

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA
كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie
قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Électronique
Spécialité Système de télécommunication

présenté par

GHANEM CHAHINEZ

&

FEDLAOUI LYNDA

Algorithmes adaptatifs à pas variables pour la poursuite d'un canal acoustique non stationnaire

Proposé par: prof.A.BENALLAL

Année Universitaire 2019-2020

Remerciements

Nous tenons, avant tout, à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté, la santé et la patience et de nous avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et les moments difficiles pour aboutir à ce travail.

Nous adressons toute notre reconnaissance et nos plus vifs remerciements à notre encadreur, Monsieur AHMED BENALLAL, professeur à l'université de Blida 1, pour nous avoir dirigés pendant cette dure année. C'était un honneur de travailler avec une précieuse assistance, disponibilité et soutien durant toute la période du déroulement de ce projet. Nous espérons avoir encore l'occasion de travailler avec lui dans le futur. Qu'il trouve ici l'expression de notre sincère gratitude.

Nous remercions très vivement les membres du jury pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer ce mémoire.

Nos pensées vont vers nos chers parents, pour leurs sacrifices, leurs encouragements et surtout pour leurs prières. Nous leurs souhaitons la bonne santé et la longue vie, Incha Allah.

Nos remerciements les plus sincères à tous nos amis et à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire.

Dédicaces

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une joie immense, je dédie ce modeste travail tout d'abord :

À ma mère, qui m'a donné la vie, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et qui a tout fait pour me voir réussir aujourd'hui.

À mon père, qui a été toujours présent et soutenu tout ma durée d'études financièrement et moralement.

À mes petit frères, et à toute la famille GHANEM et MAHDJOUBI .

À toute la famille FEDLAOUI et spécialement ma chère binôme LYNDIA.

À tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études.

À tous mes collègues de promotions que j'ai eu le plaisir de côtoyer pendant cette période de formation.

À tous mes amis qui m'ont aidé et encouragé, qui étaient toujours à mes côtés et qui m'ont accompagné durant tout mon parcours d'études supérieures et spécialement Mlle OULAHCENE ANISSA et Mr BETINA HAMZA .

CHAHINEZ

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une joie immense, je dédie ce modeste travail tout d'abord :

*À Monsieur A.BENALLÉL pour accepter d'être notre promoteur je remercie ainsi ma chère binôme GHANEM CHAHINEZ.
Je remercie spécialement mon père et mon grand père .*

À ma mère, mes sœurs et mon frère pour leurs amours, leurs sacrifices et leurs encouragements À toute la famille FEDLAOUI. À toute la famille GHANEM.

À tous mes enseignants, qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études. À tous mes collègues de promotion que j'ai eu le plaisir de côtoyer pendant cette période d'études. À tous mes amis, mes connaissances sans exceptions et à toute personne qui me connaît et me considère comme une amie.

LYNDA

ملخص: في هذه المذكرة، قمنا بتقييم الخوارزميات مع خطوات التكيف المتغيرة (أحجام الخطوات المتغيرة) والتي تجعل من الممكن تتبع الاختلافات في القناة الصوتية بشكل أفضل في أداة إلغاء الصدى في وجود أو عدم وجود إشارة مزدوجة. أولاً ، سنركز على خوارزميات نوع NLMS متغيرة الخطوة المتواجدة سابقاً ، ثم سنقترح خوارزمية VSS-NLMS بناءً على معيار بسيط للتغير في خطوة التكيف

كلمات المفاتيح: إلغاء الصدى الصوتي ، VSS_NLMS ، درجة متغيرة.

Résumé : Dans ce mémoire, nous avons fait le bilan des algorithmes à pas d'adaptation variables (variable step size) qui permettent de mieux poursuivre les variations dans un canal acoustique dans un annuleur d'écho des coups en présence ou non d'un signal double parole. Dans un premier temps, nous allons nous concentrer sur les algorithmes type NLMS à pas variable existants, puis nous allons proposer un algorithme VSS-NLMS basé sur un critère simple de variation du pas d'adaptation.

Mots clés : annulation d'écho acoustique , VSS_NLMS, Pas variable.

Abstract: In this thesis, we have taken stock of the algorithms with variable adaptation steps (variable step size) which make it possible to better track the variations in an acoustic channel in a echo canceller in the presence or absence of a double talk. First, we will focus on existing variable step size NLMS algorithms, then we will propose a VSS-NLMS algorithm based on a simple criterion of variation of the adaptation step.

Keywords: acoustic echo cancellation, VSS_NLMS, Variable step size.

❖ Notation

$[.]^T$: Opération de transposition.

$[.]^{-1}$: Opération de matrice inverse.

$|\cdot|$: Opération valeur d'absolue.

$E(\cdot)$: Espérance mathématique.

$\|\cdot\|$ désigne une moyenne des échantillons.

$\text{Log}(\cdot)$: logarithme à base 10.

∂ : Dérivé partiel

$y(n)$: Sortie du filtre adaptatif.

$x(n)$: Signal d'entrée (signal de locuteur lointain).

$e(n)$: Signal d'erreur.

μ : Pas d'adaptation.

J : Fonction de coût.

$\text{Trace}(R)$: désigne la somme des éléments de la diagonale de la matrice d'autocréation.

$v(n)$: Signal de locuteur proche.

$\hat{y}(n)$: Signal d'écho estimé.

$y(n)$: Signal d'écho.

$\mathbf{x}(n)$: vecteur de signal d'entrée.

$\mathbf{h}(n)$: Coefficients du filtre adaptatif.

$b(n)$: Signal de bruit ambiant.

$\mathbf{w}(n)$: système inconnu.

$d(n)$: signal désiré (écho bruité).

❖ Abréviations

- ✓ **AEC** : Annulation d'Echo Acoustique.
- ✓ **ANC**: Adaptive Noise Cancellation.
- ✓ **DTD**:double talk detector.
- ✓ **EQM** : Erreur Quadratique Moyenne.
- ✓ **EQMM**: Erreur Quadratique Moyenne Minimale.
- ✓ **LEM**: loudspeaker-enclosure-microphone.
- ✓ **LMS**: Least Mean Square (Gradient Stochastique).
- ✓ **MSE**: Mean Square Error.
- ✓ **NLMS** : Normalised LMS (Gradient Stochastique Normalisé).
- ✓ **RIF** : Réponse Impulsionnelle finie.
- ✓ **RI** : Réponse Impulsionnelle.
- ✓ **SNR** : Signal to Noise Ratio (Rapport Signal sur Bruit).
- ✓ **USASI**: USA Standard Institute.
- ✓ **VSS-NLMS**: variable step size Normalized LMS.

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Généralités sur l'écho acoustique et filtrage adaptatif	3
1.1 Introduction.....	3
1.2 écho dans les systèmes de télécommunication	3
1.2.1 écho électrique.....	3
1.2.2 écho acoustique	4
1.2.3 Réponse impulsionnelle (RI) acoustique d'une salle :	6
1.3 Annulation d'écho acoustique.....	7
1.4 Annulation adaptative d'écho acoustique :	8
1.4.1 Principe du filtrage adaptatif :	9
1.4.2 Filtre optimal de Wiener :	10
1.4.3 algorithmes adaptatifs	14
1.4.3.1 Algorithme du gradient stochastique LMS.....	14
1.4.3.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS	15
1.4.4 critères de choix des algorithmes de filtrage adaptatif :	16
1.5 Conclusion :	18
Chapitre 2 : Algorithmes NLMS à pas variables VSS.....	19
2.1 Introduction.....	19
2.2 Algorithmes VSS-NLMS pour l'annulation d'écho acoustique	19
2.2.1 algorithme VSS NLMS de QIN 1996	20
2.2.2 algorithme VSS-NLMS de SULYMAN 2004	20
2.2.3 algorithme VSS NLMS de SHIN 2004	22
2.2.4 Algorithme VSS-NLMS non paramétrique de BENESTY 2006 (VSS-NLMS NP)	23
2.2.5 Algorithme Non paramétrique étendu de IQBAL 2008 (extension NPVSS).....	24
2.2.6 Nouvel Algorithme VSS-NLMS de IQBAL 2008 (NVSS-NLMS)	26
2.2.7 algorithme VSS-NLMS simple pour l'annulation d'écho de Paleologu 2009 (SVSS-NLMS)	27
2.2.8 Algorithme VSS-NLMS Pratique de Paleologu 2009 (PVSS-NLMS)	28
2.2.9 Nouvel algorithme VSS-NLMS de Sánchez 2011 (NVSS-NLMS Sánchez)	29

2.2.10	algorithme VSS-NLMS de Huang 2012 (VSS-NLMS-Beta)	31
2.2.11	algorithme VSS-NLMS ECHO de Huang 2012 (ECHO-VSS-NLMS-Beta)	32
2.2.12	Algorithme Sigmoid VSS-NLMS de ZHU 2012 (Sigmoid-VSS-NLMS)	33
2.2.13	Algorithme VSS-NLMS base sur la méthode d'ICA de KANDI 2013 (VSS-NLMS-ICA) ...	34
2.2.14	Algorithme VSS-NLMS proposé (VSS-NLMS-PROP).....	35
2.3	Conclusion :	37
Chapitre 3 : résultats de simulations.....		40
3.1	Introduction.....	38
3.2	Présentation des signaux de simulations	38
3.3	Description des critères de performance :.....	41
3.4	Résultats de simulations des algorithmes VSS-NLMS :	41
3.4.1	Algorithme VSS NLMS de QIN 1996	42
3.4.2	algorithme VSS-NLMS de SULYMAN 2004	45
3.4.3	algorithme VSS NLMS de SHIN 2004	47
3.4.4	Algorithme VSS-NLMS non paramétrique de BENESTY 2006 (VSS-NLMS NP).....	50
3.4.5	Algorithme Non paramétrique étendu de IQBAL 2008 (extension NPVSS).....	52
3.4.6	Nouvel Algorithme VSS-NLMS de IQBAL 2008 (NVSS-NLMS IQBAL).....	55
3.4.7	algorithme VSS-NLMS simple pour l'annulation d'écho de Paleologu 2009 (SVSS-NLMS)	57
3.4.8	Algorithme VSS-NLMS Pratique de Paleologu 2009 (PVSS-NLMS).....	61
3.4.9	Algorithme VSS-NLMS de Sánchez 2011 (NVSS-NLMS Sánchez).....	63
3.4.10	algorithme VSS-NLMS de Huang 2012 (VSS-NLMS-Beta).....	67
3.4.11	algorithme VSS-NLMS ECHO de Huang 2012 (ECHO-VSS-NLMS-Beta).....	71
3.4.12	Algorithme Sigmoid VSS-NLMS de ZHU 2012 (Sigmoid-VSS-NLMS)	74
3.4.13	Algorithme VSS-NLMS basé sur la méthode d'ICA de KANDI 2013 (ICA-VSS-NLMS)...	76
3.4.14	Algorithme VSS-NLMS proposé (VSS-NLMS-PROP).....	81
3.5	Conclusion :	84
Conclusion générale.....		86
Bibliographies :		87

Liste des figures

Figure 1.1 : Problème de l'écho dans les systèmes de communications.	4
Figure 1.2 : Communication bidirectionnelle entre deux salles	5
Figure 1.3 : les réflexions de son dans une salle.....	6
Figure 1.4 : Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique.....	7
Figure 1.5 : Principe d'annulation d'écho acoustique.	8
Figure 1.6 : structure générale d'identification d'écho acoustique.	9
Figure 3.1 : Schéma de génération des signaux.....	38
Figure 3. 2a : Réponse impulsionnelle mesurée (L=256).....	39
Figure 3. 3 : Signal USASI.....	39
Figure 3. 4 : signal bbg1AR20.....	40
Figure 3. 5 : Variation linéaire du canal	41
Figure 3. 6 : signaux : usasi.sig et usasi_256.car Cas stationnaire, SNR =15dB, L=256	42
Figure 3. 7 : signaux : usasi.sig et usasi_256.car Cas stationnaire, SNR =30dB, L=256	42
Figure 3. 8 : signaux : usasi.sig et usasi_256.car, Cas stationnaire, SNR =50dB, L=256.....	43
Figure 3. 9 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca, Cas non stationnaire, SNR =15dB,L=256.....	44
Figure 3. 10 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =30dB,L=256.....	44
Figure 3. 11 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire,	44
Figure 3. 12 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =15dB,L=256.....	45
Figure 3. 13 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =30dB, L=256.....	45
Figure 3. 14 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =50dB,L=256.....	46
Figure 3. 15 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =15dB,L=256.....	46
Figure 3. 16 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =30dB,L=256.....	46
Figure 3. 17 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire,	47
Figure 3. 18 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =15dB,L=256.....	48
Figure 3. 19 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca, Cas stationnaire, SNR =30dB,L=256.....	48
Figure 3. 20 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire,	48
Figure 3. 21 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca, Cas non stationnaire, SNR =50dB,L=256.....	49
Figure 3. 22 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca, Cas non stationnaire, SNR =50dB,L=256.....	49

Figure 3. 23 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =50dB,L=256.....	49
Figure 3. 24 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =15dB,L=256 , $\sigma_v^2 = 0.0119$	50
Figure 3. 25 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =30dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-4}$	50
Figure 3. 26 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =50dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-6}$	51
Figure 3. 27 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =15dB,L=256, $\sigma_v^2 = 0.0119$	51
Figure 3. 28 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =30dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-4}$	51
Figure 3. 29 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =50dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-006}$	52
Figure 3. 30 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =15dB,L=256, $\sigma_v^2 = 0.0119$	53
Figure 3. 31 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =30dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-004}$	53
Figure 3. 32 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =50dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-006}$	53
Figure 3. 33 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =15dB,L=256, $\sigma_v^2 = 0.0119$	54
Figure 3. 34 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =30dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-004}$	54
Figure 3. 35 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire,SNR =50dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-006}$	54
Figure 3. 36 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	55
Figure 3. 37 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	55
Figure 3. 38 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	56
Figure 3. 39 : SNR=15, cas stationnaire, BBG1AR20, L=512	56
Figure 3. 40 : SNR=15 dB, cas Non stationnaire, USASI, L=256	57
Figure 3. 41 : SNR=30 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256	57
Figure 3. 42 : SNR=15 dB, cas non stationnaire, BBG1AR20, L=256	57

Figure 3. 43 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=512	58
Figure 3. 44 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=512	58
Figure 3. 45 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=512	58
Figure 3. 46 : SNR=15 dB, stationnaire, BBG1AR20, L=256	59
Figure 3. 47 : SNR=30 dB, stationnaire, BBG1AR20, L=256	59
Figure 3. 48 : SNR=15 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256	59
Figure 3. 49 : SNR=30 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256	59
Figure 3. 50 : SNR=50 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256	60
Figure 3. 51 : SNR=15 dB, non stationnaire, BBG1AR20, L=256	60
Figure 3. 52 : SNR=30 dB, non stationnaire, BBG1AR20,L=256	60
Figure 3. 53 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	61
Figure 3. 54 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	61
Figure 3. 55 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	62
Figure 3. 56 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=512	62
Figure 3. 57 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=512	62
Figure 3. 58 : SNR=15 dB, cas non stationnaire, USASI,L=256	63
Figure 3. 59 : SNR=30 dB, cas non Stationnaire, USASI,L=256	63
Figure 3. 60 : SNR=30 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256	63
Figure 3. 61 :SNR=15dB, L=256, cas stationnaire, USASI	64
Figure 3. 62 : SNR=30 dB, L=256, cas stationnaire, USASI	64
Figure 3. 63 : SNR=15dB, L=256, cas stationnaire, USASI	65
Figure 3. 64 : SNR=15 dB ,L=256, cas non stationnaire, USASI	66
Figure 3. 65 : SNR=30 dB , L=256, cas non stationnaire, USASI	66
Figure 3. 66 : SNR=50 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI	66
Figure 3. 67 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=256, $\beta=5$	68
Figure 3. 68 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=256, $\beta=2$	68
Figure 3. 69 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=256, $\beta=1.2$	68
Figure 3. 70 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI,L=512, $\beta=5$	69
Figure 3. 71 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI,L=512, $\beta=2$	69
Figure 3. 72 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=512 ; $\beta=1.2$	69
Figure 3. 73 : SNR=30 dB, cas Non stationnaire, USASI, L=256, $\beta=5$	70

Figure 3. 74 : SNR=30 dB, cas Non stationnaire, USASI, L=256, $\beta=2$	70
Figure 3. 75 : SNR=50 dB, cas Non stationnaire, USASI, L=256, $\beta=1.2$	70
Figure 3. 76 : SNR=15dB, L=256, cas stationnaire, USASI, $\zeta_{th}= 0.35$	72
Figure 3. 77 : SNR=30 dB,L=256, cas stationnaire, USASI, $\zeta_{th}= 0.005$	72
Figure 3. 78 : SNR=50 dB, L=256, cas stationnaire, USASI et $\zeta_{th}= 0.0005$	72
Figure 3. 79 : SNR=15 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI et $\zeta_{th}= 0.35$	73
Figure 3. 80 : SNR=30 dB ,L=256, cas non stationnaire, USASI et ; $\zeta_{th}= 0.005$	73
Figure 3. 81 : SNR=50 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI et ; $\zeta_{th}= 0.0005$	73
Figure 3. 82 : SNR=15dB, L=256, cas stationnaire, USASI	74
Figure 3. 83 : SNR=30 dB, L=256, cas stationnaire, USASI	74
Figure 3. 84 : SNR=50 dB, L=256, cas stationnaire, USASI	75
Figure 3. 85 : SNR=15 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI	75
Figure 3. 86 : SNR=30 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI	75
Figure 3. 87 : SNR=50 dB, N=256, cas non stationnaire, USASI	76
Figure 3. 88 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	77
Figure 3. 89 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	77
Figure 3. 90 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=256	77
Figure 3. 91 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=512	78
Figure 3. 92 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=512	78
Figure 3. 93 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=512	78
Figure 3. 94 : SNR=15 dB, cas non-stationnaire, USASI, L=256.....	79
Figure 3. 95 : SNR=30 dB, cas non-stationnaire, USASI, L=256.....	79
Figure 3. 96 : SNR=50 dB, cas non-stationnaire, USASI, L=256.....	79
Figure 3. 97 : SNR=15dB, non-stationnaire, BBG1AR20, L=256.....	80
Figure 3. 98 : SNR=30dB, non-stationnaire, BBG1AR20, L=256.....	80
Figure 3. 99 : SNR=50dB, non-stationnaire, BBG1AR20, L=256.....	80
Figure 3. 100 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=0.0119$, $\alpha=0.1$,SNR=15 dB, stationnaire, USASI, L=256	82
Figure 3. 101 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=3.7e-04$; $\alpha=0.1$,SNR=30 dB, stationnaire, USASI, L=256.....	82
Figure 3. 102 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=3.7e-06$, $\alpha=0.1$, SNR=50dB, stationnaire, USASI, L=256.....	82
Figure 3. 103 : $\lambda=0.9989$; $\sigma_v^2=0.0101$, $\alpha=0.1$,SNR=15, stationnaire, BBG1AR20, L=512	82
Figure 3. 104 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=0.0119$, $\alpha=0.1$,SNR=15 dB, non stationnaire, USASI, L=256.....	83

Figure 3. 105 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2 = 0.0012$; $\alpha=0.1$, SNR=25 dB, non stationnaire, USASI, L=512.....	83
Figure 3. 106 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2 = 3.7e-06$, $\alpha=0.1$,SNR=50dB, non stationnaire, USASI, N=256	84
Figure 3. 107 : $\lambda=0.9989$; $\sigma_v^2 = 0.0101$, $\alpha=0.1$,SNR=15, non stationnaire, BBG1AR20, N=512	84

Liste des tableaux

Tableau 1 : paramètres de simulation 30

Introduction générale

La télécommunication dans ses diverses formes est devenue un moyen et un outil de développement indispensable, comme le téléphone et les réseaux informatiques. En effet, la conversation téléphonique permet déjà, un haut niveau de communication par le choix des mots et le ton de la voix.

L'annulation d'écho acoustique consiste à identifier le chemin d'écho entre le haut-parleur et le microphone. Ceci permet une évaluation de l'écho qui est alors soustraite du signal à envoyer. Cette méthode apparaît bien adaptée à la résolution du problème d'écho puisqu'elle permet une communication bidirectionnelle simultanée.

Le canal acoustique, composé essentiellement en première approximation de retards et d'atténuation, est généralement modélisé par un filtre de réponse impulsionnelle finie (RIF) de taille L . L'annulation d'écho acoustique est un problème d'identification d'un système linéaire (le canal acoustique). On doit donc utiliser des algorithmes d'identification adaptative qui soient robustes aux bruits perturbateurs en sortie.

L'objectif de ce projet est de faire le bilan des algorithmes à pas d'adaptation variables (variable step size) qui permettent de mieux poursuivre les variations dans un canal acoustique dans un annuleur d'écho en présence ou non de bruit additif et de variation du canal.

Pour la présentation de notre travail, nous avons réparti cette présentation sur 3 chapitres comme suit :

Dans le chapitre 1, nous allons définir l'écho acoustiques avec ces types et comment nous pouvons l'annuler, nous présentons aussi le concept du filtrage adaptative en se basant sur le filtre de Wiener.

Le chapitre 2 concerne les algorithmes à pas variable VSS-NLMS pour l'annulation d'écho. Notre intérêt est de performer la vitesse de convergence, le niveau de l'erreur final et la capacité de poursuite des variations du canal.

Dans le chapitre 3, nous présentons des résultats de simulations qui comparent les performances des algorithmes adaptatifs présentés dans les chapitres précédents, ces performances sont basées sur la vitesse de convergence, l'énergie de l'erreur de filtrage final

et la capacité de poursuite. Cette étude comparative est consacrée aux cas stationnaire et non stationnaire c'est-à-dire nous testons les algorithmes pour un canal acoustique stationnaire et non stationnaire.) , ainsi que la proposition d'un nouvel algorithme de type VSS NLMS (VSS-NLMS-PROP).

Nous terminons notre travail par une conclusion générale.

Chapitre 1: Généralités sur l'écho acoustique et filtrage adaptatif

1.1 Introduction

Dans le système de communication mains –libres et de conférence (téléconférence, conférence de bureau), on a toujours besoin des annuleurs d'écho pour réduire l'écho qui résulte du couplage acoustique entre le haut-parleur et le microphone de prise de son. L'écho acoustique est plus visible et ennuyeux lorsqu'un retard important (de l'ordre des centaines de milli secondes) est présent dans chemin de transmission.

Ce chapitre résume les principales caractéristiques de l'écho acoustique, sa source et comment l'annuler, puis nous parlerons sur le filtrage adaptative en se basant sur le filtre de Wiener, ensuite, nous allons décrire des différentes classes d'algorithmes adaptatifs. Nous nous intéressons aux algorithmes adaptatifs qui sont de bons candidats, comme le LMS et NLMS.

1.2 écho dans les systèmes de télécommunication

L'écho, qu'il soit électrique ou acoustique, a des origines différentes. L'écho peut être caractérisé par la réponse impulsionnelle associé à son trajet entre le point d'émission et d'observation.

Dans les systèmes de télécommunications, on trouve deux types d'écho, électrique et acoustique.

1.2.1 écho électrique

Les réseaux de télécommunications de longue distance sont constitués de deux types de liaisons téléphoniques, liaison téléphonique "à deux fils" et liaison téléphonique "à quatre fils". Le passage d'une liaison de deux fils à une liaison de quatre fils a pour effet de générer un écho dit électrique fils comme le montre la Figure 1.1. Ceci est dû à la désadaptation entre l'impédance présentée par le combiné téléphonique et l'impédance du canal de transmission. Nous retiendrons en outre que le problème de l'écho électrique est classiquement résolu à l'aide d'un annuleur d'écho utilisant des filtres plus spécifiques [1].

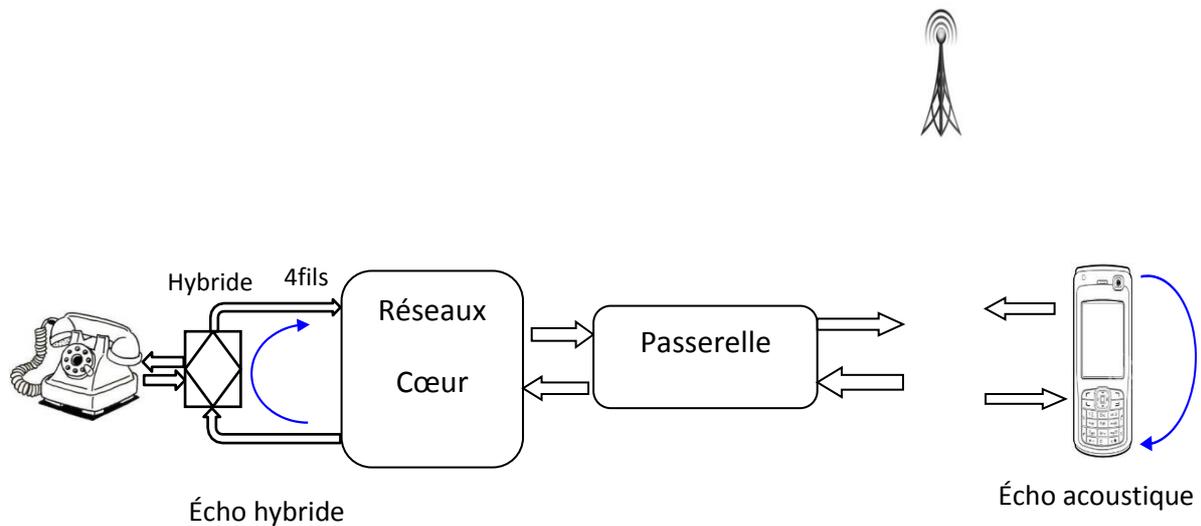


Figure 1.1 : Problème de l'écho dans les systèmes de communications.

1.2.2 écho acoustique

Les signaux vocaux transmis sur un réseau téléphonique font presque toujours partie d'une conversation. C'est une caractéristique du dialogue humain que de temps en temps les deux personnes parlent simultanément. Ceci est appelé "double parole" [3].

Le problème avec la double parole pour un système d'annulation d'écho acoustique (AEC) est que la parole du locuteur proche interfère avec le processus d'adaptation. Il se mêle à l'écho et agit ainsi comme un bruit de mesure à l'entrée principale. En l'absence d'intervention, cela conduit à la dégradation du modèle de chemin d'écho. De plus, il faudra un certain temps au filtre adaptatif pour se réaccorder une fois que le double parole s'arrête.

La façon habituelle de résoudre ce problème consiste à ajouter un autre bloc de traitement du signal appelé détecteur de double parole (DTD).

Nous faisons maintenant une observation clé. Toute augmentation significative de l'erreur résiduelle après l'annulation d'écho peut être due à une double parole ou à une modification du trajet d'écho. Dans le premier cas, la meilleure chose à faire serait de geler les poids de filtre à leurs valeurs juste avant le début de la parole proche, alors que dans ce dernier il est souhaitable d'effectuer une poursuite rapide des changements [5].

L'écho acoustique a pour source la réflexion des signaux sonores émis par le haut-parleur du système sur les parois des salles (habitacle de véhicule, salle audioconférence...) utilisé, le signal réfléchi est ensuite capté par le microphone du système.

Il est alors renvoyé vers le locuteur distant, qui entend avec un certain délai, son propre signal dénommé écho (figure 1.2).

L'écho acoustique est présent de façon gênante pour un délai de transmission global de 30 ms. Ce délai est largement dépassé que ce soit dans le cadre de la radiotéléphonie mains libres où le retard de transmission est de l'ordre de 180 ms ou dans des contextes de téléconférence où le traitement et la transmission de la voix introduisent un retard supérieur. Dans ce cas, un traitement spécifique doit être impérativement mis en œuvre pour préserver la qualité de la communication.

Dans le cas de simple parole et pour des retards inférieurs à 25ms, un système d'annulation d'écho doit atteindre une atténuation de l'écho de l'ordre de 24 dB. Ce même système doit être capable de fournir une atténuation de l'écho de 40 dB pour des retards excédant 25 ms [1].

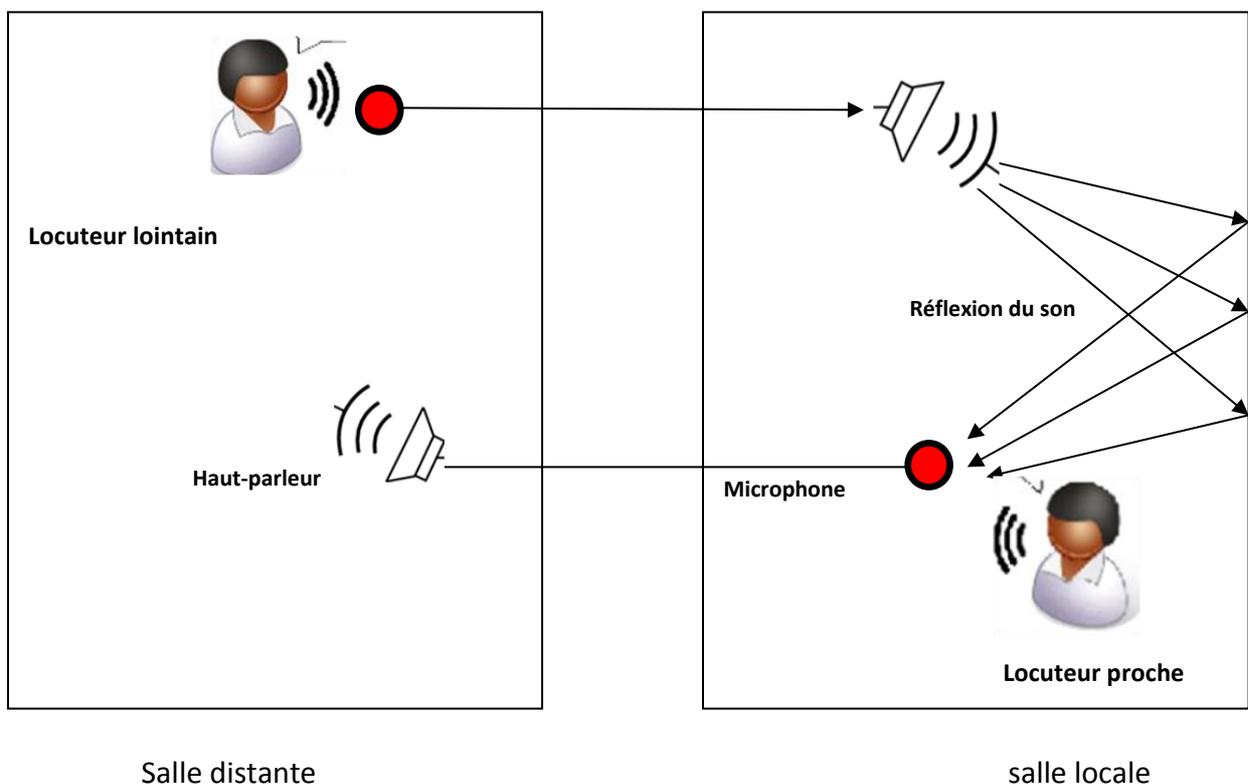


Figure1.2 : Communication bidirectionnelle entre deux salles

1.2.3 Réponse impulsionnelle (RI) acoustique d'une salle :

Pour la définition de la réponse impulsionnelle acoustique on place un témoin (récepteur) dans une salle vide, et on lance un morceau de son à partir d'un média équipé par des haut-parleurs (source), le récepteur capte le son direct et plusieurs réflexions des parois de la salle (figure1.3).

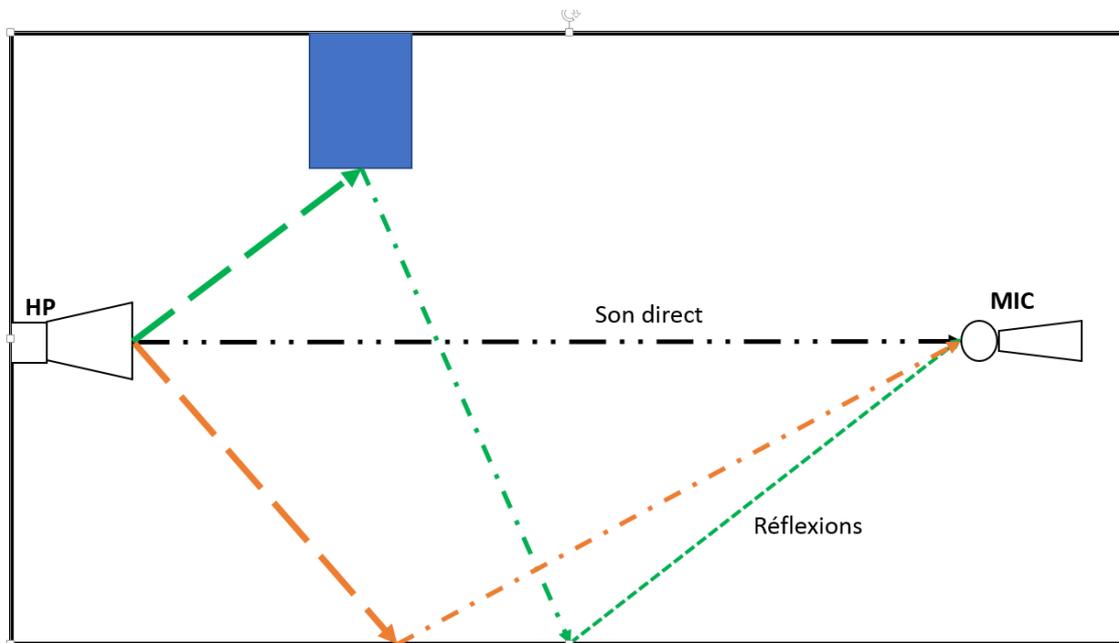


Figure 1.3 : les réflexions de son dans une salle.

La figure (1.3) présente la propagation de son dans une salle contenant quelques objets, chaque réflexion est retardée et atténuée. Le microphone placé loin du haut-parleur capte les différents sons qui se produisent par ces réflexions. Dans la théorie de l'acoustique linéaire, ces réflexions sont modélisées par un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF). En pratique, selon les dimensions de la salle, la taille de RI varie de quelques centaines de coefficients à plusieurs milliers de coefficients.

La réponse impulsionnelle d'un canal acoustique se présente sous la forme d'une onde directe et d'une succession d'ondes réfléchies par les parois d'une salle particulière (figure 1.4).

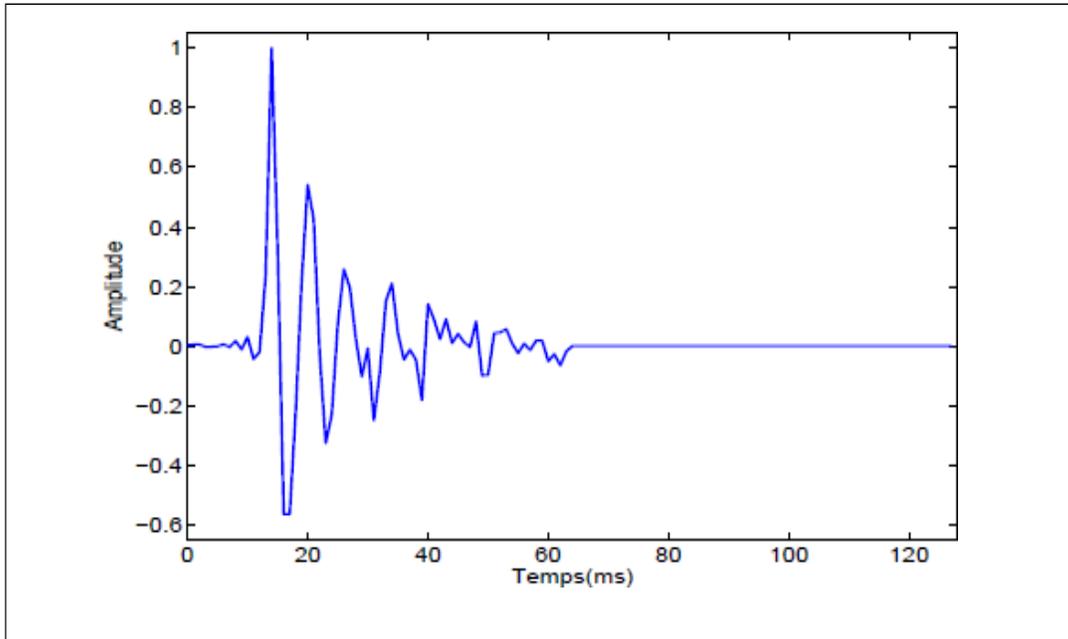


Figure 1.4 : Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique

1.3 Annulation d'écho acoustique

L'annulation d'écho acoustique basée sur une méthode qui traite le signal capté par le microphone, c'est-à-dire d'utiliser un système qui devrait idéalement supprimer tout ce qui provient du microphone de prise de son sauf le signal double parole.

Le microphone dans la figure 1.5 capte à la fois la parole de locuteur proche (double parole) et la parole du locuteur distant (signal écho), à cause du couplage acoustique.

Un système d'annulation d'écho estime l'écho acoustique entre l'entrée (signal envoyé dans le haut-parleur) et la sortie (signal récupéré par le microphone), puis il retranche cette estimation du signal local de parole.

