

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
ADEL OMAR DAHMANE

ÉTUDE COMPARATIVE D'ÉGALISEURS DE CANAUX ADAPTATIFS POUR UNE
INTÉGRATION SUR SILICIUM

AVRIL 2000

2143

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

À ma mère, la plus
formidable des mamans

Résumé

Dans un système de communications, les signaux transmis par la source (émetteur) subissent diverses distorsions à travers le canal de communication avant d'atteindre leur destination (sortie du récepteur). Afin de corriger ces distorsions et d'atteindre de hauts débits de transmissions, des égaliseurs sont utilisés et ceci quel que soit le type du canal. Compte tenu du grand nombre des méthodes d'égalisation existantes, ce mémoire présente une étude comparative des performances de plusieurs méthodes supervisées d'égalisation des canaux en vue d'une intégration en silicium. Trois structures classiques d'égalisation sont étudiées: l'égaliseur transverse, l'égaliseur à retour de décision (*DFE - Decision Feedback Equalizer*) et l'égaliseur du maximum de vraisemblance (ex: algorithme de Viterbi).

Les différents égaliseurs considérés en vue d'une intégration sur silicium sont basés sur les méthodes linéaires, les réseaux de neurones artificiels pour les modèles multicouches, entièrement connectés et à fonction radiale de base (RBF) et la logique floue. Ces méthodes sont toutes basées sur des équations récurrentes pouvant mener à une intégration sur silicium hautement parallèle (systolique). En plus de ces méthodes que nous retrouvons dans la littérature, nous proposons une nouvelle méthode d'égalisation des canaux basée sur la méthode de Bayes ou RBF appliquée aux canaux fractionnaires. Cette méthode exploite les propriétés statistiques des données à la réception pour reconstituer les séquences transmises.

Toutes les méthodes sont décrites dans leur forme en valeurs réelles et complexes pour représenter les deux types de modulation considérés. En effet, l'étude comparative est faite pour deux types de transmissions, la transmission en bande de base et à transposition en fréquences (2PAM et 4QAM ou QPSK). Pour ces deux cas, nous avons étudié les canaux linéaires et non linéaires, avec et sans évanouissements spectraux, en Baud espacé et en fractionnaire (la fréquence d'échantillonnage est un multiple de la fréquence d'envoi des données) et pour des communications avec et sans fil. Considérant qu'il s'agit d'égaliseurs adaptatifs, nous appliquons les algorithmes d'adaptation supervisée suivants: l'algorithme du gradient stochastique (LMS - *Least Mean Square*), l'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS - *Recursive Least Square*), l'algorithme de rétropropagation du gradient et la méthode du *cluster* (*clustering technique*). Aussi, afin d'appliquer la méthode MLSE (*Maximum Likelihood Sequence Estimation*) aux canaux non linéaires, nous proposons une méthode d'apprentissage de ses coefficients.

Le résultat de l'étude comparative montre que les meilleures performances sont obtenues avec l'égaliseur proposé à base du RBF avec retour de décision. Ses performances et l'absence d'une architecture totalement numérique pour le RBF dans la littérature ont motivé son intégration sur silicium. Nous proposons une architecture parallèle profitant des avantages des structures systoliques. Ainsi, différentes versions d'architectures sont réalisables afin de satisfaire les compromis entre les trois principaux paramètres d'intégration, la surface d'intégration, la vitesse de calcul et la puissance de consommation, pour obtenir une architecture ITGE efficace. Des résultats de performance pour une intégration en technologie CMOS de 0.35 μm sont présentés.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier le professeur Daniel Massicotte, le directeur de ce travail, dont le temps consacré à ses étudiants n'est jamais compté. Son jugement et ses connaissances m'ont permis d'acquérir des qualités inestimables en recherche. Je tiens aussi à lui rendre hommage sous un aspect plus humain pour son soutien moral et sa confiance qu'il m'a toujours accordée. Il a tout mis en place pour faciliter mon intégration au sein de son équipe au laboratoire des signaux et systèmes intégrés.

La seconde mention ira à mes parents qui m'ont offert toutes les chances qui leur étaient possibles de me donner afin de réussir ce travail. Ils ont cru en moi et à mes chances d'accomplir mon rêve.

Je dédie aussi ce travail à mes frères (Mansour et Anes) et sœurs (Nabila et Yamina) et à la toute nouvelle membre de la famille Lynn; sans oublier mes amis d'algérie : Madani, Nadjib, Shakir et Farouk.

Je tiens à remercier très vivement mes coéquipiers du Laboratoire de signaux et systèmes intégrés de l'Université du Québec à Trois-Rivières. Leur gentillesse et leur patience étaient exemplaires.

Finalement, j'exprime toute ma sympathie au corps professoral du département de Génie Électrique de l'Université du Québec à Trois-Rivières ainsi qu'à notre administrateur du réseau, Guy Boisclair.

Table des Matières

RÉSUMÉ.....	I
REMERCIEMENTS.....	III
TABLE DES MATIÈRES.....	V
TABLE DES ILLUSTRATIONS	IX
LISTE DES TABLEAUX	XII
LISTE DES SYMBOLES	XIII
1 INTRODUCTION.....	1
1.1 PROBLÉMATIQUE	2
1.2 OBJECTIFS	4
1.3 MÉTHODOLOGIE	4
1.4 ORGANISATION DU MÉMOIRE.....	5
2 SYSTÈME DE COMMUNICATION NUMÉRIQUE	7
2.1 MODÈLE D'UN SYSTÈME DE COMMUNICATION NUMÉRIQUE	8
2.1.1 <i>Modélisation du signal</i>	10
2.1.2 <i>Modélisation du bruit</i>	11

2.1.3 Modélisation du canal.....	12
2.2 MISE EN ÉQUATION DES CANAUX UTILISÉS.....	15
2.2.1 Définition du canal de type LAN (C1)	15
2.2.2 Définition du canal de communications sans fils (C2).....	16
2.3 ÉVALUATION DE LA SÉVÉRITÉ D'UN CANAL.....	17
2.3.1 Représentation fréquentielle	18
2.3.2 Représentation des zéros.....	20
2.3.3 Canaux C3 et C4.....	21
2.4 MODÈLES D'ÉGALISEURS	22
2.4.3 Égaliseur supervisé.....	22
2.4.1 Égaliseur autodidacte (Blind Equalizer)	26
2.4.2 Égaliseur à décision dirigée.....	27
2.5 CONCLUSION	28
3 DÉFINITION DES ALGORITHMES D'ÉGALISATION	29
3.1 ÉGALISEUR LINÉAIRE	30
3.1.1 Adaptation avec LMS.....	30
3.1.2 Adaptation avec LMS normalisé	31
3.1.3 Adaptation avec RLS.....	31
3.2 RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	33
3.2.1 Réseaux de neurones multicouches	33
3.2.2 Réseaux de neurones récurrents	35
3.2.3 Réseaux de neurones dynamiques	36

3.3 LOGIQUE FLOUE.....	37
3.3.1 Fuzzification.....	37
3.3.2 Interférence	38
3.3.3 Défuzzification.....	40
3.4 MÉTHODE DE BAYES.....	41
3.4.1 Méthode de Bayes transversal.....	42
3.4.2 Méthode de Bayes avec rétroaction.....	44
3.4.3 Réseaux de fonctions radiales de base	46
3.5 PROPOSITION D'UN ÉGALISEUR BAYES FRACTIONNAIRE.....	49
3.5.1 Bayes fractionnaire transversal	50
3.5.2 Bayes fractionnaire avec rétroaction	51
3.6 MÉTHODE MLSE ET PROPOSITION DE L' ADAPTATION POUR CANAL NON LINÉAIRE	52
3.7 MÉTHODES ÉTUDIÉES POUR L'ÉTUDE.....	53
3.8 CONCLUSION	55
4 RÉSULTATS DE COMPARAISON DES ÉGALISEURS.....	56
4.1 PROCÉDURE DE LA COMPARAISON	57
4.1.1 Étude des paramètres géométriques.....	57
4.1.2 Étude de la convergence	58
4.2 ÉTUDE DES PARAMÈTRES.....	59
4.3 ÉTUDE DE LA CONVERGENCE.....	64
4.4 SYNTHÈSE DES RÉSULTATS	66
4.5 CONCLUSION	73

5. PROPOSITION D'UN ALGORITHME INTÉGRÉ SUR SILICIUM	75
5.1 ALGORITHME EN VUE D'UNE ITGE	76
5.2 CONCEPTION DE L'ARCHITECTURE	79
5.2.1 ARCHITECTURE POUR UNE MODULATION 2PAM.....	79
5.2.2 ARCHITECTURE POUR UNE MODULATION 4QAM	83
5.3 RÉSULTATS DE SIMULATION	87
5.4 ÉVALUATION DE LA PERFORMANCE	89
5.5 CONCLUSION	90
6 CONCLUSION GÉNÉRALE	92
BIBLIOGRAPHIE	97
ANNEXE	106

Table des illustrations

Figure 2.1 Schéma fonctionnel d'un système de communication numérique.....	8
Figure 2.2 Modèle d'un système de communications.	10
Figure 2.3 Modèle d'un canal de communications à échantillonnage fractionnaire.	10
Figure 2.4 Modèle d'un canal de communications linéaire invariant dans le temps.....	13
Figure 2.5 Modèle d'un canal de communications non linéaire invariant dans le temps.	14
Figure 2.6 Représentation fréquentielle de la fonction de transfert de C1.....	18
Figure 2.7 Représentation fréquentielle de la fonction de transfert de C2 en <i>Baud espacé</i>	19
Figure 2.8 Représentation des zéros des canaux C1 et C2.....	20
Figure 2.9 Égaliseur de canaux supervisé à décision symbole – symbole transversal.	23
Figure 2.10 Égaliseur de canaux supervisé à décision symbole – symbole à rétroaction (DFE).....	24
Figure 2.11 Égaliseur de canaux fractionnaires supervisé à décision symbole – symbole transversal.....	25
Figure 2.12 Égaliseur de canaux fractionnaires supervisé à décision symbole – symbole à retour de décision.....	26
Figure 2.13 Diagramme bloc d'un égaliseur autodidacte.	27
Figure 2.14 Diagramme bloc d'un égaliseur à décision dirigée.....	28
Figure 3.1 Structure du MNN.....	34
Figure 3.2 Structure du RNN.	36
Figure 3.3 Fonctions d'appartenance utilisées pour un égaliseur FL.....	41

Figure 3.4 Schéma bloc de l'égaliseur TE de Bayes.....	43
Figure 3.5 Fonctions d'appartenance utilisées pour un égaliseur FL.....	45
Figure 3.6 Structure du RBF.	48
Figure 3.7 Structure de l'égaliseur de Bayes TE fractionnaire.....	51
Figure 3.8 Structure de l'égaliseur de Bayes DFE fractionnaire.	52
Figure 4.1 Courbes de vitesse de convergence pour le canal C1.	65
Figure 4.2 Courbes de vitesse de convergence pour le canal C1 avec RNA.	66
Figure 4.3 Comparaison des performances des méthodes linéaires et des méthodes indirectes dans le cas d'un canal linéaire.....	69
Figure 4.4 Comparaison des performances entre les différents égaliseurs transversaux symbole par symbole.	71
Figure 4.5 Comparaison des performances entre les différents égaliseurs à rétroaction symbole par symbole.	72
Figure 5.1 Fonctions d'activation du RBF : a) fonction gaussienne et b) fonction linéaire par morceaux.	77
Figure 5.2 Comparaison des performances entre la gaussienne et la piecewise.	78
Figure 5.3 Étude de quantification pour le canal C1 en modulation 2PAM.	78
Figure 5.4 Architecture série de l'égaliseur RBF-DFE pour une modulation 2PAM.....	80
Figure 5.5 Architecture de l'égaliseur à base d'un réseau RBF-DFE entièrement parallèle pour une modulation 2PAM.	81
Figure 5.6 Architecture d'un processeur élémentaire du RBF en 2PAM.....	82
Figure 5.7 Entrées et sortie du RBF-DFE intégré avec mémoire centralisée pour une modulation 2PAM.....	83

Figure 5.8 Architecture parallèle de l'égaliseur RBF pour une modulation 4QAM.....	84
Figure 5.9 Architecture série de l'égaliseur RBF pour une modulation 4QAM.....	85
Figure 5.10 Architecture d'un processeur élémentaire du RBF-DFE pour une modulation 4QAM.	86
Figure 5.11 Test de correction avec l'égaliseur RBF pour un canal non linéaire et un SNR=30dB.	87
Figure 5.12 Résultats de la synthèse de l'architecture du RBF-DFE avec synopsys.....	88
Figure 5.13 Dessin de masque de l'architecture du RBF-DFE avec Cadence.	89

Liste des tableaux

Tableau 3.1 Liste des méthodes d'égalisation de canaux faisant l'objet de l'étude comparative.	54
Tableau 4.1 Paramètres optimaux pour le canal C1 en Baud espacé avec minimum de l'erreur e associée durant la séquence d'adaptation (T.R. : Taux de Recouvrement). .	60
Tableau 4.2 Paramètres idéaux pour le canal C2 en Baud espacé avec minimum de l'erreur e associée durant la séquence d'adaptation (T.R.: Taux de Recouvrement).	61
Tableau 4.3 Paramètres idéaux pour le canal C2 fractionnaire avec minimum de l'erreur e associée durant la séquence d'adaptation.	62
Tableau 4.4 Paramètres pour la meilleure vitesse de convergence pour un SNR donné.....	64
Tableau 5.1 Complexité de calcul de l'égaliseur avec RBF-TE et RBF-DFE.....	77
Tableau 5.2 Performances de l'égaliseur en terme de surface.....	89

Liste des symboles

a_0, a_1	: coefficients définissant le type du canal de communication mobile.
B	: dimension du vecteur d'inférence.
\mathbf{c}_i	: vecteur des centres du RBF.
$c_n(\tilde{\mathbf{r}}(n))$: variable intermédiaire pour le calcul du vecteur d'inférence.
d	: retard de l'égaliseur.
$dist^{(l)}(\tilde{\mathbf{r}}(n))$: distance Euclidienne utilisée pour la méthode de Bayes.
$e(n)$: erreur d'estimation.
$e_p(n)$: erreur à priori.
exp	: fonction exponentielle.
F	: fréquence d'échantillonnage du signal $r(t)$.
f_B	: fonction de décision de Bayes .
f_r	: fonction de décision du RBF.
$h(t)$: réponse impulsionnelle du canal.
$H_0[], H_1[]$: réponse impulsionnelle des deux sous – canaux.
$h_c(t)$ temps.	: réponse impulsionnelle du canal à propagation continue dans le temps.
$h_{\cos}(t, \beta)$: la forme d'impulsions augmentées de cosinus.
$h_{\sqrt{\cos}}(t)$: la forme racine carrée d'impulsions augmentées de cosinus.

$\mathbf{h}_N(n)$: vecteur de poids qui relie la sortie de la partie linéaire du neurone de sortie aux neurones de la couche cachée.
I	: nombre de symbole ($I=4$ pour le 4QAM et $I=2$ pour le 2PAM).
$\mathbf{I}_{M \times M}$, $\mathbf{I}_{B \times B}$: matrices identités de dimensions M et B respectivement.
i, j	: opérateurs complexes ($i^2 = j^2 = -1$).
$Im()$: Partie imaginaire.
$\mathbf{K}(n)$: vecteur gain du filtre RLS.
M, m	: ordre de l'égaliseur.
N	: nombre de neurones sur la couche cachée.
nb_f	: nombre de combinaisons possibles du vecteur $\hat{\mathbf{s}}_f(n)$.
n_f	: nombre de retards utilisé pour la rétroaction dans le cas de Bayes.
n_h	: ordre du canal.
n_k	: nombre de centres du RBF.
n_s	: nombre d'états du système (nombre de centres de Bayes).
$n_s^{(l)}$: nombre d'états du système par élément de la constellation.
$n_{s,i}^{(l)}$: nombre d'états du système en tenant compte de la rétroaction.
$o(n)$: signal à la sortie de l'égaliseur.
$\tilde{o}(n)$: sortie de la partie linéaire du neurone de sortie.
$\mathbf{P}_{rls}(n)$: matrice de corrélation.
\mathbf{P}	: vecteur d'inférence.
$p^{(l_1, \dots, l_m)}$: élément du vecteur d'inférence.
$\mathbf{p}_m(n)$: vecteur de poids qui relie l'entrée de l'égaliseur au neurone de sortie.

$p^{(l)}(\tilde{r}(n))$: Probabilité que le symbole l soit détecté dans le cas de Bayes.
Q	: constellation des données transmises.
$\mathbf{q}_N(n)$: vecteur de poids entre la couche cachée et le neurone de sortie.
R	: fréquence d'échantillonnage du signal $s(t)$.
$r(t)$: signal analogique idéal à la sortie du canal.
$\tilde{r}(t)$: signal analogique bruité à la sortie du canal.
$\tilde{r}(n)$: signal échantillonné d'une façon fractionnaire (cadence $2/T_S$).
$\tilde{r}_0(n), \tilde{r}_1(n)$: signaux de sortie des deux sous – canaux (cadence $1/T_S$).
$r_{\sqrt{\cos}}(t)$: une fraction augmentée de la racine du cosinus.
$r_{\cos}(t, \beta)$: une fraction augmentée de cosinus.
$Re()$: Partie réelle.
$\mathbf{R}_{m,d}$: ensemble des centres de Bayes.
$\mathbf{R}_{m,d}^{(l)}$: ensemble des centres de Bayes issu de $s^{(l)}$.
$\mathbf{R}_{m,d,i}^{(l)}$: ensemble des centres de Bayes issu de $s^{(l)}$ et de la rétroaction.
\hat{r}_q	: estimé de r_q élément de la matrice des centres $\mathbf{R}_{m,d}$.
$\mathbf{r}_q^{(l)}$: vecteur élément de la matrice des centres $\mathbf{R}_{m,d}^{(l)}$.
$\mathbf{r}_{q,i}^{(l)}$: vecteur élément de la matrice des centres $\mathbf{R}_{m,d,i}^{(l)}$.
$s(n)$: signal digital envoyé (cadence $1/T_S$).
$s(t)$: signal analogique envoyé.
$\hat{s}(n)$: l'estimé du signal digital envoyé.
$s^{(l)}$: un élément de la constellation des données transmises.
$s_{a,i}$: séquence envoyée pour obtenir r_q .

$\hat{\mathbf{s}}_f(n)$: vecteur de rétroaction de Bayes.
sgn	: fonction signe.
SNR	: rapport signal sur bruit.
$T = \frac{1}{F}$: période d'échantillonnage du signal $r(t)$.
$T_s = \frac{1}{R}$: période d'échantillonnage du signal $s(t)$.
$\mathbf{v}_{NN'}(n)$: matrice de poids qui relie les neurones de la couche cachée entre eux.
$\hat{\mathbf{W}}(n)$: poids des égaliseurs stochastiques LMS et RLS.
w_i	: poids de connexion pour le RBF.
$\mathbf{w}_{Nm}(n)$: matrice de poids entre l'entrée et les neurones de la couche cachée.
$x(n)$: signal digital linéaire idéal à la sortie du canal.
$\tilde{\mathbf{x}}_N(n)$: vecteur de sortie de la partie linéaire des neurones de la couche cachée.
$\mathbf{x}_N(n)$: vecteur de sortie des neurones de la couche cachée.
$\mathbf{0}_M$: vecteur nul de dimension M .
β	: roll-off.
λ	: facteur d'oubli.
$\boldsymbol{\theta}(n)$: vecteur de poids à adapter pour la logique floue.
$\delta(t)$: impulsion de Dirac.
$\delta \mathbf{p}_j$: erreur retro propagée.
μ_{LMS}, μ_{ma}	: pas d'apprentissage.
μ	: fonction d'appartenance.
Φ	: fonction non linéaire du RBF.

ρ_i	: paramètre du RBF appelé largeur.
σ_e^2	: variance du bruit.
$\hat{\sigma}_e^2$: estimée de la variance du bruit.
$\eta(t)$: bruit blanc aléatoire.
$\eta_o(t), \eta_l(t)$: bruit blanc des sous – canaux.
π	: constante égale à 3.14.
\cup	: symbole d’union.
Σ	: symbole de la somme.
\in	: symbole d’appartenance.
$()^H$: transposée du conjugué.
$()^*$: conjugué.

Chapitre 1

Introduction

La théorie de la transmission de l'information a connu un formidable essor depuis que les travaux de Shannon (1948) ont démontré la possibilité théorique d'une transmission fiable. Elle fait appel à de nombreuses disciplines : codage source, codage canal, égalisation et, plus généralement, à ce qui est convenu d'appeler la théorie de l'information. Deux grandes classes de techniques permettent d'assurer la fiabilité d'une transmission : le codage canal, qui vise à coder le message émis de telle sorte que le récepteur soit à même de corriger la plupart des erreurs de transmission; et l'égalisation, dont l'objectif est d'exploiter au mieux la bande passante du média (canal de transmission) [BRO97].

Beaucoup de travaux ont été faits et sont en cours pour développer des encodeurs et décodeurs de canaux pour assurer des transmissions fiables [PRO95]. Les débits de transmissions visés sont peu élevés afin de combattre l'effet du bruit thermique (exemple: transmission par satellite). Cependant, dès que les transmissions sont rapides, le codage seul est incapable de contrer l'effet d'interférence inter-symbole (ISI : *Inter Symbol*

Interference) et le bruit gaussien additif. La solution dans ce cas est la mise en œuvre d'un égaliseur [MAC98].

L'égalisation numérique permet d'atteindre de très hauts débits de transmissions et ceci quel que soit le type du canal. D'une manière générale, ces égaliseurs sont classés en deux grandes catégories: supervisés et autodidactes [MAC98]. Plusieurs projets sur les égaliseurs de canaux ont été réalisés au Laboratoire de signaux et systèmes intégrés [VID99a,b,c], [MOR99], [MOZ99], [ZAK00]. Ces projets ont visé des méthodes d'égalisations spécifiques en vue d'une intégration sur silicium sans comparaison exhaustive avec d'autres méthodes.

1.1 Problématique

Dans un système de communications, les signaux transmis par la source subissent diverses distorsions avant d'atteindre leur destination. Ces distorsions se traduisent par l'effet de la propagation des signaux dans le média (chemin multiple ou *multipath*, évanouissement ou *fading*, etc.), par les non linéarités de certaines composantes électroniques (saturation des amplificateurs, etc.) et par les bruits (thermiques, électriques, électromagnétique, etc.) induits aux signaux transmis.

De ce fait, des égaliseurs basés sur des méthodes diverses doivent être utilisés afin de corriger les distorsions causées par le canal. Nous retrouvons trois structures classiques d'égalisation [MAC98]: l'égaliseur transverse, l'égaliseur à retour de décision (ÉRD ou *DFE* - *Decision Feedback Equalizer*) et l'égaliseur du maximum de vraisemblance (ex.:

algorithme de Viterbi). Nous retrouvons aussi les égaliseurs adaptatifs supervisés et autodidactes (*blind equalizer*).

Compte tenu du grand nombre des méthodes d'égalisation existantes, une étude comparative des algorithmes basée sur ces méthodes s'impose pour définir les forces et les limites de chacune d'elles.

De plus, les difficultés de mise en pratique dans une technologie d'intégration à très grande échelle (ITGE ou VLSI – *Very Large Scale Integration*) des différents algorithmes d'égalisation proposés dans la littérature sont rarement prises en compte. La littérature fait état de plusieurs propositions d'égaliseurs de canaux de communication numérique et le choix d'un égaliseur est rendu difficile lorsque se pose le problème de son intégration sur silicium.

Alors que la majorité des égaliseurs dans la littérature traite les canaux en Baud espacé (*Baud Space*), un autre aspect de l'égalisation des canaux se développe de plus en plus; il s'agit de l'égalisation des canaux fractionnaires (*Fractionnaly Space*) [TON92], [LEU92], [FAL94], [ZHI94], [ALB96] et [HAL96]. Ces canaux, composés de plusieurs sous-canaux, peuvent être de type temporel en utilisant une fréquence d'échantillonnage à la réception multiple de celle de la transmission des données; ou spatial en utilisant plusieurs antennes pour la réception d'une même séquence de données.

Dans ce projet nous proposons donc d'effectuer une étude comparative de différents égaliseurs adaptatifs supervisés et ceci en vue d'une intégration sur silicium pour différents canaux, en Baud espacé et en fractionnaire.

1.2 Objectifs

L'objectif principal de ce mémoire est d'effectuer une étude comparative de plusieurs méthodes d'égalisation de canaux de communication et d'étudier les possibilités de leur intégration sur silicium. L'étude comparative sera faite pour deux types de transmissions, la transmission en bande de base et à transposition en fréquence telle que la modulation PAM (*Pulse Amplitude Modulation*) et QPSK (*Quadrature Pulse Shift Keying*) (appelée aussi 4QAM – *Quadrature Amplitude Modulation*) respectivement. Pour ces deux cas, nous étudierons les canaux linéaires et non linéaires. Le résultat espéré de cette étude est la recommandation d'une méthode d'égalisation pour les communications mobiles. À la fin, une architecture ITGE sera proposée pour intégrer l'algorithme proposé.

1.3 Méthodologie

Une recherche bibliographique exhaustive permettra de définir les principaux égaliseurs de canaux numériques classés selon les structures classiques. Par la suite nous devons définir des modèles de canaux qui seront les plus utiles pour établir la comparaison des différents égaliseurs. Ces modèles seront définis pour le cas d'un canal invariant dans le temps et stationnaire.

Afin de pouvoir corriger les éventuelles non linéarités des canaux de communications, nous allons appliquer les méthodes basées sur la logique floue (FL : *Fuzzy Logic*) [LEE96], les réseaux de neurones artificiels (RNA) et la méthode de Bayes ayant une réalisation en RNA de type fonction radiale de base (RBF : *Radial Basic Fonction*) [CHE94].

Pour les égaliseurs adaptatifs, nous appliquerons les algorithmes d'adaptation supervisée suivants [HAY96], [MAC98]: l'algorithme du gradient stochastiques (LMS - *Least Mean Square*), l'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS - *Recursive Least Square*), l'algorithme de rétropropagation du gradient et la méthode du *cluster* (*clustering technique*).

De plus, nous proposerons une version de l'algorithme le plus performant qui prend en compte des contraintes et critères d'intégration en technologie ITGE. La méthode d'égalisation proposée devra être évaluée par rapport à la faisabilité de son intégration sur silicium. Un compromis entre les trois principaux paramètres d'intégration, la surface d'intégration, la vitesse de calcul et la puissance de consommation, résultera en une proposition d'une architecture ITGE efficace.

1.4 Organisation du mémoire

Tout d'abord, les bases d'un système de communication numérique seront traitées au Chapitre 2. Plus spécifiquement en discutant du principe de fonctionnement et des différents blocs qui le constituent, du modèle mathématique des signaux transmis, des bruits et des canaux considérés à la section 2.1, de la mise en équations des différents canaux utilisés à la section 2.2, de la sévérité d'un canal à être égalisé à la section 2.3 et enfin, des modèles des égaliseurs à la section 2.4.

Ensuite, la définition des algorithmes d'égalisation est abordée au chapitre 3 en commençant par les égaliseurs linéaires à la section 3.1. Puis, il sera question des réseaux de neurones artificiels applicables à l'égalisation de canaux à la section 3.2; la logique floue

à la section 3.3 et la méthode de Bayes à la section 3.4. Et enfin, une proposition d'un égaliseur basé sur les fonctions radiales de base applicable aux canaux fractionnaire à la section 3.5.

Le chapitre 4 porte sur les résultats de comparaison des différents égaliseurs considérés. Tout d'abord, la procédure de comparaison est exposée à la section 4.1, les résultats de simulation par rapport aux paramètres des différentes méthodes est reportée à la section 4.2. La section 4.3 traite l'étude de la convergence. Enfin, la section 4.4 fait la synthèse des résultats.

À partir des résultats du chapitre 4, il y aura proposition d'un égaliseur intégré sur silicium et qui fait l'objet du chapitre 5. Les approximations apportées à l'algorithme sont spécifiées à la section 5.1. La section 5.2 porte sur la conception de l'architecture de l'égaliseur alors que la section 5.3 expose les résultats de simulation avec cette architecture. Enfin, la section 5.4 évolue les performances en terme de vitesse et surface d'intégration.

Cette évaluation est réalisée pour une technologie CMOS de 0.5 μm obtenue via la société canadienne de micro-électronique (SCM ou *CMC - Canadien Microelectronics Corporation*).

Ce mémoire prend fin au chapitre 6 par une conclusion générale sur le travail effectué et les résultats obtenus.

Chapitre 2

Système de communication numérique

Un système de communication numérique, comme le montre la figure 2.1, convertit la sortie d'une source analogique en une forme numérique. Le message peut, ainsi, être transmis via une modulation numérique et démodulé à la réception comme un signal numérique. Comparativement à la transmission analogique, l'utilisation du numérique apporte un meilleur contrôle de la fidélité du signal. En effet, la transmission numérique permet la régénération du signal pour les longues distances de transmission et ainsi l'atténuation des bruits additifs à chacun de ces points de régénération. Deux autres avantages, très appréciables, du numérique sont le coût de revient beaucoup moins important et une meilleure utilisation de la largeur de bande. Ce dernier avantage est dû au fait qu'un signal numérique utilise moins de redondance qu'un signal analogique. Pour plus de détails sur les différents blocs, on peut se référer aux références [PRO95] et aux travaux de recherches réalisés au Laboratoire de signaux et systèmes intégrés [VID99a,b,c], [MOR99], [MOZ99], [ZAK00].

