

混合差分進化於考慮傳輸損失之最佳電力經濟調度研究

A Study of Hybrid Differential Evolution for Optimal Power Economic Dispatch with Transmission Loss

江昭龍

C. L. 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，可有效求解考慮傳輸損失(Transmission Loss)的最佳電力經濟調度(Optimal Power Economic Dispatch)問題。本文結合了「混合差分進化」(Hybrid Differential Evolution, HDE)及「參數更新技術」(Multiplier updating, MU)。本文所提出的HDE-MU在求解考慮「考慮傳輸損失」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。藉由兩個測試例題與過去參考文獻的結果比較，驗證本文的成果應用於考慮傳輸損失之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：經濟調度，混合差分進化，最佳化，傳輸損失。

Abstract

This paper presents a hybrid differential evolution with multiplier updating (HDE-MU) for power economic dispatch problems considering transmission loss. The proposed method integrates the HDE 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. Numerical results of two examples 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 transmission loss.

Keywords: economic dispatch; hybrid differential evolution; optimization; transmission loss.

I. 簡介

電力系統的經濟調度(Economic Dispatch)問題[1~5]，是指整體電力在供應和需求的平衡下，每一發電機組應輸出若干有效功率，以滿足系統負載(System load demand)與傳輸損失(Transmission loss)所需，並使發電成本降至最低。但是若在電力經濟調度的研究中，忽略考慮傳輸損失[6~8]的計算，此時這個經濟調度的解答應當並不能代表實際的發電成本。

當火力機組發電機考慮實際運轉情形時，由於大型

蒸汽渦輪發電機均有數個蒸汽節氣閥(Valve)可依序打開以增加蒸汽供應量，進而增加其電力輸出。然而在節氣閥剛打開之瞬間，因蒸氣流失，此時需要提供比節氣閥未打開時更多的蒸氣量以獲得所需要的輸出，導致成本曲線上出現漣波形狀，並且造成成本曲線出現不連續的現象，這就是所謂的閥門點現象(Valve-point effects)[9~16]。而傳統經濟調度的計算方式，一般均忽略發電機閥門點開關的開啟/閉合，且以簡單之兩階成本函數來計算。但事實上因閥門點現象的存在且其具非線性的特性，所以不容易計算，因此電力經濟調度的結果自然就不夠精確。

同時，在實際電力系統的發電機組運轉上，可能同時具有「多種燃料供應(Multiple fuels options, MFO)」(煤、天然氣或原油等)的選擇情況，導致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全部機組運轉達到最經濟的成本。事實上每部發電機均同時有2~3種的燃料可供選用[15~18]，因此若只是簡單地將發電機的成本曲線以(某燃料)特定燃料係數的二階函數來簡化處理，則電力機組運轉的成本自然就非最佳值。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(多種燃料, MFO)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「傳輸損失、閥門點現象或多種燃料供應」等確實存在的事實，所以我們在討論電力經濟調度問題時，就應該要實際考慮傳輸損失、閥門點現象或多種燃料供應等的效應，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迫切需求，因此電力系統的最佳化演算法，便是一個相當值得投入研究的方向。

差分進化法(Differential evolution, DE)[19]是一種隨機搜尋的最佳化演算法，它利用差向量來搜尋、疊代，並擁有強健(Robust)、簡單及快速等進化特性。其主要的觀念為採取族群中上、下兩代之間適應函數值的相互競爭方式，它已成為近年來眾多最佳化當中熱門的研究主題之一。然而對於差分進化法雖快速收斂但容易導致收斂到局部最佳解(Local optimal solution)的改進方式，近年來也不斷地有相關研究提出改良策略。混合差分進化法(HDE)[20, 21]便是其中較為突出的研究之

一，且混合差分進化法已被推廣應用至多個工業界的系統，例如；用於資源約束作業調度的列生成 (column generation for resource constrained job scheduling) [20]、混合變數之最佳化問題 (mixed-variable optimization problems) [21] 等。

