

國立交通大學

電信工程研究所

碩士論文

無合成器之 LINC-OFDM 系統最大似然偵測

Maximum Likelihood Detection for Combinerless
LINC-OFDM Systems

研究生：許愷珊

指導教授：吳文榕 博士

中華民國 100 年 6 月

無合成器之 LINC-OFDM 系統最大似然偵測

Maximum Likelihood Detection for Combinerless
LINC-OFDM Systems

研究生：許愷珊

Student : Kai-Shan Hsu

指導教授：吳文榕 博士

Advisor : Dr. Wen-Rong Wu



Submitted to Institute of Communications Engineering
College of Electrical and Computer Engineering
National Chiao Tung University
in partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of
Master
In

Communications Engineering

June 2011
Hsinchu, Taiwan, Republic of China

中華民國一十年六月

無合成器之 LINC-OFDM 系統最大似然偵測

研究生：許愷珊

指導教授：吳文榕 博士

國立交通大學

電信工程研究所碩士論文

摘要

眾所周知，OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing; OFDM)系統的傳送訊號有很高的 PAPR(peak-to-average power ratio; PAPR)值，因此其功率放大器(power amplifier; PA)需有較大的線性放大區使系統能正常操作，這造成 PA 為射頻(radiofrequency; RF)電路中最消耗功率的元件。LINC(Linear amplification with nonlinear component; LINC)技術為降低高 PAPR 系統功率消耗的方法之一，LINC 系統可將輸入訊號利用效率較好的非線性放大器進行線性放大。然而，在 LINC 系統中有一關鍵的元件即功率合成器(power combiner)，其設計及實現有最高的難度，為了避免使用合成器，有研究者提出了無合成器之 LINC 系統，但在非理想的通道條件下，無合成器之 LINC 系統效能很不理想。在本篇論文中，我們研究提出無合成器之 LINC-OFDM 系統，並提出一最大似然(maximum likelihood; ML)偵測演算法以改善其效能，使用我們的方法可以非理想的通道條件能有效地操作。模擬結果顯示，出我們所提出的演算法能有效的提升無合成器之 LINC-OFDM 的效能，在很多情況下甚至比傳統 OFDM 系統的效能表現更好。此外，我們也提出了數種降低 ML 運算複雜度的方法。

Maximum Likelihood Detection for Combinerless LINC-OFDM Systems

Student: Kai-Shan Hsu

Advisor: Dr. Wen-Rong Wu

Institute of Communications Engineering
National Chiao Tung University

Abstract

The transmit signal in Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM) systems is known to have high peak-to-average power ratio (PAPR). Due to this property, the power amplifier (PA) of the system must operate in a wide linear region, making it the most power-hungry device in the RF circuit. The linear-amplification-with-nonlinear-component (LINC) technique has been developed to reduce the power consumption in high-PAPR systems. By using the LINC architecture, nonlinear PAs with high power efficiency can be used to linearly amplify the input signal. However, a critical component in LINC transmitter, named power combiner, is difficult to design and implementation. To avoid the use of the combiner, a combinerless LINC system is later proposed. Unfortunately, the performance of the system is poor in some non-ideal channel conditions. In this thesis, we study the combinerless LINC-OFDM system and propose a new maximum likelihood (ML) detection algorithm to improve its performance. With the proposed algorithm, the LINC-OFDM system can be effectively operated in non-ideal channel environments. Simulations show the proposed algorithm can significantly enhance the performance of the combinerless LINC-OFDM systems. In most cases, the proposed algorithm can even outperform the conventional OFDM systems. We also propose several methods to reduce the computational complexity of the ML algorithm.

誌謝

首先，我要感謝我的指導教授吳文榕博士，在研究所期間細心耐心的指導我們做研究，也常關心我們的生活，從教授身上我學習到許多做研究的方法與態度。也謝謝口試委員吳卓諭教授、薛木添教授、李彥文教授的意見，讓本篇論文更加完整。

其次，感謝無線寬頻與訊號處理實驗室的林鈞陶學長、謝弘道學長、李其翰學長、葉俊麟學長和碩二的同學廖炳松、楊錫沅、翁育朗、孫敏誠在研究及課業學習上不吝指導與鼓勵；同時感謝實驗室所有學弟妹的幫忙。

再者，我要感謝一路以來支持我的好朋友們，心宇、媛亭、舒評、之芳、信妤、凱伶、加美、凱茵、佳叡、瓊文、韋如、佩怡、承育、嫻萍、依玟、凱評、楊雋、銘志老師，以及忠諺。有你們的鼓勵與陪伴，在辛苦的研究所生活才能有更多歡笑，讓我堅持完成研究。

最後，我要感謝我的父母與哥哥姊姊，有你們的關心支持與栽培照顧，我才能順利完成學業。謝謝你們！

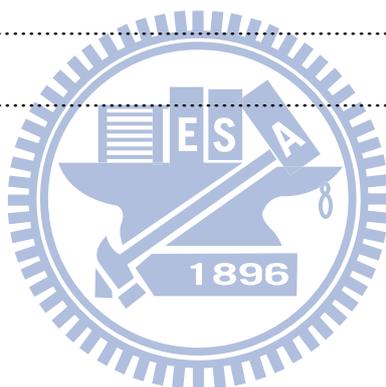
感謝這一路上，所有給予過我幫助及鼓勵的人。



目錄

摘要	i
誌謝	iii
目錄	iv
表目錄	vi
圖目錄	vi
第一章 簡介	1
第二章 LINC 系統介紹	3
2.1 傳統 LINC 系統	3
2.1.1 輸入訊號為變動波包與固定波包	3
2.1.2 LINC 系統概述	4
2.1.3 LINC 系統傳送端架構	8
2.2 無合成器之 LINC 與空時編碼型 LINC	10
2.2.1 無合成器之 LINC	10
2.2.2 空時編碼型 LINC	11
第三章 所提出的偵測方法	14
3.1 2×1 訊號偵測	14
3.1.1 強制歸零(Zero-forcing; ZF)等化器	14
3.1.2 最小均方法(minimum mean square error; MMSE)等化器	15
3.2 2×2 訊號偵測	16
3.2.1 ZF 等化器	16
3.2.2 MMSE 等化器	17
3.3 2×1 系統之 ML 偵測	20
3.4 2×2 系統之 ML 偵測	22

第四章 低運算複雜度之演算法	24
4.1 區塊遞迴法	24
4.2 前置編碼法	25
4.2.1 前置編碼	25
4.2.2 SD 演算法	27
4.2.3 KB 演算法	30
4.3 符元簡化法	31
4.4 各種降低複雜度方式之比較	32
第五章 模擬結果	34
5.1 2×1 系統模擬結果	34
5.2 2×2 系統模擬結果	44
第六章 結論	51
參考資料	52



表目錄

表 4.1 計算複雜度比較	33
表 5.1 區塊解碼法(BIM)之五種模擬分組方式	36
表 5.2 LINC-OFDM 2×1 系統各種降低複雜度之模擬結果比較	38
表 5.3 LINC-OFDM 2×2 系統各種降低複雜度之模擬結果比較	46

圖目錄

圖 2.1 LINC 系統架構圖	4
圖 2.2 LINC 系統傳送端架構圖	5
圖 2.3 混合功率合成器	6
圖 2.4 功率重複使用技術	7
圖 2.5 Chireix 功率合成器	7
圖 2.6 LINC 系統訊號拆解 Out-phasing 概念	9
圖 2.7 2×1LINC 系統架構圖	10
圖 2.8 2×2 LINC 系統傳送端架構圖	11
圖 2.9 空時編碼型 LINC 架構圖	12
圖 2.10 Alamouti 架構圖	12
圖 3.1 LINC-OFDM ML 偵測演算法流程圖	20
圖 4.1 區塊遞迴法流程圖	25
圖 4.2 有效點範圍示意圖，16QAM 星座圖	28
圖 4.3 部分代價示意圖	30
圖 4.4 K-best 樹狀圖	31
圖 4.5 QPSK 星座圖	32
圖 4.6 16QAM 星座圖	32
圖 5.1 LINC-OFDM 2×1 系統 ZF 等化器與 MMSE 等化器比較	39
圖 5.2 LINC-OFDM 2×1 系統經 ZF 等化器，兩個及五個最差的子通道做 ML 估計之比較	39
圖 5.3 LINC-OFDM 2×1 系統經 ZF 等化器，BIM-ML 估計 Type1 至 Type5 之遞迴兩次模擬	40
圖 5.4 LINC-OFDM 2×1 系統經過 ZF 等化器，BIM-ML 估計之模擬結果	40
圖 5.5 LINC-OFDM 2×1 系統經過 ZF 等化器，PM-SD-ML 估計之模擬結果($r=10$)	41

圖 5.6 LINC-OFDM 2×1 系統經過 ZF 等化器，PM-SD-ML 估計之模擬結果($r=20$)	41
圖 5.7 LINC-OFDM 2×1 系統經過 ZF 等化器，PM-KB-ML 估計之模擬結果($K=25$)	42
圖 5.8 LINC-OFDM 2×1 系統經過 ZF 等化器，PM-KB-ML 估計之模擬結果($K=100$)	42
圖 5.9 LINC-OFDM 2×1 系統經過 ZF 等化器，SRM-ML 估計之模擬結果	43
圖 5.10 LINC-OFDM 2×1 系統經過 ZF 等化器，各種降低複雜度之模擬結果比較圖	43
圖 5.11 LINC-OFDM 2×2 系統經過 ZF 與 MMSE 等化器之模擬比較	46
圖 5.12 LINC-OFDM 2×2 系統經 MMSE 等化器，BIM-ML 估計 Type1 至 Type5 遞迴兩次 模擬	47
圖 5.13 LINC-OFDM 2×2 系統 MMSE 等化器，BIM-ML 估計之模擬結果	47
圖 5.14 LINC-OFDM 2×2 系統經過 MMSE 等化器，PM-SD-ML 估計之模擬結果($r=10$)	48
圖 5.15 LINC-OFDM 2×2 系統經過 MMSE 等化器，PM-SD-ML 估計之模擬結果($r=20$)	48
圖 5.16 LINC-OFDM 2×2 系統經過 MMSE 等化器，PM-KB-ML 估計之模擬結果($K=40$)	49
圖 5.17 LINC-OFDM 2×2 系統經過 MMSE 等化器，PM-KB-ML 估計之模擬結果($K=100$)	49
圖 5.18 LINC-OFDM 2×2 系統經過 MMSE 等化器，SRM-ML 估計之模擬結果	50
圖 5.19 LINC-OFDM 2×2 系統經過 MMSE 等化器，各種降低複雜度之模擬結果比較圖	50



第一章 簡介

近年來由於行動裝置對資料的傳輸率的需求大幅增加，頻譜的使用效率對一個無線通訊系統而言就變得格外的重要，因此現今常用的系統規範頻譜如 WiMax, LTE 等，均採用具高頻譜效率的正交分頻多工(Orthogonal Frequency Division Multiplexing; OFDM)調變。OFDM 係多載波系統，子載波之間為正交，每個子載波採用傳統的 QAM 調變，進行低符元率的調變。此技術可視為一調變與多工技術的結合。相較於單載波系統，OFDM 具備高速率資料傳輸的能力，能有效對抗頻率選擇性衰減及多重路徑衰落(Multipath fading)，同時頻譜效率也較高；此外，OFDM 可以藉由加入循環字首(cyclic prefix; CP)有效解決傳輸時的符元間干擾(Inter-Symbol Interference; ISI) 與子載波間干擾(Inter-Carrier Interference; ICI)。但 OFDM 有一個很大的缺點，即其峰值對均值功率比(Peak-to-Average Power Ratio; PAPR)甚高。這是因為 OFDM 訊號是由多個調變後的子載波訊號的線性疊加而成，因此可能會造成比平均訊號準位高的瞬間尖峰訊號。

在無線通訊系統中，系統的功率消耗是很重要的設計考量，而在射頻(Radiofrequency; RF)電路中的功率放大器往往是最消耗功率的元件，占整個系統功率消耗的一大部分。功率放大器的操作點必須落在線性區中才能使的訊號不會產生失真的現象，但射頻電路的功率放大器其線性放大有一定範圍，當訊號振幅大於某一範圍就進入飽和區，在飽和區訊號會因非線性放大而失真，為了不讓訊號失真，線性區域就需放大，因而造成功率放大器的損耗功率變大。相較於單載波系統，OFDM 的功耗高出許多，OFDM 的功耗問題長久以來一直是一個難以解決的問題。

LINC(Linear amplification with nonlinear component)為解決高 PAPR 系統功耗問題的一種技術，它可以藉由高效率的非線性功率放大器來進行訊號的線性放大，使得發射器能同時達到高效率及高線性度的效果，LINC 的基本原理是將其輸入訊號分解成兩個(或

兩個以上)的固定波包(constant envelope)的訊號,因為是固定振幅所以這些訊號可以經由非線性功率放大器來放大,最後放大後的訊號再經由功率合成器(power combiner)加以合成,由天線發送出去。功率合成器是影響 LINC 系統整體效能一個很重要的因素。在 LINC 系統中常用的功率合成器形式有混合合成器[1]、Chireix 合成器[2]、Wilkinson 合成器[3]等架構。然而這些架構在實際的實現上都有缺點,造成 LINC 系統所減少的功耗不如預期的多。

LINC 系統最大的挑戰即為功率合成器的實現,Abdelaal[4]因此提出了一種合成的方法能夠完成避免使用合成器,主要的想法是讓兩個非線性功率放大器後的訊號在空中結合,使接收端收到的是結合後的 LINC 訊號。為了訊號的接收,Abdelaal 做了一個假設,他假設兩個傳送天線非常接近,因此兩個通道的響應可以視為相同,如此一來接收到的訊號即為兩個訊號相加,但是在實際的情況,通道是不會完全相同的。而在 OFDM 系統中,由於多載波的特性,使得在時域的通道響應的一些微差異,也會造成子載波通道的響應產生很大的不同。為了避免此假設,S. Ali [9]利用時空編碼的作法,將訊號分兩個時間由兩個天線傳送,此法的優點是不管兩個通道是否相同與否都可以很容易的將訊號解出,但此做法最大的缺點是傳輸率會減半。本論文旨在研究無合成器之 LINC-OFDM 系統,我們提出一新的演算法可以有效的改善無合成器之 LINC-OFDM 系統。主要的想法是在接收端藉使用最大相似(Maximum Likelihood; ML)的偵測法則,使用我們的作法不但傳輸速率不變,而且錯誤率也遠低於原先 OFDM 系統,ML 偵測法需較高的運算複雜度,因此我們也提出降低複雜度的演算法。

本論文的篇排如下所述,在第二章我們會先介紹 LINC 系統,在第三章我們會詳細敘述我們提出的演算法,第四章則是主要是討論如何降低運算複雜度的方法,第五章為模擬結果,第六章則是結論。

第二章 LINC 系統介紹

2.1 傳統 LINC 系統

2.1.1 輸入訊號為變動波包與固定波包

一個調變訊號可被表示如下

$$x(t) = a(t) \cos[\omega_c t + \phi(t)] \quad (2.1)$$

若 $a(t)$ 為常數 A ，則 $x(t)$ 則為固定包波，訊號頻率為 ω_c ，相位為 ϕ 。固定包波或變動包波若經過非線性功率放大器會得到不一樣的結果。任何功率放大器的輸入輸出的關係皆可由一多項式來近似，假設功率放大器為一非線性的三階功率放大器則其輸出可用下式表示：

$$v_{out}(t) = G_1 v_{in}^3(t) + G_2 v_{in}^2(t) + G_3 v_{in}(t) + G_4 \quad (2.2)$$

其中 $v_{in}(t)$ 為輸入訊號， $v_{out}(t)$ 為輸出訊號， G_1 到 G_4 為係數。我們將固定波包的 $x(t)$ 帶入此功率放大器，可得輸出 $y(t)$ ：

$$\begin{aligned} y(t) &= G_1 x^3(t) + G_2 x^2(t) + G_3 x(t) + G_4 \\ &= G_1 A^3 \cos^3(\omega_c t + \phi(t)) + G_2 A^2 \cos^2(\omega_c t + \phi(t)) + G_3 A \cos(\omega_c t + \phi(t)) + G_4 \\ &= \frac{G_1 A^3}{4} (\cos(3\omega_c t + 3\phi(t)) + \cos(\omega_c t + \phi(t))) + \frac{G_2 A^2}{2} (1 + \cos(2\omega_c t + 2\phi(t))) \\ &\quad + G_3 A \cos(\omega_c t + \phi(t)) + G_4 \end{aligned} \quad (2.3)$$

若此功率放大器的特性圖有通過原點，則 $G_4=0$ ；經過功率放大器得到的訊號再通過一低通濾波器，則高頻的訊號可被濾掉，從(2.3)我們可以發現，輸出訊號與輸入訊號為一常數倍數關係，訊號沒有失真。

若調變訊號為變動封包，則經過功率放大器的輸出為下式：

$$\begin{aligned}
y(t) &= G_1 x^3(t) + G_2 x^2(t) + G_3 x(t) + G_4 \\
&= G_1 a^3(t) \cos^3(\omega_c t + \phi(t)) + G_2 a^2(t) \cos^2(\omega_c t + \phi(t)) + G_3 a(t) \cos(\omega_c t + \phi(t)) + G_4 \\
&= \frac{G_1 a^3(t)}{4} (\cos(3\omega_c t + 3\phi(t)) + \cos(\omega_c t + \phi(t))) + \frac{G_2 a^2(t)}{2} (1 + \cos(2\omega_c t + 2\phi(t))) \\
&\quad + G_3 a(t) \cos(\omega_c t + \phi(t)) + G_4
\end{aligned}
\tag{2.4}$$

從(2.4)我們可以發現，訊號經過一低通濾波器後，輸出訊號包含 $a^3(t)$ 與輸入訊號不是呈倍數關係，使得輸出訊號失真。由此可知，固定波包的訊號可以使用非線性的功率放大器，變動波包訊號則不可。

2.1.2 LINC 系統概述[6-8]

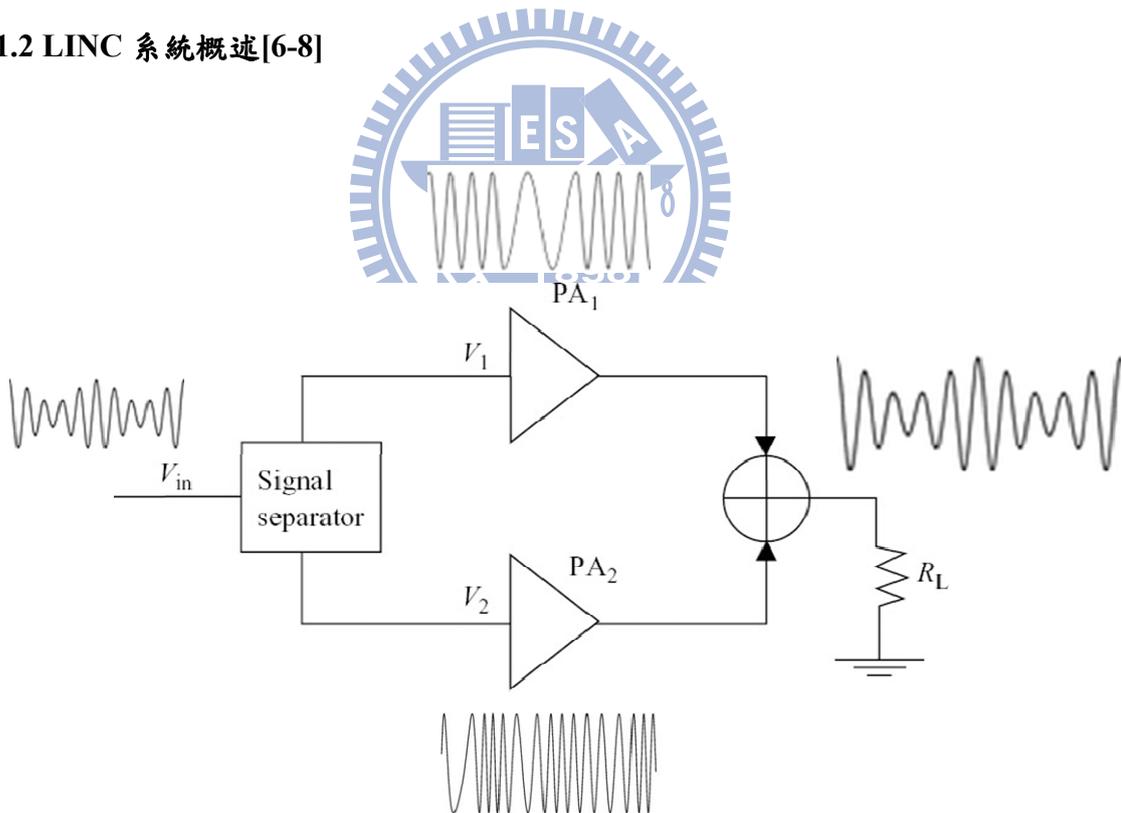


圖2.1 LINC 系統架構圖

傳統的 LINC 架構如圖 2.1 所示。原本的輸入訊號 S_{in} 為波包(envelope)及相位(phase)都為時變(varying)的訊號，經過訊號分解器(signal separator)將 S_{in} 分解成兩個固定包波

(constant envelope)的訊號 s_1 及 s_2 ，且 $s_{in} = s_1 + s_2$ 。則兩個功率放大器(PA)可分別對 s_1 及 s_2 放大，由於 s_1 及 s_2 是固定包波(constant envelope)的訊號，故可使用高效能非線性的功率放大器來放大。最後兩個經過功率放大器的訊號再由功率合成器(power combiner)做結合並輸出，我們即可在輸出端得到線性放大的訊號。

