



HAL
open science

Algorithmes de radiolocalisation et traitements adaptés à une architecture de récepteur IR-UWB intégrée

Jimmy Maceraudi

► **To cite this version:**

Jimmy Maceraudi. Algorithmes de radiolocalisation et traitements adaptés à une architecture de récepteur IR-UWB intégrée. Réseaux et télécommunications [cs.NI]. Université de Rennes, 2017. Français. NNT : 2017REN1S106 . tel-01820608

HAL Id: tel-01820608

<https://theses.hal.science/tel-01820608>

Submitted on 22 Jun 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE / UNIVERSITÉ DE RENNES 1
sous le sceau de l'Université Bretagne Loire

pour le grade de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE RENNES 1

Mention : Traitement du signal et Télécommunications

Ecole doctorale MathSTIC

présentée par

Jimmy Maceraudi

préparée au CEA-Leti de Grenoble et à l'Institut
d'Électronique et de Télécommunications de Rennes
(Unité de recherche 6164) Composante universitaire 917

**Algorithmes de
radiolocalisation
et traitements
adaptés à une
architecture de
récepteur IR-UWB
intégrée**

**Thèse soutenue à Grenoble
le 20 décembre 2017**

devant le jury composé de :

Geneviève BAUDOIN
Professeur, ESIEE Paris / Rapporteur

Laurent CLAVIER
Professeur, IMT Lille-Douai / Rapporteur

Stéphane AZOU
Professeur, ENI de Brest / Examineur

Pascal FABRE
Ingénieur, BeSpoon / Examineur

Bernard UGUEN
Professeur, Univ. Rennes 1 / Directeur de thèse

Benoît DENIS
Chercheur, CEA-Leti / Co-encadrant

François DEHMAS
Chercheur, CEA-Leti / Co-encadrant

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Benoît Denis et François Dehmas, mes encadrants au sein du CEA-Leti de Grenoble, pour la confiance qu'ils m'ont accordée et les connaissances qu'ils m'ont transmises en dirigeant ces trois années de recherche. Leur disponibilité, leur esprit critique et leur pédagogie ont été pour moi une grande richesse tout au long de la thèse. L'optimisme débordant et les encouragements de Benoît, ainsi que la rigueur et les conseils avisés de François m'ont ainsi accompagné jusqu'à ma soutenance. De plus, la proximité entre les doctorants et les chercheurs au sein du laboratoire, que se soit les repas en groupe ou le mélange doctorants/chercheurs dans les bureaux, fut pour moi l'occasion de vivre ma thèse comme une incroyable expérience humaine.

Je tiens également à remercier mon directeur de thèse de l'université de Rennes, Monsieur Bernard Uguen, pour son expérience, ses conseils et son enthousiasme contagieux, mais aussi pour l'intérêt qu'il a porté à mes travaux tout au long de leur avancement, malgré la distance Rennes-Grenoble qui nous séparait. Les points d'avancement du vendredi matin, regroupant ainsi mes deux encadrants et mon directeur de thèse, via une conférence téléphonique, ont été pour moi l'occasion de partager énormément avec eux, de profiter d'un ensemble de points de vue différents et d'avoir un véritable échange. Ainsi, ces réunions que je trouvais pénibles au début, du fait de l'exercice de synthèse et de préparation du support visuel que cela me demandait, sont peu à peu devenues une habitude qui m'a permis à la fois d'organiser mon travail, mais aussi de garder une trace du parcours effectué. Et maintenant, après ces années passées, je peux dire que nos réunions du vendredi vont, au final, bien me manquer.

Je remercie et exprime ma profonde gratitude à Madame Geneviève BAUDOIN, Professeur à l'École Supérieure d'Ingénieurs en Électrotechnique et Électronique (ESIEE) de Paris, et Monsieur Laurent CLAVIER, Professeur à l'école d'Ingénieurs Mines-Télécom (IMT) Lille-Douai de Lille, d'avoir accepté de rapporter ce travail. Je remercie également Monsieur Pascal FABRE, Ingénieur, Co-Fondateur et Directeur de la technologie de BeSpoon, pour avoir accepté d'être examinateur. Je suis extrêmement reconnaissant envers Monsieur Stéphane AZOU, Professeur à l'École Nationale d'Ingénieurs (ENI) de Brest, pour avoir accepté de présider ce jury de thèse.

Je tiens à remercier Manuel Pezzin, Sébastien De Rivaz, Bernard Piaget et Serge Bories pour leur aide précieuse lors de la réalisation des expériences et pour m'avoir aidé dans la prise en main du dispositif. Je tiens également à remercier Sandrine Bertola et Marjorie Chiaberto pour leur soutien logistique et leur sympathie ainsi que Virginie Pochat et Sophie Breuillard. Je ne compte plus les fois où je suis allé leur demander une salle pour les réunions du vendredi, ou bien la marche à suivre pour une procédure. Plus particulièrement, je remercie énormément Sandrine,

qui a su me remonter le moral dans les moments les plus difficiles.

Je remercie très chaleureusement mes compagnons de bureau, Valérien Mannoni, Jessica Oueis et Mickael Maman pour leur soutien et surtout pour leur bonne humeur, mais également pour l'ambiance qu'ils ont donné à ce bureau et en dehors.

J'adresse un grand merci aux doctorants et post-doctorants que j'ai côtoyés et qui ont participé à la bonne ambiance de travail (Yoann, Kersane, Minh, Truong, Rida, Jérémy, David) et plus particulièrement à Ludovic, Elodie, Iulia et Julie.

Enfin, il me serait impossible de terminer ces remerciements sans adresser une pensée chaleureuse à toute ma famille qui n'a cessé de m'encourager durant ces trois années de recherche. Je voudrais remercier tout particulièrement Perrine, qui a été témoin de tous les instants de cette aventure, pour son soutien, sa patience, ses encouragements et sa confiance.

Merci à tous

Résumé

En autorisant de nouveaux services centrés sur l'utilisateur (navigation indoor contextuelle, surveillance/inventaire de biens personnels, etc.), les nouvelles fonctions de radiolocalisation sont en passe de modifier en profondeur les usages liés à la mobilité. Dans ce contexte, la technologie radio ultra large bande impulsionnelle (IR-UWB), qui permet en théorie d'apprécier le temps de vol des impulsions transmises à l'échelle de la nanoseconde et donc, la distance séparant l'émetteur du récepteur avec une précision de l'ordre de quelques dizaines de centimètres seulement, a été régulièrement mise en avant ces dix dernières années. En dépit de ces bonnes dispositions, l'obstruction des liens radio par le(s) corps ou les obstacles (murs, mobilier...) donne toutefois lieu à des erreurs significatives sur les distances mesurées, dégradant d'autant les performances de positionnement, en particulier en environnements fermés (ex. indoor).

Dans le cadre de cette thèse, on se proposait d'exploiter une architecture intégrée de récepteur IR-UWB, permettant d'estimer la réponse du canal multi-trajets dans son ensemble, afin d'améliorer la fonction de localisation. Une étude détaillée de ce canal radio mobile, tel que perçu par le récepteur, a d'abord été menée, débouchant sur une interprétation déterministe (c'est-à-dire géométrique) de l'évolution temporelle relative des composantes multi-trajets, ainsi qu'à une modélisation de leur interférence mutuelle.

En s'appuyant sur l'étude précédente, des algorithmes de détection, d'association et de suivi des impulsions reçues (ex. batterie de filtres de Kalman à hypothèses multiples) ont alors été proposés. Ces différentes propositions tirent profit des spécificités de l'architecture du récepteur, en visant d'une part, à exploiter la cohérence spatio-temporelle des composantes multi-trajets résolues en réception, et d'autre part, à minimiser l'effet néfaste de leurs collisions au sein de canaux mobiles particulièrement denses (ex. via une estimation de canal multi-bandes). Les solutions apportées permettent en particulier, pour chaque lien radio en situation de non-visibilité, de corriger le temps d'arrivée des trajets directs manquants à partir de trajets secondaires suivis, tout en autorisant l'utilisation d'une structure de filtre classique pour la poursuite du mobile (c'est-à-dire, alimenté par plusieurs liens radio ainsi "corrigés" vis-à-vis de différentes balises fixes).

Ces développements algorithmiques ont d'abord été validés par le biais de simulations (à partir d'un outil semi-déterministe, incluant un modèle de récepteur complet), avant d'être appliqués à un jeu de données réelles, issues de dispositifs radio IR-UWB commercialisés par la société BeSpoon.

Abstract

By making possible unprecedented user-centric services (monitoring/smart inventory of personal goods, context-aware indoor navigation, etc.), new radiolocation capabilities are on the verge of modifying in depth mobility-based usages. In this context, the impulse radio - ultra wide-band technology (IR-UWB), which theoretically enables to estimate the arrival time of transmitted pulses at the nanosecond scale and hence, the relative distance between a transmitter and a receiver within a few tens of centimeters, has been regularly put forward for the last past decade. In spite of these good intrinsic properties, the obstruction of radio links, either by the carrying body itself or by surrounding obstacles (walls, pieces of furniture...), can result in significant errors on unitary range measurements, degrading the overall positioning performance accordingly, in particular in confined environments (e.g., indoor).

In the frame of this PhD work, the main idea was to rely on an integrated IR-UWB receiver architecture, which has the capability to finely estimate the entire multipath profile, in order to improve the localization functionality. An in-depth study of the mobile multipath channel, as perceived by the previous receiver, has been conducted first, leading to the deterministic interpretation (i.e., from a geometric point of view) of the relative temporal evolution of multipath components, as well as to the modelling of their mutual interference.

Based on these preliminary investigations, adapted multipath detection, association and tracking algorithms have been proposed (e.g., multi-hypothesis Kalman filters in parallel). All these proposals benefit from the receiver specificities, aiming at capturing the space-time correlation of multipath components under mobility, while minimizing harmful interference effects in dense channels (e.g., by means of combined multi-band channel estimations). In particular, for each non-line-of-sight link independently, the previous solutions allow to correct the estimated arrival time of the missing direct path out of the tracked secondary paths, while enabling the use of a conventional structure for the mobile tracking filter (i.e., fed by several "corrected" links with respect to distinct base stations).

These algorithmic developments were first validated by means of simulations (using a semi-determinist tool including a complete model of the receiver), before being applied to a measurement data set issued by IR-UWB devices commercialized by the BeSpoon company.

Table des matières

Table des matières	ix
Liste des figures	xiii
Liste des tableaux	xix
1 Introduction générale	1
1.1 Contexte applicatif	2
1.2 Techniques et systèmes de radiolocalisation	3
1.2.1 Métriques de la localisation	3
1.2.2 Méthodes de localisation	6
1.2.3 Algorithmes usuels de localisation à base de mesures de distances	10
1.2.4 Principaux systèmes de radiolocalisation et standards de communication concernés	13
1.3 Problème de recherche et cadre imposé de l'étude	16
1.4 Méthodologie et contributions	17
1.5 Références	18
2 Canal multi-trajets estimé par le récepteur IR-UWB	23
2.1 Introduction	24
2.1.1 Description du récepteur IR-UWB intégré	25
2.1.2 Canal de propagation IR-UWB en intérieur	26
2.2 Modèles du canal estimé avec interférence entre composantes multi-trajets	31
2.2.1 Modèle analytique du canal estimé par le récepteur	31
2.2.2 Modèle analytique simplifié des interférences entre multi-trajets	34
2.3 Analyse géométrique du canal en situation de mobilité	42
2.3.1 Analyse géométrique de l'interdépendance ToA-AoA	42
2.3.2 Relation entre vitesse d'évolution des MPCs et interférence	43
2.4 Méthodes d'analyse 2D du canal acquis	50
2.4.1 Transformée de Fourier 2D	50
2.4.2 Transformée de Hough	56
2.4.3 Application sur des simulations de canaux	59
2.5 Conclusion	62
2.6 Références	63

3	Détection et suivi des multi-trajets sur un lien radio	67
3.1	Introduction	68
3.2	Algorithmes exploitant la notion d'ancres virtuelles	68
3.2.1	MINT - Exploitation de la carte de l'environnement	68
3.2.2	Channel-SLAM - Exploitation des angles d'arrivées pour construire la carte de l'environnement	70
3.3	Détection des composantes multi-trajets	71
3.4	Suivi des composantes multi-trajets au cours du temps	74
3.4.1	Système d'état choisi	74
3.4.2	Algorithme de suivi	76
3.5	Association des MPCs entre deux acquisitions	82
3.6	Pré-traitement	85
3.6.1	Utilisation de la diversité fréquentielle	85
3.6.2	Filtre moyennneur	86
3.6.3	Filtre médian	86
3.7	Simulations et évaluation des performances	87
3.7.1	Performances des pré-traitements sur la régularité du profil MPCs estimé	87
3.7.2	Réglages et initialisation des MHKFs	90
3.7.3	Performances du suivi des MPCs	91
3.8	Conclusion	93
3.9	Références	94
4	Exploitation du suivi des composantes multi-trajets à des fins de localisation	97
4.1	Introduction et état de l'art	98
4.2	Exploitation de la relation géométrique entre les ToAs des MPCs	99
4.2.1	Relation entre le ToA du trajet direct et les ToAs des MPCs secondaires	99
4.2.2	Exploitation du suivi des MPCs	99
4.2.3	Performances en termes de poursuite du mobile	103
4.3	Amélioration de la gestion des MPCs dans les canaux denses	105
4.3.1	Détection de la situation de LoS/NLoS du lien	105
4.3.2	Estimation des (a_i, b_i)	106
4.3.3	Gestion des apparitions/disparitions des MPCs	107
4.3.4	Combinaison des $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k k)}$	108
4.4	Simulations et évaluation des performances	111
4.5	Conclusion	113
4.6	Références	113
5	Expérimentations	115
5.1	Introduction	116
5.2	Dispositif utilisé	116
5.2.1	Description et composition du kit	116
5.2.2	Caractéristiques techniques	117
5.2.3	Antennes des différents dispositifs	118

5.3	Analyse du canal estimé par le dispositif en statique	120
5.3.1	Stabilité du canal et des mesures	120
5.3.2	Empreinte du canal	123
5.4	Validations expérimentales de l'algorithme RTDMPC	125
5.4.1	NLoS occasionné par un écran	125
5.4.2	NLoS occasionné par un mur	129
5.5	Conclusion	134
5.6	Références	134
	Conclusion et perspectives	137

Liste des figures

1.1	Méthode de localisation par triangulation.	7
1.2	Méthode de localisation par trilatération.	8
1.3	Méthode de localisation par multilatération.	9
1.4	Méthode de localisation avec une base en exploitant la mesure de ToA et celle de l'AoA.	9
1.5	Spectre en fréquences <i>UWB</i>	14
2.1	Exemple d'architecture de récepteur à double-quadrature.	25
2.2	Canal de propagation et canal de transmission.	27
2.3	Principaux mécanismes de propagation [19].	27
2.4	Profil amplitude-retard selon le formalisme du standard IEEE 802.15.4a.	30
2.5	Signal reçu sur l'antenne, en l'absence de bruit.	32
2.6	Exemple de réponse impulsionnelle d'un canal IR-UWB simulé. (Haut) Réponse impulsionnelle théorique, en réponse à une impulsion de Dirac, (Milieu) Réponse impulsionnelle (sans bruit) du canal à une impulsion réelle et (Bas) Réponse impulsionnelle (sans bruit) estimée par le récepteur, sous forme de "bins" de 1 ns, après intégration dans des fenêtres de $\Delta t_d = 2\text{ns}$, se chevauchant à 50%.	34
2.7	$I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ en fonction de $\Delta\tau$ pour trois valeurs différentes de $\Delta\gamma$, avec $\Delta t_d = 2\text{ ns}$, $A_1^{(k)}(f_c) = A_2^{(k)}(f_c) = 1$ et $f_c = 4\text{ GHz}$. (Haut) $T_{BW} = 0.64\text{ ns}$. (Bas) $T_{BW} = 0.064\text{ns}$	37
2.8	Illustration de la condition de présence d'interférences, sans fenêtres d'intégration, en fonction de $ \Delta\tau $ et de ΔG_p	38
2.9	Illustration de la condition de présence d'interférences, avec fenêtres d'intégration, en fonction de $ \Delta\tau $, ΔG_p et de Δt_d	39
2.10	Atténuation de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ en utilisant la combinaison des estimations du canal faites à 3,5, 4,0 et 4,5 GHz.	41
2.11	Atténuation de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ en utilisant la combinaison de 91 estimations du canal faites de 1 à 10 GHz avec au pas de 100 MHz (illustration théorique uniquement).	42
2.12	Relation géométrique entre les positions consécutives du mobile et la variation de ToA d'une composante multi-trajet.	43
2.13	Exemples d'interférence impliquant 2 MPCs variant au cours du temps au sein de la réponse impulsionnelle de canal.	44
2.14	Coupe horizontale de la figure 2.13 pour Retard = 20 ns, et son analyse fréquentiel.	45
2.15	Distribution des fréquences d'interférence entre MPCs intra-cluster.	46

2.16	Distribution des fréquences d'interférence entre MPCs inter-clusters.	46
2.17	Probabilités d'appartenance intra-/inter-cluster(s) des fréquences d'interférence. . .	47
2.18	Distribution des fréquences d'interférence entre MPCs intra-cluster et inter-clusters, sans repliement (ligne du haut), avec repliement (ligne du bas).	48
2.19	Distributions des fréquences d'interférence entre MPCs inter-clusters.	48
2.20	Illustration de la condition de présence d'interférences, avec fenêtres d'intégration, en fonction de $ \Delta\tau $, ΔG_p et de Δt_d	49
2.21	Durée des interférences entre deux MPCs en fonction de la fréquence de ces interfé- rences, pour différentes largeurs d'impulsion et $\Delta t_d = 2$ ns.	49
2.22	Lecture du spectre en fréquence dans le cas 2D.	51
2.23	Transformées de Fourier 2D de sinusoides bidimensionnelles.	52
2.24	Transformées de Fourier 2D d'un phénomène ponctuel.	53
2.25	Exemple d'application de la TFD2 sur un canal simple ne comportant que 5 MPCs. . .	53
2.26	Transformées de Fourier 2D d'un phénomène ondulatoire localisé, semblable à de l'interférence entre MPCs.	54
2.27	Exemple d'application de la TFD2 sur un canal comportant 3 cas d'interférence im- pliquant pour chacun 2 MPCs.	55
2.28	Interprétation des fréquences présentes dans la coupe horizontale de la figure 2.27b.	55
2.29	Exemple de filtrage des interférences entre MPCs.	56
2.30	Idée de base pour la détection de droite.	57
2.31	Principe de la transformées de Hough pour la détection de droite.	58
2.32	Exemple d'application de la transformée de Hough pour la détection de droites dans le spectre en fréquence 2D obtenu à partir d'une image de canal acquis comportant 5 MPCs. (haut gauche)-Réponse impulsionnelle dynamique. (haut droite)-Canal ac- quis par le récepteur. (milieu gauche)-Spectre en fréquence 2D du canal acquis. (mi- lieu droite)-Résultat de la détection de contours sur le spectre en fréquence 2D. (bas gauche)-Accumulateur suite à la transformée de Hough sur les contours détecté, avec les "pics" extraits en blanc. (bas droite)-Résultat de la détection de droites dans le spectre en fréquence 2D.	60
2.33	Exemple d'application de la transformée de Hough pour la détection de droites dans le spectre en fréquence 2D obtenu à partir d'une image de canal acquis de type CM1. (haut gauche)-Réponse impulsionnelle dynamique. (haut droite)-Canal acquis par le récepteur. (milieu gauche)-Spectre en fréquence 2D du canal acquis. (milieu droite)-Résultat de la détection de contours sur le spectre en fréquence 2D. (bas gauche)-Accumulateur suite à la transformée de Hough sur les contours détecté, avec les "pics" extraits en blanc. (bas droite)-Résultat de la détection de droites dans le spectre en fréquence 2D.	61
3.1	Exemple d'ancres virtuelles.	69

3.2	(Haut) Réponse impulsionnelle théorique. (Milieu) Réponse (sans bruit) du canal à une impulsion réelle avec fenêtres d'intégration superposées. (Bas) Réponse (sans bruit) estimée par le récepteur, sous forme de "bins" de 1 ns, après intégration dans des fenêtres de $\Delta t_d = 2$ ns.	71
3.3	Processus d'extraction des MPCs de la CIR.	73
3.4	Illustration du principe du MHKF	80
3.5	Illustration des avantages du MHKF face au KF pour le suivi d'une MPC, avec une manœuvre en $k = 80$ et une mesure aberrante en $k = 120$	81
3.6	Exemple de détection à deux instants consécutifs.	82
3.7	Exemple de suivi avec une sélection de l'observation à l'instant k contenue dans une fenêtre centrée autour de la valeur de l'état estimée à $k - 1$	83
3.8	Illustration sur un cas simple de détection d'apparition (à gauche) ainsi que de disparition (à droite) de MPC.	84
3.9	Schéma bloc de l'algorithme de détection/association/suivi des MPCs.	85
3.10	Illustration du filtrage d'un signal avec une moyenne glissante, avec une fenêtre de 5 échantillons.	86
3.11	Illustration du filtrage d'un signal avec une médiane glissante avec une fenêtre de 5 échantillons.	87
3.12	Scénario d'un mobile s'éloignant d'une station de base avec une vitesse constante de 1 m/s.	88
3.13	Exemple d'estimation de la CIR simulée évoluant au cours des acquisitions, a) sans interférence (cas idéal servant de référence), b) avec interférences.	88
3.14	CDF de la RMSE entre l'amplitude normalisée de chaque $bin_{ref}(t_d)$ et l'amplitude de chaque $bin(t_d)$ obtenue en utilisant ou non des solutions de prétraitement.	89
3.15	CDFs des variations absolues de ToA estimés d'une MPC, entre deux acquisitions successives.	91
3.16	CDFs 2D du "temps de suivi cumulé" (TSC) et du "temps de vie" (TV) des MPCs, pour notre solution utilisant des <i>MHKF</i> et pour les <i>Fingers</i> , dans un environnement résidentiel, en situation de LoS (a) et de NLoS (b).	93
4.1	Exemple canonique, avec seulement le trajet direct et une MPC, illustrant la linéarité locale de la relation entre l'évolution des ToA.	101
4.2	Schéma bloc du processus d'estimation des (a_i, b_i) , à la suite du suivi des MPCs.	101
4.3	(haut) Processus d'estimation des (a_i, b_i) en situation de LoS. (bas) Processus de reconstruction de $\hat{\tau}_{TD}^{(k)}$ en situation de NLoS.	102
4.4	a) Exemples d'estimation de trajectoire 2D et b) erreur d'estimation de la position, sur une simulation. c) Valeurs de ToA des MPCs au cours de la trajectoire du mobile, la couleur associée aux MPCs correspond au mur sur lequel a lieu la réflexion.	104
4.5	Schéma bloc de la solution complète	105
4.6	Exemple de simulation de canal modélisant l'évolution dynamique des MPCs en situation de mobilité, avec une distribution statistique en MPCs basée sur le modèle IEEE 802.15.4a. Les MPCs sont colorées selon leur <i>cluster</i> d'appartenance.	107

4.7	Schéma bloc de la solution complète avec les extensions apportées.	108
4.8	(haut) Exemple de CIR estimée en situation de mobilité. (bas) Illustration du suivi des MPCs (lignes de couleur) réalisé à partir des CIRs estimées ci-dessus. Les MPCs sous-jacentes (générées par le modèle du canal) sont représentées par de fines lignes noires. En situation de NLoS, les $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k k)}$, calculés à partir des $\hat{\tau}_i^{(k k)}$, sont représentés par les lignes de couleur en pointillés, tandis que la valeur obtenue de $\hat{\tau}_{TD_R}^{(k k)}$ est représentée par la ligne noire en pointillés.	110
4.9	a) Exemple d'estimation de trajectoire 2D et b) erreur d'estimation de la position, sur une simulation, pour un canal dense en multi-trajets (type de CM1). c) Valeurs de ToA du trajet direct pour chaque lien radio (valeur attendue correspondant au trajet direct, valeur mesurée et valeur reconstruite).	112
5.1	Composition du dispositif d'expérimentation basé sur un kit BeSpoon.	117
5.2	Antenne UWB utilisée.	118
5.3	Efficacité de l'antenne UWB utilisée sur l'ancre.	119
5.4	Diagramme de gain (en dB) de l'antenne UWB utilisée sur l'ancre, pour la fréquence de 4GHz. (gauche) plan de coupe vertical. (droite) plan de coupe horizontal.	119
5.5	Diagramme de gain (en dB) de l'antenne des tags, pour la fréquence de 4GHz. (gauche) plan de coupe vertical. (droite) plan de coupe horizontal, avec une inclinaison du tag de 30°.	120
5.6	Environnement de mesure et disposition du kit pour l'évaluation de la stabilité des estimations du canal.	121
5.7	CIR estimée par le kit en fonction du temps d'acquisition pour le scénario LoS en situation statique.	122
5.8	Taux de corrélation des CIRs estimées : (haut) d'une acquisition à l'autre, (bas) par rapport à la CIR estimée lors de la première acquisition, pour le scénario LoS en situation statique.	122
5.9	CIR estimée par le kit en fonction du temps d'acquisition pour le scénario d'estimation de la cohérence spatiale du canal, en plaçant le tag à 2 positions distinctes.	124
5.10	Taux de corrélation des CIR estimées : (haut) d'une acquisition à l'autre, (bas) par rapport à la CIR estimée lors de la première acquisition, pour le scénario d'estimation de la cohérence spatiale du canal, en plaçant le tag à 2 positions distinctes.	124
5.11	Plan de la pièce et des tables, avec la position de l'ancre ainsi que la trajectoire du tag. Scénario de génération d'une condition NLoS avec un écran.	125
5.12	Pour le scénario de la figure 5.11 : (haut) CIR estimée par le kit en fonction du temps d'acquisition. (milieu) Tracé des MPCs suivies. (bas) Tracé du ToA du premier trajet observable détecté par le récepteur en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge, le tout vis-à-vis de la CIR estimée par le kit en fonction du temps d'acquisition.	126

5.13	Pour le scénario de la figure 5.11, uniquement durant la situation de NLoS : (haut) Tracé du ToA du trajet direct estimé et reconstruit, en rouge, ainsi que l'ensemble des valeurs de ToA du trajet direct reconstruites à partir des MPCs suivies, représentés par les lignes de couleur en pointillé. (milieu) Tracé du ToA du premier trajet observable détecté par le récepteur en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge. (bas) CDF de l'erreur d'estimation de la distance Ancre-Tag calculé à partir du ToA du trajet direct mesuré (en noir) et à partir du ToA estimé et reconstruit (en rouge).	128
5.14	Plan du couloir, avec le placement de l'ancre ainsi que la trajectoire du tag.	129
5.15	Pour le scénario de la figure 5.14 : (haut) CIR estimée par le kit en fonction du temps d'acquisition. (milieu) Tracé des MPCs suivies. (bas) Tracé du ToA du trajet direct mesuré en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge, le tout vis-à-vis de la CIR estimée par le kit en fonction du temps d'acquisition.	130
5.16	Pour le scénario de la figure 5.14, zoom sur la situation de NLoS : Tracé du ToA du trajet direct mesuré en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge, le tout vis-à-vis de la CIR estimée par le kit en fonction du temps d'acquisition.	131
5.17	Pour le scénario de la figure 5.14, uniquement durant la situation de NLoS : Tracé du ToA du trajet direct estimé et reconstruit, en rouge, ainsi que l'ensemble des valeurs de ToA du trajet direct reconstruites à partir des MPCs suivies, représentées par les lignes de couleur en pointillé.	132
5.18	Pour le scénario de la figure 5.14, uniquement durant la situation de NLoS, en précisant à l'algorithme la configuration Los/NLoS réelle du lien : (haut) Tracé du ToA du trajet direct estimé et reconstruit, en rouge, ainsi que l'ensemble des valeurs reconstruites du ToA du trajet direct à partir des MPCs suivies, représentées par les lignes de couleur en pointillés. (milieu) Tracé du ToA du premier trajet observable détecté par le récepteur, en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS), en rouge. (bas) CDF de l'erreur d'estimation de la distance Ancre-Tag calculée à partir du ToA du trajet direct mesuré (en noir) et à partir du ToA estimé et reconstruit (en rouge).	133
5.19	CDF de l'erreur d'estimation de la distance Ancre-Tag, en NLoS, sur les acquisitions allant de $k = 1090$ à $k = 1400$	134

Liste des tableaux

1.1	Comparaison des technologies existantes de radiolocalisation <i>indoor</i> , extrait de [8].	15
2.1	Combinaisons des 4 voies sortantes en fonction du canal de communication sélectionné.	26
2.2	Valeurs numériques données pour le modèle de canal IR-UWB du standard IEEE 802.15.4a.	31
2.3	Avantages-inconvénients des méthodes du Gradient et du Laplacien.	58
2.4	Comparaison entre la transformée de Fourier 2D et la transformée de Hough appliquées à l'estimation de canal multi-trajets.	62
3.1	Erreur de l'estimation du ToA des MPCs	92
4.1	Erreur d'estimation de la position dans une situation de NLoS généralisée.	111
4.2	Erreur d'estimation de la position dans une situation de NLoS généralisée.	112
5.1	Canaux de communication du système BeSpoon.	118

Chapitre 1

Introduction générale

Sommaire

1.1 Contexte applicatif	2
1.2 Techniques et systèmes de radiolocalisation	3
1.2.1 Métriques de la localisation	3
1.2.1.1 Puissance reçue (RSS ou RSSI)	3
1.2.1.2 Temps d'arrivée (ToA) et temps de vol (ToF)	3
1.2.1.3 Différences de temps d'arrivée (TDoA)	5
1.2.1.4 Angles d'arrivée (AoA)	6
1.2.2 Méthodes de localisation	6
1.2.2.1 La triangulation	7
1.2.2.2 La trilatération	7
1.2.2.3 La multilatération	8
1.2.2.4 Les méthodes hybrides	8
1.2.3 Algorithmes usuels de localisation à base de mesures de distances	10
1.2.3.1 Estimateurs non-probabilistes	10
1.2.3.2 Estimateurs probabilistes	11
1.2.4 Principaux systèmes de radiolocalisation et standards de communication concernés	13
1.2.4.1 WiFi	13
1.2.4.2 Bluetooth	13
1.2.4.3 IR-UWB	14
1.3 Problème de recherche et cadre imposé de l'étude	16
1.4 Méthodologie et contributions	17
1.5 Références	18

1.1 Contexte applicatif

Avec l'émergence des technologies de communications sans-fil au tout début du XXe siècle, un nouveau moyen de localisation, nommé la radiolocalisation, a vu le jour. En autorisant de nouveaux services centrés sur l'utilisateur mobile (navigation personnelle, détection et surveillance d'objets personnels ou d'individus proches, optimisation des réseaux mobiles, etc.), la radiolocalisation a connu un essor très important ces dernières années, non seulement dans le domaine militaire, mais également dans le domaine grand public. De nos jours et dans ce contexte, l'exemple le plus connu est sans nul doute le GPS (pour *Global Positioning System*) [20]. Cependant, celui-ci nécessite une bonne réception des signaux des satellites, ce qui est très souvent impossible à l'intérieur des bâtiments (milieu *indoor*).

Avec la mise à disposition de niveaux de précision sans précédent (typiquement de l'ordre du mètre, voire en deçà) et de portées adaptées aux milieux *indoor*, certaines technologies radio émergentes autorisent désormais un « passage à l'échelle » des applications topo-dépendantes, tout en permettant d'investir des environnements dépourvus de couverture GPS. Ainsi, le nombre de secteurs d'applications ne cesse de croître. La connaissance de sa position peut permettre à un visiteur de se repérer dans un musée, et de faire lui même sa propre visite guidée en suivant l'itinéraire de son choix. Elle peut aussi servir à un client dans un centre commercial désireux de naviguer jusqu'à une boutique en particulier. Sur une chaîne de montage, dans une industrie ou même un laboratoire, la connaissance exacte de la position d'instruments ou d'outils peut s'avérer très utile pour optimiser l'ergonomie et la sécurité des postes de travail, les rendements et l'efficacité, la qualité des produits ou encore la rationalisation de l'outil productif... (*smart factory*, usine du futur, usine 2.0). Certains systèmes de secours utilisent la radiolocalisation pour la coordination de primo-intervenants (pompiers, secouristes) ou de militaires sur leurs théâtres d'opérations respectifs. L'apparition des concepts de « maison connectée » et d'internet des objets sont également des secteurs susceptibles de bénéficier de telles avancées technologiques, avec des applications autour de la surveillance à distance du domicile ou de biens, du suivi d'activité physique, ou de l'assistance aux personnes vulnérables comme le maintien à domicile des personnes âgées.

Dans un premier temps, ce chapitre pose les bases des techniques et systèmes de radiolocalisation décrits dans l'état de l'art. Il sera pour nous l'occasion d'exposer les différences entre les métriques de radiolocalisation puis entre les méthodes courantes de détermination de la position, mais aussi d'introduire quelques technologies radio très représentées à l'heure actuelle tant au niveau industriel, avec le développement et la commercialisation de systèmes à bas coût, qu'en matière de recherche, a fortiori pour des environnements exigeants et contraignants tels que les milieux *indoor*.

Dans un second temps, nous expliciterons le problème de recherche posé dans cette thèse, ainsi que ses spécificités. Pour finir, nous exposerons la méthodologie employée à cet effet, ainsi que les diverses contributions personnelles apportées.

1.2 Techniques et systèmes de radiolocalisation

1.2.1 Métriques de la localisation

Les systèmes de localisation sans fil exploitent une ou plusieurs métriques issues de la transmission d'un signal radio entre 2 entités. Communément, l'entité que l'on cherche à localiser est nommée mobile ou utilisateur, et les entités servant de références sont nommées bases, stations de base ou encore ancres.

1.2.1.1 Puissance reçue (RSS ou RSSI)

Une première métrique de radio-localisation, très souvent déjà mise à profit dans les systèmes de communication radio tel que les réseaux cellulaires et WLAN, s'appuie sur la mesure de la puissance du signal reçu, notée RSS (*Received Signal Strength*) pour décrire la puissance analogique reçue ou RSSI (*Received Signal Strength Indicator*) après quantification de cette même puissance par un récepteur réel.

Dans une première approche, la distance entre l'émetteur et le récepteur peut être associée à la puissance reçue mesurée via un modèle (théorique ou empirique) [42] d'atténuation moyenne. La métrique RSS présente l'avantage d'être simple à mettre en œuvre, en ne nécessitant pas de synchronisation temporelle entre l'émetteur et le récepteur. Par contre, la mesure de puissance, en elle-même, est particulièrement sensible aux inconsistances et aux non-stationnarités du canal de propagation. Divers phénomènes, tels que la réfraction, la réflexion, et les trajets multiples, conduisent à des variations de la puissance du signal mesurée dégradant la précision de la distance estimée. Cette dégradation est d'autant plus vraie lors d'obstructions du lien radio [17], donnant lieu à des phénomènes d'évanouissements lents, et/ou en situation de mobilité, donnant lieu à des évanouissements rapides.

Dans une seconde approche, la puissance reçue mesurée est directement associée à une position (sans passer par une étape intermédiaire de mesure de distance). Pour cela, on a construit préalablement une carte des mesures de RSS vis-à-vis de plusieurs positions de références. Puis lors du processus de localisation on cherche à associer la RSS mesurée à l'une des mesures de RSS de références [2, 33].

1.2.1.2 Temps d'arrivée (ToA) et temps de vol (ToF)

La mesure du temps d'arrivée des signaux ou ToA (pour *Time of Arrival*) constitue l'une des métriques les plus utilisées et les plus performantes. Il s'agit de mesurer l'instant d'arrivée d'un signal relativement à une référence temporelle locale (typiquement, dans une fenêtre d'observation ouverte par un récepteur sur la base de son horloge embarquée), indépendamment de son instant d'émission. Bien souvent et par abus de langage, la mesure ToA est confondue avec la mesure du temps de vol ou ToF (pour *Time of Flight*), c'est-à-dire la mesure du temps écoulé entre l'émission et la réception du signal. Cette dernière définition implique une synchronisation préalable des entités (deux terminaux mobiles ou un terminal mobile et un point de référence -coordinateur, point fixe...-), si celles-ci sont asynchrones à l'initiation de la mesure. La mesure de ToF permet par la suite d'obtenir la mesure de la distance parcourue par l'onde électromagnétique, via la vitesse de

propagation.

Typiquement, les mesures de ToA unitaires sont effectuées lors de la phase d'acquisition ou de synchronisation au moyen de codes pseudo-aléatoires au niveau des en-têtes des paquets transmis ou dans le cadre d'une phase d'estimation du canal (ex. en préalable à l'application d'un filtre adapté à ce dernier, de type RAKE). Une acquisition grossière avec un corrélateur glissant, un filtre adapté, ou un circuit d'acquisition séquentiel, permet alors de déterminer l'instant d'arrivée, à la précision temporelle de l'unité de base de la séquence d'étalement -chip-, puis une synchronisation fine peut être maintenue pour améliorer la précision (ex. à l'aide d'une DLL pour *Delay Locked Loop*). L'enjeu consiste à détecter idéalement le trajet direct suivi par l'onde électromagnétique. L'estimation du ToA bénéficie alors de larges bandes de fréquences, en favorisant la résolution des multi-trajets et en justifiant le recours à une précision temporelle au niveau du récepteur. Si la technologie radio dispose d'une bande de fréquences suffisante (typiquement $> 500\text{MHz}$ dans le cas de la radio impulsionnelle (IR-UWB), Cf. Section 1.2.4.3), l'estimation de ToA est considérée comme fiable dès lors que le point de poursuite temporelle coïncide avec le temps d'arrivée du trajet « géométrique » (i.e. en situation de visibilité).

En matière d'estimation du ToA et de détection d'impulsions, de nombreux algorithmes ont été proposés ces dernières années pour différentes architectures de réception [15]. Une attention plus particulière s'est portée sur les estimateurs adaptés aux récepteurs non-cohérents, tels que les solutions à base de détection d'énergie. L'approche immédiate consiste à venir comparer l'énergie collectée dans des fenêtres d'intégration successives (de la largeur temporelle de l'impulsion unitaire transmise) avec un seuil de détection judicieusement positionné. L'index de la première fenêtre dépassant ce même seuil -en énergie- est alors simplement associé au ToA estimé [7]. Malheureusement, pour des conditions de propagation réalistes, ces techniques énergétiques à base de franchissement de seuil sont particulièrement délicates à mettre en œuvre à faible rapport signal sur bruit et interférences SINR. Elles souffrent également des collisions dues aux composantes multi-trajets trop proches du trajet direct. Un autre point faible réside dans le fait de ne pas exploiter toute la réponse impulsionnelle du canal, mais uniquement des termes d'énergie marginaux, traités de manière indépendante.

Toutefois, malgré le pouvoir séparateur vis-à-vis des trajets multiples autorisé par le choix de la technologie radio (ex. dans le cas de signaux IR-UWB), et indépendamment des performances intrinsèques des récepteurs envisagés (ex. précision temporelle, dynamique et sensibilité, etc.), les conditions locales de propagation jouent encore un rôle déterminant sur les performances dans une majorité d'environnements applicatifs, pour des cas non-contrôlés d'utilisation (ex. dispositif radio porté en main par l'utilisateur ou placé dans une poche) [21, 10, 38, 6]. En pratique, les conditions de non-visibilité (NLOS pour *Non Line Of Sight*) ou d'obstruction des liens radio par le corps ou les murs, une orientation défavorable du dispositif (i.e. favorisant la sensibilité aux trajets utiles dans les nuls de rayonnement de l'antenne), ou plus simplement des conditions de faible SINR (i.e. à longue portée ou en conditions d'interférence), tendent à biaiser le temps de vol « apparent » (i.e. le temps d'arrivée du premier trajet détectable), en favorisant la détection de trajets secondaires tardifs en lieu et place du trajet direct attendu. Ces biais viennent ensuite altérer les mesures de distances et, in fine, les positions estimées.

Un autre inconvénient majeur avec la méthode ToA/ToF réside dans la nécessité de mettre en

œuvre des modes d'échange coopératifs entre dispositifs, du fait de leur asynchronisme. Au niveau protocole, un schéma coopératif permet d'estimer en réalité plutôt un *Round Trip Time of Flight* (RT-ToF) entre deux dispositifs échangeant des paquets à tour de rôle. On parle alors de protocole de mesure de distance « aller-retour » ou TWR (pour *Two Way Ranging*).

Si les entités sont qualifiées d'"asynchrones" à l'initiation de la procédure, elles doivent néanmoins connaître assez grossièrement l'instant d'arrivée des différents paquets (i.e. synchronisation des communications, à minima). Il est alors fréquent d'utiliser cette procédure dans le cadre de communications coordonnées à accès multiples par division du temps, garantissant des intervalles de communication bien définis (ex. TDMA...) et connus du réseau associé. Une fois le système coordonné globalement synchronisé (au sens de la communication), les nœuds ont au moins une connaissance relative du début des intervalles de temps (slots) alloués par le coordinateur pour établir les communications. Dans le schéma de base, un premier nœud envoie un paquet à destination d'un second nœud, qui émet à son tour une réponse à destination de l'initiateur (un certain temps convenu à l'avance, après réception de la requête, ou au début du slot suivant qui lui a été alloué). En se fondant sur la mesure de l'instant d'arrivée de la réponse, sur la mesure de l'instant d'émission de la requête initiale, ainsi que sur le délai présumé de temporisation du second dispositif, il est alors possible pour l'initiateur d'estimer le temps de vol.

1.2.1.3 Différences de temps d'arrivée (TDoA)

La technique reposant sur des différences de temps d'arrivée ou TDoA (pour *Time Difference of Arrival*) consiste à estimer la différence de marche d'un signal observée au niveau de multiples récepteurs isochrones, indépendamment de l'instant d'émission de ce signal.

Dans une première approche, cette mesure peut être obtenue en trouvant la valeur de décalage temporel qui maximise la fonction d'inter-corrélation entre les signaux reçus au niveau d'une paire de références strictement synchronisées. Cette méthode de corrélation généralisée nécessite que le signal analogique reçu soit dans un premier temps numérisé, puis retransmis vers un lieu de traitement centralisé. Malheureusement, la mesure de TDoA ne peut pas être obtenue à partir du premier maximum local observé sur la fonction de corrélation, dans la mesure où le décalage temporel correspondant ne coïncide pas avec la différence effective des temps d'arrivée. En outre, la version retardée de la fonction de corrélation résultant des véritables ToA ne coïncide pas non plus nécessairement avec la valeur maximale de la fonction d'inter-corrélation. Il en résulte parfois un problème d'ambiguïté, difficile à lever. Aussi, la mesure TDoA à partir de la méthode d'inter-corrélation généralisée est en règle générale beaucoup plus difficile à réaliser que la mesure ToA directe pour des environnements denses en trajets multiples.

Toutefois, cette mesure TDoA peut plus aisément être obtenue à partir de mesures préalables ToA réalisées au niveau des récepteurs, pour peu que ces derniers soient synchronisés. Cette dernière approche directe, même si elle pâtit également des mêmes problèmes de trajets multiples et de non-visibilité, s'affranchit surtout des ambiguïtés évoquées précédemment, en s'appuyant sur la détection systématique du premier trajet observable sur chacune des réponses de canaux observés.

L'avantage principal de cette méthode réside dans l'allègement des contraintes au niveau de l'entité mobile, en termes de synchronisation (i.e. entre l'émetteur et les récepteurs, voire entre les

différents émetteurs eux-mêmes), de capacités radio (i.e. le mobile peut se contenter de fonctions d'émission uniquement), et donc en termes de consommation. Elle est donc retenue dans le cas de systèmes asymétriques, où les contraintes sont reportées sur l'infrastructure, alors que le mobile est représenté par une étiquette (tag) à bas coût et à basse complexité, par exemple pour des applications de type RTLS (*Real Time Location System*) [12].

A noter qu'une variante *Observed - TDoA* (OTDoA) prévoit que les points de référence fixes (ex. stations de base synchronisées via timing GPS) émettent de façon coordonnées et que les différences de temps soient formées plutôt au niveau du mobile -alors en réception-, sur le lien descendant. Cette stratégie, par exemple envisagée dans un contexte cellulaire, nécessite toutefois des capacités embarquées suffisantes au niveau du mobile (en termes de traitement et d'autonomie).

1.2.1.4 Angles d'arrivée (AoA)

La mesure d'angle d'arrivée ou AoA (pour *Angle of Arrival*) consiste à estimer l'angle d'incidence du trajet direct (entre un émetteur et un récepteur) et suivi par l'onde au niveau de multiples références. La localisation 2D d'un émetteur vis-à-vis de récepteurs fixes sur la base de mesures d'AoA peut théoriquement être réalisée à partir d'au moins deux mesures. La mesure des AoAs requiert l'utilisation d'antennes directives ou de réseaux d'antennes utilisées conjointement, afin de mesurer la différence de phase (ou de ToA) entre les arrivées du signal sur les différents éléments de l'antenne [14]. Une autre solution visant à mesurer l'AoA d'un signal consiste à orienter électriquement les faisceaux des antennes dans toutes les directions possibles en cherchant des pics de RSS [13].

La mesure AoA allège les contraintes liées à la synchronisation et à la précision des horloges. Elle est également destinée en priorité à des stations fixes, installées à demeure. L'instauration et le partage de références angulaires communes, précises et invariantes dans le temps, impliquent en effet d'avoir recours à des procédures de calibration fréquentes et excluent a priori l'estimation au niveau des entités mobiles (i.e. sujet à des orientations/attitudes non-contrôlées). Par ailleurs, si l'on souhaite se passer d'antennes suffisamment directives, la mesure d'angles d'arrivée souffre sévèrement du phénomène multi-trajets et des situations de non-visibilité (i.e. encore plus sévèrement que les métriques temporelles, dont les biais résultent de trajets secondaires « proches temporellement » du trajet direct). Pour ces différentes raisons, hormis certains contextes applicatifs spécifiques garantissant la visibilité (ex. suivi balistique), l'AoA est rarement utilisé comme unique modalité de mesure, mais vient plutôt en complément d'autres métriques, telles que le ToA.

1.2.2 Méthodes de localisation

Dans cette section on présente les méthodes de détermination de la localisation d'un utilisateur, à partir des métriques précédemment définies, relativement à un ensemble de stations de base. Nous nous intéressons pour le moment uniquement à la mise en équation du problème et non aux méthodes de résolution, qui seront évoquées dans la Section 1.2.3.

1.2.2.1 La triangulation

La méthode de la triangulation se base sur des mesures d'angles. En exploitant les mesures d'AoAs, la position de l'utilisateur est donnée par l'intersection des droites reliant l'utilisateur aux stations de base. Dans le cas de la localisation 2D, seulement 2 mesures sont nécessaires. Un exemple 2D est représenté en figure 1.1.

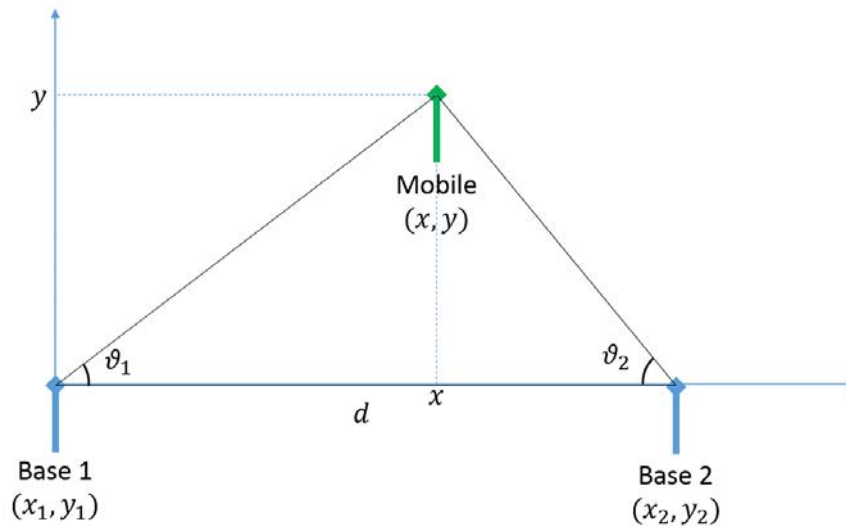


FIGURE 1.1 – Méthode de localisation par triangulation.

Par construction géométrique, la position recherchée (x, y) est donnée par la formule suivante :

$$\begin{cases} x = \frac{\tan(\vartheta_2)}{\tan(\vartheta_1) + \tan(\vartheta_2)} d \\ y = \frac{\tan(\vartheta_1) \tan(\vartheta_2)}{\tan(\vartheta_1) + \tan(\vartheta_2)} d \end{cases} \quad (1.1)$$

avec $d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$.

1.2.2.2 La trilatération

La méthode de la trilatération se base sur des mesures de distances. En exploitant l'une des mesures précédemment introduite (RSS, ToA), la position de l'utilisateur est donnée par l'intersection de cercles (sphères en 3D), centrés sur les stations de base et dont les rayons sont donnés par les mesures de distances. Seulement 3 mesures sont nécessaires et utilisées en 2D (et seulement 4 en 3D). Un exemple 2D est représenté en figure 1.2.

En utilisant la formulation Euclidienne de la distance d_i entre la position recherchée (x, y) et la position de chaque station de base (x_i, y_i) dans un plan 2D, chaque cercle est alors défini par l'équation suivante :

$$d_i^2 = (x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \quad (1.2)$$

Conceptuellement, en cas de mesures parfaites, le couple (x, y) est obtenu en résolvant le système formé par l'ensemble des équations de cercle.

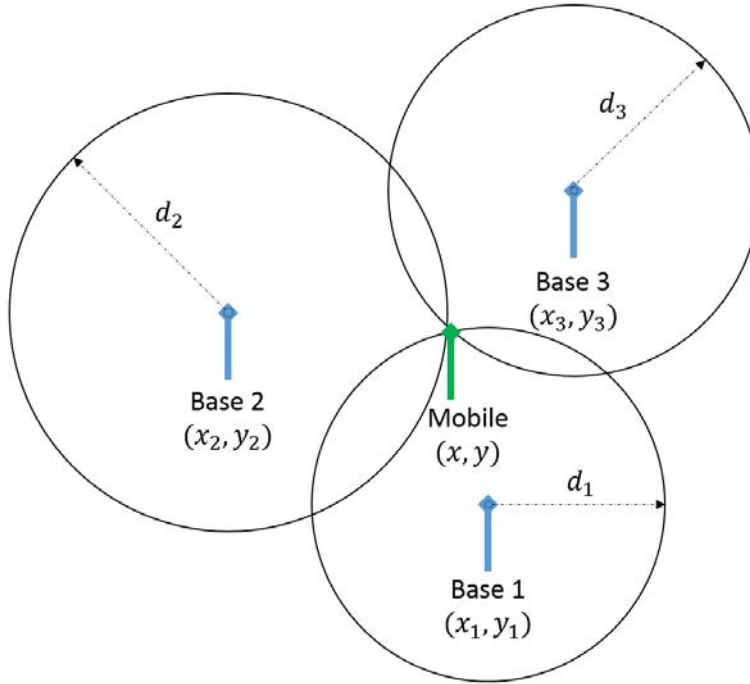


FIGURE 1.2 – Méthode de localisation par trilatération.

1.2.2.3 La multilatération

Pour un émetteur mobile, la localisation de ce dernier par la méthode de la multilatération se base sur des mesures de TDoA observés entre une première station de base prise comme référence et les autres stations de base présentes.

Dans un plan 2D, contenant n stations de bases dont les coordonnées cartésiennes (x_i, y_i) , $i = 1..n$ sont connues *a priori*, on définit les différences de distances $d_{i1} = d_i - d_1$, $i = 2..n$ obtenues à partir des TDoAs, en prenant par exemple la station de base $i = 1$ comme référence. On pose alors le système non-linéaire d'équations hyperboliques suivant, fonction de la position recherchée (x, y) :

$$d_{i1} = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2}, \quad i = 2..n \quad (1.3)$$

La position du mobile est alors obtenue en résolvant le système d'équations. Un exemple 2D est représenté en figure 1.3.

1.2.2.4 Les méthodes hybrides

D'autres méthodes de radiolocalisation existent, mêlant et combinant différentes métriques (comme TDoA/AoA [5, 44], ToA/TDoA [18], ou encore ToA/AoA [9, 37]). Par exemple, une technique combinant ToA/AoA permet de localiser un mobile en utilisant qu'une seule et unique station en recherchant l'intersection entre le cercle déduit de la mesure de ToA centré sur la station et la droite entre la station et le mobile, déduite de la mesure d'AoA. Une illustration de cette technique est représentée en figure 1.4.

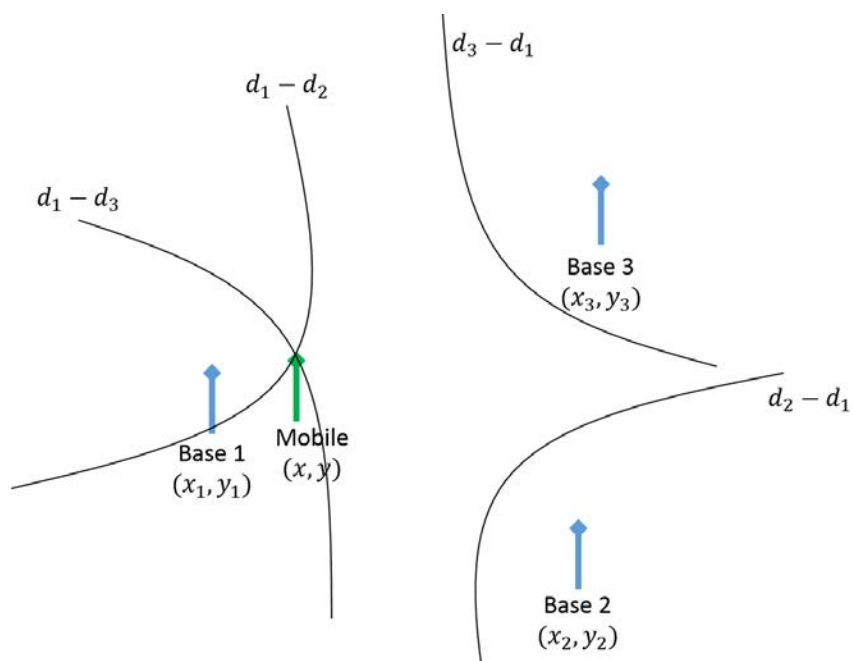


FIGURE 1.3 – Méthode de localisation par multilatération.

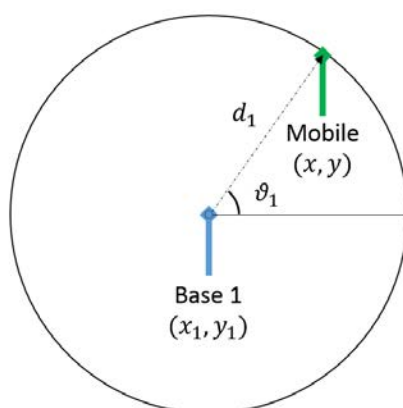


FIGURE 1.4 – Méthode de localisation avec une base en exploitant la mesure de ToA et celle de l'AoA.

1.2.3 Algorithmes usuels de localisation à base de mesures de distances

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons tout particulièrement au positionnement basé sur la mesure de distance.

1.2.3.1 Estimateurs non-probabilistes

En présence de mesures bruitées, lorsque le système est surdimensionné (c'est-à-dire le nombre de nœuds de référence est supérieur au nombre minimum théoriquement requis pour assurer l'unicité de la solution géométrique), certaines méthodes d'optimisation au sens des moindres carrés ou *Least Squares* (LS) peuvent être mises en œuvre. La formulation originale consiste à minimiser la somme des carrés d'une fonction de coût non-linéaire, formée comme la différence entre les mesures de distances relatives et les distances construites à partir des positions estimées.

Dans un cadre plus général, si $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ représentent les coordonnées cartésiennes d'un jeu de n points de référence et si d_1, d_2, \dots, d_n représentent les distances relatives mesurées entre ces références et le nœud inconnu à positionner de coordonnées Cartésiennes (x, y) , on forme alors, pour chacune des références $i = 1 \dots n$:

$$f_i(x, y) = d_i - \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2}; \quad (1.4)$$

Il s'agit ensuite de trouver les coordonnées (\hat{x}, \hat{y}) qui minimisent la fonction de coût :

$$F(x, y) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^2 f_i^2(x, y); \quad (1.5)$$

où α_i est un coefficient pouvant refléter la fiabilité de la liaison radio vis-à-vis de la i -ème référence et/ou de la mesure d_i . On parle alors de moindres carrés pondérés ou *Weighted Least Squares* (WLS).

La formulation générique ci-dessus peut très bien être posée en des termes similaires et déclinée dans des contextes coopératifs et/ou décentralisés. Certaines variantes incluent également, au niveau de la fonction de coût, un terme reflétant une forme de connaissance a priori sur la position initiale du mobile.

Une forte limitation prêtée à cette méthode tient à la nature non-convexe du problème, en particulier dans des configurations coopératives intégrant des mesures entre mobiles. En conséquence, la solution peut très bien tomber dans un minimum local, en fonction de la condition initiale, et un optimum global pertinent peut ne jamais être atteint.

