

# 應用於超寬頻系統之霍普菲爾類神經網路檢測技術

鄭佳焯\*                      溫國俊                      徐靈承  
虎尾科技大學              國立中正大學              朝陽科技大學  
電機工程系                      通訊所                      資訊與通訊所  
\*e-mail: chcheng@nfu.edu.tw

## 摘要

這篇論文探討應用霍普菲爾類神經網路(Hopfield neural network, HNN) 檢測技術於多用戶直序展頻超寬頻系統(Direct sequence-ultra-wideband, DS-UWB), 霍普菲爾類神經網路之檢測技術在數學分析上可近似於最大相似度(maximum likelihood, ML)檢測技術, 並且它也是類神經網路其中的一種方式。根據霍普菲爾類神經網路的技術, 電腦模擬結果顯示, 在多用戶環境下的, 它擁有不錯的效能和較低的運算複雜度。

**關鍵字:** 最大相似度(ML)、類神經網路、霍普菲爾雙曲切線。

## Abstract

This paper proposes that the Hopfield neural network (HNN) is introduced and applied to multiuser detection in direct sequence-ultra-wideband (DS-UWB) systems. It can approximate to maximum likelihood (ML) detector by mathematical analysis. The HNN is one case of the neural network. According to the HNN technology, the computer simulation results show that they have good performances and much lower computational complexity in a multiuser environment.

**Keywords:** ML, Neural network, Hopfield and hyperbolic tangent.

## 1. 前言

超寬頻(Ultra-wideband, UWB)傳輸是近來一種在企業和學術界中吸引大量注意的新無線通訊技術 [1-3], 超寬頻系統能夠執行非常高速的資料傳輸速度且這個系統主要是用在室內的傳輸上。根據參考文獻[3], 傳輸的

資料速度可以在 10 米之內達到 100M bps, 而且在距離 4 米以之內可以上升到 200 Mbps, 在影像應用方面, 超寬頻系統也可能可以替換掉複雜的電纜線。目前, 它大多數運用是在 DVD 播放器和高畫質數位電視; 在未來, 超寬頻系統可以用很少的電力應用在許多手提式的設備上。

在無線傳輸系統中, 我們常遭遇到像是通道估測、符元同步和多用戶檢測這類的問題。而在室內不同的多路徑環境下, 超寬頻系統也需要忍受多路徑干擾(multipath interference, MPI), 隨著使用者數量增加時, 多用戶的超寬頻系統, 會產生嚴重的多用戶干擾(multiuser interference, MUI)。因此, 解決多用戶干擾和多路徑干擾是一件很重要的事。其中一種解決這個問題的方式是利用多用戶的檢測。我們可以使用 Verdu [4]所提出的 (Code-Division Multiple-Access, CDMA)系統中, 使用最大相似度 (maximum likelihood, ML)規則為基礎的最佳化的多用戶檢測。在 UWB 系統中, 參考文獻[5], 提出以 ML 規則為基礎的最佳化多用戶檢測器, 它的效能是最理想的, 但是在多位使用者的時候演算複雜度會與使用者個數成指數增加。在 CDMA 系統中, 一些次佳化的多用戶檢測法也已經參考文獻[6-8]提出, 用來降低複雜度。其他有些提出的方法是利用類神經網路來降低複雜度, 例如多層式感知器 (multilayer perception, MLP) [9]、徑向基底函數(Radial Basis Function, RBF)網路 [10] 和霍普菲爾(Hopfield)網路[11-12]。

在本文中, 我們提出在DS-UWB系統的多用戶檢測是使用近似於ML檢測器的霍普菲爾類神經網路(Hopfield neural network, HNN)技術。霍普菲爾網路是John Hopfield從遞迴的人工類神經網路所發明出來的[13]。霍普菲爾網路的服務如同用二位元門檻單元的內容定址記憶, 為了多用戶檢測, 我們應用 [14] 所提出的類神經演算法去近似於ML方程式, 我們使用雙曲切線激發HNN(hyperbolic tangent activation, tanhHNN)來增加HNN的效能。