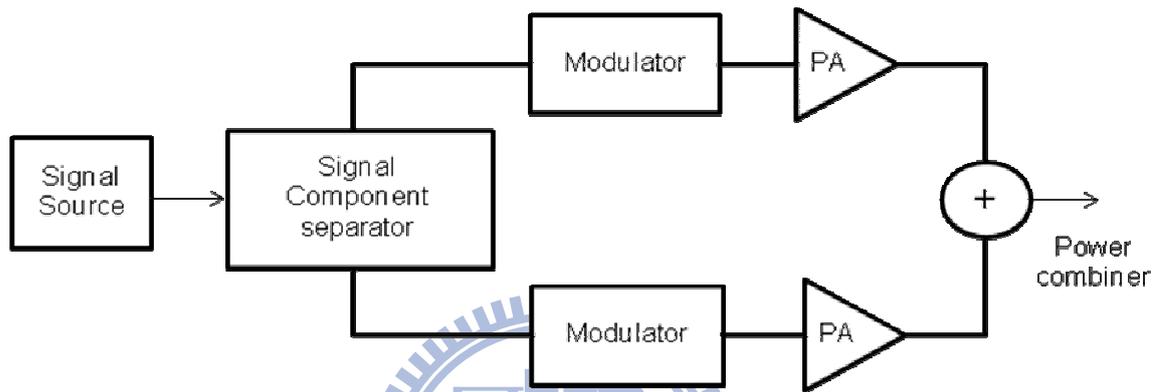


圖2.2 LINC系統傳送端架構圖

LINC 系統主要可以分成四個部分，第一部分是訊號成分分解器(Signal Component Separator; SCS)。從訊號源輸出的訊號可以有實部(in phase)、虛部(quadrature phase)的基頻複數訊號或是類比的波形訊號；SCS 可將原本的訊號拆解成兩個為固定包波的訊號。SCS 可為類比或數位的訊號處理，由於數位的訊號處理較可精準且有效率的計算及產生，故我們在本論文中只討論數位的基頻訊號及數位的 SCS。LINC 的第二部分是調變器(Modulator)，經由 SCS 產生的兩個訊號分別由調變器調變成適合功率放大器的訊號。若從 SCS 得到基頻(baseband)或是中頻(IF)的訊號，則調變器需將其升頻為射頻(RF)訊號。LINC 架構的第三部分則是功率放大器(Power amplifier; PA)。LINC 架構需要兩個功率放大器分別放大訊號，傳統的功率放大器，是線性但是功率效能差，在 LINC 系統中，將訊號拆解成兩個固定波包的訊號，可以使用非線性的功率放大器來提升整個系統的功率效能。

LINC 系統最後一部分則是功率合成器(Power combiner)，功率合成器是將從兩個功率放大器的輸出由射頻(RF)電路做相加。在此，我們介紹兩種功率合成器。一種是混合功率合成器(Hybrid power combiner)，如圖 2.3 所示。

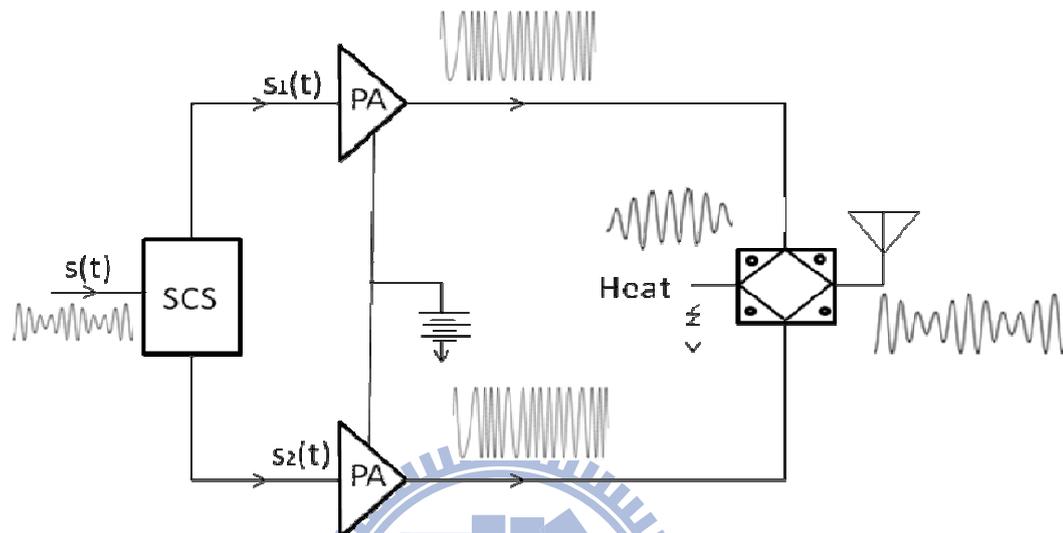


圖2.3 混合功率合成器

混合式功率合成器有四個埠(ports)，其中兩個為輸入其他則為輸出端。兩個輸入訊號的總和及相差會分別輸出，需要的訊號會經由天線傳出去，而不需要的訊號會在電阻中由熱的形式消失。這類型的功率合成器會浪費功率，故被稱為有損失(lossy) 合成器，但這類合成器因為在輸入端有很好隔離[16]故擁有很好的線性度；這類合成器的功率效能很差，可由功率重複使用(power recycling)技術[5]來改善，其結構如圖 2.4 所示。

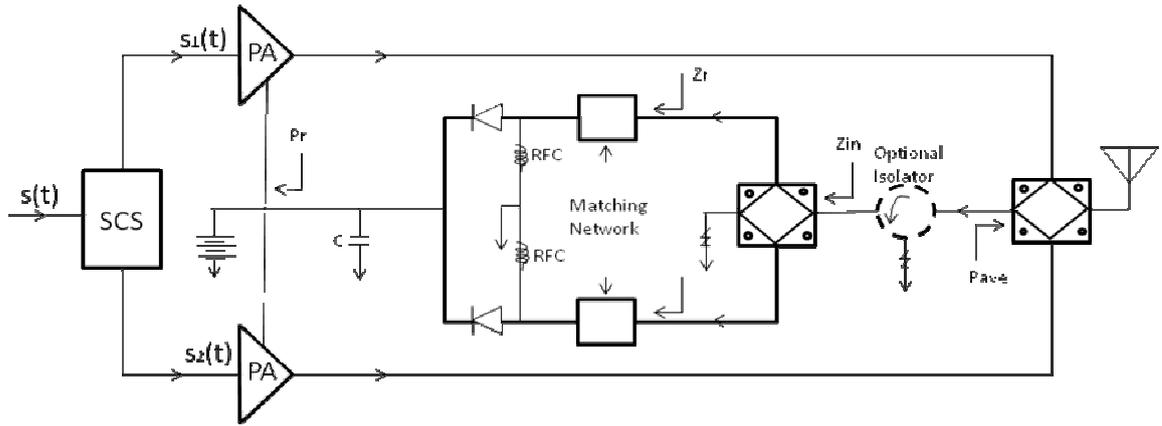


圖2.4 功率重複使用技術

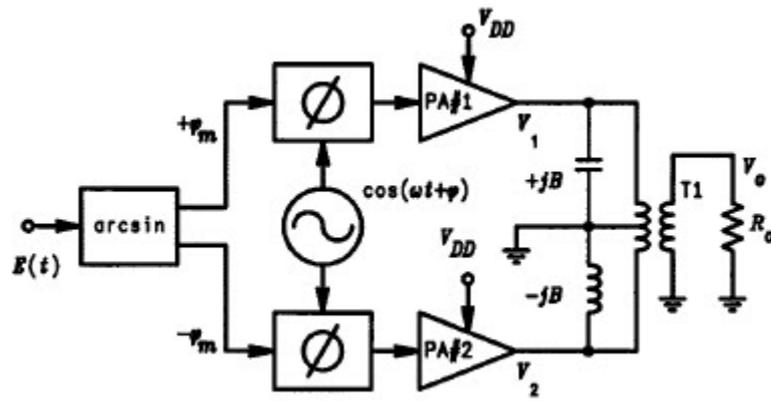


圖2.5 Chireix 功率合成器

另一種功率結合器為 Chireix power combiner [2]，如圖 2.5。Chireix 合成器的兩個輸入端沒有隔離，彼此會有耦合(coupled)的現象。這種合成器有良好的功率效能，故稱為無損失(lossless)合成器；但其線性度則不如混合式合成器那樣好。對 LINC 系統而言，功率合成器是一個很重要的元件，如前所述同時具有高線性度及良好的功率效能的合成器設計有其難度。本篇論文因此提出使用無需合成器的 LINC 系統來解決此問題。

2.1.3 LINC 系統傳送端架構

假設有一個變動波包的射頻訊號 $v_{in}(t)$ 如下式所示：

$$v_{in}(t) = r(t) \cos(\omega_c t + \phi(t)) \quad (2.5)$$

其中 $r(t)$ 代表訊號振幅， ω_c 代表載波頻率， $\phi(t)$ 代表訊號相位。我們可將其分解為兩個固定波包的訊號如下：

$$v_{in}(t) = 0.5V_0 \sin(\omega_c t + \phi(t) + \theta(t)) - 0.5V_0 \sin(\omega_c t + \phi(t) - \theta(t)) , \quad (2.6)$$

$$\theta(t) = \sin^{-1}\left(\frac{r(t)}{V_0}\right) \quad (2.7)$$

其中 V_0 為一定數且 $V_0 \geq r(t)$ 。如此一來，我們可將(2.6)中兩個固定波包的訊號分別使用非線性功率放大器放大，最後再由功率合成器將其結合。換言之，我們是將一個原本把資訊放在波包的訊號轉換為將資訊放在相位中 $\theta(t)$ 的兩個固定波包的訊號。 $v_{in}(t)$ 也可有另一種分解，如下式所示：

$$v_{in}(t) = 0.5V_0 \cos(\omega_c t + \phi(t) + \theta(t)) + 0.5V_0 \cos(\omega_c t + \phi(t) - \theta(t)) , \quad (2.8)$$

$$\theta(t) = \cos^{-1}\left(\frac{r(t)}{V_0}\right) . \quad (2.9)$$

若輸入訊號為複數的基頻訊號，且其實部及虛部分別為表示為 $I(t)$ 和 $Q(t)$ ，則可將(2.5)中的振幅與相位可改寫成

$$r(t) = \sqrt{I^2(t) + Q^2(t)} , \quad (2.10)$$

$$\phi(t) = \tan^{-1}\left(\frac{Q(t)}{I(t)}\right) . \quad (2.11)$$

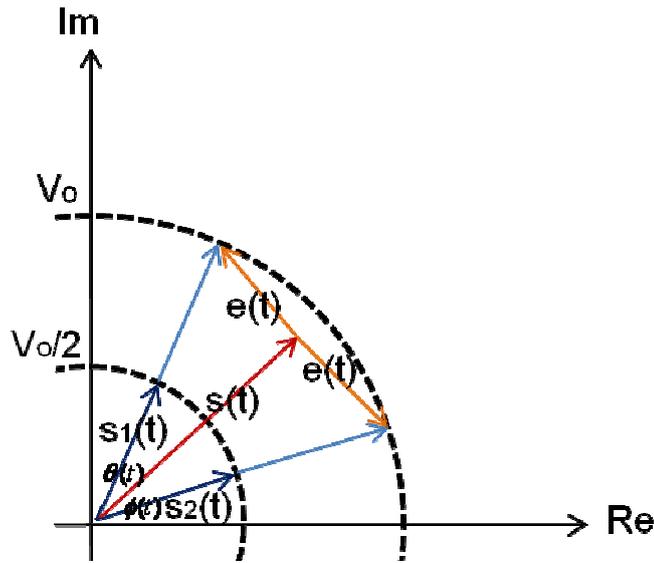


圖2.6 LINC系統訊號拆解Out-phasing概念

同時載波也變成複數。訊號的分解概念如相位圖 2.6(複數平面)所示，任一複數基頻訊號 $s(t) = I(t) + jQ(t)$ ，我們都可將其分解成兩個複數訊號 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ ，而 $s(t) = s_1(t) + s_2(t)$ ，而這兩個訊號都有振幅 V_0 ， V_0 為在傳送端就先設計好的一個常數值，任何振幅小於 V_0 的訊號都可以被分解。求取分解後的訊號相位有兩種方法，一為相位調變(phase modulation)法，另一為 IQ(in phase/ quadrature phase)法。相位調變法就是我們前面得到的式子 (2.10)、(2.11)的方法。經由(2.7)或(2.9)得相位 $\theta(t)$ ，即可分別知道兩個拆解後訊號的波包 V_0 及相位 $\theta(t) + \phi(t)$ 和 $\theta(t) - \phi(t)$ 。而 IQ法則是先計算圖 2.12 中的錯誤訊號(error signal) $e(t)$ ，經推導後結果如下：

$$e(t) = js(t) \sqrt{\frac{V_0^2}{|s(t)|^2} - 1} \quad (2.12)$$

其中 $s(t)$ 為原輸入訊號， V_0 則為訊號的固定振幅。則兩個分解後的複數訊號可表示為：

$$\begin{aligned} s_1(t) &= I_1(t) + jQ_1(t) = \frac{1}{2}(s(t) + e(t)) \\ s_2(t) &= I_2(t) + jQ_2(t) = \frac{1}{2}(s(t) - e(t)) \end{aligned} \quad (2.13)$$

式(2.12)與(2.13)之間的關係可由圖 2.12 得到。

2.2 無合成器之 LINC 與空時編碼型 LINC

2.2.1 無合成器之 LINC[4]

如前面所述，LINC 系統是將輸入訊號分解成兩個固定波包的訊號，如此就能利用效率較好的非線性功率放大器且輸出仍為線性的。但 LINC 系統最大的缺點就是功率合成器的效率問題。在[4]中提出了一種新的方式解決上述問題，主要的作法是不使用功率合成器，我們將其稱為無合成器的 LINC。無合成器 LINC 系統是將 MIMO 的概念加入 LINC 的系統中。利用兩傳送天線來傳送兩固定波包訊號，讓兩個高功率的訊號在空中自然合成，[4]假設兩個天線擺放的位置非常靠近，將兩個通道視為一樣的，因此兩個分解的訊號會經過相同通道，如此一來在接收端收到的訊號可視為兩個固定波包的訊號的合成再經過通道，這樣的作法就可以避免傳統 LINC 系統在接收端功率合成器的使用。值得注意的是兩個固定波包的訊號不一定符合傳送頻譜規範，因此這兩個訊號需要事先個別經過濾波器處理。

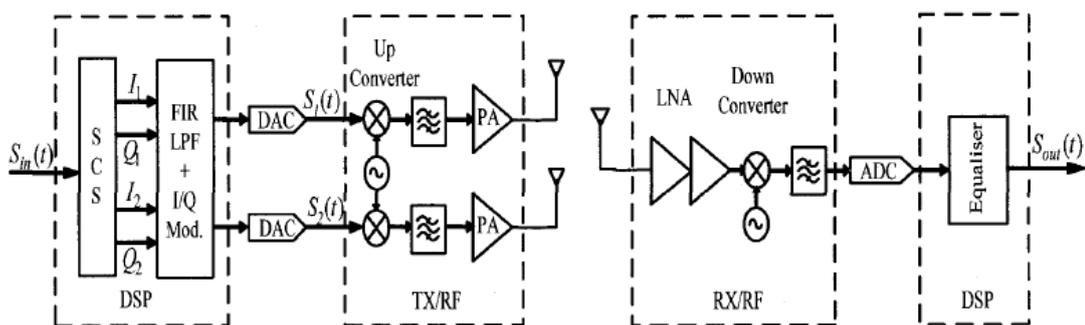


圖2.7 2×1LINC系統架構圖

圖 2.7 為一 2×1 的無合成器的 LINC 架構，在傳送端有訊號分解器(SCS)將訊號拆解成兩個固定波包的訊號 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 、以及濾波器/調變器所組成的數位訊號處理 (Digital

Signal Processing; DSP)模組。無合成器的 LINC 架構還有另一個好處，即大功率的放大器可以被使用，系統所涵蓋的範圍可以更大。[4]同時也提出一個使用極化天線的架構，如圖 2.8 所示，在這的架構裡接收端多了一根天線形成一 2×2 的系統。因為是使用極化天線，兩組傳送接收天線間不會干擾，因此傳送或接收天線不用放的很靠近，兩個通道也無需一樣。

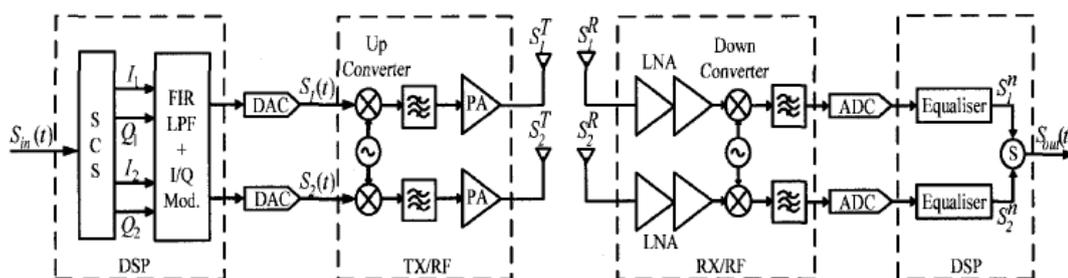


圖 2.8 2×2 LINC 系統傳送端架構圖

在[4]論文中的模擬顯示， 2×1 和 2×2 LINC 系統其效能都比傳統的 LINC 大幅提升，效能提升的主要原因是在於省去功率結合器，沒有線性度及功率消耗的問題。

2.2.2 空時編碼型 LINC

在[4]中 2×1 無合成器之 LINC 架構，兩根天線所對應的通道響應需完全一樣，在實際的應用中這種假設可以無法達到，[9]因此提出一個做法來克服此問題，主要是使用 Alamouti 空時編碼(Space Time Block Code; STBC)的觀念，將訊號分兩個時間經兩個通道分別傳送。如果通道在兩個傳送時間不變的話，兩個分解後的訊號所對應的等效通道將可以完全一樣。空時編碼型 LINC 的架構如圖 2.9 所示。

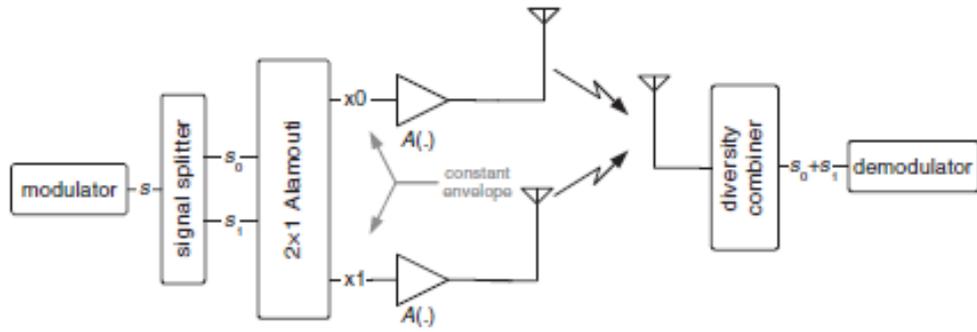


圖2.9 空時編碼型 LINC架構圖

在此系統中，訊號拆解的原理同2.1.2.2，將複數訊號分解成兩固定波包訊號如式(2.13)， $s(t) = s_1(t) + s_2(t)$ 。這兩個訊號可經過非線性放大器並在接收端結合得到如同線性放大的訊號。假設 V_0 為兩個固定波包複數訊號的振幅，由Alamouti的架構傳送，如圖(2.10)，傳送資料是以兩個傳送符元為一組，並且編排成特定的形式，再透過不同的天線傳送。在第 t 個時間，天線一和天線二分別傳送 s_1 及 s_2 ，在第 $t+T$ 個時間，則個別傳送 $-s_2^*$ 及 s_1^* ，其中*表示複數共軛(complex conjugate)運算， T 為符元週期。

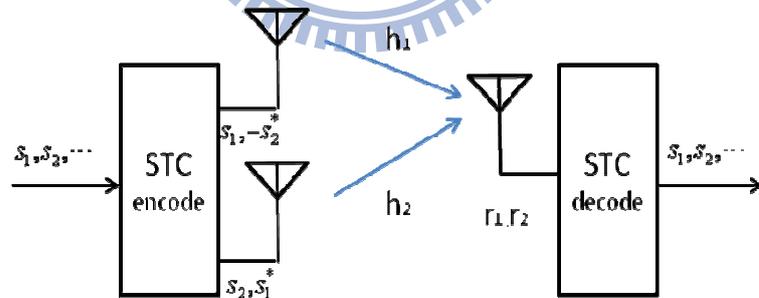


圖2.10 Alamouti架構圖

令離散的傳送訊號可表示為 $\tilde{s}_p = \tilde{s}_{1,p} + \tilde{s}_{2,p}$ ，在接收端收到的訊號轉為為 $\tilde{r}_{1,p}$ 及 $\tilde{r}_{2,p}$ ，則我們可以有下列的關係式：

$$\begin{aligned} \tilde{r}_{1,p} &= \tilde{h}_{1,p}\tilde{s}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p}\tilde{s}_{2,p} + \tilde{w}_{1,p} \\ \tilde{r}_{2,p} &= -\tilde{h}_{1,p}\tilde{s}_{2,p} + \tilde{h}_{2,p}\tilde{s}_{1,p} + \tilde{w}_{2,p} \end{aligned} \quad (2.14)$$

