

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

應用粒子群最佳化演算法於發電機組維修排程之研究

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC92-2213-E-032-029-

執行期間：92年08月01日至93年07月31日

執行單位：淡江大學電機工程學系(所)

計畫主持人：黃聰亮

計畫參與人員：李金譚 趙維義 許臣君

報告類型：精簡報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 93 年 11 月 2 日

應用粒子群最佳化演算法於發電機組維修排程之研究

Hydro-Thermal Generator Maintenance Scheduling Via Particle Swarm
Optimization Method

計畫類別： 個別型計畫 整合型計畫

計畫編號：NSC 92 - 2213 - E - 032 - 029 -

執行期間： 92 年 08 月 01 日至 93 年 07 月 31 日

計畫主持人：黃聰亮

共同主持人：

計畫參與人員：李金譚 趙維義 許臣君

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告 完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：

赴國外出差或研習心得報告一份

赴大陸地區出差或研習心得報告一份

出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份

國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位： 私立淡江大學電機系

中 華 民 國 九 十 三 年 十 月 二 十 五 日

應用粒子群最佳化演算法於發電機組維修排程之研究

Hydro-Thermal Generator Maintenance Scheduling Via Particle Swarm Optimization Method

計劃編號：NSC 92-2213-E-032-029

執行期限：92年8月1日至93年7月31日

計劃主持人：黃聰亮 私立淡江大學電機系 副教授

一、中文摘要

發電機組的維修排程計畫，將隨著電業之自由化，愈趨複雜且重要。同時，這幾年來台灣地區經濟快速成長，使得用電量急遽增加，加上能源短缺及環保意識抬頭，使得電廠的興建受到阻力，致使備轉容量明顯低於20%。有鑑於此，如何能以現有的發電機組供給用戶可靠的電力，實屬重要。因此，有必要研擬一套可行之維修排程規劃方式，以利運用。在本計劃中，我們提出粒子群最佳化模型，來求解機組的維修排程問題。粒子群最佳化演算法是一種針對不同能量評估函數而能求得能量最小之最佳參數組的參數最佳化演算法。目前粒子群最佳化演算法已經成功的被應用在許多與排程及最佳化有關的工程實例上，與傳統的方法比較，粒子群最佳化演算法不僅可以減少處理時間，更能增加求解的精確性及可靠性。由測試系統結果顯示，粒子群最佳化演算法對於機組的維修排程問題而言，應不失為一個很好的求解工具。

關鍵詞：維修排程、粒子群最佳化、均化備轉率

Abstract:

After electric utilities deregulation, maintenance scheduling is likely becoming more complicated and important. Recently, due to the rapid growth of load demand, and the difficulties of generating system expansion, spinning reserve of Taiwan power system now is obviously far below the acceptable level of 20%. How to provide a reliable electric power to the customers has become a more important issue. Therefore, it definitely needs a feasible planning method for maintenance scheduling. This project aims to investigate the capability of the Particle Swarm Optimization (PSO) in solving the maintenance scheduling problem. PSO are general optimal algorithm and have been successfully applied to many applications. Compared with other method, the PSO can not only reduce the processing time but also increase the accuracy and reliability during the solution process. Results obtained from a sample system show that the proposed PSO method might be a good solution method.

Keyword: Maintenance scheduling, Particle Swarm Optimization, levelize spinning reserve.

二、計劃緣由與目的

電力公司開發的各類型發電機組及附屬設備，經年累月在高溫、高壓、高速及腐蝕之環境下運轉，易使材質劣化，增加故障機率，於運轉一段時間後，必須停機維修，惟此機組維修勢將使得原已不充裕的供電情況更加吃緊。因此如何在兼顧系統供電需求，並能妥適安排發電機組維修計畫，以提高發電機組的可用率，及確保電力系統的可靠度，實為重要的課題。

近幾年來，有一種以模擬鳥群覓食的過程之演算法，“粒子最佳演算法(Particle Swarm Optimization, PSO)” [1][2]，它首先由 Eberhart 和 Kennedy 等學者提出，也是一種很好的最佳化工具，廣受學術界及行銷界高度重視。

