



° d'ordre :

N° de série :

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE D'EL-OUED
INSTITUT DES SCIENCES ET TECHNOLOGIE
Département D'électronique

Mémoire de fin d'études présenté
Pour l'obtention du diplôme de

Master ACADEMIQUE

Domaine : **Sciences et techniques**

Filière : **Electronique**

Spécialité : **Télécommunications**

Présenté par : **HASSASSAABDELALI**

Application de la logique floue pour l'égalisation des canaux de transmission dans les systèmes de télécommunications mobiles

Soutenu le 24 juin 2014

Devant le jury composé de :

M.	MEDJOURI Abdelkader	Pr.	Président
M.	LAKHDAR NacerEddinne	MA(AouB)	Examineur
M.	BEKKAR Belgacem	?	Directeur du mémoire

2013-2014

Résumé

Ce travail

Pour transmettre des données de nature numérique, on a souvent recours à des techniques de modulation numérique. Ces techniques permettent d'exploiter la bande passante utile du canal de transmission avec une meilleure efficacité. Par contre, le passage des données dans le canal de transmission provoque de l'interférence entre les symboles (ISI Interférence Inter-Symboles) d'une même séquence de données. Alors, pour pouvoir récupérer la séquence de données originales, il faut absolument avoir recours à un égaliseur qui corrigera l'effet de l'ISI et permet d'éliminer les erreurs sur le signal reçu et retrouver la séquence de données originales. La technique d'égalisation des canaux consiste à utiliser la sortie du canal et les informations du canal pour estimer le message original. Puisque les paramètres du canal de communication sont souvent inconnus, on doit faire appel à des algorithmes adaptatifs pour permettre la reconstitution du signal transmis. L'adaptation de l'algorithme se fait à partir d'une séquence de données connues a priori du récepteur (type supervisé). De plus, la prise en compte des non-linéarités du canal rend inefficace les méthodes adaptatives classiques tels les filtres transverses linéaires adaptés par l'algorithme LMS ou RLS. Nous avons donc recours à un égaliseur à base de réseau de logique floue qui permet de traiter des canaux non linéaires

. **MOTS CLES** : Égaliseur - canaux non linéaires - filtre adaptatif - ISI - LMS - RLS - logique floue – télécommunication mobile.

ملخص

يرتكز هذا العمل المقدم في هذه المذكرة على نقل البيانات من الطبيعة الرقمية، وغالبا ما تستخدم في تقنيات التضمين الرقمية. هذه التقنيات تستغل النطاق الترددي لقناة الإرسال بكفاءة أفضل. مقابل ذلك، مرور البيانات في قناة الإرسال يسبب التداخل بين الرموز (ISI التداخل بين الرموز) بين تسلسل بيانات نفسه. إذ من أجل القدرة على استرداد تسلسل البيانات الأصلية، فمن الضروري استخدام تقنية التعادل من شأنها تصحيح تأثير ISI وإزالة أخطاء في الإشارة الواردة واستعادة تسلسل البيانات الأصلية. تقنية تكافؤ في القناة هي استخدام الناتج من القناة و معلومات القناة لتقدير الرسالة الأصلية. والمعلومات من قناة الاتصال غالبا ما تكون غير معروفة، يجب علينا أن نستخدم خوارزميات التكيفية للسماح بإعادة بناء الإشارة المرسل. ويستند الخوارزمية التكيفية على تسلسل البيانات المعروفة كفيما إلى المتلقي (نوع المشرف). وبالإضافة إلى ذلك، فإن إدراج تقنية الغير الخطية للقناة يجعل الأساليب التكيفية التقليدية غير فعالة مثل مرشحات الخطية تكيفها من قبل LMS أو خوارزمية RLS. ولذا فإن استخدام شبكة التعادل استنادا المنطق الضبابي يمكن التعامل مع القنوات غير الخطية.

كلمات مفتاحية : المعادل - قنوات غير الخطية - فلتر التكيف - RLS - LMS - ISI - الاتصالات المتحركة

Table des matières

Résumé	ii
Table des matières	iv
Table des figures	vii
Liste des notations et des symboles.....	ix
Introduction générale.....	1
1 Chapitre 1 :Canaux de transmission dans les systèmes de télécommunication mobile ...	1
1.1 Introduction.....	1
1.2 Définition du canal.....	1
1.3 Type de Canaux.....	2
1.3.1 Canal binaire symétrique	2
1.3.2 Canal à bruit additif blanc Gaussien.....	3
1.3.3 Canal à évanouissement.....	3
1.4 Modélisation et simulation les canaux de transmission.....	8
1.4.1 Modèle du canal de Rayleigh.....	8
1.4.2 Simulation du canal de Rayleigh	9
1.5 Conclusion	12
2 Chapitre 2 : Techniques d'égalisations	13
2.1 Introduction.....	13
2.2 Égalisation de canaux.....	13
2.3 Principe.....	13
2.4 Type de L'égalisateur	14
2.4.1 L'égalisation par zero forcing.....	14
2.4.2 Égalisation à erreur quadratique moyenne minimale :.....	16
2.4.3 Égalisation adaptative supervisée :	17

2.4.4	Égaliseurs aveugles (ou autodidactes).....	22
2.4.5	Égaliseurs fractionnés.....	28
2.5	Algorithmes pour l'égalisation de canaux.....	32
2.5.1	Algorithmes linéaires pour l'égalisation de canaux.....	32
2.5.2	Algorithmes non-linéaires pour l'égalisation de canaux :.....	33
2.6	Simulations et résultats :.....	35
3	Egaliseur basé sur la Logique floue	52
3.1	Logique floue	53
3.1.1	Notions de base	53
	associe une valeur $\mu_A(x)$ tel que	54
	trois cas :.....	54
	$\mu_A(x) = 1$ C'est -à-dire x satisfait pleinement la propriété vague défini par A	54
	défini par A	54
	on aura $\delta = \max(\mu_1, \mu_2)$	55
	$x_1 \in E_1$ ou $x_2 \in E_2$ implique ($s \in S_1$)	55
	on aura $\delta = \min(\mu_1, \mu_2)$	55
3.1.2	Éléments d'un système à base de logique floue	55
	l'imprécision qui peut exister sur ces valeurs.....	56
3.1.3	Propriété de la logique floue	59
3.1.4	Exemple d'application	61
3.2	Application de la logique floue à l'égalisation de canaux.....	61
3.2.1	Principe.....	61
	$r_k \in U = C_1 - C_1 + \times C_2 - C_2 + \times \dots \times C_n - C_n +$	61
	Conclusion générale.....	71
4	74

Table des figures

Figure 0-1 : Simulation l'évanouissement du Rayleigh pour différentes vitesses de MS_i	11
Figure 2-1Égalisation „linéaire” vs égalisation adaptative.....خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 2-2 Égaliseur de canal adaptatif avec les modes de fonctionnement apprentissage et Decision-directed.....	19
Figure 2-3 Égaliseur adaptatif à retour de décision.....	21
Figure 2-4Les éléments fondamentaux d'un système adaptatif d'égalisation aveugle	23
Figure 2-5 Schéma de principe d'un récepteur de communication de données avec un égaliseur fractionné.....	27
Figure 2-6 Représentation à deux canaux d'un égaliseur fractionné à . 2 B T.....	29
Figure 2-7 Les éléments fondamentaux d'un système adaptatif d'égalisation aveugle FSE.....	32
Figure 2-8principe de simulation	35
Figure 2-9L'erreur MSE de l'égaliseur LMS sur 1000 itération	36
Figure 2-10 sortie désirée et estimer sur l'ensemble des symboles	37
Figure 2-11 convergence des coefficients du l'égaliseur LMS sur 1000 itération.....	37
Figure 2-12 variation de l'erreur parmi le signal désirer et estimer	38
Figure 2-13.....	39
Figure 2-14.....	39
Figure 2-15 le signale estimer et le signal reçu bruité LMS.....خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 2-16 performance du LMS avec un pas $\mu = 0.06$خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 2-17 <i>performance du LMS avec un pas $\mu = 0.0003$</i>خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 2-18convergence des coefficients du l'égaliseur LMS sur 1000 itération خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة.	
Figure 2-19 Figure.V.21. sortie estimer et le signale émise.....خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 2-20variation de l'erreur parmi le signal reçue et estimer.....خطأ لإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 2-21 convolution de canal $C(z)$ avec l'égaliseur NLMS.....خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	

Figure 2-22 performance du NLMS avec un pas $\mu=4$	44
Figure 2-23 l'erreur MSE de l'égaliseur RLS.....	45
Figure 2-24 Figure.V.29. sortie estimée et le signal émis	46
Figure 2-25 convergence des coefficients du l'égaliseur RLS sur 1000 itération.....	46
Figure 2-26 variation de l'erreur parmi le signal reçu et estimé خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 2-27 Figure.V.31. Les étapes 10 20 35 50 100 500 de la réponse impulsionnelle de l'égaliseur RLS..... خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 2-28 convolution de canal $C(z)$ avec l'égaliseur RLS	خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة
Figure 2-29 L'erreur MSE pour les égalisateurs LMS, NLMS et RLS.....	49
Figure 2-30 la convergence du 15 ^{ème} coefficient de l'égaliseur.....	50
Figure 2-31 l'état stable pour un coefficient l'égaliseur..... خطأ الإشارة المرجعية غير معرفة	
Figure 3-1 Analogie du raisonnement humain avec la logique floue.....	54

Liste des notations et des symboles

Glossaire

1G	Première génération
2G	Deuxième génération
3G	Troisième génération
3GPP	<i>3rd GenerationPartnership Project</i>
AWGN	Bruit blanc additif gaussien.
BER	<i>Bit Error Rate</i>
BPSK	Biphase Shift Keying
BS	Station de Base
CDMA	Code Division Multiple Access
<i>CIR</i>	<i>Carrier to Interference Ratio</i>
cmd	
<i>DPCCCH</i>	<i>DedicatedPhysical Control Channel</i>
<i>DPDCH</i>	<i>DedicatedPhysical Data Channel</i>
DS – SS	<i>Direct SequenceSpread Spectrum</i>
<i>FBI</i>	<i>FeedBack Information</i>
<i>FDD</i>	<i>Frequency Division Duplex</i>
FDMA	frequency division Multiple Access
<i>FER</i>	<i>Frame Error Ratio</i>
FH – SS	<i>FrequencyHoppingSpread Spectrum</i>
<i>FM</i>	<i>Frequency modulation</i>
GSM	Global System for Mobile Communications
GSM	Global System for Mobile Communications
<i>IAM</i>	Interférence d'Accès Multiple
IMT-2000	<i>International Mobile Telecommunication-2000</i>
<i>LFER</i>	<i>Linear Feedback Shift Register</i>
MS	Station Mobile
OVSF	<i>Orthogonal Variable Spreading Factor Codes</i>
PCB	bit de contrôle de puissance
PCM	pulse code modulation
<i>PCS</i>	<i>Personal Communication System</i>
<i>PDG</i>	<i>Personal Digital Cellular System</i>
<i>PMRM</i>	<i>Power Measurement Report Message</i>
<i>PN</i>	<i>Pseudo Noise</i>
<i>R99</i>	Release 99
<i>RNC</i>	<i>Radio Network Controller</i>
SIR	<i>Signal to Interference Ratio</i>
SMS	Short message service
SNR	Signal to noise Ratio
<i>TDD</i>	<i>Time Division Duplex</i>

TDMA
 TH – SS
 TPC
 UE
 UMTS
 UTRAN
 WCDMA

Time division Multiple Access

Time Hopping Spread Spectrum

Transmission Power Control

Variables

$\left(\frac{E_b}{I_0}\right)$	User Equipement	Rapport l'énergie du bit par l'interférence
	Universal Mobile Telecommunications System	
OF_{ij}	UMTS Terrestrial Radio Access Network	facteur d'orthogonalité
ρ_{ij}	Wideband Code Division Multiple Access	corrélation
ω_d		Fréquence angulaire
C		fraction d'amplitude de trajet
D		Retard de réaction entre le BS et MS
D_b		débit des bits
D_c		débit des chips
E		gains de transmission
E_b		énergie du signal par symbole,
f_c		Fréquence porteuse
f_D		Fréquence Doppler
H		Matrice de Hadamard
I		L'interférence totale
K		nombre d'utilisateurs
L		nombre de trajets multiples
M		nombre d'usager
n		longueur du code
P_r		Puissance reçue à la BS
P_t		Puissance transmit par MS
$r(t)$		signal reçu à la station de base
R_{xy}		fonction d'inter corrélation
$s(t)$		Signal Complexe
SF		Spreading Factor (facteur d'étalement)
t		Temps
T_0		temps de cohérence du canal
T_c		Période ou durée de chipe
T_P		Durée de slot
T_s		Période ou durée de symbole
v_i		Vitesse km/h
η		Bruit Blanc Additif Gaussien

indice

i	Indice d'utilisateur
k	Indice de slot
l	Indice de trajet

Chapitre 1 :

Canaux de transmission dans les systèmes de télécommunication mobile

1.1 Introduction :

Le canal de transmission radio-mobile est sans doute l'un des médias de communication les plus variables et les plus incontrôlables. Les ondes radioélectriques, parce qu'elles se propagent en traversant l'espace, sont sujettes aux nombreuses irrégularités de morphologie du terrain, des caractéristiques électromagnétiques, de température, d'humidité, du milieu traversé ... etc. C'est pour cela que, contrairement aux transmissions sur lien fixe (câble en cuivre, fibre optique par exemple) où les caractéristiques du milieu sont contrôlées, les transmissions sur lien radio-mobile ont pour propriété de fluctuer en temps et en espace, souvent avec des variations très importantes. L'objectif de ce chapitre est d'introduire les notions essentielles permettant de comprendre et d'appréhender le comportement du canal radio-mobile et les principaux effets agissant sur le canal radio-mobile. Et de rapprocher un modèle mathématique de ce canal, pour assurer un chemin optimal pré que possible à la réelle, pour la utiliser pour la propagation de signal en simulation.

1.2 Définition du canal :

Est un moyen de transférer des informations d'un point à un autre.

La plupart des canaux de communication entre autres les canaux téléphoniques, certains canaux de radio, sont caractérisés par une bande passante présentant des évanouissements d'amplitude et des non-linéarités de phase. Par conséquent, pour l'étude de la distorsion apportée par le canal, on peut caractériser chaque canal par sa réponse en fréquence $C(f)$ comme suit :

$$c(f) = A(f) * e^{j\theta(f)} \quad (1)$$

Où $A(f)$ est la réponse en amplitude du canal, $\theta(f)$ est la réponse en phase du canal.

Une autre caractéristique souvent utilisée pour caractériser un canal de transmission est l'enveloppe de délai définie comme suit :

$$\tau(f) = \frac{1}{2} \frac{d\theta(f)}{d(f)} \quad (1-1)$$

Un canal est dit idéal si dans la bande de fréquence du signal transmis, la réponse en amplitude du canal $A(f)$ est constante et la réponse, $\theta(f)$, est linéaire ($\tau(f)=\text{constante}$) pour toutes les fréquences. Si $A(f)$ n'est pas constante la distorsion subit par le signal est dite d'amplitude alors que si $\tau(f)$ n'est pas constante la distorsion est dite de délai ou de phase. En résumé les termes $A(f)$ et $\theta(f)$ ou $\tau(f)$, définissent les caractéristiques du médium de transmission qui influent sur le signal qui traverse le canal en le distordant, ce qui donne un BER $\neq 0$ sur le signal de sortie du canal. En plus de cette déformation apportée au signal s'ajoute le bruit qui sera mesuré comme étant le rapport entre le signal transmis et le bruit ce qui définit le SNR.

صلىح العبارة [A1]: التعليق

1.3 Type de Canaux:

1.3.1 Canal binaire symétrique :

Le canal binaire symétrique (CBS) est un canal discret dont les alphabets d'entrée et de sortie sont finis et égaux à 0 ou 1. On considère dans ce cas que le canal comprend tous les éléments de la chaîne comprise entre le codeur du canal et le décodeur correspondant figure (1.1).

اربط الأشكال [A2]: التعليق

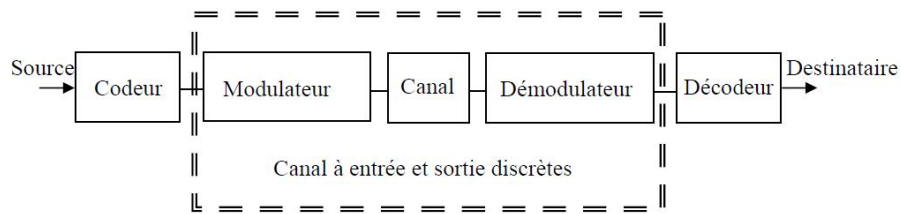


Figure 1-1: Description d'un canal binaire symétrique

On note respectivement par a_k et y_k les éléments à l'entrée et à la sortie du CBS. Si le bruit et d'autres perturbations causent des erreurs statistiquement indépendantes dans la séquence binaire transmise avec une probabilité p , alors [1]:

صلىح العبارة [A3]: التعليق

$$\begin{aligned} \text{prob}(y_k = 0 | a_k = 1) &= \text{prob}(y_k = 1 | a_k = 0) = p \\ \text{prob}(y_k = 0 | a_k = 0) &= \text{prob}(y_k = 1 | a_k = 1) = 1 - p \end{aligned}$$

اربط الاشكال [A4]: التعليق

Le fonctionnement du CBS est résumé sous forme de diagramme dans la figure 2. Chaque élément binaire à la sortie du canal ne dépendant que de l'élément binaire entrant correspondant, dans ce cas le canal est dit « sans mémoire ».

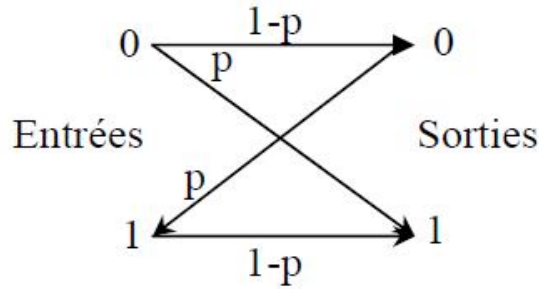


Figure 1-2 : Diagramme du canal binaire symétrique

1.3.2 Canal à bruit additif blanc Gaussien :

Le modèle de canal le plus fréquemment utilisé dans les transmissions numériques, qui est aussi un des plus faciles à générer et analyser, est le canal à bruit blanc additif gaussien. Ce bruit modélise à la fois les bruits d'origine interne (bruit thermique dû aux imperfections des équipements...) et le bruit d'origine externe (bruit d'antenne...). Ce modèle est toutefois plutôt associé à une transmission filaire, puisqu'il représente une transmission quasi-parfaite de l'émetteur au récepteur. Le signal reçu s'écrit alors :

$$r(t) = s(t) + n(t) \tag{1-2}$$

Où $n(t)$ représente le bruit, caractérisé par un processus aléatoire gaussien de moyenne nulle, de variance σ_n^2 et de densité spectrale de puissance bilatérale $\varphi_{nn} = \frac{N_0}{2}$. La densité de probabilité conditionnelle de $r(t)$ est donnée par l'expression :

$$f(r/s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n}} e^{-\frac{(r-s)^2}{2\sigma_n^2}} \tag{1-3}$$

1.3.3 Canal à évanouissement :

Les communications radio ont souvent besoin d'un modèle plus élaboré prenant en compte les différences de propagation du milieu, appelées encore atténuations ou évanouissements, qui affectent la puissance du signal. Cette atténuation du signal est principalement due à un environnement de propagation riche en échos et donc caractérisés par de nombreux multi

trajets mais aussi au mouvement relatif de l'émetteur et du récepteur entraînant des variations temporelles du canal. Le phénomène de multi trajets s'observe lorsque l'onde électromagnétique portant le signal modulé se propage par plusieurs chemins de l'émetteur au récepteur. Les transmissions intra-muros, avec toutes les perturbations liées aux parois du bâtiment, et les communications radio-mobiles sont les exemples les plus courants d'environnements propices aux multi trajets. Ces derniers apparaissent toutefois dans d'autres milieux, et les transmissions acoustiques sous-marines doivent ainsi affronter de nombreux multi trajets dus à la surface de l'eau et aux fonds marins.

L'évanouissement a pour conséquence principale d'imposer une limite dans le débit symbole et d'introduire des informations pour le contrôle d'erreurs, dans les émissions, qui imposent une limite à l'intelligibilité de l'information transmise. Très souvent, une limite au taux d'erreur binaire de 10^{-3} est utilisée pour des applications de parole. Dans le cas des communications de données, un taux erreur bit, BER (Bit error ratio) de 10^{-6} est nécessaire bien que souvent difficile à atteindre (1). En ce qui concerne les variations temporelles du canal, on peut distinguer deux classes, l'étalement temporel et l'effet Doppler, pouvant par ailleurs constituer une base pour la classification des canaux à évanouissements.

1.3.3.1 L'étalement temporel :

Lors d'une transmission sur un canal à évanouissements, les composantes du signal, ayant empruntées des chemins distincts, arrivent au récepteur avec des retards différents (voir la figure (1-3)). L'étalement temporel appelé encore dispersion des retards (*delayspread*), noté T_m et défini par la différence entre le plus grand et le plus court des retards, permet de caractériser par une seule variable la dispersion temporelle du canal.

التعليق [A5]:

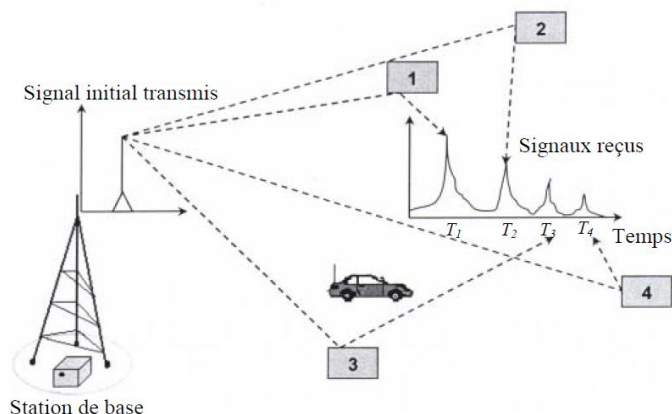


Figure 1-3 Etalement temporel.

$$T_m = \frac{\text{Trajet le plus long} - \text{Trajet le plus court}}{c} \quad (1-4)$$

L'étalement temporel de la réponse impulsionnelle du canal dépendra des facteurs physiques comme l'orientation, la réflectivité et la distance entre les objets réfléchissants (bâtiments, montagnes, murs, véhicules...etc.). Il s'étend de quelques dizaines de nanosecondes (dans un environnement intérieur ou *Indoor*) à quelques microsecondes (dans un environnement extérieur ou *Outdoor*). Le tableau suivant donne la comparaison des retarder la propagation pour différents environnements [2].

Type d'environnement	Delay spread en μs
Espace libre	<0.2
Zone rurale	1
Zone montagneuse	30
Zone suburbaine	0.5
Zone urbaine	3
Indoor	0.01

Tableau 1-1-1 Comparaison des Delay spread pour différents environnements.

L'étalement temporel est souvent utilisé comme indicateur permettant de différencier les canaux large bande des canaux à bande étroite. Si le retarder la propagation maximal (T_m) du canal est supérieur ou égal à T_s , le canal est dit à « large bande ». Si T_m est très inférieur à T_s , le canal est dit à « bande étroite ». La bande de cohérence du canal, notée B_c , correspond à la gamme de fréquences sur laquelle les amplitudes des composantes fréquentielles du signal, qui sont fortement corrélées, subissent des atténuations semblables. En dehors de cette bande de fréquence, en revanche les distorsions du signal deviennent non négligeables. En général, la bande de cohérence d'un canal est du même ordre de grandeur que l'inverse de son étalement temporel :

$$B_c \sim \frac{1}{T_m} \quad (1-5)$$

Étant la largeur de bande du signal transmis. Tant que $B_s \ll B_c$, toutes les composantes fréquentielles du signal subissent des atténuations semblables, et le canal est dit « non sélectif ».