上式中 $h_{1,p}$ 、 $h_{2,p}$ 為複數通道的增益， $w_{1,p}$ 、 $w_{2,p}$ 為通道雜訊。在接收端可估計到的符元為：

$$\begin{aligned}\hat{s}_{1,p} &= \frac{1}{2}(\tilde{h}_{1,p}^* \tilde{r}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{r}_{2,p}^*) \\ \hat{s}_{2,p} &= \frac{1}{2}(-\tilde{h}_{1,p} \tilde{r}_{2,p}^* + \tilde{h}_{2,p}^* \tilde{r}_{1,p})\end{aligned}\quad (2.15)$$

$$\begin{aligned}\hat{s}_{1,p} &= \frac{1}{2} \left[\tilde{h}_{1,p}^* (\tilde{h}_{1,p} \tilde{s}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{s}_{2,p} + \tilde{w}_{1,p}) + \tilde{h}_{2,p} (-\tilde{h}_{1,p} \tilde{s}_{2,p}^* + \tilde{h}_{2,p} \tilde{s}_{1,p}^* + \tilde{w}_{2,p})^* \right] \\ &= \frac{1}{2} \left[(|\tilde{h}_{1,p}|^2 + |\tilde{h}_{2,p}|^2) \tilde{s}_{1,p} + \tilde{h}_{1,p}^* \tilde{w}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{w}_{2,p}^* \right]\end{aligned}\quad (2.16)$$

$$\begin{aligned}\hat{s}_{2,p} &= \frac{1}{2} \left[-\tilde{h}_{1,p} (-\tilde{h}_{1,p} \tilde{s}_{2,p}^* + \tilde{h}_{2,p} \tilde{s}_{1,p}^* + \tilde{w}_{2,p})^* + \tilde{h}_{2,p}^* (\tilde{h}_{1,p} \tilde{s}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{s}_{2,p} + \tilde{w}_{1,p}) \right] \\ &= \frac{1}{2} \left[(|\tilde{h}_{1,p}|^2 + |\tilde{h}_{2,p}|^2) \tilde{s}_{2,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{w}_{1,p}^* - \tilde{h}_{1,p} \tilde{w}_{2,p} \right]\end{aligned}\quad (2.17)$$

而我們想要得到的訊號是兩個訊號加總的結果，因此

$$\begin{aligned}\hat{s}_p &= \hat{s}_{1,p} + \hat{s}_{2,p} \\ &= \frac{1}{2} \left[(|\tilde{h}_{1,p}|^2 + |\tilde{h}_{2,p}|^2) \tilde{s}_{1,p} + \tilde{h}_{1,p}^* \tilde{w}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{w}_{2,p}^* \right] + \frac{1}{2} \left[(|\tilde{h}_{1,p}|^2 + |\tilde{h}_{2,p}|^2) \tilde{s}_{2,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{w}_{1,p}^* - \tilde{h}_{1,p} \tilde{w}_{2,p} \right] \\ &= \frac{1}{2} \left[(|\tilde{h}_{1,p}|^2 + |\tilde{h}_{2,p}|^2) (\tilde{s}_{1,p} + \tilde{s}_{2,p}) + \tilde{h}_{1,p}^* \tilde{w}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{w}_{2,p}^* + \tilde{h}_{2,p} \tilde{w}_{1,p}^* - \tilde{h}_{1,p} \tilde{w}_{2,p} \right] \\ &= \frac{1}{2} \left[(|\tilde{h}_{1,p}|^2 + |\tilde{h}_{2,p}|^2) (\tilde{s}_{1,p} + \tilde{s}_{2,p}) + \tilde{h}_{2,p} (\tilde{w}_{2,p}^* + \tilde{w}_{2,p}^*) + \tilde{h}_{1,p}^* (\tilde{w}_{1,p} - \tilde{w}_{2,p}) \right]\end{aligned}\quad (2.18)$$

即可得到恢復訊號 $(|\tilde{h}_{1,p}|^2 + |\tilde{h}_{2,p}|^2) (\tilde{s}_{1,p} + \tilde{s}_{2,p})$ 。

第三章 所提出的偵測方法

3.1 2×1 訊號偵測

3.1.1 強制歸零(Zero-forcing; ZF)等化器

在 2×1 的 MIMO 系統中，我們首先使用 ZF 等化器來執行偵測。如前所述，LINC 系統將傳送端的訊號 $x(t)$ 在時域拆解為二：

$$x_1(t) = \frac{1}{2}(x(t) + e(t)) \quad (3.1)$$

$$x_2(t) = \frac{1}{2}(x(t) - e(t))$$

$$e(t) = jx(t) \sqrt{\frac{V_0^2 \delta}{|x(t)|^2} - 1} \quad (3.2)$$

對 OFDM 系統而言，符元是定義在頻域，因此接收端在收到的訊號後，需將其轉至頻域，令 $\tilde{x}_{1,p}$ 和 $\tilde{x}_{2,p}$ 表示某一子載波的兩個頻域訊號， $\tilde{h}_{1,p}$ 和 $\tilde{h}_{2,p}$ 為相對應的通道頻率響應， \tilde{y}_p 為接收訊號， p 表示第 p 個子通道，則我們有下列的關係式：

$$\tilde{y}_p = \tilde{h}_{1,p} \tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{x}_{2,p} + \tilde{w}_p \quad (3.3)$$

而我們想要得到的訊號為 $\tilde{x}_p = \tilde{x}_{1,p} + \tilde{x}_{2,p}$ ，因此在接收端的訊號偵測我們使用 ZF 等化器，令通道響應為 $\tilde{h}_{1,p}$ 和 $\tilde{h}_{2,p}$ 的平均值，將收到的 \tilde{y}_p 除此平均值即可得訊號的估計，即：

$$\tilde{x}_p = \frac{1}{2}(\tilde{h}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p})^{-1} \times \tilde{y}_p \quad (3.4)$$

ZF 等化器的偵測方式有一缺點，亦即當 $\tilde{h}_{1,p}$ 和 $\tilde{h}_{2,p}$ 有差異時，等化後會產生一干擾，而且此干擾與訊雜比無關，如下所示：

$$\tilde{y}_p = \left(\frac{\tilde{h}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p}}{2} \right) \times (\tilde{x}_{1,p} + \tilde{x}_{2,p}) + \underbrace{\left(\frac{\tilde{h}_{1,p} - \tilde{h}_{2,p}}{2} \right) \times \tilde{x}_{1,p} + \left(\frac{\tilde{h}_{2,p} - \tilde{h}_{1,p}}{2} \right) \times \tilde{x}_{2,p}}_{\text{interference}} + \tilde{w}_p \quad (3.5)$$

我們在時域將 OFDM 符元轉換成兩個固定波包的訊號，但是這些訊號轉到頻域後，訊號失去固定波包的特性，因此 $\tilde{x}_{1,p}$ 或 $\tilde{x}_{2,p}$ 有可能差異很大，因此即使當 $\tilde{h}_{1,p}$ 和 $\tilde{h}_{2,p}$ 只有小差異時、干擾項也有可能變的很大。

3.1.2 最小均方法(minimum mean square error; MMSE)等化器

在此 2×1 的 MIMO 系統中，我們也可以使用 MMSE 來執行等化。LINC 系統將傳送端訊號拆解如式(3.1)、(3.2)，接收訊號轉至頻域 \tilde{y}_p 如式(3.3)，MMSE 利用線性轉換 (linear transformation) 的方式使得真實與轉換後的訊號差值均方值最小。我們想要得到的訊號為 $\tilde{x}_p = \tilde{x}_{1,p} + \tilde{x}_{2,p}$ ，令 g_p 為等化器係數，MMSE 的成本函數(cost function)可表示如下：

$$\min E \left[\left\| g_p \cdot \tilde{y}_p - \tilde{x}_p \right\|^2 \right] \quad (3.6)$$

將成本函數對 g_p 做偏微分，並令其結果為零，即可得到 MMSE 解。

$$\min E \left[\left| g_p \tilde{y}_p - (\tilde{x}_{1,p} + \tilde{x}_{2,p}) \right|^2 \right] \quad (3.7)$$

$$E \left[\frac{\partial |g_p \tilde{y}_p - \tilde{x}_p|^2}{\partial g_p} \right] = 0 \quad (3.8)$$

$$E \left[\frac{\partial |g_p (\tilde{h}_{1,p} \tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p} \tilde{x}_{2,p} + \tilde{w}_p) - \tilde{x}_p|^2}{\partial g_p} \right] = 0$$

從式(3.8)可得：

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}\left[|\tilde{x}_{1,p}|^2\right]\tilde{h}_{1,p}\tilde{h}_{1,p}^H\mathbf{g}_p^H + \mathbb{E}\left[\tilde{x}_{1,p}\tilde{x}_{2,p}^H\right]\tilde{h}_{1,p}\tilde{h}_{2,p}^H\mathbf{g}_p^H - \tilde{h}_{1,p}\mathbb{E}\left[\tilde{x}_{1,p}\tilde{x}_p^H\right] + \tilde{h}_{2,p}\mathbb{E}\left[\tilde{x}_{2,p}\tilde{x}_{1,p}^H\right]\tilde{h}_{1,p}^H\mathbf{g}_p^H \\ & + \tilde{h}_{2,p}\mathbb{E}\left[|\tilde{x}_{2,p}|^2\right]\tilde{h}_{2,p}^H\mathbf{g}_p^H - \tilde{h}_{2,p}\mathbb{E}\left[\tilde{x}_{2,p}\tilde{x}_p^H\right] + \sigma_{w_p}^2\mathbf{g}_p^H = 0 \end{aligned} \quad (3.9)$$

式(3.9)可整理為下式，其中各項期望值，是在傳送端計算，再將值傳給接收端做 MMSE 估計，也可取一平均值做為其固定的數值去做估計：

$$\mathbf{g}_p = \frac{\tilde{h}_{1,p}^H\mathbb{E}\left[\tilde{x}_{1,p}\tilde{x}_p^H\right] + \tilde{h}_{2,p}^H\mathbb{E}\left[\tilde{x}_{2,p}\tilde{x}_p^H\right]}{\tilde{h}_{1,p}\tilde{h}_{1,p}^H\mathbb{E}\left[|\tilde{x}_{1,p}|^2\right] + \tilde{h}_{2,p}\tilde{h}_{1,p}^H\mathbb{E}\left[\tilde{x}_{1,p}\tilde{x}_{2,p}^H\right] + \tilde{h}_{1,p}\tilde{h}_{2,p}^H\mathbb{E}\left[\tilde{x}_{2,p}\tilde{x}_{1,p}^H\right] + \tilde{h}_{2,p}\tilde{h}_{2,p}^H\mathbb{E}\left[|\tilde{x}_{2,p}|^2\right] + \sigma_{w_p}^2} \quad (3.10)$$

將等化器係數 \mathbf{g}_p 乘上接收訊號 \tilde{y}_p 即可得到 MMSE 估計訊號，如式(3.11)

$$\hat{\tilde{x}}_p = \mathbf{g}_p \cdot \tilde{y}_p \quad (3.11)$$

在上述的 MMSE 法中一個比較麻煩的問題就是各項期望值得計算，因拆解後的兩個訊號可能有相關性存在，也可能與通道的特性有關，如何準確的計算相關的期望值就關係 MMSE 法的效能。

3.2 2×2 訊號偵測

3.2.1 ZF 等化器

我們可以在接收端增加一天線以提高接收效能，如此一來我們就得到一個 2×2 的 MIMO 系統，先使用 ZF 等化器來執行偵測，傳送端的訊號拆解方式同式(3.1)、(3.2)，而在接收端的頻域訊號則為：

$$\begin{aligned} \tilde{y}_{1,p} &= \tilde{h}_{11,p}\tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{12,p}\tilde{x}_{2,p} + \tilde{w}_{1,p} \\ \tilde{y}_{2,p} &= \tilde{h}_{21,p}\tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{22,p}\tilde{x}_{2,p} + \tilde{w}_{2,p} \end{aligned} \quad (3.12)$$

用矩陣方式表示可如式(3.13)：

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}_{1,p} \\ \tilde{y}_{2,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{h}_{11,p} & \tilde{h}_{12,p} \\ \tilde{h}_{21,p} & \tilde{h}_{22,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_{1,p} \\ \tilde{x}_{2,p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{w}_{1,p} \\ \tilde{w}_{2,p} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

想要得到的訊號為 $\tilde{x}_p = \tilde{x}_{1,p} + \tilde{x}_{2,p}$ ，在接收端的訊號偵測使用 ZF 等化器，將收到的 $\tilde{y}_{1,p}$ 和 $\tilde{y}_{2,p}$ 乘上通道的反矩陣，即：

$$\begin{bmatrix} \hat{\tilde{x}}_{1,p} \\ \hat{\tilde{x}}_{2,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{h}_{11,p} & \tilde{h}_{12,p} \\ \tilde{h}_{21,p} & \tilde{h}_{22,p} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \tilde{y}_{1,p} \\ \tilde{y}_{2,p} \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

再將兩個得到的估計訊號相加，即得到 \tilde{x}_p 的估計值 $\hat{\tilde{x}}_p$ ，如式(3.15)

$$\hat{\tilde{x}}_p = \hat{\tilde{x}}_{1,p} + \hat{\tilde{x}}_{2,p} \quad (3.15)$$

3.2.2 MMSE 等化器

在此 MIMO 系統中我們亦可使用 MMSE 的方式來做偵測，如 3.1.2 所述，MMSE 利用線性轉換的方式使得真實與轉換後的訊號差值均方值最小。傳送端的訊號拆解方式同式(3.1)、(3.2)，而在 2×2 系統接收端的訊號為式(3.12)；我們想要得到的訊號為 $\tilde{x}_p = \tilde{x}_{1,p} + \tilde{x}_{2,p}$ ，令 $g_{1,p}$ 及 $g_{2,p}$ 為等化器係數， $\tilde{\mathbf{g}}_p = [g_{1,p}, g_{2,p}]^T$ ， $\tilde{\mathbf{y}}_p = [y_{1,p}, y_{2,p}]^T$ ，則 MMSE 的成本函數可表示如下：

$$\min E \left[\left\| \tilde{\mathbf{g}}_p \cdot \tilde{\mathbf{y}}_p - \tilde{x}_p \right\|^2 \right] \quad (3.16)$$

將成本函數對 $g_{1,p}$ 及 $g_{2,p}$ 做偏微分，並令其結果為零，即可得到 MMSE 解。

$$\min E \left[\left[\begin{bmatrix} g_{1,p} & g_{2,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{y}_{1,p} \\ \tilde{y}_{2,p} \end{bmatrix} - (\tilde{x}_{1,p} + \tilde{x}_{2,p}) \right]^2 \right] \quad (3.17)$$

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[\frac{\partial |\mathbf{g}_{1,p} \tilde{y}_{1,p} + \mathbf{g}_{2,p} \tilde{y}_{2,p} - \tilde{x}_p|^2}{\partial \mathbf{g}_{1,p}} \right] &= 0 \\ \mathbb{E} \left[\frac{\partial |\mathbf{g}_{1,p} \tilde{y}_{1,p} + \mathbf{g}_{2,p} \tilde{y}_{2,p} - \tilde{x}_p|^2}{\partial \mathbf{g}_{2,p}} \right] &= 0 \end{aligned} \quad (3.18)$$

將 $\tilde{y}_{1,p}$ 和 $\tilde{y}_{2,p}$ 帶入可得式(3.19)

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[\frac{\partial |\mathbf{g}_{1,p} (\tilde{h}_{11,p} \tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{12,p} \tilde{x}_{2,p} + \tilde{w}_{1,p}) + \mathbf{g}_{2,p} (\tilde{h}_{21,p} \tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{22,p} \tilde{x}_{2,p} + \tilde{w}_{2,p}) - \tilde{x}_p|^2}{\partial \mathbf{g}_{1,p}} \right] &= 0 \\ \mathbb{E} \left[\frac{\partial |\mathbf{g}_{1,p} (\tilde{h}_{11,p} \tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{12,p} \tilde{x}_{2,p} + \tilde{w}_{1,p}) + \mathbf{g}_{2,p} (\tilde{h}_{21,p} \tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{22,p} \tilde{x}_{2,p} + \tilde{w}_{2,p}) - \tilde{x}_p|^2}{\partial \mathbf{g}_{2,p}} \right] &= 0 \end{aligned} \quad (3.19)$$

從式(3.19)可得：

$$\begin{aligned} &\tilde{h}_{11,p}^2 \mathbb{E} [|\tilde{x}_{1,p}|^2] \mathbf{g}_{1,p}^H + \tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} [\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H] \mathbf{g}_{1,p}^H + \tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} [|\tilde{x}_{1,p}|^2] \mathbf{g}_{2,p}^H + \tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} [\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H] \mathbf{g}_{2,p}^H \\ &- \tilde{h}_{11,p} \mathbb{E} [\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_p^H] + \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} [\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H] \mathbf{g}_{1,p}^H + \tilde{h}_{12,p}^2 \mathbb{E} [|\tilde{x}_{2,p}|^2] \mathbf{g}_{1,p}^H + \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} [\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H] \mathbf{g}_{2,p}^H \\ &+ \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} [|\tilde{x}_{2,p}|^2] \mathbf{g}_{2,p}^H - \tilde{h}_{12,p} \mathbb{E} [\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_p^H] + \sigma_{w_{1,p}}^2 \mathbf{g}_{1,p}^H + \sigma_{w_{1,p} w_{2,p}}^H \mathbf{g}_{2,p}^H = 0 \end{aligned} \quad (3.20)$$

$$\begin{aligned} &\tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} [|\tilde{x}_{1,p}|^2] \mathbf{g}_{1,p}^H + \tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} [\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H] \mathbf{g}_{1,p}^H + \tilde{h}_{21,p}^2 \mathbb{E} [|\tilde{x}_{1,p}|^2] \mathbf{g}_{2,p}^H + \tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} [\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H] \mathbf{g}_{2,p}^H \\ &- \tilde{h}_{21,p} \mathbb{E} [\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_p^H] + \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} [\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H] \mathbf{g}_{1,p}^H + \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} [|\tilde{x}_{2,p}|^2] \mathbf{g}_{1,p}^H + \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} [\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H] \mathbf{g}_{2,p}^H \\ &+ \tilde{h}_{22,p}^2 \mathbb{E} [|\tilde{x}_{2,p}|^2] \mathbf{g}_{2,p}^H - \tilde{h}_{22,p} \mathbb{E} [\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_p^H] + \sigma_{w_{2,p}}^2 \mathbf{g}_{2,p}^H + \sigma_{w_{2,p} w_{1,p}}^H \mathbf{g}_{1,p}^H = 0 \end{aligned} \quad (3.21)$$

式(3.20)、(3.21)可整理為

$$\begin{aligned}
& \mathbf{g}_{1,p}^H \left(\tilde{h}_{1,p}^2 \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{1,p}|^2 \right] + \tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H \right] + \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H \right] + \tilde{h}_{12,p}^2 \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{2,p}|^2 \right] + \sigma_{w_{1,p}}^2 \right) \\
& + \mathbf{g}_{2,p}^H \left(\tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{1,p}|^2 \right] + \tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H \right] + \right. \\
& \left. \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H \right] + \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{2,p}|^2 \right] + \sigma_{w_{1,p} w_{2,p}^H} \right) \\
& = \tilde{h}_{11,p} \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_p^H \right] + \tilde{h}_{12,p} \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_p^H \right]
\end{aligned} \tag{3.22}$$

$$\begin{aligned}
& \mathbf{g}_{1,p}^H \left(\tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{1,p}|^2 \right] + \tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H \right] + \right. \\
& \left. \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H \right] + \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{2,p}|^2 \right] + \sigma_{w_{2,p} w_{1,p}^H} \right) \\
& + \mathbf{g}_{2,p}^H \left(\tilde{h}_{21,p}^2 \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{1,p}|^2 \right] + \tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H \right] + \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H \right] + \tilde{h}_{22,p}^2 \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{2,p}|^2 \right] + \sigma_{w_{2,p}}^2 \right) \\
& = \tilde{h}_{21,p} \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_p^H \right] + \tilde{h}_{22,p} \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_p^H \right]
\end{aligned} \tag{3.23}$$

將(3.22)、(3.23)表示為矩陣的型式，可整理成下式：

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} \mathbf{g}_{1,p} & \mathbf{g}_{2,p} \end{bmatrix} &= \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} a_p & b_p \\ c_p & d_p \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} A_p \\ B_p \end{bmatrix} \end{pmatrix}^H \\
a_p &= \tilde{h}_{11,p}^2 \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{1,p}|^2 \right] + \tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H \right] + \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H \right] + \tilde{h}_{11,p}^2 \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{2,p}|^2 \right] + \sigma_p^2 \\
b_p &= \tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{1,p}|^2 \right] + \tilde{h}_{11,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H \right] + \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H \right] + \tilde{h}_{12,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{2,p}|^2 \right] + \sigma_p^2 \\
c_p &= \tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{1,p}|^2 \right] + \tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H \right] + \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{11,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H \right] + \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{12,p}^H \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{2,p}|^2 \right] + \sigma_p^2 \\
d_p &= \tilde{h}_{21,p}^2 \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{1,p}|^2 \right] + \tilde{h}_{21,p} \tilde{h}_{22,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p}^H \right] + \tilde{h}_{22,p} \tilde{h}_{21,p}^H \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_{1,p}^H \right] + \tilde{h}_{22,p}^2 \mathbb{E} \left[|\tilde{x}_{2,p}|^2 \right] + \sigma_p^2 \\
A_p &= \tilde{h}_{11,p} \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_p^H \right] + \tilde{h}_{12,p} \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_p^H \right] \\
B_p &= \tilde{h}_{21,p} \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_p^H \right] + \tilde{h}_{22,p} \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p} \tilde{x}_p^H \right]
\end{aligned} \tag{3.24}$$

將(3.24)帶入(3.16)，則我們想要得到的訊號的估計值如下：

$$\hat{\tilde{x}}_p = \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{1,p} & \mathbf{g}_{2,p} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{y}_{1,p} \\ \tilde{y}_{2,p} \end{bmatrix} \tag{3.25}$$

