

具燃料改變之最佳電力經濟調度

Optimal Power Economic Dispatch of Units with Fuel Changes

江昭龍
CL Chiang

南開科技大學/電子工程系(所)
台灣 南投縣
Graduate School/Department of Electronic Engineering
Nan-Kai University of Technology
Nan-Tou, Taiwan, R.O.C.
t129@nkut.edu.tw

摘要

本文提出一種整合型最佳化演算法，可有效求解「具燃料改變」之電力經濟調度問題。本文結合了「量子粒子群算法 (Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)」及「參數更新技術」(Multiplier updating, MU)。本文所提出的 QPSO-MU 在求解具燃料改變的最佳經濟調度問題上，具有下列優點：1)可自動調適的處罰參數以處理限制條件、2)僅需使用少量族群來求解可降低運算時間。最後經與過去參考文獻的結果比較，驗證本文的成果應用於最佳經濟調度問題上，確實具有效能及實用價值，且完全符合系統限制條件的要求。

關鍵詞：量子粒子群算法，經濟調度，具燃料改變。

Abstract

This paper presents a quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO) for power economic dispatch of units having fuel changes. The proposed method integrates the QPSO and the MU that has merits of 1) automatically adjusting the randomly given penalty to a proper value, and 2) requiring only a small-size population for the economic dispatch problem with fuel changes. Numerical results indicate that the proposed algorithm is more suitable than previous approaches in the practical application. Moreover, the proposed algorithm provides an efficacious approach and conforms to system constraints for power economic dispatch with fuel changes.

Keywords: quantum-behaved particle swarm optimization; economic dispatch; fuel changes.

I. 介紹

在傳統的電力系統機組運轉問題上，通常都單純地只使用一種燃料來規劃系統運轉成本，但是在實際操作上電力系統的發電機組，可能「具有燃料改變」(煤、天然氣或原油等)的選擇情況，因此研究電力經濟調度問題時就必須考慮到應該於何時供應何種燃料才能使系統整體運轉成本達到最經濟的效益。事實上每部發電機均同時可能有 2~3 種的燃料可供選用，因此若只是簡單地將發電機的成本曲線以(某燃料)固定的二階函數來簡化處理，則電力機組運轉的成本自然就不夠精確。所以合理的表示方法應該將每部發電機的成本曲線，以一

組(具燃料改變)非線性方程式來表示，而非僅以某種燃料曲線(某個二階方程式)來簡化處理。因為具燃料改變影響的事實，使得最佳電力機組運轉的研究，形成必須解決一個具有眾多等式限制 (Equality constraint) 及不等式限制 (Inequality constraint) 的非線性最佳化問題 (Nonlinear optimization problem)，也因此增加了求解此非線性最佳化問題的困難度，進而衍生出開發一種能夠精確求解又具有效率的演算法之實務需求，因此具燃料改變之電力經濟調度的最佳化演算法，便是一個相當值得投入研究的議題。

目前已有一些文獻，研究過在求解最佳電力經濟調度時，加入具燃料改變 (fuel changes) 的考慮，例如：階層法 (Hierarchical method, HM) [1]; 協同捕食者-獵物最佳化法 (Synergic predator-prey optimization, SPPO) [2]; 將修正型拖曳青蛙跳躍法 (Modified shuffled frog leaping algorithm, MSFLA) 與全域和諧搜尋法 (Global-best harmony search algorithm, GHS), 組合成 SFLA-GHS MSFLA 法 [3]; 具二階規劃初值的擴張拉格朗奇霍普菲爾網路法 (Augmented Lagrange Hopfield network initialized by quadratic programming, QP-ALHN) [4]; 改良型 PSO 法 (Improved particle swarm optimization, IPSO) [5]; 加強型擴張拉格朗奇霍普菲爾網路法 (Enhanced augmented Lagrange Hopfield network, EALHN) [6]; 複合成本函數法 (Composite Cost Function, CCF) [7]; 混沌改良型蜂蜜交配最佳化法 (Chaotic improved honey bee mating optimization, CIHBMO) [8]; 適應型霍普菲爾類神經法 (Adaptive Hopfield neural network, AHNN) [9]。

