應用先進型連續蟻群最佳化於調諧彈性交流輸電系統控制器

呂俊鋒[*1] 巫文壹[2]

[1] 中州科技大學電機與能源科技系 cflu@dragon.ccut.edu.tw

[2] 中州科技大學工程碩士班 sjjftw@hotmail.com

摘 要

在電力系統發展過程中，穩定度一直都是重要的討論議題，智慧型控制的適應性使得其應用範圍日益擴大普及。本文提出以先進型連續蟻群最佳化(ACACO)法則來設計 Lead-Lag 控制器，以調制彈性交流輸電系統(FACTS)之閘控串聯電容器(TCSC)和靜態虛功補償器(SVC)，除可達成較佳控制效能外，亦可避免人類錯誤嘗試設計之費時耗力。

原始的蟻群最佳化技術只適合在離散最佳化問題，連續蟻群最佳法(Continuous Ant Colony Optimization，CACO)將離散機率密度函數延伸到連續解維度空間，ACACO 引進基因法則中的精英策略和競爭策略於密度函數的選擇上，每次迭代產生 T 個新解，由精英產生解的數量和競爭選擇產生解的數量，將分別隨著迭代次數而增加與減少。為避免早熟現象，取樣隨迭代次數增加而調整機率密度函數標準差(STD)係數；新解和原來的 N 個解一起依照成本值由最佳解到最差解重新排序，因 ACACO 工作在固定 N 個蟻群個體，因此，每世代只保留前 N 個較佳解並捨棄排序在後的 T 個解。

本文應用 ACACO 於 FACTS 裝置之控制器設計，來驗證所提控制器設計架構之可行性。並與各種型式之蟻群最佳法、各種型式之粒子群優法等智慧型控制法則做比較，證明所提控制法則之效能。

關鍵詞：先進型連續蟻群最佳化(ACACO)、彈性交流輸電系統(FACTS)、靜態虛功補償器(SVC)、閘控串聯電容器(TCSC)

通訊作者
姓名：呂俊鋒
E-mail：cflu@dragon.ccut.edu.tw

壹、緒論

傳統交流輸電網路之電力潮流為自然分佈狀態，不容易控制電力的流向，若傳輸功率增加時,可能造成系統動態穩定度惡化或電壓崩潰,而使系統輸電能力遠低於輸電線之熱容量極限。近年來，大功率電力電子元件之開發，並配合現代通訊網路和計算機速度提升，使輸電網路的阻抗、相角可控，FACTS 逐漸形成，使得在正常或緊急事故時，具有較高的運轉靈活度，並在不影響系統可靠度下，增加現有輸電設備的傳輸能力及提高系統穩定度[1]。

互聯電力系統中，各區域依其需要而裝置不同之 FACTS 控制器，各種 FACTS 控制器之功能如表 1 所示[2]。靜態虛功率補償器(Static Var Compensator，SVC)因其組態繁多，應用場合廣，早為電力公司或鋼鐵廠等採用多時；而於長輸電線路，為避免壓降過大，以 TCSC 較為常用且值得深入研究。由表 1 可見 SVC 與 TCSC 為功能互補之 FACTS 控制器，由連結組態而言，SVC 為並聯，TCSC 為串聯，兩者常同時存在於電力系統中。當某個 FACTS 控制器因應當地需求而動作時，可能因而導致與其他 FACTS 控制器之交互作用使得系統特性變差，此交互作用可能發生於[3]

1. 相似種類之多個 FACTS 控制器之間。
2. 相異種類之多個 FACTS 控制器之間。
3. 多個 FACTS 控制器與 HVDC 變流器之間。

此交互作用於頻率範圍 2~15Hz 之小訊號或控制振盪係導因於輸電網路強度與 FACTS 控制器參數之選擇，此振盪可由控制器增益之調協而消弭。

表 1 不同 FACTS 控制器之功能

Controller	Voltage Control	Transient Stability	Damping -Power Compensation	Reactive -Power Compensation	Power -Flow Control	SSR Mitigation
BESS	◎		◎			
SMES		◎	◎			
SSSC	◎	◎	◎	◎	◎	◎
STATCOM	◎	◎	◎	◎		
SVC	◎	◎	◎	◎		
TCPST		◎	◎		◎	◎
TCSC	◎	◎	◎		◎	◎
TSBR		◎	◎			◎
TSSC	◎	◎	◎		◎	
UPFC	◎	◎	◎	◎	◎	◎

電力系統控制與穩定度之研究，早期多集中於線性化模型中特徵值分析，也被稱為小訊號穩定度；但線性化模型於特定操作點下最佳化之控制器，當系統參數變化、負載變動或擾動加劇時可能無法適用，甚至造成 FACTS 控制器間之交互作用，引發振盪[4]，是故常需對系統作多次之檢測與設計[5],但電力系統乃高階非線性系統,其所需之系統狀態多,且無法完全取得。故許多探索學習演算法被提出來做為控制器的自動化設計，其中主要的一種是使用進化演算法(EAs)[6]來進行最佳化學習。這些演算法是探索和隨機的，意即其行為特性相似於生物學的現

象，例如交配和突變。眾所皆知的進化演算法是基因演算法(Genetic Algorithm，簡稱 GA)[7]。另一種是群聚智能(SI)模型[8]，是較新的最佳化演算法。其發展是模仿動物或昆蟲的社交行為，在空間內找到最佳化，其中最為人知的是粒子群最佳化(PSO)[9]，我們曾整合 GA 和 PSO 的互補性，提出新的基因粒子群優法(Genetic Particle Swarm Optimization，GPSO)，並用來設計模糊系統以調制 TCSC[10]；另一個廣受矚目的群聚智能則是蟻群最佳化(ACO)[11]演算法。

