



HAL
open science

Etude et amélioration d'une technique de réception numérique itérative : turbo-égalisation

Charlotte Langlais

► **To cite this version:**

Charlotte Langlais. Etude et amélioration d'une technique de réception numérique itérative : turbo-égalisation. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. INSA de Rennes, 2002. Français. NNT : . tel-00008945

HAL Id: tel-00008945

<https://theses.hal.science/tel-00008945>

Submitted on 4 Apr 2005

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.

THESE

présentée
devant l'Institut National des Sciences Appliquées de Rennes
en vue de l'obtention du

Doctorat d'Électronique

par Charlotte LANGLAIS

Étude et amélioration d'une technique de réception numérique itérative : Turbo-égalisation

Soutenue le 18 novembre 2002 devant le jury composé de :

Président & rapporteur :	Luc Vandendorpe
Rapporteur :	Alain Glavieux
Directeur de thèse :	Jacques Citerne
Co-directeur :	Maryline Hélard
Examineurs :	Christophe Laot Guiseppe Caire

Travail effectué à l'Unité de Recherche et Développement
Etudes de base en communications numériques au laboratoire DMR/DDH de
France Télécom R&D - Rennes.

Remerciements

Je tiens à exprimer toute ma gratitude et mon amitié à Maryline Hérald qui a développé et soutenu mon goût pour la recherche. Par ses encouragements répétés, elle m'a permis de mener à son terme cette entreprise laborieuse. Merci également, Maryline, pour ta bonne humeur et ton enthousiasme de tous les instants.

Je remercie chaleureusement Christophe Laot pour son aide précieuse sur la turbo-égalisation et sa disponibilité.

Je souhaite également remercier Luc Vandendorpe pour avoir accepté la présidence de mon jury et pour son rôle de rapporteur de ma thèse. Merci également à Alain Glavieux pour son rôle de rapporteur et sa lecture attentive. Je remercie Guisepe Caire qui a accepté de participer sans hésiter à ma soutenance ainsi que Christophe Laot pour sa lecture minutieuse.

Merci à Jacques Citerne pour son rôle de directeur de thèse et son engagement dans l'orientation de mon parcours professionnel.

Je tiens également à remercier Bernard Le Floch ainsi que son successeur Yvon Guédès pour l'accueil qu'ils m'ont réservé dans leur laboratoire. Je remercie également Dominique Lacroix pour les trois années passées dans son équipe "Études de base en Communications Numériques".

Je souhaite exprimer toute ma sympathie à mes collègues thésards ou ex-thésards pour nos discussions scientifiques ou culturelles(!). Merci notamment à Marion, Vincent, Cyrille, Alban, Manu et Lionel. Une pensée particulière pour Rodolphe qui m'a beaucoup aidée sur les problèmes liés à COSSAP et bien d'autres choses encore.

Je n'oublierai pas non plus mes collègues permanents. Merci à Isabelle Siaud qui grâce à son expertise du canal de propagation et des modulations multiporteuses m'a éclairé sur ces sujets.

Je tiens à remercier Raphaël Visoz sans qui la comparaison avec le turbo-DDFSE n'aurait pu avoir lieu.

Merci à Yannick, à ma famille, à mes amis pour m'avoir supportée, dans tous les sens du terme, pendant ces 3 ans et pour avoir cru en moi.

Résumé

L'objectif de cette thèse est d'étudier et d'améliorer une technique de réception numérique appelée turbo-égalisation et basée sur le principe turbo. Ce système est constitué de plusieurs fonctions qui traitent itérativement les différentes perturbations apportées par le canal de propagation. L'Interférences Entre Symboles (IES) est corrigée par un égaliseur particulier appelé annuleur d'interférences construit à l'aide de filtres optimisés selon le critère de Minimum d'Erreur Quadratique Moyenne (MEQM). Le bruit et l'IES résiduelle sont ensuite traités par un décodeur de canal. Chaque fonction produit une information souple sur les données émises qui est améliorée à chaque traitement. L'IES est ainsi éliminée progressivement au cours des itérations.

Grâce à une analogie avec les modulations codées, nous expliquons l'influence du schéma d'entrelacement, qui peut être réalisé au niveau des bits ou des symboles de modulation, sur les performances de la turbo-égalisation selon les caractéristiques temporelles des canaux de propagation. D'autre part, afin d'obtenir des performances satisfaisantes sur un modèle de canal ionosphérique, dont les caractéristiques de propagation sont réputées difficiles, nous étudions les différentes structures et algorithmes d'adaptation possibles pour les égaliseurs présents dans la turbo-égalisation. Puis nous présentons des améliorations de la conversion Maire-binaire sans information *a priori*. Une optimisation du mapping pour la conversion Maire-binaire avec information *a priori* de la turbo-égalisation est proposée et conduit à un gain de performances en terme de Taux d'Erreurs Binaires. Enfin nous comparons la turbo-égalisation à trois techniques alternatives : un système avec turbo-décodage, la technique multiporteuse COFDM, et un turbo-détecteur à treillis réduit.

Abstract

The aim of this thesis is to study and to improve a digital receiver which is called a turbo-equalizer and is based on the turbo principle. This system consists of several functions that treat iteratively different disturbances created by the propagation channel. A special equalizer called the Interference Canceller (IC) build with filters optimized according to the Minimum Mean Square Error (MMSE) criterion combats the InterSymbol Interference (ISI). Then a channel decoder processes the additive noise and the residual ISI. Each function generates soft information about the emitted data that are improved at each treatment. Consequently ISI is progressively cancelled during the iterations.

Thanks to an analogy with the coded modulations, we can explain the influence of the interleaving scheme, which can be performed on the bits or on the symbols of modulation, on the performance of the turbo-equalization for different time selectivity characteristics of the propagation channel. In order to obtain satisfactory performance on the ionospheric channel, whose characteristics are well-known to be difficult, we study different structures and algorithms of the equalizers of the turbo-equalization. We then present the improvements of the demapping without *a priori* information. A mapping optimization for the demapping function with *a priori* information is proposed and leads to a gain in Bit Error Rate performance. Finally, we compare the turbo-equalization to three alternative techniques : a system with a turbo-decoder, the COFDM scheme and a turbo-detector with reduced-state trellis, called turbo-DDFSE.

Table des matières

Sigles	13
Notations	15
Introduction	17
1 Modélisation d'une chaîne de communication	23
1.1 Récepteur optimal en bande de base	23
1.2 Caractéristiques des canaux	24
1.2.1 Sélectivité fréquentielle	24
1.2.2 Sélectivité temporelle	25
1.3 Modèles de canaux simulés	26
1.3.1 Modèles théoriques	26
1.3.1.1 Canaux non sélectifs en fréquence	26
1.3.1.2 Canaux sélectifs en fréquence	26
1.3.2 Modèles réalistes	28
1.3.2.1 Caractéristiques physiques	28
1.3.2.2 Modélisation	29
1.3.2.3 Détermination des paramètres de simulation	30
1.4 Modélisation de l'émission	31
1.5 Méthode d'évaluation des performances	33
1.5.1 Évaluation de l'Erreur Quadratique Moyenne	33
1.5.2 Évaluation de la probabilité d'erreur	34
1.5.3 Définition du E_b/N_0 utile	34
2 Principes de la turbo-égalisation	37
2.1 Quelques bases théoriques en égalisation	37
2.1.1 Les structures de filtre	38
2.1.1.1 Égaliseur linéaire	38
2.1.1.2 Égaliseur à retour de décision (ERD)	40
2.1.1.3 Annuleur d'interférences	41
2.1.2 Les algorithmes d'adaptation	42
2.1.2.1 Le LMS	42
2.1.2.2 Le RLS	43
2.2 Processus d'égalisation et de décodage	43
2.2.1 Approche conjointe et disjointe	43
2.2.2 Approche itérative	44
2.2.2.1 Égalisation	44

2.2.2.2	Égalisation et décodage	45
2.3	Présentation de la turbo-égalisation	46
2.3.1	L'égalisation	47
2.3.2	L'entrelacement	47
2.3.3	La conversion Maire-binaire souple	48
2.3.3.1	Cas général	48
2.3.3.2	Cas AI optimal	50
2.3.4	Le décodage	50
2.3.5	La conversion binaire-Maire souple	50
2.3.6	Performances sur canaux invariants	52
2.4	Conclusion	55
3	Performances asymptotiques de la turbo-égalisation	57
3.1	L'entrelacement pour les modulations codées	57
3.1.1	État de l'art des techniques de modulations codées	57
3.1.2	Influence de l'entrelacement	58
3.1.3	Résultats de simulation	61
3.1.3.1	Modulations codées sur canal BBAG	61
3.1.3.2	Modulations codées sur canal de Rayleigh	61
3.2	Performances asymptotiques et entrelacement	64
3.3	Optimisation de l'entrelacement pour la turbo-égalisation	64
3.3.1	Canal sélectif en fréquence invariant	65
3.3.2	Canal sélectif en fréquence variant	66
3.4	Conclusion	68
4	L'égalisation au sein de la turbo-égalisation	69
4.1	Rappels de théorie de filtrage adaptatif	69
4.1.1	Filtrage de Wiener	70
4.1.2	Modélisation des différents problèmes	70
4.1.2.1	Estimation de canal	70
4.1.2.2	Égalisation	71
4.1.3	Poursuite des non-stationnarités	72
4.1.4	Définitions : mesure de la capacité de poursuite	73
4.1.4.1	Définition de la déviation	73
4.1.4.2	Définition des résidus	74
4.1.5	Comparaison des algorithmes	74
4.1.5.1	Résidus de fluctuations et de retard	75
4.1.5.2	Résidus minimaux	75
4.2	Optimisation de l'égaliseur de la première itération	76
4.2.1	Optimisation de la structure	76
4.2.1.1	Comparaison théorique	76
4.2.1.2	La séquence d'apprentissage	78
4.2.1.3	Résultats de simulation	78
4.2.2	Poursuite des non-stationnarités	81
4.2.2.1	Comparaison théorique	81
4.2.2.2	Résultats de simulation	82
4.2.3	Conclusion	83
4.3	Optimisation de l'Annuleur d'Interférences	83

4.3.1	Égalisation ou identification directe?	84
4.3.1.1	Présentation des deux schémas	84
4.3.1.2	Résultats de simulation	85
4.3.2	Poursuite des non-stationnarités	86
4.3.2.1	Comparaison théorique	87
4.3.2.2	Résultats de simulations	89
4.3.3	Conclusion	92
4.4	Conclusion	92
5	Étude de la conversion Maire-binaire souple	93
5.1	Processus itératifs et modulations à forte efficacité spectrale	93
5.2	Conversion Maire-binaire sans information <i>a priori</i>	95
5.2.1	Calculs approchés	95
5.2.2	Optimisation pour la turbo-égalisation adaptative	97
5.2.2.1	Analyse du biais	97
5.2.2.2	Première solution : le CAG	99
5.2.2.3	Seconde solution : un biais fixe	100
5.2.3	Conclusion	102
5.3	Conversion Maire-binaire avec information <i>a priori</i>	104
5.3.1	Principes de la turbo-démodulation	104
5.3.2	Principes de l'association	108
5.3.3	Optimisation du mapping	110
5.3.3.1	Approche géométrique	110
5.3.3.2	Approche information mutuelle moyenne	113
5.3.4	Résultats de simulation	114
5.3.5	Conclusion	118
5.4	Conclusion	119
6	Comparaisons avec des techniques alternatives	121
6.1	Comparaison avec un turbo-décodeur	121
6.2	Comparaison monoporteuse/multiporteuse	123
6.2.1	Le système COFDM	123
6.2.2	Contexte de comparaison	125
6.2.3	Résultats de simulations	125
6.2.4	Conclusion	126
6.3	Comparaison turbo-détection sous-optimale et turbo-égalisation	128
6.3.1	Principes de la turbo-détection sous-optimale	128
6.3.2	Résultats de simulation	129
6.3.3	Conclusion	130
	Conclusion et perspectives	133
	A Calcul de la déviation	137
	B Liste des publications	139
	Bibliographie	141

Sigles

AI	Annuleur d'Interférences
BBAG	Bruit Blanc Additif Gaussien
BICM	Bit Interleaved Coded Modulation
CAG	Contrôle Automatique de Gain
CCIR	Comité International Consultatif de Radiodiffusion
COFDM	Coded Orthogonal Frequency Division Multiplex
DAB	Digital Audio Broadcasting
DDFSE	Delayed Decision Feedback Sequence Estimator
DVB-T	Digital Video Broadcasting - Terrestrial
ELT	Égaliseur Linéaire Transverse
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
ERD	Égaliseur à Retour de Décision
FFT	Fast Fourier Transform
HIPERLAN	High Performance Local Area Network
IDFT	Inverse Discrete Fourier Transform
IES	Interférences Entre Symboles
IMM	Information Mutuelle Moyenne
LMS	Least Mean Square
LRV	Logarithme du Rapport de Vraisemblance
MC	Modulation Codée
MCT	Modulation Codée en Treillis
MCTM	Modulation Codée en Treillis Multiple
MAP	Maximum A Posteriori
MAQ	Modulation d'Amplitude en Quadrature
MDP	Modulation de Phase
MEQM	Minimum d'Erreur Quadratique Moyenne
MLSE	Maximum Likelihood Sequence Estimation
MSB	Most Significant Bit
MV	Maximum de Vraisemblance
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplex

PSP Per Survivor Processing
RI Réponse Impulsionnelle
RIF Réponse Impulsionnelle Finie
RII Réponse Impulsionnelle Infinie
RLS Recursive Least Square
RSB Rapport Signal à Bruit
RSIB Rapport Signal sur Interférences et Bruit
SA Séquence d'Apprentissage
SADFE Self Adaptive Decision Feedback Equalizer
SP Set Partitioning
TDMA Time Division Multiple Access
TEB Taux d'Erreurs Binaires
TMCT Turbo Modulation Codée en Treillis
ZF Zero Forcing

Notations

Variables utilisées

B	bande du signal émis
B_d	bande Doppler
D_s	débit symbole
E_b	énergie par bit utile (ou d'information)
E_s	énergie par symbole de modulation
J	erreur quadratique moyenne
K	longueur de contrainte du code de canal
M	nombre d'états de la modulation
N_0	densité spectrale de puissance monolatérale du bruit
q	nombre de bits par symbole de modulation
R	rendement du code de canal
T_s	durée symbole
α	gain apporté par le canal
β	biais de l'anneur d'interférences
χ	alphabet de modulation
μ	table de mapping
Π	fonction d'entrelacement
ρ	facteur de retombée du filtre en cosinus surélevé
σ_d^2	variance des symboles de modulation
σ_b^2	variance du bruit complexe blanc additif gaussien
\mathbf{I}	matrice carrée identité

Notations Mathématiques

s	scalaire
\mathbf{v}	vecteur
\mathbf{v}^T	vecteur transposé
\mathbf{M}	matrice
$\Re(x)$	partie réelle de x
$\Im(x)$	partie imaginaire de x
$E[x]$	espérance mathématique de la variable aléatoire x

Introduction

Tous les moteurs classiques, dits atmosphériques, n'utilisent que 60% de l'énergie qu'ils consomment alors que 40% sont expulsés en pure perte avec les gaz résiduels d'échappement. Le principe turbo correspond alors à l'utilisation d'une partie de cette énergie gaspillée pour donner au moteur plus de puissance. Dans le domaine des communications numériques ce principe a été appliqué pour la première fois aux codes correcteurs d'erreurs. En 1993, une équipe de recherche brestoise de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne (ENST Bretagne) présente lors de la conférence ICC un nouveau type de codes correcteurs appelé turbo-codes [1]. Ils permettent d'approcher la limite fixée par Shannon pour des codes aléatoires. Parmi tous les codes connus à l'époque ils sont les premiers à s'en approcher aussi près. À l'émission, le turbo-code est basé sur la concaténation de deux codeurs de canal séparés par un entrelaceur. À la réception le décodage optimal qui consisterait à décoder globalement le code concaténé est irréalisable car bien trop complexe. C. Berrou et A. Glavieux ont donc proposé un décodage original basé sur le décodage séparé de chaque code constituant et la transmission d'une information, appelée information extrinsèque, d'un décodeur à l'autre. Ainsi l'information produite par un décodeur est réutilisée par le décodeur suivant. Finalement le terme « turbo » ne s'applique pas directement au code mais plutôt à la technique de décodage puisque le décodeur réutilise les sorties pondérées comme information *a priori* à l'itération suivante. Ce principe repose sur deux concepts importants : la fonction d'entrelacement située entre les deux décodeurs et le caractère pondéré de l'information qui circule entre les décodeurs.

Le canal multitrajet s'apparente à un code convolutif de rendement 1 représentable sous la forme d'un treillis. La détection optimale, selon le critère du maximum de vraisemblance, des symboles générés par le canal peut être réalisée à l'aide de l'algorithme de Viterbi sur ce treillis. Une équipe de l'ENST Bretagne a remarqué que ce détecteur peut également être vu comme une brique d'un processus itératif qui comporterait alors un détecteur et un décodeur. Cette technique, présentée dans [2], est appelée turbo-détection, mais elle apparaît assez souvent sous le nom de turbo-égalisation puisque les symboles produits par le détecteur ont été affranchis de l'Interférences Entre Symboles (IES). Comme dans le cas du décodage, cette technique permet de résoudre le problème du traitement optimal en réception. En effet, le traitement global de l'IES et du décodage basé sur une technique de « super-treillis », qui représenterait la concaténation du codeur de canal et du canal, est généralement bien trop complexe à mettre en œuvre.

Par la suite de nombreuses techniques itératives de réception ont été mises au point : turbo-estimation de canal, turbo-égalisation à base de filtrage adaptatif, turbo-démodulation, ... Le principe « turbo » dans les communications numériques peut donc se définir comme un traitement de réception basé sur l'utilisation itérative de deux ou plusieurs fonctions, ou briques, de traitement numérique. De plus, ces fonctions doivent être séparées par

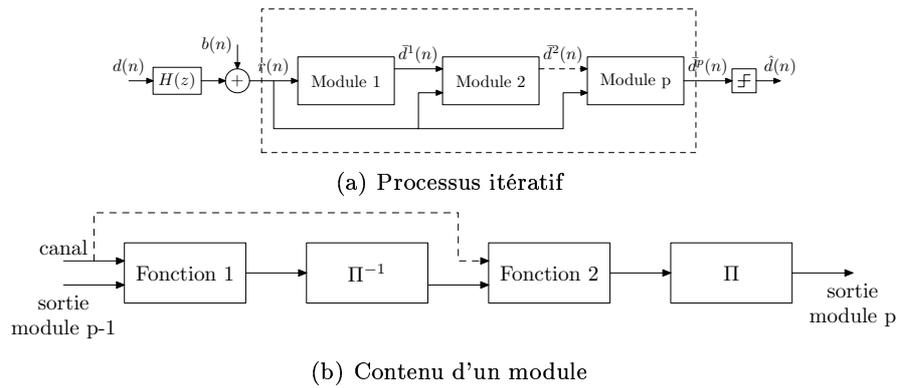


FIG. 1 – Le principe « turbo »

un entrelacement et se fournir l'une à l'autre une information pertinente et améliorée sur les symboles émis. Un module du traitement itératif comporte deux ou plusieurs briques de base. Plusieurs modules sont souvent nécessaires pour atteindre les limites théoriques du système. Les figure 1(a) et 1(b) présentent respectivement le traitement itératif et un module d'un traitement itératif.

Toutes ces techniques permettent d'obtenir de bien meilleures performances que leurs techniques associées non itératives mais au prix d'une complexité accrue. Cependant il est possible de réduire fortement cette complexité en utilisant des briques de base très simples.

La technique étudiée tout au long de cette thèse a été inventée et développée en 1997 par C. Laot, J. Labat et A. Glavieux [3][4] de l'ENST Bretagne. Baptisée turbo-égalisation, elle permet de supprimer l'IES générée par un canal sélectif en fréquence. La distinction entre turbo-détection et turbo-égalisation n'est pas toujours claire pour la communauté scientifique d'autant plus que la turbo-détection est régulièrement appelée turbo-égalisation. La distinction réside dans le moyen utilisé pour égaliser le canal. Dans le cas de la turbo-détection, une détection optimale à base de treillis est réalisée alors que dans le cas de la turbo-égalisation, l'égalisation est mise en oeuvre à l'aide de filtres adaptés selon le critère de Minimum d'Erreur Quadratique Moyenne (MEQM). Cette technique à l'avantage d'être faiblement complexe comparée à la turbo-détection notamment pour des modulations à forte efficacité spectrale. Nous nous attacherons donc principalement à l'étude et à l'amélioration de la turbo-égalisation pour la Modulation d'Amplitude en Quadrature à 16 états (MAQ-16).

Le travail effectué durant cette thèse peut se découper en quatre parties. Dans la première partie nous établissons le lien entre les performances asymptotiques de la turbo-égalisation et les modulations codées. À l'aide d'études théoriques sur les modulations codées, nous déterminons l'influence du schéma d'entrelacement sur les performances de la turbo-égalisation selon les caractéristiques temporelles des canaux. La deuxième partie concerne l'étude du fonctionnement de la turbo-égalisation sur un modèle de canal réaliste. En effet, la plupart des études antérieures portaient essentiellement sur des modèles de canaux théoriques. Cette étude nous a conduit à différentes réflexions sur l'optimisation de l'égalisation vis-a-vis de ce modèle de canal dans le contexte très spécifique de la turbo-égalisation. La troisième partie traite de l'amélioration d'une fonction de la turbo-égalisation : la conversion symbole vers bit souple, appelée conversion Maire-binaire,

grâce à l'apport d'information *a priori* et de l'optimisation du mapping qui lui est associé. La dernière partie concerne la comparaison de la turbo-égalisation avec des techniques alternatives : la technique multiporteuse Coded Orthogonal Frequency Division Multiplex (COFDM), la turbo-détection à treillis réduit et un système avec turbo-décodage.

L'analyse théorique d'un processus itératif n'est pas aisée. Notre travail reposera donc sur une étude théorique des briques constitutives de la turbo-égalisation, tout en gardant à l'esprit les contraintes imposées par le processus itératif, puis des simulations numériques viendront compléter l'étude en apportant les performances finales de la turbo-égalisation.

Le **chapitre 1** contient des notions de communications numériques indispensables à la compréhension du manuscrit. Les modèles de canaux simulés ainsi que le schéma de l'émission sont décrits nous permettant de mettre en place une partie des notations.

Le **chapitre 2** concerne les principes de la turbo-égalisation. Il traite tout d'abord des bases théoriques de l'égalisation, notamment des différents algorithmes d'adaptation et structures de filtre possibles. Puis l'état de l'art des techniques itératives de réception associant égalisation et décodage est réalisé. Enfin, nous présentons la turbo-égalisation de façon détaillée et nous donnons quelques résultats de performance sur des canaux théoriques fixes.

L'objectif du **chapitre 3** est d'établir les performances asymptotiques de la turbo-égalisation. Ces performances correspondent à la borne optimale vers laquelle le processus itératif doit converger lorsque l'IES a été totalement supprimée.

Dans un premier temps nous réalisons un état de l'art des techniques de modulations codées sur des canaux non sélectifs en fréquence. L'influence du schéma d'entrelacement sur les modulations codées est mis en évidence à l'aide de résultats de théorie de l'information et de simulations. Puis nous établissons la relation entre les performances asymptotiques de la turbo-égalisation et les modulations codées. Enfin, grâce aux résultats apportés par l'étude des modulations codées, il est alors possible de prévoir l'influence de l'entrelacement sur les performances asymptotiques de la turbo-égalisation et ainsi d'optimiser le schéma selon les caractéristiques des canaux de propagation. Ce chapitre permet également d'établir des bornes optimales pour la turbo-égalisation indispensables pour la suite de l'étude.

Le **chapitre 4** concerne l'étude de la partie égalisation au sein de la turbo-égalisation pour un canal sélectif en fréquence et en temps. Pour cela, nous avons considéré un cas intermédiaire de propagation ionosphérique en bande HF référencé par le Comité International Consultatif de Radiodiffusion (CCIR) (modèle *poor channel*). Ce modèle de canal possède un double intérêt. Tout d'abord, ses caractéristiques font de lui un canal difficile à traiter. D'autre part, un système de transmission multiporteuse dédié aux liaisons aux liaisons ionosphériques a été développé et évalué au laboratoire DMR/DDH pour ce même canal. Une comparaison avec la turbo-égalisation est donc possible comme nous le verrons au chapitre 6.

L'objectif est d'établir les structures et les algorithmes les plus adaptés aux canaux variants en général et au canal testé en particulier. Après quelques rappels de filtrage adaptatif, nous étudions le premier égaliseur dont les performances sont intimement liées au seuil de convergence de la turbo-égalisation.

La fonction centrale de la turbo-égalisation est l'annuleur d'interférences qui réalise l'éga-

lisation à partir de la deuxième itération. Deux schémas possibles d'adaptation de ses coefficients sont étudiés. Le premier repose sur le calcul direct des coefficients de l'anneur d'interférences à l'aide d'un algorithme d'adaptation. Le second est basé sur une estimation de canal qui permet d'obtenir les coefficients du canal à partir desquels les coefficients de l'anneur d'interférences sont calculés. Les avantages et inconvénients des deux schémas sont présentés et des simulations finalisent le choix du schéma le plus adapté aux canaux variants. Dans un second temps, nous nous intéressons à la poursuite des non-stationnarités du canal pour l'anneur d'interférences. Une étude théorique de l'estimation de canal par filtrage adaptatif est tout d'abord proposée puis des simulations viennent confirmer les résultats théoriques.

Les performances de la turbo-égalisation sur le modèle de canal choisi sont finalement fournies. Il est ainsi démontré que la technique de turbo-égalisation est une technique de réception efficace pour traiter les perturbations fréquentielles et temporelles apporté par un modèle de canal ionosphérique.

Dans le **chapitre 5**, l'objectif est d'étudier et d'améliorer la fonction de conversion Maire-binaire souple, également appelée démodulation souple. Elle permet de convertir les symboles égalisés produits par le premier égaliseur ou l'anneur d'interférences en information souple du type Logarithme du Rapport de Vraisemblance (LRV) exploitable par le décodeur de canal.

Dans un premier temps, nous nous intéressons à la conversion Maire-binaire classique, qui n'utilise pas d'information *a priori*. Trois expressions du LRV existent selon les différentes approximations ou simplifications réalisées. Nous évaluons l'influence des ces approximations sur les performances de la turbo-égalisation. Puis nous mettons en évidence les perturbations apportées par l'anneur d'interférences au niveau de la conversion Maire-binaire et nous proposons des solutions afin de limiter les dégradations voire d'améliorer les performances. Cette étude est réalisée dans le contexte d'un canal fixe et d'un anneau d'interférences dont les coefficients sont adaptés directement.

Dans un second temps, notre étude se porte sur la conversion Maire-binaire avec information *a priori*. L'état de l'art réalisé sur les processus itératifs et les modulations à forte efficacité spectrale nous permet de mettre en évidence deux systèmes très intéressants. Le premier appelé turbo-démodulation (ou iterative demapping en anglais) réalise un processus itératif entre la conversion Maire-binaire et le décodeur de canal grâce à la modification du calcul du LRV qui prend alors en compte une information *a priori* fournie par le décodeur. Ce système fonctionne sur des canaux sans IES du type canal à Bruit Blanc Additif Gaussien (BBAG) ou canal de Rayleigh. Le second système réutilise la conversion Maire-binaire modifiée dans un système de turbo-égalisation ou de turbo-détection. L'influence du mapping sur les performances de ce système est mis en évidence. Nous montrons que les mappings utilisés pour la turbo-démodulation ne conviennent pas directement à la turbo-égalisation. Nous proposons d'utiliser le critère d'information mutuelle moyenne afin d'optimiser les performances de la turbo-égalisation améliorée.

Le **chapitre 6** présente trois techniques alternatives à la turbo-égalisation. La première est la plus connue des techniques multiporteuses : le COFDM. Grâce aux résultats fournis par le chapitre 4 et à ceux fournis par I. Siaud du laboratoire DMR/DDH de France Télécom R&D, une comparaison des performances est établie.

La deuxième technique alternative, issue du domaine des techniques monoporteuses, est également un processus itératif. Elle consiste à itérer entre un détecteur à treillis réduit

et un décodeur de canal. La réduction du nombre d'états du treillis permet d'obtenir une complexité comparable à la turbo-égalisation. Après avoir présenté la technique monoprotéuse alternative, appelée turbo-DDFSE, nous présenterons les résultats de la comparaison à l'aide de simulations numériques. Les résultats obtenus par le turbo-DDFSE ont été fournis par R. Visoz du laboratoire DMR/IIM de France Télécom R&D.

Enfin, nous présentons un système de réception composé d'un égaliseur classique du type Égaliseur à Retour de Décision (ERD) et d'un turbo-décodeur. Ses performances sont comparées à celles de la turbo-égalisation sur deux canaux théoriques fixes.

Chapitre 1

Modélisation d'une chaîne de communication

L'objectif d'un système de réception pour transmission numérique est de reconstituer le signal émis qui a été perturbé par le canal de transmission. Afin de traiter correctement le signal reçu, il est nécessaire de connaître quels types de perturbations il a subi. Ainsi avant toute étude algorithmique des traitements de réception, un modèle de canal approprié doit être développé.

Tout d'abord, nous définissons un modèle numérique des signaux. La notion de récepteur optimal permet d'introduire le modèle de *canal discret équivalent à bruit blanc*. Puis, nous nous intéressons à la caractérisation des canaux présentant des trajets multiples entre l'émetteur et le récepteur. Ces trajets multiples sont créés par la présence d'obstacles entre l'émetteur et le récepteur (végétation, constructions urbaines, reliefs, ...). Par conséquent, le signal reçu diffère du signal émis : il est entaché d'IES. D'autre part, le canal de transmission peut subir des modifications temporelles dues à la mobilité de l'émetteur et/ou du récepteur et/ou d'éléments du canal. Cela nous conduit donc à distinguer deux classes principales : les canaux invariants et variants. Dans le contexte de l'étude de la turbo-égalisation sur des canaux réalistes, nous décrirons les modèles de simulation utilisés pour simuler le canal ionosphérique. Enfin, nous présenterons les différentes composantes de la chaîne d'émission.

1.1 Récepteur optimal en bande de base

Nous rappelons dans cette section la notion de récepteur optimal [5][6]. La chaîne de communication numérique constituée d'un émetteur, d'un canal de transmission et d'un récepteur, est tout d'abord représentée par un modèle continu en bande de base en faisant abstraction de la fréquence porteuse sous la forme

$$z(t) = f(t) \star d(t) + b(t)$$

$f(t)$ est la réponse impulsionnelle du canal F , contenant le filtre d'émission et le canal de transmission. $b(t)$ est le Bruit Blanc Additif Gaussien (BBAG). $d(t)$ est le signal continu associé aux données numériques $d(n)$. Le théorème de Shannon montre qu'un certain nombre d'échantillons suffit à reconstruire le signal continu. Cependant, dans le cas d'un traitement numérique de réception, l'objectif n'est pas de reconstruire le signal continu mais de récupérer le signal numérique. Ainsi, on montre que le signal sortant du filtre adapté au canal F et échantillonné au temps symbole de façon synchrone avec l'émetteur constitue

un signal de statistique suffisante à la détection du signal émis. Le signal échantillonné s'écrit :

$$y(n) = \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} d(k)g(n-k) + w(n)$$

où $w(n)$ est un bruit coloré et $g(n)$ est la version échantillonnée de $g(t)$ tel que $g(t) = f(t) \star f^*(-t)$. Il est alors possible de retrouver les données $d(n)$ en utilisant un traitement approprié d'égalisation ou de détection. Cependant, le bruit obtenu en sortie du filtre adapté est coloré. Cette caractéristique ne facilite pas l'analyse théorique. Il est donc courant d'ajouter un filtrage permettant de blanchir la séquence $y(n)$. Le filtre blanchissant est réalisé par $1/H^*(1/z^*)$ tel que $G(z) = H(z)H^*(1/z^*)$. En choisissant pour $H(z)$ les L zéros de $G(z)$ situés à l'intérieur du cercle unité alors $H(z)$ est un filtre à phase minimale et $H^*(1/z^*)$ est un filtre à phase maximale. La sortie du canal s'exprime alors sous la forme :

$$r(n) = \sum_{k=0}^{k=+\infty} d(n)h(n-k) + b(n) \quad (1.1)$$

Ce modèle est appelé *canal discret équivalent à bruit blanc*. Sous cette forme, la mise en œuvre de l'égaliseur est facilitée car il devra alors reproduire l'inverse de $H(z)$ qui est causal si $H(z)$ est à phase minimale.

Si la dispersion du canal est finie, on obtient alors l'expression suivante :

$$r(n) = \sum_{k=0}^{L-1} d(n)h(n-k) + b(n) \quad (1.2)$$

On appelle longueur du canal L la dispersion temporelle du canal en durée symbole.

1.2 Caractéristiques des canaux

La mise en place d'un récepteur optimal nous a permis de définir la notion de *canal discret équivalent*. Nous allons maintenant nous en servir pour définir les deux principales caractéristiques d'un canal de transmission : sa sélectivité fréquentielle et sa sélectivité temporelle. Des explications détaillées peuvent être trouvées dans [5] et [7].

1.2.1 Sélectivité fréquentielle

Le canal est modélisé par un filtre linéaire de fonction de transfert finie en z $H(z) = \sum_{k=0}^{L-1} h(k)z^{-k}$ et de réponse fréquentielle $H(f)$ tel que $H(f) = 0$ pour $f > W$. On parle alors de *canal à bande limitée*. Ainsi, une impulsion de Dirac envoyée au travers de ce canal est dupliquée et atténuée par les coefficients du filtre $h(k)$. La dispersion temporelle du canal correspond au retard maximum τ_{max} engendré par le canal. On définit alors la bande de cohérence du canal par

$$(\Delta f)_c = \frac{1}{\tau_{max}}$$

Un canal est dit *sélectif en fréquence* vis-à-vis d'un signal occupant une bande B si sa bande de cohérence $(\Delta f)_c$ est inférieure à la bande B du signal :

$$(\Delta f)_c < B \quad (1.3)$$

Dans le cas contraire où $(\Delta f)_c \gg B$, le canal est dit *non sélectif en fréquence*. D'autre part, les fréquences supérieures à W ne seront pas transmises par le canal mais filtrées.

Examinons les perturbations fréquentielles apportées par le canal. La réponse fréquentielle du canal est donnée par :

$$H(f) = |H(f)| e^{j\theta(f)}$$

Si le canal est idéal, alors il n'atténue aucune fréquence $|H(f)| = 1$ pour $|f| < W$ et $\theta(f)$ est une fonction linéaire des fréquences. Dans le cas contraire, le canal apporte une distorsion d'amplitude ou de phase dans la bande W .

Examinons le problème dans le domaine temporel. Si un signal est émis dans la bande de Nyquist $B_{Ny} = 1/T_s$ où T_s est la durée d'un symbole, alors la relation (1.3) peut aussi s'écrire

$$\tau_{max} > T_s \quad (1.4)$$

Ainsi la sélectivité en fréquence d'un canal conduit à la génération d'Interférences Entre Symboles (IES). Plus le débit symbole $D_s = 1/T_s$ du signal émis est élevé, plus le canal est sélectif en fréquence (ou génère de l'IES) vis-à-vis de ce signal.

1.2.2 Sélectivité temporelle

Dans la section 1.2.1, le canal de transmission a été modélisé par un filtre linéaire dont les coefficients représentent les différents trajets empruntés par le signal émis. Nous avons considéré pour l'instant une réponse impulsionnelle invariante dans le temps. Cependant, la plupart des transmissions hertziennes ne correspondent pas à un tel modèle. Par exemple, lors d'une communication radiomobile, l'émetteur ou le récepteur peuvent se déplacer et engendrer un effet Doppler responsable de variations temporelles. De même, le déplacement des ions dans la couche ionosphérique provoque un tel effet. Dans ce cas, la réponse impulsionnelle du canal varie avec le temps et souvent de manière imprévisible ! Des modèles statistiques sont donc utilisés pour caractériser ces canaux. Les coefficients du filtre représentant le canal s'écrivent

$$h_k(t) = |h_k(t)| e^{j\theta_k(t)}$$

Suivant les valeurs de $|h_k(t)|$ et $\theta_k(t)$, des évanouissements ou au contraire des amplifications du signal émis sont possibles. Ainsi, les variations d'amplitude du signal reçu sont dues aux variations temporelles du canal multitrajet.

Le modèle statistique le plus souvent utilisé pour représenter les variations temporelles du canal est la loi de rayleigh. Si les coefficients $h_k(t)$ sont modélisés par un processus complexe gaussien centré, le module $|h_k(t)|$ à chaque instant t suit alors une loi de Rayleigh.

L'effet Doppler est notamment quantifié par la bande Doppler ou dispersion Doppler B_d . Le temps de cohérence du canal $(\Delta t)_c$ est donné par :

$$(\Delta t)_c \approx \frac{1}{B_d}$$

On peut considérer qu'un canal est invariant sur une durée T si :

$$(\Delta t)_c \gg T$$

Nous verrons à la section 1.3.2 comment générer un canal avec des coefficients de dispersion Doppler donnée.

1.3 Modèles de canaux simulés

1.3.1 Modèles théoriques

1.3.1.1 Canaux non sélectifs en fréquence

Les deux principaux canaux non sélectifs en fréquence sont le canal BBAG et le canal de Rayleigh. La perturbation apportée par le canal BBAG est un bruit additif complexe $b(n)$ de densité monolatérale de puissance N_0 . La sortie complexe du canal est modélisée par

$$r(n) = d(n) + b(n). \quad (1.5)$$

La sortie complexe du canal de Rayleigh est modélisée par

$$r(n) = \beta(n)d(n) + b(n) \quad (1.6)$$

où $\beta(n)$ est un processus aléatoire indépendant qui suit une loi de Rayleigh avec $E[\beta^2(n)] = 1$.

1.3.1.2 Canaux sélectifs en fréquence

Nous donnons maintenant quelques exemples de canaux théoriques discrets équivalents sélectifs en fréquence. Dans [5], Proakis propose des canaux théoriques de sélectivité fréquentielle croissante. Leurs réponse impulsionnelle, représentés figure 1.1, sont :

$$\begin{aligned} h_k^{ProakisA} &= [0.04, -0.05, 0.07, -0.21, -0.5, 0.72, 0.36, 0, 0.21, 0.03, 0.07] \\ h_k^{ProakisB} &= [0.407, 0.815, 0.407] \end{aligned}$$

Les coefficients sont séparés d'un temps symbole puisque le modèle utilisé est de type discret équivalent. La profondeur de l'atténuation spectrale ainsi que la position des zéros renseignent sur la difficulté du canal à être égalisé [5]. Les modules de leur fonction de transfert sont présentés figure 1.2. Contrairement au canal PROAKIS A, le spectre du canal PROAKIS B présente une forte atténuation fréquentielle. La représentation en pôles et zéros de leur fonction de transfert est donnée figure 1.3. La forte atténuation spectrale du canal PROAKIS B est conforme à la position des zéros de sa fonction de transfert, quasiment situés sur le cercle unité.

Ces deux canaux sont très souvent pris comme canaux de références pour des études théoriques de techniques de réception.

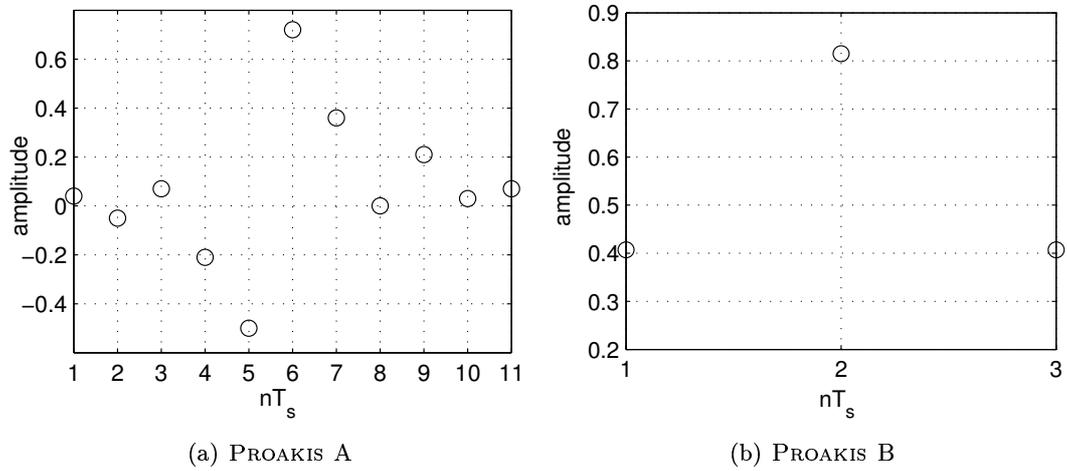


FIG. 1.1 – Réponses impulsionnelles des canaux de Proakis

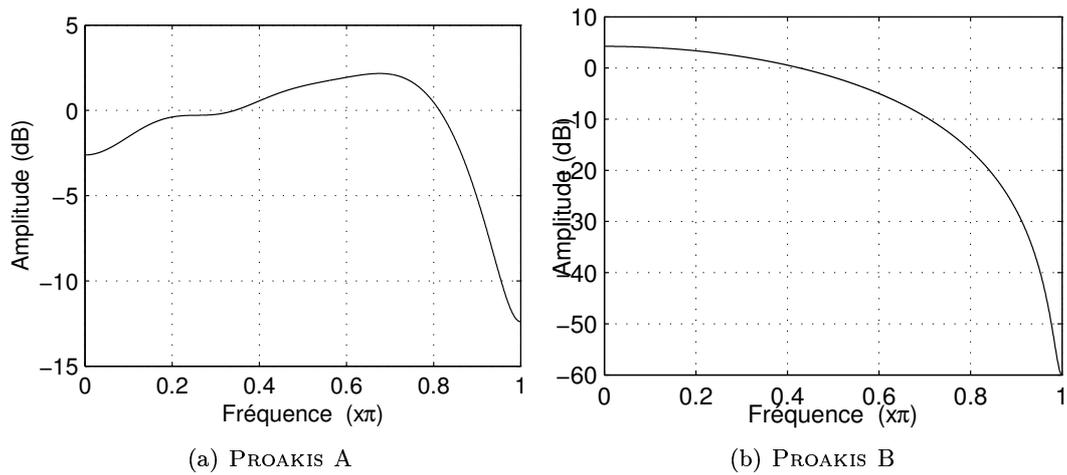


FIG. 1.2 – Module des spectres des canaux de Proakis

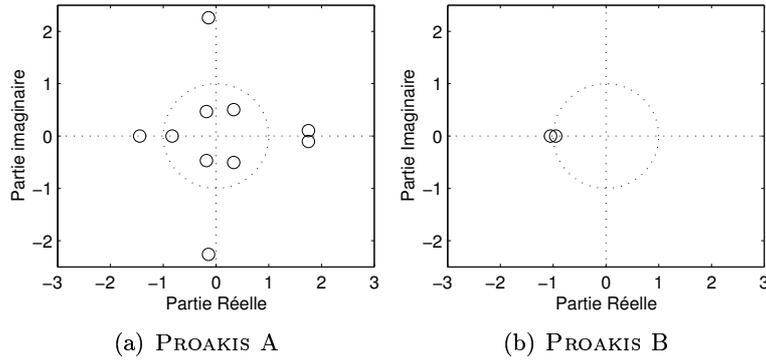


FIG. 1.3 – Représentation des zéros des canaux de Proakis

1.3.2 Modèles réalistes

Dans notre étude, nous nous intéressons également à des canaux plus réalistes du type canal ionosphérique. Afin de prendre en compte un certain nombre de perturbations réalistes (filtres d'émission et de réception, problème de récupération du rythme,...), ces canaux ne sont pas modélisés directement par le canal discret équivalent.

Notamment, il est nécessaire de simuler le filtre d'émission et le filtre de réception. On utilise classiquement le filtre en cosinus surélevé, qui respecte le critère de Nyquist. Il est de la forme :

$$X_{rc}(f) = \begin{cases} T_s & \text{pour } 0 \leq |f| \leq \frac{1-\rho}{2T_s} \\ \frac{T_s}{2} \left\{ 1 + \cos \left[\frac{\pi T_s}{\rho} \left(|f| - \frac{1-\rho}{2T_s} \right) \right] \right\} & \text{pour } \frac{1-\rho}{2T_s} \leq |f| \leq \frac{1+\rho}{2T_s} \\ 0 & \text{pour } |f| > \frac{1+\rho}{2T_s} \end{cases} \quad (1.7)$$

ρ est appelé facteur de retombée et peut prendre des valeurs $0 \leq \rho \leq 1$. La bande occupée au-delà de la fréquence de Nyquist $1/2T_s$ est appelée bande en excès. La bande totale du signal est égale à

$$B_{tot} = \frac{1+\rho}{T_s} = D_s(1+\rho)$$

La bande de Nyquist est donnée par $B_{Ny} = 1/T_s$. Afin que les performances optimales soient atteintes, le filtre en cosinus surélevé est séparé identiquement à l'émission et à la réception [8].

Nous allons maintenant détailler les caractéristiques des canaux utilisés ainsi que les modèles simulés.

1.3.2.1 Caractéristiques physiques

L'ionosphère est une couche de l'atmosphère située à une altitude comprise entre 85 et 1000 km. Elle est composée de plusieurs couches (D, E et F) de caractéristiques différentes. L'interaction des rayons UV du soleil et du champ magnétique terrestre avec les éléments la constituant modifie la densité d'électrons libres au sein du milieu, et donc l'indice de réfraction [9][10].

Numéro coeff.	retard (ms)	gain (dB)	Étalement Doppler (Hz)
1	0	0	1
2	2	0	1

TAB. 1.1 – Paramètres du canal CCIR

Numéro coeff.	retard (ms)	gain (dB)	Étalement Doppler (Hz)
1	0	0	2
2	4	0	2

TAB. 1.2 – Paramètres du canal ionosphérique 2

A une fréquence donnée, pour des incidences rasantes, les ondes restent confinées dans le milieu d'indice de réfraction inférieur et se propagent à la surface de la terre (onde de surface). Lorsque la densité d'électrons libres augmente, les ondes sont réfractées avec un angle de réfraction plus élevé qui renvoie les ondes vers le sol (ondes de sol). Si cette densité devient importante, elle génère alors une couche conductrice (couche F) qui réfléchit les ondes vers le sol et induit un mode de propagation guidée entre la terre et les couches conductrices.

Cependant, l'indice de réfraction varie également avec la fréquence. Lorsque la fréquence est basse, les phénomènes de réfraction sont prépondérants et l'absorption augmente. Les ondes restent alors confinées dans les couches basses de l'ionosphère. Lorsque celle-ci est élevée (bande HF), la sensibilité à la densité d'électrons libres est prédominante, les ondes ne sont pas absorbées par les couches inférieures (couches D voire E) mais réfléchies sur les couches conductrices F. Ainsi, les ondes courtes (bande HF) correspondent à un mode de propagation de type multibonds avec un coefficients de réflexion proche de 1 qui permettent des transmissions sur de très longues distances jusqu'à plusieurs dizaines de milliers de kilomètres. D'autre part, les mouvements des différentes couches de l'ionosphère induisent des phénomènes Doppler qui conduisent à une sélectivité temporelle du canal.

1.3.2.2 Modélisation

Le modèle de Watterson [11] est le modèle de référence pour la propagation en bande HF. Le modèle de simulation mis en œuvre correspond à une simplification du modèle de Watterson dans sa version large bande.

