



Université du Québec
à Rimouski

**RÉDUCTION DU BRUIT AMBIANT DANS LES SONS
ACOUSTIQUES RESPIRATOIRES**

MÉMOIRE PRÉSENTÉ

dans le cadre du programme de maîtrise en ingénierie

en vue de l'obtention du grade de maître ès sciences appliquées (M. Sc. A.)

PAR

© OLOU KASSEGNE

Décembre 2022

Composition du jury :

Raef Cherif (Ph.D.), président du jury, Université du Québec à Rimouski

Mohamed Bahoura (Ph.D.), directeur de recherche, Université du Québec à Rimouski

Hassan Ezzaidi (Ph.D.), examinateur externe, Université du Québec à Chicoutimi

Dépôt initial le 12 octobre 2022

Dépôt final le 06 décembre 2022

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI

Service de la bibliothèque

Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « *Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse* ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire.

Je dédie ce travail à tous ceux qui m'ont soutenu de près ou de loin durant ces trois années de ma maîtrise. Principalement à mes parents. À mon épouse Viviane qui ne cesse de me soutenir et me motiver malgré les dures deux dernières années que la pandémie nous a fait subir. Je dédie également ce travail à ma famille ici au Québec.

REMERCIEMENTS

Mes remerciements vont en premier lieu à l'éternel Dieu le tout-puissant qui a toujours été avec moi, ensuite à l'Université du Québec à Rimouski, qui m'a donné l'opportunité de continuer mon cursus académique. Le département d'informatique de mathématiques et de génie et le corps enseignant qui ont tout mis en œuvre pour que j'acquière l'expertise nécessaire dans le cadre de cette maîtrise ne sont pas du reste.

Un merci particulier à mon directeur de recherche le Professeur Mohamed Bahoura de l'Université du Québec à Rimouski pour ces conseils, son soutien académique et financier.

Je remercie le Professeur Raef Cherif de l'Université du Québec à Rimouski pour avoir accepté présider le jury examinant les résultats de mes travaux de recherche.

Je remercie également le Professeur Hassan Ezzaidi de Université du Québec à Chicoutimi qui a accepté examiner ce travail.

Merci à mes collègues de laboratoire et à mes promotionnaires qui m'ont aidé dans la réalisation des essais et tests avec qui j'ai eu une expérience aussi enrichissante que diversifiée.

AVANT-PROPOS

L'auscultation des sons respiratoires est un moyen précieux dans le domaine de la santé pour diagnostiquer les maladies respiratoires chez les patients atteints de maladies respiratoires. Le domaine de la santé, comme dans toutes les sphères de la vie humaine, n'est pas exempté des bruits ambiants qui causent un véritable problème dans l'exploitation des sons acoustiques, principalement pour les l'enregistrements faites dans les endroits bruyant (non insonorisés). Notre objectif est de réduire ou supprimer ces bruits ambiants qui sont de différentes natures et qui perturbent l'analyse des sons acoustiques respiratoires des patients hospitalisés. Cette réduction du bruit permettra au médecin de poser un bon diagnostic de l'état de santé du patient. Pour y parvenir, nous utiliserons trois méthodes de réduction du bruit dans les sons acoustiques, à savoir, le filtrage adaptatif, la soustraction spectrale et la séparation aveugle de sources. Nos hypothèses se basent sur le fait que le signal de parole possède des caractéristiques similaires à celles des sons acoustiques respiratoires. Les travaux seront complétés par des tests et des évaluations afin de quantifier les performances des méthodes utilisées pour la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires. La réduction du bruit permettra également d'améliorer les performances des systèmes de reconnaissance et de classification automatique des sons respiratoires.

Ces systèmes ne visent pas à remplacer le médecin dans le processus de diagnostic ou du suivi du patient, ils visent au contraire à l'aider dans une prise de décision adéquate en ce qui concerne l'état de santé des patients. Nos recherches se limiteront aux techniques précédentes et pourront, dans le cadre de recherches futures, inclure d'autres aspects de réduction du bruit ambiant et explorer d'autres critères d'évaluation des performances des méthodes utilisées.

RÉSUMÉ

Le bruit ambiant présent dans les sons respiratoires cause beaucoup de problèmes aux médecins lors de l'auscultation des patients atteints de maladies respiratoires. Il est difficile dans ces conditions de bruit ambiant de faire un diagnostic efficace et juste des maladies respiratoires chez les patients auscultés. Les médecins ayant moins d'expériences dans l'écoute des sons respiratoires pourront difficilement détecter une maladie respiratoire dans les conditions ambiantes bruyantes perturbant l'écoute du son respiratoire.

L'objectif de notre recherche est de trouver un algorithme robuste et efficace qui réduit le bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires des patients hospitalisés. Les algorithmes sélectionnés doivent réduire le bruit ambiant au maximum tout en préservant la qualité du son acoustique respiratoire du patient. En se basant sur les ressemblances acoustiques entre les sons respiratoires et les sons de paroles, les méthodes utilisées dans le domaine du rehaussement de la parole à savoir : le filtrage adaptatif (AF), la soustraction spectrale (SS) et la séparation aveugle de source (BSS) ont été utilisées dans nos travaux. Des données de test obtenues par un mélange additif, un mélange convolutif et des enregistrements réels ont été utilisées pour l'évaluation des performances de ces techniques.

L'évaluation des différents algorithmes est réalisée par des méthodes subjectives caractérisées par un test d'écoute utilisant le score d'opinion moyen (MOS) et objectives basées sur le rapport signal-sur-bruit (SNR) avant et après filtrage, la corrélation croisée (CC), l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) et le rapport signal-sur-interférence (SIR). Les résultats des évaluations ont révélé une préférence des participants, pour ce qui est du test d'écoute, à l'utilisation de la méthode du filtrage adaptatif (AF) pour la réduction du bruit de type additif dans les sons acoustiques respiratoires. Pour le type de mélange convolutif et des enregistrements réels, le choix des participants s'est porté sur l'utilisation de la méthode de la séparation aveugle de sources (BSS).

Mots-clés : Sons acoustiques respiratoires, bruit ambiant, réduction du bruit, filtrage adaptatif, soustraction spectrale, séparation aveugle des sources.

ABSTRACT

Ambient noise in respiratory sounds causes many problems for physicians when auscultating patients with respiratory diseases. It is difficult under these ambient noise conditions to make an effective and accurate diagnosis of respiratory diseases in hospital patients. Physicians with less experience in listening to respiratory sounds will have difficulty detecting respiratory disease in the noisy ambient conditions that interfere with listening to respiratory sounds.

Our research goal is to find a robust and efficient algorithm that reduces the ambient noise in the respiratory acoustic sounds of hospitalized patients. The selected algorithms should reduce the ambient noise as much as possible while preserving the quality of the patient's breath sounds. Based on the acoustic similarities between breath sounds and speech sounds, the methods used in the field of speech enhancement known as: adaptive filtering (AF), spectral subtraction (SS), and blind source separation (BSS) were used in our project. Testing data obtained from additive mixing, convolutional mixing and real recordings were used to evaluate the performance of these techniques.

The evaluation of the different algorithms is carried out by subjective methods characterized by a listening test using the mean opinion score (MOS) and objective methods based on the signal-to-noise ratio (SNR) before and after filtering, the cross-correlation (CC), the normalised mean square error (NMSE), and the signal-to-interference ratio (SIR). The evaluation results revealed a preference of the participants, in terms of the listening test, to use the adaptive filter (AF) method for the reduction of additive type noise in breath sounds. For the convolutional mixing type and real recordings, the participants' choice was to use the blind source separation method (BSS).

Keywords: Respiratory acoustic sounds, ambient noise, denoising, adaptive filtering, spectral subtraction, blind source separation.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	xiii
ABSTRACT	xv
TABLE DES MATIÈRES	xvii
LISTE DES TABLEAUX	xxi
LISTE DES FIGURES	xxiii
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES	xxvii
INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1
CHAPITRE 1 ACQUISITION DES SONS ACOUSTIQUES RESPIRATOIRES EN PRESENCE DU BRUIT AMBIANT	5
1.1 STRUCTURE ET FONCTIONNEMENT DES STETHOSCOPEs	5
1.1.1 Stéthoscope classique (conventionnel).....	5
1.1.2 Stéthoscope électronique.....	8
1.2 LES SONS RESPIRATOIRES ET LEUR ACQUISITION	13
1.2.1 Les sons respiratoires	13
1.2.2 Types de systèmes d'acquisition des sons respiratoires	13
1.3 PROBLEMATIQUE DE RECHERCHE	15
1.4 OBJECTIF.....	16
1.5 HYPOTHESES.....	16
1.6 METHODOLOGIE	17
1.7 ORGANISATION DU MEMOIRE.....	19
CHAPITRE 2 SYSTÈMES À DEUX VOIES POUR LA REDUCTION DU BRUIT AMBIANT DANS LES SONS ACOUSTIQUES RESPIRATOIRES	21
2.1 INTRODUCTION	21
2.2 TYPES DE MELANGES	22

2.2.1	Le mélange additif ou instantané.....	22
2.2.2	Le mélange convolutif.....	24
2.2.3	Enregistrements réels	27
2.3	REDUCTION DU BRUIT PAR FILTRAGE ADAPTATIF.....	28
2.3.1	Filtre adaptatif.....	29
2.3.2	Annulation adaptative du bruit	29
2.4	REDUCTION DU BRUIT PAR SOUSTRACTION SPECTRALE.....	32
2.4.1	Soustraction spectrale à deux voies sur une bande fréquentielle.....	36
2.4.2	Soustraction spectrale à deux voies sur M bandes fréquentielles.....	38
2.5	REDUCTION DU BRUIT PAR LA METHODE DE LA SEPARATION AVEUGLE DES SOURCES	43
2.6	LES MODELES DE MELANGE ET DE SEPARATION	44
2.6.1	Le mélange additif (instantané)	47
2.6.2	Le mélange convolutif.....	49
2.7	LA SEPARATION AVEUGLE DE SOURCES	50
2.8	LES ALGORITHMES DE SEPARATION	52
CHAPITRE 3 METHODES D’EVALUATION DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES IMPLANTÉS ET PREPARATION DE LA BASE DE DONNEES		55
3.1	INTRODUCTION	55
3.2	EVALUATION DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES DE DEBRUITAGE	55
3.2.1	Méthodes d’évaluation objectives des algorithmes de débruitage	56
3.2.2	Méthodes d’évaluation subjectives des resultats de débruitage	61
3.3	DONNEES DE TESTS.....	66
3.3.1	Types de mélanges.....	68
3.3.2	Préparation des données de tests.....	69
CHAPITRE 4 EXPERIMENTATIONS ET RESULTATS		73
4.1	MELANGE ADDITIF SYNTHETIQUE D’UN SEUL SIGNAL BRUITE.....	73
4.2	MELANGE ADDITIF SYNTHETIQUE DE DEUX SIGNAUX	81

4.3	MELANGE CONVOLUTIF SYNTHETIQUE DE DEUX SIGNAUX	86
4.4	MELANGE REEL	92
4.4.1	Débruitage des enregistrements réels par soustraction spectrale (DC_SB_SS)	93
4.4.2	Débruitage des enregistrements réels par soustraction spectrale (DC_MB_SS).....	97
4.4.3	Débruitage par séparation aveugle des sources (BSS)	101
4.5	RESULTATS DES TESTS D'ECOUTES	106
4.6	CONTRIBUTIONS	108
	CONCLUSION GÉNÉRALE	109
	RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	111

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Comparaison des stéthoscopes conventionnel et électronique	11
Tableau 3.1 : Scores d'opinion moyen MOS.	63
Tableau 3.2: Enregistrements de format wav utilisés pour constituer la base de données, échantillonné à 16000 Hz.	67
Tableau 4.1 : Valeurs du coefficient α pour un mélange additif synthétique obtenu à partir d'un son respiratoire contenant des sifflements et d'un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).....	74
Tableau 4.2 : Valeurs du coefficient α pour un mélange additif synthétique obtenu à partir d'un son respiratoire normal et d'un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique)	74
Tableau 4.3 : Résultats d'évaluation des trois méthodes de débruitage (ANC, DC_SB_SS, DC_MB_SS) pour un mélange additif synthétique obtenu à partir d'un son respiratoire contenant des sifflements et d'un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).....	77
Tableau 4.4 : Résultats d'évaluation des trois méthodes de débruitage (ANC, DC_SB_SS, DC_MB_SS) pour un mélange additif synthétique obtenu à partir d'un son respiratoire normal et d'un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).	78
Tableau 4.5 : Résultats d'évaluation de la méthode de la séparation aveugle de source (BSS) pour le débruitage d'un signal obtenu par mélange additif synthétique d'un son respiratoire contenant des sifflements avec un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).	82
Tableau 4.6 : Résultats d'évaluation de la méthode de la séparation aveugle de source (BSS) pour le débruitage d'un signal obtenu par mélange additif synthétique d'un son respiratoire normal avec un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).	82
Tableau 4.7 : Performance en termes de SIR du débruitage par la méthode de séparation aveugle des sources (BSS) dans le cas d'un mélange convolutif synthétique du son respiratoire contenant des sifflements avec un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).....	88
Tableau 4.8 : Performance en termes de SIR du débruitage par la méthode de séparation aveugle des sources (BSS) dans le cas d'un mélange convolutif	

synthétique du son respiratoire normal avec un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).....	88
Tableau 4.9 : Compilation de l'évaluation du test d'écoute des 10 participants par algorithme pour les enregistrements réels	107
Tableau 4.10 : Scores résultants des tests d'écoutes	106

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Stéthoscope de Laënnec.	6
Figure 1.2 : Composition d'un stéthoscope Classique.	7
Figure 1.3 : Composition d'un stéthoscope électronique.	9
Figure 1.4 : Enregistrement du son respiratoire sur la trachée d'un patient.	14
Figure 1.5 : Système d'acquisition à une seule voie	14
Figure 1.6 : Système d'acquisition à deux voies	15
Figure 2.1 : Modèle additif du mélange d'un signal et du bruit	23
Figure 2.2 : Modèle additif de deux signaux $s_1(n)$ et $s_2(n)$	24
Figure 2.3: Représentation d'un système convolutif	25
Figure 2.4: Représentation de la convolution de deux signaux $s_1(n)$ et $s_2(n)$	26
Figure 2.5: Représentation graphique d'un enregistrement réel	27
Figure 2.6 : Annulation adaptative du bruit.	28
Figure 2.7 : Détail du fonctionnement du filtre adaptatif.	30
Figure 2.8: Facteur de soustraction en fonction du rapport signal-sur-bruit	34
Figure 2.9 : Schéma de la soustraction spectrale à une voie et une bande fréquentielle.	37
Figure 2.10 : Schéma bloc de la soustraction spectrale modifié à deux voies et une bande fréquentielle.	39
Figure 2.11 : Schéma bloc de la soustraction spectrale à deux voies sur $M = 4$ bandes fréquentielles.	40
Figure 2.12 : Illustration du problème du cocktail party.	43
Figure 2.13 : Mélange et séparation additif de deux signaux	45
Figure 2.14 : Mélange et séparation convolutif de deux signaux	45
Figure 2.15 : Mélange et séparation aveugle des sources.	46

Figure 2.16 : Séparateur sans structure sans rétroaction.....	46
Figure 2. 17 : Séparateur avec structure à rétroaction	47
Figure 3.1 : Différents éléments constituant le test d'écoute, (a) description des niveaux d'évaluation et (b) représente les instructions et informations.	64
Figure 3.2 : Suite des éléments constituant le test d'écoute, (c) est la phase d'apprentissage et (d) la phase d'évaluation.	65
Figure 4.1 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique du son respiratoire contenant des sifflements et un bruit blanc ainsi que son débruitage.	79
Figure 4.2 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique du son respiratoire normal et un bruit blanc ainsi que son débruitage..	80
Figure 4.3 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique du son respiratoire contenant des sifflements et un bruit de musique ainsi que son débruitage..	83
Figure 4.4 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique du son respiratoire normal et un bruit blanc ainsi que son débruitage.	85
Figure 4.5 : Représentation des réponses impulsionnelles utilisées pour le mélange convolutif synthétique de deux signaux.	87
Figure 4.6 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange convolutif synthétique du son respiratoire contenant des sifflements avec un bruit blanc ainsi que son débruitage.	89
Figure 4.7 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange convolutif synthétique du son respiratoire normal avec un bruit blanc ainsi que son débruitage.	91
Figure 4.8 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound1) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_SB_SS).	94
Figure 4.9 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound2) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_SB_SS).	95

Figure 4.10 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound3) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_SB_SS)..	96
Figure 4.11 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound1) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_MB_SS)..	97
Figure 4.12 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound2) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_MB_SS)..	98
Figure 4.13 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound3) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_MB_SS)..	100
Figure 4.14 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound1) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la séparation aveugle des sources (BSS)..	103
Figure 4.15: Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound2) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la séparation aveugle des sources (BSS)..	104
Figure 4.16 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound3) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la séparation aveugle des sources (BSS)..	105

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

AF	Filtrage adaptatif/Adaptive filter
ANC	Annulation adaptative du bruit/Adaptive noise canceller
AR	Autorégressif/Autoregressive
BPCO	Broncho-pneumopathie chronique obstructive
CC	Corrélation croisée/Corrélation croisée
ECG	Électrocardiogramme
EQM	Erreur quadratique moyenne
ICA	Analyse en composantes indépendantes/Independent component analysis
LMS	Moindres carrés moyens/Least mean square
MFCC	Coefficients cepstraux à l'échelle de Mel/Mel Frequency Cepstral Coefficients
MOS	Score d'opinion moyen/Mean opinion score
MPOC	Maladie pulmonaire obstructive chronique
NMSE	Erreur quadratique moyenne normalisée/Normalized mean square error
BSS	Séparation aveugle de sources/Blind source separation
SIR	Rapport signal-sur-interférence/Signal-to-interference ratio
SNR	Rapport signal-sur-bruit/Signal-to-noise ratio
SS	Soustraction spectrale/Spectral subtraction
SSMB	Soustraction spectrale multi-bande
SSSB	Soustraction spectrale simple bande
VAD	Détecteur d'activité vocal/Voice activity detector

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les maladies respiratoires sont les affections qui touchent l'appareil respiratoire. Peu importe l'ethnie, l'âge, le sexe et la situation géographique, elles sont la cause de beaucoup de décès à travers le monde. La qualité de l'air en lien avec la pollution de la planète et certaines de nos habitudes de vie sont les causes de l'évolution fulgurante des maladies respiratoires. Plus de trois millions de Canadiens sont atteints de l'une des cinq maladies respiratoires graves que sont : l'asthme, la maladie pulmonaire obstructive chronique (MPOC), le cancer du poumon, la tuberculose et la fibrose kystique (Statistique Canada, 2020).

Dans les hôpitaux, des appareils sont souvent utilisés pour surveiller les fonctions vitales des patients comme la fréquence de battement du cœur, la respiration ou le taux d'oxygène dans le sang. Pour l'écoute des fonctions internes de l'organisme humain, la présence du bruit rend celles-ci plus complexe. Le bruit ambiant demeure une source importante de perturbation lors de la surveillance des sons respiratoires des patients hospitalisés. Les bruits ambiants dans les sons respiratoires des patients peuvent survenir lors du passage des personnes dans les corridors des hôpitaux, du bruit produit par la ventilation, les pleurs des enfants, le son de la télévision ou de la radio et aussi le bruit et les mouvements du patient. Les enregistrements peuvent se faire dans une chambre insonorisée ou dans le calme pour une courte durée, ce qui n'est pas évident pour de longues périodes. Le suivi et l'analyse de la respiration des patients hospitalisés donnent des informations sur leurs états de santé. Il est souvent important de surveiller la respiration des patients hospitalisés pour intervenir dès l'apparition d'un dysfonctionnement respiratoire ou l'interruption de la respiration. Il est à noter que l'écoute par un médecin de la respiration d'un patient peut se faire sur une courte durée. En ce qui est de la surveillance de la respiration des patients hospitalisés durant des heures et des jours, il est nécessaire de faire recours à des systèmes basés sur l'intelligence artificielle pour une surveillance continue. De plus, avec la situation actuelle de la pandémie de la COVID-19, une maladie qui touche en majorité le système respiratoire, la surveillance de la fonction respiratoire en continue est indispensable chez les

patients. Avec la pénurie de main d'œuvre au Canada, le domaine de la santé n'est pas épargné et le manque de personnel se fait de plus en plus ressentir dans les hôpitaux. L'utilisation des systèmes d'intelligence artificielle pour la surveillance de la respiration des patients hospitalisés permettrait d'améliorer leurs prises en charge et de palier à ce manque de personnel. Une analyse de la respiration d'un patient par un médecin ou par un algorithme d'intelligence artificielle donne de meilleurs résultats si les sons respiratoires contiennent moins de bruits ambiants. L'un des objectifs de la réduction des bruits ambiants dans les sons acoustiques respiratoires des patients hospitalisés est d'améliorer les performances des algorithmes de la reconnaissance/classification automatique. Un médecin ou un spécialiste peut donner son avis en se basant sur l'écoute des sons respiratoires sur une courte période. Cependant, les algorithmes d'intelligence artificielle sont mieux adaptés pour effectuer les tâches d'analyse et de classification des sons respiratoires sur de longues périodes ou de sons provenant des bases de données comportant un nombre important de données à traiter.

Dans cette étude, l'accent est mis sur les bruits ambiants qui sont des sources majeures de perturbations dans le cas du suivi de la respiration des patients hospitalisés et de la classification des sons respiratoires provenant d'une base de données. Dans le domaine de traitement des signaux, les méthodes de réduction du bruit ont été appliquées à différents types de signaux sous différents types de mélange (Chen *et al.*, 1989; Emmanouilidou *et al.*, 2015; Lin *et al.*, 2016; Suzuki *et al.*, 1995; Udrea *et al.*, 2008). Le réducteur adaptatif du bruit (ANC) a été initialement proposé par Widrow *et al.* (1975) pour réduire l'interférence de l'alimentation 60Hz qui contamine les signaux d'électrocardiogramme (ECG). Proposé par Chen *et al.* (1989), la méthode du filtrage adaptatif a été utilisée pour la réduction des artefacts respiratoires dans la mesure des sons électro-gastriques. La méthode du filtrage adaptatif a également été utilisée pour la réduction du bruit ambiant lors de la mesure du son pulmonaire par Suzuki *et al.* (1995). Quant à la méthode de la soustraction spectrale, elle a été introduite pour la suppression du bruit acoustique dans la parole par Boll (1979). La soustraction spectrale a été également utilisée pour le filtrage des sons respiratoires (Emmanouilidou *et al.*, 2015). Pour le mélange convolutif de la parole, la méthode de la séparation aveugle de source a été utilisée par Nion *et al.* (2010), mais jamais appliquée à

notre connaissance aux sons respiratoires. Une évaluation de la performance des méthodes de réduction du bruit utilisées sera faite pour déterminer la méthode qui, en fonction du type de bruit et du type de mélange, réduit mieux le bruit dans les sons respiratoires.

Le mémoire est structuré en quatre chapitres. Le premier chapitre présente un sommaire sur les systèmes d'acquisition et d'écoute des sons respiratoires avec la présentation de la problématique de recherche, des objectifs et de la méthodologie envisagée. Le deuxième chapitre, couvre les méthodes et les différents algorithmes de réduction du bruit étudiés. Le troisième chapitre présente les méthodes d'évaluations des performances et la description des données utilisées. Les résultats et les interprétions sont couverts dans le quatrième chapitre. Une conclusion avec les recommandations et les perspectives à explorer sont présentés à la fin du mémoire.

CHAPITRE 1

ACQUISITION DES SONS ACOUSTIQUES RESPIRATOIRES EN PRESENCE DU BRUIT AMBIANT

Dans ce chapitre, nous donnerons un bref aperçu des systèmes existants utilisés dans l'écoute et l'acquisition des sons respiratoires, tels que le stéthoscope classique et le stéthoscope électronique. Nous présenterons ensuite la problématique de recherche, les objectifs du projet, les hypothèses sur lesquelles nous nous sommes basées pour la définition de notre méthodologie.

1.1 STRUCTURE ET FONCTIONNEMENT DES STÉTHOSCOPIES

Inventé en 1816 par le médecin français, René Laennec, le stéthoscope présenté à la figure 1.1 était constitué d'un tube en bois (Roguin, 2006). C'est un instrument médical qui permet aux médecins ou infirmiers d'écouter les bruits cardiaques, pulmonaires, vasculaires ou gastriques générés par les organes internes du corps d'un patient et qui ne présente aucun effet négatif sur le patient (Nelson, 2015). C'est un outil indispensable aux médecins généralistes ou spécialistes. Actuellement, on distingue deux types de stéthoscope : les stéthoscopes classiques (ou conventionnels) et les stéthoscopes électroniques.

1.1.1 Stéthoscope classique (conventionnel)

Le stéthoscope classique typique de la figure 1.2 se compose essentiellement d'une pièce thoracique munie d'un diaphragme et d'une cloche pour capter les sons respectivement de hautes et de basses fréquences. Ces sons sont transmis sous forme d'énergie sonore par un tube creux d'une longueur conventionnelle de 18 à 26 pouces (Nelson, 2015). Le tube creux se divise en un binaural qui est fixé à la paire d'oreillettes. Lorsqu'un médecin utilise le stéthoscope pour ausculter, il ferme un circuit dans lequel l'énergie sonore est transmise, avec une perte d'énergie minimale, de la poitrine du patient à l'oreille du médecin pour être

interprétée (Nelson, 2015). De multiples variables sont impliquées et peuvent affecter la qualité sonore d'un stéthoscope acoustique conventionnel, notamment :

1. La qualité du son est généralement faible, surtout chez les obèses ou les patients dont la paroi thoracique est épaisse ;

2. Toute rupture dans le circuit peut atténuer (par exemple, une fuite d'air dans le tube creux) ou parfois entraîner la suppression complète de la transmission du son ;

3. Les données sonores obtenues ne peuvent être analysées, traitées ou utilisées d'une autre manière.

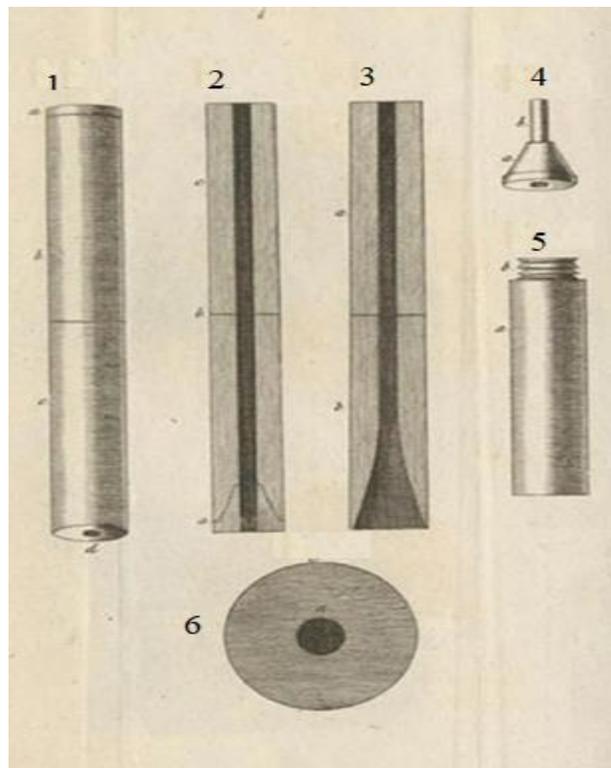


Figure 1.1 : Stéthoscope de Laënnec : 1) stéthoscope assemblé, 2) et 3) deux portions du stéthoscope en coupe longitudinale, 4) pièce de poitrine amovible, 5) embout dévissé, 6) coupe transversale (Roguin, 2006).

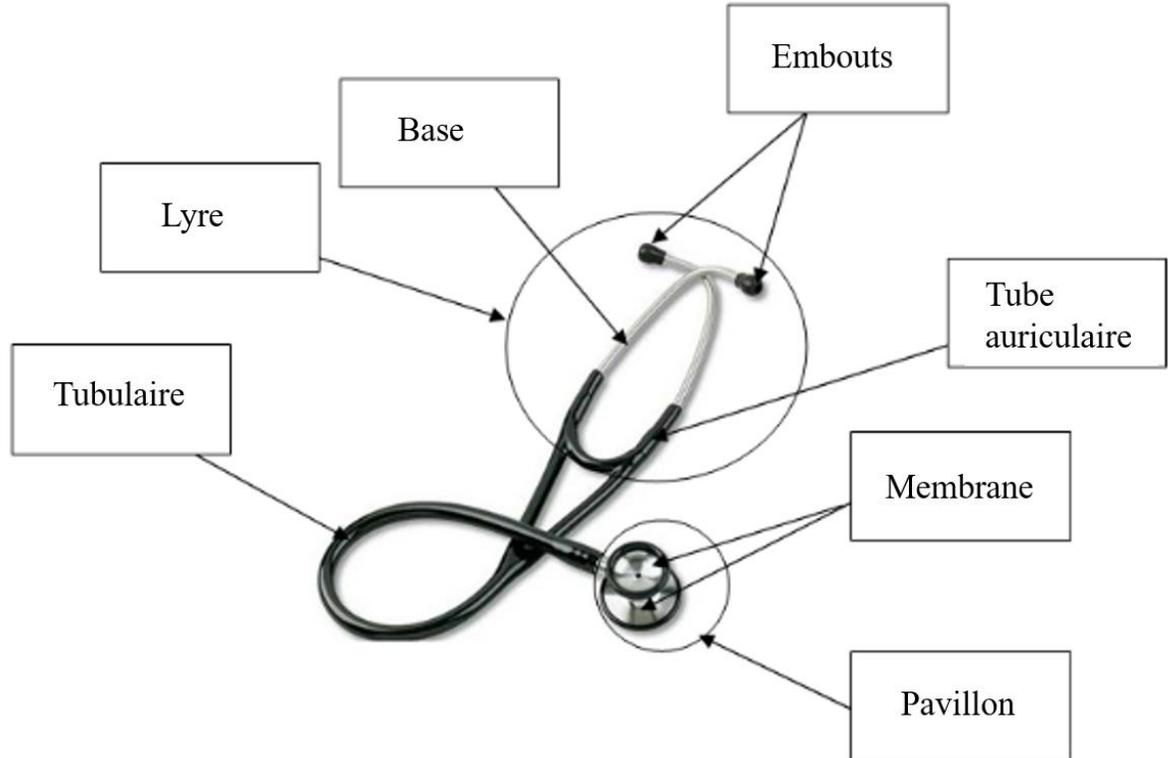


Figure 1.2 : Composition d'un stéthoscope Classique (Nelson, 2015).

Comme indiqué à la figure 1.2, le stéthoscope classique est composé essentiellement de :

- **Pavillon** : est le composant le plus sensible de stéthoscope qui se pose sur la peau du patient pour capter les sons. La précision d'écoute dépendra de la qualité du pavillon ;
- **Membrane** : se positionne sur le pavillon. Son rôle est de capter les vibrations des sons émises par le corps du patient ;
- **Lyre** : est la composante métallique du stéthoscope, sur laquelle se pose la tubulure. Elle est constituée de deux tubes auriculaires, d'un ressort de tension et d'embouts auriculaires ;
- **Embouts** : se posent au niveau du pavillon auditif de l'utilisateur. Il faut utiliser des embouts de bonne qualité et bien adaptés ;

- **Tubulure** : est situé entre la lyre et le pavillon et est fabriqué généralement en PVC ;
- **Tube auriculaire** : est une composante métallique, elle fait la liaison entre les embouts et la tubulure souple. On peut facilement ajuster la tension jusqu'au niveau le plus confortable en écartant les tubes auriculaires ou en les croisant pour les resserrer ;
- **Base** : permet de relier le pavillon avec la tubulure. Cette partie permet ainsi sur quelques modèles de choisir entre une écoute à la cloche ou à la membrane du pavillon en tournant le pavillon.

1.1.2 Stéthoscope électronique

Le stéthoscope électronique typique de la figure 1.3 offre une nouvelle perspective par amélioration à certaines caractéristiques du stéthoscope acoustique classique. Contrairement au stéthoscope classique, le stéthoscope électronique permet la sauvegarde des données et par la suite leur traitement (Nelson, 2015).

Pour ce type de stéthoscopes, il existe trois étapes importantes entre la captation du son provenant de la cage thoracique du patient et le son perçu aux écouteurs (Landge *et al.*, 2018). Ces étapes sont :

- l'acquisition des données : le son respiratoire ou le son cardiaque est acquis en utilisant un microphone ou un capteur piézoélectrique afin de le convertir en signal électrique. Celui-ci est ensuite amplifié et traité en passant par un filtre passe-bande analogique pour réduire le bruit indésirable qui corrompt le signal sonore avant d'être numérisé (conversion analogique-numérique);
- le prétraitement : un deuxième tour de réduction du bruit est effectué avec un filtre numérique, pour extraire le signal d'intérêt de la bande de fréquence. Certaines techniques avancées de suppression des artefacts sont incorporées dans le prétraitement;

- le traitement du signal : des techniques de traitement des signaux permettent d'isoler des sons spécifiques facilitant ainsi le diagnostic. Cela aide à la prise de décision. Exemple, les données sonores obtenues à partir d'un stéthoscope électronique peuvent être transférées via une liaison Bluetooth vers un ordinateur portable et analysées par un logiciel spécialisé.

