

UNIVERSITE BLIDA 1
Faculté de Technologie
Département d'Electronique

Thèse de Doctorat
En Génie électrique

**SUPPRESSION DU BRUIT D'INTERFERENCE IQ DANS LES
SYSTEMES DE TELECOMMUNICATIONS NUMERIQUES**

Par

ZEKKARI Chahrazed

Devant le jury composé de :

A. AISSAT	Professeur, U.Blida1	Président
M. BENSEBTI	Professeur, U.Blida1	Examineur
M. BOUZID	Professeur, USTHB, Alger	Examineur
H. SAYOUD	Professeur, USTHB, Alger	Examineur
M. DJENDI	Professeur, U.Blida1	Directeur de thèse
A. GUESSOUM	Professeur, U.Blida1	Co-Directeur de thèse

Soutenue, le 7/10/2020

RESUME

Dans le cadre de cette thèse, nous avons proposé trois solutions pour corriger le problème de désajustement d'amplitude et de phase IQ dans les systèmes de télécommunications numériques. Dans un premier temps, nous avons étudié une des solutions non-adaptatives qui utilise les caractéristiques des modulations en quadrature lorsque le système n'est pas affecté par le désajustement IQ. Dans un deuxième temps, nous avons proposé une solution adaptative qui utilise l'algorithme NLMS combiné avec la structure récursive (FB-NLMS) pour compenser le désajustement IQ. La troisième méthode proposée est adaptative et basée sur la combinaison entre l'algorithme appelé FNTF et la structure récursive. Le nouvel algorithme FB-FNTF montre sa robustesse en comparaison avec les méthodes adaptatives FB-NLMS et FF-NLMS et la méthode non-adaptative NAA en termes de diagramme de constellation, diagramme de l'œil, système mismatch pour les algorithmes adaptatifs et le taux d'erreur par symbole.

Mots clés : Désajustement IQ, FB-FNTF, FB-NLMS, FF-NLMS, NAA, système mismatch, diagramme de l'œil, taux d'erreur par symbole.

ABSTRACT

In this thesis, we have proposed three solutions for compensating the IQ imbalance problem in digital communication systems. Firstly, we have studied one of non-adaptive solutions that use the characteristics of quadrature modulations when the system is free IQ mismatch. Secondly, we have studied an adaptive solution using NLMS algorithm with the feed-backward structure (FB-NLMS) to compensate the IQ imbalance. The third proposed method is adaptive and based on the combination between the so-called FNTF algorithm and the feed-backward structure (FB-FNTF). The new FB-FNTF algorithm shows its robustness in comparison with the adaptive methods FB-NLMS and FF-NLMS and the non-adaptive method NAA in terms of constellation diagram, eye diagram, mismatch system for adaptive algorithms and the symbol error rate.

Keywords: IQ imbalance, FB-FNTF, FB-NLMS, FF-NLMS, NAA, mismatch system, eye diagram, symbol error rate.

ملخص

في هذه الرسالة، نقترح حلولاً تكيفية وغير تكيفية لحل مشكلة الاختلال IQ التي تؤثر على أنظمة الاتصالات الرقمية المستخدمة في الإرسال والاستقبال. نقترح أولاً حلاً غير تكيفي يستخدم خصائص التعديلات التربيعية في حالة عدم تأثر النظام بالاختلال IQ. من خلال هاتين الطريقتين نستطيع إيجاد العوامل للاختلال IQ التي تؤثر على الفرعين معا I و Q. نقترح ثانياً استخدام خوارزمية تكيفية NLMS مقترنة بهيكل تنظيمي نحو الخلف (FB-NLMS) حيث نقوم بإثبات فعالية هذه الأخيرة عبر عدة معايير. نقترح ثالثاً استخدام خوارزمية تكيفية سريعة التقارب مقترنة بهيكل تنظيمي نحو الخلف تسمى (FB-FNTF) حيث قمنا بإثبات متانتها من خلال مقارنتها بخوارزمية (FF-NLMS) وخوارزمية (FB-NLMS) و أيضاً الحل الغير تكيفي (NAA) في عدة معايير مخطط الإشارات النقضي، مخطط العين، نظام عدم التطابق و معدل الخطأ في الترميز.

كلمات مفتاحية: الاختلال IQ ، خوارزمية (FF-NLMS) ، خوارزمية (FB-NLMS) ، خوارزمية (FNTF) ، خوارزمية (NAA) ، مخطط الإشارات النقضي ، مخطط العين ، نظام عدم التطابق و معدل الخطأ في الترميز.

DEDICACES

Je dédie ce travail

À mon Père El hadj Allel, décédé trop tôt, Aucune dédicace ne saurait exprimer mes respects et mes sentiments que j'ai toujours eu pour toi. Rien au monde ne vaut les efforts fournis pour mon éducation et mon bien être. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as déployés pour mon éducation. Puisse Dieu, le tout puissant, l'avoir en sa sainte miséricorde.

À la mémoire de Yama Mouni, Puisse Dieu vous avoir en sa sainte miséricorde et que ce travail soit une prière pour votre âme.

À ma chère mère, Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour et le respect que je porte pour toi, pour tous les sacrifices que tu n'as cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance et même à l'âge adulte. Puisse Dieu, tout puissant, te préserver et t'accorder santé, longue vie et bonheur.

À mon mari, qui partage avec moi tous les moments difficiles, pour sa patience et pour ses encouragements.

À mes frères et mes sœurs qui m'avaient toujours encouragée durant tous mes années d'études.

À mon petit fils Noreddine, je t'aime mon fils et je te souhaite tous le bonheur du monde.

À ma chère sœur R.Kadri, celle qui m'a donnée le courage et du coup de main durant tous mes années d'études.

À mes chères amies qui m'ont toujours encouragé.

ZEKKARI Chahrazed

REMERCIEMENT

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de thèse, le professeur M.Djendi pour son énorme soutien, sa patience, la confiance qu'il m'a accordée, son encadrement et son suivi et ses conseils tout au long de ces années.

Je tiens aussi à exprimer mes sincères remerciements au co-directeur de cette thèse, le professeur A.Guessoum d'avoir accepté de diriger cette thèse.

J'exprime mes sincères remerciements au professeur A.Aissat pour avoir accepté de présider le jury de cette thèse.

Je tiens également à exprimer mes sincères remerciements à messieurs les membres de jury, le professeur M.Bensebti, le professeur M.Bouزيد et le professeur H.Sayoud pour l'intérêt qu'ils m'ont apporté à ce travail en acceptant de le rapporter.

ZEKKARI Chahrazed

TABLE DES MATIERES

RESUME.....	1
DEDICACES.....	4
REMERCIEMENT.....	5
TABLE DES MATIERES.....	6
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX.....	9
INTRODUCTION	12
CHAPITRE 1: SYSTEME DE COMMUNICATION NUMERIQUE	15
1.1. Introduction.....	15
1.2. Chaîne de transmission numérique	15
1.2.1. Source	16
1.2.2. Codage source	16
1.2.2.1. Codage de Shannon	17
1.2.2.2. Codage de Shannon-Fano.....	18
1.2.2.3. Codage de Huffman	18
1.2.3. Codage canal	19
1.2.3.1. Codage linéaire	20
1.2.3.2. Codage convolutif.....	20
1.2.3.3. Codage en blocs	21
1.2.4. Modulation	21
1.2.5. Interpolation.....	21
1.2.5.1. Filtre de cosinus surélevé.....	21
1.2.5.2. Filtre en racine de cosinus surélevé.....	22
1.2.6. Canal de transmission.....	22
1.2.6.1. Canal à bruit blanc additif gaussien.....	22
1.2.7. Décimation.....	23
1.3. Les caractéristiques d'une chaîne de transmission	24
1.3.1. Débit binaire	24
1.3.2. Taux d'erreur par bit.....	24
1.3.3. Efficacité spectrale	24
1.3.4. Rapport signal sur bruit	24
1.4. Types de modulations numériques	25
1.4.1. Modulation par déplacement d'amplitude.....	25
1.4.2. Modulation par déplacement de fréquence	26
1.4.3. Modulation par déplacement de phase	26
1.4.4. Modulation d'amplitude en quadrature	28
1.5. Les critères de choix de modulation	30

1.6. Les architectures du récepteur	30
1.6.1. Le récepteur superhétérodyne.....	30
1.6.2. Le récepteur Homodyne.....	31
1.6.3. Récepteur à faible fréquence intermédiaire.....	32
1.7. Conclusion.....	33
CHAPITRE 2: LES ALGORITHMES ADAPTATIFS	34
2.1. Introduction.....	34
2.2. Les algorithmes de filtrage adaptatif.....	34
2.3. Caractéristiques des algorithmes adaptatifs.....	35
2.4. La famille des algorithmes du gradient stochastique	36
2.4.1. L'algorithme des moindres carrés moyens (LMS).....	36
2.4.2. L'algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS)	38
2.5. La famille des algorithmes de moindre carré exact.....	39
2.5.1. L'algorithme de moindre carré récursif (RLS)	39
2.5.2. L'algorithme des moindres carrés transversaux rapide (FTF)	42
2.5.2.1. Prédiction linéaire aller	43
2.5.2.2. Prédiction linéaire retour	46
2.5.2.3. Partie de filtrage	50
2.5.3. L'algorithme de filtre transversal de newton rapide (FNTRF).....	52
2.6. Conclusion.....	59
CHAPITRE 3: L'EFFET DU DESAJUSTEMENT IQ	60
3.1. Introduction.....	60
3.2. Position du problème.....	60
3.3. Estimation et compensation du déséquilibre IQ par une méthode non adaptative ..	62
3.3.1. Méthode non-adaptative (NAA)	62
3.3.2. Description de la méthode NAA.....	63
3.3.3. Simulations et résultats	66
3.3.3.1. Diagramme de constellation	66
3.3.3.2. Diagramme de l'oeil	67
3.3.3.3. Taux d'erreur par symbole	68
3.4. Compensation du déséquilibre IQ par une méthode adaptative	69
3.4.1. Modélisation du problème.....	69
3.4.2. Algorithme du Gradient stochastique « LMS »	70
3.4.2.1. Algorithme LMS à structure direct (FF-LMS).....	71
3.4.2.2. Algorithme à structure récursive (FB-LMS)	72
3.4.3. Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS	74
3.4.3.1. Simulations et résultats	74
3.5. Conclusion.....	78

CHAPITRE 4: UN NOUVEL ALGORITHME DE FILTRAGE ADAPTATIF POUR LA COMPENSATION DU DESEQUILIBRE IQ	79
4.1. Introduction	79
4.2. Model de désajustement IQ	79
4.3. La modélisation du déséquilibre IQ	81
4.4. Description de la méthode proposée	81
4.5. Evaluation de la complexité de l'algorithme proposé	86
4.6. Analyse de l'algorithme de compensation de déséquilibre IQ proposé	87
4.6.1. Diagramme de constellation pour les modulations 16-QAM et 128-QAM	88
4.6.2. Diagramme de constellation pour les modulations 4-PSK et 16-PSK	90
4.6.3. Evaluation du diagramme de l'œil de la modulation 16-QAM et 16-PSK	91
4.7. Etude comparative entre l'algorithme adaptatif (FB-FNTF) et la méthode d'estimation non-adaptative proposée	96
4.7.1. Evaluation de diagramme de constellation de la modulation 8-PSK	96
4.7.2. Evaluation de taux d'erreur par symbole pour la modulation 8-PSK	98
4.7.3. Evaluation de diagramme de constellation pour la modulation 64-QAM	98
4.7.4. Taux d'erreur par symbole pour 64-QAM	100
4.8. Conclusion	100
CONCLUSION	102
APPENDICE A: LISTE DES ABBREVIATIONS	104
APPENDICE B: LISTE DES SYMBOLES	106
REFERENCES	108
Publication et conferences	114

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

LISTE DES FIGURES

Chapitre 1

Figure 1. 1 : Schéma synoptique d'un système de transmission numérique.	16
Figure 1. 2 : L'opération d'interpolation.	21
Figure 1. 3 : Un modèle général d'un canal à bruit blanc additif gaussien.	23
Figure 1. 4 : Procédure de décimation.	23
Figure 1. 5 : Modulateur M-PSK.	27
Figure 1. 6 : Modulateur M-QAM.	29
Figure 1. 7 : Architecture superhétérodyne.	31
Figure 1. 8 : Architecture superhétérodyne.	32
Figure 1. 9 : Architecture à faible fréquence intermédiaire.	33

Chapitre 2

Figure 2. 1 : Le principe général d'un filtrage adaptatif.	35
Figure 2. 2 : Procédure de mise à jour du gain de Kalman.	43

Chapitre 3

Figure 3. 1 : Modèle général d'un récepteur IQ affecté par le problème de désajustement IQ.	61
Figure 3. 2 : Diagramme de constellation de la modulation 16-QAM, avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est le diagramme bruité, et (c) est le diagramme de constellation compensé.	67
Figure 3. 3 : Diagramme de constellation de la modulation 16-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est le diagramme bruité, et (c) est le diagramme de constellation compensé.	67
Figure 3. 4 : Diagramme de constellation de la modulation 16-QAM et 16-PSK respectivement, avec (a) est le diagramme de l'œil idéal, (b) est le diagramme bruité, et (c) est le diagramme de l'œil compensé.	68
Figure 3. 5 TES pour les modulations 16-QAM (a) et 16-PSK (b).	69
Figure 3. 6 : Modèle de désajustement IQ.	70
Figure 3. 7 : Schéma synoptique d'un modèle de séparation de la voie I et Q basé sur l'implémentation de l'algorithme LMS dans la structure direct.	71
Figure 3. 8 : Schéma synoptique d'un modèle de séparation de la voie I et Q basé sur l'implémentation de l'algorithme LMS dans la structure récursive.	73
Figure 3. 9 : Diagramme de constellation pour 16-QAM et 16-PSK respectivement. Avec (a) est le diagramme idéal, (b) est le diagramme affecté par le désajustement IQ et (c) est le diagramme compensé.	75
Figure 3. 10 : Diagramme de l'œil pour la modulation 16-QAM et 16-PSK respectivement. Avec (a) est le diagramme idéal, (b) est le diagramme affecté par le désajustement IQ et (c) est le diagramme compensé.	76

Figure 3. 11 : L'évaluation de systèmes mismatch (SM1 et SM2) de la solution propose pour les modulations 16-QAM [en haut] et 16-PSK [en bas] respectivement.....77

Chapitre 4

Figure 4. 1 : Modèle général d'un récepteur affecté par le déséquilibre IQ.	80
Figure 4. 2 : Modèle simplifié de désajustement IQ.	81
Figure 4. 3 : Schéma synoptique de l'algorithme FNTF proposé pour la séparation de la voie I et Q basé sur la structure récursive.	82
Figure 4. 4 : Diagramme de constellation pour la modulation 16-QAM (a-b-c-d). RSB d'entrée=0 dB.	88
Figure 4. 5 : Diagramme de constellation pour la modulation 128-PSK (a-b-c-d). RSB d'entrée=0 dB.	89
Figure 4. 6 : Diagramme de constellation de l'algorithme (FB-FNTF) pour la modulation 16-QAM (a-b-c-d) . RSB d'entrée=0 dB.	90
Figure 4. 7 : Le diagramme de constellation pour la modulation 16-PSK (a-b-c-d). RSB d'entrée=3 dB.	91
Figure 4. 8 : Diagramme de l'œil pour la modulation 16-PSK. RSB d'entrée=3 dB. Idéal (a), avec le désajustement IQ (b), FF-NLMS ou FB-NLMS(c), FB-FNTF (d).....	92
Figure 4. 9 : Diagramme de l'œil pour la modulation 16-PSK. RSB d'entrée=3 dB. Idéal (a), avec le désajustement IQ (b), FF-NLMS ou FB-NLMS(c), FB-FNTF (d).....	93
Figure 4. 10 : Evaluation de système mismatch avec l'algorithme FF-NLMS, FB-NLMS, l'algorithme FB-FNTF pour la modulation 16-QAM (en haut) et 16-PSK (en bas). RSB d'entré =0 dB.....	94
Figure 4. 11 : Evaluation de taux d'erreur par symbole (TES) pour les solutions proposés, pour les modulations 16-QAM [en haut], et 16-PSK [en bas]. RSB d'entrée =0 dB (à gauche), 3 dB (à droite).....	95
Figure 4. 12 : Diagramme de constellation, avec : (a) pas de désajustement IQ ,(b) le déséquilibre IQ de la méthode (FB-FNTF) et (c) le signal bruité par la méthode (NAA)....	97
Figure 4. 13 : Diagramme de constellation compensé par la méthode (FB-FNTF) (a) et la méthode (NAA) (b).	97
Figure 4. 14 : TES pour la modulation 8-PSK.	98
Figure 4. 15 : Diagramme de constellation, le cas idéal (a), diagramme bruité de la méthode (FB-FNTF) (b) le diagramme bruité de la méthode (NAA) (c).	99
Figure 4. 16 : Diagramme de constellation pour 64-QAM avec (a) et le diagramme compensé par la méthode (FB-FNTF) et (b) le diagramme compensé par la méthode (NAA).	99
Figure 4. 17 : Taux d'erreur par symbole pour la modulation 64-QAM.....	100

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. 1 : Principe de Codage de Huffman	19
Tableau 2. 1 : L'algorithme LMS.	37
Tableau 2. 2 : L'algorithme RLS [53].	41
Tableau 2. 3 : Algorithme FTF [51].	51
Tableau 2. 4 : L'algorithme FNTF [56].	58
Tableau 3. 1 : Résumé de la méthode étudiée pour la compensation des deux voies IQ [65].	65
Tableau 3. 2 : Description de l'algorithme FF-NLMS et l'algorithme FB-NLMS [75-76]	74

INTRODUCTION

Le développement des différentes technologies dans le domaine des télécommunications s'est accéléré. En effet, l'utilisateur cherche toujours la bonne qualité de transmission (voie, vidéo, donné numérique) en terme de débit et de délais de transmission des données. Ces besoins ont donc créé des contraintes de conception de plus en plus fortes (au niveau des coûts mais également et surtout des performances). Cependant, les systèmes de télécommunications sont affectés par plusieurs problèmes. L'un de ces problèmes est le désajustement en phase (symbolisé par I) et en quadrature de phase (symbolisé par Q).

Le problème de désajustement IQ affecte les performances des systèmes de télécommunications numériques que ce soit dans l'émetteur (TX) ou dans le récepteur (RX) ou bien les deux. Ce problème devient très sérieux lorsque les modulations en quadratures à haut débit sont utilisées. L'un des causes principales du désajustement IQ est que les oscillateurs locaux des deux voies IQ ne sont pas parfaitement en quadrature. Le désajustement IQ est caractérisé par deux paramètres l'un est appelé le déséquilibre du gain et l'autre est appelé le déséquilibre de phase. Ces paramètres peuvent affecter l'un des deux voies IQ ou bien les deux.

Pour compenser le problème de désajustement IQ, plusieurs solutions adaptatives et non adaptatives à ce problème ont été proposées dans la littérature. Dans [1] et [2], une structure de compensation pour un récepteur à faible fréquence intermédiaire a été utilisé pour réduire le déséquilibre du gain et de phase. Dans [3], une solution basée sur l'utilisation de l'algorithme des moindre carrés moyens (LMS : Least Mean Squares) a été proposée. D'autre part, l'algorithme LMS a été combiné avec les deux structures directe et récursive de la séparation aveugle de sources SAS (BSS : Blind Source Separation) pour corriger le désajustement IQ [4-5-6]. Dans [7], une méthode de séparation aveugle de source simplifiée basée sur un algorithme adaptative (EASI : Equivariant Adaptive Separation via Independence) est présentée. La méthode du maximum de vraisemblance (ML: Maximum Likelihood) et l'algorithme itératif d'estimation (EM: Expectation-

Maximization) sont présentés respectivement dans [8-11] et [12-14] pour compenser le désajustement IQ. Ainsi une séquence d'apprentissage sans biais dans un émetteur utilisant une modulation en quadrature a été introduite dans [15]. Une méthode d'orthonormalisation de Gram-Schmidt est présentée dans [16-18] pour résoudre le problème de désajustement IQ. Une autre méthode de compensation de désajustement IQ basée sur l'estimation du rapport signal sur bruit RSB maximal (MSEM : Maximum SNR Estimation Method) a été proposée dans [19]. D'autres méthodes de compensation du désajustement IQ dans les systèmes optiques et pour un récepteur OFDM (Orthogonal Frequency-Division Multiplexing) ont été proposées respectivement dans [20-21].

Les études menées dans cette thèse, s'articulent autour de quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous nous intéresserons tout d'abord à présenter les différents blocs et les caractéristiques d'une chaîne de transmission numérique, puis nous concentrons sur la description en détail le bloc de modulation et de présenter quelques types de modulations les plus utilisées dans les systèmes de télécommunications numériques. Ensuite, nous nous focalisons à présenter les différentes architectures du récepteur, leurs avantages et leurs inconvénients.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des algorithmes adaptatifs. Après avoir introduit le principe du filtrage adaptatif et les caractéristiques des algorithmes adaptatifs, nous présentons deux grandes familles de ces algorithmes : La famille des algorithmes du gradient stochastique et des moindres carrés exacts. Pour la famille de gradient stochastique, nous présentons les deux algorithmes les plus connus LMS et NLMS (Normalized Least Mean Square). Dans la famille des moindres carrés exacts, nous présentons les algorithmes RLS (Raised Least Square), FTF (Fast Transversal Filter) et FNTF (Fast Newton Transversal Filter). Ces algorithmes adaptatifs sont associés aux solutions proposées dans ce travail.

Le troisième chapitre de cette thèse est consacré à présenter l'effet du désajustement IQ dans les systèmes de télécommunications numériques. Après la présentation du problème, nous analysons quelques techniques présentées dans la littérature puis nous étudions en particulier deux techniques l'une est adaptative

et l'autre est non-adaptative (NAA : Non-adaptive algorithm) pour résoudre le problème de désajustement IQ. La première technique consiste à utiliser les caractéristiques des modulations en quadrature lorsque le système de communication numérique n'est pas affecté par le désajustement IQ. La méthode non-adaptative (NAA) permet d'estimer les paramètres de déséquilibre du gain et de phase pour les deux branches (IQ). Les simulations et les résultats trouvés montrent les bonnes performances de cette méthode. La deuxième technique est une méthode adaptative basée sur l'utilisation de l'algorithme NLMS combiné avec la structure réursive (FB-NLMS : Feed Backward-NLMS). Plusieurs critères ont validé la robustesse de cette dernière méthode tels que la constellation, le diagramme de l'œil et le système mismatch. Le seul problème de cette solution est la convergence lente vers la solution optimale.

Dans le dernier chapitre, nous présentons une solution adaptative qui montre bien sa robustesse pour un débit élevé et un fort déséquilibre IQ. Nous commençons par présenter un modèle de récepteur qui est affecté par le désajustement IQ puis nous modélisons notre problème, ensuite nous donnons la description de la méthode proposée. Cette dernière est basée sur l'utilisation de l'algorithme FNTF combiné avec la structure réursive (FB-FNTF). Les résultats des simulations montrent bien que les performances de l'algorithme proposé (FB-FNTF) sont meilleures en termes de vitesse de convergence et du taux d'erreur par symbole (TES) par rapport aux autres solutions proposées dans le chapitre précédent.

Nous terminons notre manuscrit par une conclusion générale qui récapitule tout le travail réalisé dans cette thèse.

CHAPITRE 1

SYSTEME DE COMMUNICATION NUMERIQUE

1.1. Introduction

Un système de communication numérique permet d'assurer la transmission de l'information entre une source et un destinataire à travers un canal de transmission comme le câble coaxial, la fibre optique, la propagation sur les faisceaux hertziens, etc. Les informations transmises sont de type analogique ou numérique, d'origine analogique comme les signaux de parole, les signaux d'image et d'origine numérique, comme dans les réseaux de données, mais dans le cas où les signaux sont analogiques, l'information doit être convertie en signal numérique.

Dans ce chapitre, nous présentons le principe de base des systèmes de communications numériques. Nous commençons par la présentation des différents blocs de la chaîne de communication numérique, ensuite nous nous intéressons aux différents types de modulation numériques, en particulier la modulation d'amplitude en quadrature (QAM : Quadrature Amplitude Modulation) et la modulation de phase (PSK : Phase Shift keying) puis nous présentons les différents types de récepteurs les plus courants et nous terminons par une conclusion.

1.2. Chaîne de transmission numérique

Un système de transmission a pour but de transmettre l'information (voix, image, donnée) de l'émetteur vers le récepteur avec le plus de fiabilité possible. Le schéma synoptique d'un système de transmission numérique est donné dans la figure 1.1.

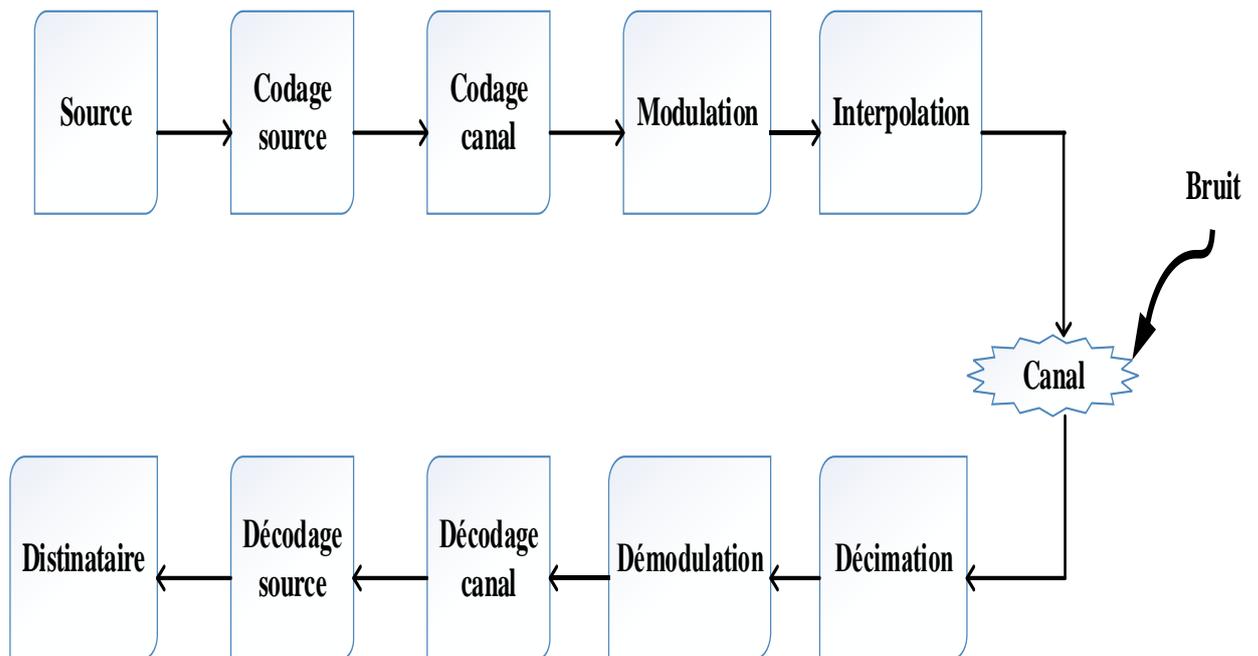


Figure 1. 1 : Schéma synoptique d'un système de transmission numérique.

Le détail de la figure 1.1 est donné dans ce qui suit :

1.2.1. Source

Le premier bloc est la source, il sert à convertir le signal (voix, image) en signal numérique pour le traiter et le délivrer. La source dispose d'un alphabet, chaque alphabet est constitué par des symboles ou des éléments.

1.2.2. Codage source

Le codage source consiste à supprimer la redondance contenue dans les messages de la source d'information (compression) pour réduire la longueur du message à transmettre sans toucher le contenu de l'information qu'elle porte. Il existe deux catégories de code de source, le code avec perte où une partie de l'information transmise peut être perdue dans le mécanisme de codage (ex. Ondelette, JPEG, MPEG,...etc.) et un code sans perte où l'information émise est la même que l'information reçue c'est-à-dire aucune information n'est perdue (ex. Codage de Shannon, codage de Huffman, code de Shannon-Fano, code préfix,...etc.). Dans cette partie, nous nous intéressons à présenter quelque types de codage sans pertes tel que le codage de Huffman, codage de Shannon-Fano et le code de préfixe.

Avant de présenter les différents types de codage source sans pertes, il est nécessaire de donner quelques définitions et théorèmes sur le codage source.

✚ Déf.1 : Alphabet : est un ensemble fini des éléments ou des symboles de la source $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$ avec $i = 1, \dots, M$ et M est la taille de l'alphabet.

✚ Déf.2 : Quantité d'information : l'information apportée par l'émission d'un symbole est exprimée par :

$$I[s_i] = -\log_2 P[s_i] \quad (1.1)$$

Chaque symbole a une probabilité d'émission $P(s_i)$ avec $i = 1, \dots, M$.

✚ Déf.3 : Entropie de Shannon : est la mesure de la quantité d'information moyenne par symbole.

$$H(S) = \sum_{i=1}^M P(s_i) I(s_i) \quad \text{bits/symbole} \quad (1.2)$$

✚ Déf.4 : Longueur moyenne d'un code : est la longueur moyenne des mots utilisés dans le codage par symbole de source. Elle est donnée par :

$$\bar{L} = \sum_{i=1}^M p(s_i) |c(s)| \quad (1.4)$$

avec : $|c(s)|$ est la longueur du mot code du symbole s_i .

Dans les sections suivantes, nous présentons quelques types les plus connus du codage source sans pertes.

1.2.2.1. Codage de Shannon

A la fin des années 40, Shannon a découvert les bases des techniques de compression des données. Le code de Shannon a une propriété de code préfixe (car aucun mot de code n'est le préfixe d'aucun autre mot code) [23]. Le principe du codage de Shannon (ou bien le premier théorème de Shannon) est de classer les symboles d'une manière décroissante de sa probabilité [22-23]. Pour un codage binaire, l'efficacité d'un système de codage est défini par:

$$\bar{L} \geq \frac{H(s)}{\log_2 q} \quad (1.5)$$

où : q est la taille de l'alphabet du code, $H(s)$ représente l'entropie et \bar{L} est la longueur moyenne d'un code qui doit vérifier la condition suivante :

$$\frac{H(s)}{\log_2 q} \leq \bar{L} \leq \frac{H(s)}{\log_2 q} + 1 \quad (1.6)$$

Donc avec le premier théorème de Shannon, nous pouvons coder les données de la source avec des mots dont la longueur moyenne d'un code est bornée par l'entropie de la source [22-23].

1.2.2.2. Codage de Fano-Shannon

Le codage de Fano-Shannon est une technique de compression de données de source sans perte à longueur variable [24-25]. Ce codage est basé sur la maximisation de l'entropie à la sortie du codeur [26]. Le codage de Fano-Shannon ordonne les symboles de la source dans l'ordre des probabilités décroissantes après il divise les symboles en deux parties de façon que la somme des fréquences d'apparition soient aussi proches que possible l'une de l'autre, ensuite il attribue le chiffre binaire 0 à la 1^{ère} partie et le chiffre 1 à la 2^{ème} partie et à la fin Shannon-Fano répètent les deux derniers étapes jusqu'à ce que les deux parties aient un seul symbole.

1.2.2.3. Codage de Huffman

C'est un code de compression de données source à longueur variable proposé par David Albert Huffman [27-28]. Il cherche tout d'abord le nombre d'occurrence de chaque caractère, après il code les caractères les plus fréquents avec un code binaire court tandis que les caractères les moins fréquents sont codés avec un code binaire plus long. Le code de Huffman utilise un arbre binaire porte des feuilles, chaque feuille présente des symboles avec leur probabilité d'apparition. Donc pour construire l'arbre, nous utilisons les étapes mentionnées dans le tableau ci-dessous :

Tableau 1. 1 : Principe de Codage de Huffman

-
1. Nous ordonnons les symboles par ordre croissant de probabilité.
 2. A partir de deux nœuds, nous relierons deux symboles avec une probabilité d'apparition les plus faibles. Donc nous trouvons un nœud dont la probabilité est égale à la somme des probabilités des deux nœuds.
 3. Nous affectons 0 au symbole le moins fréquent et 1 au symbole suivant.
 4. Nous répétons l'étape 2 jusqu'à l'obtention d'un seul symbole.
 5. Nous continuons à descendre, et nous affectons des codes à tous les nœuds et nous concaténons 0 si on suit la branche gauche et 1 si on suit la branche droite.
-

1.2.3. Codage canal

Le codage canal sert à introduire une redondance de manière à pouvoir protéger l'information contre les erreurs introduites lors de la transmission sur le canal. Trois types de codage seront présentés dans cette sous-section : le codage linéaire, le codage convolutif, et le codage en bloc. Avant de passer à présenter les types de codage canal, nous commençons de donner les notions de codage canal suivants :

 Propriété 1 : le 2^{ème} théorème de Shannon

Ce théorème montre que par un code correcteur, nous pouvons émettre des données avec une grande fiabilité où la capacité du canal utilisé est supérieure au débit de transmission.

$$C > H(s) \quad (1.7)$$

Où C est la capacité du canal, et $H(s)$ est l'entropie d'une source s .

Autrement dit, Shannon montre qu'il existe un tel code qui assure la transmission des données avec une probabilité d'erreur faible.

✚ Propriété 2 : distance de Hamming

La distance de Hamming entre deux mots code m_1 et m_2 noté $d(m_1, m_2)$ est équivalente au nombre de lettres non nuls de $w(m_1 - m_2)$ où $w(m)$ est le poids de Hamming qui est représenté par le nombre de lettres non nulle d'un mot de code m .

✚ Propriété 3 : rendement du code de canal

Le rendement mesure la proportion de lettres utiles transmises dans un mot de code. Il est défini par :

$$R = k / u \text{ (bits /lettres émise)} \quad (1.8)$$

Où k est le nombre de bits codé et u est la longueur de code.

✚ Propriété 4 : la capacité de canal

La capacité est définie par le maximum du débit que peut transporter le canal pour faire une transmission sans erreur. La capacité du canal peut s'écrire en fonction de l'information mutuelle par :

$$C = \max_{\{p(x)\}} (I(X, Y)) \quad (1.9)$$

Où $I(X, Y)$ est l'information mutuelle entre l'entrée X et la sortie Y .

1.2.3.1. Codage linéaire

Un code linéaire forme un espace vectoriel, les symboles de contrôle sont obtenus par une combinaison linéaire des symboles d'information. Les codes linéaires sont des codes dont chaque mot du code (noté C) est obtenu après transformation linéaire des bits du mot initial.