傳統的粒子群優法 (PSO) [10, 11] 為一種多代理人 (multi-agent) 的演算法，每一粒子即一代理人，其粒子數量及各參數富有彈性，能依系統的大小來調整，而最後總搜尋運算量及時間將可平均分配至粒子群中的每個粒子，且由於採用認知模式及社會模式使得其解能夠收斂至較佳的可行解。而 PSO 亦有可能發生無法跳脫局部解的窘境，為能求得全域(Global) 最佳的解答，本文在傳統 PSO 的基礎上引用參考文獻 [12] 所提出的量子粒子群算法(QPSO)，經過測試結果證明 QPSO 確實具有良好的全域尋優能力，可提高了全域優化搜索效率[13]。

Michalewicz [14] 在 1996 年提出「動態處罰函數」(Dynamic penalty function)，使用動態處罰函數的求解

效果會比使用靜態處罰函數佳的原因在於，搜尋初期動態處罰函數能以較小的處罰值來保留較多的基因型態，而在搜尋的後期增大處罰參數值，使得搜尋所得的最佳解落於合理區 (Feasible region) 之內。因此如何來設定處罰參數的大小值，使其在求解過程中，能夠適當調整處罰參數的技術將是求解效能的重要關鍵。參數更新技術 (MU) [15, 16] 為一種能自動調整處罰參數的更新技術，此參數更新技術可避免求解過程中，因擴展拉格朗奇函數 (Augmented Lagrangian function, ALF) [17] 的變數搜尋空間變形(扁平化)而所造成的求解困難。本文擬整合量子粒子群算法 (QPSO) 及參數更新法 (MU)，針對具燃料改變之最佳電力經濟調度，發展出一套可實際應用的 QPSO-MU 演算法，不僅可滿足系統的限制條件要求並且解出最佳的經濟調度。

II. 系統描述

考慮具燃料改變之電力機組運轉成本問題的成本目標函數可表示如(1)式所示；

$$\min f = \sum_{i=1}^n F_i(P_i) \quad (\$/h) \quad (1)$$

$$F_i(P_i) = \begin{cases} a_{i1} + b_{i1}P_i + c_{i1}P_i^2, & \text{fuel 1, } P_{i1} \leq P_i \leq \bar{P}_{i1} \\ a_{i2} + b_{i2}P_i + c_{i2}P_i^2, & \text{fuel 2, } P_{i1} \leq P_i \leq \bar{P}_{i2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{ik} + b_{ik}P_i + c_{ik}P_i^2, & \text{fuel k, } P_{ik-1} \leq P_i \leq \bar{P}_{ik} \end{cases} \quad (2)$$

其中符號意義表示： i 為代表發電機編號； $F_i()$ 是代表編號第 i 台發電機之成本方程式； P_i 為代表編號第 i 台發電機之發電量； a_{ik} 、 b_{ik} 及 c_{ik} ：則分別代表編號第 i 台發電機使用第 k 種燃料時之成本係數。而系統必須滿足下列兩個限制條件：

2.1 發電平衡限制式

$$\sum_{i \in \Omega} P_i = P_D + P_L \quad (MW/h) \quad (3)$$

其中符號意義表示， Ω 為系統的全部變數空間， P_D 表示系統的總負載需求，而 P_L 則表示系統的傳輸損失量。

2.2 發電量範圍限制式

$$P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \quad (MW/h) \quad (4)$$

P_i^{\min} 、 P_i^{\max} 分別代表第 i 台發電機之發電下限與上限。所以，由上述(1)~(4)式我們也可看出當系統的運轉組數越多或每部機組可選用的燃料種類越多，則希望求出最佳發電成本的解答也就越難了。

III. 最佳化演算法(QPSO-MU)

3.1 量子粒子群算法(QPSO)

傳統的粒子群優法(PSO)具有架構簡單且易於實現的優勢，此演算法具有以下兩項特點：1) 粒子群優法為採用貪婪搜尋的多代理人演算法，在每次疊代裏，利用多個粒子搜尋解空間的多個區域，每一個粒子都各自負