En effet, l'annulation de cet écho acoustique est basée sur l'estimation du canal acoustique entre le haut-parleur et le microphone par des techniques d'identification adaptative de la réponse impulsionnelle.

L'annulation d'écho acoustique consiste à utiliser un filtre qui génère une estimée de l'écho réel, la différence entre les deux est l'écho résiduel (erreur d'estimation), le but est de minimiser l'erreur d'estimation pour réduire au mieux l'écho, alors que la technique d'annulation d'écho devient un problème de minimisation ceci nous permet d'utiliser des filtres décrits dans la section suivante.

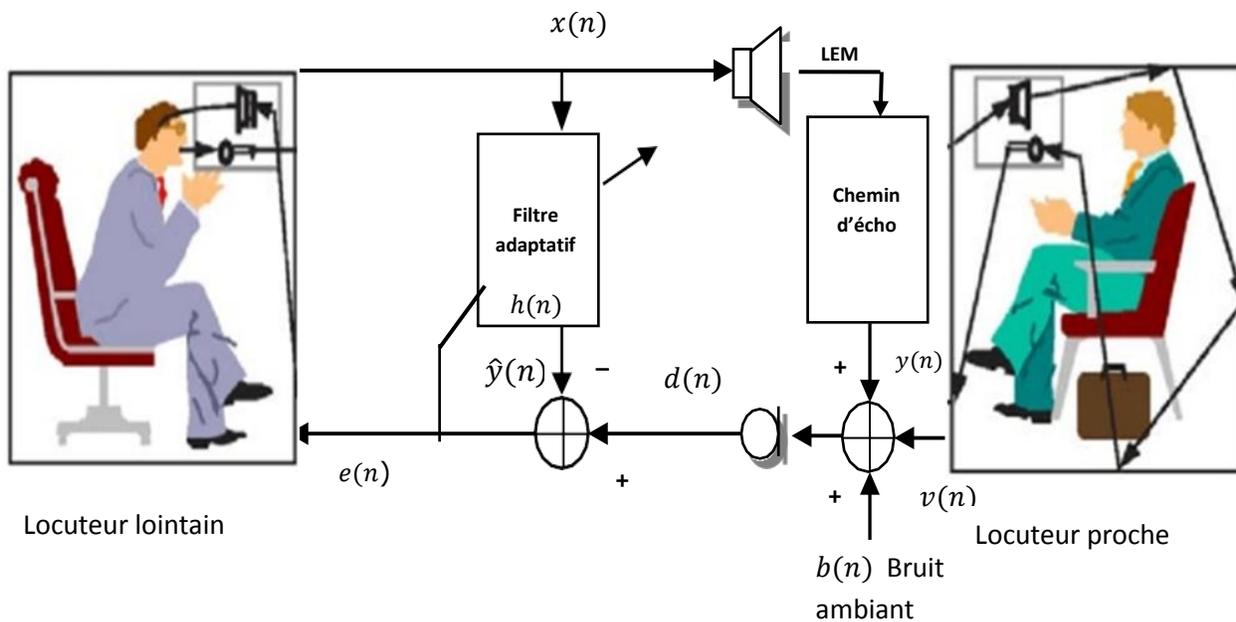


Figure1.5 : Principe d'annulation d'écho acoustique.

1.4 Annulation adaptative d'écho acoustique :

Les dispositifs d'annulation d'écho mettent en œuvre des filtres adaptatifs dont l'adaptation du très grand nombre de coefficients est généralement réalisée grâce à des algorithmes perfectionnés.

La rapidité et la précision de cette adaptation sont des points très critiques, les signaux comme la parole ou le son sont fortement non stationnaires, ce qui rend le problème d'annulation d'écho plus difficile à résoudre [6].

1.4.1 Principe du filtrage adaptatif :

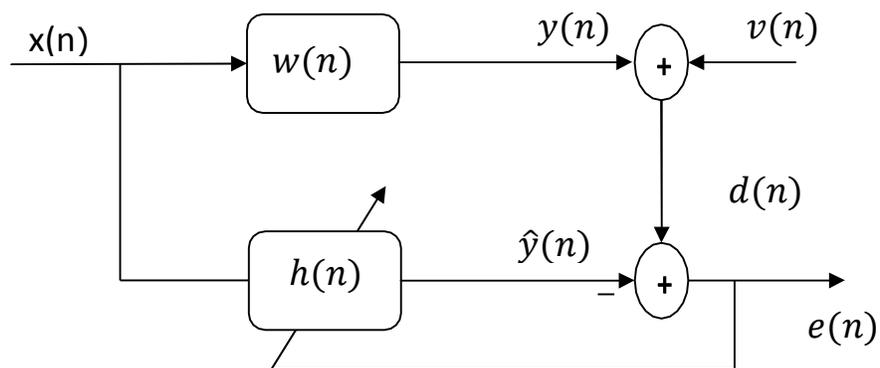


Figure1.6 : structure générale d'identification d'écho acoustique.

Le vecteur $h(n)$ est mis à jour selon un critère basé sur le signal d'erreur $e(n)$. À chaque instant n , un vecteur $h(n + 1)$ est créé pour l'instant suivant. Cet algorithme adaptatif est implémenté dans le but de filtrer $x(n)$ de façon à ce que $\hat{y}(n)$ soit le plus proche possible du signal désiré $d(n)$, ceci en minimisant le carré du signal d'erreur $e(n) = d(n) - \hat{y}(n)$.

Le microphone reçoit le signal désiré $d(n)$ comportant un écho $y(n)$ du signal $x(n)$ et un signal proche $v(n)$

$$d(n) = y(n) + v(n) \quad (1.1)$$

Cet écho peut être modélisé comme le passage du signal $x(n)$ à travers la fonction de transfert du canal dans lequel se trouvent le haut-parleur et le micro (figure précédente).

L'écho bruité est renvoyé par le microphone .Le chemin d'écho est la matérialisation de toutes les réflexions subies par le signal éloigné avant d'atteindre le microphone.

Généralement, l'annulation d'écho est accomplie en identifiant de manière adaptative la réponse impulsionnelle du chemin d'écho et en soustrayant une estimé du signal écho de celui du microphone .L'algorithme d'annulation d'écho permet l'estimation du filtre $w(n)$ par le vecteur $h(n)$ de taille L, à l'aide d'un critère basé sur l'erreur d'estimation a priori.

$$e(n) = d(n) - \mathbf{h}_{L,n-1}^T(n) \mathbf{x}_{L,n} \quad (1.2)$$

La mise à jour du filtre à chaque instant est effectuée par une contre réaction de l'erreur d'estimation proportionnellement au gain d'adaptation on note $G(n)$ et suivant l'équation :

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + G(n)e(n) \quad (1.3)$$

1.4.2 Filtre optimal de Wiener :

Le filtrage de Wiener, qui doit son nom au scientifique Norbert Wiener, est adéquat pour les situations dans lesquelles le signal ou le bruit sont stationnaires.

Le principe du filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse $\hat{y}(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$, lorsque l'entrée $x(n)$ est perturbée par un bruit [8], comme le montre la figure 1.6. Il consiste alors à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le signal désiré et la sortie du filtre linéaire :

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (1.4)$$

$$d(n) = b(n) + \sum_{i=0}^{L-1} w_i(n) x(n - i) \quad (1.5)$$

Où :

$e(n)$: désigne le signal d'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie du filtre $\hat{y}(n)$

$w(n)$: est la réponse impulsionnelle réelle que nous cherchons.

$x(n)$: Le signal d'entrée

Le signal de sortie du filtre $\hat{y}(n)$ (écho estimé) est donné par :

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=0}^{L-1} h(n)x(n - i) \quad (1.6)$$

On se limitera au calcul du filtre RIF, utilisant une notation vectorielle pour la sortie du filtre :

$$\hat{y}(n) = \mathbf{h}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.7)$$

Le signal d'erreur $e(n)$ s'écrit comme suite

$$e(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{L-1} h(n)x(n - i) \quad (1.8)$$

Le filtre de Wiener minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM).

$$\mathbf{J} = E[e(n)e^*(n)] = E|e^2(n)| \quad (1.9)$$

Où :

\mathbf{J} : La fonction cout.

E : L'espérance mathématique.

Donc le critère de l'EQM est donné par (pour cas réel) :

$$J = E[(d(n) - \mathbf{h}^T(n)\mathbf{x}(n))(d(n) - \mathbf{h}^T(n)\mathbf{x}(n))] \quad (1.10)$$

$$J = E[d^2(n)] - \mathbf{h}^T(n)E[\mathbf{x}(n)d(n)] - \mathbf{h}^T(n)E[\mathbf{x}(n)d(n)] + \mathbf{h}^T(n)E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]\mathbf{h}(n) \quad (1.11)$$

$$J = \sigma_d^2 - \mathbf{h}^T(n)\mathbf{r}_{xd} + \mathbf{h}^T(n)\mathbf{r}_{xd}^* + \mathbf{h}^T(n)\mathbf{R}_{xx}(n) \quad (1.12)$$

Avec :

\mathbf{r}_{xd} : Le vecteur d'intercorrélation entre le signal désiré $d(n)$ et le signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$.

\mathbf{R}_{xx} : La matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$.

Nous cherchons à trouver $\mathbf{h}(n)$ de telle sorte qu'on minimise le critère de l'EQM, \mathbf{h}_{opt} est celui qui annule le gradient

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{h}(n)} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.13)$$

On a:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{h}(n)} = 2 E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{h}(n)} \right\} \quad (1.14)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{h}(n)} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.15)$$

Par conséquent, à l'optimum nous avons :

$$E\{e_{min}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.16)$$

Avec $e_{min}(n)$ est l'erreur minimale, donc l'optimum est atteint lorsque $e(n)$ est orthogonale à $\mathbf{x}(n)$.

En développant cela, on obtient :

$$E \{ \mathbf{x}(n) \{ d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}_{opt} \} \} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.17)$$

Soit :

$$E \{ \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \} \mathbf{h}_{opt} = E \{ \mathbf{x}(n) d(n) \} \quad (1.18)$$

Ou encore :

$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{h}_{opt} = \mathbf{r}_{xd} \quad (1.19)$$

Cette dernière relation est appelée la formule de Wiener ou l'équation de WienerHopf. Cette solution donne le filtre optimal de Wiener :

$$\mathbf{h}_{opt} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{r}_{xd} \quad (1.20)$$

Il peut être préférable de résoudre ce système par une méthode itérative (algorithme), notamment en se souvenant que la fonction de coût est quadratique, c'est-à-dire le minimum est unique. Les algorithmes adaptatifs permettent l'estimation du filtre adaptatif en utilisant le vecteur $\mathbf{h}(n)$ de taille L à l'aide d'un critère basé sur l'estimation de l'erreur a priori.

1.4.3 algorithmes adaptatifs

Le principe d'annulation d'écho acoustique par filtrage adaptatif est basé sur l'estimation et l'identification adaptative d'un système RIF, Les coefficients estimés sont utilisés pour fournir une réplique des échos qui peut être soustrait du signal cible pour obtenir l'annulation.

De manière générale, un algorithme d'adaptation simple se présente sous la forme

Vectorielle suivante :

$$\begin{pmatrix} \text{vecteur des} \\ \text{nouveaux} \\ \text{coefficients} \\ \text{de filtre} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{vecteur des} \\ \text{anciens} \\ \text{coefficients} \\ \text{de filtre} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \text{pas} \\ \text{d'adaptation} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{terme de} \\ \text{correction} \end{pmatrix}$$

1.4.3.1 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS est l'un des algorithmes adaptatifs les plus populaires pour le calcul des coefficients d'un filtre adaptatif. L'algorithme se base sur une estimation simple du gradient

On remplace \mathbf{R}_{xx} et \mathbf{r}_{xd} par des estimations $\tilde{\mathbf{R}}_{xx}$ et $\tilde{\mathbf{r}}_{xd}$ à l'instant n :

$$\tilde{\mathbf{R}}_{xx} = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (1.21)$$

$$\tilde{\mathbf{r}}_{xd} = \mathbf{x}(n)d(n) \quad (1.22)$$

La formule de mise à jour des coefficients du filtre adaptatif est donnée par :

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + \mu[\tilde{\mathbf{r}}_{xd}(n) - \tilde{\mathbf{R}}_{xx}(n)\mathbf{h}(n)] \quad (1.23)$$

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + \mu\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{h}(n)] \quad (1.24)$$

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + \mu\mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.25)$$

μ : est le pas d'adaptation

- une condition nécessaire doit être vérifiée :

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{Trace}(R)} = \frac{1}{L\sigma_x^2} \quad (1.26)$$

Trace (R) : désigne la somme des éléments de la diagonale de la matrice d'autocréation [7].

σ_x^2 : désigne l'énergie du signal d'entrée $x(n)$

L : est le nombre de coefficients du filtre adaptatif.

L'algorithme LMS nécessite $2L+1$ multiplications par itération. Cet algorithme n'est pas recommandé pour l'annulation d'écho en raison de la grande variation d'énergie contenue dans la voix.

1.4.3.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

L'algorithme NLMS est une version modifiée de l'algorithme LMS. La modification apportée consiste à normaliser la correction des coefficients en fonction de l'énergie du signal d'entrée. Cette évaluation fait en sorte que le pas d'adaptation varie de façon inversement proportionnelle à l'énergie contenue dans le signal d'entrée. Donc, l'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS.

Donc le nouveau pas d'adaptation est donné par :

$$\mu = \frac{\hat{\mu}}{x^T(n)x(n) + C_0} \quad (1.27)$$

C_0 : Un nombre très petit positif pour éviter la division par zéro.

L'équation de la mise à jour est donnée par la formule suivante :

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n - 1) + \frac{\hat{\mu}}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + c_0} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.28)$$

La condition sur μ pour la convergence de cet algorithme est : $0 < \hat{\mu} < 2$. [7]

L'algorithme LMS est très simple, mais reste inefficace en raison des grandes variations d'énergie. Ces variations d'énergie tendent à faire diverger les coefficients du filtre adaptatif. Pour cela, nous avons introduit le gradient normalisé NLMS.

Pour équilibrer le conflit entre les différents aspects du filtrage adaptatif tels que la vitesse de convergence et l'erreur quadratique moyenne en régime permanent de l'algorithme NLMS, un contrôle de pas d'adaptation est nécessaire .

1.4.4 critères de choix des algorithmes de filtrage adaptatif :

Dans la comparaison des performances entre les algorithmes d'identification par le filtrage adaptatif, plusieurs critères de performances peuvent être utilisés pour évaluer objectivement les performances des nouveaux algorithmes proposés dans la littérature. On distingue deux sortes de critères. La première concerne les performances intrinsèques de l'algorithme, c'est-à-dire sa vitesse de convergence, sa capacité de poursuite et sa robustesse au bruit sur la sortie. La seconde vient des contraintes externes de l'application, englobant d'une part la complexité arithmétique (nombre d'opérations et mémoire requise), la stabilité numérique, et le retard de traitement pour les algorithmes par blocs [8]. Nous rappelons en détail les critères de choix de l'algorithme de filtrage adaptatif.

- **Vitesse de convergence**

La vitesse de convergence représente le nombre d'itérations requis par un algorithme pour atteindre la solution optimale de Wiener en considérant des entrées stationnaires. Une vitesse

de convergence rapide permet à l'algorithme de s'adapter rapidement à l'environnement stationnaire des statistiques inconnues.

- **Désajustement**

Le désajustement fournit une mesure quantitative sur la déviation entre le minimum du MSE produit par le filtre de Wiener et la valeur finale du MSE de l'algorithme en question, après avoir calculé la moyenne sur un ensemble de filtres adaptatifs.

- **Poursuite**

La poursuite est présente lorsqu'un algorithme de filtrage adaptatif opère dans un environnement non-stationnaire, l'algorithme doit être capable de poursuivre les variations statistiques de l'environnement. Les performances de poursuite sont influencées par deux caractéristiques contradictoires : vitesse de convergence, et les fluctuations de l'état stationnaire causées par le bruit de l'algorithme.

- **Robustesse**

Pour qu'un filtre adaptatif soit considéré robuste, les petites perturbations ne doivent causer que des petites erreurs d'estimation. Les perturbations peuvent avoir une origine interne ou externe au filtre.

- **Complexité**

Elle concerne le nombre d'opérations (multiplications, divisions) requis pour faire une itération complète de l'algorithme, la taille de mémoire nécessaire pour stocker les données et le programme.

- **Propriétés numériques**

Quand un algorithme est implémenté numériquement, les problèmes de précision sont causés par les erreurs de quantification. Ces erreurs sont dues à la conversion analogique-numérique et la représentation numérique des calculs internes. Habituellement, c'est la deuxième source d'erreurs de quantification qui cause de sérieux problèmes de conception. La stabilité numérique est une caractéristique propre à l'algorithme de filtrage adaptatif. Quant à la précision numérique, elle est déterminée par le nombre de bits utilisé dans la représentation numérique d'échantillons de données et des coefficients du filtre. Un algorithme de filtrage adaptatif est dit robuste numériquement quand il est insensible à la variation de la longueur de mots utilisée dans l'implémentation.

1.5 Conclusion :

L'AEC est basée sur l'estimation du chemin d'écho utilisant le filtrage adaptatif qui représente la solution la plus adéquate pour résoudre ce problème. Dans ce chapitre, nous avons présenté la problématique de notre PFE, en commençant par des généralités sur le problème d'écho acoustique et l'annulation de ce dernier, nous avons expliqué le principe du filtrage adaptatif et le filtre Wiener. Dans le chapitre suivant nous présentons une nouvelle famille d'algorithmes à pas d'adaptation variable a été proposée dans la littérature.

Chapitre 2 : Algorithmes NLMS à pas variables VSS

2.1 Introduction

Malgré l'introduction de la normalisation dans l'algorithme NLMS, ceci présente toujours des insuffisances causées principalement par le pas d'adaptation fixe (FSS NLMS Fixed Step Size NLMS). Plusieurs algorithmes de type NLMS à pas d'adaptation variable VSS-NLMS (Variable Step Size-NLMS) ont été proposés pour accélérer la vitesse de convergence et minimiser l'erreur en régime permanent et pour mieux poursuivre les variations dans un canal acoustique. Dans ce chapitre, nous présentons d'abord quelques algorithmes type NLMS à pas variable existants VSS-NLMS.

2.2 Algorithmes VSS-NLMS pour l'annulation d'écho acoustique

L'algorithme NLMS est l'un des algorithmes les plus utilisés dans le domaine d'annulation d'écho acoustique. Néanmoins, cet algorithme classique présente un conflit entre plusieurs critères (vitesse de convergence, capacité de poursuite, robustesse, etc.). L'algorithme NLMS (ou FSS-NLMS) utilise un pas d'adaptation fixe pour contrôler ses performances. Le compromis de NLMS doit être géré, par le bon choix des valeurs de pas d'adaptation : une grande valeur permet une vitesse de convergence rapide et une capacité de poursuite accrue, une valeur faible permet de minimiser la MSE en régime permanent et une robustesse au bruit.

Plusieurs algorithmes de type VSS-NLMS ont été proposés dans la littérature [8-17],

Un algorithme à pas d'adaptation variable est utilisé pour équilibrer le conflit entre la vitesse de convergence et l'erreur en régime permanent. L'idée est d'utiliser une grande valeur de μ dans les premières étapes de la convergence de l'algorithme pour améliorer la vitesse de convergence, d'autre part, une petite valeur de μ est utilisée après la convergence, qui correspond à une petite erreur en régime permanent.

2.2.1 algorithme VSS NLMS de QIN 1996 [8]

L'adaptation consiste à introduire le pas variable $\mu(n)$ mis à jour par [8]:

$$\mu(n) = \mu(n-1) + \rho e(n)e(n-1) \mathbf{x}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (2.1)$$

Où :

ρ est une petite constante positive qui contrôle le comportement adaptatif de la séquence $\mu(n)$.

L'équation d'adaptation, à pas variable, du NLMS s'écrit alors comme suit :

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \frac{\mu(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + \epsilon_0} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.2)$$

Pour assurer la convergence de l'erreur quadratique moyenne, il peut être démontré qu'une condition suffisante est :

$$0 < \mu(n) < \frac{2}{\left(3 + \frac{1}{M_{adj}}\right) \text{tr}(R)} \quad (2.3)$$

La valeur de $\mu(n)$ est déterminée à partir de cette condition.

M_{adj} : est le niveau de mauvais ajustement pour la convergence la plus rapide, définie par :

$$M_{adj} = \frac{E_{ex}}{\zeta_{min}} \quad (2.4)$$

Où E_{ex} excès de puissance de l'erreur et ζ_{min} sa valeur minimale.

2.2.2 algorithme VSS-NLMS de SULYMAN 2004 [9]

L'algorithme VSS-NLMS éliminera une grande partie du compromis entre l'erreur et la vitesse de convergence existant avec l'algorithme NLMS à pas fixe, ce qui se traduira par une amélioration des performances.[9]

Comme dans l'algorithme de QIN, le pas fixe μ en NLMS est rendu variable $\mu(n)$:

$$\mu(n) = \mu(n-1) + \rho e(n)e(n-1) \frac{\mathbf{x}^T(n-1)\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n-1)\|^2 + C_0} \quad (2.5)$$

La fonction de mise à jour est donnée comme suit

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \mu(n)e(n) \frac{\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + C_0} \quad (2.6)$$

Où :

C_0 est une constante de régularisation.

Avec :

$e(n)$: est l'erreur et définie par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{h}(n) \quad (2.7)$$

$d(n)$: est le signal désiré

Le paramètre du pas variable est limité aux limites suivantes :

$$\mu(n) = \begin{cases} \mu_{max} & \text{si } \mu(n) > \mu_{max} \\ \mu_{min} & \text{si } \mu(n) < \mu_{min} \\ \mu(n) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.8)$$

Avec

μ_{max}, μ_{min} sont choisis pour satisfaire la condition de convergence de l'algorithme NLMS avec un pas fixe :

$$0 < \mu_{min} < \mu_{max} < 2$$

2.2.3 algorithme VSS NLMS de SHIN 2004 [10]

Cet algorithme entraîne une accélération du taux de convergence et une baisse des ajustements erronés. [10]

Rappelons que le NLMS standard calcule via :

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \mu(n)e(n) \frac{\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + C_0} \quad (2.9)$$

La mise à jour du pas variable est :

$$\mu(n) = \frac{\mu_{max} \|\hat{\mathbf{p}}(n)\|^2}{\|\hat{\mathbf{p}}(n)\|^2 + C_0} \quad (2.10)$$

Avec :

$$\hat{\mathbf{p}}(n) = \alpha \hat{\mathbf{p}}(n-1) + e(n) \frac{\mathbf{x}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \quad (2.11)$$

Et

$$0 < \alpha < 1$$

C : est une constante positive.

α : est un facteur de lissage comme (2.12) avec $K=1$.

2.2.4 Algorithme VSS-NLMS non paramétrique de BENESTY 2006 (VSS-NLMS NP) : [11]

C'est un algorithme VSS-NLMS non paramétrique facile à contrôler et permet un contrôle robuste de l'algorithme NLMS pour donner des bonnes performances [11].

L'algorithme utilise un facteur d'oubli λ dans l'estimation récursive de la puissance de l'erreur de filtrage (2.10) :

$$\lambda = 1 - \frac{K}{L} \text{ Avec } K \geq 2 \quad (2.12)$$

$$e(n) = d(n) - \mathbf{h}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (2.13)$$

La puissance de l'erreur de filtrage est donnée par :

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1-\lambda)e(n)^2 \quad (2.14)$$

Le pas variable est donné par les relations suivantes :

$$\beta(n) = [\delta + \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]^{-1} \left[1 - \frac{\sigma_v}{\epsilon + \hat{\sigma}_e(n)} \right] \quad (2.15)$$

$$\mu_{NPVSS}(n) = \begin{cases} \beta(n) & \text{si } \hat{\sigma}_e(n) \geq \sigma_v \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.16)$$

Où :

σ_v^2 : est la puissance du bruit connue ou estimée

δ : une faible constante de régularisation

L'équation de mise à jour s'écrit alors :

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + \mu_{NPVSS}(n)\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.17)$$

2.2.5 Algorithme Non paramétrique étendu de IQBAL 2008 (extension NPVSS) [12]

C'est une version étendue de l'algorithme NPVSS-NLMS pour un contrôle plus efficace du signal double parole, L'algorithme NPVSS-NLMS utilise [12]:

$$d(n) = y(n) + v(n) + b(n) \quad (2.18)$$

Avec :

$d(n)$: est le signal du microphone

$y(n)$:est le signal d'écho

$v(n)$: est le signal de parole proche

$b(n)$: est le bruit de fond additif

On définit le signal d'erreur comme suit

$$e(n) = d(n) - \mathbf{h}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (2.19)$$

Le filtre adaptatif $\mathbf{h}(n)$ génère une estimation de l'écho :

$$\hat{y}(n) = \mathbf{h}(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.20)$$

La variable $\hat{\gamma}(n)$, utilisée dans le pas variable, est donnée par :

$$\hat{\gamma}(n) = \hat{\sigma}_e^2(n) - \frac{1}{\hat{\sigma}_x^2(n)} \hat{\mathbf{r}}_{ex}(n)^T \hat{\mathbf{r}}_{ex}(n) \quad (2.21)$$

Avec :

$\gamma(n)$: est l'estimation de la double parole $\sigma_v^2(n)$ plus l'estimation bruit du fond $\sigma_b^2(n)$

Où les estimations dénotées par le chapeau sont obtenues à l'aide de l'algorithme de pondération récursive :

$$\hat{\mathbf{r}}_{ex}(n) = \lambda \hat{\mathbf{r}}_{ex}(n-1) + (1-\lambda)x(n)e(n) \quad (2.22)$$

$$\hat{\sigma}_x^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_x^2(n-1) + (1-\lambda)x(n)^2 \quad (2.23)$$

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1-\lambda)e(n)^2 \quad (2.24)$$

Avec

$\hat{\mathbf{r}}_{ex}(n)$: Vecteur d'inter corrélation.

λ : est une pondération exponentielle fixée par les auteurs à 0.97.

Les équations de mise à jour du NPVSS-NLMS étendu sont données par :

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + \mu_{NEW-NPVSS} \frac{x(n)e(n)}{\|x(n)\|^2 + \mathbf{c}_0} \quad (2.25)$$

Avec un pas variable donné par :

$$\mu_{NEW-NPVSS}(n) = \begin{cases} 1 - \frac{\hat{r}(n)}{\hat{\sigma}_e(n)} & \text{si } \xi(n) < \varepsilon \\ 1 & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.26)$$

Où ε est une petite quantité positive ($\varepsilon > 0$).

Nous définissons le statistique de convergence comme :

$$\xi(n) = \left| \frac{r_{ed}(n) - \sigma_e^2(n)}{\hat{\sigma}_d^2(n) - r_{ed}(n)} \right| \quad (2.27)$$

La statistique proposée est une bonne mesure de la convergence du filtre adaptatif et suit avec précision l'écho résiduel

Où $\sigma_d^2(n) = E[d^2(n)]$ et $r_{ed}(n) = E[d(n)e(n)]$ sont estimées récursivement comme suit :

$$\hat{\sigma}_d^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\lambda)y(n)y(n) \quad (2.28)$$

Et

$$r_{ed}(n) = \lambda r_{ed}(n-1) + (1-\lambda)e(n)y(n) \quad (2.29)$$

2.2.6 Nouvel Algorithme VSS-NLMS de IQBAL 2008 (NVSS-NLMS) [12]

Dans cette section, nous introduisons un autre algorithme VSS-NLMS de pas variable. Les équations de mise à jour sont données par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{h}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (2.30)$$

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n-1) + \mu_{VSS} \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + \mathcal{C}_0} \quad (2.31)$$

On définit le pas variable comme suit :

$$\mu(n) = \frac{\xi(n)}{\xi(n) + \gamma(n)} \quad (2.32)$$

Où $\xi(n)$ et $\gamma(n)$ sont définies dans les deux suivantes équations respectivement :

$$\xi(n) = \left| \frac{r_{ed}(n) - \sigma_e^2(n)}{\sigma_d^2(n) - r_{ed}(n)} \right| \quad (2.33)$$

$$\gamma(n) = \sigma_v^2(n) - \frac{1}{\sigma_x^2(n)} \mathbf{r}_{ex}(n)^T \mathbf{r}_{ex}(n) \quad (2.34)$$

Les estimateurs récursifs des variables, $r_{ed}(n)$, $\sigma_e^2(n)$, $\sigma_d^2(n)$, $\mathbf{r}_{ex}(n)$ et $\sigma_x^2(n)$ sont définies dans l'algorithme Non paramétrique étendu de IQBAL. Pour la variable $\sigma_v^2(n)$, nous avons utilisé une valeur théorique déduite du rapport signal à bruit.

2.2.7 algorithme VSS-NLMS simple pour l'annulation d'écho de Paleologu 2009 (SVSS-NLMS) [13]

En pratique d'annulation d'écho acoustique, le signal proche $v(n)$ se compose du bruit de fond $w(n)$ et du discours du locuteur proche $u(n)$:

$$v(n) = u(n) + w(n) \quad (2.35)$$

Une façon très simple d'estimer la puissance du signal proche $v(n)$ (microphone) est d'utiliser le signal d'erreur $e(n)$, mais avec une valeur plus grande du facteur de pondération [13].

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1-\lambda)e^2(n) \quad (2.36)$$

$\hat{\sigma}_e^2(n)$: est une estimation de la puissance du signal d'erreur.

λ : est un facteur de pondération choisi comme :

$$\lambda = 1 - \frac{1}{KL} \quad \text{Ou } K > 1. \quad (2.37)$$

$$\hat{\sigma}_v^2(n) = \gamma \hat{\sigma}_v^2(n-1) + (1-\gamma)e^2(n) \quad (2.38)$$

Avec: $\gamma > \lambda$.

Comme $\hat{\sigma}_v^2(n)$ varie « autour » $\hat{\sigma}_e^2(n)$, le pas est calculé à l'aide de la valeur absolue :

$$\mu_{SVSS}(n) = \frac{1}{\delta + x^T(n)x(n)} \left| 1 - \frac{\hat{\sigma}_v(n)}{\zeta + \hat{\sigma}_e(n)} \right| \quad (2.39)$$

où la petite constante positive ζ évite la division par zéro. La valeur de γ influence le comportement global du γ l'algorithme.

2.2.8 Algorithme VSS-NLMS Pratique de Paleologu 2009 (PVSS-NLMS) [13]

Cet algorithme utilise une autre approche pour évaluer $\hat{\sigma}_v^2(n)$ de (2.39). Le signal d'écho et le signal proche peuvent être considérés comme non corrélés. Ainsi :

$$E\{d^2(n)\} = E\{y^2(n)\} + E\{v^2(n)\} \quad (2.40)$$

En supposant que le filtre adaptatif a convergé à un certain degré, nous pouvons utiliser l'approximation : $E\{y^2(n)\} \approx E\{\hat{y}^2(n)\}$ et obtenir l'estimation de la puissance du signal proche :

$$\hat{\sigma}_v^2(n) \approx \hat{\sigma}_d^2(n) - \hat{\sigma}_y^2(n) \quad (2.41)$$

avec

$$\hat{\sigma}_y^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_y^2(n-1) + (1-\lambda) \hat{y}^2(n) \quad (2.42)$$

$$\hat{\sigma}_d^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\lambda) d^2(n) \quad (2.43)$$

$\hat{\sigma}_v^2(n)$: est l'estimation de puissance du signal proche.

$\hat{\sigma}_d^2(n)$: est l'estimation de puissance du signal désiré.

$\hat{\sigma}_y^2(n)$: est l'estimation de puissance du signal de la sortie du filtre adaptatif.

L'estimation de puissance du signal proche $\hat{\sigma}_v^2(n)$ dépend uniquement des signaux disponibles dans l'application d'annulation d'écho, c'est-à-dire, le signal désiré $d(n)$ et $\hat{y}(n)$ la sortie du filtre adaptatif. Le pas variable du VSS-NLMS pratique (PVSS-NLMS) est donné par [13] :

$$\mu_{PVSS}(n) = \frac{1}{\delta + x^T(n)x(n)} \left| 1 - \frac{\sqrt{|\hat{\sigma}_d^2(n) - \hat{\sigma}_y^2(n)|}}{\zeta + \hat{\sigma}_e(n)} \right| \quad (2.44)$$

L'estimation de la puissance d'erreur $\hat{\sigma}_e(n)$ de filtrage est donnée par (2.36) et le filtre adaptatif est alors :

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n - 1) + \frac{\mu_{PVSS}}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + C_0} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.45)$$

Où μ et C_0 sont deux constantes faibles.

2.2.9 Nouvel algorithme VSS-NLMS de Sánchez 2011 (NVSS-NLMS Sánchez)[14]

Cet algorithme VSS met à jour les coefficients de filtre en prenant en compte la corrélation croisée au carré entre le carré de l'erreur de sortie $e(n)$ et la sortie du filtre adaptatif $\hat{y}(n)$. Les coefficients de filtre sont mis à jour comme suit [14] :

$$\mathbf{h}(n + 1) = \mathbf{h}(n) + \mu_{VSSSC}(n)e(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.46)$$

Avec :

$$\mu_{VSSSC}(n) = \frac{\alpha(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + C_0} \quad (2.47)$$

Et :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{h}(n) \quad (2.48)$$

Où $\mu_{VSSSC}(n)$ est le pas variable et sa valeur est mise à jour par la variable $\alpha(n)$:

$$\alpha(n + 1) = \begin{cases} \alpha_{max} & \text{si } \alpha'(n + 1) > \alpha_{max} \\ \alpha_{min} & \text{si } \alpha'(n + 1) < \alpha_{min} \\ \alpha'(n + 1) & \text{autrement} \end{cases} \quad (2.49)$$

Avec :

$$\alpha'(n + 1) = \frac{\hat{R}_{e^2, \hat{y}}^2(n+1)}{\hat{x}^2(n+1)} \quad (2.50)$$

Et l'estimation de corrélation croisée du carré :

$$\hat{R}_{e^2, \hat{y}}^2(n + 1) = \lambda \hat{R}_{e^2, \hat{y}}^2(n) + \gamma [e^2(n)\hat{y}(n)]^2 \quad (2.51)$$

Ainsi que l'estimation de la puissance du signal $x(n)$:

$$\hat{x}^2(n+1) = \lambda \hat{x}^2(n) + \gamma [x^2(n)] \quad (2.52)$$

Paramètre λ satisfait $\lambda \leq 1 - \frac{1}{N}$ et $\frac{1}{\gamma}$ est approximativement égal au nombre de échantillons L.

Le tableau suivant représente les différents paramètres de simulation :

	α_{max}	α_{min}	λ	γ	L
NLMS	1	-	0.997	4.8×10^{-4}	128
VSS	1	0.02	0.997	4.8×10^{-4}	128
VSSSC	1	0.02	0.997	4.8×10^{-4}	128

Tableau 1 : paramètres de simulation

2.2.10 algorithme VSS-NLMS de Huang 2012 (VSS-NLMS-Beta) [15]

Dans cet algorithme VSS, les auteurs proposent d'adapter le filtre par les équations suivantes :

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n - 1) + \frac{\mu(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + c_0} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.53)$$

$$\mu(n) = \alpha\mu(n - 1) + (1 - \alpha) \frac{\hat{\sigma}_e^2(n)}{\beta\hat{\sigma}_v^2(n)} \quad (2.54)$$

Dans cet algorithme VSS, la présence de double parole $v(n)$ contamine l'erreur donc il propose d'ajouter un paramètre β positif pour une plus petite valeur de pas .

Où $\mu(n)$ est le pas variable et β un paramètre positif qui ajoute une liberté de conception. La puissance erreur $\hat{\sigma}_e^2$ et la puissance de bruit du système $\hat{\sigma}_v^2$ sont estimées par les formules suivantes :

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \alpha\hat{\sigma}_e^2(n - 1) + (1 - \alpha)e^2(n) \quad (2.55)$$

$$\hat{\sigma}_v^2(n) = \hat{\sigma}_e^2(n - 1) - \frac{1}{\hat{\sigma}_x^2(n)} \hat{\mathbf{r}}_{ex}(n)^T \hat{\mathbf{r}}_{ex}(n) \quad (2.56)$$

Avec $\hat{\mathbf{r}}_{ex}(n)$ la corrélation croisée entre $x(n)$ et $e(n)$ et $\hat{\sigma}_x^2(n)$ est la puissance du signal d'entrée. Ces deux variables sont estimées par :

$$\hat{\sigma}_x^2(n) = \alpha\hat{\sigma}_x^2(n - 1) + (1 - \alpha)x^2(n) \quad (2.57)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_{ex}(n) = \alpha\hat{\mathbf{r}}_{ex}(n - 1) + (1 - \alpha)\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.58)$$

La constante $0 < \alpha < 1$ est un facteur d'oubli et c la constante de régularisation.

2.2.11 algorithme VSS-NLMS ECHO de Huang 2012 (ECHO-VSS-NLMS-Beta) [15]

Les auteurs précédents ont aussi adaptés l'algorithme VSS-NLMS-Beta au cas de l'annulation de l'écho acoustique. Les équations de l'algorithme sous cette version sont données par :

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \frac{\mu(n)}{x(n)^T x(n) + c_0} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.59)$$

On définit le pas variable comme suit :

$$\mu(n) = \begin{cases} \alpha\mu(n-1) + (1-\alpha) \frac{\hat{\sigma}_e^2(n)}{\beta\hat{\sigma}_v^2(n)} & \text{si } \zeta(n) < \zeta_{th} \\ 1 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.60)$$

Où ζ_{th} est une petite quantité positive.