1.2.3.2. Codage convolutif

Les codes convolutifs sont introduits par Elias en 1955 [29], ils sont des traitements effectués de manière continue, c'est-à-dire un signe après un autre peuvent devenir systématique si le message délivré $D(X)$ est directement contenu dans le mot code $C(X)$.

1.2.3.3. Codage en blocs

Le code en bloc est noté $C_{u,k}$, il permet de coder les mots de k lettres par mots de $u \geq k$ où n est la longueur de code. Nous citons les codes cycliques qui ont la propriété que toute permutation circulaire d'un mot code est un mot code.

1.2.4. Modulation

La modulation a pour rôle d'adapter le spectre du signal au canal de transmission sur lequel il sera émis. Ce bloque sera traité en détails par la suite dans ce chapitre.

1.2.5. Interpolation

L'interpolation est basée sur deux étapes, la 1^{ère} étape consiste à insérer $P-1$ zéros entre 2 échantillons successifs, où P est le facteur d'interpolation, et la 2^{ème} étape consiste à utiliser un filtre numérique pour limiter la bande passante du signal. L'opération d'interpolation se symboliser par figure 1.2.

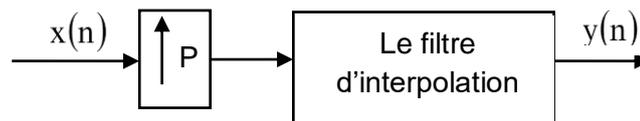


Figure 1. 2 : L'opération d'interpolation.

Il existe différents types de filtrage, parmi les filtres les plus utilisés sont le filtre de cosinus surélevé et la racine de cosinus surélevé qui sont une classe des filtres de Nyquist.

1.2.5.1 Filtre de cosinus surélevé

Ce filtre respecte le premier critère de Nyquist qui permet de donner une forme aux symboles de telle sorte que l'interférence entre symboles (IES) soit réduite au moment de la prise de décision sur la valeur du symbole transmis et de donner au spectre la forme la mieux adaptée à la transmission. Une interférence entre symboles se produit si la condition de Nyquist n'est pas bien vérifiée que ce soit à l'émission ou bien à la réception. Le filtre cosinus surélevé (RC) permet de diminuer l'amplitude crête du signal filtré ainsi que la sensibilité du système aux variations du temps

d'échantillonnage [30-31]. Le filtre RC est caractérisé par un facteur de débordement α compris entre 0 et 1. Lorsque $\alpha = 0$, l'impulsion de mise en forme du filtre RC correspond à la bande minimale de Nyquist et lorsque α est très proche de 1, le décroissement de l'impulsion de mise en forme est plus rapide ce qui donne une meilleure résistance aux erreurs causées par l'imprécision du temps d'échantillonnage [32].

1.2.5.2 Filtre en racine de cosinus surélevé

Ce type de filtre est utilisé dans les liaisons hertziennes, son principe est de séparer le filtre en cosinus surélevé en deux filtres en « racine carrée de cosinus surélevé » placés l'un sur la chaîne d'émission et l'autre sur la chaîne de réception. Alors ces deux filtres en « racine carrée de Nyquist » de manière à ce que leurs actions combinées conduisent à un filtrage de Nyquist « complet » [32]. La bande de Nyquist est la bande minimale pour représenter un signal, Il est important de limiter la bande spectrale occupée du signal pour améliorer et retirer l'interférence des canaux adjacents. Le filtre en racine de cosinus surélevé donne une approximation de cette bande passante minimum.

1.2.6. Canal de transmission

Le canal de transmission est le milieu physique entre l'émetteur et le récepteur dans laquelle l'information est transmise. Ce milieu peut inclure différents types de bruits (bruit thermique, bruit stationnaire, bruit de fond, ..., etc.). Nous citons trois types de canaux de transmission les plus courants, canal à bruit blanc gaussien additif, canal de Rayleigh et les canaux multi-trajets. Dans la partie suivante, nous présentons le canal AWGN qui est utilisé dans ce travail.

1.2.6.1 Canal à bruit blanc additif gaussien

Un canal à bruit blanc additif gaussien (AWGN : Additive White Gaussian Noise) suit une distribution gaussienne de moyenne nulle, de variance σ^2 et d'une densité spectrale uniforme sur toute la bande de fréquence [33]. Un modèle général d'un canal de transmission à bruit blanc additif gaussien est illustré dans la Fig.1.3.

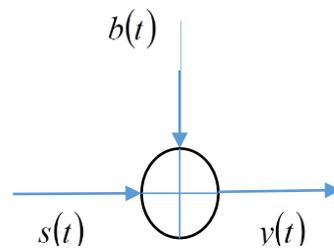


Figure 1. 3 : Un modèle général d'un canal à bruit blanc additif gaussien.

Notons que : $s(t)$ est le signal émis, $b(t)$ est le bruit additif gaussienne, et $v(t)$ est le signal à la sortie du canal avec :

$$v(t) = s(t) + b(t) \quad (1.10)$$

La probabilité d'erreur d'un bruit blanc gaussien s'exprime par :

$$p(v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(v)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.11)$$

où v représente les valeurs possibles de la variable aléatoire $b(t)$.

1.2.7. Décimation

Après le canal de transmission, nous trouvons le bloc de décimation qui permet de réduire la fréquence d'échantillonnage et de réduire le calcul pour l'incorporation d'un système de traitement numérique du signal. Il arrive souvent qu'une chaîne de traitement numérique d'un signal fonctionne avec différents rythmes d'échantillonnage. Pour réaliser l'opération de sous échantillonnage, il suffit juste de supprimer $R-1$ d'échantillons. Elle est en général symbolisée par une flèche orientée de haut en bas. L'opération de sous-échantillonnage par un facteur R est illustrée dans la Fig 1.4.

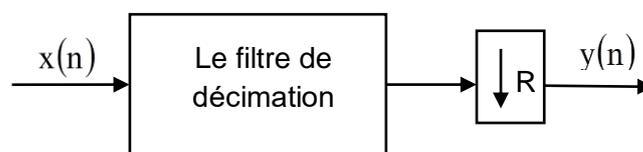


Figure 1. 4 : Procédure de décimation.

Les blocs qui restent (démodulation, décodage canal, décodage source, destinataire) sont respectivement les opérations inverses de la modulation, codage canal, codage source et la source.

1.3. Les caractéristiques d'une chaîne de transmission

1.3.1. Débit binaire

Le débit binaire est défini comme le nombre de bits émis sur le canal de transmission pendant une unité de temps. Il s'exprime par :

$$D = 1/T_b \text{ (bit/s)} \quad (1.12)$$

Où T_b est la durée du bit d'information (exprimée en seconde)

1.3.2. Taux d'erreur par bit

Le taux d'erreur binaire (TEB) est le rapport du nombre de bits erronés reçus au nombre de bits total transmis. Il s'exprime par :

$$\text{TEB} = \text{nbr de bits erronés/nbr de bits transmis} \quad (1.13)$$

1.3.3. Efficacité spectral

L'efficacité spectrale est le rapport entre le débit binaire (D) et la bande de fréquence occupée par le signal (B). Elle s'exprime par :

$$\eta = \frac{D}{B} \quad \text{(bit/s/Hz)} \quad (1.14)$$

1.3.4. Rapport signal sur bruit

Le bruit est un phénomène affecte les performances de l'information qui a été transmise et qui crée une interférence avec le message tel qu'il est transmis par le canal. En termes techniques, il est décrit comme une perturbation de la communication qui déforme le message, empêche le récepteur de capter aisément le contenu transmis.

Les capacités de transport d'information sont directement liées au rapport entre la puissance du signal utile et celle du signal de bruit. Ce rapport est appelé rapport signal sur bruit (RSB), il s'exprime par :

$$RSB = \eta \log_2(M) \frac{E_b}{N_0} \quad (1.15)$$

Où η est l'efficacité spectrale, M est la taille de l'alphabet, E_b est l'énergie du signal utile et N_0 est la puissance du bruit.

1.4. Types de modulations numériques

Comme nous l'avons précédemment indiqué, la modulation a pour but d'adapter l'information à transmettre au canal de transmission par une modification d'un ou plusieurs paramètres d'une onde porteuse dont l'équation général est :

$$s(t) = A \cos(2\pi f t + \phi) \quad (1.16)$$

Où les paramètres A, f, ϕ représentent respectivement l'amplitude, la fréquence et la phase du signal. Une modulation numérique signifie que l'information à transmettre est représentée sous forme d'une suite de bits. Pour une modulation à M états « modulation M-aire », les données sont transmises sous forme des symboles, chaque symbole est représenté par n bits, où $n = \log_2 M$. Nous présentons maintenant brièvement les types de modulation numérique les plus fréquentes, leurs avantages et leurs inconvénients [33].

1.4.1. Modulation par déplacement d'amplitude

La modulation par déplacement d'amplitude (M-ASK) est une modulation linéaire dont l'amplitude du signal varie en fonction des bits à coder à M amplitudes différentes. Donc c'est une modulation à enveloppe non constante.

Le signal ASK s'écrit sous forme :

$$s_i(t) = A_i \cos(2\pi f t + \phi) \quad \text{avec, } kT \leq t \leq (k+1)T \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1.17)$$

avec T est la période du symbole.

La modulation d'amplitude en tout ou rien « OOK » est considérée comme un cas particulier de la modulation M-ASK quand $M = 2$, signifie que la porteuse est émise si la valeur du signal est égale à 1 ou pas si la valeur du signal est égale à 0.

L'avantage de la modulation ASK est la simplicité de la réalisation pour $M = 2$ et aussi pour une largeur de bande B , l'efficacité spectrale augmente, Mais elle est assez utilisée pour $M > 2$, c'est-à-dire plus le débit augmente plus les performances

sont moins bonnes que celles d'autres types de modulation ; alors la probabilité d'erreur par symbole augmente. Ce type de modulation est utilisé pour la transmission numérique sur fibre optique.

1.4.2. Modulation par déplacement de fréquence

C'est une modulation par déplacement de fréquence (M-FSK), donc l'information est portée par une modification de la fréquence de la porteuse. La modulation de fréquence a une enveloppe constante donc elle est plus robuste que la modulation d'amplitude pour transmettre un message dans des conditions difficiles (atténuation et bruit importants) mais elle occupe un encombrement spectral plus large que celle de la modulation ASK. Ce type de modulation est utilisé dans les systèmes de radiodiffusion.

Le signal FSK s'écrit selon la forme :

$$s_i(t) = A \cos(2\pi f_i t + \phi), \quad kT \leq t \leq (k+1)T \quad (1.18)$$

1.4.3. Modulation par déplacement de phase

La modulation par déplacement de phase (M-PSK) s'effectue uniquement sur la porteuse en phase, par contre l'amplitude et la fréquence restent constantes. Le signal M-PSK s'écrit sous forme :

$$s_i(t) = A \cos(2\pi f_c t + \phi_i) ; 0 \leq t \leq T, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1.19)$$

où ϕ_i est la phase du signal $s_i(t)$ donnée par :

$$\phi_i = \frac{(2i-1)\pi}{M} \quad (1.20)$$

La figure suivante montre le principe d'un modulateur M-PSK.

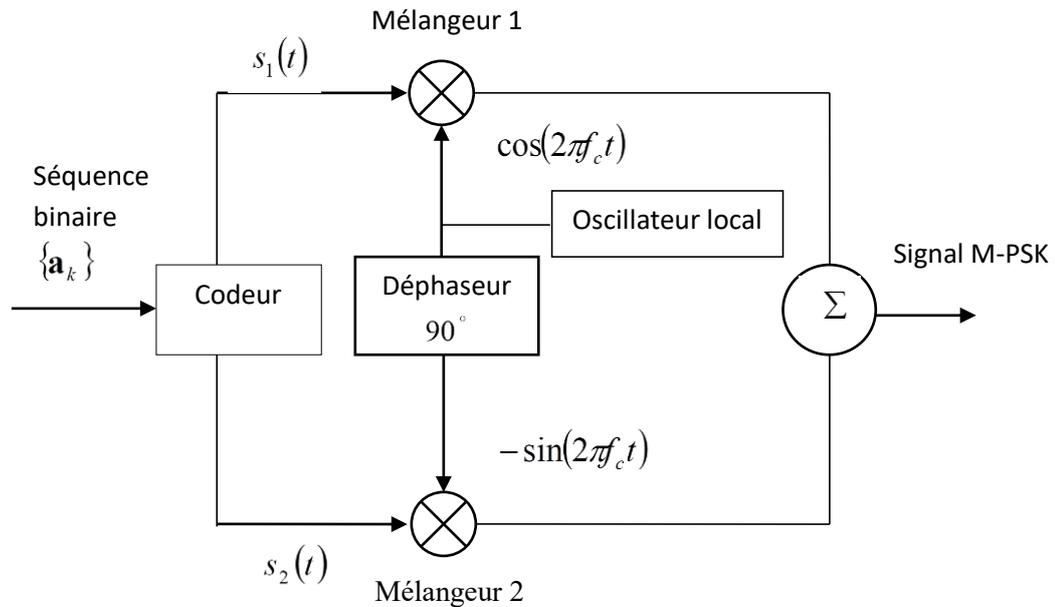


Figure 1. 5 : Modulateur M-PSK.

Le signal MPSK peut être généralement donné par :

$$s_i(t) = s_1(t)\cos(2\pi f_c t) - s_2(t)\sin(2\pi f_c t) \quad (1.21)$$

où f_c est la fréquence de la porteuse, $s_1(t)$, $s_2(t)$ sont respectivement les signaux en bande de base de la voie en phase et en quadrature de phase.

$$s_1(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sqrt{\frac{2E}{T}} g_T(t-kT) \cos\left(I_k \frac{2\pi}{M} + \frac{\pi}{M}\right) \quad (1.22)$$

$$s_2(t) = -\sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sqrt{\frac{2E}{T}} g_T(t-kT) \sin\left(I_k \frac{2\pi}{M} + \frac{\pi}{M}\right) \quad (1.23)$$

où E, T présentent respectivement l'énergie et l'intervalle du symbole. $I_k = 0, 1, \dots, M-1$ où $M = 2^n$, n est le nombre de bits transmis. g_T est l'impulsion de mise en forme qui est prise dans une durée $[0, T]$.

L'efficacité spectrale de la modulation PSK augmente, (pour une largeur de bande B donnée), la probabilité d'erreur par symbole augmente aussi et la distance minimale entre deux points dans le plan de constellation diminue quand le nombre

d'état augmente, ceci conduit une interférence inter symboles. La modulation M-PSK est plus robuste au bruit par rapport à la modulation M-ASK et M-FSK, mais elle est limitée pour $M > 8$. La modulation M-PSK est rarement utilisée quand M est grand.

1.4.4. Modulation d'amplitude en quadrature

La modulation d'amplitude en quadrature (M-QAM) est une modulation bidimensionnelle sur deux porteuses en quadrature. Cela signifie que l'amplitude et la phase de la porteuse sont simultanément modifiées en fonction de l'information à transmettre. En effet, La modulation QAM est une combinaison des deux précédentes modulations « la modulation ASK et PSK ».

Le signal modulé de la modulation M-QAM s'écrit sous forme :

$$s_i(t) = A_i \cos(2\pi f_c t + \phi_i) \quad (1.24)$$

où A_i et ϕ_i représente respectivement l'amplitude et la phase du signal M-QAM.

Le signal M-QAM peut s'écrire sous forme deux signaux en quadrature, l'un s'appelle signal en phase et l'autre en quadrature de phase.

$$s_i(t) = A_i g(t) \cos(2\pi f_c t + \theta_i), i = 1, 2, \dots, M \quad (1.25)$$

où $g(t)$ est l'impulsion de mise en forme définie sur l'intervalle $[0, T]$.

L'équation (1.25) peut s'écrire sous forme :

$$s_i(t) = A_{i1} g(t) \cos(2\pi f_c t) - A_{i2} g(t) \sin(2\pi f_c t) \quad (1.26)$$

avec :

$$A_{i1} = A_i \cos \phi_i \quad (1.27)$$

$$A_{i2} = A_i \sin \phi_i \quad (1.28)$$

et

$$A_i = \sqrt{A_{i1}^2 + A_{i2}^2} \quad (1.29)$$

Le signal QAM peut s'exprimer par deux fonctions orthogonales :

$$s_i(t) = s_{i1}\varphi_1(t) - s_{i2}\varphi_2(t) \quad (1.30)$$

où

$$\varphi_1(t) = \sqrt{\frac{2}{E_g}} g(t) \cos(2\pi f_c t), \quad 0 \leq t \leq T \quad (1.31)$$

$$\varphi_2(t) = -\sqrt{\frac{2}{E_g}} g(t) \sin(2\pi f_c t), \quad 0 \leq t \leq T \quad (1.32)$$

et

$$s_{i1}(t) = \sqrt{\frac{E_g}{2}} A_{i1} \quad (1.33)$$

$$s_{i2}(t) = \sqrt{\frac{E_g}{2}} A_{i2} \quad (1.34)$$

où E_g est l'énergie de l'impulsion de mise en forme $g(t)$.

Le modulateur M-QAM est présenté dans la figure 1.6.

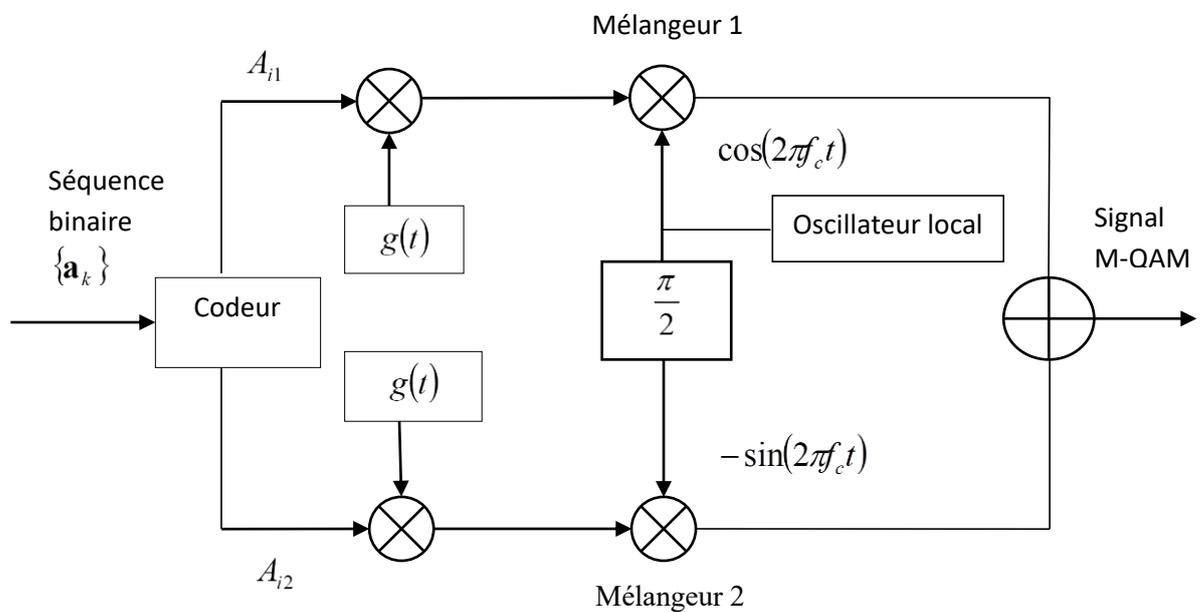


Figure 1. 6 : Modulateur M-QAM.

La modulation M-QAM a une enveloppe complexe non constante à plusieurs niveaux de puissance pour assurer un débit élevé. Les points de constellation représentent l'amplitude et la phase de la porteuse à transmettre. Parmi les avantages de cette modulation est que la distance Euclidienne minimale entre deux points dans le plan de constellation reste uniforme ce que minimise l'erreur dont l'information qui est transmise (absence de l'interférence entre symboles (IES)) et aussi dans ce type de modulation, l'augmentation de débit n'élargit pas la bande passante du signal modulé, pour cette raison la modulation M-QAM devient plus robuste par rapport à la modulation M-PSK. La modulation M-QAM est utilisée généralement dans les modems rapides et les satellites.

1.5. Les critères de choix de modulation

Le choix du type de modulation dépend de trois critères essentiels pour assurer une bonne transmission. Les critères de performance sont présentés ci-dessous :

- ✚ la probabilité d'erreur par bit est un paramètre qui permet d'évaluer la qualité de système de transmission. Elle est en fonction de type de modulation et le canal de transmission utilisé. Pour un débit élevé, les points de constellation sont rapprochés ce qui augmente la probabilité d'erreur.
- ✚ l'occupation spectrale du signal modulé est défini comme le nombre de bits transmis par seconde pour un Hertz de la bande passante du système utilisé.
- ✚ la complexité de réalisation dépend du modulateur et du démodulateur de la technique de modulation utilisée et aussi le coût de fabrication qui est associé à la complexité du système pour le choix de type de modulation.

1.6. Les architectures du récepteur

Dans cette partie, nous présentons brièvement les trois architectures de récepteurs les plus utilisées dans les systèmes de communications et dans la littérature : les récepteurs superhétérodyne, les récepteurs Homodyne, et les récepteurs à faible fréquence intermédiaire.

1.6.1. Le récepteur superhétérodyne

Cette architecture de récepteur consiste à transposer la fréquence du signal radio à une fréquence intermédiaire (FI). La figure 1.7 illustre le principe de

fonctionnement de cette architecture. Nous voyons que le signal radio fréquence (RF) est filtré par filtre passe-bande (Filtre PB), amplifié par un amplificateur faible bruit (LNA : Low Noise Amplifier), filtré par un filtre de rejection d'image (Filtre RI) où la fréquence image est donné par $f_{RI} = |f_{RF} - 2f_{OL1}|$, et à la sortie du premier mélangeur, nous obtenons un signal en fréquence intermédiaire élevé qui est converti en bande de base (fréquence intermédiaire basse) par l'intermédiaire des deux mélangeurs [34-37].

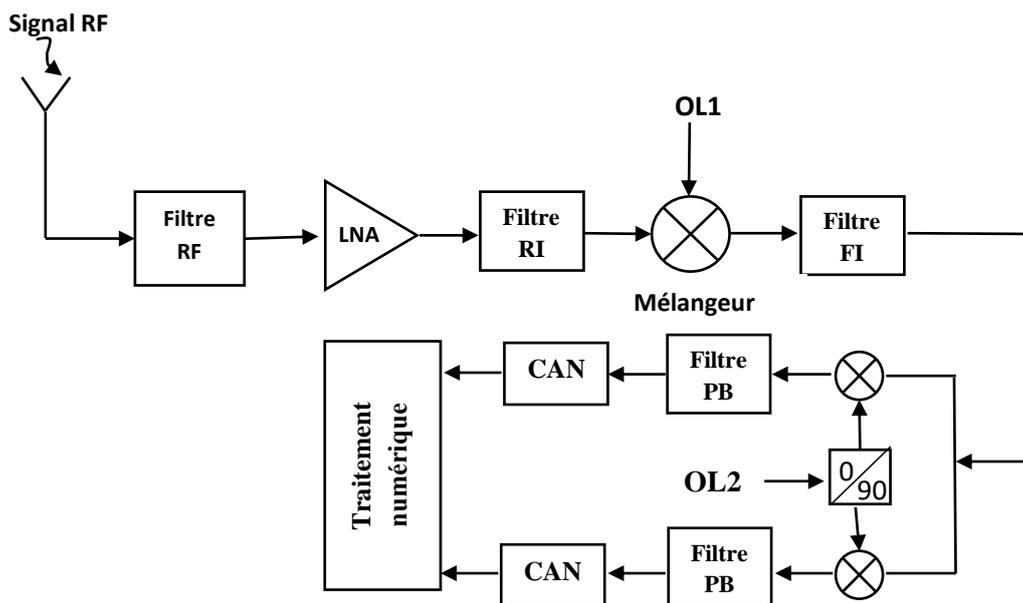


Figure 1. 7 : Architecture superhétérodyne.

L'architecture superhétérodyne possède des avantages tel que la stabilité, la sélectivité en fréquence, l'influences des composantes DC parasites (DC-offset) est insignifiante [36]. Leur inconvénient majeur est le problème de la rejection d'image.

1.6.2. Le récepteur Homodyne

Le récepteur Homodyne consiste à transposer le signal radio fréquence directement à un signal en bande de base à partir d'un oscillateur local (OL) qui a la même fréquence que le signal utile. Cette architecture est plus simple à implémenter en comparaison avec la structure superhétérodyne, le signal radio fréquence est filtré et amplifié puis il est translaté en bande de base à l'aide des deux mélangeurs ayant la même fréquence et déphasé l'un de l'autre par $\frac{\pi}{2}$. Notons que la fréquence

intermédiaire f_{FI} est nulle [35]. Donc nous obtenons deux signaux l'un est appelé en phase (I) et l'autre est appelé en quadrature (Q) et finalement les deux signaux I et Q sont numérisés par deux CAN (Convertisseur Analogique-Numérique) et traités par un processeur de traitement de signal. Figure 1.8 présente l'architecture Homodyne.

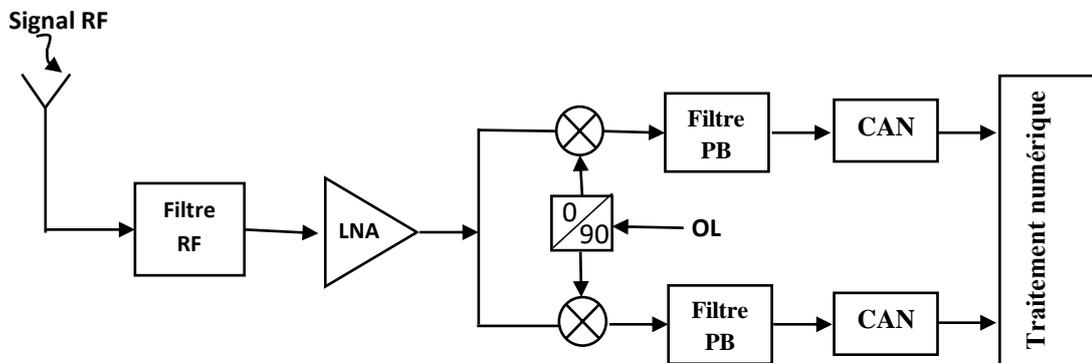


Figure 1. 8 : Architecture homodyne.

Ce type de récepteur est considéré comme une solution au problème de la fréquence d'image car la fréquence de l'oscillateur local est la même que la fréquence du signal utile, ainsi cette architecture présente une complexité réduite car elle ne possède pas beaucoup de composante électronique, ce qui est considéré comme avantage et inconvénient en même temps. La simplicité de cette architecture conduit à une dégradation dans la qualité du signal en bande de base. Les inconvénients de cette architecture sont [36-37] :

- La présence de DC parasites (tension continue de décalage) en sortie des deux mélangeurs.
- Une erreur de gain et de phase entre les deux voies IQ qui va dégrader la qualité de signal
- La présence du bruit de scintillation nommé aussi le bruit en $1/f$ (Flicker noise) qui impose une distorsion du signal en bande de base.

1.6.3. Récepteur à faible fréquence intermédiaire

Cette architecture est basée sur la combinaison des avantages des deux architectures précédentes (l'architecture superhétérodyne et l'architecture homodyne). Le principe de fonctionnement de cette architecture est basé sur la

transposition du signal radio en signal de bande de base d'une fréquence intermédiaire très faible de telle sorte on minimise l'effet de DC-offset et le bruit en $1/f$, cependant le problème majeur est de la fréquence d'image qui reste présent dans cette architecture [35-36]. La fig.1.9 présente l'architecture à faible fréquence intermédiaire.

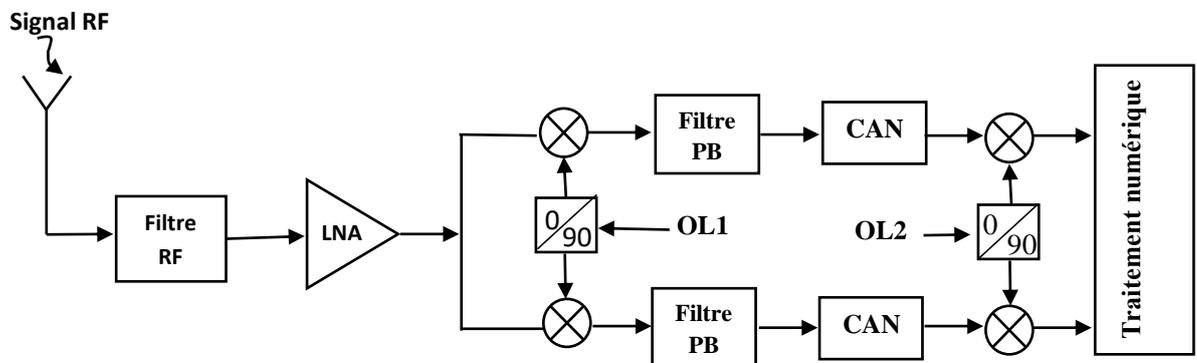


Figure 1. 9 : Architecture à faible fréquence intermédiaire.

1.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents blocs de la chaîne de communication numérique. Ensuite, nous avons donné les caractéristiques de cette chaîne de communication. Après, nous avons détaillé le bloc de la modulation, en donnant quelques types de modulation les plus fréquents, leurs avantages et leurs inconvénients. Finalement, Nous avons présenté les différentes architectures des récepteurs les plus utilisés dans les systèmes de télécommunications numériques. Le chapitre suivant sera réservé à la présentation des algorithmes adaptatifs que nous utilisons dans ce travail.

CHAPITRE 2

LES ALGORITHMES ADAPTATIFS

2.1. Introduction

Les algorithmes adaptatifs sont largement utilisés dans de nombreux domaines : l'annulation d'écho, l'identification de système, l'égalisation, etc. Dans ce travail, nous utilisons les algorithmes adaptatifs pour compenser le problème de désajustement IQ afin d'améliorer les performances des systèmes de communications numériques.

Afin de présenter le principe de filtrage adaptatif et les différentes caractéristiques des algorithmes adaptatifs, deux grandes familles de ces algorithmes sont présentées dans ce chapitre, la 1^{ère} famille est celle du gradient stochastique et la 2^{ème} famille est celle des moindres carrés exacts. Pour la 1^{er} famille, nous présentons l'algorithme des moindres carrés moyens (LMS) et sa variante normalisée (NLMS) et pour la 2^{ème} famille, nous présentons l'algorithme des moindres carrés récursives (RLS), l'algorithme des moindres carrés transversaux rapides (FTF) et l'algorithme des moindres carrés transversaux de newton rapide (FNTRF).

2.2. Les algorithmes de filtrage adaptatif

Un algorithme adaptatif est un algorithme dont la structure est modifiable de telle sorte que leur performances s'améliorent grâce au contact avec l'environnement qui les entoure. Les filtres adaptatifs représentent une partie importante de systèmes adaptatifs. En général, la réponse impulsionnelle d'un filtre adaptatif est modifiée de manière itérative ce qui permet de trouver les coefficients optimaux pour minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM). Dans ce travail les filtres adaptatifs à réponse impulsionnelle finie (RIF) sont utilisés grâce à leur stabilité. La figure (2.1) présente le principe du filtrage adaptatif.

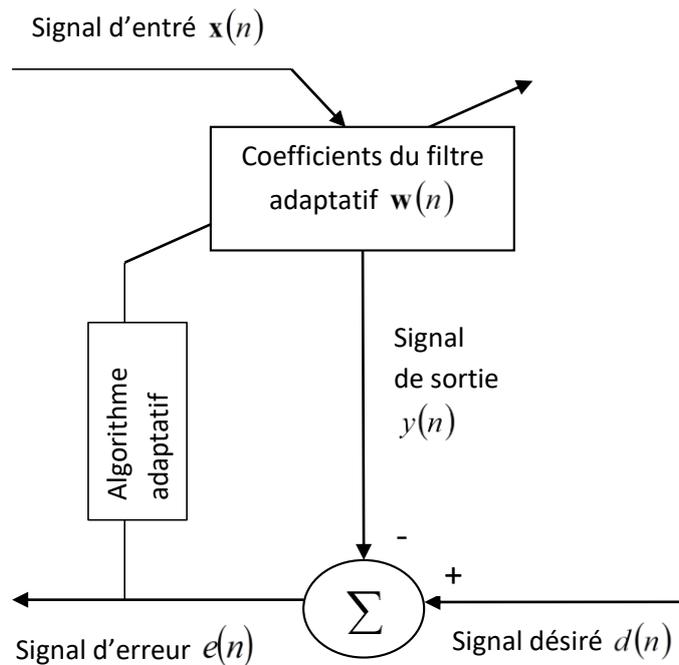


Figure 2. 1 : Le principe général d'un filtrage adaptatif.

Les coefficients du filtre adaptatif à l'instant n notée $\mathbf{w}(n)$ sont adaptés pour que la sortie du filtre, notée $y(n)$, se rapproche au signal désiré $d(n)$. De cette manière, le signal d'erreur $e(n)$ est progressivement réduit, avec :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.1)$$

$$= d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.2)$$

Où : $\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \ w_1(n) \ \dots \ w_{L-1}(n)]^T$ et $\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T$ avec L est la taille de filtre.

2.3. Caractéristiques des algorithmes adaptatifs

Les caractéristiques les plus importantes des algorithmes adaptatifs sont [38],[68] :

- ✚ La Vitesse de convergence : Définie comme le nombre d'itérations nécessaires pour que le filtre adaptatif atteindre l'optimum.
- ✚ La Robustesse : Un filtre est considéré comme robuste, s'il résiste au mauvais conditionnement des données.

- ✚ La Complexité de calcul : c'est le nombre d'opérations arithmétiques (ajouts, multiplications et divisions) et de la quantité de mémoire requise par l'algorithme pour son fonctionnement.

2.4. La famille des algorithmes du gradient stochastique

2.4.1. L'algorithme des moindres carrés moyens (LMS)

L'algorithme du gradient stochastique est introduit par Widrow et Hoff en 1959 [40], est une approximation stochastique de l'algorithme du gradient déterministe (GD) appliqué par la minimisation de la fonction de coût $J(\mathbf{w})$ [42-43]. L'algorithme LMS est largement étudié dans la littérature [44-46]. Cela est principalement dû à sa robustesse, sa simplicité et sa faible complexité de calcul. Cependant le majeur inconvénient est que la vitesse de convergence de l'algorithme LMS est lente.

L'algorithme du gradient déterministe (GD) proposé par Wiener [41], est exprimé par la relation suivante :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2} \mu [-\nabla_{\mathbf{w}} (E\{e^2(n)\})] \quad (2.3)$$

où μ est le pas d'adaptation.