التعليق [A6]: T_s ?

en fréquence» (fréquence non sélective). Dans le cas contraire, au moins deux composantes fréquentielles subissent des atténuations indépendantes, et le canal est dit « sélectif en fréquence » (fréquence sélective), traduisant ainsi ce manque de corrélation. Pour éviter ce phénomène générateur d'interférence entre symboles (ISI), en pratique, on essaye de rendre la largeur de bande du signal très petite par rapport à la bande de cohérence du canal [2].

1.3.3.2 Décalage en fréquence (Effet Doppler) :

Quand l'émetteur et le récepteur sont en mouvement relatif avec une vitesse radiale constante, le signal reçu est sujet à un décalage constant de fréquence, appelé effet Doppler (comme le montre la figure 1-4), proportionnel à sa vitesse, à sa fréquence porteuse et à la direction de déplacement [4]. Cette dispersion fréquentielle, due à l'inconstance des caractéristiques du canal durant la propagation, résulte en une augmentation de la bande de fréquence occupée par le signal.

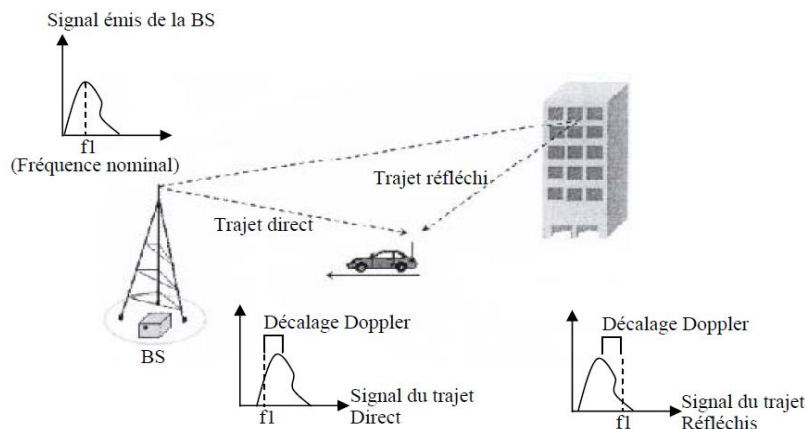


Figure 1-4 : Effet Doppler.

On peut considérer l'effet Doppler comme l'équivalent fréquentiel de l'étalement temporel, et définir ainsi un étalement fréquentiel B_m correspondant à la différence entre le plus grand et le plus petit décalage en fréquence inhérente aux multiples trajets. On représente par T_{coh} le temps de cohérence du canal durant lequel les distorsions temporelles du canal restent négligeables. Traditionnellement, T_{coh} est du même ordre de grandeur que l'inverse de l'étalement fréquentiel $T_{coh} \sim \frac{1}{B_m}$

L'effet Doppler peut être vu comme un effet de décorrélation temporel des trajets multiples et est souvent appelé effet d'évanouissement en temps (*time-selective fading effect*).

Pour garantir la non-sélectivité, à la fois en fréquence et en temps, il faut tout simplement respecter la condition :

$$T_m \ll T_s \ll T_{coh}, \quad (1-6)$$

Parmi les environnements de propagation courants, il est toutefois assez rare qu'un canal respecte parfaitement ces contraintes, obligeant les opérations à trouver un compromis.

1.3.3.3 Canal à trajets multiples :

Nous considérons que le canal subit des évanouissements lents, c'est-à-dire la durée d'un symbole est très inférieure au temps de cohérence du canal, et que le signal reçu ne varie donc pas ou très peu sur la durée d'un symbole. En tenant compte du bruit blanc additif gaussien, le signal équivalent en bande de base reçu à la sortie de ce canal à évanouissement lent comportant trajets multiples s'exprime alors par :

$$r(t) = \sum_{i=0}^{L_r-1} \alpha_i \cdot s(t - \tau_i) + n(t) \quad (1-7)$$

où le bruit complexe est représenté par $n(t)$, α_i et τ_i caractérisent, respectivement, l'atténuation complexe et le retard affectant chaque trajet. Le nombre de trajets empruntés par un même signal est énorme, et il n'est pas question de tous les modéliser. Ne sont donc pris en compte que les trajets significatifs, dont le retard et l'atténuation restent en deçà d'un seuil acceptable. Mais ces dispositions ne suffisent pas toujours, et dans le cas où le nombre L_t de trajets significatifs reste important, le théorème de la limite centrale [3] justifie la possibilité de les grouper en L_p paquets, chaque paquet ayant alors une atténuation complexe résultante α , pour un retard moyen τ , donnant au signal reçu l'expression suivante :

$$r(t) = \sum_{l=0}^{L_p-1} \alpha_l s(t - \tau_l) + n(t) \quad (1-8)$$

à la sortie de l'échantillonneur, l'observation donne :

$$r_k = \sum_{l=0}^{L_p-1} \alpha_l s_{k-\tau_l} + n_k \quad (1-9)$$

Alors que la phase de α_l est une variable aléatoire uniformément distribuée sur $[0, 2\pi]$, la loi de distribution de son module varie en fonction de l'environnement de propagation. Si le modèle considère qu'il n'y a pas de trajet direct, le module de α_l

suit une loi de Rayleigh avec une variance $\sigma_{\alpha l}^2$ et sa densité de probabilité est de la forme :

$$f(\alpha l) = \frac{1}{\sigma_{\alpha l}^2} \exp\left(-\frac{\sigma_1^2}{2\sigma_{\alpha l}^2}\right) \quad (1-10)$$

C'est le modèle le plus couramment utilisé pour les communications radio mobiles. En revanche, si l'environnement permet un trajet direct entre l'émetteur et le récepteur, cas typique des communications par satellite, le signal résultant est la somme du signal issu du trajet direct et des signaux issus des trajets réfléchis. Ce modèle suit une loi de distribution de Rice :

$$f(\alpha l) = \frac{\sigma_1}{\sigma_{\alpha l}^2} \exp\left(-\frac{\sigma_1^2 + \zeta^2}{2\sigma_{\alpha l}^2}\right) / 0\left(\frac{\sigma_1 \zeta}{\sigma_{\alpha l}^2}\right) \quad (1-11)$$

Où ζ est un paramètre de non-centralité dû au trajet direct et $J_0(x)$ représente la fonction de Bessel modifiée d'ordre 0.

1.4 Modélisation et simulation des canaux de transmission :

1.4.1 Modèle du canal de Rayleigh :

À cause de l'effet Doppler, la fréquence du signal transmis subit un décalage qui dépend de la vitesse v du mobile (en m/s), de la longueur d'onde $\lambda_0 = c/f_c$ et de l'angle d'incidence θ_n de l'onde par rapport à la direction du déplacement de mobile. Le décalage Doppler de l'onde d'indice n est donnée par : $f_n = v/\cos\theta_n$. Le champ électrique reçu est donné par [4] :

$$\mathbf{E}(t) = \mathbf{E}^I(t) \cos(2\pi f_c t) + j\mathbf{E}^Q(t) \sin(2\pi f_c t) \quad (1-12)$$

\mathbf{E}^I est la composante en phase et \mathbf{E}^Q est la composante en quadrature.

$$\begin{aligned} \mathbf{E}^I(t) &= E_0 \sum_{n=0}^L c_n \cos(2\pi f_c t + \varphi_n) \\ \mathbf{E}^Q(t) &= E_0 \sum_{n=0}^L c_n \sin(2\pi f_c t + \varphi_n) \end{aligned} \quad (1-13)$$

Où c_n est l'amplitude du champ transmis supposée constante, f_n et φ_n sont respectivement, le décalage Doppler et la phase d'onde d'indice n , et L est le nombre de trajets suivis par l'onde.

Selon le théorème de limite centrale, si L est suffisamment grand, les composantes $\mathbf{E}^I(t)$ et $\mathbf{E}^Q(t)$ sont des variables aléatoires gaussiennes indépendantes.

Si les deux amplitudes sont gaussiennes, de moyennes nulles et de même variance.

L'enveloppe du signal reçu peut-être calculée à partir de ces deux amplitudes.

$$r(t) = |E_z| = \sqrt{(E^I(t))^2 + (E^Q(t))^2} \quad (1-14)$$

Puisque les deux amplitudes sont gaussiennes, l'enveloppe $r(t)$ suit une loi de Rayleigh et la densité spectrale de puissance $S(f)$ de cette signal reçu est comme suivante :

$$S(f) = \begin{cases} \frac{E_0}{4\pi f_d} \frac{1}{\sqrt{1 - (\frac{f-f_c}{f_d})^2}} & (|f - f_c| \leq f_d) \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1-15)$$

Où f_c est la fréquence de porteuse, et f_d est la fréquence de Doppler.

1.4.2 Simulation du canal de Rayleigh :

Pour simuler les variations du canal de transmission, Jakes proposait une méthode basée sur la distribution de Rayleigh [1], afin d'approximer le signal reçu traverser un canal à évanouissement de multi trajets par un processus Gaussien complexe, quand le nombre de trajets est grand. Pour décrire brièvement le modèle de Jakes, nous récrivons l'équation خطأ! لم يتم العثور على مصدر المرجع. comme suit [2], [3]:

$$r(t) = s(t - \tau_0) \left(\sum_{l=1}^L C_l e^{j\psi_l(t)} \right) e^{j2\pi f_c t} \quad (1-16)$$

Où $\psi_l(t) = \omega_d t \cos \alpha_l - \phi_l + \tau_0 \in [\min \tau_l, \max \tau_l]$.

Le premier terme montre que le signal transmis est retardé par un temps de propagation, et le deuxième terme reflète la fluctuation d'amplitude du signal suivant l'équation :

$$\beta(t) = \sum_{l=1}^L C_l e^{j(\omega_d t \cos \alpha_l - \phi_l)} \quad (1-17)$$

Où C_l , α_l et ϕ_l sont respectivement le gain aléatoire de trajet, l'angle d'arrivée d'onde et le déplacement de phase du trajet l en question, ω_d la fréquence Doppler maximale ; sera atteinte lorsque $\alpha_l = 0$.

Supposant que C_l est une valeur réelle, خطأ! لم يتم العثور على مصدر المرجع. peut être écrit comme :

$$\begin{aligned}\beta(t) &= \beta_c(t) + j\beta_s(t) \\ \beta_c(t) &= \sum_{l=1}^L C_l \cos(\omega_d t \cos \alpha_l + \phi_l) \\ \beta_s(t) &= \sum_{l=1}^L C_l \sin(\omega_d t \cos \alpha_l + \phi_l).\end{aligned}\tag{1-18}$$

Le théorème de limite centrale justifie que $\beta_c(t)$ et $\beta_s(t)$ peuvent être rapprochés comme processus aléatoires Gaussiens quand L grand.

En choisissant $C_l = 1/\sqrt{L}$, $\alpha_l = 2\pi l/L$ et $\phi_l = 0$, pour $l = 1, 2, 3, \dots, L$, Jakes a dérivé son modèle de simulation pour les canaux à évanouissement de Rayleigh donnée par :

$$\begin{aligned}\beta(t) &= \beta_c(t) + j\beta_s(t) \\ \beta_c(t) &= \frac{2}{\sqrt{L}} \sum_{l=0}^{L_0} \alpha_l \cos(\omega_l t) \\ \beta_s(t) &= \frac{2}{\sqrt{L}} \sum_{l=0}^{L_0} b_l \cos(\omega_l t).\end{aligned}\tag{18}$$

Où $L = 4L_0 + 2$ et :

$$\begin{aligned}\alpha_l &= \begin{cases} \sqrt{2} \cos \vartheta_0, & l = 0 \\ 2 \cos \vartheta_l, & l = 1, 2, 3, \dots, L \end{cases} \\ b_l &= \begin{cases} \sqrt{2} \sin \vartheta_0, & l = 0 \\ 2 \sin \vartheta_l, & l = 1, 2, 3, \dots, L \end{cases} \\ \omega_l &= \begin{cases} \omega_d, & l = 0 \\ \omega_d \cos \frac{2\pi l}{L}, & l = 1, 2, 3, \dots, L \end{cases} \\ \vartheta_l &= \begin{cases} \frac{\pi}{4}, & l = 0 \\ \frac{l\pi}{L}, & l = 1, 2, 3, \dots, L \end{cases}\end{aligned}\tag{19}$$

Dans [4] l'exactitude de méthode de Jakes est évaluée, en raison que le nombre de trajet L soit supérieur à 10.

La simulation d'évanouissement de Rayleigh, pour 3 vitesses croissantes l'un par l'autre pendant une période de 200 ms, est montré par la Figure 1-5, en effet l'évanouissement présenté par la Figure 1-5 montre que les variations du canal radio mobile sont importantes lorsque la vitesse des mobiles croît.

D'ailleurs dans les trois situations, le canal de transmission peut être considéré lente (*slow-fading*), puisque le taux d'évanouissement (*fading rate*) inférieur au débit de bits.

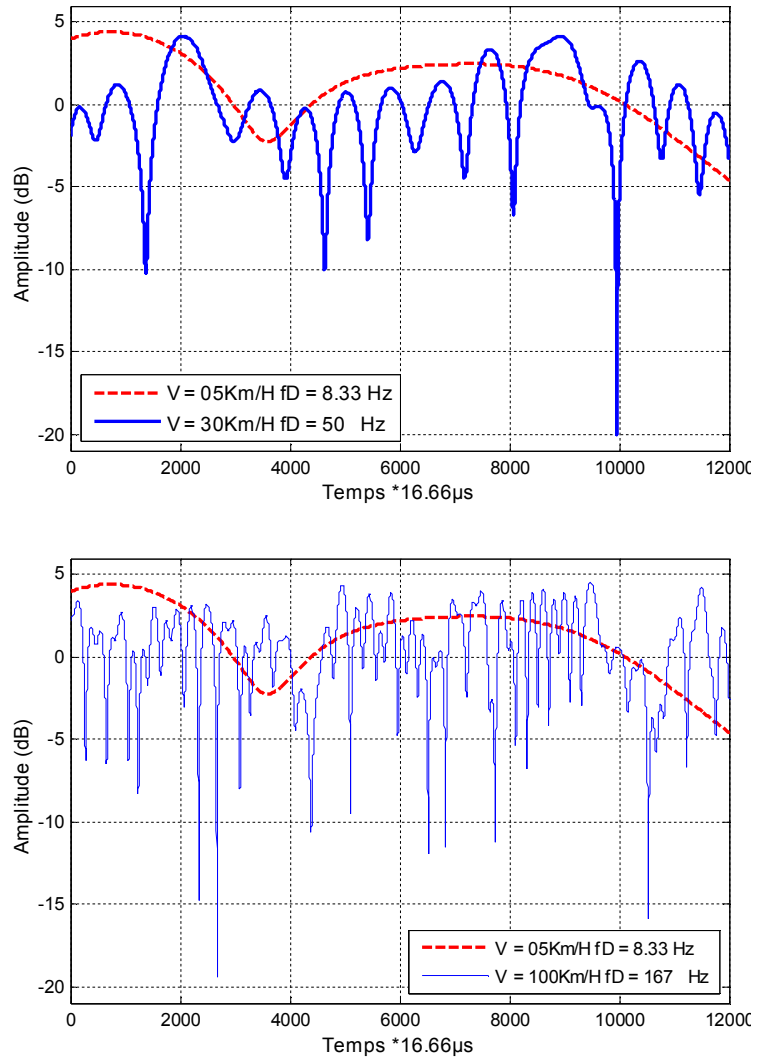


Figure 1-5 : Simulation l'évanouissement du Rayleigh pour différentes vitesses de MS_i

1.5

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre,

.....
.....
.....
.....
.....
.....
.....

Chapitre 2: Techniques d'égalisations

2.1 Introduction :

Une des premières et plus réussies applications des filtres adaptatifs est l'égalisation adaptative de canal dans les systèmes de communications numériques. En utilisant l'algorithme LMS standard, un égaliseur adaptatif est un filtre à réponse finie à l'impulse (FIR) dont le signal de référence désiré est une séquence d'apprentissage connue envoyée par l'émetteur sur le canal de transmission inconnu. La dépendance d'un égaliseur adaptatif de canal de la séquence d'entraînement exige que l'émetteur coopère par le réenvoi (souvent périodiquement) de la séquence d'entraînement, en baissant ainsi le flux effectif de données de la liaison de communication.

Dans beaucoup de systèmes de communication numériques de grande vitesse de bande limitée, la transmission d'une séquence d'apprentissage est peu pratique ou très coûteuse en terme durandament de la transmission des données. Les filtres adaptatifs LMS conventionnels qui utilisent des séquences d'apprentissage ne peuvent pas être employés. C'est pourquoi, les algorithmes *aveugles* (autodidactes) adaptatifs d'égalisation de canal qui ne comptent pas sur des séquences d'apprentissage ont été développés. En utilisant ces algorithmes "aveugles", des récepteurs individuels peuvent commencer l'auto-adaptation sans l'aide de l'émetteur. Cette capacité de démarrage autodidacte permet aussi à un égaliseur *aveugle* de s'auto-remettre des pannes du système. Cette capacité d'auto-rétablissement est critique dans les systèmes de transmission où les variations du canal arrive souvent.

2.2 Égalisation de canaux

2.3 Principe

L'origine du terme égalisation se comprend aisément dans le domaine des fréquences. Dans un égaliseur graphique de chaîne **HI-FI** [BR097], des curseurs permettent d'ajuster des filtres passe bande autour de certaines fréquences. En réglant correctement les différents curseurs, l'utilisateur modifie à sa guise le spectre du signal issu de la source. Avant de parvenir à l'oreille de l'auditeur, le son est déformé par la réponse de la pièce d'écoute. La mise en cas-

التعليق [b7]:

cade des déformations spectrales dues à la pièce et celles qui sont dues à l'égaliseur graphique correctement réglé, permet d'obtenir une réponse globale plate sur la bande audio. La réponse de la chaîne liant la source à l'auditeur a été égalisé.

Dans le domaine des télécommunications, les données émises traversent un canal de transmission et les différents dispositifs électroniques associés à l'émetteur et au récepteur. Le rôle de l'égaliseur est alors de réduire au mieux les distorsions apportées par ces éléments. Pour compenser ces distorsions on utilise un filtre linéaire avec des paramètres ajustables suivant les caractéristiques du canal. Ces filtres ajustables sont appelés des égaliseurs ou encore égaliseurs de canaux. Pour les canaux avec une réponse en fréquence inconnue mais invariante dans le temps, on mesure les caractéristiques du canal et on ajuste en fonction les paramètres de l'égaliseur. Ces paramètres restent fixes durant la transmission des données. Ce type d'égaliseur est appelé égaliseur pré-établi (*presetequalizer*).

التعليق [b8]:

Lorsque le canal de transmission n'est plus invariant dans le temps, les techniques adaptatives de traitement permettent de concevoir des algorithmes estimant en permanence les paramètres pour l'égaliseur en minimisant un certain critère. On parle alors d'égalisation adaptative. Les algorithmes d'adaptation utilisés sont dits à décision.

Rétroactive et les plus fréquemment utilisés sont les algorithmes LMS et RLS.

2.4 Types des L'égalisateurs :

2.4.1 L'égalisation par zero forcing :

Le *zero forcing* est un filtre qui tente d'inverser exactement la fonction de transfert du canal, ce qui est *a priori* précisément le but recherché, idéalement, par l'égalisation (Bercher 2002). Ce faisant, l'interférence entre symboles est exactement compensée, et l'on dit que l'interférence entre symboles est forcée à zéro. On a ainsi (voir Fig. 2-1)

التعليق [b9]:

التعليق [b10]:

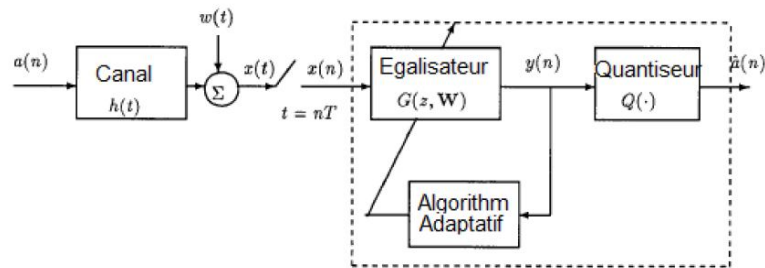


Figure 2-1 Système adaptatif d'égalisation.

$$G_{zf}(z, W) = \frac{1}{H} \quad (2-1)$$

التعليق [b11]:

Où $G(z, W)$ est la fonction de transfert du filtre FIR égaliseur et $H(z)$ la fonction du canal.

Dès maintenant, on peut s'apercevoir que cette démarche souffre de deux défauts : d'abord, $H(z)$ peut posséder des zéros de module supérieur à 1, ce qui induit des pôles instables pour $G(z, W)$ si celui-ci doit être causal ; D'autre part, si $h(n)$ est la réponse impulsionnelle finie du canal de longueur M , alors $w(n)$, la réponse impulsionnelle de l'égaliseur est infinie. On peut tourner partiellement la première difficulté en introduisant un retard Δ lors de la résolution ce qui permet de prendre en compte une éventuelle partie non causale (mais retardée), et tient également compte du nécessaire retard lié à la mise en oeuvre des filtres. Le choix de ce retard est à la fois important et difficile. Globalement, on peut dire que le retard engendré par les deux filtres est égal à la moitié de la longueur du filtre équivalent, longueur qui vaut ici $M + L - 1$, où L est la longueur du filtre FIR égaliseur.

$$W = [W_0 W_1 \dots \dots W_{L-1}]^T \quad (2-2)$$

التعليق [b12]:

D'autre part, on choisit de prendre un ordre L assez grand pour que l'éventuelle erreur de troncature de la réponse impulsionnelle soit négligeable. Dans ces conditions, on peut écrire l'équation de convolution correspondant à l'inversion du canal (Câmpeanu et Gál 2009)

$$\sum_{i=0}^{L-1} \begin{cases} 1, n = 0 \\ 0, n \neq \Delta \end{cases}, \Delta = \left[\frac{M + L - 1}{2} \right] \quad (2-3)$$

Cette relation de convolution étant valable pour tout n , on peut se donner L équations, par exemple pour, $n = 0, \dots, \Delta, \dots, L - 1$ et résoudre exactement le système linéaire correspondant pour obtenir les coefficients de l'égaliseur $W_i, i = 0, 1, \dots, L - 1$. À la sortie de l'égaliseur, on obtient alors :

$$y(n) = a(n - \Delta) + W' \quad (2-4)$$

où $W'(n)$ est le bruit d'observation filtré par l'égaliseur. L'annulation des interférences entre symboles se fait généralement au prix d'une augmentation sensible du niveau de bruit. En effet, la fonction de transfert du canal est en général de type passe-bas, et son inverse est de type passe haut. Lorsque le bruit est large bande, il s'en suit une forte augmentation du bruit en

haute fréquence et une dégradation du rapport signal-à-bruit. Ainsi, en dehors du cas où l'on est assuré d'un faible niveau de bruit d'observation, cette solution n'est pas à retenir. On notera en outre que le canal est supposé parfaitement connu ; dans cette méthode *supervisée*, on devra alors passer par une estimation préalable de la réponse impulsionnelle du canal. Les erreurs d'estimation de la réponse impulsionnelle se répercuteront alors sur les coefficients de l'égaliseur et entraîneront une dégradation des performances

2.4.2 Égalisation à erreur quadratique moyenne minimale :

Alors que l'égaliseur à zero forcing résout le problème en faisant abstraction du bruit d'observation, l'idée de l'égaliseur à erreur quadratique minimale (égaliseur MMSE) est de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la séquence de symboles $a(n)$ et la sortie de l'égaliseur. Le bruit est ainsi pris en compte dans le critère. On cherche ainsi à minimiser l'erreur quadratique moyenne :

$$j(W) = E[|a(n-1) - y(n)|^2] \quad (2-5)$$

Avec :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} W_i^* x(n-i) = W^H X(n) \text{ ou } X(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T \quad (2-6)$$

C'est à nouveau le problème du filtre optimal (Câmpeanu et Gál 2009) qui a comme solution les équations Wiener-Hopf :

$$R_x W = P_{ax}(\Delta) \quad (2-7)$$

où R_x est la matrice de autocorrélation de $\mathbf{x}(n)$ et $P_{ax}(\Delta)$ est le vecteur d'intercorrélations entre $\mathbf{x}(n)$ et $a(n-\Delta)$.

