞(pop_1)，其大小為 $pop_1 \leq N_{pop} * 0.3$ ，反之進入記憶細

胞(pop_2)，其大小為 $pop_2 = N_{pop} - pop_1$ ，抑制細胞與記憶細胞之和為抗體群大小 (N_{pop})，即 $pop_1 + pop_2 = N_{pop}$ 。

$$\delta_1 = \frac{1}{N_{pop}} \quad (6)$$

有關記憶細胞、抑制細胞與交配池的說明如下：

1. 記憶細胞：主要功能為記憶親和力高於平均親和力的抗體，其意義表示此抗體的解品質高於平均值，故記憶起來進入交配池，使每代繁殖選取能產生更好的新抗體。
2. 抑制細胞：主要功能為抑制親和力低於平均親和合度的抗體，代表此抗體之親和力比平均親和力差，所以將抑制細胞內抗體之集中度(CV_s)與門檻值(δ_2)相比，其中 $\delta_2 = 0.8 \times n$ ，若抑制細胞內抗體之集中度大於等於門檻值 ($CV_s \geq \delta_2$)，表示此抗體與最佳抗體的集中度非常相似，則將此抗體刪除並記錄被刪除之抗體數($DelAb$)，即 $DelAb = DelAb + 1$ ，反之，留住抗體且進入交配池，因為此抗體集中度小於門檻值，即為免疫機制下尚未或較少搜尋過的區域(解空間)，因此視為重要的抗體，利用抗體增殖的功能做搜尋，以達到廣度搜尋的效果。
3. 交配池：主要功能為繁殖選取時，選出抗體做交配與突變之集合，交配池內的抗體數為 $pop_1 + pop_2 - DelAb$ ，此時 $N_{pop} \geq pop_1 + pop_2 - DelAb$ ，表示抗體群內的抗體數可能小於 N_{pop} 。

3.2.7 繁殖選取

採用競賽法與隨機選取方式作為繁殖選取機制，其說明如下：

1. 競賽法

從交配池隨機選取兩個抗體，比較兩抗體之親和力(AF)，親和力較大的抗體為原抗體 1，另一抗體為原抗體 2，此兩抗體是為了進行抗體增殖機制交配所選。

如圖 6 所示，假設，隨機選取兩個抗體，分別為抗體 9(AF_9)及抗體 3(AF_3)，其親和力分別為 0.059 及 0.072，比較親和力大小後，將抗體 3 做為原抗體 1，抗體 9 則為原抗體 2。

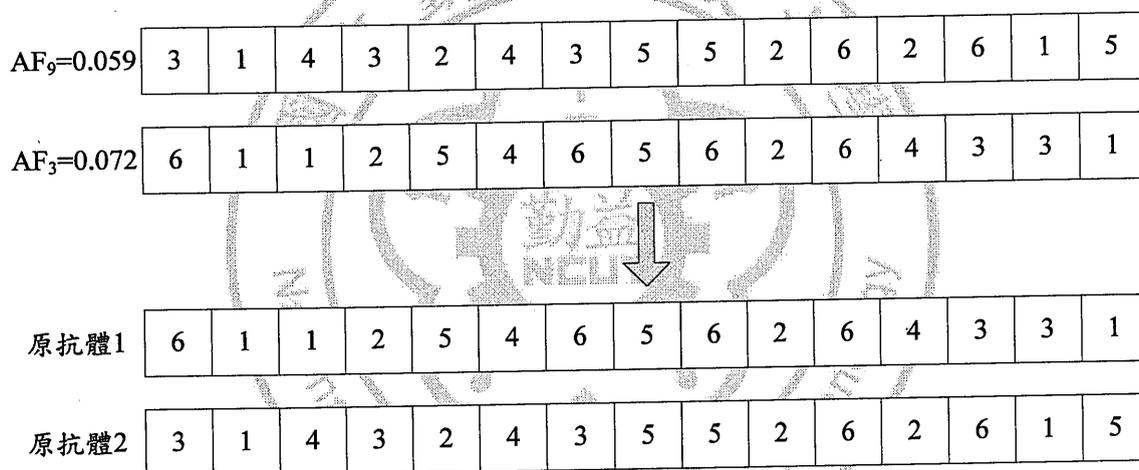


圖 6 競賽法示意圖

2. 隨機選取

從交配池內隨機選取一個抗體，將此抗體進行突變。

因為本研究的交配運算元採用偏差銅板法，一對抗體只產生一個新抗體，但希望交配能產生 5 個抗體，所以競賽法必須從交配池內選出 5(對)抗體進行競賽；而為突變運算元隨機選取 5(個)抗體進行突變，故增殖後共產生 10 個新抗體。

3.2.8 抗體增殖

透過抗體增殖機制交配與突變產生新抗體。交配的目的是希望新抗體能繼承原抗體優良的細胞，使新抗體有較高的親和力，但也有可能繼承到原抗體不好的細胞，透過物競天擇的法則，來篩選出較優越的新抗體，親和力較差的抗體終究會自然被淘汰。

突變的目的主要在於產生差異性較大的新抗體，使新抗體有另一種不同的開始。在解空間搜尋中，當演化進行收斂至某區間時，所得到的解有可能只是局部最佳解，所以藉由突變機制來產生差異性較大的新抗體，避免演化過程過早收斂的缺失，而能跳脫局部最佳找到新的解搜尋空間，故突變機制經常用來做為跳脫局部最佳解的一個重要關鍵。

1. 交配

本研究的交配機制採用偏差銅板法，每個細胞都需要進行細胞互換，並組成新抗體，名為偏差銅板顧名思義表示銅板的正面與反面機率是不同的，本研究在繁殖選取時已經原抗體 1 與原抗體 2 找出。而交配率(P_c)亦為正面之機率，反面之機率則為 1 減去交配率($1-P_c$)，若擲出正面則從原抗體 1 選出細胞給子代，相反的擲出反面從原抗體 2 選出細胞給子代。本研究之交配機制說明如下。

假設工作數為 15、機器數為 6，交配率(P_c)為 0.7。新抗體的每個細胞位子以擲一次硬幣來決定，擲出的結果若為 0~0.7 表示正面選擇原抗體 1 的細胞，其餘表示反面選擇原抗體 2 的細胞，依此類推，將子代所有細胞都選擇完成，如圖 7 所示。

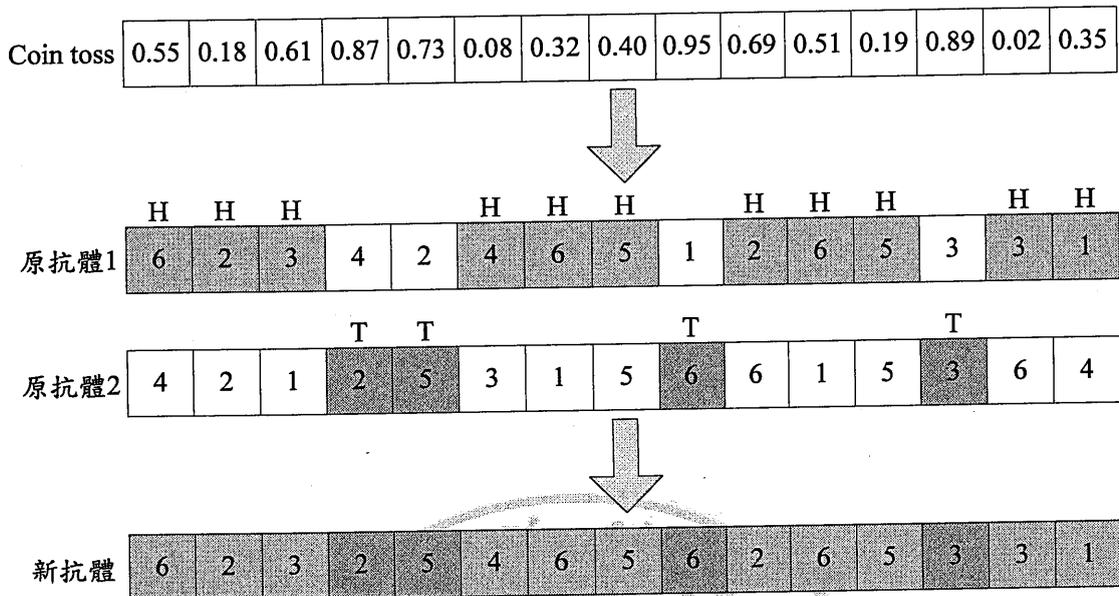


圖 7 交配示意圖

2. 突變

將交配池中，隨機選取出的原抗體內，每個細胞以一定的突變率(P_m)進行突變，被選擇突變的細胞有 0.6 的機率可從適合等級的機器裡選擇突變。本研究之突變機制舉例說明如下。

假設工作數為 15、機器數為 6，突變率(P_m)為 0.3，其中 J_1 、 $J_6 \sim J_{10}$ 為高級電壓的電蝕箔(下圖橘色)，其餘工作為中級電壓的電蝕箔， $M_1 \sim M_3$ 為高電壓的機器(下圖橘色)， $M_4 \sim M_6$ 為中電壓的機器，如圖 8 所示：