責一部分的區域最佳化的參數搜尋。2) 粒子群優法中的粒子群藉由粒子群中最佳的粒子給出訊息給其他的粒子，所以粒子並非完全盲目的自我尋解。因為此種更新法則，讓整個群體均勻的往最佳區域移動，使得粒子群優法能更快速收斂至最佳解。所以粒子群優法這種仿生物技術，結合了認知模式及社會模式[18]，在每一次疊代之中粒子透過跟蹤兩個極值 p_{best} 與 g_{best} 來更新自己的參數組，及更新自己的速度和新的位置，如下式所示，認知模式

$$V_j^{k+1} = V_j^k + c_1 \cdot rand(P_{best_j}^k - S_j^k) \quad (5)$$

社會模式

$$V_j^{k+1} = V_j^k + c_2 \cdot rand(g_{best_j}^k - S_j^k) \quad (6)$$

粒子群優法完整模式 [19]；

$$V_j^{k+1} = V_j^k + c_1 \cdot rand(P_{best_j}^k - S_j^k) + c_2 \cdot rand(g_{best_j}^k - S_j^k) \quad (7)$$

$$X_j^{k+1} = X_j^k + V_j^{k+1} \quad (8)$$

其中 c_1 為粒子個體極值更新的移動參數。 c_2 為粒子追隨全體極值的移動參數。 $rand$ 為介於 0 到 1 均勻分布的隨機變數。 S_j^k 為粒子 j 在疊代 k 次時之參數組。 V_j^k 為粒子 j 在疊代 k 次時之運動速度(velocity)。 X_j^k 為粒子 j 在疊代 k 次時之位置(position)。 $P_{best_j}^k$ 為粒子 j 在疊代 k 次後所記憶自身最佳解參數組。 $g_{best_j}^k$ 為粒子群在疊代 k 次後粒子群中所記憶的最佳解參數組。在 (7) 式中， $v_j^k + c_1 \cdot rand(P_{best_j}^k - S_j^k)$ 便是粒子本身認知模式，而 $c_2 \cdot rand(g_{best_j}^k - S_j^k)$ 則為粒子族群中所謂的社會模式，在每一粒子的速度與移動距離都會限制在一個最大速度 V_{max} 與最大位移 S_{max} 範圍，如果問題解空間中的粒子更新後速度與位移量超過最大限制時，則粒子速度與移動距離就被限定為 V_{max} 和 S_{max} 。相關的 PSO 說明可參考文獻[19]。

而量子粒子群算法 (QPSO) 主要是從量子學 [20] 角度觀察，若假設在 D-維度(D-Dimension) 搜尋空間中的某一位置點(P 點)存在著吸引力，在粒子的收斂過程中，每個粒子不斷地靠近 P 點，直到粒子落在 P 點內，這種吸引粒子收斂至 P 點的特性，使得整個群體具有聚集性，可將處於量子狀態的粒子能夠以一定的概率出現在任何空間點，因此可以在整個求解空間搜尋解答，便能具有更好的求解效果。QPSO 將每個個體當成是在 K-維度搜尋空間中的一個沒有重量和體積的微粒，主要朝向兩個方向調整粒子的位置；一個是當代最佳解(P_{best})、另一個是歷代最佳解(g_{best})，而本文 QPSO 主要依照下列 (9) 與 (10) 式計算出第 (11) 式量子粒子的位置；

$$P_j^k = \phi * P_{best}^k + (1 - \phi) * g_{best}^k \quad (9)$$

$$mbest(j,t) = \sum_{j=1}^N \sum_{t=1}^M \frac{P_{j,t}}{N} = \left(\sum_{j=1}^N \frac{P_{j,1}}{N}, \sum_{j=1}^N \frac{P_{j,2}}{N}, \dots, \sum_{j=1}^N \frac{P_{j,M}}{N} \right) \quad (10)$$

$$X_{j,t}^{k+1} = P_j^k \pm \alpha * |mbest(j,t) - X_{j,t}^k| * \ln(1/u) \quad (11)$$

$$\alpha = 0.5 * (MAXITER - k) / MAXITER + 0.5 \quad (12)$$

其中， φ 為 [0,1] 間的隨機亂數； t 為粒子 j 的第 t 個參數； $mbest$ 是所有粒子群 P_{best} 的中間位置； P 為 P_{best} 與 g_{best} 之間的隨機點位置； α 是 QPSO 的收縮擴張係數， α 會隨著疊代次數線性地從 1 遞減至 0.5； $MAXITER$ 是疊代的最大次數。

