

UNIVERSITE SAAD DAHLEB DE BLIDA

Faculté des sciences et Technologie

Département d'Electronique

THESE DE DOCTORAT

Spécialité : Electronique

**PROPOSITION DE NOUVELLES TECHNIQUES
D'EGALISATION DES CANAUX DE COMMUNICATION
NUMERIQUES**

Par

Fatima LOUNOUGH

Devant le jury composé de :

M. BENSEBTI	Professeur, U.Blida1	Président
H. MELIANI	Professeur, U.Blida1	Examineur
A. HAMZA	Professeur, USTHB, Alger	Examineur
M. DJENDI	Professeur, U.Blida1	Directeur de thèse

Blida, Octobre 2024

RESUME

Les progrès des technologies modernes de communication numérique ont rendu le monde plus facile et plus flexible. Cependant, ces progrès s'accompagnent de défis majeurs, notamment l'interférence entre symboles (IES) provoquée par les canaux à trajets multiples, en particulier dans les communications à haut débit. Pour atténuer ces perturbations, l'égalisation devient une solution incontournable. Cette thèse se focalise sur l'introduction de nouvelles techniques d'égalisation adaptative pour éliminer les IES. Nous avons examiné les techniques d'égalisation à retour de décision basées sur les algorithmes NLMS et APA, constatant que le principal obstacle était la faible vitesse de convergence pour NLMS-DFE, tandis qu'APA-DFE présentait une convergence plus rapide mais avec une EQM plus élevée et des coûts de calcul accrus. Afin de résoudre ces problèmes, nous avons proposé trois nouvelles techniques d'égalisation adaptative, basées sur une structure d'égalisation à anticipation de décision avec une séquence d'apprentissage. La première technique, DFE-PAP, utilise l'algorithme de projection pseudo affine qui combine la projection affine et la mise à jour itérative des poids, ce qui résout les conflits entre déséquilibre en régime permanent et vitesse de convergence. La deuxième, MRNQ-DFE, adopte un algorithme d'erreur non quadratique récursif modifié qui ajuste les coefficients de filtre sur la base d'une fonction d'erreur non quadratique, en utilisant les données entrantes et l'erreur instantanée pour une convergence très rapide. Enfin, la troisième, DFE-EAPA, adopte un algorithme de projection affine avec un ordre de projection variable qui ajuste l'ordre de projection en temps réel en fonction de l'évolution des caractéristiques statistiques du signal d'entrée, permettant une convergence rapide suivie d'une stabilisation de l'erreur quadratique moyenne. Les résultats expérimentaux ont démontré la bonne performance et la robustesse de ces nouvelles propositions, confirmée par une étude comparative approfondie avec les égaliseurs étudiés.

Mots clés : Interférence entre symboles, Egalisation adaptative, Egaliseur à retour de décision, Egaliseur à anticipation de décision, Erreur quadratique moyenne, NLMS, APA.

ABSTRACT

Advances in digital communications have transformed the way we live, making the world more accessible and flexible through modern technologies. However, digital communication channels face major challenges, including inter symbol interference (ISI) caused by multipath channels, especially in high-speed channels. To mitigate these disturbances, equalization becomes an essential solution. This thesis focuses on the introduction of new adaptive equalization techniques to eliminate ISI. We examined decision feedback equalization techniques based on NLMS and APA algorithms, finding that the main obstacle was the low convergence speed for NLMS-DFE, while APA-DFE exhibited faster convergence but with a higher MSE and increased computational costs. In order to solve these problems, we proposed three new adaptive equalization techniques, based on a decision feed-forward equalization structure with a training sequence. The first technique, DFE-PAP, uses the pseudo affine projection algorithm, which combines affine projection, and iterative weight updating, which resolves conflicts between steady-state imbalance and convergence speed. The second, MRNQ-DFE, adopts a modified recursive non-quadratic error algorithm that adjusts the filter coefficients based on a non-quadratic error function, using the incoming data and the instantaneous error for very high convergence. Finally, the third, DFE-EAPA, adopts an affine projection algorithm with a variable projection order that adjusts the projection order in real time according to the evolution of the statistical characteristics of the input signal, allowing a rapid convergence followed by stabilization of the mean square error. The experimental results demonstrated the good performance and robustness of these new proposals, confirmed by an in-depth comparative study with the equalizers studied.

Keywords : Inter symbol interference, Adaptive equalization, Decision feedback equalizer , Decision feed-forward equalizer, Mean square error, NLMS, APA.

ملخص

لقد جعل التقدم الهائل في التقنيات الحديثة للاتصالات الرقمية العالم أكثر سهولة ومرونة، إلا أن هذه القنوات تواجه تحديات كبيرة، بما في ذلك التداخل بين الرموز (IES) الناتج عن القنوات متعددة المسارات، وخاصة في القنوات عالية السرعة. وللتخفيف من هذه الاضطرابات، تصبح المعادلة حلاً أساسياً. تركز هذه الأطروحة على إدخال تقنيات معادلة تكيفية جديدة للقضاء على IES. قمنا بفحص تقنيات معادلة ردود الفعل على القرار بناءً على خوارزميات NLMS و APA، ووجدنا أن العقبة الرئيسية كانت سرعة التقارب المنخفضة لـ NLMS-DFE، بينما أظهر APA-DFE تقارباً أسرع ولكن مع EQM أعلى وزيادة التكاليف الحسابية. من أجل حل هذه المشاكل، اقترحنا ثلاث تقنيات جديدة للمعادلة التكيفية، بناءً على بنية معادلة تغذية القرار مع تسلسل التدريب. التقنية الأولى، DFE-PAP، تستخدم خوارزمية الإسقاط المتقارب الزائفة التي تجمع بين الإسقاط المتقارب وتحديث الوزن التكراري، والذي يحل التعارضات بين اختلال توازن الحالة المستقرة وسرعة التقارب. والثاني، MRNQ-DFE، يعتمد خوارزمية خطأ غير تربيعية عودية معدلة تقوم بضبط معاملات التصفية بناءً على دالة خطأ غير تربيعية، وذلك باستخدام البيانات الواردة والخطأ اللحظي لتقارب عالي جداً وبسرعة. أخيراً، DFE-EAPA، خوارزمية إسقاط متقاربة بترتيب إسقاط متغير يضبط ترتيب الإسقاط في الوقت الفعلي وفقاً لتطور الخصائص الإحصائية لإشارة الدخل، مما يسمح بتقارب سريع يتبعه تثبيت متوسط مربع الخطأ. وأظهرت النتائج التجريبية الأداء الجيد والمتانة لهذه المقترحات الجديدة، وهو ما أكدته دراسة مقارنة معمقة مع المعادلات المدروسة.

الكلمات المفتاحية: تداخل الرموز، المعادلة التكيفية، معادلة ردود الفعل على القرار، معادلة تغذية القرار، متوسط مربع الخطأ، NLMS، APA.

DEDICACES

Je dédie ce travail de tout mon cœur :

À mes chers parents, qui méritent tout le crédit après Dieu Tout puissant pour chaque succès que j'ai accompli dans ma vie. Leur soutien inconditionnel, leur amour, leurs sacrifices et leurs précieux conseils ont forgé la personne que je suis devenue

Mon cher père "Aissa"

Ma chère mère "Assia"

À mon tendre époux "Hossem Eddine" , dont le soutien indéfectible, les encouragements et l'aide ont été essentiels pour la réalisation de ce rêve

À ma chère sœur " Zineb", dont le soutien inestimable a toujours été présent à chaque étape de ma vie

À mon cher frère "Moncef"

À mes deux anges "Bouchra" et "Mohamed Khalil"

À mes chers beaux-parents, qui m'ont offert leur soutien et leurs encouragements tout au long de ce parcours, ainsi qu'à toute la famille de mon époux

À toute ma famille sans exception

À tous mes amis et proches

REMERCIEMENT

Tout d'abord, je voudrais remercier ALLAH le Tout puissant de m'avoir donné la force d'accomplir ce modeste travail de recherche.

Je tiens à exprimer mes premiers remerciements et ma profonde reconnaissance à mon directeur de thèse, le Professeur Mohamed Djendi, pour son engagement infailible tout au long de ces années de recherche. Sa direction éclairée, sa disponibilité sans faille, ses conseils avisés et son soutien constant ont été des atouts précieux dans la réalisation de ce travail. Malgré ses multiples engagements et responsabilités, il a su trouver le temps nécessaire pour guider mes recherches, et pour cela, je lui suis infiniment reconnaissante.

Je souhaite également exprimer ma profonde gratitude envers Monsieur Messaoud BENSEBTI, distingué Professeur à l'Université Saad Dahleb de Blida, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider le jury de ma thèse.

Mes chaleureux remerciements vont également envers Monsieur Hamza MELIANI, Professeur à l'Université Saad Dahleb de Blida, et Monsieur Abdelkrim HAMZA, Professeur à l'Université USTH de Bab Ezouar, pour avoir gracieusement accepté de faire partie du jury en qualité d'examineurs.

Tout au long de cette thèse, j'ai bénéficié d'un soutien précieux de la part de mon entourage, et je tiens à exprimer ma profonde gratitude à plusieurs personnes qui ont contribué à cette réussite. En particulier, je souhaite adresser mes remerciements les plus sincères au docteur N. BOUZOUIDJA, et monsieur M. SEDINI.

TABLE DES MATIERES

RESUME	1
DEDICACES	4
REMERCIEMENT	5
TABLE DES MATIERES	6
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX	11
INTRODUCTION	19
CHAPITRE 1: EGALISATION ET FILTRAGE ADAPTATIF	23
1.1.Introduction	23
1.2.Filte numérique	23
1.3.Filtre adaptatif	24
1.4.Choix des filtres adaptatifs	25
1.5. Algorithmes adaptatifs	26
1.5.1. L'algorithme de moindre carré moyen LMS	27
1.5.2. L'algorithme de moeindre carré moyen norùmalisé NLMS	28
1.5.3. L'algorithme de projection affine APA	29
1.5.4. L'algorithme des moindres carrés récursif RLS	31
1.6. Egaliseur numérique	33
1.7. Egaliseur adaptatif	35
1.7.1.Principe d'égalisation adaptative	36
1.7.2. Classification des égaliseurs adaptatifs	38
1.7.3. Types des égaliseurs	39
1.7.3.1.Egaliseur linéaire	39
1.7.3.2.Egaliseur non linéaire	41
1.7.4.Structures des égaliseurs	41
1.7.4.1.Structure transversale	41
1.7.4.2.Structure en treillis	43
1.7.5. Critères d'égalisation	44
1.7.5.1. Critère de forçage à zéro (ZF)	44
1.7.5.2. Critère de l'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE)	45
1.8.Choix d'algorithmes adaptatifs pour l'optimisation des égaliseurs	47
1.9.Conclusion	48

CHAPITRE 2: TECHNIQUES D'EGALISATION ETUDIEES	49
2.1.Introduction	49
2.2.Modèle de la chaine de communication	50
2.3.Egaliseur à retour de décision DFE	51
2.4.Critères adoptés en simulation	53
2.4.1. Diagramme de contellation	53
2.4.2. Diagramme de l'oeil	53
2.4.3.Critère de Nyquist	53
2.4.4. Critère de l'erreur quadratique moyenne (EQM)	54
2.5. Modèle de canal utilisé dans la simulation	54
2.6. Egaliseur à retour de décision à base de l'algorithme NLMS : NLMS-DFE	54
2.6.1. Adaptation de l'égaliseur NLMS-DFE	55
2.6.2. Analyse de performance de l'égaliseur NLMS-DFE	56
2.6.2.1. Diagramme de constellation	56
2.6.2.2. Diagramme de l'œil	57
2.6.2.3. Critère de Nyquist	58
2.6.2.4. Critère de l'EQM	59
2.7. Egaliseur à retour de décision à base de l'algorithme AP : APA-DFE	61
2.7.1. Adaptation de l'égaliseur APA-DFE	62
2.7.2. Analyse de performance de l'égaliseur APA-DFE	63
2.7.2.1. Diagramme de constellation	63
2.7.2.2. Diagramme de l'œil	64
2.7.2.3. Critère de Nyquist	65
2.7.2.4. Critère de l'EQM	60
2.8. Comparaison entre les deux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE	68
2.8.1. Diagramme de constellation	68
2.8.2. Diagramme de l'œil	69
2.8.3. Critère de Nyquist	70
2.8.4. Critère de l'EQM	71
2.9.Conclusion	73

CHAPITRE 3: NOUVELLES TECHNIQUES D'EGALISATION ADAPTATIVE PROPOSEES	75
3.1.Introduction	75
3.2.Egaliseur à anticipation de décision	75
3.3.Première technique proposée : DFE-PAP	77
3.3.1.L'algorithme de projection pseudo affine PAP	78
3.3.2.Egaliseur à anticipation de décision à base de l'algorithme PAP	78
3.3.3.Adaptation de l'algorithme PAP	79
3.3.4.Complexité de calcul du DFE-PAP proposé	81
3.3.5.Analyse de performance de l'égaliseur 1 proposé DFE-PAP	82
3.3.5.1. Diagramme de constellation pour DFE-PAP	83
3.3.5.2. Diagramme de l'œil pour DFE-PAP	86
3.3.5.3. Critère de Nyquist pour DFE-PAP	88
3.3.5.4. Critère de l'EQM pour DFE-PAP	90
3.3.5.5. Effet de l'RSB, P , μ et L sur la convergence de DFE-PAP	91
3.4.Deuxième technique proposée : MRNQ-DFE	95
3.4.1. L'algorithme récursif non quadratique RNQ	95
3.4.2. Egaliseur à anticipation de décision à base de l'algorithme MRNQ	95
3.4.3. Adaptation de l'algorithme MRNQ	96
3.4.4. Analyse de performane de l'égaliseur 2 proposé MRNQ-DFE	99
3.4.4.1. Diagramme de constellation pour MRNQ-DFE	99
3.4.4.2. Diagramme de l'œil pour MRNQ-DFE	101
3.4.4.3. Critère de Nyquist pour MRNQ-DFE	103
3.4.4.4. Critère de l'EQM pour MRNQ-DFE	105
3.4.4.5. Effet de l'RSB, λ , et L sur la convergence de MRNQ-DEF	106
3.5.Troisième technique proposé : DFE-EAPA	109
3.5.1. L'égaliseur evolutif proposé DFE-EAPA	110
3.5.1.1. Méthode évolutive	111
3.5.1.2. Adaptation de l'algorithme E-APA	114
3.5.2. Analyse de performance de l'égaliseur 3 proposé DFE-EAPA	115
3.5.2.1. Diagramme de constellation pour DFE-EAPA	116
3.5.2.2. Diagramme de l'œil pour DFE-EAPA	117
3.5.2.3. Critère de Nyquist pour DFE-EAPA	118

3.5.2.4. Critère de l'EQM pour DFE-EAPA	119
3.6. Etude comparative entre les techniques proposées et les techniques étudiées	126
3.6.1. Evaluation de la complexité de calcul	126
3.6.2. Analyse du taux de convergence	127
3.6.3. Avantages et inconvénients des égaliseurs proposés et étudiés	130
3.7. Conclusion	131
CONCLUSION	133
LISTE DES ABREVIATIONS	136
REFERENCES	138
PUBLICATIONS ET CONFERENCES	145

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

LISTE DES FIGURES

Chapitre 1

Figure 1.1	: Schéma d'une configuration de base d'un filtre adaptatif.	25
Figure 1.2	: Schéma de positionnement d'un égaliseur numérique dans une chaîne de communication numérique.	33
Figure 1.3	: Egaliseur adaptatif avec une séquence d'apprentissage.	36
Figure 1.4	: Égalisation des canaux par le biais d'un filtre adaptatif.	37
Figure 1.5	: Schéma de classification des égaliseurs.	39
Figure 1.6	: Egaliseur linéaire optimale.	40
Figure 1.7	: Structure d'un filtre transversale.	43

Chapitre 2

Figure 2.1	: Modèle de la chaîne de communication.	50
Figure 2.2	: Structure d'un égaliseur à retour de décision.	51
Figure 2.3	: Schéma d'un égaliseur à retour de décision à base de l'NLMS, DFE-NLMS.	55
Figure 2.4	: Diagramme de constellation obtenu par l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par NLMS-DFE.	57
Figure 2.5	: Diagramme de constellation obtenu par l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-PSK, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par NLMS-DFE.	57
Figure 2.6	: Diagramme de l'œil obtenu par l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par NLMS-DFE.	58
Figure 2.7	: Diagramme de l'œil obtenu par l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-PSK, avec (a) présente le diagramme idéal, (b)	58

présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par NLMS-DFE.

Figure 2.8	: Evaluation de critère de Nyquist obtenu par NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	59
Figure 2.9	: Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs du l'RSB par l'égaliseur NLMS-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	60
Figure 2.10	: Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs du pas d'adaptation (μ) par l'égaliseur NLMS-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	60
Figure 2.11	: Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs de la taille de filtre égaliseur (L) par l'égaliseur NLMS-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	60
Figure 2.12	: Schéma d'un égaliseur à retour de décision combiné avec l'APA, APA-DFE.	61
Figure 2.13	: Diagramme de constellation obtenu par l'égaliseur APA-DFE pour la modulation 16-QAM, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par APA-DFE.	64
Figure 2.14	: Diagramme de constellation obtenu par l'égaliseur APA-DFE pour la modulation 16-PSK, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par APA-DFE.	64
Figure 2.15	: Diagramme de l'œil obtenu par l'égaliseur APA-DFE pour la modulation 16-QAM, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par APA-DFE.	65
Figure 2.16	: Diagramme de l'œil obtenu par l'égaliseur APA-DFE pour la modulation 16-PSK, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par APA-DFE.	65
Figure 2.17	: Evaluation de critère de Nyquist obtenu par APA-DFE pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	66

Figure 2.18	: Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs d'RSB par l'égaliseur APA-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	67
Figure 2.19	: Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs du pas d'adaptation (μ) par l'égaliseur APA-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	67
Figure 2.20	: Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs de la taille de filtre égaliseur (L) par l'égaliseur APA-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	67
Figure 2.21	: Figure comparative entre les diagrammes de constellation obtenus par les deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE pour les deux types de modulations, 16-QAM et 16-PSK.	69
Figure 2.22	: Figure comparative entre les diagrammes de l'œil obtenus par les deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE pour la modulation 16-QAM.	69
Figure 2.23	: Figure comparative entre les diagrammes de l'œil obtenus par les deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE pour la modulation 16-PSK.	70
Figure 2.24	: Figure comparative entre les critères de Nyquist obtenus par les deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE pour les deux types de modulations, 16-QAM et 16-PSK.	71
Figure 2.25	: Figure comparative entre l'effet des facteurs importants sur la convergence de l'EQM des deux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE.	73

Chapitre 3

Figure 3.1	: Chaîne de communication numérique en présence d'un égaliseur à anticipation de décision.	76
Figure 3.2	: Schéma d'un égaliseur à anticipation de décision.	77
Figure 3.3	: Egaliseur à anticipation de décisions à base de l'algorithme PAP.	79
Figure 3.4	: Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé d'une modulation de 8-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.	83

Figure 3.5	: Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé d'une modulation de 16-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.	83
Figure 3.6	: Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé d'une modulation de 32-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.	84
Figure 3.7	: Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé pour la modulation 8-QAM avec (a) diagramme de constellation idéal, (b) diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) diagrammes de constellation idéal et après l'égalisation.	84
Figure 3.8	: Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé pour la modulation 16-QAM avec (a) diagramme de constellation idéal, (b) diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) diagrammes de constellation idéal et après l'égalisation.	85
Figure 3.9	: Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé pour la modulation 32-QAM avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.	85
Figure 3.10	: Evaluation des performances comparatives entre les constellations des égaliseurs DFE-PAP proposé et NLMS-DFE classique pour 16-QAM à gauche et 16-PSK à droite.	86
Figure 3.11	: Évaluation du diagramme de l'œil de l'égaliseur proposé DFE-PAP et l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM : (a) Forme du diagramme de l'œil idéal, (b) Signal corrompu, (c) Signal égalisé par NLMS-DFE, et (d) Signal égalisé par DFE-PAP.	87
Figure 3.12	: Évaluation du diagramme de l'œil de l'égaliseur proposé DFE-PAP et l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-PSK : (a) Forme du diagramme de l'œil idéal, (b) Signal corrompu, (c) Signal égalisé par NLMS-DFE, et (d) Signal égalisé par DFE-PAP.	88
Figure 3.13	: Évaluation de Nyquist par DFE-PAP et NLMS-DFE pour 16-QAM. (a) Partie réelle, (b) Partie imaginaire.	89
Figure 3.14	: Évaluation de Nyquist par DFE-PAP et NLMS-DFE pour 16-PSK. (a) Partie réelle, (b) Partie imaginaire.	89

Figure 3.15	: Évaluation de l'EQM par l'égaliseur proposé DFE-PAP et le NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	90
Figure 3.16	: L'effet de l'RSB d'entrée sur le taux de convergence de l'EQM pour le DFE-PAP et le NLMS-DFE.	92
Figure 3.17	: L'effet de l'ordre de projection sur le taux de convergence de l'EQM de l'égaliseur DFE-PAP.	93
Figure 3.18	: L'effet du pas d'adaptation μ sur la convergence de l'EQM des deux égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE.	93
Figure 3.19	: L'effet du taille de filtre L sur la convergence de l'EQM des deux égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE.	94
Figure 3.20	: Egaliseur à anticipation de décision à base de l'algorithme MRNQ.	95
Figure 3.21	: Diagramme de constellation de l'égaliseur MRNQ-DFE pour la modulation 16-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.	100
Figure 3.22	: Diagramme de constellation de l'égaliseur MRNQ-DFE pour la modulation 16-QAM avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.	100
Figure 3.23	: Evaluation des performances comparatives entre les constellations des égaliseurs MRNQ-DFE proposé et NLMS-DFE classique pour 16-QAM à gauche et 16-PSK à droite.	101
Figure 3.24	: Évaluation du diagramme de l'oeil de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE et l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM : (a) Forme du diagramme de l'oeil idéal, (b) Signal corrompu, (c) Signal égalisé par NLMS-DFE, et (d) Signal égalisé par MRNQ-DFE.	102
Figure 3.25	: Évaluation du diagramme de l'oeil de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE et l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-PSK : (a) Forme du diagramme de l'oeil idéal, (b) Signal corrompu, (c) Signal égalisé par NLMS-DFE, et (d) Signal égalisé par MRNQ-DFE.	103

Figure 3.26	: Évaluation de Nyquist par MRNQ-DFE et NLMS-DFE pour 16-QAM, (a) Partie réelle, (b) Partie imaginaire.	104
Figure 3.27	: Évaluation de Nyquist par MRNQ-DFE et NLMS-DFE pour 16-PSK, (a) Partie réelle, (b) Partie imaginaire.	104
Figure 3.28	: Évaluation de l'EQM par l'égaliseur proposé MRNQ-DFE et le NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.	105
Figure 3.29	: L'effet de l'RSB d'entrée sur la convergence de l'EQM de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE. (a) pour la modulation 16-QAM, (b) pour la modulation 16-PSK.	107
Figure 3.30	: L'effet de λ sur la convergence de l'EQM de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE. (a) pour la modulation 16-QAM, (b) pour la modulation 16-PSK.	108
Figure 3.31	: L'effet de la taille de filtre L sur la convergence de l'EQM de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE. (a) pour la modulation 16-QAM, (b) pour la modulation 16-PSK.	108
Figure 3.32	: L'égaliseur à anticipation de décision basé sur l'algorithme APA Evolutif proposé (DFE-EAPA).	111
Figure 3.33	: Évaluation du diagramme de constellation de l'égaliseur proposé DFE-EAPA, pour 16-PSK.	116
Figure 3.34	: Évaluation du diagramme de constellation de l'égaliseur proposé DFE-EAPA, pour 16-QAM.	116
Figure 3.35	: Évaluation du diagramme de l'œil de l'égaliseur proposé DFE-EAPA, pour 16-PSK.	117
Figure 3.36	: Évaluation du diagramme de l'œil de l'égaliseur proposé DFE-EAPA, pour 16-QAM.	118
Figure 3.37	: Évaluation de Nyquist par DFE-EAPA pour 16-PSK à gauche, et 16-QAM à droite.	119
Figure 3.38	: Évaluation de taux de convergence pour l'égaliseur proposé DFE-EAPA et les deux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE, pour la modulation 16-PSK.	125
Figure 3.39	: Évaluation de taux de convergence pour l'égaliseur proposé DFE-EAPA et les deux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE, pour la modulation 16-QAM.	125

- Figure 3.40 : Figure comparative des taux de convergence vers le minimum de l'EQM pour les égaliseurs proposés (DFE-PAP, MRNQ-DFE, DFE-EAPA) et les égaliseurs étudiés (NLMS-DFE, APA-DFE) dans le cas de la modulation 16-QAM. 128
- Figure 3.41 : Figure comparative des taux de convergence vers le minimum de l'EQM pour les égaliseurs proposés (DFE-PAP, MRNQ-DFE, DFE-EAPA) et les égaliseurs étudiés (NLMS-DFE, APA-DFE) dans le cas de la modulation 16-PSK. 129

LISTE DES TABLEAUX

Chapitre 1

Tableau 1.1	: Choix des paramètres de la famille des algorithmes AP.	31
-------------	--	----

Chapitre 3

Tableau 3.1	: Comparaison de la complexité de calcul de l'égaliseur proposé DFE-PAP et l'égaliseur NLMS-DFE.	81
Tableau 3.2	: Paramètres de simulation des deux égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE.	82
Tableau 3.3	: Paramètres des égaliseurs PAP-DFE et NLMS-DFE pour les quatre expériences évaluées.	91
Tableau 3.4	: Paramètres du MRNQ-DFE proposé et NLMS-classique.	99
Tableau 3.5	: Paramètres du MRNQ-DFE proposé pour les quatre expériences évaluées.	106
Tableau 3.6	: Le contrôle de l'algorithme DFE-EAPA proposé.	112
Tableau 3.7	: L'égaliseur à anticipation de décision évolutif proposé DFE-EAPA.	115
Tableau 3.8	: Paramètres des trois égaliseurs pour la modulation 16-PSK et 16-QAM.	120
Tableau 3.9	: Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs d'RSB d'entrée, pour 16-PSK.	121
Tableau 3.10	: Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs d'RSB d'entrée, pour 16-QAM.	121
Tableau 3.11	: Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs de taille de filtre L, pour 16-PSK.	122
Tableau 3.12	: Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs de taille de filtre L, pour 16-QAM.	122

Tableau 3.13 : Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs de pas d'adaptation μ , pour 16-PSK.	123
Tableau 3.14 : Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs de pas d'adaptation μ , pour 16-QAM.	124
Tableau 3.15 : Vitesse de convergence des trois égaliseurs.	126
Tableau 3.16 : Complexité de calcul des égaliseurs proposés et étudiés.	127
Tableau 3.17 : Paramètres des égaliseurs : NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-PAP, MRNQ-DFE, DFE-EAPA.	128
Tableau 3.18 : Tableau comparatif de la vitesse de convergence et la valeur de l'EQM obtenu par les égaliseurs proposés (DFE-PAP, MRNQ-DFE, DFE-EAPA) et les égaliseurs étudiés (NLMS-DFE, APA-DFE).	129
Tableau 3.19 : Avantages et inconvénients des égaliseurs proposés et étudiés.	130

INTRODUCTION

À l'époque contemporaine, les progrès étonnants des communications ont profondément transformé notre mode de vie. Les nouvelles technologies de communication ont révolutionné notre perception du temps et de l'espace, offrant une efficacité incroyable et la possibilité de voyager à travers le monde depuis nos dispositifs compacts. Cette évolution a rendu notre planète plus accessible, flexible et facile à explorer.

Cependant, les canaux de communication numériques sont confrontés à des défis majeurs, notamment lorsqu'il s'agit de transmettre d'énormes quantités d'informations sur des bandes de fréquences étroites, qu'il s'agisse du téléphone, de la télévision ou d'Internet [1]. L'efficacité de la bande passante devient essentielle à mesure que les débits de données augmentent dans les réseaux de communication en expansion. Ce problème stimule activement la recherche dans le domaine des communications [2,3]. Cependant, les limitations physiques des supports de communication entravent la transmission fiable en raison des limitations de bande passante, de la sélectivité de fréquence accrue et des interférences entre symboles [4-6] résultant de la propagation par trajets multiples [7,8] dans les canaux de transmission multi-trajets qui sont considérés comme préférables en raison de leur faible coût et de leur large couverture. Cette interférence est particulièrement évidente dans les canaux à réponse en fréquence non constante et à phase non linéaire, ce qui augmente l'importance de l'IES (interférence entre symbole) [7]. Les canaux à haut débit, tels que les micro-ondes et la radio cellulaire, présentent des IES importants, ainsi que des fluctuations environnementales et des obstacles qui perturbent la propagation des ondes électromagnétiques [7,8,9]. Même dans les canaux satellites [10], où les effets de propagation par trajets multiples sont négligeables, l'utilisation d'amplificateurs de forte puissance conduit à une distorsion non linéaire plus complexe à corriger que l'IES linéaire d'un canal téléphonique ou radio [11,12].

Les performances du système de transmission sont intrinsèquement liées aux conditions de propagation entre l'émetteur et le récepteur, rendant impérative une compréhension approfondie des caractéristiques du canal de communication. Pour améliorer les performances des systèmes de transmission et surmonter les défis liés à l'interférence entre symbole, diverses méthodes ont été développées, telles que la

transmission multi porteuse, les techniques d'étalement du spectre ainsi que l'égalisation [7].

La technique d'égalisation émerge comme une solution efficace pour atténuer les interférences entre symboles dans le contexte de canaux de transmission caractérisés par une sélectivité en fréquence, qu'ils soient invariants ou variants dans le temps [13]. Sa fonction prédominante réside dans la restauration du signal transmis, altéré par les effets inhérents au canal de transmission ainsi que par le bruit. En d'autres termes, l'égalisation vise à corriger les déformations subies par le signal initial, assurant ainsi une restitution fidèle et précise de l'information transmise malgré les défis rencontrés durant la transmission.

Cette méthode a connu une évolution significative au fil des années, débutant avec son introduction par Nyquist en 1928 sous la forme d'une égalisation linéaire à coefficients fixes. Cependant, le concept d'égalisation automatique a été formellement énoncé par Lackey en 1965, marquant une avancée majeure dans le domaine. Parallèlement, dans les années 1960, les chercheurs ont exploré des méthodes visant à ajuster automatiquement les paramètres des égaliseurs en fonction des variations du canal de communication. Entre 1969 et 1984, divers types de structures d'égaliseurs linéaires adaptatives ont été développés, incluant des égaliseurs par filtrage de Kalman, par des filtres en treillis (latice filters) ainsi que des égaliseurs fractionnés. Des chercheurs éminents tels que Proakis [14] et Macchi [15] ont analysé les performances et la convergence des égaliseurs adaptatifs au cours de cette période, se basant sur la minimisation des erreurs quadratiques. Simultanément, des structures d'égalisation adaptatives non linéaires ont également émergé en 1967, notamment l'égaliseur à retour de décision (Decision Feedback Equalizer, DFE), améliorant la performance en tenant compte des décisions précédentes pour ajuster les futurs échantillons du signal.

L'égalisation adaptative continue d'évoluer en réponse aux besoins croissants des technologies de communication modernes, notamment dans les domaines des réseaux optiques, des communications sans fil avancées et d'autres applications à large bande passante. Ces dernières années, des méthodes basées sur l'apprentissage automatique ont été intégrées aux égaliseurs adaptatifs, ouvrant la voie à des systèmes plus intelligents capables de s'adapter efficacement aux conditions des canaux et d'améliorer la qualité de la transmission.

Les égaliseurs adaptatifs utilisent des algorithmes qui ajustent dynamiquement leurs paramètres en fonction des conditions changeantes du canal de communication. Ces algorithmes permettent à l'égaliseur de s'adapter automatiquement aux variations du signal, de l'affaiblissement et des distorsions présentes dans le canal, assurant ainsi une performance optimale même dans des environnements de communication variables. Un des piliers des algorithmes adaptatifs est l'algorithme LMS (Least Mean Squares), qui a été développé dans les années 1960 par Bernard Widrow et Ted Hoff pour l'adaptation en temps réel des coefficients de filtres. Ainsi que l'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS), introduit par le statisticien et mathématicien britannique Peter Whittle dans les années 1960, cet algorithme est devenu un pilier dans le domaine du traitement du signal, de l'estimation des paramètres et des applications nécessitant une adaptation dynamique des filtres, notamment dans le conditionnement de filtres dynamiques. À partir de ces deux algorithmes fondamentaux, plusieurs développements ont émergé pour améliorer les performances et étendre les applications d'égalisation adaptative.

Dans le cadre de cette thèse, nous concentrons notre effort principal sur la proposition de nouvelles techniques d'égalisation adaptative visant à éliminer l'IES dans les canaux de communication numérique.

Cette thèse est structurée en trois chapitres, disposés de la manière suivante :

Le premier chapitre présente des notions fondamentales du filtrage adaptatif, des algorithmes adaptatifs, ainsi que de l'égalisation adaptative dans les canaux de communication numérique.

Dans le deuxième chapitre, nous décrivons le modèle de canal de transmission utilisé, la structure de l'égaliseur, ainsi que les critères de performance et de comparaison employés dans les simulations. Ensuite, une étude approfondie d'un égaliseur à retour de décision basé sur l'algorithme bien connu NLMS est présentée, accompagnée d'une analyse de sa performance. Par la suite, nous abordons une étude portant sur un égaliseur à retour de décision basé sur l'algorithme classique de projection affine, suivi d'une analyse de ses performances. Enfin, nous concluons ce chapitre par une comparaison détaillée entre ces deux égaliseurs robustes.

Le troisième chapitre se consacre à la proposition de trois nouvelles techniques d'égalisation adaptative, ayant pour objectif d'éliminer les interférences entre les

symboles tout en cherchant à améliorer les performances globales. Notre visée est d'atteindre une vitesse de convergence maximale pour une valeur d'erreur minimale, tout en réduisant au minimum la complexité de calcul. Une étude comparative entre les trois nouvelles techniques proposées et les deux techniques examinées précédemment est présentée afin de valider notre travail.

Enfin, nous terminerons notre thèse par une conclusion.

CHAPITRE 1

EGALISATION ET FILTRAGE ADAPTATIF

1.1. Introduction

Le filtrage adaptatif est devenu une technique de base très importante pour les traitements de signal, il est utilisé avec succès depuis de nombreuses années, lorsqu'il intervient quand il faut réaliser, simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps.

Une des techniques les plus utilisées dans le filtrage adaptatif est l'égalisation adaptative, l'objectif principal de notre mémoire. En effet, C'est une procédure cruciale dans le domaine du traitement du signal. Elle vise à récupérer les signaux sources d'origine qui ont été altérés par un système, qu'il soit linéaire ou non linéaire, dont les caractéristiques sont généralement inconnues. Cette problématique se pose fréquemment dans de nombreux domaines de l'ingénierie et des sciences. Que ce soit en communications numériques [16], en traitement des signaux vocaux, en traitement des images, en traitement des signaux biomédicaux, en exploration sismique, en évaluation non destructive par ultrasons, en acoustique sous-marine, en radioastronomie, en sonar, en radar, et bien d'autres, l'égalisation est essentielle pour récupérer les informations précieuses contenues dans les signaux.

Ce présent chapitre fournira une introduction approfondie au filtrage adaptatif, l'égalisation adaptative dans des canaux de communication numérique, et les algorithmes adaptatifs.

1.2. Filtre numérique

En théorie, la réalisation complète des effets de filtrage définissables par une succession de fonctions mathématiques sur un signal discret, visant à modifier le contenu spectral du signal d'entrée en atténuant ou éliminant certaines composantes spectrales indésirables, ou par la modification de la distribution fréquentielle d'un signal numérique selon des spécifications données [17], repose sur l'utilisation des filtres numériques.

Ces filtres sont des systèmes linéaires invariants dans le temps (LIT) effectuant une transformation linéaire spécifique. Cette transformation, déterminée par la réponse impulsionnelle agissant comme une pondération des entrées passées et futures [18], permet au filtre d'ajuster sélectivement les composantes du signal en entrée. Nous présentons l'équation de convolution qui caractérise un système LIT comme suit [19]:

$$y(n) = f[x(n)] = \sum_i h(i)x(n - i) = h(n) * x(n) \quad (1.1)$$

avec : $x(n)$ représente la séquence d'entrée.

$y(n)$ représente la séquence de sortie.

$h(n)$ représente la réponse impulsionnelle de système.

Donc ce système est défini par les coefficients de $h(n)$, et il doit être causale et stable, tel que $h(n) = 0$, pour $n < 0$, et $\sum_n h(n) < \infty$.

Les propriétés des systèmes LIT sont examinées à travers l'utilisation de la transformation en z . Grâce à cette transformation, une analogie avec les relations de Plancherel pour la transformée de Fourier devient apparente. Par conséquent, l'équation (1.1) peut être exprimée de la manière suivante :

$$Y(z) = H(z)X(z) \quad (1.2)$$

D'où $Y(z), H(z), X(z)$ représente respectivement, $y(n), h(n), x(n)$.

En pratique, la réalisation des filtres numériques est effectuée soit par des circuits intégrés, soit par des processeurs programmables, soit par des logiciels dans un ordinateur [17] dont les principales limitations sont la rapidité et le coût.

1.3. Filtre adaptatif

Un filtre adaptatif représente un type de machine d'apprentissage qui ajuste automatiquement sa fonction de transfert. Conformément à la figure 1.1 [20], il est composé de deux éléments essentiels : un filtre transversal, également connu sous le nom de filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) [20], qui traite le signal d'entrée, et un mécanisme de contrôle des coefficients du filtre transversal.

À chaque arrivée d'un nouveau signal $x(n)$, il met à jour le vecteur de coefficients donné par : $w(n) = (w(n, 0), w(n, 1), \dots, w(n, L - 1))t$, visant à réduire l'amplitude

de l'erreur $e(n)$ entre le signal de sortie $y(n)$ du filtre et le signal souhaité $d(n)$. Par conséquent, le vecteur de coefficients $w(n)$ évolue temporellement.

où : $d(n)$ représente le signal transmis.

n représente l'indice temporel.

L représente la longueur du filtre.

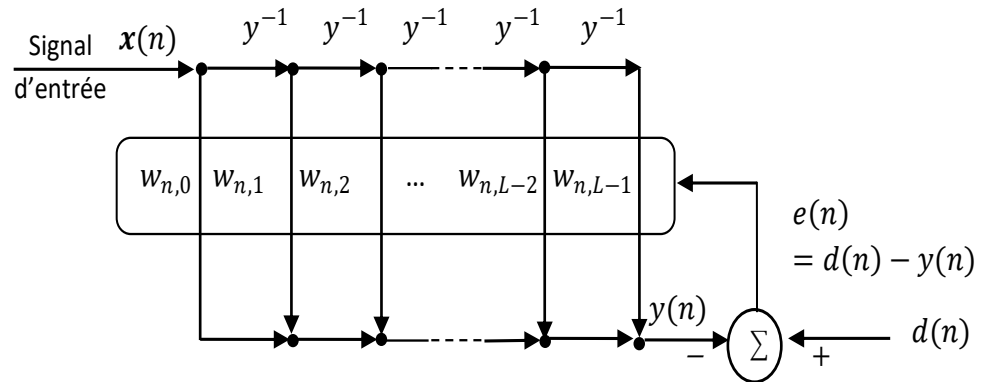


Figure 1.1 : Schéma d'une configuration de base d'un filtre adaptatif.

Le recours au filtrage adaptatif s'avère essentiel, lorsque l'environnement est caractérisé par une connaissance insuffisante ou une variabilité constante, ou encore lorsqu'il est impératif de supprimer des perturbations dans le domaine fréquentiel du signal d'intérêt. Ce processus englobe la mise à jour itérative des coefficients du filtre, conformément à un critère d'optimisation devant être minimisé [21].

1.4. Choix des filtres adaptatifs

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction de leurs options dans les catégories suivantes :

- **Le critère d'optimisation** : l'optimisation est essentielle pour modéliser, analyser et résoudre analytiquement ou numériquement les problèmes liés à la minimisation ou à la maximisation d'une fonction sur un ensemble.
- **Le type de signaux traités mono ou multidimensionnel** : les signaux multidimensionnels peuvent utiliser les mêmes algorithmes et structures que leurs homologues monodimensionnels. Cependant, les contraintes de complexité de calcul et les limitations matérielles réduisent généralement les options aux approches les plus simples.
- **La structure de filtre programmable** : le filtre programmable peut prendre la forme d'un filtre à réponse impulsionnelle à durée finie (RIF) ou d'un filtre à

réponse impulsionnelle à durée infinie (RII). En principe, il peut adopter n'importe quelle structure : forme directe, forme en cascade, treillis, échelle, ou filtre d'onde. Les effets liés à la longueur du mot fini et la complexité de calcul varient selon la structure, tout comme avec les filtres à coefficients fixes. Cependant, ce qui distingue particulièrement les filtres adaptatifs, c'est que la structure réagit à la complexité de l'algorithme. Il se trouve que la structure RIF, ou structure transversale, est la plus simple à étudier et à mettre en œuvre, ce qui en fait la plus populaire [22].

- **L'algorithme de mise à jour des coefficients** : est fortement dépendant du critère d'optimisation, et souvent, c'est l'algorithme qui guide le choix du critère d'optimisation, plutôt que l'inverse.

1.5. Algorithmes adaptatifs

Le filtrage adaptatif exige l'utilisation d'un algorithme adaptatif, ces algorithmes sont dotés de la capacité inhérente à ajuster automatiquement leur comportement en fonction du contexte d'exécution, sont conçus pour atteindre des performances optimales. Cette capacité d'adaptation dynamique leur permet de répondre de manière efficiente aux variations du contexte d'utilisation. Dans ce contexte, les comportements possibles varient, ce qui nécessite de définir une stratégie de décision pour déterminer les choix optimaux. La détermination de cette stratégie peut être influencée par la configuration matérielle de l'environnement ou demeurer indépendante de celle-ci. De plus, il est possible de prendre cette décision soit préalablement à l'exécution, soit de manière dynamique au cours du processus. D'où en cours d'exécution, l'algorithme adaptatif se trouve dans l'obligation de se conformer aux contraintes définies par cette stratégie, afin de parvenir à des performances optimales [23].

Généralement, les algorithmes adaptatifs sont guidés par une prédiction d'erreur, laquelle est évaluée par la comparaison entre la sortie de l'égaliseur et la valeur souhaitée à chaque itération de l'algorithme, comme explicitement détaillé dans la relation suivante :

$$e(n) = \hat{a}(n) - y(n) \quad (1.3)$$

Telle que la connaissance du symbole désiré $\hat{a}(n)$ est nécessaire au récepteur. Cependant, dans des situations pratiques, la séquence émise $\{a(n)\}$ demeure inconnue, elle présente le signal qu'en souhaite à obtenir.

C'est pourquoi ces algorithmes d'adaptation recourent à une séquence d'apprentissage pour faciliter la convergence. Une fois cette phase d'apprentissage achevée, l'égaliseur entre dans une période d'adaptation, supposé avoir été correctement ajusté au préalable. Au cours de la période d'adaptation, les données traitées présentent des taux d'erreur réduits, pour autant que la période d'apprentissage ait été adéquate pour permettre la convergence des coefficients vers la solution optimale recherchée.

Les algorithmes adaptatifs sont généralement caractérisés par leur vitesse de convergence, leur robustesse, et leur complexité de calcul. Dans la littérature, il existe deux grandes familles d'algorithmes adaptatifs : la famille des algorithmes de gradient stochastique et la famille des algorithmes des moindres carrés exacts, qui comprennent :

1.5.1. L'algorithme de moindre carré moyen LMS

L'un des premiers algorithmes est l'algorithme des moindres carrés moyens conçu en 1960, connu sous le nom de Least Mean Square (LMS). Il est largement adopté dans le domaine du filtrage adaptatif en raison de sa simplicité [17,18,24], de sa faible complexité de calcul [2], de sa convergence dans des environnements stationnaires [2], de sa convergence non biaisée vers la solution de Wiener en moyenne [18,24], et de son comportement stable lorsqu'il est mis en œuvre avec une arithmétique de précision finie [18,24].

Cet algorithme découle de l'algorithme stochastique conçu par Windrow et Hoff en 1959 [25]. Il partage une proximité conceptuelle avec l'idée d'approximation stochastique développée par Robbins et Monro en 1951 en statistique. Il peut être considéré comme une approximation stochastique de l'algorithme du gradient déterministe (GD) proposée par Wiener [26] appliqué à la minimisation de la fonction de coût [27,28], exprimée par la relation suivante :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mu[-\nabla_{\mathbf{w}}(E\{e^2(n)\})] \quad (1.4)$$

avec : μ est le pas d'adaptation.

$\nabla_{\mathbf{w}}(E\{e^2(n)\})$ présente le vecteur de gradient qui est calculé par cette formule [27,28]:

$$\nabla_{\mathbf{w}}(E\{e^2(n)\}) = -2\mathbf{r}_{xd}(n) + 2\mathbf{R}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.5)$$

$E\{e^2(n)\}$ présente la fonction de cout à minimiser :

$$J(\mathbf{w}(n)) = E\{e^2(n)\} \quad (1.6)$$

Notant que $\mathbf{r}_{xd}(n)$ et $\mathbf{R}_{xx}(n)$ sont exprimés respectivement par [27,28]:

$$\mathbf{r}_{xd}(n) = E\{d(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.7)$$

$$\mathbf{R}_{xx}(n) = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\} \quad (1.8)$$

Ce sont respectivement, le vecteur d'inter corrélation entre le signal désiré $d(n)$ et le signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ de taille $L \times 1$, et la matrice d'autocorrélation de signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ de taille $L \times L$. Ces deux paramètres sont confrontés aux plus grands problèmes d'estimation dans la méthode de Wiener. Afin de simplifier les calculs, l'algorithme LMS utilise des estimations instantanées, lesquelles sont fournies par :

$$\hat{\mathbf{r}}_{xd}(n) = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.9)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (1.10)$$

En intégrant ces deux équations dans l'expression (1.4), nous obtenons la formule de mise à jour des coefficients de filtre de l'algorithme LMS:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.11)$$

La sélection du pas d'adaptation μ est d'une importance cruciale. Un choix trop faible de μ conduira à une convergence très lente de l'algorithme, tandis qu'une valeur élevée de μ pourrait accélérer la convergence au risque d'une stabilité réduite autour de la valeur minimale. Afin d'assurer une meilleure convergence, le pas d'adaptation μ de cet algorithme doit satisfaire la condition suivante :

$$0 < \mu < \lambda_{max} \quad (1.12)$$

D'où λ_{max} présente la plus grande valeur propre de la matrice d'autocorrélation $\hat{\mathbf{R}}_{xx}(n)$.

