

粒子群與禁忌搜尋演算法之整合及其於上行正交分頻多重存取系統 載波頻率偏移估計之應用

張博凱¹、譚旦旭¹、黃永發²、簡福榮¹

國立臺北科技大學電機工程系¹

朝陽科技大學資訊與通訊系²

摘要 — 本研究利用粒子群演算法(Particle Swarm Optimization, PSO)提供禁忌搜尋(Tabu Search, TS)合適的初始解，並進一步加上突變機制，以增加族群個體多樣性，同時提升區域搜尋能力。此一混合型演算法經一系列測試函數驗證，其效果優於其他方法。接著將此一混合型演算法應用於估計上行正交分頻多重存取(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)系統之載波頻率偏移(Carrier Frequency Offsets, CFOs)。模擬結果顯示，與整合田口運算及突變之 PSO(Taguchi-based Mutation PSO, THM-PSO)相較，本研究提出的方法可以估計出較精確的 CFOs。¹

一、簡介

許多最佳化演算法已被廣泛應用在不同的領域，其表現可謂各有千秋。Eberhart 與 Kennedy 於 1995 年提出粒子群演算法(Particle Swarm Optimization, PSO) [1]，PSO 模擬鳥類覓食的行為，在解空間中先隨機產生粒子，粒子會依個體與群體最佳經驗移動以尋找最佳解，它具有快速收斂、較少的參數設定、適用於動態環境等優點。接著 Eberhart 與 Shi 於 1998 年提出慣性權重 PSO(Linearly decreasing inertia weight PSO, LPSO)[2]，以改善 PSO 的收斂特性與準確度，但 LPSO 易因多樣性(Diversity)不足導致過早收斂至區域最佳解，故文獻[3]加入突變(Mutation)機制來跳脫區域最佳解，但高負載時其效能仍待改進。

禁忌搜尋(Tabu Search, TS)是 Glover 於 1989 年提出的一種演化式演算法[4,5]，其基本概念是將搜尋過程中所

獲之估計解放在禁忌表內，避免重複尋得相同解，以提升運算效率。TS 是擁有記憶功能的演算法，但是 TS 的效能相當依賴初始解。

本研究整合 LPSO、TS 以及突變機制，利用 LPSO 全域搜尋能力提供 TS 合適的初始解，再藉由 TS 的區域搜尋能力，提高尋得最佳解機率。為測試此整合型演算法的效能，我們應用文獻[6]之測試函數進行驗證，並與快速演化式規劃法(Fast Evolutionary Programming, FEP)和整合田口運算及突變之粒子群演算法(THM-PSO)[7]比較效能，結果顯示本研究的方法較優，接著進一步將之應用於估計正交分頻多重存取(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)系統之載波頻率偏移(Carrier Frequency Offsets, CFOs)。

正交分頻多工(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)子載波間雖具有彼此正交之特性，但都普勒效應或收發端之間振盪器的頻率不同步，會導致 CFO，CFO 會造成子載波間失去正交性而產生載波間干擾(Inter-Carrier Interference, ICI)，因而降低系統效能。正交分頻多重存取(Orthogonal Frequency Division Multiple Access, OFDMA)以 OFDM 為基礎，存在更嚴重的 CFO 問題。上行 OFDMA 系統由不同環境的多用戶同時傳送資料給基地台，將產生多個 CFOs，除了 ICI 亦會產生多用戶干擾(Multiple Access Interference, MAI)，因此 CFO 的估計與補償是 OFDMA 系統重要的研究議題。

THM-PSO 估計上行 OFDMA 之 CFOs，並獲得接近最大概似(Maximum Likelihood-based, ML-based)估計法之效能，同時有較低的運算複雜度，但高負載時其效能