Michalewicz [22] 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 (Multiplier updating, MU) [23, 24] 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) [25] 的變數搜尋空間變形(扁平化)，所造成的求解困難。有鑑於混合差分進化(HDE)，已應用於多項工程最佳化問題[20, 21]，且具有優異的求解效能，因此本文擬整合混合差分進化(HDE)及參數更新法(MU)，針對實際電力機組運轉成本問題，發展出一套可實際應用的 HDE-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機組運轉成本，可提供給電力業者實質有效的電廠機組運轉規劃參考。

II. 系統描述

2.1 目標函數

通常電力系統經濟調度的目標函數之數學模型如下所示：

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

其中， f 為總發電成本； $F_i()$ 為第 i 部發電機組產生的發電量 P_i 與燃料成本 $F_i(P_i)$ ；而 n 則為發電機組總數。

2.1.1 考慮閘門點效應之目標函數

若考慮閘門點效應之電力機組運轉成本問題的成本目標函數，則(1)可表示如(2)式所示：

$$F_i(P_i) = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 + |e_i \times \sin(f_i \times (P_i^{\min} - P_i))| \quad (2)$$

上式中 a_i 、 b_i 、 c_i 、 e_i 、 f_i 均為第 i 部發電成本係數。 P_i^{\min} 代表第 i 台發電機之發電下限。

2.1.2 考慮多重燃料選擇之目標函數

若考慮多重燃料選擇之電力機組運轉成本的成本目標函數，則(1)可表示如(3)式所示：

$$F_i(P_i) = \begin{cases} a_{i1} + b_{i1} P_i + c_{i1} P_i^2, & \text{fuel } 1, \quad \underline{P}_i \leq P_i \leq \overline{P}_{i1} \\ a_{i2} + b_{i2} P_i + c_{i2} P_i^2, & \text{fuel } 2, \quad \underline{P}_{i1} \leq P_i \leq \overline{P}_{i2} \\ \vdots & \vdots \\ a_{ik} + b_{ik} P_i + c_{ik} P_i^2, & \text{fuel } k, \quad \underline{P}_{i(k-1)} \leq P_i \leq \overline{P}_i \end{cases} \quad (3)$$

其中， a_{ik} 、 b_{ik} 及 c_{ik} 則分別代表編號第 i 台發電機使用第 k 種燃料時之兩階成本係數。 $\underline{P}_{i(k-1)} \leq P_i \leq \overline{P}_i$ 則表示第 i 台發電機於 $(\underline{P}_{i(k-1)}, \overline{P}_i)$ 發電區間使用第 k 種燃料來發電。另外，系統必須滿足下列兩個限制條件：

2.2 發電平衡限制式

$$\sum_{i \in \Omega} P_i = P_D + P_L \quad (MW/h) \quad (4)$$

其中 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。

2.3 發電量範圍限制式

$$P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \quad (MW/h) \quad (5)$$

上式中 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)~(5)式我們也可看出當系統的運轉組數越多與考慮傳輸損失時，或採用非線性的閘門點效應成本函數(1)；或每部機組可選用的燃料種類越多如(3)，則希望求出最佳發電成本的解答也就越難了。而應用本文的 HDE-MU 演算法將能有效的求解出系統最佳解答，且滿足所有的系統限制條件要求。

III. 整合型最佳化演算法(HDE-MU)

3.1 混合差分進化(HDE)

傳統的差分進化法 (DE) [15] 是一種隨機搜尋的最佳化演算法，它利用差向量來搜尋、疊代，並擁有強健、簡單及快速等進化特性。其主要的觀念為採取族群中上、下兩代之間適應函數值的相互競爭方式，然而差分進化法雖快速收斂但卻容易導致收斂到局部最佳解的困境。本文所採用之「混合差分進化法」(HDE)，它也屬於一種平行直接的搜尋方法，本文將改良傳統 DE 之「評估及選擇」運算，並加入了「遷移」運算子(Migration Operator)，將能對於傳統 DE 的改善搜尋效率，使得最佳化演算法的搜尋效率提高許多、提昇其全域求解。詳細的混合差分進化法之操作說明可參考[26]。

