



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Abbès Laghrou – Khenchela



THÈSE

Présentée à la
Faculté des Sciences et Technologies
Département de Génie Électrique

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE DOCTORAT (L.M.D.)

Présentée par :

LEBBOU Walid

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et Informatique Industrielle

Intitulée :

**Amélioration de la transmission des signaux de contrôle des drones
par réduction des interférences**

Soutenue le : 28 Juin 2026

Devant le jury composé de :

M. BOUOUDEN Sofiane	Professeur	Université Abbès Laghrou – Khenchela	Président
M. CHERGUI laid	Professeur	Université Abbès Laghrou – Khenchela	Directeur de thèse
M. ALOUANI Fouad	Professeur	Université Abbès Laghrou – Khenchela	Examineur
M. SAHOUR A. Elhakim	M.C.C.A	Université Abbès Laghrou – Khenchela	Examineur
M. KENANE Elhadi	Professeur	Université de M'Sila	Examineur
M. KHELIL Abdelatif	Professeur	Université d'El Oued	Examineur

Année universitaire : 2025 / 2026

À la mémoire de mes parents " Abdelmadjid & Zohra "

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier **Allah, le Tout-Puissant et le Miséricordieux**, pour la force, la patience et la persévérance qu'Il m'a accordées afin de mener à bien ce modeste travail.

Je souhaite exprimer ma profonde gratitude à **mon directeur de thèse, le Professeur Laid CHERGUI**, pour son accompagnement, ses encouragements constants et son soutien tout au long de ces années de recherche. Il m'a accordé une grande liberté scientifique tout en assurant un suivi rigoureux et bienveillant de mes travaux. Ses conseils avisés, sa disponibilité, sa vision académique et son humilité ont largement contribué à l'aboutissement de cette thèse. Je le remercie sincèrement pour la confiance qu'il m'a accordée et pour le temps précieux qu'il a consacré à l'encadrement de mes recherches.

Ces années de doctorat se sont écoulées en un clin d'œil. Je remercie chaleureusement **mes collègues du laboratoire SATIT**, ainsi que ceux du **département de Génie Electrique**, pour leur aide, leur soutien et l'environnement scientifique stimulant qu'ils ont su créer.

Mes remerciements vont également aux **membres du jury** pour l'honneur qu'ils me font en acceptant d'évaluer ce travail. Je remercie tout particulièrement **M. Bououden Sofiane**, professeur à l'université de khenchela pour avoir accepté de présider ce jury, ainsi que **M. Alouani Fouad** professeur à l'université de khenchela, **M. Sahour Abd Elhakim** Maitres de conférence classe A à l'université de khenchela, **M. KENANE Elhadi** professeur à l'université de M'Sila et **M. KHELIL Abdelatif** professeur à l'université d'El Oued pour avoir aimablement accepté d'examiner cette thèse et pour l'intérêt qu'ils ont porté à ce travail.

Enfin, je tiens à exprimer ma reconnaissance la plus sincère à **ma famille** pour son soutien indéfectible. Je remercie particulièrement **mon frère, mes sœurs** et l'ensemble de mes proches pour leurs encouragements constants.

Un remerciement tout particulier est adressé à **mon épouse**, pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de cette thèse, ainsi que pour son aide précieuse dans la prise en charge de notre fille **Amira**, notamment durant les périodes les plus difficiles. Je n'oublie pas non plus **mes amis**, qui ont toujours su m'encourager et me soutenir.

Liste des Figures

1.1	Le Global hawk.....	7
1.2	a) Le Predator- b) Le Eagle.....	8
1.3	a) Le Dragon Eye- b) Le Hovereye.....	8
1.4	Le PicoFlyer (ProxyFlyer)	9
1.5	Le dirigeable.....	10
1.6	La libellule artificiel.....	11
1.7	Schéma bloc d'un émetteur-récepteur OFDM.....	14
1.8	Schéma du lien de transmission en liaison montante pour véhicules aériens sans pilote	15
1.9	Modulation e quadrature de phase QPSK Avec quatre phases.....	18
1.10	Modulation 16-QAM	21
1.11	Intervalle de garde	22
1.12	Restauration d'orthogonalité par Préfixe Cyclique	23
1.13	Schéma du module de séparation du bruit impulsionnel électromagnétique à partir du signal sans fil OFDM.....	31
2.1	Bloc fonctionnel de base d'un filtre adaptatif.....	36
2.2	Structure typique d'un filtre adaptatif utilisant les signaux erreur d'entrée pour la mise à jour des coefficients du filtre.....	37
2.3	Filtre adaptative transversal à M coefficients.....	38
2.4	Block diagramme de représentation statistique du problème du filtrage.....	40
2.5	Relation d'interprétation géométrique entre la réponse désirée d'estimation du filtre à la sortie et l'estimation d'erreur.....	46
2.6	Filtre FIR pour étude filtre du Weiner.....	50
2.7	Modélisation inverse d'un canal utilisant un filtre adaptatif.....	65
2.8	Bloc diagramme d'identification d'un système adaptatif.....	67
2.9	Bloc diagramme de la suppression du bruit adaptatif.....	68
3.1	Classification des canaux à évanouissement	70
3.2	Modèle FWGN dans le domaine temporel.....	96

3.3	Implémentation du modèle de Jakes.....	98
3.4	Allocation de l'angle de décalage dans la méthode des sous rayons de puissance uniforme : exemple (M=2).....	102
3.5	Modèle de canal à évanouissement sélectif en fréquence base sur un TDL.....	105
3.6	Ajustement des coefficients par arrondi : une illustration.....	106
3.7	Ajustement des coefficients par interpolation : une illustration.....	107
4.1	Système proposé.....	112
4.2	Formes d'onde représentatives des trois bruits d'interférence haute tension considérés : Forme d'onde impulsionnelle sinusoïdale haute tension.....	117
4.3	Formes d'onde représentatives des trois bruits d'interférence haute tension considérés Forme d'onde d'une seule impulsion EFTP haute tension	117
4.4	Formes d'onde représentatives des trois bruits d'interférence haute tension considérés : Forme d'onde d'une seule impulsion de surtension haute tension.....	118
4.5	Convergence de MSE pour différents algorithmes CV-VSS-NLMS dans le système ANC proposé, pour : un canal à évanouissement plat et un canal Rayleigh Doppler pour UAV, la liaison de communication étant affectée par le bruit HVSP.....	119
4.6	Comportement de convergence de MSE pour différents algorithmes CV-VSS-NLMS dans le système ANC proposé, pour : un canal à évanouissement plat et un canal Rayleigh Doppler pour UAV, la liaison de communication étant affectée par le bruit EFTP.....	120
4.7	Convergence de la MSE pour différents algorithmes CV-VSS-NLMS dans le système ANC proposé, pour : un canal à évanouissement plat et un canal Rayleigh Doppler pour UAV, la liaison de communication étant affectée par le bruit SP.....	121
4.8	Convergence de (MSE) pour différents algorithmes CV-VSS-NLMS dans le système ANC proposé, pour : un canal à évanouissement plat et des liaisons de communication de type canal Rayleigh Doppler pour UAV, affectées par des sources de bruit simultanées.....	122
4.9	Profil de la fonction de coût à la sortie de l'algorithme CV-VSS-NLMS, avec un filtre adaptatif excité par un bruit HVSP et une liaison de communication affectée par un bruit HVSP.....	124
4.10	Profil de la fonction de coût à la sortie de l'algorithme CV-VSS-NLMS, avec un filtre adaptatif excité par un bruit EFTP et une liaison de communication affectée par un bruit HVSP	125

4.11	Profil de la fonction de coût à la sortie de l'algorithme CV-VSS-NLMS, avec un filtre adaptatif excité par un bruit SP et une liaison de communication affectée par un bruit HVSP	125
4.12	Interférence résiduelle dans la liaison de communication affectée par un bruit HVSP et traitée par l'algorithme CV-VSS-NLMS excité par un bruit HVSP.....	125
4.13	Interférence résiduelle dans la liaison de communication affectée par un bruit HVSP et traitée par l'algorithme CV-VSS-NLMS excité par un bruit EFTP...	126
4.14	Interférence résiduelle dans la liaison de communication affectée par un bruit HVSP et traitée par l'algorithme CV-VSS-NLMS excité par un bruit SP.....	126
4.15	Scénarios de liaison de communication Liaison de communication propre.....	126
4.16	Scénarios de liaison de communication Liaison de communication bruitée ...	127
4.17	Scénarios de liaison de communication Liaison de communication débruitée ..	127
4.18	Original image.....	127

Liste des Tableaux

Tableau 3.1. Types de modèles de perte de trajet IEEE 802.16d	74
Tableau 3.2. Paramètres des modèles de type A, B et C de la norme IEEE 802.16d.....	74
Tableau 3.3. Profil de retard de puissance : exemple (modèle piéton A de l'UIT-R).....	77
Tableau 3.4. Modèles de canal SUI pour les différents types de terrain.	108
Tableau 4.1. Paramètres de simulation [19].	116
Tableau 4.2. Paramètres de l'algorithme CV-VSS-NLMS.....	122
Tableau 4.3. Taux d'Erreur Binaire (BER) de la Méthode de Suppression du Bruit Proposée.....	128

Liste des Acronymes

UAV	Unmanned Aerial Vehicles
LOS	Line-of-sight
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
ISI	Inter-Symbol Interference
ICI	Inter-Carrier Interference
HVSP	High-Voltage Sinusoidal Pulses
EFTP	Electrical Fast Transient Pulses
SP	Surge Pulses
BER	Bit Error Rate
SAD	Symmetric Adaptive Decorrelation
LMS	Least Mean Square
CV-VSS- NLMS	Complex-Valued Variable Step-Size Normalized Least Mean Square algorithm
NLMS	Normalized Least Mean Square algorithm
MSE	Mean Square Error algorithm
LMS	Least Mean Square algorithm
EMI	Electromagnetic Interference
AWGN	Additive White Gaussian Noise
BPSK	Binary Phase Shift Keying
QPSK	Quadrature Phase Shift Keying
QAM	Quadrature Amplitude Modulation

SNR	Signal-to-Noise Ratio
EMP	Electromagnetic Pulses
EMC	Electromagnetic Compatibility
FFT	Fast Fourier Transform
IFFT	Inverse Fast Fourier Transform
AMC	Adaptive Modulation and Coding
MIMO	Multiple-Input Multiple-Output
Wi-Fi	Wireless Fidelity
LTE	Long Term Evolution
5G	Fifth Generation (Mobile Network)
PAPR	Peak-to-Average Power Ratio
dB	decibel
CCDF	Complementary Cumulative Distribution Function
P/S	Parallel / Series
S/P	Series / Parallel
CP	Cyclic Prefix
BSS	Blind Source Separation
FIR	Finite Impulse Response
IIR	Infinite Impulse Response
MMSE	Minimum Mean Square Error algorithm
RLS	Recursive Least Squares algorithm
SISO	Single-Input Single-Output

PDP	Power Delay Profile
ITU-R	International Telecommunication Union – Radiocommunication
RMS	Root Mean Square
NLOS	Non-Line-of-Sight
IEEE 802.11	International standard for wireless local area networks (WLAN/Wi-Fi).
PAS	Power Angular Spectrum
TDL	Tapped Delay Line

TABLE DES MATIERES

Remerciement

Liste des Figures

Liste des Tableaux

Liste des Acronymes

INTRODUCTION GENERALE 1

CHAPITRE I : Etat de l'art des Techniques de Réduction des Interférences dans le Chemin de Communication des Véhicules Aériens Sans Pilote Basé sur l'OFDM

1.1	Introduction.....	5
1.2	Véhicules aériens sans pilotes UAV	5
1.2.1	Définition.....	6
1.2.2	Classification des UAVs	6
1.2.2.1	Classification selon la taille	6
1.2.2.1.1	HALE (Haute Altitude Longue Endurance).....	7
1.2.2.1.2	MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance).....	7
1.2.2.1.3	Mini-drones	8
1.2.2.1.4	Micro-drones	8
1.2.2.2	Classification selon le mode de propulsion	9
1.2.2.2.1	Drones à voilures.....	9
1.2.2.2.2	Drones à voilures battantes	11
1.2.3	Applications des drones.....	11
1.3	Etat de l'art des techniques de réduction de bruit pour les drones	12
1.4	Systèmes de communication des drones basé sur l'OFDM.....	14
1.4.1	Principes de l'OFDM dans les systèmes de communication	15
1.4.2	Chaîne de l'émetteur d'un système OFDM	16
1.4.2.1	Mapping (Modulation numérique)	16
1.4.2.2	BPSK (Binary Phase Shift Keying).....	16
1.4.2.3	QPSK (Quadrature PSK)	17
1.4.2.4	Rapport de puissance de crête à moyenne (PAPR).....	19
1.4.2.5	QAM-16/64/256 (Quadrature Amplitude Modulation)	20
1.4.2.6	Modulateur IFFT (Inverse Fast Fourier Transform).....	22
1.4.2.7	L'intervalle de garde	22

1.4.2.8	Conversion Parallèle/Série (P/S) et Filtrage	24
1.4.3	Chaîne du Récepteur d'un système OFDM :	24
1.4.4	Modulation Multi-Porteuses OFDM	24
1.4.4.1	Robustesse aux trajets multiples et à la dispersion du délai	25
1.4.4.2	Égalisation simplifiée	25
1.4.4.3	Efficacité spectrale élevée.....	26
1.4.4.4	Souplesse d'allocation de ressources	26
1.4.4.5	Rapport de puissance de crête à moyenne (PAPR) élevé	26
1.4.4.6	Sensibilité aux décalages de fréquence.....	26
1.4.4.7	Sensibilité aux bruits impulsionnels	26
1.4.5	Utilisation de la modulation OFDM dans les communications des drones	27
1.4.5.1	Environnements de propagation difficiles	27
1.4.5.2	Exigence de haut débit et faible latence	27
1.4.5.3	Adaptabilité au canal	27
1.4.5.4	Compatibilité avec les standards	27
1.4.6	Bruits affectant le chemin de communication des drones	28
1.4.7	Les Différents types de bruits de communication des UAV's.....	28
1.4.7.1	Les interférences électromagnétiques externes	28
1.4.7.2	Décharges électrostatiques et aux phénomènes de commutation rapide ...	28
1.5	Les techniques de suppression des interférences dans les chemins de communication des drones	29
1.5.1	Méthodes de suppression par séparation de source	29
1.6	Conclusion	34

Chapitre II : Techniques de filtrages adaptatifs pour la suppression des interférences

2.1	Introduction	35
2.1.1	Filtrage adaptatif.....	35
2.1.2	Filtres transversaux adaptatifs	36
2.2	Filtrage linéaire optimal au sens de Wiener	39
2.3	Principe d'orthogonalité.....	41
2.3.1	Corollaire du principe d'orthogonalité	44
2.3.2	Interprétation géométrique du corollaire du principe d'orthogonalité	45
2.3.3	Erreur quadratique moyenne minimale	46
2.4	Équations de Wiener–Hopf	48
2.4.1	Solution des équations de Wiener–Hopf pour les filtres FIR	49

2.4.2	Formulation matricielle des équations de Wiener–Hopf.....	51
2.5	Surface de performance de l’erreur.....	53
2.5.1	Erreur quadratique moyenne minimale	55
2.5.2	Forme canonique de la surface de performance de l’erreur	57
2.6	Algorithmes de filtrage adaptatif LMS	59
2.6.1	Application du filtrage adaptatif basé sur LMS	64
2.6.2	Modélisation inverse adaptative	65
2.6.3	Identification adaptative de systèmes	66
2.6.4	Annulation adaptative du bruit	67
2.7	Conclusion	68

Chapitre III : Canaux de transmission pour les véhicules aériennes sans pilotes

3.1	Introduction.....	70
3.2	Évanouissement à grande échelle	70
3.2.1	Modèle général de perte de trajet	71
3.2.2	Modèle d’Okumura/Hata.....	72
3.2.3	Modèle IEEE 802.16d	73
3.3	Évanouissement à petite échelle (Small-Scale Fading)	76
3.3.1	Paramètres de l’évanouissement à petite échelle.....	76
3.3.2	Évanouissement dispersif temporel vs dispersif fréquentiel	78
3.3.2.1	Évanouissement dû à la dispersion temporelle : canal à évanouissement sélectif en fréquence.....	79
3.3.2.2	Évanouissement dû à la dispersion fréquentielle : canal à évanouissement sélectif dans le temps.....	81
3.4	Caractérisation statistique et génération d’un canal à évanouissement	83
3.4.1	Caractérisation statistique d’un canal à évanouissement.....	83
3.4.2	Génération des canaux d’affaiblissement.....	87
3.5	Modèles de canaux SISO.....	88
3.5.1	Modèles de canaux intérieurs	88
3.5.1.1	Modèles généraux de canaux intérieurs.....	88
3.5.1.2	Modèle de canal IEEE 802.11	90
3.5.1.3	Modèle de canal Saleh-Valenzuela (S-V)	91
3.5.1.4	Modèle de canal UWB.....	92
3.6	Modèles de canaux extérieurs	94

3.6.1	Modèle FWGN	95
3.6.1.1	Modèle de Clarke/Gans	95
3.6.1.2	Modèle FWGN modifié dans le domaine fréquentiel	95
3.6.1.3	Modèle FWGN dans le domaine temporel	96
3.6.2	Modèle de Jakes.....	97
3.6.3	Modèle basé sur les rayons.....	100
3.6.3.1	Méthode des sous-rayons à puissance uniforme.....	102
3.6.3.2	Méthode Laplacienne échantillonnée	103
3.6.4	Modèle de canal à évanouissement sélectif en fréquence	104
3.6.4.1	Modèle à ligne à retards échantillonnés (TDL)	104
3.6.4.2	Ajustement des taps	105
3.6.5	Modèle de canal SUI	107
3.7	Conclusion	108

Chapitre IV : Simulations et discussions

4.1	Introduction.....	110
4.2	Approche proposée	110
4.3	Simulation	114
4.4	Complexité de calcul.....	128
4.5	Conclusion	129
CONCLUSION GENERALE		131
BIBLIOGRAPHIQUE.....		133

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

Au cours des dernières années, l'évolution rapide de la technologie a permis aux véhicules aériens sans pilote (Unmanned Aerial Vehicles (UAV)), communément appelés drones, de devenir de plus en plus performants et moins coûteux, favorisant ainsi leur adoption et leur importance croissante dans la vie quotidienne [1], [2]. Grâce à ces avancées, les UAV se sont imposés comme des solutions essentielles dans un large éventail de domaines, notamment la recherche scientifique, la médecine, l'industrie, la surveillance environnementale, les technologies de communication ainsi que les applications de sécurité, tant civiles qu'industrielles [7]–[8].

Les drones peuvent être pilotés à distance par un opérateur humain (remote control), ou fonctionner de manière autonome grâce à des systèmes de calcul embarqués et des algorithmes de contrôle avancés [2]. Cependant, les performances de la liaison radio reliant l'UAV à la station terrestre, ou reliant plusieurs UAVs, sont fortement influencées par les caractéristiques du canal de propagation, notamment en raison de la mobilité élevée, des variations rapides du canal et des conditions de visibilité directe (line-of-sight) ou non [3]. Ces contraintes affectent directement la fiabilité de la transmission des signaux de contrôle, dont dépend la stabilité du pilotage, la précision des manœuvres et la sécurité des opérations. Les interférences et les perturbations du canal peuvent ainsi provoquer une dégradation des performances de commande, voire une perte temporaire de contrôle du drone. Par conséquent, garantir une transmission robuste et fiable des signaux de contrôle constitue aujourd'hui l'un des principaux défis des systèmes UAV [1], [3], [6].

Parmi les techniques de transmission utilisées dans les liaisons radio des systèmes UAV, la modulation multiporteuses orthogonale (Orthogonal Frequency Division Multiplexing (OFDM)) est largement adoptée en raison de sa vitesse de transmission élevée, de sa bonne efficacité spectrale et de sa capacité à atténuer les interférences inter-symboles (Inter-Symbol Interference (ISI)) et inter-porteuses (Inter-Carrier Interference (ICI)) [9]–[10]. Lorsqu'elle est utilisée pour la transmission des signaux de contrôle,

l'OFDM demeure toutefois sensible aux interférences impulsionnelles provenant de diverses sources, telles que les processus de commutation dans les réseaux électriques, le bruit d'allumage généré par les véhicules en circulation, ainsi que d'autres systèmes opérant dans la même bande de fréquences [11]-[12]. Par ailleurs, les systèmes OFDM peuvent tolérer des interférences impulsionnelles modérées et peu fréquentes, celles-ci étant réparties sur plusieurs sous-porteuses d'un symbole OFDM. En revanche, lorsque ces interférences se produisent de manière fréquente ou avec une puissance élevée, elles dégradent significativement les performances du système [13], [14], ce qui rend nécessaire le recours à des techniques efficaces d'atténuation des interférences [15], [16].

Dans la littérature, plusieurs travaux se sont concentrés sur l'analyse du bruit affectant les liaisons radio des UAV, en utilisant des impulsions électromagnétiques uniques, telles que des impulsions gaussiennes ou des impulsions à onde carrée [17]–[18]. La fiabilité des liaisons de communication avec les UAV dans des environnements électromagnétiques complexes a été abordée pour la première fois dans [19], où des fonctions analytiques ont été établies pour des bruits typiques, notamment les impulsions sinusoïdales haute tension (High-Voltage Sinusoidal Pulses (HVSP)), les impulsions transitoires électriques rapides (Electrical Fast Transient Pulses (EFTP)) et les impulsions de surtension (Surge Pulses (SP)). Il convient de noter que le travail présenté dans [19] est le premier à avoir considéré l'intégration des méthodes de modulation et de démodulation UAV basées sur les principes de l'OFDM avec les interférences dues aux impulsions électromagnétiques ainsi que leur suppression. Cette approche, qui repose sur une technique de séparation de sources intégrant une architecture à double antenne associée à des méthodes de suppression du bruit fondées sur l'OFDM, a démontré de bonnes performances dans l'atténuation du bruit électromagnétique affectant les liaisons de communication avec UAV, conduisant à une amélioration de la fiabilité de la transmission et à une réduction du taux d'erreur binaire (Bit Error Rate (BER)). Cependant, cette méthode présente une complexité de calcul élevée, principalement due au calcul de la matrice de covariance requis lors de l'étape de blanchiment (whitening). Ce processus de

blanchiment, visant à supprimer les corrélations entre les signaux observés, précède la séparation itérative du signal utile du bruit électromagnétique et facilite l'extraction des composantes indépendantes. Bien que le blanchiment améliore significativement la convergence de l'algorithme, il contribue également de manière importante à la complexité globale de la technique. Par conséquent, cette approche n'est pas adaptée aux applications en temps réel, car elle fonctionne sur des blocs de données plutôt que sur un traitement continu du signal.

Par ailleurs, plusieurs autres techniques de séparation de sources ont été proposées dans la littérature, telles que l'algorithme de décorrélation adaptative symétrique (Symmetric Adaptive Decorrelation (SAD)) basé sur le critère des moindres carrés moyens (LMS), présenté dans [20], qui permet de distinguer efficacement le signal du bruit. De plus, des avancées récentes incluent la proposition de structures d'algorithmes adaptatifs bidirectionnels à pas variable et à deux canaux, destinées à l'amélioration de la parole dans des scénarios caractérisés par des observations bruitées fortement corrélées [21].

Dans cette thèse, nous proposons une nouvelle approche visant à atténuer les interférences impulsionnelles affectant les signaux de contrôle des UAV transmis au moyen d'une liaison OFDM. La contribution principale de cette approche réside dans l'introduction d'un algorithme LMS normalisé à pas variable et à valeurs complexes (Complex-Valued Variable Step-Size Normalized LMS – CV-VSS-NLMS), spécifiquement développé pour l'annulation du bruit en temps réel, échantillon par échantillon, et dédié au filtrage adaptatif de signaux complexes de contrôle. Contrairement aux algorithmes VSS-LMS à valeurs réelles existants, qui nécessitent un filtrage séparé des parties réelle et imaginaire du signal et conduisent ainsi à une convergence du MSE moins performante, l'algorithme proposé traite directement les signaux complexes, améliorant significativement la convergence et les performances.

L'approche proposée s'appuie sur les principes existants du filtrage adaptatif basés sur le LMS, tout en intégrant des concepts issus de travaux antérieurs sur la suppression des impulsions électromagnétiques. Afin d'assurer une suppression du bruit efficace,

légère et compatible avec un fonctionnement en temps réel dans les liaisons de contrôle UAV basées sur l'OFDM, nous introduisons une combinaison de l'algorithme CV-VSS-NLMS proposé avec une architecture à antenne unique soigneusement conçue. Contrairement aux méthodes classiques de séparation aveugle de sources, qui reposent sur de multiples calculs matriciels et un traitement par blocs, cette approche permet de réduire la complexité de calcul tout en maintenant des performances élevées [22].

Cette thèse est structurée en quatre chapitres principaux, suivis d'une conclusion générale. Le Chapitre 1 présente un état de l'art approfondi des techniques de réduction des interférences affectant les liaisons de contrôle des véhicules aériens sans pilote (UAV) basées sur la modulation OFDM. Il analyse les principales sources d'interférences, les contraintes propres aux liaisons radio aériennes, ainsi que les solutions existantes proposées dans la littérature pour l'atténuation de ces perturbations. Le Chapitre 2 est dédié à l'étude des techniques de filtrage adaptatif pour la suppression des interférences. Les fondements théoriques du filtrage adaptatif y sont exposés, suivis d'une présentation comparative des algorithmes classiques et avancés, en mettant l'accent sur leur capacité à traiter des signaux complexes en temps réel et sur leur applicabilité au traitement des signaux de contrôle des UAV. Le Chapitre 3 traite des modèles de canaux de transmission spécifiques aux véhicules aériens sans pilote. Ce chapitre décrit les caractéristiques des canaux UAV, les phénomènes de propagation dominants, ainsi que leur impact sur la transmission fiable des signaux de contrôle utilisant la modulation OFDM, notamment en présence d'interférences et de bruit impulsif. Le Chapitre 4 est consacré au développement, à l'implémentation et à l'évaluation d'un système annulateur de bruit adaptatif basé sur l'algorithme CV-VSS-NLMS à antenne unique. Son intégration dans une chaîne de transmission des signaux de contrôle basée sur l'OFDM, ainsi que l'analyse et la discussion des résultats de simulation afin de démontrer l'efficacité et la robustesse de l'approche proposée face aux interférences impulsionnelles. Enfin, la thèse se conclut par une conclusion générale qui synthétise les principales contributions scientifiques de ce travail, met en évidence ses limites et ouvre des perspectives pour des recherches futures.

CHAPITRE I

**Etat de l'art des Techniques de Réduction des
Interférences dans le Chemin de Communication
des Véhicules Aériens Sans Pilote Basé sur
l'OFDM**

1.1 Introduction

Les véhicules aériens sans pilote (UAV – *Unmanned Aerial Vehicles*), connaissent un essor considérable dans de nombreux domaines civils et militaires, tels que la surveillance, la cartographie, les télécommunications, la logistique et les missions de sécurité [23]. Le bon fonctionnement de ces systèmes repose de manière critique sur la fiabilité et la robustesse de leur chemin de communication, qui assure l'échange des données et de transmission d'informations utiles entre l'UAV et la station sol. Parmi les techniques de transmission numérique modernes, la modulation OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) s'est imposée comme une solution privilégiée pour les communications UAV [24]

Malgré ses avantages, l'OFDM demeure particulièrement sensible aux interférences, qu'elles soient intentionnelles ou non. Dans le contexte des UAV, ces interférences peuvent provenir de multiples sources, telles que le bruit électromagnétique, les effets de mobilité élevée (Doppler) [25-26]. Ces perturbations peuvent entraîner une perte d'orthogonalité provoquant des interférences, une dégradation significative du taux d'erreur binaire, voire une rupture complète du lien de communication. Face à ces défis, de nombreuses techniques de réduction des interférences ont été proposées dans la littérature. Dans ce contexte, ce chapitre s'inscrit dans une démarche d'état de l'art des techniques de réduction des interférences dans le chemin de communication des véhicules aériens sans pilote basés sur l'OFDM [27-28].

1.2 Véhicules aériens sans pilotes UAV

Les drones sont des engins volants capables de transporter des caméras, des capteurs, des équipements de communications ou d'autres dispositifs. Ils sont utilisés pour réaliser des missions de reconnaissances, de recherche d'informations ou des opérations de combat.

1.2.1 Définition

Un drone (ou UAV : Unmanned Aerial Vehicle, ou UAS : Unmanned Aerial System) est un aéronef sans pilote, quelle que soit sa taille, sa forme, sa fonction ou ses caractéristiques [29], [30]. Selon la définition anglo-saxonne, il s'agit d'un aéronef piloté à distance, ce qui implique qu'un drone :

- N'est pas totalement autonome, bien qu'un fonctionnement entièrement autonome soit possible ;
- Peut transporter des charges ou des passagers dans certains systèmes de drones.

Un drone fait généralement partie d'un système, comprenant :

- Un ou plusieurs vecteurs aériens équipés de capteurs ;
- Une ou plusieurs stations au sol pour le contrôle et la collecte des données ;
- Des liaisons radioélectriques entre le vecteur aérien et les stations au sol.

Le terme « drone » désigne le plus souvent uniquement le vecteur aérien. Les premiers drones de loisir sont apparus dans les années 2010, portés par l'essor des caméras sportives (*Action Cam*) permettant de filmer et photographier des exploits depuis les airs [31].

1.2.2 Classification des UAVs

Il est très difficile de faire la classification des drones car il existe plusieurs critères qu'il faut respecter pour distinguer les différents types des drones. Ces véhicules peuvent être classifiés selon : l'altitude de croisière, les missions, système de contrôle, la taille, etc.

1.2.2.1 Classification selon la taille

Dans cette échelle on peut distinguer quatre types : MALF, HALF, les minis drones et les micros drones [32], [33].

1.2.2.1.1 HALE (Haute Altitude Longue Endurance)

Ce sont les drones de grande taille, le plus souvent à voilure fixe. Ils sont capables de rester très longtemps en vol et de collecter des informations sur des très longues périodes (12 à 48). Tels que le Global Hawk (Northrop Grumman) illustré sur Figure 1.4 de la taille d'un avion de ligne et volant à des altitudes pouvant atteindre 20 km pour un rayon d'action de plusieurs milliers de kilomètres.



Figure 1.1 Le Global hawk [34]

1.2.2.1.2 MALE (Moyenne Altitude Longue Endurance)

Ils sont utilisés pour des vols de longues durées à moyenne altitude opérationnelle, ayant une grande autonomie. Tels que le Eagle 1 (EADS) illustré sur Figure 1.2 b) ou le Predator (comme le montre Figure 1.2 a), d'envergure de l'ordre d'une dizaine de mètres et volant à des altitudes comprises entre 5 km et 12 km pour un rayon d'action allant jusqu'à 1000 km.



Figure 1.2. a) Le Predator. b) Le Eagle [34]

1.2.2.1.3 Mini-drones

Ce sont des drones plutôt légers et de taille réduite (jusqu'à quelques kilogrammes et d'une envergure jusqu'à 1 à 2 mètres) facilitant la mise en œuvre d'une autonomie relativement faible (de 10 à 30 minutes) et généralement utilisés pour l'observation de zones difficiles d'accès. Tels que le Hovereye (Bertin Technologies) illustré sur Figure 1.3 b) ou le Dragon Eye (AeroVironment) illustré sur Figure 1.3 a) dont la dimension maximale n'excède pas le mètre.



Figure 1.3. a) Le Dragon Eye b) Le Hovereye [34]

1.2.2.1.4 Micro-drones

Ce sont des drones ayant des tailles variant du centimètre à quelques dizaines de centimètres. Généralement propulsés électriquement. Ainsi, ils permettent de faire des vols à l'intérieur. Tels que le PicoFlyer (Proxy flyer) illustré sur Figure 1.4 dont la dimension maximale n'excède pas 15 cm.



Figure 1.4. Le PicoFlyer (ProxyFlyer) [34]

1.2.2.2 Classification selon le mode de propulsion

Ce critère donne une autre possibilité de classification des drones, donc elle nous donne en générale trois structures [35],[36].

1.2.2.2.1 Drones à voilures

Les drones à ailes fixes peuvent être plus lourds que l'air (type avion) ou plus légers que l'air (type dirigeable). Les dirigeables, volumineux et lents, sont sensibles au vent mais offrent une bonne stabilité et de faibles vibrations mécaniques [36].



Figure 1.5. Le dirigeable [34]

1.2.2.2 Drones à voilures battantes

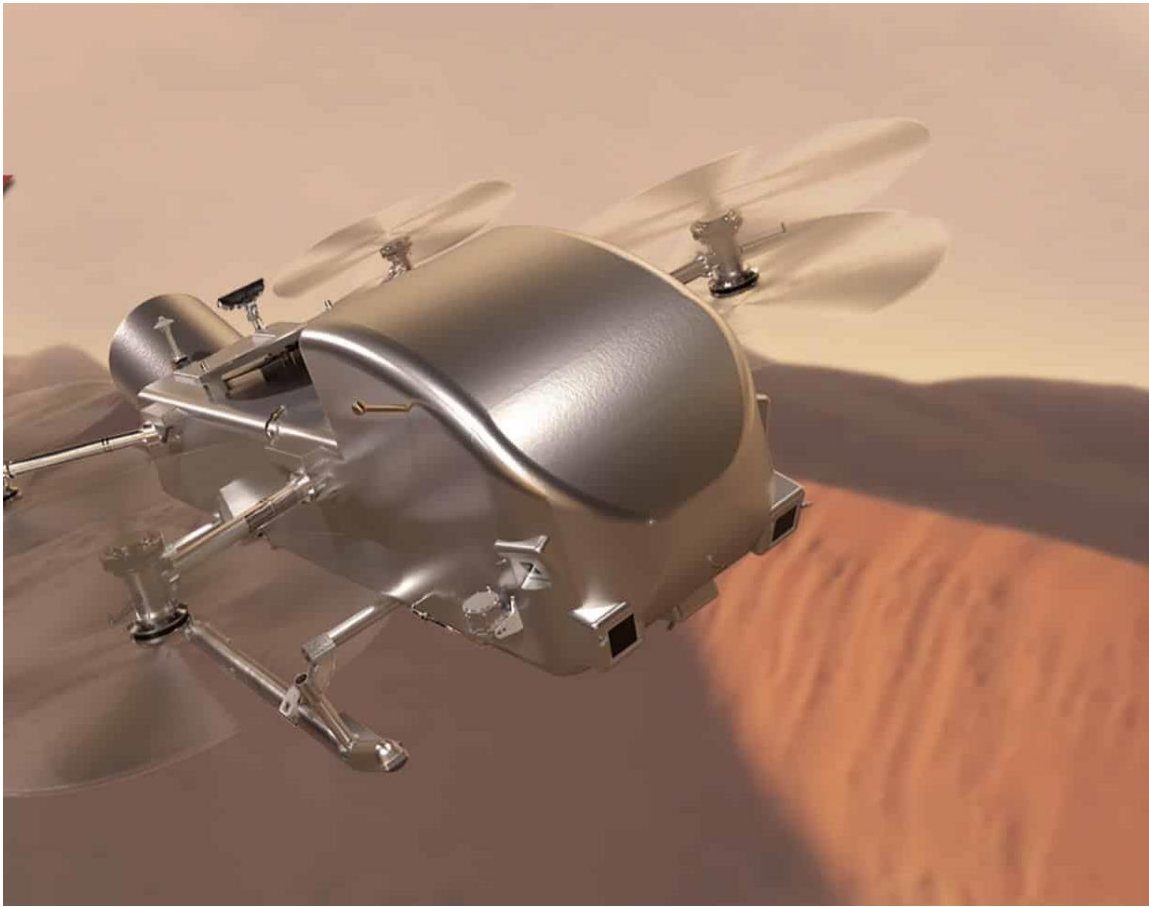


Figure 1.6. La libellule artificielle

Les ailes battantes, inspirées du vol des oiseaux et insectes, servent de propulsion pour les mini et micro-aéronefs. En France, le laboratoire Femto et la société Silmach développent une libellule artificielle d'environ 100 grammes comme il est illustré sur Figure 1.6.

1.2.3 Applications des drones

Les applications de drones couvrent un large éventail d'applications civiles et militaires. Les drones peuvent effectuer des missions à l'intérieur et à l'extérieur dans des environnements très difficiles. Les drones peuvent être équipés de divers capteurs et caméras pour faire du renseignement, de la surveillance et missions de reconnaissance. Les applications des drones peuvent être catégorisées de différentes façons. Il peut être basé

sur le type de missions (militaires / civiles), le type de zones de vol (extérieur / intérieur), et le type des environnements (sous-marins / sur l'eau / sol / air / espace) [37], [38]. Les drones peuvent être utilisés pour la planification radio et les tests de ligne de visée, où la ligne de vue fait référence à un chemin dégagé entre deux antennes. Par exemple, cette technologie peut identifier et éviter les obstacles qui réduisent la qualité des signaux radio, tels que les arbres, les bâtiments et les sommets des montagnes. Ces informations peuvent ensuite être utilisées pour déterminer l'emplacement et la hauteur idéale de l'antenne [39] [40].

1.3 Etat de l'art des techniques de réduction de bruit pour les drones

Les véhicules aériens sans pilote (UAV) jouent un rôle majeur dans de nombreuses applications civiles et militaires, où la fiabilité des liaisons de communication air-sol et air-air est essentielle. Ces liaisons sans fil sont particulièrement sensibles aux perturbations électromagnétiques. Contrairement aux systèmes terrestres, les UAV évoluent souvent dans des environnements électromagnétiques complexes, marqués par la présence simultanée de bruits continus, impulsionnels et d'interférences électromagnétiques (EMI), qui peuvent influencer sur le chemin de communication. Les premières études sur le bruit électromagnétique en communications, initiées dans les années 1970 avec les modèles statistiques de Middleton, ont mis en évidence les limites du bruit gaussien additif (AWGN) dans les environnements impulsionnels et non stationnaires [41]. Ces travaux de recherche ont confirmé que ces bruits entraînent une dégradation notable des performances, se traduisant notamment par une augmentation du taux d'erreur binaire (BER), en particulier pour les modulations cohérentes telles que la BPSK et la QPSK [42-43]. Avec l'essor des UAV, les interférences électromagnétiques (EMI) sont devenues un enjeu majeur. Ces interférences se couplent aux antennes et aux circuits radiofréquence, provoquant une dégradation du rapport signal-sur-bruit (SNR), dans les cas les plus critiques, une rupture du lien de communication [44]. Des études récentes ont permis d'évaluer l'impact des interférences électromagnétiques sur les liaisons de communication des UAV. En particulier, les travaux de Zhang *et al.* ont montré que les EMI continues

entraînent une augmentation notable du taux d'erreur binaire (BER) [45]. En complément des interférences électromagnétiques continues, les impulsions électromagnétiques (EMP) représentent une perturbation majeure pour les systèmes de communication. Les normes internationales et les travaux en compatibilité électromagnétique (EMC) distinguent plusieurs types d'EMP, notamment les impulsions rapides, les impulsions sinusoïdales amorties et les impulsions exponentielles [46], [47].

Dans le domaine des communications UAV, Jia *et al.* ont réalisé l'une des premières analyses systématiques de l'impact des impulsions électromagnétiques. En étudiant différents modèles d'EMP appliqués à un système de communication BPSK, ils ont montré que ces perturbations peuvent entraîner une forte augmentation du taux d'erreur binaire (BER), [48]. Ces résultats soulignent l'importance d'intégrer explicitement les effets des EMP dans la conception des systèmes de communication UAV. Des travaux récents ont étendu l'analyse aux environnements électromagnétiques sévèrement perturbés, intégrant à la fois des EMI continues et impulsionnelles. Zhang et Zhou ont proposé une revue approfondie des effets des interférences électromagnétiques fortes sur les UAV [49]. Leur étude met en évidence le manque d'approches intégrées combinant compatibilité électromagnétique et le traitement du signal. Des modèles plus récents ont été développés pour quantifier l'impact des interférences électromagnétiques sur les liaisons de données des UAV. Ces approches permettent d'estimer la dégradation du BER et le risque de perte de lien [50]. L'état de l'art révèle plusieurs lacunes importantes, peu de modèles de canal ciblent spécifiquement les UAV dans des environnements électromagnétiques complexes, les effets combinés des EMI continues et des EMP impulsionnelles restent peu explorés, et les techniques d'atténuation existantes sont rarement adaptées aux contraintes temps réel [51]. Ces limites soulignent la nécessité de recherches approfondies pour modéliser, analyser et réduire l'impact des perturbations électromagnétiques sur les communications UAV [52].

1.4 Systèmes de communication des drones basé sur l'OFDM

Les communications OFDM utilisées dans les drones offrent un débit élevé ainsi qu'une grande robustesse face aux perturbations, des caractéristiques essentielles pour faire face à la forte mobilité et aux variations rapides du canal dans les liaisons aériennes [53]. Le principe de l'OFDM repose sur la modulation parallèle des données sur des sous-porteuses orthogonales, permettant un recouvrement spectral sans interférences et une meilleure efficacité spectrale [54]. Son implémentation pratique dans les systèmes de communication des drones est facilitée par l'utilisation de la transformée de Fourier rapide (FFT/IFFT). Dans les réseaux de drones, les performances de l'OFDM sont davantage améliorées par sa combinaison avec des techniques avancées telles que le MIMO, l'adaptation de la modulation et du codage (AMC) ainsi que l'estimation dynamique du canal [55].

Afin d'illustrer le fonctionnement de cette chaîne de transmission, le schéma bloc émetteur-récepteur basé sur l'OFDM est présenté à la figure 1.7.