1.5.2. L'algorithme de moindre carré moyen normalisé NLMS

Le problème associé à l'équation de mise à jour de l'algorithme LMS réside dans le fait que lorsque la norme du vecteur d'entrée est élevée, les poids du filtre subissent des variations plus importantes.

Il devient donc souhaitable de normaliser le pas d'adaptation μ dans l'algorithme LMS par rapport à l'énergie du signal d'entrée. Cette approche vise à minimiser l'impact des fluctuations de la puissance du signal d'entrée, favorisant ainsi une convergence plus uniforme d'une étape d'adaptation à une autre.

Pour ce faire, on utilise des multiplicateurs de Lagrange, permettant ainsi la mise à jour des poids dans l'équation suivante [20,29,30,31],:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu (\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) + \varepsilon)^{-1} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.13)$$

C'est l'équation de mise à jour de l'algorithme NLMS, d'où ε est une constante positive qui permet de suivre les variations de l'énergie de signal d'entrée.

La partie normalisée du NLMS $\frac{\mu}{(\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n))}$ se réfère au fait que la magnitude de la mise à jour du pas est normalisée par la puissance du signal d'entrée, ce qui se traduit par une plage de valeurs pour le taux d'adaptation, $0 < \mu < 2$.

Cette normalisation est essentielle pour garantir la stabilité et prévenir d'importantes fluctuations dans les coefficients du filtre. Ainsi, le NLMS peut s'ajuster de manière adaptative à des environnements changeants et à des niveaux de puissance d'entrée variables.

L'algorithme NLMS présente un inconvénient notable en comparaison avec le LMS, à savoir une augmentation de la complexité de calcul, notamment en termes du nombre de multiplications nécessaires. Ce désavantage est intrinsèquement lié à la dépendance du transitoire à la dispersion spectrale du signal d'entrée, ce qui peut influencer sa performance globale.

1.5.3. L'algorithme de projection affine APA

L'algorithme de projection affine (APA) [32] englobe une famille d'algorithmes conçus pour améliorer les performances des algorithmes adaptatifs [33-39], en particulier ceux basés sur LMS, surtout lorsque les données d'entrée sont fortement corrélées. Cet algorithme est considéré comme une généralisation naturelle de l'algorithme classique des moindres carrés normalisés (NLMS) [33], ayant émergé au milieu des années 1980. Contrairement à l'algorithme NLMS, qui se limite à utiliser le régresseur actuel, l'APA exploite plusieurs régresseurs pour mettre à jour les coefficients d'un filtre adaptatif.

Cette approche améliore significativement le taux de convergence du filtre adaptatif par rapport à l'algorithme NLMS, notamment pour les signaux d'entrée corrélés.

En ajustant le nombre de régresseurs utilisés, il devient possible de trouver un compromis optimal entre le taux de convergence et la complexité de calcul [33].

En considère les données de référence issues d'un modèle linéaire :

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{a}(n)\mathbf{w}^0 + w(n) \quad (1.14)$$

où \mathbf{w}^0 est un vecteur colonne inconnu que l'on souhaite estimer, prend en compte $w(n)$ le bruit de mesure et $\mathbf{a}(n)$ désigne le vecteur d'entrée (régresseur) à $1 \times L$ ligne avec une matrice de covariance définie positive, $R_{aa} = E[\mathbf{a}(n) * \mathbf{a}(n)]$.

L'APA est définit par :

$$\mathbf{X}(n) = [\mathbf{a}(n)\mathbf{a}(n-D) \dots \mathbf{a}(n-(P-1)D)] \quad (1.15)$$

$$\mathbf{a}(n) = [a(n)a(n-1) \dots a(n-L)] \quad (1.16)$$

$$\mathbf{d}(n) = [d(n)d(n-D) \dots d(n-(P-1)D)] \quad (1.17)$$

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}(n)\mathbf{w}(n-1 - \alpha(P-1)) \quad (1.18)$$

avec $\mathbf{X}(n)$ est la matrice de signal d'entrée de l'APA, L est la taille de filtre et P est l'ordre de projection, $\mathbf{e}(n)$ présente l'erreur a priori, et $\mathbf{w}(n)$ présente le vecteur des coefficients de filtre qui est estimé par la forme suivante pour la classe générale d'algorithmes de projection affine [50] :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1 - \alpha(K-1)) + \mu\mathbf{X}(n)^*(\epsilon I + \mathbf{X}(n)\mathbf{X}(n)^*)^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (1.19)$$

Les paramètres α , K , ϵ , D , sont des constantes choisies selon la variante de l'algorithme AP comme indiqué dans le tableau 1.1 [40].

Tableau 1.1 : Choix des paramètres de la famille des algorithmes AP.

Algorithmes	α	K	ϵ	D
APA	$\alpha = 0$	$K \leq L$	$\epsilon = 0$	$D = 1$
BNDR-LMS	$\alpha = 0$	$K = 2$	$\epsilon = 0$	$D = 1$
R-APA	$\alpha = 0$	$K \leq L$	$\epsilon \neq 0$	$D = 1$
PRA	$\alpha = 1$	$K \leq L$	$\epsilon \neq 0$	$D = 1$
NLMS-OCF	$\alpha = 0$	$K \leq L$	$\epsilon = 0$	$D \geq 1$

Le coût computationnel de l'algorithme de projection affine dépend largement de l'ordre de projection, influençant ainsi la vitesse de convergence. Un ordre de projection élevé peut certes induire une convergence plus rapide, mais cette amélioration s'accompagne généralement d'une augmentation significative du coût de calcul. Ainsi, un compromis doit être trouvé entre la rapidité de convergence souhaitée et la complexité accrue associée à des ordres de projection plus élevés.

1.5.4. L'algorithme des moindres carrés récursif RLS

Les algorithmes des moindres carrés visent à minimiser la somme des carrés de la différence entre le signal souhaité et la sortie du filtre du modèle. Lorsque de nouveaux échantillons des signaux entrants sont reçus à chaque itération, la solution du problème des moindres carrés peut être calculée de manière récursive, donnant ainsi naissance aux algorithmes des moindres carrés récursifs (Rekursif Least Square, RLS) qui appartient à la famille des algorithmes des moindres carrés exacte [41,42]. Ces algorithmes, reconnus pour leur capacité à converger rapidement même en présence d'un écart important des valeurs propres de la matrice de corrélation du signal d'entrée, affichent d'excellentes performances dans des environnements variables dans le temps. Cependant, ces avantages s'accompagnent d'une complexité de calcul accrue et de certains problèmes de stabilité [33].

L'objectif principal de cet algorithme est de déterminer les coefficients du filtre, notés $w_j(n)$, en minimisant la somme des erreurs quadratiques.

Cela est réalisé par la minimisation de la fonction de coût donnée par la formule suivante [33,41]:

$$J(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} e^2(i) \quad (1.20)$$

$$= \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{x}^T(i)\mathbf{w}(n)]^2 \quad (1.21)$$

où $e(i)$ représente l'erreur de sortie a posteriori et $\mathbf{x}(n)$ représente le vecteur d'information du signal d'entrée à un instant n donné, est donné par :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n)x(n-1) \dots x(n-L)]^T \quad (1.22)$$

et $\mathbf{w}(n)$ est le vecteur de coefficient du filtre adaptatif exprimé par :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n)w_1(n) \dots w_L(n)]^T \quad (1.23)$$

avec : L est l'ordre du filtre.

Le paramètre λ constitue un facteur de pondération exponentielle à choisir dans l'intervalle de 0 à 1. Couramment appelé facteur d'oubli, il reflète le fait que les informations provenant d'un passé lointain ont un impact de plus en plus insignifiant sur la mise à jour des coefficients.

Il est a noté que chaque erreur se compose de la disparité entre le signal souhaité et la sortie du filtre, en utilisant les coefficients les plus récents $\mathbf{w}(n)$. En dérivant $J(n)$ par rapport à $\mathbf{w}(n)$, il en découle que :

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2 \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i)[d(i) - \mathbf{x}^T(i)\mathbf{w}(n)] \quad (1.24)$$

Après quelques manipulations mathématiques, nous déduirons l'équation de mise à jour des coefficients de filtre $\mathbf{w}(n)$ par cette formule :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{G}(n)\hat{e}(n) \quad (1.25)$$

où $\hat{e}(n)$ représente l'erreur a priori :

$$\hat{e}(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n-1) \quad (1.26)$$

$\mathbf{G}_L(n)$ représente le gain de Kalman, formulé de la manière suivante [33,41] :

$$\mathbf{G}(n) = \mathbf{R}_{xx}^{-1}(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.27)$$

$\mathbf{R}_{xx}(n)$ représente la matrice d'autocorrélation déterministe du signal d'entrée d'ordre $L \times L$:

$$\mathbf{R}_{xx}(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) = \lambda \mathbf{R}_{xx}(n-1) \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \quad (1.28)$$

L'algorithme RLS parvient à résoudre le problème de complexité en recourant au lemme d'inversion matricielle, par la mise à jour de manière récursive de l'estimation des coefficients du filtre, en évitant de recalculer l'inversion de la matrice à chaque itération ce qui réduit la complexité de calcul à $O(L^2)$ au lieu de $O(L^3)$.

1.6. Egaliseur numérique

L'égaliseur numérique est un composant important utilisé dans la construction des récepteurs des systèmes de communication numériques dont le but d'annuler l'effet de canal sur le signal porteur d'information, ce qui permet l'élimination des IES et l'amélioration de la qualité du signal reçu en assurant une récupération précise des données émises. La figure 1.2 montre l'emplacement d'un égaliseur dans une chaîne de communication numérique.

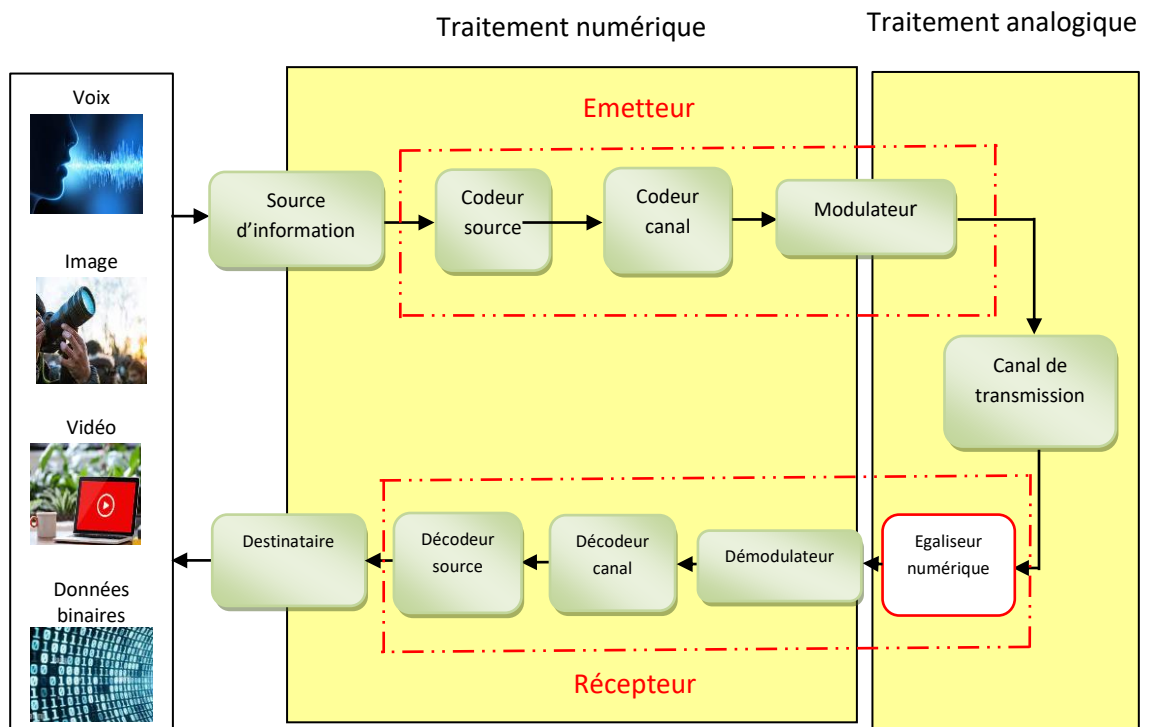


Figure 1.2 : Schéma de positionnement d'un égaliseur numérique dans une chaîne de communication numérique.

Où la source délivre l'information par un signal numérique qui est discret dans le temps et qui présente une suite d'éléments binaires $\{1,0\}$.

Ensuite l'émetteur reçoit ce signal, pour le traiter numériquement et l'envoyer via le canal de transmission, il est essentiellement composé des éléments suivants :

- **Codeur source** : Ce bloc sert à compresser les données en réduisant le débit de la source. Autrement dit, il minimise les ressources nécessaires à la transmission (temps, puissance, bande passante, etc.), dans le but de réduire la taille du message en éliminant la redondance tout en préservant l'information essentielle (ex. codage de Shannon, codage de Huffman, code de Shannon-Fano, code préfix,...etc.)
- **Codeur canal** : Le but de cet élément est d'introduire un certain nombre de bits à la séquence d'information émise, ces bits s'appellent la redondance, qui peut être utilisé pour surmonter les effets de bruit et d'interférence lors de la transmission du signal à travers le canal, ce qui aide à protéger les données transmises contre les erreurs de transmission, d'augmenter la fiabilité des données reçues, et d'améliorer la fidélité du signal reçu [7] (ex. code de Hamming, codes convolutifs,...etc.).
- **Modulateur numérique** : Il assure l'interface avec le canal de transmission, recevant la séquence binaire du codeur de canal et adaptant ensuite le spectre du signal au canal.

La transmission de ce signal de l'émetteur au récepteur passe par un canal de transmission qui peut être filaire ou sans fil. Le type de canal à utiliser dépendra des exigences de communication particulières et de l'environnement dans lequel il est utilisé, car la qualité du signal transmis est affectée par la nature du canal qui doit être choisi avec précision en termes de portée, de vitesse, de capacité, de fiabilité, de sensibilité aux interférences et de coûts associés. Il convient également de prendre en compte la distance entre l'émetteur et le récepteur, les caractéristiques du canal et les possibilités de mise en œuvre.

À cause des perturbations dues au niveau du canal de transmission, le récepteur reçoit un signal complètement différent du signal émis qui doit passer par des opérations inverses aux opérations de l'émetteur pour le traiter et obtenir un message visant à être exactement le message émis. En principe, à la sortie du canal, il sera très difficile d'identifier les impulsions transmises originales, à cause de l'affection des symboles transmis précédemment sur les symboles actuellement reçus, cela crée les IES, ce qui nécessite la présence d'un égaliseur numérique au niveau du récepteur.

En pratique, il existe principalement deux types de récepteurs :

Le premier type est un récepteur optimal caractérisé par un égaliseur à des paramètres de correction fixes dans le temps, c'est-à-dire, il nécessite à priori les caractéristiques du canal qui sont la réponse impulsionnelle, ou la réponse fréquentielle [43]. Dans ce cas, la conception de l'égaliseur revient à créer l'inverse du canal de transmission [44].

Le deuxième type, qui est un récepteur sous-optimal, estime le modèle inverse de canal, car la fonction de transfert d'égaliseur est créée à partir d'une estimation des paramètres de canal. Dans ce cas, il est possible d'avoir des paramètres d'égalisation variables dans le temps. L'égaliseur est donc devenu un égaliseur adaptatif doté d'un algorithme qui s'adapte automatiquement les coefficients de l'égaliseur au canal, où il doit s'adapter sa fonction de transfert pour annuler le maximum des distorsions.

1.7. Egaliseur adaptatif

En vue d'atténuer les effets des variations du canal, il est envisageable d'ajuster de manière adaptative les coefficients de l'égaliseur au moyen d'un algorithme adaptatif approprié.

L'objectif fondamental de cette égalisation adaptative consiste à minimiser l'erreur entre la sortie de l'égaliseur et un signal de référence, au moyen d'une fonction de coût définie comme suit [23]:

$$J = \frac{1}{2} E |e(n)|^2 \quad (1.29)$$

Le fonctionnement de l'égaliseur adaptatif s'articule autour de deux modes distincts comme le montre la figure 1.3, un mode d'apprentissage et un mode opérationnel, telle que [23]:

- En mode d'apprentissage, une séquence de symboles connus est introduite en entrée du canal, permettant ainsi l'initialisation de l'algorithme et l'ajustement des paramètres du filtre.
- Lors du mode opérationnel, la séquence émise est initialement inconnue du récepteur. Malgré cela, pour maintenir une adaptation continue des paramètres du filtre, le vecteur de paramètres est mis à jour via l'algorithme en substituant le signal d'entrée par son estimation obtenue en sortie du bloc de décision.

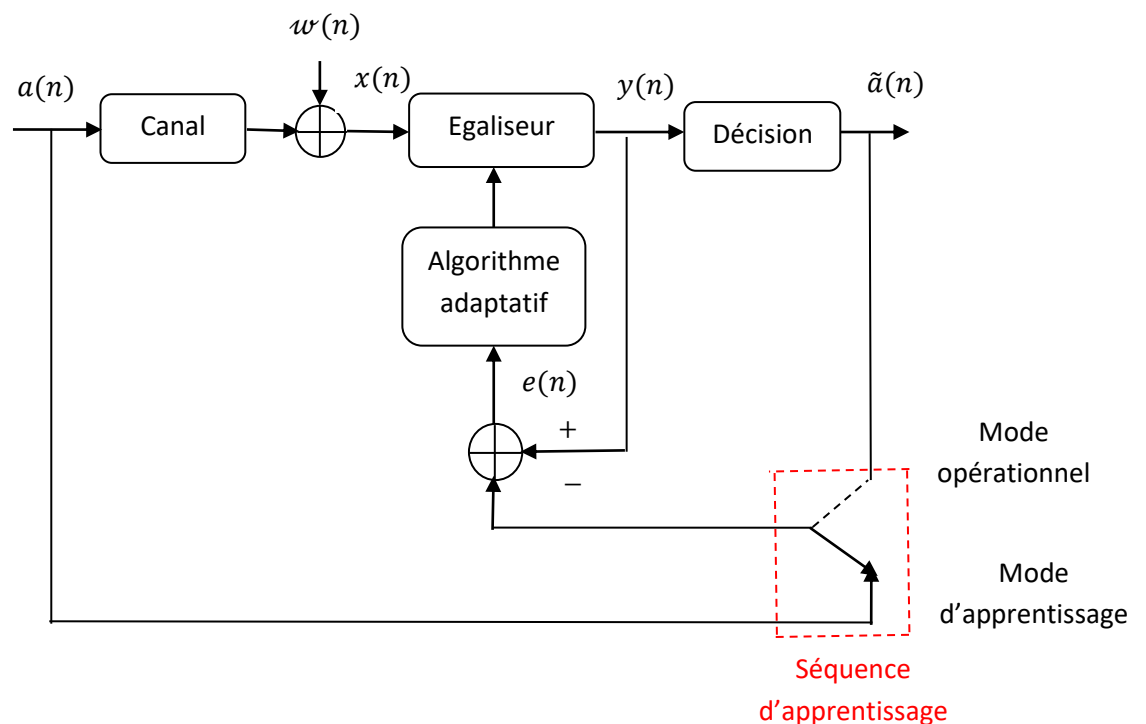


Figure 1.3 : Egaliseur adaptatif avec une séquence d'apprentissage.

1.7.1. Principe d'égalisation adaptative

En théorie, lorsque le canal de communication est parfaitement caractérisé, il devrait être possible de réduire au minimum, voire d'éliminer complètement les IES, en utilisant une paire de filtres d'émission et de réception respectent le critère de Nyquist [45].

Nous posons : $H_E \left(f + \frac{n}{T_s} \right)$, $H_R \left(f + \frac{n}{T_s} \right)$ et $H_C \left(f + \frac{n}{T_s} \right)$, le filtre d'entrée, le filtre de sortie, et la fonction de transfert du canal, respectivement. Si ces trois derniers vérifient la relation (1.30) nous pouvons dire que la chaîne vérifié le critère de Nyquist, et cela arrive seulement si les filtres d'émission et de réception sont prédéfinis.

D'où f présente la fréquence de signal, et T_s présente la durée de symbole où les données $a(n)$ sont émises tous les T_s secondes [45].

$$\sum_n H_E \left(f + \frac{n}{T_s} \right) H_R \left(f + \frac{n}{T_s} \right) H_c \left(f + \frac{n}{T_s} \right) = T_s \quad (1.30)$$

Dans la réalité pratique, la connaissance exacte des caractéristiques du canal est peu fréquente, généralement restreinte, au mieux, à des valeurs moyennes. De plus, des erreurs persistent dans la rectification de l'interférence entre symboles, en raison d'imperfections lors de la mise en place des deux filtres H_E et H_R . En dernière analyse, Dans la réalité, le canal de transmission demeure inconnu, présentant des variations en temps et en fréquence, et une non-stationnarité, avec une amplification concomitante de bruits indésirables. Ceci engendre une interférence entre symboles, éventuellement résiduelle, nécessitant une compensation de la réponse de canal au moyen d'un dispositif désigné sous le nom d'égaliseur.

L'objectif principal de ce dispositif est de reconstruire la séquence émise $a(n)$ à partir de la séquence reçue $x(n)$ malgré la présence des IES causées par les caractéristiques sélectives du canal de communication.

La figure 1.4 illustre l'utilisation du filtre adaptatif dans un canal égalisé [20], où l'entrée du filtre adaptatif est la sortie $x(n)$ du canal inconnu. Le symbole δ représente le temps nécessaire au signal de test $a(n)$ pour traverser le canal et le filtre adaptatif. Le signal désiré est la version retardée $a(n - \delta)$ du signal de test $a(n)$. En cas de succès de l'adaptation (et avec une sélection appropriée du signal de test $a(n)$), le filtre adaptatif acquiert la propriété inverse du canal, assurant ainsi l'égalisation du canal.

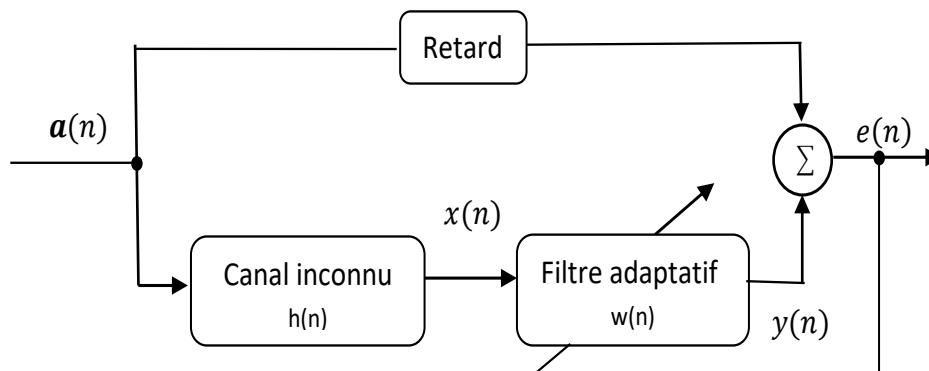


Figure 1.4 : Égalisation des canaux par le biais d'un filtre adaptatif.

En appliquant en série le filtre égaliseur adaptatif avec le canal comme il est illustré par la figure 1.4, (Caractéristiques du système inconnues), le filtre adaptatif converge vers une solution où il équivaut à l'inverse du canal.

$$W(f) = \frac{1}{H_c(f)} \text{ sur } [-B, B] \quad (1.31)$$

Notant que : $H_c(f)$ est la fonction de transfert de canal et $W(f)$ est la fonction de transfert du filtre adaptatif. Il est possible d'atteindre le minimum de l'erreur entre le signal désiré et le signal du système en cascade lorsque le produit de $H_c(f)$ et $W(f)$ atteint 1, avec ' B ' est la bande passante de signal. Ce qui signifie que la réponse du canal est bien égalisée du point de vue spectral [46].

Les techniques d'égalisation utilisées varient, et sont classées en deux grandes catégories : linéaires ou non linéaires. Chaque technique dépend d'une structure différente de l'autre, et peut s'adapter à différents algorithmes selon le critère choisi.

1.7.2. Classification des égaliseurs adaptatifs

Le choix de l'égaliseur à mettre en œuvre est étroitement lié au critère de qualité de transmission que nous souhaitons atteindre. Ce choix prend en considération divers facteurs tels que la nature spécifique du canal de communication, la présence éventuelle d'interférences, et les caractéristiques dynamiques du canal (ex. évanouissement, dispersion temporelle, sélectivité en fréquence et en temps, ...etc.), qui peuvent évoluer au fil du temps. Ainsi, le processus de sélection de l'égaliseur implique une évaluation minutieuse de ces paramètres afin d'optimiser la performance globale du système de communication.

La figure 1.5 présente la classification générale des égaliseurs utilisés dans la communication numérique, selon leurs types, leurs structures et les algorithmes utilisés [3,47].

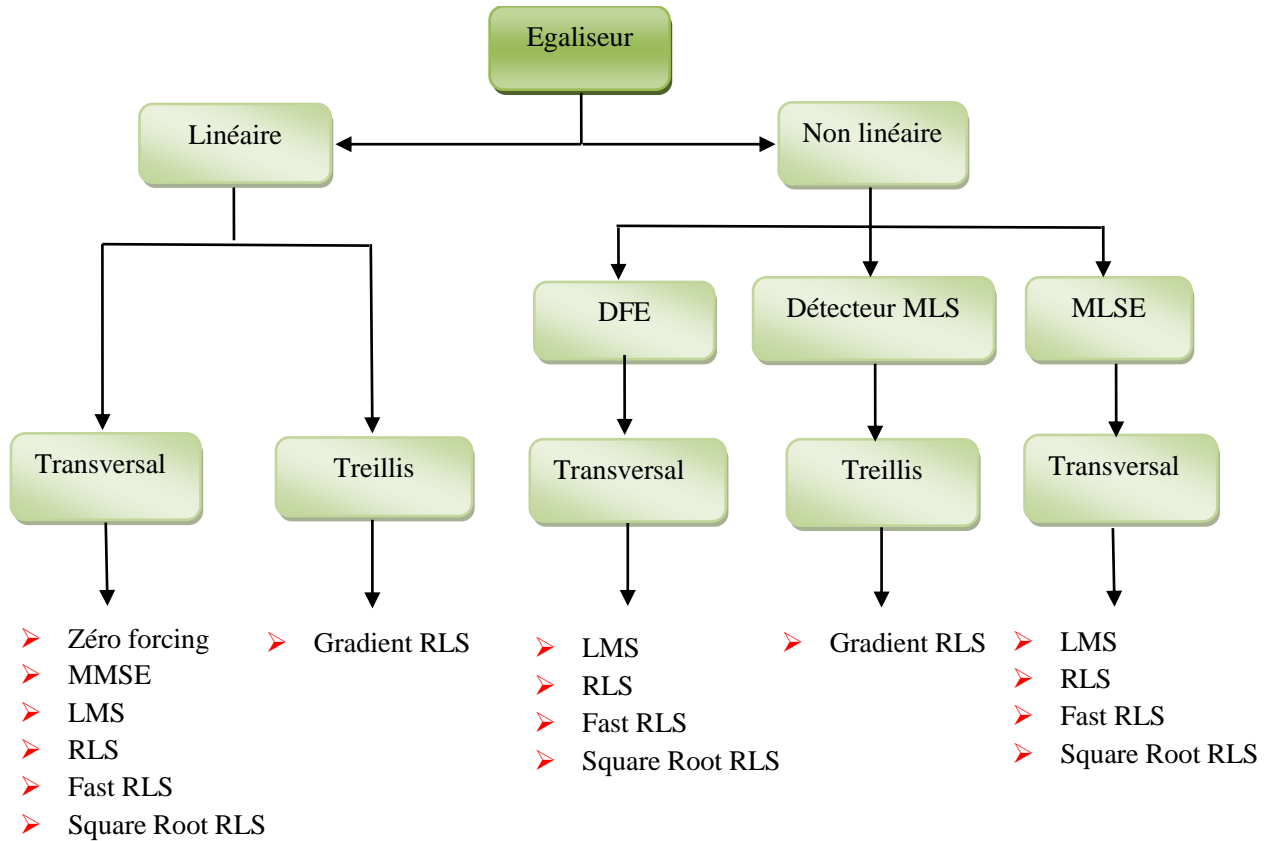


Figure 1.5 : Schéma de classification des égaliseurs.

1.7.3. Type des égaliseurs

Nous allons présenter de manière générale à la fois l'égaliseur linéaire et l'égaliseur non linéaire.

1.7.3.1. Egaliseur linéaire

Les égaliseurs adaptatifs linéaires consistent essentiellement en un filtre numérique transversal à réponse impulsionnelle finie (RIF), dont les méthodes de calcul et d'implémentation sont bien établies. Les coefficients de ce filtre sont généralement mis à jour à l'aide d'un algorithme adaptatif.

Le signal d'entrée est une séquence de symboles retardée d'une période "T", et le signal de sortie est une séquence de symboles estimés.

Pour faciliter la convergence de l'égaliseur, une séquence d'apprentissage est souvent utilisée, avec les données correspondantes étant connues par le récepteur.

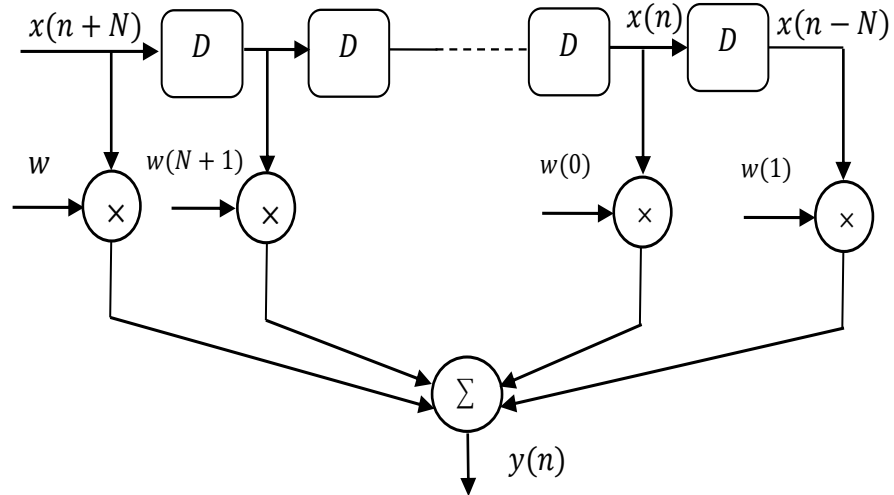


Figure 1.6 : Egaliseur linéaire optimale.

La figure 1.6 présente un modèle d'un égaliseur linéaire optimale, et montre que la sortie de l'égaliseur est générée par la combinaison linéaire de la valeur instantanée du signal reçu avec les valeurs antérieures, chacune étant soumise à une multiplication par les coefficients propres de l'égaliseur. Par la suite, cette sortie subit un échantillonnage à la fréquence de transmission des symboles avant d'être dirigée vers le bloc de prise de décision.

Nous posons :

$w(n)$ est le vecteur des N coefficients d'égaliseur, exprimé par :

$$\mathbf{w}(n) = [w_{-N}(n), \dots, w_0(n), \dots, w_N(n)]^T \quad (1.32)$$

$x(n)$ est le vecteur d'entrée d'égaliseur, exprimé par :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n+1), \dots, x(n), \dots, x(n-1)]^T \quad (1.33)$$

L'entrée de l'égaliseur présente la sortie bruitée de canal donnée par l'expression suivante :

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{h}(n)\mathbf{a}(n) + \mathbf{w}(n) \quad (1.34)$$

d'où la sortie de l'égaliseur peut être déterminé par cette formule [53] :

$$\begin{aligned} y(n) &= \sum_n \mathbf{w}(n)\mathbf{x}(n-k) \\ &= \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \end{aligned} \quad (1.35)$$

1.7.3.2. Egaliseur non linéaire

Ici nous parlons sur l'égaliseur à retour de décision [33,48]. Cet égaliseur est largement préféré en raison de sa simplicité et de son efficacité, grâce à sa structure transversale, associée aux filtres RIF. Ce type d'égaliseur repose constamment sur le critère d'optimalité de minimisation de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM), soulignant l'importance de réduire les écarts entre les signaux désirés et les signaux égalisés. En considérant cette stratégie, l'égaliseur à retour de décision se positionne comme une solution sophistiquée pour surmonter les défis posés par les distorsions dans les canaux de transmission, renforçant ainsi la fiabilité et l'efficacité de la correction du signal.

1.7.4. Structures des égaliseurs

La littérature présente deux structures fondamentales pour les égaliseurs : la structure transversale et la structure en treillis ou lattice. Ces configurations sont élaborées à partir de filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) ou à réponse impulsionnelle infinie (RII) [33]. Nous montrons une présentation de ces deux structures, en notant que nous avons utilisé un égaliseur transversale dans notre travail.

1.7.4.1. Structure transversale

L'égaliseur transversal, en tant que composant fondamental du traitement du signal, trouve une large application dans divers contextes grâce à sa polyvalence et à sa facilité d'application. Généralement implanté au moyen de circuits numériques, de dispositifs à couplage de charges, ou encore de dispositifs à ondes acoustiques de surface, cet égaliseur intègre plusieurs étages connectés à des dispositifs de contrôle de niveau dans une ligne à retard non dispersive [19].

Les structures adaptatives transversales reposent sur des récurrences temporelles, avec le filtre adaptatif transversal de type RIF représentant une implémentation égalisatrice relativement simple.

Pour assurer une performance optimale, la phase d'initialisation du filtre égaliseur nécessite de débiter la communication par une séquence connue. L'adaptation des paramètres demande plusieurs cycles pour converger vers un minimum d'erreurs.

Dans les canaux présentant une réponse en fréquence inconnue mais constante dans le temps, les paramètres restent fixes pendant la transmission des données, définissant ainsi un égaliseur préétabli [3,48]. Cependant, lorsque le canal de transmission cesse d'être invariant dans le temps, l'adaptation devient essentielle pour suivre les variations du canal en ajustant les paramètres du filtre égaliseur.

Nous montrons par la figure 1.7 [19] un filtre égaliseur transversale dans lequel la séquence de donnée émise $a(n)$ présenté par le vecteur d'entrée $\mathbf{a}(n) = [a(n)a(n-1) \dots a(n-l-N+1)]^T$ traverse le canal h en introduisant des distorsions en raison de ses caractéristiques propres.

Le signal d'entrée du filtre $x(n)$, est un vecteur des échantillons bruité représenté par $\mathbf{x}(n) = [x(n)x(n-1) \dots x(n-N+1)]^T$ peut être déterminé en effectuant une convolution discrète entre le signal transmis et la réponse impulsionnelle du canal discret équivalent, dont la sortie est corrompue par des échantillons de bruit additif $w(n)$ présenté par $\mathbf{w}(n) = [w(n)w(n-1) \dots w(n-N+1)]^T$ [2,7,49,50], alors $\mathbf{x}(n)$ est donnée par la formule suivante :

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{i=0}^L \mathbf{h}(i)\mathbf{a}(n-i) + \mathbf{w}(n) \quad (1.36)$$

avec : L est la longueur de la réponse impulsionnelle du canal.

T représente l'opération de transposition.

N représente l'ordre de filtre.

En effectuant une somme linéaire de la valeur actuelle du signal reçu et des valeurs antérieures, nous obtenons la sortie du filtre égaliseur à l'instant n , qui est représentée par $\mathbf{y}(n)$. Comme indiqué dans l'équation ci-dessous, les coefficients du filtre égaliseur représentés par le vecteur estimé $\mathbf{w}(i) = [w(0)w(1) \dots w(N-1)]^T$, sont multipliés par ces valeurs individuellement :

$$\mathbf{y}(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{w}(i)\mathbf{x}(n-i) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) \quad (1.37)$$

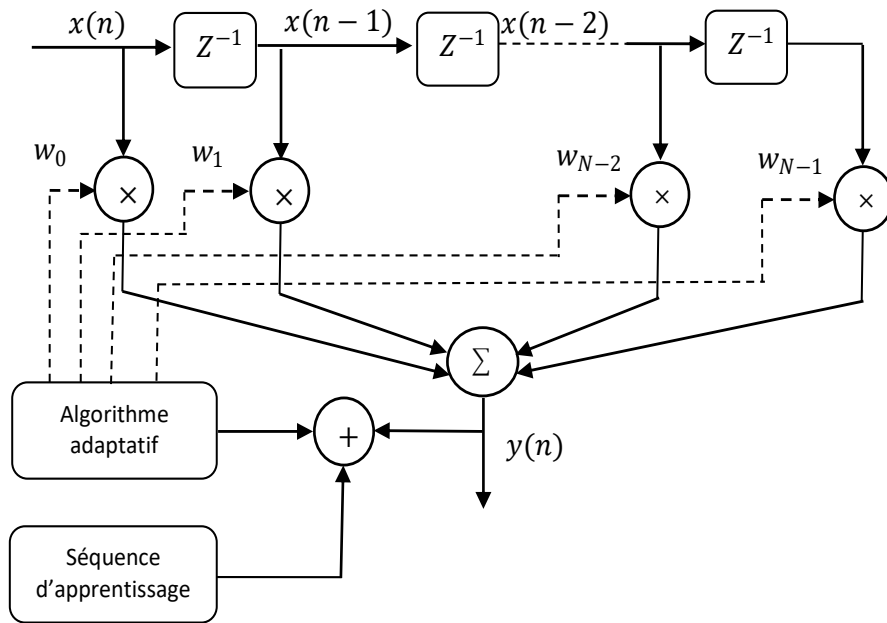


Figure 1.7 : Structure d'un filtre transversale.

Il est fortement recommandé d'optimiser ces coefficients pour réduire la probabilité d'erreurs. Ceci se réalise en ajustant les paramètres du filtre à l'aide d'un algorithme adaptatif, aligné sur des critères d'optimisation, visant à améliorer la compensation des distorsions introduites par le canal dans le but d'améliorer la performance globale du système de communication.

1.7.4.2. Structure en treillis

Dans le processus d'égalisation adaptative des canaux de transmission, l'intégration de structures en treillis présente des avantages significatifs par rapport à la configuration classique à filtre transversal. Tout d'abord, elle offre une adaptation plus rapide tout en maintenant une complexité de circuit modérée, ce qui constitue un avantage majeur en termes d'efficacité. De plus, la robustesse de cette structure face au bruit de calcul représente un atout important pour garantir des performances stables. Un aspect pratique notoire réside dans la possibilité de construire un filtre en treillis d'ordre N à partir d'un filtre d'ordre $N - 1$, simplement en ajoutant en cascade une cellule en treillis élémentaire, évitant ainsi la refonte complète de la conception.

Cette propriété se révèle particulièrement avantageuse lors de la conception de systèmes numériques à grande échelle qui tirent parti de ces structures en treillis.

Tel que la structure d'un filtre égaliseur en treillis est composé de m étages, chacun étant caractérisé par des coefficients de réflexion ou encore coefficients de corrélation exprimé par [19]:

$$\Gamma_m = \frac{E[b_{m-1}(n-1)a_{m-1}(n)]}{E[|a_{m-1}(n)|^2]} \quad (1.38)$$

avec $m = 1, 2, \dots, M$, et $a_m(n)$ et $b_m(n)$ représentent respectivement, les erreurs de prédiction linéaire directe et rétrograde à l'étage m , ils sont données par :

$$a_m(n) = a_{m-1}(n) - \Gamma_m b_{m-1}(n-1) \quad (1.39)$$

$$b_m(n) = b_{m-1}(n-1) - \Gamma_m a_{m-1}(n) \quad (1.40)$$

Ces coefficients partage les même coefficients de réflexion, et transforment la séquence des observations corrélées $x(n)$ en une séquence d'erreurs de prédiction arrière non corrélées, $b_0(n), b_1(n), \dots, b_M(n)$. Cette séquence résultante est ensuite utilisée comme entrée pour le filtre transversal ayant des coefficients $w(n)$ qui peuvent avoir ses valeurs optimale par la solution de Wiener [19], permettant ainsi de déterminer la sortie $y(n)$ qui est exprimée par la relation:

$$y(n) = \sum_{m=0}^M w_m(n) b_m(n) \quad (1.41)$$

Pour l'initialisation de $m = 0, 1, \dots, M$, il est nécessaire de choisir $a_0(n) = b_0(n) = x(n)$, ce qui conduit à une structure symétrique en treillis, en exigeant la connaissance de l'ensemble des coefficients de réflexion Γ_m [19].

1.7.5. Critères d'égalisation

Les égaliseurs se démarquent par leur facilité d'implémentation, étant composés de filtres numériques intégrant des coefficients complexes. Cette approche présente une simplicité opérationnelle appréciable. L'optimisation des paramètres de ces égaliseurs repose fréquemment sur l'évaluation de plusieurs critères, selon la littérature spécialisée deux critères distincts sont largement utilisées [3,49,51].

1.7.5.1. Critère de forçage à zéro (ZF)

Le critère de forçage à zéro (zero forcing, ZF) a pour objectif d'ajuster la réponse impulsionnelle de l'égaliseur de manière à être l'inverse du canal de communication. En forçant la sortie à zéro pendant chaque intervalle entre les symboles, l'objectif est d'éliminer tout chevauchement indésirable entre les symboles consécutifs, assurant ainsi

une suppression totale des IES. Ce critère consiste à contraindre la sortie de l'égaliseur à zéro précisément aux moments où des symboles adjacents sont transmis.

Nous posons la réponse impulsionnelle de canal discret et l'égaliseur selon l'équation :

$$h(n) = \sum_i w(i)h(n - i) \quad (1.42)$$

Tel que la sortie de l'égaliseur peut être exprimée par la formule :

$$y(n) = h(0)a(n) + \sum_{i \neq 0} h(i)a(n - i) + w(n) \quad (1.43)$$

où $h(0)a(n)$ présente le signal utile qu'on cherche à retrouver.

$h(i)a(n - i)$ présente les IES qu'on souhaite à éliminer.

$w(n)$ présente le bruit à la sortie de l'égaliseur.

Le critère zéro forcing consiste à ramener le coefficient $h(0)$ à 1, et à chercher les coefficients w_i qui forcent le terme de l'IES à zéro, pour retrouver le signal émis. La transformée en z du filtre égaliseur qui permet d'annuler les IES, est directement la transformée en z inverse de la réponse impulsionnelle du canal :

$$W(z) = \frac{1}{H(z)} \quad (1.44)$$

L'égaliseur en zéro-forcing peut être efficace dans des conditions idéales, car il permet d'analyser et de résoudre correctement les problèmes de l'ensemble de la chaîne de communication en l'absence de bruit.

Cependant, il présente le risque d'amplifier les situations indésirables dans des environnements réels, compromettant ainsi son fonctionnement. Par conséquent, des ajustements ou l'adoption d'autres critères d'égalisation peuvent s'avérer nécessaires pour optimiser les performances dans des environnements plus complexes.

1.7.5.2. Critère de l'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE)

Le critère de la minimisation de l'erreur quadratique moyenne, (Minimum Mean Square Error, MMSE), repose sur la réduction de l'erreur quadratique entre la séquence d'entrée et la sortie de l'égaliseur. Ce processus tient compte de l'impact du bruit dans la démarche de minimisation du critère. La présence inévitable de ce bruit dans le signal reçu par tous les systèmes de communication le rend impératif à prendre en considération, et impossible à négliger.

En exprimant la relation de minimisation d'EQM par l'expression suivante [52] :

$$\mathcal{E}(EQM) = E\{e(n)^2\} \quad (1.45)$$

d'où
$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1.46)$$

et
$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} x(n-k)w(k) \quad (1.47)$$

et donc
$$\mathcal{E}(EQM) = E[(d(n) - y(n))^2] \quad (1.48)$$

avec : $e(n)$ exprime l'erreur instantanée.

$d(n)$ présente la séquence d'entrée.

$y(n)$ représente la sortie de filtre.

$\mathbf{x}(n)$ est l'entrée de filtre (sortie bruitée de canal).

$\mathbf{w}(n)$ sont les coefficients de filtre qui doivent être mise à jour à chaque instant n .

$E(.)$ désigne l'espérance mathématique d'un processus aléatoire, et $(.)^T$ désigne la transposition.