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：

$$\begin{aligned} & \min_x f(x) \quad , x^L \leq x \leq x^U \\ & \text{subject to} \\ & h_k(x) = 0, \quad k = 1, \dots, m_e \\ & g_k(x) \leq 0, \quad k = 1, \dots, m_i \end{aligned} \quad (6)$$

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：

$$P(x) = f(x) + \sum_{k=1}^{m_e} \alpha_k h_k^2(x) + \sum_{k=1}^{m_i} \beta_k \langle g_k(x) \rangle_+ \quad (7)$$

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) [25] 經常被利用來改善處罰函數的缺失。擴展拉格朗奇函數 (ALF) [24, 25] 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：

$$L_a(x, \nu, \nu) = f(x) + \sum_{k=1}^{m_e} \alpha_k \{ [h_k(x) + \nu_k]^2 - \nu_k^2 \} + \sum_{k=1}^{m_i} \beta_k \{ \langle g_k(x) + \nu_k \rangle_+^2 - \nu_k^2 \} \quad (8)$$

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 整合型最佳化演算法(HDE-MU)

本文整合「混合差分進化法 (HDE)」及「參數更新技術 (MU)」，將其合併成一種可有效求解考慮傳輸損失之電力機組運轉問題。下圖 1 為本文整合 HDE 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 HDE，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) [23]。

IV. 系統模擬

本文將分為兩個例題來測試 HDE-MU 的考慮傳輸損失之經濟調度求解效能。例題一的系統目標函數使用第(2)式考慮閘門點效應，此系統共有 13 台發電機其負載需求為與 1300MW/h，系統資料完全如參考文獻[9]所示。而例題二某具 10 部機組的發電系統來測試考慮「多

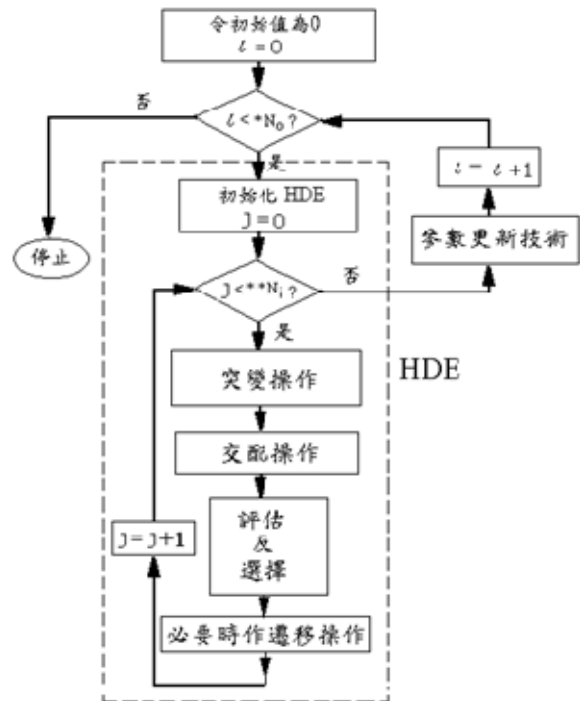


圖 1 本文所提出整合 HDE 與 MU 的真算法流程圖

*N₀：最大外迴路疊代數

**N₁：最大內迴路疊代數

種燃料供應選擇」的最佳電力機組運轉問題且每一部發電機組均有兩~三種燃料可供選擇，使用第(3)式的兩階成本函數來表示多重燃料選擇(MFO)系統，其負載需求為 2700MW/h，系統資料完全如參考文獻[17]所示；本節所述之兩個例題的模擬程式均以 Fortran-90 程式構成，在 P4-3.0G 雙核心的個人電腦進行測試，且兩個例題所提之最佳化演算法 HDE-MU (內, 外) 迴路疊代世代數均設定為 (20, 3000)，而族群大小 (N_p) 均設定為 10。

