

結合粒子群最佳化和迭代搜尋最小變異無失真響應處理方式之交織 OFDMA 上行系統的載波頻率偏移估測

張安成^a、林成守^{*b}

嶺東科技大學資訊科技系^a

嶺東科技大學資訊科技應用研究所^b

摘要—針對交織正交分頻多重存取上行系統載波頻率偏移參數估測的問題，本論文提出一個有效的殘餘載波頻率偏移(CFO)處理方式，其主要是利用粒子群最佳化(PSO)快速搜尋的優點對殘餘的 CFO 實施粗略估測，接著使用迭代型最小變異無失真響應(IMVDR)估測器進行精確估測；另外，由於 PSO 和 IMVDR 均會遭遇區域極值的問題，因此，本論文亦使用訊號結構本身的特性，從每一個較小的範圍去搜尋相對使用者的目標函數之最大值而得到其 CFO 估測值，因此可以有效的克服峰值模糊的問題，且可避免求解區域最佳解的問題，同時能擁有更理想的性能和較低的計算負荷。最後，經由電腦模擬的結果來驗證本論文所提估測方法的有效性。¹

一、前言

在新一代的無線通訊技術中，由於正交分頻多工(OFDM)系統具有良好的頻譜效益和對抗多路徑衰減通道的能力，因此近年來被廣泛地被應用在寬頻無線通訊系統上，而將 OFDM 系統子載波分配給多個用戶同時傳輸的正交分頻多工存取(OFDMA)技術[1]，近年來也備受重視。既然 OFDMA 系統是以 OFDM 為基礎，因此它也保留了 OFDM 系統固有的缺點，OFDM 系統對於載波頻率偏移(CFO)非常敏感，CFO 的形成是由於傳送端與接收端震盪器之頻率誤差，或是行動裝置在移動中所產生都普勒偏移所造成的，CFO 會破壞子載波之間的正交性，進而引起子載波的波間干擾，其嚴重性會使系統性能崩潰。OFDMA 系統可分為上行系統及下行系統兩種模式，CFO 對此兩種模式所造成的影響並不相同，對下行系統而言，接收端是用戶端，它所面對的傳送端只有單一的基地台，也就是只面對單一載波頻率偏移，故 OFDMA 下行系統遭遇的問題其實與 OFDM 系統相同；反觀上行系統，接收端是基地台，它所面對的傳送端是多個用戶端，這些用戶端可能在同一時間上傳資料給基地台，而且每個用戶端與基地台之間的載波頻率偏移不盡相同，因此，在上行系統中，CFO 除了會引發波間干擾外，也會造成多存取干擾，所以如何在 OFDMA 上行系統中，能讓接收端做良好的 CFO 估測，進而獲得最佳的 CFO 補償，方可獲得較可信賴的位元錯誤率一直是項重要且困難的研究課題。

對於參數估測問題，粒子群演算法(PSO) [2]是一種群體智慧的想法而進化成領域搜尋的一種方法，PSO 是一種進化的最佳化工具，會有一組隨機產生的初始值，再經過進化的方式來取得最佳解，屬於單向的訊息傳遞，整個搜尋過程和更新是由當前最佳解的機制，相較於遺傳演算法[3]在大多數的情況下，PSO 可使用較少的參數

設定，且能更快速的收斂。在使用最小變異無失真響應(MVDR)演算法[4]進行 CFO 估測，在適當的訊雜比時可擁有良好之解析能力，無論如何，其計算時必須使用搜尋格柵去做全面性的頻譜掃描來決定它的峰值，且這些基於頻譜搜尋之演算法為提高估測精準度所需之搜尋格柵的尺寸必須很小方能擁有良好之解析能力，當搜尋格柵越小其計算複雜度會越大，但衍生出非常龐大的計算負荷。雖然，使用基於訊號子空間的 ESPRIT 演算法[5]可以解決計算複雜度問題，但缺點是在低訊雜比時會有嚴重的估測偏差存在，且由於係利用訊號旋轉不變的特性使得估測性能之解析程度受限於自由度(可用的子載波數目)，因此，本論文提出一具有較佳計算效益與精確參數估測的 PSO (PSO-IMVDR)估測器，此方法可以將一維估測轉換成多個一維估測，先利用 PSO 找到逼近真正 CFO 的粗估值，接著再用迭代搜尋來校正 CFO 向量，此一階泰勒級數展開後的逼近值得到最小化的目標函數，基於標準 MVDR 透過迭代的過程搜尋最後的精確值，從每一個較小的範圍去搜尋相對使用者的目標函數之最大值而得到其 CFO 估測值，因此可以有效的克服峰值模糊的問題，亦可以解決由於搜尋格柵的尺寸選擇太大存在高估測偏差問題，並且克服為了提高角度的解析能力，選擇太小的搜尋格柵的尺寸而增加龐大的計算負荷。同時所提出來的由於經過 PSO 的前置處理，亦將更有效的降低演算法的迭代次數；最後，電腦模擬結果顯示所提方法之 CFO 估測器的有效性。