Diverses solutions ont été proposées pour résoudre numériquement ce problème classique d'optimisation non-linéaire. Une approche populaire consiste à utiliser des méthodes s'inspirant de la descente de gradient, telles que la descente selon la direction « la plus abrupte » ou *steepest descent* (avec toutefois une convergence assez lente), ou encore des méthodes de type *Sequential Quadratic Programming* (SQP), Gradient Conjugué (GC), Newton-Raphson, Levenberg-Marquardt ou *Scaling by MAjorizing a CONVex Function* (SMACOF).

Une alternative consiste à utiliser un développement en séries de Taylor des fonctions liant les coordonnées des nœuds aux distances mesurées pour se donner une solution matricielle localement linéarisée (éventuellement là-aussi itérative). Des problèmes peuvent toutefois survenir,

notamment lorsque le nœud inconnu se trouve à proximité de l'une des références, en raison de la non-validité de l'hypothèse de linéarité.

1.2.3.2 Estimateurs probabilistes

Dans le contexte de localisation, les estimateurs probabilistes reposent sur des hypothèses statistiques, telles que des modèles a priori concernant les observations/mesures (ex. conditionnées aux positions réelles des nœuds mobiles ou aux obstructions radio sur chaque lien) ou les positions occupées par les mobiles eux-mêmes. En conséquence, ces algorithmes sont supposés plus précis que les estimateurs plus simples non-probabilistes tels que l'algorithme des moindres carrés pondérés WLS vu précédemment.

Les approches d'estimation probabiliste peuvent être classées en 2 catégories : Bayésiennes et non-Bayésiennes.

Problème non-Bayésien de localisation

Dans le contexte non-Bayésien, les positions mobiles à estimer sont traitées comme des paramètres inconnus déterministes. Un exemple emblématique repose sur une maximisation de la fonction de vraisemblance de toutes les observations/mesures disponibles ou *Maximum Likelihood* (ML), construite à partir de la densité de probabilité conditionnelle des mesures de distances, conditionnée aux positions estimées (i.e. avec les coordonnées de nœuds mobiles vues comme des variables d'optimisation). Différentes variantes peuvent être implémentées, incluant des versions coopératives ou non-coopératives, centralisées ou distribuées, maximisant la log-vraisemblance (MLL) plutôt que la vraisemblance (lorsque cela permet d'alléger le calcul).

Un avantage fréquemment mis en avant pour ce type de méthode réside dans la possibilité de traiter des modèles de mesures arbitrairement complexes, incluant potentiellement des régimes multimodaux ou des distributions très spécifiques.

La contrepartie majeure tient à la nature fortement paramétrique du problème (i.e. nécessitant un modèle statistique a priori, ainsi que ses paramètres, et donc une calibration) et à la difficulté du problème d'optimisation non-linéaire, qui est encore plus complexe à résoudre et plus sensible aux conditions initiales que dans le cas WLS.

Problème Bayésien de localisation

Dans le cas Bayésien, les positions mobiles sont définies comme des variables aléatoires, dont la forme de la distribution de probabilité est connue a priori. Un calcul intermédiaire consiste alors à déterminer la densité de probabilité a posteriori (i.e. sachant les nouvelles observations/mesures), à partir de la densité de probabilité a priori initiale (i.e. connaissance a priori sur le mobile, sans aucune observation/mesure), en s'appuyant sur la règle bien connue de Bayes. Une fois cette fonction de densité a posteriori calculée, plusieurs estimateurs sont applicables, tels que le critère d'erreur quadratique moyenne minimale, ou *Minimum Mean Squared Error* (MMSE), qui consiste à calculer une moyenne statistique sur la distribution a posteriori des positions mobiles, ou encore le maximum a posteriori (MAP), qui cherche à maximiser directement cette même distribution a posteriori.

Dans un contexte dynamique, les positions sont, d'une certaine façon, corrélées dans le temps. On peut alors considérer des solutions de poursuite (filtrage, moyennage, lissage...), qui aident à améliorer la précision d'estimation en s'appuyant sur le passé (i.e. sur de multiples mesures réalisées à des instants différents, jusqu'à la position courante), et par la même occasion, bénéficiant de la cohérence spatiale des trajectoires mobiles. Une formulation Bayésienne à ce problème conduit à calculer la densité de probabilité a posteriori du nœud mobile, de la même façon que dans le cas statique (mais cette fois intégrant l'effet des mesures passées).

En supposant les bruits Gaussiens et des fonctions linéaires (i.e. équation d'évolution dans le temps de l'état estimé et fonction d'observation liant les mesures à cet état estimé), on aboutirait au filtre de Kalman standard (KF), qui apporte une solution analytique optimale au sens du MMSE au problème Bayésien. Il s'appuie sur deux phases principales :

- une phase de prédiction de l'état, à partir du dernier état estimé (i.e. sortie du filtre au rang précédent) et en supposant un certain modèle de transition de cet état en fonction du temps (i.e. dans notre cas, un modèle de mobilité décrivant l'évolution des coordonnées recherchées en fonction du déplacement du mobile) .
- une phase de correction de l'état prédit, s'appuyant elle-même, d'une part, sur une comparaison entre l'observation prédite (i.e. sur la base de l'état prédit) et la mesure courante, et d'autre part, sur le calcul de matrices de covariance pour l'état prédit et les mesures courantes.

Malheureusement, dans une majorité de cas concrets de poursuite, la fonction d'observation, reliant les mesures (ex. distance, RSSI...) aux coordonnées à estimer, est fortement non-linéaire et l'on préfère en général appliquer une version localement linéarisée du filtre KF (i.e. autour de l'état prédit), à savoir un filtre *Extended Kalman Filter* (EKF) Ce dernier est d'ailleurs très populaire, en raison de sa simplicité d'implémentation, bien que sous-optimal et sujet à des problèmes de divergence.

Dans un contexte non-linéaire et non-Gaussien, les filtres particuliers peuvent aussi être appliqués. Ces derniers reposent sur des méthodes numériques séquentielles de type Monte Carlo et permettent de réaliser une approximation discrétisée et numérique de la densité a posteriori recherchée, par le biais d'une propagation d'un nuage de particules représentant des avatars du mobile. Ce type d'approches permet de supporter des dynamiques de système et des densités d'erreur arbitrairement complexes (aussi bien pour les processus d'état et que pour les processus d'observation). Cependant, elles sont reconnues pour être très lourdes sur le plan calculatoire. Elles sont aussi fortement dépendantes du nombre de particules choisi, et souffrent de problèmes plus spécifiques de dégénérescence ou d'appauvrissement du nuage de particules, qui nécessitent de mettre en œuvre des mécanismes supplémentaires, encore plus complexes, de ré-échantillonnage et/ou de régularisation. C'est la raison pour laquelle elles sont le plus souvent préconisées dans des contextes applicatifs spécifiques et beaucoup moins contraints en termes de complexité calculatoire et de consommation.

1.2.4 Principaux systèmes de radiolocalisation et standards de communication concernés

1.2.4.1 WiFi

Parmi les trames de management émises par les points d'accès WiFi (i.e. trames d'authentification, d'association...), les trames de balisage peuvent être exploitées à des fins de localisation. Les points d'accès émettent en effet périodiquement ces trames afin de signaler leur présence et pour relayer des informations telles que des références temporelles, le SSID (pour *Service Set Identifier*) et d'autres informations caractérisant ces points d'accès. Ces trames sont alors captées par les clients se trouvant dans la couverture radio. Ces balises permettent aussi de synchroniser l'horloge du client avec celle du point d'accès, et donc indirectement avec les horloges des autres clients associés à ce point d'accès.

Même si des éléments de synchronisation existent entre les points d'accès et le client, les trames issues de ces points d'accès de référence ne contiennent toutefois pas explicitement d'informations temporelles directement exploitables. Aussi, les produits commerciaux standards ne permettent pas d'utiliser en l'état les techniques de localisation par tri-latération ou TDoA sans subir de modifications de leur structure, ou sans que de nouvelles trames spécifiques soient insérées avec les stations de base. L'exploitation de métriques temporelles à partir de solutions radio bande étroite demeure de toute manière complexe à mettre en œuvre et imprécise, en particulier en cas d'environnements riches en multi-trajets.

Du reste, la plupart des solutions WiFi répertoriées s'appuient surtout sur des méthodes de reconnaissance de signatures radio (*fingerprinting*) à partir de bases de données RSSI apprises a priori vis-à-vis de plusieurs points d'accès. Elles s'appuient par exemple sur des méthodes de type « plus proche(s) voisin(s) » ou encore des techniques d'estimation Bayésienne. La précision atteinte par de tels systèmes de positionnement WLAN est généralement de l'ordre de plusieurs mètres, pour des périodes de rafraîchissement de l'ordre de la seconde. Par ailleurs, la phase d'apprentissage préalable peut constituer un frein important vis-à-vis de la facilité de déploiement. Malgré une précision relativement faible, la technologie WiFi est cependant de plus en plus mise en avant dans un contexte de navigation indoor, avec un foisonnement de nouvelles sociétés qui commencent à commercialiser des produits et/ou des services autour de cette technologie.

1.2.4.2 Bluetooth

Une majorité des approches de localisation reposant sur la technologie Bluetooth ou Bluetooth LE (pour *Low Energy*) exploitent au premier chef l'information de connectivité ou de rattachement, soit vis-à-vis d'un jeu de nœuds de référence fixes ou d'autres dispositifs mobiles également équipés de Bluetooth et déjà géolocalisés (par le biais d'autres technologies radio). De même que n'importe quel autre dispositif Bluetooth classique, les étiquettes Bluetooth disposent par exemple d'un unique identifiant pouvant être utilisé à des fins de localisation. Un inconvénient majeur est le manque de précision (directement tributaire de la densité des dispositifs fixes, mais rarement meilleure que 3 m à 4m) et le temps d'acquisition, de l'ordre de 20 s.

D'autres solutions, moins représentatives, telle que le *Bluetooth Local Positioning Application* (BLPA), reposent sur une étape intermédiaire de *ranging* (à partir d'un modèle de *path loss*), ve-

nant alimenter une étape de filtrage de poursuite de type EKF [22, 16]. La meilleure précision rapportée est alors également de l'ordre de 3 m, pour un déploiement de 3 nœuds voisins fixes géo-référencés dans une même pièce de 8m x 12m.

Selon certaines tentatives encore plus marginales [3], le positionnement est basé uniquement sur le taux de réponse aux requêtes Bluetooth standard, en se basant uniquement sur l'infrastructure (sans modifications apportées du côté du mobile, ni sur le plan Hardware, ni sur le plan du protocole). Cette approche ne nécessite pas d'établir un lien de connectivité au sens strict pour assurer une communication entre des dispositifs Bluetooth. Une localisation grossière à l'échelle de la pièce est alors obtenue avec un taux de succès de 98%, mais pour des nœuds stationnaires au moins pendant 3 minutes.

1.2.4.3 IR-UWB

La technologie radio impulsionnelle ultra large bande (ou IR-UWB pour *Impulse Radio - Ultra Wideband*) repose sur l'émission dans le domaine temporel de trains d'impulsions de très courte durée (i.e. de l'ordre de la ns) et occupant de fait une large bande (BW pour *BandWidth*) fréquentielle (i.e. supérieure ou égale à 500 MHz ou 20% de bande relative). La largeur de bande relative peut être définie par :

$$BW_{10dB} = 2 \frac{f_H - f_L}{f_H + f_L} \quad (1.6)$$

où f_H et f_L représentent respectivement les fréquences de coupure supérieure et inférieure à -10 dB.

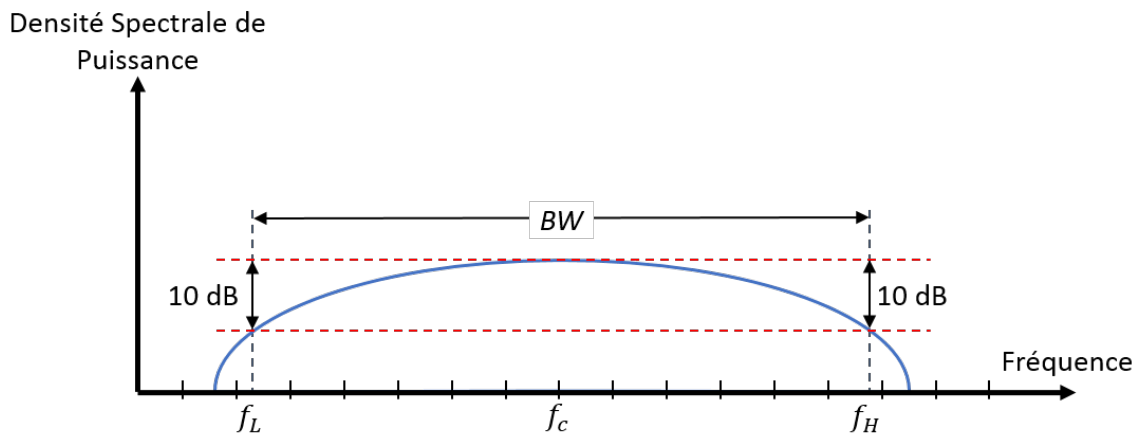


FIGURE 1.5 – Spectre en fréquences UWB.

Parmi les bonnes propriétés intrinsèques de cette technologie, on peut citer, au premier chef, de bonnes propriétés de résolution temporelle, directement héritées du domaine radar dont elle est issue, qui lui confèrent une certaine robustesse dans les environnements denses en multi-trajets (ex. bâtiments résidentiels, tertiaires ou industriels). Cette résolution temporelle permet une mesure précise du ToA et, par extension, du temps de vol ToF des signaux transmis. Les faibles niveaux de puissance moyenne rayonnée, alliés à la souplesse des rapports cycliques à l'émission, permettent de réduire de manière drastique la consommation électrique en particulier à l'émission, tout en limitant les interférences générées vis-à-vis des autres services radio. En comparaison

de technologies plus classiques, ces deux derniers points font d'ailleurs de l'IR-UWB une solution toujours aussi attrayante dans une perspective d'intégration poussée et de pénétration de grands marchés de masse.

Deux principaux standards de la famille IEEE 802.15 des réseaux personnels supportent explicitement des fonctions de radiolocalisation à base de technologies radio impulsionnelle Ultra Large Bande (IR-UWB) [19] :

- IEEE 802.15.4a, (2005) définissant une couche physique alternative bas débit IR-UWB (i.e. à la couche physique nominale bande étroite du 802.15.4) et apportant des fonctions supplémentaires de mesures de distances relative point-à-point (pas de vision « système » de localisation dans le standard),
- IEEE 802.15.4f (2011), définissant (entre autres) une couche UWB pour la localisation de tags actifs RFID, pour des applications logistiques de type RTLS majoritairement.

Pour ces deux standards (ou sous-standards) UWB, la fonction de localisation est plus intimement liée aux fonctions de communication sans fil (par définition, l'élaboration des standards radio ayant intégré très rapidement les aspects localisation). On ne fera donc plus, dans ce qui suit, le distinguo entre ces 2 fonctions. Fin 2004, le groupe de travail 802.15.4a a été créé à l'IEEE dans l'objectif de standardiser une solution de communication bas débit et de localisation précise (LDR-LT) [19]. La technologie principale retenue est l'IR-UWB et le standard publié en 2005 [1] prévoit des débits allant de 100 kbits/s à 26Mbits/s avec un schéma de modulation flexible utilisant des codes d'étalement et des codeurs optionnels. A la couche MAC héritée du standard IEEE802.15.4 ont été ajoutées les primitives nécessaires aux mesures de distance par transactions aller-retour entre nœuds d'un même réseau (RT-ToF via estimation ToA et transactions TWR). Une particularité de ce standard est d'avoir anticipé les contraintes d'une intégration à bas coût en technologie CMOS de solutions compatibles, préalable indispensable pour les marchés de masse.

Le tableau 1.1 résume la comparaison des 3 technologies radio présentées ici, et couramment exploitées pour la radiolocalisation à l'intérieur des bâtiments.

TABLEAU 1.1 – Comparaison des technologies existantes de radiolocalisation *indoor*, extrait de [8].

Technologie	Métrique	Précision	Avantages	Inconvénients
GPS	ToA / TDoA	10-20 m	Couverture mondiale	Infrastructure coûteuse, indisponible en intérieur
WiFi	TDoA / RSS	1-5 m	Infrastructures existantes, bas coût, couverture intérieur	Sensibles aux multi-trajets, faible précision
Bluetooth	TDoA	3-4 m	Bas coût, couverture intérieur	Temps de latence de 20 s, faible précision
IR-UWB	ToA / TDoA / AoA	0.1-1 m	Couverture intérieur, bonne précision, efficace contre les multi-trajets	Portée d'une centaine de mètres, problèmes en NLoS

1.3 Problème de recherche et cadre imposé de l'étude

La radiolocalisation est considérée aujourd'hui comme un outil clé non seulement pour la navigation en intérieur des piétons, mais aussi pour une multitude d'autres applications dans les environnements dépourvus de couverture GPS, comme la domotique, le géo-référencement, l'optimisation énergétique des bâtiments ou des réseaux, ou encore la personnalisation et la « contextualisation » des services commerciaux. Dans ce contexte, la technologie IR-UWB a été régulièrement promue en raison de ses fines capacités de résolution multi-trajets, permettant une estimation précise du temps d'arrivée (ToA) du trajet direct.

Parallèlement à cela, une architecture originale de récepteur IR-UWB [28] a été intégrée avec succès. En réinterprétant librement d'une part le principe de traitements I/Q dans le contexte UWB [35] et d'autre part un modèle de détecteur s'appuyant sur un double étage de projections du signal reçu sur une base de fonctions sinusoïdales [34], cette nouvelle architecture dispose d'une bonne sensibilité, en dépit d'une faible consommation électrique (de l'ordre de dizaines de mW). Ces dernières caractéristiques lui permettent d'assurer des débits d'information (<50Mbp) adaptables en fonction de la portée visée, cette dernière pouvant être relativement importante (i.e. jusqu'à plusieurs centaines de mètres). Ce dispositif est capable d'estimer la réponse impulsionnelle du canal de propagation (CIR) avec une résolution temporelle de 1 ns sur les ToA. Dans des conditions idéales d'espace libre, cette solution intégrée permet de mesurer des distances entre dispositifs (i.e. en point-à-point), avec une erreur de l'ordre d'une dizaine de centimètres, en exploitant pour cela la mesure de ToA du trajet direct extraite de la CIR.

Cependant, des phénomènes de propagation néfastes dans des conditions de fonctionnement non contrôlées, tels que les situations de NLoS ou une forte densité de multi-trajets, jouent toujours un rôle critique sur les performances d'estimation de ToA et de fait sur les performances de localisation. Toutefois, à partir de l'analyse de la structure du canal radio IR-UWB *indoor*, certaines études récentes ont mis en évidence la corrélation spatio-temporelle des temps d'arrivée des composantes multi-trajets (MPCs) secondaires en régime établi de mobilité (pour des déplacements de relativement faible amplitude) [32, 24, 46], le comportement erratique et « ponctuel » des cas d'obstruction les plus sévères (*micro-shadowing*), liés par exemple au passage derrière des éléments métalliques du mobilier [38], ou encore l'effet du corps humain sur les performances de localisation [6]. Ces informations s'avèrent d'ailleurs, le plus souvent, constructives et exploitables pour améliorer la fonction de localisation.

De nouvelles approches, s'appuyant sur des profils multi-trajets reçus complets, ont ainsi vu le jour ces dernières années dans la littérature. Par exemple, on pourra citer l'incorporation dans le filtre de poursuite de la statistique du biais NLoS affectant le ToA du premier trajet ou encore de son évolution pseudo-déterministe en fonction d'informations angulaires (synthétiques) au niveau du récepteur mobile [45], les approches s'inspirant de radars mono/bi-statiques et/ou de techniques de tomographie à base d'antennes multiples [47, 36], la cartographie *indoor* coopérative [31], l'utilisation de réflecteurs virtuels pour des applications de positionnement mono-ancrage [29, 43, 39, 23] ou coopératif [40], l'estimation continue (à partir de bancs de filtres) des paramètres multi-trajets dans un contexte de caractérisation du canal dynamique [41] ou enfin, le « retournement » de méthodes déterministes de prédiction de la propagation (ex. tracer de rayons)

[11, 4].

Pour la plupart, ces solutions supposent des modèles d'erreur sur le ToA mesuré (et des densités en trajets multiples) peu réalistes ou, au contraire, s'avèrent complexes et requièrent une puissance de calcul rédhibitoire au regard des capacités embarquées. Certaines solutions nécessitent également des dispositifs matériels coûteux, assez peu représentatifs de dispositifs réels intégrés (en termes de sensibilité, de dynamique de représentation du canal, de profondeur temporelle d'acquisition), les tests ayant été réalisés la plupart du temps à partir d'équipements de sondage de canal, voire, dans d'autres cas, l'occupation d'une bande de fréquence conséquente, incompatibles avec les contraintes de conception imposées aux émetteurs-récepteurs à bas coût.

Dans le cadre de cette thèse, on se propose donc de concevoir et d'évaluer de nouveaux algorithmes de mesures de ToA, de positionnement et de poursuite, qui puissent tirer profit des spécificités de l'architecture du récepteur IR-UWB considérée [30]. On ira dans le sens d'une utilisation accrue et plus judicieuse des profils multi-trajets complets en réception. Un des objectifs poursuivis consistera à garantir une qualité constante du service de localisation, équivalente aux performances théoriques atteintes dans les situations les plus favorables (i.e., en situation de LoS).

1.4 Méthodologie et contributions

Dans le prochain chapitre, le Chapitre 2 de cette thèse, nous commencerons par nous focaliser sur une meilleure compréhension du canal radio perçu par le récepteur considéré en situation de mobilité. Ceci passera par une étude de l'évolution temporelle relative des composantes multi-trajets, ainsi que par une modélisation de leur interférence mutuelle. Les résultats issus de cette analyse serviront de point de départ pour nos algorithmes. Une partie de ces résultats a fait l'objet d'une publication [26] et d'un dépôt de brevet.

Le Chapitre 3 est consacré à la conception d'algorithmes capables de capturer la cohérence spatio-temporelle des MPCs perçue par le récepteur considéré, en tirant profit de l'étude précédente, tout en tenant compte des spécificités et contraintes de l'architecture du récepteur. La solution proposée est par la suite évaluée sur un ensemble de simulations, et a été décrite dans un article de conférence [25].

Dans le Chapitre 4, les algorithmes en charge du suivi des MPCs sont exploités, pour alimenter des algorithmes permettant de maintenir une qualité constante du service de localisation, notamment vis-à-vis des situations d'obstruction du lien radio, en exploitant le suivi des MPCs préalablement établi. La solution globale (incluant le suivi et l'exploitation des MPCs en situation NLoS) est alors évaluée à partir de simulations réalistes, pour des scénarios canoniques de mobilité *indoor*. La méthode a fait l'objet d'un brevet, et de deux articles de conférence [25, 27].

Pour finir, le Chapitre 5 présente les résultats de l'évaluation de certains des algorithmes précédents (en se limitant à l'analyse d'un lien unique) à partir de signaux réels issus de dispositifs de radiolocalisation IR-UWB commercialisés par la société BeSpoon.

1.5 Références

- [1] 2007, «Ieee standard for information technology - telecommunications and information exchange between systems - local and metropolitan area networks - specific requirement part 15.4 : Wireless medium access control (mac) and physical layer (phy) specifications for low-rate wireless personal area networks (wpans)», *IEEE Std 802.15.4a-2007 (Amendment to IEEE Std 802.15.4-2006)*, p. 1–203. 15
- [2] BAHL, P. et V. N. PADMANABHAN. 2000, «Radar : an in-building rf-based user location and tracking system», dans *Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (Cat. No.00CH37064)*, vol. 2, p. 775–784 vol.2. 3
- [3] BARGH, M. S. et R. DE GROOTE. 2008, «Indoor localization based on response rate of blue-tooth inquiries», dans *Proceedings of the First ACM International Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environments, MELT '08*, ACM, New York, NY, USA, p. 49–54. 14
- [4] BERTONI, H. et B. SUGLA. 2007, «Locating an object of interest using back tracked-rays derived from multipath signals», US Patent 7,212,160. 17
- [5] CONG, L. et W. ZHUANG. 2002, «Hybrid tdoa/aoa mobile user location for wideband cdma cellular systems», *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 1, n° 3, p. 439–447. 8
- [6] CULLY, W. P. L., S. L. COTTON, W. G. SCANLON et J. B. MCQUISTON. 2012, «Body shadowing mitigation using differentiated los / nlos channel models for rssi-based monte carlo personnel localization», dans *2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, p. 694–698. 4, 16
- [7] DARDARI, D., C. C. CHONG et M. WIN. 2008, «Threshold-based time-of-arrival estimators in uwb dense multipath channels», *IEEE Transactions on Communications*, vol. 56, n° 8, p. 1366–1378. 4
- [8] DARDARI, D., M. LUISE et E. FALLETTI. 2012, *Satellite and terrestrial radio positioning techniques : a signal processing perspective*, Elsevier Science, Saint Louis, MO. xix, 15
- [9] DELIGIANNIS, N., S. LOUVROS et S. KOTSOPOULOS. 2007, «Optimizing location positioning using hybrid toa-aoa techniques in mobile cellular networks», dans *Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Multimedia Communications, ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering)*, p. 20 :1–20 :7. 8
- [10] DENIS, B., J. KEIGNART et N. DANIELE. 2003, «Impact of nlos propagation upon ranging precision in uwb systems», dans *IEEE Conference on Ultra Wideband Systems and Technologies, 2003*, p. 379–383. 4
- [11] ELWELL, J., D. GUSTAFSON et J. DOWDLE. 2010, «Systems and methods for positioning using multipath signals», US Patent 7,679,561. 17

- [12] FONTANA, R. J. et S. J. GUNDERSON. 2002, «Ultra-wideband precision asset location system», dans *2002 IEEE Conference on Ultra Wideband Systems and Technologies (IEEE Cat. No.02EX580)*, p. 147–150. 6
- [13] GODARA, L. C. 1997, «Application of antenna arrays to mobile communications. ii. beam-forming and direction-of-arrival considerations», *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, n° 8, p. 1195–1245. 6
- [14] GODARA, L. C. 1997, «Applications of antenna arrays to mobile communications. i. performance improvement, feasibility, and system considerations», *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, n° 7, p. 1031–1060. 6
- [15] GUVENC, I., S. GEZICI et Z. SAHINOGLU. 2008, «Ultra-wideband range estimation : Theoretical limits and practical algorithms», dans *2008 IEEE International Conference on Ultra-Wideband*, vol. 3, p. 93–96. 4
- [16] HALLBERG, J., M. NILSSON et K. SYNNE. 2003, «Positioning with bluetooth», dans *10th International Conference on Telecommunications, 2003. ICT 2003.*, vol. 2, p. 954–958 vol.2. 14
- [17] HATAMI, A., K. PAHLAVAN, M. HEIDARI et F. AKGUL. 2006, «On RSS and TOA based indoor geolocation-A comparative performance evaluation», dans *Wireless Communications and Networking Conference, 2006. WCNC 2006. IEEE*, vol. 4, IEEE, p. 2267–2272. 3
- [18] I. REZA, R. 2000, *Data Fusion for Improved TOA/TDOA Position Determination in Wireless Systems*, thèse de doctorat. 8
- [19] IEEE. «ieee 802.15.4», <http://www.ieee802.org/15/pub/TG4.html>. Consulté le 16 Octobre 2017. 15
- [20] KAPLAN, E. et C. HEGARTY. 2005, *Understanding GPS : Principles and Applications*, Artech House. 2
- [21] KILIÇ, Y., A. J. ALI, A. MEIJERINK, M. J. BENTUM et W. G. SCANLON. 2012, «The effect of human-body shadowing on indoor uwb toa-based ranging systems», dans *2012 9th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, p. 126–130. 4
- [22] KOTANEN, A., M. HANNIKAINEN, H. LEPPAKOSKI et T. D. HAMALAINEN. 2003, «Experiments on local positioning with bluetooth», dans *Proceedings ITCC 2003. International Conference on Information Technology : Coding and Computing*, p. 297–303. 14
- [23] KULMER, J., S. HINTEREGGER, B. GROSSWINDHAGER, M. RATH, M. S. BAKR, E. LEITINGER et K. WITRISAL. 2017, «Using decawave uwb transceivers for high-accuracy multipath-assisted indoor positioning», dans *2017 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*, p. 1239–1245. 16
- [24] LOSTANLEN, Y., G. GOUGEON, S. BORIES et A. SIBILLE. 2006, «A deterministic indoor uwb space-variant multipath radio channel modelling compared to measurements on basic configurations», dans *Antennas and Propagation, 2006. EuCAP 2006. First European Conference on*, p. 1–8. 16

- [25] MACERAUDI, J., F. DEHMAS, B. DENIS et B. UGUEN. 2016, «Multipath components tracking adapted to integrated ir-uwband receivers for improved indoor navigation», dans *2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, p. 753–757. 17
- [26] MACERAUDI, J., F. DEHMAS, B. DENIS et B. UGUEN. 2017, «Multi-band small-scale fading mitigation at uwband localization receivers in dense multipath channels», dans *2017 14th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)*. 17
- [27] MACERAUDI, J., F. DEHMAS, B. DENIS et B. UGUEN. 2017, «Multipath-aided direct path toa reconstruction for integrated uwband receivers in generalized nlos», dans *2017 IEEE 86th Vehicular Technology Conference (VTC)*. 17
- [28] MASSON, G., D. MORCHE, H. JACQUINOT, P. VINCENT, F. DEHMAS, S. PAQUELET, A. BISIAUX, O. FOURQUIN, J. GAUBERT et S. BOURDEL. 2010, «A 1 nj/b 3.2-to-4.7 ghz uwband 50 mpulses/s double quadrature receiver for communication and localization», dans *ESSCIRC, 2010 Proceedings of the*, p. 502–505. 16
- [29] MEISSNER, P. et K. WITRISAL. 2012, «Multipath-assisted single-anchor indoor localization in an office environment», dans *2012 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, p. 22–25. 16
- [30] MORCHE, D., G. MASSON, S. DE RIVAZ, F. DEHMAS, S. PAQUELET, A. BISIAUX, O. FOURQUIN, J. GAUBERT et S. BOURDEL. 2013, «Double-quadrature uwband receiver for wide-range localization applications with sub-cm ranging precision», *Solid-State Circuits, IEEE Journal of*, vol. 48, n° 10, p. 2351–2362. 17
- [31] DES NOES, M. et B. DENIS. 2012, «Benefits from cooperation in simultaneous anchor-less tracking and room mapping based on impulse radio - ultra wideband devices», dans *2012 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, p. 17–21. 16
- [32] PAGANI, P. et P. PAJUSCO. 2006, «Modeling the space-and time-variant ultra-wideband propagation channel», dans *Ultra-Wideband, The 2006 IEEE 2006 International Conference on*, p. 201–206. 16
- [33] PAHLAVAN, K., X. LI et J. P. MAKELA. 2002, «Indoor geolocation science and technology», *IEEE Communications Magazine*, vol. 40, n° 2, p. 112–118. 3
- [34] PAQUELET, S. et L. AUBERT. 2009, «Method for detecting uwband pulse sequences without local pulse generation», US Patent 7,551,891. 16
- [35] DE RIVAZ, S., B. DENIS, J. KEIGNART, M. PEZZIN, N. DANIELE et D. MORCHE. 2003, «Performances analysis of a uwband receiver using complex processing», dans *IEEE Conference on Ultra Wideband Systems and Technologies, 2003*, p. 229–233. 16
- [36] SEITZ, J., M. SCHAUB, O. HIRSCH, R. ZETIK, T. DEISSLER, R. THOMA et J. THIELECKE. 2008, «Uwband feature localization for imaging», dans *2008 IEEE International Conference on Ultra-Wideband*, vol. 2, p. 199–202. 16

- [37] TSUNG-YU, C., C. CHIEN-CHING et T. TING-CHIEH. 2003, «Mixing and combining with aoa and toa for the enhanced accuracy of mobile location», *IET Conference Proceedings*, p. 276–280(4). 8
- [38] UGUEN, B., M. LAARAIEDH, B. DENIS, J. KEIGNART, J. STEPHAN et Y. LOSTANLEN. 2012, «Extraction and characterization of location-dependent uwb radio features with practical implications for indoor positioning», dans *European Wireless 2012; 18th European Wireless Conference 2012*, p. 1–10. 4, 16
- [39] ULMSCHNEIDER, M., R. RAULEFS, C. GENTNER et M. WALTER. 2016, «Multipath assisted positioning in vehicular applications», dans *2016 13th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)*, p. 1–6. 16
- [40] DE VELDE, S. V., H. WYMEERSCH, P. MEISSNER, K. WITRISAL et H. STEENDAM. 2012, «Cooperative multipath-aided indoor localization», dans *2012 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, p. 3107–3111. 16
- [41] WANG, W., T. JOST et A. DAMMANN. 2010, «Estimation and modelling of nlos time-variant multipath for localization channel model in mobile radios», dans *Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2010), 2010 IEEE*, p. 1–6. 16
- [42] WEISS, A. J. 2003, «On the accuracy of a cellular location system based on RSS measurements», *IEEE Trans. Vehicular Technology*, vol. 52, n° 6, p. 1508–1518. 3
- [43] WITRISAL, K. et P. MEISSNER. 2012, «Performance bounds for multipath-assisted indoor navigation and tracking (mint)», dans *2012 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, p. 4321–4325. 16
- [44] YANG, C., Y. HUANG et X. ZHU. 2007, «Hybrid tdoa/aoa method for indoor positioning systems», dans *The Institution of Engineering and Technology Seminar on Location Technologies*, p. 1–5. 8
- [45] YOUSSEF, J., B. DENIS, C. GODIN et S. LESECQ. 2008, «Enhanced uwb indoor tracking through nlos toa biases estimation», dans *Global Telecommunications Conference, 2008. IEEE GLOBECOM 2008. IEEE*, p. 1–5. 16
- [46] YOUSSEF, J., B. DENIS, C. GODIN et S. LESECQ. 2009, «Dynamic ir-uwb channel model preserving ieee 802.15.4a statistics over large-scale trajectories», dans *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2009 IEEE 20th International Symposium on*, p. 1737–1741. 16
- [47] ZETIK, R., J. SACHS et R. THOMA. 2005, «Modified cross-correlation back projection for uwb imaging : numerical examples», dans *2005 IEEE International Conference on Ultra-Wideband*, p. 5 pp.–. 16

Chapitre 2

Canal multi-trajets estimé par le récepteur IR-UWB

Sommaire

2.1 Introduction	24
2.1.1 Description du récepteur IR-UWB intégré	25
2.1.2 Canal de propagation IR-UWB en intérieur	26
2.1.2.1 Modélisation du canal	28
2.1.2.2 Modèle IEEE 802.15.4a	29
2.2 Modèles du canal estimé avec interférence entre composantes multi-trajets . . .	31
2.2.1 Modèle analytique du canal estimé par le récepteur	31
2.2.2 Modèle analytique simplifié des interférence entres multi-trajets	34
2.3 Analyse géométrique du canal en situation de mobilité	42
2.3.1 Analyse géométrique de l'interdépendance ToA-AoA	42
2.3.2 Relation entre vitesse d'évolution des MPCs et interférence	43
2.4 Méthodes d'analyse 2D du canal acquis	50
2.4.1 Transformée de Fourier 2D	50
2.4.1.1 Définition	50
2.4.1.2 Interprétation des composantes fréquentielles en 2D	50
2.4.1.3 Utilisation dans notre contexte	51
2.4.1.4 Filtres à gabarit	56
2.4.2 Transformée de Hough	56
2.4.2.1 La transformée de Hough	56
2.4.2.2 Utilisation dans notre contexte	58
2.4.3 Application sur des simulations de canaux	59
2.5 Conclusion	62
2.6 Références	63

2.1 Introduction

Malgré les propriétés prometteuses de la technologie IR-UWB déjà exposées dans le Chapitre 1, les phénomènes de propagation néfastes dans des conditions de fonctionnement incontrôlées, jouent toujours un rôle essentiel sur les performances de localisation, a fortiori lorsque cette dernière repose sur l'estimation du temps d'arrivée ou ToA. Les obstructions du lien radio (par exemple, par des corps, des murs, des obstacles) ou encore des phénomènes d'interférence entre les répliques du signal émis (aussi appelées composantes multi-trajet, ou MPCs) dans des environnements intérieur peuvent en effet conduire à des erreurs importantes sur l'estimation du ToA.

Toutefois, des études récentes ont montrées que la corrélation spatio - temporelle des MPCs mesurées durant le déplacement d'un mobile [18, 13, 23] pouvait être bénéfique pour le suivi de celui-ci en intérieur, ouvrant ainsi la voie à toute une série de méthodes de localisation dites "multi-trajets, comme nous l'avons déjà vu [15, 9]. Les groupes de composantes multi-trajets observées au niveau du récepteur (et les composantes elles-mêmes au sein d'un même groupe de trajets) résultent en effet d'historiques d'interactions électromagnétiques spécifiques avec l'environnement, en fonction des positions et déplacements respectifs de l'émetteur et du récepteur, relativement à ce même environnement. En situation de mobilité, leur évolution donc est en partie régie par une série de relations que l'on peut qualifier de déterministes.

Pour peu que ces composantes soient suffisamment bien résolues au niveau d'un récepteur, leur évolution dans le temps constitue donc une source d'information précieuse (bien que le plus souvent inexploitée dans une majorité des systèmes de localisation), utile au positionnement et/ou à la poursuite du mobile.

Dans ce chapitre, en premier lieu, il nous apparaît important de mieux appréhender et modéliser l'évolution des temps d'arrivée des multi-trajets en fonction de la "géométrie" du problème. Ces modèles seront par la suite exploités dans le cadre de nouvelles stratégies de filtrage de poursuite et de correction des situations de non-visibilité radio, introduites aux Chapitres 3 et 4.

Mais au delà du fort pouvoir séparateur des signaux impulsionnels transmis, inhérent à la largeur de bande utilisée, la possibilité de "capter" ces phénomènes multi-trajets utiles reste très largement tributaire des propriétés du récepteur, et en particulier, de sa capacité à estimer finement le canal de propagation, a fortiori en cas de profils particulièrement denses en multi-trajets. Aussi, si une majorité des études et preuves de concept en matière de localisation multi-trajets reposent encore sur des dispositifs habituellement dévolus au sondage de canal, il nous semblait aussi important d'étendre l'étude au cas de récepteurs intégrés réels, soumis à des contraintes autrement plus drastiques en termes de complexité matérielle et/ou de consommation. Dans ce chapitre, on s'intéressera plus particulièrement à l'architecture de récepteur proposée dans [17]. On s'attachera à décrire les liens unissant résolution et interférence multi-trajets, compte tenu des spécificités du récepteur, notamment pour un cas simplifié de deux trajets proches. Cette analyse servira par la suite de base à la proposition de méthodes d'amélioration de l'estimation du canal en situation de mobilité introduites au Chapitre 4, intervenant en amont de la poursuite multi-trajets et/ou de la correction des situations de non-visibilité

Afin de tirer également profit de la corrélation spatio - temporelle des MPCs mesurées durant le déplacement d'un mobile nous devons commencer par étudier le canal multi-trajets estimé par

notre récepteur.

Dans ce deuxième chapitre nous présentons l'architecture du récepteur Ultra Large Bande Radio Impulsionnelle ou IR-UWB utilisé dans cette thèse ainsi que des modèles de canaux IR-UWB utilisés pour nos modélisations et simulations. Nous présentons ensuite un modèle du canal estimé par le récepteur ainsi que plusieurs relations et modèles liés à l'évolution dynamique de ce canal. Le chapitre se termine par la présentation de quelques méthodes existantes nous permettant d'analyser l'évolution de notre canal estimé par le récepteur au gré de son évolution dans le temps.

2.1.1 Description du récepteur IR-UWB intégré

Nous considérons un émetteur/récepteur IR-UWB intégré, faible consommation, conçu pour les applications de localisation. L'architecture du récepteur est similaire à celle présentée dans [17], dont un schéma est représenté sur la figure 2.1

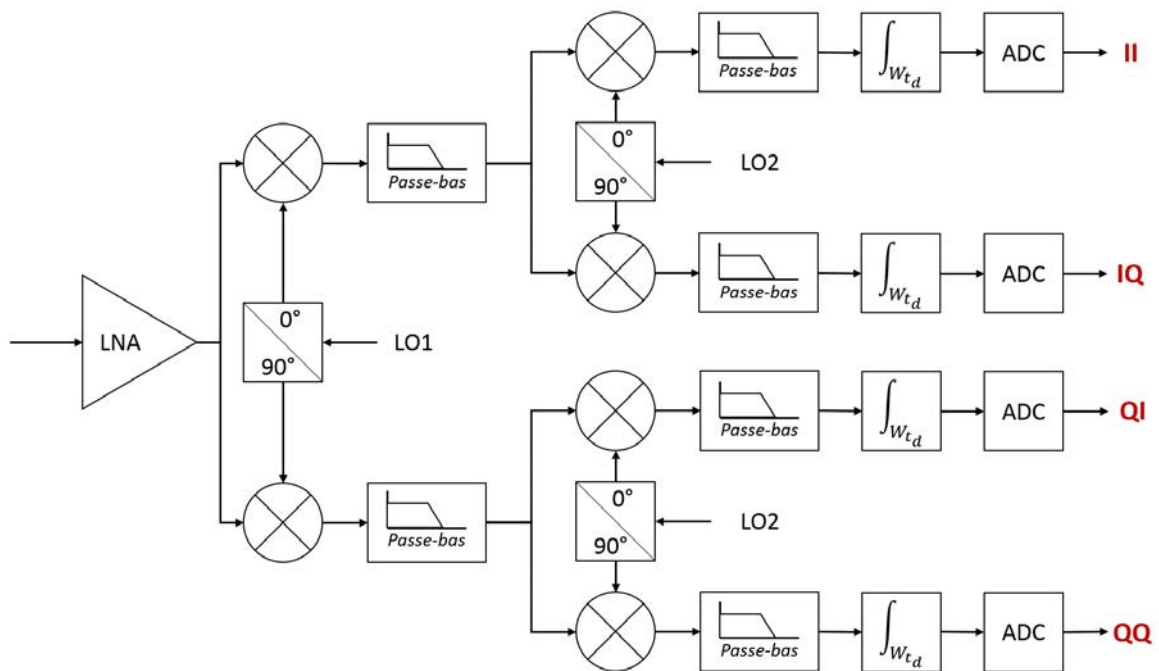


FIGURE 2.1 – Exemple d'architecture de récepteur à double-quadrature.

Le signal reçu est tout d'abord amplifié par l'amplificateur faible bruit (ou *Low Noise Amplifier* (LNA)) puis converti en bande de base grâce à un système de double mélange permettant, à oscillateur local fixe, d'adresser plusieurs bandes fréquentielles par simple recombinaison. Le premier mélange (LO1) est configurable à 4 ou 8 GHz, puis vient le second mélange (LO2) fixe à 500 MHz mais qui peut être contourné, ce qui revient à le représenter comme un mélange lui-même configurable, cette fois à 0 ou à 500 MHz, comme sur la figure 2.1. Ainsi, le système est capable d'adresser 2 bandes (à 4 et 8 GHz), réparties sur 3 fréquences centrales (3.5, 4, 4.5 et 7.5, 8, 8.5 GHz) par combinaisons linéaires des 4 voies de sortie (II, IQ, QI, QQ) résultantes. Le tableau 2.1 décrit ces combinaisons en fonction du canal de communication choisi.

TABLEAU 2.1 – Combinaisons des 4 voies sortantes en fonction du canal de communication sélectionné.

Canal	Fréquence centrale (MHz)	Largeur de bande (MHz)	Combinaison des voies
1	3494.4	559	$Z = (II - QQ) + j(QI - IQ)$
2	3993.6	559	$Z = II + jQI$
3	4492.8	559	$Z = (II + QQ) + j(QI + IQ)$
4	3993.6	1118	$Z = II + jQI$
8	7488.0	559	$Z = (II - QQ) + j(IQ - QI)$
9	7987.2	559	$Z = II + jQI$
10	8486.4	559	$Z = (II + QQ) + j(IQ + QI)$
11	7987.2	1118	$Z = II + jQI$

Avant d'être combinées, les 4 voies sont intégrées de manière cohérente dans des fenêtres de durée $\Delta t_d = 2$ ns, réparties toutes les nanosecondes. Ainsi deux fenêtres successives se recouvrent à 50%. Cette opération permet de réaliser un échantillonnage du signal. Dans ce qui suit, nous définissons l'intervalle de la fenêtre d'intégration centrée en $t_d \in \mathbb{N}$ par $W_{t_d} = \left[t_d - \frac{\Delta t_d}{2}, t_d + \frac{\Delta t_d}{2} \right]$.

La partie numérique du récepteur réalise ensuite les différents traitements nécessaires à la réception des données transmises, à l'estimation de la réponse impulsionnelle du canal et du temps d'arrivée du premier trajet. L'échange de données se fait sous forme de paquets constitués d'un en-tête permettant la synchronisation, suivi des données. La synchronisation permet (entre autres) de repérer la position temporelle des impulsions reçues, ce qui est indispensable pour l'estimation des données envoyées mais qui permet aussi de réaliser une estimation de la réponse impulsionnelle du canal de propagation.

Pour finir, le récepteur fournit une estimation du signal reçu échantillonné à 1 ns en fournissant le module au carré de la combinaison complexe des 4 voies, soit $|Z|^2$, que nous appellerons par la suite "bins".

2.1.2 Canal de propagation IR-UWB en intérieur

Pour un système radio on définit le canal de transmission comme étant le système composé des antennes d'émission et de réception ainsi que du canal de propagation. Comme l'illustre de manière schématique la figure 2.2, le signal $s_e(t, f_c)$ (de fréquence centrale f_c) est émis via l'antenne de l'émetteur Tx en fonction du diagramme de l'antenne, transformé lors de sa propagation, puis reçu sur l'antenne du récepteur Rx en tant que signal $s_r(t, f_c)$.

Lors de sa propagation entre les deux antennes le signal $s_e(t, f_c)$ est rayonné dans toutes les directions de l'espace en fonction du diagramme de l'antenne d'émission, et peut alors subir différentes interactions avec l'environnement. Le canal de propagation tient donc compte des multiples interactions que peut subir le signal émis avec l'environnement lors de la transmission. La figure 2.3 résume et illustre les diverses interactions possibles.

Au final, le signal reçu au niveau de l'antenne réceptrice correspond, non pas à la simple im-

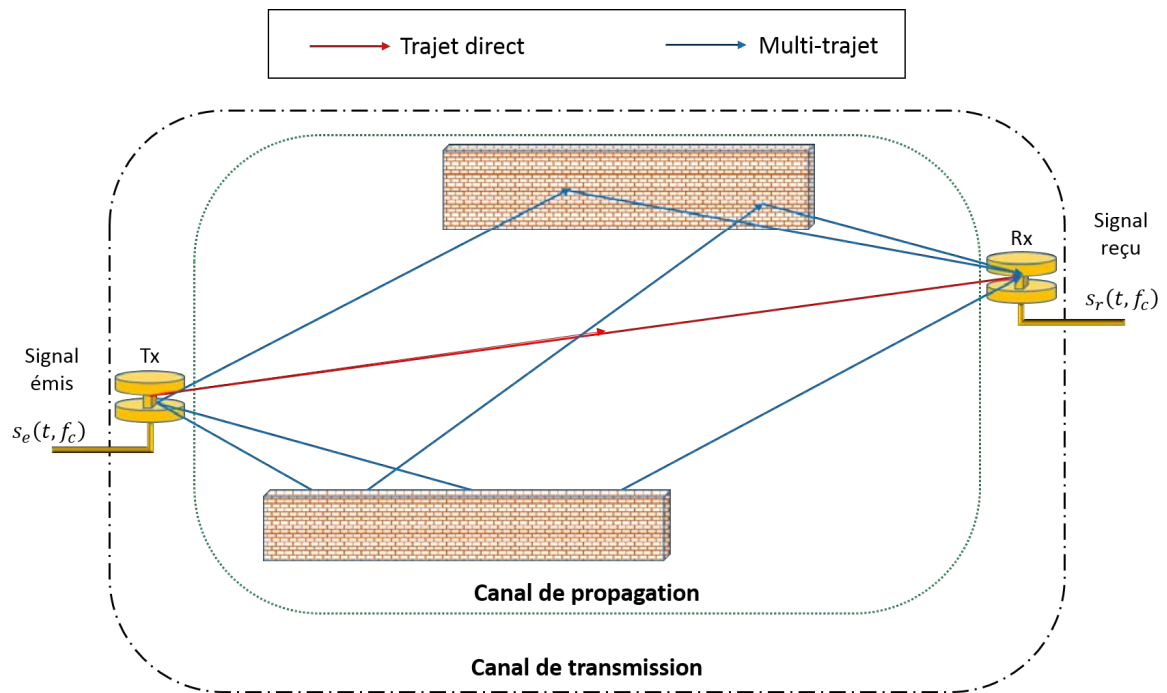


FIGURE 2.2 – Canal de propagation et canal de transmission.

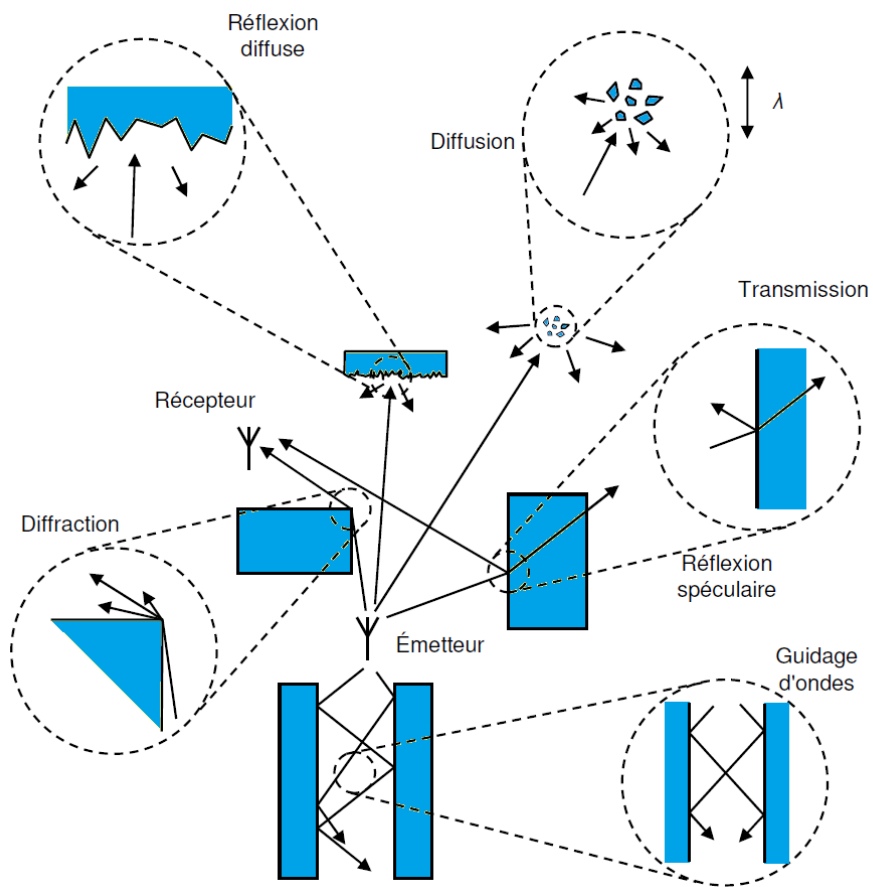


FIGURE 2.3 – Principaux mécanismes de propagation [19].

pulsion émise, mais à une recombinaison des diverses répliques appelées composantes multi-trajets ou MPCs. La présence de ces MPCs, ayant subi (du fait des interactions ainsi que de la distance supplémentaire parcourue) une atténuation, un retard à l'arrivée ainsi qu'un filtrage introduisant par exemple des non-linéarités, peut alors conduire à une distorsion importante du signal reçu. De plus, la présence d'obstacles (murs, personnes, mobiliers...) dans l'environnement peut également empêcher la réception du trajet en LoS. Dans ce cas, seuls les trajets en NLoS, parviennent au récepteur. On comprend alors que dans cette situation le ToF mesuré correspond au ToF de la première MPC en NLoS, qui du fait du parcours supplémentaire effectué comporte un retard vis-à-vis du trajet direct.

Dans cette thèse, nous nous focaliserons sur l'étude du canal de propagation dans les environnements en intérieur, qui, de par la présence de murs, du mobilier et des dimensions de l'espace environnant, est marqué par la présence et la forte densité de MPCs.

2.1.2.1 Modélisation du canal

La modélisation et la représentation temporelle du canal de propagation, traduisant la transformation de $s_e(t, f_c)$ en $s_r(t, f_c)$ dans le cas de la propagation à trajets multiples peut se faire par le biais de sa réponse impulsionnelle ou CIR. Le signal reçu $s_r(t, f_c)$ étant dans ce contexte une superposition de répliques du signal émis $s_e(t, f_c)$ différemment atténuées et retardées, la transformation due au canal peut alors être vue comme un filtre linéaire en première approximation. Par définition, cette CIR correspondrait au signal reçu après avoir émis une impulsion de Dirac. Cependant, ce type d'impulsion étant purement théorique, l'amalgame entre la réponse impulsionnelle du canal à un Dirac et la réponse du canal à une impulsion réelle est souvent fait dans la littérature IR-UWB. C'est pourquoi nous choisissons de noter CIR_{th} pour la réponse impulsionnelle du canal, et CIR la réponse du canal à une impulsion réelle.

Dans la littérature nous trouvons plusieurs types de modèles de canaux IR-UWB visant à donner le profil de la CIR, que l'on peut diviser en deux grands groupes : les modèles statistiques et les modèles déterministes.

Les modèles déterministes sont basés sur la connaissance fine de l'environnement de propagation (plan de structure, matériaux de compositions, mobiliers...), des antennes utilisées ainsi que de la forme d'onde correspondant au signal émis. Ce type de modèle tient alors compte des divers phénomènes illustrés figure 2.3 en exploitant les lois de l'électromagnétisme (lois de Maxwell) et permet d'obtenir une CIR réaliste. Cependant ce type de modélisation nécessite une grande puissance de calcul afin de résoudre les équations de Maxwell. On peut donner comme exemple les modèles suivants : modèle de Yao [22], modèle d'Attiya et le modèle de Uguen et Tchoffo Talom [21].

Les modèles statistiques sont, eux, basés sur l'étude expérimentale d'un grand nombre de mesures afin de déterminer de manière statistique les paramètres d'une formulation mathématique de la CIR. Ce type de modèle permet la mise en œuvre et l'évaluation des performances d'algorithmes en générant aléatoirement une réponse impulsionnelle représentative d'un type d'environnement donné, sans se préoccuper de l'ensemble des détails (murs, éléments du mobilier...) le constituant. On peut ainsi donner par la suite une évaluation statistique des performances de la solution considérée en testant celle-ci sur un grand nombre de tirages. On peut donner comme

exemple les modèles suivants : modèle Cassioli-Win-Molisch [4, 5], modèle IEEE 802.15.3a [8], modèle IEEE 802.15.4a [16].

Dans le contexte de cette thèse, nous souhaitons étudier l'évolution des MPCs présentent dans la CIR en situation de mobilité. Nous utiliserons pour cela un simulateur afin de pouvoir comprendre, développer et tester nos solutions algorithmiques. Sans perte de généralité, nous choisissons arbitrairement de définir les émetteurs en tant que stations de base, ou ancres, dont les positions fixes seront supposées connues, et de définir les récepteurs en tant que mobiles à localiser dans l'environnement.

Le simulateur de canal dynamique utilisé est un modèle que l'on peut définir comme semi-déterministe, décrit dans [23]. Celui-ci exploite le modèle statistique IEEE 802.15.4a lors d'un premier tirage puis fait évoluer chacune des MPCs de manière déterministe en fonction du déplacement du mobile. Ce modèle gère également les situations de disparition de MPCs et de clusters ainsi que les situations d'apparition de nouveaux clusters en veillant à toujours préserver la meilleure conformité possible vis-à-vis du modèle IEEE 802.15.4a à chaque instant. Nous allons maintenant nous intéresser plus en détails au modèle statistique IEEE 802.15.4a.

2.1.2.2 Modèle IEEE 802.15.4a

Parallèlement au développement du standard IEEE 802.15.4a, le groupe de travail a également développé un modèle statistique de canaux pour des signaux UWB [16]. Ce modèle permet ainsi de générer une réponse impulsionnelle aléatoire, en particulier, pour la plage de fréquence de 2 à 10 GHz, et les environnements suivants : intérieur résidentiel (CM1 et CM2), bureau d'intérieur (CM3 et CM4), industriel (CM7 et CM8), extérieur (CM5 et CM6) et extérieur ouvert (CM9), permettant également de faire le choix entre une condition LoS ou NLoS.

