

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

利用多鑑別函數之適應性貝氏等化器

計畫類別：個別型計畫

計畫編號：NSC92-2213-E-009-088-

執行期間：92年08月01日至93年07月31日

執行單位：國立交通大學電信工程學系

計畫主持人：吳文榕

報告類型：精簡報告

報告附件：出席國際會議研究心得報告及發表論文

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 93 年 11 月 5 日

利用多鑑別函數之適應性貝氏等化器

計畫類別： 個別型計畫 整合型計畫

計畫編號：NSC 92-2213-E-009-088

執行期間： 92年 8月 1日至 93年 7月 31日

計畫主持人：吳文榕

共同主持人：

計畫參與人員：陳仁智, 謝雨滔, 林鈞陶

成果報告類型(依經費核定清單規定繳交)： 精簡報告 完整報告

本成果報告包括以下應繳交之附件：

赴國外出差或研習心得報告一份

赴大陸地區出差或研習心得報告一份

出席國際學術會議心得報告及發表之論文各一份

國際合作研究計畫國外研究報告書一份

處理方式：除產學合作研究計畫、提升產業技術及人才培育研究計畫、列管計畫及下列情形者外，得立即公開查詢

 涉及專利或其他智慧財產權， 一年 二年後可公開查詢

執行單位：國立交通大學電信系

中 華 民 國 93年 10月 30日

行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告

利用多鑑別函數之適應性貝氏等化器

Adaptive Bayesian Equalization Using Multiple Discrimination Functions

計畫編號：NSC 92-2213-E-009-088

執行期限：92年8月1日至93年7月31日

主持人：吳文榕 國立交通大學電信工程研究所

計畫參與人員：陳仁智, 謝雨滔, 林鈞陶

一、中文摘要

貝氏等化器是符元型等化器中最佳的等化器。然而貝氏等化器的複雜度通常都非常高。在目前已提出來的非線性等化器包含有傳統的沃特拉(Volterra)等化器,類神經網路等化器以及最近所提出的訊號空間分割的技術。前面兩者的缺點在於計算複雜度大而後者的缺點有二,第一是,他的複雜度是跟通道特性有關,不太容易自己控制複雜度,另一個缺點是他需要一個很花計算量的搜尋程序。在本研究中,我們藉由將等化器的問題視為一個傳統分類問題的想法提出一種新的非線性等化器的架構演算法來解決這些缺點並且探討他的可能應用。實現我們的想法是利用比較多組的線性鑑別器來取代比較少組的非線性鑑別器。這樣所設計出來的等化器可以在複雜度和效能間取得一個平衡。在很多情況下,所提出來的等化器可以犧牲一點效能卻可以大大的降低複雜度。而每組線性鑑別係數的決定是由一個適應性的演算法所決定。這個適應性的方法非常的強健且複雜度低。這樣的想法可以使鑑別器上的參數容易決定而且複雜度較低。由於適應性的做法,所以我們所設計的等化器可以應用於時變的通道中。模擬顯示出我們所提出的方法可以很有效率的逼近貝氏等化器。

我們也同時將我們所提出的等化器應用於陣列天線的通訊系統中。這樣可以形成一個新的非線性空時等化器。這個等化器可以很有效率的逼近空時貝氏等化器。

關鍵詞：適應性、貝氏、非線性等化器。

Abstract

The Bayesian equalizer, with or without decision feedback, is known to be optimal for the symbol-by-symbol type of equalizer. However, the computational complexity for the Bayesian equalizer is usually very high. At present, the existing nonlinear equalizers include the Volterra equalizer, neural network equalizer and the recently proposed signal space partitioning technique. The disadvantage of the former two equalizers is high computational complexity. There are two problems in the latter equalizer. One is the complexity cannot control easily

control and the other is that it needs a high complexity state-search algorithm. By treating equalization as a classical pattern classification problem, we propose a new structure and algorithm of the nonlinear equalizer to remedy the above problems and explore their potential applications. Our idea is to employ a large set of linear discriminant functions instead of a small set of nonlinear functions. By this manner, a tradeoff can be made between performance and computational complexity. In many cases, the resulting performance loss is small while the computational complexity reduction can be large. An adaptive method using stochastic gradient descent is also developed to identify the functions. The adaptive method is robust and has very low computational complexity. An adaptive method is developed such that the proposed algorithm is applicable in time-varying environments. Simulations show that our approaches can efficiently approximate the Bayesian equalizer.