蟻群最佳化的靈感來自於對真實螞蟻群的觀察，起初提出是被用來求離散組合最佳化的問題，例如旅行售貨員問題(TSP)[12,13]。蟻群彼此合作在離散最佳化問題中找出好的解答，並已經成功地應用在多個離散最佳化領域[14-17]。連續蟻群最佳法(CACO)將離散機率密度函數延伸到連續解維度空間，本文提出的連續蟻群最佳化靈感來自於實數空間 CACO(稱為 ACO_R)，但在取樣與解的產生過程與 ACO_R 不同，我們做了些許改進，並稱之為 ACACO。我們提出一系統化方法來設計多機彈性交流輸電系統之控制器，以協調各種 FACTS 控制器參數，符合電力系統動態需求且避免控制衝突，增進系統動態穩定度。

貳、系統模型

本文使用之多機電力系統如圖 1 所示[18]，為 3 機組 4 匯流排之多機電力系統。各機組間以連結線互相連接，在各個發電機匯流排處接有區域負載 A、B 和 C，發電機使用單軸模型(one-axis model)，每部發電機組均裝置如圖 2 之 IEEE Type 1 旋轉激磁系統，各機組參數附錄一所示。系統未加任何 FACTS 控制器之開迴路特徵結構分析顯示，匯流排 2(Bus 2)穩定度較差，經由探討得知：於連結線 2-4 上裝置 TCSC，Bus 3 上裝設 SVC 均可有效增加系統穩定度，於多機電力系統中，多個 FACTS 控制器間若沒作控制器彼此間之調協，於系統運轉時其特性將因相互作用而抵消，甚至可能會造成系統之不穩定。為避免個別設計聯合運轉可能造成之系統振盪，多個 FACTS 控制器設計需調協。為避免因組態改變而使系統不穩定，以分散控制之 $TCSC_{24}$ 取 $\Delta\omega_2$ 為回授訊號、SVC 裝置於 Bus 3，取 $\Delta\omega_3$ 為回授訊號。

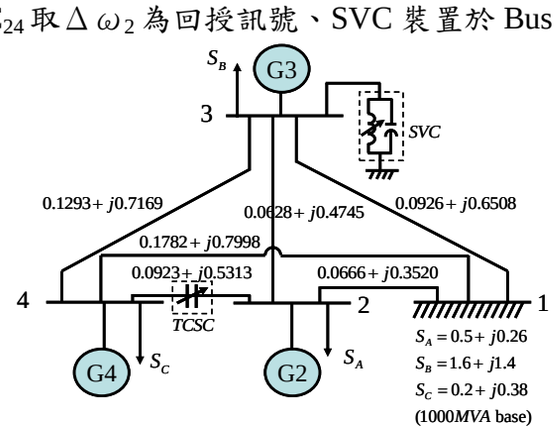


圖 1 多機電力系統

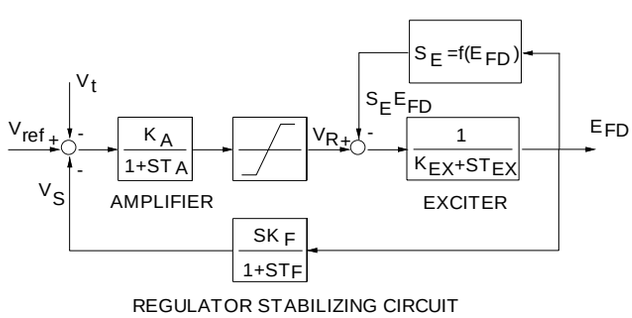


圖 2 IEEE Type 1 激磁機

多模組之閘控串聯電容器(TCSC)結構如圖 3 所示。閘控串聯電容器補償系統所提供之電抗量為 X_{TCSC}，與傳統靜態固定電容器串聯(電抗量 X_{fixed})，即為傳輸線串聯電容之補償量(電抗量 X_{Total})。TCSC 模組有閘流體制動(Thyristors blocked), 閘流體旁路(Thyristors bypass), 游標

(Vernier)模式等三種操作模式,以使 TCSC 可操作於電容與電感性。閘控串聯電容器方塊圖如圖 4 所示[11]，其中 $X_{auxiliary}$ 為開迴路之輔助訊號，如電力潮流控制器之訊號等；$X_{reference}$ 為 TCSC 之初時操作點，$X_{modulation}$ 為小訊號調制輸入，上述三個訊號合成即為 TCSC 控制訊號 $X_{desired}$。TCSC 之點火控制與自然響應延遲可以一單時間常數 T_{TCSC} 表示；TCSC 之輸出等效阻抗受限於操作模式與容量而有上下限 $X_{TCSCmax}$ 與 $X_{TCSCmin}$。