La statistique proposée $\zeta(n)$ est :

$$\zeta(n) \triangleq \left| \frac{\hat{r}_{de}(n) - \hat{\sigma}_e^2(n)}{\hat{\sigma}_d^2(n) - \hat{r}_{de}(n)} \right| \quad (2.61)$$

$\zeta(n)$: permet la détection de changement de chemin d'écho.

Avec les estimateurs :

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \alpha\hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1-\alpha)e^2(n) \quad (2.62)$$

$$\hat{\sigma}_v^2(n) = \hat{\sigma}_e^2(n-1) - \frac{1}{\hat{\sigma}_x^2(n)} \hat{\mathbf{r}}_{ex}(n)^T \hat{\mathbf{r}}_{ex}(n) \quad (2.63)$$

$$\hat{\sigma}_x^2(n) = \alpha\hat{\sigma}_x^2(n-1) + (1-\alpha)\mathbf{x}^2(n) \quad (2.64)$$

$$\hat{\mathbf{r}}_{ex}(n) = \alpha\hat{\mathbf{r}}_{ex}(n-1) + (1-\alpha)\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.65)$$

$$\hat{r}_{de}(n) = \alpha\hat{r}_{de}(n-1) + (1-\alpha)d(n)e(n) \quad (2.66)$$

Où $d(n) = y(n) + v(n)$ est signal écho bruité.

2.2.12 Algorithme Sigmoid VSS-NLMS de ZHU 2012 (Sigmoid-VSS-NLMS) [16]

Cet algorithme combine les vertus de NPVSS-NLMS et de la fonction sigmoïde, et cela conduit à un taux de convergence plus rapide et à un final désalignement plus bas [16].

Si nous appliquons la fonction sigmoïde généralisée dans le pas de l'algorithme NLMS, un nouvel algorithme à pas variable (GSVSS-NLMS) sera acquis :

$$\mu_{GS}(n) = \mu_{NLMS} \alpha_{GS}(n; A, B, m) \quad (2.67)$$

Avec
$$\alpha_{GS}(n; A, B, m) = B \left(\frac{1}{1 + e^{-A(\sigma_e(n) - \sigma_v)^m}} - 0.5 \right) \quad (2.68)$$

Où A et B et m sont les paramètres de la fonction sigmoid généralisée.

La méthode de la fenêtre exponentielle est utilisée pour estimer $\sigma_e^2(n)$ dans l'application pratique comme suit :

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1 - \lambda) e^2(n) \quad (2.69)$$

Pour la valeur de σ_v , on utilise la valeur théorique déduite à partir du SNR. L'adaptation est réalisée par l'équation suivante :

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \frac{\mu_{NLMS} \alpha_{GS}(n; A, B, m)}{x(n)^T x(n) + c_0} \mathbf{x}(n) e(n) \quad (2.70)$$

Où $0 < \mu_{NLMS} < 2$ le pas fixe.

2.2.13 Algorithme VSS-NLMS base sur la méthode d'ICA de KANDI 2013 (VSS-NLMS-ICA) [17]

L'idée de base de cet algorithme est d'employer une méthode d'analyse des composants indépendants (ICA) avec une fonction de score flexible basée sur la distribution de Cauchy (GCD), afin d'obtenir une convergence améliorée et une erreur en régime permanent plus faible pour l'algorithme ICA, un pas variable (VSS) est proposé pour d'adaptation.

La formule de la fonction de score basée sur GCD est donnée comme :

$$\varphi_{GCD}(e(n)) = \frac{2|e(n)|^{q(n)-1}}{\hat{\sigma}_e^{q(n)}(n)+|e(n)|^{q(n)}} \text{sign}(e(n)) \quad (2.71)$$

Tel que $\hat{\sigma}_e[n]$ désigne l'écart type du signal d'erreur $e(n)$, et $q(n)$ est le paramètre de forme dont la valeur dépend de la Gaussianité du signal. Le paramètre de forme $q(n)$ est déterminé

Comme suit :

$$q(n) = \begin{cases} 1; & k(n) \geq 0 & (\text{Super Gaussian}) \\ 5; & k(n) < 0 & (\text{Sub Gaussian}) \end{cases} \quad (2.72)$$

Où une estimation de Kurtosis $k(n)$ est obtenue comme :

$$k(n) = \frac{\hat{M}_4(n)}{\hat{M}_2(n)} - 3 \quad (2.73)$$

Où $\hat{M}_2(n)$ et $\hat{M}_4(n)$ désignent des estimations de la seconde et moments du quatrième ordre, respectivement, et sont obtenus comme :

$$\hat{M}_2(n+1) = \lambda \hat{M}_2(n) + (1-\lambda)e^2(n) \quad (2.74)$$

$$\hat{M}_4(n+1) = \lambda \hat{M}_4(n) + (1-\lambda)e^4(n) \quad (2.75)$$

Où $0,9 < \lambda < 1$ est le facteur d'oubli.

Le pas variable est donnée par :

$$\mu_{vss}(n) = \frac{\hat{\mu} \|\bar{\mathbf{g}}(n)\|_2^N}{(P_e(n) + P_x(n))^{N+C_0}} \quad (2.76)$$

Avec :

N : est un entier choisi,

$P_x(n)$: est l'estimation de puissance dex (n) .

$P_e(n)$: est l'estimation de la puissance de $e(n)$ égale à $\hat{M}_2(n+1)$

$\bar{\mathbf{g}}(n)$: est un vecteur gradient lissé calculé comme :

$$\bar{\mathbf{g}}(n+1) = \gamma \bar{\mathbf{g}}(n) + (1-\gamma) \varphi(e(n)) \mathbf{x}(n) \quad (2.77)$$

Tel que :

$$0.9 < \gamma < 1.$$

Et

$$P_x(n+1) = \lambda P_x(n) + (1-\lambda) x^2(n) \quad (2.78)$$

Enfin l'équation d'adaptation du filtre est :

$$\mathbf{h}(n+1) = \mathbf{h}(n) + \mu_{vss}(n) \mathbf{x}(n) e(n) \quad (2.79)$$

2.2.14 Algorithme VSS-NLMS proposé (VSS-NLMS-PROP)

Dans ce paragraphe, nous allons proposer un algorithme VSS-NLMS basé sur un critère simple de variation du pas d'adaptation donné par le rapport des énergies suivant :

$$\mu_{VSS}(n) = \alpha \left| \frac{\sigma_d^2(n) - \sigma_y^2(n)}{\sigma_v^2} \right| \quad (2.80)$$

Avec :

$\sigma_d^2(n)$: L'énergie du signal désiré (écho bruité) $d(n) = y(n) + v(n)$.

$\sigma_y^2(n)$: L'énergie de l'écho estimé.

σ_v^2 : L'énergie du bruit additif estimé ou supposé connu. Par la suite, on suppose cette quantité calculée par la formule théorique du SNR.

α : Une constante comprise en 0 et 1 qui permet de régler le pas VSS. Elle est fixée ici 0.1.

Dans le cas stationnaire, en supposant $y(n)$ et $v(n)$ indépendants, $\sigma_d^2(n)$ s'écrit :

$$\sigma_d^2(n) = \sigma_y^2(n) + \sigma_v^2 \quad (2.81)$$

En supposant que le filtre a suffisamment convergé ; c'est-à-dire $\hat{y}(n) \approx y(n)$, le pas variable 2.80 s'écrit :

$$\mu_{VSS}(n) \approx \alpha \left| \frac{\sigma_y^2(n) + \sigma_v^2 - \sigma_{\hat{y}}^2(n)}{\sigma_v^2} \right| = \alpha \ll 1 \quad (2.82)$$

Avec l'arrivée d'une non stationnarité, le signal écho sans bruit est perturbé et s'écrit :

$$y(n) + \Delta y(n) \quad (2.83)$$

Avec $\Delta y(n)$ est une perturbation due à la non stationnarité et $y(n)$ reste proche de $\hat{y}(n)$. Le signal désiré $d(n)$ s'écrit alors :

$$d(n) = y(n) + \Delta y(n) + v(n) \quad (2.84)$$

En supposant les trois composants de cette expression mutuellement indépendantes, l'énergie de $d(n)$ s'écrit :

$$\sigma_d^2(n) = \sigma_y^2(n) + \sigma_{\Delta y}^2(n) + \sigma_v^2 \quad (2.85)$$

En utilisant (2.85) et avec l'hypothèse $\sigma_y^2(n) \approx \sigma_{\hat{y}}^2(n)$, le pas VSS s'écrit :

$$\begin{aligned} \mu_{VSS}(n) &\approx \alpha \left| \frac{\sigma_y^2(n) + \sigma_{\Delta y}^2(n) + \sigma_v^2 - \sigma_{\hat{y}}^2(n)}{\sigma_v^2} \right| \\ &= \alpha \left| 1 + \frac{\sigma_{\Delta y}^2(n)}{\sigma_v^2} \right| > \alpha \end{aligned} \quad (2.86)$$

Selon le rapport perturbation à bruit le pas variable VSS augmente et sera limité par une limite maximale $\mu_{max} = 1$.

Ainsi l'algorithme proposé s'écrit :

$$\mathbf{h}(n) = \mathbf{h}(n - 1) + \frac{\mu_{VSS}(n)}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + \mathbf{C}_0} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.87)$$

Le pas $\mu_{VSS}(n)$ s'écrit :

$$\mu_{VSS}(n) = \alpha \left| \frac{\sigma_d^2(n) - \sigma_y^2(n)}{\sigma_v^2 + \delta} \right| \quad (2.88)$$

Où δ une faible constante qui limite les valeurs de σ_v^2 en cas de SNR très faibles.

Les estimateurs récursifs de (2.88) sont :

$$\sigma_y^2(n) = \lambda \sigma_y^2(n - 1) + (1 - \lambda) \hat{y}^2(n) \quad (2.89)$$

$$\sigma_d^2(n) = \lambda \sigma_d^2(n - 1) + (1 - \lambda) d^2(n) \quad (2.90)$$

Le pas variable $\mu_{VSS}(n)$ est limité dans l'intervalle $[\mu_{min}, \mu_{max}]$

Avec λ est un facteur d'oubli et \mathbf{C}_0 une faible constante de régularisation.

2.3 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présentés les algorithmes NLMS à pas variable VSS-NLMS adaptés aux applications AEC. Ces algorithmes sont basés sur différentes stratégies de contrôle pour ajuster leurs principaux paramètres, c'est-à-dire le pas normalisé, terme de régularisation, afin d'atteindre un compromis entre les critères de rendement (c.-à-d. vitesse de convergence et la capacité de poursuivre). Ensuite nous avons défini la partie théorique de notre proposition (VSS_NLMS propo) . Dans le prochain chapitre, nous allons soumettre ces algorithmes VSS aux épreuves de simulation pour voir quels sont les algorithmes VSS les plus robustes et capables d'atténuer l'écho acoustique et en même temps poursuivre les non stationnarités du canal acoustique.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

3.1 Introduction

Pour évaluer les performances des algorithmes VSS-NLMS présentés dans le chapitre 2 plusieurs simulations numériques ont été réalisées à l'aide du logiciel MATLAB. Avant la présentation des résultats de simulation de ces algorithmes VSS comparés avec l'algorithme NLMS classique, nous allons décrire les signaux utilisés dans ce travail.

3.2 Présentation des signaux de simulations

Les signaux de nos simulations ont été générés selon le schéma décrit sur la figure 3.1. La fréquence d'échantillonnage est de 16 kHz et l'amplitude est codée sur 16 bits.

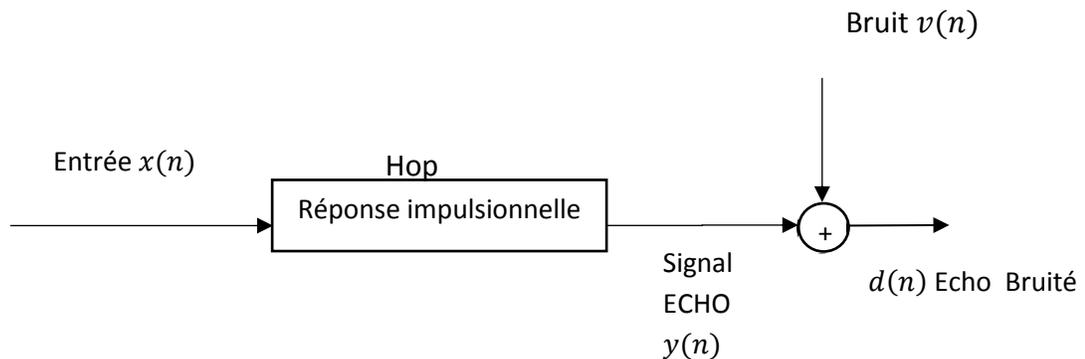


Figure 3.1 : Schéma de génération des signaux.

Nous utilisons deux différents types de signaux d'entrée $x(n)$ stationnaires, qui sont ensuite filtrés par une réponse impulsionnelle mesurée dans l'habitacle d'une voiture (filtre FIR inconnu Hop) de taille maximale 1024 points tronquées à 256 et 512 points (Figures 3.2a et 3.2b), pour obtenir les signaux écho non bruité, enfin nous ajoutons un bruit $v(n)$ pour obtenir le signal de sortie écho bruité $d(n)$ (ou signal désiré).

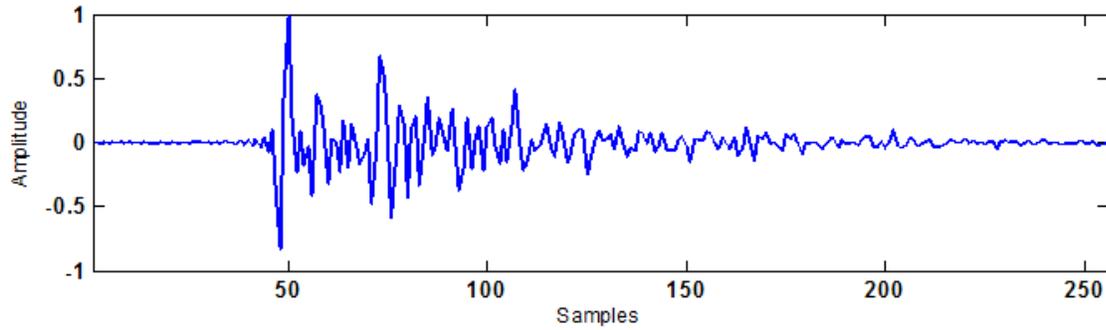


Figure 3. 2a: Réponse impulsionnelle mesurée (L=256).

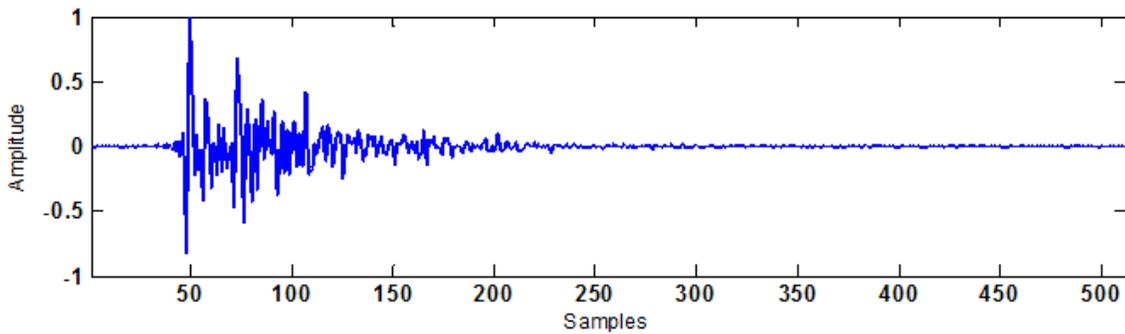


Figure 3.2b : Réponse impulsionnelle mesurée (L=512).

a. Signal USASI :

C'est un bruit corrélé stationnaire avec un spectre équivalent au spectre moyen de la parole, appelé bruit USASI (United States of America Standards Institute) dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique. Ce signal de moyenne nulle possède une dynamique spectrale de 32 dB.

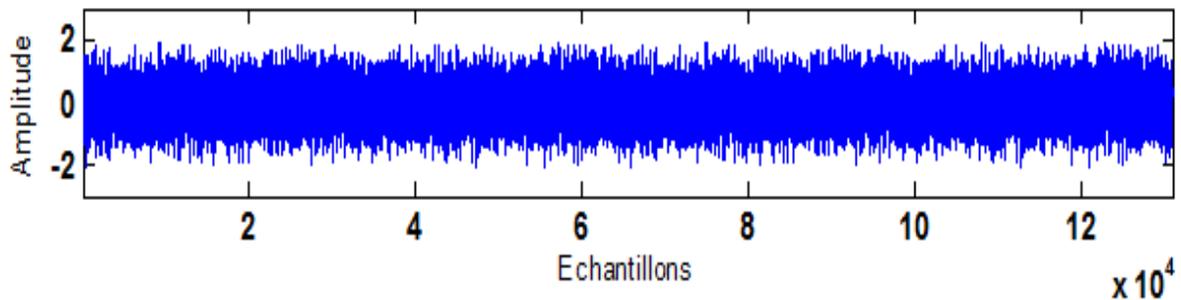


Figure 3.3: Signal USASI.

b. Signal BGG1AR20 :

C'est un signal stationnaire, fortement corrélé, généré par un modèle AR d'ordre 20 déduit de l'analyse LPC de la voyelle « U » [18]. Sa dynamique spectrale est d'environ de 42dB.

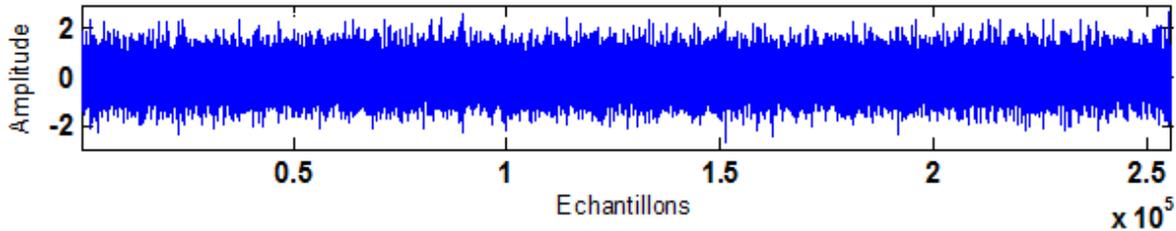


Figure 3.4 : signal bbg1AR20.

c. Le bruit additif $v(n)$:

Le bruitage du signal écho est réalisé par la fonction Matlab **awgn (y,SNR)**. Cette fonction ajoute au signal écho $y(n)$ un bruit blanc Gaussien $v(n)$ avec un rapport signal à bruit SNR en dB.

Certains algorithmes VSS, nous avons besoin de la puissance du bruit σ_v^2 qui sera calculée par la méthode théorique comme suit :

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{\sigma_y^2}{\sigma_v^2} \quad (3.1)$$

$$\sigma_v^2 = \left(10^{-SNR/10}\right) \cdot \sigma_y^2 \quad (3.2)$$

Où σ_y^2 désigne la puissance de l'écho.

d. Non stationnarité du canal acoustique

Pour pouvoir discuter l'une des performances les plus importantes d'un algorithme adaptatif ; c'est-à-dire sa capacité à suivre les variations du système inconnu, nous avons introduit une variation artificielle réalisée par la multiplication du signal écho par un gain variable linéaire pendant une période de temps finie entre les échantillons 55000 et 72000 . L'amplitude de variation est comprise entre 1 et 3 (figure 3.5).

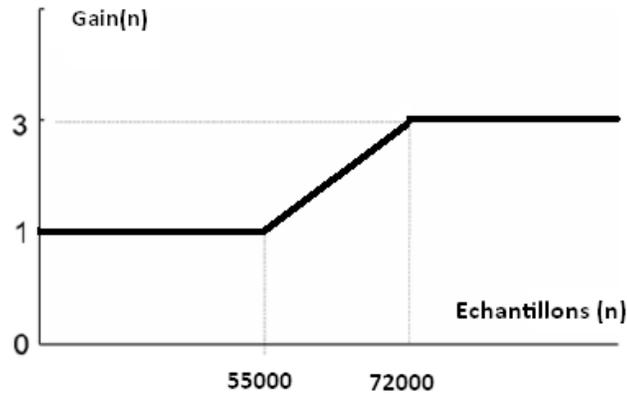


Figure 3. 5: Variation linéaire du canal

3.3 Description des critères de performance :

Pour comparer les performances des algorithmes entre eux, un critère objectif couramment utilisé est l'EQM (MSE) donnée par :

$$MSE(dB) = 10\log(\|e^2(n)\|) \quad (3.3)$$

Où $\| \cdot \|$ désigne une moyenne des échantillons évaluée sur des moyennes temporelles de 256 ou 512 échantillons consécutifs.

Pour évaluer les algorithmes VSS, nous avons considérés trois performances différentes : la vitesse de convergence, la valeur de MSE en régime permanent et la capacité de poursuite des variations de la réponse impulsionnelle du canal.

3.4 Résultats de simulations des algorithmes VSS-NLMS :

Dans ce qui suit, nous allons présenter les résultats comparatifs des algorithmes VSS-NLMS et NLMS avec pas d'adaptations fixe $\mu = 0.8$ ou $\mu = 1$ et en utilisant deux signaux d'entrées USASI et Bbg1ar20 dans les deux cas stationnaire et non stationnaire pour les valeurs de SNR suivantes SNR = 15dB, 30dB et 50dB avec un système de N=256 après L=512.

La constante de régularisation du NLMS est fixée à 0.01.

3.4.1 Algorithme VSS NLMS de QIN 1996

Initialisation

$$e(0) = 0$$

$$x(0) = 0.$$

Les paramètres de l'algorithme:

$$\rho = 0.0005$$

$$\mu(0) = 0.005$$

Quelques résultats de simulation de cet algorithme pour les deux cas stationnaire et non stationnaire sont résumés sur les figures 3.6 à 3.11.

Canal fixe (Stationnaire) :

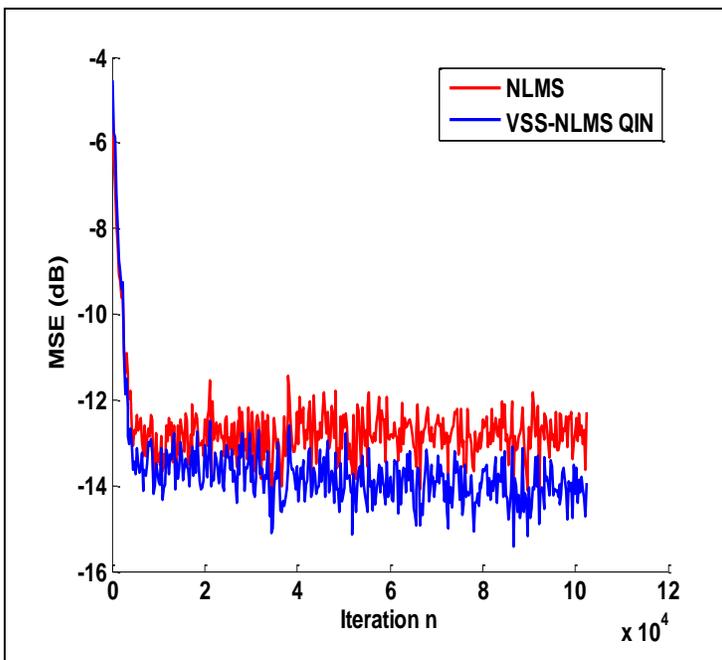


Figure 3. 6: signaux : usasi.sig et usasi_256.car Cas stationnaire, SNR =15dB, L=256

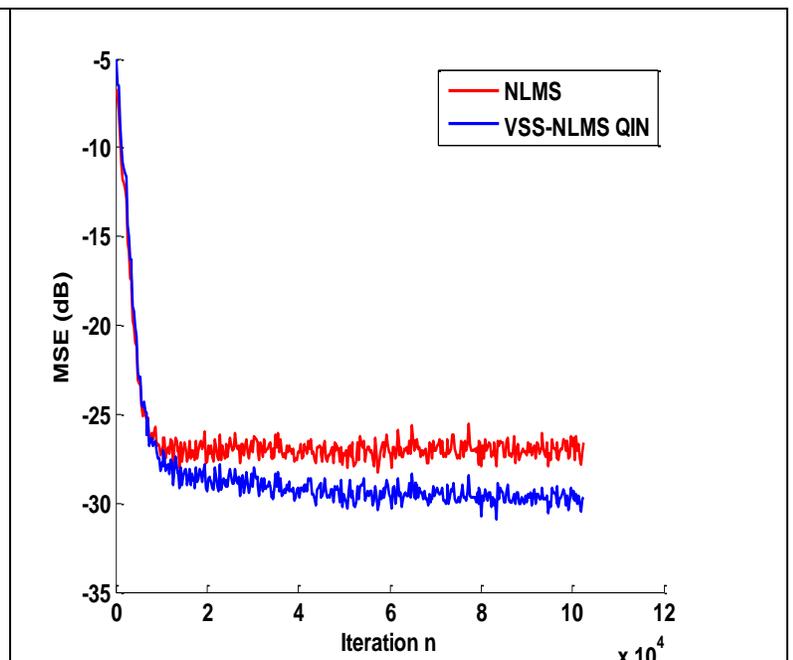


Figure 3. 7: signaux : usasi.sig et usasi_256.car Cas stationnaire, SNR =30dB, L=256

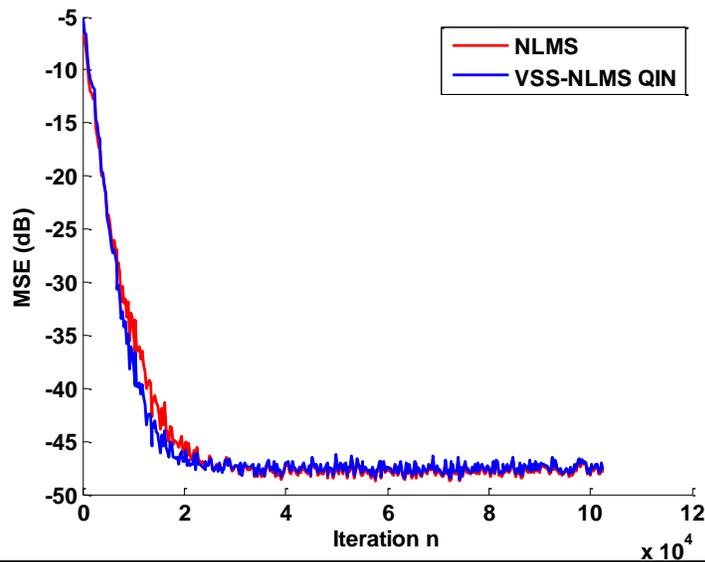


Figure 3. 8 : signaux : usasi.sig et usasi_256.car, Cas stationnaire, SNR =50dB, L=256

Commentaire : Nous remarquons que Les deux algorithmes ont les mêmes vitesses de convergence, l’algorithme VSS-NLMS QIN améliore l’erreur finale pour un SNR de 15dB et de 30 dB. On note une très légère amélioration de vitesse de convergence pour le VSS QIN, les deux algorithmes ont des comportements identiques en régime final pour L=256 et un SNR de 50 dB.

Canal variable (Non Stationnaire) :

La poursuite des non stationnarités du canal acoustique est une performance importante que doit avoir un algorithme adaptatif. Le signal d’entrée est USASI avec L=256. Les résultats obtenus pour les trois SNR sont données comme suit:

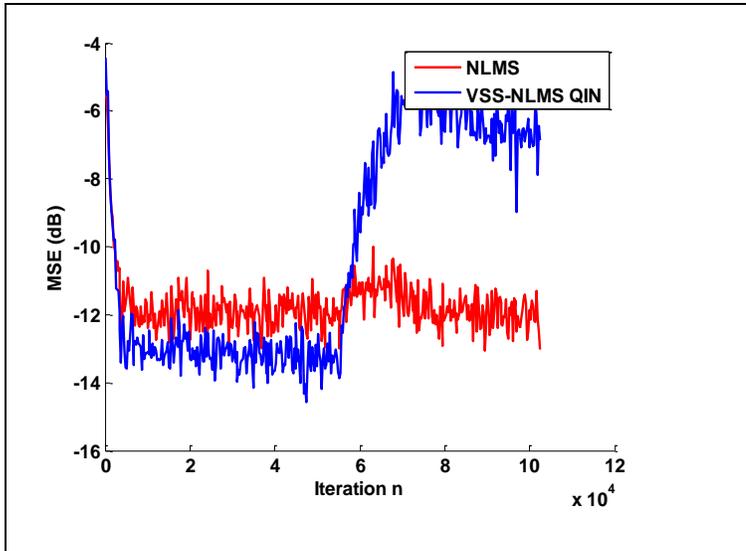


Figure 3. 9 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca, Cas non stationnaire, SNR =15dB,L=256

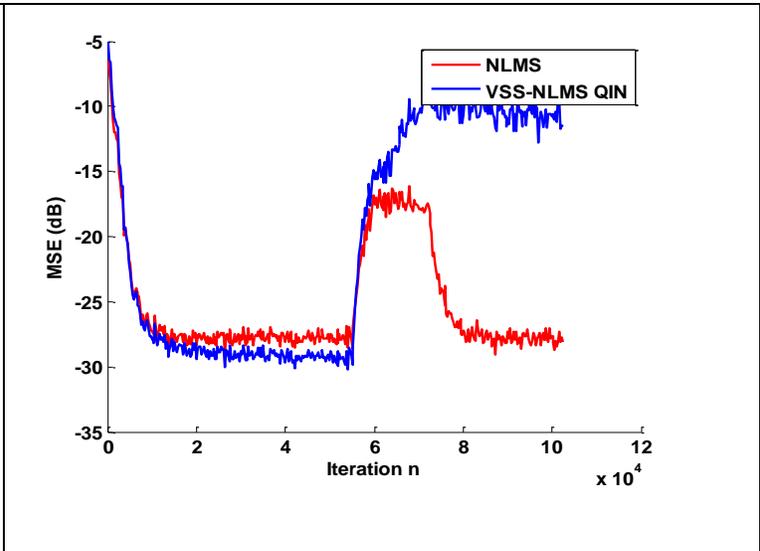


Figure 3. 10 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =30dB,L=256

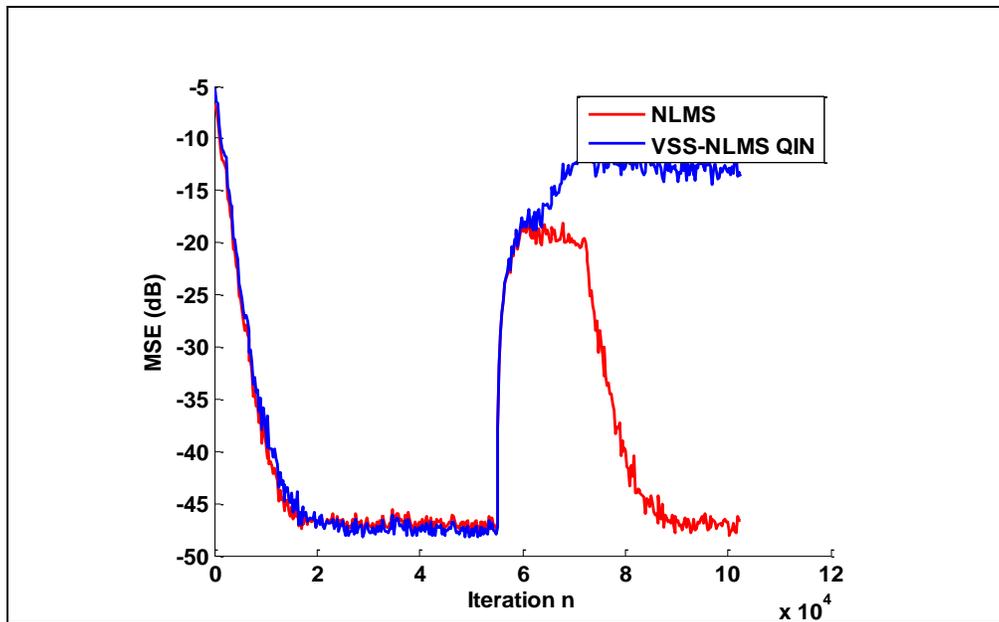


Figure 3. 11 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =50dB, L=256

Commentaire : Ces résultats montrent que l'algorithme VSS-NLMS QIN n'arrive pas à suivre les non stationnarités du canal acoustique. Contrairement au NLMS qui poursuit et reconverge après la variation, le VSS-NLMS QIN n'arrive pas à reconverger et reste perturbé par une EQM importante jusqu'à la fin de la simulation. Ces constatations ont été aussi observées pour le cas L=512 et pour les simulations avec le signal plus corrélés bbg1ar20.

En conclusion, nous pouvons dire que l'algorithme VSS-NLMS QIN améliore EQM finale pour les cas bruités 15 et 30 dB, mais n'a pas d'intérêt pratique pour le cas d'annulation d'écho acoustique où le canal acoustique peut devenir variable.

3.4.2 algorithme VSS-NLMS de SULYMAN 2004

Initialisation : $e(0) = 0$ et $x(0) = 0$.