二、問題描述

2.1 訊號模型

假設在一個交織的 OFDMA 上行系統中有 N 條子載波且有 M 個使用者，同時經過獨立的通道將傳送的訊號傳到基地台。此 N 條子載波被分成 Q 個子通道且 ($Q > M$)，每一個子通道有 $P = N/Q$ 條子載波，其中每一條子載波僅傳送到一個使用者，子通道 q ($q = 0, 1, \dots, Q-1$) 包含的子載波是由索引序列集合 $\{q, Q+q, \dots, (P-1)Q+q\}$ 所組成。假設第 m 個使用者傳送的訊號向量為 $\mathbf{X}_m = [X_m(0), X_m(1), \dots, X_m(P-1)]^T$ 且 $(\bullet)^T$ 代表示矩陣轉置和 $X_m(p)$, $p = 0, 1, \dots, P-1$ ，假設子通道 q_m 被分配給第 m 個使用者，當 $k = pQ + q_m$ 時 $X_m(k) = X_m(p)$ ，故 \mathbf{X}_m 的 P 個資料符元將會被映射成 N 個資料符元的集合，亦可表示為 $\mathbf{X}_m = [X_m(0), X_m(1), \dots, X_m(N-1)]^T$ 。假設接收器已經完成時間和頻率同步，所選擇之循環字首(CP)的長度 N_g 為大於所有使用者間的最大通道延遲擴散和時間延遲。經由這個假設，時間偏移的影響可被視為一個線性通道的相位移[6]，所以時偏的影響就不在此討論。在通過多重路徑通道和移除 CP 後，令 $\varepsilon_m \in (-0.5, 0.5)$ 代表第 m 個使用者由子載波間隔 $2\pi/N$ 正規化後的 CFO，則第 m 個使用者所接收到的基頻訊號表示如下

¹ 本研究由國科會贊助，計畫編號 NSC 102-2221-E-275-003。

$$y_m(n) = \sum_{k=0}^{N-1} \bar{X}_m(k) \bar{H}_m(k) \exp\{j2\pi n(k + \varepsilon_m)/N\} \quad (1)$$

其中 $0 \leq n \leq N-1$ ， $\bar{H}_m(k) = \sum_{l=0}^{L_m-1} h_m(l) \exp\{-j2\pi lk/N\}$ 為第 m 個使用者在第 k 條子載波上通道的頻率響應且 L_m 為通道數，根據 \bar{X}_m ，則 $y_m(n)$ 可改寫為

$$y_m(n) = \sum_{p=0}^{P-1} X_m(p) H_m(p) \exp\{j2\pi n(pQ + q_m + \varepsilon_m)/N\} \quad (2)$$

其中 $H_m(p) = \bar{H}_m(k)|_{k=pQ+q_m}$ ， $\theta_m = (q_m + \varepsilon_m)/Q$ 代表的是第 m 個使用者有效的 CFO，在基地台所接收到的訊號是所有使用者所傳輸訊號的總和，藉由重疊原理，則接收到的訊號即可表示為 $y(n) = \sum_{m=1}^M y_m(n) + z(n)$ ，在此 $z(n)$ 為零平均和變異數 σ_n^2 之可加性白色高斯雜訊，因為 $y_m(n)$ 的結構，每一個取樣點都有一個週期性特徵，所以 $y(n + \nu P) = \sum_{m=1}^M \exp\{j2\pi \nu \theta_m\} y_m(n)$ ，如果 ν ($0 \leq \nu \leq Q-1$) 為一個整數，在一個 OFDMA 資料區塊下 $y(n)$ 可以表示成一個 $Q \times P$ 維度的矩陣

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y(0) & y(1) & \cdots & y(P-1) \\ y(P) & y(P+1) & \cdots & y(2P-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(N-P) & y(N-P+1) & \cdots & y(N-1) \end{bmatrix} \quad (3)$$