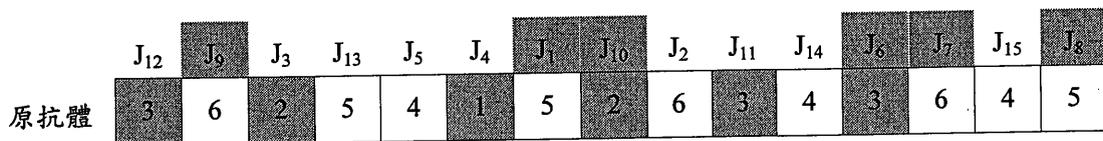


圖 8 突變環境示意圖

步驟一 從原抗體的第一個細胞開始依序做到最後一個細胞，以隨機方式產生介於 0~1 之間的值，做為第 1 組亂數值，若此值為 0~0.3(下圖綠色)，則進行突變，如圖 9 所示。

	J ₁₂	J ₉	J ₃	J ₁₃	J ₅	J ₄	J ₁	J ₁₀	J ₂	J ₁₁	J ₁₄	J ₆	J ₇	J ₁₅	J ₈
原抗體	3	6	2	5	4	1	5	2	6	3	4	3	6	4	5
第1組亂數	0.29	0.55	0.75	0.68	0.14	0.43	0.70	0.09	0.94	0.82	0.96	0.46	0.17	0.75	0.88

圖 9 突變步驟一示意圖

步驟二 第 2 組亂數為被突變之細胞所擁有，突變時考量此工作之等級，如圖 10 所示。

	J ₁₂	J ₉	J ₃	J ₁₃	J ₅	J ₄	J ₁	J ₁₀	J ₂	J ₁₁	J ₁₄	J ₆	J ₇	J ₁₅	J ₈
原抗體	3	6	2	5	4	1	5	2	6	3	4	3	6	4	5
第1組亂數	0.29	0.55	0.75	0.68	0.14	0.43	0.70	0.09	0.94	0.82	0.96	0.46	0.17	0.75	0.88
第2組亂數	0.57				0.95		0.28					0.09			

圖 10 突變步驟二示意圖

步驟三 若被選擇突變的細胞，第 2 組亂數介於 0~0.6，從適合等級的機器作為突變的選擇，進入步驟四，反之介於 0.6~1 選擇不適合等級的機器，進入步驟五。

步驟四 假設細胞為某等級之工作，第 2 組亂數介於 0~0.6，選擇適合等級之機器，如果第 2 組亂數落在 1 倍的 0.6 除以適合等級的機器數之範圍內選擇此等級第一台機器，如果落在 2 倍的 0.6 除以適合等級機器數之範圍內選擇此等級第二台機器，以此類推(圖 11 所示為最終結果)。若尚有細胞需要進行突變，則回到步驟三。

步驟五 假設細胞為某等級之工作，第 2 組亂數介於 0.6~1，選擇不適合等級之機器，如果第 2 組亂數落在 1 倍的 0.4 除以不適合等級的機器數加上 0.6 之範圍內選擇不同等級第一台機器，如果落在 2 倍的 0.4 除以

不適合等級機器數加上 0.6 之範圍內選擇不同等級第二台機器，以此類推(圖 11 所示為最終結果)。若尚有細胞需要進行突變，則回到步驟三。

	J ₁₂	J ₉	J ₃	J ₁₃	J ₅	J ₄	J ₁	J ₁₀	J ₂	J ₁₁	J ₁₄	J ₆	J ₇	J ₁₅	J ₈
原抗體	3	6	2	5	4	1	5	2	6	3	4	3	6	4	5
第1組亂數	0.29	0.55	0.75	0.68	0.14	0.43	0.70	0.09	0.94	0.82	0.96	0.46	0.17	0.75	0.88
第2組亂數	0.57		0.95				0.28		0.09						
新抗體	6	6	2	5	3	1	5	2	6	3	4	3	1	4	5

圖 11 突變之最終結果示意圖

3.2.9 產生新抗體群

將新抗體加入抗體群，此時抗體群個數超過抗體群大小($N_{pop} = 20$)，故重新計算親和力，將較差之抗體刪除，使抗體群內的抗體個數保持 20 個，新抗體群以產生。

3.2.10 受體編輯

如果連續 x 代最佳親和力值(AF^*)不變，表示演算程序可能趨於收斂，故則進行受體編輯，反之判斷演化是否停止。

受體編輯是將抗體群內， d 比例親和力最差的抗體進行局部逆向重組，目的在於維持抗體群的差異性，跳出局部最佳繼續往其它解空間搜尋。

局部逆向重組方法是以隨機方式產生 2 個數值，數值範圍為 1 至 n (工作數)，表示細胞 1~ n ，此 2 個數值之間分別代表局部逆向重組細胞的範圍長度，將此局部細胞逆向重組。

舉例，抗體的長度為 15($n=15$)，則隨機產生 2 個 1 至 15 的整數數值，若兩數值為 12 與 6，則將此抗體的細胞 6 至細胞 12 逆向重組，如圖 12 所示。

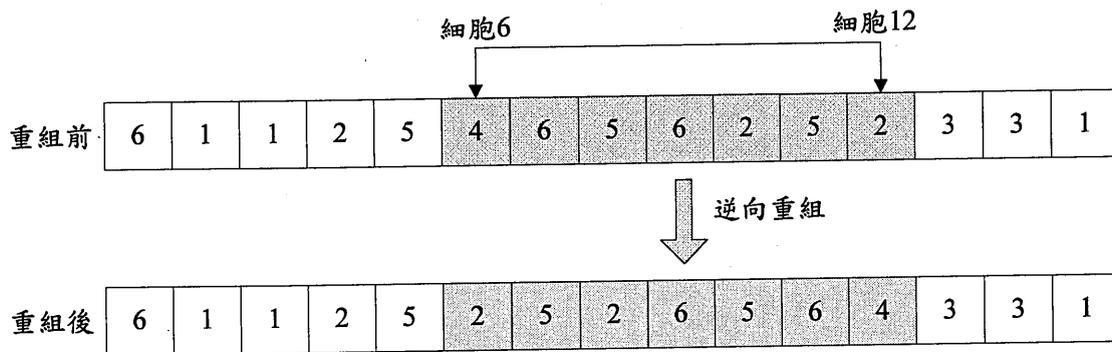


圖 12 局部逆向重組示意圖

3.2.11 停止演化

演算法執行的過程中需設定一個終止條件，用來判斷是否該停止演化。本研究是以最大演化代數(G_{\max})為停止條件，當目前演化代數到達最大演化代數，即 $g = G_{\max}$ ，則停止 AIA 繼續演化，否則 $g = g + 1$ 繼續免疫演算。

第四章 實驗設計與參數設定

為使 AIA 求得優異之解品質，故本研究以實驗設計方式進行 AIA 之最佳參數組合之設定。而後，為了進一步評估 AIA 之演算績效，本研究分別與實務的演算法(EDD_H)和以代理人技術為基礎的演算法(Agent_H)進行比較。

4.1 實驗案例產生方式

本研究以 Visual Basic 撰寫演算法之程式，並使用 Pentium(R) D 2.80GHz 的電腦進行實驗。實驗案例之高等級與中等級工作設置時間分別設定為 $U(4, 8)$ 與 $U(2, 4)$ ；處理時間為均勻分配 $U(8, 72)$ ；到期日為 $U[\mu(1-T-R), \mu(1-T+R)]$ ，其中 μ 為所有工作整備和處理時間之加總除以機器數， T 為延遲因數， R 為離散範圍。本研究中選擇 T 為 0.3、 R 為 0.6。

4.2 實驗分析

實驗因子有工作數、機器數、交配率、突變率、連續演化代數、受體編輯比例與最大演化代數共 7 項。其中工作數與機器數組成四種問題類型(*Type*)，表示高等級工作數(n_1)、中等級工作數(n_2)與高等級機器數(m_1)、中等級機器數(m_2)：

1. 問題類型 I： n_1 及 n_2 為 15 與 25、 m_1 及 m_2 為 3 與 5
2. 問題類型 II： n_1 及 n_2 為 15 與 25、 m_1 及 m_2 為 5 與 3
3. 問題類型 III： n_1 及 n_2 為 25 與 15、 m_1 及 m_2 為 3 與 5
4. 問題類型 IV： n_1 及 n_2 為 25 與 15、 m_1 及 m_2 為 5 與 3。

實驗案例在相同參數設定的條件下，分別產生 30 個案例數執行 6 項因子實驗，總共執行 32,400 次實驗，案例數選擇 30 個，則是為了避免產生極端資料所設計，所以，每種參數組合均實驗 30 個案例，並將結果進行分析。各因子及其處理

水準如表 1 所示，依變數 TT 實驗結果之 ANOVA 表如表 2 所示。由表 2 可看出，在單因子部分，問題類型、交配率、連續演化代數、受體編輯比例與最大演化代數都有顯著差異結果，但突變率呈現無顯著差異性；而兩因子之交互作用部分，問題類型與交配率、問題類型與連續演化代數、問題類型與最大演化代數、交配率與連續演化代數、連續演化代數與受體編輯比例都有顯著差異性，故本研究將針對表 2，所有呈現顯著差異性的因子進行更深入的分析。

表 1 實驗因子與處理水準

因子名稱	處理水準(level)
問題類型($Type$)	I, II, III, IV
交配率(P_c)	0.5, 0.7, 0.9
突變率(P_m)	0.3, 0.4, 0.5
連續演化代數(x)	1, 5, 10
受體編輯比例(d)	0.3, 0.5
最大演化代數(G_{max})	200, 400, 600, 800, 1000