Les paramètres de l'algorithme:

$\rho = 0.0008$
 $\mu(0) = 0.04$
 $\mu_{max} = 1.0$
 $\mu_{min} = 0.0004$
 $C_0 = 0.01$

Les figures 3.12 à 3.17 représentent quelques résultats obtenus de l'évaluation du critère MSE des deux algorithmes NLMS et VSS-NLMS SULLYMAN, le cas stationnaire et non stationnaire avec le signal USASI. Les simulations ont été réalisées avec les tailles $L=256$. Le SNR en sortie est de 15, 30 et 50 dB. Les valeurs max et min du pas sont fixées $\mu_{max} = 1.0$ et $\mu_{min} = 0.0004$

Canal fixe (Stationnaire) :

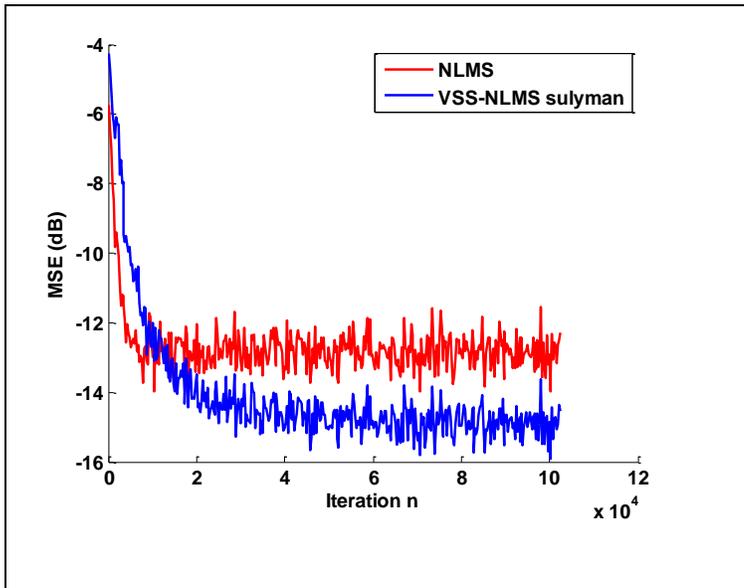


Figure 3. 12 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =15dB,L=256

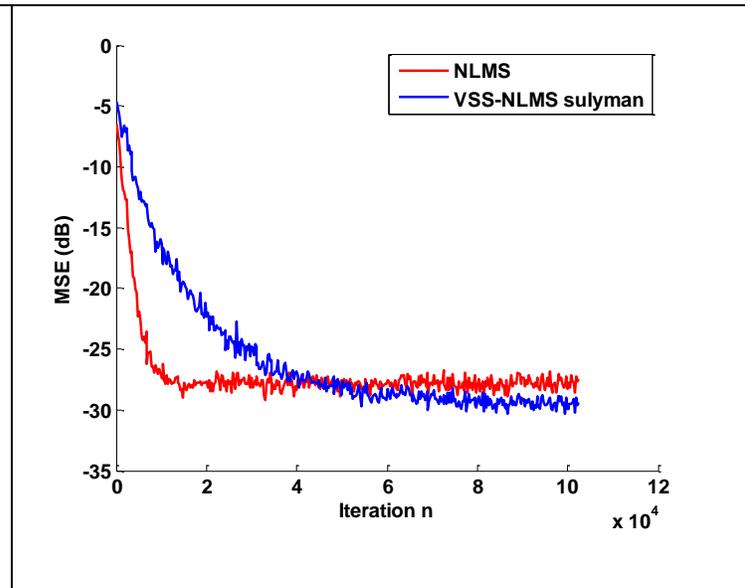
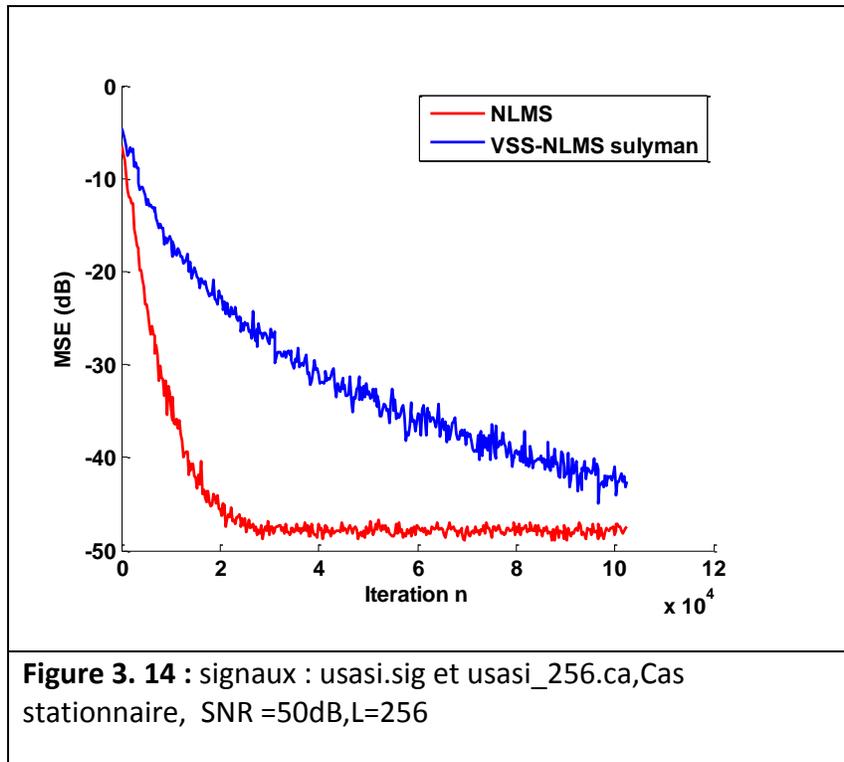
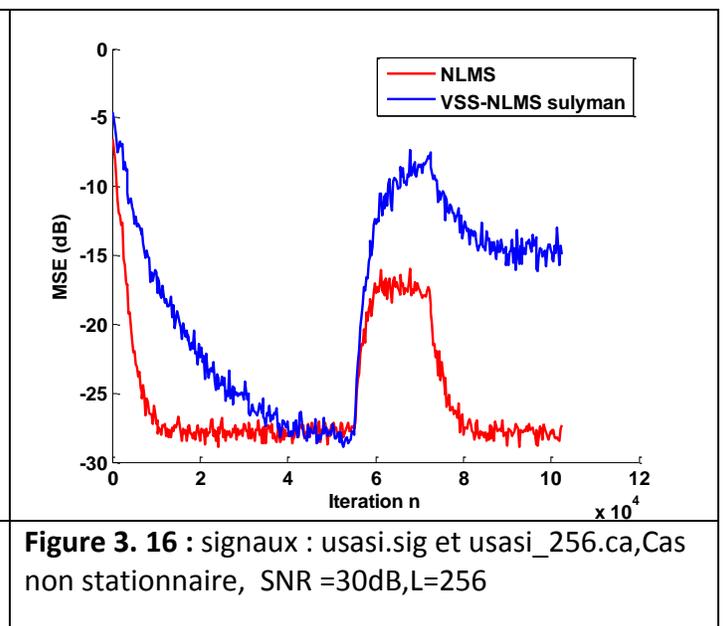
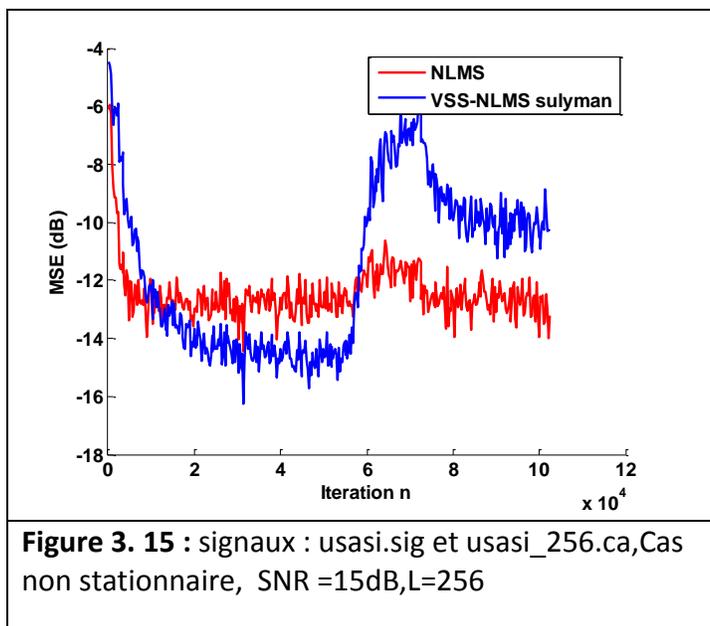
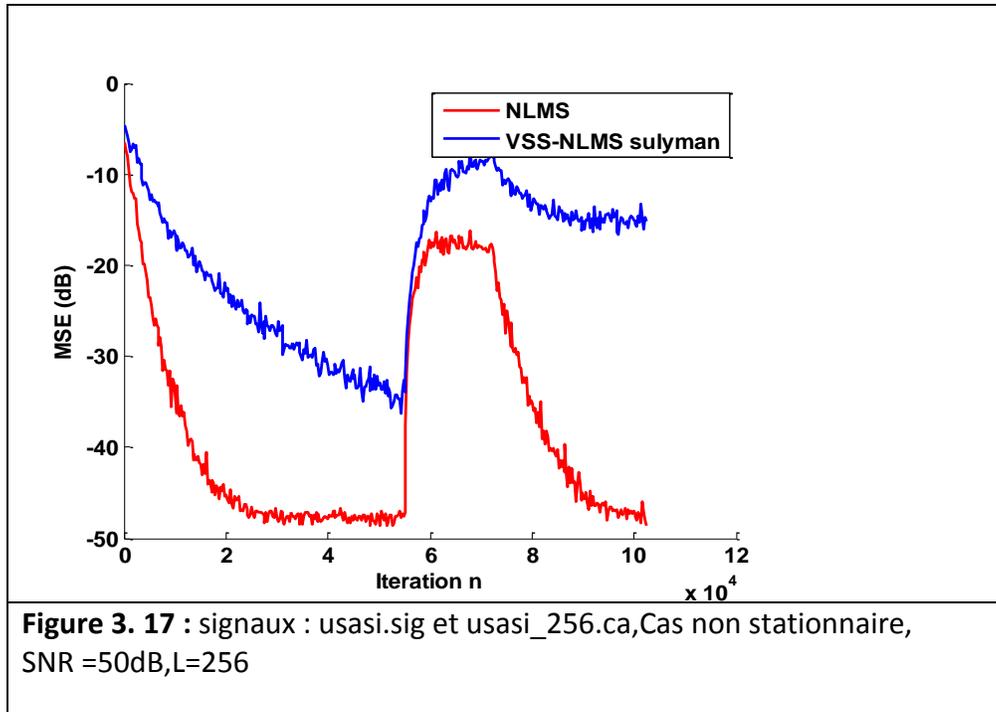


Figure 3. 13 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =30dB, L=256



Canal variable (Non Stationnaire) :





Commentaire : Ces résultats montrent que l’algorithme VSS-NLMS Sulyman améliore EQM pour les cas d’un signal stationnaire et bruité 15 ou 30 dB. Sa vitesse de convergence est moins bonne dans tous les cas. Les résultats du cas non stationnaire montrent que l’algorithme VSS-NLMS sulyman n’arrive pas suivre les non stationnarités du canal acoustique. Contrairement au NLMS qui poursuit et reconverge après la variation. Par conséquent son utilisation dans les applications d’annulation d’écho acoustique sera compromise.

3.4.3 algorithme VSS NLMS de SHIN 2004

Initialisation : $p(0)=0$

Les paramètres de l’algorithme:

$$\mu_{max}=1.0$$

$$\mu_{min}=0.002$$

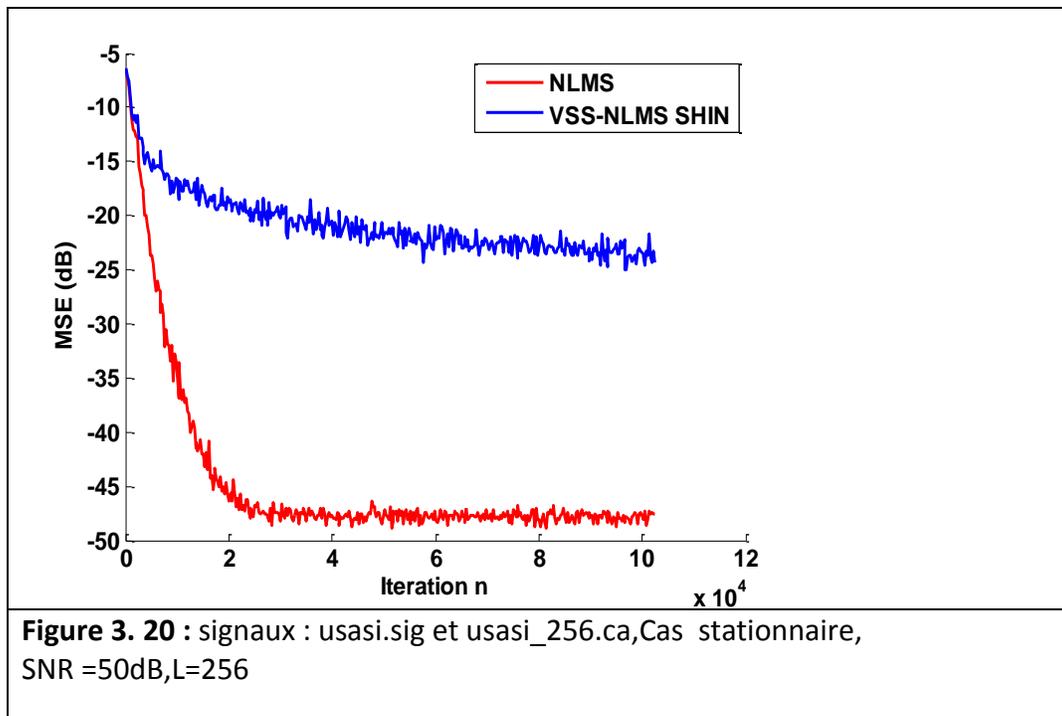
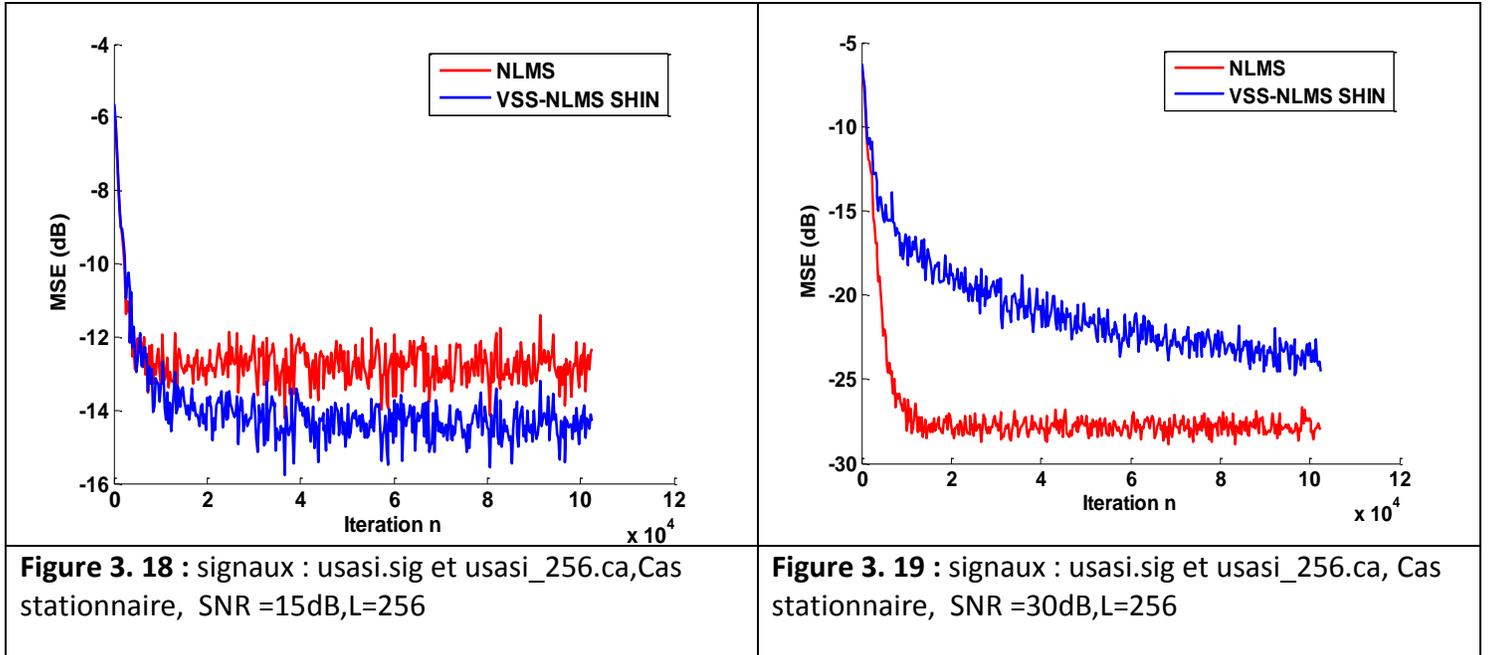
$$\alpha=0.9$$

$$C=0.0001$$

$$C_0 = 0.01$$

Quelques résultats de simulation de cet algorithme pour les deux cas stationnaire et non stationnaire sont résumés sur les figures 3.18 à 3.23.

Canal fixe (Stationnaire) :



Commentaire : Pour le cas stationnaire, le cas intéressant est obtenu dans le cas d'un SNR de 15dB. On observe une vitesse de convergence similaire que celle du NLMS et une amélioration

de l'EQM finale. Pour les autres cas, l'algorithme VSS-NLMS SHIN présente une vitesse de convergence et une EQM dégradées par rapport au NLMS.

Canal variable (Non Stationnaire) :

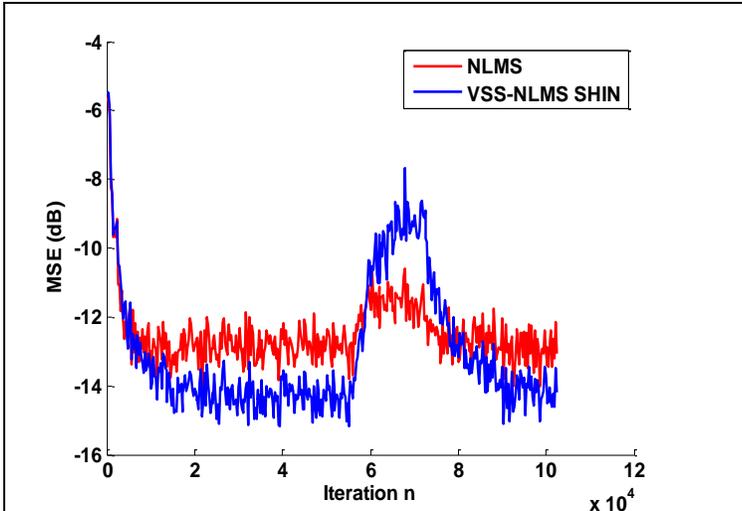


Figure 3. 21 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca, Cas non stationnaire, SNR =50dB,L=256

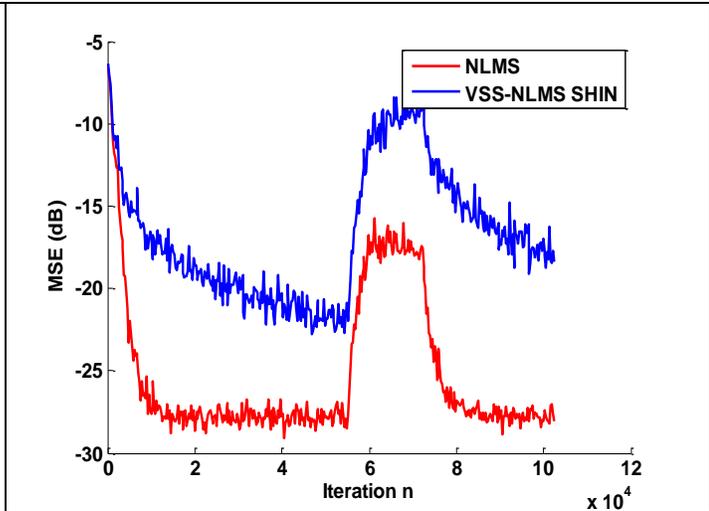


Figure 3. 22 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca, Cas non stationnaire, SNR =50dB,L=256

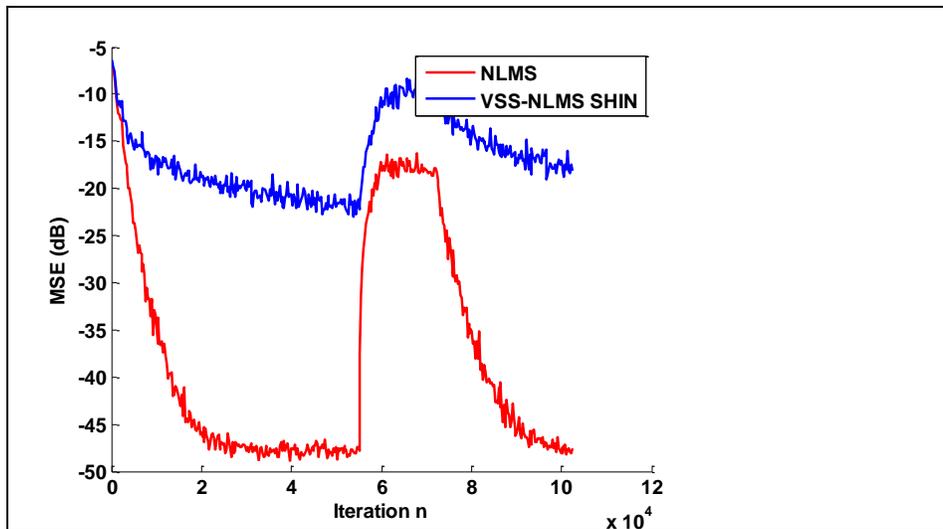


Figure 3. 23 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =50dB,L=256

Commentaire : Comme il est visible sur les résultats de simulation, l'algorithme VSS-NLMS SHIN présente une capacité de poursuite des non stationnarité du canal, mais ceci d'une manière moins performante que le NLMS classique.

Ces limitations poursuite rendent l'utilisation de cet algorithme difficile en annulation d'écho acoustique.

3.4.4 Algorithme VSS-NLMS non paramétrique de BENESTY 2006 (VSS-NLMS NP)

Initialisation : $\hat{\sigma}_e^2(0) = 0$

Les paramètres de l'algorithme:

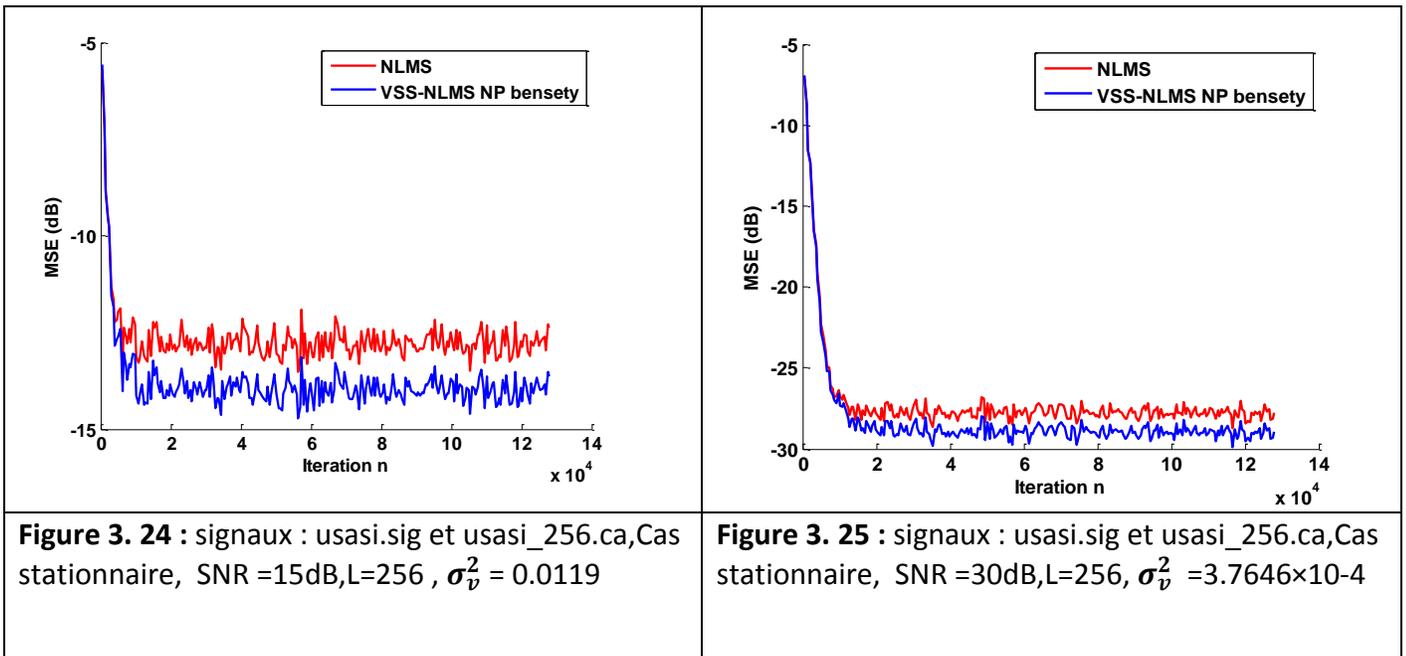
$$\epsilon = 0.000001$$

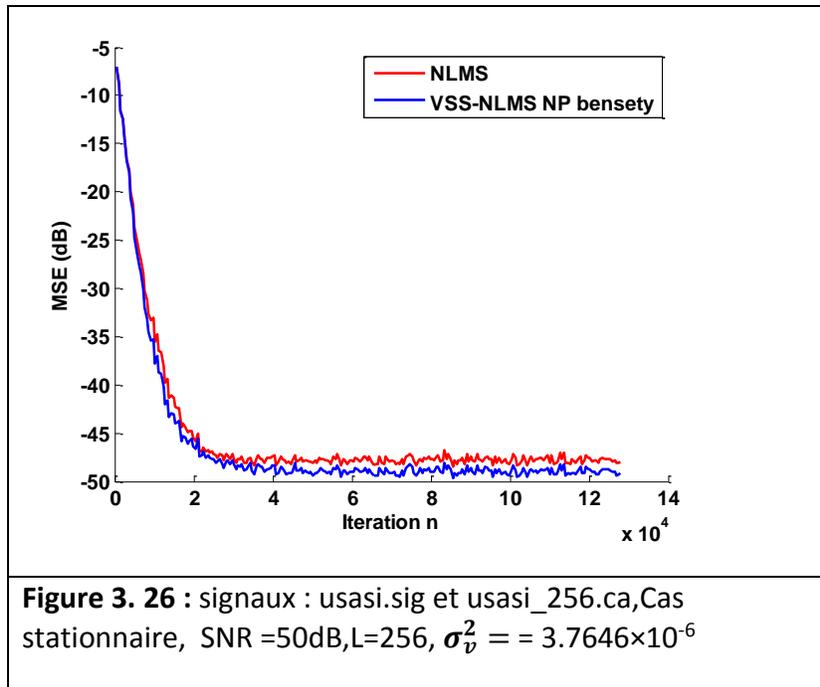
$$\lambda = 0.996$$

$$\delta = 6.6$$

Les mêmes simulations ont été effectuées pour l'algorithme VSS-NLMS benesty. Une sélection de résultats est donnée sur les figures 3.24 à 3.29. La constante δ et le facteur d'oubli λ sont fixés comme indiqué par les auteurs : $\delta = 20 \times \sigma_x^2 = 6.6$ et $\lambda = 1 - 1/(K \times L)$ avec $K=1$ (dépend de L). La constante ϵ a été fixée à 10^{-6} pour toutes simulations. Les autres signaux et paramètres sont donnés sur chaque figure.

Canal fixe (Stationnaire) :





Commentaire : Pour le cas stationnaire, nous observons une vitesse de convergence similaire que celle du NLMS, mais une EQM finale meilleure pour les types de signaux utilisées et tous les cas testés.

Canal variable (Non Stationnaire) :

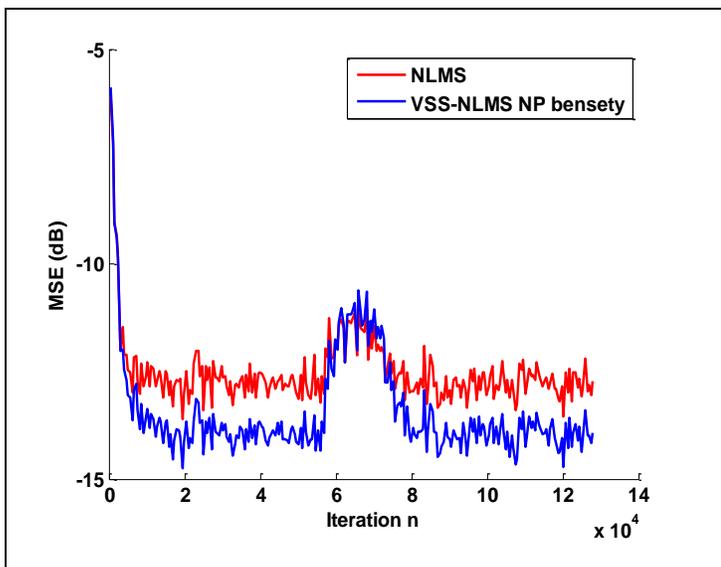


Figure 3. 27 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =15dB,L=256, $\sigma_v^2 = 0.0119$

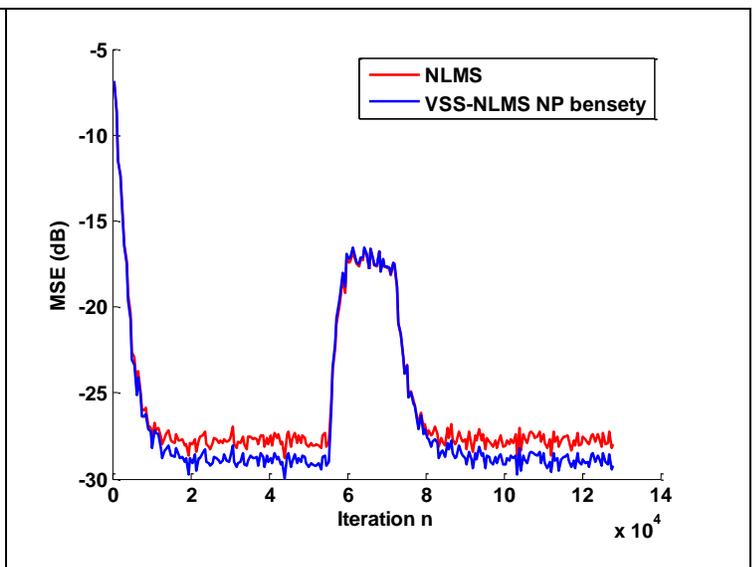
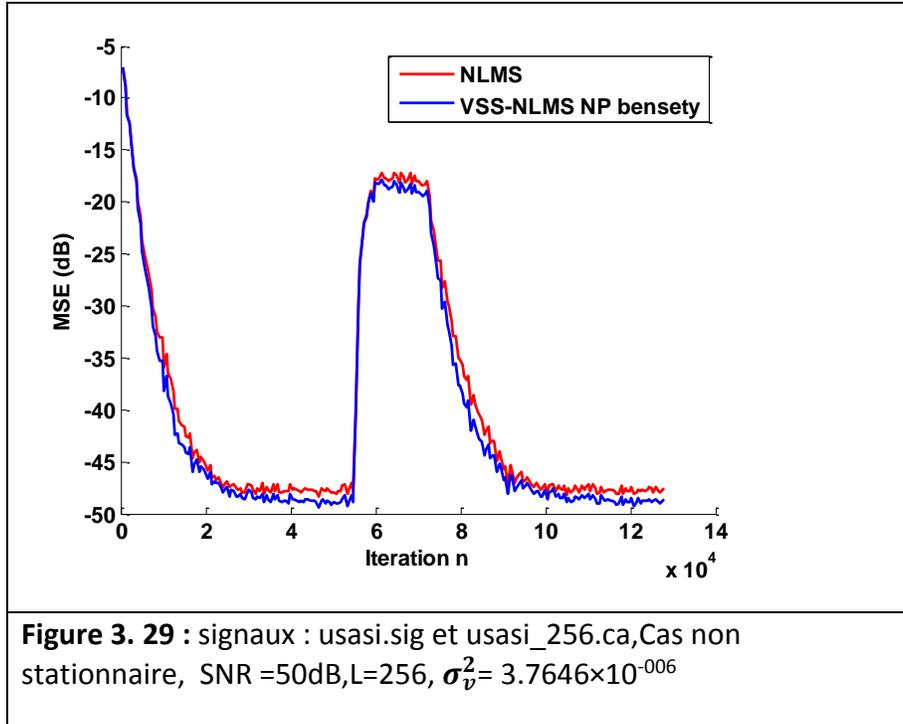


Figure 3. 28 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas non stationnaire, SNR =30dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-4}$



Commentaire : le cas intéressant est que la capacité de poursuite du VSS_NLMS benesty est équivalente à celle du NLMS et il arrive à re-converger même rapidement après le passage de la non stationnarité du canal acoustique. Par conséquent, cet algorithme devient un candidat intéressant pour les applications d'écho acoustique. Son seul défaut est la connaissance, au préalable, de la puissance du bruit σ_v^2 .

3.4.5 Algorithme Non paramétrique étendu de IQBAL 2008 (extension NPVSS)

Initialisation :

$$\sigma_x^2(0) = \sigma_m^2(0) = \sigma_e^2(0) = 1$$

$$rem(0) = 0$$

$$rex(0) = 0$$

Les paramètres de l'algorithme:

$$\epsilon = 0.01$$

$$\lambda = 0.9985$$

$$\mu_{max} = 1$$

$$\mu_{min} = 0.0001$$

Quelques résultats de simulation de cet algorithme pour les deux cas stationnaire et non stationnaire sont résumés sur les figures 3.30 à 3.35.

Canal fixe (Stationnaire) :

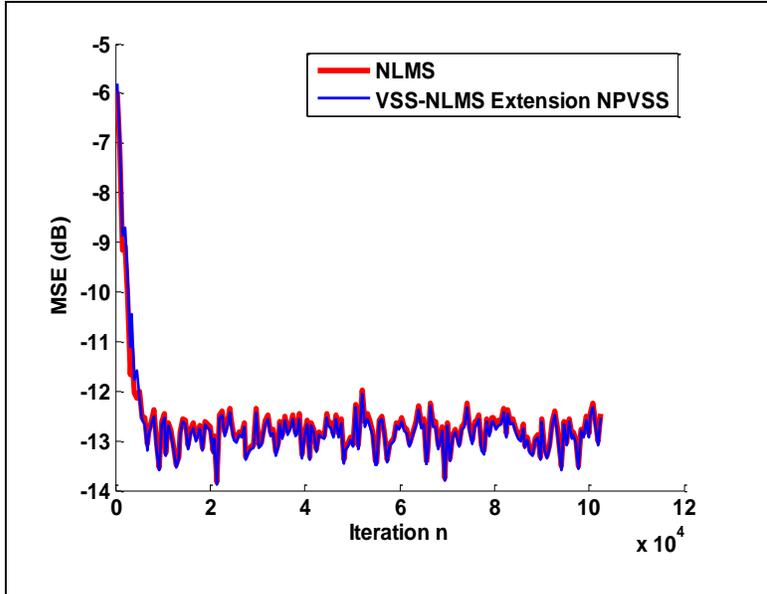


Figure 3. 30 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =15dB,L=256, $\sigma_v^2 = 0.0119$

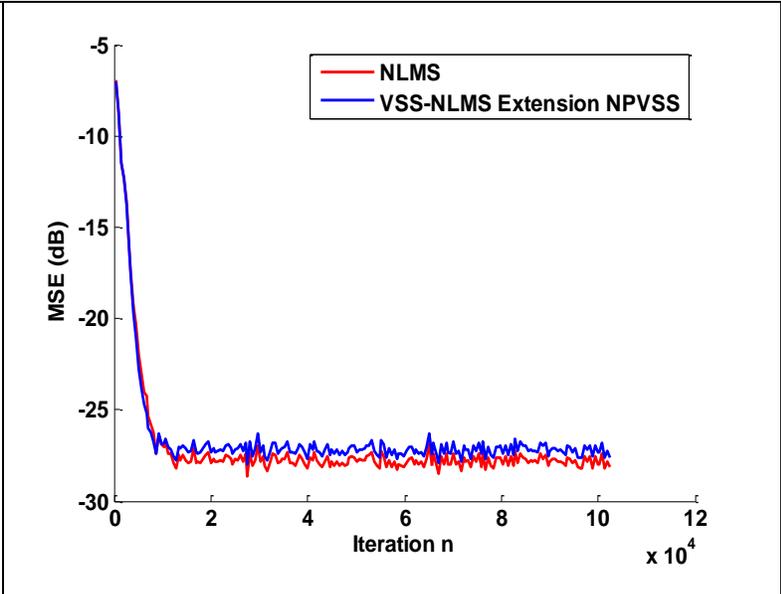


Figure 3. 31 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =30dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-004}$

Commentaire : Les deux algorithmes ont les mêmes vitesses de convergence, l’algorithme NLMS montre une légère amélioration de EQM finale pour le SNR de 30 dB

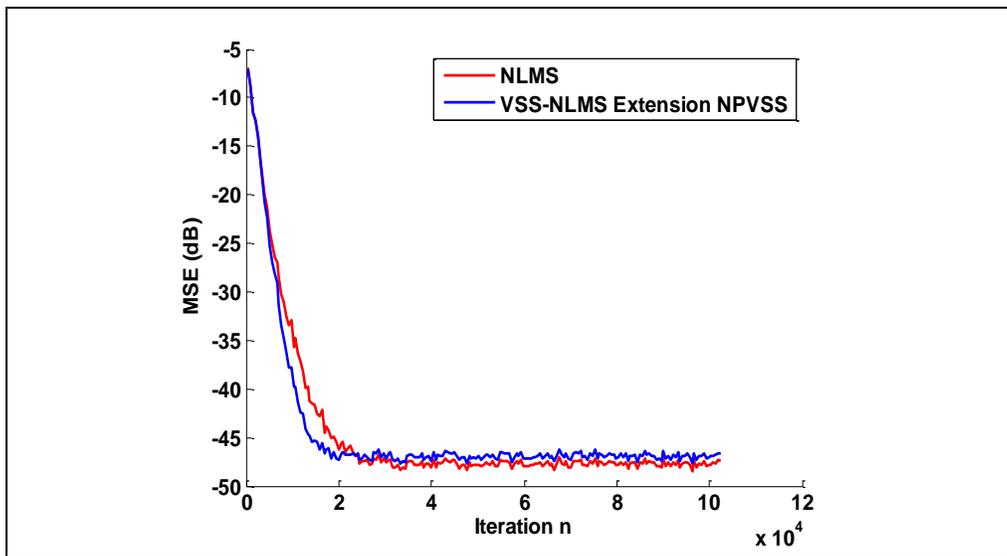
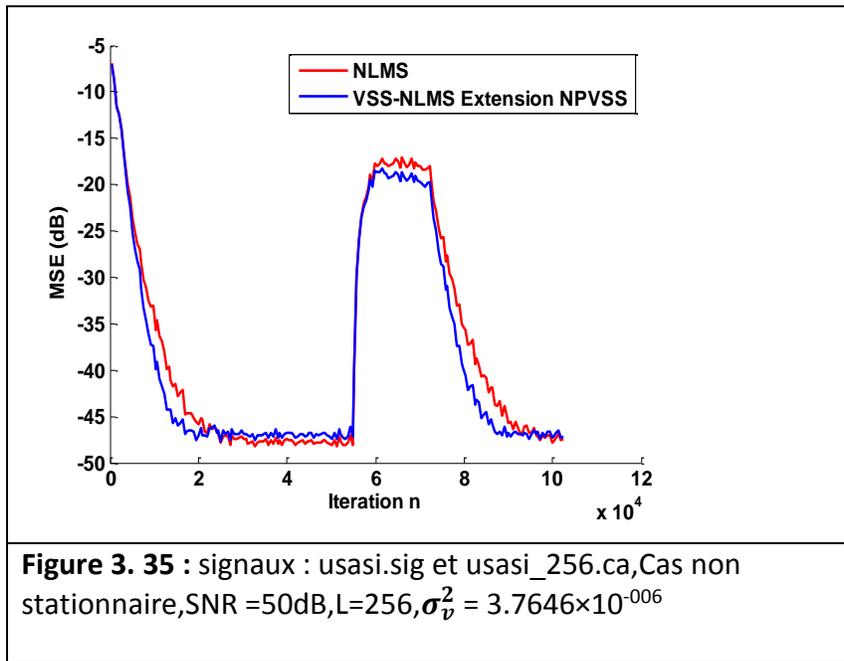
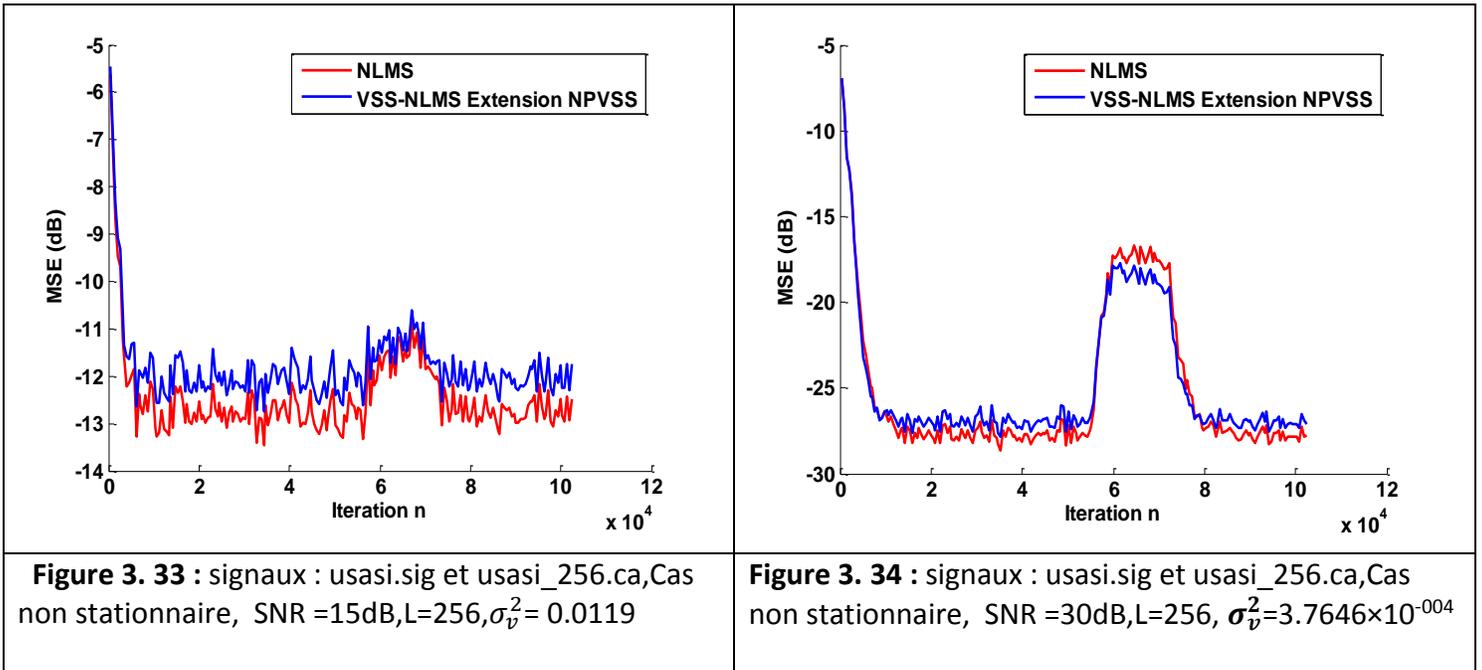


Figure 3. 32 : signaux : usasi.sig et usasi_256.ca,Cas stationnaire, SNR =50dB,L=256, $\sigma_v^2 = 3.7646 \times 10^{-006}$

Commentaire : On note une très légère amélioration de vitesse de convergence pour le VSS-NLMS étendu, les deux algorithmes ont des comportements presque identiques en régime final pour un SNR de 50 dB

Canal variable (Non Stationnaire) :



Commentaire :

Ces résultats montrent que les algorithmes VSS-NLMS Extension et le NLMS ont un bon comportement en poursuite des non stationnarités du canal acoustique et re-convergent après la variation, la capacité de poursuite de l’algorithme VSS-NLMS étendu est légèrement meilleure que celle du NLMS pour des SNR 30 et 50dB .