L'expression (1.45) s'appelle aussi la fonction du cout, résolu comme suit :

$$J = E[d^2(n)] - 2E[d(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] + \mathbf{w}^T E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \quad (1.49)$$

En appelant l'équation de Wiener pour obtenir :

$$J = E[d^2(n)] - 2 \mathbf{r}_{xd} + \mathbf{w}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}(n) \quad (1.50)$$

Notant que \mathbf{r}_{xd} et \mathbf{R}_{xx} représentent respectivement, le vecteur d'intercorrélacion entre la sortie et l'entrée et la matrice d'autocorrélacion de l'entrée, exprimées par les relations suivantes :

$$\mathbf{r}_{xd} = E[d(n)\mathbf{x}^T(n)] \quad (1.51)$$

$$\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T] \quad (1.52)$$

La dérivée partielle (gradient) de la fonction de coût par rapport au vecteur de poids \mathbf{w} est exprimée comme suit :

$$\nabla_{\mathbf{w}} J = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \left[\frac{\partial J}{\partial w_0} \quad \frac{\partial J}{\partial w_1} \quad \dots \quad \frac{\partial J}{\partial w_n} \right] \quad (1.53)$$

$$\nabla_{\mathbf{w}} J = -2\mathbf{r}_{xd} + \mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n) \quad (1.54)$$

Dans le cas optimal cette relation devient :

$$-2\mathbf{r}_{xd} + 2\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}_{opt} = 0 \quad (1.55)$$

Par conséquence :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{r}_{xd}\mathbf{R}_{xx}^{-1} \quad (1.56)$$

En remplaçant \mathbf{w}_{opt} dans l'équation (1.50) pour obtenir la formule finale de l'erreur quadratique minimale :

$$J_{min} = E[d^2(n)] - \mathbf{r}_{xd}^T \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{r}_{xd} \quad (1.57)$$

Bien que ce critère fournisse de meilleurs résultats par rapport au critère de ZF en raison de sa moindre sensibilité au bruit, il ne peut être appliqué à tous les canaux en raison de la séparation incomplète des signaux, limitant ainsi son utilisation et diminuant la possibilité d'une exécution en temps réel.

1.8. Choix d'algorithmes adaptatifs pour l'optimisation des égaliseurs

La sélection de l'algorithme s'appuiera sur plusieurs critères essentiels :

- Vitesse de convergence : Évaluée par le nombre d'itérations nécessaires pour atteindre une proximité satisfaisante avec la solution optimale.
- Précision de la convergence : Mesurant la proximité entre la solution optimale et celle obtenue.
- Adaptabilité aux variations du système : La capacité à suivre les changements dans les conditions du système.
- Robustesse au bruit : La capacité à maintenir la performance malgré la présence de perturbations indésirables.
- Complexité algorithmique : Considérant la simplicité ou la complexité de mise en œuvre de l'algorithme.
- Structure algorithmique : Analyse de la structure de l'algorithme et son adéquation avec les caractéristiques spécifiques du problème.
- Propriétés numériques : Prise en compte de la stabilité et de la précision numérique, surtout dans le cas où la précision des données et des coefficients du filtre est limitée.

1.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous examinons en profondeur une gamme de concepts fondamentaux liés au filtrage adaptatif, mettant en lumière sa capacité à ajuster dynamiquement ses paramètres en réponse aux variations du signal d'entrée à l'aide d'algorithmes adaptatifs, dont certains ont été évoqués.

Nous abordons également l'égalisation numérique et adaptative, démontrant comment ces procédés contribuent à corriger les distorsions et à améliorer les caractéristiques du signal.

Ces notions élémentaires posent les bases d'une compréhension approfondie des applications avancées du traitement du signal numérique. Dans les chapitres à venir, nous explorerons les applications spécifiques des techniques d'égalisation adaptative dans les canaux de communication numérique.

CHAPITRE 2

TECHNIQUES D'EGALISATION ETUDIEES

2.1. Introduction

Comme nous l'avons indiqué dans le chapitre précédent, les signaux dans les systèmes de communication numérique sont susceptibles d'être altérés par divers facteurs tels que des interférences, une atténuation, une distorsion, ou du bruit lors de leur transmission à travers un canal. Ces phénomènes peuvent entraîner des erreurs de réception des données. Dans ce chapitre, nous explorons l'utilisation d'un système d'égalisation appelé égaliseur à retour de décision, ou DFE (Decision Feedback Equalizer), qui vise à compenser les distorsions induites par les canaux de transmission.

Cet égaliseur adaptatif utilise un algorithme qui prend en compte les décisions de décodage précédentes pour estimer et refléter les effets de canal sur le signal reçu. Il utilise la rétroaction des décisions de décodage pour éliminer le chevauchement entre les symboles et améliorer la précision de la détection des symboles.

L'algorithme NLMS est un algorithme adaptatif utilisé dans de nombreuses applications de filtrage adaptatif [53-55]. Nous avons utilisé cet algorithme pour l'adapter à la structure de l'égaliseur DFE, donnant naissance à une méthode nommée NLMS-DFE. Cette technique s'est révélée hautement performante lors de simulations, confirmant ainsi son potentiel comme référence solide pour les approches que nous développons dans le chapitre à venir.

Des recherches ont également démontré l'efficacité de l'algorithme de projection affine [56-59], nous incitant ainsi à l'adapter pour l'intégrer dans le système DFE. Cette méthode d'égalisation, nommée APA-DFE, a été analysée. Nos conclusions indiquent que l'APA-DFE présente une convergence supérieure et une erreur quadratique moyenne minimale par rapport au NLMS-DFE. Il convient de souligner que l'APA-DFE se distingue comme un égaliseur adaptatif performant et fiable, pouvant constituer une autre référence essentielle dans notre étude.

Ce chapitre expose les deux techniques mentionnées accompagnées de leurs résultats de simulation, incluant une comparaison détaillée de leurs performances.

2.2. Modèle de la chaîne de communication

Nous considérons un système de communication numérique représenté par la figure 2.1, dans lequel nous envoyons le signal source via un canal Rayleigh corrompu par un bruit gaussien blanc additif (AWGN) [60].

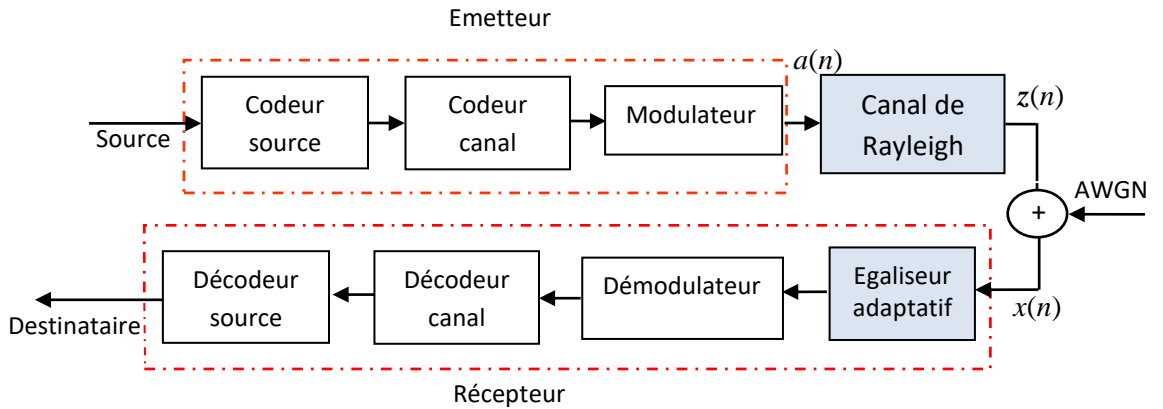


Figure 2.1 : Modèle de la chaîne de communication.

La source fournit le message à transmettre. Après l'échantillonnage et la quantification, le signal est codé et compressé pour réduire son débit binaire. Ensuite, ces données sont modulées avant le processus d'envoi. Le signal passe par le canal de Rayleigh.

Le récepteur obtient plusieurs versions du signal transmis avec des retards ; Ce phénomène produit des interférences entre symboles (IES). Nous représentons le signal reçu $x(n)$ par l'expression suivante :

$$x(n) = z(n) + w(n) \tag{2.1}$$

Tel que $w(n)$ représente le bruit gaussien blanc additif, et $z(n)$ représente la somme de la réponse du canal désirée $a_0(n) * h_0(n)$, et le signal interférent des co-canaux M que l'on veut éliminer $\sum_{m=1}^M a_m(n) * h_m(n)$.

Avec : $a_0(n)$ représente le signal de données de référence.

$h_0(n)$ représente la réponse impulsionnelle de canal pour le signal de données de référence.

$a_m(n)$ est le signal interférent.

$h_m(n)$ est la réponse impulsionnelle de canal interférant.

où $m = 1, 2, \dots, M$ et M est le nombre de signaux interférents.

Donc $x(n)$ est donné par la formule suivante :

$$x(n) = a_0(n) * h_0(n) + \sum_{m=1}^M a_m(n) * h_m(n) + w(n) \quad (2.2)$$

Au niveau du récepteur, les processus qui se produisent au niveau de l'émetteur doivent être inversés afin d'obtenir un signal amélioré avec une distorsion minimale. Cependant, pour résoudre le problème de l'IES, il est possible de miser en place un système d'égalisation. Par conséquent, nous utilisons un égaliseur adaptatif situé sur le récepteur, comme illustré dans la figure 2.1.

2.3. Egaliseur à retour de décision DFE

Le modèle du système que nous considérons dans cette étude est un égaliseur à retour de décision (DFE) avec une séquence d'apprentissage [61], décrit dans la figure 2.2.

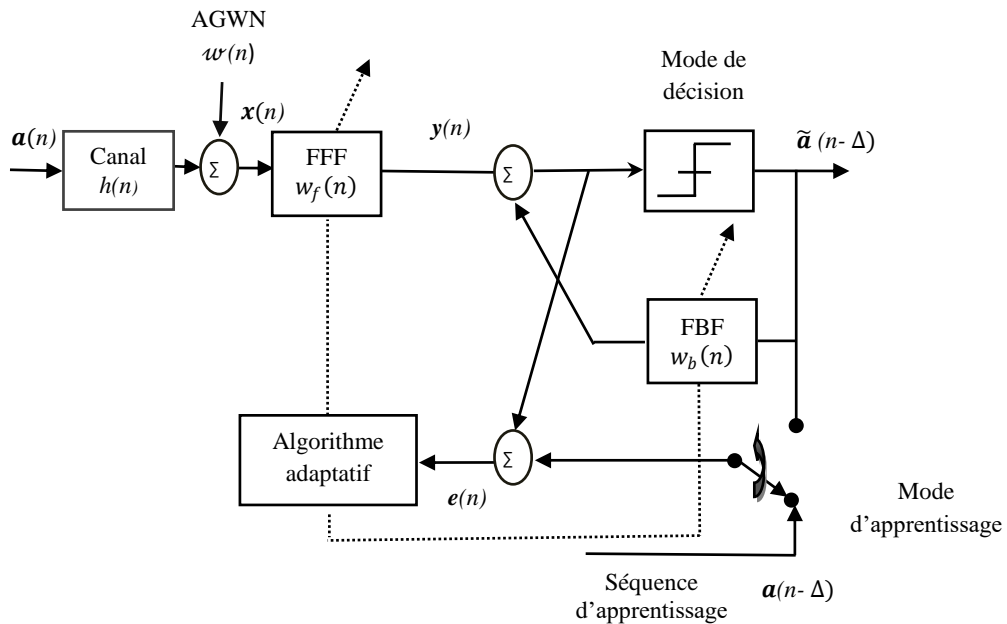


Figure 2.2: Structure d'un égaliseur à retour de décision.

Le DFE est un égaliseur non linéaire qui dépend de deux filtres. Un filtre directe, également appelé FFF (Feedforward Filter), calcule les coefficients pour que le futur symbole d'IES soit prédit, estimé, puis éliminé avant détection, sa réponse impulsionnelle est donnée par:

$$\mathbf{w}^f(n) = [w^f_0(n)w^f_1(n) \dots w^f_{L_f-1}(n)]^T \quad (2.3)$$

Un filtre arrière, ou FBF (Feedback Filter), qui est la partie réursive qui ajuste les coefficients pour déterminer le degré d'interférence entre les symboles causés par les symboles précédents avant la décision du symbole et le retracement du symbole actuel, sa réponse impulsionnelle est exprimé par:

$$\mathbf{w}^b(n) = [w^b_1(n)w^b_2(n) \dots w^b_{L_b}(n)]^T \quad (2.4)$$

d'où L_f et L_b représentent la taille des filtres FFF et FBF, respectivement.

Donc le FFF permet de filtrer le signal reçu $\mathbf{x}(n)$, et le FBF permet de filtrer $\tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta)$ le signal de sortie du bloc de décision, qui se présentent respectivement, comme suit:

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) x(n-1) \dots x(n-L_f+1)]^T \quad (2.5)$$

$$\tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta) = [\tilde{a}(n - \Delta - 1), \dots, \tilde{a}(n - \Delta - L_b)]^T \quad (2.6)$$

Pour obtenir un signal parfaitement égalisé, la décision sur $y(n)$ est égale à la séquence d'entrée, avec un peu de retard dans le cas optimal :

$$\tilde{a}(n - \Delta) = Q[y(n)] = a(n - \Delta) \quad (2.7)$$

et alors on a :

$$\tilde{a}(n - \Delta) \triangleq Q[y(n)] \simeq y(n) \quad (2.8)$$

La séquence d'apprentissage doit être répétée chaque fois que la réponse du canal change ou chaque fois que le système de communication est déconnecté. Comme le signal d'apprentissage est connu, un algorithme adaptatif peut être utilisé pour ajuster les coefficients de pondération de l'égaliseur, par la combinaison de FFF et FBF dans n'importe quelle n^{eme} séquence, pour obtenir une erreur quadratique moyenne minimale entre la sortie d'égaliseur et la séquence de formation. Où le vecteur de poids de l'égaliseur $\mathbf{w}(n)$ et le vecteur d'entrée de l'égaliseur $\mathbf{u}(n)$ peuvent être exprimés respectivement comme suit :

$$\mathbf{w}(n) = [w^f_0(n)w^f_1(n) \dots w^f_{L_f-1}(n)w^b_1(n)w^b_2(n) \dots w^b_{L_b}(n)]^T$$

$$\mathbf{w}(n) = [\mathbf{w}^f(n) \mathbf{w}^b(n)]^T \quad (2.9)$$

$$\mathbf{u}(n) = [x(n) \dots x(n-L_f+1) \tilde{a}(n - \Delta - 1) \dots \tilde{a}(n - \Delta - L_b)]$$

$$\mathbf{u}(n) = [\mathbf{x}(n) \quad \tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta)]^T \quad (2.10)$$

Donc une fois le symbole est trouvé, il entre dans le bloc de décision qui fonctionne de manière similaire à deux filtres (FFF et FBF). Sa sortie est en fait la décision de la somme algébrique des deux sorties des deux filtres.

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L_f-1} w^f(n) x(n-i) - \sum_{j=1}^{L_b} w^b(n) \tilde{a}(n-\Delta-j) \quad (2.11)$$

Le principal inconvénient de cette méthode est sa forte probabilité de dépendre des décisions actuelles par opposition aux décisions précédentes qui peuvent avoir été prises par erreur.

2.4. Critères adoptés en simulation

Dans le cadre de la simulation, nous avons adopté quatre critères objectifs :

2.4.1. Diagramme de constellation

Le diagramme de constellation est une représentation graphique qui permet de visualiser la qualité du signal transmis et d'identifier les erreurs de transmission. Il est représenté par des points, tel que chaque symbole du signal est représenté par un point dans un plan cartésien. L'axe horizontal représente la composante en phase du symbole, tandis que l'axe vertical représente la composante en quadrature. Ainsi, chaque point du diagramme de constellation représente une combinaison de phase et d'amplitude. En comparant les points reçus avec les points attendus.

2.4.2. Diagramme de l'œil

Un autre critère pour évaluer la qualité du signal reçu est le diagramme de l'œil, en analysant la forme et la lisibilité du diagramme de l'œil qui est une représentation graphique de la forme d'onde du signal transmis. Il est obtenu en superposant plusieurs périodes de la forme d'onde, alignées sur les fronts montants et descendants. Tel que le cas idéal de ce diagramme ressemble à un "œil" ouverte au centre.

2.4.3. Critère de Nyquist

Le critère de Nyquist est un autre critère qui permet de voir les performances de l'égaliseur. Ce critère est mesuré par la convolution entre le filtre réel et le filtre estimé du canal. Il est donné par la relation suivante :

$$cn(n) = \sum_{i=0}^{L-1} h(i) w(n-i) \quad (2.12)$$

Dans le contexte de la simulation, l'adoption du critère de Nyquist signifie généralement que les signaux sont échantillonnés avec une fréquence suffisamment élevée pour visualiser les détails du signal simulé et assurer la validité des résultats obtenus.

2.4.4. Critère de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

L'erreur quadratique moyenne (EQM) (Mean Square Error ; MSE), est une mesure fréquemment utilisée pour évaluer la performance d'un modèle, elle est donnée par la relation suivante :

$$MSE = 10\log[\sum_{i=0}^{U-1}|e(i)|^2] \text{ in (dB)} \quad (2.13)$$

où U est la longueur de trame.

L'évaluation de ce critère met en évidence le taux de convergence en précisant à la fois la rapidité et la valeur minimale de l'erreur quadratique moyenne (EQM) associée à la technique évaluée.

2.5. Modèle de canal utilisé dans la simulation

Nous notons que dans toute les simulation des deux chapitres 2 et 3, la méthode de Monte Carlo est utilisé pour la simulation numérique (le nombre de Monte Carlo est 100).

La méthode que nous avons utilisée pour générer le modèle de canal d'évanouissement de Rayleigh est basée sur l'amplitude $|h|$ génération qui a une densité de probabilité, $p(h) = \frac{h}{\sigma^2} e^{-\frac{h^2}{2\sigma^2}}$, avec $h = h_{re} + jh_{im}$, où les parties réelles et imaginaires de h sont de moyenne nulle indépendantes et distribuées de manière identique (iid) Variables aléatoires gaussiennes de moyenne 0 et de variance $\sigma^2 = 1$.

2.6. Egaliseur à retour de décision à base de l'algorithme NLMS : NLMS-DFE

Nous avons adapté l'algorithme NLMS dans notre système d'égalisation adaptative basé sur la structure d'un égaliseur à retour de décision [62], dont le but est de faire une analyse détaillé de ses performances afin d'éliminer l'IES et récupérer l'information distordue durant la transmission.

L'égaliseur NLMS-DFE met à jour les coefficients du filtre d'anticipation $w(n)$ de manière à minimiser l'EQM entre sa sortie $y(n)$ et un signal de réponse souhaitée $\tilde{a}(n - \Delta)$.

Le schéma classique d'égaliseur NLMS-DFE est donné par la Figure 2.3 :

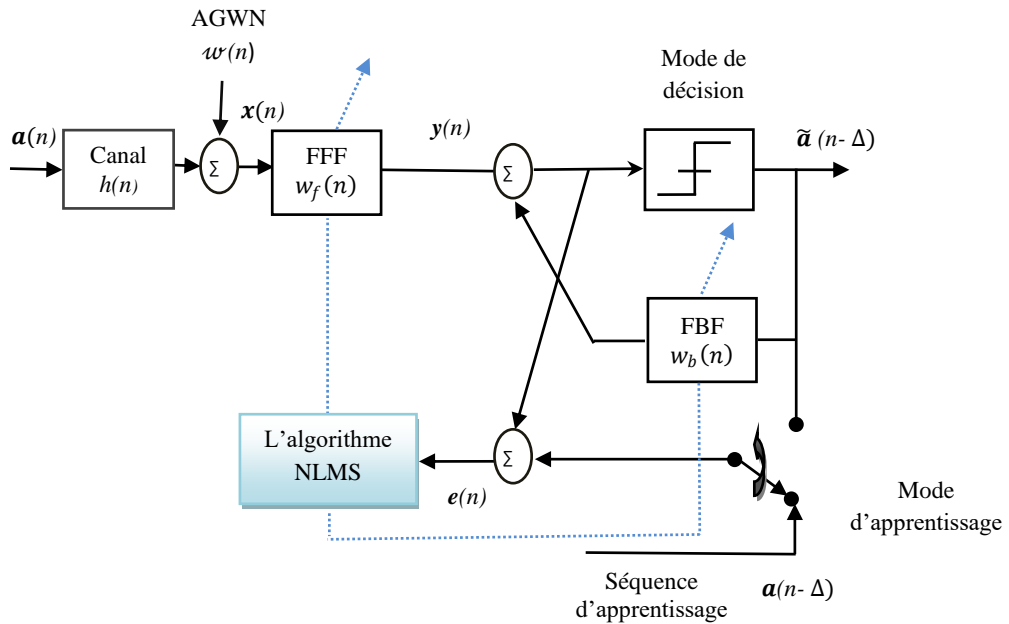


Figure 2.3: Schéma d'un égaliseur à retour de décision à base de l'NLMS, DFE-NLMS.

Cet égaliseur vise à minimiser à chaque instant l'EQM de sa sortie.

2.6.1. Adaptation de l'égaliseur NLMS-DFE

En se référant à la figure 2.3, nous sommes en mesure de représenter l'erreur a priori de l'NLMS-DFE à l'aide de la formule suivante :

$$e(n) = \begin{cases} a(n - \Delta) - y(n), & \text{en mode d'apprentissage} \\ \tilde{a}(n - \Delta) - y(n), & \text{en mode de décision} \end{cases} \quad (2.14)$$

où $a(n - \Delta)$ présente la séquence d'apprentissage, et $\tilde{a}(n - \Delta)$ représente la séquence de décision.

Nous rappelons que $\mathbf{u}(n)$ représente le vecteur de signal d'entrée de L échantillons pour l'égaliseur DFE, tels qu'il présente les entrées des deux filtres FFF et FBF :

$$\mathbf{u}(n) = [u(n) \dots u(n - L + 1)]^T \quad (2.15)$$

$$\mathbf{u}(n) = [x(n) \dots x(n - L_f + 1) \tilde{a}(n - \Delta - 1) \dots \tilde{a}(n - \Delta - L_b)] \quad (2.16)$$

et $\mathbf{w}(n)$ est le vecteur de filtre adaptatif de L coefficients correspond à l'égaliseur DFE, où il correspond aux deux filtres FFF et FBF :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), \dots w_{L-1}(n)]^T \quad (2.17)$$

$$\mathbf{w}(n) = [w^f_0(n)w^f_1(n) \dots w^f_{L_f-1}(n)w^b_1(n)w^b_2(n) \dots w^b_{L_b}(n)]^T \quad (2.18)$$

Donc, la relation de mise à jour des poids de $\mathbf{w}(n)$ de l'NLMS-DFE est donnée dans une notation vectorielle comme suit [53,54,62] :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \mu \mathbf{u}(n)[\mathbf{u}(n)^T \mathbf{u}(n)]^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (2.19)$$

Le scalaire μ est le pas d'adaptation que nous utilisons pour mettre à jour les poids, il doit être choisi entre 0 et 2 pour réaliser une bonne convergence (appelé aussi facteur de convergence).

2.6.2. Analyse de performance de l'égaliseur NLMS-DFE

Dans cette section, nous évaluons la technique d'égalisation NLMS-DFE par la simulation sur Matlab softwar, en basant sur les quatre critères et le modèle de canal mentionnés ci-dessus. Afin d'analyser cet égaliseur et ces performances nous avons fait plusieurs tests de simulation, cependant nous avons motionné les meilleurs résultats.

En notant que les signaux transmis utilisent 16 symboles pour la modulation d'amplitude en quadrature (M-QAM)16-QAM, et 16 symboles pour la modulation par déplacement de phase (M-PSK) 16-PSK, qui sont générés aléatoirement par 30000 échantillons, en utilisant un bruit blanc gaussien additif, avec un RSB= 30 dB, un $\mu=$ 0.8, et un $L=64$.

2.6.2.1. Diagramme de constellation

Les figures 2.4 et 2.5 représentent les trois cas de constellation pour les deux types de modulation 16-QAM, et 16-PSK respectivement, où :

- (a) présente le cas idéal de diagramme.
- (b) présente le signal reçu bruité.
- (c) présente le signal égalisé par l'égaliseur NLMS-DFE.

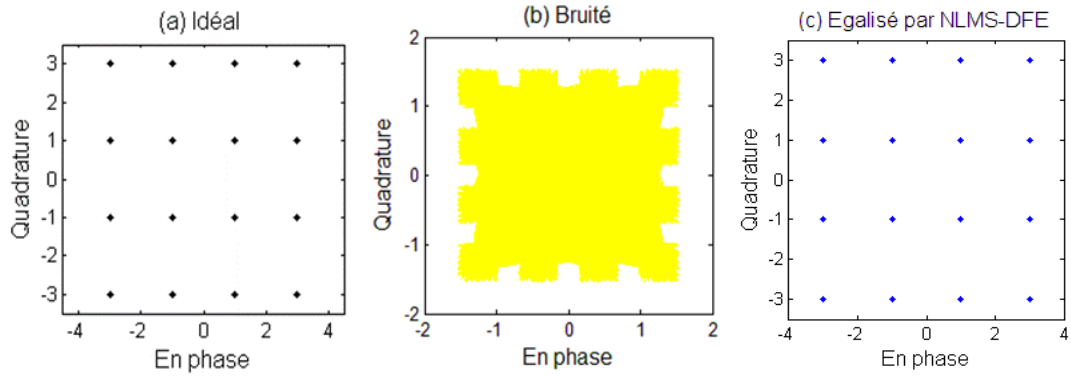


Figure 2.4: Diagramme de constellation obtenu par l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par NLMS-DFE.

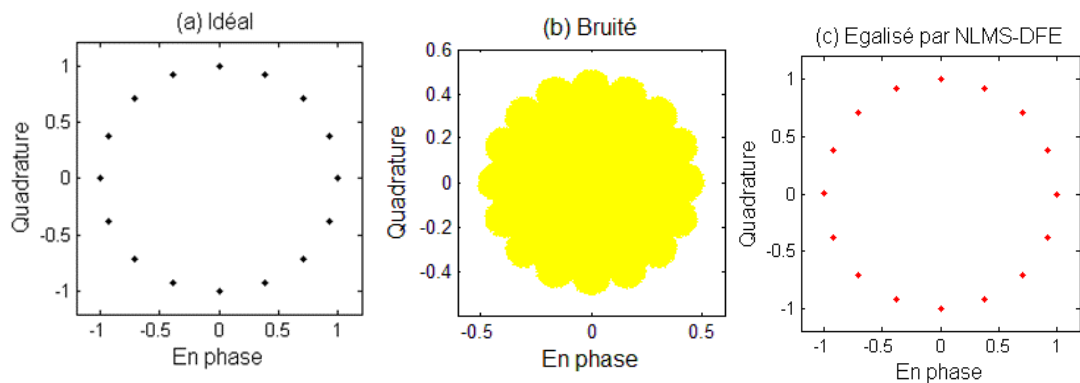


Figure 2.5: Diagramme de constellation obtenu par l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-PSK, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par NLMS-DFE.

À partir de ces résultats, nous pouvons clairement voir que les points représentés par les cas (c) après l'égalisation sont identiques aux points représentés par les cas (a) idéaux. Ceci montre clairement que le canal est bien égalisé par l'égaliseur NLMS-DFE.

2.6.2.2. Diagramme de l'œil

Les figures 2.6 et 2.7 illustrent le diagramme de l'œil obtenus par l'égaliseur NLMS-DFE pour les deux types de modulation 16-QAM et 16-PSK respectivement.

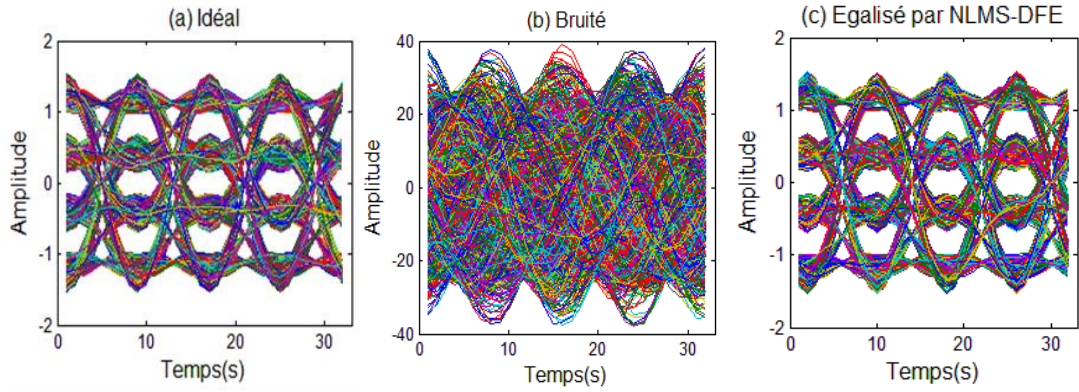


Figure 2.6 : Diagramme de l'œil obtenu par l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par NLMS-DFE.

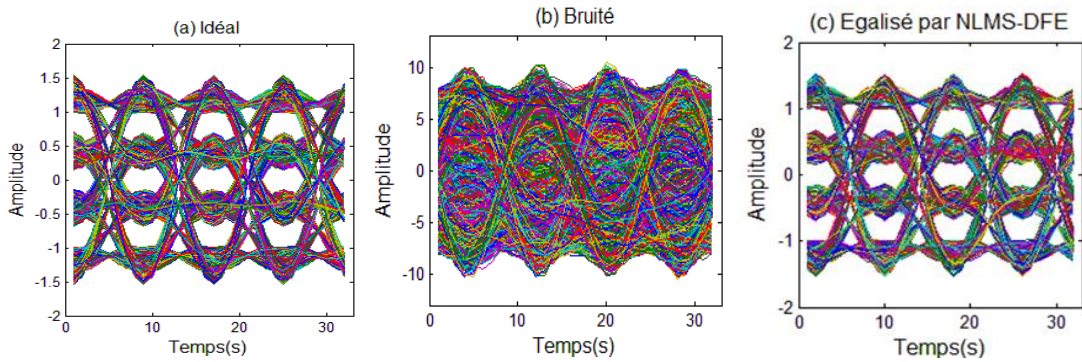


Figure 2.7 : Diagramme de l'œil obtenu par l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-PSK, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par NLMS-DFE.

À partir des deux figures 2.6 et 2.7, nous pouvons voir que les diagrammes obtenus dans (c) après l'égalisation de signal transmis (b) sont bien ouvertes comme le cas dans les diagrammes idéaux (a), ce qui montre un bon fonctionnement par l'égaliseur NLMS-DFE. Cela signifie qu'il n'y a pas de chevauchement entre les symboles en sortie, et que le signal a été égalisé de manière satisfaisante, cela pour les deux types de modulations.

2.6.2.3. Critère de Nyquist

Les résultats obtenus du critère de Nyquist par l'égaliseur NLMS-DEF sont reportés sur la Figure 2.8 pour la partie réelle et la partie imaginaire du canal, cela pour les deux types de modulations : 16-QAM à gauche et 16-PSK à droite.

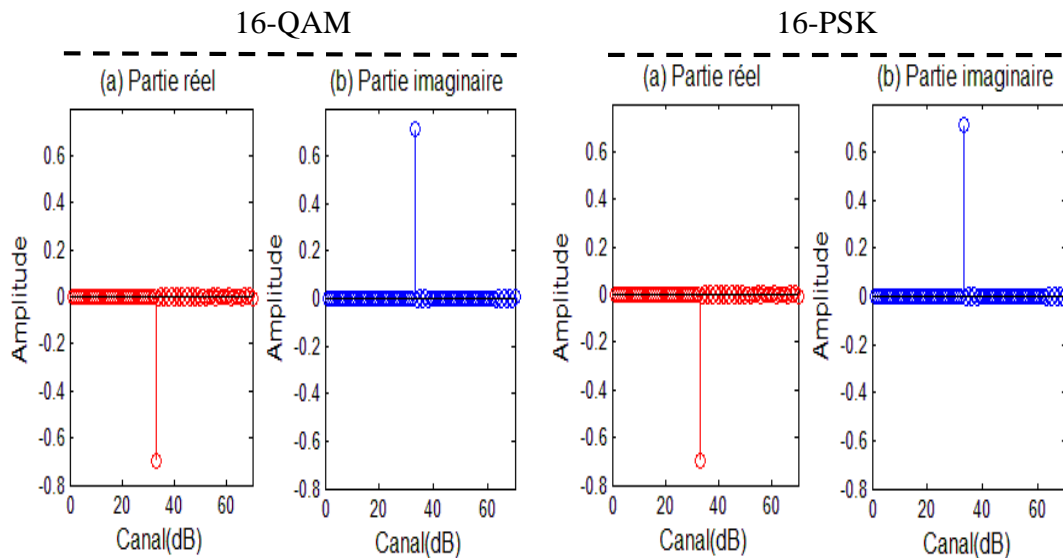


Figure 2.8 : Evaluation de critère de Nyquist obtenu par NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

Il est clair que l'impulsion satisfait le critère de Nyquist pour zéro IES, ce qui montre clairement que le critère de Nyquist est vérifié, ainsi que le canal a été bien égalisé dans les deux cas de modulations.

2.6.2.4. Critère de l'EQM

Ce critère permet de calculer la différence entre les valeurs réelles de la variable cible et les valeurs prédites par le modèle. Nous l'avons utilisé afin d'étudier l'impact de certains facteurs importants sur les performances de l'égaliseur NLMS-DFE. Ces facteurs incluent le rapport signal à bruit (RSB), comme illustré à la figure 2.9, le pas d'adaptation μ , présenté à la figure 2.10, et la taille du filtre L , démontrée à la figure 2.11.

Les trois expériences ont été évaluées en utilisant à la fois la modulation 16-QAM à gauche et la modulation 16-PSK à droite, avec des paramètres spécifiques tels que $RSB = 30$ dB, $\mu = 0,8$ et $L = 64$. Les différentes valeurs de chaque paramètre testé sont explicitement mentionnées dans leurs figures respectives.

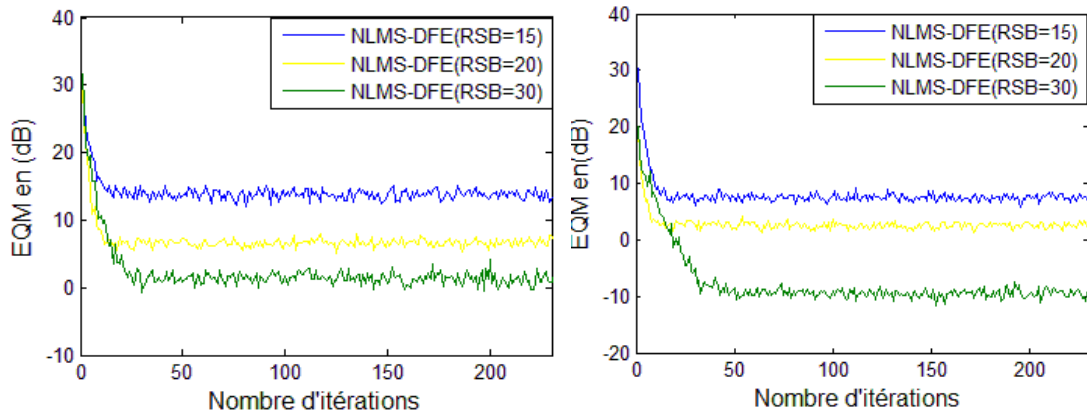


Figure 2.9 : Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs du l'RSB par l'égaliseur NLMS-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

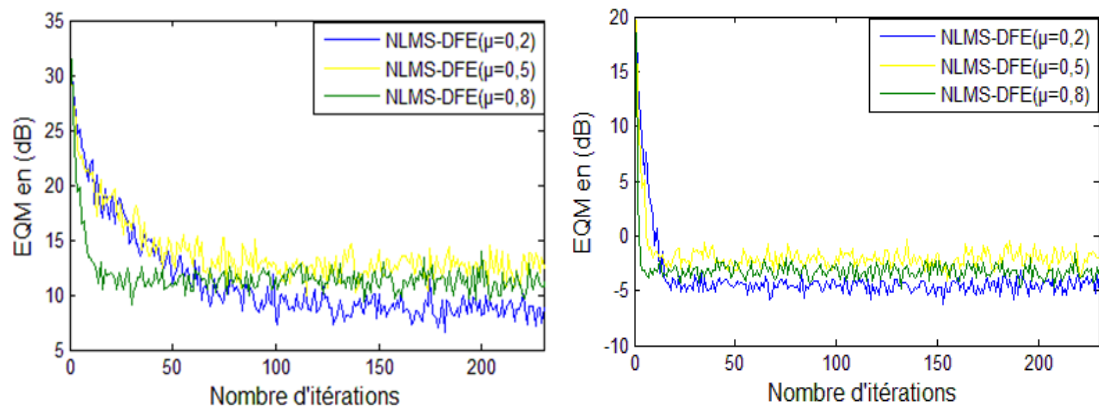


Figure 2.10 : Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs du pas d'adaptation (μ) par l'égaliseur NLMS-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

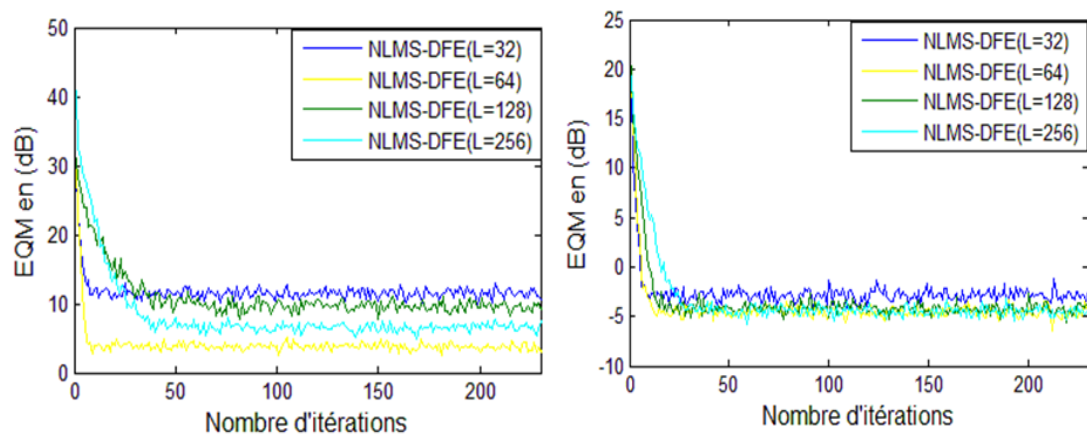


Figure 2.11 : Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs de la taille de filtre égaliseur (L) par l'égaliseur NLMS-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

D'après les résultats obtenus à partir des trois figures susmentionnées, il est observé que lorsque le rapport signal à bruit RSB augmente, l'erreur quadratique moyenne diminue très rapidement, suggérant ainsi une relation inversement proportionnelle entre l'EQM et le RSB. Une variation des valeurs du pas d'adaptation entraîne des changements dans la convergence de l'égaliseur, montrant que plus le pas d'adaptation augmente, meilleure est la convergence. Une relation inversement proportionnelle est également constatée entre la longueur du filtre et l'erreur quadratique moyenne, soulignant que les meilleurs résultats sont associés à $L=64$ pour les deux types de modulation. Ces observations confirment l'efficacité de l'égaliseur NLMS-DFE en termes d'égalisation, avec une convergence satisfaisante, et cela pour les deux types de modulations

2.7. Egaliseur à retour de décision à base de l'algorithme AP : APA-DFE

Nous avons exploité les avantages de l'algorithme de projection affine AP en l'intégrant à notre structure d'égaliseur à retour de décision [62] pour mener une évaluation approfondie de ses performances dans le contexte de l'égalisation adaptative. La Figure 2.12 présente le schéma d'un égaliseur à retour de décision associé à l'algorithme AP, nommé APA-DFE.

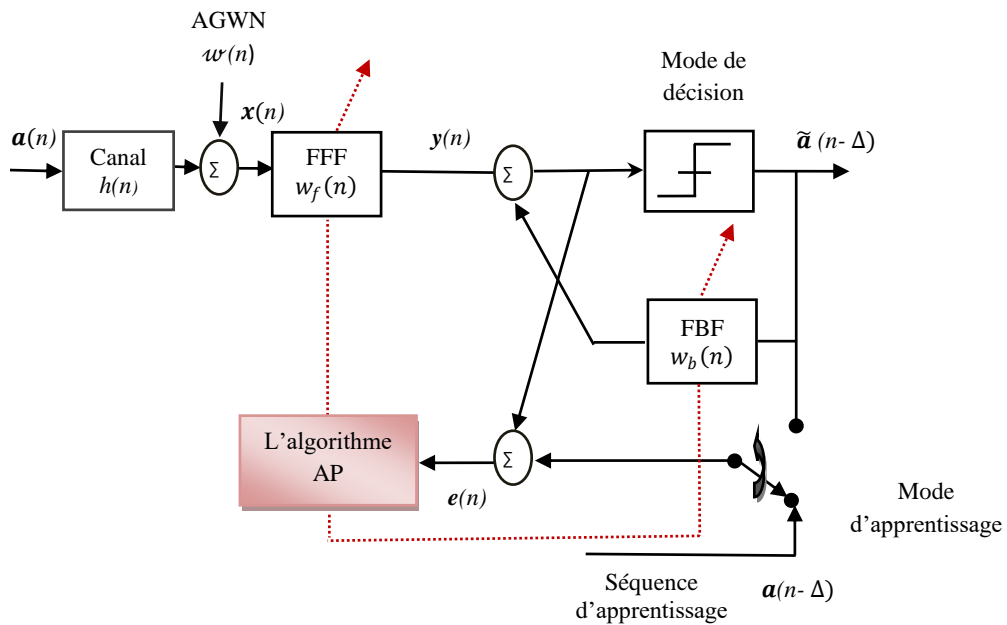


Figure 2.12 : Schéma d'un égaliseur à retour de décision combiné avec l'APA, APA-DFE.

L'égaliseur APA-DFE fonctionne de la même manière que l'égaliseur NLMS-DFE, à la différence qu'il utilise P vecteurs dans son signal d'entrée au lieu d'un seul vecteur, où P représente son ordre de projection.

2.7.1. Adaptation de l'égaliseur APA-DFE

L'égaliseur APA-DFE représenté par la Figure 2.12, commence l'adaptation en mode d'apprentissage, en utilisant une séquence connue transmise sur le canal. Comme le signal d'apprentissage est connu, l'algorithme AP adaptatif est utilisé pour ajuster les coefficients d'égalisation. Nous supposons que les coefficients d'égalisation sont optimaux, et qu'une partie importante de l'IES est supprimée à la fin de la période d'apprentissage. Une fois que la séquence d'entrée de canal $\{a(n)\}$ peut être correctement restaurée à partir de la sortie de l'égaliseur via un bloc de décision, le système passe en mode de décision dans lequel l'égaliseur adaptatif obtient son signal de référence $\mathbf{y}(n)$ à partir de la sortie du bloc de décision, qui peut être donné par :

$$\mathbf{y}(n) = \sum_{i=0}^{L_f-1} w^f(n) x(n-i) - \sum_{j=1}^{L_b} w^b(n) \tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta-j) \quad (2.20)$$

Dans ce cas, nous pouvons réécrire l'erreur a priori $\xi(n)$ comme :

$$\xi(n) = \mathbf{a}(n-\Delta) - \mathbf{y}(n), \text{ en mode d'apprentissage.} \quad (2.21)$$

$$\xi(n) = \tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta) - \mathbf{y}(n), \text{ en mode de décision.} \quad (2.22)$$

où $\mathbf{a}(n-\Delta)$ est la sortie de la séquence d'apprentissage, $\tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta)$ est la sortie du bloc de décision qui sont définies précédemment, alors le signal de référence $\mathbf{y}(n)$ peut être réécrit comme :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}^{fH}(n) \mathbf{x}(n) - \mathbf{w}^{bH}(n) \tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta) \quad (2.23)$$

où $(\bullet)^H$ désigne la transposée hermitienne d'un vecteur ou d'une matrice.

Dans le cas optimal, où le signal d'apprentissage est utilisé initialement, la décision sur $\mathbf{y}(n)$ est égale à la séquence d'entrée, avec un peu de retard :

$$\tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta) = Q[\mathbf{y}(n)] = \mathbf{a}(n-\Delta) \quad (2.24)$$

Donc, le signal est parfaitement égalisé :

$$\tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta) \triangleq Q[\mathbf{y}(n)] \simeq \mathbf{y}(n) \quad (2.25)$$

Une fois que le signal d'erreur devient nul, nous ajustons les coefficients du filtre, où le besoin des symboles d'apprentissage n'est plus nécessaire. Ensuite, le filtre de rétroaction devient capable de détecter et de récupérer les données [32].

Ici, nous définissons :

$\mathbf{U}^T(n)$ comme une matrice de signal d'entrée de l'algorithme AP par la formule suivante :

$$\mathbf{U}^T(n) = [\mathbf{u}(n), \mathbf{u}(n-1), \dots, \mathbf{u}(n-P+1)] \quad (2.26)$$

$\xi(n)$ est l'erreur a priori, et $\mathbf{d}(n)$ est un vecteur contenant P signaux désirés, représenté respectivement comme suit :

$$\xi(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{U}^T(n)\mathbf{w}(n+1) \quad (2.27)$$

où
$$\mathbf{d}(n) = \begin{cases} \mathbf{a}(n-\Delta), & \text{en mode d'apprentissage} \\ \tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta), & \text{en mode de décision} \end{cases} \quad (2.28)$$

Par conséquent, l'équation de poids de mise à jour de l'APA-DFE peut exprimer par la relation suivante [40,57,62] :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{U}(n)[\mathbf{U}(n)^T \mathbf{U}(n) + \delta \mathbf{I}]^{-1} \xi(n) \quad (2.29)$$

où, δ est une petite valeur positive utilisée dans la diagonale orthogonale de la matrice identité \mathbf{I} ($P \times P$) pour corriger l'instabilité numérique.

2.7.2. Analyse de performance de l'égaliseur APA-DFE

De la même manière précédente, nous évaluons la technique d'égalisation APA-DFE en basant sur les mêmes quatre critères et le même canal précédents. En utilisant la 16-QAM et la 16-PSK pour 30000 échantillons, et un bruit blanc gaussien additif, avec un RSB d'entrée= 30 dB, un ordre de projection $P=8$, un pas d'adaptation $\mu=0.8$, et une taille de filtre $L=64$.

2.7.2.1. Diagramme de constellation

L'évaluation de diagramme de constellation obtenus par l'égaliseur APA-DFE pour la 16-QAM est représenté par la figure 2.13, et pour la 16-PSK est représenté par la figure 2.14.