La fonction coût qui minimise l'erreur quadratique moyenne est donnée par :

$$J(\mathbf{w}(n)) = E\{e^2(n)\} \quad (2.4)$$

Le vecteur du gradient donné dans l'équation (2.3) est calculé comme suit :

$$\nabla_{\mathbf{w}} (E\{e^2(n)\}) = -2\mathbf{r}_{xd}(n) + 2\mathbf{R}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.5)$$

où $\mathbf{R}_{xx}(n)$ est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée de taille $L \times L$ et $\mathbf{r}_{xd}(n)$ est le vecteur d'intercorrélation entre le signal désiré $d(n)$ et le signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ de taille $L \times 1$ avec :

$$\mathbf{R}_{xx}(n) = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\} \quad (2.6)$$

$$\mathbf{r}_{xd}(n) = E\{d(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (2.7)$$

Dans la méthode de Wiener, le plus gros problème est l'estimation de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{xx}(n)$ et le vecteur d'intercorrélation $\mathbf{r}_{xd}(n)$, pour cela, l'algorithme LMS simplifie le calcul par l'utilisation des estimations instantanées et qui sont données par :

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (2.8)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_{xd}(n) = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.9)$$

Nous remplaçons les équations (2.8) et (2.9) dans l'algorithme du gradient déterministe donné par la relation (2.3), ce qui nous donne l'expression de mise à jour des coefficients de filtre de l'algorithme LMS :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu_{LMS}\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.10)$$

L'algorithme LMS nécessite $2L+1$ multiplications et $2L$ additions par itération, où L est la taille du filtre $\mathbf{w}(n)$. Donc, l'algorithme LMS peut être résumé dans le Tableau donné ci-dessous :

Tableau 2. 1 : L'algorithme LMS.

Initialisation de l'algorithme

$$\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}_L$$

Estimation du signal d'erreur

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

Actualisation des coefficients de filtre

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu_{LMS}\mathbf{x}(n)e(n)$$

✚ La convergence de l'algorithme LMS

Pour que l'algorithme LMS reste stable et converge vers la solution optimale, le pas d'adaptation doit vérifier la condition suivante :

$$0 < \mu_{LMS} < \lambda_{\max} \quad (2.11)$$

où λ_{\max} est la plus grande valeur propre de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{xx}(n)$. Si μ_{LMS} est choisi très petit, l'algorithme converge très lentement, par contre une valeur élevée de μ_{LMS} peut entraîner une convergence plus rapide mais peut-être moins stable autour d'une valeur minimale.

2.4.2. L'algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS)

C'est un algorithme dont le pas d'adaptation est normalisé avec la puissance du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$, utilisé pour réduire la sensibilité de l'algorithme LMS à la variation du signal d'entrée. Les étapes de l'algorithme NLMS sont les mêmes que l'algorithme LMS, la seule différence se trouve dans la formule de mise à jour du filtre d'adaptation qui s'écrit comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu_{NLMS} e(n) \mathbf{x}(n) / (\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) + \varepsilon) \quad (2.12)$$

où ε est une constante positive qui permet de suivre les variations de l'énergie du signal d'entrée et μ_{NLMS} est le pas d'adaptation de cet algorithme qui doit vérifier la condition suivante [38]:

$$0 < \mu_{NLMS} < 2 \quad (2.13)$$

L'algorithme NLMS est un peu complexe que celui du LMS en raison de la présence du terme de normalisation du pas d'adaptation. La convergence de l'algorithme NLMS est un peu rapide par rapport au LMS. L'inconvénient de cet algorithme est que le transitoire dépend de la dispersion spectrale du signal d'entrée.

2.5. La famille des algorithmes de moindre carré exact

2.5.1. L'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS)

L'algorithme de moindres carrés récursifs (RLS) est largement étudié dans la littérature grâce à sa convergence rapide [46-52]. Il sert à déterminer les coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$ par la minimisation de la somme des erreurs quadratiques. La fonction coût est donnée par [53] :

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(i)]^2 \quad (2.14)$$

où $J(n)$ est la fonction coût et λ est un facteur d'oubli exponentiel, il sert à oublier le passé distant, il est compris entre 0 et 1.

La solution est obtenue par le gradient de la fonction coût par rapport aux coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$ et nous égalons à zéro, la solution est donnée par :

$$\nabla J(n) = 2 \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} [-d(i) \mathbf{x}(i) + \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \mathbf{w}(n)] = 0 \quad (2.15)$$

Après développement, l'expression (2.15) devient :

$$\sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) d(i) = \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i)] \mathbf{w}(n) \quad (2.16)$$

Le vecteur $\mathbf{w}(n)$ qui minimise le critère des moindres carrés est donné par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{r}(n) \mathbf{R}^{-1}(n) \quad (2.17)$$

où $\mathbf{r}(n)$ et $\mathbf{R}(n)$ représentent respectivement le vecteur d'intercorrélation d'ordre $L \times 1$, et la matrice d'autocorrélation d'ordre $L \times L$ qui sont exprimés par :

$$\mathbf{r}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) d(i) = \lambda \mathbf{r}(n-1) + \mathbf{x}(n) d(n) \quad (2.18)$$

$$\mathbf{R}(n) = \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i)] = \lambda \mathbf{R}(n-1) + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \quad (2.19)$$

Afin de trouver la solution optimale, nous calculons $\mathbf{R}^{-1}(n)$ par l'utilisation du lemme d'inversion matricielle [53]. Le principe du lemme d'inversion matricielle est présenté ci-dessous :

Supposons A et B deux matrices de taille $L \times L$, C une matrice de taille $L \times M$ et D une matrice inversible de taille $L \times L$ où :

$$A = B^{-1} + CD^{-1}C^T \quad (2.20)$$

Nous voulons inverser la matrice A par le lemme d'inversion matricielle, nous obtenons :

$$A^{-1} = B - BC(D + C^T BC)^{-1} + C^T B \quad (2.21)$$

Nous utilisons le lemme d'inversion matricielle pour calculer l'inverse de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}(t)$, nous posons :

$$A = \mathbf{R}(n) ; B^{-1} = \lambda \mathbf{R}(n-1) ; C = \mathbf{x}(n) \text{ et } D = 1$$

Selon la formule (2.21), l'inverse de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}(n)$ est donné par :

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{R}^{-1}(n-1) - \lambda^{-2} \left[\frac{\mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}^{-1}(n-1)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n) \mathbf{R}(n-1)} \right] \quad (2.22)$$

posons :

$$\mathbf{C}(n) = \frac{\mathbf{x}(n) \mathbf{R}^{-1}(n-1)}{\lambda + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}^{-1}(n-1)} \quad (2.23)$$

alors l'équation (2.22) prend la forme suivante :

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{R}^{-1}(n-1) [1 - \mathbf{C}(n) \mathbf{x}^T(n)] \quad (2.24)$$

où $\mathbf{C}_L(n)$ est appelé le gain de Kalman qui peut s'écrire comme suit :

$$\mathbf{C}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.25)$$

Pour trouver l'équation de mise à jour des coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$, nous remplaçons les équations (2.18) et (2.24) dans (2.17), nous trouvons :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{C}(n)\bar{\varepsilon}(n) \quad (2.26)$$

où $\bar{\varepsilon}(n)$ est le signal d'erreur *a priori* (car elle se calcule avec le vecteur des coefficients de l'instant précédent), défini par :

$$\bar{\varepsilon}(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n-1) \quad (2.27)$$

L'algorithme des moindres carrés récurrents (RLS) résout le problème de complexité par l'utilisation du lemme d'inversion matricielle avec une complexité de calcul $O(L^2)$ au lieu $O(L^3)$.

L'algorithme RLS est résumé dans le Tableau donné ci-dessous :

Tableau 2. 2 : L'algorithme RLS [53].

Initialisation de l'algorithme RLS

$\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}_L$; $\mathbf{R}^{-1}(0) = \delta^{-1}\mathbf{I}_N$ où δ est une constante positive très petite et \mathbf{I}_L est un vecteur d'ordre L .

Actualisation de $\mathbf{C}(n)$ et $\mathbf{R}^{-1}(n)$

$$\mathbf{C}(n) = \frac{\mathbf{x}(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)}{\lambda + \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)}$$

avec $\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1}\mathbf{R}^{-1}(n-1)[\mathbf{I} - \mathbf{C}(n)\mathbf{x}^T(n)]$

Adaptation des coefficients du filtre

$$\bar{\varepsilon}(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n-1)$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{C}(n)\bar{\varepsilon}(n)$$

L'algorithme RLS a une convergence rapide, en comparaison avec le LMS mais il a aussi une complexité de calcul plus grande que ce dernier. Cependant, il est possible de réduire la complexité de calcul de l'algorithme RLS par le

développement d'un autre algorithme qui réponde aux deux critères qui sont la vitesse de convergence rapide de l'algorithme RLS et la simplicité de calcul de l'algorithme LMS comme nous allons le voir dans le paragraphe qui suit.

2.5.2. L'algorithme des moindres carrés transversaux rapide (FTF)

Afin de réduire la complexité de calcul de l'algorithme RLS, un algorithme appelé des moindres carrés transversaux rapides a été développé dans [51]. L'algorithme des moindres carrés transversaux rapides est connu aussi sous le nom FTF (Fast transversal filter) est cité dans [46],[48-50], [52], [55] ,et il a une complexité de calcul avec $7L$ multiplications et une vitesse de convergence rapide. Cependant, le problème de cet algorithme est l'instabilité numérique.

L'algorithme des moindres carrés transversaux rapides est composé de deux parties : la partie de prédiction qui permet de calculer le gain de Kalman et la variable de vraisemblance et une partie de filtrage qui permet la mise à jour des coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$.

Dans l'algorithme FTF, la structure des filtres transversaux de type RIF permet de relier la valeur actuelle du signal d'entrée $x(n)$ à sa valeur passée $x(n-1)$ par [54] :

$$\mathbf{x}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} x(n) \\ \mathbf{x}(n-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) \\ x(n-L) \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

où $\mathbf{x}_{L+1}(n)$ désigne le vecteur de signal d'entrée étendu à l'ordre $L+1$.

La matrice d'autocorrélation est définie avec la même manière :

$$\tilde{\mathbf{R}}_{L+1}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}_{L+1}(i) [\mathbf{x}_{L+1}(i)]^T \quad (2.29)$$

et le gain de Kalman dual est donné par :

$$\tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) = \frac{\mathbf{C}_{L+1}(n)}{\gamma_{L+1}(n)} \quad (2.30)$$

où :

$$\mathbf{C}_{L+1}(n) = \tilde{\mathbf{R}}_{L+1}(n)^{-1} \mathbf{x}_{L+1}(n) \quad (2.31)$$

et

$$\gamma_{L+1}(n) = 1 - \mathbf{C}_{L+1}(n) [\mathbf{x}_{L+1}(n)]^T \quad (2.32)$$

avec $\mathbf{C}_{L+1}(n), \gamma_{L+1}(n)$ désignent respectivement le gain de Kalman d'ordre $L+1$ et la variable de vraisemblance.

Dans l'algorithme FTF, Le gain du Kalman $\mathbf{C}_L(n)$ peut être obtenu à partir de $\mathbf{C}_L(n-1)$ par l'intermédiaire du vecteur $\mathbf{C}_{L+1}(n)$. Le prédicteur allé $\mathbf{a}_L(n)$ sert à estimer le vecteur des échantillons $\mathbf{x}_L(n)$ par son passé $\mathbf{x}_L(n-1)$ tandis que le prédicteur retour $\mathbf{b}_L(n)$ est calculé par la connaissance des échantillons futurs $\mathbf{x}_L(n-L)$. Le mécanisme global de mise à jour de gain de Kalman $\mathbf{C}_L(n)$ et les prédicteurs aller et retour sont illustrés comme suit :

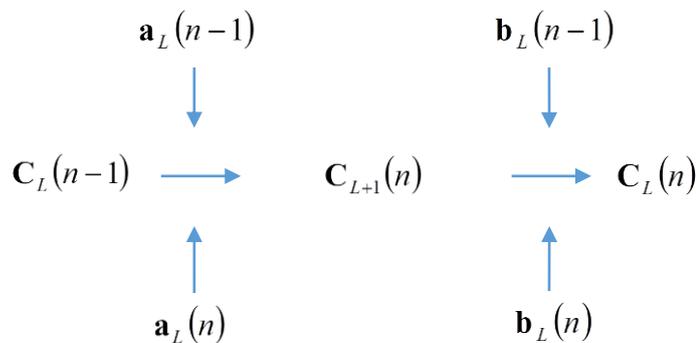


Figure 2. 2 : Procédure de mise à jour du gain de Kalman.

2.5.2.1. Prédiction linéaire aller

Le but de la prédiction linéaire aller est d'estimer les valeurs des échantillons $\mathbf{x}(n)$ à partir de ses valeurs passés. Dans cette partie, nous utilisons le vecteur $\mathbf{x}_{L+1}(n) = [\mathbf{x}_L(n) \quad x_L(n-L)]^T$ pour calculer le prédicteur aller.

Le prédicteur aller peut être obtenu par la minimisation du critère des moindres carrés suivants :

$$J_L^a(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} (x_i - \mathbf{a}^T(n) \mathbf{x}(n-i)) \quad (2.33)$$

Nous définissons le prédicteur aller en tant que :

$$\mathbf{a}_L(n) = \mathbf{R}_{x,L}^{-1}(n-1) \mathbf{P}_L^a(n) \quad (2.34)$$

avec

$$\mathbf{P}_L^a(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i-1) \mathbf{x}(i) \quad (2.35)$$

où $\mathbf{P}_L^a(n)$ est le vecteur d'intercorrélation entre $x(n-1)$ et $x(n)$ où l'exposant $(^a)$ désigne une variable aller.

Les versions récursives du prédicteur aller (2.34) sont données par :

$$\mathbf{a}(n) = \mathbf{a}(n-1) + \mathbf{C}(n-1) \bar{e}(n) \quad (2.36i)$$

$$\mathbf{a}(n) = \mathbf{a}(n-1) + \tilde{\mathbf{C}}(n-1) e(n) \quad (2.36ii)$$

où $\bar{e}(n)$ et $e(n)$ désignent respectivement les erreurs de prédiction aller *a priori* et *a posteriori* qui sont exprimées par :

$$\bar{e}(n) = x(n) - \mathbf{a}^T(n-1) \mathbf{x}(n-1) \quad (2.37i)$$

$$\begin{aligned} e(n) &= x(n) - \mathbf{a}^T(n) \mathbf{x}(n-1) \\ &= \gamma(n-1) \bar{e}(n) \end{aligned} \quad (2.37ii)$$

La variance des erreurs de prédiction aller est définie comme :

$$\alpha_L(n) = P_0(n) - \mathbf{a}^T(n) \mathbf{P}_0^a(n) \quad (2.38)$$

où

$$P_0(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} x^2(i) \quad (2.39)$$

La version récursive de (2.38) est :

$$\alpha(n) = \lambda \alpha_L(n-1) + \bar{e}(n)e(n) \quad (2.40)$$

En utilisant les relations (2.28), (2.35), (2.39), la matrice $\mathbf{R}_{L+1}(n)$ peut s'écrire comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{L+1}(n) &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \left\{ \begin{bmatrix} x(i) \\ \mathbf{x}(i-1) \end{bmatrix} [x(i)\mathbf{x}^T(i-1)] \right\} \\ &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \left\{ \begin{bmatrix} x^2(i) & x(i)\mathbf{x}^T(i-1) \\ x(i)\mathbf{x}(i-1) & \mathbf{x}(i-1)\mathbf{x}^T(i-1) \end{bmatrix} \right\} \\ &= \begin{bmatrix} P_0(n) & \mathbf{P}_L^{aT}(n) \\ \mathbf{P}_L^a(n) & \mathbf{R}_L(n-1) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.41)$$

Pour trouver le gain de Kalman et le gain de Kalman dual, nous inversons la matrice (2.41), en utilisant le lemme d'inversion de matrice. Supposons T une matrice partitionnée où $T = \begin{bmatrix} T_1 & T_2 \\ T_3 & T_4 \end{bmatrix}$.

La matrice T^{-1} s'écrit de la manière suivante :

$$T^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & T_4^{-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} I \\ -T_4^{-1}T_3 \end{bmatrix} (T_1 - T_2T_4^{-1}T_3)^{-1} [I - T_2T_4^{-1}] \quad (2.42)$$

où

$$T^{-1} = \begin{bmatrix} T^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -T_1^{-1}T_2 \\ I \end{bmatrix} (T_4 - T_3T_1^{-1}T_2)^{-1} [-T_3T_1^{-1} \quad I] \quad (2.43)$$

Nous utilisons la forme (2.42) pour trouver la matrice $\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n)$:

$$\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_L^{-1}(n-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{R}_L^{-1}(n-1)\mathbf{P}_L^a(n) \end{bmatrix} (P_0^a(n) - \mathbf{P}_L^{aT}(n)\mathbf{R}_L^{-1}(n-1)\mathbf{P}_L^a(n))^{-1} [1 - \mathbf{P}_L^{aT}(n)\mathbf{R}_L^{-1}(n-1)] \quad (2.44)$$

L'expression (2.44) peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_L^{-1}(n-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}(n) \end{bmatrix}^T (P_0^a(n) - \mathbf{P}_L^a(n) \mathbf{a}^T(n))^{-1} \quad (2.45)$$

En multipliant l'expression (2.45) par le vecteur $\mathbf{x}_{L+1}(n)$ pour obtenir le gain de Kalman d'ordre $L+1$ suivant :

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{L+1}(n) &= \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_L^{-1}(n-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}(n) \end{bmatrix}^T (P_0^a(n) - \mathbf{P}_L^a(n) \mathbf{a}^T(n)) \begin{bmatrix} x_L(n) \\ \mathbf{x}_L(n-1) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{C}_L(n-1) \end{bmatrix} + \frac{e_L(n)}{\alpha_L(n)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.46)$$

En multipliant l'expression (2.46) par $\mathbf{x}_{L+1}(n)$, nous obtenons l'expression de la variable de vraisemblance d'ordre $L+1$:

$$\gamma_{L+1}(n) = \gamma_L(n-1) - \frac{e^2(n)}{\alpha_L(n)} \quad (2.47)$$

$$= \lambda \gamma_L(n-1) \frac{\alpha_L(n-1)}{\alpha_L(n)} \quad (2.48)$$

Le gain de Kalman dual d'ordre $L+1$ s'obtient en multipliant l'expression (2.45) par $-\lambda^{-1} \mathbf{x}_{L+1}(n)$:

$$\tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}_L(n) \end{bmatrix} + \frac{\bar{e}_L(n)}{\lambda \alpha_L(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n-1) \end{bmatrix} \quad (2.49)$$

Les erreurs de prédiction aller *a priori* et *a posteriori* sont exprimées par :

$$e_L(n) = \alpha_L(n) \mathbf{C}_{L+1}(n) \quad (2.50i)$$

$$\bar{e}_L(n) = \lambda \alpha_L(n-1) \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) \quad (2.50ii)$$

2.5.2.2. Prédiction linéaire retour

Le but de la prédiction linéaire retour est d'estimer la valeur des échantillons $x(n-L)$ à partir de ses valeurs futurs, c'est-à-dire $x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)$. Dans

cette partie, nous utilisons le vecteur $\mathbf{x}_{L+1}(n) = [x_L(n) \ x_L(n-L)]^T$ pour calculer le prédicteur retour. Le prédicteur retour est exprimé par la minimisation du critère quadratique suivant :

$$J_L^r(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} (x(i-L) - \mathbf{b}_L^T(n) \mathbf{x}_L(i)) \quad (2.51)$$

où $\mathbf{b}_L(n)$ est le prédicteur retour donné par :

$$\mathbf{b}_L(n) = \mathbf{R}^{-1}(n) \mathbf{P}_L^r(n) \quad (2.52)$$

avec :

$$\mathbf{P}_L^r(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) x(i-L) \quad (2.53)$$

où $\mathbf{P}_L^r(n)$ désigne le vecteur d'intercorrélation entre $x(n)$ et $x(n-L)$ où l'exposant $(\cdot)^r$ désigne une variable retour. Les versions récursives de prédicteur retour sont données par :

$$\mathbf{b}(n) = \mathbf{b}(n-1) + \mathbf{C}(n) \bar{r}(n) \quad (2.54i)$$

$$\mathbf{b}(n) = \mathbf{b}(n-1) + \tilde{\mathbf{C}}(n) r(n) \quad (2.54ii)$$

où $\bar{r}(n)$ et $r(n)$ désignent respectivement l'erreur de prédiction retour *a priori* et *a posteriori* qui sont exprimées par :

$$\bar{r}(n) = x(n-L) - \mathbf{b}_L^T(n-1) \mathbf{x}(n) \quad (2.55i)$$

$$r(n) = x(n-L) - \mathbf{b}_L^T(n) \mathbf{x}(n) = \gamma(n) \bar{r}(n) \quad (2.55ii)$$

et la variance des erreurs de prédiction retour est donnée par :

$$\beta_L(n) = P_0^r(n) - \mathbf{b}^T(n) \mathbf{P}_L^r(n) \quad (2.56)$$

avec,

$$P_0^r(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} x^2(i-L) \quad (2.57)$$

L'expression (2.56) peut s'écrire sous la forme :

$$\beta_L(n) = \lambda\beta(n-1) + \bar{r}(n)r(n) \quad (2.58)$$

En utilisant les expressions (2.28), (2.53), (2.57), la matrice $\mathbf{R}_{L+1}(n)$ peut s'écrire sous la forme :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{L+1}(n) &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{x}(i) \\ x(i-L) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}(i) & x(i-L) \end{bmatrix} \right\} \\ &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i) & x(i-L)\mathbf{x}^T(i) \\ x(i-L)\mathbf{x}(i) & x^2(i-L) \end{bmatrix} \right\} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L(n) & \mathbf{P}_L^r(n) \\ \mathbf{P}_L^{rT}(n) & P_0^r(n) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.59)$$

De même manière que (2.44), nous utilisons le lemme d'inversion matriciel (2.43) pour inverser la matrice (2.59), nous obtenons :

$$\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L^{-1}(n) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\mathbf{R}_L^{-1}(n)\mathbf{P}_L^r(n) \\ 1 \end{bmatrix} \left(P_0^r(n) - \mathbf{P}_L^{rT}(n)\mathbf{R}_L^{-1}(n)\mathbf{P}_L^r(n) \right)^{-1} \begin{bmatrix} -\mathbf{P}_L^{rT}(n)\mathbf{R}_L^{-1}(n) & 1 \end{bmatrix} \quad (2.60)$$

L'expression (2.60) peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L^{-1}(n) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\mathbf{b}(n) \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}(n) \\ 1 \end{bmatrix}^T \left(P_0^r(n) - \mathbf{P}_L^r(n)\mathbf{b}^T(n) \right)^{-1} \quad (2.61)$$

En multipliant l'expression précédente par $x_{L+1}(n)$, nous obtenons le gain de Kalman suivant :

$$\begin{aligned}
\mathbf{C}_{L+1}(n) &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L^{-1}(n) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\mathbf{b}(n) \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}(n) \\ 1 \end{bmatrix}^T (P_0^r(n) - \mathbf{P}_L^r(n) \mathbf{b}^T(n)) \begin{bmatrix} \mathbf{x}_L(n) \\ x_L(n-L) \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} \mathbf{C}(n) \\ 0 \end{bmatrix} + \frac{r_L(n)}{\beta_L(n)} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}(n) \\ 1 \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{2.62}$$

En multipliant l'expression (2.60) par $\lambda^{-1} \mathbf{x}_{L+1}(n)$, nous obtenons le gain de Kalman dual d'ordre $L+1$:

$$\tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} + \frac{\bar{r}_L(n)}{\lambda \beta_L(n-1)} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \tag{2.63}$$

Pour calculer la variable de vraisemblance d'ordre $L+1$, en multipliant l'expression (2.62) par le vecteur $\mathbf{x}_{L+1}(n) = [\mathbf{x}_L(n) \quad x_L(n-L)]^T$:

$$\gamma_{L+1}(n) = \gamma_L(n) - \frac{r^2(n)}{\beta_L(n)} \tag{2.64}$$

$$= \lambda \gamma_L(n) \frac{\beta_L(n-1)}{\beta_L(n)} \tag{2.65}$$

Cependant, la $(k+1)$ ième composante du gain de Kalman dual est donné par :

$$\tilde{C}_{L+1}(n) = \frac{r(n)}{\gamma_{L+1}(n) \beta(n)} \tag{2.66}$$

A partir de l'expression (2.64), La variable de vraisemblance d'ordre $L+1$ peut s'écrire sous la forme :

$$\gamma_{L+1}(n) = \gamma(n) \left[1 - \frac{r(n) \bar{r}(n)}{\beta(n)} \right] \tag{2.67i}$$

$$= \gamma(n) \left[1 - \tilde{C}_{L+1}(n) \gamma_{L+1}(n) \bar{r}(n) \right] \tag{2.67ii}$$

D'où la variable vraisemblance $\gamma_L(n)$ est donnée par la formule suivante :

$$\gamma_L(n) = \frac{\gamma_{L+1}(n)}{1 - \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n)\bar{r}(n)\gamma_{L+1}(n)} \quad (2.68)$$

où $\gamma_L(n)$ est compris entre 0 et 1 afin d'assurer le bon fonctionnement de l'algorithme FTF.

Le gain de Kalman dual $\tilde{\mathbf{C}}_L(n)$ est donné par :

$$\tilde{\mathbf{C}}_L(n) = \lambda^{-1} \mathbf{R}_L^{-1}(n-1) \mathbf{x}_L(n) \quad (2.69)$$

Le gain de Kalman dual $\tilde{\mathbf{C}}_L(n)$ peut s'exprimer aussi en fonction de gain Kalman dual d'ordre $L+1$:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) - \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) \begin{bmatrix} -\mathbf{b}(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.70)$$

Les erreurs de prédiction retour *a priori* et *posteriori* sont données par :

$$r_L(n) = \beta_L(n) C_{L+1}(n) \quad (2.71i)$$

$$\bar{r}_L(n) = \lambda \beta_L(n-1) \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) \quad (2.71ii)$$

2.5.2.3. Partie de filtrage

Les coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$ sont exprimés en fonction du gain de Kalman dual et la variable de vraisemblance :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \tilde{\mathbf{C}}_L(n) \gamma(n) \bar{\varepsilon}(n) \\ &= \mathbf{w}(n-1) + \tilde{\mathbf{C}}(n) \varepsilon(n) \end{aligned} \quad (2.72)$$

où $\bar{\varepsilon}(n)$ et $\varepsilon(n)$ désignent respectivement les erreurs de prédiction *a priori* et *a posteriori* :

$$\bar{\varepsilon}(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1) \quad (2.73i)$$

$$\varepsilon(n) = \gamma(n) \bar{\varepsilon}(n) \quad (2.73ii)$$

L'algorithme FTF est résumé dans le Tableau donné ci-dessous :

Tableau 2. 3 : Algorithme FTF [51].

<p>• Initialisation de l'algorithme</p>
$\mathbf{a}(0) = \mathbf{0}_L, \mathbf{b}(0) = \mathbf{0}_L, \tilde{\mathbf{C}}(0) = 0_L, \alpha(0) = \lambda^L \delta, \beta(0) = \delta, \gamma(0) = 1$
<p>• Prédiction aller</p>
$\bar{e}_L(n) = x(n) - \mathbf{a}^T(n-1)\mathbf{x}(n-1)$ $e_L(n) = \gamma_L(n-1)\bar{e}_L(n)$ $\alpha_L(n) = \lambda\alpha_L(n-1) + \gamma_L(n-1)\bar{e}_L^2(n)$ $\gamma_{L+1}(n) = \lambda\alpha_L(n-1)\alpha_L^{-1}(n)\gamma_L(n-1)$ $\tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}_L(n-1) \end{bmatrix} + \lambda^{-1}\alpha_L^{-1}(n-1)\bar{e}(n) \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n-1) \end{bmatrix}$ $\mathbf{a}_L(n) = \mathbf{a}_L(n-1) + \tilde{\mathbf{C}}_L(n-1)e(n)$
<p>• Prédiction retour</p>
$\bar{r}_L(n) = \lambda\beta_L(n-1)\tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n)$ $\gamma_L(n) = \frac{\gamma_{L+1}(n)}{1 - \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n)\gamma_{L+1}(n)\bar{r}_L(n)}$ $r(n) = \gamma_L(n)\bar{r}_L(n)$ $\beta_L(n) = \lambda\beta_L(n-1) + \gamma_L(n)\bar{r}_L^2(n)$ $\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) - \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n-1) \\ 1 \end{bmatrix}$ $\mathbf{b}_L(n) = \mathbf{b}_L(n-1) + \tilde{\mathbf{C}}_L(n)r(n)$
<p>• Filtrage</p>
$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) + \tilde{\mathbf{C}}_L(n)\varepsilon_L(n)$ $\varepsilon_L(n) = \gamma_L(n)\bar{\varepsilon}_L(n)$

Comme nous avons déjà dit, la rapidité de l'algorithme FTF résulte une instabilité numérique. Pour résoudre ce problème d'instabilité, une version stabilisée de l'algorithme FTF a été proposée dans [60].

2.5.3. L'algorithme de filtre transversal de newton rapide (FNTR)

Les algorithmes NLMS et FTF sont considérés comme des versions stochastiques de l'algorithme FNTR en termes de complexité de calcul et de vitesse de convergence [54]. L'algorithme FNTR est basé sur la modélisation du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ par un processus autorégressif (AR) d'ordre N avec, N inférieure devant l'ordre du filtre L [55-61]. La simplification de l'algorithme est obtenue par une estimation de la matrice de covariance d'ordre L nommé $\mathbf{R}_L(n)$ par un mécanisme d'extrapolation à partir de $\mathbf{R}_N(n)$ [60]. Rappelons que les deux formes de la matrice $\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n)$ sont données par :

$$\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L^{-1}(n) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n) \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_L(n) \\ 1 \end{bmatrix}^T \beta_L^{-1}(n) \quad (2.74.a)$$

$$\mathbf{R}_{L+1}^{-1}(n) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_L^{-1}(n-L) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_L(n) \end{bmatrix}^T \alpha_L^{-1}(n) \quad (2.74.b)$$

où $\mathbf{a}_L(n)$ et $\mathbf{b}_L(n)$ désignent respectivement les prédicteurs aller et retour d'ordre L , $\alpha_L(n)$ et $\beta_L(n)$ représentent respectivement les variances des erreurs de prédiction aller et retour.

L'idée de base de l'algorithme FNTR est d'extrapoler le gain de Kalman $\tilde{\mathbf{C}}_L(n)$ et la variable de vraisemblance $\tilde{\gamma}_L(n)$ d'ordre L , par des prédicteurs aller et retour d'ordre N selon un processus AR(N) avec $N < L$. Le gain de Kalman et la variable de vraisemblance sont donnés par :

$$\tilde{\mathbf{C}}_L(n) = \frac{-\mathbf{R}_L^{-1}(n-1)\mathbf{x}_L(n)}{\lambda} \quad (2.75)$$

$$\tilde{\gamma}_L(n) = \left(1 - \tilde{\mathbf{C}}_L^T(n)\mathbf{x}_L(n)\right)^{-1} \quad (2.76)$$

où $\mathbf{x}_L(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]$, est le vecteur des L derniers échantillons du signal d'entrée .

La partie de filtrage de l'algorithme FNTF est exprimée par les équations suivantes :

$$\bar{\varepsilon}_L(n) = y(n) - \mathbf{w}_L^T(n-1)\mathbf{x}_L(n) \quad (2.77)$$

où $\bar{\varepsilon}_L(n)$ est l'erreur de filtrage *a priori*.