¹ 本研究由國科會贊助，計畫編號 NSC 101-2221-E-027-091。

仍存在很大改善空間。故本研究整合 PSO、突變機制與 TS 估計上行 OFDMA 系統之 CFOs，冀希能改善估計的效能。

二、最佳化演算法

2.1 粒子群演算法

假設 PSO 有 M 個粒子，每個粒子有 K 個維度 (K 為用戶數)，為改善 PSO 的收斂速度，Eberhart 與 Shi 在 PSO 中加上慣性權重參數 w ，其位置與速度更新公式如下：

$$\mathbf{v}_i^{g+1} = w \times \mathbf{v}_i^g + c_1 \times \text{rand}() \times (\mathbf{p}_i^{pbest} - \mathbf{p}_i^g) + c_2 \times \text{rand}() \times (\mathbf{p}^{gbest} - \mathbf{p}_i^g) \quad (1)$$

$$\mathbf{p}_i^{g+1} = \mathbf{p}_i^g + \mathbf{v}_i^{g+1} \quad (2)$$

其中 $\mathbf{v}_i^g = [v_{i,1}^g, v_{i,2}^g, \dots, v_{i,K}^g]$ 與 $\mathbf{p}_i^g = [p_{i,1}^g, p_{i,2}^g, \dots, p_{i,K}^g]$ 分別為第 i 個粒子於第 g 代之速度與位置； $\mathbf{p}_i^{g,pbest} = [p_{i,1}^{g,pbest}, p_{i,2}^{g,pbest}, \dots, p_{i,K}^{g,pbest}]$ 為至目前為止各個粒子所尋得之最佳位置； $\mathbf{p}^{g,gbest} = [p_1^{g,gbest}, p_2^{g,gbest}, \dots, p_K^{g,gbest}]$ 為迄今群體所尋得之最佳位置； c_1 和 c_2 分別稱為個體因子和社會因子； $\text{rand}()$ 為 0 到 1 之隨機變數； \mathbf{v}_i^{g+1} 與 \mathbf{p}_i^{g+1} 分別為更新後第 i 個粒子於第 $(g+1)$ 代之速度與位置。 w 公式如下：

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{G} \times g \quad (3)$$

其中 w_{\max} 為初始最大慣性權重值， w_{\min} 為初始最小慣性權重值， G 為總迭代數， g 為目前代數。

本研究所採用的突變機制先從 M 組粒子群中選取 $\alpha_1 \times M$ 組粒子群，然後在選取的 $\alpha_1 \times M$ 組粒子群中隨機選擇兩個粒子位置，依據突變機率 α_2 決定是否進行突變，其突變方式為正負號對調。

2.2 禁忌搜尋演算法

TS 首先在解空間中隨機產生一個初始解，以初始解為中心在搜尋範圍 R_c ($R_c \subset$ 解空間) 中隨機產生 M_c 個鄰近候選解進行區域搜尋。接著計算所有候選解的成本值，從當中選取最佳的候選解，並成為下一次搜尋的初始解。利用迭代的方式反覆搜尋，直到滿足終止條件即停止。

搜尋過程中，TS 的禁忌名單會依次記錄每次迭代後最佳的候選解，如果其解已經被記錄在禁忌名單中，則重新以初始解為中心進行搜尋。為了避免陷入無限迴圈，TS 需要配合免禁法則，例如迭代後最佳候選解已經被記錄在禁忌名單，但此解又是迄今為止的最佳解，則可使用免禁法則來跳脫禁忌名單的限制，使此解成為新的最佳解，亦即將之置入禁忌名單內，讓演算法可以重新尋求其他解。TS 的執行流程簡述如下：

- (i) 設定初始參數包括總迭代數 G 、候選解數量 M_c 、搜尋範圍 R_c ，並建立禁忌名單(此時為空集合)。
- (ii) 在解空間中隨機產生初始解。
- (iii) 以初始解為基礎，在距離 R_c 的範圍內隨機產生 M_c 個候選解。
- (iv) 根據目標函數，計算所有候選解之成本值，並尋找最低成本的候選解。
- (v) 判斷最佳候選解是否已經存在於禁忌名單內，假設不存在則到步驟(vii)，反之，到步驟(vi)。
- (vi) 如果最佳候選解為迄今的最佳解，則利用免禁法則至步驟(vii)，如果不是則回到步驟(iii)。
- (vii) 最佳候選解成為新的最佳解，並紀錄於禁忌名單中。
- (viii) 如果迭代未達到上限，回到步驟(iii)。反之，停止演算流程，取出最佳解。