Le modèle IEEE 802.15.4a s'appuie sur une extension du formalisme de [20], donné en (2.1), pour un instant k , en fonction du retard t . Cette représentation dans l'espace "temps-retard", rend compte de la présence de répliques du signal émis. La réponse impulsionnelle du canal ou CIR_{th} est vu comme la somme discrète de contributions individuelles, appelée rayon, possédant une amplitude, une phase et un retard, eux-mêmes appartenant à des groupes de rayons, appelés clusters.

$$h^{(k)}(t) = \sum_{l=1}^{L^{(k)}} \sum_{m=1}^{M_l^{(k)}} \alpha_{m,l}^{(k)} e^{j\theta_{m,l}^{(k)}} \delta\left(t - T_l^{(k)} - \tau_{m,l}^{(k)}\right) \quad (2.1)$$

avec

- $L^{(k)}$: le nombre de clusters.
- $M_l^{(k)}$: le nombre de rayons dans le l -ième cluster.
- $T_l^{(k)}$: l'instant d'arrivée du l -ième cluster.
- $\alpha_{m,l}^{(k)}$, $\theta_{m,l}^{(k)}$, $\tau_{m,l}^{(k)}$: respectivement l'amplitude, la phase et l'instant d'arrivée associés au m -ième rayon à l'intérieur du l -ième cluster.

Dans [20], les auteurs proposent également un profil amplitude-retard lié à (2.1). La figure 2.4 illustre ce profil amplitude-retard, avec :

- Γ : le coefficient de décroissance exponentielle inter-clusters.
- γ_l : les coefficients de décroissance exponentielle intra-cluster.
- Λ : le taux d'arrivée des clusters, suivant une distribution de Poisson.
- λ_1, λ_2 : les taux d'arrivée des trajets suivant deux distributions de Poisson.
- β : le paramètre de mélange pour la combinaison des deux distributions de Poisson de paramètres λ_1, λ_2 .

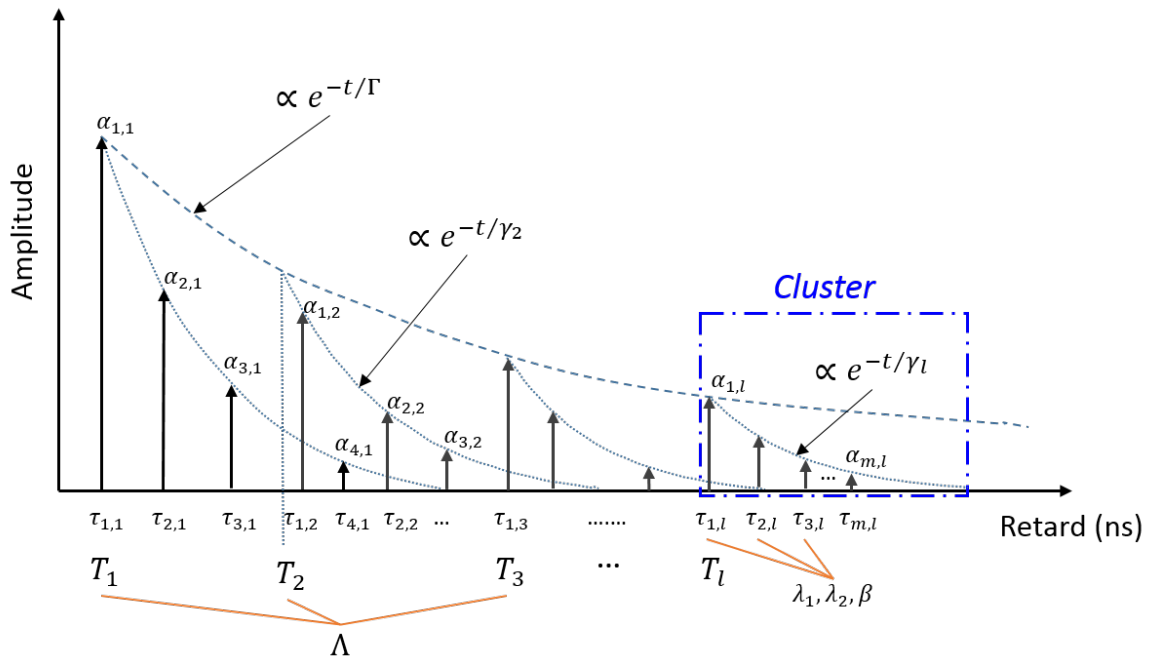


FIGURE 2.4 – Profil amplitude-retard selon le formalisme du standard IEEE 802.15.4a.

Par la suite, nos simulations seront basées sur des tirages de canaux issus du code MATLAB figurant dans le rapport [16]. Le tableau 2.2 donne les valeurs numériques des principaux paramètres du modèle, où L_{moyen} représente le nombre moyen de clusters.

Nous exploiterons les environnements en intérieur (CM1, CM2, CM3, CM4), mais pas les environnements industriels (CM7, CM8). En effet, ces derniers sont considérés comme extrêmement denses en multi-trajets au point que la cohérence spatio-temporelle des trajets n'est plus visible.

On peut remarquer que le canal CM3 possède des clusters plus éloignés les uns des autres que le canal CM1, mais avec une densité plus importante en MPCs par clusters, ce qui signifie potentiellement plus d'interférences entre MPCs, ainsi qu'une plus grande difficulté à les distinguer.

TABLEAU 2.2 – Valeurs numériques données pour le modèle de canal IR-UWB du standard IEEE 802.15.4a.

Canal	Type	L_{moyen}	Λ (1/ns)	λ_1, λ_2 (1/ns)	β	Γ (ns)	γ_l (ns)
CM1	Résidentiel LOS	3	0.047	1.54; 0.15	0.095	22.61	12.53
CM2	Résidentiel NLOS	3.5	0.12	1.77; 0.15	0.045	26.27	17.50
CM3	Bureau LOS	5.4	0.016	0.19; 2.97	0.0184	14.6	6.4
CM4	Bureau NLOS	3.1	0.19	0.11; 2.09	0.0096	19.8	11.2
CM5	Extérieur LOS	13.6	0.0448	0.13; 2.41	0.0078	31.7	3.7
CM6	Extérieur NLOS	10.5	0.0243	0.15; 1.13	0.062	104.7	9.3
CM7	Industriel LOS	4.75	0.0709	NA	NA	13.47	0.615
CM8	Industriel NLOS	1	0.089	NA	NA	5.83	0.3
CM9	Extérieur ouvert NLOS	3.31	0.0305	0.0225; 1	1	56	0.92

2.2 Modèles du canal estimé avec interférence entre composantes multi-trajets

2.2.1 Modèle analytique du canal estimé par le récepteur

A chaque instant k , l'impulsion émise $s_e^{(k)}(t, f_c)$ à la fréquence centrale f_c et la bande passante BW, peut-être modélisée par une sinusoïde multipliée par une enveloppe Gaussienne de la manière suivante :

$$s_e^{(k)}(t, f_c) = A_e \cos\left(2\pi f_c(t - t_c) + \phi^{(k)}\right) e^{-\left(\frac{(t-t_c)^2}{2T_{BW}^2}\right)} \quad (2.2)$$

avec :

- A_e : l'amplitude de l'impulsion émise
- f_c : la fréquence centrale
- t_c : la position temporelle du centre de l'impulsion, en supposant une forme d'onde symétrique
- $\phi^{(k)} \in [0, 2\pi]$: la phase à l'émission considérée comme inconnue, modélisée par une variable aléatoire uniformément répartie
- T_{BW} : la constante de temps, fonction de la bande passante BW de l'impulsion, donnée à Mt_{dB} (dB), par la relation suivante :

$$T_{BW} = \frac{\sqrt{2}}{\pi BW} \sqrt{\frac{-Mt_{dB}}{20 \log(e)}} \quad (2.3)$$

Le récepteur, se trouvant à la sortie du canal de propagation, va estimer la réponse du canal à l'impulsion (2.2). Le signal reçu sur l'antenne correspond à la convolution entre la réponse impulsionnelle du canal sur une bande infinie (CIR_{th}) avec l'impulsion émise, comme l'illustre la figure 2.5.

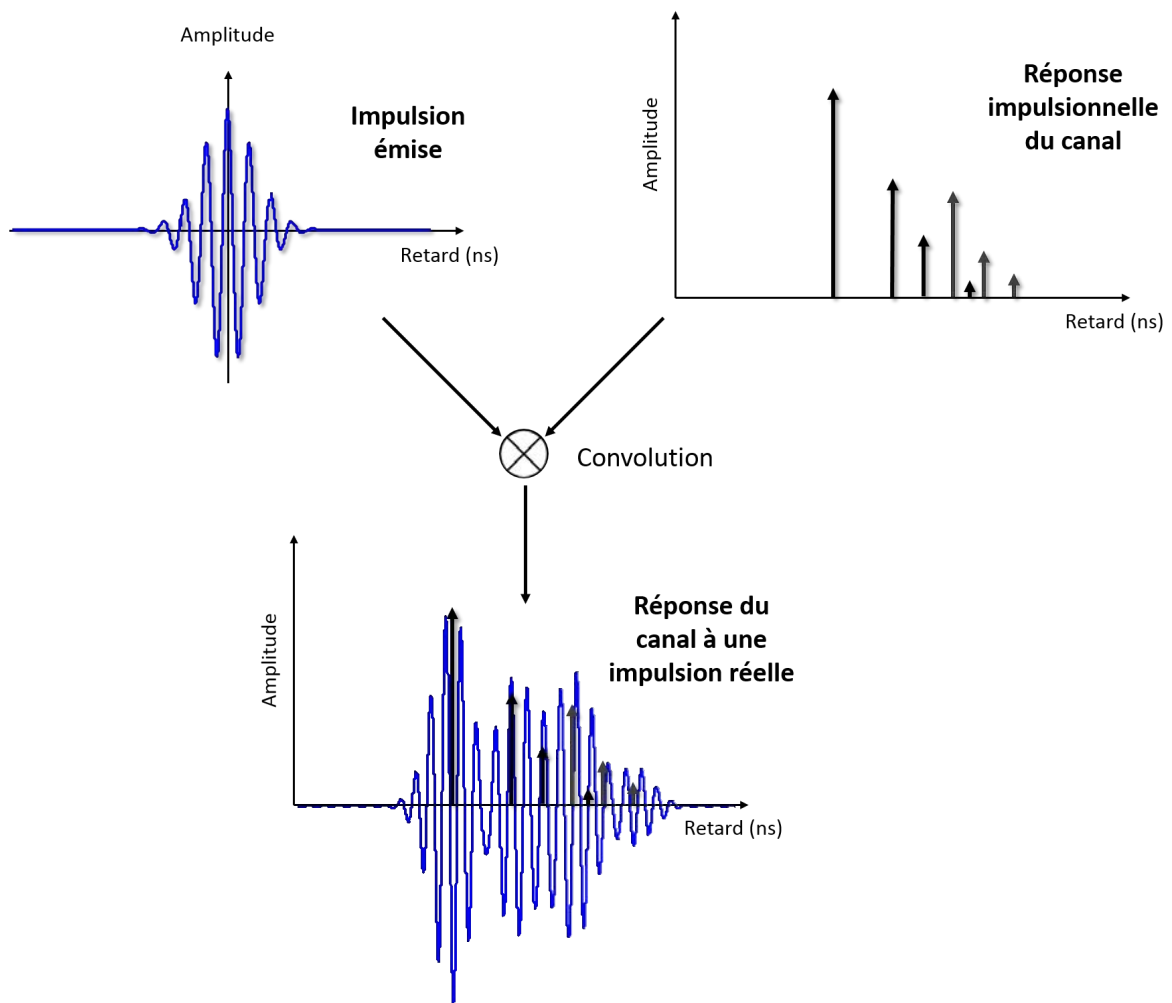


FIGURE 2.5 – Signal reçu sur l'antenne, en l'absence de bruit.

En généralisant (2.1) (c'est-à-dire en omettant volontairement la distinction entre clusters) puis en considérant $t_c = 0$ comme origine des retards dans le relation (2.2), on peut ainsi modéliser la CIR mesurée sans bruit comme la somme des $N = \sum_{l=1}^L M_l$ composantes multi-trajets (MPCs) indexées par i .

$$s_r^{(k)}(t, f_c) = \sum_{i=1}^N A_e \alpha_i^{(k)}(f_c) \cos\left(2\pi f_c \left(t - \tau_i^{(k)}\right) + \theta_i^{(k)} + \phi^{(k)}\right) e^{-\left(\frac{(t - \tau_i^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} \quad (2.4)$$

Dans la suite, afin de simplifier les expressions nous considérerons que la perte en amplitude due à la propagation (le *path loss*) est incluse dans les $\alpha_i^{(k)}(f_c)$, et nous noterons :

- $A_i^{(k)}(f_c) = A_e \alpha_i^{(k)}(f_c)$
- $\Upsilon_i^{(k)} = \theta_i^{(k)} + \phi^{(k)}$
- $\Psi_i^{(k)}(f_c) = 2\pi f_c \tau_i^{(k)} - \Upsilon_i^{(k)}$

Comme mentionné dans la section 2.1, le signal reçu est converti en bande de base par le double mélange puis intégré, ce qui, en omettant l'amplification faite par le LNA, peut s'exprimer de la façon suivante :

$$\begin{aligned} \Pi^{(k)}(t_d, f_c) &= \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \cos(2\pi f_{LO1} t) \cos(2\pi f_{LO2} t) dt \\ IQ^{(k)}(t_d, f_c) &= \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \cos(2\pi f_{LO1} t) \sin(2\pi f_{LO2} t) dt \\ QI^{(k)}(t_d, f_c) &= \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \sin(2\pi f_{LO1} t) \cos(2\pi f_{LO2} t) dt \\ QQ^{(k)}(t_d, f_c) &= \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \sin(2\pi f_{LO1} t) \sin(2\pi f_{LO2} t) dt \end{aligned} \quad (2.5)$$

La conversion en bande de base, assurée par le double mélange et la combinaison des quatre sorties, peut être décrite plus simplement comme la multiplication du signal reçu par $e^{-j2\pi f_c t}$. Nous pouvons ainsi simplifier le modèle des combinaisons données dans le tableau 2.1 en écrivant :

$$Z^{(k)}(t_d, f_c) = \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \cos(2\pi f_c t) dt - j \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \sin(2\pi f_c t) dt \quad (2.6)$$

Ainsi, l'estimation discrète de la CIR sous forme de "bins" correspondant au module au carré de la combinaison des sorties peut s'écrire :

$$\begin{aligned} bin^{(k)}(t_d, f_c) &= |Z^{(k)}(t_d, f_c)|^2 \\ &= \left(\int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \cos(2\pi f_c t) dt \right)^2 + \left(- \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \sin(2\pi f_c t) dt \right)^2 \end{aligned} \quad (2.7)$$

Négligeant les termes en $2f_c$ (filtrés par le filtre passe-bas dans la chaîne du récepteur (figure 2.1) et en reprenant l'expression (2.4), les termes de (2.7) peuvent s'écrire comme suit :

$$\begin{aligned} \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \cos(2\pi f_c t) dt &= \int_{W_{t_d}} \sum_{i=1}^N A_i^{(k)}(f_c) \cos\left(2\pi f_c t - \Psi_i^{(k)}(f_c)\right) e^{-\left(\frac{(t - \tau_i^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} \cos(2\pi f_c t) dt \\ &\approx \int_{W_{t_d}} \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} A_i^{(k)}(f_c) \cos\left(\Psi_i^{(k)}(f_c)\right) e^{-\left(\frac{(t - \tau_i^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \end{aligned} \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned}
 \int_{W_{t_d}} s_r^{(k)}(t, f_c) \sin(2\pi f_c t) dt &= \int_{W_{t_d}} \sum_{i=1}^N A_i^{(k)}(f_c) \cos(2\pi f_c t - \psi_i^{(k)}(f_c)) e^{-\left(\frac{(t-\tau_i^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} \sin(2\pi f_c t) dt \\
 &\approx \int_{W_{t_d}} \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} A_i^{(k)}(f_c) \sin(\psi_i^{(k)}(f_c)) e^{-\left(\frac{(t-\tau_i^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

Au final, l'expression du canal estimé par le récepteur, en l'absence de bruit et à un instant k , de fréquence centrale f_c et de bande BW est donnée par :

$$bin^{(k)}(t_d, f_c) = \left| \int_{W_{t_d}} \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} A_i^{(k)}(f_c) e^{-j\psi_i^{(k)}(f_c)} e^{-\left(\frac{(t-\tau_i^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right|^2 \tag{2.10}$$

La figure 3.2 illustre les expressions (2.1), (2.4) et (2.10), pour un tirage de canal CM1 particulier, en l'absence de bruit.

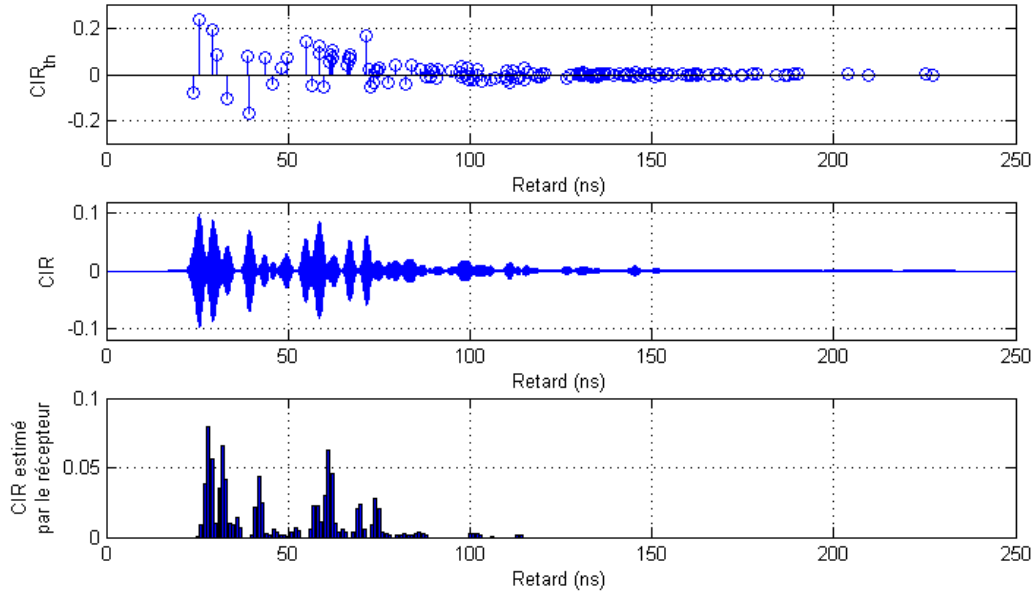


FIGURE 2.6 – Exemple de réponse impulsionnelle d'un canal IR-UWB simulé. (Haut) Réponse impulsionnelle théorique, en réponse à une impulsion de Dirac, (Milieu) Réponse impulsionnelle (sans bruit) du canal à une impulsion réelle et (Bas) Réponse impulsionnelle (sans bruit) estimée par le récepteur, sous forme de "bins" de 1 ns, après intégration dans des fenêtres de $\Delta t_d = 2$ ns, se chevauchant à 50%.

2.2.2 Modèle analytique simplifié des interférence entre multi-trajets

Comme nous l'avons précédemment mentionné, les écarts de temps de vol (et donc de ToA) entre les MPCs peuvent conduire à la superposition de leurs impulsions et ainsi donner lieu à des phénomènes d'interférence au niveau du signal reçu. Ces interférences, peuvent être constructives ou destructives, masquant ainsi la présence de certaines MPCs, et rendant le suivi de celles-ci difficile. Sous certaines conditions, les interférences destructives peuvent masquer complètement la présence de certaines. Il est donc important d'étudier et de modéliser ce phénomène.

Pour commencer, partons du cas le plus simple, c'est à dire ne contenant qu'une seule MPC (N = 1). Dans ce cas il est possible de développer (2.10) afin de définir la contribution d'une MPC isolée, de façon similaire à (2.11).

$$\begin{aligned}
 bin^{(k)}(t_d, f_c) &= \left| \int_{W_{t_d}} \frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) e^{-j\psi_1^{(k)}(f_c)} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right|^2 \\
 &= \left| \frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) e^{-j\psi_1^{(k)}(f_c)} \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right|^2 \\
 &= \left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

Afin de suivre dans des conditions favorables les différentes MPCs dans une perspective de localisation multi-trajets (c'est-à-dire, à partir de profils énergétiques multi-trajets les plus réguliers et continus possibles, en fonction du temps d'acquisition, sans interférences entre MPCs), nous aimerions idéalement pouvoir écrire (2.10) comme la simple somme des contributions distinctes¹ de chacune, de la forme :

$$bin^{(k)}(t_d, f_c) = \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{2} A_i^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_i^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 \tag{2.12}$$

Par soucis d'illustration, nous allons maintenant étudier l'interférence générée entre deux MPCs, notés MPC₁ et MPC₂ (i.e. maintenant N = 2).

$$\begin{aligned}
 bin^{(k)}(t_d, f_c) &= \\
 &\left(\frac{A_1^{(k)}(f_c)}{2} \cos(\psi_1^{(k)}(f_c)) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt + \frac{A_2^{(k)}(f_c)}{2} \cos(\psi_2^{(k)}(f_c)) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 \\
 &+ \left(-\frac{A_1^{(k)}(f_c)}{2} \sin(\psi_1^{(k)}(f_c)) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt - \frac{A_2^{(k)}(f_c)}{2} \sin(\psi_2^{(k)}(f_c)) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2
 \end{aligned} \tag{2.13}$$

Après développements et simplifications, (2.13) se réduit à :

$$\begin{aligned}
 bin^{(k)}(t_d, f_c) &= \left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 + \left(\frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 \\
 &+ 2 \cos(\psi_1^{(k)}(f_c) - \psi_2^{(k)}(f_c)) \left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right) \left(\frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)
 \end{aligned} \tag{2.14}$$

1. Par "distinctes", on entend ici "qui auraient été observées de manière indépendante en l'absence des autres impulsions".

où le troisième terme correspond à un terme d'interférence entre les deux impulsions, chacune se produisant dans la fenêtre de durée Δt_d centrée autour de t_d . Dans ce qui suit, nous notons $I^{(k)}(t_d, f_c)$ ce terme d'interférence.

La formulation donnée en (2.12) peut alors se traduire dans notre étude avec seulement deux MPCs par la condition suivante : pour tout t_d , le terme $I^{(k)}(t_d, f_c)$ est très inférieur aux contributions nominales de chaque MPCs. Ainsi, on peut approximer $bin^{(k)}(t_d, f_c)$ sans terme d'interférence, comme en (2.15) :

$$bin^{(k)}(t_d, f_c) \approx \left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 + \left(\frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 \quad (2.15)$$

Pour cela, nous chercherons à réduire, voire même à annuler, $I^{(k)}(t_d, f_c)$. Afin d'étudier plus en détail ce terme d'interférences, sans perte de généralité, nous nous plaçons dans le cas où une des impulsions est au centre d'une des fenêtres d'intégration, et nous étudions alors l'interférence de la seconde impulsion lors de son passage dans cette fenêtre. Nous nous plaçons donc en $t_d = \tau_1^{(k)}$, et étudions l'amplitude de $I^{(k)}(t_d = \tau_1^{(k)}, f_c)$ en fonction de la différence des ToA des deux MPCs, notée $\Delta\tau^{(k)} = \tau_1^{(k)} - \tau_2^{(k)}$ ainsi que de la différence de leurs phases, notée $\Delta\gamma^{(k)} = \gamma_1^{(k)} - \gamma_2^{(k)}$.

En utilisant la fonction erf définie comme :

$$\text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (2.16)$$

Nous pouvons alors exprimer, avec dans ce cas $W_{t_d} = W_{\tau_1^{(k)}} = \left[\tau_1^{(k)} - \frac{\Delta t_d}{2}, \tau_1^{(k)} + \frac{\Delta t_d}{2} \right]$:

$$\begin{aligned} I^{(k)}(t_d = \tau_1^{(k)}, f_c) &= 2 \cos(\psi_1^{(k)}(f_c) - \psi_2^{(k)}(f_c)) \times \frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \sqrt{\frac{\pi}{2}} T_{BW} \left(2 \text{erf}\left(\frac{\Delta t_d}{2\sqrt{2}T_{BW}}\right) \right) \\ &\quad \times \frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \sqrt{\frac{\pi}{2}} T_{BW} \left(\text{erf}\left(\frac{\Delta\tau^{(k)} + \frac{\Delta t_d}{2}}{\sqrt{2}T_{BW}}\right) - \text{erf}\left(\frac{\Delta\tau^{(k)} - \frac{\Delta t_d}{2}}{\sqrt{2}T_{BW}}\right) \right) \\ &= I(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)}) \end{aligned} \quad (2.17)$$

L'étude de (2.14) montre que du fait du terme $\cos(\psi_1^{(k)}(f_c) - \psi_2^{(k)}(f_c)) \in [-1, 1]$, l'expression de (2.14) peut être encadrée entre :

$$\begin{aligned} bin^{(k)}(t_d, f_c) &> \left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt - \frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 \\ bin^{(k)}(t_d, f_c) &< \left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt + \frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 \end{aligned} \quad (2.18)$$

En définissant (2.15) comme référence de ce que nous cherchons à obtenir, nous pouvons normaliser l'expression de $I(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$.

$$I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)}) = \frac{I(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})}{\left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 + \left(\frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2} \quad (2.19)$$

Ainsi, $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)}) > 0$ signifie que nous sommes en présence d'interférences constructives, $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)}) < 0$ signifie que nous sommes en présence d'interférences destructives.

La figure 2.7 (haut) montre des illustrations de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ en fonction de $\Delta\tau$ pour trois valeurs différentes de $\Delta\gamma$, en prenant des amplitudes telles que $A_1^{(k)}(f_c) = A_2^{(k)}(f_c) = 1$.

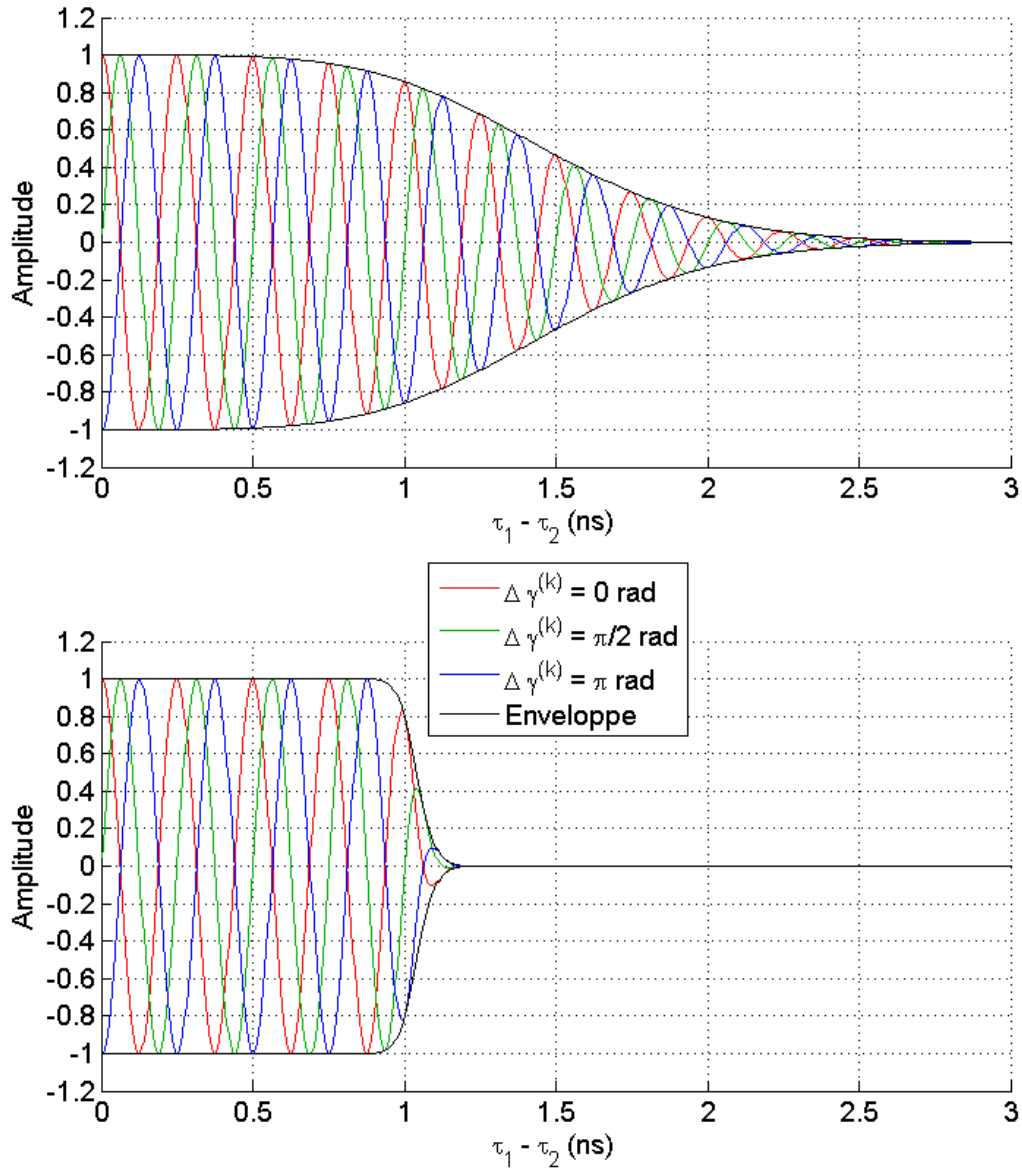


FIGURE 2.7 – $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ en fonction de $\Delta\tau$ pour trois valeurs différentes de $\Delta\gamma$, avec $\Delta t_d = 2$ ns, $A_1^{(k)}(f_c) = A_2^{(k)}(f_c) = 1$ et $f_c = 4$ GHz. (Haut) $T_{BW} = 0.64$ ns. (Bas) $T_{BW} = 0.064$ ns.

Dans ce qui suit, par souci de simplification, et bien qu'elle soit à support temporel infini, nous choisissons de définir la durée de l'impulsion correspondante à une MPC comme étant la durée contenant plus de 99 % de la contribution énergétique de l'impulsion. Cette durée sera notée ΔG_p ,

et définie par :

$$\Delta G_p / \int_{t-\frac{\Delta G_p}{2}}^{t+\frac{\Delta G_p}{2}} e^{-\left(\frac{t^2}{2T_{BW}^2}\right)} = 0.99 \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\left(\frac{t^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \quad (2.20)$$

D'après la définition (2.20), on a $\Delta G_p \approx 6 T_{BW}$. Sans fenêtres d'intégration, on peut alors considérer que deux MPCs n'interfèrent entre elles que lorsque leur différence de marche, et donc la différence entre leur ToAs $|\Delta\tau|$, est inférieure à la largeur des impulsions ΔG_p , comme on peut le voir sur la figure 2.8.

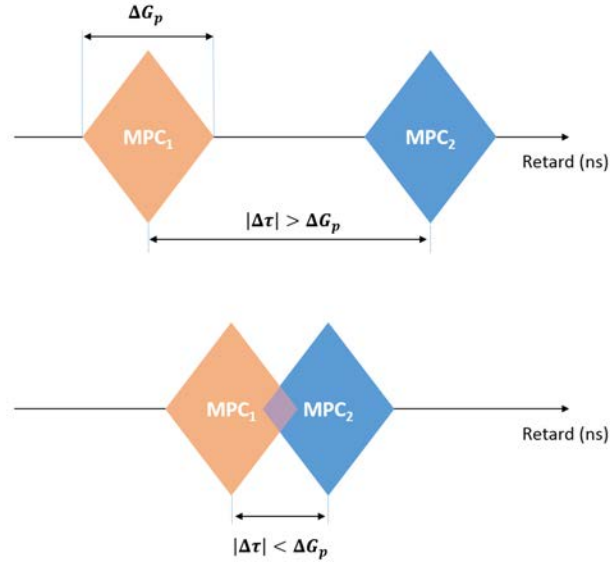


FIGURE 2.8 – Illustration de la condition de présence d'interférences, sans fenêtres d'intégration, en fonction de $|\Delta\tau|$ et de ΔG_p

Mais en présence de fenêtres d'intégration, deux MPCs vont générer des interférences lorsque celles-ci sont dans la même fenêtre, comme on peut le voir sur la figure 2.9.

On peut alors remarquer sur la figure 2.7 trois zones différentes (et donc, trois régimes d'interférence) en fonction de $\Delta\tau$, correspondant à :

1. pour $|\Delta\tau| \in [0, \frac{\Delta t_d}{2} [$, les deux impulsions sont dans la même fenêtre d'intégration et le terme d'interférence normalisé peut alors varier de -1 à 1. Dans ces conditions il est alors possible d'observer une annulation totale du signal estimé dans cette fenêtre, dans le cas où $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)}) = -1$
2. pour $|\Delta\tau| \in [\frac{\Delta t_d}{2}, \frac{\Delta t_d}{2} + \frac{\Delta G_p}{2} [$, la MPC₂ quitte progressivement la fenêtre d'intégration, par conséquent la portion de l'impulsion de MPC₂ qui interfère avec l'impulsion de MPC₁ décroît, tout comme l'amplitude des variations possibles de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$.
3. pour $|\Delta\tau| > \frac{\Delta t_d}{2} + \frac{\Delta G_p}{2}$, les contributions des deux MPCs sont maintenant séparées et $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ est proche de zéro.

Une façon classique de réduire l'interférence entre les MPCs consiste à augmenter la largeur de bande. La figure 2.7 (bas) illustre une telle augmentation dans le contexte de la figure 2.7 (haut). Comme prévu, on note alors que la zone n°2 est bien plus courte, alors que la zone n°1 reste, quant à elle, inchangée. Par conséquent, une simple augmentation de la largeur de la bande ne permet

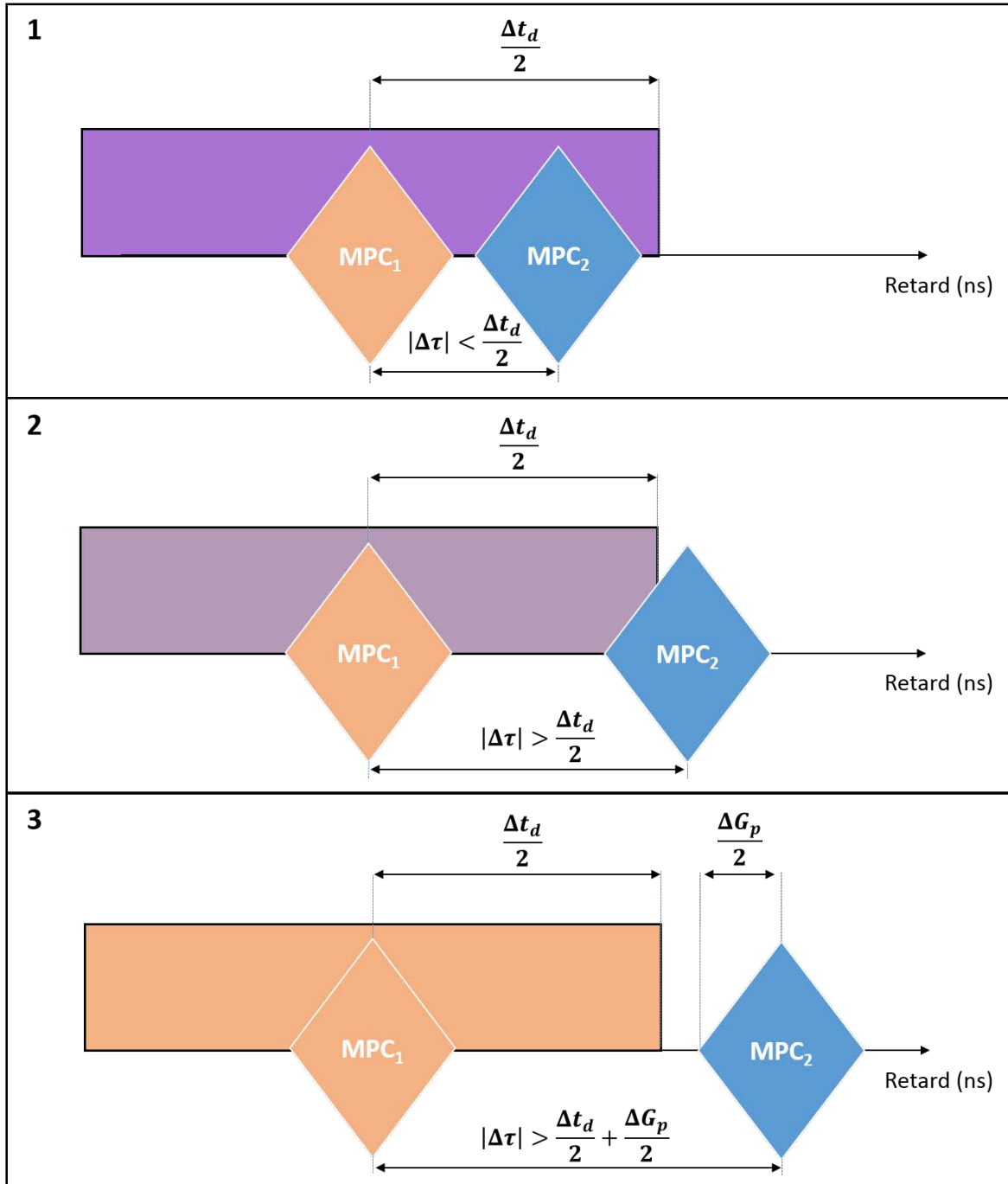


FIGURE 2.9 – Illustration de la condition de présence d'interférences, avec fenêtres d'intégration, en fonction de $|\Delta\tau|$, ΔG_p et de Δt_d .

pas de réduire les interférences entre MPCs du moment que ces MPCs se trouvent dans la même fenêtre d'intégration.

Cependant, comme nous l'avons vu précédemment, le récepteur décrit ici est capable d'utiliser plusieurs canaux de communication, opérant sur différentes fréquences centrales, et ce afin de permettre l'utilisation simultanée de plusieurs dispositifs de localisation dans un même environnement donné. Nous proposons donc, dans le cas où le dispositif est seul dans l'environnement, d'utiliser de manière opportune ces canaux de communications dans le but d'apporter de la diversité fréquentielle. En supposant que le dispositif soit capable de changer de canal de communication et d'estimer la CIR de l'instant de mesure k avec différentes fréquences centrales durant le temps de cohérence du canal, par exemple en passant d'une sous-bande à l'autre suffisamment rapidement, on pourra alors combiner les $bin^{(k)}$ obtenus pour chaque canal de communication, afin de réduire les interférences entre MPCs.

En notant $l = 1 \dots W$, les canaux de communication utilisés, nous écrivons donc la combinaison des multiples CIR estimées (ou CMC) de la manière suivante :

$$bin_m^{(k)}(t_d) = \sum_{l=1}^W \beta_l bin_l^{(k)}(t_d, f_{c_l}) \quad (2.21)$$

Dans notre cas, en utilisant les canaux de communication 1, 2 et 3 (de fréquences centrales 3.5, 4.0, et 4.5 GHz) ou les canaux 5, 6 et 7 (de fréquences centrales 7.5, 8.0, et 8.5 GHz), nous pouvons alors considérer que les MPCs reçues sont identiques en première approximation (mêmes valeurs d'amplitude, de phase et de retard), les interactions électromagnétiques avec l'environnement (fonction de la fréquence) pouvant elles-mêmes être raisonnablement considérées comme identiques, compte tenu de l'écart fréquentiel. Par conséquent les termes $\alpha_i^{(k)}(f_c)$, $\theta_i^{(k)}(f_c)$ et $\tau_i^{(k)}$ peuvent donc être considérés comme indépendants de f_c pour ces canaux l . Néanmoins, la phase à l'émission $\phi^{(k)}$, considérée comme aléatoire pour chaque émission, sera donc différente d'un sondage à l'autre ($\phi_l^{(k)} \neq \phi_{l+1}^{(k)}$).

Toujours en considérant seulement deux MPCs interférant, nous développons (2.21) en nous basant sur (2.14) comme suit :

$$\begin{aligned} bin_m^{(k)}(t_d) = & \left(\left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 + \left(\frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right)^2 \right) \sum_{l=1}^W \beta_l \\ & + 2 \left(\frac{1}{2} A_1^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_1^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right) \left(\frac{1}{2} A_2^{(k)}(f_c) \int_{W_{t_d}} e^{-\left(\frac{(t-\tau_2^{(k)})^2}{2T_{BW}^2}\right)} dt \right) \\ & \times \sum_{l=1}^W \beta_l \cos \left(2\pi f_{c_l} (\tau_1^{(k)} - \tau_2^{(k)}) - (\gamma_1^{(k)} - \gamma_2^{(k)}) \right) \end{aligned} \quad (2.22)$$

Pour chaque nouvelle transmission sur un canal de communication l , la valeur de $\phi_l^{(k)}$ est certes différente, cependant la différence $\Delta\gamma = \gamma_1^{(k)} - \gamma_2^{(k)} = (\theta_1^{(k)} + \phi_l^{(k)}) - (\theta_2^{(k)} + \phi_l^{(k)})$ fait que celui-ci n'apparaît finalement pas dans (2.22). En conséquence, $\Delta\gamma$ est indépendant de f_{c_l} , et donc de l'indice de sommation l .

Afin d'évaluer le comportement global de ce terme d'interférence, nous généralisons maintenant l'étude en considérant que $\Delta\tau^{(k)}$ et $\Delta\gamma^{(k)}$ ne sont pas connues a priori mais représentées

par des variables aléatoires uniformément réparties ($\Delta\tau^{(k)} \in [-3T_{BW}, 3T_{BW}]$ et $\Delta\gamma^{(k)} \in [-\pi, \pi]$). Le terme d'interférence peut alors également être considéré comme une variable aléatoire centrée. Nous définissons alors une nouvelle métrique (qui est positive, de par sa construction), pouvant être interprétée comme la variance de l'interférence (en marginalisant les deux termes aléatoires), de la façon suivante :

$$V(I_{norm}) = \frac{1}{12\pi T_{BW}} \int_{-3T_{BW}}^{3T_{BW}} \int_{-\pi}^{\pi} I_{norm}(\Delta\tau, \Delta\gamma)^2 d\Delta\tau d\Delta\gamma \quad (2.23)$$

Cette métrique sera utilisée dans ce qui suit comme indicateur des performances de notre méthode d'atténuation des interférences.

La figure 2.10, présentant l'amplitude de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ en fonction de $\Delta\tau$ pour trois valeurs différentes de $\Delta\gamma$, en prenant des amplitudes telles que $A_1^{(k)}(f_c) = A_2^{(k)}(f_c) = 1$, illustre l'atténuation de l'amplitude de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ après avoir moyenné trois estimations du canal réalisées respectivement aux fréquences centrales 3.5, 4.0 et 4.5 GHz. En exploitant (2.23), on peut ainsi déterminer que cette combinaison permet de réduire la valeur de $V(I_{norm})$ d'environ 66%.

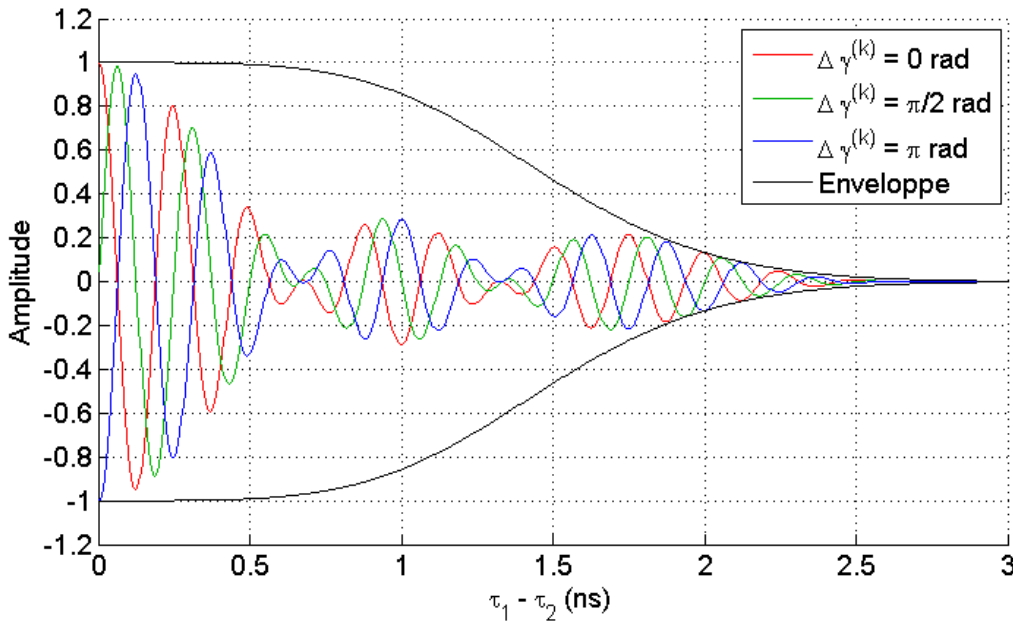


FIGURE 2.10 – Atténuation de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ en utilisant la combinaison des estimations du canal faites à 3,5, 4,0 et 4,5 GHz.

Pour comparaison, la figure 2.11, illustre l'atténuation de l'amplitude de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ dans le cas (idéalisé) d'une moyenne de 91 estimations du canal réalisées aux fréquences centrales de 1 à 10 GHz, au pas de 100 MHz. Dans ce cas, cette combinaison permet de réduire la valeur de $V(I_{norm})$ d'environ 96%. Bien évidemment, cette situation reste toutefois irréaliste. En effet, outre des questions évidentes de complexité matérielle et de rapidité, la plage de fréquences centrales utilisées ne permet plus de faire l'hypothèse d'une CIR_{T_h} invariante en fonction du canal de communication sondé. Toutefois, ce cas théorique illustre le fait que dans le cas où $\forall l, \beta_l = \frac{1}{W}$ et pour une infinité de valeurs de f_c , le terme $\sum_{l=1}^W \beta_l \cos(2\pi f_{c_l}(\tau_1^{(k)} - \tau_2^{(k)}) - (\theta_1^{(k)} - \theta_2^{(k)}))$ tend vers $\delta(\tau_1^{(k)} - \tau_2^{(k)}) \cos(\theta_1^{(k)} - \theta_2^{(k)})$, ce qui correspondrait à l'atténuation totale des interférences entre les

deux MPCs, excepté en $\tau_1^{(k)} = \tau_2^{(k)}$, s'approchant ainsi de (2.15).

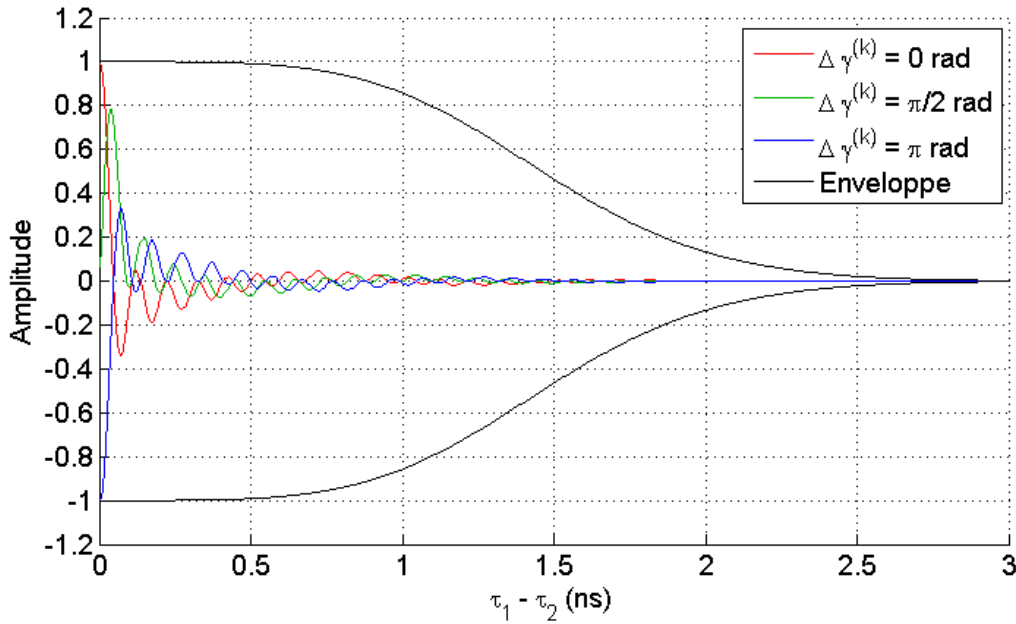


FIGURE 2.11 – Atténuation de $I_{norm}(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$ en utilisant la combinaison de 91 estimations du canal faites de 1 à 10 GHz avec au pas de 100 MHz (illustration théorique uniquement).

Dans le Chapitre 3, nous verrons comment l'application de telles méthodes de sondage multi-bandes permet de réduire l'effet de l'interférence sur la détection et la poursuite des MPCs. Puis, dans le Chapitre 4, nous évaluerons leurs apports sur l'exploitation du suivi des MPCs, au travers de la poursuite du mobile.

2.3 Analyse géométrique du canal en situation de mobilité

Dans les précédentes sections, nous avons étudié le canal estimé par le récepteur ainsi que les interférences que pouvaient générer les MPCs entre elles pour un instant d'acquisition donné k . Nous allons maintenant étudier le canal estimé par le récepteur en situation de mobilité, afin d'aboutir à une relation géométrique entre les MPCs qui le composent et la mobilité. Nous étudierons ensuite l'évolution des interférences entre les MPCs au cours du temps d'acquisition, et exploiterons la relation géométrique établie afin de lier cette évolution à la mobilité.

2.3.1 Analyse géométrique de l'interdépendance ToA-AoA

Une autre analyse possible du canal concerne la relation liant l'environnement à la CIR. Sur la figure 2.12, on représente un mobile à deux positions distinctes, pour deux acquisitions successives k et $k+1$ ainsi qu'une MPC, indexé i , représentée aux mêmes instants. Nous pouvons construire un modèle trigonométrique de la relation liant le ToA de la MPC avec son angle d'arrivée (ou AoA), le tout en fonction du déplacement du mobile.

On définit ensuite deux nouveaux vecteurs : d'une part le vecteur vitesse du mobile, noté $\vec{V}_{mobile}^{(k)}$, d'autre part le vecteur représentatif de la différence de marche de la MPC $_i$, qui peut s'exprimer comme la variation en distance équivalente à la variation du ToA, noté $c \vec{V}_{ToA}^{(k)}$, où c est la

vitesse de la lumière. La direction de ce deuxième vecteur est donnée par l'angle d'arrivée, de la MPC_{*i*}.

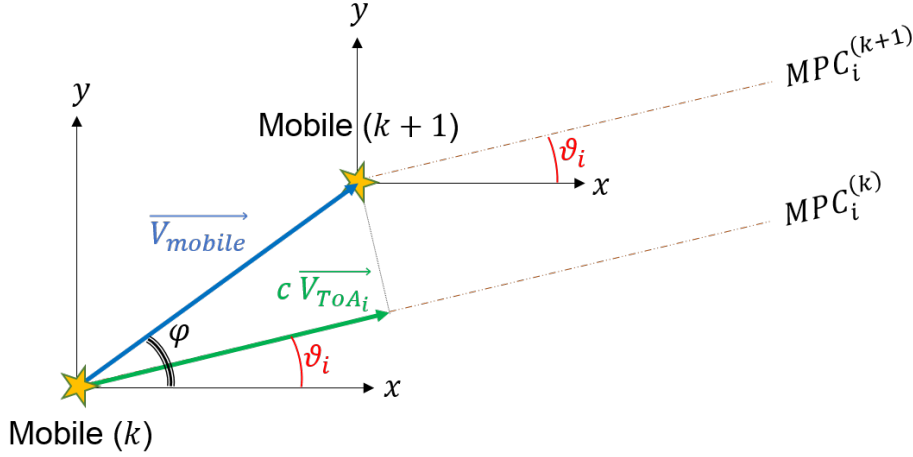


FIGURE 2.12 – Relation géométrique entre les positions consécutives du mobile et la variation de ToA d'une composante multi-trajet.

En supposant que l'angle d'arrivée $\vartheta_i^{(k)}$ de la MPC_{*i*}, formé entre l'axe *x* et la MPC_{*i*} reçu, reste identique entre les deux positions successives du mobile (en supposant que le taux de rafraîchissement soit suffisamment élevé par rapport à la variation de $\vartheta_i^{(k)}$) on exprime la relation entre $c \overrightarrow{V_{ToA_i}^{(k)}}$ et $\overrightarrow{V_{mobile}^{(k)}}$ comme suit :

$$c \|\overrightarrow{V_{ToA_i}^{(k)}}\| = \|\overrightarrow{V_{mobile}^{(k)}}\| \cos(\varphi^{(k)} - \vartheta_i^{(k)}) \quad (2.24)$$

$$\varphi^{(k)} = \left(\overrightarrow{Ox}, \overrightarrow{V_{mobile}^{(k)}} \right) \quad (2.25)$$

En introduisant les notations cartésiennes 2D $(V_x^{(k)}, V_y^{(k)})$ pour la vitesse du mobile selon *x* et *y*, ainsi que $\dot{\tau}_i^{(k)} = (\tau_i^{(k)} - \tau_i^{(k-1)}) / \Delta T$ pour le module de $\overrightarrow{V_{ToA_i}^{(k)}}$ à l'instant *k*, avec ΔT représentant la période de rafraîchissement (i.e. l'intervalle de temps entre les instants d'acquisition *k* - 1 et *k*), (2.24) et (2.25) deviennent :

$$\dot{\tau}_i^{(k)} = \frac{1}{c} \sqrt{(V_x^{(k)})^2 + (V_y^{(k)})^2} \cos(\varphi^{(k)} - \vartheta_i^{(k)}) \quad (2.26)$$

$$\varphi^{(k)} = \text{atan}_2(V_y^{(k)}, V_x^{(k)}) \quad (2.27)$$

2.3.2 Relation entre vitesse d'évolution des MPCs et interférence

On considère maintenant deux MPCs, $i = \{1, 2\}$, interférant et évoluant au cours du temps d'acquisition. En supposant que la vitesse d'évolution de leur ToA $\dot{\tau}_i^{(k)}$ soit constante durant la durée de l'acquisition ($\dot{\tau}_i^{(k)} = \dot{\tau}_i$), $\forall k$, de même que leur phase $\vartheta_i^{(k)}$ (les interactions électromagnétiques restent les mêmes), il est alors possible de définir une fréquence d'interférence, rendant compte de l'alternance en fonction du temps entre les combinaisons constructives et destructives des deux MPCs. Or, d'après le modèle en (2.17) l'alternance entre les combinaisons constructives et destructives est donnée par $(\psi_1^{(k)} - \psi_2^{(k)}) \bmod(2\pi)$. On exprime alors la pulsation $f_{1,2}$ des interférences

entre MPC₁ et MPC₂ comme la variation de $\psi_1 - \psi_2$ entre les instants $k - 1$ et k .

$$\omega_{1,2} = \frac{|(\psi_1^{(k)} - \psi_2^{(k)}) - (\psi_1^{(k-1)} - \psi_2^{(k-1)})|}{\Delta T} = \omega_c |\dot{\tau}_1 - \dot{\tau}_2| \quad (2.28)$$

où $\omega_c = 2\pi f_c$. La figure 2.13 montre 3 exemples constitués chacun de 2 MPCs, dont l'évolution donne lieu à l'apparition de "tâches" (ou "franges") d'interférence, de fréquences différentes selon les angles et les vitesses de croisement.

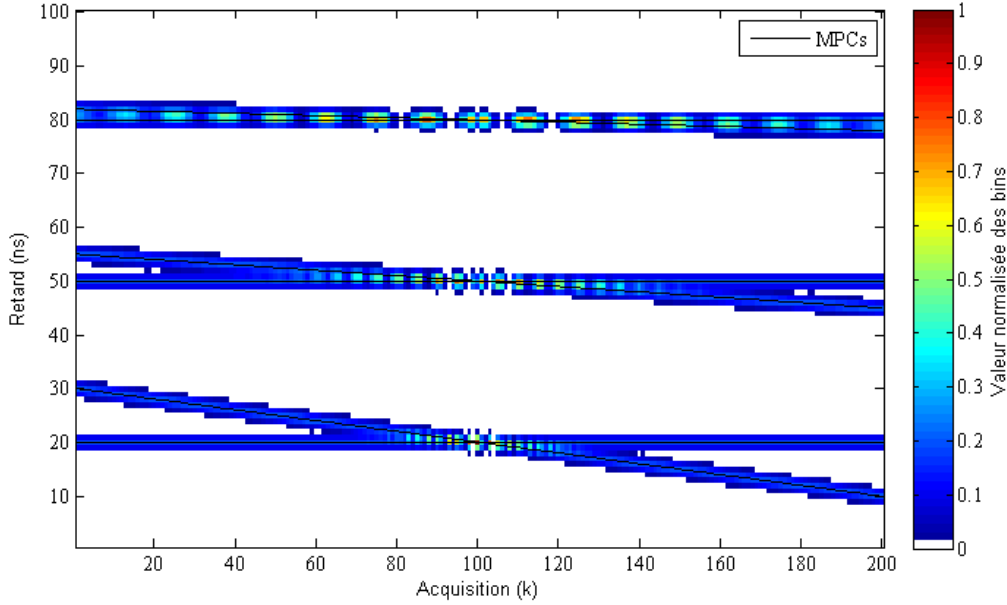


FIGURE 2.13 – Exemples d'interférence impliquant 2 MPCs variant au cours du temps au sein de la réponse impulsionnelle de canal.