粒子最佳演算法(PSO)是一種針對不同能量評估函數，而能求得能量最小之最佳參數組的參數最佳化演算法。它有以下二個特點：

1. 粒子最佳演算法(PSO)為多代理人(Multi Agents)演算法，在其每一次最佳化的運算中，每一個粒子都各自負責一部分的區域最佳化的參數搜尋，因此總搜尋運算量將可平均分配至粒子群中的每個粒子。
2. 粒子最佳演算法中的粒子群具有社會性，粒子群中的每個粒子並非完全獨立的自我運行，而是或多或少的受到群體約束，此為達到全域最佳化的關鍵。

上述說明的兩個不同處，使得粒子最佳演算法(Particle Swarm Optimization, PSO)有著現實生活中生物群體依賴的相似特色，生物個體有著自我的最佳經驗，相對於 PSO 中每個粒子會記憶個體最佳參數解；生物群體的社會性，使得生物個體間的經驗能彼此互相交換並傳承下去，便相對於 PSO 中的粒子群全域最佳參數解的記憶，因此 PSO 的演算行為具有類似生物群體中的社會約束及自我認知，且數學模式簡單、軟體模擬容易實現、減少處理時間等優點。

基於上述理由，本文提出以粒子群最佳化演算法，並配合其它方法來比較求解，以期能提高求解效率及正確性。

三、研究方法與成果

3.1 問題描述

發電機維修排程主要目的乃在於能獲得最大備轉容量與最低發電成本情況下，同時並滿足系統的限制條件，求得各發電機組之維修順序與時間。

3.1.1 目標函數

本文以下述均化各時段備轉容量率為目標函數，採用均化備轉率為目標函數主要原因是其計算簡單，且若各時段備轉率均化後，自然可使得成本降低[6]。均化備轉容量率是計算各時段備轉率與平均備轉率間最小目標函數，其定義如下：

$$\min f_r = \sum_{t=1}^T (R(t) - R_{ave})^2 \quad (1)$$

$$C_t = \sum_{n=1}^{N_t} (P_n(t) \cdot u_n(t)) \quad (2)$$

$$R(t) = \frac{C_t - L_t}{L_t} \quad (3)$$

$$R_{ave} = \frac{\sum_{t=1}^T R(t)}{T} \quad (4)$$

其中

- C_t : 第 t 時段之總發電量
- $R(t)$: 第 t 時段之備轉率
- R_{ave} : 所有備轉率的平均值
- $P_n(t)$: 第 n 部機組在 t 時段之淨尖峰出力
- $u_n(t)$: 第 n 部機組於時段 t 之狀態；
0 : 檢修、1 : 運轉
- N_t : 第 t 時段機組總數
- T : 總時段數
- L_t : 各時段之負載

3.1.2 限制條件

在維修排程時，除了以足夠的發電量滿足負載需求外，必須考慮有些因機組本身的結構及基於機組必須定期維修以保護機組運轉壽命和電力系統上的限制，以便獲得更符合實際狀況的調度。而本論文所考慮的限制條件有：

1. 負載供需平衡 (load balance) 限制：

$$\sum_{t=1}^T u_n(t) \cdot P_n(t) = L_t \quad (5)$$

2. 備轉容量 (spinning reserve) 限制：

$$SR(t) \geq r_t \cdot L_t$$

$SR(t)$: 第 t 時段之備轉容量

r_t : 第 t 時段之固定備轉容量百分比值

3. 開始維修及維修窗期 (maintenance window) 限制：

$$u_n(t) = \begin{cases} 1 & t < e_n \text{ or } t > l_n + d_n \\ 0 & s_n < t < s_n + d_n \\ 0 \text{ or } 1 & e_n \leq t \leq l_n \end{cases} \quad (6)$$

其中 $n = 1, 2, 3, \dots, N_t, t = 1, 2, 3, \dots, T$

t : 維修規劃期

e_n : 第 n 部機組最早可維修期

l_n : 第 n 部機組最晚可維修期

d_n : 第 n 部機組的需維修週期

s_n : 第 n 部機組的開始維修期

4. 維修人力限制：

$$\sum_{n=1}^{N_t} S_n \cdot [1 - u_n(t)] \leq \overline{MP} \quad (7)$$

S_n : 第 n 部機組檢修時所需工作人數

\overline{MP} : 檢修工作人員總數

5. 同電廠機組維修數量之限制：

$$\sum_{s=1}^{N_s} (1 - u_s(t)) \leq \delta \quad (8)$$

$u_s(t)$: 同一供電區域發電機組維修狀態

δ : 同一供電區域最多可同時維修機組的個數

S : 同一供電區域的發電機組

N_s : 同一供電區域的發電機組總數

3.2 粒子群最佳化演算法

生物社會學家對鳥群捕食的行為研究。我們可以設想這樣的一個場景，一群鳥在隨機搜尋食物。在這個區域裡只有一塊食物。所有的鳥都不知道食物在哪裡，但他們知道目前距離食物還有多遠，那麼找到食物的最佳策略是什麼？最簡單有效的方法就是找尋距離食物最近的鳥之周圍區域及根據自己本身飛行的經驗判斷食物的所在。