Deux modèles de canaux ont été simulés. Ils sont modélisés par un filtre linéaire de réponse impulsionnelle

$$h(t) = \sum_{k=0}^{L-1} h_k(t) \delta(t - kT_s).$$

Les paramètres du premier canal, indiqués tableau 1.1 ont été définis par le CCIR (Comité Consultatif International en Radiodiffusion). Ce modèle de canal est alors appelé canal CCIR. Les paramètres du second canal, appelé canal ionosphérique 2, sont donnés tableau 1.2.

Les coefficients du filtre $h_k(t) = |h_k(t)|e^{j\theta_k(t)}$ sont variants dans le temps et correspondent à des processus complexes aléatoires gaussiens stationnaires de moyenne nulle tel que $h_k(t) = X_1(t) + jX_2(t)$. Les modules $|h_k(t)|$ des coefficients sont alors des processus stochastiques de Rayleigh. En effet, un processus de Rayleigh $X(t)$ se construit à partir de processus stochastiques $X_1(t)$ et $X_2(t)$ gaussiens indépendants centrés de variance σ^2 tels que $X(t) = \sqrt{X_1^2(t) + X_2^2(t)}$. Les caractéristiques de ces processus de Rayleigh sont la densité de probabilité, la variance et la moyenne donnés par :

$$\begin{aligned} p(x) &= \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} & x > 0 \\ \sigma_X^2 &= \sigma^2 \left(2 - \frac{\pi}{2}\right) \\ \mu_X &= \sigma \left(\frac{\pi}{2}\right)^{1/2} \end{aligned}$$

Comme les processus gaussiens sont indépendants, la fonction d'autocorrélation du processus $X(t)$ est l'impulsion de Dirac. La densité spectrale de puissance $S_{xx}(f)$ est alors constante et égale à $E[X(t)^2] = 2\sigma^2$. En prenant $\sigma = 1/2$, on obtient une puissance normalisée à 1. Les phases $\theta(t)$ sont uniformément distribuées sur $[0, 2\pi]$.

Afin de prendre en compte des variations temporelles continues du canal, chaque processus de Rayleigh blanc est filtré par un filtre passe-bas de fonction de transfert $G(f)$ afin d'introduire une corrélation entre les échantillons. La densité spectrale de puissance obtenue s'écrit :

$$S_{yy} = |G(f)|^2 S_{xx}$$

Pour le canal ionosphérique il a été montré qu'une forme gaussienne était conforme aux observations réelles. Ainsi, on choisit $G(f)$ tel que :

$$|G(f)|^2 = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_d^2}} e^{-\frac{f^2}{2\sigma_d^2}}$$

L'étalement Doppler est défini par :

$$B_d = 2\sigma_d = 2f_d$$

où f_d est la fréquence Doppler. L'écart type σ_d de la forme gaussienne spectrale du filtre passe-bas permet de définir un étalement Doppler ou bande Doppler.

1.3.2.3 Détermination des paramètres de simulation

La bande disponible pour la transmission HF est $B = 10$ kHz. Le facteur de retombée ρ des filtres d'émission et de réception est choisi égal à 0.22. On obtient alors le débit symbole suivant $D_s = \frac{B}{1+\rho} = 8192$ symb/s. Pour le canal CCIR, nous avons approximé le retard temporel entre les deux trajets à $17 T_s$ ce qui correspond à un étalement temporel de 2.07 ms. Ainsi, le traitement de réception, et notamment l'égalisation, peut s'effectuer de façon synchrone. De même, pour le canal ionosphérique 2, la longueur du filtre est égale à $33 T_s$. La fréquence d'échantillonnage est égale à 16384 Hz. Afin d'obtenir une puissance de canal normalisée, les gains des deux coefficients ont une valeur de $1/\sqrt{2}$.

Le profil de puissance de ce canal est donné figure 1.4. Les variations sont assez lentes : environ un évanouissement tous les 10000 symboles de modulation.

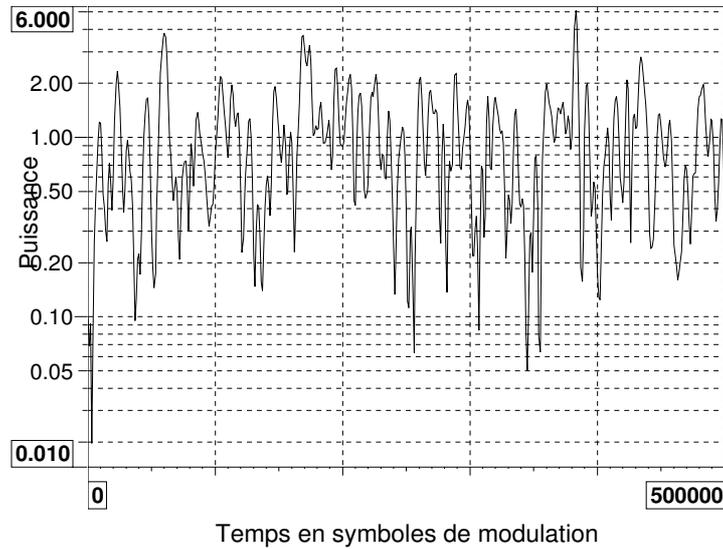


FIG. 1.4 – Profil de puissance du canal CCIR

1.4 Modélisation de l'émission

Dans cette section nous détaillons les différentes fonctions de l'émetteur d'une chaîne de communications numériques. Les données de la source binaire sont supposées statistiquement indépendantes et identiquement distribuées (source i.i.d.).

Afin de protéger les données contre le bruit, un codage correcteur d'erreurs est inséré avant la modulation. Nous choisissons un codage de type convolutif pour lequel le décodage à sorties souples est facilement implémentable. Nous utiliserons les codes convolutifs non systématiques binaires de rendement 1/2 décrits ci-dessous, illustrés figure 1.5 :

- longueur de contrainte $K = 3$, polynômes générateurs $(5, 7)_o$
- longueur de contrainte $K = 5$, polynômes générateurs $(23, 35)_o$
- longueur de contrainte $K = 7$, polynômes générateurs $(133, 171)_o$

Le Most Significant Bit (MSB) des polynômes générateurs représente l'entrée du code (représentation utilisée par Proakis [5]).

Si le schéma de transmission adopté repose sur un entrelacement bit, le codage est alors suivi d'un entrelaceur, dont le rôle est de permuter les bits codés selon une loi donnée, puis d'un modulateur, qui convertit les bits codés entrelacés en symbole complexe appartenant à une constellation donnée. Dans le cas d'un entrelacement symbole, les bits codés sont tout d'abord convertis en symboles complexes puis un entrelaceur complexe réalise la permutation des symboles. L'entrelaceur bit traite donc des données binaires alors que l'entrelaceur symbole traite des données complexes.

L'entrelaceur est mis en œuvre sous la forme d'une matrice rectangulaire ou carrée. Une loi d'entrelacement permet de définir les permutations effectuées sur les données. Un des exemples le plus simple est l'entrelaceur de loi uniforme et de matrice carrée. Les

données sont écrites ligne par ligne dans la matrice et sont lues colonnes par colonnes. La loi d'entrelacement qui lie le couple de coordonnées entrant (i, j) au couple de coordonnées sortant (k, l) est donc la suivante :

$$\begin{aligned} k &= j \\ l &= i \end{aligned}$$

La loi non uniforme est maintenant décrite. Soit (i, j) le couple de coordonnées entrant et (k, l) le couple de coordonnées sortant. i varie de 0 à $N - 1$ et j de 0 à $M - 1$. Soit x, y et z des variables intermédiaires.

La coordonnée k est donnée par :

$$\text{si } i \text{ est pair } \begin{cases} x = \frac{i}{2} + j \\ k = 2 \bmod_{N/2}(x) + 1 \end{cases} \quad (1.8)$$

$$\text{si } i \text{ est impair } \begin{cases} x = \frac{i-1}{2} + j \\ k = 2 \bmod_{N/2}(x) \end{cases} \quad (1.9)$$

La coordonnée l est donnée par :

$$\begin{cases} z = \bmod_8(x) \\ l = \bmod_M(j \times y) \end{cases} \quad (1.10)$$

avec y , fonction de z , donné par le tableau 1.3.

Le modulateur Modulation d'Amplitude en Quadrature (MAQ)-M groupe les données binaires codées (entrelacées ou non) en q -uplet $\mathbf{c}(\mathbf{n}) = [c^0(n)c^1(n) \dots c^q(n)]$ tel que $M = 2^q$. Une table de correspondance μ , appelée mapping, permet d'associer un symbole complexe

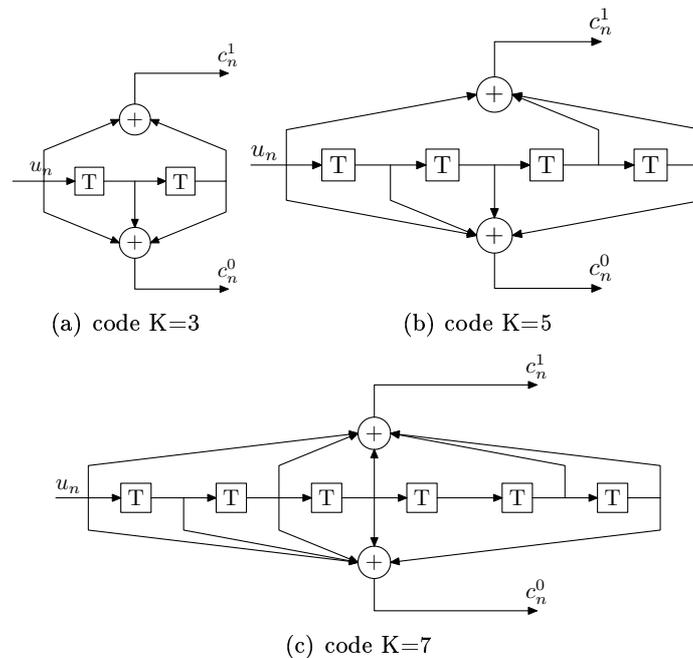


FIG. 1.5 – Codes convolutifs utilisés

z	0	1	2	3	4	5	6	7
y	7	17	11	23	29	13	21	19

TAB. 1.3 – Correspondance entre les variables y et z.

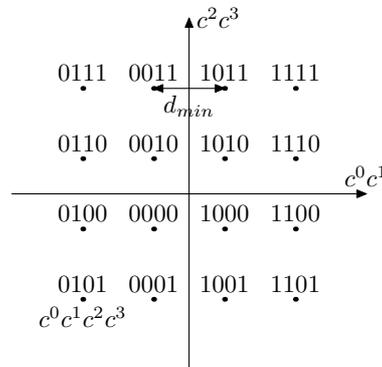


FIG. 1.6 – Constellation de la modulation MAQ-16 avec le mapping de Gray

$d(n)$, appartenant à une constellation $\chi = \{s_1, \dots, s_M\}$, à chaque q -uplet. Une constellation est la représentation de tous les éléments de l'alphabet de modulation dans le plan complexe. La constellation de la modulation MAQ-16 associée à un mapping de Gray est représentée figure 1.6.

La chaîne d'émission complète sous ses deux formes, entrelacement bit ou symbole, est présentée figure 1.7. Lorsque des canaux théoriques discrets équivalents sont utilisés, le canal ne comporte que le filtre représentant le phénomène de multitrajets suivi du générateur du bruit BAG. Dans le cas de canaux réalistes, l'émetteur va être suivi d'un filtrage numérique suréchantillonné d'émission tel qu'il a été décrit en 1.3.2.

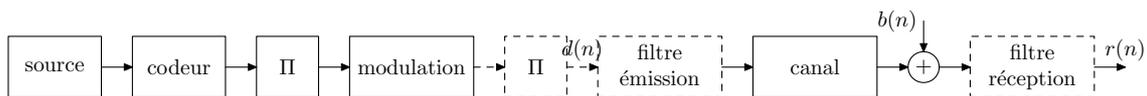


FIG. 1.7 – Chaîne d'émission complète

1.5 Méthode d'évaluation des performances

Tout au long de notre étude, nous illustrerons nos raisonnements par des simulations. Dans cette section, nous précisons la méthode utilisée et la signification de certains sigles. Suivant les caractéristiques de sélectivité des canaux, la méthode diffère légèrement. Nous distinguerons les deux types de canaux : invariant et variant.

1.5.1 Évaluation de l'Erreur Quadratique Moyenne

L'Erreur Quadratique Moyenne est l'une des méthodes d'évaluation des égaliseurs la plus utilisée. La mise en œuvre exacte consiste à calculer l'erreur quadratique instantanée en sortie de l'égaliseur dans une fenêtre d'observation donnée puis à effectuer une moyenne de cette erreur pour plusieurs tirages de bruit. Nous n'évaluerons que l'EQM vraie pour

laquelle la référence correspond aux symboles émis. Ainsi, l'erreur quadratique instantanée s'écrit :

$$e(n) = d(n) - \tilde{d}(n) \quad (1.11)$$

où $d(n)$ représente le symbole émis et $\tilde{d}(n)$ représente le symbole égalisé.

Afin de simplifier les simulations, nous modifions le calcul de l'EQM. Une moyenne de l'erreur quadratique instantanée est réalisée sur une fenêtre d'observation de taille donnée. Puis on décale la fenêtre de moyennage et on réalise la deuxième moyenne et ainsi de suite. Cela permet de n'effectuer qu'un seul tirage de bruit ce qui limite donc le temps de simulation. D'autre part, l'EQM n'est pas la méthode finale d'évaluation d'un système mais sert plutôt à des comparaisons sur une fenêtre d'observation donnée. Le Taux d'Erreurs Binaires (TEB) reste le moyen d'évaluation des performances d'un système le plus complet.

1.5.2 Évaluation de la probabilité d'erreur

La probabilité d'erreur est estimée à l'aide du TEB qui est égal au rapport du nombre d'erreurs binaires par le nombre total de bits observés (méthode de Monte-Carlo). Dans le cas d'un canal invariant, le nombre d'erreurs doit au moins être égal 100. Afin de limiter le temps de simulation, la plupart des TEB donnés ne sont pas inférieurs à 10^{-4} soit un nombre de bits observés égal à 10^6 .

Dans le cas d'un canal variant c'est à dire à évanouissements, l'observation doit être beaucoup plus longue. En effet, si le temps d'observation est trop faible par rapport au temps de cohérence du canal, alors la réalisation du processus aléatoire obtenue n'est pas représentative du processus aléatoire lui-même. Par conséquent, les performances obtenues ne sont pas non plus représentatives du fonctionnement du système sur ce canal. D'autre part, la puissance en sortie du canal peut ne pas être normalisée. Si aucune mesure de puissance n'est réalisée avant l'ajout du bruit alors le Rapport Signal à Bruit (RSB) effectif sera différent du RSB voulu et les résultats seront donc erronés.

Dans le cas du canal CCIR, nous simulons 10^7 bits codés soit $2.5 \cdot 10^6$ symboles de modulations MAQ-16.

1.5.3 Définition du E_b/N_0 utile

Le bruit BBAG complexe possède une distribution gaussienne de moyenne nulle et de variance σ_b^2 . Le signal est émis dans une bande limitée B . Le bruit complexe en bande de base est donc filtré en dehors de cette bande et sa densité spectrale de puissance est représentée figure 1.8. On appelle N_0 la densité monolatérale de puissance tel que $\sigma_b^2 = 2N_0$ [5]. La puissance du bruit complexe s'écrit alors $P_b = 2N_0B$.

Le RSB est donné par [8] :

$$RSB = \frac{E_s}{N_0} \quad (1.12)$$

où E_s est l'énergie par symbole émis après filtrage d'émission.

Cette énergie peut être exprimée en fonction de la variance σ_d^2 des symboles de modulation si le filtre de Nyquist est equiréparti à l'émission et à la réception [8] :

$$E_s = \frac{\sigma_d^2 T_s}{2} \quad (1.13)$$

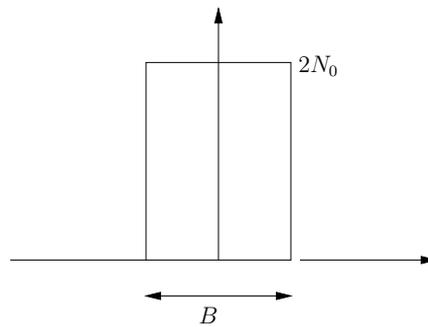


FIG. 1.8 – Densité spectrale de puissance du bruit BBAG complexe

où T_s est la durée symbole.

En exprimant les performances des systèmes étudiés en fonction de E_{bu} , énergie par bit utile ou bit d'information avant codage et modulation, tous les systèmes seront comparables quelque soit la modulation ou le codage utilisé. Nous exprimons donc E_{bu} en fonction du RSB :

$$\frac{E_{bu}}{N_0} = \frac{1}{R \cdot \log_2(M)} \frac{E_s}{N_0} \quad (1.14)$$

où R est le rendement du code et M est le nombre d'états de la modulation.

Chapitre 2

Principes de la turbo-égalisation

Ce chapitre est consacré à l'état de l'art des techniques itératives d'égalisation et de décodage. Avant de les exposer un bref état de l'art de l'égalisation est proposé. Puis, nous décrivons un certain nombre de techniques de réception possibles issues de la littérature. Enfin, nous montrons l'intérêt de la turbo-égalisation par rapport à ces techniques et nous en détaillons les différentes fonctions.

2.1 Quelques bases théoriques en égalisation

Lors d'une transmission numérique sur un canal multitrajet, le signal est perturbé par de l'IES et du bruit. Si l'on considère le modèle de canal discret équivalent présenté en 1.1, le signal reçu s'écrit sous la forme :

$$r(n) = \sum_{l=0}^{L-1} d(n)h(n-l) + b(n) \quad (2.1)$$

Si L reste faible, il est possible de réaliser le détecteur optimal qui minimise la probabilité d'erreur. Dans ce cas, le canal est vu comme un code convolutif de rendement 1 qui peut être représenté sous la forme d'un treillis. La détection est alors réalisée à l'aide de l'algorithme de Viterbi qui permet de détecter la séquence la plus probable ou l'algorithme MAP, également appelé aller-retour, qui permet de maximiser la probabilité à chaque symbole reçu. Cependant, la complexité calculatoire de ces algorithmes est exponentielle avec la longueur du canal L et le nombre d'états de la modulation. Nous détaillerons les principes du détecteur et de ses versions sous-optimales en 6.3.

L'approche optimale est donc remplacée par des critères sous-optimaux dont la mise en œuvre est moins complexe. La méthode consiste à rechercher le filtre numérique, appartenant à une classe donnée, optimal au sens d'un certain critère. Ce filtre permet d'estimer les données émises à partir des observations recueillies en sortie du canal. Il est appelé filtre égaliseur ou égaliseur.

Le premier critère consiste à garantir l'absence d'IES en sortie de l'égaliseur aux instants d'échantillonnage. Ce critère porte le nom de critère de forçage à zéro ou *Zero Forcing* (ZF). Lorsque le canal est non bruité, ce critère permet de représenter exactement le filtre égaliseur qui annule les interférences. Cependant, dès qu'un bruit BAG est ajouté à la

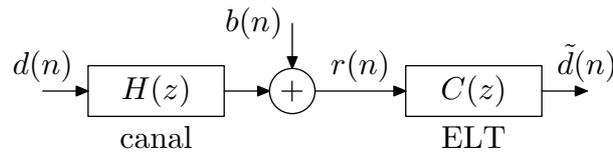


FIG. 2.1 – schéma de la chaîne avec égaliseur linéaire et canal discret équivalent

chaîne, les performances du récepteur se dégradent très rapidement du fait de l'amplification du bruit. En effet, le rôle de l'égaliseur dans le domaine fréquentiel est de blanchir le spectre du canal, c'est à dire de réaliser exactement son inverse. Ainsi les atténuations dues à la sélectivité fréquentielle du canal sont compensées par des forts gains. Dans ces zones le bruit, filtré par l'égaliseur, sera alors considérablement amplifié. Le critère d'optimisation le plus couramment utilisé est le critère de Minimum d'Erreur Quadratique Moyenne (MEQM). Lorsque le canal est bruité, ce critère réalise le compromis entre l'élimination de l'IES et la réduction du bruit. D'autre part, il est équivalent au critère ZF en l'absence de bruit.

Il existe un certain nombre de classes d'égaliseurs : linéaire ou non, transverse ou récuratif ou une association des deux. Les plus utilisés sont les égaliseurs linéaires transverses (ELT) et les égaliseurs à retour de décision (ERD). Ils sont décrits en 2.1.1 et leur structure optimale au sens du critère MEQM est présentée pour un canal connu. Nous présenterons également l'annuleur d'interférences peu utilisé en égalisation classique mais très utile dans un contexte itératif.

Lorsque le canal est variant dans le temps, il est nécessaire d'estimer en permanence les coefficients de l'égaliseur grâce à des algorithmes d'adaptation. Nous présenterons en 2.1.2 les deux algorithmes les plus couramment utilisés : le Least Mean Square (LMS) et le Recursive Least Square (RLS).

2.1.1 Les structures de filtre

2.1.1.1 Égaliseur linéaire

Il s'agit d'obtenir la structure optimale de l'égaliseur linéaire au sens du critère de MEQM [6]. L'égaliseur est représenté sous la forme d'un filtre numérique de réponse impulsionnelle infinie (RII) dans un premier temps. Puis nous ajouterons une contrainte afin de pouvoir le réaliser sous la forme d'un filtre numérique de réponse impulsionnelle finie (RIF), qui porte le nom d'égaliseur linéaire transverse.

L'égaliseur, représenté par sa fonction de transfert en z $C(z)$, traite les données reçues $r(n)$. La sortie égalisée est représentée par les échantillons $\tilde{d}(n)$. La chaîne étudiée est représentée figure 2.1.

On a alors la relation suivante :

$$\tilde{d}(n) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} c(l)r(n-l) \quad (2.2)$$

On désire minimiser la fonction de coût (Erreur Quadratique Moyenne) suivante :

$$J = E[|\tilde{d}(n) - d(n)|^2] \quad (2.3)$$

D'après le théorème de la projection orthogonale, les coefficients du filtre optimal vérifient [6] :

$$E \left[\left(\sum_{l=-\infty}^{+\infty} c(l)r(n-l) - d(n) \right) r^*(n-k) \right] = 0 \quad \text{pour tout } k \quad (2.4)$$

La solution de cette équation donne le filtre de Wiener dont l'expression est la suivante :

$$C(z) = \frac{R_{dr}(z)}{R_{rr}(z)} \quad (2.5)$$

avec $R_{dr}(z)$, transformée en z de $R_{dr}(l) = E[d(n)r(n-l)]$ et $R_{rr}(z)$ transformée en z de $R_{rr}(l) = E[r(n)r(n-l)]$.

Si $r(n)$ correspond à la sortie d'un filtre $H(z)$ attaqué par un signal blanc normé ($\sigma_d^2 = 1$) $d(n)$ à laquelle on a ajouté un bruit BAG de corrélation $R_{bb}(k) = \sigma_b^2 \delta_k$, alors le filtre de Wiener s'écrit :

$$C(z) = \frac{H^*\left(\frac{1}{z^*}\right)}{H(z)H^*\left(\frac{1}{z^*}\right) + \sigma_b^2} \quad (2.6)$$

Ainsi en l'absence de bruit ($\sigma_b^2 = 0$), le filtre de Wiener se réduit au filtre inverse $1/H(z)$ qui correspond au critère ZF.

Si l'on veut réaliser l'égaliseur sous la forme d'un filtre à réponse impulsionnelle finie, il est nécessaire de tronquer la fonction $1/(H^*(1/z^*)H(z) + \sigma_b^2)$ qui est à réponse impulsionnelle infinie. Nous présentons maintenant la solution du filtre optimal de Wiener sous la contrainte de réponse impulsionnelle finie.

On peut écrire l'équation régissant le filtrage à l'aide d'un produit matrices et de vecteurs, plus simples à manipuler [6] :

$$\tilde{d}(n) = \sum_{l=0}^{N-1} c(l)r(n-l) \quad (2.7)$$

$$\tilde{d}(n) = \mathbf{c}^T \cdot \mathbf{r} \quad (2.8)$$

avec $\mathbf{r}^T = [r_{N-1}, \dots, r_0]$ et $\mathbf{c}^T = [c_0, \dots, c_{N-1}]$.

Avec les notations suivantes :

– matrice d'autocorrélation de \mathbf{r} : $\mathbf{R}_{\mathbf{r}\mathbf{r}} = E[\mathbf{r}\mathbf{r}^T]$

– vecteur d'intercorrélation entre $d(n)$ et \mathbf{r} : $R_{dr} = E[d_k \mathbf{r}]$

si $\mathbf{R}_{\mathbf{r}\mathbf{r}}^{-1}$ existe, le filtre de Wiener discret s'écrit :

$$\mathbf{c}_{opt} = \mathbf{R}_{\mathbf{r}\mathbf{r}}^{-1} R_{dr} \quad (2.9)$$

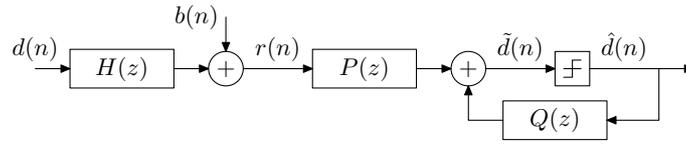


FIG. 2.2 – Schéma de l'ERD

La structure ainsi obtenue, appelée égaliseur linéaire transverse (ELT), est inconditionnellement stable mais peut conduire à des dégradations des performances si la troncature du nombre des coefficients est trop importante. Notamment, lorsque les zéros de $H(z)$ sont proches du cercle unité, un nombre important de coefficients est nécessaire afin de représenter correctement l'inverse du canal. Il devient alors préférable de réaliser tout ou partie de l'égaliseur à l'aide d'un filtre à réponse impulsionnelle infinie sous la forme récursive qui permet de réduire considérablement le nombre de coefficients utiles.

2.1.1.2 Égaliseur à retour de décision (ERD)

L'emploi d'une structure de type Égaliseur à Retour de Décision (ERD) conduit généralement à de bons résultats lorsque le RSB est assez élevé. Cette structure contient un filtre linéaire transverse également appelé filtre avant, un filtre récursif appelé filtre arrière et un dispositif non linéaire de prise de décisions. L'ERD est représenté figure 2.2 et l'équation suivante le caractérise :

$$\tilde{d}(n) = \sum_{i=0}^M p(i)r(n+i) + \sum_{j=1}^N q(j)\hat{d}(n-j) \quad (2.10)$$

On peut remarquer que le signe "-" nécessaire à la soustraction des interférences est alors inclus dans les coefficients de $Q(z)$.

Sous l'hypothèse que les données $\hat{d}(n)$ sont correctement estimées, c'est à dire $\hat{d}(n) = d(n)$, les coefficients des filtres optimaux au sens du critère MEQM sont données par [12] :

$$\begin{cases} \sum_{i=0}^M p(i) \left[\left(\sum_{l=0}^i h(l)h^*(l+n-i) \right) + R_{bb}(n-i) \right] = d^*(n) & n = 0, 1, \dots, M \\ q(j) = \sum_{i=0}^M p(i)h(i+j) & j = 1, \dots, N \end{cases} \quad (2.11)$$

où $R_{bb}(n)$ est la fonction d'autocorrélation du bruit $b(n)$. La taille du filtre avant est égale à $M+1$ et celle du filtre arrière est égale à N tel que $L = N+1$ (L longueur du canal). Ainsi, les interférences liées à la partie à phase minimale du canal sont traitées par le filtre arrière récursif et le reste des interférences est traité par le filtre avant linéaire transverse.

Grâce à sa partie récursive l'ERD permet d'égaliser des canaux beaucoup plus sévères que l'ELT. D'autre part, la prise de décisions dans la boucle permet de supprimer le bruit dans le filtre arrière si le RSB est suffisant et ainsi de stabiliser et améliorer les performances de l'égaliseur. Cependant, si le RSB est trop faible, des erreurs de décision apparaissent et se propagent dans la partie arrière. Les performances de l'ERD se dégradent alors très rapidement.

Lorsque l'on considère des RSB pour lesquels l'égalisation classique fonctionne bien, la structure ERD est très souvent préférable à la structure ELT. Nous verrons dans le chapitre 4 que le choix d'un égaliseur au sein de la turbo-égalisation n'est pas toujours aussi trivial.

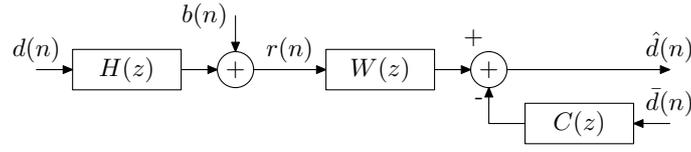


FIG. 2.3 – schéma de l'annuleur d'interférences

2.1.1.3 Annuleur d'interférences

Nous décrivons la structure d'Annuleur d'Interférences (AI) très peu utilisée jusqu'à maintenant en égalisation. Elle a été proposée pour la première fois par Proakis [13]. Dans [14], Gersho et Lim ont proposé une version adaptative de l'annuleur au sens du critère MEQM.

La structure d'annuleur d'interférences est présentée figure 2.3. Les expressions optimales des filtres $W(z) = \sum_{k=0}^{L-1} w(k)z^{-k}$ et $C(z) = \sum_{k=-(L-1)}^{L-1} c(k)z^{-k}$ au sens du critère MEQM sont données par [14] et [15]

$$W(z) = \frac{\sigma_d^2}{\sigma_b^2 + \alpha\sigma_d^2} H^*(1/z^*) \quad (2.12)$$

$$C(z) = \frac{\sigma_d^2}{\sigma_b^2 + \alpha\sigma_d^2} [H(z) \cdot H^*(1/z^*) - \alpha] \quad (2.13)$$

avec $\alpha = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} |h(k)|^2$, appelé gain du canal. Elles ont été établies sous la contrainte $c_0 = 0$. En effet, comme pour l'ERD, on suppose que $\bar{d}(n) = d(n)$ ce qui conduit à la solution $W(z) = 1$ et $C(z) = 0$ sans contrainte. $W(z)$ correspond donc au filtre adapté au canal et $C(z)$ a pour rôle de reconstruire l'interférence générée par la concaténation du canal et de son filtre adapté $W(z)$. Lorsqu'un canal invariant est simulé, le gain du canal est normalisé à 1.

L'expression de la sortie optimale est donnée par :

$$\hat{d}(n) = \frac{\sigma_d^2}{\sigma_b^2 + \alpha\sigma_d^2} \left[\alpha d(n) + \sum_{k=0}^{L-1} h^*(k)b(n+k) \right] \quad (2.14)$$

On appelle *biais optimal* de l'AI la quantité $\beta = \frac{\alpha}{\alpha + \sigma_b^2}$. Si le canal est variant, les coefficients du canal et le gain du canal α sont fonction du temps : $h_n(k)$ et α_n .

Le RSB instantané en sortie de l'AI optimal est donné par

$$RSB_{opt} = \frac{\alpha_n \sigma_d^2}{\sigma_b^2} \quad (2.15)$$

et l'EQM optimale par

$$J_{opt} = \frac{\sigma_d^2 \sigma_b^2}{\alpha_n \sigma_d^2 + \sigma_b^2} \quad (2.16)$$

Le RSB moyen, égal à σ_d^2/σ_b^2 , est identique au RSB en sortie du canal gaussien. Ainsi, d'après les équations 2.14 et 2.15, l'IES est totalement supprimée sans augmentation du niveau du bruit. Les performances de l'AI optimal permettent de définir la borne optimale du système. On peut noter qu'elle correspond également à la borne du filtre adapté qui

maximise le RSB à sa sortie.

La structure de l'AI présentée figure 2.3 est très proche de celle de l'ERD. Ainsi, l'AI possède un filtre arrière qui permet de corriger l'IES comme l'ERD. Cependant, l'ERD basé sur le critère MEQM réalise un compromis entre la minimisation du bruit et l'annulation des interférences alors que l'AI supprime entièrement les interférences quelque soit le niveau du bruit. Pour cela, une hypothèse doit être vérifiée : la connaissance exacte des données émises qui sont inconnues du récepteur en pratique ! Dans le cas de l'ERD seules les données passées sont nécessaires, alors que pour l'AI, les données passées et futures doivent être disponibles. En pratique, on utilise donc un autre dispositif d'estimation des données (égalisation simple ou égalisation + décodage) avant l'AI. Dans [16], Wesolowski montre que les performances de l'annuleur d'interférences dépendent fortement des performances du premier traitement d'estimation. Nous verrons au chapitre 4 que l'AI est tout à fait adapté à un processus itératif d'égalisation.

2.1.2 Les algorithmes d'adaptation

Nous décrivons maintenant deux algorithmes d'adaptation permettant d'obtenir les coefficients de l'égaliseur si le canal est inconnu et/ou s'il est variant. Comme pour la définition des structures, le critère choisi pour la mise en œuvre de ces algorithmes est le critère de MEQM.

Le premier algorithme décrit est l'algorithme du gradient stochastique ou LMS [17]. Il est une adaptation au contexte aléatoire de l'algorithme du gradient classique, les données émises étant modélisées par un processus aléatoire. Il est très souvent utilisé car il est extrêmement simple à mettre en œuvre.

Le second algorithme est l'algorithme de Newton stochastique ou RLS [18]. Son principal avantage sur le LMS est sa rapidité de convergence. Mais il souffre d'une complexité calculatoire importante. Le chapitre 4 traitera notamment du choix entre les deux algorithmes dans différents contextes (déconvolution ou identification du canal) pour un canal variant dans le temps.

2.1.2.1 Le LMS

Pour l'ELT, l'algorithme du gradient stochastique s'écrit [5]

$$\mathbf{c}(n) = \mathbf{c}(n-1) + \mu(n)\mathbf{r}^*(n)e(n) \quad (2.17)$$

$$e(n) = d(n) - \mathbf{c}^T(n-1) \cdot \mathbf{r}(n) \quad (2.18)$$

$\mu(n)$ est le pas d'adaptation de l'algorithme.

Pour l'ERD, deux techniques d'adaptation sont possibles. Les coefficients de $P(z)$ et $Q(z)$ peuvent être regroupés en un seul vecteur $\mathbf{c}(n)$. L'algorithme du LMS s'écrit alors

$$\mathbf{c}(n) = \mathbf{c}(n-1) + \mu(n)\mathbf{v}^*(n)e(n) \quad (2.19)$$

$$e(n) = d(n) - \tilde{d}(n) \quad (2.20)$$

$$\mathbf{v}^*(n) = [r(n+M) \dots r(n), \hat{d}(n-1), \dots, \hat{d}(n-N)] \quad (2.21)$$

La seconde solution consiste à adapter le filtre avant et le filtre arrière indépendamment à l'aide de l'équation (2.17) du LMS en remplaçant l'erreur de l'équation (2.18) par celle de l'équation (2.20).

Pour l'AI, l'algorithme du LMS est donné par

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(n)\mathbf{r}^*(n)e(n) \quad (2.22)$$

$$\mathbf{c}(n+1) = \mathbf{c}(n) - \mu(n)\bar{\mathbf{d}}^*(n)e(n) \quad (2.23)$$

$$e(n) = d(n) - \bar{d}(n) \quad (2.24)$$

avec $\mathbf{w}(n)$ et $\mathbf{c}(n)$, respectivement le vecteur des coefficients du filtre $W(z)$ et celui des coefficients du filtre $C(z)$ à l'instant n .

2.1.2.2 Le RLS

Pour l'ELT, l'algorithme de Newton stochastique s'écrit [5]

$$\mathbf{c}(n) = \mathbf{c}(n-1) + \mathbf{D}^{-1}(n)\mathbf{r}^*(n)e(n) \quad (2.25)$$

$$\mathbf{D}^{-1}(n) = \sum_{k=1}^n \lambda^{n-k} \mathbf{r}(k)\mathbf{r}^H(k) \quad (2.26)$$

où λ est le facteur d'oubli du RLS. Sous la forme récursive, on obtient alors :

$$\mathbf{c}(n) = \mathbf{c}(n-1) + \mathbf{k}(n)e(n) \quad (2.27)$$

$$e(n) = d(n) - \tilde{d}(n) \quad (2.28)$$

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{M}(n-1)\mathbf{r}(n)}{1 + \lambda^{-1}\mathbf{r}^H(n)\mathbf{M}(n-1)\mathbf{r}(n)} \quad (2.29)$$

$$\mathbf{M}(n) = \lambda^{-1}\mathbf{M}(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{k}(n)\mathbf{r}^H(n)\mathbf{M}(n-1) \quad (2.30)$$

$\mathbf{k}(n) = \mathbf{D}^{-1}(n)\mathbf{r}^*(n)$ est appelé gain de Kalman.

Pour l'ERD et l'AI, les équations de l'algorithme RLS se déduisent de la même façon que pour l'algorithme LMS en 2.1.2.1.

2.2 Mise en œuvre du processus d'égalisation et de décodage

2.2.1 Approche conjointe et disjointe

Plusieurs approches existent pour traiter le problème de l'égalisation et du décodage.

L'approche optimale consiste à traiter ces deux fonctions conjointement. Pour cela, on représente la concaténation du code correcteur et du canal par un treillis. Il s'agit alors de réaliser une détection optimale de la séquence la plus probable selon le critère du maximum de vraisemblance à l'aide d'un algorithme de Viterbi par exemple. Le treillis conjoint est alors appelé "super-treillis" [19][20]. Cependant, dès qu'un entrelacement est présent, ce qui est la plupart du temps nécessaire, le nombre d'états augmente considérablement ce qui rend le décodage bien trop complexe à réaliser par rapport au gain apporté. Des solutions, par exemple [21], ont été apportées afin de réduire la taille de ce super-treillis mais elles

restent assez complexes.

L'approche la plus simple et la plus couramment utilisée jusqu'à maintenant consiste à réaliser de façon disjointe l'égalisation puis le décodage. Dans ce cas, l'égalisation peut être réalisée à l'aide d'un détecteur de Viterbi dont le treillis est réduit ou non, ou par des filtres adaptatifs. Dans le contexte d'une transmission avec une modulation dont le nombre d'états est supérieur à 8, les détecteurs mêmes réduits ont une complexité qui devient rapidement rédhibitoire. Dans la suite de l'étude, nous ne considérerons que les égaliseurs basés sur le critère MEQM avec filtres adaptatifs. Une étude comparative d'une technique de turbo-détection sous-optimale et de la turbo-égalisation est proposée en 6.3.

2.2.2 Approche itérative

Nous allons maintenant décrire un certain nombre de techniques itératives d'égalisation et de décodage. Elles sont toutes adaptées à la chaîne d'émission présentée en 1.4. Seule la partie émission étant normalisée, cela laisse donc aux constructeurs une grande liberté sur la conception de leur récepteurs, itératifs ou non.

Les processus itératifs combinant égalisation et décodage se distinguent des schémas classiques par la répétition des fonctions d'égalisation et de décodage. Le point délicat de ces techniques est la modification des fonctions classiques d'égalisation afin de prendre en compte une information *a priori*. De même, le décodeur doit être construit de sorte qu'il fournisse cette information.

Bien que notre chaîne d'émission comprenne un codeur de canal, nous allons dans un premier temps nous intéresser aux techniques itératives ne concernant que l'égalisation. Bien que souvent peu performantes, elles apportent des nouveaux schémas d'égalisation avec prise en compte d'information *a priori*. D'autre part, l'insertion d'un codage de canal est envisageable pour la plupart de ces techniques.

2.2.2.1 Égalisation

Les techniques itératives d'égalisation simples ont surtout été étudiées dans le cas de traitement par blocs. Cependant, elles s'adaptent facilement au traitement continu. Ces techniques consistent à itérer une fonction (égalisation) sur un même bloc de données afin d'améliorer l'estimation des données sur ce bloc.

E. de Carvalho adapte notamment l'annuleur d'interférences de Gersho et Lim [14], également appelé ERD non causal (NCDFE), au traitement par bloc [22]. Une première égalisation est réalisée à l'aide d'une séquence d'apprentissage et des données observées. Puis grâce à une mesure de fiabilité, les symboles estimés les plus fiables sont gardés et utilisés comme symboles connus à l'itération suivante.

Une version améliorée de cet égaliseur est proposée par Gerstacker [23]. La non-linéarité qui génère les décisions souples n'est plus approximée mais calculée exactement.

Dans [24] et [25] Chan et Wornell présentent une nouvelle structure d'égaliseurs. Comme dans les articles de Gerstacker et de Carvalho, il s'agit de reconstruire l'IES et de la soustraire aux données observées à l'aide des symboles estimés à l'itération précédente. Cepen-

dant, le nouvel égaliseur a la particularité de s'adapter aux symboles estimés et notamment à leur variance afin de fournir le Rapport Signal sur Interférences et Bruit (RSIB) maximum à chaque itération. Les équations optimales au sens du maximum de RSIB de l'annuleur sont données en fonction de la variance des données retournées à l'annuleur et des coefficients du canal. D'autre part, les auteurs suggèrent l'utilisation de codage afin d'améliorer les performances sur des canaux sévères. Nous allons donc maintenant décrire quelques techniques itératives d'égalisation et de décodage.

2.2.2.2 Égalisation et décodage

En 1999, P. Strauch propose l'association d'un ERD bloc et d'un décodage pour la modulation MDP8 dans un récepteur itératif pour transmission radiomobile [26]. Pour cela, ils modifient l'égaliseur inventé par Kawas Kaleh [27] afin qu'il prenne en compte une information *a priori*. Cet égaliseur est particulièrement adapté au traitement par bloc lié à l'accès multi-utilisateur TDMA (Time Division Multiple Access).

Dans [28], K.O. Holdsworth présente également une association d'un ERD classique et d'un décodeur en bloc dans un contexte itératif basée sur l'étude de Ariyavisitakul [29]. Ce travail a ensuite été repris par P.A. Martin [30] et étendu à des ERD multiples parallèles [31] [32] avec décodage de type list-Viterbi [33]. Ce décodage permet de conserver plusieurs chemins les plus probables au lieu d'un seul dans le cas d'un Viterbi classique. L'ERD parallèle multiple utilisé comprend un filtre avant et plusieurs filtres arrière. Chaque filtre arrière est alimenté par un des chemins choisi par le list-Viterbi. Un critère permet de choisir la meilleure sortie du banc de filtres arrière.

En 2001, dans [34], K. Gosse propose un nouveau schéma d'égalisation réalisé par un ERD, dont la prise de décision dure est remplacée par une estimation de séquence de type Viterbi, suivi d'un décodeur de canal classique. Il est possible d'utiliser cet ERD plus robuste à la propagation d'erreur mais aussi plus complexe que l'ERD classique en première itération de toutes les techniques itératives présentées précédemment [28][30]. Les auteurs proposent également un récepteur itératif basé sur le nouvel ERD en première itération puis un ERD classique dont le filtre arrière est alimenté par la séquence décodée puis réencodée de l'itération précédente.

Dans [35], M. Marandian propose également d'utiliser un ERD et un décodeur de canal dans un processus itératif. Cependant, le filtre arrière n'est pas seulement alimenté par la séquence réencodée et modulée. Cette séquence est reconstruite à partir des données fournies par le décodeur et également la sortie de l'ERD grâce à l'addition des rapports de vraisemblance en sortie du décodeur et de l'ERD.

Une technique très prometteuse d'égalisation linéaire avec information *a priori* selon le critère MEQM a été proposé en 2002 par Tüchler dans [36] et [37]. Les coefficients de l'égaliseur sont obtenus à partir des caractéristiques statistiques de l'information *a priori* comme sa moyenne et sa variance. L'annuleur d'interférences utilisé dans cette thèse est un cas particulier de l'égaliseur proposé par Tüchler lorsque l'information *a priori* disponible est exacte. Si aucune information *a priori* n'est disponible alors l'égaliseur de Tüchler se restreint au simple égaliseur linéaire transverse. L'égaliseur proposé par Chan et Wornell

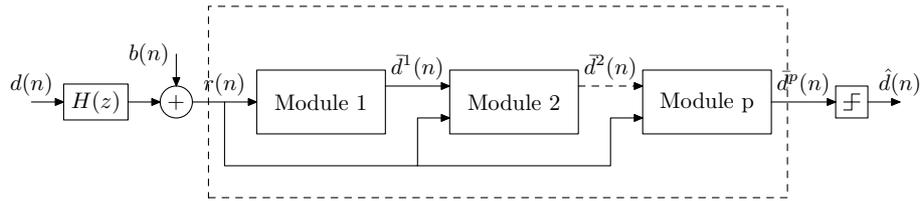


FIG. 2.4 – Schéma synthétique de la turbo-égalisation

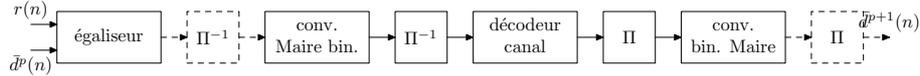


FIG. 2.5 – Schéma d'un module de turbo-égalisation

[25] est également très proche bien que le critère utilisé soit différent. Une extension aux modulations de type MAQ-16 a été proposée par A. Dejonghe dans [38].

Les techniques itératives basées sur l'ERD, se révèlent très peu complexes par rapport notamment aux techniques utilisant le détecteur de Viterbi, itératives ou non. Cependant, le gain apporté reste assez faible, souvent inférieur à 1dB. En effet, à cause de sa structure l'ERD n'est pas capable de reconstruire l'IES pré-curseur comme cela a été montré en 2.1.1. Les techniques itératives basées sur des égaliseurs dérivés à partir d'une information *a priori*, comme l'égaliseur proposé par Chan ou Tüchler, fournissent de bonnes performances.

2.3 Présentation de la turbo-égalisation

En 1997, Christophe Laot propose un récepteur itératif incluant un annuleur d'interférences (égaliseur) permettant de profiter pleinement des données souples [39]. Comme pour les processus itératifs présentés en 2.2, le principe de la turbo-égalisation est de réaliser de manière itérative une égalisation et un décodage de canal. Nous allons présenter les différentes fonctions de la turbo-égalisation telle que nous l'avons étudiée.

Le schéma général de la turbo-égalisation est représenté figure 2.4. Le traitement itératif se compose de plusieurs modules identiques qui se transmettent une estimation des symboles émis. Cette estimation est améliorée au fil des itérations. Sur un canal non sélectif en temps, on dit que la turbo-égalisation a convergé lorsque les performances du canal BBAG sont atteintes : l'AI a alors complètement supprimé l'IES, seul le bruit du canal est responsable des erreurs en sortie du récepteur. Ce bruit est traité efficacement par un décodeur de canal.

La figure 2.5 représente le contenu d'un des modules. Il comporte un égaliseur suivi soit d'un désentrelaceur, soit d'une conversion Maire-binaire suivant le schéma d'entrelacement utilisé en émission (l'entrelacement pour le schéma symbole est représenté en pointillé). Le module comporte également un décodeur de canal, une conversion inverse binaire-Maire et un entrelaceur.

2.3.1 L'égalisation

L'égaliseur est chargé de réduire l'IES générée par le canal sélectif en fréquence. Nous avons décrit à la section 2.1 plusieurs types de structures. A la première itération de la turbo-égalisation, aucune information *a priori* ou symboles estimés ne sont disponibles. Une structure classique de type ERD ou ELT sera donc utilisée. Le chapitre 4 présentera une comparaison des deux structures dans un contexte de canal réaliste.