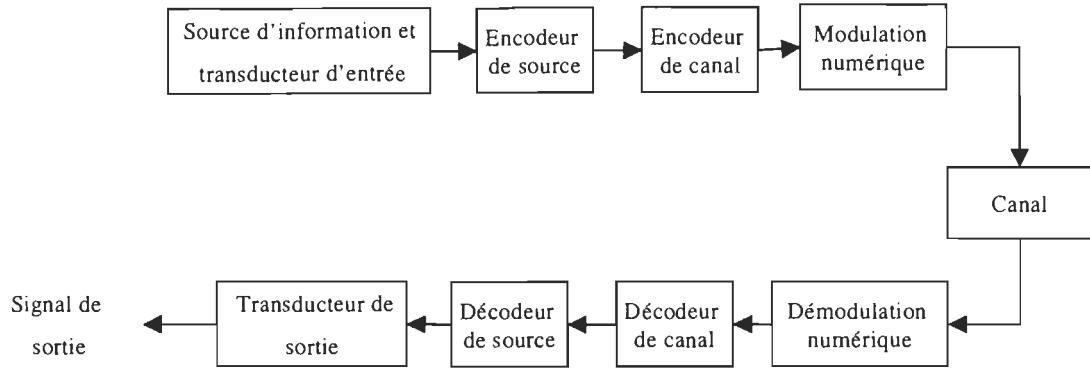


Figure 2.1 Schéma fonctionnel d'un système de communication numérique.

Nous présentons, dans ce chapitre, le modèle mathématique d'un système de communication dans la section 2.1 et qui sera suivi par la section 2.2 qui pose le modèle numérique des canaux traités pour la suite de l'étude. La section 2.3 porte sur la sévérité d'égalisation d'un canal et permet l'introduction de deux autres canaux utilisés dans le chapitre 4. La section 2.4 aborde les différents types d'égaliseurs existants. Finalement, une conclusion fera la synthèse de l'ensemble de ce chapitre.

2.1 Modèle d'un système de communication numérique

Considérons un système de communications qui envoie un signal numérique $s(k)$ avec

une cadence $R = \frac{1}{T_s}$. Pour cela, il transmet le signal $s(t)$ selon la relation suivante

$$s(t) = \sum_k s(k) \delta(t - kT_s) \quad (2.1)$$

à travers le canal de communications modélisé par $H_a[]$ comme montré à la figure 2.2.

Le canal, ainsi modélisé, regroupe un filtre de formation d'impulsions, un modulateur, des médias de propagation et un démodulateur. Le modèle « bande de base » (*baseband*) sera considéré grâce à l'équivalence de ce modèle et du modèle dans la bande passante [PRO95].

Le signal analogique, à la sortie du canal, peut être échantillonné d'une façon fractionnaire (*Fractionally Space*) avec une fréquence F multiple entier de la cadence R ($F=KR$). Dans la pratique, pour satisfaire au critère de Nyquist, il suffit de prendre $K=2$. On obtient ainsi un système fractionnaire temporel. Il est à noter que la modélisation reste la même pour un système fractionnaire spatial où plusieurs antennes réceptrices sont employées pour capter l'information. Pour un traitement numérique, le modèle de la relation entre $s(n)$ et $\tilde{r}(n)$ est défini dans le domaine discret. Dans le cas de l'échantillonnage fractionnaire, il est commode de définir des sous-canaux avec des sorties $\tilde{r}_0(n)$ et $\tilde{r}_1(n)$ comme montrés à la figure 2.3. Ainsi, ces deux sorties ont la même fréquence d'échantillonnage que la donnée idéale $s(n)$:

$$\begin{aligned}\tilde{r}_k(n) &= H[s(n)] + \eta(n) \\ \tilde{r}_k(n) &= \tilde{r}((2n+k)T_s) \quad k = 0,1\end{aligned}\tag{2.2}$$

où $H[]$ peut être, en général, linéaire ou non linéaire, invariable ou variable dans le temps.

Il est à noter que dans le cas du Baud espacé (*Baud Space*), seul $H_0[]$ est considéré.

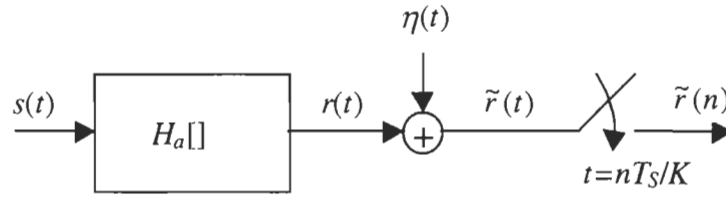


Figure 2.2 Modèle d'un système de communications.

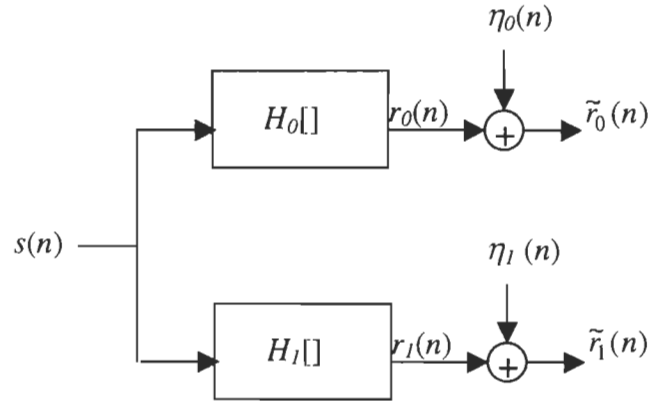


Figure 2.3 Modèle d'un canal de communications à échantillonnage fractionnaire.

2.1.1 Modélisation du signal

Le signal numérique $s(n)$ est modélisé par une série d'une suite des variables aléatoires avec variance unitaire, qui avec probabilité égale prennent ses valeurs de l'ensemble Q . On considère deux cas :

- Modulation 4QAM (QPSK) : $Q = \{q + jq, -q + jq, q - jq, -q - jq\}$ avec $q = \frac{1}{\sqrt{2}}$.
- Modulation 2PAM : $Q = \{1, -1\}$.

où j représente l'opérateur complexe.

2.1.2 Modélisation du bruit

Quel que soit le média, le signal transmis est corrompu d'une façon aléatoire par une variété de mécanismes différents. La source de dégradation du signal la plus répandue est le bruit additif. Ce dernier est généré à l'entrée du récepteur où l'amplification est faite. Ce bruit porte, en général, le nom de bruit thermique. Ce dernier est dû à des mouvements d'agitations thermiques dans un composant résistif responsables de l'apparition, dans celui-ci, d'une tension aléatoire qui se superpose à la tension appliquée.

D'autres sources de bruits sont de type externe. Il s'agit des rayonnements divers captés par l'antenne (cas des transmissions en espace libre), les interférences éventuelles entre les différents utilisateurs du milieu de transmission, ou encore les bruits d'origine industrielle (bruits d'ignition des automobiles, lignes à haute tension, etc.), ou encore issus de la nature (les éclairs par exemple). L'effet de ces signaux de distorsions est pris en compte dans une mise en œuvre d'un système de communication [GLA96].

Dans notre étude, pour avoir un modèle mathématique qui approche la réalité, nous ne considérerons que les bruits thermiques qui suivent une loi normale [GLA96]. Ainsi, Les signaux $\eta_0(n)$ et $\eta_1(n)$ (figure 2.3) sont des bruits blancs gaussiens de variance σ_η^2 . Ce dernier exprime le niveau de bruit qui vient entacher le signal transmis. Cependant, pour traduire ce niveau de bruit, on utilise le rapport signal sur bruit (SNR – *Signal Noise Ratio*) qui est lié à la variance par :

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sigma_s^2}{\sigma_\eta^2} \right) \quad (2.3)$$

où σ_s^2 est la variance des bits envoyés.

2.1.3 Modélisation du canal

Pour les transmissions de type QAM, la réponse du canal doit être exprimée dans le domaine complexe. En effet, la dispersion introduite par le canal affecte simultanément la partie en phase et en quadrature. Pour les transmissions 2PAM, on peut en déduire la réponse du canal en ne considérant que la partie réelle.

2.1.3.1 Modèle du canal linéaire invariant dans le temps

Le canal est modélisé par une cascade de systèmes linéaires (figure 2.4) [LEE97], [SZC99]. Ce modèle à l'étude est basé sur la propagation par trajets multiples; avec la formation d'impulsions de cosinus augmentées par coupure. Dans cette représentation, $h_{\sqrt{}}(t)$ est la forme racine carrée d'impulsions augmentées de cosinus [PRO95] :

$$r_{\sqrt{\cos}}(t) * r_{\sqrt{\cos}}(t) = r_{\cos}(t, \beta) \quad (2.4)$$

où

$$r_{\cos}(t, \beta) = \frac{\sin(\pi t / T_s) \cos(\pi \beta t / T_s)}{\pi t / T_s \sqrt{1 - 4(\beta t / T_s)^2}} \quad (2.5)$$

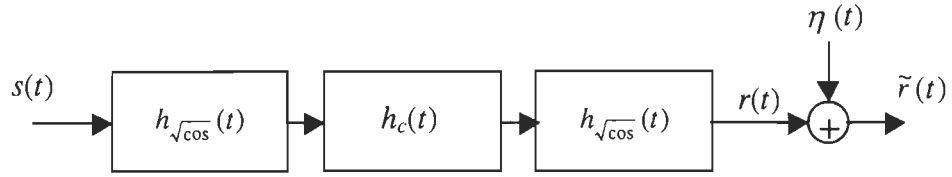


Figure 2.4 Modèle d'un canal de communications linéaire invariant dans le temps.

est une fraction augmentée de cosinus avec un facteur (*roll-off*) $\beta=0.35$. La réponse impulsionnelle du canal est donnée par :

$$h_c(t) = a_0 \delta(t - 0.25T_s) + a_1 \delta(t - T_s) \quad (2.6)$$

En conséquence, la réponse impulsionnelle globale s'écrit :

$$h(t) = h_{\cos}(t, \beta) * h_c(t) \quad (2.7)$$

Ainsi, la relation entre les signaux discrets $s(n)$ et $r_k(n)$ est modélisée par un produit de convolution :

$$r_k(n) = s(n) * h_k(n) = \sum_{l=0}^L s(n-l) h_k(l) \quad (2.8)$$

et la réponse impulsionnelle de chaque sous – canal est donnée par :

$$h_k(n) = a_0 h_{k,0}(n) + a_1 h_{k,1}(n) \quad n=0,1,2,3 \quad \text{pour } k=0,1 \quad (2.9)$$

où

$$h_{k,0}(n) = r_{\cos}((n + k \frac{1}{2})T - 0.25T_s, \beta) \quad n=0,1,2,3 \quad \text{pour } k=0,1 \quad (2.10)$$

$$h_{k,1}(n) = r_{\cos}((n + k \frac{1}{2})T - T_S, \beta) \quad n=0,1,2,3 \quad \text{pour } k=0,1$$

Suivant les valeurs de a_0 et a_1 , on distingue deux types de canaux :

- Canal appelé « *FLAT* » où les sous-canaux possèdent des caractéristiques de fréquences relativement plates.
- Canal appelé « *NULLS* » où les sous-canaux possèdent des caractéristiques de fréquences avec des évanouissements spectraux.

2.1.3.2 Modèle du canal non linéaire invariant dans le temps

Le modèle du canal non linéaire, représenté sur la figure 2.5, se compose d'un élément statique non linéaire; suivi et précédé par des éléments dynamiques linéaires [SZC99].

L'élément non linéaire modélise des amplificateurs à grandes puissances avec des transformations AM-AM et AM-PM. On obtient ainsi [PUP87] :

$$y = \frac{2|x|}{1+|x|^2} \exp \left(j \left(\arg\{x\} + \frac{\pi}{3} \frac{|x|^2}{1+|x|^2} \right) \right) \quad (2.11)$$

sachant que x est issue de la partie linéaire défini dans la section précédente.

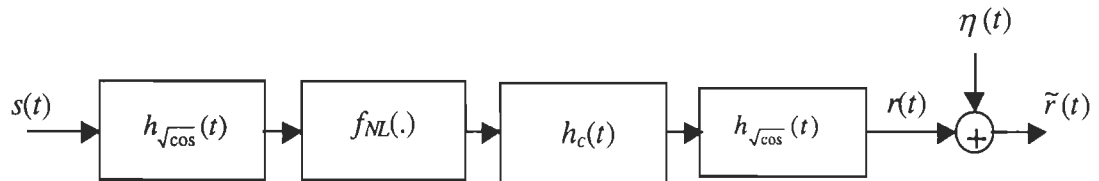


Figure 2.5 Modèle d'un canal de communications non linéaire invariant dans le temps.

2.2 Mise en équation des canaux utilisés

Nous proposons deux modèles de canaux qui peuvent être utilisés dans la pratique. Un premier modélise une connexion par câble (LAN - *Local Area Network*) et le deuxième modélise une connexion sans fil [PRO95].

2.2.1 Définition du canal de type LAN (C1)

Le canal de communications de type LAN, appelé canal C1 par la suite, est utilisé dans cette étude selon les modulations 4QAM et 2PAM par les relations suivantes:

- pour la modulation 4QAM :

- cas du canal linéaire :

$$\begin{aligned}\tilde{r}(n) = & (0.4313 + 0.4311j)s(n) \\ & + (0.3663 - 1.0996j)s(n-1) + (-0.5282 + 0.0756j)s(n-2) + \eta(n)\end{aligned}\quad (2.12)$$

- cas du canal non linéaire :

$$\begin{aligned}x(n) = & (0.4313 + 0.4311j)s(n) \\ & + (0.3663 - 1.0996j)s(n-1) + (-0.5282 + 0.0756j)s(n-2) \\ \tilde{r}(n) = & x(n) + 0.4x(n)^2 - 0.1x(n)^3 + \eta(n)\end{aligned}\quad (2.13)$$

- pour la modulation 2PAM :

- cas du canal linéaire :

$$\tilde{r}(n) = 0.3482s(n) + 0.8704s(n-1) + 0.3482s(n-2) + \eta(n)\quad (2.14)$$

- cas du canal non linéaire :

$$\begin{aligned} x(n) &= 0.3482s(n) + 0.8704s(n-1) + 0.3482s(n-2) \\ \tilde{r}(n) &= x(n) + 0.4x(n)^2 - 0.1x(n)^3 + \eta(n) \end{aligned} \quad (2.15)$$

2.2.2 Définition du canal de communications sans fils (C2)

Le canal de communications sans fils, appelé canal C2 par la suite, utilisé dans cette étude est de type Flat où $a_0 = 0.25 e^{-j2\pi(0.05)}$, et $a_1 = 1.0 e^{-j2\pi(0.36)}$ et est décrit par les relations suivantes selon les modulations 4QAM et 2PAM:

- pour la modulation 4QAM

- cas du canal linéaire :

$$\begin{aligned} \tilde{r}_0(n) &= (0.2125 - 0.069j)s(n) + (-0.1792 + 0.4049j)s(n-1) \\ &\quad + (-0.569 + 0.7483j)s(n-2) + (-0.4356 + 0.4955j)s(n-3) + \eta_0(n) \\ \tilde{r}_1(n) &= (-0.1782 + 0.2154j)s(n) + (-0.4215 + 0.6388j)s(n-1) \\ &\quad + (-0.3352 + 0.6154j)s(n-2) + (-0.0371 + 0.1769j)s(n-3) + \eta_1(n) \end{aligned} \quad (2.16)$$

- cas du canal non linéaire :

$$\begin{aligned} x_0(n) &= (0.2125 - 0.069j)s(n) + (-0.1792 + 0.4049j)s(n-1) \\ &\quad + (-0.569 + 0.7483j)s(n-2) + (-0.4356 + 0.4955j)s(n-3) \\ x_1(n) &= (-0.1782 + 0.2154j)s(n) + (-0.4215 + 0.6388j)s(n-1) \\ &\quad + (-0.3352 + 0.6154j)s(n-2) + (-0.0371 + 0.1769j)s(n-3) \end{aligned} \quad (2.17)$$

$$\tilde{r}_k(n) = \frac{2|x_k(n)|}{1+|x_k(n)|^2} \exp \left(j \left(\arg\{x_k(n)\} + \frac{\pi}{3} \frac{|x_k(n)|^2}{1+|x_k(n)|^2} \right) \right) + \eta_k(n) \quad k = 0,1$$

- pour la modulation 2PAM :

- cas du canal linéaire :

$$\begin{aligned}
 \tilde{r}_0(n) &= 0.2125s(n) - 0.1792s(n-1) \\
 &\quad - 0.5690s(n-2) - 0.4356s(n-3) + \eta_0(n) \\
 \tilde{r}_1(n) &= -0.1782s(n) - 0.4215s(n-1) \\
 &\quad - 0.3352s(n-2) - 0.0371s(n-3) + \eta_1(n)
 \end{aligned} \tag{2.18}$$

- cas du canal non linéaire :

$$\begin{aligned}
 x_0(n) &= 0.2125s(n) - 0.1792s(n-1) \\
 &\quad - 0.5690s(n-2) - 0.4356s(n-3) + \eta_0(n) \\
 x_1(n) &= -0.1782s(n) - 0.4215s(n-1) \\
 &\quad - 0.3352s(n-2) - 0.0371s(n-3) + \eta_1(n) \\
 \tilde{r}_k(n) &= \frac{2|x_k(n)|}{1+|x_k(n)|^2} + \eta_k(n) \quad k = 0,1
 \end{aligned} \tag{2.19}$$

2.3 Évaluation de la sévérité d'un canal

Les mises en équations des deux canaux que nous venons de définir ne représentent que des chiffres nous permettant d'effectuer les simulations. En effet, ces dernières ne nous apprennent rien sur la sévérité du canal à égaliser. Pour connaître ce facteur, il existe deux méthodes qui traitent de ce problème différemment, la représentation fréquentielle et la représentation des zéros. Nous prenons comme exemple la transmission PAM, mais le principe reste le même pour une transmission QAM.

2.3.1 Représentation fréquentielle

Cette première représentation, utilise le principe du diagramme de Bode pour une étude fréquentielle de l'amplitude et de la phase de la fonction de transfert du système. À partir de l'équation du canal $H(z)$, et en utilisant le changement de variable pour passer du domaine z en domaine de fréquence [HAY95], nous obtenons les courbes de réponses représentées sur les figures 2.6 et 2.7 pour les canaux C1 et C2 (en considérant H_0 par exemple).

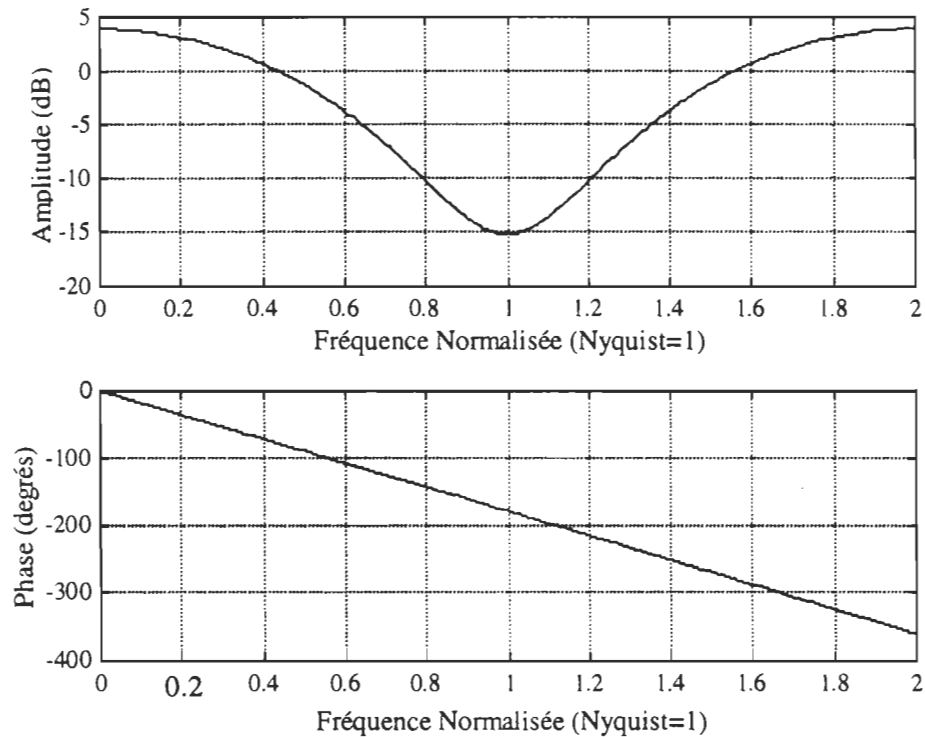


Figure 2.6 Représentation fréquentielle de la fonction de transfert de C1.

Comme l'indiquent les figures 2.6 et 2.7, la fréquence d'échantillonnage considérée est égale à la fréquence d'envoi des symboles ($Nyquist=1$). On peut constater que le canal C1 n'est pas très difficile étant donné que sa phase est linéaire et un simple amplificateur permet de reconstituer son amplitude. Ceci n'est plus vrai en ce qui concerne le canal C2 qui présente des évanouissements (*fading*) importants de l'amplitude et une phase non linéaire. Donc, il est beaucoup plus difficile à égaliser que son prédécesseur.

La faiblesse de cette représentation réside dans le fait qu'elle ne permet pas d'établir une référence pour donner le degré de difficulté d'un canal pour l'égalisation. La représentation des zéros dans le plan z nous permet de le faire.

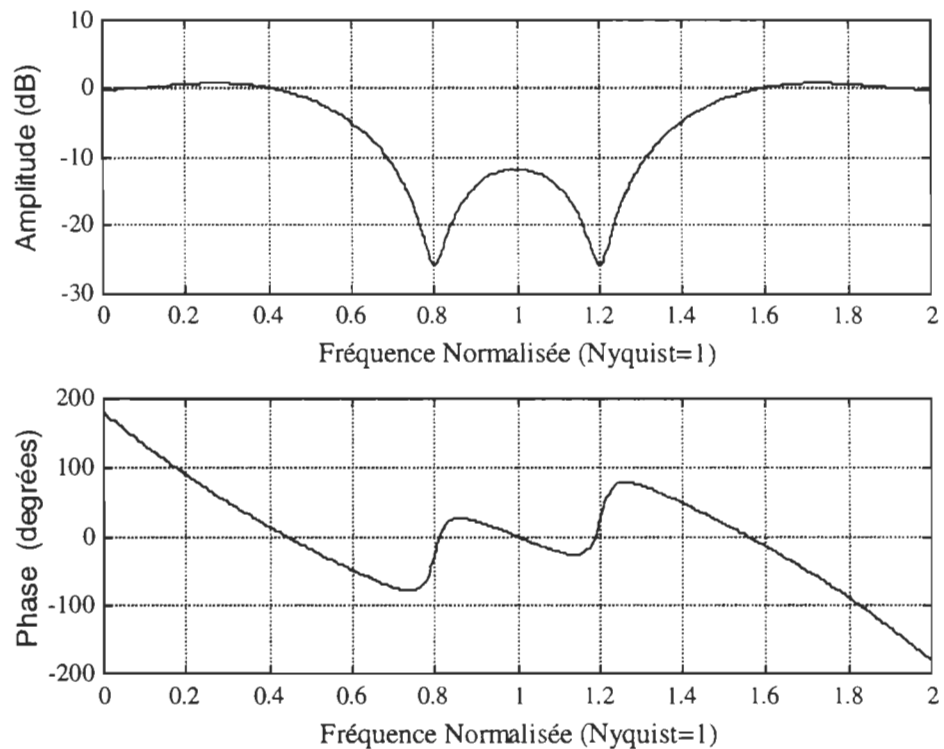


Figure 2.7 Représentation fréquentielle de la fonction de transfert de C2 en *Baud espacé*.

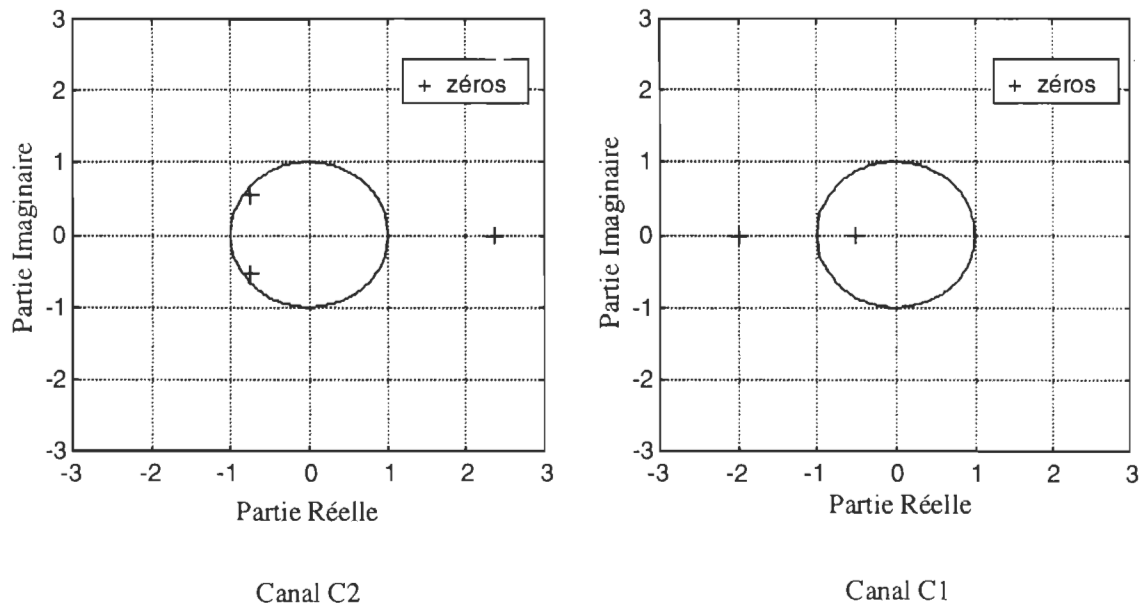


Figure 2.8 Représentation des zéros des canaux C1 et C2.

2.3.2 Représentation des zéros

Il s'agit de représenter les zéros du canal dans le domaine discret (z). Ainsi, plus ces zéros sont proches du cercle unitaire, à l'intérieur ou à l'extérieur, plus le canal est difficile à égaliser [MAC98], [LAB96]. La figure 2.8, nous permet, non seulement de dire que le canal C1 est beaucoup plus facile à égaliser que son vis-à-vis C2, mais en plus, elle permet de dire que le canal C2 est très difficile à égaliser étant donné qu'au moins un de ces zéros est très proche du centre unitaire.

2.3.3 Définition de canaux sévères (C3 et C4)

Nous venons de constater l'importance de l'emplacement des zéros du canal pour connaître le degré de sa sévérité. Ainsi, pour que ce travail constitue une étude complète et plus général sur l'égalisation des différents types de canaux, nous avons défini deux autres canaux (de type Flat (C3) et Nulls (C4)) dont les zéros sont imposés afin de définir des canaux sévères. La modélisation et le choix des zéros sont détaillés dans l'annexe A. Seule la modulation de type 4QAM sera d'intérêt dans notre étude comparative. Leurs modèles mathématiques qui se présentent comme suit :

- cas du canal C3

$$\begin{aligned}
 g_0(n) &= \frac{1}{2.3} + \frac{1.0517 - j0.764}{2.3} z^{-1} \\
 h_0(n) &= 1.45 + (-0.0569 + j0.2964)z^{-1} + (0.0256 + j0.0352)z^{-2} \\
 g_0(n) &= \frac{1}{1.6} + \frac{0.35267 + j0.48541}{1.6} z^{-1} \\
 h_0(n) &= 0.993 + (-0.2689 - j1.2054)z^{-1} + (0.0859 - j0.2644)z^{-2}
 \end{aligned} \tag{2.20}$$

- cas du canal C4

$$\begin{aligned}
 g_0(n) &= \frac{1}{1.95} + \frac{0.293566 - j0.9035}{1.95} z^{-1} \\
 h_0(n) &= 0.74 + (0.8466 + j0.6151)z^{-1} + (0.2287 + j0.7038)z^{-2} \\
 g_0(n) &= \frac{1}{1.95} + \frac{-0.55839 + j0.76856}{1.95} z^{-1} \\
 h_0(n) &= 0.67 + (0.67 + j0.67)z^{-1} + (j0.67)z^{-2}
 \end{aligned} \tag{2.21}$$

Il est à noter que les canaux non linéaires associés à C3 et C4 sont de même type que C2 développé dans la section 2.2.

2.4 Modèles d'égaliseurs

Le problème de l'égalisation des canaux de communication à grandes vitesses est la complexité de la reconstitution des données transmises entachées par les bruits de mesures. La solution consiste dans la mise en œuvre d'un égaliseur. Ce dernier est, actuellement, l'élément essentiel dans un système de communication numérique étant donnée que les vitesses de transmission sont de plus en plus importantes. L'importance grandissante de l'égaliseur fait que plusieurs schémas et types d'égaliseurs ont été proposés pour la reconstitution des données, citons par exemple [PRO94], [PRO95], [BRO97] et [HAY96]. Cependant, on peut les classer en deux grandes catégories soient supervisés et autodidactes (la méthode à décision dirigée en est la première).

2.4.3 Égaliseur supervisé

Nous pouvons décomposer les égaliseurs en deux parties, d'une part le modèle de correction (filtre) servant à estimer la donnée transmise et d'autre part l'algorithme d'adaptation du modèle servant à calculer les coefficients du modèle. Les égaliseurs supervisés ont besoin d'une séquence prédéfinie que la source envoie à la réception pour la période d'adaptation des coefficients du modèle de correction. Cette adaptation, aussi appelée apprentissage pour les modèles à base d'un réseau de neurones, peut être effectuée par plusieurs algorithmes d'adaptation qui se basent sur les propriétés statistiques des données envoyées.