La mise à jour des coefficients du filtre transversal de type RIF est donnée par :

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - \tilde{\mathbf{C}}_L(n)\gamma_L(n)\bar{\varepsilon}_L(n) \quad (2.78)$$

En supposant que la matrice $\mathbf{R}_L(n)$ est estimée par une méthode d'extrapolation à partir de la matrice $\mathbf{R}_{N+1}(n)$ d'une manière récursive [60]. En supposant aussi que la matrice $\mathbf{R}_{N+1}(n)$ est connue, puis nous calculons les coefficients d'extrapolation par les deux partitionnements de la matrice $\mathbf{R}_{N+2}(n)$ suivants :

$$\mathbf{R}_{N+2}^a(n) = \begin{bmatrix} r_0(n) & \mathbf{\Gamma}_{N+1}^{aT}(n) \\ \mathbf{\Gamma}_{N+1}^a(n) & \mathbf{R}_{N+1}(n-1) \end{bmatrix} \quad (2.79.a)$$

$$\mathbf{R}_{N+2}^r(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{N+1}(n) & \mathbf{\Gamma}_{N+1}^r(n) \\ \mathbf{\Gamma}_{N+1}^{rT}(n) & r_0(n-N-1) \end{bmatrix} \quad (2.79.b)$$

Où $\mathbf{\Gamma}_{N+1}^{aT}(n)$ et $\mathbf{\Gamma}_{N+1}^{rT}(n)$ représentent respectivement les vecteurs de corrélation du prédicteur aller et retour qui sont exprimés par :

$$\mathbf{\Gamma}_{N+1}^a(n) = [r_1(n), r_2(n), \dots, \hat{r}_{N+1}^a(n)]^T \quad (2.80.a)$$

$$\mathbf{\Gamma}_{N+1}^r(n) = [\hat{r}_{N+1}^r(n), r_N(n-1), \dots, r_1(n-N)]^T \quad (2.80.b)$$

Ces vecteurs de corrélation sont estimés par un calcul récursif à oubli exponentiel. Ils sont calculés par :

$$r_i(n) = \lambda r_i(n-1) + x(n)x(n-1) \quad \text{pour, } i=0, \dots, N \quad (2.81)$$

Notons que $\hat{r}_{N+1}^a(n)$, $\hat{r}_{N+1}^r(n)$ sont des éléments inconnus dans $\mathbf{R}_{N+2}(n)$, ces éléments présentent respectivement l'extrapolation de la matrice d'autocorrélation selon le prédicteur directe et selon le prédicteur retour [60]. Pour estimer ces éléments inconnu, nous utilisons respectivement l'optimum au sens des moindres carrés (LS) par la maximisation des variances de prédiction aller et retour [56], qui sont données par :

$$\alpha_{N+1}(n) = r_0(n) - \mathbf{\Gamma}_{N+1}^{aT}(n) \mathbf{a}_{N+1}(n) \quad (2.82.a)$$

$$\beta_{N+1}(n) = r_0(n-N) - \mathbf{\Gamma}_{N+1}^{rT}(n) \mathbf{b}_{N+1}(n) \quad (2.82.b)$$

Les prédicteurs aller et retour optimaux sont donnés par :

$$\mathbf{a}_{N+1}(n) = \mathbf{R}_{N+1}^{-1}(n-1) \mathbf{\Gamma}_{N+1}^{aT}(n) \quad (2.83)$$

$$\mathbf{b}_{N+1}(n-1) = \mathbf{R}_{N+1}^{-1}(n-1) \mathbf{\Gamma}_{N+1}^{rT}(n-1) \quad (2.84)$$

Afin de maximiser la variance de prédicteur aller $\alpha_{N+1}(n)$, nous pouvons calculer l'élément inconnu $\hat{r}_N^a(n)$. L'astuce est de tenir en compte de la formulation croissant de (2.82.a) et (2.83) qui peut être obtenue à partir de la théorie du filtre en treillis RLS [56] :

$$\mathbf{a}_{N+1}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_N(n) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_N(n-1) \\ 0 \end{bmatrix} k_{N+1}^a(n) \quad (2.85)$$

$$\alpha_{N+1}(n) = \alpha_N(n) - \beta_N(n-1) (k_{N+1}^a(n))^2 \quad (2.86)$$

où $k_{N+1}^a(n)$ désigne le coefficient de réflexion, est donné par :

$$k_{N+1}^a(n) = -(\beta_N(n-1))^{-1} (\hat{r}_{N+1}^a(n) - \mathbf{\Gamma}_N^{rT}(\mathbf{a}_N(n))) \quad (2.87)$$

La variance de l'erreur de prédiction aller $\alpha_{N+1}(n)$ atteint sa valeur maximale lorsque le coefficient de réflexion $k_{N+1}^a(n)$ est mis à zéro, cependant la variance de l'erreur de prédiction retour est positive $\beta_N(n-1)$. L'élément inconnu $\hat{r}_{N+1}^a(n)$ est exprimé par :

$$\hat{r}_N^a(n) = \Gamma_N^b(n-1) \mathbf{a}_N(n) \quad (2.88)$$

Le prédicteur aller et la puissance de l'erreur de prédiction aller minimale du processus extrapolé sont donnés par :

$$\mathbf{a}_{N+1}(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_N(n) \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \alpha_{N+1}(n) = \alpha_N(n) \quad (2.89)$$

De même manière que l'approche précédente, nous minimisons la puissance de l'erreur de prédiction retour par rapport $\hat{r}_{N+1}^r(n)$, nous constatons que les deux approches mènent au même coefficient extrapolé, c'est-à-dire $\hat{r}_{N+1}^r(n) = \hat{r}_{N+1}^a(n)$. Donc le prédicteur retour et la variance de l'erreur de prédiction retour sont exprimés par :

$$\mathbf{b}_{N+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{b}_N(n-1) \end{bmatrix}, \quad \beta_{N+1}(n) = \beta_N(n-1) \quad (2.90)$$

D'après les résultats trouvés, la matrice d'extrapolation est définie positive et il est possible d'extrapoler d'une manière récursive $\mathbf{R}_{N+2}(n)$ à partir $\mathbf{R}_{N+1}(n)$ [60]. En passant maintenant au cas général où l'extrapolation de la matrice $\mathbf{R}_N(n)$ à $\mathbf{R}_L(n)$ d'une manière récursive devient possible. Les variances des erreurs de prédiction d'ordre N sont identiques avec celle d'ordre L, donc les prédicteurs tronqué (2.89) , (2.90) deviennent :

$$\mathbf{a}_L(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_N(n) \\ \mathbf{0}_{L-N} \end{bmatrix}; \quad \alpha_L(n) = \alpha_N(n) \quad (2.91)$$

$$\mathbf{b}_L(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{L-N} \\ \mathbf{b}_N(n_D) \end{bmatrix}; \quad \beta_L(n) = \beta_N(n_D) \quad (2.92)$$

où $n_D = n - L + N$.

En appliquant les expressions (2.74a) et (2.74b) à la matrice extrapolée, nous obtenons les deux formes de la matrice de corrélation extrapolée :

$$\mathbf{R}_{L+1}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{R}_L^{-1}(n-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_N(n) \\ \mathbf{0}_{L-N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -\mathbf{a}_N(n) & \mathbf{0}_{L-N} \end{bmatrix} \alpha_N^{-1}(n) \quad (2.93.a)$$

$$\mathbf{R}_{L+1}^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_L^{-1}(n) & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{L-N} \\ -\mathbf{b}_N(n_D) \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{L-N} & -\mathbf{b}_N(n_D) & 1 \end{bmatrix} \beta_N^{-1}(n_D) \quad (2.93.b)$$

L'équation de mise à jour du gain de Kalman dual est exprimée par :

$$\tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}_L(n-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{S}}_{N+1}(n) \\ \mathbf{0}_{L-N} \end{bmatrix} \quad (2.94)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{c}_{L+1}(n) - \begin{bmatrix} 0_{L-N} \\ \tilde{\mathbf{U}}_{N+1}(n) \end{bmatrix} \quad (2.95)$$

La variable de vraisemblance est donnée par :

$$\gamma_L(n) = \frac{1}{1 - \delta_L(n)} \quad (2.96)$$

où $\delta_L(n)$ est le paramètre de stabilisation qui est exprimé par :

$$\delta_L(n) = \delta_L(n-1) + \tilde{S}_{N+1}^1(n) \bar{e}_N(n) + \tilde{U}_{N+1}^{N+1}(n_D) \bar{r}_N(n_D) \quad (2.97)$$

avec :

$$\tilde{\mathbf{U}}_{N+1}(n) = \frac{\bar{r}_N(n-1)}{\lambda \alpha_N(n-1)} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_N(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.98)$$

$$\tilde{\mathbf{S}}_{N+1}(n) = \frac{\bar{e}_N(n)}{\lambda \alpha_N(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_N(n-1) \end{bmatrix} \quad (2.99)$$

Notons que $\bar{e}_N(n)$ et $\bar{r}_N(n)$ désignent les erreurs de prédictions aller et retour qui sont calculés dans la partie de prédiction.

L'algorithme FNTF comporte trois phases importantes :

- Phase1 « prédiction » : Cette phase est constituée de deux parties, la 1^{ère} partie est pour calculer $\tilde{\mathbf{S}}_N(n)$ et $\bar{e}_N(n)$ à l'instant n et dans la 2^{ème} partie nous calculons $\bar{r}_N(n)$ et $\tilde{\mathbf{U}}_N(n)$ à l'instant n_D .
- Phase 2 « Extrapolation » : La mise à jour du gain de Kalman dual $\tilde{\mathbf{C}}_L(n)$ et le calcul de la variable de vraisemblance $\gamma_L(n)$ sont faits dans cette partie.
- Phase 3 « Filtrage » : est une phase pour l'adaptation des coefficients du filtre $\mathbf{w}_L(n)$.

Le Tableau 2.4 résume l'algorithme de FNTF 12N2L.

✚ Stabilisation numérique de l'algorithme FNTF

Une méthode de stabilisation a été proposée dans [56] et [62]. Cette méthode permet de stabiliser l'algorithme FNTF par la rétroaction des erreurs numériques dans le calcul des variables de prédiction retour selon les équations suivantes [43].

$$\bar{r}_N(n) = \bar{r}_N^{conv}(n) + \xi_N(n) \quad (2.100)$$

où $\bar{r}_N^{conv}(n)$ représente l'erreur de prédiction retour *a priori* calculée par convolution, est exprimée par :

$$\bar{r}_N^{conv}(n) = x_{t-N} - \mathbf{b}_N^T(n-1)\mathbf{x}_N(n) \quad (2.101)$$

et $\xi_N(n)$ désigne la variable de contrôle, est donnée par :

$$\xi_N(n) = \bar{r}_N^{conv}(n) - \bar{r}_N^K(n) \quad (2.102)$$

où $\bar{r}_N^K(n)$ est l'erreur de prédiction retour *a priori* calculée en fonction de gain de Kalman :

$$\bar{r}_N^K(n) = -\lambda\beta_N(n)\tilde{\mathbf{C}}_{N+1}^{N+1}(n) \quad (2.103)$$

La complexité de calcul de L'algorithme FNTF est de 12N multiplications dans la partie de prédiction et de 2L multiplications dans la partie de filtrage, donc le total est de 12N2L multiplications. Lorsque la taille de prédicteur N est très petite devant

la taille de filtre L, l'algorithme FNTF présente une complexité similaire à celle de l'algorithme NLMS c'est à dire (2L) multiplications.

Tableau 2. 4 : L'algorithme FNTF [56].

Initialisation	
$\mathbf{a}_N(0) = \mathbf{0}_N, \mathbf{b}_N(0) = \mathbf{0}_N, \gamma_N(0) = 1, \mathbf{C}_{N,0} = \mathbf{0}_N, \alpha_{N,0} = \lambda^L e_0, \beta_{N,0} = \lambda^{L-N} e_0$	
où $e_0 = \frac{\sigma^2}{1-\lambda}$, σ^2 est la variance du signal $\mathbf{x}(n)$.	
$\tilde{\mathbf{C}}_{L,0} = \mathbf{0}_L, \delta_L(n) = 0, \mathbf{w}_L(t) = \mathbf{0}_L$	
Phase1 de prédiction (partie 1.1 et 1.2)	
$\bar{e}_N(n) = x(n) - \mathbf{a}_N^T(n-1)\mathbf{x}_N(n-1)$	$\xi_N(n) = \bar{r}_N^{conv}(n) + \lambda\beta_N(n)\tilde{\mathbf{C}}_{N+1}^{N+1}(n)$
$e_N(n) = \gamma_N(n-1)\bar{e}_N(n)$	$\bar{r}_N(n) = \bar{r}_N^{conv}(n) + \xi_N(n)$
$\alpha_N(n) = \lambda\alpha_N(n-1) + \bar{e}_N(n)e_N(n)$	$\gamma_N(n) = \frac{\gamma_{N+1}(n)}{1 + \gamma_{N+1}(n)\bar{r}_N(n)\tilde{\mathbf{C}}_{N+1}^{N+1}(n)}$
$\gamma_{N+1}(n) = \frac{\lambda\alpha_N(n-1)}{\alpha_N(n)}\gamma_N(n-1)$	$r_N(n) = \gamma_N(n)\bar{r}_N(n)$
$\tilde{\mathbf{S}}_{N+1}(n) = \frac{\bar{e}_N(n)}{\lambda\alpha_N(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_N(n-1) \end{bmatrix}$	$\tilde{\mathbf{U}}_{N+1}(n) = \tilde{\mathbf{C}}_{N+1}^{N+1}(n) \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_N(n-1) \\ 1 \end{bmatrix}$
$\tilde{\mathbf{C}}_{N+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}_N(n-1) \end{bmatrix} - \tilde{\mathbf{S}}_{N+1}(n)$	$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_N(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{C}}_{N+1}(n) - \tilde{\mathbf{U}}_{N+1}(n)$
$\mathbf{a}_N(n) = \mathbf{a}_N(n-1) - e_N(n)\tilde{\mathbf{C}}_N(n-1)$	$\mathbf{b}_N(n) = \mathbf{b}_N(n-1) - r_N(n)\tilde{\mathbf{C}}_N(n)$
$\bar{r}_N^{conv}(n) = x_{t-N} - \mathbf{b}_N^T(n-1)\mathbf{x}_N(n)$	$\beta_N(n) = \lambda\beta_N(n-1) + \bar{r}_N(n)r_N(n)$
Partie Extrapolation (phase 2)	
$\tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}_L(n-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{S}}_{N+1}(n) \\ \mathbf{0}_{L-N} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_L(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{C}}_{L+1}(n) - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{L-N} \\ \tilde{\mathbf{U}}_{N+1}(n_D) \end{bmatrix}$

$$\delta_L(n) = \delta_L(n-1) + \tilde{S}_N^1(n) \bar{e}_N(n) + \tilde{U}_N^{N+1}(n_D) \bar{r}_N(n_D) \qquad \gamma_L(n) = \frac{1}{1 - \delta_L(n)}$$

Partie Filtrage (phase 3)

$$\bar{e}_L(n) = y(n) - \mathbf{w}_L^T(n-1) \mathbf{x}_L(n)$$

$$\mathbf{w}_L(n) = \mathbf{w}_L(n-1) - \tilde{\mathbf{C}}_L(n) \gamma_L(n) \bar{e}_L(n)$$

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les algorithmes adaptatifs les plus utilisés dans la littérature. Nous avons commencé à présenter le principe du filtrage adaptatifs et les caractéristiques des algorithmes adaptatifs. En premier lieu, nous avons présenté la famille des algorithmes de type gradient stochastique en particulier le LMS et sa variante normalisée (NLMS). L'avantage de ces algorithmes stochastiques est la faible complexité et l'inconvénient majeur est la convergence lente. En deuxième lieu, nous avons distingué trois algorithmes qui sont inclus dans la famille des algorithmes des moindres carrés exacts. Nous avons étudié l'algorithme des moindres carrés récursif RLS et l'algorithme des filtres transversaux rapides FTF. L'algorithme RLS a une convergence rapide mais il a un problème de complexité de calcul. Pour cela, nous avons présenté l'algorithme des filtres transversaux de Newton rapides FNFTF qui possède une vitesse de convergence rapide et une faible complexité de calcul.

CHAPITRE 3

L'EFFET DU DESAJUSTEMENT IQ

3.1. Introduction

Comme nous l'avons indiqué dans l'introduction générale, le désajustement IQ est un problème qui dégrade les performances des systèmes de télécommunications numériques en termes de rapport signal à bruit (RSB). Ce problème peut être dû à deux phénomènes [21],[63] :

- La longueur de la ligne reliant l'oscillateur local (OL) et le mélangeur de la voie I doivent être égale à la longueur de la ligne reliant l'OL et le mélangeur de la voie Q. Une différence entre la longueur des lignes conduit à un désajustement IQ. lorsque les fréquences de l'OL de la voie I et celle de la voie Q sont très élevées, il est délicat d'obtenir une quadrature parfaite entre les deux voies IQ.
- Lorsqu'il y a une différence entre les gains de conversion de mélangeurs composants le modulateur IQ, un déséquilibre de gain entre les deux voies IQ est apparu.

Afin de présenter le problème de désajustement IQ, nous proposons deux solutions pour corriger ce problème. La première solution est basée sur l'estimation des deux paramètres (le déséquilibre de gain et du phase) quand les deux voies sont affectées par le désajustement IQ, et la deuxième solution est basée sur un algorithme adaptatif NLMS combiné avec la structure feedbackward. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de ces solutions proposées pour un fort déséquilibre IQ et un débit moyen.

3.2. Position du problème

Dans ce travail, nous supposons que l'émetteur (TX) est idéal et le problème de désajustement IQ se trouve uniquement dans le récepteur (RX). Figure 3.1 illustre un modèle général d'un récepteur qui est affecté par le problème de désajustement IQ.

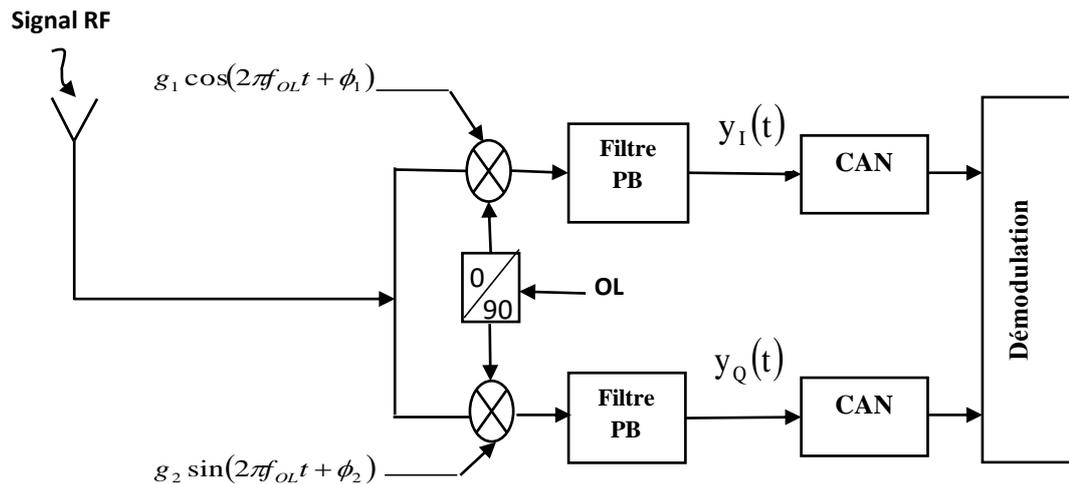


Figure 3. 1 : Modèle général d'un récepteur IQ affecté par le problème de désajustement IQ.

D'après la figure 3.1, le signal radio fréquence est divisé en deux voies, l'une est la voie en phase (I) et l'autre est la voie en quadrature (Q). Cependant dans ce récepteur, les deux voies I et Q sont affectées par le désajustement IQ. Les deux signaux I et Q sont filtrés par deux filtres passe bas pour éliminer les hautes fréquences puis ils sont numérisés par deux (CAN) et à la fin ils sont démodulés par le bloc de démodulation.

Le signal radio fréquence reçu est donné par :

$$r_{RF}(t) = r_I(t)\cos(2\pi f_{OL}t) - r_Q(t)\sin(2\pi f_{OL}t) \quad (3.1)$$

où f_{OL} est la fréquence de l'oscillateur local,

Les signaux des deux oscillateurs sont exprimés par :

$$x_{LO,I}(t) = g_1 \cos(2\pi f_{OL}t + \phi_1) \quad (3.2)$$

$$x_{LO,Q}(t) = g_2 \sin(2\pi f_{OL}t + \phi_2) \quad (3.3)$$

où g_1, g_2 représentent respectivement le déséquilibre de gain pour les deux voies I et Q et ϕ_1, ϕ_2 représentent respectivement le déséquilibre de phase pour les voies I et Q.

Le signal en bande de base de la voie I est exprimé par :

$$\begin{aligned} y_I(t) &= r_{RF}(t)g_1 \cos(2\pi f_{OL}t + \phi_1) \\ &= g_1 r_I(t)[\cos(\phi_1) + \cos(4\pi f_{OL}t + \phi_1)] - g_1 r_Q(t)[\sin(4\pi f_{OL}t + \phi) - \sin\phi_1] \end{aligned} \quad (3.3)$$

Le signal en bande de base de la voie Q est exprimé par :

$$\begin{aligned} y_Q(t) &= r_{RF}(t)g_2 \sin(2\pi f_{OL}t + \phi_2) \\ &= -g_2 r_I(t)[\sin(4\pi f_{OL}t + \phi_2) + \sin\phi_2] + g_2 r_Q(t)[\cos(4\pi f_{OL}t - \phi_2) + \cos\phi_2] \end{aligned} \quad (3.4)$$

Après filtrage, les expressions (3.3) et (3.4) peuvent être exprimées par :

$$y_I(t) = g_1 r_I(t) \cos(\phi_1) + g_1 r_Q(t) \sin(\phi_1) \quad (3.5)$$

$$y_Q(t) = g_2 [r_Q(t) \cos\phi_2 - r_I(t) \sin\phi_2] \quad (3.6)$$

Nous présentons dans ce qui suit, la première solution qui permet d'estimer les paramètres de désajustement IQ pour les deux voies $\{(\hat{g}_1, \hat{\phi}_1), (\hat{g}_2, \hat{\phi}_2)\}$ et permet aussi de trouver les signaux estimés des deux voies IQ.

3.3. Estimation et compensation du déséquilibre IQ par une méthode non adaptative

3.3.1. Méthode non-adaptative (NAA)

Une méthode proposée récemment dans [64] pour estimer et compenser le déséquilibre IQ dans un récepteur de type zéro-IF. Cette méthode consiste à utiliser les caractéristiques du signal en phase et en quadrature de phase dans le domaine temporel où les deux signaux ont la même amplitude et la phase entre ces deux signaux est 90 degré. Dans [64], l'auteur suppose que la voie I est idéal (absence de déséquilibre IQ), cependant la voie Q est affecté par les paramètres du désajustement de gain et de phase. Dans ce travail, nous développons la même méthode proposée dans [64] pour estimer les paramètres de déséquilibre IQ où les deux voies sont affectées par le désajustement IQ.

3.3.2. Description de la méthode NAA

Les caractéristiques des modulations en quadrature sont données par :

$$E\{t_I^2(n)\} = E\{t_Q^2(n)\} \quad (3.7)$$

$$E\{t_I(n)t_Q(n)\} = 0 \quad (3.8)$$

où $t_I(n)$ et $t_Q(n)$ représentent respectivement le signal en phase et en quadrature de phase. Ces signaux ont la même amplitude et ils sont séparés l'un de l'autre de 90° .

Basant sur ces caractéristiques, nous estimons les paramètres du désajustement IQ pour la voie I et Q :

$$\begin{aligned} E\{y_I^2(n)\} &= E\{g_1^2 (r_I(n)\cos\phi_1 + r_Q(n)\sin\phi_1)^2\} \\ &= g_1^2 [E\{r_I^2(n)\cos^2\phi_1\} + E\{r_Q^2(n)\sin^2\phi_1\}] + \\ &2g_1^2 E\{r_Q(n)r_I(n)\cos\phi_1\sin\phi_1\} \end{aligned} \quad (3.9)$$

Par simplification, nous obtenons :

$$E\{y_I^2(n)\} = g_1^2 E\{r_Q^2(n)\} = g_1^2 E\{r_I^2(n)\} \quad (3.10)$$

D'après l'expression (3.10), le déséquilibre de gain estimé de la voie I est donné par :

$$\hat{g}_1 = \sqrt{\frac{E\{y_I^2(n)\}}{E\{r_Q^2(n)\}}} = \sqrt{\frac{E\{y_I^2(n)\}}{E\{r_I^2(n)\}}} \quad (3.11)$$

De même manière, nous présentons le déséquilibre de gain de la voie Q, commençant par :

$$\begin{aligned} E\{y_Q^2(n)\} &= E\{g_2^2 (r_Q(n)\cos\phi_2 - r_I(n)\sin\phi_2)^2\} \\ &= g_2^2 E\{r_Q^2(n)\cos^2\phi_2\} + g_2^2 E\{r_I^2(n)\sin^2\phi_2\} - \\ &2g_2^2 E\{r_Q(n)r_I(n)\cos\phi_2\sin\phi_2\} \end{aligned} \quad (3.12)$$

D'après les expressions (3.7) et (3.8), nous obtenons :

$$E\{y_Q^2(n)\} = g_2^2 E\{r_I^2(n)\} = g_2^2 E\{r_Q^2(n)\} \quad (3.13)$$

Alors le déséquilibre de gain estimé de la voie Q est donné par :

$$\hat{g}_2 = \sqrt{\frac{E\{y_Q^2(n)\}}{E\{r_I^2(n)\}}} = \sqrt{\frac{E\{y_Q^2(n)\}}{E\{r_Q^2(n)\}}} \quad (3.14)$$

Pour calculer le déséquilibre de phase estimé pour la voie I et Q, nous utilisons la formule d'orthogonalité (3.8), nous obtenons :

$$\begin{aligned} E\{y_I(n)y_Q(n)\} &= E\{g_1 r_I(n) \cos \phi_1 + g_1 r_Q(n) \sin \phi_1 \} \{g_2 r_Q(n) \cos \phi_2 - g_2 r_I(n) \sin \phi_2\} \\ &= E\left\{ \begin{array}{l} g_1 g_2 r_I r_Q \cos \phi_1 \cos \phi_2 - g_1 g_2 r_I^2 \cos \phi_1 \sin \phi_2 + \\ g_1 g_2 r_Q^2 \sin \phi_1 \cos \phi_2 - g_1 g_2 r_I r_Q \sin \phi_1 \sin \phi_2 \end{array} \right\} \end{aligned} \quad (3.15)$$

D'après les expressions (3.7) et (3.8), l'expression (3.15) devient :

$$\begin{aligned} E\{y_I(n)y_Q(n)\} &= g_1 g_2 (\sin \phi_1 \cos \phi_2 - \cos \phi_1 \sin \phi_2) E\{r_I^2(n)\} \\ &= g_1 g_2 \sin(\phi_1 - \phi_2) E\{r_Q^2(n)\} \end{aligned} \quad (3.16)$$

Nous supposons que $\phi_1 = 2\phi_2$, l'expression (3.16) devient :

$$E\{y_I(n)y_Q(n)\} = g_1 g_2 \sin(\phi_2) E\{r_Q^2(n)\} \quad (3.17)$$

Le déséquilibre de phase estimé de la voie Q est donné par :

$$\begin{aligned} \hat{\phi}_2 &= \arcsin \frac{E\{y_I(n)y_Q(n)\}}{\sqrt{\frac{E\{y_I^2(n)\}}{E\{r_I^2(n)\}}} \sqrt{\frac{E\{y_Q^2(n)\}}{E\{r_I^2(n)\}}} E\{r_I^2(n)\}} \\ &= \arcsin \frac{E\{y_I(n)y_Q(n)\}}{\sqrt{E\{y_I^2(n)\}} \sqrt{E\{y_Q^2(n)\}}} \end{aligned} \quad (3.18)$$

Rappelons que le signal en phase affecté par le désajustement IQ est donné par l'expression (3.5), donc après l'estimation, le signal en phase est défini par :

$$y_I(n) = \hat{g}_1 [\hat{r}_I(n) \cos \hat{\phi}_1 + \hat{r}_Q(n) \sin \hat{\phi}_1] \quad (3.19)$$

En simplifiant l'expression (3.19), nous obtenons :

$$\hat{y}_I(n) = \hat{r}_I(n) = \frac{y_I(n) - \hat{g}_1 \hat{r}_Q(n) \cos \hat{\phi}_1}{\hat{g}_1 \sin \hat{\phi}_1} \quad (3.20)$$

Le signal en quadrature estimé est donné par :

$$y_Q(n) = \hat{g}_2 [\hat{r}_Q(n) \cos \hat{\phi}_2 - \hat{r}_I(n) \sin \hat{\phi}_2] \quad (3.21)$$

En simplifiant (3.21), nous obtenons :

$$\hat{y}_Q(n) = \hat{r}_Q(n) = \frac{y_Q(n) + \hat{g}_2 \sin \hat{\phi}_2 \hat{r}_I(n)}{\hat{g}_2 \cos \hat{\phi}_2} \quad (3.22)$$

Nous résumons la méthode de compensation des deux voies I et Q dans le Tableau ci-dessous :

Tableau 3. 1 : Résumé de la méthode étudiée pour la compensation des deux voies IQ [65].

Etape 1 : Les signaux I et Q affectés par le désajustement IQ

$$y_I(t) = g_1 r_I(t) \cos(\phi_1) + g_1 r_Q(t) \sin(\phi_1)$$

$$y_Q(t) = g_2 [r_Q(t) \cos \phi_2 - r_I(t) \sin \phi_2]$$

Etape 2 : Les paramètres de déséquilibre de gain estimés

$$\hat{g}_1 = \sqrt{\frac{E\{y_I^2(n)\}}{E\{r_I^2(n)\}}} = \sqrt{\frac{E\{y_I^2(n)\}}{E\{r_I^2(n)\}}}, \text{ pour la voie I}$$

$$\hat{g}_2 = \sqrt{\frac{E\{y_Q^2(n)\}}{E\{r_I^2(n)\}}} = \sqrt{\frac{E\{y_Q^2(n)\}}{E\{r_Q^2(n)\}}}, \text{ pour la voie Q}$$

Etape 3 : Les paramètres de déséquilibre de phase estimés

$$\hat{\phi}_1 = 2\hat{\phi}_2$$

$$\hat{\phi}_2 = \arcsin \frac{E\{y_I(n)y_Q(n)\}}{\sqrt{E\{y_I^2(n)\}}\sqrt{E\{y_Q^2(n)\}}}$$

Etape 4 : Les signaux en bande de base de la voie I et Q compensés

$$\hat{y}_I(n) = \hat{r}_I(n) = \frac{y_I(n) - \hat{g}_1 \hat{r}_Q(n) \cos \hat{\phi}_1}{\hat{g}_1 \sin \hat{\phi}_1}$$

$$\hat{y}_Q(n) = \hat{r}_Q(n) = \frac{y_Q(n) + \hat{g}_2 \sin \hat{\phi}_2 \hat{r}_I(n)}{\hat{g}_2 \cos \hat{\phi}_2}$$

3.3.3. Simulations et résultats

Notre approche consiste à utiliser la méthode étudiée dans la section précédente (3.3.2) pour compenser le problème de désajustement IQ où les deux voies sont affectées par le déséquilibre IQ. Rappelons que cette méthode de compensation utilise les caractéristiques des signaux en phase et en quadrature de phase dans le domaine temporel, où les amplitudes de ces signaux sont identiques et ne sont pas corrélés. Pour les simulations, nous utilisons les modulations de type M-QAM et M-PSK avec $M = 16$. Les paramètres de déséquilibre d'amplitude et de phase sont $\{g_1 = 1.5, \phi_1 = 40^\circ\}$, $\{g_2 = 4, \phi_2 = 20^\circ\}$, pour la voie en phase et en quadrature de phase respectivement. Le canal utilisé est le canal à bruit blanc additif gaussien (AWGN). Nous évaluons la méthode étudiée pour différents critères, le diagramme de constellation, le diagramme de l'œil et le taux d'erreur par symbole (TES).

3.3.3.1. Diagramme de constellation

Le diagramme de constellation permet de visualiser le signal modulé avec un type de modulation et de montrer s'il y a un bruit dans le signal reçu. La figure 3.2 et la figure 3.3 présentent respectivement le diagramme de constellation pour les deux types de modulations 16-QAM et 16-PSK.

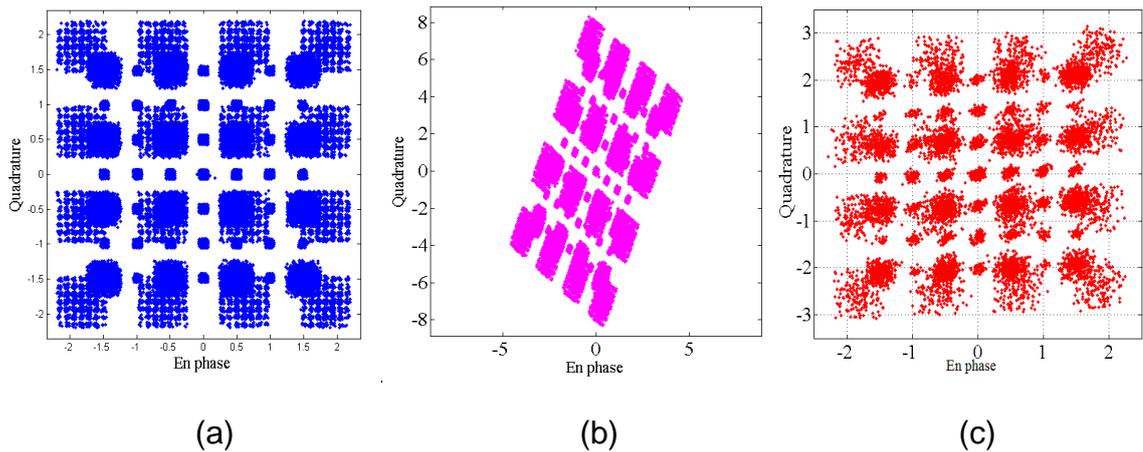


Figure 3. 2 : Diagramme de constellation de la modulation 16-QAM, avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est le diagramme bruité, et (c) est le diagramme de constellation compensé.

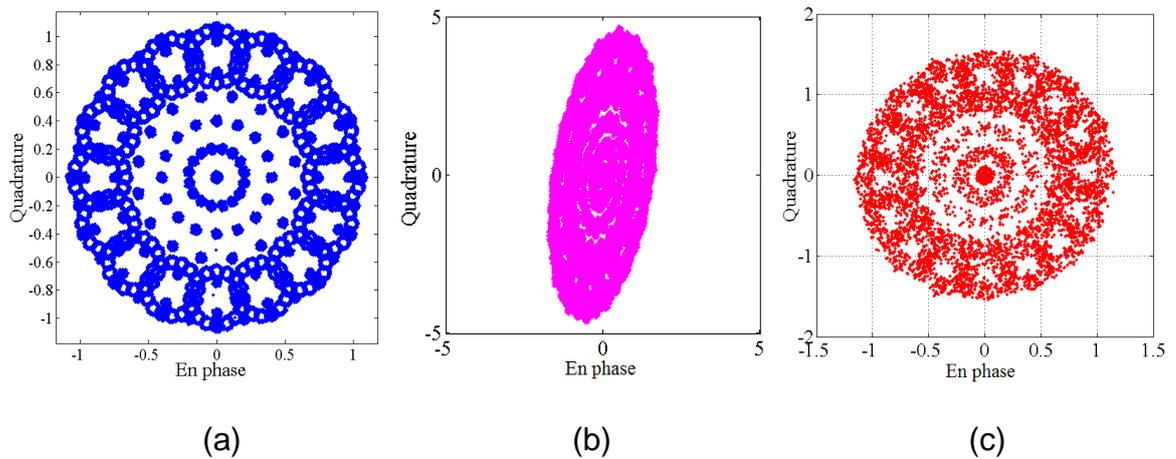


Figure 3. 3 : Diagramme de constellation de la modulation 16-PSK avec (a) est le diagramme de constellation idéal, (b) est le diagramme bruité, et (c) est le diagramme de constellation compensé.

D'après les figures 3.2 et 3.3, le diagramme de constellation compensé (c) est proche du diagramme de constellation idéal (a) et cela pour les deux types de modulations 16-QAM et 16-PSK, ce qui montre la robustesse de la méthode proposée.

3.3.3.2. Diagramme de l'oeil

Le diagramme de l'œil est un autre critère pour mesurer la qualité du signal reçu en termes d'interférence entre les symboles (IES). Ce diagramme permet de prouver l'efficacité de la méthode proposée. La figure 3.4 présente le diagramme de l'œil pour les deux types de modulation 16-QAM et 16-PSK.