We also apply the proposed algorithms to antenna array communication systems. This results in new nonlinear spatio-temporal equalizers. While these algorithms efficiently approximate the spatio-temporal Bayesian equalizers, they inherit other good properties of the temporal counterparts.

Keywords: Adaptive, Bayesian, Nonlinear equalizer

二、緣由與目的

在高速傳輸速率的通訊系統中,傳送的通道通常都會有很多非理想的效應,例如,多路徑通道下(multipath channel)所造成訊號間互相的干擾(intersymbol interference),或是功率放大器所造成的一些非線性效應,為了達到高速且可靠的通訊,等化器是一個很重要的元件,等化器的作用可以幫助我們提升判斷傳送訊號的正確率。等化器大致上可以分成兩種,一種是屬於序列估測(sequence estimate),另一種是逐步符元估測的等化器(symbol-by-symbol equalizer)。最佳的序列估測等化器是最大似然法的序列估測(maximum likelihood sequence estimate; MLSE)[1],MLSE演算法的計算複雜度很高且有時間延遲。在這計劃中我們就只針對逐步符元估測的等化器來討論。

所謂逐步符元估測的等化器是指等化器對一

個收到的訊號(及一些過去的訊號)做一些處理後,接著就輸出一個符元。傳統的線性等化器(linear equalizer)或是決策回饋等化器(decision feedback equalizer)都是屬於這一類的等化器。雖然上述兩種傳統的線性等化器的計算複雜度不高,可是在很多情形下效能並不夠好,尤其是當通道有非線性效應時。在逐步符元這一類的等化器中,最好的是貝氏等化器(Bayesian equalizer)[2],如果有再加上已經決策好的訊號的話,最好的等化器是貝氏決策回饋等化器(Bayesian decision feedback equalizer)[3]。

雖然說貝氏等化器或是貝氏決策回饋等化器是最佳的等化器,可是他們的複雜度卻相當大,目前已經有不少人提出相當多的等化器用來逼近貝氏等化器的效能,例如沃特拉(Volterra)等化器或類神經網路等化器等[4-13]以及一些最近提出的訊號分割技術的等化器[14]-[17]。然而這些等化器都還是有複雜度太高的問題。本計畫的目的在於希望能提出一個全新的低複雜度的非線性等化器架構來逼近最佳的貝氏等化器,也期望所提出來的等化器能共應用在任何需要等化器的通訊系統上面。

三、研究方法、結果與討論

在這節中我們分以下幾個步驟來做報告。首先,我們先探討貝氏等化器,接著直接說明我們所提出來的非線性等化器,之後在說明如何將所提出來的等化器延伸到使用回饋訊號也說明該如何將所提的等化器應用到不同的通訊系統如單輸入多輸出(SIMO)的通訊系統。最後我們針對所提出來的等化器作一個總結討論。

3.1. 貝氏等化器之研究:

首先,我們先介紹一下問題的模型和貝氏等化器。我們從一個實數的通訊通道中所接收到的訊號可以表示成

$$r(n) = \psi(x(n), x(n-1), \dots, x(n-L_c+1)) + v(n) \quad (1)$$

其中 $\psi(\cdot)$ 代表所有的通道的對應函數, L_c 是指這個通道有多少的記憶效應, $v(n)$ 是指加成性的白高斯雜訊(additive white Gaussian noise),他的平均值是0,變異數是 σ_v^2 。 $x(n)$ 是指我們傳送的訊號,這裡我們假設它的值只有 $\{+1, -1\}$ 。一個典型的逐步符元估測等化器如圖1所示,其中 L_e 是指等化器所處理的收到訊號的長度, L_b 是指所利用的已決策訊號的個數。等化器的目的就是經過處理接收到的訊號向量 $\mathbf{r}(n)$ 和已決策的訊號向量 $\hat{\mathbf{x}}_b(n)$ 來將