Afin d'illustrer (2.28), on se propose d'utiliser l'exemple de la figure 2.13, compris entre 0 et 40 ns. Le premier trajet a une vitesse d'évolution nulle, $\tau_1 = 0$, quant au deuxième il passe de $\tau_2^{(k=1)} = 30$ ns à $\tau_2^{(k=200)} = 10$ ns, avec $\Delta T = 1/16$ s. On obtient alors une vitesse moyenne de variation $\dot{\tau}_2 = 1.6$ ns/s, donnant lieu à une fréquence d'interférence $f_{1,2} = 6.4$ Hz. La figure 2.14 présente l'analyse fréquentielle d'une coupe effectuée sur la figure 2.13 (i.e., pour $\tau_1^{(k)}$ constant) et confirme que la fréquence des interférences entre les deux trajets est de 6.4 Hz.

Ainsi, dans le cas où on traque des trajets en ayant accès à leur vitesse d'évolution, nous pouvons prédire la fréquence des interférences qu'ils vont engendrer si jamais ils sont amenés à interférer (se croiser). Et inversement, par une analyse des fréquences présentes dans le canal évoluant au cours du temps on peut potentiellement remonter à la différence des vitesses d'évolution des ToAs des MPCs les ayant engendrées.

De plus, en utilisant (4.1), (2.27) et (2.28), la fréquence des interférences évoluant au cours des acquisitions peut être exprimée en fonction de la vitesse du mobile et des angles d'arrivées de chacune des MPCs de la manière suivante :

$$f_{1,2} = 2f_c \frac{1}{c} \sqrt{(V_x)^2 + (V_y)^2} \left| \sin\left(-\frac{\vartheta_1 - \vartheta_2}{2}\right) \right| \left| \sin\left(\frac{2\varphi - \vartheta_1 - \vartheta_2}{2}\right) \right| \quad (2.29)$$

Cette formulation a pour avantage de faire intervenir les AoAs des MPCs. En effet, pour le modèle semi-déterministe [23] décrit précédemment, on connaît les distributions des AoAs des MPCs

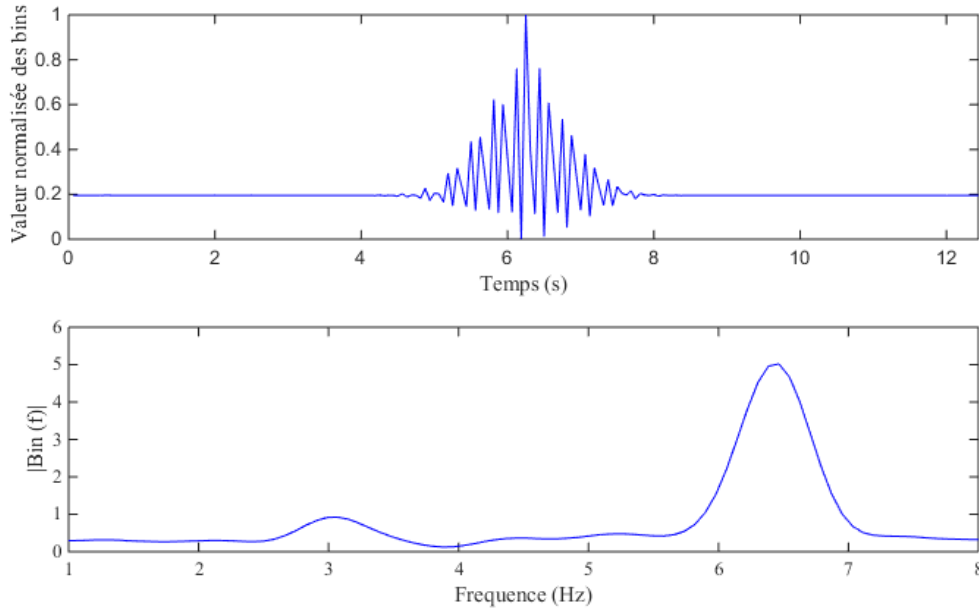


FIGURE 2.14 – Coupe horizontale de la figure 2.13 pour Retard = 20 ns, et son analyse fréquentiel.

intra- et inter-cluster. On peut donc analyser la répartition *a priori* des fréquences d'interférence présente dans un environnement simulé en fonction de la vitesse de déplacement du mobile.

Les AoAs moyens des clusters, notés $\vartheta_{cluster}$, sont tirés selon une distribution uniforme dans l'intervalle $[0, 2\pi]$, puis les AoAs de chaque MPC (les ϑ) appartenant à un même cluster sont tirés selon une distribution Laplacienne centrée autour de l'angle moyen d'arrivée du cluster, avec un d'écart type de 6,7 degrés. Dans ce cas, nous pouvons dans un premier temps analyser les fréquences des interférences intra- et inter-cluster. Nous fixons alors le module de la vitesse du mobile à 1 m/s, ainsi que sa direction φ à 1 rad pour simplifier l'étude. La fréquence f_c est quant à elle fixée à 4 GHz.

Dans un premier temps, en suivant une approche de type Monte Carlo, on tire 10^4 couples $(\vartheta_1, \vartheta_2)$ en fixant $\vartheta_{cluster} = 0$ rad, qui nous donnent via (4.1) les représentants des fréquences d'interférence possibles générés par les MPCs d'un même cluster. La figure 2.15 montre sur la gauche les histogrammes de ϑ_1 et ϑ_2 , et sur la droite l'historgramme des $f_{1,2}$ obtenues.

Dans un second temps, nous assimilons un cluster à une MPC unique d'angle d'arrivée $\vartheta_{cluster}$. Nous tirons 10^4 couples de $(\vartheta_{cluster})$, qui nous donnent via (4.1) les représentants des fréquences d'interférence possibles générés par deux clusters interférants. La figure 2.16 montre sur la gauche les histogrammes de $\vartheta_{cluster1}$ et $\vartheta_{cluster2}$, et sur la droite l'historgramme des $f_{1,2}$ inter-clusters obtenues.

On constate alors que le support des fréquences d'interférence entre MPCs inter-clusters est plus étalé que le support des fréquences d'interférence entre MPCs intra-cluster. Ceci s'explique par le fait qu'au sein d'un même cluster les MPCs ont des AoAs globalement proches alors que deux clusters peuvent avoir des AoAs opposés. On peut alors, comme sur la figure 2.17, représenter la probabilité d'appartenance intra-/inter-cluster(s) d'une fréquence d'interférence, c'est-à-dire, pour une fréquence d'interférence entre MPCs donnée, la probabilité que celle-ci soit due à des MPCs d'un même cluster ou au contraire, à des MPCs provenant de clusters différents.

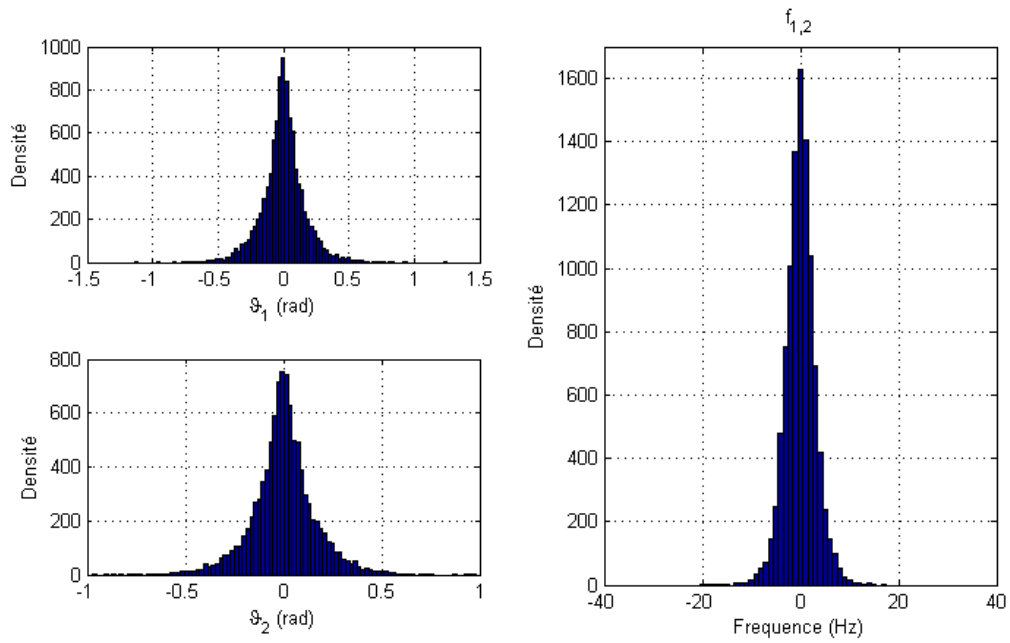


FIGURE 2.15 – Distribution des fréquences d'interférence entre MPCs intra-cluster.

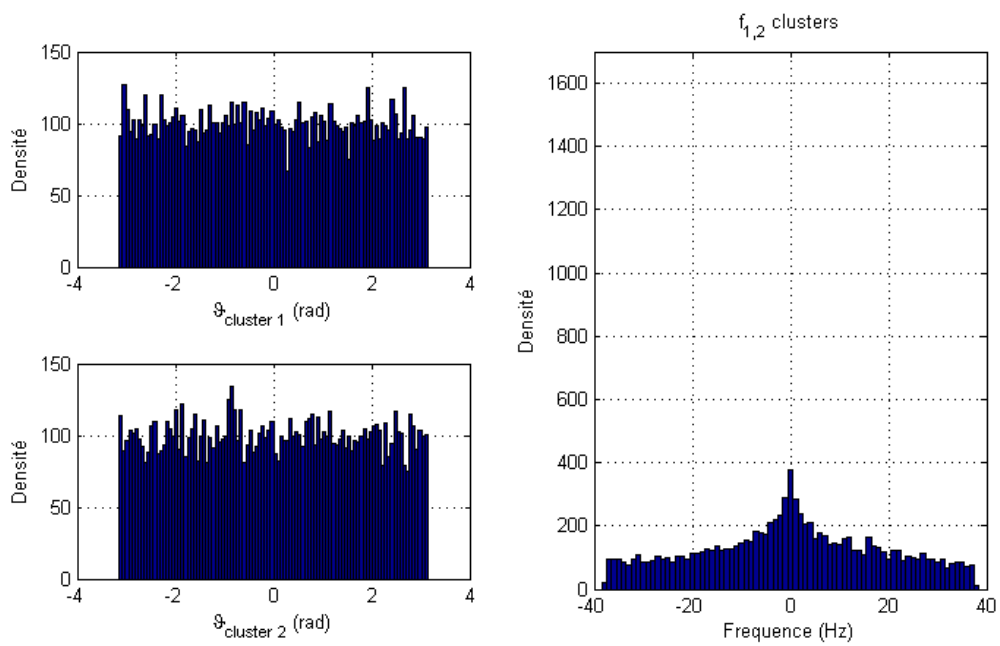


FIGURE 2.16 – Distribution des fréquences d'interférence entre MPCs inter-clusters.

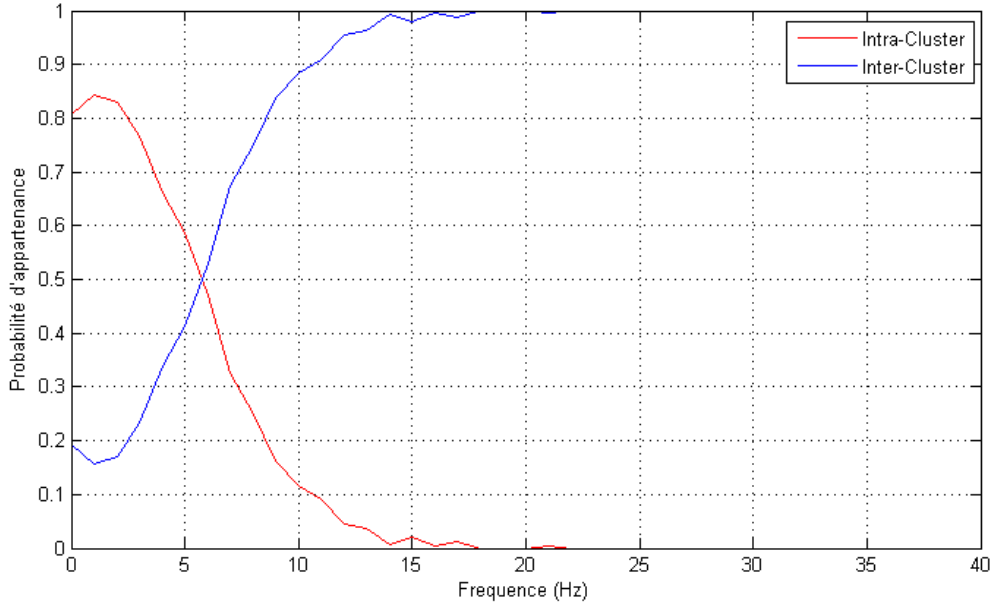


FIGURE 2.17 – Probabilités d'appartenance intra-/inter-cluster(s) des fréquences d'interférence.

Cependant, comme on l'a mentionné dans la section 2.1, l'acquisition des CIR consécutives est réalisée typiquement à la fréquence de 16 Hz. Ce qui signifie que les fréquences supérieures à 8 Hz seront repliées sur le spectre. Les quantités des distributions données précédemment sur les figures 2.15 et 2.16 sont alors ramenées par repliement sur les fréquences entre -8 et 8 Hz, comme on peut le voir sur la figure 2.18.

Les probabilités d'appartenance sont également modifiées par le repliement, comme on peut le voir sur la figure 2.19.

Cependant, d'après (2.28) on a $f_{1,2} = f_c |\dot{\tau}_1 - \dot{\tau}_2|$ et par conséquent, pour une f_c donnée, une fréquence $f_{1,2}$ élevée signifie que la différence de vitesse d'évolution des MPCs est élevée. D'ailleurs on pouvait déjà le constater à partir de la figure 2.13. Si l'on reprend maintenant l'étude précédente sur le terme d'interférence $I(\Delta\tau^{(k)}, \Delta\gamma^{(k)})$, on se souvient que deux impulsions suffisamment éloignées l'une de l'autre permettent trivialement d'annuler le terme d'interférence. Dans notre cas, nous rappelons que les fenêtres d'intégration se recouvrent à 50%. Deux MPCs génèrent donc des interférences dans une même fenêtre d'intégration lorsque $(|\Delta\tau| > \Delta G_p + \frac{\Delta t_d}{2})$, comme on le note sur la figure 2.20.

On peut dans ce cas définir une durée $t_{contact}$ durant laquelle les deux MPCs vont interférer, qui dépend de la largeur des impulsions, de la taille des fenêtres d'intégration et de la différence de vitesse d'évolution des MPCs, et donc de la fréquence des franges d'interférence générées.

$$t_{contact} = \frac{\Delta G_p + \frac{\Delta t_d}{2}}{|\dot{\tau}_1 - \dot{\tau}_2|} = \frac{f_c \left(\Delta G_p + \frac{\Delta t_d}{2} \right)}{f_{1,2}} \quad (2.30)$$

La figure 2.21 présente la durée des interférences entre deux MPCs en fonction de leur fréquence de battement, pour une fréquence centrale des impulsions de $f_c = 4$ GHz, et pour différentes largeurs d'impulsion.

Ainsi, malgré la limite des fréquences observables du fait de la vitesse d'acquisition des réponses de canaux, on pourrait estimer la fréquence de ces interférences en exploitant également

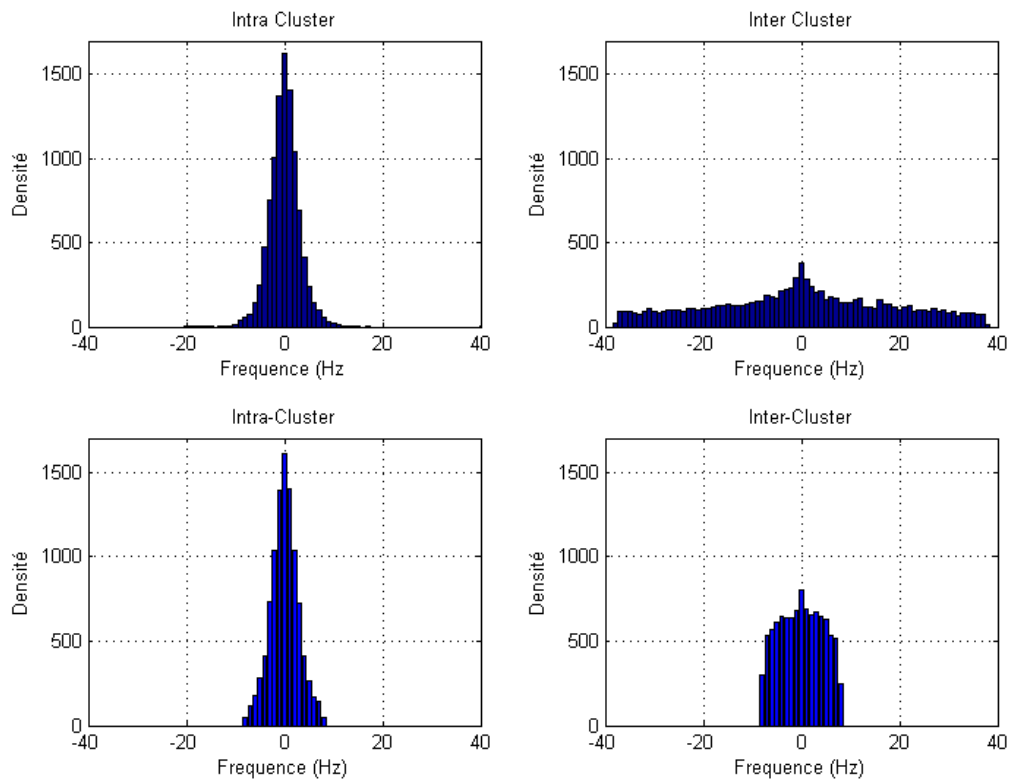


FIGURE 2.18 – Distribution des fréquences d’interférence entre MPCs intra-cluster et inter-clusters, sans repliement (ligne du haut), avec repliement (ligne du bas).

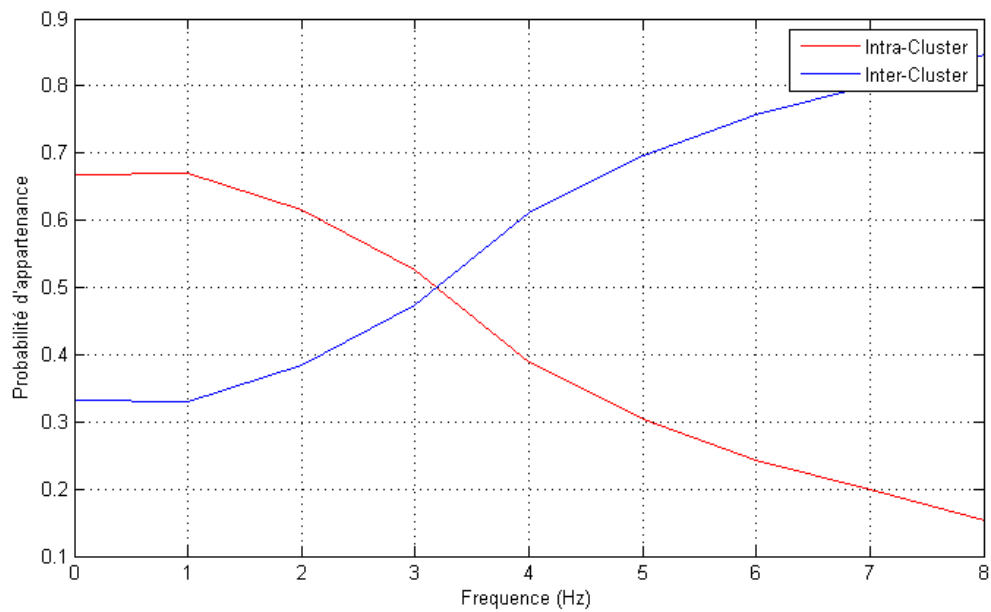


FIGURE 2.19 – Distributions des fréquences d’interférence entre MPCs inter-clusters.

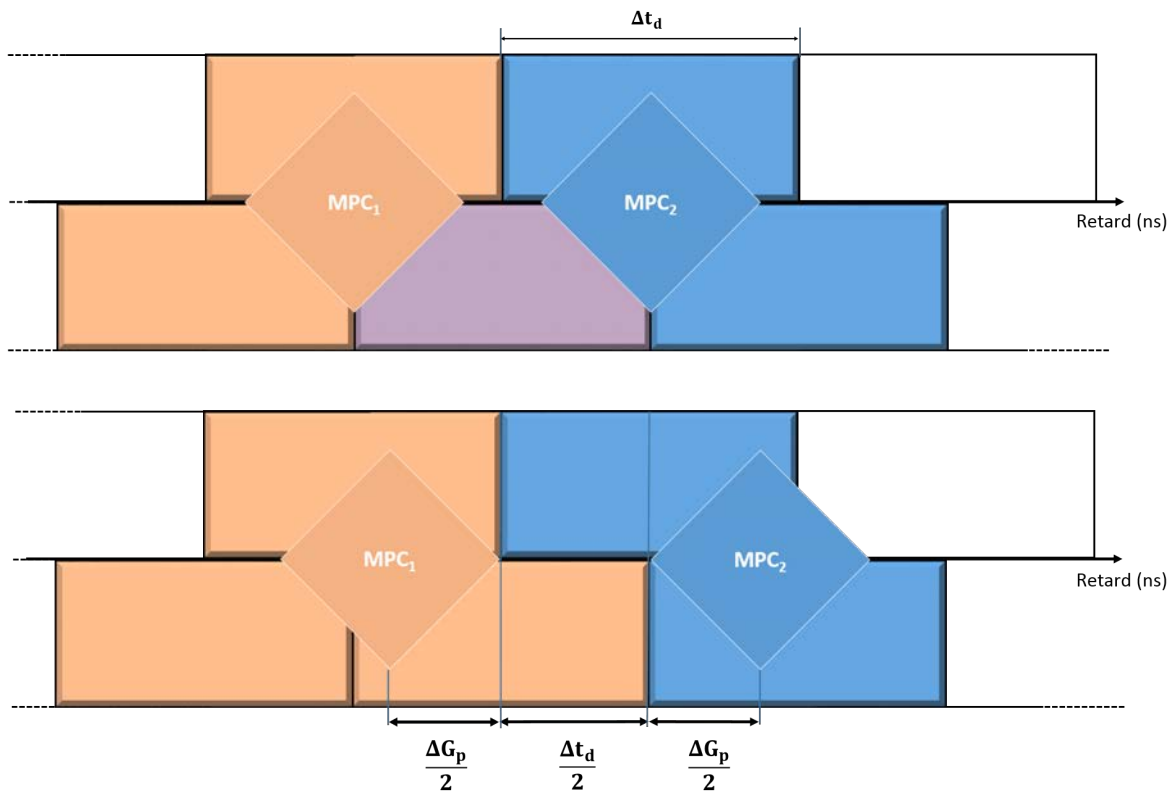


FIGURE 2.20 – Illustration de la condition de présence d'interférences, avec fenêtres d'intégration, en fonction de $|\Delta\tau|$, ΔG_p et de Δt_d .

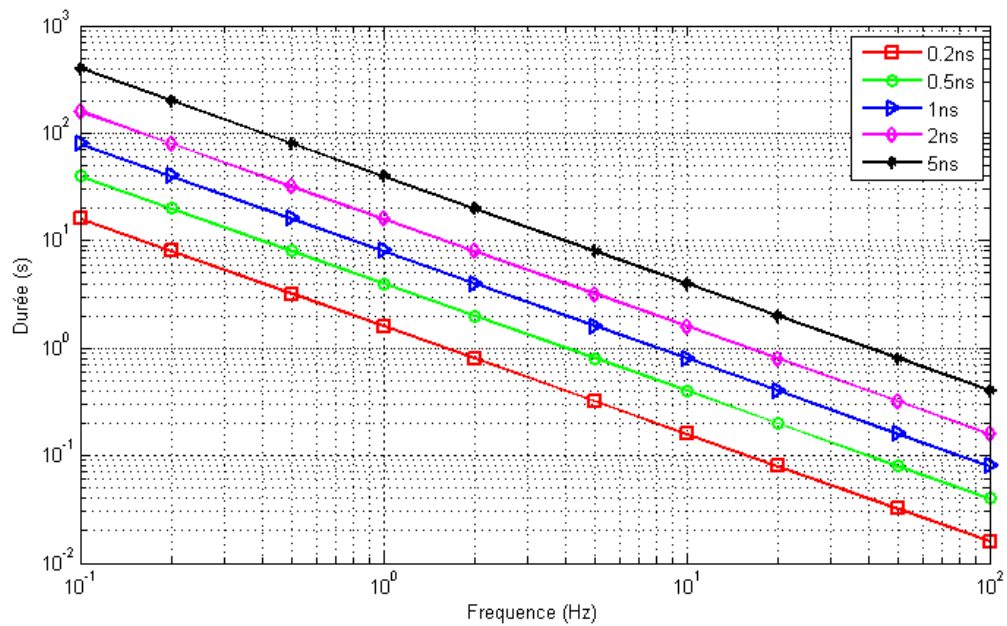


FIGURE 2.21 – Durée des interférences entre deux MPCs en fonction de la fréquence de ces interférences, pour différentes largeurs d'impulsion et $\Delta t_d = 2$ ns.

la durée mesurée de ces interférences.

Pour un système réel, accéder à ces quantités requiert toutefois un traitement pratiqué sur les CIRs estimées par le récepteur au cours du temps. Et ne connaissant *a priori* pas les MPCs présentes, ni leur évolution au cours du temps (ce qui permettrait de pratiquer une "coupe" adéquate dans l'ensemble des canaux acquis concaténés), il est donc nécessaire d'employer des méthodes d'analyse plus globales du canal, en utilisant des méthodes de traitement de signaux 2D (tels que des images).

2.4 Méthodes d'analyse 2D du canal acquis

Cette partie détaille et illustre deux méthodes classiques d'analyse de signaux 2D. Ces méthodes sont adaptées au traitement de l'évolution du canal au cours du temps, en permettant de séparer les trajets (ou groupes de trajets) et de détecter les interférences entre trajets. Un gabarit (ou masque) peut ensuite être appliqué afin de procéder à un filtrage dans le but de réduire l'effet des interférences sur l'estimation de canal, en amont de tout autre traitement effectué à des fins de localisation multi-trajets. Nous choisissons de décrire ici deux méthodes sur la base : de la transformée de Fourier 2D [14, 2] et de la transformée de Hough [11, 7, 6].

2.4.1 Transformée de Fourier 2D

2.4.1.1 Définition

Comme son nom l'indique, cette méthode utilise la transformée de Fourier (TF) qui permet un changement du domaine temporel vers le domaine fréquentiel. Pour tout signal continu $s(t)$, on définit sa transformée de Fourier $S(f)$ par :

$$\text{TF}[s(t)] = S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.31)$$

Pour un signal continu $s(t,u)$ à deux paramètres, sa transformée de Fourier 2D (TF2) s'obtient alors en prenant :

$$\text{TF2}[s(t, u)] = S(f, g) \quad (2.32)$$

$$= \text{TF}_u[\text{TF}_t[s(t, u)]] \quad (2.33)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(t, u)e^{-j2\pi(ft+gu)} dt du \quad (2.34)$$

Prenons maintenant le cas d'un signal 2D réel (donc de dimensions finies), échantillonné avec une période T_e sur la dimension t et U_e sur la dimension u . Ce signal $s[m, n] = s(mT_e, nU_e)$ avec $m = 0 \dots T-1, n = 0 \dots U-1$ est constitué de $T \times N$ échantillons. La double transformée de Fourier discrète (TFD2) de $s[m, n]$ s'écrit alors :

$$S(f, g) = \sum_{n=0}^{U-1} \sum_{m=0}^{T-1} s[m, n] e^{-j2\pi(f\frac{m}{T} + g\frac{n}{U})} \quad (2.35)$$

2.4.1.2 Interprétation des composantes fréquentielles en 2D

Exactement comme dans le cas des signaux temporels 1D le module de la transformée de Fourier donne la répartition énergétique en fonction de la fréquence. Les basses fréquences sont si-

tuées au centre (valeur de $\sqrt{f^2 + g^2}$ faible), tandis que les hautes fréquences sont situées loin du centre (valeur de $\sqrt{f^2 + g^2}$ élevé), comme l'illustre la figure 2.22.

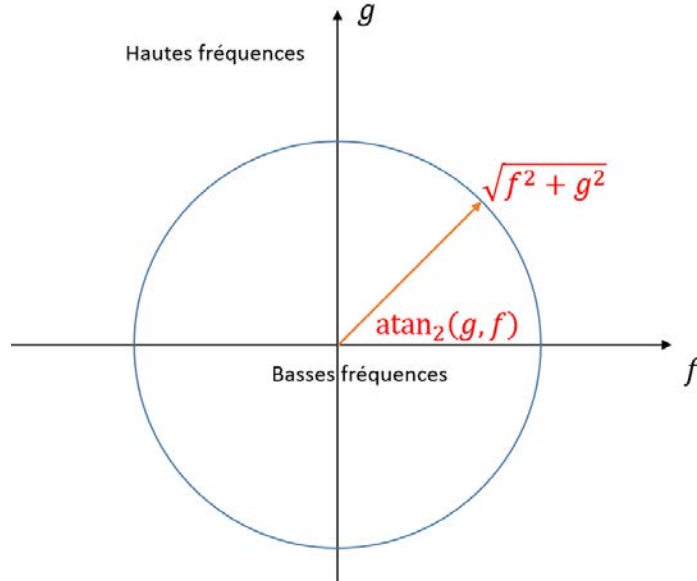


FIGURE 2.22 – Lecture du spectre en fréquence dans le cas 2D.

La direction $\text{atan}_2(g, f)$ donne la direction d'évolution de l'onde de fréquence $\sqrt{f^2 + g^2}$. Afin de mieux comprendre cette notion, nous représentons divers cas de sinusoides bidimensionnelles sur la figure 2.23.

2.4.1.3 Utilisation dans notre contexte

Nous pouvons dans notre cas utiliser la transformée de Fourier 2D afin d'analyser l'évolution au cours des acquisitions des CIR estimées :

$$\text{TFD2} \left[\text{bin}^{(k)}(t_d) \right] = \sum_{t_d=0}^{D-1} \sum_{k=0}^{K-1} \text{bin}^{(k)}(t_d) e^{-j2\pi(f \frac{k}{K} + g \frac{t_d}{D})} \quad (2.36)$$

où K est le nombre d'acquisitions et D la profondeur d'enregistrement du canal.

Tout comme pour l'étude de signaux 1D, un phénomène périodique régulier donnera deux points alignés selon la direction d'évolution du phénomène, tandis qu'un phénomène ponctuel tel un trajet évoluant au cours des acquisitions avec une vitesse d'évolution $\dot{\tau}_i^{(k)}$ constante donnera une droite comme illustré sur la figure 2.24.

La double transformée permet ainsi de mettre en évidence des trajets ayant une vitesse d'évolution constante durant la durée d'acquisition étudiée, comme on peut le voir sur la figure 2.25.

Chaque droite passant par l'origine avec une pente différente représente une vitesse d'évolution différente dans le canal. Ce type d'analyse permet donc de distinguer et de séparer des trajets ayant des vitesses d'évolution différentes. De plus, les interférences pouvant avoir lieu entre les MPCs donnent, quant à elles, non plus deux points comme sur la figure 2.23 mais deux segments, centrés sur la fréquence des interférences et perpendiculaires à la direction d'évolution des interférences comme sur la figure 2.26.

Cependant, dans le cas de trajets apparaissant ou disparaissant durant la portion analysée,

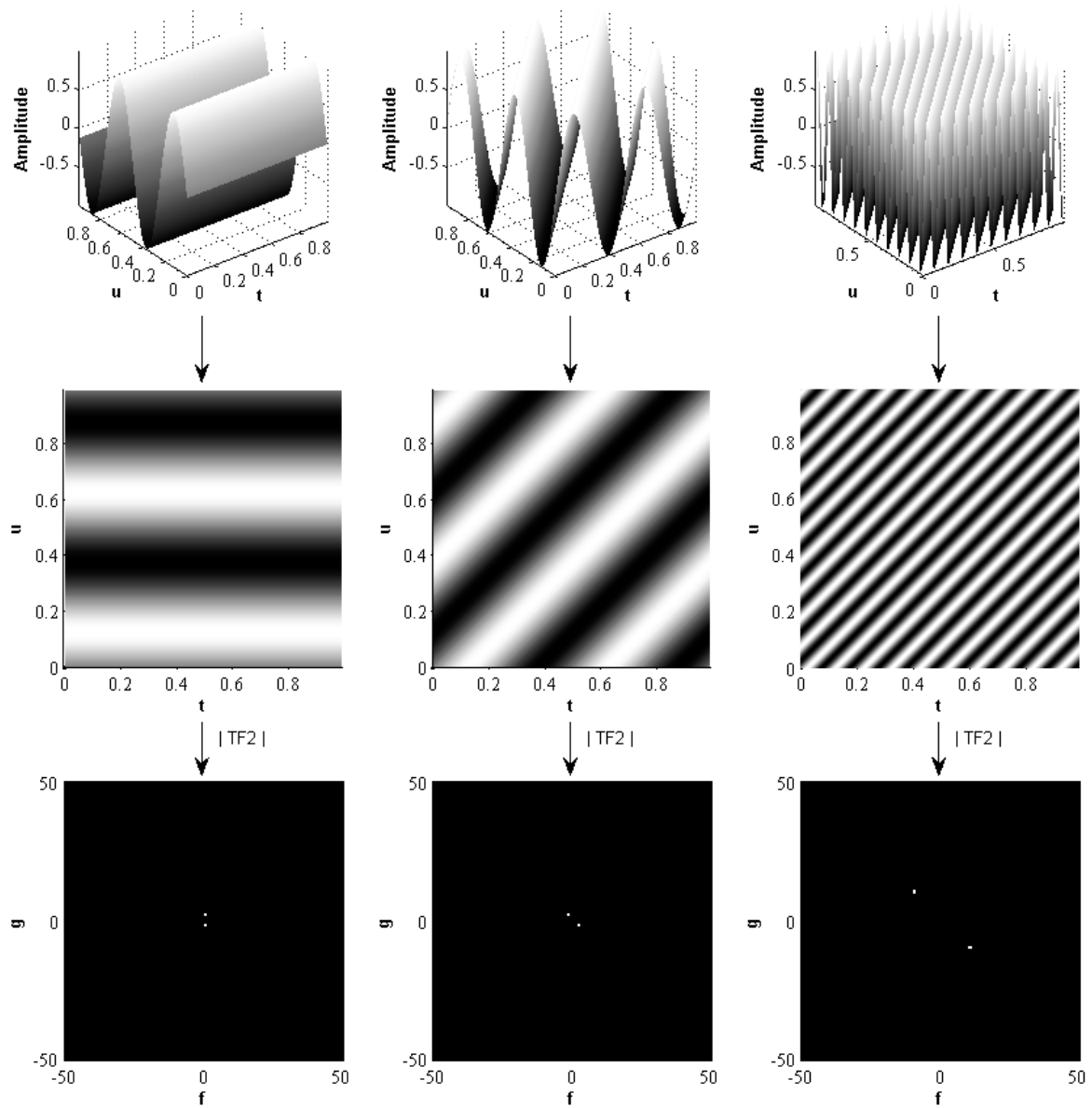


FIGURE 2.23 – Transformées de Fourier 2D de sinusôides bidimensionnelles.

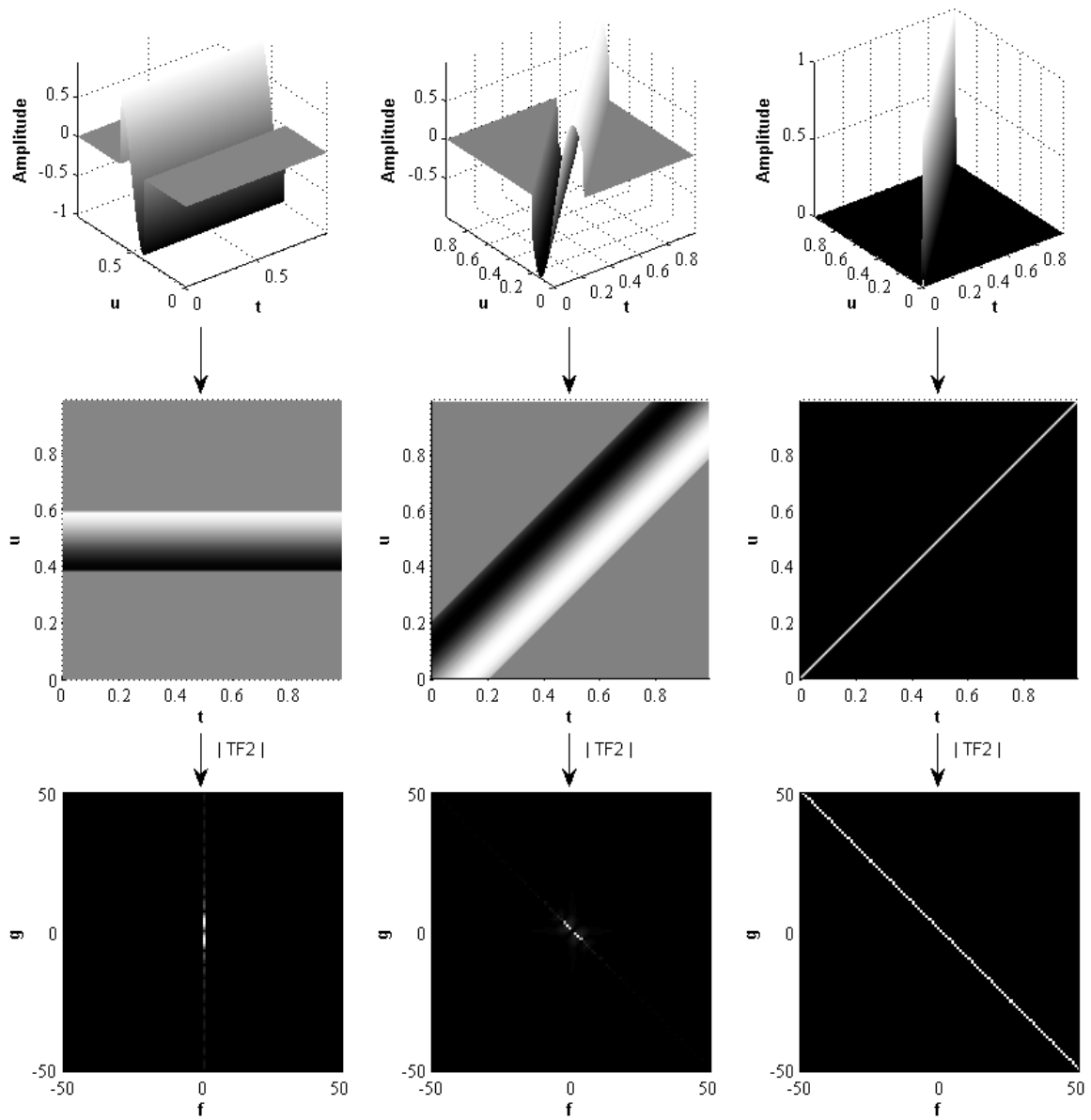
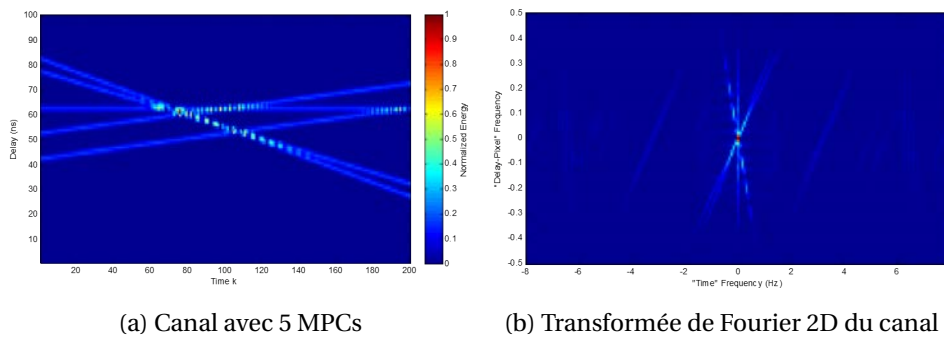


FIGURE 2.24 – Transformées de Fourier 2D d'un phénomène ponctuel.



(a) Canal avec 5 MPCs

(b) Transformée de Fourier 2D du canal

FIGURE 2.25 – Exemple d'application de la TFD2 sur un canal simple ne comportant que 5 MPCs.

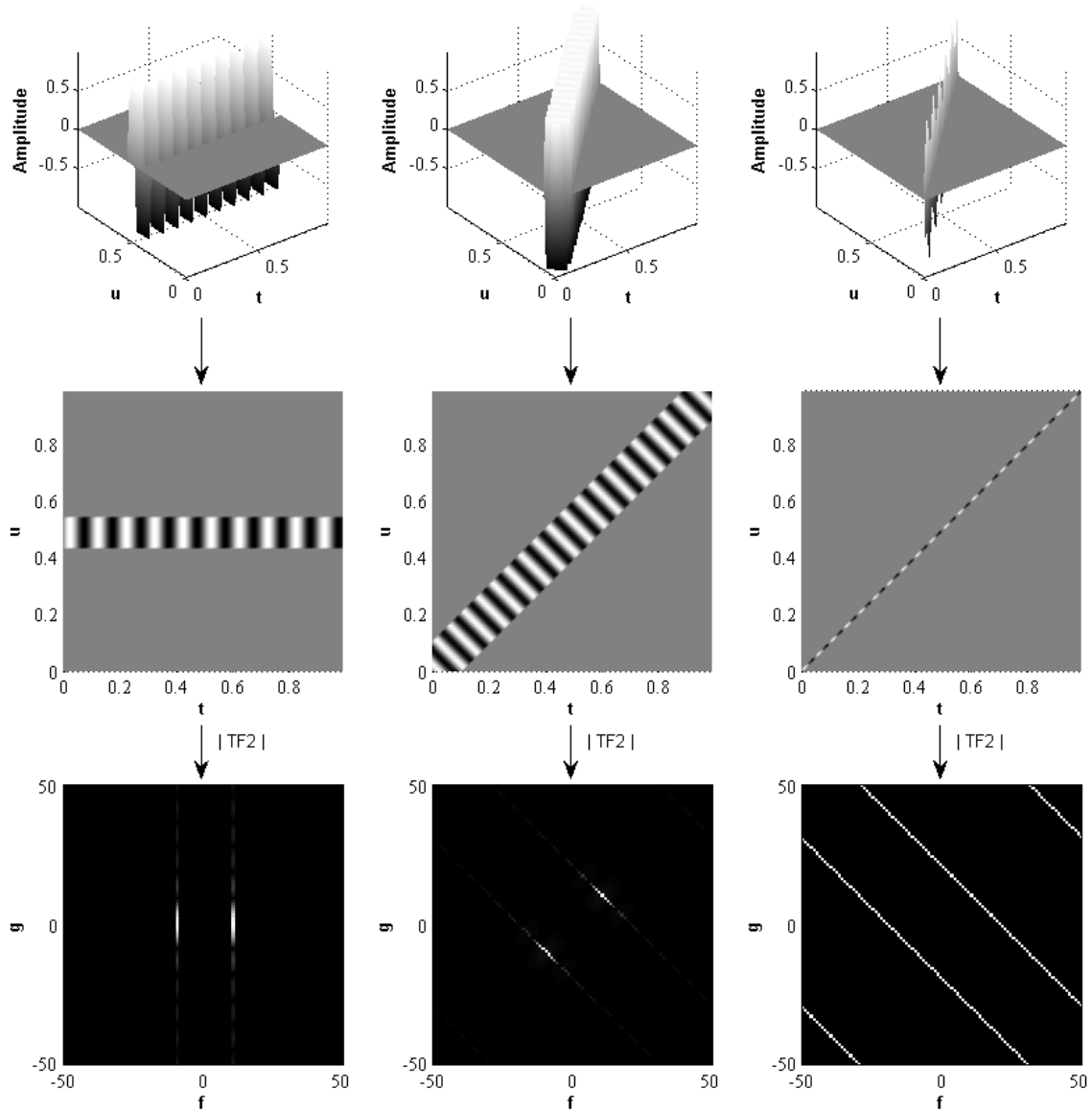
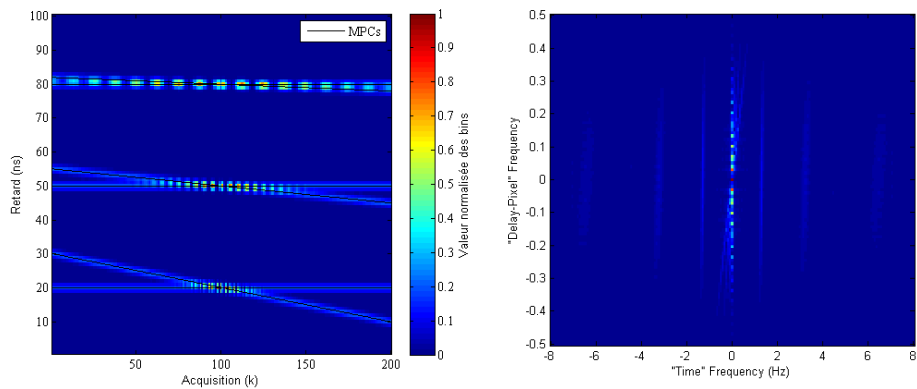


FIGURE 2.26 – Transformées de Fourier 2D d'un phénomène ondulatoire localisé, semblable à de l'interférence entre MPCs.

ceux ci donneront lieu à des droites dans l'espace de Fourier, mais ne passant par l'origine. Ces trajets peuvent alors être interprétés comme des interférences.

Sur la base des remarques précédentes, on peut maintenant étudier les fréquences d'interférence présentes dans la figure 2.27a. Dans notre contexte, nous avons donc deux dimensions de fréquences, les fréquences le long du temps des acquisitions et les fréquences le long du temps des retards.

La figure 2.27b présente le spectre 2D de la figure 2.27a. Celui-ci présente plusieurs segments, qui semblent perpendiculaires à l'axe horizontal. La multitude de segments non centrés sur $S(0,0)$ s'explique par la présence de différentes fréquences d'interférence, et le fait que ceux-ci semblent perpendiculaires à l'axe horizontal s'explique par le fait que les 6 MPCs présentes dans la figure 2.27a évoluent peu le long de l'axe des retards. On se trouve alors dans un cas identique à celui de la figure 2.26 (gauche).



(a) Canal avec 3 phénomènes d'interférence entre 2 MPCs. (b) Transformée de Fourier 2D du canal

FIGURE 2.27 – Exemple d'application de la TFD2 sur un canal comportant 3 cas d'interférence impliquant pour chacun 2 MPCs.

Dans ce contexte, les segments étant tous centrés sur le même axe, nous pouvons alors faciliter la lecture des données en étudiant la coupe horizontale donnée en figure 2.28.

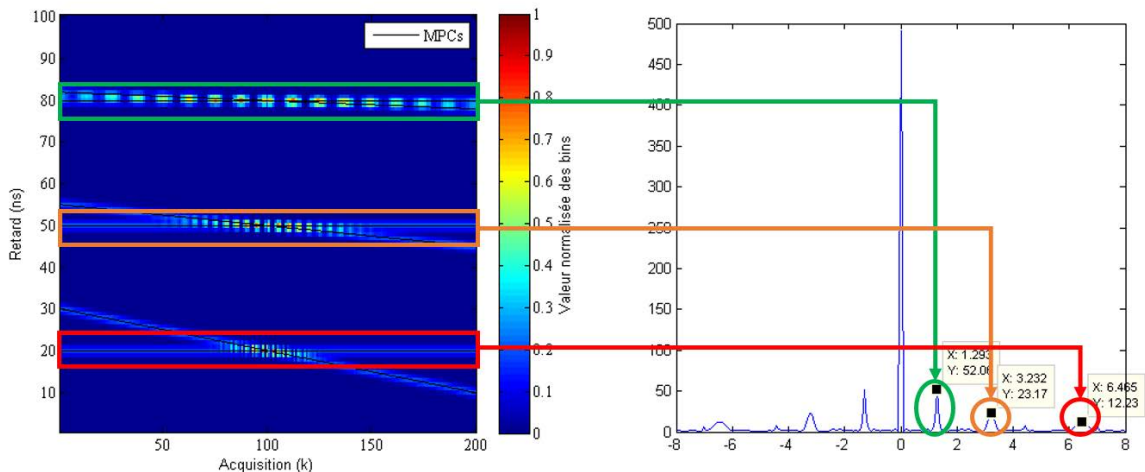


FIGURE 2.28 – Interprétation des fréquences présentes dans la coupe horizontale de la figure 2.27b.

2.4.1.4 Filtres à gabarit

Disposant de l'analyse fréquentielle de l'évolution temporelle du canal, nous pouvons exploiter celle-ci dans le but de faire ressortir certaines MPCs, ou de filtrer les interférences entre MPCs. Une méthode simple et souvent utilisée est la méthode dite "à gabarit". Cette opération de filtrage consiste à sélectionner dans le domaine fréquentiel une zone (gabarit) pour ensuite appliquer un masque (filtre) sur le spectre avant de repasser dans le domaine Temps-Retard en effectuant une transformée inverse 2D. Il existe bien évidemment plusieurs sortes de gabarits en fonction de l'utilisation et du filtrage voulu. Prenons l'exemple du filtrage des interférences entre MPCs dans le canal de la figure 2.13. Comme nous l'avons mentionné précédemment, nous savons que les fréquences d'interférence sont situées loin de $S(0,0)$. Nous allons alors retirer les zones de fréquences "Temps d'acquisition" élevées en nous servant de l'analyse faite en figure 2.28 afin de définir une fréquence de coupure. Ce cas revient à faire un filtre temporel (selon les acquisitions) équivalent à une moyenne glissante. La figure 2.29 présente le masque utilisé ainsi que le canal une fois filtré.

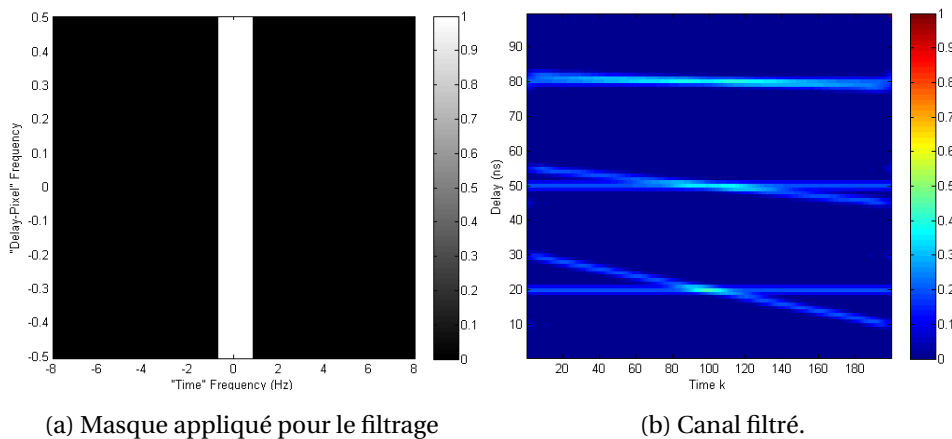


FIGURE 2.29 – Exemple de filtrage des interférences entre MPCs.

On peut également prendre un masque centré le long d'une des droites dans l'espace de Fourier passant par l'origine, afin de faire ressortir une vitesse de trajet en particulier.

Cependant, dans le cas où nous aimerions automatiser ce processus de filtrage, il est nécessaire d'employer une méthode de détection de droite dans une image. C'est ce que nous allons voir dans la partie suivante.

2.4.2 Transformée de Hough

Nous avons vu précédemment la nécessité de pouvoir détecter des droites (ou des segments) au sein de l'image que constituent les diverses acquisitions de la CIR au cours du temps. Une méthode couramment employée dans le domaine du traitement d'image est la transformation de Hough. Nous allons dans cette section la détailler, avant de considérer des exemples d'application dans notre contexte.

2.4.2.1 La transformée de Hough

Initialement, la TH fut introduite, sous la forme d'un brevet [11] décrivant une méthode de détection de motifs complexes de points dans des images binaires. La TH convertit un problème

de détection globale de motifs dans l'espace image en un problème de détection de "pics" dans l'espace des paramètres [12]. Pour cela, on commence par définir la formulation paramétrique du motif à identifier puis, pour chaque point d'amplitude de l'image binaire (pixel à 1), on trace dans l'espace paramétrique l'ensemble des représentations en faisant varier chaque paramètre. Chaque point apporte ainsi une contribution dans l'espace des paramètres à la manière d'un vote, formant ainsi un accumulateur [12].

Prenons comme exemple le problème qui nous intéresse, la détection de droites (ou segments) dans une image. Un exemple est donné en figure 2.30, montrant en a) une image de points alignés. On considère qu'un ensemble de points (x_i, y_i) se situant sur une ligne droite peuvent être définis par la relation :

$$y_i = ax_i + b \quad (2.37)$$

Dans ce cas, l'espace des paramètres est un espace à deux dimensions, représentant les paramètres a, b . Pour chaque point (x_i, y_i) on trace (comme en figure 2.30 b)) l'ensemble des droites passant par ce point, ce qui revient dans l'espace des paramètres à tracer l'ensemble des droites :

$$b = -ax_i + y_i \quad (2.38)$$

L'espace des paramètres est accompagné d'une matrice appelée accumulateur (exemple avec figure 2.30 c)), où chaque valeur correspond au vote apporté par une droite de l'espace des paramètres. La position des votes les plus forts dans l'accumulateur donne ensuite les paramètres des droites les plus représentées dans l'image. Ainsi, le problème de détection de droites de la figure 2.30 a) se traduit par la recherche du vote le plus fort dans l'espace des paramètres de la figure 2.30 c).

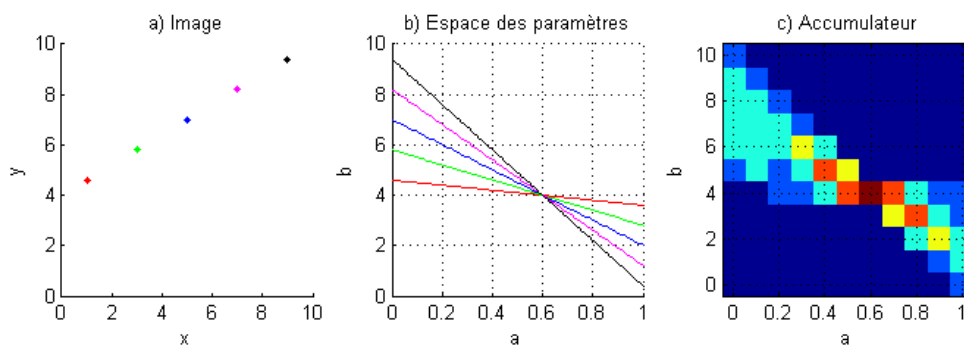


FIGURE 2.30 – Idée de base pour la détection de droite.

On comprend alors qu'un des aspects importants de cette méthode est la discrétisation de l'espace de Hough (espace des paramètres), qui déterminera par la suite la précision des paramètres estimés. Le problème de la représentation (2.37) est que les paramètres (a, b) ne sont pas bornés, et par conséquent l'espace des paramètres ne l'est pas non plus. La solution consiste à utiliser une représentation polaire des droites, et rechercher les paramètres (ρ, θ) tels que pour tous les points (x_i, y_i) d'une même droite l'on ait :

$$\rho = x_i \cos(\theta) + y_i \sin(\theta) \quad (2.39)$$

où $\theta \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}[$ est l'angle de la droite et $\rho \in [-(x + y), x + y]$ est la longueur signée du segment perpendiculaire à la droite et passant par l'origine (i.e. la plus courte distance entre la droite et l'origine).

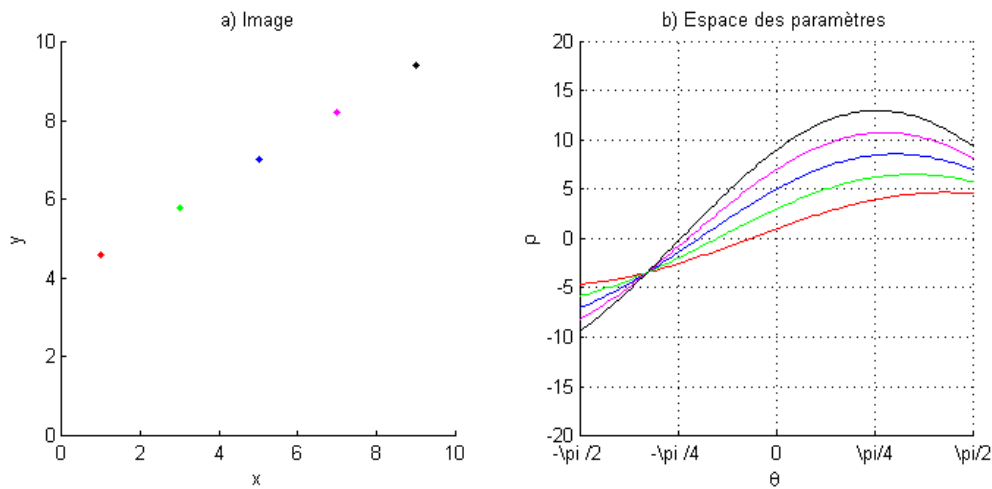


FIGURE 2.31 – Principe de la transformée de Hough pour la détection de droite.