2.3 整合突變機制之粒子群與禁忌搜尋演算法

PSO 是一種全域搜尋能力很強的演算法，搜尋最佳解的時候，粒子能快速收斂至最佳解，但易陷入區域最佳解。為克服此問題可以增加粒子多樣性，例如加入突變機制，但在高維度解空間下其效能有待改進。另外，TS 有著強大的區域搜尋能力，但 TS 相當依賴初始解。由於初始解的良窳會大大影響搜尋的結果，所以如何使用其他的演算法給定 TS 一個較好的初始解，是一重要課題。本研究考量 PSO 具有良好全域搜尋能力，因此將以 PSO 產生 TS 的初值，同時為增加候選解的多樣性，也整合突變機制，此一新的演算法稱為 MPSO-TS (Mutated PSO-Tabu Search)。MPSO-TS 執行之流程如下：

- (i) 設定初始參數：總迭代數 G 、粒子數量 M 、慣性權重最大值 w_{\max} 、慣性權重最小值 w_{\min} 、學習因子 c_1

和 c_2 、TS 執行之代數 g_c 、候選解數量 M_c 、搜尋範圍 R_c ，並建立 TS 的禁忌名單。

- (ii) 隨機產生粒子的初始位置與初始速度。
- (iii) 計算所有粒子的成本值，並尋找最佳個體位置 $pbest$ 和最佳群體位置 $gbest$ 。
- (iv) 依據(1)、(2)與(3)式，更新粒子位置與速度。
- (v) 執行突變機制。
- (vi) $g = g + 1$ ，若 $g \geq g_c$ ，則開始執行 TS，否則，回到步驟(iii)。
- (vii) 如果迭代達到上限，則停止演算，群體最低成本所在位置 $gbest$ 即為最佳估計解。反之，回到步驟(iii)。

2.4 函數測試

本研究引用文獻 [6] 使用的 10 個測試函數 ($f_{14} - f_{23}$)，並與 FEP 以及 THM-PSO 比較效能。表 I 列出不同演算法對應 $f_{14} - f_{23}$ 模擬 50 次所獲之函數最小值之平均值 ($Mean_{50}$) 與函數最小值 (f_{min}) 之誤差 (Δ)，模擬結果顯示，MPSO-TS 與 FEP 相比，在 f_{17} 和 f_{19} 有相同的效能，其他測試函數部分 MPSO-TS 之精確度皆優於 FEP；MPSO-TS 與 THM-PSO 相比，在 f_{14} 、 f_{17} 和 f_{18} 有著相同的效能，在其餘測試函數部分，MPSO-TS 有優於 THM-PSO 的精確度。本研究提出的 MPSO-TS 經一系列測試函數驗證，其整體效能優於其他方法，故進一步應用於上行 OFDMA 系統 CFOs 之估計。

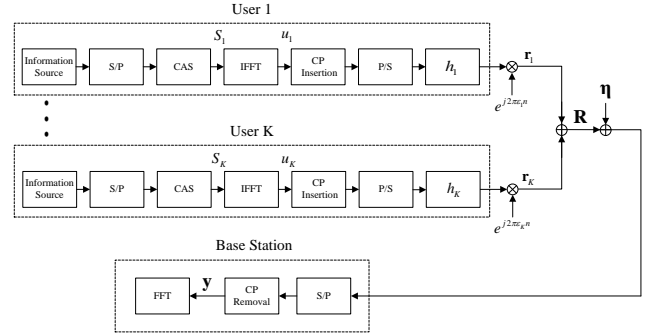
表 I 各種演算法對應測試函數之誤差

函數	f_{min}	$\Delta = f_{min} - Mean_{50} $		
		FEP[6]	THM-PSO[7]	MPSO-TS
f_{14}	1	0.22	2×10^{-3}	2×10^{-3}
f_{15}	3.075×10^{-4}	1.9×10^{-4}	5.3×10^{-7}	1×10^{-8}
f_{16}	-1.0316285	1.6×10^{-3}	1.0316	4.7×10^{-8}
f_{17}	0.398	0	0	0
f_{18}	3	2×10^{-2}	0	0
f_{19}	-3.86	0	3.5703	0
f_{20}	-3.32	5×10^{-2}	3.247	3×10^{-2}
f_{21}	-10	4.48	9.1437	2.6188
f_{22}	-10	4.48	8.5174	2.0515
f_{23}	-10	3.43	8.4526	1.8354