3.3 2×1 系統之 ML 偵測

在 2×1 的系統中，將 LINC-OFDM 系統與傳統之 OFDM 系統做比較，我們會發現使用 ZF 的方式做估計，在高訊雜比時效能會有觸底(error floor)的現象，這是因為(3.5)式中有干擾項的緣故。在此節中我們提出一 ML 的偵測演算法來克服此問題。

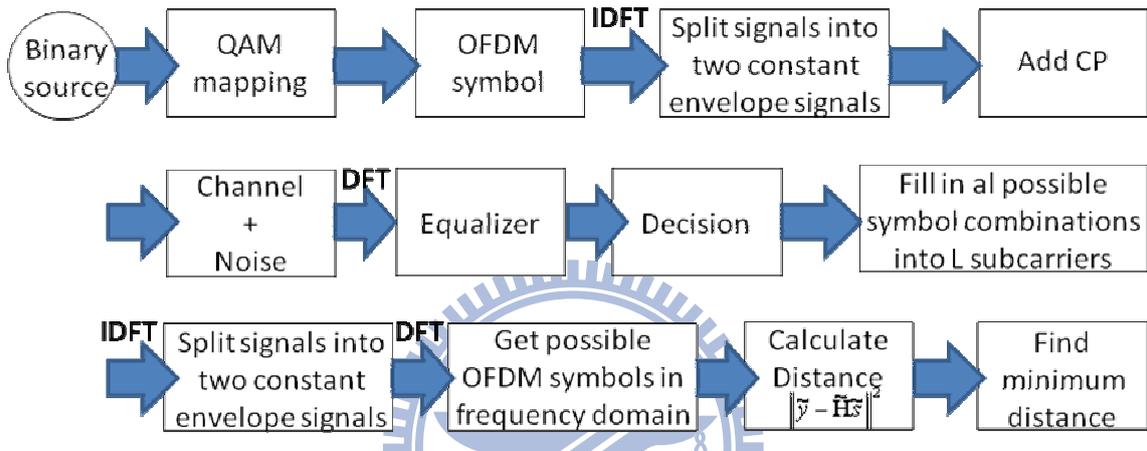


圖3.1 LINC-OFDM ML偵測演算法流程圖

ML 演算法是在假設通道矩陣已知的情況下，針對各子載波找到一組最有可能的傳輸訊號 $\tilde{x}_{1,p}$ 與 $\tilde{x}_{2,p}$ ，值得注意的 $\tilde{x}_{1,p}$ 與 $\tilde{x}_{2,p}$ 是由所有子通道符元 \tilde{x}_p 轉至時域然後經 LINC 的分解，再轉回頻域所得。如圖 3.1，在傳送端產生二元(binary)訊號，經過對應器(mapping)產生符元，再經過 OFDM 調變產生 OFDM 符元，在時域拆解成兩個固定波包的訊號後送出，在接收端先經過等化器再做判別，我們將所有可能的組合放入子載波中，分別轉到時域利用式(3.1)、(3.2)拆解訊號後轉回頻域，計算這些組合經過通道與接收訊號的差值，並找出平方誤差和最小的，即為我們提出的 ML 針測。

令(3.26)裏的雜訊變異數為 σ_w^2 ， P 為總共的子載波數目，並假設子通道間的 $\tilde{x}_{1,p}$ 與 $\tilde{x}_{2,p}$ 無關，則對給定的子通道符元 \tilde{x}_p ， $p=1,2,\dots,P$ ，其似然函數(likelihood function)可表示為：

$$\max_{\{\tilde{x}_p\}} \frac{1}{(2\pi\sigma_w)^P} \prod_p \exp \left\{ -\frac{|\tilde{y}_p - (\tilde{h}_{1,p}\tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p}\tilde{x}_{2,p})|^2}{2\sigma_w^2} \right\} \quad (3.26)$$

上式等同於的讓各子載 $\tilde{h}_{1,p}\tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p}\tilde{x}_{2,p}$ 與 \tilde{y}_p 之間平方誤差和為最小，也就是如下式表示：

$$\min_{\{\tilde{x}_p\}} \sum_p |\tilde{y}_p - (\tilde{h}_{1,p}\tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p}\tilde{x}_{2,p})|^2 \quad (3.27)$$

令 $\tilde{\mathbf{x}} = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_p]^T$ 為頻域上子載波的訊號向量，令 Q 為 QAM 的可能星狀點，則 $\tilde{\mathbf{x}}$ 有 Q^P 的可能向量值，對每一個可能的向量值我們都將其轉至時域並做 LINC 訊號的分解，然後再轉回頻域可以得到一個如(3.27)所表示的誤差值，在所有 Q^P 可能的誤差裏，我們因此可以選擇一個 $\tilde{\mathbf{x}}$ 其對應的誤差為最小，此即為 ML 解，因此 ML 解可視為一種搜尋的結果。一般而言 P 的值都很大，因此 Q^P 為一很大的值，直接的將(3.27)式最小化所需的運算複雜度將大到無法實現，因此如何運用有限資源完成(3.27)式的最小化並能達到近似最佳接收器的錯誤率表現，便是 ML 偵測的一重要的問題。一個簡單而有效降低複雜度的方法是先利用 ZF 或 MMSE 偵測法得到用符元的初始判定(decision)，假如我們可以知道那些子通道的判定的符元可能發生錯誤，那我們只需要在(3.28)中考慮那些子通道的可能符元組合即可，令可能發生錯誤的子通道數目為 J ，則我們需考慮的可能向量為 Q^J ，如 $J \ll P$ 則運算量可大幅的降低。以下為數學的表示式：

$$\min_{\{\tilde{x}_p\}} \sum_{p \in \Omega} |\tilde{y}_p - (\tilde{h}_{1,p}\tilde{x}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p}\tilde{x}_{2,p})|^2 \quad (3.28)$$

上式中 Ω 即可能發生判定錯誤的子通道集合，一般而言我們是無法知道那些子通道的決策會有錯誤，不過我們可以知道那些子通道比較有可能發生錯誤，在 OFDM 系統中，一個簡易的指標是子通道的振幅響應，振幅越小的越容易產生錯誤，而在一個 2×1 的 LINC-OFDM 系統中，也有相同的特性，因此我們可以利用子通道的振幅響應來判定那些子通道需要納入 ML 計算。在 2×1 的系統，我們使用以下的參數來判定通道的好壞：

$$\tilde{h}_{sort} = \frac{\tilde{h}_{1,p} + \tilde{h}_{2,p}}{\tilde{h}_{1,p} - \tilde{h}_{2,p}} \quad (3.29)$$

當式(3.29)的值越小，就代表子通道越不好，也就越容易產生錯誤。詳細的 ML 低複雜

度演算法將在第四章說明。

3.4 2×2 系統之 ML 偵測

在 2×2 的系統中，ML 偵測的作法與 2×1 系統類似，差別是通道變成矩陣，ML 的數學表示式如下：

$$\min_{\{\tilde{x}_p\}} \sum_{p \in \Omega} \left\| \begin{bmatrix} \tilde{y}_{1,p} \\ \tilde{y}_{2,p} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{h}_{11,p} & \tilde{h}_{12,p} \\ \tilde{h}_{21,p} & \tilde{h}_{22,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_{1,p} \\ \tilde{x}_{2,p} \end{bmatrix} \right\|^2 \quad (3.30)$$

上式中 Ω 即可能發生判定錯誤的子通道集合，在 2×2 系統中通道好壞的判別不像 2×1 系統中那麼的直覺。在 2×2 的系統中，我們可對通道做奇異值分解(singular value decomposition; SVD)或 QR 分解(QR decomposition)，以求得自由距離(free distance)的估計值，自由距離以被證明跟 ML 偵測的錯誤率有關，當自由距離越大時則越不容易使得該子通道產生錯誤。但做這些分解計算量較大，在此我提出複雜度較低的方式來偵測。某一子通道的接收訊號可表示如下：

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}_{1,p} \\ \tilde{y}_{2,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{h}_{11,p} & \tilde{h}_{12,p} \\ \tilde{h}_{21,p} & \tilde{h}_{22,p} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \tilde{x}_{1,p} \\ \tilde{x}_{2,p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{w}_{1,p} \\ \tilde{w}_{2,p} \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

若在接收端先使用 ZF 等化器，我們可將兩邊乘上 H 的反矩陣而得到

$$\begin{bmatrix} \tilde{h}_{11,p} & \tilde{h}_{12,p} \\ \tilde{h}_{21,p} & \tilde{h}_{22,p} \end{bmatrix}^{-1} \times \begin{bmatrix} \tilde{y}_{1,p} \\ \tilde{y}_{2,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{x}_{1,p} \\ \tilde{x}_{2,p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{h}_{11,p} & \tilde{h}_{12,p} \\ \tilde{h}_{21,p} & \tilde{h}_{22,p} \end{bmatrix}^{-1} \times \begin{bmatrix} \tilde{w}_{1,p} \\ \tilde{w}_{2,p} \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

假設通道矩陣的反矩陣為 $\begin{bmatrix} \tilde{b}_{11,p} & \tilde{b}_{12,p} \\ \tilde{b}_{21,p} & \tilde{b}_{22,p} \end{bmatrix}$ ，則雜訊項經 ZF 等化器處理後可以表示如下：

$$\begin{bmatrix} \tilde{b}_{11,p} & \tilde{b}_{12,p} \\ \tilde{b}_{21,p} & \tilde{b}_{22,p} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \tilde{w}_{1,p} \\ \tilde{w}_{2,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{b}_{11,p} \tilde{w}_{1,p} + \tilde{b}_{12,p} \tilde{w}_{2,p} \\ \tilde{b}_{21,p} \tilde{w}_{1,p} + \tilde{b}_{22,p} \tilde{w}_{2,p} \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

我們可以比較每一個子通道雜訊經 ZF 等化器處理後的變異數(variance)大小，即可判斷通道的優劣，越大的表示此子載波的通道越差，越有可能產生錯誤。

若在接收端是使用 MMSE 等化器以得到初始估計值，通道優劣的估計方式則可用最小的均方誤差來判斷，即

$$\begin{aligned}
& \mathbb{E} \left[\left(\mathbf{g}_p^T \tilde{\mathbf{H}}_p \tilde{\mathbf{x}}_p + \mathbf{g}_p^T \tilde{\mathbf{w}}_p \right) - \tilde{x}_p \right]^2 \\
&= \mathbb{E} \left[\begin{bmatrix} \mathbf{g}_{1,p} & \mathbf{g}_{2,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{h}_{11,p} & \tilde{h}_{12,p} \\ \tilde{h}_{21,p} & \tilde{h}_{22,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{x}_{1,p} \\ \tilde{x}_{2,p} \end{bmatrix} - (\tilde{x}_{1,p} + \tilde{x}_{2,p}) + \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{1,p} & \mathbf{g}_{2,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{w}_{1,p} \\ \tilde{w}_{2,p} \end{bmatrix} \right]^2 \\
&= \left(\mathbf{g}_{1,p} \tilde{h}_{11,p} + \mathbf{g}_{2,p} \tilde{h}_{21,p} - 1 \right)^2 \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p}^2 \right] + \left(\mathbf{g}_{1,p} \tilde{h}_{21,p} + \mathbf{g}_{2,p} \tilde{h}_{22,p} - 1 \right)^2 \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{2,p}^2 \right] \\
&\quad + \left(\mathbf{g}_{1,p} \tilde{h}_{11,p} + \mathbf{g}_{2,p} \tilde{h}_{21,p} - 1 \right) \cdot \left(\mathbf{g}_{1,p} \tilde{h}_{21,p} + \mathbf{g}_{2,p} \tilde{h}_{22,p} - 1 \right) \mathbb{E} \left[\tilde{x}_{1,p} \tilde{x}_{2,p} \right] + \left(\mathbf{g}_{1,p}^2 \cdot \sigma_{\tilde{w}_{1,p}}^2 + \mathbf{g}_{2,p}^2 \cdot \sigma_{\tilde{w}_{2,p}}^2 \right)
\end{aligned} \tag{3.34}$$

上式中 $\mathbf{g}_{1,p}$ 及 $\mathbf{g}_{2,p}$ 為 MMSE 的解。當式(3.32)的值越大時，則代表該子載波的通道越差，越有可能產生錯誤；(3.34)式中各項期望值，可由在接收端收到的初始估計值利用反離散傅立葉轉換(inverse Discrete Fourier Transform; IDFT)轉為時域訊號後利用式(3.1)、(3.2)分解成兩個固定波包訊號再用 DFT 轉到頻域訊號後求得。ML 偵測的計算方式如 3.3 所述，唯在 2×2 系統中通道為一矩陣。相關的低複雜度 ML 演算法將在第四章說明。

第四章 低運算複雜度之演算法

LINC-OFDM 的 ML 偵測方式，如 3.3 所述需將所有可能的符元(symbol)排列組合放入 OFDM 符元(OFDM symbol)中做運算，因此複雜度非常高。在 3.3 我們提到一個降低複雜度的方法也就是只考慮較有可能錯誤的子載波，只讓這些子載波所傳送的符元在似然函數(likelihood function)中運算。然而這樣的作法複雜度仍太高，以第五章的模擬所用的系統為例，我們用的子載波數為 64，假設只考慮較差的十五個子載波，也只對這十五個子載波做錯誤偵測及修正，如果調變是 QPSK 的話，則 ML 的運算仍需搜尋 4^{15} 種可能的組合，由此可以得知運算複雜度還是太高。在本章中，我們提出三種方法來降低複雜度。

4.1 區塊遞迴法



區塊遞迴法(Block Iterative Method; BIM)主要是將一高維度的向量搜尋，改為多個低維度的區塊向量搜尋並加以遞迴，令 J 為我們考慮的子通道個數，我們先將其等分為 I 組(為簡單起見我們令 J 可以整除 I)，每組內的子通道個數因此降為 L ，而 $L=J/I$ 。我們以每組為一區塊依序做最佳解的搜尋，每一組搜尋完畢後只保留該組的最佳解，從第一組到第 I 組做完後，可以再從頭做起，形成一個迴圈。令 QAM 的星狀點有 Q 個，則對一次遞迴的搜尋我們有 $I \times Q^L$ 的組合。BIM 的流程圖如圖 4.1 所示，傳送端的資料先經過對應器(mapping)產生符元，再經過 OFDM 調變產生 OFDM 符元，利用(3.1)、(3.2)式將訊號拆解成兩個固定波包的訊號後，加上 CP。在接收端得到初始判定後，利用(3.29)、(3.34)可得較差的 J 個通道，將這 J 個通道分成 I 組，每組內的子通道個為 L 。首先做第一組最佳解搜尋，將 Q^L 種組合放入該 L 個子通道中，將這 Q^L 種組合轉至時域訊號後分別利用(3.1)、(3.2)式將訊號拆解成兩個固定波包的訊號，再利用 DFT 將其轉成頻域訊號後，利用式(3.28)、(3.30)求得最佳解，在求解時其他子通道的訊號是使用其最佳的判

定值。接著再做第二組之最佳解搜尋，方式如上所述，將 I 組做完後，可再從第一組做最佳解搜尋，形成一迴圈，最後在解映射(demapping)轉回二元(binary)訊號。

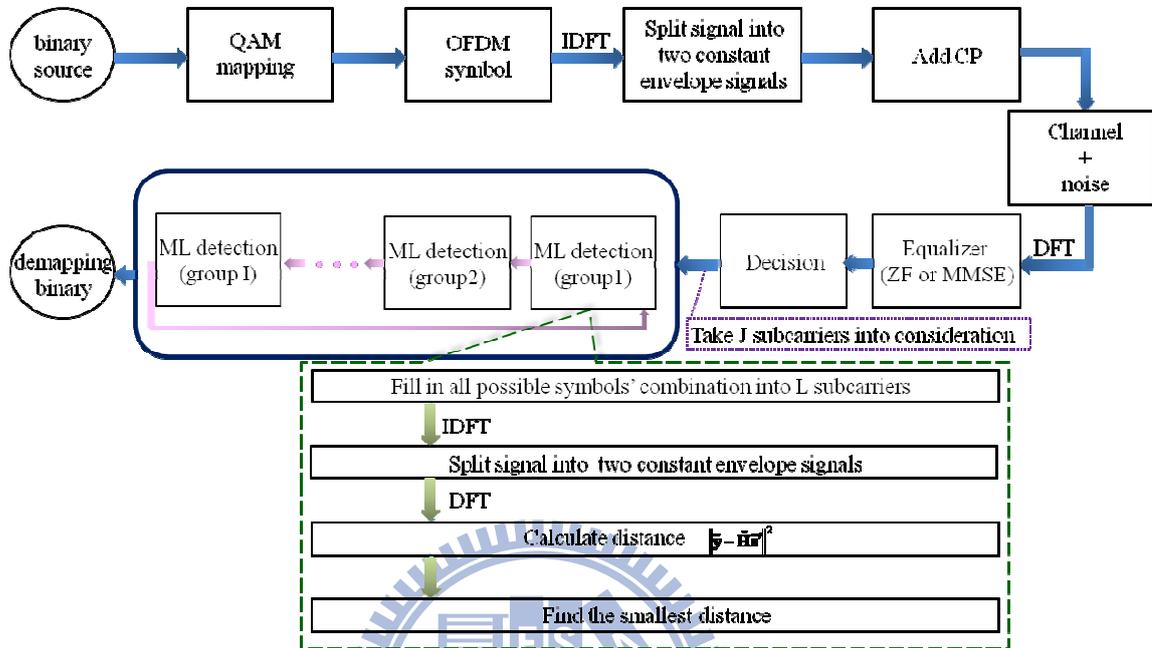


圖4.1 區塊遞迴法流程圖

4.2 前置編碼法(Precoding Method; PM)

4.2.1 前置編碼

如果可能錯誤的子通道(納入 ML 運算的子通道)可以回傳至傳送端的話，我們可以在傳送端對可能錯誤的子通道進行子通道間的前置編碼，如此一來在接收端所看到編碼後的子通道就形成一 MIMO 系統，我們因此可以利用高效率的球面解碼(sphere decoding; SD)或 K-best(KB)演算法[14-15]進行 MIMO 的 ML 偵測求取一組可能解的候選對象(candidates)，再將這些選對象帶入(3.27)中求取 LINC-OFDM 的 ML 解，由於候選對象的數量通常不多，因此可以有效的降低 ML 的運算量。跟遞迴法一樣，令 J 為我們考慮的子通

道個數，我們先將其等分為 I 組，每組內的子通道個數因此降為 $L=J/I$ ，我們針對每組做前置編碼，數學表示式如下述。令 $\tilde{\mathbf{x}}$ 為某一組的傳送向量(在頻域)，編碼矩陣為 \mathbf{H} ， $\tilde{\mathbf{y}}$ 為接收到的向量(在頻域)，則我們有下列的關係式：

$$\tilde{\mathbf{y}} = \mathbf{F}\mathbf{C}\mathbf{F}^H\mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{v} = \tilde{\mathbf{C}}\mathbf{H}\tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{v} \quad (4.1)$$

上式中 \mathbf{F} 為 DFT 矩陣， \mathbf{C} 為時域之通道矩陣， $\tilde{\mathbf{C}}$ 為頻域之通道矩陣(對角矩陣)， \mathbf{v} 為雜訊向量。將 $\tilde{\mathbf{C}}\mathbf{H}$ 視為一矩陣， $\tilde{\mathbf{x}}$ 與 $\tilde{\mathbf{y}}$ 可視為一 MIMO 系統的輸入與輸出，在此維度為 $L \times 1$ 。為簡單起見我們使用 Hadamard [13] 矩陣當做是前置編碼矩陣，Hadamard 矩陣的產生方式如下：

$$\mathbf{H}_1 \triangleq \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\mathbf{H}_n = \mathbf{H}_1 \otimes \mathbf{H}_{n-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{n-1} & \mathbf{H}_{n-1} \\ \mathbf{H}_{n-1} & -\mathbf{H}_{n-1} \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

以 $L=4$ 為例，Hadamard 矩陣為

$$\mathbf{H}_2 = \mathbf{H}_1 \otimes \mathbf{H}_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_1 & \mathbf{H}_1 \\ \mathbf{H}_1 & -\mathbf{H}_1 \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{4}} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

在接收端我們可以先利用 MMSE 或 ZF 等化器在每一子載波得到一估測值，然後將同一編碼組的估測組結合成一向量此即(4.1)中的 $\tilde{\mathbf{y}}$ ，接者我們可使用 SD 或 KB 的演算法進行候選對象偵測，得到候選對象集合後再將這些可能的候選對象放入對應的子通道做 ML 偵測得到最有可能的解，ML 偵測的運算方式如 3.3、3.4 小節所述。模擬結果請見第五章。

4.2.2 SD 演算法 [10-11]

SD 演算法是目前 MIMO 系統解碼最常用的非線性演算法之一，其演算法是以得到 ML 解為目標，SD 演算法可以有效的減小搜尋空間(search space)以降低運算複雜度。

MIMO 之 ML 解可表示如下：

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{ml}} = \arg \min_{\mathbf{s} \in \Lambda} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 \quad (4.5)$$

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 = \min_{\mathbf{s} \in \Lambda} (\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}})^* \mathbf{H}^* \mathbf{H} (\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}}) + \mathbf{y}^* (\mathbf{I} - \mathbf{H}(\mathbf{H}^* \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^*) \mathbf{y} \quad (4.6)$$

$$\hat{\mathbf{s}} = (\mathbf{H}^* \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^* \mathbf{y} \quad (4.7)$$

其中 $\hat{\mathbf{s}}$ 為搜尋的中心點，和 \mathbf{H} 一樣皆為複數， $(\cdot)^*$ 表示共軛轉置， Λ 是 2^{M_c} 個星座點所代表的柵格(lattice)，由於(4.6)等號右邊的第二項與 \mathbf{s} 無關，因此可將(4.5)改寫成下式：