在求解空間中的每一隻鳥皆稱為粒子，所有的粒子都有一個被最佳化的函數所決定之適應值 (fitness value)，每個粒子則都有一個速度值 (V) 來決定他們飛翔的方向及距離，在求解的空間中的每一個粒子就在追隨目前最佳的粒子中進行搜尋。

3.2.1 粒子群最佳化演算法的特性

在粒子最佳演算法 (PSO) 中的每一個粒子速度的修正，除了依憑自我記憶 (前一次的位置及速度) 外，也會將速度讓群體記憶作部分程度的修正，初期粒子會平均的分佈在求解空間中，根據它的記憶找尋自我參數的最佳解，但在經過一段時間後，大部分的粒子就會慢慢地將自己位置移到全域最佳解 (Global Optimal) 的附近，同時也會形成一個粒子群體，並且一步步的逼近全域最佳解，但這些粒子群體所找到的解區域可能為區域最佳解 (Local Optimal)，此時在這個粒子群體外的某一個粒子若能找到更佳的全域解時，粒子群體的社會行為 (Social

Behavior)就會造成粒子行為的修正，經過一段時間後，粒子群體將會再度集中在新的全域最佳解附近，最後粒子最佳演算法(PSO)可根據最佳的適應值來計算出最佳解。

粒子最佳演算法之特性如下：

1. 仿生物群體之特性
2. 多代理人(Agents)演算模式
3. 粒子具有記憶特性，可經驗傳承
4. 可分多平台搜尋，縮短搜尋時間

3.2.2 粒子最佳化模型

定義粒子最佳化模型

1. 每個進化問題的解都是搜尋空間中的每一隻鳥，我們也稱為“粒子”(“Particle”)。
2. 所有的粒子(Particle)都有一個適應函數(fitness function)所決定之適應值(fitness value)，以判斷目前的位置之好壞。
3. 每一個粒子(Particle)必須賦予記憶性，才能記得所搜尋到最佳位置。
4. 每一個粒子(Particle)同時具有一個速度來決定他們飛翔的方向及距離。
5. 在求解的空間中的每一個粒子就在追隨目前最佳的粒子中進行搜尋。

3.2.3 粒子最佳演算法(PSO)執行法則

粒子最佳演算法(PSO)中最主要的二個部分就是每個粒子的速度，及粒子目前的位置，在整個演算法的流程中，粒子會不斷地透過二個極值來更新自己目前的位置，而這二極值分別為在這個世代過程中的個別極值(pBest)以及整個群體到目前為止所找到的最佳值(gBest)。而粒子如何尋找到這二個極值呢？適應函數(fitness function)所決定之適應值(fitness value)就是主要的考量點，透過與適應值的比較，同時紀錄每個適應值的位置，每個粒子在尋找到個別極值之後就會調整自己的速度及目前位置，藉以尋找到下個階段的最佳值，粒子則根據以下的公式來更新其速度及位置：

$$V_{id} = w \times V_{id} + c_1 \times \text{Rand}() \times (p_{id} - x_{id}) + c_2 \times \text{Rand}() \times (p_{gd} - x_{id}) \quad (9)$$

$$x_{id} = x_{id} + V_{id} \quad (10)$$

其中

V_{id} ：每一粒子在第d維之速度

w ：慣性權重(Inertia Weight)

c_1, c_2 ：學習因子

$\text{Rand}()$ ：介於0至1的隨機亂數

p_{id} ：每一粒子到目前為止，所出現的最佳位置，即為pBest值

p_{gd} ：所有粒子到目前為止，所出現的最佳位置，即為gBest值

x_{id} ：每一粒子目前之所在位置

3.2.4 粒子最佳演算法(PSO)之流程

1. **Initial**：將群體作初始化，以隨機的方式求出每一粒子之初始的位置與速度。
2. **Evaluation**：依據適應函數(fitness function)計算出其適應值(fitness value)以作為判斷每一粒子之好壞。
3. **Fine the pBest**：找出每一粒子到目前為止的搜尋過程中最佳解，這個最佳解我們將之稱為個別極值(pBest)。
4. **Fine the gBest**：找出所有粒子到目前為止所搜尋到的整體最佳解，此最佳解我們稱之為最佳值(gBest)。
5. **Update the Velocity and Position**：依據式(9)與式(10)更新每一粒子之速度與位置。
回到步驟 2. 繼續執行，直到獲得一個令人滿意的結果或符合終止之限制條件為止。