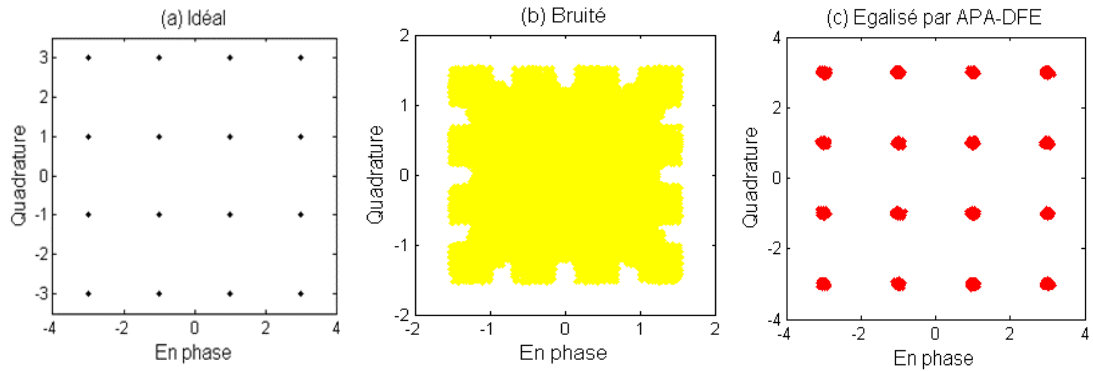


Figure 2.13 : Diagramme de constellation obtenu par l'égaliseur APA-DFE pour la modulation 16-QAM, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par APA-DFE.

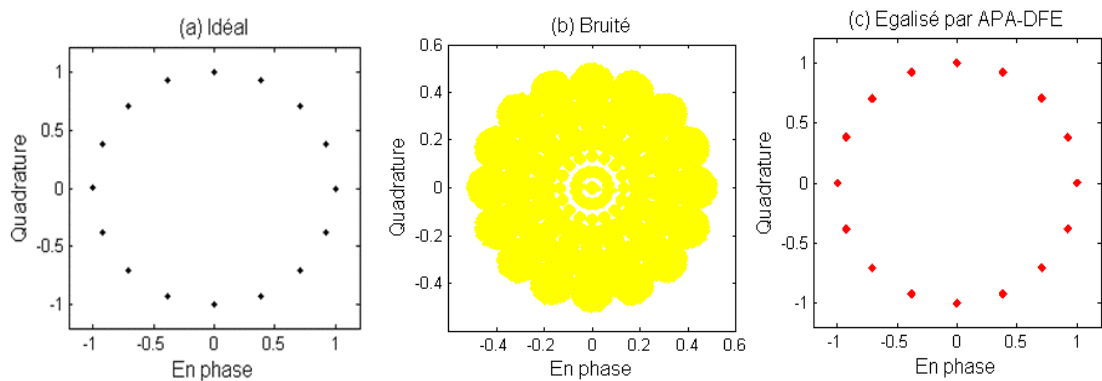


Figure 2.14 : Diagramme de constellation obtenu par l'égaliseur APA-DFE pour la modulation 16-PSK, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par APA-DFE.

De ces résultats, il est évident que les points affichés dans les diagrammes égalisés sont très proche aux points affichés dans les diagrammes idéaux. Cela montre bien que les IES sont éliminés efficacement, ce qui permet une bonne récupération des informations transmises pour les deux types de modulations par l'égaliseur APA-DFE.

2.7.2.2. Diagramme de l'œil

Pour bien vérifier l'efficacité du technique d'égalisation APA-DFE, nous avons évalué le diagramme de l'œil pour la modulation 16-QAM par la figure 2.15 et pour la modulation 16-PSK par la figure 2.16, ce qui a donné des diagrammes bien ouverts après l'égalisation et très proche aux cas idéaux, et ce qui montre que la technique utilisée conduit à une distorsion minimale du signal en sortie de l'égaliseur.

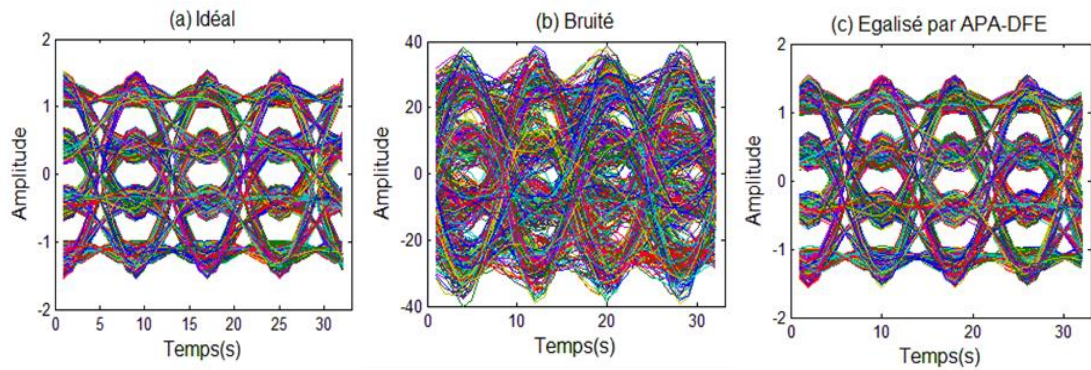


Figure 2.15 : Diagramme de l'œil obtenu par l'égaliseur APA-DFE pour la modulation 16-QAM, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par APA-DFE.

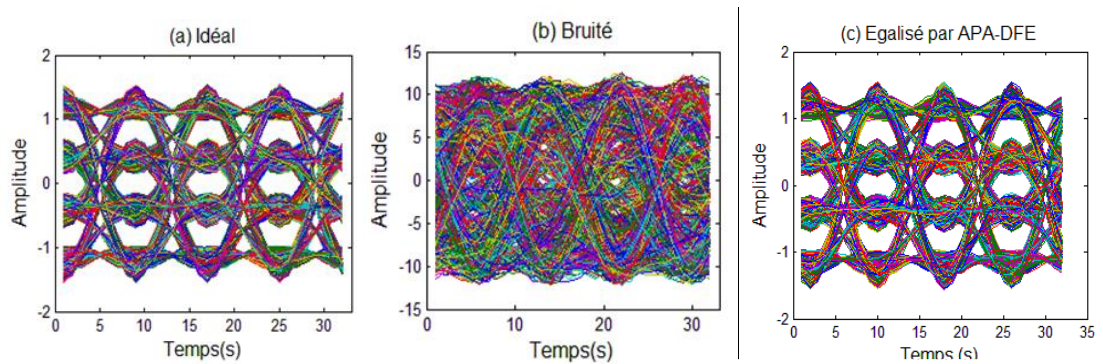


Figure 2.16 : Diagramme de l'œil obtenu par l'égaliseur APA-DFE pour la modulation 16-PSK, avec (a) présente le diagramme idéal, (b) présente le diagramme bruité, et (c) présente le diagramme égalisé par APA-DFE.

2.7.2.3. Critère de Nyquist

Nous présentons les deux parties réelles et imaginaires du critère de Nyquist évalué par l'égaliseur APA-DFE par la figure 2.17, où les deux parties à gauche correspondent à la modulation 16-QAM, et les deux parties à droite correspondent à la modulation 16-PSK.

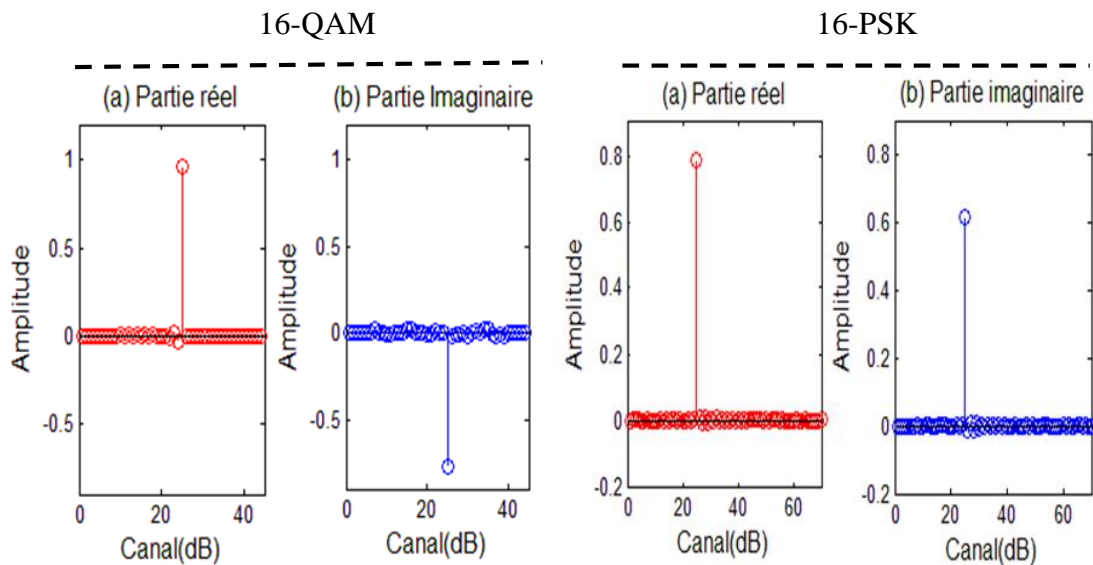


Figure 2.17 : Evaluation de critère de Nyquist obtenu par APA-DFE pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

Selon cette figure, nous notons que le critère de Nyquist est bien vérifié, ainsi que l'égaliseur APA-DFE a égalisé le canal parfaitement dans les deux cas de modulations. Cela confirme la robustesse et l'efficacité de cette technique.

2.7.2.4. Critère de l'EQM

Ce paragraphe expose les résultats issus de l'évaluation de la méthode APA-DFE en termes du critère de l'EQM. Les mêmes deux types de modulation, 16-QAM et 16-PSK, ont été utilisés avec les paramètres identiques à ceux mentionnés dans la section 2.7.2. Nous avons étudié l'influence de plusieurs facteurs tels que le RSB (SNR) en entrée, le pas d'adaptation μ , et la taille du filtre L , sur la convergence de l'EQM ainsi que sur son état de stabilité. Les valeurs des paramètres testés ont été affichées sur leurs figures respectives.

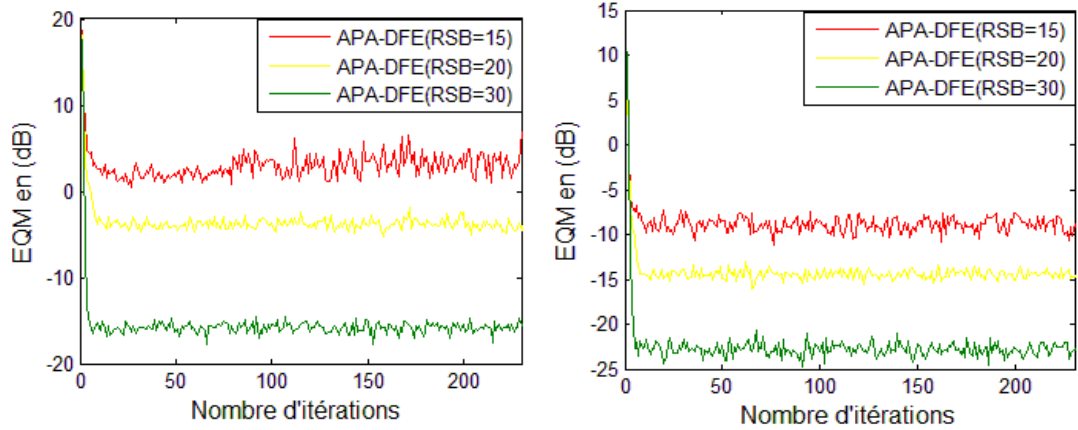


Figure 2.18 : Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs de RSB par l'égaliseur APA-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

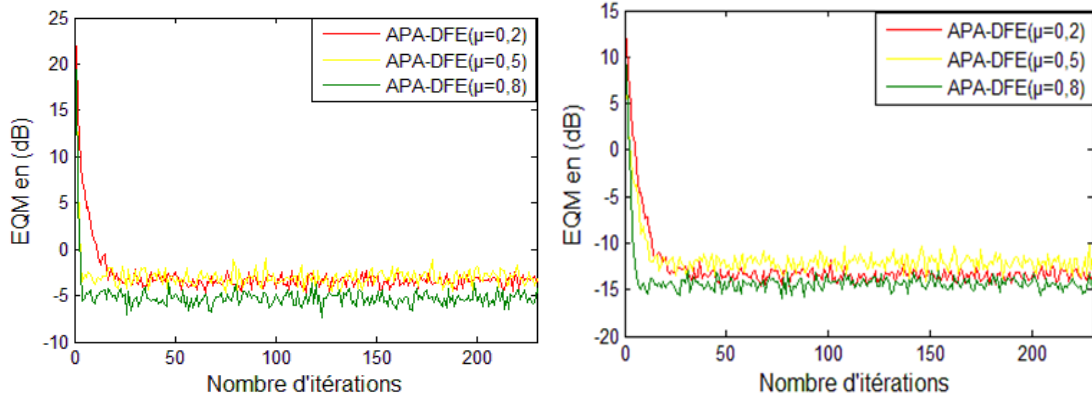


Figure 2.19 : Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs du pas d'adaptation (μ) par l'égaliseur APA-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

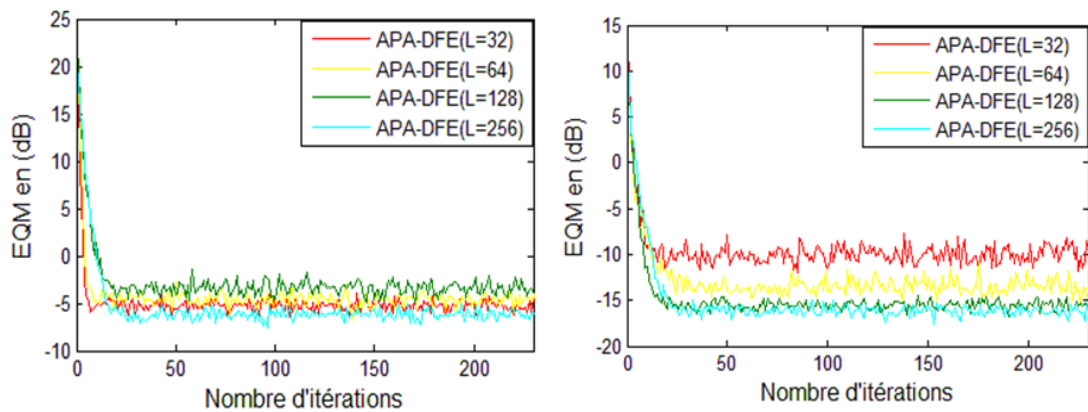


Figure 2.20 : Evaluation de l'EQM en fonction de différentes valeurs de la taille de filtre égaliseur (L) par l'égaliseur APA-DFE, pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

Selon la figure 2.18, on observe que l'augmentation du l'RSB conduit à une diminution plus rapide et stable de l'EQM. En examinant la figure 2.19, on constate que l'égaliseur converge efficacement pour les trois valeurs de pas d'adaptation testées, avec une meilleure convergence pour la valeur maximale testée de μ égale à 0.8, ceci étant valable pour les deux types de modulations. Légère influence de la taille du filtre sur l'EQM est claire dans les courbes de la figure 2.20, révélant une relation inversement proportionnelle considérée, notamment pour la modulation 16-PSK. En revanche, la modulation 16-QAM donne de meilleurs résultats avec des tailles de filtre de 32 et 64.

Dans chacune des situations, les résultats obtenus témoignent de l'efficacité notable de l'égaliseur APA-DFE, affichant une convergence remarquablement favorable.

2.8.Comparaison entre les deux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE

Dans cette section nous examinons les performances de la technique d'égalisation NLMS-DFE et la technique APA-DFE qui sont présentées et analysées dans les sections précédentes pour les deux types de modulation 16-QAM et 16-PSK [62]. Nous faisons une étude comparative détaillés pour l'influence des différents paramètres faibles et élevés sur la performance des deux techniques étudiées en termes de quatre critères objectifs tels que le diagramme de constellation, le diagramme de l'œil, le critère de Nyquist, et le critère d'EQM.

Pour la simulation, nous avons utilisé un signal transmis par canal de Rayleigh à l'ajout d'un bruit blanc additif gaussien, généré aléatoirement par 30 000 échantillons et une fréquence d'échantillonnage= 24 Khz, pour les deux techniques en termes des quatre critères évaluer, nous avons utilisé un RSB d'entrée = 30dB, un pas d'adaptation =0.8, une taille de filtre =64, et un ordre de projection =8 pour l'algorithme AP.

2.8.1. Diagramme de constellation

La figure 2.21 montre une constellation comparative entre le signal idéal présenté par des points noirs, le signal égalisé par la technique NLMS-DFE présenté par des points bleus, et le signal égalisé par la technique APA-DFE présenté par des points rouges, cela pour le type de modulation 16-QAM à gauche et le type de modulation 16-PSK à droite.

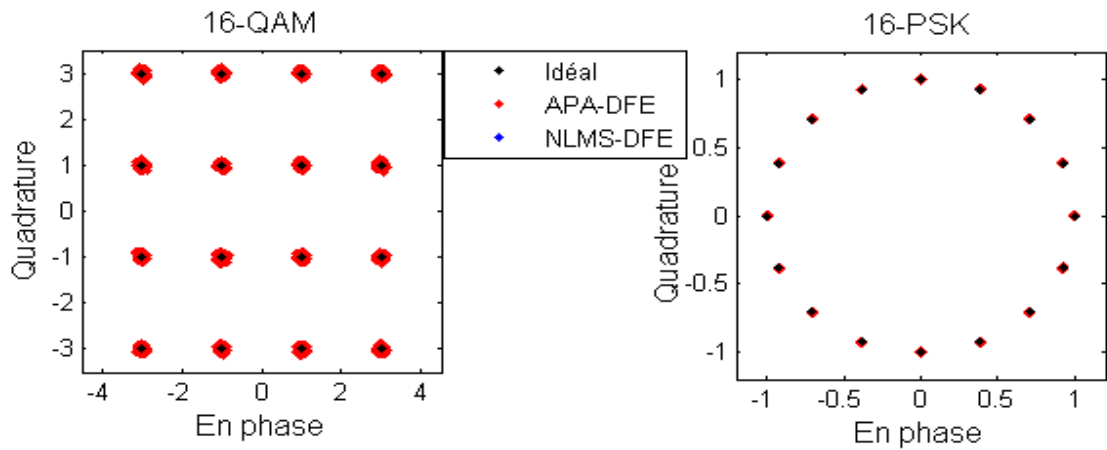


Figure 2.21 : Figure comparative entre les diagrammes de constellation obtenus par les deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE pour les deux types de modulations, 16-QAM et 16-PSK.

À partir de cette figure, nous pouvons clairement voir que les cercles en noir, en bleu et en rouge sont superposés pour les deux types de modulations. Ceci montre bien que le canal est bien égalisé, par les deux techniques.

2.8.2. Diagramme de l'œil

De la même façon, nous présentons par les figures 2.22 et 2.23 une comparaison entre tous les diagrammes de l'œil obtenus après l'égalisation du signal par les deux algorithmes évalués, avec les mêmes deux types de modulations utilisé précédemment, 16-QAM et 16-PSK respectivement.

Les signaux obtenus par le NLMS-DFE ainsi que l'APA-DFE, forment un œil bien ouvert très proche aux cas idéaux pour les deux types de modulations, cela confirme le bon fonctionnement des deux égaliseurs.

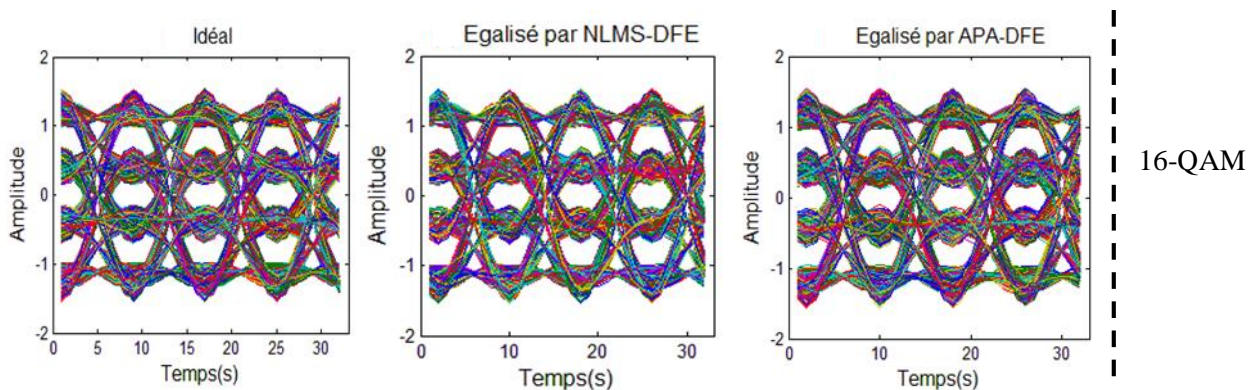


Figure 2.22 : Figure comparative entre les diagrammes de l'œil obtenus par les deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE pour la modulation 16-QAM.

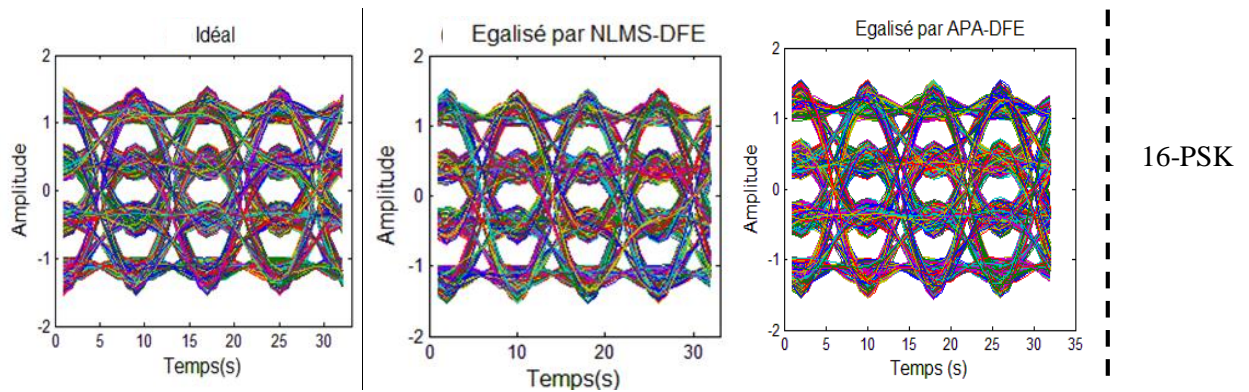


Figure 2.23 : Figure comparative entre les diagrammes de l'œil obtenus par les deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE pour la modulation 16-PSK.

2.8.3. Critère de Nyquist

La figure 2.24 illustre de manière précise l'efficacité de chacun des deux égaliseurs dans la correction du canal, aboutissant à un signal sans interférence entre symbole pour les deux modulations employées. Cette situation rend la comparaison entre les deux techniques plus complexe, car elles parviennent toutes deux à atteindre l'objectif visé avec mérite.

Nous ne pouvons pas voir lequel des deux algorithmes est le meilleur, à travers les performances comparatives entre les constellations, les diagrammes de l'œil, et les impulsions de Nyquist des deux algorithmes comme indiqué sur les figures 2.22, 2.23, et 2.24.

Cependant, les deux égaliseurs annulent bien le problème d'IES au régime permanent et donnent un signal bien égalisé à la sortie de l'égaliseur. C'est pourquoi, nous utilisons le critère d'EQM afin de savoir quelle est le meilleur algorithme entre les deux en termes de vitesse de convergence.

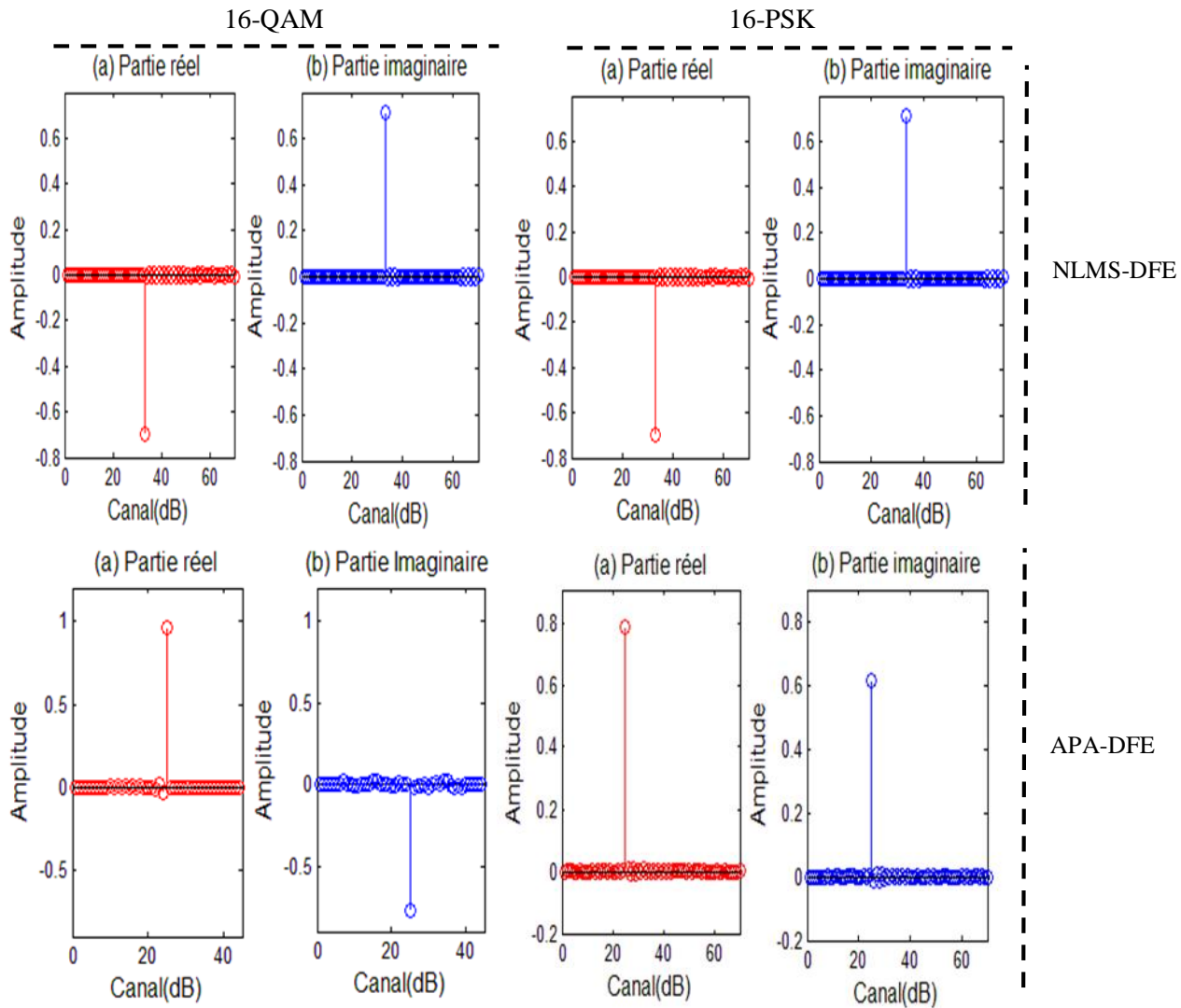


Figure 2.24 : Figure comparative entre les critères de Nyquist obtenus par les deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE pour les deux types de modulations, 16-QAM et 16-PSK.

2.8.4. Critère de l'EQM

Dans ce paragraphe, nous effectuons une comparaison détaillée des deux techniques d'égalisation en examinant l'impact de trois facteurs importants sur la performance de chacune, en utilisant toujours les deux types de modulations 16-QAM à gauche et 16-PSK à droite, avec une fréquence d'échantillonnage= 24 khz, un RSB d'entrée= 20 dB, un pas d'adaptation = 0.5, une taille de filtre= 64 , pour les deux égaliseurs, et un ordre de projection = 4 pour l'APA-DFE. Les paramètres testés par trois valeurs pour chaque expérience, sont mentionnées dans la figure 2.25.

Les figures (a) et (b) représentent l'effet de différentes valeurs d'RSB d'entrée sur la progression de l'EQM pour les deux égaliseurs étudiés. Les valeurs des RSB d'entrées utilisées sont 15dB, 20dB, 30dB, et nous gardons les autres paramètres inchangés. D'après les résultats obtenus avec ces deux figures, nous observons que lorsque le RSB augmente, l'EQM diminue très rapidement, ce qui signifie que le RSB et l'EQM sont inversement proportionnels. De plus, les courbes montrent une meilleure affinité d'RSB pour l'APA-DFE en comparant avec le NLMS-DFE, en particulier pour la modulation 16-PSK, qui tend vers plus de -20 dB pour un RSB = 30 dB.

Comme nous pouvons clairement voir d'après les figures (c) et (d), qui présentent la convergence de l'EQM des deux algorithmes APA-DFE et NLMS-DFE en fonction de pas d'adaptation ($\mu = 0,2$, $\mu = 0,5$, $\mu = 0,8$), la bonne convergence est claire dans les deux cas de modulations. Cela pour les deux algorithmes, en termes de vitesse, mais la modulation 16-PSK montre de meilleurs résultats pour la minimisation de l'EQM, qui tend vers -15dB pour APA-DFE lorsque $\mu = 0,8$, en revanche, il ne dépasse pas -5 dB pour NLMS-DFE pour les trois différentes valeurs de μ . Cela signifie que l'APA-DFE est bien meilleur que NLMS-DFE pour les grandes valeurs de pas d'adaptation.

De la même manière que précédemment, nous rapportons l'évolution de l'EQM dans les figure (e) et (f), en fonction de la longueur du filtre ($L = 32, 64, 128$ et 256), ce qui indique une proportion inverse relation entre la longueur du filtre et l'erreur quadratique moyenne, montrant à la fois les deux formes une convergence plus rapide et une erreur quadratique moyenne plus faible pour APA-DFE par rapport à NLMS-DFE quelle que soit la taille de filtre.

Les résultats obtenus montrent clairement l'efficacité des deux égaliseurs APA-DFE et NLMS-DFE, et ce pour les deux types de modulation 16-PSK et 16-QAM. La bonne convergence et l'EQM minimale en régime permanent de l'APA-DFE apparaissent clairement dans les résultats obtenus pour tous les paramètres testés. Ceci notant que APA-DEF est un égaliseur adaptatif très efficace et fiable, qui fonctionne très bien pour de grandes valeurs de : SNR d'entrée, taille de pas d'adaptation, et longueur d'égaliseur.

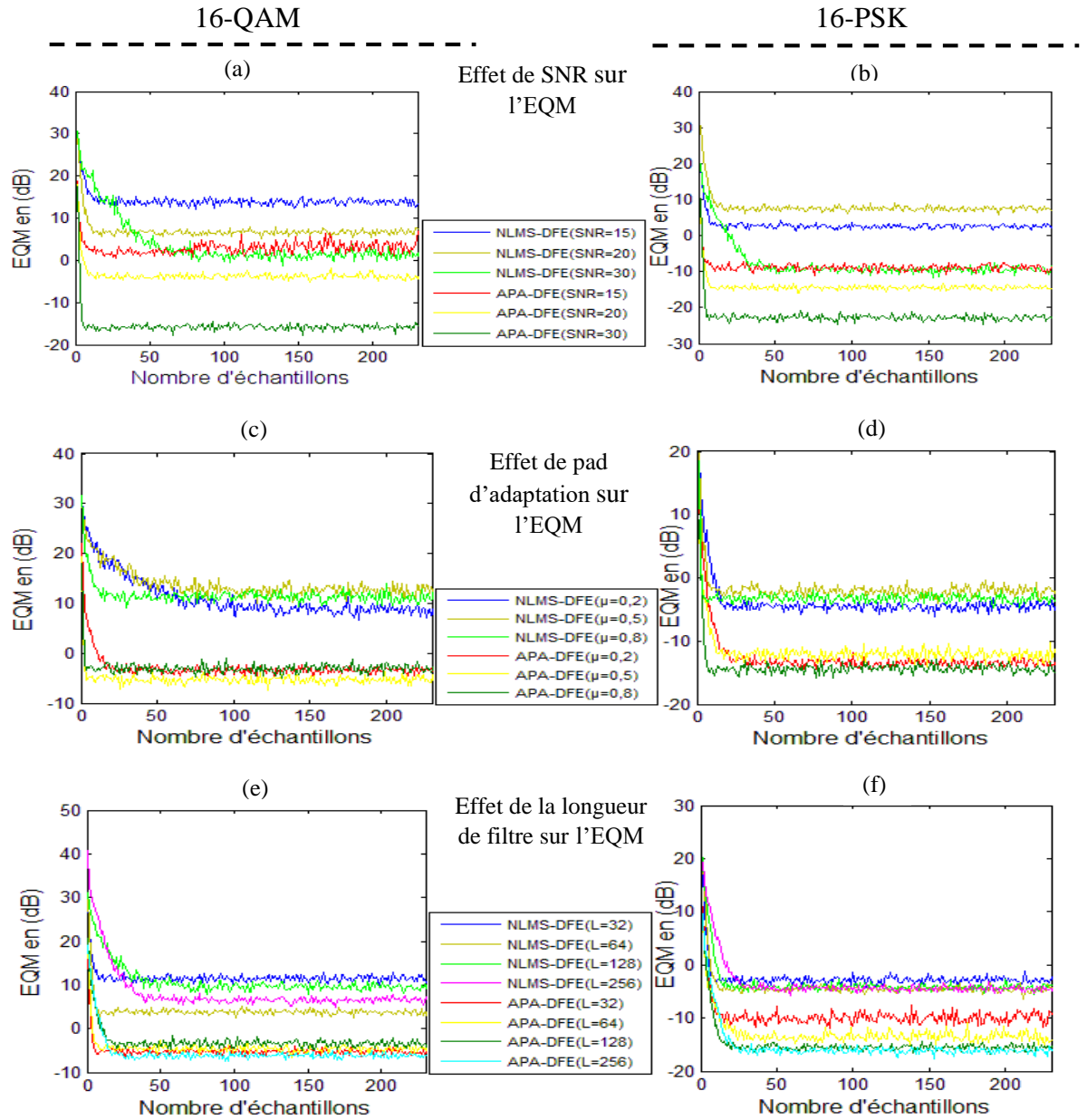


Figure 2.25 :Figure comparative entre l'effet des facteurs importants sur la convergence de l'EQM des deux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE.

2.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une analyse approfondie des deux techniques d'égalisation adaptative. Le préambule a consisté à détailler le modèle du canal adopté pour la transmission de signaux au sein des systèmes de communications numériques. En conséquence des perturbations induites par l'effet du canal sur les signaux émis, nous avons introduit la structure de l'égaliseur adaptatif à retour de décision comme une solution adéquate.

Ensuite, nous avons adapté les deux algorithmes adaptatifs populaires NLMS et APA dans la structure du l'égaliseur DFE que nous avons présentée. Cela a engendré deux égaliseurs distincts, à savoir NLMS-DFE et APA-DFE. Notre analyse s'est étendue à l'évaluation des performances de chacun de ces égaliseurs par le biais de simulations basées sur les modulations 16-QAM et 16-PSK. De plus, nous avons exploré l'impact de divers facteurs sur les performances de ces techniques en nous basant sur quatre critères évaluatifs.

En procédant à une comparaison rigoureuse, nous avons évalué les égaliseurs en termes de constellation, du diagramme de l'œil, du critère de Nyquist, et du critère de l'erreur quadratique moyenne. Les résultats obtenus ont mis en évidence la robustesse et l'efficacité des deux techniques dans l'atteinte des objectifs souhaités. Ces conclusions solides offrent une base solide pour les considérer dans le cadre d'une comparaison avec les techniques d'égalisation proposées dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 3

NOUVELLES TECHNIQUES D'EGALISATION PROPOSEES

3.1. Introduction

La technique d'égalisation NLMS-DFE est largement adoptée en raison de sa fiabilité, alors que sa vitesse de convergence vers la valeur minimale de l'erreur quadratique est limitée, ce qui restreint également la valeur d'erreur qu'elle peut atteindre. En ce qui concerne l'APA-DFE, bien qu'elle puisse converger plus rapidement avec un ordre de projection élevé, elle souffre d'une complexité croissante, entraînant une importante erreur. Cependant, en réduisant l'ordre de projection, on peut obtenir une faible valeur d'erreur au détriment d'une convergence plus lente.

Dans ce chapitre, nous présentons trois nouvelles techniques d'égalisation qui visent à éliminer les interférences entre les symboles, tout en cherchant à améliorer les performances. Notre objectif est d'atteindre une vitesse de convergence maximale pour une valeur d'erreur minimale, tout en minimisant la complexité de calcul.

Pour illustrer de manière explicite l'efficacité des solutions que nous avons proposées, nous débutons par l'exposition de la structure de l'égaliseur adaptatif que nous avons adoptée. Nous présentons ensuite les techniques d'égalisations adaptatives proposées, détaillant l'algorithme adopté et fournissant une analyse de performance pour chaque technique. A la fin de ce chapitre, nous menons une étude comparative entre les techniques proposées et les techniques qui ont été étudiées.

3.2. Egaliseur à anticipation de décision

Dans ce chapitre, nous avons utilisé la structure d'égaliseur à anticipation de décision comme montré par la figure 3.1 pour résoudre le problème d'IES effectué dans la même chaîne de communication illustrée par la figure 2.1 dans le chapitre précédent.

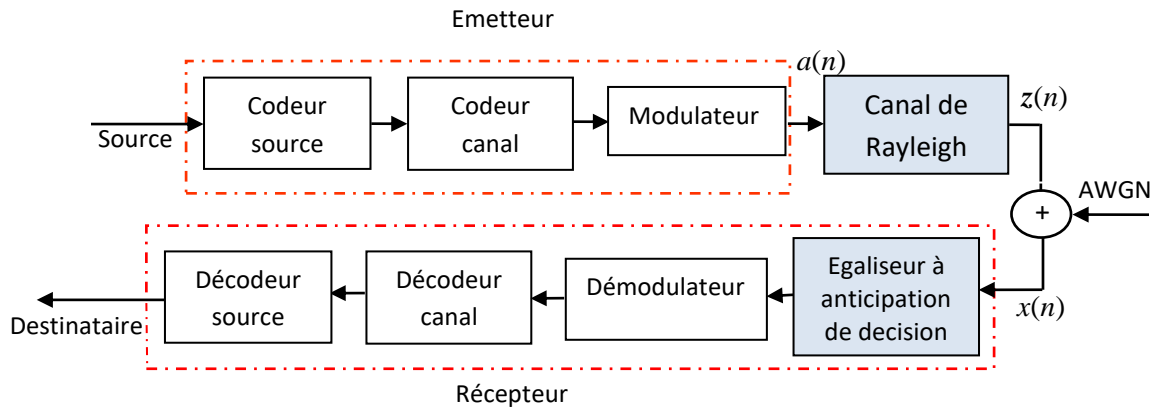


Figure 3.1: Chaîne de communication numérique en présence d'un égaliseur à anticipation de décision.

L'égaliseur à anticipation de décision est représenté par la figure 3.2, ce type d'égaliseur utilise uniquement le chemin d'anticipation afin de minimiser l'IES. Il implique généralement l'ajustement de la phase et de l'amplitude du signal à l'aide d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF).

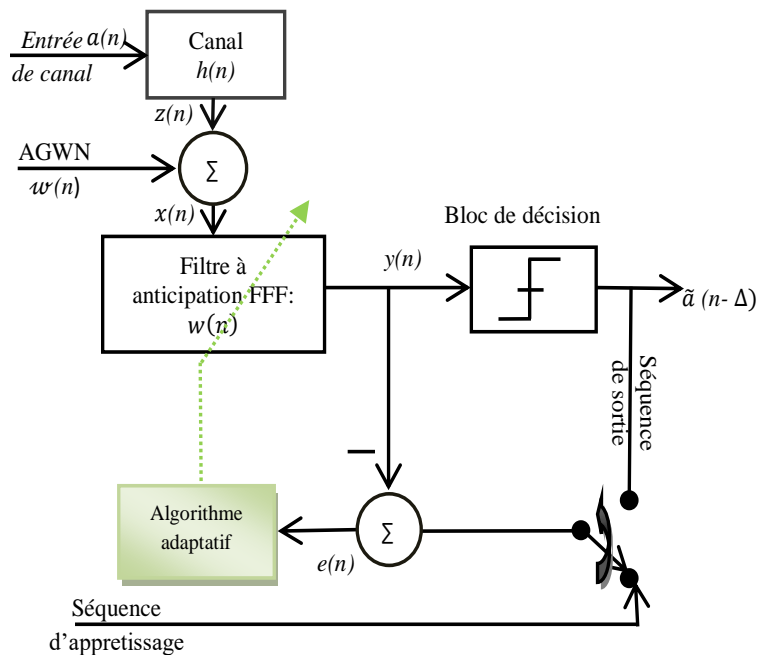


Figure 3.2 : Schéma d'un égaliseur à anticipation de décision.

Le filtre $w(n)$ présente le filtre à anticipation (Feedforward Filter, FFF), $a(n)$ présente le signal d'entrée de canal de transmission, et $x(n)$ présente son signal de sortie par la formule suivante :

$$x(n) = z(n) + w(n) \quad (3.1)$$

et
$$z(n) = a(n) * h(n) \quad (3.2)$$

Le signal d'entrée en mode d'apprentissage est présenté par $a(n - \Delta)$, par contre le signal de sortie du quantificateur en mode de décision est présenté par $\tilde{a}(n - \Delta)$. Les signaux $y(n)$ et $e(n)$ présentent respectivement, le signal estimé, et les vecteurs d'erreur a posteriori.

Le filtre à anticipation $w(n)$ est de type RIF, avec une réponse impulsionnelle de longueur L . Il filtre le signal de sortie du canal $x(n)$ pour donner le signal estimé $y(n)$, cependant, la sortie du quantificateur, $\tilde{a}(n - \Delta)$, est utilisé comme signal de référence.

Lorsque la réponse du canal change ou que le système de communication se déconnecte, la séquence d'apprentissage doit être répétée de manière récursive à chaque fois. Dans le cas optimal, la décision sur $y(n)$ est égale à la séquence d'entrée, avec un peu de retard, c'est-à-dire $\tilde{a}(n - \Delta) = Q[y(n)] \simeq a(n - \Delta)$, ce qui signifie que le filtre de canal a été parfaitement égalisé :

$$\tilde{a}(n - \Delta) \triangleq Q[y(n)] \simeq a(n - \Delta) \quad (3.3)$$

Pour calculer la relation des coefficients de pondération du filtre adaptatif à anticipation $w(n)$, nous avons adopté le critère d'erreur quadratique moyenne (EQM), où l'erreur a posteriori de cet égaliseur est représentée comme suit :

$$e(n) = \begin{cases} a(n - \Delta) - y(n) = a(n - \Delta) - \sum_{i=0}^{L-1} w_i x(n - i), & \text{en mode d'apprentissage} \\ \tilde{a}(n - \Delta) - y(n) = \tilde{a}(n - \Delta) - \sum_{i=0}^{L-1} w_i x(n - i), & \text{en mode de décision} \end{cases} \quad (3.4)$$

Pour assurer son efficacité, ce type d'égaliseur exige des filtres plus complexes. Cependant, il présente l'avantage de ne pas être affecté par les problèmes de bruit associés aux égaliseurs à retour de décision.

3.3. Première technique proposée : DFE-PAP

Nous présentons une nouvelle approche d'égalisation adaptative visant à résoudre le problème évoqué dans l'introduction. Cette méthode implique l'incorporation de l'algorithme de projection pseudo affine dans la structure d'un égaliseur linéaire, spécifiquement dans un filtre d'anticipation de décision appelé DFE-PAP [63].

3.3.1. L'algorithme de projection pseudo affine PAP

L'algorithme de projection pseudo affine appartient à la famille des algorithmes AP, son principe est de remplacer le signal d'entrée par une prédiction autorégressive (AR) et ainsi le vecteur de direction de mise à jour du poids est déterminé [64-67].

À cet égard, l'équation de mise à jour de poids résultante pour $\mu = 1$ se réduit à l'équation de mise à jour de poids simplifiée. L'algorithme PAP utilise cette équation simplifiée de mise à jour des poids mais avec $\mu < 1$. Par conséquent, l'équation de mise à jour du poids devient une fonction de l'erreur standard actuelle uniquement [68].

Étant donné que l'algorithme PAP repose sur la convergence des valeurs pondérées actives, et en même temps il est indépendant de la propriété du signal d'entrée, qui présente une caractéristique discrète [68]. Contrairement à l'algorithme AP classique, donc nous pouvons dire que PAP combine la projection affine avec une mise à jour itérative du point de départ pour se rapprocher progressivement de la projection souhaitée sur la variété convexe, où une pseudo-fonction supplémentaire est incorporée dans le processus de mise à jour des poids.

De cette manière, il fournit une solution optimale au conflit inhérent entre le désalignement en régime permanent et la vitesse de convergence.

3.3.2. Egaliseur à anticipation de décision à base de l'algorithme PAP

Nous donnons sur la figure 3.3, la structure de l'égaliseur DFE-PAP proposé [63]. Dans cette structure, nous considérons l'identification adaptative directe d'un canal modélisé par un filtre RIF, $w(n)$. Dans cette partie, nous proposons d'utiliser l'algorithme de projection pseudo affine [64] pour mettre à jour le paramètre des coefficients de l'égaliseur à anticipation de décision. Dans le schéma de la figure 3.3, nous avons deux observations disponibles, $x(n)$ et $y(n)$, qui représentent l'entrée et la sortie du filtre d'anticipation de l'égaliseur.