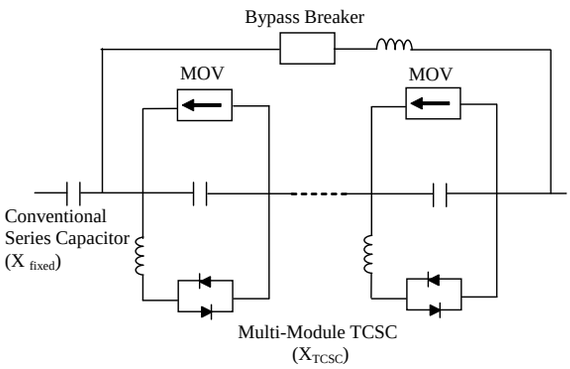


圖 3 多模組閘控串聯電容器結構圖

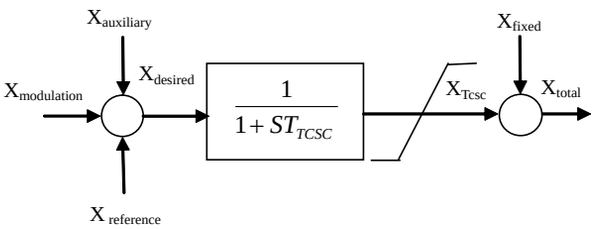


圖 4 閘控串聯電容器方塊圖

SVCs 傳統上用來做電壓調整及抑制低頻機電振盪，依其元件與切換裝置不同，有飽和電抗器(SR)、閘控變壓器(TCT)、閘切電容器(TSC)、閘控電抗器(TCR)、機械切換電容與閘控電抗器(MSC-TCR)、閘切電容器與閘控電抗器(SC-TCR)、固定電容與閘控電抗（Thyristor controlled Reactor with Fixed Capacitor , FC-TCR）等多種阻態，不同 SVCs 間之比較詳見參考文獻[19]，本文採用最常見之 FC-TCR SVC，其物理結構如圖 5，等效方塊圖如圖 6 [20]所示。其中 V_{ref} 為 SVC 之初始參考電壓，V_t 為匯流排端電壓，V_{AUX} 為小訊號調制訊號。等效閘控電抗器之導納

$$B_L(\alpha)=\left[\frac{2\pi-2\alpha+\sin 2\alpha}{\pi}\right]B_{L\max} \tag{1}$$

觸發角受 V_{AUX} 輔助訊號調制，而觸發角控制 $B_L(\alpha)$ 大小，會決定流過其上之電流與消耗之虛功率，與另一並聯回路 Bc 所提供之虛功率合成，可動態決定提供或儲存電力系統虛功率量，故可由 V_{AUX} 來決定 SVC 之角色與份量。

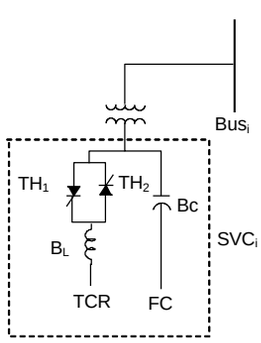


圖 5 FC-TCR SVC 結構

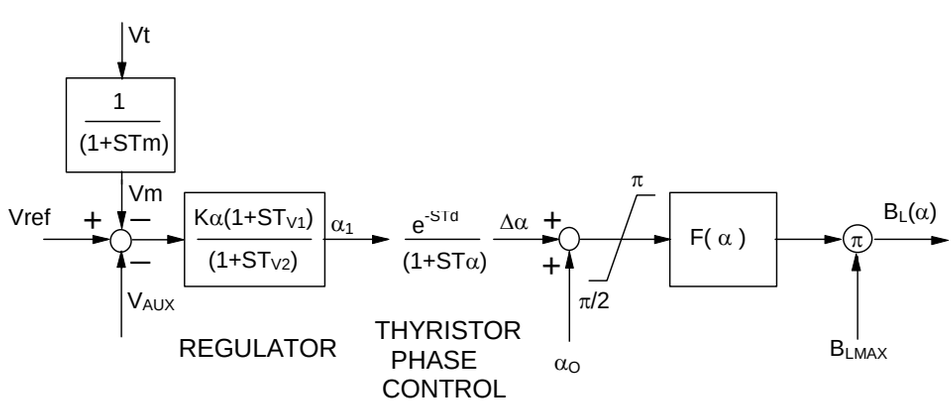


圖 6 SVC 方塊圖

控制器架構如圖 7 所示：採用兩個 Lead-Lag 控制器，來提供合適控制訊號至 TCSC 和 SVC。這兩個 Lead-Lag 控制器可以描述成下面兩個轉移函數：

$$\frac{V_{AUX}}{\Delta\omega_3}=\frac{SK_{\omega}^{1}}{1+ST_{\omega}^{1}}\times\frac{1+ST_{1}^{1}}{1+ST_{2}^{1}} \tag{2}$$

$$\frac{X_{Modulation}}{\Delta\omega_2}=\frac{SK_{\omega}^{2}}{1+ST_{\omega}^{2}}\times\frac{1+ST_{1}^{2}}{1+ST_{2}^{2}} \tag{3}$$

其中 $\Delta\omega_h(t)=\omega_h(t)-\omega_{ref}(t)$ 是發電機轉子 h 對參考速度 $\omega_{ref}(t)$ 之速度變動量。Lead-Lag 控制器送調整訊號 $X_{\mathrm{modulation}}$ 至 TCSC，如圖 4 所示；和輔助控制訊號 V_{AUX} 至 SVC，如圖 6 所示。Lead-Lag 控制器幫助 TCSC 和 SVC 提高阻尼震盪能力，從而獲得更高品質穩定的電力傳輸。基於控制演算法之比較，於同一電力系統模型下，我們採用不同之控制法則設計同一控制器。