3.4.6 Nouvel Algorithme VSS-NLMS de IQBAL 2008 (NVSS-NLMS IQBAL)

Initialisation :

$$\sigma_x^2(0) = \sigma_m^2(0) = \sigma_e^2(0) = 1 .$$

$$r_{em}(0) = 0 ; r_{ex}(0) = 0 .$$

Les paramètres de l'algorithme:

$$\mu_{max} = 1 .$$

$$\mu_{min} = 0.001 .$$

$$\lambda = 0.996 .$$

$$\varepsilon = 0.0001$$

Les mêmes séries de simulations ont été effectuées pour l'algorithme Novel VSS-NLMS d'IQBAL (NVSS-NLMS IQBAL) . Une sélection de résultats est donnée sur les figure3.36 à 3.42.

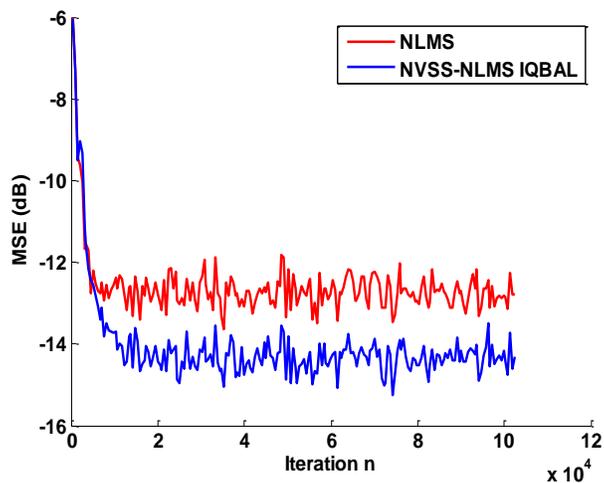


Figure 3. 36 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=256

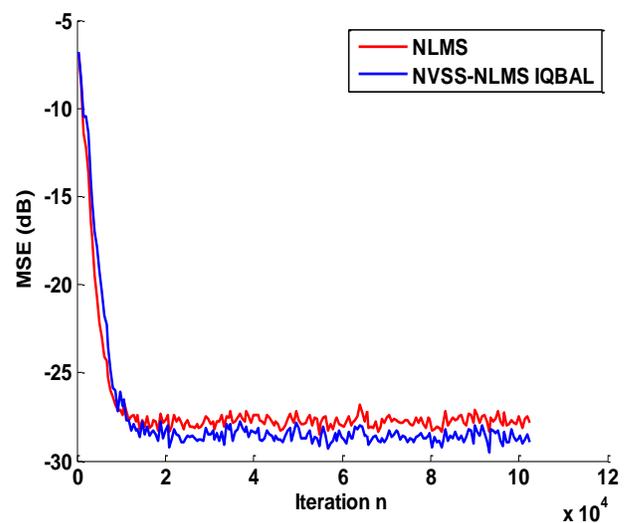


Figure 3. 37 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=256

Canal fixe (stationnaire) :

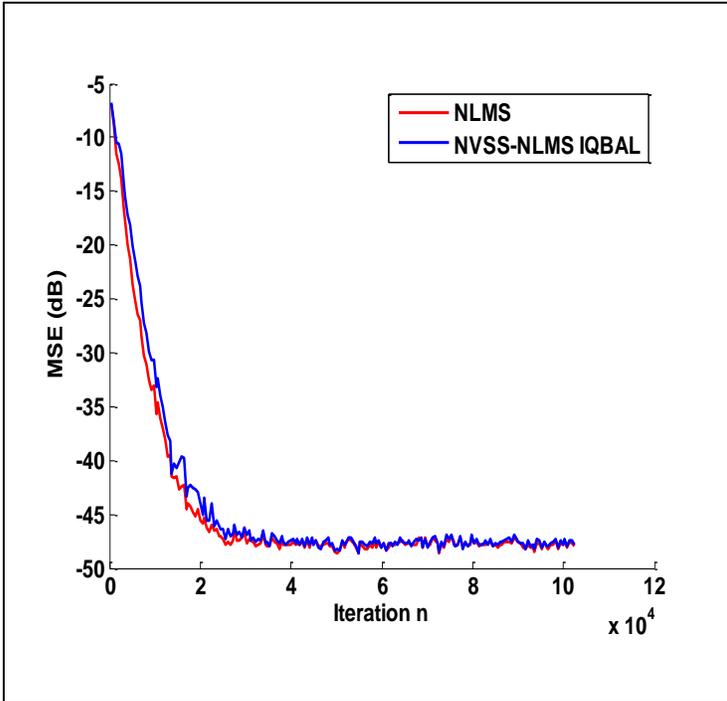


Figure 3. 38 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=256

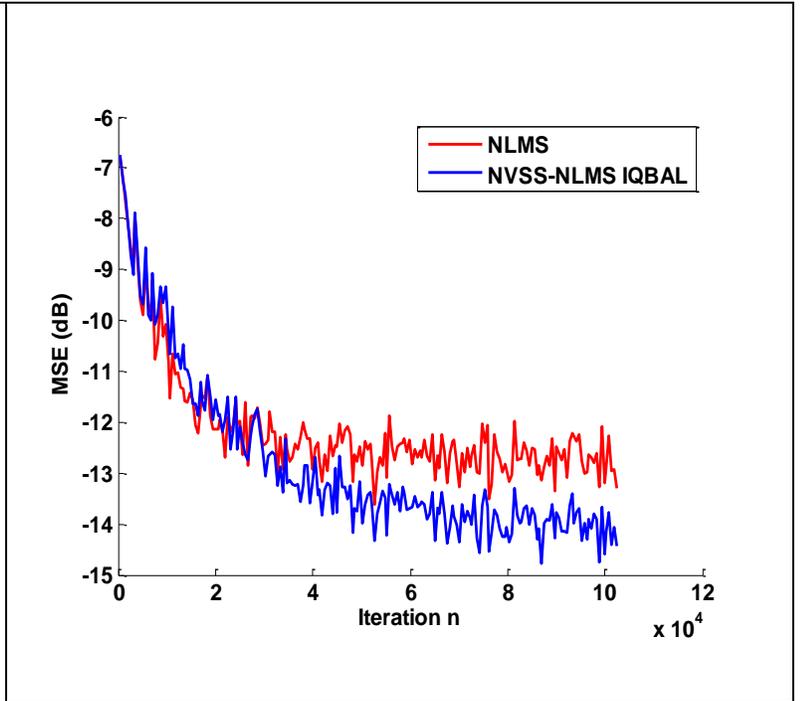


Figure 3. 39 : SNR=15, cas stationnaire, BBG1AR20, L=512

Commentaire : Pour le cas stationnaire, nous observons une vitesse de convergence similaire que celle du NLMS, mais une EQM finale notablement meilleure pour le NVSS-NLMS du cas bruité avec un SNR de 15 dB. Cette amélioration de l'EQM devient moins importante pour les signaux moins bruités.

Canal variable (Non Stationnaire) :

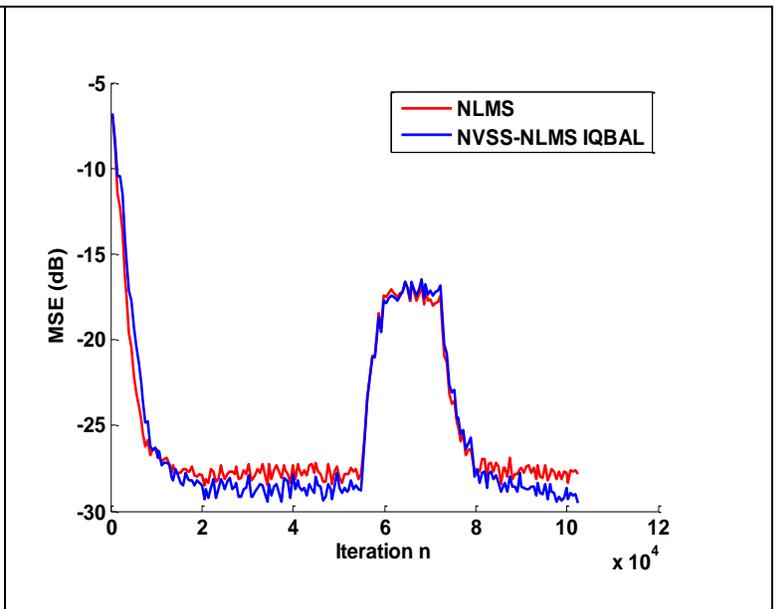
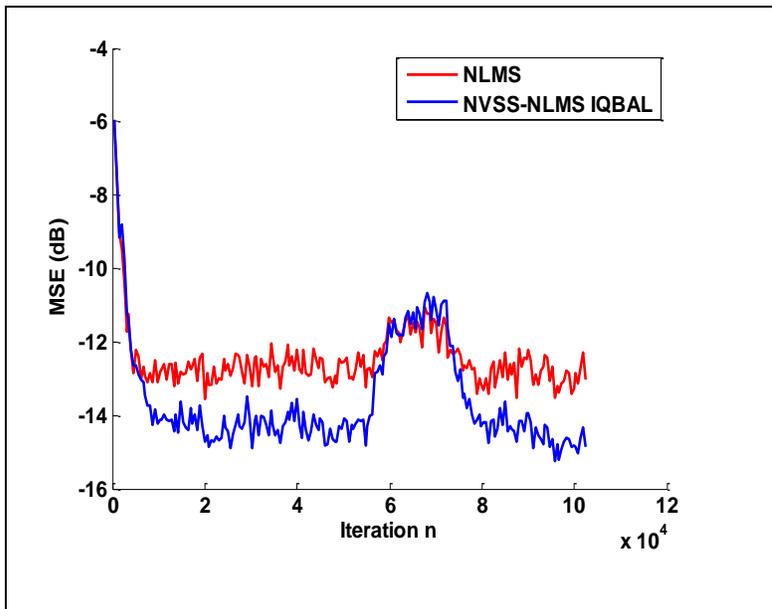


Figure 3. 40 : SNR=15 dB, cas Non stationnaire, USASI, L=256

Figure 3. 41 : SNR=30 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256

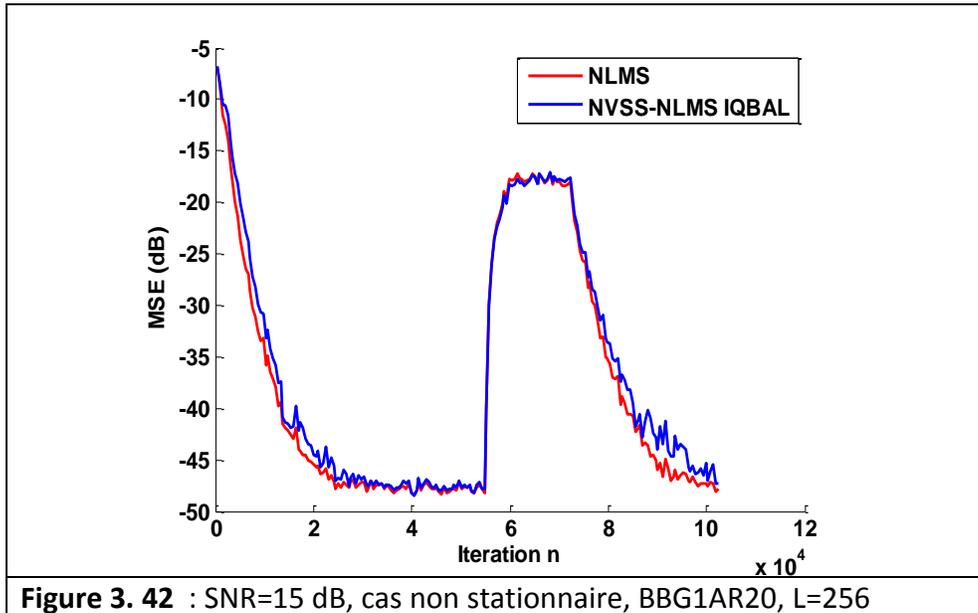


Figure 3. 42 : SNR=15 dB, cas non stationnaire, BBG1AR20, L=256

Commentaire : Ce qui est intéressant de noter est que sa capacité de poursuite est équivalente à celle du NLMS et il arrive à re-converger vers une EQM plus faible après le passage de la non stationnarité du canal acoustique. Par conséquent, cet algorithme est un candidat intéressant pour les applications d'écho acoustique

3.4.7 algorithme VSS-NLMS simple pour l'annulation d'écho de Paleologu 2009 (SVSS-NLMS)

Initialisation :

$$\hat{\sigma}_e^2(0) = 0.00001 \quad , \quad \hat{\sigma}_v^2(0) = 0.0001 .$$

Les Paramètres de l'algorithme :

$$\gamma = 0.998 ; \quad \lambda = 0.82 .$$

$$\delta = 0.01 \quad ; \quad \zeta = 0.0000001 .$$

$$\mu_{max} = 1.0 ; \quad \mu_{min} = 0.001 .$$

Quelques résultats de simulation de cet algorithme pour les deux cas stationnaire et non stationnaire sont résumés sur les figures 3.43 à 3.52.

Canal fixe (Stationnaire) :

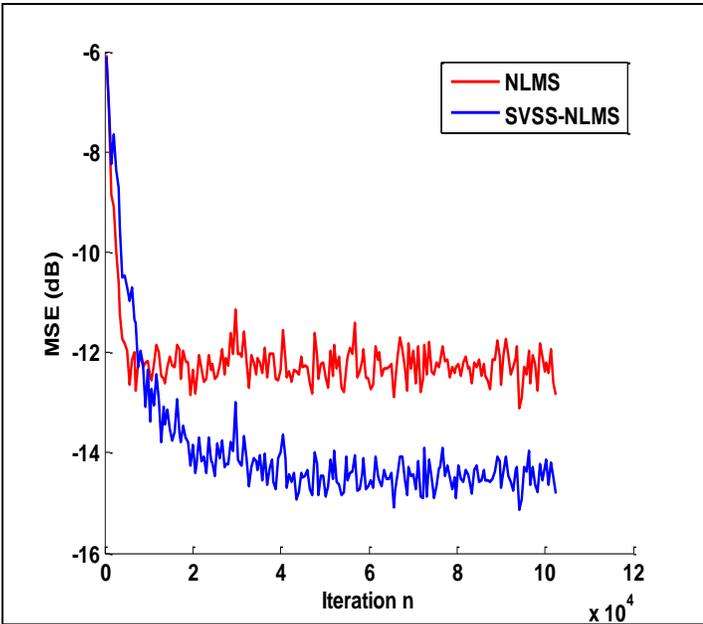


Figure 3. 43 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=512

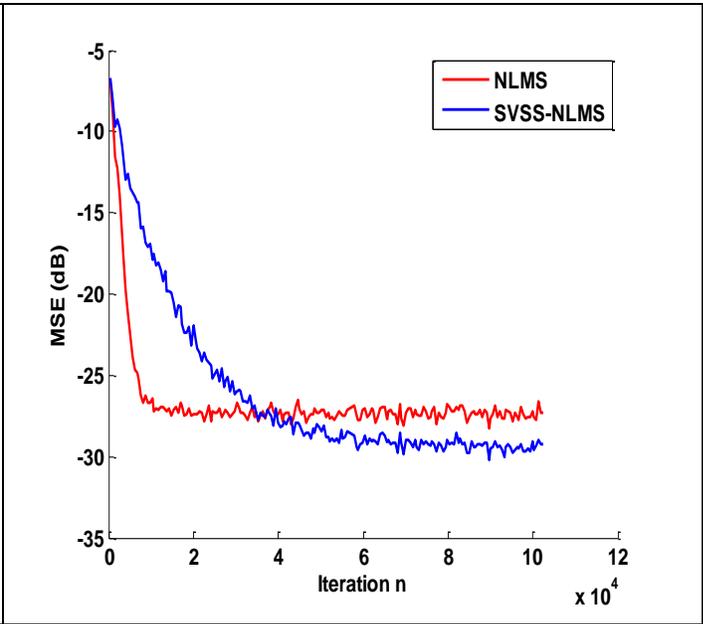


Figure 3. 44 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=512

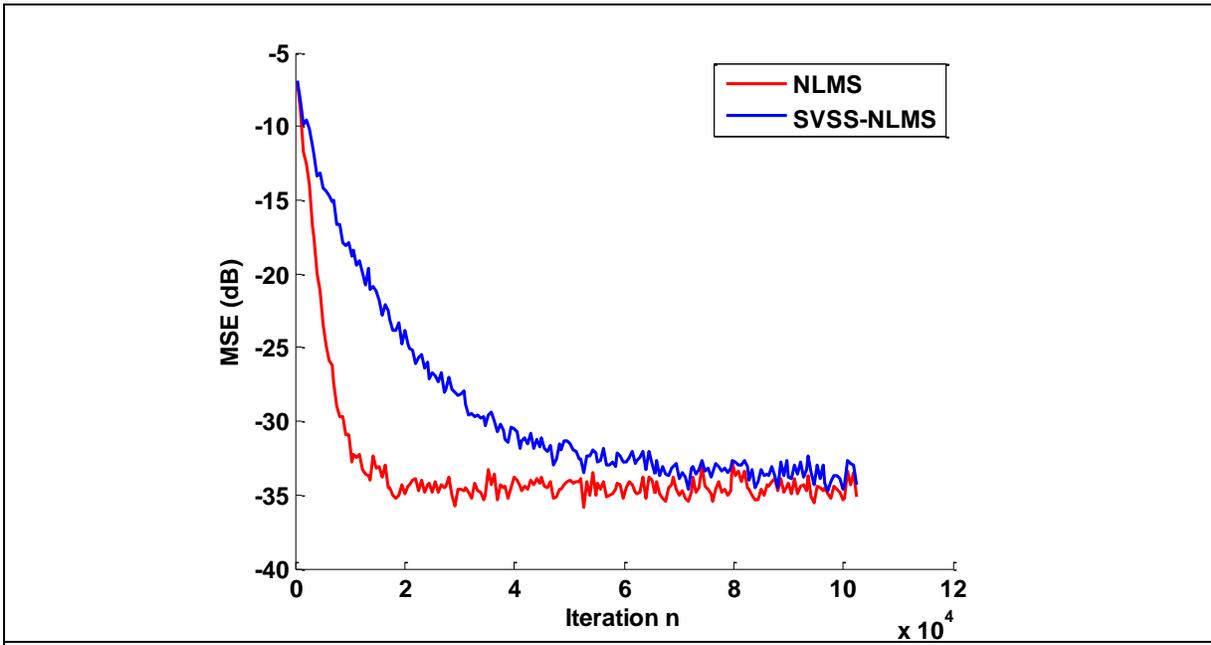


Figure 3. 45 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=512

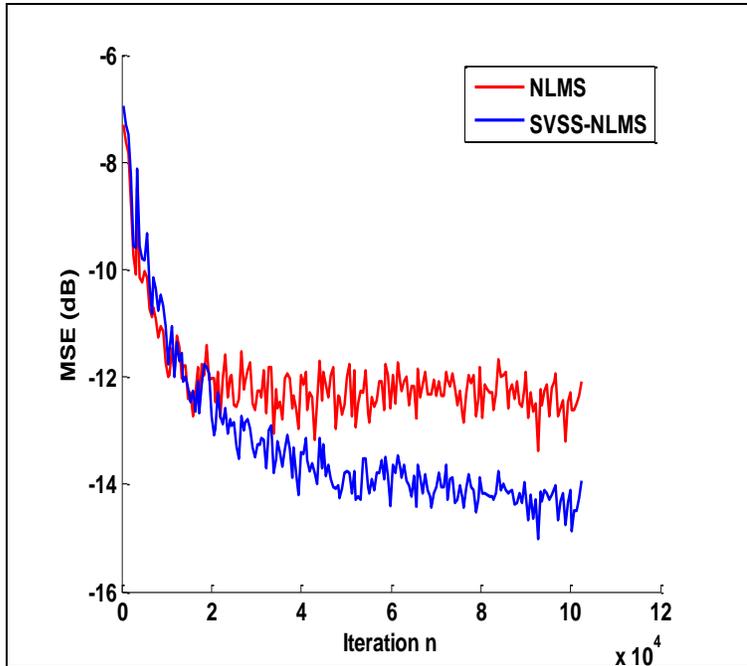


Figure 3. 46 : SNR=15 dB, stationnaire, BBG1AR20, L=256

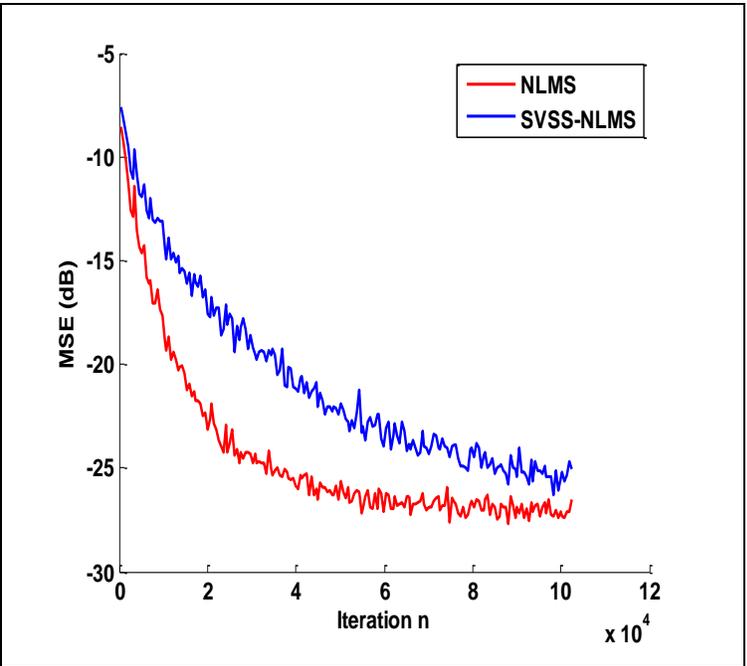


Figure 3. 47 : SNR=30 dB, stationnaire, BBG1AR20, L=256

Commentaire : D'après les résultats obtenus dans les figures ci-dessous peut dire que l'algorithme SVSS -NLSM améliore EQM pour les cas d'un signal écho stationnaire et bruité 15 ou 30 dB. Sa vitesse de convergence est moins bonne dans tous les cas.

Canal variable (Non Stationnaire) :

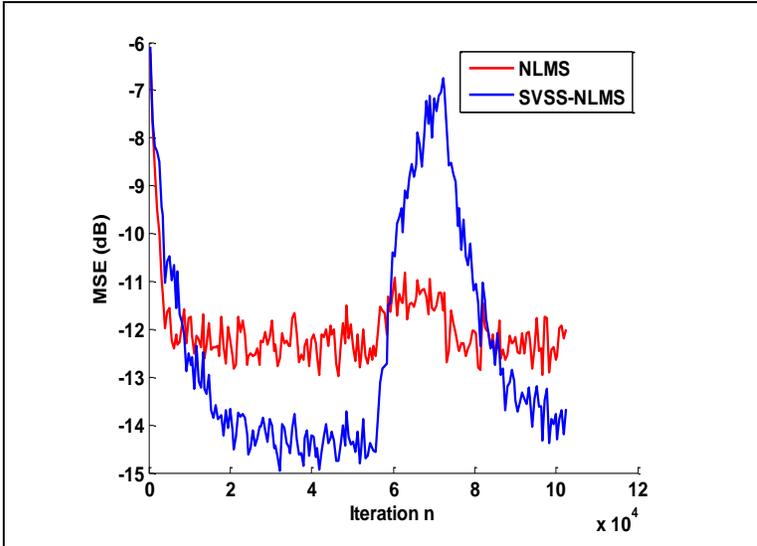


Figure 3. 48 : SNR=15 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256

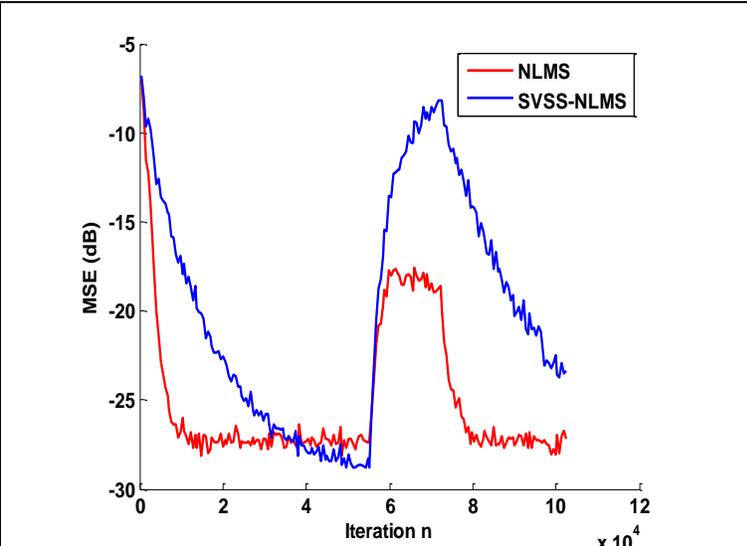


Figure 3. 49 : SNR=30 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256

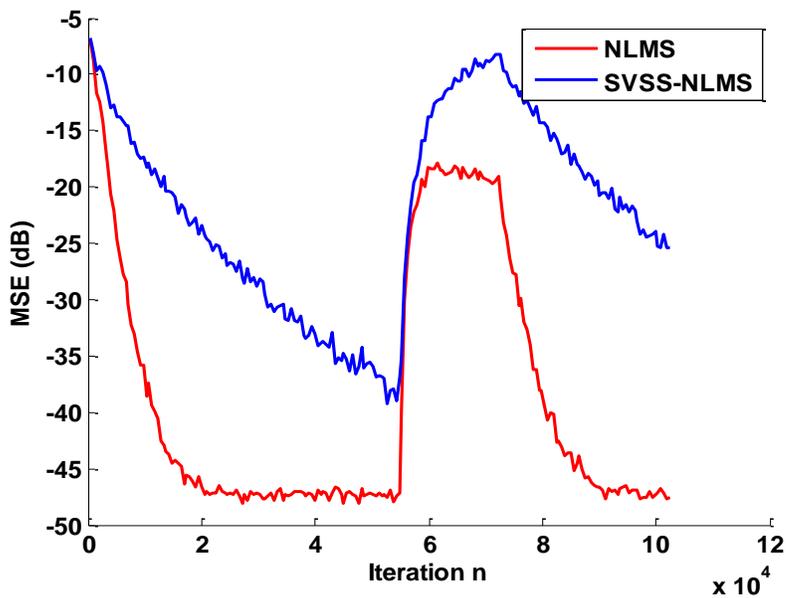


Figure 3. 50 : SNR=50 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256

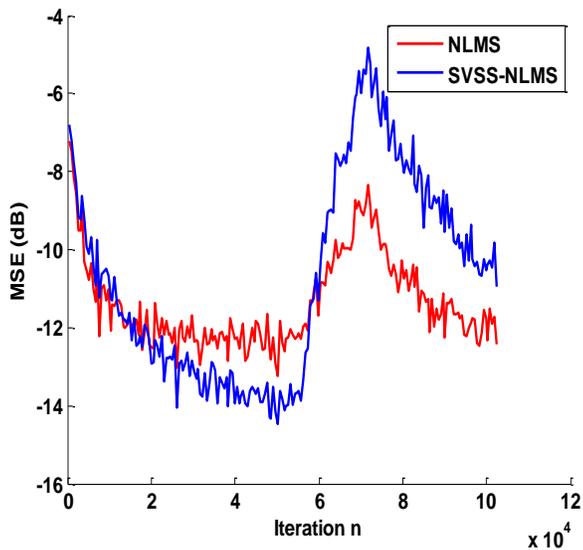


Figure 3. 51 : SNR=15 dB, non stationnaire, BBG1AR20, L=256

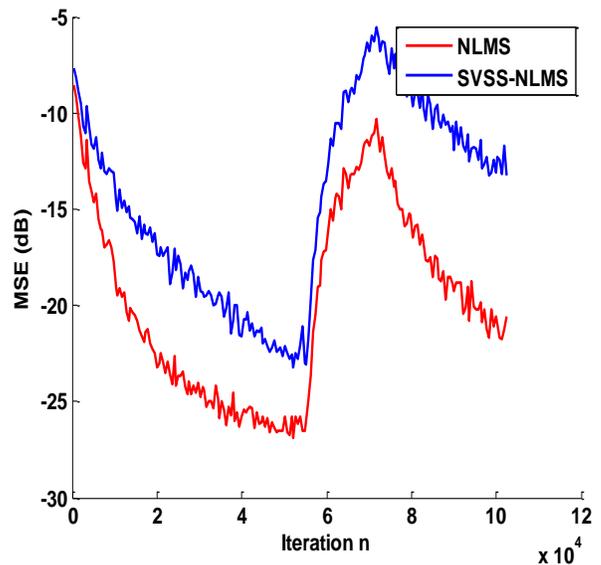


Figure 3. 52 : SNR=30 dB, non stationnaire, BBG1AR20, L=256

Commentaire : Sa capacité de poursuite d'un canal variable est moins bonne comparée à celle du NLMS. Par conséquent, son utilisation dans les applications d'annulation d'écho acoustique sera compromise.

3.4.8 Algorithme VSS-NLMS Pratique de Paleologu 2009 (PVSS-NLMS)

Initialisation :

$$\hat{\sigma}_d^2(0) = \hat{\sigma}_y^2(0) = \hat{\sigma}_e^2(0) = 0.01.$$

Les Paramètres de l'algorithme :

$$\lambda = 0.992 .$$

$$\delta = 0.01 ; \zeta = 0.00001 .$$

$$\mu_{max} = 1.0 ; \mu_{min} = 0.0001 .$$

Une sélection de résultats est donnée sur les figures ci-dessus (3.53 à 3.60) :

Canal fixe (Stationnaire) :

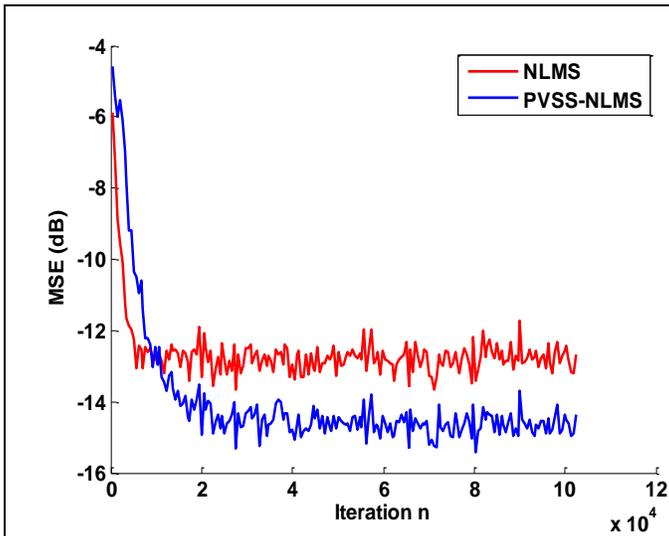


Figure 3. 53 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=256

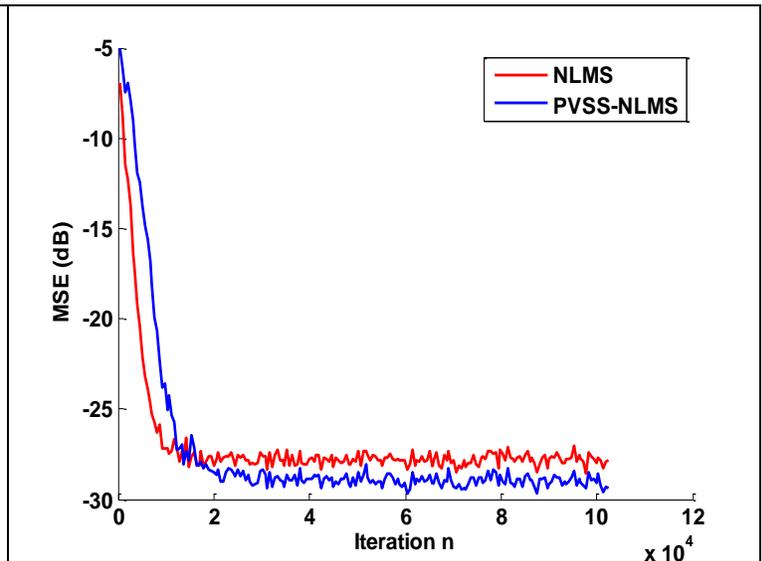


Figure 3. 54 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=256

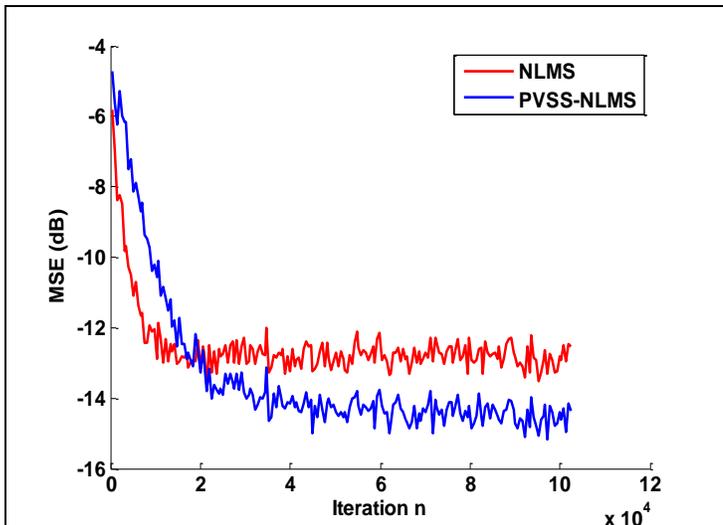
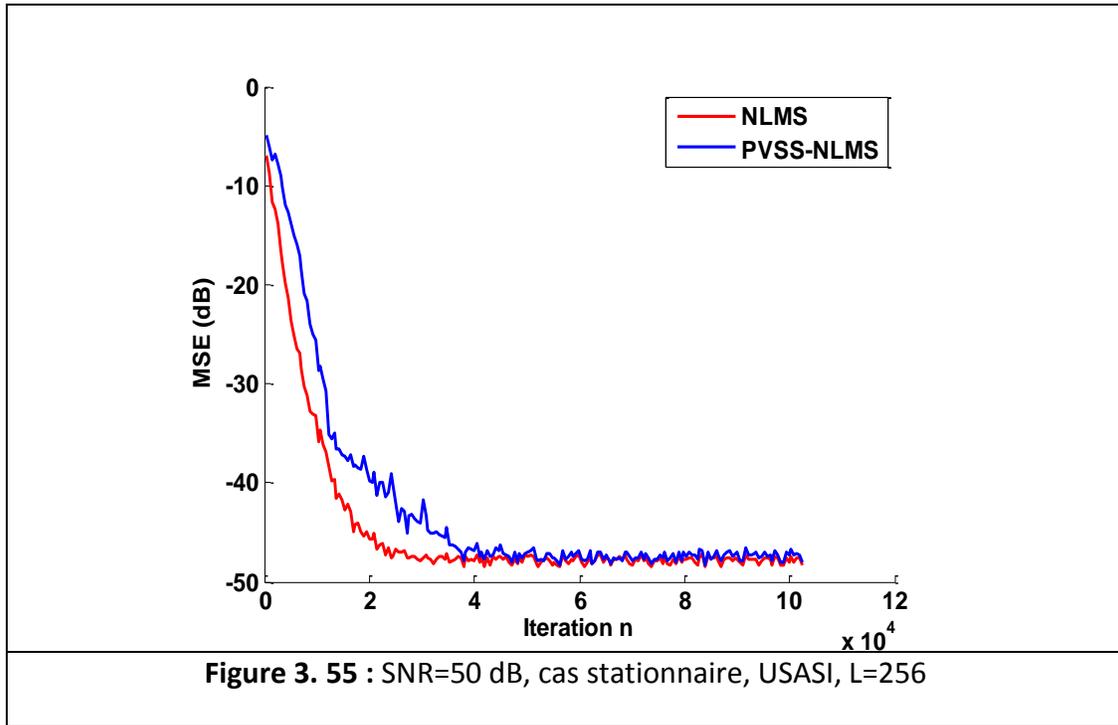


Figure 3.56 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=512

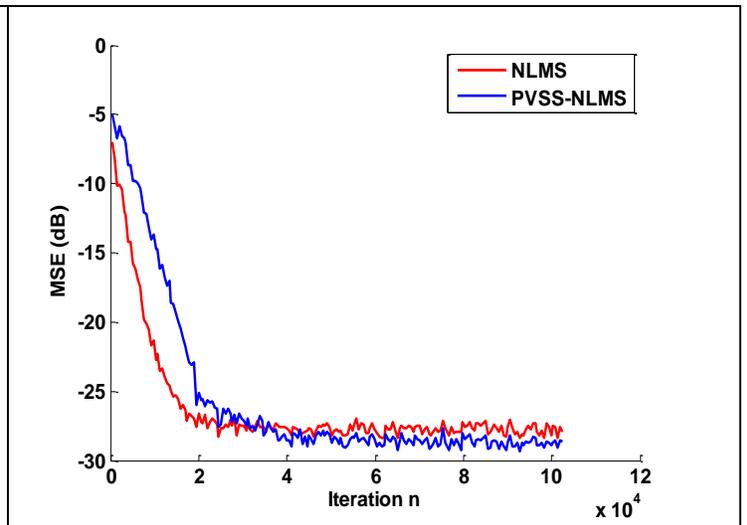


Figure 3.57 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=512

Commentaire : Pour le cas stationnaire, nous observons une vitesse de convergence moins rapide que celle du NLMS, mais une EQM finale notablement meilleure pour le cas bruité avec un SNR de 15 dB. Cette amélioration de l'EQM devient moins importante pour les signaux moins bruités.