En tenant compte que selon le modèle d'égalisation illustré en Fig. 2-1, le signal d'entrée dans l'égaliseur est décrit par (7) et en appliquant la transformée Z à l'équation (2-7), on obtient la fonction de transfert du filtre égaliseur qui minimise l'erreur quadratique moyenne (Ding 1998):

$$G_{mmse}(Z, W) = \frac{H^*(Z)^{-1} Z^{-\Delta}}{H(Z)H^*(Z)^{-1} + N_0} \quad (2-8)$$

Où N_0 est la densité spectrale de pouvoir du bruit blanc additif.

Si la fonction de transfert (2-8) n'est pas au général physiquement réalisable, on préfère la résolution du système Wiener-Hopf (16) pour obtenir le filtre FIR égaliseur MMSE. Si

التعليق [b13]:

التعليق [b14]:

التعليق [b15]:

التعليق [b16]:

التعليق [b17]:

اعد صياغة الجملة: [b18]

التعليق [b19]:

اعد صياغة الجملة: [b20]

l'égalisation obtenue est clairement de meilleure qualité que celle fournie par un égaliseur *zero forcing*, en raison de la prise en compte effective du bruit, elle reste souvent de qualité médiocre, en particulier en présence d'évanouissements sélectifs (non-stationnarités). Ceci est également lié à la structure transverse (pas de pôles) qui limite la capacité de représentation d'une réponse quelconque. Par ailleurs, pour la mise en oeuvre pratique, il est nécessaire de connaître $a(n - \Delta)$. Pour cela, on utilise une séquence connue du récepteur, une *séquence d'apprentissage*, pour calculer les coefficients du filtre. La nécessité d'inclure dans l'émission une séquence d'apprentissage, éventuellement répétée périodiquement si le système est non stationnaire, limite en outre le débit en données utiles.

En pratique, les moyennes statistiques utilisées en (16) sont remplacés par des moyennes temporelles. Pour une séquence d'apprentissage de longueur N , les quantités survenant dans la formule Wiener-Hopf sont établis par :

$$R_x = \sum_{L+\Delta-1}^N X(n) X^H(n) \quad \text{et } P_{\alpha x}(\Delta) = \sum_{L+\Delta-1}^N \alpha^*(n - \Delta) X(n) \quad (2-9)$$

Où L est la longueur du filtre égaliseur.

2.4.3 Égalisation adaptative supervisée :

Les égaliseurs précédents souffrent de deux limitations communes : d'une part une charge de calcul importante, et d'autre part un caractère « statique ». En effet, le canal est le plus souvent non seulement inconnu, mais variable dans le temps. On peut alors utiliser des périodes de „mise à jour”

Où l'on émet des séquences d'apprentissage afin de recalculer l'égaliseur. Ceci n'empêche cependant pas les performances de se dégrader entre deux étapes de mise à jour.

Les méthodes adaptatives sont des méthodes simples qui permettent de résoudre simultanément les problèmes liés à la méconnaissance du canal et à son caractère évolutif et déterminer le filtre égaliseur \mathbf{W} .

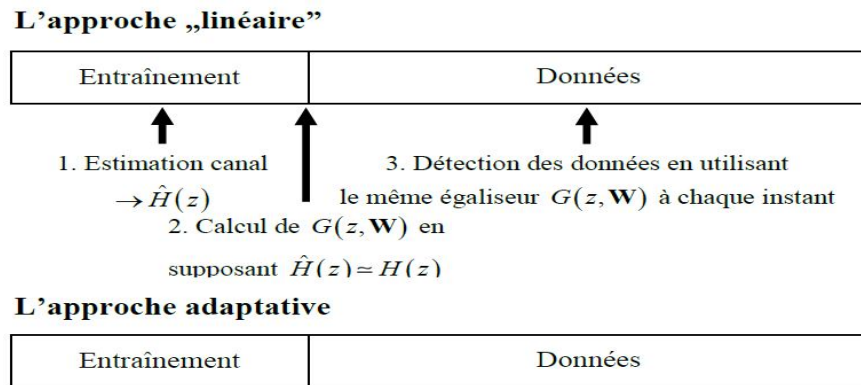


Figure 2-2Égalisation „linéaire” vs égalisation adaptative.

sées sur l'identification linéaire du canal (Bianchi 2006). Si, les méthodes linéaires gardent les coefficients

À l'instant n on utilise l'égaliseur ”:

$$W(n): y(n) = W^H(n)X(n) \quad (2-10)$$

Ajustement „au fil de l'eau”:

$$w(n) \rightarrow W(n+1) \quad (2-11)$$

du filtre égaliseur inchangées pendant toute la transmission des données, l'approche adaptative permet aux coefficients de poursuivre les variations du canal dans les cas où le canal varie dans le temps. De l'autre côté, dans les approches linéaires le calcul de $G(z, \mathbf{W})$ est coûteux, en tenant compte de l'inversion de la matrice d'autocorrélation \mathbf{R}_x , alors qu'on peut remarquer la simplicité de la mise en oeuvre des méthodes adaptatifs.

2.4.3.1 Égaliseurs adaptatifs à filtre FIR :

Fig. 5 illustre l'approche conventionnelle de l'égalisation adaptative. Lorsque l'égaliseur adaptatif commence son opération, l'émetteur transmet une séquence connue d'apprentissage sur le canal inconnu. Puisque la séquence d'apprentissage peut être utilisé comme signal de réponse souhaité, nous pouvons ajuster les coefficients de l'égaliseur en utilisant les algorithmes LMS standard ou RLS (Câmpeanu et Gál 2009). L'algorithme d'égalisation LMS avec une séquence d'apprentissage est :

$$W(n) = W(n-1) + \mu e^*(n)x(n) \quad (2-12)$$

$$\text{Ou} \quad e(n) = \alpha(n - \Delta) - y(n) = \alpha(n - \Delta) - W^H(n - 1)x(n) \quad (2-13)$$

est l'erreur du filtre adaptatif. Si, à la fin de la période d'apprentissage, l'erreur quadratique moyenne est si petit que , alors on peut remplacer par la sortie du circuit de décision et basculer l'égaliseur dans le mode piloté par décisions (en anglais Decision-directed Mode). L'algorithme qui en résulte dans le mode Decision-directed est :

$$W(n) = W(n - 1) + u\{Q[y(n)]\}^*x(n) \quad (2-14)$$

et son comportement dépend de la distance entre $W(n)$ et sa valeur optimale W_0 mesurée par les critères MMSE ou zero-forcing. Si $W(n)$ est proche de W_0 .

l'interférence entre symboles (ISI) est significativement réduite (c'est à dire, la diagramme de l'oeil est ouverte), le circuit de décision prend des décisions correctes avec une faible probabilité d'erreur, et l'algorithme est susceptible de

Converger vers W_0 . En revanche, si $W(n)$ n'est pas proche de W_0 , c'est à dire quand l'oeil est fermé (ce qui est quand nous avons besoin d'un égaliseur), alors la surface d'erreur peut être

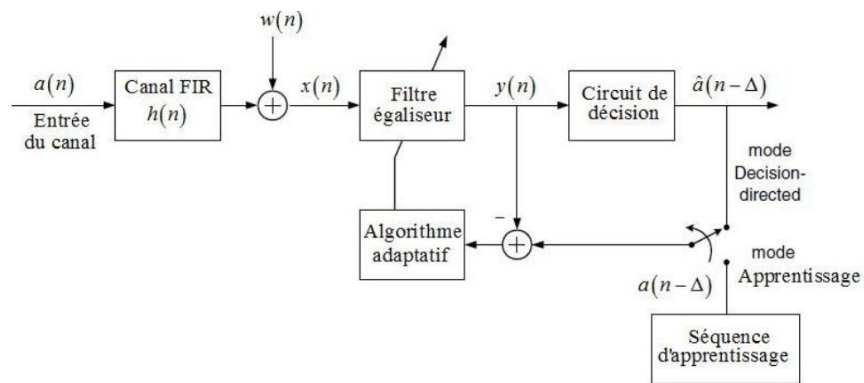


Figure 2-3 Égaliseur de canal adaptatif avec les modes de fonctionnement apprentissage et Decision-directed.

multimodale et l'égaliseur *Decision-directed* ne parvient pas à converger ou converge vers un minimum local (Manolakis, et al. 2005). En conclusion, la mise en oeuvre d'un égaliseur adaptatif piloté par décisions se fait suivant deux modes opératoires, voir Fig. 5:

- un mode supervisé, où la séquence $a(n)$ est connue (mode apprentissage). Le calcul de $y(n)$ ne sert alors qu'à adapter le filtre, jusqu'à convergence. Au bout de K itérations, on considère que $e(K)$ a convergé vers la solution, et

- on commute en mode opérationnel (mode *Decision-directed*). La sortie de l'égaliseur $y(n)$ sert alors à estimer $\hat{a}(n - \Delta)$: $\hat{a}(n - \Delta) \triangleq Q[y(n)]$, où Q indique que l'on prend la décision sur $y(n)$. L'erreur est alors maintenant calculée à partir des décisions:

$$e(n) = Q[y(n)] - y(n) \quad (2-15)$$

La session d'apprentissage doit être répétée chaque fois que le réponse du canal change ou quand le système de communications est déconnecté, ce qui entraîne une réduction du débit des données. Toutefois, il y a des applications numériques de communication dans lesquels le start-up et le réapprentissage de l'égaliseur adaptatif doivent être réalisées sans une séquence d'entraînement.

Égaliseurs adaptatifs qui fonctionnent sans l'aide d'un signal de la formation sont connus sous le nom d'égaliseurs aveugles (égaliseurs autodidactes), bien que le terme non supervisé serait plus approprié. La nécessité d'égalisation aveugle est énorme dans les réseaux numérique point à multipoint et de radiodiffusion, tels que la télévision de haute définition (HD) et la télévision par câble. Dans toutes ces applications, l'émetteur doit être en mesure d'envoyer son contenu non affecté par la connexion ou la déconnexion des récepteurs de clients ou des besoins des sessions d'apprentissage (Treichler, et al. 1998).

2.4.3.2 Égaliseur à retour de décision

Les effets nuisibles du phénomène d'augmentation du bruit qui dégradent les performances d'égaliseurs linéaires peuvent être atténués à l'aide d'un égaliseur non linéaire à retour de décision (en anglais *Decision Feedback Equalizer - DFE*). L'égaliseur DFE est constitué de deux filtres à réponse finie à l'impulse (FIR): un filtre $W(n) = [W_0(n)W_1(n)W_{L-1}(n)]^T$ qui va permettre un filtrage du signal de sortie du canal et un filtre $F(n) = [F_0(n)F_1(n)F_M(n)]^T$ qui va permettre un filtrage du signal $\hat{a}(n - \Delta)$ en sortie du bloc de décision. Ceci est illustré sur la Fig. 6. L'égaliseur à retour de décision est non linéaire car la voie de réaction comprend un circuit de décision non linéaire (Stüber 2002)

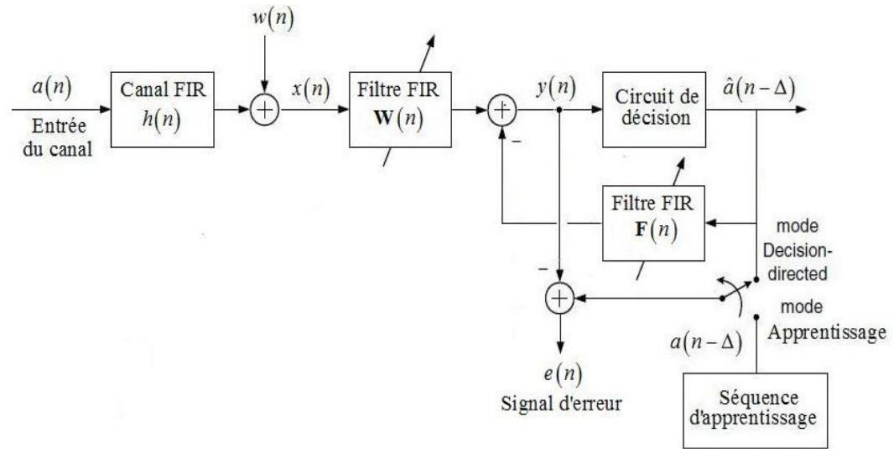


Figure 2-4 Égaliseur adaptatif à retour de décision.

Dans le cas optimal, la décision sur $y(n)$ est égale à la séquence d'entrée, à un retard près:

$$\hat{\alpha}(n - \Delta) \triangleq \dots [y(n)] = \alpha(n - \Delta) \quad (2-16)$$

c'est-à-dire que le signal est parfaitement égalisé. On a alors :

$$\hat{\alpha}(n - \Delta) \triangleq \dots [y(n)] \simeq y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w_i x(n - i) - \sum_{j=1}^M F_j \hat{\alpha}(n - \Delta - j) \quad (2-17)$$

où les W_i et F_j les sont les coefficients des filtres FIR. Afin de calculer ces coefficients, on peut utiliser un critère d'erreur quadratique moyenne. On peut en outre utiliser une approche de type gradient stochastique, ou LMS, de sorte à profiter des capacités adaptatives et alléger la charge en calcul (Bercher 2002). Posons ainsi :

$$\begin{cases} g(n) = [W_0(n)W_{L-1}(n)F_1(n)F_M(n)]^T = [W^T(n)F^T(n)]^T \\ z(n) = [x(n) \dots x(n - L + 1)\hat{\alpha}(n - \Delta + 1) \dots \hat{\alpha}(n - \Delta - M)]^T = [X^T \hat{\alpha}(n - \Delta)^T]^T \end{cases} \quad (2.12)$$

À l'aide de ces notations, l'erreur $e(n)$ s'écrit $e(n) = \alpha(n - \Delta) - y(n)$, en mode apprentissage, et $e(n) = \hat{\alpha}(n - \Delta) - y(n)$ en mode piloté par les décisions, et l'algorithme LMS devient alors :

$$g(n) = g(n - 1) + uz(n)e^*(n) \quad (2-18)$$

$$\text{Ou encore } \begin{cases} W(n) = W(n - 1) + ux(n)e^*(n) \\ F(n) = F(n - 1) + u\hat{\alpha}(n - \Delta)e^*(n) \\ \text{avec } y(n) = W^H(n) + x(n) - F^H(n)\hat{\alpha}(n - \Delta) \end{cases} \quad (2-19)$$

Lors de la mise en oeuvre, on utilisera une période d'apprentissage, lors de laquelle on prendra les symboles connus pour $\hat{\alpha}(n - \Delta)$; $\hat{\alpha}(n - \Delta) = a(n - \Delta)$, puis on basculera en mode opérationnel, en remplaçant la séquence d'apprentissage par les décisions, $\hat{\alpha}(n - \Delta) = Q[y(n)]$.

Ce type d'égaliseur présente d'excellentes performances, y compris en environnement sévère. Il est d'une charge calculatoire faible (peu de coefficients), mais il peut présenter des pôles instables, qui entraînent une divergence. L'avantage d'un filtre égaliseur de type FIR est sa stabilité intrinsèque, ainsi lors d'une procédure d'adaptation de ses paramètres un tel filtre sera toujours stable. Ceci n'est plus le cas pour l'égaliseur à retour de décision puisque sa fonction de transfert comporte un certain nombre de pôles. Les algorithmes d'adaptation des paramètres connus ne peuvent pas garantir à tout instant la stabilité des filtres estimés (Pouliquen 2008-2009).

2.4.4 Égaliseurs aveugles (ou autodidactes) :

Les méthodes précédentes, qui nécessitent une ou plusieurs périodes d'apprentissage, pénalisent beaucoup les systèmes de communications. Lorsque le canal subit des variations brutales, les algorithmes adaptatifs peinent à poursuivre ces variations, et si le système est piloté par les décisions, qui deviennent fausses, il peut s'en suivre une totale désadaptation. On doit alors recourir à un apprentissage régulier, ce qui limite singulièrement le débit. De plus, dans un système de communications multipoints (comme la télédiffusion audio ou vidéo), dès qu'un récepteur n'arrive plus à égaliser le canal, il faut transmettre une séquence d'apprentissage, ce qui prive tous les autres récepteurs du flot d'information. C'est pour ces raisons que les méthodes autodidactes (on parle aussi de méthodes aveugles— en anglais *Blind Equalization*), c'est-à-dire qui ne requièrent pas de période d'apprentissage, ont été développées. Nous présenterons ici l'approche qui utilise une famille des fonctions de coût non-quadratiques, en mettant en jeu une fonction non linéaire de la sortie $y(n)$ de l'égaliseur.

Dans la mesure où l'égalisation aveugle travaille sans référence, il subsiste certaines indéterminées sur la séquence obtenue. On obtient ainsi une indéterminée sur le gain, le signe et la phase (puisque'en multipliant la réponse impulsionnelle inconnue du canal par un facteur complexe A , la séquence égalisée est divisée par A). De plus, si la réponse impulsionnelle du canal ou de l'égaliseur est décalée dans le temps, on obtient une sortie décalée. Comme l'entrée est inconnue, on ne dispose pas de référence temporelle, et la séquence de sortie sera donc reconstituée à un retard près. En ce qui concerne le gain, on contraint en général la puissance de sortie, par exemple avec $E[|y(n)|^2] = 1$, en introduisant une commande automatique de gain, avant l'étape de décision.

2.4.4.1 Algorithmes Bussgang d'égalisation aveugle :

La structure de base d'un système d'égalisation aveugle est présentée dans la Fig. 7. L'élément clé est une fonction scalaire non-linéaire à mémoire zéro $\tilde{\psi}$, qui sert à générer un signal de réponse désiré $\tilde{\psi}[y(n)]$ pour l'algorithme adaptatif (Manolakis, et al. 2005).

Nous souhaitons de trouver la fonction $\tilde{\psi}$ qui fournit une bonne estimation de la réponse souhaitée $\mathbf{a}(n)$. À cet effet, supposons que nous avons une bonne évaluation initiale $\mathbf{W}(n)$ des coefficients de l'égaliseur. Ensuite, nous supposons que la convolution des réponses impulsionnelles du canal et de l'égaliseur peut être décomposée de la manière suivante :

$$h(n) * W(n) = \delta(n) + h_{ISI}(n) \tag{2-20}$$

où $h_{ISI}(n)$ est la composante qui donne d'interférence inter-symboles (ISI). La sortie de l'égaliseur est :

$$y(n) = W(n) * x(n) = W(n) * [h(n) * a(n) + w(n)] = a(n) + h_{ISI}(n) * a(n) + W(n) * w(n) \triangleq a(n) + \tilde{w}(n) \tag{2-21}$$

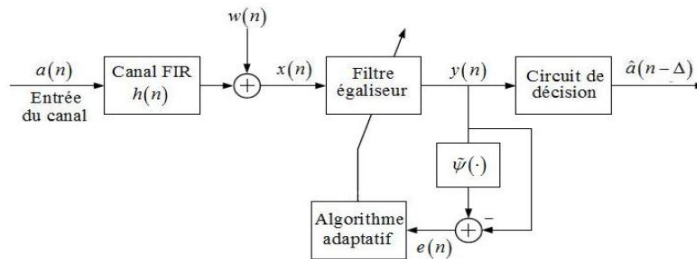


Figure 2-5 Les éléments fondamentaux d'un système adaptatif d'égalisation aveugle

où $h_{\text{ISI}}(n) * a(n)$ est l'interférence ISI résiduelle et $W(n) * w(n)$ est un bruit additif. En invoquant le théorème limite central, on peut montrer que le bruit convolutif peut être modélisé comme un bruit blanc gaussien (Haykin 1996). Puisque $a(n)$ est un signal IID et puisque $a(n)$ et $w(n)$ sont statistiquement indépendants, l'estimation d'EQM minimale $z(n)$ de $a(n)$ basée sur le signal $y(n)$ est :

$$z(n) = E[a(n)|y(n)] \triangleq \tilde{\psi}[y(n)] \quad (2-22)$$

qui est une fonction non-linéaire de $y(n)$ parce que $a(n)$ a une distribution non-gaussienne. Puis l'erreur a priori est :

$$e(n) = \tilde{\psi}[y(n)] - y(n) \quad (2-23)$$

$$\text{Où } y(n) = \sum_{k=-1}^L W_k^*(n-1)x(n-k) \triangleq w^H(n-1)x(n) \quad (2-24)$$

est le signal de sortie de l'égaliseur. Cela conduit à l'algorithme suivant du gradient stochastique a priori pour égalisation aveugle:

$$w(n) = w(n-1) + \mu x(n)e^*(n) \quad (2-25)$$

où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme.

Les équations (30), (29), et (31) fournissent la forme générale des algorithmes d'égalisation aveugle de type LMS. Différents choix de la fonction non-linéaire ont pour résultat des algorithmes divers d'égalisation aveugle. Parce que le signal de sortie $y(n)$ est approximativement un processus Bussgang, ces algorithmes sont parfois appelés algorithmes d'égalisation aveugle Bussgang (Manolakis, et al. 2005). Un processus est appelé processus Bussgang s'il satisfait la propriété

$$E[y(n)y^*(n-l)] = E[y(n)\tilde{\psi}[y^*(n-l)]] \quad (2-26)$$

c'est à dire que son autocorrélation est égale à la corrélation entre le processus et une transformation non-linéaire du processus.

Algorithme Sato :

Le premier égaliseur aveugle a été introduit par Sato (1975) pour une modulation d'amplitude d'impulsions uni-dimensionnellea niveaux multiples des signaux (PAM). Il utilise la fonction d'erreur:

$$e(n) = \dots (n) = R_1 \text{sgn}[y(n)] - y(n) \quad (2-27)$$

$$\text{Où } R_1 \triangleq \frac{E[|a(n)|^2]}{E[|a(n)|]} \quad (2-28)$$

Et $\text{sgn}(n)$ est la fonction signum. L'intégration de $\psi_1(\mathbf{n})$ donne :

$$\psi_1[y(n)] = \frac{1}{2} [R_1 - y(n)]^2 \quad (2-29)$$

dont l'espérance statistique fournit la fonction de coût pour l'algorithme de Sato. La version complexe de l'algorithme, utilisé pour les constellations de modulation d'amplitude en quadrature (QAM), utilise l'erreur :

$$e(n) = R_1 \text{csgn}[y(n)] - y(n) \quad (2-30)$$

$$\text{Où } \text{csgn}(x) = \text{csgn}(x_r + jx_i) = \text{sgn}(x_r) + j\text{sgn}(x_i) \quad (2-31)$$

est la fonction signum complexe.

Algorithmes de Godard :

Les algorithmes les plus largement utilisés dans les applications pratiques d'égalisation aveugle, ont été développés par Godard (1980) pour les constellations des signaux QAM. Godard a remplacé la fonction ψ_1 avec la fonction plus générale

$$\psi_p[y(n)] = \frac{1}{2p} [R_p - |y(n)|^p]^p \quad (2-32)$$

où p est un entier positif et R_p est la constante réelle positive

$$R_p \triangleq \frac{E[|a(n)|^{2P}]}{E[|a(n)|^P]} \quad (2-33)$$

qui est connu comme *dispersion d'ordre p*. La famille d'algorithmes Godard du gradient stochastique est décrite par :

$$w(n) = w(n-1) + \mu x(n)e^*(n) \quad (2-34)$$

Ou
$$e(n) = y(n)|y(n)|^{p-2}[R_p - |y(n)|^p] \quad (2-35)$$

est le signal d'erreur. Il s'agit d'un algorithme de type LMS obtenu en calculant le gradient de (38) et abandonnant puis l'opérateur espérance mathématique.