本文的其他章節，如下所示：在章節2會介紹DS-UWB的系統模型和一些常見的檢測器。在章節3會介紹DS-UWB系統裡使用HNN和tanHNN檢測器的介紹及研究。模擬結果會展示在章節4之中，最後章節5是結論。

## 2. 系統模型

### 2.1. 傳送端模型

我們考慮總數為 $K$ 位使用者的UWB系統通過UWB室內多路徑衰減通道的環境，其中每一位使用者使用唯一的直序展頻碼。考慮對於第 $k$ 位使用者的傳輸基頻信號 $q_k(t)$ ，使用展頻波 $s_k(t)$ ，可以得到一個展開的二進制相位調變資料符元(binary phase-shift keying, BPSK)  $\{b_k[i]\}$ ，可以將其寫成

$$q_k(t) = \sqrt{E_k} \sum_{i=1}^P b_k[i] s_k(t - iT_b), \quad (1)$$

其中 $E_k$ 是第 $k$ 位使用者符元能量， $P$ 是封包大小， $b_k[i] \in \{\pm 1\}$ 是第 $k$ 位使用者的第 $i$ 個資料符元，而 $T_b$ 是符元間隔時間。而展頻波 $s_k(t)$ 也可寫成

$$s_k(t) = \frac{1}{\sqrt{G}} \sum_{n=0}^{N_c-1} c_{k,n} w(t - nT_c) \quad (2)$$

其中 $G = \sum_{n=1}^{N_c} c_{k,n}^2$ ， $k=1,2,\dots,K$ ， $c_{k,n} \in \{\pm 1\}$ 是對的 $k$ 位使用者中的第 $n$ 個細片(chip)， $N_c$ 是chip的長度個數， $T_c$ 是chip間隔時間，而 $w(t)$ 是chip的波形，而其長度等於 $T_c = T_b / N_c$ 。

### 2.2. 通道模型

UWB的室內通道模型是以Saleh-Valenzuela (S-V)的方法[15]的為基礎做修正的，其組成是以指數衰減叢集化的通道脈衝響應來模擬密集的多路徑成分。在UWB室內傳輸環境下，UWB室內通道模型的通道脈衝響應如下：

$$\begin{aligned} h_k(t) &= \sum_{l=1}^{L_k} \alpha_{k,l} \delta(t - \tau_{k,l}) \\ &= \sum_{l=1}^{L_k} \alpha_{k,l} \delta(t - (l-1)T_c), \end{aligned} \quad (3)$$

其中 $L_k$ 是第 $k$ 位使用者傳輸路徑的總數， $\alpha_{k,l}$ 是對第 $k$ 位使用者中第 $l$ 條路徑的衰減， $\tau_{k,l}$ 是第 $k$ 位使用者中第 $l$ 條路徑的時間延遲。為了方便起見，在這篇論文中，我們假設多路徑延遲 $\tau_{k,l}$ 是 $T_c$ 的整數倍。

### 2.3. 接收機模型

當信號通過室內環境時，路徑上的障礙物會引起多路徑效應，因此接收端所收到的全部信號可以寫成下列公式：

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \sqrt{E_k} \sum_{i=1}^P b_k[i] v_k(t - iT_b) + n(t),$$

(4)

其中 $v_k(t) = s_k(t) \otimes h_k(t)$ ，而 $\otimes$ 是線性迴旋積分，其定義為將第 $k$ 位使用者的展頻碼和通道響應做迴旋積分， $n(t)$ 是期望值為零的白高斯雜訊。因此，經過取樣後離散時間所接收到的信號( $iT_b$ )可以寫成下列式子：

$$y_k[i] = \sum_{m=1}^K \sqrt{E_m} \sum_{j=1}^P b_m[j] R_{m,k}[j, i] + \tilde{n}_k[i],$$

(5)

其中

$$R_{m,k}[j, i] = v_m[i - j] \otimes v_k^*[-i],$$

$$\tilde{n}_k[i] = n[i] \otimes v_k^*[-i].$$

此外，由 $K$ 個匹配濾波器的輸出所組成的輸出向量可以寫成[4]：

$$\mathbf{y} = \mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{b} + \tilde{\mathbf{n}},$$