Canal variable (Non Stationnaire) :

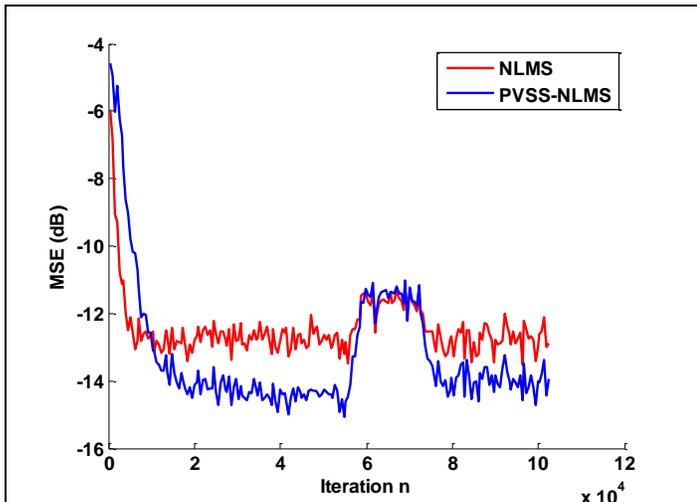


Figure 3. 58 : SNR=15 dB, cas non stationnaire, USASI,L=256

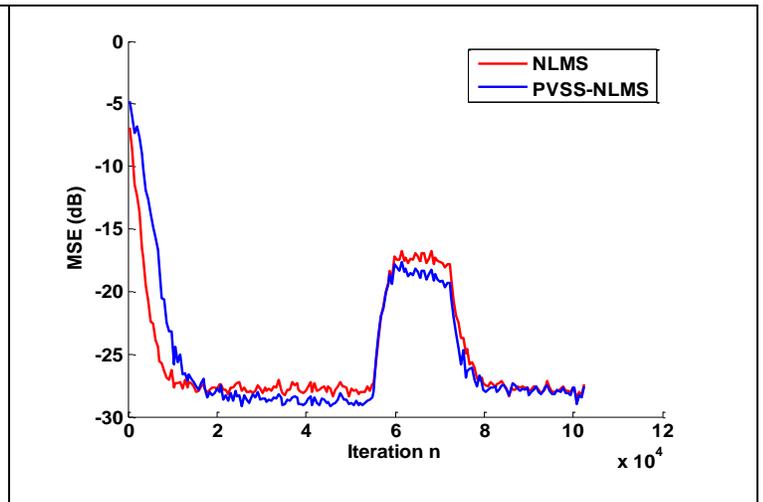


Figure 3. 59 : SNR=30 dB, cas non Stationnaire, USASI,L=256

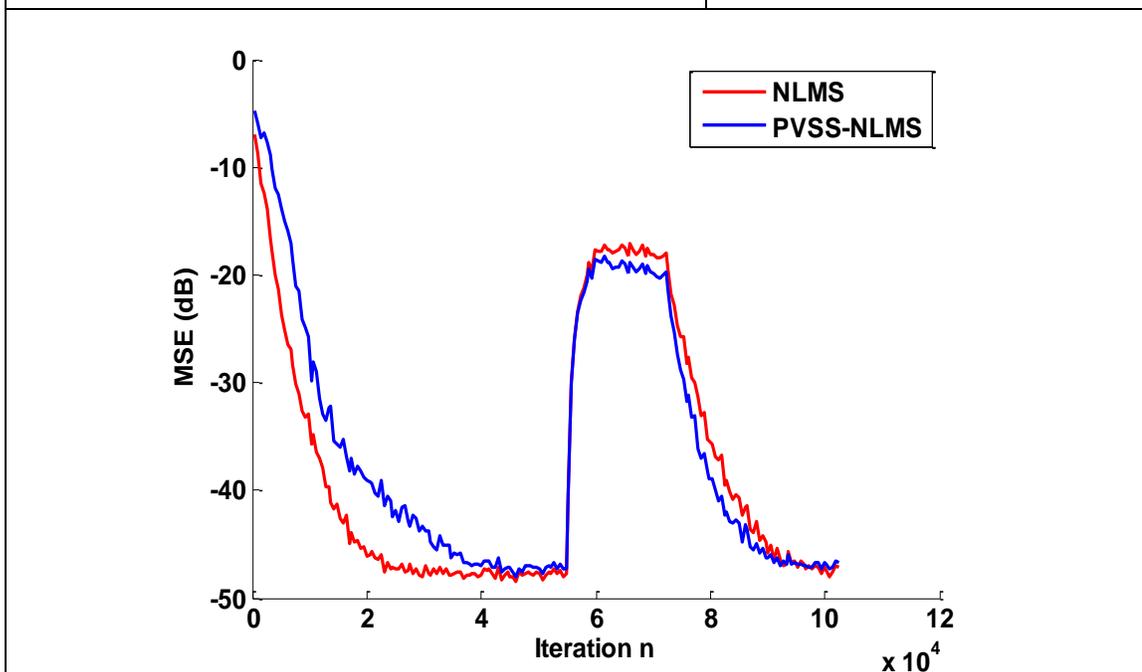


Figure 3. 60 : SNR=30 dB, cas non stationnaire, USASI, L=256

Commentaire : Ces résultats montrent que l'algorithme PVSS-NLMS améliore la capacité de poursuite des non stationnarités du canal acoustique par rapport à l'algorithme NLMS. Cette qualité est importante dans les applications d'écho acoustique.

3.4.9 Algorithme VSS-NLMS de Sánchez 2011 (NVSS-NLMS Sánchez)

Initialisation :

$$\sigma_x^2(0) = 0.1 .$$

$$\hat{R}_{e^2,y}^2(0)=0.0001.$$

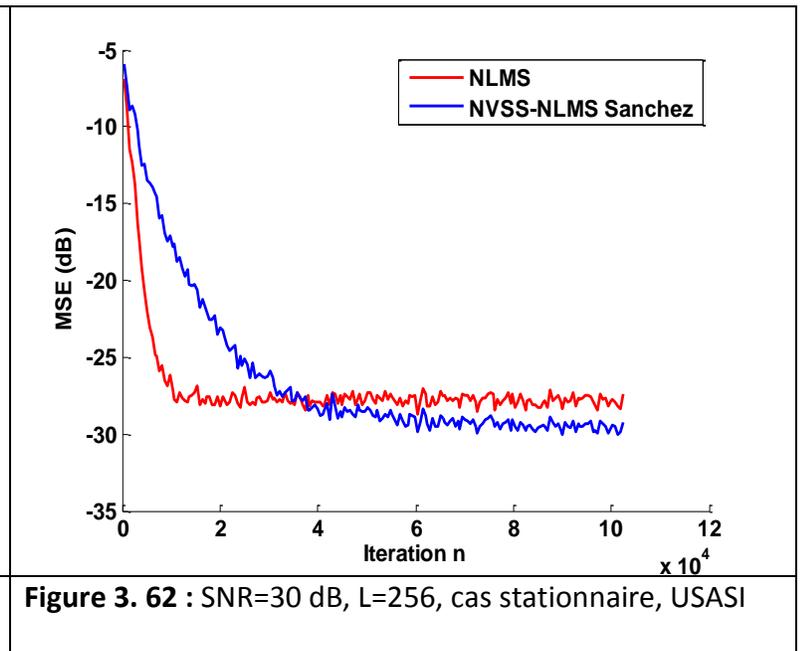
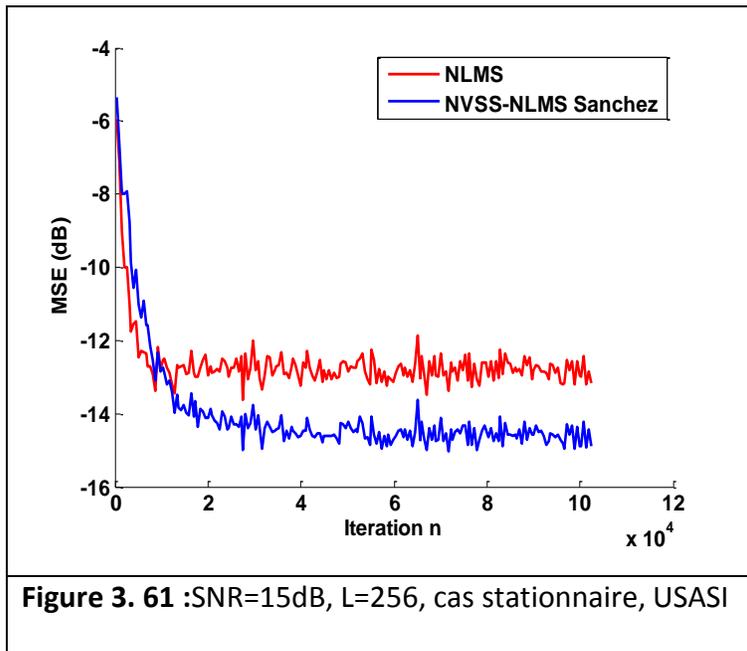
Les Paramètres de l’algorithme:

$$\lambda = 0.95 , \gamma = 1 - \lambda$$

$$\alpha_{max} = 1.0 ; \alpha_{min} = 0.2 .$$

Une sélection de résultats est donnée sur les figures ci-dessus (3.61 à 3.66) :

Canal fixe (Stationnaire) :



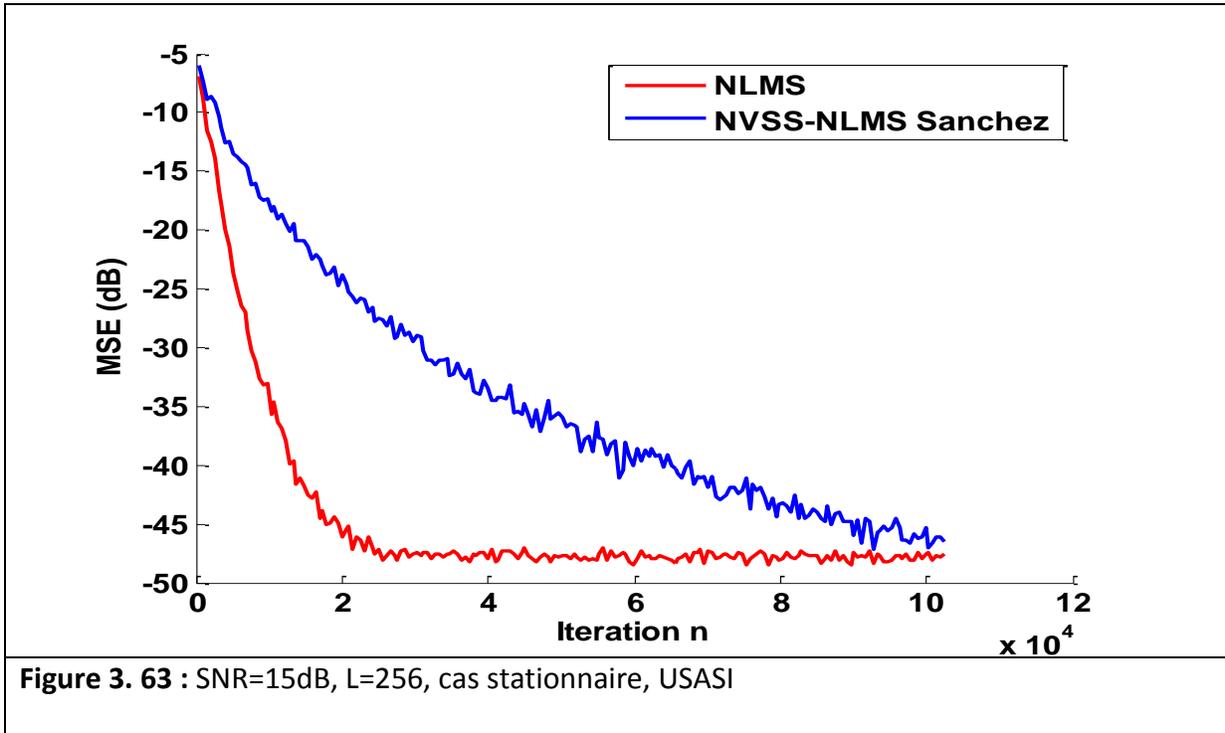


Figure 3. 63 : SNR=15dB, L=256, cas stationnaire, USASI

Commentaire : Nous remarquons qu'à chaque fois qu'on augmente le SNR la vitesse de convergence de l'algorithme devient lente par contre nous notons une amélioration de l'EQM finale pour le SNR de 30 dB et 15 dB.

Nous avons observé approximativement les mêmes comportements pour le cas L=512. Les mêmes constatations ont été aussi faites pour le signal plus corrélés BBG1AR20 ; par conséquent l'algorithme NVSS-NLMS Sánchez n'améliore pas EQM finale par rapport à l'algorithme NLMS pour le cas non bruité SNR=50 dB du cas canal stationnaire, sa vitesse de convergence est moins bonne dans tous les cas.

Canal variable (Non Stationnaire) :

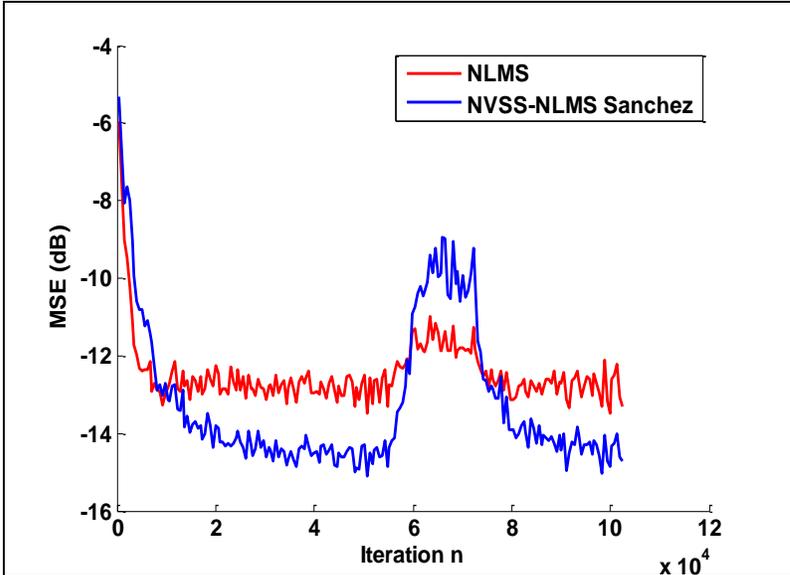


Figure 3. 64 : SNR=15 dB ,L=256, cas non stationnaire, USASI

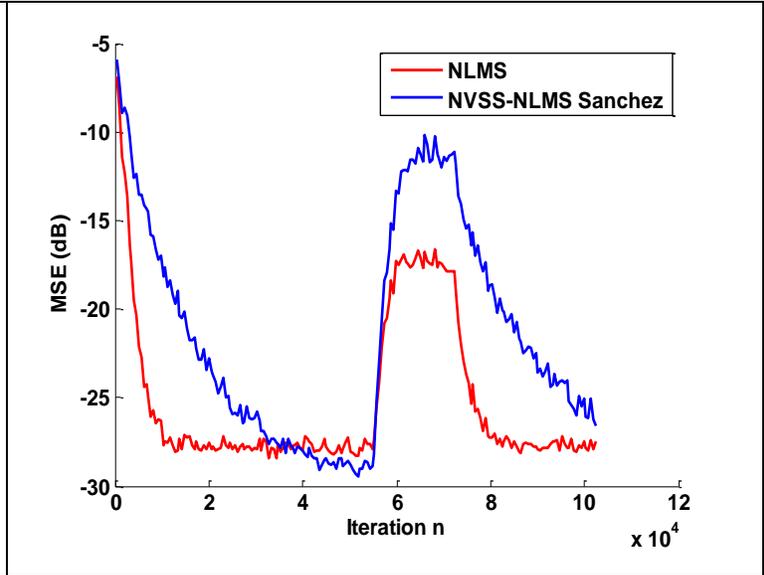


Figure 3. 65 : SNR=30 dB , L=256, cas non stationnaire, USASI

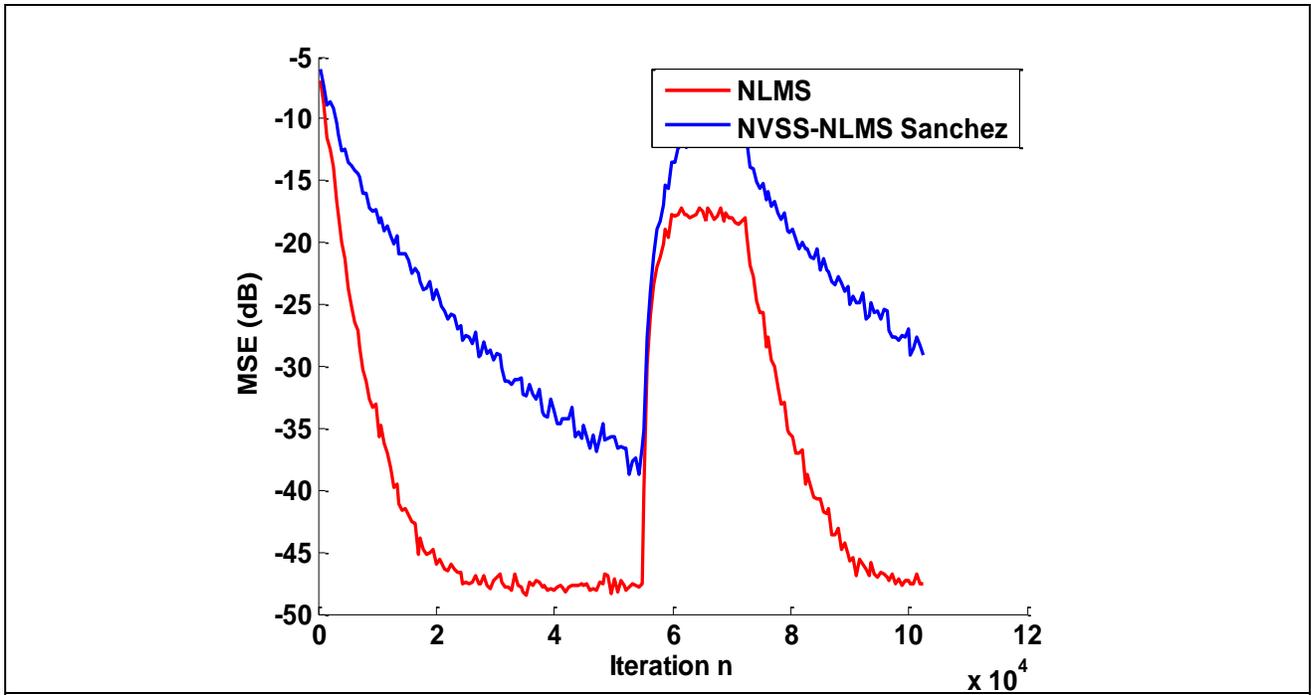


Figure 3. 66 : SNR=50 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI

Commentaire : Ces résultats montrent, que malgré la re-convergence, l'algorithme NVSS-NLMS, a un mauvais comportement en poursuite durant les non stationnarités du canal acoustique surtout dans les cas moins bruités SNR=30 dB et SNR=50dB

Les mêmes constatations ont été aussi observés pour les simulations avec le signal plus corrélé bbg1ar20.

Enfin, nous pouvons conclure ; au vu de ces performances limitées, cet algorithme à pas variable n'est pas un candidat potentiel pour les applications d'écho acoustique

3.4.10 algorithme VSS-NLMS de Huang 2012 (VSS-NLMS-Beta)

Initialisation :

$$\hat{\sigma}_e^2(0) = 0.001 ; \hat{\sigma}_x^2(0) = 0.001 ;$$

$$\mu(0) = 1 ;$$

$$\mathbf{r}_{ex}(0) = 0 ;$$

Les Paramètres de l'algorithme :

$$\alpha = 0.9985 ; c=0.01$$

$$\mu_{max} = 1 ; \mu_{min} = 0.001$$

Les mêmes séries de simulations ont été effectuées pour l'algorithme VSS-NLMS beta. Une sélection de résultats est donnée sur les figure3.67 à 3.75. Nous avons fixé β pour avoir les meilleures performances pour chaque simulation.

Canal fixe (Stationnaire) :

Les performances de cet algorithme dépendent du choix de la valeur du paramètre β . Nous avons testé et sélectionné, pour le cas stationnaire, $\beta = 5,2$ et 1.2 , pour les SNR 15, 30 et 50 dB respectivement.

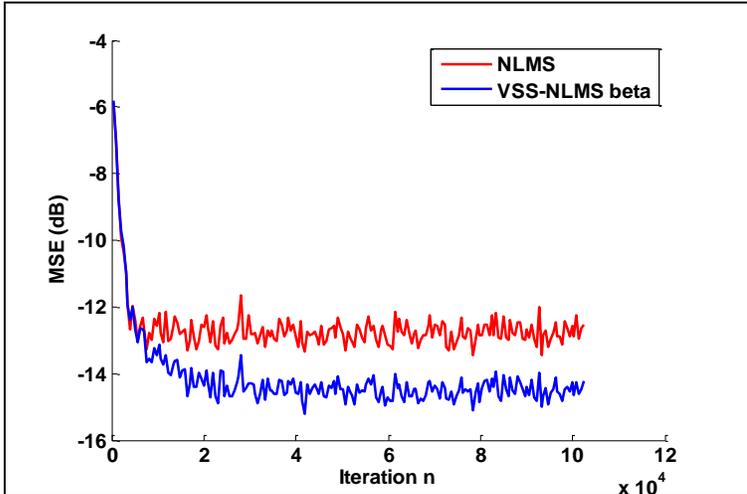


Figure 3. 67 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=256, $\beta=5$

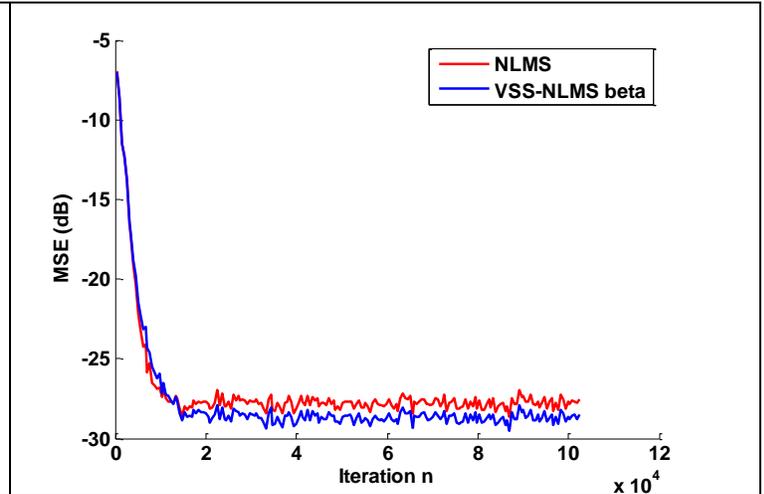


Figure 3. 68: SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=256, $\beta=2$

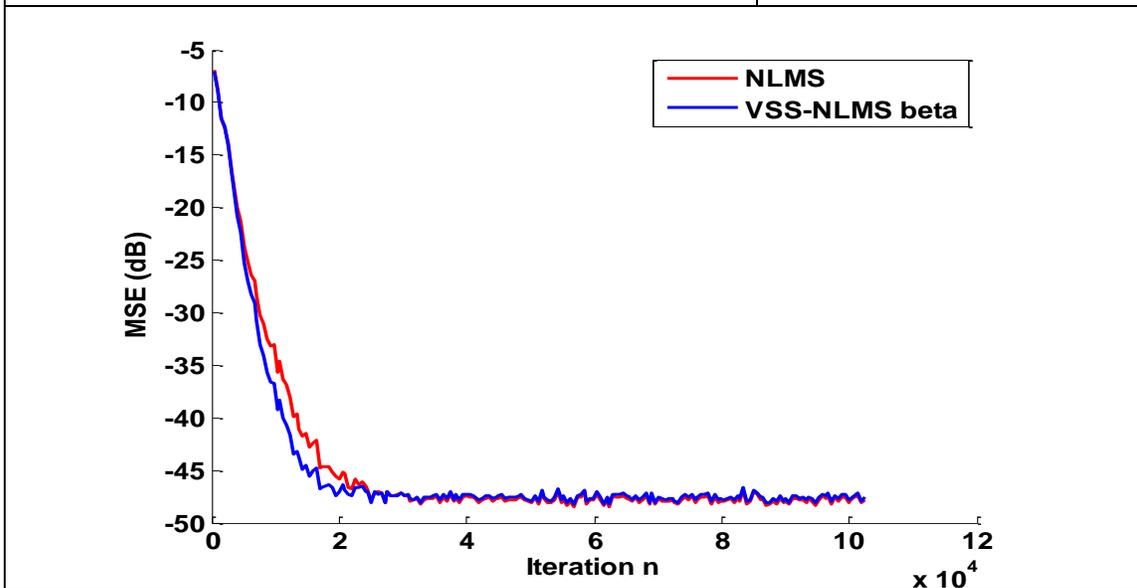
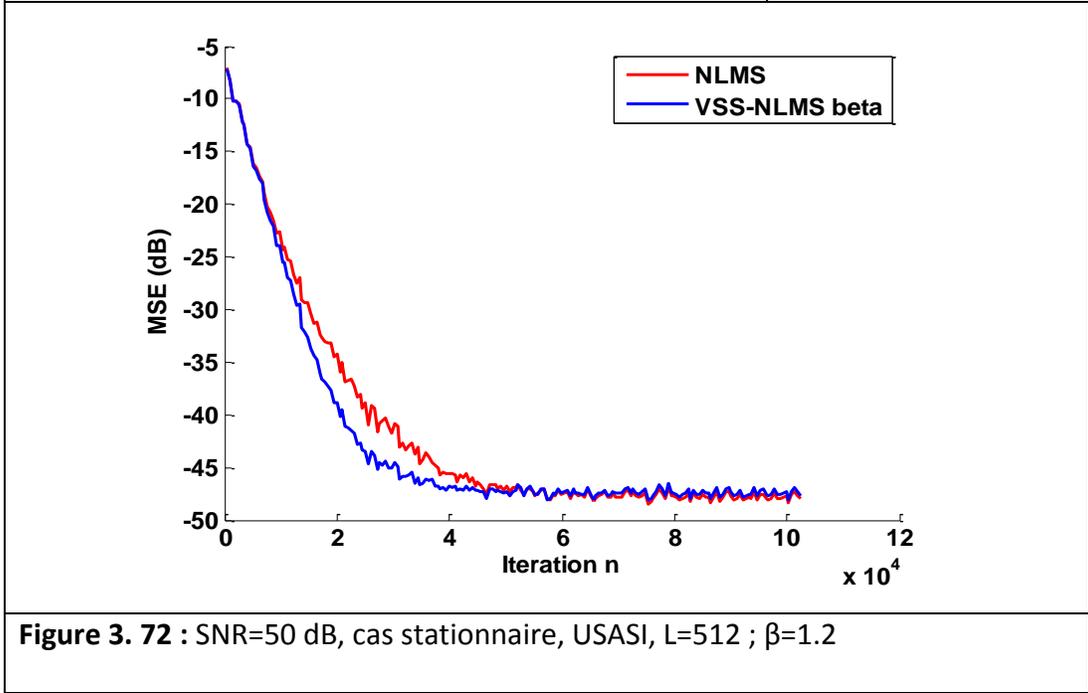
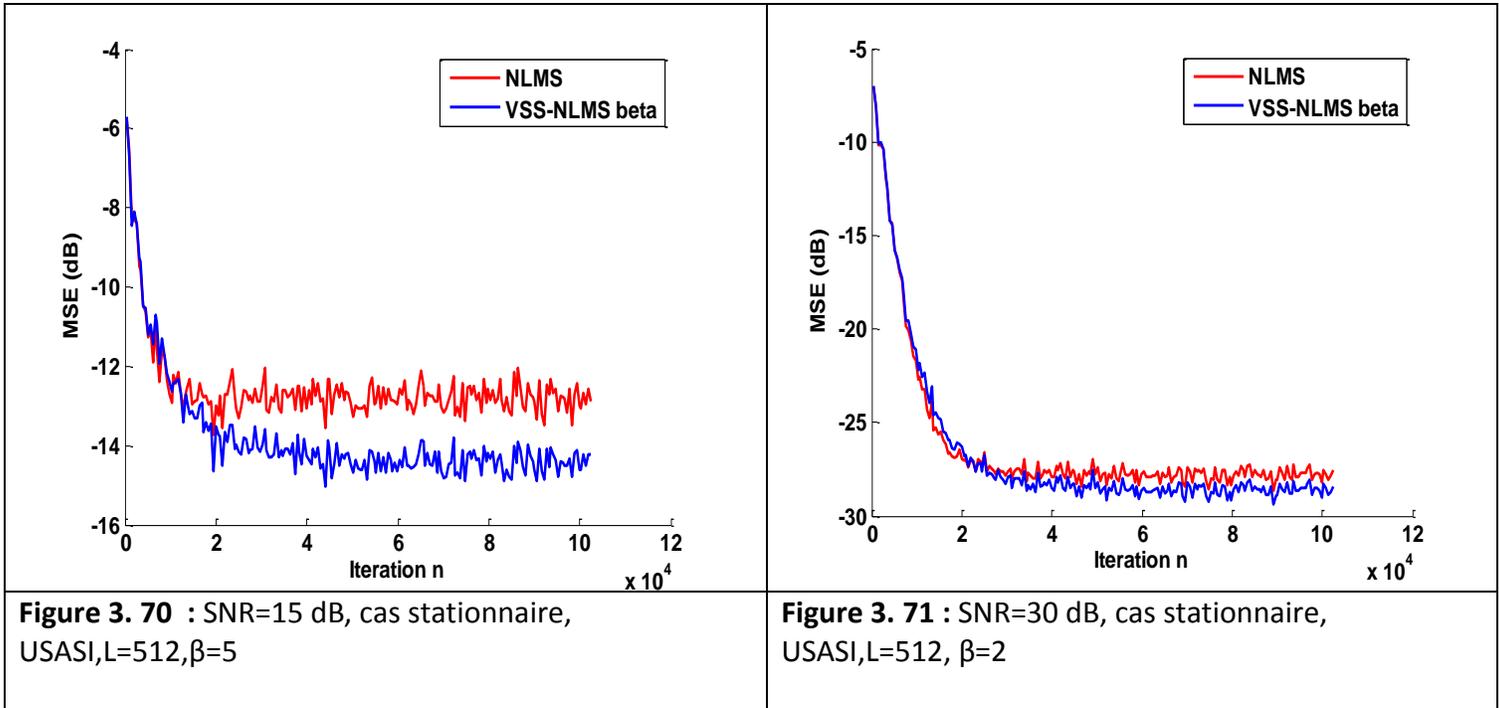


Figure 3. 69 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=256, $\beta=1.2$



Commentaire : Nous observons que la vitesse de convergence de cet algorithme beta-VSS-NLMS n'est pas dégradée. Nous observons aussi une nette amélioration EQM finale pour cas bruité de SNR 15 dB, cette EQM devient similaire à celle du NLMS pour les cas moins bruités.

