

XỬ LÝ TÍN HIỆU BẰNG RỘNG TRONG MIỀN KHÔNG GIAN VÀ THỜI GIAN BẰNG MẠNG CÁC HÀM CƠ BẢN ĐỐI XỨNG XUYÊN TÂM

NGUYỄN HỮU HẬU

Abstract. Cochannel interference is one of the most cumbersome problems in broadband receivers. The cost of implementation these receivers in linear filters is the complexity of the equalizers. Radial Basis Functions (RBF) networks have good performance in dispersive signal processing. This paper presents applications of RBF networks in broadband receivers.

1. MỞ ĐẦU

Trong các hệ thống thông tin băng rộng có 3 nguyên nhân cơ bản gây méo dạng tín hiệu thu được:

- Nhiễu trắng cộng (AGWN) hay đơn giản gọi là nhiễu Gauss.
- Hiện tượng lan truyền đa tia do phản xạ từ các chướng ngại vật.
- Nhiễu cùng kênh do nhiều người sử dụng trên cùng một băng tần được phân bố.

Các máy thu băng rộng đơn giản có cấu trúc được dựa trên các bộ lọc phối hợp (matched filter) cho các kênh phân tán (dispersive channel) hoặc máy thu RAKE cho các kênh đa tia (multipath channel). Để giảm nhiễu cùng kênh các máy thu này thường có cấu trúc phức tạp. Gần đây, người ta thấy rằng việc áp dụng các mạng nơ ron để xử lý tín hiệu từ các kênh phân tán cho hiệu quả rất cao. Chúng tôi nghiên cứu tìm một phương pháp xử lý tín hiệu thu được từ các kênh phi tuyến dựa trên cấu trúc mạng các hàm cơ bản đối xứng xuyên tâm (kí hiệu là mạng RBF). Các máy thu có bộ xử lý RBF có nhiều ưu điểm trong việc loại bỏ nhiễu cùng kênh và nhiễu giao thoa giữa các ký tự. Bài báo này trình bày mô hình kênh thông tin phi tuyến tiếp theo là cấu trúc của mạng RBF và ứng dụng của mạng này để xử lý tín hiệu trong miền không gian và thời gian.

2. MÔ HÌNH KÊNH THÔNG TIN PHI TUYẾN

Hình 1 là mô hình hệ thống thông tin số có mạch cân bằng kênh. Trên hình 1 tín hiệu $x(k)$ bao gồm cả nhiễu cộng $n(k)$ và nhiễu cùng kênh của N đối tượng sử dụng.

Tín hiệu $y_0(k - \tau)$ là tín hiệu huấn luyện (training signal) giống với tín hiệu của kênh chính cần tách. $H_i(z)$ là hàm truyền đạt của kênh thứ i với đáp ứng xung hữu hạn

$$H_i(z) = \sum_{j=0}^N h_{ij} z^{-j}, \quad 0 \leq i \leq N.$$

Chuỗi số liệu phát đi $y_0(k)$ và số liệu nhiễu cùng kênh $y_i(k)$, $1 \leq i \leq N$ được giả thiết là cùng xác suất có các giá trị nhị phân là ± 1 và hoàn toàn độc lập với nhau tức là:

$$E[y_i(k)] = 0, \\ E[y_i(k_1)y_j(k_2)] = \delta(i - j)\delta(k_1 - k_2),$$

trong đó $E[\cdot]$ là ký hiệu giá trị trung bình và $\delta(k)$ là hàm delta.

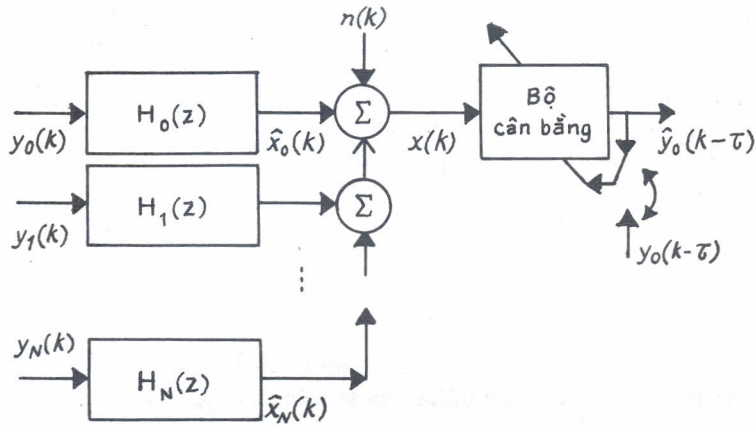
Nhiều cộng Gau-xơ $n(k)$ thỏa mãn điều kiện:

$$\begin{aligned} E[n(k)] &= 0, \\ E[n(k_1)n(k_2)] &= \sigma_n^2 \delta(k_1 - k_2) \end{aligned}$$

và không tương quan với $y_i(k)$. Tín hiệu ra của kênh:

$$x(k) = \sum_{j=0}^N \hat{x}_j(k) + n(k)$$

bao gồm 3 thành phần: tín hiệu kênh chính, các tín hiệu nhiễu cùng kênh và nhiễu cộng trắng.



Hình 1. Mô hình hệ thống thông tin số cá mạch cân bằng kênh

Các bộ cân bằng tuyến tính thường dựa trên algorithm đánh giá chuỗi khả năng tối đa có thể (maximum likelihood sequence estimation). Các bộ cân bằng này là một công cụ mạnh để loại bỏ nhiễu giao thoa giữa các ký tự và nhiễu cộng trắng nhưng nó rất kém hiệu quả đối với nhiễu cùng kênh. Cấu trúc của các bộ cân bằng này dựa theo các mạch lọc tuyến tính vì vậy nó không thể hiện được những thông tin vốn có của chuỗi số liệu phát đi. Các bộ cân bằng phi tuyến dựa trên hàm cơ bản đối xứng xuyên tâm hoàn toàn có thể dễ dàng loại bỏ được nhiễu cùng kênh vì nó có tính đến các thông tin tiền định của chuỗi tín hiệu đến.

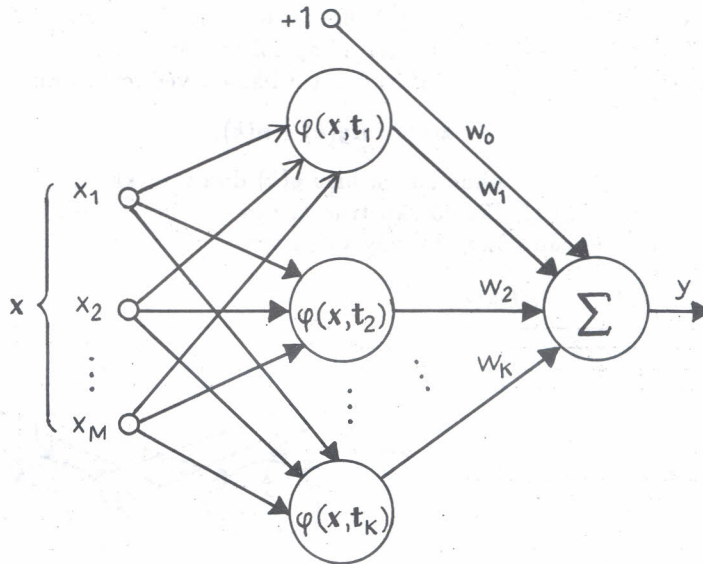
3. MẠNG RBF [1]

Mạng RBF (RBFN) là một trường hợp đơn giản của mạng nơ ron đa lớp (MLP). Mạng RBF chỉ gồm 1 lớp vào gọi là lớp các nút nguồn, một lớp ẩn chứa các mạch xử lý phi tuyến và một lớp ra với các trọng số tuyến tính. Hình 2 là một mạng RBF điển hình. RBFN khác với mạng nơ ron đa lớp ở một số điểm sau:

- RBFN chỉ có 1 lớp ẩn, còn MLP có thể có số lớp ẩn là 1 hoặc nhiều hơn.
- RBFN có hàm truyền đạt liên kết giữa lớp ẩn và lớp vào là phi tuyến và giữa lớp ẩn và lớp ra là tuyến tính, trong khi đó MLP có hàm truyền đạt giữa lớp ẩn và lớp trước đó là phi tuyến còn giữa lớp ra và lớp ẩn cuối cùng có thể là tuyến tính hoặc phi tuyến tùy theo từng yêu cầu ứng dụng cụ thể.
- Hàm nơ ron của lớp ẩn trong RBFN xác định khoảng cách giữa véc tơ vào và tâm của RBFN chỉ đặc trưng riêng cho nơ ron đó trong khi đó hàm nơ ron của MLP chỉ tích vô hướng (inter product) của véc tơ vào thuộc nơ ron đó và véc tơ của các trọng số khớp nối (Synaptic Weights) liên quan. Có hàng loạt các hàm cơ bản được sử dụng cho quá trình xử lý phi tuyến trong RBFN, nhưng thông dụng hơn cả là hàm Gau-xơ. Dạng tổng quát của hàm Gau-xơ là:

$$\varphi(r) = \exp(-r^2/2\sigma^2), \quad \sigma > 0, r \geq 0,$$

trong đó: σ thể hiện bán kính ảnh hưởng của mỗi hàm cơ bản, nó xác định mức hội tụ của hàm số về 0 khi $t \rightarrow \infty$.



Hình 2. Cấu trúc mạng RBF

Ban đầu các RBFN được phát triển từ bài toán nội suy dữ liệu trong không gian đa chiều. Bài toán nội suy được diễn giải như sau: cho một chuỗi các véc tơ vào $\{x_i\}$ và các điểm dữ liệu $\{y_i\}$, tìm hàm $\varphi(\cdot)$ của các véc tơ này sao cho nó đi qua tất cả các điểm dữ liệu kể trên, nghĩa là thỏa mãn điều kiện $y_j = \varphi(x_j), \forall j$. Một trong những giải pháp là chọn hàm $\varphi(x)$ thỏa mãn:

$$y(\mathbf{x}) = \sum_j w_j \varphi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_j\|) + w_0.$$

Trong trường hợp chọn hàm Gausơ cho RBFN thì hiệu $\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_j\|$ sẽ thể hiện khoảng cách giữa điểm số liệu vào \mathbf{x} và các tâm điểm của các hàm số \mathbf{x}_j . Hàm φ ở đây đối xứng theo nghĩa:

$$\varphi(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_i), \quad \forall i, j.$$

Như vậy hàm Gausơ $\varphi(\cdot)$ sẽ tạo thành 1 ánh xạ vào ra thông qua mạng RBF như sau:

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{j=0}^N w_j \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_j\|^2 / \sigma_j^2).$$

Có nhiều phương pháp thiết kế mạng RBF [2]. Phương pháp đơn giản nhất là chọn các tâm điểm một cách ngẫu nhiên nhưng yêu cầu lượng số liệu phải rất lớn. Phương pháp thứ 2 thường dùng được gọi là phương pháp huấn luyện hỗn hợp. Phương pháp này là sự kết hợp giữa algorithm huấn luyện có giám sát (supervised learning) và tự tổ chức (self-organized learning). Trên thực tế người ta hay dùng phương pháp gradient thống kê.

4. MÁY THU BĂNG RỘNG CÓ MẠNG RBF

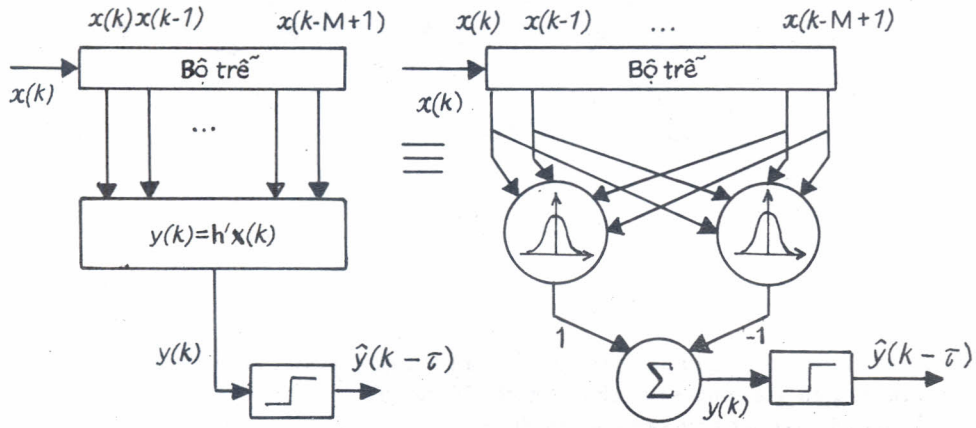
Các kênh thông tin tốc độ cao thường bị ảnh hưởng của nhiễu giao thoa các ký tự, nhiễu cộng và nhiễu cùng kênh. Trong các kênh băng rộng thì nguồn nhiễu từ các đối tượng sử dụng khác nhau thường rất lớn và điều này làm ảnh hưởng đến số lượng đối tượng sử dụng trong cùng một vùng bao phủ. Mạng RBF trong thiết bị thu băng rộng được thiết kế như là một bộ lọc thích nghi phi tuyến có khả năng loại bỏ nhiễu cùng kênh. Thông thường mạng được thiết kế theo chiến lược huấn