3.2 參數更新技術(MU)

通常我們考慮的一般性具有限制條件的最佳化問題，以最小化為例時，可表示成如下式：

$$\begin{aligned} & \min_x f(x) \quad , x^L \leq x \leq x^U \\ \text{subject to} & \\ & h_k(x) = 0, \quad k = 1, \dots, m_e \quad (13) \\ & g_k(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, m_i \end{aligned}$$

其中， x 代表一個 D -維度的連續變數，而 (x^L, x^U) 分別代表其變數的下限與上限。 $h_k(x)$ 和 $g_k(x)$ 則分別表示等式限制條件及不等式限制條件，其中等式限制條件及不等式限制條件的數目分別為 m_e 和 m_i 。處罰函數法 (Penalty function method, PFM) 經常被應用於處理限制條件上，利用處罰函數將各限制條件併入目標函數中，將原具限制條件的最佳化問題轉換為一不具限制條件的題目。轉換後的目標函數如下式：

$$P(x) = f(x) + \sum_{k=1}^{m_e} \alpha_k h_k^2(x) + \sum_{k=1}^{m_i} \beta_k \langle g_k(x) \rangle_+^2 \quad (14)$$

其中的 α_k 和 β_k 均為正值的處罰參數值，而上式的最後一項括號運算則定義為 $\langle g_k \rangle_+ = \max \{g_k, 0\}$ 。

雖然處罰函數法觀念簡單及容易應用，但是主要的缺點在於不易針對各限制條件，訂出適當的處罰參數值，而當處罰參數變得相當大時，這些被處罰項都將面臨搜尋空間扁平化的情況，往往所得到的答案均座落在邊界附近，因而造成求解的困難。拉格朗奇函數 (Lagrange function) [15, 16] 經常被利用來改善處罰函數的缺失。擴展拉格朗奇函數 (ALF) [17] 則是組合了拉格朗奇函數及處罰函數，可表示成如下式所示：

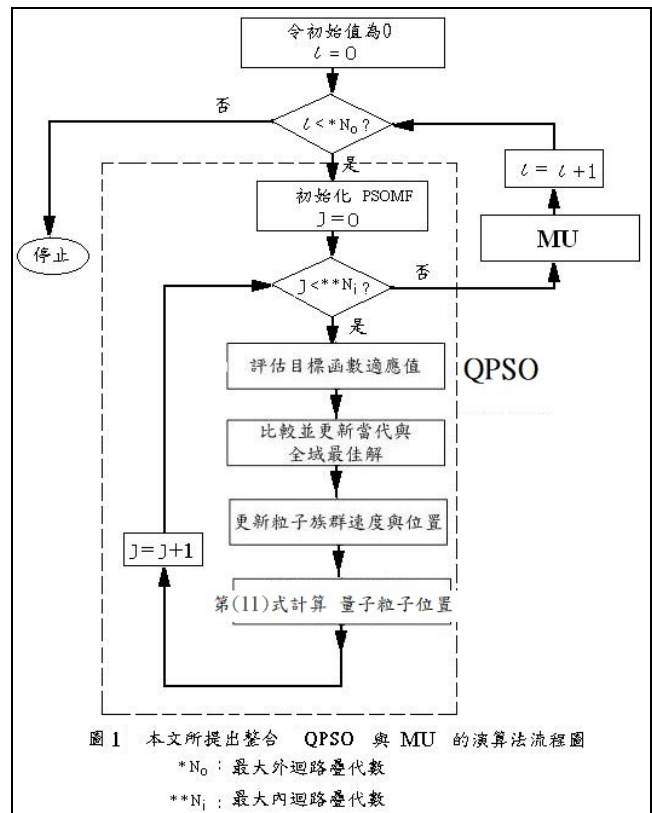
$$\begin{aligned} L_a(x, \nu, \nu) = & f(x) + \sum_{k=1}^{m_e} \alpha_k \{ [h_k(x) + \nu_k]^2 - \nu_k^2 \} \\ & + \sum_{k=1}^{m_i} \beta_k \{ \langle g_k(x) + \nu_k \rangle_+^2 - \nu_k^2 \} \end{aligned} \quad (15)$$