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{ml}} = \arg \min_{\mathbf{s} \in \Lambda} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 = \arg \min_{\mathbf{s} \in \Lambda} (\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}})^* \mathbf{H}^* \mathbf{H} (\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}}) \quad (4.8)$$

SD 演算法在求解的過程中，最主要是利用系統化的搜尋，刪除可能性低的對象，減少所需觀察的組合數。值得注意的是在 MIMO 系統中，通常我們會假設接收天線數大於等於傳送天線數，以確保具有滿秩的 \mathbf{H} 矩陣。

由前面小節可知，ML 接收器需窮盡搜尋(exhaust search)所有傳送可能產生的複數向量空間，運算複雜度跟傳送天線數以及調變方式呈指數成長關係。SD 演算法在運算複雜度跟錯誤率表現上取得一個平衡點。在搜尋空間中加上一個球面限制，以減低運算複雜度，此球面限制的選取將會影響此球面演算法的運算複雜度及其效能表現。令 r 為球面限制半徑且 $r \geq 0$ ，則搜尋式子可改寫成如下式，而其球面限制示意圖如圖 4-1 所示：

$$(\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}})^* \mathbf{H}^* \mathbf{H} (\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}}) \leq r^2 \quad (4.9)$$

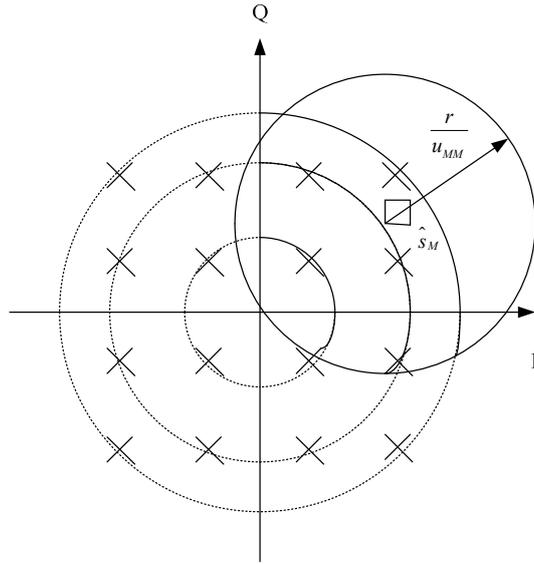


圖4.2 有效點範圍示意圖，16QAM星座圖

由圖 4.2 可知，球面限制能減小搜尋空間。但 SD 演算法的半徑選取是一重要的議題，當半徑選取較大時，最大相似解比較有機會落在搜尋範圍裡，但是會有比較多滿足此半徑限制的符元向量留下，造成搜尋點數的增加；相對的，若半徑選取較小，滿足限制的符元向量有可能沒有包含最佳解。

假設傳送天線等於接收天線，即為 $M \times M$ 之 MIMO 系統，SD 演算法之主要步驟有二，第一：列舉(enumeration)，將可能的星座點代入 \mathbf{s} 中的每個元素，總共需要 M 個元素；第二：計算出 $\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2$ 後，跟球面限制的半徑相比較，判斷是否符合限制。由於 $\hat{\mathbf{s}}$ 為搜尋的中心點，故可能用 $\hat{\mathbf{s}}$ 來進行簡單的列舉。若能再對通道矩陣進行處理可以進一步降低運算的複雜度。

利用 QR 分解(QR decomposition)進一步將通道矩陣 \mathbf{H} 三角化，意即將通道矩陣分解成 $\mathbf{H} = \mathbf{Q}^* \mathbf{U}$ ，其中 \mathbf{U} 為 $M \times M$ 上三角矩陣(upper-triangle matrix)， \mathbf{Q} 為 $M \times M$ 么正矩陣(unitary matrix)。因為 \mathbf{Q} 為單元矩陣，故 $\mathbf{H}^* \mathbf{H} = \mathbf{U}^* \mathbf{Q}^* \mathbf{Q} \mathbf{U} = \mathbf{U}^* \mathbf{U}$ ，以 u_{ii} , $i = 1, \dots, M$ 來表示 \mathbf{U}

中的元素，則(4.16)可以用一代價函數(cost function) $J(\mathbf{s})$ 來表示：

$$\begin{aligned} J &= (\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}})^* \mathbf{U}^* \mathbf{U} (\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}}) \\ &= \sum_{i=1}^M u_{ii}^2 \left| s_i - \hat{s}_i + \sum_{j=i+1}^M \frac{u_{ij}}{u_{ii}} (s_j - \hat{s}_j) \right|^2 \leq r^2 \end{aligned} \quad (4.10)$$

(4.17)將代價函數 J 分成 M 個部份代價(partial cost)的累加。從 $i = M$ 開始，藉由(4.17)可知：

$$u_{MM}^2 (s_M - \hat{s}_M)^2 \leq r^2$$

或

$$\left[\hat{s}_M - \frac{r}{u_{MM}} \right] \leq s_M \leq \left[\hat{s}_M + \frac{r}{u_{MM}} \right] \quad (4.11)$$

當 $i = M - 1$ 時：

$$u_{M-1,M-1}^2 \left| s_{M-1} - \hat{s}_{M-1} + \frac{u_{M-1,M}}{u_{MM}} (s_M - \hat{s}_M) \right|^2 + u_{MM}^2 (s_M - \hat{s}_M)^2 \leq r^2 \quad (4.12)$$

依此類推 $i = M - 2, \dots, 1$ ，由於通道已被上三角化，當下層確定後，上式只與當階層的 s_i 相關，可順利將一個 $M \times 1$ 的多維 \mathbf{s} 向量的搜尋轉化成 M 個階層(layer)的一維搜尋，故可降低運算複雜度，如圖 4.3 所示。

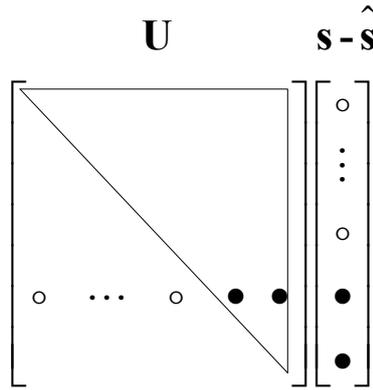


圖4.3 部分代價示意圖

球面解碼的半徑的決定是一重要的議題，在本論文中我們使用通道矩陣的行列式值 (determine) 來做判斷，並且在行列式前再乘上一倍數，不同的倍數會使的更正的效果不同，SD 解碼的半徑越大越能達到如同 ML 偵測之結果並降低錯誤率，但運算複雜度便會提高，模擬結果請見第五章。

4.2.3 KB 演算法

由於 SD 解碼的計算複雜度會隨著通道環境而變化，使得計算複雜度不固定。因此若要維持一定的計算複雜度，可以使用 KB 演算法。KB 演算法與球面解碼的差別在於，SD 解碼是固定半徑但不固定對象的個數，而 KB 演算法是不固定半徑但是固定每一層可能的對象的個數，如圖 4.4。我們一樣利用 QR 分解(QR decomposition)進一步將通道矩陣三角化，如同 SD 解碼從下層開始解，而在每一層我們設定了可能對象的數量上限，在每個維度保持 K 個最佳的點，根據這 K 個最佳的點往下做搜尋，因此計算複雜度就會被限制在 K 個最佳點中。從模擬結果可以看出數量上限對於錯誤率有很大的影響， K 成為 KB 演算法的計算複雜度與錯誤率的取捨(trade-off)。若 K 很大時，較有機會搜尋到 ML 最佳偵測訊號，但相對的計算複雜度會較高；反之，當 K 設定很小時，會造成錯誤率提高，但計算複雜度相對會較低。模擬結果請見第五章。

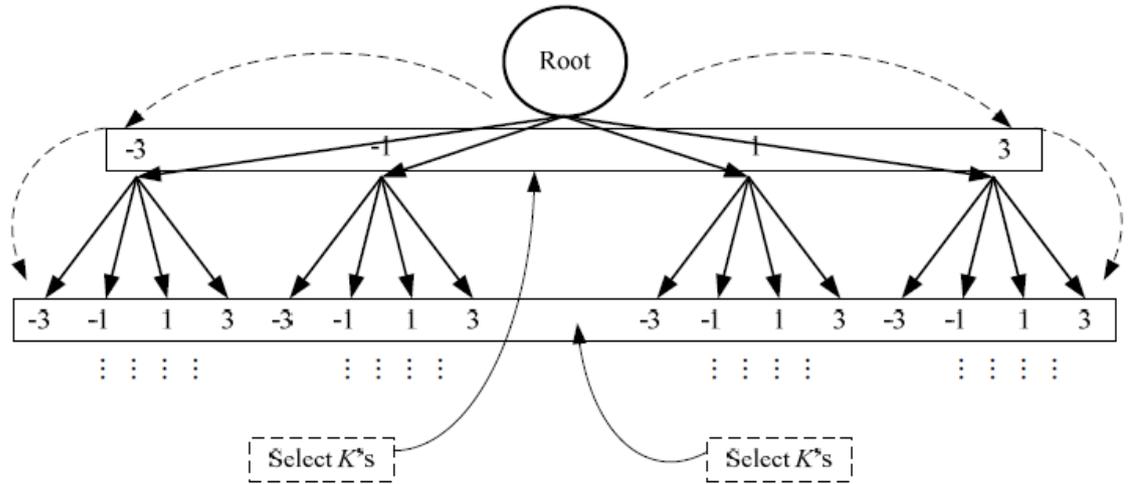


圖4.4 K-best樹狀圖

4.3 符元簡化法

由星座圖來看，我們可以知道相鄰的符元較容易發生錯誤，如某一載波的符元可能發生錯誤，則我們無需考慮所有的可能星狀點，我們可以只將其判斷值和鄰近的符元列為可能的搜尋對象，並將其所有的排列組合放入可能錯誤的子載波中進行 ML 偵測。如此一來搜尋的複雜度也可以大幅的降低，我們稱此法為符元簡化法(Symbol Reduction Method; SRM)。SRM 可自行定義如何取鄰近的符元列為可能的搜尋對象，以我們在模擬中使用 QPSK 調變為例，假設某一子載波收到的符元為第一象限，由於通常相鄰符元較有可能發生錯誤，故我們將第一象限、第二象限、及第四象限的符元都列為該子載波可能的對象，如圖 4.5 所示，假設圖中圓圈內的點為某一子載波收到經判定後的符元，我們可將三角框範圍內的符元列為可能的對象。若調變方式為 16-QAM，可將與判斷值距離小於或等於某一固定值的符元列為可能的搜尋對象，例如圖 4.6 中假設圓圈內的點為某一子載波經判定後的符元，我們可將與該符元距離為二的四個符元及其本身列為可能的對象，如圖 4.6 中菱型框內的符元。在 QPSK 調變中如果我們一次取四個子載波進行 ML 偵測，則此四個子載波有 3^4 種組合，比起原先的 4^4 複雜度降低許多；這對 16-QAM 或 64-QAM 的調變所將低的複雜度更為可觀。

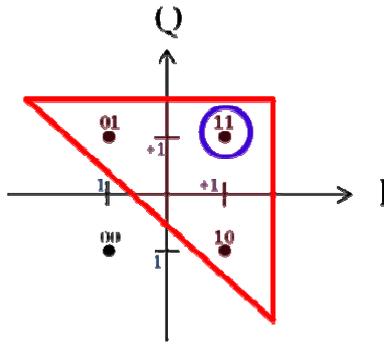


圖4.5 QPSK星座圖

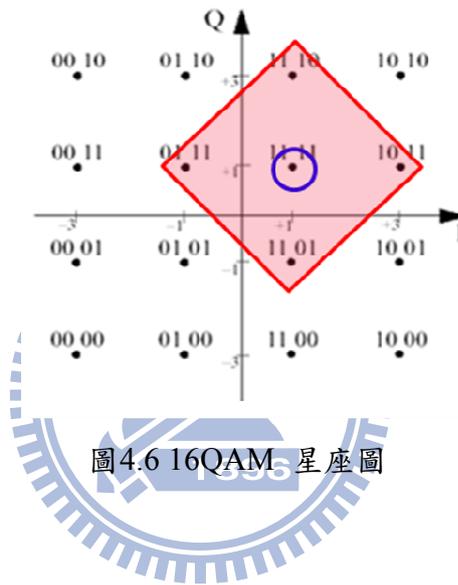


圖4.6 16QAM 星座圖

4.4 各種降低複雜度方式之比較

以乘法數目來當做複雜度的衡量基準，則 ML 偵測器之複雜度為

$$\mathcal{O}((M \times N + M) \cdot P \cdot Q^s) \quad (4.13)$$

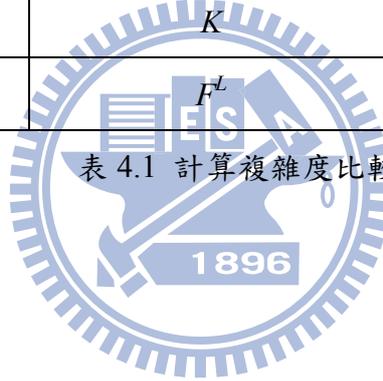
上式中 M 表示傳送天線數目， N 表示接收天線數目， P 為表示一個 OFDM 符元之子載波數目， Q 表示為調變的 QAM 數， s 則表示為傳送訊號的維度，即為資料流的數目。

由於我們使用之各種降低複雜度的方法，只有在候選對象之數目差異，故只需比較各種方法所取的候選對象之數目即可。

最後我們將上面的結果整理如表 4.1，如前面所述， J 為可能錯誤的子通道數目，將其分成 I 組分別進行 ML 偵測，則每一組中有 L 個子通道，並假設 Q 為其 QAM 數， D 為前置編碼法-球面解碼(PM-SD)搜尋到的候選對象數目， K 則為前置編碼法-K-best (PM-KB)方法每一層解碼時所固定的候選對象數目，而 F 為利用 SRM 每一個子載波可能的搜尋對象數目，所以 L 個子載波有 F^L 個搜尋對象數目。

	L 個子載波可能的對象	J 個子載波可能的對象
最佳解法		Q^J
BIM	Q^L	$I \times Q^L$
PM-SD	D	$I \times D$
PM-KB	K	$I \times K$
SRM	F^L	$I \times F^L$

表 4.1 計算複雜度比較



第五章 模擬結果

在本章的模擬中，我們使用 QPSK 調變方式，並分別針對 2×1 LINC-OFDM 系統以及 2×2 LINC-OFDM 系統做模擬，以評估我們所提的演算法的效能。我們利用[17]中 SUI 的相關通道模型做為模擬中的通道，在 2×1 系統中我們將傳送天線的相關係數設為 0.99。而在 2×2 系統中傳送天線的相關係數為 0.9，接收天線的相關係數則一律設為 0.1，這種設定表示兩根傳送天線距離比較靠近而接收天線距離較遠。

5.1 2×1 系統模擬結果

圖 5.1 所顯示的是在 2×1 的 LINC-OFDM 系統中分別利用 ZF 與 MMSE 等化器的效能比較圖，在圖中，我們用 LINC-OFDM- 2×1 -ZF 與 LINC-OFDM- 2×1 -MMSE 表示之，從圖中我們可以看出利用 ZF 等化器較 MMSE 等化器效果好，這可能是因為(3.10)裡的一些期望值估計的不準確所致。因此在 2×1 系統的 ML 估計，我們均使用 ZF 等化器做為得到初始判斷值。此外，我們也模擬傳統的 OFDM 系統的效能以作為比較用，傳統的 OFDM 使用一根天線傳送一根天線接收，即單輸入單輸出(Single input single output; SISO)的系統，接收端使用純量的 ZF 等化器，在圖 5.1 中我們以 CONV-OFDM- 1×1 -ZF 來表示此系統。在 LINC-OFDM 系統中我們取兩個子通道及五個子通道經過 ZF 等化器後做 ML 估計，並只有一次遞迴，分別以 LINC-OFDM- 2×1 -ZF-2SC-R1 及 LINC-OFDM- 2×1 -ZF-5SC-R1 表示，從圖 5.2 顯示 ML 估計中群組大小的效能，群組越大就有越多子通道一起搜尋，因而會有更好的效果，但也會使得計算複雜度提高。

圖 5.3 是將子通道如表 5.1 所述的方式分組，經過 ZF 等化器後採用 BIM 做 ML 估計，在模擬中我們一次取五個子通道進行 ML 偵測，共取十五個子通道做更正，並反覆做一次，即遞迴次數為兩次。我們可以將這十五個子載波分成三部分，分別對五個子載

波做搜尋後，在對另外五個子載波做 ML，以此類推。這樣做一次的遞迴，只需考慮 3×4^5 種可能的組合。詳細的動作如下所述，首先我們挑選五個子通道，則可能正確的 OFDM 符元共有 4^5 種組合，將這些 OFDM 符元向量經過 IDFT 後得到的時域訊號，利用式(3.1)、(3.2)分解成兩個固定波包的訊號，再將其經過 DFT 轉成頻域訊號，由式(3.16)計算出所有可能符元向量組合經過通道與接收向量之間的距離，並選出距離最小之解即為此五個子通道之 ML 解。將此五個子通道 ML 偵測之結果固定，接著再取另五個子通道放入可能正確的 OFDM 符元組合，同樣共有 4^5 種組合，如前所述，可得另一組符元，此為十個子通道分兩次進行 ML 偵測後的符元，使用相同的程序可以再做另五個子通道的 ML 偵測。接著，我們可遞迴再做一次 ML 偵測，即將第一回做完十五個子通道分三次做 ML 偵測的結果之 OFDM 符元，再反覆取五個子通道做 ML 偵測，進行第二次十五個子通道的 ML 偵測。至於分組的方法有很多種，在模擬中我們使用的如表 5.1 所列的五種分組方式進行兩次遞迴之模擬，在圖中我們以 LINC-OFDM-2×1-BIM-T1 至 T5 表示之。從模擬結果，可看出 Type1 的組合方式能使得錯誤率有最好的效果，因此在 2×1 的 LINC-OFDM 系統的模擬，我們先將子載波依通道的狀況從好到壞排序，接者以表(5.1)中的 Type1 進行各種降低複雜度的模擬。

Type1	First time		
	Group1	Group2	Group3
	1、2、3、4、5	6、7、8、9、10	11、12、13、14、15
	Recursive		
	Group1	Group2	Group3
	1、2、3、4、5	6、7、8、9、10	11、12、13、14、15
Type2	First time		
	Group1	Group2	Group3
	1、2、3、4、5	6、7、8、9、10	11、12、13、14、15
	Recursive		
	Group1	Group2	Group3
	1、4、7、10、13	2、5、8、11、14	3、6、9、12、15
Type3	First time		
	Group1	Group2	Group3
	6、7、8、9、10	1、2、3、4、5	11、12、13、14、15
	Recursive		
	Group1	Group2	Group3
	6、7、8、9、10	1、2、3、4、5	11、12、13、14、15
Type4	First time		
	Group1	Group2	Group3
	6、7、8、9、10	11、12、13、14、15	1、2、3、4、5
	Recursive		
	Group1	Group2	Group3
	6、7、8、9、10	11、12、13、14、15	1、2、3、4、5
Type5	First time		
	Group1	Group2	Group3
	1、4、7、10、13	2、5、8、11、14	3、6、9、12、15
	Recursive		
	Group1	Group2	Group3
	1、4、7、10、13	2、5、8、11、14	3、6、9、12、15

表 5.1 區塊解碼法(BIM)之五種模擬分組方式

圖 5.4 至 5.10 是各種降低複雜度的模擬結果，我們也使用 QPSK 做為調變方式，為了配合 Hadamard 矩陣的維度，我們一次取四個子通道做 ML 偵測。且均採用 Type1 的

方式做為子通道的組合方法，但在此我們採十六個子通道來做 ML 偵測，故為一至四、五至八、九至十二、十三至十六分成四組。為了方便比較模擬結果，我們只畫出第一回分四次做完 ML 偵測之十六個子通道的模擬結果及第二回分四次做完 ML 偵測之十六個子通道的模擬結果，即遞迴次數一與遞迴次數為二的結果，以 LINC-OFDM-2×1-BIM-R1 與 LINC-OFDM-2×1-BIM-R2 表示之。此外，在圖 5.4 我們另外也模擬了遞迴次數為三的結果，以 LINC-OFDM-2×1-BIM-R3 表示，從模擬結果可看出，遞迴次數為二及三結果近似，因此後面在模擬其他降低複雜度的方法時，我們僅顯示遞迴次數為一及遞迴次數為二的結果。

圖 5.5 是經過 ZF 等化器後採用 PM-SD 做 ML 估計，半徑設定為 Hadamard 矩陣行列式值的 10 倍，遞迴次數為一及遞迴次數為二之結果，以 LINC-OFDM-2×1-PM-SD($r=10$)-R1 及 LINC-OFDM-2×1-PM-SD($r=10$)-R2 表示之。圖 5.6 則是 PM-SD 半徑設定為 Hadamard 矩陣行列式值的 20 倍，遞迴次數為一及遞迴次數為二之模擬，故以 LINC-OFDM-2×1-PM-SD($r=20$)-R1 及 LINC-OFDM-2×1-PM-SD($r=20$)-R2 表示。圖 5.7 是經過 ZF 等化器後採用 PM-KB 做 ML 估計， K 設定為 25，並分別遞迴一次及兩次之模擬，以 LINC-OFDM-2×1-PM-KB($K=25$)-R1 與 LINC-OFDM-2×1-PM-KB($K=25$)-R2 表示之。圖 5.8 則是 PM-KB， K 設定為 100 之遞迴一次、兩次之模擬，分別以 LINC-OFDM-2×1-PM-KB($K=100$)-R1 與 LINC-OFDM-2×1-PM-KB($K=100$)-R2 表示