luyện 2 bước. Bước 1 dùng algorithm huấn luyện có giám sát để loại bỏ nhiễu giao thoa các ký tự, đây là bước huấn luyện đơn giản nhưng nó hoàn toàn có thể cho một giải pháp tách sóng tối ưu theo tiêu chuẩn Bayes. Bước 2 áp dụng algorithm tự huấn luyện (unsupervised algorithm) để loại bỏ hoàn toàn nhiễu cùng kênh và đạt được giải pháp tối ưu tổng thể.

Có thể biểu diễn tín hiệu ra của kênh thông tin bằng 1 véc tơ ra như sau [3]:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{H}\mathbf{y}(k) + \mathbf{n}(k).$$

Nhiệm vụ của bộ cân bằng là khôi phục lại tín hiệu $\mathbf{y}(k)$ dựa trên không gian quan trắc $\mathbf{x}(k)$. Phần lớn các bộ cân bằng trên thực tế đều có cấu trúc là tạo các quyết định theo từng ký tự. Hình 3 miêu tả một trong những bộ cân bằng như vậy và sự tương đương với bộ cân bằng RBF.



Hình 3. Tương đương giữa bộ cân bằng RBF và bộ cân bằng tuyến tính truyền thuận

Véc tơ ra (các trạng thái mong muốn) của kênh là

$$\hat{\mathbf{y}}(k) = [\hat{y}(k), \dots, \hat{y}(k - M + 1)]^T.$$

Những giá trị này được phân thành 2 loại tùy theo giá trị của $y(k - \tau)$

$$Y_{M,\tau}^+ = \{\hat{y}(k) | y(k - \tau) = 1\},$$

$$Y_{M,\tau}^- = \{\hat{y}(k) | y(k - \tau) = -1\}.$$

Mỗi trạng thái, Y_i^+ , Y_i^- đều có cùng xác suất xuất hiện p_i và tất cả các trạng thái này là đồng xác suất $p = 1/N_y$. Véc tơ quan trắc là một quá trình ngẫu nhiên có hàm mật độ xác suất có điều kiện tập trung ở mỗi trạng thái của kênh

$$\mathbf{x}(k) = [x(k), \dots, x(k - M + 1)]^T$$

Việc xác định ký tự phát đi $y(k - \tau)$ dựa trên véc tơ quan trắc trên được thực hiện bởi tiêu chuẩn Bayes

$$\mathbf{y}(k - \tau) = \text{sgn}(f_B(\mathbf{x}(k))) = \begin{cases} 1, & f_B(\mathbf{x}(k)) \geq 0 \\ -1, & f_B(\mathbf{x}(k)) < 0 \end{cases}$$