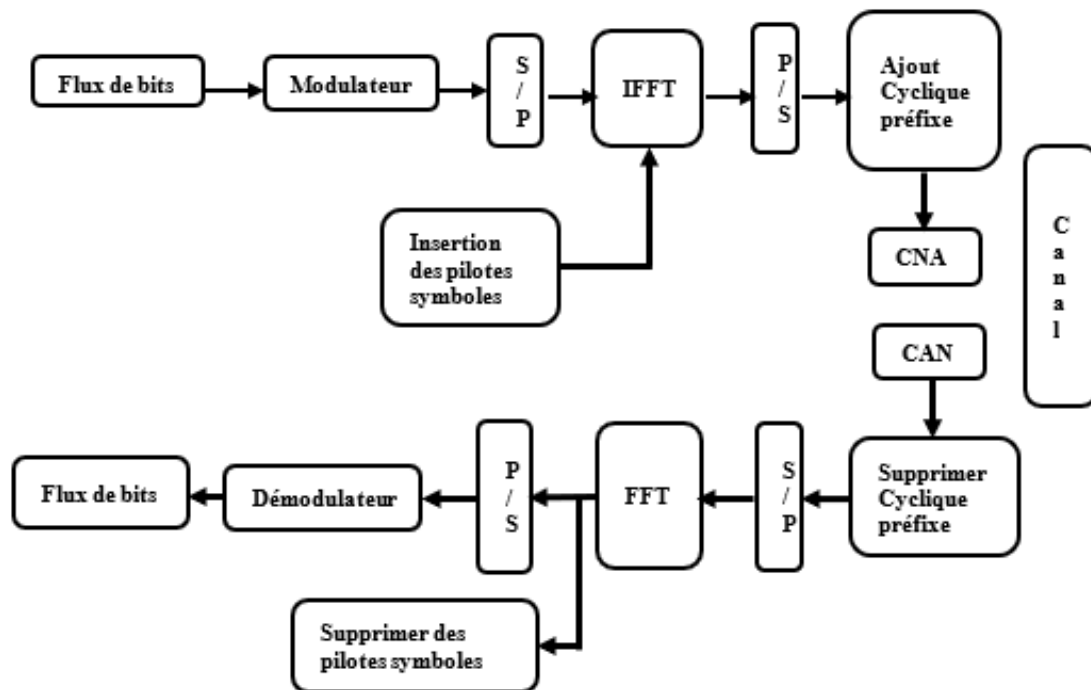


Figure 1.7.Schéma bloc d'un émetteur-récepteur OFDM

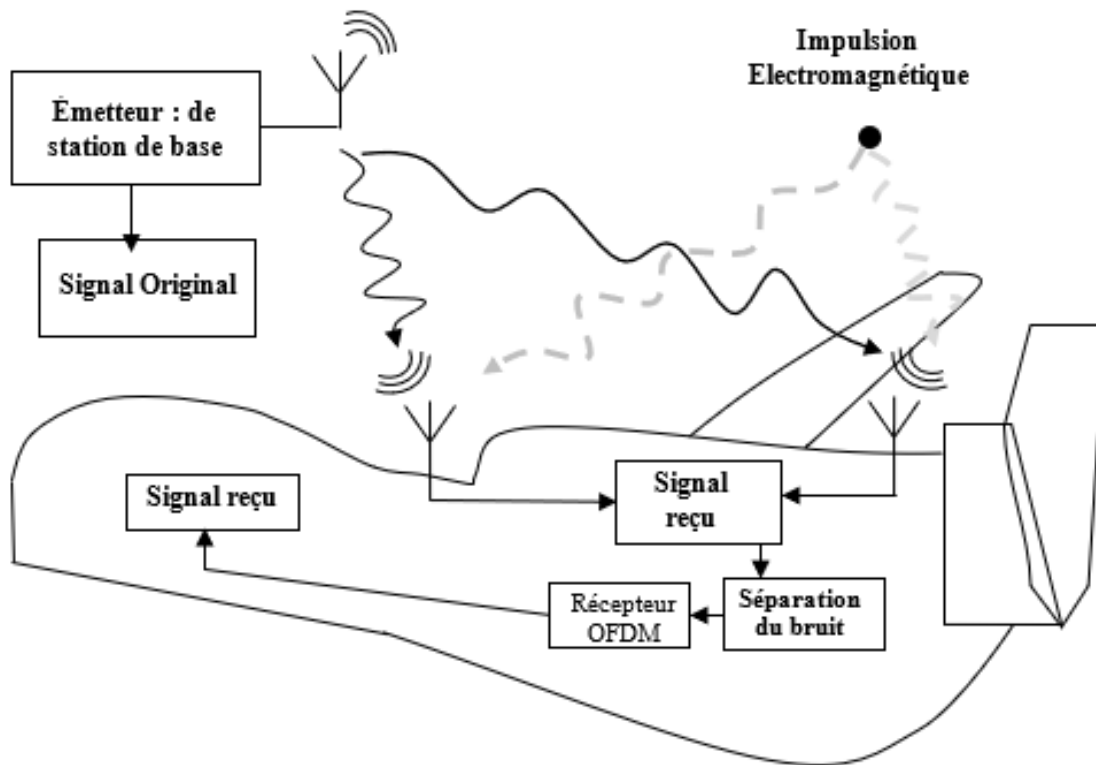


Figure 1.8. Schéma du lien de transmission en liaison montante pour véhicules aériens sans pilote [19]

1.4.1 Principes de l'OFDM dans les systèmes de communication

La modulation par multiplexage orthogonal en fréquence (OFDM) repose sur le principe de la transmission simultanée de l'information à travers plusieurs sous-porteuses mutuellement orthogonales, chacune véhiculant une portion du débit global à faible vitesse. Cette propriété d'orthogonalité autorise un recouvrement spectral des sous-porteuses sans générer d'interférences mutuelles, conduisant ainsi à une exploitation optimale de la bande passante. Par ailleurs, l'OFDM se révèle particulièrement performante dans les environnements de propagation à sélectivité fréquentielle, où elle permet de limiter l'interférence inter-symbole et de faciliter les opérations d'égalisation, ce qui justifie son intégration dans de nombreux standards de communication contemporains tels que le Wi-Fi, le LTE et la 5G [57].

1.4.2 Chaîne de l'émetteur d'un système OFDM

La chaîne d'émission d'un système OFDM commence par le traitement du flux binaire, comprenant le codage et l'entrelacement, puis le mappage des bits en symboles modulés répartis sur les sous-porteuses. Le signal OFDM est ensuite généré par l'IDFT/IFFT, avant l'ajout d'un préfixe cyclique destiné à limiter l'interférence inter-symbole et à maintenir l'orthogonalité, puis transmis sur le canal radio après conversion numérique-analogique.

1.4.2.1 Mapping (Modulation numérique)

L'étape de mapping consiste à convertir le flux binaire issu du codage de canal en symboles complexes appartenant à une constellation de modulation numérique, telle que la QPSK ou la QAM. Chaque groupe de bits est associé à un symbole qui sera transmis sur une sous-porteuse donnée. Le choix du schéma de modulation influe directement sur le compromis entre efficacité spectrale et robustesse face au bruit et aux interférences. Cette opération permet ainsi d'adapter le débit de transmission et les performances du système aux conditions du canal de propagation.

1.4.2.2 BPSK (Binary Phase Shift Keying)

La modulation par déplacement de phase binaire (Binary Phase-Shift Keying, BPSK) constitue la forme la plus élémentaire et la plus robuste de modulation numérique de phase. Son principe repose sur l'utilisation de la phase d'une porteuse sinusoïdale pour représenter l'information binaire. Concrètement, deux états de phase opposés, typiquement 0° et 180° , sont associés aux deux symboles binaires '0' et '1'. Cette correspondance peut s'exprimer par le jeu d'équations suivant pour les symboles émis :

$$s_0(t) = A\cos(2\pi f_c t) \quad \text{pour le bit '0'} \quad (1.1)$$

$$s_1(t) = A\cos(2\pi f_c t + \pi) = -A\cos(2\pi f_c t) \quad \text{pour le bit '1'} \quad (1.2)$$

Où A est l'amplitude constante et f_c la fréquence de la porteuse.

D'un point de vue géométrique dans l'espace du signal, la constellation BPSK est unidimensionnelle, composée de deux points situés symétriquement de part et d'autre de l'origine sur l'axe en phase (I) : $+\sqrt{E_b}$ et $-\sqrt{E_b}$ où E_b représente l'énergie par bit. Cette simplicité structurelle confère à la BPSK sa principale vertu : une robustesse exceptionnelle au bruit. La distance euclidienne entre ses deux symboles, égale à $2\sqrt{E_b}$, est la plus grande possible pour une énergie donnée parmi tous les schémas de modulation binaire. Par conséquent, elle présente la probabilité d'erreur binaire (P_e) la plus faible en canal à bruit additif blanc gaussien (AWGN), donnée approximativement par :

$$P_{e,BPSK} \approx Q\left(\sqrt{\frac{2E_b}{N_0}}\right) \quad (1.3)$$

Où $Q(.)$ est la fonction Q de Gauss et N_0 la densité spectrale de puissance du bruit.

Cette robustesse se paie toutefois par une faible efficacité spectrale, puisque la BPSK ne code qu'un seul bit par symbole. De plus, sa constellation présentant une composante continue non nulle, les transitions de phase de 180° peuvent provoquer un élargissement spectral significatif, imposant le recours à des techniques de mise en forme d'impulsion adaptées (filtrage de Nyquist, par exemple).

Ainsi, la BPSK matérialise le compromis classique entre robustesse et débit. Elle est par conséquent employée préférentiellement dans les canaux très bruités, pour les préambules et séquences de synchronisation nécessitant une détection ultra-fiable, ou encore comme référence absolue pour évaluer les performances des modulations d'ordre supérieur, comme la QAM [58]

1.4.2.3 QPSK (Quadrature PSK)

La modulation QPSK est (modulation en quatre phases) elle présente des caractéristiques significatives lorsque le support de transmission est bruyant : il en résulte

une bonne efficacité spectrale avec une efficacité théorique maximale de 2 bits / s par bande passante Hertzienne.

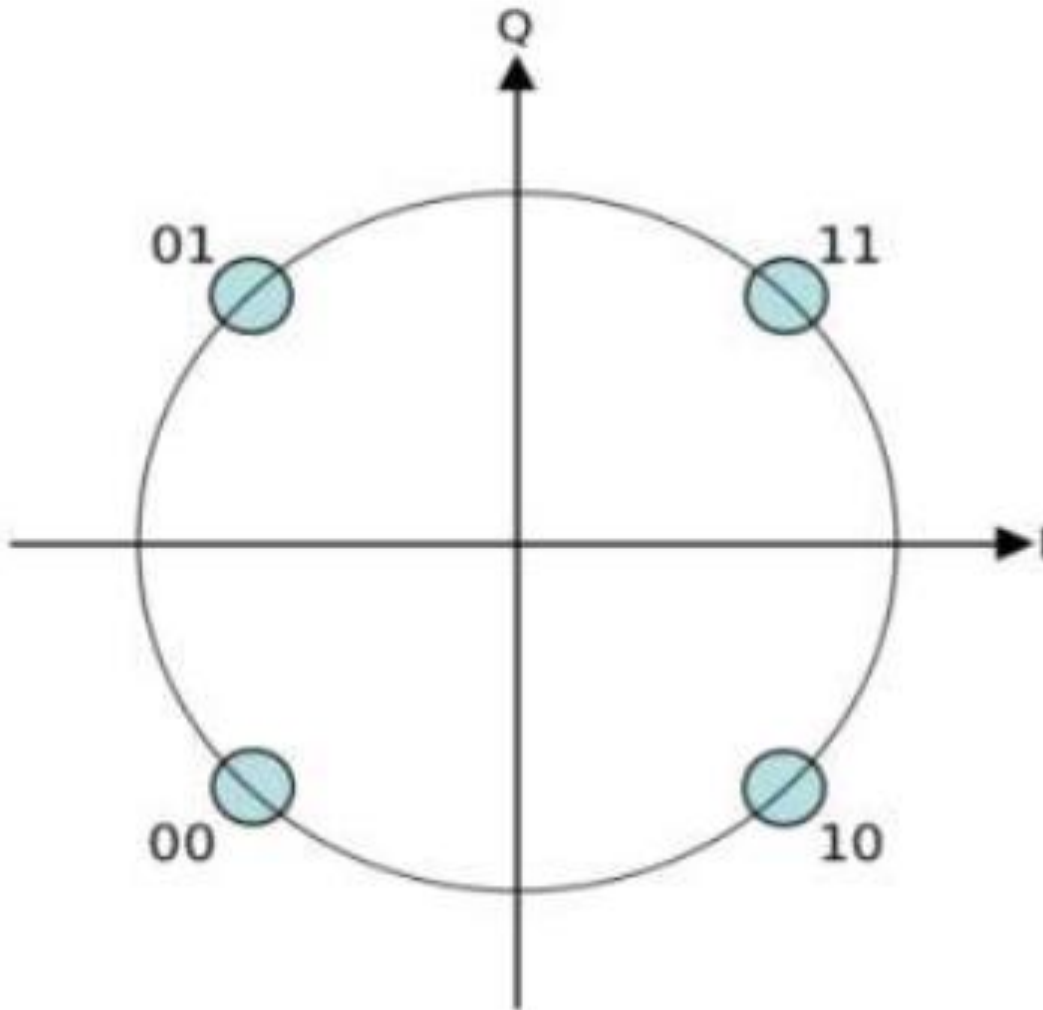


Figure 1.9. Modulation e quadrature de phase QPSK Avec quatre phases

Cette modulation utilise un diagramme de constellation à quatre points, à équidistance autour d'un cercle, dans la figure 1-9.

QPSK peut coder deux bits par symbole, Cela permet de multiplier le débit binaire par deux comparé à un système BPSK tout en maintenant la bande passante du signal, ou de maintenir le débit en réduisant la bande passante utilisée par deux [59]

1.4.2.4 Rapport de puissance de crête à moyenne (PAPR)

Le rapport de puissance de crête à moyenne (Peak-to-Average Power Ratio – PAPR) est un indicateur clé permettant de quantifier les variations d’amplitude d’un signal modulé. Dans les systèmes multi-porteuses, et en particulier l’OFDM, le signal temporel résulte de la superposition de plusieurs sous-porteuses, ce qui peut entraîner l’apparition de pics de puissance élevés.

Le PAPR est défini comme le rapport entre la puissance instantanée maximale du signal et sa puissance moyenne :

$$PAPR = \frac{\max_{0 \leq t \leq T} |s(t)|^2}{E[|s(t)|^2]} \quad (1.4)$$

Où

$s(t)$, représente le signal OFDM dans le domaine temporel,

$E[.]$ désigne l’espérance mathématique,

T est la durée du symbole OFDM.

Le PAPR est généralement exprimé en décibels (dB) :

$$PAPR_{dB} = 10 \log_{10}(PAPR) \quad (1.5)$$

Dans un système OFDM à N sous-porteuses, le signal temporel discret s’écrit :

$$s[n] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{j2\pi \frac{kn}{N}}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1.6)$$

Lorsque les symboles X_k sont en phase, leurs contributions s’additionnent de manière constructive, produisant un pic de puissance maximal. Dans ce cas extrême, le PAPR théorique maximal est donné par :

$$PAPR_{max} = N \quad (1.7)$$

Ce qui correspond à

$$PAPR_{max,dB} = 10\log_{10}(N) \quad (1.8)$$

Ainsi, plus le nombre de sous-porteuses augmente, plus le PAPR potentiel du signal OFDM est élevé.

La distribution statistique du *PAPR* est une grandeur aléatoire dépendant des symboles transmis. Pour caractériser statistiquement le *PAPR* on utilise généralement la fonction de distribution complémentaire cumulée (Complementary Cumulative Distribution Function – *CCDF*), définie comme :

$$CCDF(P_0) = P_r(PAPR > P_0) \quad (1.9)$$

Cette fonction permet d'évaluer la probabilité qu'un symbole OFDM présente un *PAPR* supérieur à un seuil P_0 , ce qui est crucial pour la conception des amplificateurs de puissance [57].

1.4.2.5 QAM-16/64/256 (Quadrature Amplitude Modulation)

Contrairement aux modulations d'amplitude et de phase standard, la modulation par déplacement de quadrature permet d'atteindre des débits de données plus élevés, ce qui la rend particulièrement adaptée aux applications exigeantes en communications sans fil numériques. Son fonctionnement s'appuie sur une constellation de signaux où chaque symbole binaire (0 ou 1) correspond à un point défini par des valeurs spécifiques de phase et d'amplitude [58], comme illustré en figure 1-10.

Le principe fondamental de la modulation QAM repose sur l'association d'une combinaison binaire unique à chaque point d'une constellation bidimensionnelle. Cette représentation symbolique multidimensionnelle permet d'accroître le débit binaire sans élargir la bande passante. L'agencement le plus répandu est celui d'une grille carrée aux

espacements horizontaux et verticaux constants, optimisant la détection en canal à bruit additif blanc gaussien. Les formats standards (16QAM, 64QAM, etc.) comportent un nombre de points égal à une puissance de quatre, chaque accroissement de l'ordre de modulation permettant de loger davantage de bits par symbole.

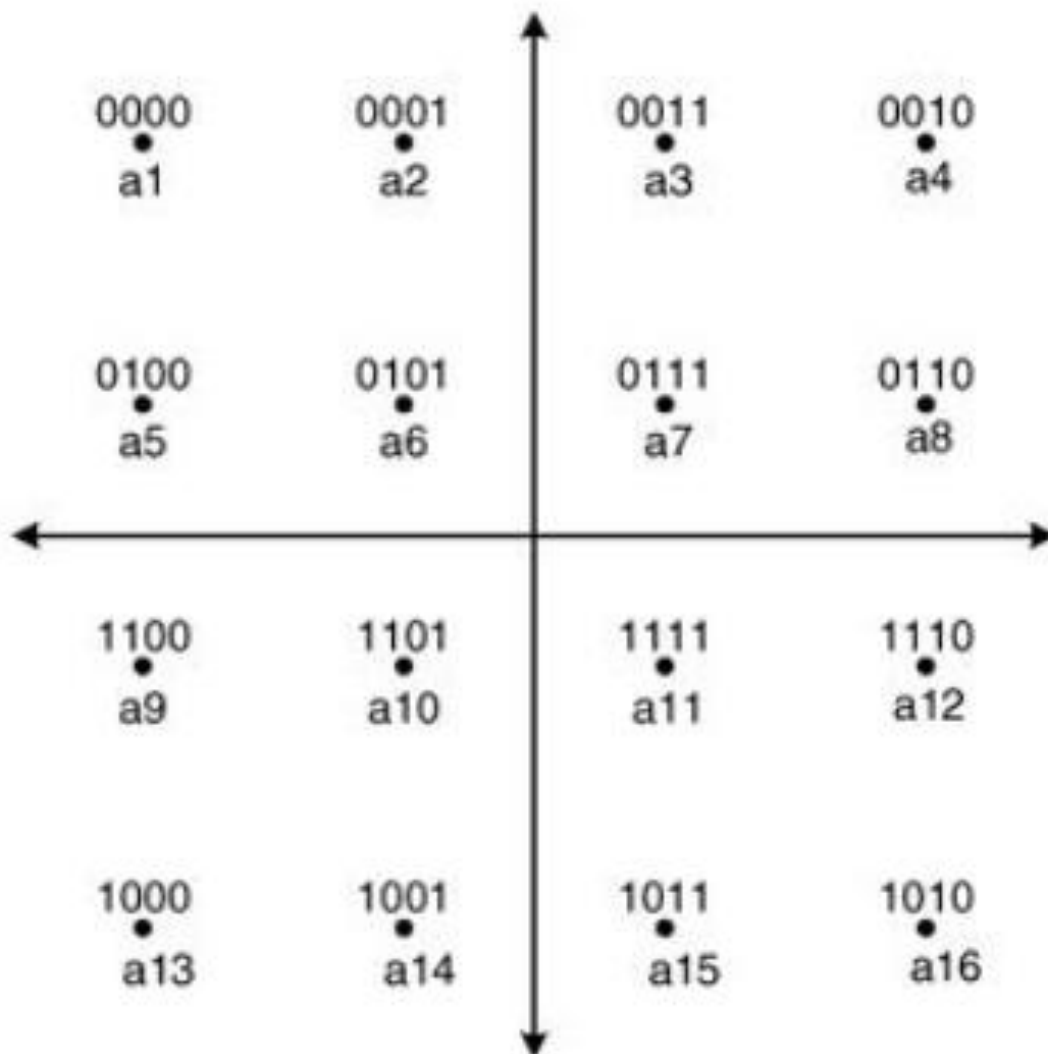


Figure 1.10. Modulation e quadrature de phase QPSK Avec quatre phases

Cet avantage en termes d'efficacité spectrale s'accompagne néanmoins d'un inconvénient majeur : la distance minimale entre les points de constellation diminue, rendant la distinction entre symboles plus sensible aux perturbations du canal, telles que le

bruit thermique et les distorsions, ce qui se traduit par une probabilité d'erreur plus élevée en réception [59].

1.4.2.6 Modulateur IFFT (Inverse Fast Fourier Transform)

Cœur du système. Transforme les symboles parallèles dans le domaine fréquentiel en un signal unique dans le domaine temporel. Chaque point de sortie de l'IFFT est un échantillon du signal OFDM composite.

1.4.2.7 L'intervalle de garde

Les signaux de communication peuvent être affectés par une source d'évanouissement connue par « effet Doppler ». Il s'agit d'une variation de la fréquence liée à la mobilité du récepteur et/ou de l'émetteur [60].

La bonne solution pour réduire l'ISI est d'augmenter la durée symbole T par l'accroissement du nombre de sous-porteuses N , mais l'annulation totale de l'ISI par cette méthode n'est pas réalisable car la durée T de chaque symbole OFDM doit rester bien inférieure au temps de cohérence du canal

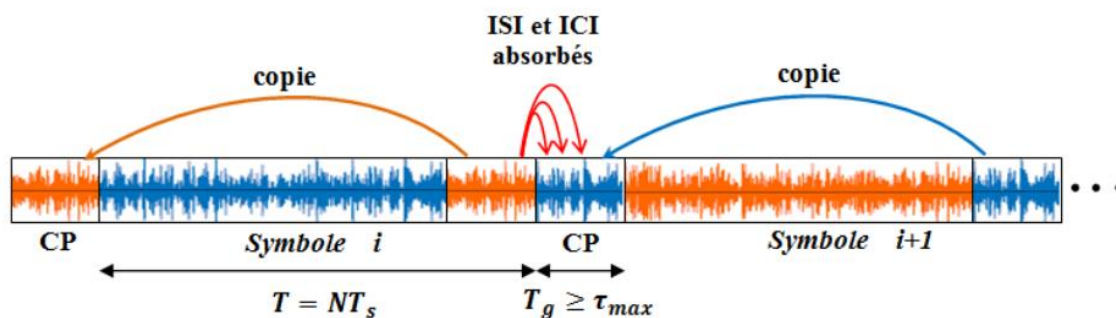


Figure 1.11. Intervalle de garde [61]

Et pour résoudre ce problème, il faut sacrifier une partie de l'énergie émise en ajoutant à chaque symbole OFDM un intervalle de garde dont la durée T_g est plus longue que l'étalement maximal des retards τ_{max} de la réponse impulsionnelle du canal, et ça pour pouvoir absorber les ISI résiduelles [62], soit $T_g \geq \tau_{max}$ (voir Figure. 1.11).

Lorsque la transmission s'effectue à travers un canal présentant une dispersion temporelle, les trajets retardés ne permettent plus de capter un nombre entier de périodes du signal sur la fenêtre d'observation de durée T . Cette situation engendre une dégradation de l'orthogonalité entre les sous-porteuses. En effet, pour une porteuse donnée, la composante sinusoïdale associée à un trajet retardé n'est contenue dans la fenêtre d'intégration de la *FFT* que sur une durée effective $T_r < T$, ce qui équivaut à appliquer un fenêtrage de durée réduite. Or, une telle réduction de la fenêtre temporelle se traduit, dans le domaine fréquentiel, par un élargissement des fonctions de type sinus cardinal, puisque $1/T_r > 1/T$. Ce phénomène provoque un recouvrement spectral accru entre les sous-porteuses, entraînant ainsi une perte d'orthogonalité et l'apparition d'interférences inter-porteuses (ICI) [63].

Afin de remédier à cette limitation, une forme particulièrement performante d'intervalle de garde est adoptée.

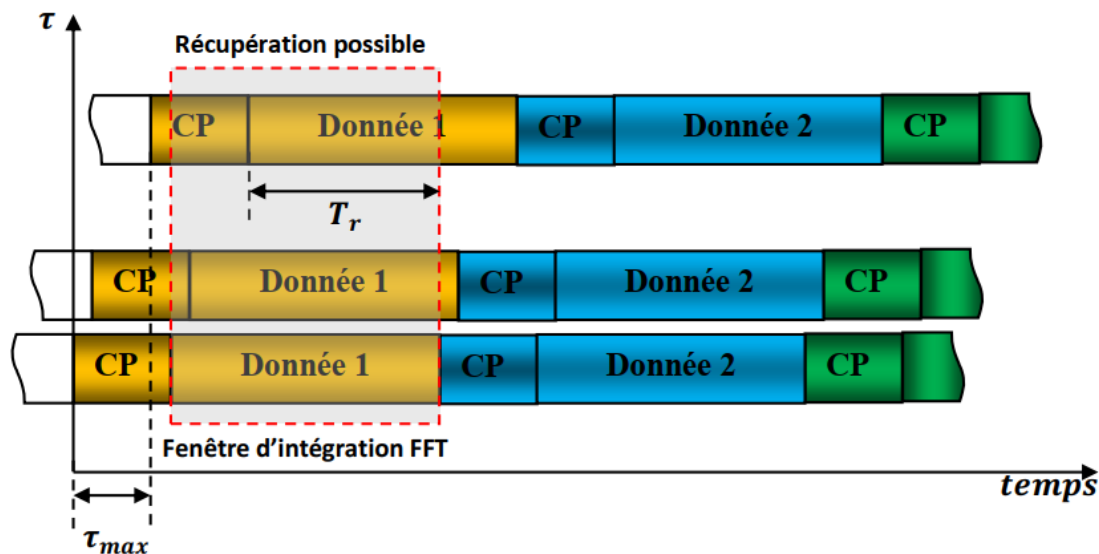


Figure 1.12. Restauration d'orthogonalité par Préfixe Cyclique [61]

Celle-ci correspond au préfixe cyclique (CP), dont la durée est généralement comprise entre $1/4$ et $1/32$ de la durée du symbole OFDM [64]. Le préfixe cyclique est obtenu par la répétition d'une portion finale du symbole OFDM, ajoutée à son début. Cette

opération permet de maintenir un nombre entier de périodes sur la fenêtre d'observation T et garantit ainsi l'orthogonalité entre les sous-porteuses, réduisant par conséquent l'interférence inter-porteuses (ICI) (voir Figure 1.12.). Dans le standard LTE, la durée normalisée du préfixe cyclique est de $4,69 \mu s$, ce qui confère au système une tolérance aux écarts de trajets multiples pouvant atteindre 1,4 km dans le cas de trajets indirects [65].

1.4.2.8 Conversion Parallèle/Série (P/S) et Filtrage

Dans un système OFDM, la conversion parallèle/série (P/S) constitue une étape essentielle de la chaîne de transmission. Après la génération du symbole OFDM sous forme parallèle à la sortie de l'IFFT, les échantillons obtenus sont convertis en un flux sériel afin de permettre leur transmission séquentielle sur le canal physique. Cette opération garantit la compatibilité du signal OFDM avec les blocs ultérieurs de la chaîne d'émission, notamment la conversion numérique-analogique et le filtrage, tout en préservant l'intégrité temporelle du symbole transmis

1.4.3 Chaîne du Récepteur d'un système OFDM :

Les opérations sont inverses. Après synchronisation fine, le CP est supprimé. La FFT est appliquée pour revenir au domaine fréquentiel. Un égaliseur simple (souvent à un tap par sous-porteuse) compense l'atténuation et la rotation de phase induites par le canal. Les symboles sont ensuite dé-mappés pour retrouver les bits [66].

1.4.4 Modulation Multi-Porteuses OFDM

La modulation par répartition orthogonale de la fréquence (Orthogonal Frequency Division Multiplexing - OFDM) est une technique de modulation multi-porteuses devenue la pierre angulaire des systèmes de communication modernes à haut débit. Son principe fondamental consiste à diviser un flux de données haute vitesse en N flux parallèles à bas débit, chacun modulant une sous-porteuse sinusoïdale distincte et orthogonale. Cette orthogonalité, garantie par un espacement précis entre les sous-porteuses égal à l'inverse de la durée du symbole OFDM ($\Delta f = 1/T_u$), permet un chevauchement spectral sans

interférences inter-sous-porteuses (ICI), optimisant ainsi l'utilisation de la bande passante [67].

La génération d'un signal OFDM est mathématiquement représentée par la somme de N sous-porteuses modulées :

$$s(t) = \sum_{k=0}^{N-1} X_k \cdot e^{j2\pi(f_c + k\Delta f)t}, 0 \leq t < T_u \quad (1.10)$$

Où X_k est le symbole de donnée complexe (issu d'une constellation QPSK, QAM, etc.) porté par la k -ème sous-porteuse, f_c est la fréquence centrale et T_u est la durée utile du symbole.

Pour contrer les interférences entre symboles (IES) dues aux trajets multiples, un préfixe cyclique (CP) de durée T_{cp} est ajouté en début de chaque symbole OFDM. Ce CP est une copie de la fin du symbole. Si la longueur du CP est supérieure au délai d'étalement du canal, les IES sont éliminées et la convolution canal devient circulaire, simplifiant considérablement l'égalisation à la réception en une simple multiplication par un coefficient complexe par sous-porteuse [68].

Les propriétés et avantages majeurs de l'OFDM qui expliquent son adoption massive sont :

1.4.4.1 Robustesse aux trajets multiples et à la dispersion du délai

Grâce au CP et à la durée longue des symboles, l'OFDM est intrinsèquement résistant aux échos et aux canaux sélectifs en fréquence, une caractéristique critique pour les environnements mobiles et urbains [69].

1.4.4.2 Égalisation simplifiée

L'égalisation se réduit à une opération par sous-porteuse (division par la réponse fréquentielle du canal), ce qui est beaucoup moins complexe que l'égalisation adaptative requise pour les systèmes mono-porteuse équivalents [70].

1.4.4.3 Efficacité spectrale élevée

Le chevauchement orthogonal des spectres des sous-porteuses permet une utilisation quasi-optimale de la bande passante allouée

1.4.4.4 Souplesse d'allocation de ressources

L'accès multiple peut être facilement implémenté en allouant des groupes de sous-porteuses à différents utilisateurs (OFDMA), permettant une gestion dynamique et efficace du spectre [71].

Cependant, l'OFDM présente des limitations notables.

1.4.4.5 Rapport de puissance de crête à moyenne (PAPR) élevé

L'addition constructive de multiples sous-porteuses indépendantes peut générer des pics de puissance importants. Ceci exige des amplificateurs de puissance (HPA) à grande linéarité, moins efficaces énergétiquement, ou des techniques de réduction du PAPR, augmentant la complexité [72].

1.4.4.6 Sensibilité aux décalages de fréquence

Une dérive en fréquence ou un effet Doppler important peut rompre l'orthogonalité des sous-porteuses, entraînant de l'ICI. Une synchronisation fréquentielle précise est donc impérative [73].

1.4.4.7 Sensibilité aux bruits impulsionnels

Un bruit impulsionnel, de courte durée mais de forte amplitude, corrompt simultanément l'ensemble des sous-porteuses d'un ou plusieurs symboles OFDM, contrairement aux systèmes mono-porteuse où seul un symbole est affecté. Ceci dégrade sévèrement les performances [74].

1.4.5 Utilisation de la modulation OFDM dans les communications des drones

L'adoption de l'OFDM dans les systèmes de communication pour Véhicules Aériens Sans Pilote (UAV) est motivée par la confluence de ses avantages et des contraintes spécifiques des liaisons aériennes [73, 74] :

1.4.5.1 Environnements de propagation difficiles

Les drones opèrent souvent dans des environnements présentant des réflexions sur le sol, les bâtiments ou la végétation, créant des trajets multiples. La robustesse native de l'OFDM à ces phénomènes en fait un candidat idéal.

1.4.5.2 Exigence de haut débit et faible latence

Pour des applications comme la transmission vidéo HD/4K, la télémétrie en temps réel ou le contrôle de commande, l'efficacité spectrale et la capacité de l'OFDM à supporter des débits élevés sont cruciales.

1.4.5.3 Adaptabilité au canal

Les schémas de modulation et de codage adaptatifs (AMC) peuvent être facilement appliqués sous-porteuse par sous-porteuse en OFDM, permettant d'ajuster dynamiquement la robustesse et le débit en fonction des conditions de la liaison air-sol, souvent variables [75].

1.4.5.4 Compatibilité avec les standards

L'OFDM est au cœur des standards WiFi (802.11a/n/ac/ax) et cellulaires (4G-LTE, 5G-NR), facilitant l'intégration des drones dans les infrastructures de communication existantes ou dédiées [76].

Ainsi, malgré ses défis (notamment la sensibilité au bruit impulsionnel), l'OFDM offre un compromis performance/complexité particulièrement adapté aux besoins exigeants et variés des systèmes de communication pour drones. Les recherches actuelles

se concentrent d'ailleurs sur l'atténuation de ses limitations dans ce contexte spécifique [87].

1.4.6 Bruits affectant le chemin de communication des drones

Dans les systèmes de communication des drones (UAV), le chemin de transmission air-sol est exposé à diverses sources de perturbations électromagnétiques susceptibles de dégrader la qualité du signal reçu. Les bruits électromagnétiques présentent souvent des caractéristiques non gaussiennes, non stationnaires et impulsionnelles, ce qui complique leur prise en compte dans les modèles de communication traditionnels [78].

1.4.7 Les Différents types de bruits de communication des UAV's

Les bruits électromagnétiques affectant les communications UAV peuvent être classés en deux catégories selon leur origine et leur comportement temporel.

1.4.7.1 Les interférences électromagnétiques externes

Provenant de l'environnement de propagation. Celles-ci incluent notamment les émissions industrielles, les lignes à haute tension, les équipements radar, ainsi que les systèmes de communication co-existant opérant dans des bandes de fréquences proches. Dans les scénarios UAV à basse altitude, ces sources peuvent générer un bruit électromagnétique impulsionnel sporadique, dont l'impact dépend fortement de la position du drone et de la configuration du canal air-sol [79].

1.4.7.2 Décharges électrostatiques et aux phénomènes de commutation rapide

Susceptibles de produire des impulsions électromagnétiques de large bande. Ces impulsions se traduisent par des pics de forte amplitude dans le domaine temporel, et par une élévation du plancher de bruit sur plusieurs sous-porteuses dans le domaine fréquentiel. Ce comportement est particulièrement critique pour les systèmes OFDM, dans lesquels une impulsion temporelle peut affecter simultanément un grand nombre de sous-porteuses [80].

1.5 Les techniques de suppression des interférences dans les chemins de communication des drones

Dans les communications sans fil soumises à des interférences, les méthodes basées sur la séparation des sources se sont révélées efficaces pour isoler le signal d'intérêt tout en atténuant les signaux indésirables. En particulier, la séparation aveugle de sources (Blind Source Séparation – BSS) permet d'extraire le signal utile sans connaissance préalable des sources, en s'appuyant sur leurs propriétés statistiques indépendantes [81]. Dans le contexte des communications UAV, des approches similaires combinant séparation de sources et annulation adaptative des interférences ont été proposées pour réduire l'impact des EMI. Ces méthodes considèrent les signaux reçus comme des combinaisons linéaires de sources et permettent de reconstruire les composantes désirées tout en supprimant les perturbations [82]. L'application de ces techniques constitue une piste prometteuse pour améliorer les liaisons de données UAV évoluant dans des environnements électromagnétiques complexes.

1.5.1 Méthodes de suppression par séparation de source

La technique de réduction du bruit impulsionnel à double antenne décrite dans [83] s'inscrit dans le cadre des méthodes de suppression des impulsions électromagnétiques appliquées aux communications UAV basées sur l'OFDM. Cette approche repose sur les principes de la séparation aveugle de sources (Blind Source Separation – BSS), visant à isoler le signal utile du bruit impulsionnel en exploitant la diversité spatiale offerte par l'utilisation de deux antennes de réception.

Dans le contexte des communications UAV, le canal de propagation est généralement caractérisé par une forte variabilité temporelle, la présence de trajets multiples dominants en visibilité directe (LoS), ainsi que par des effets Doppler significatifs dus à la mobilité du drone [84], [85]. De plus, les systèmes de communication sur les UAV's sont particulièrement exposés à des interférences électromagnétiques impulsionnelles. Ces bruits rendent les méthodes classiques de suppression de bruit moins

efficaces, justifiant le recours à des techniques de séparation de sources adaptées aux canaux UAV.

Comme illustré dans les Figures 1.8 et 1.13, le processus de traitement comprend plusieurs étapes successives, à savoir le centrage (demeaning), la combinaison des signaux reçus, le blanchiment (whitening), des opérations itératives d'estimation, ainsi qu'une évaluation de la convergence. Ces étapes permettent de transformer les signaux observés de manière à faciliter la séparation des composantes statistiquement indépendantes [85].

Dans le modèle de canal UAV considéré, le signal utile subit des variations d'amplitude et de phase liées aux conditions de propagation air-sol, tandis que le bruit impulsionnel présente une structure sporadique et fortement non gaussienne [85], [84]. L'hypothèse d'indépendance statistique entre ces deux composantes constitue le fondement de l'application des algorithmes de séparation de sources.

L'étape de centrage consiste à supprimer la composante moyenne de chaque signal reçu afin d'assurer une moyenne nulle, condition nécessaire à l'application des méthodes BSS. Le blanchiment vise ensuite à décorrélérer les signaux et à normaliser leur variance, ce qui est particulièrement pertinent dans un canal UAV où les corrélations spatiales peuvent être accentuées par la dominance du trajet LoS [86]. Cette transformation réduit la complexité du problème et améliore la robustesse des algorithmes itératifs face aux variations rapides du canal.

Les opérations itératives reposent sur des critères de maximisation de l'indépendance statistique, souvent basés sur la non-gaussianité des signaux, afin d'estimer la matrice de séparation optimale. Le processus se poursuit jusqu'à satisfaction d'un critère de convergence prédéfini, garantissant une séparation fiable entre le signal OFDM affecté par le canal UAV et la composante de bruit impulsionnel. Une fois cette séparation réalisée, la composante associée au bruit peut être atténuée ou supprimée, permettant ainsi une amélioration notable des performances du système, notamment en termes de taux d'erreur binaire (BER)

Cette méthode présente l'avantage majeur de ne pas nécessiter une connaissance a priori détaillée du canal UAV ni des statistiques exactes du bruit impulsionnel, ce qui la rend particulièrement adaptée aux environnements UAV dynamiques et imprévisibles [55].

$X^1 = [x_0^1, x_1^1, \dots, x_{K-1}^1]^T$ et $X^2 = [x_0^2, x_1^2, \dots, x_{K-1}^2]^T$, Où K est le nombre d'échantillons et $[\cdot]^T$ désigne l'opération de transposition de matrice, sont captés par deux antennes distinctes puis transmis à un module de centrage (*de-mean module*). Ce module soustrait la valeur moyenne d'un signal donné à chacun de ses échantillons, produisant ainsi les nouveaux signaux $\bar{X}^1 = [\bar{x}_0^1, \bar{x}_1^1, \dots, \bar{x}_{K-1}^1]^T$ et $\bar{X}^2 = [\bar{x}_0^2, \bar{x}_1^2, \dots, \bar{x}_{K-1}^2]^T$ dont les échantillons sont calculés comme suit :

$$\bar{x}_n^i = x_n^i - \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} x_k^i \quad i = 1, 2 \text{ et } n = 0, 1, 2, \dots, K-1 \quad (1.11)$$

L'objectif du centrage (de-mean) réalisé dans l'équation (1.11) est d'améliorer la convergence du processus de calcul itératif. Les deux signaux obtenus à partir de (1.11) sont ensuite combinés en un seul signal sous la forme d'une matrice à deux lignes selon :

$$X = \begin{pmatrix} (\bar{x}^1)^T \\ (\bar{x}^2)^T \end{pmatrix} \quad (1.12)$$

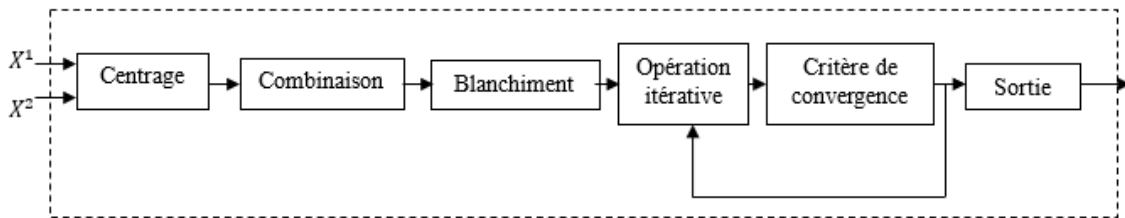


Figure 1.13. Schéma du module de séparation du bruit impulsionnel électromagnétique à partir du signal sans fil OFDM [19]

Le processus de blanchiment (whitening) du signal obtenu dans (1.13) est effectué comme suit :

$$Z = \Lambda^{-\frac{1}{2}} u^T X \quad (1.13)$$

Où $\mathbf{u}$ et $\mathbf{\Lambda}$ sont respectivement les matrices des vecteurs propres et des valeurs propres de la matrice de covariance C_X , donnée par :

$$C_X = \left(\frac{1}{M}\right) \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (1.14)$$

Où M correspond au nombre de signaux captés, considéré ici comme égal à 2.