4.1 例題一：考慮傳輸損失與閘門點現象的系統

為驗證本文之整合型 HDE-MU 的搜尋效能，並與四個過去的文獻結果[11~14]之求解性能的優劣比較。參考文獻[11]修正型人工蜂群演算法 (Modified artificial bee colony algorithm, MABC)、參考文獻[12]混合模糊邏輯 (Fuzzy logic, FL) 結合粒子群優 (Particle Swarm Optimization, PSO) 與重力吸引搜尋 (Gravitational Search Algorithm, GSA) 之修正型演算法 (Modified hybrid FL-PSO-GSA, FPSOGSA)、參考文獻[13]混合差分進化法 (Shuffled differential evolution, SDE) 與參考文獻[14]修正型混合青蛙跳躍演算 (Modified shuffled frog leaping algorithm, MSFLA) 等。依照測試系統特性[9]，本例題系統須搜尋 13 個發電量變數 (13 部機組)，且必須同時滿足負載平衡等式限制 (h_i) 和 26 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(9)~(12)式所示；

$$L_a(x, \nu, \nu) = f(x) + \{ [h_1(x) + \nu_1]^2 - \nu_1^2 \} + \sum_{k=1}^{26} \beta_k \{ \langle g_k(x) + \nu_k \rangle_+^2 - \nu_k^2 \} \quad (9)$$

表 1、例題一本文所提之 HDE-MU 與四個過去文獻結果比較表

Items	Methods	MABC[11]	FPSOGSA[12]	SDE[13]	MSFLA[14]	本文 HDE-MU
P(G1)		448.7989505145	448.7990	448.80	540.5290	448.79404
P(G2)		299.1993059732	297.9312	297.93	225.0747	299.19668
P(G3)		224.3994800693	223.3374	223.30	207.9648	224.39892
P(G4)		109.8665500881	109.8666	109.85	69.0974	109.87153
P(G5)		109.8665501037	109.8666	109.85	84.9624	109.87664
P(G6)		109.8665502275	159.7331	159.71	94.7620	109.86852
P(G7)		109.8665500941	109.8666	109.86	106.9725	109.86609
P(G8)		109.8665500558	60.0000	60.00	109.0098	109.86704
P(G9)		109.8665500980	109.8666	109.82	108.3280	109.70587
P(G10)		40.0000000000	40.0000	40.00	79.6389	40.00185
P(G11)		40.5518593925	40.0000	40.00	63.7670	40.00192
P(G12)		55.0000000013	55.0000	55.00	58.0643	55.00103
P(G13)		55.0000000000	55.0000	55.00	72.9603	55.00176
<i>TP</i> (MW/h) Reported		1822.148896617	1819.13	1819.13	1821.0903	1821.45189
<i>P_L</i> (MW/h) Reported		22.1488966179	19.13	19.13	21.0903	21.45188
<i>TC</i> (\$/h) Reported		18127.782085	18134.49	18134.49	17944.84	18118.8741
Actual ΣP (MW/h)		1822.148896618	1819.2671	1819.1200	1821.1311	1821.45189
Actual <i>P_L</i> (MW/h)		21.454273	18.4344	18.4305	21.1313	21.45188
Actual <i>TC</i> (\$/h)		18127.782085	18134.3946	18134.5130	18954.2750	18118.87414
<i>SCV</i>		0.6946	0.8327	0.6895	-0.0002	0.0000
CPU (Sec)		-	-	-	52.33	41.75

其中，目標函數：

$$\min_{x=(P_1, P_2, \dots, P_{10})} f(x) = \sum_{i=1}^{13} F_i(P_i) \quad (10)$$

$$F_i(P_i) = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 + |e_i \times \sin(f_i \times (P_i^{\min} - P_i))| \quad (11)$$