(6)

其中 $\mathbf{y} = [y_1[1], y_2[1], \dots, y_{K-1}[P], y_K[P]]^T$ 是所接收到的信號向量， $\mathbf{R}$ 是一個大小為 $KP \times KP$ 的交互關聯矩陣， $\mathbf{A} = \text{diag}\{\sqrt{E_1}, \dots, \sqrt{E_K}, \sqrt{E_1}, \dots, \sqrt{E_K}, \sqrt{E_1}, \dots, \sqrt{E_K}\}$ 是傳輸振幅矩陣， $\mathbf{b} = [b_1[1], b_2[1], \dots, b_{K-1}[P], b_K[P]]^T$ 是傳輸位元向量， $\tilde{\mathbf{n}} = [\tilde{n}_1[1], \tilde{n}_2[1], \dots, \tilde{n}_{K-1}[P], \tilde{n}_K[P]]^T$ 是期望值為零和協方差矩陣為 $\sigma^2 \mathbf{R}$ 的高斯隨機變數。它們的表示式可用下列公式表示：

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}[1,1] & \mathbf{R}[1,2] & \cdots & \mathbf{R}[1,P] \\ \mathbf{R}[2,1] & \mathbf{R}[2,2] & \cdots & \mathbf{R}[2,P] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{R}[P,1] & \mathbf{R}[P,2] & \cdots & \mathbf{R}[P,P] \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{R}[i, j] = \begin{bmatrix} R_{1,1}[i, j] & R_{1,2}[i, j] & \cdots & R_{1,K}[i, j] \\ R_{2,1}[i, j] & R_{2,2}[i, j] & \cdots & R_{2,K}[i, j] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{K,1}[i, j] & R_{K,2}[i, j] & \cdots & R_{K,K}[i, j] \end{bmatrix}$$

其中  $\mathbf{R}[i, j]$  是  $K \times K$  大小的矩陣。

## 2.4 多用戶檢測器

### 2.4.1 傳統檢測器

從傳統檢測器 (Conventional Detector, CD) 所接收到的信號可以表示成：

$$\hat{b}_k^{CD}[i] = \text{sgn}\{y_k[i]\}, \quad (7)$$

### 2.4.2 解相關檢測器

解相關檢測器 (decorrelating detector, DD) 可以應用矩陣  $\mathbf{R}^{-1}$  乘以匹配濾波器的輸出來得到：

$$\hat{\mathbf{b}}^{DD} = \text{sgn}\{\mathbf{R}^{-1}\mathbf{y}\}, \quad (8)$$

### 2.4.3 最小均方根誤差檢測器

最小均方根誤差檢測器會考慮頻道 matched filters 的輸出所受到背景雜訊的影響。

$$\hat{\mathbf{b}}^{MMSE} = \text{sgn}\left\{\left(\mathbf{R} + \sigma^2\mathbf{A}^{-2}\right)^{-1}\mathbf{y}\right\}, \quad (9)$$

### 2.4.4 最大相似度檢測器

根據 [16]，最佳化的多用戶檢測器可利用最大事後機率 (maximum a posteriori, MAP) 估測法達到。因為當  $b_k[i]=1$  的機率等於  $b_k[i]=-1$  的機率時，ML 估測法可以由 MAP 估測法產生得到。ML 檢測器的公式可以寫成下列式子：

$$\hat{\mathbf{b}}^{ML} = \arg \max_{\mathbf{b} \in \{-1,+1\}^{KP}} \left[ 2\mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{y} - \mathbf{b}^T \mathbf{A} \mathbf{R} \mathbf{A} \mathbf{b} \right], \quad (10)$$

## 3. 霍普菲爾類神經網路多用戶檢測器

### 3.1 HNN 檢測器

霍普菲爾網路是 Hopfield 在 1982 年發明

的 [13]，它是一個聯想記憶體網路。霍普菲爾網路是一種信號層級網路的類神經網路，從單純的神經元所反饋的輸出可以對困難的最佳化問題共同提供良好的解答。霍普菲爾網路也可以叫做霍普菲爾類神經網路 (HNN)。典型的 HNN 演算法擁有  $N$  個神經元，可用下列公式表示：

$$\begin{aligned} X_l(m) &= \text{sign}\{U_l\} \\ &= \text{sign}\left\{\sum_{j=1}^N W_{l,j} X_j(m-1) - V_l\right\}, \end{aligned} \quad (11)$$