2.4.2.2 Utilisation dans notre contexte

Dans notre contexte, les images à traiter ne sont pas binaires. Dans ce cas, une solution existante de prétraitement consiste à effectuer une détection de contours dans l'image [1]. En effet, on suppose que si des droites (ou segments) sont présent(e)s dans une image, ils/elles feront partie des contours présents dans cette image. De plus cette solution permet de retirer tous les "pixels" qui ne font pas parti d'un contour, les considérant alors comme du bruit, ce qui permet ensuite d'accélérer le processus de la TH.

Il existe plusieurs techniques de détection de contours dans une image, les plus communes sont la méthode du Gradient et la méthode du Laplacien, dont les avantages et les inconvénients sont listés dans le tableau 2.3.

TABLEAU 2.3 – Avantages-inconvénients des méthodes du Gradient et du Laplacien.

	Gradient	Laplacien
Avantages	- Robuste au bruit - Donne la direction des contours grâce à la direction du gradient	- Rapidité d'exécution - Précision de détection
Inconvénients	- Lenteur d'exécution	- Sensible au bruit

Pour la suite nous choisissons la méthode du Gradient pour sa robustesse au bruit. Plus précisément nous choisissons d'utiliser le filtre de Canny [3], déterminé analytiquement selon l'optimisation conjointe de 3 fonctionnelles afin de garantir :

1. la bonne détection des contours,

2. la bonne localisation des contours détectés par rapport aux contours réels,
3. l'unicité de la détection, assurant une unique détection pour chaque contour.

Reprenons notre exemple avec 5 MPCs (figure 2.32-(haut gauche)), et son estimation faite par notre récepteur (figure 2.32-(haut droite)). Une fois la TFD2 obtenue (figure 2.32-(milieu gauche)) nous opérons une détection des contours (figure 2.32-(milieu droite)). L'accumulateur suite à la TH obtenue (figure 2.32-(bas gauche)), nous recherchons les maxima locaux. Une méthode récursive de recherche et d'extraction couramment utilisée est décrite dans [10]. Elle consiste à prélever la valeur max de l'accumulateur ainsi que ses plus proches voisins présents dans une fenêtre de dimension préalablement définie, puis à les retirer de l'accumulateur, en répétant ces opérations de prélèvement/suppression de manière itérative. Le processus prend fin lorsque la valeur du max de l'accumulateur réduit est inférieure à un seuil préalablement défini.

La définition du seuil de détection à utiliser se fait empiriquement, par interprétation de l'accumulateur. Nous prenons ici un seuil relatif équivalent à 40% de la valeur max de l'accumulateur ainsi que des fenêtres d'extraction des pixels voisins équivalentes à 10% de la taille de l'image.

Après avoir relevé les "pics" dans l'espace des paramètres, nous pouvons à présent illustrer les droites qui leur sont liées en les superposant sur le spectre, en figure 2.32-(bas droite). On compte alors 4 droites passant par l'origine, provenant des 4 directions d'évolution des MPCs (2 des 5 MPCs ont en effet la même direction d'évolution). Nous distinguons également les droites dues aux interférences entre les MPCs. Les MPCs MPC₁ et MPC₂ (cf figure 2.32-(haut gauche)) interfèrent entre elles donnant lieu à des tâches avec une fréquence de 3,2 Hz que l'on retrouve sur la figure 2.32-(bas droite). Les MPCs MPC₄ et MPC₅ (cf figure 2.32-(haut gauche)) interfèrent avec la MPC₃ donnant lieu à des tâches avec une fréquence de 6,4 Hz que l'on retrouve également sur la figure 2.32-(bas droite). La fréquence observée aux alentours de 5 Hz sur la figure 2.32-(bas droite) provient du repliement sur le spectre de la fréquence des tâches d'interférence obtenues suite au croisement des MPCs MPC₃, MPC₄ et MPC₅ avec les MPC₁ et MPC₂.

Disposant à présent d'un modèle de notre récepteur, ainsi que des modèles de canaux dynamiques en situation d'interférence, et de deux méthodes 2D d'analyse, nous pouvons à présent appliquer ces méthodes sur la concaténation des CIR estimées par le récepteur. C'est ce que nous allons voir maintenant.

2.4.3 Application sur des simulations de canaux

Pour commencer, on simule un mobile se déplaçant en ligne droite en s'éloignant d'une station de base avec une vitesse constante de 1 m/s dans un canal de type CM1, représenté en figure 2.33-(haut gauche).

Le canal estimé correspondant est, lui, donné en figure 2.33-(haut droite). Comme nous l'avons dit précédemment, l'analyse du spectre de la double transformée de Fourier nécessite une méthode de détection de droites. Nous employons la transformée de Hough sur le spectre de la double transformée de Fourier qui est donné en figure 2.33-(milieu gauche). Nous fixons ensuite un seuil afin de détecter les "pics" présents. L'accumulateur suite à la transformée de Hough est donné sur la figure 2.33-(bas gauche). Après avoir relevé les "pics" dans l'espace des paramètres,

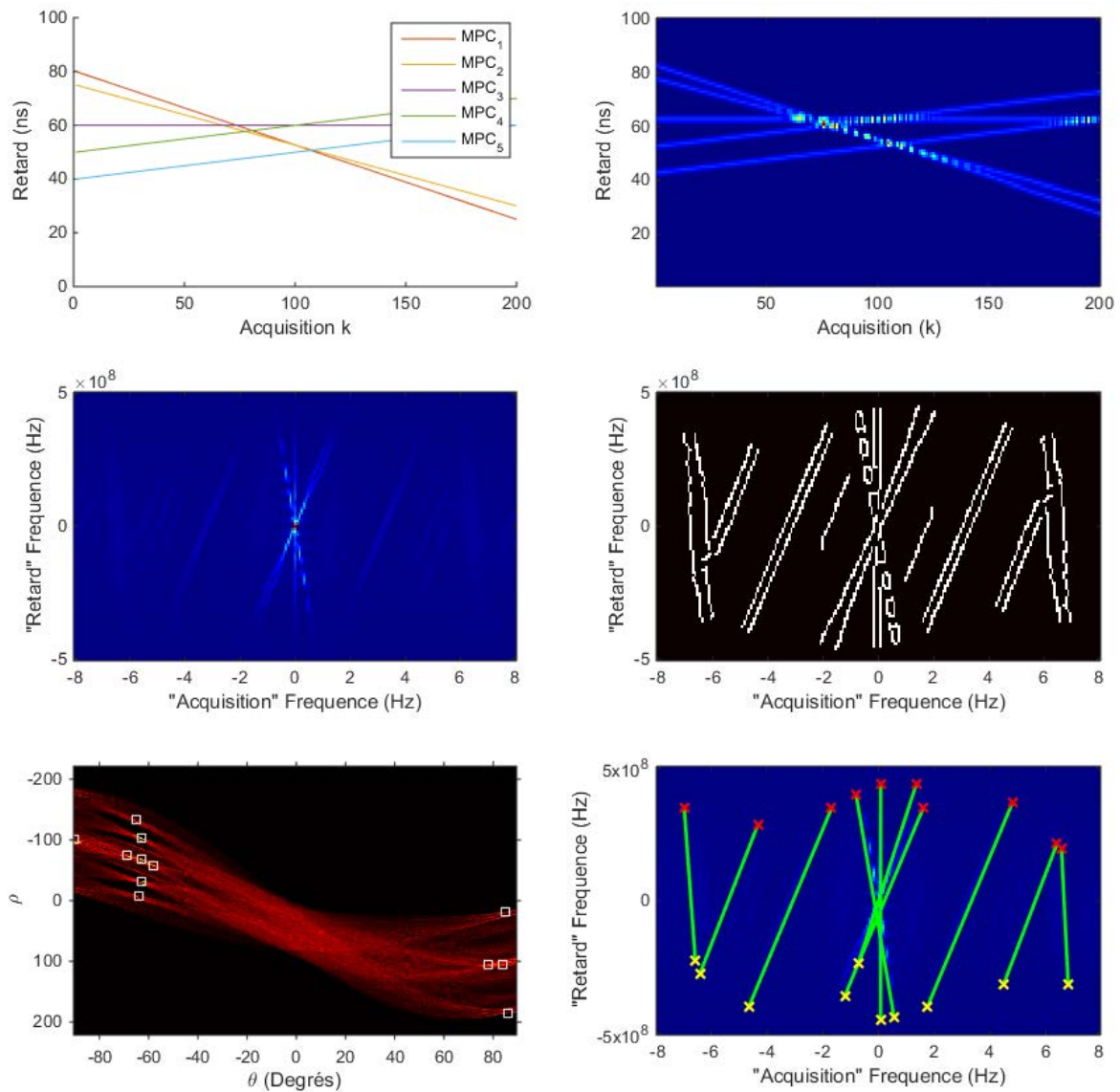


FIGURE 2.32 – Exemple d'application de la transformée de Hough pour la détection de droites dans le spectre en fréquence 2D obtenu à partir d'une image de canal acquis comportant 5 MPCs. (haut gauche)-Réponse impulsionnelle dynamique. (haut droite)-Canal acquis par le récepteur. (milieu gauche)-Spectre en fréquence 2D du canal acquis. (milieu droite)-Résultat de la détection de contours sur le spectre en fréquence 2D. (bas gauche)-Accumulateur suite à la transformée de Hough sur les contours détecté, avec les "pics" extraits en blanc. (bas droite)-Résultat de la détection de droites dans le spectre en fréquence 2D.

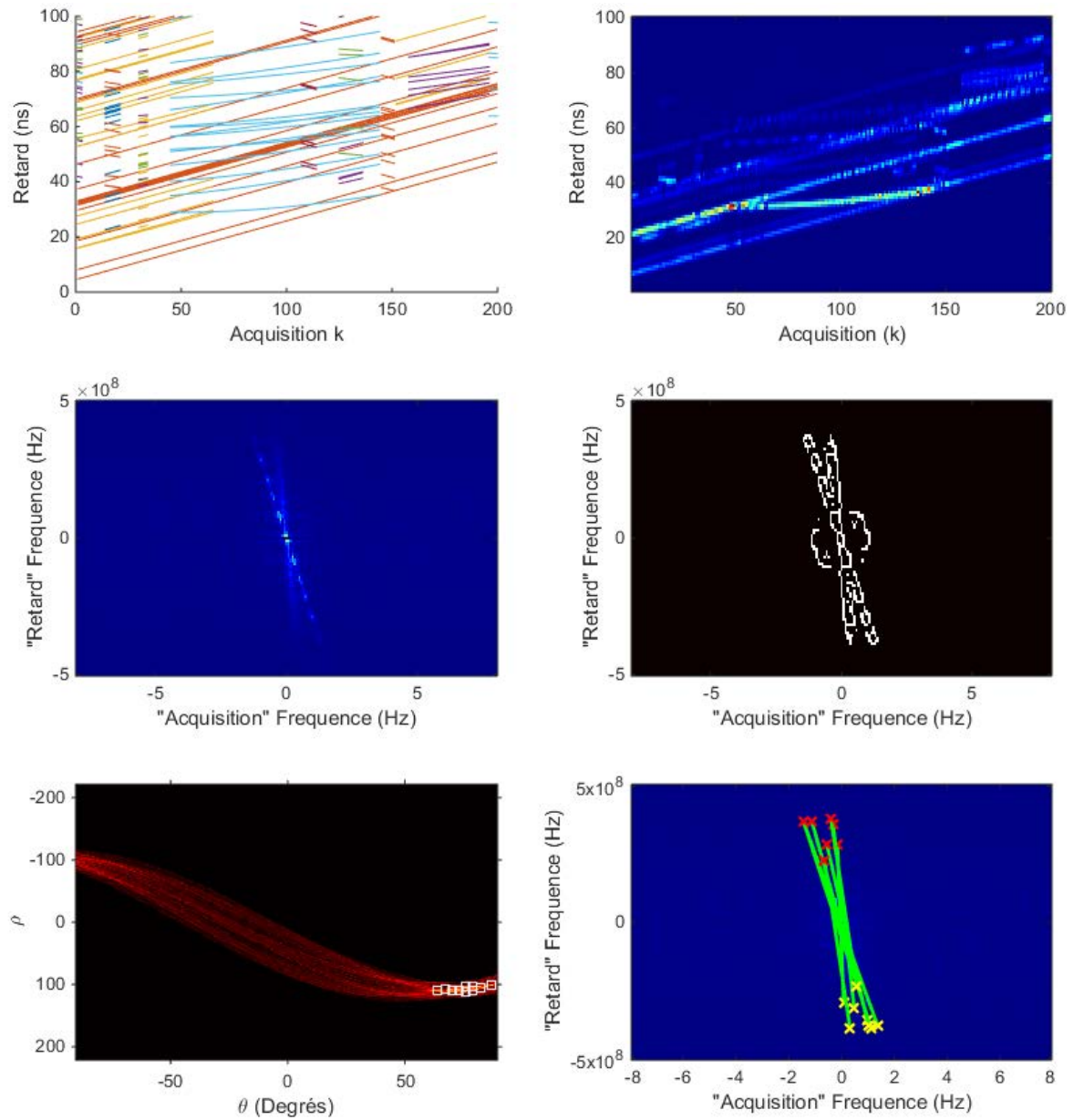


FIGURE 2.33 – Exemple d'application de la transformée de Hough pour la détection de droites dans le spectre en fréquence 2D obtenu à partir d'une image de canal acquis de type CM1. (haut gauche)-Réponse impulsionnelle dynamique. (haut droite)-Canal acquis par le récepteur. (milieu gauche)-Spectre en fréquence 2D du canal acquis. (milieu droite)-Résultat de la détection de contours sur le spectre en fréquence 2D. (bas gauche)-Accumulateur suite à la transformée de Hough sur les contours détecté, avec les "pics" extraits en blanc. (bas droite)-Résultat de la détection de droites dans le spectre en fréquence 2D.

nous pouvons à présent illustrer les droites qui leur sont liées en les superposant sur le spectre, en figure 2.33-(bas droite).

On constate alors que la lecture du spectre ainsi que l'interprétation des droites détectées par la TH dans le spectre est bien moins évidente et moins informative que dans le cas précédent comportant seulement 5 MPCs. On obtient en effet des droites sur la figure 2.33-(bas droite), cependant celles-ci représentent uniquement les directions les plus représentées par l'évolution des MPCs (que l'on peut voir figure 2.33-(haut gauche)). La méthode envisagée ne semble donc pas adaptée pour la détection des fréquences des tâches d'interférence présentes sur le canal acquis, pour les cas denses en MPCs. De plus, le fait de devoir observer et stocker un certain nombre d'acquisitions avant de procéder au traitement (ce qui induit une latence supplémentaire) ainsi que la complexité calculatoire résultant du passage d'un domaine de représentation à l'autre rendent ce procédé d'analyse peu adapté à notre contexte de suivi en temps réel tout en gardant un faible complexité calculatoire.

Néanmoins, dans un cas tel que celui illustré figure 2.33, ce processus d'analyse permet de détecter les directions les plus représentées par l'évolution des MPCs, ce qui pourrait servir à confirmer l'évolution captée par le suivi des MPCs. Notons qu'il est également possible d'appliquer directement la transformée de Hough sur l'image de la CIR estimée évoluant au cours du temps, afin de directement venir détecter les droites (ou segments) formées par l'évolution temporelle des ToA des MPCs. Le tableau 2.4 résume les avantages et inconvénients de chaque méthode dans notre contexte d'application.

TABLEAU 2.4 – Comparaison entre la transformée de Fourier 2D et la transformée de Hough appliquées à l'estimation de canal multi-trajets.

	TF2D	TH
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> - Mise en évidence des trajets ayant une vitesse constante (droite) - Détection des fréquences d'interférences entre trajets 	<ul style="list-style-type: none"> - Mise en évidence des trajets ayant une vitesse constante (pics/points) - Distinction des trajets ayant des vitesses différentes et ToA différents
Inconvénients	<ul style="list-style-type: none"> - Difficultés pour les trajets ayant des vitesses non constantes - Ne permet pas de distinguer des trajets ayant la même vitesse - Nécessite un grand nombre de mesures - Nécessite un post traitement avec une méthode de détection de droite pour analyser le spectre 	<ul style="list-style-type: none"> - Difficultés pour les trajets ayant des vitesses non constantes - Coûteux en calcul pour un balayage fin

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés au modèle analytique du canal multi-trajets estimé par le récepteur IR-UWB considéré. L'étude a montré que le phénomène d'interférence entre MPCs pouvait fortement nuire à la détection des MPCs ce qui peut par la suite nuire à leur suivi. Nous avons également montré que le procédé d'estimation du canal réalisé par le récepteur, au travers de fenêtres d'intégration du signal reçu, accentuait ce phénomène, mais aussi qu'une

simple augmentation de la largeur de la bande utilisée ne permettait pas de réduire les interférences entre MPCs, dès lors que ces MPCs se trouvaient dans la même fenêtre d'intégration en réception. Une solution de pré-traitement a alors été proposée, exploitant les divers canaux de communications proposés par le récepteur pour apporter de la diversité fréquentielle.

Par la suite, une analyse du canal en situation de mobilité, basée sur des principes géométriques, a permis de dégager deux options possibles. Dans la première option, la connaissance a priori de la densité du canal permet de dimensionner des méthodes simples de pré-traitement afin de réduire les interférences entre MPCs, appliquées à la réponse de canal estimée par le récepteur en amont de tout algorithme de détection des MPCs. Dans la seconde option, nous avons vu qu'une analyse de l'évolution des interférences au fil des acquisitions, au moyen d'outils de traitement du signal 2D, permettait en théorie de remonter aux MPCs présentes, pour peu que leur densité reste faible. Cependant, cette option impose une phase d'analyse pouvant se révéler d'une part coûteuse en ressources (mémoire, calculs...), nécessite un grand nombre d'acquisitions successives (gardées en mémoire) pour pouvoir assurer une bonne analyse (par exemple avec l'analyse de Fourier), et introduit de facto une latence importante rédhibitoire pour des applications de poursuite temps-réel.

Du fait de sa possible application en temps réel, sur des canaux denses en MPCs, mais aussi de sa bonne adéquation avec la contrainte de complexité réduite recherchée, nous adopterons pour le reste de la thèse, la première option.

2.6 Références

- [1] BALLARD, D. H. 1987, «Readings in computer vision : Issues, problems, principles, and paradigms», chap. Generalizing the Hough Transform to Detect Arbitrary Shapes, Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, p. 714–725. 58
- [2] BRES, S., J.-M. JOLION et F. LEBOURGEOIS. 2003, *Traitement et analyse des images numériques*, Hermès / Lavoisier. 50
- [3] CANNY, J. 1986, «A computational approach to edge detection», *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, n° 6, p. 679–698. 58
- [4] CASSIOLI, D., M. Z. WIN et A. F. MOLISCH. 2001, «A statistical model for the uwb indoor channel», dans *IEEE VTS 53rd Vehicular Technology Conference, Spring 2001. Proceedings (Cat. No.01CH37202)*, vol. 2, p. 1159–1163 vol.2. 29
- [5] CASSIOLI, D., M. Z. WIN et A. F. MOLISCH. 2002, «The ultra-wide bandwidth indoor channel : from statistical model to simulations», *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 20, n° 6, p. 1247–1257. 29
- [6] CYGANEK, B. 2013, *Object detection and recognition in digital images : theory and practice*, Wiley, Hoboken, NJ. 50
- [7] DUDA, R. O. et P. E. HART. 1972, «Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures», *Commun. ACM*, vol. 15, n° 1, p. 11–15, ISSN 0001-0782. 50

- [8] FOERSTER, J. 2003, «Channel modeling sub-comitee report final», *Document technique IEEE P802.15- 02/490r1-SG3a, IEEE P802.15 Working Group for WPANs.*, 29
- [9] GENTNER, C., R. PÖHLMANN, T. JOST et A. DAMMANN. 2014, «Multipath assisted positioning using a single antenna with angle of arrival estimations», dans *Proceedings of the 27th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2014)*, p. 1690–1697. 24
- [10] GONZALEZ, R., R. WOODS et S. EDDINS. 2004, *Digital Image Processing Using MATLAB*, Pearson Prentice Hall. 59
- [11] HOUGH, P. V. C. 1962, «Method and means for recognizing complex patterns», US Patent 3,069,654. 50, 56
- [12] ILLINGWORTH, J. et J. KITTLER. 1988, «A survey of the hough transform», *Comput. Vision Graph. Image Process.*, vol. 44, n° 1, p. 87–116, ISSN 0734-189X. 57
- [13] LOSTANLEN, Y., G. GOUGEON, S. BORIES et A. SIBILLE. 2006, «A deterministic indoor uwb space-variant multipath radio channel modelling compared to measurements on basic configurations», dans *Antennas and Propagation, 2006. EuCAP 2006. First European Conference on*, p. 1–8. 24
- [14] MAITRE, H. 2003, *Le traitement des images*, (Traité IC2, série Traitement du signal et de l'image), Hermès / Lavoisier, Paris. 50
- [15] MEISSNER, P., D. ARNITZ, T. GIGL et K. WITRISAL. 2011, «Analysis of an indoor uwb channel for multipath-aided localization», dans *2011 IEEE International Conference on Ultra-Wideband (ICUWB)*, p. 565–569. 24
- [16] MOLISCH, A. F., K. BALAKRISHNAN, D. CASSIOLI, C. CHIN CHONG, S. EMAMI, A. FORT, J. KAREDAL, J. KUNISCH, H. SCHANTZ, U. SCHUSTER et K. SIWIAK. 2004, «Ieee 802.15.4a channel model - final report, document 04/662r0», URL <http://www.ieee802.org/15/pub/TG4a.html>. 29, 30
- [17] MORCHE, D., G. MASSON, S. D. RIVAZ, F. DEHMAS, S. PAQUELET, A. BISIAUX, O. FOURQUIN, J. GAUBERT et S. BOURDEL. 2013, «Double-quadrature uwb receiver for wide-range localization applications with sub-cm ranging precision», *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol. 48, n° 10, p. 2351–2362. 24, 25
- [18] PAGANI, P. et P. PAJUSCO. 2006, «Modeling the space-and time-variant ultra-wideband propagation channel», dans *2006 IEEE International Conference on Ultra-Wideband*, p. 201–206. 24
- [19] PAGANI, P., F. TCHOFFO TALOM, P. PAJUSCO et B. UGUEN. 2007, *Communication ultra large bande : le canal de propagation radioélectrique*, Collection technique et scientifique des télécommunications, Hermès science publications / Lavoisier, Paris. xiii, 27
- [20] SALEH, A. A. M. et R. VALENZUELA. 1987, «A statistical model for indoor multipath propagation», *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 5, n° 2, p. 128–137. 29

- [21] TCHOFFO-TALOM, F., B. UGUEN, E. PLOUHINEC et G. CHASSAY. 2004, «A site-specific tool for uwb channel modeling», dans *2004 International Workshop on Ultra Wideband Systems Joint with Conference on Ultra Wideband Systems and Technologies. Joint UWBST IWUWBS 2004 (IEEE Cat. No.04EX812)*, p. 61–65. 28
- [22] YAO, R., W. ZHU et Z. CHEN. 2003, «An efficient time-domain ray model for uwb indoor multi-path propagation channel», dans *2003 IEEE 58th Vehicular Technology Conference. VTC 2003-Fall (IEEE Cat. No.03CH37484)*, vol. 2, p. 1293–1297. 28
- [23] YOUSSEF, J., B. DENIS, C. GODIN et S. LESECQ. 2009, «Dynamic ir-uwb channel model preserving ieee 802.15.4a statistics over large-scale trajectories», dans *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2009 IEEE 20th International Symposium on*, p. 1737–1741. 24, 29, 44

Chapitre 3

Détection et suivi des multi-trajets sur un lien radio

Sommaire

3.1 Introduction	68
3.2 Algorithmes exploitant la notion d'ancres virtuelles	68
3.2.1 MINT - Exploitation de la carte de l'environnement	68
3.2.2 Channel-SLAM - Exploitation des angles d'arrivées pour construire la carte de l'environnement	70
3.3 Détection des composantes multi-trajets	71
3.4 Suivi des composantes multi-trajets au cours du temps	74
3.4.1 Système d'état choisi	74
3.4.2 Algorithme de suivi	76
3.5 Association des MPCs entre deux acquisitions	82
3.6 Pré-traitement	85
3.6.1 Utilisation de la diversité fréquentielle	85
3.6.2 Filtre moyennneur	86
3.6.3 Filtre médian	86
3.7 Simulations et évaluation des performances	87
3.7.1 Performances des pré-traitements sur la régularité du profil MPCs estimé	87
3.7.2 Réglages et initialisation des MHKFs	90
3.7.3 Performances du suivi des MPCs	91
3.8 Conclusion	93
3.9 Références	94

3.1 Introduction

La capture de la cohérence spatio-temporelle des MPCs durant le déplacement du mobile nécessite la détection puis le suivi de celles-ci.

Dans ce chapitre, nous commencerons par voir deux solutions de la littérature ayant recours au suivi des MPCs, dans le but de les exploiter pour la localisation d'un mobile. Nous verrons alors quelles sont les contraintes et difficultés qu'implique ce suivi. Nous détaillerons ensuite notre solution, en commençant par la phase de détection et d'extraction des MPCs de la CIR. Nous continuerons avec la description du choix de l'algorithme de suivi des MPCs. Suivront les descriptions de deux phases du processus global de détection et suivi, à savoir l'association des données entre deux acquisitions (phase essentielle comme nous le verrons), puis le pré-traitement des mesures, en amont de la partie détection et association, permettant au final d'améliorer les performances du suivi.

Pour finir, par le biais de simulations, la solution proposée sera évaluée sur un ensemble de métriques, rendant par exemple compte de la capacité à suivre dans le temps des trajets dont la durée de vie physique est suffisamment longue.

3.2 Algorithmes exploitant la notion d'ancres virtuelles

Les méthodes que nous allons voir reposent sur le principe des ancres virtuelles (aussi appelées dans la littérature sources virtuelles, émetteurs virtuels, nœuds virtuels, points images). Le concept d'ancres virtuelles (AV) pour les transmissions sans fil est similaire au concept d'objet virtuel dans le cas de l'optique géométrique. Un rayon issu d'une source A subissant une réflexion spéculaire sur un mur peut être modélisé par un rayon provenant d'une source AV virtuelle, obtenue en prenant le symétrique de A par rapport au plan du mur. On peut également définir une notion d'ordre sur les AVs, fonction du nombre de réflexions. Ce principe est illustré sur la figure 3.1.

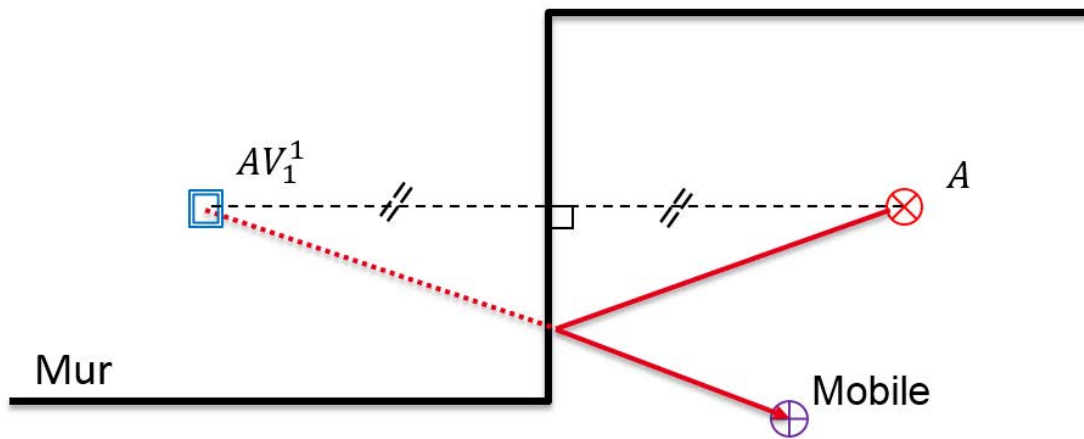
Notons que cette notion d'ancre virtuelle ne se limite pas au cas de la réflexion, et peut être adaptée aux autres types d'interactions.

3.2.1 MINT - Exploitation de la carte de l'environnement

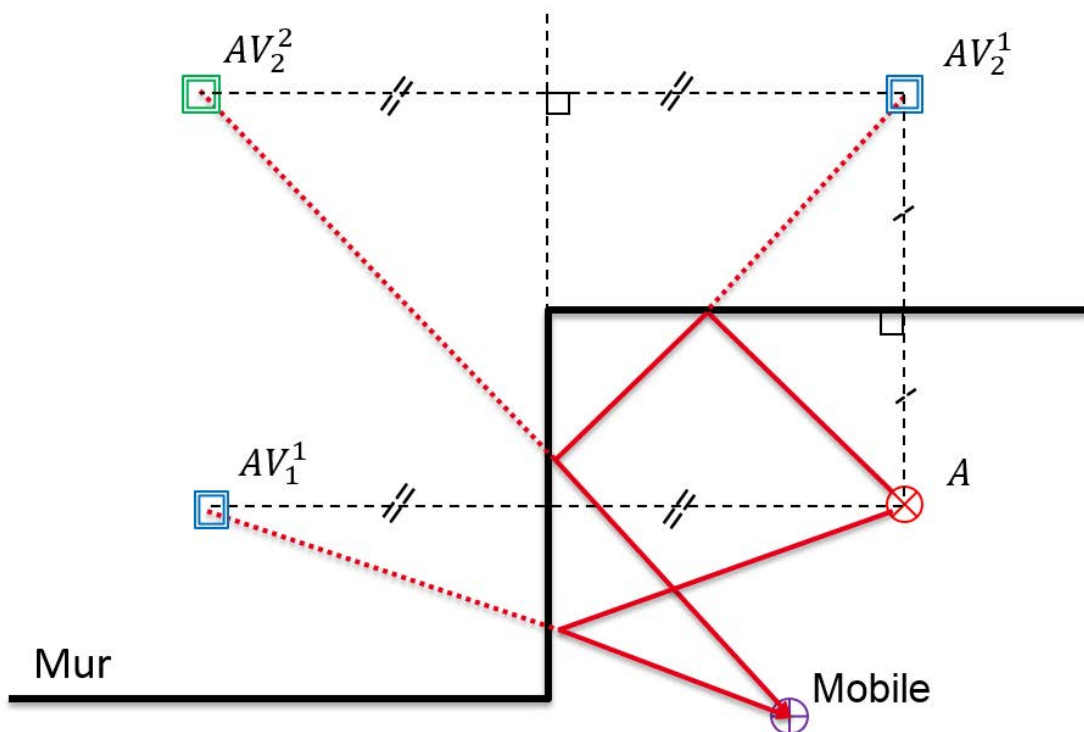
L'algorithme MINT (Multipath-assisted Indoor Navigation and Tracking) décrit dans [16] est un algorithme de localisation exploitant la connaissance de la carte de l'environnement afin de se donner un modèle déterministe simplifié du canal de propagation.

Connaissant la position initiale du mobile et des ancres ainsi que le plan de l'environnement, l'algorithme de poursuite du mobile commence par prédire la position future du mobile. Celle-ci est ensuite utilisée pour prédire, à l'aide du processus de lancer de rayons basé uniquement sur les réflexions, les futures MPCs attendues.

Pour chaque nouvelle acquisition du canal, un ensemble de MPCs est estimé au sein du signal reçu. Cette estimation est réalisée sans connaissances *a priori* du canal, à l'aide d'une procédure itérative de maximum de vraisemblance : après avoir défini la forme attendue d'une MPC, et avoir fixé comme critère de fin un nombre de MPCs à détecter, l'étape d'estimation cherche donc à minimiser le carré de la différence entre le signal reçu et la forme recherchée d'une MPC.



(a) Ancre virtuelle d'ordre 1.



(b) Ancres virtuelles d'ordre 1 et 2

FIGURE 3.1 – Exemple d'ancres virtuelles.

Les MPCs attendues et les MPCs estimées sont ensuite associées en cherchant l'affectation optimale au sens d'un critère reposant sur la minimisation de la somme des différences de leurs ToA. Pour résoudre ce problème d'affectation, la méthode employée [18] est la méthode Hongroise [20] (ou méthode de Munkres).

Après cette étape d'association, les MPCs estimées se retrouvent ainsi associées aux AVs correspondantes. Chaque MPC estimée qui a pu être associée est alors vue comme une composante unique, émise par l'ancre virtuelle à laquelle elle a été associée.

Les estimations de distance correspondantes, ainsi que la position de l'AV, sont alors envoyées comme entrées pour l'algorithme de poursuite [17]. Cette méthode permet également de localiser un mobile en utilisant seulement une ancre [18].

3.2.2 Channel-SLAM - Exploitation des angles d'arrivées pour construire la carte de l'environnement

L'algorithme Channel-SLAM (*Simultaneous Localization And Mapping*) décrit dans [9] est, comme son nom l'indique, basé sur un algorithme de type SLAM¹, capable de localiser le mobile et cartographier l'environnement de manière simultanée.

Dans le cas présent, celui-ci exploite les MPCs pour construire une "carte" des AVs afin de se servir en même temps de celles-ci pour la localisation du mobile, tout comme dans le cas du MINT. L'estimation conjointe de la position du mobile et des AVs permet de renforcer mutuellement la qualité d'estimation de toutes les variables. Le positionnement du mobile dépend donc des positions des AVs, qui dépendent elles-mêmes de la position du mobile. Cette dépendance croisée nécessite la connaissance précise de la position initiale du mobile ainsi que celle de la station de base afin d'initialiser le processus du SLAM. A l'instant k , un ensemble de MPCs est extrait et suivi à l'aide d'un algorithme appelé KEST (*Kalman Enhanced Super Resolution Tracking*) estimant entre autres leurs ToAs, leurs amplitudes ainsi que leurs AoAs. Basiquement, l'algorithme KEST est constitué de deux modules : un chargé du suivi des MPCs basé sur un filtre de Kalman, l'autre chargé de la détection et l'extraction des paramètres des MPCs, réalisé à l'aide d'un algorithme appelé SAGE (*Space-Alternating Generalized Expectation-Maximization*). Ce dernier réalise une estimation conjointe de ces paramètres à l'aide d'une méthode de maximum de vraisemblance.

Par la suite, le résultat du suivi des MPCs est envoyé à l'algorithme SLAM, en charge de la localisation et du suivi du mobile, mais aussi de la localisation des AVs. Pour ce faire, l'algorithme emploie au sein d'un filtre particulière le ToF ainsi que l'AoA de chaque MPCs afin de déterminer la position de la VA qui lui est associée. La détermination et/ou la mesure des AoAs est donc primordiale pour le Channel-SLAM. Ceci peut être réalisé à l'aide d'un réseau d'antennes [5, 9, 7, 6, 23], ou à l'aide d'une antenne unique et d'un gyroscope [8].

Cette méthode permet, elle aussi de localiser un mobile dans un environnement en utilisant seulement une ancre.

1. Ce type d'algorithme est souvent utilisé en robotique, permettant une grande autonomie mais appliqué le plus souvent à de la vision (plutôt que de la radio).

3.3 Détection des composantes multi-trajets

Dans le but de pouvoir suivre l'évolution des MPCs, une première phase consiste à les détecter. Il existe un grand nombre de techniques permettant d'estimer les paramètres (ToAs, AoAs, amplitudes,...) d'un canal (par exemple les algorithmes MUSIC [3, 11], ESPRIT [22], SAGE [4, 24] et RIMAX [21]). Compte tenu du processus d'intégration du signal dans des fenêtres temporelles par le récepteur, mais aussi du phénomène d'interférence entre MPCs pouvant faire grandement varier l'amplitude d'un même bin pour deux acquisitions consécutives du canal, nous choisissons une procédure de détection, adaptée à l'architecture de notre récepteur.

Pour rappel, celui-ci travaille avec des impulsions émises sur une largeur de bande de 500 MHz et des fenêtres d'intégration de 2 ns, réparties toutes les nanosecondes. Une impulsion reçue et estimée par le récepteur sera donc intégrée dans plusieurs bins, comme on peut le voir sur la figure 3.2.

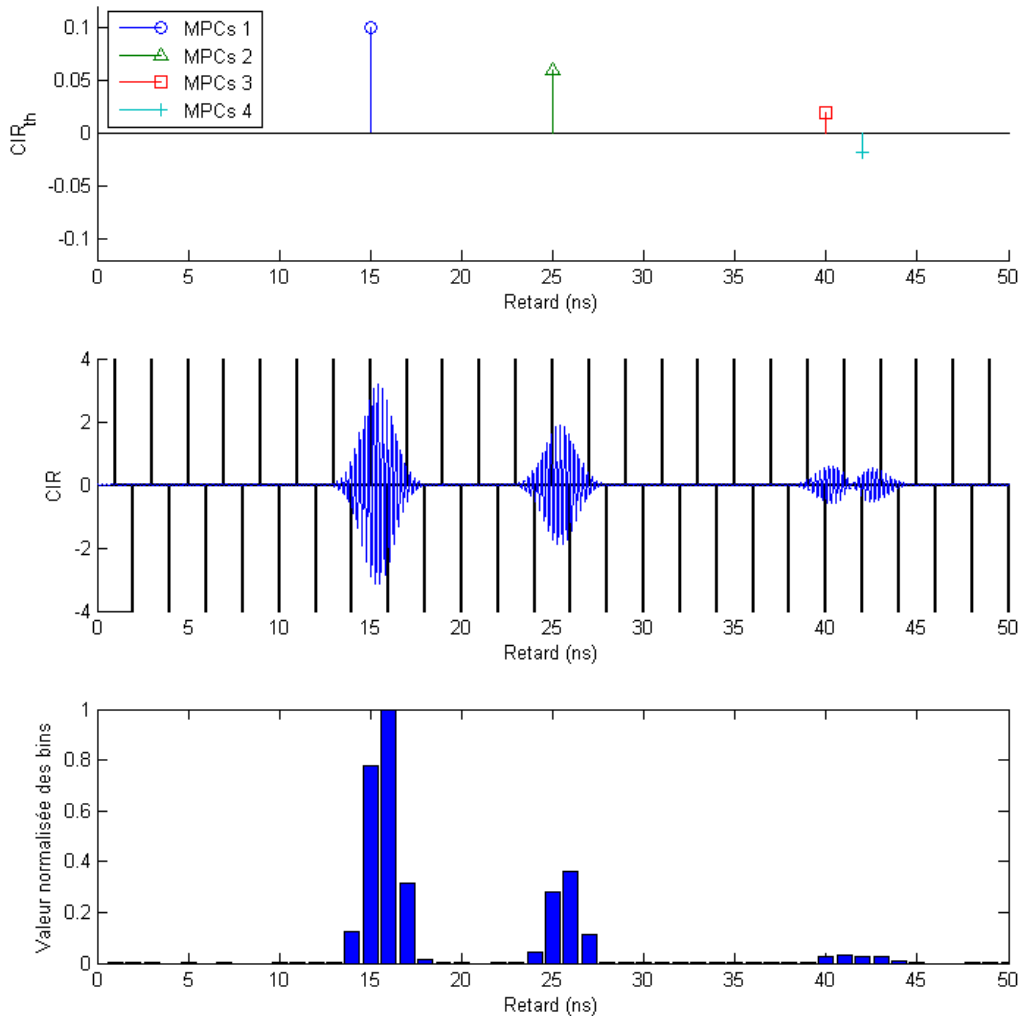


FIGURE 3.2 – (Haut) Réponse impulsionnelle théorique. (Milieu) Réponse (sans bruit) du canal à une impulsion réelle avec fenêtres d'intégration superposées. (Bas) Réponse (sans bruit) estimée par le récepteur, sous forme de "bins" de 1 ns, après intégration dans des fenêtres de $\Delta t_d = 2$ ns.

Pour chaque acquisition k , le récepteur estime la CIR sous forme de "bins", dans $bin^{(k)}(t_d, f_c)$ (cf. Chapitre 2). Cependant, afin de limiter le stockage de l'ensemble des bins estimés, le récepteur

ne fournit que les $p_{max}^{(k)}$ les plus énergétiques, dépassant le seuil de bruit fixé. Cette valeur $p_{max}^{(k)}$ est elle même limitée à un nombre maximal de 64 bins au total.

Pour résumer, après la mesure de $bin^{(k)}(t_d, f_c)$ lors de l'acquisition k , le récepteur retourne les $bin_p^{(k)}$, avec $p = 1..p_{max}^{(k)}$ et $p_{max}^{(k)} \leq 64$.

Au regard de la figure 3.2, et afin de proposer une solution de faible complexité, nous choisissons une méthode de détection des MPCs basée sur l'extraction de maxima locaux dans le but de venir sélectionner le centre² des impulsions. En effet, on s'attend à ce que les maxima locaux correspondent à des MPCs et non du bruit, mais aussi à ce que ceux-ci soient plus stables que le reste des bins, et donc plus corrélés dans l'espace et dans le temps, et par conséquent pertinents pour le problème de suivi du mobile.

Pour chaque temps d'acquisition k nous extrayons $m^{(k)}$ MPCs, avec pour chaque MPC i les composantes du $bin_i^{(k)}$, c'est-à-dire un ToA $\tau_i^{(k)}$ et une amplitude $\lambda_i^{(k)}$.

La méthode d'extraction employée (illustrée sur la figure 3.3) est une méthode itérative, semblable à celle employée dans le Chapitre 2 lors de la sélection des maxima locaux après la transformée de Hough. Nous commençons par détecter le premier maximum, puis nous relevons son ToA avant de supprimer de la CIR les bins correspondants à une impulsion autour du max sélectionné (support équivalent). Nous cherchons alors un nouveau max (i.e., idéalement, une nouvelle MPC), etc...

Pour finir, nous définissons une valeur seuil en fonction du bruit de mesure *a priori* (dans le but d'assurer un taux de fausse alarme *a priori*), pour laquelle les maxima locaux situés en deçà ne seront pas retenus, mettant fin au processus. Mais, comme on peut le voir sur la figure 3.3-(c), il peut arriver que deux maxima locaux soient espacés de seulement un bin. Afin de ne pas éliminer systématiquement tous les bins correspondants à une impulsion autour du max sélectionné, nous rajoutons une condition sur la décroissance de l'amplitude des bins situés autour du max sélectionné.

Ces valeurs constituent par la suite nos observations, c'est-à-dire nos entrées pour le reste de notre algorithme.

2. pour une forme d'onde symétrique, comme considérée ici

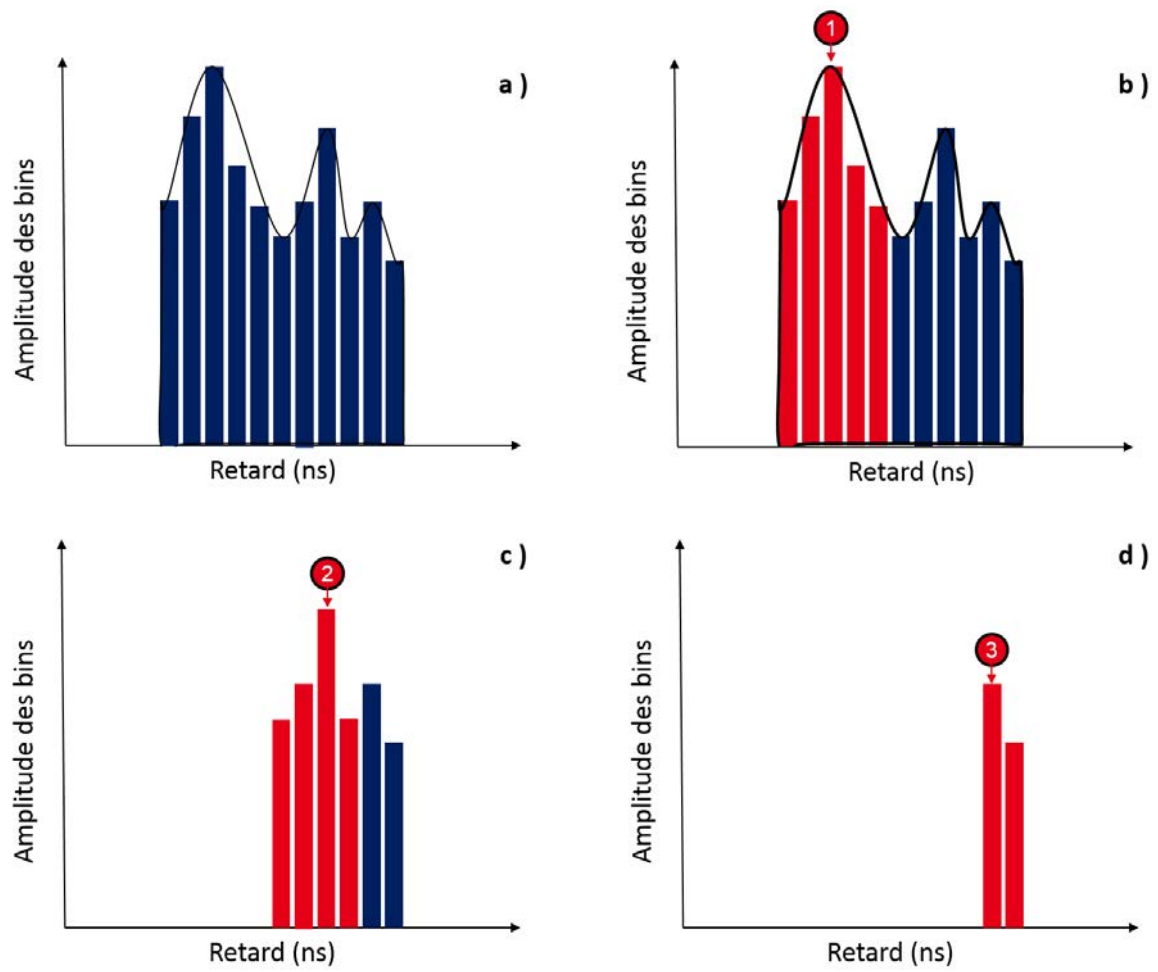


FIGURE 3.3 – Processus d'extraction des MPCs de la CIR.

3.4 Suivi des composantes multi-trajets au cours du temps

Les algorithmes de suivi (ou de poursuite) d'objet(s) dans le temps sont généralement basés sur des méthodes de filtrage visant à estimer une variable cachée X (ce que l'on cherche), appelée variable d'état, à partir de l'observation Y (ce que l'on mesure), appelée variable d'observation.

Classiquement, ces variables définissent ainsi à chaque instant k un système d'équations appelé modèle d'état (3.1), composé d'une équation d'état (3.1a) et d'une équation d'observation (3.1b) :

$$X^{(k)} = f\left(X^{(k-1)}, v^{(k)}\right) \quad (3.1a)$$

$$Y^{(k)} = g\left(X^{(k-1)}, w^{(k)}\right) \quad (3.1b)$$

où $v^{(k)}$ et $w^{(k)}$ sont des variables aléatoires respectivement appelés bruit d'état et bruit d'observation (ou de mesure). Ces bruits sont souvent considérés comme additif et peuvent ainsi être sortis des fonctions f et g .

À chaque instant k , on cherche donc à estimer la distribution *a posteriori* $p(X^{(k)}|Y^{(1..k)})$ de la variable $X^{(k)}$ connaissant les observations de $Y^{(k)}$ aux instants $1..k$.

La distribution initiale $p(X^{(0)})$ est supposée connue, ce qui permet d'initialiser le processus d'estimation. Le processus d'observation, reliant $Y^{(k)}$ et $X^{(k)}$ est, lui, décrit par la distribution $p(Y^{(k)}|X^{(k)})$, appelée vraisemblance.

La résolution de ce problème se fait alors en deux étapes :

- Avant la mesure de $Y^{(k)}$, une étape de prédiction de la distribution notée $p(X^{(k)}|Y^{(1..k-1)})$ est réalisée en ré-exploitant $p(X^{(k-1)}|Y^{(1..k-1)})$ ainsi que la loi de transition $p(X^{(k)}|X^{(k-1)})$. On obtient alors la distribution *a priori* $p(X^{(k)}|Y^{(1..k-1)})$.
- Après la mesure de $Y^{(k)}$, une étape de correction met à jour la prédiction à l'aide de la nouvelle mesure, en exploitant la distribution *a priori* ainsi que la distribution $p(Y^{(k)}|X^{(k)})$.

Cependant, le calcul analytique de ces distributions est généralement impossible. C'est pourquoi on emploie des méthodes numériques (ex : Filtres à particules) ou des méthodes paramétriques (ex : Filtres de Kalman) afin de les résoudre. Le choix de l'une ou l'autre de ces méthodes dépend du type de problème (linéaire ou non) et de la capacité de calcul à disposition. Le filtre particulaire donne de bons résultats mais le demande un grand nombre de particules, ce qui rend la complexité calculatoire parfois rédhibitoire pour des applications embarquées et/ou temps réel. Le filtre de Kalman est quant à lui très souvent employé pour ce type d'applications du fait de sa faible complexité calculatoire. Cependant il nécessite un problème linéaire avec des distributions Gaussiennes.

3.4.1 Système d'état choisi

Idéalement nous voudrions pouvoir suivre les MPCs présentes dans la CIR_{th} comme celles présentes dans la figure 3.2 - (haut). Or nous n'avons accès par la mesure de la CIR qu'à la version estimée par le récepteur, sous forme de bins (figure 3.2 - (bas)). Nous commençons donc par définir nos variables X et Y (ce que l'on cherche et ce que l'on mesure).

Il est important de noter que le nombre de MPCs suivies ($n^{(k)}$) et le nombre d'observations ($m^{(k)}$) ne sont pas nécessairement identiques. En effet, du fait de la variabilité du canal, des MPCs peuvent apparaître, disparaître, ou ne pas être perçues par le récepteur (par exemple, en situation d'interférences destructives). De plus, la phase de "détection" se fait de manière itérative, suivant les valeurs prises par les maxima locaux au sein des bins (par ordre décroissant). Dans ce cas, l'indexation des termes de $X^{(k)}$ et de $Y^{(k)}$ n'a *a priori* pas de raison d'être le même. Il est donc nécessaire de procéder à une étape d'association, qui sera décrite plus loin.

On note $\tilde{Y}_i^{(k)}$ l'observation, prise dans $Y^{(k)}$, associée à l'état $X_i^{(k)}$, décrite par la fonction d'association \mathcal{A} :

$$\tilde{Y}_i^{(k)} = \mathcal{A}(X_i^{(k)}, Y^{(k)}) \quad (3.8)$$

Ce processus d'association étant non linéaire, nous choisissons de faire en sorte qu'il soit réalisé en marge des phases de prédiction et de correction et nous définissons alors le vecteur $\tilde{Y}^{(k)}$ comme entrée de notre système d'état. Les valeurs de $Y^{(k)}$ étant des valeurs entières avec un pas de 1 ns, les valeurs de $\tilde{Y}^{(k)}$ le sont aussi. Dans ce cas, l'équation d'observation peut s'écrire comme suit :

$$\tilde{Y}_i^{(k)} = \lfloor \tau_i^{(k)} \rfloor \quad (3.9)$$

$$= \tau_i^{(k)} + w_i^{(k)} \quad (3.10)$$

où le terme de bruit $w_i^{(k)}$ reflète ici le bruit de quantification.

Cette modélisation peut maintenant se mettre sous la forme matricielle comme suit :

$$\tilde{Y}^{(k)} = C^{(k)} \cdot X^{(k)} + W^{(k)} \quad (3.11)$$

où $C^{(k)} \in \mathbb{R}^{n^{(k)} \times 2n^{(k)}}$ est la matrice d'observation, et $W^{(k)} \in \mathbb{R}^{n^{(k)} \times 1}$ la matrice de bruit d'observation.

$$C^{(k)} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & & & \\ 0 & 0 & 1 & 0 & & & (0) \\ & & & \ddots & & & \\ & & & & & & \\ & (0) & & & 1 & 0 & 0 & 0 \\ & & & & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad W^{(k)} = \begin{pmatrix} w_1^{(k)} \\ w_2^{(k)} \\ \vdots \\ \vdots \\ w_{n^{(k)}}^{(k)} \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

Notre système d'état (4.2) est par conséquent un système linéaire.

$$\begin{cases} X^{(k+1)} = A^{(k)} \cdot X^{(k)} + V^{(k)} \\ \tilde{Y}^{(k)} = C^{(k)} \cdot X^{(k)} + W^{(k)} \end{cases} \quad (3.13)$$

Nous choisissons dans ce cas d'employer un filtre de Kalman (ou KF pour Kalman Filter) pour le suivi des MPCs, que nous allons détailler dans ce qui suit.

3.4.2 Algorithme de suivi

Pour rappel les étapes de Prédiction et de Correction du Filtre de Kalman sont rappelées dans l'algorithme 1.

Avec :

- $p^{(k|k-1)}$: la matrice de covariance de l'erreur de prédiction.

Algorithme 1 - Filtre de Kalman

• **Initialisation :**

$$\hat{X}_i^{(0|0)} = \hat{X}_i^{(0)} \quad (3.14)$$

$$P_i^{(0|0)} = P_i^{(0)} \quad (3.15)$$

Pour $k = 1, 2, \dots$

• **Prédiction :**

$$\hat{X}^{(k|k-1)} = A^{(k)} \cdot \hat{X}^{(k-1|k-1)} \quad (3.16)$$

$$P^{(k|k-1)} = A^{(k)} \cdot P^{(k-1|k-1)} \cdot (A^{(k)})^T + Q^{(k)} \quad (3.17)$$

• **Mise à jour :**

$$S^{(k)} = C^{(k)} \cdot P^{(k|k-1)} \cdot (C^{(k)})^T + R^{(k)} \quad (3.18)$$

$$K^{(k)} = P^{(k|k-1)} \cdot (C^{(k)})^T \cdot (S^{(k)})^{-1} \quad (3.19)$$

$$\hat{X}^{(k|k)} = \hat{X}^{(k|k-1)} + K^{(k)} \cdot (\tilde{Y}^{(k)} - C^{(k)} \cdot \hat{X}^{(k|k-1)}) \quad (3.20)$$

$$P^{(k|k)} = (I_d - K^{(k)} \cdot C^{(k)}) P^{(k|k-1)} \quad (3.21)$$

- $P^{(k)}$: la matrice de covariance de l'erreur d'estimation.
- $Q^{(k)}$: la matrice de covariance du bruit d'état, traduisant l'incertitude sur le modèle de transition.
- $R^{(k)}$: la matrice de covariance du bruit d'observation, traduisant l'incertitude des mesures.
- I_d : la matrice identité.

Dans notre contexte, la matrice de covariance de l'erreur P contiendra des termes de covariance croisés impliquant une relation entre les ToAs des MPCs suivies. Or nous n'avons pas de connaissance *a priori* sur ces termes pour les initialiser. De plus, ils peuvent être une source de divergence de l'algorithme et/ou de propagation d'erreur d'estimation d'une MPC à une autre. Ils sont aussi une source de complexité calculatoire supplémentaire, car pour n MPCs nous aurons $(2n)^2$ termes. En vue de suivre plusieurs MPCs à la fois et d'éviter les problèmes énoncés ci-dessus, nous parallélisons des filtres de Kalman, en considérant un filtre noté KF_i pour chaque MPC i suivie.

Le système d'état alors adopté pour chacun de ces filtres est le suivant :

$$\begin{aligned} X_i^{(k+1)} &= A_i^{(k)} \cdot X_i^{(k)} + V_i^{(k)} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & \Delta T^{(k)} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot X_i^{(k)} + \begin{pmatrix} 0 \\ v^{(k)} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3.22)$$

$$\begin{aligned} \tilde{Y}_i^{(k)} &= C_i^{(k)} \cdot X_i^{(k)} + W_i^{(k)} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot X_i^{(k)} + \begin{pmatrix} w_i^{(k)} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3.23)$$

Notons que cette fois-ci dans (3.23), la valeur de $\tilde{Y}_i^{(k)}$ est le résultat de l'association entre l'état précédent $\hat{X}_i^{(k-1|k-1)}$ et l'ensemble des MPCs détectées $Y^{(k)}$, et non plus l'association entre l'état $X_i^{(k)}$ et $Y^{(k)}$ car l'état $X_i^{(k)}$ n'est pas encore accessible. Cependant, le choix de réaliser l'association avec $\hat{X}_i^{(k-1|k-1)}$ et non $\hat{X}_i^{(k|k-1)}$ sera détaillé dans la Section 3.5.

Pour le reste, un exemple de réglage de ces filtres de Kalman sera détaillé dans la Section 3.7.2. On peut néanmoins préciser qu'un filtre de Kalman, de par sa matrice de covariance de bruit d'état $Q^{(k)}$ et celle de bruit de mesure $R^{(k)}$, exprime un compromis entre la confiance dans le modèle et dans la mesure. Le réglage des filtres se fait alors avec les connaissances *a priori* que l'on a du système et des mesures.

Par la suite, au cours des acquisitions, deux situations peuvent généralement se produire et la réaction du filtre va dépendre alors du rapport entre $R^{(k)}$ et $Q^{(k)}$. Une nouvelle mesure $\tilde{Y}_i^{(k)}$ peut avoir été mal estimée et sort de la statistique fixée *a priori* dans $R^{(k)}$. Dans ce cas, cela se remarque sur la valeur de l'innovation, définie comme étant la différence entre la valeur prédite de l'observation et la valeur de l'observation, décrite en (3.24).

$$\gamma_i^{(k)} = \tilde{Y}_i^{(k)} - C_i^{(k)} \cdot \hat{X}_i^{(k|k-1)} \quad (3.24)$$

Celle-ci est présente dans la phase de mise à jour, dans (3.20) dont la matrice de covariance est donnée dans (3.18).

