



HAL
open science

Optimisation d'un précodeur MIMO-OFDM dans le contexte de l'estimation aveugle et semi-aveugle du canal de communication

Tarek Chehade

► **To cite this version:**

Tarek Chehade. Optimisation d'un précodeur MIMO-OFDM dans le contexte de l'estimation aveugle et semi-aveugle du canal de communication. Autre. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2015. Français. NNT : 2015BRES0077 . tel-02005696

HAL Id: tel-02005696

<https://theses.hal.science/tel-02005696>

Submitted on 4 Feb 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



université de bretagne
occidentale



THÈSE / UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

*Mention : Sciences et Technologies de l'Information et de la
Communication STIC, Spécialité : Communications numériques*

**École Doctorale Santé, Information, Communications,
Mathématiques, Matière (ED SICMA 0373)**

présentée par

Tarek CHEHADE

Préparée au Laboratoire en sciences et
techniques de l'information, de la
communication et de la connaissance
Lab-STICC CNRS UMR 6285

Optimisation d'un précodeur MIMO-OFDM dans le contexte de l'estimation aveugle et semi-aveugle du canal de communication



Thèse soutenue le 03 décembre 2015

devant le jury composé de :

Maryline HELARD

Professeur, INSA Rennes / IETR CNRS UMR 6164 / *Présidente*

Pascal CHARGE

Professeur, Polytech Nantes / IETR CNRS UMR 6164 / *Rapporteur*

Olivier BERDER

Professeur, Université de Rennes 1 (IUT de Lannion) / IRISA /
Rapporteur

Ludovic COLLIN

Maître de Conférences, Université de Bretagne Occidentale / Lab-
STICC CNRS UMR 6285 / *Co-encadrant*

Emanuel RADOI

Professeur, Université de Bretagne Occidentale / Lab-STICC CNRS
UMR 6285 / *Co-directeur de thèse*

Oussama BAZZI

Professeur, Université Libanaise - Faculté des Sciences 1 / *Co-
directeur de thèse*

Remerciements

Je tiens à remercier, en premier lieu, tous les membres du jury pour avoir bien voulu juger ce travail. Je remercie MM. Pascal CHARGE et Olivier BERDER pour avoir rapporté mon travail de thèse, et Mme Maryline HELARD qui m'a fait l'honneur de présider le jury de la soutenance.

Je remercie chaleureusement Emanuel RADOI qui a dirigé ma thèse. Ses orientations, sa confiance, ses encouragements et sa disponibilité sont inestimables. Je ne peux que lui témoigner ma profonde gratitude.

J'exprime également ma reconnaissance à mon co-directeur de thèse Oussama BAZZI pour l'accueil qu'il m'a réservé au sein de son équipe, ainsi que les discussions très intéressantes et les remarques constructives.

Je remercie sincèrement Ludovic COLLIN pour son encadrement efficace tout au long de ma thèse. Ses conseils, sa patience et ses qualités humaines et pédagogiques ont rendu mon travail de thèse beaucoup plus agréable.

Je tiens à remercier particulièrement Philippe ROSTAING. Le temps qu'il a consacré et les efforts qu'il a fournis ont énormément enrichi ce travail.

J'adresse mes remerciements à toutes les personnes au département Electronique, au Lab-STICC et à l'UBO en général, qui ont contribué d'une manière ou d'une autre à l'aboutissement de ce travail.

Enfin, je tiens à remercier tous mes proches qui m'ont apporté le plus grand soutien durant ces années de thèse. Un grand merci à tous mes amis et surtout à ma famille qui m'a toujours apporté inconditionnellement son appui.

Table des matières

REMERCIEMENTS.....	1
TABLE DES MATIERES	III
LISTE DES FIGURES.....	VII
LISTE DES TABLEAUX	XI
ACRONYMES ET ABREVIATIONS	XIII
INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE 1. MIMO, PRECODAGE ET ESTIMATION LINEAIRE: PRINCIPES ET MODELES	7
1.1. CHAINE DE TRANSMISSION NUMERIQUE.....	9
1.1.1. <i>Principe général</i>	9
1.1.2. <i>Emetteur</i>	10
1.1.3. <i>Récepteur</i>	10
1.1.4. <i>Modulation</i>	10
1.1.5. <i>Canal</i>	11
1.2. LES SYSTEMES MULTI-ANTENNAIRES	12
1.2.1. <i>Modèle de canal</i>	12
1.2.1.1. <i>Modèle du canal virtuel diagonal</i>	13
1.2.2. <i>Capacité</i>	15
1.2.3. <i>Récepteurs</i>	16
1.3. ESTIMATION DE CANAL.....	17
1.3.1. <i>Approche aveugle pour l'estimation du canal de communication</i>	17
1.3.1.1. <i>Méthodes des sous-espaces</i>	17
1.3.1.2. <i>Méthodes du moment optimal</i>	18
1.3.1.3. <i>Méthodes du maximum de vraisemblance (MV)</i>	19
1.3.2. <i>Approche semi-aveugle pour l'estimation du canal de communication</i>	19
1.4. PRECODAGE LINEAIRE MIMO	20
1.4.1. <i>Précodeurs diagonaux</i>	21
1.4.1.1. <i>Précodeur Water-Filling (WF)</i>	22
1.4.1.2. <i>Précodeur MMSE</i>	22
1.4.1.3. <i>Précodeur Qualité de Service (QoS)</i>	23
1.4.1.4. <i>Précodeur Erreur Egale</i>	23
1.4.1.5. <i>Précodeur Max-SNR</i>	24
1.4.2. <i>Précodeurs non diagonaux</i>	24
1.4.2.1. <i>Précodeur max-d_{min}</i>	24
1.4.2.2. <i>DFT-d_{min}</i>	26
1.4.2.3. <i>E-d_{min}</i>	27
1.5. ASSOCIATION MIMO-OFDM	28
1.5.1. <i>Modulation OFDM</i>	28

1.5.2.	<i>Association MIMO-OFDM</i>	30
1.6.	CONCLUSION	30
CHAPITRE 2. PRECODAGE LINEAIRE EN UTILISANT L'ESTIMATION AVEUGLE ET SEMI AVEUGLE DU CANAL		33
2.1.	ESTIMATION AVEUGLE DU CANAL.....	35
2.1.1.	<i>Modèle du système</i>	35
2.1.2.	<i>Méthode et Algorithme</i>	36
2.1.3.	<i>Limitations</i>	39
2.1.4.	<i>Estimation semi-aveugle du canal</i>	40
2.2.	ASSOCIATION DE L'ESTIMATION DU CANAL ET DU PRECODAGE.....	42
2.2.1.	<i>Schéma de l'association</i>	42
2.2.1.1.	Trame d'estimation	43
2.2.1.2.	Trame précodée	43
2.2.2.	<i>Simulations des performances</i>	43
2.2.2.1.	Méthode aveugle	44
2.2.2.2.	Méthode semi-aveugle	46
2.2.2.3.	Adaptation de la taille des trames	50
2.3.	CONCLUSIONS	55
CHAPITRE 3. ETUDE DE L'ERREUR D'ESTIMATION DU CANAL PAR LES METHODES AVEUGLE ET SEMI AVEUGLE		57
3.1.	MODELISATION STATISTIQUE	59
3.2.	DISTRIBUTIONS	59
3.2.1.	<i>Distribution de Rayleigh</i>	60
3.2.2.	<i>Distribution Gamma</i>	60
3.2.3.	<i>Loi α – stable</i>	61
3.2.4.	<i>Loi d'extremum généralisée</i>	61
3.3.	DIVERGENCE DE KULLBACK-LEIBLER.....	62
3.4.	HISTOGRAMMES DES ERREURS ET DISTRIBUTIONS.....	62
3.4.1.	<i>Erreur d'estimation de la méthode aveugle</i>	62
3.4.2.	<i>Erreur d'estimation de la méthode semi-aveugle</i>	68
3.5.	CONCLUSIONS	73
CHAPITRE 4. ASSOCIATION D'UN CODAGE LDPC NON BINAIRE AU PRECODAGE LINEAIRE DANS UN SYSTEME DE TRANSMISSION MIMO		75
4.1.	CODES CORRECTEURS D'ERREURS : CODES LDPC NON BINAIRES	77
4.1.1.	<i>Les codes correcteurs d'erreurs</i>	77
4.1.2.	<i>Codes en blocs</i>	77
4.1.2.1.	Matrice génératrice et matrice de parité	78
4.1.3.	<i>Codes LDPC</i>	78
4.1.3.1.	Matrice de parité.....	79
4.1.3.2.	Graphe de Tanner	79
4.1.4.	<i>Décodage itératif des codes LDPC non binaires</i>	81
4.1.4.1.	Algorithme BP.....	82
4.1.4.2.	L'algorithme log-BP	83
4.2.	POURQUOI ASSOCIER UN CODE LDPC NON BINAIRE A UN BLOC DE PRECODAGE LINEAIRE.....	84
4.2.1.	<i>Modèle du schéma de transmission</i>	85

4.2.2.	<i>Adaptation : NB-LDPC sur $\mathbb{GF}(q)$ / Constellation</i>	86
4.3.	SIMULATIONS ET RESULTATS.....	86
4.3.1.	<i>Schéma associant un code LDPC non binaire aux différents précodeurs</i>	86
4.3.1.1.	MIMO (2,2).....	87
4.3.1.2.	MIMO (2,4), MIMO (4,2).....	91
4.3.1.3.	Adaptation $\mathbb{GF}(q)$ / Constellation.....	93
4.3.2.	<i>Schéma associant un code LDPC non binaire au précodeur max-d_{\min}</i>	94
4.3.2.1.	Influence du rendement.....	95
4.3.2.2.	Rapidité de convergence.....	99
4.4.	CONCLUSIONS.....	100
CHAPITRE 5..... OPTIMISATION DU PRECODEUR EN UTILISANT L'INFORMATION MUTUELLE		101
5.1.	ETUDE EXIT.....	103
5.1.1.	<i>Courbes EXIT</i>	103
5.1.2.	<i>Calcul de l'information mutuelle</i>	104
5.1.3.	<i>L'information mutuelle $I^{(0)}$</i>	106
5.1.4.	<i>$I^{(0)}$ et les précodeurs linaires</i>	106
5.2.	PRECODEUR $I^{(0)}$ - d_{\min}	110
5.2.1.	<i>Critère $I^{(0)}$</i>	110
5.2.2.	<i>Borne de $I^{(0)}$</i>	113
5.2.1.	<i>Approximation arc tangente</i>	114
5.2.2.	<i>Modification de la stratégie de basculement</i>	115
5.3.	SIMULATIONS ET RESULTATS.....	117
5.3.1.	<i>TEB vs. RSB_R</i>	117
5.3.1.1.	Connaissance imparfaite du canal I-CSI.....	120
5.3.2.	<i>TEB vs. E_b/N_0</i>	120
5.4.	CONCLUSIONS.....	121
CONCLUSIONS & PERSPECTIVES		123
ANNEXE : QUADRATURE DE GAUSS-HERMITE		127
BIBLIOGRAPHIE		129
LISTE DE PUBLICATIONS		135

Liste des figures

FIGURE 1-1: PRINCIPE D'UNE CHAÎNE DE TRANSMISSION NUMÉRIQUE.	10
FIGURE 1-2 : CONSTELLATION D'UNE MODULATION MAQ-16.....	11
FIGURE 1-3: PRINCIPE D'UN SYSTÈME MIMO.....	12
FIGURE 1-4 : SCHEMA DE TRANSFORMATION EN CANAL VIRTUEL DIAGONAL.....	14
FIGURE 1-5 : PRINCIPE DU PRECODAGE LINEAIRE.....	21
FIGURE 1-6 : CONSTELLATION REÇUE SUR LE RECEPTEUR 1 AVEC LA FORME F_{octa} DU PRECODEUR MAX- d_{min}	26
FIGURE 1-7 : CONSTELLATION REÇUE SUR LE RECEPTEUR 2 AVEC LA FORME F_{octa} DU PRECODEUR MAX- d_{min}	26
FIGURE 1-8 : REPRESENTATION EN TEMPS/FREQUENCE D'UN SYMBOLE OFDM AVEC CP.....	29
FIGURE 1-9: PRINCIPE D'UN SYSTÈME MIMO-OFDM.	30
FIGURE 2-1: SCHEMA BLOC DE L'ASSOCIATION PROPOSEE.	42
FIGURE 2-2: LA CAPACITE EN FONCTION DU RSB POUR LE CANAL REEL ET LE CANAL ESTIME A L'AIDE D'UNE TRAME D'ESTIMATION DE TAILLES 500 ET 1000 SYMBOLES.	44
FIGURE 2-3: TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME D'ESTIMATION F1 AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION AVEUGLE.....	45
FIGURE 2-4: TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME PRECODEE F2 AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION AVEUGLE.	46
FIGURE 2-5: TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME D'ESTIMATION F1 AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION SEMI-AVEUGLE AVEC $npil = 32$	47
FIGURE 2-6: TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME D'ESTIMATION F1 AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION SEMI-AVEUGLE AVEC $npil = 64$	48
FIGURE 2-7: TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME PRECODEE F2 AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION SEMI-AVEUGLE AVEC $npil = 32$	49
FIGURE 2-8: TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME PRECODEE F2 AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION SEMI-AVEUGLE AVEC $npil = 64$	50
FIGURE 2-9 : TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME GLOBALE F AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION AVEUGLE.	51
FIGURE 2-10: TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME GLOBALE F AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION SEMI-AVEUGLE AVEC $npil = 32$	52
FIGURE 2-11: TEB EN FONCTION DU RSB POUR LA TRAME GLOBALE F AVEC DES TAILLES DIFFERENTES POUR LA METHODE D'ESTIMATION SEMI-AVEUGLE AVEC $npil = 64$	53
FIGURE 2-12 : TEB EN FONCTION DU RSB DES TRAMES D'ESTIMATION F1 ET GLOBALES F POUR $Nest =$ 600 SYMBOLES, POUR LES METHODES AVEUGLE ET SEMI-AVEUGLE ($npil = 64$).	54
FIGURE 3-1 : HISTOGRAMME DE LA PUISSANCE DE L'ERREUR SELON LE MODELE ADDITIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $Nest = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE AVEUGLE.....	63
FIGURE 3-2 : HISTOGRAMME DE LA PUISSANCE DE L'ERREUR SELON LE MODELE MULTIPLICATIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $Nest = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE AVEUGLE.	64

FIGURE 3-3 : HISTOGRAMME DE LA PARTIE REELLE DE L'ERREUR SELON LE MODELE MULTIPLICATIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $N_{est} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE AVEUGLE.	66
FIGURE 3-4 : HISTOGRAMME DE LA PARTIE IMAGINAIRE DE L'ERREUR SELON LE MODELE MULTIPLICATIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $N_{est} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE AVEUGLE.	67
FIGURE 3-5 : HISTOGRAMME DE LA PHASE DE L'ERREUR SELON LE MODELE MULTIPLICATIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $N_{est} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE AVEUGLE.	68
FIGURE 3-6: HISTOGRAMME DE LA PUISSANCE DE L'ERREUR SELON LE MODELE ADDITIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $N_{est} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE SEMI-AVEUGLE.....	69
FIGURE 3-7 : HISTOGRAMME DE LA PUISSANCE DE L'ERREUR SELON LE MODELE MULTIPLICATIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $N_{est} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE SEMI-AVEUGLE.	70
FIGURE 3-8: HISTOGRAMME DE LA PHASE DE L'ERREUR SELON LE MODELE MULTIPLICATIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $N_{est} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE SEMI-AVEUGLE.	71
FIGURE 3-9: HISTOGRAMME DE LA PARTIE REELLE DE L'ERREUR SELON LE MODELE MULTIPLICATIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $N_{est} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE SEMI-AVEUGLE.	72
FIGURE 3-10: HISTOGRAMME DE LA PARTIE IMAGINAIRE DE L'ERREUR SELON LE MODELE MULTIPLICATIF EN COMPARAISON AVEC LES DISTRIBUTIONS STATISTIQUES POUR $N_{est} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE SEMI-AVEUGLE.	73
FIGURE 4-1 : ERREUR DE TRANSMISSION	77
FIGURE 4-2 : GRAPHE DE TANNER	80
FIGURE 4-3: GRAPHE D'UNE RELATION DE PARITE (CAS NON BINAIRE)	80
FIGURE 4-4. SCHEMA BLOC DE L'ASSOCIATION LDPC / PRECODAGE.....	85
FIGURE 4-5. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DES DIFFERENTS PRECODEURS DIAGONAUX AU CODAGE LDPC AYANT UN RENDEMENT $R = 1/2$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,2)	88
FIGURE 4-6. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DES DIFFERENTS PRECODEURS DIAGONAUX AU CODAGE LDPC AYANT UN RENDEMENT $R = 5/6$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,2)	89
FIGURE 4-7. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DES DIFFERENTS PRECODEURS NON DIAGONAUX AU CODAGE LDPC AYANT UN RENDEMENT $R = 1/2$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,2)	90
FIGURE 4-8. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DES DIFFERENTS PRECODEURS NON DIAGONAUX AU CODAGE LDPC AYANT UN RENDEMENT $R = 5/6$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,2)	91
FIGURE 4-9. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DES DIFFERENTS PRECODEURS DIAGONAUX AU CODAGE LDPC AYANT UN RENDEMENT $R = 5/6$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,4)	92
FIGURE 4-10. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DES DIFFERENTS PRECODEURS NON DIAGONAUX AU CODAGE LDPC AYANT UN RENDEMENT $R = 5/6$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,4)	93
FIGURE 4-11. GF(4) VS. GF(16)	94
FIGURE 4-12. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DU PRECODEUR AU CODAGE LDPC GF(16) AYANT UN RENDEMENT $R = 1/2$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,2).....	96
FIGURE 4-13. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DU PRECODEUR AU CODAGE LDPC GF(16) AYANT UN RENDEMENT $R = 3/4$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,2).....	97

FIGURE 4-14. TEB CORRESPONDANT AUX ASSOCIATIONS DU PRECODEUR AU CODAGE LDPC GF(16) AYANT UN RENDEMENT $R=5/6$ POUR UN SYSTEME MIMO (2,2).....	98
FIGURE 4-15. RAPIDITE DE CONVERGENCE DU DECODEUR LOG-BP POUR UN SYSTEME UTILISANT UN CODE LDPC-GF16 DE RENDEMENT $R = 5/6$ EN MULTIPLEXAGE SPATIAL ET EN PRECODAGE MAX- d_{min}	99
FIGURE 5-1: SCHEMA DE LA PROPAGATION DES MESSAGES ENTRE LES NŒUDS DU GRAPHE LORS DU DECODAGE SUIVANT L'ALGORITHME DE PROPAGATION DE CROYANCE (BP)	103
FIGURE 5-2: COURBES EXIT POUR UN CODE LDPC REGULIER AVEC $d_v=2$, $d_c=4$ ET SNR=1.0 dB.....	104
FIGURE 5-3: L'INFORMATION MUTUELLE I_0 EN FONCTION DE L'ANGLE CARACTERISTIQUE DU CANAL γ POUR LES DIFFERENTS PRECODEURS ASSOCIES AU CODEUR LDPC NON - BINAIRE.....	107
FIGURE 5-4: LA DENSITE DE PROBABILITE DE L'ANGLE γ CARACTERISTIQUE DU CANAL RAYLEIGH POUR UN SYSTEME MIMO (2,2) ET UN SYSTEME MIMO (2,4).....	108
FIGURE 5-5: I_0 VS. γ POUR LES DEUX FORMES Fr1 ET Focta POUR UN $RSBR = -6.0$ dB POUR UN SYSTEME MIMO (2,2).	111
FIGURE 5-6: I_0 VS. γ POUR LES DEUX FORMES Fr1 ET Focta POUR UN $RSBR = 0.0$ dB POUR UN SYSTEME MIMO (2,2).	112
FIGURE 5-7: I_0 VS. γ POUR LES DEUX FORMES Fr1 ET Focta POUR UN $RSBR = 6.0$ dB POUR UN SYSTEME MIMO (2,2).	113
FIGURE 5-8: γ_l VS. $RSBR$: LES VALEURS NUMERIQUES (5-6), LES VALEURS PAR LA BORNE INFERIEURE (5-9), LA FONCTION APPROXIMEE (5-10) ET L'ANGLE SEUIL γ_0 CONSTANT DU PRECODEUR MAX- d_{min} , POUR UN SYSTEME MIMO (2,2).....	114
FIGURE 5-9: PROBABILITE DE BASCULER SUR LA FORME Fr1 EN FONCTION DU $RSBR$ POUR LES PRECODEURS MAX- d_{min} ET I_0 - d_{min} , POUR DES SYSTEMES MIMO (2,2) ET (2,4).....	116
FIGURE 5-10: TEB VS. $RSBR$ POUR UN SYSTEME EN MULTIPLEXAGE SPATIAL, LE PRECODEUR MAX- d_{min} ET LE PRECODEUR I_0 - d_{min} (EN F-CSI ET EN I-CSI), POUR UN SYSTEME MIMO (2,2), EN ASSOCIATION AVEC UN NB-LDPC SUR GF(16) AVEC $R = 1/2$	118
FIGURE 5-11: TEB VS. $RSBR$ POUR UN SYSTEME EN MULTIPLEXAGE SPATIAL, LE PRECODEUR MAX- d_{min} ET LE PRECODEUR I_0 - d_{min} (EN F-CSI ET EN I-CSI), POUR UN SYSTEME MIMO (2,4), EN ASSOCIATION AVEC UN NB-LDPC SUR GF(16) AVEC $R = 1/2$	119
FIGURE 5-12: TEB VS. E_bN_0 POUR UN SYSTEME EN SM, LE PRECODEUR MAX- d_{min} ET LE PRECODEUR I_0 - d_{min} , POUR UN SYSTEME MIMO (2,2).	121
FIGURE 5-13 : TEB VS. E_bN_0 POUR UN SYSTEME EN SM, LE PRECODEUR MAX- d_{min} ET LE PRECODEUR I_0 - d_{min} , POUR UN SYSTEME MIMO (2,4).	122

Liste des tableaux

TABLEAU 1-1 : CANAL VIRTUEL DIAGONAL.....	14
TABLEAU 2-1 : STRATEGIE DE BASCULEMENT ENTRE LES TAILLES DE LA TRAME D'ESTIMATION POUR DIFFERENTS SCENARIOS CONSIDERES.....	53
TABLEAU 3-1: DIVERGENCE KULLBAC-LEIBLER POUR LES DIFFERENTES DISTRIBUTIONS POUR LA PUISSANCE DE L'ERREUR SUIVANT LE MODELE ADDITIF POUR $N_{EST} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE AVEUGLE.....	63
TABLEAU 3-2: DIVERGENCE KULLBAC-LEIBLER POUR LES DIFFERENTES DISTRIBUTIONS POUR LA PUISSANCE DE L'ERREUR SUIVANT LE MODELE MULTIPLICATIF POUR $N_{EST} = 1000$ SYMBOLES D'APRES LA METHODE AVEUGLE.....	65

Acronymes et abréviations

1xRTT	1x Radio Transmission Technology
3GPP	The 3rd Generation Partnership Project
ANMSE	Asymptotic Normalized Mean Square Error
BBAG	Bruit Blanc Additive Gaussien
BP	Belief Propagation
CND	Check Node Detector
CP	Cyclic Prefix
CR	Cross Relation
CSI	Channel State Information
DAB	Digital Audio Broadcasting
DFT	Discrete Fourier Transform
DMB	Digital Media Broadcasting
DML	Deterministic Maximum Likelihood
DVB	Digital Video Broadcasting
DVB-S2	Digital Video Broadcasting - Satellite - Second Generation
EDGE	Enhanced Data Rates for GSM Evolution
EE	Equal Error
EM	Expectation Maximization
EMS	Extended Min-Sum
EQM	Erreur Quadratique Moyenne

EVD	Eigen Value Decomposition
EV-DO	Evolution Data Optimized
EXIT	EXtrinsic Information Transfer
F-CSI	Full Channel State Information
FFT	Fast Fourier Transform
FIR	Finite Impulse Response
GEV	Generalized Extreme Value
\mathbb{GF}	Galois Field
GPRS	General Packet Radio Service
GSM	Global System for Mobile Communications
HRPD	High-Rate Packet Data
HSDPA	High Speed Downlink Packet Access
HSPA	High Speed Packet Access
I-CSI	Imperfect Channel State Information
ICI	Inter-Carrier Interference
IES	Interference Entre Symboles
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform
iid	Indépendants et Identiquement Distribués
IMT	International Mobile Telecommunications
IQML	Iterative Quadratic Maximum Likelihood
KL	Kullback Leibler
LAN	Local Area Network
LDPC	Low Density Parity Check

IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
LLR	Log Likelihood Ratio
LTE	Long Term Evolution
MAN	Metropolitan Area Network
MAQ	Modulation D'amplitude En Quadrature
MB-OFDM	Multiband Orthogonal Frequency Division Multiplexing
MDA	Modulation à Déplacement d'Amplitude
MDF	Modulation à Déplacement de Fréquence
MDP	Modulation à Déplacement de Phase
MIMO	Multiple-Input Multiple-Output
MISO	Multiple-Input Single-Output
MMSE	Minimum Mean Squared Error
MV	Maximum De Vraisemblance
NB-LDPC	Non Binary Low Density Parity Check
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
QoS	Quality Of Service
RSB	Rapport Signal Sur Bruit
RSB_R	Rapport Signal sur Bruit à la Reception
Rx-CSI	Receiver Channel State Information
SIMO	Single-Input Multiple-Output
SISO	Single-Input Single-Output
SM	Spatial Multiplexing
SML	Statistical Maximum Likelihood

SMS	Short Message Service
SNR	Signal To Noise Ratio
STBC	Space Time Bloc Codes
STTC	Space Time Treillis Code
SVD	Singular Value Decomposition
TEB	Taux D'erreur Binaire
TSML	Two-Step Maximum Likelihood
Tx-CSI	Transmitter Channel State Information
UIT	Union Internationale Des Télécommunications
UMTS	Universal Mobile Telecommunication System
VC	Virtual Carrier
VND	Variable Node Decoder
WF	Water Filling
WiMAX	Worldwide Interoperability for Microwave Access
WLAN	Wireless Local Area Network
WPAN	Wireless Personal Area Network
ZF	Zero Forcing

Introduction générale

Les résultats établis par Shannon concernant la capacité du canal montrent que le débit d'information est directement lié à la puissance totale reçue (ou au rapport signal sur bruit RSB), ainsi qu'à la bande passante. Lorsque l'efficacité spectrale est élevée, augmenter le débit d'information revient à augmenter la puissance reçue. Une manière plutôt intuitive d'augmenter la puissance totale au niveau du récepteur est donc d'utiliser plusieurs antennes réceptrices (diversité en réception). La diversité en émission peut être aussi exploitée, lorsqu'on applique la technique de formation de voies (ou beamforming) en émettant sur plusieurs antennes afin de concentrer la puissance vers le récepteur. Une approche alternative et plus intéressante consiste à utiliser plusieurs antennes des deux côtés simultanément, auquel cas on parle de systèmes MIMO (Multiple-Input Multiple-Output).

Outre la puissance du signal reçu, le débit d'information des systèmes de communication mobile peut être augmenté en élargissant la bande passante. Cependant, le plus grand défi lié aux transmissions large bande est l'effet d'évanouissement dû aux trajets multiples, résultant de la propagation de multiples versions du signal transmis par des voies différentes avant leur arrivée au niveau du récepteur. Ces différentes versions présentent des différences au niveau de la puissance du signal, de sa phase, ainsi que des retards associés. Par conséquent, le signal reçu peut être modélisé comme une version du signal transmis convoluée par la réponse impulsionnelle du canal. Dans le domaine fréquentiel, l'évanouissement par trajets multiples implique un canal de réponse fréquentielle variable dans le temps (canal sélectif en fréquence). La réponse en fréquence du canal modifie alors inévitablement le contenu spectral initial du signal transmis, avec un effet négatif sur les débits d'information réalisables. Les méthodes d'égalisation simples dans le domaine temporel ont prouvé leur capacité à résoudre ce problème pour des transmissions dans une bande passante pouvant atteindre 5 MHz. La solution pour les systèmes de communication mobile récents qui transmettent dans une bande passante allant jusqu'à 20 MHz consiste alors à utiliser des systèmes de transmission à porteuses multiples, où un signal à bande large est représenté comme la somme de plusieurs signaux orthogonaux à bande étroite. Un cas particulier de transmission à porteuses multiples utilisé dans la norme LTE est la transmission OFDM.

L'intérêt des technologies MIMO et OFDM apparaît clairement pour les systèmes de communications mobiles¹. Ces derniers ont fait leur apparition dans les années 1980. Les systèmes de première génération (1G), utilisaient des techniques de communication

¹ Un moyen assez simple de fournir des débits plus élevés, pour une bande passante fixée, est l'utilisation de modulations d'ordre supérieur, qui permettent de représenter plus de bits par symbole en augmentant ainsi l'efficacité spectrale. Or, ceci a un coût: une distance minimale réduite entre symboles dont en découle une sensibilité accrue au bruit et aux interférences. Nous accorderons dans notre étude une attention particulière à ce critère de la distance minimale.

analogiques similaires à celles utilisées par un système radio analogique traditionnel et n'utilisaient pas le spectre disponible efficacement. Au début des années 1990, les systèmes de la deuxième génération² (2G) ont introduit la technologie et les modulations numériques, ce qui a permis une utilisation plus efficace du spectre et l'adoption de petits appareils moins chers commercialisés en tant que produits de consommation large public. Ils ont été initialement conçus que pour la voix, mais ont ensuite été améliorés pour supporter la messagerie instantanée via le service de messages courts (SMS), et plus tard des systèmes dits de 2.5G incorporent des techniques³ pour pouvoir traiter des données avec la voix.

Dans les années 2000, les normes 3G ont marqué le début de la révolution de données par paquets et le support d'applications Internet comme le courrier électronique, la navigation Web, la messagerie texte, et d'autres services client-serveur. Le système 3G dominant dans le monde est l'« Universal Mobile Telecommunication System » (UMTS)⁴. UMTS a été développé à partir de GSM en changeant complètement la technologie utilisée sur l'interface aérienne, tout en gardant le cœur de réseau pratiquement inchangé. Le système a ensuite été amélioré pour les applications de données, en y introduisant les technologies 3.5G (*high-speed download packet access* (HSDPA)) permettant d'atteindre des débits de 14.4 Mbps notamment grâce à l'utilisation d'une modulation MAQ-16 (modulation d'amplitude en quadrature). Ils ont ensuite été mis à niveau vers la version 7 de la norme 3GPP connue comme HSPA+ ou MIMO (Multiple Input Multiple Output) HSDPA. La norme HSPA+ peut atteindre des débits allant jusqu'à 84 Mbps et a été la première norme de téléphonie mobile à adopter une technique MIMO (2,2) et à utiliser un schéma de modulation d'ordre plus élevé (MAQ-64).

Les technologies des systèmes 3G ont été conçues de façon à remplir le cahier de charges défini par l'Union Internationale des Télécommunications (UIT), connu sous le nom de « IMT-2000 » (International Mobile Telecommunications). Les systèmes de quatrième génération (4G) ont été la réponse à une procédure similaire connue sous le nom IMT-Advanced. La norme LTE-Advanced développée par le 3GPP et la norme WiMAX mobile développée par l'IEEE sont parmi les normes les plus éminentes pour répondre aux exigences du cahier de charges IMT-Advanced. La norme LTE (3GPP version 8) permet d'atteindre un débit maximum de 300 Mbps. La norme LTE-Advanced (3GPP version 10) permet d'atteindre un débit maximum de 1 Gbps.

² Le système 2G le plus populaire était le Global System for Mobile Communications (GSM), qui a initialement été conçu comme une technologie pan-européenne, mais qui est devenu par la suite populaire à travers le monde. On peut également rappeler le système IS-95, connu comme la norme cdmaOne, qui a été conçu par Qualcomm, et qui est devenu le système 2G dominant aux États-Unis.

³ Le « General Packet Radio Service » (GPRS) et ensuite le « Enhanced Data Rates for GSM Evolution » (EDGE) pour le système GSM. Le système IS-95 a quant à lui évolué vers un système connu sous le nom IS-95B.

⁴ « cdma2000 » a été développé à partir du système IS-95 et est principalement utilisé en Amérique du Nord. La technologie 3G initiale était connue sous le nom de *cdma2000 1x radio transmission technology* (1xRTT). Elle fut ensuite améliorée pour un système de 3.5G avec deux noms alternatifs, *cdma2000 high-rate packet data* (HRPD) ou *evolution data optimized* (EV-DO), qui utilise des techniques similaires à l'accès par paquets à haut débit.

L'association MIMO-OFDM est ainsi une technologie clé pour les communications cellulaires 4G⁵ (3GPP- LTE, Mobile WiMAX, IMT-Advanced) ainsi que le WLAN (IEEE 802.11a avec des débits allant jusqu'à 56 Mbps), le WPAN (MB-OFDM), et la télédiffusion numérique (DAB, DVB, DMB).

Pour la prochaine génération (5G), les principaux acteurs du domaine des communications mobiles préparent déjà la feuille de route, avec une vision globale qui prévoit des objectifs de conception qui comprennent : des débits maximaux 10 à 100 fois supérieurs, une capacité du réseau 1000 fois plus grande, 10 fois plus d'efficacité énergétique, et une latence 10 à 30 fois plus faible, ce qui ouvrira la voie aux transmissions Gigabit sans fil.

La performance des systèmes de communication sans fil est principalement régie par l'environnement du canal sans fil. Contrairement aux caractéristiques généralement statiques et prévisibles d'un canal filaire, le canal sans fil est plutôt dynamique et imprévisible, ce qui rend l'analyse exacte du système de communication sans fil souvent difficile. L'estimation du canal joue donc un rôle important dans les communications mobiles sans fil et en particulier dans les systèmes multi-antennes MIMO.

Les techniques classiques d'estimation du canal sont basées sur des séquences d'apprentissage ou des symboles pilotes. Ces techniques limitent cependant, dans les cas de mobilité importante ou de haut débit, l'efficacité spectrale obtenue.

Les techniques d'estimation semi-aveugles, basées sur les mêmes principes que l'estimation aveugle, sont plus robustes. Elles exploitent l'information obtenue par des techniques aveugles, ainsi que l'information provenant d'un nombre réduit de symboles d'apprentissage.

Les techniques d'estimation aveugles et semi-aveugles permettent de répondre à ce problème de perte d'efficacité spectrale. Les techniques aveugles, ne nécessitant aucune insertion de symboles d'apprentissage, permettent d'augmenter le débit utile. Les techniques d'estimation utilisées sont basées sur les propriétés statistiques du signal (DML, SRM, QML, IQML, PQML, ...) ou sur la séparation en sous-espaces orthogonaux. Les principales difficultés des techniques aveugles résident dans la complexité de calcul et dans l'ambiguïté présente sur les paramètres estimés.

L'estimation du canal de communication est utilisée à l'émission dans les systèmes possédant un lien de retour, c'est-à-dire une voie de transmission bas-débit permettant de remonter à l'émetteur les informations connues par le récepteur sur le milieu de propagation. L'émetteur peut alors précoder le signal MIMO-OFDM en lui appliquant un pré-mélange permettant d'améliorer les performances. De nombreux types de précodeurs sont étudiés et leurs

⁵ Les systèmes 5G vont encore plus loin avec les réseaux denses également connus comme « Massive Distributed MIMO » qui consistent en un point de transmission (station de base) équipé d'un très grand nombre d'antennes desservant simultanément plusieurs utilisateurs.

performances varient non seulement en fonction des critères d'optimisation retenus (EQM, Equal Error, BER, ...) mais aussi avec la qualité de l'estimation du canal de communication.

Notre étude vise à étendre l'application des techniques d'estimation aveugle et semi-aveugle du canal aux systèmes de communication OFDM-MIMO précodés. Les procédés d'estimation proposés vont permettre à l'émetteur d'optimiser le procédé de précodage sans pour autant avoir des conséquences importantes sur l'efficacité spectrale dans le système de transmission.

Les effets de l'estimation du canal de communication sur la performance des systèmes précodés seront analysés et comparés aux cas dans lesquels l'émetteur possède une connaissance supposée parfaite du canal.

D'autre part, le codage de canal est un élément essentiel dans la chaîne de communication numérique. Similaires aux turbo-codes, les codes LDPC sont des codes correcteurs d'erreurs permettant de s'approcher de la limite de Shannon. Récemment, des codes LDPC ont été adoptés dans des normes telles que IEEE Wireless MAN (802.16e), IEEE Wireless LAN (802.11n) et la télédiffusion de vidéo numérique par satellite DVB-S2.

Les codes LDPC permettent une conception de code extrêmement flexible pouvant être adaptée pour réaliser un codage/décodage efficace. L'intérêt pour les codes LDPC vient de leur potentiel à atteindre des débits très élevés tout en conservant de très bonnes capacités de correction et une complexité de décodage assez faible.

L'utilisation des codes LDPC dans le contexte des systèmes multi-antennaires précodés fera l'objet d'une étude approfondie et une attention particulière sera prêtée à l'optimisation de ce type d'association.

Organisation du document

Le mémoire de thèse s'articule autour de 5 chapitres :

Chapitre 1:

Le premier chapitre introduit les systèmes MIMO, le principe du précodage linéaire, et les techniques d'estimation du canal. Les principes et les modèles de ces notions sont présentés et les notations générales utilisées dans la suite du document sont définies. La modulation OFDM est également présentée, ainsi que son utilisation dans le contexte des systèmes MIMO.

Chapitre 2:

Le deuxième chapitre présente la méthode d'estimation basée sur le sous-espace bruit. Une approche semi-aveugle est ensuite présentée afin de contourner les limitations

de la méthode aveugle. L'information sur l'état du canal fournie par ces méthodes est exploitée par le précodeur E- d_{min} dans le cadre d'un nouveau schéma de transmission, que nous proposons. Les performances sont présentées et discutées, ainsi qu'une éventuelle adaptation des paramètres du schéma proposé, notamment les tailles respectives des trames.

Chapitre 3:

Les méthodes d'estimation aveugle et semi-aveugle utilisées donnent toujours une connaissance imparfaite de l'état du canal. Cette erreur d'estimation est étudiée dans le troisième chapitre. Nous y proposons deux modèles pour cette erreur : un modèle additif et un modèle multiplicatif, en examinant la distribution statistique de ses différentes composantes. Une approximation par une loi statistique est finalement proposée.

Chapitre 4:

L'utilisation d'un précodeur linéaire permet d'améliorer les performances des systèmes de transmission MIMO lorsque la connaissance du canal est disponible à l'émetteur. D'autre part, l'application des codes correcteurs d'erreurs (entre autres les codes LDPC) renforce la fiabilité et améliore les performances de la transmission. A partir de ce constat, le quatrième chapitre présente une étude de l'association entre un précodeur MIMO et un code LDPC non binaire décodé par l'algorithme de propagation de croyance. Les différentes associations précodeurs-LDPC permettent d'évaluer l'apport de cette association et de comparer les performances de plusieurs précodeurs, de différentes configurations MIMO et des codes LDPC ayant diverses structures.

Chapitre 5:

Le dernier chapitre est consacré à une étude des courbes EXIT. En remarquant que parmi les associations étudiées dans le chapitre précédent, la plus bénéfique est assurée par les précodeurs basés sur le critère de la distance euclidienne minimale d_{min} , cette étude permet d'identifier un paramètre décisif, à savoir l'information mutuelle $I^{(0)}$, qui sera exploité afin d'optimiser les performances du précodeur max- d_{min} . Cette approche conduit finalement à la définition d'un nouveau précodeur basé sur l'optimisation de cette information mutuelle $I^{(0)}$.

Des conclusions et perspectives viendront clore cette étude, ce qui permettra de faire un bilan du travail de recherche mené pendant la thèse.

Le travail de thèse a fait l'objet d'une publication dans une revue internationale à comité de lecture, de deux communications dans des conférences internationales à comité de lecture, et d'une communication dans une conférence nationale à comité de lecture. Un autre article est actuellement en cours de rédaction et une soumission à une revue internationale à comité de lecture est prévue prochainement. La liste de ces publications est dressée à la fin de ce manuscrit.

Chapitre 1. MIMO, précodage et estimation linéaire: principes et modèles

1.1.	CHAINE DE TRANSMISSION NUMERIQUE.....	9
1.2.	LES SYSTEMES MULTI-ANTENNAIRES	12
1.3.	ESTIMATION DE CANAL.....	17
1.4.	PRECODAGE LINEAIRE MIMO	20
1.5.	ASSOCIATION MIMO-OFDM	28
1.6.	CONCLUSION	30

Le but de ce chapitre est de présenter de manière non-exhaustive les systèmes MIMO, le précodage linéaire, et les techniques d'estimation du canal. Il introduit les principes et les modèles associés à ces notions et définit les notations générales utilisées dans la suite du document. Nous allons commencer par une brève présentation de la chaîne de transmission numérique, suivie de celle des systèmes multi antenaires. Les méthodes d'estimation du canal de communication sont ensuite introduites, ainsi que la manière de mettre à profit l'information extraite à travers les techniques de précodage linéaire MIMO. Nous terminons avec une présentation de la modulation OFDM et son utilisation dans le contexte des systèmes MIMO

1.1. Chaîne de transmission numérique

Un message numérique est défini comme une suite d'éléments pouvant prendre une parmi M valeurs possibles, l'ensemble de ces M valeurs étant appelé l'alphabet et les éléments dits M -aires. Lorsque l'alphabet est constitué de deux valeurs seulement, ils sont notés 0 et 1, et les éléments sont dits binaires. Il est toujours possible de se ramener à une structure binaire en remplaçant chaque élément M -aire par un ensemble de m éléments binaires, avec :

$$m = \lfloor \log_2 M \rfloor + 1 \quad (1-1)$$

ou $\lfloor X \rfloor$ représente la fonction partie entière de X .

Par la suite, nous considérons que tout mot d'information provient à la base d'un message sous la forme d'une séquence binaire. Le but d'une transmission numérique est donc de transmettre cette information binaire (codée par des 0 et 1) d'un point à un autre en utilisant un canal de communication. Dans ce chapitre, nous passons en revue les concepts de communications numériques, qui serviront à présenter le travail de recherche effectué dans le cadre de cette thèse. Pour plus de détails le lecteur pourra se référer à [1].

1.1.1. Principe général

Le schéma de principe d'une chaîne de transmission numérique est représenté sur la Figure 1-1. Il comprend :

- La source de messages : génère l'information numérique à transmettre, représentée par des séquences binaires de 0 et 1.
- Le codeur de source : compresse les données, en supprimant les redondances afin de fournir une représentation efficace tout en préservant l'information contenue par le message.
- Le codage de canal : consiste à insérer dans le message des éléments de redondance suivant une loi donnée, permettant de détecter et corriger les erreurs de transmission, sous certaines conditions. Cette opération sera étudiée en détail aux chapitres 4 et 5.
- L'émetteur : associe au message numérique une représentation physique qui lui permettra de se propager.
- Le canal de transmission : milieu de transmission permettant l'acheminement de l'information, qui perturbe en même temps le signal transmis par l'ajout du bruit et des interférences.
- Le récepteur : permet de capter et traiter le signal utile.
- Le décodeur de canal : connaît la loi de codage utilisée à l'émission par le codeur de canal et vérifie si cette loi est respectée en réception afin de détecter et corriger toutes ou une partie des erreurs de transmission.

- Le décodeur de source : permet de restituer le message d'origine, avec un taux d'erreur résiduel.

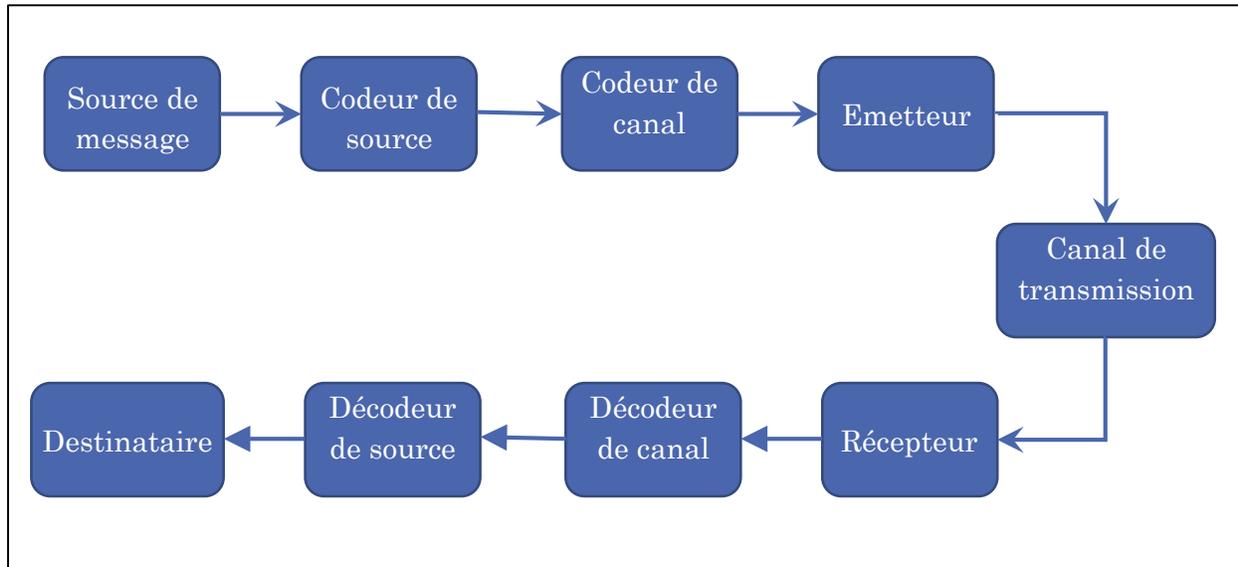


Figure 1-1: Principe d'une chaîne de transmission numérique.

1.1.2. Emetteur

L'émetteur permet de représenter le message numérique, qui est une grandeur abstraite, sous forme d'un signal électrique. Cette opération est la modulation. Elle consiste à regrouper les bits en symboles et associer à chaque symbole un signal. L'émetteur assure également l'adaptation du signal modulée au milieu de transmission, en effectuant des opérations de filtrage pour limiter sa bande et éviter les interférences inter-symboles.

1.1.3. Récepteur

Le récepteur, qui a pour fonction de reconstituer le message émis par la source à partir du signal reçu, comprend des circuits d'amplification, de changement de fréquence et de démodulation pour les transmissions sur onde porteuse, de filtrage puis d'échantillonnage, et finalement de prise de décision. Cette dernière étape permet d'identifier les valeurs des éléments binaires transmis à partir des échantillons reçus, au travers d'une opération de détection. Nous allons évoquer dans le paragraphe 1.2.3 les récepteurs dans un système MIMO, qui nous intéressent plus particulièrement.

1.1.4. Modulation

Les principales modulations numériques utilisées pour transmettre des informations numériques sont : la modulation à déplacement d'amplitude (MDA), la modulation à déplacement de phase (MDP), la modulation à déplacement de fréquence (MDF) et la

modulation d'amplitude en quadrature (MAQ). Dans les transmissions étudiées, nous utiliserons exclusivement la MAQ car, comparée aux autres modulations, elle permet d'améliorer l'efficacité spectrale. En effet, elle permet un débit binaire plus élevé pour un taux de symbole et une largeur de bande donnés, ou alors, en diminuant le débit symbole, on peut réduire la bande passante utilisée pour un débit binaire donné [2], [3]. La Figure 1-2 représente l'impact de la modulation dans le plan complexe pour une modulation MAQ à 16 états.

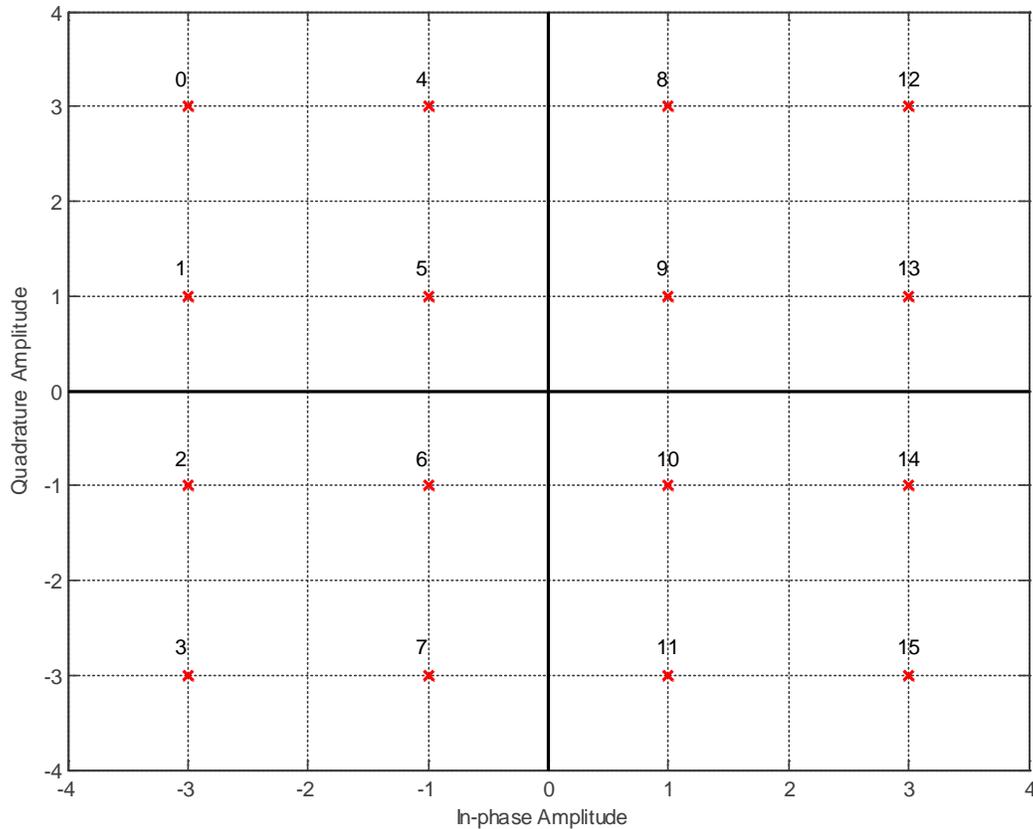


Figure 1-2 : Constellation d'une modulation MAQ-16

1.1.5. Canal

Le terme de canal de transmission peut avoir des significations différentes selon le contexte. Le canal de transmission au sens de la théorie de la propagation est la partie du milieu physique utilisée pour la transmission (canal ionosphérique, canal troposphérique, etc. ...). Le canal de transmission au sens de la théorie des communications inclut en plus du milieu physique de propagation des éléments d'émission et de réception. Les frontières qui délimitent le canal dépendent des fonctions assignées à l'émetteur et au récepteur et nous allons définir dans la suite un modèle pour représenter le canal de transmission. Ce modèle

prendra notamment en compte la dimension du canal puisque nous nous plaçons dans un contexte de système multi antenne.

1.2. Les systèmes multi-antennaires

Les systèmes multi-antennaires ont une architecture de transmission basée sur l'utilisation de plusieurs antennes à l'émission et/ou à la réception. Ce principe est appliqué dans les systèmes MISO et SIMO [4], [5] et est également exploité dans d'autres domaines comme la séparation de sources [6]. Les systèmes MIMO (Multiple-Input Multiple-Output) utilisent simultanément deux réseaux d'antennes coopératives à l'émission et à la réception. L'intérêt de ces systèmes réside dans leur capacité à lutter contre les évanouissements du signal et d'atteindre des efficacités spectrales importantes. En effet, les antennes émettrices transmettent chacune un symbole indépendant des autres, en utilisant la même modulation et la même fréquence, ce qui implique une bande passante inchangée comparée à un système SISO mais avec plus de symboles émis, d'où l'augmentation de l'efficacité spectrale. Toujours comparée à un système SISO qui exploite la diversité temporelle et la diversité fréquentielle [7], les systèmes MIMO peuvent profiter en plus à deux techniques qui leur sont propres : la diversité spatiale (voir paragraphe 1.4) et le multiplexage spatial, qui consiste à distribuer les données à transmettre sur plusieurs voies parallèles afin d'améliorer la capacité du système sans augmenter la puissance à l'émission.

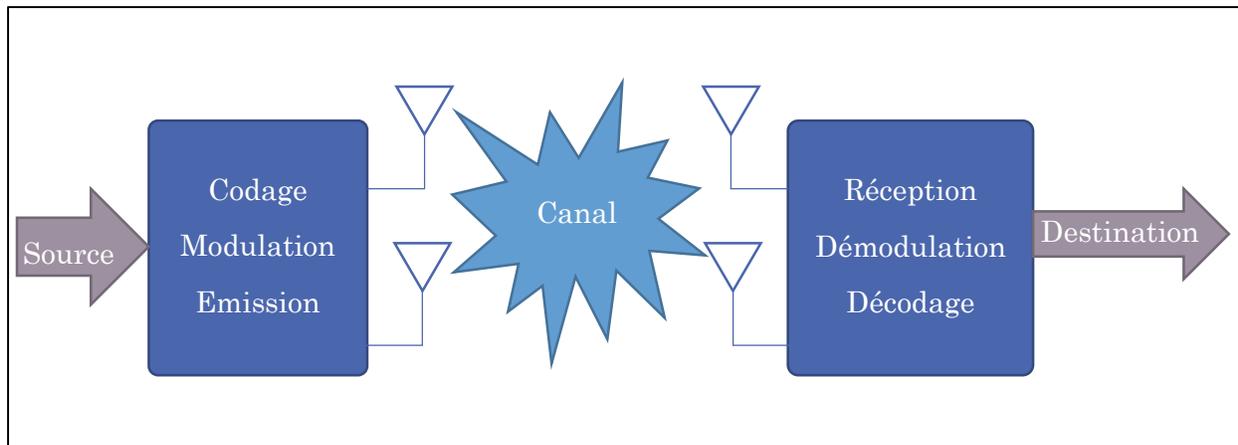


Figure 1-3: Principe d'un système MIMO

La Figure 1-3 représente le principe d'un système MIMO. Le modèle de canal MIMO est présenté dans le paragraphe suivant.

1.2.1. Modèle de canal

Le modèle de canal utilisé considère un scénario MIMO mono-utilisateur associé à un canal non sélectif en fréquence (transmission bande étroite). La synchronisation et l'échantillonnage sont considérés parfaits, et la fonction de transfert entre l'antenne

d'émission i et l'antenne de réception j représentée par un coefficient complexe a_{ij} . Sous forme matricielle, le vecteur reçu \mathbf{r} peut s'écrire :

$$\mathbf{r} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (1-2)$$

où \mathbf{A} représente la matrice du canal de dimension $M_r \times M_t$, \mathbf{s} le vecteur de symboles émis et \mathbf{n} le vecteur de bruit additif à la réception. Nous supposons que $E[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] = \mathbf{I}_{M_t}$, $E[\mathbf{s}\mathbf{n}^H] = 0$ et $E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H] = \mathbf{R}$.

La matrice de canal \mathbf{A} s'écrit :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1M_t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1M_r} & \dots & a_{M_r M_t} \end{pmatrix} \quad (1-3)$$

Les éléments de cette matrice sont aléatoires et suivent un modèle statistique [8]–[10]. Les modèles les plus connus sont ceux de Rayleigh, Rice ou Nakagami [11]. Nous considérons dans la suite le modèle de Rayleigh où les éléments a_{ij} sont des variables aléatoires indépendantes et identiquement distribuées (iid) suivant une loi normale complexe $a_{ij} \sim \mathcal{N}_c(0,1)$.

1.2.1.1. Modèle du canal virtuel diagonal

Une représentation simplifiée du canal peut être obtenue en appliquant une transformation sur la matrice canal \mathbf{A} . Cette transformation est présentée dans [12] et permet d'obtenir un canal virtuel (équivalent) diagonal formé de b voies virtuelles parallèles et indépendantes et un bruit blanc et isotrope. Cette simplification facilite l'analyse du système et se montrera très utile dans la suite de notre étude.