2.4.4.2 Algorithme CMA :

L'algorithme à module constant (noté souvent CMA pour Constant Modulus Algorithm) est un cas particulier de l'algorithme de Godard pour $p=2$. La fonction de coût qui résulte

$$\psi_2[y(n)] = [R_2 - |y(n)|^2]^2 \quad (2-36)$$

dépend de l'amplitude de ISI plus bruit à la sortie de l'égaliseur. Godard (Godard 1980) a montré que les valeurs des coefficients qui minimisent (42) sont proches des valeurs qui minimisent l'EQM $E\{|a(n)|^2 - |y(n)|^2\}^2$

Le critère est indépendant de la phase de la porteuse, car si l'on remplace $y(n)$ par $y(n)e^{j\Phi}$ dans (42), alors reste inchangé. En conséquence, l'adaptation de l'algorithme CMA peut avoir lieu indépendamment et simultanément avec le fonctionnement du système de récupération de la porteuse. L'algorithme CMA est résumée dans le Tableau 1. Notez que pour la modulation 128-QAM, . Si nous choisissons , l'algorithme CMA converge vers une constellation 128-QAM à échelle linéaire qui satisfait (42). Toutefois, en choisissant une valeur non raisonnable pour peut causer des problèmes lorsque l'égaliseur passe dans le mode *Decision directed* (Manolakis, et al. 2005).

Opération	Équation
Égaliseur	$y(n) = \sum_{k=-L}^L W_k^*(n-1)x(n-k)$
Erreur	$e(n) = y(n) \left[R_2 - y(n) ^2 \right]$
Mise à jour	$\mathbf{W}(n) = \mathbf{W}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) e^*(n)$
La constante de Godard	$R_2 \triangleq \frac{E[a(n) ^4]}{E[a(n) ^2]}$

Tableau 2-1L'algorithmme de Godard (CMA)

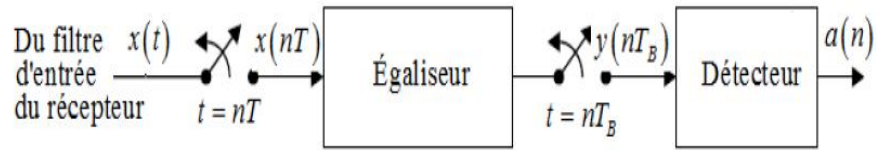


Figure 2-6 Schéma de principe d'un récepteur de communication de données avec un égaliseur fractionné.

En raison de sa réussite pratique et sa simplicité de calcul, l'algorithme CMA est largement utilisé dans l'égalisation aveugle et les systèmes réseau de traitement aveugle du signal.

L'algorithme CMA dans le Tableau 1 effectue une minimisation du gradient stochastique de la surface d'erreur de module constante (42). En contraste avec la surface unimodale de l'EQM d'égaliseurs avec apprentissage, la surface d'erreur de module constante d'égaliseurs aveugles est multimodale. La multimodalité de la surface d'erreur et l'absence d'un signal de réponse désiré peut avoir des effets profonds sur les propriétés de convergence de CMA.

Puisque la surface d'erreur CMA est non-convexe, l'algorithme peut converger vers des minima indésirables, ce qui indique l'importance de la procédure d'initialisation. Dans la pratique, presque tous les égaliseurs aveugles sont initialisés en utilisant une procédure de cen-

trage des coefficients: Tous les coefficients sont fixés à zéro, sauf pour le coefficient central (de référence), qui est fixé à une valeur supérieure à une certaine constante.

2.4.5 Égaliseurs fractionnés :

Les égaliseurs étudiés jusqu'à présent dans cet ouvrage ne traitent qu'un seul échantillon par durée symbole. C'est la raison pour laquelle les égaliseurs qui échantillonnent le signal reçu à la période T_B (où T_B est la durée symbole) portent le nom d'égaliseurs synchrones (en anglais Baud Spaced Equalizer – BSE). Lorsque le signal est suréchantillonné, c'est à dire la période d'échantillonnage est une fraction N de la période T_B on parle d'égaliseurs fractionnés (en anglais *Fractionally Spaced Equalizer* – FSE). Une caractéristique essentielle d'égaliseurs fractionnés est la possibilité que dans des conditions idéales un égaliseur FSE pourrait égaliser parfaitement un canal **FIR** (Johnson, et al. 1998).

Le signal d'entrée d'un égaliseur FSE (voir Fig. 8) est obtenu par échantillonnage de la sortie de canal à un rythme plus rapide que la rapidité de modulation $R_B = 1/T_B$. Par simplicité et parce qu'ils sont largement utilisés dans la pratique, nous nous concentrons sur les égaliseurs. Toutefois, tous les résultats peuvent être étendus à toute fraction rationnelle de

on écrit le signal de sortie en temps continu du canal

$$x(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} a(n)h(t - nT_B - t_0) + W(t) \quad (2-37)$$

Où $\mathbf{h(t)}$ est la réponse à impulsion en temps continu du canal et où nous avons incorporé le retard de canal t_0 dans $\mathbf{h(t)}$. Si nous étendons le développement menant à l'équation (4) pour $\mathbf{t = nT_B/2}$ obtient le signal en temps discret

$$x(n) = \sum_{k=0}^{+\infty} a(k)h(n - 2k) + W(n) \quad (2-38)$$

où $\mathbf{h(n)}$ est l'équivalent en temps discret du réponse à l'impulsion du canal et $\mathbf{w(n)}$ est le bruit blanc gaussien équivalent. Le signal de sortie d'un filtre FIR égaliseur FSE à $\mathbf{T_B/2}$ est

$$y_f(n) = \sum_{k=0}^{2M-1} W_k(x)(n - k) \quad (2-39)$$

où on a choisi le nombre pair de $2M$ pour la simplicité. Si on décime le signal de sortie de l'égaliseur en conservant les échantillons indexés impair $2n+1$, on a :

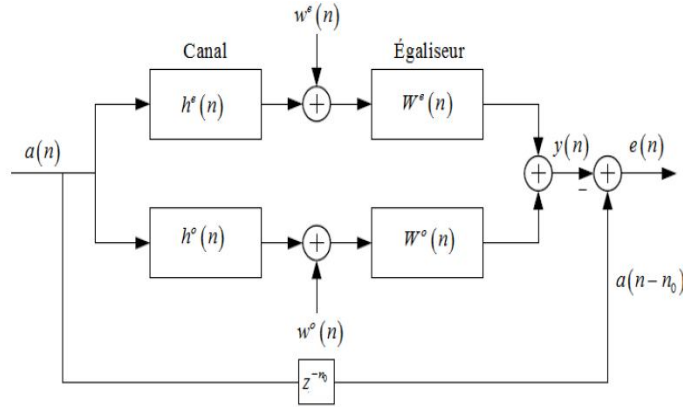


Figure 2-7 Représentation à deux canaux d'un égaliseur fractionné à 2 BT

$$y(n) \triangleq y_f(2n+1) = \sum_{k=0}^{2M+1} W_k x(2n+1-k) = \sum_{k=0}^{2M+1} W_{2k} x(2n+1-2k) + \sum_{k=0}^{2M+1} W_{2k+1} x(2n-2k) \quad (2-40)$$

Ou :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} W_0^e x^o(n-k) + \sum_{k=0}^{M-1} W_k^o x^e(n-k) \quad (2-41)$$

Ou :

$$W_k^e = W_{2k}, W_k^o = W_{2k+1}, x^e(n) = x(2n), x^o(n) = x(2n+1) \quad (2-42)$$

sont connus comme les parties pairs(e) et impairs(o) des réponses à l'impulse de l'égaliseur et respectivement de la séquence reçue, $\mathbf{x(n)}$. L'équation (46) exprime la sortie de l'égaliseur décimée à la période T_B comme la somme des deux produits de convolution également décimés à la période T_B impliquant les deux sous-égaliseurs de canal pair et impair.

Si l'on définit les réponses impulsionnelles des sous-canaux pairs et impairs:

$$h^e(n) = h(2n) \text{ et } h^o(n) = h(2n+1) \quad (2-43)$$

on peut montrer que la réponse impulsionnelle combinée $g(\mathbf{n})$ calculée à partir des symboles transmis $\mathbf{a}(\mathbf{n})$ à la sortie de période T_B de l'égaliseur fractionné $\mathbf{y}(\mathbf{n})$ est donnée par :

$$g(n) = W_n^e * h^0(n) + W_n^o * h^e(n) \quad (2-44)$$

dans le domain temps ou

$$G(z) = W^e(z) * H^0(z) + W^o(z) * H^e(z) \quad (2-45)$$

dans le domain Z. Le modèle résultant de système à deux canaux est illustré dans Fig. 9.

2.4.5.1 Égaliseurs fractionnés de type zero-forcing :

Si l'on définit la matrice $(\mathbf{M}+\mathbf{L}-1)$ du sous-canal paire (on suppose un canal **FIR** de longueur $2L$)

$$H_e \triangleq \begin{bmatrix} h^e(0) & 0 & \dots & 0 \\ h^e(1) & h^e(0) & \dots & \vdots \\ \vdots & h^e(1) & \ddots & 0 \\ h^e(L-1) & \vdots & \ddots & h^e(0) \\ 0 & h^e(L-1) & \ddots & h^e(1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & h^e(L-1) \end{bmatrix} \quad (2-46)$$

et le vecteur paire du sous-égaliseur paire :

$$W_e \triangleq [W_0^e W_1^e \dots W_{M-1}^e]^T \quad (2-47)$$

et leurs homologues impaires H_o et W_o , on peut exprimer l'équation de convolution (50) sous la forme matricielle

$$g = HW \quad (2-48)$$

Ou
$$H \triangleq [H_e H_o], W \triangleq \begin{bmatrix} W_o \\ W_e \end{bmatrix} \quad (2-49)$$

Et
$$g \triangleq [g(0) \ g(1) \ \dots \ g(M+L-1)]^T \quad (2-50)$$

est la réponse globale du système échantillonné à T_B . En l'absence de bruit, le système est libre de l'ISI si \mathbf{g} est égale à :

$$\delta_{n_0} \triangleq [0 \dots 0 \quad 1 \quad 0 \dots 0]^T \quad (2-51)$$

Où $n_0, 0 \leq n_0 \leq M + L - 1$, indique la position du coefficient non nul. De manière équivalente, le zéro du domaine Z pour la condition ISI appliquée à (51) est donné par :

$$z^{-n_0} = G(z) = W^e(z)H^0(z) + W^0(z)H^e(z) \quad (2-52)$$

L'égaliseur FIR zero-forcing est défini par le système d'équations linéaires $\mathbf{H}\mathbf{W} = \delta_{n_0}$, qui a une solution si le rang de la matrice \mathbf{H} est égale avec le nombre des lignes de la matrice. Cette condition est également connue comme *égalité parfaite*, et elle est vraie si le nombre de colonnes est égal ou supérieur au nombre de lignes de la matrice \mathbf{H} , c'est à dire,

$2M \geq M + L - 1$ ou $M \geq 2L - 1$. En outre, cette condition implique que les fonctions de système, $H_e(z)$ et $H_0(z)$ n'ont pas de racines communes.

Le principal avantage de l'égaliseur FSE zero-forcing sur l'égaliseur synchrone correspondant est que, en l'absence de bruit, une élimination totale de l'ISI est possible en utilisant un égaliseur fractionné d'ordre fini. Dans le cas de l'égaliseur synchrone, une élimination analogue d'ISI n'est possible que lorsque l'égaliseur est de longueur infinie.

2.4.5.2 Égaliseurs aveugles fractionnés :

Les égaliseurs FSE dominent les applications pratiques d'égalisation parce qu'ils sont insensibles à la phase d'échantillonnage, ils peuvent fonctionner comme des filtres adaptés, ils peuvent compenser les distorsions sévères provoquées par le retard du canal, ils réduisent l'effet du bruit additif, et ils peuvent parfaitement égaliser un canal FIR dans des conditions idéales (Johnson, et al. 1998).

L'algorithme CMA pour un égaliseur fractionné est donné par (Manolakis, et al. 2005):

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} W_k^e x^0(n-k) + \sum_{k=0}^{M-1} W_k^0 x^e(n-k) \triangleq \mathbf{W}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (2-53)$$

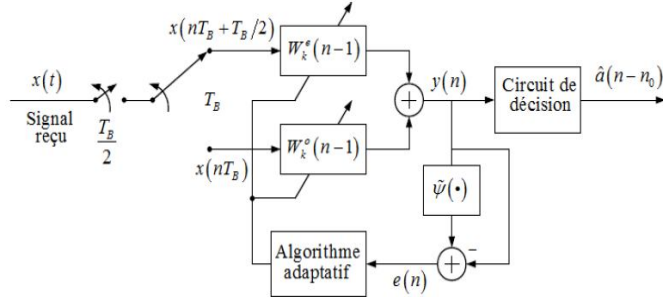


Figure 2-8 Les éléments fondamentaux d'un système adaptatif d'égalisation aveugle FSE.

$$e(n) = y(n)[R_2 - y(n)^2] \quad (2-54)$$

$$W(n) = W(n + 1) + \mu x(n)e^*(n) \quad (2-55)$$

Où $W(n-1)$ et $x(n)$ sont les vecteurs d'échantillonnage paires et impair concaténés. La structure d'un égaliseur adaptative aveugle fractionné est illustrée dans Fig. 10. La valeur de R_2 dépend de la constellation des symboles d'entrées. Cet algorithme et sa convergence sont abordés dans Johnson, et al. 1998.

Une fois de plus, similaire à l'égaliseur fractionné zero-forcing, l'égaliseur adaptatif FSE aveugle est plus robuste en présence du bruit du canal et de l'ISI. En outre, il fournit une insensibilité à la phase d'échantillonnage et une capacité à fonctionner comme un filtre adapté à la présence d'un bruit sévère. Par conséquent, dans la pratique, les égaliseurs FSE sont préférés aux égaliseurs synchrones.

2.5 Algorithmes pour l'égalisation de canaux

2.5.1 Algorithmes linéaires pour l'égalisation de canaux

L'algorithme le plus couramment utilisé est le filtre linéaire transverse souvent appelé filtre à réponse impulsionnelle finie (**RIF - FIR - Finit Impulse Response**) présenté sur la figure 2.6. Il est défini par la relation de convolution linéaire suivante:

$$y(k) = \sum_{n=0}^{M-1} w(n)u(k-n) \quad (2-56)$$

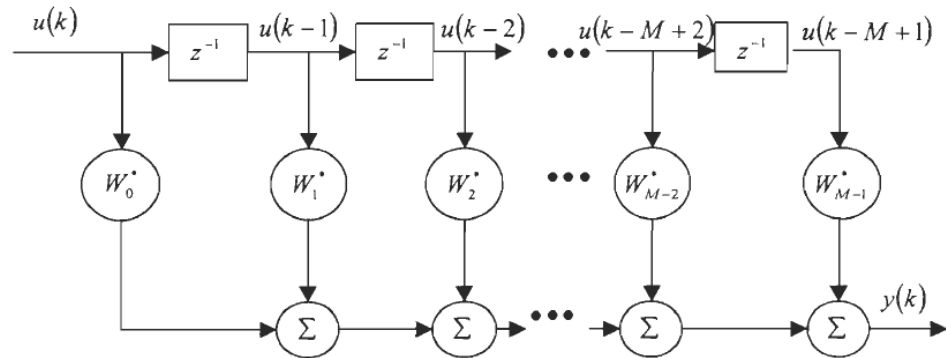


Figure 2.6 : Filtre transverse [HAY96]

Les algorithmes d'adaptation des coefficients W les plus souvent utilisés sont LMS et RLS[HA Y96]. Malheureusement, l'équation (2.3) ne s'applique que pour des systèmes de communication ayant un canal linéaire. L'égalisation de canaux linéaires se fait bien avec ces derniers, sauf que dans la pratique il est très rare de traiter des canaux linéaires. Le cas le plus général est celui des systèmes non linéaires. La logique floue [W AN93], [SAR95],[LEE94] et les réseaux de neurones [VID99], [KEC94] comme le montre plusieurs exemples dans la littérature, sont de plus en plus utilisés pour la modélisation de systèmes complexes. Ils s'appliquent aussi bien pour les systèmes linéaires que non-linéaires. Le tableau 2.1 présente les principales équations permettant de modéliser le filtre LMS et RLS.

LMS	

RLS	

2.5.2 Algorithmes non-linéaires pour l'égalisation de canaux :

Les principaux égaliseurs non linéaires sont basés sur la structure DFE adaptative (DFE: "Decision Feedback Equalizer"). La structure dotée d'une partie transversale et d'une partie récurrente avec décision dans la boucle de retour est appelée structure à décision dans la

boucle ou à retour de décision (DFE). Cette structure est tout particulièrement adaptée aux systèmes numériques de communication. Une structure DFE permet d'égaliser des canaux beaucoup plus sévères qu'un simple filtre transverse linéaire. Les coefficients du filtre transverse, de longueur finie, sont périodiquement actualisés de façon à minimiser un certain critère. Cette actualisation des coefficients est généralement réalisée après chaque décision. L'optimisation de ces paramètres se fait avec un algorithme linéaire tel que LMS ou RLS. Considérons le cas d'un DFE utilisant LMS pour l'adaptation

$$\hat{x}(k) = \sum_{n=1}^N w(n)v(n) \quad (2-57)$$

$$\hat{s}(k) = D(\hat{x}(k)) \quad (2-58)$$

Où w sont les K coefficients du filtre et v les entrées. La fonction D est une fonction non-linéaire de décision. La mise à jour des coefficients peut se faire à partir de l'équation :

$$W(k+1) = W(k) + \mu v(k)e(k) \quad (2-59)$$

La figure 2.7 présente un exemple d'égaliseur de canaux non linéaires basé sur la logique floue utilisant LMS ou RLS pour l'adaptation des paramètres. Cet égaliseur va être détaillé dans les prochains chapitres. En effet c'est l'algorithme que l'on va implanter en technologie ITGE.

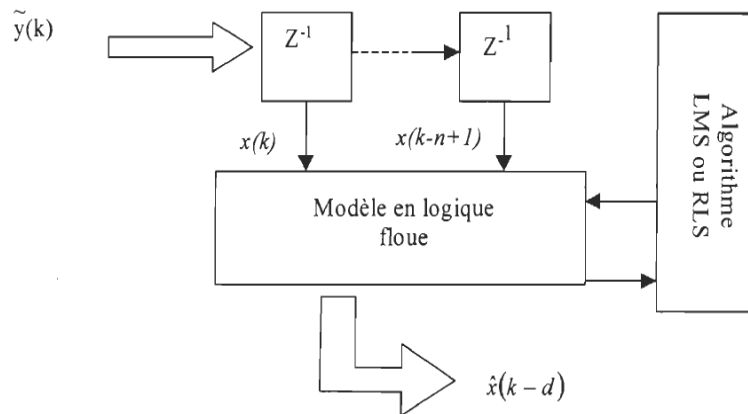


Figure 2.7: Schéma simplifié de l'égaliseur à base de logique floue

$\tilde{y}(k)$ est l'échantillon d'entrée à l'instant k

$x(k)$ est le signal d'entrée à l'égaliseur à l'instant k

$x(k - n + 1)$ est le signal d'entrée à l'égaliseur avec un retard n

$\tilde{x}(k - d)$ est la sortie du canal après un délai d

2.6 Simulations et résultats :

Dans ce qui suit les simulations sont présentées pour illustrer les performances des algorithmes LMS, NLMS et RLS en utilisant le logiciel de simulation Matlab.

2.6.1 Principe :

On considère un canal complexe modélisé par un filtre RIF qui possède les caractéristiques suivantes $H(z) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}$ ou z^{-n} représente les différents retards. Donc le récepteur reçoit le signal par multi trajet avec les problèmes d'accès multiples (MAI), et

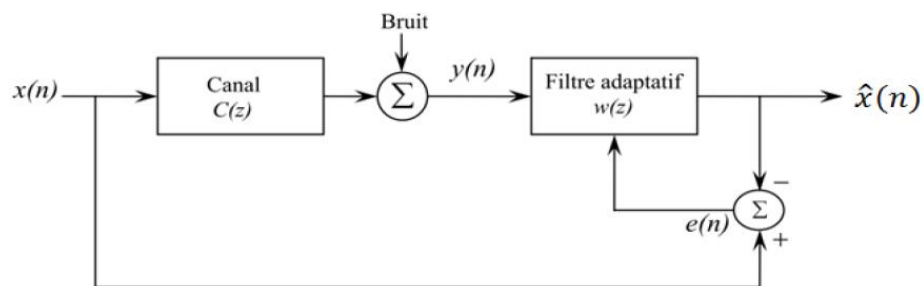


Figure 2-9 principe de simulation

d'interférence des symboles (ISI).

On génère un signal de type QPSK avec **1000 itérations**. Ce signal va être transmis dans

le canal avec multi trajets et il va déformer. Un bruit va ajouter à la sortie du canal pour bien modéliser les effets réels, le bruit est calculé grâce au SNR (Signal to Noise Ratio - le rapport signal sur bruit). Tous les simulations suivantes sont faites au SNR de 20dB, grâce à quelques cas spéciaux, et elles sont expliquées. Avec un filtre adaptatif de 32 coefficients $W(z)$ on essaiera de reproduire le signal original avec la moindre erreur possible. Les différents algorithmes d'apprentissage ; LMS, NLMS, et RLS, sont testés. Le critère d'apprentissage est l'erreur quadratique moyenne MSE entre le signal original ($y(n)$, désiré) et le signal de sortie du filtre ($\hat{x}(n)$, estimé). On cherche à minimiser cette erreur en tenant compte des changements des coefficients du filtre $w(z)$ avec le temps, le pas d'apprentissage (μ) et les différentes cons-

tantes qui prennent part à l'apprentissage de chaque algorithme au fur et à mesure des itérations (nombre de séquences).

2.6.2 Algorithme LMS :

Pour un pas d'apprentissage approprié $\mu = 0.03$, on a une bonne convergence de l'erreur MSE (figure V.10) et des coefficients de l'égaliseur (figure V.11). La figure V.12 représente la poursuite des séquences estimées par l'égaliseur $y(n)$ et celles désirées $x(n)$ et la figure V.13 représente la diminution de l'erreur parmi le signal désiré dans l'entrée de l'égaliseur et le

signal estimé dans la sortie de l'égaliseur. L'algorithme LMS présente une bonne poursuite des données avec une erreur très minime. La rapidité de convergence est assurée avec le bon pas choisi μ , et c'est au bout de **150** itérations qu'on voit l'algorithme LMS prendre ce qui stabiliser, comme montre dans les figure V.11 et V.14

Le signal rouge présentée en figure V.12 illustre le fonctionnement de l'algorithme LMS en ce qui concerne l'erreur d'adaptation, la convergence des séquences déformées par le canal et aussi son efficacité en matière d'adaptation, on voit bien que toutes les séquences tendent vers les séquences originales à part celles qui sont utilisées pour l'initialisation du filtre (0,0) et celles qui sont calculées graduellement pour arriver aux valeurs optimales.