3.2.5 粒子最佳演算法(PSO)之參數設定說明[3][4]

1. 粒子數

一般取在 20 至 40 間，對於大問題時 10 個粒子已能夠取得較好的結果，但若是在面對較大問題或是特別問題時，則可以選用 100 或 200。

2. 最大速度設定

最大速度決定了粒子在這個循環中最大的移動距離，若速度 V_{id} 介於 (-10,10)之間，則最大速度值為 20。

3. 學習因子

設定學習因子 c_1, c_2 通常會令 $c_1 = c_2 = 2$ ，但面對不同的問題也會有不同的取法，但一般來說都是採用 $c_1 = c_2 = 2$ ，且範圍在 0 到 4 之間。

4. 終止條件

解問題的長度，就像是 GA 中的世代數，也就是終止條件。

5. 慣性權重

慣性權重(w)在 Eberhart 和 Kennedy(1995)提出 PSO 時並未取用，而是 Shi 和 Eberhart 於 1998 所提出[5]。Shi 和 Eberhart 說明慣性權重的取用可以使得求解的過程中更快的找到全域的最佳解，而慣性權重的特性就像模擬退火法(Simulated Annealing, SA)中的溫度值類似，Shi 和 Eberhart 更說明了 w 介於 0.8 到 1.2 時，有較高的機會可以找到全域最佳解。

3.3 粒子最佳演算法(PSO)之流程

本文擬提出粒子最佳演算法應用於整個發電機組維修系統，並以傳統的啟發法求得可行解為粒子最佳演算法的初始解，經由粒子演算法的模式與運算規則，在最短的時間內求得全域的最佳解，整個程式架構如

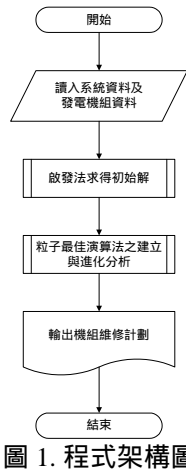


圖 1. 程式架構圖

3.4 實例分析與模擬結果

A. 四部機組之測試範例

假設有一四部機組的電力系統，需在十二週期內完成機組維修工作，系統總裝置容量共 610MW。附錄之表 4 為需進行維修排程的機組特性資料，表 5 為十二期的負載資料，試利用粒子最佳演算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 來進行維修排程計劃。

