

(21)申請案號：100119421

(22)申請日：中華民國 100 (2011) 年 06 月 02 日

(51)Int. Cl. : **H04W72/04 (2009.01)**

(71)申請人：國立交通大學(中華民國) NATIONAL CHIAO TUNG UNIVERSITY (TW)  
 新竹市東區大學路 1001 號

(72)發明人：伍紹勳 WU, SAU HSUAN (TW)；黃汀華 HUANG, DIN HWA (TW)；柯俊先 KO, CHUN HSIEN (TW)

(74)代理人：高玉駿；楊祺雄

申請實體審查：有 申請專利範圍項數：10 項 圖式數：4 共 31 頁

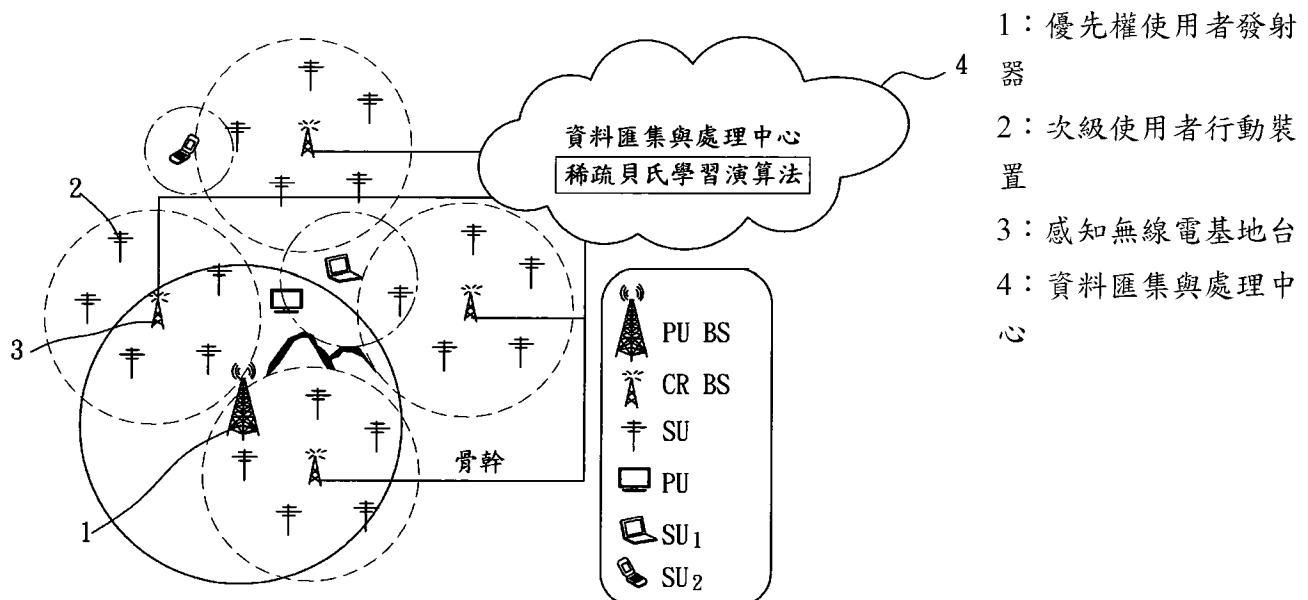
(54)名稱

合作式頻譜估測與定位方法及系統

COOPERATIVE SPECTRUM SENSING AND POSITIONING METHOD AND SYSTEM

(57)摘要

一種合作式頻譜估測與定位方法及系統。該方法包含：多個次級使用者行動裝置將其位置資訊及從多個優先權使用者發射器所感測到的功率信號之接收信號強度值傳送至多個感知無線電基地台；該等感知無線電基地台將該等接收信號強度值以及該等次級使用者行動裝置之位置資訊傳送至一資料匯集與處理中心；及該資料匯集與處理中心利用一學習演算法，根據該等次級使用者行動裝置之接收信號強度值以及位置資訊，運算出該等優先權使用者發射器之數目及位置。



# 發明專利說明書

(本說明書格式、順序，請勿任意更動，※記號部分請勿填寫)

※ 申請案號： 100119421

※ 申請日： 100. 6. 02

※IPC 分類： H04W 1/04(2006.01)

## 一、發明名稱：(中文/英文)

合作式頻譜估測與定位方法及系統 / Cooperative spectrum sensing and positioning method and system

## 二、中文發明摘要：

一種合作式頻譜估測與定位方法及系統。該方法包含：多個次級使用者行動裝置將其位置資訊及從多個優先權使用者發射器所感測到的功率信號之接收信號強度值傳送至多個感知無線電基地台；該等感知無線電基地台將該等接收信號強度值以及該等次級使用者行動裝置之位置資訊傳送至一資料匯集與處理中心；及該資料匯集與處理中心利用一學習演算法，根據該等次級使用者行動裝置之接收信號強度值以及位置資訊，運算出該等優先權使用者發射器之數目及位置。

## 三、英文發明摘要：

A cooperative spectrum sensing and positioning method and system is disclosed. The method comprises: a plurality of SU mobile devices transmit their position information and RSSI values of power signals sensed from a plurality of PU transmitters to a plurality of cognitive radio base stations; the cognitive radio base stations transmit the RSSI values and the position information of the SU mobile

devices to a fusion center; the fusion center utilizes a learning algorithm to compute the number and positions of the PU transmitters based on the RSSI values and the position information of the SU mobile devices.

四、指定代表圖：

(一)本案指定代表圖為：圖( 1 )。

(二)本代表圖之元件符號簡單說明：

- |                 |                 |
|-----------------|-----------------|
| 1……………優先權使用者發射器 | 3……………感知無線電基地台  |
| 2……………次級使用者行動裝置 | 4……………資料匯集與處理中心 |

五、本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式：

## 六、發明說明：

### 【發明所屬之技術領域】

本發明是有關於一種頻譜估測與定位方法及系統，特別是指一種基於稀疏貝氏學習演算法 (Sparse Bayesian Learning Algorithm, SBL Algorithm) 之合作式頻譜估測與定位方法及系統。

### 【先前技術】

感知無線電 (Cognitive Radio, CR) 網路的核心目的為更靈活地使用無線資源，使得無線頻譜能夠被最有效率且公平地使用。感知無線電的基本概念是希望能夠在優先權使用者 (Primary User, PU) 不使用某特定頻帶時，以不對優先權使用者造成干擾為前提下，將該頻帶開放給次級使用者 (Secondary User, SU) 暫時使用，以減少頻譜資源的浪費。

因此，為了達成感知無線電通訊系統中對於優先權使用者的保護，就必須藉由頻譜感測 (Spectrum Sensing, SS) 來偵測優先權使用者的頻譜使用狀況，並利用資料庫來收集所有優先權使用者的使用資訊，以提供次級使用者作為能否在某時間某地點暫時佔用某一頻段的依據。

為了幫助建立優先權發射器的地理位置資訊，固定式次級使用者設備便必須配備定位機制，例如全球定位系統 (Global Positioning System, GPS) 等。然而，即使有了 GPS 定位資訊，次級使用者設備卻可能是稀疏且隨機地分佈在空間中。因此，在此情況下，為了重建功率覆蓋圖 (Power Propagation Map, PPM)，感知無線電的基地台 (Base Station,

BS)可利用壓縮感測(Compressive Sensing, CS)技術來獲得次級使用者設備的頻譜感測訊號強度及位置，如 E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, “Robust uncertainty principles : Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information,”論文中所述。然而，即使壓縮感測的理論允許藉由低於奈奎斯定理(Nyquist Theorem)所定義的速率之隨機取樣來進行完美的訊號重建，但是將壓縮感測直接應用在優先權發射器之頻譜感測及定位卻無法獲得該等優先權發射器之數目。