其中，拉格朗奇乘積子 (Lagrange Multipliers)：等式限制條件的 $\nu = (\nu_1, \dots, \nu_{m_e})$ 和不等式限制條件的

$\nu = (\nu_1, \dots, \nu_{m_i})$ 均為正值。由上式中我們可觀察到，當各限制條件均為線性函數時， $L_a(x, \nu, \nu)$ 在疊代求解的過程中，變數的搜尋空間將不會變形，因為整個的 ALF 與原目標函數 $f(x)$ 的關係只是簡單的平移，如此即使使用較小的處罰參數亦可能搜尋出最佳解。但是，如果當各限制條件有些為非線性函數時， $L_a(x, \nu, \nu)$ 將會因為處罰參數設定不當，而造成變數的搜尋空間變形。本文應用的具自動調適處罰函數參數的更新技術 (MU) 將能克服上述的缺點。

3.3 QPSO-MU

本文整合「量子粒子群算法 (QPSO)」及「參數更新技術 (MU)」，將其合併成一種可有效求解具燃料改變之最佳電力經濟調度。圖 1 為本文整合 QPSO 與 MU 的演算法流程圖。在此圖中具有兩個迴路：1) 在內迴路中本文應用 QPSO，以由外迴路處得到的處罰參數及拉格朗奇乘積子，求解 ALF。2) 然後將搜尋得到的 ALF 解答，傳送至外迴路朝 $L_a(x, \nu, \nu)$ 上邊界 (Upper bound of L_a) 更新。當內外迴路都疊代足夠的世代數後，ALF 將會收斂至對偶問題 (Dual problem) 的鞍點 (Saddle-point) [16]。



IV. 系統測試

本文將以某具 10 部機組的發電系統來測試「具燃料改變」的最佳電力經濟調度，測試系統的負載需求為 2700MW/h，為方便與過去文獻結果的比較，本文皆以忽略系統的傳輸損失 (P_L) 的情況來比較其結果。每部發電機組成本模型均為二階函數，且每一部發電機組均有兩~三種燃料可供選擇，系統資料完全如參考文獻 [1]

所示。本文的模擬程式以 Fortran-90 程式構成，在 P4-3.0G 雙核心的個人電腦進行測試，本文所提之最佳化演算法 QPSO-MU (內, 外) 迴路疊。世代數均設定為 (30, 3000)，而族群大小 (N_p) 均設定為 10。為展現本文之整合型 QPSO-MU 的搜尋效能，並與過去的文獻結果[1~9]之求解性能的優劣比較。參考文獻[1]所提之階層法 (HM)、協同捕食者-獵物最佳化法(SPPO) [2]；將修正型拖曳青蛙跳躍法 (MSFLA) 與全域和諧搜尋法 (GHS), 組合成 SFLA-GHS MSFLA 法 [3]；具二階規劃初值的擴張拉格朗奇霍普菲爾網路法 (QP-ALHN) [4]；改良型 PSO 法 (IPSO) [5]；加強型擴張拉格朗奇霍普菲爾網路法 (EALHN) [6]；複合成本函數法 (CCF) [7]；混沌改良型蜂蜜交配最佳化法 (CIHBMO) [8]；適應型霍普菲爾類神經法 (AHNN) [9]。依照測試系統特性[1]，測試系統須搜尋 10 個發電量變數(10 部機組)，且必須同時滿足負載平衡等式限制(h_l)和 10 個機組發電量範圍限制不等式。因此，測試系統可將 ALF、目標函數及各限制條件分別表示如(16)~(19)式所示；

$$L_a(x, v, \nu) = f(x) + \left\{ [h_1(x) + \nu_1]^2 - \nu_1^2 \right\} + \sum_{k=1}^{20} \beta_k \left\{ [g_k(x) + \nu_k]^2 - \nu_k^2 \right\} \quad (16)$$