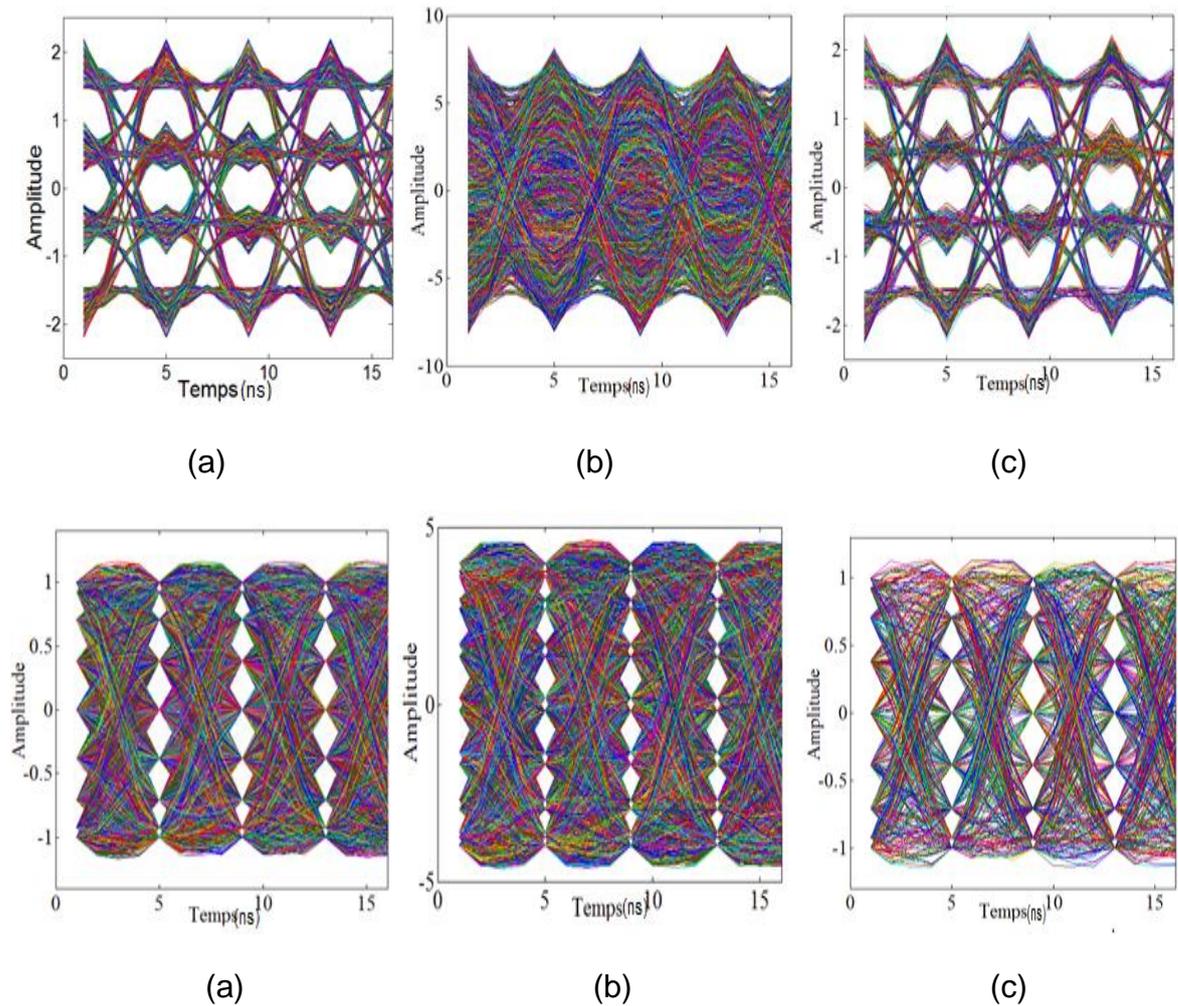


Figure 3. 4 : Diagramme de constellation de la modulation 16-QAM et 16-PSK respectivement, avec (a) est le diagramme de l'œil idéal, (b) est le diagramme bruité, et (c) est le diagramme de l'œil compensé.

Comme nous pouvons le voir dans la figure 3.4, le diagramme de l'œil compensé est bien ouvert, il correspond presque au diagramme de l'œil idéal, ce qui montre une très bonne estimation des paramètres IQ pour les deux types de modulations.

3.3.3.3. Taux d'erreur par symbole

Le taux d'erreur par symbole (TES), abréviation de l'expression anglaise symbol error rate (SER), est le critère le plus important pour évaluer les performances des systèmes de transmission numériques. Figure 3.5 présente le TES pour différents cas, en présence d'un désajustement IQ, lorsque nous appliquons la méthode d'estimation, et lorsque le système de transmission est idéal (absence de désajustement IQ).

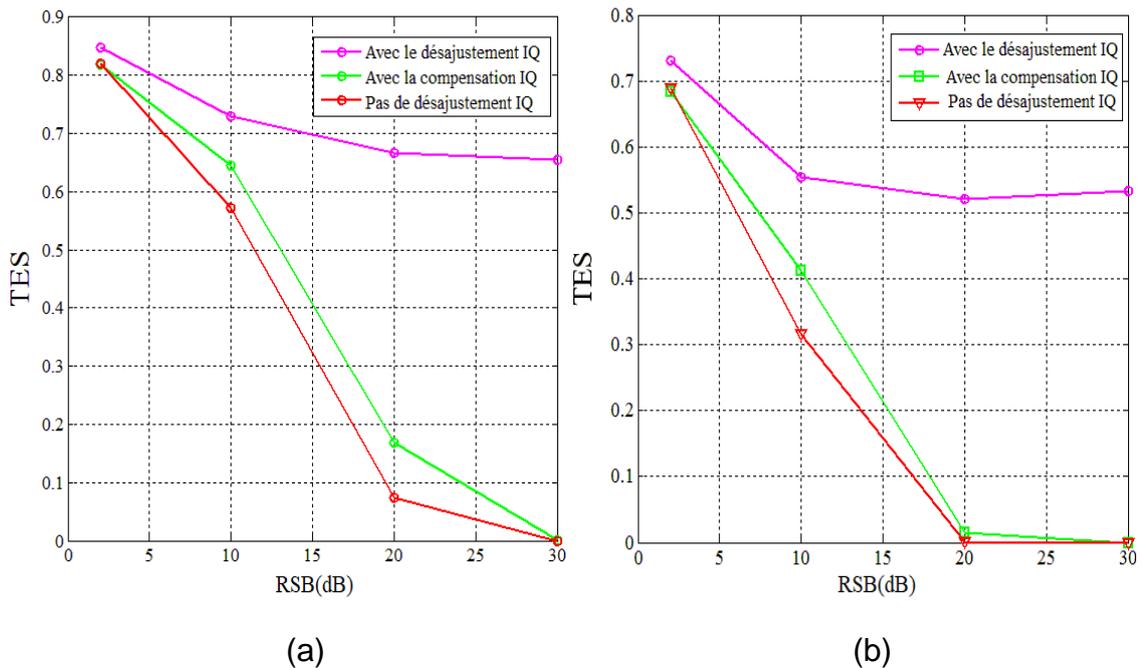


Figure 3. 5 TES pour les modulations 16-QAM (a) et 16-PSK (b).

D'après la figure 3.5, nous pouvons remarquer que le TES est presque nulle pour un $RSB > 30\text{dB}$ (a), et un $RSB > 20\text{dB}$ (b) en comparaison avec un TES élevé calculé avant l'estimation (Existence de déséquilibre IQ). Nous pouvons remarquer aussi que le TES après la compensation est correspond au cas idéal (pas de déséquilibre IQ) ce qui signifie que le désajustement IQ est progressivement compensé pour les deux types de modulation (16-QAM et 16-PSK).

3.4. Compensation du déséquilibre IQ par une méthode adaptative

Afin de bien modéliser notre problème de désajustement IQ, nous présentons quelques solutions adaptatives utilisées dans la littérature (FF-LMS) et (FB-LMS) pour compenser le déséquilibre IQ, après nous étudions nos solutions adaptatives (FB-NLMS) et (FF-NLMS). Dans cette section, nous évaluons les performances de l'algorithme (FB-NLMS) pour les deux types de modulation 16-QAM et 16-PSK.

3.4.1. Modélisation du problème

Dans ce chapitre, nous utilisons un modèle de déséquilibre IQ qui est représenté à la figure 3.6. Nous utilisons les notations suivantes : Les signaux IQ transmissibles: $\mathbf{s}(n) = [s_I(n) \quad s_Q(n)]^T$, les signaux bruités: $\mathbf{m}(n) = [m_I(n) \quad m_Q(n)]^T$, les signaux

compensés: $c(n) = [c_I(n) \quad c_Q(n)]^T$, le vecteur de mélange: $\mathbf{h}_{ij}(n) = [h_{ij}(0) \dots h_{ij}(L-1)]^T$ où $i, j \in [1,2]$ et $n_1(n), n_2(n)$ sont des bruits additifs.

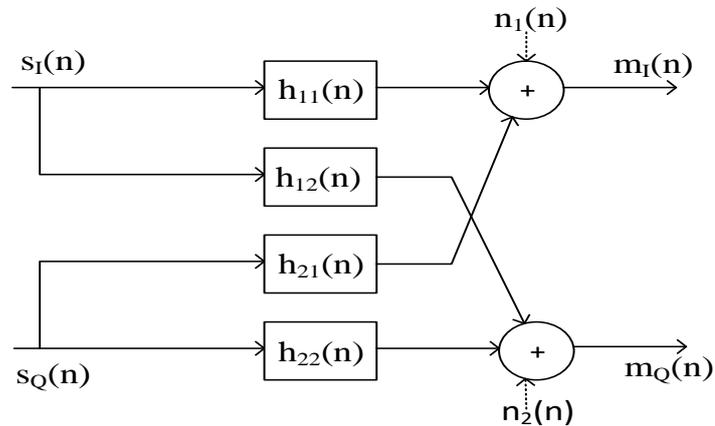


Figure 3. 6 : Modèle de désajustement IQ.

D'après la figure 3.6, les signaux en sortie de ce modèle sont exprimés par :

$$m_I(n) = s_I(n) * h_{11}(n) + s_Q(n) * h_{21}(n) + n_1(n) \quad (3.23)$$

$$m_Q(n) = s_Q(n) * h_{22}(n) + s_I(n) * h_{12}(n) + n_2(n) \quad (3.24)$$

où "*" est l'opération de la convolution, $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage, $h_{21}(n)$ et $h_{12}(n)$ représentent les effets du couplage croisé entre les deux voies I et Q. Nous supposons que $h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$ [66-68] et au début de notre étude $n_1(n) = n_2(n) = 0$, les expressions (3.23) et (3.24) deviennent :

$$m_I(n) = s_I(n) + s_Q(n) * h_{21}(n) \quad (3.25)$$

$$m_Q(n) = s_Q(n) + s_I(n) * h_{12}(n) \quad (3.26)$$

Nous rappelons ici que les bruits additifs sont pris en considération lorsque nous évaluons le taux d'erreur par symbole (TES).

3.4.2. Algorithme du Gradient stochastique « LMS »

Il existe dans la littérature plusieurs travaux permettant de résoudre le problème de désajustement IQ par l'utilisation de l'algorithme LMS [3-5], [72-73]. Cet algorithme est utilisé en raison de sa simplicité. L'algorithme LMS est appliqué aux deux

structures de séparation aveugle de sources (SAS), l'une est la structure directe (abréviation anglaise feed-forward) et l'autre est la structure récurrente (abréviation anglaise feed-backward) [68-71]. Rappelons que l'algorithme LMS consiste à appliquer une méthode itérative pour calculer les coefficients des filtres $\mathbf{w}_k(n) = [w_k(0), \dots, w_k(L-1)]$ où $k = \{1, 2\}$, en minimisant l'erreur quadratique.

3.4.2.1. Algorithme à structure direct (FF-LMS)

Elle est considérée comme une combinaison entre la structure directe de séparation aveugle de sources (SAS) et l'algorithme LMS à deux voies. La structure directe est une structure dont les signaux de sorties $c_I(t)$ et $c_Q(t)$ sont estimés à partir des deux signaux observés $m_I(t)$ et $m_Q(t)$. L'algorithme FF-LMS (Feed-Forward LMS) est proposé pour compenser les erreurs de désajustement IQ dans [57]. Le schéma synoptique de l'algorithme FF-LMS est illustré à la figure 3.7.

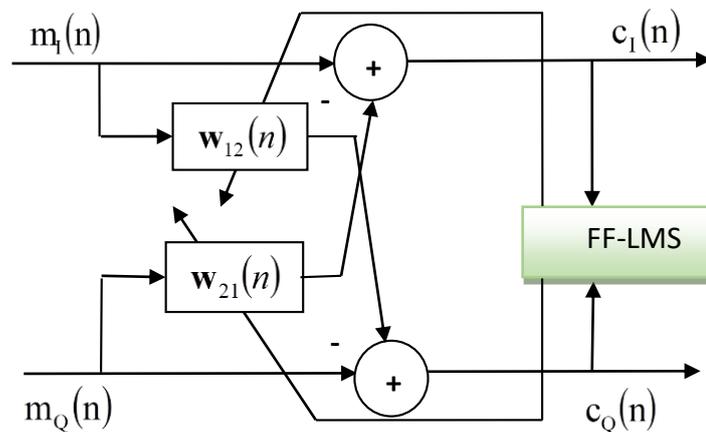


Figure 3. 7 : Schéma synoptique d'un modèle de séparation de la voie I et Q basé sur l'implémentation de l'algorithme LMS dans la structure direct.

Selon la figure 3.7, les signaux de sorties de l'algorithme FF-LMS après la correction sont donnés par les expressions suivantes :

$$c_I(n) = (\delta(n) - w_{12}(n)h_{21}(n))m_I(n) + (h_{12}(n) - w_{12}(n))m_Q(n) \quad (3.27)$$

$$c_Q(n) = (\delta(n) - w_{21}(n)h_{12}(n))m_Q(n) + (h_{21}(n) - w_{21}(n))m_I(n) \quad (3.28)$$

Lorsque les filtres adaptatifs convergent vers les solutions optimales, i.e. $w_{12}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}(n) = h_{21}(n)$, les signaux de sorties de l'algorithme FF-LMS prennent les formes suivantes :

$$c_1(n) = (\delta(n) - h_{12}(n)h_{21}(n))s_1(n) \quad (3.29)$$

$$c_Q(n) = (\delta(n) - h_{12}(n)h_{21}(n))s_Q(n) \quad (3.30)$$

D'après les relations (3.29) et (3.30), la quantité $1 - h_{12}(n)h_{21}(n) \approx 1$ peut être ignorée en toute sécurité lorsque les réponses impulsionnelles sont très courtes [45]. Les équations de mise à jour des deux filtres adaptatives peuvent s'écrire sous les formes suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_1 \mathbf{m}_1(n) \mathbf{c}_Q(n) \quad (3.31)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_2 \mathbf{m}_Q(n) \mathbf{c}_1(n) \quad (3.32)$$

où μ_1 et μ_2 désignent respectivement les pas d'adaptations des deux filtres $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$.

3.4.2.2. Algorithme à structure réursive (FB-LMS)

L'algorithme LMS combiné avec la structure réursive (FB-LMS : Feed backward LMS) a été proposé dans [3-5]. Cet algorithme a montré son efficacité dans la compensation du désajustement IQ, lorsque la structure réursive (BBSS : Backward blind source separation) est utilisée. Dans la structure réursive, pour deux sources et deux observations, la sortie de chaque voie est combinée aux entrées des autres voies, [39],[71],[74]. L'algorithme LMS appliqué à la structure réursive est donné par la figure 3.8 donnée ci-dessous.

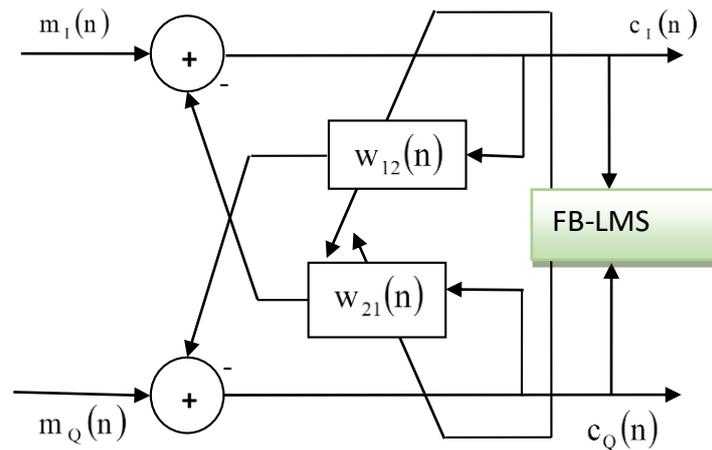


Figure 3. 8 : Schéma synoptique d'un modèle de séparation de la voie I et Q basé sur l'implémentation de l'algorithme LMS dans la structure réursive.

D'après la figure 3.8, les signaux de sorties estimés sont représentés par les formules suivantes :

$$c_I(n) = \frac{1}{1 - w_{12}(n)w_{21}(n)} \left[(1 - w_{12}(n)h_{21}(n))s_Q(n) + (h_{12}(n) - w_{12}(n))s_I(n) \right] \quad (3.33)$$

$$c_Q(n) = \frac{1}{1 - w_{12}(n)w_{21}(n)} \left[(h_{21}(n) - w_{21}(n))s_I(n) + (1 - w_{21}(n)h_{12}(n))s_Q(n) \right] \quad (3.34)$$

Nous rappelons ici que lorsque les filtres à couplage croisés convergent vers les solutions optimales, i.e. $w_{12}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}(n) = h_{21}(n)$, les expressions (3.33) et (3.34) sont écrites sous les formes suivantes :

$$s_I(n) = c_I(n) \quad (3.35)$$

$$s_Q(n) = c_Q(n) \quad (3.36)$$

D'après les relations (3.35) et (3.36), nous pouvons voir que les signaux estimés $c_I(n)$ et $c_Q(n)$ sont compensés sans distorsion en comparaison avec FF-LMS (voir les relations (3.29) et (3.30)). Cependant, les équations de mise à jour des deux filtres de l'algorithme FB-LMS peuvent s'écrire sous les formes suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_1 \mathbf{c}_I(n) m_Q(n) \quad (3.37)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_2 \mathbf{c}_Q(n) \mathbf{m}_1(n) \quad (3.38)$$

3.4.3. Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

Les algorithmes FF-NLMS et FB-NLMS sont étudiés pour compenser le problème de désajustement IQ. Rappelons que l'algorithme NLMS est un algorithme dont le gain d'adaptation est normalisé par la puissance du signal d'entrée. Les descriptions de ces algorithmes (FF-LMS et FB-NLMS) sont présentées dans le Tableau donné ci-dessous :

Tableau 3. 2 : Description de l'algorithme FF-NLMS et l'algorithme FB-NLMS [75-76]

Initialisation de l'algorithme	
$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{0}_L$ et $\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{0}_L$; ξ_1 (resp ξ_2) sont des paramètres de régularisation tels que ξ_1, ξ_2 sont > 0 ; δ_1 et δ_2 sont les pas d'adaptations comprises entre 0 et 2. Avec $(.)^T$ est la transposé d'un signal.	
L'algorithme FF-NLMS	L'algorithme FB-NLMS
Les signaux de sorties estimés $\mathbf{c}_1(n) = \mathbf{m}_1(n) - \mathbf{m}_Q^T(n) \mathbf{w}_{21}(n)$ $\mathbf{c}_Q(n) = \mathbf{m}_Q(n) - \mathbf{m}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n)$	Les signaux de sorties estimés $\mathbf{c}_1(n) = \mathbf{m}_1(n) - \mathbf{c}_Q^T(n) \mathbf{w}_{21}(n)$ $\mathbf{c}_Q(n) = \mathbf{m}_Q(n) - \mathbf{c}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n)$
Actualisation des coefficients $\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mathbf{m}_1(n) \mathbf{c}_Q(n) \frac{\delta_1}{\mathbf{m}_1(n) \mathbf{m}_1^T(n) + \xi_1}$ $\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mathbf{m}_Q(n) \mathbf{c}_1(n) \frac{\delta_2}{\mathbf{m}_Q(n) \mathbf{m}_Q^T(n) + \xi_2}$	Actualisation des coefficients $\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mathbf{c}_1(n) \mathbf{m}_Q(n) \frac{\delta_1}{\mathbf{c}_1(n) \mathbf{c}_1^T(n) + \xi_1}$ $\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mathbf{c}_Q(n) \mathbf{m}_1(n) \frac{\delta_2}{\mathbf{c}_Q(n) \mathbf{c}_Q^T(n) + \xi_2}$

3.4.3.1. Simulations et resultats

Dans cette section, l'algorithme FB-NLMS est évalué en termes de diagramme de constellation et de diagramme de l'œil et de système mismatch (SM). La modulation d'amplitude en quadrature (16-QAM) et la modulation en phase (16-PSK) permettent de montrer les performances de notre méthode de compensation avec un RSB= 6 dB, le déséquilibre de gain est égal à 0.2 et le déséquilibre de phase est de 30°.

- Diagramme de constellation

La figure 3.9 représente le diagramme de constellation pour différents cas : (a) le cas idéal, (b) affecté par le désajustement IQ et (c) après la compensation, respectivement pour les deux types de modulations 16-QAM et 16-PSK.

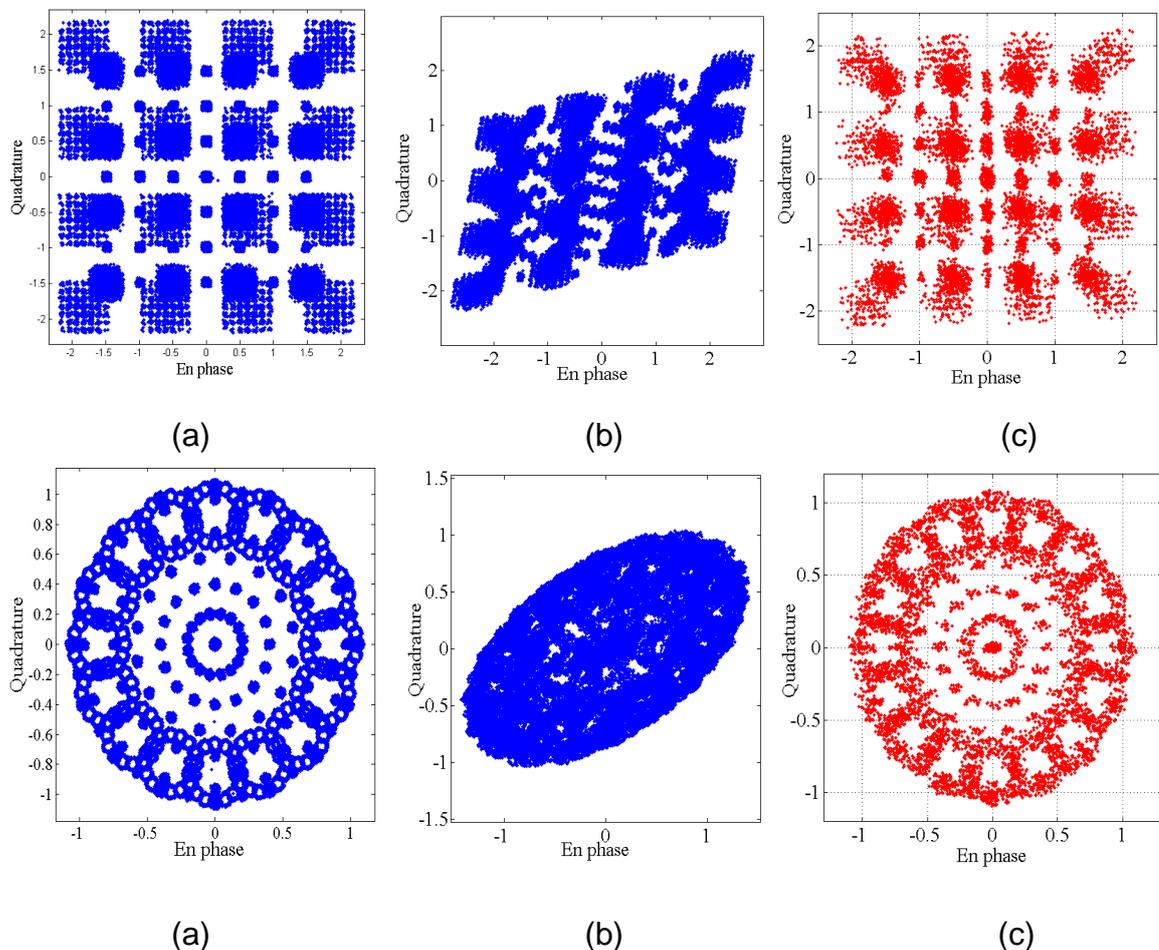


Figure 3. 9 : Diagramme de constellation pour 16-QAM et 16-PSK respectivement. Avec (a) est le diagramme idéal, (b) est le diagramme affecté par le désajustement IQ et (c) est le diagramme compensé.

À partir de ces résultats, nous pouvons facilement voir que la méthode de compensation du déséquilibre IQ proposée permet de résoudre ce problème. Nous pouvons également conclure que la bonne correction de l'algorithme proposé est la même pour les deux types de modulation 16-QAM et 16-PSK.

- Diagramme de l'œil

Un autre critère de performance utilisé est le diagramme de l'œil. La figure 3.10 illustre le diagramme de l'œil obtenu avec la technique FB-NLMS pour les deux types de modulation 16-QAM et 16-PSK, respectivement.

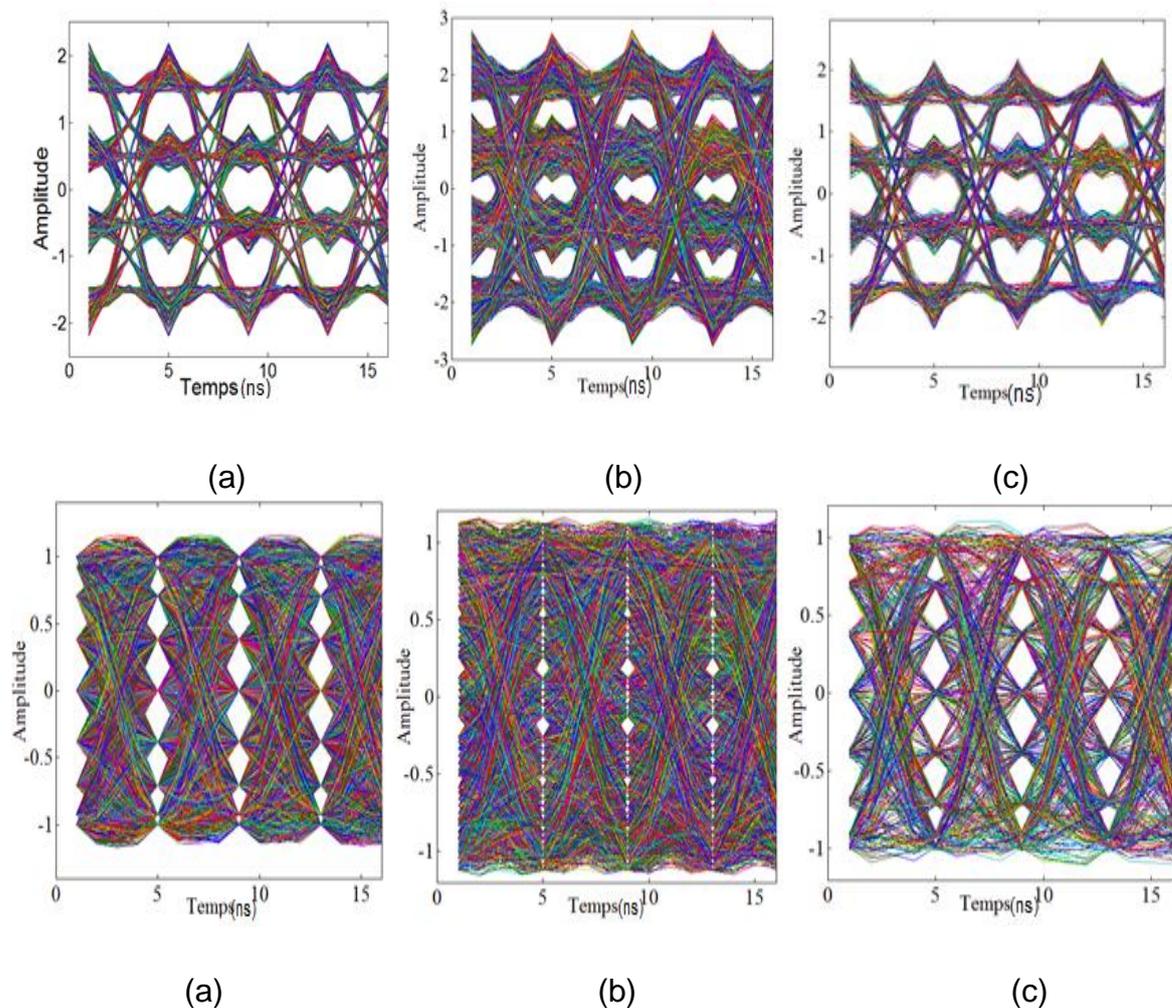


Figure 3. 10 : Diagramme de l'œil pour la modulation 16-QAM et 16-PSK respectivement. Avec (a) est le diagramme idéal, (b) est le diagramme affecté par le désajustement IQ et (c) est le diagramme compensé.3

D'après la figure 3.10, le diagramme de l'œil compensé est bien ouvert pour les deux types de modulation, ce qui confirme que la solution proposée conduit à une distorsion minimale du signal estimé.

- Système mismatch (SM)

Pour valider la robustesse de la solution proposée, un autre critère de performance est présenté. Ce critère est appelé le SM qui permet de calculer l'erreur entre le

signal d'entrée et celui de la sortie, c'est à dire le désajustement entre ces deux derniers. Le SM vise à décrire l'évolution des coefficients des filtres adaptatifs estimés $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$, respectivement, dans le domaine temporel conformément aux originaux, i.e. $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$. L'évaluation des systèmes mismatch SM1 et SM2 sont données par les formules suivantes :

$$SM_1(dB) = 20 \log_{10} \left(\frac{\|h_{12} - w_{12}\|}{\|h_{12}\|} \right) \quad (3.39)$$

$$SM_2(dB) = 20 \log_{10} \left(\frac{\|h_{21} - w_{21}\|}{\|h_{21}\|} \right) \quad (3.40)$$

De plus, le SM permet de quantifier les performances de vitesse de convergence de l'algorithme proposé. Les résultats du critère SM obtenus pour les modulations 16-QAM et 16-PSK sont présentés sur la figure 3.11.

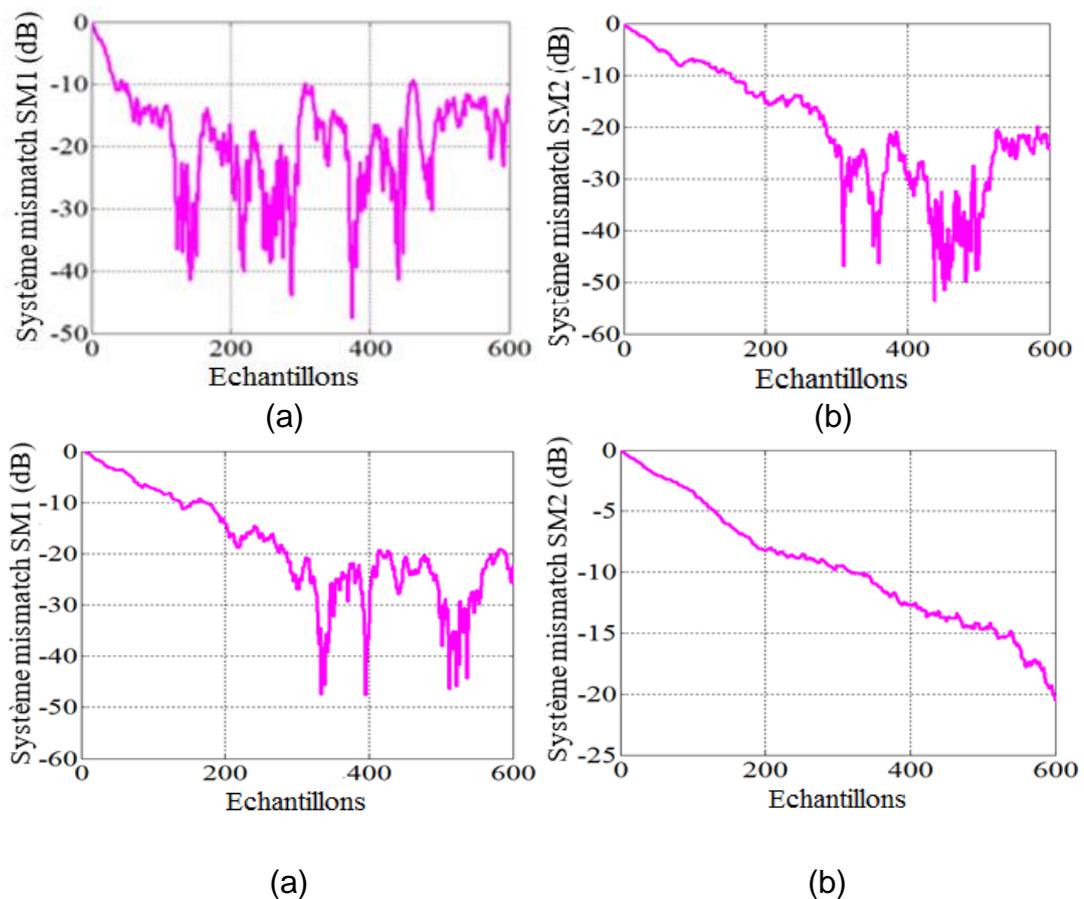


Figure 3. 11 : L'évaluation de systèmes mismatch (SM1 et SM2) de la solution propose pour les modulations 16-QAM [en haut] et 16-PSK [en bas] respectivement.

D'après la figure 3.11, les valeurs de system mismatch (SM1 et SM2) sont bonnes et permettent de dire que les filtres adaptatifs estimés ont bien identifiés les filtres originaux. Il y a environ -25 dB d'erreur, ce qui signifie une bonne identification. De plus, cette bonne identification conduit à une bonne compensation du déséquilibre IQ. En outre, nous disons que l'algorithme proposé met moins de temps à converger et à corriger les distorsions du déséquilibre IQ. Tous ces résultats confirment la robustesse de l'algorithme de compensation proposé pour compenser les signaux en phase et en quadrature.

3.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'effet du désajustement IQ dans les systèmes de télécommunications numériques puis nous avons étudié deux solutions l'une est non-adaptative et l'autre est adaptative. En premier lieu, nous avons étudié la méthode non-adaptative (NAA) qui permet d'estimer les paramètres du déséquilibre de gain et de phase pour les deux branches IQ. Cette méthode d'estimation est basée sur les caractéristiques de modulation en quadrature dans le domaine temporel lorsque les deux voies IQ ne sont pas corrélées et ils ont la même amplitude. Nous avons évalué les performances de la méthode d'estimation pour les deux types de modulation 16-QAM et la 16-PSK. A partir de ces résultats trouvés, nous avons montré la robustesse de la méthode proposée pour différents critères. En second lieu, nous avons modélisé le problème de désajustement IQ, puis nous avons présenté les deux solutions proposées dans la littérature (FF-LMS) et (FB-LMS). Par la suite nous avons présenté nos solutions adaptatives (FF-NLMS) et (FB-NLMS) et à la fin nous avons évalué les performances de l'algorithme FB-NLMS en termes de constellation, diagramme de l'œil et le système mismatch (SM).