En sortie de la première itération, une première estimation des symboles émis est disponible. Nous voulons utiliser avantageusement cette information afin d'améliorer l'égalisation de l'itération suivante. L'AI est alors la structure la plus appropriée à un tel traitement puisqu'elle permet de supprimer entièrement l'IES en utilisant les symboles estimés passés et futurs.

Les coefficients de l'AI à chaque itération sont obtenus à l'aide d'un algorithme d'adaptation selon le critère MEQM. Il est important de noter que ces coefficients à chaque itération ne correspondent pas toujours aux coefficients optimaux donnés en 2.1.1. En effet, la qualité des données estimées influencent l'algorithme qui a pour rôle de minimiser l'EQM en sortie de l'AI. Ainsi, la solution obtenue ne correspond pas à la solution optimale décrite en 2.1.1 pour laquelle on a supposé que $\bar{d}(n) = d(n)$. Néanmoins, elle permet bien d'obtenir le minimum d'EQM en sortie de l'AI avec les données disponibles à chaque itération.

2.3.2 L'entrelacement

La fonction d'entrelacement/désentrelacement est très importante en turbo-égalisation. En effet, le décodeur de canal est construit et optimisé en supposant que les données à son entrée sont blanches et de distribution gaussienne.

La corrélation des données est due à plusieurs facteurs. Tout d'abord, en sortie de l'égaliseur (ELT, ERD ou AI non optimal), l'IES résiduelle crée des paquets d'erreurs. Dans un second temps, lorsque l'AI est optimal c'est à dire lorsque la turbo-égalisation a convergé, l'IES est totalement supprimée mais le bruit à sa sortie est coloré d'après l'équation (2.14). Enfin si le canal est sélectif en temps, on observe de fortes atténuations de RSB qui sont responsables d'importants paquets d'erreurs en sortie de l'égaliseur. Il est donc nécessaire de casser ces paquets d'erreurs afin que le décodeur traite des données blanches.

Dans la suite, nous distinguerons deux schémas d'entrelacement. Le premier, appelé *entrelacement bit* correspond à un entrelacement sur les bits codés à l'émission. Sa fonction duale à la réception est donc réalisée après conversion Maire-binaire sur les LRV, qui représentent une information sur les bits codés. Avant la reconstruction des symboles estimés, un entrelacement sur les LRV fournis par le décodeur est également présent afin de respecter le schéma de l'émission.

Le second schéma, appelé *entrelacement symbole* et indiqué en pointillé à la figure 2.5, correspond à un entrelacement sur les symboles modulés avant transmission sur le canal. De même, sa fonction duale est réalisée en sortie de l'égaliseur sur les symboles estimés et un entrelacement est présent après conversion binaire-Maire avant transmission au module suivant.

Les types d'entrelacement simulés ont été présentés à la section 1.4.

2.3.3 La conversion Maire-binaire souple

Cette fonction est également appelée démodulation souple ou *demapping* en anglais. Elle consiste à calculer une information de confiance souple sur chaque bit appartenant à un symbole égalisé. Cette information peut se mettre sous la forme du LRV défini comme suit dans le cas binaire

$$\Lambda[c(n)] = \ln \frac{P(c(n) = 1 | \text{observations})}{P(c(n) = 0 | \text{observations})} \quad (2.31)$$

Le LRV est alors fourni au décodeur qui va en déduire les métriques nécessaires à l'algorithme de décodage. Dans le cas de modulation non binaire de type MAQ-16, le convertisseur Maire-binaire calcule les LRV sur les bits codés $c^i(n)$ pour $i = 0, 1, 2, 3$ pour chaque symbole égalisé. Le LRV sur le bit $c^i(n)$ conditionné à l'observation $\hat{d}(n)$ est donné par

$$\begin{aligned} \Lambda[c^i(n) | \hat{d}(n)] &= \ln \frac{P(c^i(n) = 1 | \hat{d}(n))}{P(c^i(n) = 0 | \hat{d}(n))} \\ &= \ln \frac{\sum_{d(n) \in \chi_b^1} P(d(n) | \hat{d}(n))}{\sum_{d(n) \in \chi_b^0} P(d(n) | \hat{d}(n))} \\ &= \ln \frac{\sum_{d(n) \in \chi_1^i} p(\hat{d}(n) | d(n)) P(d(n))}{\sum_{d(n) \in \chi_0^i} p(\hat{d}(n) | d(n)) P(d(n))}. \end{aligned} \quad (2.32)$$

où χ_b^i est le sous-ensemble de χ pour lequel $c^i(n) = b$.

Lorsque le convertisseur ne dispose d'aucune probabilité *a priori* $P(d(n))$, les symboles sont considérés équiprobables. Par conséquent le LRV s'écrit

$$\Lambda[c^i(n) | \hat{d}(n)] = \ln \frac{\sum_{d(n) \in \chi_1^i} p(\hat{d}(n) | d(n))}{\sum_{d(n) \in \chi_0^i} p(\hat{d}(n) | d(n))}. \quad (2.33)$$

Nous distinguons maintenant deux cas : AI non optimal et AI optimal. En effet, l'expression de la sortie de l'AI est différente dans ces deux cas. Le cas AI non-optimal correspond typiquement à un AI en phase adaptative : il n'a pas convergé et ses coefficients sont différents des coefficients optimaux. Le cas AI optimal correspond au cas où les données sont connues. Il est très important pour les canaux variants comme nous le verrons au chapitre 4.

2.3.3.1 Cas général

Nous modélisons la sortie de l'AI quelconque par

$$\hat{d}(n) = \beta d(n) + \xi(n) \quad (2.34)$$

où β est un biais scalaire positif généralement inconnu et $\xi(n)$ modélise le bruit du canal ainsi que l'IES résiduelle en sortie de l'AI. On suppose qu'il est de distribution gaussienne. La fonction de densité de probabilité $p(\hat{d}(n) | d(n) = s_m)$ est alors donnée par

$$p(\hat{d}(n) | d(n) = s_m) = \frac{1}{\sqrt{\pi|\gamma}} \exp(-\gamma |\hat{d}(n) - \beta s_m|^2) \quad m = 1, \dots, 16 \quad (2.35)$$

où γ est le RSIB. En remplaçant (2.35) dans (2.33), on obtient l'expression exacte du LRV du bit $c^i(n)$ conditionné à l'observation $\hat{d}(n)$

$$\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n)] = \ln \frac{\sum_{s_m \in \mathcal{X}_1^i} \exp(-\gamma|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2)}{\sum_{s_m \in \mathcal{X}_0^i} \exp(-\gamma|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2)} \quad (2.36)$$

Les expressions (2.33) et (2.36) peuvent être simplifiées si l'approximation 'max-log' donnée par l'équation (2.37) est utilisée.

$$\ln \left[\sum_k \exp(a_k) \right] \approx \max_k a_k \quad (2.37)$$

Le LRV est alors donné par

$$\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n)] = \gamma \left[\max_{s_m \in \mathcal{X}_1^i} \left(-|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2 \right) - \max_{s_m \in \mathcal{X}_0^i} \left(-|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2 \right) \right] \quad (2.38)$$

pour $i = 0, 1, 2, 3$.

Si le canal est invariant alors γ est quasi constant à chaque instant. Dans ce cas, si l'algorithme de décodage est insensible à un coefficient de proportionnalité constant sur toutes les branches du treillis, l'équation (2.38) se réduit à l'équation suivante

$$\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n)] \propto \left[\min_{s_m \in \mathcal{X}_1^i} (|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2) - \min_{s_m \in \mathcal{X}_0^i} (|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2) \right] \quad (2.39)$$

L'expression (2.38) peut être à nouveau simplifiée lorsque le codage de Gray est utilisé comme mapping pour la modulation MAQ-16. La constellation MAQ-16 peut alors être séparée en deux MA4 (modulation d'amplitude à 4 niveaux) : l'axe des abscisses correspond aux bits $c^0(n)$ et $c^1(n)$ et l'axe des ordonnées correspond aux bits $c^2(n)$ et $c^3(n)$. Dans [39], C. Laot donnent les équations suivantes

$$\begin{aligned} \Lambda[c^0(n)] &= \gamma \cdot \Re \left[\hat{d}(n) \right] \\ \Lambda[c^1(n)] &= \gamma \left[\left| \Re \left[\hat{d}(n) \right] \right| - 2\beta \right] \\ \Lambda[c^2(n)] &= \gamma \cdot \Im \left[\hat{d}(n) \right] \\ \Lambda[c^3(n)] &= \gamma \left[\left| \Im \left[\hat{d}(n) \right] \right| - 2\beta \right] \end{aligned} \quad (2.40)$$

Il existe donc trois types de calcul du LRV : le calcul exact, le calcul approché par le max et le dernier calcul que nous appellerons calcul simplifié.

Si les coefficients de l'AI sont calculés adaptativement, le calcul analytique des paramètres γ et β n'est pas réalisable. Cependant, nous verrons dans la section 5.2 qu'il est possible de leur donner une valeur fixe appropriée qui ne dégradera pas les performances.

2.3.3.2 Cas AI optimal

Dans le cas optimal, les équation se réécrivent comme suit. La sortie de l'AI optimal est donnée par l'expression suivante :

$$\hat{d}(n) = \frac{1}{\sigma_b^2 + \alpha_n} \left[\alpha_n d(n) + \sum_{k=0}^{L-1} h^*(k) b(n+k) \right] \quad (2.41)$$

La seconde composante représente le bruit du canal filtré par le filtre adapté de l'AI. Il est de distribution gaussienne mais non blanc. En posant $\beta = \frac{\alpha_n}{\alpha_n + \sigma_b^2}$ et $\gamma = \frac{\alpha_n}{\sigma_b^2}$, le LRV s'écrit alors sous la forme suivante, pour $i = 0, 1, 2, 3$

$$\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n)] \propto \alpha_n \left[\min_{s_m \in \mathcal{X}_1^i} (|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2) - \min_{s_m \in \mathcal{X}_0^i} (|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2) \right] \quad (2.42)$$

2.3.4 Le décodage

Le décodage est réalisé à l'aide de l'algorithme de Viterbi modifié pour fournir des sorties douces, appelé SOVA (Soft Output Viterbi Algorithm)[40][41][42]. Nous avons volontairement érudé l'étude très spécifique du décodage de canal et notamment des différents algorithmes dans le contexte de la turbo-égalisation pour nous concentrer sur les problèmes de l'égalisation et des diverses conversions. Il est connu que le décodage selon le critère MAP (Maximum A Posteriori) implémenté sous la forme de l'algorithme BCJR [43] donne de meilleures performances que le SOVA. Néanmoins, cet algorithme possède une complexité calculatoire importante et on lui préfère souvent sa version simplifiée : le Max-Log MAP [44] dont les performances sont identiques à celles du SOVA [45] et pour lequel aucune estimation du RSB n'est nécessaire [46].

Cependant, nous nous sommes intéressés à la puissance du codage sur les performances optimales et au cours des itérations de la turbo-égalisation. Pour cela, nous avons testé les trois types de codes décrits à la section 1.4 dont la puissance de décodage, illustrée figure 2.6 par des courbes de TEB, augmente avec la longueur de contrainte. Dans le cas de la MAQ-16, la conversion Maire-binaire exacte a été implémentée.

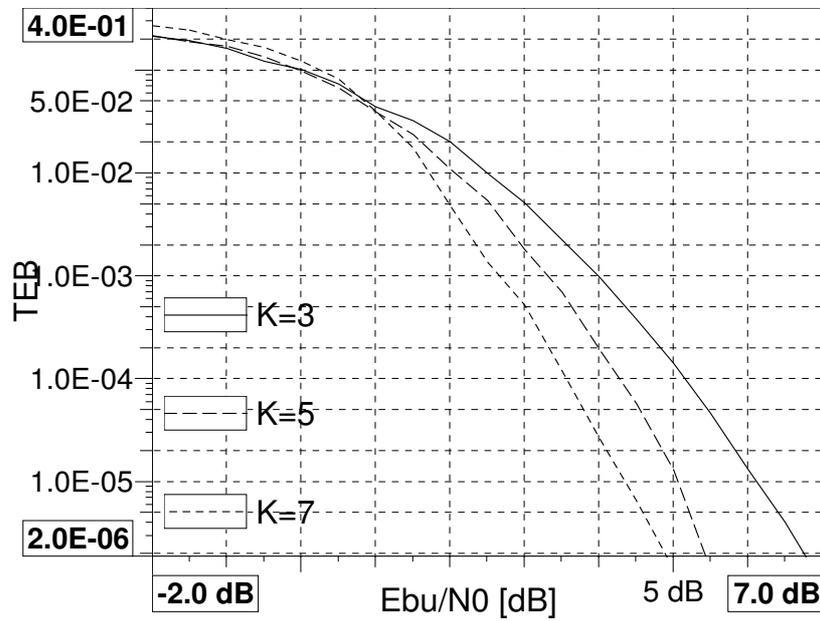
Les courbes de référence donnent souvent les performances des codes pour des TEB inférieurs à 10^{-2} . Dans le cadre de la turbo-égalisation, la plage de TEB située entre $5 \cdot 10^{-1}$ et 10^{-2} est également intéressante car c'est dans cette plage que le déclenchement du processus itératif va se produire.

Sur les courbes 2.6(a) et 2.6(b), le code de longueur de contrainte le plus élevé donne toujours de meilleures performances pour des TEB inférieurs à 10^{-2} . Cependant, pour des TEB plus faibles, le code $K=3$ est meilleur. Ce phénomène est d'autant plus visible que l'ordre de la modulation est élevé. Ainsi, le code $K = 3$ pourrait permettre un déclenchement plus rapide du processus itératif alors que le code $K = 7$ permet d'obtenir de meilleures performances asymptotiques.

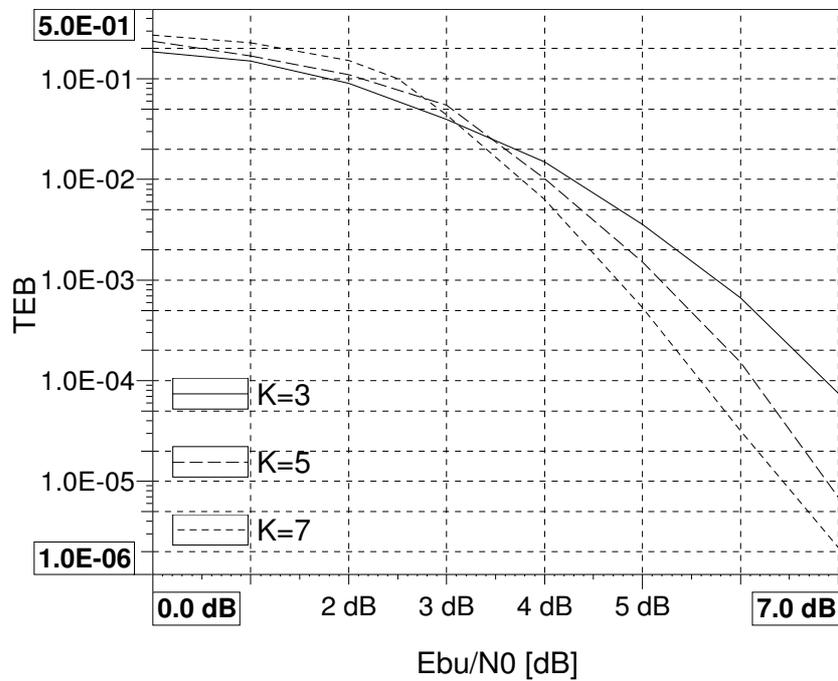
2.3.5 La conversion binaire-Maire souple

En sortie du décodeur, les LRV *a posteriori* notés $\Lambda^{apost}[c^i(n)]$ sont utilisés pour effectuer une estimation des symboles émis. D'après la théorie de l'estimation, l'espérance conditionnelle de la v.a. X par rapport à l'ensemble des observations Y constitue la meilleure approximation de X [6] :

$$\hat{X} = E(X|Y) \quad (2.43)$$



(a) MDP2



(b) MAQ-16

FIG. 2.6 – Performances en TEB des codes utilisés pour une MDP2 et une MAQ-16

Ainsi, la meilleure estimation des symboles émis s'écrit :

$$\bar{d}(n) = \sum_{s_m \in \mathcal{X}} s_m P(d(n) = s_m | obs) \quad (2.44)$$

En supposant l'indépendance des bits formant le symbole $d(n)$, $P(d(n) = s_m | obs)$ se calcule de la façon suivante

$$P(d(n) = s_m | obs) = \prod_{i=0}^q P(c^i(n) = a_m^i) \quad (2.45)$$

avec $s_m = \mu([a_m^0 a_m^1 \dots a_m^q])$.

Les probabilités sur les bits sont déduites des LRV *a posteriori*

$$P(c^i(n) = 1) = \frac{\exp(\Lambda^{apost}[c^i(n)])}{1 + \exp(\Lambda^{apost}[c^i(n)])} \quad (2.46)$$

$$P(c^i(n) = 0) = 1 - P(c^i(n) = 1) \quad (2.47)$$

Si le codage de Gray décrit en 1.4 associé à la modulation MAQ-16 est utilisé, les valeurs moyennes de l'abscisse et de l'ordonnée du symbole $\bar{d}(n)$ s'écrivent alors :

$$\Re\{\bar{d}(n)\} = \frac{3 e^{\Lambda[c^0(n)] + \Lambda[c^1(n)]} + e^{\Lambda[c^0(n)]} - 1 - 3 e^{\Lambda[c^1(n)]}}{[1 + e^{\Lambda[c^0(n)]}] [1 + e^{\Lambda[c^1(n)]}]} \quad (2.48)$$

$$\Im\{\bar{d}(n)\} = \frac{3 e^{\Lambda[c^2(n)] + \Lambda[c^3(n)]} + e^{\Lambda[c^2(n)]} - 1 - 3 e^{\Lambda[c^3(n)]}}{[1 + e^{\Lambda[c^2(n)]}] [1 + e^{\Lambda[c^3(n)]}]} \quad (2.49)$$

2.3.6 Performances sur canaux invariants

Nous présentons maintenant quelques résultats de simulation de la turbo-égalisation sur le canal PROAKIS A puis PROAKIS B. Les paramètres de simulation sont les suivants :

- code de canal $K = 5$,
- entrelacement aléatoire, 4096 bits,
- modulation MAQ-16,
- canal PROAKIS A ou PROAKIS B,
- ERD, 20 coefficients à l'avant et 5 à l'arrière (PROAKIS A), ou 20 coefficients à l'avant et 2 à l'arrière (PROAKIS B)
- algorithme LMS, pas pour l'ERD et l'AI 5.10^{-3} puis 5.10^{-4} .

Les figures 2.7 et 2.8 présentent respectivement les performances de la turbo-égalisation pour quatre itérations sur le canal PROAKIS A et le canal PROAKIS B. Sur le canal PROAKIS A, la turbo-égalisation semble avoir convergé vers son optimum alors que sur le canal PROAKIS B, quatre itérations ne sont pas suffisantes.

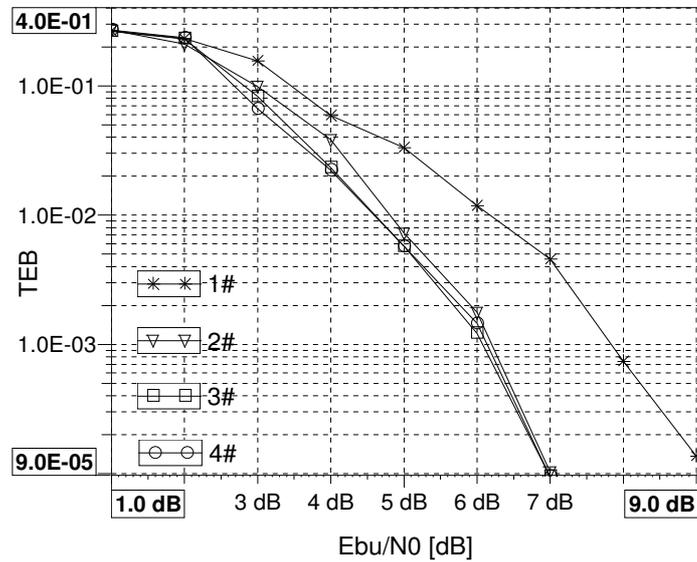


FIG. 2.7 – Performances de la turbo-égalisation sur le canal PROAKIS A

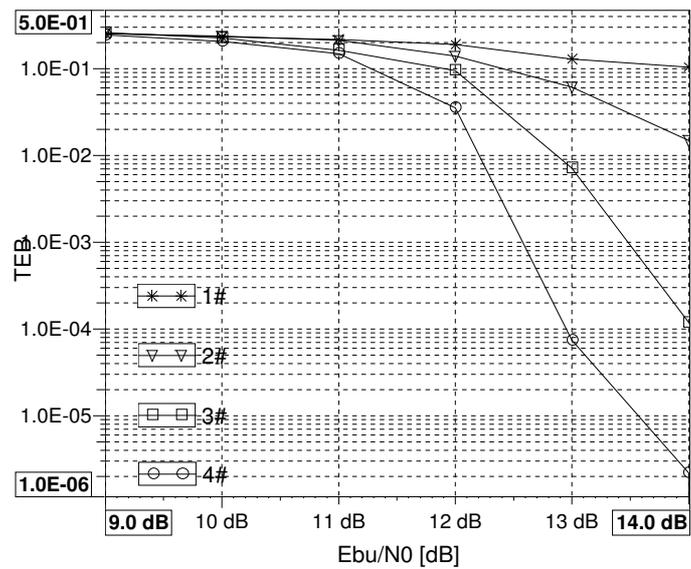


FIG. 2.8 – Performances de la turbo-égalisation sur le canal PROAKIS B

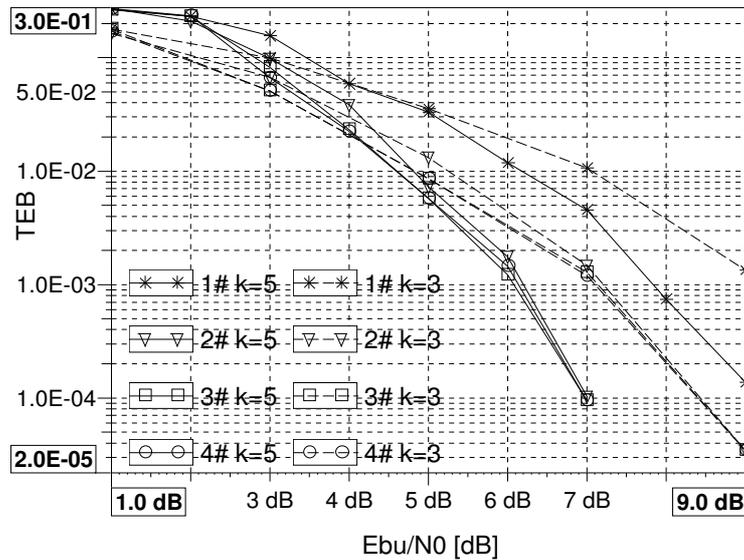


FIG. 2.9 – Performances de la turbo-égalité sur le canal PROAKIS A pour 2 longueurs de contrainte

Nous étudions maintenant l'influence de la longueur de contrainte du code de canal sur la turbo-égalité selon la sélectivité fréquentielle du canal considéré. Les autres paramètres de simulation sont identiques à ceux présentés ci-dessus. La figure 2.9 présente les performances de la turbo-égalité pour le canal PROAKIS A pour les longueurs $K = 3$ et $K = 5$. Le code de longueur $K = 5$ permet d'obtenir de meilleures performances asymptotiques que le code de longueur $K = 3$. Or, comme la turbo-égalité atteint ces performances optimales sur le canal PROAKIS A, un code de longueur de contrainte élevé est plus approprié qu'un code de faible longueur. Ce résultat peut bien évidemment être étendu à tout canal pour lequel la turbo-égalité atteint ses performances asymptotiques.

La figure 2.10 présente les performances de la turbo-égalité pour le canal PROAKIS B. Sur ce canal le code de longueur $K = 3$ permet un déclenchement du processus itératif pour des valeurs de RSB plus faibles que le code de longueur $K = 5$. En effet, la turbo-égalité n'atteint pas ses performances asymptotiques sur le canal PROAKIS B contrairement au canal PROAKIS A.

Une longueur de contrainte faible permet de privilégier le déclenchement du processus itératif alors qu'une longueur de contrainte élevée permet de privilégier les performances asymptotiques. Or, pour des canaux de faible sélectivité fréquentielle, les performances asymptotiques sont rapidement atteintes alors que sur des canaux à plus forte sélectivité fréquentielle l'objectif est de démarrer rapidement le processus itératif.

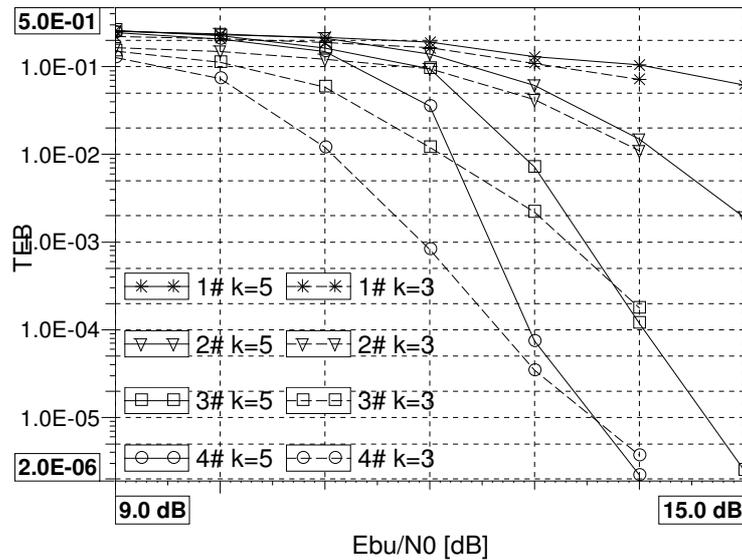


FIG. 2.10 – Performances de la turbo-égalisation sur le canal PROAKIS B pour 2 longueurs de contrainte

2.4 Conclusion

Après avoir présenté les techniques itératives d'égalisation et de décodage, nous avons détaillé la technique de turbo-égalisation. Les résultats de simulation nous ont permis de valider notre chaîne de référence. Enfin, nous avons étudié l'influence de la longueur de contrainte du code selon la sélectivité fréquentielle du canal. Une longueur de contrainte faible doit être choisie pour les canaux fortement sélectifs en fréquence afin de privilégier le déclenchement du processus itératif. À l'opposé, une longueur de contrainte élevée doit être préférée pour les canaux faiblement sélectifs en fréquence afin d'améliorer les performances asymptotiques.

Chapitre 3

Performances asymptotiques de la turbo-égalisation

Dans ce chapitre nous présentons les performances asymptotiques de la turbo-égalisation qui serviront de bornes limites pour les chapitres suivants. Pour cela, une analyse de la fonction d'entrelacement est exposée. Comme pour les turbo-codes, c'est une fonction très importante qui permet d'atteindre ou non le gain de codage. L'étude porte essentiellement sur le schéma d'entrelacement utilisé bit ou symbole.

Dans une première partie, un état de l'art des modulations codées est présenté. On distingue la modulation codée avec entrelacement bit, appelée BICM, et la modulation codée avec entrelacement symbole appelée MC. Nous montrons notamment les avantages et inconvénients théoriques des ces deux schémas. Des simulations viennent illustrer ces résultats sur le canal BBAG et le canal de Rayleigh.

Dans un second temps, l'analogie entre les modulations codées et les performances asymptotiques de la turbo-égalisation est explicitée. L'influence du schéma d'entrelacement sur la turbo-égalisation peut ainsi être prédite grâce aux résultats analytiques sur les modulations codées. Des simulations des performances asymptotiques de la turbo-égalisation sur canaux sélectifs en fréquence invariants et variants sont ensuite proposées et confirment les résultats théoriques. Le paramètre de profondeur d'entrelacement est également étudié dans le contexte de l'application ionosphérique ¹.

3.1 L'entrelacement pour les modulations codées

Avant de définir les performances asymptotiques de la turbo-égalisation, nous nous intéressons aux modulations codées sur canal BBAG ou sur canal de Rayleigh. Cet état de l'art servira de base à notre réflexion sur l'influence de l'entrelacement sur la turbo-égalisation.

3.1.1 État de l'art des techniques de modulations codées

Le schéma *classique* d'association d'un code correcteur d'erreur et d'une modulation repose sur la simple concaténation d'un code de canal binaire, optimisé par rapport à la distance de Hamming, et d'une modulation. Cependant, afin d'obtenir de meilleures

¹Certains résultats de ce chapitre ont fait l'objet d'une publication [47].

performances sur canal BBAG, il est nécessaire de maximiser la distance euclidienne minimale du code plutôt que la distance de Hamming. Dans [48], G. Ungerboeck a ainsi proposé la Modulation Codée en Treillis (MCT) basée sur le mapping Set Partitioning (SP). Il montre qu'il est possible d'obtenir un gain de l'ordre de 3 à 6 dB par rapport à une modulation MDP4 non codée en utilisant un codage de canal de rendement 2/3 et une modulation MDP8 pour une même efficacité spectrale. Sur canal BBAG elles surpassent donc le schéma classique qui utilise un code de canal optimisé par rapport à la distance de Hamming.

Les chercheurs se sont ensuite intéressés aux performances des MCT sur canal de Rayleigh pour des applications de type radiomobile ou propagation à l'intérieur des bâtiments [49][50]. Pour s'affranchir des paquets d'erreurs produits par les évanouissements, un entrelacement symbole est alors nécessaire. Dans ce cas, la distance libre euclidienne joue un rôle moins important dans l'optimisation des codes. Elle est remplacée par deux autres critères : la longueur L du chemin d'erreur le plus court et le produit des carrés des distances, encore appelée distance produit, sur ce chemin [5]. L est définie comme la distance de Hamming entre les symboles de modulation du chemin d'erreur le plus court et le chemin de référence tout à zéro. Ainsi, L correspond également le nombre de branches (à chaque branche correspond un symbole de modulation) pour lesquelles le symbole de modulation est différent du symbole nul dans le plus court chemin d'erreur. Dans un treillis avec branches parallèles, le chemin d'erreur le plus court est de longueur $L = 1$. Or ce paramètre représente l'ordre de diversité d'un système. Ainsi, ce type de MCT n'apporte aucune diversité sur le canal de Rayleigh : la probabilité d'erreur décroît alors proportionnellement à l'inverse du RSB. Les branches parallèles sont donc indésirables pour le design de MCT sur canal de Rayleigh, ce qui exclut notamment les MCT dont le nombre d'états est très faible. Pour obtenir de la diversité il faut donc éviter les branches parallèles et augmenter la longueur de contrainte du code afin d'accroître L .

Les MCTM (Modulation Codée en Treillis Multiple) sont apparues afin d'augmenter l'ordre de diversité [49][50]. Les codes sont construits de sorte qu'à chaque branche du treillis correspondent plusieurs symboles de modulation. Ainsi, s'il existe des branches parallèles, la diversité n'est plus égale à 1 mais au nombre k de symboles de modulation sur une branche. La probabilité d'erreur décroît alors asymptotiquement en RSB^{-k} .

Dans [51], E. Zehavi propose une alternative à la Modulation Codée en Treillis (MCT) sur le canal de Rayleigh. Il montre que le schéma classique, code de canal binaire et modulation, associé à un entrelacement bit permet d'obtenir des performances supérieures à celles d'une MCT sur le canal de Rayleigh. Ce type de schéma sera baptisé Bit Interleaved Coded Modulation (BICM) par G. Caire dans [52]. Le terme MC (Modulation Codée) est alors utilisé pour caractériser tout schéma basé sur la concaténation d'un code, d'une modulation et d'un entrelacement symbole. La MCT de G. Ungerboeck est un cas particulier du schéma MC et il reste aussi le plus performant sur canal BBAG.

3.1.2 Influence de l'entrelacement

D'après l'état de l'art précédent, il semblerait que le schéma entrelacement symbole associé à la MCT soit préférable pour une modulation codée sur le canal BBAG alors que

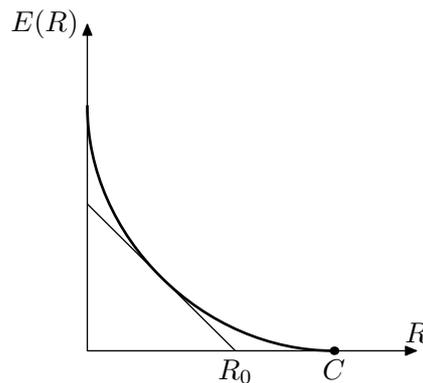


FIG. 3.1 – Représentation possible d'une fonction $E(R)$ et le cutoff rate R_0

le schéma entrelacement bit associé à la BICM donne de meilleurs résultats sur le canal de Rayleigh. Deux approches sont maintenant détaillées pour expliquer l'influence de la position de l'entrelacement sur les modulations codées. Tout d'abord, nous reprenons l'analyse théorique proposée par G. Caire basée sur des éléments de théorie de l'information. Puis, deux explications plus physiques sont données.

Approche théorie de l'information

En 1998, G. Caire présente une comparaison analytique, basée sur des outils de théorie de l'information, des différents schémas de modulations codées [52]. L'analyse repose sur le paramètre de *cutoff rate*.

La quantité cutoff rate est basée sur une idée centrale en théorie de l'information : le codage aléatoire [53][5]. Comme il est très difficile de trouver le meilleur code vis-à-vis d'une modulation et d'un canal et donc sa probabilité d'erreur, on calcule une probabilité d'erreur moyenne sur l'ensemble des codes possibles pour la modulation et le canal considérés. Ainsi, un code au moins aura de meilleures performances que la moyenne des codes. La performance de la moyenne des codes constitue ainsi une borne supérieure à la performance du code optimal. De plus, le second théorème de Shannon nous permet d'écrire que pour un canal et une modulation donnés il existe un code de rendement $R = k/N$ tel que la probabilité d'erreur est bornée par :

$$P(e) \leq e^{-NE(R)} \quad (3.1)$$

où $E(R)$ est la fonction de vraisemblance de l'ensemble canal-modulation. R est le rendement global de l'association code+modulation. Il peut donc être supérieur à 1. Un exemple typique de cette fonction est donné figure 3.1.

Ainsi, la probabilité d'erreur d'un ensemble code-modulation-canal sera d'autant plus faible que la quantité $E(R)$ sera élevée pour des codes de complexité et de rendement égaux. Afin de faciliter les comparaisons, les théoriciens préfèrent comparer un seul et unique paramètre : le cutoff rate R_0 . Il correspond à l'intersection de la tangente à la fonction $E(R)$ de pente -1 avec l'axe des abscisses. On obtient alors une nouvelle borne pour la probabilité d'erreur pour tout $R \leq R_0$

$$P(e) \leq e^{-N(R_0-R)} \quad (3.2)$$

MAQ-16, $R_0 = 2\text{bits/symb}$	RSB BICM	RSB MC	Δ
BBAG	8 dB	7 dB	-1 dB
Rayleigh	10 dB	11.5 dB	1.5 dB

TAB. 3.1 – RSB obtenus pour la BICM et la MC pour un cutoff rate R_0 de 2 bit/dim

Ainsi, alors que la capacité C nous donne une plage de rendements pour laquelle une transmission sans erreur est possible, le cutoff rate nous donne à la fois cette plage et le coefficient exponentiel de décroissance de la probabilité d'erreur.

G. Caire montre à l'aide du paramètre de cutoff rate que les MC sont toujours supérieures aux BICM quel que soit le RSB sur canal BBAG. Le phénomène est inversé sur canal de Rayleigh. Un exemple de résultat quantitatif obtenu pour un cutoff rate de 2 bits/symbole et issu de l'article de G. Caire est reporté dans le tableau 3.1. En moyenne, un code associé à un entrelacement symbole (MC) pour un rendement et une complexité donnés permet d'obtenir un RSB plus faible pour une probabilité d'erreur donnée qu'un code associé à un entrelacement bit (BICM) pour le même rendement et la même complexité sur le canal BBAG.

Approche physique

Tout d'abord, quel que soit le canal traité, BBAG ou Rayleigh, les schéma avec entrelacement symbole et sans entrelacement correspondent à des performances identiques puisque les canaux sont sans mémoire.

C. Laot a montré dans sa thèse [39] que l'entrelacement symbole permettait d'obtenir de meilleures performances que l'entrelacement bit sur le canal BBAG. En effet, sous la condition que les deux termes de bruit associés à chaque bit d'une branche du treillis sont identiques, alors il existe des métriques indépendantes du bruit. Cette condition est satisfaite si l'entrelacement est de type symbole ou si aucun entrelacement n'est réalisé. Dans le cas de l'entrelacement bit, les termes de bruit sont différents pour chaque bit d'une branche et donc ne s'annulent pas dans le calcul des métriques : aucune métrique ne sera indépendante du bruit. L'entrelacement bit dégrade donc les performances de la modulation codée sur le canal BBAG.

Sur le canal de Rayleigh, le schéma entrelacement bit augmente la diversité. En effet, dans le cas d'un schéma entrelacement symbole, associé par exemple à une MCT, la diversité du code est représentée par la longueur L égale au nombre de branches pour lesquelles le symbole de modulation est différent du symbole nul dans le plus court chemin d'erreur. Grâce à l'entrelacement bit, la diversité du code est maintenant égale au nombre de bits différents sur le chemin d'erreur le plus court. Cet apport de diversité explique les gains obtenus à l'aide de l'entrelacement bit vis-à-vis de l'entrelacement symbole sur le canal de Rayleigh.

3.1.3 Résultats de simulation

Illustrons ces résultats théoriques par une simulation des deux schémas. Les paramètres de simulation utilisés sont les suivants :

- code $K=5$,
- canal BBAG ou de Rayleigh blanc (pas d'IES),
- modulation MDP4 ou MAQ-16, mapping de Gray,
- aucun entrelacement ou entrelacement bit ou symbole (aléatoire).

Dans ce chapitre ainsi que dans la suite de l'étude, nous ne nous intéressons pas aux MCT mais uniquement aux MC entrelacées symbole non optimisées. Ainsi, seule la position de l'entrelacement, au niveau bit ou symbole, diffère sur les deux schémas.

3.1.3.1 Modulations codées sur canal BBAG

Les performances obtenues sur canal BBAG pour les trois positions d'entrelacement (bit, symbole, pas d'entrelacement) sont présentées figure 3.2. On peut noter que le schéma sans entrelacement et celui avec entrelacement symbole sont exactement identiques sur le canal BBAG comme sur le canal de Rayleigh car ces canaux sont sans mémoire.

La position de l'entrelacement n'a que peu d'influence sur les performances pour les modulations à petit nombre d'états comme l'indique la juxtaposition des courbes de la figure 3.2(a). Lorsque l'ordre de modulation augmente (cf. figure 3.2(b)), les performances de la BICM se dégradent par rapport à celles d'une modulation codée entrelacée symbole. Ainsi la BICM subit une perte d'environ 1dB pour un $E_{bu}/N_0 = 2.10^{-4}$ par rapport au schéma sans entrelacement. Ces résultats sont corroborés par l'analyse théorique basée sur le cutoff rate proposée par Caire en 3.1.2.

3.1.3.2 Modulations codées sur canal de Rayleigh

G. Caire démontre analytiquement la supériorité de la BICM sur la MC sur le canal de Rayleigh blanc (cf. tableau 3.1). Nous observons ce phénomène à l'aide de simulations. On suppose une parfaite connaissance du canal et une démodulation cohérente. La figure 3.3 présente les performances de la modulation codée selon les trois positions d'entrelacement sur le canal de Rayleigh. La supériorité de la BICM, annoncée par G. Caire et illustrée au tableau 3.1, est également observée au niveau des simulations. Un entrelacement de taille 4000 a été choisi afin de s'approcher d'un entrelacement infini. Cependant, le canal utilisé étant blanc, l'entrelacement ne sert qu'à décorréler les bits d'un même symbole de modulation.

Le schéma d'entrelacement influence les performances du système : l'entrelacement bit, correspondant à une BICM, donne de meilleures performances que l'entrelacement symbole quel que soit l'ordre de modulation. Cependant, le phénomène est plus visible et plus important pour les modulations d'ordre élevé comme prévu par G. Caire.

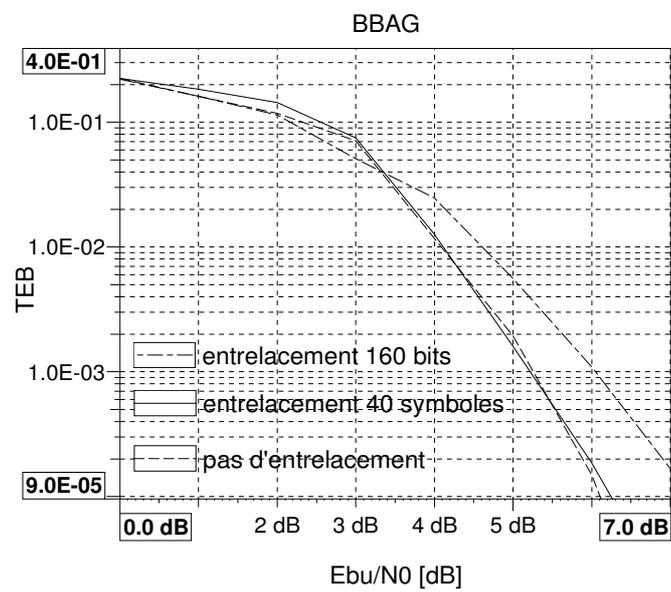
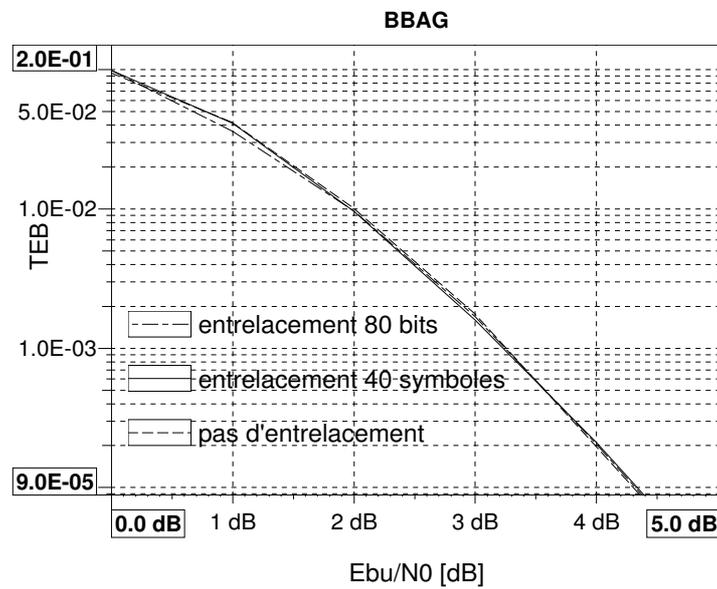


FIG. 3.2 – Performances de la modulation MDP4 et MAQ-16 codée ($K=5$) suivant le schéma d'entrelacement utilisé sur canal BBAG

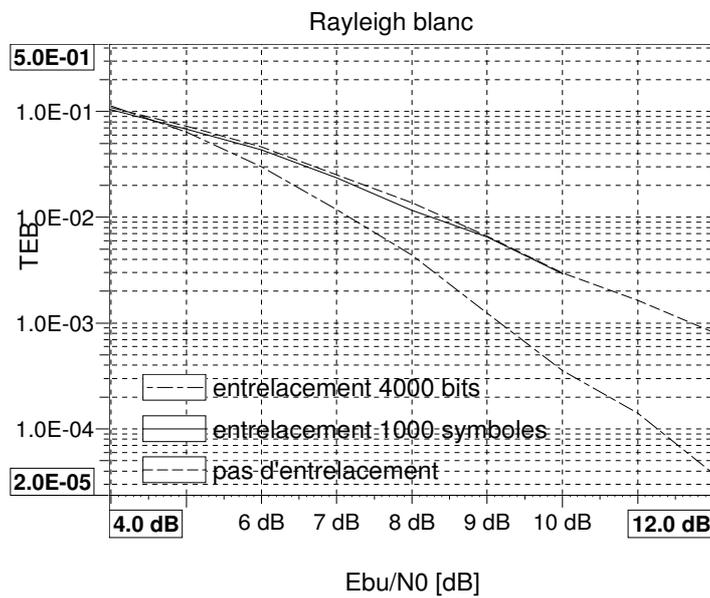
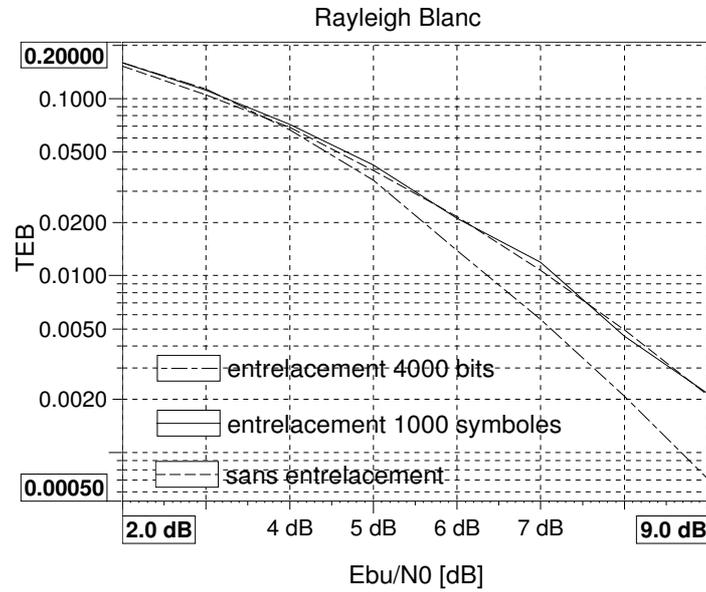


FIG. 3.3 – Performances de la modulation MDP4 et MAQ-16 codée ($K=5$) suivant le schéma d'entrelacement utilisé sur canal de Rayleigh blanc

3.2 Performances asymptotiques et entrelacement

Nous allons maintenant déterminer les performances asymptotiques de la turbo-égalisation sur un canal sélectif en fréquence. Elles serviront de référence pour la suite de l'étude. La turbo-égalisation atteint ses performances asymptotiques lorsque l'AI est optimal. On dit alors que le processus itératif a convergé.

Nous rappelons l'expression de la sortie de l'AI optimal donnée en 2.1.1 :

$$\hat{d}(n) = \frac{\sigma_d^2}{\sigma_b^2 + \alpha_n \sigma_d^2} \left[\alpha_n d(n) + \sum_{k=0}^{L-1} h_n^*(k) b(n+k) \right] \quad (3.3)$$

Supposons que la variance σ_b^2 et l'atténuation α_n soient parfaitement connues, la sortie partiellement non biaisée de l'AI s'écrit alors

$$\hat{d}_u(n) = \sqrt{\alpha_n} d(n) + \frac{1}{\sqrt{\alpha_n}} \sum_{k=0}^{L-1} h_n^*(k) b(n+k) \quad (3.4)$$

La sortie se compose donc du signal émis $d(n)$ multiplié par un coefficient d'atténuation $\sqrt{\alpha_n}$ et d'un bruit gaussien coloré de variance σ_b^2 . Si la fonction d'entrelacement fonctionne correctement, la coloration du bruit est supprimée.

Ainsi, dans le cas d'un canal invariant normalisé ($\alpha_n = 1$) sélectif en fréquence, la sortie de l'AI optimal est équivalente à la sortie du canal BBAG.