Les deux situations possibles sont alors les suivantes :

1. la mesure $\tilde{Y}_i^{(k)}$ se trouve être une mesure aberrante, due par exemple au bruit, ou à une mauvaise association.
2. la mesure $\tilde{Y}_i^{(k)}$ traduit un changement de dynamique du système d'état. Par exemple, lors d'un changement brutal de trajectoire, la loi de transition d'état change, par conséquent la mesure change, et l'estimé ne colle alors plus avec la mesure.

Afin de permettre une certaine robustesse au filtre de Kalman face aux mesures aberrantes tout en lui permettant une certaine souplesse pour les changements dans l'évolution de l'état, on trouve dans la littérature [14, 10] une méthode appelée Filtre de Kalman Multi-Hypothèses (ou MHKF, parfois appelé filtre de Kalman adaptatif). Ce filtre vise à discriminer plusieurs hypothèses (ici, un changement de «trajectoire» dans l'évolution du ToA d'une MPC par rapport à une mesure de ToA aberrante). Cette solution consiste à surveiller la valeur de l'innovation normalisée (donnée en (3.25)), en fixant un seuil en fonction d'un taux *a priori* de fausse alarme permettant le déclenchement de l'examen des hypothèses.

$$\Phi_i^{(k)} = (\mathcal{Y}_i^{(k)})^T \cdot (S_i^{(k)})^{-1} \cdot \mathcal{Y}_i^{(k)} \quad (3.25)$$

Il a comme avantage d'être plus réactif qu'un filtre de Kalman classique lorsque l'on sort des hypothèses initiales, mais aussi de réduire les cas de divergence. Pour chaque itération k , nous comparons la valeur de l'innovation normalisée $\Phi_i^{(k)}$ avec le seuil fixé au préalable. Si $\Phi_i^{(k)}$ dépasse le seuil, figure 3.4-(1), le filtre génère en parallèle deux candidats pour l'état estimé $\hat{X}_i^{(k|k)}$ de la i -ème MPC, $\hat{X}_i^{(k|k)}(H_1)$ et $\hat{X}_i^{(k|k)}(H_2)$, voir figure 3.4-(2), avec :

- **(H₁) Mesure aberrante** : on augmente la covariance du bruit d'observation $R_i^{(k)}$, avant de calculer $\hat{X}_i^{(k|k)}(H_1)$ et $P_i^{(k|k)}(H_1)$.
- **(H₂) Mesure fiable et modèle de transition d'état incertain (du fait de la manœuvre)** : On augmente alors la covariance de bruit d'état $Q_i^{(k)}$ lors de l'étape de prédiction, puis on calcule $\hat{X}_i^{(k|k)}(H_2)$ et $P_i^{(k|k)}(H_2)$.

Lors de l'itération suivante, à $k + 1$, on calcule les prédictions issues des deux états estimés hypothétiques, figure 3.4-(3.a et 3.b). Puis durant l'étape de mise à jour, avec la mesure $\tilde{Y}_i^{(k)}$, le choix entre les deux états estimés hypothétiques est fait en comparant leurs valeurs respectives d'innovation.

- $\Phi_i^{(k)}(H_1) > \Phi_i^{(k)}(H_2)$: On est face à un changement de trajectoire de l'évolution du ToA du MPC, figure 3.4-(3.a et 4.a), et la valeur $\hat{X}_i^{(k|k)}(H_2)$ est retenue pour $\hat{X}_i^{(k|k)}$.
- $\Phi_i^{(k)}(H_1) < \Phi_i^{(k)}(H_2)$: On est face à une mesure aberrante du ToA du MPC, figure 3.4-(3.b et 4.b), et la valeur $\hat{X}_i^{(k|k)}(H_1)$ est retenue pour $\hat{X}_i^{(k|k)}$.

On peut cependant noter que cette procédure introduit une latence supplémentaire équivalente à une période d'échantillonnage (donc faible). Si l'on veut supprimer cette latence, on peut tout de même fournir à l'instant k , de manière arbitraire, la valeur de l'un des deux états estimés hypothétiques. Dans le cas où l'état choisi n'était pas le bon, nous aurions commis une erreur d'estimation pour cet instant k , mais l'avantage de la réactivité du filtre est tout de même présent sur les valeurs suivantes.

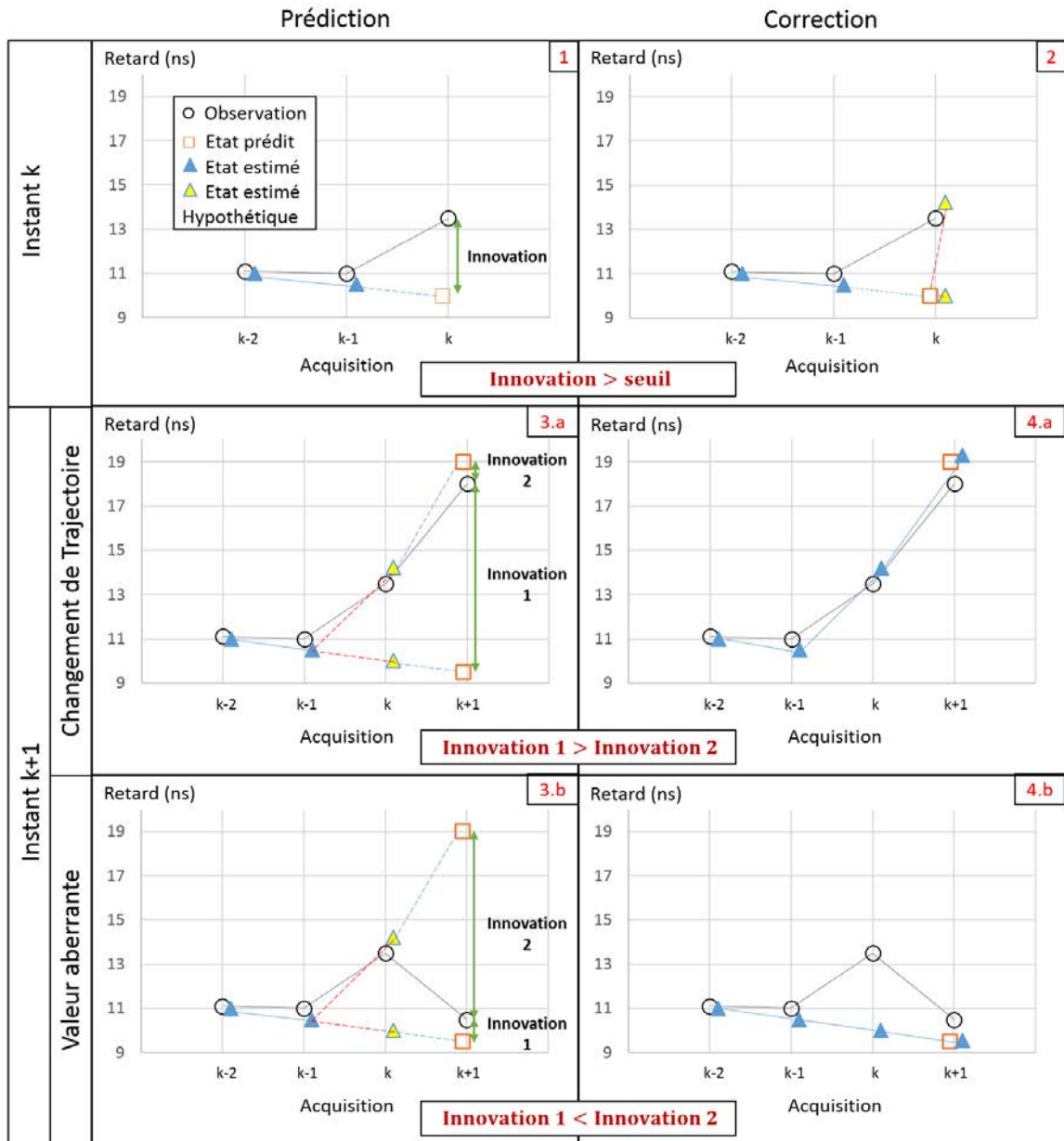
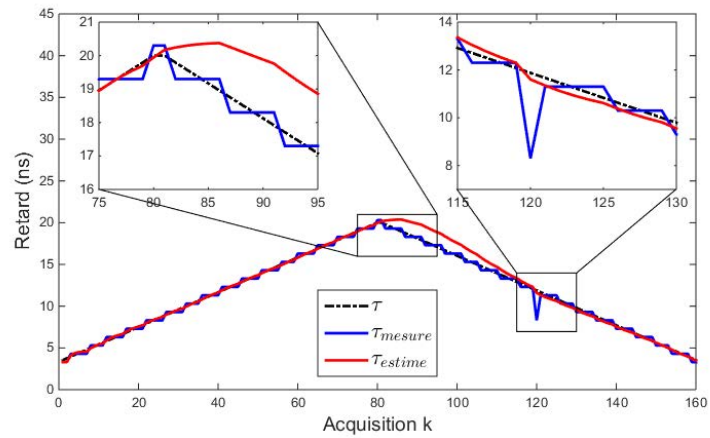
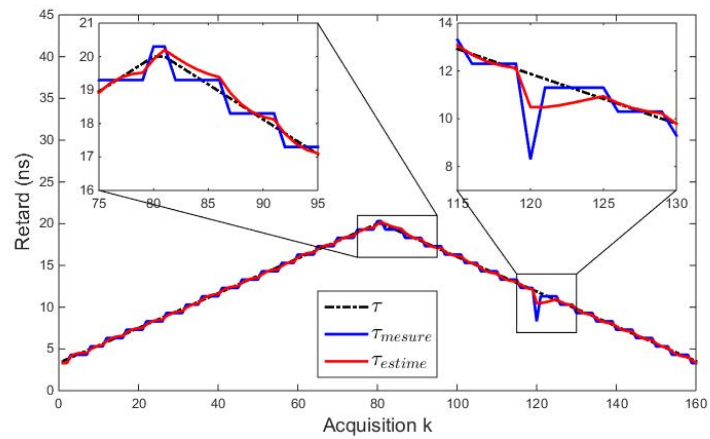


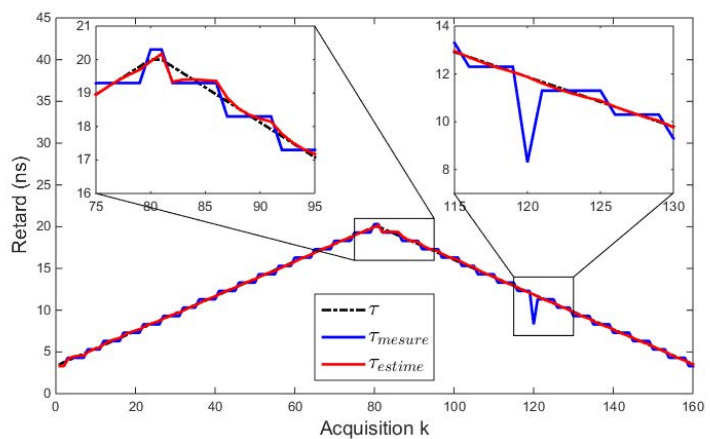
FIGURE 3.4 – Illustration du principe du MHKF.



(a) KF avec une confiance plus importante dans le modèle d'état que dans les mesures.



(b) KF avec une confiance plus importante dans les mesures que dans le modèle d'état.



(c) MHKF capable de faire la différence entre les changements de trajectoire et les mesures aberrantes.

FIGURE 3.5 – Illustration des avantages du MHKF face au KF pour le suivi d'une MPC, avec une manœuvre en $k = 80$ et une mesure aberrante en $k = 120$.

La figure 3.5 illustre les avantages d'un MHKF vis-à-vis d'un KF pour le suivi d'une MPC.

Nous utiliserons donc pour la suite de cette thèse des MHKFs en parallèle pour le suivi des MPCs (un par MPC suivie).

3.5 Association des MPCs entre deux acquisitions

Afin d'alimenter chaque MHKF i avec la mesure correspondante à la MPC i suivie, il est nécessaire de passer par une étape d'association. La figure 3.6 montre le résultat de l'étape de détection sur deux CIR estimées à deux instants consécutifs. Comme mentionné dans la Section 3.4.1, la variabilité des amplitudes du canal entre deux acquisitions contraint à adopter une méthode d'association basée principalement sur les ToAs relevés. On peut également constater le "déplacement temporel" des MPCs, mais aussi, et c'est un point important pour la suite car il orientera notre choix sur la méthode d'association, la variation du nombre de MPCs détectées.

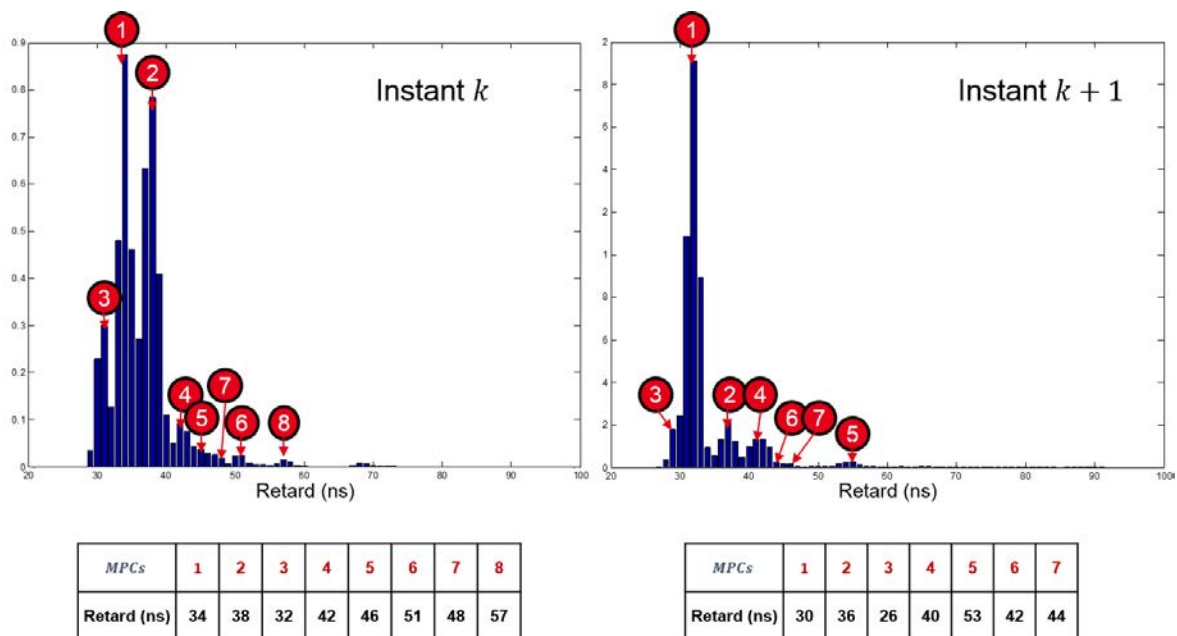


FIGURE 3.6 – Exemple de détection à deux instants consécutifs.

Dans l'algorithme du MINT [15], il est fait référence à une solution d'association visant à minimiser un coût. Ce coût est construit comme la somme de l'ensemble des permutations possible des "distances" entre les mesures et les valeurs prédites. Pour la résolution de ce problème de minimisation de coût, les auteurs proposent d'employer l'algorithme Hongrois, aussi appelé algorithme de Kuhn-Munkres [12]. Cet algorithme d'optimisation combinatoire permet en effet de résoudre les problèmes d'affectation de manière à minimiser la somme des coûts définis. Là aussi, l'idée est de traiter toutes les mesures et toutes les valeurs prédites en même temps.

Mais dans les problèmes d'affectation, le cardinal des ensembles à associer joue un rôle important. En effet si l'on considère m tâches à effectuer et n agents pour les réaliser, avec $n \geq m$, chaque tâche doit être effectuée exactement une fois et chaque agent peut réaliser au plus une tâche. Cette contrainte est satisfaite dans l'algorithme du MINT en calculant plus de MPCs provenant d'ancres virtuelles qu'il n'y a de mesures de MPCs effectivement disponibles. Mais dans

notre contexte, une telle méthode n'a que peu de sens, car de nouvelles MPCs peuvent apparaître, et dans ce cas nous aurons plus de mesures que de MPCs précédemment suivies. De plus, dans le cas où une MPC disparaît et une nouvelle apparaît à un ToA totalement différent, l'algorithme Hongrois donnera alors une association minimisant la contrainte de coût, mais cette association n'aura pas de sens.

Pour notre problème, nous choisissons alors une méthode d'association connue sous le nom de "méthode des k plus proches voisins" ou (k-nearest neighbor en anglais). Cette méthode est très souvent utilisée dans des problèmes de classification [2], on la retrouve en particulier pour des applications de traitement d'image, d'apprentissage ou encore de localisation à base de signatures radio (fingerprinting). Appliquée à notre problème, cette méthode consiste à chercher pour chaque valeur de ToA estimée $\hat{\tau}_i^{(k|k-1)}$ pour la MPC i par le MHKF i , dans l'ensemble des mesures disponibles $\{Y_i^{(k)}\}$ à l'instant k , la valeur de ToA la plus proche. De plus, afin d'éviter les associations aberrantes, mais aussi d'accélérer la procédure en diminuant les cas d'associations possibles, nous procédons à une restriction de l'ensemble de recherche à l'aide d'un fenêtrage préliminaire des mesures candidates autour de la dernière valeur ToA estimée $\hat{\tau}_i^{(k-1|k-1)}$. La figure 3.7 illustre la sélection d'une observation à l'instant k , qui est contenue dans la fenêtre de sélection centrée autour de la valeur estimée de l'instant $k-1$.

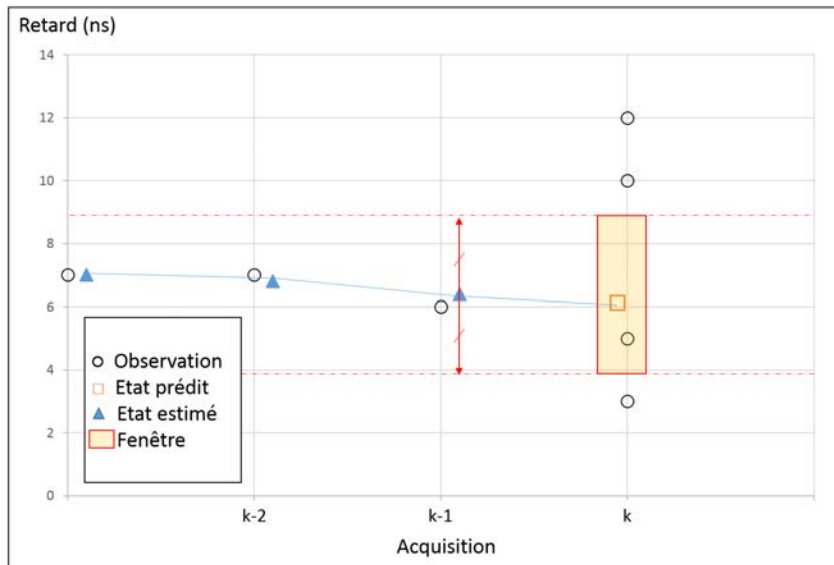


FIGURE 3.7 – Exemple de suivi avec une sélection de l'observation à l'instant k contenue dans une fenêtre centrée autour de la valeur de l'état estimée à $k-1$.

En pratiquant ainsi la sélection autour de $\hat{\tau}_i^{(k-1|k-1)}$ et non de $\hat{\tau}_i^{(k|k-1)}$, l'idée est d'inclure dans la fenêtre les cas de changement de trajectoire d'évolution du ToA de la MPC.

La fenêtre, que l'on notera par la suite $Win_i^{(k)}$ pour la MPC i , est alors dimensionnée pour englober les changements maximaux possibles de la valeur $\tau_i^{(k)}$ entre deux mesures (en fonction de la vitesse maximale possible de déplacement du porteur et du taux de rafraîchissement des mesures).

La fonction d'association précédemment mentionnée dans (3.8) peut maintenant être définie par la formulation suivante : "l'entrée $\tilde{Y}_i^{(k)}$ du MHKF i , issue de la fonction d'association $\mathcal{A}^{(k)}$, cor-

respond à la valeur dans $Y^{(k)}$ la plus proche de $\hat{\tau}_i^{(k|k-1)}$, sous contrainte d'appartenir à la fenêtre $Win_i^{(k)}$ centrée sur $\hat{\tau}_i^{(k-1|k-1)}$. Ce qui peut s'écrire $\tilde{Y}_i^{(k)} = Y_{l_i}^{(k)}$ avec l_i défini par :

$$l_i = \underset{Y_q^{(k)} \cap Win_i^{(k)}}{\operatorname{argmin}} \left| \hat{\tau}_i^{(k|k-1)} - Y_q^{(k)} \right|, \quad q \in \llbracket 1, m^{(k)} \rrbracket \quad (3.26)$$

Un autre avantage lié à cette méthode de sélection et d'association réside dans le fait qu'elle peut également être utilisée afin de déterminer l'apparition ou la disparition d'une MPC. Les fenêtres de sélection étant dimensionnées en fonction de la variation maximale possible du ToA d'une MPC entre deux acquisitions, et centrées autour de la dernière valeur estimée de celui-ci, une fenêtre vide (soit $l_i = \emptyset$) signifie alors que la MPC suivie qui lui est associée a disparu, ou n'est plus observable (ex. figure 3.8-(droite)). Inversement, si une mesure appartenant à $Y^{(k)}$ n'est contenue dans aucune des fenêtres associées aux MPCs suivies, cela signifie alors que cette mesure est issue d'une nouvelle MPC, non suivie jusqu'alors (ex. figure 3.8-(gauche)).

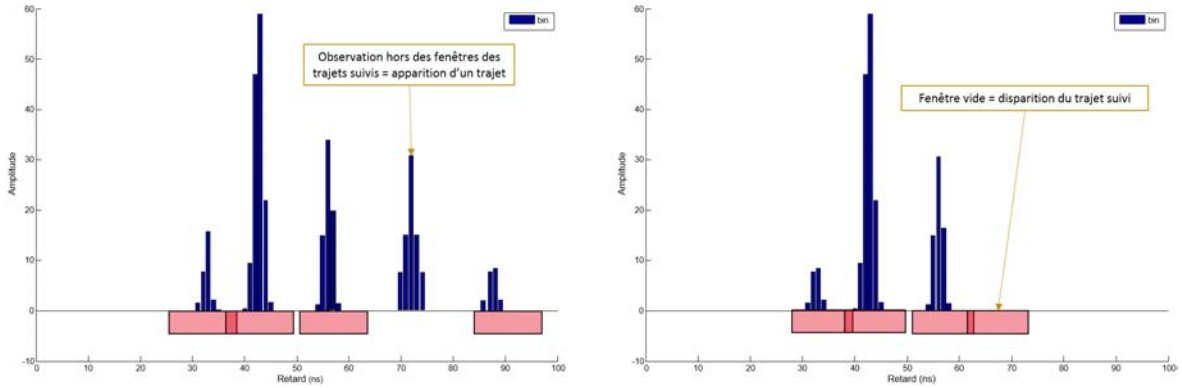


FIGURE 3.8 – Illustration sur un cas simple de détection d'apparition (à gauche) ainsi que de disparition (à droite) de MPC.

Néanmoins, nous avons parlé dans le Chapitre 2 d'interférence entre MPCs au cours du temps pouvant donner lieu à des atténuations telles que les MPCs interférant ne sont alors plus observables au niveau du récepteur, et en particulier au niveau de la réponse de canal estimée. Il est alors important dans ce cas de faire attention à ne pas conclure trop rapidement à la disparition d'une MPC. C'est pourquoi une durée de garde est présente sur la disparition supposée de chaque MPC i suivie, durant laquelle le $MHKF_i$ continue uniquement avec des phases de prédiction, faute d'observations pour les phases de mise à jour.

Maintenant que nous avons détaillé les différents blocs constitutifs de notre algorithme permettant d'extraire des MPCs des CIRs fournies par le récepteur, puis de les suivre au cours des acquisitions, nous pouvons illustrer l'ensemble du processus à l'aide d'un schéma bloc donné en figure 3.9.

À titre de comparaison pour la suite, le récepteur considéré (basé sur l'architecture donnée dans [19]) retourne à chaque instant les quatre bins les plus énergétiques (nommé ici *Fingers*) utilisés pour des raisons de démodulation. Ce "suivi" basé dans ce cas uniquement sur les valeurs d'amplitude peut néanmoins servir de référence pour l'évaluation des performances de notre solution en matière de suivi multitrajets.

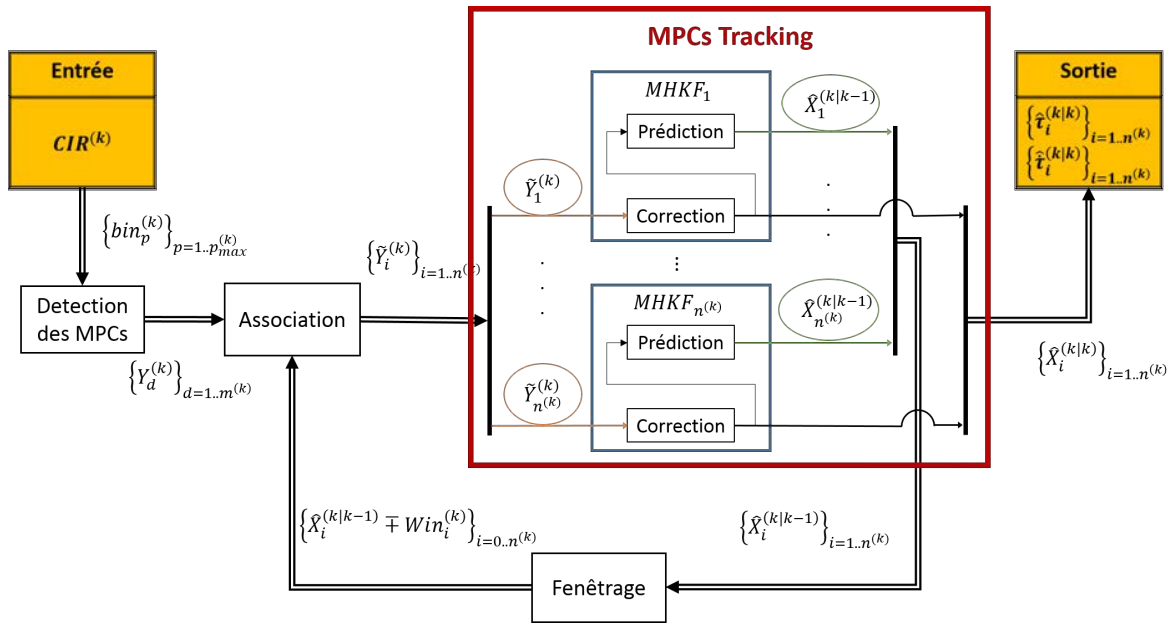


FIGURE 3.9 – Schéma bloc de l'algorithme de détection/association/suivi des MPCs.

3.6 Pré-traitement

Dans l'optique d'exploiter l'évolution des MPCs au cours du temps afin d'améliorer et/ou d'aider la localisation et le suivi du mobile, il est préférable d'exploiter en priorité les MPCs avec le "temps de vie" le plus long (i.e., les trajets physiquement présents au sein de la réponse du canal pour un grand nombre d'acquisitions successives) et donc de les suivre durant le "temps de suivi" le plus long.

Malheureusement, comme on a pu le voir précédemment dans le Chapitre 2, le phénomène d'interférences entre MPCs en conditions de mobilité peut conduire au comportement erratique et assez peu régulier en apparence des CIRs (i.e., avec des amplitudes de bins discontinues), et par conséquent, à un "temps de vie" apparemment plus court des MPCs, nuisant d'autant au processus de suivi des trajets.

Nous procédons alors à un prétraitement sur les CIR mesurées avant l'étape de détection des MPCs, afin de lisser les éventuelles discontinuités en amplitude dues aux interférences entre MPCs.

3.6.1 Utilisation de la diversité fréquentielle

Il est possible d'utiliser les divers canaux de communication disponibles pour le récepteur considéré, comme montré dans le Chapitre 2, afin de diminuer l'impact des interférences sur l'estimation de la CIR et ainsi améliorer le suivi des MPCs.

La valeur du terme d'interférence n'étant pas la même pour chaque sous-bande, la combinaison des multiples canaux estimés (CMC) permet d'y être moins sensible, en moyenne.

Cependant, cette solution nécessite que les changements de bande et les estimations de la CIR soient réalisés, pour une même acquisition k , durant le temps de cohérence du canal, ce qui semble raisonnable pour des mobilités applicatives modérées de type piéton, qui plus est, le plus souvent au sein d'environnements réverbérants (typiquement *indoor*).

3.6.2 Filtre moyeneur

Lors de l'étude fréquentielle de l'évolution de la CIR au cours du temps (Chapitre 2) nous avons parlé d'une solution de filtrage basée sur une sélection dans l'espace de Fourier d'une zone à l'aide d'un masque. Il a ensuite été dit que cette solution nécessitait un grand nombre d'acquisitions ainsi qu'une phase préalable d'analyse afin de détecter les directions d'évolution de nos trajets. Il a aussi été dit que ce processus était incompatible avec un traitement temps réel (résultant de la nécessité de stocker un nombre suffisant d'acquisitions).

Une solution simple de filtrage (équivalente également à la sélection d'une zone de l'espace de Fourier à l'aide d'un masque, mais applicable en temps réel) consiste à utiliser un filtre moyeneur (FMoy) (ou moyenne glissante) suivant la direction de l'axe des acquisitions. En ne l'appliquant pas dans la direction des ToAs, on souhaite ainsi préserver la capacité de résolution multi-trajets.

$$x_{\text{FMoy}}^{(k)} = \text{moyenne} \left(\left\{ x^{(k-n)} \right\}_{n=0 \dots N-1} \right) \quad (3.27)$$

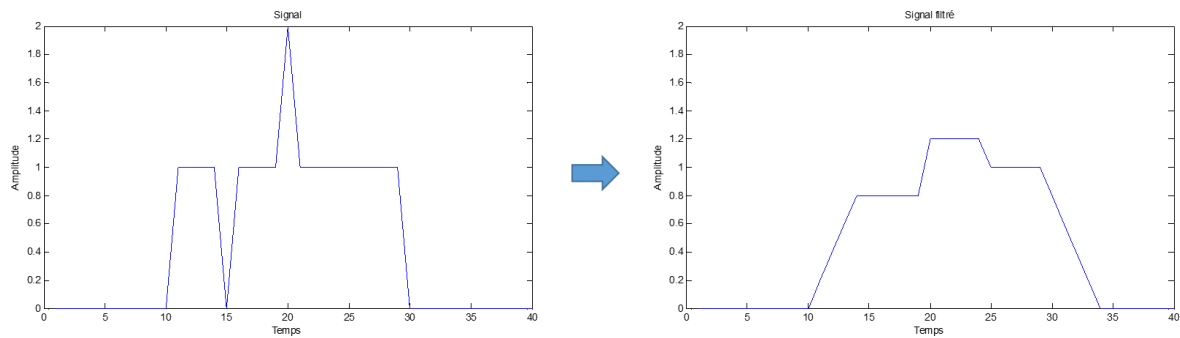


FIGURE 3.10 – Illustration du filtrage d'un signal avec une moyenne glissante, avec une fenêtre de 5 échantillons.

Cette solution a pour avantages de lisser les écarts d'amplitude en agissant comme un filtre passe-bas, et d'être applicable en temps réel. Cependant, les points aberrants, ainsi que le bruit sont intégrés dans la moyenne. Il y aura donc un biais si le bruit n'est pas à moyenne nulle sur la taille de fenêtre. De plus, elle ajoute un effet de flou au signal atténuant la dynamique du signal.

3.6.3 Filtre médian

Une autre solution courante consiste à utiliser un filtre médian (FMed) (ou médiane glissante) [1, 13].

$$x_{\text{FMed}}^{(k)} = \text{médiane} \left(\left\{ x^{(k-n)} \right\}_{n=0 \dots N-1} \right) \quad (3.28)$$

En effet, cette solution a pour avantages d'atténuer, voire de supprimer l'impact des valeurs aberrantes et de conserver la dynamique du signal. Cependant, si la durée du bruit est supérieure à la moitié de la taille de la fenêtre, le filtre est inefficace.

Ces solutions de pré-traitement seront par la suite testées et évaluées par le biais de simulations, en montrant dans un premier temps leurs performances sur le lissage du canal estimé à l'aide d'un indicateur défini plus loin. Cet indicateur reflète notamment la fidélité au signal idéal recherché (hors interférence).

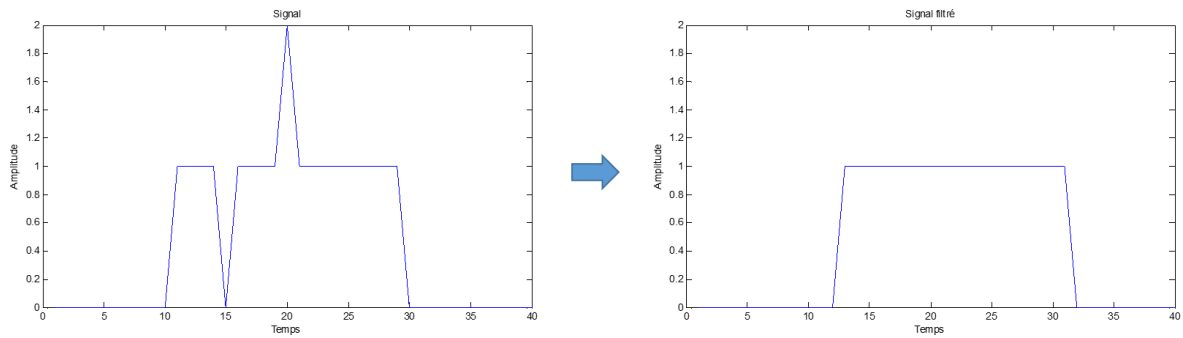


FIGURE 3.11 – Illustration du filtrage d'un signal avec une médiane glissante avec une fenêtre de 5 échantillons.

Puis nous évaluerons leurs performances sur le suivi lui-même des MPCs, en évaluant la capacité de notre processus à suivre les MPCs avec un long "temps de vie". Les deux solutions de filtrage proposées ici peuvent également être appliquées en complément de la solution exploitant la diversité fréquentielle. Nous évaluerons donc les cinq solutions suivantes : CMC, FMoy, FMed, CMC + FMoy, et CMC + FMed.

3.7 Simulations et évaluation des performances

Afin de tester les solutions proposées en terme de détection, suivi, association, et pré-traitement, mais aussi d'évaluer les avantages de notre proposition, nous considérons le même outil de simulation semi-déterministe que dans le Chapitre 2. Nous simulons des environnements intérieurs de type "Résidentiel" et "Bureau" en situation de LoS et de NLoS puis nous utilisons le modèle de récepteur IR-UWB complet pour l'étape d'estimation de canal.

3.7.1 Performances des pré-traitements sur la régularité du profil MPCs estimé

Nous simulons ici le déplacement d'un mobile le long d'une trajectoire rectiligne, s'éloignant de la station de base avec une vitesse constante de 1 m/s, comme représenté sur la figure 3.12. Pour rappel, le processus de simulation est tel que le reste de l'environnement (murs, mobiliers...) est simulé par un tirage aléatoire des MPCs selon la distribution définie par le modèle IEEE 802.15.4a, pouvant être rattaché à des ancrs virtuelles. Ainsi, pour chaque nouvelle simulation³ comprenant K acquisitions consécutives, l'environnement simulé sera différent.

La figure 3.13 présente un exemple de CIR évoluant au cours du temps simulé dans le cadre de la trajectoire décrite figure 3.12, respectivement dans un contexte idéalisé sans interférence entre MPCs (i.e., en forçant le terme d'interférence à zéro (2.15)), et en laissant les interférences naturelles s'exprimer au gré de collisions entre MPCs (i.e., à la sortie directe du récepteur). Cette figure illustre l'effet de l'atténuation des interférences sur la régularité apparente de l'évolution des MPCs estimées au cours du temps.

A des fins de comparaison des performances, nous prenons comme indicateur la racine de l'erreur quadratique moyenne (ou *Root Mean Square Error* (RMSE)) entre l'amplitude de chaque

3. par simulation on entend ici l'ensemble des acquisitions réalisées durant le déplacement du mobile du point de départ au point d'arrivée

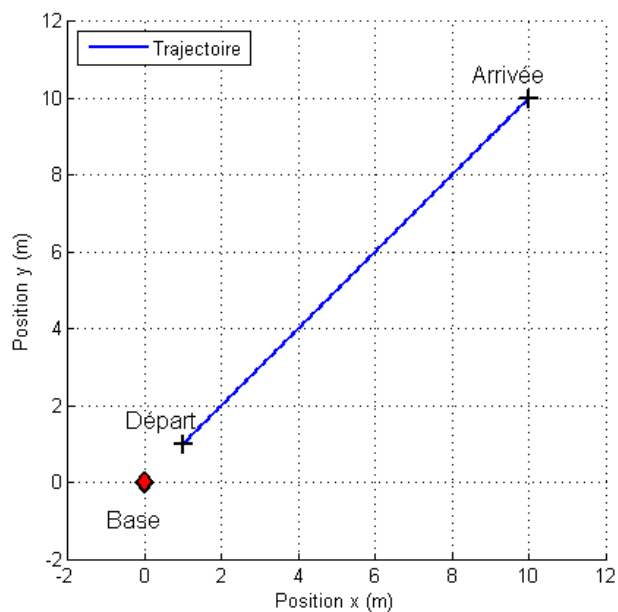


FIGURE 3.12 – Scénario d’un mobile s’éloignant d’une station de base avec une vitesse constante de 1 m/s.

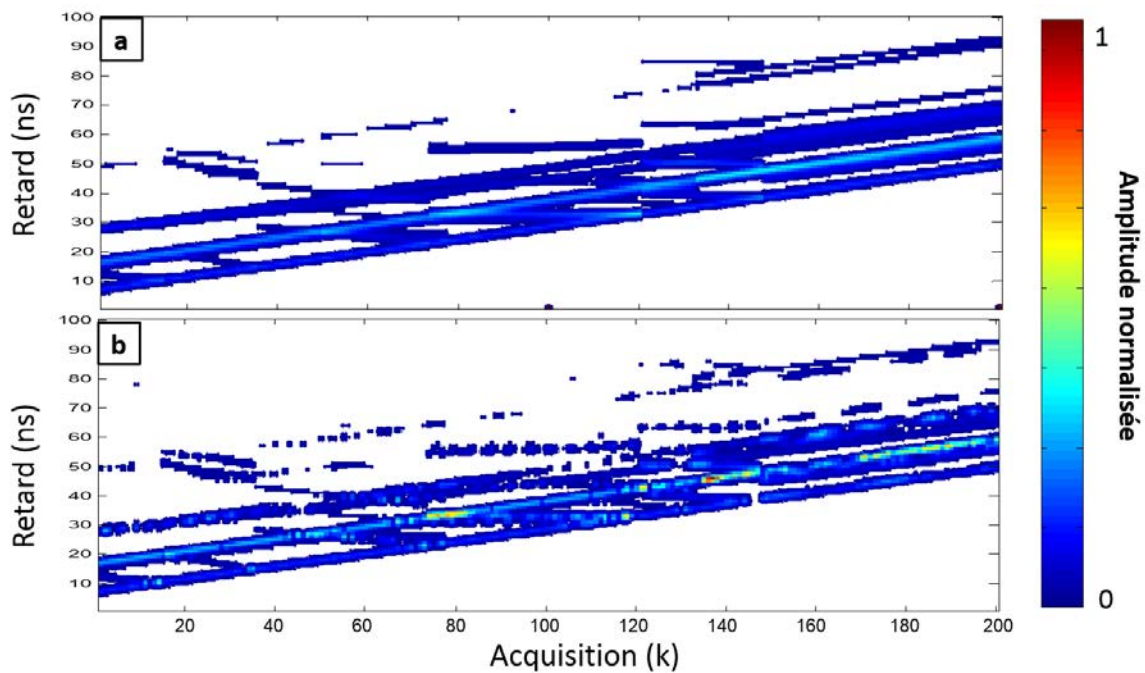


FIGURE 3.13 – Exemple d’estimation de la CIR simulée évoluant au cours des acquisitions, a) sans interférence (cas idéal servant de référence), b) avec interférences.

$bin(t_d)$ et l'amplitude de chaque $bin_{ref}(t_d)$, c'est-à-dire l'amplitude du bin correspondant au cas idéal sans interférence, et ceci pour chaque acquisition k . En d'autres termes, pour chaque simulation de K acquisitions avec une profondeur d'estimation de la CIR de D bins, nous calculons :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{KD} \sum_{k=1}^K \sum_{t_d=1}^D \left(bin_{ref}^{(k)}(t_d) - bin^{(k)}(t_d) \right)^2} \quad (3.29)$$

Le dimensionnement de la taille de la fenêtre glissante, aussi bien pour le filtre moyenneur que pour le filtre médian, est effectué en se basant sur l'étude effectuée dans le Chapitre 2.

Dans ce cas, la dimension de la fenêtre (de 5 acquisitions) est choisie de manière à filtrer les fréquences élevées (dues aux interférences entre MPCs), tout en préservant la dynamique d'évolution.

Par la suite, nous procédons à l'évaluation des performances des méthodes de prétraitement précédemment proposées en traçant (figure 3.14) la fonction de répartition (ou *Cumulative Density Function* (CDF)) des valeurs de RMSE obtenues pour 100 simulations de $K = 200$ acquisitions (avec une fréquence d'échantillonnage de 16 Hz), pour une profondeur d'estimation de la CIR de $D = 100$ ns chacune.

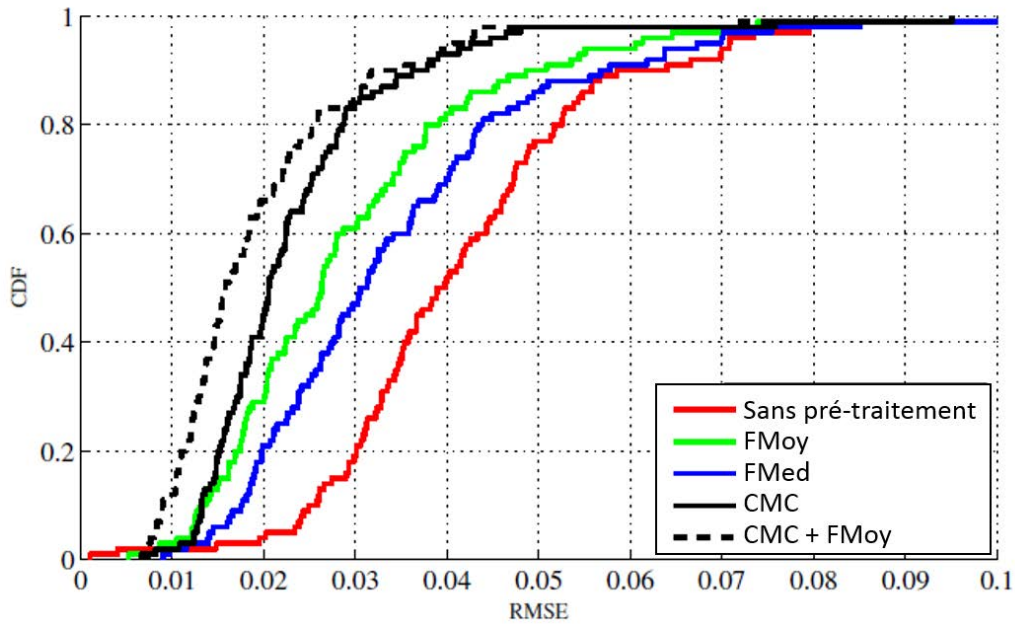


FIGURE 3.14 – CDF de la RMSE entre l'amplitude normalisée de chaque $bin_{ref}(t_d)$ et l'amplitude de chaque $bin(t_d)$ obtenue en utilisant ou non des solutions de prétraitement.

Contrairement à ce que l'on pouvait attendre, le filtre médian est moins performant dans ce cas que le filtre moyenneur. Ceci est dû à la dimension de la fenêtre glissante vis-à-vis des fluctuations d'amplitude des bins dues aux interférences entre MPCs. Mais une augmentation de la taille de la fenêtre impacterait également la dynamique apparente de canal. Dans ce cas, le filtre moyenneur semble être le meilleur compromis.

La valeur de RMSE à 90% de la CDF pour la solution de CMC est réduite de 50% par rapport au cas avec interférences et de près de 65% lors du couplage des méthodes CMC + FMoy. On peut cependant rappeler que la solution FMoy nécessite des informations sur la vitesse du mobile pour

déterminer la taille de fenêtre optimale contrairement à la solution de CMC. Inversement, la solution de CMC nécessite de son côté d'être en mesure d'effectuer l'estimation de la CIR pour chaque canal de communication entre deux instants d'acquisition k et $k + 1$, mais aussi durant le temps de cohérence du canal.

Les solutions de pré-traitements appliquées pour la suite sont donc la solution FMoy, la solution de CMC et la solution combinée de CMC + FMoy.

3.7.2 Réglages et initialisation des MHKFs

Les filtres employés pour le suivi étant des filtres récursifs, ils nécessitent une phase d'initialisation. Celle-ci est faite avec $\hat{X}_i^{(1|1)} = \hat{X}_i^{(1)}$ et $P_i^{(1|1)} = P_i^{(1)}$, c'est-à-dire l'état initial et l'incertitude sur ce dernier.

Concernant $\hat{X}_i^{(1)}$, l'initialisation des $\hat{\tau}_i^{(1)}$ est faite à l'aide des premières mesures extraites contenues dans $Y^{(1)} = \text{bin}_p^{(1)}$. N'ayant, à ce moment, pas encore d'information sur la vitesse d'évolution des ToAs des MPCs, nous initialisons alors les $\hat{\tau}_i^{(1)}$ en les mettant à 0.

Concernant la matrice $P_i^{(1|1)} = P_i^{(1)}$, celle-ci est initialisée avec les connaissances *a priori* que l'on a du récepteur, et traduisant la confiance dans l'initialisation de $\hat{X}_i^{(1)}$. Du fait du processus d'estimation de la CIR par le récepteur, avec une résolution de 1 ns, l'erreur maximale commise sur l'initialisation de $\hat{X}_i^{(1)}$ en employant les mesures $Y^{(1)} = \text{bin}_p^{(1)}$ est de plus ou moins 0.5 ns. On fait l'hypothèse que le bruit de quantification est une variable aléatoire uniformément distribuée entre -0,5 ns et 0,5 ns. On obtient alors une variance de $1/12 \text{ ns}^2$ sur l'initialisation de $\hat{\tau}_i^{(1)}$. La vitesse maximale pour une mobilité piétonne du mobile est fixée ici à $V_{max} = 10 \text{ m/s}$, ce qui représente un déplacement maximal de $V_{max}\Delta T$ entre deux mesures. La variation maximale de ToA correspondante est donnée par $\frac{V_{max}\Delta T}{c}$, où c est la vitesse de la lumière, soit une vitesse de variation maximale de $\frac{V_{max}}{c}$. Cette valeur maximale peut être vue comme la valeur donnée à 3σ (où σ est l'écart type) de l'intervalle de confiance attribuable à $\hat{\tau}_i^{(1)}$. Dans ce cas, on obtient alors une variance de $\left(\frac{V_{max}}{3c}\right)^2$ sur l'initialisation de $\hat{\tau}_i^{(1)}$.

Pour le reste, les matrices de covariance de bruit de mesure sont supposées indépendantes de i et sont définies selon la variation maximale possible de ToA des MPCs entre deux acquisitions, soit donc une variance de $1/12 \text{ ns}^2$. Les matrices de bruit d'état sont également supposées indépendantes de i . On considère ici la valeur $\hat{\tau}_i^{(k)}$ comme étant parfaitement déterminée en fonction des valeurs précédentes $\hat{\tau}_i^{(k-1)}$ et $\hat{\tau}_i^{(k-1)}$. Cependant, pour des questions de stabilité numérique lors des simulations, on pourra mettre une valeur très faible non nulle. Le modèle de transition d'état suppose en première approximation une vitesse d'évolution du ToA constante, ce qui n'est pas toujours le cas. L'erreur commise est alors proportionnelle au terme d'accélération. L'accélération maximale pour une mobilité piétonne du mobile est fixée ici à $A_{max} = 2 \text{ m/s}^2$, A l'instant k , la valeur max de cette erreur est de $A_{max}\Delta T$, valeur à $3*\sigma$, donnant lieu à une variance de $\left(\frac{A_{max}\Delta T}{3c}\right)^2$.

Dans l'idée d'atteindre une moindre complexité, il est également préférable de ne pas suivre un trop grand nombre de MPCs en même temps. C'est pourquoi nous mettons en place une limite sur le nombre de MHKFs que nous pouvons avoir en parallèle, fixée ici à 20. Mais également, dans le but de ne pas polluer par la suite l'exploitation qui sera faite de ce suivi des MPCs, nous mettons en place un critère de "validité" des MPCs suivies. En effet, en présence de bruit de mesure ou

d'interférence, il se peut qu'une MPC soit suivie durant une durée trop courte pour présenter un réel intérêt à des fins de poursuite du mobile. Dans ce cas, les valeurs de X_i la concernant ne sont pas présentes à la sortie de l'algorithme.

3.7.3 Performances du suivi des MPCs

Nous souhaitons à présent évaluer la capacité de notre solution à capturer la corrélation spatio-temporelle des MPCs durant la mobilité.

Nous confrontons notre approche avec l'existant, actuellement implémenté dans le récepteur, c'est-à-dire les *Fingers* utilisés pour la démodulation. Ces derniers, au nombre de 4, sont ordonnés selon leurs amplitudes (le *Finger 1* correspond toujours au bin ayant l'amplitude maximale de la CIR estimée, le *Finger 2* correspond au second max, etc...).

Dans un premier temps, nous allons évaluer la différence de ToA susceptible d'être observée entre deux estimations consécutives pour une même MPC. Par exemple, pour le *Finger 1*, nous calculerons la différence de ToA entre chaque acquisition k et $k + 1$. L'idée derrière cette procédure d'évaluation est de vérifier si les valeurs maximales d'amplitudes sont cohérentes d'une acquisition à l'autre ou non, ce qu'une solution de suivi adaptée devrait être en mesure d'assurer. A titre de comparaison, nous évaluons également la différence de ToA en triant les 4 *Fingers* prélevés par ordre croissant de ToA.

A titre d'illustration, la figure 3.15 montre les CDFs des variations absolues de ToA estimés $\Delta\hat{\tau}$ (ns) d'une MPC quelconque, entre deux acquisitions successives. Les résultats sont obtenus pour 100 simulations de 200 acquisitions (avec une fréquence d'échantillonnage de 16 Hz) dans les contextes LoS et NLoS.

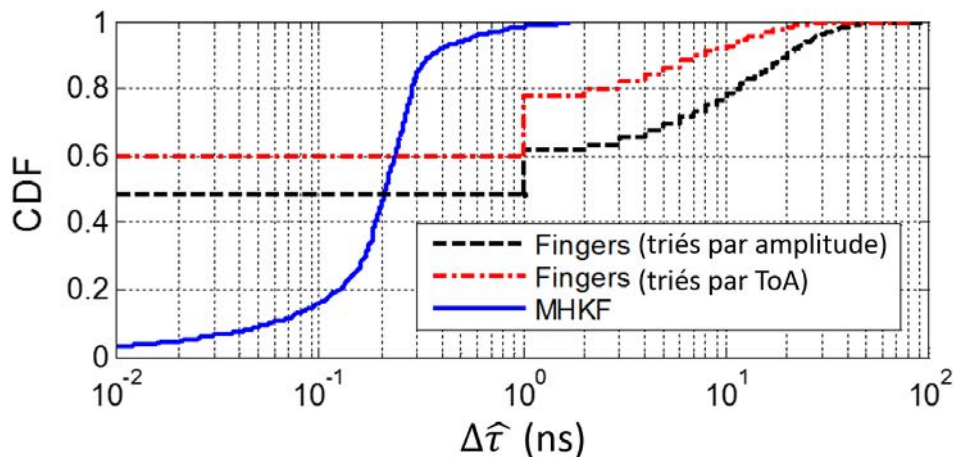


FIGURE 3.15 – CDFs des variations absolues de ToA estimés d'une MPC, entre deux acquisitions successives.

Il semble plutôt clair que la solution proposée capture mieux la continuité des MPCs en situation de mobilité avec une majorité de transitions de ToA estimées, inférieures à 1 ns (et inférieures à 2 ns dans tous les cas, en conformité avec la mobilité piétonne considérée, à une vitesse de 1 m/s). Les autres approches, basées sur l'existant, c'est-à-dire sur les *Fingers* prélevés, sont d'une part limitées en valeur min par la résolution de 1 ns, d'autre part, elles présentent des transitions beaucoup plus grandes, pouvant aller jusqu'à 50 ns.

Néanmoins, cette évaluation ne nous renseigne pas sur la capacité de notre solution à suivre au mieux une MPC effectivement présente. C'est pourquoi nous évaluons à présent l'erreur d'estimation du ToA des MPCs, en d'autres termes pour une MPC i , nous évaluons la répartition de l'erreur, à l'aide des valeurs de CDF, de $|\tau^{(k)} - \hat{\tau}^{(k)}|$. Plus précisément, l'erreur d'estimation du ToA des MPCs est définie comme la différence de temps pour le MPC existant le plus proche à chaque acquisition, indépendamment des problèmes d'association.

Le tableau 4.1 reporte les valeurs caractéristiques de CDF, donnant la valeur médiane soit CDF = 50% et la valeur correspondant au régime "pire cas", défini arbitrairement pour CDF=90%. Cette fois-ci, nous comparons notre solution avec les *Fingers* mais aussi avec les valeurs "brutes" des MPCs, c'est-à-dire les valeurs issues du processus de détection et admises comme observations en entrée des MHKFs.

On constate que le processus de suivi proposé, basé sur une architecture de MHKFs en parallèle, offre la meilleure valeur médiane d'erreur d'estimation, aussi bien pour des canaux en situation de LoS que NLoS.

On peut également remarquer que notre solution présente une diminution de sa performance, en comparaison des valeurs brutes de MPCs détectées, dans le pire des cas d'erreur (CDF = 90%), mais elle continue de surpasser l'approche basée sur les *Fingers*. Cette diminution de performance est causée par des cas pathologiques, où deux MPCs -ou plus- sont trop proches, en termes de ToA, par rapport à la résolution du récepteur, conduisant notre solution à passer d'une MPC à l'autre indifféremment sans détecter de changement. Cependant, ceci ne présente pas un caractère rédhibitoire pour l'exploitation ultérieure de l'une de ces MPCs.

TABLEAU 3.1 – Erreur de l'estimation du ToA des MPCs

	LoS		NLoS	
	50%	90%	50%	90%
Fingers	0.2389	0.5653	0.2389	0.7486
MPCs Détectées	0.2139	0.4661	0.2062	0.4705
MHKF	0.1588	0.5024	0.1721	0.5108

Nous savons maintenant que notre solution est capable de suivre des trajets présents physiquement avec une erreur d'estimation plus faible que la solution existante, et nous savons également que la variation de $\hat{\tau}_i^{(k)}$ entre deux acquisitions est suffisamment faible pour être cohérente avec la mobilité piétonne simulée.

Néanmoins, il nous reste une métrique à évaluer. En effet, le bon suivi de MPCs existantes ne renseigne pas pour autant sur la bonne capture de la cohérence spatio-temporelle de celles-ci. Dans le cas d'une forte densité en multi-trajets, les MPCs peuvent se trouver suffisamment proches les unes des autres pour qu'une solution de suivi de celles-ci soit sans cesse en train de passer de l'une à l'autre sans pouvoir réellement faire la différence entre elles. La cohérence spatio-temporelle estimée et retournée par la solution de suivi serait alors sans grand intérêt.

Dans ce cas, il nous faut étudier la distribution 2D des MPCs suivies en fonction d'une part de leur "temps de vie" (TV), et d'autre part de leur "temps de suivi cumulé" (TSC), c'est-à-dire la durée totale durant laquelle chaque MPC fut effectivement suivie, comme représenté sur la figure

3.16. Les résultats sont obtenus pour 100 simulations de 200 acquisitions (avec une fréquence d'échantillonnage de 16 Hz) dans les contextes LoS et NLoS.