Le canal virtuel est noté \mathbf{A}_v et est obtenu à partir de :

$$\mathbf{A}_v = \mathbf{J}\mathbf{A}\mathbf{K} \quad (1-4)$$

où \mathbf{J} et \mathbf{K} s'écrivent :

$$\mathbf{J} = \mathbf{J}_3\mathbf{J}_2\mathbf{J}_1 \text{ et } \mathbf{K} = \mathbf{K}_1\mathbf{K}_2\mathbf{K}_3 \quad (1-5)$$

La méthode pour obtenir \mathbf{J} et \mathbf{K} est résumée dans le Tableau 1-1.

1	Blanchiment du bruit	EVD : $\mathbf{R} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^H$	$\mathbf{K}_1 = \mathbf{I}_{M_t}$	$\mathbf{J}_1 = \mathbf{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{Q}^H$	$\mathbf{A}_{v1} = \mathbf{J}_1\mathbf{A}\mathbf{K}_1$	$\mathbf{R}_{v1} = \mathbf{J}_1\mathbf{R}\mathbf{J}_1^H$
2	Diagonalisation du canal	SVD : $\mathbf{A}_{v1} = \mathbf{Y}\mathbf{\Sigma}\mathbf{B}^H$	$\mathbf{K}_2 = \mathbf{B}$	$\mathbf{J}_2 = \mathbf{Y}^H$	$\mathbf{A}_{v2} = \mathbf{\Sigma}$	$\mathbf{R}_{v2} = \mathbf{I}_{M_r}$
3	Réduction de dimension		$\mathbf{K}_3 = \begin{pmatrix} \mathbf{I}_b \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}$	$\mathbf{J}_3 = (\mathbf{I}_b \quad \mathbf{0})$	$\mathbf{A}_v = \mathbf{J}_3\mathbf{A}_{v2}\mathbf{K}_3$	$\mathbf{R}_v = \mathbf{I}_b$

Tableau 1-1 : Canal virtuel diagonal

Après l'application de cette transformation, on peut écrire (1-2) sous la forme :

$$\mathbf{r} = \mathbf{A}_v \mathbf{s} + \mathbf{n}_v \quad (1-6)$$

où $\mathbf{n}_v = \mathbf{J}\mathbf{n}$.

Il est évident que cette transformation est seulement possible si l'application des matrices \mathbf{J} et \mathbf{K} déterminées ci-dessus est effectuée avant et après le canal comme représenté sur la Figure 1-4.

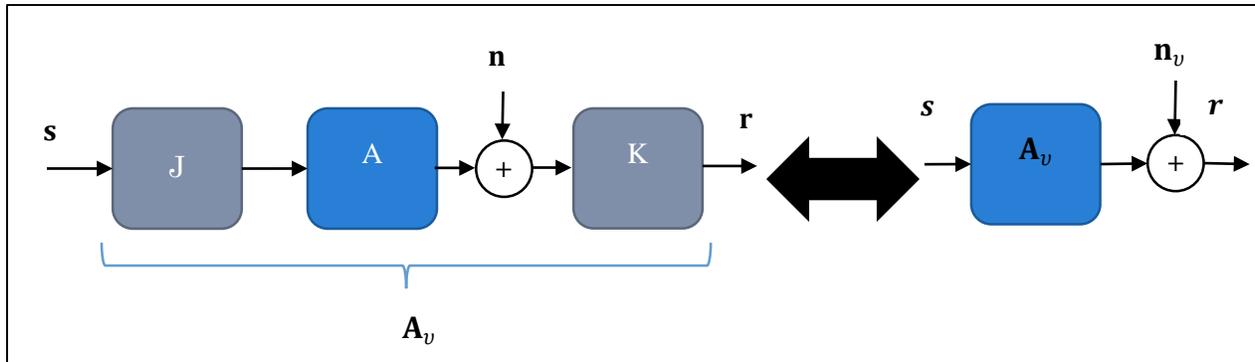


Figure 1-4 : Schéma de transformation en canal virtuel diagonal

Le canal virtuel \mathbf{A}_v s'exprime par :

$$\mathbf{A}_v = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_b) \quad (1-7)$$

où les coefficients σ_i représentent les gains de chaque voie virtuelle. Le bruit additif étant blanc et de variance unitaire suite à la transformation, le rapport signal sur bruit (RSB) équivalent de chaque voie est donc σ_i^2 . Notons que les σ_i sont rangées par ordre décroissant ($\sigma_1 > \dots > \sigma_b$).

Dans le cas d'un canal MIMO (2,2), le canal virtuel diagonal s'écrit :

$$\mathbf{A}_v = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 \\ 0 & \sigma_2 \end{pmatrix} \quad (1-8)$$

En utilisant les transformations suivantes :

$$\begin{cases} \sigma_1 = \rho \cos \gamma \\ \sigma_2 = \rho \sin \gamma \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \gamma = \text{atan} \frac{\sigma_2}{\sigma_1} \\ \rho = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \end{cases} \quad (1-9)$$

le canal virtuel est représenté en fonction de son gain ρ et de son angle caractéristique γ :

$$\mathbf{A}_v = \rho \begin{pmatrix} \cos \gamma & 0 \\ 0 & \sin \gamma \end{pmatrix} \quad (1-10)$$

L'intérêt de cette représentation simplifiée apparaîtra clairement dans la suite de notre étude, lorsque les méthodes de précodage linéaire sont appliquées (voir paragraphe 1.4 et chapitres suivants).

1.2.2. Capacité

La capacité d'un canal MIMO est définie par :

$$C = \max_{f(\mathbf{s})} I(\mathbf{s}; \mathbf{r}) \quad (1-11)$$

où $f(\mathbf{s})$ représente la densité de probabilité du vecteur émis \mathbf{s} , et $I(\mathbf{s}; \mathbf{r})$ est l'information mutuelle entre les vecteurs \mathbf{s} et \mathbf{r} , qui s'écrit :

$$I(\mathbf{s}; \mathbf{r}) = \mathbb{H}(\mathbf{r}) - \mathbb{H}(\mathbf{r}|\mathbf{s}) \quad (1-12)$$

où $\mathbb{H}(\mathbf{r})$ représente l'entropie du vecteur \mathbf{r} , et $\mathbb{H}(\mathbf{r}|\mathbf{s})$ représente l'entropie conditionnelle du vecteur \mathbf{r} sachant le vecteur \mathbf{s} . Etant donné que \mathbf{s} et \mathbf{n} sont indépendants, on peut écrire $\mathbb{H}(\mathbf{r}|\mathbf{s}) = \mathbb{H}(\mathbf{n})$ et (1-12) devient :

$$I(\mathbf{s}; \mathbf{r}) = \mathbb{H}(\mathbf{r}) - \mathbb{H}(\mathbf{n}) \quad (1-13)$$

$\mathbb{H}(\mathbf{r})$ et $\mathbb{H}(\mathbf{n})$ sont donnés par :

$$\mathbb{H}(\mathbf{r}) = \log_2(\det(\pi e E[\mathbf{r}\mathbf{r}^H])) \quad \text{Sh/symb} \quad (1-14)$$

$$\mathbb{H}(\mathbf{n}) = \log_2(\det(\pi e E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H])) \quad \text{Sh/symb} \quad (1-15)$$

On en déduit donc :

$$I(\mathbf{s}; \mathbf{r}) = \log_2 \left(\det \left(\mathbf{I}_{M_r} + \frac{RSB}{M_t} \mathbf{A} E[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] \mathbf{A}^H \right) \right) \quad \text{Sh/symb} \quad (1-16)$$

Il en résulte que la capacité d'un canal MIMO s'écrit :

$$\begin{aligned} C &= \max_{\text{Tr}(E[\mathbf{ss}^H])=M_t} \log_2 \left(\det \left(\mathbf{I}_{M_r} + \frac{RSB}{M_t} \mathbf{A} E[\mathbf{ss}^H] \mathbf{A}^H \right) \right) \text{ Sh/symb} \\ &= \log_2 \left(\det \left(\mathbf{I}_{M_r} + \frac{RSB}{M_t} \mathbf{A} \mathbf{A}^H \right) \right) \text{ Sh/symb} \end{aligned} \quad (1-17)$$

car $E[\mathbf{ss}^H] = \mathbf{I}_{M_t}$.

1.2.3. Récepteurs

Plusieurs structures de récepteurs sont utilisées dans les systèmes MIMO afin de reconnaître les symboles transmis à partir de la somme des M_t signaux reçus sur chacune des M_r antennes.

- Le récepteur du Forçage à Zéro (ou Zero-Forcing ZF) : il s'agit du récepteur le plus simple et le moins performant. Il inverse la matrice de canal \mathbf{A} , ou applique la pseudo-inverse quand celle-ci n'est pas inversible :

$$\hat{\mathbf{s}} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^H \mathbf{r} \quad (1-18)$$

Lorsque \mathbf{A} est mal conditionnée, l'inversion multiplie le bruit, et les performances sont fortement dégradées à faible RSB.

- Le récepteur MMSE : il a pour critère de minimiser l'erreur quadratique moyenne due au bruit et aux interférences entre symboles, contrairement au ZF où le RSB n'intervient pas :

$$\hat{\mathbf{s}} = \left(\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \frac{M_t}{RSB} \mathbf{I}_{M_r} \right)^{-1} \mathbf{A}^H \mathbf{r} \quad (1-19)$$

Les performances sont améliorées à faible RSB, mais lorsque le RSB tend vers zéro, le MMSE et le ZF deviennent équivalents.

- Le récepteur du maximum de vraisemblance (MV) : il suppose l'équiprobabilité des symboles émis et permet les meilleures performances en termes de TEB :

$$\hat{\mathbf{s}} = \underset{\mathbf{s}}{\text{argmin}} \|\mathbf{r} - \mathbf{A}\mathbf{s}\|^2 \quad (1-20)$$

Sa charge de calcul augmente exponentiellement avec le nombre d'antennes à l'émission M_t et linéairement avec le nombre d'antennes à la réception M_r .

De par ses performances optimales, nous allons utiliser ce récepteur dans la suite de notre étude.

1.3. Estimation de canal

Quel que soit le récepteur employé, la connaissance de la matrice du canal est essentielle afin de démoduler les symboles reçus. Par ailleurs, la connaissance de l'état du canal va permettre d'appliquer des techniques afin d'exploiter la diversité du canal de communication. L'intérêt d'effectuer une estimation du canal est donc primordial. Cette estimation peut être effectuée de manière relativement simple, grâce à la transmission d'une séquence d'apprentissage, en utilisant des symboles pilot [13]–[15]. Cependant, cette technique réduit le débit utile de la transmission de façon non négligeable [16], [17]. D'autre part, certains systèmes de communications exigent la détection en aveugle [18], [19]. C'est pourquoi nous nous intéressons dans cette thèse aux méthodes d'estimation aveugle et semi-aveugle du canal de communication.

1.3.1. Approche aveugle pour l'estimation du canal de communication

Il existe trois grandes familles de méthodes d'estimation aveugle du canal de communication:

- Méthodes des sous-espaces
- Méthodes du moment optimal
- Méthodes du maximum de vraisemblance

1.3.1.1. Méthodes des sous-espaces

Le principe est d'exploiter le fait que le vecteur canal appartienne à un sous-espace unidimensionnel des statistiques de l'observation, ou d'un bloc d'observations sans bruit. L'estimation s'obtient en optimisant une fonction de coût quadratique. Les inconvénients de ces méthodes sont la grande complexité de calcul et leur manque de robustesse aux erreurs de modélisation.

Parmi les méthodes des sous-espaces, on distingue notamment :

- Les méthodes des sous-espaces déterministes
- Les méthodes des sous-espaces basées sur les statistiques de second ordre

Les méthodes déterministes considèrent que le signal émis n'admet pas une structure statistique spécifique. Elles sont efficaces à fort rapport signal-sur-bruit (RSB) même avec des échantillons de petite taille. Les conditions d'identifiabilité de ces méthodes sont l'indépendance des sous-canaux, ainsi qu'une complexité linéaire supérieure à $2L$, L étant l'ordre du canal supposé connu.

Les méthodes déterministes comprennent :

- La méthode des relations croisées (CR): méthode qui exploite la structure de sous-canaux multiples. Elle est très efficace pour des échantillons de petite taille à fort RSB. Son inconvénient est que L doit être connu et ne doit pas être surestimé.

- La méthode du sous-espace de bruit : méthode proche de celle des relations croisées (d'ailleurs elles sont identiques pour certains cas particuliers) ; elle est un peu plus complexe que CR, mais les simulations montrent qu'elle est plus performante. L'inconvénient lié à l'ordre du canal reste le même.
- L'identification par lissage des moindres carrés : cette méthode transforme le problème d'estimation de canal en un problème linéaire de lissage par moindres carrés pour lequel il existe plusieurs méthodes d'implémentation adaptatives utilisant les filtres en treillis. La méthode ne nécessite qu'une borne supérieure de L .

Les méthodes des sous-espaces basées sur les statistiques de second ordre considèrent que le signal émis est une séquence aléatoire aux statistiques de second ordre connues. L'ordre du canal L doit être connu également, mais certains algorithmes se contentent d'une borne supérieure uniquement. La seule condition d'identifiabilité générale est l'indépendance des sous-canaux.

Les méthodes basées sur les statistiques de second ordre comprennent :

- L'identification par spectres cycliques : cet algorithme exploite les statistiques cycliques des signaux émis et reçu et la structure FIR du modèle de canal. L'inconvénient est qu'une erreur existe même en absence de bruit.
- L'identification par la transformée de filtrage : algorithme en deux étapes qui estime d'abord la matrice de filtrage et puis s'en sert pour estimer le canal. L'implémentation de cet algorithme nécessite la connaissance de L et de la variance du bruit. Le coût est réduit en termes de temps de calcul si le nombre de sous-canaux est assez grand.
- L'identification par prédiction linéaire : algorithme en deux étapes qui utilise toutes les statistiques de second ordre du signal reçu. Il ne nécessite pas la connaissance exacte de L , son inconvénient étant qu'il dépend de la précision de la première étape.

Il existe également d'autres méthodes utilisant des approches différentes :

- Approche du sous-espace pondéré : optimisation d'une fonction quadratique de coût comportant une matrice de pondération choisie de manière à optimiser un certain critère.
- Exploitation de la forme d'onde : technique qui permet de contourner les difficultés associées aux matrices de canal mal conditionnées.

1.3.1.2. Méthodes du moment optimal

Lorsque le signal émis admet un modèle statistique, la plupart des méthodes de sous-espace deviennent des cas particuliers des méthodes du moment. L'estimation des paramètres du canal se fait donc à partir des moments de second ordre estimés du signal reçu.

La performance de ces estimateurs peut être mesurée grâce à l'erreur quadratique moyenne normalisée asymptotique (ANMSE). La borne inférieure de cette ANMSE est évaluée et sert de référence pour optimiser ces méthodes. Les techniques d'ajustement du moment ont pour but d'atteindre cette borne. Elles sont robustes par rapport aux conditions du canal et la

connaissance de l'ordre de celui-ci. Toutefois, elles ne sont pas simples à implémenter à cause de l'existence de minima locaux.

1.3.1.3. Méthodes du maximum de vraisemblance (MV)

Ces méthodes sont optimales quand on dispose d'échantillons de grande taille. Elles peuvent atteindre la borne de Cramer-Rao sous certaines conditions. L'implémentation peut être compliquée par la présence de minima locaux. On peut les rendre très efficaces en introduisant des techniques de sous-espace en initialisation. Suivant le modèle du signal émis, les méthodes du MV sont déterministes (Deterministic Maximum Likelihood ou DML) ou statistiques (Statistical Maximum Likelihood ou SML).

- Approche DML :

Cette approche considère qu'aucun modèle statistique n'est associé au signal émis. Les conditions d'identifiabilité sont les mêmes que celles des méthodes de sous-espace déterministes : sous-canaux indépendants et complexité linéaire de la séquence émise $> 2L$.

Il existe plusieurs variantes :

- IQML : cette technique transforme la DML en une série d'optimisations quadratiques ayant des solutions simples à obtenir.
- TSML : algorithme en deux étapes qui commence par une estimation initiale du canal par la méthode CR suivie par une optimisation récursive.
- DML pour entrée à alphabet fini : algorithme dont les itérations alternent entre l'estimation du canal et du signal émis. Cet algorithme s'approche du MV pour un fort RSB et une faible variance de bruit.

- Approche SML :

Cette approche associe un modèle statistique au signal émis. Les conditions d'identifiabilité sont l'indépendance des sous-canaux et un signal émis non Gaussien. L'optimisation du SML étant généralement assez complexe, l'algorithme EM (expectation maximization) la transforme en une série d'optimisations quadratiques plus simples à effectuer. Les performances dépendent de la phase d'initialisation.

1.3.2. Approche semi-aveugle pour l'estimation du canal de communication

Dans les cas où les informations sur le canal sont inexistantes (statistiques du canal, ordre, etc...), l'application des méthodes aveugles d'estimation reste possible, mais présente des limites. En effet, ces méthodes permettent souvent, dans ces cas, de déterminer une estimation du canal, à une ambiguïté près. Dans le cas des communications SISO, cette ambiguïté est un scalaire [20]. Le problème de l'ambiguïté est inhérent aux méthodes d'estimation aveugle, notamment dans les systèmes MIMO-OFDM [21]. Tout comme les techniques de séparation de sources [22], les méthodes d'estimation semi-aveugle permettent

de lever cette ambiguïté [23], [24]. Le principe consiste à utiliser un nombre très limité de symboles pilotes de façon à déterminer la matrice d'ambiguïté sans recourir à des séquences d'apprentissage pénalisantes en débit.

1.4. Précodage linéaire MIMO

La connaissance de l'état du canal (en anglais Channel State Information ou CSI) est une information importante. Elle provient généralement du procédé d'estimation du canal à la réception, et est disponible avec plus ou moins de précision, considérée parfaite dans certains cas, ou suivant un modèle d'erreur d'estimation. Ainsi, la connaissance de l'état du canal à la réception (ou Rx-CSI) est en général habituelle surtout du fait qu'elle soit nécessaire pour démoduler les symboles reçus. Dans ce cas, la diversité du canal MIMO peut être exploitée à travers une famille de codes appelés codes spatio-temporels en bloc (en anglais Space-Time Block Code ou STBC). Cette famille de méthodes ne nécessite que la connaissance de l'état du canal à la réception Rx-CSI. Nous n'allons pas développer ces techniques dans ce document mais nous nous contentons de citer quelques codes bien connus dans la littérature : les codes en bloc orthogonaux, dont le plus connu est le code d'Alamouti [25], les codes en treillis (Space-Time Treillis Code ou STTC) [26], les codes quasi-orthogonaux tels que le code de Jafarkhani [27] ou le code de Tirkkonen [28]. Pour plus de détails sur ces codes, le lecteur peut se reporter à [29].

La seconde famille de méthodes à laquelle nous nous intéressons plus particulièrement regroupe les précodeurs linéaires. Pour les mettre en œuvre, la connaissance de l'état du canal à l'émission (Tx-CSI) est cette fois nécessaire. Contrairement à la Rx-CSI, la Tx-CSI est moins courante, et peut être obtenue par exemple grâce à une voie de retour qui permet au récepteur de communiquer son estimation du canal à l'émetteur. On parle de système à boucle fermée ou « closed-loop », ou de système à retour limitée ou « limited feedback » lorsqu'un retour partiel de quelques éléments clés de l'estimation du canal permet de reconstituer une Tx-CSI plus ou moins précise en échange d'une augmentation du débit utile.

Au sens large, le précodeur regroupe tout procédé qui utilise la CSI dans le but d'optimiser conjointement l'émetteur et le récepteur d'un système de transmission. A l'émetteur, un précodeur linéaire sous forme de matrice permet de pré-mélanger les symboles à émettre et de répartir la puissance sur les antennes selon une stratégie bien déterminée. A la réception, un postcodeur linéaire traite les échantillons reçus. Le couple précodeur-postcodeur cherche à optimiser un certain critère tel que la capacité, le RSB à la réception, l'erreur quadratique moyenne, ou la distance euclidienne minimale.

Le schéma de principe est représenté sur la Figure 1-5. Le modèle du système s'écrit :

$$\mathbf{r} = \mathbf{G}\mathbf{A}\mathbf{F}\mathbf{s} + \mathbf{G}\mathbf{n} \quad (1-21)$$

où $\mathbf{F} \in \mathbb{C}^{M_t \times b}$ représente la matrice de précodage linéaire et $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{b \times M_r}$ représente la matrice de postcodage. Nous supposons que $E[\mathbf{s}\mathbf{s}^H] = E_s \mathbf{I}_b$, $E[\mathbf{s}\mathbf{n}^H] = 0$ et $E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H] = N_0 \mathbf{I}_{M_r}$.

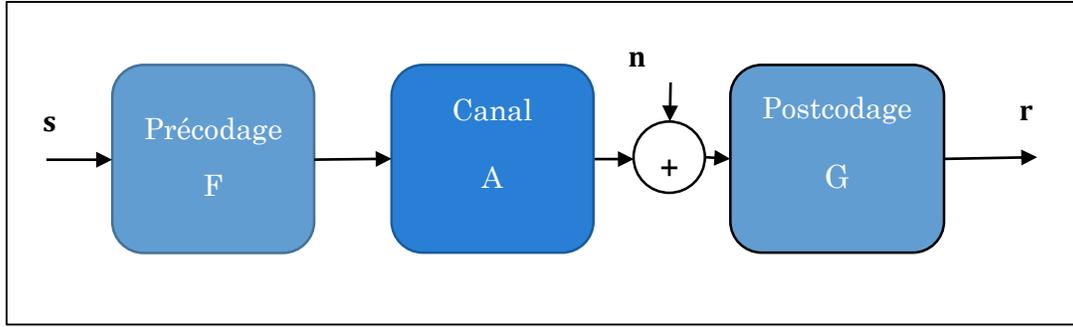


Figure 1-5 : Principe du précodage linéaire

Pour garantir une puissance totale moyenne transmise égale à E_s , la matrice de précodage est déterminée sous la condition de normalisation :

$$\|\mathbf{F}\|_F^2 = 1 \quad (1-22)$$

La transformation permettant d'obtenir un canal virtuel diagonal est très intéressante pour l'étude des systèmes précodés. En fait, elle permet de simplifier la représentation et facilite l'analyse de ces systèmes dans le sens où les voies virtuelles sont désormais parallèles. L'application de cette transformation est possible par l'utilisation d'un bloc de précodage. Les matrices \mathbf{J} et \mathbf{K} sont incluses dans les matrices de précodage et de postcodage \mathbf{F} et \mathbf{G} tel que :

$$\begin{cases} \mathbf{F} = \mathbf{K}\mathbf{F}_d \\ \mathbf{G} = \mathbf{J} \end{cases} \quad (1-23)$$

En combinant les équations (1-21) et (1-23), on obtient :

$$\mathbf{r} = \mathbf{J}\mathbf{A}\mathbf{K}\mathbf{F}_d\mathbf{s} + \mathbf{J}\mathbf{n} = \mathbf{A}_v\mathbf{F}_d\mathbf{s} + \mathbf{n}_v \quad (1-24)$$

où $\mathbf{n}_v = \mathbf{J}\mathbf{n}$ représente le bruit additif blanc gaussien dont la matrice de covariance est $\mathbf{R}_{\mathbf{n}_v} = E[\mathbf{n}_v\mathbf{n}_v^H] = N_0\mathbf{I}_b$.

1.4.1. Précodeurs diagonaux

Les précodeurs diagonaux sont appelés ainsi car leur principe est de fournir une solution \mathbf{F}_d diagonale, afin de conserver une structure de voies parallèles et indépendantes. Le problème revient à trouver la répartition de puissance qui optimise un critère précis et pertinent, grâce aux coefficients p_i tels que:

$$\mathbf{F}_d = \text{diag}(\sqrt{p_1}, \dots, \sqrt{p_b}) \quad (1-25)$$

La contrainte de puissance (1-22) devient :

$$\sum_{i=1}^b p_i = 1. \quad (1-26)$$

Nous présentons par la suite les précodeurs optimisant la capacité globale du système, l'erreur quadratique moyenne et la qualité de service.

1.4.1.1. Précodeur Water-Filling (WF)

Le critère à optimiser dans ce cas est la capacité du canal MIMO, qui s'écrit pour le canal diagonalisé sous la forme :

$$C = \sum_{i=1}^b \log_2 \left(1 + \frac{E_s}{N_0} \times p_i \sigma_i^2 \right) \quad (1-27)$$

En posant $\tilde{\sigma}_i = \sigma_i \sqrt{\frac{E_s}{N_0}}$, on obtient la stratégie d'allocation de puissance du précodeur WF suivante :

$$p_i = \begin{cases} \Psi - \frac{1}{\tilde{\sigma}_i^2} & \text{si } \Psi > \frac{1}{\tilde{\sigma}_i^2} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{pour } i = 1, \dots, b \quad (1-28)$$

où le seuil Ψ est défini par :

$$\Psi = \frac{E_s + \gamma_\Psi}{b_\Psi} \quad \text{avec } \gamma_\Psi = \sum_{i=1}^{b_\Psi} \frac{1}{\tilde{\sigma}_i^2} \quad (1-29)$$

et b_Ψ la plus grande valeur dans $\{1, \dots, b\}$ telle que $\Psi > \frac{1}{\tilde{\sigma}_i^2}$.

La stratégie d'allocation de puissance du WF dépend du RSB. Ce précodeur donne la possibilité de supprimer les voies les plus faibles. La puissance totale E_s est alors répartie sur les b_Ψ premières voies (les plus favorables) et la modulation des symboles est adaptée au nombre de voies retenues afin de garder un débit constant.

1.4.1.2. Précodeur MMSE

Le critère à optimiser, sous la contrainte (26), est l'erreur quadratique moyenne :

$$MSE = E[\|\mathbf{r} - \mathbf{s}\|^2] = \sum_{i=1}^b E \left[|(\sigma_i \sqrt{p_i} - 1)s_i + n_i|^2 \right] \quad (1-30)$$

La stratégie d'allocation de puissance du MMSE conduit à :

$$p_i = \begin{cases} \frac{1}{\tilde{\sigma}_i} (\Psi_{MMSE} - \frac{1}{\tilde{\sigma}_i}) & \text{si } \Psi_{MMSE} > \frac{1}{\tilde{\sigma}_i} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \text{ pour } i = 1, \dots, b \quad (1-31)$$

où $b_{\Psi_{MMSE}}$ est le nombre de voies utilisées respectant le seuil Ψ_{MMSE} défini par :

$$\Psi_{MMSE} = \frac{E_s + \gamma_{\Psi_{MMSE}}}{\sum_{i=1}^{b_{\Psi_{MMSE}}} \frac{1}{\tilde{\sigma}_i}} \text{ avec } \gamma_{\Psi_{MMSE}} = \sum_{i=1}^{b_{\Psi_{MMSE}}} \frac{1}{\tilde{\sigma}_i^2} \quad (1-32)$$

La solution MMSE donne aussi la possibilité de supprimer des voies de données comme le précodeur WF, mais selon un critère différent : le nombre de voies utilisées par chacun des deux précodeurs peut être différent pour un même canal.

1.4.1.3. Précodeur Qualité de Service (QoS)

La stratégie Qualité de Service (ou Quality of Service notée QoS) permet de fixer des rapports entre les RSB de chaque voie. Un exemple intéressant pour montrer l'utilité de ce précodeur est le cas où une voie virtuelle est utilisée pour transmettre un signal audio, alors qu'une autre sert à transmettre un signal vidéo. La nature du second signal impose de vouloir assurer un taux d'erreur inférieur à un certain seuil. Ainsi, le précodeur doit garantir un RSB à la réception sur la seconde voie supérieur à celui sur la première avec un rapport bien fixé. Le RSB en réception γ_i sur la voie i s'écrit :

$$\gamma_i = p_i \tilde{\sigma}_i^2 = \frac{w_i}{\sum_{k=1}^b w_k / \tilde{\sigma}_k^2} \text{ pour } i = 1, \dots, b \quad (1-33)$$

et par conséquent le précodeur est défini par :

$$p_i = \frac{w_i}{\tilde{\sigma}_i^2 \sum_{k=1}^b w_k / \tilde{\sigma}_k^2} \text{ pour } i = 1, \dots, b \quad (1-34)$$

avec $w_1 = 1 > w_2 > \dots > w_b$ les rapports des RSB fixés entre la voie $i \neq 1$ et la voie 1 (i.e. $w_i = \gamma_i / \gamma_1$). Le précodeur QoS utilise toujours toutes les voies disponibles, en assurant des rapports de RSB bien déterminés.

1.4.1.4. Précodeur Erreur Egale

Le précodeur Erreur Egale (ou Equal-Error notée EE) est un cas particulier du précodeur QoS qui garantit le même RSB en réception γ_i sur chaque voie en prenant : $w_1 = w_2 = \dots = w_b = 1$. Ce RSB est donc :

$$\gamma_i = p_i \tilde{\sigma}_i^2 = \frac{1}{\sum_{k=1}^b \frac{1}{\tilde{\sigma}_k^2}} = cste \quad \text{pour } i = 1, \dots, b \quad (1-35)$$

et le précodeur est alors défini par :

$$p_i = \frac{1}{\tilde{\sigma}_i^2 \sum_{k=1}^b 1/\tilde{\sigma}_k^2} \quad \text{pour } i = 1, \dots, b \quad (1-36)$$

Tout comme le précodeur QoS, le précodeur EE utilise toutes les voies disponibles.

1.4.1.5. Précodeur Max-SNR

Même si ce précodeur a une matrice diagonale, sa structure est assez particulière et peut ne pas être considéré comme précodeur diagonal. Le but de ce précodeur est de maximiser le RSB à la réception. Pour y arriver, il sélectionne une seule voie, à savoir celle qui présente le RSB le plus élevé. La totalité de la puissance est concentrée sur cette voie et, comme dans le cas des WF et MMSE, nous considérons l'hypothèse où le précodeur adapte la modulation afin de garantir un même débit. En respectant la contrainte de puissance (1-26), on obtient : $p_1 = 1$ et $p_i = 0$ pour $i = 2, \dots, b$. La solution max-SNR simplifiée (1-24) en n'utilisant qu'une seule voie ($b = 1$) :

$$r = E_s \sigma_1 s + n \quad (1-37)$$

La structure du précodeur max-SNR est simple et permet d'obtenir des performances intéressantes dans certaines configurations.

1.4.2. Précodeurs non diagonaux

Contrairement aux précodeurs diagonaux, la matrice de précodage \mathbf{F}_d est non-diagonale dans ce cas. Parmi les précodeurs linéaires non-diagonaux de la littérature, nous allons considérer les précodeurs basés sur l'optimisation de la distance euclidienne minimale. Il s'agit du précodeur max- d_{min} [30], du précodeur DFT- d_{min} (Discrete Fourier Transform) [31], et du précodeur E- d_{min} [32].

1.4.2.1. Précodeur max- d_{min}

La distance euclidienne minimale entre les symboles de la constellation de réception affecte directement les performances du système, surtout dans le cas du récepteur MV [33]. Le précodeur max- d_{min} est conçu avec comme critère d'optimisation, la minimisation de la distance euclidienne minimale, notée d_{min} et exprimée par :

$$d_{min} = \min_{\epsilon \in \mathcal{E}} \|\mathbf{A}_v \mathbf{F}_d \epsilon\| \quad (1-38)$$

où $\epsilon = \mathbf{s}_k - \mathbf{s}_l$ est le vecteur différence entre les vecteurs symbole \mathbf{s}_k et \mathbf{s}_l pour $k \neq l$, \mathcal{E} étant l'ensemble de tous ces vecteurs différence. Le précodeur max- d_{min} est donc obtenu en resolvant :

$$\mathbf{F}_d^{d_{min}} = \operatorname{argmax}_{\mathbf{F}_d} d_{min}(\mathbf{F}_d) \quad (1-39)$$

sous la contrainte de puissance :

$$\|\mathbf{F}_d\|_F^2 = 1 \quad (1-40)$$

La solution de (1-40) est formulée dans [12] pour le cas $b = 2$. Le précodeur peut s'écrire sous la forme paramétrique suivante :

$$\mathbf{F}_d = \begin{pmatrix} \cos \psi & 0 \\ 0 & \sin \psi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & e^{j\phi} \end{pmatrix} \quad (1-41)$$

La matrice virtuelle du canal a l'expression donnée par (10).

Pour une modulation MAQ-4, les valeurs du triplet (ψ, θ, ϕ) qui maximise d_{min} dépendent du paramètre γ du canal. On obtient deux formes distinctes :

- pour $\gamma < \gamma_0$, on obtient la forme \mathbf{F}_{r1} :

$$\begin{cases} \psi = 0 \\ \theta = \operatorname{atan}\left(\frac{2}{(\sqrt{6} + \sqrt{2})}\right) \\ \phi = 15^\circ \end{cases} \quad (1-42)$$

- pour $\gamma \geq \gamma_0$, on obtient la forme \mathbf{F}_{octa} :

$$\begin{cases} \psi = \operatorname{atan}\left(\frac{(\sqrt{2} - 1)}{\tan \gamma}\right) \\ \theta = 45^\circ \\ \phi = 45^\circ \end{cases} \quad (1-43)$$

où $\gamma_0 \approx 17.28^\circ$ est l'angle de basculement entre les deux formes.

Les constellations reçues sont représentées sur les Figure 1-6 et Figure 1-7 pour la forme \mathbf{F}_{octa} sur chacun des récepteurs 1 et 2.

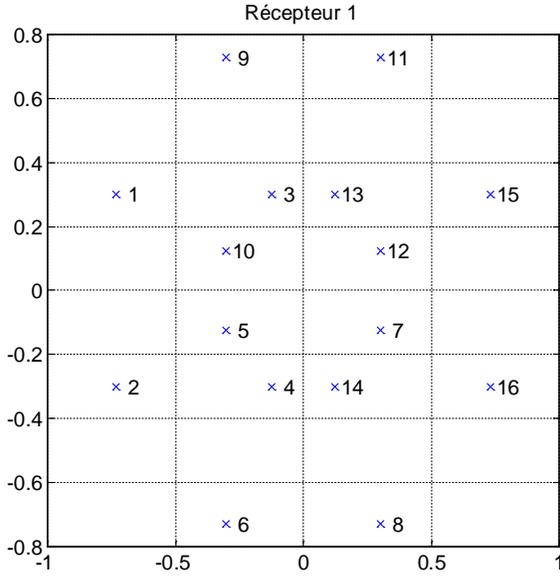


Figure 1-6 : Constellation reçue sur le récepteur 1 avec la forme F_{octa} du précodeur $\max-d_{min}$

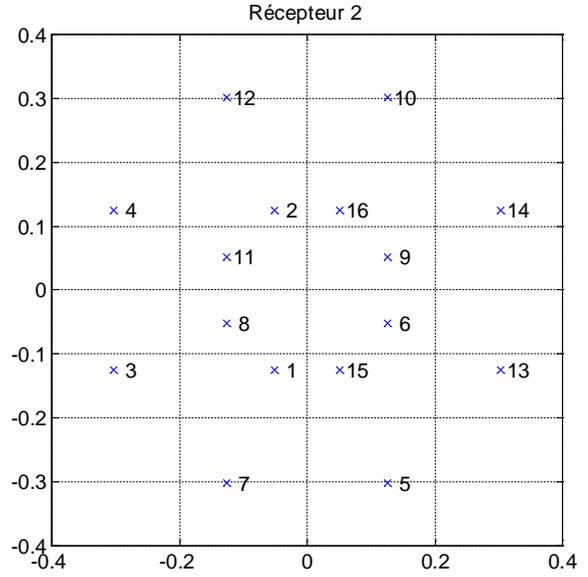


Figure 1-7 : Constellation reçue sur le récepteur 2 avec la forme F_{octa} du précodeur $\max-d_{min}$

1.4.2.2. DFT- d_{min}

La forme générale de ce précodeur s'écrit [31]:

$$\mathbf{F}_d = \text{diag}(\sqrt{p_1}, \dots, \sqrt{p_b}) \mathbf{W}_b \quad (1-44)$$

où \mathbf{W}_b représente la matrice de la transformée de Fourier discrète (ou Discrete Fourier Transform DFT) définie par :

$$\mathbf{W}_b = (w^{kl})_{k,l=0,\dots,b-1} \quad (1-45)$$

où $w = e^{j2\pi/b}$. Dans le cas $b = 2$, on obtient la matrice DFT suivante :

$$\mathbf{W}_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \quad (1-46)$$

En reprenant la forme paramétrique (1-41), l'optimisation de la distance euclidienne minimale donne les valeurs du triplet suivantes :

$$\begin{cases} \psi = \text{atan}\left(\frac{1}{(\sqrt{3} \tan \gamma)}\right) \\ \theta = 45^\circ \\ \phi = 0 \end{cases} \quad (1-47)$$

La forme de ce précodeur ne permet pas de transmettre les symboles sur une seule voie, la plus favorable (c'est-à-dire σ_1 seulement), comme cela est fait dans le cas du précodeur max- d_{min} lorsque $\sigma_1 \gg \sigma_2$ (forme \mathbf{F}_{r1}). Pour obtenir un comportement similaire, on peut basculer sur le précodeur max-SNR à partir d'un certain seuil. Le seuil de basculement s'obtient en égalisant les distances minimales des précodeurs DFT- d_{min} et max-SNR. On obtient le seuil : $\sigma_1/\sigma_2 = \sqrt{7}$ où $\gamma = \text{atan}(1/\sqrt{7}) = 20.70^\circ$.

1.4.2.3. E- d_{min}

Le précodeur E- d_{min} est une extension du précodeur max- d_{min} pouvant être utilisé avec $b > 2$. Le principe est basé sur un découpage du canal virtuel à b voies défini dans (1-7), en $b/2$ sous-systèmes (2,2). De façon similaire à (1-10), chaque sous-système est caractérisé par un angle $\tilde{\gamma}_i$ et un gain $\tilde{\rho}_i$ et est optimisé selon le critère de la distance euclidienne minimale d_{min} à l'aide d'un sous-précodeur $\widetilde{\mathbf{F}}_{d_i}$. Une allocation de puissance entre ces sous-systèmes permet d'égaliser toutes les distances minimales. Finalement, la répartition des voies virtuelles sur les sous-systèmes permet de maximiser la distance minimale du précodeur : la voie correspondant au gain σ_i le plus petit est associée à celle ayant le gain le plus grand. Les couples formant les sous-systèmes sont donc : $(\sigma_1, \sigma_b), \dots, (\sigma_i, \sigma_{b-i+1}), \dots, \left(\sigma_{\frac{b}{2}}, \sigma_{\frac{b}{2}+1}\right)$.

Le canal virtuel de (1-7) est donc découpé selon :

$$\widetilde{\mathbf{A}}_v = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_b) \Leftrightarrow \begin{cases} \widetilde{\mathbf{A}}_{v1} = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 \\ 0 & \sigma_b \end{pmatrix} \\ \vdots \\ \widetilde{\mathbf{A}}_{vi} = \begin{pmatrix} \sigma_i & 0 \\ 0 & \sigma_{b-i+1} \end{pmatrix} \\ \vdots \\ \widetilde{\mathbf{A}}_{v\frac{b}{2}} = \begin{pmatrix} \sigma_{\frac{b}{2}} & 0 \\ 0 & \sigma_{\frac{b}{2}+1} \end{pmatrix} \end{cases} \quad (1-48)$$

Le modèle du système exprimé par (1-24) devient alors:

$$\tilde{\mathbf{r}} = \widetilde{\mathbf{A}}_v \widetilde{\mathbf{F}}_d \tilde{\mathbf{s}} + \widetilde{\mathbf{n}}_v \quad (1-49)$$

Le précodeur $\widetilde{\mathbf{F}}_d$ associé au canal global $\widetilde{\mathbf{A}}_v$ peut être défini par :

$$\widetilde{\mathbf{F}}_d = \begin{pmatrix} r_1 \widetilde{\mathbf{F}}_{d1} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & r_2 \widetilde{\mathbf{F}}_{d2} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & r_{\frac{b}{2}} \widetilde{\mathbf{F}}_{d\frac{b}{2}} \end{pmatrix} \quad (1-50)$$

où r_i sont les coefficients qui permettent de répartir la puissance sur chaque sous-système. La contrainte de puissance de ce précodeur devient :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{\frac{b}{2}} r_i^2 = 1 \\ \|\widetilde{\mathbf{F}}_{d_i}\|_F^2 = 1 \end{cases} \quad (1-51)$$

La puissance du précodeur s'exprime par :

$$\|\widetilde{\mathbf{F}}_d\|_F^2 = \|\mathbf{F}_d\|_F^2 = \sum_{i=1}^{\frac{b}{2}} r_i^2 \|\widetilde{\mathbf{F}}_{d_i}\|_F^2 = 1 \quad (1-52)$$

La forme de la matrice de précodage $\widetilde{\mathbf{F}}_d$ est non-diagonale et a la forme de « croix » : seuls les termes de la diagonale et de l'anti-diagonale sont non-nuls. Ce précodeur constitue une solution très pratique lorsque la dimension du système MIMO dépasse $b = 2$, notamment dans les systèmes MIMO-OFDM que nous présentons dans le paragraphe suivant.

Pour plus de détails concernant le précodeur E- d_{min} , le lecteur peut se référer à [32].

1.5. Association MIMO-OFDM

Les canaux sans fil sont caractérisés par l'existence de plusieurs trajets entre l'émetteur et le récepteur. Outre le trajet direct qui peut ne pas exister, de multiples trajets apparaissent à cause des phénomènes de réflexion et de diffraction par les obstacles. Le signal émis arrive donc sur l'antenne réceptrice via une multitude de trajets différents, ayant des caractéristiques d'amplitude, phase et retard différentes. Le signal reçu est donc une convolution entre le signal émis et la réponse impulsionnelle du canal représentant tous ces multi-trajets. Dans le domaine fréquentiel, la réponse du canal varie avec la fréquence. On parle alors de canal sélectif en fréquence [34]–[36].

1.5.1. Modulation OFDM

La modulation OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) est une méthode de transmission multi-porteuse qui permet d'augmenter l'efficacité spectrale et de contourner efficacement les problèmes à la sélectivité en fréquence du canal. Les fréquences des N sous-porteuses sont orthogonales et séparées de $1/T_u$, où T_u représente la durée symbole. Le schéma de modulation généralement utilisé est la QPSK ou la MAQ-M, nous utiliserons dans notre étude la modulation MAQ-M.

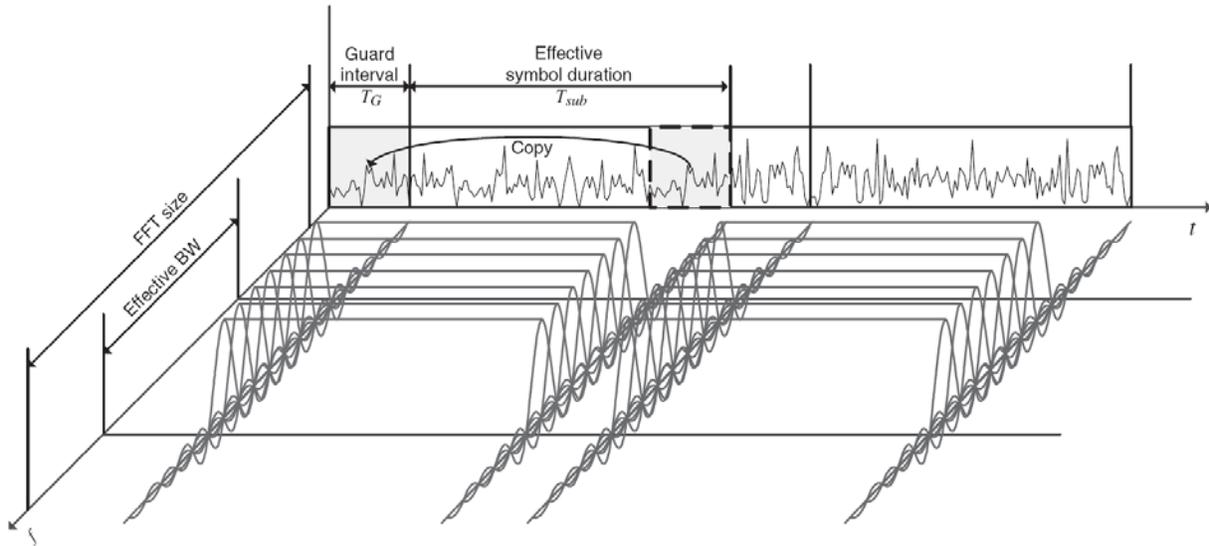


Figure 1-8 : Représentation en temps/fréquence d'un symbole OFDM avec CP.

Les signaux sur les différentes sous-porteuses ayant un support temporel limité (et donc un support fréquentiel infini), un phénomène d'interférence entre sous-porteuses (InterCarrier Interference - ICI) peut apparaître. Une bande fréquentielle de garde correspondant à des sous-porteuses virtuelles (ou Virtual Carriers - VC) est alors insérée aux extrémités du support spectral pour combattre ce phénomène. Un intervalle de garde, appelé préfixe cyclique (Cyclic Prefix - CP), est également inséré dans le domaine temporel, afin de combattre l'interférence entre symboles (IES). Il doit être supérieur à l'étalement temporel du canal (Figure 1-8).

Le signal émis est généré à partir de la transformée de Fourier inverse (IFFT ou IDFT) de N symboles MAQ-M, et est mis sur porteuse avant d'être transmis. A la réception, une transformée de Fourier est appliquée et l'intervalle de garde est supprimé.

La modulation OFDM transforme donc le canal large bande en un ensemble de N sous-canaux à bande étroite, indépendants les uns des autres. Chaque symbole MAQ-M est transmis sur un sous-canal caractérisé par son coefficient complexe.

1.5.2. Association MIMO-OFDM

L'association de plusieurs techniques multi-antennaires permet d'atteindre des débits de transmission élevés et est utilisée par des standards comme le LTE et LTE-Advanced. Parmi ces associations, le LTE utilise un système MIMO-OFDM. Le principe est d'utiliser une configuration multi-antennaire impliquant un réseau d'antennes à l'émission et à la réception, avec un schéma de transmission multi-porteuse de type OFDM. Le schéma de principe d'un système MIMO-OFDM est présenté sur la Figure 1-9.

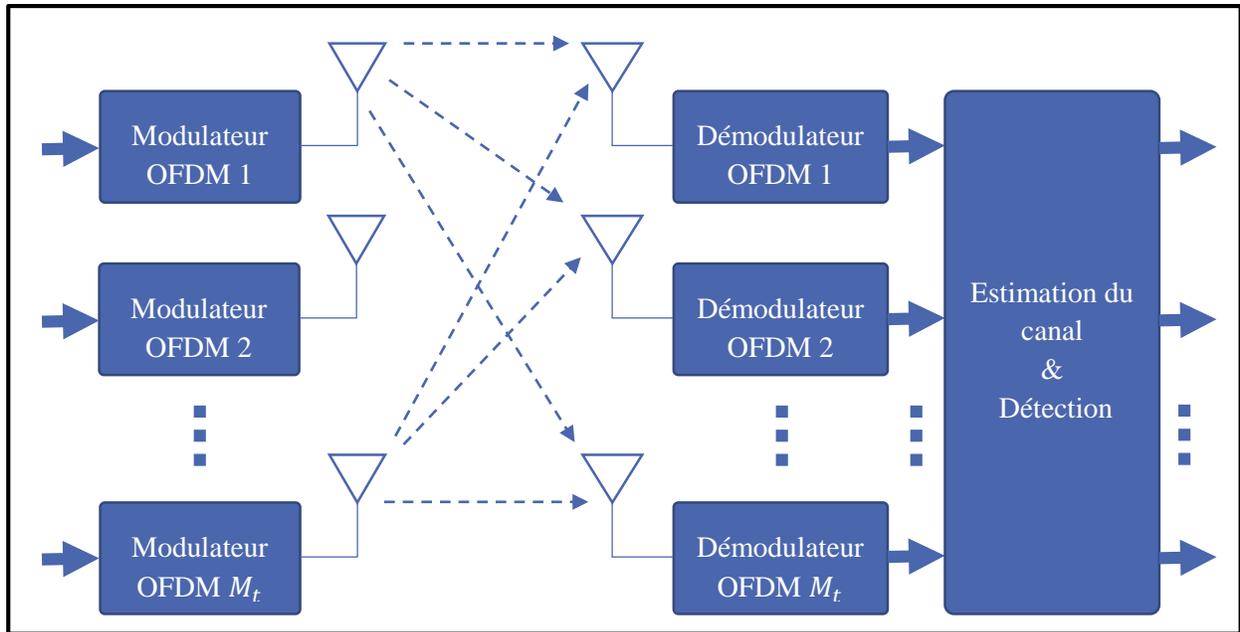


Figure 1-9: Principe d'un système MIMO-OFDM.

Les données à transmettre sont tout d'abord démultiplexées en M_t voies indépendantes, pour être ensuite modulées par un modulateur OFDM avant d'être transmises sur une antenne. En réception, le signal de chaque sous-porteuse est séparé à travers les M_r démodulateurs OFDM. Après la détection, les données estimées sont multiplexées pour obtenir l'ordre initial.

1.6. Conclusion

Les structures multi-antennaires MIMO constituent une solution incontournable dans les systèmes de télécommunications récents, notamment pour leur capacité à atteindre de très hautes efficacités spectrales et de lutter efficacement contre les évanouissements du signal. La dimension spatiale du canal, l'exploitation des trajets multiples et d'autres caractéristiques sont à la base de techniques associées à ces systèmes multi-antennaires (précodage linéaire, MIMO-OFDM, ...). L'estimation du canal étant une étape essentielle pour l'implémentation de ces techniques, nous allons proposer dans le chapitre suivant un

schéma de transmission permettant de mettre en œuvre les méthodes d'estimation aveugle et semi-aveugle du canal MIMO utilisant la modulation OFDM, afin de pouvoir appliquer des techniques de précodage linéaire dans ces systèmes.

Chapitre 2. Précodage linéaire en utilisant l'estimation aveugle et semi aveugle du canal

2.1.	ESTIMATION AVEUGLE DU CANAL.....	35
2.2.	ASSOCIATION DE L'ESTIMATION DU CANAL ET DU PRECODAGE.....	42
2.3.	CONCLUSIONS	55

Dans ce chapitre nous allons présenter l'estimation aveugle du canal basée sur la méthode de sous-espace du bruit. Une approche semi-aveugle est ensuite présentée afin de contourner les limitations de la méthode aveugle. L'information du canal fournie par ces méthodes est exploitée par un précodeur dans un schéma de transmission que nous proposons dans la suite. Les performances seront présentées et discutées, ainsi qu'une éventuelle adaptation des paramètres du schéma proposé, notamment les tailles respectives des trames.

2.1. Estimation aveugle du canal

L'estimation aveugle du canal de communication peut être effectuée selon plusieurs approches. L'étude des différentes méthodes de la littérature décrites ci-dessus [37] nous a mené à utiliser la méthode de sous-espace du bruit [21], qui est parmi les méthodes d'estimation aveugle du canal les plus performantes de la littérature. De plus, elle est bien adaptée au cas d'une transmission MIMO-OFDM et formulée dans ce contexte, ce qui répond parfaitement à la problématique de notre recherche.

2.1.1. Modèle du système

Le principe de la méthode du sous espace du bruit présentée par C. Shin et al. [21] est détaillé dans ce paragraphe. Le modèle du système considéré est un système MIMO avec M_t antennes d'émission et M_r antennes de réception. Le système utilise la modulation OFDM où N représente le nombre de sous-porteuses. Le système peut contenir des sous-porteuses virtuelles, non utilisées pour la transmission de données et généralement utilisées pour l'application de filtre de mise en forme à l'émission, tel un filtre en cosinus surélevé. Nous notons donc D le nombre de sous-porteuses utilisées pour la transmission de données ($D \leq N$), numérotées de k_0 jusqu'à $k_0 + D - 1$. Lorsque les sous-porteuses virtuelles (ou VC pour Virtual Carriers en anglais) n'existent pas, nous obtenons $D = N$. La taille du préfixe cyclique est notée P et nous notons $Q = N + P$. Les symboles d'information avant l'application de la modulation OFDM sont donnés par :

$$\mathbf{d}_n = [\mathbf{d}(n, k_0)^T, \mathbf{d}(n, k_0 + 1)^T, \dots, \mathbf{d}(n, k_0 + D - 1)^T]^T \quad (2-1)$$

$$\mathbf{d}(n, k) = [d_1(n, k), d_2(n, k), \dots, d_{M_t}(n, k)]^T \quad (2-2)$$

où $d_j(n, k)$ représente le symbole d'information contenu dans le $n^{\text{ième}}$ symbole OFDM, transmis sur la $k^{\text{ième}}$ sous porteuse et à partir de la $j^{\text{ième}}$ antenne d'émission.

L'observation de ces vecteurs symboles se fait en les regroupant par J vecteurs symboles d'information et donnée par :

$$\mathbf{d}(n) = [\mathbf{d}_n^T, \mathbf{d}_{n-1}^T, \dots, \mathbf{d}_{n-J+1}^T]^T \quad (2-3)$$

Pour appliquer la modulation OFDM, nous définissons les opérateurs correspondants à la transformée de Fourier inverse (IFFT) par :

$$\mathbf{W}(i) = \frac{1}{\sqrt{N}} \left[e^{\frac{j2\pi}{N}ik_0}, e^{\frac{j2\pi}{N}i(k_0+1)}, \dots, e^{\frac{j2\pi}{N}i(k_0+D-1)} \right] \quad (2-4)$$

$$\mathbf{W} = [\mathbf{W}(N-1)^T, \dots, \mathbf{W}(0)^T, \mathbf{W}(N-1)^T, \dots, \mathbf{W}(N-P)^T]^T \quad (2-5)$$

$$\mathbf{W} = \mathbf{I}_J \otimes \mathbf{W} \otimes \mathbf{I}_{M_t} \quad (2-6)$$

Dans le domaine temporel, le vecteur $\mathbf{s}(n)$ transmis après la modulation OFDM est écrit :

$$\mathbf{s}(n) = \mathbf{W}\mathbf{d}(n) \quad (2-7)$$

Le canal entre les M_t antennes d'émission et les M_r antennes de réception est modélisée par un filtre à réponse impulsionnelle finie de dimension $M_r \times M_t$ et d'ordre L . Le canal MIMO correspondant au l -ième retard s'écrit donc :

$$\mathbf{a}(l) = \begin{bmatrix} a_{11}(l) & a_{12}(l) & \dots & a_{1M_t}(l) \\ a_{21}(l) & a_{22}(l) & \dots & a_{2M_t}(l) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{M_r1}(l) & a_{M_r2}(l) & \dots & a_{M_rM_t}(l) \end{bmatrix} \quad (2-8)$$

Le signal reçu $\mathbf{r}(n)$ correspondant au J vecteurs symboles d'information émis est donné par :

$$\mathbf{r}(n) = [\mathbf{r}_n^T, \mathbf{r}_{n-1}^T, \dots, \mathbf{r}_{n-J+1}^T [1:(Q-L)M_r]]^T \quad (2-9)$$

Où

$$\mathbf{r}_n = [\mathbf{r}(n, Q-1)^T, \mathbf{r}(n, Q-2)^T, \dots, \mathbf{r}(n, 0)^T]^T \quad (2-10)$$

$$\mathbf{r}(n, k) = [r_1(n, k), r_2(n, k), \dots, r_{M_r}(n, k)]^T \quad (2-11)$$

La matrice de canal \mathcal{A} de dimension $(JQ-L)M_r \times JQM_t$ est donnée par :

$$\mathcal{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}(0) & \dots & \mathbf{a}(L) & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{a}(0) & \dots & \mathbf{a}(L) & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & & \ddots & & \ddots & \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{a}(0) & \dots & \mathbf{a}(L) \end{bmatrix} \quad (2-12)$$

En notant $\boldsymbol{\eta}(n)$ les vecteurs du bruit complexe gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance égale à $\sigma_\eta^2 \mathbf{I}_{(JQ-L)M_r}$, le signal reçu $\mathbf{r}(n)$ peut donc s'écrire :

$$\mathbf{r}(n) = \mathcal{A}\mathbf{s}(n) + \boldsymbol{\eta}(n) = \mathcal{A}\mathbf{W}\mathbf{d}(n) + \boldsymbol{\eta}(n) = \boldsymbol{\Xi}\mathbf{d}(n) + \boldsymbol{\eta}(n) \quad (2-13)$$

2.1.2. Méthode et Algorithme

Le modèle du système étant ainsi établi, nous supposons l'hypothèse vérifiant les conditions suffisantes pour garantir l'identifiabilité du canal suivant cette méthode. La première condition est formulée comme suit :

$$\text{rg}\left(\mathbf{A}\left(e^{j\frac{2\pi}{N}i}\right)\right) = M_t \text{ pour tout } i \in \{k\}_{k=k_0}^{k_0+D-1} \quad (2-14)$$

où la matrice fonction de transfert du canal $\mathbf{A}(z)$ est définie par :

$$\mathbf{A}(z) = \sum_{l=0}^L \mathbf{a}(l)z^{-l} \quad (2-15)$$

La seconde condition est l'hypothèse de la décorrélation entre le bruit additif et le signal transmis et que la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{dd} = E\{\mathbf{d}(n)\mathbf{d}(n)^H\}$ du vecteur symbole d'information $\mathbf{d}(n)$ soit de plein rang.