La théorie d'estimation a démontré que la meilleure performance est obtenue en détectant la séquence transmise complète en utilisant le MLSE. Le MLSE adaptatif repose

sur un estimateur du canal et l'algorithme de Viterbi [VIT67], [CHE93]. Cependant, la grande complexité et les retards de décisions associés au MLSE sont, souvent, inacceptables dans plusieurs systèmes de communication utilisés en pratique. Ainsi, la majorité des égaliseurs, dans la pratique, utilisent des égaliseurs à décision symbole par symbole. Ces derniers peuvent être classés en deux grandes catégories selon qu'ils estiment, ou non, le modèle du canal [CHE93], on peut ainsi définir:

- égaliseur à modèle indirect où le modèle du canal est explicitement identifié (Viterbi et le filtre de Kalman par exemple).
- le modèle direct basé sur l'estimation des symboles à partir des observations. Et c'est le modèle le plus utilisé en pratique et sur lequel cette étude est faite.

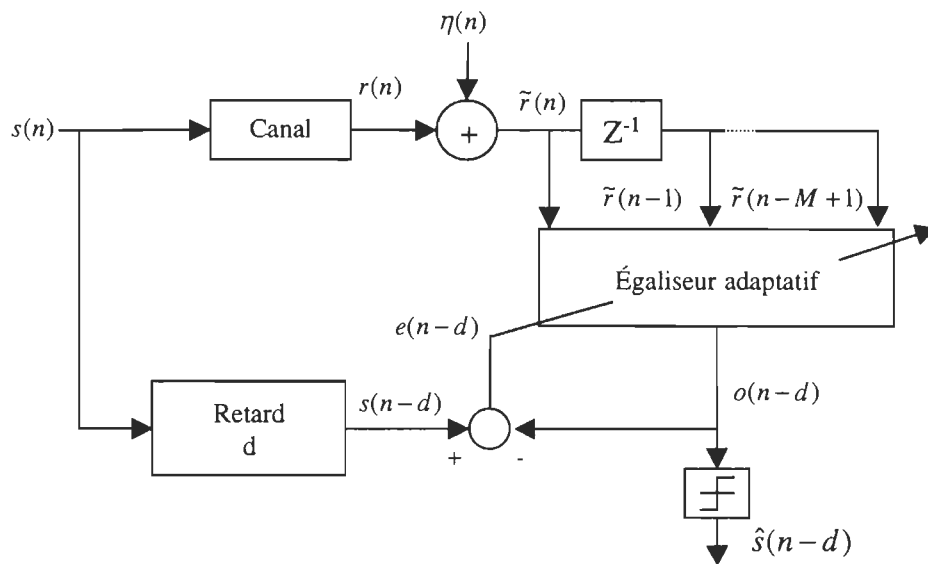


Figure 2.9 Égaliseur de canaux supervisé à décision symbole – symbole transversal.

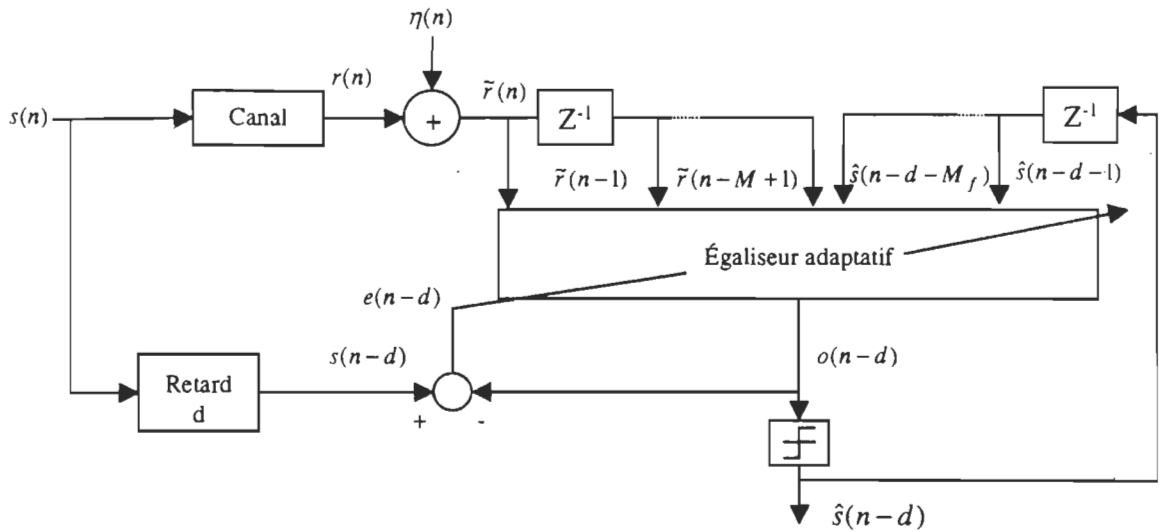


Figure 2.10 Égaliseur de canaux supervisé à décision symbole – symbole à rétroaction (DFE).

Le schéma général d'un tel égaliseur, dans sa forme transversale, est représenté sur la figure 2.9. D'un autre côté, nous appellerons égaliseur à rétroaction (DFE – *Decision Feedback Equalizer*), qui est schématisé par la figure 2.10, tout égaliseur dont la sortie après décision est utilisée comme entrée de ce même égaliseur. Ce dernier a pour objectif de minimiser l'effet des bruits additifs [HAY96].

D'une façon générale, les égaliseurs sont caractérisés par les paramètres suivants: M représentant l'ordre de l'égaliseur correspondant à la taille des buffers de la figure 2.9, et d le retard de l'égaliseur. Concernant les égaliseurs à rétroaction il faut ajouter le paramètre M_f représentant l'ordre de rétroaction de l'égaliseur correspondant à la taille du buffer associé à la rétroaction de la figure 2.10.

Les différents schémas sont faits pour les canaux de type Baud espacé. Nous pouvons cependant représenter ces mêmes égaliseurs pour les canaux fractionnaires dont les schémas de principe sont explicités dans les figures 2.11 et 2.12.

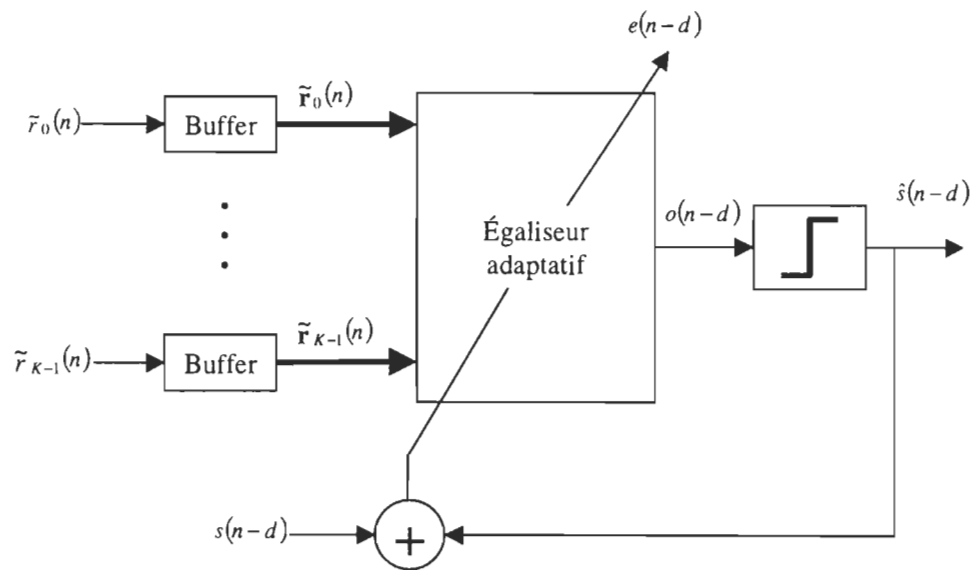


Figure 2.11 Égaliseur de canaux fractionnaires supervisé à décision symbole – symbole transversal.

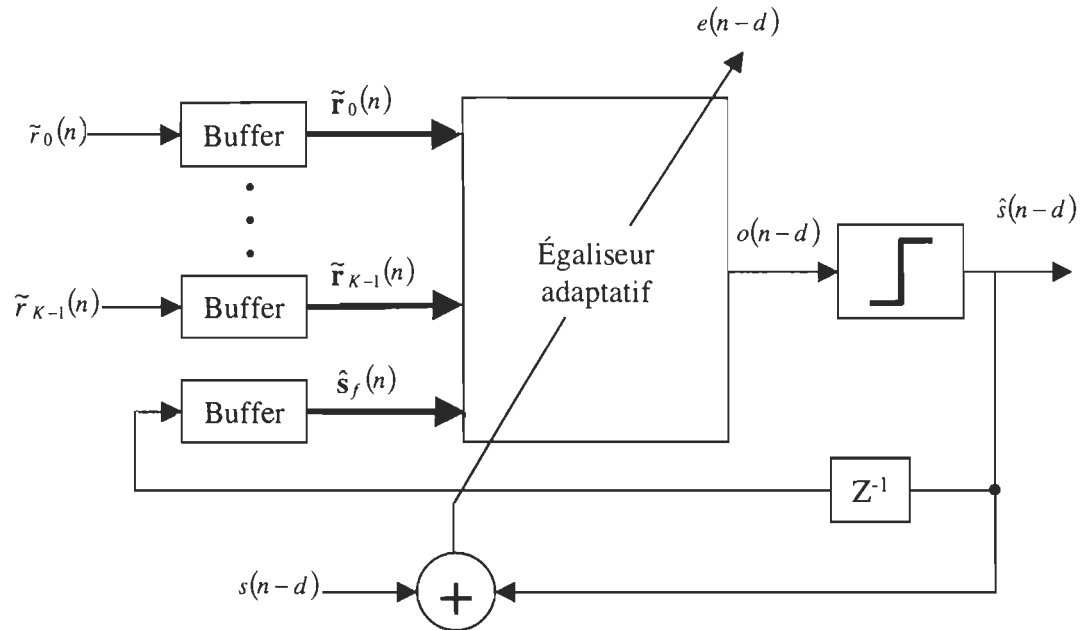


Figure 2.12 Égaliseur de canaux fractionnaires supervisé à décision symbole – symbole à retour de décision.

2.4.1 Égaliseur autodidacte (*Blind Equalizer*)

L'égaliseur autodidacte (*Blind Equalizer*), représenté sur la figure 2.13, se sert de sa sortie pour constituer une réplique de la séquence idéale. Cette dernière est utilisée pour le calcul de l'erreur qui sert à l'apprentissage de l'égaliseur.

Le grand avantage est le gain en bande de fréquence utilisée étant donnée que la source n'envoie pas de séquences connues pour l'apprentissage. En effet, toutes les données transmises par la source correspondent à de l'information. Cependant, ces égaliseurs ne sont pas maîtrisés pour permettre une utilisation exhaustive dans l'industrie de la communication. Le plus utilisé, à l'heure actuelle, demeure l'égaliseur supervisé adaptatif qui fait l'objet de ce mémoire.

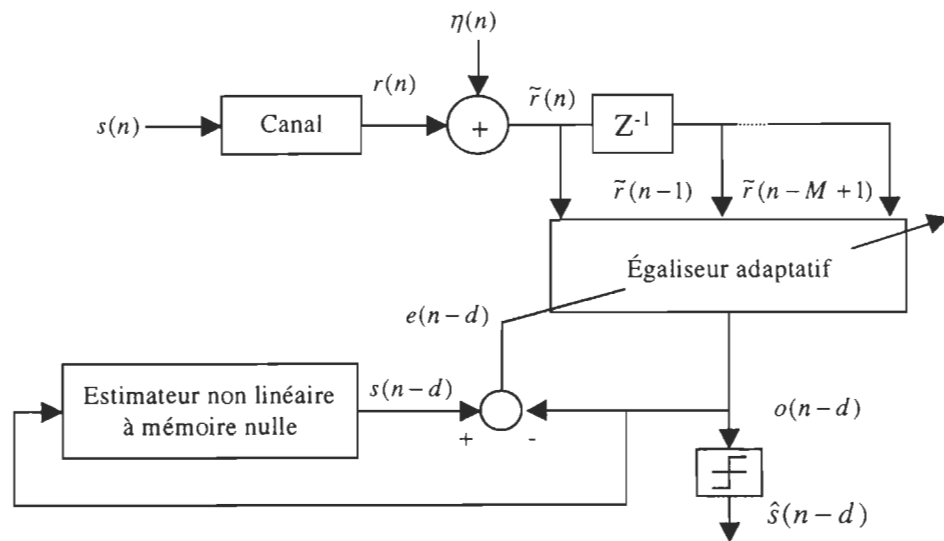


Figure 2.13 Diagramme bloc d'un égaliseur autodidacte.

2.4.2 Égaliseur à décision dirigée

Cet égaliseur, schématisé par la figure 2.14, constitue un cas particulier des égaliseurs autodidactes considéré comme étant la première version de l'égaliseur autodidacte [MAC98]. La seule différence est que le premier considère la sortie de l'égaliseur après décision comme la donnée idéale avec laquelle l'erreur est calculée.

Ce type d'égaliseur est employé, en général, après une période d'adaptation. Ceci permet de poursuivre les variations (*tracking*) du canal sans que la source soit obligée d'envoyer une séquence de préapprentissage. Cependant, son utilisation se limite à l'égalisation des canaux avec l'œil ouvert [MAC98].

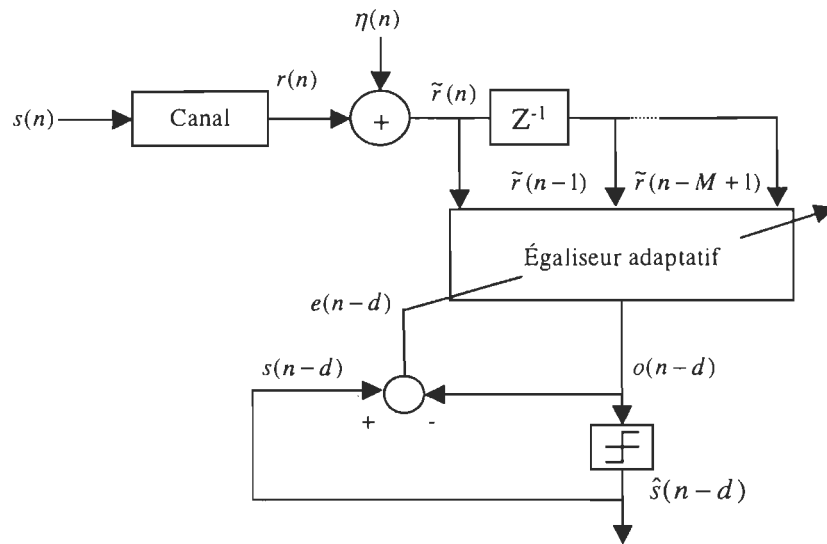


Figure 2.14 Diagramme bloc d'un égaliseur à décision dirigée.

2.5 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de poser le modèle mathématique des différents éléments constituant un système de communication numérique pour effectuer les simulations sur ordinateur. Nous avons défini quatre canaux C1 à C4 qui présentent des sévérités croissantes. Tous ces canaux ont une représentation linéaire ou non linéaire. C1 et C2 sont des canaux plus près de la pratique qui représente respectivement des canaux dans le cas d'une transmission sur fils et sans fils. Pour comparer l'ensemble des performances possibles des égaliseurs étudiés, nous avons défini deux canaux, C3 et C4, ayant des propriétés spectrales différentes (sans et avec des évanouissements respectivement).

Nous avons défini aussi les différentes structures d'égaliseurs existants en mettant l'accent surtout sur ceux qui sont considérés dans cette étude à savoir les égaliseurs adaptatifs transverses et avec rétroaction. Ainsi, il ne reste qu'à définir les algorithmes qui constituent les égaliseurs supervisés adaptatifs faisant l'objet du chapitre 3.

Chapitre 3

Définition des algorithmes d'égalisation

Le chapitre précédent a présenté les différentes classes d'égaliseurs qui existent dans la littérature. Dans ce chapitre, nous exposons les différents algorithmes composés de leur modèle de correction et de leur adaptation des coefficients complexes. De ces algorithmes étudiés, nous faisons une déduction pour leur modèle à coefficients réels en ne considérant que la partie réelle des coefficients et variables. Dans la description des algorithmes exposés, les exposants $*$ et H expriment respectivement le conjugué et la transposé conjuguée.

Nous commençons, à la section 3.1, par l'égaliseur linéaire utilisant un modèle linéaire selon un filtre transversal et dont l'adaptation des coefficients est basée sur les méthodes stochastiques aux moindres carrés (LMS – *Least Mean Square*) et aux moindres carrés récurrents (RLS – *Recursive Least Square*). Nous enchaînons, dans le paragraphe 3.2, par les réseaux de neurones artificiels sous trois formes différentes avant de passer à la logique floue dans la section 3.3. Le paragraphe 3.4 est consacré à la méthode de Bayes sous ses

deux formes (transversale et avec rétroaction) ainsi que sa mise en œuvre grâce aux réseaux de fonctions radiales de base (RBF – *Radial Basis Function*). La section 3.4 résultera par la proposition d'un algorithme d'égalisation des canaux fractionnaires avec les réseaux RBF et qui fait l'objet de la section 3.5.

3.1 Égaliseur linéaire

L'égaliseur linéaire est un algorithme à filtrage adaptatif à filtrage transversal linéaire qui consiste en deux processus [HAY96] :

- un processus de filtrage qui inclut le calcul de la sortie du filtre, Eq. (3.1), et le calcul de l'erreur d'estimation selon Eq. (3.2).

$$o(n) = \hat{\mathbf{w}}(n)^H \cdot \tilde{\mathbf{r}}(n) \quad (3.1)$$

$$e(n) = s(n) - o(n) \quad (3.2)$$

- le processus d'adaptation qui met à jour les poids du filtre en fonction de l'erreur d'estimation. Ce processus peut être fait par une des deux méthodes stochastiques LMS ou RLS.

3.1.1 Adaptation avec LMS

L'algorithme LMS est un membre important de la famille des algorithmes du gradient stochastique. Son procédé d'adaptation des coefficients du filtre est le suivant:

$$\hat{\mathbf{w}}(n+1) = \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu_{LMS} \cdot \tilde{\mathbf{r}}(n) \cdot e^*(n) \text{ avec } \hat{\mathbf{w}}(0) = \mathbf{0}_M \quad (3.3)$$

où M représente l'ordre de l'égaliseur et μ_{LMS} représente le pas d'adaptation qui doit satisfaire la relation suivante [HAY96]:

$$0 \leq \mu_{LMS} \leq \frac{1}{2\rho} \quad (3.4)$$

où ρ représente l'auto-corrélation des observations.

Remarque : Ces équations sont aussi valables dans le cas réel sachant que le conjugué d'un nombre réel est lui même.

3.1.2 Adaptation avec LMS normalisé

L'algorithme LMS normalisé a la même structure que LMS. La seule différence réside dans l'équation (3.3) [HAY96]:

$$\hat{\mathbf{w}}(n+1) = \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu_{LMS} \cdot \frac{\tilde{\mathbf{r}}(n)}{\|\tilde{\mathbf{r}}(n)\|} \cdot e^*(n) \quad (3.5)$$

Cette normalisation est rajoutée pour limiter l'influence du pas d'adaptation, μ_{LMS} , par rapport à la convergence de l'algorithme.

3.1.3 Adaptation avec RLS

Cette adaptation présente une convergence plus rapide que le LMS [HAY96]. Le procédé d'adaptation est le suivant:

$$\begin{aligned} \mathbf{k}(n) &= \frac{\mathbf{P}_{\mathbf{rls}}(n-1) \cdot \tilde{\mathbf{r}}(n)}{\lambda + \tilde{\mathbf{r}}(n)^H \cdot \mathbf{P}_{\mathbf{rls}}(n-1) \cdot \tilde{\mathbf{r}}(n)} \\ \mathbf{P}_{\mathbf{rls}}(n) &= \lambda^{-1} \mathbf{P}_{\mathbf{rls}}(n-1) - \lambda^{-1} \cdot \mathbf{k}(n) \cdot \tilde{\mathbf{r}}(n)^H \cdot \mathbf{P}_{\mathbf{rls}}(n-1) \\ \hat{\mathbf{w}}(n) &= \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{k}(n) \cdot e^*(n) \end{aligned} \quad (3.6)$$

Avec la valeur initiale du vecteur poids et de la matrice de covariance $\hat{\mathbf{w}}(0) = \mathbf{0}_M$ et $\mathbf{P}_{\mathbf{rls}}(0) = \mathbf{I}_{M \times M}$, respectivement et où M représente l'ordre de l'égaliseur; \mathbf{I} représente une matrice identité $\dim(\mathbf{I})=M \times M$; λ représente le facteur d'oubli ajusté empiriquement et dont la valeur est proche de 1.

Remarque : Ces équations sont aussi valables dans le cas d'une transmission PAM sachant que le conjugué d'un nombre réel est lui même.

Nous venons de décrire le comportement d'un égaliseur linéaire transversal. Cependant, l'égaliseur avec rétroaction peut être déduit du transversal. Ainsi, en ce qui concerne le processus de filtrage, seul l'équation (3.1) change [HAY96] :

$$o(n) = \hat{\mathbf{w}}(n)^H \tilde{\mathbf{r}}(n) + \hat{\mathbf{w}}_{dfe}^H(n) \hat{\mathbf{s}}_f(n) \quad (3.7)$$

avec

$$\hat{\mathbf{s}}_f(n) = [\hat{s}(n-d-1) \cdots \hat{s}(n-d-M_f)] \quad (3.8)$$

où M_f représente l'ordre de la rétroaction.

En ce qui concerne le processus d'adaptation, en plus des équations écrites précédemment (pour l'adaptation LMS ou RLS), nous ajoutons les mêmes en remplaçant $\hat{\mathbf{W}}$ par $\hat{\mathbf{W}}_{dfe}$ et $\tilde{\mathbf{r}}(n)$ par $\hat{\mathbf{s}}_f(n)$ [HAY96].

3.2 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones sont souvent utilisés dans l'égalisation des canaux. On les retrouve sous plusieurs structures. Pour la présente étude, nous citons trois exemples de structures générales d'égaliseurs de canaux à base des réseaux de neurones.

3.2.1 Réseaux de neurones multicouches

Le réseau de neurones multicouche (MNN – *Multilayer Neural Network*) est un réseau sans rétroaction [VID99a,b,c]. Il est caractérisé dans notre étude comme le montre la figure 3.1, par une couche d'entrée, une couche cachée et un neurone de sortie. L'algorithme, pour l'égalisation des canaux, peut être formulé comme suit :

$$\tilde{\mathbf{x}}_N(n) = \mathbf{W}_{Nm}(n) \tilde{\mathbf{r}}(n) \quad (3.9)$$

$$\mathbf{x}_N(n) = g(\text{Re}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) + j g(\text{Im}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \quad (3.10)$$

$$\tilde{o}(n) = \mathbf{q}_N(n) \mathbf{x}_N(n) \quad (3.11)$$

$$o(n) = g(\text{Re}(\tilde{o}(n))) + j g(\text{Im}(\tilde{o}(n))) \quad (3.12)$$

$$e(n) = s(n) - o(n) \quad (3.13)$$

$$\delta \mathbf{p}_j = g'(\operatorname{Re}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \operatorname{Re}(e(n) \mathbf{q}_N^*(n)) + j g'(\operatorname{Im}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \operatorname{Im}(e(n) \mathbf{q}_N^*(n)) \quad (3.14)$$

$$\mathbf{q}_N(n+1) = \mathbf{q}_N(n) + \mu_{ma} e(n) \mathbf{x}_N^*(n) \quad (3.15)$$

$$\mathbf{W}_{Nm}(n+1) = \mathbf{W}_{Nm}(n) + \mu_{ma} \delta \mathbf{p}_j \tilde{\mathbf{r}}^*(n) \quad (3.16)$$

avec

$$g(a) = \tanh(a) = \frac{1 - e^{-a}}{1 + e^{-a}} \quad (3.17)$$

et

$$g'(a) = 1 - (\tanh(a))^2 \quad (3.18)$$

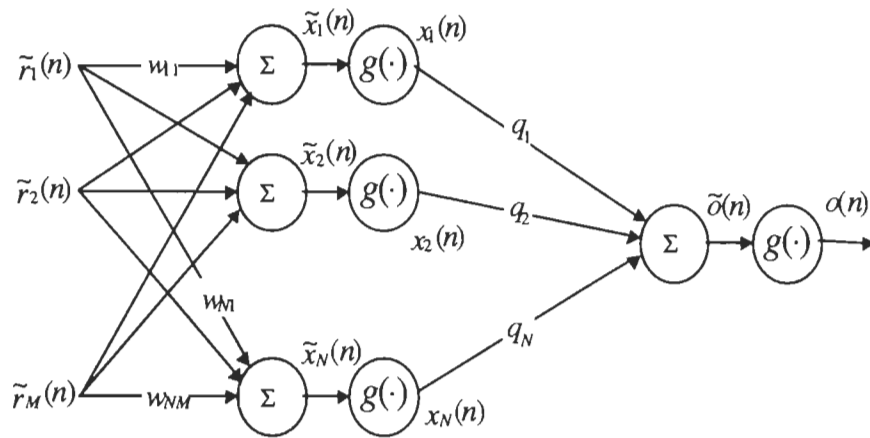


Figure 3.1 Structure du MNN.

3.2.2 Réseaux de neurones récurrents

Liu, Adah et Demirekler [LIU98] ont proposé une autre structure basée sur les réseaux MNN mais qui possède des rétroactions. Cette structure, appelée réseau de neurones à rétroaction (*RNN-Recurrent Neural Network*), est représentée sur la figure 3.2. Cet algorithme utilise la même fonction d'activation que pour MNN avec les équations suivantes de l'égaliseur:

$$\tilde{\mathbf{x}}_N(n) = \mathbf{h}_N \tilde{o}(n-1) + \mathbf{v}_{NN'}(n) \mathbf{x}_N(n-1) + \mathbf{w}_{Nm}(n) \tilde{\mathbf{r}}(n) \quad (3.19)$$

$$\mathbf{x}_N(n) = g(\text{Re}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) + j g(\text{Im}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \quad (3.20)$$

$$\tilde{o}(n) = \mathbf{x}_N^T(n) \mathbf{q}_N(n) + \tilde{\mathbf{r}}^T(n) \mathbf{p}_m \quad (3.21)$$

$$o(n) = g(\text{Re}(\tilde{o}(n))) + j g(\text{Im}(\tilde{o}(n))) \quad (3.22)$$

$$e(n) = s(n) - o(n) \quad (3.23)$$

$$\delta \mathbf{p}_j = g'(\text{Re}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \text{Re}(e(n) \mathbf{q}_N^*(n)) + j g'(\text{Im}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \text{Im}(e(n) \mathbf{q}_N^*(n)) \quad (3.24)$$

$$\mathbf{q}_N(n+1) = \mathbf{q}_N(n) + \mu_{ma} e(n) \mathbf{x}_N^*(n) \quad (3.25)$$

$$\mathbf{W}_{Nm}(n+1) = \mathbf{W}_{Nm}(n) + \mu_{ma} \delta \mathbf{p}_j \tilde{\mathbf{r}}^*(n) \quad (3.26)$$

$$\mathbf{p}_m(n+1) = \mathbf{p}_m(n) + \mu_{ma} e(n) \tilde{\mathbf{r}}^*(n) \quad (3.27)$$

$$\mathbf{h}_N(n+1) = \mathbf{h}_N(n) + \mu_{ma} \delta \mathbf{p}_j \tilde{o}^*(n-1) \quad (3.28)$$

$$\mathbf{v}_{NN'}(n+1) = \mathbf{v}_{NN'}(n) + \mu_{ma} \delta \mathbf{p}_j \mathbf{x}_N^*(n-1) \quad (3.29)$$

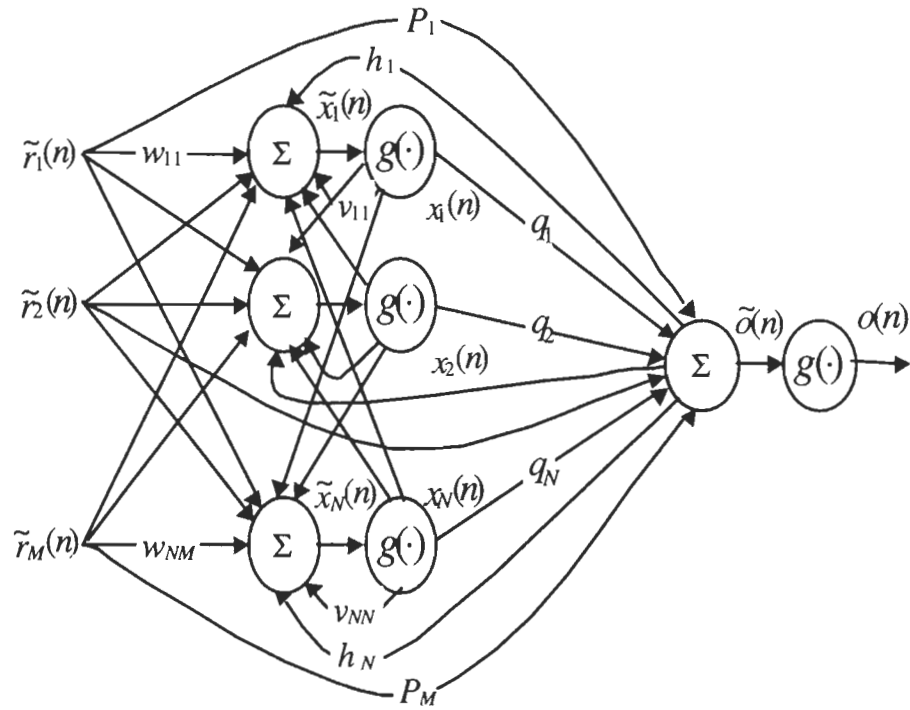


Figure 3.2 Structure du RNN.