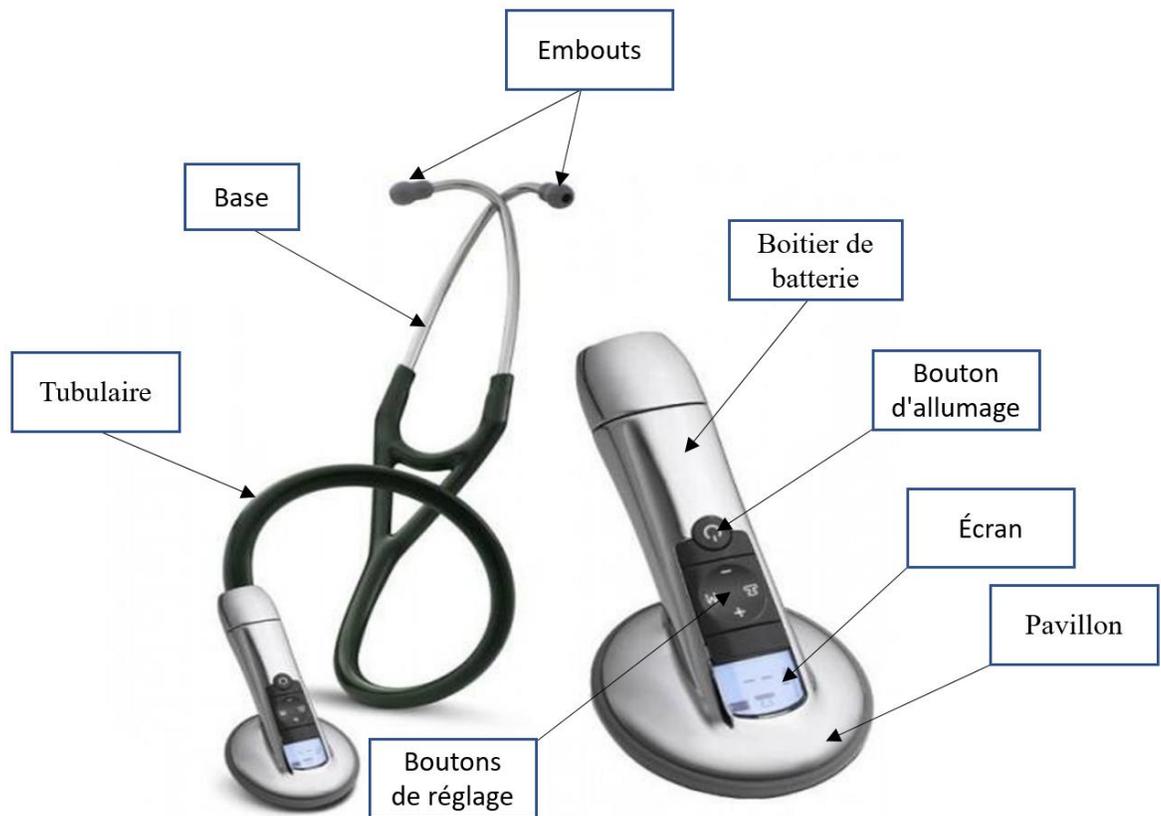


Figure 1.3 : Composition d'un stéthoscope électronique (Nelson, 2015).

Les logiciels de traitements des signaux permettent de représenter les données numériques sous forme de phono-cardiogramme ou de graphique spectral. Les données peuvent être converties en d'autres formats audio courants comme le format wav (Landge *et al.*, 2018).

Dans un stéthoscope électronique, la transmission directe des ondes acoustiques à travers le pavillon du stéthoscope est remplacée par un capteur et un haut-parleur. Habituellement, le capteur est soit un petit microphone, soit un disque piézo-céramique qui peut détecter les vibrations à la surface de la peau. Pour certains stéthoscopes à microphone, un diaphragme et une cavité d'air fermée sont encore utilisés pour fournir la pression différentielle requise qui est mesurée par le capteur (Leng *et al.*, 2015). De nombreux modèles de stéthoscopes électroniques disponibles dans le commerce permettent de sélectionner différents modes de filtrage qui peuvent limiter la gamme de fréquences du son diffusé à l'utilisateur (Nelson, 2015). De cette façon, le stéthoscope électronique peut offrir un niveau de polyvalence similaire à celui d'un stéthoscope mécanique classique à deux faces (cloche et diaphragme) (Landge *et al.*, 2018; Leng *et al.*, 2015; Nelson, 2015). Après l'acquisition et éventuellement le filtrage du signal, le son est transmis à l'utilisateur par un petit haut-parleur placé soit à la base du tube ou directement au niveau des embouts binauraux.

Plusieurs caractéristiques différencient le stéthoscope classique du stéthoscope électronique. Le tableau 1.1 résume quelques caractéristiques des deux types de stéthoscopes. En résumé, les stéthoscopes électroniques offrent un son de meilleure qualité, mais leur prix élevé limite leur utilisation à grande échelle.

En plus du prix élevé qui rend les stéthoscopes électroniques moins accessibles pour plus de praticiens dans le domaine de la santé, ils nécessitent un personnel qualifié pour l'utiliser efficacement afin d'examiner et d'interpréter les sons enregistrés. L'utilisation du stéthoscope conventionnel, contrairement au stéthoscope électronique, ne nécessite pas des connaissances pour le faire fonctionner convenablement.

Tableau 1.1 : Comparaison des stéthoscopes conventionnel et électronique (Landge *et al.*, 2018)

Stéthoscope	Conventionnel	Électronique
Conception	Traditionnel	Similaire au conventionnel
Performance/ qualité du son	Qualité sonore moindre	Meilleure qualité de son et volume
Logiciel	Aucun logiciel disponible	Disponible pour le post-traitement des données sonores
Durabilité	Plus durable, plus écologique, car il ne nécessite pas de piles, ni d'écran LED	Moins durable que le stéthoscope conventionnel
Coût	Moins cher	Plus coûteux

L'écoute du son respiratoire du patient peut être perturbée par les bruits environnants. Les travaux antérieurs sur la réduction du bruit dans les sons acoustiques sont plus concentrés sur le rehaussement de la parole. Notre recherche bibliographique montre que les sons respiratoires ont été moins concernés par la réduction du bruit ambiant. Cela peut être expliqué par la spécificité du domaine qui semble présenter moins d'intérêt que l'analyse de la parole. Lors de l'écoute des sons respiratoires des patients, nous sommes souvent en présence des bruits ambiants comme :

- le bruit de bavardage ;
- les pleurs d'enfants ;
- le bruit de ventilation ;
- la musique.

Les méthodes les plus utilisées dans la réduction des bruits acoustiques sont : la transformée en ondelettes (Zhang *et al.*, 2019), le filtrage adaptatif (Lu *et al.*, 2017), la soustraction spectrale (Berouti *et al.*, 1979) et la séparation aveugle des sources (Nion *et al.*, 2010). Un système en série de deux filtres adaptatifs a été proposé par Chen *et al.* (1989)

pour la suppression des artefacts respiratoires qui interviennent lors de la mesure des signaux électro-gastriques. Dans cette proposition, la sortie du premier filtre adaptatif est utilisée comme l'entrée du second filtre adaptatif. À l'entrée du premier filtre adaptatif se trouve la mesure du signal électro-gastrique qui est contaminée par les artefacts respiratoires et l'interférence produit par la source d'alimentation. Le second filtre supprime les artefacts respiratoires. Une étude est proposée par Emmanouilidou *et al.* (2015) pour la réduction du bruit ambiant lors de la mesure des sons respiratoires captés auprès des enfants dans un pays en développement. Elle utilise la méthode de la soustraction spectrale multi-bande à deux voies pour supprimer les bruits qui surviennent dans un environnement clinique. Pour évaluer la performance de réduction du bruit ambiant dans le son respiratoire, une technique basée sur la soustraction spectrale à deux voies et une bande a été utilisée par Chang & Lai (2010). Dans leur étude, ils utilisent les coefficients autorégressifs (AR) et les coefficients cepstraux à l'échelle de Mel (MFCC) pour la caractérisation des sons respiratoires avant et après filtrage afin d'évaluer le taux de reconnaissance automatique des sons respiratoires. Une étude comparative des techniques de réductions du bruit dans les sons respiratoires, proposée par Chang (2016), compare le filtrage adaptatif, la soustraction spectrale et la séparation des sources. Dans son étude, il utilise l'annulation adaptative du bruit (ANC) basée sur l'algorithme LMS, la technique à deux voies et une bande de la soustraction spectrale et la séparation aveugle de source basée sur l'analyse en composantes indépendantes (ICA) pour supprimer le bruit des sirènes d'ambulance et le bruit de bavardage des sons respiratoires. Il déduit que la méthode de la soustraction spectrale à deux voies est plus efficace pour la suppression du bruit des sirènes dans les sons respiratoires. En ce qui concerne la suppression du bruit de bavardage, les algorithmes du filtrage adaptatif et de la soustraction spectrale donnent de meilleurs résultats pour des niveaux de bruits différents. La soustraction spectrale donne de meilleurs résultats pour les niveaux de bruit entre 5 dB et 10 dB et le filtrage adaptatif à base de l'algorithme LMS donne un meilleur résultat pour un niveau de bruit de 20 dB. Ces résultats ont été obtenus avec des sons respiratoires bruités artificiellement en mélangeant (addition) des sons respiratoires propres et du bruit.

1.2 LES SONS RESPIRATOIRES ET LEUR ACQUISITION

Dans cette section, nous présenterons principalement les différents systèmes d'acquisitions des sons respiratoires. À savoir, le système d'acquisition à une voie et le système d'acquisition à deux voies.

1.2.1 Les sons respiratoires

La respiration fait partie des fonctions vitales d'un être humain. Elle est composée de deux phases : la phase inspiratoire qui consiste à faire entrer l'air dans les poumons et la phase expiratoire qui consiste à faire sortir l'air des poumons. Les sons respiratoires sont définis comme étant des signaux non stationnaires en raison de la variation du débit d'air et des volumes pulmonaires au cours d'un cycle respiratoire (Chang & Lai, 2010). Ils peuvent être classés en deux catégories : les sons respiratoires normaux (en l'absence de troubles respiratoires) et les sons adventices (anormaux) résultant de la présence d'une maladie respiratoire (Chang & Lai, 2010). Les bruits respiratoires adventices correspondent à des bruits supplémentaires qui sont superposés aux sons respiratoires normaux. Les sifflements et les crépitements sont deux sons adventices qui sont généralement associés aux troubles respiratoires. Les sifflements sont des sons musicaux continus d'une durée supérieure à 250 ms ; ils sont aigus, avec une fréquence dominante de 400 Hz ou plus. Les crépitants sont des sons discontinus qui durent généralement moins de 20 ms et présentent un large spectre de fréquences entre 200 Hz et 2 000 Hz (Chang & Lai, 2010).

1.2.2 Types de systèmes d'acquisition des sons respiratoires

Un système d'acquisition des sons respiratoires comporte habituellement un capteur (microphone) placé sur la trachée ou le thorax, un système de conditionnement (amplification et filtrage), un ordinateur muni d'une carte d'acquisition (son) et d'un logiciel spécialisé (Figure 1.4).

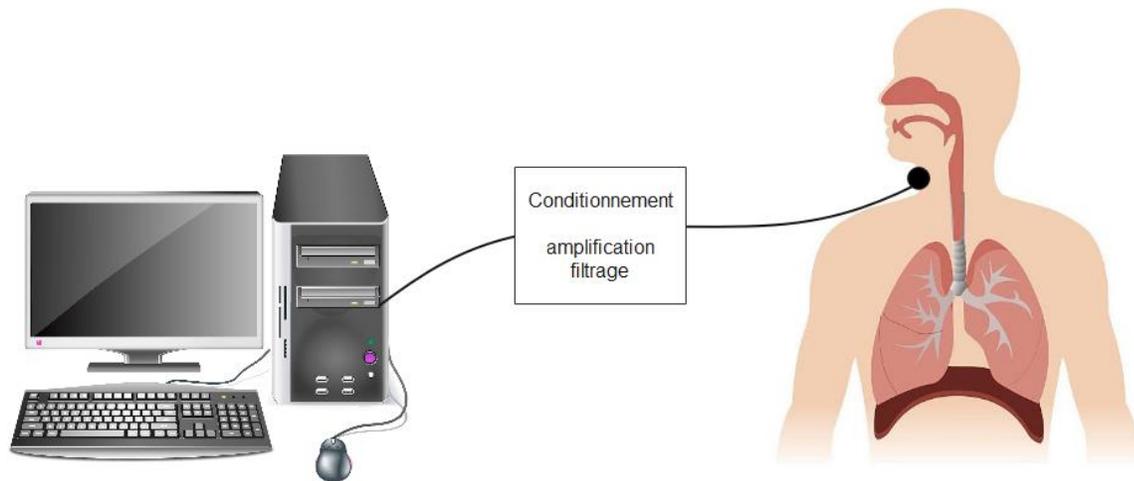


Figure 1.4 : Enregistrement du son respiratoire sur la trachée d'un patient.

L'acquisition peut se faire en utilisant un système à une voie ou un système à deux voies. Dans le cas d'un système d'acquisition à une voie (figure 1.5), le microphone enregistre le mélange du son respiratoire et du bruit ambiant dans le même canal. Ce mode d'acquisition rend difficile l'estimation du bruit pour pouvoir le supprimer.

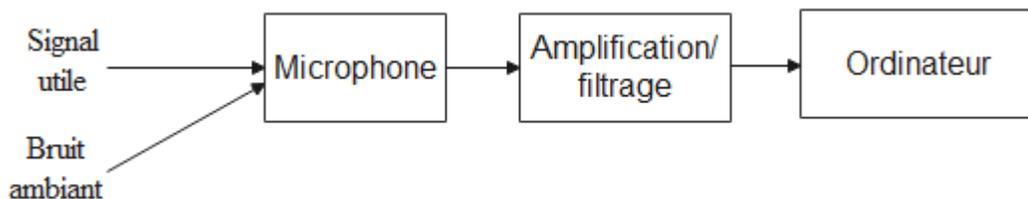


Figure 1.5 : Système d'acquisition à une seule voie

Contrairement à un système d'acquisition à une voie, un système d'acquisition à deux voies (figure 1.6) utilise deux microphones et offre la possibilité d'enregistrer le son respiratoire et une interférence du bruit ambiant dans un canal et le bruit ambiant dans l'autre canal. La chaîne d'acquisition du son respiratoire est donc composée de deux microphones,

d'un étage d'amplification/filtrage et d'un ordinateur muni d'une carte d'acquisition, visualisation et sauvegarde des sons à la fréquence désirée.

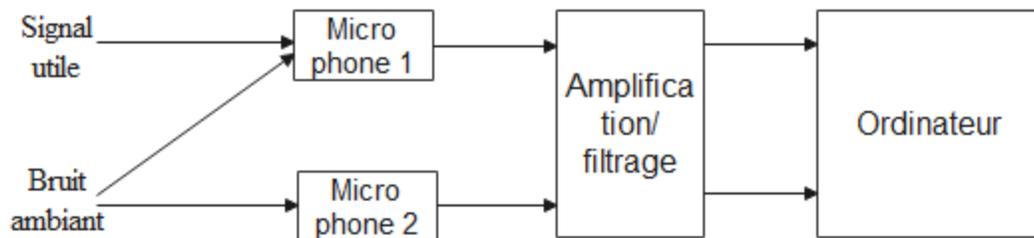


Figure 1.6 : Système d'acquisition à deux voies

L'acquisition du signal est une étape importante dans l'obtention d'un signal respiratoire de qualité. Un enregistrement acoustique réalisé avec des équipements non adaptés n'aura pas les mêmes qualités qu'un signal enregistré avec des équipements performants et de bonnes qualités.

1.3 PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE

Le bruit ambiant empêche une bonne analyse des sons acoustiques respiratoires lors du suivi des patients hospitalisés et lors de la reconnaissance/classification automatique des sons dans une base de données. Que ce soit dans le domaine industriel pour la surveillance des machines tournantes, dans le domaine spatial, dans le domaine des télécommunications pour l'annulation d'échos, le bruit est un véritable problème tout comme dans la mesure des signaux électrocardiogramme (ECG) et dans les systèmes de la reconnaissance de la parole. C'est également un véritable problème pour les médecins du domaine de la santé lors de l'auscultation des sons respiratoires acoustiques chez les patients. Les sons respiratoires font de nos jours l'objet de plusieurs études en vue de la réduction du bruit qui empêche une bonne analyse pour le diagnostic des pathologies respiratoires (Emmanouilidou *et al.*, 2015; Fei *et al.*, 2018).

Un bon diagnostic basé sur l'écoute et l'analyse des sons respiratoires dépend de l'expérience d'écoute du médecin et des conditions ambiantes d'écoute. L'expérience d'écoute d'un médecin qui s'acquiert avec des années de pratiques est un des facteurs influençant la qualité du diagnostic établi. Un médecin débutant ou un médecin ayant moins d'expériences dans le diagnostic des pathologies respiratoires aura plus de difficulté à reconnaître ou à qualifier les bruits associés au système respiratoire. Les conditions ambiantes ne sont forcément pas maîtrisées par le médecin, ils sont aléatoires et s'agissent parfois des pleurs d'enfant, des bruits de bavardage. Les mêmes difficultés sont rencontrées avec les systèmes de reconnaissance/classification automatiques des sons respiratoires qui performant beaucoup plus en absence du bruit qu'en la présence du bruit.

1.4 OBJECTIF

L'objectif principal de notre projet est de mettre en place un système de réduction du bruit ambiant qui contamine les sons respiratoires dans les conditions d'enregistrement réelles pour une meilleure interprétation par le médecin et une meilleure classification automatique par des systèmes intelligents.

1.5 HYPOTHÈSES

Dans cette étape de notre travail, nous poserons des hypothèses concernant le choix des méthodes adoptées pour la réduction de bruit dans les sons acoustiques respiratoires. Le travail se fera en empruntant les outils et techniques utilisés dans les domaines acoustiques ayant des caractéristiques similaires aux sons respiratoires. Une analogie entre le signal de parole et le son respiratoire est intéressante vu les propriétés statistiques et physiques que partagent ces deux signaux. Cette analogie permettra également de considérer les sons respiratoires relativement semblables aux signaux de paroles du point de vue spectral. Ils ont quasiment la même source (poumons) et quasiment le même conduit.

Donc, les techniques développées dans le domaine du rehaussement de la parole, en traitement du signal et dans les systèmes de communication seront d'une grande importance pour notre projet.

1.6 MÉTHODOLOGIE

En ce qui concerne la méthodologie, nous donnerons une vue générale sur la démarche à suivre pour atteindre nos objectifs préalables, tout en se référant aux travaux antérieurs et aux hypothèses annoncées précédemment. La littérature dans le domaine des sons acoustiques nous a permis d'avoir une idée du travail effectué par les chercheurs dans le domaine de la réduction du bruit dans les sons acoustiques. Une analyse faite sur la base des différents travaux antérieurs, concerne les méthodes à une voie ou à deux voies pour la réduction du bruit dans les sons acoustiques. Dans le cas des méthodes à une voie, le signal et le bruit sont mélangés et représentent l'unique signal à l'entrée du système. Principalement dans le cas de la parole bruitée, un détecteur d'activité vocal (VAD) est utilisé pour l'estimation du bruit dans les périodes de silence (absence de parole). En ce qui concerne les méthodes à deux voies pour la réduction du bruit dans les sons acoustiques, un second canal est utilisé pour enregistrer le bruit. En écoutant les enregistrements acoustiques respiratoires, nous avons remarqué qu'il est difficile de trouver des intervalles de silence entre les phases respiratoires en dehors des pauses volontaires. Les méthodes à deux voies seront donc mieux adaptées pour la réduction du bruit dans notre cas, car elles sont plus faciles à mettre en place. Le fait de ne pas pouvoir exploiter les périodes de silence dans le cas des sons respiratoires, nous oblige donc à utiliser une seconde voie pour l'estimation du bruit dans le processus de réduction du bruit. Le type de mélange est également un critère déterminant dans le choix de la méthode de la réduction du bruit dans les sons respiratoires. Dans ce projet, nous traiterons principalement deux types de mélanges, à savoir : le mélange additif ou instantané et le mélange convolutif des sons respiratoires acoustiques et du bruit ambiant. Les algorithmes dans le cas du mélange additif ou instantané nécessitent des calculs moins laborieux contrairement aux types de mélanges convolutifs où les algorithmes nécessitent des calculs plus laborieux.

Les trois méthodes qui seront appliquées dans la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires sont :

- Annulation adaptative du bruit (ANC) :

L'annulation adaptative du bruit (ANC) a été initialement proposé par Widrow *et al.* (1975) pour réduire l'interférence de l'alimentation 60Hz qui contamine les signaux d'électrocardiogramme (ECG). C'est également une des plus anciennes méthodes utilisées pour réduire le bruit dans les sons acoustiques. Cette méthode est basée sur un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR) dont les coefficients sont automatiquement ajustés à l'aide d'un algorithme à gradient descendant (Widrow *et al.*, 1975). Le principe général de l'annulation adaptative du bruit repose donc sur un filtre adaptatif qui est un filtre dont les coefficients varient en fonction du temps. La variation des coefficients dans le temps permet une estimation du bruit dans l'entrée bruitée (entrée primaire) à partir de l'entrée de référence qui comporte juste le bruit. La valeur du bruit estimée à la sortie du filtre adaptatif doit être la plus proche possible de la valeur du bruit inconnu qui se retrouve dans l'entrée primaire. Cela permettrait de minimiser ainsi l'erreur de sortie.

- Soustraction spectrale (SS) :

Disposant de plusieurs versions, cette technique a subi plusieurs améliorations depuis la version initiale proposée par Boll (1979). Elle se base sur le principe que le spectre du signal de parole propre peut être obtenu en soustrayant du spectre du signal bruité une estimation du spectre du bruit additif pendant la période du silence (Boll, 1979) . La proposition initiale a été améliorée pour donner naissance respectivement, à la soustraction spectrale généralisée et la soustraction spectrale sur plusieurs bandes de fréquence. La soustraction spectrale généralisée proposée par Berouti *et al.* (1979) cherche à minimiser le bruit musical résiduel lors de l'application de la méthode initiale de la soustraction spectrale. Elle propose une plus grande suppression du spectre du bruit et une limitation du spectre résultant à une valeur prédéfinie appelée, le plancher spectral. Dans la soustraction spectrale multi-bande, il est proposé une division du spectre du signal sur plusieurs bandes de

fréquence, pour ensuite effectuer séparément la soustraction spectrale dans chacune des bandes de fréquence du signal en fonction de la variation du rapport signal-sur-bruit (Kamath & Loizou, 2002). Cette dernière proposition est motivée par le fait que le bruit qui contamine le spectre du son acoustique qu'on cherche à préserver ne l'affecte pas de manière uniforme. En fait, cette technique a été utilisée avec succès pour la réduction du bruit coloré dans la parole (Kamath & Loizou, 2002).

- Séparation aveugle des sources (BSS) :

De manière générale, la séparation aveugle des sources consiste à estimer des signaux inconnus uniquement à partir d'un mélange observé de ces signaux. Les mélanges observés sont des mélanges des signaux sources et proviennent généralement de capteurs, dans notre cas, ces capteurs sont des microphones. La méthode de la séparation aveugle des sources a été utilisée par Nion *et al.* (2010) pour la séparation aveugle du mélange de la parole. Reju *et al.* (2010) utilise la séparation aveugle des sources pour la séparation du mélange convolutif de la parole. Chang (2016) a fait une étude comparative des techniques de réductions du bruit dans les sons respiratoires, il a comparé l'annulation adaptative du bruit, la soustraction spectrale et la séparation aveugle des sources.

Dans notre projet, les performances des trois techniques seront évaluées avec des mélanges additifs et convolutifs en utilisant des critères objectifs (quantitatifs) et subjectifs (qualitatifs).

1.7 ORGANISATION DU MÉMOIRE

En plus de ce premier chapitre dans lequel nous avons présenté la problématique, les objectifs et la méthodologie, ce mémoire contient trois autres chapitres et une conclusion. Le deuxième chapitre, concerne les méthodes à deux voies pour la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires. Les différents algorithmes implantés, ainsi que les différents types de mélanges sont décrits. Le troisième chapitre aborde les méthodes d'évaluations des performances des algorithmes implantées et la préparation de la base de

données. Le quatrième chapitre concerne les expérimentations, il présente les résultats obtenus et les contributions de ce projet. Enfin, nous terminerons par la conclusion et les perspectives à explorer pour améliorer les performances obtenues dans ce projet.

CHAPITRE 2

SYSTÈMES À DEUX VOIES POUR LA REDUCTION DU BRUIT AMBIANT DANS LES SONS ACOUSTIQUES RESPIRATOIRES

La réduction du bruit ambiant dans les sons respiratoires apporte une aide au médecin lors de son analyse des sons acoustiques respiratoires des patients hospitalisés. Elle améliore également le taux de reconnaissance/classification automatique des sons respiratoires dans un système intégrant l'aide au diagnostic. Dans ce chapitre, nous présenterons en détail les différents algorithmes utilisés dans la réduction du bruit, ainsi que les types de mélanges pour leur expérimentation.

2.1 INTRODUCTION

La respiration fait partie des fonctions vitales chez l'être humain. L'analyse des sons respiratoires révèle des informations importantes sur l'état de santé des patients. Cependant, la contamination des sons respiratoires par le bruit ambiant affecte grandement le diagnostic du système pulmonaire. Différentes sources de bruits peuvent affecter l'exploitation des sons respiratoires chez les patients hospitalisés. Comme le bruit de ventilation, le clavardage etc. Dans le cas des patients atteints de MPOC (maladie pulmonaire obstructive chronique) ou de la COVID-19, une surveillance de la respiration s'avère nécessaire. Comme énoncé précédemment, l'objectif de ce projet de recherche est de supprimer ou de réduire le bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires des patients pour un meilleur suivi, ainsi que l'amélioration des taux de reconnaissance/classification des sons respiratoires dans les bases de données de sons respiratoires enregistrés dans des conditions réelles.

La réduction du bruit ambiant dans les sons respiratoires, en vue d'améliorer la qualité de leur analyse, se fera principalement par les méthodes de réduction du bruit à deux voies. Le choix des méthodes à deux voies se base sur le fait que ces méthodes, contrairement aux méthodes à une voie, présentent plusieurs avantages et donnent de meilleurs résultats. L'un des avantages des méthodes à deux voies est que le second canal est généralement utilisé

pour capter le bruit ambiant que l'on cherche à réduire dans les sons respiratoires. Ce qui est le cas pour la méthode de réduction du bruit par annulation adaptative du bruit (ANC) et par la soustraction spectrale (SS). Cependant, la méthode de la séparation aveugle des sources (BSS) utilise des mélanges du son respiratoire et du bruit à ses deux entrées.

Contrairement aux sons de parole qui comportent des intervalles de silences, il est difficile d'utiliser un détecteur d'activité vocal (VAD) pour pouvoir estimer le bruit ambiant dans le cas des sons respiratoires. Ces contraintes nous ont naturellement amené à considérer les méthodes à deux voies pour la réduction du bruit ambiant dans les sons respiratoires au lieu des techniques à une seule voie munie d'un détecteur de type détecteur d'activité vocal (VAD).

Il aborde la question du type de mélange du bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires. Ce chapitre aborde également les méthodes de la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires par le filtrage adaptatif, la soustraction spectrale à deux voies et une bande de fréquence, la soustraction spectrale à deux voies sur plusieurs bandes de fréquence et la séparation aveugle de sources.

2.2 TYPES DE MÉLANGES

Pour résoudre le problème lié à la suppression du bruit ambiant dans les sons respiratoires, deux types de mélanges ont été modélisés : Le mélange additif (ou instantané) et le mélange convolutif. Les sons respiratoires enregistrés dans des conditions réelles en présence du bruit ambiant sont également considérés.

2.2.1 Le mélange additif ou instantané

Le mélange additif, représenté à la figure 2.1, est une modélisation du son respiratoire bruité de façon que le bruit soit additionné au son respiratoire. Il représente la façon la plus simple de réaliser le mélange de deux signaux.

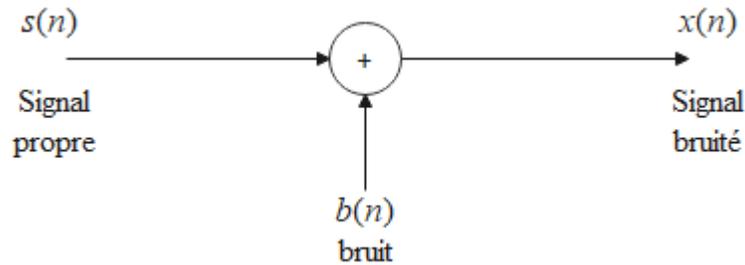


Figure 2.1 : Modèle additif du mélange d'un signal et du bruit

Pour mieux comprendre le type de mélange additif, soit $s(n)$ le signal utile, qui dans notre cas est le son acoustique respiratoire. Ce son respiratoire $s(n)$ est contaminé par un bruit $b(n)$ de façon additive. Le mélange est représenté par $x(n)$ à l'équation (2.1) :

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (2.1)$$

Pour résoudre le problème de l'ajout additif du bruit, il est évident que la soustraction soit une solution efficace pour retrouver le signal propre. Une simple soustraction du bruit $b(n)$ du son bruité $x(n)$ suffit si le bruit a été défini et appliqué de façon uniforme dans le son respiratoire. Ce qui n'est toujours pas le cas. Ce type de mélange utilise une seule observation (capteur) et conduit naturellement aux méthodes de réduction de bruit à une seule voie.

Cependant, la figure 2.2 présente le mélange additif à deux observations $x_1(n)$ et $x_2(n)$ provenant de deux sources $s_1(n)$ et $s_2(n)$ est défini par l'équation (2.2) :

$$\begin{aligned} x_1(n) &= a_{11}s_1(n) + a_{21}s_2(n) \\ x_2(n) &= a_{12}s_1(n) + a_{22}s_2(n) \end{aligned} \quad (2.2)$$

où a_{11} , a_{21} , a_{12} et a_{22} sont des coefficients (constantes) de pondération. Sous forme matricielle, $X = AS$.

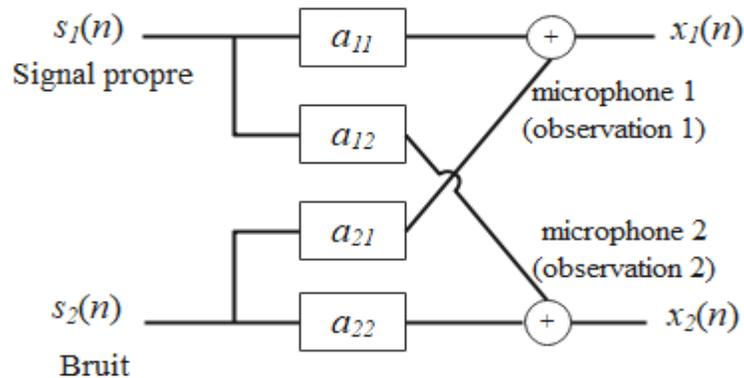


Figure 2.2 : Modèle additif de deux signaux $s_1(n)$ et $s_2(n)$

2.2.2 Le mélange convolutif

Avant de définir le mélange convolutif, nous rappelons la définition de la fonction de convolution. Elle sera ensuite utilisée dans le modèle du mélange convolutif.

a) DEFINITION DE LA CONVOLUTION

La convolution est une opération mathématique, comme l'addition ou la multiplication qui permet de relier la sortie d'un système linéaire à son entrée. Pour un système linéaire, comme représenté à la figure 2.3, cette opération permet donc de relier la sortie $x(n)$ d'un système à son entrée $s(n)$ et sa réponse impulsionnelle $h(n)$ comme indiqué à l'équation (2.3) :

$$x(n) = s(n) * h(n) = h(n) * s(n) \quad (2.3)$$

où $*$ est l'opération de convolution qui est commutative.

Dans le cas discret, la convolution est définie par l'équation (2.4) :

$$x(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} s(m)h(n-m) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h(m)s(n-m) \quad (2.4)$$

où n représente le temps et m est le décalage.

En traitement du signal, la réponse impulsionnelle d'un processus (système) est le signal de sortie qui est obtenu lorsque l'entrée est une impulsion de Dirac $\delta(n)$, c'est-à-dire une variation soudaine et brève du signal.

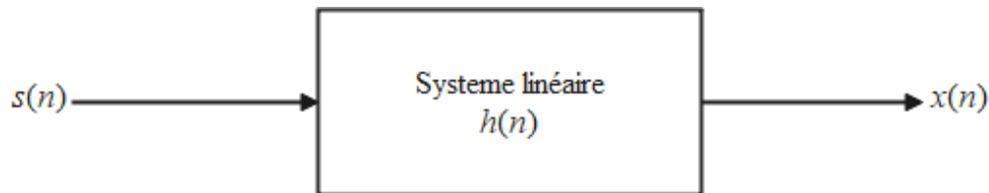


Figure 2.3: Représentation d'un système convolutif

L'opération de convolution à l'équation (2.3) est équivalente à une multiplication dans le domaine fréquentiel (équation 2.5).

$$X(k) = S(k)H(k) = H(k)S(k) \quad (2.5)$$

où $X(k), S(k)$ et $H(k)$ sont les représentations fréquentielles (transformée de Fourier) respectivement de $x(n), s(n)$ et $h(n)$, et k est l'indice des fréquences.

b) MÉLANGE CONVOLUTIF

Dans ce type de mélange, la réponse impulsionnelle $h(n)$ ou la fonction de transfert $H(k)$ sont utilisées pour la modélisation de ce type de mélange. Il correspond mieux au type de mélange naturel, mais il présente une complexité de calcul supérieure en comparaison à la modélisation du mélange additif. Pour illustrer le mélange convolutif, on considère deux signaux $s_1(n)$ et $s_2(n)$ à mélanger. Dans notre cas, l'un est considéré comme le son

respiratoire et l'autre le bruit. La représentation graphique du mélange convolutif est illustrée à la figure 2.4.

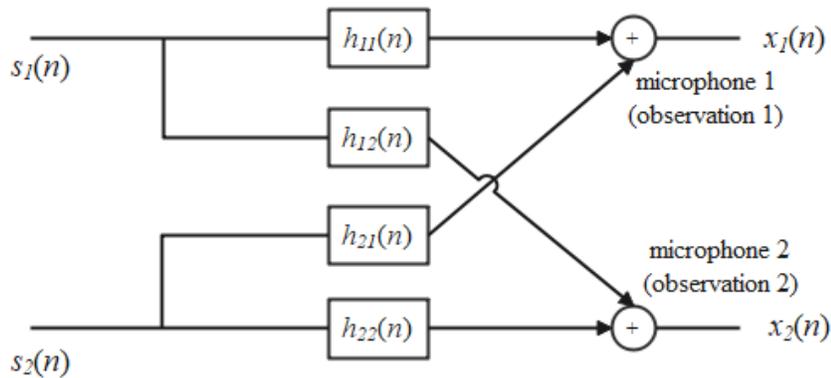


Figure 2.4: Représentation de la convolution de deux signaux $s_1(n)$ et $s_2(n)$

La figure 2.4 représente donc deux observations $x_1(n)$ et $x_2(n)$ modélisant deux mélanges convolutifs provenant de deux sources $s_1(n)$ et $s_2(n)$.

La modélisation mathématique du mélange convolutif schématisé à la figure précédente est représenté dans le temps par l'équation (2.6) :

$$\begin{aligned} x_1(n) &= h_{11}(n) * s_1(n) + h_{21}(n) * s_2(n) \\ x_2(n) &= h_{12}(n) * s_1(n) + h_{22}(n) * s_2(n) \end{aligned} \quad (2.6)$$

et en fréquence par l'équation (2.7) :

$$\begin{aligned} X_1(k) &= H_{11}(k)S_1(k) + H_{21}(k)S_2(k) \\ X_2(k) &= H_{12}(k)S_1(k) + H_{22}(k)S_2(k) \end{aligned} \quad (2.7)$$

Dans l'équation de modélisation dans le temps :

- $s_1(n)$ représente le signal utile $s(n)$ et $s_2(n)$ représente le bruit $b(n)$ défini précédemment ;

- $x_1(n)$ et $x_2(n)$, représentent les observations (sons captés par les microphones) ;
- $h_{11}(n), h_{21}(n), h_{12}(n)$ et $h_{22}(n)$: représentent les réponses impulsionnelles du trajet entre les sources et les capteurs (microphones).