La matrice $\mathbf{Z}$ blanchie obtenue dans (1.13), que l'on peut exprimer sous la forme $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}^1 \ \mathbf{z}^2]$, est ensuite utilisée dans le processus de calcul itératif réalisé pour chaque vecteur de poids selon :

$$w1^i = E\{z^i * \tanh(w^T \times Z)\} - E\{1 - \tanh(w^T \times Z)^2\} * w^i, i = 1, 2, \quad (1.15)$$

Où $w^i = [w_0^i, w_1^i, \dots, w_{M-1}^i]^T$, $i = 1, 2$, sont deux vecteurs de poids utilisés au cours du processus itératif, lesquels sont combinés sous la forme d'une matrice à deux lignes notée $W = [w^1, w^2]$, les opérateurs $\times$ et $*$ désignent respectivement le produit scalaire et le produit de Hadamard, et $E\{\cdot\}$ représente l'opérateur d'espérance mathématique. Les deux vecteurs $w1^i = [w1_0^i, w1_1^i, \dots, w1_{M-1}^i]^T$, $i = 1, 2$, obtenus à partir de (1.15) sont également regroupés dans une matrice à deux lignes, notée $W1 = [w1^1, w1^2]$. En adaptant le vecteur $w1$, un nouveau vecteur $w2$ est obtenu comme suit :

$$W1 = W2 - \sum_{i=1}^{M-1} [W1^T \times w^i] * w^i \quad (1.16)$$

Qui peut être exprimé sous la forme $W2 = [w2^1, w2^2]$, et $w2^i = [w2_0^i, w2_1^i, \dots, w2_{M-1}^i]^T$, $i = 1, 2$, Ces deux vecteurs de poids sont ensuite normalisés comme suit :

$$\tilde{w}^i = w2^i / \|w2^i\| \quad i = 1, 2, \quad (1.17)$$

Puis regroupés dans une matrice à deux lignes notée $\tilde{W} = [\tilde{w}^1 \ \tilde{w}^2]$, où $\|\cdot\|$ désigne l'opération de norme, définie comme suit :

$$\|w2^i\| = \sqrt{\sum_{k=0}^{M-1} (w2_k^i)^2}, i = 1,2 \text{ et } M = 2 \quad (1.18)$$

Dans le processus itératif, $\mathbf{W}_1$ et $\mathbf{W}_2$ sont des matrices de variables intermédiaires dérivées de $\mathbf{W}$. La matrice $\tilde{W}$ représente la mise à jour de $\mathbf{W}$ après chaque itération.

Après chaque itération, la condition suivante est vérifiée :

$$|\tilde{W} + W < q| \quad (1.19)$$

Doit être vérifiée, où q est la valeur de convergence utilisée pour évaluer la convergence de $\tilde{W}$

Si la condition (1.19) est satisfaite, $\mathbf{W}$ est considérée comme ayant convergé. Dans le cas contraire, $\tilde{W}$ est mise à jour et utilisée comme nouvelle matrice $\mathbf{W}$ selon

$$\tilde{W} = W \quad (1.20)$$

Enfin, la matrice de dé-mélange de sortie est obtenue comme suit :

$$S = \tilde{w}^T Z \quad (1.21)$$

La matrice S , obtenue à l'aide de $\tilde{W}$, contient à la fois le bruit et le signal d'origine. Ce processus garantit que la matrice hybride $\mathbf{Z}$ atteint une non-gaussianité maximale, ce qui permet une séparation efficace des composantes et facilite l'extraction du signal d'intérêt à partir de $\mathbf{S}$.

1.6 Conclusion

Ce chapitre a synthétisé l'état de l'art de la réduction des interférences affectant les communications OFDM des drones. Il en ressort que, malgré sa robustesse aux trajets multiples, l'OFDM demeure sensible aux bruits impulsionnels caractéristiques des environnements aériens. Les méthodes existantes, présentent une complexité algorithmique élevée et une adaptabilité limitée face aux contraintes opérationnelles des UAV. Cette analyse met en lumière la nécessité de développer des approches plus robustes, adaptatives et efficaces en calcul, ce qui motive pleinement les travaux ultérieurs de cette thèse, destinés à fiabiliser ces communications critiques.

Chapitre II

**Techniques de filtrages adaptatifs pour la
suppression des interférences**

2.1 Introduction

Ce chapitre présente les fondements du filtrage adaptatif, en décrivant les principales structures et les algorithmes de filtres adaptatifs couramment utilisés, ainsi que les concepts de base nécessaires à leur mise en œuvre dans des situations pratiques. Les problèmes et limitations rencontrés lors de l'utilisation des filtres adaptatifs dans le domaine temporel sont également abordés, ce qui conduit à l'introduction du filtrage adaptatif en sous-bandes comme solution efficace à ces difficultés. Par ailleurs, la théorie du filtre de Wiener est développée dans le cadre général des processus stochastiques à valeurs complexes, le filtre étant caractérisé par sa réponse impulsionnelle. Le recours aux séries temporelles complexes se justifie par de nombreuses applications pratiques, notamment en communications, radar et sonar, où les signaux sont souvent représentés en bande de base. Le cas des signaux à valeurs réelles apparaît alors comme un cas particulier de cette formulation générale. Le chapitre débute par la présentation du problème du filtrage linéaire optimal, posant ainsi les bases théoriques nécessaires à l'étude approfondie du filtre de Wiener et de ses variantes.

2.1.1 Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients sont ajustés automatiquement par un algorithme adaptatif afin d'extraire ou d'améliorer l'information utile dans un environnement inconnu et variable. L'adaptation repose sur un critère de performance, généralement basé sur un signal d'erreur correspondant à la différence entre la sortie du filtre et un signal de référence.

Comme montré à la figure 2.1, un filtre adaptatif ajuste automatiquement ses coefficients grâce à un algorithme adaptatif, à l'image d'un opérateur humain capable de s'adapter à un environnement changeant en utilisant l'information d'entrée, l'expérience passée et un retour de performance pour produire une sortie appropriée.

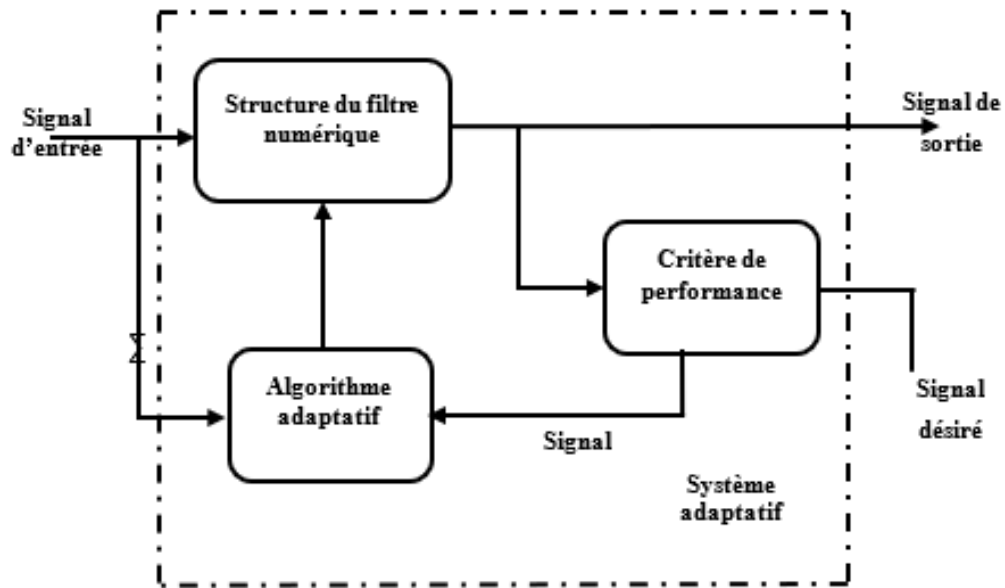


Figure 2.1. Bloc fonctionnel de base d'un filtre adaptatif

Le filtrage adaptatif est largement utilisé dans de nombreux domaines, notamment les communications, le radar, le sonar, le contrôle, la navigation, la sismologie, le génie biomédical et l'ingénierie financière [87–93],

Les filtres adaptatifs sous-bande, qui sont plus efficaces en termes de calcul pour des applications nécessitant une plus grande longueur de filtre, et sont plus performants si le signal d'entrée est fortement corrélé. Par exemple, des filtres adaptatifs d'ordre élevé sont nécessaires pour annuler l'écho acoustique dans les téléphones mains libres [93]. Le filtre d'ordre élevé, combiné à un signal d'entrée fortement corrélé, dégrade les performances de la plupart des filtres adaptatifs dans le domaine temporel. Des algorithmes adaptatifs efficaces pour traiter les problèmes de mal-conditionnement existent ; cependant, ces algorithmes sont généralement exigeants en calcul, limitant ainsi leur utilisation dans de nombreuses applications réelles [87–89, 91–95].

2.1.2 Filtres transversaux adaptatifs

Un filtre adaptatif est un système auto-concepteur et variant dans le temps, qui utilise en continu un algorithme récursif pour ajuster ses poids de taps afin de fonctionner

dans un environnement inconnu [92]. La figure 2.1 montre une structure typique d'un filtre adaptatif, composée de deux blocs fonctionnels de base, un filtre numérique pour réaliser le filtrage souhaité et un algorithme adaptatif pour ajuster les poids de taps du filtre. Le filtre numérique calcule la sortie $y(n)$ en réponse au signal d'entrée $u(n)$, et génère un signal d'erreur $e(n)$ en comparant $y(n)$ à la réponse désirée $d(n)$, également appelée signal de référence, comme illustré à la figure 2.2. Le signal de retour de performance $e(n)$ (ou signal d'erreur) est utilisé par l'algorithme adaptatif pour ajuster les poids de taps du filtre numérique. Le filtre numérique illustré à la figure 2.2, peut être réalisé selon plusieurs structures différentes. Le filtre transversal ou à réponse impulsionnelle finie (FIR), couramment utilisé, est montré à la figure 2.3. Les poids de taps ajustables $w_m(n)$, $m = 0, 1, \dots, M - 1$, représentés par des cercles avec des flèches, correspondent aux poids du filtre au temps n , et M est la longueur du filtre.

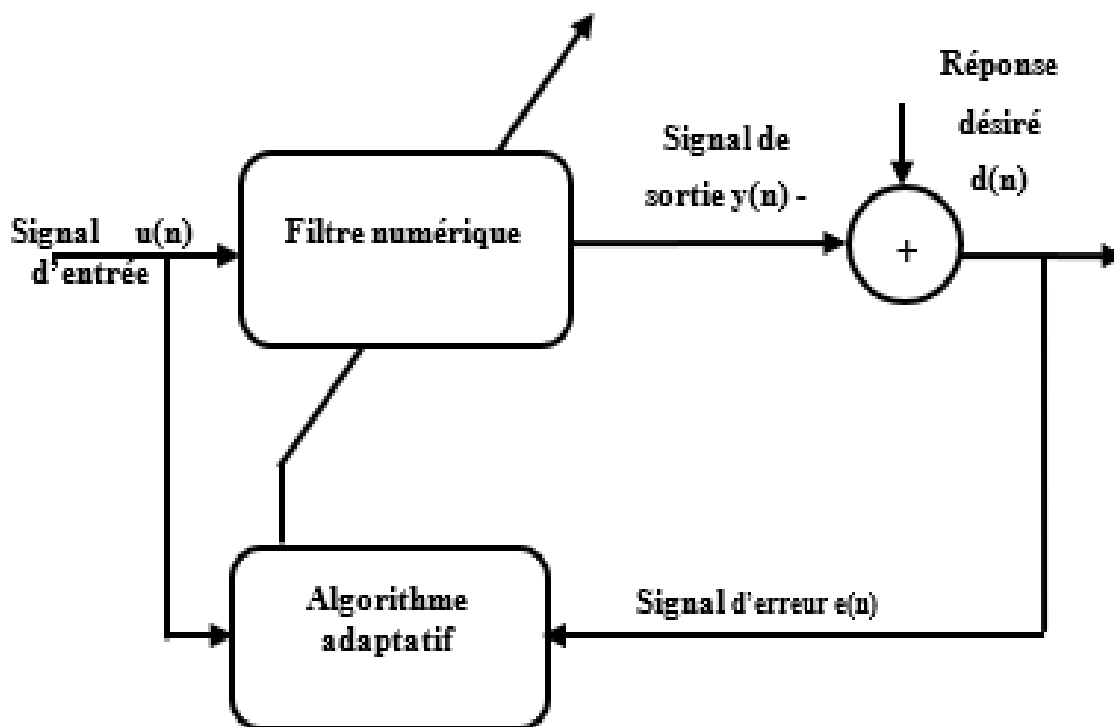


Figure 2.2. Structure typique d'un filtre adaptatif utilisant les signaux d'entrée et d'erreurs pour la mise à jour des coefficients du filtre

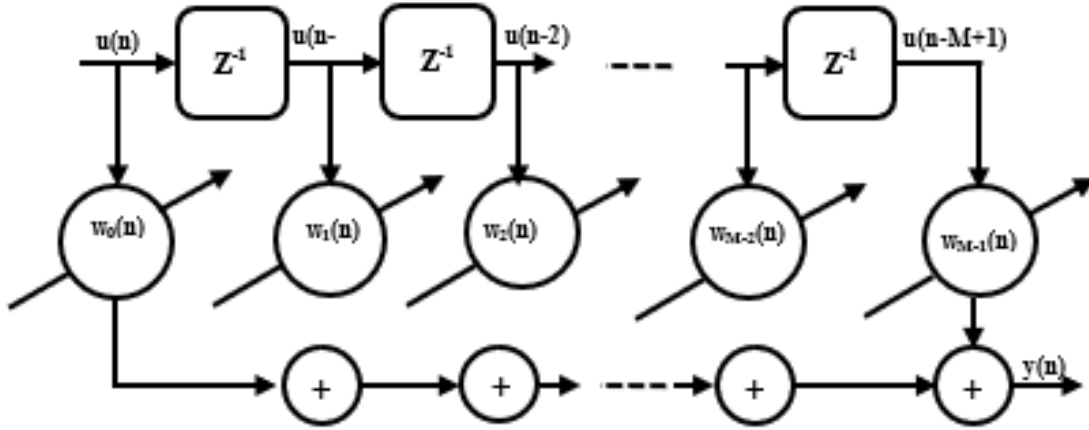


Figure 2.3. Filtre adaptative transversal à M coefficients.

Ces poids de taps variant dans le temps forment un vecteur de poids $M \times 1$ exprimé comme :

$$\mathbf{w}(n) \equiv [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T \quad (2.1)$$

Où l'exposant T désigne l'opération de transposition de la matrice. De même, les échantillons du signal d'entrée $u(n - m)$, $m = 0, 1, \dots, M - 1$, forment un vecteur d'entrée $M \times 1$.

$$\mathbf{u}(n) \equiv [u(n), u(n - 1), \dots, u(n - M + 1)]^T \quad (2.2)$$

Avec ces vecteurs, le signal de sortie $y(n)$ du filtre FIR adaptatif peut être calculé comme le produit scalaire de $\mathbf{w}(n)$ et $\mathbf{u}(n)$, exprimé comme :

$$y(n) = \sum_{m=0}^{M-1} w_m(n) u(n - m) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{u}(n) \quad (2.3)$$

2.2 Filtrage linéaire optimal au sens de Wiener

Considérons le schéma-bloc de la Figure 2.4, construit autour d'un filtre linéaire à temps discret. L'entrée du filtre est constituée d'une série temporelle $u(0), u(1), u(02), \dots$, et le filtre est lui-même caractérisé par sa réponse impulsionnelle représentée par la suite $w_0, w_1, w_2, \dots$. À un instant discret n , le filtre produit une sortie notée $y(n)$. Cette sortie est utilisée pour fournir une estimation de la réponse désirée désignée par $d(n)$.

L'entrée du filtre et la réponse désirée représentant des réalisations uniques de processus stochastiques respectifs, l'estimation est généralement accompagnée d'une erreur possédant ses propres caractéristiques statistiques. En particulier, l'erreur d'estimation, notée $d(n)$, est définie comme la différence entre la réponse désirée $e(n)$, et la sortie du filtre $y(n)$. L'objectif est de rendre l'erreur d'estimation $e(n)$ « aussi petite que possible » selon un certain critère statistique.

Deux contraintes ont jusqu'à présent été imposées au filtre :

Le filtre est linéaire, ce qui rend l'analyse mathématique plus aisée.

Le filtre fonctionne en temps discret, ce qui permet son implémentation à l'aide de matériel ou de logiciels numériques.

Les détails finaux de la spécification du filtre dépendent toutefois de deux autres choix qui doivent encore être effectués.

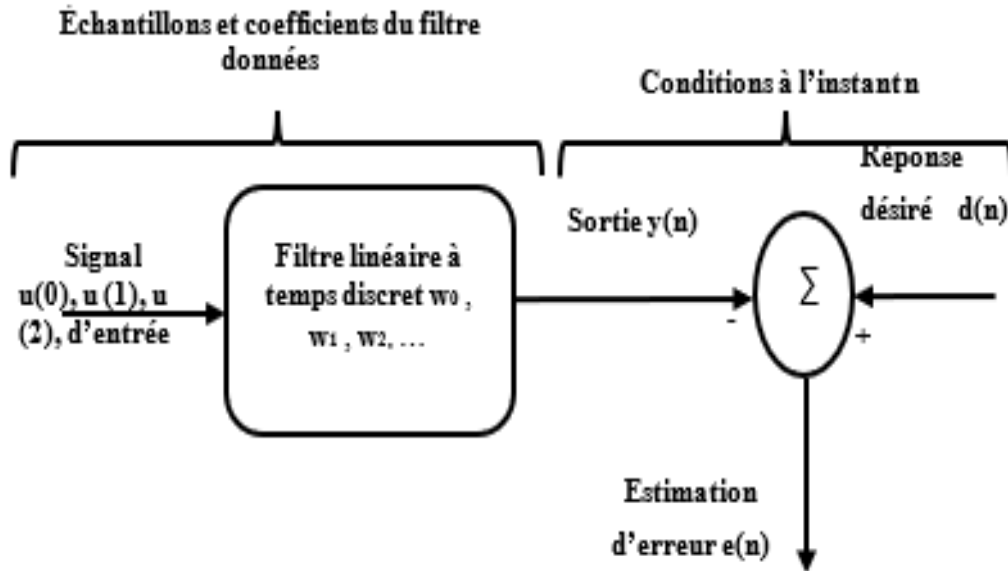


Figure 2.4. Block diagramme de représentation statistique du problème du filtrage

Si la réponse impulsionnelle du filtre est de durée finie ou infinie.

Le type de critère statistique utilisé pour l'optimisation.

Le choix d'une réponse impulsionnelle de durée finie (FIR) ou d'une réponse impulsionnelle de durée infinie (IIR) pour le filtre est dicté par des considérations pratiques. Le choix d'un critère statistique pour optimiser la conception du filtre est influencé par la facilité de traitement mathématique.

La théorie du filtre de Wiener est initialement développée en supposant un filtre IIR, mais dans la pratique l'étude se concentre surtout sur les filtres FIR. Ce choix s'explique par le fait que les filtres FIR sont intrinsèquement stables, car ils utilisent uniquement des chemins directs, ce qui limite leur réponse impulsionnelle à une durée finie.

À l'inverse, les filtres IIR intègrent de la rétroaction, pouvant entraîner des problèmes d'instabilité s'ils sont mal conçus. Bien que la stabilité des filtres IIR soit gérable en théorie, l'ajout de l'adaptativité complique fortement le problème. Ainsi, dans la majorité des applications adaptatives, les filtres FIR sont préférés aux filtres IIR, malgré un coût de calcul plus élevé.

On constate qu'il existe effectivement plusieurs critères possibles. Plus précisément, on peut envisager d'optimiser la conception du filtre en minimisant une fonction de coût, ou indice de performance, choisie parmi la liste restreinte suivante :

La valeur quadratique moyenne de l'erreur d'estimation.

L'espérance de la valeur absolue de l'erreur d'estimation.

L'espérance de la valeur absolue de l'erreur d'estimation élevée à la puissance trois ou à une puissance supérieure.

Le critère de l'erreur quadratique moyenne est privilégié car il simplifie l'analyse mathématique. Il conduit à une fonction de coût de second ordre, possédant un minimum unique qui définit clairement la solution optimale du filtre.

2.3 Principe d'orthogonalité

Considérons à nouveau le problème de filtrage statistique décrit à la figure 2.4. L'entrée du filtre est représentée par la série temporelle $u(0), u(1), u(02), \dots$, et la réponse impulsionnelle du filtre est représentée par $w_0, w_1, w_2, \dots$, toutes deux supposées de valeurs complexes et de durée infinie. La sortie du filtre à l'instant discret n est définie par la somme de convolution linéaire.

$$y(n) = \sum_{k=0}^{\infty} w_k^* u(n - k), \quad n = 0, 1, 2, \dots, \quad (2.4)$$

Où l'astérisque désigne le conjugué complexe. Notons que, dans le formalisme complexe, le terme $w_k^* u(n - k)$ représente la version scalaire d'un produit intérieur entre le coefficient du filtre w_n et l'entrée du filtre $u(n - k)$.

Le filtre a pour objectif d'estimer la réponse désirée $d(n)$. L'entrée et la sortie désirée sont supposées être des processus stochastiques stationnaires au sens large et de moyenne nulle ; sinon, leurs moyennes sont supprimées avant le filtrage. Cette estimation

engendre naturellement une erreur définie comme la différence entre la valeur désirée et l'estimation.

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.5)$$

L'erreur d'estimation $e(n)$ est la valeur échantillonnée d'une variable aléatoire. Pour optimiser la conception du filtre, nous choisissons de minimiser la valeur quadratique moyenne de $e(n)$. Nous définissons ainsi la fonction de coût comme l'erreur quadratique moyenne.

$$\begin{aligned} J &= E[e(n)e^*(n)] \\ &= E[|e(n)|^2] \end{aligned} \quad (2.6)$$

Où E désigne l'opérateur d'espérance statistique. Il s'agit donc de déterminer les conditions de fonctionnement pour lesquelles J atteint sa valeur minimale. Pour des données d'entrée complexes, les coefficients du filtre sont, en général, eux aussi complexes. Notons le k th coefficient du filtre w_k en fonction de ses parties réelle et imaginaire comme suit

$$w_k = a_k + jb_k, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.7)$$

En conséquence, on peut définir un opérateur gradient, dont le k^e élément s'écrit en termes de dérivées partielles du premier ordre par rapport à la partie réelle a_k et à la partie imaginaire b_k , comme suit :

$$\nabla_k = \frac{\partial}{\partial a_k} + j \frac{\partial}{\partial b_k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.8)$$

Ainsi, pour la situation considérée, en appliquant l'opérateur ∇ à la fonction de coût J , on obtient un vecteur gradient complexe multidimensionnel ∇J , dont le k^e élément est :

$$\nabla_k J = \frac{\partial J}{\partial a_k} + j \frac{\partial J}{\partial b_k}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.9)$$

L'équation (2.6) généralise la définition du gradient des fonctions réelles aux fonctions à coefficients complexes, à condition que la fonction de coût J soit réelle. La recherche des points stationnaires nécessite de transformer une contrainte complexe en deux contraintes réelles, en annulant simultanément les parties réelle et imaginaire de chaque composante du gradient.

$$\nabla_k J = 0, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.10)$$

Selon l'équation (2.6), la fonction de coût J est un scalaire indépendant du temps n . Par conséquent, en substituant le premier terme de cette équation dans l'équation (2.9), on obtient :

$$\nabla_k J = E \left[\frac{\partial e(n)}{\partial a_k} e^*(n) + \frac{\partial e^*(n)}{\partial a_k} e(n) + \frac{\partial e(n)}{\partial b_k} j e^*(n) + \frac{\partial e^*(n)}{\partial b_k} j e(n) \right], \quad (2.11)$$

En utilisant les équations (2.5) et (2.7), on obtient les quatre dérivées partielles.

$$\begin{aligned} \frac{\partial e(n)}{\partial a_k} &= -u(n-k) \\ \frac{\partial e(n)}{\partial b_k} &= ju(n-k) \\ \frac{\partial e^*(n)}{\partial a_k} &= -u^*(n-k) \\ \frac{\partial e^*(n)}{\partial b_k} &= -ju^*(n-k) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Ainsi, en substituant ces dérivées partielles dans l'équation (2.11), puis en simplifiant les termes communs, on obtient finalement :

$$\nabla_k J = -2E[u(n-k)e^*(n)], \quad (2.13)$$

Soit e_0 la valeur particulière de l'erreur d'estimation obtenue lorsque le filtre fonctionne dans sa condition optimale. On constate alors que les conditions spécifiées à l'équation (2.10) sont effectivement équivalentes à :

$$E[u(n-k)e_0^*(n)] = 0 \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.14)$$

En d'autres termes, l'équation (2.14) énonce ce qui suit :

La fonction de coût J atteint son minimum lorsque l'erreur d'estimation $e_0(n)$ est orthogonale à tous les échantillons d'entrée utilisés pour estimer la réponse désirée. Ce principe, appelé principe d'orthogonalité, constitue un fondement théorique clé du filtrage linéaire optimal et permet de vérifier si le filtre fonctionne dans sa condition optimale.

2.3.1 Corollaire du principe d'orthogonalité

Il existe un corollaire au principe d'orthogonalité que l'on peut déduire en examinant la corrélation entre la sortie du filtre $y(n)$ et l'erreur d'estimation $e(n)$. En utilisant l'équation (2.4), on peut exprimer cette corrélation comme suit :

$$\begin{aligned} E[y(n)e^*(n)] &= E \left[\sum_{k=0}^{\infty} w_k^* u(n-k) e^*(n) \right] \\ &= \sum_{k=0}^{\infty} w_k^* E[u(n-k)e^*(n)] \end{aligned} \quad (2.15)$$

Soit $y_o(n)$ la sortie produite par le filtre optimisé au sens de l'erreur quadratique moyenne, et $e_o(n)$ l'erreur d'estimation correspondante. Ainsi, en utilisant le principe d'orthogonalité décrit par l'équation (2.14), nous obtenons le résultat souhaité :

$$E[y_o(n)e_o^*(n)] = 0 \quad (2.16)$$

Nous pouvons ainsi énoncer le corollaire du principe d'orthogonalité comme suit : lorsque le filtre fonctionne dans sa condition optimale, l'estimation de la réponse désirée définie par la sortie du filtre $y_o(n)$ et l'erreur d'estimation correspondante $e_o(n)$ sont orthogonales l'une par rapport à l'autre.

Soit $\hat{d}_n(n | \mathbf{u}_n)$ l'estimation de la réponse désirée qui est optimisée au sens de l'erreur quadratique moyenne, compte tenu des données d'entrée qui engendrent (ou couvrent) l'espace $\mathbf{u}_n$ jusqu'à l'instant n inclus. Nous pouvons alors écrire

$$\hat{d}(n|u_n) = y_o(n) \quad (2.17)$$

2.3.2 Interprétation géométrique du corollaire du principe d'orthogonalité

L'équation (2.16) offre une interprétation géométrique intéressante des conditions qui existent à la sortie du filtre optimal, comme illustré à la Fig. 2.5. Dans cette figure, la réponse désirée, la sortie du filtre et l'erreur d'estimation correspondante sont représentées par des vecteurs notés respectivement d , y_o et e_o ; l'indice o dans y_o et e_o se réfère à la condition optimale.

Nous constatons que, pour le filtre optimal, le vecteur représentant l'erreur d'estimation est normal (c'est-à-dire perpendiculaire) au vecteur représentant la sortie du filtre. Il convient toutefois de souligner que la situation représentée à la Figure. 2.5 n'est qu'une analogie dans laquelle les variables aléatoires et les espérances sont remplacées respectivement par des vecteurs et des produits scalaires de vecteurs. De plus, pour des

raisons évidentes, la géométrie illustrée dans la figure peut être considérée comme une version « pythagoricienne » du statisticien.

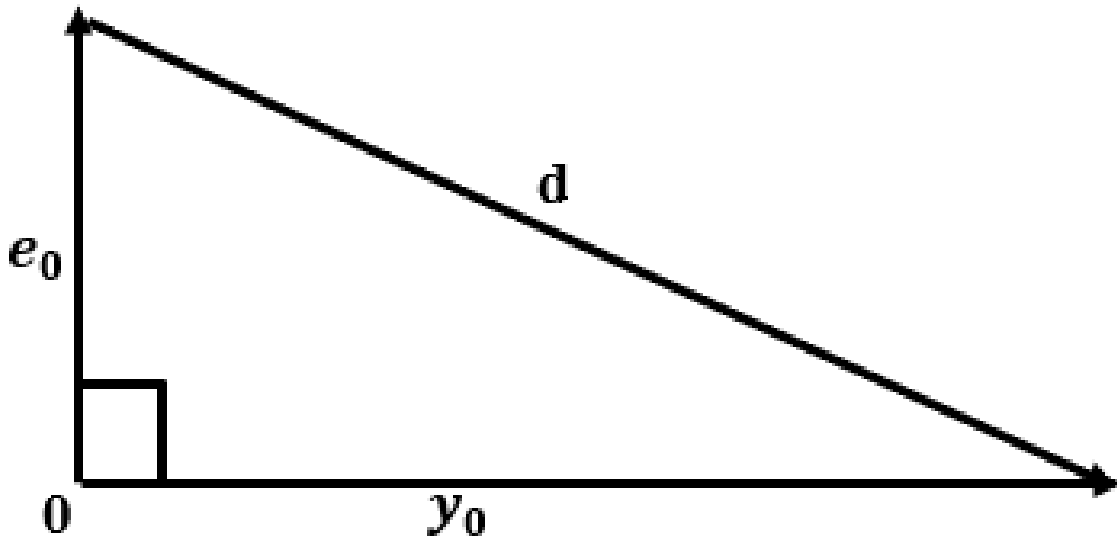


Figure 2.5. Relation d'interprétation géométrique entre la réponse désirée d'estimation du filtre à la sortie et l'estimation d'erreur

2.3.3 Erreur quadratique moyenne minimale

Lorsque le filtre linéaire à temps discret de la Figure. 2.4 fonctionne dans sa condition optimale, l'équation (2.5) prend la forme particulière suivante.

$$\begin{aligned} e_0(n) &= d(n) - y_0(n) \\ &= d(n) - \hat{d}(n|u_n) \end{aligned} \quad (2.18)$$

Où, dans la deuxième ligne, nous avons fait usage de l'équation (2.17). En réarrangeant les termes de l'équation (2.18), nous obtenons.

$$d(n) = \hat{d}(n|u_n) + e_0(n) \quad (2.19)$$

Soit

$$J_{min} = E[|e_0(n)|^2] \quad (2.20)$$

Désigne l'erreur quadratique moyenne minimale. En évaluant ensuite les valeurs quadratiques moyennes des deux côtés de l'équation (2.19) et en lui appliquant le corollaire du principe d'orthogonalité décrit par les équations (2.16) et (2.17), nous obtenons.

$$\sigma_d^2 = \sigma_{\hat{d}}^2 + J_{min} \quad (2.21)$$

Où σ_d^2 est la variance de la réponse désirée et $\sigma_{\hat{d}}^2$ est la variance de l'estimation $\hat{d}(n | \mathbf{u}_n)$; on suppose que ces deux variables aléatoires sont de moyenne nulle. En résolvant l'équation (2.21) pour l'erreur quadratique moyenne minimale, nous obtenons.

$$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{\hat{d}}^2 \quad (2.22)$$

Cette relation montre que, pour le filtre optimal, l'erreur quadratique moyenne minimale est égale à la différence entre la variance de la réponse désirée et la variance de l'estimation produite par le filtre à sa sortie.

Il est pratique de normaliser l'expression de l'équation (2.22) de manière à ce que la valeur minimale de l'erreur quadratique moyenne se situe toujours entre zéro et un. On peut le faire en divisant les deux côtés de l'équation (2.22) par σ_d^2 , ce qui donne.

$$\frac{J_{min}}{\sigma_d^2} = 1 - \frac{\sigma_{\hat{d}}^2}{\sigma_d^2} \quad (2.23)$$

Il est clair que cela est possible car $\sigma_{\hat{d}}^2$ n'est jamais nul, sauf dans le cas trivial d'une réponse désirée $d(n)$ qui est nulle pour tout n . Maintenant, soit

$$\varepsilon = \frac{J_{min}}{\sigma_d^2} \quad (2.24)$$

La quantité $\mathcal{E}$ est appelée l'erreur quadratique moyenne normalisée, en termes de laquelle nous pouvons réécrire l'équation (2.23) sous la forme.

$$\mathcal{E} = 1 - \frac{\sigma_d^2}{\sigma_d^2} \quad (2.25)$$

Nous notons que (1) le rapport σ_d^2/σ_d^2 ne peut jamais être négatif et (2) le rapport σ_d^2/σ_d^2 est toujours positif. Nous avons donc.

$$0 \leq \mathcal{E} \leq 1 \quad (2.26)$$

2.4 Équations de Wiener–Hopf

Le principe d'orthogonalité, décrit par l'équation (2.14), précise la condition nécessaire et suffisante pour le fonctionnement optimal du filtre. Nous pouvons reformuler la condition nécessaire et suffisante d'optimalité en substituant les équations (2.4) et (2.5) dans l'équation (2.14). En particulier, nous écrivons.

$$E \left[u(n-k) \left(d^*(n) - \sum_{i=0}^{\infty} w_{oi} u^*(n-i) \right) \right] = 0 \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.27)$$

Où w_{oi} est le i -ème coefficient de la réponse impulsionnelle du filtre optimal. En développant cette équation et en réarrangeant les termes, nous obtenons.

$$\sum_{i=0}^{\infty} w_{oi} E[u(n-k)u^*(n-i)] = E[u(n-k)d^*(n)] \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.28)$$

Les deux espérances dans l'équation (2.27) peuvent être interprétées comme suit :

L'espérance $E\{u(n-k)u^*(n-i)\}$ est égale à la fonction d'autocorrélation de l'entrée du filtre pour un décalage de $i - k$. Nous pouvons donc exprimer cette espérance comme.

$$r(i - k) = E[u(n - k)u^*(n - i)] \quad (29)$$

L'espérance $\mathbb{E}\{u(n - k) d^*(n)\}$ est égale à la fonction de corrélation croisée entre l'entrée du filtre $u(n - k)$ et la réponse désirée $d(n)$ pour un décalage de $-k$. Nous pouvons donc exprimer cette seconde espérance comme.

$$P(-k) = E[u(n - k)d^*(n)] \quad (2.30)$$

En conséquence, en utilisant les définitions des équations (2.28) et (2.29) dans l'équation (2.27), nous obtenons un système d'équations infiniment grand comme condition nécessaire et suffisante pour l'optimalité du filtre.

$$\sum_{i=0}^{\infty} w_{oi} r(i - k) = P(-k) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.31)$$

Le système d'équations (2.30) définit les coefficients du filtre optimal, dans le cadre le plus général, en termes de deux fonctions de corrélation : la fonction d'autocorrélation de l'entrée du filtre et la fonction de corrélation croisée entre l'entrée du filtre et la réponse désirée.

Ces équations sont appelées les équations de Wiener–Hopf.

2.4.1 Solution des équations de Wiener–Hopf pour les filtres FIR

La résolution de l'ensemble des équations de Wiener–Hopf est simplifiée dans le cas particulier où un filtre FIR, également appelé filtre transversal linéaire, est utilisé pour obtenir l'estimation de la réponse désirée $d(n)$ dans la Figure. 2.1.

Considérons alors la structure montrée à la Figure. 2.4.

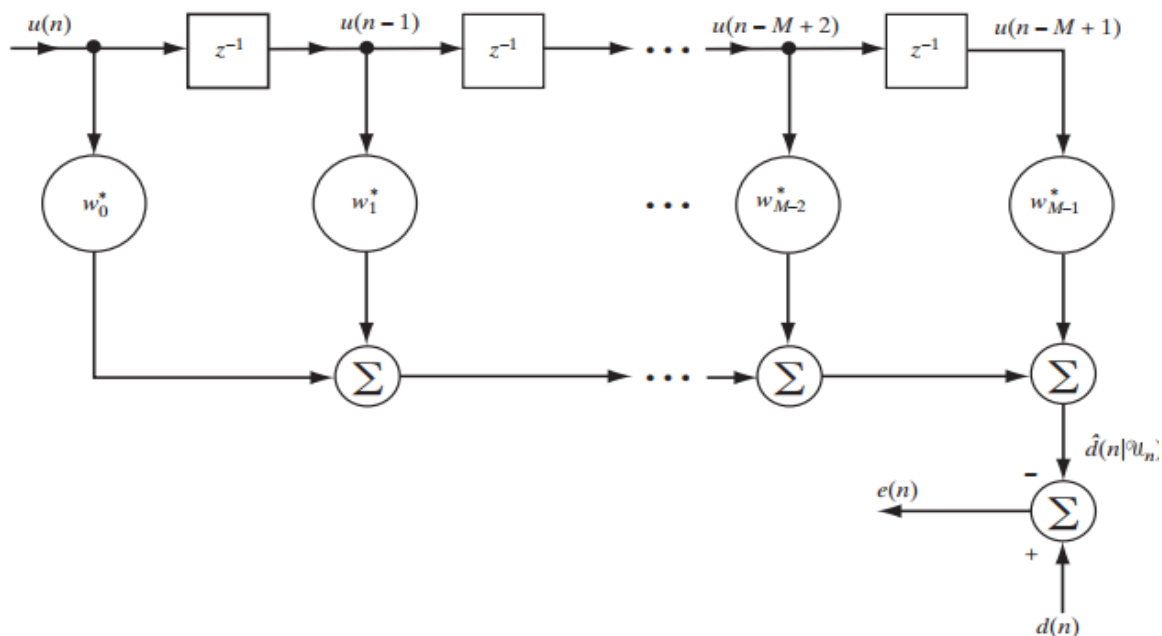


Figure 2.6. Filtre FIR pour études filtre du Wiener

Le filtre FIR implique une combinaison de trois opérations de base : le stockage, la multiplication et l'addition, comme décrit ci-dessous :

Le stockage est représenté par une cascade de $M - 1$ délais d'un échantillon, chaque bloc correspondant à une telle unité étant étiqueté z^{-1} . Nous faisons référence aux différents points où les délais d'un échantillon sont accessibles comme points de prise (« tap points »). Les entrées de ces points de prise sont notées $u(n), u(n - 1), \dots, u(n - M + 1)$. Ainsi, avec $u(n)$ considéré comme la valeur actuelle de l'entrée du filtre, les $M - 1$ autres entrées de prise, $u(n - 1), \dots, u(n - M + 1)$, représentent des valeurs passées de l'entrée.

Les produits scalaires des entrées de prise $u(n), u(n - 1), \dots, u(n - M + 1)$ et des coefficients de prise $w_0, w_1, \dots, w_{M-1}$ sont formés respectivement à l'aide d'un ensemble correspondant de multiplicateurs. En particulier, la multiplication impliquée dans la formation du produit scalaire de $u(n)$ et w_0 est représentée par un bloc étiqueté w_0^* , et ainsi de suite pour les autres produits scalaires.

La fonction des additionneurs est de sommer les sorties des multiplicateurs afin de produire une sortie globale pour le filtre.

La réponse impulsionnelle du filtre FIR de la Fig. 2.6 est définie par l'ensemble fini de coefficients de prise $w_0, w_1, \dots, w_{M-1}$. En conséquence, les équations de Wiener–Hopf (2.30) se réduisent au système de M équations simultanées.

$$\sum_{i=0}^{M-1} w_{oi} r(i-k) = P(-k) \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.32)$$

Où $w_{o0}, w_{o1}, \dots, w_{o,M-1}$ sont les valeurs optimales des coefficients de prise du filtre.

2.4.2 Formulation matricielle des équations de Wiener–Hopf

Soit R la matrice de corrélation $M \times M$ des entrées de prise $u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)$ dans le filtre FIR de la Fig. 2.6; c'est-à-dire.

$$R = E[u(n)e^H(n)] \quad (2.33)$$

Où

$$u(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)]^T \quad (2.34)$$

Est le vecteur colonne $M \times 1$ des entrées de prise. L'exposant T dans l'équation (2.33) désigne la transposition. Sous forme développée, nous avons.

$$R = \begin{bmatrix} r(0) & r(1) & \dots & r(M-1) \\ r^*(1) & r(0) & \dots & r(M-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r^*(M-1) & r^*(M-2) & \dots & r(0) \end{bmatrix} \quad (2.35)$$

De même, soit p le vecteur $M \times 1$ de corrélation croisée entre les entrées de prise du filtre et la réponse désirée $d(n)$.

$$P = E[u(n)d^*(n)] \quad (2.36)$$

Sous forme développée, nous avons

$$P = [P(0), P(-1), \dots, P(1-M)]^T \quad (2.37)$$

Notez que les décalages utilisés dans la définition de p sont soit nuls, soit négatifs. Nous pouvons donc réécrire les équations de Wiener–Hopf (2.31) sous la forme matricielle compacte.

$$w_o = R^{-1}P \quad (2.38)$$

Où w_o désigne le vecteur colonne $M \times 1$ des coefficients de prise optimaux du filtre FIR (optimaux au sens de l'erreur quadratique moyenne) ; c'est-à-dire.

$$w_o = [w_{o0}, w_{o1}, \dots, w_{o,M-1}]^T \quad (2.39)$$

Pour résoudre les équations de Wiener–Hopf (2.37) pour w_o , nous supposons que la matrice de corrélation R est non singulière. Nous pouvons alors multiplier à gauche les deux côtés de l'équation (2.37) par R^{-1} , l'inverse de la matrice de corrélation, ce qui donne.

$$w_o = R^{-1}P \quad (2.40)$$

Le calcul du vecteur de coefficients de prise optimal w_o nécessite la connaissance de deux quantités : (1) la matrice de corrélation R du vecteur d'entrée de prise $u(n)$ et (2) le vecteur de corrélation croisée p entre le vecteur d'entrée de prise $u(n)$ et la réponse désirée $d(n)$.