3.2.3 Réseaux de neurones dynamiques

Une troisième structure d'un égaliseur à base de réseau de neurones est utilisée, elle dérive d'un réseau de neurone dynamique nommé NARX [HAY98]. Pour ce type de réseaux de neurones, la sortie après décision du réseau MNN est réinjectée à l'entrée. De ce fait, l'algorithme est décrit de la même façon que pour le MNN, équations (3.9) à (3.18), avec un nombre d'entrées supérieur. Considérant la rétroaction présente dans la méthode, nous nommerons cette structure MNN-DFE et se définit par le vecteur de retour suivant:

$$\hat{s}(n) = [\hat{s}(n-d-1) \cdots \hat{s}(n-d-M_f)] \quad (3.30)$$

Considérant les équations (3.9) à (3.18), l'algorithme du MNN-DFE peut être décrit comme suit:

$$\tilde{\mathbf{x}}_N(n) = \mathbf{W}_{Nm}(n)\tilde{\mathbf{r}}(n) + \mathbf{W}_{NARX}(n)\hat{\mathbf{s}}(n) \quad (3.31)$$

$$\mathbf{x}_N(n) = g(\text{Re}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) + j g(\text{Im}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \quad (3.32)$$

$$\tilde{o}(n) = \mathbf{q}_N(n) \mathbf{x}_N(n) \quad (3.33)$$

$$o(n) = g(\text{Re}(\tilde{o}(n))) + j g(\text{Im}(\tilde{o}(n))) \quad (3.34)$$

$$e(n) = s(n) - o(n) \quad (3.35)$$

$$\delta \mathbf{p}_j = g'(\text{Re}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \text{Re}(e(n) \mathbf{q}_N^*(n)) + j g'(\text{Im}(\tilde{\mathbf{x}}_N(n))) \text{Im}(e(n) \mathbf{q}_N^*(n)) \quad (3.36)$$

$$\mathbf{q}_N(n+1) = \mathbf{q}_N(n) + \mu_{ma} e(n) \mathbf{x}_N^*(n) \quad (3.37)$$

$$\mathbf{W}_{Nm}(n+1) = \mathbf{W}_{Nm}(n) + \mu_{ma} \delta \mathbf{p}_j \tilde{\mathbf{r}}^*(n) \quad (3.38)$$

$$\mathbf{W}_{NARX}(n+1) = \mathbf{W}_{NARX}(n) + \mu_{ma} \delta \mathbf{p}_j \hat{\mathbf{s}}^*(n) \quad (3.39)$$

3.3 Logique floue

La logique floue (FL : *Fuzzy logic*), grâce à ces propriétés non linéaires, est bien adaptée à l'égalisation des canaux non linéaires et à son intégration sur silicium [ZAK99], [ZAK00]. La procédure pour obtenir un filtre adaptatif peut être décrite en trois étapes: la Fuzzification, les règles d'inférences et la défuzzification [LEE96]:

3.3.1 Fuzzification

On définit m_i fonctions d'appartenance pour chaque intervalle $[c_i^-, c_i^+]$ et $[b_i^-, b_i^+]$ des parties réelles et imaginaires respectivement de l'observation $r(k-i+1)$ du vecteur d'entrée de l'égaliseur défini par:

$$\tilde{\mathbf{r}}(n) = [\tilde{r}(n) \cdots \tilde{r}(n-M+1)] \quad (3.40)$$

Ce dernier peut être noté, pour simplifier l'écriture, comme suit :

$$\tilde{\mathbf{r}}(n) = [\tilde{r}_n \ \tilde{r}_{n-1} \cdots \tilde{r}_{n-M+1}] \quad (3.41)$$

Ce choix est tel que pour tout $x_i \in [c_i^-, c_i^+] \times [b_i^-, b_i^+]$, il existe au moins une fonction d'appartenance non nulle.

3.3.2 Interférence

On définit le vecteur d'inférence \mathbf{P} de dimension $\prod_{i=1}^M m_i$ comme suit :

$$\mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) = \begin{bmatrix} P^{(1,1,\dots,1)} & \dots & P^{(m_1,1,\dots,1)} \\ P^{(1,2,\dots,1)} & \dots & P^{(m_1,2,\dots,1)} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ P^{(1,m_2,\dots,m_m)} & \dots & P^{(m_1,m_2,\dots,m_m)} \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

avec

$$P^{(l_1,\dots,l_M)}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) = \frac{\mu(\tilde{r}_n, l_1) \cdots \mu(\tilde{r}_{n-M+1}, l_M)}{c_n(\tilde{\mathbf{r}}(n))} \quad (3.43)$$

et

$$c_n(\tilde{\mathbf{r}}(n)) = \sum_{l_1=1}^{m_1} \cdots \sum_{l_M=1}^{m_M} \mu(\tilde{r}_n, l_1) \cdots \mu(\tilde{r}_{n-M+1}, l_M) \quad (3.44)$$

où

$$\mu(r_{n-i+1}, l_j) = \exp \left[-\frac{1}{2} \frac{(\text{Re}(\tilde{r}_{n-i+1} - \bar{r}_{n-i+1}^l))^2}{\sigma_i^2} - \frac{1}{2} \frac{(\text{Im}(\tilde{r}_{n-i+1} - \bar{r}_{n-i+1}^l))^2}{\sigma_i^2} \right] \quad (3.45)$$

représente la fonction d'appartenance et σ_i^2 et \bar{r}_{n-i+1}^l sont deux paramètres déterminés d'une façon empirique. La sortie du filtre est donnée par :

$$o(n) = \theta^H \mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) \quad (3.46)$$

où θ est un vecteur de même dimension que \mathbf{P} contenant des coefficients calculés par des méthodes récursives classiques d'adaptation telles que LMS et RLS dont le principe est explicité à la section 3.1.

Pour l'adaptation par LMS, la mise à jour des coefficients s'écrit comme suit

$$\theta(n+1) = \theta(n) + \mu_{LMS} \mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) e^*(n) \quad (3.47)$$

et pour la méthode du LMS normalisé, nous avons

$$\theta(n+1) = \theta(n) + \mu_{LMS} \frac{\mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n))}{\|\mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n))\|} e^*(n) \quad (3.48)$$

avec

$$e(n) = s(n) - o(n) \quad (3.49)$$

Dans les deux cas l'initialisation est $\theta(0) = \mathbf{0}_B$ avec $B = \prod_{i=1}^m m_i$.

Pour l'adaptation par RLS la mise à jour des coefficients s'écrit comme suit

$$\mathbf{K}(n) = \frac{\mathbf{P}_{\text{rls}}(n-1) \cdot \mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n))}{\lambda + \mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n))^H \cdot \mathbf{P}_{\text{rls}}(n-1) \cdot \mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n))}$$

$$\mathbf{P}_{\text{rls}}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}_{\text{rls}}(n-1) - \lambda^{-1} \cdot \mathbf{K}(n) \mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n))^H \cdot \mathbf{P}_{\text{rls}}(n-1) \quad (3.50)$$

$$\theta(n) = \theta(n-1) + \mathbf{K}(n) \cdot e^*(n)$$

$$o(n) = \theta^H(n) \mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n))$$

avec

$$e(n) = s(n) - \theta^H(n-1) \mathbf{P}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) \quad (3.51)$$

Pour l'adaptation RLS, l'initialisation est: $\theta(0) = \mathbf{0}_B$ avec $B = \prod_{i=1}^M m_i$ et $\mathbf{P}_{\text{rls}}(0) = \mathbf{I}_{B \times B}$.

3.3.3 Défuzzification

Pour reconstituer les données transmises, il suffit d'appliquer la fonction signe suivante à la sortie de l'égaliseur à base de logique floue:

$$\hat{s}(k) = \text{sgn}(o(n)) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}} j, & \text{Re}[o(n)] \geq 0 \text{ et } \text{Im}[o(n)] \geq 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{2}} j, & \text{Re}[o(n)] \geq 0 \text{ et } \text{Im}[o(n)] < 0 \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}} j, & \text{Re}[o(n)] < 0 \text{ et } \text{Im}[o(n)] \geq 0 \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{2}} j, & \text{Re}[o(n)] < 0 \text{ et } \text{Im}[o(n)] < 0 \end{cases} \quad (3.52)$$

Pour les transmissions de type 2PAM, seulement la partie réelle des différentes grandeurs utilisées est retenue.

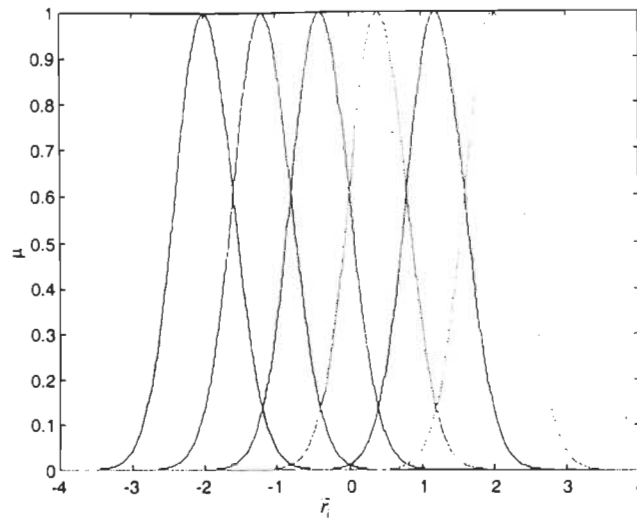


Figure 3.3 Fonctions d'appartenance utilisées pour un égaliseur FL.

Un des paramètres qui peut influencer le comportement d'un égaliseur basé sur la logique floue est le degré de chevauchement. Ce dernier représente le plus grand nombre d'intersections qu'une fonction d'appartenance peut avoir. Dans notre cas, la fonction utilisée est une gaussienne telle que décrit à l'équation (3.45), comme le montre la figure 3.3. Cette dernière correspond à un degré de chevauchement égal à 4.

3.4 Méthode de Bayes

Comme tout égaliseur symbole – décision, celui de Bayes est caractérisé par son ordre M et son retard d . Ainsi, pour un canal d'ordre nh (c'est-à-dire à $nh-1$ retards), on a besoin de $nh+m-1$ retards sur la séquence d'entrée pour constituer les m entrées de l'égaliseur. Étant donné que la constellation Q des données transmises est constituée de quatre éléments distincts dans le cas des transmissions 4QAM (deux éléments pour les 2PAM) alors, il

existe $n_s = 4^{nh+M-1}$ ($n_s = 2^{nh+M-1}$) états différents du système appelés centres et notés $R_{m,d}$. À partir de la façon de classer ces centres et du nombre utilisé dans chaque itération, on calcule les centres qui constituent l'égaliseur transversal (TE – *Transversal Equalizer*) et à rétroaction (DFE). Même si le nombre de ces centres utilisés à chaque itération diffère entre les deux méthodes, les n_s centres sont nécessaires et doivent être tous calculés.

L'ensemble des équations qui seront définies dans les deux prochaines sous-sections traiteront le cas de la modulation 4QAM. Cependant, nous pouvons déduire ceux de la modulation 2PAM en remplaçant le chiffre 4 par 2 dans les différentes expressions.

3.4.1 Méthode de Bayes transversal

L'égaliseur transversal de Bayes, dont la structure est présentée à la figure 3.4, utilise l'ensemble des centres $R_{m,d}$. Ces derniers sont classés en 4 groupes selon la valeur de $s(n-d)$ [CHE94] :

$$\mathbf{R}_{m,d} = \bigcup_{1 \leq l \leq 4} \mathbf{R}_{m,d}^{(l)} \quad (3.53)$$

où

$$\mathbf{R}_{m,d}^{(l)} = \{\hat{\mathbf{r}}(n) | s(n-d) = s^{(l)}\} \quad (3.54)$$

et

$$s^{(l)} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}} j & \text{pour } l = 1 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{2}} j & \text{pour } l = 2 \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}} j & \text{pour } l = 3 \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{2}} j & \text{pour } l = 4 \end{cases} \quad (3.55)$$

Soit la fonction de distribution de probabilité (f.d.p.) conditionnelle $p(\tilde{\mathbf{r}}(n))$ donnant $s(n-d)=s^{(l)}$ avec $1 \leq l \leq 4$. La f.d.p. conditionnelle de $\tilde{\mathbf{r}}(n)$ donnant $s_R(n-d)=\frac{1}{\sqrt{2}}$ est [CHE94] :

$$\begin{aligned} p_R^+(n) &= p\left(\tilde{\mathbf{r}}(n) \middle| s_R(n-d) = \frac{1}{\sqrt{2}}\right) \\ &= p^{(1)}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) + p^{(3)}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) \end{aligned} \quad (3.56)$$

De la même façon, on peut exprimer les probabilités de $p_R^-(n)$, $p_I^+(n)$ et $p_I^-(n)$ avec des équations équivalentes à l'équation (3.56). La décision de Bayes peut être formulée comme suit :

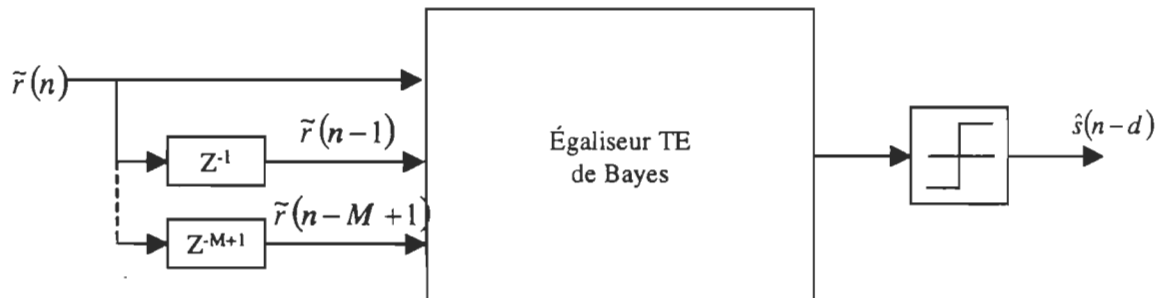


Figure 3.4 Schéma bloc de l'égaliseur TE de Bayes.

$$\hat{s}_R(n-d) = \begin{cases} +\frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } p_R^+(n) \geq p_R^-(n) \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } p_R^+(n) < p_R^-(n) \end{cases} \quad (3.57)$$

et

$$\hat{s}_I(n-d) = \begin{cases} +\frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } p_I^+(n) \geq p_I^-(n) \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \text{si } p_I^+(n) < p_I^-(n) \end{cases} \quad (3.58)$$

Nous pouvons de ce fait, introduire une fonction de décision de Bayes, f_B , complexe:

$$\begin{aligned} dist^{(l)}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) &= (\tilde{\mathbf{r}}(n) - \mathbf{r}_q^{(l)})^H (\tilde{\mathbf{r}}(n) - \mathbf{r}_q^{(l)}) / (2\sigma_\eta^2) \\ f_{NL}(dist^{(l)}(\tilde{\mathbf{r}}(n))) &= \exp(-dist^{(l)}(\tilde{\mathbf{r}}(n))) \\ f_B(\tilde{\mathbf{r}}(n)) &= \sum_{l=1}^4 s^{(l)} p^{(l)}(\tilde{\mathbf{r}}(n)) = \sum_{l=1}^4 \sum_{q=1}^{n_s^{(l)}} s^{(l)} \exp\left(-(\tilde{\mathbf{r}}(n) - \mathbf{r}_q^{(l)})^H (\tilde{\mathbf{r}}(n) - \mathbf{r}_q^{(l)}) / (2\sigma_\eta^2)\right) \end{aligned} \quad (3.59)$$

avec $\mathbf{r}_q^{(l)} \in \mathbf{R}_{m,d}^{(l)}$ et $n_s^{(l)} = \frac{n_s}{4}$. Ainsi, l'estimée de $s(n-d)$ est donnée par :

$$\hat{s}(n-d) = \text{sgn}(f_B(\tilde{\mathbf{r}}(n))) \quad (3.60)$$

où la fonction signe est la même définie dans (3.52).

3.4.2 Méthode de Bayes avec rétroaction

La structure du DFE de bayes, comme le montre la figure 3.5, dérive de celle du TE en incluant les M_f valeurs passées détectées [CHE94] :

$$\hat{\mathbf{s}}_f(n) = [\hat{s}(n-d-1) \cdots \hat{s}(n-d-M_f)] \quad (3.61)$$

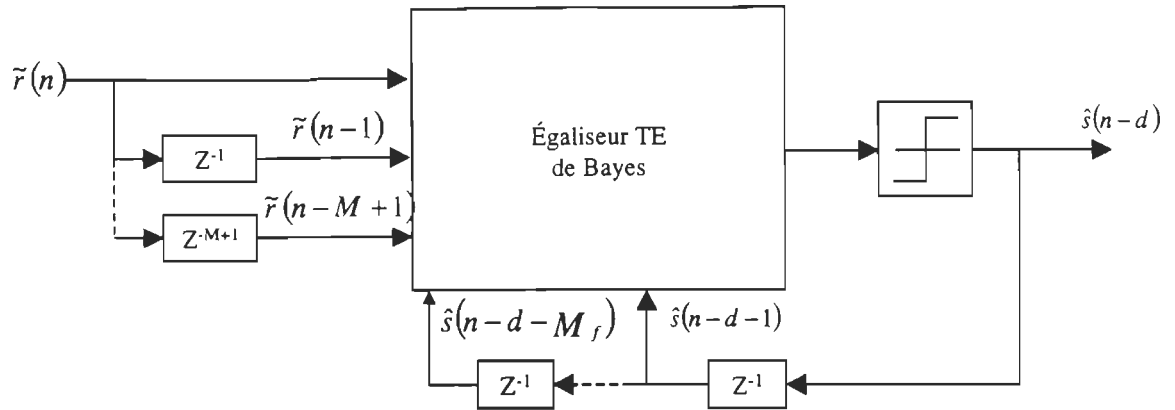


Figure 3.5 Fonctions d'appartenance utilisées pour un égaliseur FL.

où n_f est appelé l'ordre de la rétroaction.

Le rôle de cette rétroaction est de faire la sélection des centres à utiliser. Ceci permet de réduire considérablement la complexité de calcul en comparaison avec le TE. En effet, il est à noter que le vecteur, $\hat{s}_f(n)$, de l'équation (3.61) possède $nb_f = 4^{M_f}$ combinaisons possibles. Notons ces états $s_{f,i}$ ($1 \leq i \leq M_f$). Nous pouvons, alors, subdiviser chaque groupe $R_{m,d}^{(l)}$ défini en (3.54) en M_f sous groupes tel que [CHE94] :

$$\mathbf{R}_{m,d}^{(l)} = \bigcup_{1 \leq i \leq nb_f} \mathbf{R}_{m,d,i}^{(l)}, \quad 1 \leq l \leq 4 \quad (3.62)$$

où

$$\mathbf{R}_{m,d,i}^{(l)} = \{\hat{\mathbf{r}}(n) | s(n-d) = s^{(l)} \cap \hat{\mathbf{s}}_f(n-d) = \mathbf{s}_{f,i}\} \quad (3.63)$$

Et la fonction de décision de Bayes écrite précédemment pour le TE devient:

$$f_B(\tilde{\mathbf{r}}(n)|\hat{s}_f(n-d) = s_{f,i}) = \sum_{l=1}^4 \sum_{q=1}^{n_{s,i}^{(l)}} s^{(l)} \exp(-(\tilde{\mathbf{r}}(n) - \mathbf{r}_{q,i}^{(l)})^H (\tilde{\mathbf{r}}(n) - \mathbf{r}_{q,i}^{(l)}) / (2\sigma_\eta^2)) \quad (3.64)$$

où $\mathbf{r}_{q,i}^{(l)} \in \mathbf{R}_{m,d,i}^{(l)}$ et $n_{s,i}^{(l)} = \frac{n_s^{(l)}}{nb_f}$. Il suffit d'utiliser la fonction signe pour donner une estimée

de la valeur de $s(n-d)$.

On peut noter que la rétroaction n'est utilisée que pour réduire le nombre des états du système pour chaque itération. Ainsi aucune opération de filtrage n'est nécessaire. Et il est démontré géométriquement que la rétroaction, ainsi définie, donne de meilleures performances que le TE [CHE94]. Non seulement Le DFE de Bayes réduit de façon considérable la complexité de calcul par rapport au TE; mais en plus, il permet de définir tous ses paramètres en connaissant l'ordre du canal, comme suit:

$$\begin{cases} d = n_h - 1 \\ m = d + 1 \\ M_f = n_h - 1 \end{cases} \quad (3.65)$$

3.4.3 Réseaux de fonctions radiales de base

Pour réaliser les frontières des fonctions de décision du TE et du DFE, qui sont des hypersurfaces, nous avons besoin d'une propriété non linéaire que le RBF est capable d'offrir. Son architecture de base, représentée sur la figure 3.6, est constituée d'un vecteur d'unités de calculs, appelés centres qui constituent la couche cachée. Ces unités calculent le carré de la distance entre leur centre et leur vecteur d'entrée. Le résultat est divisé par un paramètre appelé largeur et noté ρ_i . Le tout passe par une fonction non linéaire. Le RBF comporte aussi un combinatoire linéaire avec des poids de connexion, w_i . Sa réponse globale [CHE93]

$$f_r(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n_h} w_i \Phi\left(\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)^H (\mathbf{x} - \mathbf{c}_i)}{\rho_i}\right) \quad (3.66)$$

où n_s est le nombre d'unités de calcul, \mathbf{c}_i les centres du RBF, ρ_i les largeurs et w_i les poids.

En comparant la réponse du RBF avec les équations (3.59) et (3.64), nous pouvons dire que le RBF a une structure identique à celle du TE et du DFE de Bayes. Ceci nous permet d'écrire:

$$\begin{cases} \Phi(\mathbf{x}) = \exp(-\mathbf{x}) \\ \rho_i = 2\sigma_e^2 \\ w_i = s^{(l)} \\ \mathbf{c}_i = \mathbf{r}_q^{(l)} \in \mathbf{R}_{m,d} \\ n_h = n_s \end{cases} \quad (3.67)$$

Ainsi, pour pouvoir utiliser le réseau RBF, il faut faire un apprentissage pour ses centres et faire une estimée de la variance du bruit. Contrairement à la dernière, qui n'a pas besoin d'être précise pour donner de bonnes performances [CHE93], la précision dans le calcul des centres du RBF est indispensable pour avoir le minimum d'erreurs de reconstitution des données. De ce fait, un calcul adaptatif est requis. Ce dernier peut être effectué par trois méthodes différentes:

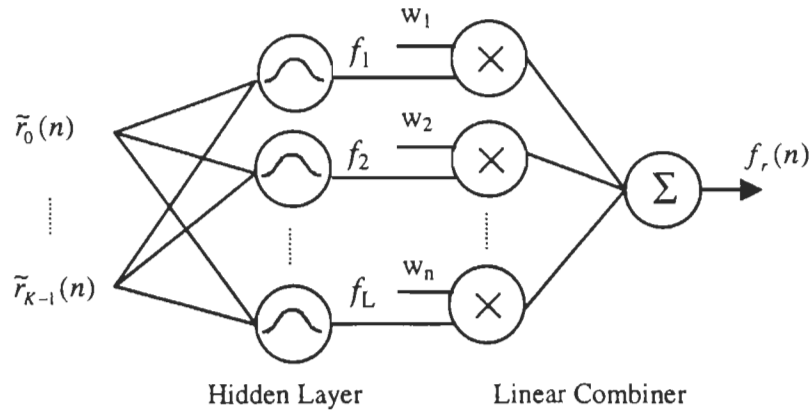


Figure 3.6 Structure du RBF.

- 1- Estimation du canal: pour les canaux linéaires, on utilise la méthode LMS ou RLS pour l'estimation des coefficients du canal. Une fois le canal identifié, on peut calculer les centres de Bayes [CHE94]. Cette méthode devient inutilisable dans le cas d'un canal non linéaire.
- 2- Utilisation de la méthode du *cluster* décrite par la procédure suivante, permet à la fois d'avoir une estimée sur la variance du bruit et l'estimation des centres:

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (s(n) = s_{a,i}) \{ \\
 & \quad \text{compteur}_i = \text{compteur}_i + 1 \\
 & \quad \hat{r}_i(n) = ((\text{compteur}_i - 1) * \hat{r}_i(n-1) + \tilde{r}(n)) / \text{compteur}_i \\
 & \quad \hat{\sigma}_\eta^2(n) = \frac{((n-1) \hat{\sigma}_\eta^2(n-1) + \|\tilde{r}(n) - \hat{r}_i(n)\|^2 / 2)}{n} \\
 & \}
 \end{aligned} \tag{3.68}$$

- 3- La procédure précédente peut être formulée autrement. En effet, nous pouvons utiliser une procédure récursive semblable à la méthode LMS mieux adaptée pour poursuivre les variations du canal [CHE94] :

$$\begin{aligned}
 & \text{if } (s(n) = s_{a,i}) \{ \\
 & \quad \hat{\mathbf{r}}_i(n) = \hat{\mathbf{r}}_i(n-1) + \gamma(\tilde{\mathbf{r}}(n) - \hat{\mathbf{r}}_i(n)) \\
 & \quad \hat{\sigma}_\eta^2(n) = \frac{((n-1) \hat{\sigma}_\eta^2(n-1) + \|\tilde{\mathbf{r}}(n) - \hat{\mathbf{r}}_i(n)\|^2 / 2)}{n} \\
 & \}
 \end{aligned} \tag{3.69}$$

où γ est le pas d'adaptation de la procédure d'estimation des centres.

Une fois qu'on a estimé les centres, on se retrouve au même point que dans la procédure de Bayes. La seule différence est qu'au lieu d'avoir les centres idéaux, qui ne sont pas disponibles en pratique, on utilise les centres estimés ou appris. Il suffit d'appliquer les mêmes algorithmes que dans Bayes pour avoir les versions transversale (RBF-TE) et avec rétro-action (RBF-DFE).

3.5 Proposition d'un égaliseur Bayes fractionnaire

Nous avons vu, dans le chapitre 2, l'utilité d'utiliser les canaux fractionnaires dans les communications numériques. La méthode de Bayes, contrairement aux égaliseurs définis dans les paragraphes 3.1 à 3.3, ne se déduit pas automatiquement pour un éventuel emploi à l'égalisation des canaux fractionnaires. Ainsi, le but de cette section est de définir une méthode, basée sur les lois de la probabilité, pour appliquer la méthode de Bayes comme égaliseurs de canaux fractionnaires.