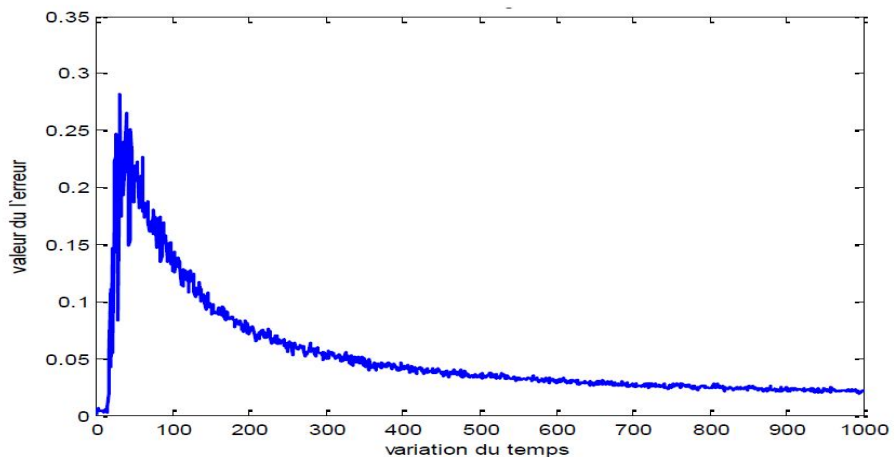


Figure 2-10 L'erreur MSE de l'égaliseur LMS sur 1000 itération

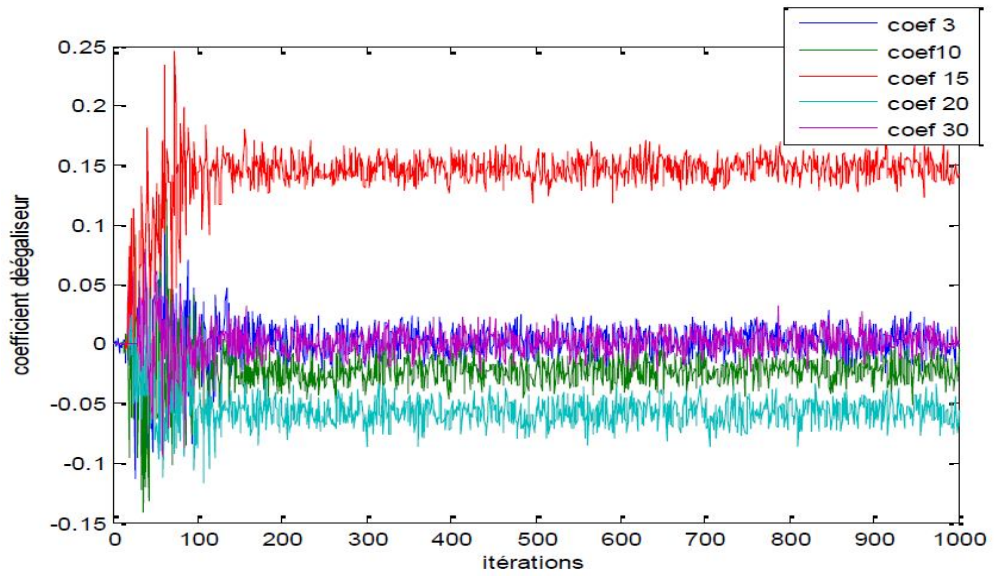


Figure 2-12 convergence des coefficients du l'égaliseur LMS sur 1000 itération

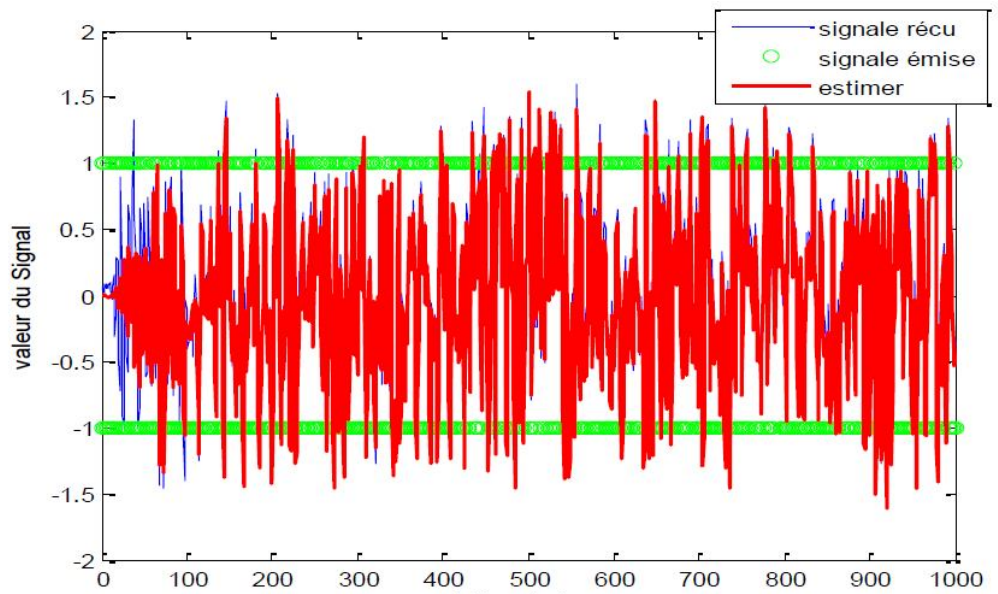


Figure 2-11 sortie désirée et estimer sur l'ensemble des symboles

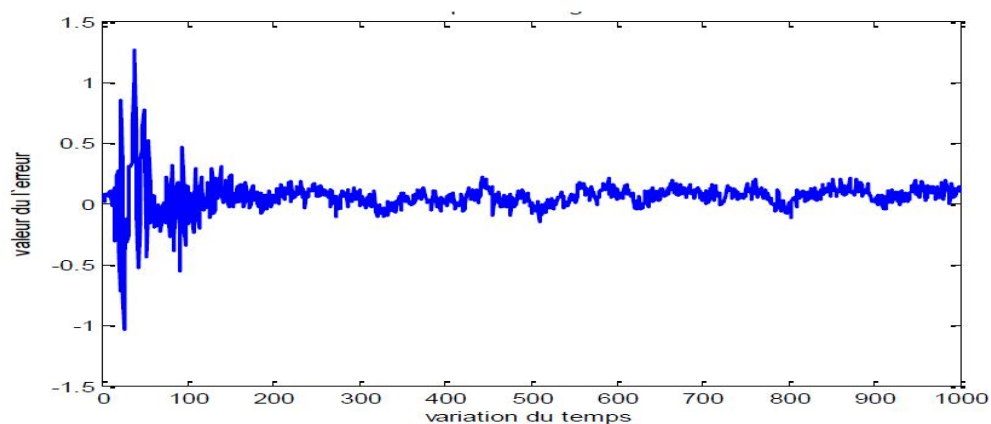


Figure 2-13 variation de l'erreur parmi le signal désiré et estimé

Dans les 50 itérations au début de l'égalisation, la figure.V.12 représente une grande valeur de signal reçue et une petite valeur de la signal estimé parce que l'égaliseur LMS démarre par un état de zéro pour chaque coefficient de celui, cette valeur va augmenter avec l'évolution des itérations de l'égaliseur, la figure.V.13 représente la diminution de l'erreur parmi le signal reçu et l'estimer, après 150 itérations ce graphique présente une stabilité avec une petite erreur résiduelle, c'est le cas réel [32].

La figure.V.14 représente la réponse impulsionnelle du filtre de l'égaliseur LMS, dans les itérations 20, 50, 75, 150, 200 et 1000 où l'état des coefficients de filtre est très proche de la stabilité idéale.

Il est clair que l'état à l'itération 150 est l'état de stabilité, les paramètres du filtre reviennent à l'état estimé final, c'est la stabilité.

La figure.V.15 représente la convolution entre les coefficients du filtre et le canal de transmission.

La convolution du canal de transmission $C(z)$ avec les coefficients de l'égaliseur $G(z)$ est égale à 0.5 , cela veut dire que l'égaliseur et le canal sont d'une orthogonalité de 50%, cette faible orthogonalité est claire dans l'erreur qui reste entre le signal reçu et l'estimer qui est montré dans la figure.V.13

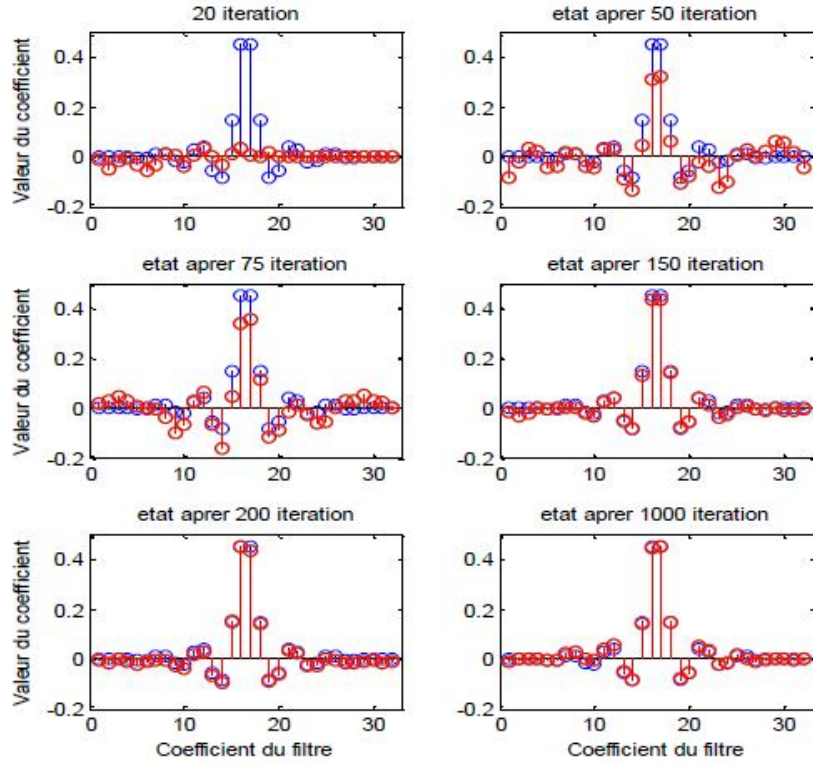


Figure 2-15 la réponceimpulsionnelleL'égaliseur LMS

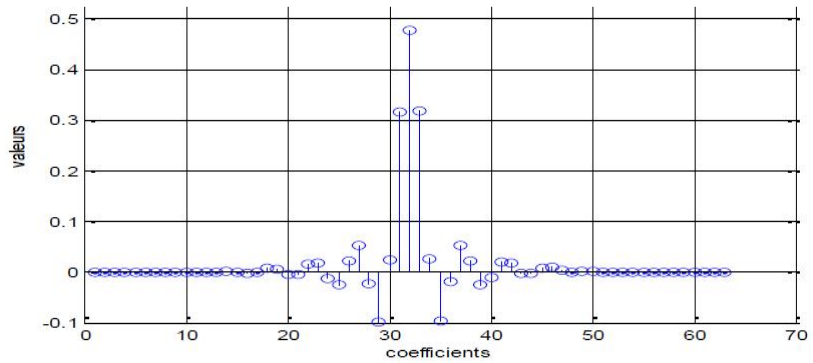


Figure 2-14convolution de canal $C(z)$ avec l'égaliseur LMS

La figure.V.14 va être plus claire si est comparé avec la même figure mais avec un bruit plus grand et est égale à **1000** fois du bruit dans la figure.V.14, comme la figure.V.16. Il est clair que le bruit se signalé reçu est très grand et égale **100** fois de signalé émise qui est de SNR égale **20dB** à ou le bruit égale à **-7dB**. Cette figure est juste pour montrer le but de l'utilisation de l'égaliseur, et aussi le travail des coefficients de l'égaliseur sur le signal reçu.

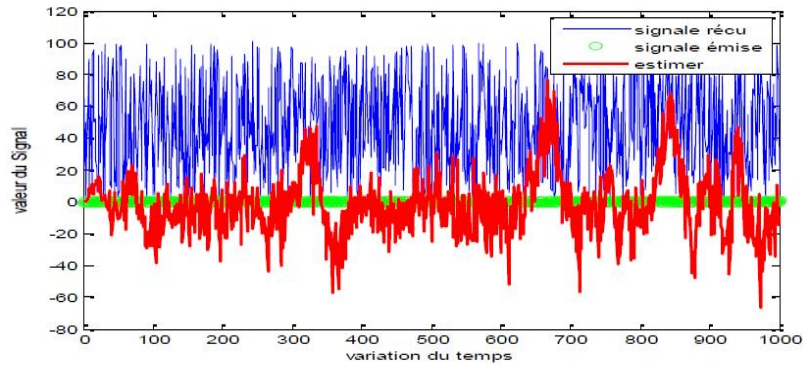


Figure 2-16 le signal estimé et le signal reçu bruité LMS

Pour un pas $\mu = 0.06$ (figure V.17), une faible orthogonalité entre les paramètres d'égalisateur et le canal est augmenté, et l'erreur MSE n'est pas diminuer, il reste élevé, aussi les coefficients de de l'égaliseur ne prendre pas un état stable

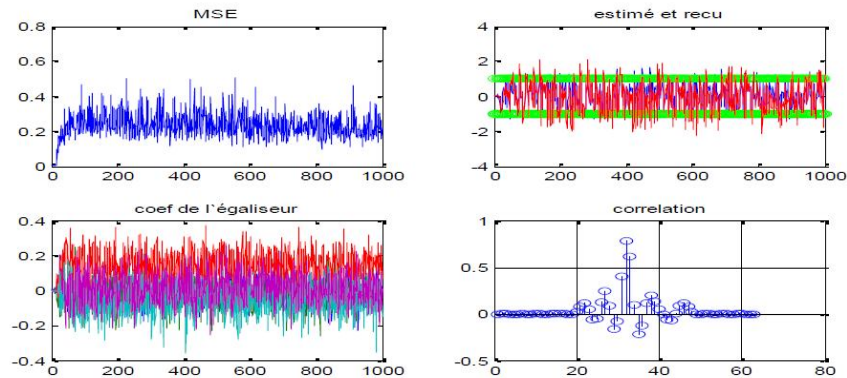


Figure 2-17 performance du LMS avec un pas rapport $\mu = 0.06$

Et avec un pas $\mu = 0.0003$ (figure V.18) l'erreur MSE prendre une valeur double par rapport $\mu = 0.03$, la valeur des coefficients du filtre varie par une petit valeur et le signalé esti-

mer augmente aussi par une petit valeur, et la diminution de l'orthogonalité entre l'égaliseur et le canal.

Les figures.V.17 et V.18 montre l'importance du choix du pas d'apprentissage μ .

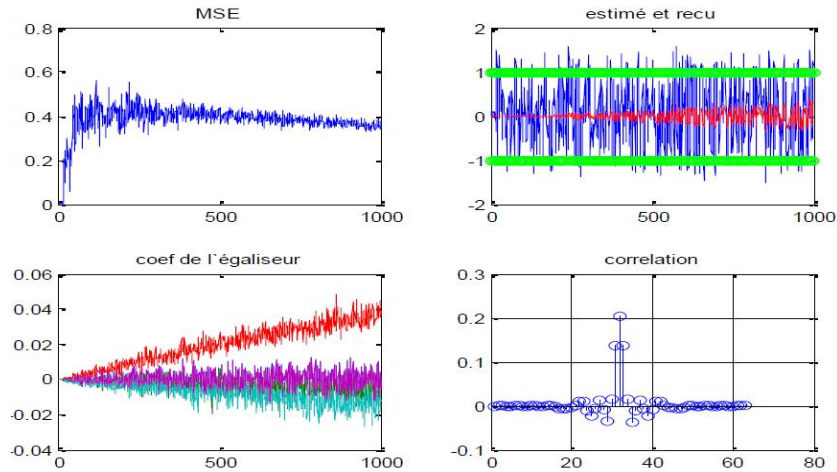


Figure 2-18 performance du LMS avec un pas $\mu = 0.0003$

Algorithme NLMS :

Pour la stabilité de la convergence de l'algorithme LMS, le facteur de convergence μ est soumis à une condition dépendante de la puissance du signal primaire à traiter. Pour s'affranchir de l'influence de $x(n)$ on utilise l'algorithme NLMS (LMS normalisé), où on normalise le signal reçu, ce qui est équivalent à changer la condition de stabilité suivante est alors vérifiée : $0 < \mu < 2$.

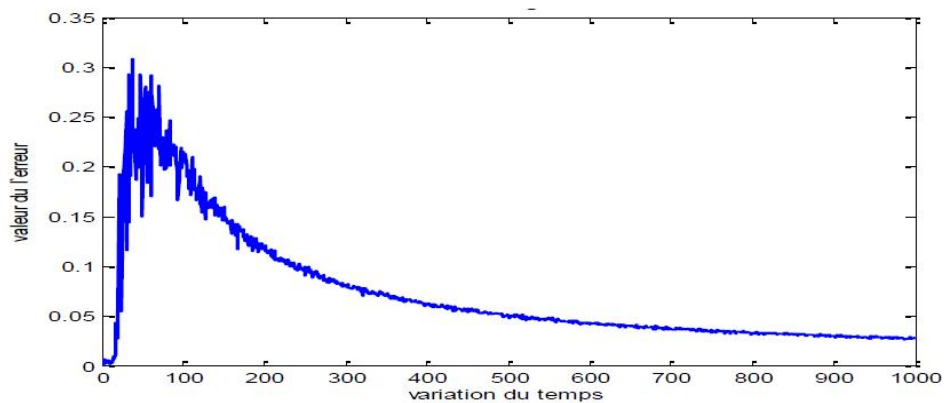


Figure 2-19 L'erreur MSE de l'égaliseur NLMS sur 1000 itération

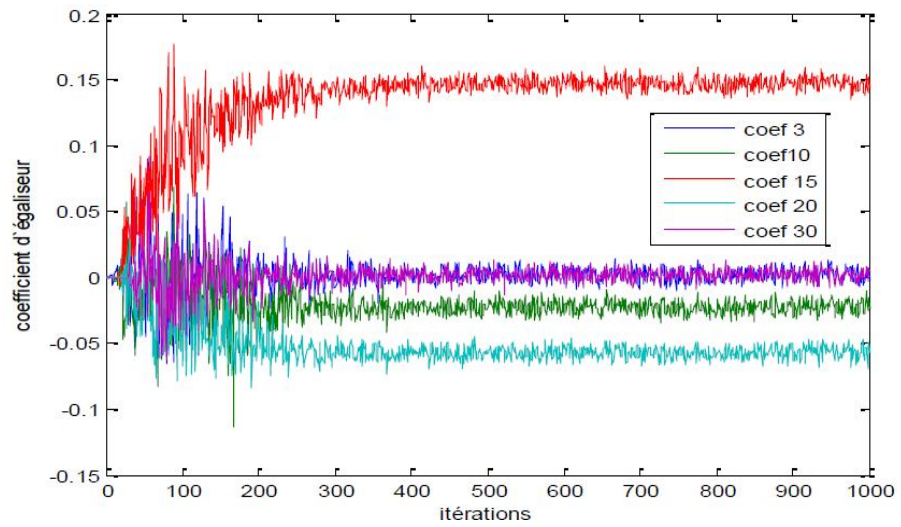


Figure 2-22 convergence des coefficients du l'égaliseur LMS sur 1000 itération

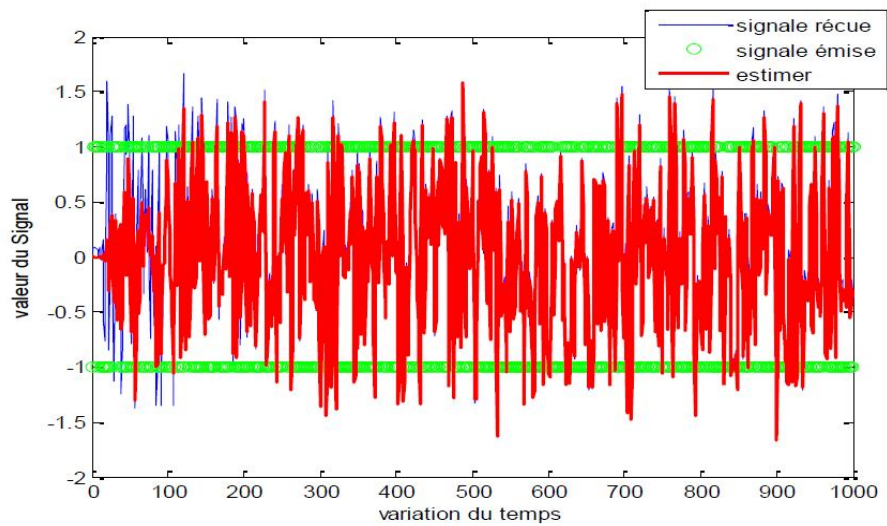


Figure 2-21 sortie estimer et le signale émise

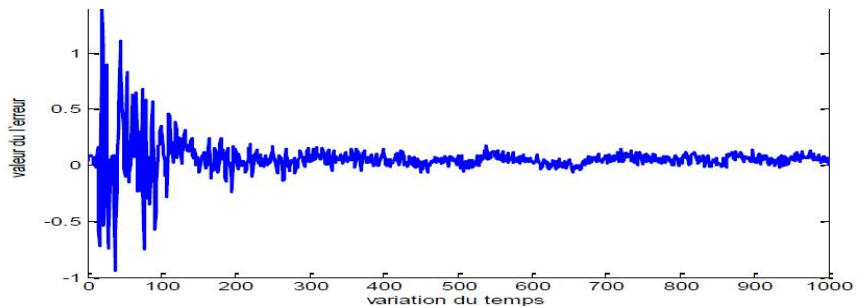


Figure 2-20 variation de l'erreur parmi le signal reçue et estimer

Le signal estimé dans la figure.V.12 fait une augmentation rapide sur les itérations et il prend sa valeur estimée avant les premières 50 itérations, par comparaison avec le LMS, le signal estimé prend sa valeur parfaite après 150 itérations, voir la figure.V.12. C'est-à-dire la stabilité de l'égaliseur LMS est plus rapide par rapport au NLMS, mais dans la stabilité de ces deux égaliseurs l'orthogonalité de l'égaliseur NLMS et le MSE est différente et le NLMS est le plus orthogonal c.à.d. le NLMS fait une meilleure estimation par rapport au LMS, comme montré dans la figure.V.35. L'erreur calculée parmi le signal reçu et estimé diminue au début des itérations et se stabilise après 200 itérations, il reste une petite valeur d'erreur après la stabilité, cette erreur n'est pas nulle comme le cas idéal, il reste quelque différence entre le signal estimé et le reçu. La figure.V.23 représente la réponse impulsionnelle de filtre de l'égaliseur LMS, dans les itérations 20, 50, 100, 200, 300 et 500 ou l'état des coefficients de filtre est très proche à la stabilité idéale.

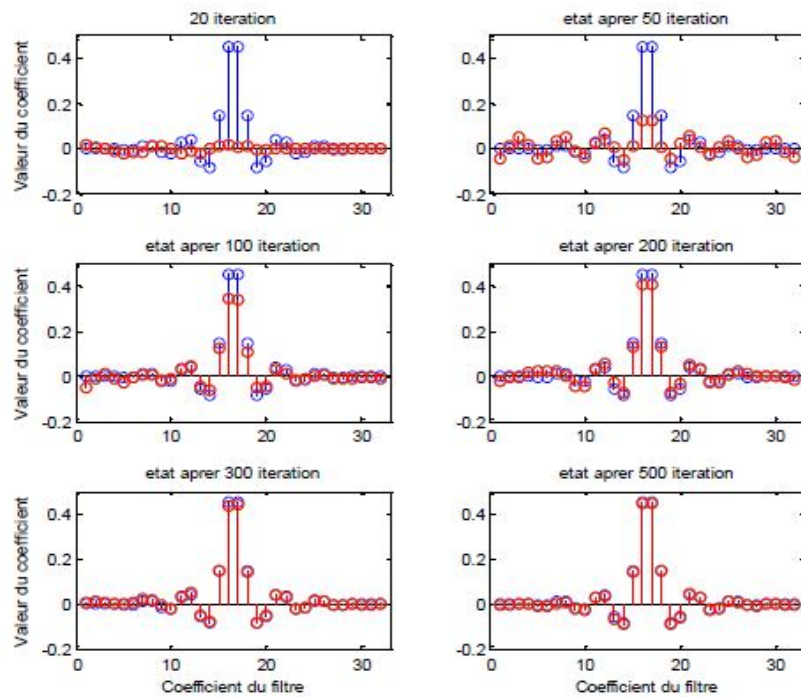


Figure 2-23 Les étapes 20 50 100 200 300 500 de la réponse impulsionnelle de l'égaliseur NLMS

L'état de l'itération 200 est l'état de stabilité de la réponse impulsionnelle de l'égaliseur NLMS. La figure V.24 représente la convolution entre les coefficients de filtre et le canal de transmission.