此外，Juan Andres Bazerque, and Georgios B. Giannakis, “Distributed Spectrum Sensing for Cognitive Radio Networks by Exploiting Sparsity,” IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 58, no. 3, pp. 1847–1862, March 2010 論文中探討了一種在感知無線電下具有稀疏樣本之架構，其係針對優先權使用者的位置以及功率覆蓋進行估測。然而，此篇論文並沒有對於優先權使用者的位置進行準確的估測，而是採取對於基底(Basis)權重的估測，因此在要求地理上的準確度之前提下，造成運算量大增，進而影響到演算法的速度以及對於優先權使用者的保護。因此，有必要尋求解決方案。

### 【發明內容】

因此，本發明之目的，即在提供一種合作式頻譜估測與定位方法。

於是，本發明合作式頻譜估測與定位方法包含下列步驟：(A)多個次級使用者行動裝置將其位置資訊以及從多個

優先權使用者發射器所感測到的功率信號之接收信號強度值傳送至多個感知無線電基地台，其中該等次級使用者行動裝置區分為多組次級使用者行動裝置，且每一組次級使用者行動裝置對應至其中一個感知無線電基地台；(B)該等感知無線電基地台將該等接收信號強度值以及該等次級使用者行動裝置之位置資訊傳送至一資料匯集與處理中心；以及(C)該資料匯集與處理中心利用一學習演算法，根據該等次級使用者行動裝置之接收信號強度值以及位置資訊，運算出該等優先權使用者發射器之數目與位置。

本發明之另一目的，即在提供一種合作式頻譜估測與定位系統。

於是，本發明合作式頻譜估測與定位系統包含：多個優先權使用者發射器，用以向外發射功率信號；多個次級使用者行動裝置，每一次級使用者行動裝置具有一定位模組，並用以將該定位模組所取得的位置資訊以及從該等優先權使用者發射器所感測到的功率信號之接收信號強度值向外傳送；多個感知無線電基地台，用以接收該等次級使用者行動裝置所傳來的接收信號強度值及位置資訊，並向外傳送，其中該等次級使用者行動裝置區分為多組次級使用者行動裝置，且每一組次級使用者行動裝置對應至其中一個感知無線電基地台；以及一資料匯集與處理中心，用以接收該等感知無線電基地台所傳來的該等次級使用者行動裝置之接收信號強度值以及位置資訊，並利用一學習演算法，根據該等次級使用者行動裝置之接收信號強度值

以及位置資訊，運算出該等優先權使用者發射器之數目與位置。

本發明之功效在於，可精確地估計優先權使用者發射器之數目、位置及無線電功率覆蓋圖。此外，即使當量測率低於利用傳統 $l_1$ 範數最佳化的壓縮感測演算法所需之量測率時，本發明仍然可以解析出優先權使用者發射器之地理位置資訊。

### 【實施方式】

有關本發明之前述及其他技術內容、特點與功效，在以下配合參考圖式之一個較佳實施例的詳細說明中，將可清楚的呈現。

在本發明被詳細描述之前，要注意的是，在以下的說明內容中，類似的元件是以相同的編號來表示。

運用輻射功率呈指數衰減之特性以及次級使用者 (Secondary User, SU) 行動裝置的地理定位資訊，本發明發展了一種基於稀疏貝氏學習演算法 (Sparse Bayesian Learning Algorithm, SBL Algorithm) 之合作式頻譜估測與定位方法及系統。藉由適當地定義基底函數 (Basis Function) 以及針對相關系統參數之適當學習程序，本發明中所建議的演算法可估計出多個優先權使用者 (Primary User, PU) 發射器之數目、位置，以及其等輻射功率之組合功率覆蓋圖，而與傳統 CS 方法比較下，僅需使用較少個數的次級使用者行動裝置所提供的量測資訊。而此等優先權使用者發射器之數目、位置，以及功率覆蓋圖 (PPM) 資訊是判斷次級使用



者行動裝置是否能使用其所在位置的閒置頻譜之重要依據。此外，本發明中藉由將機率模型引入基底函數之權重係數，並透過疊代的及交替的權重係數學習及刪除過程，可大大地降低演算法之運算複雜度。而模擬結果顯示本發明中的演算法之平均均方誤差(MSE)小於利用 $l_1$ 範數( $l_1$ -norm)最佳化之CS方法之情況。再者，當取樣率低於CS方法之下界限時，本發明中的演算法仍然能夠提供大略的PPM重建，但傳統的基於 $l_1$ 範數之CS方法卻無法做到。

參閱圖1，本發明合作式頻譜估測與定位系統之較佳實施例包含多個優先權使用者(PU)發射器1(在圖1中僅繪示一個優先權使用者發射器1)、多個次級使用者(SU)行動裝置2、多個感知無線電基地台3(圖1中顯示四個感知無線電基地台3)，以及一資料匯集與處理中心(Fusion Center)4。

該等優先權使用者發射器1用以向外發射功率信號。

每一個次級使用者行動裝置2皆具有一定定位模組(圖未示，例如GPS定位模組)，並用以將該定位模組所取得的位置資訊以及從該等優先權使用者發射器1所感測到的功率信號之接收信號強度值(RSSI)向外傳送。

該等感知無線電(Cognitive Radio, CR)基地台3用以接收該等次級使用者行動裝置2所傳來的接收信號強度值及位置資訊，並向外傳送，其中該等次級使用者行動裝置2區分為多組次級使用者行動裝置2，且每一組次級使用者行動裝置2對應至其中一個感知無線電基地台3。

該資料匯集與處理中心4用以接收該等感知無線電基

地台 3 所傳來的該等次級使用者行動裝置 2 之接收信號強度值以及位置資訊，並利用一學習演算法，根據該等次級使用者行動裝置 2 之接收信號強度值以及位置資訊，運算出該等優先權使用者發射器 1 之數目與位置，以及一功率覆蓋圖(PPM)，其中在本較佳實施例中，該資料匯集與處理中心 4 例如可為一雲端運算中心，且該學習演算法例如可為稀疏貝氏學習(SBL)演算法。

### 系統模型

如圖 1 之感知無線電操作情境所示，該等感知無線電基地台 3 嘗試要以次級使用者行動裝置 2 所回報的通道量測來識別優先權使用者發射器 1(如 TV 基地台等)的空白空間(White Space)。假設該等次級使用者行動裝置 2 是隨機出現在一預定區域內，而且能夠透過與感知無線電基地台 3 間的控制通道，回報量測結果與對應位置。此外，該等感知無線電基地台 3 都連接至骨幹網路，因而能夠將所收集到的資料傳送至該資料匯集與處理中心 4。然後，該資料匯集與處理中心 4 再利用本發明中的演算法，估計出優先權使用者發射器 1 之地理位置、數目以及功率覆蓋圖。

在本實施例中，無線電覆蓋功率例如可以如下 T. S. Rappaport, *Wireless Communications : Principles and Practice*, Prentice Hall PTR, 2nd edition, 2002 一書中所揭示的功率路徑損失(Path Loss)公式來加以模型化，且單位為分貝(dB)：

$$P_r(d) = P_t - \left( \overline{PL}(d_0) + 10n \log \left( \frac{d}{d_0} \right) \right) + W \quad (1)$$

其中  $d$  為發射器 ( $t$ ) 與接收器 ( $r$ ) 間的時間距離， $d_0$  為由靠近發

射器之量測所決定的近距(Close-in)參考距離， $\overline{PL}(d_0)$ 為參考路徑損失， $n$ 為代表路徑損失隨距離增加的速率之路徑損失指數。此外， $W$ 是模型化遮蔽效應(Shadowing Effect)之對數之零平均高斯隨機變數(RV)。