Canal variable (Non Stationnaire) :

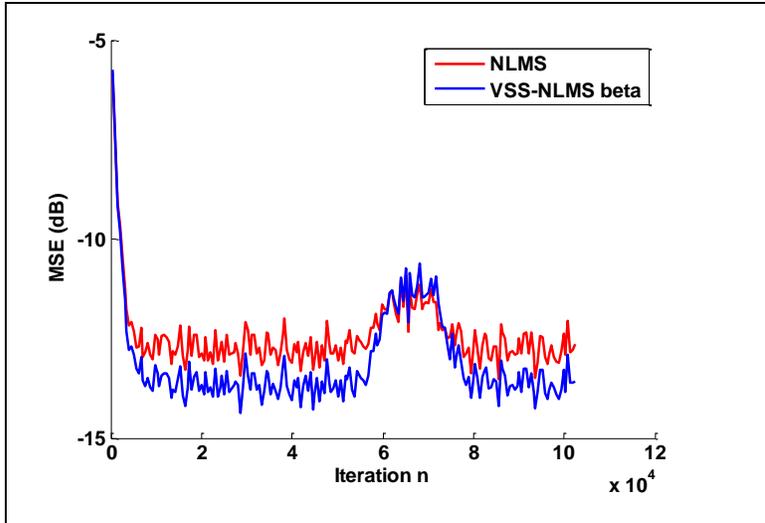


Figure 3.73 : SNR=30 dB, cas Non stationnaire, USASI, L=256, $\beta=5$

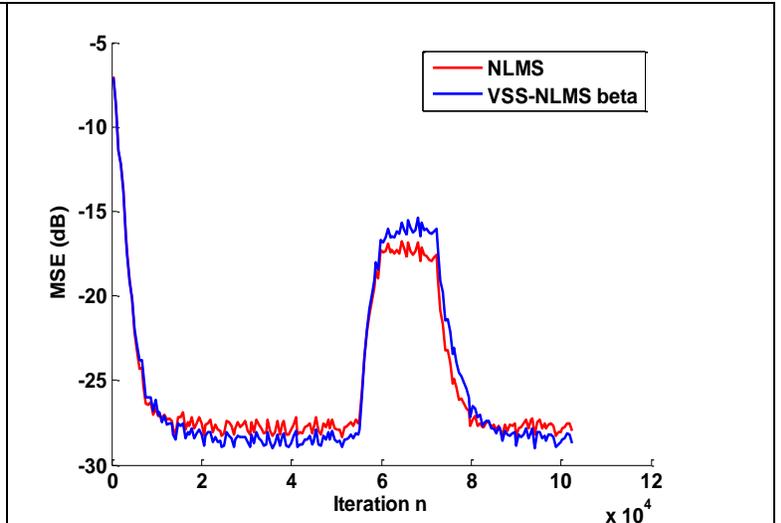


Figure 3.74 : SNR=30 dB, cas Non stationnaire, USASI, L=256, $\beta=2$

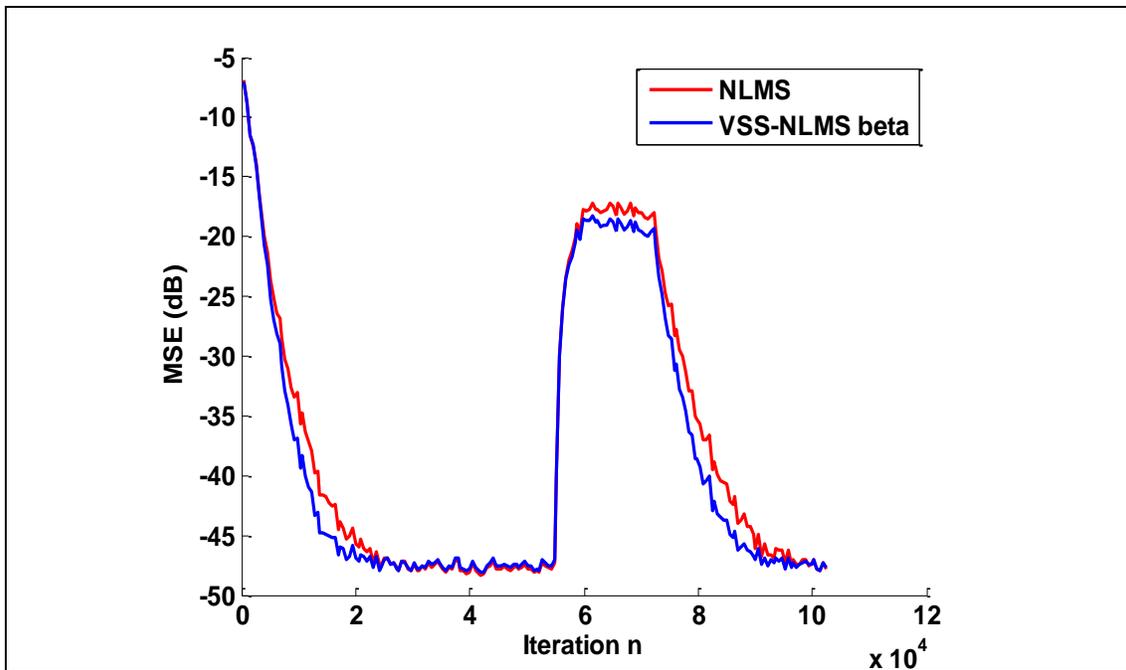


Figure 3.75 : SNR=50 dB, cas Non stationnaire, USASI, L=256, $\beta=1.2$

Commentaire : on note que la capacité de poursuite l'algorithme beta-VSS-NLMS est équivalente à celle du NLMS et il arrive à re-converger vers une EQM plus faible après le passage de la non stationnarité du canal acoustique avec un SNR de 15et 30dB.

Enfin cet algorithme beta-VSS-NLMS peut être considéré pour une application d'écho acoustique, mais son seul inconvénient est que ses performances dépendent du choix du paramètre β qui dépend de niveau du SNR. Nous devons faire des compromis entre une EQM faible, une bonne vitesse de convergence et une capacité de poursuite acceptable.

3.4.11 algorithme VSS-NLMS ECHO de Huang 2012 (ECHO-VSS-NLMS-Beta)

Initialisation :

$$\hat{\sigma}_e^2(0) = \hat{\sigma}_x^2(0) = \hat{\sigma}_m^2(0) = 0.001.$$

$$\hat{r}_{de}(n) = 0 .$$

$$\mu(0) = 1 . \mathbf{r}_{ex}(0)=0 ; \varepsilon =0.01$$

Les Paramètres de l'algorithme :

$$\alpha = 0.9985 ; \beta = \text{selon SNR} .$$

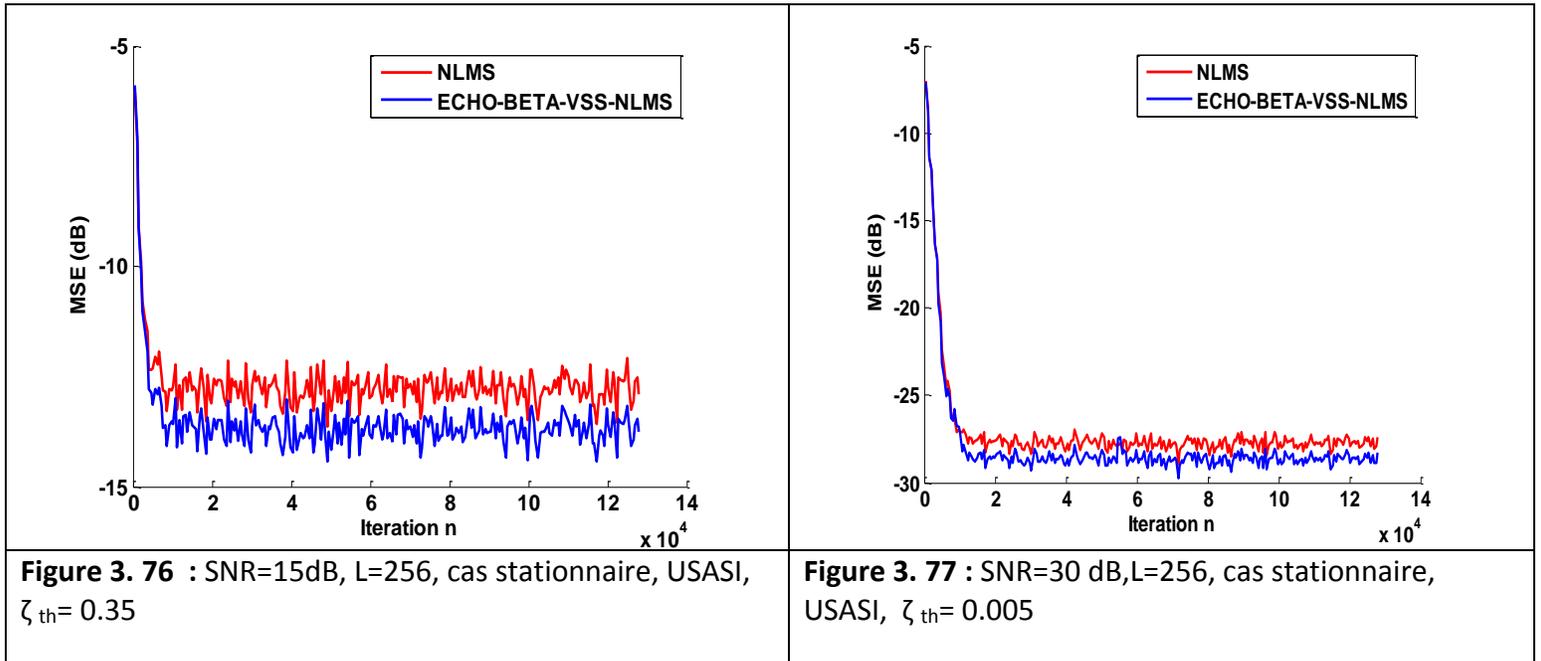
$$\mu_{max} = 1.0 ; \mu_{min} = 0.001 .$$

$$\zeta_{th} = \text{selon SNR (seuil)}.$$

Quelques résultats de simulation de cet algorithme pour les deux cas stationnaire et non stationnaire sont résumés sur les figures 3.76 à 3.81.

Cet algorithme possède deux paramètres importants qui influencent les performances de l'algorithme ECHO-Beta-VSS-NLMS. Après plusieurs tests de simulation, nous avons fixé $\beta=2$ et réglé le paramètre ζ_{th} selon le rapport SNR pour avoir les meilleurs performances.

Canal fixe (Stationnaire) :



Commentaire : A partir de ces simulations, nous constatons que l’algorithme ECHO-BETA-VSS-

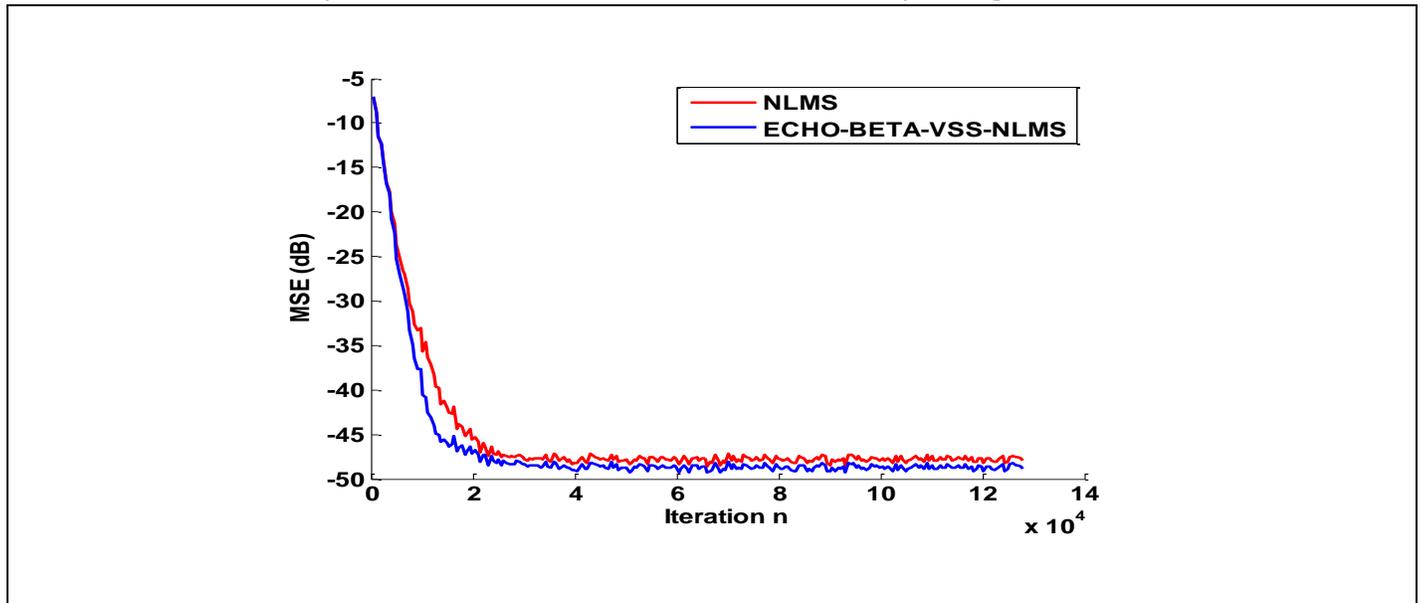


Figure 3. 78 : SNR=50 dB, L=256, cas stationnaire, USASI et $\zeta_{th}= 0.0005$

NLMS fournit une vitesse de convergence similaire par rapport à l’algorithme NLMS pour les valeurs de SNR=15 et 30 dB et une légère amélioration pour le SNR=50 dB ,l’EQM pour l’algorithme ECHO-BETA-VSS-NLMS est meilleure pour tous les SNR considérés.

Canal variable (Non Stationnaire) :

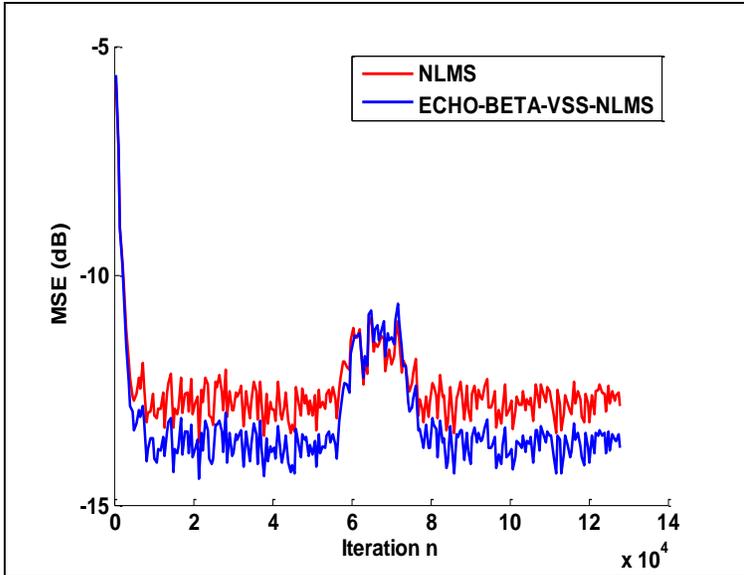


Figure 3. 79 : SNR=15 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI et $\zeta_{th}= 0.35$

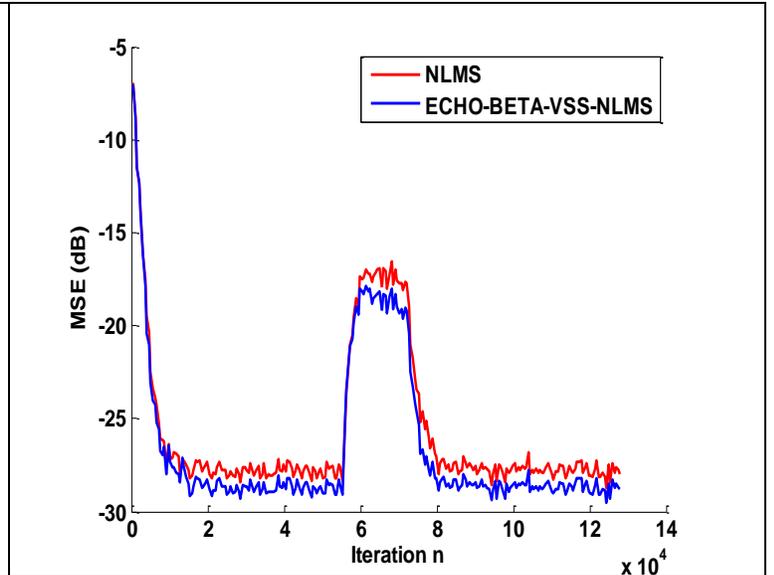


Figure 3. 80 : SNR=30 dB ,L=256, cas non stationnaire, USASI et ; $\zeta_{th}= 0.005$

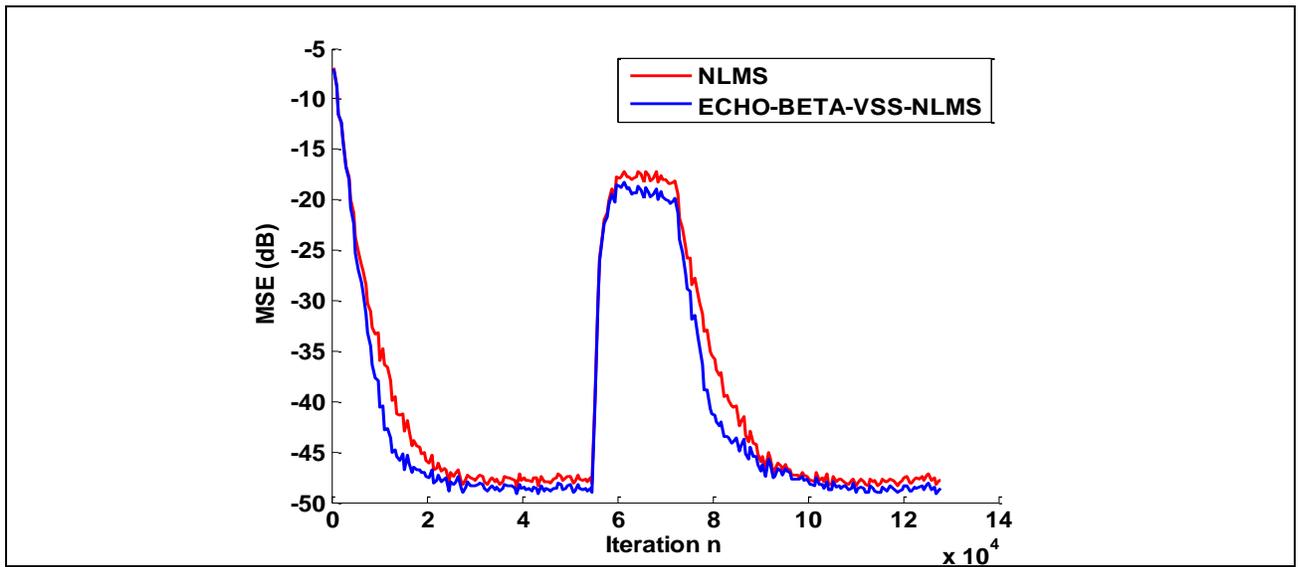


Figure 3. 81 : SNR=50 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI et ; $\zeta_{th}= 0.0005$

Commentaire : L'algorithme ECHO-BETA-VSS-NLMS arrive à mieux poursuivre et montre une re-convergence meilleure après le passage de la non stationnarité. Ces résultats et les résultats du cas stationnaire rendent l'algorithme ECHO-BETA-VSS-NLMS un bon candidat dans les applications d'annulation d'écho acoustique. Le seul inconvénient de cet algorithme est que ses performances dépendent du choix de deux paramètres β et ζ_{th} qu'il faut bien choisir pour un SNR donné

3.4.12 Algorithme Sigmoid VSS-NLMS de ZHU 2012 (Sigmoid-VSS-NLMS)

Initialisation :

$\hat{\sigma}_e^2(0) = 0.001$; σ_v calculé par la formule théorique à partir du SNR.

Les Paramètres de l'algorithme :

A=515.3964 B=2

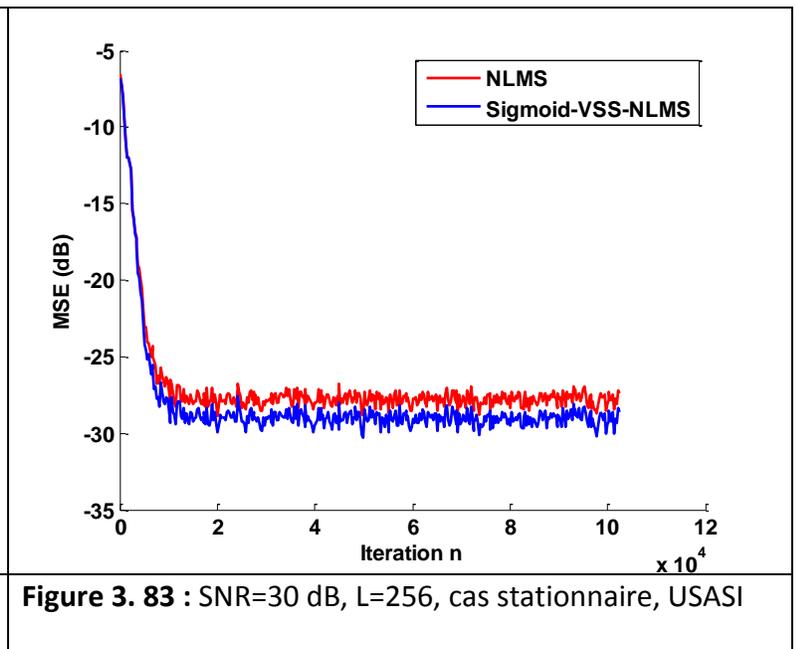
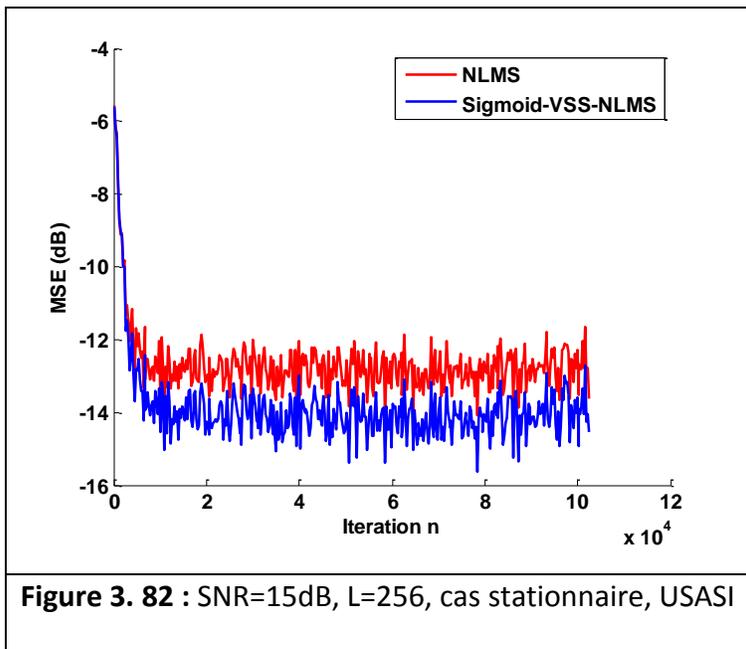
m=1; C=0.01.

$\lambda = 0.985$

$\mu_{max} = 1.0$; $\mu_{min} = 0.0002$

Quelques résultats de simulation de cet algorithme pour les deux cas stationnaire et non stationnaire sont résumés sur les figures 3.82 à 3.87.

Canal fixe (Stationnaire) :



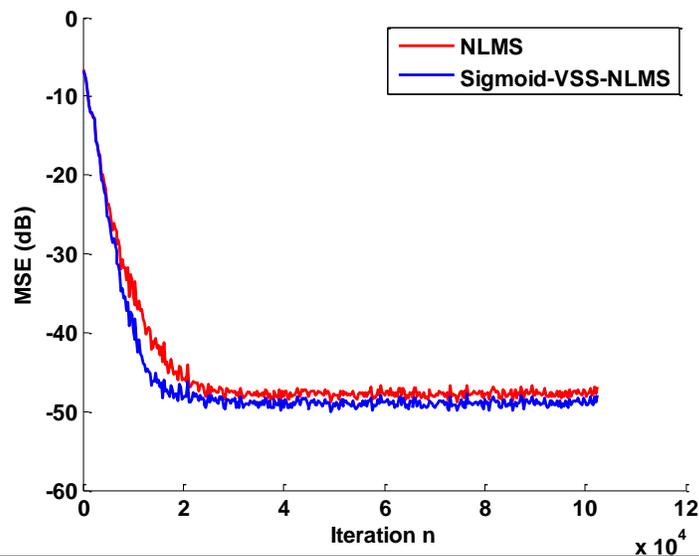


Figure 3. 84 : SNR=50 dB, L=256, cas stationnaire, USASI

Commentaire : On voit que l'algorithme Sigmoid-VSS-NLMS réalise de meilleures performances que le NLMS, il fournit une bonne amélioration d'EQM finale pour tous les SNR et une légère meilleure vitesse de convergence pour le cas SNR=50 dB. Cette vitesse pour les autres valeurs de SNR est la même que le NLMS.

Canal variable (non Stationnaire) :

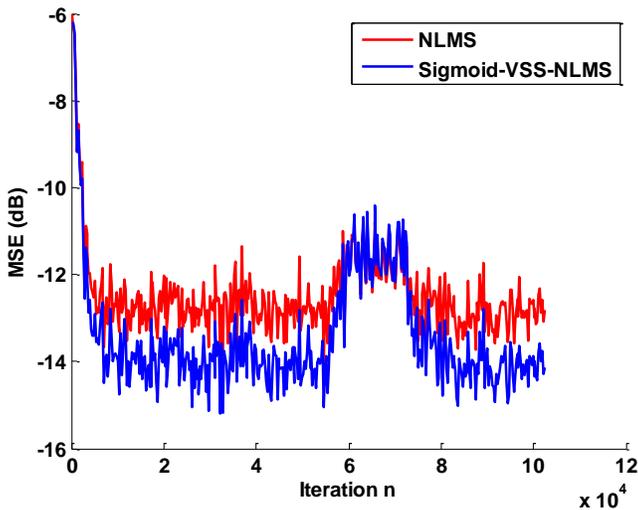


Figure 3. 85 : SNR=15 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI

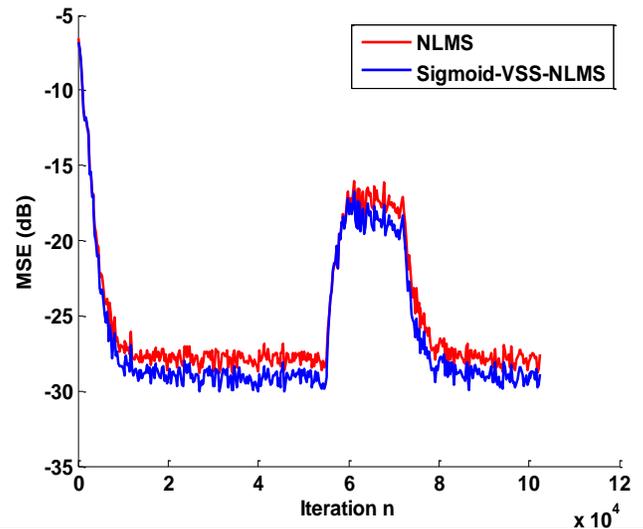
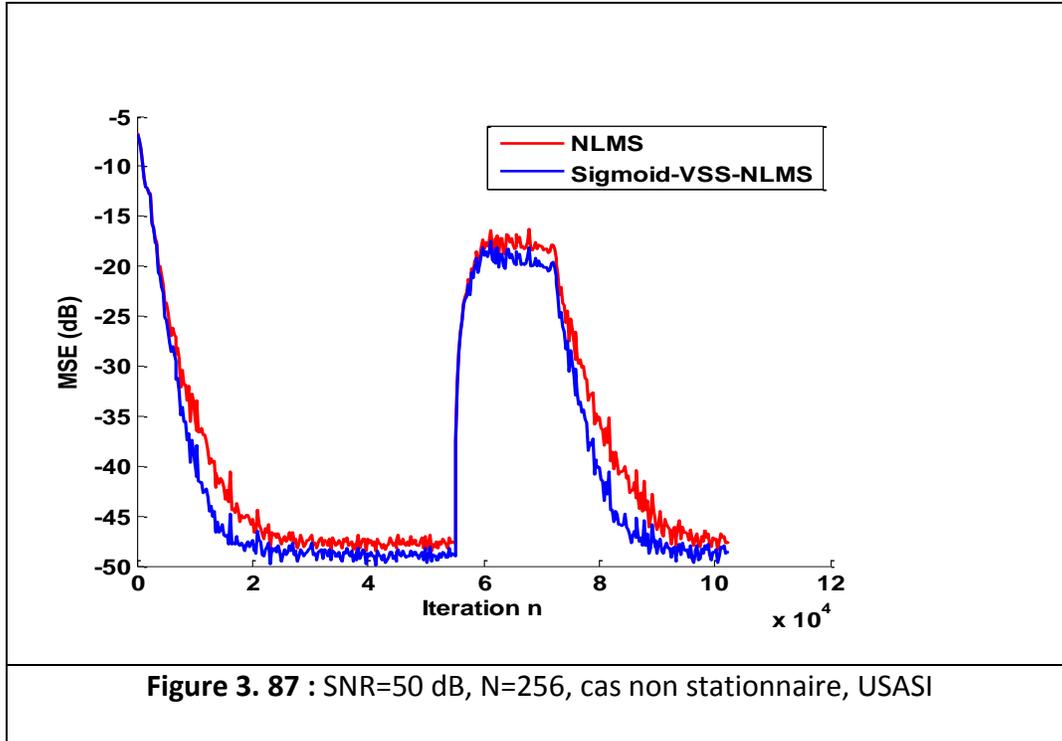


Figure 3. 86 : SNR=30 dB, L=256, cas non stationnaire, USASI



Commentaire : L’algorithme Sigmoid-VSS-NLMS Pour suit mieux que l’algorithme NLMS ,il réalise une meilleure re-convergence après le changement du canal acoustique. Il est alors intéressant d’utiliser cet algorithme dans les applications d’annulation d’écho acoustique.

3.4.13 Algorithme VSS-NLMS basé sur la méthode d’ICA de KANDI 2013 (ICA-VSS-NLMS)

Initialisation :

$$\hat{M}_2(0) = 0.001 ; \hat{M}_4(0) = 0.002.$$

$$P_e(0) = 0.001 ; P_x(0) = 0.001.$$

Les Paramètres de l’algorithme :

$$\beta = 0.985 ; \gamma = 0.99.$$

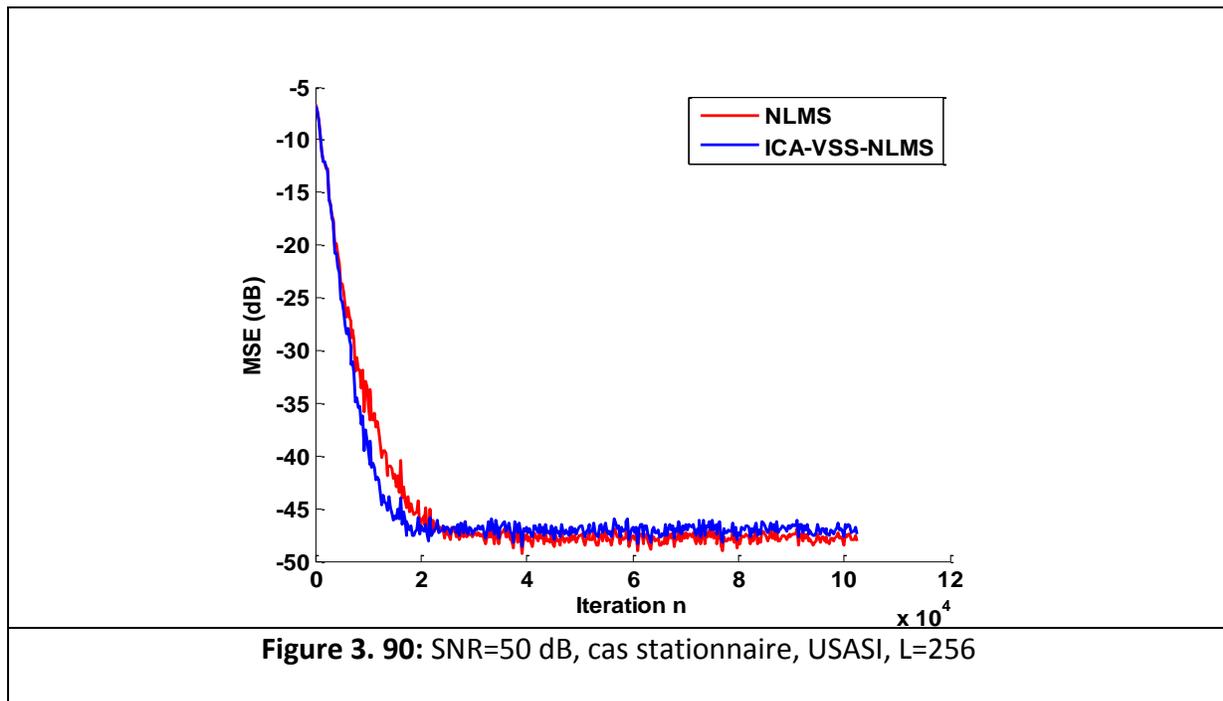
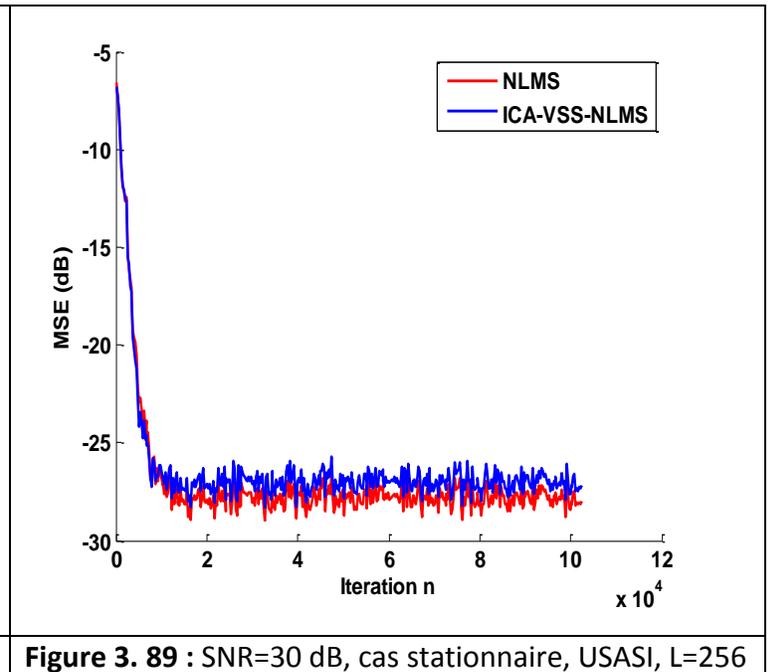
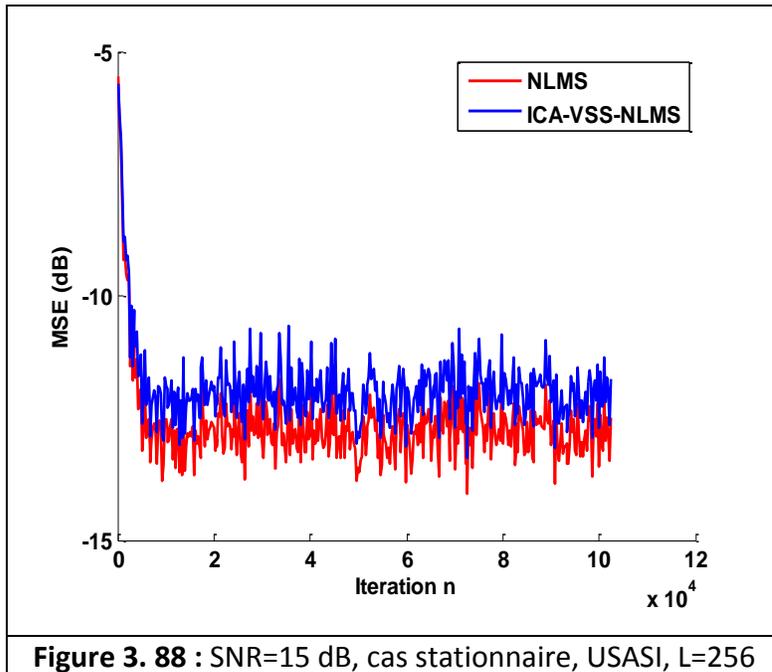
$$\bar{g}(0) ; N = 3.$$

$$\hat{\mu} = 0.5 ; \delta = 0.0001.$$

$$\mu_{max} = 1 ; \mu_{min} = 0.0001$$

Quelques résultats de simulation de cet algorithme pour les deux cas stationnaire et non stationnaire sont résumés sur les figures 3.88 à 3.99.