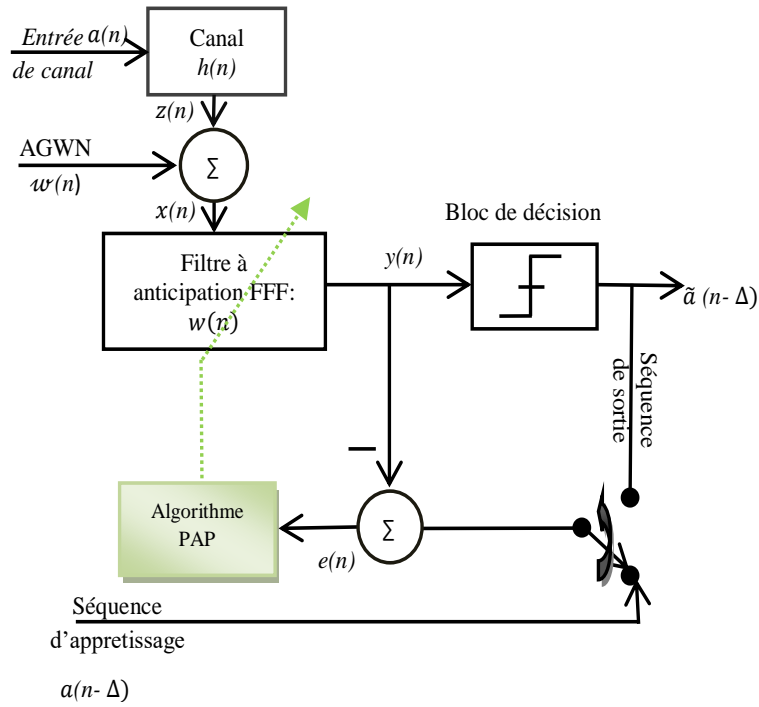


Figure 3.3 : Egaliseur à anticipation de décisions à base de l’algorithme PAP.

Dans cette technique, nous définissons la même nomenclature comme le montre la figure 3.2, tout en conservant le même principe de fonctionnement mentionné au paragraphe 3.2, nous exploitons les avantages de l’algorithme PAP dans notre système par l’adapter à l’égaleur comme suit.

3.3.3. Adaptation de l’algorithme PAP

La mise à jour de la projection pseudo affine des relations de l’erreur de filtrage et des coefficients de filtre d’anticipation de l’égaleur est donnée comme suit :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \mu \mathbf{X}^+(n)\mathbf{e}(n) \quad (3.5)$$

$$\mathbf{e}(n) = \begin{cases} \mathbf{a}(n - \Delta) - \mathbf{y}(n) = \mathbf{a}(n - \Delta) - \mathbf{X}(n)\mathbf{w}(n - 1), & \text{en mode d'apprentissage} \\ \tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta) - \mathbf{y}(n) = \tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta) - \mathbf{X}(n)\mathbf{w}(n - 1), & \text{en mode de décision} \end{cases} \quad (3.6)$$

où : $\mathbf{e}(n)$ représente le vecteur d’erreur a priori,

$$\mathbf{e}(n) = [e(n) \dots \dots e(n - P + 1)]^T \quad (3.7)$$

$\mathbf{y}(n)$ représente le vecteur de sortie de l’égaleur adaptatif,

$$\mathbf{y}(n) = [y(n) \dots \dots y(n - P + 1)]^T \quad (3.8)$$

$\tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta)$ représente le signal de sortie de quantificateur (bloque de décision),

$$\tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta) = [\tilde{a}(n - \Delta), \dots, \tilde{a}(n - \Delta - P + 1)]^T \quad (3.9)$$

et $\mathbf{w}(n)$ présente le filtre d'égaliseur adaptatif.

La matrice d'entrée $\mathbf{X}(n) = [\mathbf{x}(n), \dots, \mathbf{x}(n - P + 1)]^T$ est une matrice de dimensions $P \times L$, qui se compose de p derniers vecteurs d'entrée $\mathbf{x}(n)$ de l'égaliseur. L et P représentent respectivement la longueur du segment et l'ordre de projection [31-34]. Le paramètre μ est un scalaire qui contrôle la stabilité et le taux de convergence, avec une valeur choisie entre 0 et 1.

Le $\mathbf{X}^+(n)$ est une matrice qui représente le Moore pseudo-inverse de la matrice $\mathbf{X}^T(n)$,

$$\mathbf{X}^+(n) = \mathbf{X}^T(n) [\mathbf{X}(n) \mathbf{X}^T(n)]^T \quad (3.10)$$

Nous estimons l'erreur a posteriori $\mathbf{p}(n)$ par la formule suivante du vecteur d'erreurs P a posteriori [64,65,66,69]:

$$\mathbf{p}(n) = \mathbf{e}(n) - \mathbf{X}(n)\mathbf{w}(n) \quad (3.11)$$

Nous combinons (3.5) et (3.11), et nous obtenons par la formule suivante la relation entre le pas d'adaptation et l'erreur à priori :

$$\mathbf{p}(n) = (1 - \mu)\mathbf{e}(n) \quad (3.12)$$

Dans ce qui suit, nous supposons que le pas d'adaptation $\mu=1$ (cas optimale), la relation (3.12) se réduit au vecteur nul [60], où l'équation de mise à jour du filtre d'anticipation de l'égaliseur proposé peut être réécrite par cette formule [63,64,69]:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + [\mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n) + \delta \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{X}(n) \mathbf{e}(n) \quad (3.13)$$

où $\delta \mathbf{I}$ est une matrice identité de régularisation, $\mathbf{e}(n)$ est la règle de mise à jour. Comme le signal d'entrée de l'égaliseur est un signal stationnaire aléatoire, nous maintenons une relation entre le vecteur de coefficient de prédiction linéaire avant optimal $\hat{\mathbf{a}}_p = [1 \ \hat{a}_1 \ \hat{a}_2 \ \dots \ \hat{a}_{p-1}]^T$ de l'égaliseur de filtre à action directe, et l'énergie E_{p-1} de l'erreur de prédiction :

$$\hat{\mathbf{a}}_p = \mathbf{L}^{-1} [\mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n)]^{-1} [E_{p-1} \ 0 \ \dots \ 0]^T \quad (3.14)$$

D'autre part, le vecteur d'erreur prédit linéaire optimal de l'égaliseur du filtre à action directe est réécrit comme suit :

$$\mathbf{u}(n) = [x(n)x(n-1) \dots x(n-P+1)]\hat{\mathbf{a}}_P \quad (3.15)$$

Où le vecteur $\mathbf{u}(n)$ est lié à E_{P-1} par la relation suivante :

$$E_{P-1} = \mathbf{u}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.16)$$

En substituant les relations (3.15) et (3.16) dans la relation (3.13), nous obtenons la relation de mise à jour de filtre d'anticipation de l'égaliseur DFE-PAP par cette formule [63]:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu[\mathbf{u}^T(n)\mathbf{x}(n)]^{-1}\mathbf{u}(n)\mathbf{e}(n) \quad (3.17)$$

Lors de la mise en œuvre, nous utilisons une période d'apprentissage, au cours de laquelle nous prenons les symboles connus pour $\tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta)$, $\tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta) = \mathbf{a}(n-\Delta)$, puis nous passons en mode opérationnel, en remplaçant la séquence d'entraînement par des décisions, $\tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta) = Q[\mathbf{y}(n)]$.

3.3.4. Complexité de calcul du DFE-PAP proposé

Le tableau 3.1 montre les complexités de calcul de l'égaliseur proposé DFE-PAP en le comparant avec l'égaliseur classique NLMS-DFE en termes de nombres de multiplications et de divisions (MD).

Tableau 3.1 : Comparaison de la complexité de calcul de l'égaliseur proposé DFE-PAP et l'égaliseur NLMS-DFE.

Algorithmes	Algorithmes Complexité par itération (Multiplications et divisions)
DFE-PAP	$2L + P^2 + 5P + 4$
NLMS-DFE	$3L + 1$

La complexité de l'égaliseur NLMS-DFE est de $(3L + 1)$ MD, où L est la longueur du filtre de l'égaliseur. Cependant, la complexité de l'égaliseur DFE-PAP proposé est de $(2L + P^2 + 5P + 4)$ MD où P est la longueur du prédicteur. Dans cette complexité, les coefficients prédictifs sont calculés par la méthode de Levinson et Durbin et nécessitent $(P^2 + 2P)$ MD. Dans la structure DFE, l'ordre du prédicteur P peut être choisi très petit par rapport à la longueur du filtre L. Dans de telles conditions, notre algorithme DFE-PAP proposé aura une faible complexité par rapport à l'NLMS-DFE.

Cela signifie que nous proposons un nouvel égaliseur avec une vitesse de convergence rapide et une faible complexité.

3.3.5. Analyse des performances de l'égaliseur 1 proposé DFE-PAP

Nous évaluons notre égaliseur à anticipation de décision de projection pseudo affine proposé (DFE-PAP) avec une séquence d'apprentissage, basée sur les critères suivants :

- (i) Diagramme de constellation.
- (ii) Diagramme de l'œil.
- (iii) Critère de Nyquist.
- (iv) Erreur quadratique moyenne (EQM).

Dans cette analyse, nous comparons notre égaliseur proposé avec l'égaliseur NLMS-DFE étudié dans le chapitre précédent. Les signaux utilisés sont modulés respectivement par la modulation par déplacement de phase à 16 phases (16-PSK) et la modulation d'amplitude à 16 quadratiques (16-QAM). Le bruit utilisé est un bruit gaussien blanc additif (AWGN). La fréquence d'échantillonnage est de 24 kHz. Dans le tableau 3.2, nous donnons les paramètres des égaliseurs NLMS-DFE et DFE-PAP proposé. Dans la section simulation, nous sélectionnons $\mu=0,8$ pour permettre au DFE-PAP d'être efficace et d'éviter la distorsion du signal.

Tableau 3.2 : Paramètres de simulation des deux égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE.

L'égaliseur DFE-PAP	La modulation 16-PSK	La modulation 16-QAM
Signal source	signal aléatoire	signal aléatoire
Nombre de symboles	30 000	30 000
Pas d'adaptation de convergence	$\mu = 0,8$	$\mu = 0,8$
Taille de filter	$L = 64$	$L = 64$
Ordre de projection	$P = 8$	$P = 8$
RSB d'entrée	$RSB = 30$	$RSB = 30$
Facteur de débordement	Roll-off=0,7	Roll-off=0,7
L'égaliseur NLMS-DFE		
Signal source	signal aléatoire	signal aléatoire
Nombre de symboles	30 000	30 000
Pas d'adaptation de convergence	$\mu = 0,8$	$\mu = 0,8$
Taille de filter	$L = 64$	$L = 64$
RSB d'entrée	$RSB = 30$	$RSB = 30$
Facteur de débordement	Roll-off=0,7	Roll-off=0,7

3.3.5.1. Diagramme de constellation pour DFE-PAP

Les résultats de l'évaluation de la constellation de l'égaliseur proposé DFE-PAP pour la modulation M-PSK sont présentés par les figures 3.4, 3.5, et 3.6. Où nous avons évalué son performance pour M=8, 16 et 32, respectivement, le reste des paramètres de simulation est détaillé dans le tableau 3.2.

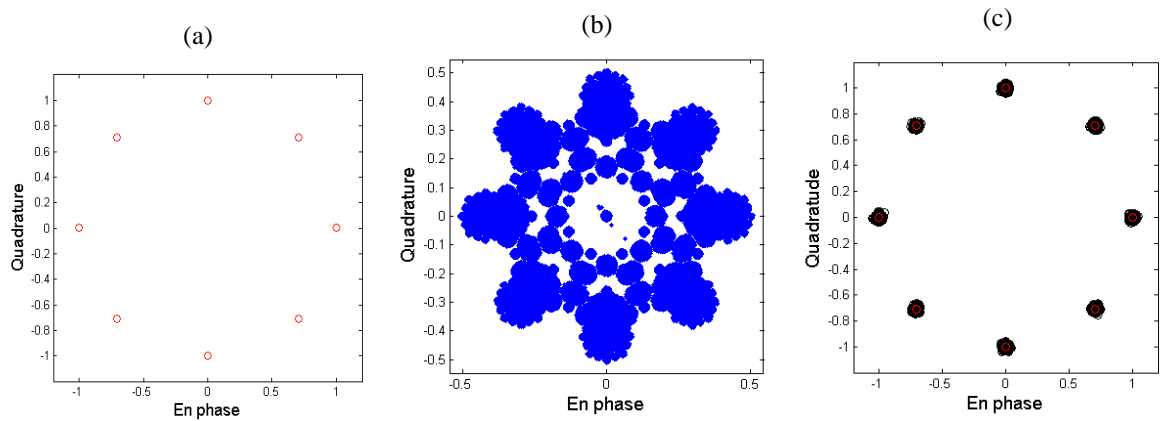


Figure 3.4 : Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé d'une modulation de 8-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.

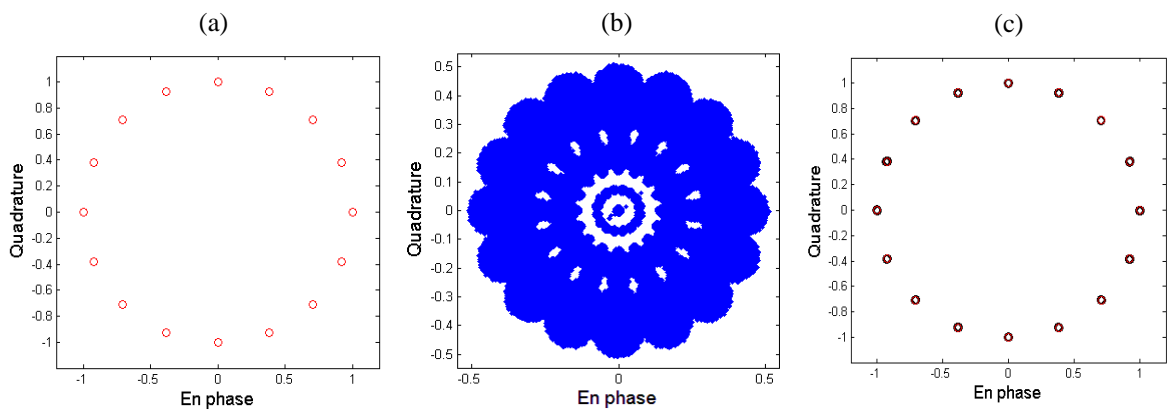


Figure 3.5 : Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé d'une modulation de 16-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.

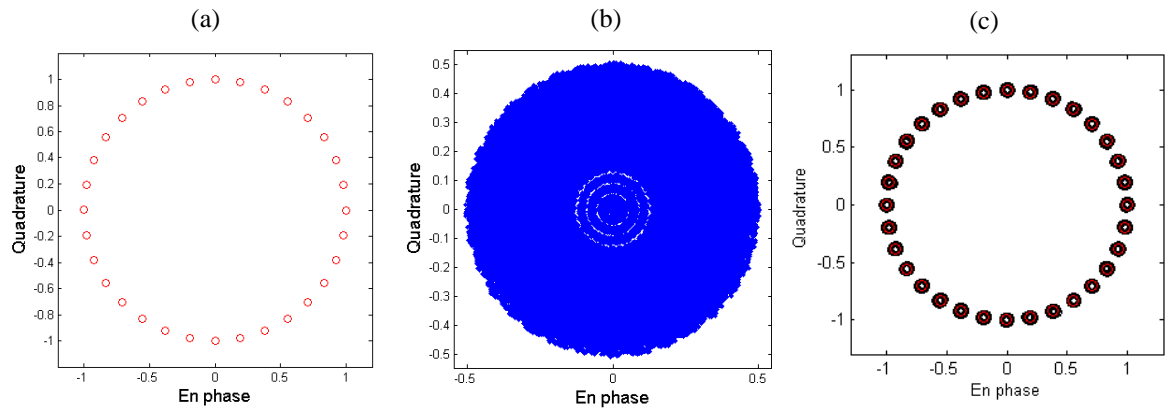


Figure 3.6 : Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé d'une modulation de 32-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.

D'après les résultats des figures 3.4, 3.5 et 3.6, il semble que l'égaliseur proposé (DFE-PAP) parvienne effectivement à égaliser le canal de manière satisfaisante pour $M=8$, $M=16$ et $M=32$, ce qui montre que le DFE-PAP fonctionne de manière optimale pour la modulation M -PSK, quelle que soit la valeur de M .

Afin de confirmer cette observation, nous avons reproduit la même expérience avec une modulation M -QAM, en prenant $M=8$, $M=16$ et $M=32$, comme illustré respectivement dans les figures 3.7, 3.8 et 3.9. Ces expérimentations ont été réalisées en utilisant les mêmes paramètres énoncés dans le tableau 3.2.

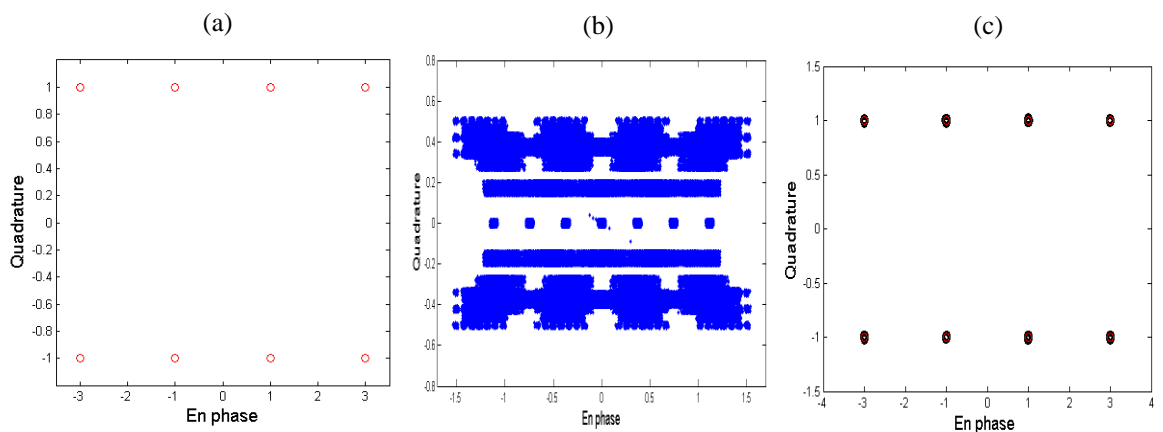


Figure 3.7 : Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé pour la modulation 8-QAM avec (a) diagramme de constellation idéal, (b) diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) diagrammes de constellation idéal et après l'égalisation.

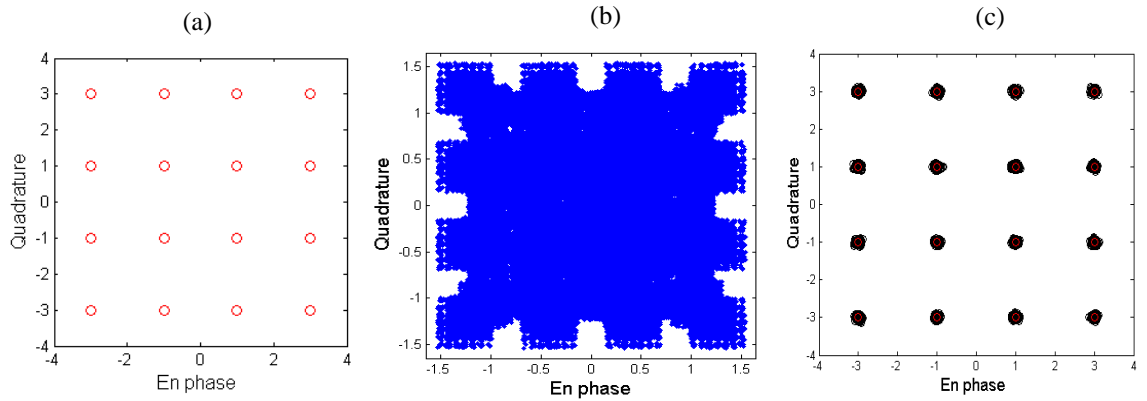


Figure 3.8 : Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé pour la modulation 16-QAM avec (a) diagramme de constellation idéal, (b) diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) diagrammes de constellation idéal et après l'égalisation.

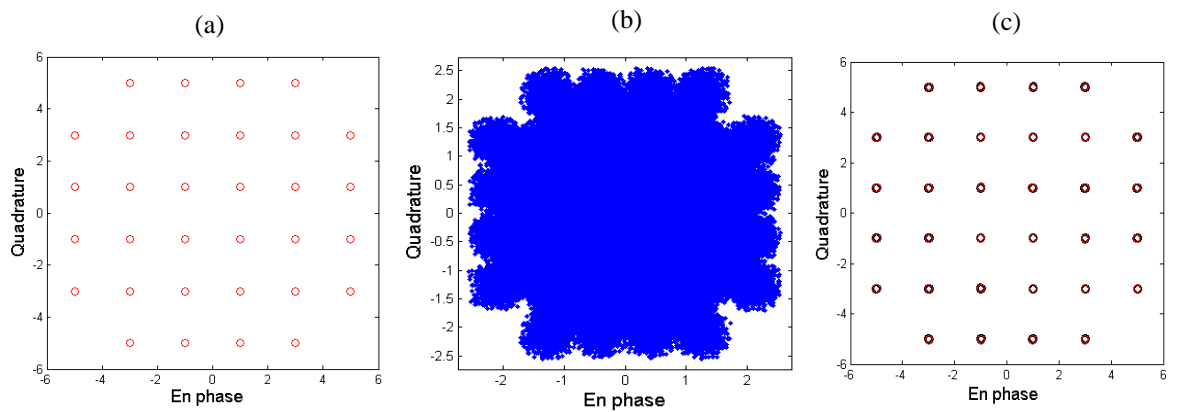


Figure 3.9 : Diagramme de constellation pour le DFE-PAP proposé pour la modulation 32-QAM avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.

Les conclusions dégagées de ces résultats mettent en évidence de manière éloquente l'efficacité de l'égaliseur proposé dans l'élimination de l'IES et dans l'égalisation du signal altéré. Cette observation nous conduit à affirmer que l'application de l'algorithme PAP dans le domaine de l'égalisation adaptative se révèle être une approche efficace pour améliorer la qualité du signal au sein d'un système de communication numérique confronté au défi de l'IES, notamment lors de l'utilisation des modulations M-PSK et M-QAM.

Enfin, la figure 3.10 illustre une comparaison entre le diagramme de constellation idéal et les deux diagrammes de constellations obtenus après l'égalisation pour les deux égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE, pour 16-PSK et 16-QAM.

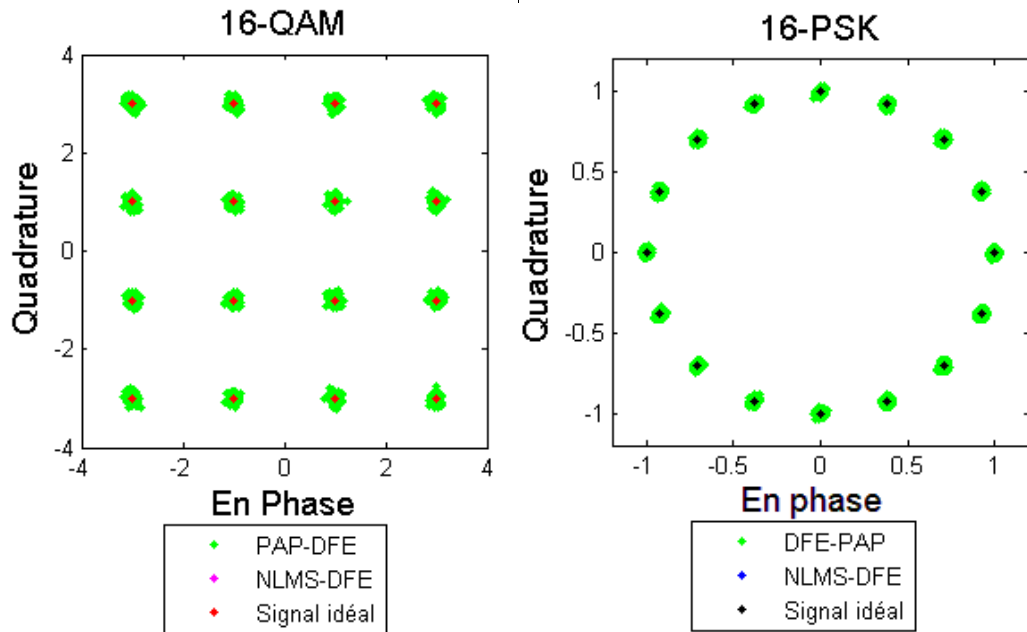


Figure 3.10: Evaluation des performances comparatives entre les constellations des égaliseurs DFE-PAP proposé et NLMS-DFE classique pour 16-QAM à gauche et 16-PSK à droite.

La comparaison effectuée montre la superposition des constellations des deux égaliseurs sur la constellation idéale, ce qui confirme une autre fois le bon fonctionnement des deux égaliseurs. Cependant, cela ne permet pas de savoir si l'algorithme proposé PAP surpasse l'efficacité de l'algorithme NLMS, ce qui nécessite l'évaluation d'autres critères de performance.

Bien qu'il ait été prouvé que le DFE-PAP proposé donne des résultats satisfaisants quelle que soit la valeur de M , nous avons décidé, dans un souci d'organisation, de poursuivre l'évaluation des performances de notre DFE-PAP pour ces deux types de modulation, en fixant M à 16 pour l'ensemble des autres critères évalués..

3.3.5.2. Diagramme de l'œil pour DFE-PAP

Dans cette section, nous évaluons le diagramme de l'œil de l'égaliseur DFE-PAP proposé en le comparant à l'égaliseur classique NLMS-DFE, comme illustré dans les figures 3.11 et 3.12. Ces graphiques présentent les résultats des deux égaliseurs pour les deux types de modulations, respectivement 16-QAM et 16-PSK. Les paramètres de simulation pour chaque algorithme sont identiques à ceux indiqués dans le tableau 3.2.

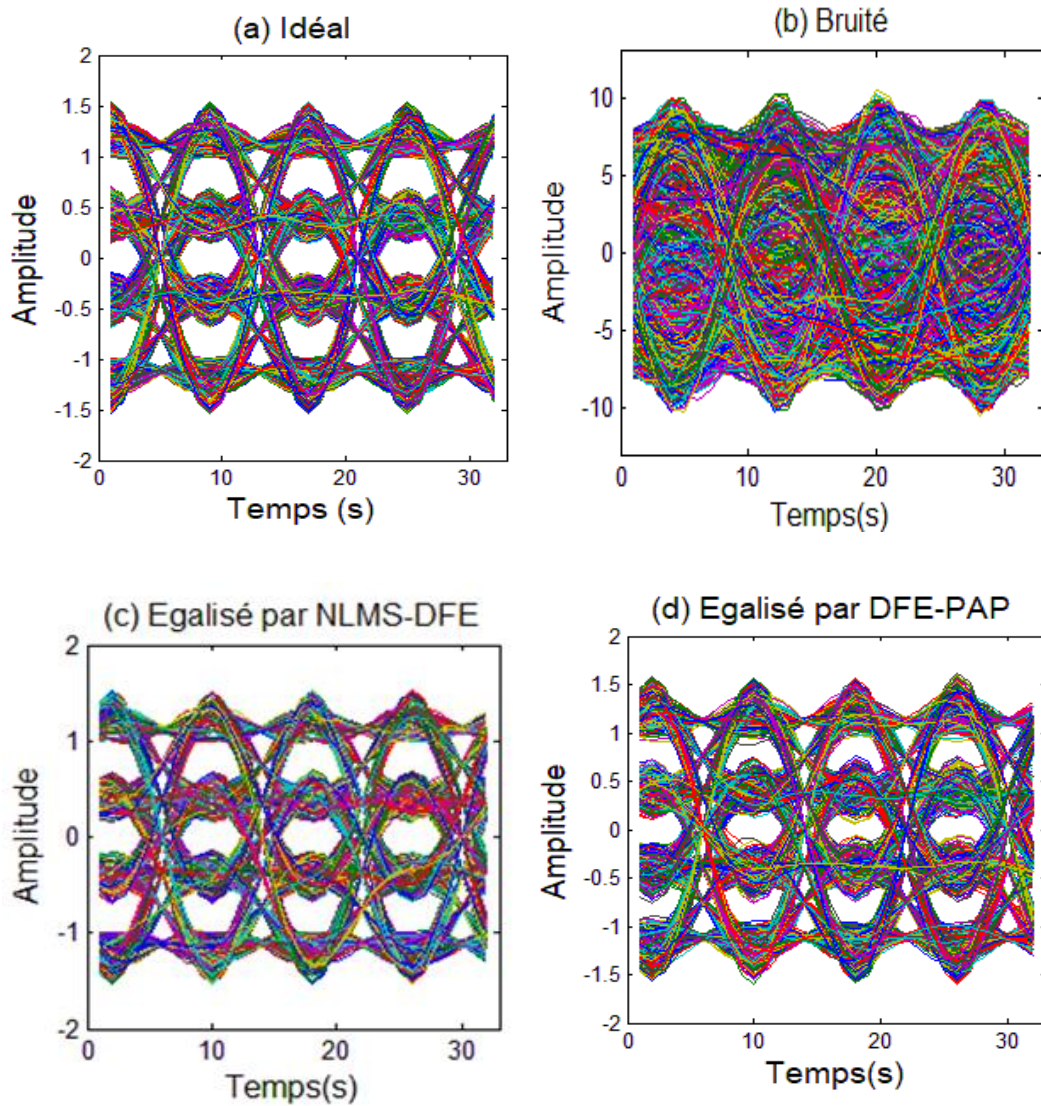


Figure 3.11 : Évaluation du diagramme de l'oeil de l'égaliseur proposé DFE-PAP et l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM : (a) Forme du diagramme de l'oeil idéal, (b) Signal corrompu, (c) Signal égalisé par NLMS-DFE, et (d) Signal égalisé par DEF-PAP.

Ces deux figures montrent de manière explicite que les formes du diagramme de l'œil obtenues après l'égalisation pour les deux égaliseurs sont largement ouvertes et présentent une similitude remarquable avec la forme idéale, que ce soit pour les modulations 16-PSK ou 16-QAM. Ces résultats confirment de manière concluante que la technique proposée engendre un signal présentant un minimum d'IES à la sortie de notre égaliseur DFE-PAP.

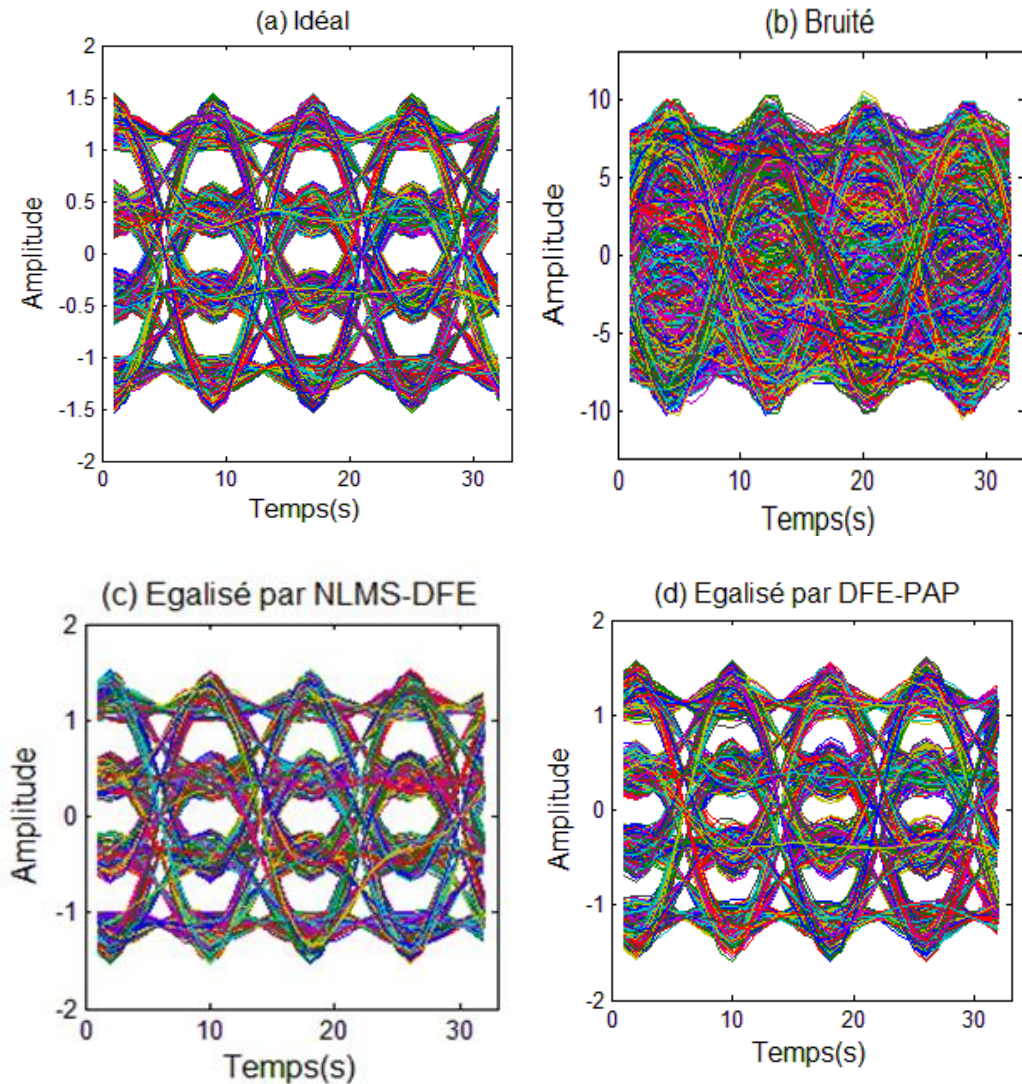


Figure 3.12 : Évaluation du diagramme de l'œil de l'égaliseur proposé DFE-PAP et l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-PSK : (a) Forme du diagramme de l'œil idéal, (b) Signal corrompu, (c) Signal égalisé par NLMS-DFE, et (d) Signal égalisé par DFE-PAP.

Nous observons que les diagrammes de constellation et de l'œil ne permettent pas une distinction claire du meilleur algorithme en termes d'égalisation. Dans les sections suivantes, nous recourons à d'autres critères objectifs afin de mieux mettre en évidence cette problématique.

3.3.5.3. Critère de Nyquist pour DFE-PAP

Afin d'évaluer les performances de l'égaliseur DFE-PAP en comparaison avec l'égaliseur NLMS-DFE dans le processus d'égalisation du canal, nous avons examiné le critère de Nyquist pour l'approche proposée, en tenant compte de deux types de modulation, à savoir 16-QAM et la 16-PSK. Le rapport signal à bruit (RSB) d'entrée

était fixé à 40 dB. Les expériences ont été répliquées en utilisant les mêmes paramètres que ceux indiqués dans le tableau 3.2. Les résultats obtenus pour les deux égaliseurs sont présentés de manière détaillée dans les figures 3.13 et 3.14.

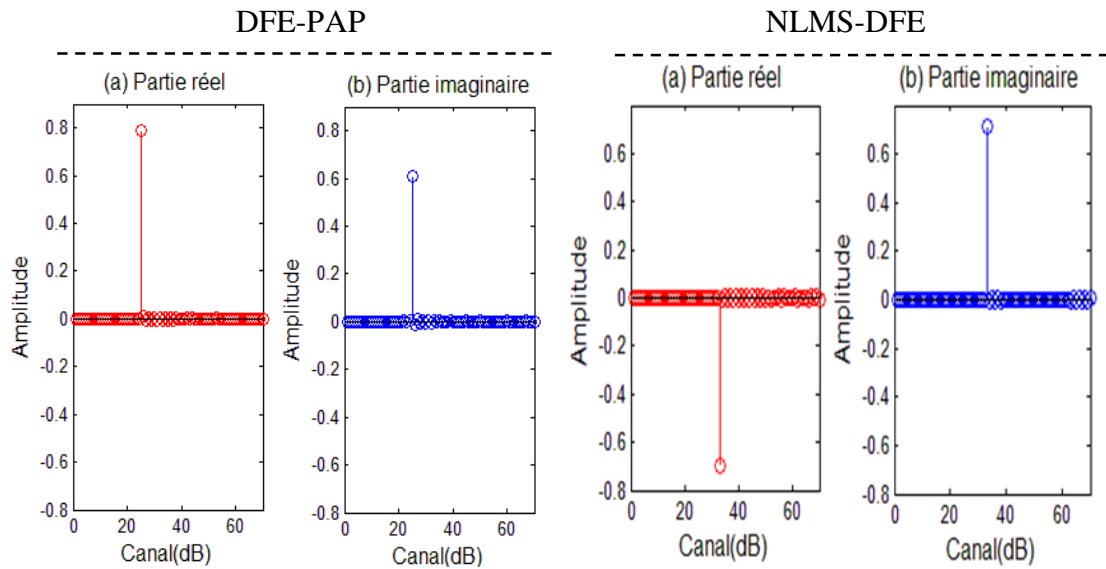


Figure 3.13 : Évaluation de Nyquist par DFE-PAP et NLMS-DFE pour 16-QAM. (a) Partie réelle, (b) Partie imaginaire.

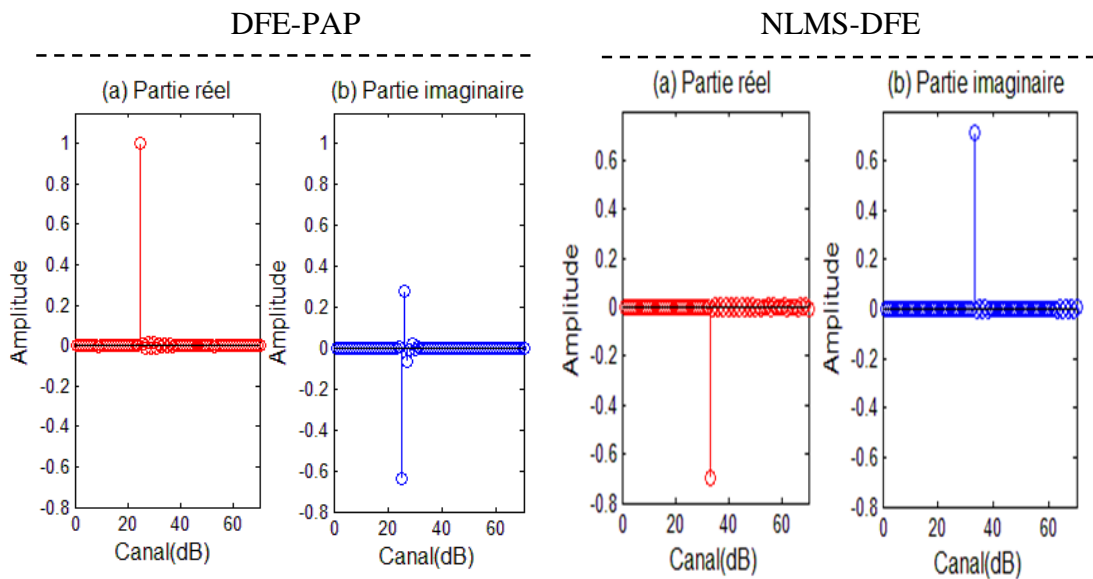


Figure 3.14 : Évaluation de Nyquist par DFE-PAP et NLMS-DFE pour 16-PSK. (a) Partie réelle, (b) Partie imaginaire.

Selon les figures 3.13 et 3.14, les résultats du critère de Nyquist (tant pour ses parties réelles que pour ses parties imaginaires) obtenues par les égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE suggèrent clairement une égalisation réussie des canaux, quel que soit le type de modulation, que ce soit en 16-QAM ou 16-PSK.

L'observation des résultats indique que l'impulsion satisfait aux exigences du critère de Nyquist, éliminant ainsi toute interférence entre symbole.

Ces résultats conduisent à la conclusion que l'égaliseur DFE-PAP proposé parvient à annuler l'IES même dans des conditions de forte interférence de canal, maintenues avec un rapport signal à bruit d'entrée élevé. En résumé, l'égaliseur DFE-PAP s'affirme comme une solution novatrice, hautement performante et efficace dans les systèmes de communication numérique, notamment dans l'application d'un égaliseur à anticipation de décision.

3.3.5.4. Critère de l'EQM pour DFE-PAP

Nous évaluons le critère d'erreur quadratique moyenne (EQM) pour le DFE-PAP proposé en le comparant à l'égaliseur classique NLMS-DFE. Ce critère nous permet de visualiser la convergence des deux égaliseurs, offrant ainsi une évaluation de la vitesse et de l'efficacité de la méthode suggérée pour minimiser l'erreur quadratique moyenne.

L'estimation de l'EQM est réalisée pour chaque égaliseur dans des conditions de simulation identiques, en utilisant les mêmes paramètres du tableau 3.2, pour deux types de modulation, à savoir le 16-QAM et le 16-PSK. Les résultats obtenus du critère EQM pour les deux égaliseurs, DFE-PAP proposé et NLMS-DFE, lors de l'utilisation des deux types de modulations, sont présentés dans la figures 3.15.

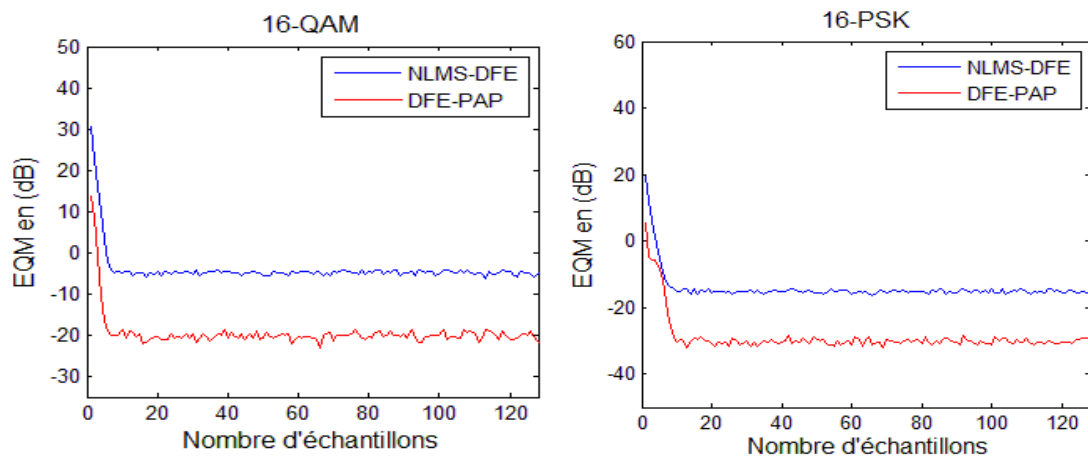


Figure 3.15 : Évaluation de l'EQM par l'égaliseur proposé DFE-PAP et le NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

D'après les courbes exposées dans la figure 3.15, les performances de vitesse de convergence de l'égaliseur DFE-PAP proposé surpassent celles de l'égaliseur NLMS-DFE lors de l'application des modulations 16-QAM et 16-PSK.

Cette remarquable performance se manifeste dès le début de chaque courbe, attestant ainsi la capacité de l'égaliseur DFE-PAP proposé à minimiser rapidement et efficacement le critère de l'EQM par rapport à son homologue DFE-NLMS.

3.3.5.5. Effet d'RSB, P, μ , et L sur la convergence de DFE-PAP

Afin de mesurer de manière précise les performances de l'égaliseur proposé, nous avons analysé l'évolution d'EQM au cours de quatre expériences distinctes pour les deux égaliseurs DFE-PAP proposé et le NLMS-DFE. Dans chaque expérience, nous examinons l'impact d'un paramètre clé sur le taux de convergence de l'EQM en utilisant quatre valeurs différentes pour tester chaque paramètre, tant pour les techniques DFE-PAP et NLMS-DFE. Ces expériences englobent les deux types de modulation 16-QAM et 16-PSK en utilisant les paramètres mentionnées dans le tableau 3.3.

Tableau 3.3: Paramètres des égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE pour les quatre expériences évaluées.

Paramètres en commun			
Nombre d'échantillons : 30 000			
Roll-of : 0,7			
Fréquence d'échantillonnage : 24 kHz			
Taille de filtre: 64			
Pas d'adaptation : 0,5			
RSB d'entrée : 30 dB			
Ordre de projection P (pour le DFE-PAP): 8			
Paramètres testés			
Expérience 1: RSB	Expérience 2: P	Expérience 3: μ	Expérience 4: L
10 dB, 20 dB, 30 dB, 40 dB	4, 6, 8, 10	0.3, 0.5, 0.7, 0.9	32, 64, 128, 256

Avec : RSB représente le rapport signal sur bruit.

P représente l'ordre de projection.

μ représente la taille de pas d'adaptation.

L représente la taille de filtre.

Expérience 1 :

Nous évaluons l'impact du rapport signal à bruit d'entrée sur le taux de convergence de l'EQM pour les deux égaliseurs, illustré par la figure 3.16. Dans cette figure, la sous-figure (a) à gauche présente les courbes pour la modulation 16-QAM, tandis que la sous-figure (b) à droite présente les courbes pour la modulation 16-PSK.

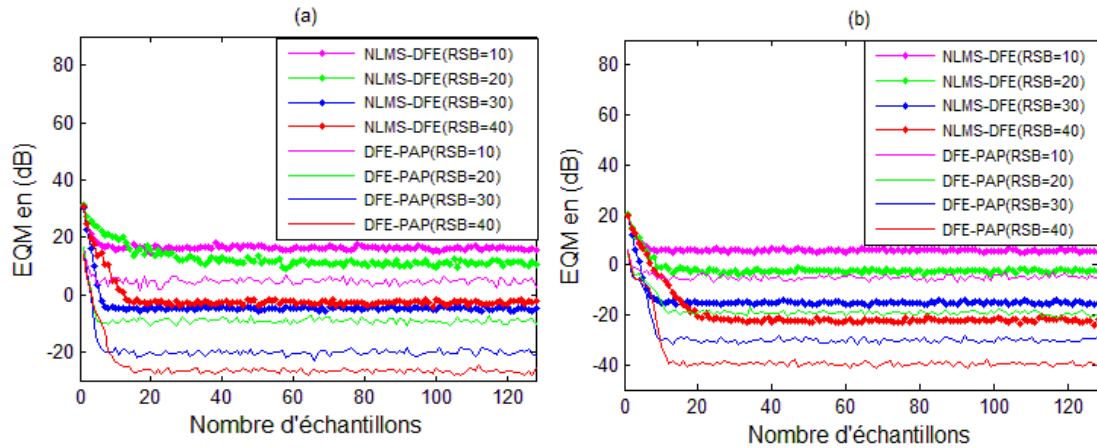


Figure 3.16: L'effet de l'RSB d'entrée sur le taux de convergence de l'EQM pour le DFE-PAP et le NLMS-DFE.