$x(n-D)$ 這個訊號解出來。其中,

$\mathbf{r}(n) = [r(n) \ r(n-1) \ \dots \ r(n-L_e+1)]^T$, D 是指系統延遲的大小。根據(1),我們可以得到

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{s}(n) + \mathbf{v}(n) \quad (2)$$

其中 $\mathbf{s}(n) = [s(n) \ s(n-1) \ \dots \ s(n-L_e+1)]^T$,它代表的是當雜訊不存在的時候我們所收到的 $\mathbf{r}(n)$,

$\mathbf{v}(n) = [v(n) \ v(n-1) \ \dots \ v(n-L_e+1)]^T$ 。 $\mathbf{s}(n)$ 可以表示成

$$\mathbf{s}(n) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(n)) \quad (3)$$

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-D+1) \ x(n-D) \ \dots \ x(n-D-1) \ \dots \ x(n-L_c-L_e+2)]^T$$

其中 $\mathbf{h}(\cdot)$ 表示 $\mathbf{s}(n)$ 和 $\mathbf{x}(n)$ 間的一個函數對應關係,也就是說當沒有雜訊的情況下我們收到的訊號向量和這些傳送的訊號 $\mathbf{x}(n)$ 的關係。因為 $\mathbf{x}(n)$ 只有兩個值 $\{+1, -1\}$,這表示 $\mathbf{x}(n)$ 有 $N_a = 2^{L_c+L_e-1}$ 種可能性的組合。這表示 $\mathbf{s}(n)$ 最多也有 N_a 個可能的值。我們將每一種可能的 $\mathbf{s}(n)$ 值表示成 \mathbf{s}_i , $1 \leq i \leq N_a$ 。我們將這些所有可能的值收集在一個集合裡

$$S = \{\mathbf{s}_i \in R^{L_c}, 1 \leq i \leq N_a\} \quad (4)$$

其中 R^{L_c} 代表 L_c 維度的歐氏幾何空間。 S 可以根據 $x(n-D)$ 的值分成兩個子集合

$$S^\pm = \{\mathbf{s}_i \in S : x(n-D) = \pm 1\} \quad (5)$$

$$S = S^+ \cup S^-$$

而等化器的作用就是要在 R^{L_c} 空間中切出兩個區域來做決策,根據[2],最佳的貝氏等化器是

$$\hat{x}(n-D) = \begin{cases} +1, & f_B(\mathbf{r}(n)) > 0 \\ -1, & f_B(\mathbf{r}(n)) \leq 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中

$$f_B(\mathbf{r}(n)) = X^{(+)}(\mathbf{r}(n)) - X^{(-)}(\mathbf{r}(n)) \quad (7)$$

和

$$X^{(\pm)} = \sum_{\mathbf{s}_i \in S^\pm} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}(n) - \mathbf{s}_i\|^2}{2\sigma_v^2}\right) \quad (8)$$

我們將研究貝氏等化器之各種實現法,如通道響應為已知時或通道響應為未知時做法。

3.2. 所提等化器之探討與研究:

由公式(7)-(8)可以知道,要執行貝氏等化器或是貝氏決策等化器是相當複雜的,因為所要處理的指數項個數和通道長度以及所要處理的訊號長度成指數的成長。傳統訊號分割技術解決這問題的做法都是根據 $x(n-D)$ 的值將 S 分成兩個子集合,這意味著將所收到的訊號看成是從兩個不同類別來的訊號,而我們所提出的等化器的概念就是要將所收到的訊號看成從更多類別來的訊號假設有 $M > 2$ 種類別,接著使用 M 個鑑別函數來決定所收到訊號是屬於哪一種類別的訊號。根據這樣的觀念我們可以使用很簡單的鑑別函數就可以將貝氏等化器逼近的相當好。所提出的非線性等化器的架構在圖2,其中

$$f_{i,j}(\cdot) = \mathbf{w}_{i,j} \mathbf{r}(n) + b_{i,j} \quad (9)$$

是指那些線性的鑑別函數。(註:如果不利用已決策的訊號可以將那一部分去除)。由所提出的架構可以知道,我們是用幾個直線的鑑別函數來逼近貝氏等化器或貝氏決策回饋等化器。在係數的取的方面,是根據下面的一個成本函數藉由隨機梯度下降法(stochastic gradient descent)和所推導