三、整合突變機制之粒子群與禁忌搜尋之載波頻率偏移估計

3.1 訊號模型

圖一為上行 OFDMA 系統之方塊圖，子載波分配給每個用戶來傳輸資料。假設系統有 K 個用戶和 N 個子載波，因此每個用戶可分配 N/K 個子載波，同時本研究引用文獻[8]的領航訊號(Pilot)設計方式來減少MAI的影響。



圖一：上行 OFDMA 系統

3.2 接收訊號

假設用戶數為 K ，子載波數量為 N ， S_k 為第 k 個用戶之資料序列，序列之元素 $S_{k,n}$ 如下表示：

$$S_{k,n} = \begin{cases} 1, & n \in I_k \\ 0, & n \notin I_k \end{cases}, 0 \leq n \leq N-1 \quad (4)$$

其中 I_k 為第 k 個用戶分配之子載波子集合，用戶之間分配不同的子載波子集合，其交集為空集合。 S_k 經過 IDFT 後成為：

$$U_k = F^H S_k \quad (5)$$

其中 F 為 N 點 DFT 矩陣， $(\cdot)^H$ 為 Hermitian 轉置，IDFT 運算 F^H 之元素為 $F_{m,n}^H = \frac{1}{\sqrt{N}} e^{j2\pi mn/N}$ ， $0 \leq m, n \leq N-1$ 。基地台接收之訊號移除循環字首(Cyclic Prefix, CP)後，訊號總和如下表示：

$$y = \sum_{k=1}^K r_k + \eta \quad (6)$$

其中 η 是平均值為 0，變異數為 σ^2 之 AWGN。 r_k 為第 k 個用戶之訊號串，其元素如下：

$$r_{k,n} = e^{j2\pi \epsilon_k n/N} \sum_{l=0}^{L_k-1} h_{k,l} u_{k,n-l}, n=0,1,\dots,N-1, j=\sqrt{-1} \quad (7)$$

其中 ε_k 為第 k 個用戶之 CFO 值。 $\mathbf{h}_k = [h_{k,0}, h_{k,1}, \dots, h_{k,L_k-1}]^T$ 為第 k 個用戶之通道脈衝響應， L_k 為通道長度，本研究考慮雷利衰減(Rayleigh Fading)通道。

為衡量估計的 CFOs 向量 $\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}} = [\tilde{\varepsilon}_1, \tilde{\varepsilon}_2, \dots, \tilde{\varepsilon}_K]$ 與實際接收訊號之相似程度，本研究採用文獻[3]對數似似函數(Log-likelihood Function)之定義得：

$$\tilde{\boldsymbol{\varepsilon}} = \arg \min_{\boldsymbol{\varepsilon}} \left\{ \sum_{n=0}^{N-1} (y_n - \bar{R}_n)^2 \right\} \quad (8)$$

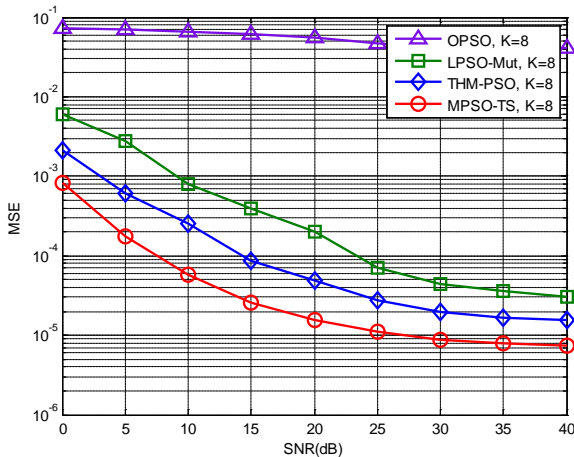
$$\text{其中 } \bar{R}_n = E \left\{ \sum_{k=1}^K r_{k,n} \right\} = \sum_{k=1}^K E \{ r_{k,n} \} = \sum_{k=1}^K r_{k,n} \text{。}$$