Soit la fonction de distribution de probabilité (f.d.p.) conditionnelle $p(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n))$ donnant $s(n-d) = s^{(l)}$ avec $1 \leq l \leq 4$. La f.d.p. conditionnelle de $\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n)$ donnant

$$\text{Re}(s(n-d)) = s_R(n-d) = \frac{1}{\sqrt{2}} \text{ est :}$$

$$\begin{aligned}
 p_R^+(n) &= p \left(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n) \middle| s_R(n-d) = \frac{1}{\sqrt{2}} \right) \\
 &= p^{(1)}(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n)) + p^{(3)}(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n))
 \end{aligned} \tag{3.70}$$

Avec le même principe, nous pouvons définir $p_R^-(n)$, $p_I^+(n)$ et $p_I^-(n)$. Nous pouvons ainsi introduire une fonction de décision complexe:

$$\begin{aligned}
 f_B(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n)) &= \left(\frac{1}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}} j \right) p^{(1)}(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n)) + \\
 &\quad \left(-\frac{1}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}} j \right) p^{(2)}(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n)) + \\
 &\quad \left(\frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{2}} j \right) p^{(3)}(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n)) + \\
 &\quad \left(-\frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{2}} j \right) p^{(4)}(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n))
 \end{aligned} \tag{3.71}$$

La règle de décision de Bayes s'écrit alors :

$$\hat{s}(n-d) = \text{sgn}(f_B(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n))) \tag{3.72}$$

3.5.1 Bayes fractionnaire transversal

Le schéma de principe est représenté dans la figure 3.7. Le principe reste le même, seule l'équation (3.59) change. Cette dernière devient:

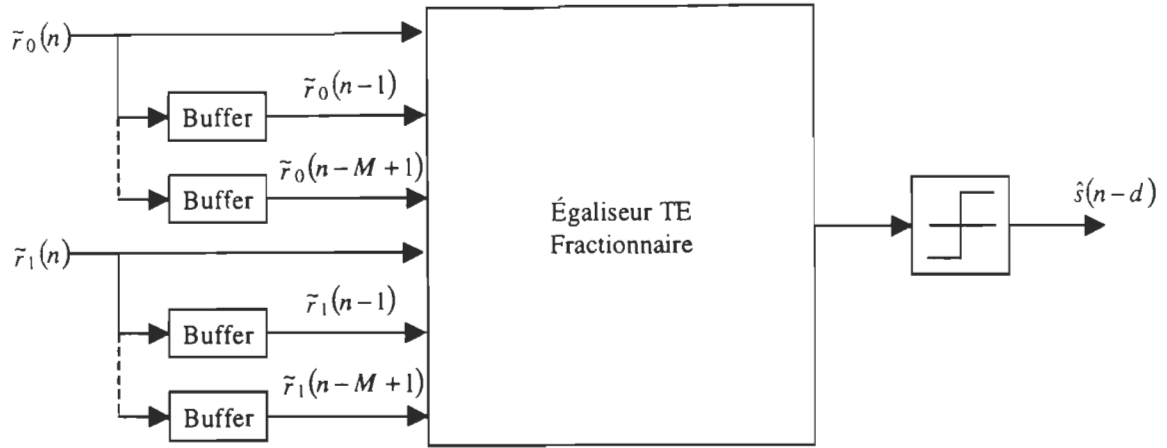


Figure 3.7 Structure de l'égaliseur de Bayes TE fractionnaire.

$$f_B(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n) | \hat{s}(n-d) = s_i) = \sum_{l=1}^4 \sum_{q=1}^{n_s^{(l)}} s^{(l)} \exp \left(- \left((\tilde{\mathbf{r}}_0(n) - \mathbf{r}_{0q,i}^{(l)})^H (\tilde{\mathbf{r}}_0(n) - \mathbf{r}_{0q,i}^{(l)}) + (\tilde{\mathbf{r}}_1(n) - \mathbf{r}_{1q,i}^{(l)})^H (\tilde{\mathbf{r}}_1(n) - \mathbf{r}_{1q,i}^{(l)}) \right) / (2\sigma_\eta^2) \right) \quad (3.73)$$

$$\mathbf{r}_{0q}^{(l)} \in \mathbf{R}_{0m,d}^{(l)} \quad \mathbf{r}_{1q}^{(l)} \in \mathbf{R}_{1m,d}^{(l)} \quad \text{et} \quad n_s^{(l)} = \frac{n_s}{4}$$

3.5.2 Bayes fractionnaire avec rétroaction

Le schéma général d'un égaliseur Bayes-DFE fractionnaire est représenté sur la figure 3.8. Le principe reste le même, seule l'équation (3.64) change. Cette dernière devient:

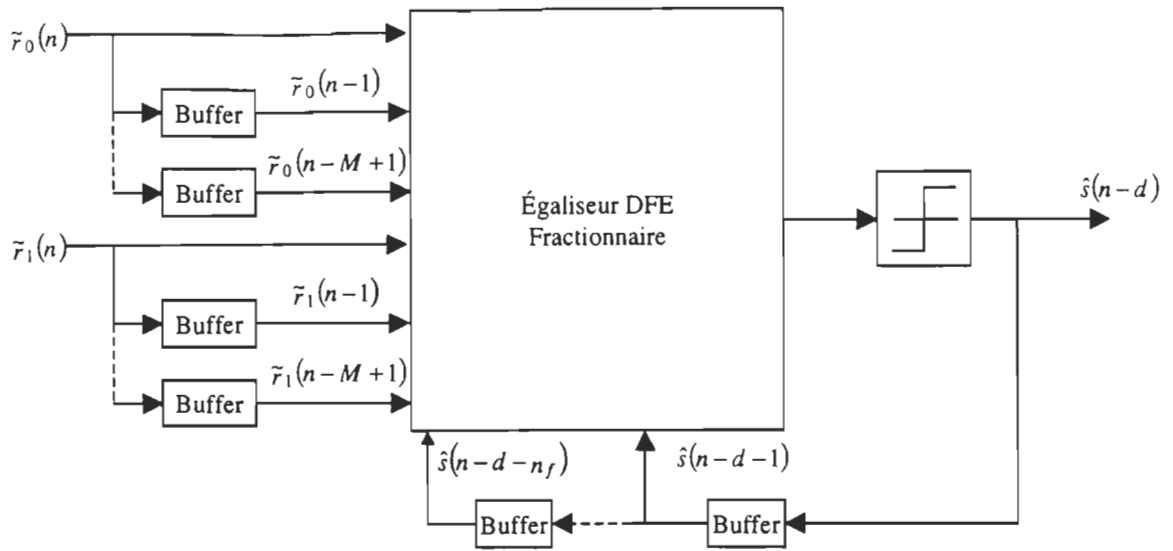


Figure 3.8 Structure de l'égaliseur de Bayes DFE fractionnaire.

$$\begin{aligned}
 f_B(\tilde{\mathbf{r}}_0(n), \tilde{\mathbf{r}}_1(n) | \hat{\mathbf{s}}_f(n-d) = \mathbf{s}_{f,i}) &= \sum_{l=1}^4 \sum_{q=1}^{n_{s,i}^{(l)}} s^{(l)} \\
 \exp \left(- \left((\tilde{\mathbf{r}}_0(n) - \mathbf{r}_{0q,i}^{(l)})^H (\tilde{\mathbf{r}}_0(n) - \mathbf{r}_{0q,i}^{(l)}) + \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. (\tilde{\mathbf{r}}_1(n) - \mathbf{r}_{1q,i}^{(l)})^H (\tilde{\mathbf{r}}_1(n) - \mathbf{r}_{1q,i}^{(l)}) \right) / (2\sigma_\eta^2) \right) \\
 \mathbf{r}_{0q}^{(l)} &\in \mathbf{R}_{0m,d}^{(l)} \quad \mathbf{r}_{1q}^{(l)} \in \mathbf{R}_{1m,d}^{(l)} \quad \text{et} \quad n_s^{(l)} = \frac{n_s}{4}
 \end{aligned} \tag{3.74}$$

Remarque : La sous-section 3.5.3 reste valable pour l'apprentissage des centres et l'application des réseaux de fonctions radiales de base. La seule différence est qu'il y aura deux procédures d'apprentissage; une pour chaque sous-canal.

3.6 Méthode MLSE et proposition de l'adaptation pour canal non linéaire

La méthode MLSE est basée sur la théorie du maximum de vraisemblance, une version sous optimale connue portant le nom de l'auteur, Viterbi, servira de méthode de référence dans notre étude comparative. La méthode MLSE se base sur la séquence complète

envoyée pour estimer la séquence transmise alors que la méthode de Viterbi ne considère qu'un retard d . Ceci permet de dire que la méthode de Viterbi est un algorithme sous-optimal de la théorie du maximum de vraisemblance. Pour plus de détails, nous suggérons [PRO95]. Dans la suite du travail, nous avons appliqué la méthode de Viterbi, faisant partie de la théorie du maximum de vraisemblance, c'est pourquoi nous conservons la notation MLSE pour le reste du travail.

La méthode d'adaptation du MLSE est basée sur l'estimation des coefficients du canal avec la méthode des moindres carrés (LMS) [HAY95]. À partir de ces coefficients, nous calculons les coefficients du trellis [HAY95].

La méthode d'adaptation du MLSE, basée sur l'estimation des coefficients du canal, n'est pas adaptée aux canaux non linéaires. Ceci réduit d'avantage son utilisation en pratique. C'est pourquoi nous proposons, dans cette étude, d'utiliser comme méthode d'apprentissage des coefficients du MLSE la technique du cluster définie selon la procédure (3.68) ou (3.69). L'algorithme ainsi adapté est nommé MLSE-CL.

3.7 Méthodes étudiées pour l'étude comparative

Étant donné le nombre important de méthodes à étudier, nous avons résumé dans le tableau 3.1 les différents algorithmes considérés en mettant en évidence les numéros des équations correspondants.

Tableau 3.1 Liste des méthodes d'égalisation de canaux faisant l'objet de l'étude comparative.

Méthode	Description	Section	Equations
LE-LMS	égaliseur linéaire basé sur un filtre transversal linéaire avec adaptation LMS	3.1.1	(3.1) à (3.4)
LE-LMS-normalisé	égaliseur linéaire basé sur un filtre transversal linéaire avec adaptation LMS normalisé.	3.1.2	(3.1), (3.2) et (3.5)
LE-RLS	égaliseur linéaire basé sur un filtre transversal linéaire avec adaptation RLS	3.1.3	(3.1), (3.2) et (3.6)
LE-DFE	égaliseur linéaire basé sur un filtre avec rétroaction.	3.1	(3.7) et (3.8)
MNN	égaliseur basé sur un réseau de neurones multicouche (<i>Multilayer Neural Network</i>)	3.2.1	(3.9) à (3.18)
RNN	égaliseur basé sur un réseau de neurones récurrents (<i>Recursive Neural Network</i>).	3.2.2	(3.19) à (3.29)
MNN	égaliseur basé sur un réseau de neurones multicouche (<i>Multilayer Neural Network</i>)	3.2.3	(3.30) à (3.39)
LF	égaliseur basé sur la logique floue (<i>Fuzzy Logic</i>) avec adaptations LMS, LMS normalisé ou RLS.	3.3	(3.40) à (3.52)
MLSE	égaliseur à maximum de vraisemblance (<i>Maximum Likelihood Sequence Estimation</i>) ou Viterbi.	3.4	
RBF-TE-BS	Méthode de Bayes en Baud espace transversale avec centres appris avec la méthode cluster.	3.5.1	(3.53) à (3.60) et (3.68)
RBF-DFE-BS	Méthode de Bayes en Baud espace avec rétroaction avec centres appris avec la méthode cluster.	3.5.2	(3.61) à (3.65) et (3.68)
RBF-TE-f	Méthode de Bayes en fractionnaire transversale avec centres appris avec la méthode cluster.	3.6.1	(3.70) à (3.73) et (3.68)
RBF-DFE-f	Méthode de Bayes en fractionnaire avec rétroaction avec centres appris avec la méthode cluster.	3.6.2	(3.70) à (3.72), (3.74) et (3.68)

3.8 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de définir les différentes méthodes utilisées pour l'égalisation des canaux. Nous avons aussi pu constater les différents paramètres qui influencent le comportement de chaque algorithme. Ainsi, nous pouvons étudier leurs influences en terme de robustesse et de vitesse de convergence de chaque méthode. Nous avons aussi défini un nouvel algorithme basé sur la méthode de Bayes pour l'égalisation des canaux fractionnaires. Les résultats de simulations de toutes les différentes méthodes sont reportés dans le chapitre 4.

Chapitre 4

Résultats de comparaison des égaliseurs

Les différents algorithmes pour des égaliseurs transversaux et avec rétroaction ont été présentés au chapitre 3. Nous avons remarqué que tous ces algorithmes dépendent d'un ou plusieurs paramètres qui peuvent influencer le comportement de l'égaliseur. Dans ce chapitre, nous reportons l'influence de ces paramètres sur les performances de chaque algorithme exposé au chapitre précédent. De plus, nous ferons une synthèse des résultats de simulation en comparant les performances de ces méthodes entre elles et ceci pour différents types de canaux définis au chapitre 2 et pour les modulations 2PAM et 4QAM.

Nous commençons par établir la procédure de comparaison dans la section 4.1. La section 4.2 expose les résultats de simulations par rapports aux paramètres des différents algorithmes traités dans le chapitre précédent. Nous passons après à l'étude de la convergence dans la section 4.3 après avoir choisi les paramètres optimaux. À la section 4.4, une synthèse des résultats de simulation des différents algorithmes pour déduire l'algorithme le plus performant est faite.

Nous terminons, à la section 4.5 par une conclusion sur les performances et le choix de la méthode à adopter selon les cas de figure.

4.1 Procédure de la comparaison

Toutes les courbes que nous allons présenter pour le choix des paramètres d'un égaliseur mettent en évidence le taux d'erreur sur les symboles transmis (SER – *Symbol Error Rate*) en fonction du rapport signal sur bruit (SNR – *Signal Noise Ratio*). Ces courbes sont obtenues en faisant la moyenne de 20 répétitions et pour 50 000 données transmises. Nous démontrerons que le choix de ces quantités est justifié et suffisant pour être en mesure de comparer les résultats et ainsi choisir les paramètres à conserver pour le reste des simulations.

La procédure de comparaison se réalisera en deux grandes étapes :

4.1.1 Étude des paramètres géométriques

Étant donné le nombre important des méthodes d'égalisation des canaux exposés au chapitre 3 (voir Tableau 3.1), l'étude par rapport aux paramètres de chacune d'elles est faite de la façon suivante:

- Détermination des paramètres optimaux, M , M_{dfe} et d , du filtre linéaire par rapport au canal linéaire étant donnée que ce premier n'est pas adapté pour les canaux non linéaires.

- Détermination des paramètres optimaux de chacun des autres filtres adaptatifs par rapport au canal non linéaire. En effet, nous partons du principe que le canal non linéaire est beaucoup plus difficile à égaliser qu'un canal linéaire et donc les paramètres sont plus difficiles à établir.

Il est à noter aussi que le nombre d'itérations d'adaptation est choisi assez grand pour assurer la convergence de la méthode par un choix judicieux des paramètres de l'algorithme d'adaptation.

- 4.1.2 Étude de la convergence

Une fois que nous avons établi les paramètres optimaux de chaque égaliseur, nous nous intéressons aux paramètres spécifiques à l'adaptation des coefficients de chaque méthode qui sont le pas d'adaptation μ et le facteur d'oubli λ avec 50 000 données transmises et 20 répétitions. L'égaliseur à base de la logique floue fait exception, nous nous sommes contentés d'utiliser 10 000 données transmises et 10 répétitions à cause du temps de simulation très important que nécessite cet algorithme par rapport aux autres méthodes. Étant donné que la convergence peut être obtenue pour plusieurs valeurs de ces paramètres, l'étude est faite par rapport à la vitesse de convergence en considérant un niveau de bruit prédéfini pour chaque canal. Ce niveau de bruit est choisi de telle façon à ce que pour des valeurs adéquates d'un des deux facteurs, μ et λ , précédemment cités, le taux d'erreur soit inférieur à un symbole sur 50 000. Ceci nous permettra d'apprécier les courbes de convergence.

4.2 Étude des paramètres

L'étude des paramètres est faite pour une modulation 2PAM et en utilisant les canaux C1, C2 en Baud espacé et C2 fractionnaire. Étant donné le nombre important de figures, nous ne reportons dans cette section que les paramètres optimaux que nous regroupons dans les trois tableaux 4.1, 4.2 et 4.3. L'ensemble de ces figures est disponible dans [DAH99]. Les deux niveaux de BER retenus (10^{-2} et 10^{-4}) nous permettent de donner les performances des égaliseurs dans un milieu bruité et peu bruité respectivement. Nous allons résumer les différentes constatations, selon la méthode utilisée, que nous avons remarquées des différentes figures du rapport [DAH99] établi dans le laboratoire des signaux et systèmes intégrés durant l'été 1999 :

- 1- Il n'est pas nécessaire d'augmenter indéfiniment l'ordre d'un égaliseur TE pour améliorer ses performances. Au contraire, on note une légère augmentation du SER. En effet, le fait d'augmenter l'ordre de l'égaliseur linéaire augmente le nombre d'observations non corrélées. Ceci augmente les erreurs d'adaptation [HAY96].
- 2- La théorie sur les principes de la logique floue exposés au chapitre 3 nous permet de constater que l'ordre à choisir pour un tel filtre est $M=2$. En effet, une valeur supérieure augmente considérablement le temps et la complexité de calcul et rend l'intégration sur silicium très difficile si ce n'est impossible [ZAK99]. Le retard associé à l'ordre $M=2$ est $d=1$.

Le signal à l'entrée du filtre doit être normalisé pour minimiser la longueur de l'intervalle où se trouvent les centres des fonctions d'appartenances.

Tableau 4.1 Paramètres optimaux pour le canal C1 en Baud espacé avec minimum de l'erreur e associée durant la séquence d'adaptation (T.R. : Taux de Recouvrement).

Canal	Méthode	Méthode d'adaptation	Paramètres optimaux	SNR (dB) pour un BER égal à	
				10^{-2}	10^{-4}
linéaire	LE	LMS	$M=7, d=4$	13.5	19
		LMS normalisé	$M=7, d=4$	14	19
		RLS	$M=7, d=4$	13.5	18.5
	LE-DFE	LMS	$M=7, d=4, M_f=3$	12	16
		LMS normalisé	$M=7, d=4, M_f=3$	13	17
		RLS	$M=7, d=4, M_f=3$	12	17
Non linéaire	FL	LMS	$M=2, d=1, m_i=6,$ T.R.=2	19.5	25.5
		LMS normalisé	$M=2, d=1, m_i=4$ T.R.=1	19.5	25
		RLS	$M=2, d=1, m_i=6,$ T.R.=1	19.5	25
Non linéaire	MNN	Rétropropagation	$M=3, N=3, d=2$	22	27
	RNN	Rétropropagation	aucune convergence observée	-	-
	MNN-DFE	Rétropropagation	$M=3, N=5, d=2,$ $M_f=1$	23	27.5
Non linéaire	RBF-TE	Méthode du <i>cluster</i>	$M=3, d=3$	21	25.5
	RBF-DFE	Méthode du <i>cluster</i>	$M=3, d=2, M_f=2$	17.5	23

Tableau 4.2 Paramètres idéaux pour le canal C2 en Baud espacé avec minimum de l'erreur e associée durant la séquence d'adaptation (T.R.: Taux de Recouvrement).

Canal	Méthode	Méthode d'adaptation	Paramètres optimaux	SNR (dB) pour un BER égal à	
				10^{-2}	10^{-4}
linéaire	LE	LMS	M=23, d=12	19	27
		LMS normalisé	M=23, d=12	19	27
		RLS	M=19, d=12	19	27
	LE-DFE	LMS	M=23, d=12, $M_f=3$	17.5	20
		LMS normalisé	M=23, d=12, $M_f=3$	16	19
		RLS	M=19, d=12, $M_f=3$	14.5	18.5
Non linéaire	FL	LMS	M=2, d=1, $m_i=8$, T.R.=2	35	41
		LMS normalisé	M=2, d=1, $m_i=8$, T.R.=1	35	41
		RLS	M=2, d=1, $m_i=8$, T.R.=2	33	39
Non linéaire	MNN	Rétropropagation	aucune convergence	-	-
	RNN	Rétropropagation	aucune convergence	-	-
	MNN-DFE	Rétropropagation	M=3, N=3, d=4, $M_f=1$	26	28
Non linéaire	RBF-TE	Méthode du <i>cluster</i>	M=4, d=3	21	25.5
	RBF-DFE	Méthode du <i>cluster</i>	M=4, d=3, $M_f=3$	20	32.5

Tableau 4.3 Paramètres idéaux pour le canal C2 fractionnaire avec minimum de l'erreur e associée durant la séquence d'adaptation.

Canal	Égaliseur	Méthode d'adaptation	Paramètres optimaux	SNR (dB) pour un BER égal à	
				10^{-2}	10^{-4}
linéaire	LE	LMS	$M=9, d=5$	19	27
		LMS normalisé	$M=7, d=4$	23	30
		RLS	$M=11, d=6$	19	26.5
	LE-DFE	LMS	$M=9, d=5, M_f=3$	15.5	18
		LMS normalisé	$M=7, d=4, M_f=3$	17.5	20
		RLS	$M=11, d=6, M_f=3$	14	17.5
Non linéaire	FL	LMS	$M=2, d=1, m_i=8,$ $T.R.=1$	20	28
		LMS normalisé	$M=2, d=1, m_i=8,$ $T.R.=3$	19	27.5
		RLS	$M=2, d=1, m_i=8,$ $T.R.=2$	23	31
Non linéaire	MNN	Rétropropagation	$M=3, N=5, d=3$	21.5	22
	RNN	Rétropropagation	$M=3, N=3, d=2$	17	25
	MNN-DFE	Rétropropagation	$M=3, N=5, d=3,$ $M_f=1$	22	28
Non linéaire	RBF-TE	Méthode du <i>cluster</i>	$M=4, d=3$	15	19
	RBF-DFE	Méthode du <i>cluster</i>	$M=4, d=3, M_f=3$	12.5	17

Le choix du nombre de fonctions d'appartenance doit être pair pour avoir de meilleures performances que la méthode d'adaptation soit basée sur LMS, LMS normalisé ou RLS. Effectivement, en prenant un nombre impair, nous nous

retrouvons avec une fonction d'appartenance centrée sur 0. Ceci rend la décision sur les observations, proches de zéro, assez difficile. Et pour pouvoir choisir un nombre impair, il faut augmenter le taux de recouvrement comme le montrent explicitement les figures dans le rapport [DAH99]. En effet, plus nous augmentons le taux de recouvrement plus les observations, proches de zéro, se voient attribuer plusieurs fonctions d'appartenance avec différents degrés. Ceci rend l'égalisation plus facile. Cependant, la solution idéale est de prendre un nombre pair.

- 3- Les réseaux de neurones artificiels ne sont pas très adaptés à l'égalisation des canaux, surtout lorsque l'œil est fermé sévèrement, mis à part la structure MNN-DFE. Cependant, l'utilisation des canaux fractionnaires laisse une porte ouverte à l'éventuel emploi des deux structures MNN et RNN.
- 4- En ce qui concerne la méthode de Bayes (ou RBF), nous avons noté que la version transversale est sensible au retard et à l'ordre de l'égaliseur alors que la structure avec rétroaction converge à toutes les fois avec un ordre et un retard prédéfinis.
- 5- D'une façon générale, la rétroaction permet, quelque soit le type d'égaliseur, d'améliorer les performances d'une méthode en réduisant au maximum l'effet du bruit blanc [HAY96]. De ce fait, pour comparer les performances des méthodes, il faut que ces dernières appartiennent à la même classe; à savoir toutes transversales ou toutes avec rétroaction.

Nous notons aussi en lisant les différents tableaux que le canal C2, en Baud espacé, est plus difficile à égaliser que C1. Ceci confirme la théorie exposée à la section 2.4.

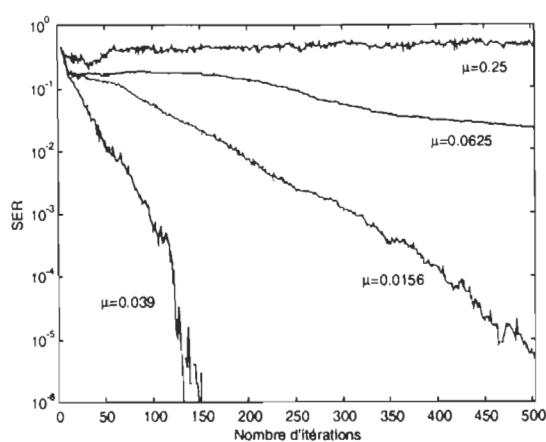
Cependant, le fait d'utiliser le canal fractionnaire, nous nous retrouvons avec la même facilité d'égalisation que le canal C1. Ainsi, pour la synthèse des résultats, nous nous intéresserons uniquement à l'égalisation des canaux fractionnaires.

4.3 Étude de la convergence

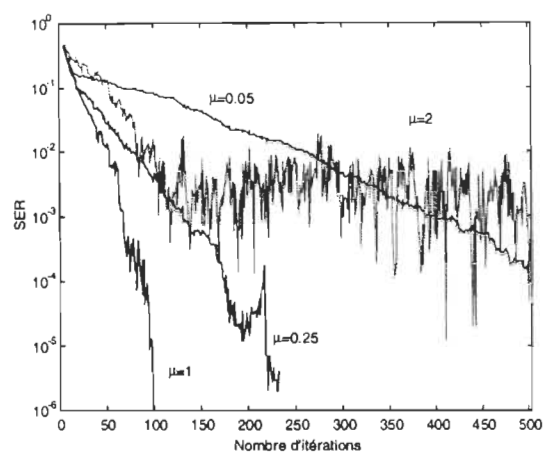
Les résultats de simulations sont représentés sur les figures 4.1 et 4.2 pour le canal C1. Pour le deux autres canaux (C2 Baud espacé et C2 fractionnaire), les figures sont dans le rapport [DAH99]; seuls les paramètres optimaux sont reportés dans le tableau 4.4.

Tableau 4.4 Paramètres pour la meilleure vitesse de convergence pour un SNR donné.

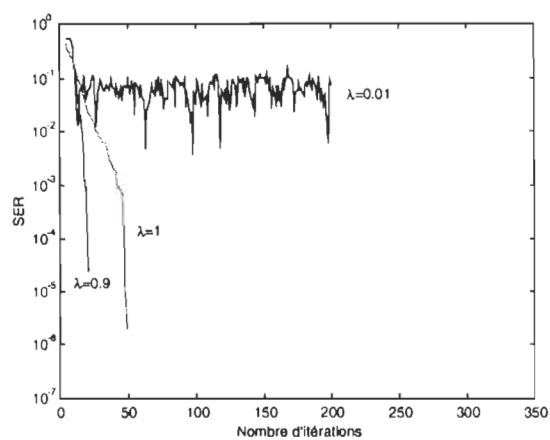
canal	Méthode	Méthode d'adaptation	C1 SNR=30dB	C2 Baud espacé SNR=45dB	C2 fractionnaire SNR=30dB
Linéaire	LE	LMS	$\mu=0.039$	$\mu=0.05$	$\mu=0.0625$
		LMS normalisé	$\mu=1$	$\mu=0.5$	$\mu=0.5$
		RLS	$\lambda=0.9$	$\lambda=0.99$	$\lambda=0.95$
Non linéaire	FL	LMS	$\mu=0.5$	$\mu=1$	$\mu=0.25$
		LMS normalisé	$\mu=1$	$\mu=1$	$\mu=1$
Non linéaire	RNA	MNN	$\mu=0.5$	-	$\mu=0.5$
		MNN-DFE	$\mu=0.5$	$\mu=0.5$	$\mu=0.5$
Non linéaire	RBF	TE	$\hat{\sigma}_\eta = \sigma_\eta$	$\hat{\sigma}_\eta = \sigma_\eta$	$\hat{\sigma}_\eta = \sigma_\eta$
		DFE	$\hat{\sigma}_\eta = \sigma_\eta$	$\hat{\sigma}_\eta = \sigma_\eta$	$\hat{\sigma}_\eta = \sigma_\eta$



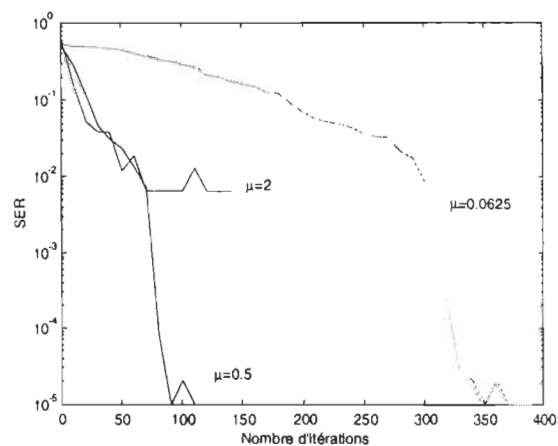
a. Canal linéaire avec LMS



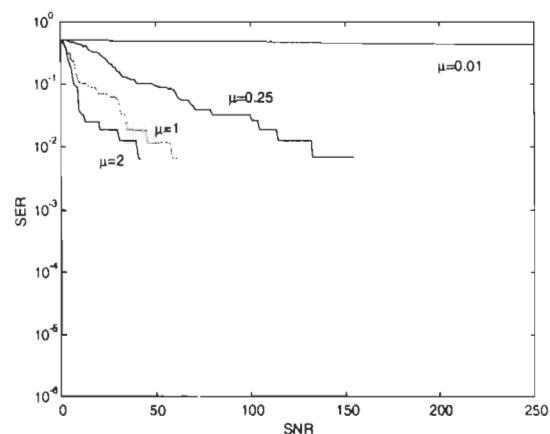
b. Canal linéaire avec LMS normalisé



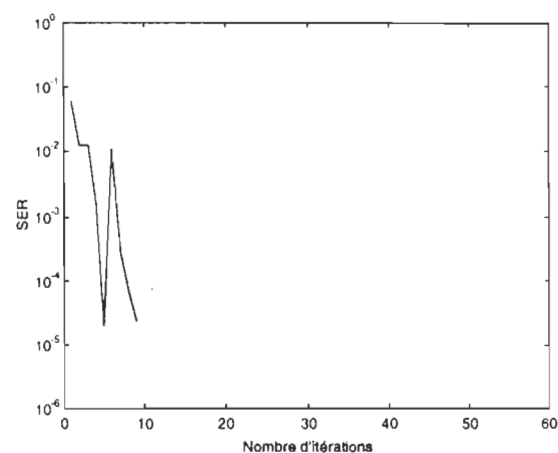
c. Canal linéaire avec RLS



d. Canal non linéaire avec FL-LMS

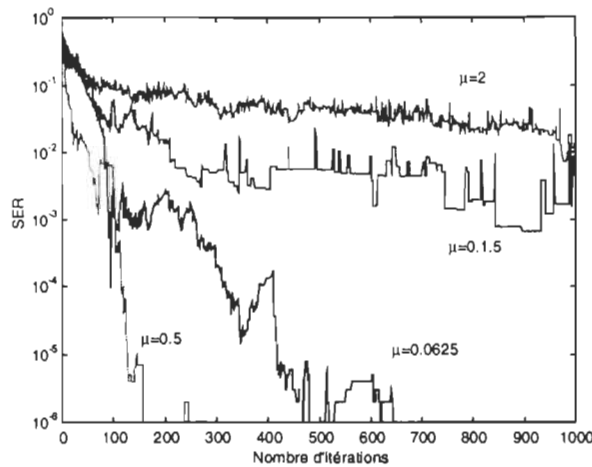


e. Canal non linéaire avec FL-LMS normalisé

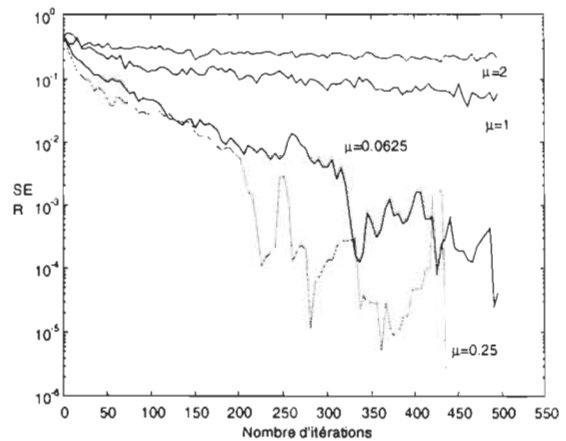


f. Canal non linéaire avec RBF

Figure 4.1 Courbes de vitesse de convergence pour le canal C1.



e. Canal non linéaire avec MNN



f. Canal non linéaire MNN-DFE

Figure 4.2 Courbes de vitesse de convergence pour le canal C1 avec RNA.