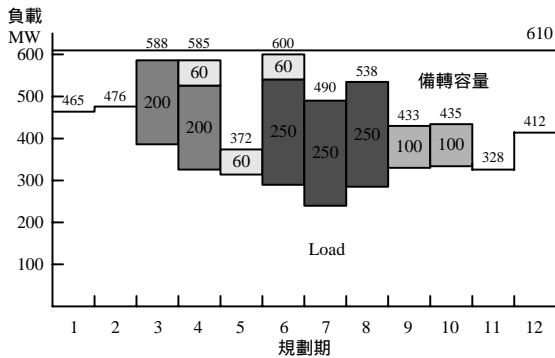


圖 2 應用啟發法求解之維修排程圖

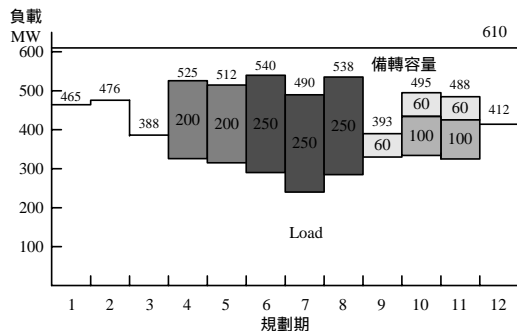


圖 3 應用粒子最佳演算法求解之維修排程圖

由圖 2 及圖 3 的維修排程圖及其備轉容量變化的比較圖可以明顯看出，應用粒子最佳演算法所求得維修排程結果，其備轉容量的平均化確實比啟發法所求得維修排

程較好。應用粒子最佳演算法之備轉率變動比啟發法較小，有助於提供電力系統發電機組運轉的可靠度，且降低運轉成本。

表 1 二種方法均化備轉率指標及運轉成本比較表

目標函數	啟發法	粒子最佳演算法
指標 f_r	0.790496	0.20044
運轉成本\$	46893.8	46582.2

由表 1 二種方法均化備轉率指標 f_r 及運轉成本之比較可以看出，應用啟發法的經驗法則，其維修排程結果的均化備轉率指標 f_r 為最大，運轉成本也最高，然而應用粒子最佳演算法求解維修排程的均化備轉率指標 f_r 則較低，相對其解較佳。

B. 台電三十三部機組之測試範例

將本文所提的方法實際測試於台電的 33 部機組系統，維修期間係將每個月分為六個時段，各時段以五天或六天為單位，即一年分為 72 個時段，並與傳統的動態規劃逐次逼近法 (Successive Approximation Dynamic Programming) [7] 做比較。

測試各項限制條件設定如下：

1. 負載的供需平衡。
2. 備轉容量：設定為負載需求的 4.5%。
3. 維修窗期：即可維修時期與需維修週期。
4. 維修資源：本系統的維修資源以維修人力為代表，且限制維修人力每期不超過 600 人[8]。
5. 同一電廠的機組亦不可同時維修。

首先以啟發法依不同的機組維修順序安排維修計劃，產生數個相異的初解：

初解一：大原則是影響系統備轉率甚大的優先安排，如核能機組，中間穿插幾部裝置容量較小且維修工期較短之機組，最後，再依據裝置容量的大小由大至小排序。

初解二：依發電成本之高低，由低至高的順序排序。

初解三：依照裝置容量由大至小的順序排序。

表 2 為三種不同的初解，經由動態規劃逐次逼近法最佳化後的結果。表 3 為三種不同的初解，經由粒子最佳演算法做最佳化後的結果。由表 2 及表 3 兩種方法比較發現，最佳化後的均化備轉率指標 f_r 以粒子最佳化演算法較小。圖 4 為動態規劃逐次逼近法與派翠網路法維修排程結果比較，可以看出，兩者變化極為接近，上述的結果顯示派翠網路法確實是一個可行的求解方法。

本文測試過多種啟發法產生之初值，發現機組經由初解一之維修順序，其最後結果較佳。

表 2 動態規劃逐次逼近法對不同初解最佳化結果比較

目標函數	初解	初解一	初解二	初解三	平均
f_r	疊代前	1.114	0.883	1.757	1.251
	疊代後	0.451	0.473	0.451	0.458
	絕對差	0.663	0.410	1.306	0.793
	百分差	147%	86.6%	289.5%	174.36%

表 3 粒子最佳演算法對不同初解最佳化結果比較

目標函數	初解	初解一	初解二	初解三	平均
均化備轉率指標	疊代前	1.114	0.883	1.757	1.251
	疊代後	0.352	0.391	0.358	0.367
	絕對差	0.762	0.492	1.399	0.884
	百分差	216.5%	125.8%	390.8%	240.9%

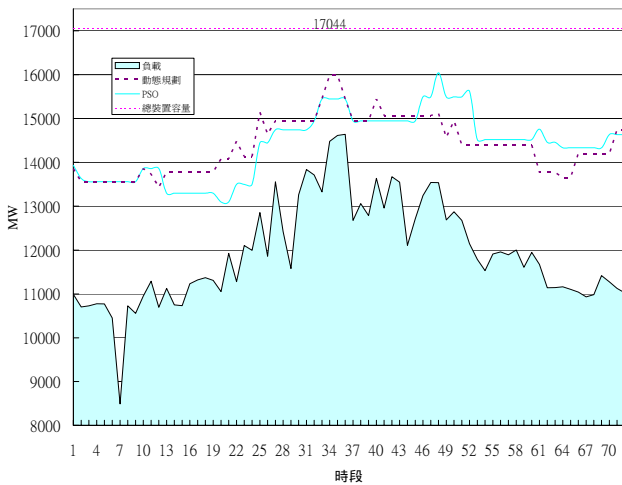


圖 4 動態規劃逐次逼近與粒子最佳演算法維修排程結果之比較 (初解一)