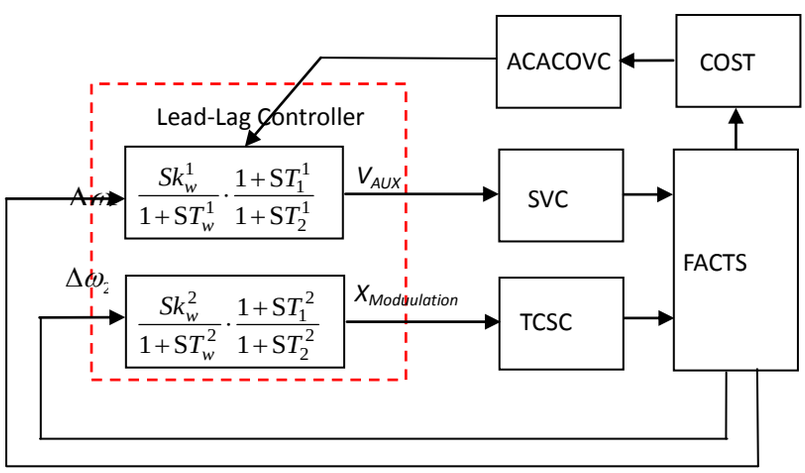


圖 7 ACACO Lead-Lag 控制器結構

參、先進型連續蟻群最佳化

在離散蟻群最佳法(ACO)，一個變數數值 s 從離散集合中被選出，且從離散機率密度函數(PDF)作相應的取樣。連續蟻群最佳法基本的構想是從蟻群最佳法的離散解延伸而來的，並將離散機率密度函數延伸到連續解維度空間。因為大部分的連續機率密度函數是高斯函數，且已經被使用在許多學習過程中。在實數空間 CACO 中(稱為 ACO_R)，變數 s_j 的高斯核心機率密度函數 $G_j(s_j)$ 被提出，定義為數個一維高斯密度函數 $g_{ij}(s_j)$ 的權重合。因此

$$G_j(s_j)=\sum_{i=1}^{N} w_i g_{ij}(s_j)=\sum_{i=1}^{N} w_i \frac{1}{d_{ij}\sqrt{2\pi}}\exp\left\{-\frac{(s_j-v_{ij})^2}{2d_{ij}^2}\right\} \tag{4}$$

其中 N 代表蟻群大小(N 個個體)，v_{ij} 和 d_{ij} 分別表示為平均數和標準差，w_i 為權重係數，依取樣值效能於每次迭代時重新計算。如變數 $s_i,\cdots,s_D$ 被最佳化，則 D 個不同之密度函數 $G_i,\cdots,G_D$ 即被定義。權重係數 w_i 依向量解 $\overrightarrow{S_i}$ 效能被指定：較佳解具有較高權重。w_i 依下式計算：

$$w_i=\frac{1}{(qN)\sqrt{2\pi}}\exp\left\{-\frac{(i-1)^2}{2(qN)^2}\right\} \tag{5}$$

其中 q 為權重因數，當 q 值很小的時候，代表強列傾向效能排序佳的解。在高斯機率密度函數 $G_j(s_j)$ 中，一維高斯密度函數 $g_{ij}(s_j)$ 的數量相等於族群大小 N。在變數 s_j 中，族群中的 N 個可能解 $s_{1j},\cdots,s_{Nj}$ 被當作(4)式中 PDF $G_j(s_j)$ 在 N 個函數 g_{ij} 的平均值 $v_{1j},\cdots,v_{Nj}$。在 ACO_R 裡，標準差 d_{ij} 計算如下：

$$d_{ij}=\varepsilon\cdot\sum_{\ell=1,\ell\neq i}^{N}\frac{(v_{ij}-s_{\ell j})^2}{N-1} \tag{6}$$

其中的係數 ε 為常數，其作用類似於 ACO 中之費洛蒙蒸發率，ε 值愈大，演算法之收斂速度愈慢。在方程式(6)中顯示 d_{ij} 數值為從平均數 $v_{ij}=s_{ij}$ 到其他相同族群變數 j 的距離。一個達到較好效能的連續取樣值，被分配一個高的 G_i 值。由 CACO 這個基本概念，本計劃提出改良搜尋與收斂的方法，稱之為先進型連續蟻群最佳法(ACACO)演算法，並且應用在調協 FACTS 控制器的參數設計。

每隻螞蟻藉由執行 D 個建造步數而建構出一個解(路徑)，如圖 8 所示。每一個建造步數由兩個階段組成：第一階段是選取變數，而第二階段則是使用機率密度函數來對選取的變數進行取樣 $G_1\cdots G_D$。在每一個學習迭代，連續蟻群最佳化用固定族群大小的 N 個解，$\overrightarrow{S_1},\ldots,\overrightarrow{S_N}$。在族群中的每一個個體代表一個解，並藉由螞蟻來建造而成。在連續蟻群最佳化中每一個個體 $\overrightarrow{S_i}$ 被表示如下：

$$\overrightarrow{S_i} = [s_{i1}, s_{i2}, \cdots\cdots, s_{iD}] = [k_w^1 \quad T_w^1 \quad T_2^1 \quad T_1^1 \quad k_w^2 \quad T_w^2 \quad T_2^2 \quad T_1^2] \tag{7}$$

初始解是隨機產生的，每一個向量解$\overrightarrow{S_i}$，代表系統控制器的所有參數。$\overrightarrow{S_1},\ldots,\overrightarrow{S_N}$，依控制效能結果排序由最好的排到最差的。因此，解$\overrightarrow{S_l}$表示其控制效能排序為$l$。圖 8 以節點和路徑區段的圖形表示 ACACO 演算法，$S_{i1},\ldots,S_{iD}$，表示在i列上 1 到 D 的向量解$\overrightarrow{S_i}$。每一個路徑區段有一個費洛蒙等級τ_i，較佳效能的解被分配一個較強健的費洛蒙，使得連結至它的節點有較高的被選取機率。換句話說，費洛蒙等級振幅依序是$\tau_1 > \tau_2 > \ldots > \tau_N$。費洛蒙等級$\tau_i$相似於 CACO ($ACO_R$)中之權重係數$w_i$。本計劃所提之先進型連續蟻群最佳法(ACACO)演算法毋需事先指定費洛蒙等級。