Dans le cas d'un canal variant sélectif en fréquence, la sortie de l'AI optimal est équivalente à la sortie d'un canal à 1 trajet de coefficients d'atténuation $\sqrt{\alpha_n}$.

On peut donc espérer obtenir des performances asymptotiques de la turbo-égalisation identiques aux performances d'une modulation codée sur le canal BBAG ou le canal à 1 trajet suivant la sélectivité temporelle du canal multitrajet.

D'autre part, d'après les résultats énoncés en 3.1 sur les modulations codées et la place de l'entrelacement, si le canal est sélectif en fréquence et invariant, les meilleures performances asymptotiques de la turbo-égalisation seront obtenues à l'aide de l'entrelacement symbole puisque les performances de la MC sont meilleures que les performances de la BICM sur le canal BBAG.

À l'opposé, dans le cas d'un canal variant sélectif en fréquence, le schéma entrelacement bit produira les meilleures performances asymptotiques pour la turbo-égalisation puisque la BICM est supérieure à la MC sur le canal de Rayleigh.

3.3 Optimisation de l'entrelacement pour la turbo-égalisation

Nous simulons un AI optimal concaténé avec un décodeur de canal selon les deux schémas d'entrelacement possibles bit et symbole sur des canaux sélectifs en fréquence invariant et variant. Nous obtenons ainsi les performances asymptotiques de la turbo-égalisation qui nous permettent de vérifier la correspondance avec les performances des modulations codées et d'observer l'influence de la position de l'entrelacement.

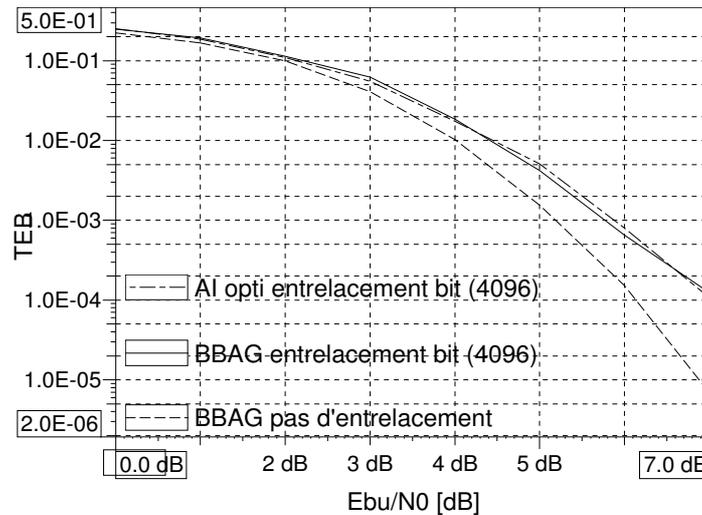


FIG. 3.4 – Performances asymptotiques de la turbo-égalisation pour un entrelacement bit utilisé sur canal de PROAKIS A, MAQ-16 et code $K=5$

3.3.1 Canal sélectif en fréquence invariant

Nous vérifions sur les figures 3.4 et 3.5 la validité du raisonnement sur canal invariant. Le canal PROAKIS A présenté en 1.2.1 est pris comme exemple. Nous aurions obtenu les mêmes résultats en choisissant un autre canal sélectif en fréquence quelle que soit sa sélectivité fréquentielle.

La figure 3.4 présente les performances de la turbo-égalisation pour un entrelacement bit. Celles-ci sont confondues avec les performances de la BICM sur canal BBAG. Le phénomène de pertes dues à l'entrelacement bit est donc visible pour la turbo-égalisation comme sur la figure 3.2(b) pour la BICM.

La figure 3.5 illustre les performances asymptotiques pour le schéma d'entrelacement symbole. Les conclusions données à la section 3.2 se vérifient puisque l'AI optimal concaténé avec un décodage selon le schéma d'entrelacement symbole permet d'atteindre les performances d'une modulation codée non entrelacée (ou entrelacée par symbole) sur canal BBAG.

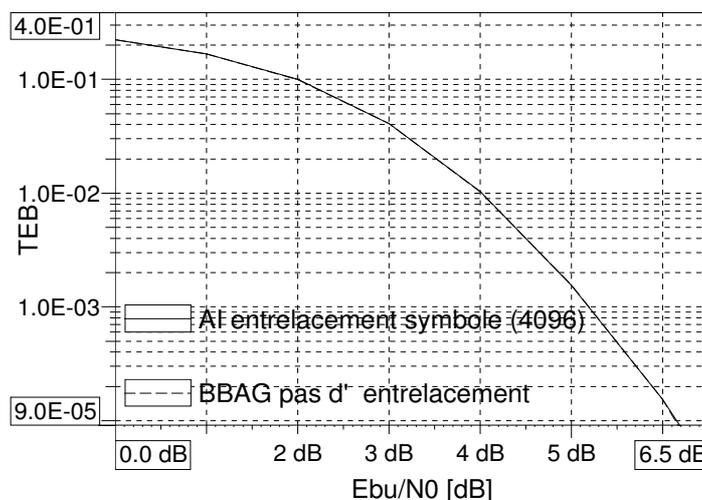


FIG. 3.5 – Performances asymptotiques de la turbo-égalisation pour un entrelacement symbole sur canal de PROAKIS A, MAQ-16 et code K=5

3.3.2 Canal sélectif en fréquence variant

D'après les résultats énoncés en 3.2, l'entrelacement bit semble le mieux adapté aux canaux variants. Nous allons illustrer et confirmer ce résultat par des simulations. La figure 3.6 présente les performances asymptotiques de la turbo-égalisation sur le canal CCIR pour des entrelacements bit et symbole. Le schéma bit permet d'améliorer les performances de 1.5 dB à un TEB de 10^{-4} par rapport au schéma symbole. L'entrelacement bit permet donc de tirer parti au mieux de la diversité temporelle. On peut également remarquer que le schéma agit sur la pente de la courbe. Plus le RSB est élevé, plus le gain apporté par le schéma bit sera important.

La courbe correspondant aux performances de la BICM sur le canal à 1 trajet d'atténuation $\sqrt{\alpha_n}$ est confondue avec la courbe de l'AI optimal avec entrelacement bit.

La taille ou profondeur de l'entrelacement est également un paramètre sensible pour les canaux variants. En effet, si cette profondeur n'est pas suffisante, la décorrélation des symboles n'est pas réalisée et les performances sont fortement dégradées. Afin de définir la profondeur d'entrelacement nécessaire, nous visualisons sur la figure 1.4 le profil de puissance du canal CCIR. Un évanouissement a lieu environ tous les 10000 symboles.

Dans [9], I. Sjaud calcule le temps de cohérence du canal CCIR, référencé dans cet article sous le nom *canal 4*. Il est égal à 266 ms soit, d'après les paramètres systèmes donnés en 1.3.2, environ 2179 symboles. Il est souvent recommandé de prendre comme profondeur d'entrelacement au moins 10 fois ce temps de cohérence soit au moins 21790 symboles équivalent à 87160 bits.

Les résultats des tests sur les quatre profondeurs d'entrelacement : 16384 bits, 69696 bits, 87616 bits et 138384 bits sont données figure 3.7. Ils indiquent que la profondeur minimale ne suffit pas. Si l'application le permettait, l'entrelacement de taille 138384 bits peut être choisi car il permet de s'approcher au mieux des performances avec entrelacement idéal. Cela correspond à un entrelacement de 4.22s environ. La norme associée au projet DRM préconise un entrelacement d'environ 2s.

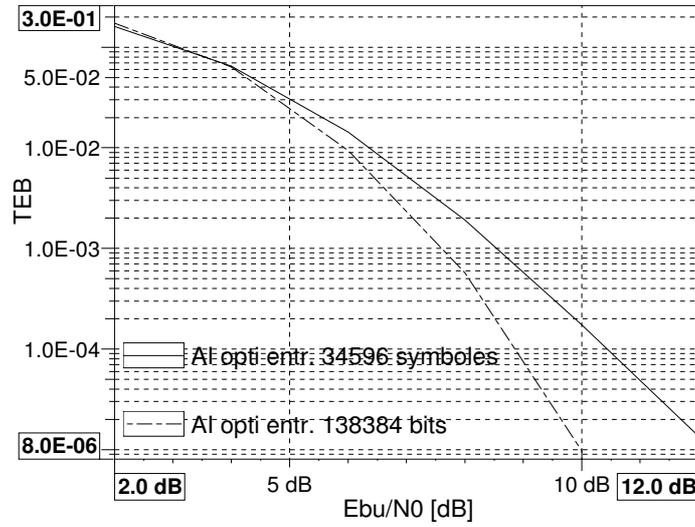


FIG. 3.6 – Performances asymptotiques de la turbo-égalisation pour un entrelacement bit et symbole sur canal CCIR, MAQ-16 et code K=5

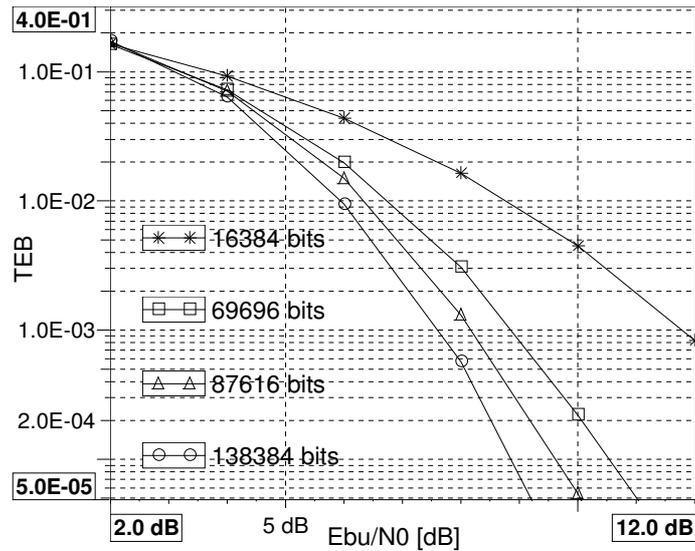


FIG. 3.7 – Performances asymptotiques de la turbo-égalisation pour un entrelacement bit de diverses profondeurs sur canal CCIR, MAQ-16 et code K=5

3.4 Conclusion

Après avoir réalisé un bref état de l'art des modulations codées (MCT et BICM), nous avons établi une analogie entre les performances asymptotiques de la turbo-égalisation et les performances des modulations codées. La théorie existante sur les modulations codées nous a permis de prévoir l'influence du schéma d'entrelacement sur ces performances asymptotiques suivant la caractéristique de stationnarité du canal. Ainsi, le schéma entrelacement symbole donne les meilleures performances pour les canaux sélectifs en fréquence invariants alors que le schéma bit semble le plus adapté aux canaux variants. Des résultats de simulation viennent illustrer ces résultats théoriques et permettent de définir des bornes de référence pour le reste de l'étude.

Nous n'avons pas étudié l'influence du type d'entrelacement sur les performances asymptotiques de la turbo-égalisation. Notamment l'entrelacement de type S-random peut être avantageusement utilisé pour les canaux variants. D'autre part, les MCT n'ont pas été étudiées dans le cadre de la turbo-égalisation. Sur canal sélectif en fréquence invariant, la MCT associée à la turbo-égalisation permettrait d'obtenir de meilleures performances que la MC classique testée dans ce chapitre. Sur canal sélectif en fréquence variant, une étude comparative du schéma BICM et du schéma MCTM optimisée pour le canal de Rayleigh associés à la turbo-égalisation serait intéressante.

Chapitre 4

L'égalisation au sein de la turbo-égalisation

L'un des éléments les plus importants de la turbo-égalisation est la partie égalisation adaptative. En effet, c'est grâce à elle que ce processus itératif se distingue de la turbo-détection mais également des autres systèmes de turbo-égalisation par l'utilisation de l'annuleur d'interférences. De plus, le déclenchement et le gain potentiel du système repose essentiellement sur une égalisation correcte, celle-ci étant réalisée avant tout autre traitement.

Ce chapitre se concentre essentiellement sur les canaux variants. D'après les résultats du chapitre 3, le schéma entrelacement bit est donc choisi. L'objectif est d'établir un fonctionnement optimal de l'égalisation au sein de la turbo-égalisation sur un canal réaliste, le modèle de canal CCIR présenté en 1.3.2.

Dans un premier temps, des rappels de la théorie du filtrage adaptatif sont donnés, ils nous servent de base pour la compréhension des algorithmes d'adaptation tant pour l'égalisation que pour l'estimation de canal.

L'influence des différentes caractéristiques de ce canal sur l'égalisation est observée. Grâce à des appuis théoriques, nous optimisons alors les structures et algorithmes des différents égaliseurs. Des simulations finalisent la réflexion et nous donnent les performances de la turbo-égalisation sur le canal considéré ¹.

4.1 Rappels de théorie de filtrage adaptatif

La notion de filtrage adaptatif est introduite à l'aide du filtrage de Wiener [56]. Nous examinons ensuite différentes applications de ce filtrage et notamment l'estimation de canal et l'égalisation [57]. Puis, nous introduisons le problème de poursuite des non-stationnarités d'un canal à l'aide d'un algorithme d'adaptation. Enfin, quelques définitions de grandeurs permettant la mesure de la qualité de la poursuite d'un algorithme d'adaptation sont données [57][18].

¹Certains résultats de ce chapitre ont fait l'objet de publications [54][55][47].

4.1.1 Filtrage de Wiener

Il s'agit d'estimer le processus aléatoire $x(n)$ à l'aide d'un processus aléatoire $u(n)$ observé. \mathcal{W} est le filtre adaptatif permettant d'obtenir l'estimation $y(n)$ du processus $x(n)$ et $e(n)$ est l'erreur d'estimation. On note \mathbf{w} le vecteur des coefficients du filtre \mathcal{W} et \mathbf{u} le vecteur d'entrée du filtre.

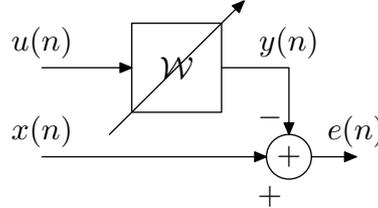


FIG. 4.1 – Filtrage de Wiener

La figure 4.1 illustre le problème du filtrage de Wiener et l'équation (4.1) le formalise.

$$y(n) = \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{u}(n) = \sum_{k=0}^{N-1} w(k)u(n-k) \quad (4.1)$$

où N est le nombre de coefficients du filtre de Wiener. Le filtre optimal $\tilde{\mathcal{W}}$, qui minimise l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) $J = E[(x(n) - y(n))^2] = E[e(n)^2]$, est donné par

$$\mathbf{R}_u \tilde{\mathbf{w}} = \mathbf{R}_{xu} \quad (4.2)$$

où $\mathbf{R}_u = E[\mathbf{u}\mathbf{u}^T]$ est la matrice d'autocorrélation du vecteur \mathbf{u} et $\mathbf{R}_{xu} = E[x(n)\mathbf{u}]$ est le vecteur de corrélation signal désiré-observation.

4.1.2 Modélisation des différents problèmes

Différentes classes typiques d'application existent pour le filtrage de Wiener. Nous évoquons en particulier le cas de l'estimation de canal (ou identification directe) et de l'égalisation (ou déconvolution, filtrage inverse).

4.1.2.1 Estimation de canal

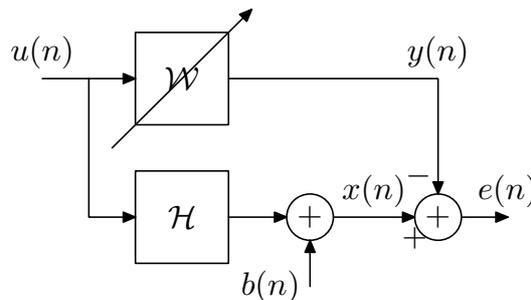


FIG. 4.2 – Modèle de régression linéaire ou d'identification directe

L'adaptation du filtrage de Wiener à l'estimation de canal est présentée figure 4.2 et sa formalisation est donnée par les équations (4.3) et (4.4). L'objectif de l'estimation de canal est d'identifier le filtre optimal $\tilde{\mathcal{W}} = \mathcal{H}$ à partir de $u(n)$ et $x(n)$. On parle aussi de modèle de régression linéaire.

$$x(n) = \mathbf{h}^T \cdot \mathbf{u}(n) + b(n) \quad (4.3)$$

$$y(n) = \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{u}(n) \quad (4.4)$$

$\mathbf{u}(n)$ est le vecteur de symboles émis, $b(n)$ correspond au bruit blanc additif gaussien du canal et $x(n)$ est la séquence de symboles reçus. La comparaison des algorithmes d'adaptation dépendra notamment des propriétés statistiques de $u(n)$, comme par exemple sa matrice d'autocorrélation.

4.1.2.2 Égalisation

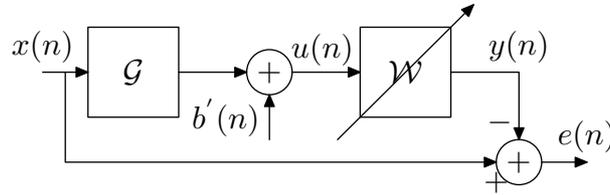


FIG. 4.3 – Modèle d'identification inverse appliqué à l'égalisation

L'objectif de l'égalisation est de réduire voire d'éliminer la distorsion apportée par le canal multitrajet. Ce modèle est présenté figure 4.3. \mathcal{G} est le filtre qui modélise le canal multitrajets. \mathcal{W} doit représenter au mieux l'inverse de \mathcal{G} . En l'absence de bruit $b'(n)$, le filtre optimal est $\tilde{\mathcal{W}} = \mathcal{G}^{-1}$. $u(n)$ est l'entrée du filtre adaptatif mais représente maintenant la sortie du canal, et non plus la séquence émise. $x(n)$ devient la séquence émise que l'on doit estimer et $y(n)$ est la séquence estimée. Pour simplifier le modèle, nous avons considéré uniquement un mode d'apprentissage pour lequel la séquence de référence est toujours $x(n)$.

$$u(n) = \mathbf{g}^T \cdot \mathbf{x}(n) + b'(n) \quad (4.5)$$

$$y(n) = \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{u}(n) \quad (4.6)$$

Ce problème d'égalisation peut se modéliser comme un problème d'estimation de canal où il s'agit d'identifier le filtre inverse $\tilde{\mathcal{W}} = \mathcal{G}^{-1}$. En effet, on remarque que les rôles de $u(n)$ et $x(n)$ sont inversés dans le modèle d'identification directe par rapport à celui d'identification inverse. Exprimons $x(n)$ en fonction de $u(n)$:

$$u(n) = \mathcal{G}(x(n)) + b'(n) \quad (4.7)$$

$$\mathcal{G}^{-1}(u(n)) = x(n) + \mathcal{G}^{-1}(b'(n)) \quad (4.8)$$

$$x(n) = \mathcal{G}^{-1}(u(n)) - \mathcal{G}^{-1}(b'(n)) \quad (4.9)$$

Ainsi en posant :

$$\mathcal{H} = \mathcal{G}^{-1} \quad \text{et} \quad b(n) = -\mathcal{G}^{-1}(b'(n)) \quad (4.10)$$

le modèle inverse se réduit au modèle direct présenté figure 4.2. Le modèle équivalent à la figure 4.3 sous la forme d'identification directe est présenté figure 4.4. Cependant, $b(n)$

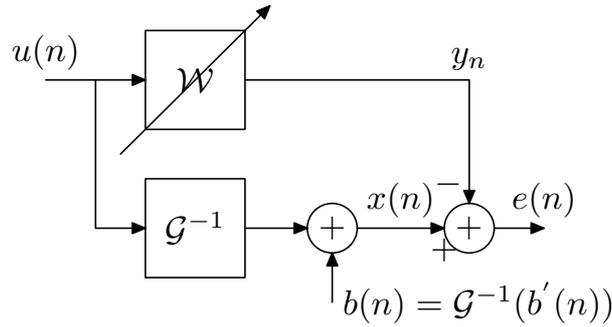


FIG. 4.4 – Modèle d'identification inverse équivalent au modèle d'identification directe

n'est plus blanc mais coloré. Sa puissance et son spectre dépendent du filtre \mathcal{G} et de ses variations. Ce problème n'est donc pas une extension triviale du problème direct.

L'estimation de canal adaptative est généralement beaucoup plus simple à réaliser car le bruit $b(n)$ est blanc ainsi que le signal d'entrée du filtre $u(n)$. Dans le cas d'une égalisation $u(n)$ et $b(n)$ sont filtrés, leurs propriétés statistiques, qui influencent le fonctionnement des algorithmes d'adaptation, dépendent donc de ce filtrage dont les caractéristiques sont souvent inconnues.

4.1.3 Poursuite des non-stationnarités

Il existe essentiellement deux familles d'algorithmes d'adaptation, les algorithmes du gradient encore appelés LMS, dont l'algorithme est décrit en 2.1.2.1, et les algorithmes des moindres carrés récursifs encore appelés RLS, décrit en 2.1.2.2. Les premiers sont largement utilisés pour leur simplicité de mise en œuvre et leur stabilité numérique, les seconds sont connus pour leur rapidité de convergence. Beaucoup d'auteurs ont confondu vitesse de convergence et capacité de poursuite des non-stationnarités. Cependant, il a été montré [57][18] que l'algorithme LMS peut être supérieur au RLS dans un contexte non-stationnaire.

Nous allons maintenant donner un classement des types de non-stationnarités. En effet, le choix d'un algorithme est dépendant du type de non-stationnarités à poursuivre. Tout d'abord, on peut distinguer les ruptures des évolutions permanentes [57]. Les ruptures sont des évolutions transitoires très rapides du canal. Dans ce cas, la capacité de poursuite de l'algorithme est dépassée et il passe en mode de convergence. Le critère de comparaison repose alors sur le temps de convergence.

On peut ensuite distinguer deux classes de non-stationnarités permanentes : déterministes ou aléatoires. Dans ces deux cas, l'algorithme a convergé et c'est donc sa capacité de poursuite qui détermine le choix d'un algorithme.

Afin d'étudier plus précisément le comportement des algorithmes LMS et RLS, il est nécessaire de définir des modèles de non-stationnarités théoriques. On définit tout d'abord l'incrément temporel $\mathbf{t}(n)$ du filtre optimal

$$\mathbf{t}(n) = \mathbf{h}(n+1) - \mathbf{h}(n) \quad (4.11)$$

Les modèles les plus étudiés dans la littérature sont :

- variation déterministe bornée $\mathbf{t}(n) = \Delta(n)$
- dérive constante $\mathbf{t}(n) = \Delta$

- marche aléatoire $\mathbf{t}(n) = \omega(n)$ (processus de Markov de premier ordre) où $\omega(n)$ est un bruit blanc de moyenne nulle et de matrice de corrélation \mathbf{R}_ω

Une étude générale de comparaison des algorithmes LMS et RLS est impossible car selon les modèles utilisés pour les variations du canal et les caractéristiques de l'entrée du système adaptatif, les résultats sont différents. Ainsi, la plupart des auteurs se concentrent sur des exemples précis.

4.1.4 Définitions : mesure de la capacité de poursuite

Avant d'étudier la capacité de poursuite de l'algorithme d'adaptation dans le contexte de l'égalisation et de l'estimation de canal, nous donnons quelques définitions de grandeurs permettant de quantifier la capacité de poursuite d'un algorithme ainsi que ses performances optimales.

4.1.4.1 Définition de la déviation

Pour les deux familles d'algorithmes RLS et LMS, on définit la déviation $\mathbf{v}(n)$ du filtre estimé par rapport au filtre optimal et le bruit de sortie optimal $\tilde{e}(n)$ dont la puissance est ε_{min} par [57] :

$$\mathbf{v}(n) = \mathbf{w}(n) - \tilde{\mathbf{w}}(n) \quad (4.12)$$

$$\tilde{e}(n) = x(n) - \tilde{\mathbf{w}}^T(n)\mathbf{u}(n) \quad (4.13)$$

En utilisant les expressions des algorithmes LMS et RLS, (2.17) et (2.25), ainsi que l'expression de l'incrément du filtre optimal $\mathbf{t}(n) = \tilde{\mathbf{w}}(n+1) - \tilde{\mathbf{w}}(n)$, on obtient la forme unique suivante (cf. annexe A) :

$$\mathbf{v}(n) = \mathbf{B}(n)\mathbf{v}(n-1) + \mathbf{A}(n)\mathbf{X}(n)\tilde{e}(n) - \mathbf{t}(n) \quad (4.14)$$

avec $\mathbf{A}(n)$ et $\mathbf{B}(n)$ les matrices données par le tableau 4.1. $\mathbf{D}(n)$ est défini en 2.1.2.2.

TAB. 4.1 – matrices $\mathbf{A}(n)$ et $\mathbf{B}(n)$ des algorithmes RLS et LMS

	LMS	RLS
$\mathbf{A}(n)$	$\mu\mathbf{I}$	$\mathbf{D}^{-1}(n)$
$\mathbf{B}(n)$	$\mathbf{I} - \mu\mathbf{u}^T(n)\mathbf{u}^*(n)$	$\mathbf{I} - \mathbf{D}^{-1}(n)\mathbf{u}^T(n)\mathbf{u}^*(n)$

L'expression de la déviation étant linéaire, $\mathbf{v}(n)$ peut être découpée en trois parties $\mathbf{v}_t(n)$, $\mathbf{v}_f(n)$ et $\mathbf{v}_r(n)$ données par :

$$\mathbf{v}(n) = \mathbf{v}_t(n) + \mathbf{v}_f(n) + \mathbf{v}_r(n) \quad (4.15)$$

$$\mathbf{v}_t(n) = \mathbf{B}(n)\mathbf{v}_t(n-1) \quad (4.16)$$

$$\mathbf{v}_f(n) = \mathbf{B}(n)\mathbf{v}_f(n-1) + \mathbf{A}(n)\mathbf{u}(n)\tilde{e}(n) \quad (4.17)$$

$$\mathbf{v}_r(n) = \mathbf{B}(n)\mathbf{v}_r(n-1) - \mathbf{t}(n) \quad (4.18)$$

$\mathbf{v}_t(n)$ est la déviation transitoire qui décroît lors de la phase d'acquisition indépendamment du niveau de bruit ε_{min} . La vitesse de décroissance dépend de $\mathbf{B}(n)$. Elle est meilleure

pour le RLS que pour le LMS d'où une vitesse de convergence beaucoup plus rapide dans le cas de l'algorithme RLS.

$\mathbf{v}_f(n)$ est la déviation de fluctuations qui démarre à zéro et devient non nulle à cause de $\tilde{e}(n)$. Elle est indépendante des variations de \mathcal{H} . Elle correspond au bruit interne de l'algorithme.

$\mathbf{v}_r(n)$ est la déviation de retard qui dépend seulement des non-stationnarités, c'est à dire du fait que $\mathbf{t}(n)$ n'est pas nul. Elle est indépendante de $\tilde{e}(n)$. Ainsi, on comprend qu'une bonne vitesse de convergence, c'est à dire une décroissance rapide de $\mathbf{v}_t(n)$, n'est pas liée à une bonne précision de la poursuite des non-stationnarités caractérisée par $\mathbf{v}_r(n)$.

4.1.4.2 Définition des résidus

Pour mieux comprendre le fonctionnement des algorithmes en poursuite, nous utilisons les quantités appelées résidus définis dans [57]. Elles permettent d'exprimer la précision des algorithmes en poursuite.

On définit l'EQM en excès en sortie du filtre adaptatif selon le modèle présenté en 4.2

$$J_{ex}(n) = J_{tot}(n) - J_{min}(n) \quad (4.19)$$

où $J_{tot}(n) = E[|x(n) - y(n)|^2]$ et $J_{min} = E[|\tilde{e}(n)|^2]$ correspond à l'EQM minimale que le filtre adaptatif puisse atteindre.

Le résidu d'un algorithme adaptatif est défini par :

$$\mathcal{M} = \frac{J_{ex}(\infty)}{J_{min}} \quad (4.20)$$

En supposant que le nombre d'itérations est suffisamment grand pour que la phase transitoire de convergence soit finie, on peut écrire :

$$\mathcal{M} = \mathcal{M}_f + \mathcal{M}_r \quad (4.21)$$

\mathcal{M}_f est le résidu de fluctuations (*fluctuation or noise misadjustment* en anglais) et \mathcal{M}_r est le résidu de retard (*lag misadjustment* en anglais). Le caractère additif des résidus est dû au découplage qui existe entre les déviations $\mathbf{v}^f(n)$ et $\mathbf{v}^r(n)$. Pour un modèle donné d'incrément temporel du filtre \mathcal{H} et un modèle d'application (identification ou égalisation), le calcul analytique des valeurs des différents résidus pour l'algorithme LMS et RLS permet une comparaison quantitative des performances de ces algorithmes.

4.1.5 Comparaison des algorithmes

Nous exprimons les résidus pour l'algorithme LMS puis RLS pour le modèle de non-stationnarité de type marche aléatoire (processus de Markov de premier ordre) décrit en 4.1.3 et le modèle d'identification directe décrit en 4.1.2 avec $b(n)$, bruit blanc gaussien de variance σ_b^2 . Le filtre adaptatif possède N coefficients. De nombreux auteurs ont déjà traité ce problème [58] [59] [57][56]. Nous reprenons le développement rigoureux proposé par Haykin [18].

4.1.5.1 Résidus de fluctuations et de retard

Dans [18], Haykin donne les résidus de fluctuation :

$$\mathcal{M}_f^{LMS} = \frac{\mu}{2} \text{Tr}[\mathbf{R}_u] \quad \text{pour } \mu \text{ petit} \quad (4.22)$$

$$\mathcal{M}_f^{RLS} = \frac{1 - \lambda}{1 + \lambda} N \quad (4.23)$$

Le résidu de fluctuation correspond au bruit interne de l'algorithme. Les performances du LMS dépendent du conditionnement des données alors que le RLS fonctionne indépendamment. Le RLS permet donc la plupart du temps d'obtenir un résidu de fluctuation plus faible que le LMS. Ce phénomène est surtout visible lorsque le filtre est un égaliseur puisque les données à son entrée contiennent de l'IES. Cependant ceci n'est plus vrai si l'entrée est blanche. En effet avec σ_u^2 unitaire, on obtient alors $\mathbf{R}_u = \sigma_u^2 \mathbf{I}$ et le résidu du LMS s'écrit :

$$\mathcal{M}_f^{LMS} = \frac{\mu}{2} N \quad \text{pour } \mu \text{ petit} \quad (4.24)$$

En posant $\mu = 1 - \lambda$ et λ proche de 1, on obtient l'égalité des résidus de fluctuation du LMS et du RLS.

Les résidus de retard sont donnés par :

$$\mathcal{M}_r^{LMS} = \frac{1}{2\mu\sigma_b^2} \text{Tr}[\mathbf{R}_\omega] \quad \text{pour } \mu \text{ petit} \quad (4.25)$$

$$\mathcal{M}_r^{RLS} = \frac{1}{2\sigma_b^2(1 - \lambda)} \text{Tr}[\mathbf{R}_u \mathbf{R}_\omega] \quad (4.26)$$

Le résidu de retard est dû à la non-stationnarité du canal modélisée par l'incrément temporel $\mathbf{t}(n) = \omega(n)$. Dans le cas d'un canal stationnaire, seul le résidu de fluctuation détermine les performances du filtre adaptatif.

Les deux termes de résidus, fluctuation et retard, évoluent de façon contraire. Ainsi chacun des algorithmes admet un pas d'adaptation μ_{opt} ou un facteur d'oubli λ_{opt} optimal qui minimise le résidu en réalisant le compromis entre les deux résidus de fluctuation et de retard. Par exemple pour le LMS, un pas d'adaptation faible permet d'obtenir un résidu de fluctuation faible mais conduit à un résidu de retard élevé. L'algorithme n'est alors pas capable de suivre les non-stationnarités $\omega(n)$.

4.1.5.2 Résidus minimaux

La méthodologie la plus judicieuse pour comparer les algorithmes consiste à comparer les résidus minimaux. La minimisation du résidu total donne le pas optimal. Pour le LMS, on obtient :

$$\mu_{opt} \approx \frac{1}{\sigma_b} \left(\frac{\text{Tr}[\mathbf{R}_\omega]}{\text{Tr}[\mathbf{R}_u]} \right)^{1/2} \quad (4.27)$$

$$\mathcal{M}_{min}^{LMS} \approx \frac{1}{\sigma_b} (\text{Tr}[\mathbf{R}_u] \text{Tr}[\mathbf{R}_\omega])^{1/2} \quad (4.28)$$

Pour le RLS, on obtient :

$$\lambda_{opt} \approx 1 - \frac{1}{\sigma_b} \left(\frac{1}{N} \text{Tr}[\mathbf{R}_u \mathbf{R}_\omega] \right)^{1/2} \quad (4.29)$$

$$\mathcal{M}_{min}^{RLS} \approx \frac{1}{\sigma_b} (N \text{Tr}[\mathbf{R}_u \mathbf{R}_\omega])^{1/2} \quad (4.30)$$

Nous établissons le rapport des résidus minimaux :

$$\frac{\mathcal{M}_{min}^{LMS}}{\mathcal{M}_{min}^{RLS}} \approx \left(\frac{\text{Tr}[\mathbf{R}_u] \text{Tr}[\mathbf{R}_\omega]}{N \text{Tr}[\mathbf{R}_u \mathbf{R}_\omega]} \right)^{1/2} \quad (4.31)$$

Ainsi, le résultat dépend des conditions expérimentales : la corrélation des données en entrée du filtre adaptatif et la corrélation des variations de l'incrément temporel. Prenons l'exemple de l'application estimation de canal. Le modèle est une identification directe et le signal d'entrée $u(n)$ contient les symboles d'information. On considère alors que $\mathbf{R}_u = \mathbf{I}$. L'équation (4.31) devient alors :

$$\mathcal{M}_{min}^{LMS} = \mathcal{M}_{min}^{RLS} \quad (4.32)$$

Pour l'application et le modèle considéré, l'algorithme LMS possède donc les mêmes performances que le RLS. Le même résultat est obtenu si les variations temporelles de $\omega(n)$ sont indépendantes. Ainsi, le problème de poursuite n'est pas lié à la rapidité de convergence comme on pouvait le croire.

4.2 Optimisation de l'égaliseur de la première itération

Cette optimisation est menée spécifiquement pour un canal réaliste avec sélectivité temporelle et fréquentielle et une modulation MAQ-16. D'autre part, le modèle de canal CCIR est connu pour être difficile à égaliser. Dans cette section, nous comparons deux structures d'égalisation déjà présentées, l'ELT et l'ERD, ainsi que deux algorithmes d'adaptation, le LMS et le RLS.

4.2.1 Optimisation de la structure

4.2.1.1 Comparaison théorique

Pour l'égaliseur de la première itération, nous nous restreignons volontairement à la comparaison de deux structures uniquement : l'ELT et l'ERD déjà présentées en 2.1.1. En effet, ce sont les structures les plus utilisées en pratique pour leur simplicité et leurs bonnes performances sur canal réaliste. Néanmoins, d'autres structures plus perfectionnées et sans doute plus adaptées aux canaux variants existent mais nous ne les étudierons pour des raisons de complexité. Ces structures sont la plupart du temps basées sur le calcul direct des coefficients de l'ERD à partir des coefficients du canal identifiés par une estimation de canal. Cette technique appliquée à l'annuleur d'interférences sera étudiée plus en détail en 4.3.1. Le lecteur intéressé pourra se reporter notamment aux articles sur le BDFE (Block Decision Feedback Equalizer) [27], basé sur un traitement par bloc, et les articles spécifiques aux communications sur canaux variants tels que [60][61][62][63].

Les performances du premier égaliseur sont primordiales du point de vue du processus itératif. En effet, si le TEB en sortie du premier égaliseur est trop élevé, le déclenchement du processus itératif peut ne pas se produire. Dans [64], A. Roumy illustre ce phénomène en comparant un égaliseur ERD avec un détecteur MAP à la première itération. Nous rappelons maintenant quelques éléments théoriques de comparaison des deux structures.

La plupart des études théoriques de l'ERD repose sur l'hypothèse que les décisions retournées dans la partie arrière sont correctes. Dans ce cas, l'ERD possède des performances toujours supérieures à l'ELT et en particulier sur les canaux à forte sélectivité fréquentielle, c'est à dire avec de fortes atténuations dans la bande de transmission. Dans [5], Proakis propose un exemple de comparaison des deux structures sur un canal à deux trajets de puissance égale et pour un nombre de coefficients de l'égaliseur infini. L'ERD conduit alors à un RSB de sortie égal à $RSB_{\infty} \approx \frac{1}{2N_0}$ soit une dégradation de 3dB par rapport au RSB du canal et l'ELT conduit à $RSB_{\infty} = \sqrt{\frac{2}{N_0}}$: la dégradation est beaucoup plus importante.

Par rapport à ces performances optimales, d'autres dégradations peuvent intervenir. Notamment dans le cas de réalisations pratiques, le nombre de coefficient est limité. Cela joue également en défaveur de l'ELT. En effet, si les atténuations induites par le canal dans la bande de transmission sont profondes, cela correspond à des zéros de la fonction de transfert du canal proche du cercle unité. Dans ce cas, il est difficile d'approcher l'égaliseur idéal avec un ELT à nombre de coefficients réduit [6]. La non adéquation de l'ELT avec l'égaliseur idéal conduit alors à des dégradations supplémentaires. Ce phénomène est beaucoup moins visible avec l'ERD dont la partie récursive permet de représenter un filtre à réponse impulsionnelle infinie.

En prenant comme hypothèse le retour parfait des décisions au niveau de la partie arrière de l'ERD, cet égaliseur semble avoir nettement l'avantage sur l'ELT. Cependant, en pratique, cette hypothèse est rarement vérifiée surtout pour des RSB faibles. Or, lorsque l'ERD est utilisé à la première itération d'un processus itératif, le RSB du point de fonctionnement visé est souvent beaucoup plus faible que celui utilisé en égalisation classique. Dans ce cas, on assiste au phénomène de propagation d'erreurs. Les décisions erronées, retournées à la partie arrière de l'ERD, engendrent des erreurs d'égalisation qui elles-mêmes conduisent à des décisions erronées et ainsi de suite ... Cette propagation d'erreurs induit de fortes dégradations des performances et parfois une divergence de l'ERD.

Dans le cas de canaux variants, les évanouissements sont souvent à l'origine de cette propagation d'erreurs. Une Séquence d'Apprentissage (SA), qui contient des données connues du récepteur, est donc introduite périodiquement et remplace les décisions prises en sortie de l'ERD afin d'assurer sa stabilité. Cependant, cette SA diminue le débit utile transmis puisqu'elle ne contient aucune information. L'ELT, quant à lui, est un égaliseur qui ne souffre d'aucune propagation d'erreurs et qui est inconditionnellement stable même sans SA. Mais cela ne signifie pas que ses performances soient bonnes, notamment pour le modèle de canal CCIR qui possède de fortes atténuations fréquentielles dues aux deux trajets principaux.

Le choix de l'une ou l'autre des deux structures n'est pas trivial. Il va notamment dépendre de la taille de la SA et des TEB nécessaires au déclenchement du processus itératif.

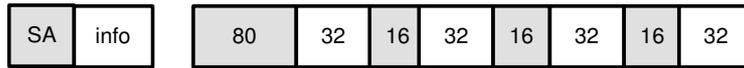


FIG. 4.5 – Séquence d'apprentissage pour canaux ionosphériques

Afin d'établir une comparaison des deux structures dans des conditions les plus proches possibles de la pratique (avec propagation d'erreurs et influence du nombre de coefficients), Proakis propose dans [5] de réaliser des simulations de type Monte-Carlo. Les modèles étudiés sont ceux présentés en 2.1.

4.2.1.2 La séquence d'apprentissage

Les performances des égaliseurs dépendront de la séquence d'apprentissage utilisée. Trois types de conditions vont être testées. Tout d'abord, nous simulons les deux structures sans SA. Dans ce cas, le débit utile n'est pas réduit mais l'ERD risque de diverger assez rapidement. Ensuite, nous utilisons une séquence 25/100, c'est à dire 25 symboles de modulation connus pour une trame de 100 symboles émis. Afin de simplifier le traitement, la mise en trame n'est pas effectuée : nous n'insérons pas de séquences fixes mais une partie des symboles de modulation est connue du récepteur. La troisième séquence testée est habituellement utilisée pour des transmissions ionosphériques. Elle est représentée figure 4.5. Elle comporte 50% de symboles connus.

Dans l'ELT, les symboles connus $d(n)$ de la séquence d'apprentissage sont utilisés pour calculer l'erreur $e(n) = d(n) - \tilde{d}(n)$ fournie à l'algorithme d'adaptation. En dehors de cette période, la référence utilisée pour calculer l'erreur est la décision prise en sortie de l'ELT sur $\tilde{d}(n)$.

Dans l'ERD, les symboles connus sont utilisés au niveau du calcul de l'erreur et également pour le retour de décisions. Comme pour l'ELT en dehors de cette période la référence utilisée est la décision sur la sortie égalisée $\tilde{d}(n)$.

La séquence d'apprentissage fixe la position du coefficient principal de l'égaliseur, qui est le coefficient de plus forte puissance. Dans le cas de l'ELT, ce coefficient principal est choisi au centre du filtre. Dans le cas de l'ERD, il est placé à la fin de la partie avant. De plus, on suppose que le coefficient de plus forte puissance du canal est le premier coefficient. Cependant, comme le canal est variant dans le temps, il est possible que ce coefficient principal se déplace d'une position à une autre. Dans ce cas, la position fixée par la SA n'est plus optimale et les performances de l'ERD se dégradent.

4.2.1.3 Résultats de simulation

Les paramètres de simulation sont les suivants :

- code $K = 5$
- entrelacement loi non uniforme, 138384 bits
- modulation MAQ-16
- modèle de canal CCIR
- démodulation douce avec calcul simplifié donnée par les équations (2.40)
- RSB = 15 dB
- algorithme RLS, facteur d'oubli = 0.99

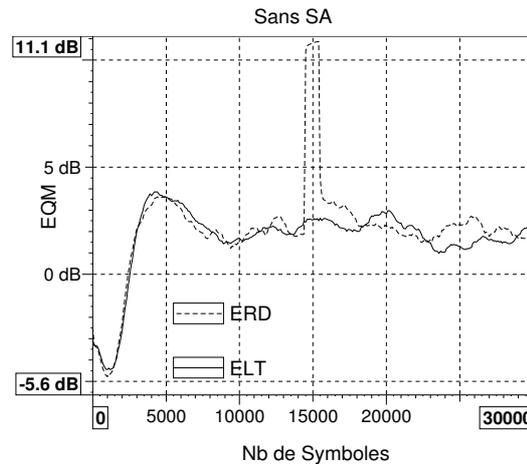


FIG. 4.6 – EQM en sortie de l'ELT et de l'ERD (RLS) sans séquence d'apprentissage périodique

- nb coefficients ELT = 33, nb coefficients ERD 17 (avant) et 16 (arrière).

Nous voulons tester les performances en poursuite des deux structures ELT et ERD. Pour cela, nous observons l'EQM selon la méthode d'évaluation présentée en 1.5.1. L'algorithme RLS est choisi pour mettre à jour adaptativement les coefficients de ces deux égaliseurs. Dans un premier temps, aucune séquence d'apprentissage périodique n'est insérée. Cependant, une phase de convergence pendant laquelle 2000 symboles émis sont connus du récepteur est mise en place afin de faciliter la convergence des deux égaliseurs. La figure 4.6 représente l'évolution de l'EQM dans le temps. Les deux égaliseurs ne fonctionnent pas correctement puisque l'EQM mesurée est toujours supérieure à 0dB en dehors de la phase de convergence. De plus, on peut également observer un fonctionnement erratique de l'ERD (divergence) autour de 15000 symboles.

La figure 4.7 présente l'EQM en sortie des égaliseurs pour 25 symboles connus au début d'une trame de 100 symboles, soit 25% d'apprentissage. L'observation de l'EQM ne semble pas permettre de départager les deux égaliseurs. Cependant, on peut remarquer que pour cette fenêtre d'observation l'EQM reste quasiment toujours inférieure à 0dB. La figure 4.8 présente l'EQM en sortie des égaliseurs pour la trame ionosphérique. La taille de la séquence d'apprentissage influence assez peu les performances de l'ELT puisque la référence fournie par la SA n'est utilisée qu'au niveau de l'algorithme d'adaptation. Par contre, l'utilisation des données connues au niveau de la partie arrière de l'ERD permet d'améliorer notablement ses performances (figure 4.9).

Afin de départager les deux structures, le calcul du TEB est nécessaire car une observation sur une fenêtre temporelle de 50000 symboles n'est pas suffisante pour un canal variant lentement tel que le canal CCIR. La figure 4.10 présente les résultats de TEB pour les deux types de trame et de structures. On remarque tout d'abord que la trame 25% ne permet pas d'égaliser correctement le canal quelque soit la structure utilisée : pour les RSB observés le TEB ne descend pas au dessous de 10^{-1} . Pour des TEB aussi élevés, le processus itératif de turbo-égalisation ne se déclenche pas. Pour cette raison, la trame ionosphérique est très bien adaptée et permet notamment d'atteindre avec l'ERD un TEB

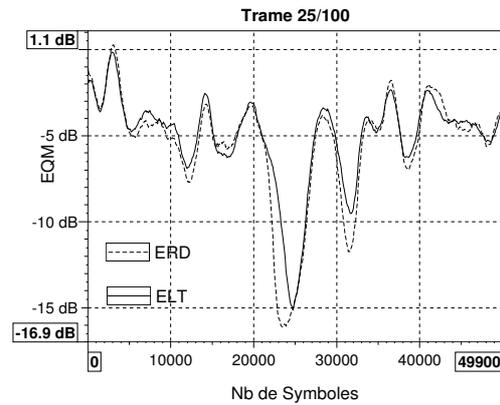


FIG. 4.7 – EQM en sortie de l'ELT et de l'ERD (RLS) avec trame de 100 symboles dont 25 symboles connus

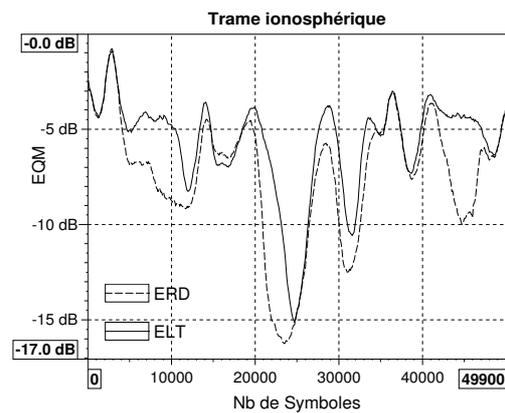


FIG. 4.8 – EQM en sortie de l'ELT et de l'ERD (RLS) avec trame ionosphérique

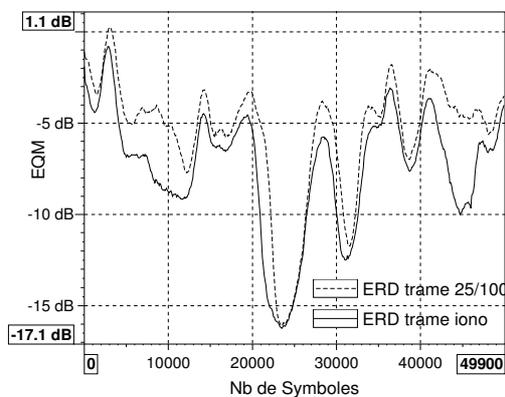


FIG. 4.9 – EQM en sortie de l'ERD (RLS) avec trame ionosphérique et trame 25%

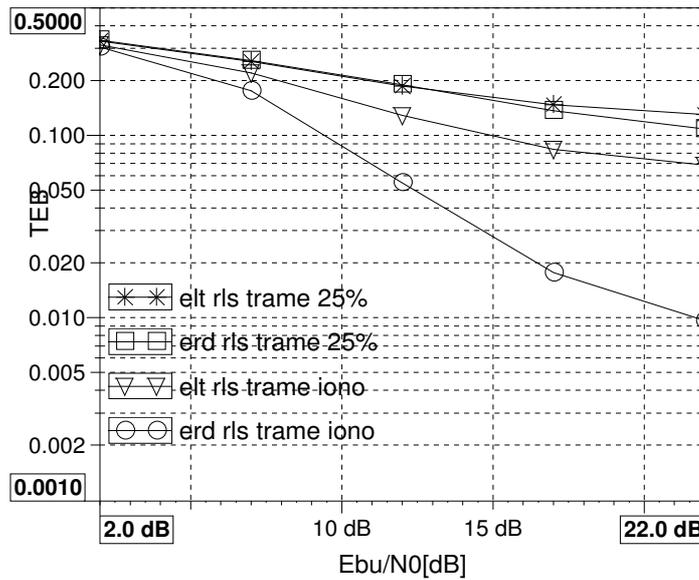


FIG. 4.10 – TEB après décodage en sortie de l'ELT et l'ERD pour les deux types de trames

inférieur à 10^{-1} pour un RSB supérieur à 10dB. Ainsi, la SA empêche l'ERD de diverger et lui permet également de limiter la propagation d'erreurs et la dégradation des performances. À l'opposé, l'ELT a très peu besoin de SA. Mais cet avantage n'est pas suffisant pour compenser ses mauvaises performances.