而且必須滿足系統的限制條件要求：

$$\begin{aligned} h_1: & \sum_{i=1}^{13} P_D - P_L = 0 \\ g_1: & P_1 - P_1^{\max} \leq 0 \\ & \vdots \\ \text{subject to } g_{13}: & P_{13} - P_{10}^{\max} \leq 0 \\ g_{14}: & P_1^{\min} - P_1 \leq 0 \\ & \vdots \\ g_{26}: & P_{13}^{\min} - P_{13} \leq 0 \end{aligned} \quad (12)$$

為展現本文所提 HDE-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(13)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。

$$SCV = |h_1| + \sum_{k=1}^{26} \max \{ g_k, 0.0 \} (MW) \quad (13)$$

上表 1 中同時列出 MABC[11]、FPSOGSA[12]、SDE[13] 及 MSFLA[14] 及本文所提 HDE-MU 演算法針對例題一的最佳解結果比較。其中 *TP* 表示系統總發電量、*TC* 代表系統之發電成本由表 1 中可比較出，本文所提出之 HDE-MU 不僅具有優質的電力機組運轉成本，而且完全符合系統所有限制條件的要求，而 MABC[11]、FPSOGSA[12]、SDE[13] 與 MSFLA[14] 的方法因為 *SCV* 不為零，代表並非完全滿足系統的限制條件要求，故這幾種方法的結果均為不可行解(unfeasible solutions)。下表 2 更列出本文 HDE-MU 與 MABC[11] 與 SDE[13] 的各 100 次亂數初始值之求解結果統計比較。

表 2、本文 HDE-MU 與兩個過去文獻結果統計比較表

Items	Min. Cost (\$/h)	Mean Cost (\$/h)	Max. Cost(\$/h)	SD(\$/h)
本文 HDE-MU	18118.8744	18137.5029	18146.2384	3.15
MABC [11]	18127.7821	18129.7010	18134.3131	2.95
SDE [13]	18134.49	18138.56	NA	NA

4.2 例題二：考慮傳輸損失與多重燃料選擇的系統

例題二為考慮多重燃料選擇(MFO)的系統，本例題將針對本文之HDE-MU與過去的文獻結果協同捕食者-獵物的最佳化(Synergic predator-prey optimization, SPPO)[17]作求解性能的優劣比較。依照測試系統特性[17]，同樣地本例題二之測試系統須搜尋 10 個發電量變數(10 部機組)，且亦必須同時滿足負載平衡等式限制(h_l)和 20 個機組發電量範圍限制不等式。因此，例題二之系統 ALF 及各限制條件分別類似(9)與(12)，僅目標函數因為考慮多重燃料選擇(MFO)故採用(3)式所示及本例題二的 SCV 如(14)所示；

$$SCV = |h_l| + \sum_{k=1}^{20} \max \{ g_k, 0.0 \} (MW) \quad (14)$$

下表 3 中 FT 代表所使用的燃料種類，並同時列出 SPPO[17]與本文所提 HDE-MU 演算法針對例題二之最佳解結果比較，由這個表中可比較出，SPPO[17]的方法因為 SCV 不為零，代表並非完全滿足系統的限制條件要求，有 0.003MW 的發電不足量。反觀本文所提出之 HDE-MU 不僅具有較佳的解答品質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好的實用性。而圖 2 為使用本文所提之 HDE-MU 搜尋最佳解之收斂曲線圖。

表 3、例題二本文所提之 HDE-MU 與過去文獻[17]結果比較表

發電機組	SPPO [17]		本文 HDE-MU	
	FT	Gen	FT	Gen
1	2	229.70800	2	230.6546
2	1	222.82900	1	218.5641
3	1	304.31000	1	301.9669
4	3	240.34800	3	245.2435
5	1	316.16900	1	306.2739
6	3	246.01500	3	244.9895
7	1	317.18600	1	313.5044
8	3	236.99800	3	244.5959
9	3	432.06500	3	439.9941
10	1	295.96200	1	295.9853
TP (MW/h)	2841.590		2841.7722	
P_L (MW/h)	141.593		141.7722	
TC (\$/h)	700.296		699.3355	
SCV (MW/h)	-0.003		0.0000	
CPU (Sec)	-		33.40	