D'une façon générale, nous remarquons que la version normalisée de LMS est beaucoup moins sensible au pas d'apprentissage. Nous constatons aussi des vitesses de convergences de la version normalisée comparables à celles avec RLS.

Il faut aussi bien interpréter à la figure 4.1-f la courbe de la vitesse de convergence du RBF. En effet, les schémas montrés sont par rapport à l'apprentissage d'un seul centre. Pour être rigoureux dans la comparaison, il faut multiplier le nombre d'itération nécessaire par le nombre de centres. Le résultat de cette multiplication peut être comparé aux autres méthodes. Par exemple, dans le cas de la figure 4.2-f, nous avons 32 centres et 10 itérations par centre. Ainsi, le nombre total d'itérations se monte à 320 itérations pour la méthode.

4.4 Synthèse des résultats

Les résultats exposés dans les deux dernières sections nous ont permis d'apprécier l'apport du fractionnaire pour améliorer les performances et rendre les canaux plus facile à

égaliser. Ces résultats de simulations nous permettent aussi d'apprécier le bon fonctionnement de la méthode de Bayes fractionnaire proposée dans ce mémoire.

Étant donné l'importance du choix d'un canal de communication pour bâtir une étude comparative rigoureuse, nous allons utiliser les canaux C3 et C4 définis à la section 2.3. Issus d'un modèle de communication sans fil réel, nous avons choisi les centres de ces deux canaux pour obtenir un canal sans et avec évanouissements spectraux (C3 et C4 respectivement). La modulation des données est de type 4QAM ou QPSK et le calcul des coefficients du modèle est fait de telle façon que l'énergie du signal à la réception est normalisé (voir annexe). Ceci rend le modèle le plus proche possible de la réalité. Cependant, pour les canaux C1 et C2 utilisés précédemment, les résultats de comparaison sont dans le rapport [DAH99].

Dans une première approche, nous avons comparé les méthodes qui ne peuvent fonctionner que dans le cas d'un canal linéaire. À savoir, les égaliseurs linéaires (nous avons choisi LMS comme exemple dans notre cas) et les méthodes RBF et le MLSE (Viterbi). Pour ces deux dernières méthodes, nous avons estimé les coefficients du canal en utilisant un filtre linéaire avec adaptation LMS. Les coefficients estimés sont alors utilisés pour le calcul des centres, d'où l'appellation de méthode indirecte. Les résultats de simulations sont regroupés dans la figure 4.3.

Nous avons rajouté la courbe sans égaliseur dans le cas du canal C3 pour mettre l'accent sur la nécessité d'insérer un égaliseur pour la reconstitution des données transmises.

Le terme RBF-DFE-d vise l'égalisation avec la méthode RBF avec rétroaction en utilisant la séquence détectée comme rétroaction. Nous n'avons retenu que ce terme; étant donné que c'est celui qui est utilisable dans la pratique. Il faut noter aussi que ces courbes sont obtenues avec les coefficients optimaux trouvés avec la même procédure qu'à la section 4.1. Les canaux en Baud espacé sont obtenus en ne considérant que le sous canal H_0 présenté à la figure 2.3 et par les équations (2.20) et (2.21).

Du point de vue performances, nous remarquons que le RBF avec rétroaction s'approche de la limite théorique des égaliseurs à savoir le MLSE. Ce dernier, qui est basé sur l'étude statistique du comportement d'une séquence de données transmises, ne permet pas de donner des décisions symbole par symbole. Ceci le rend vulnérable pour la poursuite des canaux variables dans le temps [CHE95]. De plus, la méthode d'adaptation du MLSE, basée sur l'estimation des coefficients du canal, n'est pas adaptée aux canaux non linéaires. Ceci réduit d'avantage son utilisation en pratique. C'est pourquoi nous proposons, à la section 3.6, d'utiliser comme méthode d'apprentissage des coefficients du MLSE la technique du cluster. L'algorithme ainsi adapté est nommé MLSE-CL.

Ainsi, la méthode du RBF proposée dans ce mémoire (section 3.6) fonctionne très bien pour l'égalisation des canaux fractionnaires dans le cas du canal C3. Sans avoir fait d'étude exhaustive sur la stabilité de la méthode proposée, nous pouvons dire cependant, que la méthode est assez stable compte tenu de la qualité des courbes obtenues et des différents canaux étudiés tels que les deux canaux C3 et C4 sous leur forme linéaire.

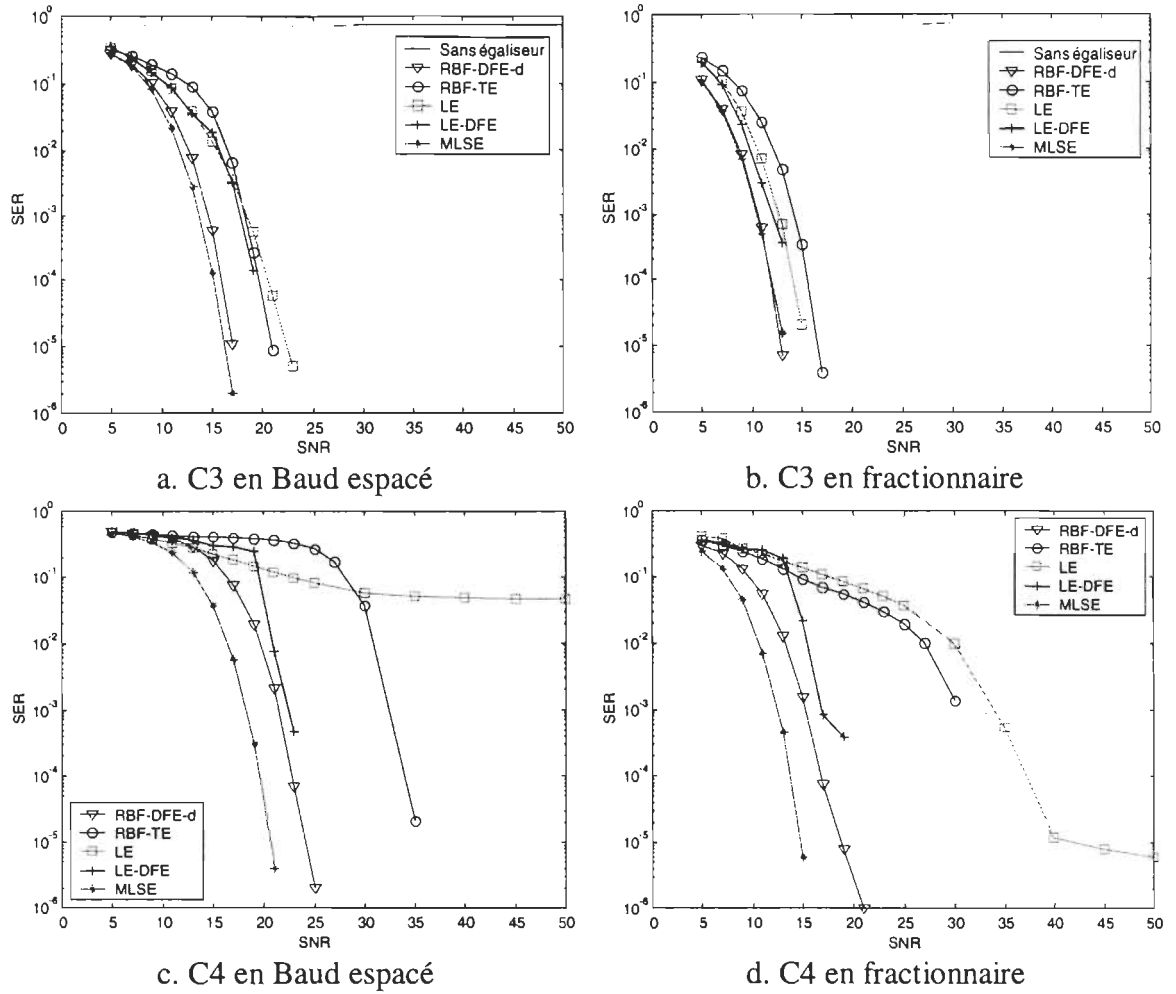


Figure 4.3 Comparaison des performances des méthodes linéaires et des méthodes indirectes dans le cas d'un canal linéaire.

Pour la suite des simulations, nous nous sommes concentrés sur les canaux fractionnaires C3 et C4 dans des milieux linéaires et non linéaires.

Pour la suite de la comparaison, l'égaliseur avec maximum de vraisemblance (MLSE) est utilisé avec la méthode proposée à savoir le MLSE-CL.

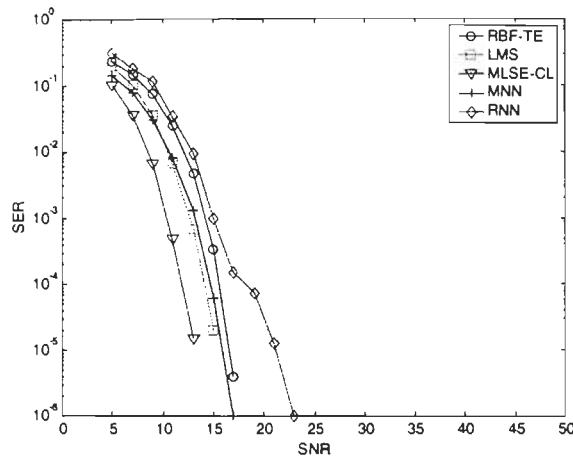
En premier lieu, nous avons comparé les résultats obtenus avec des égaliseurs transversaux à savoir: LE (avec LMS), RBF (adapté avec la méthode du *cluster*), MNN et

RNN. La figure 4.4 nous résume les performances. Nous pouvons constater le très bon fonctionnement de LE avec LMS pour l'égalisation de canaux linéaires alors que, comme prévue, elle a des difficultés avec les canaux non linéaires.

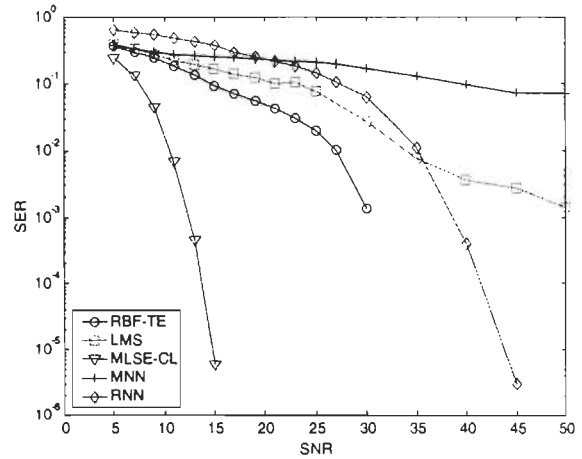
Une remarque aussi peut être faite par rapport aux égaliseurs transversaux à base des réseaux de neurones artificiels. Les versions MNN et RNN sont d'autant plus difficiles à adapter que les canaux utilisés comportent des évanouissements spectraux.

Sinon, d'une façon générale, le RBF, utilisé avec l'algorithme proposé, reste le plus stable du point de vue performances à travers les différents canaux qu'ils soient linéaires ou non, qu'ils comportent des évanouissements spectraux ou non.

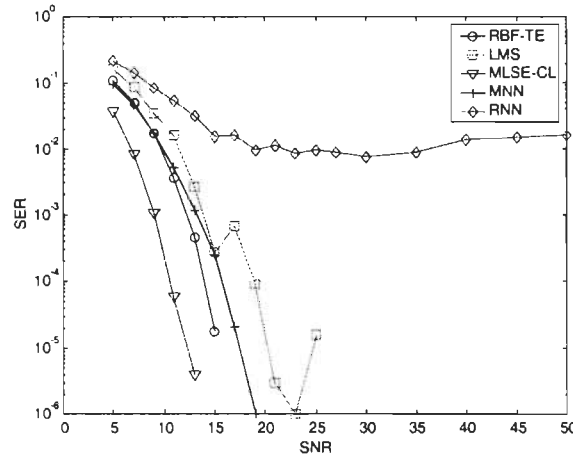
Il est à noter que l'égaliseur à base de la logique floue ne se retrouve pas dans les résultats de simulations exposées dans cette partie. En effet, sa complexité de calcul ainsi que le temps de simulations sont trop importants pour envisager une éventuelle utilisation dans les systèmes de communication comme égaliseur des données modulées en 4QAM ou plus. En effet, certains articles [LEE96] suggèrent l'utilisation d'autant de fonctions d'activation que de centres du RBF avec une complexité de calcul beaucoup plus importante que ce dernier. De plus, même si nous avons remarqué le bon comportement de la logique floue pour l'égalisation des canaux à valeurs réelles (2PAM), ses performances restent moins bonnes que celles du RBF et ceci quelque soit la méthode d'adaptation.



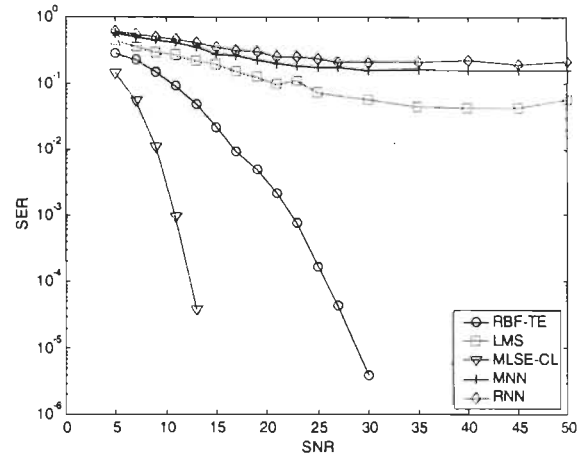
a. C3 linéaire



b. C4 linéaire



c. C3 non linéaire



d. C4 non linéaire

Figure 4.4 Comparaison des performances entre les différents égaliseurs transversaux symbole par symbole.

Ainsi, une éventuelle intégration sur silicium de la logique floue appliquée à l'égalisation des canaux à valeurs complexes (QPSK ou plus) n'est pas envisageable. Du moins, il n'existe pas d'application industrielle qui nécessiterait l'utilisation de la logique floue pour assurer une transmission fiable des données.

En se basant sur le même principe qui a permis l'obtention de la figure 4.4, nous avons tracé les courbes de la figure 4.5 en utilisant les égaliseurs avec rétroaction (DFE). Nous

notons là aussi, les bonnes performances des méthodes linéaires représentées par l'adaptation LMS. Il y a même convergence dans le cas des canaux non linéaires. Ceci s'explique par le fait d'utiliser des canaux fractionnaires et donc deux fois plus d'informations pour mieux égaliser et par la sévérité de la non linéarité. En effet, cette dernière peut s'avérer moins sévère étant donnée qu'elle dépend du choix des canaux utilisés et de leur dynamique.

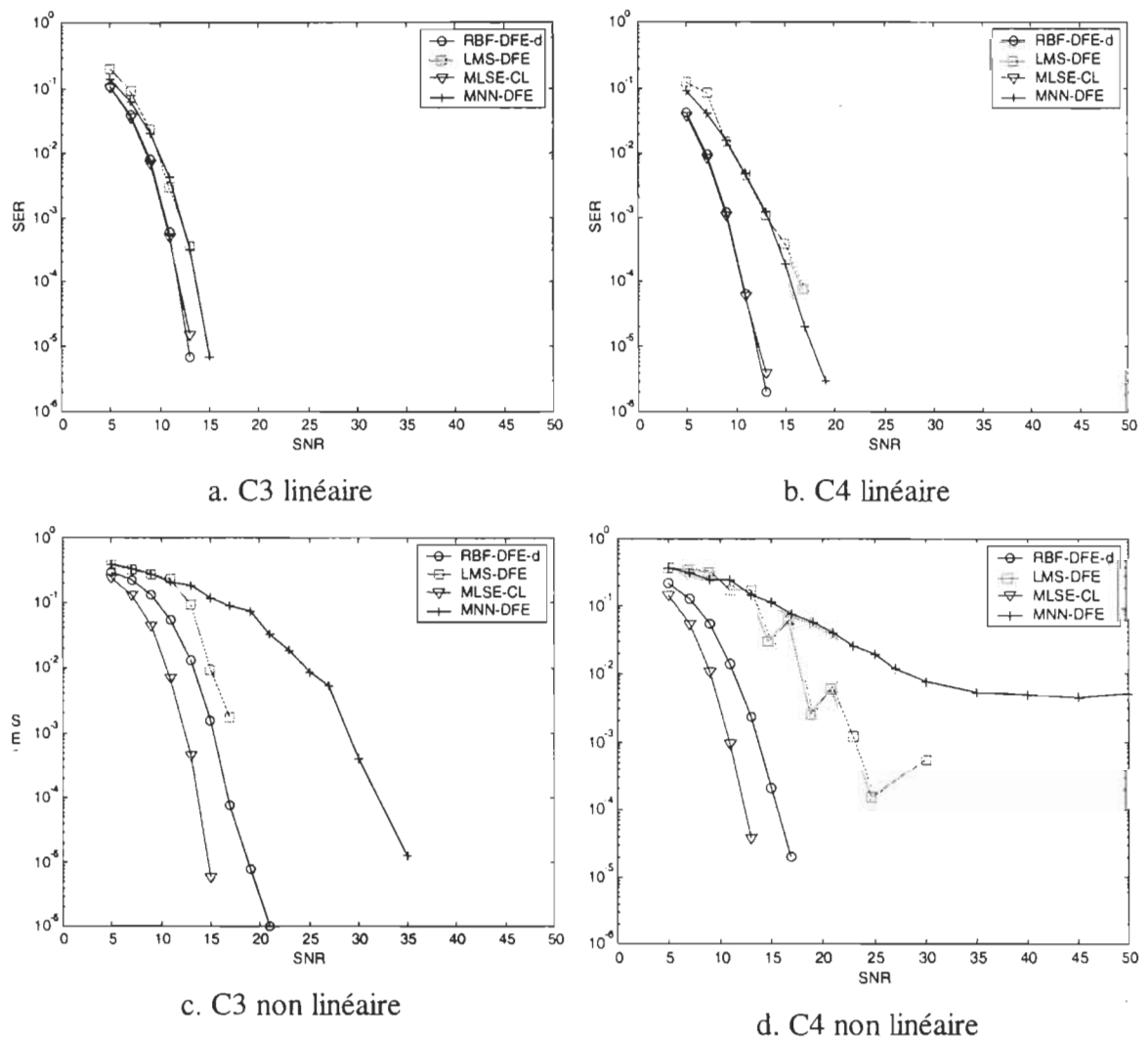


Figure 4.5 Comparaison des performances entre les différents égaliseurs à rétroaction symbole par symbole.

Nous voyons aussi, le bon comportement des réseaux de neurones avec rétroaction sauf dans le cas du canal non linéaire avec évanouissements spectraux. Ainsi, l'ajout de la rétroaction permet une meilleure stabilité et un meilleur contrôle par rapport au réseau multicouche MNN.

Le RBF avec rétroaction, reste la méthode la plus sûre et la plus efficace pour l'égalisation des canaux de tout type. Sa méthode d'apprentissage est très bien adaptée pour le calcul des centres et les performances s'approchent de la limite théorique instaurée par la méthode du maximum de vraisemblance (MLSE). Les résultats de simulations confirment le fonctionnement de la méthode MLSE avec un apprentissage des coefficients avec la méthode du cluster.

4.5 Conclusion

Les différents modèles mathématiques, développés dans les chapitres 2 et 3, nous ont permis d'effectuer les simulations reportées dans le présent chapitre. Nous avons effectué une étude complète de l'influence des paramètres géométriques, pour la dimension des filtres, et algorithmiques pour les vitesses de convergence. D'une façon générale, l'emploi des versions normalisées de la méthode d'adaptation LMS permet de s'affranchir de l'adaptation du paramètre de convergence tout en gardant de très bonnes performances. En ce qui concerne les paramètres des méthodes utilisées (M , M_f , d , TR , ...), nous avons observé que les dimensions du filtre ne peuvent pas être augmentées indéfiniment par risque de divergence.

Pour la comparaison des performances, l'égaliseur proposé dans ce mémoire basé sur les fonctions radiales de base RBF, donne de très bonnes performances de telle sorte qu'il surclasse les autres méthodes lorsqu'il est utilisé en rétroaction à l'exception de l'égaliseur avec maximum de vraisemblance et qui constitue la limite théorique de performances. Cependant, la comparaison ne serait pas rigoureuse étant donné que le MLSE ne peut pas être considéré comme un égaliseur symbole par symbole et donc peu adapté au cas de canaux à coefficients variables dans le temps. Cependant, la nouvelle technique d'adaptation des coefficients du MLSE ouvre de nouvelles perspectives quand à l'utilisation de ce filtre pour l'égalisation des canaux non linéaires.

L'étude a permis aussi de constater les différents degrés de difficultés que nous pouvons rencontrer dans la pratique et de confirmer leur sévérité grâce à la position des zéros par rapport au cercle unitaire. En fonction de l'application visée et de son taux de performance en terme du SER, plusieurs méthodes peuvent être appliquées. Cependant, la complexité de calcul, le niveau du SER à un SNR donné et la technologie utilisée limite ce nombre. Étant donné les performances du RBF-DFE et de sa stabilité au cours des simulations, nous avons choisi cette méthode pour l'intégrer sur silicium. Au chapitre 5, nous proposerons une architecture numérique sur silicium de la méthode proposée, RBF-DFE. Ce choix est motivé aussi par l'absence dans la littérature d'une architecture totalement numérique pour le RBF.

Chapitre 5

Proposition d'un algorithme intégré sur silicium

Les résultats de simulations exposés au chapitre 4 montrent que l'égaliseur RBF avec rétroaction (RBF_DFE) est le plus performant parmi les méthodes étudiées. En effet, aucun algorithme à décision symbole par symbole n'a atteint les mêmes performances. Ainsi, dans ce chapitre, nous proposons de réaliser une implantation numérique d'un égaliseur à base d'un réseau de fonctions radiales de base (RBF) avec rétroaction pour une transmission de type 2PAM et 4QAM. Ce choix est guidé par les performances de cet égaliseur et le manque, dans la littérature, de structures numériques du RBF.

Nous commençons par formuler l'algorithme en vue d'une intégration à très grande échelle dans la section 5.1. Le paragraphe 5.2 propose l'architecture VLSI de l'égaliseur pour les deux types de transmissions 2PAM et 4QAM. Les résultats de simulation seront reportés dans le paragraphe 5.3 en citant les outils qui permettent de le faire. Ensuite, l'évaluation des performances en terme de vitesse et de surface d'intégration font l'objet de

la section 5.4. Dans toute l'étude qui va suivre, nous considérons que les centres sont appris et aucune mise à jour n'est faite. Ainsi, les mémoires décrites dans les différentes architectures sont des mémoires à lecture.

Nous terminons l'étude par une conclusion par rapports aux différents résultats.

5.1 Algorithme en vue d'une ITGE

La fonction de décision du RBF est basée sur la distance Euclidienne entre les centres du RBF et le vecteur d'entrée [HAY99]. Ainsi, la fonction d'activation la mieux adaptée est la gaussienne f_{NL} , définie à l'équation 3.59, dont la largeur dépend du niveau de bruit, figure 5.1-a.

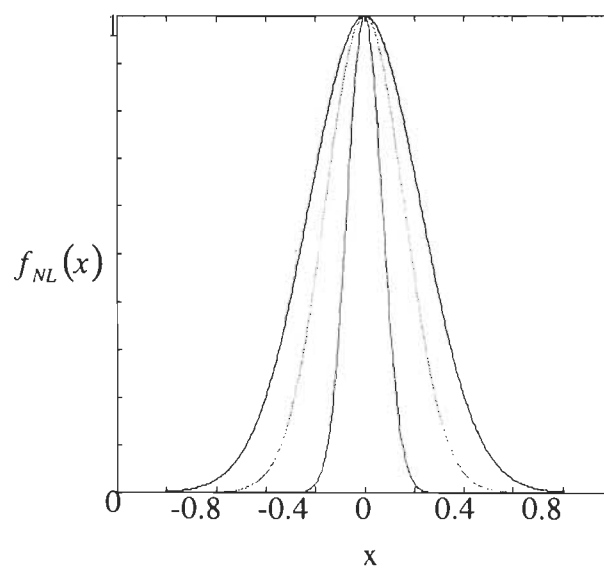
Cependant, cette gaussienne n'est pas facilement intégrable pour une implantation numérique d'un égaliseur à base du RBF. De ce fait, elle peut être approximée par des fonctions linéaires par morceaux (PL – Piecewise Linear) illustrées par la figure 5.1-b et données par l'expression suivante :

$$f_{NL}^{PL}(x) = \begin{cases} 1 - \frac{x^2}{2.5\sigma^2} & \text{si } |x|^2 \leq 2.5\sigma^2 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (5.1)$$

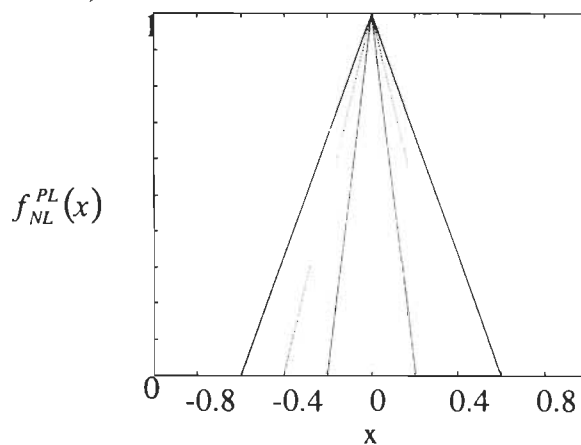
Il est à noter que nous ne nous intéressons qu'à l'égaliseur RBF avec rétroaction. En effet, ce dernier présente de meilleurs courbes de performances que le RBF transversal. De plus, il possède une complexité de calcul très inférieure comme le montre le tableau 5.1.

Tableau 5.1 Complexité de calcul de l'égaliseur avec RBF-TE et RBF-DFE.

	Additions	Soustractions	Multiplications	Comparateurs
RBF-DFE	$2^{n_h} M - 2$	$2^{n_h}(M-1)$	$2^{n_h} M$	$2^{n_h} + 1$
RBF-TE	$2^{n_h+M-1} M - 2$	$2^{n_h+M-1}(M-1)$	$2^{n_h+M-1} M$	$2^{n_h+M-1} + 1$



a)



b)

Figure 5.1 Fonctions d'activation du RBF : a) fonction gaussienne et b) fonction linéaire par morceaux.

Nous avons étudié les performances de l'égaliseur RBF-DFE avec la fonction d'activation linéaire par morceaux que nous nommons RBF-DFE-PL; les résultats sont montrés sur la figure 2. Aussi, l'effet de quantification de la méthode RBF-DFE en arithmétique à virgule fixe comparativement à virgule flottante est montré à la figure 5.3.

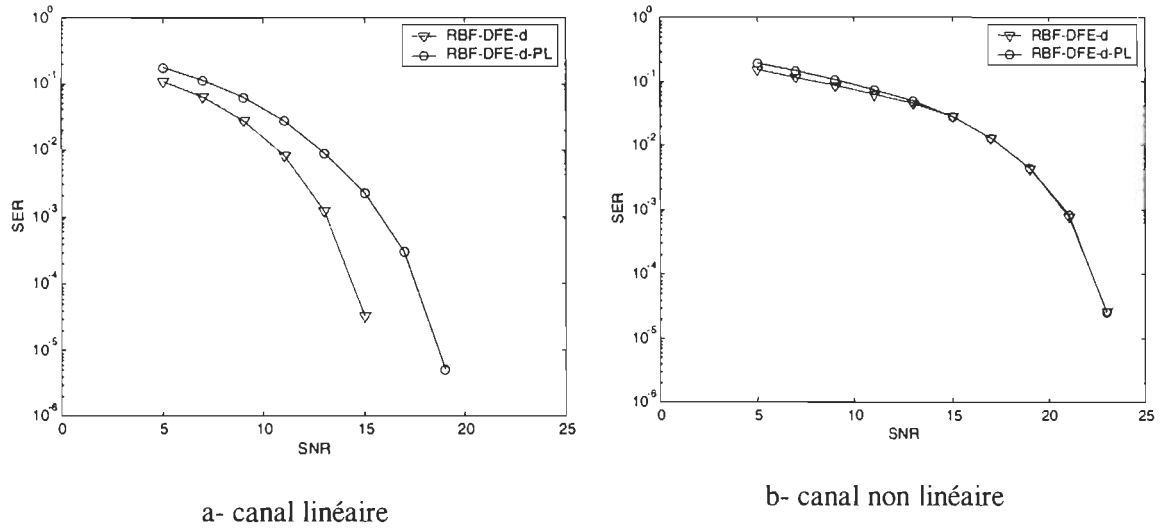


Figure 5.2 Comparaison des performances entre la gaussienne et la piecewise.