Dans ces conditions, la diagonalisation par décomposition en valeurs propres de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{rr} = E\{\mathbf{r}(n)\mathbf{r}(n)^H\}$ du vecteur symbole reçu nous donne les vecteurs propres notés \mathbf{U} qui peuvent eux-mêmes être répartis en deux parties : les vecteurs \mathbf{U}_s générateurs du sous-espace du signal et les vecteurs \mathbf{U}_n générateurs du sous-espace du bruit, tels que :

$$\mathbf{U} = [\mathbf{U}_s | \mathbf{U}_n] = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_{JDM_t} | \mathbf{u}_{JDM_t+1}, \dots, \mathbf{u}_{(JQ-L)M_r}] \quad (2-16)$$

Etant donné que $\text{vect}(\mathbf{\Xi})$ et $\text{vect}(\mathbf{U}_s)$ partagent tous les deux le même espace $JDM_t -$ dimensionnel, et sont tous les deux orthogonaux à $\text{vect}(\mathbf{U}_n)$, nous pouvons en déduire la relation d'orthogonalité suivante :

$$\mathbf{u}_k^H \mathbf{\Xi} = \mathbf{0} \text{ pour tout } k \in \{n\}_{n=JDM_t+1}^{(JQ-L)M_r} \quad (2-17)$$

Nous allons à présent définir la matrice canal \mathbf{A} à partir des vecteurs \mathbf{a}_i correspondant à la réponse impulsionnelle entre la i - ième antenne d'émission et les M_r antennes de réception comme suit:

$$\mathbf{a}_i = [\mathbf{a}(0)[:, i]^T, \mathbf{a}(1)[:, i]^T, \dots, \mathbf{a}(L)[:, i]^T]^T \text{ avec } 1 \leq i \leq M_t \quad (2-18)$$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_{M_t}] = [\mathbf{a}(0)^T, \mathbf{a}(1)^T, \dots, \mathbf{a}(L)^T]^T \quad (2-19)$$

L'exploitation du sous-espace du bruit permet de déterminer les coefficients du canal \mathbf{A} à une matrice multiplicative près de dimension $M_t \times M_t$ (matrice d'ambiguïté – voir paragraphe 1.3. Limitations).

La matrice d'autocorrélation du signal reçu \mathbf{R}_{rr} ne pouvant pas être connue, nous utilisons l'estimation $\hat{\mathbf{R}}_{rr}$ de cette matrice calculée à l'aide de N_b blocs par :

$$\hat{\mathbf{R}}_{rr} = \frac{1}{N_b} \sum_{n=0}^{N_b-1} \mathbf{r}(n)\mathbf{r}(n)^H \quad (2-20)$$

Nous obtenons donc une estimation $\hat{\mathbf{U}}_n$ des vecteurs générateurs du sous-espace du bruit à partir de la décomposition en valeurs propres de $\hat{\mathbf{R}}_{rr}$. L'estimation $\hat{\mathcal{A}}$ de la matrice du canal est obtenu en minimisant la fonction quadratique de coût $\mathcal{C}(\mathcal{A})$ donnée par :

$$\mathcal{C}(\mathcal{A}) = \sum_{k=JDM_t+1}^{(JQ-L)M_r} \|\hat{\mathbf{u}}_k^H \Xi\|_2^2 = \sum_{k=JDM_t+1}^{(JQ-L)M_r} \|\hat{\mathbf{u}}_k^H \mathcal{A} \mathbf{w}\|_2^2 \quad (2-21)$$

Une fois estimés, les vecteurs propres $\hat{\mathbf{u}}_k$ de dimension $(JQ - L)M_r$, sont segmentés en $JQ - L$ vecteurs tels que:

$$\hat{\mathbf{u}}_k = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{v}}_1^{(k)} \\ \hat{\mathbf{v}}_2^{(k)} \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{v}}_{JQ-L}^{(k)} \end{bmatrix} \quad (2-22)$$

Et nous les utilisons pour construire une matrice $\hat{\mathbf{V}}_k$ telle:

$$\hat{\mathbf{V}}_k = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{v}}_1^{(k)} & \hat{\mathbf{v}}_2^{(k)} & \dots & \hat{\mathbf{v}}_{JQ-L}^{(k)} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \hat{\mathbf{v}}_1^{(k)} & \hat{\mathbf{v}}_2^{(k)} & \dots & \hat{\mathbf{v}}_{JQ-L}^{(k)} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \hat{\mathbf{v}}_1^{(k)} & \hat{\mathbf{v}}_2^{(k)} & \dots & \hat{\mathbf{v}}_{JQ-L}^{(k)} \end{bmatrix} \quad (2-23)$$

A partir de la matrice $\hat{\mathbf{V}}_k$, la matrice Ψ est définie par :

$$\Psi = \sum_{k=JDM_t+1}^{(JQ-L)M_r} \hat{\mathbf{V}}_k (\mathbf{I}_J \otimes \mathbf{W}^* \mathbf{W}^T) \hat{\mathbf{V}}_k^H \quad (2-24)$$

Et nous pouvons finalement écrire une fonction de coût équivalente à $\mathcal{C}(\mathcal{A})$ telle :

$$\sum_{i=1}^{M_t} \mathbf{a}_i^H \Psi \mathbf{a}_i \quad (2-25)$$

L'estimation des coefficients du canal est finalement obtenue par :

$$\hat{\mathbf{A}} = [\hat{\mathbf{a}}_1, \hat{\mathbf{a}}_2, \dots, \hat{\mathbf{a}}_{M_t}] = \arg \min_{\|\mathbf{a}_i\|_2=1} \left(\sum_{i=1}^{M_t} \mathbf{a}_i^H \Psi \mathbf{a}_i \right) \quad (2-26)$$

En utilisant le multiplicateur de Lagrange λ_i , les vecteurs $\hat{\mathbf{a}}_i$ satisfont :

$$\frac{\partial \left(\sum_{i=1}^{M_t} \left(\mathbf{a}_i^H \mathbf{\Psi} \mathbf{a}_i + \lambda_i (1 - \|\mathbf{a}_i\|_2^2) \right) \right)}{\partial \mathbf{a}_i^H} = 0 \quad (2-27)$$

Les estimés $\hat{\mathbf{a}}_i$ sont les vecteurs propres associés aux M_t plus petites valeurs propres de $\mathbf{\Psi}$.

Pour résumer, l'algorithme d'estimation aveugle du sous-espace du bruit détaillée ci-haut comprend les étapes suivantes :

- 1) La matrice d'autocorrélation $\hat{\mathbf{R}}_{rr}$ du signal reçu est estimée.
- 2) Cette matrice est diagonalisée par décomposition en valeurs propres.
- 3) Les vecteurs propres $\hat{\mathbf{U}}$ sont divisés en deux parties: les vecteurs $\hat{\mathbf{U}}_s$ générateurs du sous-espace du signal utile (plus grande valeurs propres) et : les vecteurs $\hat{\mathbf{U}}_n$ générateurs du sous-espace du bruit (plus petites valeurs propres).
- 4) Les vecteurs propres $\hat{\mathbf{u}}_k$ du sous-espace du bruit sont segmentés en $JQ - L$ vecteurs $\hat{\mathbf{v}}_i^{(k)}$.
- 5) La matrice $\hat{\mathbf{V}}_k$ est calculée.
- 6) La matrice $\mathbf{\Psi}$ est calculée.
- 7) La matrice $\mathbf{\Psi}$ est diagonalisée par décomposition en valeurs propres.
- 8) Les vecteurs propres associés aux M_t plus petites valeurs propres de $\mathbf{\Psi}$ sont les estimés $\hat{\mathbf{a}}_i$ des coefficients du canal.
- 9) La matrice du canal $\hat{\mathbf{A}}$ est retrouvée à partir des $\hat{\mathbf{a}}_i$.

2.1.3. Limitations

Soit \mathbf{A}' une matrice de même dimension que \mathbf{A} , et soit \mathcal{A}' la matrice construite à partir de \mathbf{A}' de la même façon avec laquelle \mathcal{A} est construite à partir de \mathbf{A} . Comme $\mathbf{\Xi} = \mathcal{A}\mathcal{W}$ et $\mathbf{A}(z) = \sum_{l=0}^L \mathbf{a}(l)z^{-l}$, posons $\mathbf{\Xi}' = \mathcal{A}'\mathcal{W}$ et $\mathbf{A}'(z) = \sum_{l=0}^L \mathbf{a}'(l)z^{-l}$. Il a été montré dans [21] qu'en supposant que la matrice $\mathbf{\Xi}$ est de plein rang (colonne), que $J \geq 2$, $M_r \geq M_t$, et $Q - D \geq L$, alors $\mathbf{A}' = \mathbf{A}\mathbf{\Omega}$, $\mathbf{\Omega}$ étant une matrice inversible de dimension $M_t \times M_t$, si et seulement $\text{vect}(\mathbf{\Xi}') = \text{vect}(\mathbf{\Xi})$. $\mathbf{\Omega}$ est dite matrice d'ambiguïté. En effet, même dans le cas de la connaissance parfaite de la matrice d'autocorrélation du signal reçu \mathbf{R}_{rr} , et bien que les vecteurs \mathbf{a}_i solutions de (2-27) soient générateurs du même sous-espace M_t – dimensionnel, aucune information sur l'amplitude ou l'orientation de ces vecteurs dans le sous-espace n'est disponible. La présence de l'ambiguïté est donc tout à fait attendue.

Ce problème d'ambiguïté est souvent rencontré dans les techniques d'estimation aveugle. Pour des systèmes SISO-OFDM, cette ambiguïté est représentée par un scalaire [20], et s'étend dans le cas MIMO-OFDM à une matrice. Afin de lever cette ambiguïté, des techniques de séparation de source peuvent être employées [22], mais elles ne font pas l'objet de notre étude. Face à cette limitation, et afin de pouvoir évaluer les différentes méthodes d'estimation aveugle, une pratique adoptée consiste à utiliser les coefficients exacts du canal pour déterminer la matrice d'ambiguïté $\mathbf{\Omega}$ en appliquant un ajustement par les moindres carrés [38], [39]. Dans notre étude, nous utilisons cette technique.

En notant $\hat{\mathbf{a}}'_i$ les vecteurs propres associés aux M_t plus petites valeurs propres de $\mathbf{\Psi}$, nous allons donc pouvoir écrire la matrice du canal estimée comme suit :

$$\hat{\mathbf{A}} = [\hat{\mathbf{a}}_1, \hat{\mathbf{a}}_2, \dots, \hat{\mathbf{a}}_{M_t}] = [\hat{\mathbf{a}}'_1, \hat{\mathbf{a}}'_2, \dots, \hat{\mathbf{a}}'_{M_t}] \mathbf{\Omega} \quad (2-28)$$

Une autre façon de palier au problème de l'ambiguïté consiste à appliquer l'approche dite semi-aveugle. Il s'agit d'une sorte de combinaison entre les méthodes aveugle et le principe d'utilisation de séquences d'apprentissage pour estimer le canal. Or, en appliquant une méthode aveugle comme la méthode de sous-espace du bruit par exemple, une bonne partie de l'information du canal est extraite suite au traitement de la trame d'estimation et généralement un nombre très limité de symboles pilotes est suffisant afin de lever cette ambiguïté restante. Ainsi, les méthodes semi-aveugles offrent une solution pratique et constituent donc une alternative intéressante aux méthodes aveugles.

2.1.4. Estimation semi-aveugle du canal

Une technique semi-aveugle adaptée à la méthode aveugle de sous-espace du bruit est proposée dans [40]. Nous allons détailler les étapes de cette technique dans ce paragraphe.

En appliquant une transformée de Fourier (FFT) au signal reçu $\mathbf{r}(n)$ défini dans (2-13), nous obtenons l'expression suivante dans le domaine fréquentiel:

$$\hat{\mathbf{r}}(n, k) = \mathbf{A}(k) \mathbf{d}(n, k) + \hat{\boldsymbol{\eta}}(n, k) \quad (2-29)$$

Nous notons N_{pil} le nombre de symboles OFDM contenant des symboles pilotes, et n_{pil} le nombre de pilotes se trouvant dans chaque symbole OFDM sur les sous-porteuses $k_1, k_2, \dots, k_{n_{pil}}$. Nous définissons $\hat{\mathbf{R}}(n), \mathbf{D}(n)$ et $\hat{\boldsymbol{\eta}}(n)$ par :

$$\hat{\mathbf{R}}(n) = [\hat{\mathbf{r}}(n, k_1), \hat{\mathbf{r}}(n, k_2), \dots, \hat{\mathbf{r}}(n, k_{n_{pil}})]^T \quad (2-30)$$

$$\mathbf{D}(n) = [\mathbf{d}(n, k_1), \mathbf{d}(n, k_2), \dots, \mathbf{d}(n, k_{n_{pil}})]^T \quad (2-31)$$

$$\hat{\boldsymbol{\eta}}(n) = [\hat{\boldsymbol{\eta}}(n, k_1), \hat{\boldsymbol{\eta}}(n, k_2), \dots, \hat{\boldsymbol{\eta}}(n, k_{n_{pil}})]^T \quad (2-32)$$

A partir de (2-29) à (2-32), $\hat{\mathbf{R}}(n)$ s'écrit :

$$\hat{\mathbf{R}}(n) = \sum_{l=0}^L \mathbf{\Pi}^l \mathbf{D}(n) \mathbf{a}^T(l) + \hat{\boldsymbol{\eta}}(n) = \mathbf{D}(n) \tilde{\mathbf{a}} + \hat{\boldsymbol{\eta}}(n) \quad (2-33)$$

où

$$\mathbf{\Pi} = \text{diag}(e^{-\frac{j2\pi k_1}{N}}, \dots, e^{-\frac{j2\pi k_{n_{pil}}}{N}}) \quad (2-34)$$

$$\tilde{\mathbf{a}} = [\mathbf{a}(0), \dots, \mathbf{a}(L)]^T \quad (2-35)$$

$$\mathcal{D}(n) = [\mathbf{D}(n), \mathbf{\Pi}^1 \mathbf{D}(n), \dots, \mathbf{\Pi}^L \mathbf{D}(n)] \quad (2-36)$$

En considérant les $\hat{\mathbf{R}}(n)$ pour $n = n_1, n_2, \dots, n_{N_{pil}}$, nous définissons \mathcal{R} par:

$$\mathcal{R} = \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{R}}(n_1) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{R}}(n_{N_{pil}}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathcal{D}(n_1) \\ \vdots \\ \mathcal{D}(n_{N_{pil}}) \end{pmatrix} \tilde{\mathbf{a}} + \begin{pmatrix} \dot{\boldsymbol{\eta}}(n_1) \\ \vdots \\ \dot{\boldsymbol{\eta}}(n_{N_{pil}}) \end{pmatrix} = \mathcal{D} \tilde{\mathbf{a}} + \dot{\boldsymbol{\eta}} \quad (2-37)$$

Pour résoudre le problème de l'ambiguïté, nous allons utiliser les équations (2-25) et (2-37) simultanément. Nous posons :

$$\mathcal{R}_v = \text{vec}(\mathcal{R}) \quad (2-38)$$

$$\tilde{\mathbf{a}}_v = \text{vec}(\tilde{\mathbf{a}}) \quad (2-39)$$

$$\mathbf{a}_v = \text{vec}(\mathbf{a}) \quad (2-40)$$

$$\dot{\boldsymbol{\eta}}_v = \text{vec}(\dot{\boldsymbol{\eta}}) \quad (2-41)$$

où l'opérateur $\text{vec}(\cdot)$ transforme une matrice en un vecteur en empilant ses colonnes. Nous constatons que $\tilde{\mathbf{a}}_v$ et \mathbf{a}_v possèdent les mêmes éléments rangés dans un ordre différent, tels que :

$$\tilde{\mathbf{a}}_v = \mathbf{P}_v \mathbf{a}_v \quad (2-42)$$

où \mathbf{P}_v est une matrice de permutation de dimension $M_r M_t (L+1) \times M_r M_t (L+1)$ définie par :

$$\mathbf{P}_v(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{pour } \begin{array}{l} x = (r-1)M_t(L+1) + lM_t + t \\ y = (t-1)M_r(L+1) + lM_r + r \\ l = 0 \dots L, t = 1 \dots M_t, r = 1 \dots M_r \end{array} \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2-43)$$

Ainsi, la méthode semi-aveugle permet de déterminer l'estimation de \mathbf{a} en appliquant le critère de minimisation de (2-25) et (2-37) qui implique :

$$\hat{\mathbf{a}}_v = \arg \min_{\mathbf{a}_v} \|\mathcal{R}_v - \mathcal{D}_{M_r} \mathbf{P}_v \mathbf{a}_v\|^2 + \alpha \mathbf{a}_v^H \boldsymbol{\Psi}_{M_t} \mathbf{a}_v \quad (2-44)$$

où $\mathcal{D}_{M_r} = \mathbf{I}_{M_r} \otimes \mathcal{D}$ et $\boldsymbol{\Psi}_{M_r} = \mathbf{I}_{M_r} \otimes \boldsymbol{\Psi}$ et α est une constante de pondération. En utilisant le multiplicateur de Lagrange, la solution de (44) est donnée par :

$$\hat{\mathbf{a}}_v = (\mathbf{P}_v^H \mathcal{D}_{M_r}^H \mathcal{D}_{M_r} \mathbf{P}_v + \alpha \boldsymbol{\Psi}_{M_t})^{-1} \mathbf{P}_v^H \mathcal{D}_{M_r}^H \mathcal{R}_v \quad (2-45)$$

Les méthodes aveugle et semi-aveugle d'estimation de canal détaillées ci-dessus seront utilisées dans la suite de notre étude. Nous appliquerons ces méthodes dans le cadre de l'association de l'estimateur de canal au précodage linéaire. Le schéma de cette association, ainsi que les résultats des simulations sont présentés dans le paragraphe suivant.

2.2. Association de l'estimation du canal et du précodage

Dans cette partie, nous allons présenter un schéma de transmission associant la technique d'estimation aveugle ou semi-aveugle du canal à un bloc de précodage linéaire. L'amélioration des performances assurée par l'application du précodage linéaire à un système MIMO a été détaillée dans le chapitre précédent. L'élément essentiel pour l'application de n'importe quel précodeur est la connaissance de l'état du canal du côté de l'émetteur. La méthode d'estimation aveugle ou semi-aveugle proposée fournira les coefficients de canal nécessaires.

2.2.1. Schéma de l'association

Nous proposons un nouveau schéma de transmission MIMO-OFDM précodé utilisant l'estimation aveugle ou semi-aveugle du canal de communication qui transmet une trame F en la décomposant en deux trames $F1$ et $F2$, la première servant à estimer le canal, et la seconde sera transmise en étant précodée grâce à la connaissance du canal estimée par la première. Le schéma de principe de cette association est représenté sur la Figure 2-1. Nous notons que le schéma de l'association est réalisé en appliquant la méthode d'estimation aveugle dans un premier temps, et puis la méthode d'estimation semi-aveugle. Nous précisons que la structure de l'association est strictement la même et la différence réside uniquement dans le fonctionnement de l'estimateur. Nous allons donc présenter cette structure qui est commune aux deux méthodes, et les résultats de simulation traiteront de chacune de ces deux méthodes séparément.

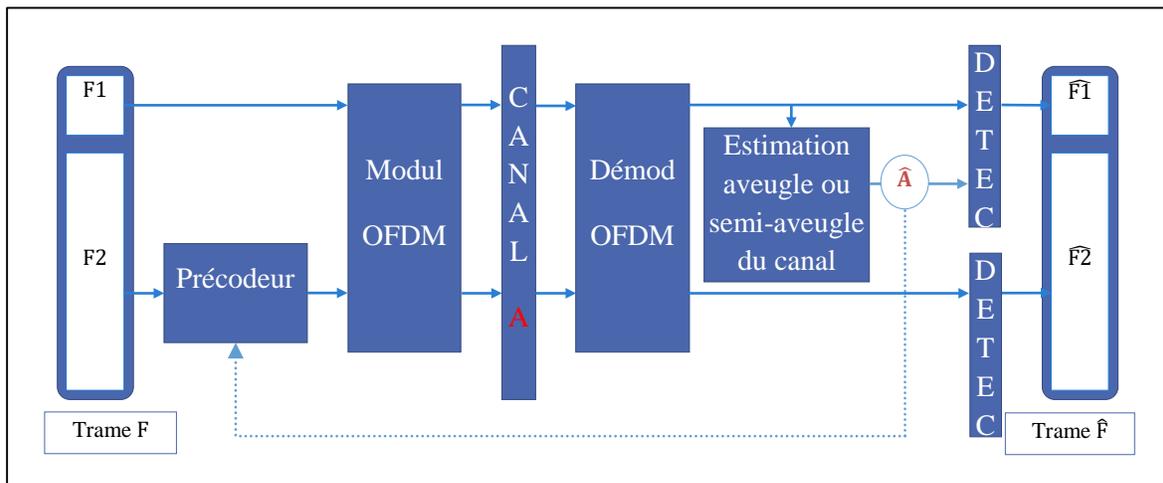


Figure 2-1: Schéma bloc de l'association proposée.

2.2.1.1. Trame d'estimation

La première trame F1 sert à effectuer l'estimation aveugle ou semi-aveugle du canal \mathbf{A} à la réception, en appliquant la méthode de sous-espace mentionnée ci-dessus. En supposant que la taille de la trame globale \mathbf{F} est fixe, nous allons faire varier la taille de la trame F1 afin d'observer l'effet de ce paramètre sur la qualité de l'estimation et les performances du système. Après la modulation, le passage dans le canal, et la démodulation, les vecteurs symboles reçus sont recueillis et sont exploités afin d'appliquer l'algorithme d'estimation. L'estimée $\hat{\mathbf{A}}$ du canal est utilisée dans un bloc de détection de type MV afin de reconstituer l'information transmise.

Parallèlement, l'estimée $\hat{\mathbf{A}}$ du canal est transmise à l'émetteur par une voie de retour pour s'en servir dans le bloc de précodage de la deuxième trame à transmettre F2.

2.2.1.2. Trame précodée

Une fois l'estimation du canal $\hat{\mathbf{A}}$ est disponible à l'émission, le précodeur peut être calculé à partir de cette connaissance de l'état du canal. Dans notre schéma, nous avons utilisé le précodeur $E-d_{min}$. Le précodeur $E-d_{min}$ est l'extension du précodeur $max-d_{min}$ qui permet son application à un système de dimension supérieure à deux. Ainsi, pour un système MIMO-OFDM où le nombre de sous-porteuses s'élève à N (dans notre cas $N=64$), il est évident d'utiliser le précodeur $E-d_{min}$ afin de profiter des performances du précodeur basé sur le critère de la distance minimale. La transmission de la trame F2 est donc précédée par l'application du précodeur $E-d_{min}$. Ensuite, le signal est modulé, transmis dans le canal et puis démodulé à la réception, avant d'arriver dans le bloc de détection MV qui permet de récupérer l'information transmise.

Les deux trames estimées à la réception $\hat{\mathbf{F}}1$ et $\hat{\mathbf{F}}2$ sont finalement reconstituées en une trame $\hat{\mathbf{F}}$. Nous notons que les performances de la trame précodée F2 sont supposées être nettement supérieures à celles de la trame F1 grâce à l'apport du bloc de précodage.

2.2.2. Simulations des performances

Les simulations sont réalisées dans les conditions suivantes. Nous considérons un système MIMO-OFDM avec deux antennes à l'émission et deux antennes à la réception. Le nombre de sous-porteuses est $N = 64$. Les symboles d'information sont indépendants, identiquement distribués et modulés par une MAQ-4. L'ordre du canal est fixé à $L = 3$ et chaque réalisation suit une loi complexe normale $\mathcal{CN}(0, \sigma^2)$. La taille de la trame d'estimation prend les valeurs $N_{est} : \{300, 400, 500, 600, 700, 800, 900, 1000\}$ symboles. Afin de comparer les performances de façon équitable, la taille de la trame précodée est déterminée de façon à avoir une taille de la trame globale qui est constante et égale à 6000 symboles. Les figures représentent les performances dans un intervalle de TEB allant de 10^{-6} à 10^{-1} , ce qui correspond à un RSB entre 4 et 8 dB. Dans un premier temps, nous allons présenter les résultats de simulations

correspondant à l'application de la méthode aveugle, ensuite les résultats concernant la méthode semi-aveugle.

2.2.2.1. Méthode aveugle

Etant donné que l'estimation de la capacité du canal reflète la qualité de l'estimation du canal et a un impact par la suite sur les performances du précodeur, nous allons étudier ce paramètre. Sur la Figure 2-2, nous traçons la capacité du canal en fonction du RSB, pour le canal réel, ainsi que deux estimations du canal obtenues à partir de deux trames d'estimation de longueurs différentes (500 et 1000 symboles).

Nous observons que la capacité du canal est plus grande pour une trame d'estimation plus longue. Nous allons montrer dans la suite que l'association à un précodeur $E-d_{min}$ permet de réduire considérablement l'impact de l'erreur d'estimation. Notons que pour des valeurs de RSB élevées (>9 dB), les courbes de capacité se superposent.

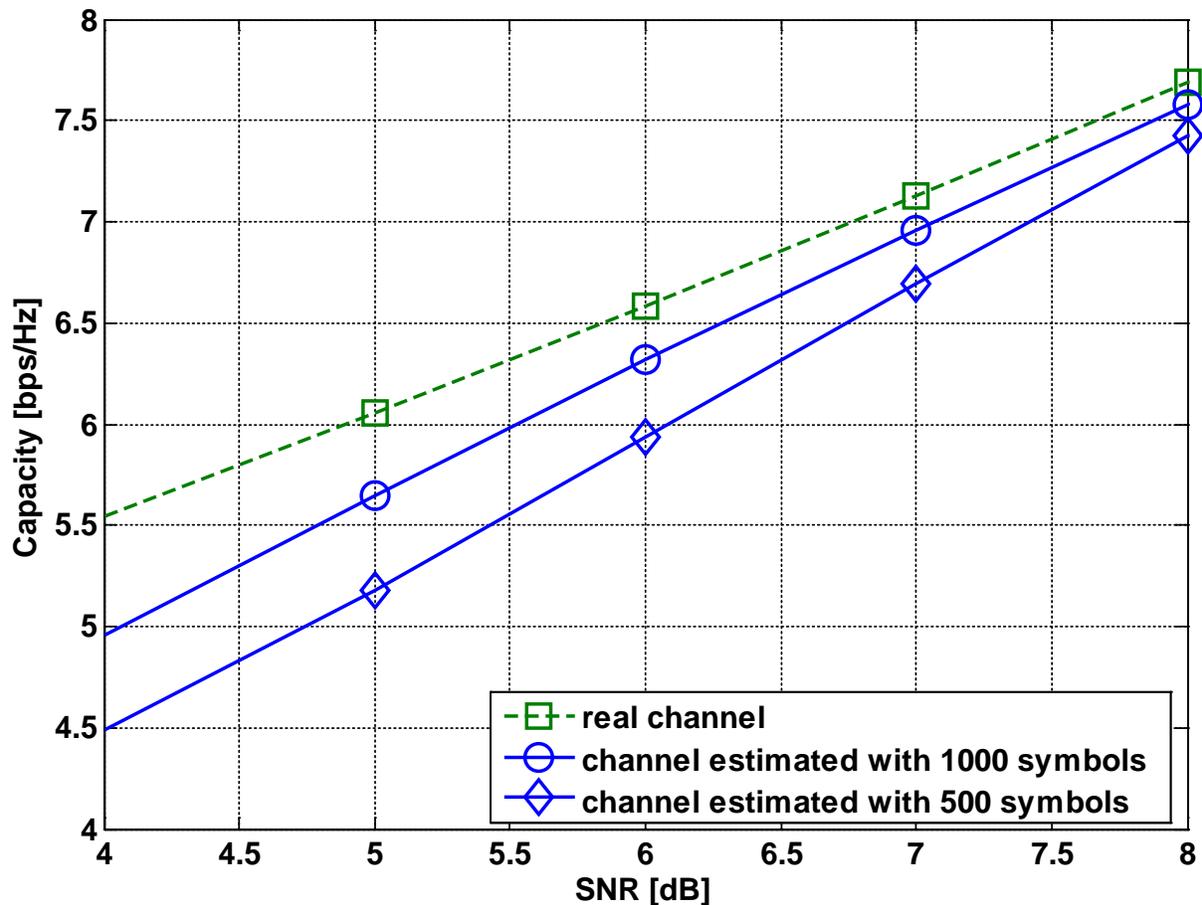


Figure 2-2: La capacité en fonction du RSB pour le canal réel et le canal estimé à l'aide d'une trame d'estimation de tailles 500 et 1000 symboles.

Sur la Figure 2-3, nous traçons le TEB de la trame d'estimation F1 en fonction du RSB pour des tailles différentes. Nous observons que la trame de 300 symboles a des performances bien plus faibles que les autres. Les performances s'améliorent lorsque la taille de la trame augmente, mais de moins en moins. Le gain entre la trame de 500 symboles et celle de 1000 symboles est de 0.7 dB seulement pour un TEB de 10^{-2} .

Nous allons donc pour la suite éliminer les trames d'estimation de taille inférieure à 500 symboles et examiner les autres.

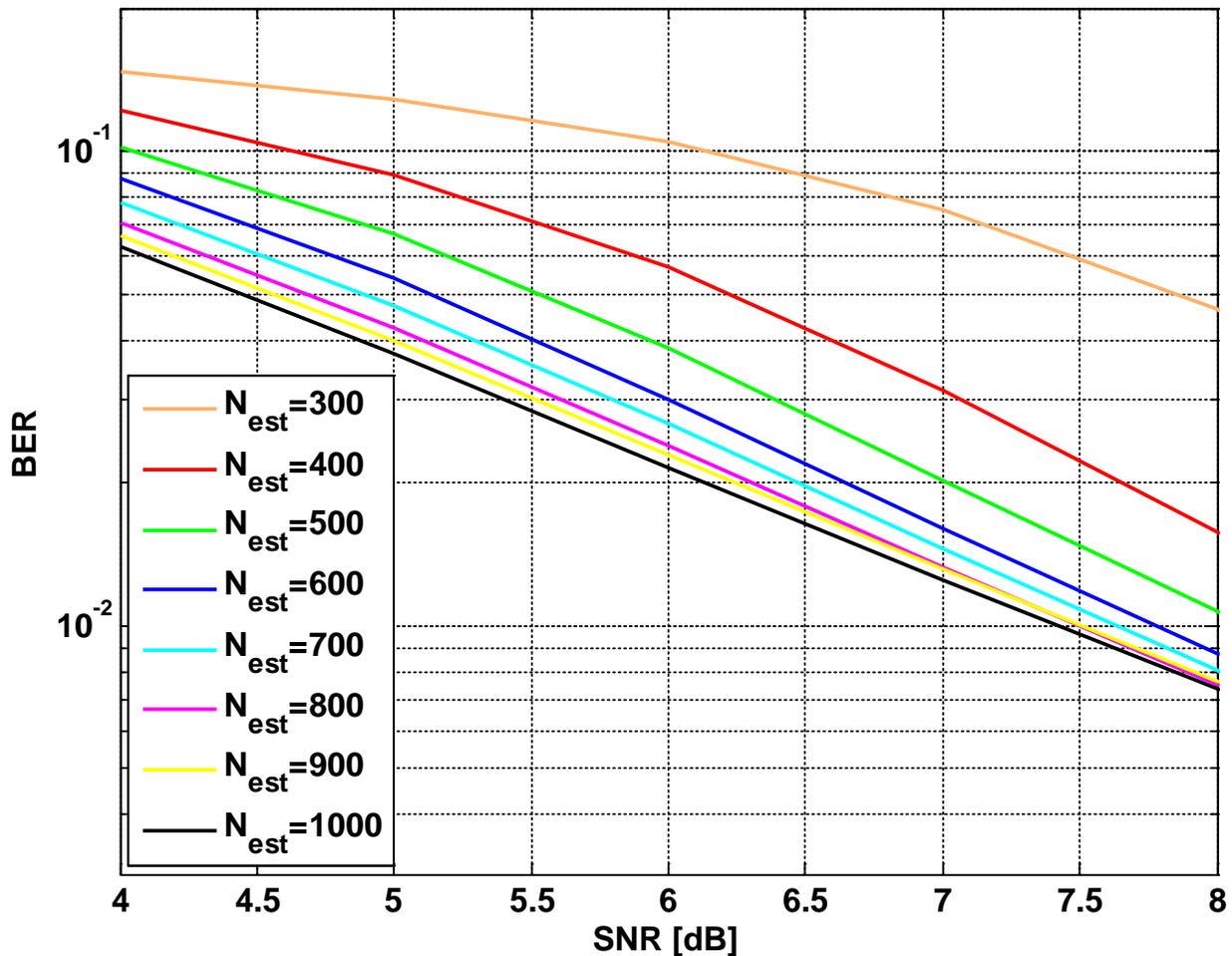


Figure 2-3: TEB en fonction du RSB pour la trame d'estimation F1 avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation aveugle.

Sur la Figure 2-4, nous traçons le TEB de la trame précodée F2 en fonction du RSB pour des tailles respectant la taille constante de 6000 symboles pour la trame globale F. Les différences de performances entre ces trames sont strictement liées à la qualité de l'estimation du canal utilisée dans le précodage. Nous observons donc que les performances des trames correspondant aux trames d'estimation les plus longues sont les meilleures. Par exemple, la

trame d'estimation de taille 500 symboles pénalise sa trame précodée correspondante de 0.5 dB pour un TEB de 10^{-4} par rapport aux trames précodées correspondant aux trames d'estimation plus longues, qui elles présentent des performances assez proches les unes des autres.

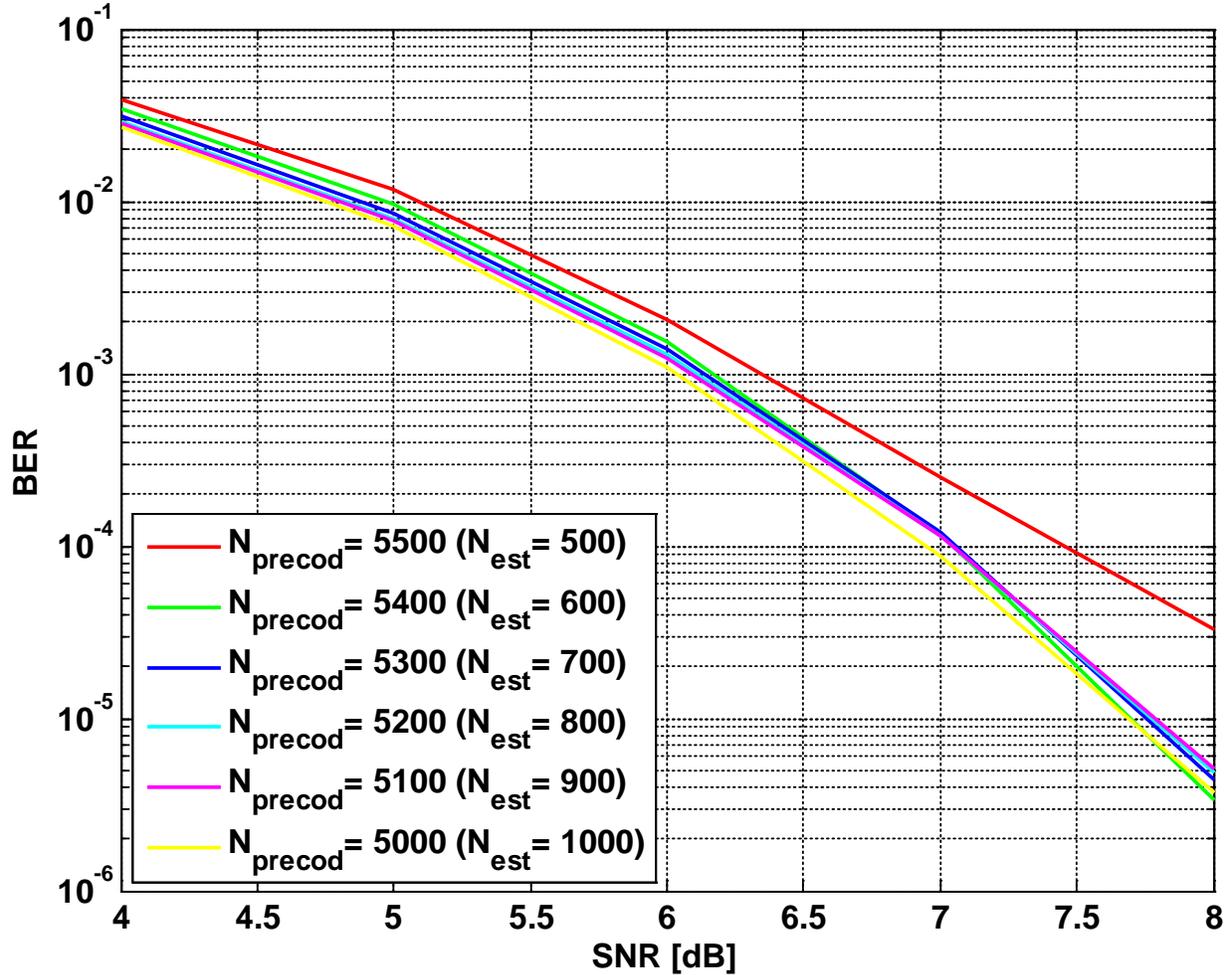


Figure 2-4: TEB en fonction du RSB pour la trame précodée F2 avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation aveugle.

2.2.2.2. Méthode semi-aveugle

Nous avons effectué des simulations du même schéma de l'association en utilisant cette fois la méthode semi-aveugle. Le nombre de symboles OFDM contenant des pilotes est fixé à $N_{\text{pil}} = 1$ seulement et le nombre de pilotes se trouvant dans chaque symbole OFDM est $n_{\text{pil}} = \{32, 64\}$. Le TEB de la trame d'estimation F1 en fonction du RSB pour des tailles différentes est tracé pour $n_{\text{pil}} = 32$ et 64 sur les Figure 2-5 et Figure 2-6 respectivement.

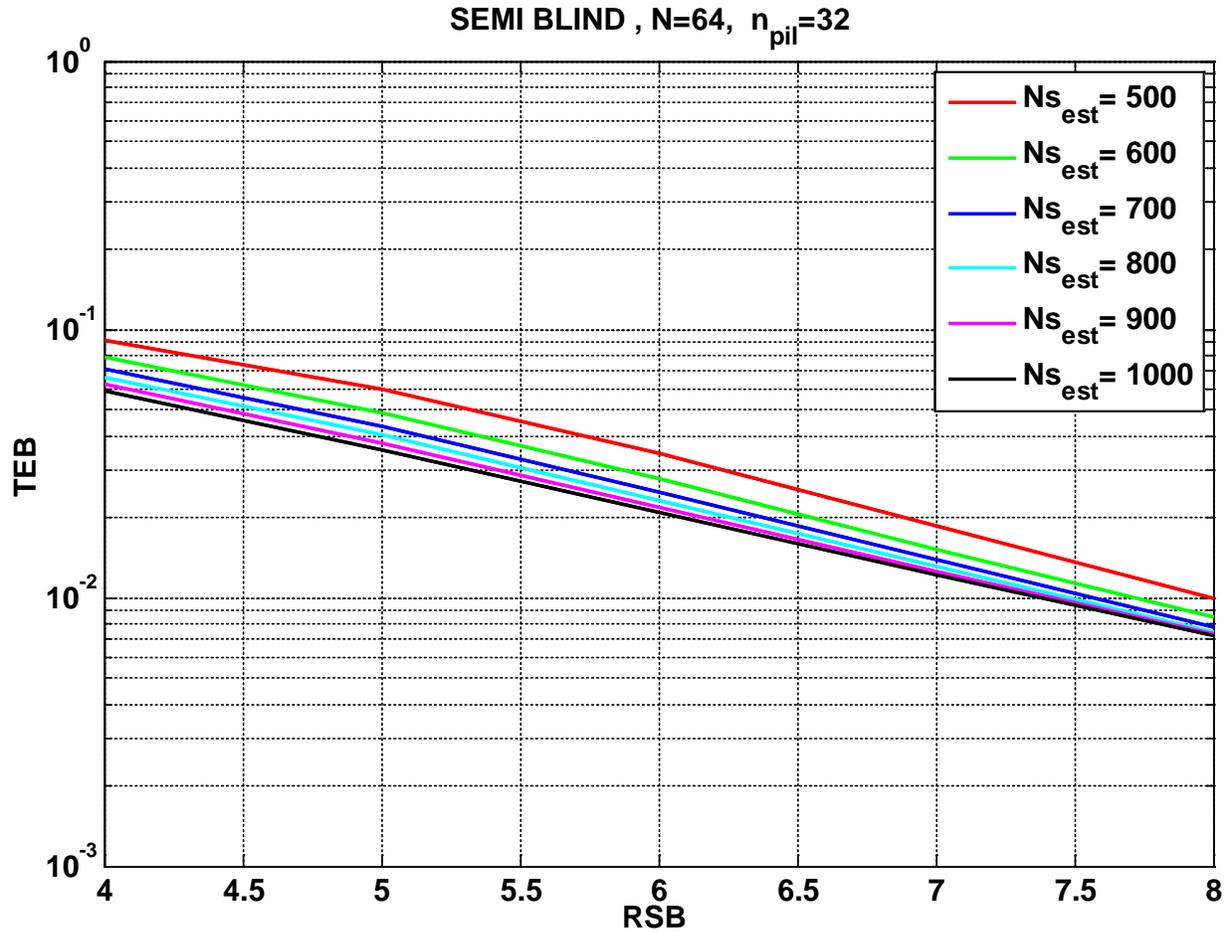


Figure 2-5: TEB en fonction du RSB pour la trame d'estimation F1 avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation semi-aveugle avec $n_{pil} = 32$.

Comme dans le cas de la méthode aveugle, nous constatons que le TEB pour un RSB donné, est plus faible lorsque la taille de la trame d'estimation F1 augmente. Nous constatons également que les courbes de la Figure 2-6 ($n_{pil} = 64$) sont en dessous des courbes de la Figure 2-5 ($n_{pil} = 32$) correspondantes. Ainsi, pour un nombre de pilotes par symboles OFDM n_{pil} plus grand, le TEB est plus petit.

Sur les Figure 2-7 et Figure 2-8, nous traçons le TEB de la trame précodée F2 en fonction du RSB pour des tailles respectant la taille constante de 6000 symboles pour la trame globale F, pour $n_{pil} = 32$ et 64 respectivement.

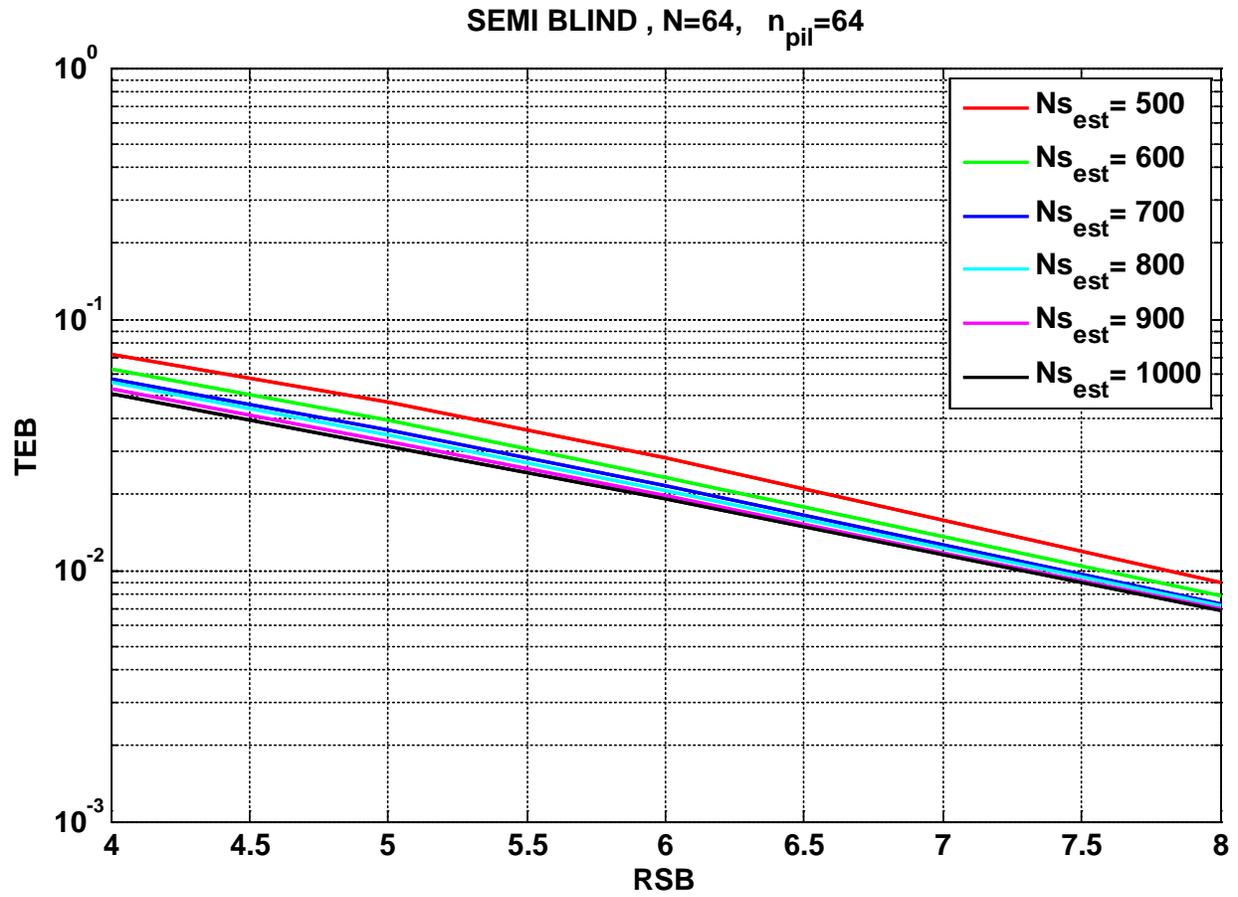


Figure 2-6: TEB en fonction du RSB pour la trame d'estimation F1 avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation semi-aveugle avec $n_{pil} = 64$.

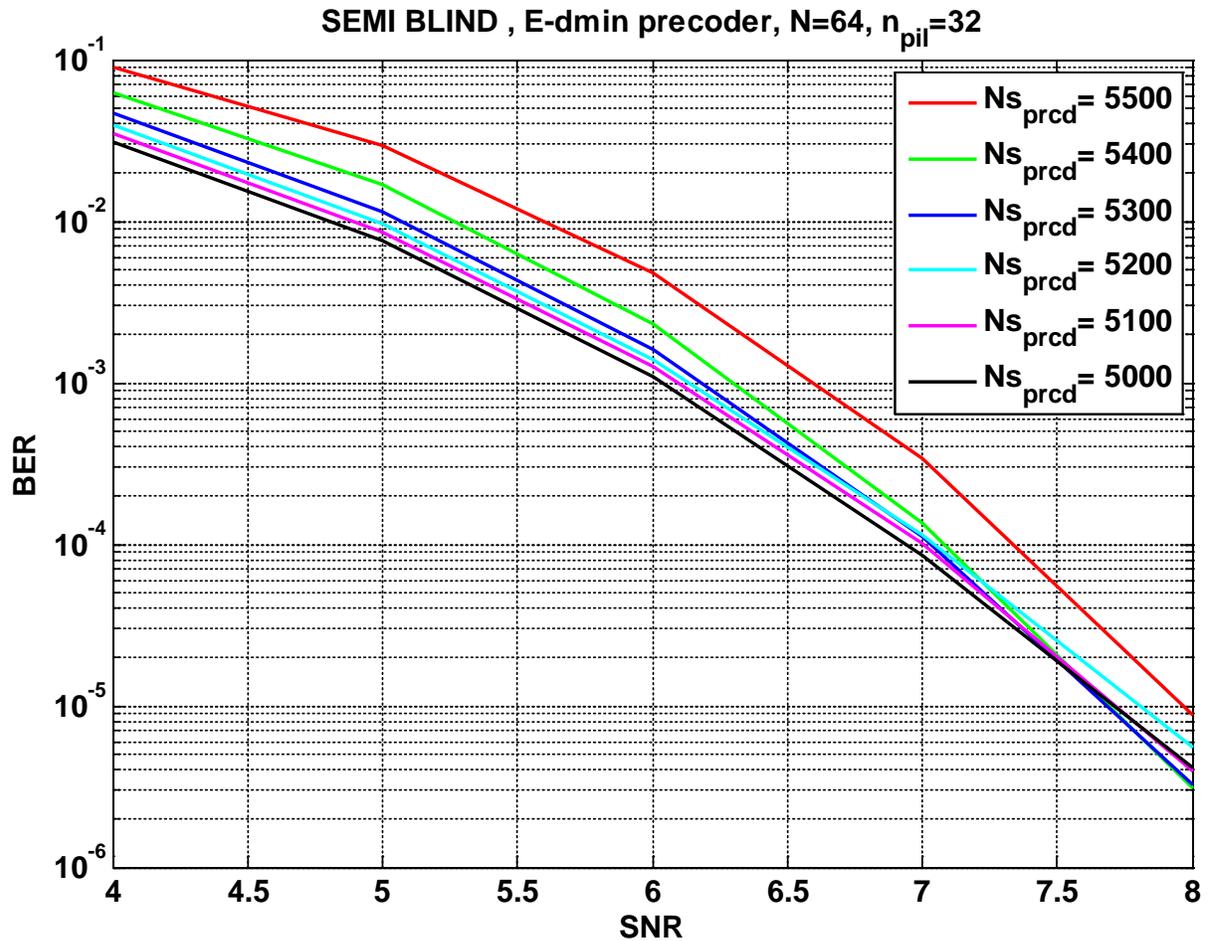


Figure 2-7: TEB en fonction du RSB pour la trame précodée F2 avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation semi-aveugle avec $n_{pil} = 32$.

Le même résultat noté pour la méthode aveugle est observé pour la méthode semi-aveugle. Les trames d'estimation plus longues fournissent une meilleure estimation au précodeur qui atteint ainsi de meilleures performances. De même, la qualité de l'estimation provenant de la méthode semi-aveugle étant meilleure pour $n_{pil} = 64$ que 32, cet écart apparaît conséquemment entre les courbes des trames précodées correspondantes.

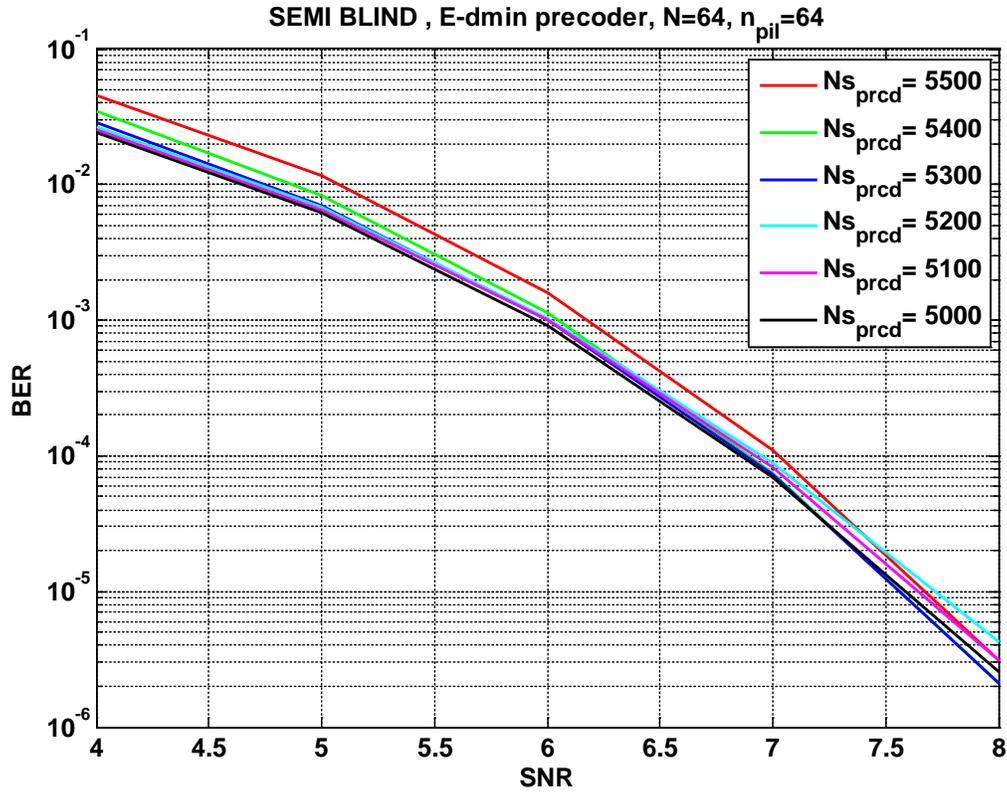


Figure 2-8: TEB en fonction du RSB pour la trame précodée F2 avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation semi-aveugle avec $n_{pil} = 64$.

2.2.2.3. Adaptation de la taille des trames

Puisque le TEB de la trame précodée F2 est clairement plus petit que celui de la trame d'estimation F1, la trame globale contenant une trame d'estimation plus longue verra son TEB pénalisé comparée à une trame globale avec une trame d'estimation plus courte. En même temps, la trame d'estimation doit être suffisamment longue pour assurer une estimation plus précise du canal. De ce fait, un compromis est indispensable. Nous allons donc finalement examiner le TEB de la trame globale en fonction du RSB (Figure 2-9), ce TEB est le plus significatif.

A fort RSB, le TEB de la trame précodée est au moins 100 fois plus petit que le TEB de la trame d'estimation, et cela pour toutes les tailles de trames. Par exemple, pour un RSB=7 dB, le TEB est de 10^{-4} pour la trame précodée et de 2×10^{-2} environ pour la trame d'estimation ; pour un RSB=8 dB, les deux valeurs du TEB sont de 10^{-5} et 10^{-2} respectivement. Ainsi, l'augmentation de la taille de la trame d'estimation pénalise de plus en plus les performances globales de la trame à fort RSB. Sur la Figure 2-10, nous observons qu'à fort RSB (>6 dB) la trame d'estimation de 600 symboles induit des performances sur la trame globale meilleures que les trames d'estimation plus longues. A

faible RSB (<6 dB), la trame d'estimation qui assure les meilleures performances de la trame globale correspondante est celle qui a la plus grande taille (1000 symboles).