ACACO 演算法分成兩個階段；在第一階段，$T(T<N)$隻螞蟻開始從巢中移動，經過變數節點，$1,\ldots,D-1$，並停止在變數D的節點。第 i 隻螞蟻完成的路徑構成第 i 個暫時向量解，標記為$\tilde{\bar{s}} = [\tilde{s}_{i1},\ldots,\tilde{s}_{iD}]$，其中節點的值建構成暫時解的元素。在每次迭代中，ACACO 產生 T 個新的解(路徑)，一隻螞蟻使用精英和競爭的選擇技巧來當作開採和探索策略，去挑選一個路徑區段。精英選擇方法產生$L(L<T)$個新的暫時解，其中第 i 隻螞蟻只選擇費洛蒙等級τ_i的所有路徑區段；換句話說，排序前L的向量解儲存在蟻群充當L個暫時解；即$\tilde{\bar{s}}_1 = \bar{s}_1,\ldots,\tilde{\bar{s}}_L = \bar{s}_L$。競爭選擇方法產生其餘$T-L$個新暫時解，在競爭選擇中，當一隻螞蟻從變數$j-1$走到變數$j$，首先不管其費洛蒙等級，均勻隨機選擇$N$條路徑區段之中的三條；然後再比較三個被選路徑區段的費洛蒙等級，最後選擇其中一個最高等級的；圖 8 實線顯示競爭選擇方法的路徑選擇。在 ACO_R 中，每一次迭代從兩種選擇策略所產生的臨時解數目是相同的；即$L = T/2$。相對於 ACO_R，ACACO 使用新的分配方式，動態調整從精英和競爭選擇策略所得解的數量，來提高搜尋能力。在精英選擇策略中 L 新解的數目隨迭代次數I_c而變：

$$L(I_c) = T \times (I_c / End_ite) \tag{8}$$

其中End_ite為總迭代數。方程式(8)顯示由精英產生解的數量和競爭選擇產生解的數量，將分別隨著迭代次數而增加與減少。

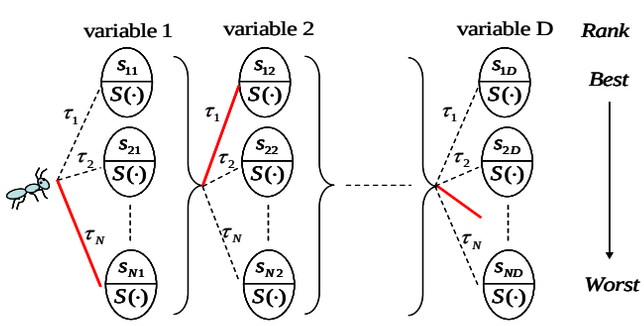


圖 8 ACACO 在節點和路徑區段代表圖

第二階段，經由取樣高斯機率密度函數(Gaussian PDF)，$g_{ij}(\tilde{s}_{ij})$，並以新取樣值$S(g_{ij}(\tilde{s}_{ij}))$取代臨時解中元素$\tilde{s}_{ij}$，我們對每一節點(解的元素)引入新的值。元素$\tilde{s}_{ij}$作為$g_{ij}(\tilde{s}_{ij})$的均值$\upsilon_{ij}$。如

同實數空間的 ACO (ACO_R)一樣，$g_{ij}(\hat{s}_{ij})$ 的標準差(STD) d_{ij} 如下式計算：

$$d_{ij} = \varepsilon \cdot \sum_{\ell=1}^{N} \left| s_{\ell j} - \tilde{s}_{ij} \right| / (N-1) \tag{9}$$

它是依照同一變數 j 時，由被選節點值 $\tilde{s}_{ij}$ 到其他節點值的距離來計算。當學習收斂時 d_{ij} 的值將趨向減少。在 ACO_R 法則中，(9)式的 ε 使用常數。本文採用可調適 ε，如下式所述：

$$\varepsilon = f_{1i} \times \frac{I_c}{End_ite} + f_{1f} \tag{10}$$

其中 f_{1i} 與 f_{1f} 為常數($f_{1i} = 0.35$ 、 $f_{1f} = 0.5$)，當學習過程時，ε 值由 $f_{1f}(=0.35)$ 增加至 $f_{1i} + f_{1f}(=0.85)$ 以避免標準差(STD)之過早收斂。對臨時向量解 $\tilde{\vec{s}}_i$ 應用高斯取樣運算，產生一新的向量解，記為 $\hat{\vec{s}}_i^{new}$ ，在 ACACO 中，其中

$$\hat{\vec{s}}_i^{new} = [\hat{s}_{i1}^{new}, ..., \hat{s}_{iD}^{new}] = [S(g_{i1}(\tilde{s}_{i1})), ..., S(g_{iD}(\tilde{s}_{iD}))] \quad , i = 1, ..., T \tag{11}$$

在每一迭代中，總共產生 T 個新解，加上原本 N 個解一起儲存。這些 $T+N$ 個解依其效能(即成本值)由最佳至最差排序，只有最佳的 N 個解被留存，其餘的將被捨棄。