其中  $W_{l,j}$  是對於第  $j$  個輸出和第  $l$  個輸入的兩個連結權重， $X_l(m)$  是經由第  $l$  個神經元經過第  $m$  次疊帶後輸出 +1 或 -1， $V_l$  是判斷用的門檻值使第  $l$  個神經元的範圍在  $-1 < V_l < 1$ ， $U_l$  是第  $l$  個神經元的權重值。這個符號函數  $\text{sign}\{\}$  表示 signum 的啟動。HNN 的連結權重有下列的限制：

$W_{l,l} = 0, \forall l$  (沒有神經元對自己做連結)

$$W_{l,j} = W_{j,l}, \forall j, l \text{ (連結是對稱的)}$$

上述的限制使用後，HNN 的神經元啟動後會將方程式其誘導至穩定狀態。如果使用不對稱的權重，網路可能會呈現雜亂無章的行為反應。為了了解 HNN 的程序，我們必須從能量觀點來分析它。這個觀點是從 Lyapunov 方程式 [17] 來的。依照 Lyapunov 方程式，如果系統的能量達到最小值，其運動狀態等於系統的平衡在  $N$  個神經元的離散 HNN 中，一個經過考慮的 Lyapunov 方程式能清楚表示網路能量的能量方程式，可以以下用公式表示：

$$E(m) = -\frac{1}{2} \sum_{l=1}^N \sum_{j=1}^N W_{l,j} X_l(m) X_j(m) + \sum_{l=1}^N V_l X_l(m),$$

(12)

其中  $X_l(m)$  是第  $l$  個神經元的狀態值， $X_j(m)$  是第  $j$  個神經元的狀態值， $W_{l,j}$  是連接第  $l$  個和第  $j$  個神經元的連結權重， $V_l$  是第  $l$  個神經元的判斷門檻值。此外，HNN 的能量方程式可以寫成向量矩陣：

$$E(m) = -\frac{1}{2} \mathbf{X}^T(m) \mathbf{W} \mathbf{X}(m) + \mathbf{V}^T \mathbf{X}(m).$$

(13)

其中

$$\mathbf{X}(m) = [X_1(m), X_2(m), \dots, X_{KP}(m)]^T,$$

$$\mathbf{V} = [V_1, V_2, \dots, V_{KP}]^T \text{ and}$$

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \cdots & W_{1,KP} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \cdots & W_{2,KP} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{KP,1} & W_{KP,2} & \cdots & W_{KP,KP} \end{bmatrix},$$

其中  $W_{l,l} = 0$ ，當  $l = 1, 2, \dots, KP$ 。

最佳化的多用戶檢測器是由 Verdu [4] 所提出的 ML 決策為基礎架構所推導出來的。它的效能最佳化，可是複雜度隨使用者數量呈指數倍而增加。為了降低計算複雜度，我們在 DS-UWB 系統下使用近似於 ML 檢測器效能的 HNN 檢測器。

從第(10)式，我們可以把它寫成：

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{b}}^{\text{ML}} &= \arg \max_{\mathbf{b} \in [-1, +1]^{KP}} [2\mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{y} - \mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{b}] \\ &= \arg \max_{\mathbf{b} \in [-1, +1]^{KP}} [2\mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{y} - \mathbf{b}^T \mathbf{H}\mathbf{b}] \\ &= \arg \min_{\mathbf{b} \in [-1, +1]^{KP}} [-2\mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{y} + \mathbf{b}^T \mathbf{H}\mathbf{b}] \\ &= \arg \min_{\mathbf{b} \in [-1, +1]^{KP}} \left[ -\mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{y} + \frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{H}\mathbf{b} \right] \\ &= \arg \min_{\mathbf{b} \in [-1, +1]^{KP}} \left[ -\mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{y} + \frac{1}{2} \mathbf{b}^T (\mathbf{H} - \mathbf{D})\mathbf{b} + \frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{D}\mathbf{b} \right], \end{aligned} \quad (17)$$