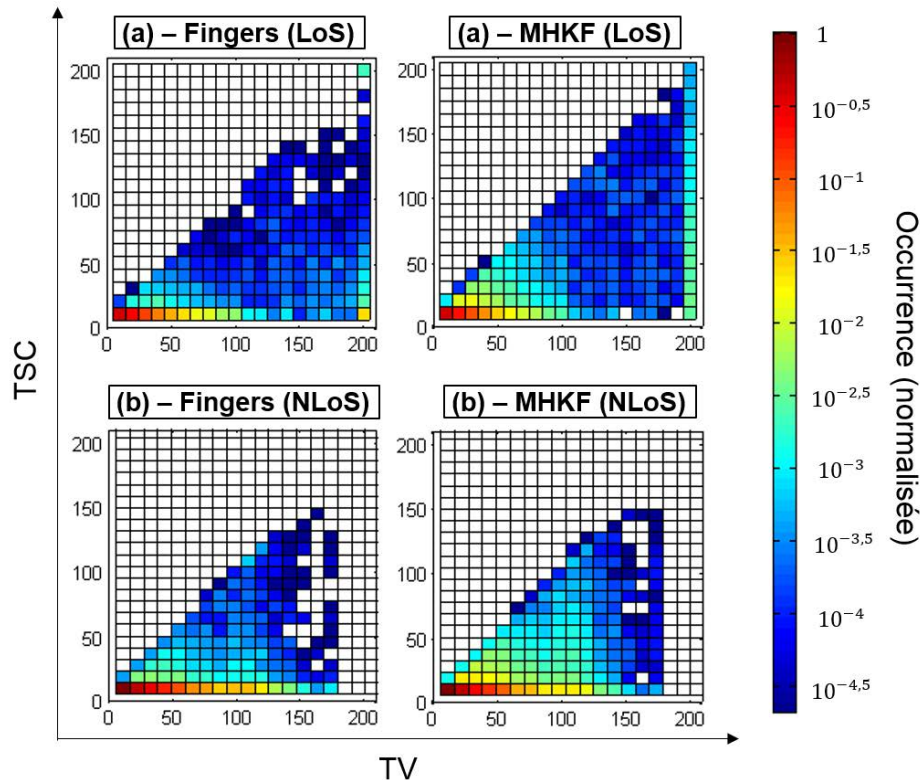


FIGURE 3.16 – CDFs 2D du "temps de suivi cumulé" (TSC) et du "temps de vie" (TV) des MPCs, pour notre solution utilisant des *MHKF* et pour les *Fingers*, dans un environnement résidentiel, en situation de LoS (a) et de NLoS (b).

On peut alors constater que notre solution à base de *MHKF*s permet de déplacer les modes de densité dominante vers les coins supérieurs droits des histogrammes.

Autrement dit, elle est non seulement en mesure de suivre des MPCs, mais elle est également en mesure de suivre les MPCs ayant un long TV durant un long TSC, aussi bien en situation de LoS qu'en situation de NLoS.

3.8 Conclusion

La détection et le suivi des composantes multi-trajets constituent la première étape afin de pouvoir en exploiter la cohérence spatio-temporelle.

Dans ce chapitre, nous avons présenté et détaillé, point par point, notre solution algorithmique compatible avec le cadre fixé par l'architecture du récepteur IR-UWB choisi, capable de suivre efficacement les MPCs dans le temps. Dans ce contexte, nous avons fait le choix d'une solution de détection des MPCs sur la base de maxima locaux au niveau de la réponse de canal estimée. Notre choix en matière d'association et de suivi s'est porté sur une solution à base de batterie de filtres de Kalman à hypothèses multiples. Ces dernières permettent de gérer à la fois les mesures aberrantes et les "manœuvres" de MPCs changeant de régime d'évolution temporelle au sein de la CIR estimée.

Par la suite, des solutions simples de pré-traitement des CIR estimées ont également été proposées dans le but d'améliorer la détection et le suivi des MPCs au cours des acquisitions, en situation d'interférence multi-trajets.

Notre solution algorithmique a finalement été validée dans sa globalité (détection, association, suivi) par le biais de simulations, à partir d'un outil semi-déterministe de prédiction du canal multi-trajets (dont les propriétés statistiques suivent le modèle IEEE 802.15.4a à chaque instant). Les différents résultats de ces simulations, aussi bien en situation de LoS que NLoS, ont montré la capacité de la solution proposée à suivre non seulement les MPCs effectivement présentes de manière générale, mais surtout les MPCs ayant un long "temps de vie" durant un long "temps de suivi cumulé", démontrant ainsi sa capacité à capturer la cohérence spatio-temporelle des MPCs.

Possédant maintenant une solution de suivi des MPCs, nous allons nous intéresser, dans le chapitre suivant, à l'emploi de ceux-ci dans le but d'aider et d'améliorer la localisation et le suivi du mobile.

3.9 Références

- [1] BRES, S., J.-M. JOLION et F. LEBOURGEOIS. 2003, *Traitement et analyse des images numériques*, Hermès / Lavoisier. 86
- [2] DASARATHY, B. 1991, *Nearest neighbor (NN) norms : nn pattern classification techniques*, IEEE Computer Society Press tutorial, IEEE Computer Society Press. 83
- [3] DUMONT, L., M. FATTOUCHE et G. MORRISON. 1994, «Super-resolution of multipath channels in a spread spectrum location system», *Electronics Letters*, vol. 30, n° 19, p. 1583–1584. 71
- [4] FESSLER, J. A. et A. O. HERO. 1994, «Space-alternating generalized expectation-maximization algorithm», *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, n° 10, p. 2664–2677. 71
- [5] GENTNER, C. et T. JOST. 2013, «Indoor positioning using time difference of arrival between multipath components», dans *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, p. 1–10. 70
- [6] GENTNER, C., T. JOST, W. WANG, S. ZHANG, A. DAMMANN et U. C. FIEBIG. 2016, «Multipath assisted positioning with simultaneous localization and mapping», *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 15, n° 9, p. 6104–6117. 70
- [7] GENTNER, C., B. MA, M. ULMSCHNEIDER, T. JOST et A. DAMMANN. 2016, «Simultaneous localization and mapping in multipath environments», dans *2016 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, p. 807–815. 70
- [8] GENTNER, C., R. PÖHLMANN, T. JOST et A. DAMMANN. 2014, «Multipath assisted positioning using a single antenna with angle of arrival estimations», dans *Proceedings of the 27th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2014)*, p. 1690–1697. 70

- [9] GENTNER, C., R. PÖHLMANN, M. ULMSCHNEIDER, T. JOST et A. DAMMANN. 2015, «Multipath assisted positioning for pedestrians», dans *Proceedings of the 28th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2015)*, p. 2079–2086. 70
- [10] G.SOYSAL et M. EFE. 2006, «An adaptive kalman filter for tracking maneuvering targets», dans *2006 IEEE 14th Signal Processing and Communications Applications*, p. 1–4. 79
- [11] JEONG, Y., H. RYOU et C. LEE. 2002, «A high resolution time delay estimation technique in frequency domain for positioning system», dans *Proceedings IEEE 56th Vehicular Technology Conference*, vol. 4, p. 2318–2321 vol.4. 71
- [12] KUHN, H. W. 1955, «The hungarian method for the assignment problem», *Naval Research Logistics Quarterly*, vol. 2, n° 1-2, p. 83–97. 82
- [13] MAITRE, H. 2003, *Le traitement des images*, (Traité IC2, série Traitement du signal et de l'image), Hermès / Lavoisier, Paris. 86
- [14] MEHRA, R., S. SEEREERAM, D. BAYARD et F. HADAEGH. 1995, «Adaptive kalman filtering, failure detection and identification for spacecraft attitude estimation», dans *Proceedings of International Conference on Control Applications*, p. 176–181. 79
- [15] MEISSNER, P. 2014, *Multipath-assisted Indoor Positioning*, thèse de doctorat, Graz University of Technology. 82
- [16] MEISSNER, P., E. LEITINGER, M. LAFER et K. WITRISAL. 2014, «Real-time demonstration of multipath-assisted indoor navigation and tracking (mint)», dans *2014 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC)*, p. 144–149. 68
- [17] MEISSNER, P., C. STEINER et K. WITRISAL. 2010, «Uwb positioning with virtual anchors and floor plan information», dans *2010 7th Workshop on Positioning, Navigation and Communication*, p. 150–156. 70
- [18] MEISSNER, P. et K. WITRISAL. 2012, «Multipath-assisted single-anchor indoor localization in an office environment», dans *2012 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, p. 22–25. 70
- [19] MORCHE, D., G. MASSON, S. D. RIVAZ, F. DEHMAS, S. PAQUELET, A. BISIAUX, O. FOURQUIN, J. GAUBERT et S. BOURDEL. 2013, «Double-quadrature uwb receiver for wide-range localization applications with sub-cm ranging precision», *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol. 48, n° 10, p. 2351–2362. 84
- [20] MUNKRES, J. 1957, «Algorithms for the assignment and transportation problems», *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, vol. 5, n° 1, p. 32–38. 70
- [21] RICHTER, A., M. LANDMANN et R. THOMÄ. «Rimax - a flexible algorithm for channel parameter estimation from channel sounding measurements», *COST 273 TD(04)045 Athens, Greece*. 71

- [22] ROY, R. et T. KAILATH. 1989, «Esprit-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques», *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 37, n° 7, p. 984–995. 71
- [23] ULMSCHNEIDER, M., R. RAULEFS, C. GENTNER et M. WALTER. 2016, «Multipath assisted positioning in vehicular applications», dans *2016 13th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)*, p. 1–6. 70
- [24] XU, P., J. K. WANG, F. QI et X. SONG. 2011, «Space-alternating generalised expectation-maximisation-based h-infinity channel estimator for multiple-input multiple-output-orthogonal frequency division multiplexing systems», *IET Communications*, vol. 5, n° 14, p. 2068–2074. 71

Chapitre 4

Exploitation du suivi des composantes multi-trajets à des fins de localisation

Sommaire

4.1 Introduction et état de l'art	98
4.2 Exploitation de la relation géométrique entre les ToAs des MPCs	99
4.2.1 Relation entre le ToA du trajet direct et les ToAs des MPCs secondaires . . .	99
4.2.2 Exploitation du suivi des MPCs	99
4.2.3 Performances en termes de poursuite du mobile	103
4.3 Amélioration de la gestion des MPCs dans les canaux denses	105
4.3.1 Détection de la situation de LoS/NLoS du lien	105
4.3.2 Estimation des (a_i, b_i)	106
4.3.3 Gestion des apparitions/disparitions des MPCs	107
4.3.4 Combinaison des $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k k)}$	108
4.4 Simulations et évaluation des performances	111
4.5 Conclusion	113
4.6 Références	113

4.1 Introduction et état de l'art

Comme vue dans les chapitres précédents, les obstructions du lien radio, jouant un rôle essentiel sur les performances de la localisation et le suivi du mobile, nombre d'approches visent à réduire leur impact. On trouve par exemple des approches cherchant à modéliser et à estimer le biais introduit par la situation de NLoS affectant le ToA du premier trajet détecté comme un processus de marche aléatoire [1], ou comme une fonction pseudo-déterministe liée à la direction de déplacement du mobile [11]. Cependant, les solutions précédentes sont instables sur des trajectoires où la situation de NLoS est prolongée, mais aussi en cas de situation dite de NLoS généralisé (c'est-à-dire lorsque l'ensemble des stations de base sont simultanément en situation de NLoS).

D'autres approches proposent de réduire l'impact de la situation de NLoS en détectant dans un premier temps ces situations d'obstructions du lien radio puis en traitant par la suite l'erreur liée à la situation de NLoS détectée [7], ou directement à l'aide d'une base de données répertoriant les "signatures du canal" (*fingerprinting*) basées sur une base de données a priori des caractéristiques macroscopiques du canal [9]. Cependant, ces dernières approches nécessitent des phases d'apprentissage plutôt coûteuses en termes de calculs, mais aussi en termes de campagnes de mesures/calibration.

D'autres méthodes proposent plus simplement, au niveau de l'algorithme de suivi du mobile, de rejeter ou d'atténuer la contribution des liens en fonction de leur qualité présumée, et/ou en fonction de leur statut LoS/NLoS [12]. Cependant, on s'attend à ce que ces solutions ne soient pas vraiment adaptées aux conditions de NLoS généralisées par rapport au mobile. Dans ce cas, l'augmentation du nombre de stations de base (définies comme ancres) contribuerait à atténuer l'impact des situations de NLoS, mais le prix à payer en termes de déploiement et de maintenance d'infrastructure peut être incompatible avec la plupart des systèmes.

Parallèlement à cela, les solutions précédemment introduites MINT et Channel-SLAM proposent d'exploiter les MPCs présentes ainsi que leur corrélation spatio-temporelle, en s'appuyant sur le concept d'ancres virtuelles afin d'augmenter artificiellement le nombre de stations de base, et améliorer ainsi la localisation et le suivi du mobile, et ce, même en situation de NLoS.

Mais ces deux approches nécessitent soit la connaissance précise de la carte de l'environnement (qui doit être invariant), soit la capacité d'estimer les AoAs (angles d'arrivée) en plus des ToAs et de la connaissance précise de la position initiale du mobile. Elles requièrent par ailleurs une complexité calculatoire élevée aussi bien pour l'estimation à haute résolution des ToAs et AoAs, que pour l'estimation de la position du mobile.

Dans ce chapitre nous détaillons notre solution d'exploitation des MPCs suivies dans le but d'améliorer le processus de localisation du mobile, en particulier dans les situations de NLoS. En partant des résultats des chapitres précédents, une première solution d'exploitation est proposée. Après l'évaluation des performances de cette dernière sur des scénarios de simulation simplifiés (typiquement, avec des canaux peu denses en MPCs), des extensions sont proposées afin d'adresser des environnements avec des canaux denses en MPCs. Pour finir, la solution finale est évaluée sur un ensemble de simulations plus réalistes avec des canaux de propagation issus du standard IEEE 802.15.4a.

4.2 Exploitation de la relation géométrique entre les ToAs des MPCs

Pour rappel, dans le Chapitre 1, nous avons présenté les algorithmes usuels de localisation à base de mesures de distances. Ces algorithmes exploitent la mesure de distance entre le mobile et les ancrs en ne prenant en compte que le premier trajet radio détecté, considéré alors comme étant le trajet direct. Nous allons maintenant évaluer une solution d'exploitation des MPCs suivies en lien avec ce type d'algorithme et aviser en fonction des conclusions si nous devons changer d'algorithme de suivi et de localisation du mobile pour une solution alternative.

4.2.1 Relation entre le ToA du trajet direct et les ToAs des MPCs secondaires

Dans le Chapitre 2 nous avons donné un modèle trigonométrique de la relation liant le ToA d'une MPC avec son AoA, le tout en fonction du déplacement 2D du mobile. Ce modèle est rappelé ici en (4.1).

$$\dot{\tau}^{(k)} = \frac{1}{c} \sqrt{\left(V_x^{(k)}\right)^2 + \left(V_y^{(k)}\right)^2} \cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta^{(k)}\right) \quad (4.1)$$

En exploitant l'expression (4.1) pour le trajet direct (que l'on indexera par TD) et pour n'importe quel autre trajet (indexé i), on construit le système suivant :

$$\begin{cases} \dot{\tau}_{\text{TD}}^{(k)} = \frac{1}{c} \sqrt{\left(V_x^{(k)}\right)^2 + \left(V_y^{(k)}\right)^2} \cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta_{\text{TD}}^{(k)}\right) \\ \dot{\tau}_i^{(k)} = \frac{1}{c} \sqrt{\left(V_x^{(k)}\right)^2 + \left(V_y^{(k)}\right)^2} \cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta_i^{(k)}\right) \end{cases} \quad (4.2)$$

Ce système permet alors d'exprimer une relation entre le ToA du trajet direct et celui de n'importe quelle autre MPC, en écrivant la relation :

$$\sqrt{\left(V_x^{(k)}\right)^2 + \left(V_y^{(k)}\right)^2} = \frac{c \dot{\tau}_i^{(k)}}{\cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta_i^{(k)}\right)} = \frac{c \dot{\tau}_{\text{TD}}^{(k)}}{\cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta_{\text{TD}}^{(k)}\right)} \quad (4.3)$$

Ainsi pour chaque MPC i , nous pouvons écrire :

$$\dot{\tau}_i^{(k)} = \frac{\cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta_i^{(k)}\right)}{\cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta_{\text{TD}}^{(k)}\right)} \dot{\tau}_{\text{TD}}^{(k)} \quad (4.4)$$

Que l'on peut réécrire :

$$\tau_i^{(k)} = \frac{\cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta_i^{(k)}\right)}{\cos\left(\varphi^{(k)} - \vartheta_{\text{TD}}^{(k)}\right)} \tau_{\text{TD}}^{(k)} + \text{constante} \quad (4.5)$$

Nous obtenons ainsi une relation liant $\tau_i^{(k)}$ et $\tau_{\text{TD}}^{(k)}$, valable quel que soit i . Nous allons maintenant examiner dans la section suivante les conditions pour que cette relation reste valide en situation de NLoS, permettant ainsi de déduire $\tau_{\text{TD}}^{(k)}$ à partir de $\tau_i^{(k)}$.

4.2.2 Exploitation du suivi des MPCs

On peut rendre compte de la cohérence spatio-temporelle des MPCs par le biais d'une interprétation géométrique (déterministe) du lien radio dans son environnement, en exploitant notamment les positions des ancrs virtuelles qui leurs sont rattachées (Chapitre 3, Section 3.2). Dans le cas où une obstruction du trajet direct, autrement dit une situation de NLoS, survient

après une situation de LoS, certaines des MPCs précédemment observables continuent de l'être. En effet, même si certaines directions de l'espace sont clairement privilégiées (constituant des chemins d'énergie résultant d'historiques d'interaction électromagnétique relativement similaires avec l'environnement), de manière générale, les angles d'arrivée des trajets sont distribués sur les 2π en azimut. Il n'y donc pas de raison à ce que toutes les MPCs observables résultent du même angle solide et disparaissent toutes simultanément à l'occasion d'une transition LoS/NLoS. On formule donc l'hypothèse d'une continuité et de rémanence d'un nombre suffisant de MPCs suivies après une telle transition.

Si l'on connaît la position des ancrs virtuelles (comme c'est le cas dans les solutions MINT [8] ou Channel-SLAM [10]) on peut alors continuer de localiser le mobile. Cependant, le MINT nécessite la connaissance du plan de l'environnement, mais aussi que celui-ci soit invariant, ainsi qu'une adaptation de l'algorithme de localisation et suivi du mobile. Quant au Channel-SLAM, il nécessite un processus de mesure des AoAs, à l'aide d'un réseau d'antennes [2, 6, 4, 3, 10], ou, dans le cas d'un récepteur mono antenne, en employant la différence de phase observée sur une MPC entre deux acquisitions consécutives [5]. L'algorithme de localisation du mobile nécessite cette fois de plus grosses adaptations, celui-ci gérant simultanément la localisation et la cartographie des ancrs virtuelles.

Or, l'architecture du récepteur IR-UWB intégré considéré dans cette thèse ne possède qu'une seule antenne, ne fournit pas les phases des MPCs, et ne permet donc pas de mesurer les AoAs. De plus, nous cherchons une solution si possible compatible avec un algorithme classique de localisation à base de ToAs, c'est-à-dire ne prenant que le premier trajet détecté comme trajet direct, sans connaissances préalables de l'environnement (c'est à dire, ni une connaissance déterministe de la scène (plan/carte), ni une connaissance statistique du canal multi-trajets) autres que les positions des stations de base.

C'est pourquoi, dans ce but, on se propose d'exploiter la relation (4.5) afin de calculer $\tau_{TD}^{(k)}$ en se basant sur les MPCs encore observables. Malheureusement, celle-ci est d'une part fonction des AoAs, d'autre part fonction de l'AoA du trajet direct, que nous n'observons plus en situation de NLoS. Néanmoins, en reprenant dans un premier temps l'hypothèse faite dans le Chapitre 2 (Section 2.3.1), disant que la valeur des AoAs reste sensiblement constante entre deux positions successives du mobile, on peut exprimer le ToA de chaque MPC comme une fonction affine du ToA du trajet direct, avec les paramètres (a_i, b_i) liés à la MPC i .

$$\tau_i^{(k)} = a_i \tau_{TD}^{(k)} + b_i \quad (4.6)$$

L'hypothèse alors proposée peut être vue comme une approximation locale, tendant à linéariser les trajectoires d'évolution des ToAs des MPCs dans un plan $(\tau_{TD}; \tau_i)$ (voir figure 4.1). Dans le cas d'un déplacement rectiligne du mobile, cette approximation locale peut être valable sur une portion importante de l'évolution de la CIR au cours du temps.

La solution proposée consiste à estimer les paramètres (a_i, b_i) de la relation (4.6), pour chaque MPC_{*i*} suivie en situation de LoS (donc en présence de la valeur $\tau_{TD}^{(k)}$) et de les placer dans une mémoire (Buffer), de sorte que, en situation de NLoS détectée, on puisse calculer la valeur dite reconstruite (notée $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$) du trajet direct manquant.

L'estimation des (a_i, b_i) est ici faite à l'aide d'une série de filtres de Kalman (un pour chaque

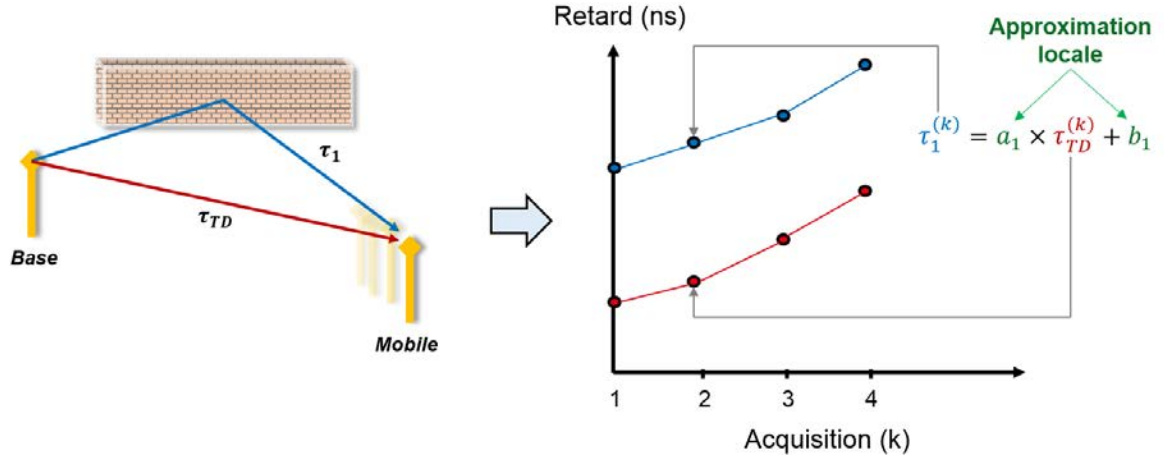


FIGURE 4.1 – Exemple canonique, avec seulement le trajet direct et une MPC, illustrant la linéarité locale de la relation entre l'évolution des ToA.

MPC), comme on peut le voir sur la figure 4.2.

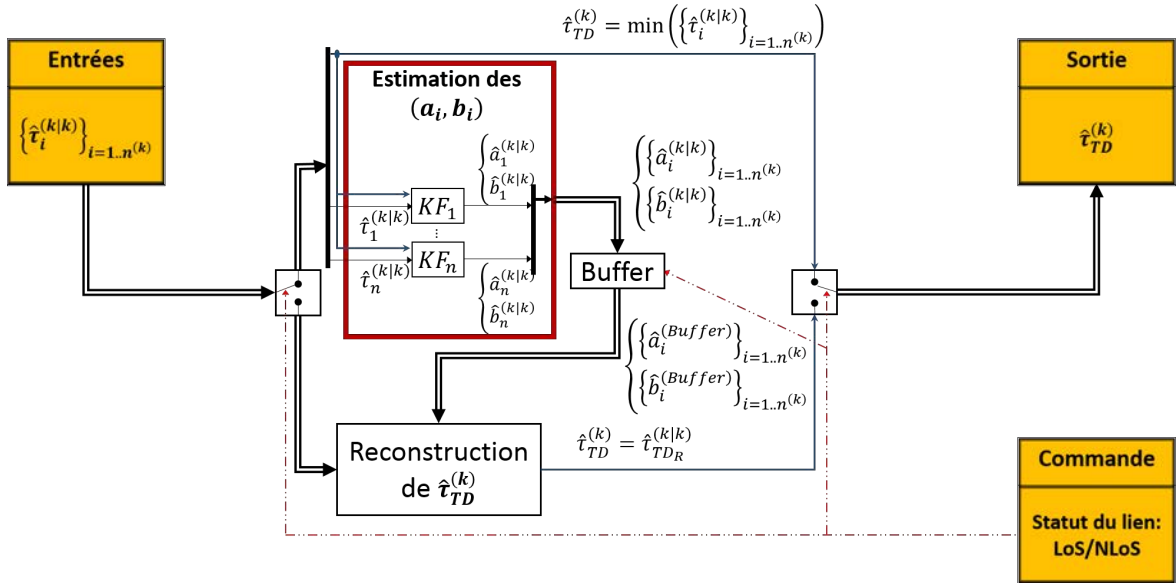


FIGURE 4.2 – Schéma bloc du processus d'estimation des (a_i, b_i) , à la suite du suivi des MPCs.

Le passage entre le processus d'estimation des $(\hat{a}_i^{(k|k)}, \hat{b}_i^{(k|k)})$ puis la mise en mémoire et le processus d'utilisation des $(\hat{a}_i^{(Buffer)}, \hat{b}_i^{(Buffer)})$ avec le calcul de $\hat{\tau}_{TD}^{(k)}$ est piloté par le statut (LoS ou NLoS) du lien. La solution employée ici, consiste à comparer la valeur de l'innovation portée par la mesure fournie par le lien avec un seuil fixé en fonction d'un taux de fausse alarme voulu. Le statut du lien sera donc déterminé par le filtre de poursuite du mobile.

La figure 4.3-(haut) illustre le processus en cas de visibilité directe (Statut du lien = LoS). La valeur de $\hat{\tau}_{TD}^{(k)}$ correspond alors au ToA du premier trajet détecté dans la CIR, autrement dit, à la plus petite valeur de ToA parmi l'ensemble des MPCs suivies. Les valeurs supposées constantes des (a_i, b_i) liant les divers $\tau_i^{(k)}$ à $\tau_{TD}^{(k)}$ sont estimées puis mises en mémoire dans le « Buffer ». Parallèlement à cela, la valeur de sortie envoyée au filtre de poursuite du mobile correspond à $\hat{\tau}_{TD}^{(k)} = \min \left\{ \left\{ \hat{\tau}_i^{(k)} \right\}_{i=1..n(k)} \right\}$.

La figure 4.3-(bas) illustre le processus en cas de non-visibilité directe (Statut du lien = NLoS).

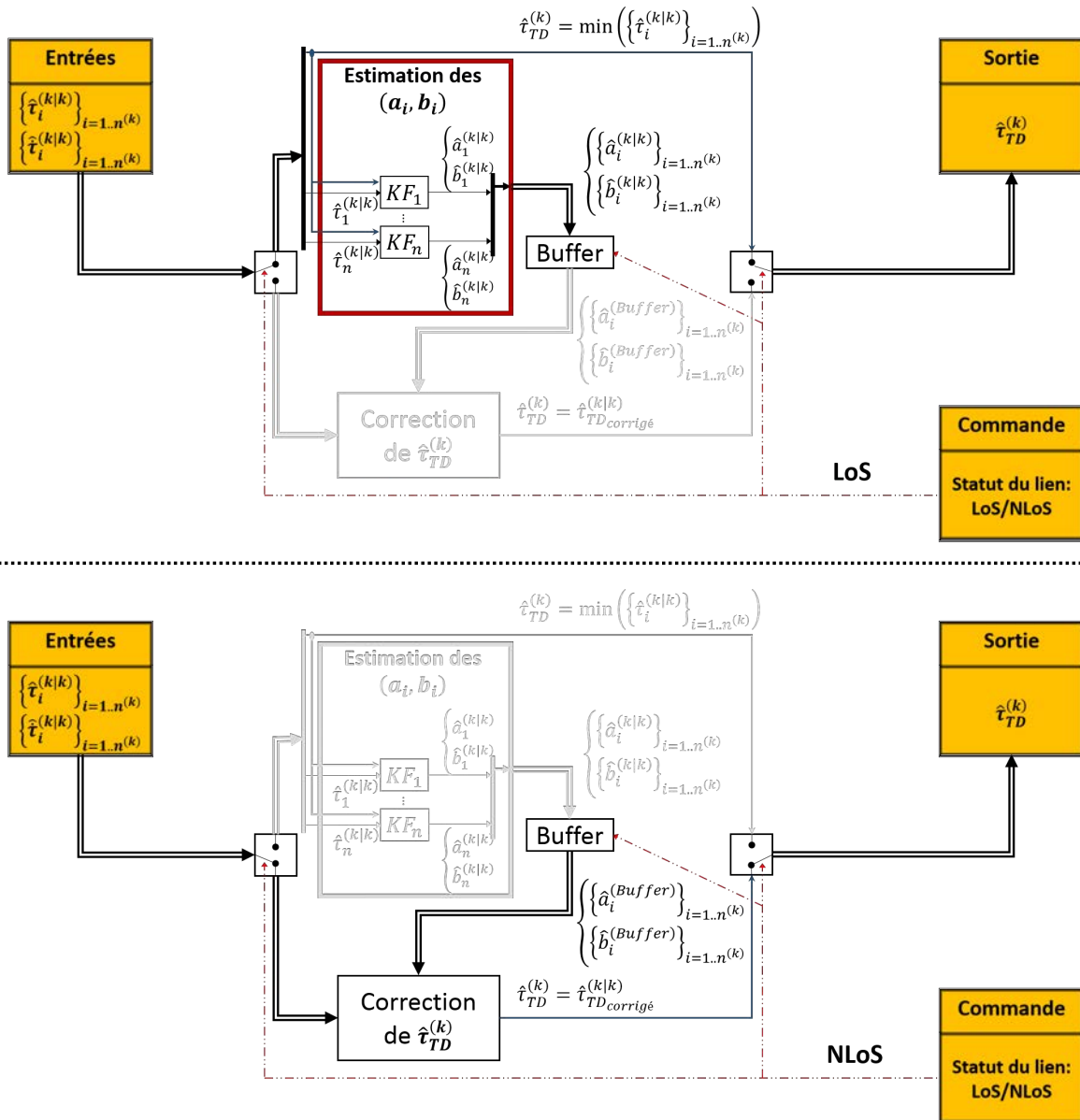


FIGURE 4.3 – (haut) Processus d'estimation des (a_i, b_i) en situation de LoS. (bas) Processus de reconstruction de $\hat{\tau}_{TD}^{(k)}$ en situation de NLoS.

Les dernières valeurs estimées $(\hat{a}_i^{(Buffer)}, \hat{b}_i^{(Buffer)})$ des paramètres placés en mémoire, sont alors utilisées pour estimer la valeur courante du temps d'arrivée du trajet direct $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$, pour l'ensemble des MPCs encore présentes à l'aide de :

$$\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)} = \frac{\hat{\tau}_i^{(k|k)} - \hat{b}_i^{(Buffer)}}{\hat{a}_i^{(Buffer)}} \quad (4.7)$$

Pour finir, différentes méthodes (ex. moyenne, valeur médiane, moyenne pondérée, vote majoritaire, ...), peuvent être utilisées pour combiner l'ensemble des corrections unitaires (les $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$) et ainsi estimer une valeur reconstruite unique de $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$.

4.2.3 Performances en termes de poursuite du mobile

On considère maintenant une salle carrée de 14m x 14m avec 3 stations de base et un mobile se déplaçant sur une trajectoire (également carrée) à la vitesse de 1 m/s, voir la figure 4.4. Le modèle de canal est simplifié de sorte que le signal reçu est constitué du trajet direct (en situation de LoS) et quatre MPCs résultant chacune d'une réflexion simple sur l'un des quatre murs (aussi bien en situation de LoS que de NLoS). L'évolution des ToAs de ces cinq trajets pour chaque station de base est représentée sur la figure 4.4 - (c). Au début et à la fin de la trajectoire simulée (située aux coordonnées 2D (7m, 1m)), toutes les stations de base sont en situation de LoS vis-à-vis du mobile. Au cours du déplacement, le statut du lien est progressivement changé en NLoS sur chacune des trois stations de base, ce qui est matérialisé par les zones ombrées sur la figure 4.4 - (a).

Comme mentionné précédemment, la localisation et la poursuite du mobile sont assurées par un filtre de Kalman étendu (ou Extended Kalman Filter (EKF)), ne prenant que la valeur du premier ToA en compte.

On évalue alors l'erreur de localisation pour trois solutions :

- Un EKF sans reconstruction du ToA du trajet direct en cas de situation NLoS, et sans réjection de mesures aberrantes (courbe bleue en pointillés).
- Un EKF sans reconstruction du ToA du trajet direct en cas de situation NLoS, mais avec surveillance de l'innovation, permettant d'assurer une réjection des mesures aberrantes par le biais d'une augmentation des termes de covariance d'observation associés (courbe noire en pointillés).
- un EKF avec reconstruction du ToA du trajet direct en cas de situation NLoS, et avec surveillance de l'innovation, permettant d'appliquer la correction à base de MPCs (courbe en rouge).

Lorsqu'une seule station de base est en situation de NLoS, l'erreur nominale de localisation de la première solution (en pointillés bleus) augmente considérablement en raison de l'incorporation d'observations fortement biaisées. Sur la même partie de la trajectoire, les avantages de la détection de la situation de NLoS et le rejet des observations biaisées pratiqué en ajustant la covariance d'observation dans l'EKF (en pointillés noirs) sont plutôt significatifs. Néanmoins, dès que la situation de NLoS se généralise (c'est-à-dire sur les 3 stations de base en même temps), le rejet des valeurs aberrantes écarte alors toutes les observations, faisant alors dériver le filtre. Lorsque

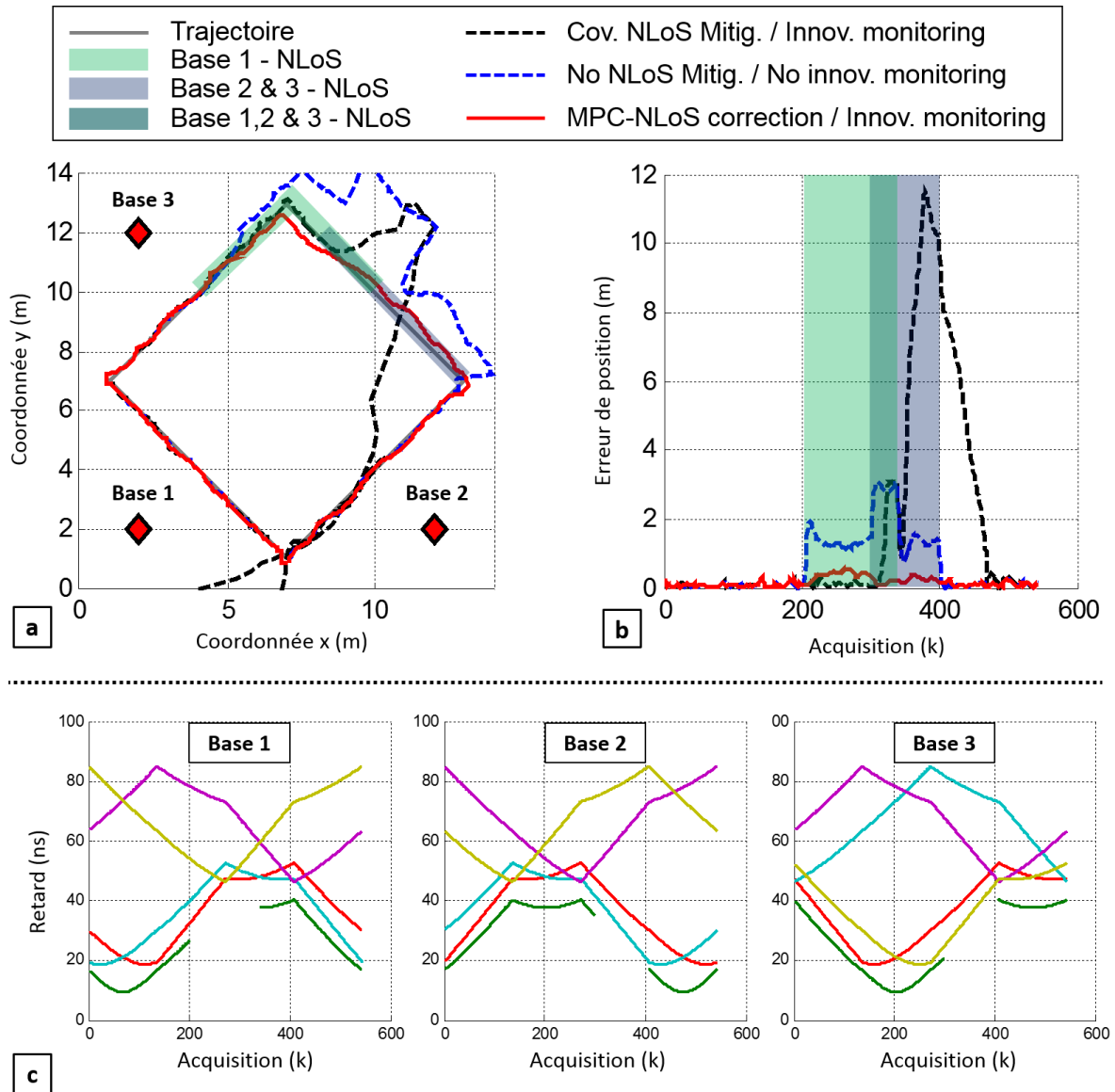


FIGURE 4.4 – a) Exemples d'estimation de trajectoire 2D et b) erreur d'estimation de la position, sur une simulation. c) Valeurs de ToA des MPCs au cours de la trajectoire du mobile, la couleur associée aux MPCs correspond au mur sur lequel a lieu la réflexion.

seules les stations de base n°2 et n°3 sont en situation de NLoS (zone grise), l'erreur de localisation de la courbe bleue diminue par rapport à la situation de NLoS généralisée (zone en vert foncé) grâce à la contribution de la station de base n°1. Sur la fin de la trajectoire, la solution sans correction en cas de situation NLoS, mais avec surveillance de l'innovation continue de rejeter des mesures fiables même en situation de LoS généralisée en raison de la précédente dérive.

Au contraire, la stratégie proposée exploitant le suivi des MPCs, maintient une erreur de localisation raisonnable comparable à une situation de LoS systématique et généralisée (inférieure à 0,5 m sur la trajectoire complète) quel que soit le statut du lien.

Cependant, l'hypothèse de linéarité faite pour l'estimation des paramètres (a_i, b_i) implique que la situation de NLoS ne dure pas trop longtemps. De plus, en raison de la mobilité dans l'environnement, il est possible que certaines des MPCs suivies et présentes au début de la situation de NLoS finissent elles aussi par ne plus être visibles, réduisant alors le nombre de MPCs utilisées pour la reconstruction de $\hat{\tau}_{TD}^{(k)}$. Des extensions et modifications sont donc à apporter à cette solution afin de pouvoir l'appliquer à un canal plus réaliste en termes de taux d'apparition/disparition des MPCs en fonction du déplacement du mobile, mais aussi de densité multi-trajets et ainsi pouvoir gérer des situations de NLoS prolongées.

4.3 Amélioration de la gestion des MPCs dans les canaux denses

La solution complète, décrite précédemment et illustrée sur la figure 4.5, est constituée d'une première phase chargée du suivi des MPCs, comprenant les blocs décrits dans le Chapitre 3 (Détection, Association, Suivi), puis d'une deuxième phase chargée du traitement du ToA du trajet direct, composée des blocs d'estimation des paramètres (a_i, b_i) de la relation (4.6) et d'un bloc de reconstruction du ToA du trajet direct.

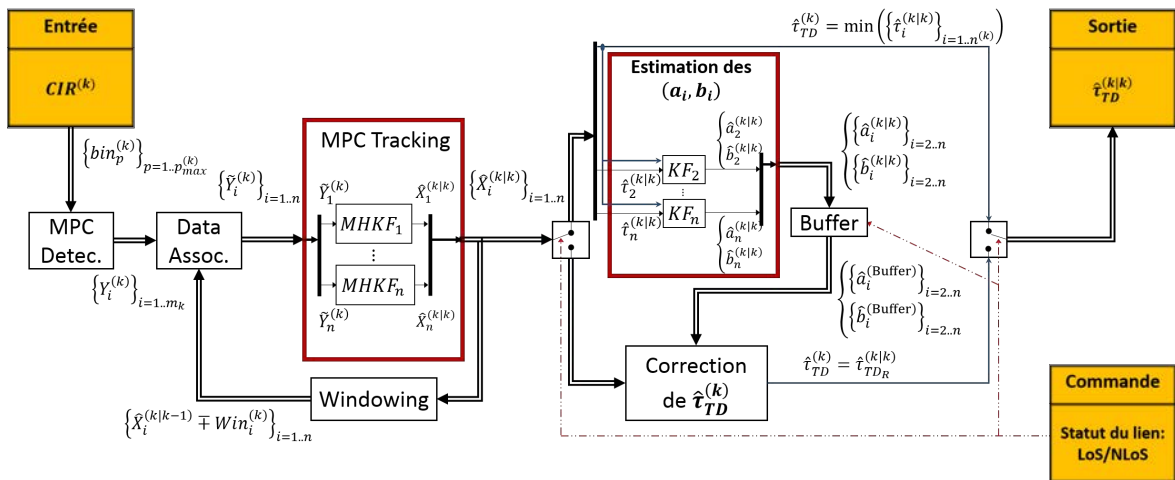


FIGURE 4.5 – Schéma bloc de la solution complète

4.3.1 Détection de la situation de LoS/NLoS du lien

Bien que cette solution complète puisse être dupliquée et appliquée sur chaque lien radio de la solution de localisation, le bloc de commande, permettant la transition entre le traitement

réalisé en LoS et le traitement réalisé en NLoS, reste quant à lui externe, puisque celui-ci est issu de l'algorithme responsable de la localisation du mobile. Or, une divergence de la position estimée du mobile peut induire une fausse détection de la situation LoS ou NLoS du lien, et par conséquent induire une correction non pertinente du ToA du trajet direct.

Afin d'être indépendant de la position estimée du mobile pour chaque lien, il est préférable que ce processus intervienne au sein même de notre solution complète. Jusqu'à présent, les MHKFs sont tous identiques, et chacun peut suivre le trajet direct. Nous choisissons d'affecter au trajet direct un filtre, que l'on notera $MHKF_{TD}$ et d'ajouter une troisième hypothèse concernant la situation de LoS ou NLoS, en plus des deux déjà traitées par le $MHKF_{TD}$ (mesure aberrante et changement brusque de trajectoire d'évolution du ToA (cf. Section 3.4.2)). Ainsi, si lors de la phase d'association aucun candidat parmi les $\{Y_d^{(k)}\}_{d=1\dots m^{(k)}}$ n'est suffisamment approprié pour l'association de données avec $\hat{\tau}_{TD}^{(k-1|k-1)}$ (cf. Section 3.5), l'étape d'association renvoie dans ce cas une valeur vide, interprétée par le $MHKF_{TD}$ comme la disparition du trajet direct et donc une situation de NLoS. Cette solution suppose néanmoins que la situation initiale du lien soit en LoS.

4.3.2 Estimation des (a_i, b_i)

L'estimation des paramètres (a_i, b_i) réalisée par des filtres de Kalman repose sur l'hypothèse que ceux-ci sont constants. Or, bien que cette dernière puisse être valide par morceaux, elle est fortement liée au déplacement du mobile (par l'angle $\varphi^{(k)}$ dans 4.5). Lorsque cette hypothèse n'est plus valide, le filtre doit alors prendre le temps de converger à nouveau vers les nouvelles valeurs de (a_i, b_i) .

Dans le Chapitre 3, on a défini le vecteur d'état de chaque $MHKF_i$ dédié au suivi de la MPC $_i$ comme étant constitué de $\tau_i^{(k)}$ et de $\dot{\tau}_i^{(k)}$. Il est alors possible d'exprimer la relation suivante :

$$\tau_i^{(k)} = \frac{\dot{\tau}_i^{(k)}}{\dot{\tau}_{TD}^{(k)}} \tau_{TD}^{(k)} + \text{constante} \quad (4.8)$$

Dans ce cas, la valeur estimée en sortie de filtre MHKF ($\hat{\tau}_i^{(k|k)}$) peut être utilisée afin de déterminer directement (sans ajout d'estimateur supplémentaire) les paramètres (a_i, b_i) entre $\tau_i^{(k)}$ et $\tau_{TD}^{(k)}$ comme suit :

$$\hat{a}_i^{(k|k)} = \hat{\tau}_i^{(k|k)} / \hat{\tau}_{TD}^{(k|k)} \quad (4.9)$$

$$\hat{b}_i^{(k|k)} = \hat{\tau}_i^{(k|k)} - \hat{a}_i^{(k|k)} \cdot \hat{\tau}_{TD}^{(k|k)} \quad (4.10)$$

Cependant, les $\hat{\tau}_i^{(k|k)}$ sont obtenus à partir des MHKFs et chaque fois qu'une nouvelle MPC est détectée, les premières valeurs estimées juste après leurs premières itérations peuvent ne pas être très fiables, le temps que le filtre converge vers les bonnes valeurs. Par conséquent, un critère de confiance est associé aux valeurs $(\hat{a}_i^{(k|k)}, \hat{b}_i^{(k|k)})$ afin de sélectionner uniquement les MPCs les plus fiables en tant que candidats pour la reconstruction de $\hat{\tau}_{LEr}^{(k|k)}$.

On choisit ici de fixer une temporisation sur le nombre d'itérations passées à estimer $\hat{X}_i^{(k|k)}$, après quoi le couple $(\hat{a}_i^{(k)}, \hat{b}_i^{(k)})$ qui en découle est supposé être suffisamment fiable (et donc, utilisable pour la correction en situation de NLoS) et ce, jusqu'à la prochaine mise à jour (décrite plus loin) nécessaire lorsque l'écart avec l'hypothèse de linéarité (de la relation (4.4)) devient trop grand. On comprend alors que plus cette valeur de temporisation sera importante, plus le nombre

d'itérations où l'on utilisera la valeur de $\hat{\tau}_i^{(k)}$, ainsi que le couple $(\hat{a}_i^{(k|k)}, \hat{b}_i^{(k|k)})$ sera faible. La valeur de la temporisation est alors fixée (de manière empirique) en tant que compromis entre l'erreur d'estimation commise sur $\hat{\tau}_i^{(k|k)}$ en conditions de mobilité modérée (piéton) et le "temps de vie" moyen des MPCs présentes.

4.3.3 Gestion des apparitions/disparitions des MPCs

Un autre problème, précédemment soulevé, pouvant limiter la durée de gestion de la situation de NLoS, concerne les MPCs présentes au moment de la situation de LoS et susceptibles de disparaître après une durée fonction de l'environnement et du déplacement du mobile. Par conséquent, le nombre de MPCs exploitables pour la reconstruction du ToA du trajet direct diminue, au risque de ne plus pouvoir appliquer de reconstruction.

Parallèlement à cela, de nouvelles MPCs sont également susceptibles d'apparaître, comme on peut le voir sur la figure 4.6.

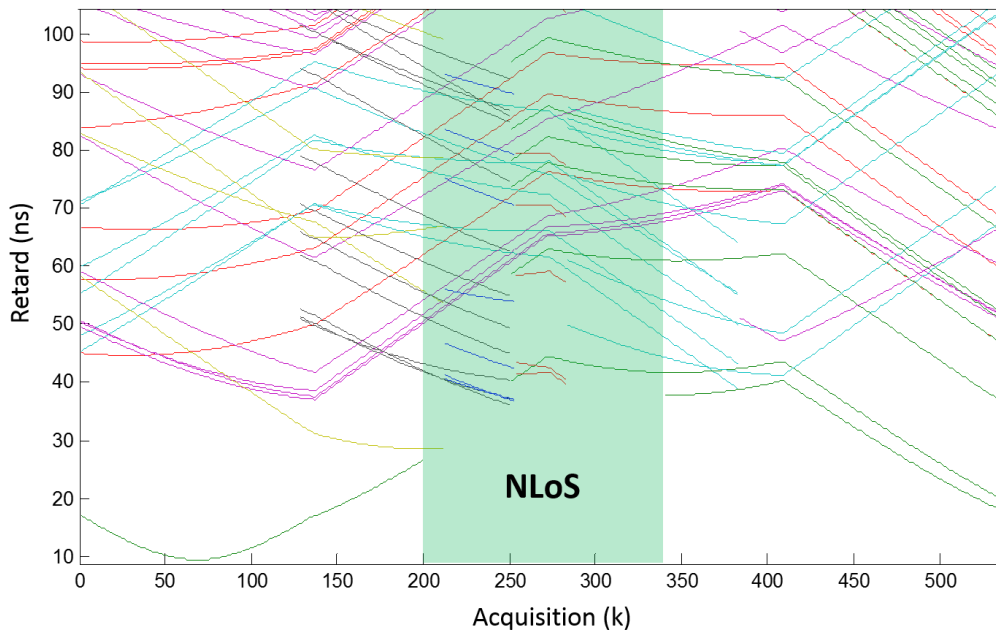


FIGURE 4.6 – Exemple de simulation de canal modélisant l'évolution dynamique des MPCs en situation de mobilité, avec une distribution statistique en MPCs basée sur le modèle IEEE 802.15.4a. Les MPCs sont colorées selon leur *cluster* d'appartenance.

Pour surmonter ce problème d'appauvrissement des MPCs utilisées lors de la phase de reconstruction en situation de NLoS, la valeur $\hat{\tau}_{\text{TD}_R}^{(k|k)}$ peut être utilisée en tant qu'observation du ToA du trajet direct ($\hat{Y}_{\text{TD}}^{(k)}$) afin de continuer à alimenter le filtre MHKF_{TD} . De cette manière, les paramètres (a_i, b_i) peuvent être estimés pour chaque nouvelle MPC qui serait détectée durant la situation de NLoS, permettant maintenant à notre solution de gérer les situations de NLoS prolongées. De plus, ayant continuellement accès à la valeur estimée $\hat{\tau}_{\text{TD}}^{(k|k)}$, les paramètres estimés $(\hat{a}_i^{(k|k)}, \hat{b}_i^{(k|k)})$ peuvent à présent être continuellement mis à jour (aussi bien en LoS comme c'était déjà le cas, qu'en NLoS). Cependant, la mise à jour systématique des paramètres $(\hat{a}_i^{(k|k)}, \hat{b}_i^{(k|k)})$ via (4.9) et (4.10) en utilisant $\hat{\tau}_{\text{TD}}^{(k|k)} = \hat{\tau}_{\text{TD}_R}^{(k|k)}$ tend à réduire l'étendue de la distribution des valeurs $\tau_{\text{TD}_i}^{(k|k)}$ à une seule et unique valeur, limitant d'autant l'intérêt de leur fusion.

En effet, en raison de la boucle de rétroaction (impliquant l'utilisation de $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$ en tant que $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$ en situation de NLoS), cette solution comporte un risque de divergence. Une mauvaise estimation de $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$, ou une estimation biaisée, entraînera une mise à jour biaisée des $(\hat{a}_i^{(k|k)}, \hat{b}_i^{(k|k)})$, conduisant par la suite à une mauvaise reconstruction de la valeur $\hat{\tau}_{TD}^{(k+1|k+1)}$, ce qui *in fine* peut nuire au bon suivi du mobile. Afin de limiter cet effet de réaction en chaîne, la mise à jour des valeurs $(\hat{a}_i^{(k|k)}, \hat{b}_i^{(k|k)})$, de la MPC i , ne sera effectuée que lors de la détection, par le MHKF i , d'un changement de la trajectoire d'évolution de $\hat{\tau}_i^{(k|k)}$ (cf. Section 3.4.2).

La structure complète de la solution de suivi et d'exploitation des MPCs, avec les extensions et améliorations proposées, est donnée en schéma bloc sur la figure 4.7.

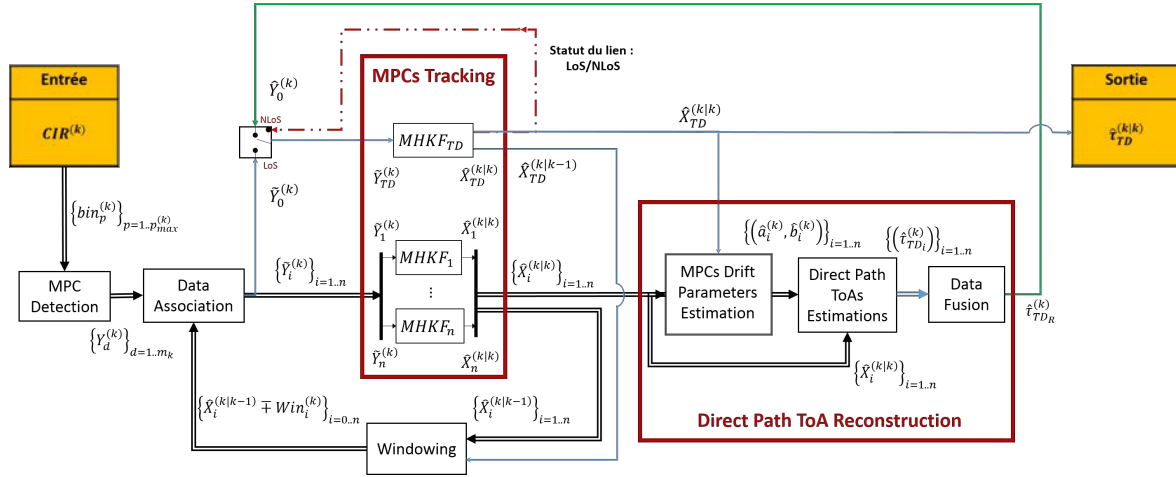


FIGURE 4.7 – Schéma bloc de la solution complète avec les extensions apportées.

Cette nouvelle solution, en plus d'être indépendante de l'algorithme de poursuite du mobile, peut parfaitement se greffer entre les deux blocs déjà existants (blocs en jaune) dans le système actuel considéré, sans modifications. On peut également souligner que cette version, contrairement à la version illustrée en figure 4.5, ne présente qu'un seul "switch" différenciant les situations de LoS/NLoS, et ce, grâce à la boucle retournant la valeur de $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$ (flèche verte entre le bloc "Data Fusion" et le bloc "MHKF_{TD}" sur la figure 4.7).

4.3.4 Combinaison des $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$

L'étape de combinaison des diverses valeurs $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$ (obtenues via (4.7)) dans le but d'obtenir une unique valeur de ToA reconstruite pour le trajet direct doit également être modifiée. En effet, la divergence possible de la solution, énoncée dans la Section 4.3.3), du fait de l'utilisation de la valeur $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$ rend la phase de combinaison des résultats intermédiaire cruciale.

La relation (4.9) maintenant employée implique que si la valeur estimée du ToA d'une MPC secondaire i est stationnaire ($\hat{\tau}_i^{(k|k)} = 0$) ou si la valeur estimée du ToA du trajet direct est stationnaire ($\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)} = 0$), la valeur estimée de $\hat{a}_i^{(k|k)}$ tendra vers 0 ou vers l'infini, ce qui est alors incompatible avec l'utilisation qui en est faite dans (4.7). Afin d'éliminer ces cas, une condition de sélection des $\hat{a}_i^{(k|k)}$ employés pour la reconstruction de $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$ est mise en place en se basant sur la valeur de $\hat{a}_i^{(k|k)}$. De la même manière, il peut s'avérer bénéfique de rejeter une partie des $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$ avant la combinaison, afin de ne pas polluer la valeur reconstruite avec des valeurs potentiellement aberrantes. Les valeurs "extrêmes" à rejeter sont déterminées pour chaque instant k à l'aide de la distribution

des $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$. Finalement, on utilise la valeur médiane empirique de l'ensemble des $\{\hat{\tau}_{TD_i}^{(k)}\}$ restant en tant que correction finale, en supposant que le nombre de $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k)}$ non rejetés indiquent une valeur de $\tau_{TD}^{(k)}$ reconstruite fiable.

La figure 4.8-(bas) présente un exemple, basé sur une simulation, de poursuite de MPCs au cours du temps dans un environnement dense en MPCs. Les valeurs $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$ estimées à partir de chaque MPC suivie sont représentées par les lignes de couleur en pointillés tandis que la valeur reconstruite du ToA du trajet direct lors de la situation de NLoS est représentée en ligne noire en pointillés.

Une alternative possible à cette solution, pour des extensions futures de ces travaux, serait d'utiliser la matrice de covariance $\hat{P}_i^{(k|k)}$ afin de définir un indicateur de la qualité de l'estimation de $(\hat{a}_i^{(k)}, \hat{b}_i^{(k)})$, puis de calculer la reconstruction finale en tant que moyenne pondérée des reconstructions unitaires. Toutefois, cette approche nécessiterait toujours l'utilisation d'un critère concernant la mise à jour de $(\hat{a}_i^{(k|k)}, \hat{b}_i^{(k|k)})$ afin d'éviter les problèmes inhérents à une mise à jour systématique.