然而(3)的矩陣型態可表示為 $\mathbf{Y} = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{S} + \mathbf{Z}$ ，其中 $\mathbf{A}(\theta) = [\mathbf{a}(\theta_1) \mathbf{a}(\theta_2) \cdots \mathbf{a}(\theta_M)]$ 和 $\mathbf{S} = \mathbf{D} \otimes (\mathbf{B}\mathbf{W})$ ， $\mathbf{a}(\theta_m) = [1, e^{j2\pi\theta_m}, \dots, e^{j2\pi(O-1)\theta_m}]^T$ ， $\mathbf{D} = [\mathbf{d}_1 \mathbf{d}_2 \cdots \mathbf{d}_M]^T$ 且 $\mathbf{d}_m = [1, e^{j2\pi\theta_m/P}, \dots, e^{j2\pi(P-1)\theta_m/P}]^T$ ， $\mathbf{B} = [\mathbf{b}_1 \mathbf{b}_2 \cdots \mathbf{b}_M]^T$ 且 $\mathbf{b}_m = [X_m(0)H_m(0), X_m(1)H_m(1), \dots, X_m(P-1)H_m(P-1)]^T$ ， \mathbf{W} 為維度 $P \times P$ 的反離散傅立葉轉換(IDFT)矩陣， \mathbf{Z} 為維度 $Q \times P$ 的雜訊矩陣；然後 \mathbf{Y} 之整體平均自相關矩陣為 $\mathbf{R} = E\{\mathbf{Y}\mathbf{Y}^H\} = \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^H + \sigma_n^2\mathbf{I}$ ，其中 $E\{\bullet\}$ 和 $(\bullet)^H$ 分別代表期望值和取共軛轉置之運算， $\mathbf{R}_s = E\{\mathbf{S}\mathbf{S}^H\}$ 為 \mathbf{S} 的自相關矩陣且 \mathbf{I} 代表維度為 $Q \times Q$ 的單位矩陣；假設經過 B 個 OFDMA 區塊取樣，則接收訊號資料區塊之取樣平均自相關矩陣 $\hat{\mathbf{R}} = (1/BQ) \sum_{b=1}^B \mathbf{Y}(b)\mathbf{Y}(b)^H$ 。

2.2 問題的形成

最小變異無失真響應(MVDR)演算法[4]已被廣泛地用於波束構成器與到達方位角估測的領域，演算法的目標函數可表示為

$$f(\theta) = \text{Max}_\theta \quad 1/|\mathbf{a}^H(\theta)\mathbf{R}^{-1}\mathbf{a}(\theta)| \quad (4)$$

其中 $\mathbf{a}(\theta)$ 為掃描向量，此基於頻譜搜尋估測器之估測性能取決於搜尋格柵的大小，有效的 CFO 估測值 $\{\theta_m\}_{m=1}^M$ 對應到目標函數的區域或局部的最大值，一維搜尋的 MVDR 估測器經由執行(4)的頻譜掃描形成 M 個峰值，而獲得 M 個使用者的 CFO 估測值；為達到高解析度估測，其搜尋格柵越小則所須搜尋次數就會越多，因此計算複雜度就會很高，不僅非常耗時且搜尋格柵的選擇也變得不明確。

基於頻譜掃描的 MVDR 在相對較低的 SNR 和較大的搜尋格柵 μ_1 時，存在著另一個問題亦即鄰近的頻譜峰值可能無法被辨別出來，這表示有一個使用者的原始峰值會被拉到鄰近使用者的範圍，然而原始峰值就會嚴重的失真[7]，在這種情形下峰值的數目將會少於 M ，相對的一些使用者被估測到的 CFO 就會不準確，也可能產生 CFO 的值有遺失的情形，而無法正常運作。為了解決此

問題同時避免區域極值搜尋情況，可將一維搜尋範圍 $((-0.5)/Q, (Q-0.5)/Q)$ ，分割成 Q 個較小的範圍，所以一維搜尋將會變成多個一維的搜尋方式，則搜尋範圍會變成 $((q_m - 0.5)/Q, (q_m + 0.5)/Q)$ ，此時將再也不會有區域最小值和最大值的問題，因此 PSO 區域極值搜尋的問題也就可以轉換成廣域極值搜尋的問題。當 q_m 屬於使用者 m ($m=1, 2, \dots, M$) 時，就可以在每一個較小的範圍內搜尋到目標函數的最大值，並且個別可估測到 $\hat{\theta}_m$ 。