Afin d'obtenir des performances en TEB qui permettront de déclencher le processus itératif, l'ERD doit être choisi en association avec la séquence d'apprentissage du type trame ionosphérique. La structure ELT n'est pas adaptée à ce type de canal notamment parce que ses atténuations fréquentielles sont trop profondes.

4.2.2 Poursuite des non-stationnarités

L'objectif est de comparer deux algorithmes d'adaptation : le RLS et le LMS, décrits en 2.1.2. L'étude théorique d'un filtre égaliseur adaptatif n'est pas aisée. Ainsi, après avoir donné quelques éléments de comparaison théorique, nous développerons la comparaison plus en détail à l'aide de simulations.

4.2.2.1 Comparaison théorique

Nous avons montré à la section 4.1 que le modèle d'égalisation pouvait se mettre sous la forme d'un modèle d'identification directe avec bruit $b(n)$ coloré. La plupart des études théoriques sont réalisées à partir du modèle d'identification directe mais toute extension au modèle d'égalisation est non triviale à cause du bruit coloré. Cependant, des études du modèle d'égalisation pour certains cas particuliers existent. Nous citerons encore l'article d'O. Macchi *et al.* [57] qui traite le problème de l'égalisation dans un cas de poursuite très simple de dérive de déphasage entre deux trajets. Dans ce cas particulier, l'algorithme LMS est supérieur à l'algorithme RLS bien que cette supériorité se traduise en pratique par des performances en TEB paraissant identiques. En ce qui concerne le problème de

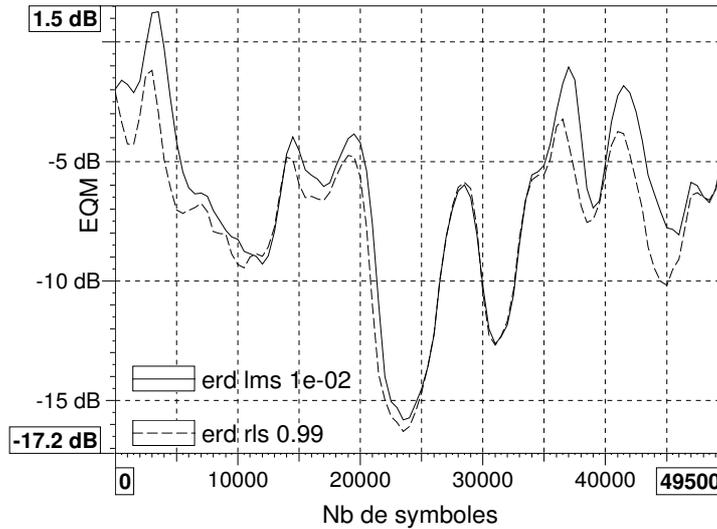


FIG. 4.11 – EQM en sortie de l'ERD LMS et RLS avec trame ionosphérique

ruptures, qui correspondent à des périodes de convergence avec conditions initiales non nulles, les auteurs aboutissent au même résultat de comparaison que pour la vitesse de convergence : l'algorithme RLS est supérieur à l'algorithme LMS. Ainsi, pour l'utilisateur il s'agit d'identifier le type de non-stationnarités à poursuivre : ruptures ou variations lentes.

4.2.2.2 Résultats de simulation

La mise en œuvre de la comparaison théorique n'est pas aisée. En effet, les variations temporelles du canal ne peuvent se modéliser par une simple dérive de fréquence ou d'un rapport d'amplitude des deux trajets déterministes. Afin de finaliser le choix d'un algorithme, nous réalisons des comparaisons de performance à l'aide de la mesure de l'EQM en sortie de l'égaliseur ERD. Les deux algorithmes sont comparés à erreur résiduelle minimale. Nous avons donc effectué une optimisation empirique du pas d'adaptation et du facteur d'oubli pour un RSB donné de 15dB. Nous obtenons pour le LMS un pas d'adaptation de 10^{-2} et pour le RLS un facteur d'oubli de 0.99. La figure 4.11 présente l'EQM en sortie de l'ERD pour le LMS et le RLS avec la trame ionosphérique. La différence essentielle entre ces deux courbes se situe pour les EQM supérieures à -10dB. Dans cette région, l'algorithme RLS semble supérieur au LMS. Notamment, il permet de ne pas dépasser la limite de 0dB. Or, comme les zones de très haute EQM engendrent une hausse importante du TEB, le RLS permet de diminuer notablement le plancher de TEB. Le même type de comparaison a déjà été étudié dans [65] mais pour des conditions de simulation (modulation, modèle de canal, débit) différentes.

La figure 4.12 présente le résultat final de TEB en sortie de l'ERD RLS avec la trame ionosphérique. Sur cette figure, la perte de puissance de 3dB due à la séquence d'apprentissage de 50% est prise en compte sur l'axe des abscisses.

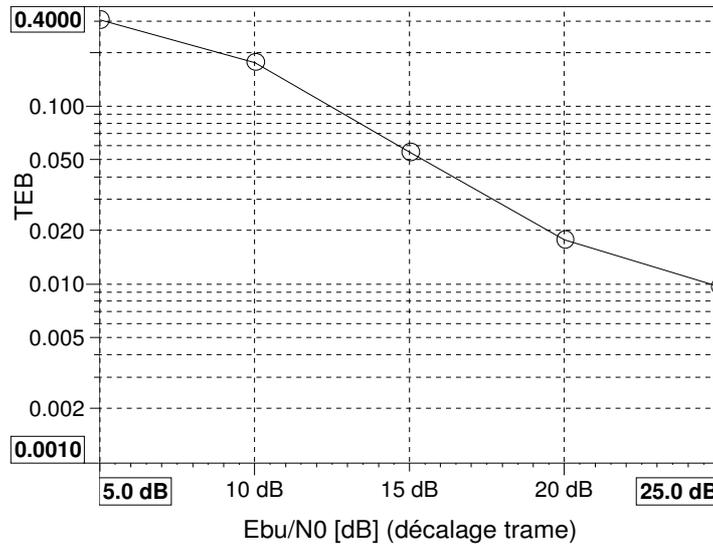


FIG. 4.12 – TEB en sortie de l'ERD RLS avec trame ionosphérique et décalage du E_{bu}/N_0 pour prise en compte de la trame

4.2.3 Conclusion

Un choix réfléchi de l'égaliseur de la première itération du point de vue structure et algorithme est nécessaire afin d'obtenir des performances suffisantes pour que le processus itératif puisse démarrer assez tôt. Ainsi, l'ERD associé à l'algorithme RLS permet d'atteindre un TEB de $3 \cdot 10^{-2}$ pour un E_{bu}/N_0 de 18dB. Cependant, de telles performances sont accessibles grâce à une séquence d'apprentissage importante, égale typiquement à 50% du flux de données.

Dans cette étude, l'algorithme classique du RLS a été utilisé. Beaucoup de travaux ont été menés afin d'augmenter la stabilité et diminuer la complexité du RLS. Nous citons les travaux de Ling et Proakis [66] et Hsu [67].

Des travaux supplémentaires ont été menés par Y-M. Morgan [68], stagiaire à France Telecom R&D et ont permis une diminution sensible de la séquence d'apprentissage grâce à l'utilisation d'un égaliseur aveugle à structure adaptative, appelé Self Adaptive Decision Feedback Equalizer (SADFE) [39][69]. De plus, cet égaliseur n'utilise pas le RLS comme algorithme d'adaptation mais le CMA et le LMS, qui sont beaucoup moins complexes.

4.3 Optimisation de l'Annuleur d'Interférences

Dans cette section, il s'agit d'optimiser l'annuleur d'interférences pour les conditions de transmission d'une modulation MAQ-16 sur le canal CCIR. Dans un premier temps, nous nous intéressons à la mise en œuvre de l'adaptation des coefficients de l'AI. Pour cela, deux schémas sont possibles. La première solution consiste à adapter directement les coefficients de l'égaliseur à l'aide d'un algorithme. La seconde solution nécessite une estimation de canal associée à un algorithme adaptatif, afin d'obtenir les coefficients du canal, ainsi qu'un organe de calcul des coefficients optimaux de l'AI. Le choix de l'une ou l'autre de ces solutions n'est pas triviale car cela dépendra notamment de leur capacité de

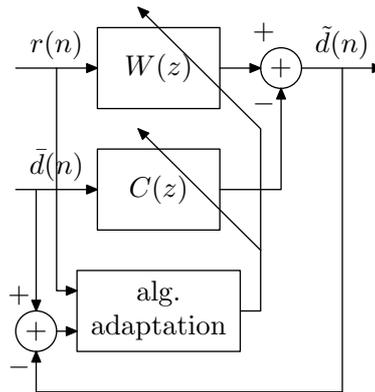


FIG. 4.13 – Schéma de l'anneleur d'interférences avec adaptation directe des coefficients

poursuite et de l'adéquation de leur fonctionnement au processus itératif.

La seconde partie concerne le choix de l'algorithme d'adaptation basé sur une analyse théorique et des simulations.

4.3.1 Égalisation ou identification directe ?

4.3.1.1 Présentation des deux schémas

La première solution consiste donc à adapter directement les coefficients de l'AI à l'aide d'un algorithme adaptatif. Ce schéma, classique en égalisation, est présenté figure 4.13. Le filtre $W(z)$ représente le filtre avant de l'AI et $C(z)$ correspond au filtre annuleur. Dans le contexte de la turbo-égalisation, cette solution permet d'obtenir en sortie de l'AI à chaque itération le MEQM en fonction des informations disponibles, c'est à dire la sortie du canal $r(n)$ et les données de référence $\bar{d}^p(n)$, composées des données estimées à l'itération précédente et des données connues appartenant à la séquence d'apprentissage. Cet AI sera qualifié d'AI idéal par opposition à l'AI optimal présenté en 2.1.1.3. Ainsi, suivant la fiabilité des données de référence, la solution MEQM ne conduit pas toujours aux coefficients optimaux fournis aux équations (2.12) et (2.13) pour lesquels les données $\bar{d}(n)$ sont supposées parfaitement connues. Le principal inconvénient de cette solution est le nombre de coefficients à adapter. Dans le cas d'un AI directement adapté, le nombre de coefficients est égal à la somme des coefficients du filtre avant et arrière, c'est à dire au moins $3L - 1$. Or, dans un contexte de poursuite des non-stationnarités, un nombre trop élevé de coefficients dégrade fortement les performances globales de l'égaliseur.

Dans [16], Wesolowski propose d'utiliser une estimation de canal en parallèle de l'AI. Il est alors possible de calculer assez simplement les coefficients optimaux de l'AI à partir des coefficients du canal. Cette solution est présentée figure 4.14 ainsi que l'estimation de canal figure 4.15. L'estimation de canal est composée d'un filtre $Q(z)$ permettant d'identifier le canal et d'un algorithme d'adaptation. Les coefficients de la RI du canal sont ensuite utilisés pour calculer les coefficients optimaux de l'AI selon les équations (2.12) et (2.13). Dans ce cas, il n'y a plus que L coefficients à adapter, c'est à dire la longueur du canal, au lieu de $3L - 1$.

De plus, il est connu que la présence de données blanches, dont la matrice d'autocorrélation est à un coefficient près la matrice identité, en entrée d'un filtre adaptatif facilite l'adaptation et conduit donc à de meilleures performances. À l'opposé, la première solution

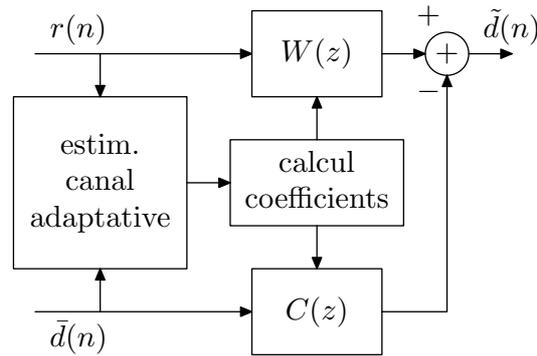


FIG. 4.14 – Schéma de l'annuleur d'interférences avec estimation de canal

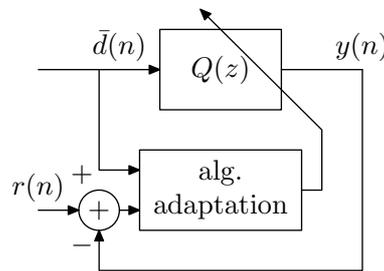


FIG. 4.15 – Schéma de l'estimation de canal

correspond à des données corrélées en entrée du filtre adaptatif qui dégradent le processus adaptatif [6][18]. Certains auteurs ont notamment essayé de blanchir l'entrée d'un égaliseur afin de faciliter la poursuite de l'algorithme [70]. Or, dans le cas de la seconde solution, l'entrée du filtre $Q(z)$ est déjà décorrélée puisqu'elle est constituée des symboles d'information qui ont subi un entrelacement à l'itération précédente. Wesolowski affirme que le MEQM en sortie de l'estimation de canal conduit au MEQM en sortie de l'AI. Pour cela les données de référence doivent être toutes exactement connues. Or, en turbo-égalisation, les données de référence contiennent notamment les données estimées à l'itération précédente qui ne sont pas forcément exactes. Dans ce cas, le MEQM en sortie de l'estimation de canal ne conduit pas au MEQM en sortie de l'AI optimal. Cette non-adéquation de la fiabilité des données de référence aux coefficients optimaux dégrade les performances. Cependant, cette dégradation est nuancée puisque la trame choisie comporte 50% de données connues et puisqu'au fil des itérations les données de référence s'approchent des données exactes.

Dans ce chapitre, nous ne nous intéressons pas au problème de la démodulation et notamment du biais introduit par l'AI. Pour les deux solutions, nous utiliserons donc le biais optimal donné en 2.3.3.2 en supposant connus le RSB γ et l'atténuation α_n du canal.

4.3.1.2 Résultats de simulation

Nous comparons les performances en terme d'EQM des deux solutions proposées. L'algorithme d'adaptation sera le LMS dans les deux cas. Les deux solutions sont testées dans le contexte de la turbo-égalisation.

Les paramètres de simulation sont les suivants :

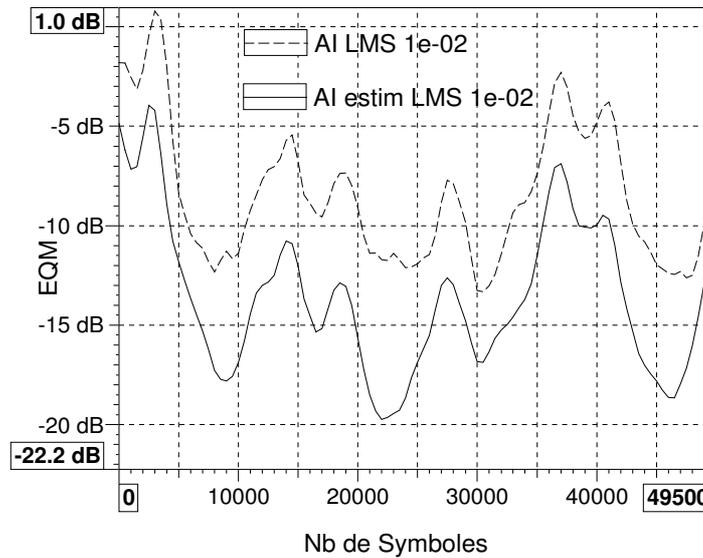


FIG. 4.16 – EQM en sortie de l'AI de la 3^e itération avec adaptation directe ou en association avec une estimation de canal, algorithme LMS, RSB=15dB

- code $K = 5$,
- entrelacement loi non uniforme, 138384 bits,
- modulation MAQ-16,
- modèle de canal CCIR,
- démodulation douce avec calcul simplifié donnée par les équations (2.40),
- égaliseur de la 1^{re} itération : ERD avec RLS, $\lambda = 0.99$, 17 coefficients à l'avant et 16 à l'arrière,
- RSB = 15dB,
- algorithme LMS pour l'AI ou l'estimation de canal.

Les pas d'adaptation ont été optimisés à l'aide de simulations pour un RSB de 15dB et ils sont identiques pour toutes les itérations. Ils ne sont donc pas optimaux sur toute la plage de RSB observée. Cependant, cela n'entraîne que de très faibles dégradations. Le pas optimal pour l'AI est de 10^{-2} comme celui de l'estimation de canal associée à la seconde solution. La figure 4.16 présente les résultats d'EQM en sortie de l'AI de la troisième itération pour les deux solutions. Grâce à l'association de l'estimation de canal et de l'AI, l'EQM ne dépasse jamais le seuil de 0dB. Le gain entre les deux tracés est de l'ordre de 5dB. La seconde solution est donc à privilégier. Ce résultat s'explique notamment par la présence de 50% de données connues dans la trame ionosphérique qui permet à l'AI optimal utilisé avec l'estimation de canal de rester assez proche de l'AI idéal qui fournirait le MEQM au fil des itérations.

4.3.2 Poursuite des non-stationnarités

La structure AI optimal en association avec une estimation de canal a été choisie. Nous étudions maintenant l'influence de l'algorithme d'adaptation sur les performances

de la turbo-égalisation. Dans un premier temps, nous reprenons une étude théorique de l'estimation de canal proposée par Shukla [60] puis nous finalisons la comparaison dans le cadre de la turbo-égalisation à l'aide de simulations.

4.3.2.1 Comparaison théorique

Nous avons vu à la section 4.1 que le modèle d'identification directe propre à l'estimation de canal peut être assez facilement étudié théoriquement. Ainsi, nous avons pu montrer l'équivalence des deux algorithmes LMS et RLS en terme de performances et de capacité de poursuite. Cependant, nous avons considéré un modèle de variations temporelles du type marche aléatoire qui ne correspond pas au modèle de canal CCIR. Afin de préciser notre étude, nous utilisons donc un modèle de Markov du 5^e ordre. L'analyse est essentiellement tirée de l'article de Shukla [60].

Le canal est modélisé par une ligne à retard de taille L . Ses coefficients sont des variables aléatoires $h(k)$ complexes gaussiennes centrées statistiquement indépendantes générées de la même façon que pour le modèle de canal CCIR (cf. 1.3.2). Chaque trajet possède donc une fréquence Doppler f_d . Le modèle de communication est le même que celui présenté en 1.4. On définit le rapport signal-à-bruit RSB par $RSB = 1/\sigma_b^2$, la variance σ_d^2 étant égale à 1. D'autre part, les données $d(n)$ sont supposées décorréliées.

À partir des équations des algorithmes d'adaptation et du modèle de canal, les auteurs dérivent les pas optimaux des algorithmes et les performances de l'estimation de canal en terme de déviation quadratique moyenne. L'expression de la déviation quadratique moyenne est donnée par

$$J_{dev} = E[\|\mathbf{v}(n)\|^2] \quad (4.33)$$

où $\mathbf{v}(n)$ est la déviation définie en 4.1.4. L'EQM totale en sortie du filtre peut être écrite en fonction de la déviation quadratique moyenne [60]

$$J_{tot} = J_{dev} + \frac{1}{RSB} \quad (4.34)$$

Pour le modèle de canal considéré, Shukla dérive la déviation quadratique moyenne de LMS

$$J_{dev}^{LMS} = (2 - \mu(L + \zeta))^{-1} \left\{ \varrho \frac{(2 - \mu)}{\mu^2} + \frac{L\mu}{RSB} \right\} \quad (4.35)$$

avec $\zeta = \frac{2(M-4)}{5(M-1)}$ où M est l'ordre de la modulation, μ est le pas d'adaptation du LMS et $\varrho = (2f_d\pi T_s)^2$ où T_s est le temps symbole avec $T_s^{-1} = 8192$.

En posant $dJ_{dev}^{LMS}/d\mu = 0$, on obtient le pas d'adaptation optimal comme étant la solution de :

$$RSB = \frac{L}{\varrho} \frac{\mu_{opt}^3}{[4 - \mu_{opt} - \mu_{opt}(3 - \mu_{opt})(L + \zeta)]} \quad (4.36)$$

La courbe $RSB = f(\mu_{opt})$ pour une MAQ-16 ($M = 16$), une longueur de canal $L = 17$ et une bande Doppler de $B_d = 2f_d = 2Hz$ est représentée figure 4.3.2.1. Pour une plage de

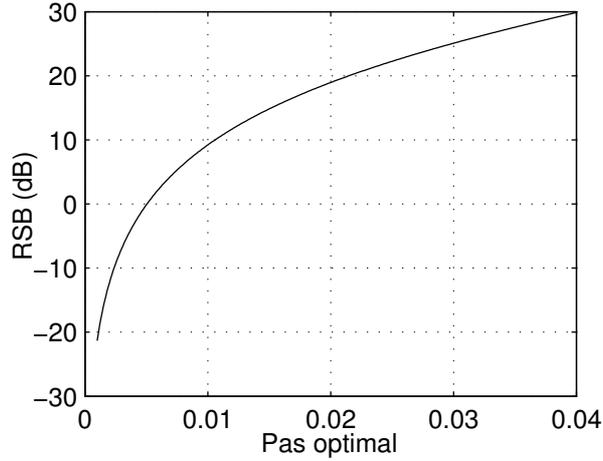


FIG. 4.17 – RSB versus pas d'adaptation optimal du LMS

RSB entre 5 et 20dB, on obtient donc des pas optimaux entre $8 \cdot 10^{-3}$ et $2 \cdot 10^{-2}$.

En remplaçant l'équation 4.36 dans l'équation 4.35, la déviation quadratique moyenne minimale pour le LMS pour un pas d'adaptation optimal μ_{opt} donné s'exprime sous la forme :

$$J_{dev}^{min} = \frac{\varrho(3 - \mu_{opt})}{\mu_{opt}^2} \quad (4.37)$$

Pour le RLS, la déviation quadratique moyenne en fonction du facteur d'oubli λ et du RSB est donné par

$$J_{dev}^{RLS} = \frac{L}{RSB} \frac{1 - \lambda}{1 + \lambda} + \frac{\varrho}{(1 - \lambda)^2} \quad (4.38)$$

Le premier terme correspond aux fluctuations internes de l'algorithme alors que le second terme est dû aux non-stationnarités (terme de retard). La différence essentielle entre l'équation 4.26 pour un modèle de Markov du premier ordre et l'équation 4.38 pour un modèle de Markov du 5^e ordre se situe au niveau du dénominateur du terme de retard qui est ici en $(1 - \lambda)^2$ au lieu de $(1 - \lambda)$. Si le canal est invariant alors $\varrho = 0$ et le facteur d'oubli optimal, c'est à dire celui qui minimise la déviation moyenne quadratique, est égal à 1. Dans ce cas le terme de fluctuation s'annule également et, d'après l'équation (4.34), l'EQM minimale en sortie du filtre adaptatif est alors égale à l'inverse du RSB. L'algorithme LMS quant à lui ne pourra jamais atteindre une telle EQM.

Le facteur d'oubli optimal est solution de :

$$RSB = \frac{L(1 - \lambda_{opt})^3}{\varrho(1 + \lambda_{opt})^2} \quad (4.39)$$

La courbe $RSB = f(\lambda_{opt})$ est donnée figure 4.18. Pour une plage de RSB entre 5 et 20dB, le facteur d'oubli optimal se situe entre 0.992 et 0.975.

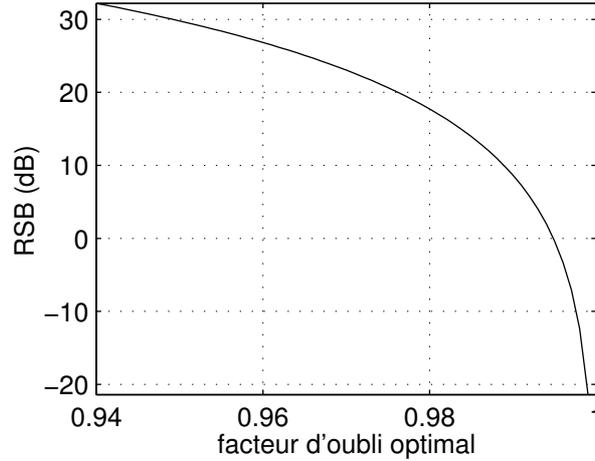


FIG. 4.18 – RSB versus facteur d'oubli optimal du RLS

En remplaçant l'équation 4.39 dans l'équation 4.38, on obtient l'expression de la déviation quadratique moyenne minimale du RLS :

$$J_{dev}^{min} = \rho \frac{2 + \lambda_{opt}}{(1 - \lambda_{opt})^2} \quad (4.40)$$

Nous comparons maintenant le LMS et le RLS à l'aide de l'expression de leur déviation quadratique moyenne minimale. Si $\mu_{opt} = 1 - \lambda_{opt}$, ce qui est approximativement le cas pour des RSB inférieurs à 10dB, alors les déviations minimales sont égales.

En conclusion, l'analyse théorique montre que l'algorithme LMS et l'algorithme RLS donnent les mêmes performances optimales de poursuite des non-stationnarités. Pour des RSB supérieurs à 10dB, l'algorithme RLS surpasse quelque peu l'algorithme LMS mais cela est peut-être dû à l'hypothèse de «petit pas», non détaillée ici, nécessaire à la dérivation des expressions. Cependant ces résultats ne prennent pas en compte l'éventuel mauvais ajustement du pas d'adaptation ou du facteur d'oubli.

Nous nous sommes intéressés à des structures d'estimation de canal classiques afin de simplifier l'analyse et de limiter l'apport de complexité. Cependant, des estimations de canal améliorées, telles que celles proposées dans [71] ou [63], existent et pourraient être facilement intégrées dans la turbo-égalisation.

4.3.2.2 Résultats de simulations

La comparaison empirique des algorithmes LMS et RLS se fonde sur la mesure de l'EQM en sortie du filtre adaptatif d'estimation de canal J_{tot} ainsi que sur la mesure de la déviation quadratique moyenne J_{dev} à la troisième itération de la turbo-égalisation. Une optimisation du pas d'adaptation et du facteur d'oubli a été effectuée par simulations. Les résultats sont donnés pour un pas d'adaptation $\mu = 10^{-2}$ et un facteur d'oubli de 0.98, qui permettent de minimiser la déviation quadratique moyenne. On remarque que les pas optimaux obtenus par la théorie en 4.3.2.1 dans la région de 5 à 20dB sont proches de ceux obtenus à l'aide des simulations. Les paramètres de simulation sont ceux donnés en 4.3.1.

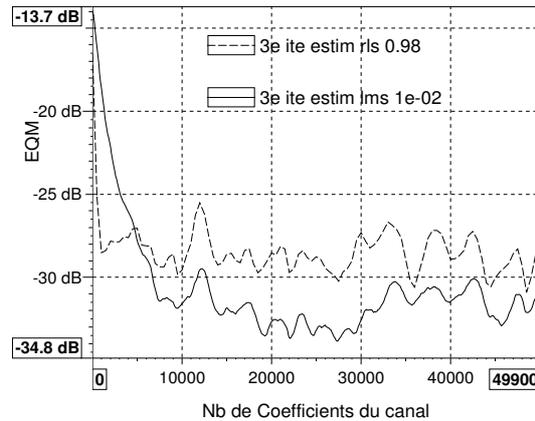


FIG. 4.19 – Déviation quadratique moyenne du filtre d'estimation du canal pour le LMS et le RLS, RSB=11dB

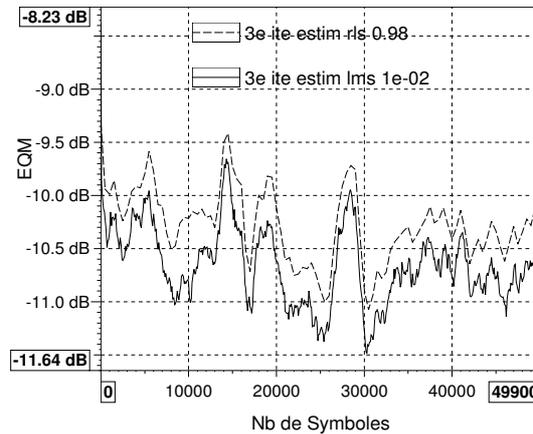


FIG. 4.20 – EQM en sortie du filtre d'estimation du canal (symbole estimé) pour le LMS et le RLS, RSB=11dB

La figure 4.19 présente un agrandissement de la zone de convergence car l'abscisse est donnée en nombre de coefficients de la RI du canal. L'algorithme RLS converge plus vite que le LMS. Cependant, sa déviation quadratique moyenne en poursuite est supérieure à celle du LMS. La figure 4.20 permet de confirmer ce résultat au niveau des symboles obtenus en sortie de l'estimation de canal.

Les figures 4.21 et 4.22 présentent les performances en terme de TEB de la turbo-égalisation sur le canal CCIR pour l'algorithme RLS et LMS respectivement. Les deux algorithmes permettent d'obtenir exactement les mêmes performances en terme de TEB. En effet, la différence entre les deux EQM est suffisamment faible pour ne pas être visible sur les courbes de TEB. Comme l'algorithme LMS est beaucoup moins complexe que l'algorithme RLS, le choix se porte donc sur l'algorithme LMS. On notera que les courbes de TEB présentées ne tiennent pas compte de la perte due à la séquence d'apprentissage.

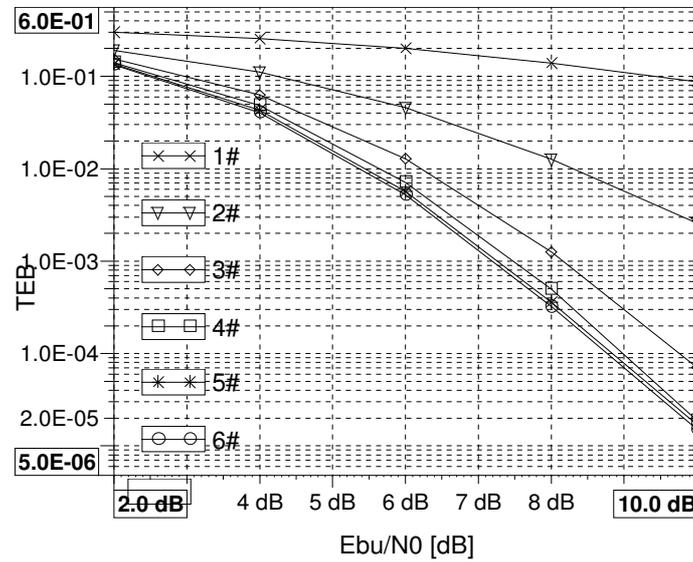


FIG. 4.21 – TEB de la turbo-égalisation (6 itérations) avec l'algorithme RLS

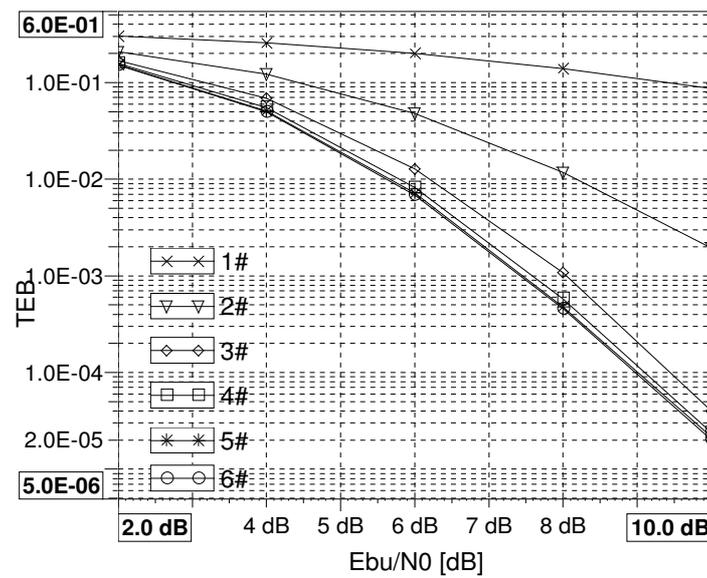


FIG. 4.22 – TEB de la turbo-égalisation (6 itérations) avec l'algorithme LMS

4.3.3 Conclusion

L'objectif de cette section était d'optimiser les paramètres de l'annuleur d'interférences pour la transmission d'une modulation codée MAQ-16 sur le canal CCIR. Dans un premier temps, nous nous sommes intéressés aux deux schémas possibles d'adaptation des coefficients de l'AI. Le schéma avec estimation de canal et utilisation des coefficients optimaux de l'AI donne les meilleurs résultats en terme d'EQM. Ce résultat s'explique notamment par la présence de la séquence d'apprentissage de 50%. Nous avons ensuite étudié l'algorithme d'adaptation pour l'estimation de canal. Bien que l'algorithme RLS fournisse les meilleurs résultats en terme de vitesse de convergence par rapport au LMS, l'analyse théorique montre que cela ne conduit pas à une meilleure poursuite des non-stationnarités : ces deux phénomènes ne sont pas liés. Les résultats de simulation confirment les résultats théoriques : la qualité de la poursuite du LMS est égale voire supérieure à celle du RLS sur le canal CCIR pour une complexité nettement moindre.

Yves-Marie Morgan a également étudié l'influence de la taille de la séquence d'apprentissage sur le fonctionnement du schéma choisi. Il semble que lorsqu'on diminue cette taille, la structure avec AI optimal ne donne plus de résultats satisfaisants. En effet, elle n'est pas adaptée à une séquence d'apprentissage contenant peu de données vraies. Une nouvelle structure d'AI a donc été étudiée et brevetée [72]. Les coefficients de l'AI de la nouvelle structure ne sont plus les coefficients optimaux mais se rapprochent des coefficients idéaux obtenus avec adaptation directe des coefficients. Ils sont calculés à partir de la fiabilité des données de référence fournies à l'AI et ils s'autoadaptent donc au cours des itérations. Cette nouvelle structure fonctionne également avec une estimation de canal. La turbo-égalisation constituée du SADFE [39][69] en première itération et de cette nouvelle structure d'AI permet d'obtenir des performances identiques à celles présentées dans ce chapitre et avec des débits plus élevés au prix d'un nombre d'itérations plus important.

4.4 Conclusion

Grâce aux diverses optimisations et adaptations des structures réalisées dans ce chapitre, la turbo-égalisation a complètement convergé en quatre itérations. Le gain obtenu vis-à-vis d'une technique monoporteuse non itérative, dont les performances correspondent à celles de la première itération, est indiscutable. En effet, pour $E_{bu}/N_0 = 10dB$, on obtient un TEB de 10^{-1} et $1,5 \cdot 10^{-5}$ pour respectivement une technique monoporteuse classique, comprenant un ERD et un décodage de canal, et la turbo-égalisation. Le point faible de la technique est la nécessité d'envoyer des trames contenant une séquence d'apprentissage importante. Cependant, grâce au SADFE et au nouvel annuleur d'interférences, il est possible de diminuer cette séquence d'apprentissage afin d'obtenir des débits plus élevés. D'autre part, les techniques multiantennes permettraient un gain de diversité important, non négligeable pour ce type de canal. Les résultats fournis dans ce chapitre seront repris au chapitre 6 afin d'établir une comparaison avec une technique multiporteuse. Les performances de la turbo-égalisation sur le canal ionosphérique 2 seront également fournis.

Chapitre 5

Étude de la conversion Maire-binaire souple

Dans ce chapitre, nous réalisons une étude approfondie de la fonction conversion Maire-binaire souple. Son rôle est très important puisqu'elle est chargée de transformer les données égalisées en information souple exploitable par le décodeur de canal. Ainsi, toute sous-optimalité au niveau de cette fonction conduit à des dégradations des performances globales de la turbo-égalisation.

Dans un premier temps, nous proposons une étude bibliographique des différentes techniques qui combinent processus itératif et modulation à forte efficacité spectrale. Cette étude nous permet d'introduire une technique récente baptisée turbo-égalisation améliorée que nous mettrons en oeuvre à la section 5.3.

Nous nous intéressons ensuite aux dégradations apportées par l'annuleur d'interférences sur la conversion Maire-binaire. En effet, un certain nombre d'hypothèses nécessaires au calcul du LRV ne sont pas respectées en entrée de la conversion Maire-binaire. Après les avoir analysées, nous proposons deux solutions à ce problème.

Après avoir étudié la conversion Maire-binaire sans information *a priori*, nous décrivons la technique de turbo-démodulation qui sert de base à la technique de turbo-égalisation améliorée. Elle consiste à apporter à la conversion Maire-binaire une information *a priori* fournie par le décodeur. Cependant, une optimisation du mapping est nécessaire pour obtenir un gain grâce à cette technique. Différentes approches existent déjà en turbo-démodulation. Nous nous basons sur l'une d'entre elles pour proposer un mapping pour la turbo-égalisation améliorée ¹.

5.1 Processus itératifs et modulations à forte efficacité spectrale

Différentes approches existent pour combiner des modulations à forte efficacité spectrale et des techniques itératives permettant d'obtenir des TEB intéressants à des RSB toujours plus bas. Nous nous intéressons tout d'abord aux techniques proposées pour les canaux non sélectifs en fréquence puis à celles adaptées aux canaux sélectifs en fréquence.

La première approche proposée par S. Le Goff en 1994 consiste à concaténer un turbo-

¹Certains résultats de ce chapitre ont fait l'objet de publications [73][74][75].

code binaire et une modulation à forte efficacité spectrale à l'aide d'un schéma entrelacement bit de type BICM [76][77]. Le système est représenté figure 5.1. L'auteur montre la supériorité d'une telle technique sur une MCT classique quel que soit le canal considéré BBAG ou Rayleigh. De plus, comme le turbo-code est optimisé indépendamment de l'ordre de la modulation, le système est plus flexible que la MCT.

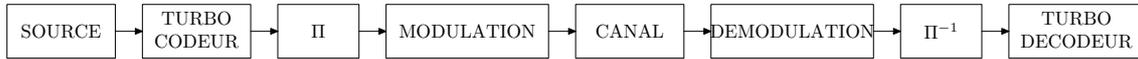


FIG. 5.1 – Schéma descriptif de l'association d'un turbo-code et d'une modulation à grand nombre d'états

Une seconde approche, proposée par P. Robertson et T. Wörz en 1995 dans [78] [79], consiste à considérer la MCT comme un code constituant d'un turbo-code. A la réception le processus itératif est réalisé entre deux décodeurs de MCT séparés par un entrelacement symbole et non plus bit. Cette technique baptisée Turbo Modulation Codée en Treillis (TMCT) (ou TTCM en anglais) permet d'obtenir un gain significatif par rapport à la technique de S. Le Goff pour une complexité comparable. Cependant, comme toute MCT, ce processus itératif est très peu flexible puisque le code utilisé est optimisé par rapport à la modulation utilisée. Une technique très proche a également été développée par S. Benedetto *et al.* [80]. Dans [81] B. Wahlen a proposé une implémentation itérative des modulations codées pragmatiques de A.J. Viterbi [82] mais les performances de [80] n'ont pas été atteintes.

Enfin il a été proposé en 1997 une nouvelle technique basée sur l'entrelacement bit et la concaténation d'un décodeur binaire et d'une modulation à grand nombre d'états, appelé indifféremment turbo-démulation, itérative demapping ou BICM-ID, présentée figure 5.2. Pour cette technique la démodulation est considérée comme une brique constituante du processus itératif. Une information extrinsèque est transmise du décodeur à la démodulation et inversement. Elle est ainsi améliorée d'itérations en itérations. Cette approche est extrêmement simple puisqu'elle ne fait appel qu'à un seul décodeur à chaque itération.

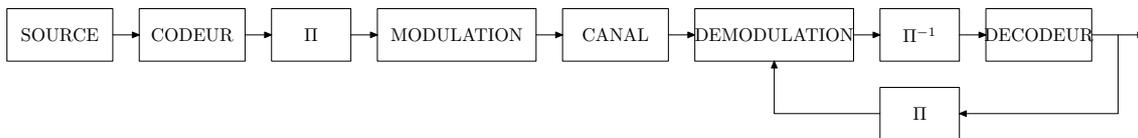


FIG. 5.2 – Schéma descriptif de la turbo-démulation

X. Li et J.A. Ritcey sont les précurseurs de cette technique. En 1997, ils proposent un processus itératif entre le démodulateur et le décodeur avec prise en compte de décisions dures au niveau du démodulateur pour la MDP-8 [83]. En 1998, la technique est ensuite étendue aux modulations MAQ et la démodulation est modifiée pour prendre en compte des informations souples en provenance du décodeur [84][85][86]. Les auteurs mettent également en évidence l'importance du mapping sur les performances de la turbo-démulation. Indépendamment en 1998 S. ten Brink propose la même technique dans [87]. Il remarque également l'influence du mapping sur les performances et propose une optimisation du

mapping à l'aide du paramètre d'information mutuelle moyenne déjà utilisé pour analyser la convergence des processus itératifs [88]. D'autres optimisations ont été proposées basées sur différents types de paramètres : Effective Free Distance (EFD) ou Maximum Square Euclidian Weight (MSEW) [89][90]. D'autres auteurs ont également traité plus récemment ce problème [91][92].

Les articles cités précédemment concernent les canaux non sélectifs en fréquence : canal BBAG ou canal de type Rayleigh. Dans le cadre de canaux avec IES, diverses associations de modulations codées et de processus itératifs (turbo-détection ou turbo-égalisation) sont possibles. L'utilisation d'une MCT dans un processus de turbo-détection a notamment été traitée par P. Magniez dans [93]. Plus récemment en 2000, il s'est également intéressé à l'insertion d'une démodulation avec information *a priori*, telle que celle utilisée dans la turbo-démodulation, dans un processus de turbo-détection et de turbo-égalisation [94].

Nous allons nous intéresser plus particulièrement à cette dernière technique à la section 5.3. En effet nous avons vu au chapitre 3 que l'entrelacement bit permettait d'obtenir une plus grande diversité sur les canaux sélectifs en temps. Comme la plupart des systèmes fonctionnent sur ce type de canaux, il nous a semblé judicieux de conserver la technique BICM. D'autre part, cette technique permet d'optimiser de façon indépendante le code et la modulation et donc de conserver une plus grande liberté au niveau de la conception.

5.2 Conversion Maire-binaire sans information *a priori*

Dans un premier temps, nous nous intéressons à la conversion Maire-binaire sans information *a priori* telle qu'elle a été présentée en 2.3.3. L'influence des différentes approximations proposées sur les performances de la turbo-égalisation est étudiée. Nous analysons ensuite l'expression de la sortie de l'anneur d'interférences puis nous proposons des améliorations afin de prendre en compte la perturbation apportée par l'AI au niveau de la conversion Maire-binaire souple.

5.2.1 Calculs approchés

Nous rappelons l'expression de la sortie de l'AI dans le cas général (cf. équation (2.34)) ainsi que les trois expressions du LRV (cf. équations (2.36), (2.39) et (2.40)) en sortie de la conversion Maire-binaire pour une MAQ-16 déjà données en 2.3.3.

Sortie de l'AI dans le cas général

$$\hat{d}(n) = \beta d(n) + \xi(n) \quad (5.1)$$

où β est un biais inconnu qui peut être différent du biais optimal $\beta_{opt} = \frac{1}{1+\sigma_b^2}$ (cf. 2.1.1.3) et $\xi(n)$ est un bruit de distribution gaussienne modélisant le bruit du canal et l'IES résiduelle en sortie de l'AI.

Calcul exact du LRV

$$\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n)] = \ln \frac{\sum_{s_m \in \mathcal{X}_1^i} \exp(-\gamma|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2)}{\sum_{s_m \in \mathcal{X}_0^i} \exp(-\gamma|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2)} \quad (5.2)$$

Calcul approché par le max du LRV

$$\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n)] \propto \left[\min_{s_m \in \mathcal{X}_1^i} (|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2) - \min_{s_m \in \mathcal{X}_0^i} (|\hat{d}(n) - \beta s_m|^2) \right] \quad (5.3)$$

Calcul simplifié du LRV

$$\begin{aligned} \Lambda[c^0(n)] &\propto \Re [\hat{d}(n)] \\ \Lambda[c^1(n)] &\propto \left[\left| \Re [\hat{d}(n)] \right| - 2\beta \right] \\ \Lambda[c^2(n)] &\propto \Im [\hat{d}(n)] \\ \Lambda[c^3(n)] &\propto \left[\left| \Im [\hat{d}(n)] \right| - 2\beta \right] \end{aligned} \quad (5.4)$$

La détermination des pertes apportées par les approximations est obtenue à l'aide de simulations. Pour cela, nous avons supposé que le biais en sortie de l'AI est toujours le biais optimal β_{opt} au cours des itérations et que la variance du bruit du canal σ_b^2 est connue. Les paramètres de simulations sont les suivants :

- code $K = 5$,
- entrelacement aléatoire, taille 4096 bits,
- modulation MAQ-16,
- canal PROAKIS B,
- ERD, 20 coefficients à l'avant et 2 à l'arrière
- algorithme LMS, pas pour l'ERD et l'AI : 5.10^{-3} puis 5.10^{-4} .

Les courbes de performances, présentées figure 5.3, sont quasiment confondues. Ainsi, l'approximation par le max et la simplification proposé par C. Laot ne modifient pas le fonctionnement du décodeur : les performances de la turbo-égalisation ne sont pas dégradées. Dans la suite, nous utilisons donc le calcul simplifié.