出來的適應性訓練演算法，其計算量相當低。

$$J(n) = \frac{1}{M-1} \sum_{k \neq i} E[J_{i,k}(n)] \quad (11)$$

其中

$$J_{i,k}(n) = \frac{1}{1 + \exp(-\varepsilon(-g_i(\mathbf{r}(n)) + g_k(\mathbf{r}(n))))} \quad (12)$$

其中 ε 是一個控制 $J_{i,k}$ 函數形狀的一個參數， $g_i(\mathbf{r}(n))$ 是指將鑑別函數經過一個一對一的函數對應所得到的值，其作用是保證輸出都大於零， E 是指代表期望值。複雜度可參考後面表 1。效能方面我可以由下面簡單的模擬來說明我們所提出的架構有很好的效能表現。模擬的通道為

$r(n) = 0.3484x(n) + 0.8764x(n-1) + 0.3484x(n-2) + v(n)$ 所使用的等化器長度 $L_e = 4$ ， $D = 2$ 。模擬結果如圖 3。遊模擬結果我們可以看出我們所提的等化器可以有很效率的逼近貝氏等化器。

3.3. 延伸到決策回饋等化器之研究:

假設已決策的訊號的長度是 L_b 解其向量表示法為 $\hat{\mathbf{x}}_b(n)$ ，那麼它有 $N_b = 2^{L_b}$ 個可能性的值。我們將每一種可能的值表示成 $\hat{\mathbf{x}}_j$ ， $1 \leq j \leq N_b$ 。根據這些值我們首先可以將 S 先分割成 N_b 個子集合

$$S_j \equiv \{s_{i,j} \in S, 1 \leq i \leq N_d : \hat{\mathbf{x}}_b(n) = \hat{\mathbf{x}}_j\} \quad (13)$$

$$S = \bigcup_{1 \leq j \leq N_b} S_j$$

其中 $s_{i,j}$ 代表在 $\hat{\mathbf{x}}_b(n) = \hat{\mathbf{x}}_j$ 下的其中一個 $s(n)$ 的可能值，這些可能值有 $N_d = N_a / N_b$ 個在每一個子集合 S_j 裡面。同樣的根據 $x(n-D)$ 的值，我們可以將 S_j 在分成兩個子集合

$$S_j^\pm \equiv \{s_{i,j} \in S_j : x(n-D) = \pm 1\} \quad (14)$$

$$S_j = S_j^+ \cup S_j^-$$

由於利用了已決策的訊號，現在等化器只要在 R^L 空間中將訊號分成兩個空間(只要根據 S_j 裡面的元素)，根據 [3]，最佳的貝氏決策回饋等化器是

$$\hat{x}(n-D) = \begin{cases} +1, & f_B(\mathbf{r}(n), \hat{\mathbf{x}}_b(n) = \hat{\mathbf{x}}_j) > 0 \\ -1, & f_B(\mathbf{r}(n), \hat{\mathbf{x}}_b(n) = \hat{\mathbf{x}}_j) \leq 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中

$$f_B(\mathbf{r}(n), \hat{\mathbf{x}}_b(n) = \hat{\mathbf{x}}_j) = X_j^{(+)}(\mathbf{r}(n)) - X_j^{(-)}(\mathbf{r}(n)) \quad (16)$$

和

$$X_j^{(\pm)} = \sum_{s_{i,j} \in S_j^\pm} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}(n) - s_{i,j}\|^2}{2\sigma_v^2}\right) \quad (17)$$