三、CFO 估測器

3.1 PSO 估測器

在粒子群演算法(PSO) [2]中，每個最佳化問題的解都是空間中的一隻鳥，稱之為粒子，每個粒子在 M 維空間中的一個點，一個維度代表一個使用者，首先假設在 M 維空間中第 n 個粒子的位置表示成 $\boldsymbol{\varepsilon}_n = [\varepsilon_{1,n}, \varepsilon_{2,n}, \dots, \varepsilon_{M,n}]$ 且 $n=1, 2, \dots, N_{m,p}$ ，在計算適應性函數前，我們將 $\boldsymbol{\varepsilon}_{m,n}$ 透過 $\theta_{m,n} = (q_m + \varepsilon_{m,n})/Q$ 轉變為對應到第 m 個使用者的估測 $\hat{\theta}_{m,n}$ ，再代入適應函數計算並比較，經由平均隨機分佈數和加速度的動態調整，第 n 個粒子的位置變化速度表示為 $\mathbf{v}_n = [v_{1,n}, v_{2,n}, \dots, v_{M,n}]$ ，當粒子經過前一次的最佳位置我們表示為 $\mathbf{pbest}_n = [pbest_{1,n}, pbest_{2,n}, \dots, pbest_{M,n}]$ ；接著 PSO 會在各個維度中所有粒子各自擁有廣域最佳解，可表示為 $\mathbf{pbest}_g = [pbest_{1,g}, pbest_{2,g}, \dots, pbest_{M,g}]$ ，粒子群經過位置和速度的改變找到最佳的位置， M 維空間中第 n 個粒子位置，在第 h 次迭代時表示成 $\boldsymbol{\varepsilon}_n^h = [\varepsilon_{1,n}^h, \varepsilon_{2,n}^h, \dots, \varepsilon_{M,n}^h]$ 且 $h=1, 2, \dots, N_{m,p}$ 。同理 M 維空間中第 n 個粒子速度，在第 h 次迭代時表示成 $\mathbf{v}_n^h = [v_{1,n}^h, v_{2,n}^h, \dots, v_{M,n}^h]$ 。因此，第 n 個粒子的位置與速度在第 $h+1$ 次迭代的更新可以表示為

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_n^{h+1} &= w^h \mathbf{v}_n^h + c_1 \mathbf{r}_1^h \times [\mathbf{pbest}_n^h - \boldsymbol{\varepsilon}_n^h] + c_2 \mathbf{r}_2^h \times [\mathbf{pbest}_g^h - \boldsymbol{\varepsilon}_n^h] \quad (5) \\ \boldsymbol{\varepsilon}_n^{h+1} &= \boldsymbol{\varepsilon}_n^h + \mathbf{v}_n^{h+1} \quad (6) \end{aligned}$$

方程式(5)中分為三個部分，第一部分 $w^h \mathbf{v}_n^h$ 為粒子先前的慣性速度，可視為粒子的飛行經驗； w^h 為維持先前運動的慣性權重，在此我們假設由最大值 w_{\max} 線性下降到最小值 w_{\min} ，一般而言， w^h 被定義在 0.9 到 0.4 之間的範圍中實施線性遞減[2]；粒子經過正規化在 -0.5 到 0.5 範圍中的最佳化，所有 M 個維度的粒子位置無論初始化或是更新位置都必須限制粒子位置的範圍，假設範圍為 $[\varepsilon_{\min}, \varepsilon_{\max}] = [-0.5, 0.5]$ ，因為限制粒子範圍可避免移動到錯誤位置，當粒子位置經由(6)式更新後，若粒子位置超出範圍時，則將其位置調整為 ε_{\min} 或 ε_{\max} 。第二部分 $c_1 \mathbf{r}_1^h \times (\mathbf{pbest}_n^h - \boldsymbol{\varepsilon}_n^h)$ 為粒子自己歷史最佳位置對速度的影響，屬於自我認知模式。第三部分 $c_2 \mathbf{r}_2^h \times (\mathbf{pbest}_g^h - \boldsymbol{\varepsilon}_n^h)$ 為廣域歷史最佳位置對速度的影響，可視為社會學習模式。 $c_1 \mathbf{r}_1^h$ 和 $c_2 \mathbf{r}_2^h$ 代表第 h 次迭代時從 0 到 1 之間的均勻分佈隨機變數，分別為 $\mathbf{pbest}_n^h = [pbest_{1,n}^h, pbest_{2,n}^h, \dots, pbest_{M,n}^h]$ 和 $\mathbf{pbest}_g^h = [pbest_{1,g}^h, pbest_{2,g}^h, \dots, pbest_{M,g}^h]$ 的隨機加速項，學習因子 c_1 和 c_2 會影響粒子的加速度，其目的是將粒子推向最佳位置，一般而言， c_1 和 c_2 的值會設為 2，使 $c_1 \mathbf{r}_1^h$ 和 $c_2 \mathbf{r}_2^h$ 的平均值為 1。在此 $\mathbf{a}(\hat{\theta}_{m,n}^h)$ 為 MVDR 中 $\mathbf{a}(\theta)$ 的掃描向量，即適應值可透過適應值函數計算出來，以最大化適應函數來尋找使用者的 CFO，尋找第 m 個使用者的第 n 個估測的 CFO $\hat{\theta}_{m,n}^h$ ：