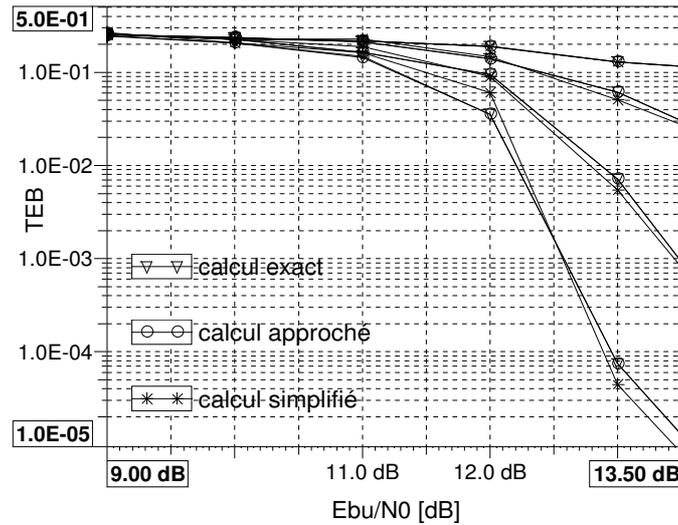


FIG. 5.3 – TEB de la turbo-égalisation (4 itérations) pour les 3 calculs de LRV : exact, approché (par le max) et simplifié

5.2.2 Optimisation pour la turbo-égalisation adaptative

La sortie de l'AI dans le cas général et optimal se compose du signal émis biaisé et d'un bruit $\xi(n)$. La première observation concerne les propriétés de corrélation du bruit. En effet, $\xi(n)$ modélise à la fois le bruit du canal filtré par la partie avant de l'AI et l'IES résiduelle en sortie de l'AI non optimal. L'hypothèse de blancheur n'est donc vraisemblablement pas vérifiée ce qui risque de dégrader les performances du décodeur de canal. Les courbes données en 3.4 nous permettent de vérifier que le bruit coloré présent en sortie de l'AI optimal ne perturbe pas le fonctionnement du décodeur. En effet, la courbe de performance de l'AI optimal est confondue avec la courbe d'une transmission d'une modulation codée sur le canal BBAG. Grâce à l'entrelaceur (symbole ou bit), les échantillons corrélés de bruit sont dispersés. Le bruit coloré en sortie de l'AI optimal n'apporte donc pas de dégradations des performances par rapport à une modulation codée sur canal BBAG. D'autre part, dans [15], A. Roumy montre grâce à l'étude de l'autocorrélation que l'hypothèse de blancheur en entrée du décodeur est quasiment vérifiée au cours du processus itératif.

La seconde dégradation concerne le biais introduit par l'AI. En effet, pour que les LRV soient correctement calculés, la connaissance du biais est nécessaire. Au chapitre 4, pour simplifier le problème, nous avons considéré que le biais était égal au biais optimal β_{opt} pour les deux schémas proposées. Lorsque les coefficients de l'AI sont calculés par l'intermédiaire des coefficients optimaux et d'une estimation de canal, le biais correspond effectivement au biais optimal. Cependant, dans le cas d'un AI dont les coefficients sont directement adaptés, le biais varie au cours des itérations et est inconnu. Nous nous intéressons à ce second cas.

Nous allons tout d'abord évaluer la perte apportée par une valeur erronée du biais au niveau de la conversion Maire-binaire. Puis la variation de ce biais est analysée à l'aide de la variance en sortie de l'AI. Nous proposerons ensuite deux solutions permettant de prendre en compte la variation du biais au cours des itérations au niveau de la conversion Maire-binaire. Nous quantifierons l'amélioration des performances à l'aide de simulations numériques.

5.2.2.1 Analyse du biais

Les données obtenues en sortie de l'AI optimal correspondent aux données émises au biais β_{opt} près. Si le RSB du point de fonctionnement visé est élevé, alors le biais optimal est proche de 1. Dans ce cas, la non prise en compte du biais dans le calcul du LRV ne dégrade pas les performances. Dans le cas contraire, la connaissance de la variance du bruit du canal est nécessaire et le biais ainsi calculé doit être pris en compte dans le calcul des LRV au niveau de la conversion Maire-binaire.

Nous considérons maintenant un annuleur d'interférences au cours des itérations dont les coefficients sont calculés directement par un algorithme d'adaptation. Le biais en sortie de l'AI est alors inconnu et n'est pas calculable directement. Jusqu'à maintenant nous avons considéré que le biais était égal au biais optimal et que la variance du bruit du canal était connu. La figure 5.4 présente une comparaison des performances de la turbo-égalisation lorsque le biais n'est pris en compte dans la conversion Maire-binaire ($\beta = 1$) et lorsque l'on considère le biais optimal. La non prise en compte du biais conduit à une dégradation d'environ 0.25dB.

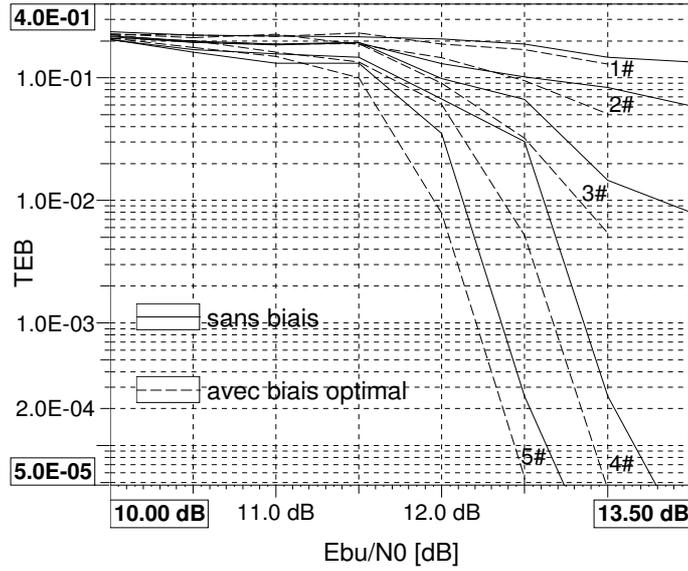


FIG. 5.4 – Performances sans prise en compte du biais et avec biais optimal dans la conversion Maire-binaire

Cependant, la prise en compte d'un biais optimal n'est pas correct puisque l'AI n'est pas optimal au cours des itérations. De plus, la variance du bruit du canal est généralement inconnue. Afin de visualiser les variations du biais en sortie de l'AI, nous proposons d'évaluer la variance de la sortie de l'AI.

Calculons tout d'abord la variance en sortie de l'AI optimal pour un canal invariant et normalisé $\alpha_n = 1$ et une variance des données émises unitaire $\sigma_d^2 = 1$:

$$\begin{aligned}
 E[|\hat{d}(n)|^2] &= E \left[\left| \frac{1}{1 + \sigma_b^2} (d(n) + \xi_{opt}(n)) \right|^2 \right] \\
 &= \frac{1}{(1 + \sigma_b^2)^2} (E[d^2(n)] + E[\xi_{opt}^2(n)]) \\
 &= \frac{1}{(1 + \sigma_b^2)^2} (1 + \sigma_b^2) \\
 &= \frac{1}{(1 + \sigma_b^2)} = \beta_{opt}
 \end{aligned} \tag{5.5}$$

avec $E[|\xi_{opt}(n)|^2] = \sigma_b^2$ dans le cas de l'AI optimal. Le bruit $\xi_{opt}(n)$ et les données $d(n)$ sont supposés décorrélés.

Ainsi, la variance de la sortie de l'AI optimal est égale exactement au biais optimal. Pour un RSB=16dB, on doit alors obtenir une variance égale à 0,975.

Calculons maintenant la variance de sortie lorsque l'AI n'est pas optimal :

$$\begin{aligned}
 E[|\hat{d}(n)|^2] &= E \left[|\beta d(n) + \xi(n)|^2 \right] \\
 &= \beta^2 E[d^2(n)] + E[\xi^2(n)] \\
 &= \beta^2 + E[\xi^2(n)]
 \end{aligned} \tag{5.6}$$

L'équation 5.6 est obtenue en faisant l'hypothèse que $\xi(n)$ et $d(n)$ sont décorrélés. La variance du bruit $\xi(n)$ est toujours supérieure à la variance du bruit $\xi_{opt}(n)$ car $\xi(n)$ contient de l'IES résiduelle.

Nous mesurons maintenant la variance en sortie de l'AI optimal et en sortie de l'AI au cours des itérations (cf. tableau 5.1). On observe que la variance augmente au fil des itérations jusqu'à atteindre sa valeur optimale correspondant à l'AI optimal lorsque la turbo-égalisation a convergé. D'après l'équation (5.6) et les remarques concernant la variance du bruit $\xi(n)$, il apparaît que cette faible variance est due au biais β vraisemblablement plus petit au cours des itérations que le biais optimal.

N° itérations	2	3	4	5	optimal
$E[\hat{d}(n) ^2]$ mesuré	0.695	0.832	0.956	0.967	0.973

TAB. 5.1 – Valeur de la variance en sortie de l'AI au cours des itérations et dans le cas optimal pour un RSB de 16dB

5.2.2.2 Première solution : le Contrôle Automatique de Gain (CAG)

Nous proposons donc une première solution adaptative qui permet d'améliorer légèrement les performances et de s'affranchir également de la connaissance de la variance. Afin de compenser adaptativement les variations du biais au cours des itérations, on insère entre l'AI et la conversion Maire-binaire un CAG permettant de ramener la variance à une valeur donnée. La sortie du CAG est donnée par :

$$\hat{d}_g(n) = \sqrt{g(n)} \cdot \hat{d}(n) \quad (5.7)$$

$$g(n) = g(n-1) + \mu_g \left(\varpi_g - \hat{d}^2(n-1) \right) \quad (5.8)$$

où μ_g est le pas d'adaptation du CAG et ϖ_g est la puissance de sortie désirée du CAG . La sortie du CAG est alors modélisée par

$$\hat{d}_g(n) = d(n) + \xi'(n) \quad (5.9)$$

où $\xi'(n)$ contient le bruit du canal filtré et l'IES résiduelle.

La variance des données émises est unitaire d'où $E[|d(n)|^2] = 1$. D'autre part, si le RSB du point de fonctionnement est élevé et l'IES résiduelle faible alors la variance du bruit $E[|\xi'(n)|^2]$ est petite et la variance de $\hat{d}_g(n)$ est proche de 1.

En première approximation, nous avons donc choisi $\varpi_g = 1$. Le biais pris en compte dans la conversion Maire-binaire est unitaire puisque la sortie du CAG est non biaisée (cf. équation (5.9)). La figure 5.5 présente les performances de la turbo-égalisation avec CAG pour $\varpi_g = 1$. Grâce au CAG, on obtient un gain de 0.4dB à 10^{-4} par rapport à la courbe « avec biais optimal ». D'autre part, la connaissance du RSB n'est plus nécessaire.

Puis, nous avons effectué une optimisation empirique qui nous conduit à $\varpi_g = 1, 2$. La figure 5.6 présente les performances de la turbo-égalisation avec CAG pour $\varpi_g = 1, 2$. Le biais pris en compte dans la conversion Maire-binaire est également unitaire. On remarque que la valeur de ϖ_g n'influence que faiblement les performances. Les performances sont donc légèrement améliorées et la connaissance du RSB du canal n'est plus nécessaire.

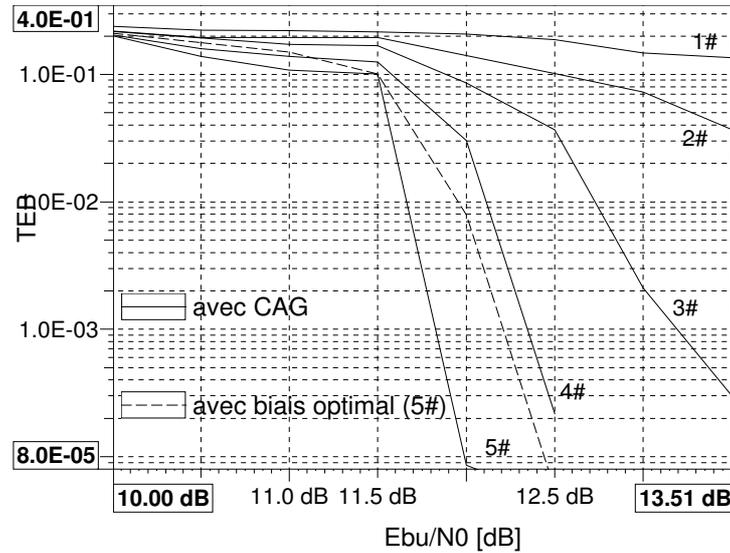


FIG. 5.5 – Performances avec CAG ou avec biais optimal dans la conversion Maire-binaire sur le canal PROAKIS B

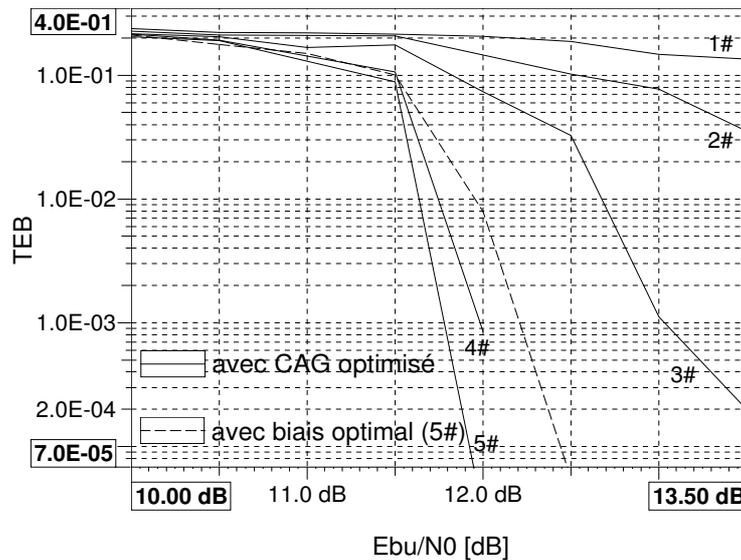


FIG. 5.6 – Performances avec CAG optimisé ou avec biais optimal dans la conversion Maire-binaire sur le canal PROAKIS B

5.2.2.3 Seconde solution : un biais fixe

La méthode proposée par Ariyavisitakul dans [29] permet de limiter la propagation d'erreurs dans la partie arrière d'un ERD grâce à une combinaison de données souples, obtenues à partir de la sortie égalisée et d'un organe de décision souple, et de données améliorées par un décodage. La prise de décision souple nécessite la connaissance du rapport RSIB en sortie de l'ERD. Cependant, les auteurs montrent qu'une valeur fixée de ce

rapport quel que soit le RSB du point de fonctionnement visé permet d'obtenir de bonnes performances.

Bien que l'objectif de la conversion Maire-binaire soit différent de celui de l'organe de décision souple, la méthode proposée par Ariyavisitakul est testée dans le cadre de la conversion Maire-binaire pour la turbo-égalisation. Pour cela, on suppose que le biais β présent dans les équations (5.4) s'écrit

$$\beta = \frac{1}{1 + RSIB^{-1}} \quad (5.10)$$

Le remplacement du RSB par un RSIB fixé dans le calcul du biais doit permettre de prendre en compte l'IES résiduelle pour des points de fonctionnement à faible RSB. Pour des points de fonctionnement à RSB élevés, nous avons vérifié que l'utilisation d'un RSIB fixé ne dégrade pas les performances asymptotiques.

La courbe 5.7 présente les performances de la turbo-égalisation pour un RSIB fixé à 10dB quelles que soient les itérations et le RSB de fonctionnement. Les courbes de turbo-égalisation à la 5^e itération sans biais et pour un biais optimal sont également données pour comparaison. Cette solution permet de gagner 0.6dB à un TEB de 10^{-4} par rapport à la courbe « sans biais ».

Après optimisation, les meilleures performances sont obtenues pour un RSIB de 6.5dB. Les performances sont données à la figure 5.8. Grâce à cette nouvelle méthode, un gain de 1.1dB est atteint par rapport à la solution sans biais pour laquelle la variance du bruit du canal est inconnue. Ces résultats mettent en valeur l'importance de la fonction de la conversion Maire-binaire, et notamment du biais utilisé, sur les performances de la turbo-égalisation.

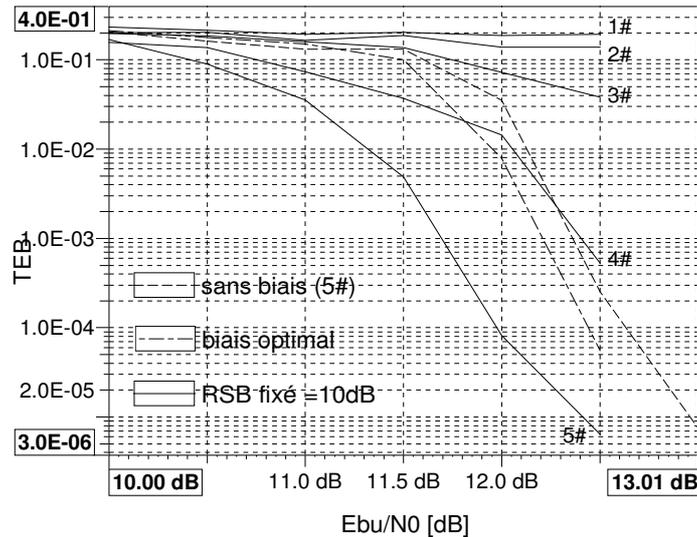


FIG. 5.7 – Performances avec RSIB fixé ou avec biais optimal dans la conversion Maire-binaire sur le canal PROAKIS B

Sur le canal PROAKIS A, beaucoup plus facile à égaliser, de tels gains ne sont pas observés. La figure 5.9 présente les performances de la turbo-égalisation lorsque le biais en

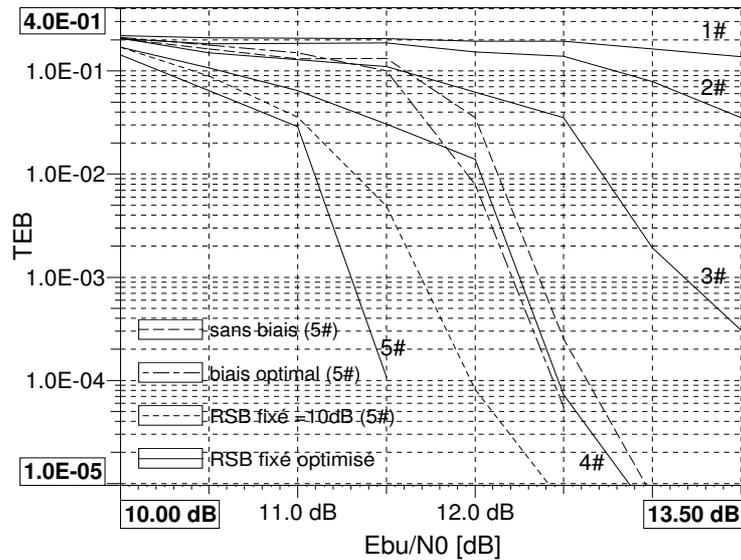


FIG. 5.8 – Performances avec RSIB fixé et optimisé dans la conversion Maire-binaire sur le canal PROAKIS B

sortie de l'AI n'est pas pris en compte ce qui correspond à un biais unitaire au niveau de la conversion Maire-binaire. Dans ce cas, cinq itérations sont nécessaires pour atteindre une parfaite convergence du système au lieu de trois si on utilise le biais optimal. La figure 5.10 présente les performances de la turbo-égalisation pour un RSIB fixé de 8dB. Nous n'avons pas choisi un RSIB trop bas puisque il ne reste que très peu d'IES après le deuxième itération. Ces courbes sont très proches des courbes obtenues avec le biais optimal à la figure 2.7.

5.2.3 Conclusion

Nous avons montré dans cette section l'influence du biais au niveau de la conversion Maire-binaire sans information *a priori* sur la turbo-égalisation. Le calcul du LRV nécessite la connaissance du biais en sortie de l'AI. Or, dans le cas d'un AI dont les coefficients sont calculés directement par un algorithme adaptatif, ce biais varie au cours des itérations et est inconnu. Dans les chapitres précédents, le calcul du LRV utilisait le biais optimal et nous supposions connue la variance du bruit du canal.

Dans cette section, nous proposons deux solutions : le CAG et le biais fixe. Elles permettent d'une part de s'affranchir de la connaissance exacte du RSB et d'autre part d'améliorer les performances globales de la turbo-égalisation. Un gain de 1,1dB par rapport à la courbe correspondant au calcul du LRV sans prise en compte du biais a ainsi été observé.

Le canal PROAKIS B associé à la MAQ-16 crée de l'IES difficile à égaliser. L'importance du biais est d'autant plus visible dans ce type de transmission car l'AI ne converge pas vers sa structure optimale. Ainsi, lorsqu'il ne reste en sortie de l'AI que très peu d'IES résiduelle, comme c'est le cas pour le canal PROAKIS A, le biais utilisé a moins d'importance. Afin d'éviter d'estimer le RSB du canal de transmission, la solution avec RSIB fixé peut être également mise en oeuvre sur des canaux plus faciles à égaliser tel que le canal PROAKIS A.

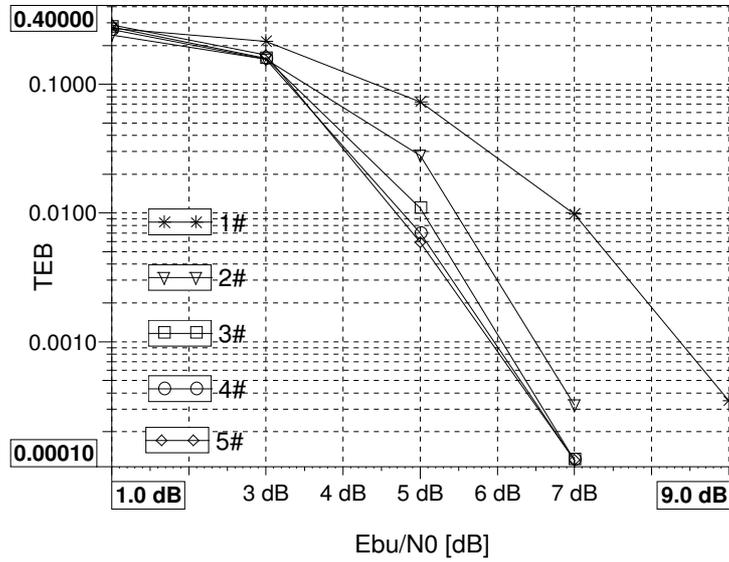


FIG. 5.9 – Performances sans biais dans la conversion Maire-binaire sur le canal PROAKIS A

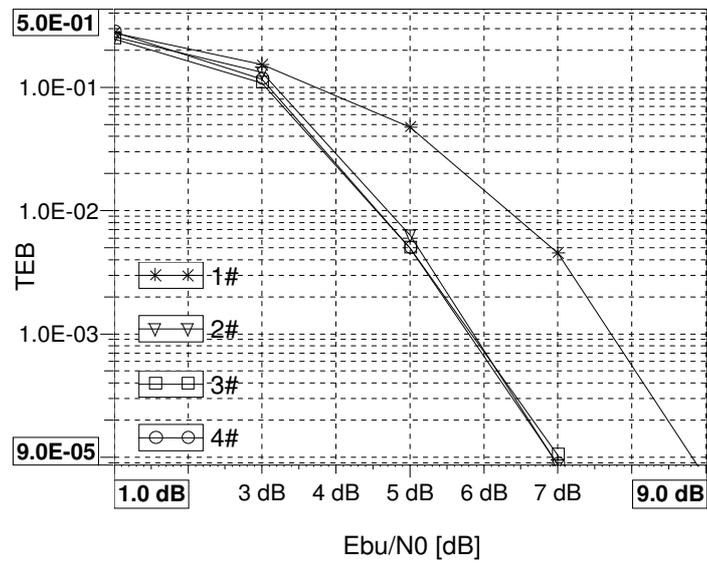


FIG. 5.10 – Performances avec RSIB fixé dans la conversion Maire-binaire sur le canal PROAKIS A

5.3 Conversion Maire-binaire avec information *a priori*

Le principe de la turbo-démulation présentée en 5.1 est basé sur l'utilisation d'une information *a priori* fournie par le décodeur à la conversion Maire-binaire. Nous présentons en détail la technique de turbo-démulation et notamment la modification de la conversion Maire-binaire. Puis nous décrivons l'association, appelée turbo-égalisation améliorée, de la turbo-égalisation avec la conversion Maire-binaire avec information *a priori*. Les différents critères d'optimisation du mapping sont présentés puis un mapping est choisi grâce au paramètre d'information mutuelle moyenne. Les performances de la turbo-égalisation améliorée sont fournies pour différents mappings.

5.3.1 Principes de la turbo-démulation

Nous rappelons pour commencer quelques notations utiles à cette section. À l'émission, une table de mapping μ permet de convertir le quadruplet $\mathbf{c}(n) = [c^0(n) c^1(n) c^2(n) c^3(n)]$, où $c^i(n)$ est un bit codé, en un symbole complexe $d(n)$ appartenant à la constellation $\chi = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$. Le canal traité par la turbo-démulation est de type BBAG ou de Rayleigh. Dans le cas d'un canal de Rayleigh, la démodulation est supposée cohérente et les caractéristiques du canal (amplitude, phase) sont parfaitement connues à la réception. Le signal complexe reçu est de la forme

$$r(n) = v(n)d(n) + b(n) \quad (5.11)$$

où $v(n)$ est un processus aléatoire indépendant qui suit une loi de Rayleigh avec $E[v^2(n)] = 1$ et $b(n)$ est un bruit complexe blanc additif gaussien (cf. 1.3.1.1).

Le principe de la turbo-démulation repose sur l'amélioration de la conversion Maire-binaire. En effet, comme nous l'avons vu en 2.3.3, des approximations sont nécessaires au calcul du LRV. Nous rappelons l'expression exacte du LRV sans approximation :

$$\Lambda[c^i(n)|r(n)] = \ln \frac{\sum_{d(n) \in \chi_1^i} p(r(n)|d(n))P(d(n))}{\sum_{d(n) \in \chi_0^i} p(r(n)|d(n))P(d(n))} \quad (5.12)$$

où χ_b^i est le sous-ensemble de χ pour lequel $c^i(n) = b$.

Ainsi le calcul du LRV du bit $c^i(n)$ nécessite la connaissance de la probabilité *a priori* $P(d(n))$ du symbole auquel appartient le bit $c^i(n)$.

Dans les chapitres précédents, nous avons considéré l'équiprobabilité des symboles tel que $P(d(n)) = 1/16$ pour la MAQ-16. Cependant, au cours d'un processus itératif cette information peut être fournie par le décodeur de canal. La conversion Maire-binaire devient donc, comme le décodeur de canal, une brique constituante du processus itératif. Les informations transmises entre la conversion et le décodeur sont de type LRV. Le LRV fourni à une brique constituante est alors appelé LRV *a priori* Λ_a et le LRV calculé par cette brique est appelé LRV *a posteriori* Λ_p . D'autre part, comme pour les turbo-codes, le LRV fourni à une brique constituante ne doit pas dépendre du LRV généré par lui-même. On calcule alors un LRV extrinsèque Λ_e tel que $\Lambda_e = \Lambda_p - \Lambda_a$.

Sous l'hypothèse que les bits codés sont parfaitement entrelacés en sortie du décodeur et sont donc indépendants, on peut écrire :

$$P(d(n) = s_m) = P(c^0(n) = q_m^0 \text{ et } c^1(n) = q_m^1 \text{ et } c^2(n) = q_m^2 \text{ et } c^3(n) = q_m^3) \quad (5.13)$$

$$= \prod_{i=0}^3 P(c^i(n) = q_m^i) \quad (5.14)$$

où q_m^i est le i^{e} bit du symbole s_m tel que $s_m = \mu([q_m^0 q_m^1 q_m^2 q_m^3])$.

Ainsi, la probabilité *a priori* $P(d(n))$ est obtenue à partir des probabilités extrinsèques sur les bits codés. Celles-ci sont calculées à l'aide de l'équation (5.15) à partir des LRV extrinsèques $\Lambda_{D,e}$ sur les bits codés fournis par le décodeur.

$$P_a(c^i(n) = 1) = \frac{\exp(\Lambda_{C,a}[c^i(n)])}{1 + \exp(\Lambda_{C,a}[c^i(n)])} \quad (5.15)$$

Les LRV extrinsèques deviennent donc des LRV *a priori* $\Lambda_{C,a}$ pour la conversion Maire-binaire. On obtient alors l'expression du LRV

$$\begin{aligned} & \Lambda_{C,p}[c^i(n)|r(n), \{c^j(n)\}_{j=0,\dots,3}] \\ &= \ln \frac{\sum_{d(n) \in \chi_1^i} \left[p(r(n)|d(n)) P_a(c^i(n) = 1) \prod_{j=0; j \neq i}^3 P_a(c^j(n)) \right]}{\sum_{d(n) \in \chi_0^i} \left[p(r(n)|d(n)) P_a(c^i(n) = 0) \prod_{j=0; j \neq i}^3 P_a(c^j(n)) \right]} \\ &= \ln \frac{\sum_{d(n) \in \chi_1^i} \left[p(r(n)|d(n)) \prod_{j=0; j \neq i}^3 P_a(c^j(n)) \right]}{\sum_{d(n) \in \chi_0^i} \left[p(r(n)|d(n)) \prod_{j=0; j \neq i}^3 P_a(c^j(n)) \right]} + \Lambda_{C,a}[c^i(n)] \quad (5.16) \\ & \underbrace{\hspace{10em}}_{\Lambda_{C,e}[c^i(n)]} \end{aligned}$$

Seul le LRV extrinsèque $\Lambda_{C,e}[c^i(n)]$ est fourni au décodeur. Celui-ci est calculé à l'aide des LRV *a priori* des bits appartenant au même symbole de modulation. En effet, l'opération de mapping qui lie les bits à l'émission crée une dépendance mutuelle entre les bits qui peut alors être utilisée pour améliorer la conversion Maire-binaire.

Le schéma final de la turbo-démulation est présenté figure 5.11.

Nous illustrons le fonctionnement de la turbo-démulation par quelques simulations. Les paramètres de simulation sont les suivants :

- codeur de canal $K = 3$,
- modulation MAQ-16,
- entrelacement aléatoire de 4000 bits,
- canal BBAG,
- mapping de Gray ou Set Partitioning (SP).

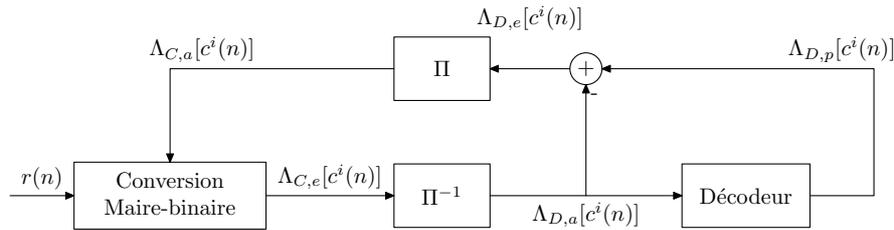


FIG. 5.11 – Schéma de principe de la turbo-démultiplexion

Dans [87], S. ten Brink a montré l'influence du mapping sur les performances de la turbo-démultiplexion. Ce phénomène est observé sur les courbes 5.13 et 5.14 qui présentent les performances de la turbo-démultiplexion pour le mapping de Gray et le mapping SP de G. Ungerboeck [48] respectivement. Les constellations de ces deux mappings simulés sont représentées figure 5.12.

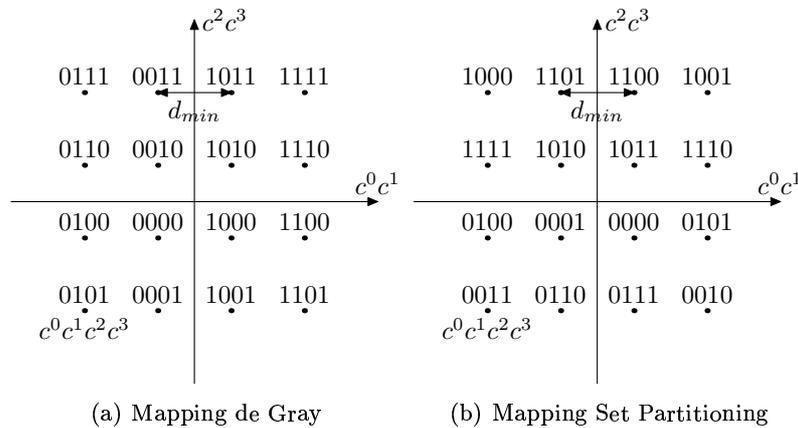


FIG. 5.12 – Constellations des mappings de Gray et SP

La courbe appelée « avec a priori parfait » correspond aux performances asymptotiques de la turbo-démultiplexion puisqu'elle est tracée pour un retour exact des LRV au niveau de la conversion Maire-binaire. La courbe sans a priori, qui est la courbe de la BICM, correspond à la première itération de la turbo-démultiplexion.

Pour le mapping de Gray (figure 5.13), on observe que la courbe « avec a priori parfait » est quasiment confondue avec la courbe sans a priori. Pour ce mapping, la turbo-démultiplexion ne permet donc pas d'obtenir des performances supérieures à la BICM. Aucun gain n'est visible au cours des itérations.

Pour un mapping SP (figure 5.14), on remarque qu'un gain très important est atteint grâce à la turbo-démultiplexion par rapport à la BICM en comparant la première et la troisième itération. Cependant, cette comparaison n'est pas significative car le mapping optimal pour la BICM est le mapping de Gray [52]. La comparaison est donc effectuée entre la turbo-démultiplexion avec mapping SP et la BICM avec mapping de Gray. Les performances asymptotiques de la turbo-démultiplexion avec mapping SP sont excellentes par rapport à celles avec mapping de Gray. Cependant, elles ne sont pas atteintes pour la région de TEB observée. Le processus itératif avec mapping SP permet tout de même

d'atteindre un gain de 1,5dB à un TEB de 10^{-3} par rapport à la BICM avec mapping de Gray.

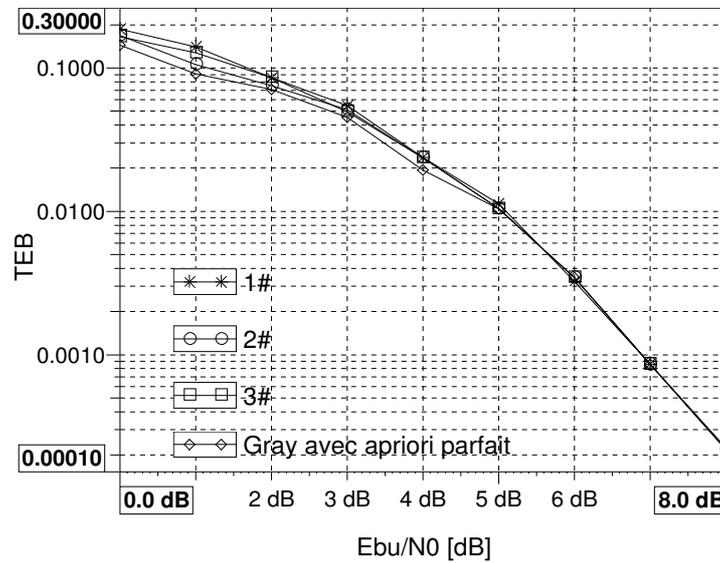


FIG. 5.13 – Performances de la turbo-démodulation avec mapping de Gray sur le canal BBAG

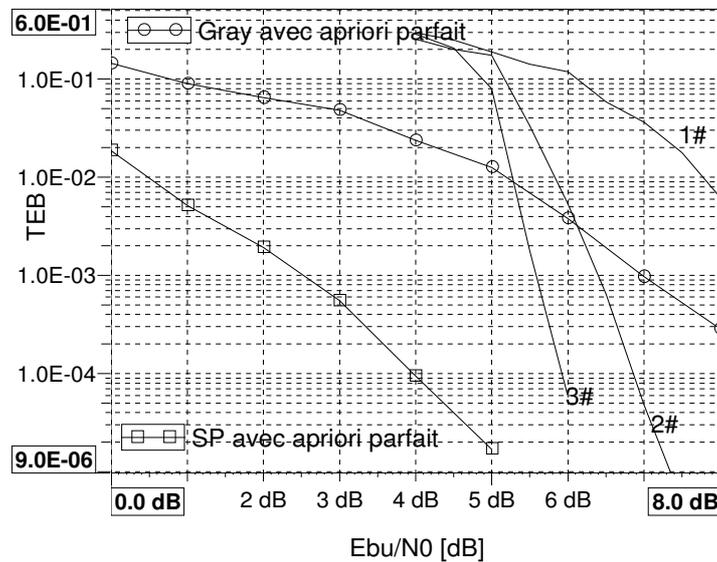


FIG. 5.14 – Performances de la turbo-démodulation avec mapping de SP sur le canal BBAG

Ces résultats nous permettent d'illustrer l'importance du mapping pour la turbo-démodulation. Pour la première itération, le mapping de Gray conduit aux meilleures performances puisqu'il est le mapping optimal pour la BICM. À l'opposé, le mapping de

Gray ne permet pas d'obtenir de gain avec la turbo-démodulation car les performances asymptotiques sont confondues avec les performances de la BICM. Le mapping SP quant à lui dégrade assez fortement les performances de la première itération mais conduit à de très bonnes performances asymptotiques. Les performances en itératif peuvent être assez mauvaises dans la zone de RSB observée à cause de la première itération. Un compromis entre de bonnes performances asymptotiques et de bonnes performances à la première itération est donc nécessaire.

L'analyse théorique de ces résultats est réalisée à l'aide d'un ou plusieurs paramètres permettant de caractériser les performances de chaque mapping. Suivant les auteurs, ces paramètres varient. Nous retiendrons essentiellement les paramètres introduits par S. ten Brink [87] et par A. Gorokhov [89] qui seront décrits en 5.3.3. D'autres critères peuvent être trouvés dans [86].

5.3.2 Principes de l'association

L'insertion de la conversion Maire-binaire avec information *a priori* dans la turbo-égalisation conduit au schéma général proposé par P. Magniez dans [94] et représenté figure 5.15. Grâce à ce nouveau schéma, nous espérons améliorer les performances de la turbo-égalisation. Cependant, comme pour la turbo-démodulation, le mapping joue un rôle primordial.

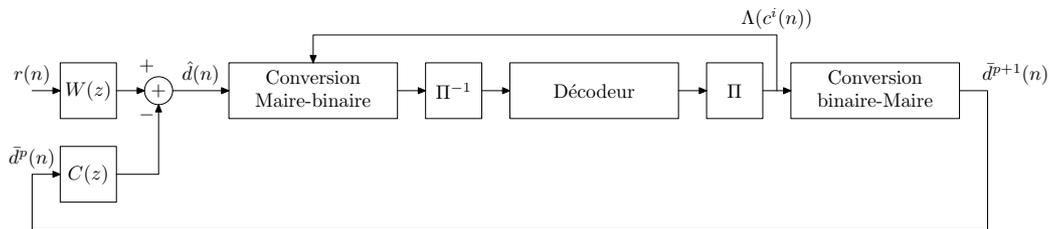


FIG. 5.15 – Schéma de la turbo-égalisation améliorée

Les paramètres de simulation sont les suivants :

- codeur de canal $K = 3$,
- modulation MAQ-16,
- entrelacement aléatoire de 4000 bits,
- canal PROAKIS A,
- mapping de Gray ou Set Partitioning (SP),
- biais fixé selon la méthode proposée en 5.2.2.3, RSIB = 8dB.

Afin de faciliter le déclenchement du processus itératif, nous utilisons le codeur de canal de longueur de contrainte égale à 3. Comme nous le verrons plus loin, le fonctionnement de la première itération est un point sensible de cette technique qu'il faut privilégier au détriment des performances asymptotiques.

D'après la section 3.2, les performances asymptotiques de la turbo-égalisation classique correspondent aux performances de la BICM. De la même façon, les performances asymptotiques de la turbo-égalisation améliorée correspondent donc aux performances asymptotiques de la turbo-démodulation, c'est à dire avec retour parfait des LRV au niveau de

la conversion Maire-binaire avec *a priori*. Or, les performances de la turbo-démodulation avec mapping de Gray ne sont pas meilleures que les performances de la BICM pour ce même mapping. De même, l'utilisation de LRV *a priori* n'améliore pas les performances asymptotiques de la turbo-égalisation lorsque le mapping de Gray est utilisé.

Les figures 5.16 et 5.17 présentent respectivement les performances de la turbo-égalisation classique et les performances de la turbo-égalisation améliorée pour le mapping de Gray sur le canal PROAKIS A. À cause du mapping de Gray, les courbes présentées sur ces deux figures sont donc quasiment confondues.

Dans [94], P. Magniez propose d'utiliser le mapping SP associé à la turbo-égalisation améliorée. Dans cet article, bien qu'un gain significatif soit observé par rapport à la BICM, les performances de la turbo-égalisation améliorée n'atteignent pas celles de la turbo-égalisation classique associée au mapping de Gray ! L'article ne permet donc pas de valider l'intérêt de cette nouvelle technique.

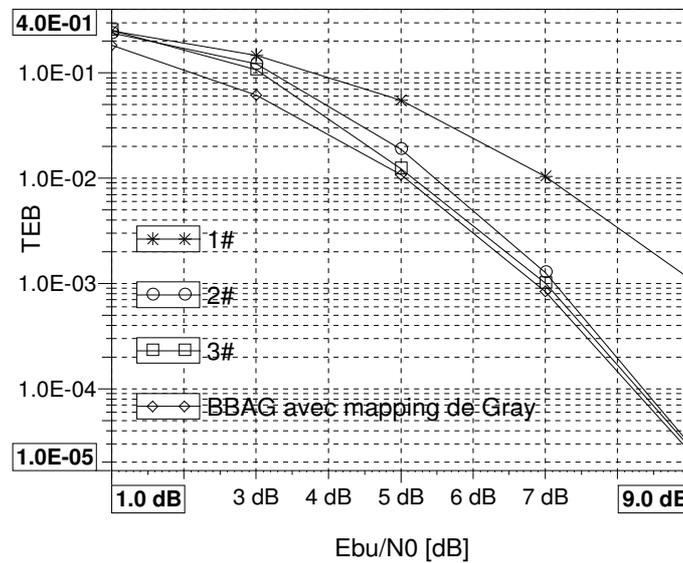


FIG. 5.16 – Performances de la turbo-égalisation sur le canal PROAKIS A avec mapping de Gray

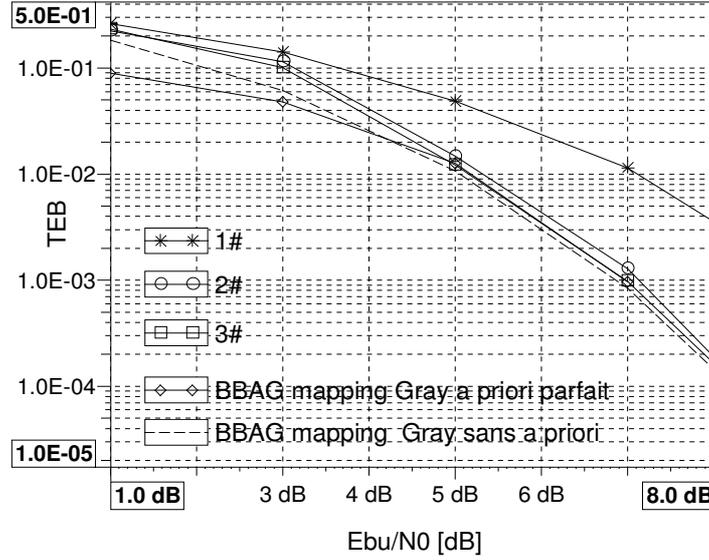


FIG. 5.17 – Performances de la turbo-égalisation améliorée sur le canal PROAKIS A avec mapping de Gray

5.3.3 Optimisation du mapping

Nous proposons d'étudier l'influence de différents mappings sur les performances de la turbo-égalisation améliorée. Nous montrons l'intérêt de cette technique pour un mapping correctement choisi. Afin de caractériser chaque mapping, nous utilisons les deux approches fournies par S. ten Brink [87] et A. Gorokhov [89].

A. Gorokhov propose deux critères d'optimisation du mapping basés sur le calcul de distances spécifiques d'une constellation. Le choix d'un mapping est donc réalisé indépendamment de tout point de fonctionnement. Cependant, ces critères conduisent à privilégier les performances asymptotiques plutôt que les performances du processus itératif en cours de convergence ce qui n'est pas toujours souhaitable.

S. ten Brink utilise le paramètre d'information mutuelle moyenne qui permet de caractériser précisément les performances de chaque mapping. Cependant, le calcul de ce paramètre recourt à des simulations intensives et dépend du point de fonctionnement visé.

5.3.3.1 Approche géométrique

Le premier critère de mapping proposé par A. Gorokhov permet d'optimiser les performances asymptotiques de la turbo-démodulation. Il travaille directement sur la conversion Maire-binaire avec retour parfait des LRV. On désire calculer le LRV du bit $c^i(n)$

$$\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n), \{c^j(n)\}_{j=0,\dots,3}] = \ln \frac{\sum_{d(n) \in \mathcal{X}_1^i} \left[p(\hat{d}(n)|d(n)) \prod_{j=0; j \neq i}^3 P_a(c^j(n)) \right]}{\sum_{d(n) \in \mathcal{X}_0^i} \left[p(\hat{d}(n)|d(n)) \prod_{j=0; j \neq i}^3 P_a(c^j(n)) \right]} \quad (5.17)$$

Grâce à la connaissance parfaite des autres bits, $c^j(n), j \neq i$, qui forment le symbole complexe, la constellation Maire peut être partitionnée en $M/2$ constellations binaires dont la distance euclidienne peut être plus grande que celle de la constellation Maire initiale (d_{min}). Ce concept a déjà été introduit par G. Ungerboeck lors de la création du mapping Set Partitioning. Nous donnons l'exemple du partitionnement du mapping de Gray à la figure 5.18.

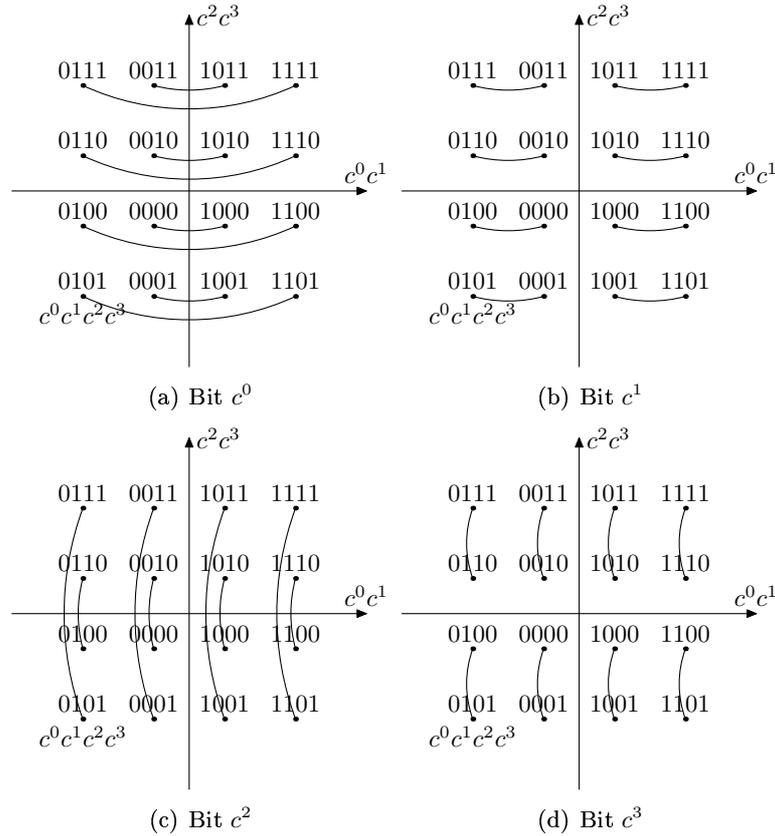


FIG. 5.18 – Partitionnement de la constellation MAQ-16 en $M/2$ constellations binaires pour le mapping de Gray

Dans [89], la distance libre effective (DLE) D_e est définie comme étant la plus petite distance euclidienne entre deux symboles qui ne possèdent qu'un seul bit différent. Elle correspond également à la plus petite distance euclidienne des $M/2$ constellations binaires. Le premier critère consiste à choisir la table de mapping qui maximise cette distance D_e . La distance D_e pour le mapping de Gray et SP est représentée figure 5.19.