其中，目標函數：

$$\min_{x=(P_1, P_2, \dots, P_{10})} f(x) = \sum_{i=1}^{10} F_i(P_i) \quad (17)$$

$$F_i(P_i) = \begin{cases} a_{i1} + b_{i1}P_i + c_{i1}P_i^2, & \text{fuel } 1, & \underline{P}_i \leq P_i \leq \bar{P}_i \\ a_{i2} + b_{i2}P_i + c_{i2}P_i^2, & \text{fuel } 2, & P_{i1} \leq P_i \leq P_{i2} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{ik} + b_{ik}P_i + c_{ik}P_i^2, & \text{fuel } k, & P_{ik-1} \leq P_i \leq \bar{P}_i \end{cases} \quad (18)$$

而且必須滿足系統的限制條件要求；

$$\begin{aligned} h_1: & \quad \sum_{i=1}^{10} P_i - P_d = 0 \\ g_1: & \quad P_1 - P_1^{\max} \leq 0 \\ & \quad \vdots \\ \text{subject to } & \quad g_{10}: \quad P_{10} - P_{10}^{\max} \leq 0 \quad (19) \\ & \quad g_{11}: \quad P_1^{\min} - P_1 \leq 0 \\ & \quad \vdots \\ & \quad g_{20}: \quad P_{10}^{\min} - P_{10} \leq 0 \end{aligned}$$

同時為展現本文所提 QPSO-MU 能夠求得完全滿足系統限制條件要求的最佳解，本文訂定了一個系統限制條件違背總量 (Sum of constraint violations, SCV)，第(20)式為本例題的系統限制條件違背總量：希望以 SCV 來顯示出本文所使用的 MU 之優點。