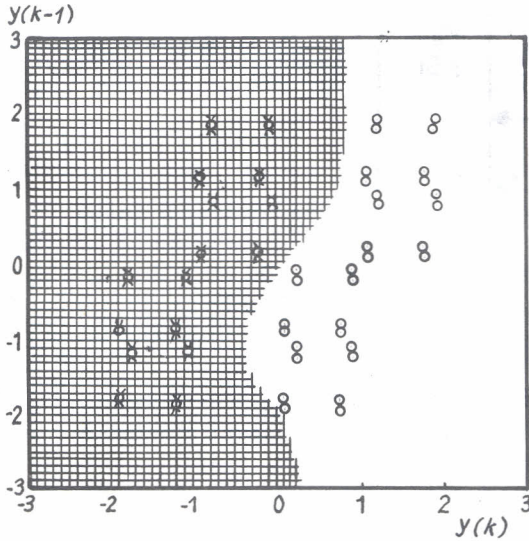
Bộ lọc Bayes tối ưu chính là biểu thức

$$f_B(\mathbf{x}(k)) = \sum_{i=1}^{N_y^-} p_i (2\pi\sigma_e^2)^{-M/2} \exp(-\|\mathbf{x}(k) - \mathbf{x}_i^+(k)\|/2\sigma_e^2) - \sum_{i=1}^{N_y^-} p_i (2\pi\sigma_e^2)^{-M/2} \exp(-\|\mathbf{x}(k) - \mathbf{x}_i^-(k)\|/2\sigma_e^2).$$

Đường biên phân cách giữa các giá trị nhị phân ± 1 được xác định theo công thức

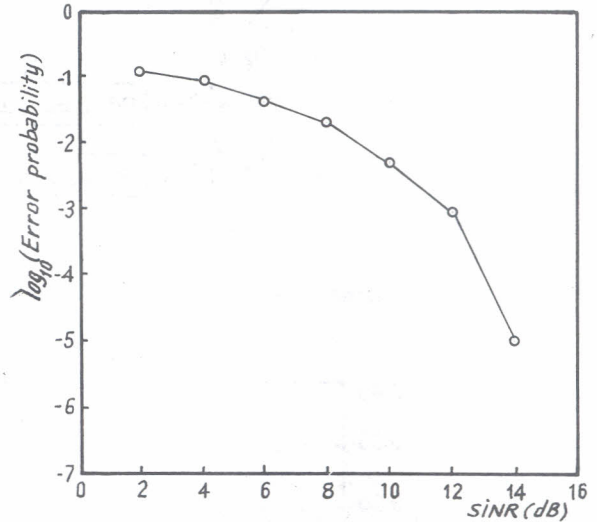
$$\{ \mathbf{x} \mid f_B(\mathbf{x}) = 0 \}.$$

Đường biên này sẽ chia không gian quan trắc thành 2 vùng tương ứng với 2 lời giải $\hat{y}(k - \tau) = \pm 1$. Vì hàm quyết định Bayes là phi tuyến nên đường biên phân cách là các mặt cong trong không gian quan trắc đa chiều. Việc chọn số lượng tâm điểm sẽ ảnh hưởng đến độ chính xác của lời giải. Nếu chọn số tâm điểm quá lớn thì độ chính xác cao nhưng khối lượng tính toán sẽ lớn. Thông thường số tâm điểm của mạng RBF chọn nhỏ hơn hoặc bằng các trạng thái của kênh là có thể đạt được một lời giải tối ưu. Hình 4 là kết quả mô phỏng cho trường hợp 2 kênh thông tin với đặc tính kênh khác nhau trong đó 1 kênh chính và kênh cùng tần số. Ta thấy đường biên quyết định gần giống với đường biên tối ưu theo Bayes. Hình 5 là sự phụ thuộc xác suất lỗi vào tỷ số tín hiệu trên nhiễu cho trường hợp dùng mạng RBF với số tâm điểm là 64.



Hình 4. Đường biên quyết định

Hàm truyền của kênh: $H_0(z) = 1,0 + 0,5 \times z^{-1}$;
 hàm truyền đồng kênh:
 $H_1(z) = 0,346 \times (1 + 0,2 \times z^{-1})$;
 $m = 2$ và $\tau = 0$; \times và o : các trạng thái không
 nhiễu sử dụng mạng RBF 64 tâm.



Hình 5. BER đạt được với các giá trị SINR khác nhau

Kênh: $H_0(z) = 1,0 + 0,5z^{-1}$; đồng kênh: $H_1(z) = 0,174(1,0 + 0,2z^{-1})$; $m = 2$, $\tau = 0$, SINR = 16 (dB); sử dụng mạng RBF 64 tâm với $\rho = 2\sigma_e^2$ sau lần học thứ 2.