因此，我們所提之多鑑別函數逼近法一樣可以使用來逼近貝式等化器。我們藉由模擬一個非線性的通道來說明所提的決策回饋等化器的良好效能表現以及可以應用於非線性通道的潛力。所假設的通道如下

$$q(n) = 0.1x(n) + 0.4084x(n-1) + 0.8164x(n-2) + 0.4084x(n-3) + 0.1x(n-4)$$

$$r(n) = q(n) + 0.2q^2(n) + 0.1q^3(n) + v(n)$$

這是一個典型的用來模擬非線性通道的模型。所使用等化器的長度為 $L_e = 6$ ， $D = 6$ 。圖 4 為所提等化器的效能表現，我們依樣可以看出所提出的等化器有很好的效能表現。

3.4. 應用到單輸入多輸出的通訊系統上:

單輸入多輸出(SIMO)的通訊系統上在提升效能傳輸速率上有很大的幫助，我們也嘗試將所提出的方法應用在這樣的通訊系統上面，根據我們的模擬結果所提出的等化器的表現也相當不錯。接著我們就探討應用在此系統上的方法和模擬結果。

我們附上模擬的結果在圖 5，詳細的公式、應用和模擬的條件可以詳見 [23]。由圖中我們可以看出所提出來的等化器可以有很大的效能改進。

3.5. 結果與討論:

在本計劃中我們藉由將等化器的問題轉換成一個傳統的分類問題上面提出一個全新的適應性非線性等化器。我們所提出來的等化器架構為一組線性的鑑別器之後再接上一個取最大的函數。所提出來的等化器有以下幾點的優點:

- 可以用相當低的複雜度逼近到最佳的貝氏等化器。
- 是一個可適應性的等化器，可以在應用於非線性時變的通道中。
- 可以應用到很多不同的通訊系統上。
- 比較穩定。

最後我們也將我們所提出的等化器應用到不同的通訊系統中，其效能的表現也是相當優異。

四、計畫成果自評

本計劃研究的內容和當初所提出的計畫目標相當一致。我們之前所提出的預期目標如下:

- 非線性的通道及現存的非線性等化器之研究。
- 所提等化器之研究。
- 所提的等化器應用在衛星通訊及在分碼多工的通訊系統上之研究。
- 系統軟體模擬、所提等化器之優缺點及實用性評估。

第一點和第二點已經做了相當多的探討和改進，在第三點方面我們的所提出的等化器對於非線性通道如衛星通訊通道一樣是可以應用的在分碼多工的通訊系統也是可以直接的使用，我們更嘗試在單輸入多輸出的通訊系統中使用我們我提出的等化器效能也相當不錯。第四點方面我們也做了相當多的模擬，我們對於所提出的等化器在各方面的表現上相當滿意，實用性也相當不錯。

之前預期對於學術研究、國家發展及其他應用方面之貢獻如下:

- 在學術研究方面，由於所提出的等化器為一全新之等化器，不但效果好且結構簡單，預計將

可在國內外著名的期刊上發表。

- b. 在其他應用方面，所提出的方法不單只是可以運用在通訊方面，將其概念抽象化後將可以應用在其他相關問題上，如圖形識別。

就第一點方面，我們已經達到了預期的目標，我們所提出的等化器已經刊登了兩篇的會議論文和一篇全篇的期刊論文上面也有一篇博士論文的產生，這些可以參照參考文獻最後的幾篇。第二點方面由於都專注在於通訊方面的研究基於時間上的考量，所以尚未進行其他問題上面的研究。綜合對自我的評估此計劃的執行方面跟之前所提出的方面相符合，進度方面也都有完成之前規劃，研究的內容在學術和應用價值面也都相當好，因此認為此次計畫相當成功。