四、結論

本文提出結合啟發法及粒子最佳演算法求解法，探討發電機組最佳維修排程問題，經由測試實際系統結果顯示，可獲致如下之結論：

1. 傳統的啟發法於發電機組維修排程問題上，因其大部分採用運轉與調度人員的經驗法則，且非常容易設計出機組維修規劃程式，故被廣泛地應用。而粒子最佳演算法(PSO)是一種針對不同能量評估函數，而能求得能量最小之最佳參數組的參數最佳化演算法，不僅易於瞭解，且易於程式化求解全域最佳解。
2. 應用動態規劃逐次逼近法與粒子最佳演算法於台電三十三部發電機組維修排程問題之均化備轉率指標 f_r 比使用啟發法所產生的解仍有的差距，故需利用上述二種演算法再進一步優化，以逼近全域最佳解。
3. 不同的初解對粒子最佳化的目標函數值會有影響，

五、參考文獻

- [1] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization. Proc." IEEE int'l conf. on neural networks Vol.IV,pp.1942-1948.IEEE service center,Piscataway,NJ,1995.
- [2] R. C. Eberhart and J. Kennedy, "A new optimizer using particle swarm theory." Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science pp.39-43. IEEE service center, Piscataway, NJ, Nagoya, Japan, 1995.
- [3] 胡曉輝, 「粒子群優化算法介紹」, 民國九十一年四月, <http://web.ics.purdue.edu/~hux/tutorials.shtml>.
- [4] Y. Shi, and R. C. Eberhart, "Parameter selection in particle swarm optimization." Evolutionary Programming VII: Proc. EP 98 pp. 591-600. Springer-Verlag, New York,1998
- [5] Y. Shi, and R. C. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer." Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, pp. 69-73. IEEE Press, Piscataway, NJ, 1998.
- [6] D. K. Bhattachary and Jyoti Parikh, "A System Approach to Least-Cost Maintenance Scheduling for an Interconnected Power System," IEEE Transactions on Power System, Vol. 10,No. 4, November (1995).
- [7] H. H. Zurn and V. H. Quintana, "Generator Maintenance Scheduling via Successive Approximation Dynamic Programming," IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-94, No. 2, pp. 666-671, March/April (1975).
- [8] 高孟甫, 「遺傳演算法應用於火力機組檢修排程」, 碩士論文, 國立台灣工業技術學院, 民國八十六年。
- [9] 李金譚, 「應用派翠網路於發電機組維修排程之研究」, 碩士論文, 國立臺灣科技大學, 民國八十八年。

六、附錄 (四部機組特性資料)

表 4 四部機組特性資料

機組編號	裝置容量 (MW)	最小發電量 (MW)	發電成本 (\$/KWH)	燃料成本 (\$/MBTU)	最早可維修時期	最遲應維修時期	維修人力 (人/期)	需維修週期 (weeks)
1	250	75	10.2	1.2	4	11	15	3
2	200	60	11.5	1.25	3	11	12	2
3	100	25	14.7	1.4	3	11	10	2
4	60	20	16.5	1.5	4	10	18	3

表 5 四部機組的十二期負載資料

時期	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
MW	465	476	388	325	312	290	240	288	333	335	328	412

七、計畫成果自評

本計畫提出結合啟發法及粒子最佳演算法求解法，探討發電機組最佳維修排程問題，本計畫已完成之工作項目有：

- (1) 發電機組特性之研究與分析。
- (2) 系統負載資料之研究與建立。
- (3) 機組維修排程問題的數學模式之建立。
- (4) 目標函數與限制條件之建立。
- (5) 粒子群最佳化演算法究與分析。。
- (6) 粒子群最佳化演算法求解架構之推導與建立。
- (7) 粒子群最佳化演算法求解維修排程問題之軟體程式開發。
- (8) 完整之程式模擬及實例分析。
- (9) 本計畫之結果與其它方法之比較。
- (10) 報告撰寫。

本計畫完成一套完整之發電機組維修排程之程式。由於採用 PSO 為求解工具，在求解速度及求解穩定性上的優勢，可以使求得全域最佳解的機率大幅提高，達到降低系統成本和提高系統安全之雙重目的。此外，由於本計畫所考慮的限制條件相當完整，因此，排程結果將更能符合實際需要。

本計畫之研究成果達成預期目標，除了可提供國內學術界與工業界參考應用之外，且適合在學術期刊中發表，並可提升國際學術研究水準。