La convolution de canal de transmission $C(z)$ avec les coefficients de l'égaliseur $G(z)$ est égale au meilleur état inférieur à ϵ , c'est-à-dire l'égaliseur NLMS est en meilleur état.

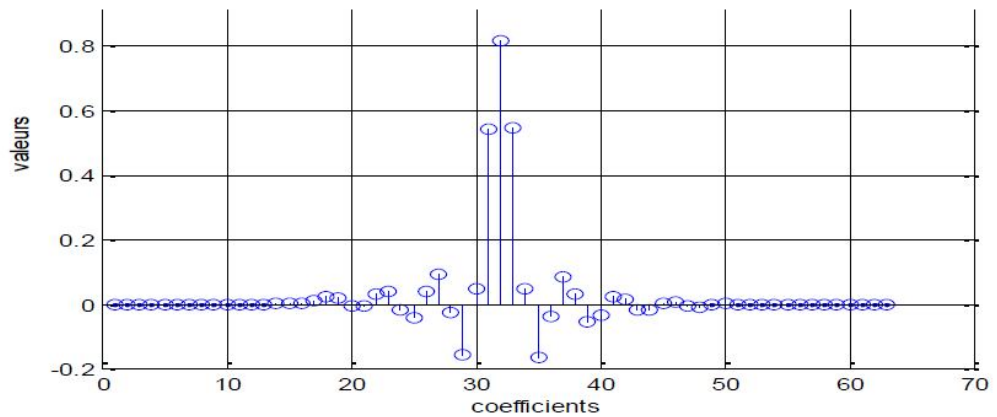


Figure 2-24 convolution de canal $C(z)$ avec l'égaliseur NLMS

Pour un pas $\mu = 4$ (figure V.25), (une valeur de hors la μ condition de NLMS qui est l'intervalle de $0 < \mu < 2$), une fiable stabilité pour les coefficients de filtre et diminution de l'orthogonalité avec le canal,

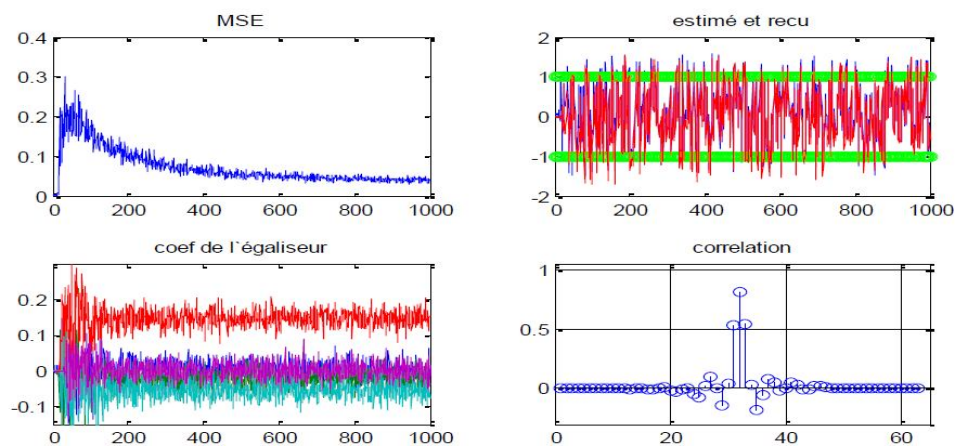


Figure 2-25 performance du NLMS avec un pas $u=4$

Algorithme RLS :

Dans l'algorithme LMS, la correction appliquée à l'estimation précédente de ce produit est constituée de trois facteurs : la taille d'étape $\mu = 0.99$, le signal d'erreur $e(n)$ et le vecteur d'entrée $x(n)$. D'autre part, dans l'algorithme RLS cette correction se compose du produit de deux facteurs : l'erreur de l'estimation et le vecteur de gain $k(n)$, (le vecteur de gain lui-même compose de $R_{yy}^{-1}(n)$), l'inverse de la matrice de corrélation déterministe multiplié par le vecteur d'entrée $y(n)$. La principale différence entre les algorithmes LMS et RLS est donc la présence de $R_{yy}^{-1}(n)$.

L'application de cet algorithme sur le canal de transmission proposé est présentée par les figures V.27 et V.28 ; l'erreur MSE et les coefficients de l'égaliseur RLS sont explicités. La convergence de ces coefficients semble plus rapide. En effet, les valeurs des coefficients sont adaptées et stabilisées après environ 32 séquences.

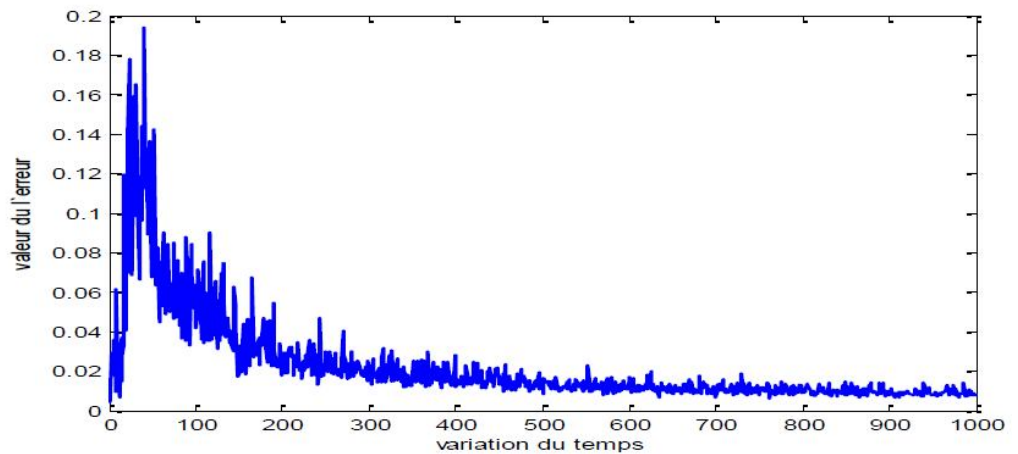


Figure 2-26 l'erreur MSE de l'égaliseur RLS

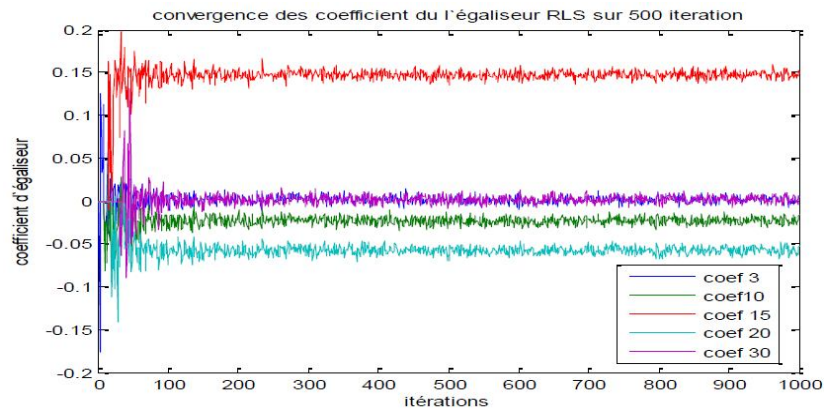


Figure 2-28 convergence des coefficients du l'égaliseur RLS sur 1000 itération

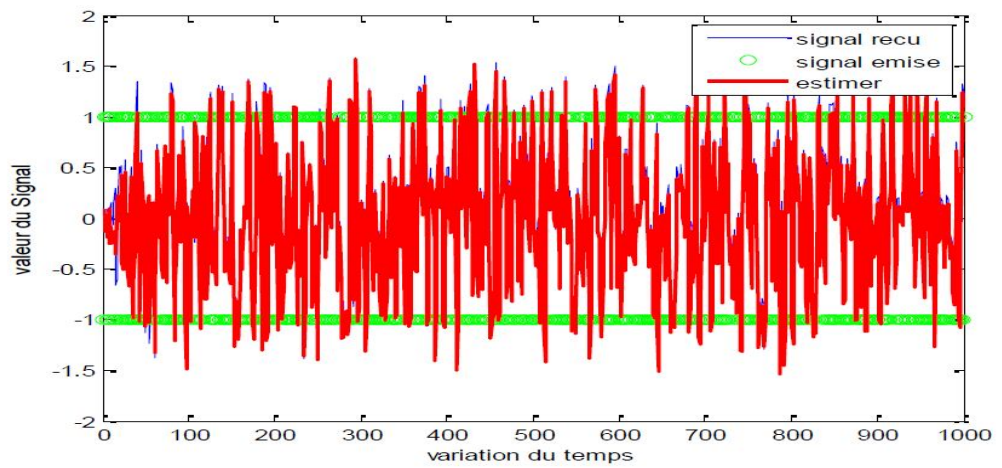


Figure 2-27Figure.V.29. sortie estimer et le signale émise

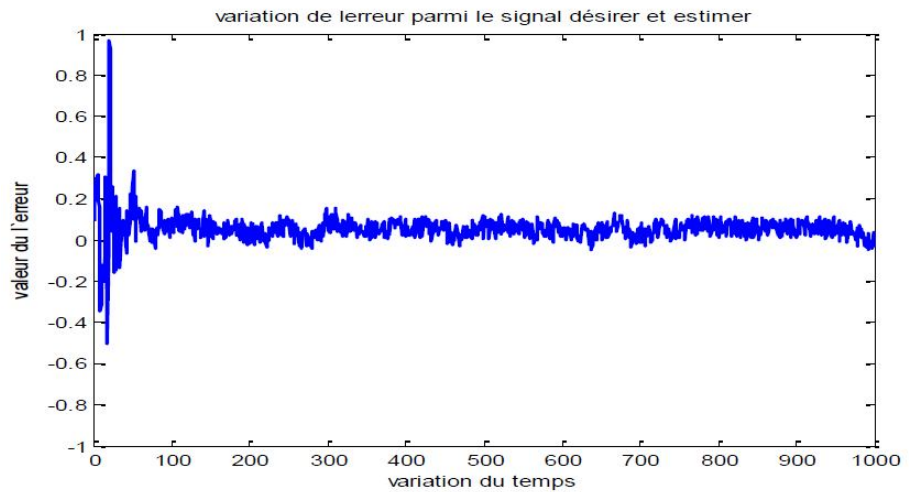


Figure 2-29 variation de l'erreur parmi le signal reçu et estimer

Un meilleur résultat pour le signal estimé de l'égaliseur RLS, la valeur de signal estimé dans la figure.V.28 est varié de leur valeur initiale vers la stabilité juste dans les 50 itération de début comme il est claire dans les figures.V.27 de variation de l'erreur MSE et la convergence des coefficients de l'égaliseur dans cette figure, l'effet de la matrice de corrélation inverse est très claire, ça expliquer la nécessité de la réduire la corrélation entre les code pour minimiser l'interférence des multi accès MAI.

Aussi dans l'égaliseur RLS, il existe quelque différence entre le signal estimé et le signal reçu après la stabilité de system, cette remarque est existé dans tout autres égalisateur précédent, ça veut dire que dans la réalité, il est impossible de faire une estimation de 100% d'un canal de transmission avec ces égalisateurs, l'amélioration du signal estimé est relié avec le développement de l'égaliseur.

La figure.V.31 représente la réponse impulsionnelle de filtre de l'égaliseur RLS, dans les itérations 10, 20, 35, 50, 100 et 500 ou l'état des coefficients de filtre est très proche à la stabilité idéale.

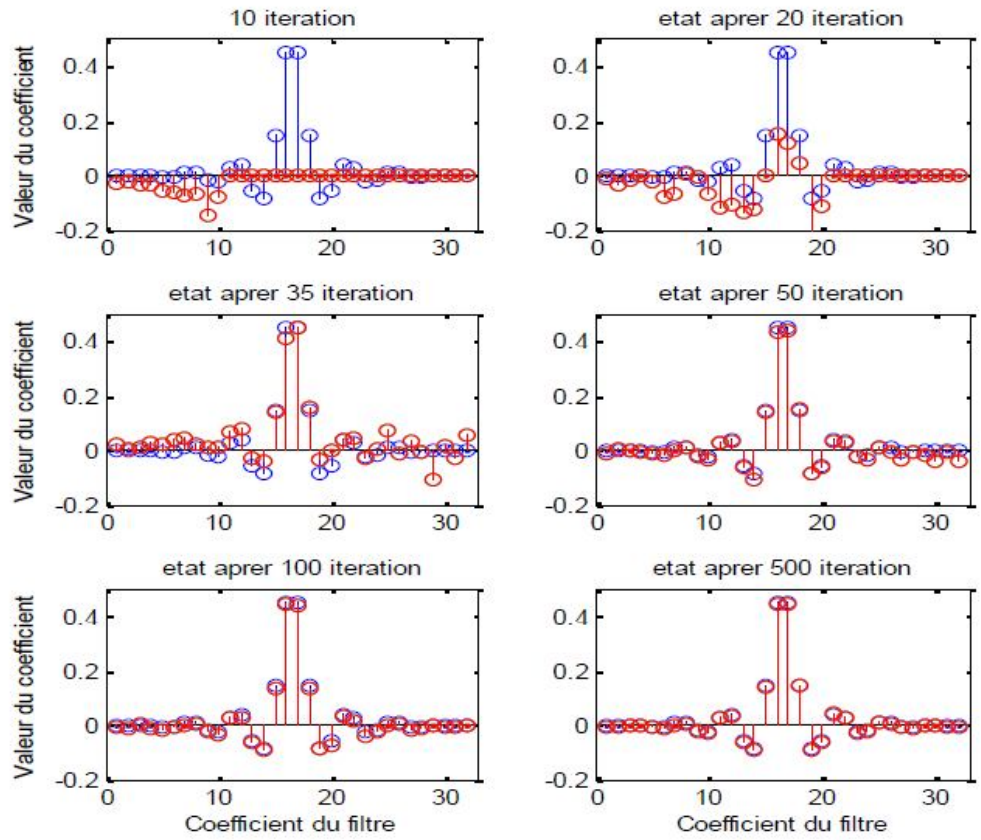


Figure 2-30 Les étapes 10 20 35 50 100 500 de la réponse impulsionnelle de l'égaliseur RLS

Comme il est clair dans la figure précédant, la rapidité de la réponse impulsionnelle del'égaliseur RLS, est après 50 itérations.

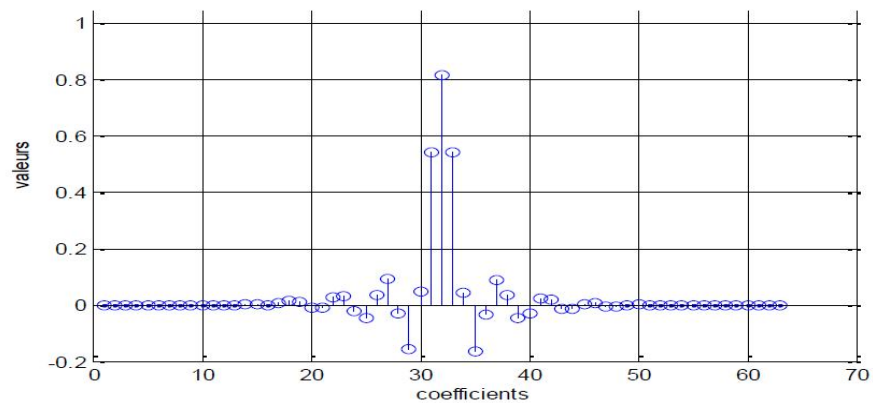


Figure 2-31 convolution de canal $C(z)$ avec l'égaliseur RLS

La convolution des coefficients de l'égaliseur est prendre à la meilleure valeur plus de 0.8 elle est inférieure à un l'état idéal 1 mais il est très proche. L'égaliseur RLS donne une meilleur orthogonalité par rapport l'égaliseur LMS et NLMS.

Comparaison de résultats des égalisateur LMS, NLMS et RLS :

La figure.V.33 représente l'erreur MSE pour les égalisateur LMS, NLMS et RLS

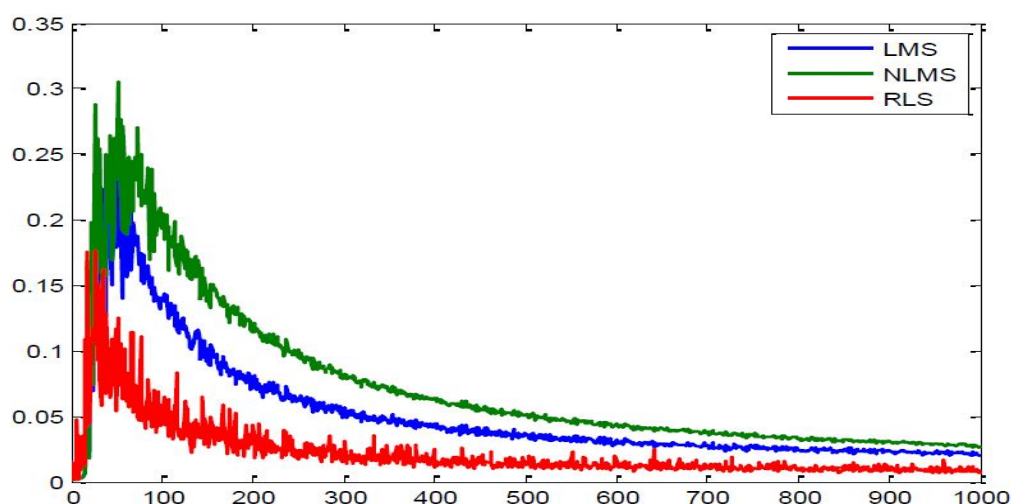


Figure 2-32 L'erreur MSE pour les égalisateur LMS, NLMS et RLS

Sous l'environnement de simulation, et par les valeurs de $\mu = 0.03$ pour LMS et $\mu = 1$ pour le NLMS et $\mu = 0.99$ pour le RLS.

La figure.V.33 montre que le MSE de l'égaliseur RLS est le meilleur, et l'égaliseur LMS est mieux que le NLMS.

La figure.V.34 présente la divergence de le 15^{eme} coefficient pour chaque égalisateur, le coefficient de l'égaliseur RLS très rapide vers la stabilité, et le coefficient de LMS est plus rapide vers la stabilité par rapport NLMS. (le choix du ce coefficient est parce qu'il faire une grande divergence par rapport les autres).

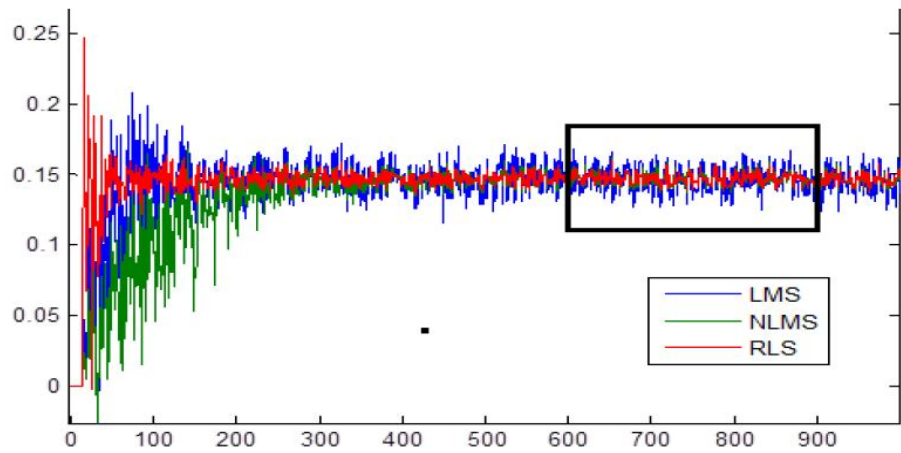


Figure 2-33 convergence du 15 eme coefficient de les égaliseur

La figure.V.33 présente l'état stable pour chaque égaliseur. (est le carré dans figure.V.35)

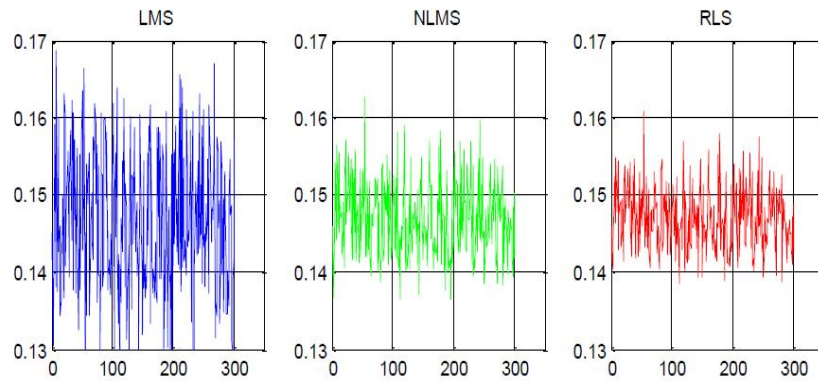


Figure 2-34 l'état stable pour un coefficient l'égaliseur

L'égaliseur RLS est très stable que le NLMS et le LMS, et le NLMS est plus stable que le LMS

2.7 Conclusion

Lors d'une transmission de données, le canal de transmission peut avoir plusieurs effets sur le signal transmis de l'émetteur au récepteur. Le canal est souvent symbolisé comme une source de bruit additif mais il peut aussi atténuer fortement certaines fréquences porteuses, on parle alors de fading sélectif. Le canal peut aussi avoir pour effet de "mélanger" les symboles transmis, on parle alors d'interférences entre symboles.

L'égalisation adaptative consiste à pallier le mieux possible les déformations apportées par le canal de transmission au signal utile grâce à des filtres qui changent les coefficients de ces filtres en temps réel.

Dans ce chapitre, nous avons décrit les structures de certains égaliseurs en mettant en relief leurs algorithmes d'adaptation ainsi que leurs propriétés et performances. Plus précisément, les algorithmes LMS, NLMS, RLS et CMA sont explicités et dont les performances sont récapitulées ci-après :

LMS : Converge, rapide, stable, simple, robuste, peut tomber dans les minimums locaux.

NLMS : Converge, rapide, un pas normalisé pour une meilleure stabilité, robuste, une variante du LMS

RLS : Converge, très rapide, stable, robuste, une très bonne poursuite, calcul complexe et long. C'est la nature de l'application qu'on veut établir et les méthodes de calculs disponibles qui peuvent déterminer quel type d'algorithme choisir. A noter que les algorithmes LMS et NLMS nécessitent moins de calcul à chaque étape mais convergent plus lentement que l'algorithme RLS.

Chapitre 3

Egaliseur basé sur la Logique floue

3.1 Introduction

Les démarches fondamentales de l'activité industrielle et économique, telle la conception des produits, la gestion des systèmes ou la prise de décision, posent des problèmes de complexité croissante, où, pour certains d'entre eux, une différence majeure tient à ce que les informations fournies ne sont pas précises ou ne peuvent être traitées dans un cadre probabiliste. Face à cette difficulté, les approches numériques, pourtant bien développées (les mathématiques de la décision ou de la théorie de la commande) ou symboliques, (l'intelligence artificielle et les systèmes à base de connaissances), ce sont avérées d'une efficacité limitée. Ce qui a poussé les scientifiques à s'intéresser à la formalisation des connaissances subjectives. Un pas décisif semble avoir été fait en 1965, avec le concept d'ensemble flou, proposé par **Lotfi ZADEH**[5], professeur de l'université de *Californie à Berkeley*.