(14)

其中  $\mathbf{H} = \mathbf{A}\mathbf{R}\mathbf{A}$  而  $\mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{H})$ 。

因為  $\mathbf{b}^T \mathbf{D}\mathbf{b} = \text{trace}(\mathbf{D})$  對於任一  $\mathbf{b} \in [-1, +1]^{KP}$ ，所以第(14)式可以再寫成：

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{b}}^{\text{ML}} &= \arg \min_{\mathbf{b} \in [-1, +1]^{KP}} \left[ -\mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{y} + \frac{1}{2} \mathbf{b}^T (\mathbf{H} - \mathbf{D})\mathbf{b} \right. \\ &\quad \left. + \frac{1}{2} \text{trace}(\mathbf{D}) \right] \\ &= \arg \min_{\mathbf{b} \in [-1, +1]^{KP}} \left[ -\mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{y} + \frac{1}{2} \mathbf{b}^T (\mathbf{H} - \mathbf{D})\mathbf{b} \right]. \end{aligned}$$

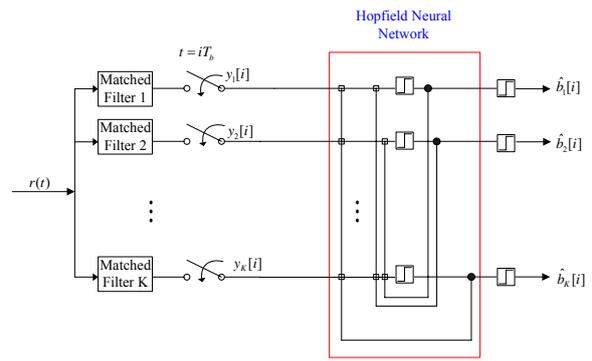
(15)

比較第(13)式和第(15)式可以得到關係如下：

$$\begin{aligned} N &= KP, \\ \mathbf{V} &= -\mathbf{A}\mathbf{y}, \\ \mathbf{W} &= -\{\mathbf{H} - \mathbf{D}\}, \\ \mathbf{b}^{\text{HNN}} &= \lim_{m \rightarrow \infty} \mathbf{X}(m). \end{aligned}$$

(16)

因此，我們可以把(16)式用來架構在 DS-UWB 系統下的 HNN 檢測器。這些疊代的演算複雜度會比 ML 檢測器還低。HNN 檢測器的結構如圖一所示。



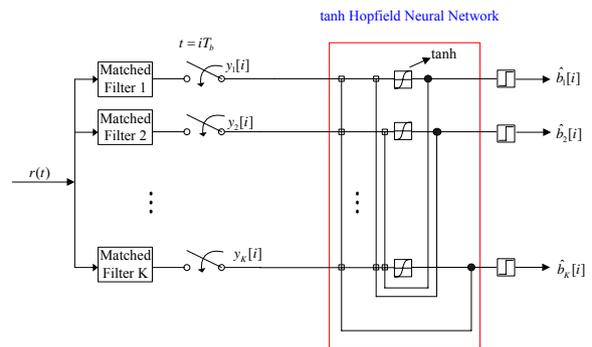
圖一、HNN 檢測器在 DS-UWB 系統的架構

### 3.2 HNN 檢測器和雙曲切線激發 HNN (tanhHNN)

此外，我們將改善系統效能的 HNN 的雙曲切線激發叫做 tanhHNN。其演算法可寫成下列式子：

$$\begin{aligned} X_l(m) &= \tanh \{U_l\} \\ &= \tanh \left\{ \sum_{j=1}^N W_{l,j} X_j(m-1) - V_l \right\}, \end{aligned} \quad (17)$$

其中  $X_l(m)$  是第  $l$  個神經元在第  $m$  次疊代後範圍在  $-1 < X_l(m) < 1$  的輸出。tanhHNN 的結構如圖二所示