Il est observé que l'EQM final évolue de manière inversement proportionnelle au RSB d'entrée. Les valeurs minimales de l'EQM sont de -28 dB et -40 dB pour le DFE-PAP, et de -2 dB et -20 dB pour le NLMS-DFE, respectivement, dans les cas des modulations 16-QAM et 16-PSK. Cette constatation indique que le DFE-PAP présente une vitesse de convergence plus élevée vers une valeur d'EQM plus faible que le NLMS-DFE.

Expérience 2 :

Nous examinons l'effet de différentes valeurs de l'ordre de projection P sur l'EQM obtenue par l'égaliseur proposé DFE-PAP en le comparant avec l'égaliseur NLMS-DFE. La figure 3.17 présente deux sous-figures :

Figure (a) à gauche représente les résultats pour la modulation 16-QAM.

Figure (b) à droite illustre les résultats pour la modulation 16-PSK.

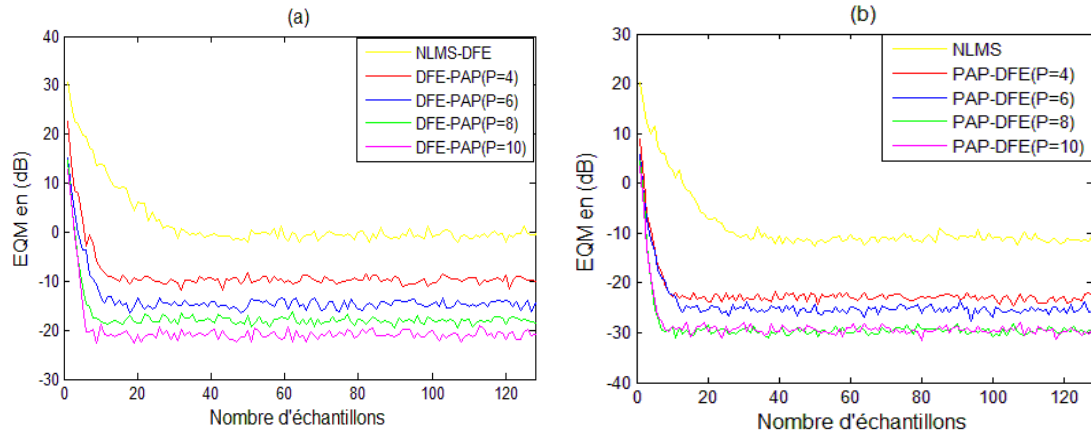


Figure 3.17: L'effet de l'ordre de projection sur le taux de convergence de l'EQM de l'égaliseur DFE-PAP.

Ces résultats mettent en évidence une relation inverse entre la vitesse de convergence de l'EQM et l'accroissement de l'ordre de projection. En effet, l'EQM a diminué jusqu'à atteindre -20 dB et -30 dB respectivement pour les deux types de modulation. Cette observation indique qu'un ordre de projection élevé favorise une convergence rapide et efficace pour l'égaliseur proposé.

Expérience 3 :

Nous étudions l'influence du pas d'adaptation μ sur la convergence de l'EQM pour les deux égaliseurs, comme illustré dans la figure 3.18, les deux sous-figures (a) et (b) correspondent à la modulation 16-QAM et 16-PSK respectivement.

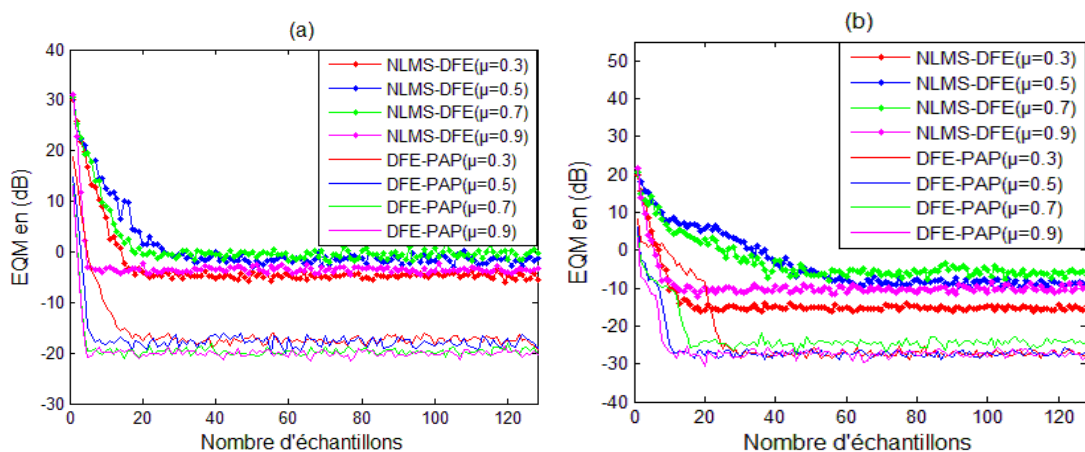


Figure 3.18 : L'effet du pas d'adaptation μ sur la convergence de l'EQM des deux égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE.

Ces courbes montrent qu'avec la variation de la taille du pas d'adaptation, la convergence de l'EQM s'améliore, atteignant une valeur minimale de -20 dB et -28 dB

pour le PAP-DFE, et de -4 dB et -15 dB pour le NLMS-DFE, dans le cas des deux types de modulation respectivement. Bien que nous observons une légère modification dans la trajectoire de convergence pour le type de modulation 16-PSK. La rapidité de l'égaliseur proposé vers une EQM minimale par rapport au NLMS-DFE demeure manifeste.

Expérience 4 :

Cette expérience dévoile l'effet de la taille du filtre L sur le taux de convergence de l'EQM des deux égaliseurs, détaillé dans la figures 3.19 pour les deux types de modulation, comme mentionné précédemment.

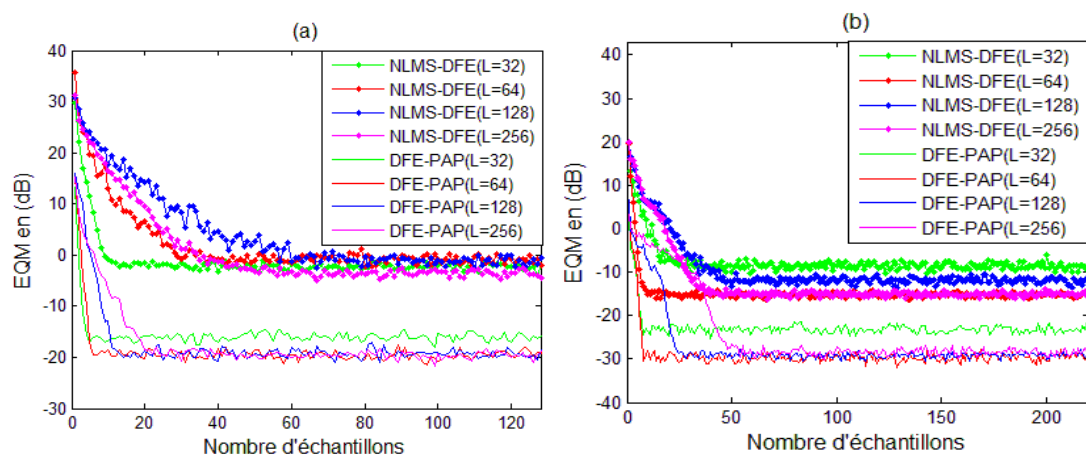


Figure 3.19 : L'effet du taille de filtre L sur la convergence de l'EQM des deux égaliseurs DFE-PAP et NLMS-DFE.

La figure 3.19 montre que la vitesse de l'EQM change lorsque la longueur du filtre augmente. Nous observons clairement que la meilleure vitesse de convergence de l'EQM est associée à une longueur de filtre L égale à 64 segments. Cette configuration conduit à des valeurs d'EQM qui tendent vers -20 dB et -30 dB pour le DFE-PAP, et vers 0 dB et -15 dB pour le NLMS-DFE, respectivement pour les modulations 16-QAM et 16-PSK. La rapidité du DFE-PAP par rapport au NLMS-DFE demeure notable.

Les résultats obtenus pour l'ensemble des paramètres évalués démontrent de manière concluante que le DFE-PAP proposé présente une amélioration significative de la convergence et une EQM minimal par rapport à l'NLMS-DFE. Il est important de souligner que le DFE-PAP se révèle être un choix remarquable pour l'égalisation adaptative, fonctionnant de manière exceptionnelle même avec des valeurs élevées des paramètres susmentionnés, tant pour les modulations 16-QAM que 16-PSK.

3.4. Deuxième technique proposée : MRNQ-DFE

La technique proposée dans cette section consiste à adapter l'algorithme récursif non quadratique (RNQ) en incorporant la structure d'égaliseur d'anticipation de décision. Ce processus conduit à la création d'un nouvel égaliseur appelé MRNQ-DFE [70]. Le nom de l'algorithme MRNQ est dérivé d'une modification judicieuse apportée à l'algorithme RNQ introduite dans le but d'améliorer les performances du filtre et d'exploiter de manière optimale les capacités inhérentes de RNQ. Nous avons adopté le même modèle de canal utilisé dans le premier égaliseur proposé ainsi que la même structure d'égalisation.

3.4.1. L'algorithme récursif non quadratique RNQ

L'algorithme adaptatif récursif non quadratique (RNQ), inspiré de l'algorithme RLS, a récemment gagné une grande popularité en raison de sa vitesse de convergence supérieure [71-74]. Cet algorithme repose sur l'extraction d'informations d'ordre supérieur concernant les statistiques du signal d'erreur, à l'aide d'une fonction de coût qui utilise une puissance d'erreur plus élevée. Il a prouvé son efficacité dans l'estimation des canaux et l'identification du système [72,73], ainsi que dans le suivi des canaux Rayleigh à trajets multiples avec évanouissements non linéaires [74]. Sa capacité à s'adapter à différentes conditions environnementales en fait un choix idéal pour les systèmes dynamiques.

3.4.2. Egaliseur à anticipation de décision à base de l'algorithme MRNQ

L'approche suggérée est notée MRNQ-DFE, illustrée par la figure 3.20 [70].

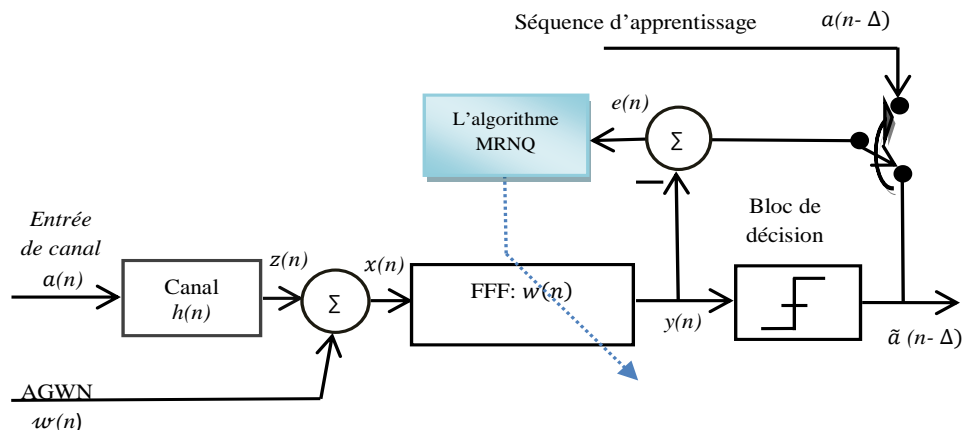


Figure 3.20 : Egaliseur à anticipation de décision à base de l'algorithme MRNQ.

Le principe fondamental de cette approche réside dans l'ajustement des coefficients du filtre vers leurs valeurs optimales, guidé par l'algorithme RNQ fondé sur une fonction d'erreur non quadratique. Dans un sens plus large, cela implique l'utilisation des valeurs de données entrantes au niveau de l'entrée de l'égaliseur en conjonction avec la valeur d'erreur instantanée. Ce processus cherche à minimiser la fonction de coût. En adaptant notre algorithme dans la structure de DFE décrit dans la section 3.2, en utilisant le même modèle de canal présenté dans le chapitre précédent, d'où :

Le signal $\mathbf{a}(n)$ représente la séquence émise.

Le vecteur $\mathbf{x}(n)$ représente le signal reçu bruité (entrée de l'égaliseur) :

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{a}(n) * \mathbf{h}(n) + \mathbf{w}(n) = \mathbf{z}(n) + \mathbf{w}(n) \quad (3.18)$$

Le vecteur $\mathbf{y}(n)$, $\mathbf{y}(n) = [y(n) \dots y(n - p + 1)]^T$, représente la sortie de l'égaliseur :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.19)$$

Le vecteur $\mathbf{e}(n)$, $\mathbf{e}(n) = [e(n) \dots e(n - p + 1)]^T$, représente l'erreur à posteriori :

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{y}(n) \quad (3.20)$$

avec
$$\mathbf{d}(n) = \begin{cases} \mathbf{a}(n - \Delta), & \text{en mode d'apprentissage} \\ \tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta), & \text{en mode de décision} \end{cases} \quad (3.21)$$

d'où $\mathbf{a}(n - \Delta)$ et $\tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta)$ représentent respectivement, la séquence d'apprentissage, et la séquence de sortie de bloc de décision :

$$\tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta) = [\tilde{a}(n - \Delta), \dots, \tilde{a}(n - \Delta - p + 1)]^T \quad (3.22)$$

et $\mathbf{w}(n)$ représente les coefficients de filtre égaliseur, avec $p = 0, 1, \dots, L - 1$, et L est la taille de filtre.

3.4.3. Adaptation de l'algorithme MRNQ

Nous donnons la formule de la fonction de coût à minimiser par la relation suivante :

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} [e(i)]^{2j}\} \quad (3.23)$$

où le paramètre λ est une constante $0 < \lambda < 1$ présente le facteur de pondération exponentielle, et $\mathbf{e}(i)$ présente le signal d'erreur a priori donné par la formule suivante :

$$\mathbf{e}(i) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{y}(n) \quad (3.24)$$

Alors que n représente le nombre d'itérations, c'est-à-dire $1 < i < n$, L est la longueur du filtre et j est un entier positif. Afin de bien égaliser le signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ par le MRNQ-DFE proposé. Les formules mathématiques de cette technique sont organisées comme suit.

Premièrement, nous utilisons la méthode des multiplicateurs Means Lagrange e pour calculer le gradient de $J(n)$:

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2j \left[\sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} \tilde{\alpha}(i - \Delta)^{2j-1} \mathbf{x}(i)] - (2j - 1) \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} \tilde{\alpha}(i - \Delta)^{2j-2} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}(i)^T] \mathbf{w}(n) \right] \quad (3.25)$$

Puis, nous simplifions cette relation en la divisant en deux termes :

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2j [\mathbf{A}(n) - \mathbf{B}(n)\mathbf{w}(n)] \quad (3.26)$$

$$\text{d'où} \quad \begin{cases} \mathbf{A}(n) = \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} \tilde{\alpha}(i - \Delta)^{2j-1} \mathbf{x}(i)] \\ \mathbf{B}(n) = (2j - 1) \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} \tilde{\alpha}(i - \Delta)^{2j-2} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}(i)^T] \end{cases} \quad (3.27)$$

en mettant $\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} = \mathbf{0}_{L \times 1}$, nous obtenons :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{B}^{-1}(n)\mathbf{A}(n) \quad (3.28)$$

Nous réécrivons la relation (3.27) en isolant le dernier terme qui correspond à $i = n$ de $\mathbf{B}(n)$ et nous obtenons :

$$\mathbf{B}(n) = \lambda \mathbf{B}(n - 1) + [(2j - 1) \tilde{\alpha}(n - \Delta)^{2j-2}] \mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T \quad (3.29)$$

Nous supposons que la matrice, $\mathbf{B}(n)$, est définie positive et non singulière, et en utilisant le lemme d'inversion matricielle, nous obtenons :

$$\mathbf{B}^{-1}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{B}^{-1}(n - 1) - \frac{\lambda^{-2} \mathbf{B}^{-1}(n-1) \mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T \mathbf{B}^{-1}(n-1)}{[(2j-1) \tilde{\alpha}(n-\Delta)^{2j-2}]^{-1} + \lambda^{-1} \mathbf{x}(n)^T \mathbf{B}^{-1}(n-1) \mathbf{x}(n)} \quad (3.30)$$

En mettant :

$$\mathbf{Q}(n) = \mathbf{B}^{-1}(n) \quad (3.31)$$

Après quelques manipulations mathématiques, nous obtenons le gain du filtre $\mathbf{g}(n)$ qui est exprimé par le vecteur $L \times 1$ dans cette formule :

$$\mathbf{g}(n) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{Q}(n-1)\mathbf{x}(n)}{[(2j-1)\tilde{a}(n-\Delta)^{2j-2}]^{-1} + \lambda^{-1}\mathbf{x}(n)^T\mathbf{Q}(n-1)\mathbf{x}(n)} \quad (3.32)$$

Ainsi la relation récursive de $\mathbf{Q}(n)$ peut être réécrite comme suit :

$$\mathbf{Q}(n) = \lambda^{-1}\mathbf{Q}(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{g}(n)\mathbf{x}(n)^T\mathbf{Q}(n-1) \quad (3.33)$$

D'où
$$\mathbf{Q}(n)\mathbf{x}(n) = [(2j-1)\tilde{a}(n-\Delta)^{2j-2}]^{-1}\mathbf{g}(n) \quad (3.34)$$

Nous remplaçons $\mathbf{Q}(n)$ dans le premier terme de l'expression précédente par l'équation (3.33), nous obtenons :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{g}(n) \left[\frac{\tilde{a}(n-\Delta)}{(2j-1)} - \mathbf{x}(n)^T\mathbf{w}(n-1) \right] \quad (3.35)$$

Dans la relation précédente, le terme entre parenthèses est remplacé par $\varepsilon(n)$, qui appelle l'estimation préalable des erreurs de filtrage :

$$\varepsilon(n) = \frac{\tilde{a}(n-\Delta)}{(2j-1)} - \mathbf{w}(n-1)^T\mathbf{x}(n) \quad (3.36)$$

Il est essentiel de souligner que lorsque l'erreur diminue jusqu'à atteindre un seuil critique, le processus de filtrage s'interrompt. Cependant, en raison de la nature intrinsèque du canal, qui évolue dans le temps, les modifications ultérieures de ses caractéristiques entraînent une amplification de l'amplitude de l'erreur. Ceci, à son tour, réactive la fonctionnalité du filtre, lui permettant de discerner et de récupérer efficacement les données transmises. Par conséquent, dans cette approche, nous améliorons le fonctionnement du filtre en introduisant une modification hautement efficace. Cette modification permet d'optimiser les résultats liés aux coefficients de pondération en incorporant une nouvelle taille de pas, précisément définie comme suit :

$$\gamma(n) = \frac{\varepsilon(n)}{|1+\varepsilon(n)|} \quad (3.37)$$

La substitution de la nouvelle taille de pas (3.37) dans l'équation (3.35) donne la nouvelle relation adaptative de l'égaliseur de filtre MRNQ-DFE proposée :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{g}(n)\gamma(n) \quad (3.38)$$

3.4.4. Analyse des performances de l'égaliseur 2 proposé MRNQ-DFE

Nous procédons à l'évaluation de notre deuxième égaliseur proposé MRNQ-DFE en se basant sur les mêmes critères que précédemment. Dans cette analyse, nous comparons notre égaliseur proposé avec l'égaliseur NLMS-DFE étudié dans le chapitre précédent. Les signaux utilisés sont modulés par la modulation 16-PSK et la modulation 16-QAM. Le bruit appliqué est un bruit gaussien blanc additif (AWGN), avec une fréquence d'échantillonnage de 24 kHz.

Le tableau 3.4 présente les paramètres des égaliseurs NLMS-DFE et MRNQ-DFE proposé.

Tableau 3.4 : Paramètres du MRNQ-DFE proposé et NLMS-DFE classique.

L'égaliseur MRNQ-DFE	La modulation 16-PSK	La modulation 16-QAM
Signal source	signal aléatoire	signal aléatoire
Nombre de symboles	30 000	30 000
Taille de filtre	$L = 64$	$L = 64$
λ	$\lambda = 0,575$	$\lambda = 0,575$
RSB d'entrée	$RSB = 70$	$RSB = 70$
Facteur de débordement	Roll-off=0,87	Roll-off=0,87
L'égaliseur NLMS-DFE		
Signal source	signal aléatoire	signal aléatoire
Nombre de symboles	30 000	30 000
Pas d'adaptation de convergence	$\mu = 0,8$	$\mu = 0,8$
Taille de filtre	$L = 64$	$L = 64$
RSB d'entrée	$RSB = 70$	$RSB = 70$
Facteur de débordement	Roll-off=0,7	Roll-off=0,7

3.4.4.1. Diagramme de constellation pour MRNQ-DFE

Ce paragraphe présente les résultats obtenus à partir du nouvel égaliseur proposé MRNQ-DFE, appliqué au diagramme de constellations pour la modulation 16-PSK (visible dans la figure 3.21) ainsi que pour la modulation 16-QAM (présentée dans la figure 3.22). La figure 3.23 permet, quant à elle, de comparer les sorties de deux égaliseurs, à savoir le MRNQ-DFE proposé et le NLMS-DFE classique, en plus du signal idéal, pour les mêmes types de modulation. Cette évaluation est effectuée en se basant sur les paramètres précédemment évoqués dans le tableau 3.4.

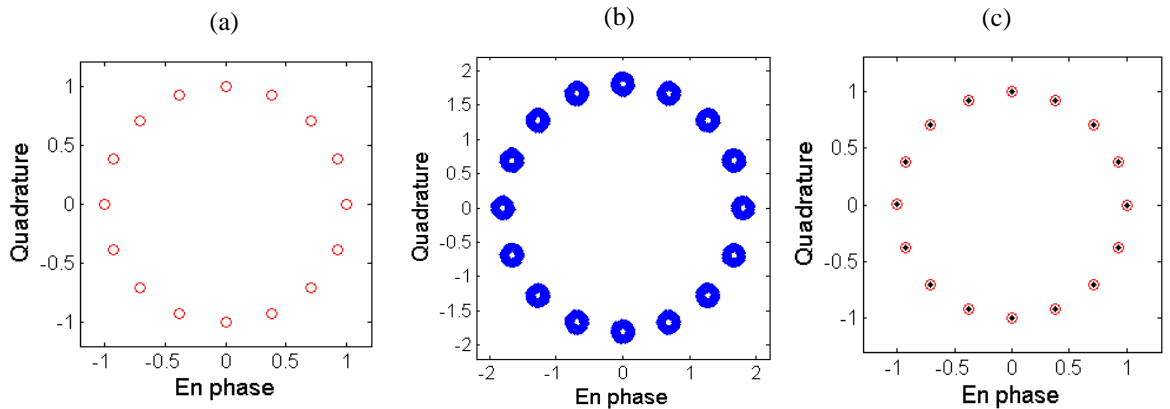


Figure 3.21 : Diagramme de constellation de l'égaliseur MRNQ-DFE pour la modulation 16-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.

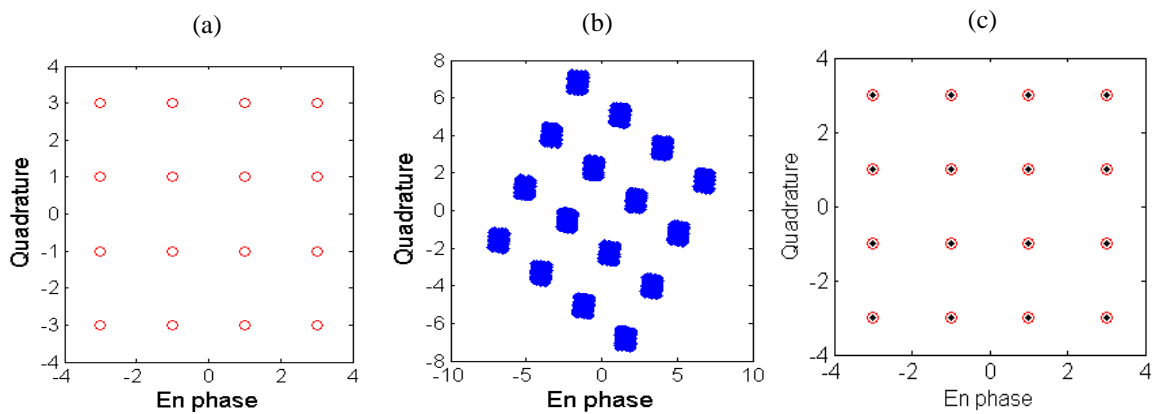


Figure 3.22 : Diagramme de constellation de l'égaliseur MRNQ-DFE pour la modulation 16-QAM avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est diagramme de constellation avant l'égalisation, (c) est le diagramme de constellation idéal et après l'égalisation.

Les observations présentées sur les figures 3.21 et 3.22 indiquent que le signal égalisé généré par l'égaliseur proposé se rapproche de manière significative du signal idéal, soulignant la bonne performance de cet égaliseur pour compenser efficacement l'IES à sa sortie, et ce pour les deux types de modulation.

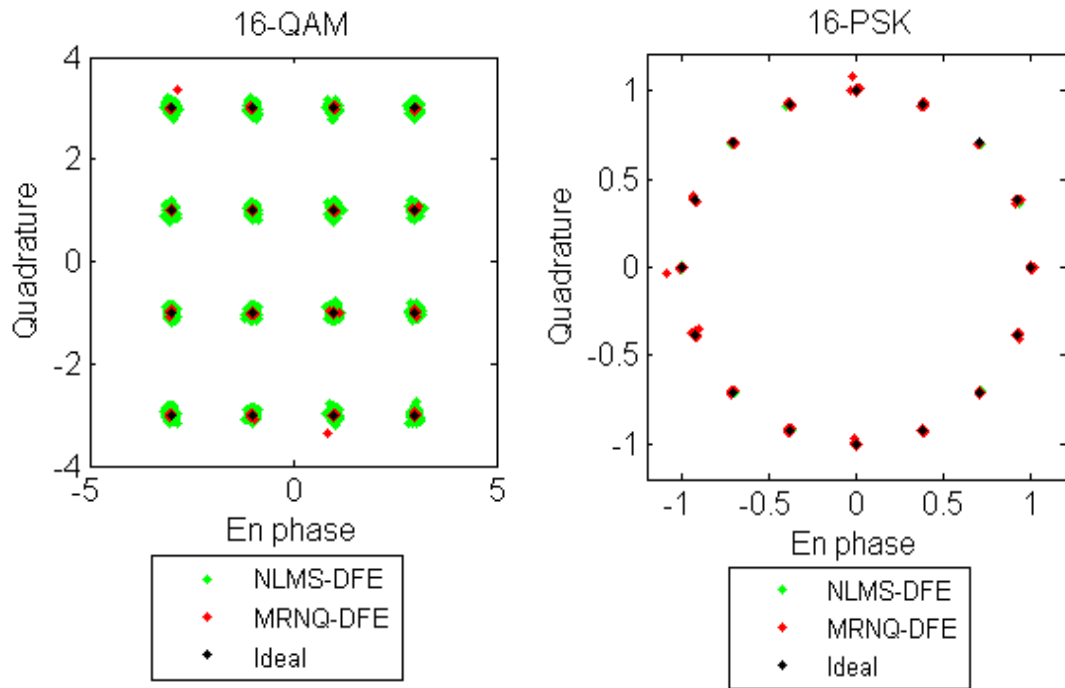


Figure 3.23 : Evaluation des performances comparatives entre les constellations des égaliseurs MRNQ-DFE proposé et NLMS-DFE classique pour 16-QAM à gauche et 16-PSK à droite.

D'après l'analyse comparative présentée dans la figure 3.23, il devient que la distinction d'un égaliseur supérieur est rendue difficile, car les résultats obtenus à partir des deux égaliseurs présentent un degré remarquable de similarité. Cependant, il est indéniable que le MRNQ-DFE proposé maintient constamment une performance exemplaire tout au long de ces évaluations, affirmant son efficacité dans les processus de l'égalisation.

3.4.4.2. Diagramme de l'œil pour MRNQ-DFE

Afin de confirmer le bon fonctionnement de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE, nous évaluons sa performance en terme de diagramme de l'œil, en le comparant avec l'égaliseur classique NLMS-DFE.

Les diagrammes de l'œil générés par les deux égaliseurs sont présentés respectivement dans les figures 3.24 et 3.25 pour les deux types de modulation 16-QAM et 16-PSK. Ces représentations graphiques ont été obtenues en appliquant les mêmes paramètres détaillés dans le tableau 3.4.

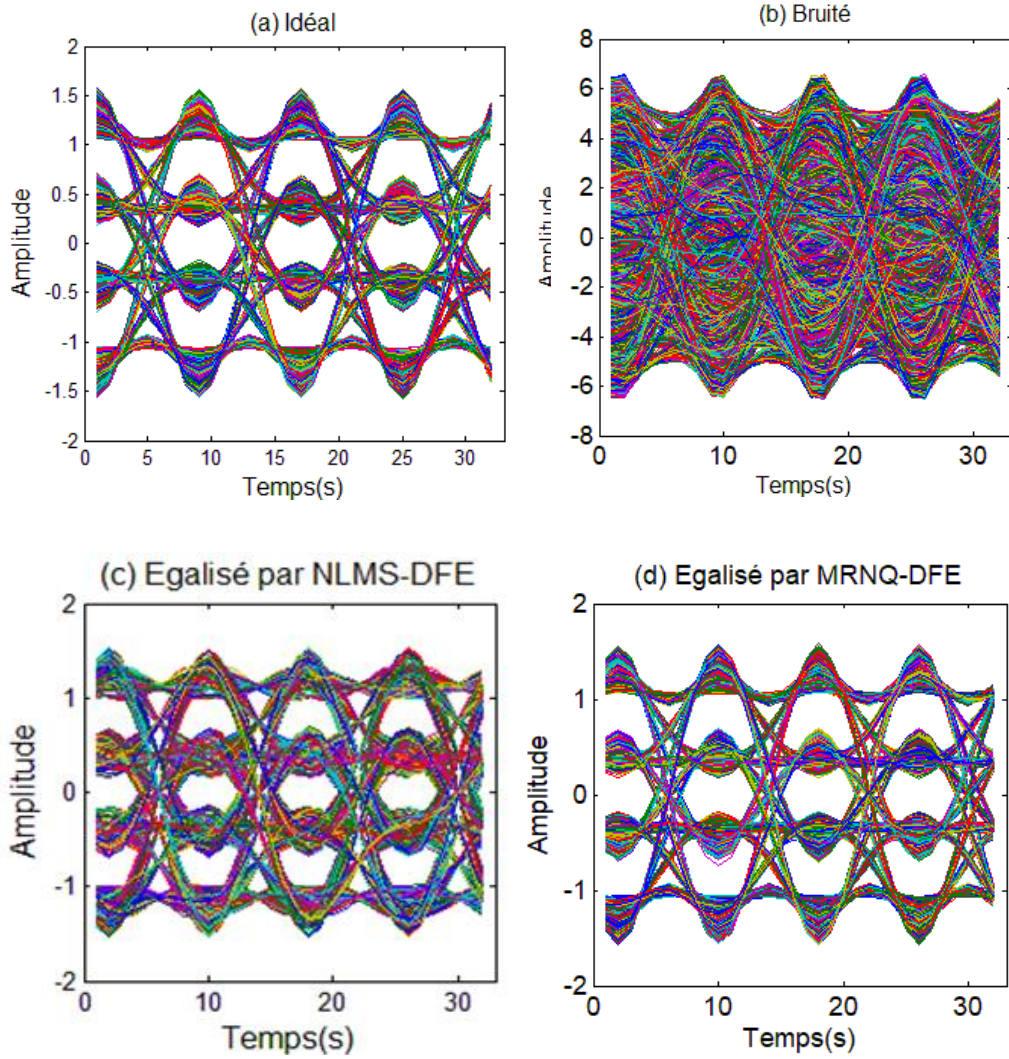
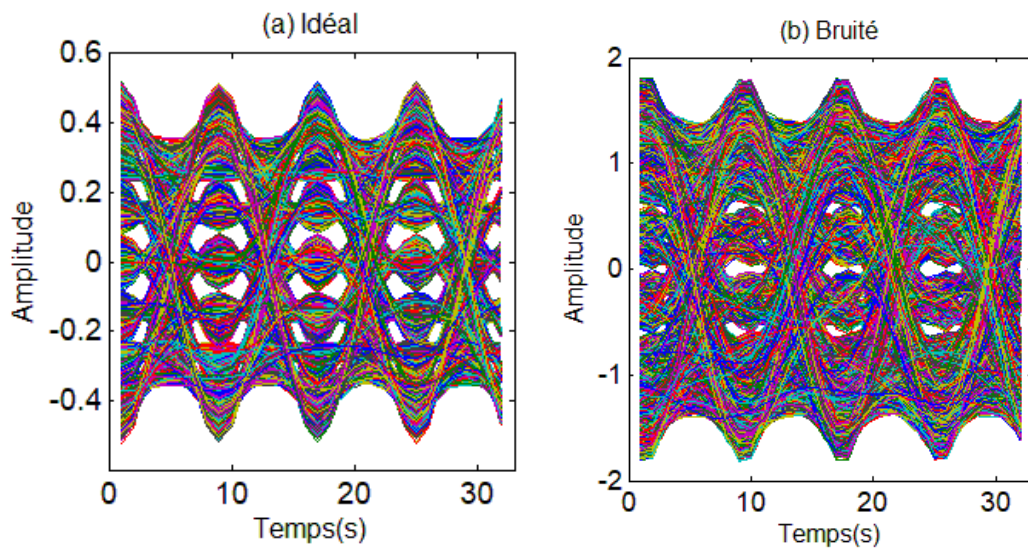


Figure 3.24 : Évaluation du diagramme de l'oeil de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE et l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM : (a) Forme du diagramme de l'oeil idéal, (b) Signal corrompu, (c) Signal égalisé par NLMS-DFE, et (d) Signal égalisé par MRNQ-DFE.



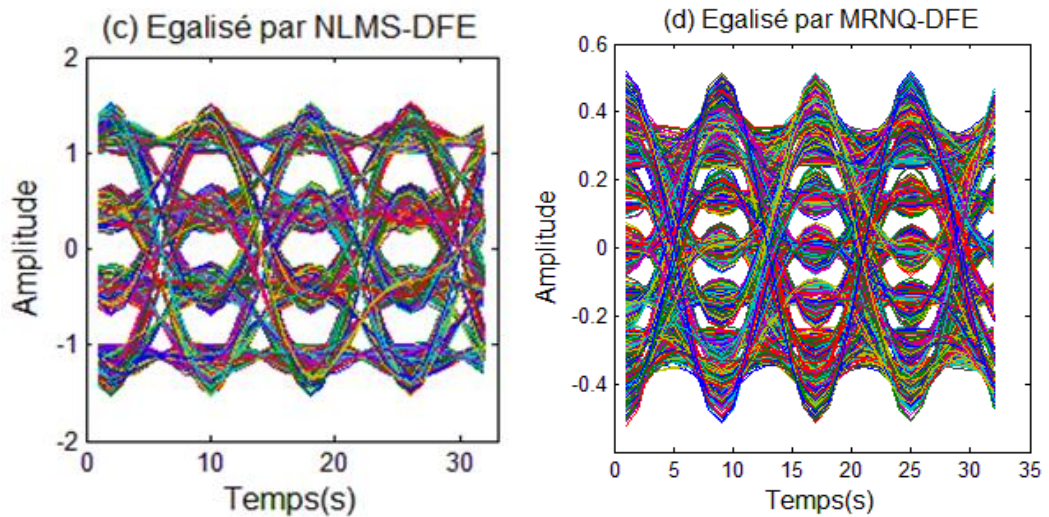


Figure 3.25 : Évaluation du diagramme de l'oeil de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE et l'égaliseur NLMS-DFE pour la modulation 16-PSK : (a) Forme du diagramme de l'oeil idéal, (b) Signal corrompu, (c) Signal égalisé par NLMS-DFE, et (d) Signal égalisé par MRNQ-DFE.

Ces résultats offrent une visibilité claire sur l'ouverture de l'œil de sortie des deux égaliseurs, mettant particulièrement en évidence la performance de l'égaliseur proposé. Cette observation consolide la confirmation de l'efficacité de l'égaliseur MRNQ-DFE, démontrant sa capacité à réduire parfaitement les interférences entre symbole.

3.4.4.3. Critère de Nyquist pour MRNQ-DFE

Cette section repose sur le critère de Nyquist, évalué par la convolution du canal réel avec le filtre égaliseur estimé. Afin de comparer les performances du MRNQ-DFE proposé et de l'égaliseur NLMS-DFE, les mêmes paramètres énoncés dans le tableau 3.4 sont appliqués aux modulations 16-QAM et 16-PSK, illustrées dans les figures 3.26 et 3.27, respectivement.

Les représentations graphiques incluses dans ces deux figures dévoilent le résultat de la convolution, générant deux impulsions temporelles pour chaque égaliseur. La composante de gauche correspond à la partie réelle, tandis que celle de droite représente la partie imaginaire. Il est important de noter que la paire d'impulsions située le plus à gauche correspond à l'évaluation de Nyquist effectuée par le MRNQ-DFE proposé, tandis que la paire d'impulsions à droite représente l'évaluation de Nyquist réalisée par le NLMS-DFE.

Ces observations sont spécifiquement liées aux figures 3.26 et 3.27, qui traitent respectivement des deux types de modulation, à savoir 16-QAM et 16-PSK.

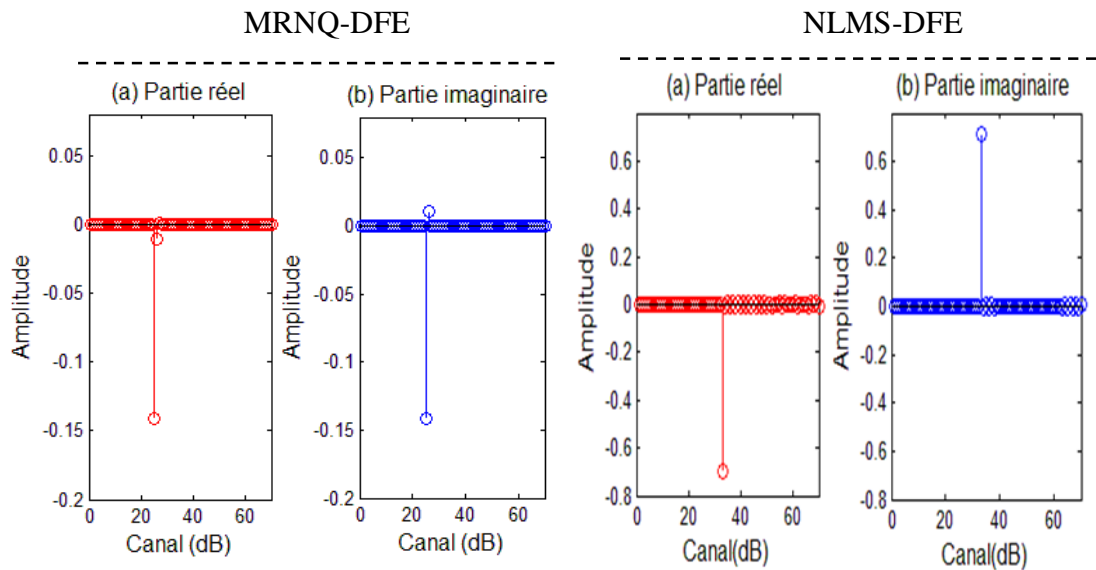


Figure 3.26 : Évaluation de Nyquist par MRNQ-DFE et NLMS-DFE pour 16-QAM, (a) Partie réelle, (b) Partie imaginaire.

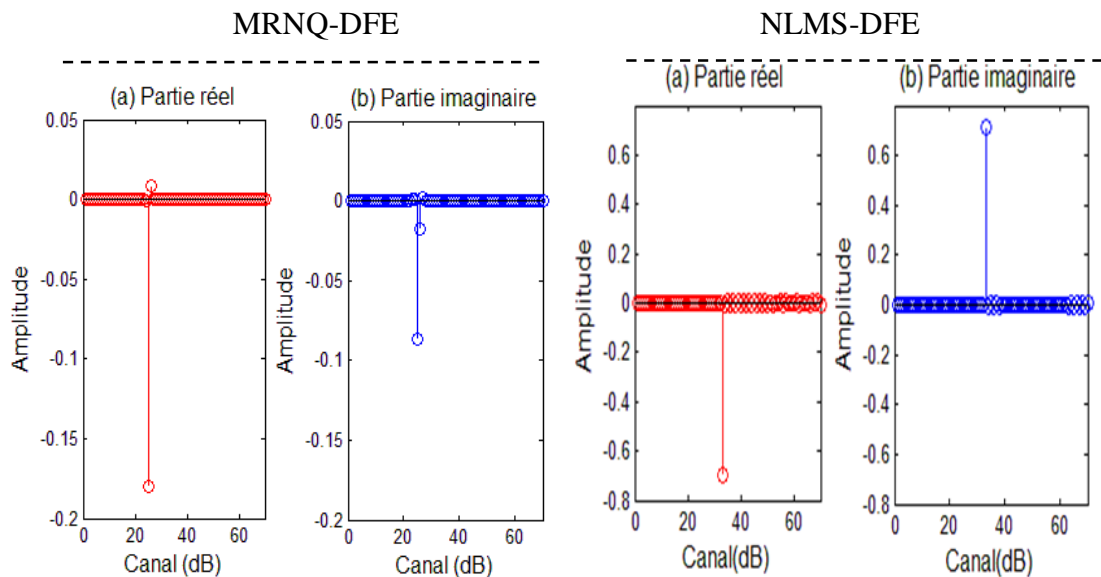


Figure 3.27 : Évaluation de Nyquist par MRNQ-DFE et NLMS-DFE pour 16-PSK, (a) Partie réelle, (b) Partie imaginaire.

Ces résultats confirment que les impulsions satisfaisaient le critère de Nyquist, contribuant ainsi à l'élimination efficace de l'IES. Cela constitue une démonstration convaincante de l'égalisation réussie du canal pour les deux types de modulation, démontrant l'efficacité des deux égaliseurs. Sur la base de ces constatations, il est évident que l'égaliseur MRNQ-DFE proposé parvient à atténuer de manière efficace

l'IES causé par le canal, établissant ainsi sa position comme une solution robuste et performante au sein des systèmes de communication numériques utilisant la structure DFE.

Cependant, il est crucial de noter que ces résultats ne permettent pas de conclure exclusivement sur des performances supérieures ou une convergence plus rapide du nouvel égaliseur par rapport aux autres. La section suivante utilise le critère d'erreur quadratique moyenne (EQM) pour évaluer rigoureusement les performances des deux égaliseurs MRNQ-DFE et NLMS-DFE en termes de vitesse de convergence.

3.4.4.4. Critère de l'EQM pour MRNQ-DFE

La minimisation de l'EQM a été adoptée comme critère primordial pour évaluer l'efficacité comparative de l'égaliseur MRNQ-DFE par rapport à l'égaliseur classique NLMS-DFE. Ce paramètre spécifique définit et quantifie le taux de convergence manifesté par chaque égaliseur.

Les résultats correspondants sont illustrés dans la figure 3.28, avec l'utilisation de la modulation 16-QAM à gauche et la modulation 16-PSK à droite. Les évaluations ont été réalisées en maintenant des paramètres identiques, comme répertorié dans le tableau 3.4 pour les deux égaliseurs.

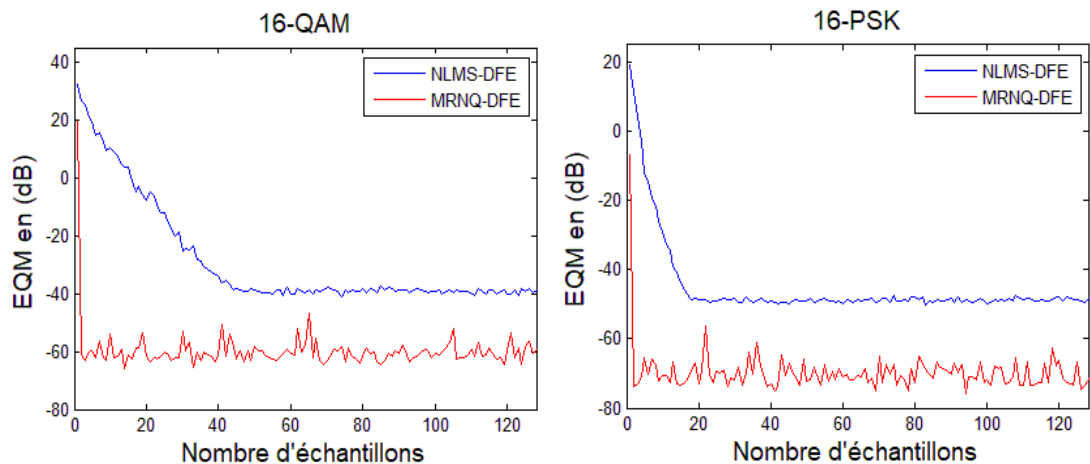


Figure 3.28 : Évaluation de l'EQM par l'égaliseur proposé MRNQ-DFE et le NLMS-DFE pour la modulation 16-QAM à gauche et pour la modulation 16-PSK à droite.