假設在 $N_p \times N_p$ 之預定區域中有 $M_p$ 個優先權使用者發射器 1，且有 $N$ 個次級使用者行動裝置 2 分別隨機出現在位置 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ ，其中 $x_i = (x_{i,x}, x_{i,y})$ 為第 $i$ 個感測器之位置，其等對應至由該資料匯集與處理中心 4 所定義之參考卡式座標(Reference Cartesian Coordinate)。

例如，考慮該等優先權使用者發射器 1 為中型 TV 基地台，其發射功率 $P_t = 100W$  (50dBm)，且涵蓋範圍大約 15km 之情況。對於一般的參考距離，例如對於大的涵蓋範圍蜂巢格系統而言 $d_0 = 1km$ 之情況下，該參考路徑損失可藉由自由空間路徑損失公式 $\overline{PL}(d_0) = -10 \log \left[ \frac{G_t G_r (c/f)^2}{(4\pi)^2 d_0^2} \right]$ 來加以計算，其中 $f$ 為載波頻率(單位為 Hz)， $c$ 為光速(單位為 m/s)， $G_t$ 及 $G_r$ 分別為發射器及接收器天線增益。另一方面，考慮在一受遮蔽的城市蜂巢格無線電環境之信號接收，可將公式(1)中的路徑損失指數 $n$ 設定為 3。因此，根據以上感知無線電網路的環境設定，該等優先權使用者發射器 1 之理想功率覆蓋圖(PPM)可藉由公式(1)來決定。例如，對於 $f=666Mhz$ ，以及 $G_t=G_r=1$ ，在面積為 $60 \times 60 \text{ km}^2$  ( $N_p=60km$ )之該預定區域

中具有 3 個優先權使用者發射器 1 之原始功率覆蓋圖如圖 2 所示。

### 透過貝氏學習來進行頻譜感測與定位

明顯地，除了無線遮蔽效應以外，該功率覆蓋圖的信號內容本質上是稀疏的，且可利用壓縮感測(CS)技術，以有限數目的量測來重建。如以上“系統模型”段落中所述，假設在  $N_p \times N_p$  之預定區域中有  $M_p$  個優先權使用者發射器 1，且有  $N$  個次級使用者行動裝置 2 分別隨機出現在位置  $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ ，其中  $x_i = (x_{i,x}, x_{i,y})$  為第  $i$  個感測器之位置。該等  $N$  個次級使用者行動裝置 2 所回報的接收功率為  $t_s = (t_{s1}, t_{s2}, \dots, t_{sN})^T$  (單位為 dBm)。然而，在實際的無線環境中，需考慮遮蔽效應，故可將該等觀測值模型化為：

$$t = t_s + n, \quad (2)$$

其中  $n = (\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_N)^T$  代表遮蔽效應，其每一個元素  $\epsilon_i$  為具有變異數  $\sigma^2$  之零平均高斯隨機變數(RV)。此外，由於假設  $t_s$  為稀疏信號，故根據壓縮感測理論，可將  $t_s$  表示為一轉換矩陣  $\Phi$  與一稀疏係數向量  $w$  之乘積。於是，該等觀測值可模型化為：

$$t = \Phi w + n. \quad (3)$$

與傳統壓縮感測演算法比較下，貝氏壓縮感測(Bayesian Compressive Sensing, BCS)在以具有雜訊的量測(如  $t$ )來重建信號方面，具有較佳的效能。因此，本發明中從 BCS 的觀點，並利用相關向量機(Relevance Vector

Machine, RVM)的觀念(參閱美國公告專利 US6,633,857), 來研究該功率覆蓋圖之重建。因此, 為了便於後續處理, 本發明中以線性迴歸形式來改寫公式(3), 成為以下公式(4):

$$t_i = y(x_i, w) + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, N. \quad (4)$$

其中

$$y(x_i, w) = \sum_{j=1}^M w_j \phi_j(x_i) \quad (5)$$

為位置  $x_i$  的  $M$  個不同基底  $\phi_j$  之加權總和。因此, 本發明的目標便是需找到可最大化以下可能性函數(Likelihood Function)的最稀疏權重向量  $w$ :

$$p(t|X, w, \beta, M) = \prod_{i=1}^N \mathcal{N}(t_i | y(x_i, w), \beta^{-1}). \quad (6)$$

運用 RVM 之觀念, 本發明中賦予該等權重係數  $w \triangleq (w_1, w_2, \dots, w_M)^T$  一先驗(Prior)機率, 如下式(7)所示:

$$p(w|\alpha, M) = \prod_{j=1}^M \mathcal{N}(w_j | 0, \alpha_j^{-1}) \quad (7)$$

其中超參數(Hyperparameter)  $\alpha_j$  表示對應參數  $w_j$  的精確度, 且  $\alpha \triangleq (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M)^T$ 。藉由以一個非常小的數值來啟始  $\alpha_j^{-1}$  (相當於將  $w$  中的大部分係數設定為 0), 可輕易地預先將  $w$  限制為稀疏的。因此, 可藉由疊代地運算權重值的後驗(Posterior)分佈之平均數  $m$  以及共變異數  $\Sigma$ :

$$p(w|t, X, \alpha, \beta, M) = \mathcal{N}(w|m, \Sigma) \quad (8)$$

以及式(9)最大化對數邊際可能性函數(Log Marginal Likelihood Function)之參數 $\alpha_j$ 及 $\beta$

$$\begin{aligned} \ln p(t|X, \alpha, \beta, M) \\ = -\frac{1}{2}\{N \ln(2\pi) + \ln |C| + t^T C^{-1} t\} \end{aligned} \quad (9)$$

來獲得 $w$ 的近似 $\ell_0$ 範數稀疏估計，其中 $C = \beta^{-1}I + \Phi A^{-1} \Phi^T$ 為一個 $N \times N$ 矩陣，且 $A = \text{diag}(\alpha_j)$ 為一個 $M \times M$ 對角矩陣。

基於上述機率模型，本發明中想要估計優先權使用者發射器 1 的數目、位置以及無線電功率輪廓。然而，這樣的目的卻難以利用原有的 RVM 演算法來達成。此外，由於估計的品質與式(5)中的基底函數密切相關，因此本發明中提出一種稀疏貝氏學習(SBL)演算法來進行後續的參數推論。

**以基底函數來描述優先權使用者發射器**

給定式(1)中的功率路徑損失模型，自然對數函數似乎是式(5)中的基底函數之適當選擇。然而，對數函數的斜率會隨著其變數接近零，而非常快速地增大，因而造成後續估計程序中的數值問題。再者，由於式(1)中的路徑損失模型也類似二維拉普拉斯函數(Laplacian Function)，因此本發明中使用以下式(10)所定義的基底函數來進行後續貝氏推論：

$$\phi_j(x_i) \equiv \frac{1}{2s_j} \exp \left\{ -\frac{D}{s_j} \right\} \quad (10)$$

其中 $D \triangleq \sqrt{(x_{i,x} - \mu_{j,x})^2 + (x_{i,y} - \mu_{j,y})^2}$ 。 $\mu_j \equiv (\mu_{j,x}, \mu_{j,y})$ 為描述某一優先權使用者發射器 1 的位置之位置參數，且 $s_j$ 為功率衰減率。

接著，將該等基底函數描述為以下矩陣形式：

$$\begin{aligned}\Phi_{N \times M} &= \begin{bmatrix} \phi_1(x_1) & \phi_2(x_1) & \dots & \phi_M(x_1) \\ \phi_1(x_2) & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \vdots \\ \phi_1(x_N) & \dots & \dots & \phi_M(x_N) \end{bmatrix} \\ &= [\psi_1(X), \psi_2(X), \dots, \psi_M(X)]\end{aligned}\quad (11)$$