圖二、tanhHNN 檢測器在 DS-UWB 系統的架構

## 4. 模擬結果

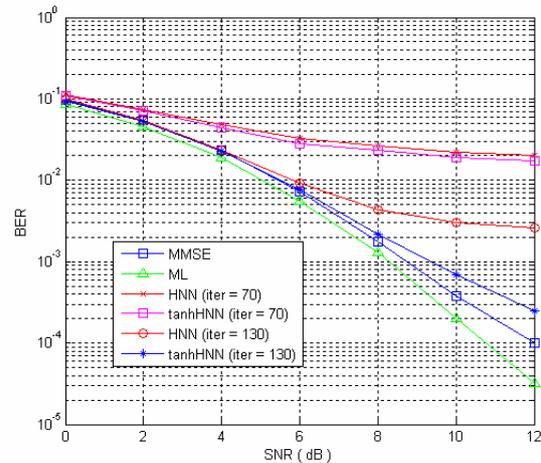
在本章節我們會比較四種不同的檢測：在同步 10 位用戶的 DS-UWB 系統對 MMSE、ML、HNN 和 tanhHNN 所做模擬結果做探討。多路徑頻道的產生是使用 IEEE 802.15.3a 所提

出的UWB通道模型，其參數為 $(1/\Lambda, 1/\lambda, \Gamma, \gamma) = (42.9, 0.4, 7.1, 4.3)$  ns。對通道模型，採用全部Rake接收機的方式。另外，我們假設DS-UWB系統中封包的大小為4位元。在圖三中為模擬在MMSE、ML、HNN和 tanhHNN檢測器下，所得到的BER。ML檢測器可以在MMSE、HNN和tanhHNN中實現最佳化的多用戶檢測器，但是其演算複雜度會因使用者數量呈指數倍增加，故不適用於現實系統中。一般來說，最理想的 $\mathbf{b}$ 必須從 $2^{KP}$ 個樣本中選擇。MMSE檢測器是次佳化的檢測器，但是接收端的振幅和雜訊必需知道。此外，其 $(\mathbf{R} + \sigma^2 \mathbf{A}^{-2})^{-1}$ 對於硬體的實現上來說是困難的。檢測器在DS-UWB系統中的效能會隨著疊代次數的增加而越來越好。無論如何，完成效能的改善不需要很久，大約130次疊代就有很明顯的改善。這是因為HNN檢測器有許多的局部最小值，但是它仍不能決定哪一個最小值是整體最小值。所以提出tanhHNN技術來改善效能。從圖三的模擬結果可得，tanhHNN檢測器的效能比HNN檢測器還要更好。在HNN檢測器中的神經元輸出的激發信號是+1或-1，但是在tanhHNN檢測器中則是分散在-1到+1。最主要的差異是在記號和雙曲切線激發這兩個函數。圖四是HNN和tanhHNN檢測器的MSE值，由圖四所顯示的效能可以看出tanhHNN檢測器比HNN檢測器好。HNN和tanhHNN檢測器可以浪費較少的乘法數和加法器來接近ML檢測器的效能。

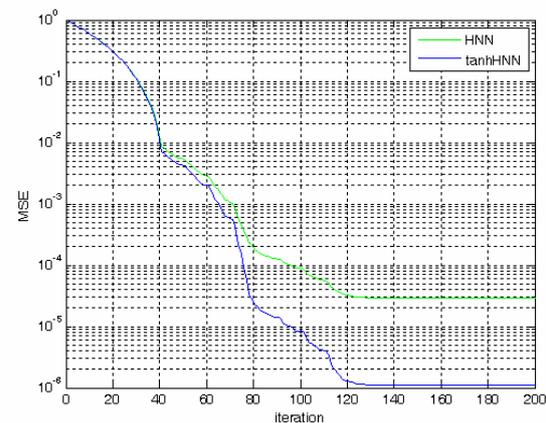
## 5. 結論

本篇論文證明HNN和tanhHNN檢測器可以在DS-UWB通道中實行。一般的多用戶檢測器像是MMSE和ML這類檢測器也可應用在DS-UWB系統。最佳的檢測器是ML演算法，但是它的複雜度較高。雖然像MMSE這類的次佳檢測器在效能上不錯，但它的交互關聯矩陣 $\mathbf{R}$ 對於硬體的實現上來說是困難的。所以我們使用HNN檢測器來有效的減少對於ML檢測器的演算複雜度。為了提高HNN檢測器的效能，我們把雙曲切線激發用在HNN檢測器上。F從模擬結果可看出，tanhHNN檢測器的效能在不同的通道模型中比HNN檢測器還要好。雖然tanhHNN檢測器的硬體複雜度比HNN檢測器高。此外，它在效能上的表現近似於MMSE檢測器。因此tanhHNN檢