De manière générale, la résolution d'un problème d'automatisme demande tout d'abord une modélisation mathématique du système à piloter, le plus souvent sous forme d'équations différentielles, permettant de calculer par exemple la commande optimale. Dans la pratique, cependant, il est rare de définir un modèle mathématique exact et simple à exploiter. Ces difficultés ont conduit **Zadeh** de proposer un moyen de décrire les relations entre les variables d'un système, et de publier un article d'une quinzaine de pages intitulé « *fuzzy sets* » (ensembles flous)[5], dix ans après il publia « *the concept of linguistic variable and its application to approximate reasoning* » [ZAD75]. Ce qui a amené à introduire des concepts constituant la logique floue. Cette nouvelle technique de traitement des systèmes donne une approche plutôt pragmatique, permettant d'inclure aussi des expériences acquises par des opérateurs. Une série de travaux publiée par la suite ont contribué à l'échafaudage de cette théorie sur laquelle travaillent aujourd'hui plusieurs équipes universitaires et industrielles.

Les premières applications industrielles de la logique floue datent des années 70. En 1975

E.R Madani expérimenta un régulateur floue qu'il perfectionna dans les années suivantes.

Cependant le vrai essor applicatif et médiatique n'est apparu que vers la fin des années 80, en grande partie grâce à l'intérêt que lui a porté le Japon. Aujourd'hui, la logique floue est de grande actualité, il s'agit d'une nouvelle méthode de traitement et de prise de décisions.

Elle est surtout utilisée dans le domaine du réglage et de la commande de processus industriels.

Récemment on commence à entendre parler de la logique floue dans le domaine de la télécommunication et de l'informatique. Parmi ces applications on peut citer la réalisation d'un processeur **RISC** (*Reduced Instruction Set Computer*) pour la logique floue [EDD95], en outre dans le domaine de la télécommunication **Wang & Mandel** ont proposé un algorithme pour l'égalisation de canaux linéaires et non linéaires à base de la logique floue [WAN93].

Dans ce chapitre on va commencer par présenter le vocabulaire utilisé, donner les notions de base de la logique floue, à savoir la notion d'ensemble flou, opérateurs logiques, variables linguistiques, et fonctions d'appartenance ensuite on détaillera les différents blocs constituant un système à base de logique floue: la fuzzification, les règles d'inférence et la défuzzification et on terminera cette première section par les caractéristiques et cas d'application de cette logique. La section 3.2 de ce chapitre sera consacrée à l'application de la logique floue à l'égalisation de canaux, entre autre la présentation du système d'égalisation et sa formalisation. Et on terminera le chapitre par de simulation dans l'environnement Matlab® de l'égaliseur ainsi formulé.

3.2 Logique floue

3.2.1 Notions de base

Le raisonnement par logique floue ressemble en quelque sorte au raisonnement humain, la figure 3.1 en donne un exemple: une personne dans une chambre, ressent que la température est un peu élevée. Dépendamment de la température de la chambre la personne va ouvrir la fenêtre à un certain degré.

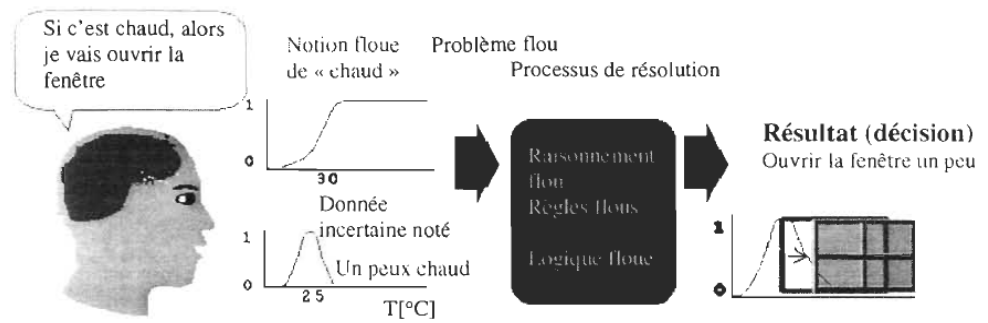


Figure 3-1 Analogie du raisonnement humain avec la logique floue

3.2.2 définition d'un ensemble floue

Soit un ensemble de référence (ou univers) U , on définit un ensemble floue A dans U par la donnée d'une application μ_A de U dans l'intervalle réel $[0, 1]$. À tout élément $x \in U$ on associe une valeur $\mu_A(x)$ tel que :

$$0 \leq \mu_A(x) \leq 1 \quad \mu_A: U \rightarrow [0,1] \quad (3-1)$$

L'application μ_A est appelée fonction d'appartenance de l'ensemble floue A . À tout élément x de U , la valeur associée $\mu_A(x)$ n'est pas nécessairement égal à 0 ou 1, elle est à priori quelconque et désigne le degré d'appartenance de x à l'ensemble A . On peut distinguer trois cas :

- $\mu_A(x) = 0$: C'est-à-dire que x ne satisfait pas du tout la propriété vague sous-entendue par A .

- $\mu_A(x) = 1$: C'est-à-dire x satisfait pleinement la propriété vague définie par A .

- $\mu_A(x) \neq 0, 1$: On dit que x appartient partiellement à l'ensemble flou A . On peut dire aussi que x ne satisfait que partiellement à un certain degré $\mu_A(x)$ la propriété vague définie par A .

variables linguistiques & Opérateurs logiques:

La notion de variable linguistique a été introduite par Zadeh ; Elle suggère d'emblée que les valeurs de ces variables ne sont pas numériques, mais plutôt symboliques, en termes de mots ou d'expression du langage naturel. De manière générale on définit une variable

linguistique comme appartenant à un intervalle $[0,1]$ et associée à la fonction μ_A .

Les variables linguistiques sont reliées entre elles par des opérateurs logiques pour former ce qu'on appelle les règles d'inférence. Lorsque plusieurs variables d'entrée (prémises) contribuent à faire varier une sortie, l'implication logique utilise les opérateurs booléens classiques «ou» et le « et » par exemple:

Si (température est « fraîche » ou degré hygrométrique est « humide » alors « ouverture du robinet « grand ouverte »)

Dans cette implication, comment trouver le facteur d'appartenance de la sortie (ouverture du robinet) ? Il existe plusieurs façons de faire, la plus répandue semble celle qui a été formulé par Mandani comme suit:

À l'opérateur logique « ou » est associé la fonction MAX

À l'opérateur logique « et » est associé la fonction MIN.

À l'opérateur logique « non » est associé la fonction complément à 1.

Ainsi, pour deux variables d'entrée x_1 et x_2 qui impliquent une variable de sortie avec des coefficients d'appartenance respectifs μ_1, μ_2 et δ :

$(x_1 \in E_1 \text{ ou } x_2 \in E_2) \text{ implique } (s \in S_1)$

on aura $\delta = \max(\mu_1, \mu_2)$

$x_1 \in E_1 \text{ et } x_2 \in E_2 \text{ implique } (s \in S_1)$

on aura $\delta = \min(\mu_1, \mu_2)$

où E_1 et E_2 sont les deux ensembles flous dans l'espace d'entrée et S_1 l'ensemble flou de sortie.

3.2.3 Éléments d'un système à base de logique floue

Tout système à base de logique floue peut être décomposé essentiellement en trois blocs

(voir figure 3.2) : fuzzification, inférence et défuzzification



Figure 0-2 Différents blocs d'un système à base de logique floue

On va définir ces trois blocs par un exemple pratique tiré de [MAU97]. Dans cet exemple nous désirons doser le freinage d'un véhicule (variable de sortie) en fonction de la vitesse et la distance à l'obstacle (variables d'entrée).

➤ *Fuzzification des variables*

Dans cette partie on définit les variables d'entrée et on caractérise, de manière numérique, l'imprécision qui peut exister sur ces valeurs

Entrée :

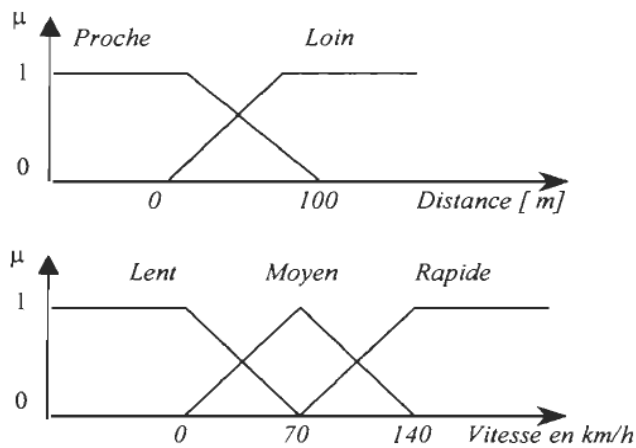
Vitesse du véhicule (de 0 à 140 km/h) : lent moyen rapide

Proximité de l'obstacle (de 0 à 100m) : proche éloigné

Sortie :

Freinage (sur une échelle de 0 à 10) : Faible Modéré énergétique

On choisit une forme triangulaire (voir figure 3.3) pour les fonctions d'appartenance sauf aux extrémités



➤ Formulation des règles d'inférence

Dans le bloc inférence, les valeurs des variables linguistiques sont liées par plusieurs règles qui doivent tenir compte du comportement statique et dynamique du système à régler ainsi que du but du réglage envisagé. Ces règles sont formulées sous la forme suivante:

Si [(obstacle == proche) et (vitesse == moyenne)] alors (freinage =modéré)

Si [(vitesse == rapide)] alors (freinage = énergétique)

Si [(obstacle == loin) et (vitesse == lente)] alors (freinage =faible)

La figure 3.4 résume l'application des trois règles d'inférences. supposons le cas où les valeurs des variables d'entrée sont:

Figure3-3Fonction d'appartenance d'entrée au système

Distance à l'obstacle 60m ce qui implique que l'obstacle est près à 30% et loin à 70%.

Vitesse du véhicule 56km/h ce qui implique que la vitesse est moyenne à 80% et rapide à 0%.

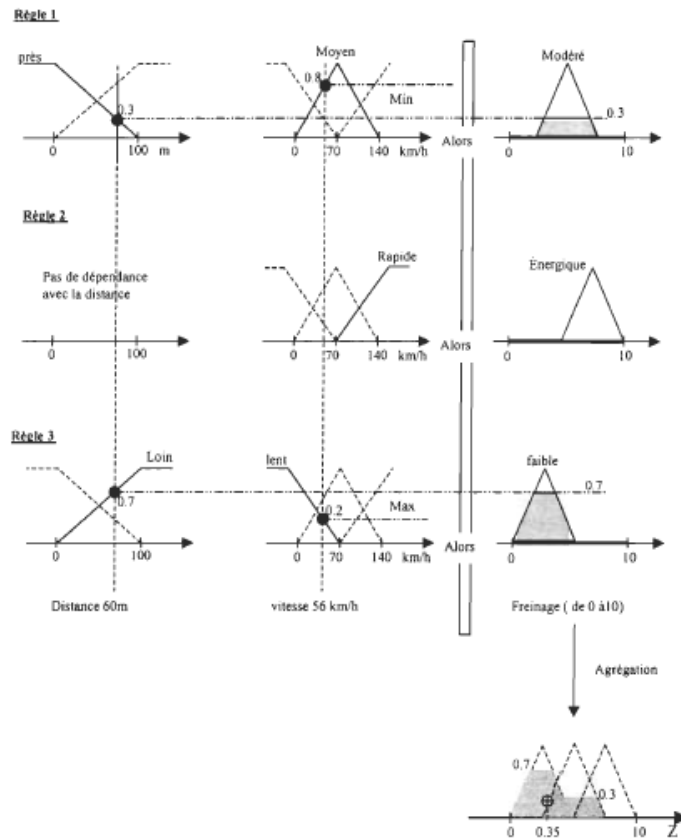


Figure 0-4 Fuzzification - règles d'inférences – défuzzification

Nous observons que plusieurs combinaisons de valeurs des variables d'entrée n'interviennent pas dans les prémisses. Par exemple:

Si [(obstacle == loin) et (vitesse == rapide)] n'est pas cité ce qui signifie que l'expert n'a pas d'opinion sur cette situation.

La somme logique (ou) de tous ces ensembles flous conduit, en dernier ressort, à un ensemble flou final dont la forme est la conséquence de l'opération MAX. C'est à partir de cette forme qu'on doit tirer la décision à prendre. Ceci détermine l'opération de défuzzification.

➤ Défuzzification

Cette étape permet d'affecter une valeur précise comprise entre 0 et 10 au freinage, déduite

de l'ensemble floue de sortie. Il existe plusieurs méthodes :

Méthode COG (The center of gravity of the area)

On cherche le centre de gravité de la surface obtenue. L'abscisse donne la valeur de freinagedéfuzzifiée. Soit li' abscisse de la courbe qui définit la surface de défuzzification (figure 3.4). Les coefficients W_i désignent la valeur correspondante à chaque li le ieme échantillon d'entrée sur un nombre total de n échantillons

$$Z_{owf} = \frac{\sum_{i=0}^n W_i \cdot Z_i}{\sum_{i=0}^n W_i}$$

Par la méthode de défuzzification par le centre de gravité on obtient dans notre exemple une valeur de $Z_{out} = 0.35$, Donc on aura un freinage de 3.5 sur une échelle de 0 à 10

Méthode MOA (The middle of the area)

$$\sum_{i=0}^h w_i = \sum_{i=h}^n w_i \quad Z_h = Z_{out}$$

Où $0 < h < n$, h représente l'indice pour lequel l'égalité de l'équation (3.3) est vérifiée et n est le nombre total de coefficients w_i Avec cette méthode on trouve $Z_h=3.5$ avec $n=20$

MéthodeMOM

$$Z_{out} = \frac{\sum_{i \in M} Z_i}{|M|} \quad M = \text{arg}_i \text{Max}\{w_i\}$$

3.2.4 Propriété de la logique floue

Avantage par rapport aux méthodes conventionnelles

Les méthodes conventionnelles se basent sur une modélisation adéquate du système à corriger mises souvent sous forme de fonction de transfert analytique ou d'équations d'états. Cela nécessite des notions avancées du modèle mathématique du problème. Par contre, la logique floue donne une approche plutôt pragmatique, permettant d'inclure des expériences acquises par des opérateurs.

- Prise en compte des données imprécises ou incertaines

Il est très important de ne pas être obligé de seuiller tout de suite les notions d'entrée d'un

système de décision, car une erreur de 1 % sur la valeur du seuil peut provoquer une erreur de 100% sur la décision. C'est ce que montre la figure 3.5 dans le cas simple ou la décision

est justement l'appartenance ou non à l'ensemble défini par ce seuil

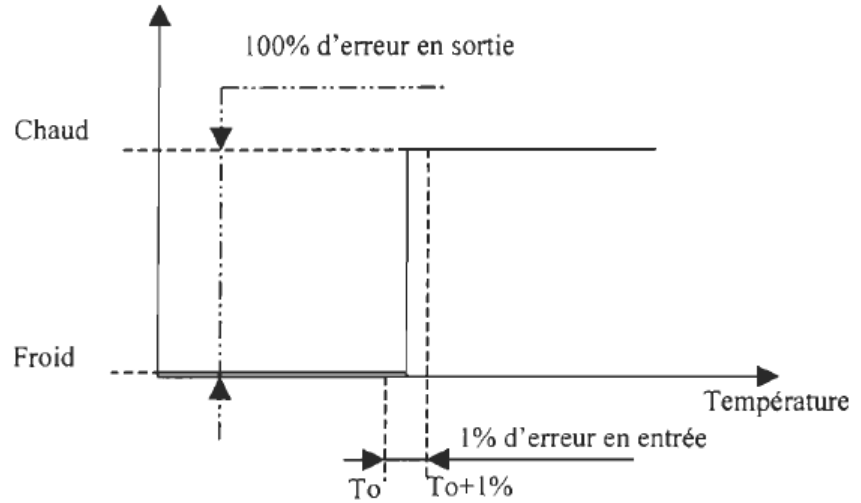


Figure 0-5logique classique et données imprécises

La logique floue permet de manipuler des notions sémantiquement contradictoires mais numériquement non exclusives (figure 3.6).

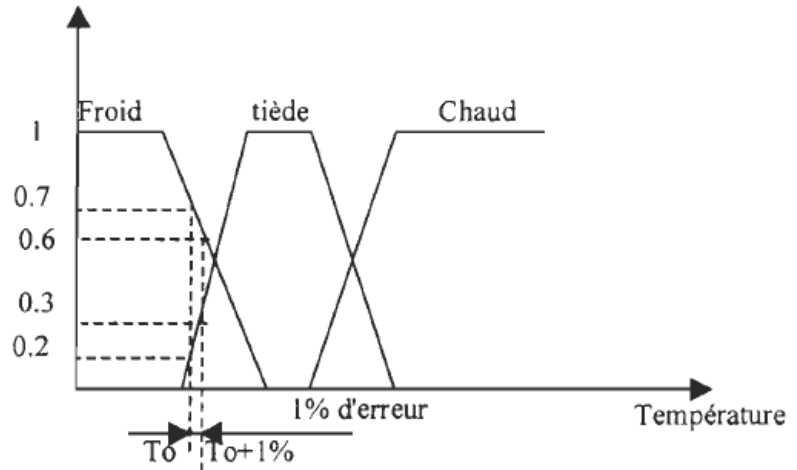


Figure 3.6 : Logique floue et données imprécises

3.2.5 Exemple d'application

L'application de la logique floue a été très utilisée par les industries japonaises en grande partie pour la régulation d'appareils de grande consommation telle que la machine à laver le réfrigérateur, la mise au point automatique pour les appareils photos aussi pour les tunneliers, le contrôle du débit de la température de l'eau, le four de verrerie, le métro, etc.

3.3 Application de la logique floue à l'égalisation de canaux

3.3.1 Principe

Selon le principe énoncé à la section 2.3.2 (figure 2.4), l'idée est d'accorder à chaque $x(k)$ échantillon d'entrée à l'instant n un degré d'appartenance à chacune des fonctions d'appartenance qui couvrent l'espace d'entrée. Cette étape va déterminer le bloc de fuzzification. La seconde étape consiste à utiliser un algorithme adaptatif qui permet de construire les règles d'inférence en optimisant l'erreur entre la sortie du canal et le signal idéal. La dernière étape consiste à extraire la décision à prendre à partir de ces règles ce qui va constituer le bloc de défuzzification. La sortie de ce bloc va fournir l'estimé $\hat{s}(k)$. En se basant sur ce principe de l'égaliseur [W AN93] on va développer le fonctionnement de l'algorithme proposé et faire une étude approfondie qui permettra de le simplifier pour une implantation ultérieure.

3.2.2 Réalisation de l'égaliseur à base de logique floue

Considérons le vecteur $\tilde{r}(k)$ de valeurs réelles et une séquence de valeurs réelles $s(k)$, Avec $k=1,2 \dots ,K$ est l'index de temps.

$$\tilde{r}(k) \in U = [C_1^-, C_1^+] \times [C_2^-, C_2^+] \times \dots \times [C_n^-, C_n^+] \dots$$

Où $[C_i^-, C_i^+]$ représente les intervalles des ensembles flous d'entrée et k le nombre total d'intervalles. À chaque instant n on a les valeurs $\tilde{r}(k)$ et $s(k)$, le problème est de déterminer le filtre adaptatif à chaque instant n . C'est ici où intervient le filtre RLS pour minimiser le critère $J(k)$. La fonction f_k fait correspondre aux valeurs de l'ensemble d'entrée une valeur

réelle $\hat{x}(k)$ qui correspond à la sortie de l'égaliseur .

$$f_k: U \dots R^n \rightarrow R$$

$$J(k) = \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} [s(i) - f_k(\tilde{r}(i))]^2$$

À est dit le facteur d'oubli.

Comme on a vu dans le paragraphe précédent, il faut définir des fonctions d'appartenance

pour réaliser le bloc de fuzzification. ces fonctions sont définies par $\mu_{F_i^{ij}}(X_i)$ pour chaque

intervalle $[C_i^-, C_i^+]$ En se referant à [W AN93], les équations des fonctions d'appartenance

sont définies comme suit:

$$\mu_{F_i^j}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{0.3} \right)^2 \right]$$

\bar{x}_i^j définit la valeur où la fonction d'appartenance $\mu_{F_i^j}$ attend sa valeur maximale.

$$x_i = \tilde{r}(k)$$

La deuxième étape est la réalisation du bloc d'inférence qui est formé de règles:

$$R^{(j_1 \dots j_n)}: \text{Si } X_1 \in F_1^{j_1} \text{ et } \dots \text{ et } X_n \in F_n^{j_n} \text{ Alors } d \in G^{(j_1 \dots j_n)}$$

Ces règles seront déterminées par un filtre adaptatif tel que RLS ou LMS qui permet de les

construire en minimisant à chaque itération l'erreur $e(n)$ défini comme suit.

$$e(k) = s(k) - \hat{x}(k)$$

Dans notre cas ces règles sont représentées par le vecteur θ défini par l'équation (3.9). Ce dernier est une concaténation de m_2 vecteurs dont chacun est composé de m_1 éléments

[WAN93].

$$\theta = [\theta^{(1,1 \dots 1)}(x) \dots \dots \dots \theta^{(m_1, 1 \dots 1)}(x)$$

$$\theta^{(1, 2 \dots 1)}(x) \dots \dots \dots \theta^{(m_1, 2 \dots 1)}(x)$$

... ..

$$\theta^{(1, m_2, \dots, m_n)}(x) \dots \dots \dots \theta^{(m_1, m_2, \dots, m_n)}(x)]$$

Chapitre 3 : Egaliseur basé sur la Logique floue

Les valeurs du vecteur θ sont adaptées par l'algorithme LMS, Eq. (3.10), ou l'algorithme RLS, Es. (3.11), résumé dans le tableau 3.1.

Tableau 3.1 " Algorithme LMS et RLS pour l'adaptation de θ

LMS :	
$\theta(k+1) = \theta(k) + \mu.e(k).P$	(3.10)
$e(k) = S(k) - \hat{x}(k)$	
RLS	
$\varphi(k) = p(x(k))$	(3.11)
$P(k) = \frac{1}{\lambda} \left[P(k-1) - P(k-1)\varphi(k)(\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k))^{-1} \varphi^T(k)P(k-1) \right]$	
$K(k) = P(k-1)\varphi(k) \left[\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k) \right]^{-1}$	
$\theta(k) = \theta(k-1) + K(k)(S(k) - \varphi^T(k)\theta(k-1))$	

La dernière étape est d'extraire la décision à prendre de ces règles ce qui constitue l'étape de défuzzification. Cette étape peut être réalisée par plusieurs méthodes. Dans notre cas on utilise la méthode de centroïde [W AN92]. Le résultat de la défuzzification est donné par

l'équation (3.12) :

$$\hat{x}k(\tilde{r}) = \frac{\sum_{j1=1}^{m1} \dots \sum_{jk=1}^{mk} \theta^{(j1, \dots, jk)} \cdot (\mu_{F_{i1}}(\tilde{r}_1))}{\sum_{j1=1}^{m1} \dots \sum_{jk=1}^{mk} (\mu_{F_{i1}}(\tilde{r}_1) \dots \mu_{F_{in}}(\tilde{r}_k))}$$

$$P^{(j1, \dots, jk)}(\tilde{r}) = \frac{\mu_{F_{i1}}}{\sum_{j1=1}^{m1} \dots \sum_{jk=1}^{mk} (\mu_{F_{i1}}(\tilde{r}_1) \dots \mu_{F_{in}}(\tilde{r}_k))}$$

$p^{(j1, \dots, jn)}(\tilde{r})$ représente les fonctions floues qui font associer à chaque r , valeur d'entrée à l'égaliseur une valeur qui sera déterminée en fonction de son appartenance aux différents

ensembles flous donnés par la fonction d'appartenance $\mu_{F_{ij}}$ Il s'écrit de la manière

suivante:

$$p = [p^{(1,1, \dots, 1)}(x) \dots \dots \dots p^{(m1,1, \dots, 1)}(x)$$

$$p^{(1,2, \dots, 1)}(x) \dots \dots \dots p^{(m1,2, \dots, 1)}(x)$$

$$\dots \dots \dots$$

$$p^{(1,m2, \dots, mk)}(x) \dots \dots \dots p^{(m1, m2, \dots, mk)}(x)]$$

En se basant sur (3.12) et (3.13) on peut écrire

$$\hat{x}_k(\tilde{r}) = p^T(\tilde{r}) \cdot \theta$$

Enfin l'égaliseur ainsi formulé peut être représenté d'une manière schématique la figure 3.7.