CHAPITRE 4

UN NOUVEL ALGORITHME DE FILTRAGE ADAPTATIF POUR LA COMPENSATION DU DESEQUILIBRE IQ

4.1. Introduction

D'après le chapitre précédent, deux méthodes sont proposées pour compenser la perte de quadrature entre les deux voies IQ. Ces deux méthodes sont bonnes pour un débit moyen et un faible déséquilibre IQ. Cependant pour un débit élevé et un fort déséquilibre IQ, les performances de ces deux méthodes sont limitées. Notre objectif est de trouver une méthode de compensation de désajustement IQ qui permet de minimiser les défauts IQ dans une telle situation. Pour cela, nous proposons une autre solution adaptative pour compenser le problème de désajustement IQ dans les systèmes de communications numériques. La méthode proposée est basée sur la combinaison entre la structure récursive de la séparation aveugle de source (BBSS : Backward blind source separation) et l'algorithme des moindres carrés transversaux de newton rapide (FNTF).

Pour bien montrer le problème de désajustement IQ, nous présentons d'abord le schéma de désajustement IQ que nous utilisons dans notre travail puis nous modélisons notre problème après nous présentons la méthode adaptative proposée. Les résultats de la simulation montrent bien l'efficacité de la nouvelle solution adaptative proposée pour compenser les paramètres du déséquilibre IQ par rapport aux algorithmes adaptatifs FF-NLMS et FB-NLMS et aussi par rapport à la méthode NAA et cela pour un débit élevé et un fort déséquilibre IQ.

4.2. Model de désajustement IQ

Pour bien comprendre notre problème, nous utilisons un modèle d'un récepteur affecté par le désajustement IQ qui est présenté dans la figure 4.1.

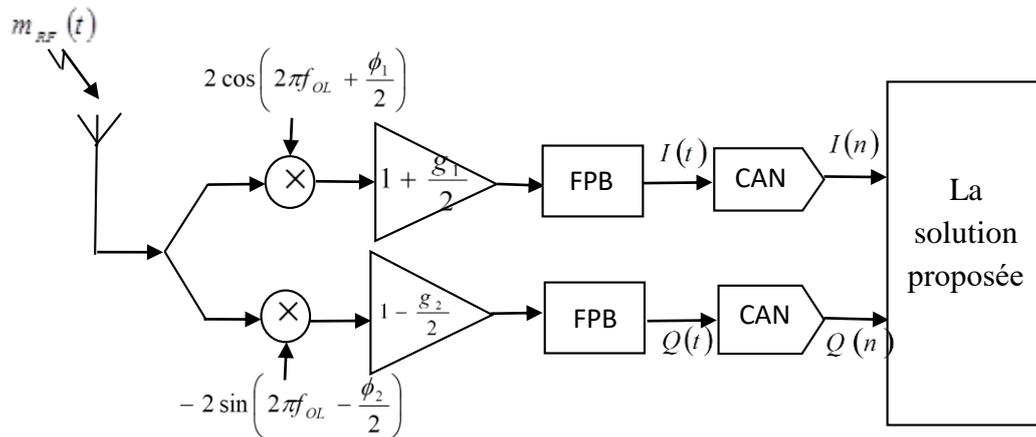


Figure 4. 1 : Modèle général d'un récepteur affecté par le déséquilibre IQ.

D'après la figure 4.1, nous notons qu'il y a une différence de gains entre les deux voies IQ et aussi nous remarquons que la phase entre la voie I et Q n'est pas à 90° , ce qui crée le phénomène de désajustement entre les deux voies IQ.

Les signaux en phase $I(t)$ et en quadrature $Q(t)$ sont exprimés sous les formes suivantes :

$$I(t) = 2 m_{RF} \alpha_1 \cos\left(2\pi f_{OL} t + \frac{\phi_1}{2}\right) \quad (4.1)$$

$$Q(t) = -2 m_{RF} \alpha_2 \sin\left(2\pi f_{OL} t - \frac{\phi_2}{2}\right) \quad (4.2)$$

où m_{RF} est le signal radio fréquence qui est donné par $m_{RF} = \cos 2\pi f_{RF} t$, ϕ_1, ϕ_2 représentent le déséquilibre de phase de la voie I et Q, f_{OL} désigne la fréquence de l'oscillateur local, α_1 et α_2 désignent respectivement les erreurs des gains de la voie I et Q, sont données par:

$$\alpha_1 = 1 + \frac{g_1}{2} \quad (4.3)$$

$$\alpha_2 = 1 - \frac{g_2}{2} \quad (4.4)$$

avec g_1, g_2 désignent respectivement le déséquilibre de gain de la voie I et Q.

Nous remplaçons les expressions (4.3) et (4.4) dans (4.1) et (4.2) respectivement et après simplification, nous obtenons :

$$I(t) = \alpha_1 \left[\cos(2\pi(f_{RF} + f_{OL})t) \cos\left(\frac{\phi_1}{2}\right) + \sin(2\pi(f_{RF} - f_{OL})t) \sin\left(\frac{\phi_2}{2}\right) \right] \quad (4.5)$$

$$Q(t) = \alpha_2 \left[\cos(2\pi(f_{RF} - f_{OL})t) \sin\left(\frac{\phi_2}{2}\right) + \sin(2\pi(f_{RF} + f_{OL})t) \cos\left(\frac{\phi_2}{2}\right) \right] \quad (4.6)$$

4.3. La modélisation du déséquilibre IQ

Dans ce chapitre, nous adoptons le modèle décrit par la figure 4.2 où les signaux suivants sont utilisés : les signaux IQ transmissibles : $s_I(n)$ et $s_Q(n)$, les signaux affecté par le déséquilibre IQ : $m_I(n)$ et $m_Q(n)$, les filtres de mélange : $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$

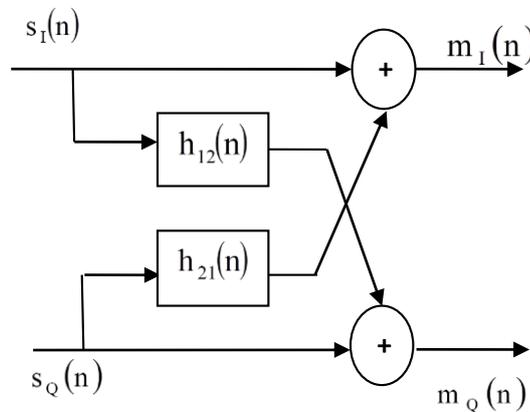


Figure 4. 2 : Modèle simplifié de désajustement IQ.

Rappelons que les signaux affectés par le déséquilibre IQ sont donnés par :

$$m_I(n) = s_I(n) + s_Q(n) * h_{21}(n) \quad (4.7)$$

$$m_Q(n) = s_Q(n) + s_I(n) * h_{12}(n) \quad (4.8)$$

où “*” est l’opération de la convolution.

4.4. Description de la méthode proposée

Dans cette section, nous donnons les expressions mathématiques de la méthode adaptative proposée pour compenser le problème de désajustement IQ.

Notre approche consiste à utiliser l'algorithme des filtres transversaux de Newton rapide (FNTF) combiné avec la structure réursive de séparation aveugle de sources (BBSS) pour traiter le problème de déséquilibre IQ. Rappelons que l'algorithme FNTF est utilisé pour la première fois pour l'annulation d'écho acoustique (AEC : Acoustic echo cancellation) et l'annulation d'écho acoustique stéréophonique (Stereophonic AEC) dans [57] et [77] respectivement.

Dans ce travail, nous avons combiné l'algorithme FNTF de [57] et [77] avec la structure réursive de séparation aveugle de sources pour obtenir un nouvel algorithme adaptatif très efficace pour la compensation de désajustement IQ. Le schéma synoptique de l'algorithme proposé est donné par la figure 4.3.

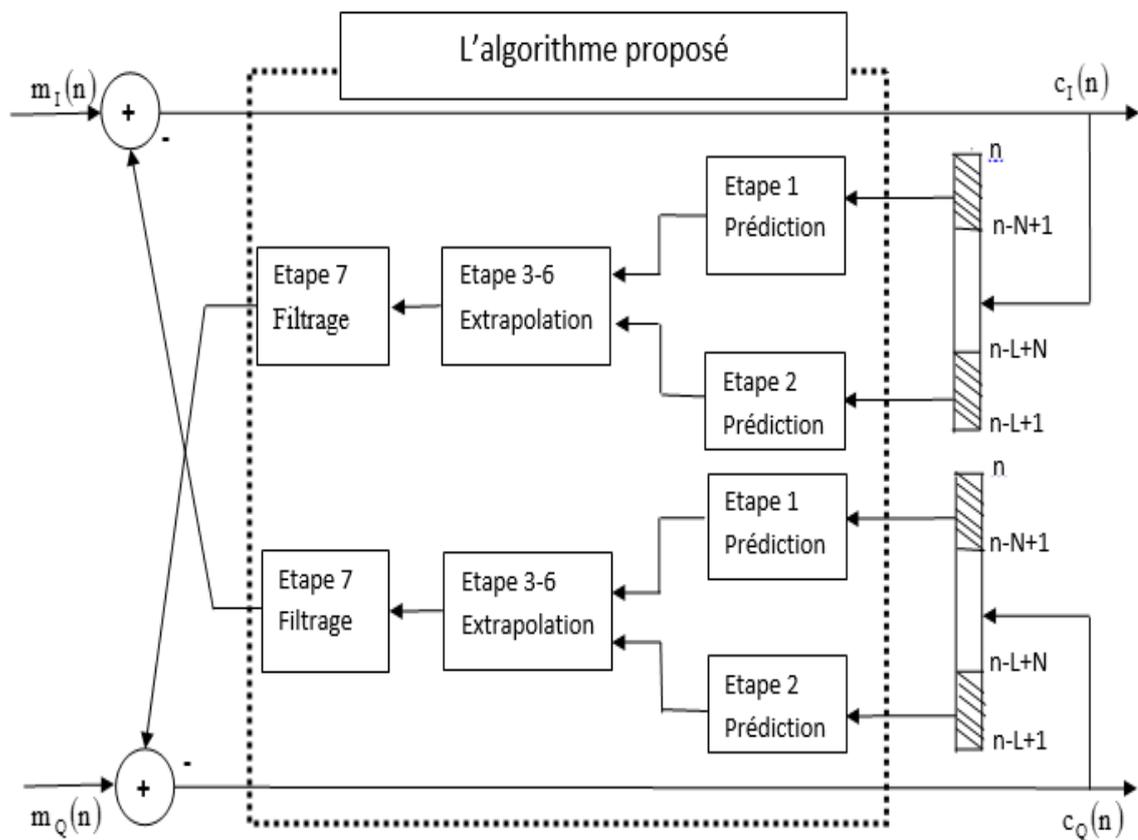


Figure 4. 3 : Schéma synoptique de l'algorithme FNTF proposé pour la séparation de la voie I et Q basé sur la structure réursive.

D'après la figure 4.3, l'algorithme proposé est composé des étapes suivantes :

Etape 1 : la première étape de l'algorithme proposé est appelée la partie de prédiction. Elle permet de calculer les erreurs de prédiction *a priori* $\bar{e}_I(n)$ et $\bar{e}_Q(n)$.

Tout d'abord, nous donnons les expressions des erreurs de prédiction *a priori* pour les deux voies IQ :

$$\bar{e}_I(n) = m_I(n) - \mathbf{a}_I^T(n-1) \mathbf{c}_I(n-1) \quad , \quad (4.9)$$

$$\bar{e}_Q(n) = m_Q(n) - \mathbf{a}_Q^T(n-1) \mathbf{c}_Q(n-1), \quad (4.10)$$

où $\mathbf{a}_j(n) = [a_j(n) \dots a_j(n-N+1)]^T$ avec $j = \{I, Q\}$, sont les prédicteurs directes de la voie I et Q respectivement. $\mathbf{c}_I(n)$ et $\mathbf{c}_Q(n)$ désignent les signaux de sorties de l'algorithme FB-FNTF.

Etape 2 : Dans cette étape, nous cherchons à estimer les deux vecteurs $\tilde{\mathbf{S}}_{I,N+1}$ et $\tilde{\mathbf{S}}_{Q,N+1}$ d'ordre $N+1$. Ils sont donnés par :

$$\tilde{\mathbf{S}}_{I,N+1}(n) = \frac{\bar{e}_I(n)}{\lambda \alpha_I(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_I(n-1) \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$\tilde{\mathbf{S}}_{Q,N+1}(n) = \frac{\bar{e}_Q(n)}{\lambda \alpha_Q(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_Q(n-1) \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

avec λ est le facteur d'oubli, est choisi entre 0 et 1. Les variances des erreurs de prédiction α_I et α_Q de la voie I et Q respectivement, sont données par :

$$\alpha_I(n) = \lambda \alpha_I(n-1) + \gamma_I(n-1) \bar{e}_I^2(n), \quad (4.13)$$

$$\alpha_Q(n) = \lambda \alpha_Q(n-1) + \gamma_Q(n-1) \bar{e}_Q^2(n), \quad (4.14)$$

Les variables de vraisemblance γ_I et γ_Q d'ordre $N+1$ pour la voie I et Q respectivement sont exprimées par les relations suivantes :

$$\gamma_{I,N+1}(n) = \frac{\lambda \alpha_I(n-1)}{\alpha_I(n)} \gamma_I(n-1) \quad (4.15)$$

$$\gamma_{Q,N+1}(n) = \frac{\lambda \alpha_Q(n-1)}{\alpha_Q(n)} \gamma_Q(n-1) \quad (4.16)$$

Etape 3 : Permet de mettre à jour les prédicteurs aller $\mathbf{a}_I(n)$ et $\mathbf{a}_Q(n)$ pour la voie I et Q respectivement. Nous obtenons :

$$\mathbf{a}_I(n) = \mathbf{a}_I(n-1) - \bar{e}_I(n) \tilde{\mathbf{C}}_I(n-1) \quad (4.17)$$

$$\mathbf{a}_Q(n) = \mathbf{a}_Q(n-1) - \bar{e}_Q(n) \tilde{\mathbf{C}}_Q(n-1) \quad (4.18)$$

où les gains de Kalman dual $\tilde{\mathbf{C}}_j(n) = [\tilde{\mathbf{C}}_j(n) \dots \tilde{\mathbf{C}}_j(n-N+1)]^T$ avec $j = \{I, Q\}$.

Etape 4 : Dans cette étape, nous estimons les gains de Kalman dual des deux voies I et Q comme suit :

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_I(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{U}}_{I,N+1}(n) - \tilde{\mathbf{S}}_{I,N+1}(n) \quad (4.19)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_Q(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{U}}_{Q,N+1}(n) - \tilde{\mathbf{S}}_{Q,N+1}(n) \quad (4.20)$$

où les deux vecteurs $\tilde{\mathbf{U}}_{I,N+1}(n)$ et $\tilde{\mathbf{U}}_{Q,N+1}(n)$ d'ordre $N+1$ sont exprimés par :

$$\tilde{\mathbf{U}}_{I,N+1}(n) = \tilde{\mathbf{C}}_{I,N+1}^{(N+1)} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_I(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

$$\tilde{\mathbf{U}}_{Q,N+1}(n) = \tilde{\mathbf{C}}_{Q,N+1}^{(N+1)} \begin{bmatrix} -\mathbf{b}_Q(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

où $\tilde{\mathbf{C}}_{j,N+1}^{(N+1)}$, $j = \{I, Q\}$ représente le $(N+1)^{\text{ème}}$ élément de vecteur $\tilde{\mathbf{C}}_j(n)$.

Etape 5 : Cette étape est appelé l'extrapolation. Elle permet de calculer les gains de Kalman dual $\tilde{\mathbf{C}}_{I,L}(n)$ et $\tilde{\mathbf{C}}_{Q,L}(n)$ pour les deux voies IQ et aussi les variables de vraisemblance de la voie I et Q $\gamma_{I,L}(n)$ et $\gamma_{Q,L}(n)$ d'ordre L :

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_{I,L}(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}_{I,L}(n-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{S}}_{I,N+1}(n) \\ \mathbf{0}_{L-N} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{L-N} \\ \tilde{\mathbf{U}}_{I,N+1}(n) \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_{Q,L}(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{C}}_{Q,L}(n-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{S}}_{Q,N+1}(n) \\ \mathbf{0}_{L-N} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{L-N} \\ \tilde{\mathbf{U}}_{Q,N+1}(n) \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

$$\gamma_{I,L}(n) = \frac{\gamma_{I,N+1}(n)}{1 + \gamma_{I,N+1}(n) \bar{r}_I(n) \tilde{\mathbf{C}}_{I,N+1}^{N+1}(n)} \quad (4.25)$$

$$\gamma_{Q,L}(n) = \frac{\gamma_{Q,N+1}(n)}{1 + \gamma_{Q,N+1}(n) \bar{r}_Q(n) \tilde{\mathbf{C}}_{Q,N+1}^{N+1}(n)} \quad (4.26)$$

Rappelons que les gains de Kalman dual donnés par (4.23) et (4.24) et aussi les variables de vraisemblance données par (4.25) et (4.26), sont utilisés dans la partie de filtrage.

Etape 6 : cette étape exprime les relations de mise à jour du prédicteur retour par :

$$\mathbf{b}_I(n) = \mathbf{b}_I(n-1) - \bar{r}_I(n) \tilde{\mathbf{C}}_{I,L}(n) \quad (4.27)$$

$$\mathbf{b}_Q(n) = \mathbf{b}_Q(n-1) - \bar{r}_Q(n) \tilde{\mathbf{C}}_{Q,L}(n) \quad (4.28)$$

où $\bar{r}_I(n)$ et $\bar{r}_Q(n)$ sont les erreurs de prédiction retour *a posteriori* de la voie I et Q respectivement, qui sont exprimées par :

$$\bar{r}_I(n) = \gamma_{I,L}(n) [c_I(n-N) - \mathbf{b}_I^T(n-1) \mathbf{c}_I(n) + \eta_I(n)] \quad (4.29)$$

$$\bar{r}_Q(n) = \gamma_{Q,L}(n) [c_Q(n-N) - \mathbf{b}_Q^T(n-1) \mathbf{c}_Q(n) + \eta_Q(n)] \quad (4.30)$$

où $\eta_I(n)$ et $\eta_Q(n)$ sont les paramètres de stabilisation de l'algorithme proposé [19-20].

Etape 7 : Elle nommée l'étape de filtrage. Dans cette étape, nous estimons les filtres qui sont utilisés pour compenser les deux signaux en sorties de la voie I et Q. Les signaux de sorties compensés de la voie I et Q par l'algorithme proposé sont donnés par :

$$\mathbf{c}_I(n) = \mathbf{m}_I(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{c}_Q(n) \quad (4.31)$$

$$\mathbf{c}_Q(n) = \mathbf{m}_Q(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{c}_I(n) \quad (4.32)$$

Les équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ sont exprimées par :

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) - c_Q(n) \gamma_I(n) \tilde{\mathbf{C}}_I(n) \quad (4.33)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) - c_I(n) \gamma_Q(n) \tilde{\mathbf{C}}_Q(n) \quad (4.34)$$

Le Tableau donné ci-dessous résume l'algorithme proposé FB-FNTF.

Tableau 4. 1 : Résumé de l'algorithme proposé FB-FNTF [75].

Les erreurs de prédiction	$\bar{e}_I(n) = m_I(n) - \mathbf{a}_I^T(n-1) * \mathbf{c}_I(n-1),$ $\bar{e}_Q(n) = m_Q(n) - \mathbf{a}_Q^T(n-1) * \mathbf{c}_Q(n-1)$
Les gains de Kalman dual	$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_I(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{U}}_{I,N+1}(n) - \tilde{\mathbf{S}}_{I,N+1}(n), \quad \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{C}}_Q(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \tilde{\mathbf{U}}_{Q,N+1}(n) - \tilde{\mathbf{S}}_{Q,N+1}(n)$
La partie d'extrapolation	<p>Les vecteurs $\tilde{\mathbf{S}}_{I,N+1}$, $\tilde{\mathbf{S}}_{Q,N+1}$, $\tilde{\mathbf{U}}_{I,N+1}(n)$, et $\tilde{\mathbf{U}}_{Q,N+1}(n)$ sont donnés par les relations (4.11), (4.12), (4.21) et (4.22), respectivement.</p>
Estimation des erreurs de filtrage	$\bar{e}_I(n) = m_I(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{c}_Q(n)$ $\bar{e}_Q(n) = m_Q(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{c}_I(n)$
Mise à jour des coefficients du filtre	$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) - \bar{e}_I(n) \gamma_I(n) \tilde{\mathbf{C}}_I(n)$ $\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) - \bar{e}_Q(n) \gamma_Q(n) \tilde{\mathbf{C}}_Q(n)$

4.5. Evaluation de la complexité de l'algorithme proposé

Dans cette section, nous comparons la complexité de calcul (CC) de l'algorithme de compensation IQ proposé avec la CC des algorithmes FF-NLMS et FB-NLMS. Dans cette comparaison, nous prenons en compte que les opérations de multiplications en fonction de la longueur du filtre L et de l'ordre de prédiction N. Dans le Tableau 4.2, nous résumons la complexité de calcul de chaque algorithme.

Tableau 4. 2 : Complexité de l'algorithme FF-NLMS, FB-NLMS et FB-FNTF.

Algorithmes	Complexité
FF-NLMS	$4L$
FB-NLMS	$4L$
FB-FNTF	$4L+24N$

D'après le Tableau 4.2, nous pouvons conclure que l'algorithme proposé a une mauvaise CC par rapport aux algorithmes FF-NLMS et FB-NLMS. Cette CC est très grand lorsque l'ordre de prédiction N est élevé. Cependant, dans le cas de la compensation de déséquilibre IQ, la taille de prédicteur N est souvent sélectionné très petite, car sa limite supérieure est la longueur du filtre adaptatif L , et L est généralement choisi inférieur à 30 coefficients. Dans une telle situation, nous pouvons conclure que l'algorithme proposé est devenu plus intéressant lorsque N est très petit devant l'ordre de filtre L . En outre, nous pouvons conclure que lorsque nous combinons cette propriété intéressante de faible complexité avec le bon comportement en termes de la vitesse de convergence et la qualité de compensation de déséquilibre IQ, nous obtenons un algorithme très performant et efficace pour une telle application.

4.6. Analyse de l'algorithme de compensation de déséquilibre IQ proposé

Les résultats obtenus de la compensation de déséquilibre IQ par la structure proposée de la Fig. 4.3 sont présentés dans cette section. Pour bien valider les performances de cet algorithme FB-FNTF, nous comparons leurs performances avec les algorithmes FF-NLMS et FB-NLMS. Dans cette comparaison, nous utilisons la modulation M-QAM avec $M = 16$ et 128 et la modulation M-PSK avec $M = 4$ et 16 . Les paramètres de déséquilibre d'amplitude et de phase sont $\{g_1 = 0.5, \phi_1 = 60^\circ\}, \{g_2 = 0.7, \phi_2 = 30^\circ\}$, pour la voie en phase et en quadrature de phase. Cette comparaison est basée sur l'évaluation des critères suivants : le diagramme de constellation, le diagramme de l'œil, le système mismatch (SM) et le taux d'erreur par symbole (TES). Tous ces critères sont présentés dans les sections suivantes.

4.6.1. Diagramme de constellation pour les modulations 16-QAM et 128-QAM

Les figures 4.4 et 4.5 illustrent respectivement les diagrammes de constellation pour les modulations 16-QAM et 128-QAM obtenus par l'utilisation de l'algorithme proposé (FB-FNTF), l'algorithme FF-NLMS et FB-NLMS pour compenser le problème de désajustement IQ.

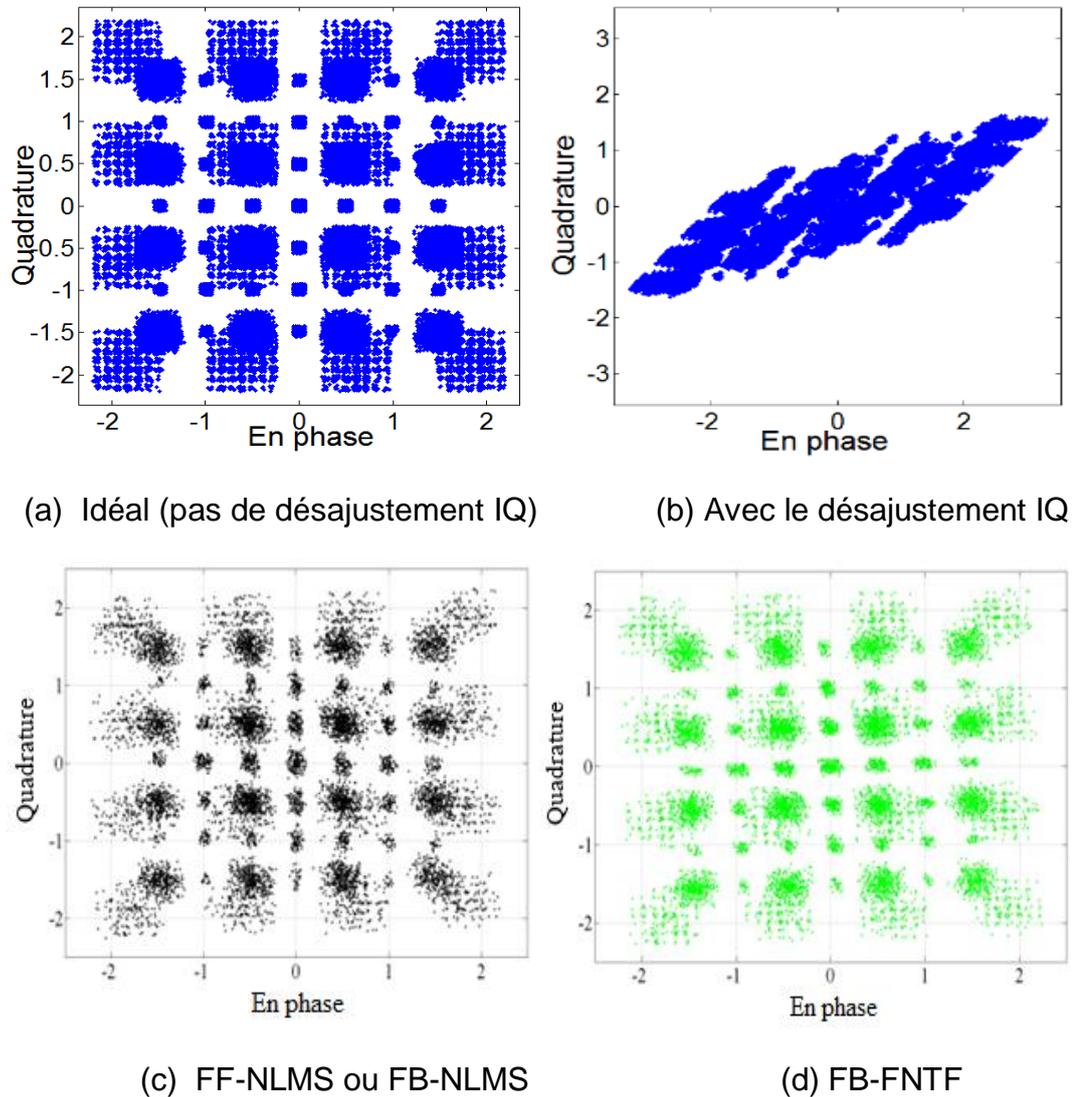


Figure 4. 4 : Diagramme de constellation pour la modulation 16-QAM (a-b-c-d). RSB d'entrée=0 dB.

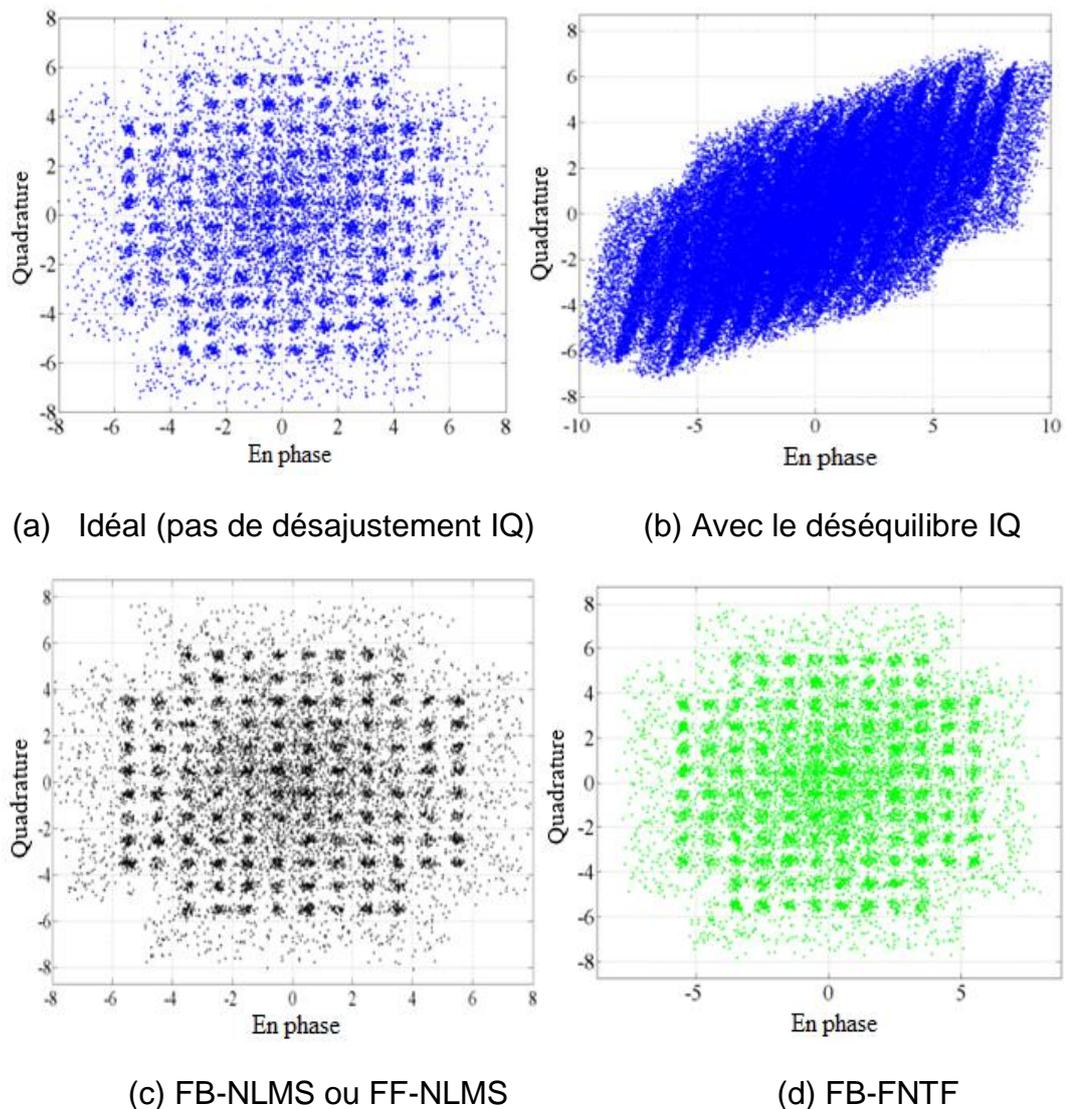


Figure 4. 5 : Diagramme de constellation pour la modulation 128-PSK (a-b-c-d). RSB d'entrée=0 dB.

D'après les figures 4.4 et 4.5, le désajustement IQ est bien compensé par l'utilisation de l'algorithme proposé (FB-FNTF) et même avec FF-NLMS et FB-NLMS, cela nous permet de conclure que l'utilisation de l'approche adaptative dans le domaine de compensation de désajustement IQ est suffisamment bon pour améliorer la qualité de signal dans un système de communication numérique en présence du problème de désajustement IQ avec le type de modulation M-QAM (où $M=16, 128$). Cependant, nous ne pouvons pas dire si l'algorithme proposé est plus performant que l'algorithme FF-NLMS ou bien FB-NLMS. À cette fin, nous utilisons un autre critère de performance appelé le système mismatch (SM) qui permet d'évaluer les

performances de vitesse de convergence de chaque algorithme (voir la section 4.6.3) .

4.6.2. Diagramme de constellation pour les modulations 4-PSK et 16-PSK

Nous avons effectué plusieurs expériences intensives sur les modulations M-QAM et nous avons sélectionné deux types 16-QAM et 128-QAM. Nous testons aussi les performances de nos algorithmes pour la modulation M-PSK avec $M=4$ et 16. Les résultats obtenus sont reportés sur les figures 4.6 et 4.7, pour les deux types de modulation 4-PSK et 16-PSK, respectivement.

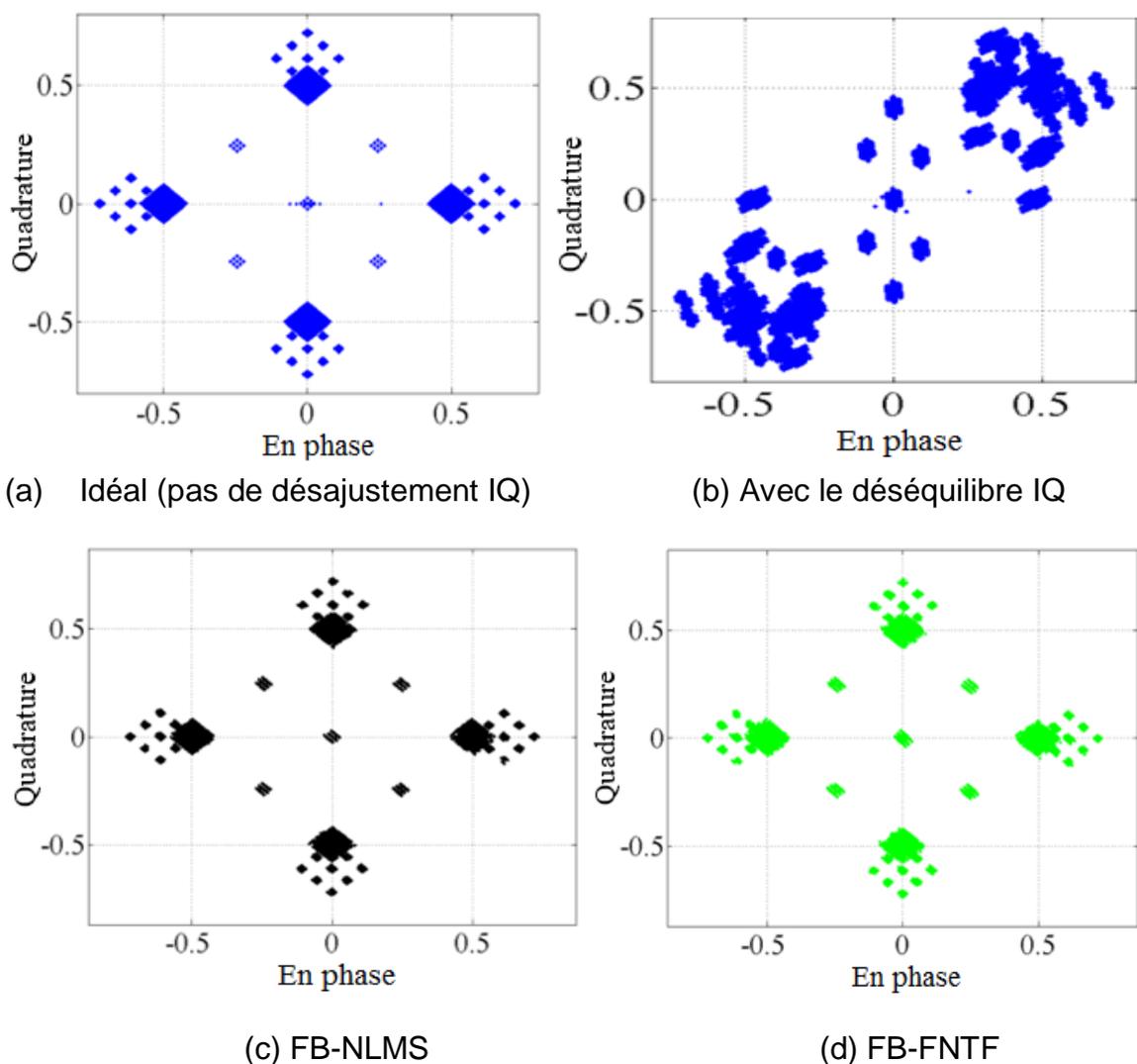


Figure 4. 6 : Diagramme de constellation de l'algorithme (FB-FNTF) pour la modulation 16-QAM (a-b-c-d) . RSB d'entrée=0 dB.