2.2.3 Enregistrements réels

Le système d'enregistrement pratique utilisé pour capter les sons respiratoires est composé de deux microphones (figure 2.5). Le premier microphone, placé en contact du corps, est dédié à la capture du son respiratoire bruité au niveau de la trachée ou la cage thoracique. Le second microphone, est placé loin du corps pour ne pas capter le son respiratoire, mais pas assez loin pour mieux capter le bruit qui contamine le premier microphone.

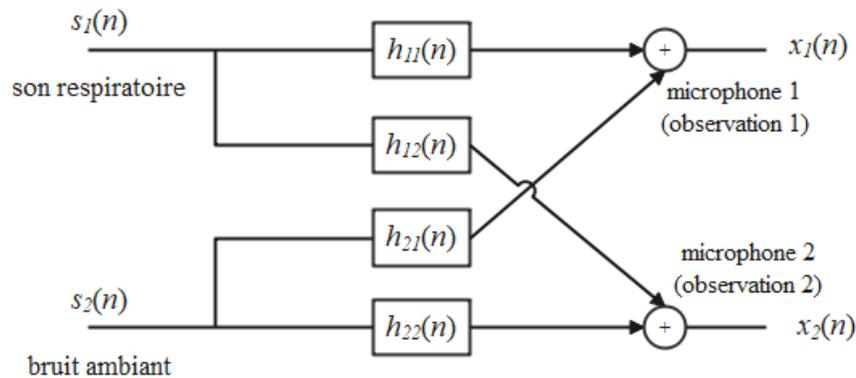


Figure 2.5: Représentation graphique d'un enregistrement réel

Comme indiqué précédemment, le modèle de mélange convolutif convient le mieux au cas réel. Cependant, les réponses impulsionnelles $h_{ij}(n)$ restent inconnues. Idéalement, on aimerait que l'un des microphones enregistre le son respiratoire et une faible quantité de bruit et que le second microphone enregistre uniquement le bruit. Cela correspond à la situation : $h_{11}(n) \rightarrow h_{11}(0)\delta(n)$ et $h_{21}(n) \rightarrow 0$.

2.3 REDUCTION DU BRUIT PAR FILTRAGE ADAPTATIF

Le principe général de la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques consiste à supprimer la quantité de bruit qui est mélangée aux sons acoustiques respiratoires que l'on cherche à préserver. Comme indiqué à la figure 2.6, la méthode générale de réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques par la technique du filtrage adaptatif comporte deux entrées : l'entrée primaire $d(n)$ qui comporte un mélange additionnel du son acoustique propre $s(n)$ plus un pourcentage du bruit $b_0(n)$ et l'entrée secondaire $x(n)$ appelée l'entrée de référence, qui comporte seulement le bruit $b_1(n)$. L'entrée de référence représente l'entrée du filtre adaptatif (AF). La sortie du filtre adaptatif $y(n)$ qui devrait estimer le bruit $b_0(n)$ est ensuite soustraite de l'entrée primaire $d(n)$. Le résultat de cette soustraction $e(n)$ devrait estimer le son acoustique $\hat{s}(n)$ qu'on cherche à exploiter, puisque le filtre adaptatif estime le pourcentage du bruit $b_0(n)$ qui se trouve mélangé au son acoustique à l'entrée primaire. Le résultat de la suppression est réutilisé pour ajuster les nouveaux coefficients du filtre qui s'ajustent en s'adaptant aux résultats précédents de la soustraction entre la sortie du filtre et l'entrée primaire.

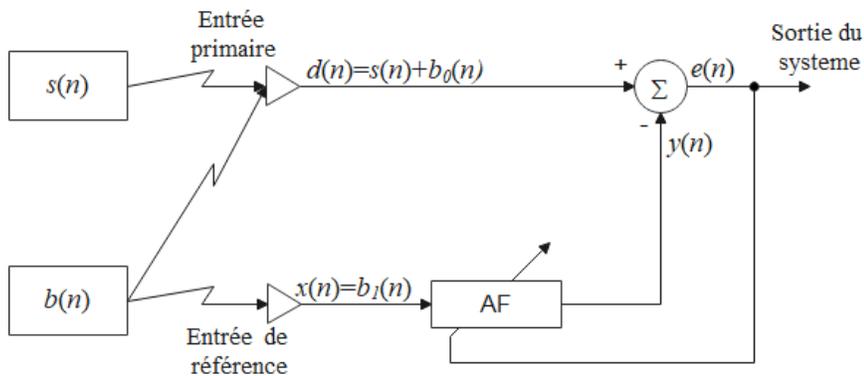


Figure 2.6 : Annulation adaptative du bruit (Bahoura & Ezzaidi, 2011).

Le fait que à la sortie du système de suppression du bruit par la méthode du filtrage adaptatif $e(n)$ est obtenue en faisant une soustraction, il est important que le mélange du

bruit qui se retrouve à l'entrée primaire soit additif aux sons acoustiques d'intérêt. Dans le cas d'un mélange additif, l'entrée primaire correspond à la première observation $x_1(n) = a_{11}s(n) + a_{21}b(n)$. Ce qui implique $a_{11} = 1$ et $a_{21} = b_0(n)/b(n)$. La deuxième observation correspond à $x_2(n) = a_{12}s(n) + a_{22}b(n)$. Ce qui implique $a_{12} = 0$ et $a_{22} = b_1(n)/b(n)$. Dans le cas où le mélange à l'entrée primaire est un mélange convolutif, la soustraction ne peut pas être réalisée. Le mélange convolutif du son acoustique et du bruit ne permet pas d'appliquer la réduction du bruit par la méthode basée sur le filtrage adaptatif. Cela représente une limite de la méthode de suppression du bruit par filtrage adaptatif.

2.3.1 Filtre adaptatif

Par définition, un filtre adaptatif est un filtre à coefficients variables, c'est-à-dire que, ces coefficients varient dans le temps en fonction du signal à l'entrée du filtre. Le principe de l'annulation adaptative du bruit (ANC) dans les sons acoustiques repose principalement sur le fonctionnement de l'algorithme des moindres carrés moyens (LMS). Le principe de fonctionnement du filtre adaptatif est illustré à la figure 2.7 (Chen *et al.*, 1989).

C'est un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR) dont les coefficients $w_j(n)$ sont ajustés selon l'algorithme LMS à base de la descente du gradient (Widrow *et al.*, 1975).

2.3.2 Annulation adaptative du bruit

Le schéma de la figure 2.6 explique mieux le fonctionnement du filtre adaptatif. Sur cette figure le vecteur d'entrée $x(n)$ représentent le bruit dont les composantes varient dans le temps, tel que représenté par l'équation (2.8).

$$X(n) = [x(n), x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-N+1)]^T \quad (2.8)$$

Le vecteur de poids du filtre est représenté par l'équation (2.9).

$$W(n) = [w_1(n), w_2(n), w_3(n), \dots, w_N(n)]^T \quad (2.9)$$

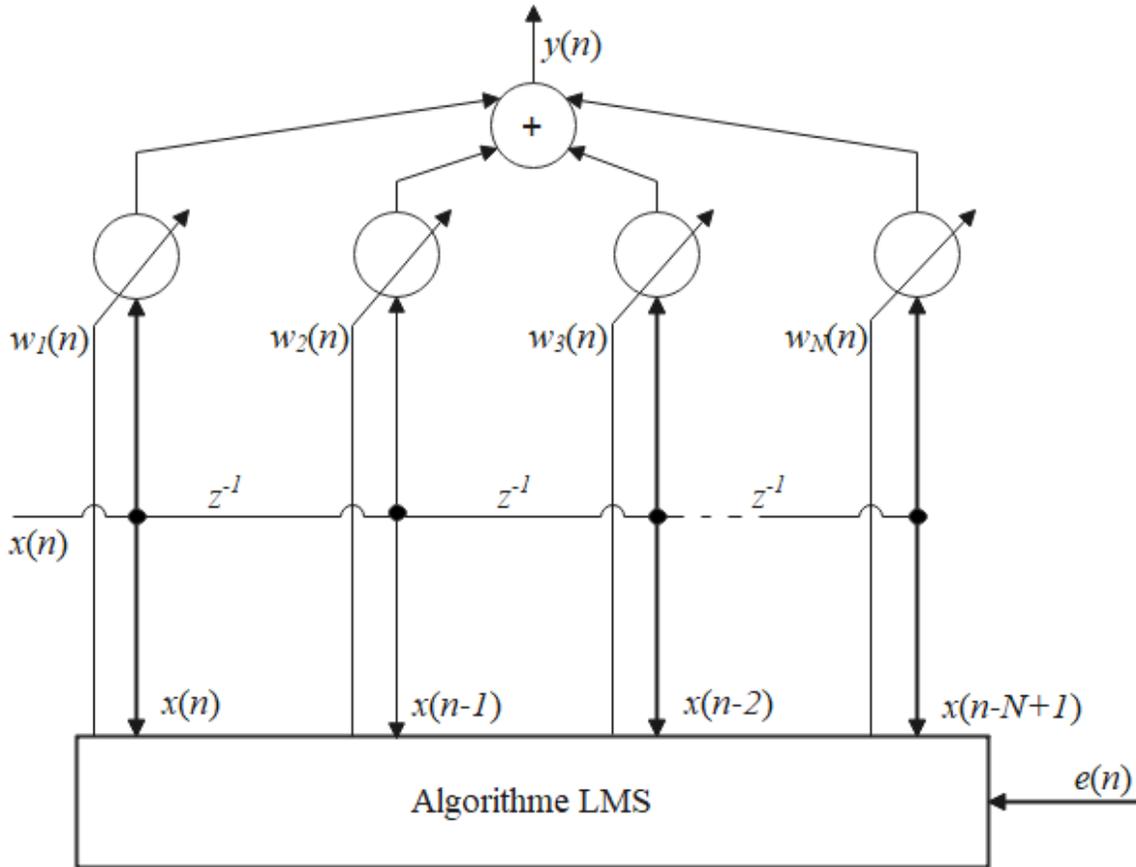


Figure 2.7 : Détail du fonctionnement du filtre adaptatif (Chen *et al.*, 1989).

La sortie du filtre $y(n)$ à l'équation (2.10), estime la quantité de bruit à soustraire de l'entrée primaire. La sortie du filtre $y(n)$ est égale au produit de convolution de l'entrée $x(n)$ par la réponse impulsionnelle du filtre $w(n)$. Elle peut être exprimée par l'équation (2.10).

$$y(n) = \sum_{j=0}^N w_j(n)x(n - N + 1) = W^T(n)X(n) \quad (2.10)$$

L'ajustement des poids du filtre pour chaque échantillon $x(n)$ correspondant à un indice de temps précis n et permet de minimiser les marges d'erreurs dans le calcul de $y(n)$. Une supposition faite par Chen *et al.* (1989), considère le signal d'entrée du filtre et le signal

d'entrée de référence statistiquement stationnaire, suite à cette supposition l'erreur quadratique moyenne (MSE), $e(n)$, qui représente la sortie du système est définie par l'équation (2.11):

$$e(n) = d(n) - y(n) = x(n) - W^T(n)X(n) \quad (2.11)$$

L'expression instantanée $e(n)$ entre la valeur désirée et la sortie dans l'équation (2.11) est élevée au carré, ensuite l'espérance est appliquée des deux côtés de l'équation, permettant d'obtenir l'équation (2.12).

$$E[e^2(n)] = E[x^2(n)] - 2P^T W(n) + W^T(n)RW(n) \quad (2.12)$$

où P est le vecteur de corrélation croisée (cross-corrélation) et R la matrice d'autocorrélation.

En appliquant l'algorithme de la plus forte pente (méthode du gradient), on peut mettre à jour les paramètres du modèle à chaque itération :

$$W(n + 1) = W(n) - 2\mu \partial e(n) \partial W(n) \quad (2.13)$$

Ainsi, la correction des paramètres s'effectue progressivement en se déplaçant au sens contraire de la pente estimée par le gradient dans le but d'atteindre le minimum de la fonction.

L'algorithme des moindres carrés moyens (LMS) est alors exprimé par l'équation (2.14) :

$$W(n + 1) = W(n) + 2\mu e(n) X(n) \quad (2.14)$$

où μ représente le pas de convergence qui contrôle la stabilité et la vitesse de convergence.

Une valeur plus grande pour μ peut augmenter la vitesse de convergence, mais une valeur plus petite peut assurer une meilleure stabilité (Widrow *et al.*, 1975).

En remplaçant dans l'équation (2.11), $d(n)$ par $s(n) + b_0(n)$, on obtient l'équation (2.15) :

$$e(n) = s(n) + b_0(n) - y(n) \quad (2.15)$$

Nous rappelons que la relation liant le son acoustique propre $s(n)$ et la quantité de bruit $b_0(n)$ à l'entrée primaire est additive, de plus les bruits $b_0(n)$ et $b_1(n)$ sont corrélés de manière inconnue (Chen *et al.*, 1989).

Lorsque $E[(b_0(n) - y(n))^2] = 0$, la plus petite puissance de sortie possible $E[e^2(n)] = E[s^2(n)]$. Si la condition précédente est vérifiée, alors la sortie $y(n)$ du filtre adaptatif est une copie du bruit $b_0(n)$ présent dans l'entrée primaire (Chen *et al.*, 1989). Si telle est le cas, le bruit $b_0(n)$ est éliminé dans la sortie du système, c'est-à-dire $e(n) = s(n)$.

Après convergence de l'algorithme des moindres carrés moyens (LMS), la sortie du filtre adaptatif $y(n)$ est équivalente à la partie de l'entrée primaire qui est corrélée avec l'entrée du filtre adaptatif (Chen *et al.*, 1989).

2.4 RÉDUCTION DU BRUIT PAR SOUSTRACTION SPECTRALE

Initialement proposée pour la réduction du bruit dans le signal de la parole (Boll, 1979), la soustraction spectrale vise d'une manière générale le nettoyage d'un signal acoustique contaminé par un bruit additif. Elle est donc basée, sur l'hypothèse que le signal bruité $x(n)$ est composé du signal propre $s(n)$ et du bruit additif $b(n)$. Le mélange additif est modélisé par l'équation (2.16).

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (2.16)$$

Notons que la relation qui lie les spectres des deux signaux de l'équation (2.16) est également additive. Dans le domaine fréquentiel, $b(n)$, $s(n)$ et $x(n)$ sont remplacées par leurs transformées de Fourier respectives $X(k)$, $S(k)$ et $B(k)$. L'équation (2.17) est la notation dans le domaine fréquentiel de l'équation qui explique la soustraction spectrale.

$$S(k) = X(k) - B(k) \quad (2.17)$$

où k est l'indice des fréquences.

Cependant, la soustraction spectrale est difficile à réaliser car les fonctions spectrales sont complexes. La transformée de Fourier du signal bruité peut s'écrire sous sa forme polaire : $X(k) = |X(k)|e^{j\varphi_x(\omega)}$, où $|X(k)|$ et $\varphi_x(\omega)$ sont respectivement le module et la phase de $X(k)$. Sous la forme rectangulaire, elle peut s'écrire : $X(k) = X_r(k) + jX_i(k)$, où $X_r(k)$ et $X_i(k)$ représentent respectivement la partie réelle et la partie imaginaire du spectre $X(k)$ (Bahoura & Ezzaidi, 2018).

Si on applique la soustraction au module, on obtient l'équation (2.18) :

$$|S(k)| = |X(k)| - |B(k)| \quad (2.18)$$

On remarque qu'on risque d'être en présence des spectres d'amplitudes négatives dans le cas où la valeur du spectre du bruit à supprimer $B(k)$ dépasse la valeur du spectre du signal bruité $X(k)$. Pour éviter les spectres d'amplitudes négatifs lors de l'application de la soustraction spectrale, il a été proposé dans (Boll, 1979) l'utilisation d'un redresseur simple alternance, comme l'indique l'équation (2.19).

$$|\hat{S}(k)| = \max\{|X(k)| - |\hat{B}(k)|, 0\} \quad (2.19)$$

où $\hat{B}(k)$ est une estimation du spectre du bruit.

Dans le cas d'un seul canal, le spectre du bruit est estimé durant les périodes de silences, ce qui nécessite un détecteur d'activité vocal (VAD). Le résultat de la technique de la soustraction spectrale proposée par Boll (1979) est souvent accompagné de bruit de fond. Pour remédier au bruit de fond restant après application de la soustraction spectrale, il a été proposé par Berouti *et al.* (1979) une modification de la technique de la soustraction spectrale. Cette modification consiste à une plus grande suppression de la valeur du bruit et à la limitation du spectre résultant à une valeur prédéfinie appelée, le plancher spectral. Ces deux nouveaux paramètres sont appliqués dans l'équation (2.20).

$$|\hat{S}(k)|^\gamma = \max\{|X(k)|^\gamma - \alpha|\hat{B}(k)|^\gamma, \beta|\hat{B}(k)|^\gamma\} \quad (2.20)$$

où $\alpha \geq 1$ est le facteur qui permet de soustraire une surestimation du bruit et $0 < \beta \ll 1$ est le paramètre de plancher spectral. γ est l'exposant déterminant la netteté de la transition, avec $\gamma = 1$ pour une soustraction spectrale d'amplitude ou $\gamma = 2$ pour la soustraction spectrale de puissance.

L'équation (2.19) est identique à l'équation (2.20) pour $\alpha = 1$ et $\beta = 0$ (Berouti *et al.*, 1979). Si le bruit mélangé au spectre du son respiratoire était uniforme dans tout le spectre, l'application d'une valeur constante de α résout le problème de la suppression du bruit. Mais dans le cas où le bruit n'affecte pas le spectre du signal utile de manière uniforme, il est proposé par Berouti *et al.* (1979) de faire varier α en fonction de la valeur du SNR. Ainsi, la soustraction du spectre du bruit sera plus importante dans les parties du signal où il y a plus du bruit et vice versa. Différents facteurs de soustractions α proposés dans la littérature ont été examinés, principalement ceux utilisés dans (Bahoura, 2017a; Emmanouilidou *et al.*, 2015; Kamath & Loizou, 2002). La figure 2.8 illustre la détermination du facteur de soustraction α en fonction du SNR (Bahoura, 2017a).

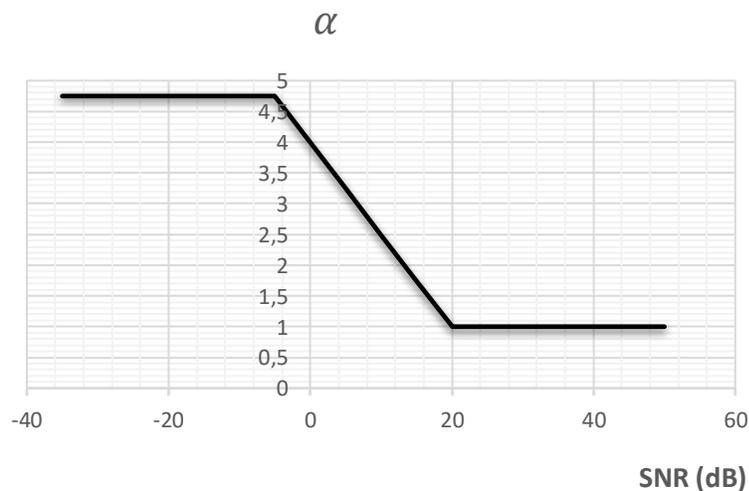


Figure 2.8: Facteur de soustraction en fonction du rapport signal-sur-bruit

La transcription mathématique de la courbe de la figure 2.8 est donnée par l'équation (2.21).

$$\alpha = \begin{cases} 4.75 & \text{SNR} \leq -5; \\ 4 - \frac{3}{20}\text{SNR} & -5 \leq \text{SNR} \leq 20; \\ 1 & \text{SNR} \geq 20. \end{cases} \quad (2.21)$$

où le SNR est le rapport signal-sur-bruit, il est défini par l'équation (2.22) :

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{k=0}^{N-1} |X(k)|^2}{\sum_{k=0}^{N-1} |\hat{B}(k)|^2} \right) \quad (2.22)$$

où N est la taille du segment (trame) analysé.

Pour ce qui est de la reconstruction du son respiratoire amélioré, la phase $\varphi_s(k)$ du signal reconstruit est approximée par la phase du signal bruité $\varphi_x(k)$. Le spectre du son respiratoire amélioré présenté l'équation (2.23) est obtenu à l'aide de l'estimation du module $|\hat{S}(k)|$ du son respiratoire amélioré et de la phase $\varphi_x(k)$ du signal d'entrée corrompu.

$$\hat{S}(k) = |\hat{S}(k)| e^{j\varphi_x(k)} \quad (2.23)$$

Pour avoir le signal rehaussé dans le domaine temporel, il faut appliquer la transformée de Fourier inverse au spectre du signal amélioré obtenu dans le domaine fréquentiel. L'équation (2.24) est le résultat de l'amélioration du signal dans le domaine temporel.

$$\hat{s}(n) = F^{-1}\{\hat{S}(k)\} \quad (2.24)$$

Le schéma de base de la soustraction spectrale est illustré à la figure 2.9 (Bahoura & Ezzaidi, 2012), il comporte une seule entrée où le son respiratoire et le bruit sont mélangés.

Pour ce qui est de la détermination du bruit dans le cas de la méthode de la soustraction spectrale, contrairement à la méthode du filtrage adaptatif, le bruit est estimé soit par :

- estimation du bruit durant la période de silence, généralement au début de l'enregistrement (Bahoura, 2017b; Ghanbari *et al.*, 2004) ;

- localisation des périodes de silences à l'aide d'un détecteur d'activité vocal (VAD) (Bahoura & Ezzaidi, 2012; Miguel, 1997; Oukherfellah & Bahoura, 2014);
- un second canal pour l'enregistrement du bruit (Bahoura & Ezzaidi, 2018; Chang & Lai, 2010; Emmanouilidou *et al.*, 2015).

Ces trois approches précédentes d'estimation du bruit dépendent de la méthode de réduction de bruit adoptée dans le cas de la méthode de soustraction spectrale. La façon d'estimer le bruit dépend du fait que nous sommes en présence d'une technique à une voie ou une technique à deux voies. Nous aurons à décrire principalement dans la suite du chapitre les techniques à deux voies pour la soustraction spectrale, à savoir :

- la soustraction spectrale à deux voies et une bande de fréquence;
- la soustraction spectrale à deux voies et plusieurs bandes de fréquence.

Les techniques de soustraction spectrale à deux voies ont pour avantage l'utilisation d'un second canal pour l'acquisition du bruit. Dans le cas de la parole, un détecteur d'activité vocal ou la période de silence relativement au signal de parole pouvait être exploitée avec une seule voie, mais dans le cas des sons respiratoires, nous supposons que nous n'avons pas de périodes de silence entre les phases d'inspiration/expiration. Ainsi un détecteur d'activité respiratoire ne peut être utilisé pour l'estimation du bruit mélangé aux sons respiratoires.

2.4.1 Soustraction spectrale à deux voies sur une bande fréquentielle

La soustraction spectrale à deux voies sur une bande fréquentielle est réalisée selon le principe décrit à la figure 2.10. Le signal à son entrée primaire est un mélange du son acoustique respiratoire et du bruit ambiant. Le signal à son entrée de référence est supposé être une estimation du bruit ambiant, dans le cas où il est possible de l'avoir seul. Dans le cas contraire, une faible proportion du son respiratoire qu'on cherche à préserver se retrouve également mélangé au bruit ambiant dans la voie de référence. Une des conditions pour la réalisation de cette technique est que la source du bruit et la source du son acoustique doivent être indépendantes (non corrélées).

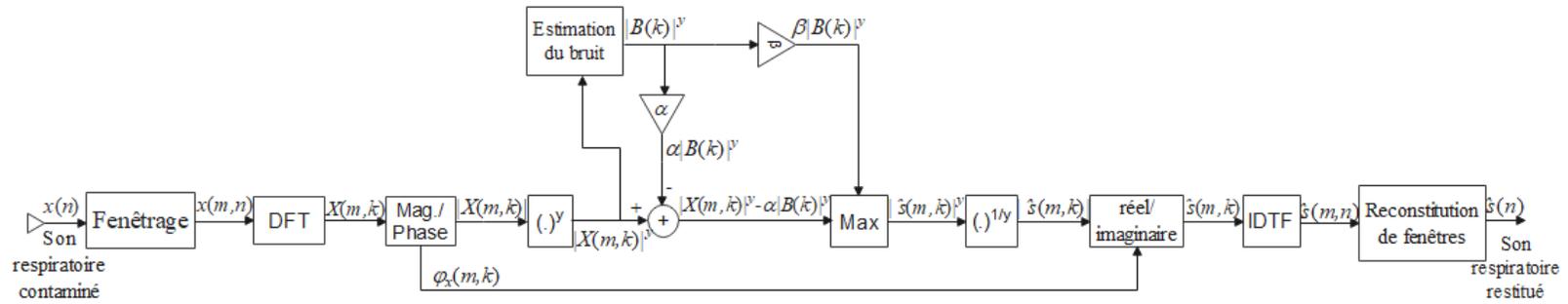


Figure 2.9 : Schéma de la soustraction spectrale à une voie et une bande fréquentielle (Bahoura & Ezzaidi, 2012).

La figure 2.10 montre le schéma bloc de la méthode de la soustraction spectrale à deux voies sur une bande fréquentielle utilisé par (Bahoura & Ezzaidi, 2018; Chang & Lai, 2010). Elle est réalisée sur une seule bande fréquentielle qui couvre la totalité de la bande passante. Cela convient aux bruits qui sont uniformément repartis sur la bande passante du système comme le cas du bruit blanc.

Cette technique à une seule bande et deux voies a été utilisée par Chang & Lai (2010) pour l'évaluation des performances de réduction du bruit ambiant dans les sons respiratoires. Comme nous pouvons le voir à la figure 2.10, le canal du son respiratoire bruité et le canal du bruit ambiant constituent deux entrées distinctes. Les deux voies sont traitées séparément jusqu'à l'application de la soustraction spectrale. La transformée de Fourier inverse est ensuite appliquée au spectre du son respiratoire amélioré dans le domaine fréquentiel, comme dans le cas de la soustraction spectrale à une voie et une bande fréquentielle présenté à la figure 2.9, pour obtenir le son respiratoire amélioré dans le domaine temporel.

2.4.2 Soustraction spectrale à deux voies sur M bandes fréquentielles

La soustraction spectrale multi-bande a été proposée par Kamath & Loizou (2002) pour le rehaussement de la parole. Elle vise la suppression du bruit coloré additif qui n'affecte pas uniformément l'ensemble de la bande de fréquence du signal bruité. Comme présenté à la figure 2.11, la particularité de cette méthode est qu'elle nécessite une division du spectre du signal bruité et du spectre estimé du bruit en $M = 4$ bandes de fréquence avant l'application de la méthode de la soustraction spectrale généralisée dans chaque bande.

Le spectre du signal amélioré dans la i ième bande, dans le cas de la méthode de soustraction spectrale à deux voies sur plusieurs bandes fréquentielles, s'obtient par l'équation (2.25).

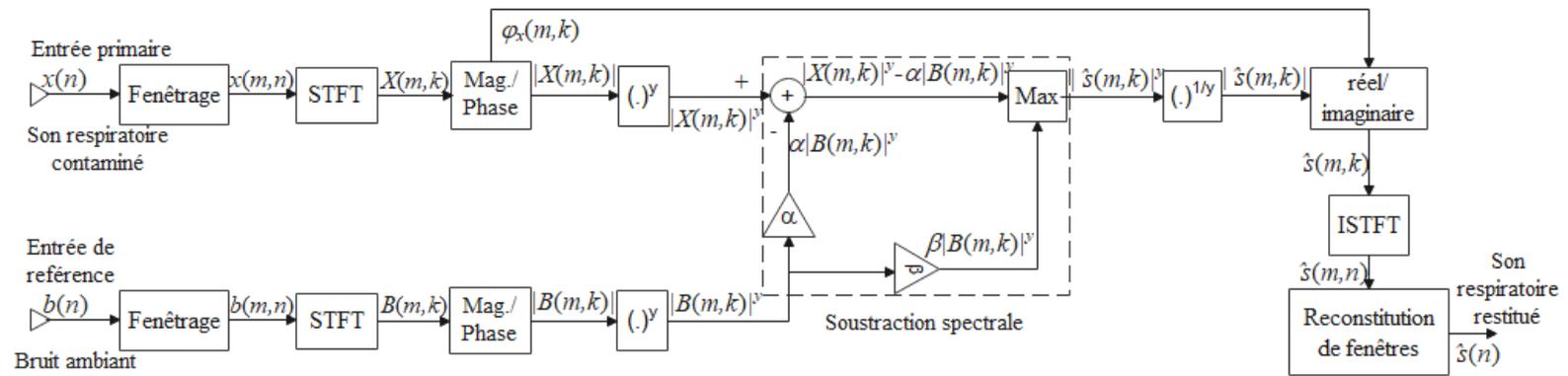


Figure 2.10 : Schéma bloc de la soustraction spectrale modifiée à deux voies et une bande fréquentielle (Bahoura & Ezzaidi, 2018).

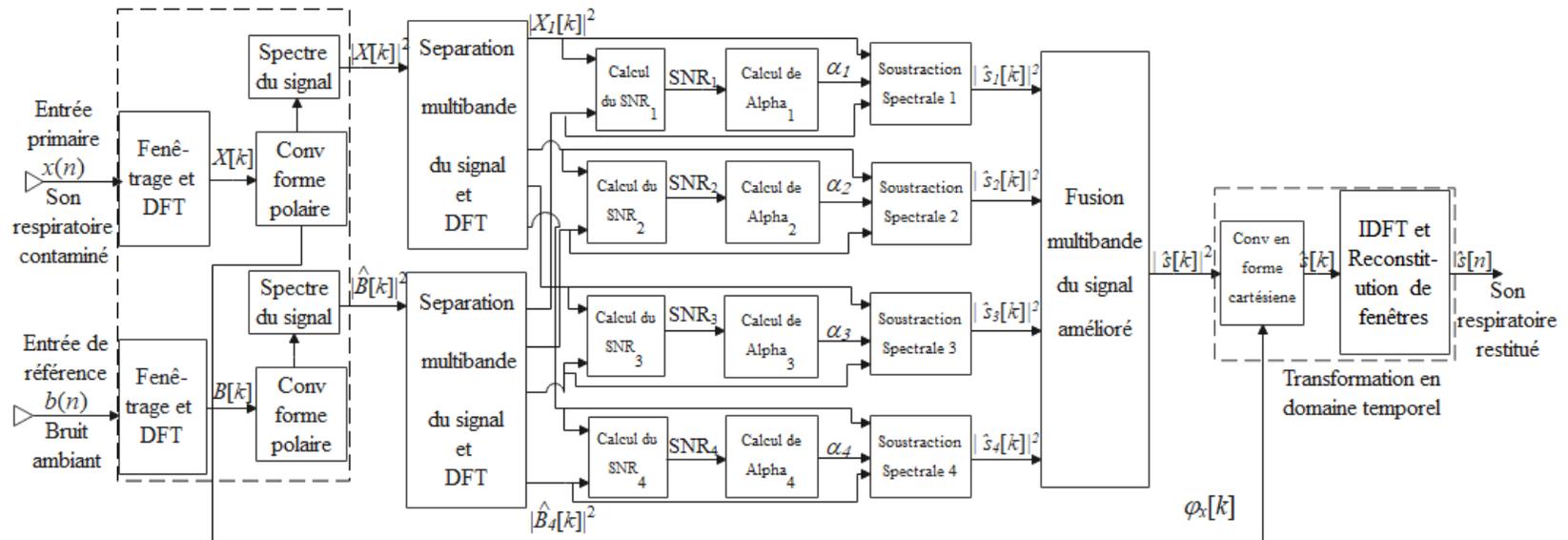


Figure 2.11 : Schéma bloc de la soustraction spectrale à deux voies sur $M = 4$ bandes fréquentielles (Bahoura, 2017b).

$$|\hat{S}_i[k]|^\gamma = \max[|X_i[k]|^\gamma - \alpha_i \delta_i |\hat{B}_i[k]|^\gamma, \beta |\hat{B}_i[k]|^\gamma] \quad b_i \leq k \leq e_i \quad (2.25)$$

où b_i et e_i représentent respectivement les fréquences de début et de fin de la i ième bande de fréquences ($1 \leq i \leq M$). Le fait que la soustraction spectrale s'effectue séparément dans chaque bande de fréquence, le facteur de soustraction α est calculé séparément pour chaque bande et dépend du SNR, comme défini précédemment à l'équation (2.21). Il sera donc noté α_i et défini par l'équation (2.26) pour la i ième bande de fréquences (Bahoura, 2017b).

$$\alpha_i = \begin{cases} 4.75 & \text{SNR}_i \leq -5; \\ 4 - \frac{3}{20} \text{SNR}_i & -5 \leq \text{SNR}_i \leq 20; \\ 1 & \text{SNR}_i \geq 20. \end{cases} \quad (2.26)$$

où le SNR définit précédemment à l'équation (2.22) sera noté SNR_i pour la i ième bande de fréquences et défini par l'équation (2.27).

$$\text{SNR}_i(\text{dB}) = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{k=b_i}^{e_i} |X_i(k)|^2}{\sum_{k=b_i}^{e_i} |\hat{B}_i(k)|^2} \right) \quad (2.27)$$

En plus du facteur de soustraction et le paramètre du plancher spectral, un nouveau paramètre a été introduit permettant d'avoir un nouveau degré de contrôle supplémentaire sur la suppression du bruit dans les sons acoustiques. L'équation (2.28) montre la relation entre le facteur de peaufinement δ_i et la fréquence f_i dans la i ième bande du son acoustique (Bahoura, 2017b).

$$\delta_i = \begin{cases} 1 & f_i \leq 1 \text{ kHz}; \\ 2.5 & 1 \text{ kHz} < f_i \leq 2 \text{ kHz}; \\ 1.5 & 2 \text{ kHz} < f_i \leq 4 \text{ kHz}. \end{cases} \quad (2.28)$$

où f_i désigne la fréquence dans la i ième bande.

Les spectres du son respiratoire et du bruit sont découpés en M bandes fréquentielles. Le spectre du son respiratoire réhaussé (amélioré) est obtenu par fusion de ses M composantes fréquentielles rehaussées.

Pour des grandes valeurs de α_i , il y a une forte suppression du bruit, pour les petites valeurs de α_i il y a une légère suppression du bruit. Si le paramètre du planché spectral β est grand, il y aura beaucoup de bruit résiduel dans le son respiratoire amélioré, si β est trop petit il y aura des composantes fréquentielles du son respiratoire amélioré très atténuées, ce qui est gênant lors de l'écoute du son respiratoire amélioré. Il faut donc un compromis entre les valeurs de ces deux paramètres qui vont agir sur la qualité de suppression du bruit et la quantité de bruit résiduel restant dans le son respiratoire amélioré.