其中  $\psi_j(X) \equiv (\phi_j(x_1), \phi_j(x_2), \dots, \phi_j(x_N))^T$ 。令  $\mu$  以及  $s$  分別表示  $(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M)$  以及  $(s_1, s_2, \dots, s_M)$ 。於是，式(9)對數邊際可能性函數成為：

$$\ln p(t|X, \alpha, \beta, \mu, s, M) \quad (12)$$

其中有五個參數  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\mu$ 、 $s$ ， $M$  需被估計。

觀念上，有許多種排程方法可有助於逐漸地近似全域最大值。這五個參數的重要性實際上是不同的。此外，估計的順序也會決定本發明中所建議的演算法之性能。實務上，在這五個參數中，基底函數的數目  $M$  是最重要的。然而，在 RVM 程序中，當某些基底具有極小的權重值且對所需資訊用處很小的情況下，若每一個訓練程序都涉及所有基底，則會造成很大的運算負擔。因此，本發明中以一適當方式將這些基底刪除，以大幅降低演算法複雜度。此基底刪除程序(或稱  $M$  的估計)可被視為統計推論領域中的最小描述長度(Minimum Description Length)模型選擇問題。

### 以稀疏貝氏學習(SBL)演算法來進行參數最佳化

若將原始的 RVM 演算法視為一交替最大化(Alternative Maximization)程序，則本發明方法中的參數  $\mu$ 、 $s$ ，及  $M$  的式(8)之後驗分佈形式並不會改變，除了在計算共變異數  $\Sigma$  及

平均數  $m$  時必須使用更新的矩陣  $\Phi$  以外，而共變異數  $\Sigma$  及平均數  $m$  如下所示：

$$\Sigma = (\beta\Phi^T\Phi + A)^{-1}, \text{ 以及 } m = \beta\Sigma\Phi^T t \quad (13)$$

然後，必須找到可最大化式(12)之參數。由於這些參數的不同物理意義，故可將這些參數分成三組，並交替地對其數值進行更新。

首先，為了降低複雜度，本發明中將權重值小於一刪除門檻值  $\eta$  的基底刪除。換句話說，

$$M_{(k)} = \sum_{j=1}^{M_{(k-1)}} \mathbf{I}(w_j \geq \eta) \quad (14)$$

其中  $\mathbf{I}$  為指示函數(Indicator Function)，且當  $w_j \geq \eta$  時， $\mathbf{I}$  等於 1，否則等於 0。

其次，將  $M$ 、 $\mu$ ，及  $s$  固定，並藉由將導數  $\frac{\partial p(t|X, \alpha, \beta, \mu, s, M)}{\partial \alpha_j}$  及  $\frac{\partial p(t|X, \alpha, \beta, \mu, s, M)}{\partial \beta}$  設為零，來分別計算  $\alpha_j^{-1}$  及  $\beta^{-1}$ ，如下式所示：

$$\alpha_j^{-1} = \frac{m_j^2}{\gamma_j}, \text{ 以及 } \beta^{-1} = \frac{\|t - \Phi m\|^2}{N - \sum_{j=1}^M \gamma_j} \quad (15)$$

其中  $\gamma_j \equiv 1 - \alpha_j \Sigma_{jj}$ ，且  $\Sigma_{jj}$  為  $\Sigma$  之對角位置元素。

最後，假設給定  $M$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $m$ ，及  $\Sigma$ ，接著可修正基底參數  $\mu$  及  $s$ 。由於  $\frac{\partial p(t|X, w, \beta, \mu, s, M)}{\partial \mu_j}$  及  $\frac{\partial p(t|X, w, \beta, \mu, s, M)}{\partial s_j}$  的複雜形式，因此無法導證出用來更新  $\mu_j$  及  $s_j$  的簡單封閉型式表示式。故本發明中運用梯度下降法(Gradient Descent Method)，藉由以下式(16)來近似其等之最大值：



$$\begin{bmatrix} \mu_{j,x}(k) \\ \mu_{j,y}(k) \\ s_j(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{j,x}(k-1) \\ \mu_{j,y}(k-1) \\ s_j(k-1) \end{bmatrix} - \delta \begin{bmatrix} \left. \frac{\partial Q}{\partial \mu_{j,x}} \right|_{\mu_{j,x}(k-1)} \\ \left. \frac{\partial Q}{\partial \mu_{j,y}} \right|_{\mu_{j,y}(k-1)} \\ \left. \frac{\partial Q}{\partial s_j} \right|_{s_j(k-1)} \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中  $k$  為疊代索引， $Q \equiv -\ln p(t|X, w, \beta, \mu, s, M)$  且  $\delta > 0$  為學習率 (Learning Rate)。因此，最終的更新公式如式(17)至(22)所示：

$$\left. \frac{\partial Q}{\partial \mu_{j,x}} \right|_{\mu_{j,x}(k-1)} = \frac{\beta}{2} m^T \frac{\partial \Phi^T \Phi}{\partial \mu_{j,x}} m - \beta m^T \frac{\partial \Phi^T}{\partial \mu_{j,x}} t \quad (17)$$

至於，偏微分  $\left. \frac{\partial Q}{\partial \mu_{j,y}} \right|_{\mu_{j,y}(k-1)}$  以及  $\left. \frac{\partial Q}{\partial s_j} \right|_{s_j(k-1)}$  的形式與式(17)相同，

除了矩陣  $\frac{\partial \Phi^T \Phi}{\partial \mu_{j,x}}$  以及  $\frac{\partial \Phi^T}{\partial \mu_{j,x}}$  需分別以  $\frac{\partial \Phi^T \Phi}{\partial \mu_{j,y}}$ 、 $\frac{\partial \Phi^T \Phi}{\partial s_j}$  以及  $\frac{\partial \Phi^T}{\partial \mu_{j,y}}$ 、 $\frac{\partial \Phi^T}{\partial s_j}$  來取代以外。再者，對於式(17)等號右邊中對  $\mu_{j,x}$  的微分，可表示如下：

$$\frac{\partial \Phi^T \Phi}{\partial \mu_{j,x}} = \begin{bmatrix} 0 & \psi_1^T \psi'_{j,\mu_x} & 0 \\ \psi_1^T \psi'_{j,\mu_x} & \cdots & \psi_j^T \psi'_{j,\mu_x} & \cdots & \psi_M^T \psi'_{j,\mu_x} \\ 0 & \psi_M^T \psi'_{j,\mu_x} & 0 \end{bmatrix}_{N \times N} \quad (18)$$

$$\frac{\partial \Phi^T}{\partial \mu_{j,x}} = \begin{bmatrix} 0 \\ \psi_{j,\mu_x}'^T \\ 0 \end{bmatrix}_{M \times N} \quad (19)$$

其中  $\psi'_{j,\mu_x} \equiv \frac{\partial \psi_j}{\partial \mu_{j,x}}$ 。同樣地， $\frac{\partial \Phi^T \Phi}{\partial \mu_{j,y}}$ 、 $\frac{\partial \Phi^T \Phi}{\partial s_j}$ 、 $\frac{\partial \Phi^T}{\partial \mu_{j,y}}$  及  $\frac{\partial \Phi^T}{\partial s_j}$  也分別具有