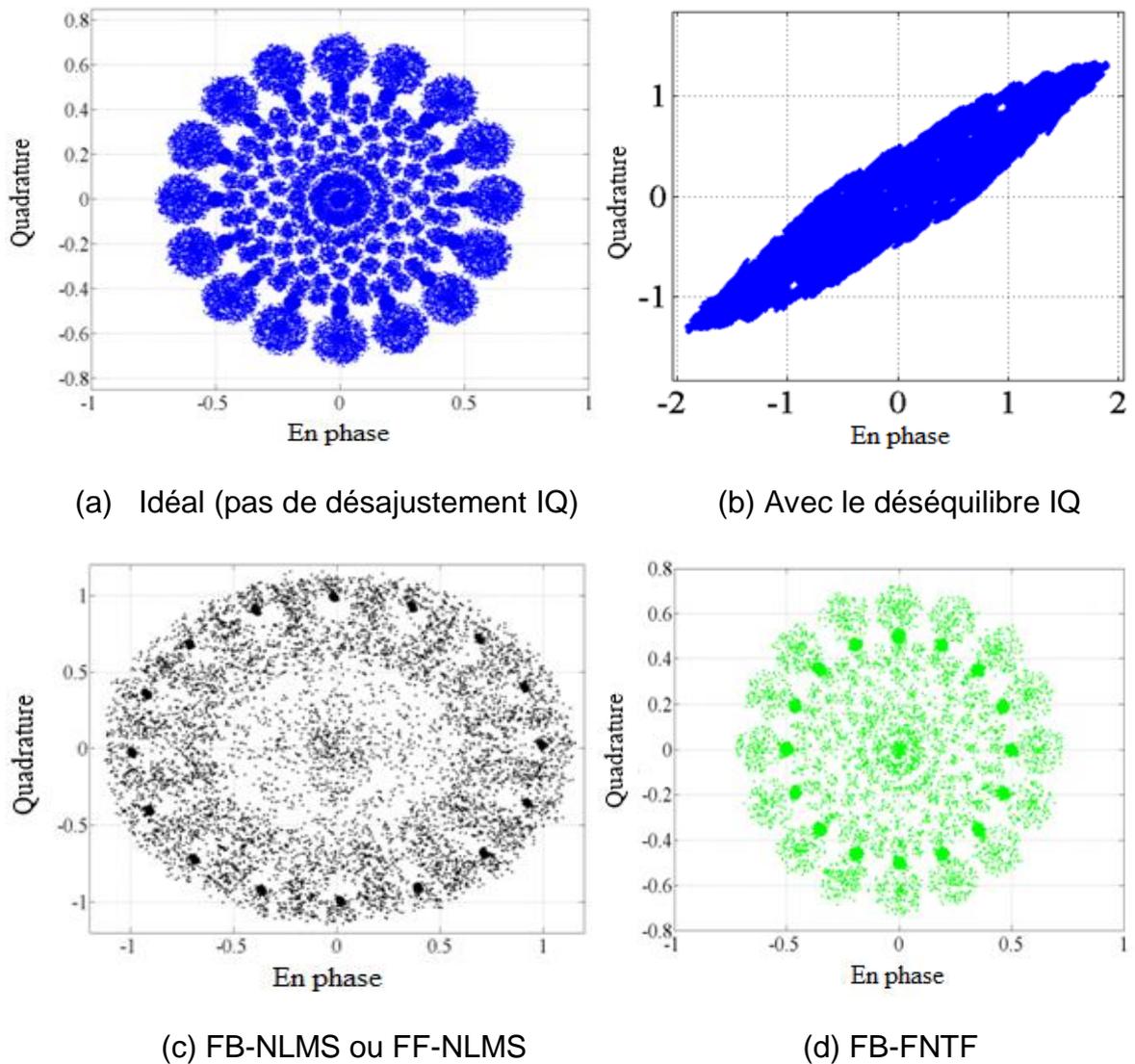


Figure 4. 7 : Le diagramme de constellation pour la modulation 16-PSK (a-b-c-d).
RSB d'entrée=3 dB.

Nous pouvons facilement voir d'après les figures 4.6 et 4.7, le bon comportement de chaque algorithme pour compenser le déséquilibre IQ en utilisant la modulation 4-PSK et 16-PSK. Cependant, Ce critère n'as pas permis de choisir le bon algorithme de correction IQ, ce que nous pousse d'utiliser le critère de système mismatch (SM).

4.6.3. Evaluation du diagramme de l'œil de la modulation 16-QAM et 16-PSK

Pour montrer les performances des algorithmes proposés pour résoudre le problème de désajustement IQ, nous présentons les diagrammes de l'œil obtenus pour les modulations 16-PSK et 16-QAM. Les résultats obtenus d'après les figures

4.8 et 4.9 montrent bien l'efficacité de ces algorithmes dans la correction du désajustement IQ, ce qui confirme la distorsion minimal des signaux de sorties. Cependant, le diagramme de l'œil obtenu par l'algorithme FB-FNTF est bien ouvert comparé avec FF-NLMS ou bien le FB- NLMS où nous trouvons une petite distorsion. Dans la section suivante, nous avons évalué le système mismatch qui peut bien décrire le comportement adaptatif de chaque algorithme.

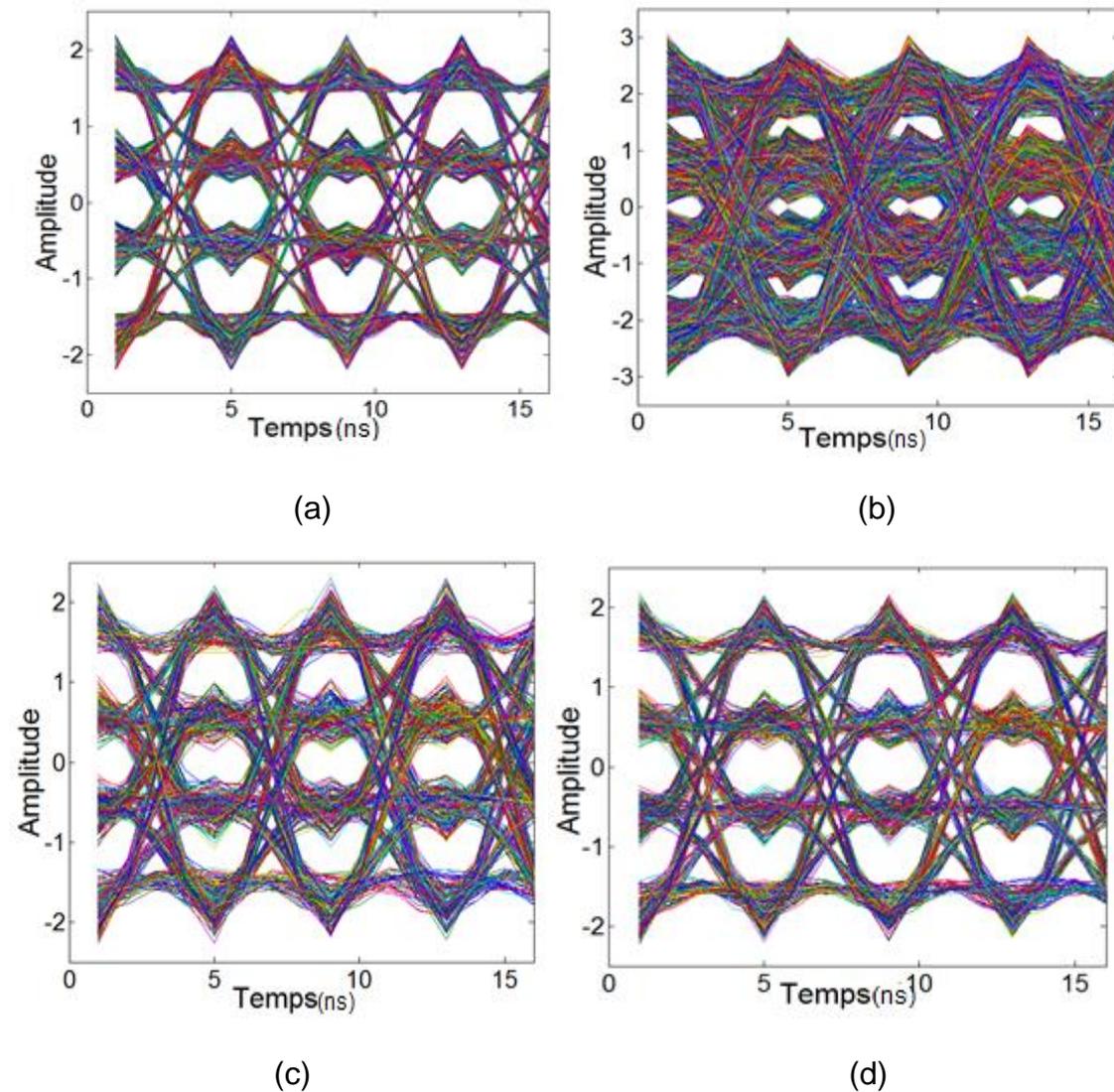


Figure 4. 8 : Diagramme de l'œil pour la modulation 16-PSK. RSB d'entrée=3 dB. Idéal (a), avec le désajustement IQ (b), FF-NLMS ou FB-NLMS(c), FB-FNTF (d).

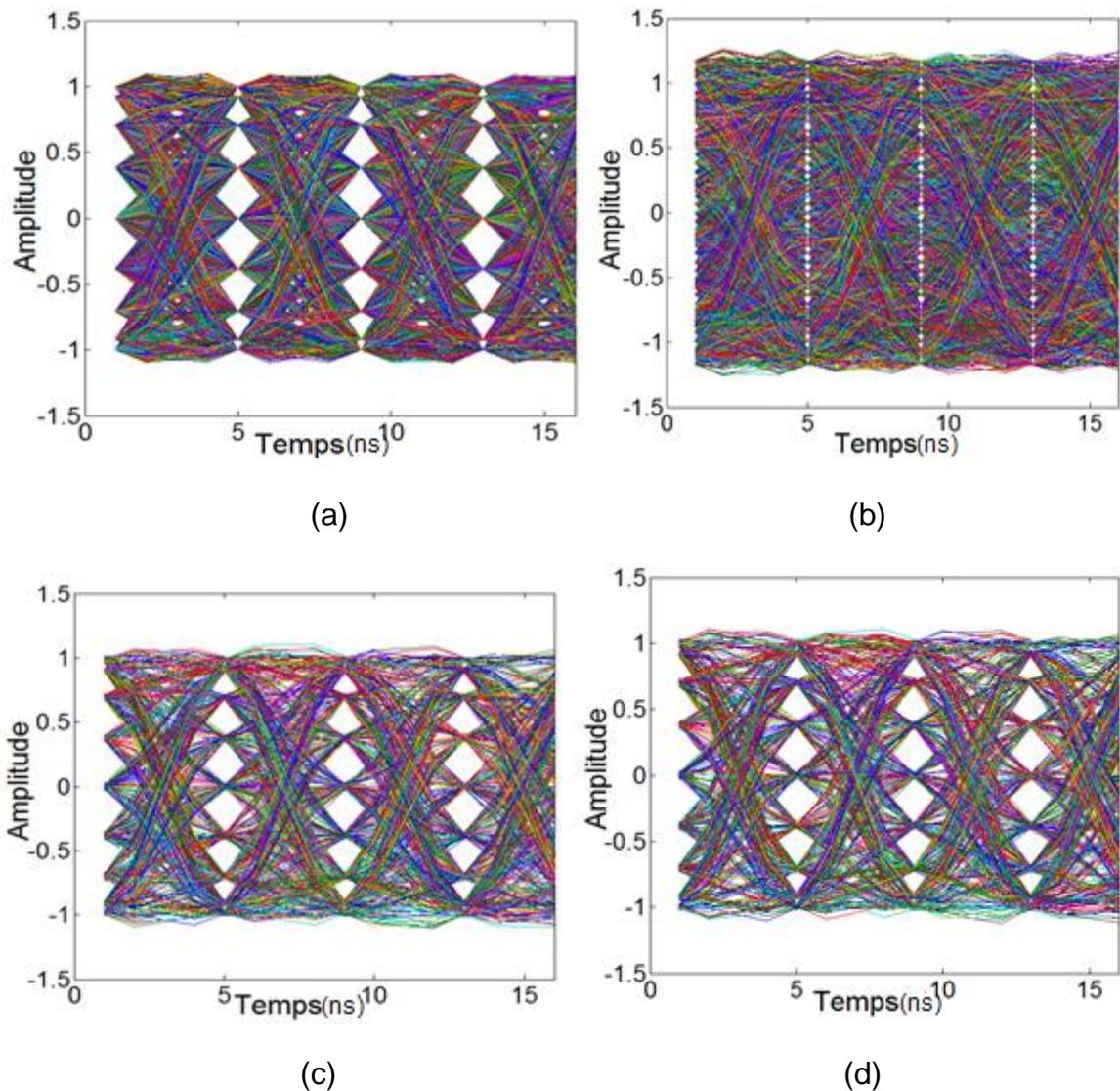


Figure 4. 9 : Diagramme de l'œil pour la modulation 16-PSK. RSB d'entrée=3 dB. Idéal (a), avec le désajustement IQ (b), FF-NLMS ou FB-NLMS(c), FB-FNTF (d).

4.6.4. Evaluation du system mismatch

Pour bien voir le bon comportement des algorithmes proposés, nous utilisons le critère de système mismatch (SM) afin de voir l'algorithme le plus rapide pour compenser le désajustement IQ .L'évaluation de SM est effectuée pour les types de modulations : 16-QAM et 16-PSK. Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure 4.10 pour un RSB d'entrée égal à 0 dB.

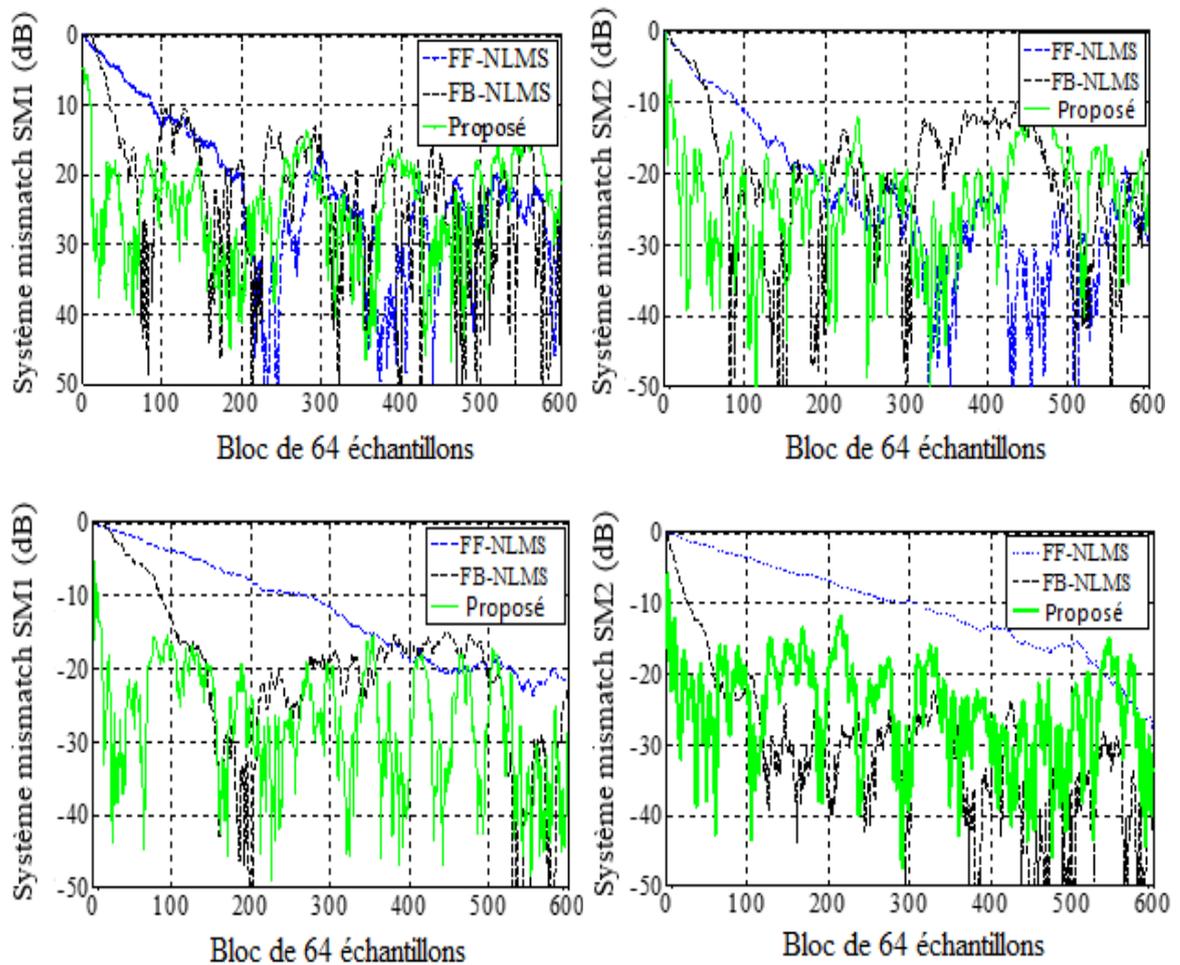


Figure 4. 10 : Evaluation de système mismatch avec l'algorithme FF-NLMS, FB-NLMS, l'algorithme FB-FNTF pour la modulation 16-QAM (en haut) et 16-PSK (en bas). RSB d'entrée =0 dB.

D'après la figure 4.10, nous concluons que l'algorithme de compensation de désajustement IQ (FB-FNTF) converge plus rapidement que les autres algorithmes (FF-NLMS et FB-NLMS) et cela pour les deux types de modulations. Nous pouvons aussi remarquer que l'algorithme FB-NLMS est plus rapide que FF-NLMS.

4.6.5. Evaluation de taux d'erreur par symbole (TES)

Nous évaluons les performances de l'algorithme de compensation IQ proposé FB-FNTF par le critère de TES. La comparaison est faite pour les modulations 16-QAM et 16-PSK. Cette évaluation est effectuée avec un RSB d'entrée égale à 0 dB et à 3 dB.

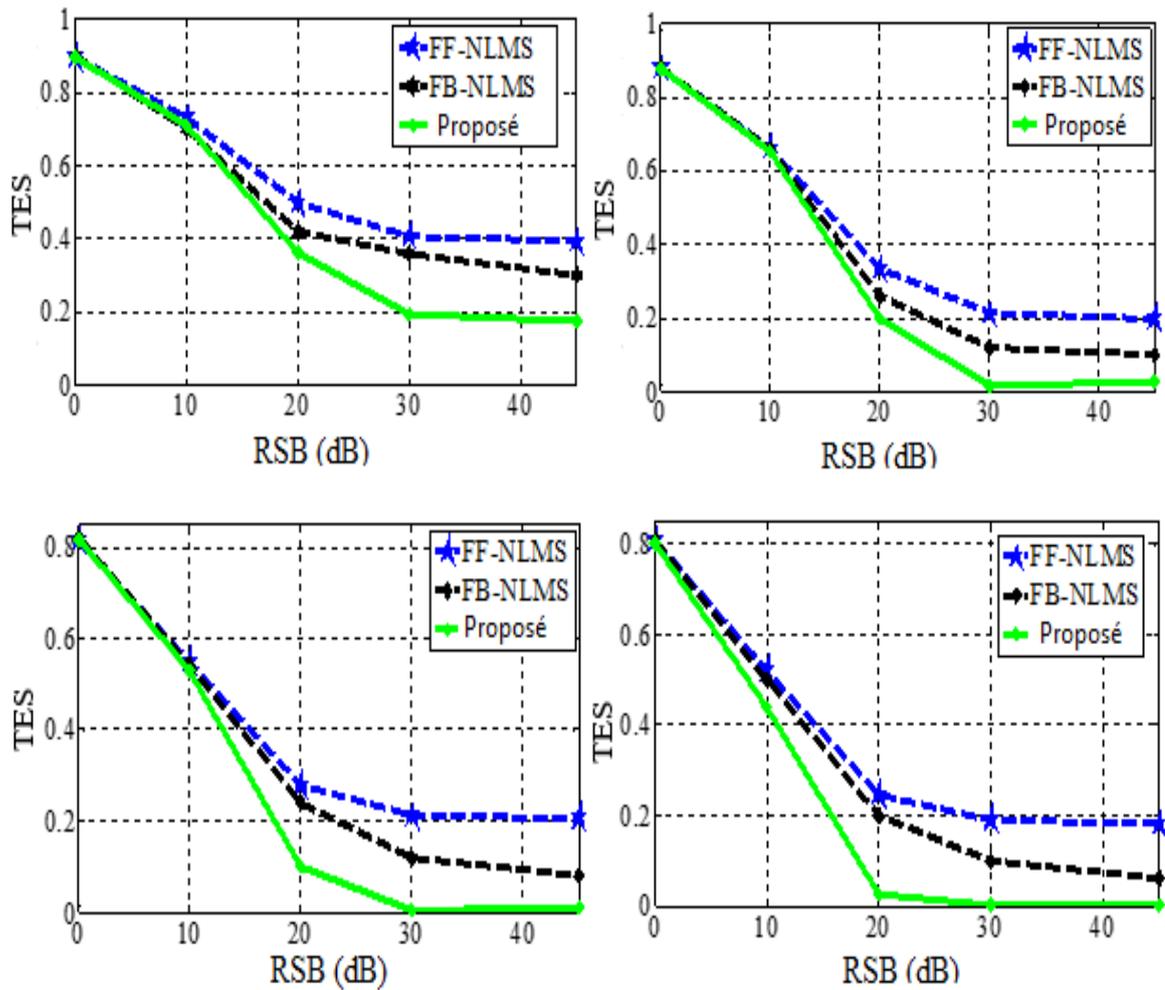


Figure 4. 11 : Evaluation de taux d'erreur par symbole (TES) pour les solutions proposés, pour les modulations 16-QAM [en haut], et 16-PSK [en bas]. RSB d'entrée =0 dB (à gauche), 3 dB (à droite).

D'après la figure 4.11, l'algorithme FB-FNTF a des valeurs de TES plus faibles que les algorithmes FF-NLMS et FB-NLMS. Ces résultats confirment que lorsque l'algorithme proposé FB-FNTF est utilisé pour corriger le problème de déséquilibre IQ avec les types de modulation M-QAM et M-PSK, nous obtenons un signal avec une distorsion minimal en sortie par rapport aux autres approches adaptatifs, (FF-NLMS et FB-NLMS). En outre, nous avons noté que lorsque le RSB d'entrée du canal est faible, les performances des trois algorithmes adaptatifs en termes de TES sont très proches. Cependant, un comportement très différent est observé lorsque le RSB est élevé. Nous avons également noté la supériorité du FB-NLMS par rapport au FF-NLMS, ceci est dû à la distorsion introduite par le FF-NLMS, bien décrite par les relations (3.29) et (3.30). La même conclusion peut être donnée avec le type de modulation 16-PSK, et là encore, l'algorithme FB-FNTF s'est montré plus

efficace que les autres approches adaptatives et converge vers les faibles valeurs de TES avec des vitesses de convergence plus rapides. Ces résultats confirment à nouveau que l'algorithme proposé annule les interférences entre symboles (IES) et compense le déséquilibre IQ de manière plus efficace et plus rapide que les algorithmes FF-NLMS et FB-NLMS.

4.7. Etude comparative entre l'algorithme adaptatif (FB-FNTF) et la méthode d'estimation non-adaptative (NAA)

Dans cette section, nous examinons les performances de la méthode de compensation adaptative (FB-FNTF) et la méthode (NAA) présentée dans le chapitre précédent pour différents types de modulations à ordre faible, ordre élevé et des paramètres de déséquilibre IQ élevés [78]. Nous comparons les deux méthodes proposées en termes de diagramme de constellation et de taux d'err

eur par symbole (TES). Donc, pour la simulation, nous avons utilisé les modulations de type M-PSK et M-QAM avec $M = 8$ et 64 respectivement. Les paramètres de déséquilibre d'amplitude et de phase sont $\{g_1 = 0.5, \phi_1 = 60^\circ\}, \{g_2 = 0.7, \phi_2 = 30^\circ\}$, pour la voie en phase et en quadrature de phase, respectivement. Le canal utilisé est le canal additif à bruit blanc gaussien (AWGN).

4.7.1. Evaluation de diagramme de constellation de la modulation 8-PSK

Les figures 4.12 et 4.13 présentent le diagramme de constellation des deux méthodes proposées pour la modulation 8-PSK. Nous pouvons voir que les deux méthodes de compensation ont réussi à corriger le déséquilibre IQ à double branches pour une modulation d'ordre faible (8-PSK).

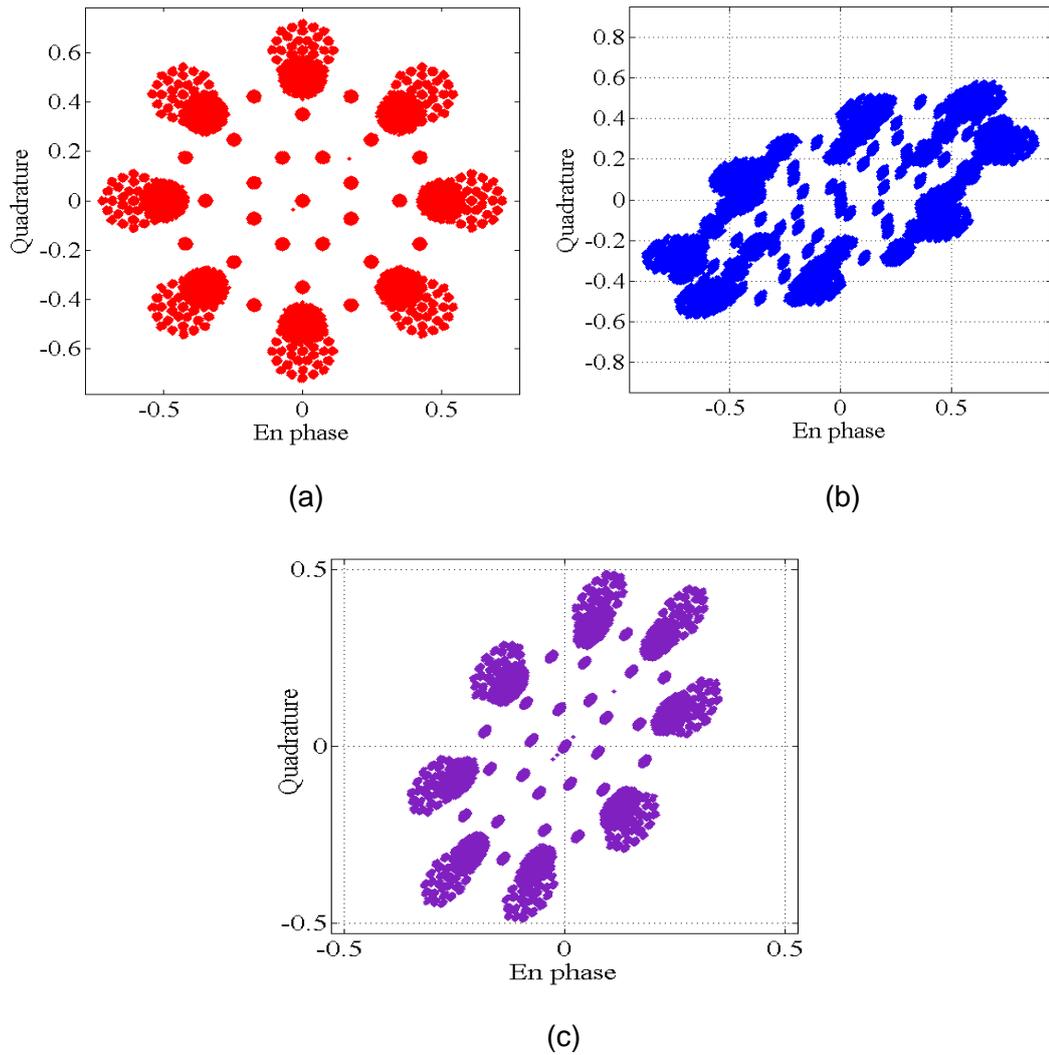


Figure 4. 12 : Diagramme de constellation, avec : (a) pas de désajustement IQ , (b) le déséquilibre IQ de la méthode (FB-FNTF) et (c) le signal bruité par la méthode (NAA).

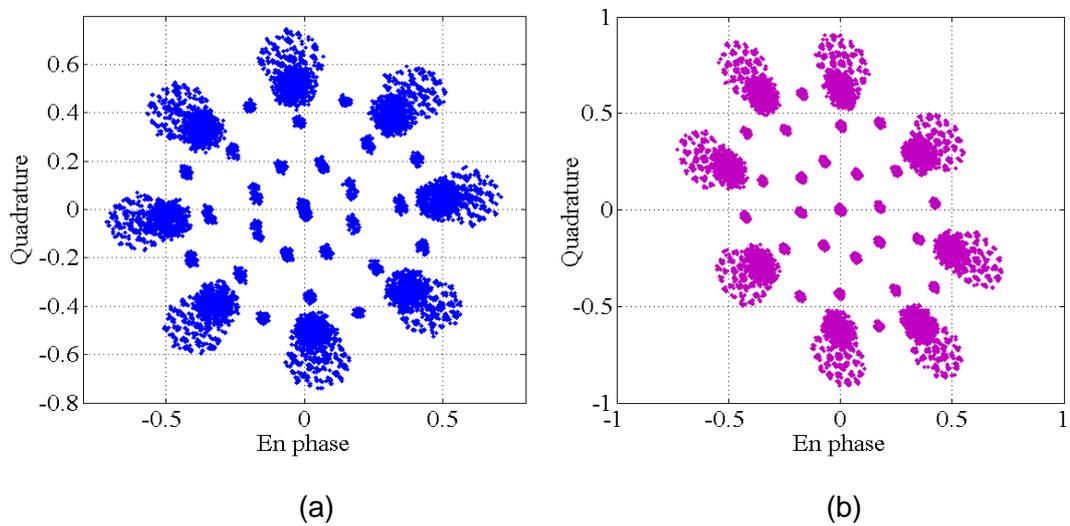


Figure 4. 13 : Diagramme de constellation compensé par la méthode (FB-FNTF) (a) et la méthode (NAA) (b).

4.7.2. Evaluation du taux d'erreur par symbole pour la modulation 8-PSK

Un autre critère qui permet de valider les performances élevées des deux méthodes proposées est le taux d'erreur par symbole (TES). La figure 4.14 montre le TES des deux méthodes proposées avec la modulation 8-PSK.

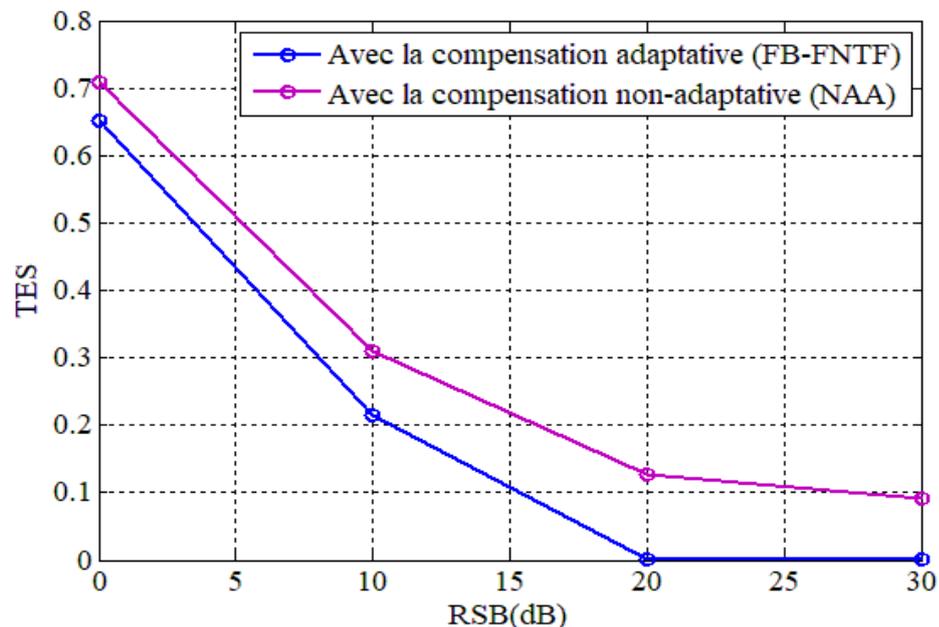


Figure 4. 14 : TES pour la modulation 8-PSK.

Comme nous pouvons le voir dans la figure 4.14 , le TES de la méthode de compensation adaptative FB-FNTF est presque nul lorsque la valeur du RSB est supérieur ou égal à 20 dB par rapport au TES de la méthode (NAA) avec un TES proche de 0,1. Les résultats de TES obtenus permettent de valider les bonnes performances de la méthode (FB-FNTF) par rapport à la méthode d'estimation (NAA) qui présente une certaine distorsion. Dans la section suivante , nous testons les performances des deux méthodes avec la modulation 64-QAM.