Le second critère permet de choisir, parmi les mappings qui maximisent D_e , celui qui permet également d'obtenir de bonnes performances à la première itération de la turbo-démodulation. Le mapping de Gray est optimal pour la BICM parce qu'il est construit de façon à ce qu'il n'y ait qu'un seul bit qui diffère pour des symboles qui se trouvent à la distance d_{min} les uns des autres. On note \bar{D}_H la distance de Hamming moyenne entre tous les q -uplets situés à la distance d_{min} les uns des autres. Le second critère consiste donc à minimiser \bar{D}_H .

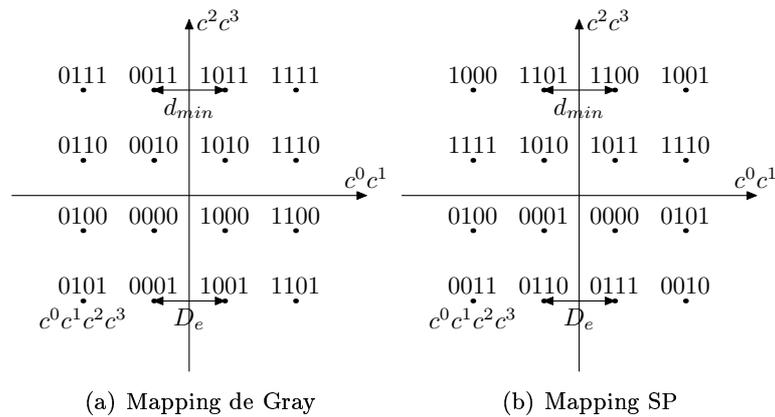


FIG. 5.19 – Représentation de la distance libre euclidienne pour le mapping de Gray et le mapping SP

Le tableau 5.2 récapitule les valeurs des distances D_e et \bar{D}_H pour les mappings de Gray, SP et EFD (*Effective Free Distance*) proposé par A. Gorokhov et représenté figure 5.20. Le mapping de Gray possède par construction la plus petite distance de Hamming. Le mapping EFD permet à la fois de maximiser la distance libre euclidienne et de minimiser la distance de Hamming. Ce mapping associé à la turbo-démodulation permet donc d'obtenir de meilleures performances que le mapping SP [89]. Cependant, le critère de la distance libre euclidienne est assez imprécis puisqu'il se base sur la distance euclidienne minimale et non sur la distance moyenne. Ainsi, le mapping SP possède la plus faible distance euclidienne libre, égale à la distance euclidienne de la constellation MAQ-16 comme le mapping de Gray, alors qu'il permet d'obtenir des bonnes performances asymptotiques (cf. figure 5.14).

Mapping	Gray	SP	EFD
D_e	d_{min}	d_{min}	$\sqrt{5}d_{min}$
\bar{D}_H	1	2.3542	2.1458

TAB. 5.2 – Distance Libre Effective et Distance de Hamming

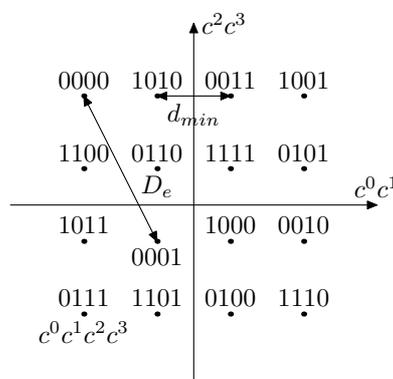


FIG. 5.20 – Constellation du mapping EFD

Ces critères ne nous permettent pas d'adapter l'optimisation au système spécifique de turbo-égalisation améliorée. Le mapping EFD obtenu à l'aide de deux critères précédents sera donc testé directement sur la turbo-égalisation améliorée.

5.3.3.2 Approche information mutuelle moyenne

S. ten Brink propose de calculer l'Information Mutuelle Moyenne (IMM) disponible en sortie de la conversion Maire-binaire. Elle mesure la quantité d'information apportée en moyenne par le LRV λ sur un élément binaire codé $c^i(n)$. Cette grandeur est définie par [88]

$$I(\lambda | c^i(n)) = \frac{1}{2} \sum_{c^i(n)=0,1} \int_{-\infty}^{+\infty} p(\lambda | c^i(n)) \times \log_2 \frac{2 \cdot p(\lambda | c^i(n))}{p(\lambda | c^i(n)=0) + p(\lambda | c^i(n)=1)} d\lambda \quad (5.18)$$

Comme les protections des bits codés $c^i(n)$ sont différentes suivant la position du bit dans le quadruplet, une moyenne est réalisée sur ces quatre positions possibles. On obtient alors l'information mutuelle moyenne

$$I = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^3 I(\lambda | c^i(n)) \quad (5.19)$$

Dans [88], S. ten Brink utilise notamment cette grandeur pour définir les fonctions de transfert de la conversion Maire-binaire et du décodeur. Le regroupement de ces fonctions de transfert sur un seul graphe permet de créer un diagramme EXIT et d'analyser la convergence de la turbo-démodulation.

Nous dérivons à partir de l'équation (5.19) deux quantités appelées I_0 et I_{all} qui décrivent parfaitement un mapping donné

$$I_0 = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^3 I(\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n)] | c^i(n)) \quad (5.20)$$

$$I_{all} = \frac{1}{4} \sum_{i=0}^3 I(\Lambda[c^i(n)|\hat{d}(n), c^j(n)_{j \neq i}] | c^i(n)) \quad (5.21)$$

I_0 correspond donc à la quantité d'information apportée par le LRV sur le bit codé $c^i(n)$ en sortie de la conversion Maire-binaire sans *a priori* et I_{all} correspond à la quantité d'information apportée par le LRV sur le bit codé $c^i(n)$ en sortie de la conversion Maire-binaire avec *a priori* parfait (tous les autres bits $c^j(n)$, $j \neq i$ connus). Ces deux valeurs nous permettent donc de caractériser les deux fonctionnements importants du système : la première itération, dont dépend le point de déclenchement du processus itératif, et le fonctionnement asymptotique du système avec *a priori* parfait.

Remarquons qu'il est possible de trouver plusieurs mappings avec des valeurs de I_0 et I_{all} identiques. On dira dans ce cas qu'ils appartiennent à la même classe de mappings et ils peuvent être construits à partir d'un mapping générique de cette classe en réalisant des transformations du type miroir au tour de l'axe des abscisses par exemple. Les mappings appartenant à une même classe conduiront aux mêmes performances de turbo-égalisation

améliorée.

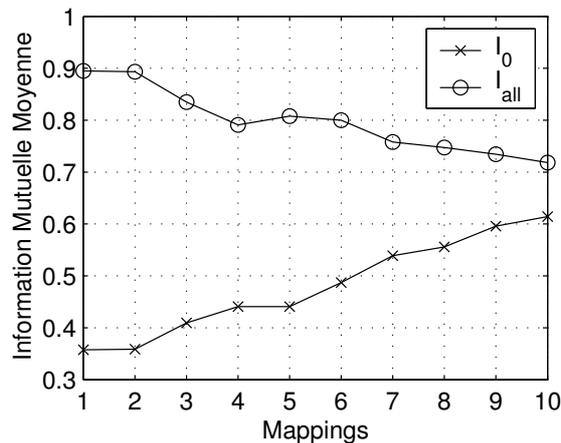
Ces paramètres conviennent à l'étude de la turbo-égalisation améliorée. I_0 est alors évaluée à la première itération de la turbo-égalisation améliorée en sortie de la conversion Maire-binaire sans *a priori* située après l'ERD. I_{all} est évaluée en sortie de la conversion Maire-binaire avec *a priori*, avec retour parfait des LRV, située après l'AI optimal.

La difficulté consiste à calculer la densité de probabilité $p(\lambda|c^i(n))$. Elle est évaluée par simulations à l'aide de l'histogramme du LRV calculé par la conversion Maire-binaire. L'intégrale, présente dans l'expression (5.18), est calculée numériquement à l'aide du logiciel MATLAB.

La procédure d'optimisation du mapping consiste à créer un ensemble de mappings, générés aléatoirement par l'ordinateur, de différentes valeurs I_0 . Puis I_{all} est estimée pour chaque mapping. La valeur de I_0 dépend du RSB visé et du canal considéré. I_{all} ne dépend que du RSB. Afin de simplifier la sélection du mapping, nous fixons donc le canal étudié, le PROAKIS A, et le RSB à $E_s/N_0 = 9$ dB. Nous souhaitons obtenir un gain grâce à la turbo-égalisation améliorée dans une zone autour de $E_{bu}/N_0 = 6$ dB.

5.3.4 Résultats de simulation

Les paramètres de simulations sont les mêmes que ceux présentés en 5.3.2. Nous avons sélectionné un éventail de 10 mappings de différentes valeurs de I_0 et de I_{all} représentées figure 5.21. Le premier, le deuxième, le 4^e et le dernier correspondent respectivement au mapping EFD de A. Gorokhov, au mapping SP de G. Ungerboeck, au mapping proposé par S. ten Brink pour la turbo-démodulation et au mapping de Gray.



N° du mapping	1	2	4	10
Nom du mapping	EFD	SP	ten Brink	Gray

FIG. 5.21 – Évolution de l'information mutuelle moyenne I_0 et I_{all} pour différents mappings

Parmi tous les mappings possibles pour la MAQ-16, le mapping de Gray est celui qui possède la plus forte valeur I_0 puisque ce mapping est optimal pour la BICM. En contre-

partie, il possède également la plus faible valeur de I_{all} . Ainsi en turbo-démodulation, I_0 et I_{all} sont quasiment égaux. Aucun gain n'est possible avec ce mapping. En turbo-égalisation améliorée, le gain obtenu entre I_0 et I_{all} , visible sur la figure 5.21, est uniquement dû au processus itératif de turbo-égalisation : la conversion Maire-binaire avec *a priori* n'apporte quasiment aucune information supplémentaire. D'autre part, le gain possible obtenu grâce à la conversion Maire-binaire avec *a priori* associé à un mapping donné μ est déterminé par la différence entre le paramètre I_{all} du mapping de Gray et le paramètre I_{all} du mapping μ . Plus cette différence est grande, plus le gain en terme de TEB sera important.

Comme en turbo-démodulation, I_0 et I_{all} évoluent en sens opposé (cf. figure 5.21). L'objectif de la turbo-égalisation améliorée est d'obtenir de bonnes performances asymptotiques grâce à une valeur élevée de I_{all} . Cependant, le paramètre I_0 possède également un rôle important puisqu'il détermine les performances de la première itération. Notamment pour des mappings possédant des I_0 très faibles, les performances de la première itération sont extrêmement dégradées et le déclenchement du processus itératif de turbo-égalisation améliorée ne commence que pour des RSB très élevés, bien en dehors de la zone de fonctionnement choisie. De plus, l'IES résiduelle présente en sortie du premier égaliseur et des anneaux d'interférences au cours du processus itératif perturbe le fonctionnement de la conversion Maire-binaire avec *a priori*. Nous choisissons donc sur la figure 5.21 un mapping de paramètre I_0 moyen correspondant à un paramètre I_{all} différent de celui du mapping de Gray : le mapping n° 6. Il est représenté figure 5.22.

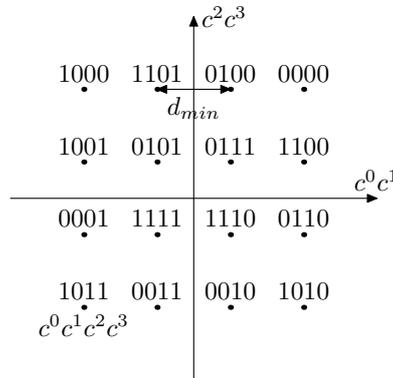


FIG. 5.22 – Constellation du mapping n° 6

Nous donnons maintenant les courbes de TEB de différents mappings significatifs et nous vérifions le choix du mapping. Sur chaque figure, la courbe « BBAG avec mapping de Gray » correspond aux performances de la BICM sur le canal BBAG pour le mapping de Gray, équivalentes aux performances asymptotiques de la turbo-égalisation sur le canal PROAKIS A. L'objectif est d'obtenir un gain par rapport à cette courbe. Nous simulons également les performances asymptotiques de la turbo-égalisation améliorée, qui correspondent à un retour parfait des LRV au niveau de la conversion Maire-binaire ainsi qu'un retour parfait des décisions estimées $\bar{d}(n)$ au niveau de l'AI. Cette courbe est notée « perf. asymptotiques ». La figure 5.23 présente les performances de la turbo-égalisation améliorée pour le mapping choisi. On obtient un gain d'environ 1.6dB par rapport à la turbo-égalisation classique à un TEB de 10^{-4} .

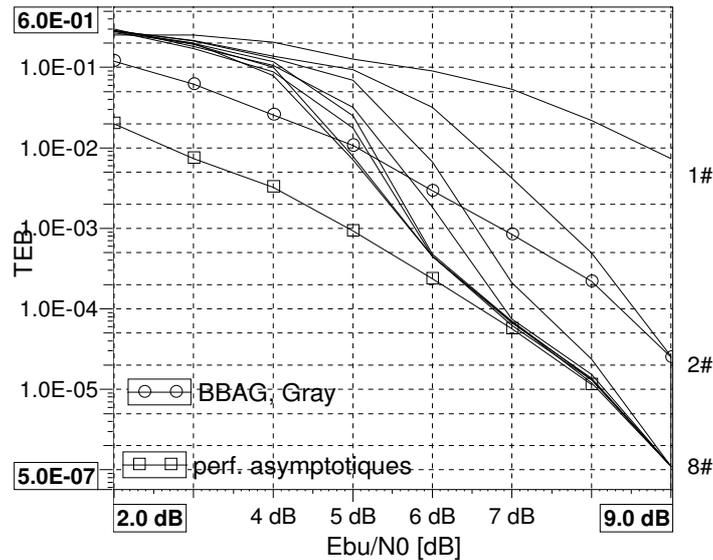


FIG. 5.23 – Performances de la turbo-égalisation améliorée avec le mapping n° 6 sur le canal PROAKIS A

La figure 5.24 présente les performances de la turbo-égalisation améliorée pour le mapping EFD. Les performances de la première itération pour le mapping EFD sont fortement dégradées ce qui conduit à un déclenchement très tardif du processus itératif. Dans la zone de RSB observée, la courbe « BBAG avec mapping de Gray » n'est même pas atteinte. Le mapping EFD n'est donc pas adapté à la turbo-égalisation améliorée, pour la zone de RSB qui nous intéresse, alors qu'il convient très bien à la turbo-démodulation. Ceci est dû aux critères choisis par A. Gorokhov qui privilégie les performances asymptotiques au détriment du déclenchement du processus itératif.

La figure 5.25 présente les performances de la turbo-égalisation améliorée pour le mapping SP. Initialement proposé par P. Magniez pour la turbo-égalisation améliorée dans [94], il permet d'obtenir un gain par rapport à la courbe « BBAG avec mapping de Gray » mais le déclenchement reste assez tardif comparé au mapping choisi : le point de déclenchement est décalé de 3dB. La méthode proposée par A. Gorokhov rejette le mapping SP alors que les performances obtenues sont acceptables pour la turbo-égalisation améliorée. Le critère de distance libre euclidienne n'est donc pas adaptée à la turbo-égalisation améliorée. D'autre part, la méthode d'optimisation basée sur l'information mutuelle moyenne ne semble pas très fiable en ce qui concerne les informations mutuelles moyennes élevées. Ainsi, les mappings EFD et SP possèdent la même valeur de I_{all} alors que leurs performances asymptotiques sont relativement différentes.

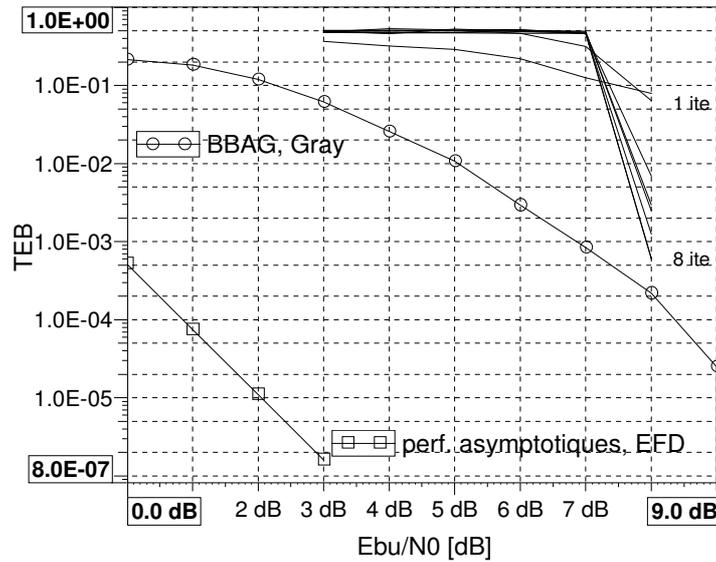


FIG. 5.24 – Performances de la turbo-égalisation améliorée avec le mapping EFD sur le canal PROAKIS A

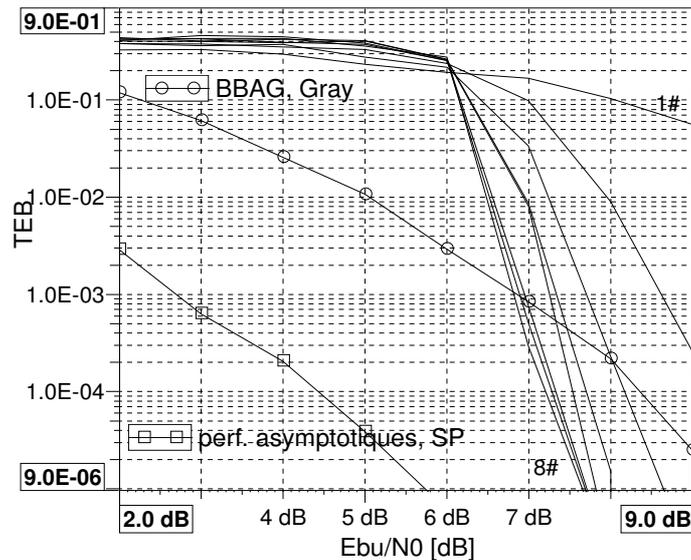


FIG. 5.25 – Performances de la turbo-égalisation améliorée avec le mapping SP sur le canal PROAKIS A

La figure 5.26 présente les performances de la turbo-égalisation améliorée associée au mapping proposé par S. ten Brink pour la turbo-démodulation (mapping n° 4). Les performances asymptotiques pour le mapping n° 4 et le mapping n° 6 sont très proches comme l'indique le paramètre I_{all} de ces deux mappings. Cependant, le point de déclenchement est situé à 5dB au lieu de 3dB pour le mapping choisi. La convergence est alors obtenue pour des RSB plus élevés que pour le mapping n° 6 ce qui engendre un gain plus faible par rapport à la courbe « BBAG, Gray ». La turbo-égalisation améliorée est donc très

sensible au paramètre I_0 qu'il faut privilégier par rapport au paramètre I_{all} contrairement à la turbo-démodulation. L'utilisation de mappings optimisés pour la turbo-démodulation est possible mais le gain obtenu sera toujours plus faible que celui obtenu avec un mapping optimisé pour la turbo-égalisation améliorée.

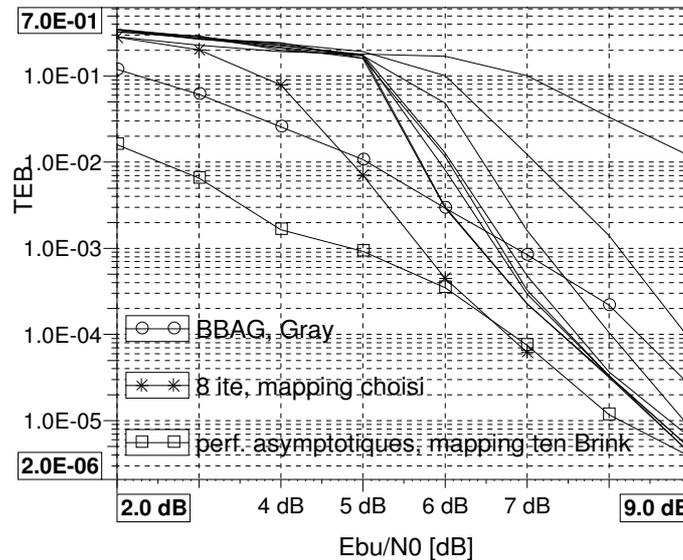


FIG. 5.26 – Performances de la turbo-égalisation améliorée avec le mapping proposé par ten Brink sur le canal PROAKIS A

5.3.5 Conclusion

Dans cette section, nous avons montré qu'il est possible d'obtenir des performances supérieures à celles de la turbo-égalisation classique grâce à la conversion Maire-binaire avec *a priori* et l'optimisation du mapping utilisé. Un gain de 1,6dB a pu ainsi être atteint pour un TEB de 10^{-4} . Nous avons également montré que l'optimisation proposée par A. Gorokhov n'est pas adaptée à la turbo-égalisation améliorée car elle privilégie les performances asymptotiques. Ainsi, l'objectif n'est pas d'obtenir uniquement de bonnes performances asymptotiques mais aussi d'atteindre à une itération donnée un certain TEB pour un RSB donné. D'autre part, le paramètre I_0 joue un rôle très important pour la turbo-égalisation améliorée. Ainsi, le mapping proposé par S. ten Brink pour la turbo-démodulation possède de bonnes performances asymptotiques mais un assez faible I_0 le défavorise par rapport au mapping choisi. Cette réflexion met en évidence l'importance du point de fonctionnement sur les optimisations à mener. Suivant la valeur en TEB ou en RSB de ce point de fonctionnement, l'optimisation conduira donc à des mappings différents. Des études supplémentaires ont montré que cette technique ne peut pas s'appliquer à tous les canaux et notamment au canal PROAKIS B. En effet, si la sélectivité fréquentielle augmente, le paramètre I_0 se dégrade rapidement. Dans ce cas, les mappings intéressants sont ceux qui ont un faible I_{all} très proche de celui du mapping de Gray. Sur ce type de canal cette technique ne permet pas d'obtenir de gain significatif sur la turbo-égalisation classique avec mapping de Gray. En règle générale, la turbo-égalisation améliorée n'apportera aucun gain sur les canaux pour lesquels la turbo-égalisation classique ne converge pas vers ses performances

asymptotiques.

La conversion Maire-binaire avec information *a priori* au sein de la turbo-égalisation a été étudiée indépendamment par A. Dejonghe dans [38]. Dans cet article, il met en évidence l'importance du choix du mapping pour la turbo-égalisation. Cependant, il ne propose pas de mapping directement adapté à la turbo-égalisation.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, une étude approfondie de la conversion Maire-binaire a été réalisée. Elle nous a conduit à proposer des solutions pratiques au calcul du LRV à partir des symboles égalisés fournis par l'annuleur d'interférences : insertion d'un CAG ou utilisation d'un biais fixe. Ces solutions permettent d'améliorer les performances tout en s'affranchissant de la connaissance du RSB du canal.

D'autre part, la turbo-égalisation améliorée, initialement proposée dans [94], a été mise en oeuvre. La conversion Maire-binaire a donc été modifiée pour prendre en compte une information *a priori*. Grâce à une optimisation du mapping, nous avons mis en évidence la supériorité de cette technique par rapport à la technique classique, qui comporte une conversion Maire-binaire sans *a priori*.

Chapitre 6

Comparaisons avec des techniques alternatives

La première partie fournit des résultats de simulation d'un système avec turbo-décodage. Nous montrons ainsi l'intérêt de réaliser un traitement itératif de l'IES.

La technique multiporteuse permet de s'affranchir de l'IES apportée par le canal grâce au multiplexage des données sur un grand nombre de sous-porteuses et à l'utilisation d'un intervalle de garde. Une étude de la technique COFDM (Coded Orthogonal Frequency Division Multiplex) en contexte de propagation ionosphérique a déjà été réalisée au laboratoire DMR/DDH de France Télécom R&D. Ainsi, grâce aux résultats obtenus au chapitre 4, une comparaison monoporteuse multiporteuse peut être menée sur le canal CCIR. Tout d'abord, nous décrivons le système multiporteuse utilisé ainsi que le contexte de comparaison puis nous fournissons des résultats de comparaison.

La troisième partie de ce chapitre concerne une technique monoporteuse alternative à la turbo-égalisation : le turbo-DDFSE, technique de turbo-détection à treillis réduit. Après un bref état de l'art des techniques de turbo-détection et des possibilités de simplification, nous présentons le turbo-DDFSE. Puis, nous comparons les deux techniques sur le canal PROAKIS B pour la MDP-2 et la MDP-8.

Afin de conserver une certaine lisibilité, les états de l'art des deux techniques restent très généraux. Les lecteurs intéressés pourront se rapporter aux références fournies pour plus de détails.

6.1 Comparaison avec un turbo-décodeur

La comparaison de la turbo-égalisation avec un système contenant un turbo-code est traitée dans cette section. Nous considérons un égaliseur classique, l'ERD, suivi d'un turbo-décodage de type duo binaire de rendement 1/2 à 8 états [95]. Un système de turbo-égalisation dont le décodeur convolutif est remplacé par un turbo-décodeur est possible mais ne sera pas étudié pour des raisons de complexité. Dans [96] les lecteurs intéressés trouveront une étude d'un système de turbo-détection dont le décodeur est un turbo-décodeur.

Les résultats sont fournis pour 6 itérations de turbo-décodage et 4 itérations de turbo-égalisation. L'ERD utilisé pour l'égalisation du système avec turbo-décodage est le même que celui de la première itération de turbo-égalisation. Les performances de la turbo-

égalisation sont celles présentées au chapitre 2. Nous proposons de comparer les deux systèmes pour deux canaux théoriques de difficulté croissante : le canal PROAKIS A et le canal PROAKIS B. La figure 6.1 présente les performances de la turbo-égalisation et du système avec turbo-décodage sur le canal PROAKIS A. Bien que le canal soit assez facile à égaliser, le turbo-décodage déclenche pour des RSB relativement élevés par rapport à la turbo-égalisation. En effet, l'ERD ne fournit pas de TEB suffisamment bas pour le turbo-décodage dans la zone 1-5 dB. Le phénomène est accentué pour le canal PROAKIS B dont la sélectivité fréquentielle est plus prononcée. Les performances sur le canal PROAKIS B sont données figure 6.2. Nous montrons ainsi la nécessité de traiter itérativement l'IES à l'aide de la turbo-égalisation. En effet, le turbo-décodage n'est capable de traiter qu'une IES résiduelle faible d'où un déclenchement tardif du processus itératif.

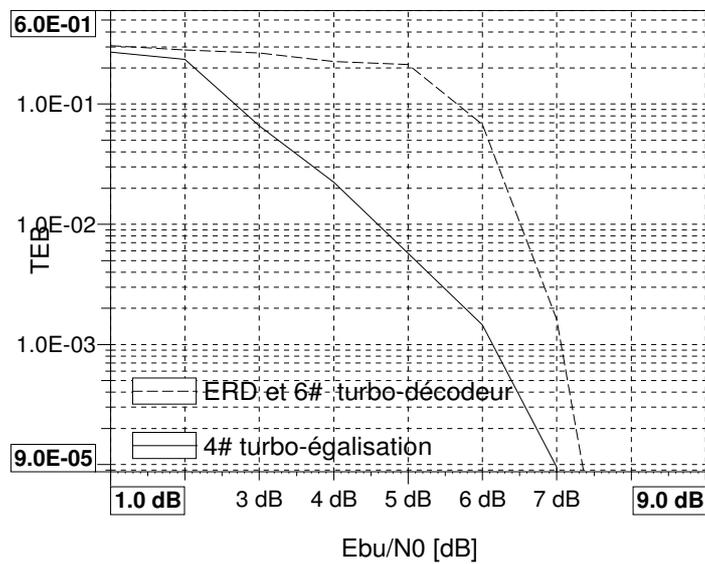


FIG. 6.1 – Performances de la turbo-égalisation et du système avec turbo-décodage sur le canal PROAKIS A

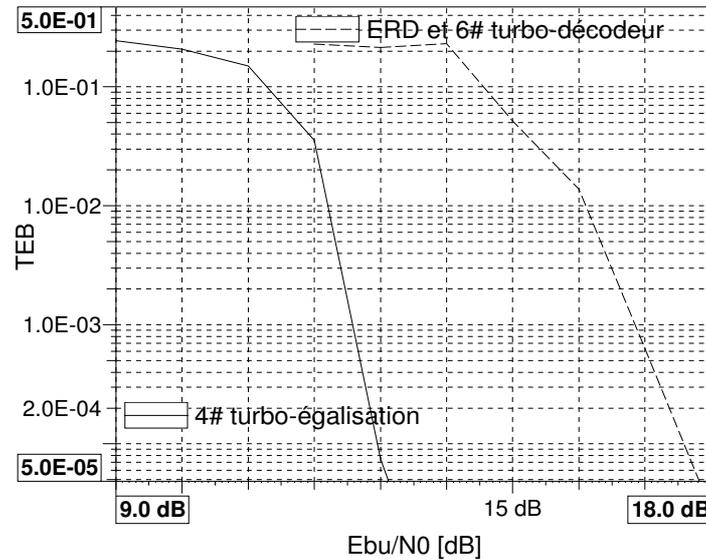


FIG. 6.2 – Performances de la turbo-égalisation et du système avec turbo-décodage sur le canal PROAKIS B

6.2 Comparaison monoporteuse/multiporteuse

Le déclencheur de l'étude de la turbo-égalisation sur le canal CCIR est la disponibilité de résultats de performance d'une modulation multiporteuse de type COFDM sur ce même canal. Ainsi, il est possible grâce aux résultats fournis par la section 4.3 de comparer ces deux techniques qui ont pour rôle de combattre l'effet multitrajet. Dans un premier temps, nous décrivons brièvement le système multiporteuse. Puis nous établissons un contexte de comparaison et les résultats de simulation sont présentés.

6.2.1 Le système COFDM

Principe

L'objectif de ce système d'émission est de créer une modulation intrinsèquement robuste aux perturbations apportées par le canal : sélectivité fréquentielle, qui génère de l'IES, et sélectivité temporelle, visible au travers des variations temporelles du canal. Le principe consiste à multiplexer les symboles de modulation sur N_c sous-porteuses orthogonales afin de transmettre des données à un débit N_c fois plus élevé. Ainsi, si la durée du symbole de modulation à transmettre est T_s alors la durée utile d'un symbole OFDM t_s est telle que $t_s = N_c \cdot T_s$. Grâce à N_c , t_s est choisie supérieure à l'étalement temporel maximum des retards τ_{max} . Le symbole OFDM est alors rendu intrinsèquement robuste vis-à-vis de l'IES générée par le canal. De plus, la sélectivité fréquentielle du canal de propagation permet de tirer parti d'une diversité de trajets en réception et de réduire les corrélations éventuelles des porteuses par la mise en oeuvre d'un entrelacement.

Le filtre de mise en forme utilisé sur chaque sous-porteuse permet de vérifier l'orthogonalité des sous-porteuses entre elles contrairement à la modulation FDM, ancêtre de la modulation OFDM. Ainsi, grâce au recouvrement optimal des sous-porteuses, l'occupation spectrale et donc l'efficacité spectrale sont très élevées.

Insertion d'un intervalle de garde

L'ajustement du nombre de sous-porteuses par rapport à l'étalement temporel maximum des retards du canal limite l'IES à une faible part du symbole émis. Cependant, un nombre trop élevé de sous-porteuses conduirait à un émetteur et un récepteur très complexes. De plus, si t_s est supérieur ou égal au temps de cohérence du canal $(\Delta t)_c$ alors le symbole OFDM sera affecté par la sélectivité temporelle du canal. Un intervalle de garde Δ est donc couramment inséré au début de chaque symbole OFDM afin d'augmenter artificiellement la durée du symbole sans toucher au nombre de sous-porteuses. Cet intervalle de garde permet d'absorber l'IES résiduelle liée à un sous-dimensionnement du nombre de sous-porteuses. Il est constitué d'une réplique de la fin du symbole OFDM et un fenêtrage temporel en réception permet de le supprimer. Comme il ne contient pas d'information utile, son insertion conduit à une perte d'efficacité spectrale. Pour limiter cette perte, il est nécessaire de garder $t_s \gg \Delta$ tout en respectant $t_s < (\Delta t)_c$.

Le signal OFDM

Le signal modulé OFDM peut être représenté comme une combinaison linéaire à coefficients complexes de signaux orthogonaux représentant les translatés temps-fréquence d'une forme d'onde rectangulaire. Chacun des coefficients prend sa valeur dans un alphabet fini d'une modulation numérique et est transporté sur l'une des N_c sous-porteuses. L'expression mathématique du signal OFDM sur la durée d'un symbole OFDM, $t'_s = t_s + \Delta$, dans le cas d'une forme d'onde rectangulaire est donc la suivante :

$$x(t) = \sum_{n=0}^{N_c-1} S_n \exp(2i\pi f_n t) \quad (6.1)$$

où $f_n = f_0 + \frac{n}{t_s}$ est la fréquence n sur laquelle est transmise le symbole complexe S_n de modulation.

Après échantillonnage à la période $T_e = \frac{t_s}{N_c}$ tous les rT_e avec $r = 0, 1, \dots, N_c - 1$ le signal OFDM autour de la fréquence centrale $\frac{N_c}{2t_s}$ s'écrit

$$x(r) = \sum_{n=0}^{N_c-1} S_n \exp(2i\pi \frac{n}{t_s} r T_e) \quad (6.2)$$

$$= \sum_{n=0}^{N_c-1} S_n \exp(2i\pi \frac{n}{N_c T_e} r T_e) \quad (6.3)$$

$$= \sum_{n=0}^{N_c-1} S_n \exp(2i\pi \frac{n}{N_c} r) \quad (6.4)$$

$$= N_c \underbrace{\frac{1}{N_c} \sum_{n=0}^{N_c-1} S_n \exp(2i\pi \frac{n}{N_c} r)} \quad (6.5)$$

À un coefficient N_c près, $x(r)$ correspond à la transformée de Fourier inverse et discrète des symboles complexes modulés S_n . Ainsi, il n'est plus nécessaire de fabriquer un ensemble de sous-porteuses orthogonales via une batterie de N_c filtres en parallèle puisque la IDFT permet de générer simplement le signal à émettre.

Les opérations effectuées en réception correspondent aux opérations duales de l'émission. Pour détecter les symboles émis, une FFT est appliquée aux signaux reçus. Puis une égalisation à un coefficient est réalisé sur chaque sous-porteuse.

Codage de canal et entrelacement

À cause de la sélectivité fréquentielle et temporelle du canal certaines sous-porteuses reçues sont très atténuées. Grâce à un codage de canal et un entrelacement fréquentiel et/ou temporel, il est possible de corriger une partie des erreurs introduites par ces atténuations. L'entrelacement doit permettre de fournir au décodeur une séquence de données indépendantes statistiquement. En effet, un décodeur basé sur l'algorithme de Viterbi ou l'algorithme MAP offre des performances optimales lorsque les échantillons successifs présentés à son entrée sont décorrélés. On parle alors de système COFDM (Coded Orthogonal Frequency Division Multiplex).

6.2.2 Contexte de comparaison

Nous avons choisi de comparer les deux systèmes pour une même bande de transmission équivalente et à efficacité spectrale égale. Les paramètres système de la turbo-égalisation sont donnés dans le tableau 6.0(a) et reprennent certains des paramètres déjà énoncés en 1.3.2. Le débit utile D_u tient compte de la perte due à la séquence d'apprentissage de 50% contrairement au débit D_b .

Les paramètres système de la technique COFDM sont donnés dans le tableau 6.0(b). t_s correspond à la durée d'un symbole OFDM. Δ est la durée de l'intervalle de garde, qui est quatre fois plus petite que la durée du symbole. L'estimation de canal associée au COFDM est supposée parfaite. Cependant, la perte de puissance liée à l'insertion de porteuses pilotes nécessaires à une estimation de canal non parfaite est pris en compte au niveau de l'efficacité spectrale et des performances. Le motif d'insertion conduit à une perte de 5/6. Le débit utile D_u tient compte de cette perte.

Le code de canal utilisé est identique à celui de la turbo-égalisation. Pour mémoire, il est non récursif non systématique de longueur de contrainte 5 et de polynômes générateurs $(23, 35)_o$. Les efficacités spectrales sans prise en compte des pilotes et de la trame sont égales. Cependant, à cause de la séquence d'apprentissage de 50%, l'efficacité spectrale de la turbo-égalisation est plus faible que celle du COFDM.

Les canaux testés sont le canal CCIR et le canal ionosphérique 2 décrits en 1.3.2. Ils modélisent des modes de transmission HF sur le canal ionosphérique.

6.2.3 Résultats de simulations

Cette étude a été réalisée en collaboration avec I. Siaud du laboratoire DMR/DDH de France Télécom R&D, qui a fourni les résultats de simulation pour le système COFDM. Les performances présentées en E_{bu}/N_0 tiennent compte de la perte due à la séquence d'apprentissage et aux pilotes. Les figures 6.3 et 6.4 présentent respectivement les performances de la turbo-égalisation pour 6 itérations et du COFDM sur le canal CCIR et le canal ionosphérique 2. Les deux systèmes fournissent approximativement les mêmes performances quelque soit le canal considéré. En effet, l'entrelacement est de taille suffisamment importante pour que les systèmes tirent parti de toute la diversité temporelle à leur disposition. Les performances asymptotiques de la turbo-égalisation sont meilleures que les performances du COFDM. La turbo-égalisation permet d'obtenir un gain d'environ 1,2 dB à un

(a) Paramètres turbo-égalisation		(b) Paramètres COFDM	
T_s	0,122 ms	F_c	18 kHz
D_b	16,4 kbit/s	$\Delta(t_s/4)$	5,33 ms
D_u	8,2 kbit/s	Δf	47 Hz
Facteur de retombée	0.22	D_b	15,6 kbit/s
Bande totale	10 kHz	D_u	13 kbit/s
Taille entrelacement	4,22 s	N_c	384
Efficacité spectrale	1,6 bit/s/Hz	Nombre de porteuses modulées	208
Efficacité spectrale avec trame	0,819 bit/s/Hz	Bande	9,75 kHz
		Taille entrelacement	4,36 s
		Efficacité spectrale	1,6 bit/s/Hz
		Efficacité spectrale avec pilotes	1,33 bit/s/Hz

TAB. 6.1 – Paramètres système

TEB de 10^{-4} sur les performances du COFDM. De plus, les pertes liées à l'estimation de canal réelle pour le système COFDM ne sont pas prises en compte.

Cependant, pour atteindre ces performances asymptotiques sur les canaux considérés, le système de turbo-égalisation utilisé nécessite une séquence d'apprentissage importante. En effet, les profondes atténuations provoquées par la sélectivité temporelle du canal dégradent fortement le traitement de l'IES et notamment celui du premier égaliseur (cf. 4.2). Le débit utile est donc plus faible pour la turbo-égalisation que pour le COFDM.

6.2.4 Conclusion

Ainsi, la turbo-égalisation permet d'obtenir un gain de puissance émise ou une meilleure qualité de service sur la liaison ionosphérique au prix d'un débit utile moindre. Une étude complémentaire basée sur l'ajustement du poinçonnage du code est à envisager pour atteindre des débits identiques. D'autre part, le nouveau système de turbo-égalisation incluant l'égaliseur SADFE et la nouvelle structure d'annuleur d'interférences permet de diminuer notablement la taille de la séquence d'apprentissage (cf. chapitre 4). Ainsi, ce nouveau système fonctionne avec une séquence d'apprentissage de 31% soit une efficacité spectrale égale à 1,1 bit/s/Hz. Cependant, il nécessite un nombre d'itérations plus important pour obtenir les mêmes performances en terme de TEB. Une nouvelle comparaison devra donc être établie. Enfin, le calcul de la complexité pour chaque système est nécessaire afin de finaliser l'étude comparative.

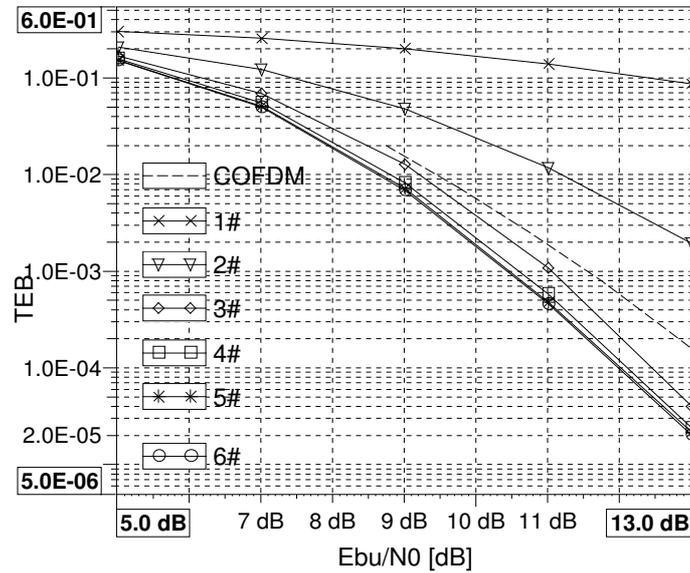


FIG. 6.3 – Performances de la turbo-égalisation et du COFDM sur le canal CCIR

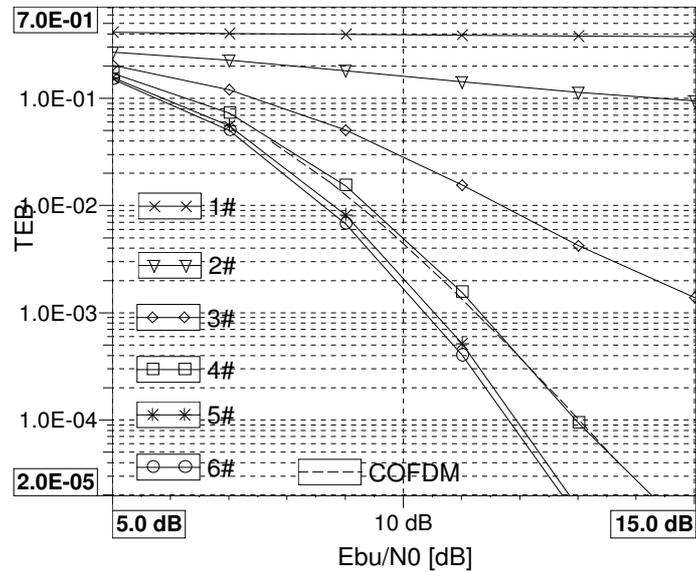


FIG. 6.4 – Performances de la turbo-égalisation et du COFDM sur le canal ionosphérique

6.3 Comparaison turbo-détection sous-optimale et turbo-égalisation

La turbo-détection est la technique monoporteuse la plus performante actuellement pour une transmission sur canal sélectif en fréquence. Cependant, elle utilise un détecteur optimal basé sur un algorithme de Viterbi ou MAP qui peut se révéler extrêmement complexe si l'ordre de la modulation ou la taille de la RI du canal sont élevés. Une version simplifiée du turbo-détecteur, appelé turbo-DDFSE, basé sur la réduction du nombre d'états du treillis de la détection a été proposée indépendamment par A. Berthet et R. Visoz dans [97] et par B. Penther, D. Castellain et H. Kubo dans [98]. Une comparaison significative des performances de la turbo-égalisation et du turbo-DDFSE est alors possible à complexité équivalente. Après avoir décrit brièvement le principe de cette technique sous-optimale, nous présentons les résultats de simulation dans le même contexte de transmission. Les résultats sur la turbo-détection sous-optimale ont été fournis par R. Visoz (France Télécom R&D/DMR).

6.3.1 Principes de la turbo-détection sous-optimale

Nous commençons par décrire le principe de la turbo-détection puis nous aborderons le principe de la turbo-détection sous-optimale étudiée. L'objet de cette thèse n'étant pas l'étude à proprement parler de la turbo-détection et de ses versions sous-optimales nous ne fournissons pas le détail de ces algorithmes mais seulement les grands principes. Le lecteur intéressé pourra se référer à la thèse de Raphaël Visoz [99] ainsi qu'aux références fournies.

Turbo-détection

Comme la turbo-égalisation, la turbo-détection repose sur le principe d'un processus itératif entre un détecteur, qui joue le rôle d'égaliseur, et un décodeur de canal [2]. Contrairement à l'égalisation classique, la détection est basée sur le critère de probabilité Maximum A Posteriori (MAP). En posant \mathbf{s}_m un symbole émis possible parmi M et \mathbf{r} la séquence reçue affectée de diverses perturbations linéaires (IES, bruit), il s'agit donc de calculer $P(\mathbf{s}_m/\mathbf{r})$ pour tous les symboles \mathbf{s}_m émis possibles et de choisir le symbole qui maximise cette probabilité [5]. Il est possible de montrer que ce critère conduit à la minimisation de la probabilité d'erreur, seul critère justifié dans le domaine des transmissions numériques. D'autre part, si les symboles émis sont équiprobables, alors le choix d'un symbole qui maximise la probabilité *a posteriori* $P(\mathbf{s}_m/\mathbf{r})$ est identique au choix d'un symbole qui maximise la densité de probabilité $p(\mathbf{r}/\mathbf{s}_m)$. Ce critère est appelé critère de Maximum de Vraisemblance (MV).

Cependant, dans le cas d'un canal à mémoire, une recherche exhaustive parmi toutes les séquences possibles n'est pas réalisable car le nombre de séquences, et donc de comparaisons, est alors une fonction exponentielle du nombre d'états de la modulation, de la taille du canal et de celle de la séquence émise. Grâce à une analogie avec le domaine des codes convolutifs, le canal peut aisément se représenter sous la forme d'un treillis. L'objectif est alors de parcourir ce treillis, qui est composé de toutes les séquences possibles à l'aide d'un algorithme de décodage. Dans le cas du critère MAP, l'algorithme utilisé, proposé par L.R. Bahl *et al.* dans [43], est l'algorithme BCJR. Dans le cas du critère MV, l'implémentation est réalisée à l'aide de l'algorithme de Viterbi. On parle alors de détecteur Maximum Li-

likelihood Sequence Estimation (MLSE) [100].

Afin d'inclure le détecteur dans un processus itératif, des informations souples de type probabilité ou Logarithme de Rapport de Vraisemblance doivent être disponibles en sortie du détecteur. Si le détecteur est implémenté selon le critère MAP à l'aide du BCJR, les probabilités *a posteriori* sont directement disponibles. Dans le cas du critère MV, l'algorithme de Viterbi ne fournit que la séquence la plus probable. Comme dans les cas des codes convolutifs (cf. 2.3.4), le SOVA doit donc être utilisé. L'article [101] propose un état de l'art étendu des techniques de détection à sorties dures et souples.

Le détecteur a l'avantage de fournir la solution optimale vis-à-vis de la minimisation de la probabilité d'erreur et il possède donc de très bonnes performances en terme de TEB. Cependant, dès que la taille du canal à égaliser est supérieure à quelques temps symbole et/ou l'ordre de modulation est supérieur à 4, la taille du treillis explose rendant impossible son implémentation.