V. 結論

本文已提出一種整合型最佳化演算法，可有效求解考慮傳輸損失之電力機組運轉問題。本文的 HDE-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。經由兩個例題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，且比過去文獻表現出更優異的搜尋性能，因此能求得最佳的解答。所以本文所提

之演算法應用於考慮傳輸損失之實際的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。

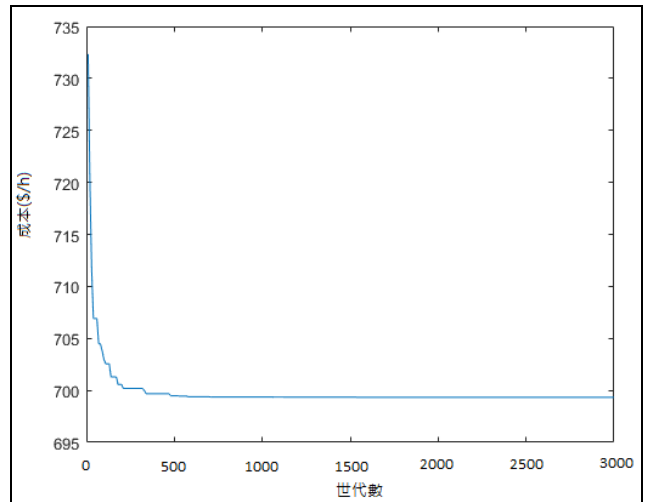


圖 2、本文 HDE-MU 之最佳解收斂曲線圖

誌謝

本文承東興國際精密機械有限公司支持研究經費(計畫編號 107C025)謹此致謝。

參考文獻

- [1] Q. Zhang, D. Zou, Na Duan, and X. Shen, "An adaptive differential evolutionary algorithm incorporating multiple mutation strategies for the economic load dispatch problem," *Applied Soft Computing*, Vol. 78, pp. 641-669, May 2019.
- [2] R. B. N. M. Pinheiro, A. R. Balbo, and L. Nepomuceno, "Solving network-constrained nonsmooth economic dispatch problems through a gradient-based approach," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 113, pp. 264-280, Dec. 2019.
- [3] S. Hr. Aghay Kaboli, and A. K. Alqallaf, "Solving non-convex economic load dispatch problem via artificial cooperative search algorithm," *Expert Systems with Applications*, Vol. 128, pp. 14-27, Aug. 2019.
- [4] H. Barati and M. Sadeghi, "An efficient hybrid MPSO-GA algorithm for solving non-smooth/non-convex economic dispatch problem with practical constraints," *Ain Shams Engineering Journal*, Vol. 9, Issue 4, pp. 1279-1287, Dec. 2018.
- [5] P. Zakian and A. Kaveh, "Economic dispatch of power systems using an adaptive charged system search algorithm," *Applied Soft Computing*, Vol. 73, pp. 607-622, Dec. 2018.
- [6] X. Li and Q. Zhai, "Multi-stage robust transmission constrained unit commitment: A decomposition framework with implicit decision rules," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 108, pp. 372-381, June 2019.
- [7] Z. Li, D. Zou, and Z. Kong, "A harmony search variant and a useful constraint handling method for the dynamic economic emission dispatch problems considering transmission loss," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 84, pp. 18-40, Sep. 2019.
- [8] C. H. R. Jethmalani, S. P. Simon, K. Sundareswaran, P. S. Rao Nayak, and N. P. Padhy, "Real coded genetic algorithm based transmission system loss estimation in dynamic economic dispatch problem," *Alexandria Engineering Journal*, Vol. 57, Issue 4, pp. 3535-3547, Dec. 2018.
- [9] N. Sinha, R. Chakrabarti and P. K. Chattopadhyay, "Evolutionary Programming Techniques for Economic Load Dispatch," *IEEE Transactions on evolutionary computation*, Vol. 7, No. 1, pp. 83-94, Feb. 2003.
- [10] S. Pan, J. Jian, and L. Yang, "A hybrid MILP and IPM approach for dynamic economic dispatch with valve-point effects," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol.