4.7.3. Evaluation de diagramme de constellation pour la modulation 64-QAM

Les figures 4.15 et 4.16 illustrent le diagramme de constellation pour la méthode de compensation (FB-FNTF) et la méthode (NAA) avec la modulation 64-QAM.

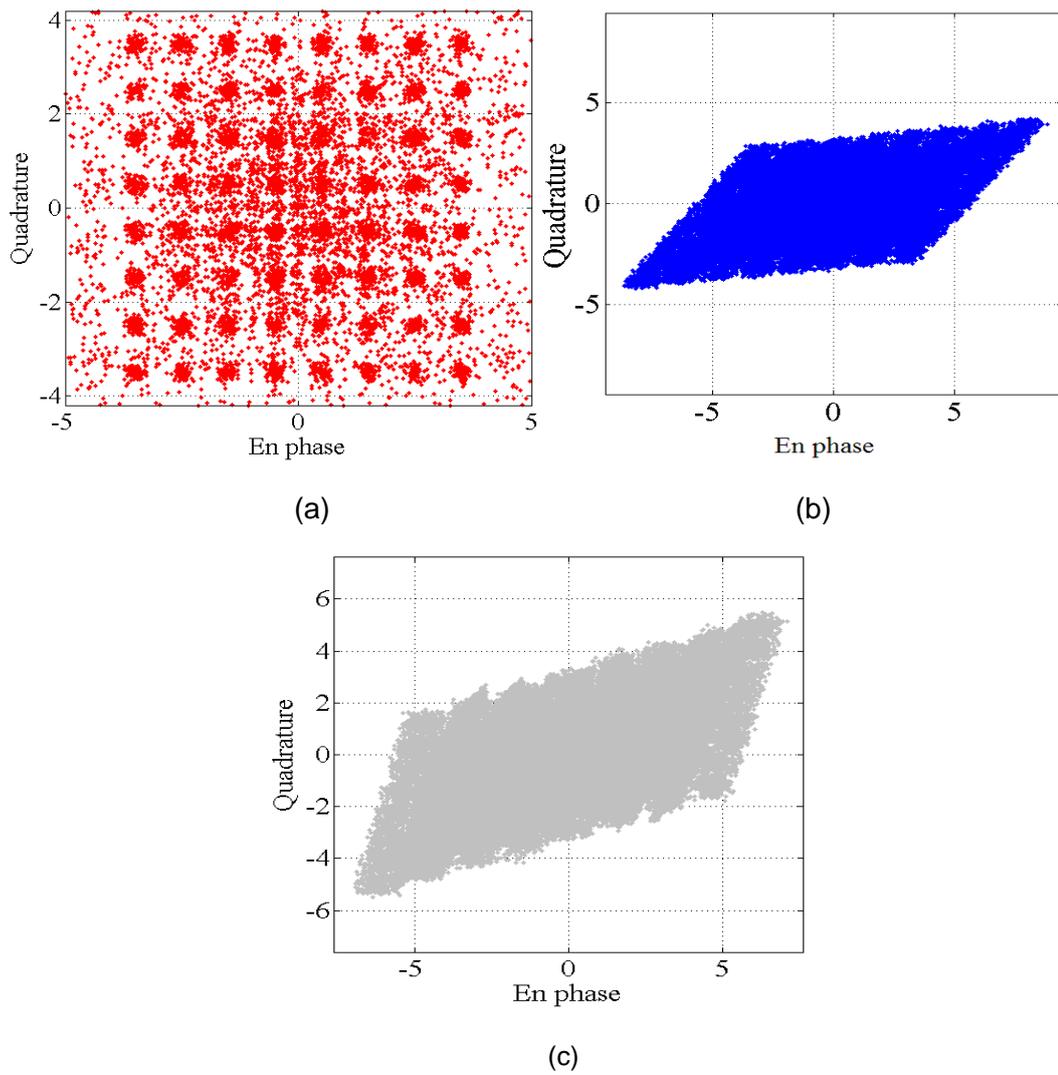


Figure 4. 15 : Diagramme de constellation, le cas idéal (a), diagramme bruité de la méthode (FB-FNTF) (b) le diagramme bruité de la méthode (NAA) (c).

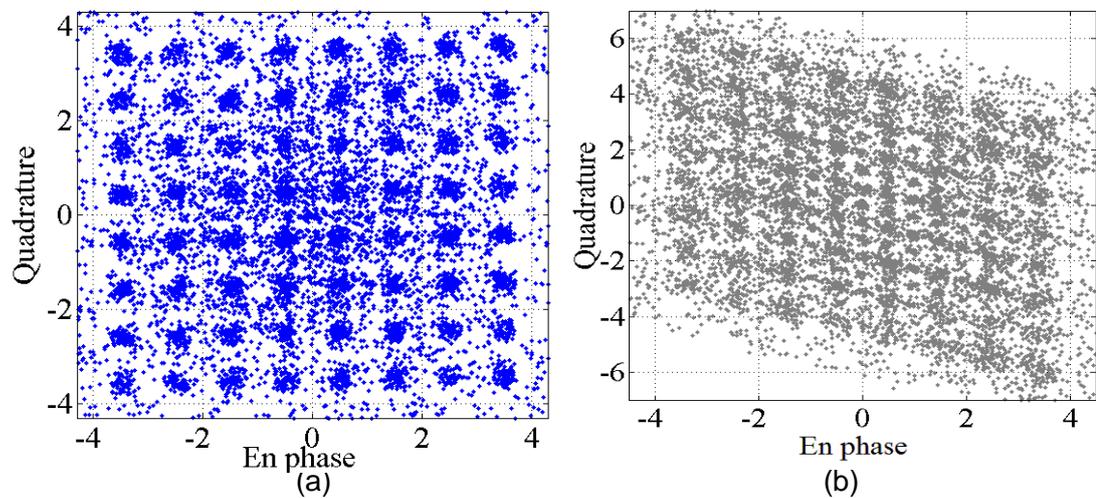


Figure 4. 16 : Diagramme de constellation pour 64-QAM avec (a) et le diagramme compensé par la méthode (FB-FNTF) et (b) le diagramme compensé par la méthode (NAA).

D'après les figures 4.15 et 4.16 , le diagramme de constellation compensé par l'algorithme adaptatif FB-FNTF correspond presque au diagramme idéal, en comparant avec le diagramme de constellation composé avec la méthode (NAA) qui contient une certaine distorsion. Ces résultats valident la robustesse de notre méthode adaptative FB-FNTF avec deux types de modulation d'ordre élevés. Nous concluons que la méthode de compensation adaptative (FB-FNTF) garde leur bonnes performances quel que soit le type de modulation et les paramètres de désajustement IQ utilisés.

4.7.4. Taux d'erreur par symbole pour 64-QAM

La figure 4.17 illustre le TES pour la méthode FB-FNTF et la méthode non-adaptative (NAA) avec la modulation 64-QAM.

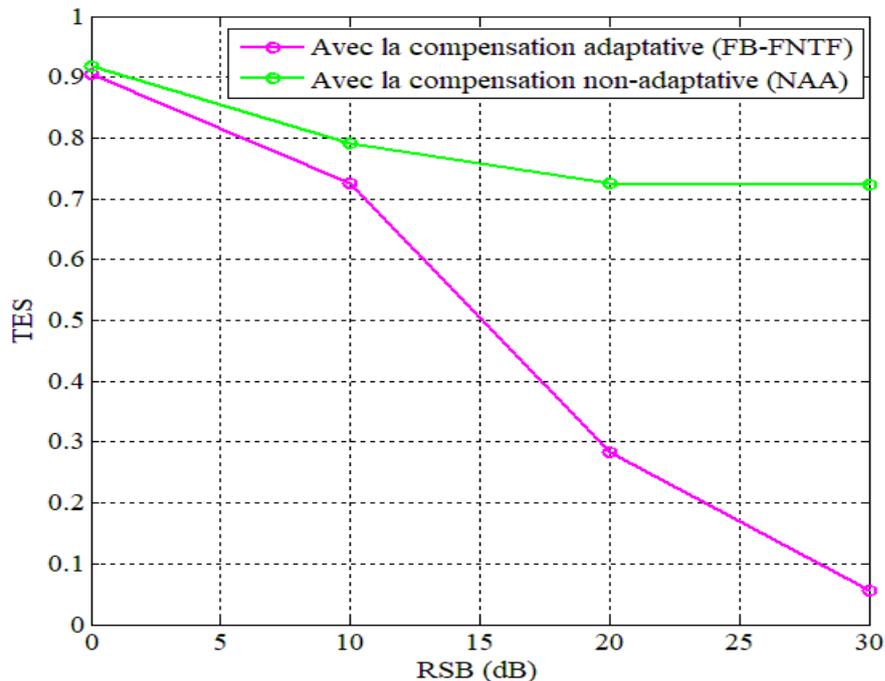


Figure 4. 17 : Taux d'erreur par symbole pour la modulation 64-QAM.

Comme nous pouvons le voir dans la figure 4.17, les valeurs de TES de la méthode de compensation adaptative FB-FNTF sont très faibles pour un RSB=30dB en comparant avec les valeurs élevées de TES de la méthode d'estimation (NAA).

4.8. Conclusion

Ce chapitre a traité le problème de désajustement IQ dans un récepteur (RX) et proposé une nouvelle méthode adaptative pour compenser le déséquilibre entre la voie I et Q. La méthode proposée est basée sur la combinaison entre l'algorithme

des filtres transversaux de newton rapides (FNNTF) et la structure récursive de séparation de sources aveugle (BBSS). Cette combinaison est proposée pour permettre aux systèmes de communications Tx / Rx de résoudre le problème du désajustement IQ pour les deux voies IQ. L'étude a évalué les performances de l'algorithme (FB-FNNTF) pour différents types de modulation M-QAM et M-PSK. Afin de montrer les performances de l'algorithme de compensation IQ (FB-FNNTF), plusieurs types d'expériences ont été réalisés dans ce chapitre. Nous avons comparé dans un premier lieu la méthode (FB-FNNTF) avec les deux approches adaptatives FF-NLMS et FB-NLMS présentées dans le chapitre précédent en termes de constellation, de diagramme de l'œil, de système mismatch (SM) et de taux d'erreur par symbole (TES). Tous les résultats présentés prouvent la convergence rapide et la robustesse de la méthode FB-FNNTF. Dans un deuxième lieu, nous avons comparé les performances de la méthode (FB-FNNTF) avec la méthode non-adaptative présentée dans le chapitre précédent pour des types de modulation d'ordre faible et élevé, ainsi que pour différents paramètres de déséquilibre IQ. Les résultats trouvés confirment la supériorité des performances de l'algorithme adaptatif (FB-FNNTF) en comparaison avec l'algorithme non-adaptatif.

CONCLUSION

Dans le cadre de cette thèse de Doctorat, nous avons étudié puis proposé plusieurs techniques et algorithmes adaptatifs et non adaptatifs principalement dédiés au problème de désajustement en phase et en quadrature de phase (IQ) dans les systèmes de communications numériques. Après la présentation d'un état de l'art du problème de désajustement IQ dans les systèmes de communications numériques, nous avons détaillé le principe des approches adaptatives et non adaptatives dans l'identification des systèmes ou un problème contenant une convolution ou un filtrage avec un canal modélisé par un filtre est introduit. Parmi ces algorithmes, nous citons le LMS, NLMS, RLS, FTF et le FNTF.

Nous nous sommes intéressés, par la suite, au problème du déséquilibre IQ dans les systèmes de communications numériques. Nous avons expliqué la source du problème de désajustement IQ, puis nous avons donné quelques solutions prises de la littérature récentes de ce domaine de recherche.

Nous avons proposé deux solutions de compensation au problème de désajustement IQ, l'une est adaptative et l'autre est non-adaptative. La solution non-adaptative (NAA) proposée est basée sur l'estimation des paramètres de désajustement de gain et de phase dans le domaine temporel pour les deux branches I et Q. Cette méthode a prouvé sa robustesse pour des faibles débits. La seconde solution au problème de désajustement IQ est adaptative et basée sur la combinaison de l'algorithme NLMS et la structure de séparation de source récurrente, ce nouvel algorithme, noté FB-NLMS, a montré sa robustesse en terme de constellation, diagramme de l'œil et Système Mismatch. Le seul inconvénient de cette méthode de correction est sa faible vitesse de convergence vers la solution optimale du problème de désajustement IQ. Une autre solution adaptative au problème de désajustement IQ a été proposée dans le cadre de cette thèse de Doctorat et celui de la combinaison entre l'algorithme FNTF et la structure de séparation de source aveugle récurrente, ce nouvel algorithme est noté FB-FNTF. L'avantage de ce nouvel algorithme est sa grande vitesse de convergence qui lui permet de corriger les deux voies I et Q très rapidement en comparaison avec les algorithmes de l'état de l'art.

Pour valider les performances de l'algorithme FB-FNTF, nous avons fait une étude comparative avec cet algorithme et les algorithmes adaptatifs FB-NLMS et FF-NLMS, en termes de diagramme de constellation, diagramme de l'œil, Système Mismatch (SM), et le taux d'erreur par symbole (TES) afin de montrer la supériorité du FB-FNTF dans le domaine de correction du problème de désajustement IQ. Nous avons également remarqué la supériorité du FB-NLMS par rapport au FF-NLMS, ceci est dû à la distorsion introduite par le FF-NLMS.

Nous avons terminé notre travail par une étude comparative entre l'algorithme FB-FNTF et l'algorithme NAA dans le cas des communications à haut-débit et en présence d'un fort déséquilibre d'amplitude et de phase IQ. Les résultats trouvés montrent l'efficacité de l'algorithme FB-FNTF en comparaison avec l'algorithme NAA.

Dans la suite de ce travail, nous envisageons l'implémentation de ces nouvelles techniques de correction du désajustement IQ dans les systèmes de communication numérique sur des circuits FPGA ou bien sur des processeurs spécialisés en traitement numérique du signal, c'est à dire sur des DSP.

APPENDICE A

LISTE DES ABBREVIATIONS

AEC	Acoustic echo cancellation
ASK	Amplitude Shift-Keying
AWGN	Additive White Gaussian Noise
BBSS	Backward Blind Source Separation
BSS	Blind Source Separation
CAN	Convertisseur Analogique Numérique
CC	Complexité de Calcul
DSP	Digital Signal Processing
EASI	Equivariant Adaptive Separation via Independence
EM	Expectation-Maximization
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
FB-LMS	Feed-Backward LMS
FB-NLMS	Feed Backward-NLMS
FB-NLMS	Feed-Backward NLMS
FBSS	Forward Blind Source Separation
FF-NLMS	Feed Forward-NLMS
FI	Frequence Intermédiaire
FNTF	Fast Newton Transversal Filter
FPB	Filtre Passe Bas
FPGA	Field Programmable Gate Arrays
FSK	Frequency-Shift Keying
FTF	Fast Transversal Filter
GD	Gradient Déterministe
I	la voie en phase
IES	Interférence Entre Symboles
IF	Intermediate frequency
IQ	In-phase Quadratic-phase
LMS	Least mean square
LNA	Low Noise Amplifier
ML	Maximum Likelihood
M-PSK	M-aire Phase shift keying
M-QAM	M-aire Quadratique amplitude modulation
MSEM	Maximum SNR Estimation Method
NAA	Non-Adaptive Algorithm
NLMS	Normalized Least Mean Square
OFDM	Orthogonal Frequency Digital Modulation
OL	Oscillateur Local
OOK	On Off Keying
PSK	Phase Shift Keying
Q	la voie en quadrature

QAM	Quadratique Amplitude Modulation
RC	Raised Cosine
RI	Rejection d'Image
RIF	Réponse Impulsionnelle Finie
RLS	Raised Least Square
RSB	Rapport Signal à Bruit
Rx	Receiver
SAEC	Stereophonic Acoustic Echo Cancellation
SAS	Séparation Aveugle de Source
SER	Symbol Error Rate
SIR	Signal to Interference Ratio
SM	Système Mismatch
SNR	Signal to Noise Ratio
TEB	Taux d'Erreur par Bit
TES	Taux d'Erreur par Symbole
Tx	Transmitter

APPENDICE B

LISTE DES SYMBOLES

L	La taille de filtre
n	Indice de temps discret
N	La taille de prédicteur
t	Indice de temps
r_{RF}	Signal radio fréquence
f_{OL}	Fréquence de l'oscillateur local
$x_{LO,I}, x_{LO,Q}$	Les signaux des deux oscillateurs IQ
g_1, g_2	Le déséquilibre de gain de la voie I et Q
\hat{g}_1, \hat{g}_2	Le déséquilibre de gain estimé de la voie I et Q
ϕ_1, ϕ_2	Le déséquilibre de phase de la voie I et Q
$\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2$	Le déséquilibre de phase estimé de la voie I et Q
$y_I(t), y_Q(t)$	Les signaux IQ en bande de base
$\hat{y}_I(t), \hat{y}_Q(t)$	Les signaux IQ en bande de base estimés
$s_I(n), s_Q(n)$	Les signaux IQ transmissibles
$m_I(n), m_Q(n)$	les signaux IQ affectés par le déséquilibre IQ
$c_Q(n), c_I(n)$	Les signaux IQ compensés
$n_1(n), n_2(n)$	Les bruits additifs
$\mathbf{h}_{11}(n),$ $\mathbf{h}_{22}(n)$	Les réponses impulsionnelles des canaux directes de couplage
$h_{21}(n), h_{12}(n)$	les effets de couplage croisé entre les deux voies IQ
μ_1	Pas d'adaptation de l'algorithme LMS du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(n)$
μ_2	Pas d'adaptation de l'algorithme LMS du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(n)$
δ_1	Pas d'adaptation de l'algorithme NLMS du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(n)$
δ_2	Pas d'adaptation de l'algorithme NLMS du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(n)$

ξ_1, ξ_2	Les paramètres de régularisation
$\mathbf{w}_{12}(n),$ $\mathbf{w}_{21}(n)$	Les coefficients des filtres adaptatifs
$\bar{\mathbf{e}}_1(n), \bar{\mathbf{e}}_Q(n)$	Les erreurs de prédiction <i>a priori</i>
$a_1(n), a_Q(n)$	Les prédicteurs directes
$b_1(n), b_Q(n)$	Les prédicteurs retour
λ	Le facteur d'oublie
$\gamma_1(n), \gamma_Q(n)$	Les variables de vraisemblances
$\tilde{\mathbf{C}}_1(n), \tilde{\mathbf{C}}_Q(n)$	Les gains de Kalman dual

REFERENCE

- [1] Chabloz, J., Enz, C., "A novel I/Q mismatch compensation scheme for a low-IF receiver front-end", Proc. IEEE Int.Symp.on Circuits and Systems, (Vancouver, Canada), (2004).
- [2] Hou.W., Jiang.M., "Enhanced joint channel and IQ imbalance parameter estimation for mobile communications", IEEE communications Letters, V.17, n°7, (2013), 1392-1395.
- [3] Cetin, E., Kale, I., Morling, R.C.S, "Adaptive compensation of analog Front-end I/Q mismatches in digital receivers", Proc. IEEE Int. Symp. on Circuits and Systems, Sydney, Australia, (2001).
- [4] Cetin, E., Demirsoy, S.S., Kale, I., Morling, R.C.S., "Efficient FPGA Implementation of an adaptive IQ-imbalance corrector for communication receivers using reduced range multipliers", Proc. 13th European Conf. on Signal Processing, Antalya, Turkey, (September 2005).
- [5] Cetin, E., Kale, I., Morling, R.C.S., "On the performance of a blind source separation based IQ corrector", Proc. IEEE. Conf.Radio and Wireless, Boston, USA, (2002).
- [6] Pun, K.P., Franca, J. E., Azeredo-Leme, C., "Wideband digital correction of I and Q mismatch in quadrature radio receivers", Proc.IEEE Int. Symp. on Circuits and Systems, Geneva, Switzeland, (2000).
- [7] Sun, L., Li, Z., Yang, M., "Compensation of IQ imbalance based on a simplified blind source separation method", Proc. IEEE Int. Conf. on Wireless communications, Networking and Mobile Computing,Beijina,China,(2009).
- [8] Marey, M., Samir, M., and Ahmed, M., "Joint estimation of transmitter and receiver IQ imbalance with ML detection for Alamouti OFDM systems," IEEE Trans. Veh. Technol., V. 62, n° 6, (Jul 2013), 2847–2853.
- [9] Cheng ,X., Luo,Z., and Li,S., "Joint estimation for I/Q imbalance and multipath channel in millimeter-wave SC-FDE systems", IEEE Trans. Veh. Technol., V.65, n° 9, (2015), 6901-6912.
- [10] Gill,G., Sohn,I., Park,J., And Lee,Y., "Joint MI Estimation Of Carrier Frequency, Channel, Iq Mismatch, And Dc Offset In Communication Receivers", IEEE Trans. Veh. Technol., V. 54, n° 1 ,(Jan 2005), 338–349.
- [11] Estraviz,E., De Rore,S., Horlin, F., And Perre,L., "Optimal Training Sequences For Joint Channel And Frequency-Dependent Iq Imbalance Estimation In Ofdm-Based Receivers", In Proc.IEEE Int. Conf. Commun, Istanbul, Turkey, (Jun. 2006).
- [12] Estraviz,E, Van der,L., "EM based frequency-dependent transmit/ receive IQ imbalance estimation and compensation in OFDM-based transceivers," in Proc. IEEE Global Commun Conf, Washington, USA ,(Nov. 2007).
- [13] Marey,M., Samir,Moataz., and Octavia A. Dobre, "EM-Based Joint Channel Estimation and IQ Imbalances for OFDM Systems", IEEE transactions on broadcasting, V. 58, n°1 ,(march 2012), 106 -113.

- [14] Horlin,F., Bourdou, A., and Perre,L., “Low-complexity EM based joint acquisition of the carrier frequency offset and IQ imbalance,” IEEE Trans. Wireless Commun, V. 7, n° 6, (June 2008), 2212–2220,.
- [15] Cheng,X., Luo, Z., “Compensation of Transmitter I/Q imbalance in Millimeter-Wave SC-FDE Systems”, IEEE Transactions on Vehicular Technology, V.66, n° 5, (2017), 4472 – 4476.
- [16] Shu,F., Wang,J. , Li,J., and al “Pilot Optimization, Channel Estimation, and Optimal Detection for Full-Duplex OFDM Systems With IQ Imbalances”, IEEE Transactions on Vehicular Technology, V. 66, n° 8, (Aug. 2017), 6993-7009.
- [17] Chung,W.S., Chang,S.H., and Kim,K., “Effect of IQ Mismatch Compensation in an Optical Coherent OFDM Receiver”, IEEE photonics technology letters, V. 22, n° 5, (march 2010), 308-310.
- [18] Fatadin,I., Savory,S. J., and Ives,D., “Compensation of quadrature imbalance in an optical QPSK coherent receiver”, IEEE Photon. Technol. Lett.,V.20, n° 20, (Oct 2008), 1733–1735.
- [19] Nguyen, T.H., Gomez-Agis, F., Gay M., and all ,“IQ imbalance compensation based on maximum SNR estimation in coherent QPSK systems”, Int Conference on Transparent Optical Networks, Graz, Austria , (July 2014).
- [20] Yudong, H., Xian, Z., Jiahao,H., and all ,“ IQ imbalance compensation based on simplified GSOP and FPGA implementation in optical coherent QPSK ”, Optical fiber technology, V.56, (May2020).
- [21] Traverso,S. , “Transposition de fréquence et compensation du déséquilibre IQ pour des systèmes multiporteuses sur canal sélectif en fréquences”, thèse de doctorat , Université Cergy-Pontoise , (2007).
- [22] Shannon,C.E., “A mathematical theory of communication”, Bell system technical journal , V.27, (October 1948), 623-656.
- [23] Shannon,C.E., “Communication Theory of Secrecy Systems”, Bell System Technical Journal, V.28, (Octobre 1949), 656-715.
- [24] Salomon,D., “Data Compression”, Springer-Verlag London, (2007).
- [25] Nedji,N., “Conception conjointe sur FPGA d’un décodeur HD H264/AVC utilisant un codage entropique de type CABAC”, thèse de doctorat, université de sfax, (2015).
- [26] Auger,F., “Introduction à la théorie du signal et de l’information”, Edition Technip, (1999).
- [27] Brémaud,P., “Introduction aux probabilités : Modélisation des phénomènes aléatoires ”, springer-verlag,Berlin, (1984).
- [28] Balik,M., Simanek,M., “A method for the construction of minimum redundancy codes”, in conference Proceeding of the Prague Stringology, (Sept 2001).
- [29] Elias,P,. “Coding for noisy channels”. IRE, Conv. REC, V.4, (1955), 37-47.
- [30] Couch, L. W., River, N.J., “Digital and analog communication systems”, (6th ed.). Upper Saddle Prentice Hall. (2001).

- [31] CHÂTELAIN ,B., “Optimisation des filtres de mise en forme selon le rapport puissance crête à puissance moyenne”, Thèse de doctorat, Montréal , (2006).
- [32] Scomazzon,P., “Etude comparative de modulations numériques d'une sous-porteuse en radiodiffusion à modulation de fréquence”, thèse de doctorat, université de Metz, (1992).
- [33] Fuqin.X, “Digital modulation techniques”, 2^{ème} Edition, (2006).
- [34] Cruz,P., Gomesn,H., Carvalho,N., “Receiver Frond-end Architectures-Analysis and Evaluation”, Advanced Microwave and Millimeter wave technologies semiconductor devices circuit and system , (2010).
- [35] Razavi,B., “RF Microelectronics”, Prentice-Hall, (1998).
- [36] JOUIDA,N., “Modulateur $\Sigma\Delta$ Complexe Passe-Bande a Temps-Continu pour la Reception Multistandard”, thèse de doctorat, Bordeaux1, (2010).
- [37] Burciu,I., “Architecture de récepteurs radiofréquences dédiés au traitement bibande simultané ”, thèse de doctorat, INSA Lyon, (2010).
- [38] Haykin,S., “Adaptive lter theory”, 3rd ed. New Jersey, USA: Prentice Hall, (2000).
- [39] Jutten, C., Herault, J., “Blind separation of sources, part I : an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture”, Signal process., V.24, n° 1, (Jul. 1991),1-10.
- [40] Widrow,B., Hoff,M. E., “Adaptive switching circuits,” IRE WESCON Conv. Rec., Et. 4, (1960), 96-104.
- [41] Wiener, N., “Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series”, John Wiley & Sons, New York, (1949).
- [42] Widrow,N., Mccool,J.M., Larimore,M.G., et Johnson,C.R., “stationary and nonstationary learning charactersitics of the LMS adaptive filter”, in Proc.of IEEE V.64, n°8, (1976).
- [43] Widrow,B., Stearns,S. D., “Adaptive Signal Processing”. New Jersey, USA, Prentice-Hall, (1985).
- [44] Bensety,J., Wen,L.S., Duhamel,P., “ Un algorithme du type LMS a capacité de poursuite et vitesse de convergence accrues”, 13eme colloque Gretsni , (1991).
- [45] Slock,D.T.M., “On the convergence behaviour of the LMS and the normalized LMS algorithms”, IEEE trans, signal processing , V.41, n° 9, (1993), 2811-2825.
- [46] Pemp,G.L., “Capacité de poursuite des algorithmes adaptatifs dans un canal de transmission sous-marin à trajets multiples ”, thèse de doctorat, université Laval, Canada, (juillet 1997).
- [47] Slock, D.T.M., Maouche,K., “ un algorithme des moindres carrées récursif rapide : le FSU RLS” , 14^{ème} colloque Gretsni, (1993), 495-498.
- [48] Benallel,A., Benkrid,A., “A simplified FTF-type algorithm for adaptive filtering”, signal processing , V°87, n°5, (2007), 904-917.

- [49] Schutze,H., Ren,Z., "Numerical characteristics of fast recursive least squares transversal adaptation algorithms-a comparative study", *Signal processing*, V.27, n°3, (1992), 317-331.
- [50] Djendi, M., "New efficient adaptive fast transversal filtering (FTF)-type algorithms for mono and stereophonic acoustic echo cancelation", *Int journal of adapt control signal process*, V.29, n°3, (2014)., 273-301.
- [51] Cioffi,J., Kailath,T., "Fast recursive least squares transversal filters for adaptive filtering" *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, V.32,n° 2, (1984), 304–337.
- [52] Slock ,D.T.M., Kailath,T., "Numerically stable Fast Transversal Filters for recursive least squares adaptive filtering", *IEEE Trans on signal processing*, V.39. n° 1,(1991), 92-114.
- [53] Benveniste,A., Metivier,M. et Priouret,P., "Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques :Théorie et Applications", *Techniques stochastiques*, MASSON, (1987).
- [54] Moustakides,G., Theodoridis,S., "Fast newton transversal filters-a new class of adaptive estimation algorithms", *IEEE Transactions on Signal Processing*, (Oct. 1991), V. 39, n° 10, 2184–2193.
- [55] Djendi,M., "Complexity reduction of transversal adaptive filtering algorithm of Newton and implementation on DSP OROS TMS320C31", these de magister, Blida University, Algeria, (Jully 2000).
- [56] Djendi, M., "Amelioration du comportement des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides. Application a l'identification de reponses impulsives acoustiques longues", thèse de doctorat, école nationale polytechnique, Algeria, (sept 2006).
- [57] Petillon, T., Gilloire,A., Theodoridis,S., "The Fast Newton Transversal Filter : An Efficient Scheme for Acoustic Echo Cancellation in Mobil Radio", *IEEE Transaction on signal Processing*, V.42, n° 3, (March 1994), 509-518.
- [58] Djendi, M., Rahim, M., Guessoum, A., Bouchard, M. and Berkani, D., "Comparative study of new versions of the Newton type adaptive filtering algorithm", *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing ICASSP*, Montreal, Canada, (May 2004).
- [59] Djendi, M., Guessoum, A., Bouchard,M., Benallal, A., Berkani,D., "Improvement of the Convergence Speed and the Tracking Ability of the Fast Newton Type Adaptive Filtering (FNFTF) Algorithm", *Signal Processing*, (July 2006),V.86, n° 7, 1704-1719.
- [60] Petillon,T., Gilloire,A. , "Réduction de la complexité des algorithmes des moindres carrés rapides ", 13eme colloque Gretsii , (1991).
- [61] Maouche, K., Slock, D.T.M., "The fast subsampled-updating Fast Newton Transversal Filter (FSU FNFTF) Algorithm for adaptive filtering", *IEEE Trans on Circuit and Systems* , V.47, n°10, (oct 2000), 1047-1058.
- [62] Benallal,A., " Étude des algorithmes MCR et application à l'identification de réponses impulsives acoustiques", thèse de Doctorat, Université de Rennes I, France, (Jan 1989).

- [63] Abidi,A.A., "Direct-Conversion Radio Transceivers for Digital Communications", IEEE Journal of Solid-State Circuits, V. 30, n° 12, (Dec 1995), 1399–1410,.
- [64] Xu Z., Cheng,Y. , Ren,S., "Estimation and Compensation of IQ Imbalance in Millimeter-Wave OFDM UWB System," Journal of computers, V.28, n° 4, (2017), 179-188.
- [65] Zekkari, C., Djendi, M., Guessoum, A., "IQ imbalance estimation and compensation in receiver system", Int Conference ICAEE, El Hamma , Algérie , (nov 2019).
- [66] Djendi, M., Gilloire, A., Scalart, P., "Noise cancellation using two closely spaced microphones: experimental study with a specific model and two adaptive algorithms", IEEE Int. Conf. ICASSP, Toulouse, France, (May 2006).
- [67] Djendi, M., "Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications", Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
- [68] R.Bendoumia, « Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques », thèse de doctorat, Université de Blida, (2016).
- [69] Van Gerven, S., "Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement", thèse de doctorat, Université catholique of Leuven, (Mar. 1996).
- [70] Van Gerven, S., Compennolle, D., "Feedforward and Feedback in a symmetric adaptive noise canceller: stability analysis in a simplified case", Proc. IEEE. EUSIPCO, Belgium, Brussels, V.1, (Aug. 1992), 1081-1084.
- [71] ABRARD,F., " Méthodes de séparation aveugle de sources et application ", Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, (Mars 2003).
- [72] Cetin, E., Kale, I., Morling, R.C.S., " On the structure, convergence and performance of an adaptive IQ mismatch corrector", Proc. IEEE. Conf. on Vehicular Technology, Vancouver, Canada, (September 2002),.
- [73] Anttila, L., Valkama, M., Renfors, M., "Blind moment estimation techniques for I/Q imbalance compensation in quadrature receivers", Proc. IEEE Int. Symp. Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, Helsinki, Finland, (September 2006).
- [74] Nguyen,H.L., Jutten, Ch., Caelen,J., "Séparation Aveugle de parole et de bruit dans un mélange convolutif ", 13^{ème} Colloque Grets, (Septembre 1991).
- [75] Zekkari, C., Djendi, M., Guessoum, A., "Efficient adaptive filtering algorithm for IQ imbalance compensation TX/RX systems", IET signal processing, V.12, n° 5, (2018), 566-573.
- [76] Zekkari, C., Djendi, M., Guessoum, A., " A backward blind adaptive algorithm for IQ imbalance compensation in receiver system", Int Conference ICATS, Annaba Algérie , (Dec 2017).
- [77] Djendi, M., "An efficient stabilized fast Newton adaptive filtering algorithm for stereophonic acoustic echo cancellation SAEC", Computers and Electrical Engineering, (2012), V. 38, n° 4, 938-952.

- [78] Zekkari C., Djendi, M., Guessoum, A., "A comparative study of adaptive and non-adaptive IQ imbalance compensation methods in RX system ", Int Conference ISPA, Mostaghanam, Algérie ,(nov 2019).

PUBLICATION ET CONFERENCES

1. C. Zekkari, M.Djendi, A.Guessoum, "Efficient adaptive filtering algorithm for IQ imbalance compensation TX/RX systems," IET signal processing, Vol.12, no.5, pp.566-573, 2018.



ImpactFactor: 1.754

5-year Impact Factor: 1.544

CiteScore: 2.05

SNIP: 0.988

SJR: 0.384

2. C.Zekkari, M.Djendi, A. Guessoum , " A backward blind adaptive algorithm for IQ imbalance compensation in receiver system", Int Conference ICATS, Annaba Algérie , Dec 2017.
3. C.Zekkari, M.Djendi, A. Guessoum , "IQ imbalance estimation and compensation in receiver system ", Int Conference ICAEE, Hamma , Algérie , nov 2019.
4. C.Zekkari, M.Djendi, A. Guessoum , "A comparative study of adaptive and non-adaptive IQ imbalance compensation methods in RX system ", Int Conference ISPA, Mostaghanam , Algérie ,nov 2019.