36

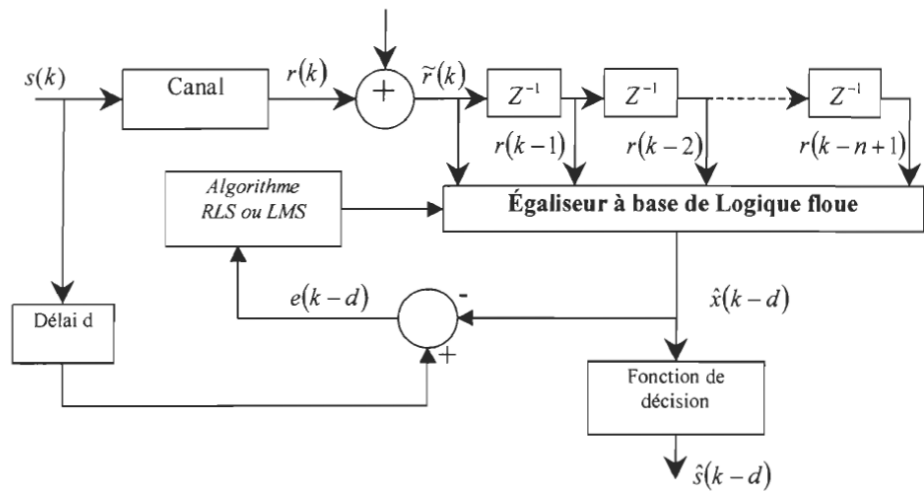


Figure 3-7 Égaliseur de canaux à base de logique floue

3.4 Simulation dans l'environnement Matlab®

Dans cette section on aura à valider le fonctionnement de l'algorithme d'égalisation de canaux à base de logique floue formulé au paragraphe précédent. Par conséquent, on a à comparer ces performances par rapport à d'autres algorithmes tels que LMS et RLS. Les programmes Matlab sont disponibles à l'annexe A. En outre on présentera sa robustesse au bruit et à la non-linéarité du canal. La base de la comparaison est le BER « Bit Error Rate» qui est défini en terme de pourcentage par l'équation (3.16).

$$BER = \frac{\text{Nombre de bits erronés}}{\text{Nombre de bits transmis}} \times 100$$

Le BER est le quotient du nombre de bits erronés par le nombre total de bits transmis. C'est un indicateur très utile pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes et leur

robustesse au bruit. Il est le plus souvent représenté sur une échelle logarithmique

3.3.1 Canaux utilisés

On va utiliser deux types de canaux pour la simulation et la comparaison des différents algorithmes:

~ *Cana/linéaire se/on* [HAY96}

$$h_k = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 + \cos \left(\frac{2\pi}{w} (k - 2) \right) \right], & n = 1, 2, 3 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

C'est un canal dont la réponse impulsionnelle h_n est à trois points, w est le paramètre qui définit la largeur du canal.

~ *Cana/ non-linéaire se/on* [WAN93],[VID99]

On va choisir deux types de canaux non linéaires le premier représenté par l'équation (3.18), proposé par [WAN93] et le deuxième par l'équation (3.19), est fortement non linéaire [VID99].

Canal 1 :

$$\tilde{y}(k) = s(k) + 0.5s(k - 1) - 0.9[s(k) + 0.5s(k - 1)]^3 + \eta(k)$$

Canal 2 :

$$y_n = 0.5x + x^2 + x^3$$

$$x = 0.25s(k - 2) + s(k - 1) + 0.25s(k)$$

3.3.2 Influence du nombre de fonctions d'appartenance

Pour choisir le nombre de fonction d'appartenance ("MembershipFunction", MF) au niveau du bloc de fuzzification on va comparer les résultats de simulation pour MF=3, 5 et 7 pour le canal linéaire de l'équation (3.17) et non linéaire de l'équation(3.19). La figure

3.8 indique la variation du BER en fonction du SNR « Signal Noise Rate» utilisant LMS pour l'adaptation des paramètres. Le nombre d'échantillons k , pour l'adaptation est fixé à

500 avec $J.l=0.2$. La valeur de $f.L$ influe sur la vitesse de convergence de LMS vers un minimum d'erreur. Une valeur très élevée peut conduire le système à diverger. Donc on a choisi d'avoir une valeur moyenne de $f.L$ pour assurer une convergence rapide

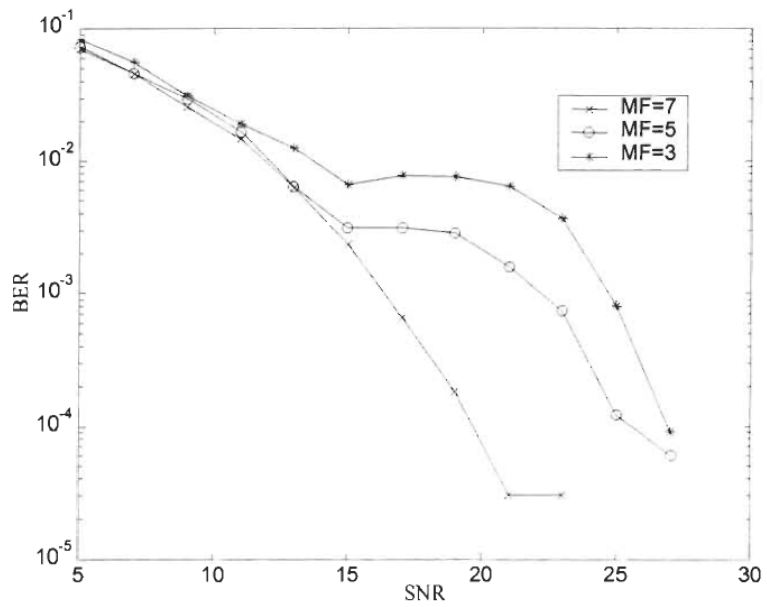


Figure 3.8 : Influence du nombre de fonction d'appartenance (en utilisant un canal linéaire)
On remarque que pour un canal linéaire, la qualité de l'égalisation s'améliore en fonction du nombre de fonctions d'appartenance. Le BER devient acceptable pour $MF \geq 7$.

Les mêmes simulations ont été réalisées pour le canal non-linéaire donné par l'équation (3.19). la figure 3.9 résume les résultats obtenus

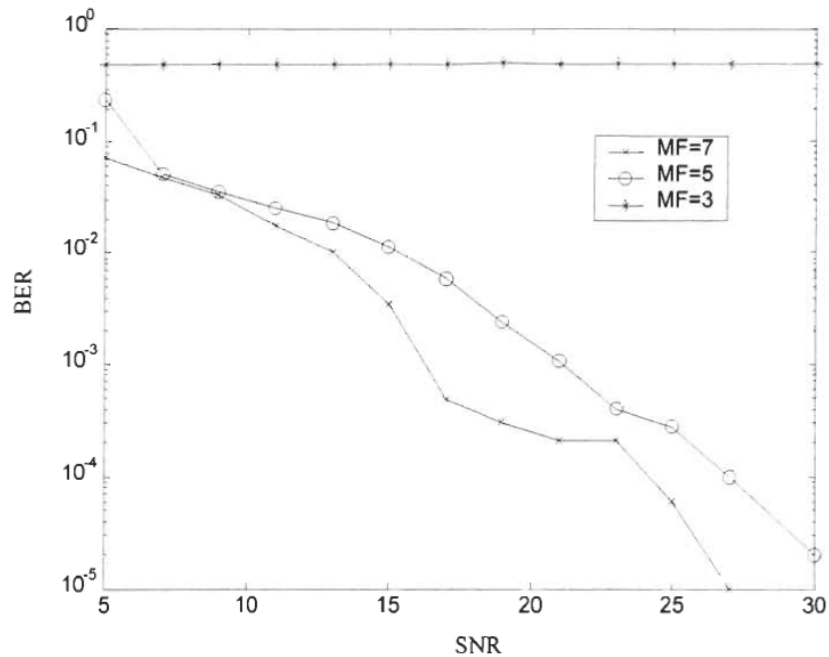


Figure 3.9, ' Influence du nombre de/onction d'appartenance (en utilisant un canal non-linéaire)

On remarque que pour un canal non-linéaire trois fonctions d'appartenance dans le bloc de fuzzification n'est pas suffisant pour éliminer l'effet du canal.

3.3.3 Comparaison de la logique floue avec LMS et RLS.

Pour justifier l'utilisation de l'algorithme d'égalisation de canaux non-linéaires à base de logique floue, on doit le comparer à d'autres méthodes. La figure 3.10 permet de le comparer l'algorithme basé sur la logique floue avec adaptation des paramètres par LMS (LF LMS), avec les filtres transverses linéaires RLS et LMS (L T LMS, L T RLS) pour le canal linéaire défini par l'équation 3.17. La figure (3.11) donne le résultat de simulation pour le canal non-linéaire donné par l'équation (3.19).

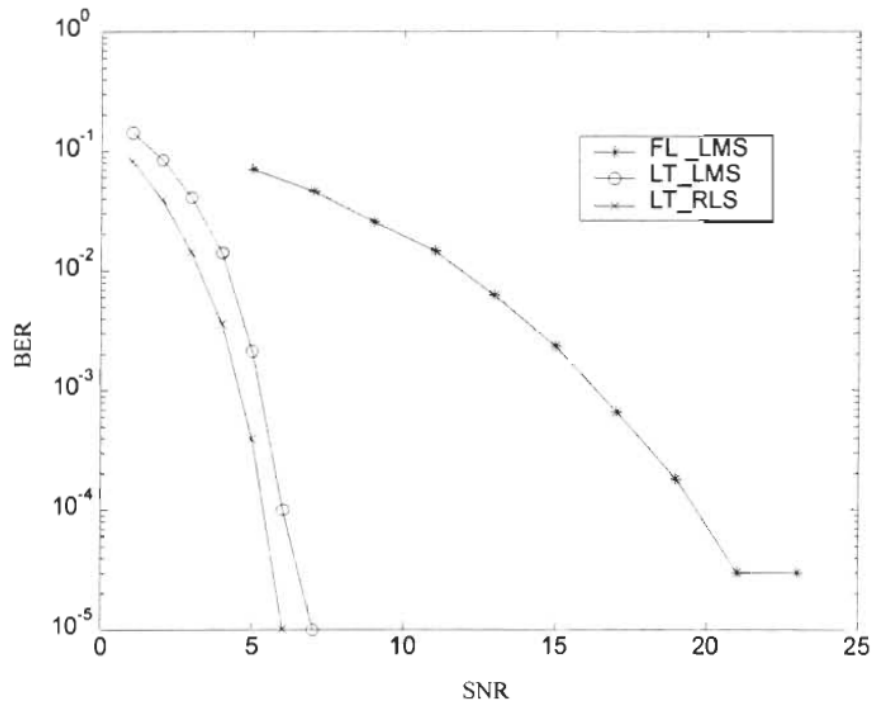


Figure 3.10 __ comparaison de la logique floue avec RLS et LMS pour un canal linéaire

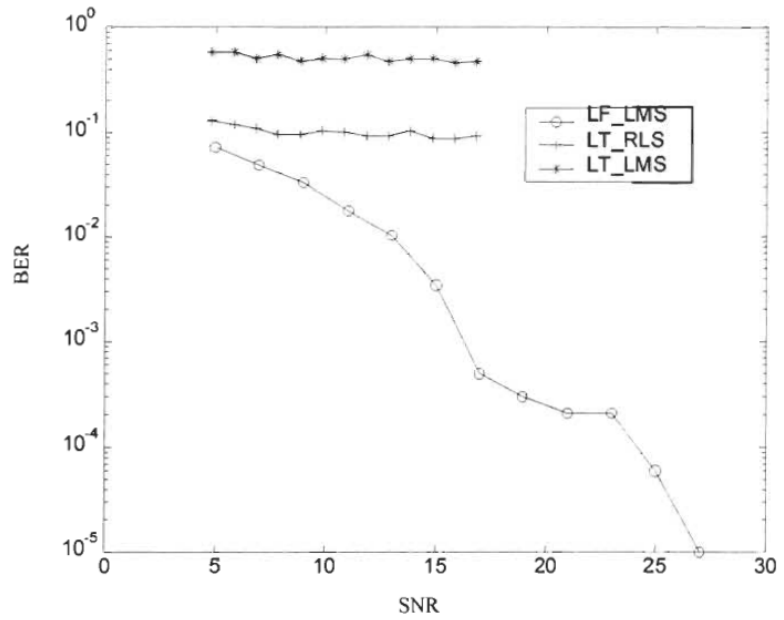


Figure 3.11 __ comparaison de la logique floue avec RLS et LMS pour un canal non-linéaire

On remarque que l'algorithme L T RLS, L T LMS et l'algorithme à base logique floue (LF LMS) égalisent pour le cas d'un canal linéaire (figure 3.10). L'algorithme LF LMS donne des résultats de correction moins bons que L T RLS et L T LMS car il demande beaucoup plus d'échantillons pour atteindre son erreur minimale. Par contre la différence entre les trois algorithmes est claire pour un canal non-linéaire. L T RLS et L T LMS n'arrivent pas à corriger le canal alors que l'algorithme LF LMS y arrive (figure 3.11).

3.3.4 Exemples de résultats de simulation

On a fait les simulations dans l'environnement Matlab avec le canal non-linéaire de l'équation (3.18) et différents nombre de fonctions d'appartenance MF=5 et 7 décrits par l'équation (3.7). Les figures 3.12, à 3.14 représentent les résultats de simulation pour un signal de 300 échantillons dont les 70 premiers servant à l'adaptation.

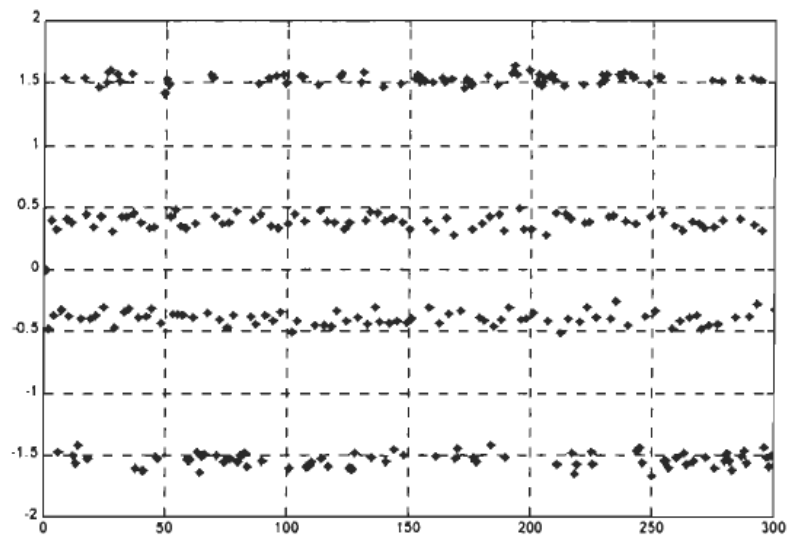


Figure 3.12: signal de sortie du canal avec SNR=20dB (BER =50%)

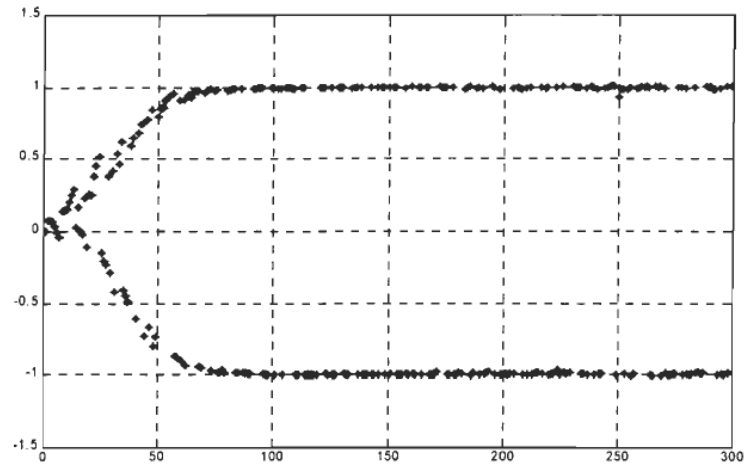


Figure 3.13 : Signal reconstitué avec $MF=7$ ($BER=1\%$)

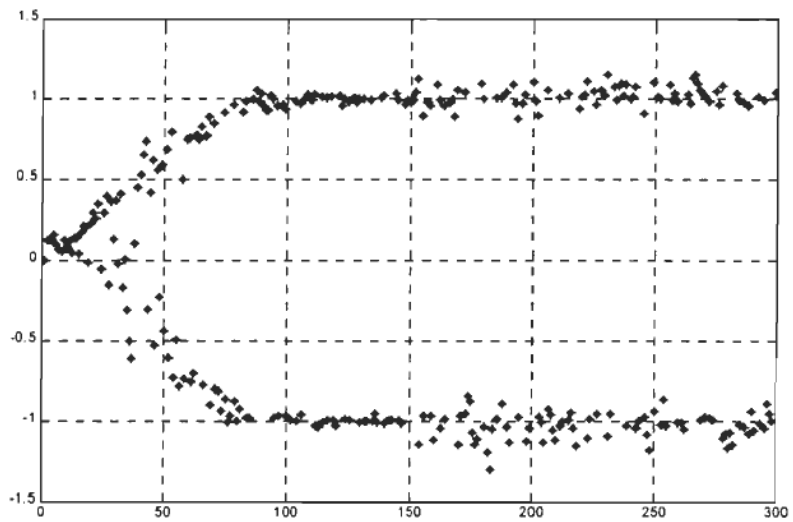


Figure 3.14 : Signal reconstitué avec $MF=5$ ($BER=1.6\%$)

D'après ces figures on peut remarquer l'influence du nombre des fonctions d'appartenances sur le résultat de l'égaliseur. Lorsque l'on change le nombre des fonctions d'appartenance de 5 à 7, on améliore le BER de 1.6% à 1% .

- [1] W.C.Jakes, "*Microwave Mobile Communications*", New York: John Wiley, 1994, pp. 65-77.
- [2] A.Kurniawan, "*Predictive Power Control in CDMA Systems*", PhD dissertation, Institute for telecommunications Research, University of South Australia, 2002.
- [3] Y.R.Zheng and C.Xiao, "*Simulation Models With Correct Statistical Properties for Rayleigh Fading Channels*", IEEE Trans. Commun., VOL. 51, NO. 6, JUNE 2003.
- [4] M.Patzold and F.Laue, "*Statistical properties of Jakes' fading channel simulator*", in Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference, vol. 2, May 1998, pp.712- 718.
- [5] Lotfi A Zadeh, "Fuzzy sets," *Information and Control*, no. 8, pp. 338-353, 1965.
- [6] Hamid Aghvami Alex Brand, *Multiple Access Protocols for Mobile Communications: GPRS, UMTS and Beyond*, John Wiley & Sons Ltd ed., John Wiley & Sons Ltd, Ed., 2002.
- [7] Korhonen Juha, *Introduction to 3G Mobile Communications*, 2nd ed. Boston, London: Artech House mobile communications series, © 2003.
- [8] MEHDI MEKNI, "EVALUATION DE PERFORMANCE DE LA M'ETHODE D'ACCES RADIO 1xEV-DO," Faculté de science et de génie, Université LAVAL, Québec, M.Sc. 2006.
- [9] Sanchez J and Thioune M, *UMTS, Services, Architectures et WCDMA Lavoisier*, Editions Hermès ed. Paris: Collection Réseaux et télécommunications, 2001.
- [10] Sandrine ESPOSITO, "Contrôle d'admission avec mesures pour une meilleure gestion des ressources dans les réseaux de troisième génération," département de génie électrique, Université de Montréal , M.Sc.A 2003.
- [11] Omar Rachid Hadjar, "ANALYSE, IMPLÉMENTATION ET ÉVALUATION DE PERFORMANCE DE LA FUTURE MÉTHODE D'ACCÈS HSDPA," FACULTÉ DES SCIENCES ET DE GÉNIE, Université Laval, QUÉBEC, Mémoire de maîtrise 2006.

- [12] S. C. Yang, *"CDMA RF System engineering"*, Mobile communications series ed. HardCover-London: Artech House Publishers, 1998.
- [13] D.Collins C.Smith, *3G Wireless Networks.*, 2002, McGraw-Hill Professional,.
- [14] A.Toskala, H.Holma, *WCDMA for UMTS, Radio Access for Third Generation*, 4th ed., JohnWiley & Sons, Ed.: Mobile Communications, 2004.
- [15] Masao Nakagawa, Riaz Esmailzadeh, *TDD-CDMA for wireless communications.*: Artech House universal personal communications series, © 2003.
- [16] F. Alesiani, Performance of Adaptive Modulation Techniques in the UMTS System, 2001.
- [17] Antonio Valdovinos, María Canales, Jesús Mingo José Ramón Gállego, "Analysis of closed loop power control modes in UTRA-FDD under time varying multipath channels," ©2002 IEEE, Departamento de Ingeniería Electrónica y Comunicaciones. Centro Politécnico Superior(Universidad de Zaragoza).
- [18] Laurence B. Milstein, Wideband Code Division Multiple Access, AUGUST 2000.
- [19] T.Dohi S.Seo and F.Adachi, "*SIR-based transmit power control of reverse link for coherent DS-CDMA mobile radio,*",. IEICE Transactions on Communications, vol. E81-B, no. 7, pp. 1508-1516, July 1998.
- [20] E.Gunawan, C.B.Soh M.L.Sim and B.N.Soong, "*Characteristics of closed loop power control algorithm for a cellular DS/CDMA system,*",. IEE Proceedings- Communications, vol. 145, no. 5, pp. 355-362, October 1998.
- [21] I. M. Jacobs, R. Padovani, A. J. Viterbi, L. A. Weaver, Jr., and C.E. Wheatley III, K. S. Gilhousen, "*On the capacity of a cellular CDMA system,*",. IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 40, no. 2, pp. 303-312, May 1991.
- [22] J. Mattila, M. Hall, T. Korhonen, J. M. A. Tanskanen and S. J. Ovaska, "*Predictive closed loop power control for mobile CDMA systems,*",. in Proceedings IEEE Vehicular

Technology Conference, vol. 2, May 1997, pp. 934-938.

- [23] F. Gunnarsson, *Power Control in Cellular Radio Systems: Analysis, Design, and Estimation.*, PhD dissertation, Department of Electrical Engineering, Linkopings University, Sweden, 2000.
- [24] E. Gunawan, B. H. Soong, M. L. Sim and C. B. Soh, "*Performance study of closed-loop power control algorithm for a cellular CDMA system*", IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 48, no. 3, pp. 911-921, May 1999.
- [25] M.LOURDIANE, "CDMA à séquence directe appliqué aux communications optiques," Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, TELECOM PARIS, PARIS, Thèse de Doctorat 2005.
- [26] H. Arslan, D. Koilpillai, L. Krasny and S. Chennakeshu, "*Doppler spread estimation in mobile radio systems,*", IEEE Communications Letters, vol. 5, no. 5, pp. 197-199, May 2001.
- [27] P. Diaz R.Agusti, "*Analysis of a fast CDMA power control scheme in an indoor environment,*", in Proceedings IEEE Vehicular Technology Conference, vol. 42, May 1992, pp. 67-70.
- [28] A.Kurniawan, "*SIR estimation in CDMA systems using auxiliary spreading*", Magazine of Electrical Engineering (Indonesian: Majalah Ilmiah Teknik Elektro), vol. 5, no. 2, pp. 9-18, August 1999.