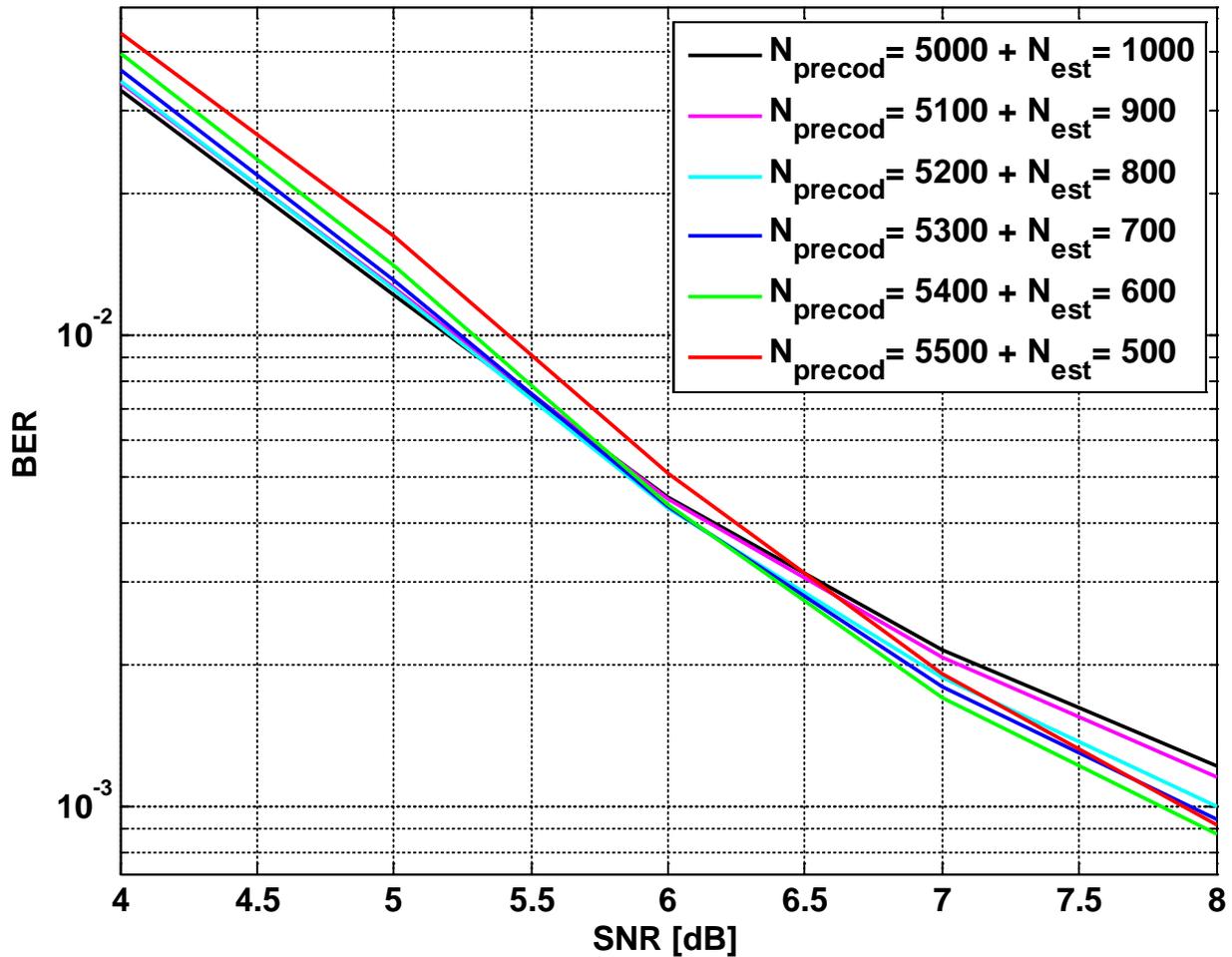


Figure 2-9 : TEB en fonction du RSB pour la trame globale F avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation aveugle.

Cependant, à faible RSB, et pour un TEB fixe, la trame globale a un gain de moins de 0.2 dB par rapport à la trame de taille 600 symboles. Par souci de simplicité, nous proposons donc de retenir la trame d'estimation de taille 600 symboles comme étant la meilleure adaptation de tailles (Scénario 1). Bien entendu, une stratégie de basculement de la taille de trame d'estimation en fonction du RSB peut être mise en place.

Le TEB de la trame globale est également tracé dans le cas de la méthode semi-aveugle, pour $n_{pil} = 32$ et 64, sur les Figure 2-10 et Figure 2-11 respectivement.

Pour $n_{pil} = 32$, les résultats sont similaires à ceux de la méthode aveugle. Par contre, le TEB correspondant à la trame d'estimation F1 de taille 1000 permet un gain de 0.5 dB environ par rapport à la trame de taille 600 symboles, à faible RSB. Garder une taille unique de 600

symboles comme dans le cas de la méthode aveugle est plus coûteux en TEB. Le basculement à $RSB=6\text{dB}$ devient appréciable (Scénario 2).

Pour $n_{pil} = 64$, le TEB correspondant à la trame d'estimation F1 de taille 1000 ne présente que 0.2 dB de gain dans la trame globale par rapport à la trame de taille 600 symboles, à faible RSB. La solution simple consistant à maintenir une taille fixe de 600 symboles est envisageable dans ce cas (Scénario 3).

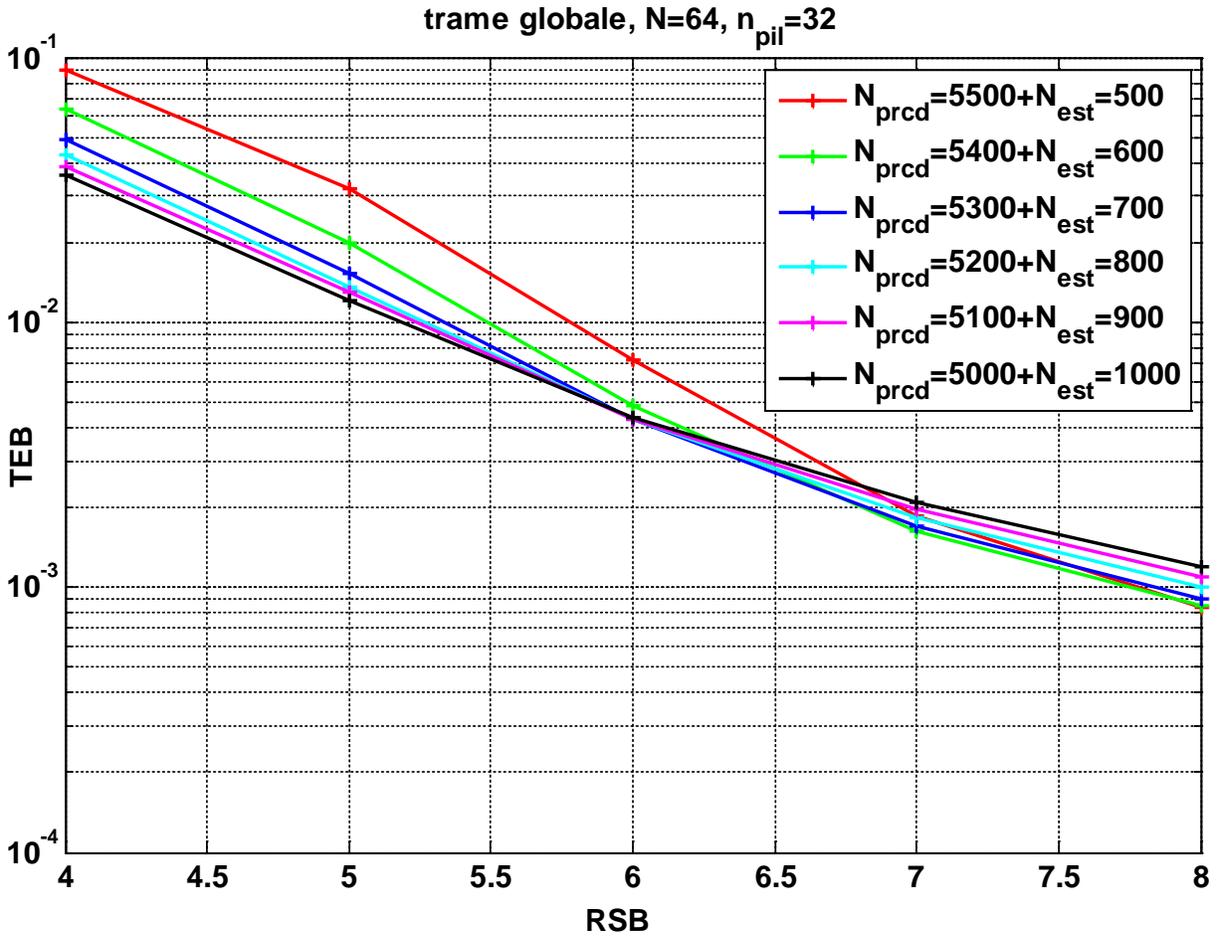


Figure 2-10: TEB en fonction du RSB pour la trame globale F avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation semi-aveugle avec $n_{pil} = 32$

Cependant, une stratégie de basculement permettrait de minimiser le TEB dans ce cas (Scénario 4). Nous présentons dans le tableau 1 les différentes tailles de trames d'estimation correspondant aux quatre scénarios pour différents RSB.

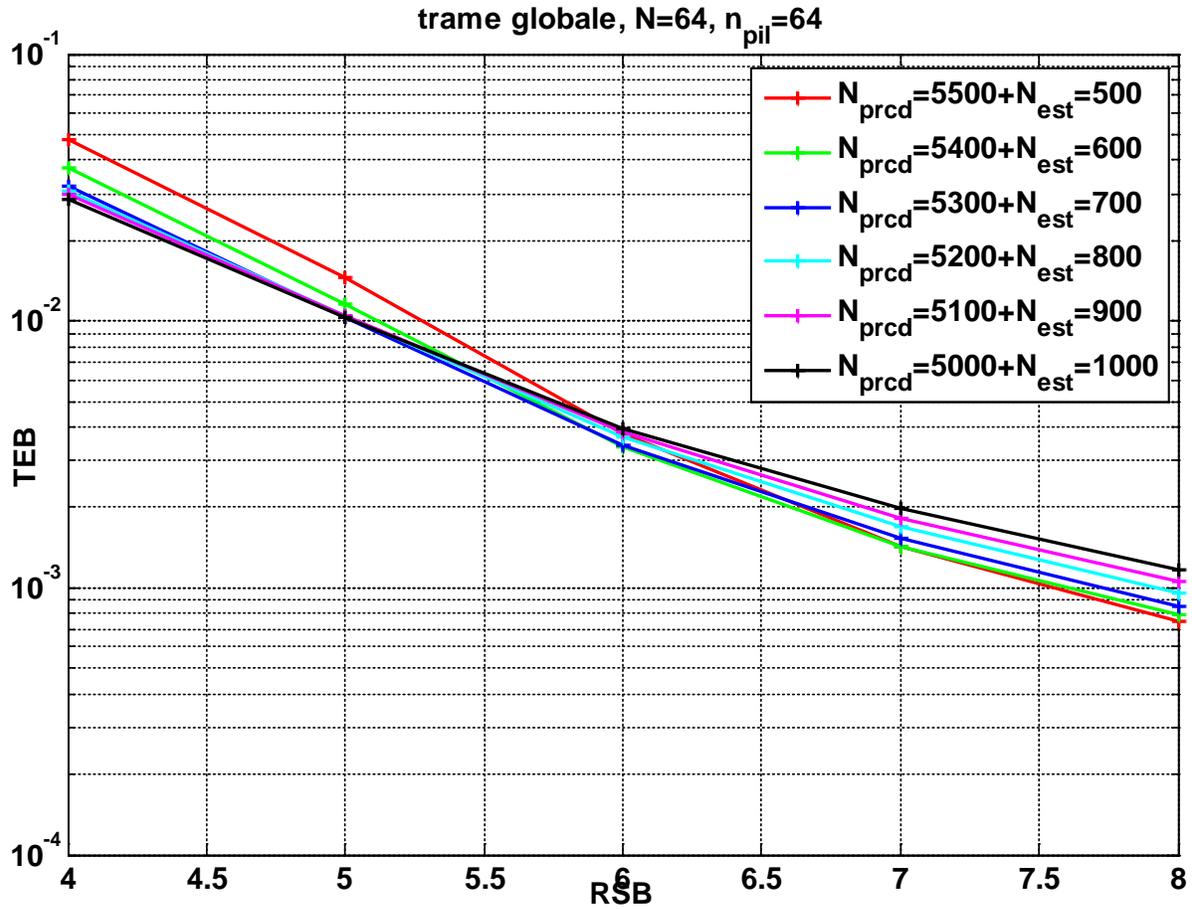


Figure 2-11: TEB en fonction du RSB pour la trame globale F avec des tailles différentes pour la méthode d'estimation semi-aveugle avec $n_{pil} = 64$.

RSB		[4,5]	[5,6]	[6,7]	[7,8]
Taille de la trame d'estimation N_{est}	Scénario 1	600	600	600	600
	Scénario 2	1000	1000	600	600
	Scénario 3	600	600	600	600
	Scénario 4	1000	700	600	500

Tableau 2-1 : stratégie de basculement entre les tailles de la trame d'estimation pour différents scénarios considérés.

Sur la Figure 2-12, nous traçons le TEB de la trame d'estimation F1 de taille $N_{est} = 600$ pour la méthode aveugle et la méthode semi-aveugle avec $n_{pil} = 64$. Nous traçons également le TEB de la trame globale des scénarios 1 et 3. Le TEB d'une trame précodée avec $E-d_{min}$ mais dans le cas de la connaissance parfait du canal est aussi tracée.

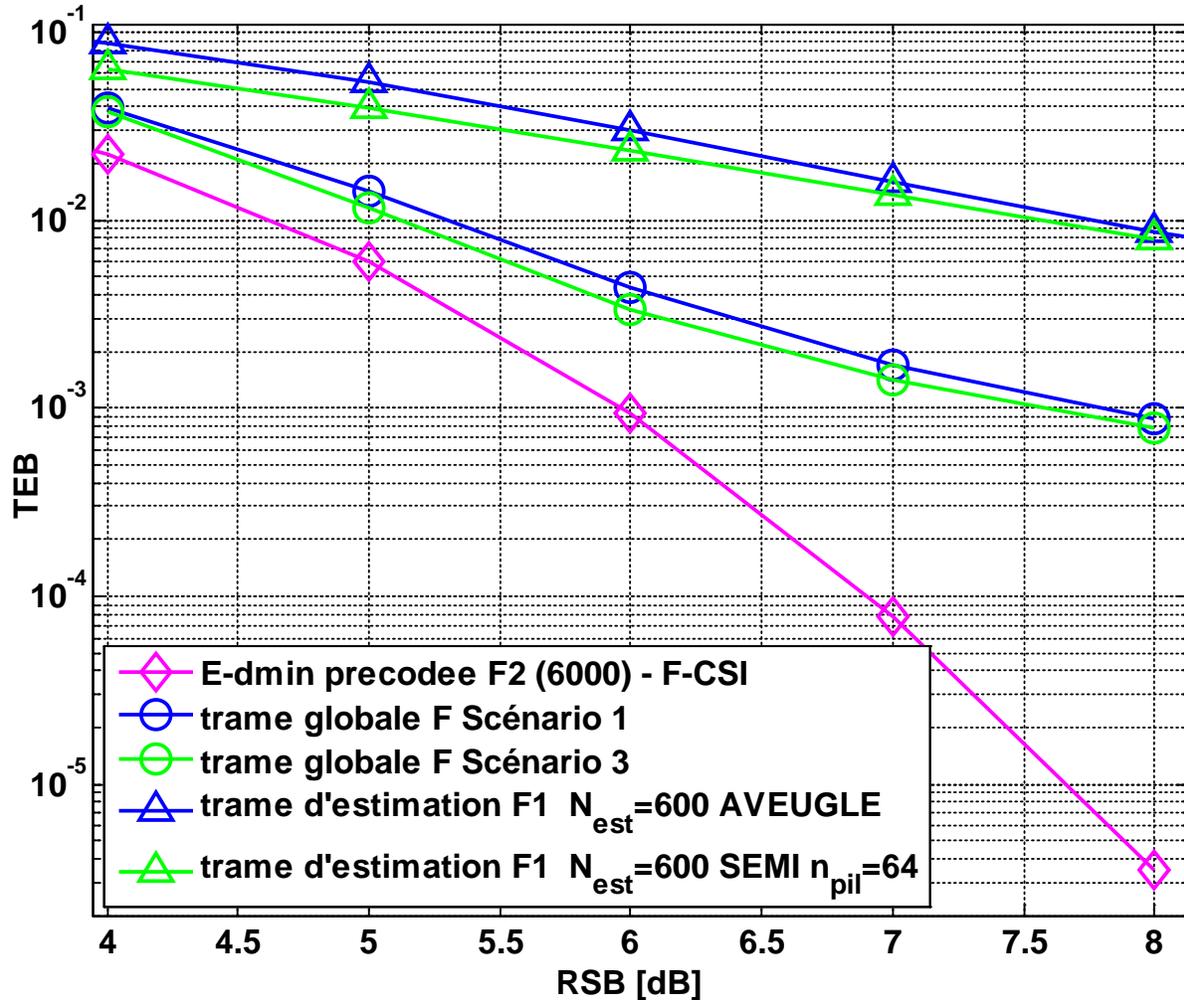


Figure 2-12 : TEB en fonction du RSB des trames d'estimation F1 et globales F pour $N_{est} = 600$ symboles, pour les méthodes aveugle et semi-aveugle ($n_{pil} = 64$).

La trame globale F du scénario 1 présente une perte de 2 dB environ pour un TEB de 10^{-3} , comparée à la transmission avec F-CSI. Celle du scénario 3 réduit cette perte à 1.5 dB grâce à l'approche semi-aveugle. Nous notons que les performances de la trame d'estimation sont aussi meilleures dans le cas semi-aveugle. Comparées aux trames d'estimation F1, les trames globales F atteignent des niveaux de TEB jusqu'à 10 fois plus petit à fort RSB.

2.3. Conclusions

Une méthode d'estimation aveugle du canal des plus performantes de la littérature est détaillée dans ce chapitre. Elle est basée sur la méthode de sous-espace du bruit. Comme toutes les méthodes d'estimation aveugle, cette méthode a des limitations, notamment sous la forme d'une matrice d'ambiguïté résidente à l'issue de l'estimation du canal. Pour résoudre ce problème, nous avons présenté une approche pratique se basant sur les techniques dites semi-aveugles. Les performances de ces deux méthodes ont été mises en œuvre en les exploitant dans un nouveau schéma de transmission MIMO-OFDM qui utilise l'estimation du canal fournie pour calculer et appliquer un procédé de précodage linéaire ($E-d_{min}$). Les résultats des simulations ont montré que les méthodes d'estimation aveugle et semi-aveugle permettent d'obtenir une estimation de canal suffisamment précise pour être efficacement utilisée par le précodeur $E-d_{min}$. Grâce à un nombre de symboles pilotes très limité (un seul symbole OFDM ou moins), la méthode semi-aveugle présente une alternative pratique à la méthode aveugle et la dépasse en termes de performances. L'évaluation du schéma de transmission proposé a abouti à plusieurs scénarios permettant d'adapter les tailles respectives de la trame d'estimation et de celle précodée afin de minimiser le taux d'erreur binaire.

Dans le chapitre suivant, nous nous intéresserons à l'erreur d'estimation présente dans ces méthodes d'estimation aveugle et semi-aveugle à travers une étude statistique.

Chapitre 3. Etude de l'erreur d'estimation du canal par les méthodes aveugle et semi aveugle

3.1.	MODELISATION STATISTIQUE	59
3.2.	DISTRIBUTIONS	59
3.3.	DIVERGENCE DE KULLBACK-LEIBLER.....	62
3.4.	HISTOGRAMMES DES ERREURS ET DISTRIBUTIONS.....	62
3.5.	CONCLUSIONS	73

Dans ce chapitre nous allons étudier l'erreur obtenue lors de l'estimation aveugle (et semi-aveugle) du canal. Nous proposerons de présenter cette erreur sous deux modèles : un modèle additif et un modèle multiplicatif. La distribution statistique des différentes composantes de cette erreur est étudiée et nous allons proposer finalement une approximation par une loi statistique. Cette étude servira dans la suite pour modéliser cette erreur dans un premier temps. Il est possible éventuellement d'intégrer cette grandeur dans les systèmes et essayer de la corriger.

3.1. Modélisation statistique

L'erreur de l'estimation correspond à l'écart constaté entre les valeurs estimées des coefficients du canal et les valeurs connues. La première approche pour la modélisation de l'erreur est la détermination du modèle de base à adopter : une erreur additive ou bien une erreur multiplicative. Le modèle de l'erreur additive s'écrit :

$$\hat{A} = A + \mathcal{E}_A \quad (3-1)$$

où \mathcal{E}_A représente le terme de l'erreur additive commise sur l'estimation.

Le modèle de l'erreur multiplicative s'écrit :

$$\hat{A} = \xi_A \times A \quad (3-2)$$

où ξ_A représente le terme de l'erreur additive commise sur l'estimation.

Nous abordons dans la suite l'erreur sous les deux modèles.

La seconde approche concerne la représentation des composantes de cette erreur, étant donné qu'il s'agit d'une erreur complexe. Encore une fois deux formes se présentent : la décomposition en partie réelle et partie imaginaire, et la décomposition en amplitude et phase. Ainsi, pour chacun des modèles additif et multiplicatif, l'erreur peut s'écrire suivant la première ou la seconde représentation telles :

$$\mathcal{E}_A = \mathcal{Re}(\mathcal{E}_A) + j \cdot \mathcal{Im}(\mathcal{E}_A) \quad (3-3)$$

$$\xi_A = \mathcal{Re}(\xi_A) + j \cdot \mathcal{Im}(\xi_A) \quad (3-4)$$

$$\mathcal{E}_A = \mathcal{Amp}(\mathcal{E}_A) \cdot e^{j \cdot \mathcal{Ph}(\mathcal{E}_A)} \quad (3-5)$$

$$\xi_A = \mathcal{Amp}(\xi_A) \cdot e^{j \cdot \mathcal{Ph}(\xi_A)} \quad (3-6)$$

3.2. Distributions

Afin de modéliser cette erreur d'estimation, nous allons effectuer des simulations de la méthode du sous-espace du bruit détaillée, et récupérer les données numériques de l'erreur constatée. Nous allons tracer l'histogramme de distribution des données numériques et essayer de trouver une distribution statistique qui permet de représenter au mieux notre erreur.

Nous allons présenter quatre distributions statistique bien connues : la distribution de Rayleigh, la distribution Gamma, la loi α – stable et la loi d'extremum généralisée.

3.2.1. Distribution de Rayleigh

La distribution de Rayleigh est une loi de probabilité à densité. Elle apparaît comme la norme d'un vecteur gaussien bidimensionnel dont les coordonnées sont indépendantes, centrées et de même variance. La fonction de densité de probabilité de la loi de Rayleigh est :

$$f(x; \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} e^{\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3-7)$$

pour $x \in [0, \infty]$. σ est le seul paramètre de cette loi.

La fonction de répartition de cette loi est :

$$F(x; \sigma) = 1 - e^{\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3-8)$$

Et sa fonction caractéristique est :

$$\varphi(t) = 1 - \sigma t e^{\frac{-\sigma^2 t^2}{2}} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \left(\operatorname{erfi} \left(\frac{\sigma t}{\sqrt{2}} \right) - i \right) \quad (3-9)$$

où $\operatorname{erfi}(z)$ est la fonction d'erreur complexe.

3.2.2. Distribution Gamma

La distribution Gamma est un type de loi de probabilité de variables aléatoires réelles positives. La famille des distributions Gamma inclut, entre autres, la loi du χ^2 et les distributions exponentielles. Une distribution Gamma est caractérisée par deux paramètres qui affectent respectivement la forme (k) et l'échelle (θ) de sa représentation graphique. La fonction de densité de probabilité de la loi Gamma peut se mettre sous la forme :

$$f(x; k, \theta) = \frac{1}{\theta^k \Gamma(k)} x^{k-1} e^{\left(\frac{-x}{\theta}\right)} \quad (3-10)$$

où $\Gamma(k)$ désigne la fonction Gamma d'Euler.

La fonction de répartition de cette loi est :

$$F(x; k, \theta) = \frac{1}{\Gamma(k)} \gamma \left(k, \frac{x}{\theta} \right) \quad (3-11)$$

où $\gamma(a, x)$ est la fonction gamma incomplète.

La fonction caractéristique est :

$$\varphi(t) = (1 - \theta it)^{-k} \quad (3-12)$$

3.2.3. Loi α – stable

C'est une famille de distribution à quatre paramètres : l'exposant caractéristique α , la symétrie β , la dispersion γ et le paramètre de position μ .

La fonction caractéristique est :

$$\varphi(t; \alpha, \beta, \gamma, \mu) = e^{jt\mu - |\gamma t|^\alpha (1 - j\beta \text{sign}(t))^\alpha} \quad (3-13)$$

$$\text{avec } \Omega = \begin{cases} \tan \frac{\pi\alpha}{2} & \text{si } \alpha \neq 1 \\ -\frac{2}{\pi} \log|t| & \text{si } \alpha = 1 \end{cases} \quad (3-14)$$

La densité de probabilité des distributions α – stable n'admet pas de forme analytique. Cependant, une expression sous forme d'une intégrale de cette densité peut être obtenue en appliquant la transformée de Fourier inverse à la fonction caractéristique :

$$f(x; \alpha, \beta, \gamma, \mu) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-jtx} \varphi(t) dt \quad (3-15)$$

Lorsque $\alpha = 2$, on retrouve la loi normale avec une moyenne μ et une variance $2\gamma^2$.

3.2.4. Loi d'extremum généralisée

La loi d'extremum généralisée (en anglais : generalized extreme value ou GEV) est une famille de lois de probabilité continues qui servent à représenter des phénomènes de valeurs extrêmes (minimum ou maximum). Elle comprend la loi de Gumbel, la loi de Fréchet et la loi de Weibull, respectivement lois d'extremum de type I, II et III. Le théorème de Fisher-Tippett-Gnedenko établit que la GEV est la distribution-limite du maximum (adéquatement normalisé) d'une série de variables aléatoires indépendantes de même distribution (i.i.d.). Cette distribution est caractérisée par trois paramètres : le paramètre de position μ , le paramètre de dispersion σ et le paramètre de forme k appelé indice des valeurs extrêmes.

Sa fonction de densité est :

$$f(x; \mu, \sigma, k) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma} \left[1 + k \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{k} - 1} e^{-\left[1 + k \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{k}}} & k \neq 0 \\ \frac{1}{\sigma} e^{-\left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)} e^{-e^{-\left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)}} & k = 0 \end{cases} \quad (3-16)$$

Et sa fonction de répartition est :

$$F(x; \mu, \sigma, k) = \begin{cases} e^{-\left[1 + k \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right) \right]^{-\frac{1}{k}}} & k \neq 0 \\ e^{-e^{-\left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)}} & k = 0 \end{cases} \quad (3-17)$$

3.3. Divergence de Kullback-Leibler

Pour mesurer la correspondance d'une distribution statistique avec celle de l'histogramme des valeurs numériques de l'erreur d'estimation, nous avons utilisé un outil de mesure de dissimilarité entre deux distributions de probabilité appelé divergence de Kullback-Leibler (KL), souvent utilisée en théorie des probabilités et théorie de l'information.

La divergence de Kullback-Leibler d'une distribution de probabilité Q par rapport à une autre P est définie par :

$$D_{KL}(P\|Q) = \sum_i P(i) \log \frac{P(i)}{Q(i)} \quad (3-18)$$

3.4. Histogrammes des erreurs et distributions

Nous allons récupérer les valeurs de l'erreur d'estimation commise sur les coefficients du canal lors des simulations du chapitre 2. Les valeurs utilisées sont issues des simulations correspondant à la trame d'estimation de taille $N_{est} = 1000$ symboles. Nous étudions la distribution de cette erreur en traçant les histogrammes de ses différentes composantes. Nous étudions d'abord l'erreur issue de la méthode aveugle, et ensuite celle issue de la méthode semi-aveugle.

3.4.1. Erreur d'estimation de la méthode aveugle

Sur la Figure 3-1, nous avons tracé l'histogramme de la puissance de l'erreur d'estimation issue de la méthode d'estimation aveugle (voir Chapitre 2.) selon le modèle additif (3-1) et les quatre distributions statistiques : la distribution Gamma, la distribution de Rayleigh, celle de la loi α – stable et celle de la loi GEV pour différentes valeurs de RSB. L'erreur d'estimation correspond à la trame d'estimation de taille $N_{est} = 1000$ symboles.

Pour tracer les distributions statistiques, nous avons besoin de déterminer les paramètres de chaque distribution. Les paramètres des lois de Rayleigh, Gamma et GEV sont estimés suivant l'estimateur de maximum de vraisemblance à partir des données numériques de la composante de l'erreur concernée [41], [42]. Quant à la loi α – stable, ses paramètres sont estimés à partir des fonctions caractéristiques empiriques [43]–[46].

Afin de mesurer la correspondance de ces distributions statistiques avec celle de l'histogramme des valeurs numériques de l'erreur d'estimation, nous évaluons la divergence KL pour chacune d'entre elles. Le Tableau 3-1 présente les valeurs de cette divergence pour les différentes distributions et les différentes valeurs de RSB ($RSB = \{4,5,6,7,8\}$ dB).

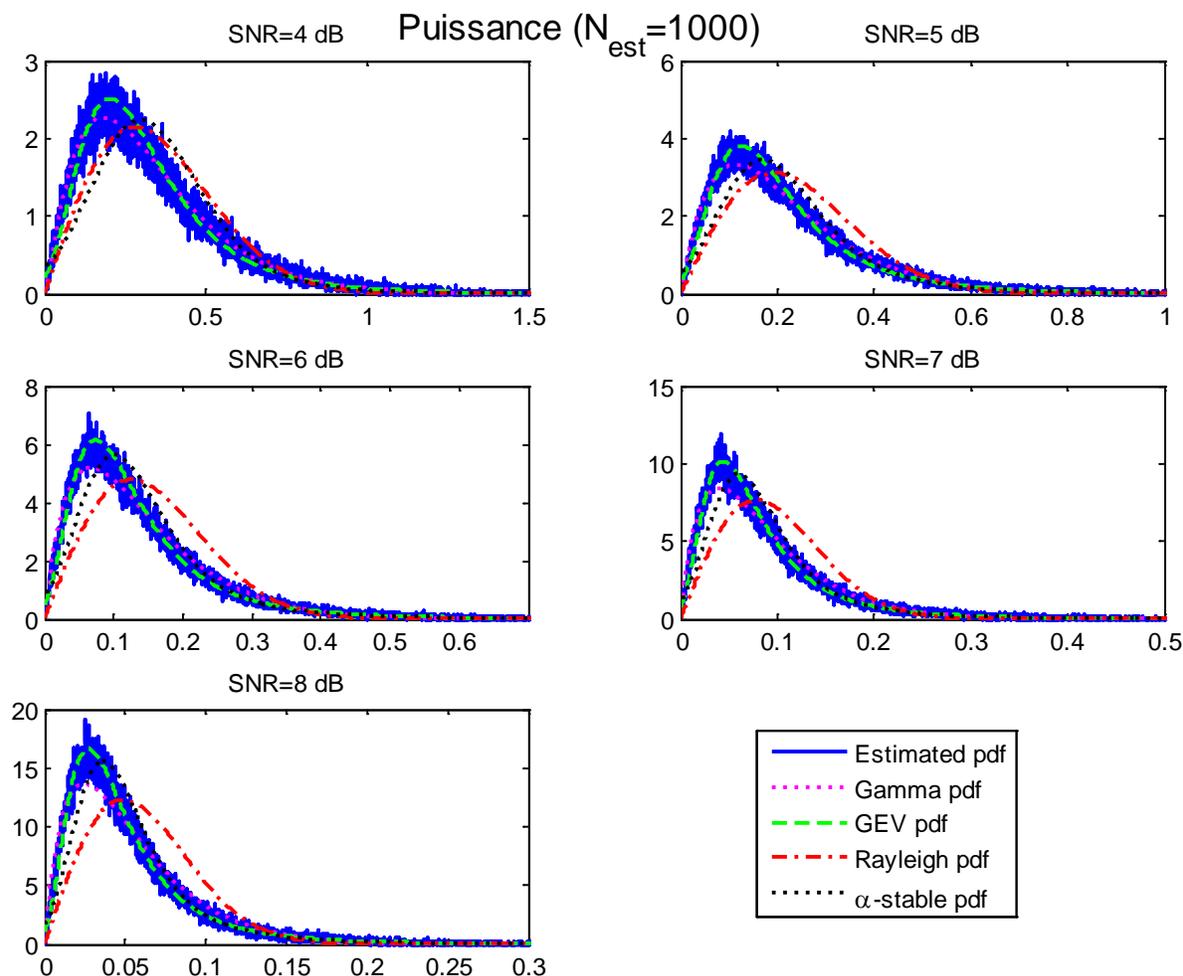


Figure 3-1 : Histogramme de la puissance de l'erreur selon le modèle additif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode aveugle.

	RSB=4 dB	RSB=5 dB	RSB=6 dB	RSB=7 dB	RSB=8 dB
Gamma	0,01597108	0,01792132	0,02382216	0,03072496	0,03750467
GEV	0,01913751	0,01738711	0,01625984	0,01725915	0,01670987
Rayleigh	0,09157212	0,14351185	0,20217821	0,23549947	0,26408398
$\alpha - stable$	0,0665213	0,04394421	0,04293007	0,04359461	0,03989532

Tableau 3-1: Divergence Kullbac-Leibler pour les différentes distributions pour la puissance de l'erreur suivant le modèle additif pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode aveugle.

En comparant les histogrammes de la puissance de l'erreur aux distributions statistiques, et en évaluant la divergence de Kullback-Leibler, nous observons que pour $RSB=4$ dB, c'est la distribution Gamma qui présente la plus petite divergence KL, et pour des RSB plus élevés, la divergence KL de la distribution GEV devient la plus petite. Cependant, on peut vite remarquer que les courbes ne se superposent pas parfaitement. Nous allons donc regarder par la suite le modèle de l'erreur multiplicatif.

Sur la Figure 3-2, nous traçons l'histogramme de la puissance de l'erreur d'estimation issue de la méthode d'estimation aveugle selon le modèle multiplicatif (3-2) et les mêmes quatre distributions statistiques pour différentes valeurs de RSB .

Le Tableau 3-2 présente les valeurs de la divergence de Kullback-Leibler entre l'histogramme de l'erreur et les différentes distributions pour les différentes valeurs de RSB pour ce modèle multiplicatif.

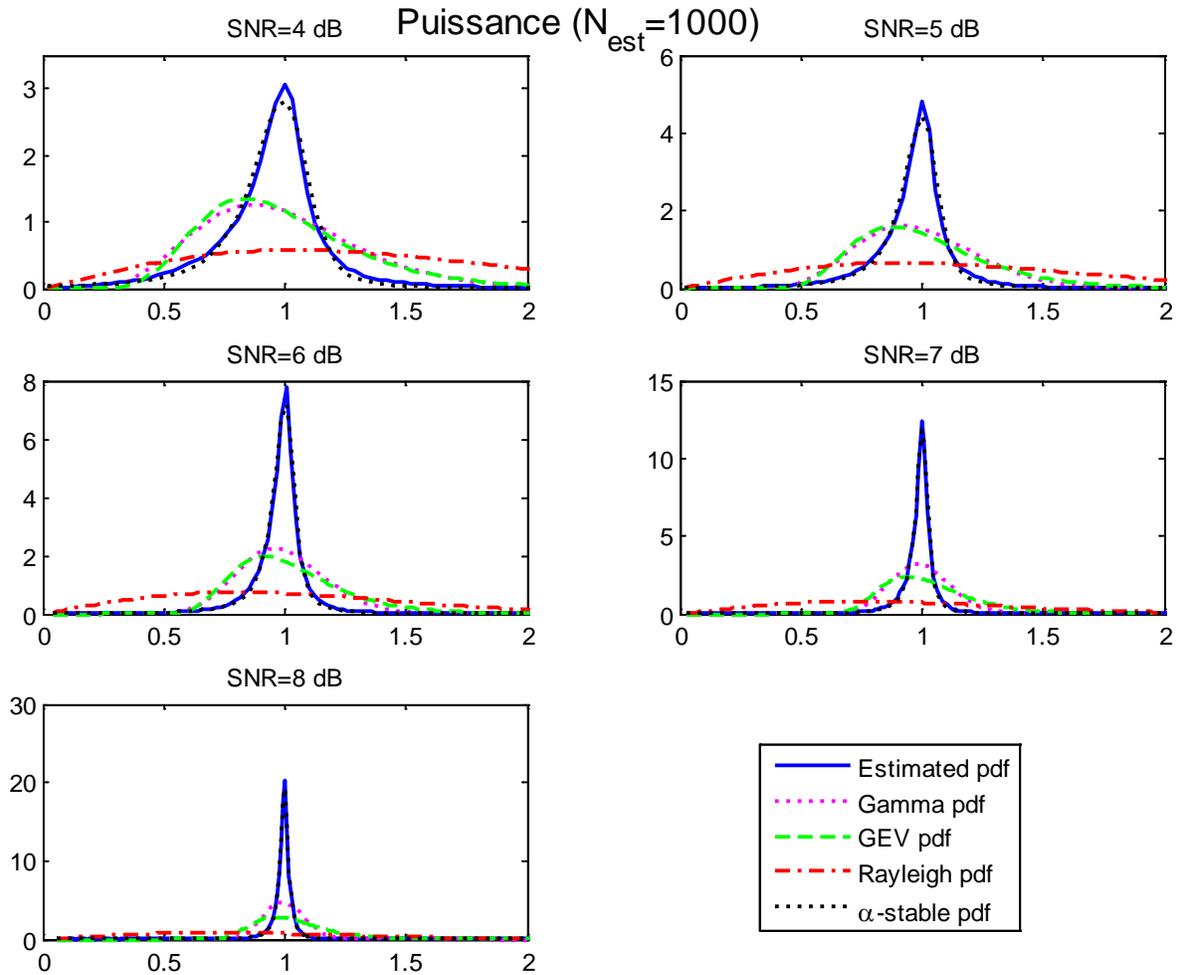


Figure 3-2 : Histogramme de la puissance de l'erreur selon le modèle multiplicatif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode aveugle.

Les courbes de la Figure 3-2 montrent très clairement que l'erreur d'estimation suivant le modèle multiplicatif peut être modélisée par la distribution α – stable. Les valeurs de la divergence KL du Tableau 3-2 confirme cette hypothèse.

	RSB=4 dB	RSB=5 dB	RSB=6 dB	RSB=7 dB	RSB=8 dB
Gamma	∞	∞	∞	∞	∞
GEV	0,29623027	0,4468602	0,62147596	0,83613385	∞
Rayleigh	∞	∞	∞	∞	∞
α – stable	0,02053934	0,01276716	0,00952583	0,00830252	0,00772255

Tableau 3-2: Divergence Kullbac-Leibler pour les différentes distributions pour la puissance de l'erreur suivant le modèle multiplicatif pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode aveugle

Nous allons donc représenter sur les Figure 3-3, Figure 3-4 et Figure 3-5 les parties réelles et imaginaires, et la phase de l'erreur d'estimation, respectivement, issue de la méthode d'estimation aveugle, selon le modèle multiplicatif, afin de vérifier la validité de la distribution α – stable pour représenter ces composantes de l'erreur. Nous rappelons que la loi Gamma est une loi de probabilité de variables aléatoires réelles positives. Elle ne peut donc pas être utilisée pour représenter ces trois composantes qui prennent des valeurs réelles.

Nous pouvons facilement constater que la distribution qui se rapproche étroitement de la composante de l'erreur d'estimation est la loi α – stable. Cette conclusion est également validée à partir de l'évaluation de la divergence de Kullback-Leibler.

Nous pouvons donc retenir que l'erreur de l'estimation issue de la méthode d'estimation aveugle peut être représentée par une loi α – stable, en considérant un modèle multiplicatif de cette erreur, et en calculant les paramètres correspondant de cette loi.

Nous allons maintenant voir si ces résultats sont aussi valables pour la méthode d'estimation semi-aveugle.

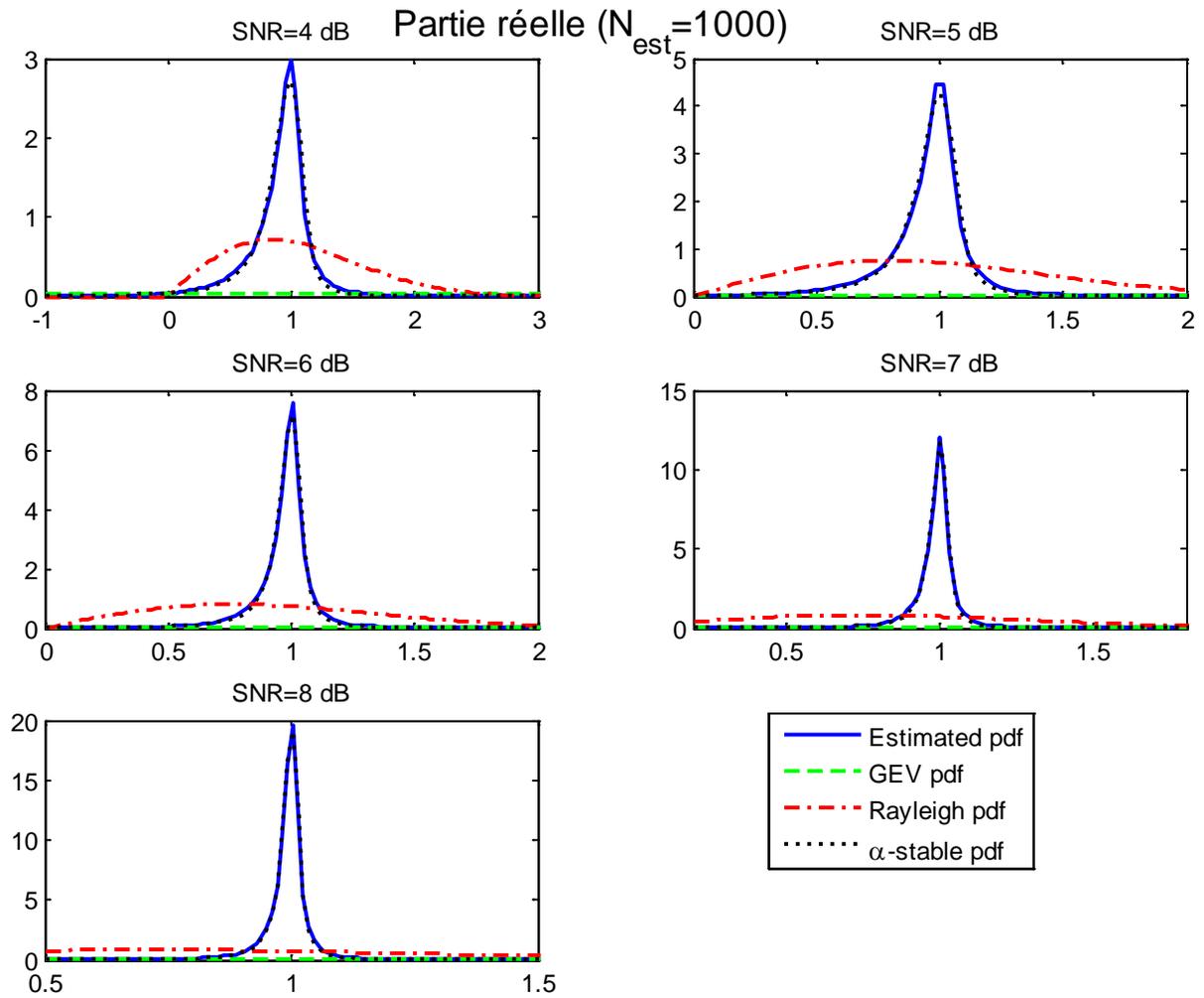


Figure 3-3 : Histogramme de la partie réelle de l'erreur selon le modèle multiplicatif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode aveugle.

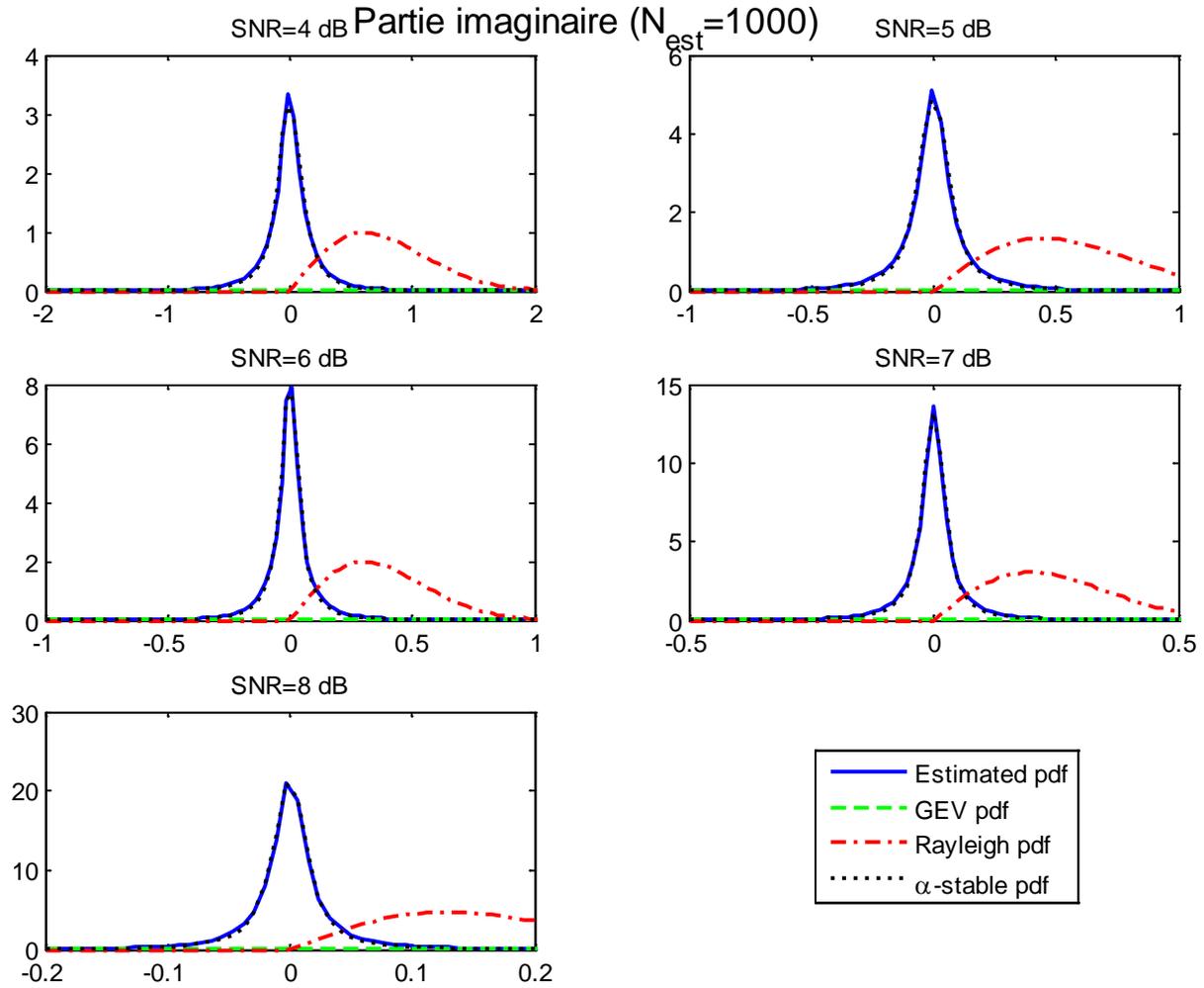


Figure 3-4 : Histogramme de la partie imaginaire de l'erreur selon le modèle multiplicatif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode aveugle

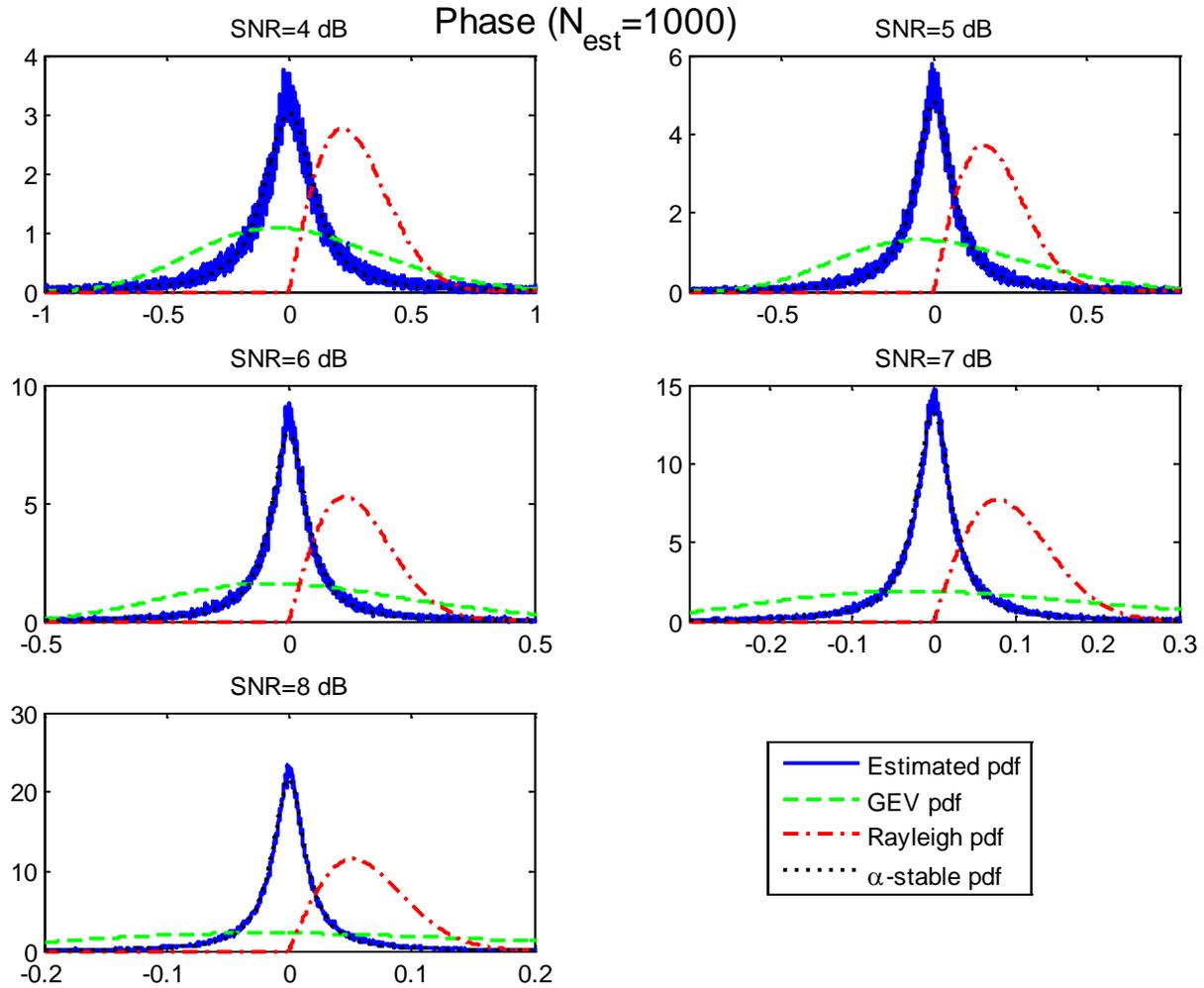


Figure 3-5 : Histogramme de la phase de l'erreur selon le modèle multiplicatif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode aveugle.

3.4.2. Erreur d'estimation de la méthode semi-aveugle

Pour confirmer la nécessité d'utiliser le modèle multiplicatif dans le cas de la méthode semi-aveugle, nous traçons sur la Figure 3-6 l'historgramme de la puissance de l'erreur d'estimation issue de la méthode semi-aveugle, suivant le modèle additif. Nous pouvons facilement voir qu'aucune des distributions ne parvient à modéliser cette puissance avec la même précision constatée dans le cas du modèle multiplicatif. L'évaluation de la divergence KL confirme ces résultats.

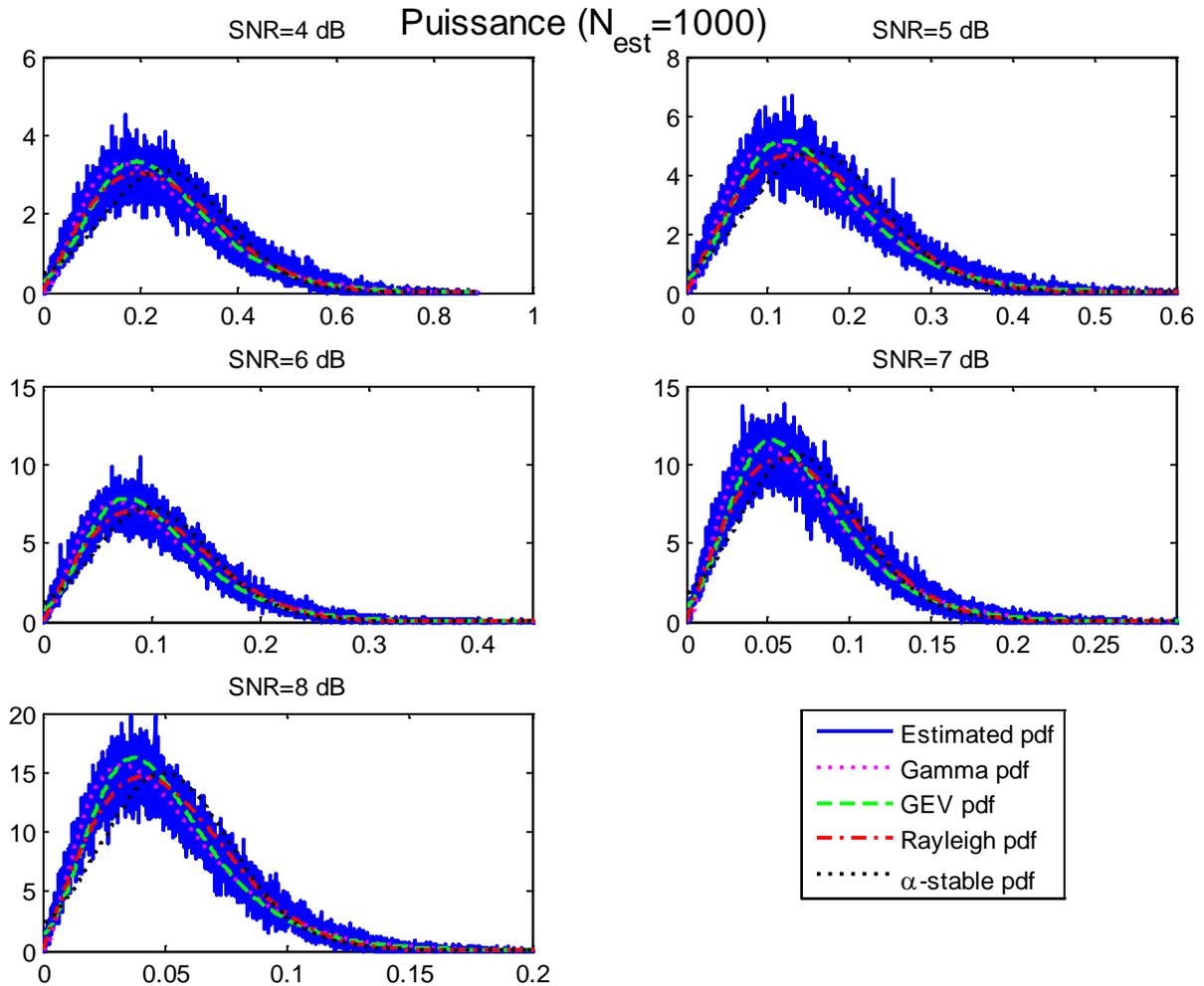


Figure 3-6: Histogramme de la puissance de l'erreur selon le modèle additif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode semi-aveugle.