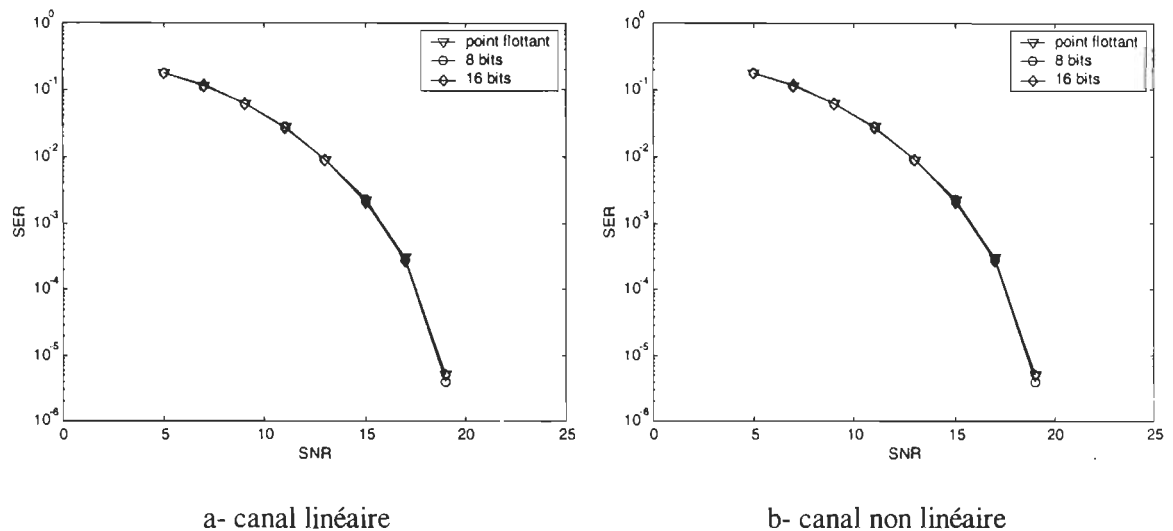


Figure 5.3 Étude de quantification pour le canal C1 en modulation 2PAM.

Les résultats exposés dans les figures 5.2 et 5.3 nous permettent de considérer une implantation numérique en technologie VLSI de l'égaliseur RBF-DFE. De plus, une représentation en virgule fixe à 8 bits, signe compris, est suffisante pour obtenir des performances semblables à celles en virgule flottante. Ceci est valable que le canal C1 soit linéaire ou non linéaire. La proposition d'une architecture numérique du RBF-DFE-PL fait l'objet du paragraphe suivant.

5.2 Conception de l'architecture

Nous présentons, dans ce paragraphe, les versions architectures des égaliseurs pour les deux différentes modulations considérées dans cette étude; soit le 2PAM et 4QAM pour différents compromis de surface d'intégration et vitesse.

5.2.1 Architecture pour une modulation 2PAM

En considérant le canal C1 à valeurs réelles à trois coefficients $n_h=3$, décrit à l'équation (2.14), nous retrouvons $2^{n_h+M-1}=32$ centres. 8 parmi ces 32 centres sont utilisés dans les neurones de la couche cachée pour réaliser l'égaliseur RBF-DFE. Une des versions de l'architecture possibles que nous pouvons traiter, si la surface est choisie comme critère de performance, un processeur élémentaire (PE) associé avec des cases mémoires ou des registres pour stocker les opérations intermédiaires est utilisé comme l'illustre la figure 5.4. Cependant, pour augmenter la vitesse, nous considérons un nombre de PE (N_{PE}) plus grand. Ce dernier doit être un multiple de 2 ($N_{PE}=2^1, \dots, 2^M$). Le schéma de principe d'une telle architecture est représentée sur la figure 5.5.

Les centres appris organisés selon la rétroaction

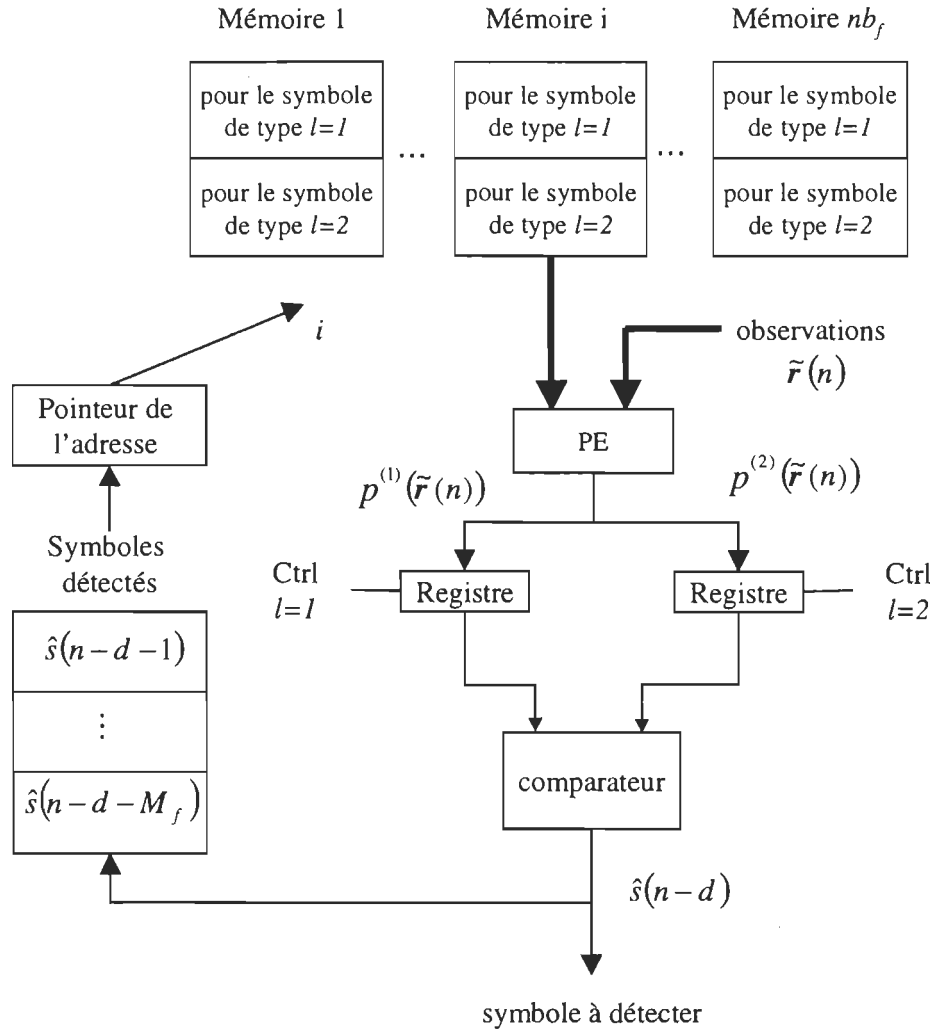


Figure 5.4 Architecture série de l'égaliseur RBF-DFE pour une modulation 2PAM.

Pour illustrer l'utilisation des processeurs élémentaires avec des mémoires centres localisées à même le chip, nous avons représenté un processeur élémentaire typique avec son environnement sur la figure 5.6. Nous pouvons, avec une telle architecture, passer d'un minimum de deux processeurs élémentaires à un nombre égal à N_{PE} (architecture hautement parallèle).

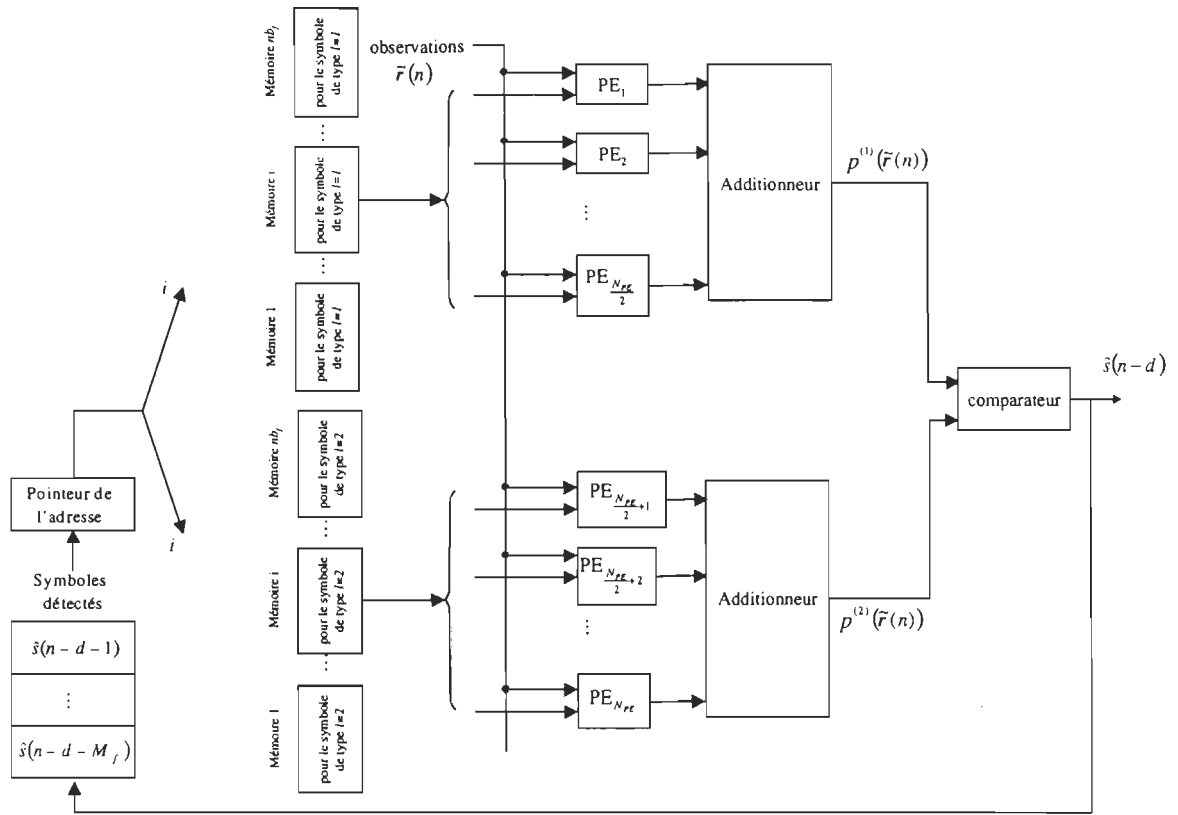


Figure 5.5 Architecture de l'égaliseur à base d'un réseau RBF-DFE entièrement parallèle pour une modulation 2PAM.

En adoptant une architecture avec mémoire centralisée, nous nous retrouvons avec un égaliseur intégré représenté dans la figure 5.7. Ainsi, nous réduisons au maximum le nombre de broches par rapport à une implantation avec mémoire externe.

Cependant, du point de vue simulations, nous avons considéré le cas où la mémoire était externe pour faciliter la mise en œuvre; le but étant de vérifier le bon fonctionnement de l'architecture.

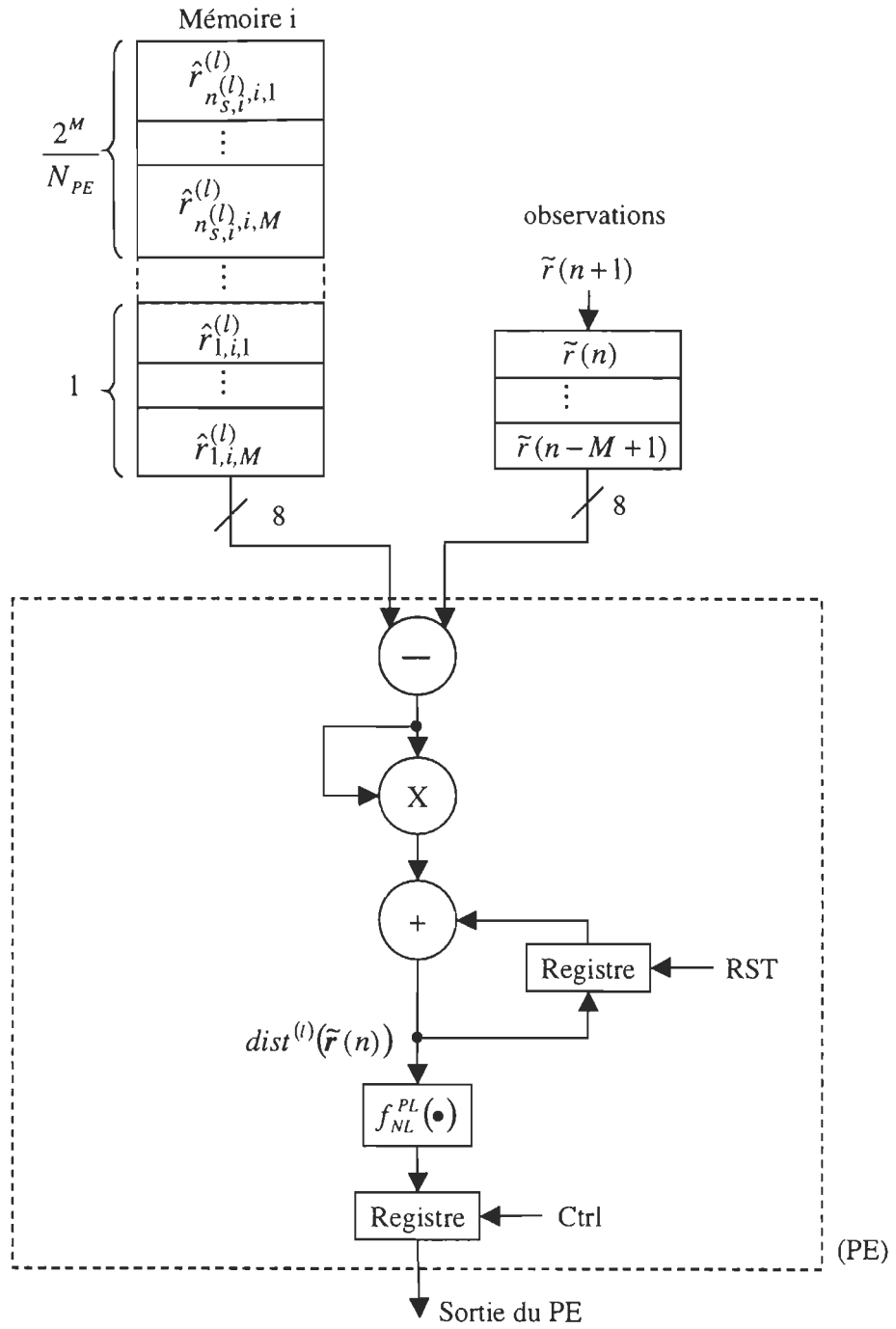


Figure 5.6 Architecture d'un processeur élémentaire du RBF en 2PAM.

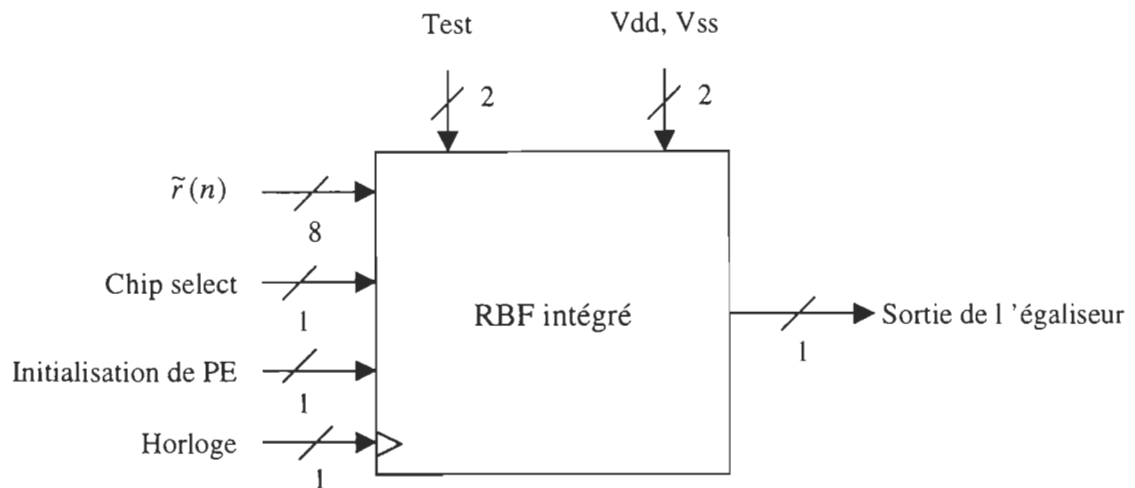


Figure 5.7 Entrées et sortie du RBF-DFE intégré avec mémoire centralisée pour une modulation 2PAM.

5.2.2 Architecture pour une modulation 4QAM

À partir de l'étude effectuée précédemment sur l'architecture du RBF en 2PAM, nous pouvons en déduire celle d'une modulation 4QAM. En effet, elle peut être représentée sur la figure 5.8 avec quatre processeurs élémentaires que nous nommons PE^* pour le différencier du 2PAM. Cependant, ce nombre peut être augmenté pour gagner en vitesse au détriment de la surface occupée par l'égaliseur. D'un autre côté, nous pouvons représenter l'architecture du RBF en 4QAM série avec une seule unité de calcul PE^* , comme le montre la figure 5.9. Le principe de fonctionnement reste le même, seule la surface est minimisée.

Le processeur élémentaire, PE^* , représenté sur la figure 5.10, est légèrement différent d'une modulation en 2PAM. En effet, nous devons calculer la norme d'un nombre complexe. Ainsi, les nombres complexes, représentés sur 16 bits, sont divisés en deux blocs de 8 bits pour séparer les parties réelles et imaginaires. De ce fait, le calcul de la norme est possible.

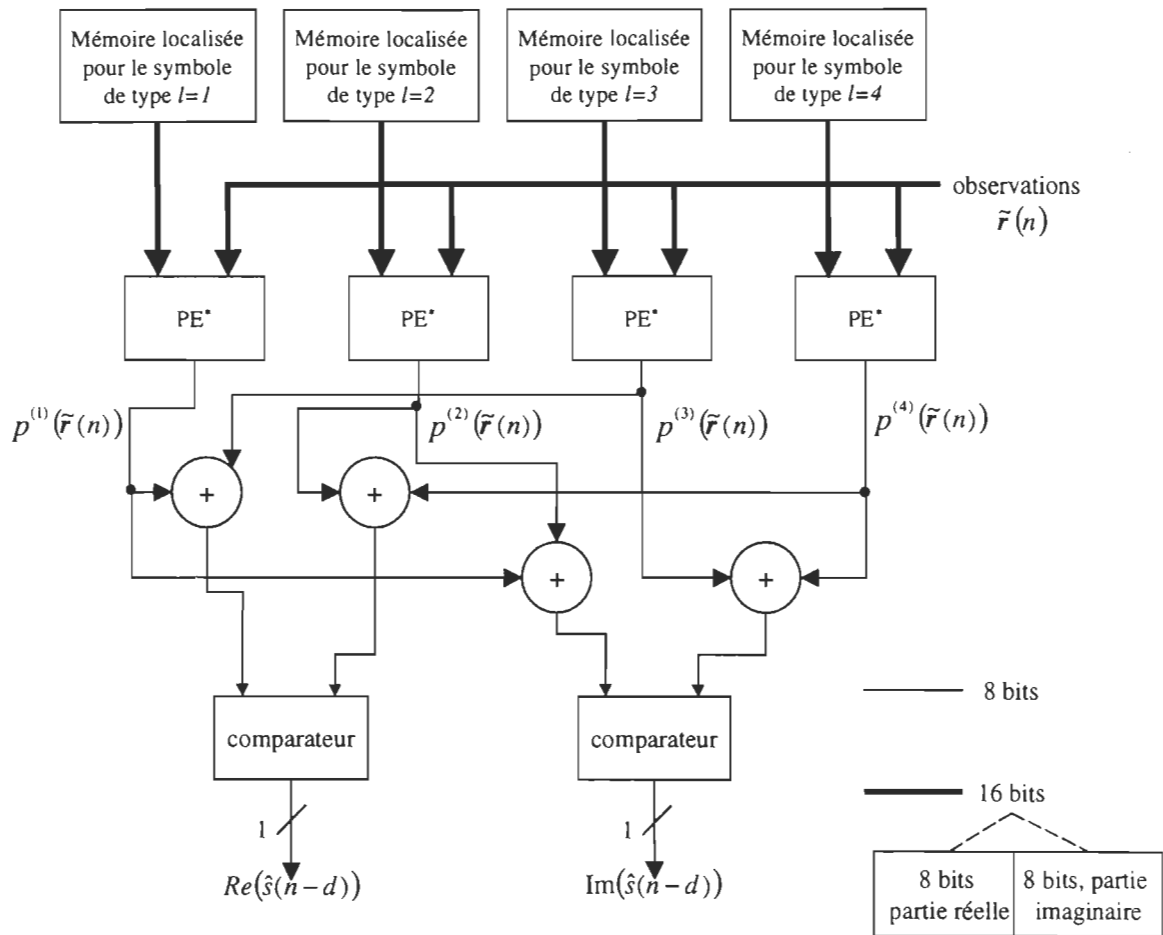


Figure 5.8 Architecture parallèle de l'égaliseur RBF pour une modulation 4QAM.

Maintenant que nous avons donné l'architecture du RBF-DFE, il nous reste à le tester avec un programme en VHDL et qui fait l'objet du paragraphe suivant. Il faut noter aussi que tous les outils que nous avons utilisés sont disponibles grâce à la société canadienne de microélectronique (CMC).

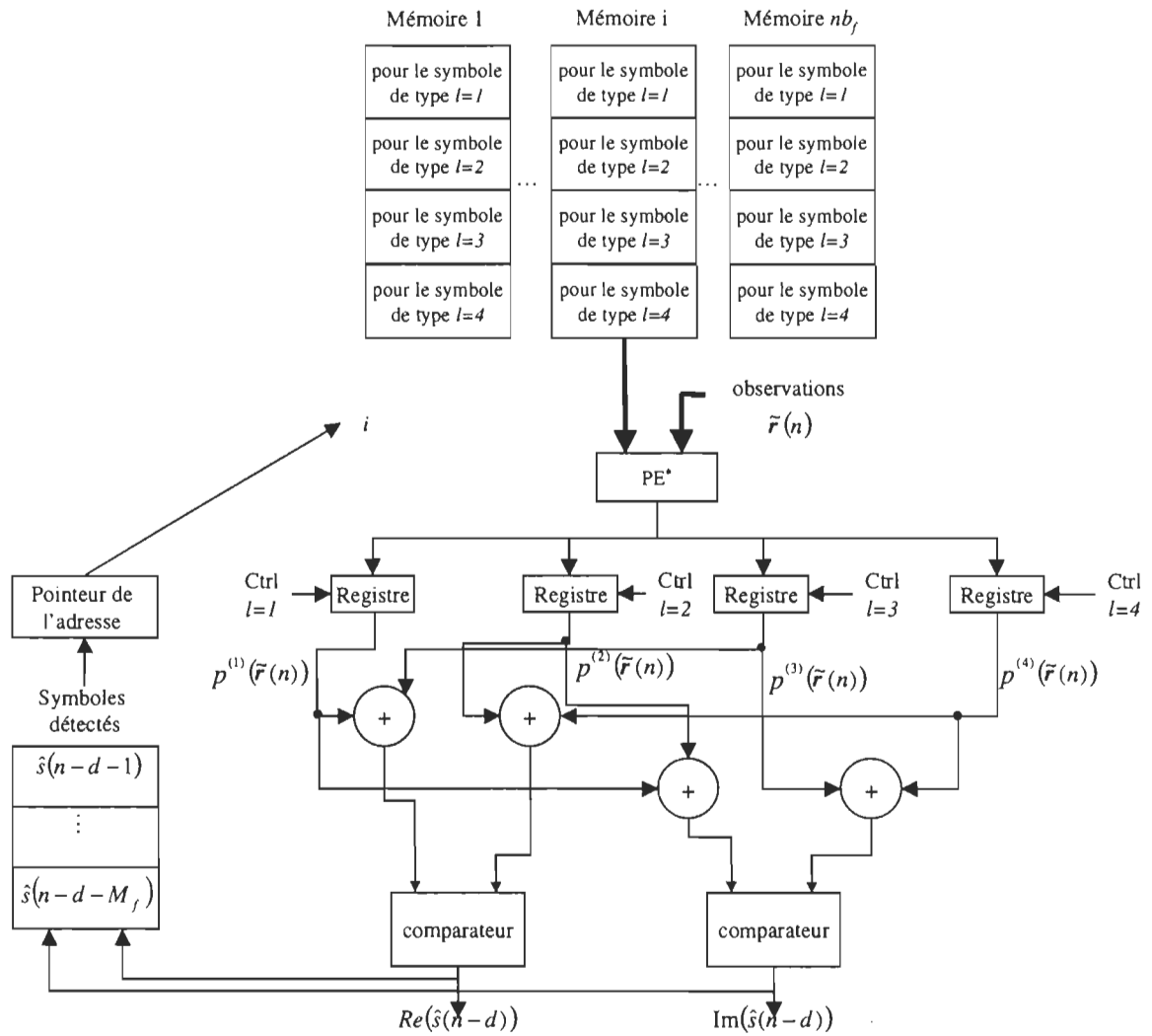


Figure 5.9 Architecture série de l'égaliseur RBF pour une modulation 4QAM.

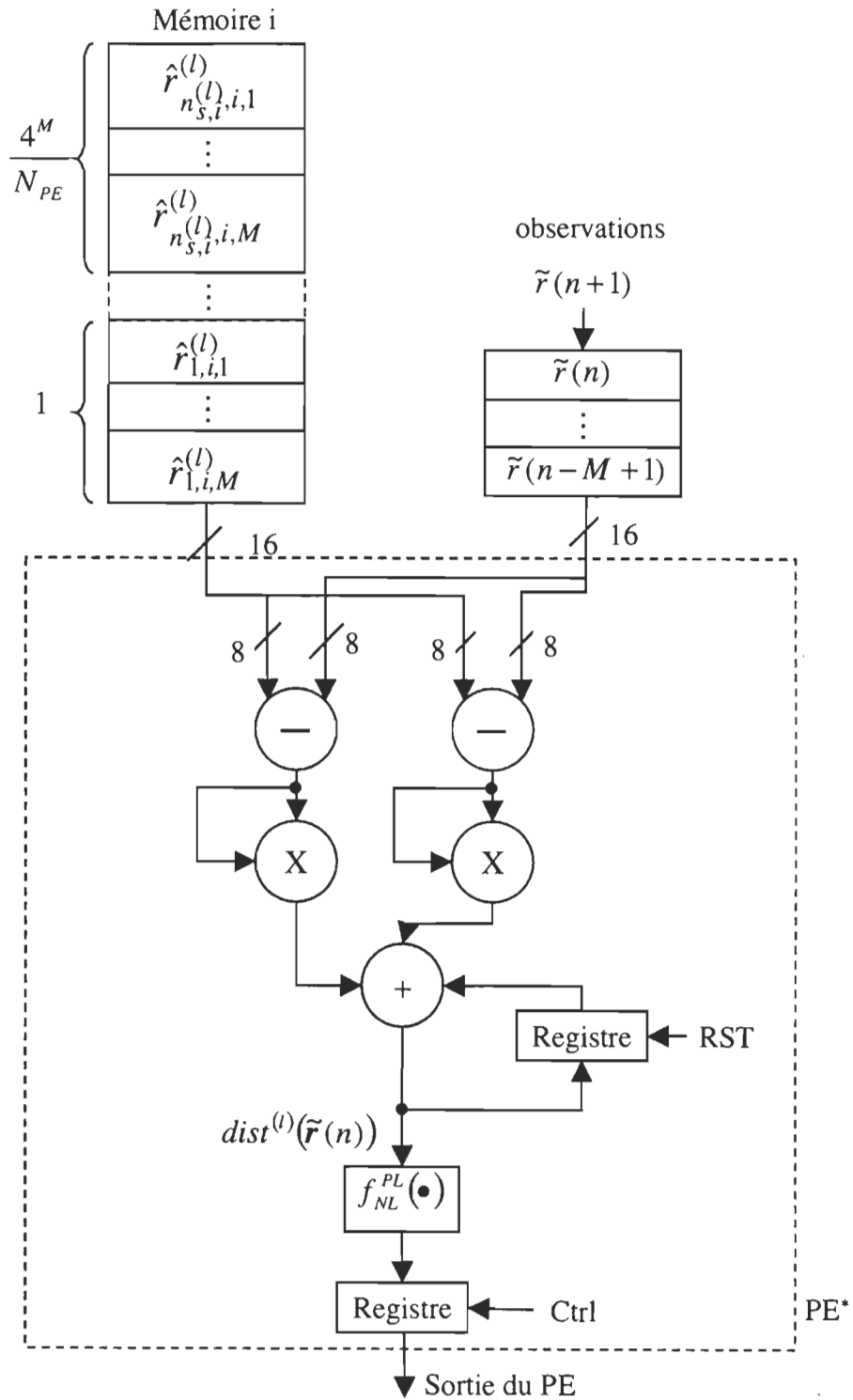


Figure 5.10 Architecture d'un processeur élémentaire du RBF-DFE pour une modulation 4QAM.

5.3 Résultats de simulation

En se basant sur les schémas des figures 5.5 et 5.6, nous avons écrit un programme en VHDL, qui permet de reproduire le fonctionnement de l'égaliseur. Nous avons considéré une fonction d'activation relative à un niveau de bruit de 30dB.

Les résultats de simulation, montrés par la figure 5.11, sont donnés par Mentor. Nous pouvons constater que les 1000 données transmises, à travers le canal non linéaire, ont été reconstituées sans erreurs. En effet, nous distinguons la séparation qu'a provoquée l'égaliseur et donc la possibilité de reconstituer les données par simple application de la fonction signe.