2.5 Surface de performance de l'erreur

Les équations de Wiener–Hopf (2.37), telles que dérivées dans la section précédente, découlent du principe d'orthogonalité. Nous pouvons également dériver les équations de Wiener–Hopf en examinant la dépendance de la fonction de coût J par rapport aux coefficients de prise du filtre FIR de la Fig. 2.6. Tout d'abord, nous écrivons l'erreur d'estimation $e(n)$ comme.

$$e(n) = d(n) - \sum_{k=0}^{M-1} w_k^* u(n-k) \quad (2.41)$$

Où $d(n)$ est la réponse désirée ; $w_0, w_1, \dots, w_{M-1}$ sont les coefficients de prise du filtre ; et $u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)$ sont les entrées de prise correspondantes. En conséquence, nous pouvons définir la fonction de coût pour la structure de filtre FIR de la Figure. 2.6 comme.

$$\begin{aligned} J &= E[e(n)e^*(n)] \\ &= E[|e(n)|^2] - \sum_{k=0}^{M-1} w_k^* E[u(n-k)] d^*(n) - \sum_{k=0}^{M-1} w_k E[u^*(n-k)] d(n) \\ &\quad + \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{i=0}^{M-1} w_k^* w_i E[u(\sigma_d^2 k) u^*(n-i)] \end{aligned} \quad (2.42)$$

Nous reconnaissons maintenant les quatre espérances du côté droit de la deuxième ligne de l'équation (2.41) :

- Pour la première espérance, nous avons

$$\sigma_d^2 = E[|e(n)|^2] \quad (2.43)$$

Où σ_d^2 est la variance de la réponse désirée $d(n)$, supposée de moyenne nulle.

- Pour la deuxième et la troisième espérances, nous avons, respectivement.

$$p(-k) = E[u(n-k)]d^*(n) \quad (2.44)$$

Et

$$p^*(-k) = E[u^*(n-k)]d(n) \quad (2.45)$$

Où $p(-k)$ est la corrélation croisée entre l'entrée de prise $u(n-k)$ et la réponse désirée $d(n)$.

- Enfin, pour la quatrième espérance, nous avons

$$r(i-k) = E[u(n-k)u^*(n-i)] \quad (2.46)$$

Où $r(i-k)$ est la fonction d'autocorrélation des entrées de prise pour un décalage de $i-k$.

Nous pouvons donc réécrire l'équation (2.41) sous la forme.

$$J = \sigma_d^2 - \sum_{k=0}^{M-1} w_k^* p(-k) - \sum_{k=0}^{M-1} w_k p^*(-k) + \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{i=0}^{M-1} w_k^* w_i r(i-k) \quad (2.47)$$

L'équation (2.46) montre que, lorsque les entrées du filtre FIR et la réponse désirée sont stationnaires, la fonction de coût J est une fonction quadratique des coefficients de prise. Cette dépendance peut être visualisée comme une surface en forme de bol de dimension $M+1$, caractérisée par un minimum unique, appelée surface de performance de l'erreur du filtre FIR. De la figure 2.6

Au point le plus bas, ou minimum, de la surface de performance de l'erreur, la fonction de coût J atteint sa valeur minimale, notée $J_{\min}$. À ce point, le vecteur gradient ∇J est identiquement nul. En d'autres termes.

$$\nabla_k J = 0 \quad k = 0, 1, 2, \dots, M - 1 \quad (2.48)$$

Où $\nabla_k J$ est le k -ième élément du vecteur gradient. Comme précédemment, nous écrivons le k -ième coefficient de prise comme.

$$w_k = a_k + jb_k \quad (2.49)$$

Ainsi, en utilisant l'équation (2.46), nous pouvons exprimer $\nabla_k J$ comme.

$$\begin{aligned} \nabla_k &= \frac{\partial}{\partial a_k} + j \frac{\partial}{\partial b_k} \\ &= -2p(-k) + 2 \sum_{i=0}^{M-1} w_i r(i - k) \end{aligned} \quad (2.50)$$

En appliquant la condition nécessaire et suffisante d'optimalité de l'équation (2.47) à l'équation (2.48), nous constatons que les coefficients de prise optimaux $w_{00}, w_{01}, \dots, w_{0,M-1}$ du filtre FIR de la Figure. 2.6 sont définis par le système d'équations.

$$\sum_{i=0}^{M-1} w_{0i} r(i - k) = p(-k) \quad k = 0, 1, 2, \dots, M - 1 \quad (2.51)$$

Ce système d'équations est identique aux équations de Wiener-Hopf (2.31).

2.5.1 Erreur quadratique moyenne minimale

Soit $\hat{d}(n | u_n)$ l'estimation de la réponse désirée $d(n)$, produite à la sortie du filtre FIR de la Fig. 2.6, optimisée au sens de l'erreur quadratique moyenne (MMSE), compte tenu des entrées de prise $u(n), u(n - 1), \dots, u(n - M + 1)$ qui engendrent l'espace u_n . À partir de cette figure, nous déduisons

$$\begin{aligned}
\hat{d}(n|u_n) &= \sum_{k=0}^{M-1} w_i^* u(i-k) \\
&= w_i^H u(n)
\end{aligned} \tag{2.52}$$

Où w_o est le vecteur des coefficients de prise du filtre optimal, avec les éléments $w_{o0}, w_{o1}, \dots, w_{o,M-1}$, et $u(n)$ est le vecteur des entrées de prise défini dans l'équation (2.33). Notez que $w_o^H u(n)$ désigne le produit scalaire du vecteur de coefficients de prise optimal w_o et du vecteur des entrées de prise $u(n)$. Nous supposons que $u(n)$ a une moyenne nulle, ce qui implique que l'estimation $\hat{d}(n | \mathbf{u}_n)$ a également une moyenne nulle. Nous pouvons donc utiliser l'équation (2.49) pour évaluer la variance de $\hat{d}(n | \mathbf{u}_n)$, obtenant.

$$\begin{aligned}
\sigma_{\hat{d}}^2 &= E[w_o^H u(n) u^H(n) w_o] \\
&= w_o^H E[u(n) u^H(n)] w_o \\
&= w_o^H R w_o
\end{aligned} \tag{2.53}$$

Où R est la matrice de corrélation du vecteur d'entrées de prise $u(n)$, telle que définie dans l'équation (2.32). Nous pouvons éliminer la dépendance de la variance $\sigma_{\hat{d}}^2$ par rapport au vecteur de coefficients de prise optimal w_o en utilisant l'équation (2.37). En particulier, nous pouvons réécrire l'équation (2.50) comme.

$$\begin{aligned}
\sigma_{\hat{d}}^2 &= p^H w_o \\
&= p^H R^{-1} p
\end{aligned} \tag{2.54}$$

Pour évaluer l'erreur quadratique moyenne minimale produite par le filtre FIR de la Figure. 2.6, nous pouvons utiliser l'équation (2.50) ou l'équation (2.51) dans l'équation (2.22), obtenant.

$$\begin{aligned}
 J_{min} &= \sigma_d^2 - w_o^H R w_o \\
 &= \sigma_d^2 - p^H w_o \\
 &= \sigma_d^2 - p^H R^{-1} p
 \end{aligned} \tag{2.55}$$

Ce qui est le résultat souhaité.

2.5.2 Forme canonique de la surface de performance de l'erreur

L'équation (2.46) définit la forme développée de l'erreur quadratique moyenne J produite par le filtre FIR de la Fig. 2.6. Nous pouvons réécrire cette équation sous forme matricielle en utilisant les définitions de la matrice de corrélation R et du vecteur de corrélation croisée p données respectivement dans les équations (2.34) et (2.36), comme illustré par.

$$J(w) = \sigma_d^2 - w^H p - p^H w + w^H R w \tag{2.56}$$

Où l'erreur quadratique moyenne est notée $J(w)$ pour souligner sa dépendance au vecteur de coefficients de prise w . Comme indiqué au chapitre 1, la matrice de corrélation R est presque toujours non singulière, auquel cas l'inverse R^{-1} existe. En conséquence, en exprimant $J(w)$ comme un « carré parfait » en w , nous pouvons réécrire l'équation (2.53) sous la forme équivalente.

$$J(w) = \sigma_d^2 - p^H R^{-1} p + (w - R^{-1} p)^H R (w - R^{-1} p) \tag{2.57}$$

À partir de l'équation (2.54), nous voyons maintenant immédiatement que

$$\min J(w) = \sigma_d^2 - p^H R^{-1} p \quad (2.58)$$

Pour

$$w_o = R^{-1} p \quad (2.59)$$

En effet, en partant de l'équation (2.53), nous avons redérivé le filtre de Wiener d'une manière assez simple. De plus, nous pouvons utiliser les équations définissant le filtre de Wiener pour écrire.

$$J(w) = J_{\min} + (w - w_o)^H R (w - w_o) \quad (2.60)$$

Cette équation montre de manière explicite l'unicité de l'optimalité du vecteur de coefficients de prise minimisant w_o , puisque nous voyons immédiatement que $J(w_o) = J_{\min}$.

Bien que la forme quadratique figurant au membre droit de l'équation (2.55) soit assez informative, il est néanmoins souhaitable de changer la base sur laquelle elle est définie afin de simplifier considérablement la représentation de la surface de performance de l'erreur. À cette fin, nous utilisons la décomposition en valeurs propres pour exprimer la matrice de corrélation R du vecteur d'entrées de prise en fonction de ses valeurs propres et des vecteurs propres associés.

$$R = Q \Lambda Q^H \quad (2.61)$$

Où Λ est une matrice diagonale constituée des valeurs propres $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M$ de la matrice de corrélation et la matrice Q a pour colonnes les vecteurs propres $q_1, q_2, \dots, q_M$ associés respectivement à ces valeurs propres. Ainsi, en substituant l'équation (2.56) dans l'équation (2.55), nous obtenons.

$$J = J_{min} + (w - w_o)^H Q \wedge Q^H (w - w_o) \quad (2.62)$$

Si nous définissons ensuite une version transformée de la différence entre la solution optimale w_o et le vecteur de coefficients de prise w comme.

$$V = Q^H (w - w_o) \quad (2.63)$$

Nous pouvons alors mettre la forme quadratique de l'équation (2.57) sous sa forme canonique définie par.

$$J = J_{min} + V^H \wedge V \quad (2.64)$$

Cette nouvelle formulation de l'erreur quadratique moyenne ne contient aucun terme de produit croisé, comme la montre.

$$\begin{aligned} J &= J_{min} + \sum_{k=1}^{M-1} \lambda_k v_k v_k^* \\ &= J_{min} + \sum_{k=1}^{M-1} \lambda_k |v_k|^2 \end{aligned} \quad (2.65)$$

Où v_k est la k -ième composante du vecteur v . La caractéristique qui rend la forme canonique de l'équation (2.60) particulièrement utile pour représenter la surface de performance de l'erreur réside dans le fait que les composantes du vecteur de coefficients transformé v constituent les axes principaux de cette surface.

2.6 Algorithmes de filtrage adaptatif LMS

Un algorithme adaptatif est un ensemble d'équations récursives utilisé pour ajuster automatiquement le vecteur de poids $w(n)$ afin de minimiser le signal d'erreur $e(n)$, de

sorte que le vecteur de poids converge itérativement vers la solution optimale $\mathbf{w}_o$, correspondant au minimum de la surface de performance, c'est-à-dire à la MSE minimale $J_{\min}$. L'algorithme des moindres carrés moyens (LMS) est le plus largement utilisé parmi les différents algorithmes adaptatifs en raison de sa simplicité et de sa robustesse. L'algorithme LMS, basé sur la méthode de descente du gradient en utilisant le gradient négatif de l'erreur quadratique instantanée $J \approx e^2(n)$, a été développé par Widrow et Stearns [92] pour étudier la machine de reconnaissance de motifs. L'algorithme LMS met à jour le vecteur de poids de la manière suivante :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{u}(n)e(n) \quad (2.66)$$

Où μ est le pas d'adaptation (ou facteur de convergence) qui détermine la stabilité et la vitesse de convergence de l'algorithme.

Comme montré dans l'équation (1.10), l'algorithme LMS utilise une approche itérative pour adapter les poids des taps à la solution optimale de Wiener-Hopf donnée dans l'équation (1.8). Pour garantir la stabilité de l'algorithme, le pas d'adaptation est choisi dans l'intervalle suivant :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (2.67)$$

Où $\lambda_{\max}$ est la plus grande valeur propre de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée R . Cependant, les valeurs propres de R ne sont généralement pas connues en pratique, et la somme des valeurs propres (ou la trace de R) est utilisée pour remplacer $\lambda_{\max}$. Ainsi, le pas d'adaptation se situe dans l'intervalle $0 < \mu < 2/\text{trace}(R)$. Étant donné que $\text{trace}(R) = MP_u$ est lié à la puissance moyenne P_u du signal d'entrée $u(n)$, une limite couramment utilisée pour le pas d'adaptation est obtenue comme :

$$0 < \mu < \frac{2}{MP_u} \quad (2.68)$$

Il a été démontré que la stabilité de l'algorithme nécessite une condition plus stricte sur la limite supérieure de μ lorsque l'on impose la convergence de la variance des poids [89]. Pour des signaux gaussiens, la convergence de la MSE exige $0 < \mu < 2/(3MP_u)$.

La limite supérieure de μ constitue une indication importante pour choisir un pas d'adaptation approprié pour l'algorithme LMS. Comme montré dans l'équation (1.12), un μ plus petit est utilisé pour éviter l'instabilité lorsque la longueur du filtre M est grande. De plus, le pas d'adaptation est inversement proportionnel à la puissance du signal d'entrée P_u . Ainsi, un signal de forte puissance nécessite un pas plus petit, tandis qu'un signal plus faible peut utiliser un pas plus grand. Cette relation peut être intégrée dans l'algorithme LMS en normalisant le pas d'adaptation par rapport à la puissance du signal d'entrée. Cette normalisation du pas (ou du signal d'entrée) conduit à une variante utile de l'algorithme LMS, appelée algorithme LMS normalisé (NLMS).

L'algorithme NLMS [3] inclut un terme de normalisation supplémentaire $\mathbf{u}^T(n)\mathbf{u}(n)$, comme indiqué dans l'équation suivante :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{\mathbf{u}(n)}{\mathbf{u}^T(n)\mathbf{u}(n)} e(n) \quad (2.69)$$

Où le pas d'adaptation est désormais limité dans l'intervalle $0 < \mu < 2$. Cela rend la vitesse de convergence indépendante de la puissance du signal en normalisant le vecteur d'entrée $\mathbf{u}(n)$ par l'énergie $\mathbf{u}^T(n)\mathbf{u}(n) = \sum_{m=0}^{M-1} u^2(n-m)$ du signal d'entrée dans le filtre adaptatif. Il n'y a pas de différence significative entre les performances de convergence des algorithmes LMS et NLMS pour les signaux stationnaires lorsque le pas μ de l'algorithme LMS est correctement choisi. L'avantage de l'algorithme NLMS devient apparent uniquement pour les signaux non stationnaires comme la parole, où une convergence beaucoup plus rapide peut être obtenue pour le même niveau de MSE à l'état stable après convergence de l'algorithme.

En supposant que tous les signaux et poids de taps sont des valeurs réelles, le filtre FIR nécessite M multiplications pour produire la sortie $y(n)$ et l'équation de mise à jour (1.10) nécessite $M + 1$ multiplications. Ainsi, un total de $2M + 1$ multiplications par itération est requis pour le filtre FIR adaptatif avec l'algorithme LMS. En revanche, l'algorithme NLMS nécessite $M + 1$ multiplications supplémentaires pour le terme de normalisation, ce qui donne un total de $3M + 2$ multiplications par itération. Étant donné que M est généralement grand pour la plupart des applications pratiques, la complexité de calcul des algorithmes LMS et NLMS est proportionnelle à M , notée $O(M)$. Il est à noter que le terme de normalisation $\mathbf{u}^T(n)\mathbf{u}(n)$ dans l'équation (1.13) peut être approximé à partir de la puissance moyenne P_u , qui peut être estimée de manière récursive au temps n par une simple moyenne glissante comme suit :

$$P_u(n) = (1 - \beta)P_u(n - 1) + \beta u^2(n) \quad (2.70)$$

Où $0 < \beta \leq 1$ est le paramètre de lissage (ou d'oubli). L'algorithme de projection affine (AP) [3] est une version généralisée de l'algorithme NLMS. Au lieu de minimiser le signal d'erreur actuel donné dans l'équation (1.4), l'algorithme AP augmente la vitesse de convergence de l'algorithme NLMS en utilisant un ensemble de P contraintes $d(n - k) = \mathbf{w}^T(n + 1)u(n - k)$ pour $k = 0, 1, \dots, P - 1$. Il est à noter que P est inférieur à la longueur M utilisée dans le filtre FIR adaptatif, ce qui conduit à un cas sous-déterminé. Par conséquent, une pseudo-inversion de la matrice du signal d'entrée est utilisée pour dériver l'algorithme AP comme suit :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{A}^T(n) [\mathbf{A}(n) \mathbf{A}^T(n)]^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (2.71)$$

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{A}(n) \mathbf{w}(n) \quad (2.72)$$

Où la matrice du signal d'entrée $\mathbf{A}^T(n) = [u(n), u(n - 1), \dots, u(n - P + 1)]$ est composée de P colonnes de vecteurs d'entrée de longueur M , $\mathbf{e}(n) = [e(n), e(n -$

$1), \dots, e(n - P + 1)]^T$ est le vecteur du signal d'erreur et $d(n) = [d(n), d(n - 1), \dots, d(n - P + 1)]^T$ est le vecteur du signal désiré. Le calcul des signaux d'erreur donné dans l'équation (1.16) repose sur les P contraintes (ou ordre) de l'algorithme AP.

Contrairement à l'algorithme NLMS, qui est dérivé de la minimisation de l'espérance de l'erreur quadratique, l'algorithme des moindres carrés récurrents (RLS) [3] est dérivé de la minimisation de la somme des erreurs quadratiques pondérées, exprimée comme :

$$J_{LS}(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} e^2(i) \quad (2.73)$$

Où λ est le facteur d'oubli et a une valeur inférieure à 1 mais proche de 1. Le facteur d'oubli attribue un poids plus important à l'erreur actuelle qu'aux erreurs passées afin de permettre le fonctionnement du filtre dans des environnements non stationnaires.

Ainsi, dans la méthode des moindres carrés, le vecteur de poids $w(n)$ est optimisé en se basant sur les observations allant de la première itération ($i = 1$) jusqu'au temps courant ($i = n$). L'approche des moindres carrés peut également être exprimée sous une forme similaire à l'équation de Wiener-Hopf définie dans l'équation (1.7), où la matrice d'autocorrélation et le vecteur de corrélation croisée sont respectivement exprimés comme : $R \approx R(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} u(i)u^T(i)$ et $p \approx p(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} d(i)u(i)$.

Suivant la dérivation donnée dans la référence [3] utilisant le lemme d'inversion de matrice, l'algorithme RLS peut s'écrire comme :

$$w(n+1) = w(n) + g(n)e(n) \quad (2.73)$$

Où le vecteur de gain de mise à jour est défini comme :

$$g(n) = \frac{\Gamma(n)}{1 + u^T \Gamma(n)} \quad (2.74)$$

Et

$$\mathbf{\Gamma}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \mathbf{u}(n) \quad (2.75)$$

La matrice de corrélation inverse des données d'entrée, $\mathbf{P}(n) \equiv \mathbf{R}^{-1}(n)$, peut être calculée de manière récursive comme :

$$\mathbf{P}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \mathbf{g}(n) \mathbf{\Gamma}^T(n) \quad (2.76)$$

Il est à noter que l'algorithme AP approche l'algorithme RLS lorsque λ augmente jusqu'à M et que $\lambda = 1$. Comme les algorithmes NLMS et RLS convergent vers le même vecteur de poids optimal, il existe un lien étroit entre eux. Montazeri et Duhamel [10] ont établi des liens entre un ensemble d'algorithmes adaptatifs incluant les algorithmes NLMS, AP et RLS.

La complexité de calcul de l'algorithme RLS est de l'ordre de $O(M^2)$. Il existe plusieurs versions efficaces de l'algorithme RLS, telles que le filtre transversal rapide (fast transversal filter) dont la complexité est réduite à $O(M)$ [89]. Comparé aux algorithmes NLMS et AP, l'algorithme RLS est plus coûteux à mettre en œuvre. L'algorithme AP possède une complexité intermédiaire, entre celle du NLMS (pour $P = 1$) et celle du RLS (pour $P = M$).

2.6.1 Application du filtrage adaptatif basé sur LMS

Les filtres adaptatifs sont utilisés dans de nombreuses applications en raison de leur capacité à fonctionner dans des environnements inconnus et changeants. Les applications du filtrage adaptatif peuvent être classées en quatre catégories : l'identification adaptative de systèmes, la modélisation inverse adaptative, la prédiction adaptative et le traitement adaptatif d'antennes.

2.6.2 Modélisation inverse adaptative

Les filtres adaptatifs peuvent être appliqués à des applications de modélisation inverse adaptative (ou d'égalisation de canal) [93], dans lesquelles un système inconnu est mis en cascade avec un filtre adaptatif, comme illustré à la Figure 2.7. Le signal désiré $s(n)$, est obtenu en retardant de L échantillons le signal d'entrée $s(n)$, à l'aide d'une unité de retard Z^{-L} , afin de compenser le retard global de propagation à travers le système inconnu et le filtre adaptatif. Le choix approprié du retard permet au filtre adaptatif de converger vers un filtre causal qui est l'inverse du système inconnu. Ainsi, le filtre adaptatif égalise le système inconnu afin de récupérer, à la sortie $y(n)$, la version retardée du signal $s(n - L)$. La fonction de transfert combinée du système inconnu et du filtre adaptatif tend vers Z^{-L} . Dans certaines applications, telles que l'égaliseur de canal adaptatif dans les modems de données, le signal désiré est dérivé de la séquence de données prédéfinie pendant la phase d'apprentissage.

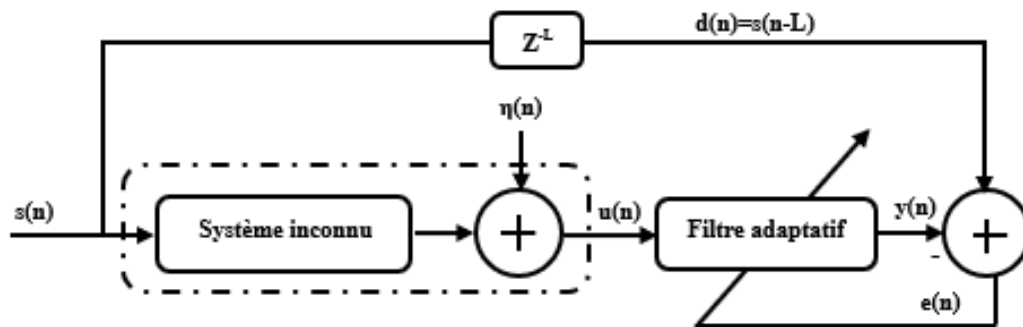


Figure 2.7. Modélisation inverse d'un canal utilisant un filtre adaptatif

De manière similaire à la modélisation du système illustrée à la Figure 1.5, si $s(n)$ possède un spectre plat et que le bruit du procédé est faible et non corrélé avec $s(n)$ le filtre adaptatif peut converger vers un modèle inverse précis du système inconnu. Il est intéressant de noter que l'amplificateur de ligne adaptatif (ou prédicteur adaptatif) décrit à la Figure 1.10 peut être considéré comme une modélisation inverse en traitant le retard $Z^{-\Delta}$ comme le canal inconnu, et le filtre adaptatif converge alors vers $Z^{-(L+\Delta)}$. Si $L = 0$ (comme

dans le cas d'un prédicteur adaptatif), le filtre adaptatif converge vers un système non causal Z^{Δ} . Par conséquent, le filtre adaptatif prédit l'entrée avec une avance de Δ échantillons.

L'égalisation de canal adaptative suppose souvent un bruit négligeable, mais lorsque le bruit additif est important, le filtre ne peut pas inverser parfaitement le canal et peut même amplifier le bruit dans certaines bandes de fréquences. Il est donc nécessaire de limiter l'égalisation excessive pour éviter la dégradation due au bruit.

La modélisation inverse est largement utilisée en égalisation de canal pour compenser les distorsions introduites par des canaux inconnus et variables dans le temps, tels que les canaux téléphoniques et radio. Ces distorsions provoquent un chevauchement des symboles transmis, que le filtre adaptatif cherche à corriger afin de retrouver une version retardée du signal d'origine.

2.6.3 Identification adaptative des systèmes

La structure de l'identification (ou modélisation) adaptative de systèmes est illustrée à la Figure 2.8, où le filtre adaptatif est placé en parallèle avec un système inconnu (ou procédé) à identifier. Le filtre adaptatif fournit un modèle linéaire qui constitue la meilleure approximation du système inconnu. Le signal d'excitation $u(n)$ sert d'entrée à la fois au système inconnu et au filtre adaptatif, tandis que $\eta(n)$ représente la perturbation (ou le bruit du procédé) apparaissant à l'intérieur du système inconnu. L'objectif du filtre adaptatif est de modéliser le système inconnu de telle sorte que la sortie du filtre adaptatif $y(n)$ corresponde étroitement à la sortie du système inconnu $d(n)$. Cela peut être réalisé en minimisant le signal d'erreur $e(n)$, qui est la différence entre la réponse physique $d(n)$ et la réponse du modèle $y(n)$.

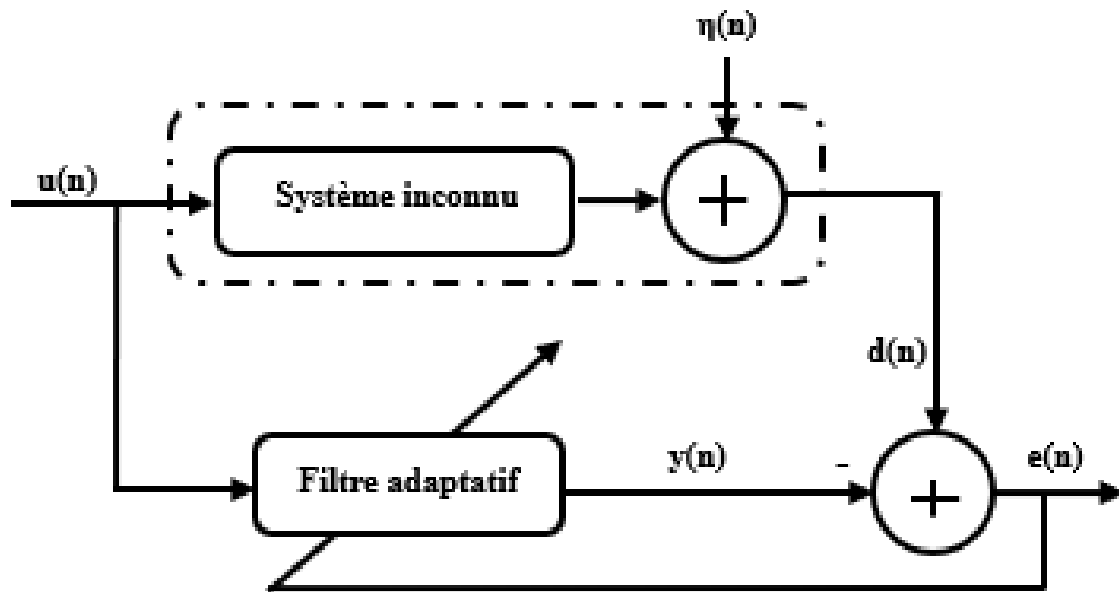


Figure 2.8. Bloc diagramme d'identification d'un système adaptatif

Si le signal d'excitation $u(n)$ est riche en contenu fréquentiel, tel qu'un bruit blanc, et que le bruit du procédé $\eta(n)$ est faible et non corrélé avec $u(n)$, le filtre adaptatif identifie le système inconnu du point de vue entrée-sortie.

L'identification adaptative de systèmes a été largement appliquée à l'annulation d'écho [88], au contrôle actif du bruit [90], au contrôle numérique [93], à la géophysique [92] et aux communications [91]. En fait, de nombreux problèmes peuvent être formulés du point de vue de l'identification adaptative de systèmes.

2.6.4 Annulation adaptative du bruit

L'annulation adaptative du bruit (ou des interférences), illustrée à la Figure 1.8, peut être classée comme un problème d'identification de système adaptatif [92]. La réponse du système $d(n)$ est constituée du signal désiré $d(n)$ corrompu par un bruit $v(n)$, c'est-à-dire $d(n) = s(n) + v(n)$. Étant donné qu'il existe un recouvrement spectral entre le signal désiré et le bruit, les filtres fixes conventionnels peuvent ne pas constituer une solution efficace pour atténuer ce bruit. Comme le montre la Figure 1.8, le signal d'entrée $u(n)$ est

constitué d'un bruit $v(n)$ corrélé à $v(\hat{n})$, mais qui doit être non corrélé avec $s(n)$. Le filtre adaptatif produit un signal de sortie $y(n)$ qui estime $v(\hat{n})$. Ainsi, le signal d'erreur approxime le signal $s(n)$. Si le signal $s(n)$ est considéré comme la perturbation $\eta(n)$ montrée à la Figure 1.5 et que le chemin du bruit est traité comme le système inconnu, l'annulation adaptative du bruit peut être considérée comme un problème d'identification de système.

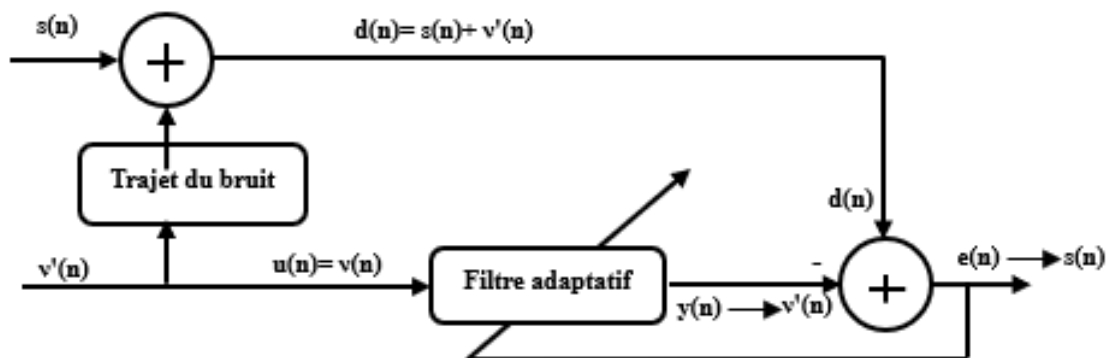


Figure 2.9. Bloc diagramme de la suppression du bruit adaptatif

Lorsque le signal $s(n)$ est absent pendant les périodes de silence, le signal d'erreur tend vers zéro et une identification précise du système correspondant au chemin du bruit peut être obtenue.

2.7 Conclusion

Ce chapitre a posé les bases du filtrage adaptatif pour la suppression des interférences, en s'appuyant sur le filtrage linéaire optimal au sens de l'erreur quadratique moyenne et sur les filtres FIR. Les équations de Wiener-Hopf et l'analyse de l'erreur quadratique moyenne minimale ont permis de relier les performances du filtre aux statistiques des signaux.

La formulation du filtre de Wiener pour des processus stochastiques stationnaires à valeurs complexes a permis d'aborder un large champ d'applications en communications, radar et sonar. Le principe d'orthogonalité, issu de la minimisation de l'erreur quadratique

moyenne, constitue un résultat central en définissant les conditions d'optimalité du filtre. Les applications étudiées confirment l'efficacité du filtrage adaptatif en environnements variables.

Chapitre III

**Canaux de transmission pour les véhicules
aériennes sans pilotes**

3.1 Introduction

Les performances des communications sans fil dépendent fortement d'un canal radio dynamique et imprévisible. La propagation radio en communication sans fil est un processus complexe et imprévisible, influencé par trois phénomènes principaux : la réflexion, la diffraction et la diffusion [96].

Des modèles de canaux ont été développés depuis les années 1950, aujourd'hui standardisés surtout entre 800 MHz et 2,5 GHz pour les systèmes SISO, et plus récemment pour les systèmes MIMO afin d'améliorer les débits et la diversité [97,98]. L'évanouissement dans les canaux sans fil se divise en deux catégories : l'évanouissement résulte de la distance, des obstacles et des multi-trajets, avec des effets lents ou rapides selon l'échelle et la mobilité, soit évanouissement à grande échelle ou à petite échelle. La figure 3.1 présente la classification des différents types de canaux à évanouissement [99].

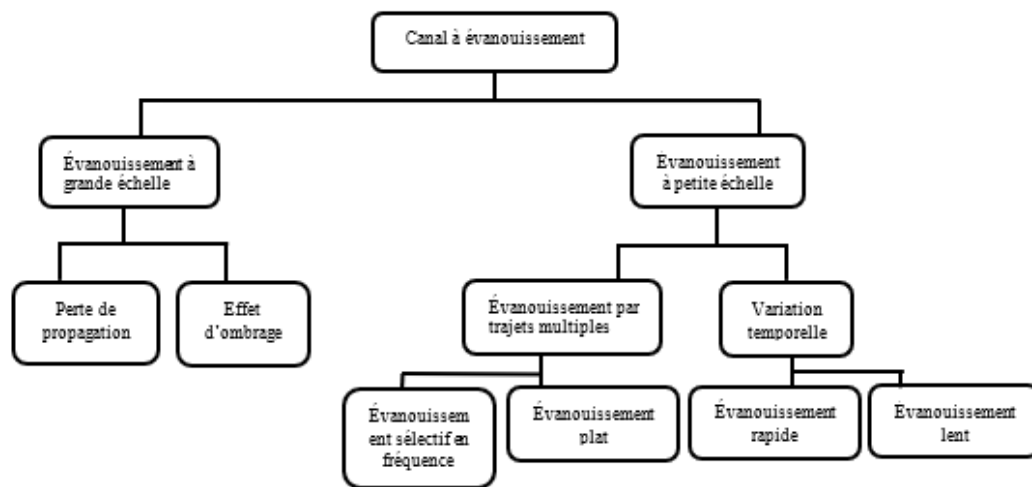


Figure 3.1. Classification des canaux à évanouissement

3.2 Évanouissement à grande échelle

L'évanouissement à grande échelle (large-scale fading) décrit les variations lentes de la puissance moyenne d'un signal observées lorsque le récepteur se déplace sur des distances significatives par rapport à la longueur d'onde. Ce phénomène est principalement causé par la perte en distance (path loss), qui traduit l'atténuation moyenne du signal avec

l'augmentation de la distance entre l'émetteur et le récepteur, ainsi que par les effets de masque (shadowing) dus à la présence d'obstacles de grande taille (bâtiments, collines, etc.). Ces deux contributions se traduisent par des fluctuations de la puissance moyenne reçue, souvent modélisées statistiquement par une distribution log-normale autour de la perte de trajet moyenne, permettant d'estimer l'atténuation du canal dans différents scénarios de propagation [96].

3.2.1 Modèle général de perte de trajet

Le modèle de propagation en espace libre est utilisé pour prédire la puissance du signal reçu dans un environnement en ligne de visée (LOS), où aucun obstacle ne se trouve entre l'émetteur et le récepteur. Il est souvent adopté pour les systèmes de communication par satellite. Soit d la distance en mètres entre l'émetteur et le récepteur. Lorsque des antennes non isotropes sont utilisées avec un gain d'émission G_t et un gain de réception G_r , la puissance reçue à la distance d , $P_r(d)$, est exprimée par la célèbre équation de Friis [100], donnée par :

$$P_r(d) = \frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2 L} \quad (3.1)$$

Où P_t représente la puissance transmise (en watts), λ est la longueur d'onde du rayonnement (en mètres), et L est le facteur de perte du système, indépendant de l'environnement de propagation. Le facteur de perte du système représente l'atténuation globale ou la perte dans le matériel réel du système, incluant la ligne de transmission, le filtre et les antennes. En général, $L > 1$ mais $L = 1$, mais si l'on suppose qu'il n'y a aucune perte dans le matériel du système [96]. Il est évident d'après l'Équation (3.1) que la puissance reçue s'atténue de manière exponentielle avec la distance d . La perte de trajet en espace libre, $PL_F(d)$, sans aucune perte du système peut être directement déduite de l'Équation (3.1) avec $L = 1$ comme suit :

$$PL_F(d)[dB] = 10 \log \left(\frac{P_t}{P_r} \right) = -10 \log \left(\frac{G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 d^2} \right) \quad (3.2)$$

Sans gains d'antenne (c'est-à-dire, $G_t = G_r = 1$) l'équation (3.2) se réduit à :

$$PL_F(d)[dB] = 10 \log \left(\frac{P_t}{P_r} \right) = 20 \log \left(\frac{4\pi d}{\lambda} \right) \quad (3.3)$$

3.2.2 Modèle d'Okumura/Hata

Le modèle d'Okumura a été obtenu à partir d'expériences approfondies visant à calculer la hauteur d'antenne et la zone de couverture des systèmes de communication mobile [102]. Il s'agit de l'un des modèles de perte de trajet les plus fréquemment adoptés, capable de prédire la perte de trajet en milieu urbain. Ce modèle particulier couvre principalement les caractéristiques typiques des systèmes de communication mobile avec une bande de fréquences de 500 à 1500 MHz, un rayon de cellule de 1 à 100 km et une hauteur d'antenne comprise entre 30 m et 1000 m.

La perte de trajet à la distance d dans le modèle d'Okumura est donnée par :

$$PL_{OK}(d)[dB] = PL_F + A_{MU}(f, d) - G_{Rx} - G_{Tx} + G_{AREA} \quad (3.4)$$

Où A_{MU} est le facteur d'atténuation du milieu à la fréquence f , G_{Rx} et G_{Tx} sont les gains des antennes de réception (Rx) et de transmission (Tx), respectivement, et G_{AREA} est le gain lié à l'environnement de propagation dans la zone considérée. Il convient de noter que les gains d'antenne G_{Rx} et G_{Tx} dépendent uniquement de la hauteur de l'antenne, sans que d'autres facteurs tels que le diagramme de rayonnement de l'antenne soient pris en compte. Par ailleurs, $A_{MU}(f, d)$ et G_{AREA} peuvent être obtenus à partir des graphiques déterminés empiriquement à partir de mesures réelles effectuées par Okumura [102].

Le modèle d'Okumura a été étendu afin de couvrir divers environnements de propagation, notamment les zones urbaines, suburbaines et rurales (zones ouvertes) ; cette extension est aujourd'hui connue sous le nom de modèle de Hata [103]. En fait, le modèle de Hata est actuellement le modèle de perte de trajet le plus populaire. Pour une hauteur de l'antenne de transmission h_{TX} [m] et une fréquence porteuse f_c [MHz], la perte de trajet à la distance d [m] en zone urbaine est donnée par le modèle de Hata comme suit :

$$PL_{Hata,U}(d)[dB] = 69,55 + 26,16\log f_c - 13,82\log h_{TX} - C_{RX} + (44,9 - 6,55\log h_{TX})\log d \quad (3.5)$$

Où C_{RX} est le coefficient de corrélation de l'antenne de réception, qui dépend de la taille de la zone de couverture. Pour une zone de couverture de petite à moyenne taille, C_{RX} est donné par :

$$C_{RX} = \begin{cases} 8,29(\log(1,54h_{RX}))^2 - 1,1 & \text{si } 150 \text{ MHz} \leq f_c \leq 200 \text{ MHz} \\ 3,2(\log(11,75h_{RX}))^2 - 4,97 & \text{si } 200 \text{ MHz} \leq f_c \leq 1500 \text{ MHz} \end{cases} \quad (3.6)$$

Par ailleurs, la perte de trajet à la distance d en zones suburbaines et en zones ouvertes est respectivement donnée par le modèle de Hata comme suit :

$$PL_{Hata,O}(d)[dB] = PL_{Hata,U}(d) - 4,78(\log f_c)^2 - 18,33\log f_c - 40,97 \quad (3.7)$$

3.2.3 Modèle IEEE 802.16d

Le modèle IEEE 802.16d est basé sur le modèle de perte de trajet avec masquage log-normal (log-normal shadowing). Il existe trois types de modèles différents (types A, B et C), selon la densité des obstacles présents entre l'émetteur et le récepteur (en termes de densité d'arbres) dans une zone suburbaine de macro-cellule [96]. Le tableau 3.1 décrit ces trois types de modèles, dans lesquels ART et BRT signifient respectivement *Above-Roof-*

Top (au-dessus du toit) et *Below-Roof-Top* (sous le toit). En se référant à [104–107], le modèle de perte de trajet IEEE 802.16d est donné par :

$$PL_{802.16}(d)[dB] = PL_F(d_0) + 10\gamma \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + C_f + C_{RX} \quad \text{pour } d > d_0 \quad (3.8)$$

Tableau 3.1. Types de modèles de perte de trajet IEEE 802.16d

Type	Description
A	Macro-cellule suburbaine, ART à BRT pour un terrain vallonné avec une densité d'arbres modérée à élevée
B	Macro-cellule suburbaine, ART à BRT pour des conditions intermédiaires de perte de trajet
C	Macro-cellule suburbaine, ART à BRT pour un terrain plat avec une faible densité d'arbres

Dans l'équation (3.8), $d_0 = 100 \text{ m}$ et $\gamma = a - bh_{TX} + c/h_{TX}$, où a , b et c sont des constantes qui varient selon les types de modèles de canal, comme indiqué dans le Tableau 3.1, et h_{TX} est la hauteur de l'antenne d'émission (généralement comprise entre 10 m et 80 m). De plus, C_f est le coefficient de corrélation pour la fréquence porteuse f_c [MHz], qui est donné par :

$$C_f = 6 \log_{10} \left(\frac{f_c}{2000} \right) \quad (3.9)$$

Tableau 3.2. Paramètres des modèles de type A, B et C de la norme IEEE 802.16d.