表 2 依變數 TT 實驗結果之 ANOVA 表

實驗因子	平方和	自由度	均方和	F 檢定	P 值
$Type$	482155079.40	3	160718360.00	17665.11	0.000
P_c	1183691.24	2	591845.62	65.06	0.000
P_m	21672.05	2	10836.03	1.19	0.304
x	969334.91	2	484667.46	53.27	0.000
d	100681.05	1	100681.05	11.07	0.001
G_{max}	7044037.80	4	1761009.45	193.56	0.000
$Type * P_c$	328115.38	6	54685.90	6.01	0.000
$Type * P_m$	25480.94	6	4246.82	0.47	0.833
$Type * x$	374272.26	6	62378.71	6.68	0.000
$Type * d$	14710.09	3	4903.36	0.54	0.656
$Type * G_{max}$	3317945.81	12	276495.48	30.39	0.000
$P_c * P_m$	2122.48	4	530.62	0.06	0.994
$P_c * x$	537304.94	4	134326.24	14.76	0.000
$P_c * d$	18023.69	2	9011.84	0.99	0.371
$P_c * G_{max}$	9549.25	8	1193.66	0.13	0.998
$P_m * x$	1674.08	4	418.52	0.05	0.996
$P_m * d$	2344.97	2	1172.49	0.13	0.879
$P_m * G_{max}$	7617.46	8	952.18	0.11	0.999
$x * d$	950439.29	2	475219.65	52.23	0.000
$x * G_{max}$	2606.25	8	325.78	0.04	1.000
$d * G_{max}$	7662.17	4	1915.54	0.21	0.933
誤差	293922219.80	32306	9098.07		
總和	790996585.40	32399			

由表 2 得知，問題類型(*Type*)之 P 值= $0.000 < 0.05$ ，呈現顯著差異結果。如圖 13 所示，4 種問題類型當中，問題類型 I 與 IV 的工作等級與機器等級成一定比例，故所求得之績效目標值總延遲時間(*TT*)較優異，而問題類型 II 的高等級工作較少且高等級機器較多，可能導致工作的整備時間變長，而問題類型 III 高等級工作較多且高等級機器較少，會導致工作的整備時間變長，處理時間也會因為較多高等級工作指派給中等級機器處理而變長。

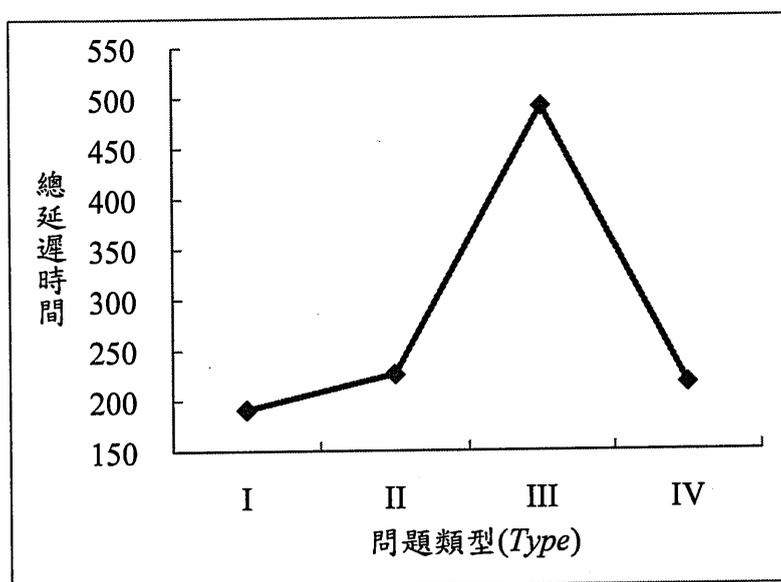


圖 13 問題類型之主效應圖

在交配率(P_c)實驗的部分，由表 2 得知，交配率之 P 值= $0.000 < 0.05$ ，呈現顯著差異結果。再由圖 14 交配率之主效應圖可看出，當交配率為 0.9 時所求得之解品質較佳，故本研究選擇 0.9 為較佳之交配率。

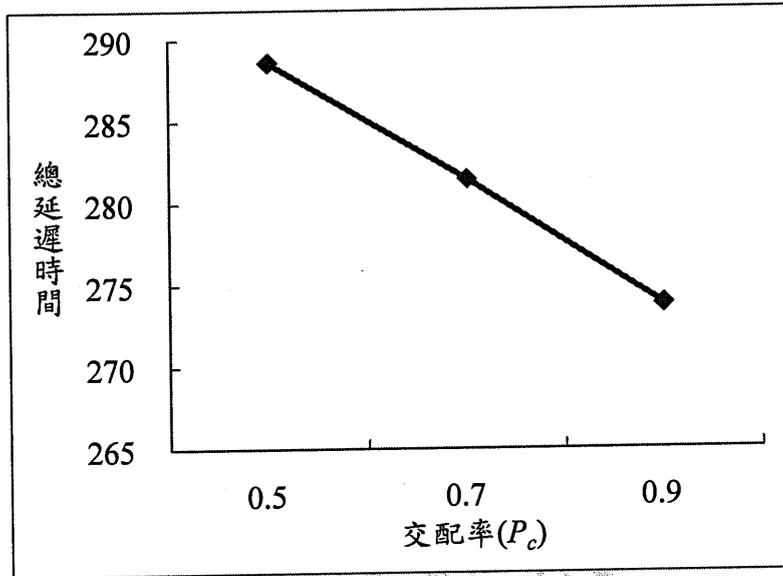


圖 14 交配率之主效應圖

由表 2 得知，在突變率(P_m)實驗的部分，突變率之 P 值為 0.304，而 0.304 大於 0.05，故呈現無顯著差異結果。再由圖 15 突變率之主效應圖可看出，突變率為 0.3 時所求得之解品質較佳，因此本研究選擇 0.3 為較佳之突變率。

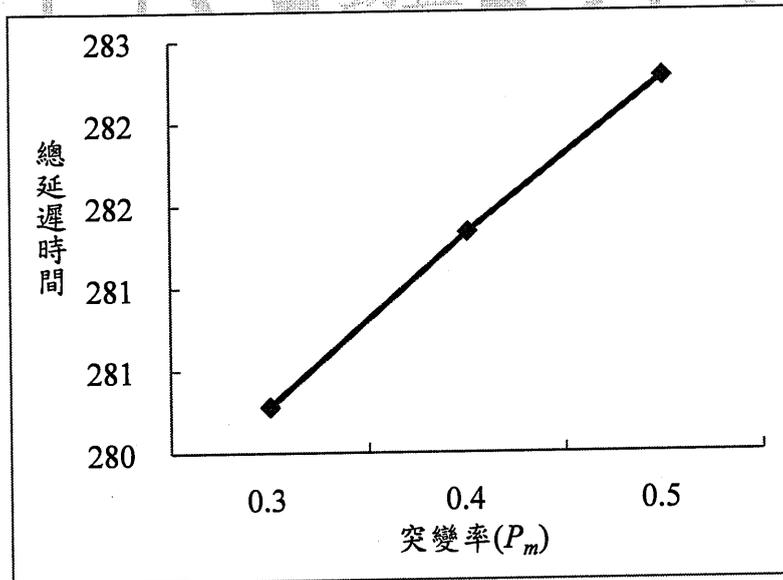


圖 15 突變率之主效應圖

由表 2 得知連續演化代數(x)之主效應，其 P 值=0.000<0.05，表示存在顯著差異。再由圖 16 連續演化代數之主效應圖可看出，當連續演化代數為 1 及 5 時，所

求得之解品質較好， TT 分別為 277.50 及 277.36，因為差異並不明顯，故本研究先選擇 1 及 5 為較佳之連續演化代數。

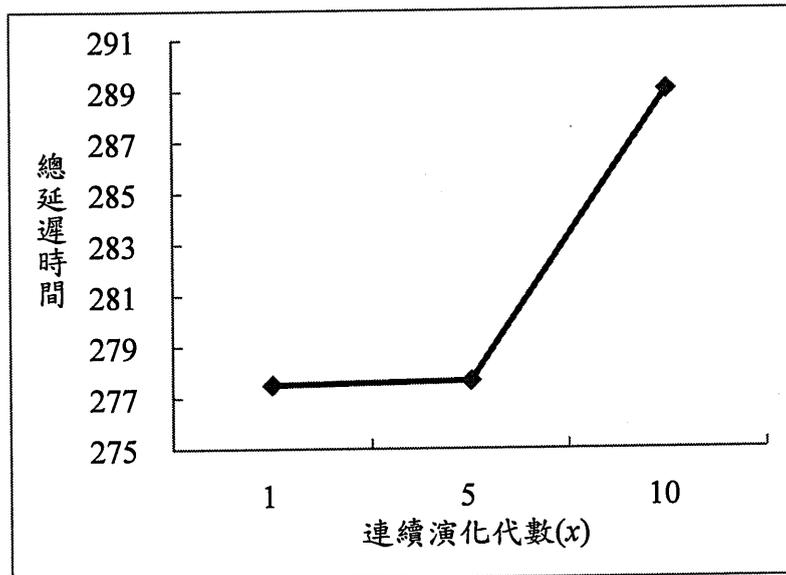


圖 16 連續演化代數之主效應圖

在受體編輯比例(d)實驗的部分，由表 2 得知，受體編輯比例之 P 值=0.001 近似於 0，表示具有顯著差異。再從圖 17 的主效應圖看出，當受體編輯比例為 0.5 時，所求得之 TT 值較佳，因此，本研究選擇 0.5 為較佳之受體編輯比例。