La soustraction spectrale originale a conduit à plusieurs versions, l'une la moins documentée dans la littérature est la technique de la soustraction spectrale multi-bande à deux voies. La caractéristique de cette méthode est qu'elle combine les avantages de la technique de la soustraction spectrale à deux voies et de la technique multi-bande. Dans cette technique, un second canal, dit de référence, sera utilisé pour l'enregistrement du bruit ambiant. La soustraction du spectre du bruit $\hat{B}_i(k)$ du spectre du son respiratoire bruité $X_i(k)$ sera ensuite effectuée selon l'indice de fréquence k correspondant dans chaque bande du signal. La figure 2.10 illustre le principe de la soustraction spectrale multi-bande à deux voies.

L'entrée du système de la soustraction spectrale à deux voies sur plusieurs bandes est comparable à l'entrée du système de réduction du bruit par la technique du filtrage adaptatif. Dans l'entrée primaire de ces deux méthodes, il y a la présence du son respiratoire mélangé à un pourcentage du bruit. Dans l'entrée de référence, on essaie de ne capturer que le bruit qui doit être soustrait du son respiratoire bruité. Les mêmes étapes que dans le cas de la technique de la soustraction spectrale à une voie sur plusieurs bandes sont appliquées pour avoir le signal respiratoire amélioré.

2.5 RÉDUCTION DU BRUIT PAR LA MÉTHODE DE LA SÉPARATION AVEUGLE DES SOURCES

De manière générale, la séparation aveugle des sources consiste à estimer des signaux inconnus uniquement à partir d'un mélange observé de ces signaux. Généralement, ce problème est formulé de manière algébrique matricielle $X = AS$, où X représente le vecteur des observations, S le vecteur des sources et A est une matrice de mélange. A est composée de constante dans le cas additif et de réponses impulsionnelles dans le cas convolutif $X = A * S$. L'application sans doute la plus connue est le problème du cocktail party illustré à la figure 2.12.



Figure 2.12 : Illustration du problème du cocktail party (Nion, 2007).

Supposons que l'on place plusieurs microphones dans une pièce où plusieurs personnes parlent simultanément. L'enregistrement de chaque microphone est un brouhaha résultant d'un mélange de toutes les voix. En utilisant tous les enregistrements, il est cependant possible de retrouver le discours de chaque locuteur. Dans cette application, la matrice X collecte les échantillons de tous les enregistrements et la matrice S collecte les échantillons

du discours de tous les locuteurs présents. La matrice de mélange A inconnue dépend de l'acoustique de la pièce et de l'emplacement des microphones. En pratique, la réverbération des voix sur les murs provoque un effet d'écho sur chaque enregistrement (Nion *et al.*, 2010). Le nombre de capteurs, N_c , et le nombre de sources à estimer, N_s , ont une réelle importance dans la formulation matricielle, car ils conditionnent les dimensions de A (Nion *et al.*, 2010). On dit que le mélange est sur-déterminé si $N_c > N_s$, qu'il est sous-déterminé si $N_c < N_s$ et qu'il est déterminé si $N_c = N_s$.

Il existe de nombreuses autres applications de la séparation aveugle de sources. Par exemple, dans le domaine biomédical, ces méthodes peuvent être utilisées pour séparer les battements de cœur d'un fœtus de ceux de sa mère (De Lathauwer *et al.*, 2000). Il existe également des applications en sismologie (Al-Qaisi *et al.*, 2008), ou encore en mécanique pour détecter un défaut sur des machines tournantes (Gelle *et al.*, 2003). Dans le domaine des communications sans fil, la séparation aveugle des sources fait également l'objet de nombreux travaux de recherche. Dans ce cas, la matrice X représente, par exemple, les observations fournies par le réseau d'antennes réceptrices. La matrice A caractérise les canaux de propagation et la matrice S contient les symboles numériques transmis (Moulines *et al.*, 1995).

2.6 LES MODÈLES DE MÉLANGE ET DE SÉPARATION

Le nombre de sources N_s et le nombre de mélanges N_c définissent les dimensions du problème. Le cas typique $N_s = N_c = 2$, est représenté à la figure 2.13 et 2.14 respectivement pour le mélange additif et pour le mélange convolutif.

Dans le cas du mélange additif, les coefficients a_{11} , a_{12} , a_{21} et a_{22} représentent les poids des mélanges. Dans le cas du mélange convolutif, ils sont représentés par les réponses impulsionnelles $h_{11}(n)$, $h_{12}(n)$, $h_{21}(n)$ et $h_{22}(n)$. Les éléments de la matrice de séparation sont représentés par w_{11} , w_{12} , w_{21} et w_{22} .

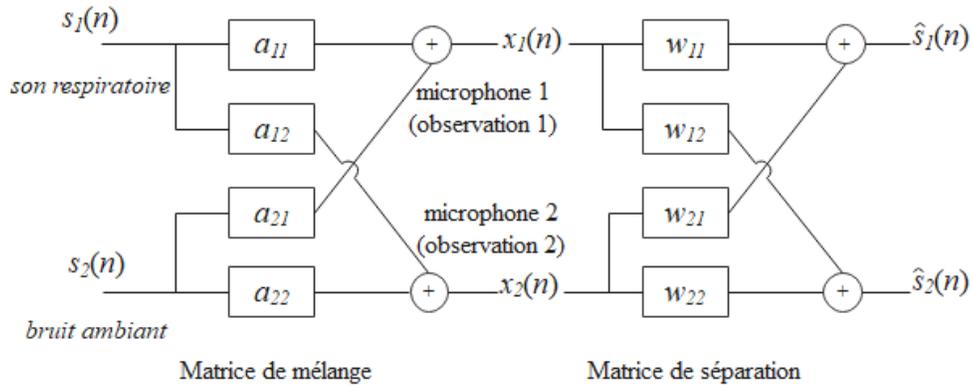


Figure 2.13 : Mélange et séparation additif de deux signaux

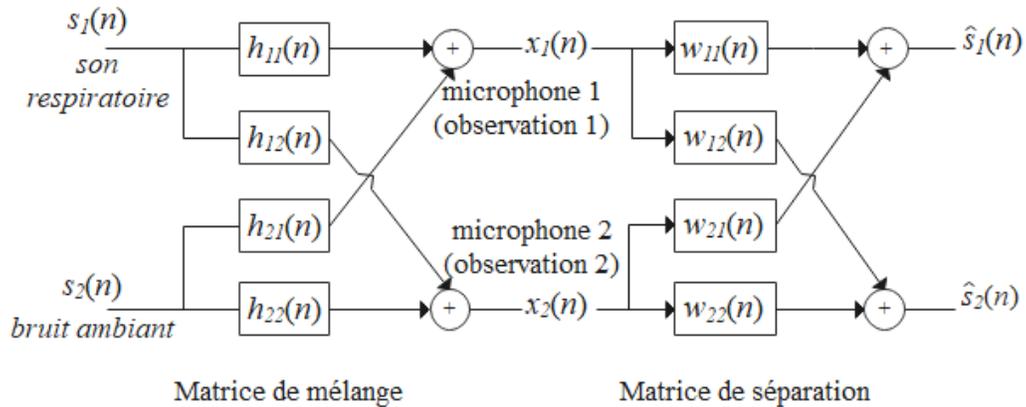


Figure 2.14 : Mélange et séparation convolutif de deux signaux

La matrice de séparation W permet d'obtenir les signaux sources reconstruits $\hat{s}(n)$ à partir des signaux observés $x(n)$. La figure 2.15 illustre le modèle général du mélange et de la séparation aveugle de sources.

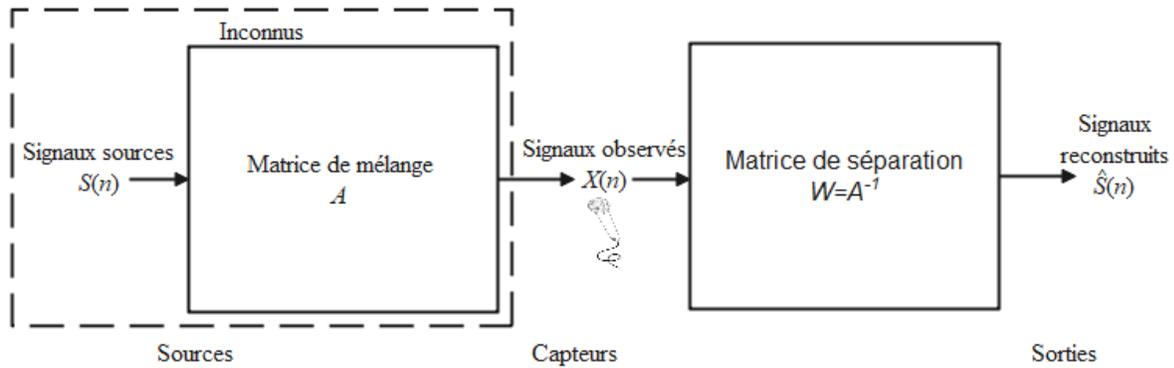


Figure 2.15 : Mélange et séparation aveugle des sources (Belley, 2008).

Dans la littérature deux types de séparateurs sont souvent cités (Belley, 2008) : la structure sans rétroaction présentée à la figure 2.16 et la structure avec rétroaction présentée à la figure 2.17.

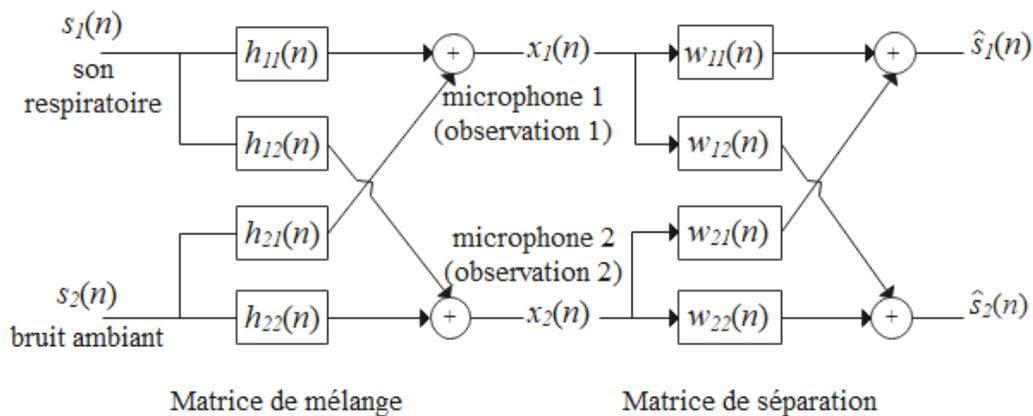


Figure 2.16 : Séparateur sans structure sans rétroaction (Belley, 2008).

La rétroaction introduite par les éléments croisés rend la structure avec rétroaction moins stable que la structure sans rétroaction. Elle possède l'avantage d'être facilement implantable dans le domaine fréquentiel (Belley, 2008).

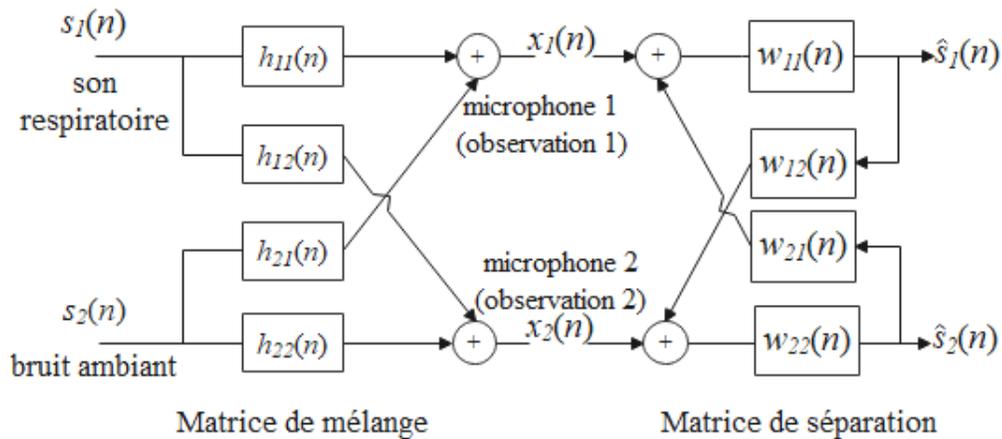


Figure 2. 17 : Séparateur avec structure à rétroaction (Belley, 2008)

2.6.1 Le mélange additif (instantané)

Dans ce type de mélange, les délais sont inexistant, négligeables ou identiques entre les sources et les observations (capteurs). La matrice de mélange A , constituée de coefficients a_{ij} , représentent les poids des mélanges. Les sources $s(n)$, tout comme les poids de la matrice A sont des inconnus. A peut combiner les propriétés suivantes : linéaire, non-linéaire et variant, invariant dans le temps (Belley, 2008).

Dans le cas additif (instantané), les mélanges sont obtenus par l'équation (2.29) :

$$x_j(n) = \sum_i a_{ij} s_i(n) \quad \text{pour } i = 1, \dots, N_s \text{ et } j = 1, \dots, N_c \quad (2.29)$$

où a_{ij} est la contribution de la source s_i dans l'observation (mélange) x_j . Sous la forme matricielle, elle est décrite par l'équation (2.30) :

$$X(n) = AS(n) \quad (2.30)$$

où

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & a_{N_s 1} \\ a_{12} & a_{22} & a_{N_s 2} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1N_c} & a_{2N_c} & a_{N_s N_c} \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

La matrice de séparation W doit être équivalente à l'inverse de la matrice de mélange inconnu A . Pour la structure sans rétroaction de la figure 2.16 les sources reconstruites sont définies par l'équation (2.32) :

$$\hat{s}_i(n) = \sum_j w_{ji} x_j(n) \quad \text{pour } i = 1, \dots, N_s \text{ et } j = 1, \dots, N_c \quad (2.32)$$

où w_{ji} est la contribution de l'observation x_j dans l'estimation de la source \hat{s}_i . Sous la forme matricielle, elle est décrite par l'équation (2.33) :

$$\hat{S}(n) = WX(n) \quad (2.33)$$

En remplaçant $X(n)$ à l'équation (2.33) par sa valeur précédente à l'équation (2.30) nous obtenons le système général défini par l'équation (2.34) :

$$\hat{S}(n) = WAS(n) \quad (2.34)$$

La séparation des sources est parfaite ($\hat{S} = S$) lorsque W égalise l'inverse de A .

2.6.2 Le mélange convolutif

Pour le mélange convolutif, les multiplications précédentes sont remplacées par l'opérateur de convolution et les constantes a_{ij} par des réponses impulsionnelles $h_{ij}(n)$. La procédure précédente s'applique toujours pour la séparation des sources. La matrice de mélange A est construite pour modéliser le canal de transmission pour lequel l'algorithme de séparation est développé (Belley, 2008).

Dans le domaine de l'acoustique, les canaux sont habituellement modélisés par des filtres à réponses impulsionnelles finie (FIR). Ils permettent une somme des sources avec des amplitudes et des délais différents dans le temps. Chaque élément $h_{ij}(n)$ de la matrice est un filtre FIR qui modélise les propriétés acoustiques de l'environnement.

Les mélanges sont obtenus par l'équation (2.35) :

$$x_i(n) = \sum_j h_{ij}(n) * s_j(n) \quad \text{pour } i = 1, \dots, N_s \text{ et } j = 1, \dots, N_c \quad (2.35)$$

où les éléments $h_{ij}(n)$ sont des filtres FIR. Sous la forme matricielle, elle est décrite par l'équation (2.36) :

$$X(n) = H(n) * S(n) \quad (2.36)$$

Pour le cas $N_s = N_c = 2$, les signaux mélangés sont donnés par l'équation (2.37) :

$$\begin{aligned} x_1(n) &= h_{11}(n) * s_1(n) + h_{21}(n) * s_2(n) \\ x_2(n) &= h_{12}(n) * s_1(n) + h_{22}(n) * s_2(n) \end{aligned} \quad (2.37)$$

La matrice de séparation W doit être équivalente à l'inverse de la matrice de mélange inconnu H pour une bonne restitution des signaux sources. Les coefficients $w_{ij}(n)$ peuvent être des filtres FIR ou IIR et peuvent être utilisés dans la structure avec ou sans rétroaction. L'inconvénient de l'utilisation de filtres IIR dans le bloc de séparation est la non stabilité. Les filtres FIR sont toujours stables, ce qui n'est pas le cas des filtres IIR.

Dans le cas où les matrices A et W sont tous des filtres FIR et que W possède une structure sans rétroaction, les signaux estimés sont obtenus par l'équation (2.38) :

$$\hat{s}_i(n) = \sum_j w_{ji}(n) * x_j(n) \quad \text{pour } i = 1, \dots, N_s \text{ et } j = 1, \dots, N_c \quad (2.38)$$

où les éléments $w_{ji}(n)$ sont des filtres FIR. Sous la forme matricielle, elle est décrite par l'équation (2.39) :

$$\hat{S}(n) = W(n) * X(n) \quad (2.39)$$

Pour le cas $N_s = N_c = 2$, les signaux reconstruits sont donnés par l'équation (2.40) :

$$\begin{aligned} \hat{s}_1(n) &= w_{11}(n) * x_1(n) + w_{21}(n) * x_2(n) \\ \hat{s}_2(n) &= w_{12}(n) * x_1(n) + w_{22}(n) * x_2(n) \end{aligned} \quad (2.40)$$

Il est possible de traiter le cas du mélange convolutif dans le domaine fréquentiel en remplaçant les éléments par leur transformés de Fourier (FT) et les convolutions par des multiplications. Ce qui réduit considérablement le temps de calcul. Ainsi, dans le domaine fréquentiel, les deux équations précédentes (2.37) et (2.40) sont respectivement définies par l'équation (2.41) et l'équation (2.42) :

$$\begin{aligned} X_1(k) &= H_{11}(k)S_1(k) + H_{21}(k)S_2(k) \\ X_2(k) &= H_{12}(k)S_1(k) + H_{22}(k)S_2(k) \end{aligned} \quad (2.41)$$

et

$$\begin{aligned} \hat{S}_1(k) &= W_{11}(k)X_1(k) + W_{21}(k)X_2(k) \\ \hat{S}_2(k) &= W_{12}(k)X_1(k) + W_{22}(k)X_2(k) \end{aligned} \quad (2.42)$$

2.7 LA SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCES

Le problème général de la séparation aveugle des sources se résume à l'identification de la matrice de séparation W . La matrice de séparation W est aussi appelée la matrice de

déconvolution qui doit être sensiblement égale à l'inverse de la matrice de mélange A pour avoir une bonne estimation des signaux sources.

Il existe deux grandes approches pour la réalisation de la déconvolution (Belley, 2008) :

- l'approche directe ou hors ligne qui utilise les paramètres du mélange pour l'estimation des paramètres de séparation. Les méthodes de diagonalisation et l'utilisation de l'espérance mathématique font partie de cette catégorie;
- l'approche en boucle ou en ligne se base sur la rétroaction pour l'estimation des paramètres de séparations. Les réseaux de neurones font partie de cette catégorie.

Les algorithmes de la séparation aveugle des sources (BSS) existants sont complexes et leur implantation constituent un grand défi. Dans le cas de ce projet, nous nous sommes principalement basés sur deux de ces algorithmes dont les codes Matlab ont été partagés par leurs auteurs. L'algorithme principal utilisé peut-être obtenu sur le site¹ de l'auteur principal. Il utilise la méthode PARAFAC (facteurs parallèle) basée sur la technique JAD (diagonalisation conjointe approximative) pour estimer la matrice de séparation W (Nion *et al.*, 2010). L'algorithme traite le mélange convolutif pour la séparation aveugle de la parole. Le second algorithme utilisé est fourni par Reju (2022), il peut se trouver sur le site de partage de mathworks/Matlab². Ce code implante l'algorithme décrit par Reju *et al.* (2010). L'algorithme est basé sur la technique de l'analyse en composantes indépendantes (ICA) et le masquage temps-fréquence pour résoudre le problème de la séparation aveugle de la parole.

Les algorithmes de la séparation aveugle des sources dans le cas de notre projet, ont été appliqués aux sons respiratoires. Contrairement aux codes fournis par les auteurs qui

¹ <http://dimitri.nion.free.fr/>

² <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/47069-convolutive-bss>

traitent de la séparation aveugle de la parole, nous avons modifié les codes pour les adapter aux traitements des sons acoustique respiratoires.

2.8 LES ALGORITHMES DE SÉPARATION

L'objectif commun des algorithmes de séparation aveugle des sources est l'estimation de la matrice de séparation W . Pour se faire, plusieurs de ces algorithmes combinent en fonction des avantages et des contraintes plusieurs techniques pour une estimation la plus juste possible de la matrice de séparation. La méthode des statistiques d'ordre 2 repose uniquement sur la décorrélation des sources reconstruites. Ces statistiques n'exploitent pas entièrement l'hypothèse d'indépendance des sources. La décorrélation (blanchiment) ne garantit pas l'indépendance des signaux. Les statistiques d'ordre supérieur à 2 cherchent à combler les insuffisances liées à la méthode des statistiques d'ordre 2. L'analyse en composantes indépendantes (ICA) exploite ces statistiques d'ordres supérieurs complétant ainsi l'analyse en composantes principales (PCA), qui est une méthode basée sur les statistiques d'ordre 2 (Belley, 2008). Il existe de nombreuses méthodes proposées pour la séparation aveugles des sources dans la littérature (Belley, 2008) :

- **Analyse en composantes principales (PCA)** : l'analyse en composantes principales est une méthode permettant d'obtenir des signaux décorrélés à la sortie d'un système (Belley, 2008; Ramli *et al.*, 2020). Cette analyse trouve les directions de plus grandes variances dans les données et projette les données en axes orthogonaux. Les nouvelles données obtenues sont orthogonales donc décorrélées.

L'analyse en composantes principales est une solution orthogonale qui ne sépare pas nécessairement les mélanges. Une opération de rotation qui préserve l'orthogonalité est nécessaire à la suite de la décorrélation (Ramli *et al.*, 2020);

- **Analyse en composantes indépendantes (ICA)** : l'analyse en composantes indépendantes est une méthode statistique permettant d'obtenir, par transformation de variables aléatoires, des variables indépendantes (Ramli *et al.*, 2020). Cette approche permet

de définir un modèle dans lequel les variables inconnues sont indépendantes et le système de mélange est inconnu. Le système de mélange est à l'origine des variables aléatoires observées (Belley, 2008).

Le séparateur utilise une transformation inverse pour reconstruire les sources d'origine. La transformation ajuste les propriétés statistiques des sources reconstruites jusqu'à l'obtention de celles recherchées (Belley, 2008; Ramli *et al.*, 2020). Plusieurs autres algorithmes découlent de la méthode de l'analyse en composantes indépendantes (ICA) : l'algorithme de l'analyse en composantes indépendantes à point fixe (FastICA) proposé par Bingham & Hyvärinen (2000), la méthode de diagonalisation approximative conjointe des matrices propres (JAD) proposée Cardoso & Souloumiac (1994);

- **Méthode basée sur un algorithme à point fixe** : cette méthode combine l'analyse en composante indépendance (ICA) pour minimiser les informations mutuelles entre les variables transformées et la poursuite de projection pour extraire les sources de façon séquentielle. Cette méthode concerne le cas du mélange additif (Hyvärinen, 1999);

- **Méthode basée sur la mise à jour en série** : cette méthode utilise un système de séparations sur deux étages. Elle décompose la matrice de séparation W en deux matrices, la première en une matrice de blanchiment, pour l'orthogonalisation des mélanges et une matrice de rotation, pour la séparation des signaux tout en conservant la contrainte d'orthogonalité (Cardoso & Laheld, 1996) ;

- **Méthode basée sur l'élimination de la corrélation croisée** : implantée dans le domaine fréquentiel, elle élimine la corrélation entre les mélanges à différentes latences. Elle nécessite le blanchiment des mélanges et la rotation de la matrice basée sur la diagonalisation conjointe approximative (JAD) de plusieurs matrices de corrélation pour l'estimation de la matrice de séparation (Bose *et al.*, 2004).

- **Méthode PARAFAC (facteurs parallèles)** : réalisée dans le domaine fréquentiel, cette méthode propose la résolution de la séparation des sources en transformant le problème de diagonalisation conjointe approximative (JAD) en un problème de décomposition de

tenseurs de rang-1 afin de réduire la complexité de calcul et suivre les changements dans l'environnement de mélange (Nion *et al.*, 2010). La méthode permet de réaliser la séparation aveugle des sources multicanaux de mélanges convolutifs et résout le cas sous-déterminé (plus de locuteurs que de microphones).

- **Méthode de masquage temps-fréquence** : elle est principalement développée pour le cas sous-déterminé de la séparation aveugle des sources (BSS) et se base sur l'estimation des masques (Reju *et al.*, 2010). Sa particularité est qu'elle ne nécessite aucune estimation de la matrice de mélange ou de position des sources. Elle utilise l'analyse en composantes clairsemées (SCA) qui est plus performante dans le cas sous-déterminé de la séparation aveugle des sources (BSS) que l'analyse en composantes indépendantes (Reju *et al.*, 2010).

CHAPITRE 3

METHODES D’EVALUATION DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES IMPLANTÉS ET PREPARATION DE LA BASE DE DONNEES

L'évaluation des performances des algorithmes implantés est une étape importante de notre projet qui reflète la validité, l'ampleur et la qualité de nos travaux de recherche. Ce chapitre présente les critères d'évaluation, objectifs et subjectifs, couramment utilisés pour mesurer les performances des systèmes de réduction du bruit.

3.1 INTRODUCTION

Plusieurs méthodes existent dans la littérature pour l'évaluation des performances des algorithmes de réduction du bruit. Pour procéder à une évaluation, il faut idéalement disposer des données avant le mélange du bruit et après l'application de l'algorithme de réduction du bruit. Le fait d'avoir les sons respiratoires propres avant leur contamination par le bruit facilite l'évaluation de l'algorithme de débruitage appliqué. Ce qui est également déterminant dans le choix des techniques d'évaluations. D'autres techniques existent également pour évaluer les performances de réduction du bruit sans avoir les données propres avant l'application de l'algorithme de débruitage à leurs versions bruitées. Il s'agit principalement des tests d'écoute.

L'évaluation des algorithmes de réduction du bruit dans les sons respiratoires se classe généralement en deux catégories. Une première catégorie concerne l'évaluation objective et une seconde catégorie concerne l'évaluation subjective.

3.2 ÉVALUATION DES PERFORMANCES DES ALGORITHMES DE DEBRUITAGE

La plupart de ces méthodes sont issues du domaine de la télécommunication et du domaine de rehaussement de la parole. Nous utiliserons ces mêmes méthodes pour évaluer les performances des algorithmes de réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques

respiratoires vu leurs ressemblances aux signaux de la parole du point de vue production et propagation. En fonction de la disponibilité ou pas des signaux originaux (propres) utilisés pour les tests, des évaluations objectives ou subjectives seront faites. Une analyse des résultats des deux méthodes d'évaluations permettrait de valider les performances des techniques de réductions du bruit ambiant adoptées dans ce projet.

3.2.1 Méthodes d'évaluation objectives des algorithmes de débruitage

Ce type de méthode d'évaluation se base principalement sur des comparaisons quantitatives en utilisant des outils mathématiques pour quantifier le niveau de réduction du bruit dans les sons acoustiques. Parmi ces méthodes d'évaluation objectives de la qualité de réduction du bruit dans les sons acoustiques rencontrés dans la littérature, nous avons répertorié : le rapport signal-sur-bruit global (oveSNR), le rapport signal-sur-bruit segmentaire (segSNR), l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE), la corrélation croisée (CC) et le rapport signal-sur-interférence (SIR).

3.2.1.1 Rapport signal-sur-bruit global (oveSNR)

Le rapport signal-sur-bruit global (oveSNR) évalue le niveau global du rapport entre le signal et le bruit sur toute la durée du signal. Après filtrage, il est défini à la sortie du système comme suit (Bahoura, 2017b) :

$$\text{oveSNR}_{\text{dB}} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{L-1} s^2(n)}{\sum_{n=0}^{L-1} (\hat{s}(n) - s(n))^2} \right) \quad (3.1)$$

où $s(n)$ et $\hat{s}(n)$ sont respectivement le signal original et le signal amélioré. L représente la longueur totale du signal en échantillons et n est l'indice de temps. Comme son nom l'indique, le SNR évalue le rapport entre la puissance (ou l'énergie) du signal et celle du bruit.

Dans le cas de l'équation (3.1) le bruit est estimé en faisant une soustraction entre le signal restitué et le signal original (propre). Ce qui représente l'expression $(\hat{s}(n) - s(n))$ qui se retrouve au dénominateur de l'équation (3.1). Le SNR avant le filtrage qui représente le SNR à l'entrée du système peut être également calculé par l'équation (3.1), tout en remplaçant le signal amélioré $\hat{s}(n)$ par le signal bruité $x(n)$.

3.2.1.2 Rapport signal-sur-bruit segmentaire (segSNR)

C'est une mesure objective de la qualité de débruitage estimé sur des fenêtres de courte durée pour tenir compte de la dynamique du signal et de la non-stationnarité du bruit. Il est défini après filtrage comme suit (Bahoura, 2017b) :

$$\text{segSNR}_{\text{dB}} = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{L_s-1} s^2(m, n)}{\sum_{n=0}^{L_s-1} (\hat{s}(m, n) - s(m, n))^2} \right) \quad (3.2)$$

où M est le nombre de fenêtres, L_s est la taille de la fenêtre d'analyse, $s(m, n)$ et $\hat{s}(m, n)$ sont les m ièmes fenêtres respectivement du son original et du son amélioré. Contrairement à l'équation (3.1) du rapport signal-sur-bruit global, l'expression du rapport signal sur bruit segmentaire tient compte de la variabilité du signal dans le temps. Avant filtrage, il peut être obtenu en remplaçant dans l'équation (3.2) la m ième fenêtre du le signal amélioré $\hat{s}(m, n)$ par la m ième fenêtre du signal bruité $x(m, n)$.

3.2.1.3 Erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE)

L'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) est définie après filtrage par l'équation (3.3) et évalue la distorsion introduite par le filtrage (Bahoura & Ezzaidi, 2018).

$$\text{NMSE} = \frac{\sum_{n=0}^{L-1} (s(n) - \hat{s}(n))^2}{\sum_{n=0}^{L-1} s^2(n)} \quad (3.3)$$

où $s(n)$ et $\hat{s}(n)$ sont respectivement le signal original et le signal amélioré et L est la taille du signal analysé (filtré). Avant filtrage, il peut être calculé en remplaçant dans l'équation (3.3) le signal amélioré $\hat{s}(n)$ par le signal bruité $x(n)$.

Parmi les techniques utilisées pour la réduction du bruit dans les sons acoustiques, aucune ne restitue à l'identique le signal d'origine. Il y a donc une distorsion qui se produit lors du processus de réduction du bruit. La distorsion introduite n'est pas l'effet recherché en réduisant le bruit. Nous devons donc chercher à réduire la distorsion introduite. Ce qui signifie un rapprochement entre la qualité du signal original et du signal restitué. Les valeurs du NMSE pour la plupart sont inférieures à 1 et se rapprochent de 0. Une valeur de NMSE = 0 indique qu'il n'y a pas de distorsion entre le signal original et le signal restitué.

3.2.1.4 Corrélation croisée (CC)

Cette mesure est utilisée pour évaluer la similitude entre le signal original et le signal filtré (Bahoura, 2019), elle est définie après filtrage par l'équation (3.4) :

$$\text{CC} = \frac{\sum_{n=0}^{L-1} [(s(n) - \mu_0)(\hat{s}(n) - \mu_r)]}{\sqrt{\sum_{n=0}^{L-1} [(s(n) - \mu_0)^2] \sum_{n=0}^{L-1} [(\hat{s}(n) - \mu_r)^2]}} \quad (3.4)$$

où $s(n)$ et $\hat{s}(n)$ représentent respectivement le signal original, qui dans notre cas est le son acoustique respiratoire, et le son acoustique respiratoire restitué après réduction du bruit, alors que μ_0 et μ_r sont respectivement les valeurs moyennes du signal original et du signal reconstruit. L représente la taille du signal en échantillons. Contrairement au paramètre *NMSE*, la mesure de la corrélation croisée (CC) évalue la similitude entre le signal original

et le signal restitué. Avant filtrage, il est obtenu en remplaçant dans l'équation (3.4) le signal restitué $\hat{s}(n)$ par le signal bruité $x(n)$. Notre objectif est que le signal original et le signal restitué soient semblables. La corrélation croisée (CC) est caractérisée par des valeurs comprises entre 0 et 1. Les valeurs de CC proches de 1 indiquent une bonne similarité entre signal original et le signal restitué. Cependant, une valeur de CC très proche de 0 indique une faible similarité entre le signal original et le signal restitué.

3.2.1.5 Rapport signal-sur-interférence (SIR)

Dans le domaine des télécommunications, particulièrement en radiotéléphonie, le rapport signal-sur-interférence (SIR) ou rapport signal sur brouillage est le quotient entre la puissance du signal reçue et celle des interférences dues aux autres signaux utilisant la même bande de fréquences (CEI, 2017). Ainsi, c'est un indicateur de la qualité d'un réseau de téléphonie mobile utilisé dans la planification et la maintenance d'un tel réseau. Ce rapport s'exprime généralement en décibels (dB) (CEI, 2017).

Soit $e(s_i)$ l'énergie de la i ième source et $x_j(n)$ le j ième signal mélangé produit par la matrice de mélange A . Le SIR d'entrée (SIR_IN) de la source s_i dans chacune des observations du mélange, $x_j(n)$, peut alors être calculé comme suit (Kazemi *et al.*, 2014) :

$$\text{SIR_IN}(x_j | s_i) = 10 \log_{10} \left[\frac{a_{ij}^2 e(s_i)}{\sum_{j=1, j \neq i}^{N_c} a_{ij}^2 e(s_j)} \right] \quad i = 1, \dots, N_s \text{ et } j = 1, \dots, N_c \quad (3.5)$$

où les différentes valeurs de a_{ij} sont les coefficients de pondérations de la matrice de mélange. N_s et N_c sont respectivement les nombres de sources et de capteurs (microphones).

Pour des signaux de longueur L , le SIR d'entrée (SIR_IN) est défini par (Kazemi *et al.*, 2014):

$$\text{SIR_IN}(x_j | s_i) = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{n=0}^{L-1} [a_{ij} s_j(n)]^2}{\sum_{j=1, j \neq i}^{N_c} \sum_{n=0}^{L-1} [a_{ij} s_j(n)]^2} \right] \quad i = 1, \dots, N_s \text{ et } j = 1, \dots, N_c \quad (3.6)$$

où les différentes valeurs de a_{ij} sont les coefficients de pondérations de la matrice de mélange. N_s et N_c sont respectivement les nombres de sources et de capteurs (microphones).