與式(18)及(19)相同之形式，因此可藉由以 $\mu_{j,y}$ 及 $s_j$ 來取代 $\mu_{j,x}$ 而獲得對應的式子。因此，其等之間的差別僅在於個別的分量元素，如以下式(20)至(22)所示：

$$\frac{\partial \phi_j(x_i)}{\partial \mu_{j,x}} = \frac{x_{i,x} - \mu_{j,x}}{2s_j^2 D} \exp\left\{-\frac{D}{s_j}\right\} \quad (20)$$

$$\frac{\partial \phi_j(x_i)}{\partial \mu_{j,y}} = \frac{x_{i,y} - \mu_{j,y}}{2s_j^2 D} \exp\left\{-\frac{D}{s_j}\right\} \quad (21)$$

$$\frac{\partial \phi_j(x_i)}{\partial s_j} = \frac{1}{2s_j^2} \left(\frac{D}{s_j} - 1\right) \exp\left\{-\frac{D}{s_j}\right\} \quad (22)$$

### 本發明中的稀疏貝氏學習(SBL)演算法

本發明中的完整學習演算法如以下子步驟 1)至 6)所示。在每一個疊代回合中， $\alpha_j$ 及 $\beta$ 被更新一次，但 $\mu_j$ 及 $s_j$ 需被計算一預定次數 $L$ ，這是因為 $\mu_j$ 及 $s_j$ 僅能以式(16)來近似，因此其等需要較多次的疊代以找到最大值。此外，該用來判斷是否保留或刪除基底之刪除門檻值 $\eta$ 需根據遮蔽效應來加以決定：

1)將觀測值 $t$ 全部減去一固定值 $P_{\text{shift}}$ (約莫等於數位電視接收器的靈敏度(Sensitivity)，例如 $P_{\text{shift}} = -76\text{dBm}$ )，使所有觀測值變成正值，小於此固定值則使其等於此固定值；將一初始基底個數(例如 100 個)的多個基底函數 $\phi_j(x_i)$ 均勻地分佈在一預定區域內；

2)以 $\alpha_j = 1$ 、 $\beta = 1$ 值以及一疊代索引 $k=0$ 來啟始疊代，並利用式(13)來運算對應的平均數 $m$ 及共變異數 $\Sigma$ ；

3)令 $k=k+1$ ，並利用式(15)來更新 $\alpha^{-1}$ 及 $\beta^{-1}$ ，且再次運算平均數 $m$ 及共變異數 $\Sigma$ ；

4)刪除權重係數 $w_j < \eta$ 之基底函數 $\phi_j(x_i)$ ，並將 $M$ 值更新

為剩下基底函數  $\phi_j(x_i)$  之數目，且更新矩陣  $\Phi$  以及  $A$ ，其中  $\eta$  例如可為 20；

5) 令  $k=k+1$ ，並利用式(16)來更新  $\mu_j$  及  $s_j$ ，且繼而運算  $m$ 、 $\Sigma$  及  $Q(k)$ 。若  $k$  大於等於一疊代索引門檻值，且  $(Q(k) - Q(k-1))/Q(k-1)$  小於一條條件機率疊代門檻值(例如 0.00001)，則進行以下 6)子步驟，否則在重複此 5)子步驟達一預定次數  $L$ (例如 3 次)後，回到子步驟 3)；

6) 重新估計  $\alpha^{-1}$ 、 $\beta^{-1}$  以及對應的  $m$  與  $\Sigma$ ，繼而輸出  $\mu_j = (\mu_{j,x}, \mu_{j,y})$ 、 $s_j$ 、 $M$  及  $w_j$  之估計值  $= m$ 。

然後，本發明合作式頻譜估測與定位系統中的資料匯集與處理中心 4 再根據上述子步驟 6)所輸出的  $\mu_j$ 、 $s_j$ 、 $M$  與  $w_j$ ，以及式(5)，再加回固定值  $P_{\text{shift}}$ ，重建出該功率覆蓋圖。此外，如上述子步驟 5)所示，為了避免此疊代演算法過早結束，疊代的次數(即疊代索引  $k$ )需夠大。例如，根據本發明實施例中的數值模擬， $k \geq 30$  就夠了，即該疊代索引門檻值等於 30。

### 模擬結果

為了評估本發明中所建議的演算法之效能，發明人進行了數值模擬。在本發明之數值模擬中，該預定區域假設為  $60 \times 60 \text{ km}^2$ (即  $N_p=60\text{km}$ )，且優先權使用者發射器 1 之數目  $M_p=3$ 。此外，每一優先權使用者發射器 1 之發射功率  $P_t = 100\text{W}$  (50dBm)，近距參考距離  $d_0 = 1\text{km}$ ，且在  $d_0$  處的預測平均功率  $\overline{PL}(d_0)=88.9113\text{dB}$ 。該路徑損失指數  $n$  設定為 3，且  $W$  之變異數為 2。再者，用於疊代的參數選擇為  $L=3$ ，

及 $\eta = 20$ 。於是，本發明之數值模擬可得到如圖 3 所示之量測率為 0.075 情況下的重建功率覆蓋圖。此重建功率覆蓋圖之特性僅需以三個參數 $\mu_j$ 、 $s_j$ 及 $M$ 即可加以描述。圖 3 之模擬結果顯示所有三個參數與圖 2 原始功率覆蓋圖相符。

參閱圖 4，其繪示在不同量測率下的重建功率覆蓋圖以及原始功率覆蓋圖之平均均方誤差(MSE)。如圖 4 所示，當量測數目小於傳統 $l_1$ 範數法之理論下界限(約 0.167)時，本發明中的稀疏貝氏學習演算法與該 $l_1$ 範數法比較下，具有較佳的重建效能。此外，由於本發明中的稀疏貝氏學習演算法運用了基底刪除程序，故複雜度大幅降低。

綜上所述，本發明合作式頻譜估測與定位方法及系統中的貝氏學習演算法由於運用局部性的無線電傳播之兩項特點：在一局部區域中只有少數優先權使用者發射器會發射功率，以及無線電功率的衰減可藉由二維拉普拉斯函數以線性迴歸形式來近似，故可精確地估計優先權使用者發射器之數目、位置及無線電功率輪廓；且藉由運用此兩項特點，即使當量測率低於利用傳統 $l_1$ 範數最佳化的壓縮感測演算法所需之量測率時，本發明中的貝氏學習演算法仍然可以解析出優先權使用者發射器之地理位置資訊，並重建功率覆蓋圖，故確實能達成本發明之目的。

惟以上所述者，僅為本發明之較佳實施例而已，當不能以此限定本發明實施之範圍，即大凡依本發明申請專利範圍及發明說明內容所作之簡單的等效變化與修飾，皆仍屬本發明專利涵蓋之範圍內。

**【圖式簡單說明】**

圖 1 是一系統架構圖，說明本發明合作式頻譜估測與定位系統之系統架構；

圖 2 是一數值模擬圖，說明利用式(1)功率路徑損失模型來建構的原始功率覆蓋圖；

圖 3 是一數值模擬圖，說明利用本發明中的稀疏貝氏學習演算法來重建的重建功率覆蓋圖；及

圖 4 是一平均均方誤差比較圖，說明在不同量測率下的重建功率覆蓋圖以及原始功率覆蓋圖之平均均方誤差。

【主要元件符號說明】

1 …………… 優先權使用者發射器

2 …………… 次級使用者行動裝置

3 …………… 感知無線電基地台

4 …………… 資料匯集與處理中心

## 七、申請專利範圍：

### 1. 一種合作式頻譜估測與定位方法，包含下列步驟：

(A)多個次級使用者行動裝置將其位置資訊以及從多個優先權使用者發射器所感測到的功率信號之接收信號強度值傳送至多個感知無線電基地台，其中該等次級使用者行動裝置區分為多組次級使用者行動裝置，且每一組次級使用者行動裝置對應至其中一個感知無線電基地台；