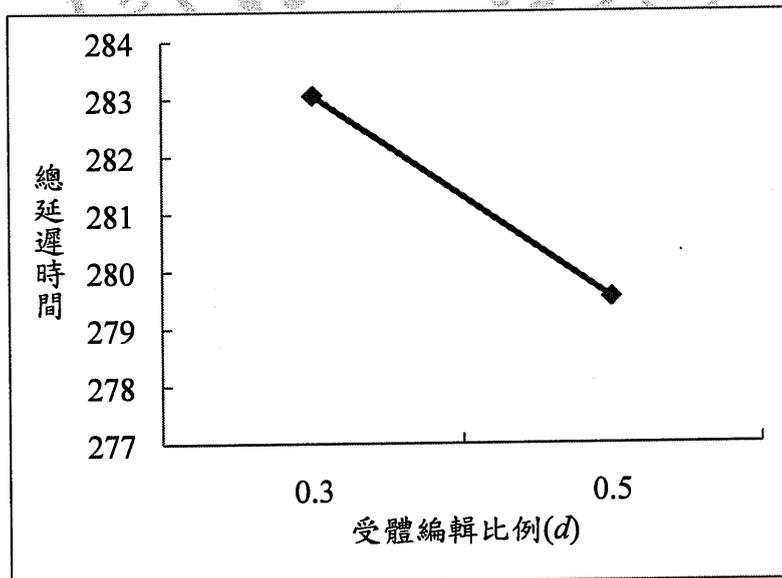


圖 17 受體編輯比例之主效應圖

由表 2 得知，在最大演化代數(G_{max})之實驗中，最大演化代數之 P 值 $=0.000 < 0.05$ ，呈現顯著差異結果。再由圖 18 的主效應圖可看出，最大演化代數從 200 變成 400 解品質改善最多，接著 400 變為 600、600 變為 800 及 800 變為 1000，其改善解品質的幅度漸漸趨緩，表示演化代數達 1000 時，AIA 已經趨於收斂狀態，而大演化代數為 1000，求得之解品質最好，故本研究選擇 1000 為較佳之最大演化代數。

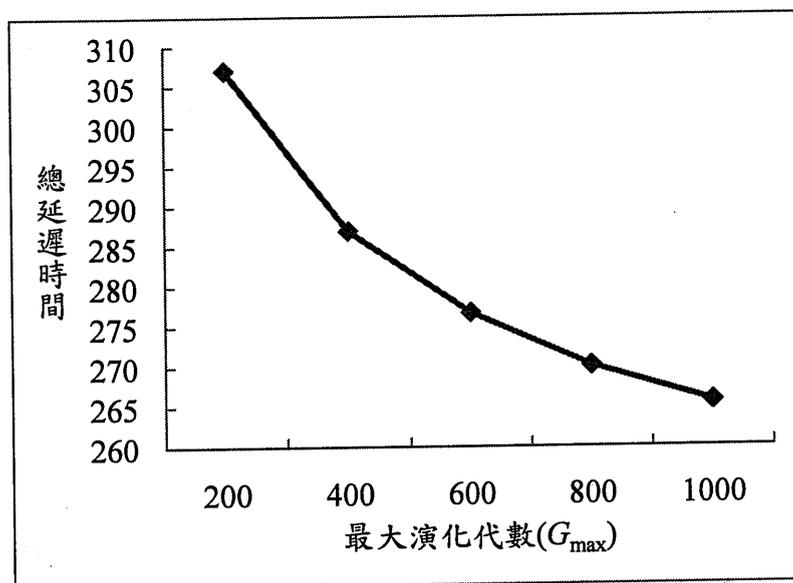


圖 18 最大演化代數之主效應圖

4.3 兩因子之交互作用實驗

本研究將針對兩因子之交互作用進行深入之分析，由表 2 得知，兩因子之交互作用方面，問題類型與交配率、問題類型與連續演化代數、問題類型與最大演化代數、交配率與連續演化代數、連續演化代數與受體編輯比例皆有顯著差異，其餘並無顯著差異。

由表 2 可知，問題類型(*Type*)與交配率(P_c)之交互效應，其 P 值 $=0.000 < 0.05$ ，呈現顯著差異結果。問題類型與交配率交互效應之總延遲時間，如表 3 所示，再由表 3 繪製出圖 19。圖 19 為問題類型與交配率之交互效應圖，圖中問題類型 II

與 IV 在 p_c 為 0.7 時, TT 分別為 225.69 與 217.35, 在 p_c 為 0.9 時, TT 分別為 216.14 與 213.38, 故問題類型 II 與 IV 在繪製上並無產生交錯。另外, 隨著不同水準的交配率在問題類型 II 和 III, 所求得的 TT 值差異較大, 說明了交配率對工作數及機器數的等級不成比例的問題, 越能演化優異的解品質。所有問題類型在 P_c 為 0.9 時, 所求得之解較佳。因此, 在問題類型與交配率之交互效應, 本研究仍選擇 0.9 為較佳之交配率。

表 3 問題類型與交配率之總延遲時間

P_c	總延遲時間			
	Type I	Type II	Type III	Type IV
0.5	194.65	235.89	503.87	220.06
0.7	191.35	225.69	491.46	217.35
0.9	186.82	216.14	478.92	213.38

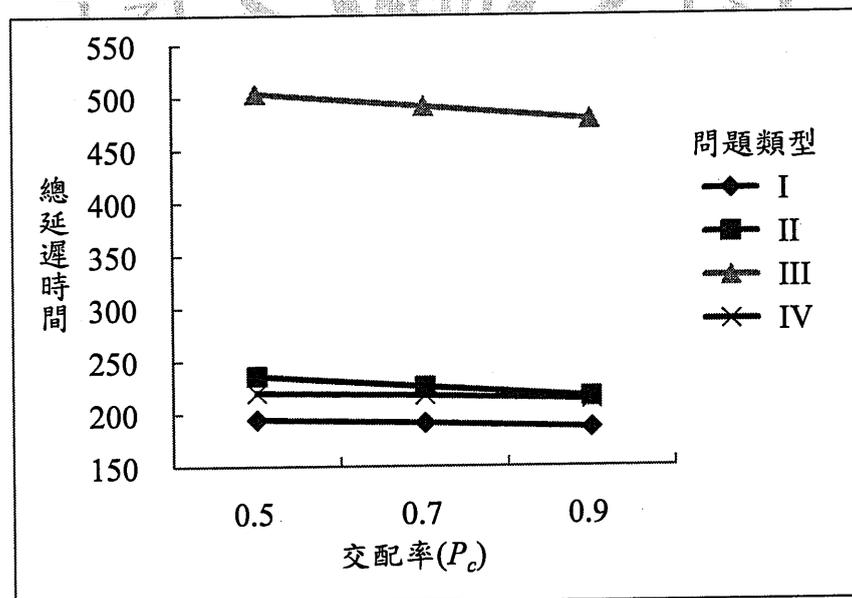


圖 19 問題類型與交配率之交互效應圖

在問題類型($Type$)與連續演化代數(x)之交互效應的部分, 由表 2 得知, 其 P 值=0.000<0.05, 表示具有顯著差異。表 4 為問題類型與連續演化代數交互效應之

總延遲時間表，並由表 4 繪製出圖 20。圖 20 為問題類型與連續演化代數之交互效應圖，圖中 4 種問題類型與連續演化代數，在繪製上並無產生交錯。問題類型 II 和 III，在連續演化代數的三種不同水準下，所求得之總延遲時間有較大的差異，說明了連續演化代數對工作數及機器數的等級，在不成比例的問題時，更能幫助 AIA 求得不錯的解品質。而 4 種問題類型當中， x 為 1 及 5 時，所求得之解最好，且幾乎無差異，因此，本研究在問題類型與連續演化代數之交互效應，仍選擇 1 及 5 為較佳之連續演化代數。

表 4 問題類型與連續演化代數交互效應之總延遲時間

x	總延遲時間			
	Type I	Type II	Type III	Type IV
1	189.49	220.94	484.09	215.48
5	189.40	220.60	484.39	215.07
10	193.94	236.18	505.77	220.25

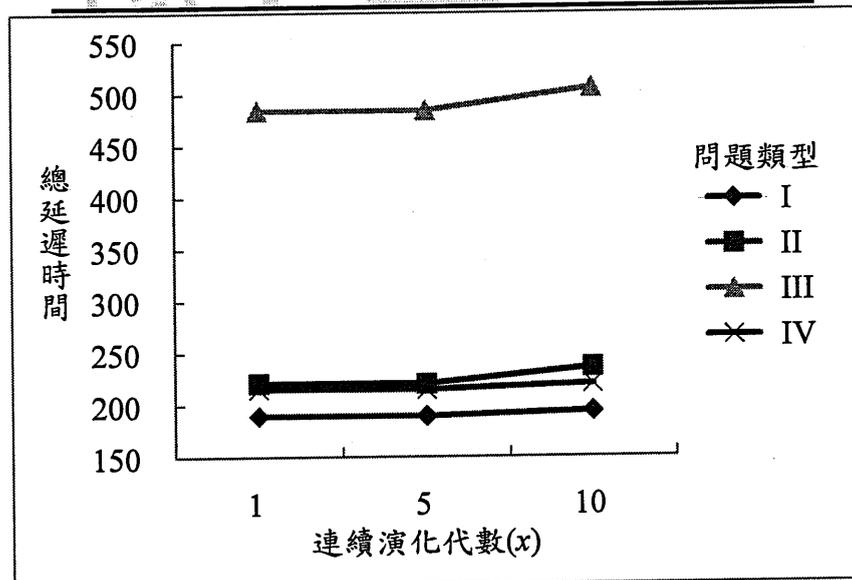


圖 20 問題類型與連續演化代數之交互效應圖

由表 2 得知，問題類型(*Type*)與最大演化代數(G_{\max})之交互效應部分，其 P 值 $=0.000 < 0.05$ ，表示存在顯著差異，因問題類型的工作等級與機器等級有不同之組合，所需的最大演化代數也就有所差異。問題類型與最大演化代數交互效應之總延遲時間，如表 5 所示，再由表 5 繪製出圖 21。由圖 21 問題類型與最大演化代數之交互效應圖可看出，在問題類型 II 與 IV，隨著演化代數的增加所求得之解，改善幅度也比較明顯，此說明了演化代數對工作數與機器數的等級不成比例時，演化代數越大改善解的品質也越大。4 種問題類型繪製中，問題類型 II 與 IV 產生了交錯，說明了當高與中等級機器為 5 與 3 時，工作等級與機器等級是否成比例，其所需的演化代數也就不同，但本研究中，沒有考量演算時間之績效，故直接尋找較佳之解品質。在最大演化代數為 1000 時，求得之解品質較佳，因此，本研究在問題類型與最大演化代數之交互效應，仍選擇 1000 為較佳之最大演化代數。