Le rapport signal-sur-interférence d'entrée (SIR_IN) est utile pour analyser la complexité des matrices de mélange utilisées dans les simulations (Kazemi *et al.*, 2014). Dans le cas du mélange convolutif, les constantes a_{ij} sont remplacés par les réponses impulsionnelles $h_{ij}(n)$. De même, le produit sera remplacé par la convolution ($a_{ij} s_j(n) \rightarrow h_{ij}(n) * s_j(n)$)

Le rapport signal-sur-interférence de sortie (SIR_OUT) pour \hat{s}_i est défini par le rapport de puissance de la portion du signal restitué $\hat{s}_i(n)$ provenant de la i ième source $\hat{s}_{ii}(n)$, et la puissance provenant des autres sources $\hat{s}_{ik}(n)$ (Nion *et al.*, 2010).

$$\text{SIR_OUT}_i = 10 \log_{10} \left[\frac{e(s_{ii})}{\sum_{k=1, k \neq i}^{N_s} e(s_{ik})} \right] \quad i = 1, \dots, N_s \quad (3.7)$$

où N_s représente le nombre de sources.

Avec la matrice du mélange, nous avons accès aux signaux de mélange $x_{ij}(n)$ enregistrés par le microphone j en présence de la source i seulement (Nion *et al.*, 2010). l'équation (3.8) défini le SIR_OUT_i dans ce cas (Nion *et al.*, 2010).

$$\text{SIR_OUT}_i = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{j=1}^{N_c} b_{ji} e(x_{ij})}{\sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=1, k \neq i}^{N_s} b_{ji} e(x_{kj})} \right] \quad i = 1, \dots, N_s \text{ et } j = 1, \dots, N_c \quad (3.8)$$

où les $b_{ji}(n)$ sont les valeurs de la matrice de séparation B . N_s et N_c sont respectivement les nombres de sources et de capteurs (microphones).

Dans le cas des signaux de longueur L , le SIR de sortie (SIR_OUT_i) est défini par l'équation (3.9) (Nion *et al.*, 2010) :

$$\text{SIR_OUT}_i = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{n=0}^{L-1} \sum_{j=1}^{N_c} b_{ji} x_{ij}}{\sum_{n=0}^{L-1} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=1, k \neq i}^{N_s} b_{ji} x_{kj}} \right] \quad i = 1, \dots, N_s \text{ et } j = 1, \dots, N_c \quad (3.9)$$

Dans le cas du mélange convolutif, les constantes b_{ji} seront remplacés par les réponses impulsionnelles $w_{ji}(n)$ et la multiplication sera remplacée par la convolution ($b_{ji}(n)x_{ij}(n) \rightarrow w_{ji}(n) * x_{ij}(n)$).

Le critère SIR a été utilisé pour l'évaluation de l'algorithme de la séparation aveugle des sources de la parole dans (Kazemi *et al.*, 2014; Nion *et al.*, 2010; Reju *et al.*, 2010).

3.2.2 Méthodes d'évaluation subjectives des resultats de debruitage

Les méthodes d'évaluation subjectives se basent principalement sur les tests d'écoute réalisés par les personnes ayant ou non de l'expérience dans le domaine d'écoute des sons acoustiques. Après écoute du son respiratoire propre, du son respiratoire bruité et du son respiratoire amélioré, les participants à l'étude auront à exprimer leurs satisfactions quant à l'algorithme de réduction du bruit appliqué. Ils évalueront ainsi la qualité du son écouté par rapport au niveau du bruit résiduel et en tenant compte de la perception du son respiratoire

amélioré. Dans l'étude proposée par Emmanouilidou *et al.* (2015), le test d'écoute a servi pour l'évaluation des performances de l'algorithme de réduction du bruit dans les sons respiratoires recueillis auprès des enfants dans un environnement bruité.

Dans le domaine de réduction du bruit, on utilise le rapport signal-sur-bruit (SNR) pour évaluer la qualité de débruitage de la technique utilisée. Notons qu'un bon SNR ne correspond pas forcément à une amélioration du signal. Un test d'écoute est la méthode d'évaluation qui s'apparente le plus à la méthode qu'utilise un médecin pour l'évaluation de l'état de santé de son patient.

L'une des méthodes les plus utilisées est le MOS (score d'opinion moyen). Encore appelée la méthode du jugement par catégorie, elle utilise une échelle numérique à cinq niveaux (voir tableau 3.1) pour évaluer la qualité du signal de la parole restituée (Loizou, 2011; Ribeiro *et al.*, 2011). Les hypothèses faites sur la similarité entre le son respiratoire et le son de parole justifie l'utilisation de cette méthode dans l'évaluation des techniques de débruitage des sons respiratoires dans notre étude. En pratique, le test MOS se déroule en deux phases (Loizou, 2011) : une phase de formation et une phase d'évaluation. Dans la phase de formation, les participants seront amenés à écouter différentes versions bruitées du son respiratoire et leurs variantes améliorées pour avoir une idée de l'évaluation appropriée en ce qui concerne le niveau de distorsion perçu. Dans la phase d'évaluation, les participants seront amenés à faire le même exercice que lors de la phase de formation et à évaluer le niveau de distorsion et de bruit résiduel dans le son respiratoire filtré. La phase de formation a pour objectif de faire connaître aux participants le niveau d'évaluation approximatif pour chaque niveau de bruit résiduel dans le signal restitué. Ainsi, le participant 3 n'évaluera pas le signal restitué à 1 (mauvais), alors que le participant 7 l'évaluera à 4 (bon). La phase de formation permet d'éviter les biais dans l'évaluation.

Tableau 3.1 : Scores d'opinion moyen MOS (Loizou, 2011; Ribeiro *et al.*, 2011).

Évaluation	Étiquette	Niveau de distorsion
5	Excellent	Imperceptible
4	Bon	Juste perceptible, mais pas gênant
3	Moyen	Perceptible et légèrement gênant
2	Pauvre	Bruyant, mais pas désagréable
1	Mauvais	Très bruyant et désagréable

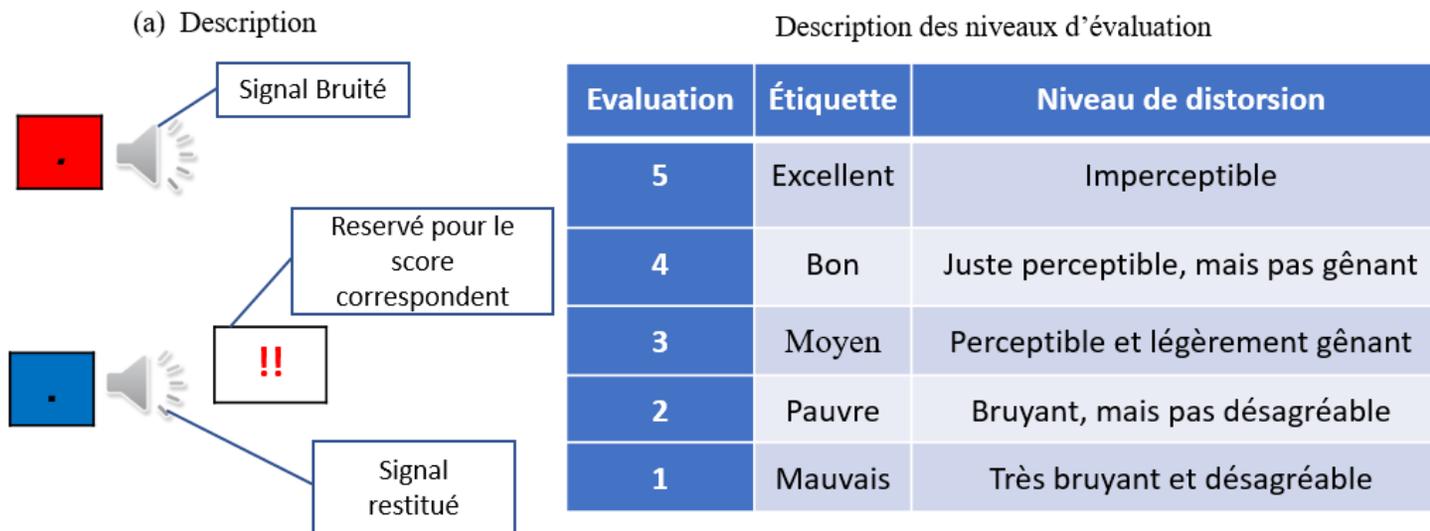
En général, la réalisation du test subjectif exige (Loizou, 2011) :

1. qu'il y ait assez de participants d'écoute et suffisamment diversifiés pour fournir des résultats statistiquement significatifs ;
2. les expériences soient menées dans un environnement contrôlé avec des caractéristiques acoustiques et un équipement spécifique ;
3. chaque participant reçoit les mêmes instructions et les mêmes données.

Après évaluation, la qualité mesurée du signal d'essai est obtenue en calculant la moyenne des notes obtenues par tous les participants. Ce score moyen est communément appelé le score d'opinion moyen MOS (Loizou, 2011).

3.2.2.1 Procédure

L'objectif des tests n'est pas de déterminer avec précision la méthode de réduction du bruit dans les sons respiratoires la plus performante à chaque test. Il vise tout d'abord à trouver de façon subjective en écoutant, de façon aléatoire, les enregistrements de sons respiratoires bruités et leurs versions améliorées, la méthode qui restitue le mieux le son respiratoire propre. Ensuite, les participants sont invités à donner une note de 1 à 5 selon leurs degrés de satisfaction. C'est après compilation de tous ces résultats que nous concluons, sur la base des statistiques de l'évaluation des participants, la méthode qui présente le moins de bruit après filtrage.



(b) **Instructions et informations**

- Vingt-neuf enregistrements acoustiques d'une durée comprise entre 3 et 20 seconds seront écoutés dans l'ensemble de la formation et de l'évaluation, y compris des poses de 5 seconde entre chaque fichier évalué ;
- une **case rouge** est utilisée pour les signaux bruités et une **case bleu** pour les signaux restitués
- Il est demandé à chaque participant de noter dans la case réservée à cet effet, le score correspondant pour chaque enregistrement audio écouté.
- les noms des enregistrements ont été codifiés pour empêcher les participants de savoir la méthode de débruitage utilisée;
- Il est fortement conseillé d'utiliser un casque d'écoute ou d'effectuer le test dans un local calme;
- Le consentement libre et éclairé des participants est requis pour effectuer le test;
- Les informations sur les participants reste confidentielles;
- Les participants au test sont des volontaires qui ont acceptés réaliser ce test gratuitement.

Figure 3.1 : Différents éléments constituant le test d'écoute, (a) description des niveaux d'évaluation et (b) représente les instructions et informations.

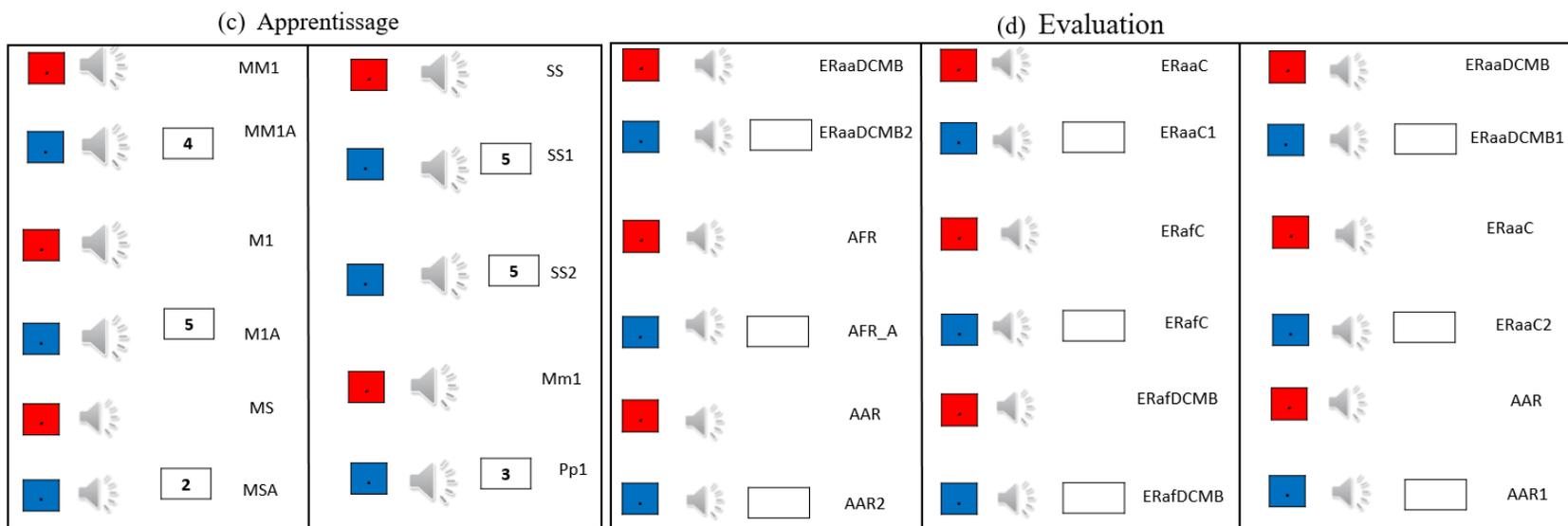


Figure 3.2 : Suite des éléments constituant le test d'écoute, (c) est la phase d'apprentissage et (d) la phase d'évaluation.

Le test regroupe trois méthodes de réduction du bruit dans les sons respiratoires. Chacune de ces méthodes fournit plusieurs résultats de filtrage dépendants du type de mélange, de la nature du bruit et de son niveau. Les méthodes utilisées ne seront pas révélées aux participants pour accroître la robustesse de notre étude et éviter les biais lors du processus d'évaluation. Les réponses de chaque évaluateur resteront également confidentielles et un système d'anonymat est utilisé pour augmenter le taux de validité de l'étude. Le test d'écoute dans le cas de notre étude est présenté aux participants sous forme d'un document Microsoft PowerPoint (figure 3.1 et figure 3.2) contenant à la figure 3.1-(a) la description du test et à la figure 3.1-(b) les instructions et informations. Il contient à la figure 3.2-(c) la phase d'apprentissage et à la figure 3.2-(d) la phase d'évaluation. Le même document sert à enregistrer les résultats des évaluations de chaque participant. Pour éviter de compromettre la validité de nos tests, les noms des différents enregistrements présentés aux participants ont été remplacé par des codes constitués de chiffres et ou des lettres.

3.2.2.2 **Déroulement du test**

Chaque évaluateur devra écouter un enregistrement de son respiratoire contaminé par un bruit d'une durée comprise entre 3 et 20 seconds et écouter sa version améliorée pratiquement de même durée que la version bruitée. Vingt-neuf enregistrements sonores seront respectivement écoutés durant le test. Une petite pause est recommandée entre l'écoute de chaque fichier bruité et sa version améliorée avant le passage à un autre mélange. L'évaluateur peut décider, s'il le souhaite, d'écouter une ou plusieurs fois le même fichier et sa version améliorée. Il donnera ensuite sur un score de 1 à 5 correspondant à son degré de satisfaction quant à la préservation de l'information utile du son respiratoire acoustique. Le test se déroulera en une première phase d'apprentissage et une deuxième phase d'évaluation.

3.3 **DONNÉES DE TESTS**

Cette section présente les données utilisées pour le test des algorithmes de réduction du bruit ambiant dans les sons respiratoires acoustiques.

Tableau 3.2: Enregistrements de format wav utilisés pour constituer la base de données, échantillonné à 16000 Hz.

	Types de Signaux	Enregistrement (Nom du fichier)	Nombre de voies	Symbolisation	Durée (s)	Description
Enregistrements servant à la création des mélanges synthétiques	Sons respiratoires propres	Normal_16000	Mono	$s_1(n)$ ou $s(n)$	5.24	Son respiratoire normal sans bruit.
		Wheeze_16000	Mono	$s_1(n)$ ou $s(n)$	4.26	Son respiratoire contenant des sifflements (sibilants) sans bruit.
	Bruits	Bable_16000	Mono	$s_2(n)$ ou $b(n)$	5.50	Bruit de bavardage de plusieurs personnes.
		White_16000	Mono	$s_2(n)$ ou $b(n)$	13.33	Signal dont la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences de la bande passante.
		Music_loopbass_16000	Mono	$s_2(n)$ ou $b(n)$	30	Signal composé des sons et des instruments de musique.
Mélanges réels	Sons respiratoires bruités	RealRespirSound 1	Stéréo	$s_1(n)$ ou $s(n)$	19.48	Enregistrement réel du son respiratoire contaminé par la parole provenant de la radio sur le canal gauche et du son de la parole sur le canal droit.
				$s_2(n)$ ou $b(n)$		
		RealRespirSound 2	Stéréo	$s_1(n)$ ou $s(n)$	19.52	
				$s_2(n)$ ou $b(n)$		
		RealRespirSound 3	Stéréo	$s_1(n)$ ou $s(n)$	19.52	
				$s_2(n)$ ou $b(n)$		

Le tableau 3.2 présente les sons respiratoires propres et les sons du bruit qui vont être utilisés pour créer les mélanges synthétiques de différents types et à différents niveaux du bruit. Il présente également les enregistrements réels des sons respiratoires bruités (mélange réels).

Les sons respiratoires propres et les bruits sont sauvegardés dans des fichiers de format wav à la fréquence d'échantillonnage de 16000 Hz. Les sons audio mono sont des signaux à une seule voie. Ils sauvegardent le son respiratoire propre correspondant à un signal $s_1(n)$ ou $s(n)$, dépendamment de l'équation du mélange, ou sauvegardent le bruit ambiant correspondant à $s_2(n)$ ou $b(n)$, dépendamment également de l'équation du mélange. Les sons audio stéréo sont des signaux à deux voies. Une première voie (un canal) sauvegarde le son bruité $x_1(n)$ ou $x(n)$ dépendamment de la formule du mélange, alors que la seconde voie (un canal) sauvegarde le bruit ambiant $x_2(n)$ ou $b(n)$ dépendamment également de la formule du mélange. Nos enregistrements réels sont des sons audio de type stéréo.

3.3.1 Types de mélanges

En ce qui concerne les différents types de mélanges utilisés lors des tests des algorithmes, notre choix s'est porté sur quatre différents types de mélanges. Il s'agit du mélange additif synthétique d'un seul signal, du mélange additif synthétique de deux signaux, du mélange convolutif synthétique de deux signaux et du mélange réel.

Dans le cas des mélanges additifs synthétiques d'un seul signal, nous disposons des sons respiratoires propre $s(n)$ et du bruit $b(n)$. Ce qui permet de mélanger les signaux à différents niveaux de rapport signal-sur-bruit (SNR) désirés. Dans le cas du mélange additif synthétique de deux signaux, les coefficients de pondérations a_{11} , a_{12} , a_{21} et a_{22} ont été utilisés pour réaliser le mélange des deux signaux, soient le son propre $s_1(n)$ et le bruit $s_2(n)$. Dans le cas du mélange convolutif synthétique de deux signaux, les réponses impulsionnelles $h_{11}(n)$, $h_{12}(n)$, $h_{21}(n)$ et $h_{22}(n)$ ont été utilisées pour réaliser le mélange du son respiratoire

propre $s_1(n)$ et du bruit $s_2(n)$. Cependant, dans le cas du mélange réel, nous ne disposons que du mélange convolutif des deux signaux sur les deux voies.

Les enregistrements réels bruités sont considérés comme des mélanges convolutifs. Dans ce cas, contrairement au mélange convolutif synthétique, le son acoustique respiratoire propre $s_1(n)$ et le bruit ambiant $s_2(n)$ sont mélangés naturellement sans recours à des opérations mathématiques nécessitant la connaissance des réponses impulsionnelles. Le mélange est obtenu en enregistrant simultanément par un premier microphone le son acoustique respiratoire bruité et par un second microphone le bruit ambiant. La matrice de mélange dans le cas des enregistrements réels bruités est composée des réponses impulsionnelles des milieux entre les sources et les microphones (air/cage thoracique), mais qui restent inconnues.

Dans le cas où nous disposons des deux signaux, à savoir le son acoustique respiratoire propre $s_1(n)$ et du bruit ambiant $s_2(n)$ avant la réalisation du test, il est possible de réaliser un mélange synthétique. Le mélange synthétique est appelé dégradation dans le cas du mélange additif et mixage dans le cas de la convolution. Dans le cas de la dégradation du signal, différentes valeurs du SNR seront utilisées. Cela permet d'avoir le SNR avant le débruitage pour une comparaison avec le SNR après le débruitage. Dans le cas de la séparation aveugle de source, c'est plutôt le rapport signal-sur-interférence (SIR) qui sera utilisé. Une comparaison entre le rapport signal-sur-interférence à l'entrée (SIR_IN) et le rapport signal-sur-interférence à la sortie (SIR_OUT) du système de séparation va permettre de quantifier le taux d'amélioration. Dans notre cas d'étude, le son acoustique respiratoire a été dégradé à 0 dB, 5 dB et 10 dB.

3.3.2 Préparation des données de tests

La base des données utilisée pour l'évaluation des algorithmes de débruitage est composée des sons respiratoires artificiellement bruités et des sons respiratoires naturellement bruités. Pour les sons artificiellement bruités, nous utilisons un son respiratoire

normal (Normal_16000.wav) et un son respiratoire contenant des sifflements (Wheeze_16000.wav), initialement propres obtenus de la base de données (The R.A.L.E, 2002). Trois types de bruits ambiants (Bable_16000.wav, White_16000.wav et Music_loopbass_16000.wav) ont été utilisés pour contaminer artificiellement les deux sons respiratoires initialement propres. Nous avons également utilisé trois enregistrements réels de sons respiratoires contaminés naturellement par le bruit ambiant (RealRespirSound1.wav, RealRespirSound2.wav et RealRespirSound3.wav).

Le choix des deux sons acoustiques respiratoires représentatif de différents bruits provenant de diverses sources et de différents types de mélanges est fait pour une large vision des performances de nos algorithmes. Il nous permet d'éviter le biais dans l'évaluation de nos méthodes de débruitage. Les sons respiratoires ont été choisis pour avoir un son normal et un son pathologique contenant les sifflements. Le choix des bruits est fait pour inclure plusieurs types de bruits avec des caractéristiques spectrales et statistiques différentes. Il a été retenu un bruit de bavardage, un bruit blanc et un son (bruit) de musique.

Les réponses impulsionnelles utilisées pour le mélange convolutif des signaux sont empruntées des travaux de Reju *et al.* (2010) portant sur la séparation aveugle des sources sous-déterminées. Dans leur étude, ils traitent le mélange convolutif des signaux de parole.

Lors de nos expériences, les signaux enregistrés pour les tests d'écoute seront de courte durée, mais suffisante pour permettre au participant à l'étude d'apprécier le taux de réduction du bruit. Les réponses impulsionnelles utilisées ont été conçues pour la séparation aveugle des sources de parole échantillonnées à 16 kHz (Nion *et al.*, 2010; Reju *et al.*, 2010). C'est la raison qui justifie le fait que les autres données ont été ramenées à cette même fréquence d'échantillonnage. Le rééchantillonnage a été effectué en utilisant le logiciel Goldwave (v6.52). Le traitement se fait par trames présentant un taux de chevauchement de 75% et un fenêtrage de Hanning pour l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS) et un taux de chevauchement de 50% avec également un fenêtrage de Hanning pour les algorithmes de la soustraction spectrale (SS). Un chevauchement de 50% pour l'algorithme

de la BSS introduit plus de distorsion et augmente l'interférence dans le signal restitué. Les résultats des tests de débruitage avec un taux de chevauchement de 50% pour la méthode de la soustraction spectrale donne les meilleurs résultats qu'avec un taux de chevauchement de 75%. Les algorithmes de séparation aveugle des sources proposés par Reju *et al.* (2010) et Nion *et al.* (2010) sont implantés avec un chevauchement de 75%. Une plus grande distorsion est présente dans le son acoustique restitué lorsque les algorithmes BSS et de la SS sont implantés sans chevauchement. Nous pouvons affirmer cela car nous avons eu à implanter l'algorithme de la soustraction spectrale sans chevauchement.

Nos enregistrements réels sont de type stéréo, c'est-à-dire qui y a un canal gauche et un canal droit, l'un pour le son respiratoire bruité et l'autre pour le bruit ambiant. Cela permet d'avoir le mélange des signaux à travers deux canaux différents. Il est plus facile, après la séparation des deux canaux d'entrée, de traiter les deux signaux d'entrée avec les différentes méthodes de réduction du bruit.

CHAPITRE 4

EXPERIMENTATIONS ET RESULTATS

Ce chapitre présente les résultats d'évaluation des performances de nos algorithmes de réduction du bruit ambiant et discute des façons de les améliorer. Les quatre méthodes de débruitage ont donc été testées en utilisant quatre types de mélanges (dégradation ou mixage). Les performances ont été évaluées, soit, en utilisant une méthode objective ou une méthode subjective.

4.1 MÉLANGE ADDITIF SYNTHÉTIQUE D'UN SEUL SIGNAL BRUITÉ

Ce cas est représenté par un signal bruité $x(n)$ et un bruit ambiant $b(n)$ illustré par l'équation (4.1)

$$x(n) = s(n) + \alpha b(n) \tag{4.1}$$

où $s(n)$ représente le signal propre et α détermine le niveau de contamination du bruit ambiant $b(n)$ dans le signal bruité $x(n)$. Différentes valeurs de α ont été utilisées pour avoir différents niveaux de bruit (SNR).

Les valeurs utilisées du coefficient α sont présentées dans le tableau 4.1 et 4.2 respectivement pour la dégradation du son respiratoire contenant des sifflements et du son respiratoire normal par les différents types de bruits (bavardage, bruit blanc ou musique) mélangés à 0 dB, 5 dB et 10 dB.

Les algorithmes basés sur l'annulation adaptative du bruit (ANC), la soustraction spectrale à deux voies sur une seule bande de fréquence (DC_SB_SS) et la soustraction spectrale à deux voies sur $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS) ont été appliquées pour le type de mélange additif synthétique d'un seul signal bruité.

Tableau 4.1 : Valeurs du coefficient α pour un mélange additif synthétique obtenu à partir d'un son respiratoire contenant des sifflements et d'un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique)

$s(n) = \text{Wheeze_16000.wav}$	Matrice de mélange	SNR= 0 dB	SNR= 5 dB	SNR= 10 dB
$x(n) = \text{Wheeze_16000} + \alpha \text{ Babble_16000}$ $b(n) = \text{Babble_16000}$	$\begin{bmatrix} 1 & \alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1.45 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.81 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.46 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
$x(n) = \text{Wheeze_16000} + \alpha \text{ white_16000}$ $b(n) = \text{white_16000}$	$\begin{bmatrix} 1 & \alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1.17 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.66 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.37 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
$x(n) = \text{Wheeze_16000} + \alpha \text{ Music_loopbass_16000}$ $b(n) = \text{Music_loopbass_16000}$	$\begin{bmatrix} 1 & \alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 2.32 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1.30 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.73 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

Tableau 4.2 : Valeurs du coefficient α pour un mélange additif synthétique obtenu à partir d'un son respiratoire normal et d'un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique)

$s(n) = \text{Normal_16000.wav}$	Matrice de mélange	SNR= 0 dB	SNR= 5 dB	SNR= 10 dB
$x(n) = \text{Normal_16000} + \alpha \text{ Babble_16000}$ $b(n) = \text{Babble_16000}$	$\begin{bmatrix} 1 & \alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1.68 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.95 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.53 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
$x(n) = \text{Normal_16000} + \alpha \text{ white_16000}$ $b(n) = \text{white_16000}$	$\begin{bmatrix} 1 & \alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1.36 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.76 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.43 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
$x(n) = \text{Normal_16000} + \alpha \text{ Music_loopbass_16000}$ $b(n) = \text{Music_loopbass_16000}$	$\begin{bmatrix} 1 & \alpha \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 2.69 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1.51 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 0.85 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

L'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS) n'a pas été appliqué, car le modèle du mélange additif synthétique d'un seul signal bruité ne se prête pas bien au modèle du mélange traité par la séparation aveugle des sources (BSS). Cette dernière se prête mieux au modèle de mélange convolutif.

Les résultats de débruitage obtenus sont présentés dans le tableau 4.3 pour le son respiratoire contenant des sifflements (Wheeze_16000.wav) et au tableau 4.4 pour le son respiratoire normal (Normal_16000.wav). Les trois méthodes de débruitage utilisées pour ce type de mélange ont été évaluées en utilisant le rapport signal-sur-bruit avant filtrage (SNR_AV), le rapport signal-sur-bruit après filtrage (SNR_AP), l'erreur quadratique moyenne normalisée (NMSE) et la corrélation croisée (CC).

Nous pouvons constater que la meilleure amélioration, en termes de rapport signal-sur-bruit après filtrage (SNR_AP), pour le mélange additif synthétique d'un seul signal bruité a été obtenue lorsque le bruit ambiant est un bruit blanc et traité par l'algorithme basé sur le filtrage adaptatif (ANC). Ainsi, le rapport signal-sur-bruit avant filtrage (SNR_AV) de 0 dB passe à un rapport signal-sur-bruit après filtrage (SNR_AP) de 19.2573 dB pour le son respiratoire contenant des sifflements. Le filtre FIR utilisé est d'ordre quatre. Concernant le son respiratoire normal, pour un rapport signal-sur-bruit avant filtrage (SNR_AV) de 0 dB nous constatons une amélioration indiquée par un rapport signal-sur-bruit après filtrage (SNR_AP) de 19.4358 dB. Cela s'explique par la corrélation du bruit de l'entrée de référence $b(n)$ avec le bruit $\propto b(n)$ qui contamine l'entrée désiré $x(n)$. La soustraction du bruit s'effectue donc de manière uniforme. Un bon SNR ne traduit pas forcément une meilleure intelligibilité du signal restitué, le taux de distorsion introduite et la corrélation entre le signal original et le signal restitué influent également.

Un bon SNR peut être obtenu avec une faible distorsion introduite. Il peut être constaté dans le tableau 4.3 que la meilleure amélioration de SNR, soit 19.2573 dB, ne correspond pas au meilleur niveau de distorsion ou de corrélation. La meilleure corrélation, soit 0.9985, est obtenue lors du débruitage du mélange du son respiratoire contenant des

sifflements et du bruit de la musique dégradé à 10 dB et traité par le système ANC. La meilleure corrélation dans le tableau 4.4, soit 0.9987, est obtenue lors du débruitage du mélange du son respiratoire normal et du bruit de la musique dégradé à 10 dB, également traité par le système ANC.

Les spectrogrammes des différentes étapes du traitement (mélange et débruitage) nous permettent d'apprécier de façon visuelle si l'algorithme de débruitage réussit ou non la restitution du son respiratoire. Pour plus de clarté, seul la bande de fréquence comportant le signal utile à la compréhension des différentes méthodes de débruitage ont été affichés sur les différents spectrogrammes.

Les figures 4.1 et 4.2 présentent les spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique respectivement d'un son respiratoire contenant des sifflements avec un bruit blanc et d'un son respiratoire normal avec un bruit blanc, ainsi que leurs débruitage par les trois techniques (ANC, DC_SB_SS, DC_MB_SS).

Le spectrogramme du débruitage du mélange additif synthétique d'un son respiratoire contenant des sifflements bruité et traité par l'algorithme du filtrage adaptatif (ANC) illustré à la figure 4.1-(c) montre un spectre du son respiratoire restitué plus proche du spectre du son respiratoire avant l'addition du bruit illustré à la figure 4.1-(a) contrairement aux spectres du son respiratoire restitué par les deux algorithmes de la soustraction spectrale illustrés par les figures 4.1-(d) et (e).

Dans le cas également du spectrogramme du débruitage du mélange additif synthétique d'un son respiratoire normal bruité et traité par l'algorithme du filtrage adaptatif (ANC) illustré à la figure 4.2-(c), le spectre du son respiratoire restitué est plus proche du spectre du son respiratoire avant l'addition du bruit illustré à la figure 4.2-(a) contrairement aux spectres du son respiratoire restitué par les deux algorithmes de la soustraction spectrale illustrés par les figures 4.2-(d) et (e).

Tableau 4.3 : Résultats d'évaluation des trois méthodes de débruitage (ANC, DC_SB_SS, DC_MB_SS) pour un mélange additif synthétique obtenu à partir d'un son respiratoire contenant des sifflements et d'un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).

		ANC			DC_SB_SS			DC_MB_SS		
SNR_AV		0 (dB)	5 (dB)	10 (dB)	0 (dB)	5 (dB)	10 (dB)	0 (dB)	5 (dB)	10 (dB)
$x_1(n) = \text{Wheeze_1600+}$ $\propto \text{Babble_16000}$ $x_2(n) = \text{Babble_16000}$	SNR_AP	16.3 158	17.4 931	17.9 548	7.4047	9.4504	12.6638	5.9003	9.5224	9.7283
	NMSE	0.0234	0.0178	0.0160	0.1818	0.1135	0.0542	0.2570	0.1116	0.1065
	CC	0.9883	0.9910	0.9919	0.9070	0.9415	0.9725	0.8826	0.9425	0.9463
$x_1(n) = \text{Wheeze_16000+}$ $\propto \text{white_16000}$ $x_2(n) = \text{white_16000}$	SNR_AP	19.2573	20.8927	21.5795	8.7954	9.6969	9.9792	8.8216	11.2149	11.8411
	NMSE	0.0119	0.0081	0.0070	0.1320	0.1072	0.1005	0.1312	0.0756	0.0654
	CC	0.9941	0.9959	0.9965	0.9317	0.9466	0.9513	0.9341	0.9618	0.9679
$x_1(n) = \text{Wheeze_16000+}$ $\propto \text{Music_loopbass_30s_16000}$ $x_2(n) = \text{Music_loopbass_16000}$	SNR_AP	17.0876	21.5913	25.3414	3.0664	17.6065	19.5513	1.6527	16.4863	20.6546
	NMSE	0.0196	0.0069	0.0029	0.4936	0.0174	0.0111	0.6835	0.0225	0.0086
	CC	0.9903	0.9965	0.9985	0.8159	0.9913	0.9945	0.7690	0.9888	0.9957

Tableau 4.4 : Résultats d'évaluation des trois méthodes de débruitage (ANC, DC_SB_SS, DC_MB_SS) pour un mélange additif synthétique obtenu à partir d'un son respiratoire normal et d'un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).