Turbo-DDFSE

Diverses techniques de simplification du treillis ont été proposées. Nous nous intéressons en particulier à celle basée sur la réduction du nombre d'états. Eyuboglu [102] et Duel-Hallen [103] ont proposé indépendamment l'utilisation d'une structure à retour de décision dans le calcul des métriques du détecteur. Le treillis réduit est alors construit à partir des L_r premiers coefficients du canal ($L_r < L$). Ainsi, le nombre d'états est réduit de M^{L-1} à M^{L_r-1} . L'IES générée par la fin de la réponse impulsionnelle, c'est à dire par les $L - L_r$ derniers coefficients, est traitée par un procédé de retour de décision de type annulation d'interférences, qui se classe dans la catégorie des traitements par survivants (Per Survivor Processing (PSP)). Si $L_r = 1$ et $L_r = L$, le détecteur sous-optimal conduit respectivement à un égaliseur de type ERD et au détecteur optimal. Afin d'obtenir de bonnes performances, un préfiltrage est réalisé en entrée du détecteur afin que celui-ci "voit" un canal à minimum de phase, pour lequel les premiers coefficients sont les plus significatifs. Le Delayed Decision Feedback Sequence Estimator (DDFSE) proposé par Duel-Hallen repose sur un algorithme de Viterbi. Cependant, il peut être adapté à un algorithme de type BCJR ou ses versions sous-optimales (Log-MAP, Max-Log-MAP).

Ainsi, R. Visoz a proposé une modification de ce détecteur sous-optimal DDFSE pour qu'il fournisse des décisions souples afin de l'inclure dans un système de turbo-détection [99][97]. Ce nouveau système, baptisé turbo-DDFSE, a été étudié dans un contexte de type EDGE pour lequel la modulation est une MDP-8. En effet, un système classique de turbo-détection n'est pas envisageable car le détecteur MLSE serait alors trop complexe. On trouvera également une étude du DDFSE dans un contexte EDGE dans [104].

6.3.2 Résultats de simulation

Cette étude a été effectuée en collaboration avec R. Visoz du laboratoire DMR/IIM de France Télécom R&D, qui a notamment fourni les résultats de simulation pour le turbo-DDFSE.

Description du système de turbo-DDFSE simulé

Pour le canal PROAKIS B, le canal vu par le DDSFE après préfiltrage est : $[0.4286 \ 0.8158 \ 0.3882]$ qui est peu différent du canal non filtré. Pour la MDP-2 et la MDP-8, le treillis est réduit à 2 et 8 états respectivement. Ils correspondent donc aux deux premiers coefficients du canal. L'IES correspondant au dernier coefficient est traitée par PSP. On suppose la connaissance parfaite de la RI du canal (estimation de canal parfaite). Les paramètres de simulation sont les suivants :

- modulation MDP-2 et MDP-8,
- DDFSE $L_r = 2$, soit 2 et 8 états suivant la modulation,
- codeur convolutif non récursif non systématique $(133, 171)_o$, $K = 7$ identique à celui de la turbo-égalisation,
- entrelacement aléatoire 59×59 bits.

Description du système de turbo-égalisation simulé

Afin de comparer les deux techniques dans des conditions identiques (estimation de canal parfaite), une séquence d'apprentissage, volontairement longue, de 4000 symboles est insérée afin que les égaliseurs convergent vers la solution optimale. Puis l'adaptation est ralentie pour conserver les coefficients optimaux et éviter la divergence des algorithmes d'adaptation lors du passage des données vraies vers les données estimées. L'ELT associé à l'algorithme LMS réalise la première égalisation. L'AI également associé au LMS réalise les égalisations suivantes. Les paramètres de simulation sont les suivants :

- modulation MDP-2 et MDP-8,
- ELT, 20 coefficients, algorithme LMS, pas d'adaptation $5 \cdot 10^{-3}$ puis $5 \cdot 10^{-4}$,
- AI, algorithme LMS, pas d'adaptation $8 \cdot 10^{-3}$ puis $5 \cdot 10^{-4}$,
- codeur de canal, $K = 7$,
- entrelacement aléatoire de 3600 bits.

Résultats

Les courbes de TEB du turbo-DDFSE et de la turbo-égalisation pour la MDP-2 sont présentées figure 6.5. La première itération de la turbo-égalisation présente de moins bonnes performances que celles du turbo-DDFSE. Cependant, l'AI de la turbo-égalisation permet de rattraper cette perte : à la quatrième itération la turbo-égalisation conduit à des performances équivalentes à celles du turbo-DDFSE. Au delà la turbo-égalisation surpasse légèrement le turbo-DDFSE.

Les courbes de TEB du turbo-DDFSE et de la turbo-égalisation pour la MDP-8 sont présentées figure 6.6. Le turbo-DDFSE permet d'obtenir de meilleures performances dès la première itération avec un gain de 0.5dB à 10^{-4} par rapport à la turbo-égalisation à la quatrième itération. On peut remarquer que le gain entre les itérations du turbo-DDFSE est surtout important entre la première et la deuxième itération. L'AI permet de rattraper partiellement le retard dû à la première itération et à l'égaliseur ERD. Mais le turbo-DDFSE reste légèrement meilleur que la turbo-égalisation. Pour la MDP-8, l'égaliseur de la première itération est le point faible de la turbo-égalisation.

6.3.3 Conclusion

Le turbo-DDFSE semble avoir un léger avantage sur la turbo-égalisation en ce qui concerne les performances. Cependant, afin de finaliser la comparaison des deux techniques,

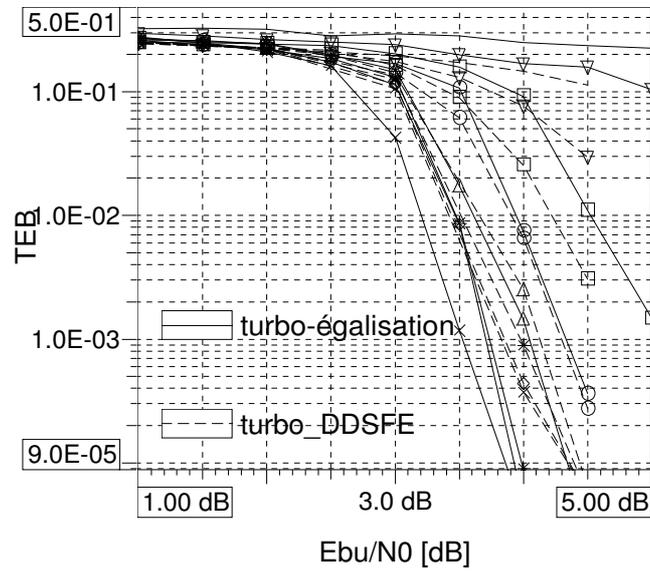


FIG. 6.5 – Performances de la turbo-égalité et du turbo-DDSFE sur le canal PROAKIS B avec la MDP-2

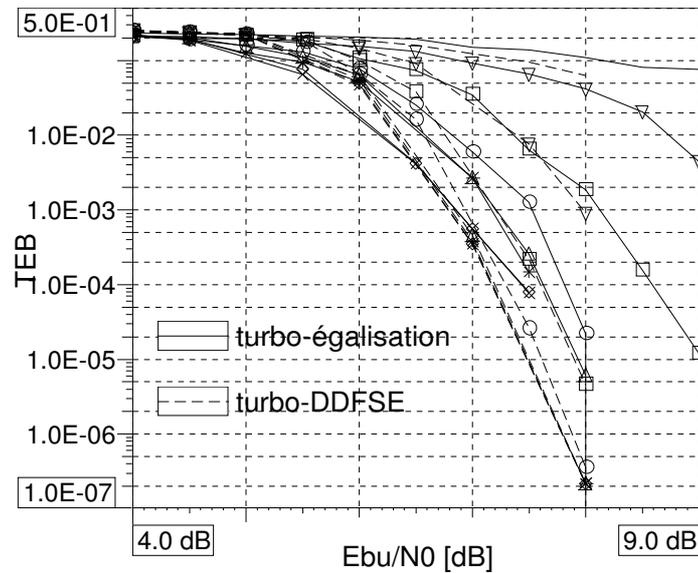


FIG. 6.6 – Performances de la turbo-égalité et du turbo-DDFSE sur le canal PROAKIS B avec la MDP-8

il serait intéressant de comparer les deux structures DDSFE et AI au cours des itérations. Pour cela, on supprime l'influence négative de la 1^{re} itération en utilisant un DDSFE à la place de l'ELT pour la turbo-égalisation. Ce système mixte pourrait être une solution performante. De plus, les deux techniques ont été testées pour un canal court. Il serait intéressant d'observer l'influence de la taille de la RI et du nombre d'états de la modulation sur les performances des deux techniques.

Conclusion et perspectives

L'objectif de cette thèse est d'étudier la turbo-égalisation dans des contextes nouveaux et d'apporter des améliorations à la technique existante.

Le **chapitre 1** présente des notions de communications numériques indispensables à la compréhension du manuscrit. Le **chapitre 2** décrit succinctement les bases théoriques de l'égalisation. Puis, les techniques itératives connexes à la turbo-égalisation sont présentées et les différences et points communs entre chaque technique sont mis en évidence. Enfin, la technique de turbo-égalisation qui a servi de point de départ à cette thèse est décrite en détail.

Le **chapitre 3** est dédié aux performances asymptotiques de la turbo-égalisation. Ces performances sont fixées par la puissance de décodage, la qualité de la conversion Maire-binaire et le schéma d'entrelacement considéré. Dans ce chapitre, nous nous intéressons particulièrement au schéma d'entrelacement.

Dans un premier temps, l'influence du schéma d'entrelacement sur les performances des modulations codées est étudiée. La question posée est la suivante : suivant le canal considéré de type BBAG ou Rayleigh, quel type d'entrelacement, bit ou symbole, produit les meilleures performances et pourquoi ? Un état de l'art de l'association d'une modulation à forte efficacité spectrale et d'un codage de canal est tout d'abord dressé. Grâce à différentes approches, théorique, physique et empirique, nous mettons en évidence l'importance du choix du schéma d'entrelacement pour les modulations codées suivant le canal de propagation considéré. Ainsi, sur le canal BBAG, l'entrelacement au niveau des symboles de modulation permet de ne pas dégrader les performances par rapport à un système sans entrelacement alors qu'un entrelacement au niveau des bits, ou de leur représentation souple, engendre des dégradations de l'ordre de 1dB pour des RSB élevés. À l'opposé, l'entrelacement bit permet d'obtenir de meilleures performances que l'entrelacement symbole sur le canal de Rayleigh.

Dans un second temps, nous montrons que les performances asymptotiques de la turbo-égalisation sont directement liées aux performances de la modulation codée qui lui est associée. En effet, en sortie de l'anneau d'interférences optimal, l'IES a été complètement supprimée. Ainsi, les résultats sur le schéma d'entrelacement des modulations codées sont étendus aux performances asymptotiques de la turbo-égalisation. Nous proposons ensuite de simuler la chaîne optimale afin de vérifier les résultats théoriques et d'obtenir les performances asymptotiques de la turbo-égalisation sur un canal invariant, le canal PROAKIS A, et sur un modèle de canal ionosphérique variant qui nous servent de bornes pour la suite de l'étude. Le schéma d'entrelacement sur les symboles est particulièrement adapté aux canaux invariants sélectifs en fréquence alors que le schéma d'entrelacement sur les bits convient parfaitement aux canaux variants sélectifs en fréquence.

L'objectif du **chapitre 4** est d'étudier la turbo-égalisation dans le contexte d'un canal variant pour lequel les techniques classiques monoporteuses ne fonctionnent que pour des RSB très élevés. Le canal CCIR, décrit au chapitre 1, est choisi pour ses caractéristiques particulièrement difficiles et également afin d'établir une comparaison avec un système multiporteuse (cf. chapitre 6). Nous optimisons tout particulièrement la fonction d'égalisation du point de vue des performances globales de la turbo-égalisation.

Après avoir défini des critères de comparaisons des algorithmes d'adaptation au travers de quelques rappels de filtrage adaptatif, nous proposons en première itération un ERD associé à un algorithme RLS et une séquence d'apprentissage importante nécessaire au déclenchement du processus itératif.

Nous nous intéressons ensuite à l'annuleur d'interférences pour lequel très peu d'études existent. Deux schémas d'adaptation sont possibles pour obtenir les coefficients de l'annuleur d'interférences. La solution classique qui consiste à calculer directement les coefficients à l'aide d'un algorithme d'adaptation est abandonné au profit de la structure avec estimation de canal et organe de calcul des coefficients optimaux de l'AI. En effet, le canal simulé possède une réponse impulsionnelle relativement longue, 17 durées symbole. Or, le processus d'adaptation est très sensible au nombre de coefficients. Ainsi, la non-adéquation des coefficients optimaux aux coefficients idéaux au cours des itérations est compensée par la forte capacité de poursuite de l'estimation de canal. Il s'agit ensuite de choisir l'algorithme d'adaptation qui convient le mieux à l'estimation de canal pour le canal considéré. Grâce à une analyse théorique de l'algorithme LMS et de l'algorithme RLS, il est possible de prédire les pas optimaux ainsi que l'issue de la comparaison des algorithmes qui est alors vérifiée par simulations. Ces simulations présentent ainsi les performances optimisées de la turbo-égalisation en terme de TEB sur le canal CCIR qui seront ensuite exploitées au chapitre 6.

Le **chapitre 5** concerne l'amélioration de la turbo-égalisation et plus particulièrement de la conversion Maire-binaire.

Dans un premier temps, nous nous intéressons au problème lié à l'annuleur d'interférences adaptatif sur canal invariant. En effet, les symboles égalisés par l'annuleur d'interférences sont biaisés ce qui engendre des dégradations au niveau de la conversion Maire-binaire. Nous proposons donc deux solutions pour limiter ces pertes. La première repose sur un Contrôle Automatique de Gain inséré entre l'annuleur d'interférences et la conversion Maire-binaire. Elle permet d'améliorer légèrement les performances de la turbo-égalisation tout en s'affranchissant de la connaissance du RSB du canal. La seconde solution ne nécessite aucune fonction supplémentaire. Elle consiste simplement à fixer le biais quelque soit le RSB considéré. Après optimisation de ce biais selon le critère de minimisation du TEB, un gain d'environ 1dB est alors observé par rapport aux performances initiales de la turbo-égalisation. Dans un second temps, nous considérons l'insertion d'une conversion Maire-binaire avec information *a priori* dans le système de turbo-égalisation. Bien que ce système amélioré ait déjà été proposé, le gain de performances annoncé dans la littérature reste faible. Après avoir décrit le principe de la turbo-démodulation qui est à l'origine de la conversion Maire-binaire avec information *a priori*, nous mettons en évidence l'influence du mapping sur ce système. Nous proposons ensuite d'utiliser le critère d'information mutuelle moyenne afin d'optimiser le mapping pour la turbo-égalisation améliorée. Les mappings sont tirés aléatoirement et ils sont caractérisés à l'aide de deux paramètres, I_0 et I_{all} . Ces paramètres nous permettent de choisir un mapping adapté à la turbo-égalisation améliorée. Un gain

de 1,6dB est observé par rapport à la turbo-égalisation avec la conversion Maire-binaire sans information *a priori*. Nous montrons également que les mappings proposés pour la turbo-démodulation ne conviennent pas à la turbo-égalisation améliorée.

Le **chapitre 6** traite de la comparaison de la turbo-égalisation avec trois techniques alternatives. La première comparaison traite d'un système incluant un turbo-décodeur. Pour les deux canaux testés, le déclenchement de la convergence du turbo-décodeur se produit pour des RSB d'autant plus élevés que la sélectivité fréquentielle du canal est importante. Ainsi pour une zone de TEB autour de 10^{-4} la turbo-égalisation fournit toujours de meilleurs résultats que le système avec turbo-décodeur. Ce résultat met en évidence l'importance du traitement itératif de l'IES.

La deuxième technique testée est une technique multiporteuse : le COFDM. Une chaîne de simulation de référence a été développée pour le canal ionosphérique. Les performances fournies au chapitre 4 nous permettent d'établir une première comparaison de ces deux techniques. La turbo-égalisation permet d'obtenir un gain de 1,2 dB par rapport au COFDM en prenant en compte la perte apportée par la séquence d'apprentissage. Cependant, cette séquence diminue également de façon importante le débit transmis. Ainsi le COFDM permet de transmettre un débit plus important que la turbo-égalisation tout en nécessitant une puissance plus grande pour une qualité donnée.

La deuxième technique comparée est une technique monoporteuse itérative basée sur une détection en treillis. Pour obtenir des complexités comparables, nous choisissons de tester le turbo-DDFSE dont le treillis de détection possède un nombre d'états réduits. Pour la MDP-2, les deux techniques conduisent aux mêmes performances à la 4^e itération bien que la 1^{re} itération de la turbo-égalisation soit dégradée par rapport à celle du turbo-DDFSE. En ce qui concerne la MDP-8, le turbo-DDFSE permet d'obtenir un gain de 0.5dB sur la turbo-égalisation.

L'étude de la turbo-égalisation, technique simple et performante, ne s'arrête pas à cette thèse. Certains axes méritent d'être approfondis ou développés.

Dans cette thèse nous ne nous sommes pas intéressés au code de canal. Cependant, la comparaison d'un schéma de turbo-égalisation du type BICM et de celui d'une MCT optimisée pour un canal de Rayleigh pourrait être traitée.

Les récentes études sur un nouvel annuleur d'interférences semblent très prometteuses pour les canaux variants. Associé à un SADFE en 1^{re} itération il permet de diminuer la taille de la séquence d'apprentissage et donc d'augmenter le débit transmis. L'apport des techniques multi-antennes pour la turbo-égalisation sur canaux variants devra également être évalué. Les résultats obtenus sur la conversion Maire-binaire doivent être étendus aux canaux variants. Notamment, la robustesse de l'optimisation du mapping aux variations du canal doit être testée. D'autre part, les études sur le mapping abordent le problème de l'objectif visé par le processus itératif. Ainsi, de très bonnes performances asymptotiques ne conduisent pas toujours à de bonnes performances en itératif. Le chercheur doit déterminer quelle est la zone de fonctionnement visée et si dans cette zone les performances asymptotiques peuvent être atteintes ou non. Selon le TEB visé ou le RSB visé, on privilégiera alors les performances asymptotiques ou celles de la 1^{re} itération.

Le chapitre 6 permet d'établir une comparaison des performances de différentes techniques alternatives à la turbo-égalisation. Cependant, l'étude de la complexité devra être abordée afin de finaliser la comparaison des techniques.

La comparaison avec le turbo-DDFSE doit être approfondie pour des canaux à plus longue

réponse impulsionnelle et pour des modulations en quadrature du type MAQ-16. De plus, le premier égaliseur de la turbo-égalisation est un frein pour le processus itératif lorsque la sélectivité fréquentielle est importante. Un DDFSE en première itération pourrait être avantageusement utilisé. De plus, cela permettrait de comparer les performances en itératif de l'annuleur d'interférences et du DDFSE. Enfin, une étude précise de la complexité des deux techniques est également nécessaire.

Annexe A

Calcul de la déviation pour les algorithmes LMS et RLS

Le filtre de Wiener pour un modèle d'identification directe est illustré figure A.1. Il s'applique aussi bien à l'estimation de canal qu'à l'égalisation. Seules les statistiques des signaux varient selon l'application. L'expression de la déviation est :

$$\mathbf{v}(n) = \mathbf{w}(n) - \tilde{\mathbf{w}}(n) \quad (\text{A.1})$$

Nous dérivons le calcul de la déviation dans le cas général d'un algorithme d'adaptation sous la forme :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{A}(n)e(n)\mathbf{u}^*(n) \quad (\text{A.2})$$

$$e(n) = x(n) - \mathbf{w}^T(n) \cdot \mathbf{u}(n) \quad (\text{A.3})$$

Remplaçons (A.3) dans (A.2) :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{A}(n)x(n)\mathbf{u}^*(n) - \mathbf{A}(n) [\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^H(n)]^T \mathbf{w}(n) \quad (\text{A.4})$$

avec $[\mathbf{w}^T(n) \cdot \mathbf{u}(n)] \mathbf{u}^*(n) = [\mathbf{u}(n) \cdot \mathbf{u}^H(n)]^T \mathbf{w}(n)$.

L'erreur optimale s'écrit :

$$\tilde{e}(n) = x(n) - \tilde{\mathbf{w}}^T(n) \cdot \mathbf{u}(n) \quad (\text{A.5})$$

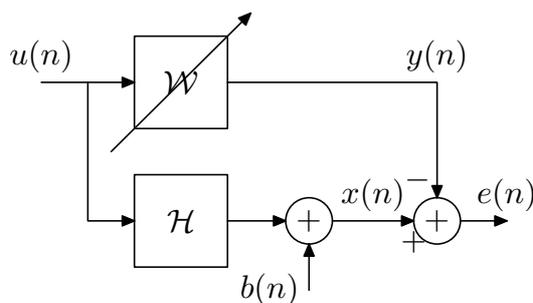


FIG. A.1 – Modèle d'identification directe

Nous écrivons $x(n)$ en fonction de $\tilde{e}(n)$ à l'aide de (A.5). On obtient alors pour (A.4) :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mathbf{A}(n)\tilde{e}(n)\mathbf{u}^*(n) + \mathbf{A}(n) [\mathbf{u}(n) \cdot \mathbf{u}^H(n)]^T \tilde{\mathbf{w}}(n) \\ &\quad - \mathbf{A}(n) [\mathbf{u}(n) \cdot \mathbf{u}^H(n)]^T \mathbf{w}(n) \end{aligned} \quad (\text{A.6})$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{A}(n)\tilde{e}(n)\mathbf{u}^*(n) - \mathbf{A}(n) [\mathbf{u}(n) \cdot \mathbf{u}^H(n)]^T \mathbf{v}(n) \quad (\text{A.7})$$

En remplaçant (A.7) dans (A.1) on obtient

$$\begin{aligned} \mathbf{v}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mathbf{A}(n)\tilde{e}(n)\mathbf{u}^*(n) - \mathbf{A}(n) [\mathbf{u}(n) \cdot \mathbf{u}^H(n)]^T \mathbf{v}(n) \\ &\quad - \tilde{\mathbf{w}}(n+1) - \tilde{\mathbf{w}}(n) + \tilde{\mathbf{w}}(n) \end{aligned} \quad (\text{A.8})$$

$$= \mathbf{v}(n) - \mathbf{t}(n) + \mathbf{A}(n)\tilde{e}(n)\mathbf{u}^*(n) - \mathbf{A}(n) [\mathbf{u}(n) \cdot \mathbf{u}^H(n)]^T \mathbf{v}(n) \quad (\text{A.9})$$

$$= \left[\mathbf{I} - \mathbf{A}(n) (\mathbf{u}(n) \cdot \mathbf{u}^H(n))^T \right] \mathbf{v}(n) - \mathbf{t}(n) + \mathbf{A}(n)\tilde{e}(n)\mathbf{u}^*(n) \quad (\text{A.10})$$

$\mathbf{t}(n) = \tilde{\mathbf{w}}(n+1) - \tilde{\mathbf{w}}(n)$ est l'incrément temporel du filtre optimal.

En posant $\mathbf{B}(n) = \mathbf{I} - \mathbf{A}(n)\mathbf{u}^T(n) \cdot \mathbf{u}^*(n)$, la déviation s'écrit alors

$$\mathbf{v}(n+1) = \mathbf{B}(n)\mathbf{v}(n) + \mathbf{A}(n)\tilde{e}(n)\mathbf{u}^*(n) - \mathbf{t}(n) \quad (\text{A.11})$$

Annexe B

Liste des publications

Turbo-égalisation

Conférences nationales à comité de lecture

- « Influence du choix de l'égalisation sur les performances de la turbo-égalisation sur un canal HF », C. Langlais et M. Héland, GRETSI'01, Toulouse, septembre 2001,
- « Principe de la turbo-égalisation : applications aux transmissions radio indoor à 60 GHz », M. Héland, I. Siaud et C. Langlais, 4^e Journées d'études sur la propagation électromagnétique dans l'atmosphère du décimétrique à l'angström, Rennes, mars 2002.

Conférences internationales à comité de lecture

- « Reduced complexity M-ary binary decoders for turbo-equalization », P. Vila, I. Fijalkow, M. Héland, C. Laot, D. Pirez, S. Ronger et C. Langlais, International Symposium on Turbo-codes, Brest, septembre 2000,
- « Turbo-equalization over slowly fading frequency selective channels », C. Langlais et M. Héland, European Conference on Wireless technology, ECWT'00, Paris, octobre 2000,
- « Optimization of the equalization and the interleaving in turbo-equalization for a frequency-selective fading channel », C. Langlais et M. Héland, International Conference on Communications, ICC'02, New York, avril 2002.

Article de revue

- « Mapping optimisation for turbo-equalisation improved by iterative demapping », C. Langlais et M. Héland, Electronics Letters, vol. 38, n° 2, octobre 2002.

Dépôts de brevet

- « Annuleur d'interférences », C. Laot, C. Langlais et M. Héland, n° 01 13991, déposé le 26 octobre 2001,
- « Procédé de synchronisation de données en sortie d'un égaliseur », Y-M. Morgan, M. Héland et C. Langlais, n° 02 13375, déposé le 25 octobre 2002.

Présentation orale

- « Mapping optimization for turbo-equalization associated with turbo-demodulation », C. Langlais et M. Héliard, GDR ISIS, thème D, 11 avril 2002.

Synchronisation

Conférences internationales à comité de lecture

- « Synchronisation in the carrier recovery of a satellite link using turbo-codes with the help of tentative decisions », C. Langlais et M. Héliard, IEE Colloquium « Can turbo-codes double capacity ? », Londres, novembre 1999,
- « Phase carrier recovery for turbo-codes over a satellite link with the help of tentative decisions », C. Langlais et M. Héliard, International Symposium on Turbo-codes, Brest, septembre 2000.

Articles de revue

- « Using tentative decisions for carrier phase recovery of turbo-coded transmissions », C. Langlais et M. Héliard, Electronics Letters, vol. 37, n° 9, 26 avril 2001.

Bibliographie

- [1] C. BERROU ET A. GLAVIEUX, « Near optimum error correcting coding and decoding : Turbo-codes », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 44, no. 10, octobre 1996.
- [2] C. DOUILLARD, A. PICART, P. DIDIER, M. JÉZÉQUEL, C. BERROU, ET A. GLAVIEUX, « Iterative correction of intersymbol interference : turbo-equalization », *European Transactions on Telecommunications*, vol. 6, no. 5, septembre 1995.
- [3] C. LAOT, A. GLAVIEUX, ET J. LABAT, « Turbo-equalization over a frequency-selective channel », in *Proceedings of ISTC'97*, Brest, France, septembre 1997, Int. Symp. On Turbo-Codes.
- [4] C. LAOT, A. GLAVIEUX, ET J. LABAT, « Turbo Equalization : adaptive equalization and channel decoding jointly optimized », *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 19, no. 9, pp. 1744–1752, septembre 2001.
- [5] J. G. PROAKIS, *Digital Communications 3rd Edition*, Mc Graw-Hill international Editions, 1995.
- [6] J. BROSSIER, *Signal et Communication Numérique*, Hermès, 1997.
- [7] P. DIDIER, *La turbo-égalisation et son application aux communications radiomobiles*, Ph.D. thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, 1996.
- [8] J.C. BIC, D. DUPONTEIL, ET J.C. IMBEAUX, *Éléments de communications numériques*, Dunod, 1986.
- [9] I. SIAUD, « Optimisation des techniques d'entrelacement d'un système de radiodiffusion COFDM en propagation ionosphérique », in *4^e Journées d'études sur la propagation électromagnétique dans l'atmosphère du décimétrique à l'angström*, Rennes, France, mars 2002, SEE.
- [10] I. SIAUD, « On COFDM performance of digital radio systems in AM and HF bands over multipath ionospheric channels », in *Nordic HF conference*, 2001.
- [11] C.C. WATTERSON, J.R. JUROSHEK, ET W.D. BENSEMA, « Experimental confirmation of an HF channel model », *IEEE Tr. on Communications*, vol. COM-18, pp. 792–803, décembre 1970.
- [12] D. A. GEORGE, R. R. BOWEN, ET J. R. STOREY, « An adaptive decision feedback equalizer », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 19, no. 3, pp. 281–293, juin 1971.
- [13] J. G. PROAKIS, « Adaptive non linear filtering techniques for data transmission », in *Proceedings of the 9th Symp. on Adaptive Processes, Decisions and Contr.* IEEE, 1970.
- [14] A. GERSHO ET T. L. LIM, « Adaptive Cancellation of Intersymbol Interference for data transmission », *The Bell system technical journal*, vol. 60, no. 11, pp. 238–247, novembre 1981.

- [15] A. ROUMY, *Égalisation et décodage conjoints : méthodes Turbo*, Ph.D. thesis, Université de Cergy-Pontoise, France, 2000.
- [16] K. WESOŁOWSKI, « On the Performance and Convergence of the Adaptive Cancellor of Intersymbol Interference in data transmission », *IEEE Tr. on Communications*, vol. COM-33, no. 5, pp. 425–432, mai 1985.
- [17] O. MACCHI, *Adaptive processing*, John Wiley and Sons, 1995.
- [18] S. HAYKIN, *Adaptive filter theory*, Prentice Hall, 4^e edition, 2002.
- [19] A. KNICKENBERG, B. L. YEAP, J. HAMORSKY, M. BREILING, ET L. HANZO, « Non-iterative joint channel equalisation and channel decoding », in *Proceedings of Globecom'99*, 1999.
- [20] J. GARCIA-FRIAS ET J. D. VILLASENOR, « Blind turbo decoding and equalization », in *Proceedings of VTC'99*, 1999.
- [21] R. VISUZ, P. TORTELIER, ET A. BERTHET, « Generalised Viterbi algorithm for trellis coded signals transmitted through broadband wireless channels », *Electronics Letters*, vol. 36, no. 3, pp. 227–228, février 2000.
- [22] E. DE CARVALHO ET D.T.M SLOCK, « Burst mode non causal decision feedback equalizer based on soft decisions », in *Proceedings of VTC'98*, 1998.
- [23] W. H. GERSTACKER, R.R MÜLLER, ET J. B. HUBER, « Iterative equalization with adaptive soft feedback », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 48, no. 9, pp. 1462–1466, septembre 2000.
- [24] A. M. CHAN ET G. W. WORNELL, « A class of block-iterative equalizers for intersymbol interference », in *Proceedings of ICC'00*, New Orleans, juin 2000.
- [25] A. M. CHAN ET G. W. WORNELL, « A class of block-iterative equalizers for intersymbol interference channels : fixed channel results », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 49, no. 11, pp. 1966–1976, novembre 2001.
- [26] P. STRAUCH, C. LUSHI, M. SANDELL, ET R. YAN, « Turbo Equalization for an 8-PSK Modulation Scheme in a Mobile TDMA Communication System », in *Proceedings of VTC'99*, 1999, pp. 1605–1609.
- [27] G. KAWAS-KALEH, « Zero-forcing decision-feedback equalizer for packet data transmission », in *Proceedings of ICC'93*, 1993, pp. 1752–1756.
- [28] K.O. HOLDSWORTH, D.P. TAYLOR, ET R.T. PULLMAN, « On combined equalization and decoding of multilevel coded modulation », in *Proceedings of ICC'00*, 2000.
- [29] A. L. ARIYAVISITAKUL ET Y.G. LI, « Joint coding and decision feedback equalization for broadband wireless channels », *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 16, no. 9, pp. 1670–1678, décembre 1998.
- [30] P.A. MARTIN ET D.P. TAYLOR, « On combined equalization and decoding », in *Proceedings of ICC'02*, 2002.
- [31] D. YELLIN, A. VARDY, ET O. AMRANI, « Joint equalization and coding for intersymbol interference channels », *IEEE Tr. on Inf. Theory*, vol. 43, no. 2, pp. 409–425, mars 1997.
- [32] T. SOUVIGNIER, J.K. WOLF, ET P. MACEWEN, « Convolutional coding for parallel decision-feedback equalization », in *Proceedings of Globecom'98*, 1998, pp. 2712–2717.

- [33] T. HASHIMOTO, « A list-type reduced-constraint generalization of the Viterbi algorithm », *IEEE Tr. on Inf. Theory*, vol. IT-33, pp. 866–876, novembre 1987.
- [34] K. GOSSE, A. TAFFIN, ET Y. LEE, « Iterative hybrid decision-aided equalization for wireless communications », in *Proceedings of ICC'01*, 2001.
- [35] M. MARANDIAN ET M. SALEHI, « Low complexity iterative decision feedback equalizer for 8psk modulation in time dispersive channels », in *Proceedings of PIMRC'01*, 2001.
- [36] M. TÜCHLER, A. C. SINGER, ET R. KOETTER, « Minimum mean squared error equalization using A Priori information », *IEEE Tr. on Signal Processing*, vol. 50, no. 3, pp. 673–683, mars 2002.
- [37] M. TÜCHLER, R. KOETTER, ET A. C. SINGER, « Turbo equalization : principles and new results », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 50, no. 5, pp. 754–767, mai 2002.
- [38] A. DEJONGHE ET L. VANDENDORPE, « Turbo-equalization for multilevel modulation : an efficient low-complexity scheme », in *Proceedings of ICC'02*, New York City, avril 2002.
- [39] C. LAOT, *Egalisation autodidacte et turbo-égalisation. Application aux canaux sélectifs en fréquence*, Ph.D. thesis, Université de Rennes 1, France, 1997.
- [40] G. BATAIL, « Pondération des symboles décodés par l'algorithme de Viterbi », *Annales des Télécommunications*, vol. 42, no. 1-2, pp. 31–38, janvier 1987.
- [41] J. HAGENAUER ET P. HOEHER, « A Viterbi algorithm with soft-decision outputs and its applications », in *Proceedings of GLOBECOM'89*, Dallas, USA, novembre 1989, pp. 1680–1686.
- [42] C. BERROU, P. ADDE, E. ANGUI, ET S. FAUDEIL, « A low complexity soft-output Viterbi decoder architecture », in *Proceedings of ICC'93*, Geneva, Switzerland, mai 1993, pp. 737–740.
- [43] L. R. BAHL, J. COCKE, F. JELINEK, ET J. RAVIV, « Optimal decoding of linear codes for minimizing symbol error rate », *IEEE Tr. on Inf. Theory*, vol. IT-20, pp. 284–287, mars 1974.
- [44] P. ROBERTSON, E. VILLEBRUN, ET P. HOEHER, « A comparison of optimal and sub-optimal map decoding algorithms operating in the log domain », in *Proceedings of ICC'95*, juin 1995, pp. 1009–1013.
- [45] M. P. C. FOSSORIER, P. BURKERT, S. LIN, ET J. HAGENAUER, « On the equivalence between SOVA and max-log-MAP decodings », *IEEE Com. Letters*, vol. 2, pp. 137–139, mai 1998.
- [46] A. WORM, P. HOEHER, ET N. WEHN, « Turbo-decoding without SNR estimation », *IEEE Com. Letters*, vol. 4, no. 6, pp. 193–195, juin 2000.
- [47] C. LANGLAIS ET M. HÉLARD, « Optimization of the equalization and the interleaving in turbo-equalization for a frequency-selective fading channel », in *Proceedings of ICC'02*, New York, USA, avril 2002.
- [48] G. UNGERBOECK, « Channel coding with multivel/phase signals », *IEEE Tr. on Inf. Theory*, vol. IT-28, no. 1, pp. 55–67, janvier 1982.
- [49] D. DIVSALAR ET M. K. SIMON, « The design of trellis coded MPSK for fading channels : performance criteria », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 36, no. 9, pp. 1004–1012, septembre 1988.

- [50] D. DIVSALAR ET M. K. SIMON, « The design of trellis coded MPSK for fading channels : set partitioning for optimum code design », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 36, no. 9, pp. 1013–1021, septembre 1988.
- [51] E. ZEHAZI, « 8-PSK trellis codes for a Rayleigh channel », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 40, no. 5, pp. 873–884, mai 1992.
- [52] G. CAIRE, G. TARICCO, ET E. BIGLIERI, « Bit-interleaved coded modulation », *IEEE Tr. on Inf. Theory*, vol. 44, no. 3, pp. 927–946, mai 1998.
- [53] E. BIGLIERI, D. DIVSALAR, P. J. MC LANE, ET M. K. SIMON, *Introduction to trellis-coded modulation with application*, Maxwell MacMillian International Editions, 1991.
- [54] C. LANGLAIS ET M. HÉLARD, « Turbo-equalization over slowly fading frequency selective channels », in *Proceedings of ECWT'00*, Paris, France, octobre 2000.
- [55] C. LANGLAIS ET M. HÉLARD, « Influence du choix de l'égalisation sur les performances de la turbo-égalisation sur canal HF », in *Proceedings of GRETSI'01*, Toulouse, France, septembre 2001.
- [56] F. MICHAUD, *Méthodes adaptives pour le signal*, Hermès, 1992.
- [57] O. MACCHI, « Comparaison d'algorithmes adaptatifs en contexte non stationnaire », *Traitement du Signal*, vol. 9, no. 5, pp. 335–387, 1989.
- [58] E. ELEFThERIOU ET D.D. FALCONER, « Steady-state behavior of RLS adaptive algorithms », in *Proceedings of ICASSP'85*, mars 1985.
- [59] S. MC LAUGHLIN, B. MULGREW, ET C. COWAN, « Performance Comparison of Least Squares and Least Mean Squares Algorithms as HF Channels estimators », in *Proceedings of ICASSP'87*, 1987.
- [60] P.K. SHUKLA ET L.F. TURNER, « Channel-estimation-based adaptive DFE for fading multipath radio channels », in *Proceedings of IEE*, décembre 1991, vol. 138.
- [61] S. A. FECHTEL ET H. MEYR, « An Investigation of Channel Estimation and Equalization Techniques for Moderately Rapid Fading HF-Channels », in *Proceedings of ICC'91*, Denver, USA, juin 1991, pp. 25.2.1–25.2.5.
- [62] B. FARHANG-BOROJENY, « Channel Equalization via Channel Identification : Algorithms and Simulation Results for Rapidly Fading HF Channels », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 44, no. 11, pp. 1409–1412, novembre 1996.
- [63] T. SHIMAMURA, S. SEMNANI, ET C.F.N. COWAN, « A channel estimation-based adaptive equaliser for time-variant communications channels », in *Proceedings of ASILOMAR Conf. on signals systems and computer*. IEEE, 1996.
- [64] A. ROUMY, I. FIJALKOW, D. PIREZ, ET P. DUVAUT, « Quelques aspects de la turbo-égalisation », in *Proceedings of GRETSI'99*, Vannes, France, septembre 1999.
- [65] F. M. HSU, A. A. GIORDANO, H. E. DE PEDRO, ET J. G. PROAKIS, « Adaptive equalization techniques for high speed transmission on fading dispersive HF channels », NTC, 1980.
- [66] F. LING ET J. G. PROAKIS, « Adaptive Lattice Decision-Feedback Equalizers - Their Performance and Application to Time-Variant Multipath Channels », *IEEE Tr. on Communications*, vol. COM-33, no. 4, pp. 348–356, avril 1985.
- [67] F. M. HSU, « Square Root Kalman Filtering for High-Speed Data Received over Fading Dispersive HF Channels », *IEEE Tr. on Inf. Theory*, vol. IT-28, no. 5, pp. 753–763, septembre 1982.

- [68] Y-M. MORGAN, « Optimisation d'une chaîne de turbo-égalisation », Rapport de stage ingénieur INSA de Rennes, France Telecom R&D, juin 2002.
- [69] J. LABAT, O. MACCHI, ET C. LAOT, « Adaptive decision feedback equalization : can you skip the training period? », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 46, no. 7, pp. 921–930, juillet 1998.
- [70] E. ELEFThERIOU ET D. D. FALCONER, « Adaptive equalization techniques for HF channels », *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. SAC-5, no. 2, pp. 238–247, février 1987.
- [71] N. BENVENUTO, G. LUBELLO, ET R. MARCHESANI, « Channel estimators in time varying multipath environments », in *Proceedings of IEE conf. on HF radio systems and techniques*. IEE, juillet 1994.
- [72] C. LAOT, C. LANGLAIS, ET M. HÉLARD, « Annuleur d'interférences entre symboles », demande de brevet n° 01 13991, déposée le 26 octobre 2001 au nom de France Télécom.
- [73] P. VILA, I. FIJALKOW, C. LAOT, D. LEROUX, D. PIREZ, S. RONGER, ET C. LANGLAIS, « Reduced-complexity soft demapping for turbo-equalization », in *Proceedings of ISTC'00*, Brest, France, septembre 2000, Int. Symp. on Turbo-Codes.
- [74] C. LANGLAIS ET M. HÉLARD, « Mapping optimization for turbo-equalization associated with turbo-demodulation », GDR ISIS, thème D, présenté oralement le 11 avril 2002.
- [75] C. LANGLAIS ET M. HÉLARD, « Mapping optimisation for turbo-equalisation improved by iterative demapping », *Electronics Letters*, vol. 38, no. 2, octobre 2002.
- [76] S. LE GOFF, A. GLAVIEUX, ET C. BERROU, « Turbo-codes and high spectral efficiency modulation », in *Proceedings of ICC'94*, 1994, pp. 645–649.
- [77] S. LE GOFF, « Performance of bit-interleaved turbo-coded modulations on rayleigh fading channels », *Electronics Letters*, vol. 36, no. 8, pp. 731–732, avril 2000.
- [78] P. ROBERTSON ET T. WÖRZ, « Coded modulation scheme employing turbo-codes », *Electronics Letters*, vol. 31, no. 18, pp. 1546–1547, août 1995.
- [79] P. ROBERTSON ET T. WÖRZ, « Bandwidth efficient turbo trellis-coded modulation using punctured component codes », *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 16, no. 2, pp. 206–218, février 1998.
- [80] S. BENEDETTO, D. DIVSALAR, G. MONTORSI, ET F. POLLARA, « Bandwidth efficient parallel concatenated coding schemes », *Electronics Letters*, vol. 31, no. 24, pp. 2067–2069, novembre 1995.
- [81] B.E. WAHLEN ET C.Y. MAI, « Turbo coding applied to pragmatic trellis-coded modulation », *IEEE Com. Letters*, vol. 4, no. 2, pp. 65–67, février 2000.
- [82] A.J. VITERBI, J.K. WOLF, E. ZEHAVI, ET R. PADOVANI, « A pragmatic approach to trellis-coded modulation », *IEEE Com. Magazine*, vol. 7, no. 27, pp. 11–19, juillet 1989.
- [83] X. LI ET J. A. RITCEY, « Bit-interleaved coded modulation with iterative decoding », *IEEE Com. Letters*, vol. 1, pp. 169–171, novembre 1997.
- [84] A. CHINDAPOL, J.A RITCEY, ET X. LI, « BICM-ID for QAM constellations on Rayleigh fading channels », in *Proceedings of ASILOMAR Conf. on signals systems and computer*, 1999, pp. 57–62.

- [85] X. LI ET J. A. RITCEY, « Trellis-coded modulation with bit interleaving and iterative decoding », *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 17, no. 4, pp. 715–724, avril 1999.
- [86] A. CHINDAPOL ET J. A. RITCEY, « Design, analysis and performance evaluation for BICM-ID with square QAM constellations in Rayleigh fading channels », *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 19, no. 5, pp. 944–957, mai 2001.
- [87] S. TEN BRINK, J. SPEIDEL, ET R. YAN, « Iterative demapping and decoding for multilevel modulation », in *Proceedings of Globecom'98*, New York, USA, mai 1998.
- [88] S. TEN BRINK, « Convergence of iterative decoding », *Electronics Letters*, vol. 35, no. 10, pp. 806–808, mai 1999.
- [89] A. GOROKHOV ET M. VAN DIJK, « Optimised labeling maps for bit-interleaved transmission with turbo-demodulation », in *Proceedings of VTC'01 Spring*, Rhodes, Greece, 2001.
- [90] J. TAN ET G.L. STÜBER, « Analysis and design of interleaver mappings for iteratively decoded bicm », in *Proceedings of ICC'02*, New York, USA, avril 2002.
- [91] P. MAGNIEZ, B. MUQUET, P. DUHAMMEL, V. BUZENAC, ET M. DE COURVILLE, « Optimal decoding of bit-interleaved modulations : theoretical aspects and practical algorithms », in *Proceedings of ISTC'00*, Brest, France, septembre 2000, Int. Symp. on Turbo Codes.
- [92] J. BOUTROS, F. BOIXADERA, ET C. LAMY, « Bit interleaved coded modulations for multiple-input multiple-output channels », in *Proceedings of ISSSTA '00*, Parsippany, USA, septembre 2000, pp. 123–126.
- [93] P. MAGNIEZ, P. DUHAMMEL, A. ROUMY, ET I. FIJALKOW, « Turbo-equalization applied to trellis-coded modulations », in *Proceedings of VTC'99*, septembre 1999, pp. 2556–2560.
- [94] P. MAGNIEZ, B. MUQUET, P. DUHAMMEL, ET M. DE COURVILLE, « Improved turbo-equalization with application to bit-interleaved modulations », in *Proceedings of ASILOMAR Conf. on signals systems and computer*, octobre 2000.
- [95] C. BERROU ET M. JÉZÉQUEL, « Non-binary convolutional codes for turbo coding », *Electronics Letters*, vol. 35, no. 1, pp. 39–40, janvier 1999.
- [96] D. RAPHAELI ET Y. ZARAI, « Combined turbo-equalization and turbo decoding », *IEEE Com. Letters*, vol. 2, no. 4, avril 1998.
- [97] A. BERTHET, R. VISOZ, ET P. TORTELIER, « Sub-optimal turbo-detection for coded 8-psk signals over ISI channels with application to EDGE advanced mobile system », in *Proceedings of PIRMC'00*, London, 2000, Personal Indoor Radio Mobile Communications.
- [98] B. PENTHER, D. CASTELAIN, ET H. KUBO, « A modified turbo-detector for long delay spread channels », in *Proceedings of ISTC'00*, Brest, France, septembre 2000, Int. Symp. on Turbo-Codes.
- [99] R. VISOZ, *Traitements itératif et conjoint pour les systèmes radio mobiles*, Ph.D. thesis, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, mars 2002.
- [100] G.D. FORNEY, « Maximum likelihood sequence estimation of digital sequences in the presence of intersymbol interference », *IEEE Tr. on Inf. Theory*, vol. IT-18, no. 3, pp. 363–378, mai 1972.

-
- [101] Y. LI, B. VUCETIC, ET Y. SATO, « Optimum soft-output detection for channels with intersymbol interference », *IEEE Tr. on Inf. Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 704–713, mai 1995.
 - [102] M.V. EYUBOGLU ET A.U.H. QURESHI, « Reduced-state sequence estimation with set partitioning and decision feedback », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 36, no. 1, pp. 13–20, janvier 1988.
 - [103] A. DUEL-HALLEN ET C. HEEGARD, « Delayed Decision-Feedback Sequence Estimation », *IEEE Tr. on Communications*, vol. 37, no. 5, pp. 428–436, mai 1989.
 - [104] W.H. GERSTACKER ET R. SCHÖBER, « Equalisation for EDGE mobile communications », *Electronics Letters*, vol. 36, no. 2, pp. 189–191, janvier 2000.