表 5 問題類型與最大演化代數交互效應之總延遲時間

G_{\max}	總延遲時間			
	Type I	Type II	Type III	Type IV
200	199.42	261.24	541.87	225.67
400	193.16	234.22	501.29	219.26
600	189.67	219.78	481.74	215.71
800	186.76	210.02	470.81	212.85
1000	185.75	204.27	461.36	211.17

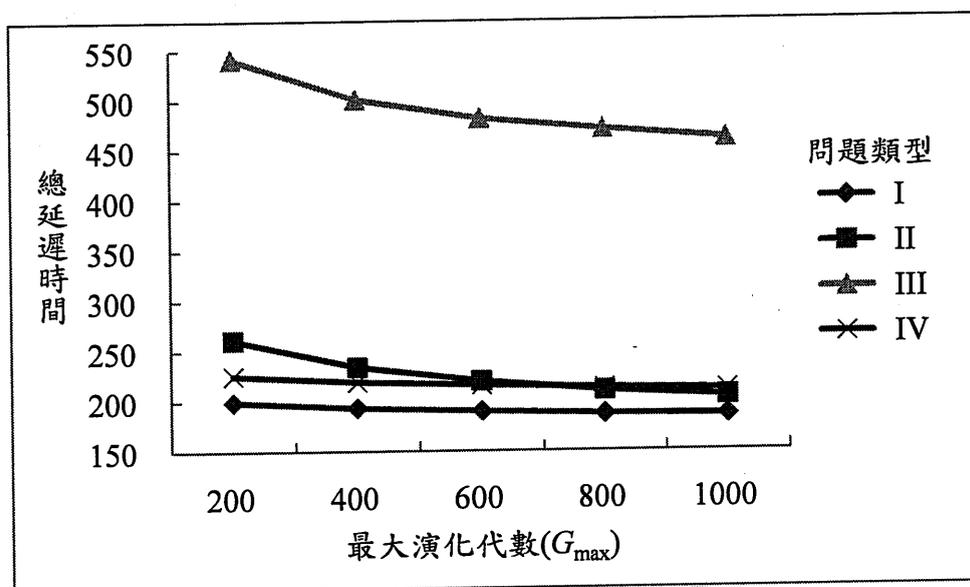


圖 21 問題類型與最大演化代數之交互效應圖

在交配率與連續演化代數之交互效應的部分，由表 2 得知，其 P 值 $=0.000 < 0.05$ ，表示具有顯著差異。隨著交配率提高，本研究發展之 AIA 的抗體增殖機制交配(偏差銅板法)，所產生出的新抗體越相似，使免疫演算中容易陷入局部最佳解，而連續演化代數能控制抗體群進行受體編輯的次數，使演算過程中能夠跳脫局部最佳之解空間，故交配率越大，所搭配之連續演化代數就需要越小。表 6 為交配率與連續演化代數交互效應之總延遲時間表，並由表 6 繪製出圖 22。由圖 22 交配率與連續演化代數之交互效應圖可看出，交配率為 0.9 時，所求得之解品質最好，在連續演化代數為 1、5、10 情況下，均勝過交配率為 0.5 及 0.7 的時候，而交配率為 0.9 時， x 為 1 所求得之解較佳。因此本研究在交配率與連續演化代數之交互效應，選擇 0.9 為較佳之交配率，選擇 1 為較佳之連續演化代數。

表 6 交配率與連續演化代數交互效應之總延遲時間

x	總延遲時間		
	$P_c=0.5$	$P_c=0.7$	$P_c=0.9$
1	290.67	279.58	262.24
5	282.46	276.47	273.16
10	292.72	288.33	286.04

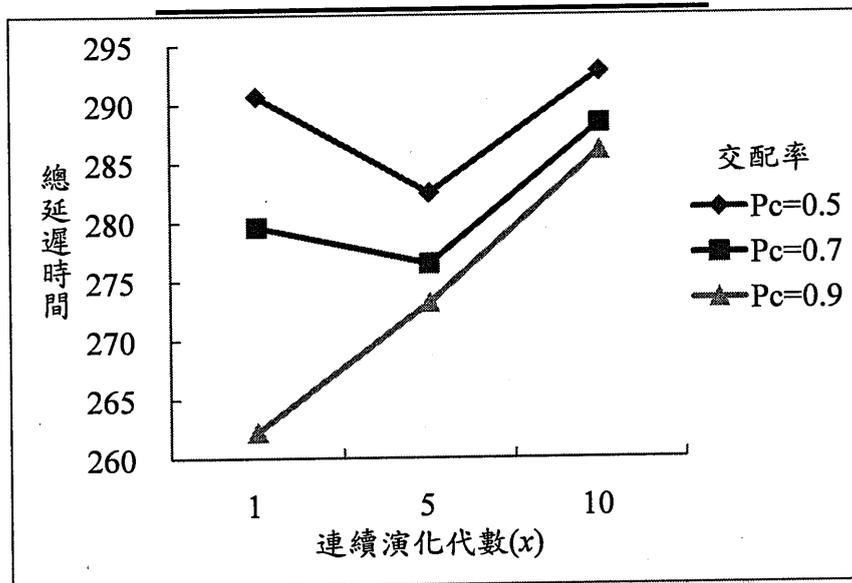


圖 22 交配率與連續演化代數之交互效應圖

由表 2 得知，連續演化代數與受體編輯比例之交互效應的部分，其 P 值 $=0.000 < 0.05$ ，呈現顯著差異結果，AIA 達到連續演化代數且無更好的抗體出現時，才會進行受體編輯，所以連續演化代數越大，受體編輯比例勢必越大，反之，連續演化代數越小，受體編輯比例也為較小，兩者之水準大小成正比。連續演化代數與受體編輯比例交互效應之總延遲時間，如表 7 所示，並繪製成圖 23。從圖 23 可看出，連續演化代數與受體編輯比例為 1 與 0.3 時，所求得之 TT 值為 271.62，與連續演化代數為 5、受體編輯比例為 0.5，所求得之 TT 值 272.27，差異不大。因此，本研究在連續演化代數與受體編輯比例之交互效應，選擇 1 及 0.3 為較佳之連

續演化代數與較佳之受體編輯比例，而選擇 5 及 0.5 也列為較佳之連續演化代數與較佳之受體編輯比例。

表 7 連續演化代數與受體編輯比例交互效應之總延遲時間

d	總延遲時間		
	$x=1$	$x=5$	$x=10$
0.3	271.62	282.46	295.10
0.5	283.37	272.27	282.97

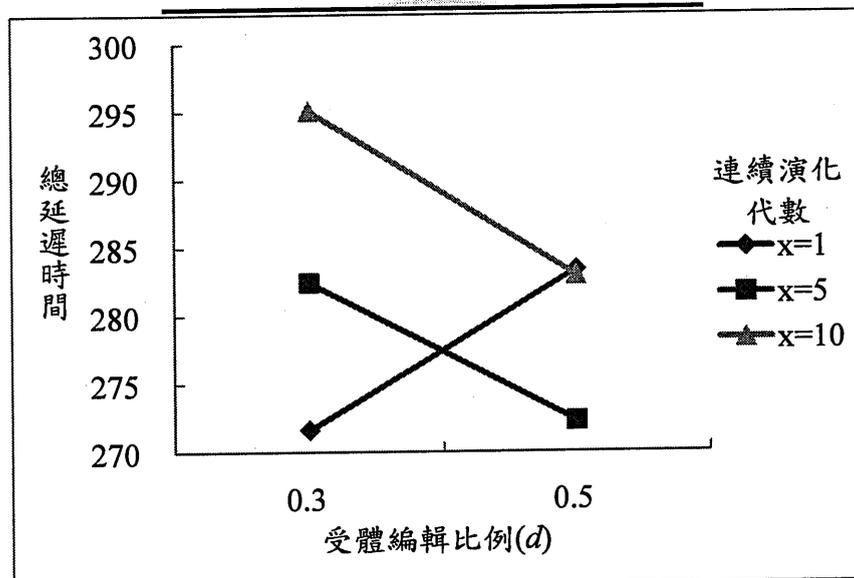


圖 23 連續演化代數與受體編輯比例之交互效應圖

4.4 進階參數設定

本研究將單因子及兩因子之交互作用所選擇出的較佳參數，整理如表 8 所示，由表 8 可知，單因子及兩因子之交互作用所選擇之較佳參數，其中，交配率為 0.9、突變率為 0.3、連續演化代數為 1 與 5、受體編輯比例為 0.3 與 0.5 以及最大演化代數為 1000。本研究將這些選擇出的較佳參數，透過排列組合形成四組較佳之參數組合，如表 9 所示。