(B)該等感知無線電基地台將該等接收信號強度值以及該等次級使用者行動裝置之位置資訊傳送至一資料匯集與處理中心；以及

(C)該資料匯集與處理中心利用一學習演算法，根據該等次級使用者行動裝置之接收信號強度值以及位置資訊，運算出該等優先權使用者發射器之數目及位置。

2. 根據申請專利範圍第 1 項所述之合作式頻譜估測與定位方法，其中該資料匯集與處理中心為一雲端運算中心。

3. 根據申請專利範圍第 1 項所述之合作式頻譜估測與定位方法，其中所有  $N$  個次級使用者行動裝置之接收信號強度值  $t$  是利用以下線性迴歸型式來模型化：

$$t = \Phi w + n,$$

其中

$$\Phi_{N \times M} = \begin{bmatrix} \phi_1(x_1) & \phi_2(x_1) & \dots & \phi_M(x_1) \\ \phi_1(x_2) & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \vdots \\ \phi_1(x_N) & \dots & \dots & \phi_M(x_N) \end{bmatrix}$$

為基底矩陣， $M$  為該等優先權使用者發射器之數目， $x_i$  是

第  $i$  個次級使用者行動裝置之位置， $\phi_j(x_i)$  為基底函數，向量  $w = (w_1, w_2, \dots, w_M)^T$  為基底函數  $\phi_j(x_i)$  之權重係數且每個元素  $w_j$  被賦予先驗機率  $\mathcal{N}(0, \alpha_j^{-1})$ ， $n$  代表遮蔽效應且其每個元素為具有變異數  $\beta^{-1}$  之零平均數高斯隨機變數。

4. 根據申請專利範圍第 3 項所述之合作式頻譜估測與定位方法，其中  $\phi_j(x_i) \equiv \frac{1}{2s_j} \exp\left\{-\frac{D}{s_j}\right\}$  為二維拉普拉斯函數型式之基底函數， $D \triangleq \sqrt{(x_{i,x} - \mu_{j,x})^2 + (x_{i,y} - \mu_{j,y})^2}$ ， $\mu_j \equiv (\mu_{j,x}, \mu_{j,y})$  為所有  $M$  個優先權使用者發射器中的第  $j$  個優先權使用者發射器之位置， $s_j$  為功率衰減率。
5. 根據申請專利範圍第 4 項所述之合作式頻譜估測與定位方法，其中該學習演算法為稀疏貝氏學習演算法，且該 (C) 步驟包括以下子步驟：

(C-1) 將該等接收信號強度值  $t$  全部減去一固定值  $P_{\text{shift}}$ ，使所有接收信號強度值  $t$  變成正值，且若其小於該固定值  $P_{\text{shift}}$ ，則使其等於該固定值  $P_{\text{shift}}$ ，繼而將一初始個數的多個基底函數  $\phi_j(x_i)$  均勻地分佈在一預定區域內；

(C-2) 以  $\alpha_j = 1$ 、 $\beta = 1$  值以及一疊代索引  $k=0$  來啟始疊代，並利用  $\Sigma = (\beta\Phi^T\Phi + A)^{-1}$ ，以及  $m = \beta\Sigma\Phi^T t$  來運算對應的平均數  $m$  及共變異數  $\Sigma$ ，其中  $A = \text{diag}(\alpha_j)$ ；

(C-3) 令  $k=k+1$ ，並利用  $\alpha_j^{-1} = \frac{m_j^2}{\gamma_j}$  及  $\beta^{-1} = \frac{\|t - \Phi m\|^2}{N - \sum_{j=1}^M \gamma_j}$  來更新  $\alpha^{-1}$  及  $\beta^{-1}$ ，且再次運算平均數  $m$  及共變異數  $\Sigma$ ，其中



$\gamma_j \equiv 1 - \alpha_j \Sigma_{jj}$ ，且  $\Sigma_{jj}$  為  $\Sigma$  之對角線位置元素；

(C-4) 刪除權重係數  $w_j < \eta$  之基底函數  $\phi_j(x_i)$ ，並將  $M$  值更新為剩下基底函數  $\phi_j(x_i)$  之數目，且更新矩陣  $\Phi$  以及  $A$ ，其中  $\eta$  為刪除門檻值；

(C-5) 令  $k=k+1$ ，並利用

$$\begin{bmatrix} \mu_{j,x}(k) \\ \mu_{j,y}(k) \\ s_j(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_{j,x}(k-1) \\ \mu_{j,y}(k-1) \\ s_j(k-1) \end{bmatrix} - \delta \begin{bmatrix} \left. \frac{\partial Q}{\partial \mu_{j,x}} \right|_{\mu_{j,x}(k-1)} \\ \left. \frac{\partial Q}{\partial \mu_{j,y}} \right|_{\mu_{j,y}(k-1)} \\ \left. \frac{\partial Q}{\partial s_j} \right|_{s_j(k-1)} \end{bmatrix}$$

來更新  $\mu_j$  及  $s_j$ ，且繼而運算  $m$ 、 $\Sigma$  及  $Q(k)$ ，其中  $Q \equiv -\ln p(t|X, w, \beta, \mu, s, M)$  且  $\delta > 0$  為學習率，其中若  $k$  大於等於一疊代索引門檻值且  $(Q(k) - Q(k-1))/Q(k-1)$  小於一條條件機率疊代門檻值，則進行以下(C-6)子步驟，否則在重複此(C-5)子步驟達一預定次數後，回到步驟(C-3)；及

(C-6) 重新估計  $\alpha^{-1}$ 、 $\beta^{-1}$  以及對應的  $m$  與  $\Sigma$ ，繼而輸出  $\mu_j = (\mu_{j,x}, \mu_{j,y})$ 、 $s_j$ 、 $M$  及  $w_j$  之估計值  $= m$ ，並再加回該固定值  $P_{\text{shift}}$ ，以重建出一功率覆蓋圖。

## 6. 一種合作式頻譜估測與定位系統，包含：

多個優先權使用者發射器，用以向外發射功率信號；

多個次級使用者行動裝置，每一次級使用者行動裝置具有一定定位模組，並用以將該定位模組所取得的位置資訊以及從該等優先權使用者發射器所感測到的功率信號之接收信號強度值向外傳送；

多個感知無線電基地台，用以接收該等次級使用者行動裝置所傳來的接收信號強度值及位置資訊，並向外傳送，其中該等次級使用者行動裝置區分為多組次級使用者行動裝置，且每一組次級使用者行動裝置對應至其中一個感知無線電基地台；以及

一資料匯集與處理中心，用以接收該等感知無線電基地台所傳來的該等次級使用者行動裝置之接收信號強度值以及位置資訊，並利用一學習演算法，根據該等次級使用者行動裝置之接收信號強度值以及位置資訊，運算出該等優先權使用者發射器之數目及位置。

7. 根據申請專利範圍第 6 項所述之合作式頻譜估測與定位系統，其中該資料匯集與處理中心為一雲端運算中心。
8. 根據申請專利範圍第 6 項所述之合作式頻譜估測與定位系統，其中所有  $N$  個次級使用者行動裝置之接收信號強度值  $t$  是利用以下線性迴歸型式來模型化：

$$t = \Phi w + n,$$

其中

$$\Phi_{N \times M} = \begin{bmatrix} \phi_1(x_1) & \phi_2(x_1) & \dots & \phi_M(x_1) \\ \phi_1(x_2) & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & \vdots \\ \phi_1(x_N) & \dots & \dots & \phi_M(x_N) \end{bmatrix}$$

為基底矩陣， $M$  為該等優先權使用者發射器之數目， $x_i$  是第  $i$  個次級使用者行動裝置之位置， $\phi_j(x_i)$  為基底函數，向量  $w = (w_1, w_2, \dots, w_M)^T$  為基底函數  $\phi_j(x_i)$  之權重係數且每個元素  $w_j$  被賦予先驗機率  $\mathcal{N}(0, \alpha_j^{-1})$ ， $n$  代表遮蔽效應且其每個元素為具有變異數  $\beta^{-1}$  之零平均數高斯隨機變數。