從圖 5.5 及圖 5.7 模擬結果可以看出，當 PM-SD 半徑設定為 Hadamard 矩陣行列式值的 10 倍之模擬結果與利用 PM-KB 方式解碼， K 設定為 25，即每一級留下 25 個可能的對象之錯誤率相近，PM-SD 在這樣的模擬下，平均每次會搜尋到 110 個候選對象，約為使用 PM-KB 方法搜尋候選對象數目之五倍。而由圖 5.6 及圖 5.8 模擬可看出 PM-SD，半徑設定為 Hadamard 矩陣行列式值的 20 倍之模擬結果與利用 PM-KB 方式解碼， K 設定 100 的錯誤率相近，此時 PM-SD 平均有 220 個可能的對象。

圖 5.9 是經過 ZF 等化器後採用 SRM 做 ML 估計之模擬結果，利用 QPSK 調變方式，以 LINC-OFDM-2x1-SRM-R1 與 LINC-OFDM-2x1-SRM-R2 分別表示遞迴一次及兩次之結果。每一個經過等化器及判別後的符元，我們定義將此符元及其相鄰的兩個符元列為可能的對象，故符元簡化法每四個子載波會有 81 種可能的對象，較 PM-KB 方式， K 設定為 100 時的效能略好，但運算複雜度較低。圖 5.10 為將以上各種降低複雜度的方法之遞迴次數為二的模擬結果，可看出利用 BIM-ML 可以得到最好的效果，但也為所有方法中之最高複雜度，SRM-ML 方法次之，且複雜度較低，因其四個子載波只有 81 個可能的對象，較 PM-Kbest， P 設定為 100 時更少。表 5.2 為 LINC-OFDM 2x1 系統，利用 QPSK 調變，取 16 個子載波分成四組進行 ML 估計之可能的對象數目比較表，PM-SD 之半徑設定為 Hadamard 矩陣行列式值的 20 倍，而 PM-KB 之 K 設定為 100。

	4 個子載波可能的對象	16 個子載波可能的對象
最佳解法	-	4,294,967,296
BIM	256	1,024
PM-SD	220	880
PM-KB	100	400
SRM	81	324

表 5.2 LINC-OFDM 2x1 系統各種降低複雜度之模擬結果比較

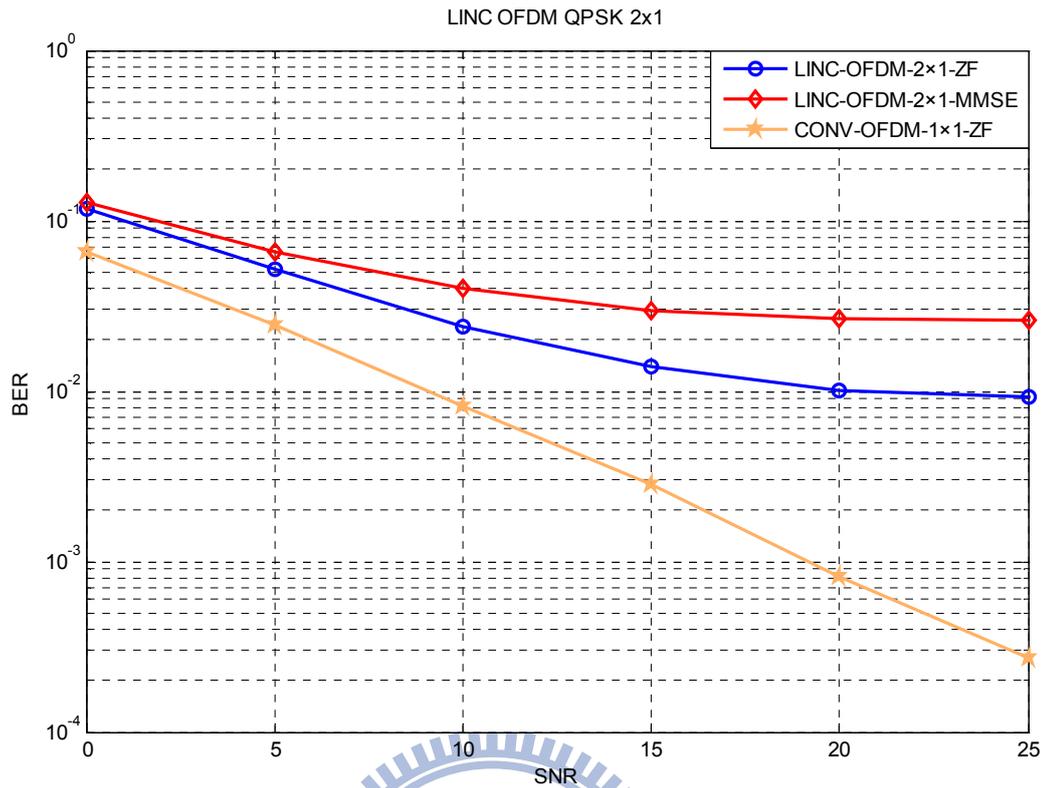


圖 5.1 LINC-OFDM 2×1 系統 ZF 等化器與 MMSE 等化器比較

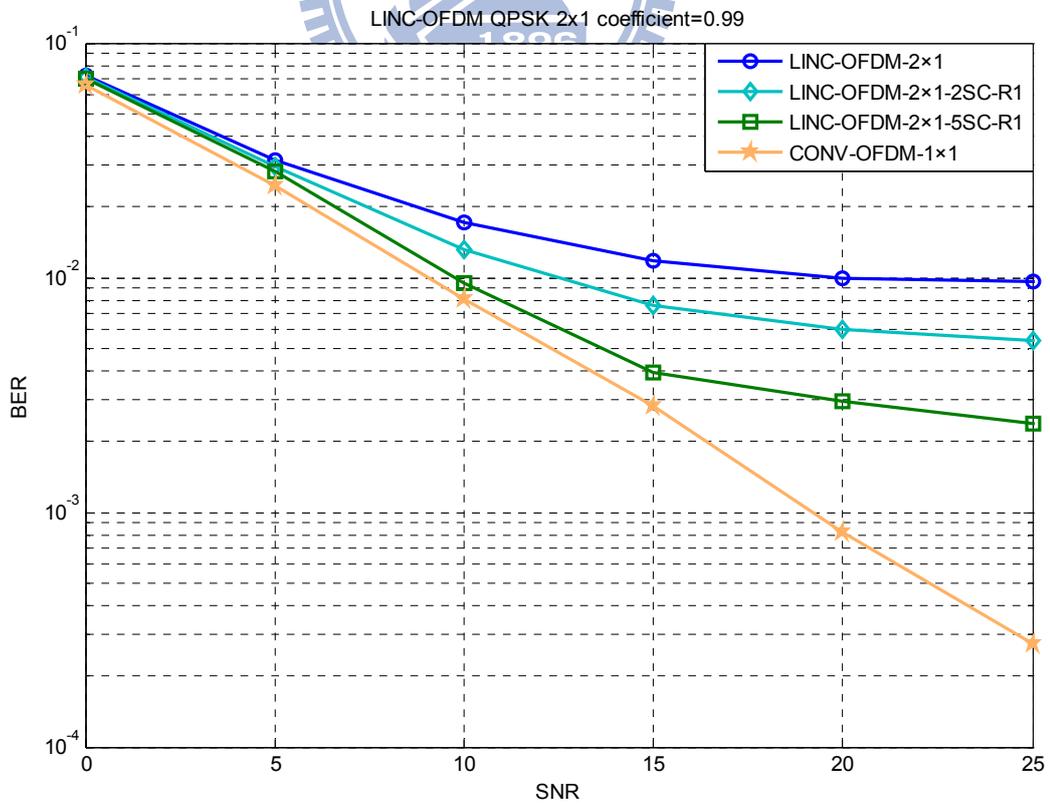


圖 5.2 LINC-OFDM 2×1 系統經 ZF 等化器，兩個及五個最差的子通道做 ML 估計之比較

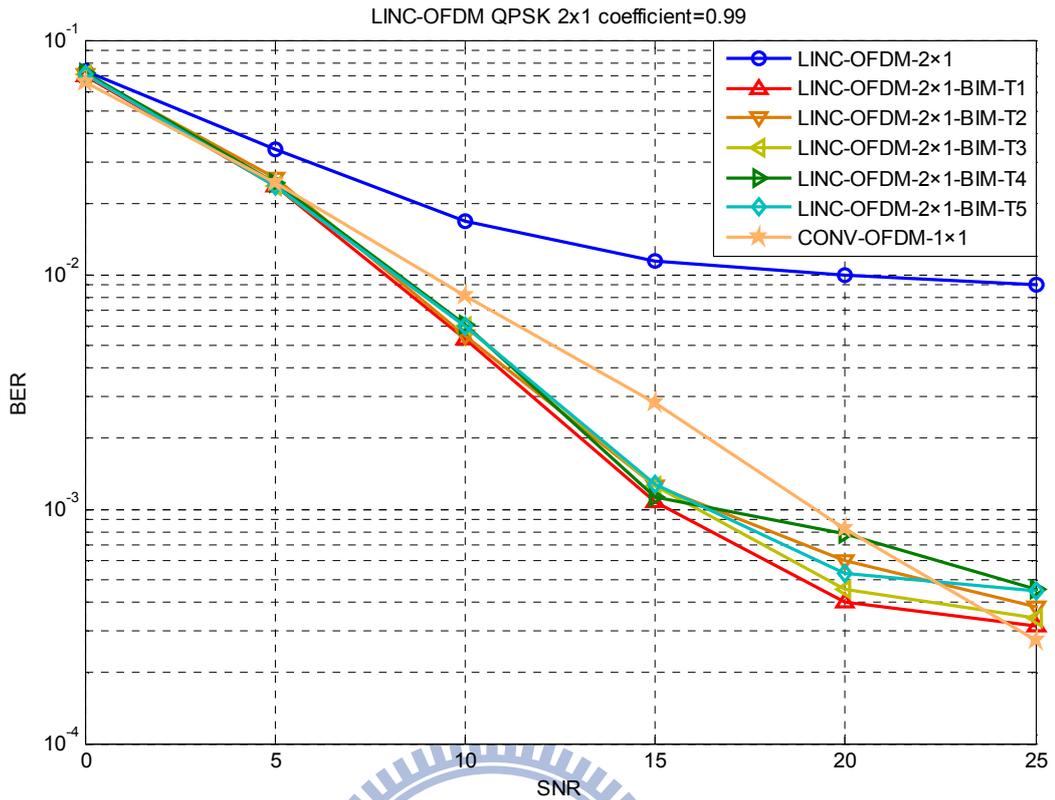


圖 5.3 LINC-OFDM 2x1 系統經 ZF 等化器，BIM-ML 估計 Type1 至 Type5 之遞迴兩次模擬

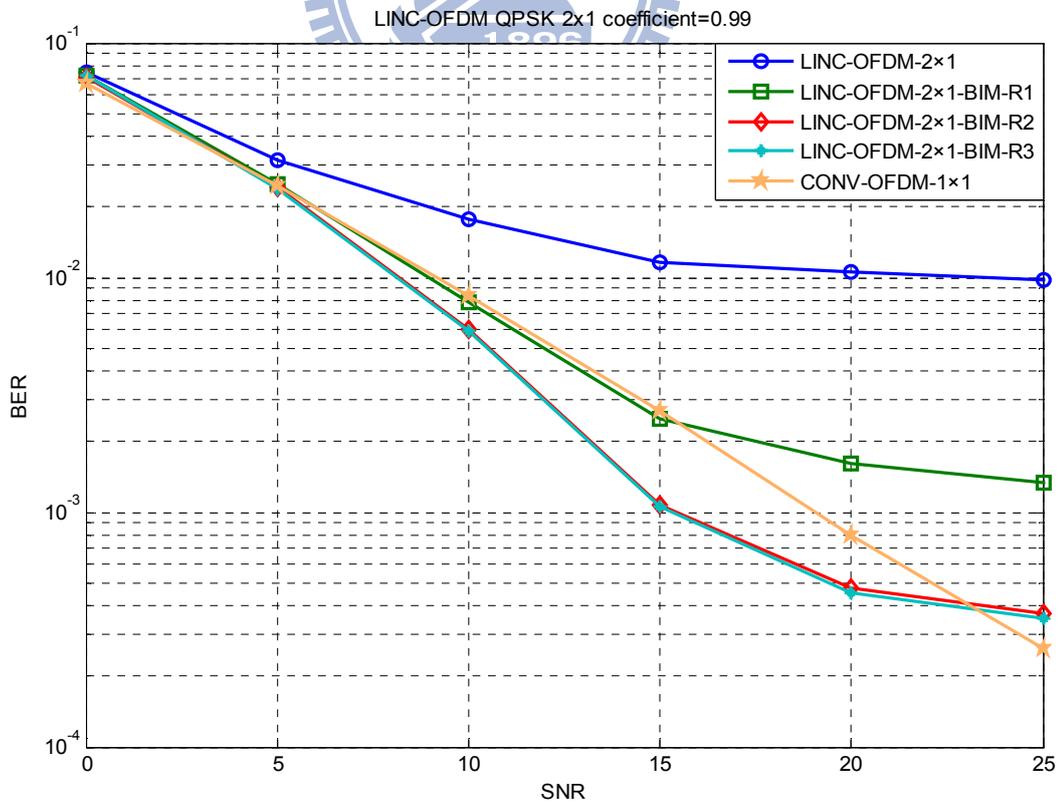


圖 5.4 LINC-OFDM 2x1 系統經過 ZF 等化器，BIM-ML 估計之模擬結果

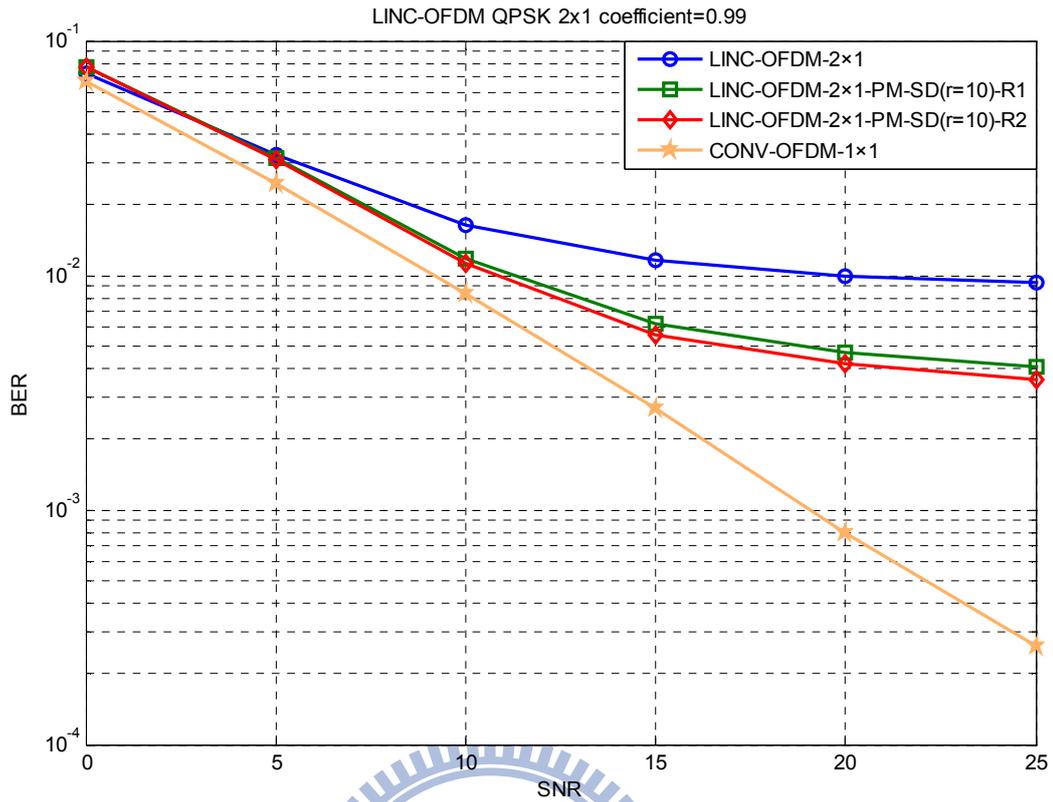


圖5.5 LINC-OFDM 2×1系統經過ZF等化器，PM-SD-ML估計之模擬結果(r=10)

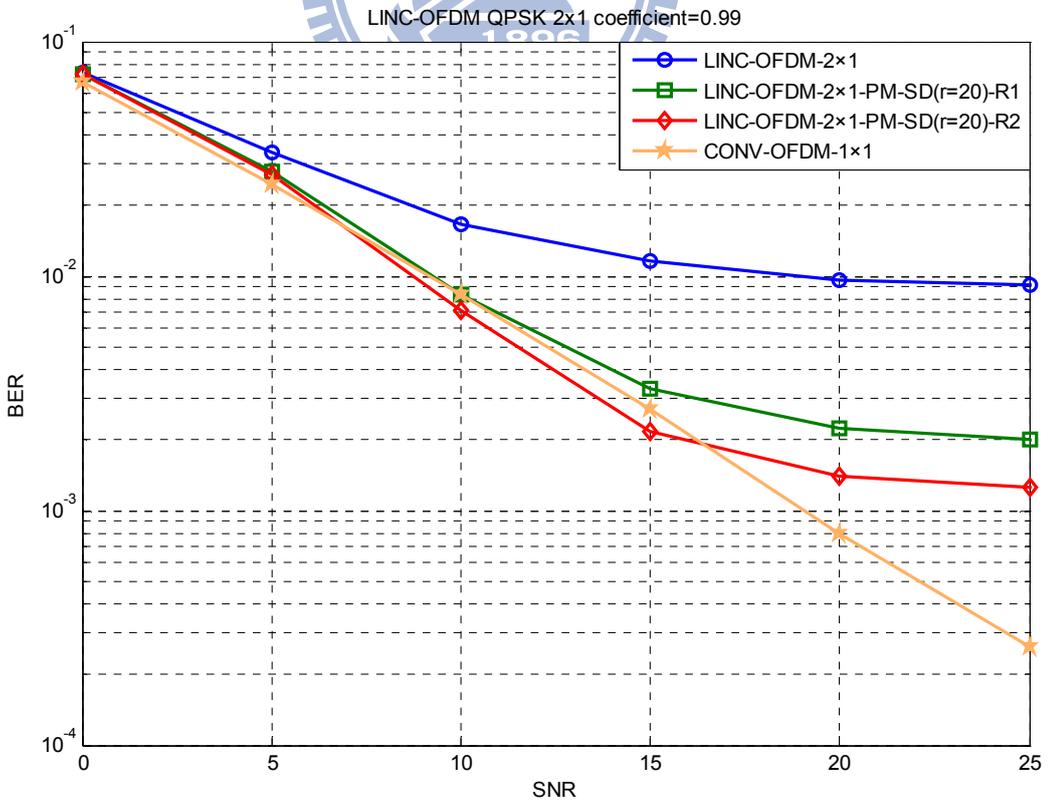


圖5.6 LINC-OFDM 2×1系統經過ZF等化器，PM-SD-ML估計之模擬結果(r=20)

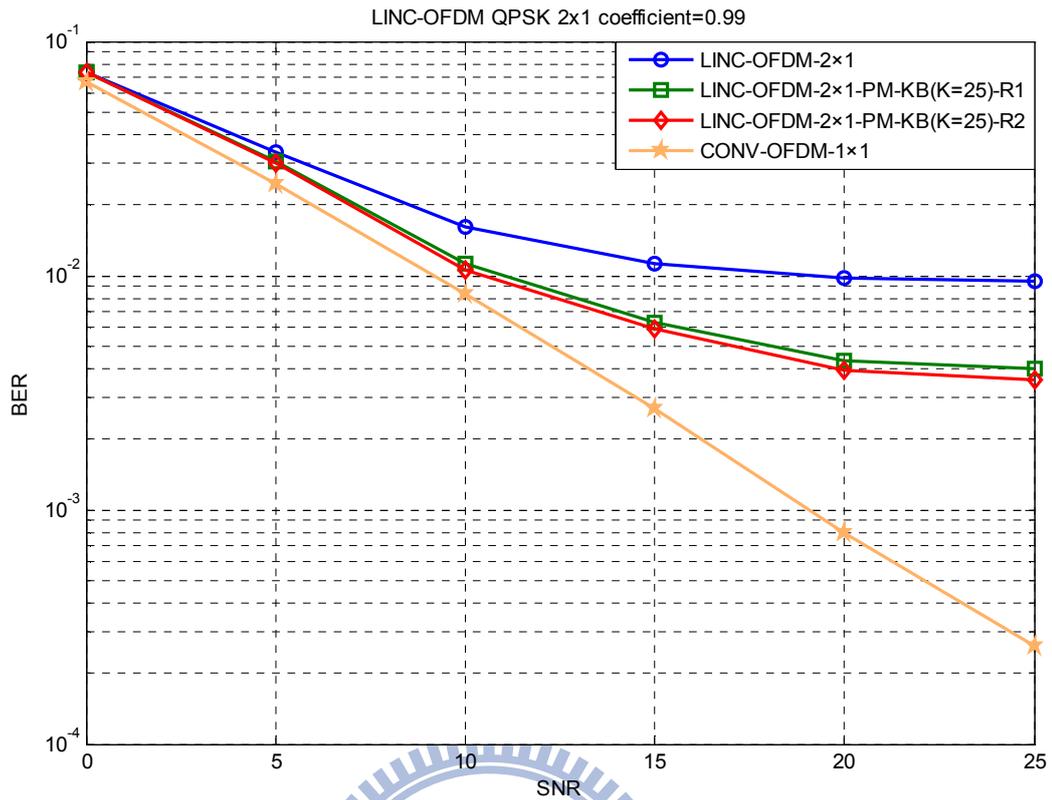


圖5.7 LINC-OFDM 2×1系統經過ZF等化器，PM-KB-ML估計之模擬結果(K=25)