表 8 單因子及兩因子之交互作用選擇之較佳參數

因子名稱	較佳參數之處理水準
P_c	0.9
P_m	0.3
x	1 與 5
d	0.5
G_{\max}	1000
$Type * P_c$	0.9
$Type * x$	1 與 5
$Type * G_{\max}$	1000
$P_c * x$	0.9、1
$x * d$	1 與 5、0.3 與 0.5

表 9 四組較佳參數組合

較佳參數組合	P_c	P_m	x	d	G_{\max}
第 1 組	0.9	0.3	1	0.3	1000
第 2 組	0.9	0.3	1	0.5	1000
第 3 組	0.9	0.3	5	0.3	1000
第 4 組	0.9	0.3	5	0.5	1000

接著比較四組較佳參數組合之績效目標，從中選取出本研究所發展之 AIA 的最佳參數組合，表 10 為四組較佳參數組合在各問題類型下的總延遲時間，其中，第 1 與第 2 組較佳參數組合，在四種問題類型中，所求得的總延遲時間，都有得到最好的解，第 3 與第 4 組所求得的總延遲時間很明顯比較差。第 1 組較佳參數組合在問題類型 II 與 III，所求得的總延遲時間最小，分別為 176.63 和 431.87，與

第 2 組的 186.18 和 435.27 比較有明顯勝出；而第 2 組較佳參數組合在問題類型 I 與 IV，所求得的總延遲時間最小，分別為 177.82 和 203.93，但總延遲時間與第 1 組的 178.00 和 204.20 相比差異較小。因此，本研究將表 10，4 種組合的問題類型繪製出圖 24。如圖 24 所示，四組較佳參數組合之中，第 1 組的總延遲時間為 247.67，明顯勝過第 2 組的 250.80、第 3 組的 264.18 與第 4 組的 253.43。故本研究最終決定將第 1 組較佳參數組合，做為 AIA 的最佳參數組合，其各因子最佳參數水準設定為，交配率為 0.9、突變率為 0.3、連續演化代數為 1、受體編輯比例為 0.3 及最大演化代數為 1000。

表 10 較佳參數組合與問題類型之總延遲時間

問題類型	總延遲時間			
	第 1 組	第 2 組	第 3 組	第 4 組
I	178.00	177.82	185.66	179.80
II	176.63	186.18	202.48	186.85
III	431.87	435.27	457.12	442.35
IV	204.20	203.93	211.48	204.75

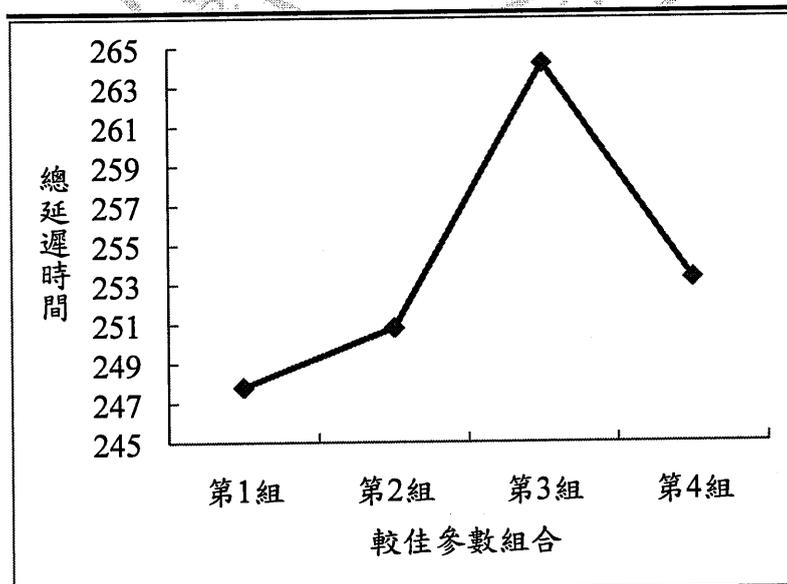


圖 24 四組較佳參數組合之績效

4.5 績效評估

本研究經進階參數設定，以得到 AIA 之最佳參數組合。為了進一步評估演算法之績效，將 AIA、EDD_H 及 Agent_H 三種演算法，分別執行 4 種問題類型且每種問題類型各有 30 個例子(instance)之實驗，實驗結果如附表 1、2、3 及 4 所示。

由附表 1、2、3 及 4 得知，在 120 個例子中，AIA 所求得之解優於 EDD_H 及 Agent_H 的比例是 100%。AIA、EDD_H 及 Agent_H 所進行的 120 個例子之總延遲時間分布，整理如表 11 所示，由表 11 得知，AIA 在 120 個例子當中，有 24 個例子的總延遲時間為 0，即最佳解之排程，總延遲時間小於等於 10 的有 31 個例子，Agent_H 有 2 個例子的總延遲時間為 0，總延遲時間小於等於 10 的有 8 個例子，而 EDD_H 在 120 個例子中，並無求得任何最佳解之排程，總延遲時間小於等於 10 的有 5 個例子。說明了 AIA 的求解品質比 EDD_H 及 Agent_H 更為有效。

表 11 AIA、EDD_H 及 Agent_H 120 個例子之總延遲時間分布數

演算法	例子個數		
	$TT=0$	$0 < TT \leq 10$	$TT > 10$
AIA	24	31	65
EDD_H	0	5	115
Agent_H	2	8	110

由附表 1、2、3 及 4 整理出表 12，如表 12 所示，120 個例子在 4 種問題類型下，實驗結果之總延遲時間，AIA 求得的總延遲時間分別為 21.50、30.27、128.63 及 21.60，不僅均勝過 EDD_H 及 Agent_H，而且問題類型 I、II 和 IV 的總延遲時間都小於 31，表示 AIA 演算結果相當優異。

表 12 AIA、EDD_H 及 Agent_H 實驗結果之總延遲時間

演算法	總延遲時間			
	Type I	Type II	Type III	Type IV
AIA	21.50	30.27	128.63	21.60
EDD_H	72.03	65.98	181.48	76.20
Agent_H	56.45	53.80	166.33	62.97

為了進一步了解 AIA 的求解品質，故分別以改善 EDD_H 解及 Agent_H 解的改善率(percentage of improvement, PI)為衡量指標，如公式(7)所示。

$$PI(\%) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{TT_H - TT_{AIA}}{TT_{AIA}} \right) \times 100 \quad (7)$$

其中， TT_{AIA} 為 AIA 所求得之總延遲時間， TT_H 則為 EDD_H 與 Agent_H 之總延遲時間， n 為 30，即每種問題類型之 30 個例子；若 TT_{AIA} 與 TT_H 同時為 0，表示兩者均為最佳解，故改善率也為 0。

在 AIA 改善 EDD_H 的績效目標部份，由表 13 與 16 得知，在問題類型 I 與 IV，工作等級和機器等級成比例下，AIA 對 EDD_H 的改善程度較高，改善率為 83.05% 與 83.38%，改善幅度均高達 80% 以上，說明了 AIA 在工作數與機器數的等級成比例的情況下，不僅求解品質佳，改善成效也最大。由表 14 得知，問題類型 II 的改善率為 70.27%，其改善幅度也高達 70%。問題類型 III 為高等級工作較多，且高等級機器較少，是 AIA 在四種問題類型中，唯一未求得最佳解之類型，但由表 15 得知，AIA 在問題類型 III 對 EDD_H 的改善率為 35.47%，改善幅度達三分之一以上，再次說明 AIA 的求解品質績效相當好。而整體的平均改善率為 68.04%，表示 AIA 在 120 個例子，對 EDD_H 的整體改善幅度高達 68%。

AIA 改善 Agent_H 的績效目標部份，由表 17 與 20 得知，在問題類型 I，AIA 對 Agent_H 的改善程度較高，改善率為 75.78%，改善幅度達 75% 以上，而在問題類型 IV，AIA 改善 Agent_H 的程度最高，改善率高達 81.11%，改善成效也最大。由表 18 得知，問題類型 II 的改善率為 58.72%，其改善幅度將近 60%。由表 19 得知，AIA 在問題類型 III 對 Agent_H 的改善率為 28.28%，故整體的平均改善率為 60.97%，表示 AIA 在 120 個例子當中，對 Agent_H 的整體改善幅度達 60% 之高。



表 13 AIA 對 EDD_H 之改善率--問題類型 I

實驗例子	TT_{AIA}	TT_H	PI (%)
1	146.0	253.5	42.41
2	147.0	210.0	30.00
3	1.0	72.0	98.61
4	0.0	76.5	100.00
5	0.0	42.5	100.00
6	2.0	42.0	95.24
7	92.5	165.0	43.94
8	7.0	46.5	84.95
9	14.0	96.5	85.49
10	0.0	23.0	100.00
11	22.0	108.5	79.72
12	0.0	3.5	100.00
13	0.0	27.5	100.00
14	1.0	49.0	97.96
15	3.0	45.0	93.33
16	0.5	48.5	98.97
17	23.0	63.0	63.49
18	0.0	43.0	100.00
19	22.0	109.5	79.91
20	0.0	17.0	100.00
21	31.0	72.0	56.94
22	8.0	78.5	89.81
23	1.0	14.5	93.10
24	30.0	146.5	79.52
25	53.5	77.5	30.97
26	0.0	8.0	100.00
27	0.0	15.5	100.00
28	7.0	65.5	89.31
29	33.5	79.5	57.86
30	0.0	61.5	100.00
平均			83.05