$$SCV = |h_1| + \sum_{k=1}^{20} \max \{ g_k, 0.0 \} (MW) \quad (20)$$

圖 2 為本文 QPSOMU 的求解收斂曲線圖，由圖 2

可展現出本文 QPSO-MU 擁有快速的搜尋效能。

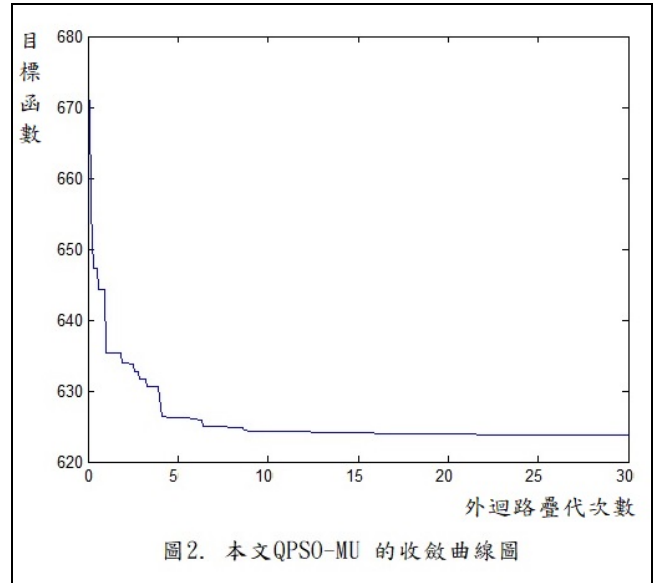


表 1 依照系統的負載需求，同時列出參考文獻 [1~9] 之 SPPO [2]、SFLA-GHS [3]、QP-ALHN [4]、IPSO [5]、EALHN [6]、CCF [7]、CIHBMO [8]、AHNN [9]、HM [1] 及本文所提 QPSO-MU 演算法的最佳解，其中 TP 表示系統總發電量、TC 代表系統之發電成本、CPU_Time 代表演算法的計算時間、FT (Fuel types) 代表發電機所採用的燃料種類編號。表 1 中顯示出對於本測試系統，參考文獻 [1~9] 與本文的 QPSO-MU 的最佳解所選用的燃料種類均相同；由表 1 中亦可比較出，本文所提出之 QPSO-MU 不僅具有優質的電力經濟調度成本，而且完全符合系統所有限制條件的要求(SCV=0.0000)，而參考文獻[1~8]的方法因為 SCV 不為零，代表其最佳解答並未完全滿足系統的限制條件要求。而本文所提出之 QPSO-MU 不僅具有優質的經濟調度成本，而且完全符合系統的限制條件要求，因此可驗證出對於求解電力機組運轉問題上，本文提出的演算法具有比過去文獻結果具有更佳的實用價值。

V. 結論

本文已提出一種整合型最佳化演算法，可有效求解具燃料改變之電力經濟調度問題。本文的 QPSO-MU 具有下列優點：1) 可自動調適的處罰參數以處理限制條件、2) 僅需使用少量族群來求解可降低運算時間。經與過去參考文獻的結果比較，驗證出本文的成果不僅具有上述兩項的優點，且表現出優異的搜尋性能，因此能求得較優質的解答。所以本文所提之演算法應用於電力機組運轉問題上，確實具有效能及實用價值，且完全符合系統限制條件的要求。

誌謝

本論文為科技部計畫之成果，計畫編號 MOST 106-3011-F-252-001.

參考文獻

- [1] C. E. Lin and G. L. Viviani, "Hierarchical economic dispatch for piecewise quadratic cost functions," *IEEE Trans. Power App. Syst.*, PAS-103, no. 6, pp. 1170-1175, 1984.
- [2] N. J. Singh, J. S. Dhillon, D. P. Kothari, "Synergic predator-prey optimization for economic thermal power dispatch problem," *Applied Soft Computing*, vol. 43, 2016, pp. 298-311.
- [3] K. Vaisakha and A. Srinivasa Reddy, "MSFLA/ GHS/ SFLA-GHS/ SDE algorithms for economic dispatch problem considering multiple fuels and valve point loadings," *Applied Soft Computing*, vol. 13, 2013, pp. 4281-4291.
- [4] Vo Ngoc Dieu and Peter Schegner, "Augmented Lagrange Hopfield network initialized by quadratic programming for economic dispatch with piecewise quadratic cost functions and prohibited zones," *Applied Soft Computing*, vol. 13, 2013, pp. 292-301.
- [5] A.K. Barisal, "Dynamic search space squeezing strategy based intelligent algorithm solutions to economic dispatch with multiple fuels," *Electrical Power and Energy Systems*, vol.45, 2013, pp. 50-59.
- [6] Vo Ngoc Dieu, W. Ongsakul, "Economic dispatch with multiple fuel types by enhanced augmented Lagrange Hopfield network," *Applied Energy*, vol. 91, 2012, pp. 281-289.
- [7] R. Anandhakumar, S. Subramanian, "Economic Dispatch with Multiple Fuel Options Using CCF," *Energy and Power Engineering*, vol. 3, 2011, pp. 113-119.
- [8] T. Niknam, H. D. Mojarrad, H. Z. Meymand, and B. B. Firouzi, "A new honey bee mating optimization algorithm for non-smooth economic dispatch," *Energy*, vol. 36, 2011, pp. 896-908.
- [9] K. Y. Lee, A. Sode-Yome, and J. H. Park, "Adaptive Hopfield neural network for economic load dispatch," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 13, no. 2, May 1998, pp. 519-526.
- [10] J. Kennedy and R. Eberhart, "A new optimizer using particle swarm theory," *Proceedings of Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, 1995, pp. 39-43.
- [11] R. Eberhart and Y. Shi, "Particle swarm optimization: developments, applications and resources," *Proceedings of the 2001 Conf. on Evolutionary Computation*, Vol.1, 2001, pp. 81-86.
- [12] J. Sun, W. B. Xu, and B. Feng, "A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization," *Proceedings of the IEEE Conf. on Cybernetics and Intelligent Syst.*, Singapore, 2004, pp. 111-115.
- [13] J. Sun, W. B. Xu, and B. Feng, "Adaptive parameter control for quantum-behaved particle swarm optimization on individual level," *Proceedings of the IEEE Conf. on Syst. Man and Cybernetics*, Piscataway NJ, 2005, pp. 3049- 3054.
- [14] Z. Michalewicz and M. Schienauer, "Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems," *Evolutionary Computation*, vol. 4, no. 1, 1996, pp 1-32.
- [15] C. L. Chiang, C. T. Su, and F. S. Wang, "Augmented Lagrangian method for evolutionary optimization of mixed-integer nonlinear constrained problems," *Intern. Math. J.*, vol.2, no. 2, 2002, pp. 119-154.
- [16] C. L. Chiang, "Improved Immune Algorithm for Power Economic Dispatch Considering Units with Prohibited Operating Zones and Spinning Reserve," *International J. of Eng. and Tech.*, vol.6, no. 4, 2014, pp. 320-325.
- [17] M. J. D. Powell, "Algorithms for nonlinear constraints that use Lagrangian function", *Math. Programming*, vol. 14, 1978, pp. 224-248.
- [18] R. Eberhart and Y. Shi, "Particle swarm optimization: developments, applications and resources," *Proceedings of the 2001 Conference on Evolutionary Computation*, vol. 1, 2001, pp. 81-86.
- [19] B. Mohammadi-Ivatloo, M. Moradi-Dalvand and A. Rabiee, Combined heat and power economic dispatch problem solution using particle swarm optimization with time varying acceleration coefficients, *Electric Power Syst. Res.*, vol. 95, 2013, pp. 9-18.
- [20] F. S. Levin, "An introduction to quantum theory," *Cambridge: Cambridge University Press*, 2002.