Les courbes représentées sur la figure 3.28 démontrent de manière explicite que les deux égaliseurs exhibent une capacité remarquable à atténuer l'IES en sortie, indépendamment du schéma de modulation utilisé, que ce soit en 16-QAM ou 16-PSK.

Il est essentiel de noter que les valeurs ultimes de l'EQM atteintes par le MRNQ-DFE sont non seulement inférieures, mais également atteintes à un rythme plus rapide par rapport à celles observées avec le NLMS-DFE. Ces constatations mettent en évidence l'efficacité, la précision, et l'ultra rapidité de l'égaliseur MRNQ-DFE dans le processus d'égalisation des canaux, même en présence de signaux fortement dégradés. Ceci demeure valide pour les modulations 16-QAM et 16-PSK.

3.4.4.5. Effet de l'RSB, λ , et L sur la convergence de MRNQ-DEF

Dans ce paragraphe, nous avons répété les mêmes expérimentations réalisées dans la section 3.3.5.5. Cependant, cette fois, une analyse de l'évolution de l'erreur quadratique moyenne en fonction de certains paramètres cruciaux a été effectuée spécifiquement pour l'égaliseur 2 proposé MRNQ-DFE, dans le but de mesurer avec précision ses performances.

À chaque expérimentation, nous employons diverses valeurs d'un paramètre important afin d'évaluer son influence sur le taux de convergence de l'EQM. Ces expériences englobent les deux types de modulation, à savoir le 16-QAM et le 16-PSK, en utilisant les paramètres mentionnés dans le tableau 3.5.

Tableau 3.5 : Paramètres du MRNQ-DFE proposé pour les trois expériences évaluées.

Les paramètres communs		
Nombre d'échantillons : 3 0000		
Fréquence d'échantillonnage : 24 kHz		
RSB d'entrée : 60		
Taille de filtre L : 64		
Roll-of : 0.87		
$\lambda = 0.575$		
Les paramètres testés		
Expérience 1: RSB d'entrée	Expérience 2 : λ	Expérience 3 : L
60 dB, 70 dB, 80 dB, 120 dB	0.575, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9	32, 64

Avec : RSB représente le rapport signal sur bruit.

λ représente le facteur de pondération exponentiel (facteur d'oubli).

L représente la taille de filtre.

Expérience 1 :

Comme précédemment effectué pour l'égaliseur 1 proposé DFE-PAP, nous évaluons l'influence du rapport signal à bruit RSB en entrée sur le taux de convergence de l'Erreur Quadratique Moyenne pour le nouvel égaliseur 2 proposé MRNQ-DFE.

Les résultats de cette expérimentation sont illustrés dans la figure 3.29, où la sous-figure (a) à gauche présente les courbes pour la modulation 16-QAM, tandis que la sous-figure (b) à droite présente les courbes pour la modulation 16-PSK.

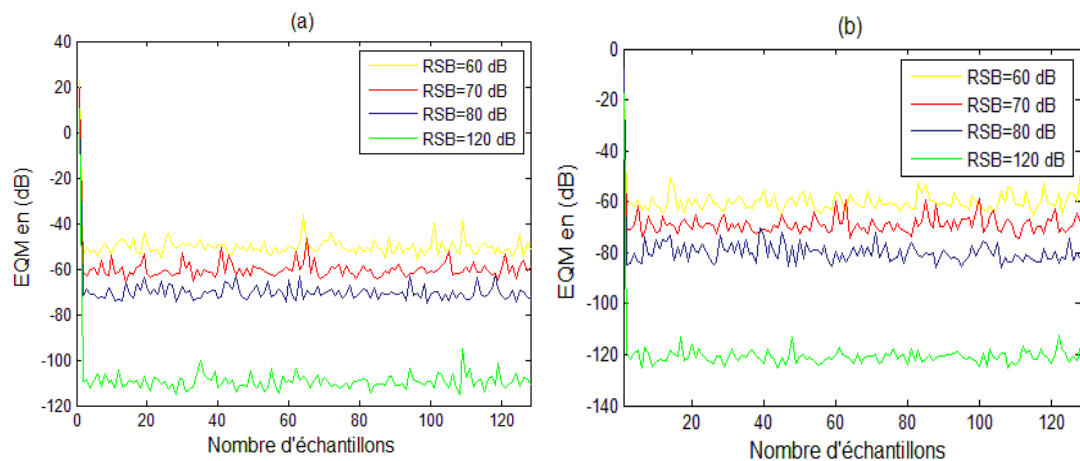


Figure 3.29 : L'effet de l'RSB d'entrée sur la convergence de l'EQM de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE. (a) pour la modulation 16-QAM, (b) pour la modulation 16-PSK.

La figure 3.29 illustre de manière claire une relation inversement proportionnelle entre l'EQM et l'RSB en entrée. Cela signifie que si l'RSB augmente, une diminution importante de l'EQM s'ensuit.

Une observation particulièrement notable est la convergence extrêmement rapide de l'EQM avec toutes les valeurs testées, que ce soit pour la modulation 16-QAM ou la modulation 16-PSK.

Expérience 2 :

L'expérience 2, illustrée sur la figure 3.30, élucide l'effet de plusieurs valeurs du facteur de pondération exponentielle (λ) sur la convergence de l'EQM. Ce facteur introduit un poids décroissant de manière exponentielle aux données antérieures lors du calcul de la matrice de covariance, préservant ainsi les capacités d'apprentissage du système.

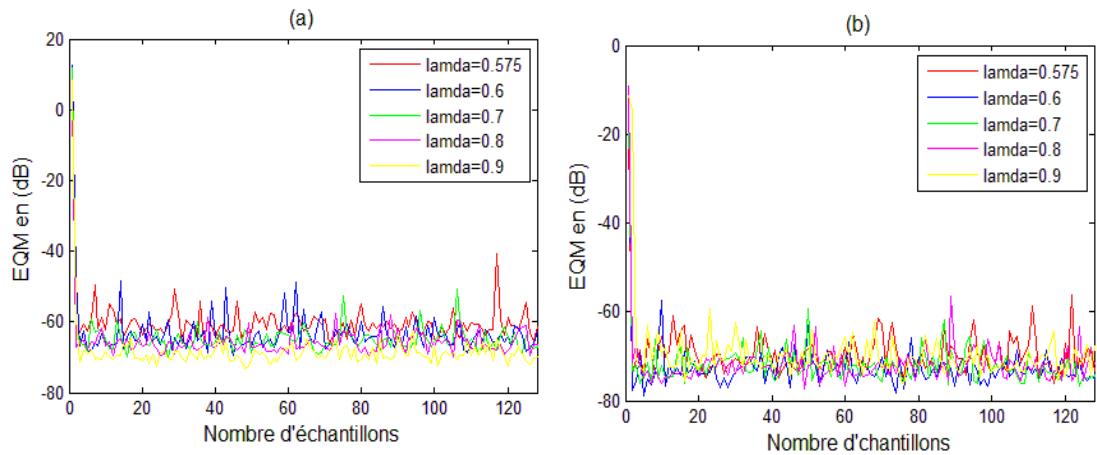


Figure 3.30 : L'effet de λ sur la convergence de l'EQM de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE. (a) pour la modulation 16-QAM, (b) pour la modulation 16-PSK.

Cette expérience confirme la convergence extrêmement rapide de l'égaliseur 2 proposé pour toutes les valeurs de λ testées, bien qu'une légère disparité soit observée dans la valeur minimale de l'EQM. Nous notons que le choix de $\lambda = 0,9$ conduit à des performances supérieures pour la modulation 16-QAM, tandis que $\lambda = 0,6$ offre les meilleurs résultats pour la modulation 16-PSK.

Expérience 3 :

Enfin, l'expérience 3, présentée dans la figure 3.31, éclaire la convergence de l'EQM en fonction de différentes valeurs de la longueur du filtre (L). Il est important de noter que les mêmes deux types de modulation, la 16-QAM à gauche et la 16-PSK à droite, ont été utilisés, tout en maintenant les paramètres consignés de manière exhaustive dans le tableau 4.5.

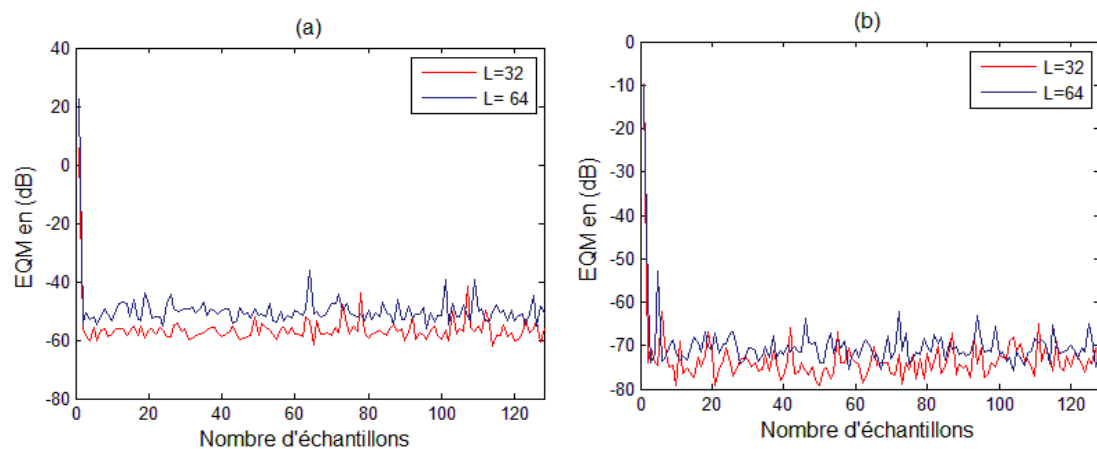


Figure 3. 31 : L'effet de la taille de filtre L sur la convergence de l'EQM de l'égaliseur proposé MRNQ-DFE. (a) pour la modulation 16-QAM, (b) pour la modulation 16-PSK.

La figure 3.31 révèle que la convergence de l'EQM ne présente pas de variations significatives avec l'augmentation de la longueur du filtre, que ce soit pour les modulations 16-QAM ou 16-PSK. Néanmoins, il est important de souligner que la vitesse de convergence demeure très élevée dans tous les cas.

L'analyse du l'EQM relatif au MRNQ-DFE à travers différentes valeurs de paramètres clés, tel que scruté à travers les trois expériences distinctes et illustré dans les figures 3.29, 3.30, et 3.31 révèle de manière cohérente un taux de convergence supérieur offert par la méthode proposée. Notamment, cette rapidité de convergence accrue demeure constante indépendamment des valeurs spécifiques des paramètres utilisés. Cela confirme que le MRNQ-DFE se distingue en tant qu'un égaliseur robuste et efficace, caractérisé par une convergence ultra rapide dans diverses conditions, quel que soit le type de modulation employé.

3.5. Troisième technique proposée : DFE-EAPA

Dans cette section, nous proposons une nouvelle technique d'égalisation, nommée DFE-EAPA, qui repose sur l'algorithme de projection affine évolutif compatible avec l'égalisation par anticipation de décision [75].

L'objectif principal est de fournir une méthode d'égalisation efficace, visant à minimiser l'erreur tout en maximisant la vitesse de convergence et en réduisant le coût de calcul.

Cette approche vise à résoudre le défi inhérent au compromis entre la vitesse de convergence élevée avec une erreur importante pour un grand nombre de vecteurs d'entrée et une erreur faible avec une vitesse de convergence plus lente pour un petit nombre de vecteurs d'entrée, typiquement rencontrée dans les algorithmes d'APA classiques [32,34,35,40,57,58,76,77,78] qui s'appuient sur un ordre de projection fixe.

Pour pallier ces limitations, notre technique adopte une approche évolutive, permettant de contrôler dynamiquement l'ordre de projection en fonction des besoins de l'égaliseur. Cette adaptation continue de l'ordre de projection vise à exploiter à la fois la rapidité de convergence associée à un grand nombre de projections et la réduction de l'erreur associée à un ordre de projection plus faible, offrant ainsi une solution plus flexible et performante.

3.5.1. L'égaliseur Evolutif proposé DFE-EAPA

Nous introduisons le nouvel égaliseur adaptatif 3 proposé, basé sur le contrôle de l'ordre de projection au sein de l'algorithme de projection affine adapté, utilisé dans l'égaliseur à anticipation de décision, comme illustré dans la figure 3.32 [75].

Notre objectif principal est d'atteindre une convergence rapide tout en minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQM). Nous réalisons cela en ajustant dynamiquement l'ordre de projection tout au long du processus d'adaptation, assurant ainsi un équilibre délicat entre une convergence rapide et une erreur minimale en régime permanent.

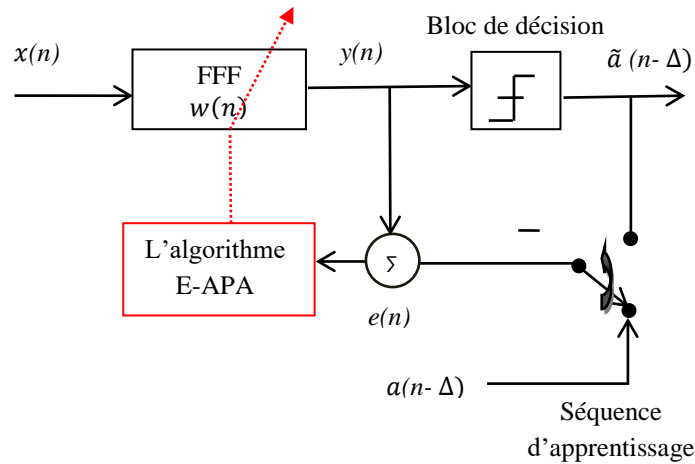


Figure 3.32: L'égaliseur à anticipation de décision basé sur l'algorithme APA Evolutif proposé (DFE-EAPA).

Nous avons utilisé le même canal de transmission adopté dans les deux techniques précédentes, ainsi que la même structure d'égalisation à anticipation de décision décrite en section 3.2. Par conséquent, il est important de rappeler que :

Le signal $\mathbf{a}(n)$ représente la séquence émise, et le vecteur $\mathbf{x}(n)$ représente le signal reçu bruité (entrée de l'égaliseur) donné par la formule suivante :

$$\mathbf{x}(n) = \mathbf{a}(n) * \mathbf{h}(n) + \mathbf{w}(n) = \mathbf{z}(n) + \mathbf{w}(n) \quad (3.39)$$

Le vecteur $\mathbf{y}(n)$, $\mathbf{y}(n) = [y(n) \dots y(n - p + 1)]^T$, représente la sortie de l'égaliseur:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (3.40)$$

$\mathbf{a}(n - \Delta)$ et $\tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta)$ représentent respectivement, la séquence d'apprentissage, et la séquence de sortie de bloc de décision, qui calculent alternativement l'erreur à posteriori par la formule suivante:

$$\mathbf{e}(n) = \begin{cases} \mathbf{a}(n - \Delta) - \mathbf{y}(n), & \text{en mode d'apprentissage} \\ \tilde{\mathbf{a}}(n - \Delta) - \mathbf{y}(n), & \text{en mode de décision} \end{cases} \quad (3.41)$$

Afin de mettre à jour les coefficients $\mathbf{w}(n)$ du filtre égaliseur proposé, nous présentons d'abord la méthode évolutive [20,76], qui offre un moyen systématique et efficace de dériver l'algorithme de projection affine évolutif proposé (E-APA).

3.5.1.1. Méthode évolutive

La méthode évolutive commence par employer un grand nombre de vecteurs d'entrée au début de l'algorithme, garantissant une convergence rapide. Au fur et à mesure que l'algorithme progresse, nous réduisons progressivement le nombre de vecteurs d'entrée utilisés, ce qui entraîne une réduction notable de l'erreur en régime permanent. Cet ajustement adaptatif du nombre de vecteurs d'entrée est guidé par l'état actuel du filtre adaptatif, ce qui permet au système de déterminer de manière autonome le nombre optimal de vecteurs d'entrée pour atteindre les objectifs de performances souhaités.

Cette méthode est basée sur la comparaison entre le carré de l'erreur de sortie de l'égaliseur et deux seuils, un seuil supérieur et un seuil inférieur.

Nous pouvons déterminer les deux seuils en utilisant l'erreur quadratique moyenne, comme donné par cette formule [20,40,76,77]:

$$EQM = \boldsymbol{\rho} = \frac{\mu \sigma_w^2}{2-\mu} Tr(R_x) E \left[\frac{P}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \right] + \sigma_w^2 \quad (3.42)$$

où $Tr(\cdot)$ et $\|\cdot\|$ représentent respectivement, la trace de matrice, et la norme euclidienne d'un vecteur, P désigne l'ordre de projection du filtre adaptatif, L représente la taille du filtre égaliseur, le paramètre μ désigne la taille du pas d'adaptation, tandis que σ_w^2 représente la variance du bruit de mesure.

Le vecteur $\mathbf{x}(n)$, la matrice $\mathbf{X}(n)$ représentent respectivement, le signal d'entrée de l'égaliseur et la matrice d'entrée de l'algorithme APA de dimensions $P \times L$, et $\mathbf{e}(n)$ représente l'erreur a priori, donnés par les formules suivantes :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \dots \dots x(n - L + 1)]^T \quad (3.43)$$

$$\mathbf{X}(n) = [\mathbf{x}(n), \mathbf{x}(n - 1), \dots, \mathbf{x}(n - P + 1)]^T \quad (3.44)$$

$$\mathbf{e}(n) = [e(n) \dots e(n - L + 1)]^T \quad (3.45)$$

Pour garantir la convergence vers une solution optimale, sous les conditions d'indépendance statistique [40,76,79], nous supposons que le bruit est statistiquement indépendant de la matrice de régression $\{\mathbf{X}(n)\}$, et que $\{\mathbf{X}(n)\}$ est statistiquement indépendant de l'erreur a priori $\mathbf{e}(n)$. Ainsi, l'algorithme de projection affine (APA) converge vers une solution qui surpasse l'EQM en régime permanent dans un système stationnaire.

La valeur exacte attendue en (3.42) ne peut pas être calculée directement ; par conséquent, nous la remplaçons par une valeur instantanée, où selon [76], $R_x = E[\mathbf{x}(n) * \mathbf{x}(n)]$ et $(R_x) = E\|\mathbf{X}(n)\|^2$.

Lorsque de grandes valeurs de L sont utilisées, il est possible de calculer approximativement $E\left[\frac{P}{\|\mathbf{x}(n)\|^2}\right] = \frac{P}{E\|\mathbf{x}(n)\|^2}$.

Par conséquent, l'équation (3.42) peut être simplifiée par cette formule :

$$\rho = \rho(P) = \frac{\mu \sigma_w^2 P}{2-\mu} + \sigma_w^2 = \sigma_w^2 \frac{\mu(P-1)+2}{2-\mu} \quad (3.46)$$

La méthode évolutive permet la transformation du nombre de projections en fonction d'une fonction de l'erreur quadratique de sortie et du nombre précédent de vecteurs d'entrée, comme décrit dans [76] :

$$P(n) = f(e^2(n), P(n - 1)) \quad (3.47)$$

Ici, $P(n)$ représente le nombre de vecteurs d'entrée utilisés à chaque itération n . Il est mis à jour pour satisfaire la condition $P_{min} < P(n) \leq P_{max}$, où $1 < P_{min}$ et $P_{max} \leq L$ [80].

Nous notons $\rho'(n)$ comme seuil supérieur et $\rho''(n)$ comme seuil inférieur à l'itération n , qui peuvent être déterminés à partir de l'équation (3.42). Essentiellement, cela suggère que l'ordre de projection variable de l'APA $P(n - 1)$ convergera à peu près vers $\rho(P(n - 1))$ à l'état stationnaire. Plus des détails sont fournis dans le tableau 3.6.

Tableau 3.6 : Le contrôle de l'algorithme DFE-EAPA proposé.

Conditions	Actions	Résultats
$e^2(n) < \rho(P(n-1))$	$P(n)$ devrait être réduit de un à partir de $P(n-1)$.	Erreur d'état stable plus petite.
$\rho(P(n-1))^2 < e^2(n) < \rho(P(n-1) + 1)$	$P(n)$ doit être augmenté de un à partir de $P(n-1)$.	Vitesse de convergence plus rapide.

Par conséquent, nous pouvons fixer les seuils comme suit :

Le seuil supérieur

$$\rho'(n) = \rho(P(n-1) + 1) = \sigma_w^2 \frac{\mu P(n-1) + 2}{2 - \mu} \quad (3.48)$$

Le seuil inférieur

$$\rho''(n) = \rho(P(n-1)) = \sigma_w^2 \frac{\mu(P(n-1)-1) + 2}{2 - \mu} \quad (3.49)$$

Ainsi, la méthode évolutive est donnée comme suit [20,76] :

$$P(n) = \begin{cases} \min\{P(n-1) + 1, P_{max}\} & , \text{if } e^2(n) > \rho'(n) \\ P(n-1) & , \text{if } \rho''(n) < e^2(n) \leq \rho'(n) \\ \max\{P(n-1) - 1, 1\} & , \text{if } e^2(n) \leq \rho''(n) \end{cases} \quad (3.50)$$

Selon cette méthode, et en régime permanent, on observe que l'estimation instantanée de l'erreur quadratique moyenne affecte les deux seuils. Pour garantir une convergence rapide dans le DFE-EAPA proposé, le seuil supérieur permet une augmentation de l'ordre de projection. Cet ajustement fait suite aux variations de l'estimation de l'erreur, qui tend vers le seuil inférieur. Le seuil inférieur agit comme un commutateur pour diminuer l'ordre de projection, conduisant finalement à une réduction de l'erreur en régime permanent. Par conséquent, le DFE-EAPA proposé permet d'obtenir simultanément une convergence rapide et une erreur minimale.

3.5.1.2. Adaptation de l'algorithme E-APA

Nous remplaçons l'ordre de projection fixe de l'algorithme AP traditionnel par le nouvel ordre de projection variable $P(n)$ représenté dans l'équation (3.47) selon les conditions indiquées dans la partie précédente, pour mettre à jour les coefficients de filtre égaliseur proposé DFE-EAPA. Nous commençons par définir la matrice d'entrée de l'algorithme E-APA comme suit :

$$\hat{\mathbf{X}}(P(n)) = [\mathbf{x}(n), \mathbf{x}(n-1), \dots, \mathbf{x}(n-P(n)+1)] \quad (3.51)$$

Ensuite, nous procédons à l'opération de filtrage à l'aide du filtre FFF :

$$\hat{\mathbf{y}}(P(n)) = \hat{\mathbf{X}}^T(P(n))\mathbf{w}(n+1) \quad (3.52)$$

Maintenant, nous pouvons calculer la nouvelle erreur comme suit :

$$\hat{\mathbf{e}}(P(n)) = \begin{cases} \mathbf{a}(n-\Delta) - \hat{\mathbf{y}}(P(n)), & \text{en mode d'apprentissage} \\ \tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta) - \hat{\mathbf{y}}(P(n)), & \text{en mode de décision} \end{cases} \quad (3.53)$$

Nous obtenons la nouvelle équation de mise à jour de l'égaliseur DFE-EAPA par cette formule :

$$\hat{\mathbf{w}}(P(n)) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \hat{\mathbf{X}}(P(n)) [\hat{\mathbf{X}}(P(n))^T \hat{\mathbf{X}}(P(n)) + \delta \mathbf{I}]^{-1} \hat{\mathbf{e}}(P(n)) \quad (3.54)$$

Nous rappelons que : μ est compris entre 0 et 1.

$$P_{min} < P(n) \leq P_{max}, \text{ avec } 1 < P_{min} \text{ et } P_{max} < L.$$

L'égaliseur DFE-EAPA proposé est résumé dans le tableau 3.7.

Tableau 3.7 : L'égaliseur à anticipation de décision évolutif proposé DFE-EAPA.

Étapes et procédures	Variables et détails du calcul
<p>Étape 1 : Adaptation $\hat{\mathbf{X}}(P(n)) = [\mathbf{x}(n), \mathbf{x}(n-1), \dots, \mathbf{x}(n-P(n)+1)]$ $\mathbf{x}(n) = [x(n) \dots x(n-L+1)]^T$</p>	<p>$\hat{\mathbf{X}}(P(n))$: Matrice d'entrée de l'algorithme EAPA $\mathbf{x}(n)$: Signal d'entrée de FFF $P(n)$:L'ordre de projection variable L: Longueur du filtre</p>
<p>Étape 2 : Filtrage $\hat{\mathbf{y}}(P(n)) = \hat{\mathbf{X}}(P(n))\mathbf{w}(n+1)$ $\hat{\mathbf{e}}(P(n)) = \mathbf{a}(n-\Delta) - \hat{\mathbf{y}}(P(n))$, en mode d'apprentissage $\hat{\mathbf{e}}(P(n)) = \tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta) - \hat{\mathbf{y}}(P(n))$, en mode de décision</p>	<p>$\mathbf{y}(n)$: Sortie de l'égaliseur $\mathbf{w}_i(n)$: Vecteur de filtre adaptatif de L coefficients $\mathbf{w}_i(n) = [w_0(n), \dots, w_{L-1}(n)]^T$ $\mathbf{a}(n-\Delta)$: Séquence d'apprentissage $\tilde{\mathbf{a}}(n-\Delta)$: Sortie du bloc de décision</p>
<p>Étape 3 : Mises à jour de filtre $\hat{\mathbf{w}}(P(n)) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \hat{\mathbf{X}}(P(n)) [\hat{\mathbf{X}}(P(n))^T \hat{\mathbf{X}}(P(n)) + \delta \mathbf{I}]^{-1} \hat{\mathbf{e}}(P(n))$</p>	<p>μ: Taille du pas d'adaptation $0 < \mu < 1$ δ: Un petit facteur de régularisation \mathbf{I}: Matrice d'identité</p>

3.5.2. Analyse de performance de l'égaliseur 3 proposé DFE-EAPA

Des expériences approfondies ont été menées pour évaluer les performances de l'égaliseur DFE-EAPA proposé. Pour valider son efficacité en égalisation adaptative des canaux et de suppression de l'IES, nous avons commencé par évaluer le diagramme de constellation (CD), le diagramme de l'œil (ED), et le critère de Nyquist (CN). Puis, nous avons analysé le comportement de l'égaliseur proposé en comparaison aux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE [61], en se basant sur le critère d'erreur quadratique moyenne (EQM) en ce qui concerne l'état stable, et la vitesse de convergence vers la valeur minimale de l'EQM.

Une fréquence d'échantillonnage de 24 kHz est utilisée dans tous les tests de simulation avec deux types de modulation, 16-PSK et 16-QAM.

3.5.2.1. Diagramme de constellation pour DFE-EAPA

Nous évaluons le diagramme de constellation pour 16-PSK, présenté sur la figure 3.33, et pour 16-QAM, sur la figure 3.34, avec : Les sous-figures (a) illustrent le cas idéal où le signal original est transmis sans IES ; Les sous-figures (b) représentent le signal corrompu après avoir traversé le canal Rayleigh ; Les sous-figures (c) affichent à la fois le signal égalisé par le DFE-EAPA, représenté par des points rouges, et le signal idéal, représenté par des points bleus.

L'évaluation est réalisée avec des paramètres cohérents, notamment : $L=64$, $\mu=0,5$, RSB d'entrée= 40 dB, $P_{min}=2$ et $P_{max}=16$.

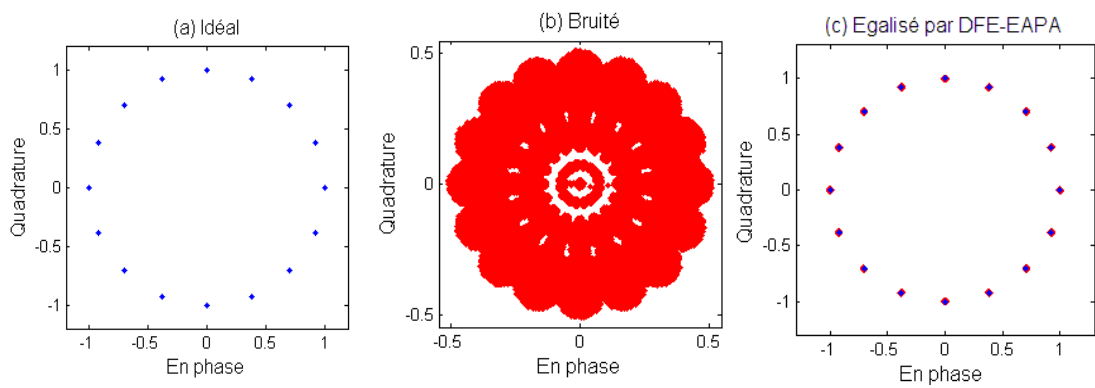


Figure 3.33 : Évaluation du diagramme de constellation de l'égaliseur proposé DFE-EAPA, pour 16-PSK.

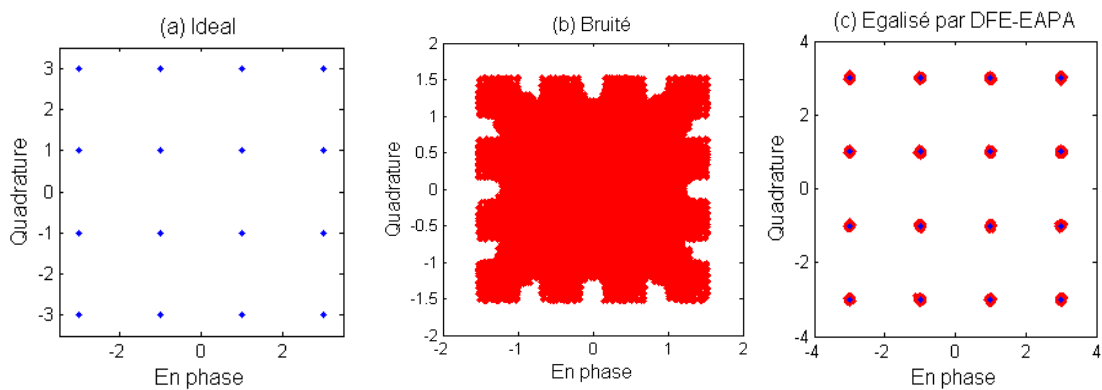


Figure 3.34 : Évaluation du diagramme de constellation de l'égaliseur proposé DFE-EAPA, pour 16-QAM.

Les résultats présentés dans les figures 3.33 et 3.34 démontrent que le signal égalisé produit par le DFE-EAPA proposé correspond étroitement au signal idéal, témoignant ainsi d'une superposition significative. Cette observation confirme les

performances remarquables de l'égaliseur proposé, tant en termes d'atténuation efficace de l'IES à ses sorties que d'égalisation réussie du canal.

3.5.2.2. Diagramme de l'œil pour DFE-EAPA

Nous examinons le diagramme de l'œil généré par l'égaliseur proposé DFE-EAPA pour la 16-PSK (figure 3.35) et la 16-QAM (figure 3.36). Sur les sous-figures (a), le signal idéal est représenté, montrant un œil ouvert lorsque le signal d'origine est sans IES. Les sous-figures (b) représentent le signal corrompu après avoir traversé le canal Rayleigh. Tandis que les sous-figures (c) illustrent le signal égalisé par l'égaliseur DFE-EAPA.

L'évaluation est réalisée avec des paramètres cohérents : $L=64$, $\mu=0,5$, RSB d'entrée=40 dB, $P_{min}=2$, et $P_{max}=16$.

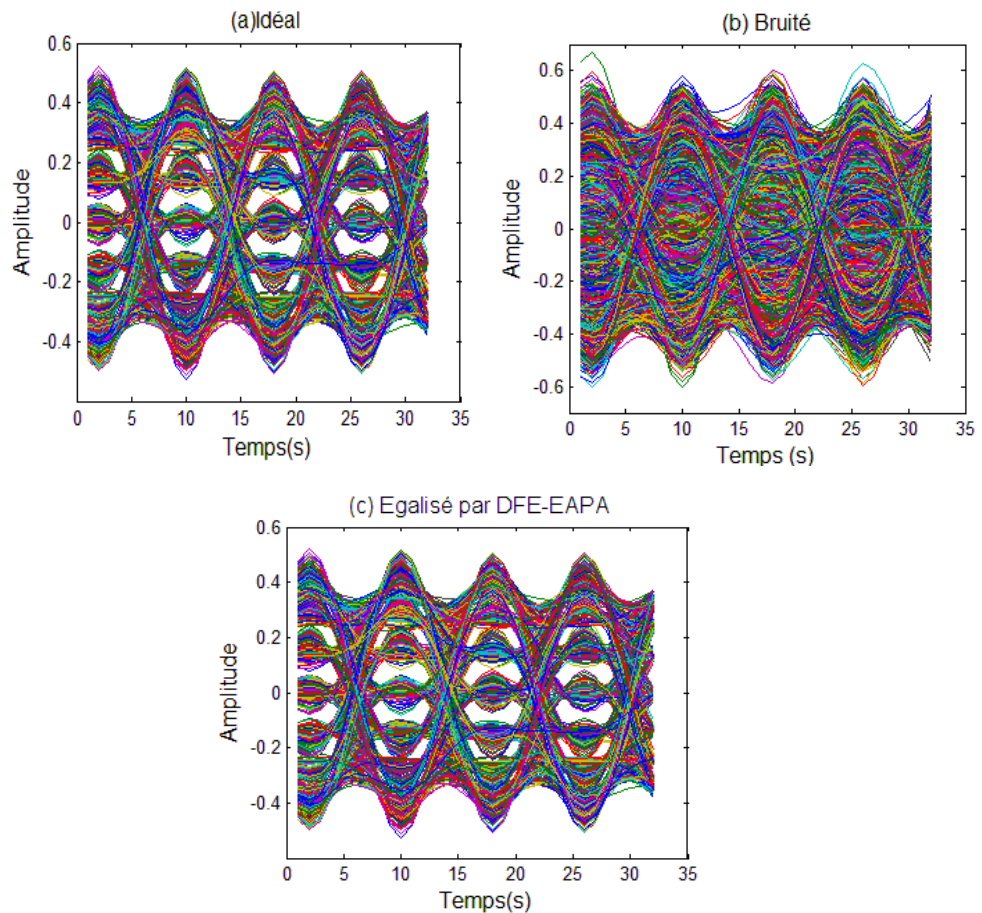


Figure 3.35 : Évaluation du diagramme de l'œil de l'égaliseur proposé DFE-EAPA, pour 16-PSK.

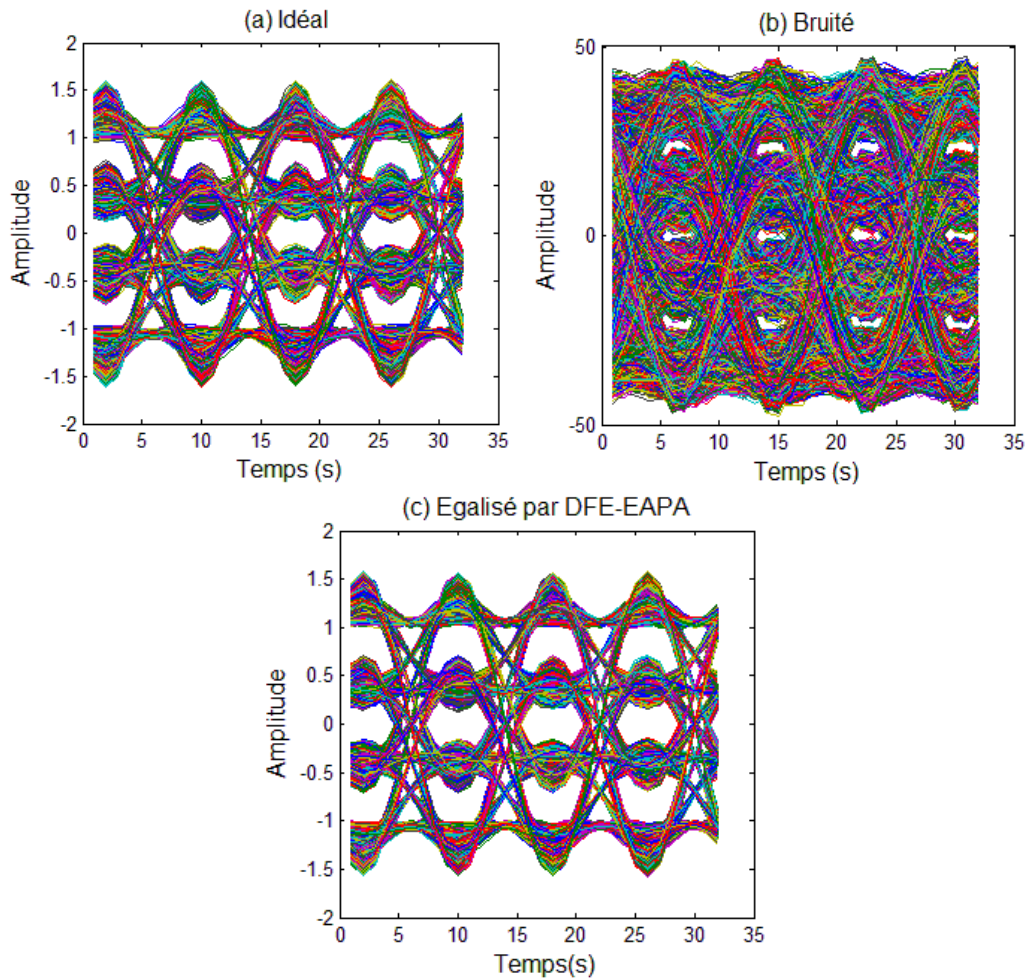


Figure 3.36 : Évaluation du diagramme de l'œil de l'égaliseur proposé DFE-EAPA, pour 16-QAM.

Les diagrammes de l'œil obtenus par l'égaliseur DFE-EAPA proposé sont donnée dans les sous-figures (c), pour les modulations 16-PSK et 16-QAM, révèlent un œil considérablement ouvert en sortie de l'égaliseur, semblable aux cas idéaux présentés dans les sous-figures (a). Cette observation renforce la crédibilité de l'égaliseur proposé dans sa capacité à réduire efficacement l'IES et égaliser correctement le canal.

3.5.2.3. Critère de Nyquist pour DFE-EAPA

Dans cette section, nous avons utilisé le critère de Nyquist pour démontrer l'efficacité de l'égaliseur DFE-EAPA proposé. Nous avons utilisé des paramètres constants : $L=64$, $\mu=0.5$, SNR d'entrée=40, $P_{min}=2$ et $P_{max}=16$ pour les modulations 16-PSK et 16-QAM respectivement. Les illustrations fournies dans la figure 3.37 représentent le produit de convolution entre le canal réel et l'égaliseur proposé estimé, ce qui donne deux impulsions temporelles pour les deux types de modulation.

L'impulsion à gauche correspond à la partie réelle, tandis que l'impulsion à droite correspond à la partie imaginaire.

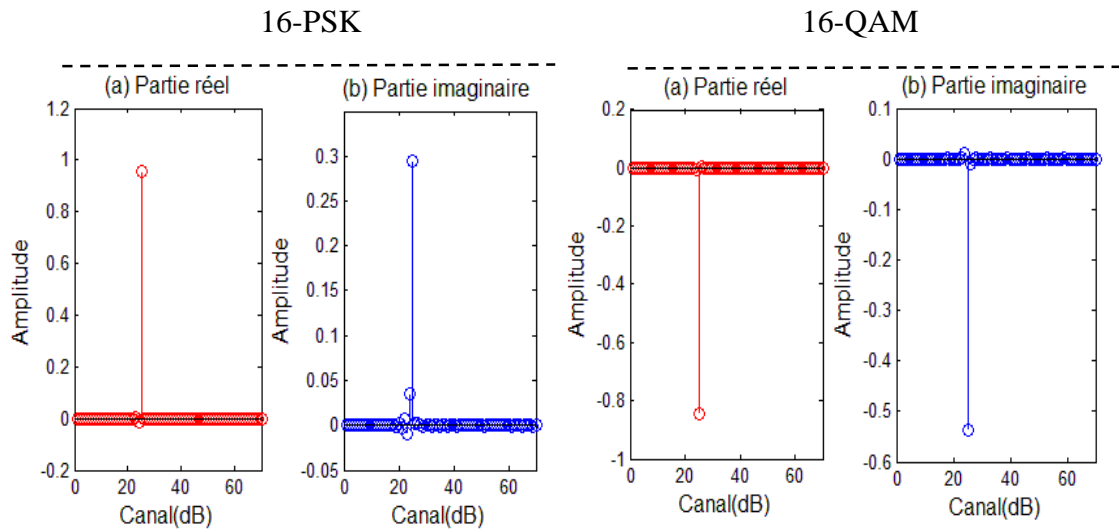


Figure 3.37 : Évaluation de Nyquist par DFE-EAPA pour 16-PSK à gauche, et 16-QAM à droite.

Les impulsions observées, confirmant l'adhérence au critère de Nyquist pour l'élimination de l'IES, fournissent une preuve robuste de l'égalisation efficace du canal réalisée par l'égaliseur DFE-EAPA proposé, quel que soit le schéma de modulation. Cela confirme la capacité de l'égaliseur à atténuer habilement l'IES résultant des interférences du canal, renforçant ainsi sa position en tant que solution résiliente et efficace au sein des systèmes de communication numérique.

3.5.2.4. Critère de l'EQM pour DFE-EAPA

Dans ce paragraphe, une analyse approfondie des performances de l'égaliseur proposé a été menée, le comparant à ses homologues NLMS-DFE et APA-DFE dans divers conditions impliquant à la fois des valeurs élevées et faibles de paramètres fondamentaux qui influent sur son efficacité opérationnelle. Nous avons exploré les valeurs EQM minimales réalisables et la vitesse de convergence pour chaque égaliseur dans ces diverses conditions.

Les évaluations complètes de leurs capacités respectives sont présentées dans :

- Les tableaux 3.9 et 3.10 correspondent à différentes valeurs du rapport signal sur bruit (RSB d'entrée) pour 16-PSK et 16-QAM respectivement.

CHAPITRE 3 : NOUVELLES TECHNIQUES D'EGALISATION PROPOSEES

- Les tableaux 3.11 et 3.12 correspondent à différentes valeurs de la longueur de filtre (L) pour 16-PSK et 16-QAM respectivement.
- Les tableaux 3.13 et 3.14 correspondent à différentes valeurs du pas d'adaptation (μ) pour 16-PSK et 16-QAM respectivement.

Concernant l'APA-DFE traditionnel, différents ordres de projection fixes (P) ont été utilisés pour les valeurs faibles et élevées. En ce qui concerne le DFE-EAPA proposé, l'ordre de projection variable minimum (P_{min}) a été initialisé à 2, et l'ordre de projection variable maximum (P_{max}) a été fixé à 16.

Les paramètres utilisés dans ces expériences sont mentionnés dans le tableau 3.8 pour les deux modulations 16-PSK et 16-QAM.

Tableau 3.8 : Paramètres des trois égaliseurs pour la modulation 16-PSK et 16-QAM.

Egaliseurs	Paramètres
NLMS-DFE	$L=64$, $\mu=0,5$, RSB d'entrée=40 dB.
APA-DFE	$L=64$, $\mu=0,5$, RSB d'entrée=40 dB, $P=2$ où 16.
DFE-EAPA proposé	$L=64$, $\mu=0,5$, RSB d'entrée =40 dB, $P_{min}=2$, $P_{max}= 16$.

À partir des Tableaux 3.9 et 3.10, il est évident que les résultats obtenus présentent une variabilité selon les cas. Notamment, le DFE-EAPA montre des performances louables. Une analyse comparative révèle que, pour toutes les valeurs d'RSB testées, le DFE-EAPA proposé surpasse systématiquement les méthodes alternatives, atteignant des valeurs minimales d'EQM similaires au APA-DFE, lorsque $P=2$, tout en maintenant une vitesse de convergence comparable au APA-DFE lorsque $P=16$, bien que avec de légères divergences.

Ces résultats soulignent l'efficacité du DFE-EAPA dans l'accomplissement de ses objectifs, notamment en équilibrant une convergence rapide pour une valeur de P plus élevée avec une EQM minimal pour une valeur de P plus petite. Ces constatations sont valables pour les deux cas de modulation 16-PSK et 16-QAM, soulignant davantage la robustesse et l'efficacité de l'approche proposée.

CHAPITRE 3 : NOUVELLES TECHNIQUES D'EGALISATION PROPOSEES

Tableau 3.9 : Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs d'RSB d'entrée, pour 16-PSK.

16-PSK								
Algorithme	NLMS-DFE		APA-DFE				DFE-EAPA Proposé	
			P=2		P=16			
RSB d'entrée	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence
10 dB	-11	0,203 s	-15	0,419 s	-11	0,025 s	-15	0,025 s
20 dB	-17	0,190 s	-26	0,444 s	-20	0,026 s	-26	0,038 s
30 dB	-24	0,181 s	-37	0,419 s	-30	0,027 s	-38	0,038 s
40 dB	-25	0,469 s	-48	0,419 s	-18	0,012 s	-48	0,038 s

Tableau 3.10 : Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs d'RSB d'entrée, pour 16-QAM.

16-QAM								
Algorithme	NLMS-DFE		APA-DFE				DFE-EAPA Proposé	
			P=2		P=16			
RSB d'entrée	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence
10 dB	-12	0,152 s	-18	0,419 s	-14	0,025 s	-19	0,038 s
20 dB	-24	0,190 s	-27	0,431 s	-25	0,025 s	-27	0,037 s
30 dB	-31	0,272 s	-38	0,444 s	-31	0,025 s	-38	0,0365 s
40 dB	-40	0,274 s	-46	0,419 s	-29	0,038 s	-46	0,036 s

CHAPITRE 3 : NOUVELLES TECHNIQUES D'EGALISATION PROPOSEES

Tableau 3.11 : Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs de taille de filtre L, pour 16-PSK.