表 14 AIA 對 EDD_H 之改善率--問題類型 II

實驗例子	TT_{AIA}	TT_H	PI (%)
1	340.5	417.5	18.44
2	20.0	68.5	70.80
3	36.0	94.5	61.90
4	10.5	20.5	48.78
5	120.0	133.5	10.11
6	7.0	50.5	86.14
7	2.0	57.0	96.49
8	0.0	3.5	100.00
9	58.5	174.5	66.48
10	12.0	53.0	77.36
11	58.5	79.5	26.42
12	0.0	37.5	100.00
13	0.5	5.0	90.00
14	4.0	34.0	88.24
15	0.0	40.0	100.00
16	0.0	2.0	100.00
17	36.0	48.0	25.00
18	30.0	60.5	50.41
19	4.5	16.0	71.88
20	34.5	54.0	36.11
21	12.0	45.0	73.33
22	0.0	19.0	100.00
23	0.0	38.0	100.00
24	3.0	50.5	94.06
25	47.5	84.0	43.45
26	11.0	68.0	83.82
27	11.0	33.5	67.16
28	7.5	57.0	86.84
29	12.0	75.0	84.00
30	29.5	60.0	50.83
平均			70.27

表 15 AIA 對 EDD_H 之改善率--問題類型 III

實驗例子	TT_{AIA}	TT_H	PI (%)
1	301.5	343.5	12.23
2	62.0	97.5	36.41
3	103.0	180.0	42.78
4	2.0	70.5	97.16
5	279.0	286.5	2.62
6	73.5	108.5	32.26
7	79.5	148.5	46.46
8	160.5	194.0	17.27
9	6.5	55.5	88.29
10	67.5	135.0	50.00
11	90.0	118.5	24.05
12	215.0	301.0	28.57
13	221.0	271.5	18.60
14	145.0	172.0	15.70
15	328.0	412.5	20.48
16	369.5	377.5	2.12
17	117.0	139.0	15.83
18	93.5	178.5	47.62
19	163.0	257.0	36.58
20	28.0	59.0	52.54
21	65.0	105.5	38.39
22	186.5	286.0	34.79
23	108.0	185.0	41.62
24	113.0	146.5	22.87
25	100.0	137.0	27.01
26	70.0	149.5	53.18
27	88.5	122.5	27.76
28	35.5	123.0	71.14
29	98.5	179.0	44.97
30	89.0	104.5	14.83
平均			35.47

表 16 AIA 對 EDD_H 之改善率--問題類型 IV

實驗例子	TT_{AIA}	TT_H	PI (%)
1	236.0	274.5	14.03
2	0.0	84.0	100.00
3	0.0	12.0	100.00
4	10.0	77.5	87.10
5	40.0	88.5	54.80
6	44.0	99.5	55.78
7	9.0	70.5	87.23
8	0.0	46.0	100.00
9	4.0	63.0	93.65
10	1.0	38.5	97.40
11	0.0	20.0	100.00
12	4.0	53.5	92.52
13	4.0	31.0	87.10
14	0.0	21.5	100.00
15	35.5	63.5	44.09
16	1.0	61.5	98.37
17	18.0	120.0	85.00
18	19.0	87.0	78.16
19	2.0	57.5	96.52
20	0.5	84.0	99.40
21	2.0	17.5	88.57
22	23.0	121.5	81.07
23	4.0	104.0	96.15
24	0.0	57.0	100.00
25	125.0	170.0	26.47
26	0.0	33.0	100.00
27	0.0	75.5	100.00
28	7.0	62.5	88.80
29	6.0	64.0	90.63
30	53.0	127.5	58.43
平均			83.38

表 17 AIA 對 Agent_H 之改善率--問題類型 I

實驗例子	TT_{AIA}	TT_H	$PI(\%)$
1	146.0	183.0	20.22
2	147.0	174.0	15.52
3	1.0	70.0	98.57
4	0.0	30.0	100.00
5	0.0	7.0	100.00
6	2.0	27.0	92.59
7	92.5	130.0	28.85
8	7.0	30.0	76.67
9	14.0	93.0	84.95
10	0.0	16.0	100.00
11	22.0	100.0	78.00
12	0.0	0.0	0.00
13	0.0	13.5	100.00
14	1.0	29.0	96.55
15	3.0	42.0	92.86
16	0.5	25.0	98.00
17	23.0	76.0	69.74
18	0.0	20.0	100.00
19	22.0	101.5	78.33
20	0.0	16.5	100.00
21	31.0	61.5	49.59
22	8.0	41.0	80.49
23	1.0	39.0	97.44
24	30.0	138.0	78.26
25	53.5	54.0	0.93
26	0.0	6.5	100.00
27	0.0	6.0	100.00
28	7.0	43.0	83.72
29	33.5	70.0	52.14
30	0.0	51.0	100.00
平均			75.78

表 18 AIA 對 Agent_H 之改善率--問題類型 II

實驗例子	TT_{AIA}	TT_H	PI (%)
1	340.5	380.5	10.51
2	20.0	37.0	45.95
3	36.0	78.0	53.85
4	10.5	19.0	44.74
5	120.0	140.0	14.29
6	7.0	37.5	81.33
7	2.0	12.0	83.33
8	0.0	0.0	0.00
9	58.5	146.0	59.93
10	12.0	33.0	63.64
11	58.5	87.0	32.76
12	0.0	26.0	100.00
13	0.5	3.0	83.33
14	4.0	24.0	83.33
15	0.0	22.0	100.00
16	0.0	1.0	100.00
17	36.0	40.0	10.00
18	30.0	30.0	0.00
19	4.5	17.0	73.53
20	34.5	48.0	28.13
21	12.0	32.0	62.50
22	0.0	25.0	100.00
23	0.0	27.0	100.00
24	3.0	39.0	92.31
25	47.5	83.0	42.77
26	11.0	29.0	62.07
27	11.0	13.0	15.38
28	7.5	45.0	83.33
29	12.0	82.0	85.37
30	29.5	58.0	49.14
平均			58.72

表 19 AIA 對 Agent_H 之改善率--問題類型 III

實驗例子	TT_{AIA}	TT_H	$PI(\%)$
1	301.5	360.0	16.25
2	62.0	77.0	19.48
3	103.0	124.0	16.94
4	2.0	70.0	97.14
5	279.0	303.0	7.92
6	73.5	106.5	30.99
7	79.5	131.5	39.54
8	160.5	164.0	2.13
9	6.5	21.0	69.05
10	67.5	130.0	48.08
11	90.0	140.0	35.71
12	215.0	294.5	26.99
13	221.0	271.5	18.60
14	145.0	179.5	19.22
15	328.0	332.0	1.20
16	369.5	390.0	5.26
17	117.0	138.5	15.52
18	93.5	95.0	1.58
19	163.0	252.0	35.32
20	28.0	51.0	45.10
21	65.0	96.5	32.64
22	186.5	273.0	31.68
23	108.0	124.0	12.90
24	113.0	120.0	5.83
25	100.0	116.0	13.79
26	70.0	138.5	49.46
27	88.5	120.0	26.25
28	35.5	88.0	59.66
29	98.5	167.0	41.02
30	89.0	116.0	23.28
平均			28.28

表 20 AIA 對 Agent_H 之改善率--問題類型 IV

實驗例子	TT_{AIA}	TT_H	PI (%)
1	236.0	313.0	24.60
2	0.0	62.0	100.00
3	0.0	15.0	100.00
4	10.0	49.0	79.59
5	40.0	96.0	58.33
6	44.0	81.0	45.68
7	9.0	55.0	83.64
8	0.0	34.0	100.00
9	4.0	55.0	92.73
10	1.0	26.0	96.15
11	0.0	8.5	100.00
12	4.0	35.5	88.73
13	4.0	38.0	89.47
14	0.0	3.0	100.00
15	35.5	53.0	33.02
16	1.0	60.0	98.33
17	18.0	79.0	77.22
18	19.0	98.0	80.61
19	2.0	10.0	80.00
20	0.5	76.0	99.34
21	2.0	21.0	90.48
22	23.0	95.0	75.79
23	4.0	67.5	94.07
24	0.0	32.0	100.00
25	125.0	158.5	21.14
26	0.0	25.0	100.00
27	0.0	31.0	100.00
28	7.0	39.0	82.05
29	6.0	63.0	90.48
30	53.0	110.0	51.82
平均			81.11

第五章 結論與未來研究方向

5.1 結論

本研究提出 AIA，求解電蝕鋁箔製造之平行機排程，績效目標為總延遲時間 (TT) 最小化，此環境考量的工作與機器各有高、中兩種等級，且工作的整備時間具有批次相依性，若指派不佳容易導致整備時間變長；高等級工作被指派給中等級機器加工處理，處理時間也會變長。

AIA 在編碼上，採用以機器編碼的方式，並結合 EDD 法則的特殊編碼法，使每一個抗體的解維持在較佳的品質。運用免疫系統各項機制，使 AIA 系統化，並且在連續演化且無更好抗體出現時，利用受體編輯機制，有效地跳脫局部最佳解，開發未搜尋的解空間，使 AIA 搜尋過程更佳有效。

AIA 的參數設定，是以實驗設計的方法得到各因子之較佳參數，及兩因子交互作用的較佳參數，透過各種組合得到四組較佳參數組合，比較其績效指標，從中選擇最優異的較佳參數組合，做為 AIA 之最佳參數組合，在研究方法上是嚴謹審慎的，故 AIA 的演算效率與結果，皆有優異的表現。