六、參考文獻

- [1] G. D. Forney, "Maximum-likelihood sequence estimation of digital sequences in the presence of intersymbol interference," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-18 pp. 363-378, Mar. 1972.
- [2] S. Chen, S. McLaughlin and B. Mulgrew, "Complex valued radial basis function network, Part II: Application to digital communications channel equalisation," *Signal Process*, vol. 35, no. 1, pp. 175-188, Jan. 1994.
- [3] S. Chen, S. Mclaughlin, B. Mulgrew, and P. M. Grant, "Adaptive Bayesian decision feedback equaliser for dispersive mobile radio channels," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 43, no. 5, pp. 1937-1946, May 1995.
- [4] S. Chen, G. J. Gibson and C. F. N. Cowan, "Adaptive channel equalisation using a polynomial-perceptron structure," in Proc. Inst. Elec. Eng., vol. 137, Pt. 1, no. 5, pp. 257-264, 1990.
- [5] Z. Xiang, G. Bi, and T. Le-Ngoc, "Polynomial perceptrons and their applications to fading channel equalization and co-channel interference suppression," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 42, no. 9, pp. 2470-2480, Sep. 1994.
- [6] S. Choi and D. Hong, "Equalization using the bilinear recursive polynomial perceptron with decision feedback," Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on , vol. 5 pp. 366-371, 2000.
- [7] G. J. Gibson, S. Siu and C. F. N. Cowan, "Application of multilayer perceptrons as adaptive channel equalisers," in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, Glasgow, Scotland, pp. 1183-1186, 1989.
- [8] G. J. Gibson, S. Siu and C. F. N. Cowan, "The application of nonlinear structures to the reconstruction of binary signals," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, no. 8, pp. 1877-1884, Aug. 1991.
- [9] S. Chen, G. J. Gibson, C. F. N. Cowan and P. M. Grant, "Reconstruction of binary signals using an adaptive radial-basis-function equalizer," *Signal Processing*, vol. 22, pp. 77-93, 1991.
- [10] I. Cha and S. A. Kassam, "Channel equalization using adaptive complex radial basis function networks," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 13, no. 1, pp. 122-131, Jan. 1995.
- [11] J. Cid-Sueira, A. Artes-Rodriguez, and A. R. Figueiras-Vidal, "Recurrent radial basis function networks for optimal symbol-by-symbol equalisation," *Signal Processing*, vol. 40, pp. 53-63, 1994.
- [12] S. Chen, B. Mulgrew, and P. M. Grant, "A clustering techniques for digital communications channel equalization using radial basis function networks," *IEEE Trans. Neural Networks.*, vol. 4, No. 4, pp. 570-579, July 1993.
- [13] T. Adali, X. Liu, and M. K. S. G. nmez, "Conditional distribution learning with neural networks and its application to channel equalization," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 45, no. 4, pp. 1051-1064, Apr. 1997.
- [14] Y. Kim and J. Moon, "Delay-constrained asymptotically optimal detection using signal-space partitioning," IEE Proc. ICC' 98, Atlanta, GA, 1998.
- [15] Y. Kim and J. Moon, "Multidimensional signal space partitioning using a minimal set of hyperplanes for detecting ISI-corrupted symbols," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 48, pp. 637-647, April, 2000. 1990.
- [16] S. Chen, B. Mulgrew, and L. Hanzo, "Asymptotic Bayesian decision feedback equalizer using a set of hyperplanes," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 48, no. 12, pp. 3493-3500, 2000.
- [17] S. Chen, L. Hanzo and B. Mulgrew, "Multiple hyperplane detector for implementing the asymptotic Bayesian detection feedback equalizer," IEEE International Conference on Communications, vol. 2, pp.361-365, 2001.
- [18] U. Mitra and H. V. Poor, "Neural network techniques for adaptive multiuser demodulation," *IEEE J. Select. Areas Commun.*, vol. 12, no. 9, pp. 1460-1470, Dec. 1994.
- [19] B. H. Juang, and S. Katagiri, "Discriminative learning for minimum error classification," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 40, no. 12, pp. 3043-3054, 1992.
- [20] R. J. Chen and W. R. Wu, "Adaptive asymptotic Bayesian equalization using a signal space partitioning technique." *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 52, no. 5, pp. 1376-1386, May 2004.
- [21] R. J. Chen and W. R. Wu, "Adaptive channel equalization using approximate Bayesian criterion." *IEEE GLOBALCOM '02*, vol. 1, pp. 292-296, Nov. 2002.
- [22] R. J. Chen and W. R. Wu, "Efficient neural equalization using multiple nonlinear discrimination functions." International Conference on Communications,

Internet, and Information Technology (CIIT), IASTED, St. Thomas, US Virgin Islands, pp. 407-411, 2002.