		ANC			DC_SB_SS			DC_MB_SS		
SNR_AV		0 (dB)	5 (dB)	10 (dB)	0 (dB)	5 (dB)	10 (dB)	0 (dB)	5 (dB)	10 (dB)
$x_1(n) = \text{Normal}_{16000} +$ $\propto \text{Babble}_{16000}$ $x_2(n) = \text{Babble}_{16000}$	SNR_AP	17.3066	18.5139	18.9788	7.7838	10.1919	10.4316	4.5197	11.0413	11.8563
	NMSE	0.0186	0.0141	0.0127	0.1666	0.0957	0.0905	0.3532	0.0787	0.0652
	CC	0.9907	0.9929	0.9937	0.9182	0.9514	0.9550	0.8529	0.9599	0.9675
$x_1(n) = \text{Normal}_{16000} +$ $\propto \text{white}_{16000}$ $x_2 = \text{white}_{16000}$	SNR_AP	19.4358	20.7276	21.2227	10.0687	11.7461	12.1966	9.2350	12.9509	14.0063
	NMSE	0.0114	0.0085	0.0075	0.0984	0.0669	0.0603	0.1193	0.0507	0.0398
	CC	0.9943	0.9958	0.9962	0.9500	0.9664	0.9704	0.9424	0.9743	0.9802
$x_1(n) = \text{Normal}_{16000} +$ $\propto \text{Music_loopbass}_{16000}$ $x_2(n) = \text{Music_loopbass}_{16000}$	SNR_AP	17.8100	22.1942	25.8341	2.3964	18.5165	20.5631	1.3185	14.6175	21.3341
	NMSE	0.0166	0.0060	0.0026	0.5759	0.0141	0.0088	0.7382	0.0345	0.0074
	CC	0.9918	0.9970	0.9987	0.7955	0.9930	0.9956	0.7578	0.9830	0.9963

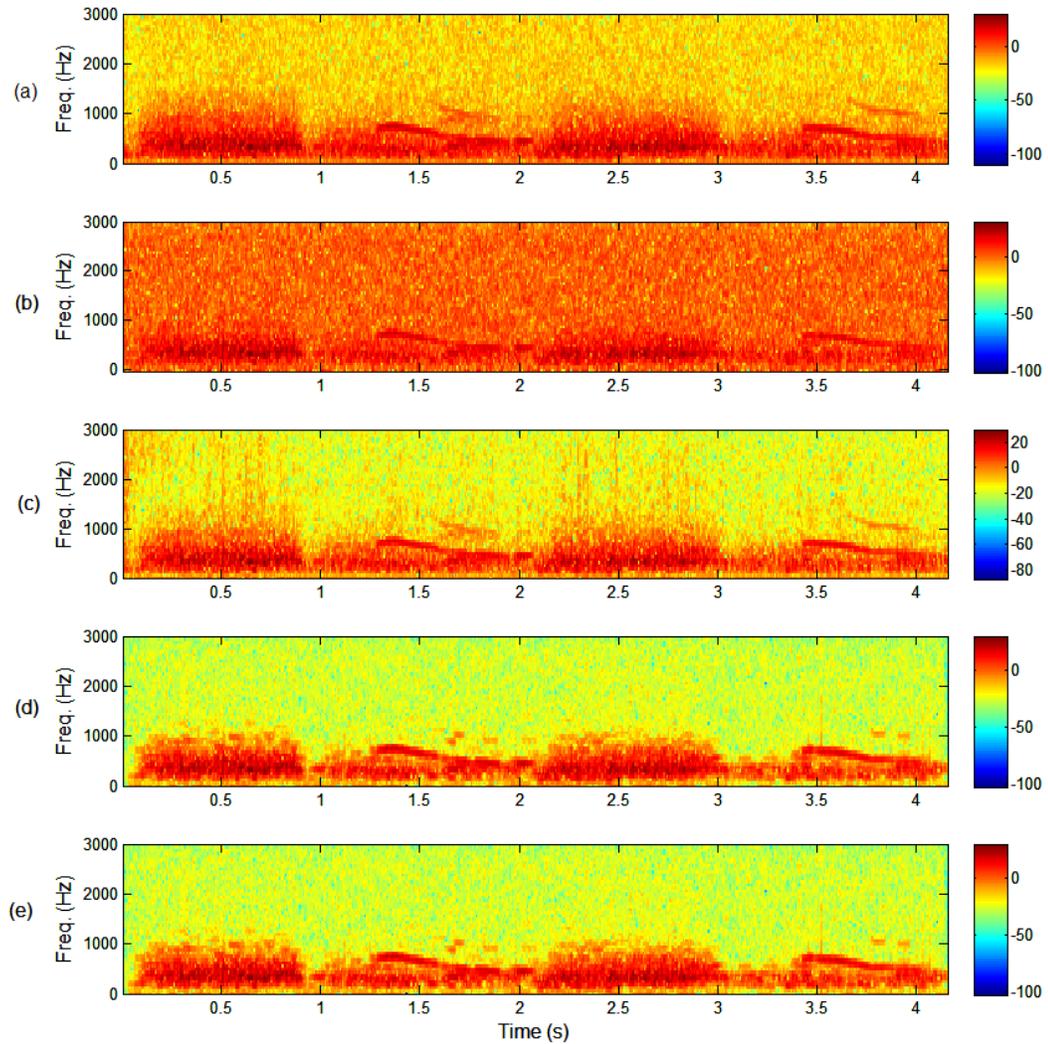


Figure 4.1 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique du son respiratoire contenant des sifflements et un bruit blanc ainsi que son débruitage. (a) spectrogramme du son respiratoire contenant des sifflements, (b) spectrogramme du mélange additif synthétique du son respiratoire et un bruit blanc pour un SNR de 5 dB, (c) spectrogramme du son respiratoire traité par l’algorithme du filtrage adaptatif ANC ($SNR_{AP} = 20.89$ dB), (d) spectrogramme du son respiratoire traité par l’algorithme de la DB_SB_SS ($SNR_{AP} = 9.70$ dB) et (e) le spectrogramme du son respiratoire traité par l’algorithme de la DC_MB_SS, $M = 4$ ($SNR_{AP} = 11.21$ dB)).

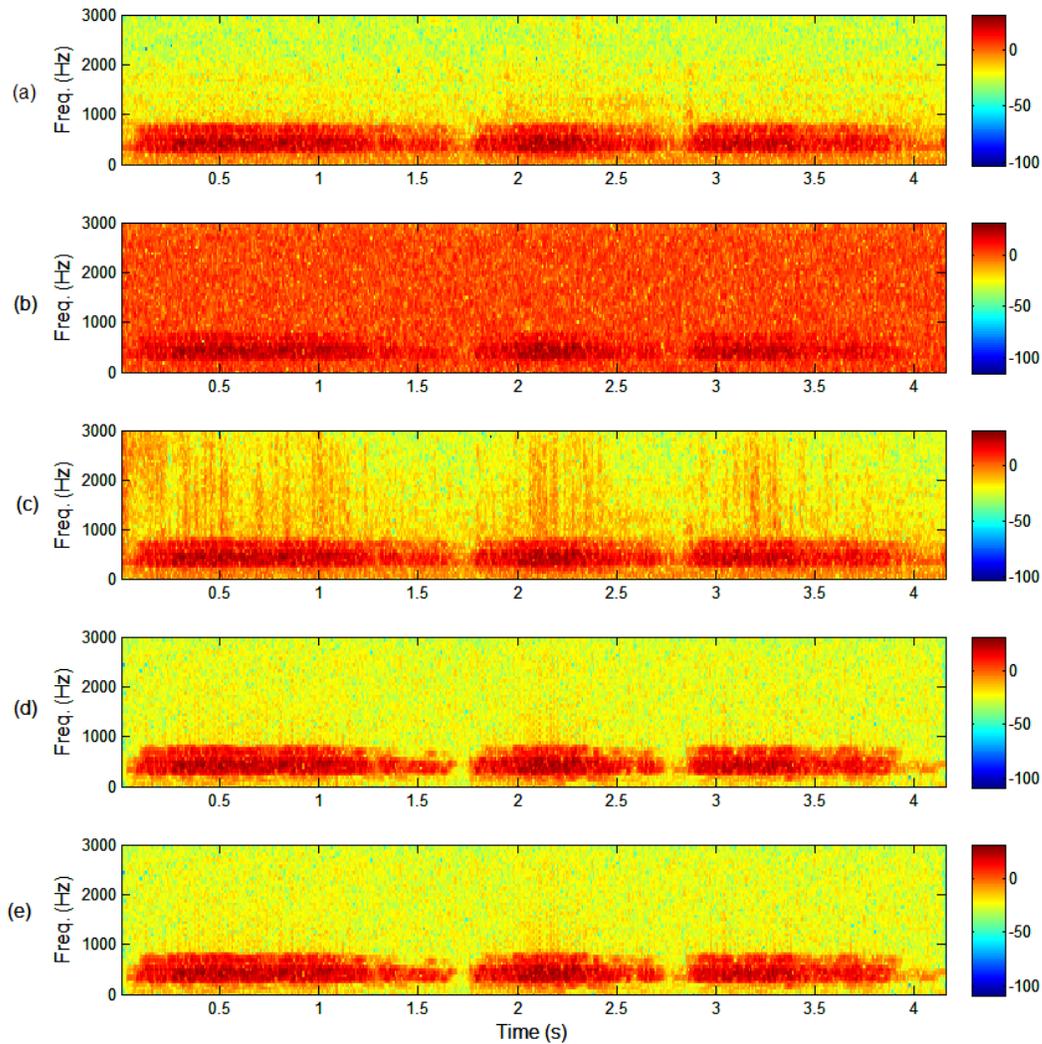


Figure 4.2 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique du son respiratoire normal et un bruit blanc ainsi que son débruitage. (a) spectrogramme du son respiratoire normal, (b) spectrogramme du mélange additif synthétique du son respiratoire et un bruit blanc pour un SNR de 5 dB, (c) spectrogramme du son respiratoire traité par l'algorithme du filtrage adaptatif ANC ($\text{SNR}_{\text{AP}} = 20.73$ dB), (d) spectrogramme du son respiratoire traité par l'algorithme de la DB_SB_SS ($\text{SNR}_{\text{AP}} = 11.75$ dB) et (e) le spectrogramme du son respiratoire traité par l'algorithme de la DC_MB_SS, $M=4$ ($\text{SNR}_{\text{AP}} = 12.95$ dB)).

Pour ce type de mélange synthétique, la technique d'annulation adaptative du bruit (ANC) performe beaucoup mieux que les techniques basées sur la soustraction spectrale (DC_SB_SS et DC_MB_SS).

4.2 MÉLANGE ADDITIF SYNTHÉTIQUE DE DEUX SIGNAUX

À partir d'un son respiratoire propre $s_1(n)$ et d'un bruit ambiant $s_2(n)$, ce modèle additif génère artificiellement deux signaux de mélange $x_1(n)$ et $x_2(n)$ définis par l'équation (4.2) :

$$\begin{aligned}x_1(n) &= a_{11}s_1(n) + a_{21}s_2(n) \\x_2(n) &= a_{12}s_1(n) + a_{22}s_2(n)\end{aligned}\tag{4.2}$$

où $a_{11} = 0.96$, $a_{21} = 0.04$, $a_{12} = 0.04$ et $a_{22} = 0.96$. Ces quatre coefficients a_{ij} ont été choisis dans ce type de mélange additif synthétique de deux signaux dans le but d'avoir le son respiratoire et le bruit dans chacun des deux mélanges. Puisque le signal et le bruit sont simultanément présents dans les deux signaux de ce mélange additif, les algorithmes de débruitage à base du filtrage adaptatif et de la soustraction spectrale ne peuvent pas être appliqués car ils sont inefficaces. Par conséquent, seulement l'algorithme de la séparation aveugle de source (BSS) a été appliqué pour ce type de mélange. Les résultats obtenus sont respectivement présentés dans le tableau 4.5 pour le son respiratoire contenant des sifflements (Wheeze_16000.wav) et au tableau 4.6 pour le son respiratoire normal (Normal_16000.wav). La meilleure amélioration du SIR (9.13 dB) pour cette méthode de débruitage est obtenue lors que nous sommes en présence du bruit de la musique pour le son respiratoire contenant des sifflements. Pour le débruitage du son respiratoire normal (tableau 4.6), la meilleure amélioration du SIR (8.59 dB) est obtenue lorsque nous sommes en présence du bruit blanc.

La technique de séparation aveugle des sources convient aux situations dans lesquelles il est impossible d'avoir un canal (enregistrement) du bruit seul.

Tableau 4.5 : Résultats d'évaluation de la méthode de la séparation aveugle de source (BSS) pour le débruitage d'un signal obtenu par mélange additif synthétique d'un son respiratoire contenant des sifflements avec un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).

	SIR_IN (dB)	SIR_OUT (dB)	Amélioration (dB)
$x_1(n) = 0.96 \times \text{Wheeze_16000} + 0.04 \times \text{Babble_16000}$ $x_2(n) = 0.04 \times \text{Wheeze_16000} + 0.96 \times \text{Babble_16000}$	-2,09	4,78	6,87
$x_1(n) = 0.96 \times \text{Wheeze_16000} + 0.04 \times \text{white_16000}$ $x_2(n) = 0.04 \times \text{Wheeze_16000} + 0.96 \times \text{white_16000}$	-2,33	4,92	7,25
$x_1(n) = 0.96 \times \text{Wheeze_16000} + 0.04 \times \text{Music_loopbass_16000}$ $x_2(n) = 0.04 \times \text{Wheeze_16000} + 0.96 \times \text{Music_loopbass_16000}$	-6,07	3,06	9,13

Tableau 4.6 : Résultats d'évaluation de la méthode de la séparation aveugle de source (BSS) pour le débruitage d'un signal obtenu par mélange additif synthétique d'un son respiratoire normal avec un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).

	SIR_IN (dB)	SIR_OUT (dB)	Amélioration (dB)
$x_1(n) = 0.96 \times \text{Normal_16000} + 0.04 \times \text{Babble_16000}$ $x_2(n) = 0.04 \times \text{Normal_16000} + 0.96 \times \text{Babble_16000}$	-1,52	6,07	7,59
$x_1(n) = 0.96 \times \text{Normal_16000} + 0.04 \times \text{white_16000}$ $x_2(n) = 0.04 \times \text{Normal_16000} + 0.96 \times \text{white_16000}$	-1,74	6,85	8,59
$x_1(n) = 0.96 \times \text{Normal_16000} + 0.04 \times \text{Music_loopbass_16000}$ $x_2(n) = 0.04 \times \text{Normal_16000} + 0.96 \times \text{Music_loopbass_16000}$	-5,47	1,15	6,62

La figure 4.3 représente les spectrogrammes des signaux originaux définis par le son respiratoire contenant des sifflements $s_1(n)$ et d'un bruit ambiant de musique $s_2(n)$, des mélanges $x_1(n)$ et $x_2(n)$ ainsi que des signaux estimés des sons $\hat{s}_1(n)$ et $\hat{s}_2(n)$. Les coefficients de pondérations utilisés dans le cas de la figure 4.3 et de la figure 4.4 sont respectivement égale à $a_{11} = 0.94$, $a_{21} = 0.6$, $a_{12} = 0.6$ et $a_{22} = 0.94$. Ils ont été choisis pour avoir particulièrement plus d'interférences d'un signal dans l'autre.

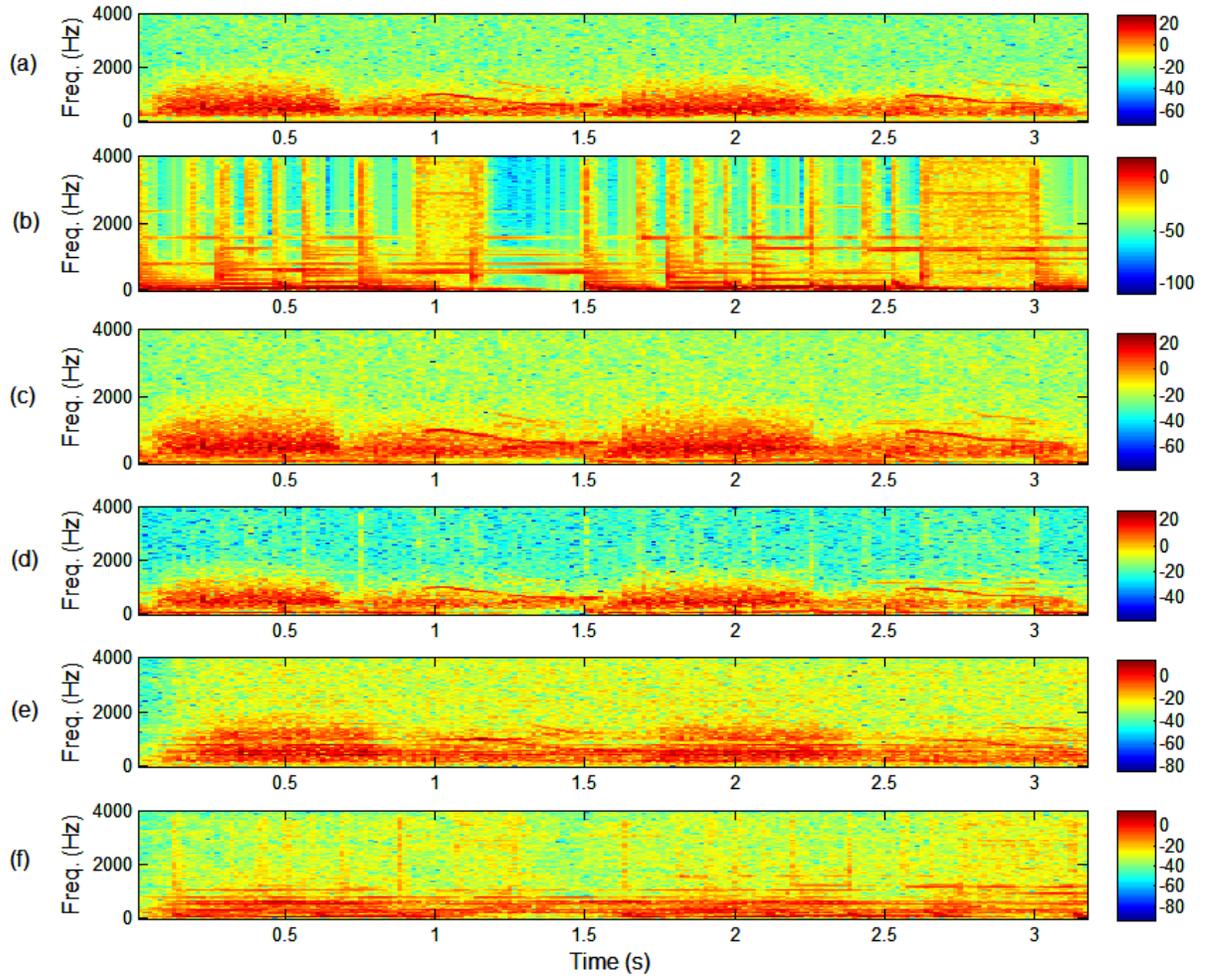


Figure 4.3 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique du son respiratoire contenant des sifflements et un bruit de musique ainsi que son débruitage. (a) spectrogramme du son respiratoire $s_1(n)$, (b) spectrogramme du bruit de musique $s_2(n)$, (c) spectrogramme du mélange additif synthétique $x_1(n)$ composé du son respiratoire et un bruit de musique, (d) spectrogramme du mélange additif synthétique $x_2(n)$ composé du son respiratoire et un bruit de musique, (e) spectrogramme du son respiratoire restitué $\hat{s}_1(n)$ et (f) le spectrogramme du bruit de musique restitué $\hat{s}_2(n)$.

La ressemblance entre le spectre du son respiratoire contenant des sifflements avant mélange présenté à la figure 4.3-(a) et après le filtrage présenté à la figure 4.3-(e) nous indique que le bruit de musique additionnel présent dans le premier mélange $x_1(n)$, illustré à la figure 4.3-(c), a été presque nettoyé comme on peut le voir dans le signal restitué $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.3-(e). Dans le spectrogramme du son respiratoire contenant des sifflements restitué $\hat{s}_1(n)$, illustré à la figure 4.3-(e), il peut être constaté la faible présence du spectre du bruit de musique. Une comparaison entre les spectres du bruit de musique $s_2(n)$ avant le mélange illustré à la figure 4.3-(b) et du bruit de musique restitué $\hat{s}_2(n)$ illustré à la figure 4.3-(f) montre que le bruit de musique n'a pas également été fidèlement restitué. Dans le cas représenté à la figure 4.3, le son respiratoire contenant des sifflements et le bruit de musique ont été mélangés avec différents coefficients de pondérations pour accentuer l'interférence du son respiratoire contenant des sifflements dans le spectre du bruit de musique et vice versa.

La figure 4.4 représente les spectrogrammes des signaux originaux définis par le son respiratoire normal $s_1(n)$ et d'un bruit blanc $s_2(n)$, des mélanges $x_1(n)$ et $x_2(n)$ ainsi que des signaux estimés des sons $\hat{s}_1(n)$ et $\hat{s}_2(n)$.

Nous pouvons remarquer que le spectre du son respiratoire normal avant mélange présenté à la figure 4.4-(a) et le spectre du son respiratoire après le filtrage présenté à la figure 4.4-(e) sont semblables et que le bruit blanc additionnel dans le premier mélange $x_1(n)$ illustré à la figure 4.4-(c) a été presque nettoyé. Dans le spectrogramme du son respiratoire normal restitué $\hat{s}_1(n)$, illustré à la figure 4.4-(e), nous constatons une faible présence du spectre du bruit blanc. La comparaison entre les spectres du bruit blanc $s_2(n)$ avant le mélange illustré à la figure 4.4-(b) et du bruit blanc restitué $\hat{s}_2(n)$ illustré à la figure 4.4-(f) montre que le bruit blanc n'a pas également été fidèlement restitué. Dans le cas représenté à la figure 4.4, le son respiratoire normal et le bruit blanc ont été mélangés avec différents coefficients de pondérations pour également accentuer l'interférence du son respiratoire normal dans le spectre du bruit blanc et réciproquement le bruit blanc dans le spectre du son respiratoire normal.

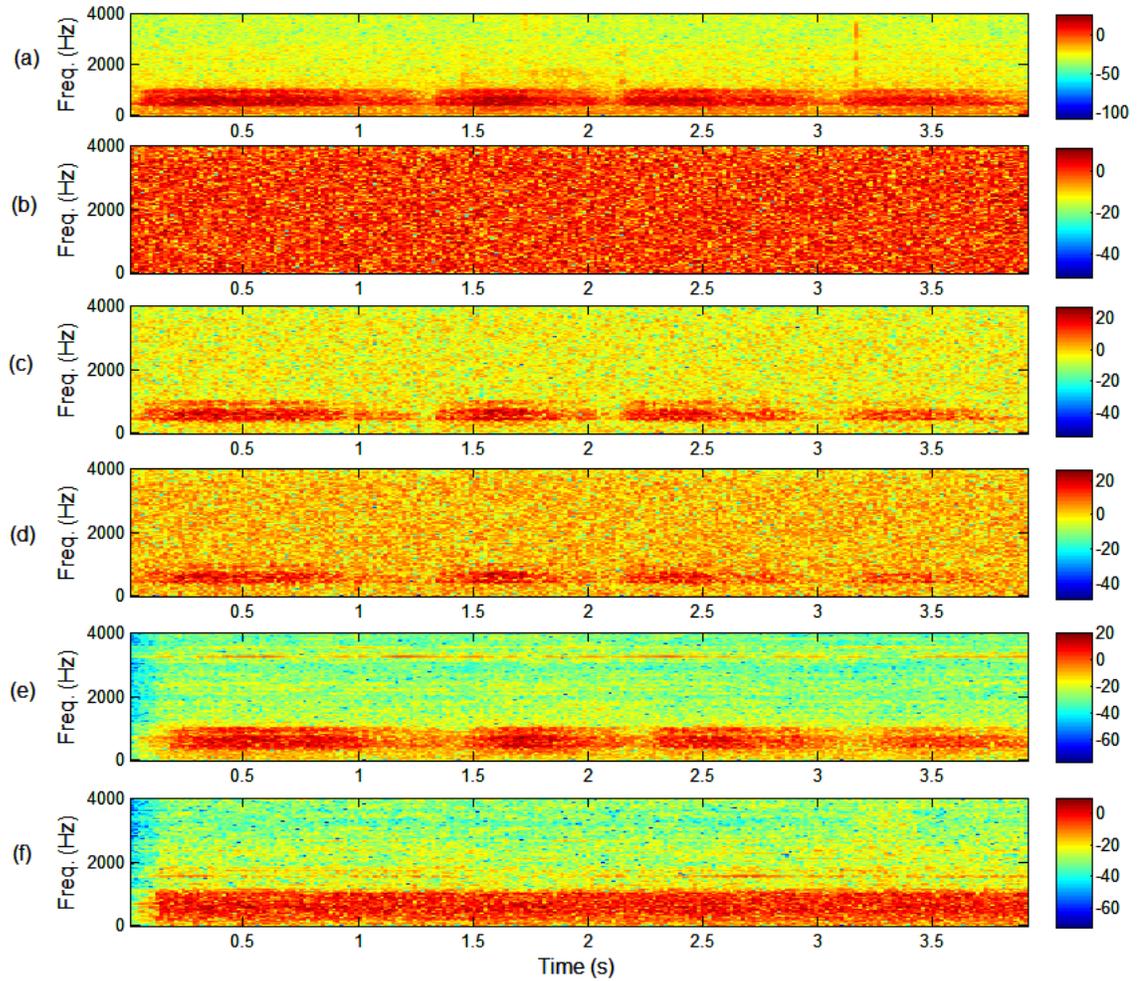


Figure 4.4 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange additif synthétique du son respiratoire normal et un bruit blanc ainsi que son débruitage. (a) spectrogramme du son respiratoire $s_1(n)$, (b) spectrogramme du bruit blanc $s_2(n)$, (c) spectrogramme du mélange additif synthétique $x_1(n)$ composé du son respiratoire et un bruit blanc, (d) spectrogramme du mélange additif synthétique $x_2(n)$ composé du son respiratoire et un bruit blanc, (e) spectrogramme du son respiratoire restitué $\hat{s}_1(n)$ et (f) le spectrogramme du bruit blanc restitué $\hat{s}_2(n)$.

4.3 MÉLANGE CONVOLUTIF SYNTHÉTIQUE DE DEUX SIGNAUX

À partir d'un son respiratoire propre $s_1(n)$ et d'un bruit ambiant $s_2(n)$, ce modèle convolutif génère artificiellement deux signaux de mélange $x_1(n)$ et $x_2(n)$ définis par l'équation (4.3) :

$$\begin{aligned}x_1(n) &= h_{11}(n) * s_1(n) + h_{21}(n) * s_2(n) \\x_2(n) &= h_{12}(n) * s_1(n) + h_{22}(n) * s_2(n)\end{aligned}\tag{4.3}$$

où $h_{11}(n)$, $h_{12}(n)$, $h_{21}(n)$ et $h_{22}(n)$ représentent les réponses impulsionnelles illustrées à la figure 4.5, afin de modéliser les milieux de propagation des signaux $s_1(n)$ et $s_2(n)$ avant d'atteindre les capteurs.

En effet, chaque réponse impulsionnelle $h_{ij}(n)$ modélise le milieu (système) de transmission entre la source i et le capteur (microphone) j (Reju *et al.*, 2010).

Les résultats de filtrage du bruit obtenus sont présentés dans le tableau 4.7 pour le son respiratoire contenant des sifflements (Wheeze_16000.wav) et au tableau 4.8 pour le son respiratoire normal (Normal_16000.wav). La meilleure amélioration pour le mélange synthétique de deux signaux est obtenue lorsque le son respiratoire contenant des sifflements est convolué au bruit de musique, soit un rapport signal-sur-interférence de sortie SIR_OUT = 8.50 dB et lorsque le son respiratoire normal est également convolué au bruit de musique, soit un rapport signal-sur-interférence de sortie de SIR_OUT = 7.42 dB.

L'algorithme de la séparation aveugle de source (BSS) a été appliqué au mélange convolutif synthétique de deux signaux, car les algorithmes des autres méthodes utilisées dans ce document ne traitent pas du modèle convolutif des mélanges en plus du fait que le second canal contient le signal utile et le bruit.

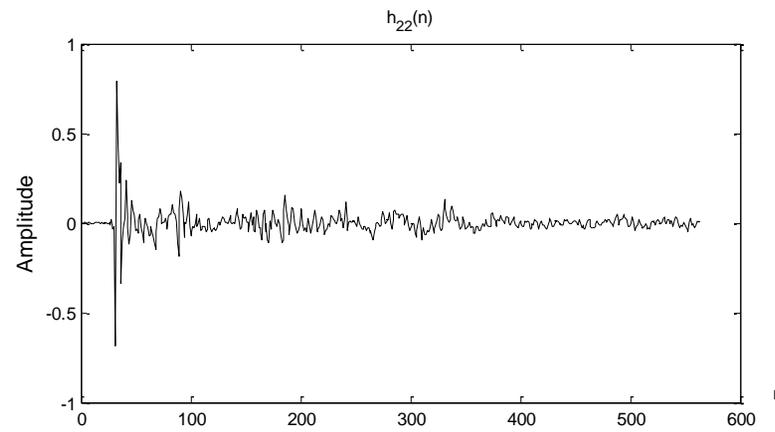
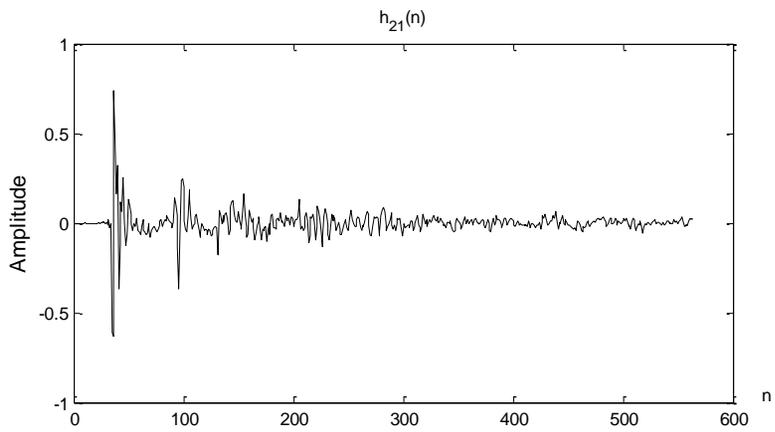
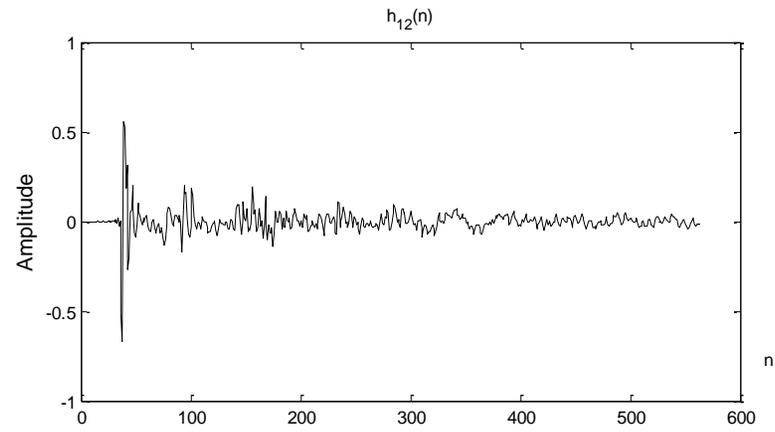
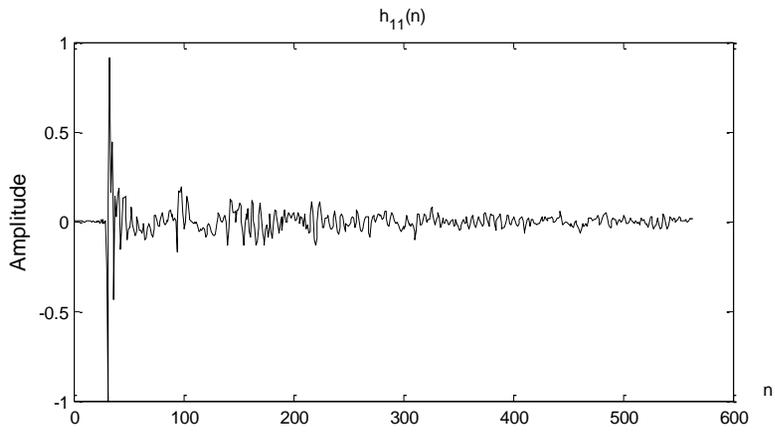


Figure 4.5 : Représentation des réponses impulsionnelles utilisées pour le mélange convolutif synthétique de deux signaux (Reju *et al.*, 2010).

Tableau 4.7 : Performance en termes de SIR du débruitage par la méthode de séparation aveugle des sources (BSS) dans le cas d'un mélange convolutif synthétique du son respiratoire contenant des sifflements avec un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).

	SIR_IN (dB)	SIR_OUT (dB)	Amélioration dB
$x_1(n) = h_{11}(n) * \text{Wheeze_16000} + h_{21}(n) * \text{Babble_16000}$ $x_2(n) = h_{12}(n) * \text{Wheeze_16000} + h_{21}(n) * \text{Babble_16000}$	-2.08	12.06	14.14
$x_1(n) = h_{11}(n) * \text{Wheeze_16000} + h_{21}(n) * \text{white_16000}$ $x_2(n) = h_{12}(n) * \text{Wheeze_16000} + h_{22}(n) * \text{white_16000}$	-2.51	9.23	11.74
$x_1(n) = h_{11}(n) * \text{Wheeze_16000} + h_{21}(n) * \text{Music_loopbass_16000}$ $x_2(n) = h_{12}(n) * \text{Wheeze_16000} + h_{22}(n) * \text{Music_loopbass_16000}$	-6.13	8.50	14.63

Tableau 4.8 : Performance en termes de SIR du débruitage par la méthode de séparation aveugle des sources (BSS) dans le cas d'un mélange convolutif synthétique du son respiratoire normal avec un bruit (bavardage, bruit blanc ou musique).

	SIR_IN (dB)	SIR_OUT (dB)	Amélioration (dB)
$x_1(n) = h_{11}(n) * \text{Normal_16 000} + h_{21}(n) * \text{Babble_16000}$ $x_2(n) = h_{12}(n) * \text{Normal_16 000} + h_{22}(n) * \text{Babble_16000}$	-1.47	11.05	12.52
$x_1(n) = h_{11}(n) * \text{Normal_16 000} + h_{21}(n) * \text{white_16 000}$ $x_2(n) = h_{12}(n) * \text{Normal_16 000} + h_{22}(n) * \text{white_16 000}$	-1.90	10.27	12.17
$x_1(n) = h_{11}(n) * \text{Normal_16 000} + h_{21}(n) * \text{Music_loopbass_16 000}$ $x_2(n) = h_{12}(n) * \text{Normal_16 000} + h_{22}(n) * \text{Music_loopbass_16 000}$	-5.52	7.42	12.94

La figure 4.6 représente les spectrogrammes des signaux originaux définis par le son respiratoire contenant des sifflements $s_1(n)$ et d'un bruit blanc $s_2(n)$, des mélanges $x_1(n)$ et $x_2(n)$ ainsi que des signaux estimés des sons $\hat{s}_1(n)$ et $\hat{s}_2(n)$.

La ressemblance entre le spectre du son respiratoire contenant des sifflements avant le mélange illustré à la figure 4.6-(a) et après le filtrage illustré à la figure 4.6-(e) nous indique que le bruit blanc ajouté dans le premier mélange $x_1(n)$ illustré à la figure 4.6-(c) a été partiellement nettoyé dans le son respiratoire contenant des sifflements comme on peut le voir dans le signal restitué $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.6-(e).