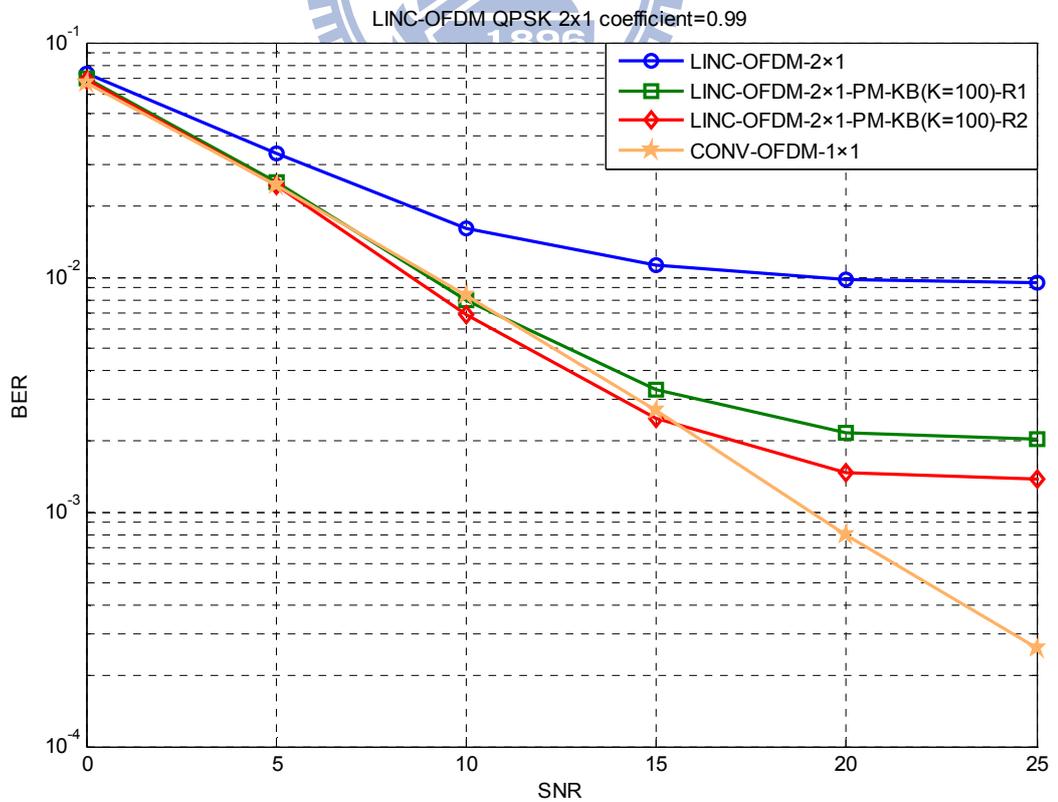


圖5.8 LINC-OFDM 2×1系統經過ZF等化器，PM-KB-ML估計之模擬結果(K=100)

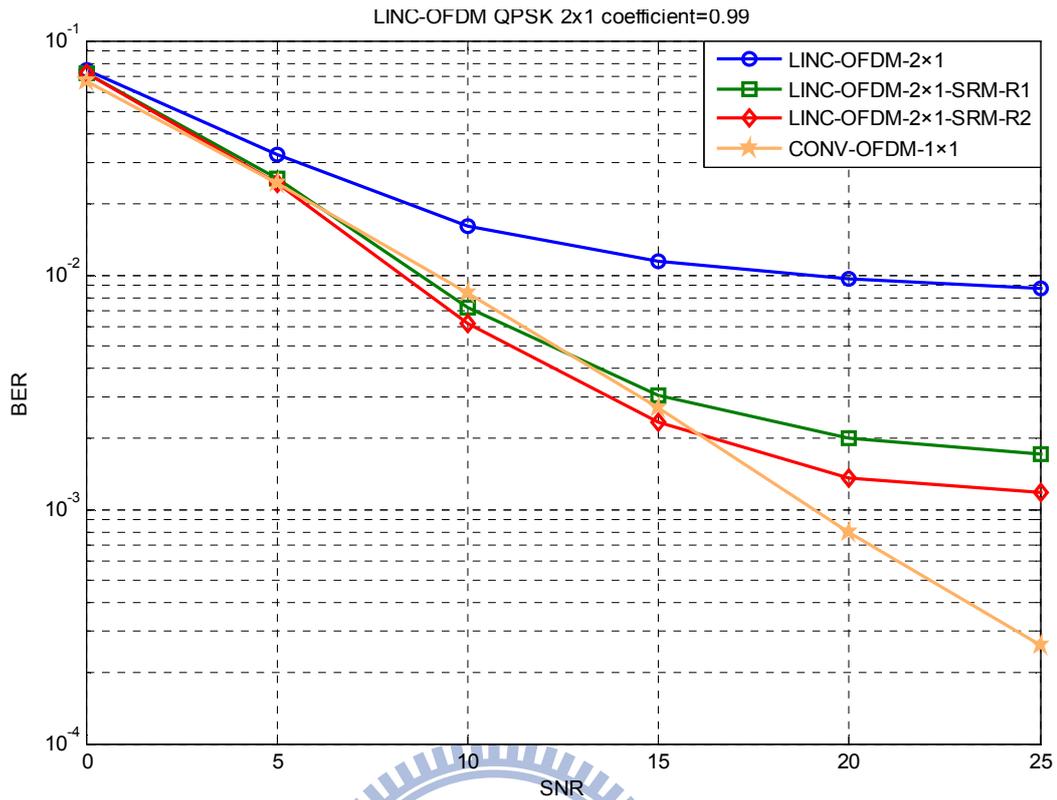


圖5.9 LINC-OFDM 2×1系統經過ZF等化器，SRM-ML估計之模擬結果

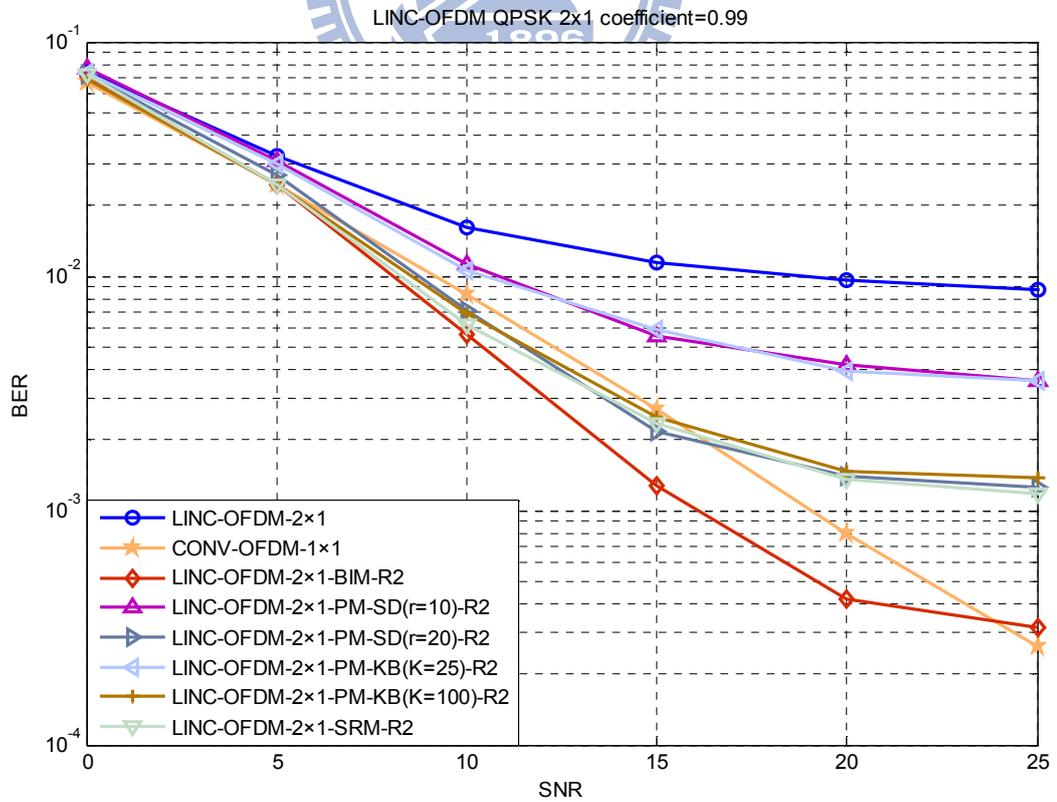


圖5.10 LINC-OFDM 2×1系統經過ZF等化器，各種降低複雜度之模擬結果比較圖

5.2 2×2 系統模擬結果

2×2 系統的模擬條件與 5.2 小節之 2×1 LINC-OFDM 系統相同，在圖中我們分別以 LINC-OFDM-2×2-ZF 與 LINC-OFDM-2×2-MMSE 表示 ZF 和 MMSE 的等化作法。由圖 5.11 可知，在 2×2 LINC-OFDM 系統，接收端觀測值之獲得方式由 MMSE 等化器較 ZF 等化器效果好，因此在後面的模擬時我們使用 MMSE 等化器，並與傳統 OFDM 系統使用一根天線傳送兩根天線接收，即單輸入多輸出(Single input multiple output; SIMO)的傳輸經 MMSE 等化器之結果做比較，我們以 CONV-OFDM-1×2-MMSE 表示此傳統的作法。圖 5.12 的模擬方式與 5.2 小節所述 2×1 的模擬方式相同，也利用表 5.1 的分組方式，將經過 MMSE 等化器做判別後的 OFDM 符元採用 BIM 做 ML 估計，一次取五個子通道進行 ML 偵測，共取十五個子通道做更正，並再反覆做一次，即遞迴次數為兩次，在圖中我們以 LINC-OFDM-2×2-BIM-T1 至 T5 表示。從圖 5.12 可看出，在 2×2 系統利用 MMSE 做為等化器也是 Type1 的方式能使得錯誤率最低。

圖 5.13 至圖 5.17 是各種降低複雜度的方式模擬結果，同樣的，在此也使用 QPSK 做為調變方式，因配合 Hadamard 矩陣的維度，一次取四個子通道做 ML 偵測，均採用 Type1 的方式做為子通道的組合方法；共取十六個子通道來做 ML 偵測，故為一至四、五至八、九至十二、十三至十六分成四組。我們只畫出第一回分四次做完 ML 偵測之十六個子通道的模擬結果及第二回分四次做完 ML 偵測之十六個子通道的模擬結果，即遞迴次數一與遞迴次數為二的結果，以 LINC-OFDM-2×2-BIM-R1 與 LINC-OFDM-2×2-BIM-R2 表示之。

圖 5.14 是經過 MMSE 等化器後採用 PM-SD 做 ML 估計，半徑設定為 Hadamard 矩陣行列式值的 10 倍，遞迴次數為一及遞迴次數為二之結果，以 LINC-OFDM-2×2-PM-SD($r=10$)-R1 及 LINC-OFDM-2×2-PM-SD($r=10$)-R2 表示。圖 5.15 則是 PM-SD，半徑設定

為 Hadamard 矩陣行列式值的 20 倍，遞迴次數為一及遞迴次數為二之結果，故以 LINC-OFDM-2x2-PM-SD($r=20$)-R1 及 LINC-OFDM-2x2-PM-SD($r=20$)-R2 表示。圖 5.16 是經過 MMSE 等化器後採用 PM-KB 做 ML 估計， K 設定為 40，並分別遞迴一次及兩次之模擬，以 LINC-OFDM-2x2-PM-KB($K=40$)-R1 與 LINC-OFDM-2x2-PM-KB($K=40$)-R2 表示。圖 5.17 則是 PM-KB， K 設定為 100 之遞迴一次、兩次之模擬，分別以 LINC-OFDM-2x2-PM-KB($K=100$)-R1 與 LINC-OFDM-2x2-PM-KB($K=100$)-R2 表示

從圖 5.14 與圖 5.16 的模擬可看出，當 PM-SD 半徑設定為 Hadamard 矩陣行列式值的 10 倍時，其模擬結果與利用 PM-KB 方式解碼且 K 設定為 40 時相近。PM-SD 在這樣的模擬下，平均每次會搜尋到 160 個候選對象。從圖 5.15 與圖 5.17 可知使用 PM-SD 方法且半徑設定為 Hadamard 矩陣行列式值的 20 倍之效能與利用 PM-KB 方法且 K 設定 100 的相近，此時 PM-SD 平均有 230 個可能的對象。圖 5.18 則是經過 MMSE 等化器後採用 SRM 做 ML 估計之模擬結果，以 LINC-OFDM-2x2-SRM-R1 與 LINC-OFDM-2x2-SRM-R2 分別表示遞迴一次及兩次之結果，利用 QPSK 調變方式，每一個經過等化器及判別後的符元，我們將此符元及其相鄰的兩個符元列為可能的搜尋對象，故符元簡化法每四個子載波會有 81 種可能的對象。

表 5.3 是將模擬所得到的數據帶入表 4.1 之通式所得到之可能對象數目之比較。圖 5.19 則是將各種降低複雜度方式的模擬結果放在一起做比較。從模擬結果可看出，BIM-ML 亦有最好的效果，但為我們提出的三種降低複雜度方法中之複雜度最高的方法。在 2×2 系統的模擬 BIM-ML 每四個子通道有 4^4 種可能的組合，故十六個子通道共有 4×4^4 種可能的組合，而當 PM-SD 的半徑設為 20 倍 Hadamard 矩陣行列式值時，在 2×2 的系統中，每四個子載波的平均可能的候選對象約有 230 個，而 PM-KB 之 K 設定為 100。

	四個子載波可能的對象	十六個子載波可能的對象
最佳解法	-	4,294,967,296
BIM	256	1,024
PM-SD	230	920
PM-KB	100	400
SRM	81	324

表 5.3 LINC-OFDM 2×2 系統各種降低複雜度之模擬結果比較

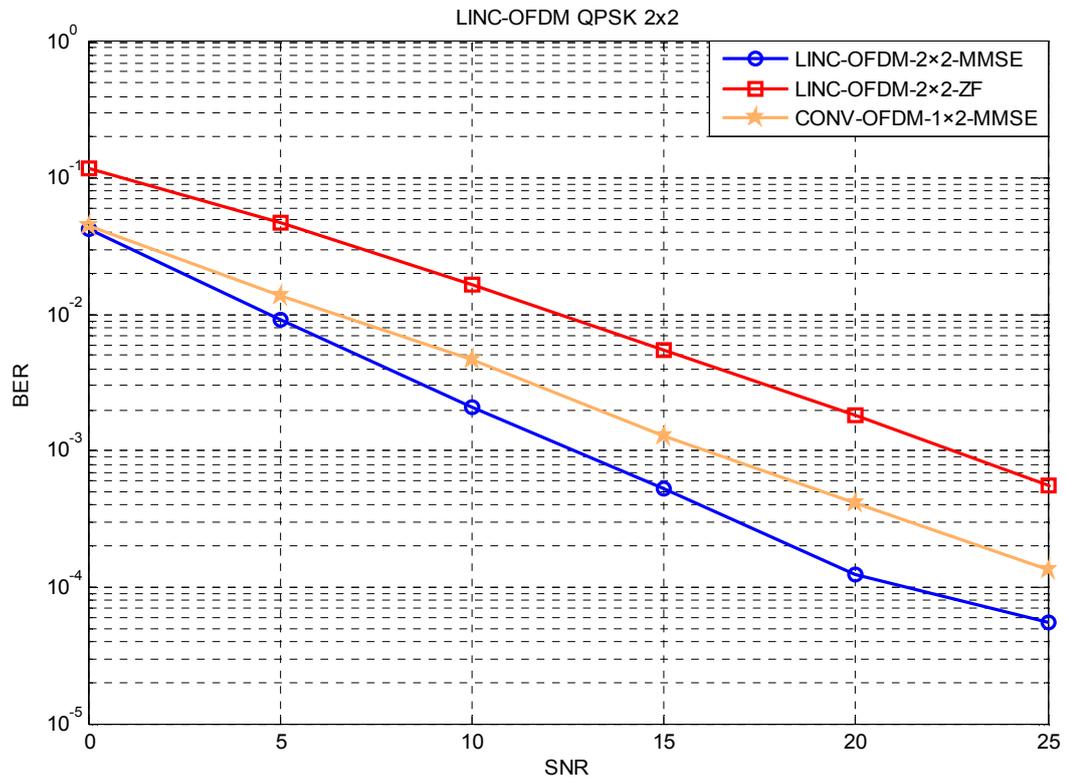


圖5.11 LINC-OFDM 2×2系統經過ZF與MMSE等化器之模擬比較

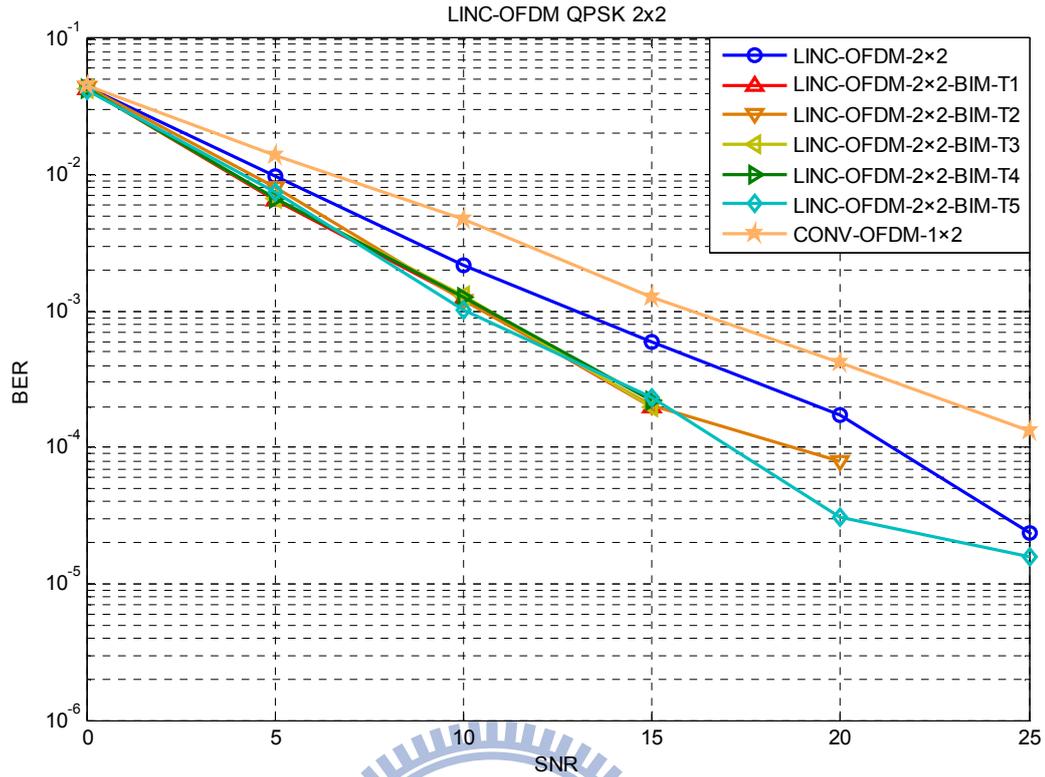


圖5.12 LINC-OFDM 2x2系統經MMSE等化器，BIM-ML估計Type1至Type5遞迴兩次模擬

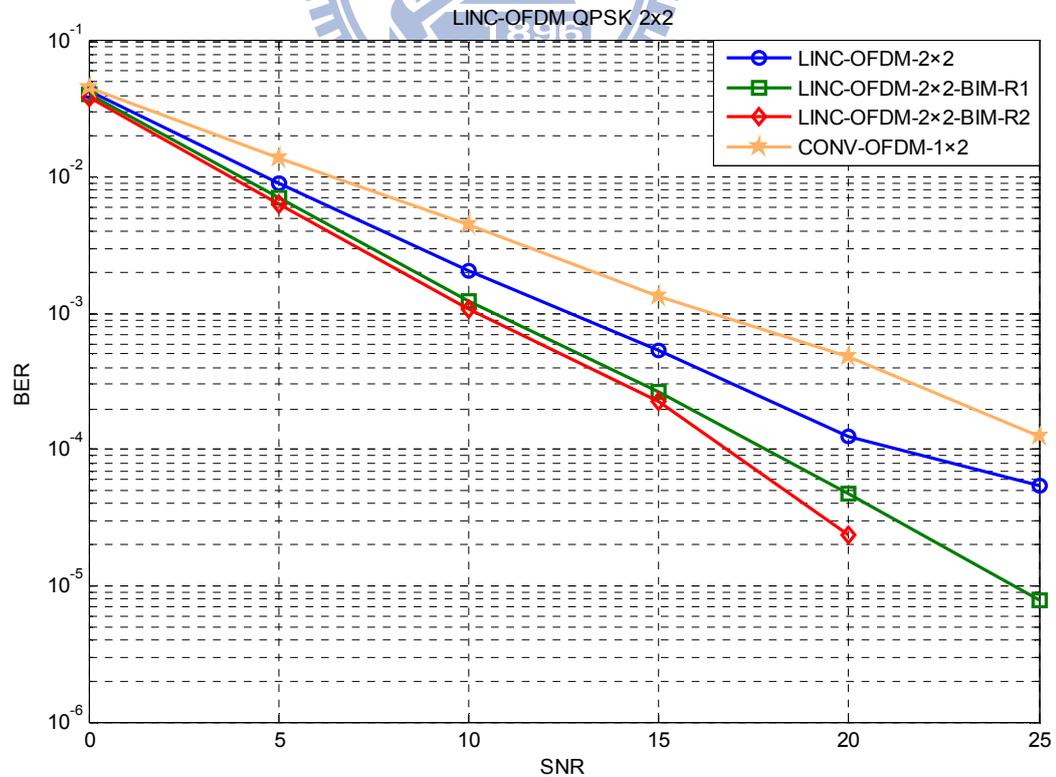


圖5.13 LINC-OFDM 2x2系統MMSE等化器，BIM-ML估計之模擬結果

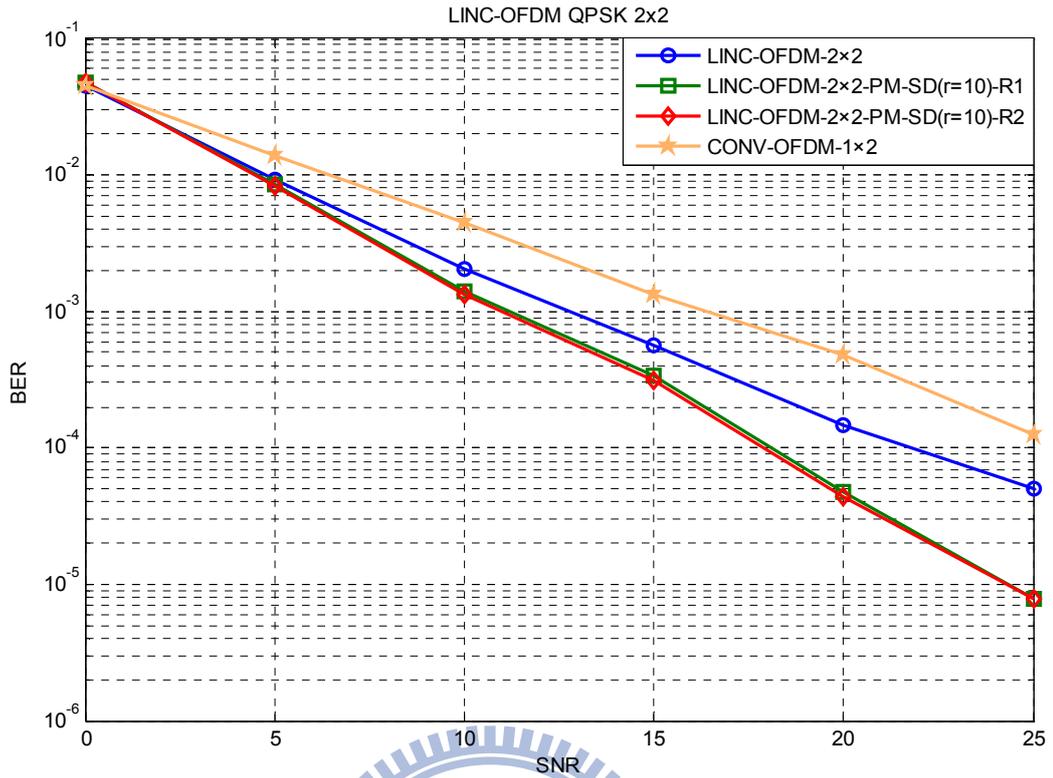


圖5.14 LINC-OFDM 2×2系統經過MMSE等化器，PM-SD-ML估計之模擬結果(r=10)