Nous traçons sur les Figure 3-7, Figure 3-8, Figure 3-9 et Figure 3-10 la puissance, la phase, la partie réelle et la partie imaginaire de l'erreur d'estimation respectivement. Cette erreur est issue de l'application de la méthode semi-aveugle utilisée dans le chapitre précédent, et les résultats exploités dans ce paragraphe correspondent à ceux de la trame d'estimation de taille $N_{est} = 1000$ symboles. Les mêmes distributions statistiques étudiées pour la méthode aveugle sont tracés afin d'identifier celle qui modélise le mieux chacune des composantes de l'erreur d'estimation. Nous rappelons que la distribution Gamma n'est exploitable que pour le cas de la puissance de l'erreur, car les valeurs de cette dernière sont positives.

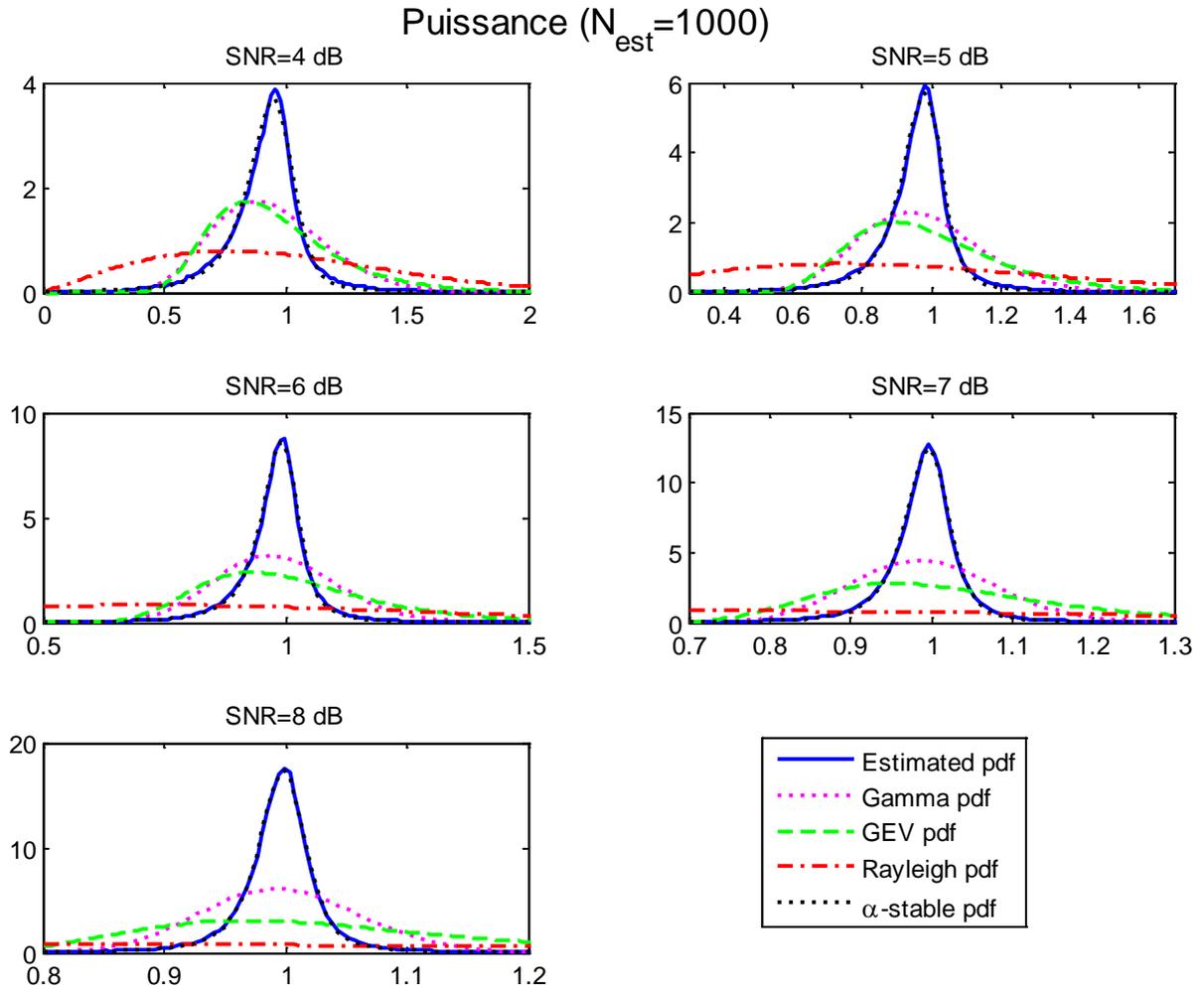


Figure 3-7 : Histogramme de la puissance de l'erreur selon le modèle multiplicatif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode semi-aveugle.

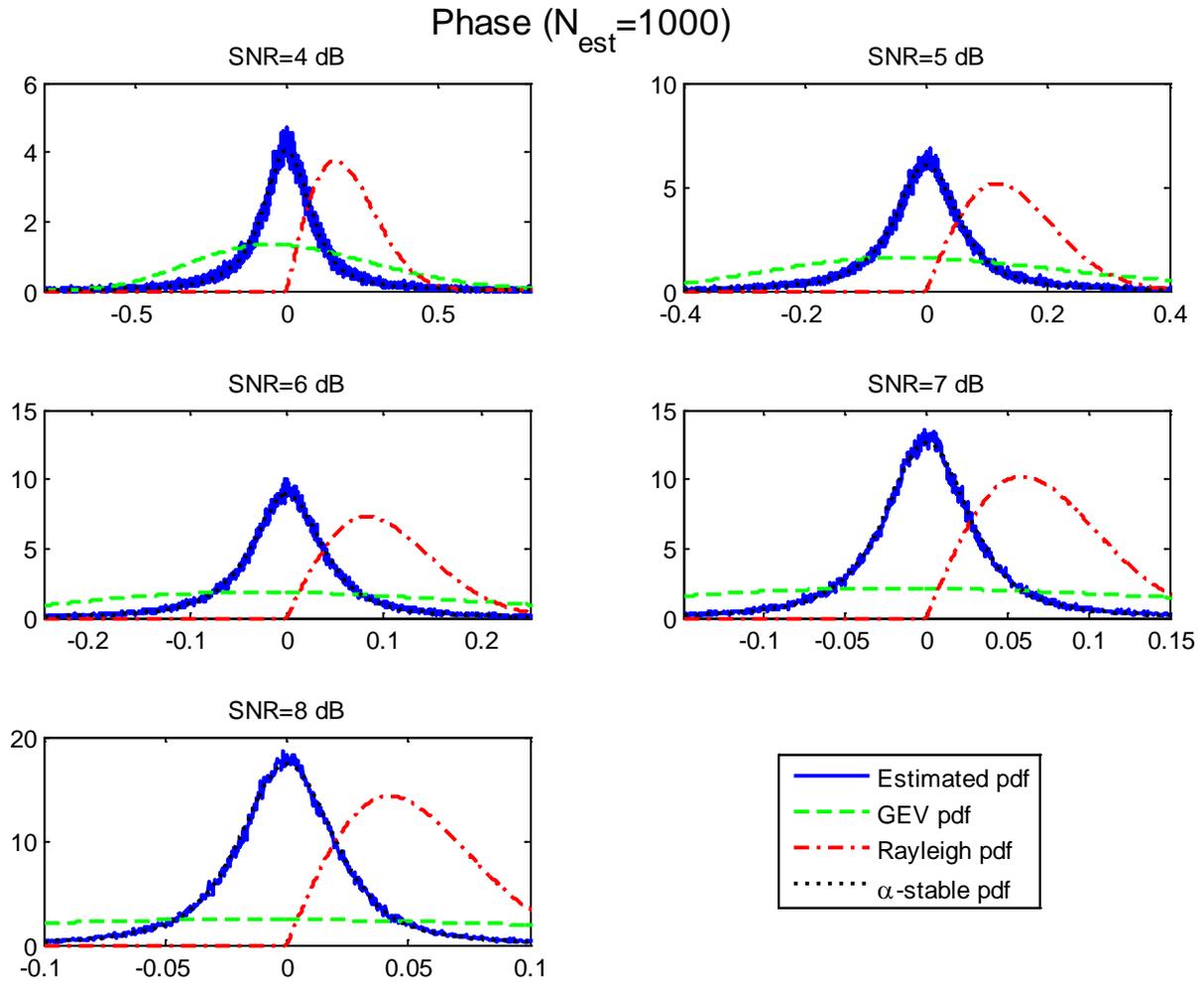


Figure 3-8: Histogramme de la phase de l'erreur selon le modèle multiplicatif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode semi-aveugle.

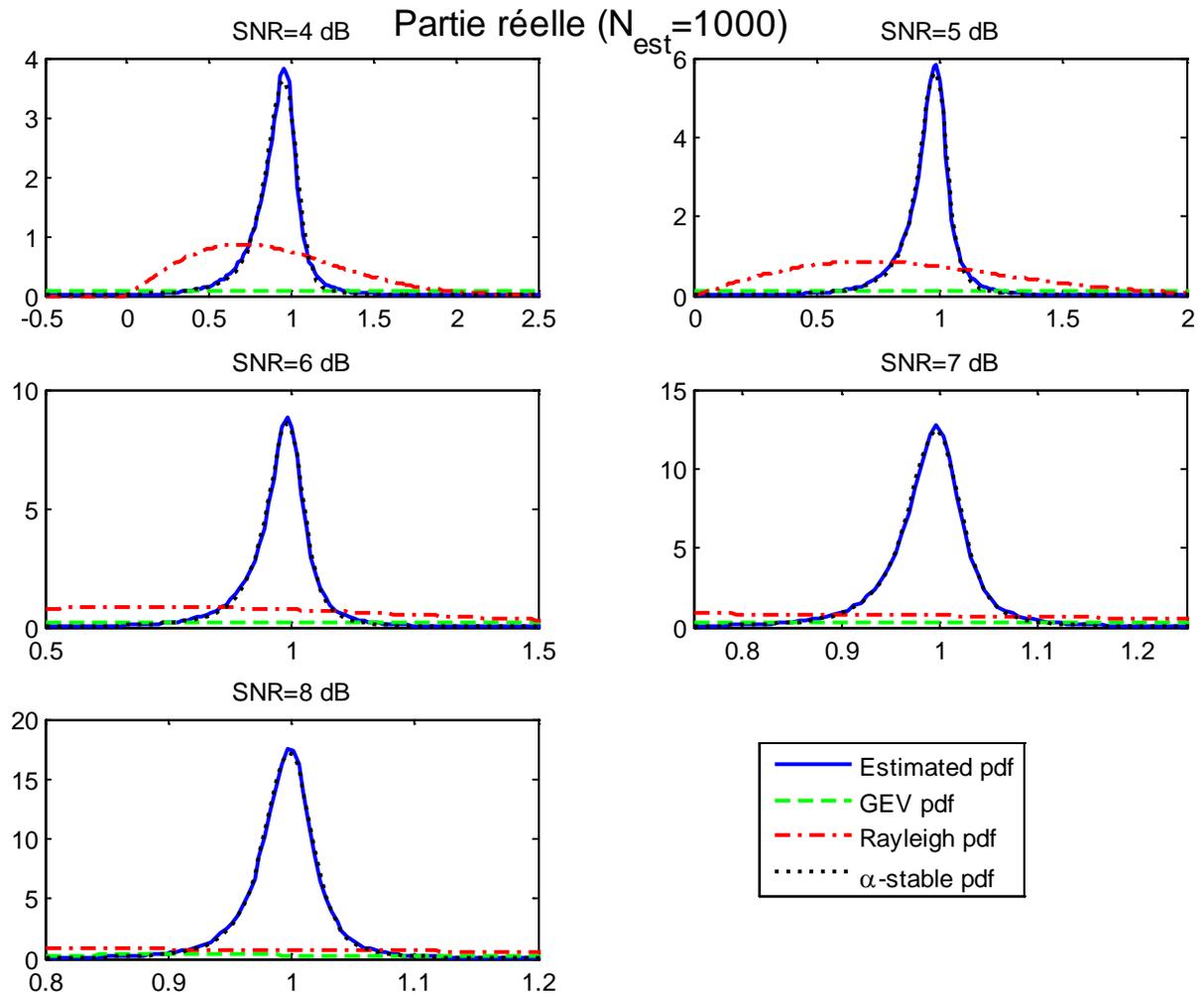


Figure 3-9: Histogramme de la partie réelle de l'erreur selon le modèle multiplicatif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode semi-aveugle.

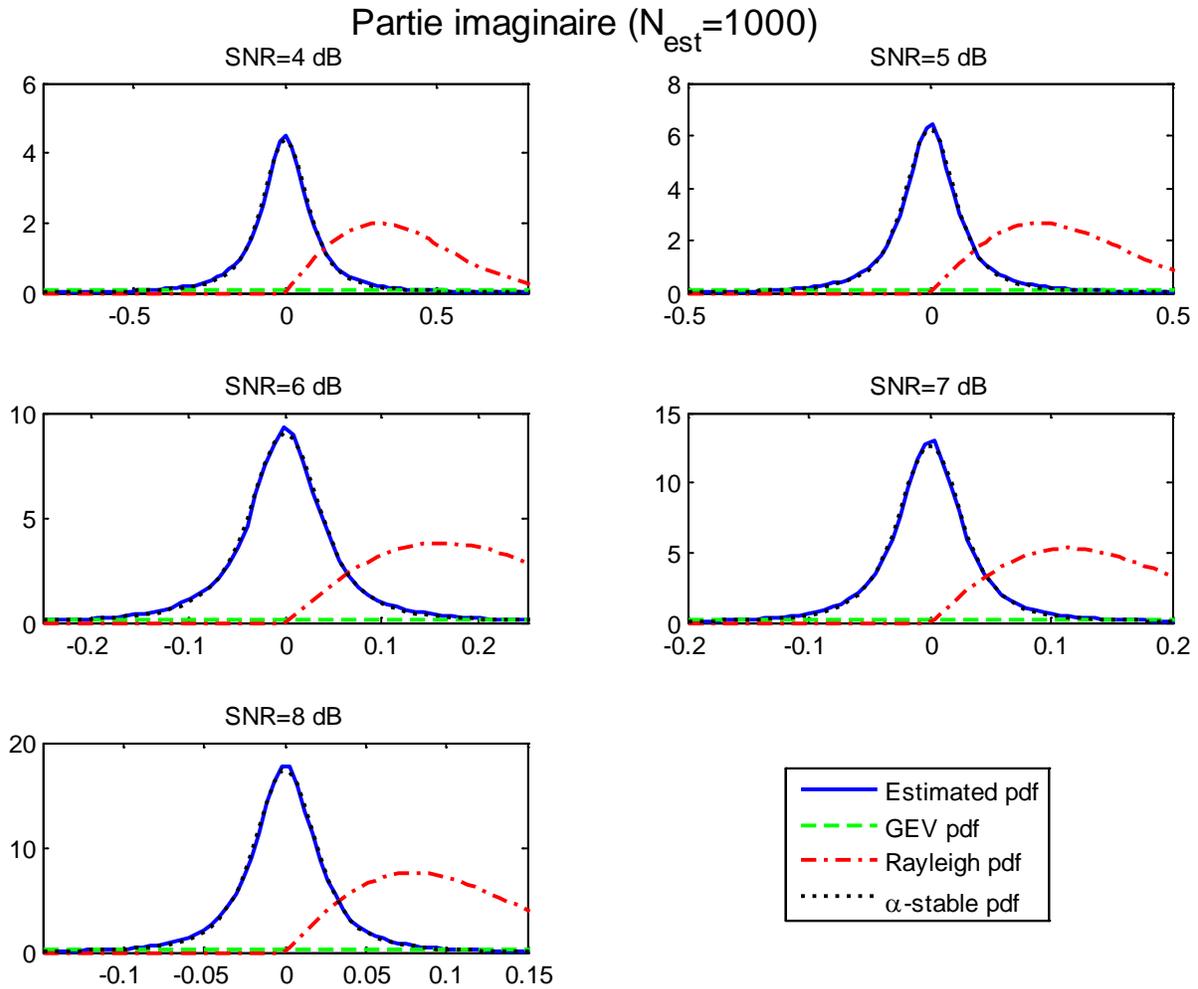


Figure 3-10: Histogramme de la partie imaginaire de l'erreur selon le modèle multiplicatif en comparaison avec les distributions statistiques pour $N_{est} = 1000$ symboles d'après la méthode semi-aveugle.

Tout comme pour le cas de la méthode d'estimation aveugle, les courbes des composantes de l'erreur d'estimation dans le cas de la méthode semi-aveugle confirment que la modélisation multiplicative de cette erreur permet de l'approximer assez précisément par une loi α -stable. Les autres distributions ne parviennent pas à donner une approximation acceptable.

3.5. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons étudié l'erreur d'estimation issue des méthodes aveugle et semi-aveugle d'estimation du canal de communication utilisées dans le chapitre 2. Nous avons proposé de modéliser cette erreur suivant un modèle additif et un modèle multiplicatif. Les différentes composantes de cette erreur complexe ont été étudiées et les valeurs numériques obtenues lors des simulations présentées dans le chapitre précédent ont permis de dresser

les histogrammes de ces composantes. Les distributions de ces dernières ont été comparées à des distributions statistiques bien définies et cette étude numérique a permis d'identifier une loi permettant de modéliser l'erreur d'estimation suivant le modèle multiplicatif, aussi bien pour la méthode d'estimation aveugle que pour la méthode semi-aveugle. Ces résultats ont été confirmés par l'évaluation de la divergence de Kullback-Leibler. En conclusion, les valeurs complexes de l'erreur d'estimation commise lors de l'application des méthodes (aveugle ou semi-aveugle) du sous-espace du bruit pour estimer le canal peuvent être modélisées par une loi α -stable dont les paramètres sont bien déterminés. Dans une perspective immédiate, la validation de ce modèle statistique permet, à travers une simulation numérique, de définir un modèle pour l'estimation du canal intégrant l'erreur générée dans l'estimateur. Dans une perspective plus large, des techniques de correction adaptées peuvent être mises en place en profitant de cette connaissance sur la statistique de l'erreur.

Chapitre 4. Association d'un codage LDPC non binaire au précodage linéaire dans un système de transmission MIMO

4.1. CODES CORRECTEURS D'ERREURS : CODES LDPC NON BINAIRES.....	77
4.2. POURQUOI ASSOCIER UN CODE LDPC NON BINAIRE A UN BLOC DE PRECODAGE LINEAIRE.....	84
4.3. SIMULATIONS ET RESULTATS.....	86
4.4. CONCLUSIONS	100

Dans les systèmes de transmission MIMO disposant d'une connaissance du canal (CSI) à l'émetteur, l'utilisation d'un précodeur linéaire permet d'améliorer les performances dans le sens de l'optimisation d'un certain critère. D'autre part, l'application des codes correcteurs d'erreurs (entre autres les codes LDPC) renforce la fiabilité et améliore les performances de la transmission. Nous allons étudier dans ce chapitre l'association entre un précodeur MIMO et un code LDPC non binaire construit sur un corps de Galois $GF(q)$. Un décodage par l'algorithme de propagation de croyance sera effectué. Les résultats de simulations de différentes associations précodeurs-LDPC ont permis d'évaluer l'apport de cette association et de comparer les performances de plusieurs précodeurs, différentes configurations MIMO et des codes LDPC ayant de diverses structures.

4.1. Codes correcteurs d'erreurs : codes LDPC non binaires.

4.1.1. Les codes correcteurs d'erreurs

Les erreurs de transmission sont causées par le bruit, les interférences, les imperfections des supports de stockage, et apparaissent dans divers types de transmission : intra-machine (disque-dur \Leftrightarrow mémoire vive \Leftrightarrow processeur, ...), inter-machine (liaison Ethernet, ..), liaisons hertziennes (radio, 3G, 4G, satellite,...) mais aussi la transmission de données via des supports (CD, DVD,...).

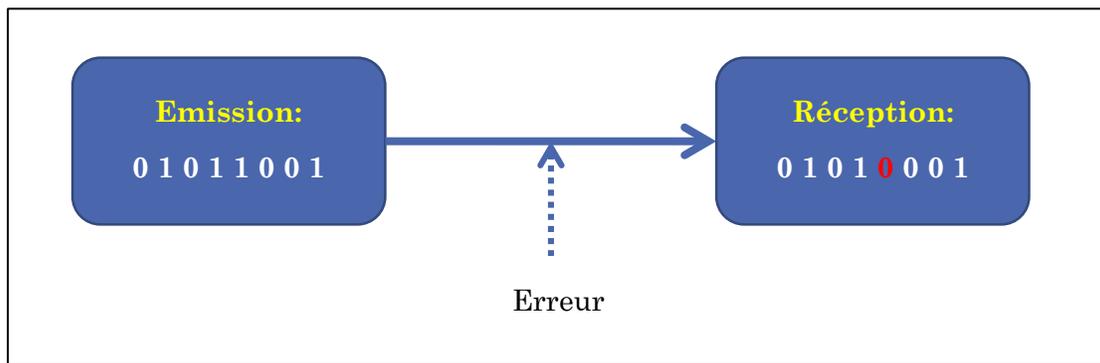


Figure 4-1 : Erreur de transmission

Pour assurer l'intégrité des données transmises : nous utilisons des *codes correcteurs d'erreur*. Le principe consiste à ajouter de la redondance au message à transmettre [47]]. Le type de redondance implique deux grandes familles de codes correcteurs d'erreur : les *codes en blocs* (le message est divisé en blocs, le codeur traite ces blocs séparément et rajoute la redondance et le décodeur utilise uniquement les informations de ce bloc afin de retrouver le message émis) et les *codes en treillis* (la redondance est générée par le codeur de façon continue et dépend des informations d'autres symboles, généralement les précédents, de même pour le décodage) [48], [49].

4.1.2. Codes en blocs

Il est plus simple de développer un code correcteur d'erreur pour des messages de longueur fixe. Or en pratique, ce n'est souvent pas le cas. Une solution simple : segmenter la difficulté en découpant le message à transmettre en blocs. Ces derniers ont une taille K fixée. Chaque bloc est codé séparément. Chaque séquence de K symboles - les symboles sont définis sur un alphabet de q symboles - est codée en un mot de code constitué de N symboles ($N > K$). Le *rendement* d'un code en blocs R est défini par :

$$R = \frac{K}{N} \quad (4-1)$$

Le mot de code est donc divisé en deux parties : la première correspond aux K symboles d'information et la seconde correspond aux $N - K$ symboles de contrôle. Le code est dit *systématique* lorsque l'on retrouve dans le mot de code les K symboles d'information dans K positions déterminées. Le code est dit *linéaire* si un mot de code est obtenu après une transformation linéaire d'une séquence de symboles d'information. Ceci résulte du fait que le code linéaire \mathcal{C} est un sous-espace vectoriel de \mathbb{F}^K (\mathbb{F}^K est l'espace vectoriel de dimension K sur le corps fini \mathbb{F}).

4.1.2.1. Matrice génératrice et matrice de parité

Dans le cas d'un code linéaire, nous définissons une *matrice génératrice* notée G de dimension $K \times N$ dont les coefficients sont dans \mathbb{F} . Quand le code est systématique, cette matrice génératrice est construite par la concaténation d'une matrice notée P de dimension $K \times (N - K)$ et d'une matrice identité notée I_K de dimension K : $G = P|I_K$. La sous matrice I_K sert à reproduire les symboles d'information à la fin du mot de code (code systématique) alors que P sert à générer les symboles de redondance.

Un mot de code c est le résultat du produit matriciel entre un message d'information i et la matrice génératrice G : $c = i \cdot G$.

\mathcal{C} étant un sous-espace vectoriel de dimension K , il existe un espace dual \mathcal{C}^\perp généré à partir des lignes de la matrice H , appelée *matrice de parité*, telle que : $G \cdot H^T = 0$. H est de dimension $(N - K) \times N$ et H^T est la matrice transposée de H . A partir de la relation précédente, la relation :

$$c \cdot H^T = i \cdot G \cdot H^T = 0 \quad (4-2)$$

est établie et permet de vérifier la présence d'erreur. Si le mot reçu y contient une erreur e : $y = c + e$, le *syndrome* s est donc calculé : $s = y \cdot H^T = (c + e) \cdot H^T = c \cdot H^T + e \cdot H^T = e \cdot H^T \neq 0$, permettant de vérifier la présence de l'erreur.

4.1.3. Codes LDPC

Les codes LDPC, ou Low-Density Parity Check, sont une classe de codes en blocs linéaires inventée en 1962 par Gallager [50], [51]. Cependant, la complexité de décodage dépassait la capacité des systèmes électroniques de l'époque, c'est pourquoi ces codes n'ont été exploités pratiquement que trois décennies plus tard. Leur « réinvention » par Mackay en 1998 [52], peu après l'invention des Turbo Codes par Berrou [53], en a fait les codes correcteurs d'erreurs les plus utilisés (DVB, IEEE 802.11, 802.16, ...). Ils permettent notamment des résultats s'approchant de la limite de Shannon [53]–[57].

4.1.3.1. Matrice de parité

Les codes LDPC sont caractérisés par une matrice de parité creuse, c.-à-d. comportant un très grand nombre d'éléments nuls. Cette matrice de parité notée H de dimension $M \times N$ définit un nombre M de contraintes de parité que doit vérifier un mot de code, et une longueur N du mot de code. Un mot de code c est composé de K symboles provenant du message d'information et de $M = N - K$ symboles de redondance ajoutés par le codeur, et vérifie (4-2). Les éléments de la matrice H (ainsi que les symboles des mots de code) appartiennent au corps de Galois $\mathbb{GF}(q = 2^m)$, avec $m \geq 1$. Lorsque $m = 1$, le code LDPC est dit *binnaire*. Dans les autres cas, il s'agit de codes LDPC *non binnaire* (ou NB-LDPC). Le nombre de symboles non nuls dans chaque colonne de la matrice de parité est noté d_v et le nombre de symboles non nuls dans chaque ligne est noté d_c . Un code LDPC est dit *régulier* si d_v et d_c sont tous les deux constants pour toutes les colonnes et les lignes de la matrice. Dans les autres cas, le code est dit *irrégulier*.

Prenons l'exemple de la matrice de parité H suivante de dimension 4×8 :

$$H = \begin{pmatrix} h_{00} & h_{01} & 0 & 0 & h_{04} & 0 & 0 & h_{07} \\ 0 & h_{11} & 0 & h_{13} & 0 & h_{15} & 0 & h_{17} \\ h_{20} & 0 & h_{22} & 0 & h_{24} & 0 & h_{26} & 0 \\ 0 & 0 & h_{32} & h_{33} & 0 & h_{35} & h_{36} & 0 \end{pmatrix} \quad (4-3)$$

Ainsi, le mot de code $c = [c_0, c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, c_7]$ vérifie $c \cdot H^T = 0$ et par suite les quatre équations suivantes :

$$h_{00} \cdot c_0 + h_{01} \cdot c_1 + h_{04} \cdot c_4 + h_{07} \cdot c_7 = 0 \quad (4-4)$$

$$h_{11} \cdot c_1 + h_{13} \cdot c_3 + h_{15} \cdot c_5 + h_{17} \cdot c_7 = 0 \quad (4-5)$$

$$h_{20} \cdot c_0 + h_{22} \cdot c_2 + h_{24} \cdot c_4 + h_{26} \cdot c_6 = 0 \quad (4-6)$$

$$h_{32} \cdot c_2 + h_{33} \cdot c_3 + h_{35} \cdot c_5 + h_{36} \cdot c_6 = 0 \quad (4-7)$$

4.1.3.2. Graphe de Tanner

La matrice de parité H d'un code LDPC peut être représentée par un graphe bipartite, ou graphe de Tanner [58]. Un graphe biparti est composé par deux ensembles de nœuds, tels que deux nœuds d'un même ensemble ne peuvent être connectés qu'à travers un nœud de l'autre ensemble. Dans un graphe représentant un code LDPC, il s'agit d'une part de l'ensemble des nœuds de contrôle, notés également Check Nodes, et d'autre part l'ensemble des nœuds de données, notés Variable Nodes. A la $i^{\text{ème}}$ ligne de la matrice de parité, et par la suite à la $i^{\text{ème}}$ relation de parité, est associé le nœud de contrôle c_i . A la $j^{\text{ème}}$ colonne de cette matrice, et donc au $j^{\text{ème}}$ symbole du mot de code, est associé le nœud de données v_j . Un

élément non nul à la $i^{\text{ème}}$ ligne et la $j^{\text{ème}}$ colonne de la matrice H signifie que le $j^{\text{ème}}$ symbole du mot de code contribue à la $i^{\text{ème}}$ relation de parité. Ceci est représenté sur le graphe correspondant par une liaison entre c_i et v_j . Le graphe correspondant à la matrice dans l'équation (4-3) est représenté dans la Figure 4-2.

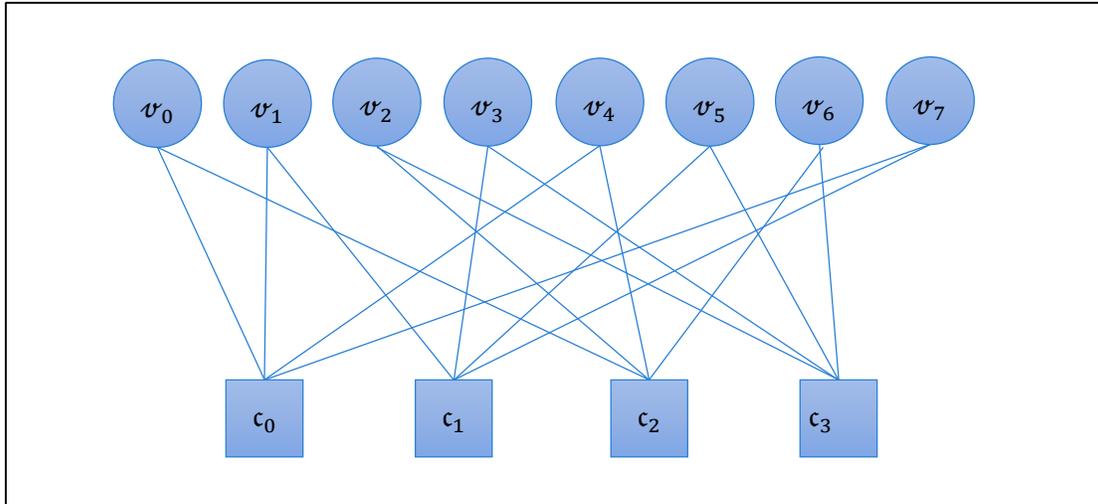


Figure 4-2 : Graphe de Tanner

La régularité du code apparaît sur son graphe bipartite. Le nombre d'arrêtes sortantes de chaque nœud de données correspond à d_v et le nombre d'arrêtes sortantes de chaque nœud de contrôle correspond à d_c .

Dans le cas des codes LDPC non binaires, la multiplication par les éléments non nuls de la matrice de parité apparaissant dans les relations de parité est représentée par un troisième

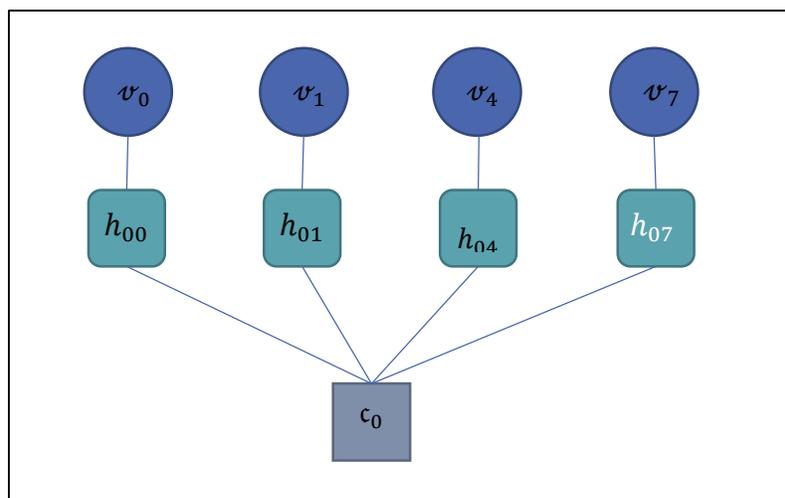


Figure 4-3: Graphe d'une relation de parité (cas non binaire)

ensemble de nœuds sur le graphe de Tanner, appelés nœuds de permutations. L'équation (4-4) est représentée dans la Figure 4-3.

4.1.4. Décodage itératif des codes LDPC non binaires

Dans la suite de ce manuscrit, nous nous intéressons aux codes LDPC non binaires, et ce choix sera justifié et argumenté dans le paragraphe 4.2.2. Pour cela, nous nous limitons ici à présenter les algorithmes de décodage des codes LDPC non binaires.

Les algorithmes itératifs utilisés se basent sur le concept de passage de messages, où à chaque itération, un échange de messages a lieu entre les nœuds de contrôle et les nœuds de données connexes. A l'étape d'initialisation, des messages dits *intrinsèques*, messages d'information a priori calculés à partir du canal et qui ne dépendent que de ce dernier, sont directement envoyés à l'ensemble des nœuds de contrôle. Après l'initialisation, chaque branche fait circuler des messages, dits *extrinsèques*, entrants et sortants de chaque nœud. Les messages sortants des nœuds de données sont calculés à partir des messages extrinsèques des nœuds de contrôle et des messages intrinsèques. Les messages sortants des nœuds de contrôle sont calculés à partir des messages extrinsèques des nœuds de données et des relations de parité locales. Le décodeur converge vers un mot de code valide au bout d'un certain nombre fini d'itérations. Un mot de code est valide lorsqu'il vérifie un syndrome nul (4-2). Généralement, un nombre d'itérations maximal est fixé au bout duquel l'algorithme est arrêté pour éviter une exécution à l'infini de l'algorithme.

Dans l'algorithme de Propagation de Croyance, ou Belief Propagation (BP), les messages échangés sont des probabilités a posteriori calculées sur les symboles du mot de code [52]. Ainsi, la décision prise à chaque itération cherche à maximiser la probabilité qu'un symbole soit détecté sans erreur en utilisant l'information apportée par les messages circulant. Dès que le syndrome d'un mot de code est nul, l'algorithme s'arrête. Sinon, le mot de code détecté lors de l'itération correspondant au nombre maximal d'itérations prédéfini a une probabilité d'erreur minimisée. Cet algorithme permet donc des performances de décodage optimales, mais présente une grande complexité. Des variantes telles le FFT-BP [59], le log-BP [60], et le log-BP-FFT [61] sont proposées afin de réduire la complexité du précodage. Néanmoins le BP et ses variantes sont considérés optimaux car aucune approximation mathématique n'est utilisée pour réduire la complexité. D'autres algorithmes qui utilisent des approximations du BP comme le Min-Sum [60], le Extended Min-Sum (EMS) [62], ou le Min-Max [63] présentent des complexités réduites par rapport au BP, mais de moins bonnes performances évidemment.

Nous présentons l'algorithme BP et sa variante log-BP que nous utilisons dans la suite, et nous nous contentons de citer ces références [59]–[64] pour plus de détails concernant les autres algorithmes.

4.1.4.1. Algorithme BP

Soit $c = [c_0, c_1, \dots, c_{N-1}]$, avec $c_i \in \mathbb{GF}(q = 2^m)$, le mot de code transmis et $y = [y_0, y_1, \dots, y_{N-1}]$ le signal bruité reçu. Lorsque l'élément h_{ij} de la matrice H est non nul, le message envoyé par le nœud de données v_j au nœud de contrôle c_i est noté $\mathbf{m}_{v_j c_i}^{(l)}$ à l'itération l . De même, le message envoyé par le nœud de contrôle c_i au nœud de données v_j est noté $\mathbf{m}_{c_i v_j}^{(l)}$. Le message initial à chaque nœud de données v_j est noté \mathbf{m}_{v_j} . Notons que les messages $m_x \in \{0,1\}$. Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

Etape 1: Initialisation : le message initial à chaque nœud de données v_j est le vecteur \mathbf{m}_{v_j} de q probabilités à posteriori calculées par :

$$m_{v_j}(x_n) = \mathcal{P}(x_{v_j} = x_n | y_i), \text{ pour tout } x_n \in \mathbb{GF}(q) \quad (4-8)$$

$$\mathbf{m}_{v_j} = [m_{v_j}(x_0), m_{v_j}(x_1), \dots, m_{v_j}(x_{q-1})] \quad (4-9)$$

Chaque nœud de données v_j envoie son information intrinsèque \mathbf{m}_{v_j} à l'ensemble des nœuds de contrôle connexes.

Etape 2: Mise à jour des nœuds de données : chaque nœud de données v_j reçoit d_v messages $\mathbf{m}_{c_i v_j}^{(l-1)}$ qu'il utilise pour calculer d_v messages $\mathbf{m}_{v_j c_i}^{(l)}$ sortants tels que :

$$m_{v_j c_i}^{(l)}(x_n) = m_{v_j}(x_n) \cdot \prod_{\substack{k \neq i \\ h_{kj} \neq 0}} m_{c_k v_j}^{(l-1)}, \text{ pour tout } x_n \in \mathbb{GF}(q) \quad (4-10)$$

$$\mathbf{m}_{v_j c_i}^{(l)} = [m_{v_j c_i}^{(l)}(x_0), m_{v_j c_i}^{(l)}(x_1), \dots, m_{v_j c_i}^{(l)}(x_{q-1})] \quad (4-11)$$

$\mathbf{m}_{v_j c_i}^{(l)}$ est normalisé tel que

$$\sum_{x_n \in \mathbb{GF}(q)} m_{v_j c_i}^{(l)}(x_n) = 1 \quad (4-12)$$

Etape 3: Permutation : avant d'entrer au nœud de contrôle c_i , le message $\mathbf{m}_{v_j c_i}^{(l)}$ est multiplié par l'élément non nul h_{ij} de la matrice H . Le message résultant $\hat{\mathbf{m}}_{v_j c_i}^{(l)}$ est calculé par :

$$\hat{m}_{v_j c_i}^{(l)}(x_n) = m_{v_j c_i}^{(l)}(x_n \cdot h_{ij}^{-1}) \quad (4-13)$$

$$\mathbf{m}_{\sigma_j c_i}^{(l)} = \left[\dot{m}_{\sigma_j c_i}^{(l)}(x_0), \dot{m}_{\sigma_j c_i}^{(l)}(x_1), \dots, \dot{m}_{\sigma_j c_i}^{(l)}(x_{q-1}) \right] \quad (4-14)$$

Etape 4: Mise à jour des nœuds de contrôle : chaque nœud de contrôle c_i reçoit d_c messages $\dot{m}_{\sigma_j c_i}^{(l-1)}$ qu'il utilise pour calculer d_c messages $\mathbf{m}_{c_i \sigma_j}^{(l)}$ sortants tels que :

$$m_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_n) = \sum_{\substack{\sum_{x_k \in \mathbb{GF}(q)} x_k = x_n \\ h_{ik} \neq 0}} \prod_{\substack{k \neq j \\ h_{ik} \neq 0}} \dot{m}_{\sigma_k c_i}^{(l)}(x_k) \quad (4-15)$$

$$\mathbf{m}_{c_i \sigma_j}^{(l)} = \left[m_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_0), m_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_1), \dots, m_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_{q-1}) \right] \quad (4-16)$$

Etape 5: Permutation inverse : avant d'entrer au nœud de données σ_j , le message $\mathbf{m}_{c_i \sigma_j}^{(l)}$ est divisé par l'élément non nul h_{ij} de la matrice H . Le message résultant $\dot{m}_{c_i \sigma_j}^{(l)}$ est calculé par :

$$\dot{m}_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_n) = m_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_n \cdot h_{ij}) \quad (4-17)$$

$$\dot{\mathbf{m}}_{c_i \sigma_j}^{(l)} = \left[\dot{m}_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_0), \dot{m}_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_1), \dots, \dot{m}_{c_i \sigma_j}^{(l)}(x_{q-1}) \right] \quad (4-18)$$

Etape 6: Estimation du mot de code : au terme de chaque itération, chaque nœud de données σ_j met à jour un vecteur de probabilités à priori $\dot{\mathbf{m}}_{\sigma_j}^{(l)}$

$$\dot{m}_{\sigma_j}^{(l)}(x_n) = m_{\sigma_j}(x_n) \cdot \prod_{h_{kj} \neq 0} \dot{m}_{c_k \sigma_j}^{(l)}(x_n) \quad (4-19)$$

$$\dot{\mathbf{m}}_{\sigma_j}^{(l)} = \left[\dot{m}_{\sigma_j}^{(l)}(x_0), \dot{m}_{\sigma_j}^{(l)}(x_1), \dots, \dot{m}_{\sigma_j}^{(l)}(x_{q-1}) \right] \quad (4-20)$$

Et une tentative de décodage est effectuée selon :

$$\hat{x}_{\sigma_j} = \operatorname{argmax}_{x_n \in \mathbb{GF}(q)} \left\{ \dot{m}_{\sigma_j}^{(l)}(x_n) \right\} \quad (4-21)$$

Si le vecteur estimé $\hat{c} = [\hat{x}_{\sigma_0}, \hat{x}_{\sigma_1}, \dots, \hat{x}_{\sigma_{N-1}}]$ est un mot de code vérifiant les relations de parité (syndrome nul (4-2)), le décodage s'arrête. Sinon, on recommence à l'étape 2 jusqu'à atteindre le nombre maximal d'itérations.

4.1.4.2. L'algorithme log-BP

Les opérations de multiplication du BP dans le domaine des probabilités peuvent être transformées en des additions si le rapport de vraisemblance logarithmique, ou Log-Likelihood Ratio (LLR), est utilisé. Les étapes du log-BP sont identiques à celles du BP, en remplaçant les probabilités à posteriori dans (4-8) par les LLR :

$$\mathcal{L}_{v_j}(x_n) = \ln \frac{\mathcal{P}(x_{v_j} = x_n | y_i)}{\mathcal{P}(x_{v_j} = 0 | y_i)}, \text{ pour tout } x_n \in \mathbb{GF}(q) \quad (4-22)$$

L'information intrinsèque \mathcal{L}_{v_j} d'un nœud de données v_j est désormais définie par :

$$\mathcal{L}_{v_j} = [\mathcal{L}_{v_j}(x_0), \mathcal{L}_{v_j}(x_1), \dots, \mathcal{L}_{v_j}(x_{N-1})] \quad (4-23)$$

Les messages échangés sur le graphe sont composés de LLR. Les équations de mise à jour (4-10) et (4-11) de l'étape 2 et (4-15) et (4-16) de l'étape 4 deviennent donc respectivement les équations (4-24), (4-25), (4-26) et (4-27):

$$\mathcal{L}_{v_j c_i}^{(l)}(x_n) = \mathcal{L}_{v_j}(x_n) + \sum_{\substack{k \neq i \\ h_{kj} \neq 0}} \mathcal{L}_{c_k v_j}^{(l-1)}, \text{ pour tout } x_n \in \mathbb{GF}(q) \quad (4-24)$$

$$\mathcal{L}_{v_j c_i}^{(l)} = [\mathcal{L}_{v_j c_i}^{(l)}(x_0), \mathcal{L}_{v_j c_i}^{(l)}(x_1), \dots, \mathcal{L}_{v_j c_i}^{(l)}(x_{q-1})] \quad (4-25)$$

$$\mathcal{L}_{c_i v_j}^{(l)}(x_n) = \ln \sum_{\substack{x_k \in \mathbb{GF}(q) \\ h_{ik} \neq 0}} \exp \left(\sum_{\substack{k \neq j \\ h_{ik} \neq 0}} \dot{\mathcal{L}}_{v_k c_i}^{(l)}(x_k) \right) \quad (4-26)$$

$$\mathcal{L}_{c_i v_j}^{(l)} = [\mathcal{L}_{c_i v_j}^{(l)}(x_0), \mathcal{L}_{c_i v_j}^{(l)}(x_1), \dots, \mathcal{L}_{c_i v_j}^{(l)}(x_{q-1})] \quad (4-27)$$

Enfin, la mise à jour de l'information à priori se fait par :

$$\ddot{\mathcal{L}}_{v_j}^{(l)}(x_n) = \mathcal{L}_{v_j}(x_n) + \sum_{h_{kj} \neq 0} \dot{\mathcal{L}}_{c_k v_j}^{(l)}(x_n) \quad (4-28)$$

Et la tentative de décodage est effectuée suivant :

$$\hat{x}_{v_j} = \operatorname{argmax}_{x_n \in \mathbb{GF}(q)} \{ \ddot{\mathcal{L}}_{v_j}^{(l)}(x_n) \} \quad (4-29)$$

Dans l'algorithme log-BP, les étapes du décodage se passent dans le domaine logarithmique pour permettre de réduire la complexité du calcul sans perdre en performance.

4.2. Pourquoi associer un code LDPC non binaire à un bloc de précodage linéaire

L'idée de l'association d'un bloc de codage LDPC à un précodeur MIMO est simplement justifiée par le fait que ces deux blocs ont pour rôle d'améliorer la performance du système

en diminuant le taux d'erreurs binaire (TEB). Un code correcteur d'erreur, en l'occurrence les codes LDPC, est d'autant plus puissant que la distance entre les mots de code est plus grande. D'autre part, les précodeurs linéaires, notamment ceux basés sur le critère de la distance minimale, cherchent à optimiser les performances de la transmission en maximisant la distance minimale entre les symboles de la constellation de réception. Il en découle donc intuitivement que ces deux techniques reposant sur le même critère peuvent être conjointement exploitables, ou du moins peuvent avoir des apports cumulables sur un schéma de transmission.

Dans un premier temps, l'objectif est moins ambitieux, et nous tentons tout d'abord de vérifier l'avantage d'une association entre un code LDPC et un précodage linéaire MIMO. Pour cela, nous proposons un schéma de transmission qui associe un code LDPC non binaire à un schéma de transmission MIMO utilisant un des précodeurs linéaires.

4.2.1. Modèle du schéma de transmission

Le schéma de transmission proposé est composé d'abord d'un encodeur LDPC. La séquence d'information est codée en mots de code v dans $\mathbb{GF}(q)$ qui sont ensuite modulés suivant un mapping MIMO de dimension $MAQ \cdot b \times 2^m$ (cette dimension sera discutée dans le paragraphe 4.2.2 suivant). Aux symboles modulés s est ensuite appliquée la matrice de précodage correspondante F et le signal ainsi construit traverse le canal A où un bruit blanc additif gaussien (BBAG) n est ajouté. Le signal reçu r est multiplié par une matrice de postcodage et le résultat sert à calculer les LLR qui permettent au décodeur LDPC d'estimer les mots de code, et par la suite la séquence d'information. La Figure 4-4 représente la structure du schéma de transmission proposé.

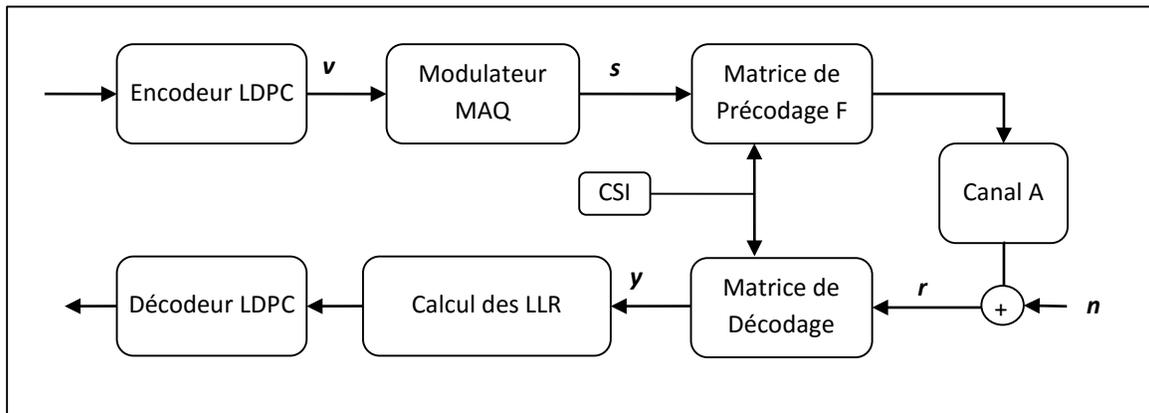


Figure 4-4. Schéma bloc de l'association LDPC / précodage

Notons que les matrices de précodage et de postcodage sont calculées en utilisant la connaissance parfaite du canal (F-CSI). Plusieurs critères existent et résultent en plusieurs stratégies de précodage. Ces différents précodeurs seront comparés dans les simulations.

4.2.2. Adaptation : NB-LDPC sur $\mathbb{GF}(q)$ / Constellation

Les codes LDPC non binaires sont préférés aux codes LDPC binaires dans le cas où la taille du bloc de code est petite ou moyenne, ou bien lorsque la modulation des symboles transmis n'est pas binaire, ce qui est le cas pour les modulations d'ordres supérieures ou les systèmes multi-antennaires [52], [65]–[68]. Davey et MacKay ont montré en 1998 [52] que les codes LDPC non binaires peuvent atteindre des performances dépassant celles des codes binaires lorsqu'ils sont construits sur des corps de Galois d'ordre supérieur, au prix d'une complexité de décodage accrue [69]–[71]. L'association s'avère donc prometteuse du fait d'une possible adéquation de l'alphabet du code LDPC et de la constellation en réception. Ainsi, un élément de $\mathbb{GF}(q)$ est modulé en un point sur la constellation de réception. La rapidité de convergence du codage LDPC est renforcée dans le cas de l'émission d'un élément sur un seul symbole modulé et non pas sur plusieurs. De plus, les probabilités à priori (4-19) (ou les LLR (4-28)) des éléments x_n sont indépendantes les unes des autres. Ainsi, l'adaptation entre l'ordre q du corps de Galois sur lequel est construit le code LDPC et la taille de la constellation b -dimensionnelle avec une modulation MAQ- 2^m se traduit par la relation :

$$q = 2^{mb} \quad (4-30)$$

4.3. Simulations et résultats

4.3.1. Schéma associant un code LDPC non binaire aux différents précodeurs

Afin d'évaluer l'apport de cette association, nous avons appliqué la structure proposée en utilisant les précodeurs Water-Filling (WF), le précodeur Minimum Mean Square Error (MMSE), le précodeur Quality of Service (QoS), le précodeur Equal-Error (EE), le précodeur max-SNR, le précodeur max- d_{min} et le précodeur DFT- d_{min} . Plusieurs configurations de systèmes MIMO ont été testées avec un nombre d'antennes variant de 2 à 4 à l'émission et en réception.

Dans le cas où le nombre de voies disponibles est de 2, il y a deux possibilités : soit les deux voies sont utilisées, soit une seule voie est utilisée. Etant donné que le code LDPC non binaire utilisé est construit dans $\mathbb{GF}(16)$, et pour garder un taux binaire de transmission constant de 4 bits/symbole, nous utiliserons 2 flux MAQ-4 dans le premier cas ($b = 2$) et un flux MAQ-16 dans le deuxième cas ($b = 1$).

Le canal est décrit par le modèle de Rayleigh et une matrice canal est tirée aléatoirement pour chaque mot de code. Les éléments de la matrice canal suivent une loi $\mathcal{CN}(0,1)$. Les matrices de parité employées ici sont construites suivant [72] avec des rendements $R = \{1/2, 2/3, 3/4, 5/6\}$. Elles sont de tailles (96,192), (64,192), (72,288) et (64,384) avec $d_v = 2$ et $d_c = \{4,6,8,12\}$. Le RSB par bit est défini par :

$$\frac{E_b}{N_0} = \frac{P_t}{N_0} \frac{1}{4R} \quad (4-31)$$

où $P_t = E_s \text{ trace}(\mathbf{F}\mathbf{F}^H)$ est la puissance totale transmise. La contrainte de puissance (1-22) implique $P_t = E_s$, et lorsqu'il n'y a pas de précodage $\mathbf{F} = \mathbf{I}_2/\sqrt{2}$.

4.3.1.1. MIMO (2,2)

Les simulations montrent que tous les précodeurs ne sont pas bénéfiques aux systèmes MIMO LDPC, seuls les DFT- d_{min} , max- d_{min} et dans certains cas le max-SNR améliorent les performances.

Les précodeurs diagonaux (WF, MMSE, EE et QoS) entraînent une dégradation de performances par rapport au système LDPC sans précodage (SM-LDPC). Les Figure 4-5 et Figure 4-6 montrent que pour un système MIMO (2,2), l'association des précodeurs diagonaux au code LDPC dégrade les performances, ceci pour deux rendements de codes différents ($R = 1/2$ et $R = 5/6$).

Quant aux précodeurs non diagonaux, leurs performances représentées sur les Figure 4-7 et Figure 4-8 pour les codes LDPC de rendements $R = 1/2$ et $R = 5/6$ respectivement, montrent l'apport positif de ces précodeurs par rapport au système SM. En effet, les précodeurs basés sur la distance minimale ont des performances équivalentes et pour un TEB de 10^{-5} le gain en E_b/N_0 est de 2 dB (respectivement 4,5 dB) pour un code de rendement $R = 1/2$ (respectivement $R = 5/6$) pour un système MIMO (2,2) (Figure 4-7 et Figure 4-8).

Le précodeur max-SNR est un cas particulier qui obtient de très bonnes performances pour $R = 0,5$ ou $n_T = n_R = 2$. Sa simplicité en fait une très bonne solution dans ces configurations. Cependant, dans un système MIMO (2,4), ses performances ne sont plus au rendez-vous comme montré ci-dessous.