Paramètres	type A	type B	type C
a	4,6	4	3,6
b	0,0075	0,0065	0,005
C	12,6	17,1	20

Par ailleurs, C_{RX} est le coefficient de corrélation de l'antenne de réception, donné par :

$$C_{RX} = \begin{cases} -10,8 \log_{10} \left(\frac{h_{RX}}{2} \right) & \text{pour type A et B} \\ -20 \log_{10} \left(\frac{h_{RX}}{2} \right) & \text{pour type C} \end{cases} \quad (3.10)$$

$$C_{RX} = \begin{cases} -10 \log_{10} \left(\frac{h_{RX}}{3} \right) & \text{pour } h_{RX} \leq 3 \text{ m} \\ -20 \log_{10} \left(\frac{h_{RX}}{3} \right) & \text{pour } h_{RX} > 3 \text{ m} \end{cases} \quad (3.11)$$

Le coefficient de corrélation de l'équation (3.10) est basé sur les mesures effectuées par AT&T, tandis que celui de l'équation (3.11) est basé sur les mesures réalisées par Okumura [96].

La nouvelle distance de référence d'_0 est déterminée en égalant la perte de trajet donnée par l'équation (3.11) à la perte en espace libre de l'équation (3.1), de telle sorte que :

$$20 \log_{10} \left(\frac{4\pi d'_0}{\lambda} \right) = 20 \log_{10} \left(\frac{4\pi d'_0}{\lambda} \right) + 10\gamma \log_{10} \left(\frac{d'_0}{d_0} \right) + C_f + C_{RX} \quad (3.12)$$

En résolvant l'équation (3.12) par rapport à d'_0 , la nouvelle distance de référence est obtenue comme suit :

$$d'_0 = d_0 10^{-\frac{C_f + C_{RX}}{10\gamma}} \quad (3.13)$$

En substituant l'équation (3.13) dans l'équation (3.8), on obtient un modèle IEEE 802.16d modifié comme suit :

$$\begin{aligned}
& PL_{802.16}(d)[dB] \\
&= \begin{cases} 20 \log_{10} \left(\frac{4\pi d}{\lambda} \right) & \text{pour } d \leq d'_0 \\ 20 \log_{10} \left(\frac{4\pi d'_0}{\lambda} \right) + 10\gamma \log_{10} \left(\frac{d}{d'_0} \right) + C_f + C_{RX} & \text{pour } d > d'_0 \end{cases} \quad (3.14)
\end{aligned}$$

3.3 Évanouissement à petite échelle (Small-Scale Fading)

À ne pas confondre avec l'évanouissement à grande échelle, l'évanouissement à petite échelle est souvent simplement appelé fading. Le fading correspond à la variation rapide du niveau du signal reçu à court terme lorsque le terminal utilisateur se déplace sur une courte distance. Il est dû à l'effet des multiples trajets du signal, qui provoquent des interférences lorsqu'ils arrivent successivement à l'antenne réceptrice avec des phases différentes (c'est-à-dire interférence constructive si les phases sont identiques et interférence destructive si les phases sont différentes). Autrement dit, la variation du niveau du signal reçu dépend des relations entre les phases relatives des différents signaux réfléchis par les objets environnants. De plus, chacun des trajets multiples peut subir des changements qui dépendent de la vitesse de la station mobile et des objets environnants. En résumé, l'évanouissement à petite échelle est attribué à la propagation multi-trajets, à la vitesse du mobile, à la vitesse des objets environnants et à la bande passante de transmission du signal [96].

3.3.1 Paramètres de l'évanouissement à petite échelle

Les caractéristiques d'un canal à évanouissement multi-trajets sont souvent spécifiées par un profil de retard de puissance (PDP, Power Delay Profile). Le Tableau 1.4 présente un exemple particulier de PDP spécifié pour le modèle de canal piéton par l'ITU-R, dans lequel quatre trajets de signal multiples différents sont caractérisés par leur retard relatif et leur puissance moyenne. Ici, le retard relatif correspond à un retard excédentaire par rapport au temps de référence, tandis que la puissance moyenne de chaque trajet est normalisée par celle du premier trajet (tap) [108].

Tableau 3.3. Profil de retard de puissance : exemple (modèle piéton A de l'UIT-R)

Tab	Retard relatif (ns)	Puissance moyenne (dB)
1	0	0
2	110	-9,7
3	190	- 19.2
4	410	-22,8

Le retard moyen excédentaire et la dispersion quadratique moyenne du retard (RMS delay spread) sont des paramètres de canal utiles qui fournissent une référence de comparaison entre différents canaux à évanouissement multi-trajets et, de plus, donnent une ligne directrice générale pour la conception d'un système de transmission sans fil.

Soit τ_k le retard du canal pour le k_{th} trajet, tandis que a_k et $P(k_\tau)$ représentent respectivement l'amplitude et la puissance. Ensuite, le retard moyen. Le retard excédentaire

$\bar{\tau}$ est donné par le premier moment du PDP comme suit :

$$\bar{\tau} = \frac{\sum_k \tau_k a_k^2}{\sum_k a_k^2} = \frac{\sum_k P(k_\tau) \tau_k}{\sum_k a_k^2} \quad (3.15)$$

Par ailleurs, la dispersion quadratique moyenne du retard (RMS delay spread) σ_τ est donnée par la racine carrée du second moment centré du PDP, comme suit :

$$\sigma_\tau = \sqrt{\overline{\tau^2} - (\bar{\tau})^2} \quad (3.16)$$

Où

$$\overline{\tau^2} = \frac{\sum_k \tau_k^2 a_k^2}{\sum_k a_k^2} = \frac{\sum_k P(k_\tau) \tau_k^2}{\sum_k P(k_\tau)} \quad (3.17)$$

En général, la bande de cohérence, notée B_c , est inversement proportionnelle à la dispersion quadratique moyenne du retard (RMS delay spread), c'est-à-dire :

$$B_c \approx \frac{1}{\sigma_\tau} \quad (3.18)$$

La relation donnée par l'équation (3.18) peut varier selon la définition de la bande de cohérence. Par exemple, dans le cas où la bande de cohérence est définie comme une bande passante présentant un coefficient de corrélation de 0,9 ou plus, la bande de cohérence et la dispersion quadratique moyenne du retard (RMS delay spread) sont liées comme suit :

$$B_c \approx \frac{1}{50\sigma_\tau} \quad (3.19)$$

Dans le cas où la bande de cohérence est définie comme une bande passante présentant un coefficient de corrélation de 0,5 ou plus, elle est donnée par :

$$B_c \approx \frac{1}{5\sigma_\tau} \quad (3.20)$$

3.3.2 Évanouissement dispersif temporel vs dispersif fréquentiel

Lorsque le terminal mobile se déplace, le type spécifique d'évanouissement subi par le récepteur dépend à la fois du schéma de transmission et des caractéristiques du canal.

Le schéma de transmission est défini par des paramètres du signal tels que la bande passante du signal et la durée du symbole. Par ailleurs, les canaux sans fil peuvent être caractérisés par deux paramètres distincts : la dispersion de retard multi-trajets et la dispersion Doppler, qui provoquent respectivement une dispersion temporelle et une dispersion fréquentielle [96].

Selon l'ampleur de la dispersion temporelle ou fréquentielle, on observe respectivement un évanouissement sélectif en fréquence ou un évanouissement sélectif dans le temps.

3.3.2.1 Évanouissement dû à la dispersion temporelle : canal à évanouissement sélectif en fréquence

En raison de la dispersion temporelle, un signal transmis peut subir un évanouissement dans le domaine fréquentiel de manière sélective ou non sélective, phénomène appelé évanouissement sélectif en fréquence, respectivement. Pour une réponse fréquentielle donnée du canal, la sélectivité en fréquence est généralement déterminée par la bande passante du signal. En raison de la dispersion temporelle due aux trajets multiples, la réponse du canal varie avec la fréquence [96].

Dans ce contexte, le signal transmis est soumis à un évanouissement non sélectif en fréquence lorsque la bande passante du signal est suffisamment étroite pour être transmise sur une réponse fréquentielle plate. En revanche, le signal est soumis à un évanouissement sélectif en fréquence lorsque la bande passante du signal est suffisamment large pour être filtrée par la bande passante finie du canal [96].

Le signal reçu subit un évanouissement non sélectif en fréquence tant que la bande passante du canal sans fil est plus large que celle du signal, tout en conservant une amplitude constante et une réponse de phase linéaire dans la bande passante. L'amplitude constante subie sur la bande passante du signal entraîne un évanouissement plat, terme également utilisé pour désigner l'évanouissement non sélectif en fréquence. Ici, une bande passante plus étroite implique que la durée du symbole T_s est supérieure à la dispersion de retard τ du canal multi-trajets $h(t, \tau)$. Tant que T_s , le symbole courant n'affecte pas significativement le symbole suivant sur la période de symbole suivante, ce qui signifie que l'interférence intersymbole (ISI) est négligeable. Même lorsque l'amplitude varie lentement dans le temps dans un canal à évanouissement non sélectif en fréquence, celui-ci est souvent qualifié de canal à bande étroite, puisque la bande passante du signal est beaucoup plus étroite que celle du canal [96].

En résumé, un signal transmis est soumis à un évanouissement non sélectif en fréquence dans les conditions suivantes :

$$B_s \ll B_c \quad \text{et} \quad T_s \gg \sigma_\tau \quad (3.21)$$

Où B_s et T_s représentent respectivement la bande passante et la durée de symbole du signal transmis, tandis que B_c et σ_τ désignent la bande de cohérence et la dispersion quadratique moyenne du retard (RMS delay spread).

Comme mentionné précédemment, le signal transmis subit un évanouissement sélectif en fréquence lorsque le canal sans fil présente une amplitude constante et une réponse de phase linéaire uniquement sur une bande passante du canal plus étroite que la bande passante du signal. Dans ce cas, la réponse impulsionnelle du canal possède une dispersion de retard plus importante que la durée de symbole du signal transmis [96].

En raison de la courte durée du symbole par rapport à la dispersion de retard multi-trajets, plusieurs copies retardées du signal transmis se superposent de manière significative au symbole suivant, ce qui engendre une interférence inter-symbole (ISI).

Le terme canal sélectif en fréquence est utilisé simplement parce que l'amplitude de la réponse fréquentielle varie avec la fréquence, contrairement à la nature plate en fréquence d'un canal à évanouissement non sélectif en fréquence.

Cela implique que la bande passante du signal B_s est supérieure à la bande de cohérence B_c et que, par conséquent, le signal reçu présente une amplitude différente selon la fréquence (c'est-à-dire qu'il subit un évanouissement sélectif en fréquence). Étant donné que la bande passante du signal est plus large que celle de la réponse impulsionnelle du canal dans un canal à évanouissement sélectif en fréquence, celui-ci est souvent qualifié de canal à large bande [96].

En résumé, un signal transmis est soumis à un évanouissement sélectif en fréquence dans les conditions suivantes :

$$B_s > B_c \quad \text{et} \quad T_s < \sigma_\tau \quad (3.22)$$

Même si cela dépend du schéma de modulation, un canal est généralement classé comme sélectif en fréquence lorsque $\sigma_\tau > 0,1T_s$

3.3.2.2 Évanouissement dû à la dispersion fréquentielle : canal à évanouissement sélectif dans le temps

Selon l'ampleur de la dispersion Doppler, le signal reçu subit un évanouissement rapide ou lent. Dans un canal à évanouissement rapide, le temps de cohérence est inférieur à la durée du symbole, et donc la réponse impulsionnelle du canal varie rapidement pendant la période du symbole.

La variation dans le domaine temporel est étroitement liée au mouvement de l'émetteur ou du récepteur, ce qui entraîne une dispersion dans le domaine fréquentiel, connue sous le nom de décalage Doppler [96]. Soit f_m le décalage Doppler maximum. La bande passante du spectre Doppler, notée B_d , est donnée par : $B_d = 2f_m$. En général, le temps de cohérence, noté T_c , est inversement proportionnel à la dispersion Doppler, c'est-à-dire :

$$T_c \approx \frac{1}{f_m} \quad (3.23)$$

Par conséquent, $T_s > T_c$ implique $B_s < B_d$, Le signal transmis est soumis à un évanouissement rapide dans les conditions suivantes :

$$T_s > T_c \text{ et } B_s < B_d \quad (3.24)$$

D'un autre côté, considérons le cas où la réponse impulsionnelle du canal varie lentement par rapport aux variations du signal transmis en bande de base. Dans ce cas, on peut supposer que le canal ne change pas pendant la durée d'un ou plusieurs symboles et qu'il est donc appelé canal statique.

Cela implique que la dispersion Doppler est beaucoup plus faible que la bande passante du signal transmis en bande de base.

En conclusion, le signal transmis est soumis à un évanouissement lent dans les conditions suivantes :

$$T_s \ll T_c \quad \text{et} \quad B_s \gg B_d \quad (3.25)$$

Dans le cas où le temps de cohérence est défini comme une bande passante présentant un coefficient de corrélation de 0,5 ou plus [97], la relation donnée par l'équation (3.23) doit être modifiée comme suit :

$$T_c \approx \frac{9}{16\pi f_m} \quad (3.26)$$

Il convient de noter que l'équation (3.23) est dérivée sous l'hypothèse qu'un signal évanoui selon Rayleigh varie très lentement, tandis que l'équation (3.26) est dérivée sous l'hypothèse qu'un signal varie très rapidement.

La définition la plus courante du temps de cohérence consiste à utiliser la moyenne géométrique des équations (3.23) et (3.26) [97], qui est donnée par :

$$T_c = \sqrt{\frac{9}{16\pi f_m^2}} = \frac{0,423}{f_m} \quad (3.27)$$

Il est important de noter que l'évanouissement rapide ou lent n'a aucun lien avec l'évanouissement induit par la dispersion temporelle. Autrement dit, la sélectivité en fréquence d'un canal sans fil ne peut pas être déterminée uniquement à partir des caractéristiques de canal d'un évanouissement rapide ou lent [96].

Cela s'explique simplement par le fait que l'évanouissement rapide est uniquement attribué au taux de variation du canal dû au mouvement du terminal.

3.4 Caractérisation statistique et génération d'un canal à évanouissement

La caractérisation statistique d'un canal à évanouissement consiste à définir les propriétés aléatoires des fluctuations de l'amplitude, de la phase et de la puissance du signal en fonction de l'environnement de propagation. Dans cette approche, les canaux sont décrits par des processus stochastiques dont les paramètres (tels que la distribution de probabilité, la fonction d'autocorrélation, les taux de croisement, etc.) sont déterminés à partir de données mesurées ou de modèles théoriques. Une fois ces caractéristiques statistiques établies, il est possible de générer en simulation des réalisations de canaux à évanouissement (par exemple Rayleigh, Rician ou autres modèles de fading) qui reproduisent fidèlement le comportement aléatoire observé dans la pratique. Ces générateurs de canal sont essentiels pour évaluer les performances des systèmes de communication sans fil dans des conditions réalistes de propagation [99].

3.4.1 Caractérisation statistique d'un canal à évanouissement

Le modèle statistique du canal à évanouissement revient à Clarke, qui a statistiquement caractérisé le champ électromagnétique du signal reçu à un terminal mobile à travers un processus de diffusion [108].

Dans le modèle proposé par Clarke, il existe N ondes planes avec des phases porteuses arbitraires, chacune provenant d'une direction arbitraire, sous l'hypothèse que chaque onde plane possède la même puissance moyenne [109–112].

En passant par un canal diffusé comportant III trajets de propagation différents avec des décalages Doppler différents, le signal reçu en bande passante peut être représenté comme :

$$f_i = f_m \cos\theta_i = \frac{v}{\lambda} \cos\theta_i \quad (3.28)$$

Soit $x(t)$ un signal transmis en bande de base. Alors, le signal transmis correspondant en bande passante (pass-band) est donné par ;

$$\bar{x}(t) = Re[x(t)e^{j2\pi f_c t}] \quad (3.29)$$

Où $Re[x(t)]$ en désigne la partie réelle de $s(t)$. Traversant un canal diffus composé de I trajets de propagation différents, chacun avec un décalage Doppler différent, le signal reçu en bande passante peut être représentée par

$$\begin{aligned} \bar{y}(t) &= Re \left[\sum_{i=1}^I C_i e^{j2\pi(f_c + f_i)x(t-\tau_i)} \right] \\ &= Re[y(t)e^{j2\pi f_c t}] \end{aligned} \quad (3.30)$$

Où C_i , τ_i , et f_i désignent respectivement le gain du canal, le retard et le décalage Doppler du i th trajet de propagation. Pour une vitesse mobile v et une longueur d'onde λ , le décalage Doppler est donné par :

$$f_i = f_m \cos\theta_i = \frac{v}{\lambda} \cos\theta_i \quad (3.31)$$

Où f_m est le décalage Doppler maximal et θ_i est l'angle d'arrivée de la i th onde plane. À noter que le signal reçu en bande de base dans l'équation (3.30) est donné par :

$$y(t) = \sum_{i=1}^I C_i e^{-j\phi_i(t)} x(t - \tau_i) \quad (3.32)$$

Où $\phi_i(t) = 2\pi\{(f_c + f_i)\tau_i - f_i \cdot t_i\}$, D'après l'équation (3.32), le canal correspondant peut donc être modélisé comme un filtre linéaire à variation temporelle, avec la réponse impulsionnelle suivante en bande de base complexe :

$$h(t, \tau) = \sum_{i=1}^I C_i e^{-j\phi_i(t)} \delta(t - \tau_i) \quad (3.33)$$

Où $\delta(.)$ est la fonction delta de Dirac. Tant que la différence entre les retards de trajet est beaucoup plus petite que la période d'échantillonnage T_s , le retard de trajet τ_i peut-être approximé par $\hat{\tau}$. L'équation (3.33) peut alors être représentée comme suit :

$$h(t, \tau) = h(t) \delta(t - \hat{\tau}) \quad (3.34)$$

Où $h(t) = \sum_{i=1}^I C_i e^{-j\phi_i(t)}$. En supposant que $x(t) = 1$, le signal reçu en bande passante $\tilde{y}(t)$ peut-être exprimé comme :

$$\begin{aligned} \tilde{y}(t) &= \text{Re}[y(t) e^{j2\pi f_c t}] \\ &= \text{Re}[h_1(t) + jh_q(t)] e^{j2\pi f_c t} \\ &= h_1(t) \cos 2\pi f_c t - h_q(t) \sin 2\pi f_c t \end{aligned} \quad (3.35)$$

Où $h_1(t)$ et $h_q(t)$ sont respectivement les composantes en phase (in-phase) et en quadrature de $h(t)$ données par :

$$h_1(t) = \sum_{i=1}^I C_i \cos \phi_i(t) \quad (3.36)$$

Et

$$h_q(t) = \sum_{i=1}^I C_i \sin \phi_i(t) \quad (3.37)$$

En supposant que I est suffisamment grand, $h_1(t)$ et $h_q(t)$ dans les équations (3.36) et (3.37) peuvent être approximées par des variables aléatoires gaussiennes selon le théorème central limite. Par conséquent, on en conclut que l'amplitude du signal reçu, $\tilde{y}(t) = \sqrt{h_1(t)^2 + h_q(t)^2}$ sur un canal multi-path soumis à de nombreux composants de diffusion, suit la loi de Rayleigh. La densité spectrale de puissance (DSP) du processus d'affaiblissement est obtenue par la transformée de Fourier de la fonction d'autocorrélation de $\tilde{y}(t)$ est donnée par [108] :

$$S_{\tilde{y}\tilde{y}}(f) = \begin{cases} \frac{\Omega_p}{4\pi f_m} \frac{1}{\sqrt{1 - \left(\frac{f-f_c}{f_m}\right)^2}} & |f - f_m| \leq f_m \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (3.38)$$

Où $\Omega_p = E\{h_1(t)^2\} + E\{h_q(t)^2\} = \sum_{i=1}^I C_i^2$. La densité spectrale de puissance dans l'équation (3.38) est souvent appelée spectre Doppler classique.

Cependant, si certains des composants de diffusion sont beaucoup plus forts que la majorité des composants, le processus d'affaiblissement ne suit plus la loi de Rayleigh.

Dans ce cas, l'amplitude du signal reçu, $\tilde{y}(t) = \sqrt{h_1(t)^2 + h_q(t)^2}$, suit la loi de Rician, et ce processus d'affaiblissement est alors appelé affaiblissement Rician.

$$P(\theta) = \frac{1}{K+1} \tilde{P}(\theta) + \frac{K}{K+1} \delta(\theta - \theta_0) \quad (3.39)$$

Où K est le facteur de Rician, défini comme le rapport entre la puissance du composant spéculaire c^2 et la puissance des composants diffusés $2\sigma^2$, et s'exprime comme

$$K = \frac{c^2}{2\sigma^2} \quad (3.40)$$

3.4.2 Génération des canaux d'affaiblissement

En général, l'environnement de propagation pour tout canal sans fil, qu'il soit intérieur ou extérieur, peut être soumis à une ligne de visée (LOS, Line-of-Sight) ou hors ligne de visée (NLOS, Non Line-of-Sight). Comme décrit dans la sous-section précédente, la fonction de densité de probabilité du signal reçu dans un environnement LOS suit la loi de Rician, tandis que celle dans un environnement NLOS suit la distribution Rayleigh [96].

Soit X l'amplitude de la variable aléatoire gaussienne complexe $W_1 + JW_2$, telle que $X = \sqrt{W_1^2 + W_2^2}$. On note alors que X est une variable aléatoire de Rayleigh avec la fonction de densité de probabilité (PDF) suivante :

$$f_X(x) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (3.41)$$

Où $2\sigma^2 = E\{X^2\}$. De plus, χ^2 est connue comme une variable aléatoire du chi carré (χ^2). Ci-dessous, nous expliquerons comment générer la variable aléatoire de Rayleigh X . Tout d'abord, on génère deux variables aléatoires gaussiennes indépendantes et identiquement distribuées, Z_1 et Z_2 avec une moyenne nulle et une variance unitaire. Note that the Rayleigh random variable X with the PDF in Equation (3.41) can be expressed as

$$X = \nu \cdot \sqrt{Z_1^2 + Z_2^2} \quad (3.42)$$

Dans un environnement en ligne de visée (LOS, Line-of-Sight), où existe un trajet direct important qui n'est soumis à aucune perte due à la réflexion, à la diffraction ou à la diffusion, l'amplitude du signal reçu peut s'exprimer comme $X = c + W_1 + JW_2$, où c représente le composant LOS, tandis que W_1 et W_2 sont des variables aléatoires gaussiennes [96]. Avec une moyenne nulle et une variance σ^2 , comme dans l'environnement hors ligne de visée (NLOS). Il est connu que X est une variable aléatoire de Rician avec la fonction de densité de probabilité (PDF) suivante :

$$f_x(x) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2+c^2}{2\sigma^2}} I_0 \frac{xc}{\sigma^2} \quad (3.43)$$

Où $I_0(.)$ est la fonction de Bessel modifiée d'ordre zéro du premier type. À noter que l'équation (3.43) peut être exprimée en fonction du facteur de Rician K défini dans l'équation (3.40). Dans le cas où il n'existe pas de composant LOS (c'est-à-dire $K = 0$), l'équation (3.43) se réduit à la fonction de densité de probabilité de Rayleigh de l'équation (3.41), comme dans un environnement hors ligne de visée (NLOS).

3.5 Modèles de canaux SISO

Il est impossible de caractériser parfaitement un canal réel en raison de la complexité et de la variabilité des réflecteurs ; on utilise donc des modèles de canaux simplifiés représentant des conditions typiques ou moyennes d'un environnement donné. Ces modèles dépendent de la configuration des antennes, et les systèmes MIMO nécessitent des modèles spécifiques capables de décrire leurs caractéristiques spatio-temporelles.

3.5.1 Modèles de canaux intérieurs

Les canaux intérieurs concernent des zones de faible couverture à l'intérieur des bâtiments, où le spectre azimutal de puissance est généralement uniforme et la mobilité des terminaux très faible, ce qui rend le canal souvent statique. Néanmoins, des variations spatiales et temporelles subsistent, nécessitant l'utilisation d'un profil de retard de puissance pour caractériser les trajets multiples. Selon la durée du symbole, le canal peut être considéré comme statique ou quasi-statique, hypothèse couramment adoptée pour la modélisation des canaux intérieurs [96].

3.5.1.1 Modèles généraux de canaux intérieurs

Dans ce modèle, un trajet direct sans retard et un trajet réfléchi retardé de $\tau_m = \tau_1$ ont la même puissance. Les caractéristiques du canal sont entièrement déterminées par ce retard, puisque le retard excédentaire maximal, le retard moyen et le retard RMS valent

respectivement $\tau_m = \tau_1$, $\bar{\tau} = \tau_1/2$. Dans le modèle exponentiel, la puissance moyenne du canal décroît de manière exponentielle avec le retard du canal, comme suit :

$$P(\tau) = \frac{1}{\tau_d} e^{-\frac{\tau}{\tau_d}} \quad (3.44)$$

Où τ_d est le seul paramètre qui détermine le profil de retard de puissance (PDP). Ce modèle est connu pour être plus approprié à un environnement de canal intérieur. Le retard excédentaire moyen et l'étalement temporel RMS (RMS delay spread) s'avèrent être égaux l'un à l'autre, c'est-à-dire $\bar{\tau} = \tau_d$ et $\bar{\tau} = \sigma_\tau = \tau_d$, dans le modèle exponentiel. Par ailleurs, le retard excédentaire maximal est donné par :

$$\tau_m = -\tau_d \ln A \quad (3.45)$$

Où A est le rapport entre la puissance d'un trajet non négligeable et celle du premier trajet, c'est-à-dire $A = P(\tau_m)/P(0) = \exp(-\tau_m/\tau_d)$. Notons que l'équation (3.44) peut être représentée par le modèle en temps discret suivant, avec une période d'échantillonnage T_S :

$$P(p) = \frac{1}{\sigma_\tau} e^{-pT_S/\sigma_\tau} ; p = 1, 2, \dots, p_{max} \quad (3.46)$$

Où p est l'indice de temps discret, avec p_{max} comme indice du dernier trajet, c'est-à-dire $p_{max} = \lceil \tau_m/T_S \rceil$. La puissance totale du PDP dans l'équation (3.46) est donnée par

$$p_{total} = \sum_{p=0}^{p_{max}} P(p) = \frac{1}{\sigma_\tau} \cdot \frac{1 - e^{-(p_{max}+1)T_S/\sigma_\tau}}{1 - e^{-T_S/\sigma_\tau}} \quad (3.47)$$

Afin de normaliser à un la puissance totale dans l'équation (3.47), l'équation (3.46) a été modifiée comme suit :

$$P(p) = P(0)e^{-pT_s/\sigma_\tau} ; p = 1, 2, \dots, p_{max} \quad (3.48)$$

Où $P(0)$ est la puissance du premier trajet, avec $P(0) = 1/(p_{total} \cdot \sigma_\tau)$ selon les équations (3.47) et (3.48).

3.5.1.2 Modèle de canal IEEE 802.11

Le groupe de travail IEEE 802.11b a adopté le modèle exponentiel pour représenter un canal intérieur à 2,4 GHz [109]. Son profil de retard de puissance (PDP) suit le modèle exponentiel. Une réponse impulsionnelle de canal peut être représentée par la sortie d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR). Ici, chaque coefficient (tap) du canal est modélisé par une variable aléatoire gaussienne complexe indépendante, dont la puissance moyenne suit le PDP exponentiel, tout en prenant l'indice temporel de chaque tap comme des multiples entiers de la période d'échantillonnage [96]. En d'autres termes, le nombre maximal de trajets est déterminé par l'étalement de retard RMS σ_τ et la période d'échantillonnage T_s comme suit :

$$p_{max} = \left\lceil 10 \cdot \frac{\sigma_\tau}{T_s} \right\rceil \quad (3.49)$$

En supposant que la puissance du P_{th} coefficient (tap) du canal ait une moyenne nulle et une variance de $\sigma_p^2/2$, sa réponse impulsionnelle est donnée par

$$h_p = Z_1 + j \cdot Z_2 ; \quad p = 1, 2, \dots, p_{max} \quad (3.50)$$

Où Z_1 et Z_2 sont des variables aléatoires gaussiennes statistiquement indépendantes et identiquement distribuées.

Contrairement au modèle exponentiel, dans lequel le retard excédentaire maximal est calculé à partir d'un trajet ayant le niveau de puissance non négligeable le plus faible, le retard excédentaire maximal dans le modèle de canal IEEE 802.11 est fixé à dix fois

l'étalement de retard RMS. Dans ce cas, la puissance de chaque coefficient (tap) du canal est donnée par :

$$\sigma_p^2 = \sigma_0^2 e^{-pT_s/\sigma_\tau} \quad (3.51)$$

Où σ_0^2 est la puissance du premier coefficient (tap), laquelle est déterminée de manière à rendre la puissance moyenne reçue égale à un, ce qui donne :

$$\sigma_0^2 = \frac{1 - e^{-T_s/\sigma_\tau}}{1 - e^{-(p_{max}+1)T_s/\sigma_\tau}} \quad (3.52)$$

Dans le modèle de canal IEEE 802.11, la période d'échantillonnage T_s doit être au moins aussi petite que 1/4.

3.5.1.3 Modèle de canal Saleh-Valenzuela (S-V)

Des mesures intensives du canal intérieur ont permis de vérifier que les arrivées des composants multi-path retardés peuvent être modélisées comme un processus de Poisson. Plus précisément, Saleh et Valenzuela ont proposé un nouveau modèle de canal (appelé modèle de canal S-V) après avoir constaté, à partir des mesures du canal intérieur, qu'il existe plusieurs clusters, chacun contenant plusieurs rayons, dans le profil de retard [110].

$$f_{T_m}(T_m \setminus T_{m-1}) = \lambda \exp[(T_m - T_{m-1})], \quad m = 1, 2, \dots \quad (3.53)$$

Et

$$f_{\tau_{r,m}}(\tau_{r,m} \setminus \tau_{(r-1),m}) = \lambda \exp[(\tau_{r,m} - \tau_{(r-1),m})], \quad r = 1, 2, \dots \quad (3.54)$$

Où $\tau_{r,m}$ désigne le temps d'arrivée du r^{th} rayon dans le m^{th} cluster. Dans l'Équation (3.53) et l'Équation (3.54), le temps d'arrivée du premier rayon du m^{th} cluster, $\tau_{0,m}$, est défini comme le temps d'arrivée du m^{e} cluster, T_m (c'est-à-dire $\tau_{0,m} = T_m$). Soient $\beta_{r,m}$ et

$\theta_{r,m}$ l'amplitude et la phase du r^{e} rayon dans le m^{e} cluster, respectivement. Ainsi, la réponse impulsionnelle du canal est donnée par

$$h(t) = \sum_{m=0}^{\infty} \sum_{r=0}^{\infty} \beta_{r,m} e^{j\theta_{r,m}} \delta(t - T_m - \tau_{r,m}) \quad (3.55)$$

Où $\theta_{r,m}$ est une variable aléatoire uniformément distribuée sur l'intervalle $[0, 2\pi]$ et $\beta_{r,m}$ est une variable aléatoire indépendante suivant la distribution de Rayleigh suivante :

$$f_{\beta_{r,m}}(\beta_{r,m}) = \left(2\beta_{r,m} / \overline{\beta_{r,m}^2} \right) e^{-\beta_{r,m}^2 / \overline{\beta_{r,m}^2}} \quad (3.56)$$

Dans l'Équation (3.56), $\overline{\beta_{r,m}^2}$ est la puissance moyenne du r^{th} rayon dans le m^{th} cluster, laquelle est donnée par :

$$\overline{\beta_{r,m}^2} = \overline{\beta_{0,0}^2} e^{-T_m/\Gamma} e^{-\tau_{r,m}/\gamma} \quad (3.58)$$

Où Γ et γ désignent les constantes de temps de l'atténuation exponentielle de la puissance au niveau du cluster et du rayon, respectivement, tandis que $\overline{\beta_{0,0}^2}$ désigne la puissance moyenne du premier rayon du premier cluster.

3.5.1.4 Modèle de canal UWB

Des mesures de canaux intérieurs à large bande ont montré que l'évanouissement multi-trajets suit des distributions log-normale ou de Nakagami plutôt que Rayleigh, tout en conservant une structure en clusters similaire au modèle de Saleh-Valenzuela. Sur cette base, le modèle multi-trajets UWB SG3a a été proposé comme une adaptation du modèle S-V, introduisant un évanouissement log-normal indépendant entre les clusters et au sein de chaque cluster [111]. La fonction échantillon i^{e} de la réponse impulsionnelle en temps discret dans le modèle de canal multi-trajets UWB est donnée par

$$h_i(t) = X_i \sum_{m=0}^M \sum_{r=0}^R a_{r,m}^{(i)} \delta(t - T_m^{(i)} - t_{r,m}^{(i)}) \quad (3.57)$$

Où X_i , $a_{r,m}^{(i)}$, $T_m^{(i)}$ et $t_{r,m}^{(i)}$ sont définis de la même manière que dans l'Équation (3.55), l'indice i représentant ici la i^{th} fonction échantillon générée du canal. Par souci de simplicité d'exposition, l'indice i de l'Équation (3.57) sera supprimé dans la discussion suivante. Comme dans le modèle de canal S-V, les distributions des temps d'arrivée des clusters et des rayons sont données par deux processus de Poisson différents, décrits par les Équations (3.53) et (3.54) respectivement. Le modèle de canal UWB se distingue du modèle de canal S-V par le fait que les clusters et les rayons sont soumis à un évanouissement log-normal indépendant plutôt qu'à un évanouissement de Rayleigh. Plus précisément, un coefficient de canal est donné par

$$\alpha_{r,m} = p_{r,m} \xi_m \beta_{r,m} \quad (3.58)$$

Où ξ_m représente l'évanouissement log-normal du m^{th} cluster avec une variance σ_1^2 , tandis que $\beta_{r,m}$ représente l'évanouissement log-normal du r^{th} rayon avec une variance σ_2^2 dans le m^{th} cluster. On suppose que les évanouissements des clusters et des rayons sont indépendants. Dans l'équation (3.58), $p_{r,m}$ est une variable aléatoire discrète binaire représentant une inversion arbitraire de l'impulsion due à la réflexion, c'est-à-dire qu'elle prend les valeurs $+1$ ou -1 avec une probabilité égale. Comparés aux coefficients de canal du modèle de canal S-V de l'équation (3.55), qui présentent une phase uniformément distribuée sur l'intervalle $[0, 2\pi)$, ceux du modèle de canal UWB ont une phase égale soit à $-\pi$, soit à π , ce qui rend le coefficient de canal toujours réel. De plus, on remarque que l'amplitude de chaque rayon est donnée par le produit des variables aléatoires log-normales indépendantes ξ_m et $\beta_{r,m}$ [96]. Étant donné que le produit de variables aléatoires log-normales indépendantes est également une variable aléatoire log-normale, la distribution du coefficient de canal $|\xi_m \beta_{r,m}| = 10^{(\mu_{r,m} + Z_1 + Z_2)/20}$ suit aussi une loi log-normale, c'est-

à-dire, $20 \log_{10}(\xi_m \beta_{r,m}) \sim N(\mu_{r,m}, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$, avec une puissance moyenne donnée par

$$E[|\xi_m \beta_{r,m}|^2] = \Omega_0 e^{-T_m/\Gamma} e^{-\tau_{r,m}/\gamma} \quad (3.59)$$

Où Ω_0 représente la puissance moyenne du premier rayon dans le premier cluster. Par ailleurs, la valeur moyenne de l'amplitude du canal pour le r^{th} rayon du m^{th} cluster peut être déterminée comme suit :

$$\mu_{r,m} = \frac{10 \ln(\Omega_0) - \frac{10T_m}{\Gamma} - 10\tau_{r,m}/\gamma}{\ln(10)} - \frac{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2) \ln(10)}{20} \quad (3.60)$$

En plus du même ensemble de paramètres de canal que ceux du modèle de canal S-V, comprenant le taux d'arrivée des clusters Λ , le taux d'arrivée des rayons λ , la constante d'atténuation des clusters Γ , la constante d'atténuation des rayons γ , ainsi que l'écart-type σ_x de l'ombrage global du multitrajet suivant une loi log-normale, le modèle de canal UWB nécessite des paramètres supplémentaires, tels que les écarts-types de l'ombrage log-normal pour les clusters et pour les rayons, notés respectivement σ_1 et σ_2 . Il convient de noter qu'un modèle complet du canal à trajets multiples $h(t)$ dans l'équation (3.55) est donné sous la forme d'une grandeur réelle [96].

3.6 Modèles de canaux extérieurs

Contrairement à la nature statique ou quasi statique du canal intérieur, les canaux extérieurs sont généralement caractérisés par une variation temporelle du gain du canal, laquelle dépend de la vitesse de déplacement des terminaux mobiles. Selon la vitesse du mobile, la variation temporelle du gain du canal est gouvernée par le spectre Doppler, qui détermine la corrélation temporelle du gain du canal [96].

3.6.1 Modèle FWGN

Le canal extérieur est dominé par le spectre Doppler, responsable des variations temporelles du gain du canal. Ces variations peuvent être modélisées à l'aide du modèle FWGN (*Filtered White Gaussian Noise*), basé sur un bruit blanc gaussien filtré, dont le modèle de Clarke/Gans est la référence. Ce dernier peut être décliné en plusieurs variantes selon l'implémentation du filtre Doppler dans les domaines temporel ou fréquentiel [96].

3.6.1.1 Modèle de Clarke/Gans

Le modèle de Clarke/Gans repose sur l'hypothèse que les composantes de diffusion autour de la station mobile sont uniformément réparties et de puissance égale [112]. Il consiste à générer un bruit gaussien complexe, à le filtrer par un filtre Doppler dans le domaine fréquentiel, puis à le transformer dans le domaine temporel à l'aide d'une IFFT. La combinaison des parties réelle et imaginaire permet d'obtenir un gain de canal complexe dont l'amplitude suit une distribution de Rayleigh.

3.6.1.2 Modèle FWGN modifié dans le domaine fréquentiel

Étant donné que le modèle de Clarke/Gans utilise deux blocs IFFT, il présente des inconvénients en termes de complexité de calcul. Parmi les nombreuses variantes du modèle de Clarke/Gans, nous décrivons ici celle qui est utilisée dans le modèle I-METRA.

Le nombre d'échantillons fréquentiels en temps discret dans l'ensemble du spectre Doppler est donné par $N_D = \frac{f_m}{\Delta f_m} = \frac{N_{\text{Fading}}}{2N_{\text{OS}}}$. Cette méthode particulière permet de générer le signal d'évanouissement sur une durée donnée T_{Fading} sans tenir compte de la fréquence Doppler maximale [96].

Ici, l'amplitude de la réponse du canal peut être calculée à partir du spectre Doppler avec une phase arbitraire. La réponse du canal de chaque trajet dans le domaine temporel est donnée par

$$h[n] = \sum_{k=-\frac{N_{Fading}}{2}}^{\frac{N_{Fading}-1}{2}} \sqrt{S[k]} e^{j\theta_k} e^{j2\pi nk/N_{Fading}} \quad (3.61)$$

Où $S(k)$ est le spectre Doppler à une fréquence discrète $k = f/\Delta f_m$, $n = \frac{t}{\Delta t}$ est l'indice temporel discret, et θ_k est une variable aléatoire uniforme sur $[0, 2\pi)$. En imposant une phase uniforme au filtre Doppler, on obtient un processus d'évanouissement plus flexible dans le domaine temporel que le modèle de Clarke/Gans, qui utilise des variables aléatoires gaussiennes. Si une variable aléatoire gaussienne complexe est utilisée dans l'équation (3.61) au lieu de la phase uniforme, un filtrage passe-bas est nécessaire pour générer un processus d'évanouissement flexible.

3.6.1.3 Modèle FWGN dans le domaine temporel

Comme le montre la figure 3.2, on peut générer le canal d'évanouissement en filtrant un processus aléatoire gaussien complexe avec un filtre dans le domaine temporel dont la réponse en fréquence correspond au spectre Doppler. En raison de ses nombreux avantages, le modèle FWGN dans le domaine temporel est fréquemment utilisé dans les simulateurs de canal commerciaux [96].



Figure 3.2. Modèle FWGN dans le domaine temporel

Dans le modèle FWGN temporel, la durée du canal à évanouissement dépend de la longueur du signal gaussien complexe, contrairement au modèle fréquentiel où elle est déterminée par la taille de l'IFFT et le suréchantillonnage. Ce modèle offre une grande

flexibilité pour la simulation en augmentant le nombre d'échantillons. Cependant, l'utilisation d'un filtre FIR pour le filtre Doppler peut augmenter fortement la complexité de calcul, tandis qu'un filtre IIR peut réduire le nombre de taps mais ne garantit pas la stabilité, rendant le FIR encore largement utilisé [96].

Le spectre Doppler plat possède une densité spectrale de puissance constante, c'est-à-dire :

$$S(f) \propto 1, |f| \leq f_m \quad (3.62)$$

Par ailleurs, le spectre Doppler, Laplacien est défini par la fonction de densité spectrale de puissance suivante :

$$S(f) \propto \frac{1}{\sqrt{1 - \left(\frac{f}{f_m}\right)^2}} \cdot \left\{ \exp\left(-\frac{\sqrt{2}}{\sigma} \left| \cos^{-1}\left(\frac{f}{f_m}\right) - \emptyset \right| \right) + \exp\left(-\frac{\sqrt{2}}{\sigma} \left| \cos^{-1}\left(\frac{f}{f_m}\right) + \emptyset \right| \right) \right\}, |f| \leq f_m \quad (3.63)$$

Où σ est l'écart-type de la PAS (*Power Angular Spectrum*), et $\emptyset$ est la différence entre la direction de déplacement (DoM) et la direction d'arrivée (DoA). Contrairement au spectre Doppler plat ou classique, la direction du mobile peut être prise en compte dans le spectre Doppler Laplacien.

3.6.2 Modèle de Jakes

Le modèle de Jakes génère un canal à évanouissement Rayleigh en synthétisant et en sommant un grand nombre de sinusoides complexes, chacune pondérée pour reproduire le spectre Doppler désiré. Il faut suffisamment de sinusoides pour approcher correctement l'amplitude Rayleigh. Initialement développé pour la simulation matérielle, il est maintenant souvent utilisé en simulation logicielle [113]. Le modèle suppose que tous les

rayons diffusés, arrivant dans des directions uniformes, peuvent être approximatés par Nondes planes.