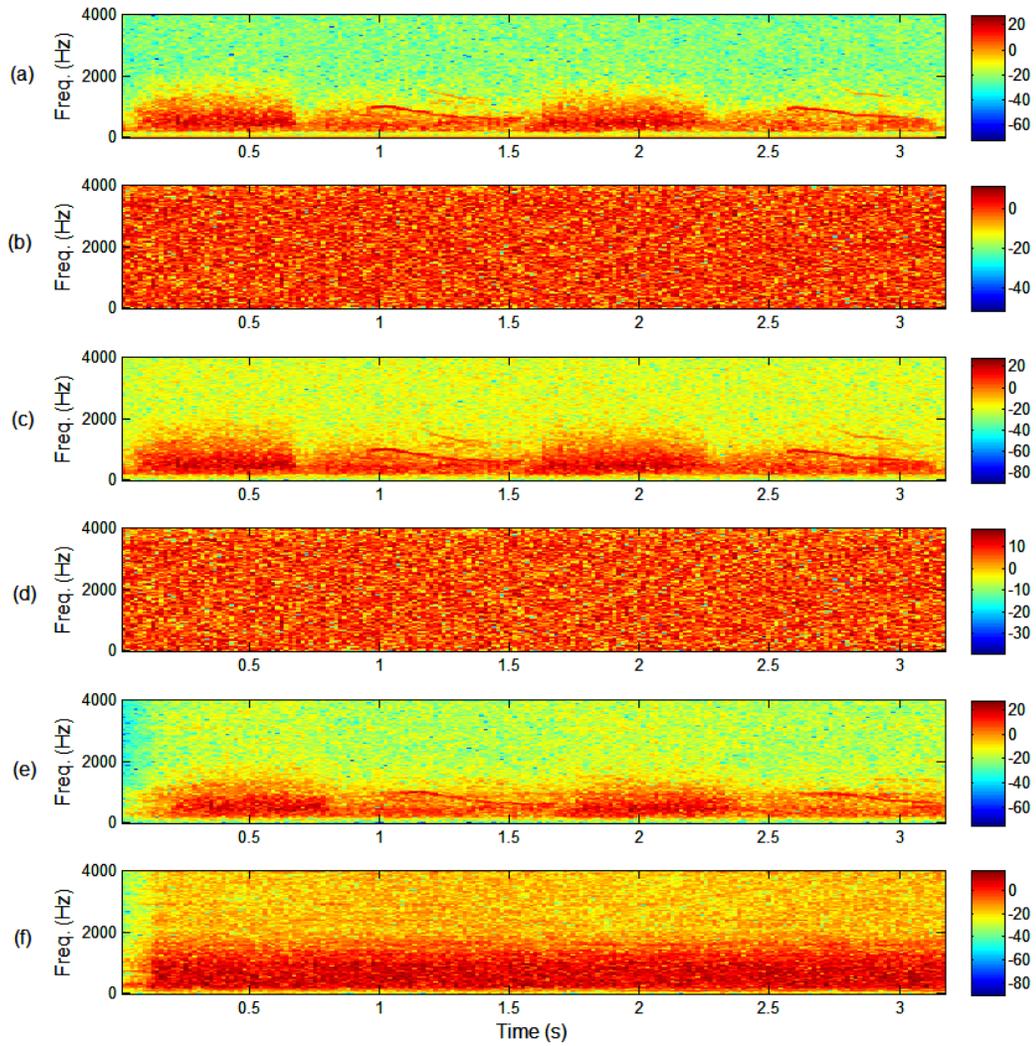


Figure 4.6 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange convolutif synthétique du son respiratoire contenant des sifflements avec un bruit blanc ainsi que son débruitage. (a) spectrogramme du son respiratoire $s_1(n)$, (b) spectrogramme du bruit blanc $s_2(n)$, (c) spectrogramme du mélange convolutif synthétique $x_1(n)$ composé du son respiratoire et un bruit blanc, (d) spectrogramme du mélange convolutif synthétique $x_2(n)$ composé du son respiratoire et un bruit blanc, (e) spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ ayant un SIR_OUT = 9.23 et (f) le spectrogramme du bruit blanc restitué $\hat{s}_2(n)$.

Dans le spectrogramme du son respiratoire contenant des sifflements débruité $\hat{s}_1(n)$, illustré à la figure 4.6-(e), il peut être constaté la faible présence du spectre du bruit blanc. Une comparaison entre les spectres du bruit blanc $s_2(n)$ avant le mélange illustré à la figure 4.6-(b) et du bruit blanc restitué $\hat{s}_2(n)$ illustré à la figure 4.6-(f) montre que le bruit blanc n'a pas été fidèlement restitué. Le cas représenté à la figure 4.6 est la plus faible amélioration obtenue (11,74 dB). C'est dans le cas du débruitage du son respiratoire contenant des sifflements convolué au bruit blanc, soit un rapport signal-sur-interférence à l'entrée $SIR_IN = -2.51$ dB et un rapport signal-sur-interférence à la sortie $SIR_OUT = 9.23$ dB.

La figure 4.7 représente les spectrogrammes des signaux originaux définis par le son respiratoire normal $s_1(n)$ et d'un bruit blanc $s_2(n)$, des mélanges $x_1(n)$ et $x_2(n)$ ainsi que des signaux estimés des sons $\hat{s}_1(n)$ et $\hat{s}_2(n)$.

une comparaison entre les spectres du son respiratoire normal avant le mélange $s_1(n)$, illustré à la figure 4.7-(a), et du son respiratoire normal débruité $\hat{s}_1(n)$, illustré à la figure 4.7-(e), et une comparaison entre les spectres du bruit blanc $s_2(n)$ avant le mélange illustré à la figure 4.7-(b) et du bruit blanc restitué $\hat{s}_2(n)$ illustré à la figure 4.7-(f), montre que ni le spectre du son respiratoire normal ni le spectre du bruit blanc n'ont pas été fidèlement restitué. Le cas représenté à la figure 4.7 est la plus faible amélioration obtenue (12.17 dB). C'est lors du débruitage du son respiratoire normal convolué au bruit blanc, soit un rapport signal-sur-interférence à l'entrée $SIR_IN = -1.90$ dB et un rapport signal-sur-interférence à la sortie $SIR_OUT = 10.27$ dB. La séparation aveugle des sources (BSS) donne de meilleurs résultats avec les mélanges convolutifs synthétiques que l'additif.

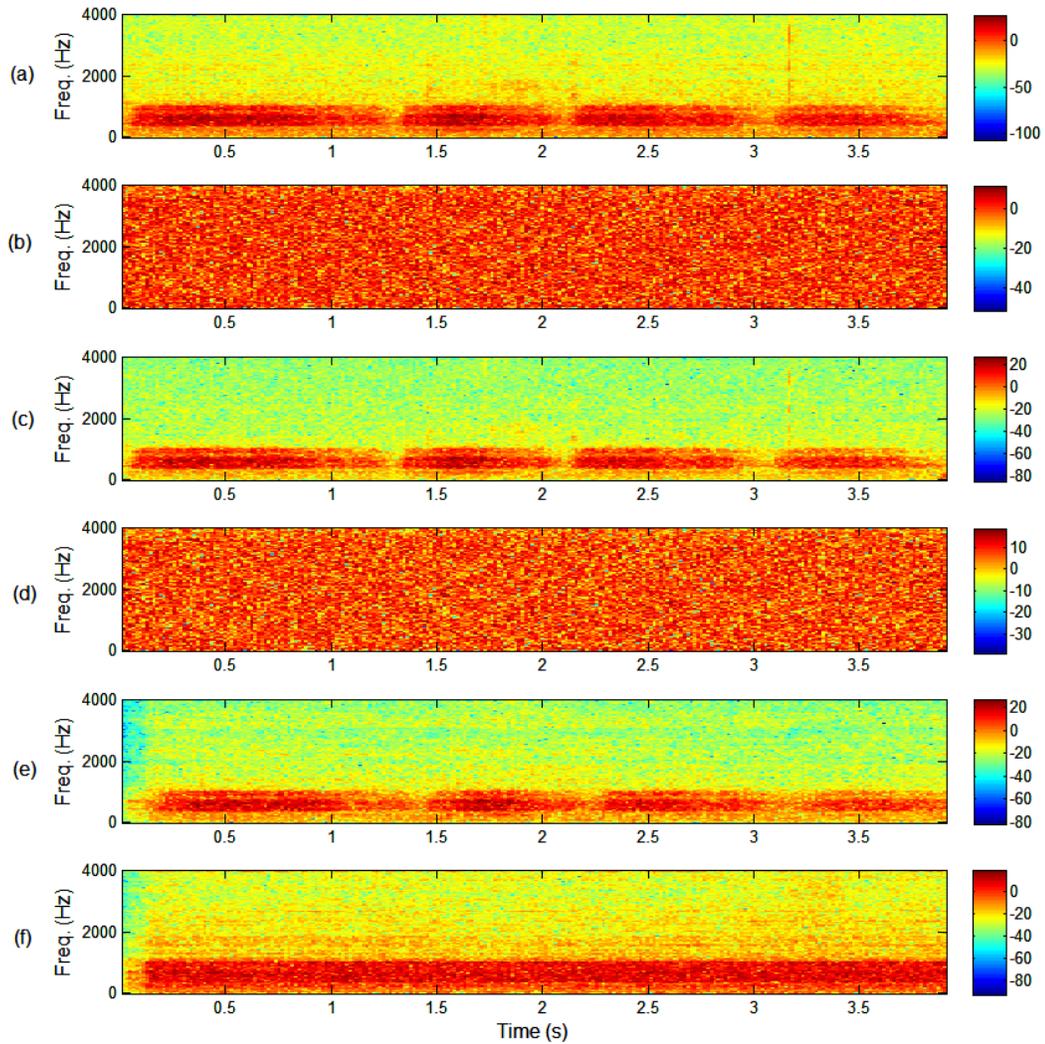


Figure 4.7 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange convolutif synthétique du son respiratoire normal avec un bruit blanc ainsi que son débruitage. (a) spectrogramme du son respiratoire $s_1(n)$, (b) spectrogramme du bruit blanc $s_2(n)$, (c) spectrogramme du mélange convolutif synthétique $x_1(n)$ composé du son respiratoire et un bruit blanc, (d) spectrogramme du mélange convolutif synthétique $x_2(n)$ composé du son respiratoire et un bruit blanc, (e) spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ ayant un SIR_OUT = 10.27 et (f) le spectrogramme du bruit blanc restitué $\hat{s}_2(n)$.

4.4 MÉLANGE RÉEL

Les enregistrements réels des sons respiratoires dans un environnement bruité ont été réalisés à l'aide de deux microphones. Le premier microphone est placé sur la trachée pour capter le son respiratoire qui est inévitablement contaminé par le bruit ambiant et le second microphone est placé à côté pour capter essentiellement le bruit. Notre hypothèse est de considérer les sons recueillis par les deux microphones comme un mélange convolutif décrit par l'équation (4.4) :

$$\begin{aligned}x_1(n) &= h_{11}(n) * s_1(n) + h_{21}(n) * s_2(n) \\x_2(n) &= h_{12}(n) * s_1(n) + h_{22}(n) * s_2(n)\end{aligned}\tag{4.4}$$

où $h_{11}(n)$, $h_{12}(n)$, $h_{21}(n)$ et $h_{22}(n)$ représentent les réponses impulsionnelles inconnues des milieux de transmission. Nous ne disposons pas également des signaux $s_1(n)$ et $s_2(n)$. La matrice de mélange dans le cas des enregistrements réels bruités est composée des réponses impulsionnelles des milieux entre les sources et les microphones (air/cage thoracique). Pour faciliter le traitement des enregistrements réels des sons respiratoires bruités, ils ont été enregistrés dans un fichier wav stéréo, c'est-à-dire qui y a un canal gauche et un canal droit, l'un pour le son respiratoire bruité et l'autre pour le bruit ambiant. Cela permet d'avoir le mélange des signaux à travers deux canaux différents. Après la séparation des deux canaux d'entrée, il est plus facile de traiter les deux signaux d'entrée avec les différentes méthodes de réduction du bruit.

Il est à noter que le second microphone, est placé loin du corps pour ne pas capter le son respiratoire, mais pas assez loin pour mieux capter le bruit qui contamine le premier microphone.

Selon notre hypothèse, le modèle du mélange convolutif convient le mieux aux enregistrements réels que le modèle additif. Par conséquent, le débruitage par séparation aveugle des sources (BSS) sera le mieux adapté que les autres techniques. Ainsi, les algorithmes appliqués pour le type de mélange réel sont : la soustraction spectrale à deux

canaux et une seule bande (DC_SB_SS), la soustraction spectrale à deux canaux et $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS) et la séparation aveugle de source (BSS). Les trois algorithmes ont été appliqués respectivement aux enregistrements réels : RealRespirSound1, RealRespirSound2 et RealRespirSound3.

Ne disposant pas des signaux sources avant le mélange, ni des réponses impulsionnelles ayant servi au mélange des signaux sources, les trois méthodes utilisées pour le traitement des enregistrements réels seront évaluées en utilisant le test d'écoute.

4.4.1 Débruitage des enregistrements réels par soustraction spectrale (DC_SB_SS)

La figure 4.8 représente les spectrogrammes des enregistrements réel (RealRespirSound1) composé d'un son respiratoire bruité $x_1(n)$, d'un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, ainsi que le son respiratoire estimés $\hat{s}_1(n)$ traité par l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS)

Une comparaison du spectre du son respiratoire bruité $x_1(n)$ illustré à la figure 4.8-(a) et du spectre du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.8-(c), nous indique que l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS) n'a pas réussi à supprimer le bruit ambiant $s_2(n)$ contenu dans le mélange $x_1(n)$.

La figure 4.9 représente les spectrogrammes d'un enregistrement réel (RealRespirSound2) composé d'un son respiratoire bruité $x_1(n)$, d'un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, ainsi que le son respiratoire estimés $\hat{s}_1(n)$ traité par l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS).

Le spectre du son respiratoire bruité $x_1(n)$ illustré à la figure 4.9-(a) et du spectre du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.9-(c) sont identique. Nous pourrions déduire que l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS) n'a pas réussi à supprimer le bruit ambiant $s_2(n)$ contenu dans le mélange $x_1(n)$.

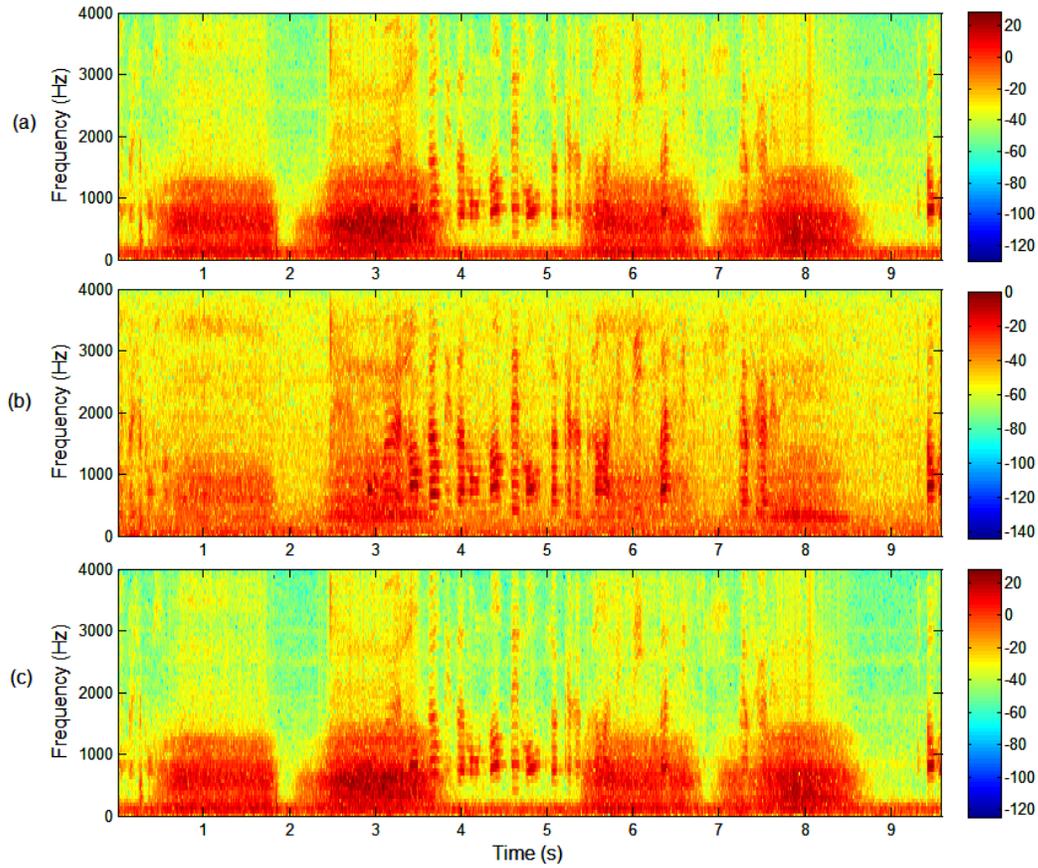


Figure 4.8 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound1) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_SB_SS). (a) spectrogramme de l'enregistrement réel du son respiratoire bruité $x_1(n)$, (b) spectrogramme de l'enregistrement réel du bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$ et (c) le spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$.

La figure 4.10 présente les spectrogrammes d'un enregistrement réel (RealRespirSound3) composé d'un son respiratoire bruité $x_1(n)$, d'un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, ainsi que le son respiratoire estimés $\hat{s}_1(n)$ traité par l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS).

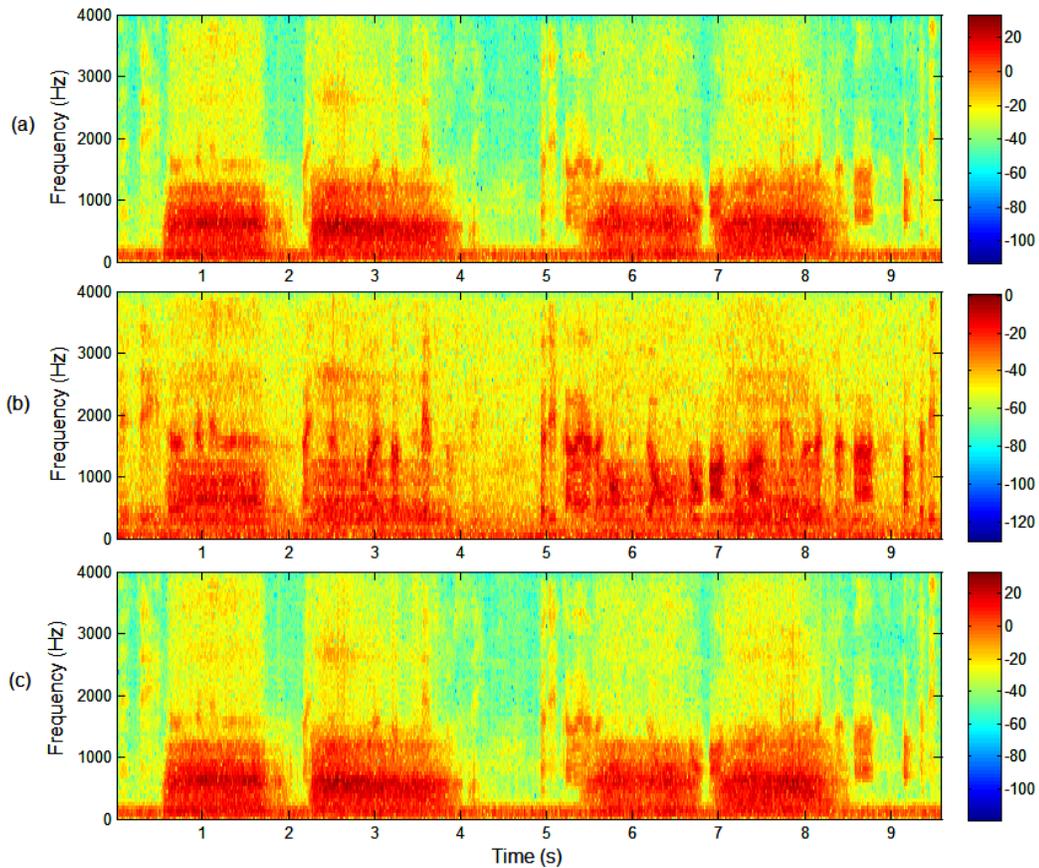


Figure 4.9 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound2) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_SB_SS). (a) spectrogramme de l'enregistrement réel du son respiratoire bruité $x_1(n)$, (b) spectrogramme de l'enregistrement réel du bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$ et (c) le spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$.

L'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS) n'a pas également réussi à supprimer le bruit ambiant $s_2(n)$ contenu dans le mélange $x_1(n)$. Car le spectre du son respiratoire bruité $x_1(n)$ illustré à la figure 4.10-(a) et le spectre du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.10-(c) sont quasiment identiques. Le second canal ne capte pas que le bruit, il capte également une faible proportion du signal présent dans le premier canal. Cela explique le fait que $x_2(n)$ est différent de $s_2(n)$.

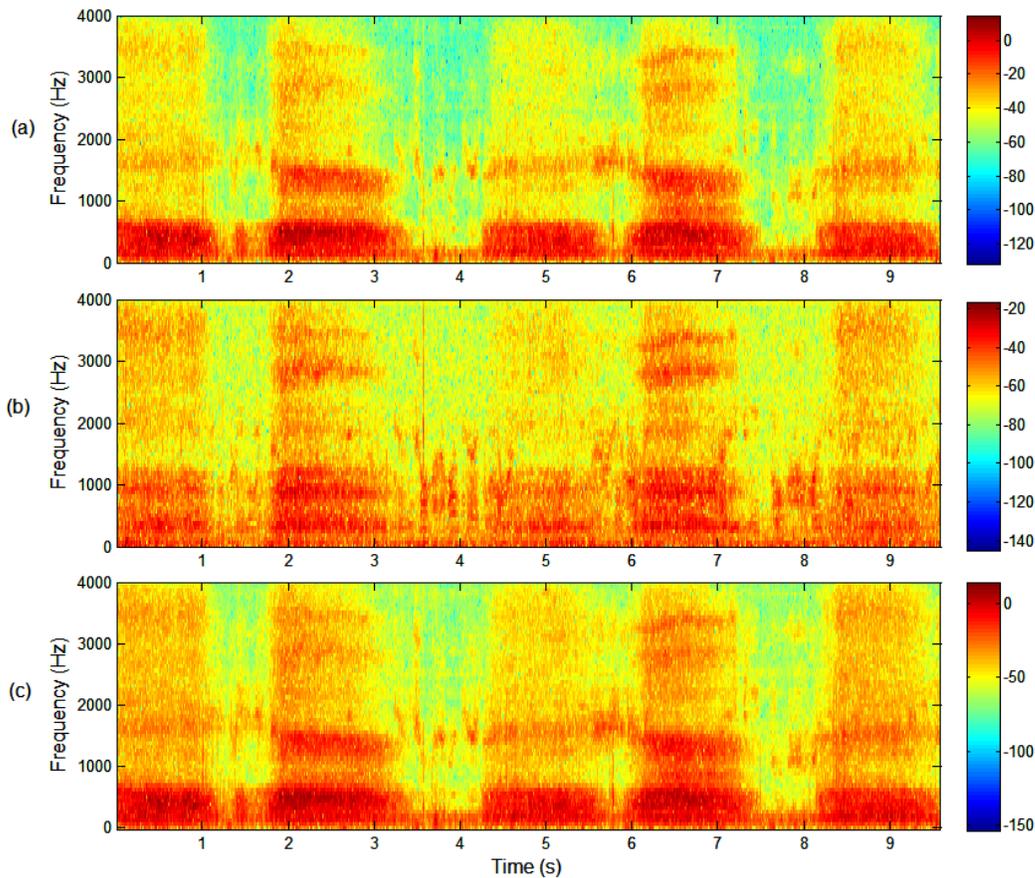


Figure 4.10 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound3) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_SB_SS). (a) spectrogramme de l'enregistrement réel du son respiratoire bruité $x_1(n)$, (b) spectrogramme de l'enregistrement réel du bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$ et (c) le spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$.

4.4.2 Débruitage des enregistrements réels par soustraction spectrale (DC_MB_SS)

Les trois enregistrements réels des sons respiratoires contaminés par le bruit de parole provenant de la radio ont été également traités par cette deuxième technique de débruitage.

La figure 4.11 représente les spectrogrammes d'un enregistrement réel (RealRespirSound1) composé d'un son respiratoire bruité $x_1(n)$, d'un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, ainsi que le son respiratoire estimés $\hat{s}_1(n)$ traité par l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS).

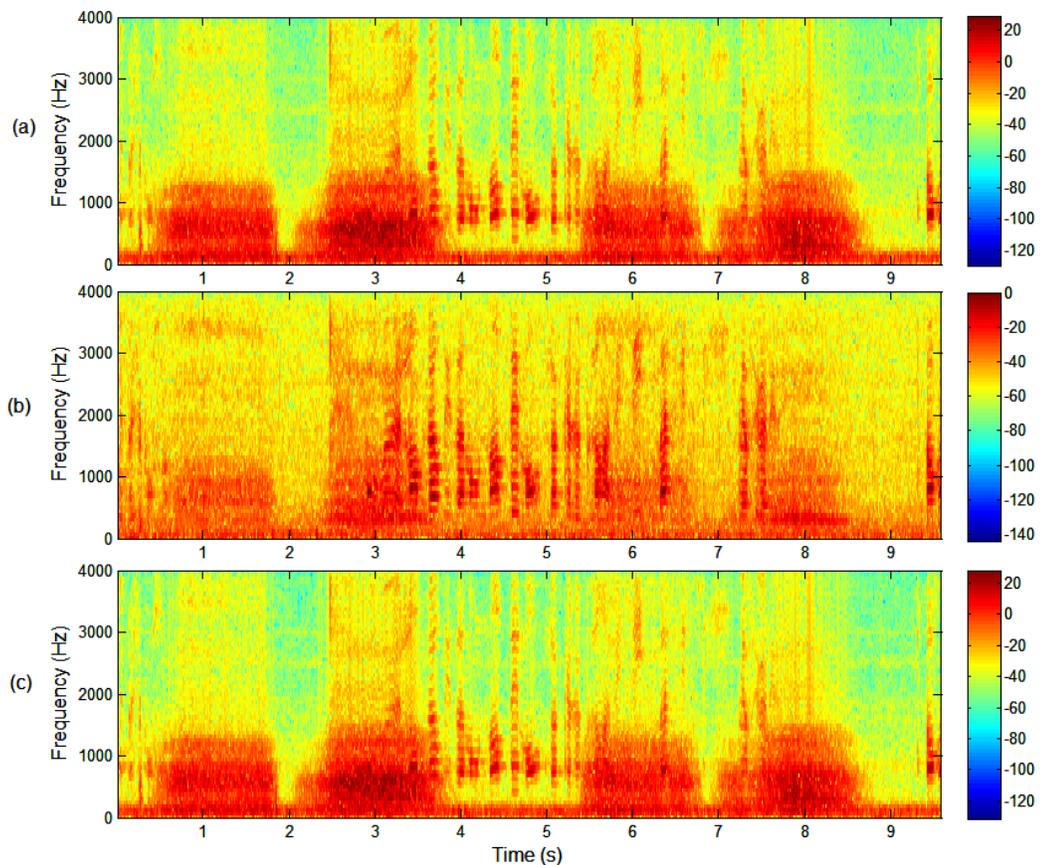


Figure 4.11 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound1) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_MB_SS). (a) spectrogramme de l'enregistrement réel du son respiratoire bruité $x_1(n)$, (b) spectrogramme de l'enregistrement réel du bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$ et (c) le spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$.

La figure 4.12 présente les spectrogrammes d'un enregistrement réel (RealRespirSound2) composé d'un son respiratoire bruité $x_1(n)$, d'un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, ainsi que le son respiratoire estimés $\hat{s}_1(n)$ traité par l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS).

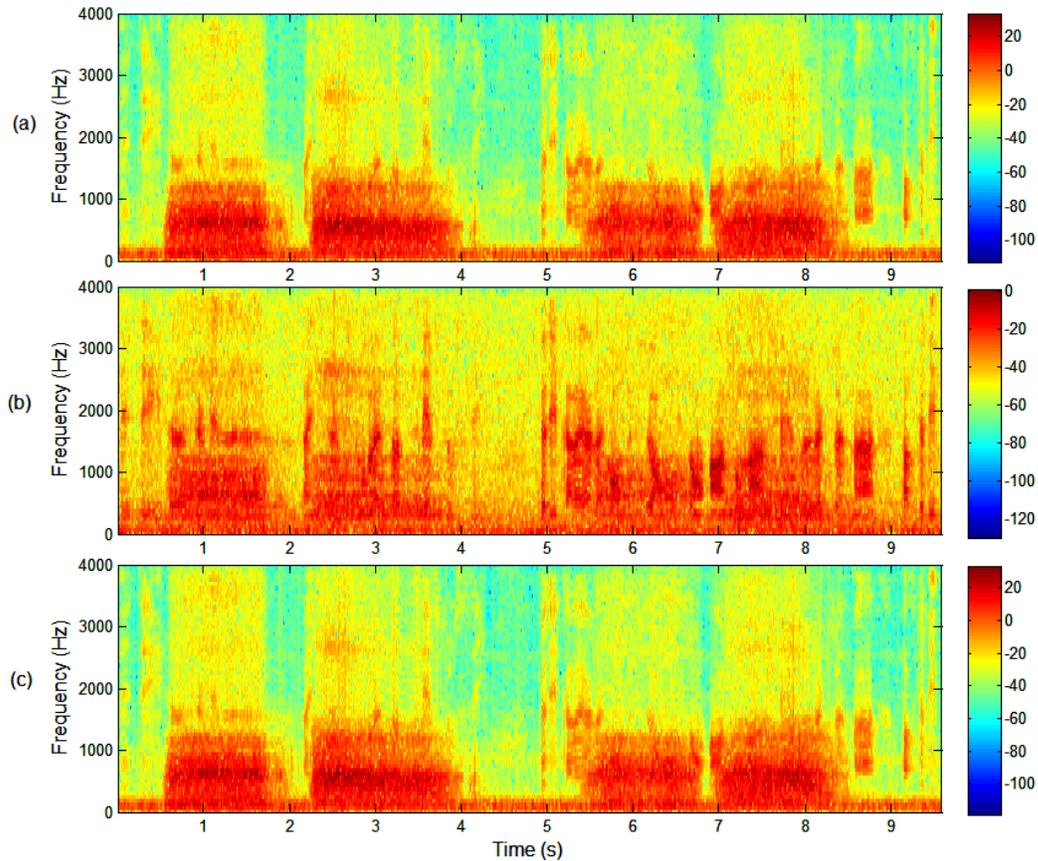


Figure 4.12 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound2) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_MB_SS). (a) spectrogramme de l'enregistrement réel du son respiratoire bruité $x_1(n)$, (b) spectrogramme de l'enregistrement réel du bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$ et (c) le spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$.

Le spectre du son respiratoire bruité $x_1(n)$ illustré à la figure 4.11-(a) et du spectre du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.11-(c) sont identiques. Ce qui nous fait dire que l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux sur $M = 4$ bandes de

fréquence (DC_MB_SS) n'a pas réussi à supprimer le bruit ambiant $s_2(n)$ contenu dans le mélange $x_1(n)$.

En comparant le spectre du son respiratoire bruité $x_1(n)$ illustré à la figure 4.12-(a) et le spectre du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.12-(c), nous pouvons déduire que l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux sur $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS) n'a pas réussi à supprimer le bruit ambiant $s_2(n)$ contenu dans le mélange $x_1(n)$.

La figure 4.13 présente les spectrogrammes d'un enregistrement réel (RealRespirSound3) composé d'un son respiratoire bruité $x_1(n)$, d'un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, ainsi que le son respiratoire estimés $\hat{s}_1(n)$ traité par l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et $M = 4$ bandes (DC_MB_SS).

Comme dans le cas des deux enregistrements réels précédents, l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux sur $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS) n'a pas réussi à supprimer le bruit ambiant $s_2(n)$ contenu dans le mélange $x_1(n)$. Le spectre du son respiratoire bruité $x_1(n)$ illustré à la figure 4.13-(a) et le spectre du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.13-(c) sont quasiment identiques.

Dans le cas du débruitage des mélangés réels, que ce soit par l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS) illustré aux figures 4.8, 4.9 et 4.10 ou par l'algorithme de la soustraction spectrale à deux canaux sur $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS) illustré aux figures 4.11, 4.12 et 4.13, nous pouvons constater qu'il n'y a quasiment pas une différence entre les spectres du son respiratoire bruité $x_1(n)$ et les spectres des sons respiratoires estimés $\hat{s}_1(n)$. L'inefficacité des méthodes basées sur la soustraction spectrale dans le débruitage des enregistrements réels renforce nos hypothèses qui considère ces derniers comme étant des mélanges convolutifs.

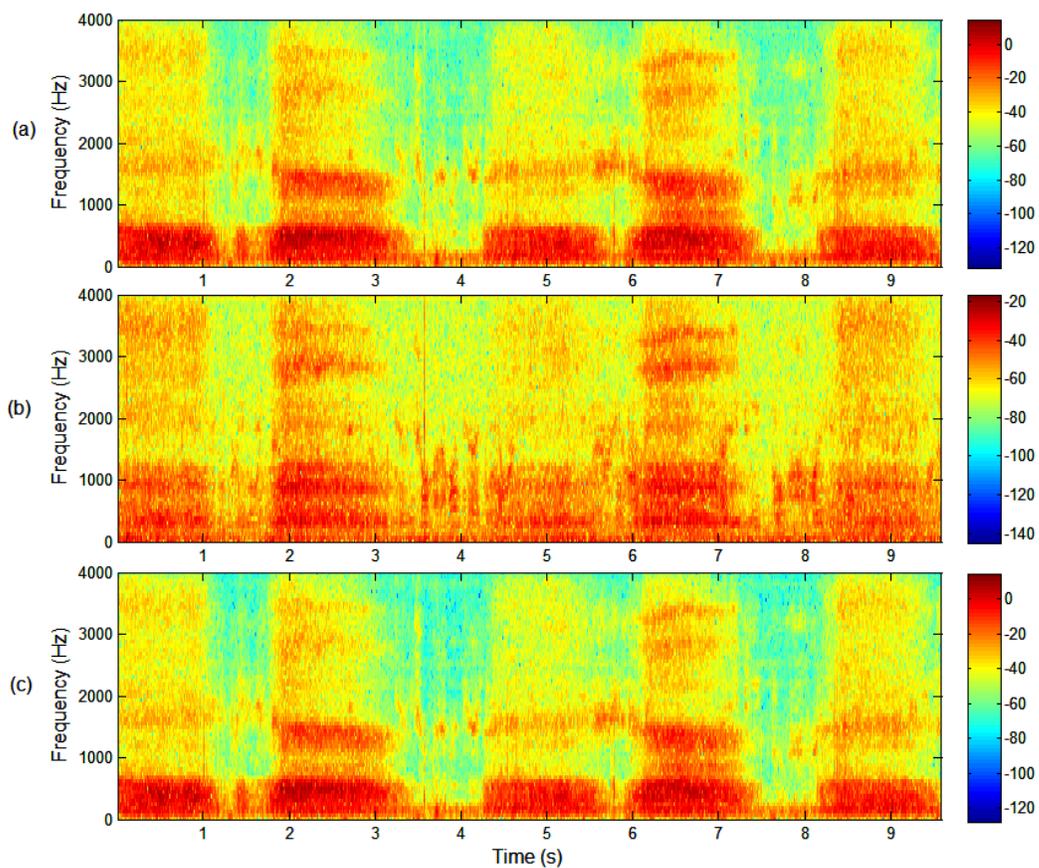


Figure 4.13 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound3) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la soustraction spectrale (DC_MB_SS). (a) spectrogramme de l'enregistrement réel du son respiratoire bruité $x_1(n)$, (b) spectrogramme de l'enregistrement réel du bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$ et (c) le spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$.