[23] R. J. Chen, "Adaptive asymptotic Bayesian equalization using signal space partitioning techniques." Phd. Dissertation, National Chiao Tung University, R. O. C., July 2004.

Note: 執行本計畫相關的著作、跟學生畢業論文為[20]—[23]。

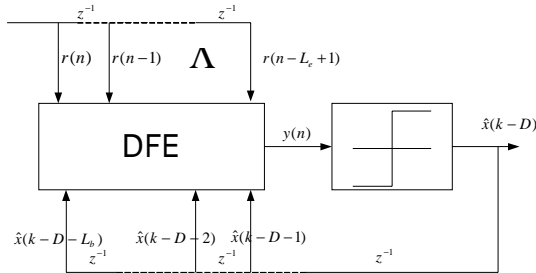


圖.1 典型的決策回饋等化器。

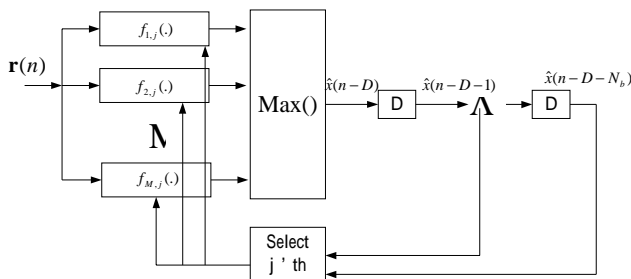


圖.2 所提出之非線性等化器架構。

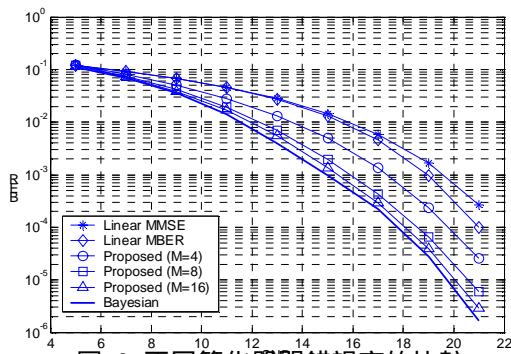


圖.3 不同等化器間錯誤率的比較。

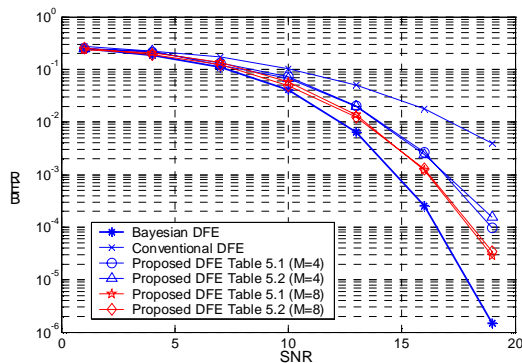


圖.4 不同決策回饋等化器間錯誤率的比較

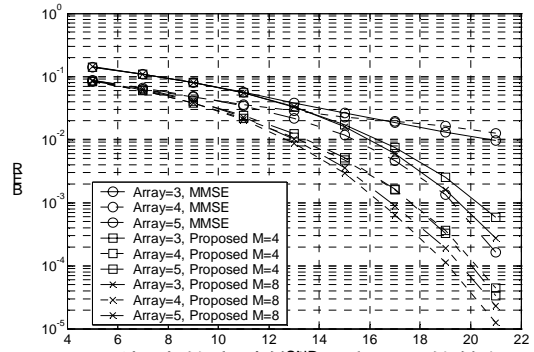


圖.5 所提出的空時等化器和不同的等化器間錯誤率的比較。

	貝氏等化器	所提的非線性等化器	線性等化器
乘法	$N_a(L_e + 1)$	ML_e	L_e
加法	$2L_e N_a - 1$	ML_e	$L_e - 1$
其他	$N_a \times \exp(\cdot)$	Compare logic	

表 1: 所提出的等化器和其他等化器複雜度之比較