測器可以表現像次佳的檢測器一樣且在兼顧效能和時間。



圖三、模擬 DS-UWB 系統在 UWB 通道中使用 MMSE、ML、HNN 和 tanhHNN 檢測器的 BER 值。



圖四、SNR 值=10dB 時的 HNN 和 tanhHNN 檢測器之 MSE 值。

## 參考文獻

- [1] M.Z. Win and R.A. Scholtz, "Ultra-wide bandwidth time-hopping spread spectrum impulse radio for wireless access communications," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 48, no. 4, pp. 679-691, Apr. 2000.
- [2] R. C. Qiu, H. P. Liu, and X. Shen, "Ultra-Wideband for multiple access," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 43, no. 2, pp. 80-87, Feb. 2005.
- [3] M. Ghavami, L. B. Michael and R. Kohno, *Ultra Wideband Signals and Systems in Communication Engineering*, John Wiley & Sons, New Jersey, May 2004.
- [4] S. Verdu, *Multisuser Detection*, Cambridge

- Univ. Press, 1998.
- [5] Y. C. Yoon and R. Kohno, "Optimum multi-user detection in ultra-wideband (UWB) multiple-access communication systems," *Proc. IEEE International Conf. Commun.*, vol. 2, pp. 812-816, April 28-May 2, 2002.
- [6] H. E. Gamal and E. Geraniotis, "Iterative multiuser detection for coded CDMA signals in AWGN and fading channels," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 18, no. 1, pp. 30-41, Jan. 2000.
- [7] Y. Wang, Z. Du, L. Gao and W. Wu, "Performance analysis of MMSE multiuser detection," *Proc. IEEE International Conf. Commun. Techn.*, vol. 2, pp. 1341-1346, Aug. 2000.
- [8] P. B. Rapajic and D. K. Borah, "Adaptive MMSE maximum likelihood CDMA multiuser detection," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 17, no. 12, pp. 2110-2122, Dec. 1999.
- [9] B. Aazhang, B. Paris and G. C. Orsak, "Neural network for multiuser detection in code-division multi-access communications," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 40, no. 7, pp. 1212-1222, July 1992.
- [10] U. Mitra and H. V. Poor, "Neural network techniques for adaptive multiuser demodulation," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 12, no. 9, pp. 1460-1470, Dec 1994.
- [11] G. Jeney and J. Leventovszky, "Stochastic hopfield network for multiuser detection," *European Conf. Wireless Techn.*, pp. 147-150, 2000.
- [12] W.G. Teich and M. Seil, "Code division multiple access communication: multi-user detection based on a recurrent structure," *IEEE Trans. Veh. Techn.*, vol. 46, pp. 979-984, July 1996.
- [13] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 79, pp. 2554-2558, April 1982.
- [14] G. I. Kechriotis and E. S. Manolakos, "Hopfield neural network implementation of the optimal CDMA multiuser detector," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 7, no. 1, pp. 131-141, Jan. 1996.
- [15] A. A. M. Saleh and R. A. Valenzuela, "A statistical model for indoor multipath propagation," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 5, no. 2, pp. 128-137, Feb. 1987.
- [16] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory*, PTR Prentice Hall International, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1993.
- [17] N. Ansari and E. Hou, *Computational Intelligence for Optimization*, Kluwer Academic Publisher, Norwell, 1997.
- [18] J. Foerster, ed., "Channel modeling sub-committee report final," *IEEE 802.15 Working Group for Wireless Personal Area Networks (WPANs)*, IEEE P802.15-02/490r1-SG3a, Feb. 2003.