$$\text{fitness}_{m,n}^h = 1/|\mathbf{a}^H(\hat{\theta}_{m,n}^h)\mathbf{R}^{-1}\mathbf{a}(\hat{\theta}_{m,n}^h)| \quad (7)$$

以下是PSO演算法執行第 m 個使用者之CFO估測的步驟：

- 步驟1. 設定粒子數 $N_{m,p}$ ，隨機產生粒子位置和速度。
- 步驟2. 更新慣性權重 w^{h+1} 。
- 步驟3. 將 $\varepsilon_{m,n}^h$ 轉換為 $\theta_{m,n}^h$ ，則根據(7)的適應值，更新區域最佳解與廣域最佳解位置。
- 步驟4. 根據(5)更新速度 $v_{m,n}^h$ 和根據(6)更新位置 $\varepsilon_{m,n}^h$ 並校正粒子位置後，執行下一個粒子。
- 步驟5. 如果到達終止條件，即為廣域最佳解 $pbest_{m,g}$ 。
- 步驟6. 執行下一個使用者後，在執行下一次迭代。

在PSO中，迭代的次數和粒子數將會影響估測性能和計算負荷，相對的提高迭代數和粒子數會得到較好的性能，但計算負荷也會增加。

3.2 IMVDR估測器

從上述分析，修正過後的搜尋方法可以避免峰值模糊和不匹配的問題，但仍需要足夠多次的搜尋次數與相對高的計算複雜度。IMVDR 採用一階泰勒級數近似之 CFO 掃描向量可以應用遞迴搜尋的方式藉由估測偏差來校正 CFO，且可化簡為一維最佳化問題，且校正因子會自動調整為前一次迭代快速的自適應，即使是不理想的初始值也會經過校正後，而得到準確的估測值。在此假設只存在一個 CFO 估測的問題，對於第 m 個使用者的 CFO 估測，搜尋格柵 $\Delta\theta_m^i$ 不固定，而且會在每一次迭代的過程做更新。令 $\mathbf{a}^{(k)}(\theta_m) = \partial^k \mathbf{a}(\theta) / \partial \theta^k |_{\theta=\theta_m}$ 且 $k=0, 1, \dots, K$ ，CFO 掃描向量 $\mathbf{a}(\theta)$ 的一階泰勒級數近似表示為

$$\mathbf{a}(\theta_m^{i+1}) = \mathbf{a}(\theta_m^i + \Delta\theta_m^i) \approx \mathbf{a}(\theta_m^i) + \Delta\theta_m^i \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i) \quad (8)$$

其中 θ_m^i 為在第 i 次迭代所估測到有效的 CFO， $\mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i)$ 代表 $\mathbf{a}(\theta_m^i)$ 的一次微分，根據(8)，則(4)可以改寫成[8]

$$f(\Delta\theta_m^i) = \underset{\Delta\theta_m^i}{\text{Min}} \left[\left[\mathbf{a}(\theta_m^i) + \Delta\theta_m^i \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i) \right]^H \mathbf{R}^{-1} \left[\mathbf{a}(\theta_m^i) + \Delta\theta_m^i \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i) \right] \right] \quad (9)$$

對於 $[\mathbf{a}(\theta_m^i) + \Delta\theta_m^i \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i)]^H \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{a}(\theta_m^i) + \Delta\theta_m^i \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i)]$ 透過此偏差量 $\Delta\theta_m^i$ 的執行，即(10)的解可被表示為

$$\Delta\theta_m^i = -\text{Re} \{ \mathbf{a}^H(\theta_m^i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta_m^i) \} / [\mathbf{a}^{(1)H}(\theta_m^i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i)] \quad (10)$$

其中 $\text{Re}[\bullet]$ 代表複數量的實部， θ_m^i 之迭代更新可表示為 $\theta_m^{i+1} = \theta_m^i + \Delta\theta_m^i$ 。事實上，這個處理的過程等同於它可以使目標函數的導函數為零來搜尋 θ 。在每次的迭代會先計算 $\Delta\theta_m^i$ ，假使 $\Delta\theta_m^i$ 足夠小，即可認定目標函數的變化率已趨於穩定，所以迭代的次數就不需要再增加，而 θ_m^i 將是最後的估測值，反之則迭代的過程會繼續執行。