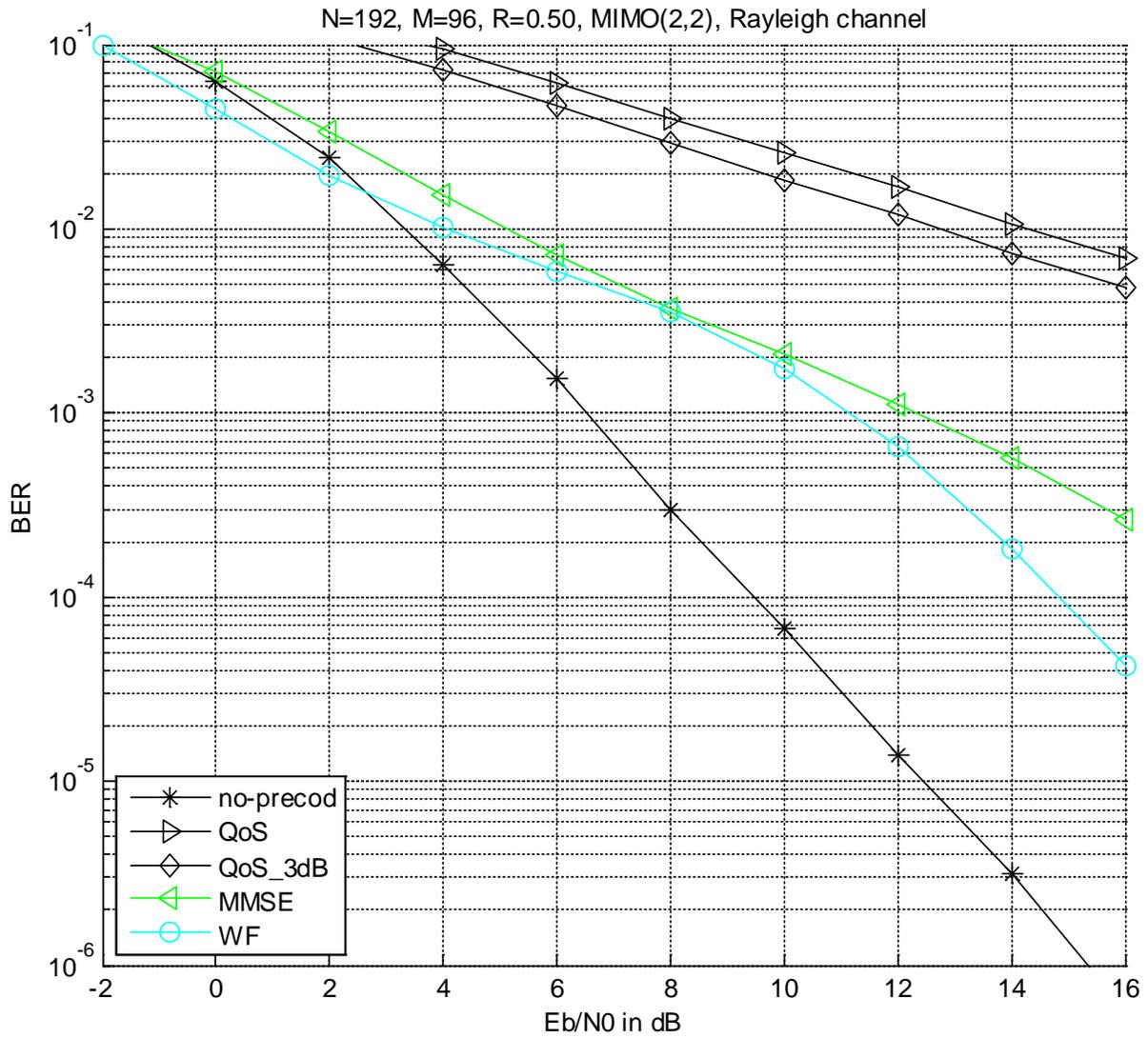


Figure 4-5. TEB correspondant aux associations des différents précodeurs diagonaux au codage LDPC ayant un rendement $R = 1/2$ pour un système MIMO (2,2)

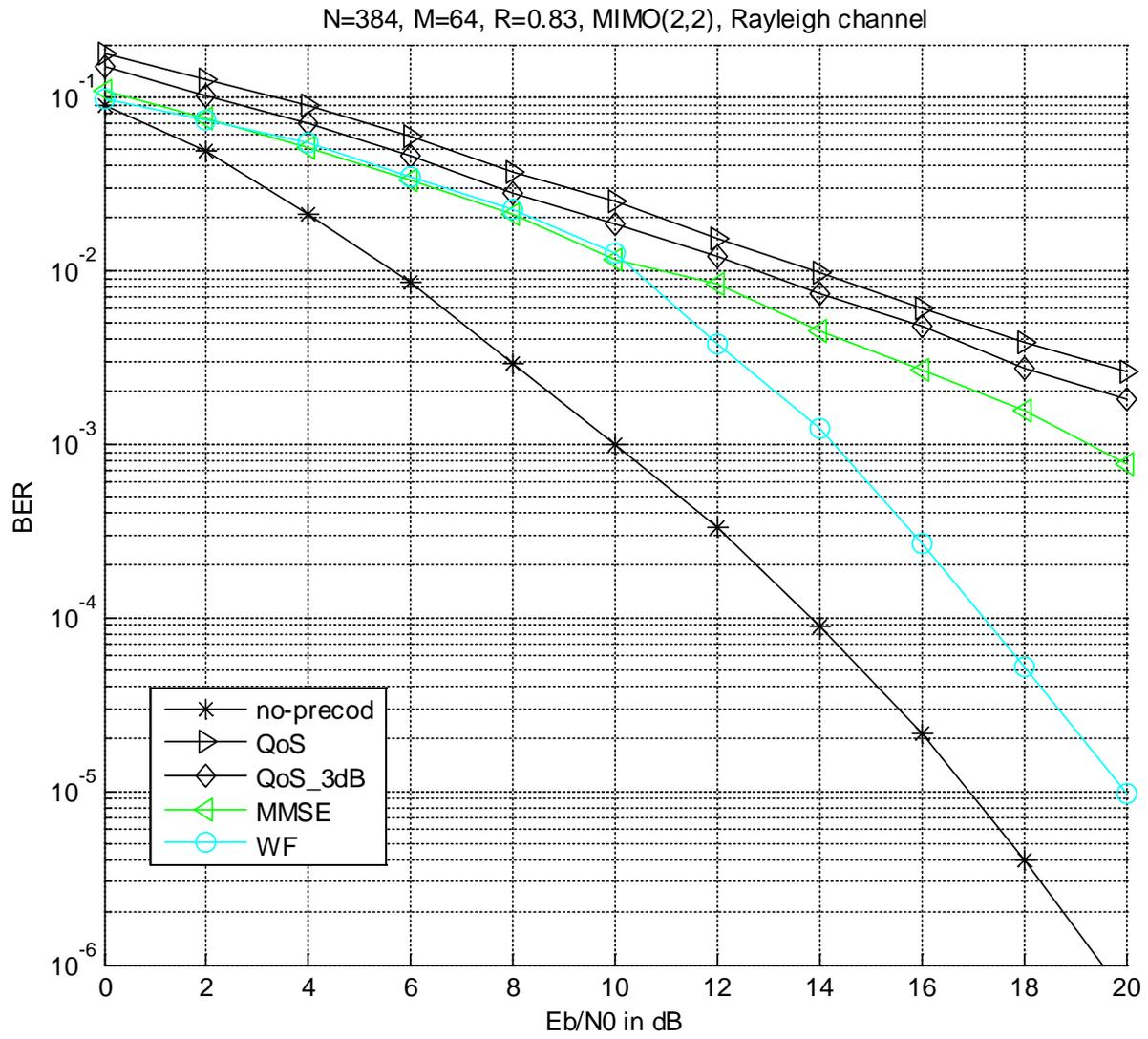


Figure 4-6. TEB correspondant aux associations des différents précodeurs diagonaux au codage LDPC ayant un rendement $R = 5/6$ pour un système MIMO (2,2)

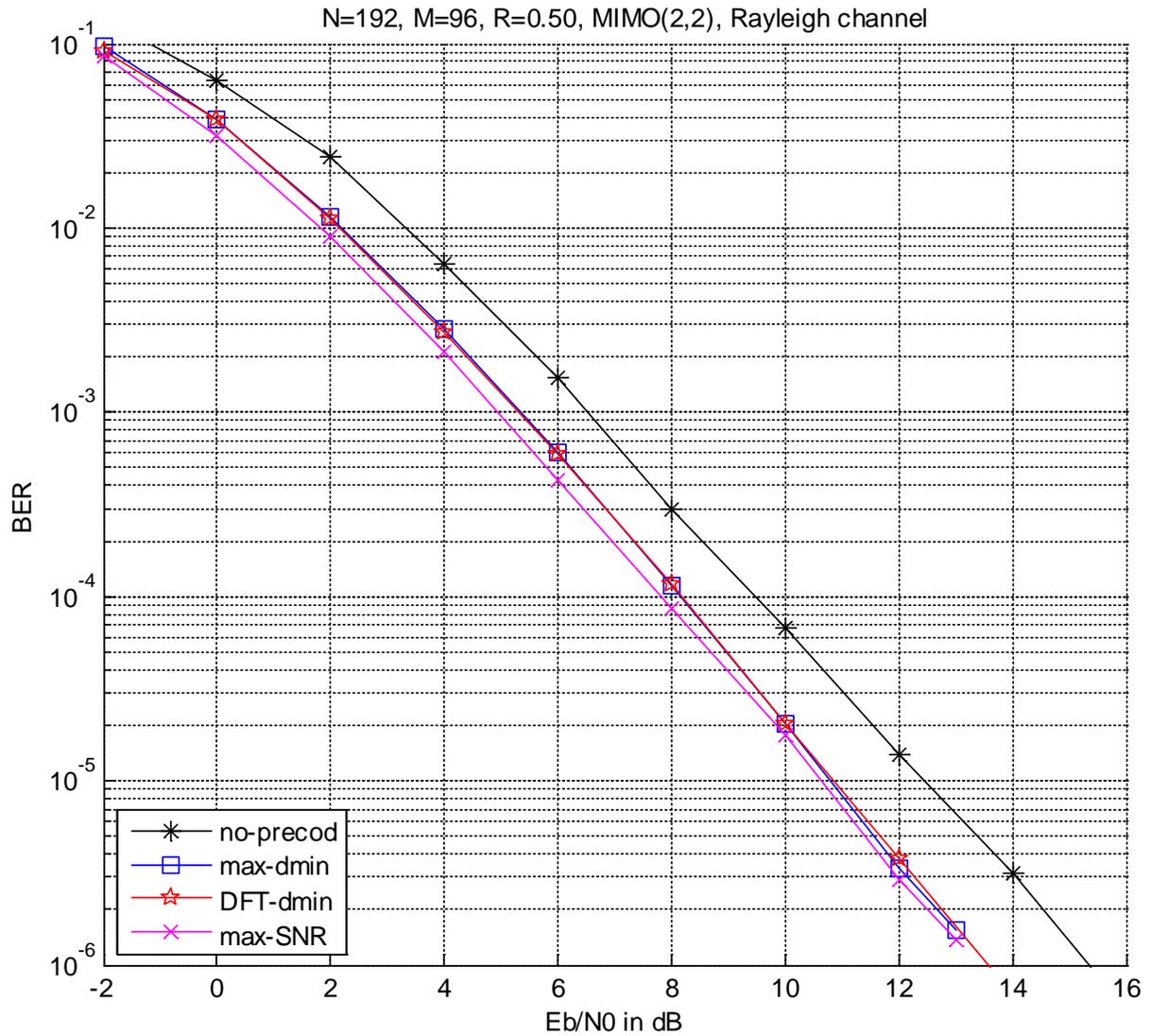


Figure 4-7. TEB correspondant aux associations des différents précodeurs non diagonaux au codage LDPC ayant un rendement $R = 1/2$ pour un système MIMO (2,2)

Nous allons donc examiner les performances de l'association pour une configuration d'antennes différente. Les Figure 4-9 et Figure 4-10 montrent les performances pour un système MIMO (2,4) pour un rendement de code $R = 5/6$.

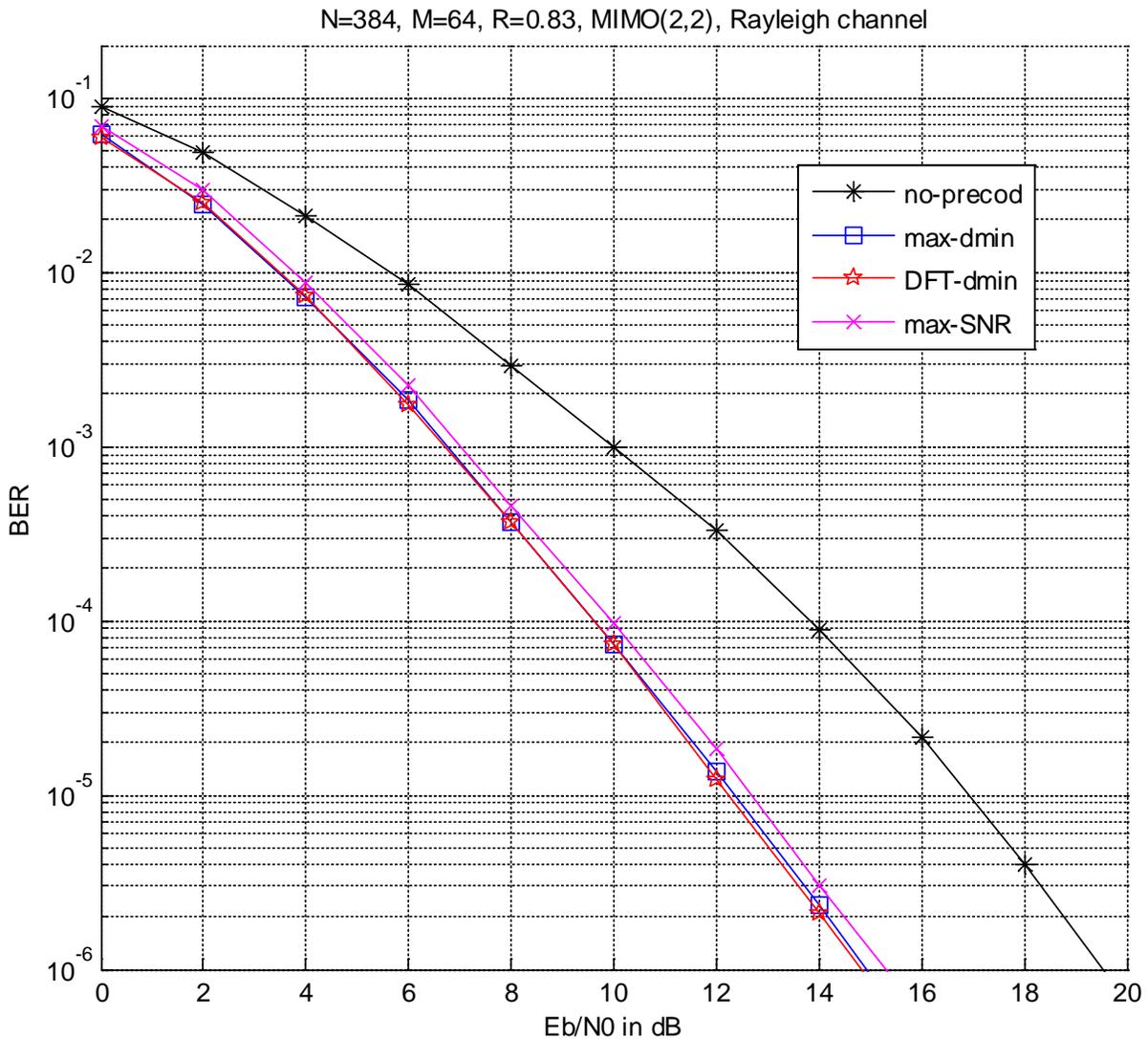


Figure 4-8. TEB correspondant aux associations des différents précodeurs non diagonaux au codage LDPC ayant un rendement $R = 5/6$ pour un système MIMO (2,2)

4.3.1.2. MIMO (2,4), MIMO (4,2)

Le canal MIMO (2,4) permet d'obtenir un apport en dB par rapport au canal MIMO (2,2), car ces nouvelles dimensions impliquent statistiquement des voies virtuelles plus favorisées [73].

Avec 2 antennes à l'émission et 4 en réception l'apport des précodeurs DFT- d_{min} et max- d_{min} est de 2 dB environ et le précodeur max-SNR ne présente plus de performance comparable. Ceci est lié aux conditions du canal MIMO (2,4). Cette dimension permet statistiquement d'obtenir une deuxième voie virtuelle avec un RSB plus fort que celle du canal MIMO (2,2). Or le précodeur max-SNR continue à supprimer cette deuxième voie et, contrairement aux précodeurs non diagonaux, ne profite pas de son amélioration. Le système avec LDPC seul

(SM-LDPC) profitera également des 4 antennes à la réception pour recevoir le signal émis sur les 2 antennes à l'émission.

Or, si l'on permute les antennes, i.e. MIMO (4,2), l'état des voies virtuelles est identique au MIMO (2,4) et les performances des systèmes précodés restent les mêmes. Cependant, pour le système avec LDPC seul (SM-LDPC), l'émission ne pourra se faire que sur 2 antennes et les performances tomberont au niveau d'un MIMO(2,2), soit une perte de 12 dB. Dans ce type de configuration l'utilisation d'un précodeur permettant d'utiliser toutes les antennes semble s'imposer.

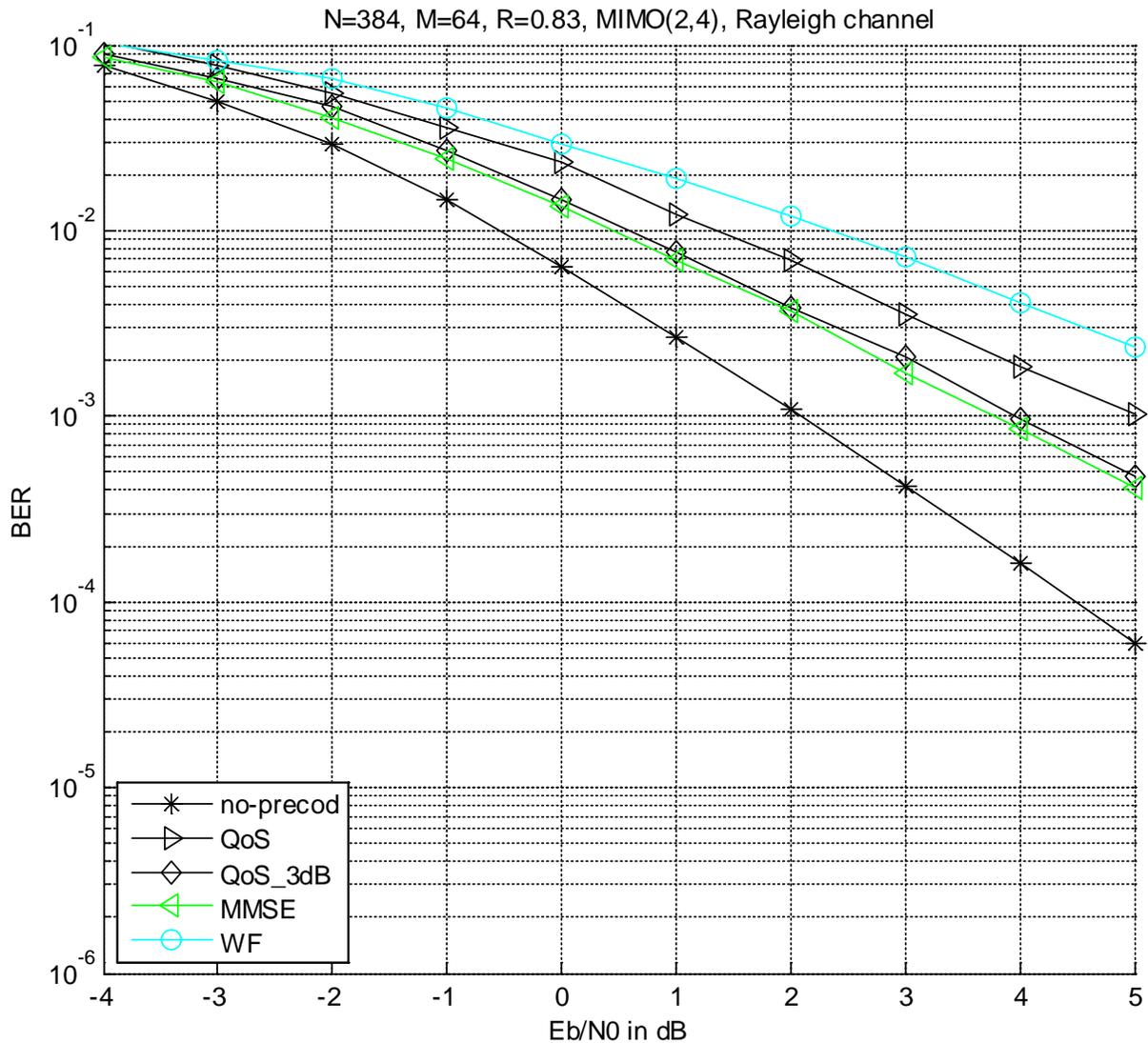


Figure 4-9. TEB correspondant aux associations des différents précodeurs diagonaux au codage LDPC ayant un rendement $R = 5/6$ pour un système MIMO (2,4)

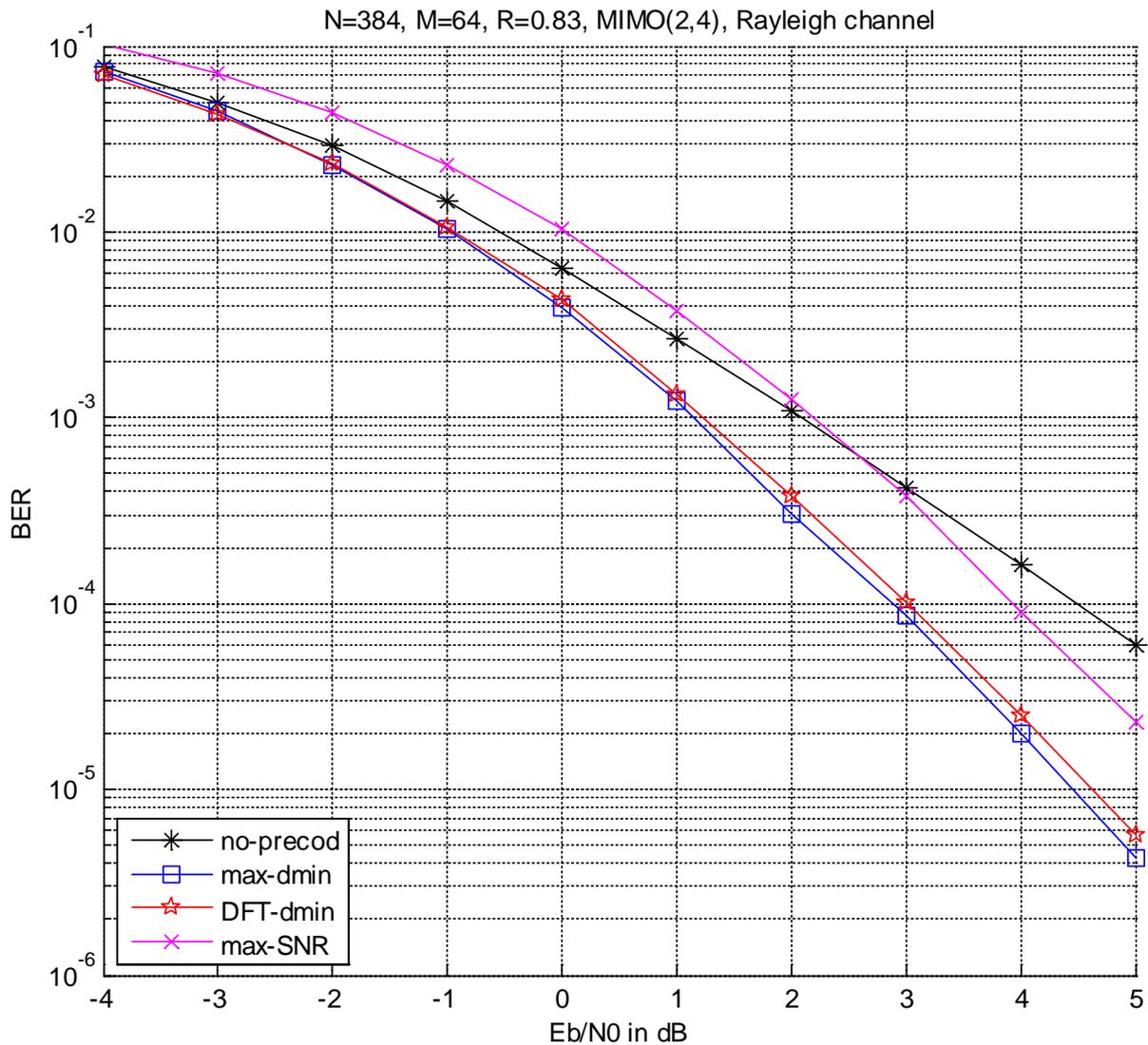


Figure 4-10. TEB correspondant aux associations des différents précodeurs non diagonaux au codage LDPC ayant un rendement $R = 5/6$ pour un système MIMO (2,4)

Par ailleurs, lorsque l'on fait varier le rendement du code, les systèmes utilisant les précodeurs basés sur d_{min} conservent un écart constant pour toutes les configurations d'antennes testées. Par exemple, cet écart est de 1,5 dB entre $R = 1/2$ et $R = 5/6$ pour un système MIMO(2,2) (Figure 4-7 et Figure 4-8). Nous allons donc nous intéresser dans la suite (paragraphe 4.3.2) à l'effet du rendement du code

4.3.1.3. Adaptation $\mathbb{GF}(q)$ / Constellation

L'adaptation entre l'alphabet du code LDPC et la taille de la constellation à la réception est aussi mise à l'épreuve à travers les simulations. Nous comparons sur la Figure 4-11 les

performances des précodeurs diagonaux lorsqu'ils sont associés à un code LDPC construit dans $\mathbb{GF}(4)$ à celles dans le cas d'un code LDPC construit dans $\mathbb{GF}(16)$. Nous observons clairement la dégradation de performance due à la non adéquation entre le code et la constellation, variable selon le précodeur, allant jusqu'à une perte de plus de 3 dB avec le MMSE.

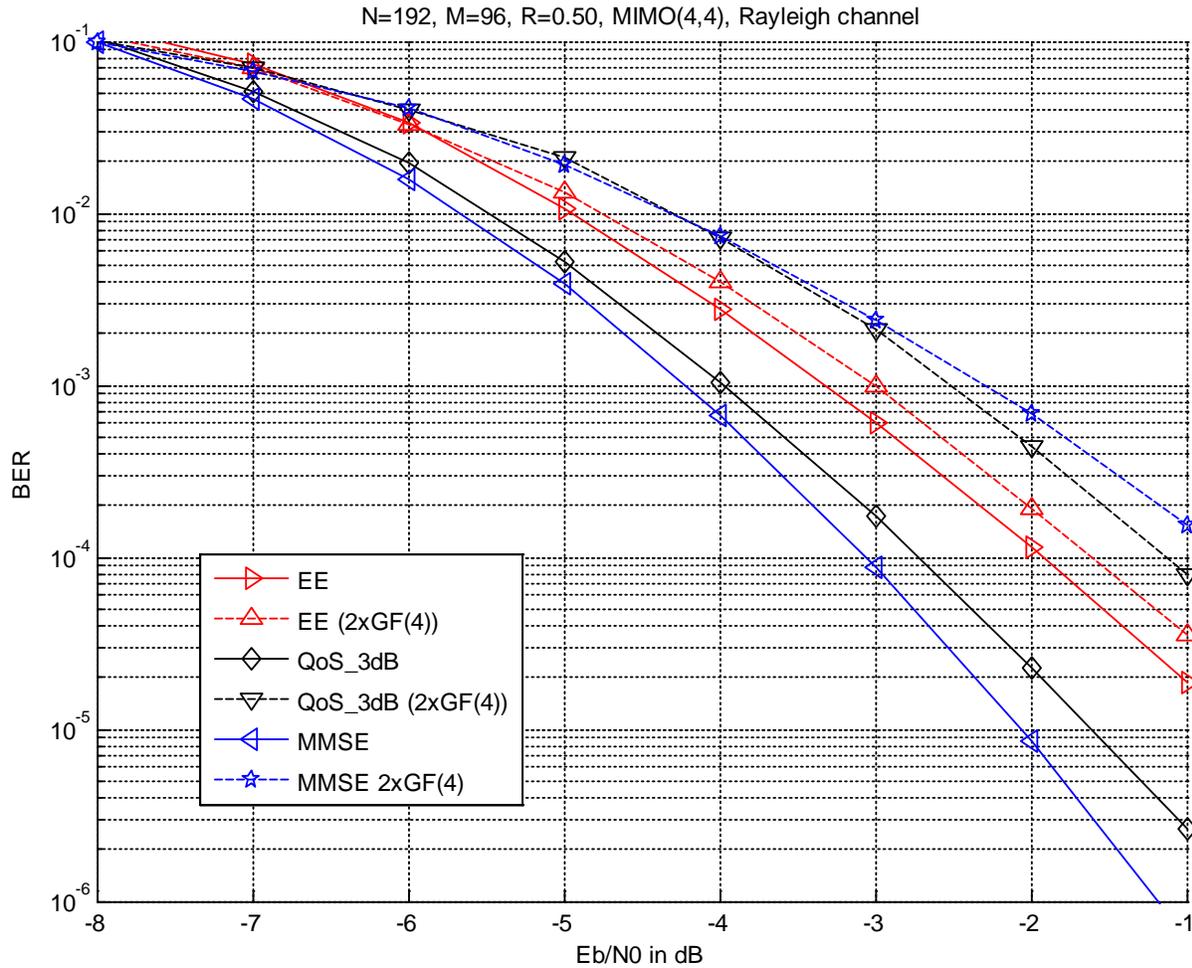


Figure 4-11. $GF(4)$ vs. $GF(16)$

4.3.2. Schéma associant un code LDPC non binaire au précodeur $\max-d_{min}$

Du fait des résultats intéressants des précodeurs basés sur la distance minimale d_{min} , nous avons effectué des simulations spécifiques de systèmes utilisant le précodeur $\max-d_{min}$ afin d'évaluer l'apport de cette association. Nous présentons donc les performances de 4 configurations différentes. La première est un système MIMO (2,2) sans aucun code correcteur d'erreur, ni bloc de précodage, ce qui correspond à une matrice de précodage \mathbf{F} égale à une matrice identité \mathbf{I}_2 . Ce système sert de référence pour observer l'apport des autres

configurations. Il est noté « SM ». Le second système consiste en un système MIMO (2,2) avec un code LDPC- $\mathbb{GF}(16)$. Il est noté « SM-LDPC ». Le troisième système est une transmission MIMO (2,2) sans code correcteur LDPC mais avec le précodeur max- d_{min} , noté « Pd_{min} ». La quatrième configuration présente un système MIMO (2,2) avec un code LDPC- $\mathbb{GF}(16)$ et le précodeur max- d_{min} . Il est noté « Pd_{min} -LDPC ». Le canal est toujours décrit par le modèle de Rayleigh et un canal – dont les éléments suivent une loi $\mathcal{CN}(0,1)$ - est tiré aléatoirement pour chaque mot de code. Les matrices de parité sont identiques à celles utilisées ci-dessus et dérivées du projet DAVINCI [72].

4.3.2.1. Influence du rendement

Nous utilisons donc trois matrices de tailles (96,192) (72,288) et (64,384) pour des rendements $R = \{1/2, 3/4, 5/6, \}$ et les nombres d'éléments non nuls par colonne et par ligne $d_v = 2$ et $d_c = \{4,8,12\}$ respectivement. Le RSB par bit est défini comme dans l'équation (4-31).

Les Figure 4-12, Figure 4-13 et Figure 4-14 présentent les performances en termes de TEB des quatre configurations pour les trois rendements du code LDPC- $\mathbb{GF}(16)$.

Nous pouvons constater que le système de transmission MIMO sans précodage ni code correcteur d'erreur présente les performances les moins bonnes et que la configuration qui associe le code LDPC- $\mathbb{GF}(16)$ au précodeur max- d_{min} présente les meilleures performances dans les trois cas.

Les systèmes ne comprenant pas de code LDPC (SM et Pd_{min}) ne sont évidemment pas affecté par le changement du rendement de ce code. Ainsi, les courbes correspondantes à ces systèmes sont identiques sur les 3 figures. Nous nous en servons comme références pour évaluer les performances des autres systèmes. Nous notons qu'un TEB de 10^{-3} est atteint pour un $E_b/N_0 = 12$ dB dans le cas d'un système sans précodage ni code correcteur d'erreur. Ce même TEB est atteint pour un $E_b/N_0 = 8$ dB pour une transmission précodée, avec un gain de 4 dB.

Pour $R = 1/2$ (Figure 4-12), le système avec LDPC et sans précodage atteint ce TEB pour un $E_b/N_0 = 6.5$ dB, soit un gain de 1.5 dB par rapport à la transmission précodée. La configuration associant le précodeur max- d_{min} au code LDPC- $\mathbb{GF}(16)$ atteint le TEB de 10^{-3} pour un $E_b/N_0 = 5.2$ dB, soit un gain de 1.3 dB par rapport au système avec code LDPC- $\mathbb{GF}(16)$ seul. Pour un TEB plus bas de 10^{-6} , le gain de la configuration avec l'association est de 2 dB comparée à la seconde meilleure configuration. L'avantage de cette association est clairement visible pour ce rendement.

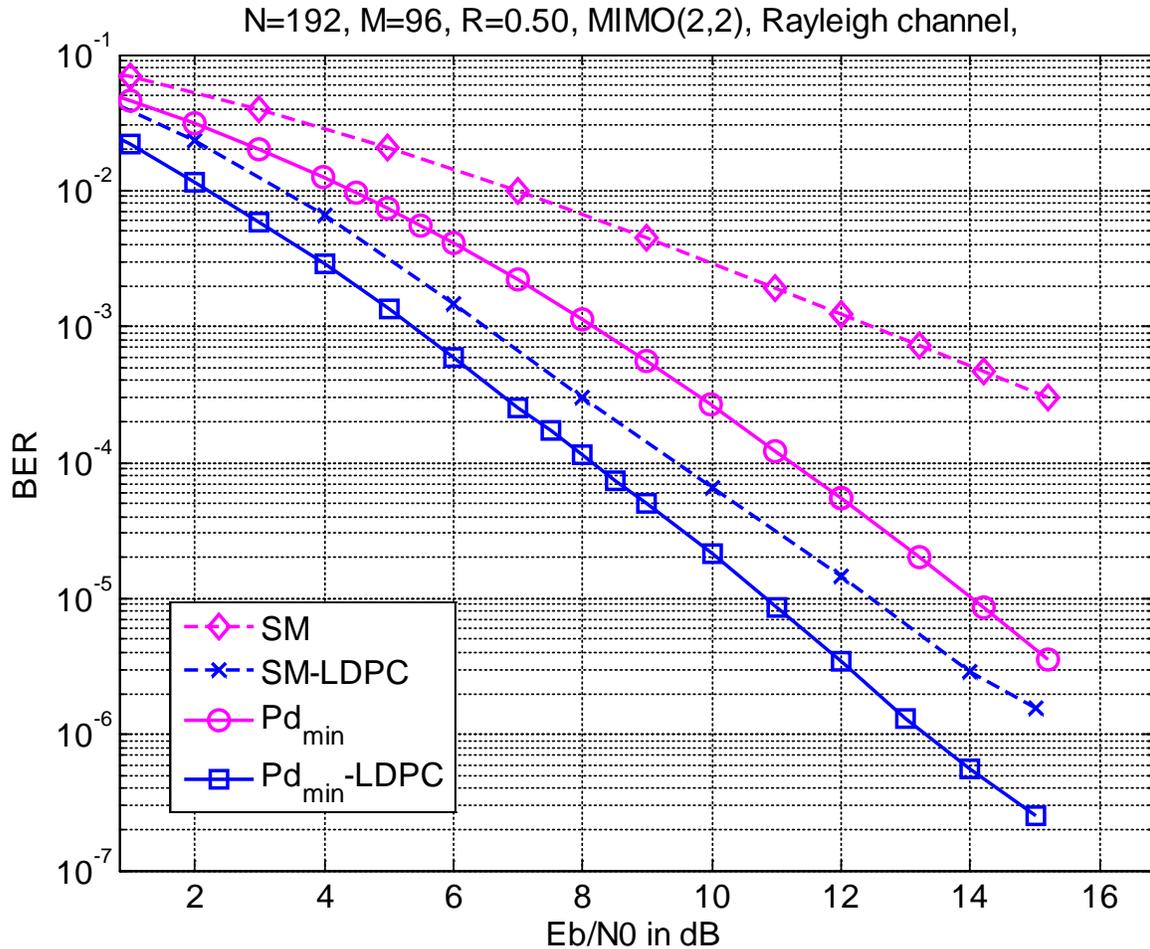


Figure 4-12. TEB correspondant aux associations du précodeur au codage LDPC GF(16) ayant un rendement $R = 1/2$ pour un système MIMO (2,2)

Pour $R = 3/4$ (Figure 4-13), le système avec LDPC et sans précodage présente des performances moindres que la transmission uniquement précodée. Cette détérioration est due au rendement plus élevé du code LDPC. L'association du précodeur max- d_{min} au code LDPC-GF(16) permet dans ce cas d'obtenir une amélioration des performances encore plus considérable que dans le cas précédent. Pour un TEB de 10^{-5} , le gain assuré par cette association est de 4.2 dB environ par rapport au système avec code LDPC-GF(16) seul.

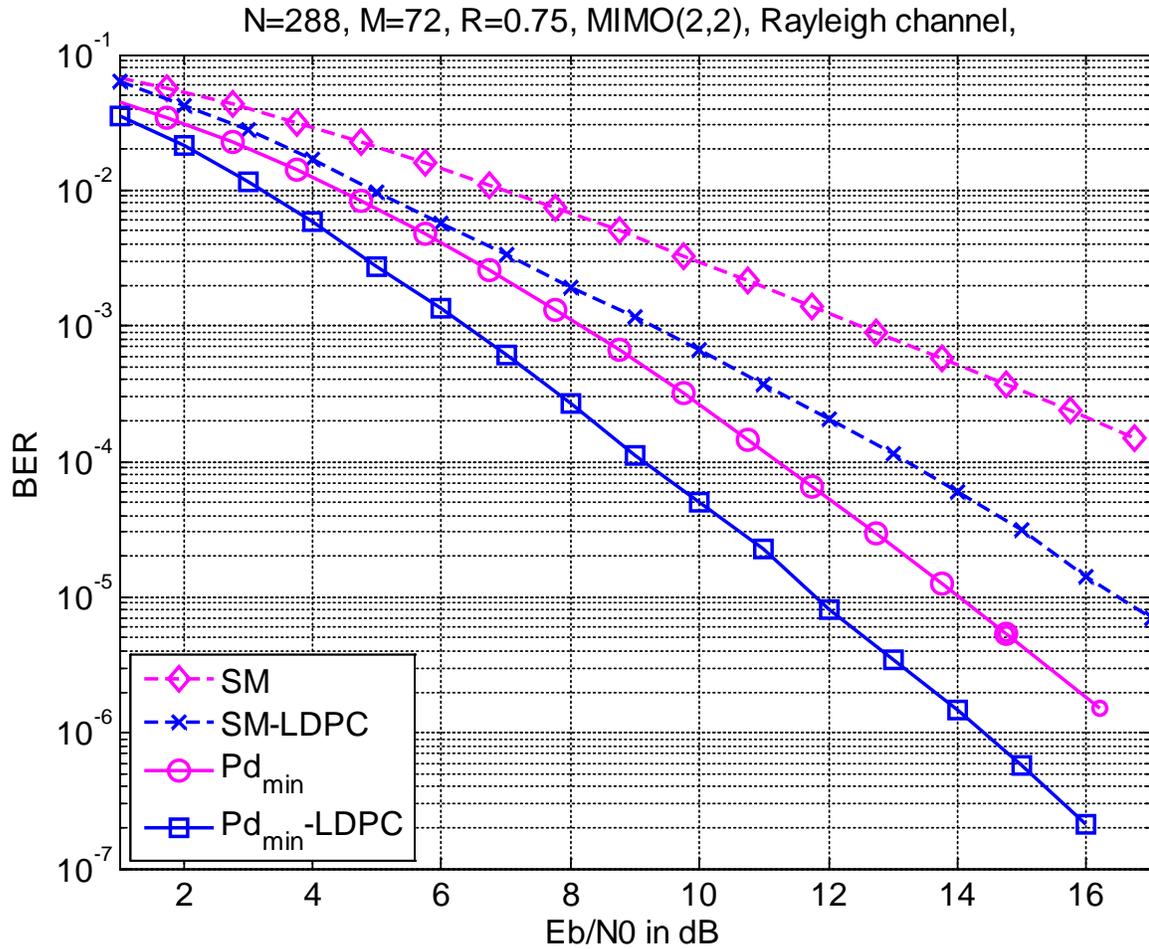


Figure 4-13. TEB correspondant aux associations du précodeur au codage LDPC GF(16) ayant un rendement $R = 3/4$ pour un système MIMO (2,2)

Pour $R = 5/6$ (Figure 4-14), la détérioration du système avec LDPC et sans précodage (observée avec l'augmentation du rendement de 0.5 à 0.75) reste limitée, ce qui peut être expliqué par la valeur de d_c qui passe de 8 à 12. En fait une plus grande valeur de d_c implique une matrice de parité H mieux conçue et un code correspondant plus performant. Dans ce cas, le gain assuré par l'association du précodeur max- d_{min} au code LDPC-GF(16) est d'environ 5 dB par rapport au système avec code LDPC-GF(16) seul pour un TEB de 10^{-5} , ce qui confirme l'intérêt accru de cette association lorsque le rendement du code LDPC utilisé devient plus grand.

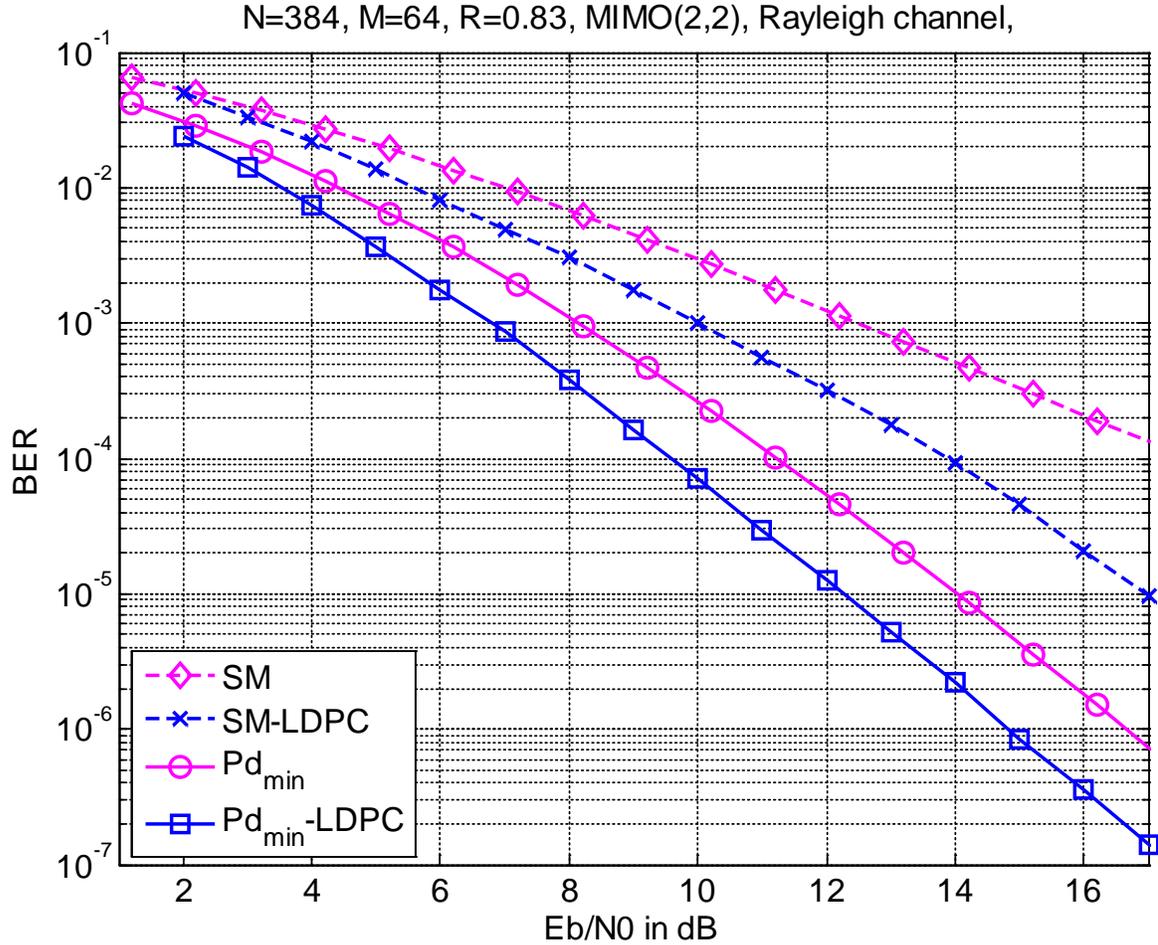


Figure 4-14. TEB correspondant aux associations du précodeur au codage LDPC GF(16) ayant un rendement $R=5/6$ pour un système MIMO (2,2)

Ainsi, l'ajout du précodeur $\max-d_{min}$ permet une augmentation de l'efficacité spectrale comparée au système utilisant le code LDPC en multiplexage spatial uniquement. Par exemple, nous pouvons comparer étroitement les performances en termes de TEB du système avec un code LDPC-GF(16) de rendement $R = 1/2$ sans précodage (Figure 4-12) avec les performances de la configuration associant un code LDPC-GF(16) de rendement $R = 5/6$ à un précodeur $\max-d_{min}$ (Figure 4-14). Par suite, et pour une qualité de transmission comparable, un débit de transmission de $2^m \times R = 4 \times 1/2 = 2$ bits/symbole est assuré avec le premier système alors qu'un débit de $2^m \times R = 4 \times 5/6 = 3.33$ bits/symbole est assuré avec le second système. Ceci représente une augmentation de 67% du débit de transmission pour une performance comparable en termes de TEB, grâce à l'utilisation du précodeur $\max-d_{min}$.

4.3.2.2. Rapidité de convergence

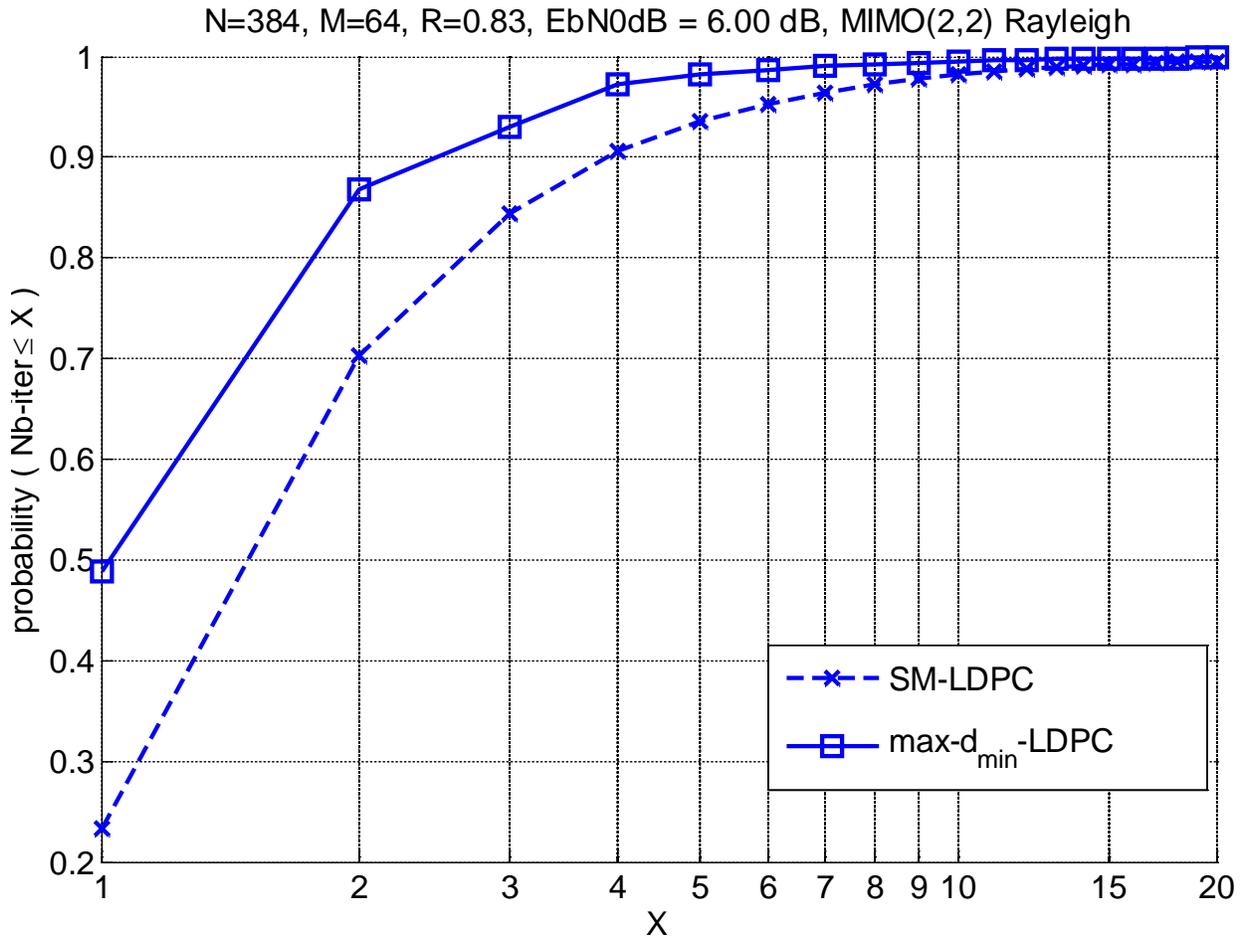


Figure 4-15. Rapidité de convergence du décodeur log-BP pour un système utilisant un code LDPC-GF(16) de rendement $R = 5/6$ en multiplexage spatial et en précodage max- d_{min}

La rapidité de convergence du décodeur LDPC-GF(16), lorsqu'il est associé au précodeur max- d_{min} , a été également évaluée, et les résultats montrent une amélioration considérable comparée à un système utilisant le même code LDPC en multiplexage spatial. Notons par « Nb-iter » le nombre d'itérations au bout duquel l'algorithme de décodage log-BP converge. La Figure 4-15 présente la courbe de $\mathcal{P}(\text{Nb-iter} \leq X)$ la probabilité que Nb-iter soit inférieur ou égal à un nombre X représenté en abscisses, $X = \{1, 2, \dots, 20\}$ avec un RSB fixé à 6 dB. Sans précodage, l'algorithme log-BP converge au bout d'une seule itération ($X = 1$) dans 23% des cas contre 49% des cas en utilisant un précodeur max- d_{min} . Pour des valeurs de X supérieures, le gain devient plus petit, mais reste intéressant.

4.4. Conclusions

En conclusion, nous avons évalué à travers de simulations numériques l'apport des précodeurs linéaires au codage LDPC. Nous avons utilisé les précodeurs linéaires (diagonaux et non-diagonaux) les plus connus de la littérature avec un code LDPC non binaire construit sur $\mathbb{GF}(16)$. Une adaptation entre l'ordre du corps de Galois du code LDPC et la taille de la constellation de réception est appliquée et son impact est validé à travers les simulations. Nous avons établi que l'apport de cette association n'est pas systématique et n'est bénéfique que pour certains précodeurs. Les associations performantes utilisent les précodeurs non diagonaux, sauf le cas du précodeur max-SNR qui est intéressant pour un système MIMO (2,2) uniquement. Les précodeurs qui apportent une amélioration de performance en termes de TEB sont les précodeurs non-diagonaux basés sur le critère de la distance minimale (max- d_{min}). Outre cette amélioration, l'association permet également une amélioration significative de la rapidité de convergence du décodeur LDPC utilisant l'algorithme log-BP. L'amélioration observée est plus importante avec l'utilisation de code LDPC à rendement plus importants. L'apport du précodage est aussi considérable dans les systèmes asymétriques où le précodeur permet, contrairement au code LDPC seul, l'exploitation de toutes les antennes et gagnerait jusqu'à 12 dB pour un système MIMO (4,2). En exploitant cette association, un RSB plus petit est nécessaire pour atteindre un TEB donné ce qui se traduit par une augmentation de l'efficacité spectrale et une réduction de la consommation d'énergie.

Dans le chapitre suivant, nous nous concentrons sur une étude théorique de cette association, notamment en s'intéressant aux courbes EXIT.

Chapitre 5. Optimisation du précodeur en utilisant l'information mutuelle

5.1.	ETUDE EXIT	103
5.2.	PRECODEUR $I^{(0)}$ - d_{min}	110
5.3.	SIMULATIONS ET RESULTATS.....	117
5.4.	CONCLUSIONS	121

Parmi les précodeurs présentés dans le chapitre précédent, l'association la plus bénéfique entre un précodeur linéaire et le code NB-LDPC est assurée par les précodeurs basés sur le critère de la distance euclidienne minimale d_{min} . Dans ce chapitre, nous allons mener une étude des courbes EXIT, qui est très utile pour évaluer les performances d'un système comprenant un code LDPC. A partir de cette étude, nous allons retrouver et expliquer les résultats du chapitre précédent. Nous allons identifier un paramètre décisif, l'information mutuelle $I^{(0)}$, et nous allons l'exploiter afin d'optimiser les performances du précodeur max- d_{min} . Cette approche nous mènera à la définition d'un nouveau précodeur basé sur l'optimisation de cette information mutuelle $I^{(0)}$.

5.1. Etude EXIT

Les courbes EXIT, ou EXtrinsic Information Transfer en anglais, forment un outil important pour l'analyse et la conception de codes LDPC. L'analyse de ces courbes permet de prédire les performances de l'algorithme de Propagation de Croyance (ou Belief Propagation) en observant le comportement simulé séparément des composants du décodeur : le décodeur des nœuds de données (ou Variable-Node Decoder (VND)) et le décodeur des nœuds de contrôle (ou Check-Node Decoder (CND)). En examinant l'information mutuelle à chaque itération, l'analyse des courbes EXIT permet de visualiser la convergence du décodeur. Nous allons utiliser ces courbes pour proposer de nouveaux précodeurs dont le fonctionnement est adapté aux codes LDPC

5.1.1. Courbes EXIT

L'analyse des courbes EXIT (ou EXIT Charts en anglais) repose sur la méthode de l'évolution de densité [74], [75]. Cette dernière étudie les densités de probabilité des messages se propageant dans le graphe associé au code LDPC au cours des itérations de décodage. Les courbes EXIT sont la représentation de deux courbes : la courbe du VND et celle du CND, et évaluent donc l'information mutuelle $I(C; \mathbf{W})$ entre un symbole C du mot de code et un message transmis \mathbf{W} . La variable de chacune de ces fonctions est notée I_A et la valeur de la fonction est noté I_E . Dans le cas de la courbe du VND, I_A représente l'information mutuelle $I(C; \mathbf{L}_t)$ entre le symbole C au nœud de données, et le message \mathbf{L}_t transmis des nœuds de contrôle voisins au nœud de données, à l'itération t . La valeur de cette fonction I_E représente ici l'information mutuelle $I(C; \mathbf{R}_t)$ où \mathbf{R}_t est le message transmis du nœud de données à l'itération suivante. Dans le cas de la courbe du CND, c'est l'inverse : I_A représente l'information mutuelle $I(C; \mathbf{R}_t)$ entre le symbole C au nœud de contrôle, et le message \mathbf{R}_t transmis des nœuds de données voisins au nœud de contrôle à l'itération t . La valeur de la fonction I_E représente l'information mutuelle $I(C; \mathbf{L}_t)$ ou \mathbf{L}_t est le message transmis du nœud de contrôle par la suite.

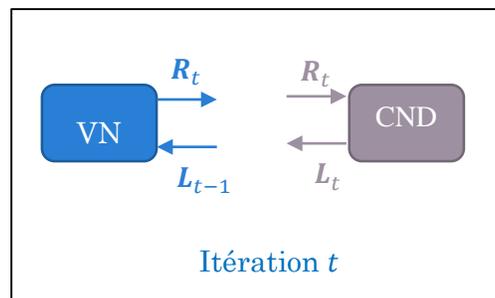


Figure 5-1: Schéma de la propagation des messages entre les nœuds du graphe lors du décodage suivant l'algorithme de propagation de croyance (BP)

Nous rappelons qu'une itération de décodage complète t consiste en une itération aux nœuds de contrôle (\mathbf{R}_t reçus et \mathbf{L}_t émis) et d'une itération aux nœuds de données (\mathbf{L}_t reçus et \mathbf{R}_t émis). Le procédé de décodage est considéré convergent si après chaque itération complète, la valeur de $I_{E,VND} (= I(C; \mathbf{R}_{t+1}))$ des VND est supérieure à $I_{A,CND} (= I(C; \mathbf{R}_t))$ qu'a utilisé le VND à l'itération précédente pour fournir $I_{E,CND} (= I(C; \mathbf{L}_t)) = I_{A,VND} (= I(C; \mathbf{L}_{t+1}))$.