5. XỬ LÝ TÍN HIỆU TRONG MIỀN KHÔNG GIAN BẰNG MẠNG RBF

Gần đây, nhiều tác giả đã đề xuất kết hợp mạng RBF trong các hệ thống thu từ các giàn antenna tự điều hợp. Nguyên tắc cơ bản của các thiết bị thu này là đánh giá được góc tới của tín hiệu để loại bỏ được các tín hiệu từ các hướng không mong muốn. Một trong những hệ thống máy thu như vậy được trình bày trên hình 6 [4].

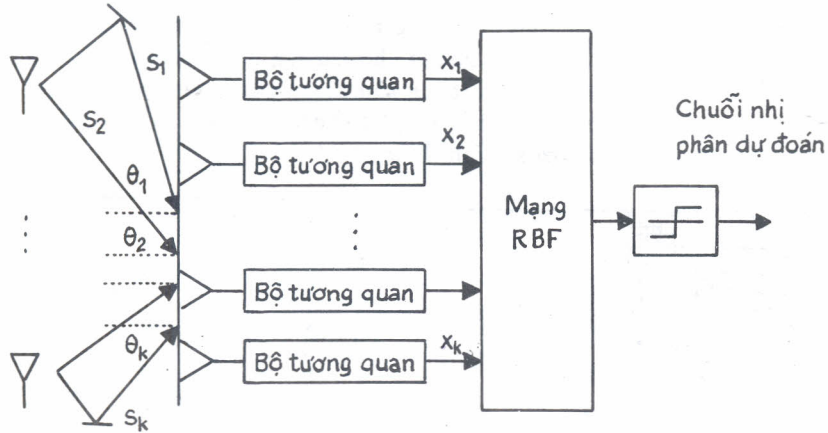
Nhìn chung các tín hiệu tới máy thu sẽ khác nhau cả về thời gian và không gian. Nếu chỉ sử dụng một antenna duy nhất thì không thể tách được các thông tin về không gian, các thông tin này rất quan trọng trong các hệ thống máy thu, đặc biệt là trong trường hợp mà thời gian trễ không phải là bội số của độ rộng ký tự. Trên hình 6, máy thu bao gồm các antenna thu cùng loại, hệ thống các bộ tương quan, mạng RBF và bộ quyết định. Giả sử tín hiệu phát đi là BPSK và nhiễu $n(k)$ trong kênh là nhiễu cộng trắng. Tín hiệu thu được tại phần tử antenna thứ m là

$$s_m(k) = \sum_{j=1}^p s_j(k - (m - 1)\tau_j) + n_m(k),$$

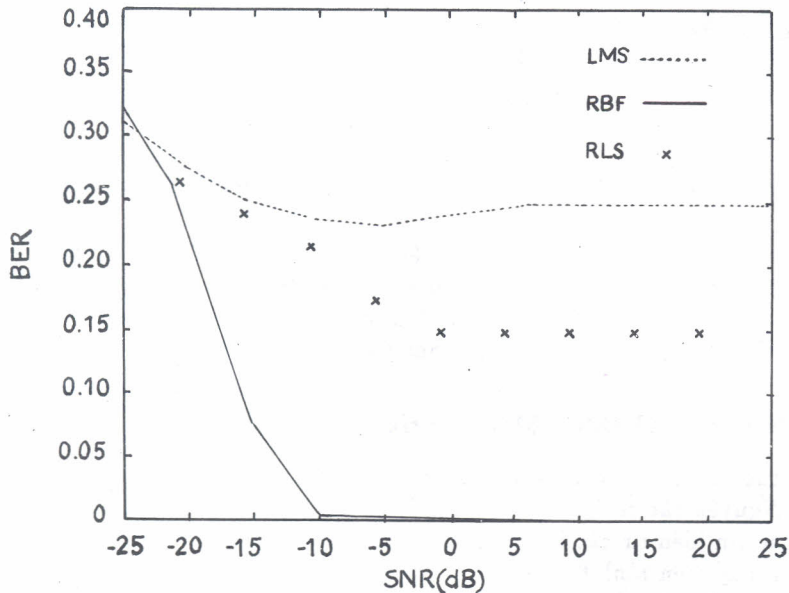
trong đó $\tau_j = \frac{\sin \theta_j}{2f_c}$ và $m = 1, 2, \dots, M$. Tại đầu ra thứ m của bộ tương quan, tín hiệu sẽ có dạng:

$$x_m(j) = \sqrt{\frac{2}{T_b}} \int_{(j-1)T_b}^{jT_b} r_m(t) \cos(2\pi f_c t) dt,$$

T_b là độ rộng ký tự.