在剛開始迭代的過程，每一個使用者的初始值 θ_m^0 可以設定為 $\theta_m^0 = q_m/Q$ ， $1 \leq m \leq M$ ，令 μ_2 為終止誤差值，如果估測的誤差 $|\Delta\theta_m^i| \leq \mu_2$ ，可以認為 $\Delta\theta_m^i$ 已經足夠小，亦即迭代停止， θ_m^i 就會是我們最後要的值。值得一提的是這個方法不需要嚴格的初始值，每一個使用者都有一個自己的搜尋過程，而由於不同 CFO 的條件下，CFO 值越大則所需迭代的次數亦越大，故每一個使用者的迭代次數也會不同；最後估測的 CFO 為 $\hat{\varepsilon}_m = \theta_m^i \times Q - q_m$ 。

四、提出的估測器

4.1 PSO-IMVDR 估測器

經由上述的分析，PSO 的優點是收斂速度快，但缺點是容易落入區域最佳解，因此我們利用將 PSO 一維搜尋範圍 $((-0.5)/Q, (Q-0.5)/Q)$ ，分割成 Q 個較小的範圍，此時一維搜尋會變成多個一維的搜尋方式，則搜尋範圍會變成 $((q_m - 0.5)/Q, (q_m + 0.5)/Q)$ ，可以避免 PSO 搜尋落入區域最佳解，進而確保所求得解逼近廣域最佳解，因此每一個粒子在 M 維空間中，所尋找的 CFO 皆為獨立的，再將 PSO 估測器所估到的 CFO，利用 IMVDR 一階泰勒級數展開的方法去估測到更精準之 CFO，本論文提出將 PSO 的優點和 IMVDR 的特性相結合之 PSO-IMVDR 估測器，特別的是此所提的處理方式總是從 PSO 開始且於 IMVDR 結束。

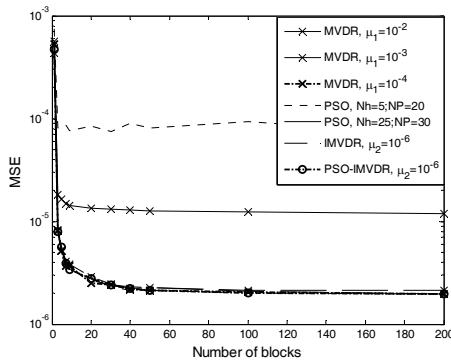
4.2 計算複雜度分析

接著我們評估 MVDR、IMVDR、PSO 和 PSO-IMVDR 等估測器所需的複數乘法(CM)的數目，假設有 M 個使用者、 Q 個子通道和每個子通道有 P 條子載波。所有基於 MVDR 處理法則均須執行反矩陣運算 \mathbf{R}^{-1} ，此步驟約需 $2Q^3$ CM [9]。令基於頻譜掃描 MVDR 的搜尋格柵設為 μ_1 時的搜尋次數是 $F_{1,m}$ ，執行 $\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{R}^{-1}$ 和 $\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}(\theta)$ 的乘法分別需要 Q^2 和 Q 次複數乘法，因此，執行 MVDR 的目標函數或適應函數所需全部的複數乘法約為 $2Q^3 + \sum_{m=1}^M F_{1,m} (Q^2 + Q)$ 。對於 IMVDR 而言，當終止誤差值為 μ_2 時第 m 個使用者的迭代(搜尋)次數是 $F_{2,m}$ ，計算(10)式的 $\Delta\theta_m^i$ 執行 $\mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i)$ 需要 Q^2 次複數乘法，且執行 $\mathbf{a}^H(\theta_m^i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i)$ 和 $\mathbf{a}^{(1)H}(\theta_m^i) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{a}^{(1)}(\theta_m^i)$ 兩項均為 Q 次複數乘法，因此，IMVDR 所需全部的複數乘法約為 $2Q^3 + \sum_{m=1}^M F_{2,m}^{IMVDR} (Q^2 + 2Q)$ ；PSO 執行第 m 個使用者的計算複雜度與粒子數目 $N_{m,p}$ 和真正迭代次數 $N_{m,h}$ 有關，且須執行 MVDR 的適應函數 $N_{m,p} N_{m,h}$ 次，故所需全部的複數乘法約為 $2Q^3 + \sum_{m=1}^M N_{m,p}^{psd} N_{m,h}^{psd} (Q^2 + Q)$ 。最後，由於所提的 PSO-IMVDR 是先使用 PSO 以較少的粒子數目和較少的迭代次數執行 CFO 粗估，再使用 IMVDR 執行 CFO 細估，並確保其全部的計算複雜度 $2Q^3 + \sum_{m=1}^M N_{m,p}^{psd-I} N_{m,h}^{psd-I} (Q^2 + Q) + \sum_{m=1}^M F_{2,m}^{psd-I} (Q^2 + 2Q)$ 比 IMVDR 小。值得注意的是不同的使用者有不同的 CFO，且不同於 MVDR，IMVDR 對較大的 CFO 需要較多的迭代(搜尋)次數。若 PSO 能於較小的 $N_{m,p} N_{m,h}$ 得到適當的粗估值，則 IMVDR 的 $F_{2,m}$ 值在較大的 CFO 情況下就可能大幅度下降。