On définit $N_0 = \frac{(N/2-1)}{2}$ où $N/2$ est limité à un nombre impair. Soit θ_n l'angle d'arrivée de la n^{th} onde plane, modélisé par $\theta_n = \frac{2\pi n}{N}$, pour $n = 1, 2, \dots, N_0$.

Comme le montre la figure 3.3, la somme des sorties de N_0 oscillateurs complexes avec des fréquences $w_n = w_d \cos \theta_n$, pour $n = 1, 2, \dots, N_0$, chacune correspondant à un décalage Doppler différent, est ajoutée à la sortie d'un oscillateur complexe de fréquence $w_d = 2\pi f_m$.

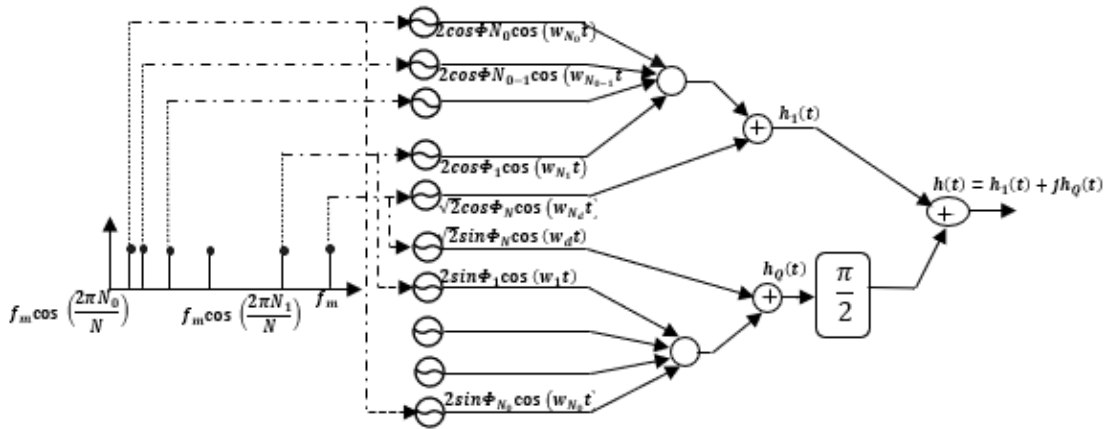


Figure 3.3. Implémentation du modèle de Jakes

Les parties réelle et imaginaire, $h_I(t)$ et $h_Q(t)$, dans la somme totale des oscillateurs complexes peuvent être représentées respectivement comme :

$$h_I(t) = 2 \sum_{n=1}^{N_0} (\cos \phi_n \cos w_n t) + \sqrt{2} \cos \phi_N \cos w_d t \quad (3.64 a)$$

Et

$$h_Q(t) = 2 \sum_{n=1}^{N_0} (\sin \phi_n \cos w_n t) + \sqrt{2} \sin \phi_N \cos w_d t \quad (3.64 b)$$

Où ϕ_n et ϕ_N sont respectivement les phases initiales de la n -ième sinusoïde décalée Doppler et de la fréquence Doppler maximale f_m . La phase initiale doit être choisie de manière à obtenir une distribution uniforme pour la phase du canal à évanouissement [112]. Par exemple, la phase initiale peut être fixée à

$$\phi_N = 0 \quad (3.65)$$

$$\phi_n = \frac{\pi n}{N_0 + 1}, \quad n = 1, 2, \dots, N_0 \quad (3.66)$$

La sortie complexe du modèle de Jakes peut être représentée comme

$$h(t) = \frac{E_0}{\sqrt{2N_0 + 1}} \{h_I(t) + jh_Q(t)\} \quad (3.67)$$

Où E_0 est la moyenne du canal d'évanouissement, et la fréquence de la sinusoïde décalée Doppler $\{w_n\}_{n=1}^{N_0}$ peut être exprimée comme

$$w_n = w_d \cos \theta_n = 2\pi f_m \cos \left(\frac{2\pi n}{N} \right) \quad n = 1, 2, \dots, N_0 \quad (3.68)$$

Le nombre de sinusoïdes décalées Doppler, N_0 , doit être suffisamment grand pour approcher l'amplitude du canal à évanouissement avec une distribution de Rayleigh. On sait que $N_0 = 8$ est suffisant. Et les propriétés suivantes peuvent être établies pour l'équation (ab) :

$$E \left\{ \left(\frac{E_0 h_I(t)}{\sqrt{2N_0 + 1}} \right)^2 \right\} = E \left\{ \left(\frac{E_0 h_Q(t)}{\sqrt{2N_0 + 1}} \right)^2 \right\} = \frac{E_0^2}{2} \quad (3.69)$$

$$E\{h^2(t)\} = E_0^2 \quad (3.70)$$

$$E\{h(t)\} = E_0 \quad (3.71)$$

$$E\{h_I(t)h_Q(t)\} = 0 \quad (3.72)$$

L'équation (3.70) et l'équation (3.71) confirment que le modèle de Jakes génère le signal d'évanouissement avec une amplitude moyenne de E_0 et une énergie moyenne de E_0^2 . De plus, l'équation (3.69) et l'équation (3.72) montrent que les parties réelle et imaginaire du canal sont statistiquement indépendantes, avec une puissance moyenne de $E_0^2/2$.

3.6.3 Modèle basé sur les rayons

Un modèle basé sur les rayons est fréquemment utilisé pour modéliser un canal MIMO, car il permet de prendre en compte une corrélation spatio-temporelle [114]. Toutefois, il peut aussi être utilisé pour un canal SISO.

Comme dans le modèle de Jakes, le modèle basé sur les rayons se présente comme une somme d'ondes planes arrivantes. En général, son spectre azimutal de puissance (PAS) n'est pas uniforme. Contrairement au modèle de Jakes, son spectre Doppler n'a donc pas la forme en U mais se présente sous diverses formes, selon les environnements de diffusion.

Que $h_{u,s,n}(t)$ désigne la réponse impulsionnelle du canal du n^{th} chemin (cluster) entre l'antenne d'émission s^{th} et l'antenne de réception u^{th} , qui peut être représentée comme [114].

$$= \sqrt{\frac{P_n P_{nSF}}{M}} \sum_{m=1}^M \left(\frac{\sqrt{G_{BS}(\theta_{n,m,A0A})} \exp(j[kd_s \sin(\theta_{n,m,A0A}) + \phi_{n,m}]) \times \sqrt{G_{MS}(\theta_{n,m,A0A})} \exp(jkd_u \sin(\theta_{n,m,A0A})) \exp(jk\|v\|\cos(\theta_{n,m,A0A} - \theta_v)t)}{\sqrt{G_{BS}(\theta_{n,m,A0A})} \exp(j[kd_s \sin(\theta_{n,m,A0A}) + \phi_{n,m}]) \times \sqrt{G_{MS}(\theta_{n,m,A0A})} \exp(jkd_u \sin(\theta_{n,m,A0A})) \exp(jk\|v\|\cos(\theta_{n,m,A0A} - \theta_v)t)}} \right) h_{u,s,n}(t) \quad (3.73)$$

où

P_n : puissance du n -ième chemin

σ_{SF} : écart-type de l'ombrage log-normal

M : nombre de sous-rayons par chemin

$\theta_{n,m,A0D}$: angle de départ du m -ième sous-rayon du n -ième chemin

$\theta_{n,m,A0A}$: angle d'arrivée du m -ième sous-rayon du n -ième chemin

$\phi_{n,m}$: phase aléatoire du m -ième sous-rayon du n -ième chemin

$G_{BS}(\theta_{n,m,A0D})$: gain d'antenne de la station de base pour chaque élément du réseau

$G_{MS}(\theta_{n,m,A0A})$: gain d'antenne du terminal mobile pour chaque élément du réseau

k : nombre d'onde $2\pi/\lambda$ où λ est la longueur d'onde porteuse

d_s : distance entre l'élément d'antenne s et l'élément de référence ($s = 1$) dans la station de base

d_u : distance entre l'élément d'antenne u et l'élément de référence ($u = 1$) dans le terminal

mobile

$\|V\|$: norme du vecteur vitesse du terminal mobile

θ_v : angle du vecteur vitesse du terminal mobile

Puisque le canal SISO n'a pas de corrélation spatiale, seul le spectre Doppler dans l'équation (3.73) a un sens [115].

Vers la fin de ce processus, on supprime tous les paramètres associés à la corrélation spatiale et on néglige l'effet de l'ombrage log-normal, c'est-à-dire $s_{SF} = 1$, ce qui conduit à la réponse impulsionnelle suivante pour le canal SISO :

$$h_n(t) = \sqrt{\frac{P_n}{M}} \left(\exp(j\phi_{n,m}) \times \exp\left(j \frac{2\pi}{\lambda} \|V\| \cos(\theta_{n,m,A0A}) t\right) \right) \quad (3.74)$$

Dans le modèle basé sur les rayons, n'importe quel canal avec un PAS donné peut-être modéliser en attribuant à chaque sous-rayon un angle et une puissance conformes au PAS. Deux méthodes différentes d'attribution des angles et de la puissance à chaque sous-rayon ont été retenues par le groupe Ad-Hoc SCM (AHG) de la 3GPP : la méthode des sous-rayons à puissance uniforme et la méthode Laplacienne discrète. En fait, l'équation (3.73) et l'équation (3.74) sont les modèles de canal qui utilisent la méthode des sous-rayons à puissance uniforme.

3.6.3.1 Méthode des sous-rayons à puissance uniforme

La méthode des sous-rayons à puissance uniforme attribue à chaque sous-rayon la même puissance, en ajustant seulement leurs angles de façon non uniforme, ce qui simplifie la modélisation [116]. Pour M sous-rayons, les angles sont choisis de sorte que chaque section définie sous le PAS ait la même surface, donc la même puissance. Cette approche est illustrée pour $M = 2$ dans la figure 3.4

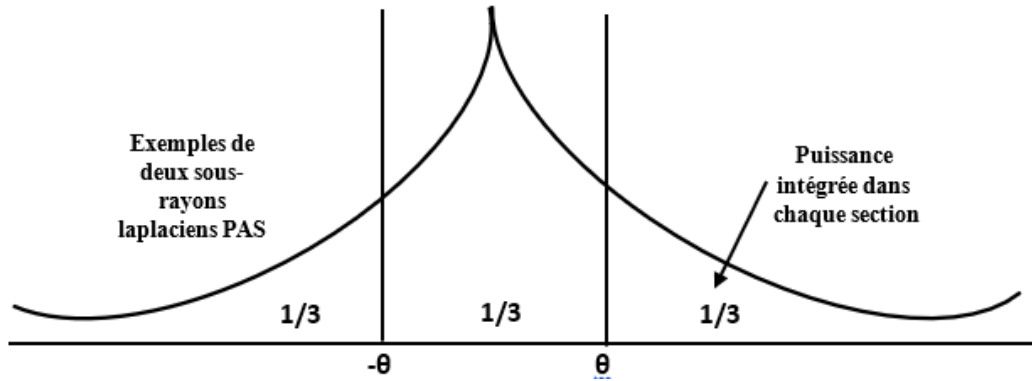


Figure 3.4. Allocation de l'angle de décalage dans la méthode des sous rayons de puissance uniforme : exemple ($M=2$)

Considérons le PAS Laplacien $P(\theta; \sigma)$ avec un angle moyen d'arrivée AoA égal à 0° et un écart-type RMS angulaire σ . Soient u_1 et u_2 les angles de décalage de sous-rayons adjacents. Afin de maintenir les surfaces des sections délimitées par deux angles de décalage successifs égales entre elles, l'aire de la section définie par θ_1 et θ_2 sous le PAS donné est

$$\begin{aligned}
 \int_{\theta_1}^{\theta_2} P(\theta; \sigma) d\theta &= \int_{\theta_1}^{\theta_2} \frac{1}{\sqrt{2} \sigma} e^{\frac{-\sqrt{2}|\theta|}{\sigma}} d\theta \\
 &= -\frac{1}{2} \left(e^{\frac{-\sqrt{2}|\theta_2|}{\sigma}} - e^{\frac{-\sqrt{2}|\theta_1|}{\sigma}} \right) \\
 &= -\frac{1}{a(M+1)}
 \end{aligned} \tag{3.75}$$

Où a est un facteur de normalisation. Si M est impair, $a = 1$ et la plus petite valeur absolue de l'angle est 0° dans l'équation (3.75). Sinon, $a = 2$ pour deux angles symétriques ayant la plus petite valeur absolue et $a = 1$ pour tous les autres sous-rayons dans l'équation (3.75). Dans la figure 2.15 où $M = 2$, par exemple,

$$\int_0^\theta P(\theta; \sigma) d\theta = \frac{1}{6} \text{ such that } a = 2$$

Étant donné σ dans l'équation (3.75), l'angle de décalage correspondant à la même puissance est obtenu comme suit :

$$\theta_{m+1} [deg] = - \frac{\sigma}{\sqrt{2}} \left[\ln \left(e^{\frac{-\sqrt{2}\theta_m}{\sigma}} - \frac{2}{a(M+1)} \right) \right],$$

$$m = 0, 1, 2, \dots, \left\lfloor \frac{M}{2} \right\rfloor - 1 \text{ et } \theta_0 = 0^\circ \quad (3.76)$$

Lorsque M est pair, aucun sous-rayon n'est placé à 0° et les angles sont calculés à partir de θ_1 en utilisant l'équation (3.76). Lorsque M est impair, un sous-rayon est placé à 0° , puis les autres angles sont déterminés par la même équation. L'équation ne s'applique qu'aux angles positifs, les angles négatifs étant obtenus par symétrie. Les angles de décalage dépendent de l'étalement angulaire σ , comme illustré pour $M = 20$ et différentes valeurs de σ .

3.6.3.2 Méthode Laplacienne échantillonnée

La méthode Laplacienne échantillonnée attribue aux sous-rayons une puissance suivant une distribution Laplacienne, avec des angles de décalage répartis de manière asymétrique autour de l'angle d'arrivée moyen. Les angles sont d'abord générés uniformément sur un intervalle dépendant de l'étalement angulaire, puis légèrement perturbés par un terme aléatoire. Chaque angle obtenu correspond à un sous-rayon.

En résumé, l'attribution des angles de décalage dans la méthode Laplacienne échantillonnée est donnée par :

$$\theta_m = -\alpha + m.\delta + \phi \quad \text{pour } m = 0, 1, \dots, M - 1 \quad (3.77)$$

Où ϕ est une variable aléatoire uniforme sur l'intervalle $[-0,5, 0,5]$.

3.6.4 Modèle de canal à évanouissement sélectif en fréquence

Le profil de retard de puissance (PDP, *Power Delay Profile*) du canal multi-trajets est nécessaire pour modéliser un canal à évanouissement sélectif en fréquence. Le PDP fournit la distribution de la puissance moyenne du signal reçu sur chaque trajet individuel, laquelle est représentée par la puissance relative de chaque trajet par rapport à la puissance du trajet le plus précoce.

Dans la suite, nous décrivons comment un canal à évanouissement sélectif en fréquence peut être mis en œuvre pour un PDP donné.

3.6.4.1 Modèle à ligne à retards échantillonnés (TDL)

Le modèle TDL, illustré à la figure 3.5, est utilisé pour les canaux multi-trajets et combine plusieurs générateurs d'évanouissement plat indépendants. La sortie de chaque générateur est multipliée par la puissance du tap pour obtenir les coefficients du modèle, mis en œuvre sous forme de filtre RIF (FIR)

$$y(n) = \sum_{d=0}^{N_d-1} h_d(n)x(n-d) \quad (3.78)$$

Où N_d est le nombre de taps dans le filtre RIF (FIR). Cependant, la mise en œuvre de la structure du filtre RIF n'est pas triviale si le retard des taps n'est pas un multiple entier de la période d'échantillonnage t_s . Dans la suite, nous expliquons comment gérer cette situation particulière.

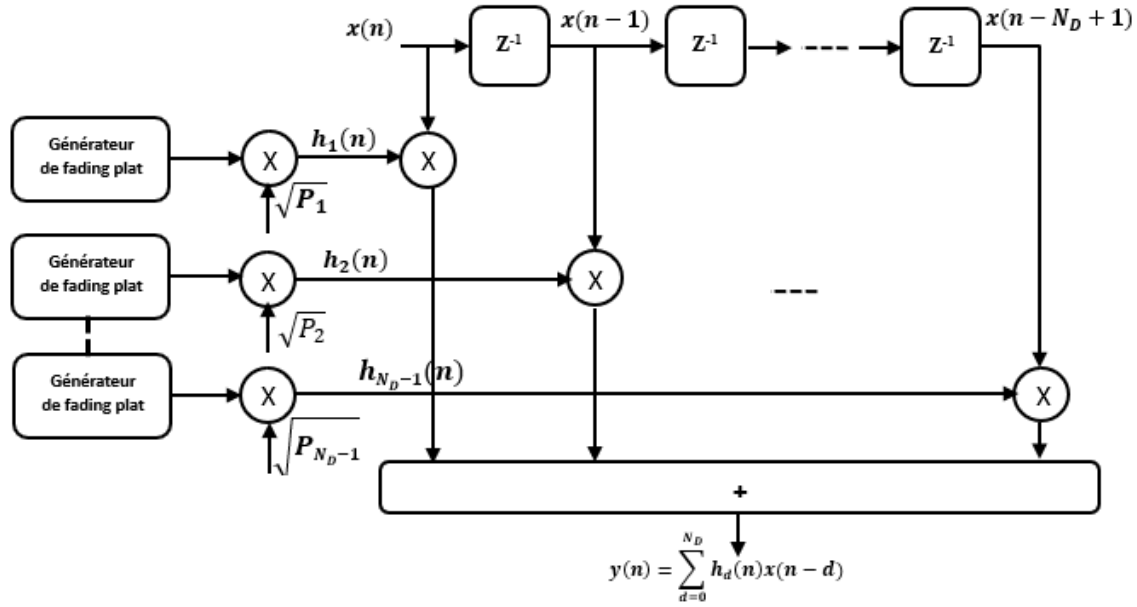


Figure 3.5. Modèle de canal à évanouissement sélectif en fréquence base sur un TDL

3.6.4.2 Ajustement des taps

Le PDP, basé sur des mesures réelles, peut ne pas correspondre à des multiples entiers de la période d'échantillonnage t_s et doit être ajusté pour le simulateur de canal en temps discret. Au lieu du suréchantillonnage qui peut générer trop de taps, des méthodes plus simples comme l'interpolation, l'arrondi ou le rééchantillonnage des taps sont utilisées, en veillant à conserver les caractéristiques du canal, telles que l'étalement temporel RMS.

La méthode d'arrondi consiste à déplacer le tap vers l'instant d'échantillonnage le plus proche. Elle permet de conserver le nombre de trajets et la puissance associée à chaque trajet [96]. La figure 3.6 illustre l'ajustement des taps par la méthode d'arrondi. Dans cette méthode, un nouveau retard de tap est exprimé comme

$$t'_d = \text{floor}\left(\frac{t_d}{t_s} + 0.5\right) \cdot t_s \quad (3.79)$$

Où t_s est la période d'échantillonnage et t_d est le retard du canal.

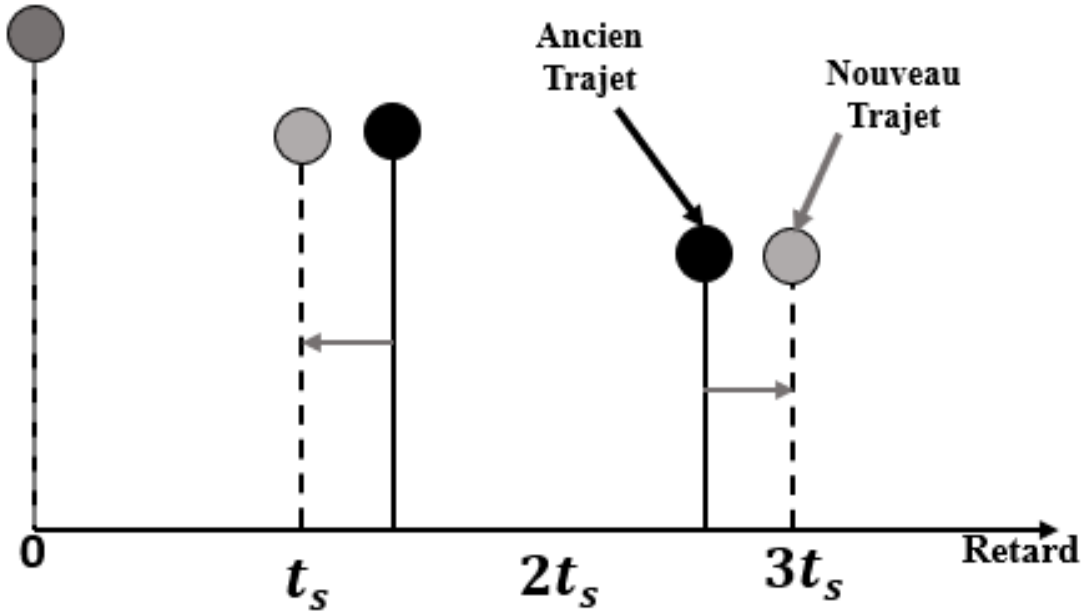


Figure 3.6. Ajustement des coefficients par arrondi : une illustration

La méthode d'interpolation des taps représente le retard du canal entre deux instants d'échantillonnage voisins, en les pondérant selon leur distance relative au retard réel. C'est-à-dire :

$$t_r = \frac{t_d}{t_s} - t_i \quad (3.80)$$

Où $t_i = \text{floor}(t_d/t_s)$, $t_i = 0,1,2,3, \dots$. Soit $\tilde{h}_{t_i}(n)$ le coefficient de canal complexe temporaire pour le nouveau tap de retard t_i , en supposant que $\tilde{h}_0(n) = 0$. Par ailleurs, soit $h_{t_d}(n)$ le coefficient de canal complexe pour le retard donné t_d . En répartissant le coefficient de canal complexe $h_{t_d}(n)$ sur deux instants d'échantillonnage adjacents, comme illustré à la figure 3.7, le nouveau tap de retard t_i est mis à jour selon :

$$h'_{t_i}(n) = \tilde{h}_{t_i} + \sqrt{1 - t_r} h_{t_d}(n) \quad (3.81)$$

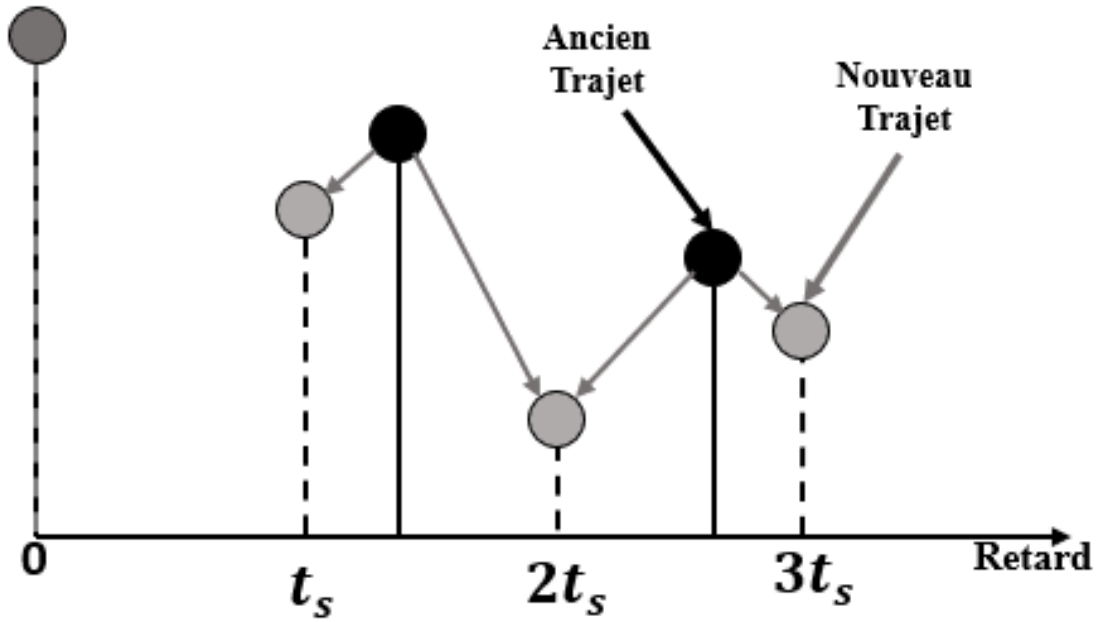


Figure 3.7. Ajustement des coefficients par interpolation : une illustration

Et le coefficient de canal complexe temporaire pour le nouveau tap de retard $t_i + 1$ est donné par :

$$h_{\tilde{t}_{i+1}}(n) = \sqrt{t_r} h_{t_d}(n) \quad (3.82)$$

Où $t_i < t_d(n) < (t_i + 1)t_s$. Dans le cas où un ou plusieurs taps se trouvent entre deux instants d'échantillonnage consécutifs, ils peuvent être superposés aux mêmes instants d'échantillonnage en répartissant les gains du canal selon les équations (3.81) et (3.82).

3.6.5 Modèle de canal SUI

Selon le modèle de canal IEEE 802.16d, un environnement suburbain est classé en trois types de terrains différents, en fonction de la densité des arbres et des conditions de perte de chemin. Le modèle de canal SUI (*Stanford University Interim*) traite du même environnement que celui du modèle IEEE 802.16d.

En utilisant différentes combinaisons de paramètres de canal, il identifie six modèles de canal distincts capables de décrire les trois types de terrains typiques en Amérique du Nord [105, 106] (voir le tableau 2.7). Les détails des paramètres de canal pour les différents modèles SUI sont résumés dans le tableau 2.8. Il est à noter que les différents facteurs K et s_t sont définis selon le type d'antenne, par exemple antennes directionnelles ou omnidirectionnelles [105, 106]

Tableau 3.4. Modèles de canal SUI pour les différents types de terrain.

Type de terrain	Canaux SUI
A	SUI-5, SUI-6
B	SUI-3, SUI-4
C	SUI-1, SUI-2

Dans les modèles de canal SUI, le spectre de puissance Doppler (PSD) est modélisé sous la forme tronquée suivante :

$$S(f) = \begin{cases} 1 - 1.72f_0^2 + 1.785f_0^4 & f_0 \leq 1 \\ 0 & f_0 > 1 \end{cases} \quad (3.83)$$

Où : $f_0 = f/f_m$.

Le spectre de puissance Doppler tronqué est donné par l'équation (3.83).

3.7 Conclusion

Ce chapitre a proposé une analyse globale des canaux de propagation dédiés aux communications sans fil, en mettant l'accent sur leur application aux véhicules aériens sans pilote (UAV). La nature complexe du canal, résultant des phénomènes de réflexion, diffraction et diffusion, justifie le recours à des modèles de propagation appropriés pour une évaluation réaliste des performances des liaisons de communication. Les modèles d'évanouissement à grande échelle ont d'abord été étudiés afin de décrire la perte de trajet et l'ombrage, à travers des modèles reconnus tels que l'espace libre, Okumura-Hata et IEEE 802.16d. Ces modèles permettent de prendre en compte l'influence de la distance, de

la fréquence, de la hauteur des antennes et de l'environnement sur les communications UAV-sol et UAV-UAV. L'étude s'est ensuite concentrée sur l'évanouissement à petite échelle, en analysant les effets du multi-trajet et de la mobilité, ainsi que les paramètres clés tels que la dispersion temporelle et Doppler. La modélisation statistique des canaux LOS et NLOS, basée sur les distributions de Rayleigh et de Rician, a également été présentée. Enfin, plusieurs modèles de canaux SISO intérieurs et extérieurs ont été examinés, constituant une base fondamentale pour l'analyse et la conception des systèmes de communication UAV avancés.

Chapitre IV

Simulations et discussions

4.1 Introduction

Ce chapitre est dédié à l'évaluation des performances du système de communication UAV-OFDM proposé, basé sur l'algorithme adaptatif CV-VSS-NLMS, au moyen de simulations numériques détaillées. L'objectif principal est d'examiner l'efficacité de la méthode dans la suppression des interférences électromagnétiques impulsionnelles susceptibles de dégrader fortement la qualité du lien de communication et contrôle des drones. Les simulations sont menées dans des conditions réalistes en considérant différents types de bruits impulsionnels de forte amplitude, à savoir le High Voltage Sinusoidal Pulse (HVSP), Electric Fast Transient Pulse (EFTP) et Surge Pulse (SP). Les performances du système sont analysées dans deux environnements de propagation, à savoir un canal à évanouissement plat et un canal de Rayleigh avec effet Doppler, représentatif des conditions de vol des UAV. Plusieurs critères de performance sont pris en compte, notamment la convergence de l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'énergie résiduelle du bruit après filtrage et le taux d'erreur binaire (BER). Par ailleurs, une analyse de la complexité computationnelle est réalisée afin de comparer la solution proposée à une méthode conventionnelle basée sur l'ICA (Independent Component Analysis). L'ensemble des résultats permet de mettre en évidence la robustesse, l'efficacité et la faisabilité pratique du système proposé pour les communications UAV modernes.

4.2 Approche proposée

Dans cette sous-section, nous proposons une nouvelle approche d'atténuation du bruit appliquée à la liaison de communication des véhicules aériens sans pilote (UAV). Cette approche repose sur l'utilisation de trois unités de cancellation adaptative du bruit (Adaptive Noise Cancellers – ANC) fonctionnant en parallèle, ainsi que sur l'introduction d'un nouvel algorithme CV-VSS-NLMS.

Chaque annuleur adaptatif exploite l'un des trois types de bruit comme signal de référence, ce qui permet d'estimer de manière efficace le bruit complexe inconnu présent dans le signal reçu. L'estimation globale du bruit est ainsi obtenue à partir de la

combinaison des sorties de ces trois annuleurs, appliquée au signal capturé, exprimé comme suit :

$$d_k = s_k + n_k \quad (4.1)$$

Les signaux de référence à valeurs complexes sont spécifiquement définis comme suit $X_k^{(1)} = n_k^{(1)}$, $X_k^{(2)} = n_k^{(2)}$ et $X_k^{(3)} = n_k^{(3)}$. Les bruits estimés sont ensuite soustraits de d_k afin d'éliminer le bruit du signal d'intérêt souhaité s_k .

À la sortie du système proposé, un module fondé sur une fonction de coût est conçu afin d'identifier lequel des trois annuleurs adaptatifs de bruit (ANC) fournit la meilleure version débruitée $\hat{s}_k$ du signal d'intérêt s_k . Chacun des trois annuleurs CV-VSS-NLMS est défini par :

$$w_{k+1}^{(i)} = w_k^{(i)} + \mu_k^{(i)} \hat{s}_k^i \frac{(X_k^{(i)})^*}{(X_k^{(i)})^H X_k^{(i)} + \varepsilon}, i = 1, 2, 3 \quad (4.2)$$

Où $(.)^*$ et $(.)^H$ désignent respectivement les opérations de conjugué complexe et de transposition hermitienne. Le vecteur des poids du filtre, de longueur N , est noté $w_k^{(i)} = [w_k^{(i)}(0), w_k^{(i)}(1), \dots, w_k^{(i)}(N-1)]^T$, avec $i = 1, 2, 3$. Le terme $(X_k^{(i)})^H X_k^{(i)}$ correspond à l'estimation de la puissance de $X_k^{(i)}$, ce qui permet sa normalisation en puissance. Le paramètre ε est un terme de régularisation prenant de faibles valeurs afin d'éviter les problèmes de débordement numérique, et $\mu_k^{(i)}$ représente le paramètre de pas variable, utilisé pour contrôler le comportement de convergence de l'algorithme adaptatif.

Les signaux d'entrée, $X_k^{(i)}$ avec $i = 1, 2, 3$, des filtres adaptatifs correspondent aux trois types de bruit considérés. Plus précisément, ces types de bruit sont : $n_k^{(1)}$:HVSP, $n_k^{(2)}$:EFTP et $n_k^{(3)}$:SP.

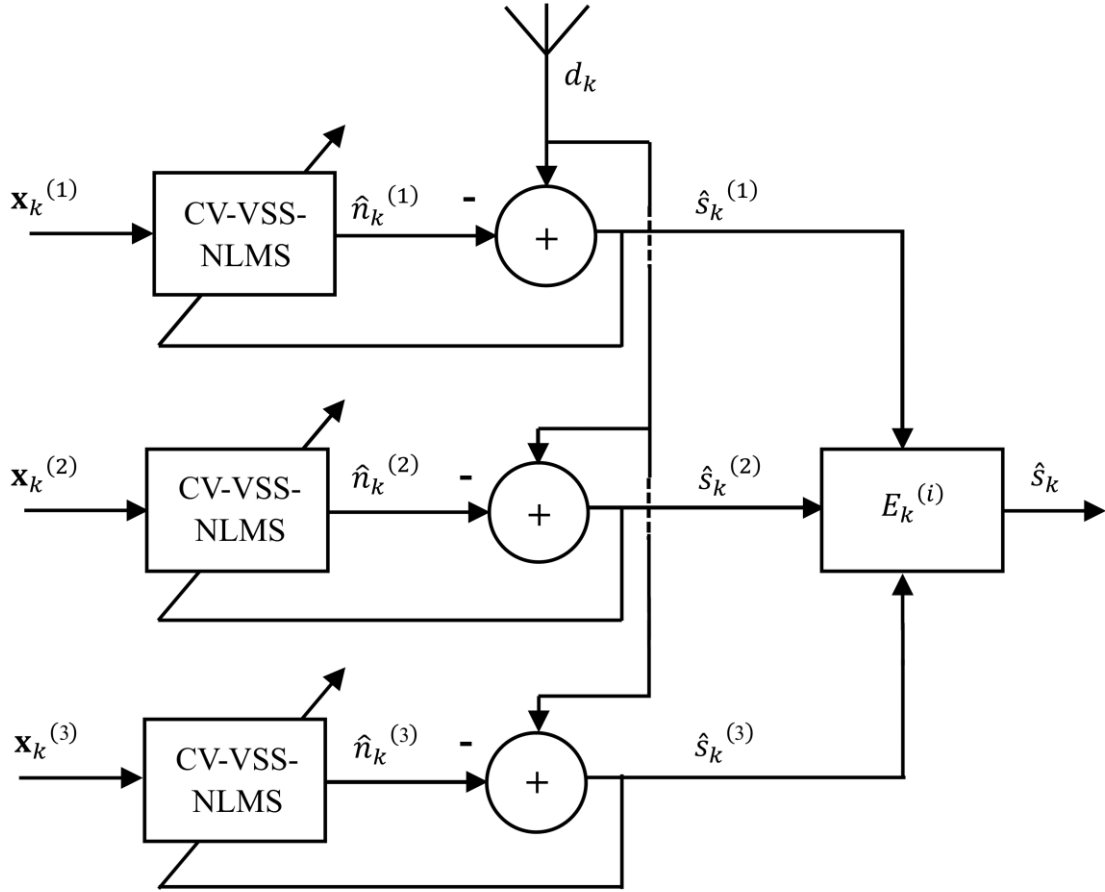


Figure 4.1. Système proposé

Le signal estimé à la sortie de chacun des trois annuleurs adaptatifs de bruit (ANC) est alors calculé comme suit :

$$\hat{s}_k^i = d_k - \left(w_k^{(i)}\right)^T X_k^{(i)} \quad (4.3)$$

Où $(.)^T$ désigne l'opération de transposition, tandis que $\mu_k^{(i)}$ le pas variable dans l'équation (4.2) est défini comme suit :

$$\mu_k^{(i)} = \alpha \mu_{k-1}^{(i)} + \gamma \left\| \hat{p}_k^{(i)} \right\|^2 \quad (4.4)$$

Avec

$$\hat{\mathbf{p}}_k^{(i)} = \delta \hat{\mathbf{p}}_{k-1}^{(i)} + (1 - \delta) \hat{s}_k^i \frac{(X_k^{(i)})^*}{(X_k^{(i)})^H X_k^{(i)} + \varepsilon} \quad (4.5)$$

Les paramètres α et γ sont des scalaires positifs utilisés pour contrôler le pas variable $\mu_k^{(i)}$, et δ est le facteur de lissage dont les valeurs sont comprises dans l'intervalle $(0, 1)$.

Il convient de noter que l'algorithme proposé CV-VSS-NLMS, formulé dans les équations (4.2), (4.3), (4.5) et (4.6), est dérivé de l'annuleur adaptatif de bruit LMS dans le domaine transformé avec pré-blanchiment et pas variable, présenté dans [117] pour un système ANC fonctionnant dans le domaine transformé. Cependant, dans le présent travail, l'algorithme ANC basé sur le CV-VSS-NLMS proposé opère dans le domaine temporel.

Contrairement au système présenté dans [19], le système proposé ne nécessite qu'une seule antenne, comme illustré à la Figure 4.1, et le bruit parasite n_k dans l'équation (4.1), affectant la liaison de communication du UAV, peut correspondre à l'un des trois types de bruit considérés.

Pour identifier lequel des signaux de sortie $\hat{s}_k^i$, avec $i = 1, 2, 3$, correspond au signal récupéré le mieux débruité, nous avons conçu un système d'identification basé sur le calcul d'une fonction de coût. Ce système repose sur l'estimation de l'énergie moyenne du signal $\hat{s}_k^i$, récupéré à la sortie de chaque ANC, afin de déterminer le type de bruit ayant contaminé le signal reçu.

L'énergie moyenne est calculée, à chaque instant k , après la convergence des algorithmes CV-VSS-NLMS, comme suit : [118]

$$\begin{cases} E_k^{(i)} = \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} \hat{s}_{k-n}^{(i)} \times (\hat{s}_{k-n}^{(i)})^* & \text{si } k \geq n \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.6)$$

Où L est la longueur de la fenêtre de lissage.

Ensuite, on recherche l'énergie moyenne la plus faible parmi $E_k^{(1)}$, $E_k^{(2)}$ et $E_k^{(3)}$, et, par conséquent, le signal estimé correspondant est considéré comme celui à la sortie du système.

Le système proposé remplace le module de séparation existant dans le récepteur UAV basé sur l'OFDM par un module utilisant uniquement une seule antenne comme source de signal.

4.3 Simulation

Dans cette section, nous simulons le système proposé dans les mêmes conditions que celles considérées dans [19]. Nous utilisons les trois bruits considérés, à savoir : le HVSP, l'EFTP et le SP. Les fonctions analytiques du champ des bruits sont définies respectivement par (4.7), (4.8) et (4.9) comme suit :

$$EF^{(1)}(t) = c \sin(2\pi f_D t + \varphi) \quad (4.7)$$

Où $c = 500V/m$, $f_D = 4 \text{ KHz}$ et $\varphi = +0 \text{ rad}$. Ce bruit est une impulsion électromagnétique intense générée à proximité des lignes de transmission à haute tension, qui affecte de manière significative la liaison de communication des drones [119].

$$EF^{(2)}(t) = \begin{cases} t \times 10^9, & 0 \leq t \leq 4.4 \times 10^{-9} \\ 4.4e^{-0.11 \times (t - 4.4 \times 10^{-9}) \times 10^9}, & 4.4 \times 10^{-9} \leq t \leq 10^3 \times 10^{-9} \end{cases} \quad (4.8)$$

$$EF^{(3)}(t) = \begin{cases} e^{0.48 \times 10^{12} \times t^2} - 1, & 0 \leq t \leq 1.2 \times 10^{-6} \\ -t - 1.2 \times 10^{-6} \times 10^4 + 1, & 1.2 \times 10^{-6} \leq t \leq 130 \times 10^{-6} \\ t - 1.2 \times 10^{-6} \times 10^4 - 0.570, & 130 \times 10^{-6} \leq t \leq 158 \times 10^{-6} \end{cases} \quad (4.9)$$

Ces bruits impulsionnels perturbent continuellement les communications sans fil, leur énergie instantanée étant suffisante pour provoquer directement des défaillances de

communication des drones [19], [120], [121]. Les formes d'onde d'une impulsion unique des trois bruits sont présentées aux Figures 4.2, 4.3 et 4.4

Le débit en bauds pour un UAV à voilure fixe est généralement supposé égal à 4000, tandis que la fréquence porteuse f_c est fixée à 4 kHz. Ces paramètres sont couramment adoptés comme conditions de simulation standard afin d'analyser de manière exhaustive l'impact de diverses impulsions électromagnétiques sur la liaison de communication, tout en garantissant que les résultats restent largement applicables (voir Tableau 4.1). Le système OFDM émetteur-récepteur utilise un schéma de modulation QPSK avec une taille de FFT de 32 et une longueur de préfixe cyclique de 8. Les paramètres des filtres adaptatifs CV-VSS-NLMS utilisés pour l'ensemble des ANC sont répertoriés dans le Tableau 4.2.

Afin d'évaluer la capacité du système à identifier le type de bruit affectant la liaison de communication de l'UAV, c'est-à-dire l'interférence impactant le signal d'intérêt dans (4.1) et d'en analyser les performances de débruitage, plusieurs critères clés sont pris en compte. Ceux-ci incluent l'énergie du bruit résiduel dans le signal débruité, le comportement de convergence de l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour les algorithmes CV-VSS-NLMS, ainsi que le taux d'erreur binaire (BER) du signal reçu.

Afin de simuler des conditions de vol réalistes, un canal à évanouissement de Rayleigh avec effets Doppler est adopté. Le modèle de canal se compose de 10 coefficients, correspondant à une vitesse de l'UAV de 20 m/s, une fréquence porteuse de 5 GHz et une fréquence Doppler résultante de 333,33 Hz. La largeur de bande du canal est fixée à 10 MHz. Les paramètres du système OFDM dans ce cas comprennent une FFT à 64 points et une longueur de préfixe cyclique de 12 [122].