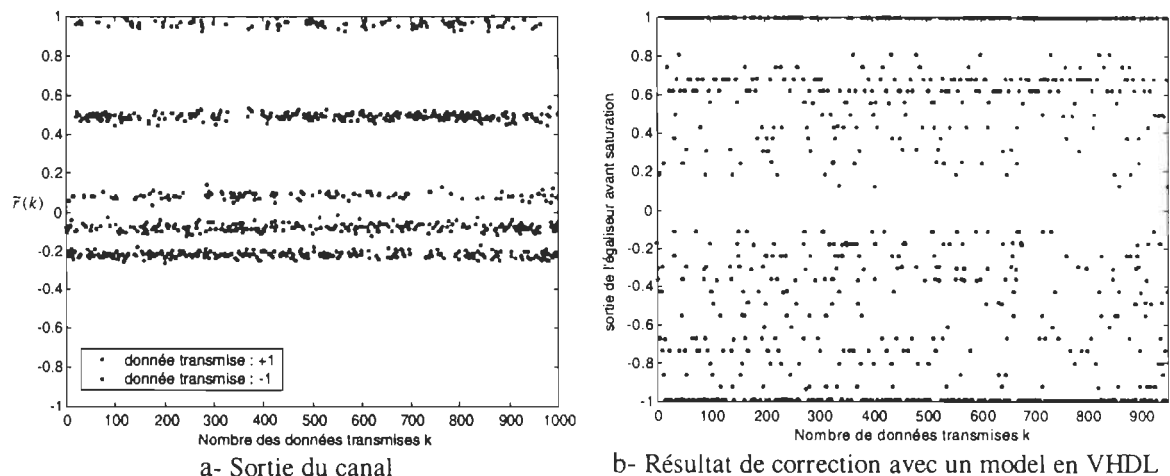


Figure 5.11 Test de correction avec l'égaliseur RBF pour un canal non linéaire et un SNR=30dB.

Une fois que notre programme en VHDL est compilé sans erreurs et a réalisé la tâche pour laquelle il a été conçu, nous avons fait une synthèse en technologie CMOS 0.5 μm avec le logiciel Design Analyzer de Synopsys. Le résultat de la synthèse est reporté sur la figure 5.12. Nous remarquons que l'architecture est conservée avec les huit processeurs élémentaires, les deux additionneurs et le comparateur.

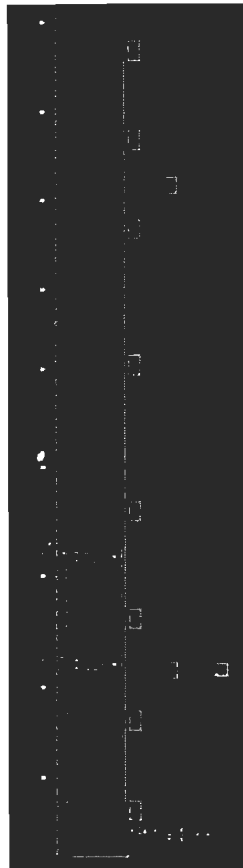


Figure 5.12 Résultats de la synthèse de l'architecture du RBF-DFE avec synopsys.

Une fois l'égaliseur optimisé avec synopsys, nous avons extrait le fichier en Verilog pour obtenir le dessin de masque sur Cadence. La structure finale du circuit intégré avec ses ports sont représentés sur la figure 5.13. Les mémoires centralisées de chaque PE sont à l'extérieure du dé de silicium; ce qui explique le nombre important de plots d'entrées /sorties : 8 pour les observations, 64 pour la mémoire, 2 pour l'alimentation, 1 pour l'horloge, 1 pour la remise à zéro, 1 pour l'arrêt de l'accumulation pour le calcul de la norme et 1 non connecté. Ce dernier est rajouté par le logiciel pour réaliser une architecture symétrique.

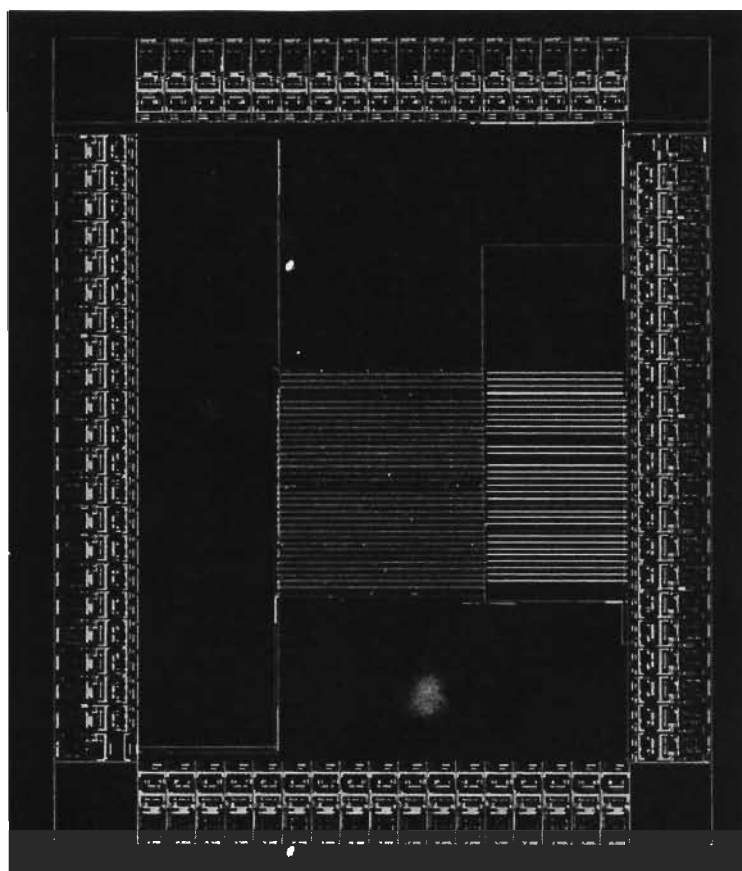


Figure 5.13 Dessin de masque de l'architecture du RBF-DFE avec Cadence.

5.4 Évaluation de la performance

Les performances de l'égaliseur, en terme de surface, sont résumées dans le tableau 2.

Tableau 5.2 Performances de l'égaliseur en terme de surface.

	Surface avec Synopsys unité de surface (u.s)	Surface avec Cadence $\mu\text{m} \times \mu\text{m}$
Processeur élémentaire	635.33	525.5 x 323.5
égaliseur	5401.83	1321.5 x 1172,3

En partant du principe qu'un inverseur occupe une surface de $(2/3)$ unité de surface (u.s) et que ce dernier contient deux transistors; alors nous pouvons conclure qu'un processeur élémentaire comprend environ 1900 transistors. L'égaliseur au complet renferme environ 16200 transistors.

La fréquence maximale d'opération de l'égaliseur, limitée par le calcul de $dist^{(i)}(\tilde{\mathbf{r}}(n))$, est de 100MHz environ avec une latence de 5 cycles d'horloge. Ainsi, nous disposons d'un égaliseur avec un débit de 20M bits par seconde.

En ce qui concerne la puissance consommée, malheureusement, l'outil Synopsys ne permet pas de la calculer sur toutes les couches de la hiérarchie. En effet, il ne calcule que la puissance dynamique due aux blocs constituant le niveau le plus haut.

5.5 Conclusion

L'étude a montré la faisabilité de l'intégration d'un égaliseur à base du RBF tout en gardant les performances algorithmiques dont dispose ce filtre. Ainsi, l'utilisation de la fonction linéaire par morceau comme fonction d'activation peut s'avérer suffisante dans le cas du canal C1 à valeurs réelles.

En fonction des critères de performance et de la taille du canal, il est possible d'atteindre des débits intéressants avec des surfaces réduites. En effet, un débit de 20M bits/s peut être atteint en disposant d'autant de processeurs élémentaires que de centres du RBF utilisés en rétroaction.

Le logiciel de synthèse ne permet pas de calculer la puissance dissipée sur tous les niveaux hiérarchiques. Cependant, il estime le nombre de transistors à environ 3600.

Durant l'étude, nous avons remarqué qu'une architecture entièrement numérique peut s'avérer instable dans certaines situations à cause de l'approximation de la fonction d'activation. Pour éviter cela, une architecture mixte constituerait une meilleure solution. En effet, nous pouvons garder l'architecture numérique jusqu'au bloc de la fonction d'activation en profitant ainsi de la facilité de stocker les centres du RBF; et faire la fonction d'activation, l'additionneur et le comparateur de façon analogique. Nous disposerons ainsi des avantages de chaque type d'implémentation. Cette perspective ouvre des portes à de nouvelles perspectives qui restent à explorer dans les futures travaux de recherches.

Chapitre 6

Conclusion générale

Dans un système de communications, les signaux transmis par la source (émetteur) subissent diverses distorsions à travers le canal de communication avant d'atteindre leur destination (sortie du récepteur). Afin de corriger ces distorsions et d'atteindre de hauts débits de transmissions, des égaliseurs sont utilisés et ceci quelque soit le type du canal. Compte tenu du grand nombre des méthodes d'égalisation existantes, une étude comparative des performances de plusieurs méthodes supervisées d'égalisation de canaux, en vue d'une intégration en silicium, est justifiée. Nous avons étudié trois structures classiques d'égalisation: l'égaliseur transverse, l'égaliseur à retour de décision (*DFE - Decision Feedback Equalizer*) et l'égaliseur du maximum de vraisemblance (ex: algorithme de Viterbi appliqué aux canaux linaires).

Les différents égaliseurs, considérés en vue d'une intégration sur silicium, sont basés sur les méthodes linéaires, les réseaux de neurones artificiels pour les modèles multicouches, entièrement connectés et à fonction radiale de base (RBF), et la logique

floue. Le tableau 3.1 liste les égaliseurs faisant l'objet de l'étude comparative. Ces méthodes sont toutes basées sur des équations récurrentes pouvant mener à une intégration sur silicium hautement parallèle (systolique). Toutes ces méthodes sont décrites dans leur forme en valeurs réelles et complexes pour représenter les deux types de modulation considérées. En effet, l'étude comparative est faite, la transmission en bande de base et la transmission à transposition en fréquence (2PAM et 4QAM ou QPSK). Pour ces deux cas, nous avons étudié les égaliseurs pour des modèles de canaux linéaires et non linéaires, avec et sans évanouissements spectraux, en Baud espacé et en fractionnaire (la fréquence d'échantillonnage est un multiple de la fréquence d'envoi des données) et pour des communications avec et sans fil. En plus de ces méthodes que nous retrouvons dans la littérature, nous avons proposé une nouvelle méthode d'égalisation des canaux basée sur la méthode de Bayes ou RBF appliquée aux canaux fractionnaires. Cette méthode permet d'exploiter les propriétés statistiques des données à la réception pour reconstituer les séquences transmises.

Ce mémoire vise les égaliseurs adaptatifs, ainsi avons-nous appliqué les algorithmes d'adaptation supervisée suivants: l'algorithme du gradient stochastique (LMS - *Least Mean Square*), l'algorithme des moindres carrés récurrents (RLS - *Recursive Least Square*), l'algorithme de rétropropagation du gradient et la méthode du *cluster (clustering technique)*. De plus, nous avons proposé une méthode d'apprentissage (MLSE-CL) des coefficients de la méthode MLSE (*Maximum Likelihood Sequence Estimation*) ou plus particulièrement l'algorithme de Viterbi afin de pouvoir l'appliquer au cas des canaux non linéaires.

Les résultats de simulation des égaliseurs pour l'étude comparative ont été obtenus pour deux groupes de canaux, soient les canaux C1 et C2 représentant des canaux peu sévères et les canaux C3 et C4 représentant des canaux plus sévères. Les principaux critères de performance des méthodes se basent sur la vitesse de convergence et le taux d'erreur des symboles (SER - *Symbol Error Rate*). Cette évaluation a été réalisée pour plusieurs niveaux de bruit qui entache les données reçues. Ainsi, les différents paramètres qui caractérisent les méthodes ont pu être définis afin d'étudier leur influence en termes de robustesse pour chaque canal modélisé et de vitesse de convergence.

D'une façon générale, l'emploi de la version normalisée de la méthode d'adaptation du gradient stochastique (LMS) permet de s'affranchir de l'adaptation du paramètre de convergence tout en gardant de très bonnes performances (voir figures 4.1 et 4.2). En ce qui concerne les paramètres géométriques (i.e. définissant la dimension de l'égaliseur), quelle que soit la méthode utilisée, il a été observé qu'ils ne peuvent pas être augmentés indéfiniment par risque de divergence durant l'adaptation. Les figures 4.3 à 5.5 résument l'étude comparative des différentes méthodes selon le type du canal de transmission étudié. L'étude a permis aussi de constater les différents degrés de difficulté que nous pouvons rencontrer dans la pratique et d'en confirmer la sévérité grâce à la position des zéros par rapport au cercle unitaire.

Le résultat de l'étude comparative montre que les meilleures performances sont obtenues avec l'égaliseur proposé à base du RBF avec retour de décision (RBF_DFE). En effet, ce dernier constitue la méthode la plus stable et la plus sûre quelque soit le type du canal et la modulation utilisée. Elle surclasse les autres méthodes lorsqu'elle est utilisée en

rétroaction à l'exception de l'égaliseur avec maximum de vraisemblance (MLSE) qui constitue la limite théorique de performances. Il faut cependant noter que l'égaliseur proposé a l'avantage d'être un égaliseur symbole par symbole contrairement à l'égaliseur MLSE qui est un égaliseur à temps différé.

Considérant l'intérêt d'une intégration sur silicium des égaliseurs, nous avons proposé des versions d'égaliseurs qui prennent en compte les contraintes et critères d'intégration en technologie ITGE (*VLSI – Very Large Scale Integration*) pour implanter la méthode la plus performante. En effet, les performances et l'absence d'une architecture totalement numérique pour la méthode RBF dans la littérature ont motivé son intégration sur silicium. L'étude a montré la faisabilité de son intégration tout en gardant les performances algorithmiques dont dispose ce filtre. Ainsi, l'utilisation de la fonction linéaire par morceaux comme fonction d'activation, peut s'avérer suffisante pour certains canaux. Cette simplification de la méthode par l'utilisation de fonctions linéaires, nous a permis de proposer une architecture parallèle profitant des avantages des structures systoliques. Ainsi, différentes versions d'architectures sont réalisables afin de satisfaire les compromis entre les trois principaux paramètres d'intégration, la surface d'intégration, la vitesse de calcul et la puissance de consommation, pour obtenir une architecture ITGE efficace. Des résultats de performance pour une intégration en technologie CMOS de 0.35 μm sont présentés. En fonction des critères de performance et de la taille du canal, il est possible d'atteindre des débits intéressants avec des surfaces réduites. En effet, un débit de 20 M-bits/s peut être atteint en disposant d'autant de processeurs élémentaires que de centres du RBF utilisés en rétroaction avec environ 3600 transistors par processeur élémentaire.

Durant l'étude, il a été observé que l'architecture entièrement numérique peut s'avérer instable dans certaines situations à cause de l'approximation de la fonction d'activation par des fonctions linéaires par morceaux. Pour éviter cela, une architecture mixte constitue une meilleure solution. En effet, l'architecture numérique peut être conservée jusqu'au bloc de la fonction d'activation en profitant ainsi de la facilité de stocker les centres du RBF; et réaliser la fonction d'activation, l'additionneur et le comparateur analogiquement. Cette perspective ouvre des portes à de nouvelles voies qui restent à explorer dans les futurs travaux de recherche.

Finalement, notre travail présente une contribution aux travaux menés au Laboratoire de signaux et systèmes intégrés (LSSI) dans le développement d'une méthodologie de développement conjoint d'algorithmes et d'architectures parallèles décrits par des équations récurrentes.

Bibliographie

- [AGA97] Agazzi, O. E. and Seshadri, N. "On the Use of Tentative Dcisions to Cancel Intersymbol Interference and Nonlinear Distorsion (with Application to Magnetic Recording Channels)", IEEE Transactions on Information Theory, vol. 43, n 2, Mars 1997, pp:394-408.
- [AGA98] Agarossi, L., Bellini, S., Bregoli, F. and Migliorati, P. "Equalization of non Linear Optical Channels", ICC 98, vol. 2, Juin 1998, pp. 662-667.
- [ALB96] Albu, F. and al., " Frequency domain interpretation of LMS convergence of a fractionally spaced equalizer", IEEE Signal Processing Letters, Juillet 1996, Vol. 3, pp:206-214.
- [ALB98] Albu, F. and al., "Adaptive Channel Equalization Using Neural Network", SBT/IEEE International Telecommunications Symposium 1998, Sao Paulo, Brazil, Août 9-13, 1998, pp:438-441.

- [ARI98] Ariyavisitakul, S.L. and Li, Y., "Joint Coding and Decision Feedback Equalization for Broadband Wireless Channels", IEEE Journal on Selected Areas in Communications, December 1998, pp.1670-1678.
- [BOU98] Bouchired, S. and al., "Equalization of Satellite Mobile Communication Channels Using Combined Self-Organizing Maps and RBF Networks", International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP98), 1998, pp.1-3.
- [BRO97] J-M. Brossier, Signal et Communication numérique, égalisation et synchronisation, Hermès, Paris, 1997.
- [CHA98] Cha, I., Kassam, S.A., "Non-Linear Filtering and Equalization in Non-Gaussian Noise Using Radial Basis Function and Related Networks," Conference Record of the Thirty-First Asilomar Signals, Systems & Computers, 1997, pp. 13-17.
- [CHE93] S. Chen, B. Mulgrew, et P.M. Grant, "A Clustering Technique for Digital Communications Channel Equalisation Using Radial Basis Function Networks", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 4, Juillet 1993, pp. 570-579.
- [CHE94] S. Chen, S. McLaughlin et B. Mulgrew, "Complex-Valued Radial Basis Function Network, Part II : Application to Digital Communications Channel

Equalisation", ELSEVIER Signal Processing, Vol. 36, 1994, pp. 175-188.

- [DAH99] Dahmane, A.O., Massicotte, D., et Szczecinski, L. "Étude Comparative des Méthodes d'Égalisations Supervisées de Canaux", Rapport Technique pour le Laboratoire des Signaux et Systèmes Intégrés (LSSI), 1999.
- [GAN96] Gan, Q. and al., "Design for Centres of RBF Neural Networks for Fast Time-Varying Channel Equalisation", Electronics Letters, December 1996, pp.2333-2334.
- [GEO97] Georgoulakis, K. and Theodoridis, S., "Efficient Clustering Techniques for Channel Equalization in Hostile Environments", Signal Processing, no.58, 1997, pp.153-164.
- [GLA96] Glavieux; A. et Joindot, M., "Communications Numériques Introduction", Edition Masson, 1996.
- [HAC99] Hacıoglu, K. and Amca, H., "Decision Feedback Equalizer based on Fuzzy Logic", Electronic Letters, April 1999, pp. 548-549.
- [HAL96] Halford, S.D.; Giannakis, G.B., " Optimal blind equalization and symbol error analysis of fractionally-sampled channels", Conference Record of The Twenty-Ninth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 1996, Vol. 2, pp.1332-1338.
- [HAY96] S. Haykin, Adaptative Filter Theory, 3rd Edition, Prentice Hall, 1996.

- [HAY98] S. Haykin, Neural Networks Foundation, 2e Edition, Prentice Hall, 1998.
- [KUM98] Chandra Kumar, P., Saratchandran, P., Sundararajan, N, "Non-Linear Channel Equalisation Using Minimal Radial Basis Function Neural Networks", Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal, 1998, pp. 3373 –3376.
- [LAB96] J. Labat, O. Macchi, "Adaptive Decision Feedback Equalization: Can you Skip the Training Period?", *IEEE Trans. Comm.*, July 1996, pp. 921-930.
- [LEE94] Lee, G-K. and Gelfand, S.B., Fitz, M.P. " Bayesian decision feedback techniques for deconvolution", 1994 IEEE GLOBECOM, 1994, pp.248-252.
- [LEE95] Lee, G-K. and Fong, C-B., "Bayesian Techniques for HDTV Channel Equalisation",Proceedings of International Conference on Consumer Electronics, Juin 1995, pp.66-67.
- [LEE96] Lee, K.Y. "Complex fuzzy adaptive filter with LMS algorithm", IEEE Transactions on Signal Processing, February 1996, pp.424-427.
- [LEE97] Lee, E. A. et Messerschmit, D. G., Digital Communication, Second Edition, Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [LEE98] Lee, K.Y. and Jung, S., "Extended Adaptive RBF Equalizer for Overcoming Co-Channel Interference", Electronic Letters, August 1998, pp.1567-1568.

- [LEU92] Leung, S.H.; Chan, B.L.; Lau, S.M., "An efficient fractionally spaced equalizer with low computations for data transmission", IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP92), Vol. 4, pp.521-525.
- [LIU98] X. Liu, T. Adah and L. Demirekler, "A Piecewise Linear Recurrent Neural Network Structure and its Dynamics", IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP98), Seattle, 1998, pp.1221-1224.
- [LSY96] LEE, S.Y. and al., "Complex RLS Fuzzy Adaptive Decision Feedback Equalizer", IEICE Transaction on Communication, December 1996, pp:1911-1913.
- [LSY96] LEE, S.Y. and al., "Complex RLS Fuzzy Adaptive Decision Feedback Equalizer", IEICE Transaction on Communication, December 1996, pp:1911-1913.
- [MAC98] Macchi, O. "Législation Numérique en Communication", Ann. Télécom., 53, n 1-2, 1998.
- [MOZ99] Mozipo, A., Synthèse d'une architecture parallèle dédiée au filtre de Kalman dans l'environnement MMA α , Mémoire de maîtrise en génie électrique, UQTR, 1999.

- [MUL93] Chen, S., Mulgrew, B. and McLaughlin, S., "Adaptive Bayesian Equalizer with Decision Feedback", IEEE Transactions on Signal Processing, September 1993, pp.2918-2927.
- [ONG97] Ong, S. and al., "A Decision Feedback Recurrent Neural Equalizer as an Infinite Impulse Response Filter", IEEE Transactions on Signal Processing, November 1997, pp.2851-2858.
- [PAT99] Patra, J.C. and al., "Nonlinear Channel Equalization for QAM Signal Constellation Using Artificial Neural Networks", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B: Cybernetics, April 1999, pp.262-271.
- [PRO95] J. G. Proakis, Communication Systems Engineering, Third Edition, McGraw-Hill, 1995.
- [RAP91] Rappaport, T., Fung, V., "Simulation of Bit Error Performance of FSK, BPSK, and $\pi/4$ DQPSK in Flat Fading Indoor Radio Channels Using a Measurement-Based Channel Model", IEEE Transactions on Vehicular Technology, November 1991.
- [SAR93] Sarwal, P.; Srinath, M.D., "A fuzzy logic system for channel equalization", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, May 1995, pp.246-249.
- [SEX98] Sexton, T.A. and Pahlavan, K., "Channel Modeling and Adaptive Equalization of Indoor Radio Channel", IEEE Journal on Selected Areas in

Equalization of Indoor Radio Channel", IEEE Journal on Selected Areas in Communication, January 1989, pp: 114-121.

- [SWE98] Sweatman, C.Z.W.H.; Mulgrew, B.; Gibson, G.J. "Two algorithms for neural-network design and training with application to channel equalization", IEEE Transactions on Neural Networks, May 1998, pp. 533-543.
- [THE95] Theodoridis, S., Cowan, C. F. N., Calender, C. P. and See, C. M. S. "Schemes for Equalisation of Communication Channels with Nonlinear Impairments", IEE Proc.-Commun., vol. 142, Juin 1995, pp:165-171.
- [TIJ97] Tijdhof, J.J.H., Van Bussel, J., Van Heerde, C.J.E., Slump, C.H. and Bentum, M.J. "On the Design and Realization of Adaptive Equalization for Mobile Communication", First IEEE Signal Processing Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications, April 1997, pp:381-384.
- [TON92] Tong, L.; Xu, G.; Kailath, T., "Blind identification and equalization of multipath channels", SUPERCOMM/ICC 92, Juin 1992, Vol. 3 , pp.1513-1517.
- [SZC99] Szczecinski, L., Equalizers, Rapport technique interne, Université du Chili, Santiago, 1999.
- [VID99a] Vidal, M. and Massicotte, D., "A VLSI Parallel Architecture Of a Piecewise Linear Neural Network For Nonlinear Channel Equalization", Proceedings of

the 16th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference
(IMTC/99), pp.1629-1634.

- [VID99b] M. Vidal et D. Massicotte, "QPSK Equalizer Based on Piecewise Neural Network", International Conference on Wireless Communications (Wireless'99), Calgary, 12-14 Juillet, 1999, 499-502.
- [VID99c] Vidal, M., , Mémoire de maîtrise en génie électrique, UQTR, 1999.
- [VIT67] Viterbi, G., 1967
- [WAN93] Wang, L.-W., Mendel, J.M., "An RLS Fuzzy Adaptive Filter, with Application to Nonlinear Channel Equalization", Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 20 Mars – 1 April 1993, pp.895-900.
- [YOU97] You, C. and Hong, D., "Stop-And-Go, Decision-Directed Blind Adaptive Equalization Using the Complex-Valued Multilayer Perceptron", International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'97), 1997, pp.3289-3292.
- [ZAK99] M. Zakhama et D. Massicotte, "A Systolic Architecture for Channel Equalization Based on a Fuzzy Logic Algorithm", IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE'99), Calgary, 1999, pp. 1098-1101.
- [ZAK00] Zakhama, M., Implantation en technologie ITGE (VLSI) d'un filtre adaptatif basé sur la logique floue pour l'égalisation de canaux non linéaires, Mémoire

basé sur la logique floue pour l'égalisation de canaux non linéaires, Mémoire de maîtrise en génie électrique, UQTR, avril 2000.

- [ZHI94] Zhi Ding; Mao, Z., "Knowledge based identification of fractionally channels", International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'95), 1995, Vol. 3, pp.1996-2005.

Annexe

Nous présentons dans cette annexe, les modèles mathématiques des canaux C3 et C4 dans leurs formes linéaires et non linéaires non variants dans le temps.

Canaux C3 et C4 linéaires non variants dans le temps

Chaque sous canal est défini par une cascade de filtres linéaires comme le montre la figure A.1. Le premier filtre linéaire modélise la transmission et le deuxième les effets de propagation à travers le canal et le filtre de réception.

Les zéros de chaque sous-canal sont définis dans le tableau 2.1 du chapitre 2. Deux types de problèmes peuvent être considérés. Le premier est un canal difficile à égaliser appelé Nulls (évanouissements spectraux) dont les zéros de la réponse impulsionnelle sont situés sur le cercle unitaire. Alors que le deuxième est relativement facile appelé Flat dont les zéros loin du cercle unitaire. Pour chacun des deux problèmes, deux sous canaux sont définis.

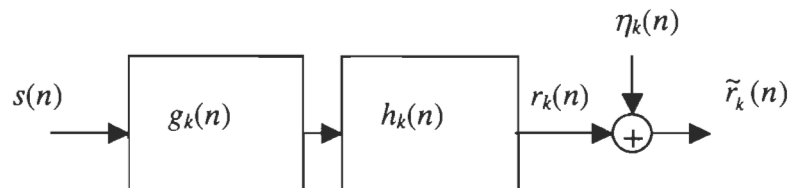


Figure A.1 Modèle d'un sous canal k linéaire non variant dans le temps.

La réponse impulsionnelle du premier bloc linéaire est calculée comme suit :

$$g_k(n) = \alpha_k Z^{-1} \left[\prod_l (1 - z^{-1} z_{k,l}) \right] \quad (\text{A.1})$$

où α_k est choisi pour satisfaire la condition :

$$\sum_n |g_k(n)| = \|g_k(n)\|_1 = 1 \quad (\text{A.2})$$

De la même façon, la réponse impulsionnelle du second bloc linéaire est donnée par :

$$h_{k,n} = \beta_k Z^{-1} \left[\prod_l (1 - z^{-1} z_{k,l}) \right] \quad (\text{A.3})$$

où β_k est choisi pour normaliser l'énergie du signal $r_k(n)$:

$$\|g_k(n) * h_k(n)\|_2^2 = 1 \quad (\text{A.4})$$

Canaux C3 et C4 non linéaire non variants dans le temps

Chaque sous canal est défini par une cascade de filtres linéaires et d'éléments statiques non linéaires comme le montre la figure A.2. Ces éléments statiques modélisent les effets de saturation des amplificateurs de transmission.

La réponse impulsionnelle du premier bloc linéaire est calculée selon les équations (A.1) et (A.2) qui s'assurent que les signaux à l'entrée de l'élément non linéaire n'excèdent pas l'unité.

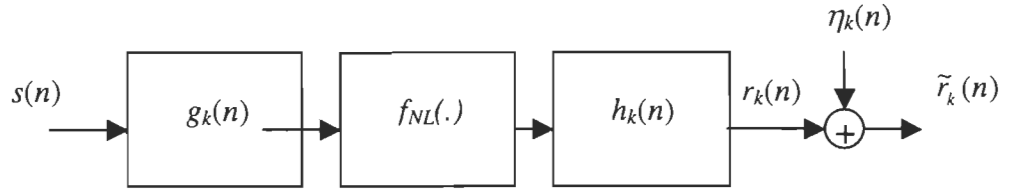


Figure A.2 Modèle d'un sous canal k non linéaire non variant dans le temps.

La non linéarité statique est définie par la relation entrée(x) – sortie (y) suivante :

$$y = \frac{2|x|}{1+|x|^2} \exp \left(j \left(\arg\{x\} + \frac{\pi}{3} \frac{|x|^2}{1+|x|^2} \right) \right) \quad (\text{A.5})$$

La réponse impulsionnelle du second bloc linéaire est déterminée par l'équation (A.3). Cependant, le paramètre β_k est choisi de façon à normaliser l'énergie du signal $r_k(n)$. Étant donné la difficulté de déterminer ce paramètre par une formule analytique, une approximation numérique doit être utilisée.