9. 根據申請專利範圍第 8 項所述之合作式頻譜估測與定位系統，其中  $\phi_j(x_i) \equiv \frac{1}{2s_j} \exp \left\{ -\frac{D}{s_j} \right\}$  為二維拉普拉斯函數型式之基底函數， $D \triangleq \sqrt{(x_{i,x} - \mu_{j,x})^2 + (x_{i,y} - \mu_{j,y})^2}$ ， $\mu_j \equiv (\mu_{j,x}, \mu_{j,y})$  為所有  $M$  個優先權使用者發射器中的第  $j$  個優先權使用者發射器之位置， $s_j$  為功率衰減率。
10. 根據申請專利範圍第 6 項所述之合作式頻譜估測與定位系統，其中該學習演算法為稀疏貝氏學習演算法，且該資料匯集與處理中心還用以根據其所運算出的該等優先權使用者發射器之數目、權重及位置，重建一功率覆蓋圖。

八、圖式：

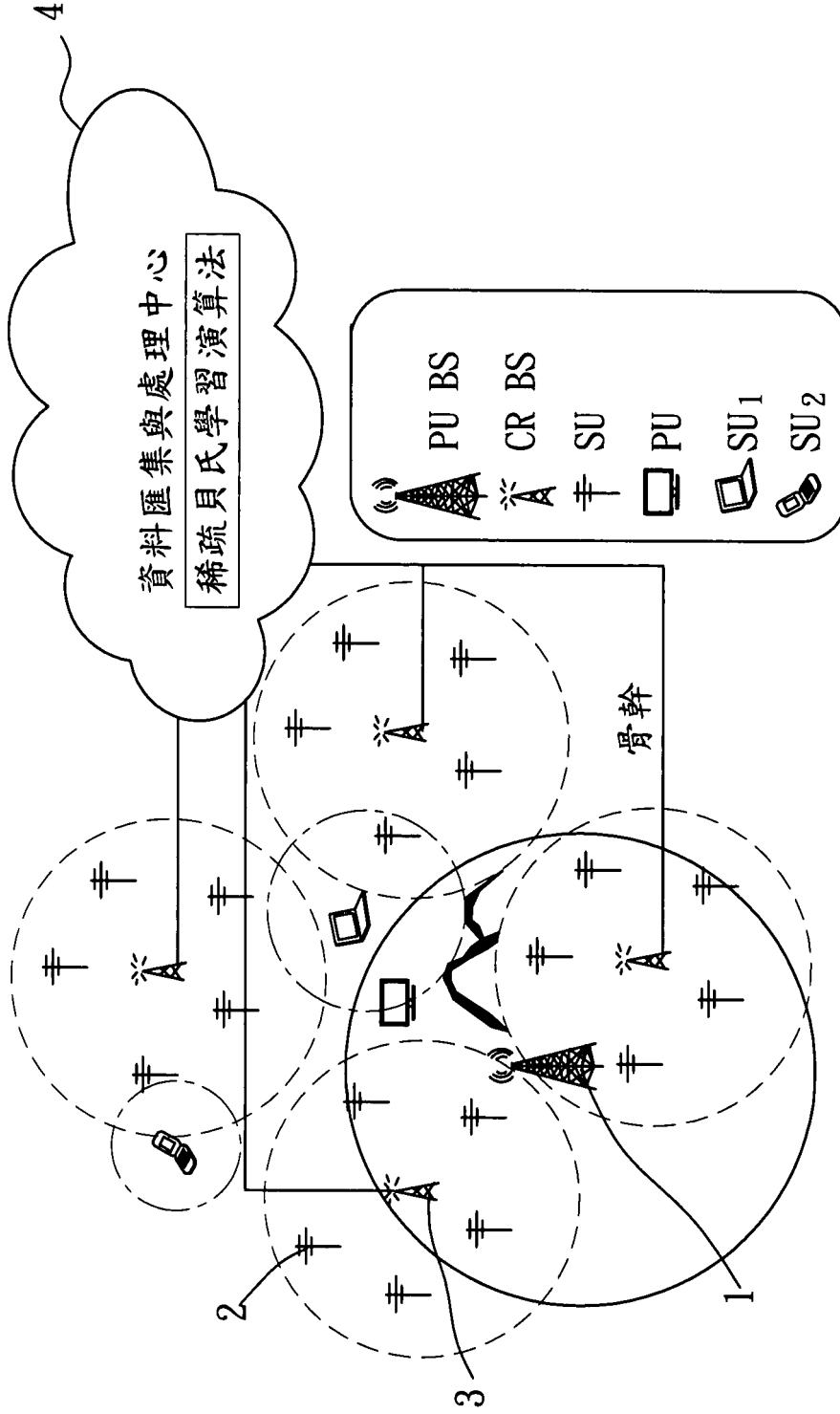
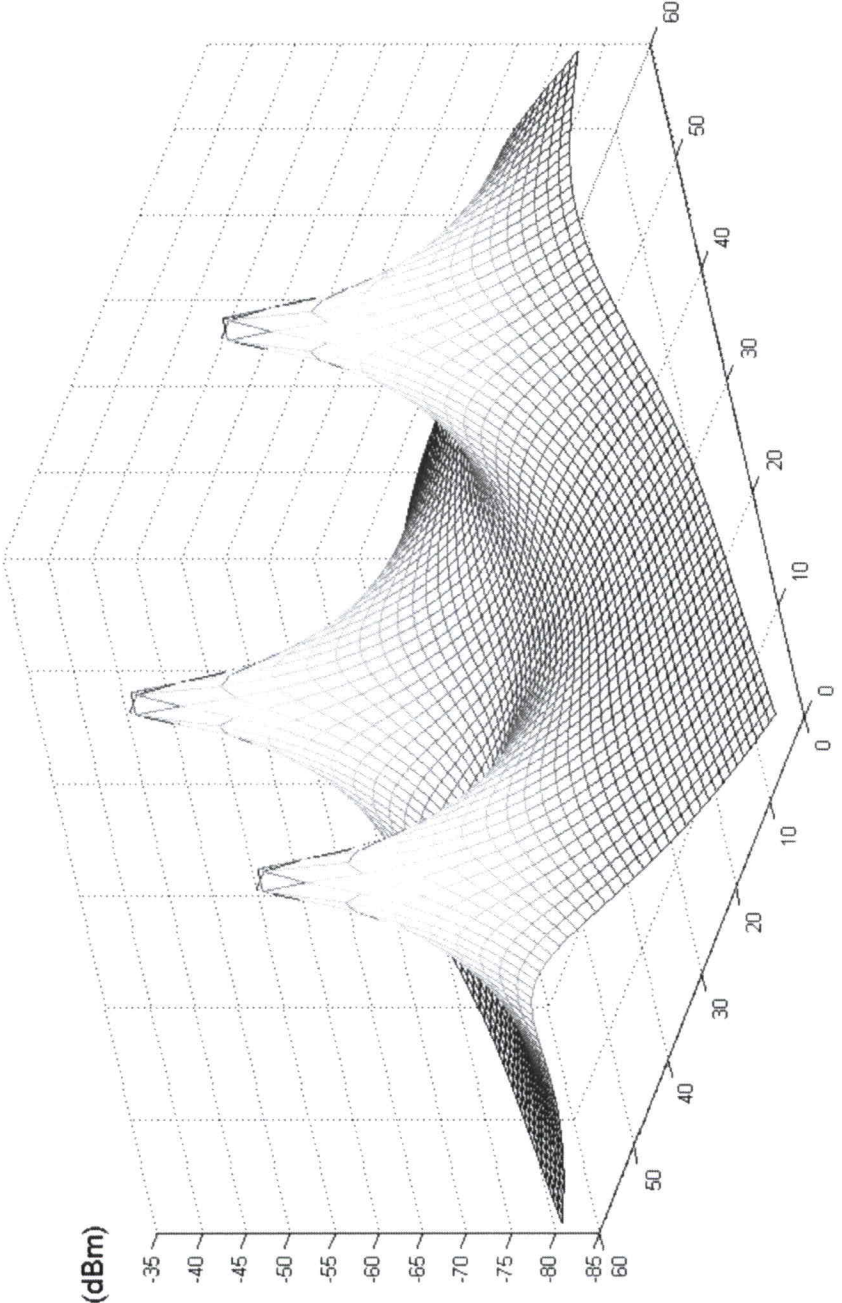
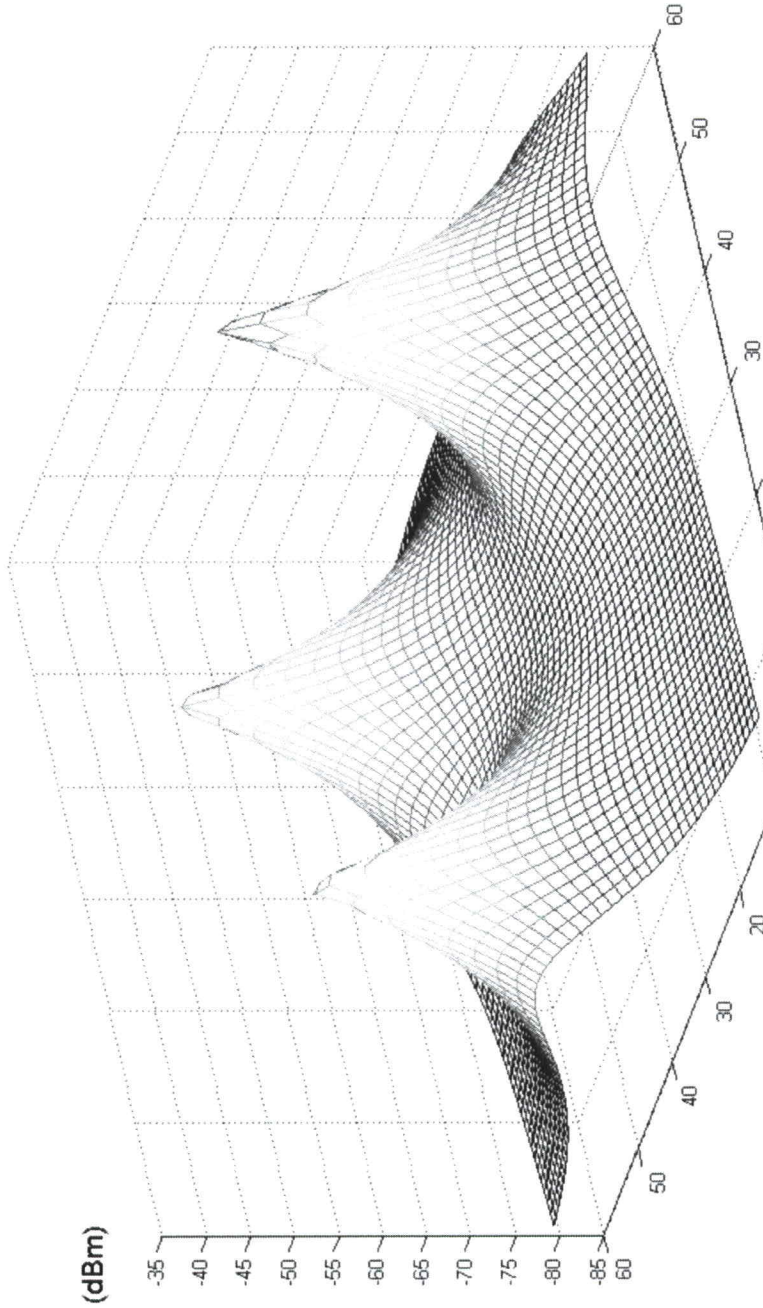