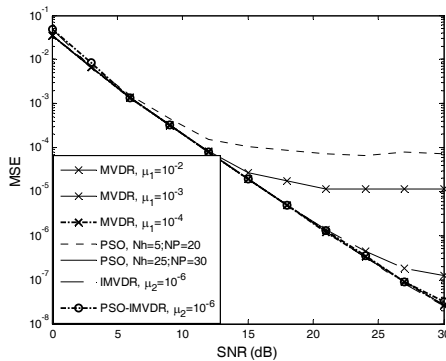
五、模擬結果

本節將呈現模擬結果，並用以說明和比較所提 CFO 估測演算法之有效性，且與 MVDR、PSO 和 IMVDR 等方法進行比較。OFDMA 上行系統總子載波數為 $N=1024$ ，子載波會以交織分配給所有使用者。假設所分配到的子通道皆為連續，子通道總數 $Q=32$ 且一個子通道所對應的子載波數 $P=32$ ，CFO 估測皆為二位元相移鍵入(BPSK)調變。所有使用者的平均接收訊號功率都相同，SNR 和均方誤差(MSE)分別定義為 $\text{SNR} = 20 \log E[y_m(n)]^2 / \sigma_n^2$ 和 $\text{MSE} = (1/M) \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L (\hat{\varepsilon}_m^l - \varepsilon_m^l)^2$ ，其中 Π 為蒙地卡羅數目和 M 為使用者個數。基地台完全已知每一個使用者的子載波配置，且每一個使用者透過獨立的多路徑通道傳送訊號到基地台，第 m 個使用者的第 l 個通道的脈衝響應 $h_m(l)$ 被模擬為統計獨立高斯隨機變數且平均值為零且指

數衰減功率曲線為 $E[h_m(l)^2] = \alpha_l e^{(-l/5)}$, $0 \leq l \leq L_m - 1$, α_l 為正規化因子用來設定通道功率為和 $L_m = 10$ [5], 在每一次的蒙地卡羅測試模擬中也假設在一個OFDMA區塊內之通道狀態將不會隨著時間而變化。對於所有的模擬, 有效使用者 $M = 5$ 的 CFO 分別是 $[-0.4123, 0.3432, -0.1789, 0.3654, -0.2456]$, 且使用者之間是互相獨立的, 在每一個模擬結果皆為經過 100 個 OFDMA 資料區塊及平均 $\Pi = 200$ 次的蒙地卡羅與獨立的雜訊取樣。令 MVDR 的搜尋格柵 $\mu_1 = 10^{-4}$, IMVDR 的門檻值 $\mu_2 = 10^{-6}$, PSO 的粒子數 $N_{m,p} = 30$ 和迭代數 $N_{m,h} = 25$, PSO-IMVDR 中之 PSO 的粒子數 $N_{m,p} = 20$ 和迭代數 $N_{m,h} = 5$ 。



圖一：變化資料區塊數目對 CFO 估測之 MSE 的影響



圖二：變化 SNR 對 CFO 估測之 MSE 的影響

圖一顯示比較改變不同區塊數與MSE的情況, 很明顯地, 全部的估測方法會隨著增加區塊數而提升性能, 這張圖所顯示的收斂速度是所有基於MVDR的方法在相對不同的參數設定下一樣穩定。圖二說明在變化SNR下MSE的CFO估測情形, 比較PSO-IMVDR、MVDR和IMVDR均有相同的效能, 但是MVDR估測CFO的準確度會受到搜尋格柵大小所影響。接著比較MVDR、IMVDR、PSO和PSO-IMVDR實際上的搜尋效率如表I所示, PSO-IMVDR之總搜尋次數明顯比MVDR和IMVDR少很多, 卻能擁有相同的性能。