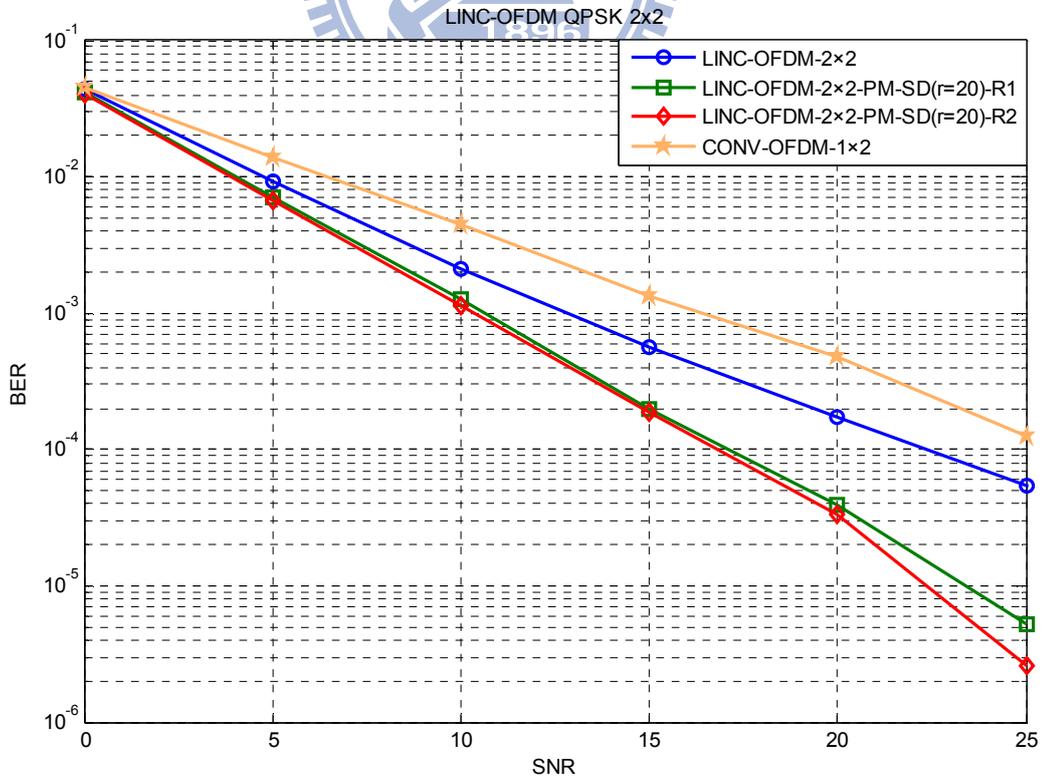


圖5.15 LINC-OFDM 2×2系統經過MMSE等化器，PM-SD-ML估計之模擬結果(r=20)

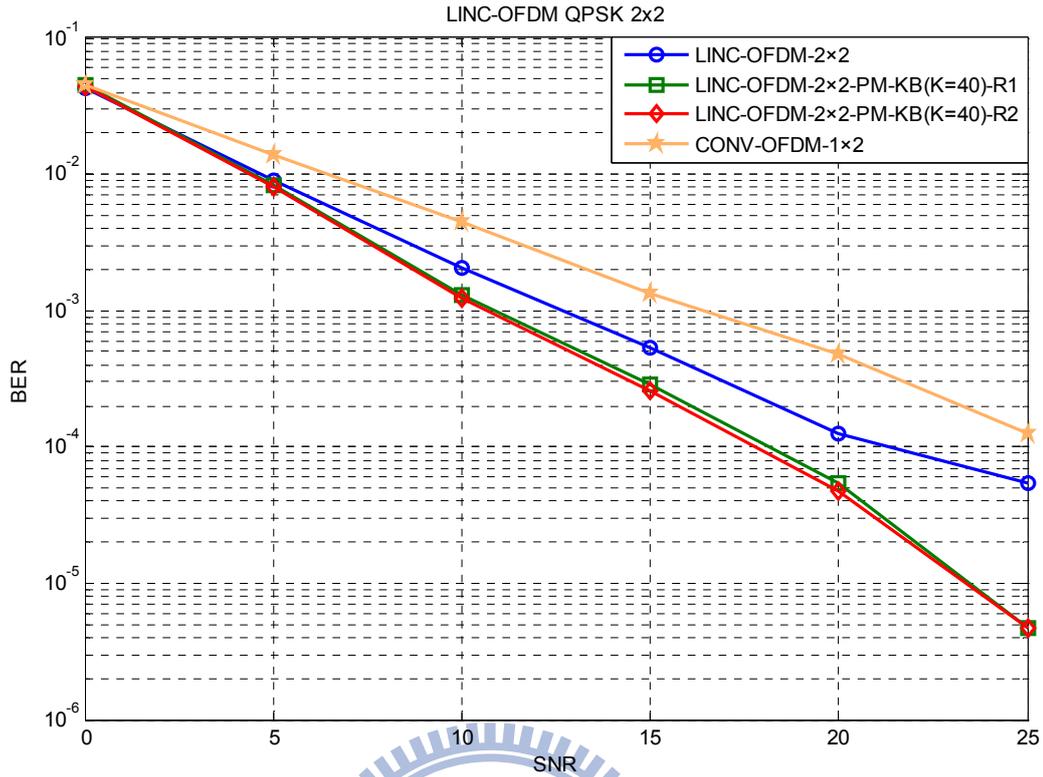


圖5.16 LINC-OFDM 2×2系統經過MMSE等化器，PM-KB-ML估計之模擬結果(K=40)

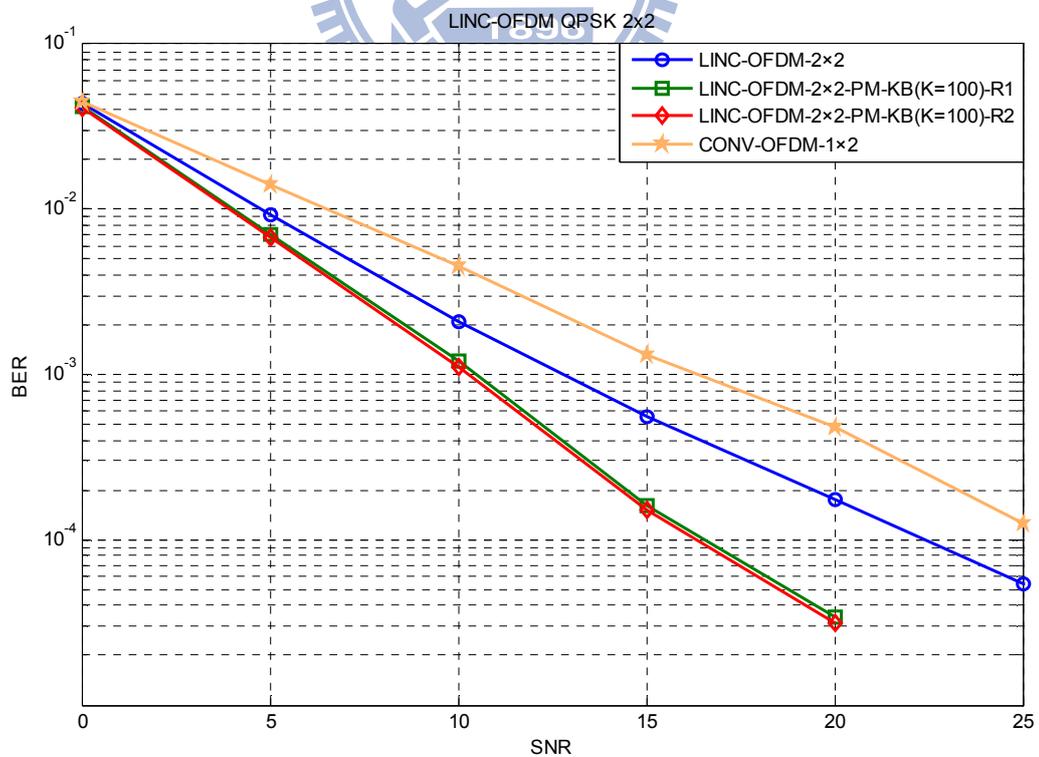


圖5.17 LINC-OFDM 2×2系統經過MMSE等化器，PM-KB-ML估計之模擬結果(K=100)

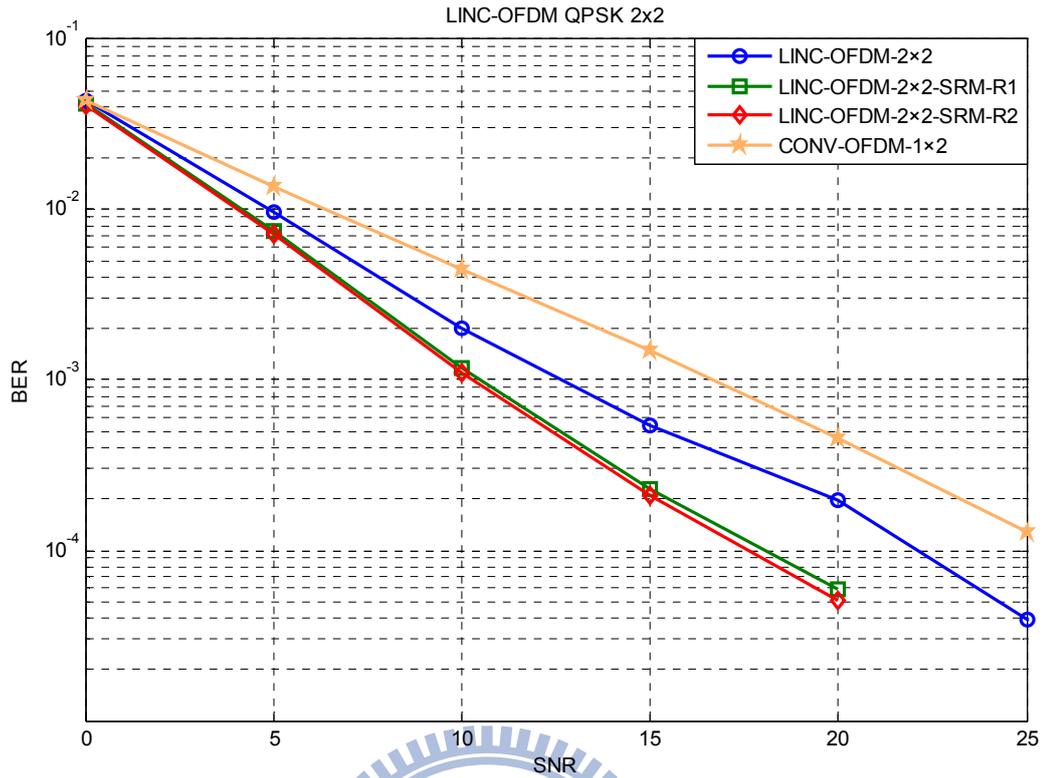


圖5.18 LINC-OFDM 2×2系統經過MMSE等化器，SRM-ML估計之模擬結果

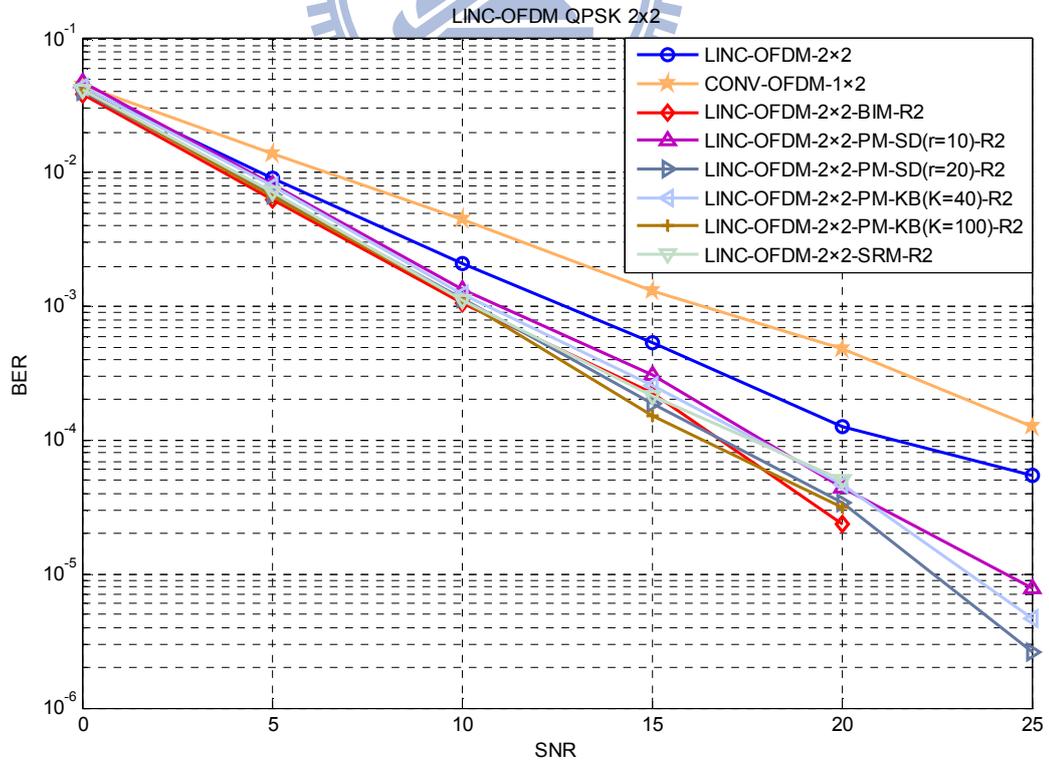


圖5.19 LINC-OFDM 2×2系統經過MMSE等化器，各種降低複雜度之模擬結果比較圖

第六章 結論

LINC 系統可以解決 OFDM 高 PAPR 系統功耗的問題，但合成器的設計是 LINC 系統最大的挑戰。無合成器之 LINC-OFDM 系統可以完全避免傳統 LINC 系統所面臨的問題，但在偵測的訊號會因兩路固定波包的通道的些微不同而產生很高的錯誤率，在實際的應用上會有很大的困難。本論文主要目的在討論如何克服無合成器之 LINC-OFDM 系統接收端的訊號的偵測。首先在第二章中我們介紹了傳統 LINC 系統傳統架構及無合成器 LINC 架構與空時編碼型 LINC 系統，第三章則針對 2×1 及 2×2 傳輸方式敘述我們提出的演算法及如何在不降低傳輸速率的情況下使用 ML 偵測方式以降低錯誤率，在第四章我們討論了各種降低複雜度的方法。在第五章中，我們模擬第四章所提出的各種降低複雜度的方法，不管是在 2×1 或 2×2 之 LINC-OFDM 系統，BIM 皆有最好的效能表現。

模擬結果發現在 2×1 的 LINC 系統，在高 SNR 時各種作法錯誤率都會有觸底的現象，利用 ML 估計並且遞迴的方法可將觸底的 SNR 提到很高，在實用的 SNR 範圍內，錯誤率甚至可以比傳統的 OFDM 還來的低。但在 2×2 的 LINC 系統中，沒有明顯的觸底的現象發生，一次的遞迴即可有很好的結果，ML 的作法可以優於傳統 1×2 的 OFDM 系統。在 2×1 的 LINC 系統，MMSE 等化器效果理應較 ZF 等化器佳，但模擬結果 MMSE 的等化效果較差，這可能是因為等化係數中之各項期望值估計不準確所致，如何準確的估計各項期望值，可作為未來可未來之研究議題，另外我們所提的低複雜度之 ML 演算法雖然可以有效的降低所需的複雜度，但仍需多次的遞迴，如何將複雜度再降低也是另一個可以再研究的議題。

參考資料

- [1] Birafane, A., Kouki, A.B., “Sources of linearity degradation in LINC transmitters for hybrid and outphasing combiners,” *Electrical and Computer Engineering*, Vol. 1, pp. 547-550 , May 2004
- [2] Frederick. H. Raab, Peter Asbeck, Steve Cripp *et-al.*, “RF and Microwave power amplifier and technologies,” 2003.
- [3] D. M. Pozar, “Microwave engineering,” NJ: Wiley, 2005, pp. 318-323.
- [4] Abdelaal, M.M.: “LINC based amplifier architectures for power efficient wireless transmitters,” PhD Thesis, 2009, Ecole Polytechnique (Montreal, Canada)
- [5] Peter B. Kenington, “High Linearity RF Amplifier Design,” Artech House Publishers, Oct, 2000.
- [6] Behzad Razavi, “RF microelectronics,” Prentice Hall, 1998.
- [7] Yi-Chiuan Wang, “Digital Signal Processing Engine for LINC Wireless Transmitter System,” 2005.
- [8] Donald C. COX and Robert P. KECK, “Component Signal Separation and Recombination for Linear Amplification with Nonlinear Components,” *IEEE Trans. Commun.*, pp. 1281-1287, Nov. 1975.
- [9] S. Ali, B. Adebisi, G. Markarian and E. Arikan, “Signal combining in LINC amplifier using Alamouti codes,” *Electronics Letters*, Vol. 46, No. 18, Sep. 2010.
- [10] B. M. Hochwald and S. Brink, “Achieving near-capacity on a multipleantenna channel,” *IEEE Trans. Commun.*, Vol. 51, pp. 389-399, Mar. 2003.
- [11] Babak Hassibi and Haris Vikalo, “On the Sphere-Decoding Algorithm I. Expexted Complexity,” *IEEE Trans. On signal processing.*, Vol. 53, pp. 2806-1818, Aug. 2005.
- [12] Peng Liu, Mu Qing Wu, Chun Xiu Xu, Feng Zheng, “Multi-user MIMO linear precoding schemes in OFDM systems,” *IEEE Computer Science and Information Technology (ICCSIT).*,

Vol. 3, pp. 528-531, Jul. 2010.

[13] Matsufuji. S., Suehiro. N., “Factorization of bent function type complex Hadamard matrices,” *IEEE 4th International Symposium.*, Vol. 3, pp. 950-954 , Aug. 2002.

[14] Byungwook Yoo, Kyu Ha Lee, Chungyong Lee, “Implementation of IEEE 802.16e MIMO-OFDMA Systems with K-BEST Lattice Decoding Algorithm,” *Consumer Electronics, 2007. ICCE 2007. Digest of Technical Papers.*, pp.1-2, Jan. 2007

[15] Li, Qingwei, Wang, Zhongfeng, “Early-Pruning K-Best Sphere Decoder for MIMO Systems,” *IEEE Signal Processing Systems*, pp. 40-44 , Oct. 2007

[16] Le Claire, J.C., Menager, L., Olivier, J.C., Ginot, N., “Isolation amplifier for high voltage measurement using a resonant control loop,” *Power Electronics and Applications*, 2005

[17] Yong Soo Cho, Jaekwon Kim, Won Young Yang, Chung G. Kang, “MIMO-OFDM Wireless Communications with Matlab” Wiley 2010, pp.84- 89