Ainsi, il est plus astucieux de représenter la courbe VND en inversant les axes de I_A et I_E . Dans ce cas, on prévoit la convergence du procédé de décodage si et seulement si la courbe du VND est strictement supérieure à celle du VND (à axes inversés).

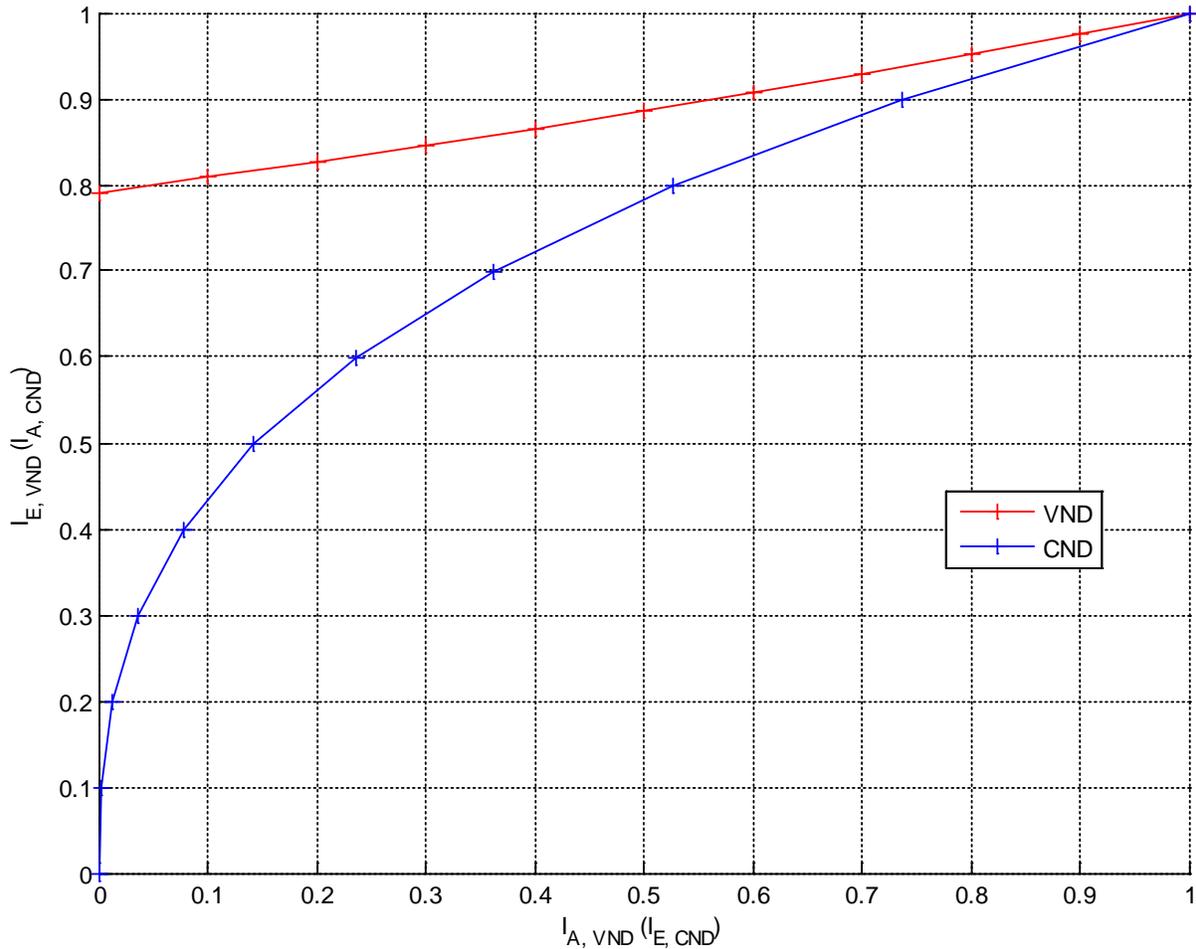


Figure 5-2: Courbes EXIT pour un code LDPC régulier avec $d_v=2$, $d_c=4$ et $SNR=1.0$ dB

5.1.2. Calcul de l'information mutuelle

\mathbf{W} étant un message quelconque transmis d'un nœud de données à un nœud de contrôle, ou bien l'inverse, l'évaluation de l'information mutuelle $I(C; \mathbf{W})$ nécessite la connaissance de

la distribution des messages \mathbf{W} , mais aussi de la probabilité conditionnelle $\Pr(\mathbf{W}|C = i)$ pour tout $i = 0, \dots, q - 1$. Cependant, il a été montré dans [71], que cette information peut s'écrire :

$$I(C; \mathbf{W}) = 1 - E \left[\log_q \left(1 + \sum_{i=1}^{q-1} e^{-W_i} \right) | C = 0 \right] \quad (5-1)$$

De plus, le conditionnement $C = 0$ peut être remplacé par le conditionnement sur le mot de code formé de zéros (all-zero codeword) vu que la performance du décodeur est indépendante du mot de code transmis [71].

Dans [76], ten Brink et al. étudient les codes LDPC binaires et établissent l'hypothèse assez précise que la distribution de \mathbf{W} est gaussienne et symétrique. Bennatan et al. [71] utilisent cette hypothèse pour établir une approximation des courbes EXIT dans le cas des codes non binaires.

La distribution gaussienne de \mathbf{W} (ayant une moyenne \mathbf{m} et une matrice de covariance Σ), ainsi que les propriétés de symétrie et d'invariance vis-à-vis de la permutation définies dans [76]–[78], permettent de réduire le nombre de paramètres de cette variable aléatoire gaussienne de $q - 1$ à un seul paramètre que l'on note σ . La moyenne \mathbf{m} et la matrice de covariance Σ sont donc définies par :

$$\mathbf{m} = \begin{bmatrix} \sigma^2/2 \\ \sigma^2/2 \\ \vdots \\ \sigma^2/2 \end{bmatrix} \quad (5-2)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma^2 & & & \sigma^2/2 \\ & \sigma^2 & & \\ & & \dots & \\ \sigma^2/2 & & & \sigma^2 \end{bmatrix} \quad (5-3)$$

Le calcul de (5-1) peut être effectué à l'aide d'une fonction définie dans [76], et toujours grâce à l'hypothèse de la distribution gaussienne. La fonction notée $J_q(\sigma) = I(C; \mathbf{W})$ est une fonction monotone croissante prenant des valeurs entre 0 et 1. Par suite la fonction réciproque existe et elle est notée $J_q^{-1}(I)$. Nous calculons $J_q(\sigma)$ et $J_q^{-1}(I)$ à partir d'une approximation polynomiale [76], [79] et pouvons donc en déduire l'expression des approximations qui permettent de calculer les deux courbes des VND et CND comme suit :

$$I_{E,VND}(I_A; d_v, I^{(0)}) \approx J_q \left(\sqrt{(d_v - 1)[J_q^{-1}(I_A)]^2 + [J_q^{-1}(I^{(0)})]^2} \right) \quad (5-4)$$

$$I_{E,CND}(I_A; d_c) \approx 1 - J_q \left(\sqrt{d_c - 1} J_q^{-1}(1 - I_A) \right) \quad (5-5)$$

où I_A représente l'information mutuelle des messages entrants, et $I^{(0)}$ celle du message initial.

5.1.3. L'information mutuelle $I^{(0)}$

L'information mutuelle $I^{(0)}$ est tout simplement la capacité du canal et elle est donnée par :

$$I^{(0)} = 1 - \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q E_{\mathbf{n}_v} \left\{ \log_q \sum_{j=1}^q e^{-d_{i,j}} \right\} \quad (5-6)$$

où $d_{i,j} = \frac{1}{N_0} \left(\|\mathbf{A}_v \mathbf{F}_d(\mathbf{s}_i - \mathbf{s}_j) + \mathbf{n}_v\|^2 - \|\mathbf{n}_v\|^2 \right)$ et $q = 2^{mb}$.

Contrairement à la fonction du CND qui dépend strictement de la conception du code LDPC, la fonction du VND dépend également de l'état du canal (le RSB et le précodage linéaire MIMO). Nous remarquons donc d'après (5-4) que le calcul de $I_{E,VND}$ dépend fortement de l'information mutuelle $I^{(0)}$. Les fonctions $J_q(\sigma)$ et $J_q^{-1}(I)$ étant croissante, nous pouvons déduire de l'expression de $I_{E,VND}$ que la maximisation de la valeur de $I^{(0)}$ implique l'augmentation des valeurs de $I_{E,VND}$. Il est nécessaire de rappeler que la convergence du procédé de décodage par l'algorithme de propagation de croyance est assurée si et seulement si la courbe du VND est supérieure à celle du CND. De plus, le point d'intersection des deux courbes correspond au point de convergence du décodeur. Ainsi, si l'information mutuelle au point de convergence s'approche de 1, la probabilité d'erreur s'approche de 0.

Nous allons donc par la suite nous intéresser à ce paramètre de l'information mutuelle $I^{(0)}$ et étudier son impact dans le cas de l'association d'un précodeur linéaire et d'un code LDPC non binaire (Chapitre 4.). Cette étude nous permettra dans un premier lieu d'expliquer les différences de performance observées entre les différents précodeurs. Nous allons ensuite exploiter ce paramètre pour optimiser le précodage et proposer finalement un nouveau précodeur.

5.1.4. $I^{(0)}$ et les précodeurs linaires

A partir des schémas étudiés dans le chapitre précédent, nous observons que la performance de l'association du précodeur linéaire au code LDPC non binaire n'est pas la même pour tous les précodeurs. Nous allons examiner l'impact de l'information mutuelle $I^{(0)}$ sur cette performance. Pour cela nous calculons cette information mutuelle (5-6) pour chacun des précodeurs. Le canal \mathbf{A}_v est défini en (1-8). Nous définissons le rapport signal sur bruit à la réception RSB_R comme suit :

$$RSB_R = \frac{\|\mathbf{A}\|_F^2 E_s}{M_r M_t N_0} \quad (5-7)$$

et la puissance du canal $\|\mathbf{A}\|_F^2 = \rho^2$ est donc prise en compte dans le calcul du RSB_R . Ainsi, l'information mutuelle $I^{(0)}$ est calculée en fonction de l'angle caractéristique du canal γ et ne dépend pas de ρ^2 . Sur la Figure 5-3 sont tracées les courbes représentant l'information

mutuelle $I^{(0)}$ en fonction de l'angle γ pour le schéma associant le code LDPC non binaire et les différents précodeurs linéaires et pour un $RSB_R = 8$ dB.

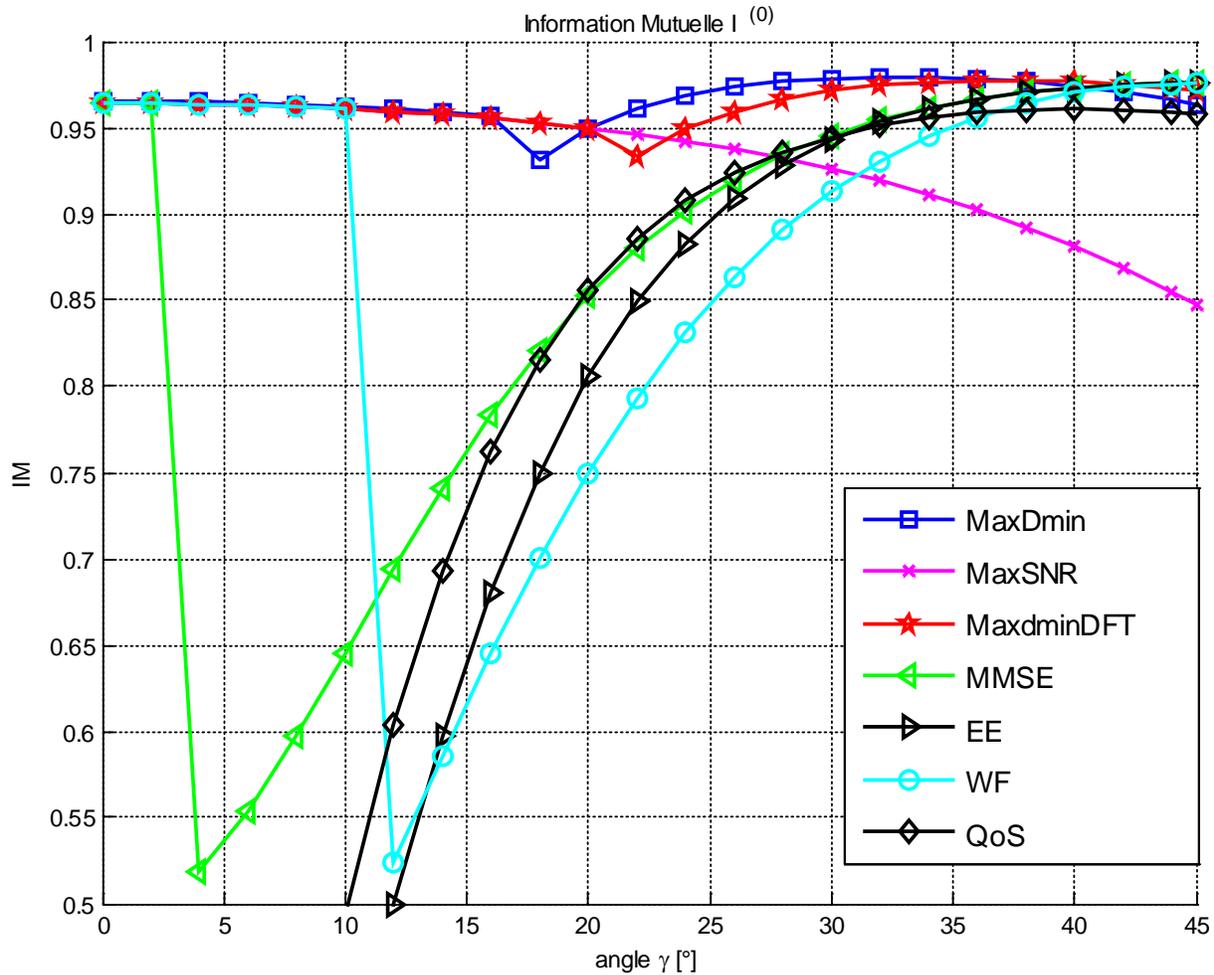


Figure 5-3: L'information mutuelle $I^{(0)}$ en fonction de l'angle caractéristique du canal γ pour les différents précodeurs associés au codeur LDPC non - binaire.

Notons que les valeurs de $I^{(0)}$ sont comprises entre 0 et 1 car le logarithme \log_q est de base $q = 2^{mb}$. En termes de bit par symbole-temps, la capacité du canal correspond à $bmI^{(0)}$, avec $b = 2$ sous-canaux virtuels et $m = 2$ (MAQ-4), et ses valeurs sont donc comprises entre 0 et $bm = 4$. Nous rappelons aussi que lorsqu'un précodeur bascule sur $b = 1$ canal virtuel, la modulation utilisée est une MAQ-16 afin de conserver un débit constant.

Nous remarquons sur les courbes de la Figure 5-3 que l'évolution de l'information mutuelle $I^{(0)}$ en fonction de l'angle γ est différente suivant le précodeur utilisé. Ainsi nous distinguons entre des précodeurs qui conservent des valeurs élevées de $I^{(0)}$ pour tout γ (précodeurs basés

sur le critère de la distance minimale) alors qu'un basculement est repéré pour d'autres précodeurs.

Nous avons donc constaté que l'information mutuelle $I^{(0)}$ dépend de l'angle caractéristique du canal γ . Ainsi, il est important d'examiner la distribution de cet angle pour pouvoir analyser l'impact sur les performances du système. La densité de probabilité de γ pour un canal Rayleigh a été établie dans [73]. Pour $b = 2$ sous-canaux virtuels et $n_s = |M_r - M_t|$, on peut l'écrire :

$$f_\gamma(\gamma) = \frac{2^{-2n_s}(2n_s + 3)!}{n_s!(n_s + 1)!} \cos^2 2\gamma (\sin 2\gamma)^{2n_s+1} \quad (5-8)$$

Nous traçons sur la Figure 5-4 cette densité de probabilité dans le cas d'un système MIMO (2,2) et celui d'un MIMO (2,4).

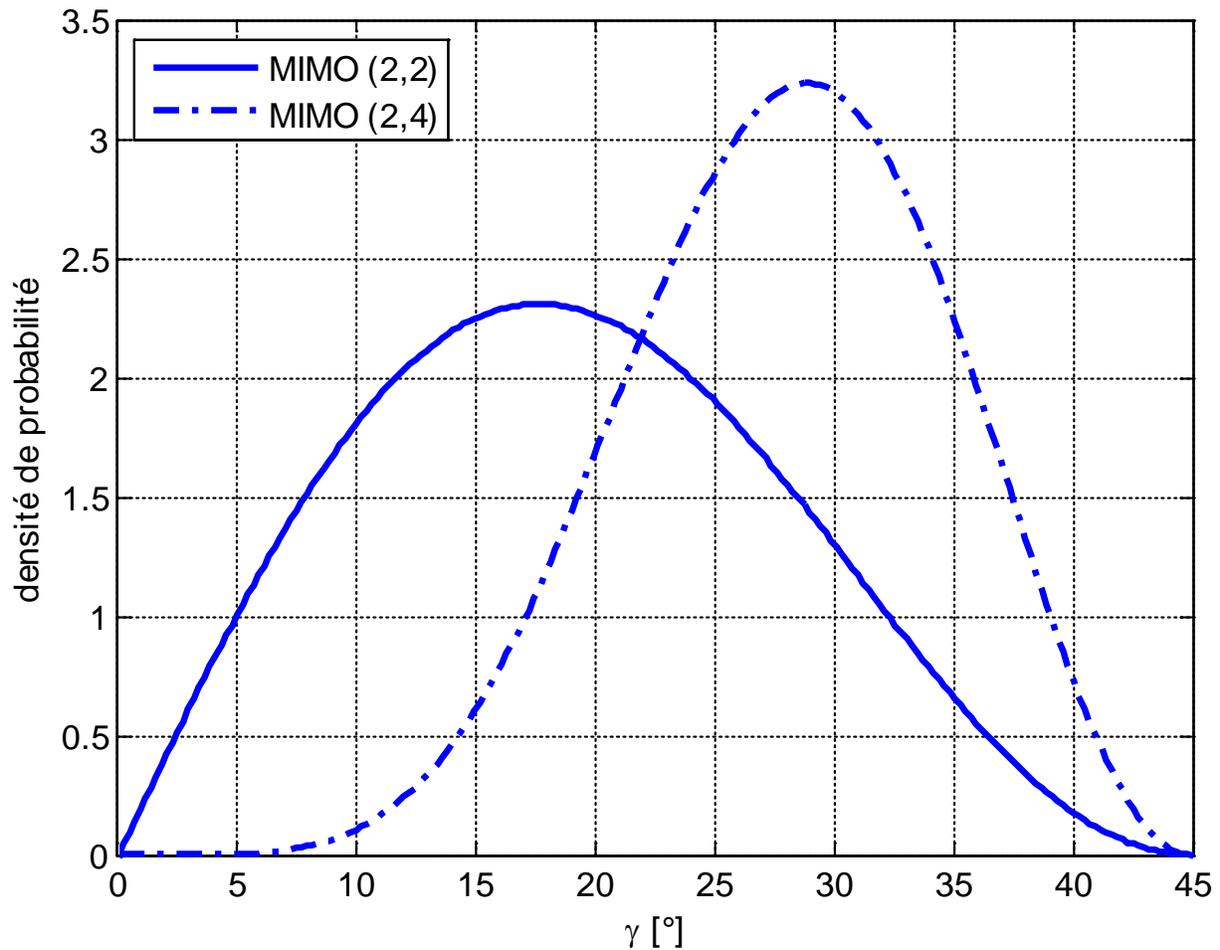


Figure 5-4: La densité de probabilité de l'angle γ caractéristique du canal Rayleigh pour un système MIMO (2,2) et un système MIMO (2,4)

Le maximum de la densité de probabilité dans les systèmes MIMO (2,2) correspond à la valeur $\gamma = 17^\circ$. Ce maximum se trouve décalé à droite vers une valeur de γ proche de 28° dans les systèmes MIMO (2,4). Cette observation permettra par la suite de comprendre l'impact des valeurs de $I^{(0)}$ sur les performances des deux systèmes MIMO, en fonction de l'angle γ et de sa distribution. De ce fait, nous allons observer l'impact des valeurs de $I^{(0)}$ des différents précodeurs pour des petites valeurs de γ se refléter sur les performances du système MIMO (2,2), et celles pour de plus grandes valeurs de γ apparaître sur les performances du système MIMO (2,4).

Avec ces données de la distribution de l'angle γ , nous allons pouvoir interpréter les valeurs de $I^{(0)}$ pour chaque précodeur et essayer de prédire les performances correspondantes.

- Le précodeur Equal Error présente les plus petites valeurs de $I^{(0)}$, comparé aux autres précodeurs, pour les petites valeurs de l'angle γ . Pour les grandes valeurs de γ , $I^{(0)}$ n'augmente pas beaucoup. Ceci permet de présager que ce précodeur sera parmi les moins performants, surtout en MIMO (2,2).
- La courbe $I^{(0)}$ du précodeur QoS est légèrement supérieure à celle de l'EE. Nous pouvons donc prévoir que ce précodeur sera sensiblement plus performant que l'EE dans les deux systèmes MIMO.
- Le précodeur WF est un précodeur diagonal qui utilise les deux sous-canaux virtuels, ou bien supprime le second lorsqu'un seuil est dépassé. Ce basculement apparaît clairement avec de grandes valeurs de $I^{(0)}$ pour les petites valeurs de γ , suivies d'une chute importante de $I^{(0)}$ qui devient inférieure même à celle du précodeur EE. Cette chute devrait se refléter nettement dans le système MIMO (2,4).
- Le précodeur MMSE applique une stratégie de suppression similaire à celle du WF, mais avec un angle de basculement inférieur. La chute de la courbe de $I^{(0)}$ survient donc plus tôt, mais pour les plus grandes valeurs de γ $I^{(0)}$ est supérieure à celle du précodeur WF. Ce dernier devrait donc avoir des performances meilleures que celle du précodeur MMSE dans le système MIMO (2,2). Dans le système MIMO (2,4), le précodeur MMSE est supposé être plus performant que le WF.

Un premier constat est donc émis sur les précodeurs diagonaux qui ont globalement des petites valeurs de $I^{(0)}$, ce qui se manifeste par des performances dégradées en termes de TEB.

- Le précodeur max-SNR est un cas particulier vu qu'il utilise tout le temps un seul sous-canal virtuel. Pour les petites valeurs de γ , ce précodeur a des valeurs élevées de $I^{(0)}$ puisque cela correspond à un sous-canal de bonne qualité. Par contre, ce précodeur continue à supprimer le second sous-canal virtuel qui devient de meilleure qualité pour les grandes valeurs de γ . C'est pourquoi les performances du précodeur max-SNR devraient être aussi bonnes que celles des précodeurs non-diagonaux dans le système MIMO (2,2), et seraient détériorées dans le système MIMO (2,4).
- Les précodeurs non-diagonaux basés sur le critère de la distance euclidienne minimale (le précodeur max- d_{min} et le précodeur DFT- d_{min}) présentent tous les deux des valeurs de $I^{(0)}$ supérieures à celles de tous les autres précodeurs et cela pour toutes les valeurs

de l'angle γ . Nous pouvons donc prévoir facilement la supériorité de la performance de ces précodeurs. En effet, le critère de la distance euclidienne minimale sur lequel sont basés ces précodeurs apparaît dans l'expression de l'information mutuelle $I^{(0)}$ (6), ce qui pourrait expliquer l'adéquation de ces précodeurs à l'association avec un code LDPC non-binaire. Outre la bonne performance en termes de TEB, les valeurs élevées de $I^{(0)}$ de ces précodeurs permettent de diminuer le nombre d'itérations du décodeur, chose qui se traduit par une rapidité de convergence améliorée (voir paragraphe 4.3.2.2).

L'impact du paramètre de l'information mutuelle $I^{(0)}$ sur les performances du système est clairement visible et la supériorité des précodeurs non-diagonaux basés sur le critère de la distance euclidienne minimale est révélée par les grandes valeurs de $I^{(0)}$. Cependant, les courbes montrent que ce paramètre n'est pas maximisé et nous pensons donc que l'optimisation dans ce sens permettra d'améliorer les performances. Nous allons donc nous intéresser dans la suite au précodeur le plus performant, le précodeur max- d_{min} , et nous allons mener une étude qui aboutira à l'optimisation de ce précodeur dans le cas d'une association à un code LDPC non-binaire en utilisant le critère de l'information mutuelle $I^{(0)}$.

5.2. Précodeur $I^{(0)}$ - d_{min}

Le précodeur max- d_{min} est conçu de façon à optimiser le critère de la distance euclidienne minimale d_{min} , et cela en considérant l'application d'une détection suivant le maximum de vraisemblance (MV). Ainsi, ce précodeur s'écrit sous deux formes, \mathbf{F}_{r1} et \mathbf{F}_{octa} , et l'utilisation d'une forme ou de l'autre est régie par l'angle caractéristique du canal γ . Un basculement est prévu entre les deux formes pour un angle seuil défini γ_0 .

L'association de ce précodeur avec un code LDPC non-binaire défini sur $\mathbb{GF}(q)$ représente un contexte différent. L'étude de l'information mutuelle $I^{(0)}$ a effectivement révélé que l'application du précodeur max- d_{min} connu ne maximise pas cette grandeur décisive pour la convergence et la performance du décodeur LDPC- $\mathbb{GF}(q)$.

Nous proposons un nouveau précodeur qui a pour critère la maximisation de cette information mutuelle $I^{(0)}$, en utilisant les deux formes (\mathbf{F}_{r1} et \mathbf{F}_{octa}) et en tenant compte du critère de la distance euclidienne minimale, critère qui a d'ailleurs fait preuve d'excellentes performances [80]–[82].

5.2.1. Critère $I^{(0)}$

L'idée est de définir un nouvel angle de basculement que l'on notera γ_l . Le nouveau précodeur effectuera donc le basculement entre ses deux formes \mathbf{F}_{r1} et \mathbf{F}_{octa} suivant γ_l . Contrairement à γ_0 , ce nouveau seuil n'est pas constant et s'adaptera à l'état du canal. En fait, les valeurs de l'information mutuelle $I^{(0)}$ dépend de l'angle caractéristique du canal γ , de la réalisation \mathbf{A}_v du canal, et du RSB_R à travers l'espérance sur \mathbf{n}_v . Il en découle donc que la valeur du seuil de basculement qui permet la maximisation de $I^{(0)}$ soit une fonction du RSB_R .

Nous calculons donc la valeur de l'information mutuelle $I^{(0)}$ pour un schéma associant le précodeur max- d_{min} à un code LDPC non-binaire défini sur $\mathbb{GF}(16)$. Nous considérons deux configurations : une qui utilise toujours la forme \mathbf{F}_{r_1} du précodeur, et une autre qui utilise toujours la forme \mathbf{F}_{octa} . $I^{(0)}$ est calculée en fonction de γ et pour plusieurs valeurs de RSB_R . Les Figure 5-5, Figure 5-6 et Figure 5-7 représentent l'information mutuelle $I^{(0)}$ en fonction de γ pour les formes \mathbf{F}_{r_1} et \mathbf{F}_{octa} dans un système MIMO(2,2) et pour des valeurs de RSB_R égales à -6.0, 0 et 6.0 dB respectivement.

Nous notons que l'expression de l'information mutuelle $I^{(0)}$ définie dans (5-6) est calculée en utilisant une approximation avec la quadrature de Gauss-Hermite (voir Annexe : Quadrature de Gauss-Hermite).

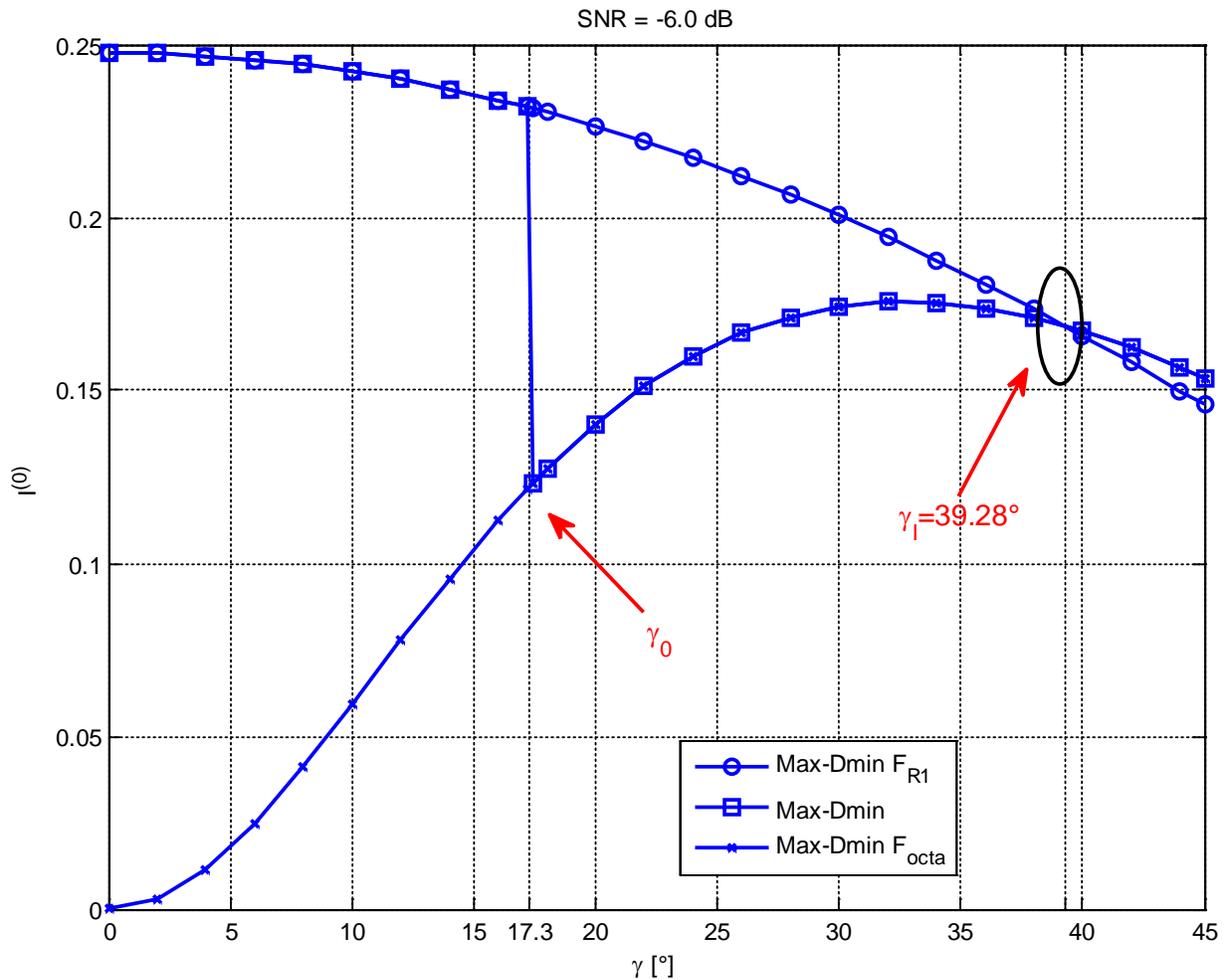


Figure 5-5: $I^{(0)}$ vs. γ pour les deux formes \mathbf{F}_{r_1} et \mathbf{F}_{octa} pour un $RSB_R = -6.0$ dB pour un système MIMO (2,2).

Nous observons sur ces 3 figures l'intersection entre la courbe de $I^{(0)}$ correspondant à la forme \mathbf{F}_{r_1} et celle de la forme \mathbf{F}_{octa} . Cette intersection est repérée et correspond à l'angle de basculement γ_l qui garantit ainsi la maximisation de l'information mutuelle $I^{(0)}$, et qui est

différent de l'angle $\gamma_0 = 17.3^\circ$. Pour des RSB_R de $-6.0, 0, +6.0$ dB, l'angle γ_I vaut respectivement 39.28° , 29.04° et 21.47° . Les valeurs numériques de γ_I sont évaluées en repérant les intersections de ces deux courbes pour les différentes valeurs de RSB_R . Le résultat permet de tracer une courbe de γ_I en fonction de RSB_R (Figure 5-8). Nous remarquons qu'à fort RSB, l'angle γ_I tend vers l'angle γ_0 du max- d_{min} , ce qui confirme donc la pertinence du critère de la distance euclidienne minimale, notamment à fort RSB.

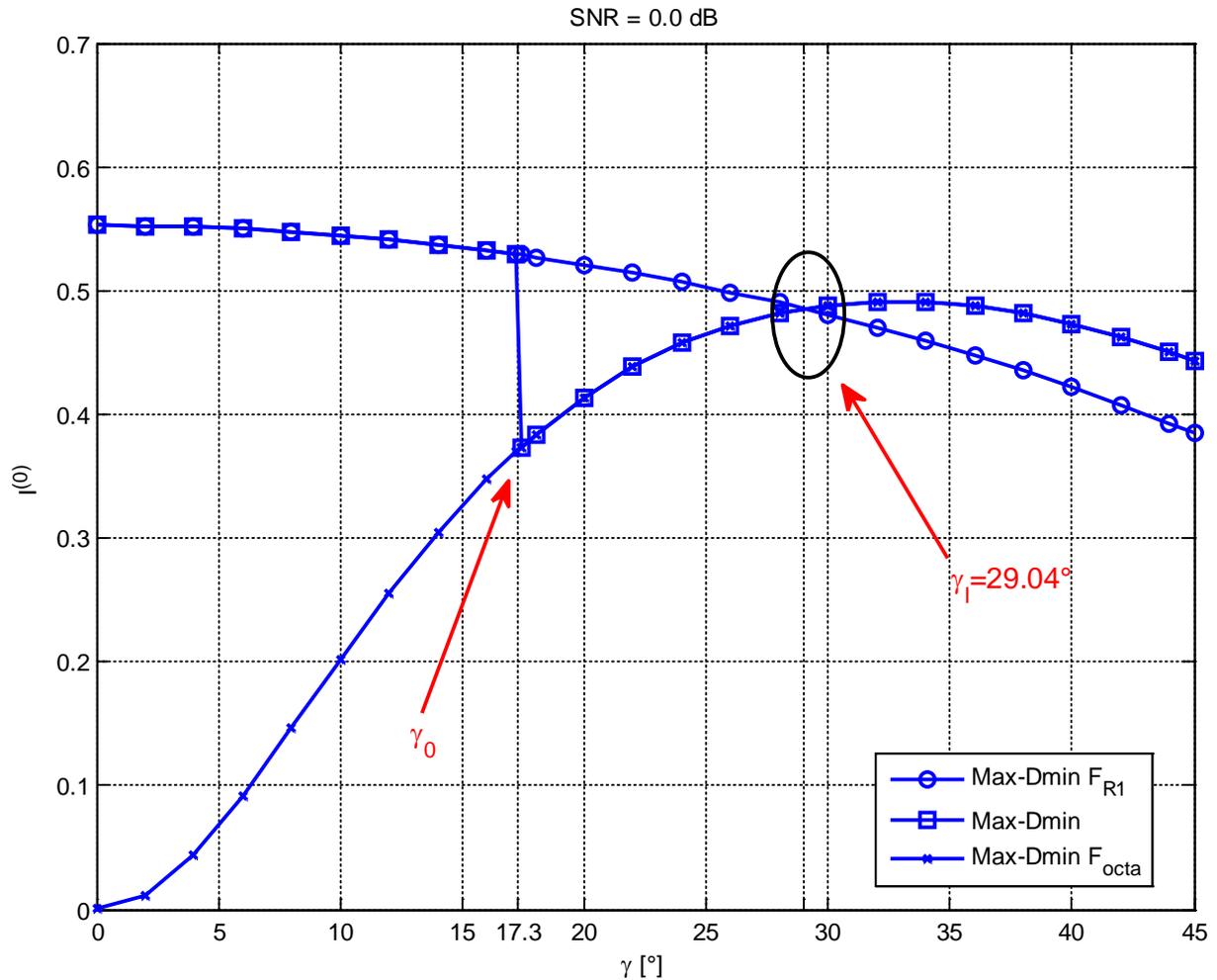


Figure 5-6: $I^{(0)}$ vs. γ pour les deux formes F_{R1} et F_{octa} pour un $RSB_R = 0.0$ dB pour un système MIMO (2,2).

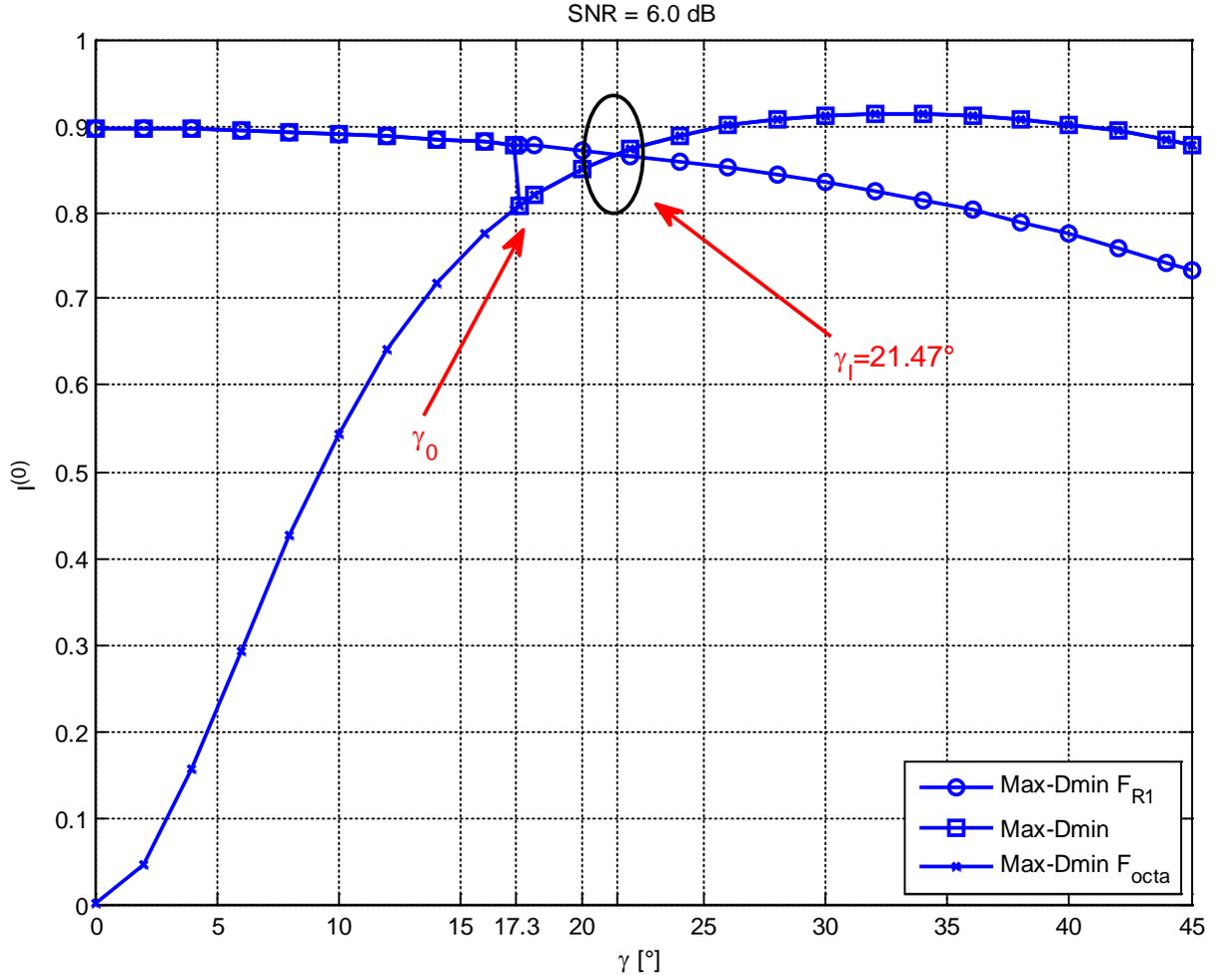


Figure 5-7: $I^{(0)}$ vs. γ pour les deux formes F_{R1} et F_{octa} pour un $RSB_R = 6.0$ dB pour un système MIMO (2,2).

5.2.2. Borne de $I^{(0)}$

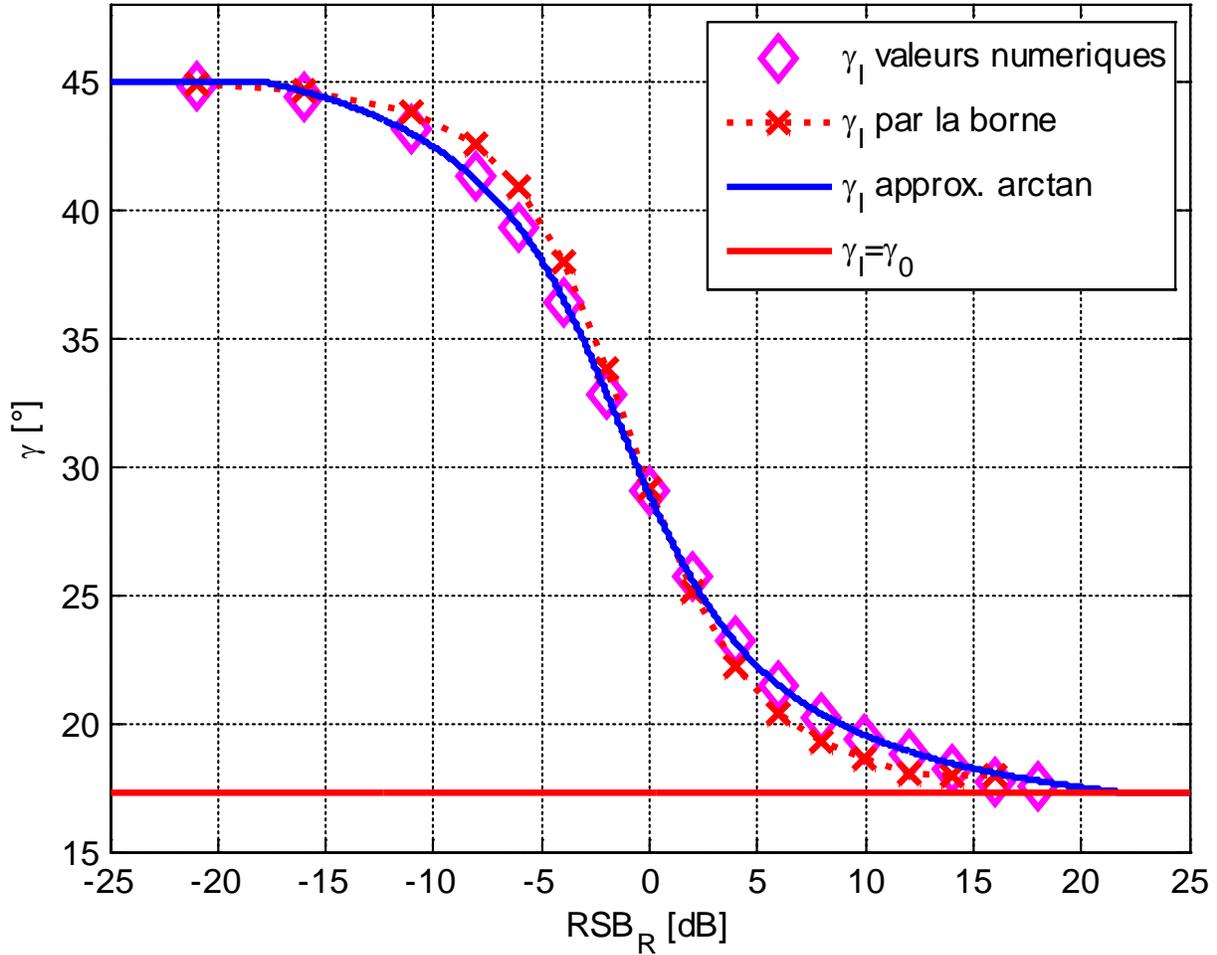
Dans le but d'établir une expression analytique de ce nouvel angle de basculement γ_I , nous allons essayer d'exploiter la borne inférieure de l'information mutuelle $I^{(0)}$ au lieu de l'expression exacte (5-6). Une expression de la borne inférieure est donnée dans [83] et s'écrit :

$$J_L(\mathbf{A}, \mathbf{F}) = J_L(\mathbf{A}_v, \mathbf{F}_d) = 1 - \left(\frac{1}{\ln 2} - 1 \right) \frac{b}{4} - \frac{1}{q} \sum_{m=1}^q \log_q \sum_{k=1}^q \exp \left(- \frac{\mathbf{c}_{mk}^H \mathbf{c}_{mk}}{2N_0} \right) \quad (5-9)$$

où $\mathbf{c}_{mk} = \mathbf{A}_v \mathbf{F}_d (\mathbf{s}_m - \mathbf{s}_k)$.

Les auteurs de [83] ont montré que cette borne inférieure peut servir comme une approximation assez précise afin de maximiser l'information mutuelle en général. En utilisant cette borne, nous pouvons tracer les courbes de $I^{(0)}$ correspondant aux formes F_{R1}

et F_{octa} et y trouver les intersections permettant de définir la courbe de γ_I en fonction de RSB_R . En traçant sur la Figure 5-8 cette courbe établie à partir de la borne, nous remarquons qu'elle ne correspond pas précisément aux valeurs numériques recueillies à



partir de l'expression (5-6) de $I^{(0)}$.

Figure 5-8: γ_I vs. RSB_R : Les valeurs numériques (5-6), les valeurs par la borne inférieure (5-9), la fonction approximée (5-10) et l'angle seuil γ_0 constant du précodeur max- d_{min} , pour un système MIMO (2,2)

5.2.1. Approximation arc tangente

Nous proposons une meilleure approximation de γ_I en fonction du RSB_R en utilisant une fonction arc tangente bornée. Cette approximation s'écrit :

$$\gamma_I(RSB_R) = \begin{cases} 45.0^\circ & RSB \leq -18 \text{ dB} \\ A \times \text{atan}(B \times RSB_R + C) + D & -18 < RSB < 22 \\ 17.3^\circ & RSB \geq 22 \text{ dB} \end{cases} \quad (5-10)$$

$$\text{avec } \begin{cases} A = 10.5848 \\ B = -0.1911 \\ C = -0.2627 \\ D = 31.5966 \end{cases} \quad \text{pour un système MIMO (2,2)} \quad (5-11)$$

Cette approximation est également représentée sur la Figure 5-8. Nous allons par la suite adopter cette expression pour le calcul de l'angle de basculement $\gamma_I(RSB_R)$ qui sera utilisé dans le nouveau précodeur proposé. Nous précisons que cette fonction reste valable pour les systèmes MIMO de dimensions variable. Il suffira de l'adapter en prenant en compte les dimensions M_t et M_r qui, d'après (5-7), influenceront la fonction $\gamma_I(RSB_R)$ par un simple décalage horizontal. Par exemple, pour un système MIMO (2,4), nous obtenons la même fonction, avec un décalage de $10 \times \log_{10} \frac{1}{2} \approx -3\text{dB}$.

5.2.2. Modification de la stratégie de basculement

Avant d'examiner les performances de ce nouveau précodeur en termes de TEB, nous allons regarder la modification de la stratégie de basculement qui a eu lieu par rapport au précodeur max- d_{min} . Pour cela, nous utilisons la fonction représentant l'angle de basculement γ_I en fonction du RSB_R définie dans (5-10), et nous tenons compte des densités de probabilité de l'angle γ dans un système MIMO (2,2) et (2,4) afin de déterminer la probabilité de l'utilisation de chacune des formes \mathbf{F}_{r1} et \mathbf{F}_{octa} du précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} dans un système MIMO (2,2) et un système MIMO (2,4). Sur la Figure 5-9 sont tracées les courbes représentant la probabilité de basculer sur \mathbf{F}_{r1} pour les deux systèmes MIMO. Cette même probabilité dans le cas du précodeur max- d_{min} y est également représentée pour comparaison. Nous notons que dans ce dernier cas, la probabilité est constante et ne dépend pas du RSB_R car le seuil de basculement γ_0 est fixe.

Pour le système MIMO (2,2) :

- Lorsque le précodeur max- d_{min} est appliqué, 44% des réalisations du canal impliquent l'utilisation de la forme \mathbf{F}_{r1} , indépendamment du RSB_R puisque γ_0 est fixe, contre 56% pour la forme \mathbf{F}_{octa} .
- Lorsque le précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} est appliqué, ce pourcentage varie entre 100% pour les très faibles RSB_R et 44% pour les très forts RSB_R où γ_I tend vers γ_0 . Par exemple, pour $RSB_R = 3.0 \text{ dB}$, le précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} bascule sur la forme \mathbf{F}_{r1} dans 71% des cas de

réalisations de canal contre les 44% du précodeur max- d_{min} . Cela va permettre au précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} d'atteindre un TEB 650 fois plus petit en association avec un code NB-LDPC (voir Figure 5-10).

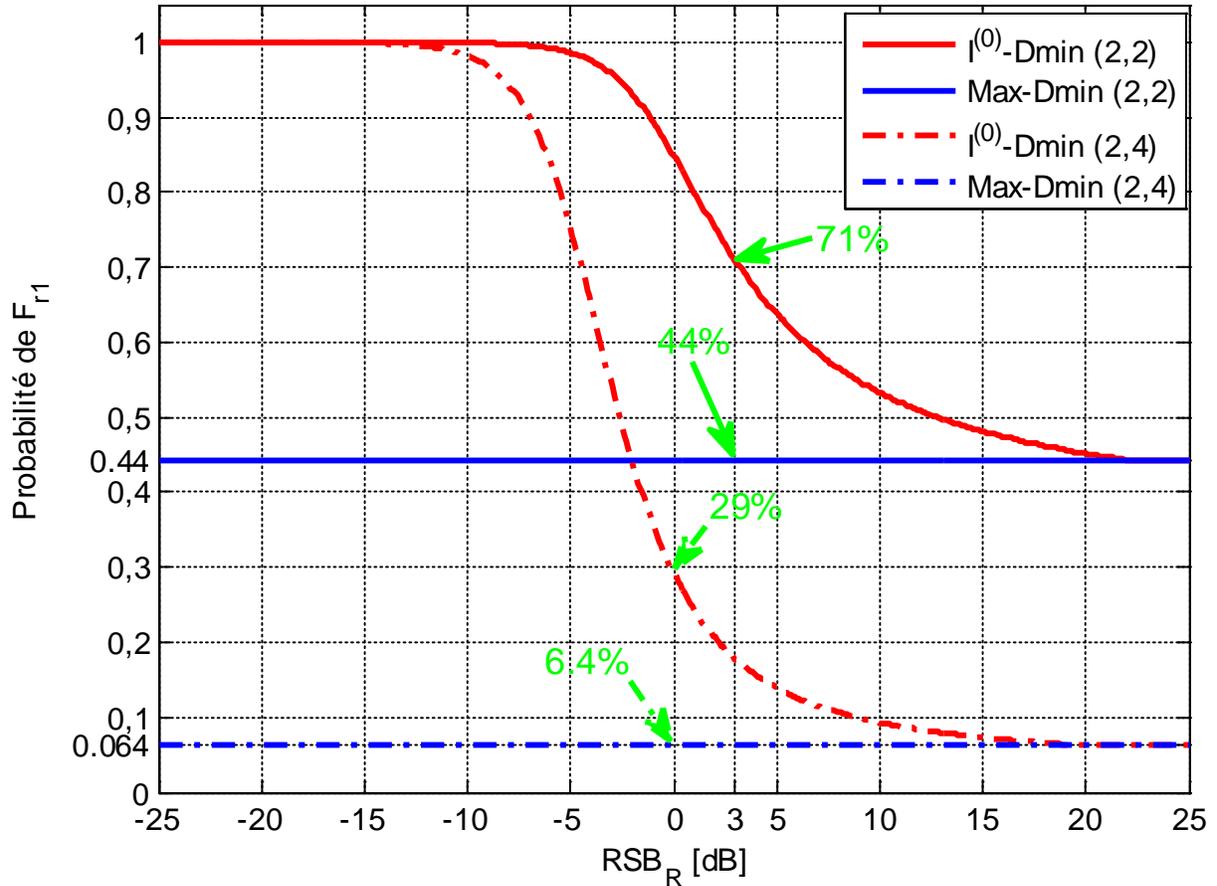


Figure 5-9: Probabilité de basculer sur la forme F_{r1} en fonction du RSB_R pour les précodeurs max- d_{min} et $I^{(0)}$ - d_{min} , pour des systèmes MIMO (2,2) et (2,4)

Pour le système MIMO (2,4) :

- Lorsque le précodeur max- d_{min} est appliqué, seulement 6.4% des réalisations du canal implique l'utilisation de la forme F_{r1} , et la grande majorité (93.6%) utilisera la forme F_{octa} .
- Le précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} s'adapte bien aux différents RSB_R . Par exemple, pour $RSB_R = 0.0$ dB, la forme F_{r1} est employée dans 29% des cas cette fois, ce qui permettra une valeur de TEB 200 fois plus petite pour une association avec un code NB-LDPC (voir Figure 5-11).

Le précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ a donc visiblement une stratégie de basculement entre les deux formes \mathbf{F}_{r1} et \mathbf{F}_{octa} bien distincte de celle du précodeur $\max-d_{min}$. Nous allons étudier les performances de ce nouveau précodeur dans le dernier paragraphe de ce chapitre.

5.3. Simulations et résultats

Afin d'évaluer les performances du précodeur $I^{(0)}-d_{min}$, nous avons effectué une série de simulations numériques sur un système MIMO (2,2) et un système MIMO (2,4). Dans les deux systèmes, le nombre de sous-canaux virtuels est $b = 2$ et la modulation utilisée est donc $2 \times \text{MAQ-4}$. Evidemment, lorsque certains précodeurs n'utilisent qu'un seul sous-canal virtuel, la modulation passe automatiquement à $1 \times \text{MAQ-16}$ afin de conserver un taux binaire de transmission constant. Le code LDPC non-binaire utilisé est défini sur $\mathbb{GF}(16)$ et la matrice de parité correspondante est dérivée des matrices conçues dans le cadre du projet DAVINCI [72]. La taille de la matrice est de (196 ; 96), le nombre d'éléments non-nuls dans chaque colonne et ligne est respectivement $d_v = 2$ et $d_c = 4$. Un bloc de code est donc constitué de 196 symboles. Le rendement du code est $R = 1/2$ et a un très grand « girth » (la taille du plus petit cycle local du graphe) de valeur 12. Le rapport signal sur bruit à la réception RSB_R est défini dans (5-7) et le RSB par bit est défini par :

$$\frac{E_b}{N_0} = \frac{E_s}{N_0} \times \frac{1}{\log_2 q \times R} \quad (5-12)$$

Nous notons que les précodeurs sont calculés en supposant une connaissance parfaite de l'état du canal (F-CSI).

5.3.1. TEB vs. RSB_R

Chaque bloc de code est transmis avec un nouveau tirage de canal tel que $[\mathbf{A}]^{ij} \sim \mathcal{N}_c(0,1)$. La puissance du vecteur symbole émis est normalisée, i.e. $E_s = 1$. La puissance du bruit N_0 est calculée à chaque tirage afin d'obtenir la valeur fixe de RSB_R demandée. Sur la Figure 5-10 (respectivement la Figure 5-11), nous traçons le TEB en fonction du RSB_R pour les systèmes associant un précodeur au code LDPC non-binaire pour un système MIMO (2,2) (respectivement (2,4)). Les performances du précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ dans les deux cas de connaissance parfaite (F-CSI) et connaissance imparfaite (I-CSI) sont présentées et comparées à celles du $\max-d_{min}$. Un système sans précodage mais avec le code LDPC uniquement est présenté aussi pour servir de référence. Il est noté SM (Spatial Multiplexing).