Du côté du récepteur, le signal résultant d_k dans (4.1) devient :

$$d_k = s_k * h + n_k \quad (4.10)$$

Où $(*)$ désigne l'opération de convolution, et h représente la réponse impulsionnelle du canal à évanouissement de Rayleigh avec effets Doppler. Le principal critère de performance pris en compte dans cette étude est le comportement de convergence de l'erreur quadratique moyenne (MSE).

Tableau 4.1. Paramètres de simulation [19].

Paramètres	Valeurs
Débit en bauds (pour un UAV à voilure fixe)	4000
Fréquence d'échantillonnage f_s du récepteur	64 kHz
Fréquence de coupure f_w du filtre passe-bas	6 kHz
Intensité du champ électrique générée par la liaison de	5V/m
Intensité du champ électrique générée par le signal impulsionnel	500 V/m
Fréquence porteuse f_c	4 kHz

Pour ce faire, nous avons réalisé trois expériences distinctes, chacune se concentrant sur un type spécifique de bruit : $n_k(1)$, $n_k(2)$ et $n_k(3)$ tels que définis respectivement dans (4.2), (4.3) et (4.4).

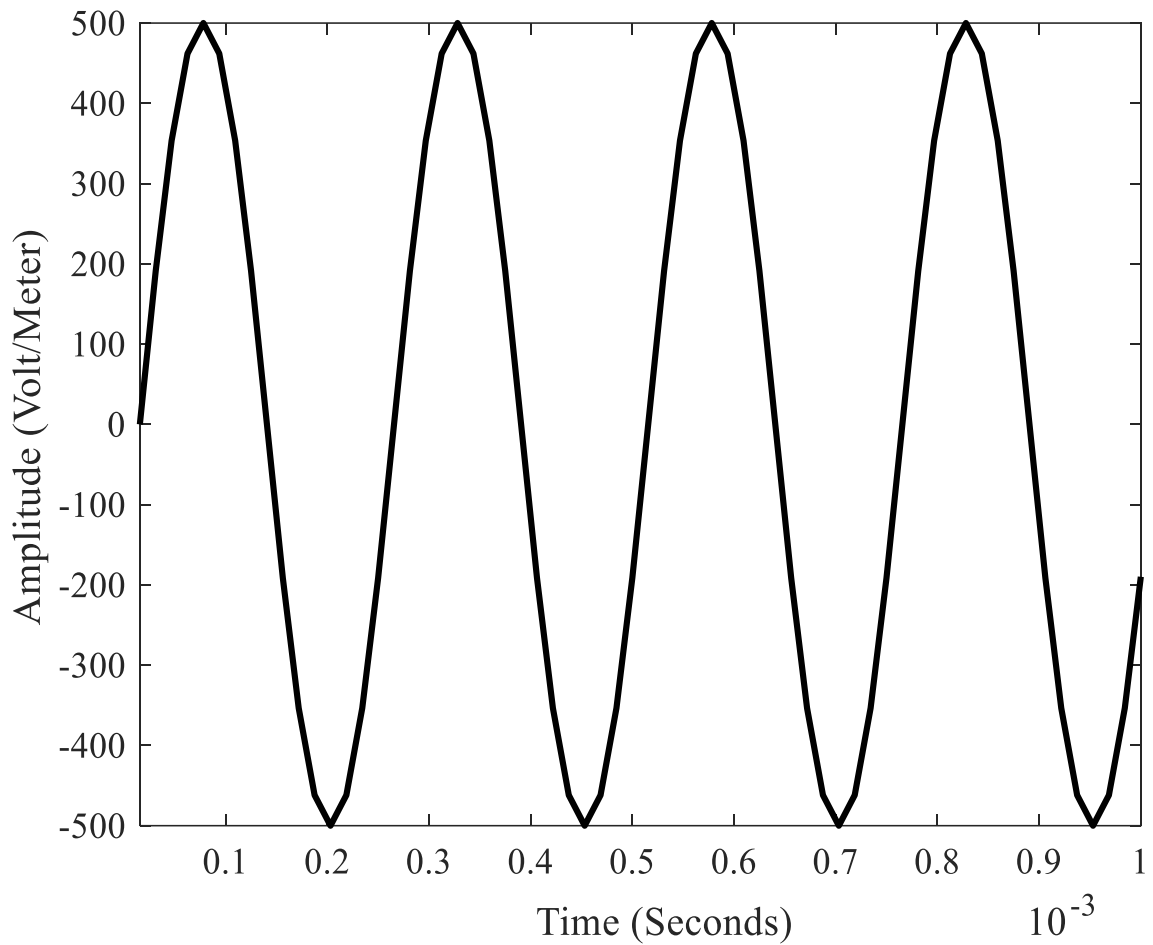


Figure 4.2. Formes d'onde représentatives des trois bruits d'interférence haute tension considérés : Forme d'onde impulsionnelle sinusoïdale haute tension

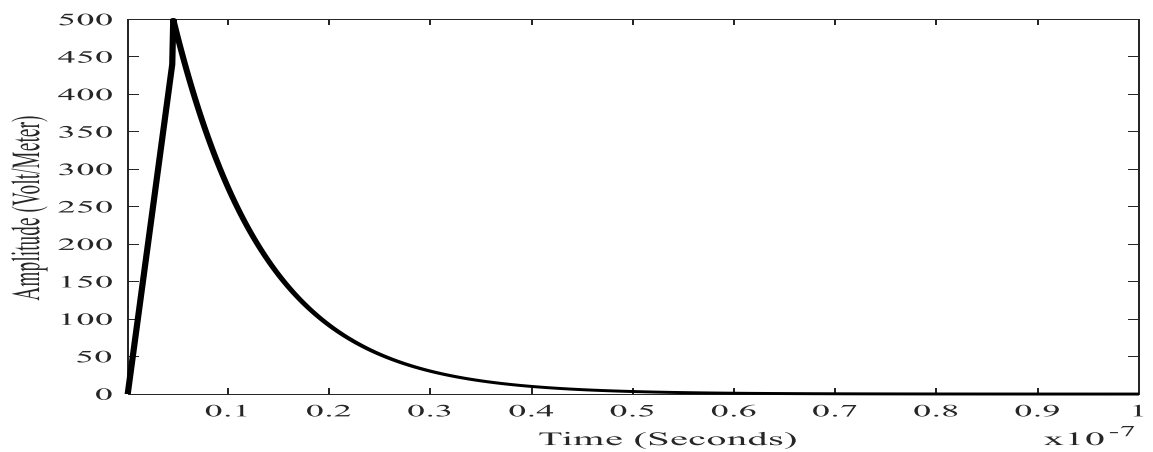


Figure 4.3. Formes d'onde représentatives des trois bruits d'interférence haute tension considérés Forme d'onde d'une seule impulsion EFTP haute tension

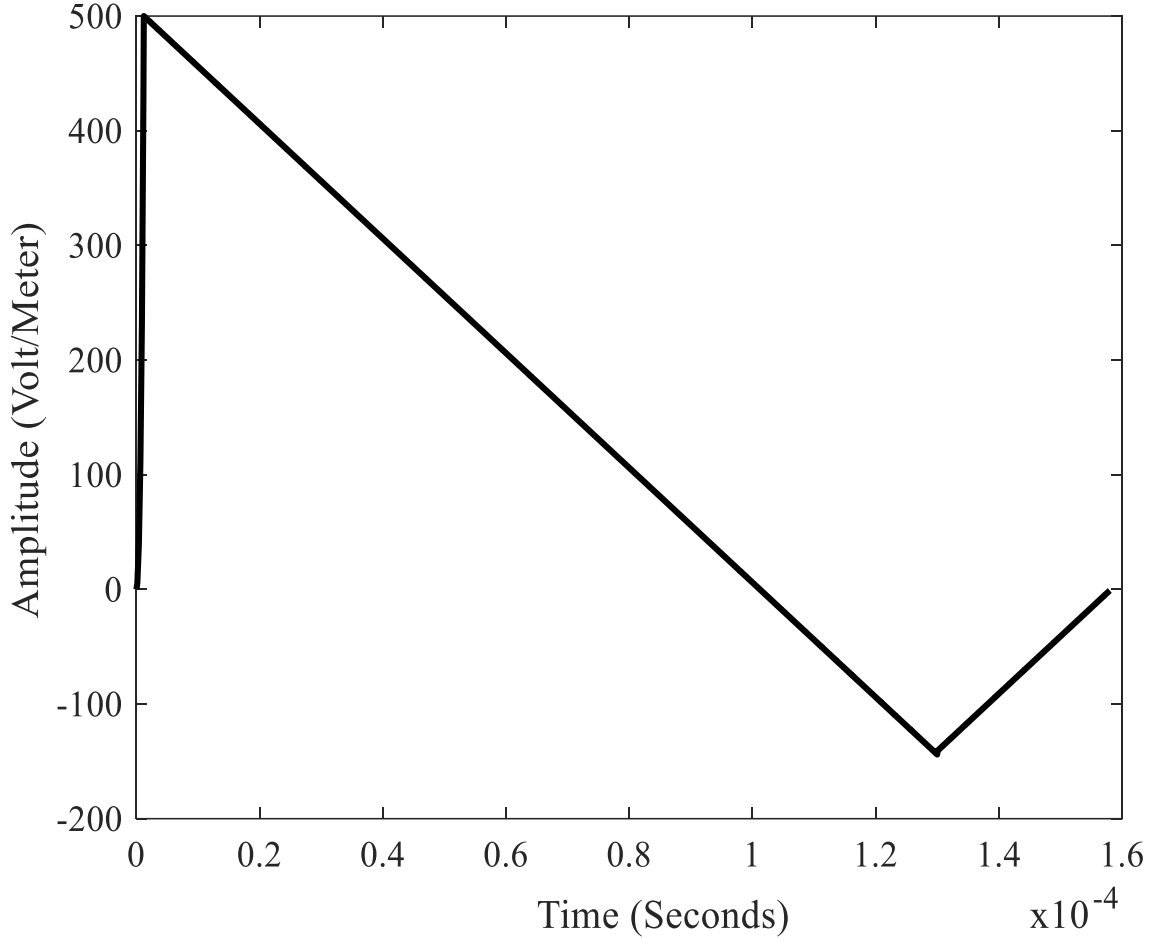


Figure 4.4. Formes d'onde représentatives des trois bruits d'interférence haute tension considérés : Forme d'onde d'une seule impulsion de surtension haute tension

Ces expériences ont été réalisées afin d'évaluer rigoureusement les performances du système dans des conditions variées et de confirmer sa robustesse face à différents types de bruit. Dans chaque expérience, les énergies moyennes $E_k^{(i)}$, telles que définies dans (4.6), sont calculées. Les Figures 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8 illustrent le comportement de convergence de la MSE pour les trois ANCs du système proposé, évalué sur des liaisons de communication individuellement affectées par trois types de bruit distincts : HVSP, EFTP et SP, respectivement.

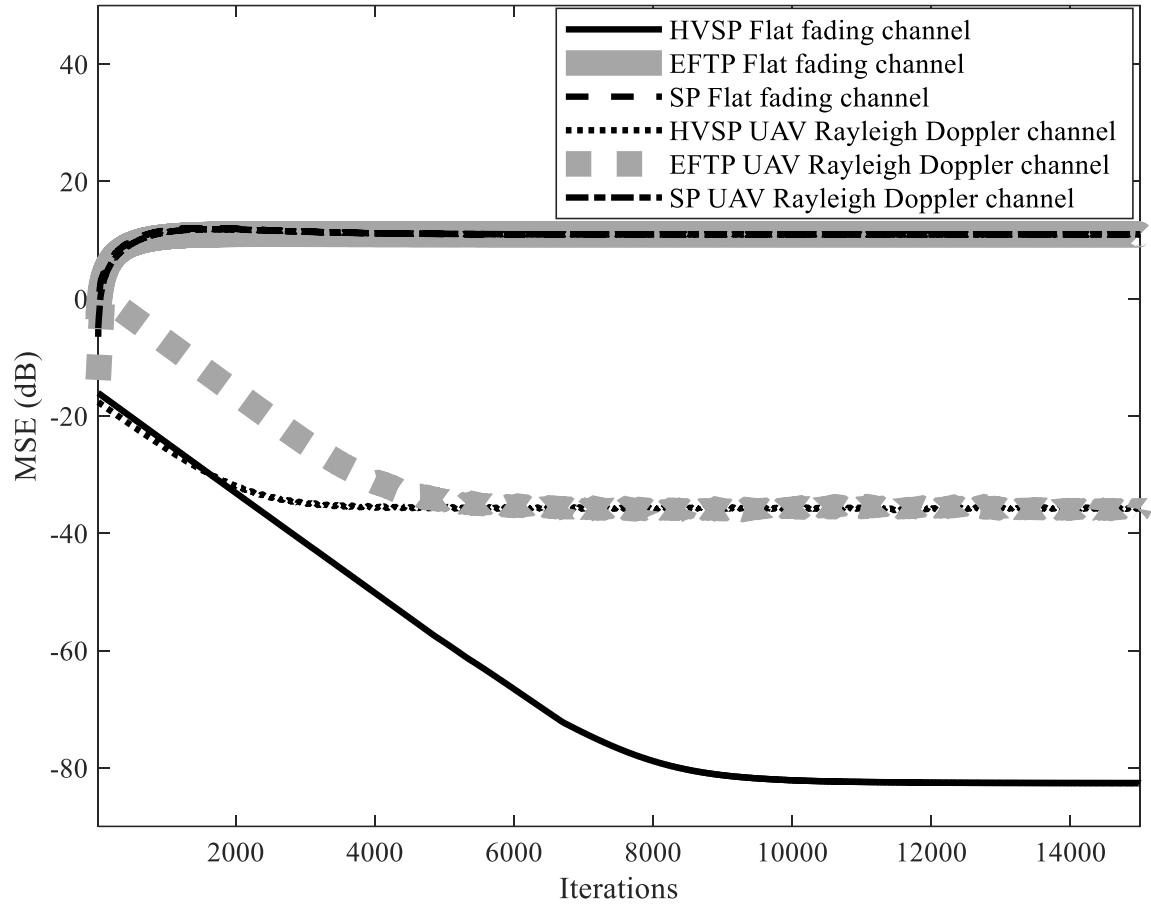


Figure 4.5. Convergence de MSE pour différents CV-VSS-NLMS dans le système ANC proposé, pour : un canal à évanouissement plat et un canal Rayleigh Doppler pour UAV, la liaison de communication étant affectée par le bruit HVSP

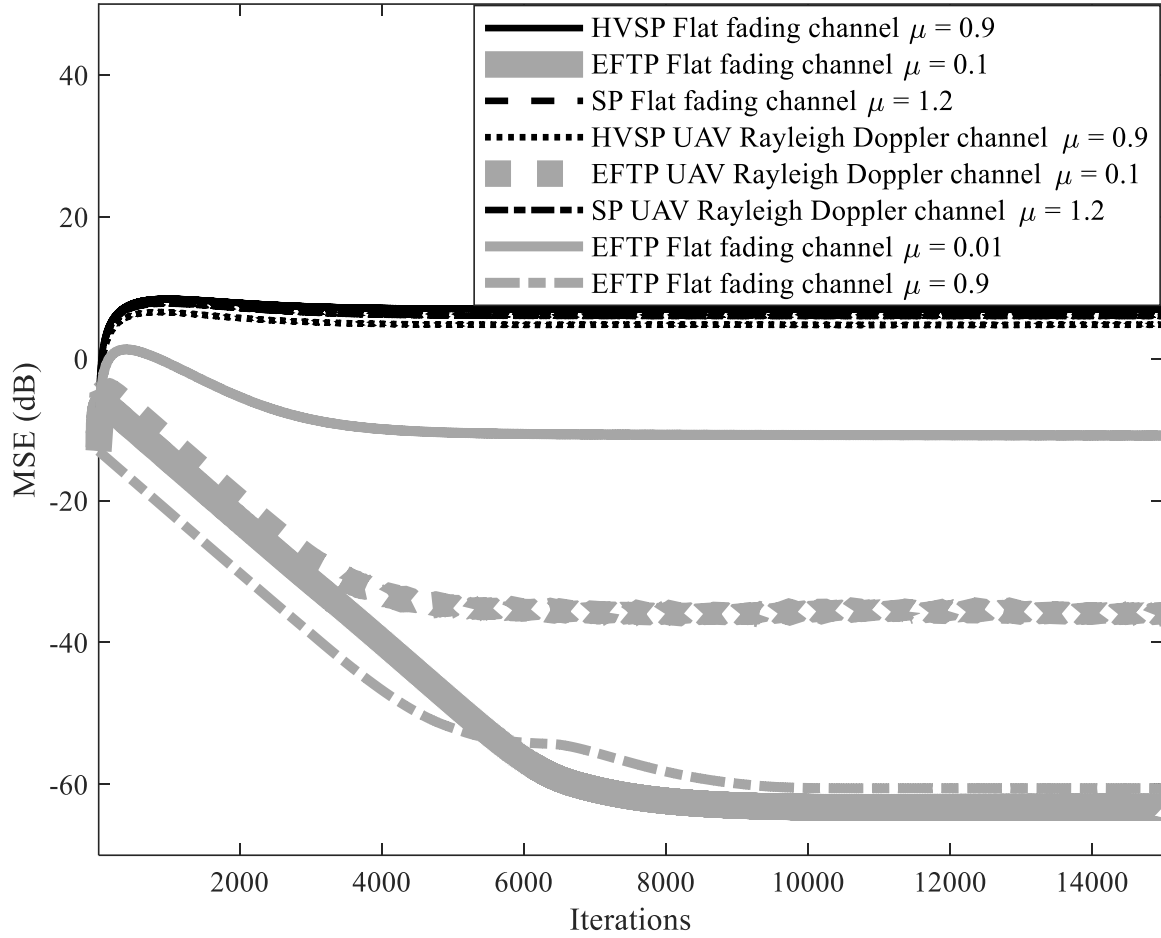


Figure 4.6. Convergence de la MSE pour différents CV-VSS-NLMS dans le système ANC proposé, pour : un canal à évanouissement plat et un canal Rayleigh Doppler pour UAV, la liaison de communication étant affectée par le bruit EFTP

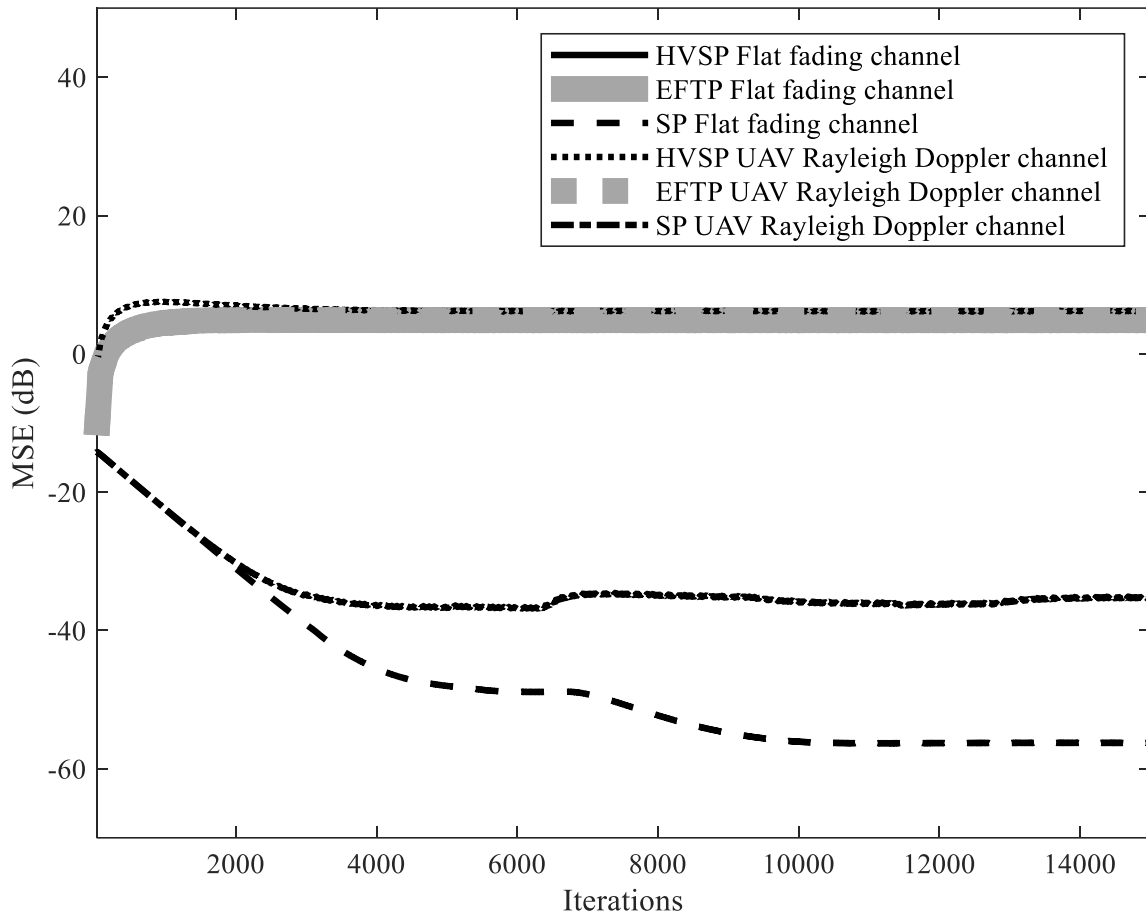


Figure 4.7. Convergence de MSE pour différents algorithmes CV-VSS-NLMS dans le système ANC proposé, pour : un canal à évanouissement plat et un canal Rayleigh Doppler pour UAV, la liaison de communication étant affectée par le bruit SP

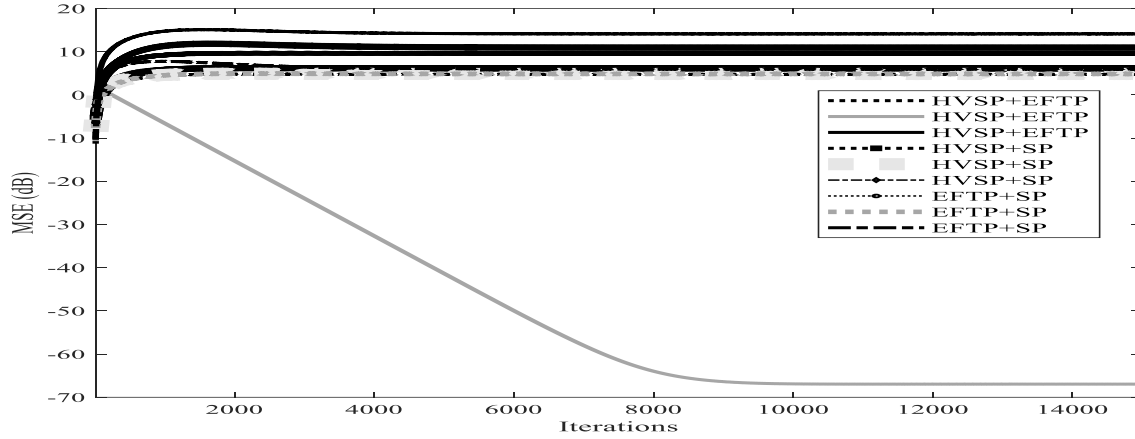


Figure 4.8. Convergence de (MSE) pour divers algorithmes CV-VSS-NLMS dans le système ANC proposé, pour : un canal à évanouissement plat et des liaisons de communication de type canal Rayleigh Doppler pour UAV, affectées par des sources de bruit simultanées.

Tableau 4.2. Paramètres de l’algorithme CV-VSS-NLMS

Paramètres	Valeurs
Longueur du Filtre N	8
Valeur initiale $\mu_k^{(1)} \mu_k^{(1)}$	0.9
Valeur initiale $\mu_k^{(2)}$	0.1
Valeur initiale $\mu_k^{(3)}$	1.2
α	0.999
γ	0.00005
δ	0.99
ε	0.1

Les résultats obtenus pour les deux conditions de canal, à savoir le canal à évanouissement plat et le canal Rayleigh Doppler pour UAV, indiquent clairement que chaque filtre adaptatif, lorsqu’il est excité par une source de bruit spécifique, fonctionne efficacement lorsque la liaison de communication est soumise au même type de perturbation. Cette efficacité est plus marquée dans le cas du canal à évanouissement plat,

où les filtres présentent de meilleures performances de convergence de l'erreur quadratique moyenne (MSE), caractérisées par une vitesse de convergence plus rapide et un niveau en régime permanent plus faible. Ce comportement reflète l'efficacité du mécanisme d'adaptation et démontre la capacité des filtres CV-VSS-NLMS à supprimer sélectivement le type de bruit pour lequel ils ont été initialement conçus. En revanche, dans le scénario du canal Rayleigh Doppler pour UAV, une dégradation du MSE en régime permanent est observée. Cette dégradation est attribuée aux variations temporelles du canal induites par l'effet Doppler, qui modifient les propriétés statistiques du signal reçu et détériorent par conséquent les performances de convergence [123].

La figure 4.6 illustre l'analyse de sensibilité du filtre adaptatif CV-VSS-NLMS proposé dans un environnement de bruit EFTP pour différentes valeurs du pas d'adaptation, notamment pour $\mu = 0,9, 0,1$ et $0,01$. Étant donné que l'algorithme proposé utilise un mécanisme d'adaptation à pas variable, ces valeurs ont été choisies afin d'évaluer ses performances pour différents taux d'adaptation. Les résultats obtenus montrent que le comportement de convergence de l'algorithme varie en fonction des changements du paramètre de pas d'adaptation, confirmant ainsi la sensibilité du filtre proposé à ce paramètre.

Comme illustré à la figure 4.8, la convergence de l'erreur quadratique moyenne (MSE) est analysée pour des filtres adaptatifs fonctionnant sur des liaisons de communication affectées par des sources de bruit simultanées. Trois combinaisons de bruit sont considérées : HVSP + EFTP, HVSP + SP et EFTP + SP. Il ressort clairement de la figure que le filtre adaptatif atteint une convergence efficace uniquement dans le cas où le filtre est excité par le signal EFTP et où la liaison de communication est simultanément affectée par les sources de bruit HVSP et EFTP. Dans cette configuration, le filtre présente les meilleures performances de convergence du MSE, caractérisées par une vitesse de convergence plus rapide et un MSE en régime permanent plus faible par rapport aux autres cas.

Les figures 4.9, 4.10 et 4.11 présentent les profils de la fonction de coût en sortie de l'algorithme CV-VSS-NLMS sous une liaison de communication affectée par un bruit HVSP, en utilisant des filtres adaptatifs excités par différents types de bruit, à savoir HVSP, EFTP et SP, respectivement. Il convient de préciser que les résultats présentés aux figures du 4.9 au 4.17 correspondent au scénario de canal à évanouissement plat. D'après les résultats obtenus, il apparaît clairement que la fonction de coût associée au filtre CV-VSS-NLMS excité par le bruit correspondant à celui affectant la liaison de communication, en particulier dans le cas du bruit HVSP, présente l'énergie la plus faible par rapport aux autres. Ce critère permet ainsi d'identifier et de sélectionner le filtre le plus approprié parmi les trois, afin de fournir le signal filtré offrant les meilleures performances d'annulation du bruit. De plus, comme le montrent les figures 4.12, 4.13 et 4.14, le bruit résiduel dans le signal filtré par le filtre CV-VSS-NLMS approprié présente le niveau le plus faible, ce qui confirme l'efficacité de la stratégie de sélection du filtre.

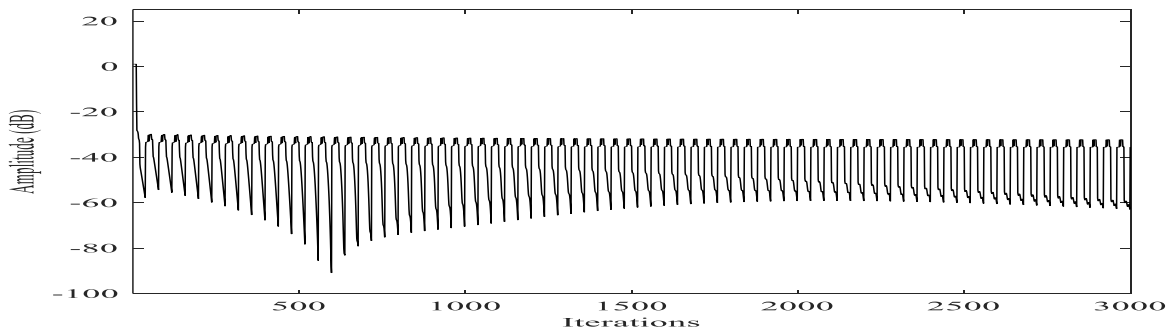


Figure 4.9. Profil de la fonction de coût à la sortie de l'algorithme CV-VSS-NLMS, avec un filtre adaptatif excité par un bruit HVSP et une liaison de communication affectée par un bruit HVSP.

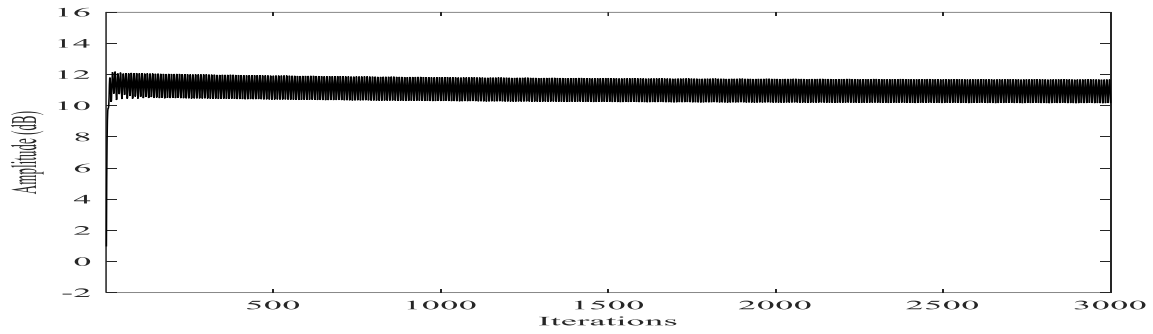


Figure 4.10. Profil de la fonction de coût à la sortie de l’algorithme CV-VSS-NLMS, avec un filtre adaptatif excité par un bruit EFTP et une liaison de communication affectée par un bruit HVSP.

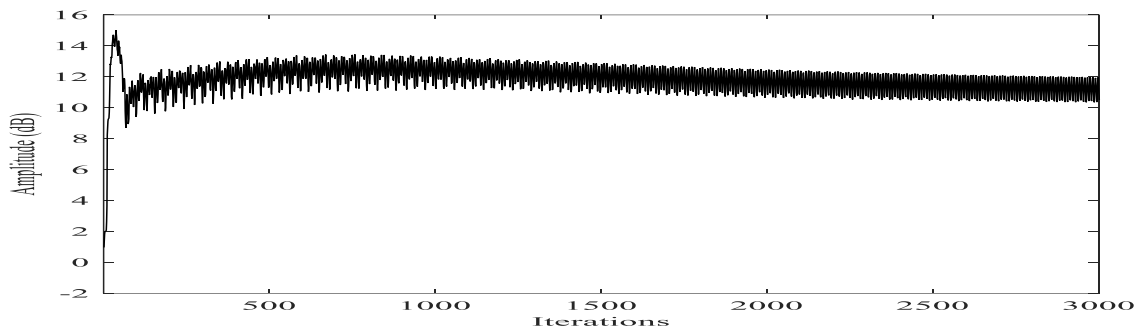


Figure 4.11. Profil de la fonction de coût à la sortie de l’algorithme CV-VSS-NLMS, avec un filtre adaptatif excité par un bruit SP et une liaison de communication affectée par un bruit HVSP

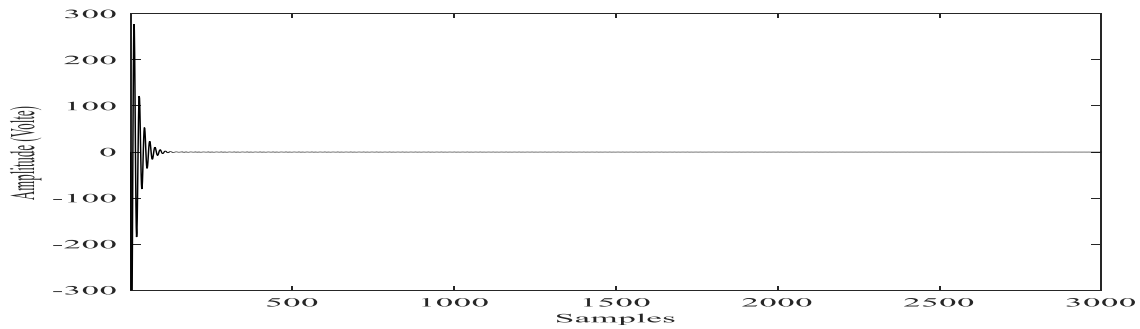


Figure 4.12. Interférence résiduelle dans la liaison de communication affectée par un bruit HVSP et traitée par l’algorithme CV-VSS-NLMS excité par un bruit HVSP.

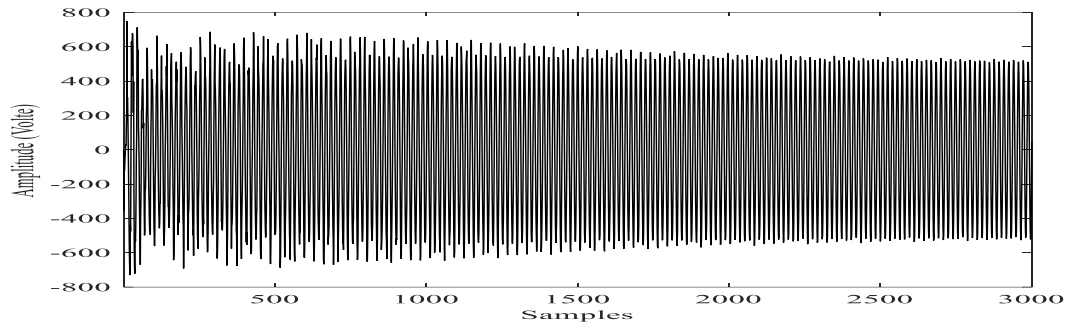


Figure 4.13. Interférence résiduelle dans la liaison de communication affectée par un bruit HVSP et traitée par l'algorithme CV-VSS-NLMS excité par un bruit EFTP

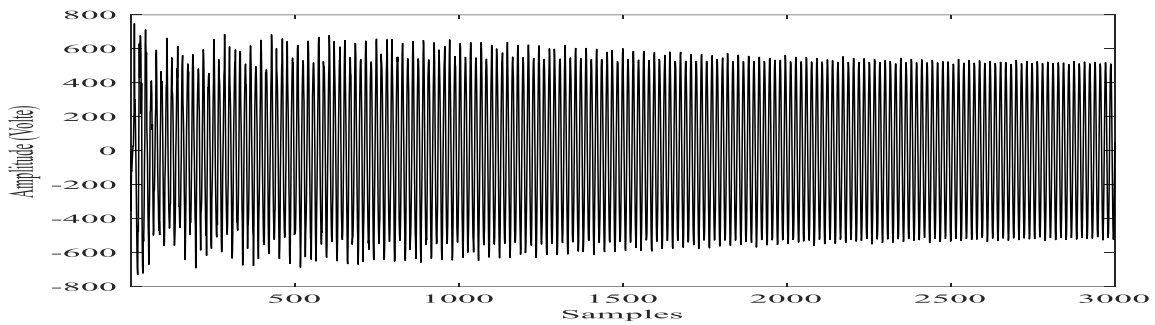


Figure 4.14. Interférence résiduelle dans la liaison de communication affectée par un bruit HVSP et traitée par l'algorithme CV-VSS-NLMS excité par un bruit SP.

Les figures 4.15, 4.16 et 4.17 présentent respectivement le signal de communication original, le signal de communication corrompu par un bruit HVSP, et le signal débruité en sortie du système proposé. Il est évident que le signal débruité correspond étroitement au signal original, ce qui confirme l'efficacité du système proposé.

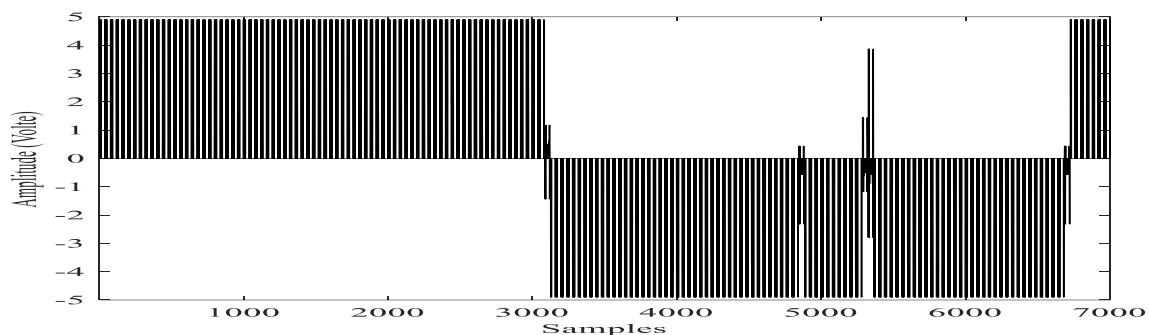


Figure 4.15. Scénarios de liaison de communication Liaison de communication propre

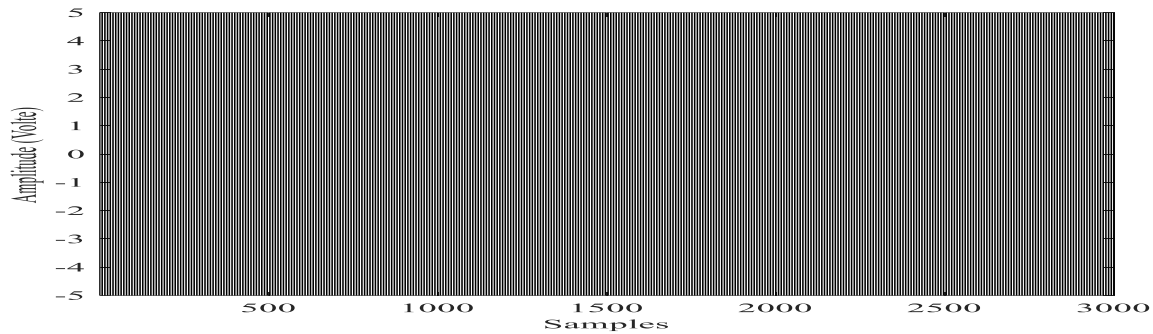


Figure 4.16. Scénarios de liaison de communication Liaison de communication bruitée

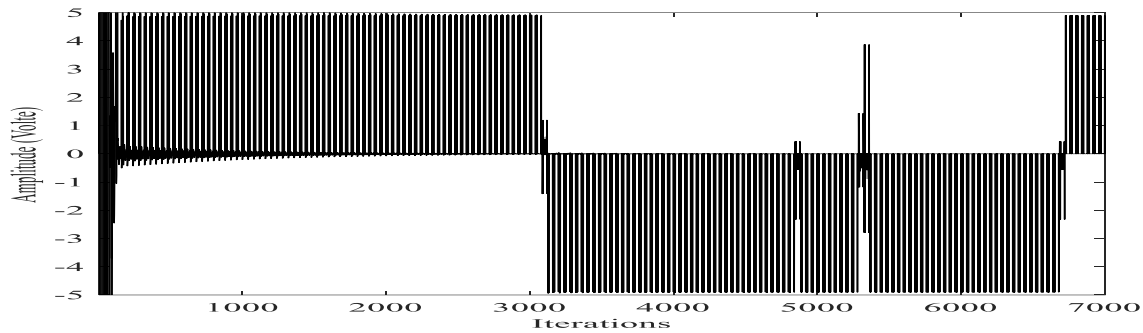


Figure 4.17. Scénarios de liaison de communication Liaison de communication débruitée



Figure 4.18. Original image

Le tableau 4.3 présente une comparaison des performances en termes de Taux d'Erreur Binaire (BER) entre la méthode de suppression du bruit proposée et la méthode existante rapportée dans [19] dans le système UAV-OFDM, sous trois types de bruits considérés : HVSP, SP et EFTP, tous soumis à la même amplitude de champ de 500 V/m. Les valeurs de BER pour la méthode proposée et la méthode existante ont été obtenues en utilisant l'image illustrée à la figure 18.

Comme le montre le tableau 4.3, le taux d'erreur binaire (BER) obtenu avec la méthode de suppression du bruit proposée est nettement inférieur pour tous les types de bruits considérés — HVSP, SP et EFTP — par rapport à la méthode existante proposée dans [19], sous une amplitude de champ uniforme de 500 V/m. Ces résultats confirment l'efficacité de la méthode proposée pour atténuer le bruit dans le système UAV-OFDM. Après l'application de la méthode de suppression du bruit proposée, le BER est considérablement réduit, approchant de zéro dans tous les cas.

Tableau 4.3. Taux d'Erreur Binaire (BER) de la Méthode de Suppression du Bruit Proposée

Bruit perturbateur	BER avant débruitage (%)	BER après débruitage par le système existant [27] (%)	BER après débruitage par le système proposé (%)
Bruit HVSP	45.39	0.005597	0.000533
Bruit SP	45.39	0.004531	0.0032
Bruit EFTP	46.10	0.005597	0.0019

Il est à noter que le BER le plus faible est observé dans les conditions de bruit HVSP, ce qui indique la performance de suppression la plus efficace parmi les trois types de bruit.

4.4 Complexité de calcul

Cette sous-section analyse la complexité de calcul de l'algorithme proposé et la compare à celle de la méthode ICA conventionnelle [19]. L'évaluation est basée sur le nombre d'opérations arithmétiques nécessaires, fournissant une mesure objective du coût de traitement.

Dans l'algorithme proposé, défini par les équations (4.1) à (4.6), le coût computationnel total par filtre est d'environ $18N + 2L + 5$ multiplications et $14N + 2L$ additions. Pour le système complet, la complexité globale devient $54N + 6L + 15$

multiplications et $42N + 6L$ additions, où N est la longueur du filtre et L la longueur de la fenêtre de lissage.