- 97, pp. 290-298, Apr. 2018.
- [11] D. C. Secui, "A new modified artificial bee colony algorithm for the economic dispatch problem," *Energy Conversion and Management*, Vol. 89 pp. 43–62, 2015.
- [12] S. Duman, N. Yorukeren, and I. H. Altas, "A novel modified hybrid PSO-GSA based on fuzzy logic for non-convex economic dispatch problem with valve-point effect," *Electrical Power and Energy Systems*, Vol. 64, pp. 121–135, 2015.
- [13] A. S. Reddy and K. Vaisakh, "Shuffled differential evolution for large scale economic dispatch," *Electr. Power Syst. Res.*, Vol. 96, pp. 237–245, 2013.
- [14] P. Roy, P. Roy, and A. Chakrabarti, "Modified shuffled frog leaping algorithm with genetic algorithm crossover for solving economic load dispatch problem with valve-point effect," *Applied Soft Computing*, Vol. 13 pp. 4244–4252, 2013.
- [15] K. Vaisakha and A. S. Reddy, "MSFLA/ GHS/ SFLA-GHS/ SDE algorithms for economic dispatch problem considering multiple fuels and valve point loadings," *Applied Soft Computing*, Vol. 13, pp. 4281–4291, 2013.
- [16] A. Meng, J. Li, and H. Yin, "An efficient crisscross optimization solution to largescale non-convex economic load dispatch with multiple fuel types and valve-point effects," *Energy*, Vol. 113, pp. 1147-1161, 2016.
- [17] N. J. Singh, J. S. Dhillon, and D. P. Kothari, "Synergic predator-prey optimization for economic thermal power dispatch problem," *Applied Soft Computing*, Vol. 43, pp. 298-311, 2016.
- [18] M. Kheshti, L. Ding, S. Ma, and B. Zhao, "Double weighted particle swarm optimization to non-convex wind penetrated emission/economic dispatch and multiple fuel option systems," *Renewable Energy*, Vol. 125, pp. 1021-1037, 2018.
- [19] R. Storn, "System design by constraint adaptation and differential evolution," *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, Vol. 3, pp 22-34, April 1999.
- [20] S. Nguyen, D. Thiruvady, A. T. Ernst, and D. Alahakoon, "A hybrid differential evolution algorithm with column generation for resource constrained job scheduling," *Computers & Operations Research*, Vol. 109, pp. 273-287, 2019.
- [21] Y. Lin, Y. Liu, W.-N. Chen, and J. Zhang, "A hybrid differential evolution algorithm for mixed-variable optimization problems," *Information Sciences*, Vol. 466, pp. 170-188, Oct. 2018.
- [22] Z. Michalewicz and M. Schoenauer, "Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems", *Evolutionary Computation*, Vol. 4, No. 1, pp.1-32, 1996.
- [23] C. L. Chiang, C. T. Su and F. S. Wang, "Augmented Lagrangian method for evolutionary optimization of mixed-integer nonlinear constrained problems," *Int. Math. J.*, Vol. 2, No. 2, pp. 119-154, 2002.
- [24] C. L. Chiang, "Improved genetic algorithm for power economic dispatch of units with valve-point effects and multiple fuels," *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 20, No. 4, pp.1690–1699, 2005.
- [25] M. J. D. Powell, "Algorithms for nonlinear constraints that use Lagrangian function", *Math. Programming*, Vol. 14, pp.224-248, 1978.
- [26] J. P. Chiou and F. S. Wang, "Estimation of Monod model parameters by hybrid differential evolution," *Bioprocess Bio-syst. Eng.*, pp 109–113, April 2001.