四、實驗結果

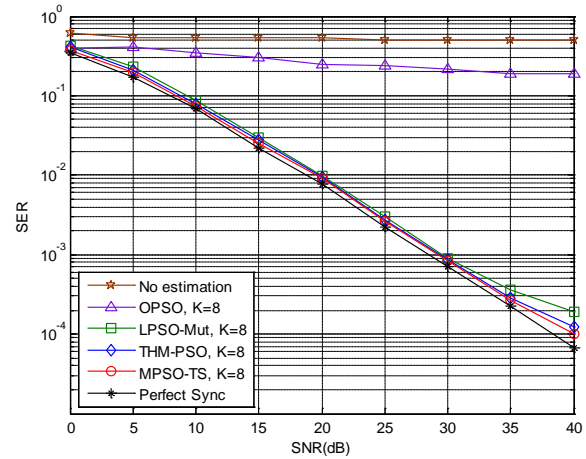
本研究考慮上行 OFDMA 系統，調變方式為 4-QAM，並假設子載波數量 $N = 2048$ ，通道特性為雷利衰減，時間為同步，CP 長度為 64，以及 CFO 正規化偏移範圍為 $[-0.5, 0.5]$ 。分別使用原始粒子群演算法(OPSO)、LPSO-Mut、THM-PSO 與 MPSO-TS 四種演算法進行模擬。

圖二為各演算法於 8 個用戶 ($K = 8$) 下之 MSE 效能，以 $\text{MSE} = 5 \times 10^{-5}$ 為基準，MPSO-TS 與 LPSO-Mut 相比，增益改善 17.8 dB；MPSO-TS 與 THM-PSO 相比，增益改善 8.74 dB。

圖三為各種演算法於 8 個用戶 ($K = 8$) 下之符元錯誤率(Symbol Error Rate, SER)，以 $\text{SNR} = 35$ dB 為基準，MPSO-TS 與 LPSO-Mut 相比，SER 改善 27.2 %；MPSO-TS 與 THM-PSO 相比，SER 改善 8.4 %。



圖二：各種演算法之 MSE 效能 ($K = 8$)



圖三：各種演算法之 SER 效能 ($K = 8$)

結論

本研究應用 PSO 結合突變機制以及 TS 發展出一個新的演算法(MPSO-TS)，經測試函數驗證，其效果優於 FEP 以及 THM-PSO。接著將 MPSO-TS 應用於上行 OFDMA 系統之 CFOs 估計，模擬結果顯示，在 8 個用戶數 ($K = 8$) 的 MSE 及 SER 之效能，與 OPSO、LPSO-Mut 及 THM-PSO 相較，MPSO-TS 有最好的效能。

參考文獻

- [1] R. C. Eberhart and J. Kennedy, "Particle Swarm Optimization," *IEEE International Conference on Neural Networks*, pp. 1942-1948, 1995.
- [2] Y. Shi and R. Eberhart, "A Modified Particle Swarm Optimizer," *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 69-73, 1998.
- [3] T. H. Tan, Y. F. Huang, and J. Y. Tsao, "Estimation of Carrier Frequency Offset for Generalized OFDMA Uplink Systems Using Particle Swarm Optimization Algorithms," *IEEE International Conferences on Pervasive Systems, Algorithms*, pp. 442-447, 2009.
- [4] F. Glover, "Tabu Search, part I," *ORSA Journal on Computing*, Vol. 1, No. 3, pp. 190-206, 1989.
- [5] F. Glover, "Tabu Search, part II," *ORSA Journal on Computing*, Vol. 2, No. 1, pp. 4-32, 1990.
- [6] X. Yao, Y. Liu, and G. M. Lin, "Evolutionary Programming Made Faster," *IEEE Transactions on Evolutionary Computing*, Vol. 3, No. 2, pp. 82-102, Jul. 1999.
- [7] T. H. Tan, Y. C. Li, C. C. Chang, and Y. F. Huang, "Estimation of Carrier Frequency Offsets for Uplink OFDMA System Using a Hybrid Taguchi-Mutated-Particle Swarm Optimization Approach," *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pp. 2516-2521, 2012.
- [8] Y. Zeng and A. R. Leyman, "Pilot-Based Simplified ML and Fast Algorithm for Frequency Offset Estimation in OFDMA Uplink," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, pp. 1723-1732, 2008.