En revanche, l'algorithme ICA, décrit dans [19], comprend plusieurs étapes computationnellement coûteuses, telles que : la centralisation (de-meaning) en (1.12), l'estimation de la covariance en (1.14), le blanchiment (whitening) en (1.13), la mise à jour itérative en (1.15), l'adaptation des poids en (1.16), la normalisation en (1.17) et (1.18), le test de convergence en (1.19) et le démélange (demixing) en (1.21). La complexité totale par itération peut être approximée par Additions $2M^3 + 3M^2K + 3MK$, Multiplications $M^3 + 3M^2K + 3MK$. Étant donné que l'algorithme ICA doit être exécuté séparément pour les parties réelle et imaginaire du signal OFDM complexe, le coût computationnel total est doublé, donnant environ Additions : $4M^3 + 6M^2K + 6MK$ Multiplications $2M^3 + 6M^2K + 6MK$ où M est le nombre de signaux sources et K le nombre total d'échantillons.

Pour comparaison, si l'on considère le nombre total d'échantillons utilisé dans [19], soit 3003136, et en prenant $L = 5$ et $N = 8$ dans les expressions ci-dessus, l'algorithme proposé nécessite environ $1,43 \times 10^9$ multiplications et $1,10 \times 10^9$ additions. De même, en prenant $M = 2$ et le nombre total d'itérations $I = 36$, l'algorithme ICA nécessite environ $3,89 \times 10^9$ multiplications et $3,89 \times 10^9$ additions. Ces illustrations numériques démontrent clairement que l'algorithme proposé atteint un coût computationnel nettement inférieur, étant presque trois fois plus efficace que la méthode ICA conventionnelle.

4.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté une évaluation approfondie des performances du système de suppression de bruit impulsionnel proposé à travers des simulations numériques. Les résultats obtenus confirment l'efficacité de l'algorithme CV-VSS-NLMS dans la mitigation des interférences électromagnétiques impulsionnelles au sein des systèmes UAV-OFDM. L'analyse de la convergence de la MSE montre que chaque filtre adaptatif supprime efficacement le bruit pour lequel il est conçu, avec des performances optimales en canal à évanouissement plat. Malgré une légère dégradation induite par l'effet Doppler dans le canal de Rayleigh, le système conserve une convergence stable et un niveau de

MSE satisfaisant. Les résultats du BER révèlent une amélioration significative par rapport à la méthode basée sur l'ICA, avec une réduction notable des erreurs pour tous les types de bruit considérés. Par ailleurs, l'étude de la complexité computationnelle met en évidence un coût de calcul nettement inférieur. Ces caractéristiques rendent la solution proposée particulièrement adaptée aux plateformes UAV contraintes. En définitive, ce chapitre démontre que le système proposé constitue une solution robuste, efficace et à faible complexité pour le contrôle et les communications UAV-OFDM en environnements électromagnétiques sévères.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Cette thèse s'est intéressée à la problématique cruciale de la mitigation des interférences impulsionnelles affectant les liaisons de commande et de contrôle basées sur la modulation OFDM embarquées sur des plateformes UAV, un contexte caractérisé par des contraintes sévères en termes de robustesse, de complexité de calcul et de traitement en temps réel. Avec l'essor des UAV dans des applications critiques telles que la surveillance, la télédétection ou les interventions d'urgence, garantir la fiabilité des liaisons de commande et de contrôle dans des environnements bruités demeure un enjeu majeur, ces liaisons étant essentielles au pilotage, à la stabilité et à la sécurité des opérations. Dans ce cadre, ce travail a proposé une nouvelle approche de filtrage adaptatif fondée sur le développement d'un algorithme Complex-Valued Variable Step-Size Normalized LMS (CV-VSS-NLMS), spécifiquement conçu pour traiter les signaux complexes de commande et de contrôle transmis sur une liaison OFDM et soumis à des interférences impulsionnelles. Contrairement aux filtres LMS à valeurs réelles, qui traitent séparément les parties réelle et imaginaire du signal, l'algorithme proposé opère directement dans le domaine complexe, permettant une amélioration notable des performances de convergence et une réduction significative de l'erreur quadratique moyenne (MSE). L'intégration d'un pas d'adaptation variable permet en outre une adaptation dynamique aux variations du bruit, assurant un compromis efficace entre rapidité de convergence et stabilité en régime permanent. Les résultats montrent une convergence rapide vers des niveaux de MSE compris entre - 60 dB et - 80 dB pour différents types de bruits impulsionnels, avec un faible bruit résiduel, contribuant ainsi à améliorer la fiabilité de la transmission des signaux de commande et de contrôle.

Une comparaison avec des techniques de référence, notamment les méthodes de séparation aveugle de sources (ICA), a mis en évidence la supériorité de l'approche proposée tant en termes de performances que de complexité computationnelle. L'algorithme CV-VSS-NLMS nécessite significativement moins d'opérations

arithmétiques que l'approche ICA, avec un gain de complexité proche d'un facteur trois, ce qui constitue un avantage déterminant pour une implémentation embarquée et un fonctionnement en temps réel. Les performances ont également été évaluées en termes de taux d'erreur binaire (BER), confirmant l'efficacité de l'algorithme avec des améliorations d'environ 90 % sous bruit HVSP, 29 % sous bruit SP et 66 % sous bruit EFTP. Ces résultats démontrent la robustesse de l'approche face aux différents scénarios de bruit impulsionnel susceptibles d'affecter les liaisons de commande et de contrôle des UAV. Par ailleurs, l'architecture à antenne unique retenue simplifie l'implémentation matérielle tout en maintenant des performances élevées, renforçant le caractère léger et économe en ressources de la solution. En synthèse, cette thèse démontre que l'algorithme CV-VSS-NLMS constitue une solution performante, robuste et adaptée aux contraintes des liaisons de commande et de contrôle des UAV basées sur la modulation OFDM, tout en répondant aux exigences de faible complexité et de traitement en temps réel des systèmes embarqués. Enfin, des perspectives futures incluent l'implémentation sur des plateformes matérielles embarquées ainsi que l'extension de l'approche à des architectures multi-antennes et à des scénarios de commande et de contrôle coopératifs entre UAV.

BIBLIOGRAPHIQUE

- [1] Al-Hourani, S. Kandeepan, and A. Jamalipour, “Modeling air-to-ground path loss for low altitude platforms in urban environments,” *IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*, Austin, TX, USA, 2014, pp. 2898–2904.
- [2] Y. Zeng, J. Lyu, and R. Zhang, “Cellular-connected UAV: Potential, challenges, and promising technologies,” *IEEE Wireless Communications*, vol. 26, no. 1, pp. 120–127, Feb. 2019.
- [3] M. Mozaffari, W. Saad, M. Bennis, and M. Debbah, “A tutorial on UAVs for wireless networks: Applications, challenges, and open problems,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 21, no. 3, pp. 2334–2360, Third quarter 2019.
- [4] K. Khuwaja, Y. Chen, N. Zhao, M.-S. Alouini, and P. Dobbins, “A survey of channel modeling for UAV communications,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 20, no. 4, pp. 2804–2821, Fourth quarter 2018.
- [5] C. X. Wang, J. Bian, J. Sun, W. Zhang, and M. Zhang, “A survey of 5G channel measurements and models,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 20, no. 4, pp. 3142–3168, Fourth quarter 2018.
- [6] Y. Xiao, L. Zhu, Y. Liu, Y. Yi, R. Zhang, and W. Xia, “A survey on millimeter-wave beamforming enabled UAV communications and networking,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 24, no. 1, pp. 557–610, First quarter 2022.
- [7] M. H. Saleh, “Online 3D path planning for Tri-copter drone using GWO-IBA algorithm,” *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, vol. 19, no. 4, pp. 1334–1341, 2021, doi:10.12928/telkomnika.v19i4.18697.
- [8] K. Surman and D. Lockey, “Unmanned aerial vehicles and pre-hospital emergency medicine,” *Scand J Trauma Resusc Emerg Med*, vol. 32, no. 1, p. 9, Jan. 2024, doi:10.1186/s13049-024-01180-7.

- [9] I. Umakoglu, M. Namdar, and A. Basgumus, "UAV-assisted cooperative NOMA system with the nth best relay selection," *Advances in Electrical and Computer Engineering*, vol. 23, no. 3, pp. 39–46, 2023, doi:10.4316/AECE.2023.03005.
- [10] S. Kumari, K. K. Srinivas, and P. Kumar, "Channel and carrier frequency offset equalization for OFDM based UAV communications using deep learning," *IEEE Communications Letters*, vol. 25, no. 3, pp. 850–853, 2020, doi:10.1109/LCOMM.2020.3036493.
- [11] S.-G. Kim, E. Lee, I.-P. Hong, and J.-G. Yook, "Review of intentional electromagnetic interference on UAV sensor modules and experimental study," *Sensors*, vol. 22, no. 6, p. 2384, 2022, doi:10.3390/s22062384.
- [12] L. Clavier, G. W. Peters, F. Septier, and I. Nevat, "Impulsive noise modeling and robust receiver design," *J Wireless Com Network*, vol. 2021, no. 1, p. 13, Jan. 2021, doi: 10.1186/s13638-020-01868-1.
- [13] Y. Zhao, Y. Li, S. Shi, and J. Yu, "Joint channel and impulse noise estimation based on compressed sensing and Kalman filter for OFDM system," *EURASIP J.Adv. Signal Process*, vol.2023, no.1, p. 105, Oct. 2023, doi: 10.1186/s13634-023-01064-5
- [14] X. Feng, J. Wang, X. Kuai, M. Zhou, H. Sun, and J. Li, "Message passing-based impulsive noise mitigation and channel estimation for underwater acoustic OFDM communications," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 71, no. 1, pp. 611–625, 2021, doi:10.1109/TVT.2021.3130061.
- [15] L. Wu, "Mitigating impulsive noise for reliable UWA communication," *Nature Reviews Electrical Engineering*, vol. 2, no. 1, pp. 12–12, 2025, doi:10.1038/s44287-024-00140-8.
- [16] X. Li, Z. Han, H. Yu, L. Yan, and S. Han, "Deep Learning for OFDM Channel Estimation in Impulsive Noise Environments," *Wireless Pers Commun*, vol. 125, no. 3, pp. 2947–2964, Aug. 2022, doi: 10.1007/s11277-022-09693-z.
- [17] K. Zhang, Y. Mao, S. Leng, and S. Fang, "Efficient anti-jamming strategies in multi-channel wireless networks," in *2013 International Conference on Computational*

- Problem-Solving (ICCP), IEEE, 2013, pp. 109–112, doi: 10.1109/ICCPS.2013.6893502.
- [18] Z. Yu, C. Wang, G. Cui, W. Wang, and Y. Zhang, “Phase noise estimation scheme based on linear interpolation for constant envelop OFDM system,” in 2017 9th International Conference on Advanced Info comm Technology (ICAIT), IEEE, 2017, pp. 279–284, doi.org/10.1029/2019RS006959.
- [19] Jia, X. Tu, and W. Yan, “An UAV wireless communication noise suppression method based on OFDM modulation and demodulation,” Radio Science, vol. 55, no. 2, pp. 1–14, 2020, doi:10.1029/2019RS006959.
- [20] S. Van Gerven and D. Van Compernelle, “Signal separation by symmetric adaptive decorrelation: stability, convergence, and uniqueness,” IEEE Transactions on signal processing, vol. 43, no. 7, pp. 1602–1612, 1995, doi:10.1109/78.398721
- [21] R. Bendoumia and M. Djendi, “Two-channel variable-step-size forward-and-backward adaptive algorithms for acoustic noise reduction and speech enhancement,” Signal processing, vol. 108, pp. 226–244, 2015, doi: 10.1016/j.sigpro.2014.08.035.
- [22] W. Lebbou, L. Chergui, and S. Bouguezel, “Noise-Suppression Method for UAV-OFDM Systems by Introducing CV-VSS-NLMS Algorithm and Single-Antenna Architecture,” TELKOMNIKA Telecommunication Computing Electronics and Control, vol. 99, no. 1, pp. 1–1x, 2099, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v99i1.paperID.
- [23] R. van Nee and R. Prasad, *OFDM for Wireless Multimedia Communications*. Boston, MA, USA: Artech House, 2000, xvii + 260 pp., ISBN: 978-0-89006-530-3 (ISBN-10: 0-89006-530-6)
- [24] LI, Ye (Geoffrey) et STÜBER, Gordon L. (Éds.). *Orthogonal Frequency Division Multiplexing for Wireless Communications*. New York : Springer, 2006. ISBN : 978-0-387-29095-9
- [25] PROAKIS, John G. et SALEHI, Masoud. *Digital Communications*. 5e éd. New York : McGraw-Hill, 2008. ISBN 978-0-07-295716-7

- [26] Andrea Goldsmith, *Wireless Communications*, Cambridge University Press, Cambridge, Royaume-Uni, 2012. ISBN: 978-0-511-84122-4. DOI: 10.1017/CBO9780511841224.
- [27] H. Menouar et al "UAV-Enabled Intelligent Transportation Systems for the Smart City: Applications and Challenges," *IEEE Communications Magazine*, vol. 55, no. 3, pp. 22–28, mars 2017. DOI: 10.1109/MCOM.2017.1600238CM.
- [28] M. Zeng, A. Yadav, H. Minn, Mitigation of Inter-Carrier Interference in OFDM Systems,” *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012.
- [29] Y. Zeng, Y., Zhang, R., & Lim, T. J., "Wireless Communications with Unmanned Aerial Vehicles: Opportunities and Challenges," *IEEE Communications Magazine*, vol. 54, no. 5, pp. 36–42, May 2016. DOI: 10.1109/MCOM.2016.7470933.
- [30] Krijnen, D., & Dekker, C. (2014). *AR Drone 2.0 with Subsumption Architecture*. Artificial Intelligence Research Seminar, Media Technology MSc Programme, Leiden University, The Netherlands
- [31] Bachmann, Richard J, et al. A biologically inspired micro-vehicle capable of aerial and terrestrial locomotion. *Mechanism and Machine Theory* 44.3 (2009) : 513-526
- [32] M. Radmanesh, M. Hassanalian, S. A. Fegghi, and M. Nili-Ahmadabadi, "Numerical Investigation of Azarakhsh MAV," *in* Proceedings of the International Micro Air Vehicle Conference and Flight Competition (IMAV 2012), Braunschweig, Germany, Jul. 2012.
- [33] BERTRAND, Sylvain. *Commande de drone miniature à voilure tournante*. Thèse de doctorat en Automatique, Université Nice Sophia Antipolis, Nice, France, 5 novembre 2007. Archive ouverte HAL: tel-00702441.
- [34] Mokhtari Mohammed Rida. *Observation et commande de drones miniatures à voilures tournantes*. Thèse de doctorat en sciences, spécialité Automatique. Tlemcen : Université Aboubekr Belkaid de Tlemcen, Faculté de Technologie, Département de Génie Électrique et Électronique, 2015

- [35] G. J. J. Ducard and M. Allenspach, "Review of designs and flight control techniques of hybrid and convertible VTOL UAVs," *Aerospace Science and Technology*, vol. 118, Nov. 2021, Art. no. 107035, doi: 10.1016/j.ast.2021.107035
- [36] W. Y. Medjati, Exploitation des UAVs dans l'optimisation des réseaux de télécommunications, mémoire de Master, Université Abou Bekr Belkaïd de Tlemcen, Tlemcen, Algérie, 2017
- [37] Salazar-Cruz, Sergio. Modélisation et conception de commandes robustes pour la stabilisation de véhicules aériens multi-rotor. Thèse de doctorat en Technologies de l'information et des systèmes, Université de Technologie de Compiègne (UTC), Compiègne, France, 2005
- [38] Z. Satla, Contribution à la modélisation et à la commande d'un drone miniature, Thèse de doctorat, Département de Génie mécanique, Université Djillali Liabès de Sidi Bel Abbès, 2018.
- [39] Cabeza, Sandra, et al. Stress-induced damage evolution in cast AlSi12CuMgNi alloy with one-and two- ceramic reinforcements. *Journal of Materials Science* 52.17 (2017) 10198-10216.
- [40] Abdelloui, Ghouthi, Hicham Megna, and Fethi Tarik Bendimerad. A novel model using Reo for IoT self- conguration systems. 020 1st International Conference on Communications, Control Systems and Signal Processing (CCSSP). IEEE, 2020.
- [41] Megnafi, H. (2020). *Frequency Plan Optimization Based on Genetic Algorithms for Cellular Networks*. *Journal of Communications Software and Systems (JCOMSS)*,16(3),217–223. DOI: 10.24138/jcomss.v16i3.1012.
- [42] D. Middleton, "Statistical-Physical Models of Electromagnetic Interference," *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, vol. EMC-19, no. 3, pp. 106–127, 1977.
- [43] J.G Proakis, *Digital Communications*, 4th ed. New York, NY, USA: McGraw-Hill Higher Education, 2001. ISBN: 978-0-07-232111-1.

- [44] M. K. Simon and M.-S. Alouini, *Digital Communication over Fading Channels: A Unified Approach to Performance Analysis*. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, 2005.
- [45] C. A. Balanis, *Antenna Theory: Analysis and Design*, 4th ed. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2016.
- [46] D.-x. Zhang, Y.-z. Chen, E.-w. Cheng, and B.-z. Du, "Effects of Electromagnetic Interference (EMI) on Information Link of UAV," *Transactions of Beijing Institute of Technology*, vol. 39, no. 7, pp. 756–762, 2019.
- [47] IEC 61000-2-9, *Electromagnetic Compatibility (EMC) – Part 2: Environment – Section 9: Description of HEMP Environment – Radiated Disturbance*. Geneva, Switzerland: International Electrotechnical Commission (IEC), 1996
- [48] F. Sabath, D. Giri, and H. Garbe, *High-Power Electromagnetic Effects on Electronic Systems*. Norwood, MA, USA: Artech House, 2015.
- [49] Y. Jia, X. Tu, W. Yan, E. Wang, Y. Zhao, and S. Ding, "Study on the Influence of Electromagnetic Pulse on UAV Communication Link," *American Journal of Electrical and Electronic Engineering*, vol. 7, no. 2, pp. 42–48, 2019.
- [50] Z. Zhang, Y. Zhou, Y. Zhang, and B. Qian, "Strong Electromagnetic Interference and Protection in UAVs," *Electronics*, vol. 13, no. 2, Art. no. 393, Jan. 2024, doi: 10.3390/electronics13020393.
- [51] X. Zhang, Y. Chen, M. Zhao, Y. Shen, and Y. Wang, "Complex EMI Effect Assessment for UAV Data Links," *Electronics*, vol. 14, no. 23, Art. no. 4565, Nov. 2025, doi: 10.3390/electronics14234565
- [52] A. A. Khawaja et al., "A Survey of Channel Modeling for UAV Communications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 20, no. 4, pp. 2804–2821, 2018.
- [53] G. Yan, L. Fu, J. Zhang, J. Wang, "A Comprehensive Survey on UAV Communication Channel Modeling," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 107769–107792, 2019.

- [54] B. Popović, "Generalized chirp-like polyphase sequences with optimum correlation properties," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 38, no. 4, pp. 1406–1409, Jul. 1992, doi: 10.1109/18.144727.
- [55] Y. Zeng, R. Zhang and T. J. Lim, "Wireless communications with unmanned aerial vehicles: Opportunities and challenges," **IEEE Communications Magazine**, vol. 54 no. 5, pp. 36–42, 2016.
- [56] S. Coleri et al., "Channel estimation techniques based on pilot arrangement in OFDM systems," **IEEE Transactions on Broadcasting**, vol. 48, no. 3, pp. 223–229, 2002.
- [57] Y. Li and G. L. Stüber, *Orthogonal Frequency Division Multiplexing for Wireless Communications*. New York, NY, USA: Springer, 2006, Signals and Communication Technology Series, ISBN: 978-0-387-29095-9
- [58] Hamid Ait Taleb « MIMO-OFDM pour les communications sans-fil dans les mines souterraines », Université de Québec, Mémoire présenté comme exigence partielle de maitrise en télécommunications Août 2017
- [59] BESSEGHIER Mokhtar : « Estimation du CFO et des canaux pour les systèmes à porteuses multiples, » Thèse de doctorat 3ieme cycle en télécommunications, Année Universitaire : 2016- 2017. Université Djillali Liabes de Sidi Bel Abbes.
- [60] Y. S. Cho, J. Kim, W. Y. Yang, and C. G. Kang, "MIMO-OFDM Wireless Communications with MATLAB", Copyright 2010, John Wiley & Sons (Asia) Pte Ltd, 2 Clementi Loop, # 02-01, Singapore 129809.
- [61] Ikni, S. (2019). *Contribution à l'étude et au développement de techniques avancées de modulations multiporteuses pour les futurs systèmes de communication sans fil* (Thèse de doctorat en sciences, Génie électrique). Université 8 Mai 1945 Guelma, Algérie.
- [62] R. Couillet and M. Debbah, "Flexible OFDM schemes for bursty transmissions", WCNC 2009 proceedings, IEEE, 2009. DOI: 10.1109/WCNC.2009.4917727.

- [63] Emeric Guéguen. “Etude et optimisation des techniques UWB haut débit multibandes OFDM.” Réseaux et télécommunications [cs.NI]. INSA de Rennes, 2009. Français. «TEL-00361467v1».
- [64] R. Zakaria, “Conception d’émetteur et récepteur pour l’élimination des interférences intrinsèques dans les systèmes multi porteuses à base de bancs de filtres et à antennes multiples,” thèse de doctorat, Spécialité : Communications et Electronique, Conservatoire National des Arts et Métiers, École Doctorale Technologique et Professionnelle CEDRIC/LAETITIA, 2012
- [65] Zainab S. H. AL-Hashmi, “An Overview : Peak to Average Power Ratio (PAPR) in OFDM system using some new PAPR techniques (with matlab code)”, University of Baghdad, College of Engineering Electronic & Communications Engineering Department, 2015
- [66] R. S. Sesia, I. Toufik, and M. Baker, *LTE – The UMTS Long Term Evolution: From Theory to Practice*, 2nd ed. Chichester, U.K.: John Wiley & Sons, 2011. ISBN: 978-0-470-66025-6.
- [67] J. A. C. Bingham, "Multicarrier Modulation for Data Transmission: An Idea Whose Time Has Come," *IEEE Communications Magazine*, vol. 28, no. 5, pp. 5-14, May 1990. (Article historique sur la renaissance de l'OFDM).
- [68] T. Hwang, C. Yang, G. Wu, S. Li et G. Ye Li, "OFDM and Its Wireless Applications: A Survey," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 58, no. 4, pp. 1673-1694, May 2009. (Étude complète des applications sans fil).
- [69] D. Tse and P. Viswanath, *Fundamentals of Wireless Communication*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2005, xxi + 564 pp., ISBN: 978-0-521-84527-4
- [70] S. H. Han et J. H. Lee, "An Overview of Peak-to-Average Power Ratio Reduction Techniques for OFDM Signals," *IEEE Transactions on Broadcasting*, vol. 54, no. 2, pp. 257-268, June 2008. (Synthèse des techniques de réduction du PAPR).

- [71] T. M. Schmidl et D. C. Cox, "Robust Frequency and Timing Synchronization for OFDM," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 45, no. 12, pp. 1613-1621, Dec. 1997. (Article clé sur la synchronisation OFDM).
- [72] D. D. Ariananda et G. Leus, "Compressive Wideband Power Spectrum Estimation for Multiband Signals in Impulsive Noise," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 63, no. 9, pp. 2381-2393, May 2015. (Aborde le problème du bruit impulsionnel).
- [73] A. I. Alshbatat et L. Dong, "Performance Analysis of Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Communications over Fading Channels," dans *Proc. 2010 International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC)*, pp. 435-440, 2010. (Analyse précoce des communications UAV).
- [74] Y. Zeng, R. Zhang et T. J. Lim, "Wireless Communications with Unmanned Aerial Vehicles: Opportunities and Challenges," *IEEE Communications Magazine*, vol. 54, no. 5, pp. 36-42, May 2016. (Article de synthèse majeur sur les communications UAV).
- [75] H. Wang, G. Ding, J. Chen, F. Song et J. Wang, "Power Allocation in OFDM-Based Cognitive Radio Systems for UAV Communications," dans *Proc. 2018 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pp. 1-6, 2018. (Exemple d'adaptation des ressources OFDM pour UAV).
- [76] X. Li, W. Feng, J. Wang, Y. Chen, N. Ge et J. Lu, "Enabling 5G on the Sky: A Comparative Study of OFDM and FBMC for UAV Communications," *China Communications*, vol. 16, no. 12, pp. 73-84, Dec. 2019. (Compare OFDM à d'autres schémas multi-porteuses pour UAV).
- [77] D. W. Matolak and R. Sun, "Air-Ground Channel Characterization for Unmanned Aircraft Systems—Part I: Methods, Measurements, and Models," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 64, no. 1, pp. 26–44, Jan. 2015.
- [78] M. Zimmermann and K. Dostert, "A Multipath Model for the Powerline Channel," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 50, no. 4, pp. 553–559, Apr. 2002.

- [79] H. A. Suraweera, P. J. Smith, and M. Shafi, "Capacity Limits and Performance Analysis of Cognitive Radio With Impulsive Noise," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 57, no. 3, pp. 620–629, Mar. 2009.
- [80] A. Abouseada, M. H. Ahmed, M. T. Al-Hakeem, and R. A. R. McFarlane, "Jammer mitigation in spread spectrum communications using blind source separation," *Signal Processing*, vol. 80, no. 4, pp. 723–729, Apr. 2000, doi:10.1016/S0165-1684(99)00163-2.
- [81] H. Shakhathreh, A. Sawalmeh, K. F. Hayajneh, S. Abdel-Razek, W. Malkawi and A. Al-Fuqaha, "A Systematic Review of Interference Mitigation Techniques in Current and Future UAV-Assisted Wireless Networks," in *IEEE Open Journal of the Communications Society*, vol. 5, pp. 2815-2846, 2024, doi: 10.1109/OJCOMS.2024.3392623.
- [82] Y. Jia, X. Tu, and W. Yan, "An UAV wireless communication noise suppression method based on OFDM modulation and demodulation," *Radio Science*, vol. 55, no. 2, pp. 1–14, 2020, doi:10.1029/2019RS006959.
- [83] A. Al-Hourani, S. Kandeepan, and S. Lardner, "Optimal LAP Altitude for Maximum Coverage," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 3, no. 6, pp. 569–572, Dec. 2014.
- [84] Y. Zeng, R. Zhang, and T. J. Lim, "Wireless Communications With Unmanned Aerial Vehicles: Opportunities and Challenges," *IEEE Communications Magazine*, vol. 54, no. 5, pp. 36–42, May 2016.
- [85] G. Caire and S. Shamai (Shitz), "On the Capacity of Some Channels with Channel State Information," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 45, no. 6, pp. 2007–2019, Sept. 1999, doi: 10.1109/18.782125.
- [86] S. Khuwaja, Y. Chen, N. Zhao, M.-S. Alouini, and P. Dobbins, "A Survey of Channel Modeling for UAV Communications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 20, no. 4, pp. 2804–2821, Fourth quarter 2018.

- [87] R. E. Crochiere and L. R. Rabiner, *Multirate Digital Signal Processing*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall, 1983, xx + 411 pp., ISBN 978-0-13-605162-6.
- [88] P. Vaidyanathan, *Multirate Systems and Filter Banks*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice Hall, 1993, xvi + 911 pp., ISBN: 978-0-13-605718-5
- [89] G. Strang and T. Nguyen, *Wavelets and Filter Banks*, Rev. ed. Wellesley, MA, USA: Wellesley-Cambridge Press, 1997. ISBN: 978-0-9614088-7-9.
- [90] E. Hänsler and G. Schmidt, *Acoustic Echo and Noise Control: A Practical Approach*. Hoboken, NJ, USA: Wiley-Inter science (John Wiley & Sons, Inc.), 2004, pp. xxvi–444, ISBN: 978-0-471-45346-8
- [91] A. Gilloire and M. Vetterli, ‘Adaptive filtering in subbands with critical sampling: analysis, experiments, and application to acoustic echo cancellation’, *IEEE Trans. Signal Processing*, 40(8), August 1992, 1862–1875.
- [92] M. R. Petraglia, R. G. Alves and P. S. R. Diniz, ‘New structures for adaptive filtering in subbands with critical sampling’, *IEEE Trans. Signal Processing*, 48(12), December 2000, 3316–3327.
- [93] K. A. Lee and W. S. Gan, ‘Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates’, *IEEE Signal Processing Lett.*, 11(9), September 2004, 736–739.
- [94] M. de Courville and P. Duhamel, ‘Adaptive filtering in subbands using a weighted criterion’, *IEEE Trans. Signal Processing*, 46(9), September 1998, 2359–2371.
- [95] S. S. Pradhan and V. U. Reddy, ‘A new approach to subband adaptive filtering’, *IEEE Trans. Signal Processing*, 47(3), March 1999.
- [96] Y. S. Cho, J. Kim, W. Y. Yang, and C. G. Kang, *MIMO-OFDM Wireless Communications with MATLAB*. Hoboken, NJ, USA: Wiley-IEEE Press (John Wiley & Sons), 2010, 544 pp., ISBN: 978-0-470-82561-7. Sklar, B. (2002) *Digital Communications: Fundamentals and Applications 2/E*, Prentice Hall

- [97] B. Sklar, *Digital Communications: Fundamentals and Applications*, 2nd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall PTR, 2001. ISBN: 978-0130847881.
- [98] Okumura, Y., Ohmori, E., Kawano, T., and Fukuda, K. (1968) Field strength and its variability in VHF and UHF land mobile radio service. *Rev. Elec. Commun. Lab.*, 16, 825–873.
- [99] Hata, M. (1980) Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services. *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 29(3), 317–325.
- [100] V. Erceg, et al, "Channel Models for Fixed Wireless Applications," IEEE 802.16 Broadband Wireless Access Working Group, Tech. Rep. IEEE 802.16.3c-01/29r4, Jul. 2001.
- [101] IEEE 802.16 Relay Task Group, *Multi-Hop Relay System Evaluation Methodology (Channel Model and Performance Metric)*, IEEE Document 802.16j-06/013r3, Rev. 3, Feb. 19, 2007.
- [102] V. Erceg et al *Channel Models for Fixed Wireless Applications*, IEEE 802.16 Broadband Wireless Access Working Group, Document IEEE 802.16.3c-01/29r4, Revision 4, July 16, 2001
- [103] IEEE 802.16 Relay Task Group, *Multi-Hop Relay System Evaluation Methodology (Channel Model and Performance Metric)*, Document IEEE 802.16j-06/013r3, Rev. 3, Feb. 19, 2007. IEEE (2001) 802.16.3c-01/29r4. Channel Models for Fixed Wireless Applications.
- [104] ITU-R, *Recommendation ITU-R M.1225-0: Guidelines for Evaluation of Radio Transmission Technologies for IMT-2000*, International Telecommunication Union – Radiocommunication Sector (ITU-R), Geneva, Switzerland, Feb. 1997.
- [105] R. H. Clarke, "A Statistical Theory of Mobile-Radio Reception," *Bell System Technical Journal*, vol. 47, no. 6, pp. 957–1000, Jul.–Aug. 1968, doi: 10.1002/j.1538-7305.1968.tb 00069.x.
- [106] Capoglu, I.R., Li, Y., and Swami, A. (2005) Effect of doppler spread in OFDM based UWB systems. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, 4(5), 2559–2567.

- [107] G. L. Stüber, *Principles of Mobile Communication*. Boston, MA, USA: Kluwer Academic Publishers, 1996, pp. xiii–665. ISBN: 0-7923-9732-0 (ISBN-13: 978-0-7923-9732-8).
- [108] C. Tepedelenlioğlu and G. B. Giannakis, "On Velocity Estimation and Correlation Properties of Narrow-Band Mobile Communication Channels," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 50, no. 4, pp. 1039–1052, July 2001, doi: 10.1109/25.938579.
- [109] IEEE P802.11 Working Group, *Tentative Criteria for Comparison of Modulation Methods*, IEEE Document P802.11-97/96, September 1997.
- [110] A. A. M. Saleh and R. A. Valenzuela, "A Statistical Model for Indoor Multipath Propagation," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 5, no. 2, pp. 128–137, Feb. 1987, doi: 10.1109/JSAC.1987.1146527.
- [111] J. Foerster (Ed.), *Channel Modeling Subcommittee Report Final*, IEEE P802.15-02/490r1-SG3a, IEEE P802.15 Working Group for Wireless Personal Area Networks (WPANs), Feb. 2003.
- [112] J. I. Smith, "A Computer-Generated Multipath Fading Simulation for Mobile Radio," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. VT-24, no. 3, pp. 39–40, Aug. 1975.
- [113] W. C. Jakes, *Microwave Mobile Communications*. New York, NY, USA: John Wiley & Sons, Inc. (Wiley-Inter science), 1974, pp. ix + 642. ISBN: 0-471-43720-4.
- [114] 3GPP, *Technical Report TR 25.996 V7.0.0: Spatial Channel Model for Multiple Input Multiple Output (MIMO) Simulations (Release 7)*, 3rd Generation Partnership Project (3GPP), Technical Specification Group Radio Access Network (TSG RAN), June 2007
- [115] Nortel Networks, *SCM Model Correlations*, Contribution SCM-065v2, 3GPP/3GPP2 Joint Spatial Channel Modelling (SCM) Ad Hoc, Teleconference, Oct. 10, 2002.

- [116] Motorola, *Spatial Channel Model Issues*, SCM-033r1, Contribution to the 3GPP/3GPP2 Joint Spatial Channel Modeling Ad-hoc Group, Conference Call, June 26, 2002
- [117] L. Chergui and S. Bouguezel, "Variable step size pre-whitening transform domain lms adaptive noise canceller," in *2019 International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies (IC_ASET)*, IEEE, 2019, pp. 327–331, doi:10.1109/ASET.2019.8871012.
- [118] E. M. Lobato, O. J. Tobias and R. Seara, "Stochastic Modeling of the Transform-Domain ϵ LMS Algorithm," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no. 5, pp. 1840-1852, May 2008, doi: 10.1109/TSP.2007.909324
- [119] S. K. Nayak and M. J. Thomas, "Computation of EMI fields generated due to corona on high voltage overhead power transmission lines," in *Proceedings of the International Conference on Electromagnetic Interference and Compatibility*, IEEE, 2002, pp. 15-19, doi:10.1109/ICEMIC.2002.1006454.
- [120] International Electrotechnical Commission, "IEC 61000-4-4:2012 Electromagnetic compatibility (EMC), Testing and measurement techniques, Electrical fast transient/burst immunity test," 2012.
- [121] International Electrotechnical Commission (IEC), *IEC 61000-4-5:2014+AMD1:2017 CSV, Electromagnetic Compatibility (EMC) – Part 4-5: Testing and Measurement Techniques – Surge Immunity Test*, Edition 3.1, Geneva, Switzerland: IEC, Aug. 4, 2017.
- [122] V. Vahidi and E. Saberinia, "OFDM for payload communications of UAS: channel estimation and ICI mitigation," *IET Communications*, vol. 11, no. 15, pp. 2350–2356, Oct. 2017, doi: 10.1049/iet-com.2017.0358.
- [123] Y. Yapici and A. O. Yilmaz, "An analysis of the bidirectional LMS algorithm over fast-fading channels," *IEEE transactions on communications*, vol. 60, no. 7, pp. 1759–1764, 2012, doi:10.1109/TCOMM.2012.050812.110116

المخلص

في هذه الأطروحة، تناولنا التحدي الرئيسي المتمثل في التداخلات النبضية التي تؤثر في وصلات التحكم الخاصة في المركبات الجوية بدون طيار (UAV) المعتمدة على تقنية التضمين متعدد الحوامل المتعامدة (OFDM)، والتي قد تؤدي إلى تدهور كبير في موثوقية نقل إشارات التحكم. وعلى وجه التحديد، نقترح خوارزمية جديدة للترشيح التكيفي ذات خطوة متغيرة مُطبَّعة وبقيم مركبة (CV-VSS-NLMS)، مخصصة للترشيح التكيفي للإشارات المركبة، وتوفر إزالة فعالة وخفيفة الوزن وفي الزمن الحقيقي للضوضاء النبضية التي تؤثر في إشارات التحكم الخاصة بالمركبات الجوية غير المأهولة المرسله عبر وصلة OFDM. في المقابل، تعالج خوارزمية CV-VSS-LMS ذات القيم الحقيقية الجزأين الحقيقي والتخيلي للإشارة بشكل منفصل، مما يؤدي إلى أداء أضعف من حيث تقارب متوسط مربع الخطأ (MSE) عند معالجة الإشارات المركبة. وقد تم تطوير الخوارزمية من خلال تكيف استراتيجيات الترشيح المعتمدة على خوارزمية LMS بصورة فعالة مع سيناريوهات التداخلات النبضية، مع دمج مفاهيم قائمة لإزالة النبضات الكهرومغناطيسية ضمن بنية تعتمد على هوائي واحد مخصصة لوصلات التحكم الخاصة في المركبات الجوية بدون طيار. ويُعد هذا التكوين الجديد ملائمًا بشكل خاص لمنصات المركبات الجوية بدون طيار التي تعاني من قيود تتعلق بالحجم والوزن واستهلاك الطاقة، حيث يُعد تقليل التعقيد الحسابي مطلبًا أساسيًا. وعلى خلاف أساليب الفصل الأعمى التقليدية للمصادر، يضمن الحل المقترح نقلًا موثوقًا لإشارات التحكم دون متطلبات مفرطة من حيث المعالجة، إذ يزيل الضوضاء النبضية بكفاءة مع تقليل عدد العمليات المصفوفية بشكل كبير. وتُظهر نتائج المحاكاة تحسنًا ملحوظًا في معدل خطأ البت (BER)، مما يؤكد أن تقنية CV-VSS-NLMS المقترحة تمثل حلًا قويًا وموثوقًا وعمليًا لوصلات التحكم الخاصة بالمركبات الجوية بدون طيار المعتمدة على تقنية OFDM.

الكلمات المفتاحية: خوارزمية (LMS)، إلغاء الضوضاء، تعدد الإرسال بتقسيم التردد المتعامد (OFDM)،

مركبة جوية بدون طيار (UAV)، وصلة التحكم، الترشيح التكيفي.

Résumé

Dans cette thèse, nous avons abordé le défi crucial des interférences impulsionnelles affectant les liaisons de contrôle des UAV basées sur la modulation OFDM, qui peuvent fortement dégrader la fiabilité de la transmission des signaux de de contrôle. Plus précisément, nous proposons un nouvel algorithme de filtrage adaptatif à pas variable normalisé et à valeurs complexes (CV-VSS-NLMS), dédié au filtrage adaptatif de signaux complexes, offrant une suppression du bruit impulsionnel en temps réel, légère et efficace pour les signaux de contrôle des UAV transmis sur une liaison OFDM. En revanche, les filtres VSS-LMS à valeurs réelles traitent séparément les parties réelle et imaginaire, ce qui conduit à une convergence de l'erreur quadratique moyenne (MSE) moins performante pour les signaux complexes. L'algorithme est développé en adaptant efficacement les stratégies de filtrage basées sur le LMS aux scénarios d'interférences impulsionnelles et en intégrant de manière appropriée des concepts existants de suppression des impulsions électromagnétiques au sein d'une architecture à antenne unique destinée aux liaisons de contrôle des UAV. Cette nouvelle configuration est particulièrement adaptée aux plateformes UAV contraintes en taille, poids et consommation d'énergie, pour lesquelles la réduction de la complexité est hautement souhaitable. Contrairement aux approches classiques de séparation aveugle de sources, la solution proposée garantit une transmission fiable des signaux de contrôle sans exigences excessives en matière de traitement, puisqu'elle supprime efficacement le bruit impulsionnel tout en réduisant considérablement le nombre d'opérations matricielles. Les résultats de simulation montrent une amélioration significative du taux d'erreur binaire (BER), confirmant que la technique CV-VSS-NLMS proposée constitue une solution robuste, fiable et pratique pour les liaisons de contrôle des UAV basées sur la modulation OFDM.

Mots-clés : algorithme LMS (Least Mean Square), annulation du bruit, OFDM, véhicule aérien sans pilote (UAV), liaison de contrôle, filtrage adaptatif.

Abstract

In this thesis, we addressed the critical challenge of impulsive interference affecting UAV control links based on OFDM modulation, which can significantly degrade the reliability of control signal transmission. Specifically, we propose a novel Complex-Valued Variable Step-Size Normalized Least Mean Square (CV-VSS-NLMS) adaptive filtering algorithm, specifically designed for the adaptive filtering of complex-valued signals. The proposed algorithm provides lightweight, efficient, and real-time impulsive noise suppression for UAV control signals transmitted over an OFDM link. In contrast, conventional real-valued VSS-LMS filters process the real and imaginary components separately, resulting in inferior mean square error (MSE) convergence performance when handling complex-valued signals. The proposed algorithm is developed by effectively adapting LMS-based filtering strategies to impulsive interference scenarios while appropriately incorporating existing electromagnetic impulse suppression concepts into a single-antenna architecture dedicated to UAV control links. This novel configuration is particularly well suited to UAV platforms constrained by size, weight, and power (SWaP), where computational complexity reduction is highly desirable. Unlike conventional blind source separation approaches, the proposed solution ensures reliable control signal transmission without imposing excessive computational requirements, as it effectively suppresses impulsive noise while significantly reducing the number of matrix operations. Simulation results demonstrate a significant improvement in the bit error rate (BER), confirming that the proposed CV-VSS-NLMS technique provides a robust, reliable, and practical solution for OFDM-based UAV control links.

Key words: Least Mean Square (LMS) algorithm, noise cancellation, OFDM, Unmanned Aerial Vehicle (UAV), control link, adaptive filtering.