Hình 6. Hệ thống thu kết hợp giữa giàn antenna và mạng RBF



Hình 7. Quan hệ giữa BER và tỷ số tín hiệu trên tạp âm cho 3 loại máy thu khác nhau

Véc tơ dữ liệu x_j xác định theo biểu thức

$$x_j = [x_1(j), x_2(j), \dots, x_M(j)]^T$$

sẽ được ánh xạ vào các điểm trong không gian quan trắc M chiều. Trong thời gian huấn luyện, mạng RBF sẽ tạo ra một đường biên giữa hai vùng lời giải trong không gian quan trắc. Khi quá

trình huấn luyện kết thúc mạng sẽ thực hiện việc tách chuỗi các tín hiệu nhị phân đã phát đi của các đối tượng sử dụng. Mạng RBF áp dụng ở đây có cấu trúc xử lý tín hiệu theo 2 lớp với P tín hiệu vào và tín hiệu ra là $y(k)$. Như vậy mạng RBF sẽ tạo ra một sự chuyển đổi phi tuyến từ không gian \mathbf{R}^P sang \mathbf{R} bằng cách kết hợp tuyến tính các hàm cơ bản phi tuyến theo biểu thức

$$y(k) = g(\mathbf{x}_j) = \sum_{i=1}^M w_i \varphi(\|\mathbf{x}_j - \mathbf{t}_i\|),$$

trong đó M là số lượng các phần tử ẩn, \mathbf{x}_j là véc tơ vào thứ j , \mathbf{t}_i là tâm điểm của hàm RBF đối với phần tử ẩn thứ i , $\varphi(\cdot)$ là hàm cơ bản phi tuyến, w_i là trọng số kết nối liên quan đến phần tử ẩn thứ i và $\|\cdot\|$ là khoảng cách Oclit. Người ta thường chọn $\varphi(\cdot)$ là hàm Gausơ. Khi sử dụng tiêu chuẩn Bayes cho trường hợp này thì biên của lời giải sẽ là bề mặt phi tuyến và sẽ rất gần với bề mặt tối ưu. Kết quả mô phỏng theo phương pháp Monte-Carlo cho thấy các đặc tính BER của thiết bị có mạng RBF sẽ tốt hơn nhiều so với các bộ cân bằng sử dụng thuật toán LMS và RLS.

Hình 7 là trích dẫn kết quả mô phỏng đặc tính BER của máy thu theo phương pháp Monte-Carlo. Kết quả cho thấy máy thu RBF có đặc tính BER tốt hơn LMS và RLS.

6. KẾT LUẬN

Mạng RBF được sử dụng rộng rãi trong xử lý tín hiệu số và đã chứng tỏ rất hiệu quả trong việc loại bỏ nhiễu cùng kênh với các bộ lọc dùng thuật toán LMS và RLS. Mạng RBF có nhiều hứa hẹn trong xử lý tín hiệu băng rộng, đặc biệt là các hệ thống thông tin trải phổ.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Simon Haykin, *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, Macmillan College Publishing Company, 1994.
- [2] Simon Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Englewood Cliffs, NJ Prentice Hall, 1996.
- [3] Sheng Chen, A clustering technique for digital communication channel equalization using radial basis function networks, *IEEE Transaction on Neural Networks* 4 (4) (1993).
- [4] Albert Y. J. Chan, Detection in array receiver using radial basis function network, *IEEE 7th Workshop on Statistical Signal and Array Processing*, 1996.
- [5] Bernard Mulgrew, Applying Radial Basis Functions, *IEEE Signal Processing Magazine*, March 1996.

Nhận bài ngày 12-6-1998

Viện Khoa học kỹ thuật bưu điện