另外，從本演算法對 EDD_H 和 Agent_H 的改善程度來看，平均改善率達 68% 和 60% 以上，在 AIA 對 EDD_H 且問題類型為 I 與 IV 時，改善率更高達 83%，而在 AIA 對 Agent_H，問題類型為 I 與 IV 時，改善率分別為 75.78% 與 81.11%，表示本演算法所設計的 AIA 演算程序的效果是顯著有效，不論何種問題型態，都有良好的改善程度。

在評估 AIA 績效的 120 次實驗中，AIA 求得總延遲時間等於 0 的例子有 24 個、小於等於 10 的例子有 31 個，表示 AIA 所求出的解品質相當優異，為最佳解或近似最佳解的排程。

5.2 未來研究方向

由於電蝕鋁箔的生產環境中，工作的整備時間具有批次相依性，處理時間具有合適性，使此生產環境複雜度提高，因此要找出一種皆可適用的演算法實屬不易，故如何更有效的運用演算法來求解問題顯得特別重要，本研究針對此平行機問題做探討，對於未來研究的發展提出建議如下：

1. 經 ANOVA 分析後，發現突變率無顯著差異結果，表示突變機制對 AIA 並無提升解品質方面的幫助，故本研究認為未來在突變機制的選擇上，可以採用多一些突變運算元，進行進一步的分析與測試。
2. 績效目標方面，可考慮朝雙目標或多目標發展，藉以提供更多相關產業的管理決策者，訂定生產計劃時，能有更多元的參考，及選擇適用的生產排程計畫。



參考文獻

1. 馬誠韋，解答多目標規劃的新方法-免疫系統法，元智大學，碩士論文，2002。
2. 張鴻志，整合人工免疫系統與類神經網路於製程參數最佳化之研究-以 IC 半導體封裝之鐸線製程為例，國立雲林科技大學，碩士論文，2005。
3. Azizoglu, M. and Kirca, O., "Tardiness minimization on parallel machines", *International Journal of Production Economics*, Vol. 55, No. 2, pp. 163-168, 1998.
4. Azizoglu, M. and Webster, S., "Scheduling parallel machines to minimize weighted flowtime with family set-up times", *International Journal of Production Research*, Vol. 41, No. 6, pp. 1199-1215, 2003.
5. Chuang, M. C., Liao, C. J. and Chao, C. W., "Parallel machine scheduling with preference of machines", *International Journal of Production Research*, Vol. 48, No. 14, pp. 4139-4152, 2010.
6. Dunstall, S. and Wirth, A., "A comparison of branch-and-bound algorithms for a family scheduling problem with identical parallel machines", *European Journal of Operational Research*, Vol. 167, pp. 283-296, 2005.
7. Engin, O. and Döyen, A., "A new approach to solve hybrid flow shop scheduling problems by artificial immune system", *Future Generation Computer Systems*, Vol. 20, pp. 1083-1095, 2004.
8. Graham, R. L., Lawer, E. L., Lenstra, J. K. and Rinnooy Kan, A. H. G., "Optimization and approximation in deterministic sequencing and scheduling : A survey", *Annals of Discrete Mathematics*, Vol. 5, pp. 287-326, 1979.

9. Gupta, J. N. D. and Ho, J. C., "A new heuristic algorithm for the one-dimensional bin-packing problem", *Production Planning and Control*, Vol. 10, No. 6, pp. 598-603, 1999.
10. Huang, C. J., Liao, L. M. and Lin, P. A., "Multi-agent-based negotiation approach for scheduling jobs on parallel machines with ready times and machine preference", *Proceedings of the 2010 International Conference on Manufacturing Automation*, 2010.
11. Kim, D. W., Kim, K. H., Jang, W. and Chen, F. F., "Unrelated parallel machine scheduling with setup times using simulated annealing", *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 18, pp. 223-231, 2002.
12. Lee, Y. H. and Pinedo, M., "Scheduling jobs on parallel machines with sequence-dependent setup times", *European Journal of Operational Research*, Vol. 100, pp. 464-474, 1997.
13. Mihaila, C. and Mihaila, A., "An evolutionary algorithm for uniform parallel machines scheduling", *Second UKSIM European Symposium on Computer Modeling and Simulation*, pp. 76-80, 2008.
14. Zandieh, M., Fatemi Ghomi, S. M. T. and Moattar Hudeini, S. M., "An immune algorithm approach to hybrid flow shops scheduling with sequence-dependent setup times", *Applied Mathematics and Computation*, Vol. 180, pp. 111-127, 2006.
15. Zhang, R. and Wu, C., "A hybrid immune simulated annealing algorithm for the job shop scheduling problem", *Applied Soft Computing*, Vol. 10, No. 1, pp. 79-89, 2010.

16. Zuo, X. Q. and Fan, Y. S., "Solving the job shop scheduling problem by an immune algorithm", Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Vol. 6, pp. 3282-3287, 2005.



附錄

附表 1 AIA、EDD_H 及 Agent_H 之實驗結果--問題類型 I

實驗例子	AIA	EDD_H	Agent_H
1	146.0	253.5	183.0
2	147.0	210.0	174.0
3	1.0	72.0	70.0
4	0.0	76.5	30.0
5	0.0	42.5	7.0
6	2.0	42.0	27.0
7	92.5	165.0	130.0
8	7.0	46.5	30.0
9	14.0	96.5	93.0
10	0.0	23.0	16.0
11	22.0	108.5	100.0
12	0.0	3.5	0.0
13	0.0	27.5	13.5
14	1.0	49.0	29.0
15	3.0	45.0	42.0
16	0.5	48.5	25.0
17	23.0	63.0	76.0
18	0.0	43.0	20.0
19	22.0	109.5	101.5
20	0.0	17.0	16.5
21	31.0	72.0	61.5
22	8.0	78.5	41.0
23	1.0	14.5	39.0
24	30.0	146.5	138.0
25	53.5	77.5	54.0
26	0.0	8.0	6.5
27	0.0	15.5	6.0
28	7.0	65.5	43.0
29	33.5	79.5	70.0
30	0.0	61.5	51.0

附表 2 AIA、EDD_H 及 Agent_H 之實驗結果--問題類型 II

實驗例子	AIA	EDD_H	Agent_H
1	340.5	417.5	380.5
2	20.0	68.5	37.0
3	36.0	94.5	78.0
4	10.5	20.5	19.0
5	120.0	133.5	140.0
6	7.0	50.5	37.5
7	2.0	57.0	12.0
8	0.0	3.5	0.0
9	58.5	174.5	146.0
10	12.0	53.0	33.0
11	58.5	79.5	87.0
12	0.0	37.5	26.0
13	0.5	5.0	3.0
14	4.0	34.0	24.0
15	0.0	40.0	22.0
16	0.0	2.0	1.0
17	36.0	48.0	40.0
18	30.0	60.5	30.0
19	4.5	16.0	17.0
20	34.5	54.0	48.0
21	12.0	45.0	32.0
22	0.0	19.0	25.0
23	0.0	38.0	27.0
24	3.0	50.5	39.0
25	47.5	84.0	83.0
26	11.0	68.0	29.0
27	11.0	33.5	13.0
28	7.5	57.0	45.0
29	12.0	75.0	82.0
30	29.5	60.0	58.0

附表 3 AIA、EDD_H 及 Agent_H 之實驗結果--問題類型 III

實驗例子	AIA	EDD_H	Agent_H
1	301.5	343.5	360.0
2	62.0	97.5	77.0
3	103.0	180.0	124.0
4	2.0	70.5	70.0
5	279.0	286.5	303.0
6	73.5	108.5	106.5
7	79.5	148.5	131.5
8	160.5	194.0	164.0
9	6.5	55.5	21.0
10	67.5	135.0	130.0
11	90.0	118.5	140.0
12	215.0	301.0	294.5
13	221.0	271.5	271.5
14	145.0	172.0	179.5
15	328.0	412.5	332.0
16	369.5	377.5	390.0
17	117.0	139.0	138.5
18	93.5	178.5	95.0
19	163.0	257.0	252.0
20	28.0	59.0	51.0
21	65.0	105.5	96.5
22	186.5	286.0	273.0
23	108.0	185.0	124.0
24	113.0	146.5	120.0
25	100.0	137.0	116.0
26	70.0	149.5	138.5
27	88.5	122.5	120.0
28	35.5	123.0	88.0
29	98.5	179.0	167.0
30	89.0	104.5	116.0

附表 4 AIA、EDD_H 及 Agent_H 之實驗結果--問題類型 IV

實驗例子	AIA	EDD_H	Agent_H
1	236.0	274.5	313.0
2	0.0	84.0	62.0
3	0.0	12.0	15.0
4	10.0	77.5	49.0
5	40.0	88.5	96.0
6	44.0	99.5	81.0
7	9.0	70.5	55.0
8	0.0	46.0	34.0
9	4.0	63.0	55.0
10	1.0	38.5	26.0
11	0.0	20.0	8.5
12	4.0	53.5	35.5
13	4.0	31.0	38.0
14	0.0	21.5	3.0
15	35.5	63.5	53.0
16	1.0	61.5	60.0
17	18.0	120.0	79.0
18	19.0	87.0	98.0
19	2.0	57.5	10.0
20	0.5	84.0	76.0
21	2.0	17.5	21.0
22	23.0	121.5	95.0
23	4.0	104.0	67.5
24	0.0	57.0	32.0
25	125.0	170.0	158.5
26	0.0	33.0	25.0
27	0.0	75.5	31.0
28	7.0	62.5	39.0
29	6.0	64.0	63.0
30	53.0	127.5	110.0