結論

在交織的 OFDMA 上鏈系統中, 由於 PSO-IMVDR 演算法的方法, 先由 PSO 去逼近目標函數在利用迭代的方法去找到精確值, 不僅降低計算負荷, 同時將一維搜尋轉換成多個一維搜尋, 讓 PSO 不須考慮落入區域解的

問題, 使 PSO-IMVDR 能得到一個更好的估測性能。

表 I(a) : MVDR 和 IMVDR 估測器之搜尋效率比較

估測器	SNR (dB)	CFO	搜尋迭代數		估測誤差值
			粒子數	迭代數	
MVDR	5	-0.4123	10001	10001	0.0011
		0.3432	10001	10001	0.0491
		-0.1789	10001	10001	-0.0615
		0.3654	10001	10001	0.0539
		-0.2456	10001	10001	-0.0447
MVDR	25	-0.4123	10001	10001	-0.0001
		0.3432	10001	10001	0.0005
		-0.1789	10001	10001	-0.0006
		0.3654	10001	10001	-0.0015
		-0.2456	10001	10001	-0.0004
IMVDR	5	-0.4123	1229	1229	-0.0001
		0.3432	1203	1203	0.0489
		-0.1789	966	966	-0.0607
		0.3654	1211	1211	0.0574
		-0.2456	1157	1157	-0.0446
IMVDR	25	-0.4123	758	758	-0.0001
		0.3432	741	741	0.0004
		-0.1789	672	672	-0.0006
		0.3654	764	764	0.0004
		-0.2456	703	703	-0.0002

表 I (b) : PSO 和 PSO-IMVDR 估測器之搜尋效率比較

估測器	SNR (dB)	CFO	搜尋迭代數		估測誤差值	
			粒子數	迭代數		
PSO	5	-0.4123	30	25	0.0107	
		0.3432	30	25	0.0664	
		-0.1789	30	25	-0.0612	
		0.3654	30	25	0.0698	
		-0.2456	30	25	-0.0508	
PSO	25	-0.4123	30	25	0.0002	
		0.3432	30	25	0.0121	
		-0.1789	30	25	-0.0069	
		0.3654	30	25	0.0189	
		-0.2456	30	25	-0.0027	
PSO-IMVDR	5	-0.4123	20	5	691	-0.0003
		0.3432	20	5	511	0.0472
		-0.1789	20	5	332	-0.0592
		0.3654	20	5	601	0.0406
PSO-IMVDR	25	-0.4123	20	5	357	-0.0449
		-0.4123	20	5	383	-0.0001
		0.3432	20	5	321	0.0005
		-0.1789	20	5	234	-0.0006
PSO-IMVDR	25	0.3654	20	5	361	0.0004
		-0.2456	20	5	264	-0.0004

參考文獻

- [1] H.T. Hsieh and W.R. Wu, "Blind maximum-likelihood carrier-frequency-offset estimation for interleaved OFDMA uplink systems," IEEE Trans. Vehicular Technology, vol. 60, no. 1, pp. 160-173, Jan. 2011.
- [2] 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.
- [3] A.C. Chang and J.C. Hung, "Combining GA and INWES approach to DOA estimation of CDMA signals," Neural Computing and Applications, vol. 9, pp. 1003-1011, April 2010.
- [4] J. Capon, "High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis," Proceedings of the IEEE, vol. 57, no. 8, pp. 1408-1418, August 1969.
- [5] J.H. Lee, S. Lee, and K.J. Bang, "Carrier frequency offset estimation using ESPRIT for interleaved OFDMA uplink systems," IEEE Trans. Vehicular Technology, vol. 56, no. 5, pp. 3227-3231, Sept. 2007.
- [6] J.J. Van de Beek and P.O. Borjesson, "A time and frequency synchronization scheme for multiuser OFDM," IEEE J. Select. Areas Communications, vol. 17, no.11, pp. 1900-1913, Nov. 1999.
- [7] R. Miao, J. Xiong, L. Gui, and J. Sun, "Iterative approach for multiuser carrier frequency offset estimation in interleaved OFDMA uplink," IEEE Trans. Consumer Electronics, vol. 55, no. 3, pp. 1039-1044, August 2009.
- [8] M.H. Er and B.C. Ng, "A new approach to robust beamforming in the presence of steering vector errors," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 42, no. 7, pp. 1826-1829, July 1994.
- [9] G.H. Golub and C.H. van Loan, Matrix Computations. The Johns Hopkins University Press, Baltimore, MD, USA, 1996.