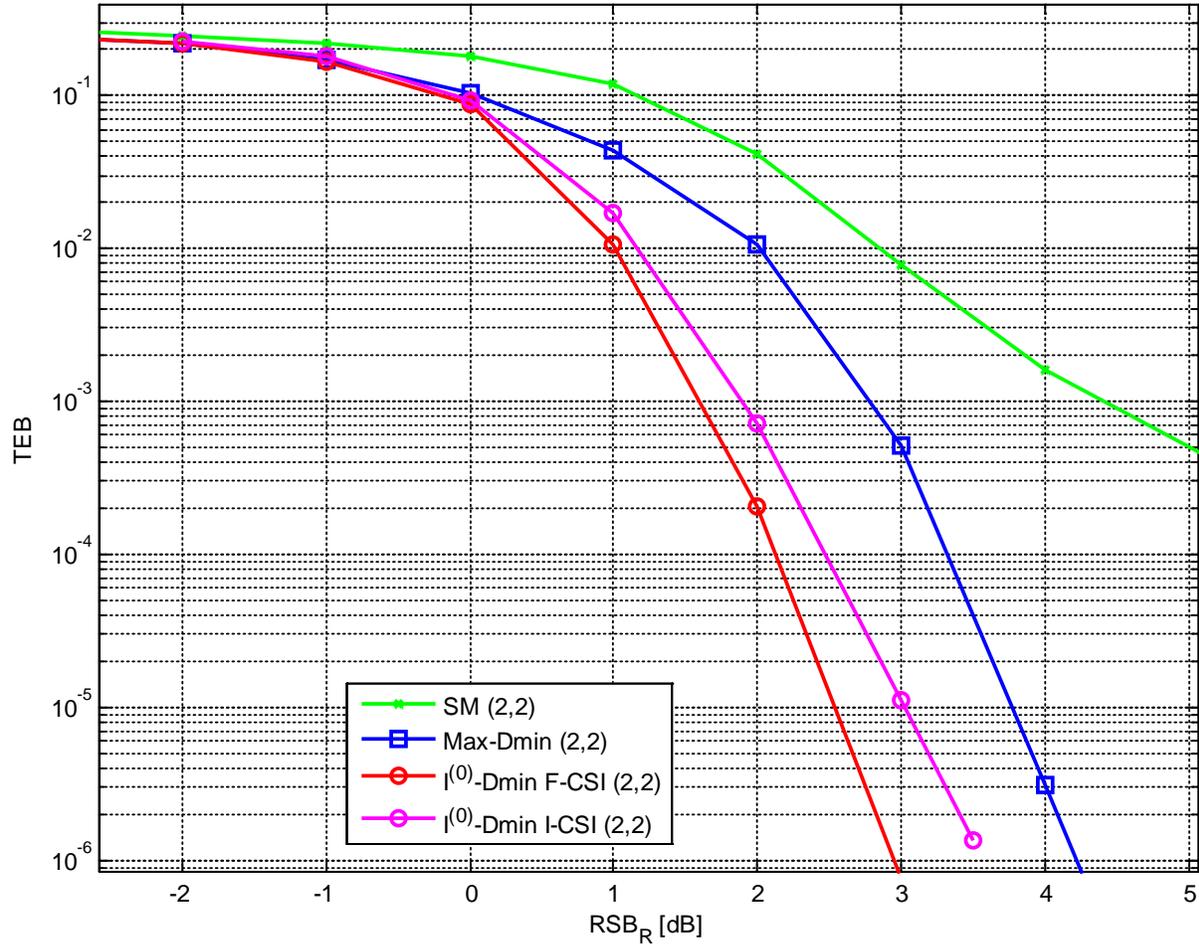


Figure 5-10: TEB vs. RSB_R pour un système en multiplexage spatial, le précodeur $\max-d_{min}$ et le précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ (en F-CSI et en I-CSI), pour un système MIMO (2,2), en association avec un NB-LDPC sur $\mathbb{GF}(16)$ avec $R = 1/2$.

Similairement aux résultats du chapitre 4, l'utilisation des précodeurs $\max-d_{min}$ et $I^{(0)}-d_{min}$ apporte un gain de performance considérable comparé au système SM. Par exemple, dans le cas du système MIMO (2,2), la présence du précodeur $\max-d_{min}$ permet d'atteindre un niveau de TEB de 10^{-3} avec un gain de 1.5 dB par rapport au système SM. Quant au précodeur $I^{(0)}-d_{min}$, il permet de gagner 1 dB supplémentaire par rapport au précodeur $\max-d_{min}$ pour le même TEB. Dans le cas du système MIMO (2,4), le gain du précodeur $\max-d_{min}$ rapport au système SM est important pour les RSB_R positifs. Le précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ permet dans ce cas aussi de gagner 1 dB par rapport au précodeur $\max-d_{min}$, pour la même valeur TEB = 10^{-3} dans le cas F-CSI (connaissance parfaite du canal) (Figure 5-11).

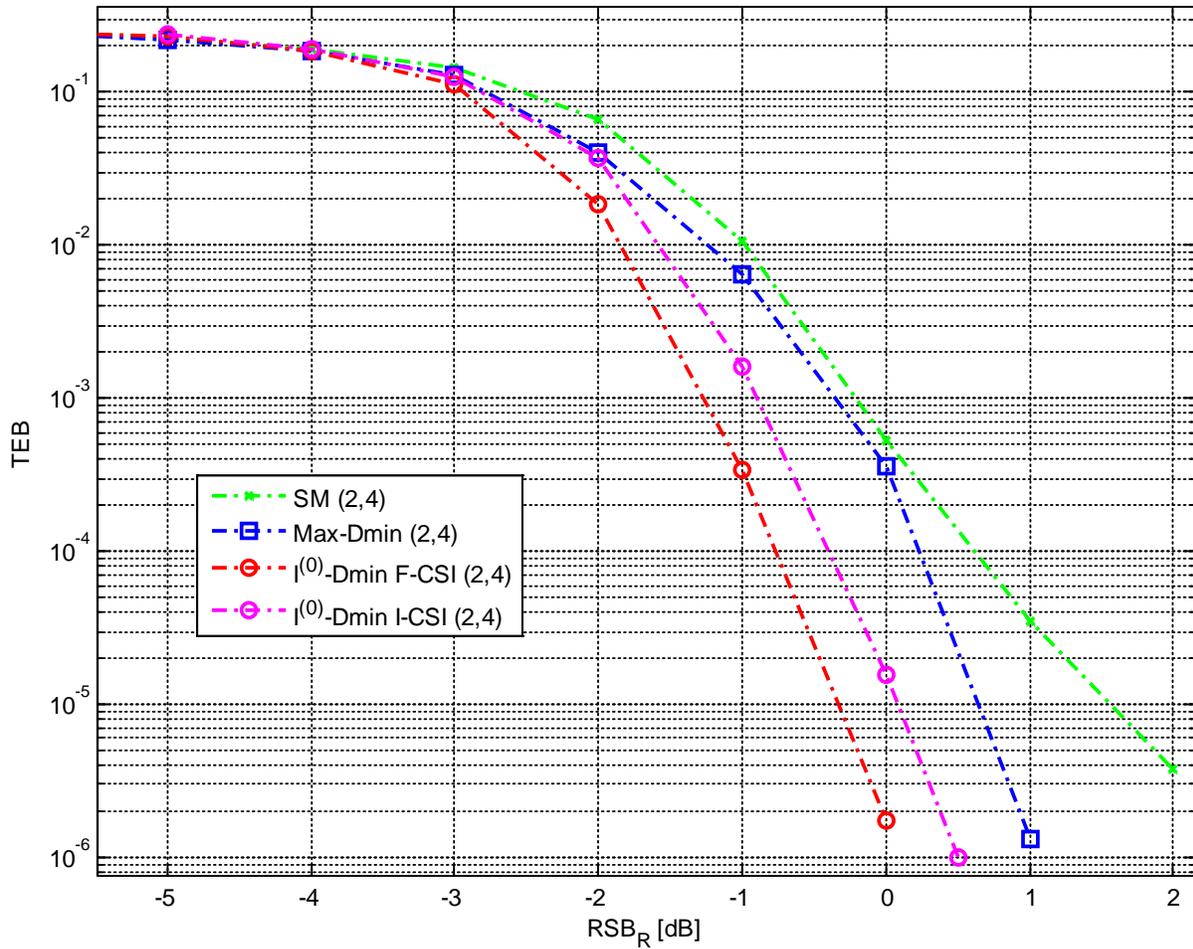


Figure 5-11: TEB vs. RSB_R pour un système en multiplexage spatial, le précodeur $\max-d_{min}$ et le précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ (en F-CSI et en I-CSI), pour un système MIMO (2,4), en association avec un NB-LDPC sur $\mathbb{GF}(16)$ avec $R = 1/2$.

Nous pouvons remarquer sur les deux figures que les systèmes précodés ($\max-d_{min}$ et $I^{(0)}-d_{min}$) présentent des courbes de TEB ayant des pentes similaires à fort RSB_R . Cette pente est clairement supérieure à celle du système SM, montrant donc l'avantage de l'association de ces précodeurs au code LDPC non-binaire. Nous observons également que l'angle-seuil de basculement adapté au RSB_R du précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ permet à la pente de la courbe du TEB d'augmenter plus rapidement que celle du précodeur $\max-d_{min}$, impliquant ainsi le gain de performance observé.

5.3.1.1. Connaissance imparfaite du canal I-CSI

La robustesse du nouveau précodeur vis-à-vis des erreurs d'estimation du canal est évaluée à travers une simulation supposant une connaissance imparfaite de l'état du canal (I-CSI). L'expression du canal estimé $\hat{\mathbf{A}}$ est :

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{A} + \mathbf{A}_e \quad (5-13)$$

où \mathbf{A}_e représente l'erreur d'estimation du canal. Nous supposons que les valeurs de \mathbf{A}_e sont indépendantes de celle de \mathbf{A} et sont des variables aléatoires complexes gaussiennes indépendantes et identiquement distribuées, de moyenne nulle et de variance σ_e^2 . Vu que l'erreur d'estimation de canal est plus grande pour un bruit plus grand, il est normal que σ_e^2 soit proportionnelle à N_0 . Nous posons alors $\sigma_e^2 = \xi N_0$, avec $\xi = 0.1$.

Les courbes de performance dans ces conditions sont tracées sur les Figure 5-10 et Figure 5-11. Nous pouvons voir que, pour le système MIMO (2,2), le précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ perd 0.3 dB lorsqu'il passe de la connaissance parfaite (F-CSI) à la connaissance imparfaite du canal (I-CSI). Dans le système MIMO (2,4), la perte est de 0.5 dB environ. Cependant, nous remarquons que même avec une connaissance imparfaite du canal, le précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ garde des performances meilleures que celle du précodeur max- d_{min} ayant une connaissance parfaite du canal. Ces résultats prouvent la robustesse de ce nouveau précodeur contre les erreurs d'estimation du canal obtenus par exemple dans le contexte d'estimation aveugle ou semi-aveugle.

5.3.2. TEB vs. E_b/N_0

Le RSB_R tel défini dans (5-7) reflète la qualité de la transmission à la réception, en considérant donc l'état du canal à travers $\|\mathbf{A}\|_F^2$. Bien que cette approche nous paraisse plus pertinente pour évaluer la qualité de la transmission, une autre façon de voir les choses est de considérer le rapport signal sur bruit par bit, sans prendre en compte l'effet du canal. Cet examen permettra de vérifier la validité de l'apport du nouveau précodeur de ce point de vue. Sur les Figure 5-12 et Figure 5-13, nous traçons les TEB des configurations précédentes en fonction du rapport signal sur bruit par bit, i.e. E_b/N_0 , pour les systèmes MIMO (2,2) et MIMO (2,4) respectivement, et pour un canal Rayleigh à évanouissement uniforme (slow flat-fading). La puissance du bruit N_0 est cette fois calculée de façon à obtenir un E_b/N_0 fixe suivant l'expression (5-12).

Nous observons que, pour un TEB de 10^{-3} , le précodeur max- d_{min} permet un gain de 1.5 dB environ par rapport au système SM, pour un système MIMO (2,2). Le gain du précodeur $I^{(0)}-d_{min}$ est de 0.5 dB par rapport au précodeur max- d_{min} (Figure 5-12). Dans le cas du système MIMO (2,4), les gains observés sont légèrement plus petits (Figure 5-13).

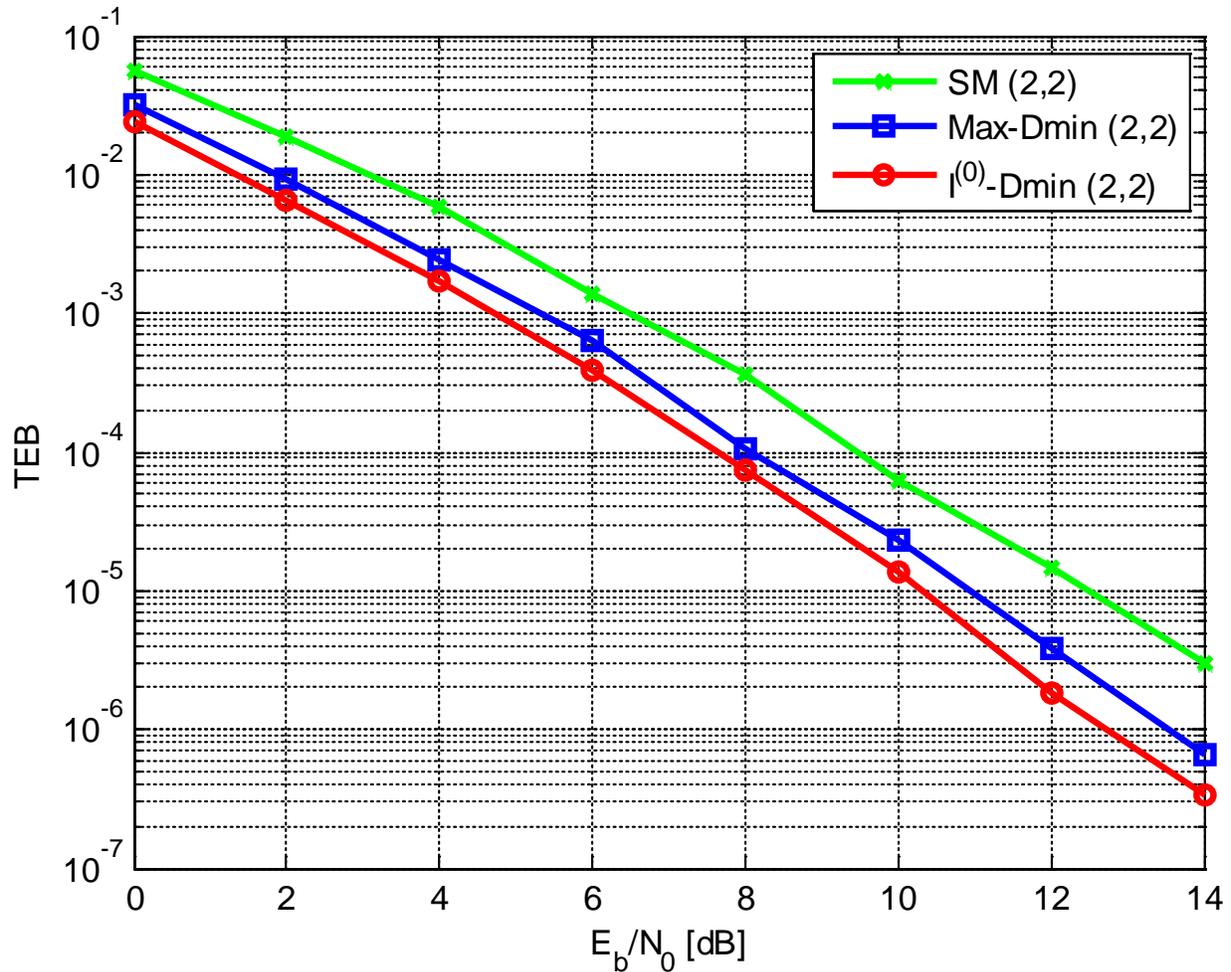


Figure 5-12: TEB vs. E_b/N_0 pour un système en SM, le précodeur max- d_{\min} et le précodeur $I^{(0)}$ - d_{\min} , pour un système MIMO (2,2).

Les positions relatives des courbes étant conservées, le gain du précodeur $I^{(0)}$ - d_{\min} est donc aussi valable pour une évaluation considérant E_b/N_0 sans prendre en compte l'effet du canal dans la définition de la qualité de la transmission.

5.4. Conclusions

Après avoir étudié l'association des précodeurs linéaires aux codes LDPC non-binaires dans le chapitre précédent, nous avons pu identifier les précodeurs qui présentent les meilleures performances associés aux codes LDPC. Ces précodeurs sont ceux basés sur le critère de la distance minimale (d_{\min}). Dans ce chapitre, l'étude des courbes EXIT menée sur ces précodeurs a permis d'identifier un paramètre décisif dans le décodage LDPC suivant l'algorithme de propagation de croyance. Ce paramètre est l'information mutuelle $I^{(0)}$ dont l'étude a permis d'expliquer les différences de performances dans les différents précodeurs

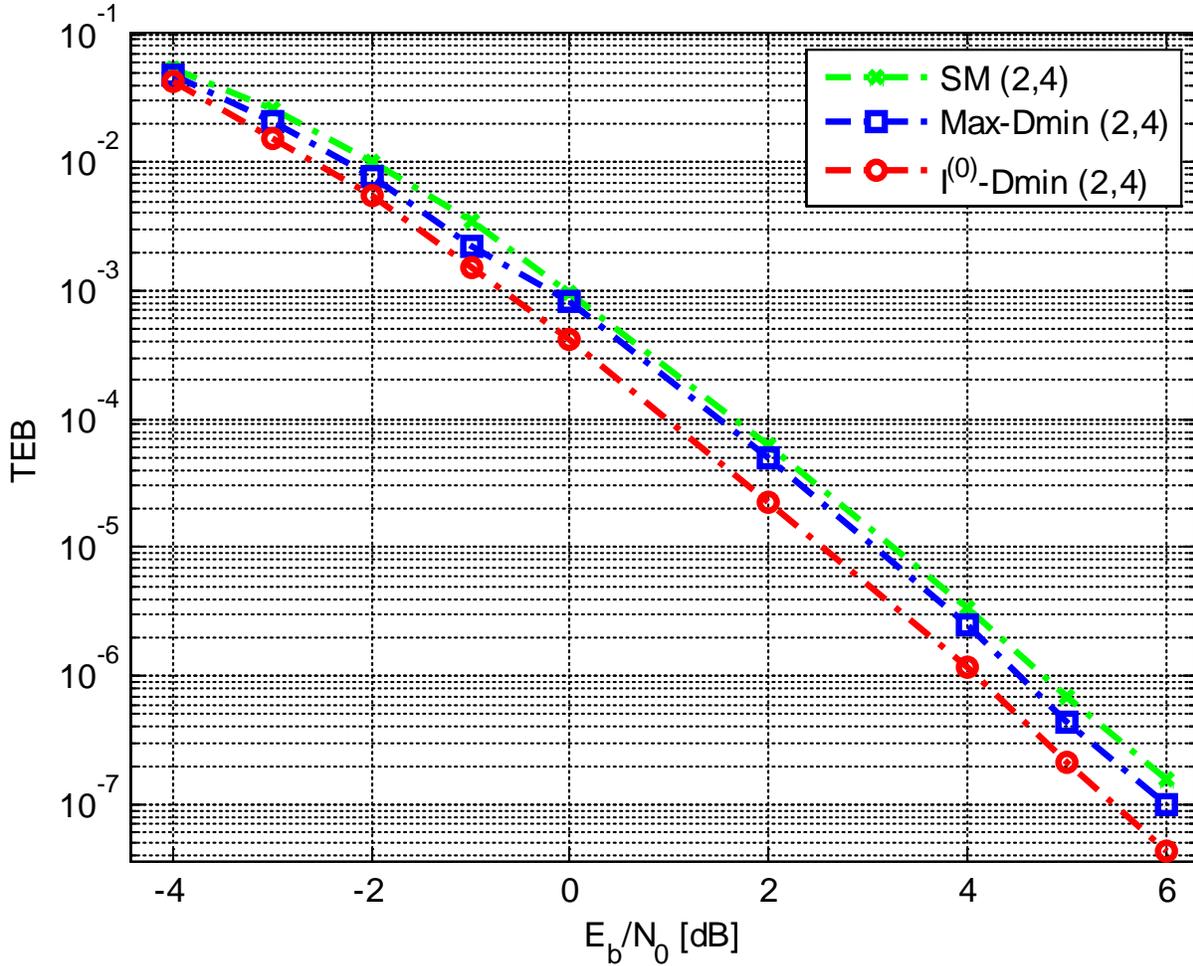


Figure 5-13 : TEB vs. E_b/N_0 pour un système en SM, le précodeur max- d_{min} et le précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} , pour un système MIMO (2,4).

associées au code LDPC non-binaire. Nous avons donc exploité ce paramètre afin d'optimiser le précodeur max- d_{min} associé au codeur LDPC non-binaire. Nous avons défini un nouveau angle seuil de basculement entre les deux formes \mathbf{F}_{r1} et \mathbf{F}_{octa} du précodeur max- d_{min} , qui n'est pas fixe comme γ_0 , mais qui s'adapte suivant l'état de canal afin de maximiser l'information mutuelle $I^{(0)}$. Nous avons réussi à approximer cet angle seuil γ_I par une fonction dérivée de l'arc tangente et nous avons ainsi défini le nouveau précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} . A travers une série de simulations, ce dernier a montré des performances améliorées par rapport au précodeur max- d_{min} , ainsi qu'une robustesse vis-à-vis des erreurs d'estimation du canal.

Conclusions & Perspectives

Tout au long de ce document, nous avons étudié les systèmes MIMO, dans un contexte appliquant l'estimation aveugle et semi-aveugle du canal de communication.

Nous avons commencé par une présentation des systèmes multi antennes, des notions et du modèle de canal associés, notamment la représentation virtuelle simplifiée qui sert à diagonaliser le canal. Cette présentation générale a aussi couvert les méthodes d'estimation aveugle – et l'approche semi-aveugle associée – ainsi que les différentes techniques de précodage linéaire qui exploitent cette estimation du canal MIMO-OFDM.

Après cette introduction, nous avons proposé un système de transmission MIMO-OFDM qui permet d'effectuer dans un premier temps l'estimation du canal de communication par les méthodes aveugles, puis de mettre à profit l'information fournie pour appliquer un précodeur linéaire bien adapté aux transmissions MIMO-OFDM : le précodeur E-dmin. La méthode d'estimation aveugle employée est l'une des plus performantes de la littérature et fait partie des méthodes de sous-espace du bruit. Malgré ses bonnes performances et sa robustesse cette méthode a une limitation qui consiste en une ambiguïté résiduelle. Une approche semi-aveugle permet de lever cette ambiguïté grâce à un nombre très limité de symboles pilotes. Nous avons présenté les résultats de ces deux variantes dans le contexte de notre système proposé. La connaissance du canal (CSI) disponible a donc été exploitée pour l'application du précodeur E- d_{min} , qui est l'extension du précodeur max- d_{min} optimisé suivant le critère de la distance minimale d_{min} , et conçu spécialement pour les systèmes MIMO de grandes dimensions (>2), caractéristique indispensable pour permettre une application dans le cas d'une modulation OFDM. Le système complet est présenté et les résultats des simulations ont montré que les méthodes d'estimation aveugle et semi-aveugle permettent d'obtenir une estimation de canal suffisamment précise pour être efficacement utilisée par le précodeur E- d_{min} . Grâce à un nombre de symboles pilotes très limité (un seul symbole OFDM ou même une partie des sous-porteuses seulement) la méthode semi-aveugle présente une alternative pratique à la méthode aveugle et la dépasse en termes de performances. L'évaluation du schéma de transmission proposé a abouti à plusieurs scénarios permettant d'adapter les tailles respectives des trames d'estimation et celle précodée afin de minimiser le taux d'erreur binaire. L'étude de ce schéma proposé présente donc une évaluation concrète qui s'avère prometteuse, de l'application des méthodes d'estimation aveugle (ou semi-aveugle) dans une transmission MIMO-OFDM supportant le précodeur linéaire E- d_{min} .

Suite à ces résultats, et afin de mieux comprendre l'erreur issue des méthodes aveugle et semi-aveugle d'estimation du canal de communication, nous avons modélisé cette erreur suivant un modèle additif et un autre multiplicatif. Les différentes composantes de cette erreur complexe ont été étudiées et les valeurs numériques obtenues lors des simulations ont

permis de dresser les histogrammes de ces composantes. Les distributions de ces dernières ont été comparées à des distributions statistiques connues et cette étude numérique a permis d'identifier une loi permettant de modéliser l'erreur d'estimation suivant le modèle multiplicatif, aussi bien pour la méthode d'estimation aveugle que pour la méthode semi-aveugle. Ces résultats ont été confirmés par l'évaluation de la divergence de Kullback-Leibler. En conclusion, les valeurs complexes de l'erreur d'estimation commise lors de l'application des méthodes (aveugle ou semi-aveugle) du sous-espace du bruit pour estimer le canal peuvent être modélisées par une loi α -stable dont les paramètres sont bien déterminés.

Le chapitre suivant a été consacré à étudier l'association entre un codage LDPC non binaire construit sur un corps de Galois $\mathbb{GF}(q)$ et un précodeur linéaire MIMO. L'apport de cette association n'est pas systématique et seulement certains précodeurs ont montré une amélioration des performances. Le précodeur max-SNR est le seul précodeur diagonal dont l'association au code LDPC s'avère intéressante, et pour un système MIMO (2,2) uniquement car il ne profite pas de l'amélioration de l'état des sous-canaux lorsque la dimension du système augmente. Les précodeurs non-diagonaux basés sur le critère de la distance minimale d_{min} apportent une amélioration de performances en termes de TEB. Ils permettent également une amélioration de la rapidité de convergence du décodeur LDPC utilisant l'algorithme log-BP. L'amélioration observée est plus importante avec l'utilisation de code LDPC à rendements plus importants. L'exploitation de toutes les antennes disponibles dans les configurations asymétriques où le nombre d'antennes à l'émission est supérieur à celui à la réception est un avantage que les précodeurs sont capables d'exploiter, contrairement au codage LDPC. Nous avons également montré l'importance de l'adaptation entre l'ordre du corps de Galois du code LDPC et la taille de la constellation de réception. Nous en déduisons qu'une association précodeurs-LDPC bien adaptée garantit un niveau de TEB demandé avec un RSB plus petit et permet d'exploiter les codes LDPC de rendements élevés. L'amélioration de la performance, l'augmentation de l'efficacité spectrale, la réduction de la consommation d'énergie et l'augmentation de la rapidité de convergence sont donc des conséquences directes d'une bonne association précodeurs-LDPC.

Nous avons poursuivi notre étude sur l'association des précodeurs linéaire au codage LDPC en présentant une étude des courbes EXIT dans le dernier chapitre. Cette étude a permis de retrouver et d'expliquer les différences de performances qu'ont présentés les différents précodeurs associés au codage LDPC non-binaire. Nous avons pu identifier un paramètre décisif dans le décodage LDPC suivant l'algorithme de propagation de croyance, l'information mutuelle $I^{(0)}$, qui a abouti à un nouveau précodeur basé sur l'optimisation de cette information mutuelle. Le précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} que nous obtenons utilise les deux formes \mathbf{F}_{r_1} et \mathbf{F}_{octa} du précodeur max- d_{min} , et bascule entre elles suivant un angle seuil γ_I qui s'adapte suivant l'état de canal afin de maximiser l'information mutuelle $I^{(0)}$. Nous avons pu approximer cet angle seuil γ_I par une fonction arc tangente pour obtenir le nouveau précodeur $I^{(0)}$ - d_{min} . Ce dernier a montré des performances améliorées par rapport au précodeur max- d_{min} , ainsi qu'une robustesse vis-à-vis des erreurs d'estimation du canal.

Nos contributions durant ce travail de thèse consistent donc en :

- Un schéma de transmission MIMO-OFDM utilisant la méthode d'estimation aveugle (et sa variante semi-aveugle) du canal basée sur le sous-espace du bruit afin d'appliquer le précodeur linéaire $E-d_{min}$, en prenant en considération une adaptation des tailles des trames.
- Une étude statistique de l'erreur d'estimation résultante des méthodes aveugle et semi-aveugle d'estimation du canal et une modélisation par la loi α – stable.
- Une étude détaillée de l'association d'un codage LDPC non binaire aux précodeurs linéaires MIMO, permettant d'en tirer une adaptation assurant une amélioration des performances, une efficacité spectrale plus importante et une rapidité de convergence plus grande du décodeur LDPC.
- Un précodeur linéaire bien adapté à un codage LDPC non-binaire et basé sur le critère de la distance minimale en optimisant une information mutuelle.

A court terme, la poursuite du travail est envisagée suivant deux axes :

L'étude de l'erreur d'estimation menée dans le chapitre 2 a permis de la modéliser par une loi α – stable. Ce modèle statistique peut être validé à travers des simulations numériques en remplaçant l'estimation par une erreur générée à partir de ce modèle. Une fois le modèle statistique validé, son utilisation dans toute étude ultérieure dont l'estimation aveugle ou semi-aveugle du canal fait partie simplifiera cette étude. Il permettra ainsi un gain de temps dans les simulations numériques en évitant l'application des algorithmes de l'estimation du canal et en les remplaçant simplement par ce modèle statistique. Dans une perspective plus large, des techniques de correction adaptées peuvent être mises en place en profitant de cette connaissance sur la statistique de l'erreur.

Lors de l'étude EXIT effectuée pour les systèmes associant le codage LDPC non binaire au précodeur linéaire MIMO, l'information mutuelle $I^{(0)}$ s'est avérée d'une grande importance notamment pour la convergence du décodeur. Cependant, la maximisation de l'intégralité de la courbe CND et non pas seulement son point de départ pourrait être un critère d'optimisation de notre précodeur $I^{(0)}-d_{min}$. Une maximisation dans ce sens pourrait être plus robuste et assurer une meilleure performance de cette association. D'autre part, nous avons montré qu'il était possible d'utiliser les deux formes \mathbf{F}_{r1} et \mathbf{F}_{octa} du précodeur d_{min} calculées à la base pour optimiser le critère de la distance minimale d_{min} , et optimiser le seuil de basculement entre ces deux formes suivant un critère différent, ce qui a abouti

dans le cas de l'information mutuelle $I^{(0)}$ au nouveau précodeur $I^{(0)}-d_{min}$. Dans le même sens, l'optimisation de cet angle de basculement pourrait être effectuée suivant d'autres critères, plus particulièrement en tenant compte de l'estimation du canal.

A moyen terme, trois points semblent motiver la poursuite de la recherche sur la base de ces résultats, surtout si on se place dans la perspective menant à l'élaboration de la nouvelle génération des communications mobiles 5G:

Bien que les codes LDPC soient utilisés dans plusieurs standards actuels, l'intérêt pour les turbo-codes et leur adoption dans les normes de télécommunication mobile devrait motiver la réalisation d'une étude d'optimisation similaire en remplaçant les codes LDPC par les turbo-codes. Nous avons bien compris que l'optimisation de l'association est bien différente de celle appliquée aux précodeurs et au codage de canal séparément.

Dans notre étude, nous avons traité les systèmes multi antennes de dimension allant de (2,2) au (4,4). Le précodeur $E-d_{min}$ représente une solution pratique qui permet d'étendre les champs d'applications des précodeurs basés sur le critère de la distance minimale au-delà de 2 voies. D'ailleurs, c'est grâce à lui que l'étude sur les systèmes MIMO-OFDM à 64 porteuses a pu avoir lieu. Ainsi, il serait intéressant d'étendre les résultats obtenus pour les applications de plus grandes dimensions en se positionnant dans les technologies connues sous le nom de Massive MIMO qui sont au cœur des recherches actuelles.

Enfin, durant notre travail, nous avons choisi de modifier la modulation utilisée dans un système de transmission afin de conserver un débit constant, lorsque certaines circonstances l'imposaient. Cette adaptation peut être appliquée dans un autre but, notamment celui de prendre en compte la qualité du canal de communication. Dans ce contexte l'information fournie par l'estimateur du canal pourrait être exploitée pour adapter la modulation, mais aussi le codage de canal. Des techniques similaires sont implémentées dans certains standards de la LTE et font l'objet de récentes recherches.

Annexe : Quadrature de Gauss-Hermite

La quadrature de Gauss-Hermite est une approximation avec les coefficients de pondération w_p , de l'intégrale sur l'intervalle $[-\infty, +\infty]$ de la fonction $\exp(-t^2)$ pour une fonction continue $f(t)$ telle que :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-t^2) f(t) dt \cong \sum_{p=1}^P w_p f(t_p) \quad (0A1-1)$$

Les valeurs des coefficients de pondération w_p correspondants aux points t_p sont données pour plusieurs nombres de points d'intégration P [84]–[86].

La précision d'une formule de quadrature peut être décrite en indiquant le degré de précision d . La formule est de degré d si elle est exacte pour toute fonction polynomiale $f(t)$ de degré inférieur ou égal à d , et s'il existe au moins une fonction polynomiale de degré $d + 1$ pour laquelle la formule n'est pas exacte [85], [87]. La quadrature de Gauss-Hermite a le plus haut degré de précision [86] avec :

$$d = 2P - 1 \quad (0A1-2)$$

Les formules de quadrature pour l'intégration à N dimensions peuvent être construites en utilisant des produits des formules de dimension inférieure à N et sont classées comme des formules de produits [87]. Nous allons construire notre formule du produit à l'aide de N produits de quadrature de Gauss-Hermite. La formule du produit obtenue est classée comme une formule du produit cartésien. L'intégration sur N dimensions s'écrit donc en utilisant les produits de l'équation (0A1-1) :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \cdots \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-|\mathbf{t}|^2) f(\mathbf{t}) d\mathbf{t} \cong \sum_{p_1=1}^P w_{p_1} \sum_{p_2=1}^P w_{p_2} \cdots \sum_{p_N=1}^P w_{p_N} f(t_{p_1}, t_{p_2}, \dots, t_{p_N}) \quad (0A1-3)$$

Le degré de précision est $d = 2P - 1$ et le nombre total de points d'intégration est P^N [85].

Bibliographie

- [1] M. Joindot, A. Glavieux, and E. Biglieri, *Introduction aux communications numériques*. Paris, France: Dunod, DL 2007, 2007.
- [2] A. Bateman, *Digital communications: design for the real world*. Addison-Wesley, 1999.
- [3] Z. Ding and B. P. Lathi, *Modern Digital and Analog Communication Systems*. Oxford University Press, 2009.
- [4] W. C. Jakes and D. C. Cox, *Microwave mobile communications*. Wiley-IEEE Press, 1994.
- [5] A. Wittneben, “Basestation modulation diversity for digital SIMULCAST,” in *Vehicular Technology Conference, 1991. Gateway to the Future Technology in Motion., 41st IEEE, 1991*, pp. 848–853.
- [6] A. Mansour, C. Jutten, and P. Loubaton, “Adaptive subspace algorithm for blind separation of independent sources in convolutive mixture,” *Signal Process. IEEE Trans. On*, vol. 48, no. 2, pp. 583–586, 2000.
- [7] H. Bölcskei and A. J. Paulraj, *The Communications Handbook*. CRC Press, 2002.
- [8] M. Stege, J. Jelitto, M. Bronzel, and G. Fettweis, “A multiple input-multiple output channel model for simulation of Tx- and Rx-diversity wireless systems,” in *Vehicular Technology Conference, 2000. IEEE-VTS Fall VTC 2000. 52nd, 2000*, vol. 2, pp. 833–839 vol.2.
- [9] M. Stege, M. Bronzel, and F. Fettweis, “MIMO-capacities for COST 259 scenarios,” in *2002 International Zurich Seminar on Broadband Communications, 2002. Access, Transmission, Networking, 2002*, pp. 29–1–29–6.
- [10] D. Shiu, G. J. Foschini, M. J. Gans, and J. M. Kahn, “Fading correlation and its effect on the capacity of multielement antenna systems,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 48, no. 3, pp. 502–513, Mar. 2000.
- [11] M. NAKAGAMI, “The m-Distribution—A General Formula of Intensity Distribution of Rapid Fading,” *Stat. Methods Radio Wave Propag.*, 1960.
- [12] L. Collin, *Optimisation de systèmes multi-antennes basée sur la distance minimale*. Brest, 2002.
- [13] Y. Li, N. Seshadri, and S. Ariyavisitakul, “Channel estimation for OFDM systems with transmitter diversity in mobile wireless channels,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 17, no. 3, pp. 461–471, Mar. 1999.
- [14] Y. Li, J. H. Winters, and N. R. Sollenberger, “MIMO-OFDM for wireless communications: signal detection with enhanced channel estimation,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 50, no. 9, pp. 1471–1477, Sep. 2002.
- [15] Y. Li, “Simplified channel estimation for OFDM systems with multiple transmit antennas,” *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 1, no. 1, pp. 67–75, Jan. 2002.

- [16] H. Minn and N. Al-Dhahir, "Optimal training signals for MIMO OFDM channel estimation," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 5, no. 5, pp. 1158–1168, May 2006.
- [17] I. Barhumi, G. Leus, and M. Moonen, "Optimal training design for MIMO OFDM systems in mobile wireless channels," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 51, no. 6, pp. 1615–1624, Jun. 2003.
- [18] D. Godard, "Self-Recovering Equalization and Carrier Tracking in Two-Dimensional Data Communication Systems," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 28, no. 11, pp. 1867–1875, Nov. 1980.
- [19] M. Ghosh, "Blind decision feedback equalization for terrestrial television receivers," *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 10, pp. 2070–2081, Oct. 1998.
- [20] C. Li and S. Roy, "Subspace-based blind channel estimation for OFDM by exploiting virtual carriers," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 2, no. 1, pp. 141–150, Jan. 2003.
- [21] C. Shin, R. W. Heath, and E. J. Powers, "Blind Channel Estimation for MIMO-OFDM Systems," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 56, no. 2, pp. 670–685, Mar. 2007.
- [22] J.-F. Cardoso, "Blind signal separation: statistical principles," *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 10, pp. 2009–2025, Oct. 1998.
- [23] S. Visuri and V. Koivunen, "Resolving ambiguities in subspace-based blind receiver for MIMO channels," in *Conference Record of the Thirty-Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2002*, 2002, vol. 1, pp. 589–593 vol.1.
- [24] Y. Zeng and T.-S. Ng, "A semi-blind channel estimation method for multiuser multiantenna OFDM systems," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 52, no. 5, pp. 1419–1429, May 2004.
- [25] S. Alamouti, "A simple transmit diversity technique for wireless communications," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 16, no. 8, pp. 1451–1458, Oct. 1998.
- [26] V. Tarokh, N. Seshadri, and A. R. Calderbank, "Space-time codes for high data rate wireless communication: performance criterion and code construction," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 44, no. 2, pp. 744–765, Mar. 1998.
- [27] H. Jafarkhani, "A quasi-orthogonal space-time block code," *Commun. IEEE Trans. On*, vol. 49, no. 1, pp. 1–4, 2001.
- [28] A. B. Olav Tirkkonen, "Minimal non-orthogonality rate 1 space-time block code for 3 Tx antennas," *IEEE Int. Symp. Spread Spectr. Tech. Appl.*, vol. 2, pp. 429 – 432 vol.2, 2000.
- [29] V. Le Nir, "Etude et optimisation des systèmes multi-antennes associés à des modulations multiporteuses," INSA de Rennes, 2004.
- [30] L. Collin, O. Berder, P. Rostaing, and G. Burel, "Optimal minimum distance-based precoder for MIMO spatial multiplexing systems," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 52, no. 3, pp. 617–627, Mar. 2004.
- [31] Q.-T. Ngo, O. Berder, and P. Scalart, "General minimum Euclidean distance-based precoder for MIMO wireless systems," *EURASIP J. Adv. Signal Process.*, vol. 2013, no. 1, p. 39, Mar. 2013.

- [32] B. Vrigneau, J. Letessier, P. Rostaing, L. Collin, and G. Burel, "Extension of the MIMO Precoder Based on the Minimum Euclidean Distance: A Cross-Form Matrix," *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, vol. 2, no. 2, pp. 135–146, Apr. 2008.
- [33] X. Zhu and R. D. Murch, "Performance analysis of maximum likelihood detection in a MIMO antenna system," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 50, no. 2, pp. 187–191, Feb. 2002.
- [34] D. Tse and P. Viswanath, *Fundamentals of wireless communication*. Cambridge university press, 2005.
- [35] H. Zarrinkoub, *Understanding LTE with MATLAB: From Mathematical Modeling to Simulation and Prototyping*. John Wiley & Sons, 2014.
- [36] Y. S. Cho, J. Kim, W. Y. Yang, and C. G. Kang, *MIMO-OFDM wireless communications with MATLAB*. John Wiley & Sons, 2010.
- [37] L. Tong and S. Perreau, "Multichannel blind identification: from subspace to maximum likelihood methods," *Proc. IEEE*, vol. 86, no. 10, pp. 1951–1968, Oct. 1998.
- [38] T. P. Krauss and M. D. Zoltowski, "Bilinear approach to multiuser second-order statistics-based blind channel estimation," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 48, no. 9, pp. 2473–2486, Sep. 2000.
- [39] C. A. Lin and J. Y. Wu, "Blind identification with periodic modulation: a time-domain approach," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 50, no. 11, pp. 2875–2888, Nov. 2002.
- [40] J.-L. Yu, B. Zhang, and P.-T. Chen, "Blind and semi-blind channel estimation with fast convergence for MIMO-OFDM systems," *Signal Process.*, vol. 95, pp. 1–9, Feb. 2014.
- [41] S. Kotz and S. Nadarajah, *Extreme Value Distributions: Theory and Applications*. PUBLISHED BY IMPERIAL COLLEGE PRESS AND DISTRIBUTED BY WORLD SCIENTIFIC PUBLISHING CO., 2000.
- [42] P. Embrechts, C. Klüppelberg, and T. Mikosch, *Modelling Extremal Events*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1997.
- [43] I. A. Koutrouvelis, "Regression-Type Estimation of the Parameters of Stable Laws," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 75, no. 372, pp. 918–928, Dec. 1980.
- [44] I. A. Koutrouvelis, "An iterative procedure for the estimation of the parameters of stable laws," *Commun. Stat. - Simul. Comput.*, vol. 10, no. 1, pp. 17–28, Jan. 1981.
- [45] J. H. McCulloch, "Simple consistent estimators of stable distribution parameters," *Commun. Stat. - Simul. Comput.*, vol. 15, no. 4, pp. 1109–1136, Jan. 1986.
- [46] A. H. Welsh, "Implementing empirical characteristic function procedures," *Stat. Probab. Lett.*, vol. 4, no. 2, pp. 65–67, Mar. 1986.
- [47] C. E. Shannon, "A Mathematical Theory of Communication," *Bell Syst. Tech. J.*, vol. 27, no. 3, pp. 379–423, Jul. 1948.
- [48] H. Jafarkhani, *Space-time coding: theory and practice*. Cambridge university press, 2005.
- [49] J. C. Moreira and P. G. Farrell, *Essentials of error-control coding*. John Wiley & Sons, 2006.

- [50] R. G. Gallager, "Low-density parity-check codes," *Inf. Theory IRE Trans. On*, vol. 8, no. 1, pp. 21–28, 1962.
- [51] Gallager, R. G., "Low Density Parity Check Codes," MIT Press, Cambridge, 1963.
- [52] M. C. Davey and D. MacKay, "Low-density parity check codes over $GF(q)$," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 2, no. 6, pp. 165–167, Jun. 1998.
- [53] C. Berrou, A. Glavieux, and P. Thitimajshima, "Near Shannon limit error-correcting coding and decoding: Turbo-codes. 1," in *Technical Program, Conference Record, IEEE International Conference on Communications, 1993. ICC '93 Geneva*, 1993, vol. 2, pp. 1064–1070 vol.2.
- [54] C. Berrou, *Codes and turbo codes*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [55] C. Berrou and A. Glavieux, "Turbo codes," *Encycl. Telecommun.*, 2003.
- [56] D. J. C. MacKay, "Good error-correcting codes based on very sparse matrices," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 45, no. 2, pp. 399–431, Mar. 1999.
- [57] D. J. C. MacKay and R. M. Neal, "Near Shannon limit performance of low density parity check codes," *Electron. Lett.*, vol. 33, no. 6, pp. 457–458, Mar. 1997.
- [58] R. M. Tanner, "A recursive approach to low complexity codes," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 27, no. 5, pp. 533–547, Sep. 1981.
- [59] L. Barnault and D. Declercq, "Fast decoding algorithm for LDPC over $GF(2q)$," in *2003 IEEE Information Theory Workshop, 2003. Proceedings*, 2003, pp. 70–73.
- [60] H. Wymeersch, H. Steendam, and M. Moeneclaey, "Log-domain decoding of LDPC codes over $GF(q)$," in *2004 IEEE International Conference on Communications*, 2004, vol. 2, pp. 772–776 Vol.2.
- [61] H. Song and J. R. Cruz, "Reduced-complexity decoding of Q-ary LDPC codes for magnetic recording," *IEEE Trans. Magn.*, vol. 39, no. 2, pp. 1081–1087, Mar. 2003.
- [62] D. Declercq and M. Fossorier, "Decoding Algorithms for Nonbinary LDPC Codes Over GF ," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 55, no. 4, pp. 633–643, Apr. 2007.
- [63] V. Savin, "Min-Max decoding for non binary LDPC codes," in *IEEE International Symposium on Information Theory, 2008. ISIT 2008*, 2008, pp. 960–964.
- [64] L. Conde-Canencia, A. Al-Ghouwayel, and E. Boutillon, "Complexity Comparison of Non-Binary LDPC Decoders," in *ICT Mobile Summit*, Santander, Spain, 2009, pp. 1–8.
- [65] D. J. C. MacKay and M. C. Davey, "Evaluation of Gallager Codes for Short Block Length and High Rate Applications," in *Codes, Systems, and Graphical Models*, B. Marcus and J. Rosenthal, Eds. Springer New York, 2001, pp. 113–130.
- [66] X.-Y. Hu and E. Eleftheriou, "Binary representation of cycle Tanner-graph $GF(2b)$ codes," in *2004 IEEE International Conference on Communications*, 2004, vol. 1, pp. 528–532 Vol.1.
- [67] C. Poulliat, M. Fossorier, and D. Declercq, "Design of non binary LDPC codes using their binary image: algebraic properties," in *2006 IEEE International Symposium on Information Theory*, 2006, pp. 93–97.

- [68] K. David, *Technologies for the Wireless Future: Wireless World Research Forum*, vol. 3. John Wiley & Sons, 2008.
- [69] D. Sridhara and T. E. Fuja, “Low density parity check codes over groups and rings,” in *Proceedings of the 2002 IEEE Information Theory Workshop, 2002*, 2002, pp. 163–166.
- [70] D. Declercq, M. Colas, and G. Gelle, “Regular GF (2q)-LDPC modulations for higher order QAM-AWGN channels,” in *International Symposium on Information Theory and its applications ISITA, Parma, Italia*, 2004.
- [71] A. Bennatan and D. Burshtein, “Design and analysis of nonbinary LDPC codes for arbitrary discrete-memoryless channels,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 549–583, Feb. 2006.
- [72] “Design And Versatile Implementation of Non-binary wireless Communications based on Innovative LDPC codes.” [Online]. Available: <http://www.ict-davinci-codes.eu/>. [Accessed: 03-Oct-2015].
- [73] B. Vrigneau, J. Letessier, P. Rostaing, L. Collin, and G. Burel, “Theoretical Results about MIMO Minimal Distance Precoder and Performances Comparison,” *IEICE Trans. Commun.*, vol. E91-B, no. 3, pp. 821–828, Mar. 2008.
- [74] T. J. Richardson, M. A. Shokrollahi, and R. L. Urbanke, “Design of capacity-approaching irregular low-density parity-check codes,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 47, no. 2, pp. 619–637, Feb. 2001.
- [75] T. J. Richardson and R. L. Urbanke, “The capacity of low-density parity-check codes under message-passing decoding,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 47, no. 2, pp. 599–618, Feb. 2001.
- [76] S. ten Brink, G. Kramer, and A. Ashikhmin, “Design of low-density parity-check codes for modulation and detection,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 52, no. 4, pp. 670–678, Apr. 2004.
- [77] S.-Y. Chung, T. J. Richardson, and R. L. Urbanke, “Analysis of sum-product decoding of low-density parity-check codes using a Gaussian approximation,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 47, no. 2, pp. 657–670, Feb. 2001.
- [78] G. Li, I. J. Fair, and W. A. Krzymieri, “Analysis of nonbinary ldpc codes using gaussian approximation,” in *IEEE International Symposium on Information Theory, 2003. Proceedings*, 2003, pp. 234–234.
- [79] E. Sharon, A. Ashikhmin, and S. Litsyn, “Analysis of low-density parity-check codes based on EXIT functions,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 54, no. 8, pp. 1407–1414, Aug. 2006.
- [80] K. P. Srinath and B. S. Rajan, “A Low ML-Decoding Complexity, Full-Diversity, Full-Rate MIMO Precoder,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 59, no. 11, pp. 5485–5498, Nov. 2011.
- [81] Z. Chen, X. Xu, and X. Dai, “A low-complexity transceiver scheme based on minimum Euclidean distance criterion,” in *2014 Sixth International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*, 2014, pp. 1–6.

- [82] C.-T. Lin and W.-R. Wu, "X-Structured Precoder Designs for Spatial-Multiplexing MIMO and MIMO Relay Systems," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 62, no. 9, pp. 4430–4443, Nov. 2013.
- [83] W. Zeng, C. Xiao, and J. Lu, "A Low-Complexity Design of Linear Precoding for MIMO Channels with Finite-Alphabet Inputs," *IEEE Wirel. Commun. Lett.*, vol. 1, no. 1, pp. 38–41, Feb. 2012.
- [84] M. Abramowitz, I. A. Stegun, and others, *Handbook of mathematical functions*, vol. 1046. Dover New York, 1965.
- [85] S. Schipke, "A. H. Stroud, Don Secrest, Gaussian Quadrature Formulas. IX + 369 S. London 1966. Prentice-Hall, Inc. Preis geb. £ 6," *ZAMM - J. Appl. Math. Mech. Z. Für Angew. Math. Mech.*, vol. 47, no. 2, pp. 138–139, Jan. 1967.
- [86] V. I. Krylov and A. H. Stroud, *Approximate Calculation of Integrals*. Courier Corporation, 2006.
- [87] A. H. Stroud, *Approximate calculation of multiple integrals. 1971*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.

Liste de publications

PUBLICATIONS INTERNATIONALES DANS DES REVUES A COMITE DE LECTURE

- ❑ **T. Chehade**, P. Rostaing, L. Collin, E. Radoi, O. Bazzi, "Power Allocation Optimization: Linear Precoding Adapted to NB-LDPC Coded MIMO Transmission", International Journal of Antennas and Propagation, Special Issue on MIMO Antenna Design and Channel Modeling, vol. 2015, Article ID 975139, 11 pages, 2015. doi:10.1155/2015/975139, 2015.

COMMUNICATIONS DANS DES CONFERENCES INTERNATIONALES A COMITE DE LECTURE

- ❑ **T. Chehade**, L. Collin, P. Rostaing, O. Bazzi, E. Radoi, "Adaptive Minimum-Distance based Precoder for NB-LDPC coded MIMO transmission", IEEE Globecom 2015, San Diego, USA, 6-10 December 2015.
- ❑ **T. Chehade**, P. Rostaing, L. Collin, E. Radoi, O. Bazzi, "dmin-based precoder applied to non-binary LDPC coded MIMO system", 3rd International Conference on Communications and Information Technology (ICCIT 2013), Beirut, Lebanon, pp.351-355, 19-21 June 2013, DOI: 10.1109/ICCITechnology.2013.6579578.

COMMUNICATIONS DANS DES CONFERENCES NATIONALES A COMITE DE LECTURE

- ❑ **T. Chehade**, L. Collin, P. Rostaing, O. Bazzi, E. Radoi, "Evaluation of MIMO precoder contribution to LDPC coding", GRETSI 2013 symposium, Brest, France, 3-6 September 2013.

RESUME

L'estimation de canal joue un rôle important dans les communications mobiles sans fil et en particulier dans les systèmes multi-antennes MIMO. Contrairement aux techniques classiques d'estimation de canal basées sur des séquences d'apprentissage ou des symboles pilotes, les techniques aveugles ne nécessitent aucune insertion de symboles d'apprentissage et permettent d'augmenter le débit utile. Les principales difficultés des techniques aveugles résident dans l'ambiguïté présente sur les estimées. Les techniques d'estimation semi-aveugles, basées sur les mêmes méthodes que l'estimation aveugle, sont plus robustes. Elles exploitent l'information aveugle ainsi que l'information provenant d'un nombre réduit de symboles d'apprentissage. Cette estimation du canal de communication est très utile dans les systèmes MIMO et permet de précoder le signal MIMO-OFDM en lui appliquant un pré-mélange permettant d'améliorer les performances. De nombreux types de précodeurs existent et leurs performances varient en fonction des critères d'optimisation retenus (Water-Filling, MMSE, Equal Error, max-SNR, max- d_{min} ...), mais aussi avec la qualité de l'estimation du canal de communication. Nous étudions dans cette thèse l'impact de l'utilisation de l'information du canal (CSI) provenant des méthodes d'estimation aveugle et semi-aveugle, dans l'application des précodeurs linéaires MIMO. Nous présentons également une étude statistique de l'erreur d'estimation provenant de ces méthodes. L'optimisation de ces précodeurs nous mène par la suite à exploiter un autre procédé permettant l'amélioration des performances : les codes correcteurs d'erreur. Nous nous intéressons particulièrement aux codes LDPC non-binaires et leur association avec les précodeurs linéaires MIMO. Nous montrons qu'une adaptation est possible et s'avère bénéfique dans certains cas. L'optimisation de cette association nous a permis de proposer un nouveau précodeur basé sur la maximisation de l'information mutuelle, robuste et plus performant.

Mots-Clefs : *MIMO-OFDM, précodage linéaire, estimation (semi) aveugle du canal, codes LDPC non-binaires, courbes EXIT.*

ABSTRACT

Channel estimation plays an important role in wireless mobile communications, especially in MIMO systems. Unlike conventional channel estimation techniques based on training sequences or pilot symbols, blind techniques does not require the insertion of training symbols and allow higher throughput. The main problems of the blind lies in the ambiguity over the estimated channel. Based on the same methods as the blind estimation, the semi-blind estimation techniques are more robust. They exploit the blind information along with information provided by a small number of training symbols. The channel estimation is useful in MIMO systems and allows the precoding of the MIMO-OFDM signal by applying a pre-mixture in order to improve performance. Many types of precoders exist and their performance varies depending not only on the optimization criteria (Water-Filling, MMSE, Equal Error, max-SNR, max- d_{min} ...), but also on the estimated channel. In this thesis we study the impact of using the channel information (CSI) from the blind and semi-blind estimation techniques to apply MIMO linear precoders. We also present a statistical study of the estimation error of these methods. The optimization of these precoders leads eventually to use another process allowing more performance improvement: the error correcting codes. We are particularly interested in non-binary LDPC codes and their association with linear MIMO precoders. We show that a matching is possible, and is beneficial in some cases. The optimization of this combination has allowed us to propose a new robust and more efficient precoder based on the maximization of mutual information.

Keywords: *MIMO-OFDM, linear precoding, (semi) blind channel estimation, NB-LDPC codes, EXIT charts.*