16-PSK								
Algorithme	NLMS-DFE		APA-DFE				DFE-EAPA Proposé	
			P=2		P=16			
Taille de filtre L	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence
32	-28	0,507 s	-48	0,419 s	-28	0,025 s	-47	0,038 s
64	-34	0,265 s	-47	0,431 s	-31	0,025 s	-48	0,038 s
128	-29	0,320 s	-43	0,444 s	-27	0,038 s	-45	0,038 s
256	-27	0,469 s	-46	0,419 s	-22	0,050 s	-48	0,063 s

Tableau 3.12 : Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs de taille de filtre L, pour 16-QAM.

16-QAM								
Algorithme	DFE-NLMS		DFE-APA				DFE-EAPA Proposé	
			P=2		P=16			
Taille de filtre L	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence
32	-29	0,457 s	-15	0,419 s	-11	0,025 s	-15	0,050 s
64	-35	0,243 s	-26	0,431 s	-20	0,038 s	-26	0,050 s
128	-30	0,277 s	-37	0,444 s	-30	0,038 s	-38	0,050 s
256	-34	0,182 s	-48	0,419 s	-18	0,063 s	-48	0,063 s

CHAPITRE 3 : NOUVELLES TECHNIQUES D'EGALISATION PROPOSEES

Les Tableaux 3.11 et 3.12 illustrent les valeurs d'EQM obtenues à partir des trois égaliseurs, utilisant diverses longueurs de segments basses et hautes du filtre qui reflètent étroitement la réalité. Le DFE-EAPA proposé démontre systématiquement sa supériorité en produisant des résultats soit identiques, soit très proches des valeurs d'EQM obtenues par son homologue APA-DFE, particulièrement remarquable lorsque $P = 2$, avec des vitesses de convergence presque identiques, et dans certains cas, identiques, à celles du APA-DFE lorsque $P = 16$. Cela signifie une performance améliorée à travers les deux schémas de modulation 16-PSK et 16-QAM.

Tableau 3.13 : Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs de pas d'adaptation μ , pour 16-PSK.

16-PSK								
Algorithme	NLMS-DFE		APA-DFE				DFE-EAPA Proposé	
			P=2		P=16			
Pas d'adaptation μ	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence
0,3	-28	0,594 s	-45	0,444 s	-28	0,025 s	-49	0,063 s
0,5	-30	0,241 s	-47	0,406 s	-35	0,026 s	-46	0,063 s
0,7	-30	0,571 s	-42	0,419 s	-38	0,026 s	-45	0,038 s
0,9	-28	0,265 s	-44	0,431 s	-40	0,025 s	-45	0,025 s

Concernant les valeurs de pas d'adaptation fournies dans les Tableaux 4.13 et 4.14, sélectionnées aléatoirement dans la plage admissible de $0 < \mu < 1$, les résultats obtenus confirment la performance supérieure de l'approche proposée dans la minimisation de l'EQM avec une vitesse de convergence élevée. Cette supériorité est évidente par rapport aux deux autres égaliseurs, NLMS-DFE et APA-DFE. Alors que le DFE-APA peut atteindre une bonne minimisation de l'EQM avec une vitesse de convergence lente lorsque $P=2$, ou obtenir une vitesse de convergence élevée avec une minimisation de

l'EQM médiocre lorsque $P=16$. Cela confirme l'efficacité du DFE-EAPA dans l'atteinte des objectifs souhaités.

Tableau 3.14 : Valeurs d'EQM en dB et vitesse de convergence des trois égaliseurs (NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-EAPA) pour différentes valeurs de pas d'adaptation μ , pour 16-QAM.

16-QAM								
Algorithme	NLMS-DFE		APA-DFE				DFE-EAPA Proposé	
			P=2		P=16			
Pas d'adaptation μ	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence	Valeur d'EQM	Vitesse de convergence
0,3	-34	0,194 s	-41	0,444 s	-30	0,012 s	-43	0,025 s
0,5	-30	0,308 s	-43	0,520 s	-29	0,025 s	-48	0,038 s
0,7	-27	0,237 s	-45	0,431 s	-30	0,038 s	-43	0,048 s
0,9	-25	0,177 s	-32	0,469 s	-24	0,025 s	-31	0,048 s

En se basant sur les données des Tableaux 3.9, 3.10, 3.11, 3.12, 3.13 et 3.14, nous pouvons conclure que le DFE-EAPA proposé a montré un comportement supérieur, notamment en atteignant une convergence plus rapide vers une EQM minimale. Cette tendance constante est observée pour tous les paramètres testés pour les deux types de modulation, soulignant la robustesse et l'efficacité de l'approche DFE-EAPA.

Cependant, pour faciliter une analyse comparative, nous présentons les Figures 3.38 et 3.39 représentant l'état stationnaire de l'EQM et évaluant la vitesse de convergence des égaliseurs DFE-EAPA proposé, APA-DFE et NLMS-DFE. La Figure 3.38 représente les résultats correspondant à la modulation 16-PSK, tandis que la Figure 3.39 représente les résultats correspondant à la modulation 16-QAM. Ces résultats sont clairement synthétisés dans le Tableau 3.15.

Les paramètres utilisés sont les suivants : $L=64$, $\mu=0,5$, et un RSB d'entrée de 40 dB. Pour APA-DFE, les valeurs de P sont 2, ou 16, tandis que pour DFE-EAPA, $P_{min}=2$ et $P_{max} = 16$.

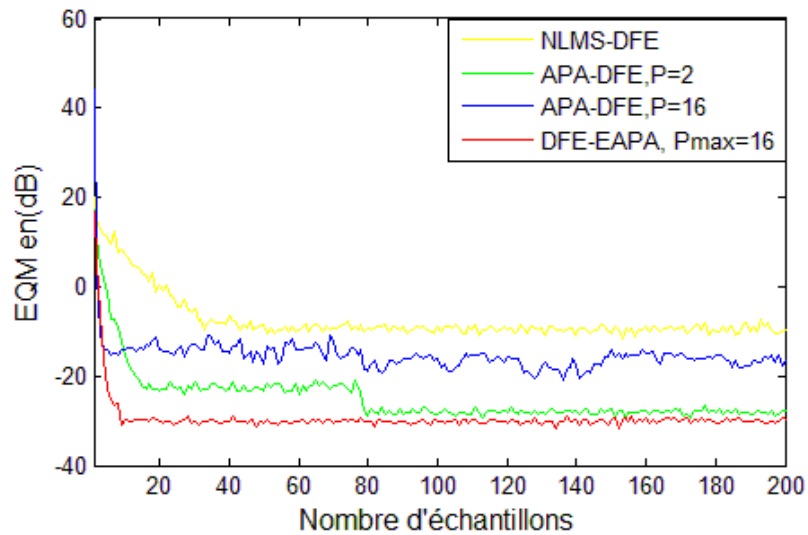


Figure 3.38 : Évaluation de taux de convergence pour l'égaliseur proposé DFE-EAPA et les deux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE, pour la modulation 16-PSK.

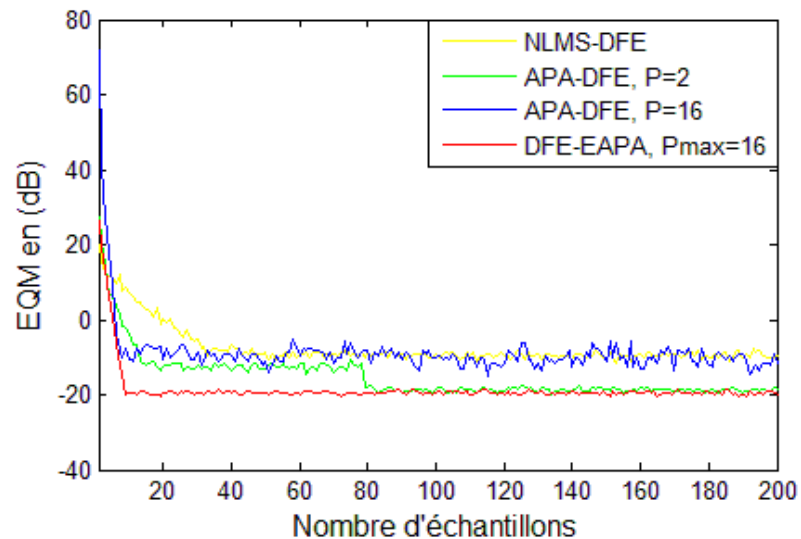


Figure 3.39 : Évaluation de taux de convergence pour l'égaliseur proposé DFE-EAPA et les deux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE, pour la modulation 16-QAM.

Les figures 3.38 et 3.39 et le tableau 3.15 confirment clairement la supériorité de l'égaliseur proposé en termes de convergence vers l'EQM minimal, par rapport aux égaliseurs NLMS-DFE et APA-DFE. Ces résultats montrent que la technique proposée

permet une convergence plus rapide vers un MSE faible et stable dans les deux types de modulation, confirmant l'efficacité de l'approche proposée.

Tableau 3.15 : Vitesse de convergence des trois égaliseurs.

Type de modulation		16-PSK	16-QAM
Algorithme			
NLMS-DFE		0,2 s	0,182 s
APA-DFE	P=2	0,14 s	0,11 s
	P=16	0,013 s	0,04 s
DFE-EAPA proposé		0,04 s	0,04 s

3.6. Etude comparative entre les techniques proposées et les techniques étudiées

Les évaluations précédentes ont montré la robustesse et l'efficacité de toutes les nouvelles techniques d'égalisation proposées pour atteindre l'objectif souhaité dans le domaine de l'égalisation adaptative.

Cependant, des distinctions notables ont émergé, mettant en lumière des variations de performance entre ces différentes techniques. Étant donné que les graphiques fournissent une représentation visuelle, dans cette partie, nous entreprenons une comparaison approfondie entre les égaliseurs proposés DFE-PAP [63], MRNQ-DEF [70], et DFE-EAPA [75] et ceux déjà étudiés tels que le NLMS-DFE et l'APA-DFE [62].

Cette comparaison nécessite la prise en compte d'autres indicateurs de performance tels que l'évaluation de la complexité de calcul.

3.6.1. Evaluation de la complexité de calcul

Dans cette section, nous entreprenons une analyse approfondie de la complexité de calcul (CC) des nouveaux égaliseurs que sont le DFE-PAP, le MRNQ-DFE, et le DFE-EAPA en les comparant à la CC des égaliseurs déjà étudiés tels que le NLMS-DFE et l'APA-DFE.

CHAPITRE 3 : NOUVELLES TECHNIQUES D'EGALISATION PROPOSEES

Notre démarche consiste à évaluer spécifiquement les opérations de multiplication et de division (MD) en fonction de deux paramètres essentiels, à savoir la longueur du filtre (L) et l'ordre de prédiction (P).

Les résultats de cette comparaison sont synthétisés de manière claire dans le Tableau 3.16, où nous récapitulons la complexité de calcul associée à chaque algorithme. Cette approche analytique permet de mettre en lumière les différences significatives en termes de charge computationnelle entre les divers égaliseurs, offrant ainsi un aperçu détaillé de leur performance relative en fonction de ce critère. Où parmi les techniques proposées, nous observons que le DFE-PAP donne la plus faible complexité de calcul.

Tableau 3.16 : Complexité de calcul des égaliseurs proposés et étudiés.

Algorithmes	Algorithmes Complexité par itération (Multiplications et divisions)
NLMS-DFE	$3L+1$
APA-DFE	$LP^2+2LP+P^2+P$
DFE-PAP	$2L +P^2+5P+4$
MRNQ-DFE	$4L^2+3L$
DFE-EAPA	$2L+P^2+5P+4$

3.6.2. Analyse du taux de convergence

Pour évaluer rigoureusement les performances de chaque égaliseur, nous avons analysé la vitesse de convergence vers le minimum de l'erreur quadratique moyenne obtenue par chacun d'eux, notamment le NLMS-DFE, l'APA-DFE, le DFE-PAP, le MRNQ-DFE et le DFE-EAPA. Cette évaluation est présentée dans la Figure 3.40 pour la modulation 16-QAM et dans la Figure 3.41 pour la modulation 16-PSK, et elle est résumée dans le Tableau comparatif 3.18. Les paramètres utilisés pour chaque égaliseur sont mentionnés dans le tableau 3.17.

Tableau 3.17 : Paramètres des égaliseurs : NLMS-DFE, APA-DFE, DFE-PAP, MRNQ-DFE, DFE-EAPA.

Egaliseur	Paramètres
NLMS-DFE	RSB=40 dB, L=64, $\mu=0,8$
APA-DFE	RSB=40 dB, L=64, $\mu=0,8$, P=16
DFE-PAP	RSB=40 dB, L=64, $\mu=0,8$, P=8
MRNQ-DFE	RSB=40 dB, L=64, $\lambda = 0,575$
DFE-EAPA	RSB=40 dB, L=64, $\mu=0,5$, Pmin=2, Pmax=16

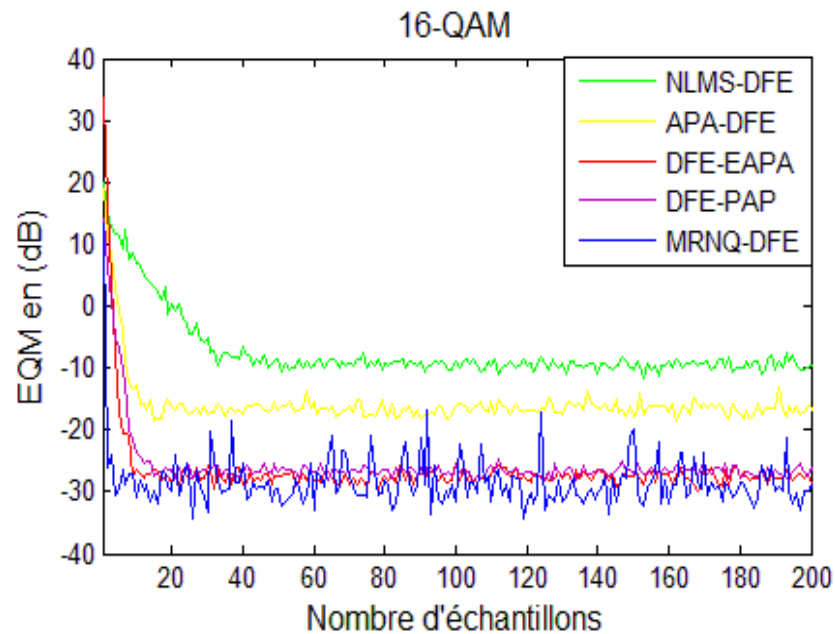


Figure 3.40 : Figure comparative des taux de convergence vers le minimum de l'EQM pour les égaliseurs proposés (DFE-PAP, MRNQ-DFE, DFE-EAPA) et les égaliseurs étudiés (NLMS-DFE, APA-DFE) dans le cas de la modulation 16-QAM.

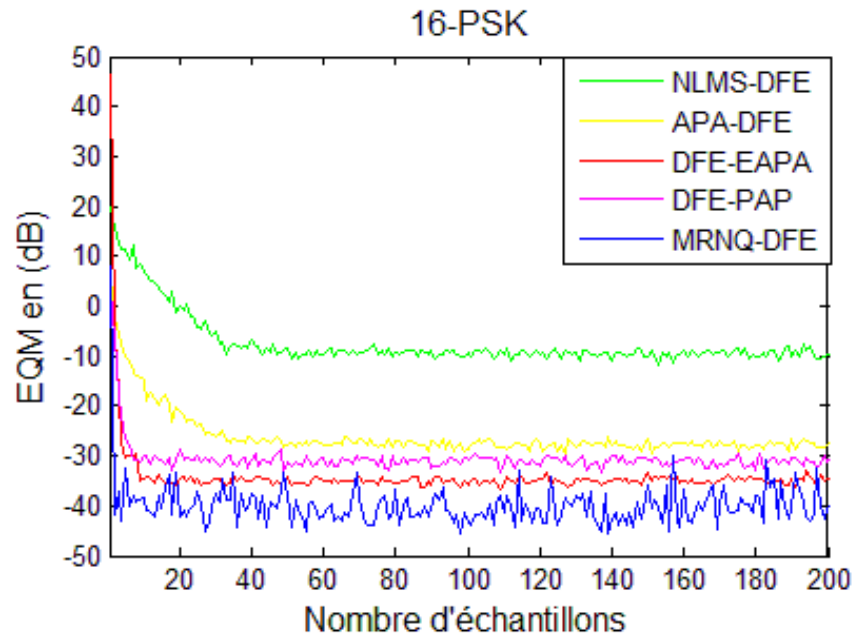


Figure 3.41 : Figure comparative des taux de convergence vers le minimum de l'EQM pour les égaliseurs proposés (DFE-PAP, MRNQ-DFE, DFE-EAPA) et les égaliseurs étudiés (NLMS-DFE, APA-DFE) dans le cas de la modulation 16-PSK.

Tableau 3.18 : Tableau comparatif de la vitesse de convergence et la valeur de l'EQM obtenu par les égaliseurs proposés (DFE-PAP, MRNQ-DFE, DFE-EAPA) et les égaliseurs étudiés (NLMS-DFE, APA-DFE).

Algorithmes	Modulation 16-QAM		Modulation 16-PSK	
	Vitesse de convergence en s	Valeur de l'EQM en dB	Vitesse de convergence en s	Valeur de l'EQM en dB
NLMS-DFE	0,208 s	-45 dB	0,193 s	-56 dB
APA-DFE	0,033 s	-51 dB	0,026 s	-65 dB
DFE-PAP	0,066 s	-61 dB	0,040 s	-78 dB
MRNQ-DFE	0,013 s	-65 dB	0,006 s	-88 dB
DFE-EAPA	0,040 s	-62 dB	0,031 s	-82 dB

3.6.3. Avantages et inconvénients des égaliseurs proposés et étudiés

Pour clore l'analyse comparative des performances expérimentales de toutes les techniques d'égalisation adaptative proposées dans cette thèse (DFE-PAP, MRNQ-DFE et E-APA-DFE), ainsi que des deux techniques d'égalisation étudiées (NLMS-DFE et APA-DFE), une évaluation approfondie des avantages et des inconvénients de chaque approche a été effectuée et est consignée dans le Tableau 3.19.

Tableau 3.19 : Avantages et inconvénients des égaliseurs proposés et étudiés.

Egaliseurs	Avantages	Inconvénients
NLMS-DFE	<ul style="list-style-type: none"> • Complexité de calcul faible. • Bonne élimination d'IES. 	<ul style="list-style-type: none"> • Convergence lente. • EQM grande. • Complexe à concevoir et à mettre en œuvre
APA-DFE	<ul style="list-style-type: none"> • Bonne élimination d'IES. • Bonne rapidité de convergence. • EQM faible. 	<ul style="list-style-type: none"> • Compromis entre une vitesse de convergence rapide et l'obtention d'une EQM importante lors de l'utilisation d'un grand ordre de projection. • Compromis entre l'obtention d'une EQM faible avec une vitesse de convergence lente lors de l'utilisation d'un petit ordre de projection. • La complexité de calcul augmente avec l'augmentation de P. • Complexe à concevoir et à mettre en œuvre
DFE-PAP	<ul style="list-style-type: none"> • Faible complexité de calcul. • Bonne élimination d'IES. • Bonne convergence. 	

	<ul style="list-style-type: none"> • EQM faible. • Simple à concevoir et à mettre en œuvre 	
MRNQ-DFE	<ul style="list-style-type: none"> • Bonne élimination de l'IES. • Bonne vitesse de convergence. • EQM très faible. • Simple à concevoir et à mettre en œuvre 	<ul style="list-style-type: none"> • Complexité de calcul élevée.
DFE-EAPA	<ul style="list-style-type: none"> • Bonne élimination de l'IES. • Bonne vitesse de convergence. • EQM faible. • Simple à concevoir et à mettre en œuvre 	

3.7. Conclusion

Le quatrième chapitre présente trois nouvelles techniques d'égalisation adaptative visant à améliorer la vitesse de convergence tout en réduisant les coûts de calcul lors de la transmission de signaux à travers un canal de Rayleigh.

Ces approches reposent sur un égaliseur à anticipation de décision avec une séquence d'apprentissage, intégrant respectivement l'algorithme de projection pseudo affine (DFE-PAP), un algorithme récursif d'erreur non quadratique modifiée (MRNQ-DFE), et l'algorithme de projection affine avec un ordre de projection variable (DFE-EAPA).

Le DFE-PAP combine la projection affine à une mise à jour itérative des poids, résolvant ainsi les conflits entre désalignement en régime permanent et vitesse de convergence.

Le MRNQ-DFE ajuste les coefficients du filtre en fonction d'une fonction d'erreur non quadratique, utilisant les données entrantes et l'erreur instantanée pour une convergence rapide.

CHAPITRE 3 : NOUVELLES TECHNIQUES D'EGALISATION PROPOSEES

Le DFE-EAPA ajuste l'ordre de projection en temps réel en fonction des caractéristiques statistiques évolutives du signal d'entrée, permettant une convergence rapide suivie d'une stabilisation de l'erreur quadratique moyenne.

Une étude comparative démontre la supériorité de ces trois nouvelles techniques en termes de convergence vers le minimum de l'erreur quadratique moyenne par rapport aux deux techniques précédemment étudiées.

Les résultats obtenus mettent en évidence l'efficacité et la robustesse des égaliseurs proposés, en particulier le DFE-EAPA qui se révèle très compétitif dans l'élimination des interférences entre symboles en égalisation adaptative, atteignant une excellente vitesse de convergence vers une erreur quadratique moyenne faible et stable à un coût de calcul acceptable. Nous recommandons vivement l'utilisation de cette méthode en pratique.

CONCLUSION

Les recherches exposées dans cette thèse se concentrent sur l'égalisation adaptative dans les systèmes de communications numériques. Notre attention s'est portée spécifiquement sur les égaliseurs non linéaires qui reposent sur des algorithmes adaptatifs pour résoudre les défis liés à l'égalisation des canaux de transmission multi-trajets.

Dans ce contexte, dans le deuxième chapitre, nous avons entrepris une étude approfondie ainsi qu'une analyse comparative des performances de deux techniques d'égalisation adaptative reconnues pour leur fiabilité et leur robustesse. Notre démarche a débuté par la présentation du modèle de la chaîne de communication, incluant le canal de transmission Rayleigh utilisé, ainsi que le modèle d'égaliseur non linéaire à retour de décision employé pour l'égalisation du canal. Par la suite, nous avons détaillé les critères et le canal adoptés lors des simulations.

Ensuite, nous avons appliqué l'égaliseur susmentionné à l'algorithme bien connu NLMS, analysant de manière approfondie ses performances en fonction des critères mentionnés précédemment. Nous avons répété cette procédure avec l'algorithme conventionnel APA, avant de procéder à une comparaison approfondie des deux techniques NLMS-DFE et APA-DFE. Les résultats obtenus au cours des simulations ont confirmé l'efficacité des deux égaliseurs dans l'égalisation des canaux et la réduction de l'interférence entre symbole (IES), avec une nette supériorité de l'APA-DFE en termes de vitesse de convergence pour atteindre le minimum d'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) par rapport à l'égaliseur NLMS-DFE. Cependant, pour la première technique, les limites en termes de vitesse de convergence et d'erreur minimale sont inhérentes et ne peuvent être ajustées.

En ce qui concerne la seconde technique, l'atteinte d'une erreur minimale avec une vitesse de convergence accrue est possible en contrôlant l'ordre de projection des vecteurs d'entrée. Toutefois, cela engendre des résultats contradictoires, car l'utilisation d'un grand nombre d'entrées conduit à une vitesse de convergence élevée, mais à une condition d'EQM significative accompagnée d'une complexité de calcul accrue. À l'inverse, l'utilisation d'un petit nombre d'entrées réduit la condition d'erreur au minimum possible, mais entraîne une diminution de la vitesse de convergence.

Dans notre travail, notre objectif premier était d'améliorer les techniques d'égalisation adaptative dans les canaux de communication numérique. Dans cette contribution, nous avons proposés trois nouvelles techniques d'égalisation adaptative visant à améliorer les performances en termes de vitesse de convergence pour atteindre un état d'erreur stable optimal, tout en minimisant les coûts de calcul. Ces approches novatrices reposent sur la structure d'un égaliseur à anticipation de décision avec une séquence d'apprentissage, intégrant trois algorithmes adaptatifs distincts. Le canal de Rayleigh est toujours utilisé pour la transmission des signaux, et les critères de simulation mentionnés dans le chapitre précédent guident l'évaluation des performances de ces techniques.

La première technique propose l'adoption de l'algorithme de projection pseudo affine (PAP), qui associe la projection affine à une mise à jour itérative du point de départ pour progressivement se rapprocher de la projection souhaitée sur la variété convexe. Une pseudo-fonction additionnelle est incorporée dans le processus de mise à jour des poids pour résoudre le conflit entre le désalignement en régime permanent et la vitesse de convergence, comme confirmé par les résultats de simulation.

La deuxième technique adopte l'algorithme récursif d'une erreur non quadratique modifiée, ajustant les coefficients du filtre vers leurs valeurs optimales en se basant sur une fonction d'erreur non quadratique. Cela implique l'utilisation des valeurs de données entrantes conjointement avec la valeur d'erreur instantanée, conduisant à une ultrarapidité de convergence, comme démontré par les résultats de simulation.

La troisième technique adopte l'algorithme de projection affine avec un ordre de projection variable, intégrant une approche évolutive pour ajuster l'ordre de projection en temps réel en fonction des caractéristiques statistiques évolutives de l'entrée de signal. Cette approche permet d'incorporer un grand nombre de vecteurs pour une convergence rapide, puis de réduire le nombre de vecteurs d'entrée pour atteindre une EQM faible et stable.

Une étude comparative entre ces trois nouvelles techniques et les deux précédemment étudiées a démontré l'efficacité et le bon comportement des trois égaliseurs proposés en termes d'égalisation adaptative.

Perspectives

Les travaux effectués dans cette thèse ouvrent plusieurs perspectives pour les futurs travaux :

- Réduction de la complexité des calculs dans les égaliseurs adaptative en se gardant les mêmes bonnes performances des égaliseurs proposés.
- Amélioration de la troisième technique d'égalisation proposée par la combinaison entre un ordre de projection variable et un pas d'adaptation variable.
- Étudier diverses autres structures d'égalisations adaptatives et y implémenter les algorithmes proposés sur FPGA.

LISTE DES ABREVIATIONS

APA	: affine projection algorithm
ASK	: Amplitude Shift Keying
AWGN	: additif white gaussian noise
BER	: Bit Error Rate
DSP	: densité spectrale de puissance
DFE	: decision feedback equalizer
DFE	: decision feedforward equalizer
E-APA	: evolutionary affine projection algorithm
EQM	: erreur quadratique moyenne
FSK	: Frequency Shift Keying
FFF	: feedforward filter
FBF	: feedback filter
IES	: interférence entre symboles
LIT	: linéaires invariants dans le temps
LOS	: Line of Sight
LMS	: Least Mean Squares
MRNQ	: modified recursive non quadratique algorithm
MSE	: Mean Square Error
MMSE	: Minimum Mean Square Error
NLMS	: normalized least mean square algorithm
NLOS	: No Line Of Sight
OEM	: onde electromagnétique
PDF	: fonction de densité de probabilité
PAP	: pseudo affine projection algorithm
PSK	: Phase Shift Keying
QAM	: quadratique amplitude modulation
RLS	: Récursif Least Square
RSB	: rapport signal sur bruit
RIF	: réponse impulsionnelle finie
RII	: réponse impulsionnelle infinie
SNR	: Signal Noise to Ratio

TEB : Taux d'erreur par bit

ZF : zero forcing

REFERENCES

1. Glavieux, A. et Joindot, M., “Communications numériques – Introduction”, Masson, (1996).
2. Jalali, S., “Wireless Channel Equalization in Digital Communication Systems”, Thèse de doctorat, Claremont graduate University, California, (2012).
3. Yameogo, Y.S., “ Etudes de nouvelles techniques d’estimation et d’égalisation de canal adaptées au système SC-FDMA”, Thèse de doctorat, Université de Rennes, (2011).
4. Lindskog, E. and Paulraj, A., “A transmit diversity scheme for channels with intersymbol interference”, *2000 IEEE International Conference on Communications. ICC 2000. Global Convergence Through Communications, Conference Record*, New Orleans, LA, USA, V.1, (2000), 307-311, doi: 10.1109/ICC.2000.853154.
5. Harashima, H. and Miyakawa, H., “Matched-Transmission Technique for Channels With Intersymbol Interference”, in *IEEE Transactions on Communications*, V. 20, n°4 ,(August 1972), 774-780, doi: 10.1109/TCOM.1972.1091221.
6. Lugannani, R., “Intersymbol interference and probability of error in digital systems”, in *IEEE Transactions on Information Theory*, V. 15, n°6, (November 1969), 682-688, doi: 10.1109/TIT.1969.1054379
7. Proakis, J.G. and Salehi, M., “*Digital Communications*”, 5th Edition, New York: McGraw Hill, (2008).
8. Qureshi, S., “Adaptive equalization”, *Proc. IEEE*, V. 73, (1985), 1349–1387.
9. Blaunstein, N., “Radio propagation in cellular networks”, Artech House, (2000).
10. Tseng, C.H. and Powers, E.J., “Non linear channel equalization in digital satellite system”, *IEEE*, (1993) , 1639-1643.
11. Sampei, S., “Applications of digital wireless technologies to global wireless communications”, *Prentice-Hall*, (1997).
12. Biglieri, E. and Barberis, S. et Catena, M., “Analysis and compensation of nonlinearities in digital transmission systems,” *IEEE J. Select. Areas Communication*, V.6, (1988), 42-51.
13. Berdai, A., “Egalisation aveugle et turbo égalisation dans les canaux sélectifs en fréquence invariants et variants dans le temps”, Mémoire de Maîtrise en science, Université Laval, Québec, (2006).

14. Proakis, J.G. and Miller, J. H., “An adaptive receiver for digital signaling through channels with intersymbol interference”, IEEE Trans. Inf. Theory, V. 15, n°4, (1969), 484-497.
15. Macchi, C., Jouannaud, J. P. et Macchi, O., “Récepteur adaptatifs pour transmission de données à grande vitesse”, Annals of Telecommunications, V. 30, (1975), 311-330.
16. Gallager, R.G., “Principle of digital communication”, (2007), [https://pcefet.com/common/library/books/17/60_\[Robert_G._Gallager\]_Principles_of_digital_communi\(b-ok.org\).pdf](https://pcefet.com/common/library/books/17/60_[Robert_G._Gallager]_Principles_of_digital_communi(b-ok.org).pdf).
17. Cotter F., “Traitement de signal”, Dunod, Paris, (2000).
18. Bellanger, M., “Traitement numérique du signal théorie et pratique”, 8eme édition. Dunod, Paris,(2006).
19. Zerdoumi, Z., “Estimation des filtres de restauration des signaux en communications numériques”, Thèse de doctorat, Université de Batna 2, (2018).
20. Ozeki, K., “Theory of Affine Projection Algorithms for Adaptive Filtering”, Springer, Japan, (2016).
21. Michaut, F. and Bellanger, M., “Filtrage adaptatif: théorie et applications, Volume1, Théorie et algorithmes”, Version 6, (2005).
22. Haykin, S., “Adaptive Filter Theory”, 3^{ème} édition, Pearson Education India, (2002).
23. Kaddour, Z., “Etude et simulation des différents égaliseurs (simple et adaptatif) appliqués à plusieurs canaux de transmission”, Thèse de magister, Université des sciences et technologie d’Oran, (2017).
24. Bellanger, M.G., “Adaptive Digital Filters”, 2nd Edition, New York, (2001).
25. Widrow, B. and Hoff, M.E., “ Adaptive switching circuits”, IRE WESCON Conv.Rec., Et. 4, , (1960), 96-104.
26. Wiener, N. and Mccool, J.M, “Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series”, John Wiley & Sons, New York, (1949).
27. Widrow, N., Mccool, J.M., Larimore, M.G. and Johnson, C.R., “Stationary and nonstationary learning characteristics of LMS adaptive filter”, in Proc.of IEEE, V.64, n° 8, (1976).
28. Widrow, B. and Stearns, S.D., “Adaptive Signal Processing”, New Jersey, USA, Prentice-Hall, (1985).

29. Sankaran, S.G. and Beex, A.A., “Normalized LMS algorithm with orthogonal correction factors”, Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (Cat. No.97CB36136), Pacific Grove, CA, USA, V.2 , (1997), 1670-1673, doi: 10.1109/ACSSC.1997.679186.
30. Li, Y., Wang, Y. and Jiang T., “Sparse-aware set-membership NLMS algorithms and their application for sparse channel estimation and echo cancelation”, *AEU - Int J Electron Commun*, 70(7): (2016), 895–902, <https://doi.org/10.1016/j.aeue.2016.04.001>.
31. Ciochină, S., Paleologu, C. and Benesty, J., “An optimized NLMS algorithm for system identification”, *Signal Processing*, (2016), 118:115–21, <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2015.06.016>.
32. Ozeki, K., and Umeda, T., “An adaptive filtering algorithm using an orthogonal projection to an affine subspace and its properties”, *Electron Commun Japan (Part I Commun*, 67(5), (1984), 19–27, <https://doi.org/10.1002/ecja.4400670503>.
33. Diniz, P.S.R., “Adaptive Filtering Algorithms and Practical Implementation,” 4^{ème} édition, New York, (2013), 646.
34. Sankaran, S.G. and Beex, A.A., “Convergence behavior of affine projection algorithms”, *IEEE Trans. Signal Process.*, V. 48, n°4, (2000), 10861096, doi: 10.1109/78.827542.
35. Gonzalez, A., Ferrer, M, Albu, F. and De Diego, M., “Affine projection algorithms: Evolution to smart and fast algorithms and applications”, *Eur. Signal Process. Conf.*, no. Eusipco 2012, (2012), 1965–1969.
36. Paleologu, C., Benesty, J. and Ciochina, S., “A Variable Step-Size Affine Projection Algorithm Designed for Acoustic Echo Cancellation”, in *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, V.16, n°8, (Nov.2008),466-1478, doi: 10.1109/TASL.2008.2002980.
37. Bouchard, M., “Multichannel affine and fast affine projection algorithms for active noise control and acoustic equalization systems”, *IEEE Trans. Speech Audio Process*, V.11, n°1, (2003), pp. 54–60, doi: 10.1109/TSA.2002.805642.
38. Rey Vega, L., Rey, H. and Benesty, J., “A robust variable step-size affine projection algorithm”, *Signal Processing*, V.90, n°9, (2010), 2806–2810, doi: 10.1016/j.sigpro.2010.03.029.
39. Wu, L., Wang, B. and Huang, Y., “A Sparse Adaptive Quasi-affine Projection Blind Equalization Algorithm for Underwater Acoustic Communication”, 2021 IEEE 21st International Conference on Communication Technology (ICCT), Tianjin, China, (2021), 1467-1471, doi: 10.1109/ICCT52962.2021.9658048.

40. Shin, H.C. and Sayed, A.H., “Mean-Square Performance of a Family of Affine Projection Algorithms”, *IEEE Trans. Signal Process*, V.52, n°1, (2004), 90–102, doi: 10.1109/TSP.2003.820077.
41. Zekkari, C., “Suppression du bruit d’interférence IQ dans les systèmes de télécommunication numériques”, Thèse de Doctorat, Université de Blida 1, (2020).
42. Liu, L., Sun, D. and Zhang, Y., “A family of sparse group Lasso RLS algorithms with adaptive regularization parameters for adaptive decision feedback equalizer in the underwater acoustic communication system”, *Phys. Commun.*, V. 23, (2017), 114–124, doi: 10.1016/j.phycom.2017.03.005.
43. Sari, H., “Transmission des signaux numériques”, Société de Télécommunications (SAT), (2007).
44. Aksak, M., “Égaliseur Aveugle linéaire avec recouvrement simultané de la phase de la porteuse », Mémoire de maîtrise en génie électrique, Ecole Technologie Supérieure de Montréal, Québec, (2003).
45. Saidani, S., “ L’égalisation adaptive dans les systèmes de communications numériques ”, Thèse de doctorat, Université 8 Mai 1945 Guelma, (2020).
46. Bercher, J.F., “Extrait de radiocommunication numérique”, V.1, DUNOD, (2002).
47. Masmoudi, R., “Égalisation adaptative aveugle et semi-aveugle pour un système à porteuses multiples”, Thèse de doctorat en Télécommunications, Université Djillali Liabes de Sidi Bel Abbes, (2016).
48. Yameogo, Y. S., “Etudes de nouvelles techniques d’estimation et d’égalisation de canal adaptées au système SC-FDMA”, Thèse de doctorat, Université de rennes, (2011).
49. Qureshi, S., “Adaptive equalization”, *Proc. IEEE*, V. 73, (1985), 1349–1387.
50. Haykin, S., “Communication systems”, 4th Edition, New York: Wiley & sons, (2001).
51. Lee, E.A., Messerschmitt, D.G., “Digital communication”, Boston, MA : Kluwer Academic Publishers, (1988).
52. Landry, N.B., “Égaliseur Sigma Delta de Haute Vitesse”, Mémoire de maîtrise en technologie des systèmes, École de technologie supérieure, Université du Québec, (1999).
53. Mitra, A., “NLMS-based algorithm for decision feedback equalisation”, *Electronics Letters*, (2007), 43(25), <https://doi.org/10.1049/el>.

54. Ogunfunmi, T. and Paul. T., “On the Performance of Affine Projection Algorithm and Normalized LMS Algorithm”, Proceedings of the Second APSIPA Annual Summit and Conference, Biopolis, Singapore, (14-17 December 2010), 870–878.
55. Xu, T., Jacobsen, G., Popov, S., Li, J., Wang, K. and Friberg, A.T., “Normalized LMS digital filter for chromatic dispersion equalization in 112-Gbit/s PDM-QPSK coherent optical transmission system”, *Opt. Commun.*, V. 283, n°6, (2010), 963–967, doi: 10.1016/j.optcom.2009.11.011.
56. Jiang, Y.Z., Zhang, S.X. and Liang, Y., “Blind adaptive channel equalization based on affine projection algorithm”, *IEEE 2007 Int. Symp. Microwave, Antenna, Propag, EMC Technol, Wirel. Commun. MAPE*, (2007), 1076–1079, doi: 10.1109/MAPE.2007.4393455.
57. Mishra, R.C. and Bhattacharjee, R., “Adaptive decision feedback equalizer with set-membership affine projection algorithm”, 2016 11th International Conference on Industrial and Information Systems (ICIIS), Roorkee, India, (2016), 437-442, doi: 10.1109/ICIINFS.2016.8262980.
58. Paleologu, C., Ciocina, S. and Benesty, J., “An Efficient Proportionate Affine Projection Algorithm for Echo Cancellation”, in *IEEE Signal Processing Letters*, V. 17, n°2, (Feb 2010), 165-168, doi: 10.1109/LSP.2009.2035665.
59. Darazirar, I. and Djendi, M., “A two-sensor Gauss-Seidel fast affine projection algorithm for speech enhancement and acoustic noise reduction”, *Appl. Acoust.*, V. 96, (2015), 39–52, doi: 10.1016/j.apacoust.2015.02.010.
60. Zehavi, E., “8-PSK trellis codes for a Rayleigh channel”, *IEEE Transactions on Communications*, 40(5), (1992), 873–84, <https://doi.org/10.1109/26.141453>.
61. Proakis, J.G., “Adaptive equalization for TDMA digital mobile radio”, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 40(2) ,(1991), 333–41, <https://doi.org/10.1109/25.289414>.
62. Lounoughi, F. and Djendi, M., “Decision Feedback Equalizer based Affine Projection and Normalized Least Mean Square Algorithms”, 2023 International Conference on Advances in Electronics, Control and Communication Systems (ICAECCS), IEEE, BLIDA, Algeria, (2023), 1-6, doi: 10.1109/ICAECCS56710.2023.10105130.
63. Lounoughi, F. and Djendi, M., “A decision feedforward channel equalization system based pseudo affine projection (DFE-PAP) algorithm”, *Appl. Acoust.*, V. 214, (October 2023), 109693, doi: 10.1016/j.apacoust.2023.109693.
64. Bouteille, F., Scalart, P., Corazza, M., Telecom-cnet, F., Marzin, A.P. and Cedex, L., “Pseudo Affine Projection Algorithm New Solution for Adaptive

- Identification”, In Sixth European Conference on Speech Communication and Technology, (1999), 2–5.
65. Albu, F. and Kwan, H.K., “Combined echo and noise cancellation based on Gauss-Seidel pseudo affine projection algorithm”, 2004 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (IEEE Cat. No.04CH37512), Vancouver, BC, Canada, (2004), 505, doi: 10.1109/ISCAS.2004.1328794.
 66. Albu, F. and Paleologu, C., “The Variable Step-Size Gauss-Seidel Pseudo Affine Projection Algorithm”, World Academy of Science, Engineering and Technology 49, (2009).
 67. Albu, F. and Fagan, A., “The Gauss-Seidel pseudo affine projection algorithm and its application for echo cancellation”, The Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, California, U.S.A, V. 2, (2003), 1303-1306.
 68. Patel, N., Gupta, N., Kumar, A. and Chitti Babu, B., “Pseudo affine projection assisted multitasking approach for power quality improvement in grid-interactive photovoltaic (PV) system”, IET Power Electron., V.13, n°13, (2020), 2905–2916, doi: 10.1049/iet-pel.2019.1006.
 69. Djendi, M. and Scalart, P., “Double pseudo affine projection algorithm for speech enhancement and acoustic noise reduction”, 2012 Proceedings of the 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Bucharest, Romania, (2012), 2080-2084.
 70. Lounoughi, F. and Djendi, M., “A modified recursive non-quadratic algorithm for adaptive channel equalization”, Appl. Acoust., V. 227, (August 2024), doi.org/10.1016/j.apacoust.2024.110239.
 71. Lounoughi, F. and Djendi, M., “Decision-Directed Channel Equalizer Scheme Based on the Recursive Non Quadratic Adaptive Algorithm”, 2023 International Conference on Advances in Electronics, Control and Communication Systems (ICAECCS), IEEE , BLIDA, Algeria, (2023), 1-5, doi: 10.1109/ICAECCS56710.2023.10104525
 72. Da Silva, C., Santana, E., Aguiar, E., De Araújo, M.A.F. and Barros, A.K., “An adaptive recursive algorithm based on non-quadratic function of the error”, Signal Processing, V.92, n°4, (2012), 853–856, doi: 10.1016/j.sigpro.2011.09.019.
 73. Hamidane, A.B. and Berkani, D., “An efficient RNQ channel estimation algorithm for AMC communication techniques”, Int. J. Electron. Lett., V. 9, n°2, (2021), 222–233, doi: 10.1080/21681724.2020.1726473.
 74. Fernando, L., Amaral, C., Lopes, M.V. and Barros, A.K., “A Nonquadratic Algorithm Based on the Extended Recursive Least-Squares Algorithm”, *IEEE*

- Signal Process. Lett, V.25, n°10, (2018), 1535–1539, doi: 10.1109/LSP.2018.2864609.
75. Lounoughi, F. and Djendi, M., “A New Adaptive Equalization Technique based on the Evolutionary Affine Projection Algorithm”, (submitted)
 76. Kim, S.E., Kong, S.J. and Song, W.J., “An affine projection algorithm with evolving order”, IEEE Signal Process. Lett, V.16, n°11, (2009), 937–940, doi: 10.1109/LSP.2009.2027638.
 77. Arablouei, R. and Dogancay, K., “Affine projection algorithm with variable projection order”, IEEE Int. Conf. Commun, (2012), 3681–3685, doi: 10.1109/ICC.2012.6363637.
 78. Albu, F., Paleologu, C. and Benesty, J., “Efficient implementation of a variable projection order affine projection algorithm”, *Proc. 2010 7th Int. Symp. Wirel. Commun. Syst. ISWCS'10*, (2010), 369–373, doi: 10.1109/ISWCS.2010.5624408.
 79. Yin, W. and Mehr, A.S., “A variable regularization method for affine projection algorithm”, IEEE Trans. Circuits Syst, II Express Briefs, V.57, n°6, (2010), 476–480, doi: 10.1109/TCSII.2010.2048355.
 80. Almeida, S.J.M., Bermudez, J.C.M., Bershad, N.J. and Costa, M.H., “A statistical analysis of the affine projection algorithm for unity step size and autoregressive inputs”, IEEE Trans, Circuits Syst, V.52, n°7, (2005), 1394–1405, doi: 10.1109/TCSI.2005.851720.

PUBLICATIONS ET CONFERENCES

Publications:

1. Lounoughi, F. and Djendi, M., “A decision feedforward channel equalization system based pseudo affine projection (DFE-PAP) algorithm”, *Appl. Acoust.*, V. 214, (October 2023), 109693, doi: 10.1016/j.apacoust.2023.109693.
2. Lounoughi, F. and Djendi, M., “A Modified Recursive Non-Quadratic Algorithm for Adaptive Channel Equalization”, *Appl. Acoust.*, V. 227, (August 2024), doi.org/10.1016/j.apacoust.2024.110239.
3. Lounoughi, F. and Djendi, M., “A New Adaptive Equalization Technique based on the Evolutionary Affine Projection Algorithm”, (submitted)

Communications:

1. Lounoughi, F. and Djendi, M., “Decision Feedback Equalizer based Affine Projection and Normalized Least Mean Square Algorithms”, 2023 International Conference on Advances in Electronics, Control and Communication Systems (ICAEECS), IEEE, BLIDA, Algeria, (2023), 1-6, doi: 10.1109/ICAEECS56710.2023.10105130.
2. Lounoughi, F. and Djendi, M., “Decision-Directed Channel Equalizer Scheme Based on the Recursive Non Quadratic Adaptive Algorithm”, 2023 International Conference on Advances in Electronics, Control and Communication Systems (ICAEECS), IEEE, BLIDA, Algeria, (2023), 1-5, doi: 10.1109/ICAEECS56710.2023.10104525