肆、控制器設計與模擬比較

於圖 1 之系統上以所提 ACACO 演算法設計控制器，為驗證所提法則之效能，我們將與同為群聚智能的其它控制法則做比較。訓練條件為發電機 G2、G3 和 G4 分別於 0.2 秒時 0.1 p.u. 的機械轉矩擾動，持續 0.1 秒後回復，採樣時間長度為 9 秒，間隔設定為 0.001 秒。動態響應表現以發電機轉子速度偏移量 $\Delta\omega_i$ 和角度偏移量 $\Delta\delta_i$ 來衡量，其中 $i=2,3$和4，使用誤差均方根值來計算性能評估價值函數(Cost function) C 如下：

$$C=\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{9000}\left\{10^4\cdot\Delta\omega_2^2+10^4\cdot\Delta\omega_3^2+\Delta\omega_4^2+c_1\cdot\Delta\delta_2^2+c_2\cdot\Delta\delta_3^2+c_3\cdot\Delta\delta_4^2\right\}}{9000}} \tag{12}$$

應用 ACACO 在 Lead-Lag 控制器設計問題，蟻群大小 N 設定為 20，T 設定為 10；迭代次數設定為 1000，每次執行性能評估總共 $1000\times10=10^4$ 次。學習重複執行 30 次以進行統計分析。表 1~表 2 為學習設計結果比較，顯示均方根誤差(RMSE)、標準差(STD)和最小值(min)，可看出 ACACO 的性能優於其他演算法。圖 9 顯示每次迭代之價值函數 C 的平均值進化情形，可以明顯看出各種蟻群最佳化方法優於各種粒子群優法，而粒子群優法中以基因粒子群優法(GPSO)表現較佳，而 ACACO 收斂性能優於其他演算法。為強調所提演算法之強健性，我們與傳統特徵結構理論之極點指定法(Pole Assignment)、GPSO 做動態特性比較：三種方法求出來之控制器參數如表 3 所示，發電機 G2、G3 和 G4 隨機於 0.2 秒、6 秒和 15 秒分別給予 0.01p.u.、0.05p.u. 和 0.1p.u.擾動之動態響應圖如圖 10 所示。

表 1 ACACO 與其他演算法比較 FACTS(一)

Method	IPSO	HPSO-TVAC	GPSO	ACACO
RMSE	0.049221	0.049178	0.048792	0.048505
STD	0.000561	0.000915	0.000501	0.000573
Min	0.048883	0.048664	0.048502	0.04813

表 2 ACACO 與其他演算法比較 FACTS(二)

Method	RCACO	ACOR(q=0.01)	ACOR(q=10)	ACACO
RMSE	0.048359	0.048462	0.048518	0.048505
STD	0.000511	0.000593	0.00068	0.000573
Min	0.048158	0.048205	0.048199	0.04813

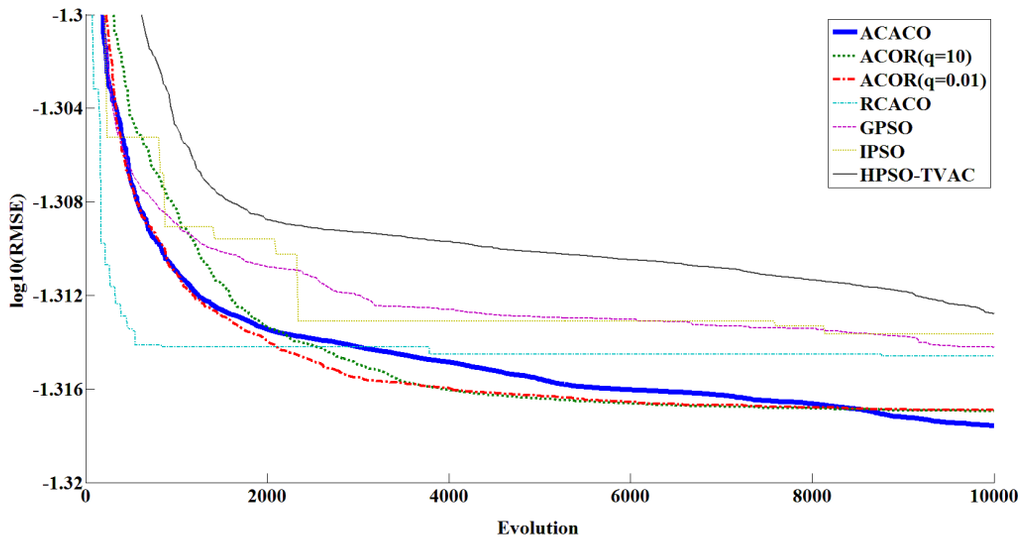
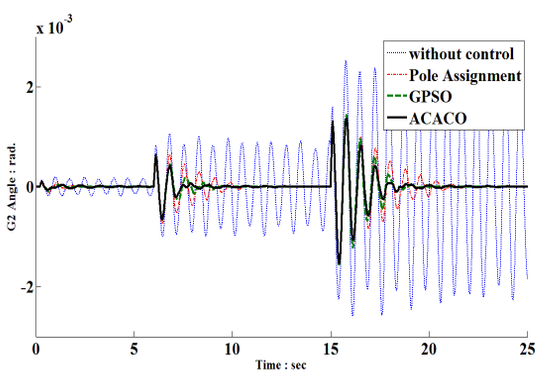
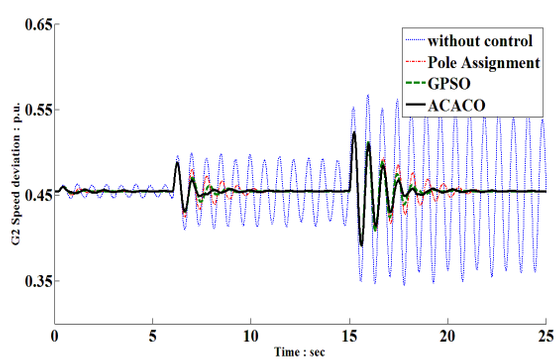