表 1: 過去文獻與本文所提 QPSO-MU 的最佳解比較

發電量 (MW)	FT	SPPO [2]	SFLA-GHS [3]	QP-ALHN [4]	IPSO [5]	EALHN [6]	CCF [7]	CIHMBO [8]	AHNN [9]	HM [1]	本文所提 QPSO-MU
P(G1)	2	218.3507	218.2499	218.250	218.235	218.2502	218.2499	218.1050	225.7	218.4	218.7717
P(G2)	1	211.5895	211.6626	211.663	211.706	211.6627	211.6626	211.6596	215.2	211.8	212.2125
P(G3)	1	280.7704	280.7228	280.723	280.721	280.7230	280.7228	280.6571	291.8	281.0	280.8796
P(G4)	3	239.6790	239.6315	239.632	239.609	239.6316	239.6315	239.6864	242.3	239.7	239.4832
P(G5)	1	278.4467	278.4973	278.498	278.458	278.4975	278.4973	279.9344	293.7	279.0	277.5635
P(G6)	3	239.5304	239.6315	239.632	239.670	239.6316	239.6315	239.6610	242.3	239.7	239.6972
P(G7)	1	288.5161	288.5845	288.585	288.608	288.5847	288.5845	287.7275	302.8	289.0	288.9891
P(G8)	3	239.6159	239.6315	239.632	239.634	239.6316	239.6315	239.5520	242.3	239.7	239.4176
P(G9)	3	428.6269	428.5216	428.518	428.479	428.5203	428.5216	427.1485	355.1	429.2	427.3409
P(G10)	1	274.8742	274.8667	274.866	274.880	274.8671	274.9967	275.8687	288.8	275.2	275.6446
TP(MW/h)		2699.9998	2699.9999	2699.999	2700.0001	2700.0003	2700.1299	2700.0002	2700.0	2702.7	2700.0000
TC(\$/h)		623.8090	623.8092	623.809	623.8089	623.8090	623.8092	623.5960	626.24	625.18	623.8140
CPU_Time (S)		N/A	N/A	0.047	0.922	0.013	N/A	2	N/A	N/A	0.045
SCV		0.0002	0.0001	0.0010	0.0001	0.0003	0.1299	0.0002	0.0000	2.7000	0.0000

N/A: 代表該文獻未提供相關資訊。