Canal fixe (Stationnaire) :



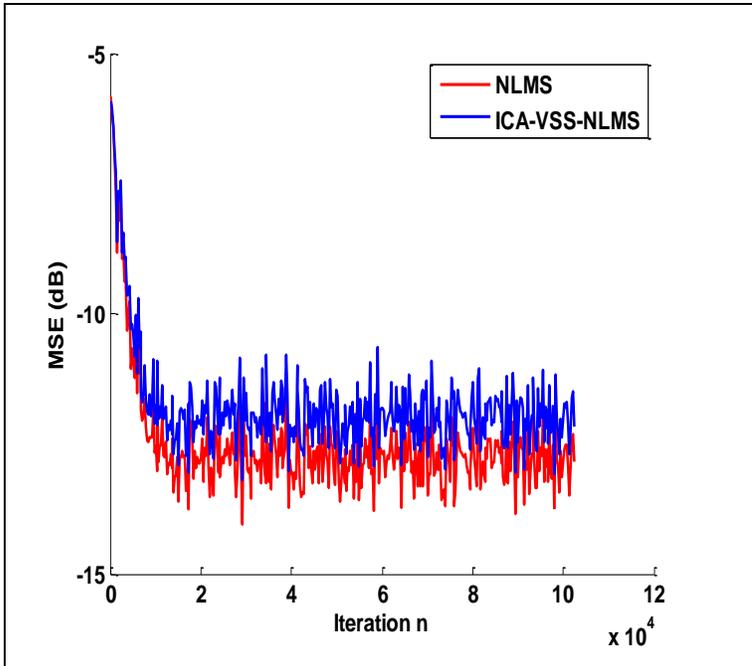


Figure 3. 91 : SNR=15 dB, cas stationnaire, USASI, L=512

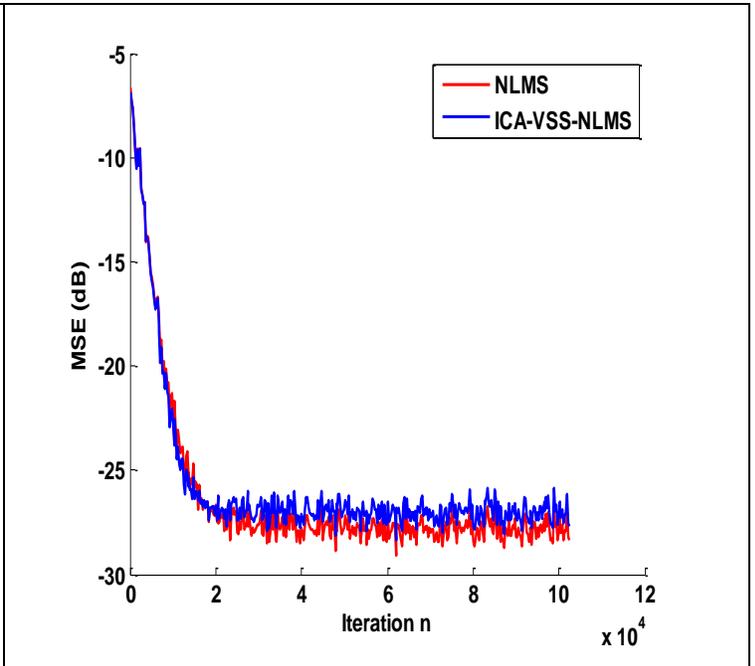


Figure 3. 92 : SNR=30 dB, cas stationnaire, USASI, L=512

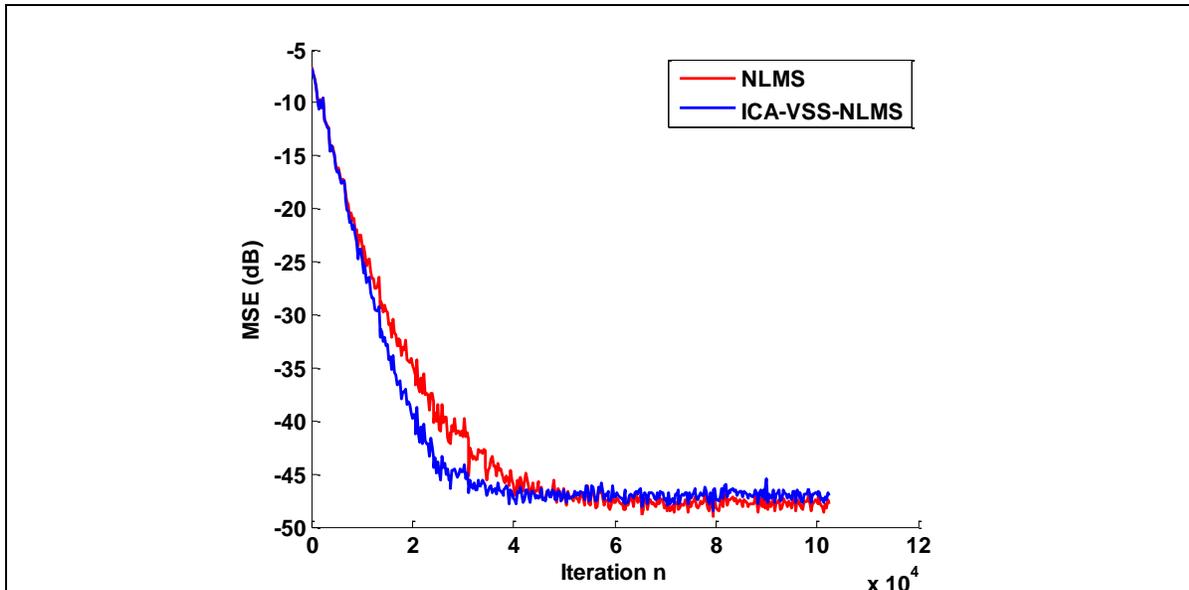


Figure 3. 93 : SNR=50 dB, cas stationnaire, USASI, L=512

Commentaire : Nous remarquons que l'algorithme ICA-VSS-NLMS et NLMS ont la même vitesse de convergence initiale avec une légère amélioration de cette vitesse pour l'algorithme à ICA-VSS-NLMS pour le cas SNR=50dB. Par contre nous notons une valeur faible d'EQM finale de l'algorithme à ICA-VSS-NLMS par rapport au NLMS pour tous les SNR considérés.

Canal variable (Non Stationnaire) :

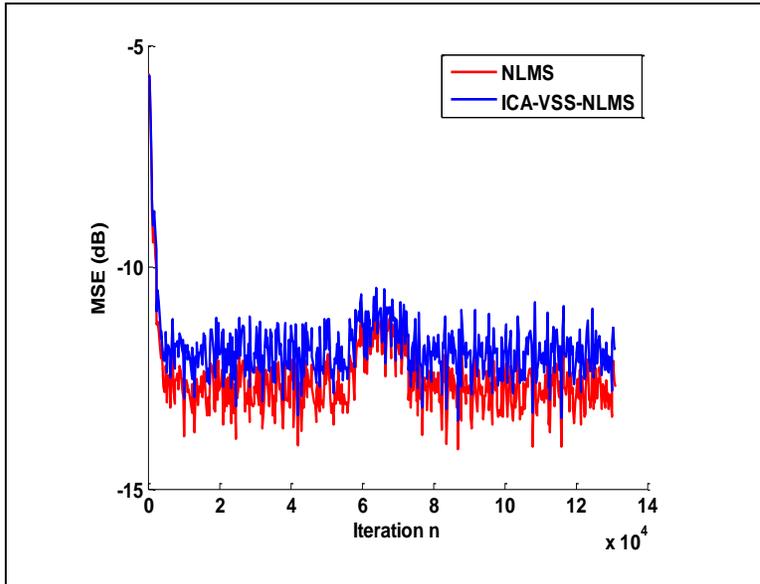


Figure 3.94 : SNR=15 dB, cas non-stationnaire, USASI, L=256

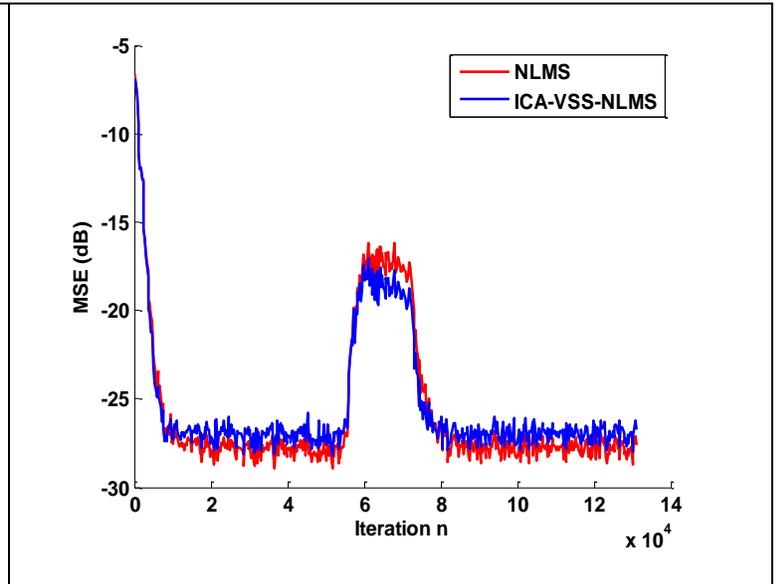


Figure 3.95: SNR=30 dB, cas non-stationnaire, USASI, L=256

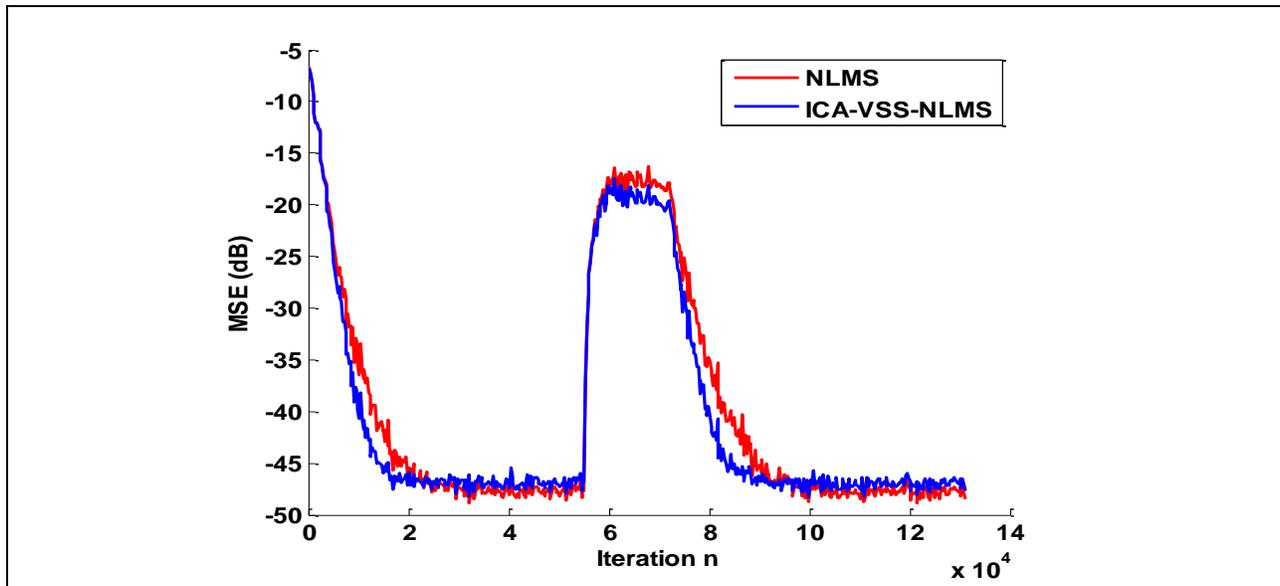


Figure 3.96 : SNR=50 dB, cas non-stationnaire, USASI, L=256

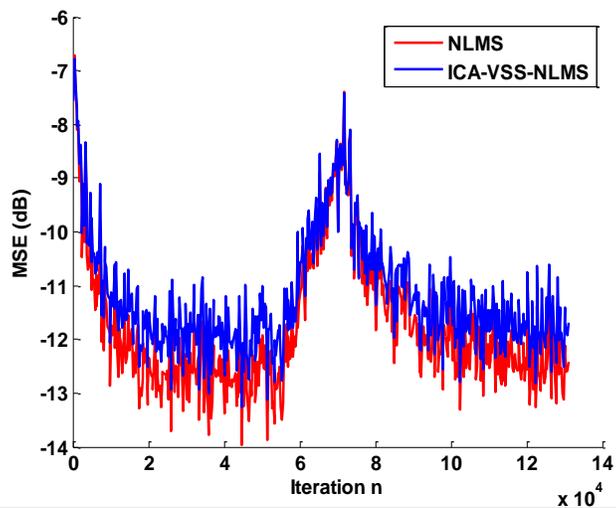


Figure 3. 97 : SNR=15dB, non-stationnaire, BBG1AR20, L=256

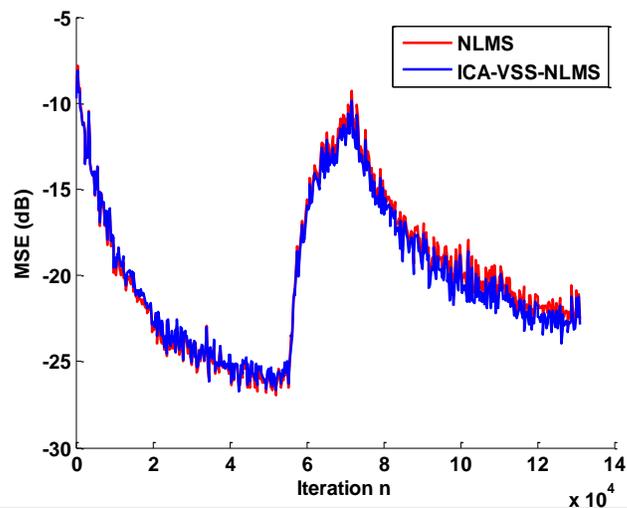


Figure 3. 98: SNR=30dB, non-stationnaire, BBG1AR20, L=256

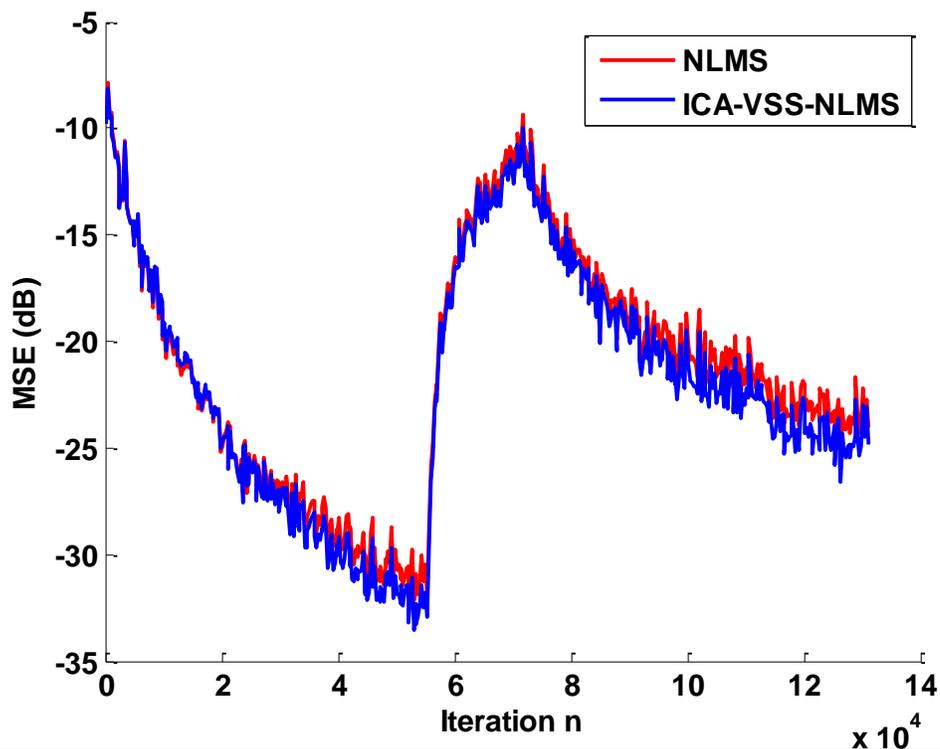


Figure 3. 99 : SNR=50dB, non-stationnaire, BBG1AR20, L=256

Commentaire : Ces résultats montrent que l'algorithme ICA-VSS-NLMS a un bon comportement en poursuite des non stationnarités du canal acoustique. Et arrive même a mieux poursuivre et montre une re-convergence meilleure après le passage de la non stationnarité. Le principal inconvénient de cet algorithme est les très nombreux paramètres qu'ils sont difficile à régler en pratique.

3.4.14 Algorithme VSS-NLMS proposé (VSS-NLMS-PROP)

Initialisation :

$$\sigma_{\hat{y}}^2(0) = \sigma_d^2(0) = 0.01$$

Les Paramètres de l'algorithme :

$$\alpha = 0.1, \lambda = 0.9989.$$

$$C=0.01, \delta=0.00001.$$

$$\mu_{max} = 1.0 ; \mu_{min} = 0.01 .$$

Quelques résultats de simulation de l'algorithme proposé pour les deux cas stationnaire et non stationnaire sont résumés sur les figures 3.100 à 3.107.

Cas stationnaire

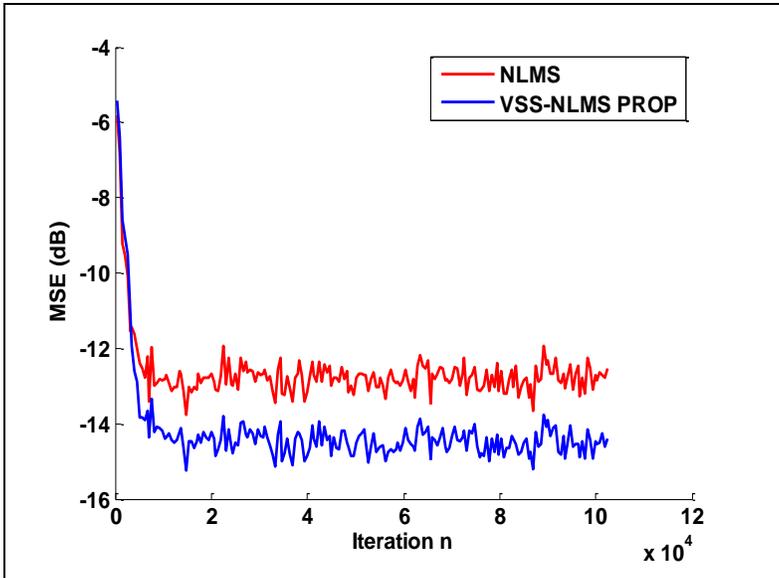


Figure 3. 100 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=0.0119$, $\alpha=0.1$, SNR=15 dB, stationnaire, USASI, L=256

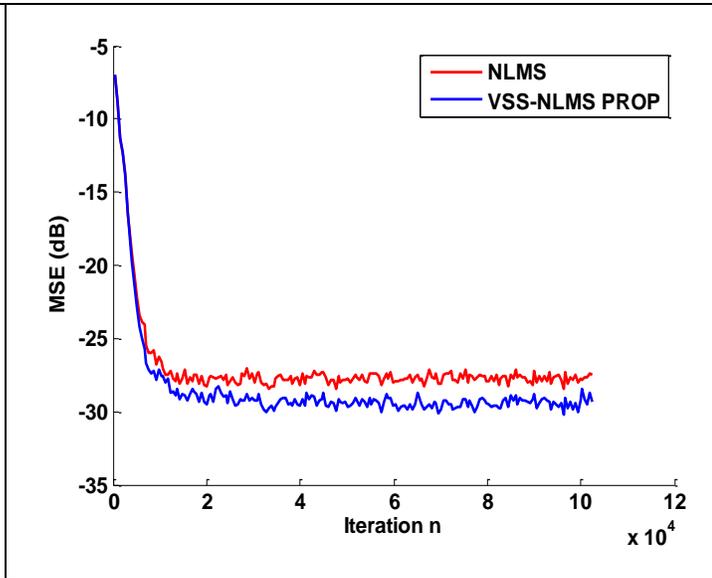


Figure 3. 101 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=3.7e-04$; $\alpha=0.1$, SNR=30 dB, stationnaire, USASI, L=256

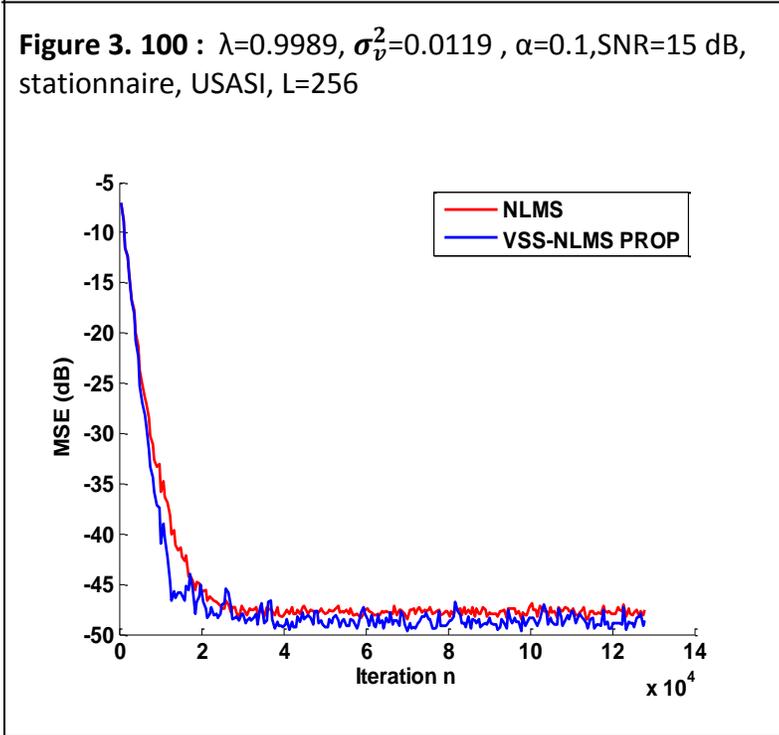


Figure 3. 102 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=3.7e-06$, $\alpha=0.1$, SNR=50dB, stationnaire, USASI, L=256

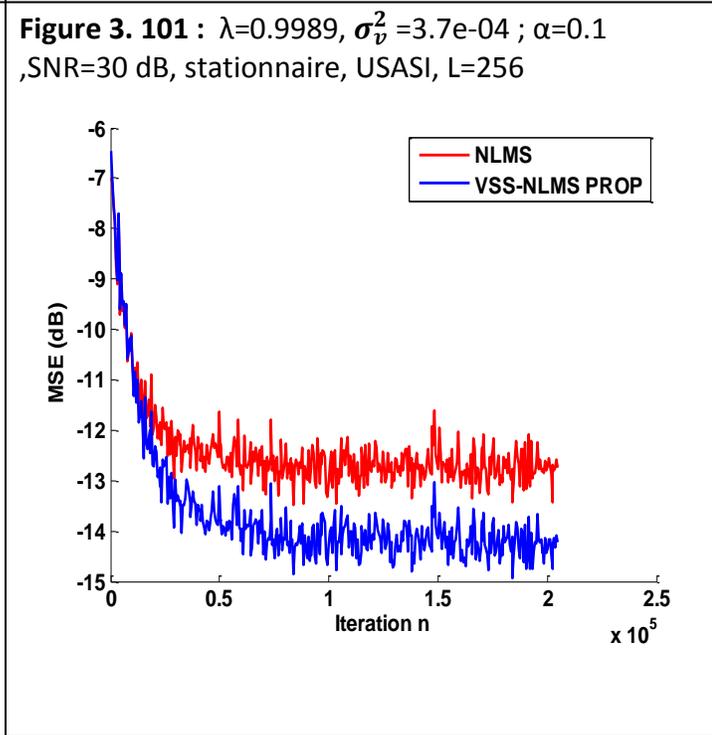


Figure 3. 103 : $\lambda=0.9989$; $\sigma_v^2=0.0101$, $\alpha=0.1$, SNR=15, stationnaire, BBG1AR20, L=512

Commentaire : Nous remarquons que l'algorithme proposé et NLMS ont la même vitesse de convergence initiale avec une légère amélioration de cette vitesse pour l'algorithme proposé pour le cas SNR=50dB. Par contre nous notons une amélioration d'EQM finale de l'algorithme

proposé pour tous les SNR considérés. Cette amélioration devient plus faible pour les cas moins bruités.

Cas non stationnaire

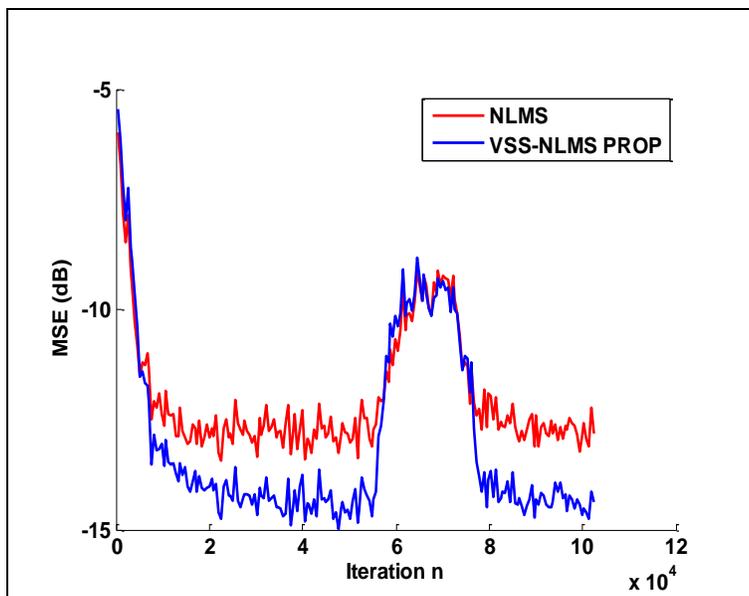


Figure 3. 104 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=0.0119$, $\alpha=0.1$, SNR=15 dB, non stationnaire, USASI, L=256

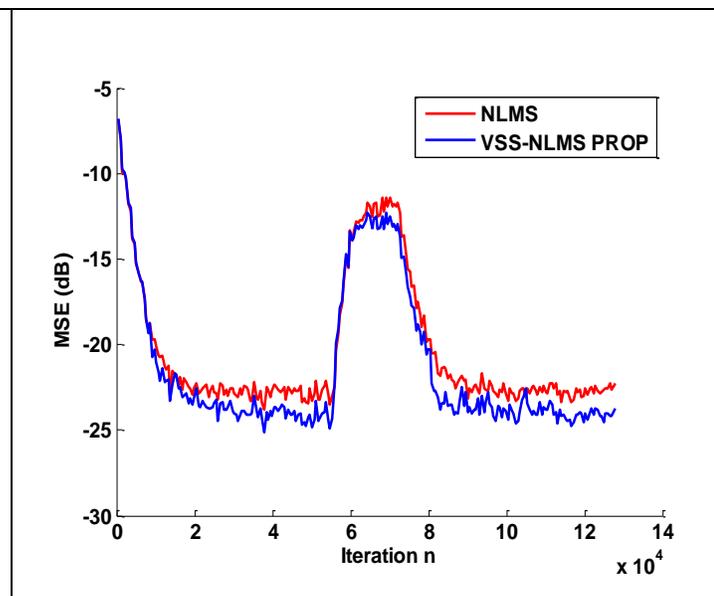
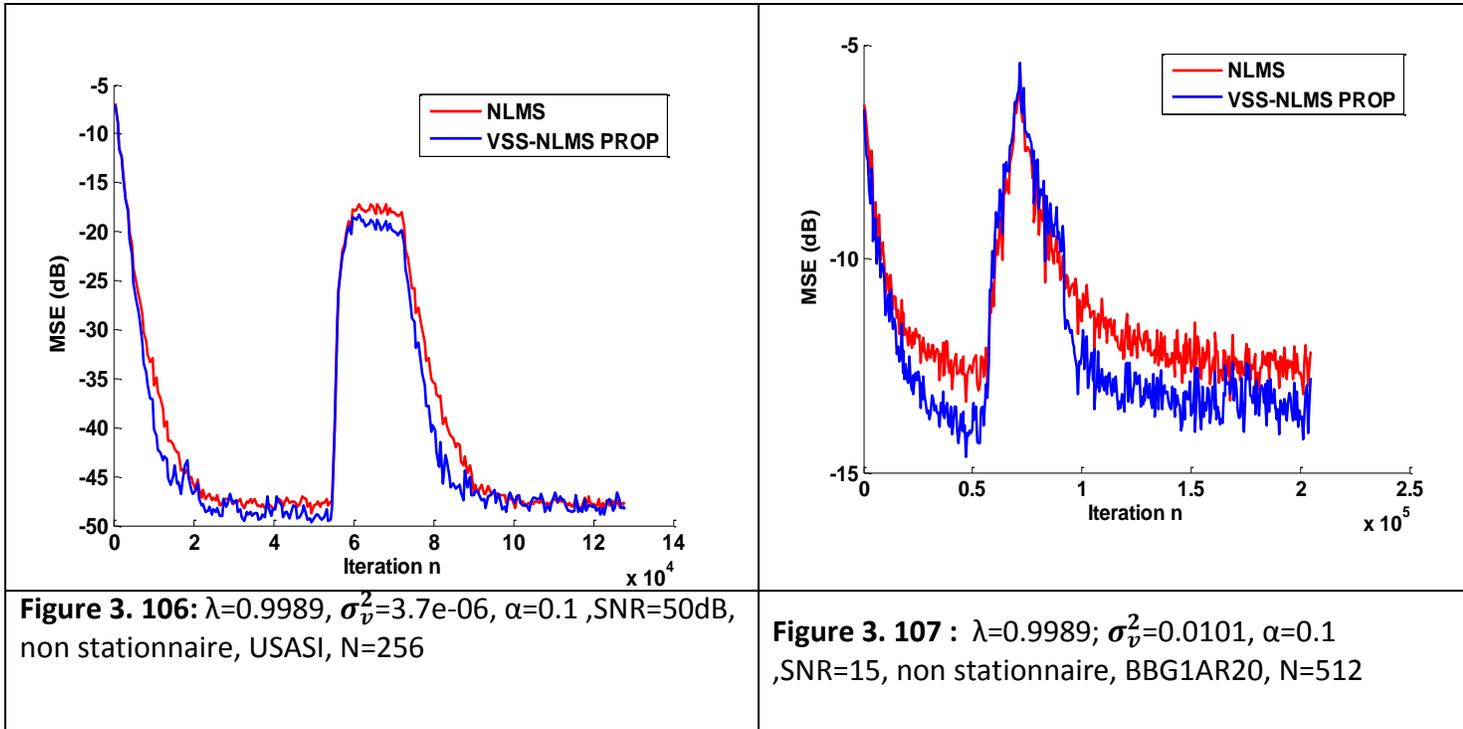


Figure 3. 105 : $\lambda=0.9989$, $\sigma_v^2=0.0012$; $\alpha=0.1$, SNR=25 dB, non stationnaire, USASI, L=512



Commentaire : Ces résultats montrent que l’algorithme proposé possède un bon comportement en poursuite des non stationnarités du canal acoustique. Il arrive même à mieux poursuivre et montre une re-convergence meilleure après le passage de la non stationnarité.

Ces résultats et les résultats du cas stationnaire rendent l’algorithme proposé un très bon candidat dans les applications d’annulation d’écho acoustique.

3.5 Conclusion :

De nombreux algorithmes VSS-NLMS, décrits au chapitre 2, ont été testés dans ce chapitre. Les performances recherchés dans un application d’annulation d’écho acoustique sont une vitesse de convergence rapide, une EQM en régime permanent la plus faible et une capacité de poursuite accrue. D’après les tests réalisés, les algorithmes candidats potentiels pour une application l’annulation d’écho acoustique sont :

- **Algorithme VSS-NLMS non paramétrique de BENESTY 2006 (VSS-NLMS NP).**
- **Nouvel Algorithme VSS-NLMS de IQBAL 2008 (NVSS-NLMS IQBAL).**
- **Algorithme VSS-NLMS de Huang 2012 (VSS-NLMS-Beta).**
- **Algorithme VSS-NLMS ECHO de Huang 2012 (ECHO-VSS-NLMS-Beta).**
- **Algorithme Sigmoid VSS-NLMS de ZHU 2012 (Sigmoid-VSS-NLMS)**

- **Algorithme VSS-NLMS proposé (VSS-NLMS-PROP)**

Ce listing n'est pas un classement, nous pensons qu'il faut soumettre, dans le futur, ces candidats à un signal de parole en entrée pour pouvoir conclure sur le meilleur choix pour l'annulation d'écho acoustique.

Conclusion générale

L'annulation d'écho acoustique est basée sur l'estimation du chemin d'écho utilisant le filtrage adaptatif qui représente la solution la plus adéquate pour résoudre ce problème. Après la présentation de notre problématique, nous avons expliqué le principe du filtrage adaptatif et le filtre Wiener. Le filtrage adaptatif c'est la solution la plus adéquate afin de suivre la variation du canal acoustique d'une manière itérative, où les coefficients du filtre sont mis-à-jour par les algorithmes adaptatifs. Dans ce cadre, nous avons mis l'accent sur la famille d'algorithmes du gradient stochastique (LMS) et sa version normalisée (NLMS).

Dans le but d'améliorer les performances des algorithmes adaptatifs NLMS dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique, nous avons étudié plusieurs algorithmes à pas variables (VSS-NLMS). Le pas variable VSS est utilisé pour équilibrer le conflit entre la vitesse de convergence et l'erreur en régime permanent. L'idée est d'utiliser une grande valeur du pas dans les premières itérations de la convergence de l'algorithme pour avoir une bonne vitesse de convergence, et une petite valeur du pas en régime permanent, après la convergence, pour atteindre une puissance d'erreur finale assez faible.

Parmi ces algorithmes VSS-NLMS, nous avons essayé de voir quels sont les algorithmes VSS qui ont une capacité de poursuite des non stationnarités du canal intéressante. Cette dernière propriété est une performance très recherchée dans les applications d'annulation d'écho acoustique.

Nous avons étudié et décrit treize algorithmes VSS qui sont basés sur différentes stratégies de contrôle pour ajuster le pas d'adaptation pour régler le compromis entre vitesse de convergence et erreur finale. Dans ce contexte, nous avons proposé un algorithme VSS-NLMS basé sur un critère simple de variation du pas d'adaptation donné par le rapport des énergies de l'écho et l'écho estimé.

Les treize algorithmes VSS et l'algorithme proposé ont été testés avec deux différents signaux, deux tailles de filtres, trois niveaux de bruit SNR et pour les cas stationnaire et non stationnaire. D'après cette étude expérimentale, les algorithmes VSS candidats potentiels pour une application l'annulation d'écho acoustique sont :

- **Algorithme VSS-NLMS non paramétrique de BENESTY 2006 (VSS-NLMS NP).**
- **Nouvel Algorithme VSS-NLMS de IQBAL 2008 (NVSS-NLMS IQBAL).**
- **Algorithme VSS-NLMS de Huang 2012 (VSS-NLMS-Beta).**
- **Algorithme VSS-NLMS ECHO de Huang 2012 (ECHO-VSS-NLMS-Beta).**
- **Algorithme Sigmoid VSS-NLMS de ZHU 2012 (Sigmoid-VSS-NLMS)**
- **Algorithme VSS-NLMS proposé (VSS-NLMS-PROP)**

Ceci n'est pas un classement, comme perspective, nous pensons qu'il faut soumettre ces candidats à un signal de parole en entrée pour pouvoir conclure sur le meilleur choix pour l'annulation d'écho acoustique.

Bibliographies :

- [1] H. ALAEDDINE `Application de la transformée en nombres entiers à la conception d’algorithmes de faible complexité pour l’annulation d’échos acoustiques’, thèse de Doctorat, université de Bretagne occidentale, 12 Juillet 2007.
- [2] GOULD, R.G. and G.K. HELDER. "Transmission delay and echo suppression",IEEE Spectrum. pp. 47-54. April 1970.
- [3] CARLEMALMC., F. GUSTAFSSON and B. WAHLBERG. "On the problem of detection and discrimination of double talk and change in the echo path , ICASSP, pp. 274292745,1996.
- [4] H.DAASSI-GNABA, `Annulation d’écho acoustique centralisée dans les réseaux radio-mobiles’, thèse de Doctorat, Université René Descartes -Paris, 19 septembre 2006.
- [5] R.Bendoumia : ‘Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques’, Thèse de doctorat, Université Blida 1, Blida 2014.

- [6] M. Djendi, "Amélioration du comportement des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides application à l'identification de réponses impulsionnelles acoustiques longues," Thèse de Doctorat en Electronique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2006.
- [7] [R.Bendoumia : 'Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques', Thèse de doctorat, Université Blida 1, Blida 2014.]
- [8]. Ling QIN, Maurice G.BELLANGER"Convergence Analysis of a Variable Step-Size Normalized LMS Adaptive Filter Algorithm»Signal Processing European conference (1996), 1996 18th.
- [9]. Ahmed I. Sulyman, Azzedine Zerguine "Echo Cancellation Using a Variable Step-Size NLMS Algorithm", European Signal Processing Conference, 2004 12th.
- [10]. Hyun-Chool Shin, Ali H. Sayed, Fellow, IEEE, and Woo-Jin Song, Member, IEEE, "Variable Step-Size NLMS and Affine Projection Algorithms", IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, VOL. 11, NO.2, FEBRUARY 2004.
- [11]. Jacob Benesty, Senior Member, IEEE, Hernán Rey, Leonardo Rey Vega, and Sara Tressens, "A Nonparametric VSS NLMS Algorithm", IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, VOL. 13, NO. 10, OCTOBER 2006.
- [12]. Mohammad Asif Iqbal, Steven L. Grant"NOVEL VARIABLE STEP SIZE NLMS ALGORITHMS FOR ECHO CANCELLATION", ICASSP 2008.
- [13]. Constantin Paleologu, Jacob Benesty and Steven L. Grant, Christophe" Variable Step-Size NLMS Algorithms Designed for Echo Cancellation"Asilomar 2009.
- [14]. F.M.Casco-Sánchez*1,R.C.Medina-Ramírez2, M. López-Guerrero3 " A New Variable Step-Size NLMS Algorithm and its Performance Evaluation in Echo Cancelling Applications"Vol.9 No.3 December 2011
- [15]. Hsu-Chang Huang and Junghsi Lee"A New Variable Step-Size NLMS Algorithm and Its Performance Analysis"IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, VOL. 60, NO. 4, APRIL 2012.

[16]. Yong-Gang Zhua*, Yong-Gui Lia, Sheng-Yong Guana, Qu-Shan Chenb "A Novel Variable Step-Size NLMS Algorithm and Its Analysis" 2012 International Workshop on Information and Electronics Engineering (IWIEE)

[17]. Marko Kanadi, Muhammad Tahir, Akhtar Wataru Mitsuhashi "A VARIABLE STEP-SIZE-BASED ICA METHOD FOR A FAST AND ROBUST ACOUSTIC ECHO CANCELLATION SYSTEM WITHOUT REQUIRING DOUBLE-TALK DETECTOR "China SIP 2013

[18] T. Petillon: "Réduction de complexité des algorithmes des moindres carrés rapides- Application à l'annulation d'écho acoustique dans les radio-mobiles", Thèse de Doctorat, Université Rennes 1, 1992.]