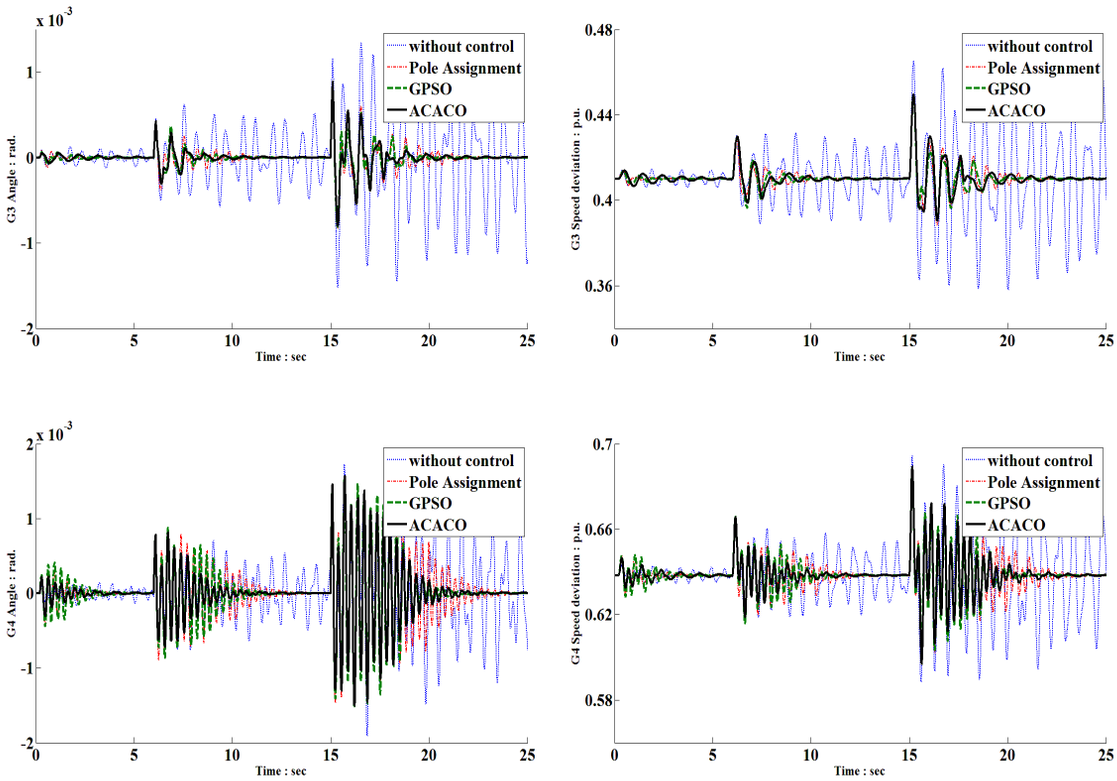
圖 9 ACACO 與其他演算法之平均成本值

表 3 ACACO 與其他演算法設計之 Lead-Lag 控制器參數

Parameters	k_w^1	T_w^1 (sec)	T_2^1 (sec)	T_1^1 (sec)	k_w^2	T_w^2 (sec)	T_2^2 (sec)	T_1^2 (sec)
pole assignment	200	0.3	3.123	0.272	100	0.4	2.387	0.312
GPSO	484.597778	0.046532	3.183771	0.834131	809.410706	0.643193	3.417663	0.698159
ACACO	387.55611	0.38918	3.17167	0.00128	942.30074	0.96244	1.50082	0.95543







—:ACACO、- -:GPSO、- • : Pole Assignment、...：without control

圖 10 隨機擾動之動態模擬與比較

伍、結論

本文提出以基因法則中的精英策略和競爭策略於 CACO 密度函數的選擇上，並動態調整機率密度函數標準差(STD)係數，以此改進 CACO 之收斂與避免早熟，稱之為先進型連續蟻群最佳化(ACACO)。並將其應用於調諧 SVC 和 TCSC 兩種 FACTS 裝置之控制器，來增進多機電力系統穩定度;模擬在各種條件下,不同轉矩擾動來驗證改良 Lead-Lag 控制器抑制阻尼震盪能力。此外，亦與傳統特徵結構設計、其他群聚智能(PSO, ACO)設計方法做比較，模擬結果顯示 ACACO 演算法自動最佳化控制，不只簡化設計工作，也提高系統動態響應效能。在電力系統穩定度問題，ACACO 演算法優於各種改良的 ACO 與 PSO 演算法。

附錄

FACTS 參數(Base：1000MVA，13.8KV)

A. 發電機與機磁機參數

參數 \ 發電機組	2	3	4
額定 MVA	503	1673	360
H, s	3.4	4.63	2.31
D, p.u.	0	0	0
Xd, p.u.	0.88	1.02	1.68
Xq, p.u.	0.53	0.57	1.66
X'd, p.u.	0.33	0.2	0.15
T'do, s	8	7.76	4
Tqo, s	0.04	0.09	1.9
激磁機			
K_A	45.0	50.0	13.0
T_A, s	0.07	0.02	0.21
K_F, s	0.01	0.01	0.05
T_F, s	1.0	1.0	1.0
K_E	1.0	1.0	1.0
T_E, s	0.5	0.8	0.15
A_{EX}	0.098	0.098	0.098
B_{EX}	0.553	0.553	0.553
V_{RE}max,p.u.	+7.3	+7.3	+7.3
V_{RE}min,p.u	-7.3	-7.3	-7.3

B. Thyristor Controlled Series Capacitors[22]

X_{fixed}=-0.1 p.u.