圖1



3D原始功率覆蓋圖

圖2



利用稀疏貝氏學習演算法重建的3D重建功率覆蓋圖

圖3

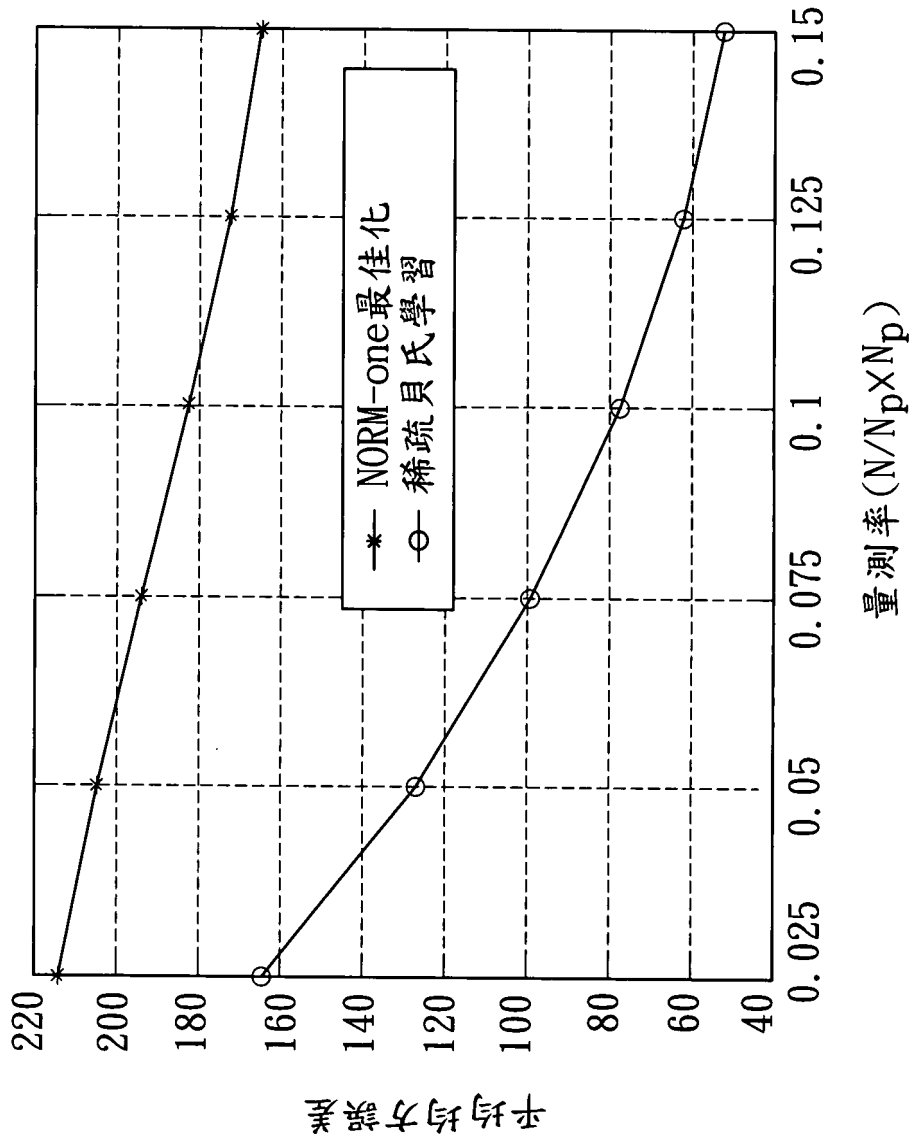


圖4