4.4.3 Débruitage par séparation aveugle des sources (BSS)

La dernière étape concerne la réduction du bruit ambiant par la méthode de la séparation aveugle des sources (BSS). Les trois enregistrements réels seront traités, ils seront également évalués en utilisant un test d'écoute. Cette méthode comparée aux deux méthodes de la soustractions spectrale devrait donner de meilleurs résultats puisque cette technique convient mieux aux mélanges convolutifs en se basant sur notre hypothèse du mélange réel.

La figure 4.14 représente les spectrogrammes d'un enregistrement réel (RealRespirSound1) composé d'un son respiratoire et d'un bruit de parole provenant de la radio, des mélanges $x_1(n)$, $x_2(n)$ ainsi que des signaux estimés $\hat{s}_1(n)$ et $\hat{s}_2(n)$ traité par l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS).

Une comparaison du spectre du son respiratoire bruité contenu dans le mélange convolutif $x_1(n)$ illustré à la figure 4.14-(a) et du spectre du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.14-(c), montre qu'il y a réduction du bruit et nettoyage du spectre. Nous pouvons ainsi dire que l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS) réussit à supprimer le pourcentage du bruit ambiant convolué dans le signal $x_1(n)$. Le son respiratoire est nettoyé est restitué avec le minimum de bruit ambiant. Le bruit ambiant contaminant le son respiratoire a également été séparé et restitué avec un minimum de son respiratoire.

La figure 4.15 présente les spectrogrammes d'un enregistrement réel (RealRespirSound2) composé d'un son respiratoire et d'un bruit de parole provenant de la radio, des mélanges $x_1(n)$, $x_2(n)$ ainsi que des signaux estimés $\hat{s}_1(n)$ et $\hat{s}_2(n)$ traité par l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS).

Le spectre du son respiratoire bruité contenu dans le mélange convolutif $x_1(n)$ illustré à la figure 4.15-(a) comparé au spectre du son respiratoire débruité illustré à la figure 4.15-(c) montre qu'il y a réduction du bruit et un nettoyage du spectre. L'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS) réussit à supprimer le pourcentage du bruit ambiant convolué dans le signal $x_1(n)$. Comme le montre la figure 4.15-(d), le bruit ambiant

contaminant le son respiratoire a également été séparé et restitué avec un minimum de son respiratoire.

La figure 4.16 représente les spectrogrammes d'un enregistrement réel (RealRespirSound3) composé d'un son respiratoire et d'un bruit de parole provenant de la radio, des mélanges $x_1(n)$, $x_2(n)$ ainsi que des signaux estimés $\hat{s}_1(n)$ et $\hat{s}_2(n)$ traité par l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS).

Le débruitage du troisième enregistrement réel par l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS) a également bien fonctionné. Le spectre du son respiratoire restitué $\hat{s}_1(n)$ illustré à la figure 4.16-(c) montre un spectre où le bruit est réduit avec un maximum de nettoyage du spectre. Le bruit ambiant contaminant le son respiratoire a également été séparé et restitué avec un minimum de son respiratoire comme illustré à la figure 4.16-(d).

Dans le cas du débruitage des mélanges réels par l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS), illustré respectivement par les spectrogrammes des figures 4.14, 4.15, et 4.16, il y a une nette amélioration comparativement aux mêmes mélanges traités par les algorithmes de la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS) et la soustraction spectrale à deux canaux sur $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS). Il est facile de repérer les composantes du son respiratoire après le filtrage dans le cas du traitement par l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS). Le spectrogramme des sons restitués des figures 4.14, 4.15, et 4.16, montrent des spectres du son respiratoire restitués bien nettoyés et présentant moins de bruit ambiant. Cette nette amélioration de la suppression du bruit dans le spectre du son respiratoire bruité, montre l'efficacité de la méthode de séparation aveugle des sources (BSS) pour le débruitage des sons respiratoires dans le cas des enregistrements réels.

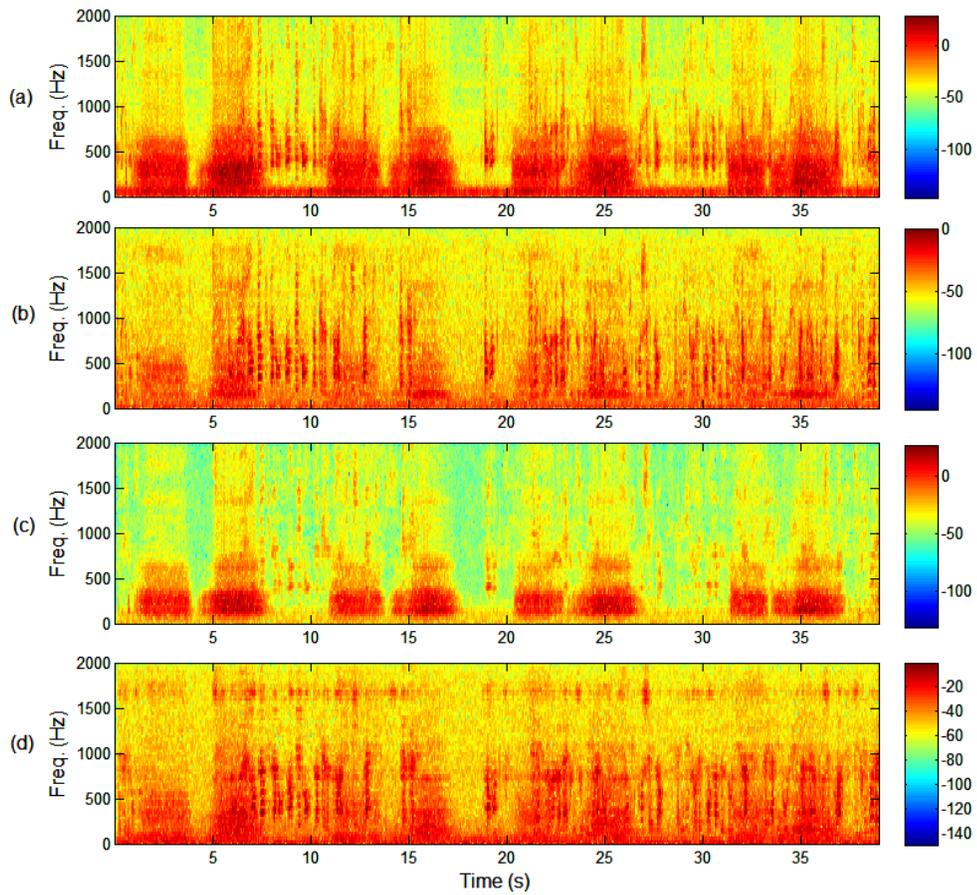


Figure 4.14 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound1) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la séparation aveugle des sources (BSS). (a) spectrogramme du mélange réel d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio $x_1(n)$, (b) spectrogramme du mélange réel d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, (c) spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ et (d) le spectrogramme du bruit de parole provenant de la radio débruité $\hat{s}_2(n)$.

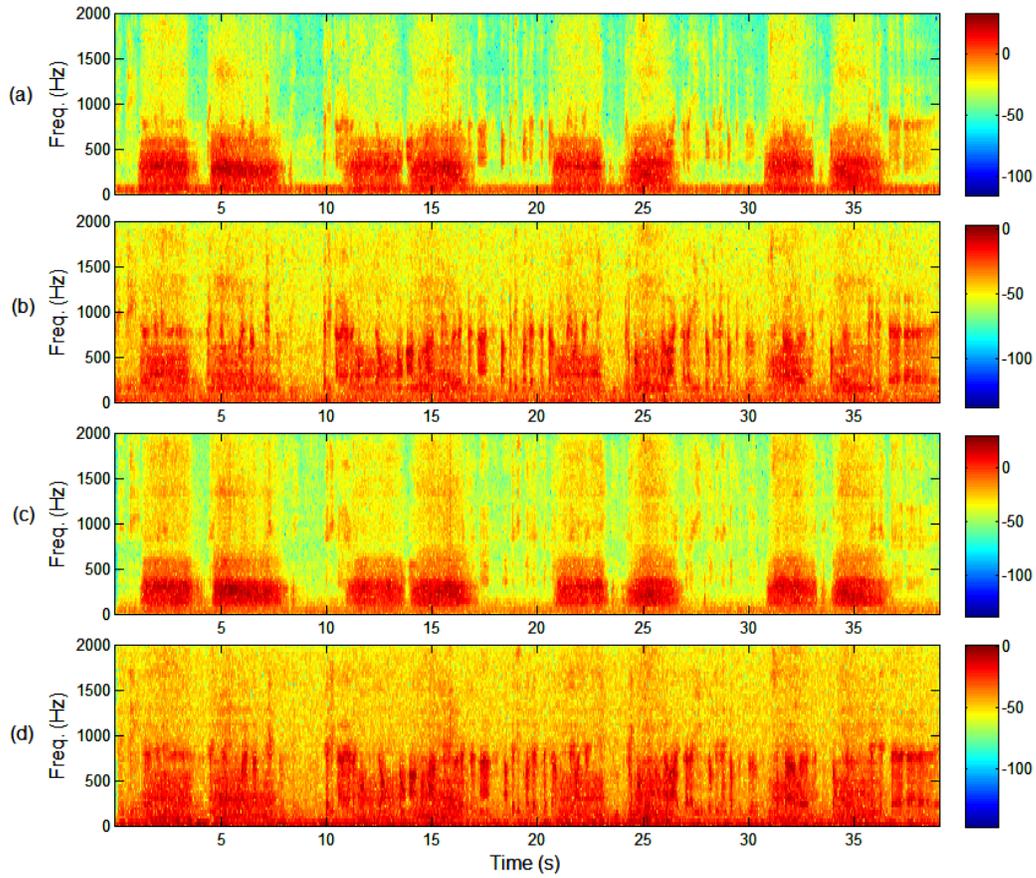


Figure 4.15: Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound2) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la séparation aveugle des sources (BSS). (a) spectrogramme du mélange réel d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio $x_1(n)$, (b) spectrogramme du mélange réel d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, (c) spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ et (d) le spectrogramme du bruit de parole provenant de la radio débruité $\hat{s}_2(n)$.

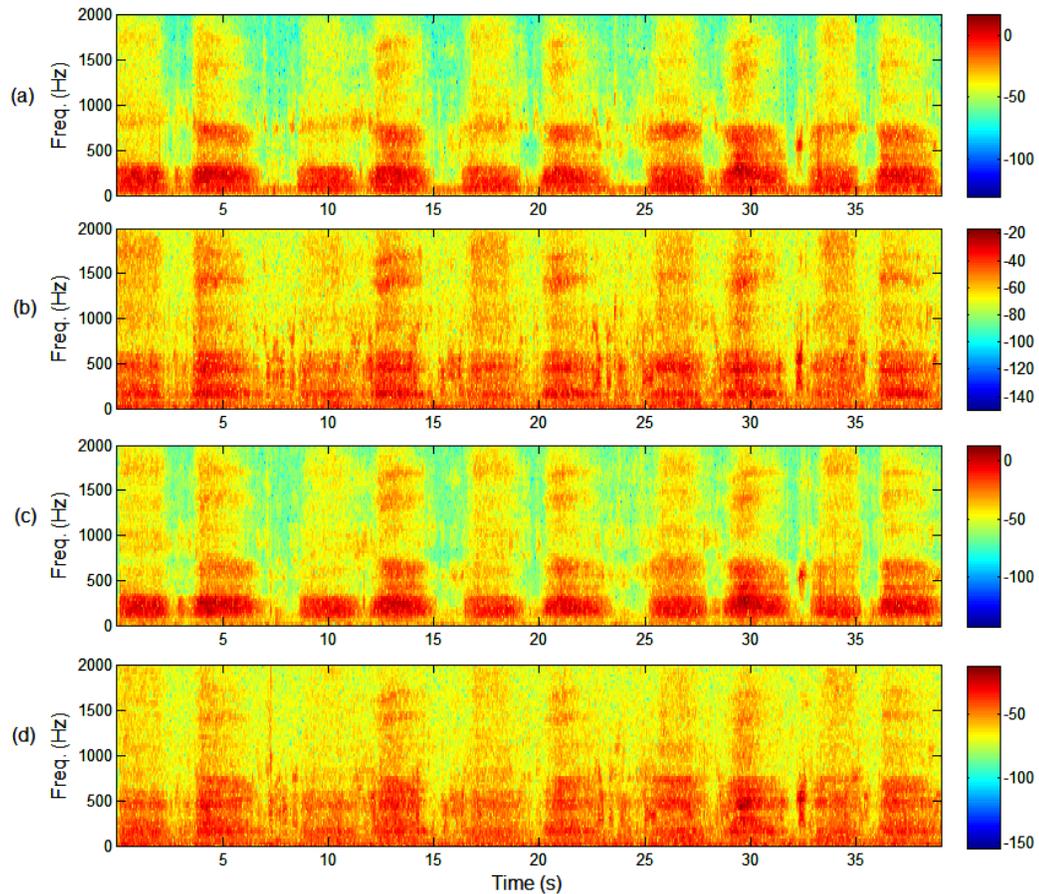


Figure 4.16 : Spectrogrammes des sons correspondant aux étapes du mélange réel (RealRespirSound3) d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio ainsi que son débruitage traité par la séparation aveugle des sources (BSS). (a) spectrogramme du mélange réel d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio $x_1(n)$, (b) spectrogramme du mélange réel d'un son respiratoire avec un bruit de parole provenant de la radio $x_2(n)$, (c) spectrogramme du son respiratoire débruité $\hat{s}_1(n)$ et (d) le spectrogramme du bruit de parole provenant de la radio restitué $\hat{s}_2(n)$.

4.5 RÉSULTATS DES TESTS D'ÉCOUTES

Après une comparaison visuelle des spectrogrammes des sons débruités par les trois techniques, les performances de ces techniques de débruitage ont été comparées par des tests d'écoute impliquant 10 participants. En considérant le nombre total de participant (N) et en prenant en compte les scores qui varient de 1 pour le son restitué de faible qualité et un score maximal de 5 pour un son restitué de meilleure qualité, le score maximal de 5 attribué par un participant correspond à 100 %. La note minimale que peut attribuer un participant au test d'écoute correspond au taux de 20 %. Le score par méthode pour les différents types de sons testés est obtenu en divisant le total des scores par le nombre total de participants (N) ce qui correspond à la moyenne des évaluations.

Le tableau 4.9 présente les scores attribués par les participants lors des tests d'écoute. Le récapitulatif des scores obtenus suite à l'évaluation et une moyenne globale par méthode de débruitage est présenté dans le tableau 4.10 pour les différents enregistrements réels.

Tableau 4.10 : Scores résultants des tests d'écoutes

Algorithmes	Mélange réel			Moyenne globale
	RealRespirSound1	RealRespirSound2	RealRespirSound3	
DC_SB_SS	1.60	1.50	1.60	1.56
DC_MB_SS	2.10	1.90	1.70	1.90
BSS	4.50	4.70	4.60	4.60

Les participants aux tests d'écoutes ont préféré les résultats obtenus avec l'utilisation de l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS) pour la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires dans le cas du mélange réel. Ils ont attribué un score moyen global égal à 4.60. En référence au tableau 3.1, nous pouvons classer ce score comme équivalant à l'étiquette excellent et à un niveau de distorsion imperceptible.

Tableau 4.9 : Compilation de l'évaluation du test d'écoute des 10 participants par algorithme pour les enregistrements réels

Nombre de participants (N)	DC_SB_SS			DC_MB_SS			BSS		
	RealRespir Sound1	RealRespir Sound2	RealRespir Sound3	RealRespir Sound1	RealRespir Sound2	RealRespir Sound3	RealRespir Sound1	RealRespir Sound2	RealRespir Sound3
1	2.00	2.00	1.00	1.00	2.00	2.00	5.00	4.00	5.00
2	1.00	1.00	2.00	2.00	2.00	2.00	5.00	5.00	4.00
3	1.00	1.00	1.00	2.00	1.00	2.00	4.00	4.00	5.00
4	2.00	2.00	2.00	3.00	2.00	1.00	5.00	5.00	5.00
5	1.00	1.00	2.00	3.00	2.00	1.00	4.00	5.00	4.00
6	3.00	2.00	1.00	2.00	2.00	1.00	5.00	4.00	5.00
7	2.00	2.00	1.00	3.00	1.00	2.00	5.00	5.00	4.00
8	1.00	1.00	2.00	2.00	3.00	2.00	4.00	5.00	5.00
9	2.00	1.00	2.00	2.00	2.00	2.00	4.00	5.00	4.00
10	1.00	2.00	2.00	1.00	2.00	2.00	4.00	5.00	5.00
Somme des scores	16.00	15.00	16.00	21.00	19.00	17.00	45.00	47.00	46.00
(Somme des scores/N)	1.60	1.50	1.60	2.10	1.90	1.70	4.50	4.70	4.60

4.6 CONTRIBUTIONS

En utilisant l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS) appliqué à un mélange convolutif synthétique de deux signaux et aux mélanges réels de sons acoustiques respiratoires et de bruit ambiant, nous avons obtenu les meilleurs résultats par rapport à la méthode de la soustraction spectrale (SS) et la méthode d'annulation adaptative du bruit (ANC).

La séparation aveugle des sources (BSS) a été couramment appliquée aux signaux de parole et de musiques dans la littérature. Au meilleur de nos connaissances, l'utilisation de l'algorithme BSS pour le traitement du type de mélange réel du son respiratoire et du bruit ambiant n'ont pas été abordé dans la littérature. Ce qui nous fait dire que c'est la principale contribution de nos travaux. Les résultats des tests d'écoutes viennent consolider nos hypothèses de départ. Les tests d'écoute réalisés par les 10 participants s'est révélé concluant en comparaison aux résultats obtenus en traçant les spectrogrammes du débruitage des mélanges réels.

Notre étude prend en considération plusieurs aspects de la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoire. Il traite de l'acquisition des sons acoustiques respiratoires, de l'implantation et de l'évaluation des algorithmes utilisés. Les résultats de ces travaux nous ont permis de dire que l'algorithme de la séparation aveugle des sources (BSS) appliqué aux mélanges réels restitue mieux les sons respiratoires. Dans le cas du mélange additif synthétique de deux signaux et du mélange convolutif synthétique de deux signaux, l'évaluation a été faite en utilisant le SIR. Les sons respiratoires restitués présentés par leurs spectrogrammes montrent une restitution du son respiratoire contenant peu du bruit. Pour ce qui est du type de mélange additif synthétique d'un seul signal, la méthode du filtrage adaptatif (ANC) donne les résultats satisfaisant par rapport la soustraction spectrale à deux canaux et une seule bande (DC_SB_SS) et la soustraction spectrale à deux canaux et $M = 4$ bandes de fréquence (DC_MB_SS). La méthodes BSS donne de meilleurs résultats en termes de SIR avec les mélanges convolutifs synthétiques qu'avec des mélanges additifs synthétiques.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Pour la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques, plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature. Une bonne amélioration du signal rime avec une bonne connaissance des différentes méthodes et les algorithmes de leurs implantations. La liste des méthodes détaillés dans ce document n'est pas exhaustive, car le vaste domaine de l'amélioration des sons acoustiques contient une multitude de techniques de traitement et d'évaluation. Les quelques méthodes détaillées dans ce document font partis des techniques les plus documentées à ce jour dans la littérature. Bien que faisant partie des méthodes les plus documentées, il reste encore des ajustements à apporter en vue d'une restitution efficace du son acoustique d'intérêt.

Malgré les améliorations apportées à ces différentes techniques, il n'y a pas une méthode de réduction du bruit qui est désignée à ce jour comme étant la meilleure méthode pour la réduction du bruit de façon générale. Chaque méthode à ces avantages et ces insuffisances. Les différentes méthodes réussissent à supprimer le bruit ambiant, l'une mieux par rapport à l'autre, dépendamment du type de mélange et de la nature du bruit. Après évaluation des algorithmes appliqués au débruitage du son acoustique respiratoire, on constate la présence d'un bruit résiduel de faible niveau ou à un taux plus important en fonction de la méthode appliquée.

La méthode la plus performante dans le cas de la réduction du bruit ambiant dans les sons acoustiques respiratoires dans le but de leur analyse par un médecin ou pour des systèmes de reconnaissance/classification automatique qui fait l'objet de notre étude, est sans doute la technique de la séparation aveugle des sources (BSS). Elle arrive à réduire au maximum le bruit ambiant tout en permettant d'écouter les sons respiratoires de façon adéquate (moins de distorsion). Cette conclusion est justifiée par les différentes résultats des tests d'écoutes et nous pouvons également le voir sur le spectrogramme des étapes du traitement de ces mélanges dans les figures 4.14, 4.15, et 4.16. C'est la méthode la plus

performante vu le fait que le mélange du son respiratoire et du bruit dans la vie réelle est plus proche du modèle de mélange convolutif que du modèle de mélange additif.

Notre étude présente plusieurs contributions en ce qui concerne la réduction du bruit dans les sons acoustiques respiratoires, soit pour une analyse par un médecin dans le diagnostic des maladies respiratoires ou pour la reconnaissance/classification automatique des sons respiratoires dans une base de données. Une évaluation par rapport signal-sur-interférence (SIR) a également été réalisée pour les signaux convolutifs synthétiques, ce qui à notre connaissance n'a pas été réalisé dans des travaux antérieurs. Une des limites de notre étude est qu'elle n'englobe pas les méthodes à une voie de réduction du bruit dans les sons acoustiques. Comme par exemple la méthode de la transformée d'ondelette, néanmoins elle nous a permis de montrer l'efficacité de la BSS pour le mélange réel qui est le type de mélange présent dans la vie réelle.

Comme perspective future, il sera intéressant d'inclure dans cette étude la méthode des ondelettes pour la réduction du bruit ambiant dans les sons respiratoires. Nous proposons également, pour la suite des travaux, la mise en application matérielle des algorithmes des différents méthodes abordées dans ce document pour avoir une idée des ressources nécessaire à leurs fonctionnements et la mesure des performances des techniques de réduction de bruit grâce à un système de reconnaissance/classification automatique des sons respiratoires.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Al-Qaisi, A., Woo, W. L., & Dlay, S. s. (2008). Novel statistical approach to blind recovery of earth signal and source wavelet using independent component analysis. *4*, pp 231-240. <https://doi.org/10.3997/2214-4609-pdb.1.P224>
- Bahoura, M. (2017a). FPGA implementation of multi-band spectral subtraction method for speech enhancement. *2017 IEEE 60th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, pp 1442-1445. <https://doi.org/10.1109/mwscas.2017.8053204>
- Bahoura, M. (2017b). Pipelined Architecture of Multi-Band Spectral Subtraction Algorithm for Speech Enhancement. *Electronics*, *6*(4), p. 73. <https://doi.org/10.3390/electronics6040073>
- Bahoura, M. (2019). Efficient FPGA-Based Architecture of the Overlap-Add Method for Short-Time Fourier Analysis/Synthesis. *Electronics*, *8*(12), p. 1533. <https://doi.org/10.3390/electronics8121533>
- Bahoura, M., & Ezzaidi, H. (2011). FPGA-Implementation of Parallel and Sequential Architectures for Adaptive Noise Cancelation. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, *30*(6), pp 1521-1548. <https://doi.org/10.1007/s00034-011-9310-0>
- Bahoura, M., & Ezzaidi, H. (2012). Implementation of Spectral Subtraction Method on FPGA using High-Level Programming Tool. *2012 24th International Conference on Microelectronics (ICM)*, pp 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICM.2012.6471434>
- Bahoura, M., & Ezzaidi, H. (2018). Hardware Implementation of the Dual-Channel Spectral Subtraction Method for Lung Sounds Denoising. *2018 IEEE 61st International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, pp 516-519. <https://doi.org/10.1109/mwscas.2018.8624069>
- Belley, L.-P. (2008). *Séparation de sources aveugle utilisant la transformée en ondelettes continues, Mémoire de maîtrise, École de technologie supérieure, Canada* <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/93>

- Berouti, M., Schwartz, R., & Makhoul, J. (1979). Enhancement of speech corrupted by acoustic noise. *ICASSP '79. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, pp 208-211. <https://doi.org/10.1109/icassp.1979.1170788>
- Bingham, E., & Hyvärinen, A. (2000). A Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis of Complex Valued Signals. *International journal of neural systems*, 10, pp 1-8. <https://doi.org/10.1142/S0129065700000028>
- Boll, S. (1979). Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 27(2), pp 113-120. <https://doi.org/10.1109/TASSP.1979.1163209>
- Bose, T., Meyer, F., & Chen, M.-Q. (2004). *Digital signal and image processing*. http://www.cse.dmu.ac.uk/Courses/GradCourses/digital_signal.pdf
- Cardoso, J. F., & Laheld, B. H. (1996). Equivariant adaptive source separation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 44(12), pp 3017-3030. <https://doi.org/10.1109/78.553476>
- Cardoso, J. F., & Souloumiac, A. (1994). Blind Beamforming for non Gaussian Signals. *Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F*, 140, pp 362-370. <https://doi.org/10.1049/ip-f-2.1993.0054>
- CEI. (2017). Oscillations, signals et dispositifs en rapport/Bruit et interferences. *ISO 60050 Vocabulaire électrotechnique international*. <https://www.electropedia.org/iev/iev.nsf/display?openform&ievref=702-08-63>
- Chang, G.-C. (2016). A comparative analysis of various respiratory sound denoising methods. *Conférence internationale 2016 sur l'apprentissage automatique et la cybernétique (ICMLC)*. pp 514-518. <https://doi.org/10.1109/ICMLC.2016.7872940>
- Chang, G. C., & Lai, Y. F. (2010,). Performance evaluation and enhancement of lung sound recognition system in two real noisy environments. *Computer methods and programs in biomedicine. Comput Methods Programs Biomed*, 97(2), pp 141-150. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2009.06.002>

- Chen, J., Vandewalle, J., Sansen, W., Vantrappen, G., & Janssens, J. (1989). Adaptive method for cancellation of respiratory artefact in electrogastric measurements. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 27(1), pp 57-63. <https://doi.org/10.1007/BF02442170>
- De Lathauwer, L., De Moor, B., & Vandewalle, J. (2000). Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation. *IEEE Trans Biomed Eng*, 47(5), pp 567-572. <https://doi.org/10.1109/10.841326>
- Emmanouilidou, D., McCollum, E. D., Park, D. E., & Elhilali, M. (2015). Adaptive Noise Suppression of Pediatric Lung Auscultations With Real Applications to Noisy Clinical Settings in Developing Countries. *IEEE Trans Biomed Eng*, 62(9), pp 2279-2288. <https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2422698>
- Fei, M., Yixuan, W., Shi, Y., Cai, M., Liman, Y., & Dongkai, S. (2018). A new type of wavelet de-noising algorithm for lung sound signals. pp 2544-2548. <https://doi.org/10.1109/BIBM.2018.8621442>
- Gelle, G., Colas, M., & Serviere, C. (2003). Blind source separation: A new pre-processing tool for rotating machines monitoring? *IEEE T. Instrumentation and Measurement*, 52, pp 790-795. <https://doi.org/10.1109/TIM.2003.814356>
- Ghanbari, Y., Karami-Mollaei, M., & Amelifard, B. (2004). Improved multi-band spectral subtraction method for speech enhancement. *Proc. 6th IASTED internat. conf. on signal image process*, pp 225-230. https://www.researchgate.net/publication/228609880_Improved_multi-band_spectral_subtraction_method_for_speech_enhancement
- Hyvärinen, A. (1999). Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis. *IEEE Trans Neural Netw*, 10(3), pp 626-634. <https://doi.org/10.1109/72.761722>
- Kamath, S., & Loizou, P. (2002,). A multi-band spectral subtraction method for enhancing speech corrupted by colored noise. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 4, pp 4164-4164. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2002.5745591>

- Kazemi, A., Boostani, R., & Sobhanmanesh, F. (2014). Audio visual speech source separation via improved context dependent association model. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2014(1), p. 47. <https://doi.org/10.1186/1687-6180-2014-47>
- Landge, K., Kidambi, B., Singal, A., & Basha M, D. (2018). Electronic stethoscopes: Brief review of clinical utility, evidence, and future implications. *Journal of the Practice of Cardiovascular Sciences*, 4, p. 65. https://doi.org/10.4103/jpcs.jpcs_47_18
- Leng, S., Tan, R. S., Chai, K. T., Wang, C., Ghista, D., & Zhong, L. (2015). The electronic stethoscope. *Biomedical Engineering Online*, 14, p. 66. <https://doi.org/10.1186/s12938-015-0056-y>
- Lin, L., Wenhao, X., Qingyang, H., Feng, T., & Jinzhun, W. (2016). Adaptive noise cancellation and classification of lung sounds under practical environment. *2016 10th IEEE International Conference on Anti-counterfeiting, Security, and Identification (ASID)*, pp 39-42. <https://doi.org/10.1109/ICASID.2016.7873913>
- Loizou, P. C. (2011). Speech Quality Assessment. In W. Lin, D. Tao, J. Kacprzyk, Z. Li, E. Izquierdo, & H. Wang (Eds.), *Multimedia Analysis, Processing and Communications* (pp. 623-654). https://doi.org/10.1007/978-3-642-19551-8_23
- Lu, B.-Y., Hsueh, M.-L., & Wu, H.-D. (2017). Reducing the Ambulance Siren Noise for Distant Auscultation of the Lung Sound. *Acoustics Australia*, 45(2), pp 381-387. <https://doi.org/10.1007/s40857-017-0109-4>
- Miguel, G. (1997). Prototype de Système de Reconnaissance de Parole par Réseau de Neurones Utilisant une Analyse par Démodulation, *Mémoire de maîtrise Université du Québec à Chicoutimi. Canada*. p. 177. <https://doi.org/10.1522/1529121>
- Moulines, E., Duhamel, P., Cardoso, J. F., & Mayrargue, S. (1995). Subspace method for the blind identification of multichannel FIR filters. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 43, pp 516-525. <https://doi.org/10.1109/78.348133>

- Nelson, G. (2015). *Stethoscope Design for Auscultation in High Noise Environments* [These de doctorat, University of Minnesota, USA]. Digital Conservancy. <https://hdl.handle.net/11299/183345>
- Nion, D. (2007). *Méthodes PARAFAC généralisées pour l'extraction aveugle de sources. Application aux systèmes DS-CDMA*. [Thèse de doctorat, Université de Cergy-Pontoise, France]. http://dimitri.nion.free.fr/Publications/PhD/Nion_PhD.pdf
- Nion, D., Mokios, K. N., Sidiropoulos, N. D., & Potamianos, A. (2010). Batch and Adaptive PARAFAC-Based Blind Separation of Convolutional Speech Mixtures. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 18(6), pp 1193-1207. <https://doi.org/10.1109/tasl.2009.2031694>
- Oukherfellah, M., & Bahoura, M. (2014). FPGA implementation of voice activity detector for efficient speech enhancement. *2014 IEEE 12th International New Circuits and Systems Conference (NEWCAS)*, pp 301-304. <https://doi.org/10.1109/newcas.2014.6934042>
- Ramli, D. A., Shiong, Y. H., & Hassan, N. (2020). Blind Source Separation (BSS) of Mixed Maternal and Fetal Electrocardiogram (ECG) Signal: A comparative Study. *Procedia Computer Science*, 176, pp 582-591. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.08.060>
- Reju, V. G. (2022). *Convolutional BSS*. Retrieved 24 août 2022 from <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/47069-convolutional-bss>
- Reju, V. G., Soo Ngee, K., & Ing Yann, S. (2010). Underdetermined Convolutional Blind Source Separation via Time-Frequency Masking. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 18(1), pp 101-116. <https://doi.org/10.1109/tasl.2009.2024380>
- Ribeiro, F., Florêncio, D., Zhang, C., & Seltzer, M. (2011). CROWDMOS: An approach for crowdsourcing mean opinion score studies. *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp 2416-2419. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2011.5946971>

- Roguin, A. (2006). Rene Theophile Hyacinthe Laënnec (1781-1826): the man behind the stethoscope. *Clinical Medicine & Research*, 4(3), pp 230-235. <https://doi.org/10.3121/cmr.4.3.230>
- Statistique Canada. (2020). *Tableau 13-10-0782-01 Décès, selon la cause, Chapitre X : Maladies de l'appareil respiratoire (J00 à J99)*. <https://www150.statcan.gc.ca/t1/tbl1/fr/tv.action?pid=1310078201>
- Suzuki, A., Sumi, C., Nakayama, K., & Mori, M. (1995). Real-time adaptive cancelling of ambient noise in lung sound measurement. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 33(5), pp 704-708. <https://doi.org/10.1007/BF02510790>
- The R.A.L.E. (2002). Lung Sounds Repository. *Canadian Medical Association Journal* (Respiratory Acoustics Laboratory Environment, Respiratory Care), p 1024. <http://www.rale.ca/Reference.htm>
- Udrea, R. M., Vizireanu, N., Ciochina, S., & Halunga, S. (2008). Nonlinear spectral subtraction method for colored noise reduction using multi-band Bark scale. *Signal Processing*, 88(5), pp 1299-1303. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2007.11.023>
- Widrow, B., Glover, J. R., McCool, J. M., Kaunitz, J., Williams, C. S., Hearn, R. H., Zeidler, J. R., Eugene, D., Jr., & Goodlin, R. C. (1975). Adaptive noise cancelling: Principles and applications. *Proceedings of the IEEE*, 63(12), pp 1692-1716. <https://doi.org/10.1109/proc.1975.10036>
- Zhang, S., Zhang, R., Chang, S., Liu, C., & Sha, X. (2019). A Low-Noise-Level Heart Sound System Based on Novel Thorax-Integration Head Design and Wavelet Denoising Algorithm. *Micromachines* (Basel), 10(12), p 885. <https://doi.org/10.3390/mi10120885>