$X_{reference}$=-0.1 p.u. T_{TCSC}=0.015 sec

$X_{TCSCmax}$=0.0 p.u. $X_{TCSCmin}$=-0.2 p.u.

Static Var Compensator[23，24]

$T_m = 0.0055\,\text{sec}$ $K_\alpha = 1.0$

$T_{V1} = 0.2\ \text{sec}$ $T_\alpha = 0.004\ \text{sec}$

$T_{V2} = 1.0\ \text{sec}$ $T_d = 0.001\,\text{sec}$

$B_{L\max} = -0.2\ \ p.u.$ $B_C = 0.1\ \ p.u.$

C. 操作點：$V_{t1} = 1.06\,p.u.$ $V_{t2} = 1.025\,p.u.$ $V_{t3} = 1.03\,p.u$ $V_{t4} = 1.03\,p.u.$

參考文獻

[1] D. N. Ewart, R. J. Koessler, and J. D. Mountford, “FACTS options permit the utilization of the full thermal capacity of AC transmission”, IEE Fifth International Conference on AC and DC Power Transmission, September, 1991.

[2] R. Mohan. Mathur and Rajiv K. Varma, “Thyristor-Based FACTS Controllers For Electrical Transmission System”, IEEE Press, Wiley Interscience, 2002.

[3] CIGRE Working Group 14.29, “Coordination of controls of Multiple FACTS/HVDC Links in the Same System.” CIGRE Technical Brochure No. 149, Paris, December 1999.

[4] CIGRE Task Force 38.02.16, “Impact of Interactions Among Power System Controls,” CIGRE Technical Brochure No. 166, Paris, August 2000.

[5] J. J. Sanchez-Gasca, ”Coordinated Control of Two FACTS Devices for Damping Interarea Oscillations”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, No. 2, pp.428-434, 1997.

[6] Yao, X. (1999.), Evolutionary Computation—Theory and Applications, World Scientific

[7] Coodo’on, O. Herrera, F. Hoffmann, F. and Magdalena, L. (2001), Genetic Fuzzy Systems: Evolutionary Tuning and Learning of Fuzzy Knowledge Bases, volume 19 of Advances in Fuzzy Systems – Applications and Theory, World Scientific.

[8] Kennedy, J. Eberhart, R. and Shi, Y. (2001), Swarm Intelligence, Morgan Kaufmann Publisher.

[9] J. Kennedy and R. C. Eberhart, “Particle swarm optimization”, in: Proc. IEEE Int. conf. on Neural Networks, Perth, Australia, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.

[10] Chun-Feng Lu and C. F. Juang* “Fuzzy Control of Flexible AC Transmission System Using Genetic Particle Swarm Optimization” , IEE Proceeding Generation, Transmission & Distribution, Vol. 152, No. 4, pp.441-448, July, 2005.

[11] Dorigo, M. and St tzle, T. (2004), Ant Colony Optimization, MIT..

[12] Dorigo, M., Maniezzo, V., and Colorni, A. (1996), “Ant system: optimization by a colony of cooperating agents,” IEEE Trans. on Syst., Man, and Cybe., Part B: Cybernetics, vol. 26, no. 1, pp. 29-41.

[13] Dorigo, M., and Gambardella, L. M. (1997), “Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem” IEEE Trans. on Evolutionary Computation, vol. 1, no. 1, pp. 53-66.

[14] Parpinelli, R. S., Lopes, H. S., and Freitas, A. A. (2002), “Data mining with an ant colony optimization algorithm,” IEEE Trans. Evolutionary Computing, vol. 6, no. 4, pp. 321-332.

[15] Sim, K. M., and Sun, W. H. (2003), “Ant colony optimization for routing and load-balancing: survey and new directions,” IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, vol. 33, no. 5, pp. 560-572.

[16] Mucientes, M., and Casillas, J. (2007), “Quick design of fuzzy controllers with good interpretability in mobile robotics,” IEEE Trans. Fuzzy Systems, vol. 15, no. 4, pp. 636-651.

[17] Tewolde, G. S., and Weihua, S. (2008), “Robot path integration in manufacturing processes: genetic algorithm versus ant colony optimization,” IEEE Trans. Sys., Man and Cyber. Part A:

Systems and Humans, vol. 38, no. 2, pp. 278-287.

[18] P. M. Anderson and A. A. Fouad, Power System Control and Stability, IEEE Press, 1993.

[19] R. Mohan. Mathur, Rajiv K. Varma, "Thyristor-Based FACTS Controllers For Electrical Transmission System", IEEE Press, Wiley Interscience , 2002

[20] T. J. E. Millen, Reactive Power Control in Electric System, John Wiley & Sons Inc. , 1982.

[21] K. Socha and M. Dorigo, "Any colony optimization for continuous domain ", Eur. J. Oper. Res., vol. 185, pp. 1155-1173, 2008.

[22] Liwen Xu, and Said Ahmed-Zaid, "Tuning of Thyristor-Controlled Series Capacitors by Eigenvalue Sensitivity Analysis," IEEE Transaction on Power Delivery, pp. 696-699, 1993.

[23] P. K. Dash, A. M. Sharaf, and E. F. Hill, "An Adaptive Stabilizer for Thyristor Controlled Static Var Compensators for Power Systems," IEEE Trans. On Power Systems, Vol. 4, pp.403-410, 1989.

[24] P. K. Dash, P. C. Panda, A. M. Sharaf, and E. F. Hill, "Adaptive Controller for Static Reactive Power Compensators in Power System, "IEE Proceeding-C, Vol. 134, pp.256-264, 1987.