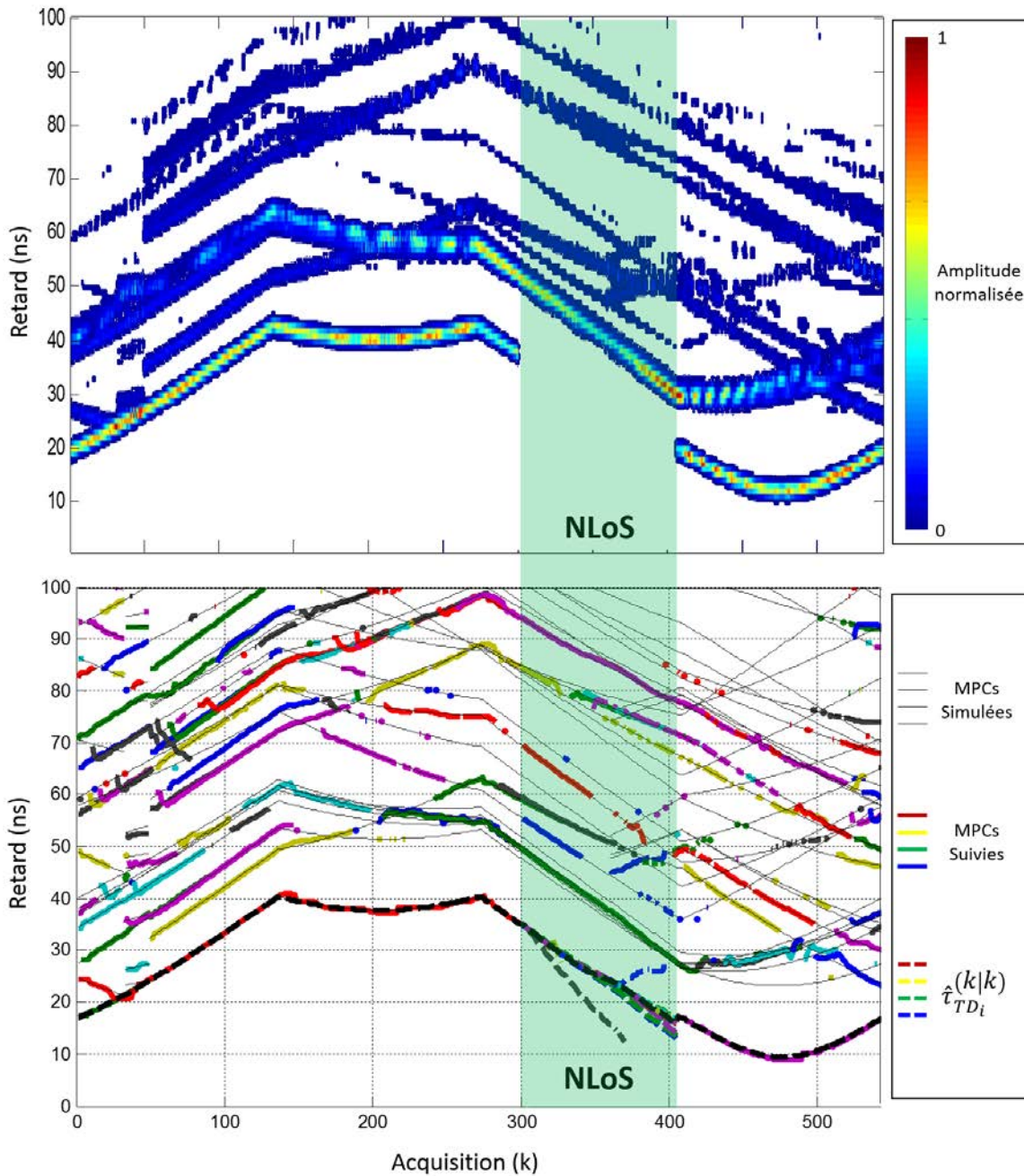


FIGURE 4.8 – (haut) Exemple de CIR estimée en situation de mobilité. (bas) Illustration du suivi des MPCs (lignes de couleur) réalisé à partir des CIRs estimées ci-dessus. Les MPCs sous-jacentes (générées par le modèle du canal) sont représentées par de fines lignes noires. En situation de NLoS, les $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$, calculés à partir des $\hat{\tau}_i^{(k|k)}$, sont représentés par les lignes de couleur en pointillés, tandis que la valeur obtenue de $\hat{\tau}_{TD_R}^{(k|k)}$ est représentée par la ligne noire en pointillés.

4.4 Simulations et évaluation des performances

Les performances des extensions proposées sont évaluées en reprenant le scénario utilisé dans la Section 4.2.3, c'est-à-dire une salle carrée de 14m × 14m, avec 3 stations de base et un mobile se déplaçant sur une trajectoire carrée avec une vitesse de 1 m/s. Cette fois-ci, le canal simulé n'est pas un canal simplifié constitué de seulement 4 MPCs et du trajet direct, mais un canal de type CM1 (résidentiel LoS, voir Chapitre 2) contenant des portions en NLoS (zones ombrées sur la figure 4.9), simulé à partir de l'outil semi-déterministe. La localisation du mobile est assurée par un EKF ne prenant pour entrée qu'une seule valeur de ToA par lien, correspondant à la première MPC considérée comme étant le trajet direct.

La figure 4.9-(bas) montre qu'avec l'utilisation de la solution de Reconstruction du ToA du Trajet Direct à l'aide des MPCs (RTDMPC), un gain significatif peut être obtenu en termes d'erreur d'estimation de distance sur un lien radio en situation de NLoS, par rapport à une stratégie utilisant directement et uniquement la première MPC détectée comme présumé trajet direct.

Ce gain de correction est alors très bénéfique pour le filtre de suivi du mobile, comme on peut le constater sur la figure 4.9 - (a), avec une erreur de localisation passant d'environ 7 m à environ 1 m dans une situation de NLoS généralisée dans l'exemple illustré.

Une étude statistique est alors menée, à partir d'un jeu de 100 simulations, mais seulement sur la portion de la trajectoire du mobile correspondant à la zone de NLoS généralisée, correspondant ici à une portion de 13 m sur la trajectoire de la figure 4.9. Dans le tableau 4.1 sont reportés :

- le pourcentage des erreurs de localisation inférieures à 1m,
- la valeur maximale de l'erreur dans 90% des cas.

On compare ainsi les performances de la solution "avec NLoS correction" (RTDMPC), aux performances de la solution "sans NLoS correction", correspondant donc à un EKF intégrant une valeur biaisée de ToA en situation de NLoS. Les résultats obtenus sont reportés dans le tableau 4.1.

TABLEAU 4.1 – Erreur d'estimation de la position dans une situation de NLoS généralisée.

	Sans NLoS Correction	Avec NLoS Correction
Erreur < 1m	19%	57%
Erreur @ 90%	8,1m	5,4m

Le pourcentage d'erreurs de localisation inférieure à 1 m passe alors de 19% à 57% avec l'emploi de l'algorithme RTDMPC. Concernant le régime pire cas (i.e., défini arbitrairement comme l'erreur dans 90% des cas), la valeur de l'erreur de localisation passe alors de 8,1 m à 5,4 m.

Cependant, dans le contexte d'utilisation de l'algorithme RTDMPC et comme mentionné dans le Chapitre 3, il est préférable pour le suivi du mobile d'exploiter des MPCs bien résolues avec le "temps de vie" (TV) le plus long possible pendant le "temps de suivi cumulé" (TSC) le plus long possible. À cette occasion, différentes combinaisons des méthodes de prétraitements présentées dans la Section 3.6 sont alors utilisées et comparées dans le tableau 4.2.

Même dans une situation de NLoS généralisée, la solution d'exploitation de la diversité fréquentielle (CMC) atteint une erreur de localisation inférieure à 1m dans 72 % de temps, contre 57

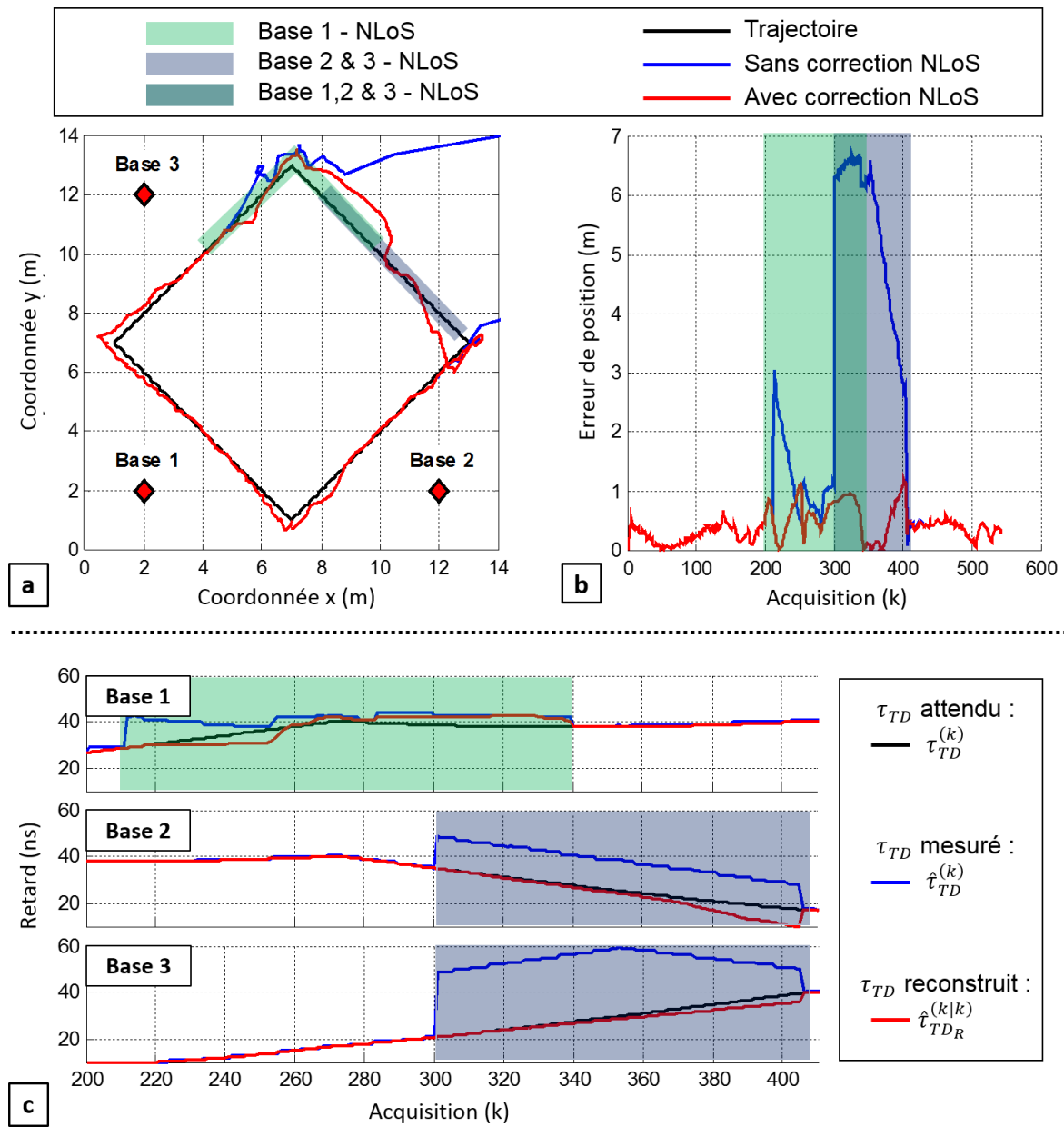


FIGURE 4.9 – a) Exemple d'estimation de trajectoire 2D et b) erreur d'estimation de la position, sur une simulation, pour un canal dense en multi-trajets (type de CM1). c) Valeurs de ToA du trajet direct pour chaque lien radio (valeur attendue correspondant au trajet direct, valeur mesurée et valeur reconstruite).

TABLEAU 4.2 – Erreur d'estimation de la position dans une situation de NLoS généralisée.

	FMed	FMoy	CMC	CMC + FMed	CMC + FMoy
Erreur < 1m	60%	68%	72%	72%	73%
Erreur @ 90%	3,5m	3,35m	2,34m	2,30m	2,27m

% sans prétraitement et 73 % en utilisant la combinaison des solutions CMC et FMoy. La tendance de l'amélioration des performances se confirme également au regard de la valeur de l'erreur d'estimation à 90% de la CDF, avec une valeur passant de 5,4 m sans prétraitement à 2,34 m avec la solution CMC, et 2,27 m avec la combinaison CMC + FMoy.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une solution visant à reconstruire la valeur du ToA du trajet direct manquant en situation de NLoS en exploitant les MPCs détectées, associées et suivies au sein de la réponse estimée du canal. La solution, d'abord développée et testée sur des canaux synthétiques contenant peu de MPCs a ensuite pu être adaptée pour répondre aux contraintes des canaux plus denses en MPCs, tout en prenant en compte les cas d'apparitions et de disparitions des MPCs au cours du déplacement du mobile.

Les simulations ont montré que la méthode proposée était en mesure d'effectuer une reconstruction pertinente du ToA du trajet direct, sur chacun des liens de manière indépendante et ce, même en présence d'interférences entre MPCs, contribuant ainsi à améliorer de manière significative les performances de localisation et de suivi du mobile en situation de NLoS.

Cette solution d'exploitation des MPCs va maintenant être testée sur un dispositif réel intégré, disponible dans le commerce, avec des caractéristiques proches de celles que nous nous sommes fixées, tant au niveau du récepteur (ex. granularité temporelle et dynamique de représentation du canal multi-trajets) que du système global (ex. rafraîchissement des acquisitions).

Dans des travaux futurs, il pourrait être intéressant d'exploiter la diversité spatiale du canal à l'aide d'un réseau d'antennes en réception, afin d'obtenir les angles d'arrivées des MPCs. Ceux-ci pourraient permettre de séparer les MPCs avec des ToAs semblables, mais des directions d'arrivées différentes, permettant alors dans certains cas de découpler les MPCs interférant, améliorant ainsi le suivi de ces dernières. La mesure des AoAs permettrait également d'améliorer l'estimation des paramètres (a_i, b_i) en amenant de l'information supplémentaire pour la relation (4.5).

4.6 Références

- [1] DENIS, B., L. OUVRY, B. UGUEN et F. TCHOFFO-TALOM. 2005, «Advanced bayesian filtering techniques for uwb tracking systems in indoor environments», dans *2005 IEEE International Conference on Ultra-Wideband*, p. 6 pp.–. 98
- [2] GENTNER, C. et T. JOST. 2013, «Indoor positioning using time difference of arrival between multipath components», dans *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, p. 1–10. 100
- [3] GENTNER, C., T. JOST, W. WANG, S. ZHANG, A. DAMMANN et U. C. FIEBIG. 2016, «Multipath assisted positioning with simultaneous localization and mapping», *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 15, n° 9, p. 6104–6117. 100
- [4] GENTNER, C., B. MA, M. ULMSCHNEIDER, T. JOST et A. DAMMANN. 2016, «Simultaneous lo-

- calization and mapping in multipath environments», dans *2016 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, p. 807–815. 100
- [5] GENTNER, C., R. PÖHLMANN, T. JOST et A. DAMMANN. 2014, «Multipath assisted positioning using a single antenna with angle of arrival estimations», dans *Proceedings of the 27th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2014)*, p. 1690–1697. 100
- [6] GENTNER, C., R. PÖHLMANN, M. ULMSCHNEIDER, T. JOST et A. DAMMANN. 2015, «Multipath assisted positioning for pedestrians», dans *Proceedings of the 28th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2015)*, p. 2079–2086. 100
- [7] MARANO, S., W. M. GIFFORD, H. WYMEERSCH et M. Z. WIN. 2010, «Nlos identification and mitigation for localization based on uwb experimental data», *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 28, n° 7, p. 1026–1035. 98
- [8] MEISSNER, P. et K. WITRISAL. 2012, «Multipath-assisted single-anchor indoor localization in an office environment», dans *2012 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, p. 22–25. 100
- [9] UGUEN, B., M. LAARAIEDH, B. DENIS, J. KEIGNART, J. STEPHAN et Y. LOSTANLEN. 2012, «Extraction and characterization of location-dependent uwb radio features with practical implications for indoor positioning», dans *European Wireless 2012; 18th European Wireless Conference 2012*, p. 1–10. 98
- [10] ULMSCHNEIDER, M., R. RAULEFS, C. GENTNER et M. WALTER. 2016, «Multipath assisted positioning in vehicular applications», dans *2016 13th Workshop on Positioning, Navigation and Communications (WPNC)*, p. 1–6. 100
- [11] YOUSSEF, J., B. DENIS, C. GODIN et S. LESECQ. 2008, «Enhanced uwb indoor tracking through nlos toa biases estimation», dans *IEEE GLOBECOM 2008 - 2008 IEEE Global Telecommunications Conference*, p. 1–5. 98
- [12] ZHU, Y., Y. ZHANG, F. YAN, L. SHEN et Y. WU. 2016, «Node selection for cooperative localization with nlos mitigation in wireless sensor networks», dans *2016 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*, p. 1–6. 98

Chapitre 5

Expérimentations

Sommaire

5.1 Introduction	116
5.2 Dispositif utilisé	116
5.2.1 Description et composition du kit	116
5.2.2 Caractéristiques techniques	117
5.2.3 Antennes des différents dispositifs	118
5.3 Analyse du canal estimé par le dispositif en statique	120
5.3.1 Stabilité du canal et des mesures	120
5.3.2 Empreinte du canal	123
5.4 Validations expérimentales de l’algorithme RTDMPC	125
5.4.1 NLoS occasionné par un écran	125
5.4.2 NLoS occasionné par un mur	129
5.5 Conclusion	134
5.6 Références	134

5.1 Introduction

Ce dernier chapitre est consacré à l'étude expérimentale des performances de l'algorithme RTDMPC sur des mesures obtenues à l'aide d'un dispositif complet de localisation IR-UWB du commerce.

Dans ce chapitre, nous commencerons par décrire les différents éléments composant le dispositif utilisé, ainsi que les caractéristiques techniques de celui-ci en lien avec notre application. Nous présenterons ensuite une phase d'analyse du canal estimé en *indoor*, pour un cas statique, afin de nous assurer que le dispositif n'introduit pas de biais entre deux acquisitions (dérive de l'horloge, synchronisation...) et conserve une forme de cohérence temporelle, au gré des acquisitions. Puis, toujours en situation statique, nous nous assurerons de la capacité à capturer la cohérence spatiale (entre diverses positions occupées par le mobile) en nous basant sur le principe d'empreinte du canal (*fingerprint*).

Par la suite, nous passerons à la validation et l'évaluation des performances de la reconstruction du ToA du trajet direct apportées par l'algorithme RTDMPC à l'aide de deux campagnes de mesures en mobilité piétonne, réalisées dans une salle de réunion puis dans un couloir, avec pour chaque campagne une période d'obstruction (due dans un cas, à un élément du mobilier, et dans l'autre cas, à un mur). Faute de temps, seule l'évaluation de la reconstruction du ToA du trajet direct sur un lien a pu être menée. La localisation dynamique d'un mobile à l'aide d'un dispositif du commerce n'est par conséquent pas présentée dans ce chapitre.

5.2 Dispositif utilisé

La société française BeSpoon a développé un circuit intégré de radio-localisation 3D *indoor* avec le CEA-Leti, utilisant des signaux radio-impulsionnels ultra large bande IR-UWB. Dans un cas d'utilisation idéal (notamment en visibilité), ce circuit permet en théorie de bénéficier d'une précision nominale de l'ordre de quelques centimètres à quelques dizaines de centimètres sur la mesure de distance. BeSpoon propose ainsi plusieurs dispositifs intégrant cette puce, allant de la carte de développement et d'évaluation au SpoonPhone (smartphone), en passant par des tags unitaires (petits modules de la taille d'un porte-clés) ou encore des dispositifs nommés "ancres". Ces dispositifs sont ensuite utilisés dans des systèmes complets de localisation : tags + SpoonPhone [4, 3, 2], tags + carte(s) de développement ou encore tags + ancre(s) dans le "**3D Location Kit**" [1]. C'est ce dernier que nous allons utiliser ici, dans le cadre de nos expérimentations.

5.2.1 Description et composition du kit

Le kit en question nécessite un PC sous Linux, en charge de la visualisation et de l'enregistrement des données (CIR, distance, étiquettes des Tags) via une application dédiée : **BspLocClient**. Pour le reste, il est composé dans notre cas de :

- un serveur (**BspLocServer** fonctionnant sur le même PC) en charge de la découverte et de la configuration des ancres, de la collecte des données et du calcul des distances Ancre-Tag. Celui-ci est configuré via une interface Web.

- une ancre configurée en tant que périphérique "root" (ou coordinateur du réseau UWB), connectée au PC via un câble Ethernet, en charge du rapatriement des données des autres composants UWB du kit puis de l'échange avec le serveur sur le PC.
- un ensemble de 4 Tags (d'une épaisseur de 1 cm et d'un diamètre de 4 cm), alimentés par batterie.

Une illustration de l'ensemble du dispositif expérimental est donnée en figure 5.1. Par la suite, et comme précisé dans l'introduction, seulement une sous-partie (un lien radio Ancre-Tag) de ce système est utilisée.

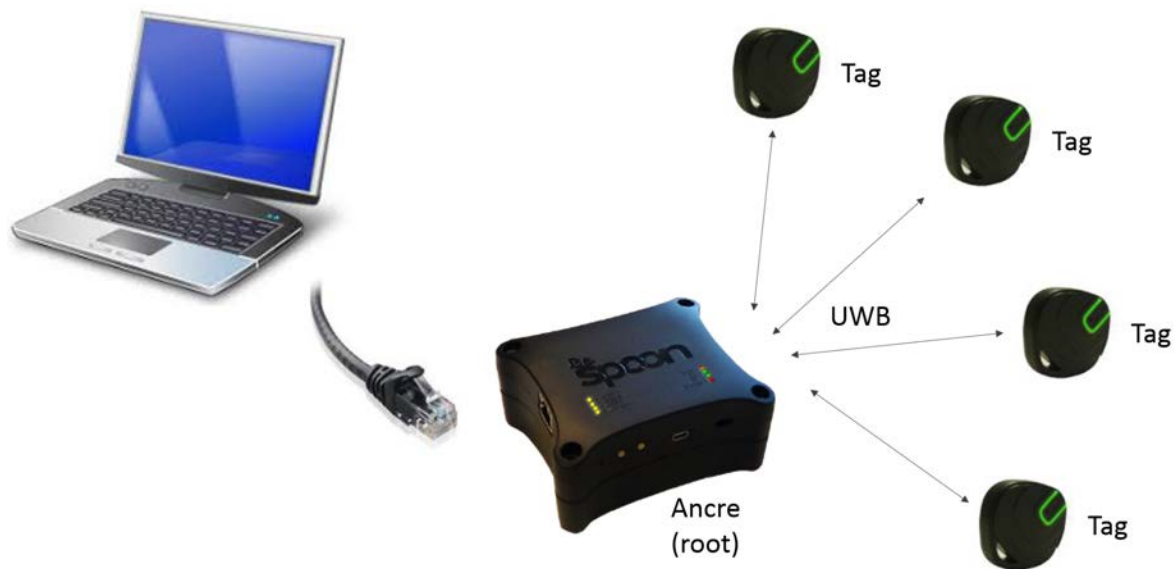


FIGURE 5.1 – Composition du dispositif d'expérimentation basé sur un kit BeSpoon.

5.2.2 Caractéristiques techniques

Le dispositif précédent peut fonctionner avec une fréquence de rafraîchissement des mesures (f_{loc}) configurable. Deux modes sont prédéfinis "low rate" et "fast rate", pour une fréquence respective $f_{loc} = 4\text{Hz}$ et $f_{loc} = 16\text{Hz}$. Le choix de l'une ou de l'autre de ces configurations implique une modification de la portée maximale du lien en vue directe, notée d_{LOS} .

Les deux modes permettent de couvrir deux scénarios privilégiés, assez caractéristiques :

- Longue portée : $f_{loc} = 4\text{Hz}$, $d_{LOS} = 880\text{m}$
- Rafraîchissement rapide des mesures : $f_{loc} = 16\text{Hz}$, $d_{LOS} = 200\text{m}$

En n'utilisant qu'un seul tag avec l'ancre (en configuration d'estimation de distance (1D)), il est possible d'opérer avec une fréquence de rafraîchissement de 64Hz, mais la portée maximale en LoS se voit réduite.

Par ailleurs, le système de localisation BeSpoon peut fonctionner sur plusieurs canaux de communications (voir tableau 5.1), afin de pouvoir déployer dans un même environnement plusieurs systèmes indépendants, ou d'augmenter la largeur de bande dans le cas du Canal 4.

TABEAU 5.1 – Canaux de communication du système BeSpoon.

Canal	Fréquence centrale (MHz)	Largeur de bande @-10dB (MHz)
1	3494,4	500
2	3993,6	500
3	4492,8	500
4	3993,6	1000

En sortie, via l'application dédiée BspLocClient, il est possible de visualiser et d'enregistrer, pour chaque lien Ancre-Tag, la valeur de ToF estimée, qui nous servira par la suite de références quant à la valeur de ToA du trajet direct présumé par le kit. Mais il est surtout possible de visualiser et d'enregistrer pour chaque lien la CIR estimée, constituée des 64 plus fortes valeurs d'énergie lors de l'acquisition et de leur ToA, donnée avec une résolution de 1 ns. Ce sont là des caractéristiques très proches de celles considérées précédemment, au niveau de l'architecture de réception (Cf. notamment Chapitre 2). Les tags et l'ancre n'étant pas synchronisés sur la même référence de temps, les ToAs sont donnés dans le référentiel temporel de l'ancre. La détermination du ToF et donc le recalage de la CIR estimée est réalisé à l'aide d'un protocole d'échange de paquet aller-retour (*Two Way Ranging*, voir Chapitre 1), impliquant de fait que chaque composant (Ancre ou tag) est tour à tour émetteur puis récepteur.

5.2.3 Antennes des différents dispositifs

L'antenne utilisée ici est une antenne dite "dipôle fil plaque", dont une photo est donnée en figure 5.2.

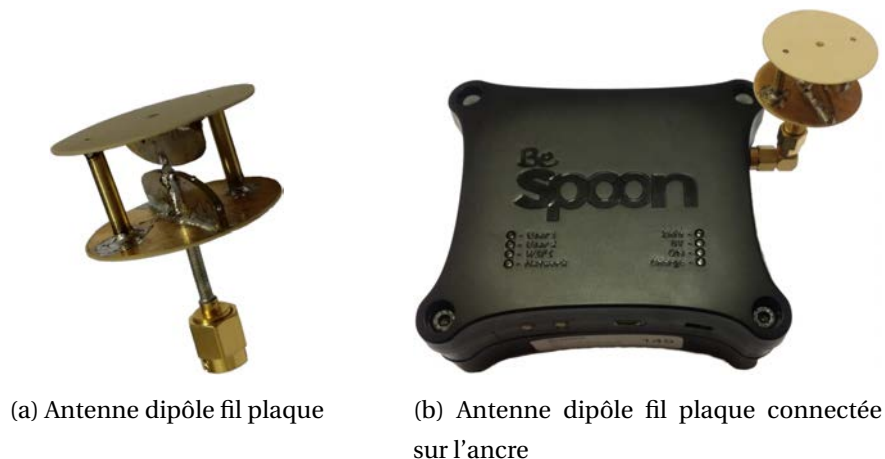


FIGURE 5.2 – Antenne UWB utilisée.

Cette antenne, développée au CEA-Leti, est une antenne omni-directionnelle conçue pour la technologie UWB dans la bande de 3 à 9 GHz comme le montre la courbe en figure 5.3. Elle est particulièrement bien adaptée dans notre cas, c'est-à-dire avec une fréquence centrale autour de 4 GHz.

Le diagramme de rayonnement de cette antenne UWB, donné pour un plan de coupe vertical et un plan de coupe horizontal, pour une fréquence centrale de 4 GHz, est représenté sur la

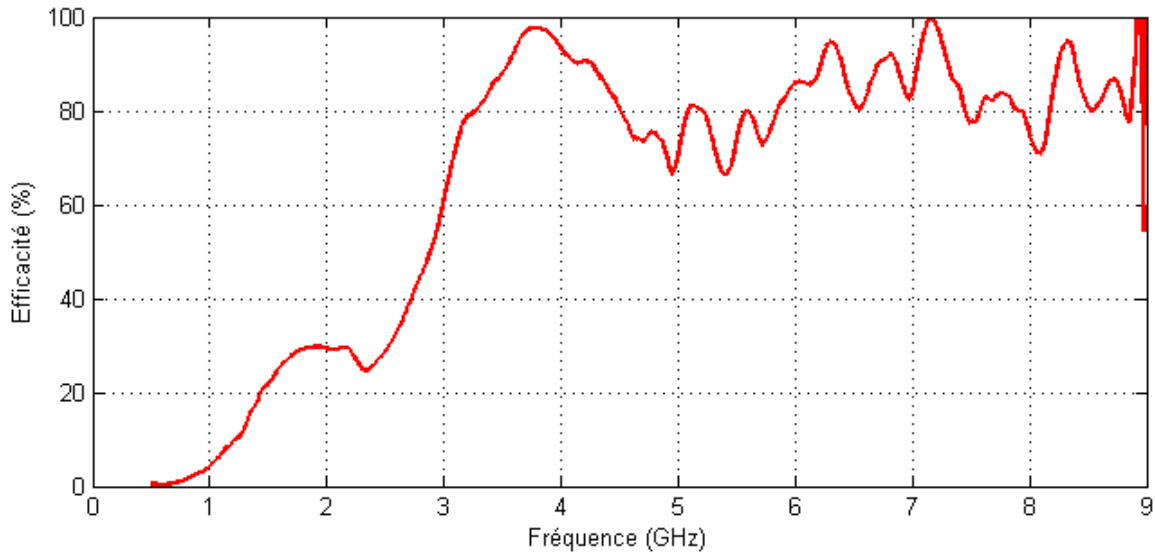


FIGURE 5.3 – Efficacité de l'antenne UWB utilisée sur l'ancre.

figure 5.4. Comme on peut le constater, le rayonnement de l'antenne est homogène dans le plan horizontal et présente un "puits" selon l'axe vertical. Ce type de rayonnement peut être vu en 3D comme un anneau autour de l'axe vertical. Dans ce cas, nous plaçant avant tout dans un contexte de localisation 2D du mobile dans un environnement intérieur, l'antenne sera orientée préférentiellement de manière à ce que son plan horizontal soit parallèle au plan horizontal de la pièce.

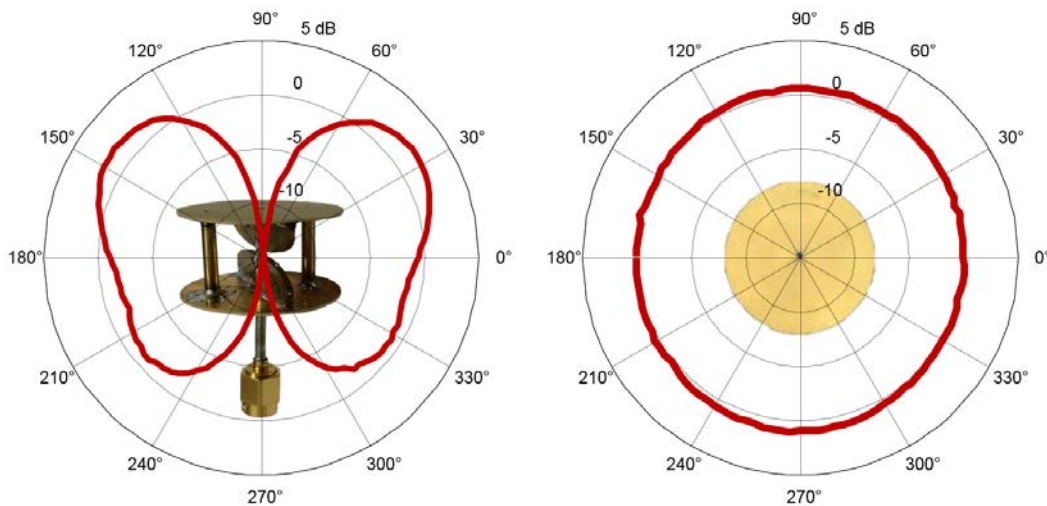


FIGURE 5.4 – Diagramme de gain (en dB) de l'antenne UWB utilisée sur l'ancre, pour la fréquence de 4GHz. (gauche) plan de coupe vertical. (droite) plan de coupe horizontal.

Du côté des tags, le diagramme de rayonnement de l'antenne interne, donné pour un plan de coupe vertical et pour un plan de coupe horizontal avec une inclinaison du tag de 30°, est représenté sur la figure 5.5.

Dans le plan de coupe vertical, la puissance rayonnée est globalement identique et maximale du côté de chaque face du tag et faible autour de la valeur de 90°. Dans le second plan de coupe (horizontal avec une inclinaison de 30° du tag), le rayonnement est globalement faible (inférieur

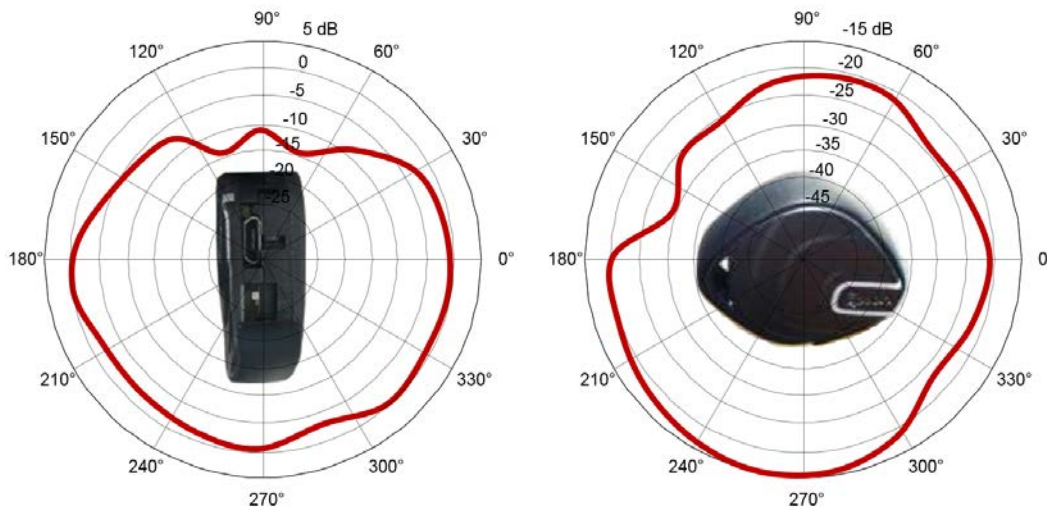


FIGURE 5.5 – Diagramme de gain (en dB) de l’antenne des tags, pour la fréquence de 4GHz. (gauche) plan de coupe vertical. (droite) plan de coupe horizontal, avec une inclinaison du tag de 30°.

à -15 dB). Vis-à-vis de l’orientation de l’antenne de l’ancre, ceci signifie que les tags présentent une orientation préférentielle à la verticale, avec une des faces orientée en direction de l’antenne de l’ancre. Ceci signifie également que l’orientation d’un tag va alors agir comme un filtre en privilégiant l’amplitude des MPCs arrivant sur une face de celui-ci. Cependant, dans notre contexte de mobilité piétonne, l’orientation du tag ne peut être considérée comme fixe, ni comme étant toujours à la verticale. En pratique, pour nos expérimentations le tag est suspendu au bout d’une cordelette à environ 30 cm de manière à être maintenu vertical et de manière à favoriser le lien radio et limiter l’impact de l’orientation sur les performances voir même sur l’interprétation des résultats. Le but ici est avant tout d’évaluer l’intérêt et les performances de l’algorithme RTDMPC. Une étude plus approfondie de l’impact de l’orientation du tag sur les performances de la solution peut être envisagée comme une perspective.

5.3 Analyse du canal estimé par le dispositif en statique

Avant d’étudier l’évolution des MPCs en situation de mobilité, nous allons nous concentrer dans un premier temps sur l’étude du canal en situation statique. Nous cherchons ici à confirmer que le dispositif est bien en mesure de capturer la stabilité structurelle intrinsèque du canal multi-trajets au cours du temps, sans introduire d’effets extrinsèques ou d’artefacts laissant à penser que les MPCs ont évolué (par exemple en introduisant un biais lors de l’étape de synchronisation). Ce qui nous intéresse avant tout n’est pas à proprement parler la capacité du dispositif à apprécier sans biais une distance, mais bien sa capacité à capter la cohérence spatio-temporelle des MPCs au cours d’un déplacement.

5.3.1 Stabilité du canal et des mesures

Pour cela, l’ancre et un tag sont placés à une hauteur de 1m30 du sol, en situation de LoS dans une pièce (environnement intérieur de type bureau), en canal 2, avec une fréquence d’acquisition de 64Hz. Le placement des éléments du kit, ainsi qu’un plan de la pièce, sont présentés en figure

5.6.

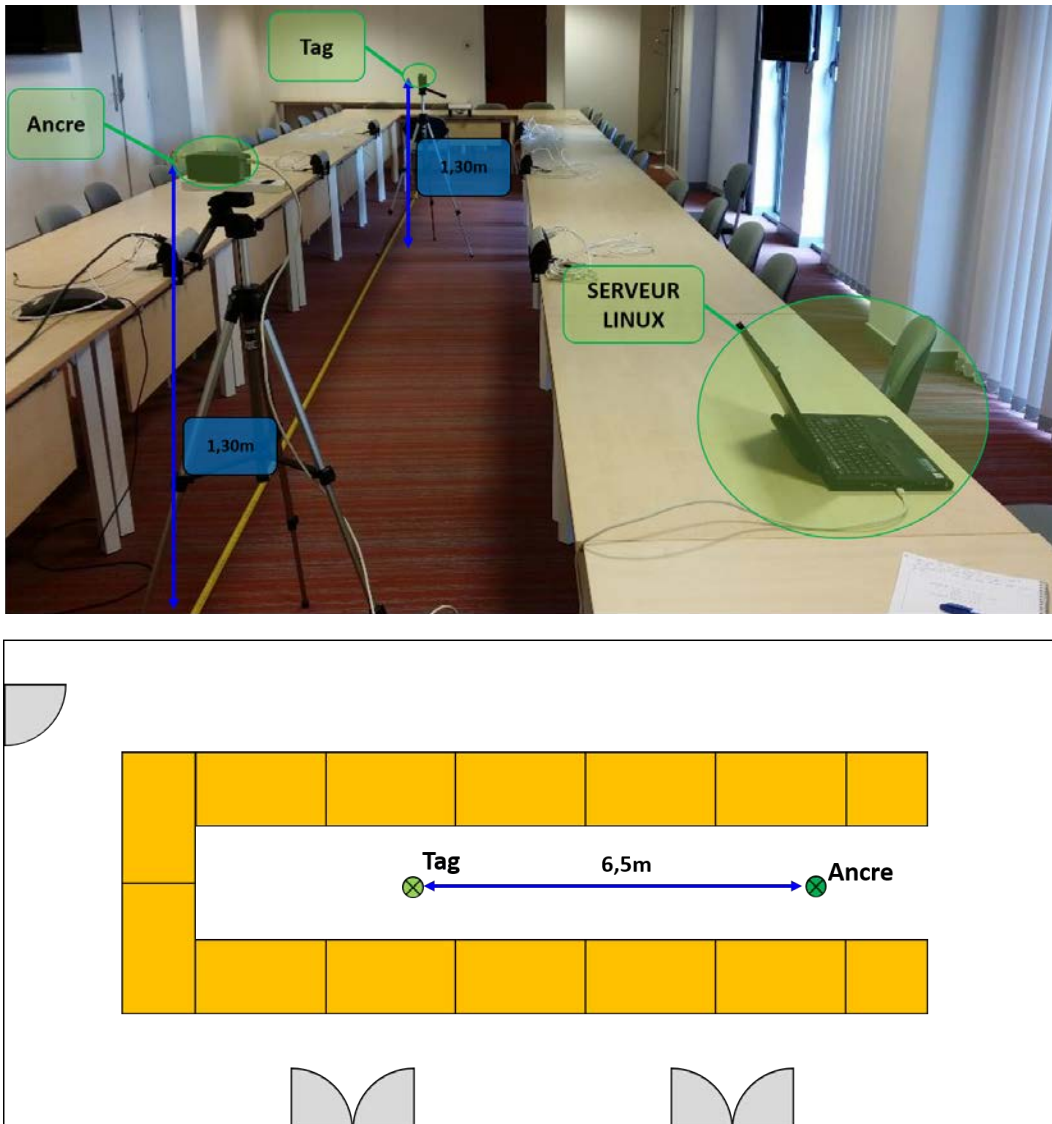


FIGURE 5.6 – Environnement de mesure et disposition du kit pour l'évaluation de la stabilité des estimations du canal.

Le dispositif est alors laissé environ 12 secondes en phase d'acquisition. Le résultat de ces acquisitions est donné en figure 5.7, où sont représentées les CIRs estimées par le kit en fonction du temps d'acquisition.

La stabilité du canal est ensuite évaluée en post-traitement, en étudiant le taux de corrélation entre les CIRs estimées :

- d'une acquisition à l'autre, autrement dit entre la CIR estimée à l'instant k et celle à l'instant $k - 1$.
- pour chaque acquisition vis-à-vis de la première acquisition ($k = 1$).

La figure 5.8 présente le coefficient de corrélation de Pearson, pour les deux évaluations décrites ci-dessus.

Les CIRs estimées sont très fortement corrélées d'une acquisition à l'autre, mais aussi vis-à-vis de la première acquisition. Dans ce cas statique, où ni le dispositif, ni l'environnement ne

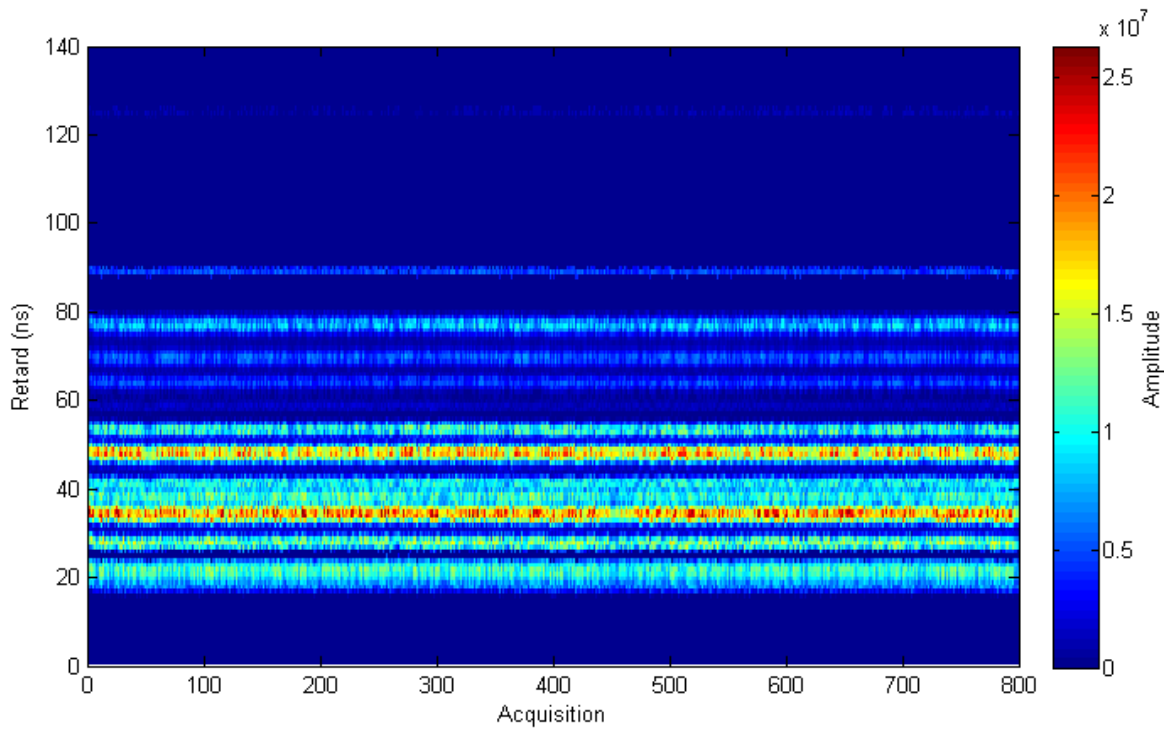


FIGURE 5.7 – CIR estimée par le kit en fonction du temps d’acquisition pour le scénario LoS en situation statique.

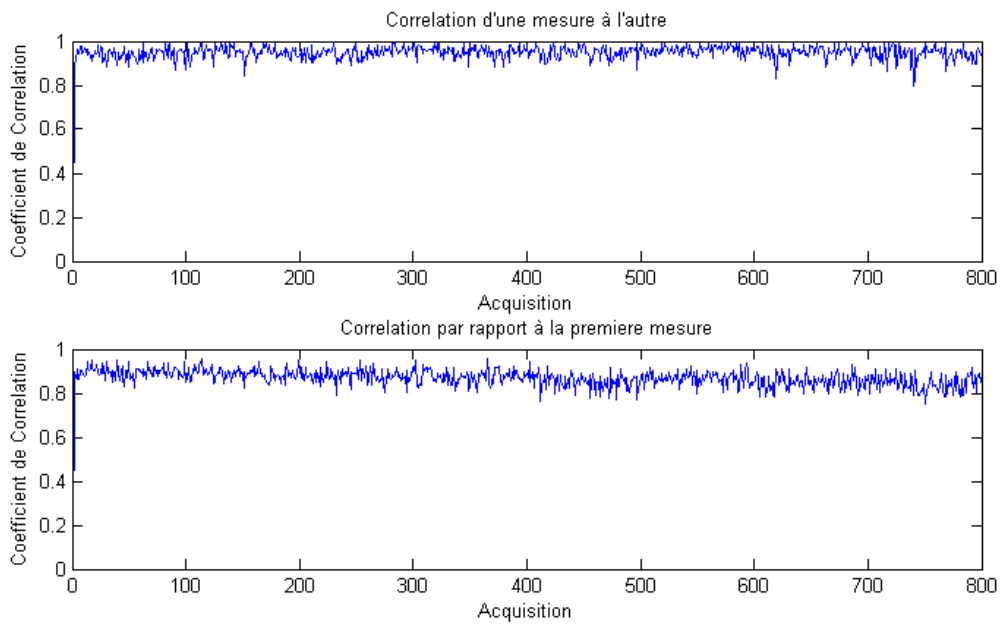


FIGURE 5.8 – Taux de corrélation des CIRs estimées : (haut) d’une acquisition à l’autre, (bas) par rapport à la CIR estimée lors de la première acquisition, pour le scénario LoS en situation statique.

changent, ceci montre qu'il n'y a pas de variations du point de synchronisation, mais aussi que la dérive des horloges du tag et de l'ancre n'est pas perceptible sur les mesures. En effet, ces soucis auraient introduit des variations de ToA entre deux acquisitions, biaisant la cohérence spatio-temporelle captée ultérieurement par l'algorithme de suivi.

On peut cependant noter quelques variations légères, de l'ordre de la résolution (c'est-à-dire 1 ns) du recalage en ToA des CIRs au cours des acquisitions, donnant lieu au léger aspect dentelé sur la figure 5.8. Bien que le dispositif ne présente pas à proprement parler de défaut de synchronisation, celui-ci présente de petites variations, qui peuvent d'une acquisition à l'autre décaler légèrement les fenêtres d'intégration des bins et par conséquent donner lieu à des légères variations d'amplitude. La résolution des bins étant de 1 ns, le recalage des CIRs peut ainsi varier de plus ou moins 1 ns au cours des acquisitions.

Ce point n'est pas anodin et doit être pris en compte en tant que bruit de mesure, notamment lors de la phase d'association des mesures avec les MPCs suivies, au risque de ne pas arriver à suivre ces dernières correctement.

5.3.2 Empreinte du canal

La stabilité du canal estimé ayant été observée, nous allons maintenant nous intéresser à l'empreinte du canal estimé pour une position donnée. En effet, comme la CIR estimée pour une position donnée n'évolue pas si l'environnement reste statique on peut parler de signature, ou d'empreinte du canal. Dans ce cas, après un déplacement d'une position A vers une position B, puis un retour en position A, la CIR estimée au début et celle estimée à la fin devraient en théorie être identiques.

Pour cela, l'ancre et un tag sont placés dans la même situation que précédemment. Après une phase d'acquisition en statique d'environ 4 secondes, le tag est déplacé d'environ 0,7 m en environ 1 seconde à une autre position durant environ 4 secondes également. Pour finir, le tag est replacé à sa position initiale, durant environ 2 secondes.

La figure 5.10 présente le coefficient de corrélation de Pearson, pour les deux évaluations décrites précédemment.

Là aussi, les CIRs estimées d'une acquisition à l'autre sont fortement corrélées. Les CIRs estimées lors de la phase statique, pour la seconde position de l'ancre, sont quant-à-elles faiblement corrélées vis-à-vis de la première acquisition, réalisée pour la position initiale de l'ancre. Mais, au retour de l'ancre à sa position initiale, nous retrouvons bien le même canal que celui observé au début des acquisitions, comme le montre le taux de corrélation élevé obtenu sur la dernière portion des acquisitions.

Cet exemple confirme ainsi que le dispositif est bien en mesure de capter la cohérence spatiale des MPCs. Mais également que la forte densité en MPCs donne lieu à de multiples interférences entre elles, comme on peut le constater sur la figure 5.9 lors des deux phases de déplacement. On peut donc s'attendre pour la suite à voir apparaître plusieurs phénomènes d'interférences de ce genre sur les cas de mobilité piétonne.

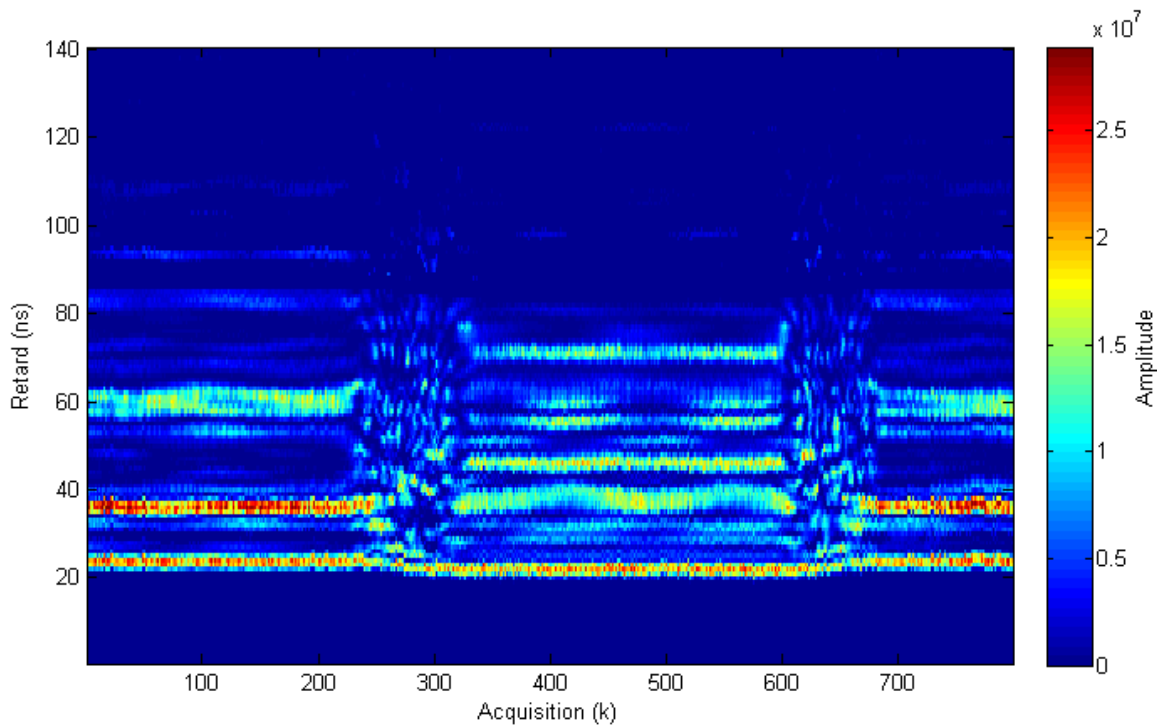


FIGURE 5.9 – CIR estimée par le kit en fonction du temps d’acquisition pour le scénario d’estimation de la cohérence spatiale du canal, en plaçant le tag à 2 positions distinctes.

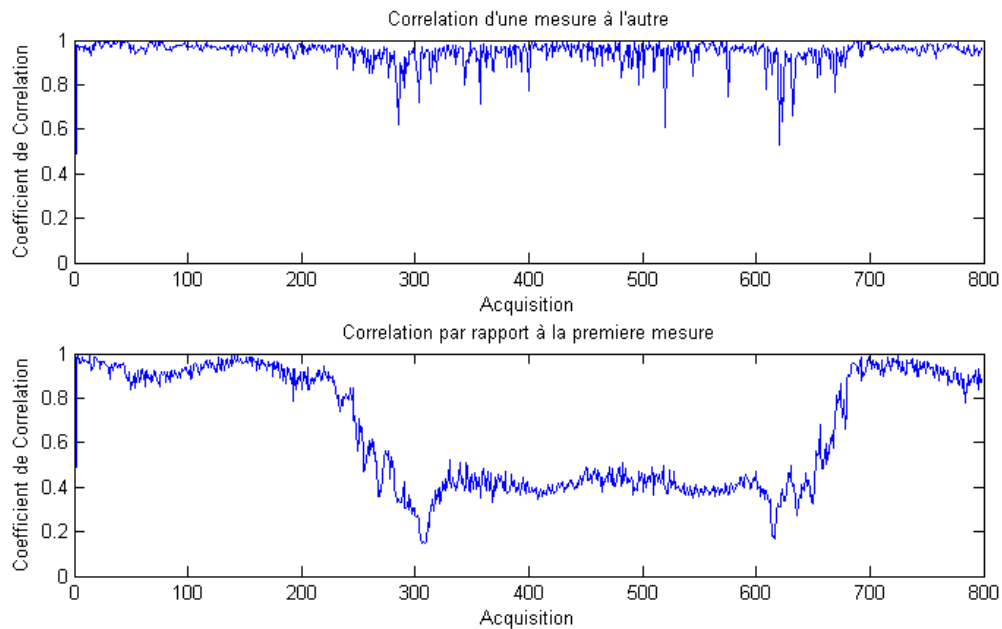


FIGURE 5.10 – Taux de corrélation des CIR estimées : (haut) d’une acquisition à l’autre, (bas) par rapport à la CIR estimée lors de la première acquisition, pour le scénario d’estimation de la cohérence spatiale du canal, en plaçant le tag à 2 positions distinctes.

5.4 Validations expérimentales de l'algorithme RTDMPC

5.4.1 NLoS occasionné par un écran

Le premier scénario utilisé pour valider notre solution algorithmique de reconstruction du ToA du trajet direct en situation de NLoS est le suivant. Le dispositif est placé dans la même pièce et à la même hauteur que sur la figure 5.6, mais dans une configuration différente, donnée sur la figure 5.11. Le tag est porté par un piéton, se déplaçant selon la trajectoire représentée en rouge sur la figure et passant derrière un écran, générant alors une situation de NLoS sur une partie de la trajectoire (représentée en zone grisée sur la trajectoire).

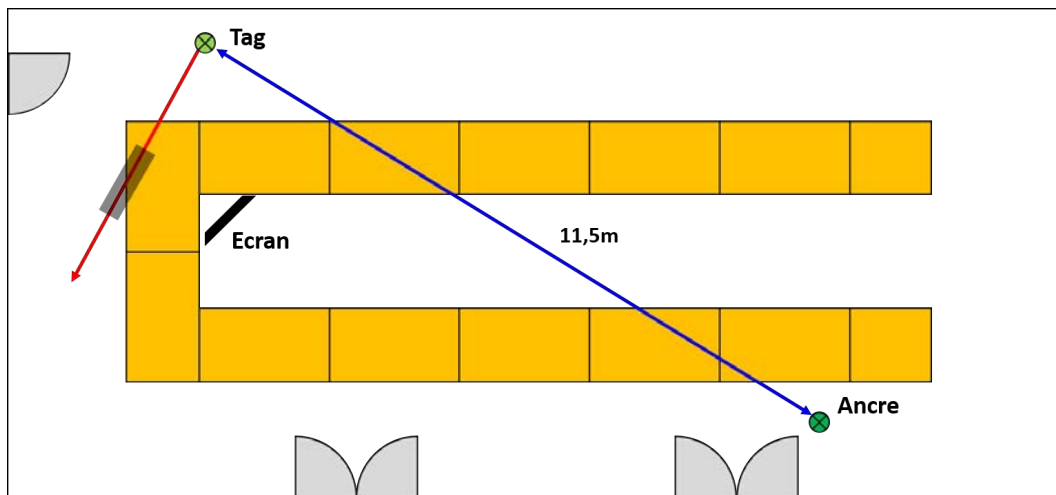


FIGURE 5.11 – Plan de la pièce et des tables, avec la position de l'ancre ainsi que la trajectoire du tag. Scénario de génération d'une condition NLoS avec un écran.

Sur la figure 5.12-(haut), représentant l'ensemble des CIRs mesurées au long de la trajectoire, la situation de NLoS survient entre l'acquisition $k = 415$ et l'acquisition $k = 520$.

On peut remarquer que l'évolution du profil du canal est plus erratique que ce que nous avons pu observer jusque-là dans les chapitres précédents. Comme annoncé précédemment, ceci ne peut provenir du dispositif, car comme nous l'avons montré sur les cas statiques, celui-ci est apte à capter la cohérence spatio-temporelle des MPCs. Dans ce cas, la nature erratique de l'évolution de la CIR en situation de mobilité est très certainement due aux interférences entre MPCs. En effet, comme nous l'avons vu dans le Chapitre 2, le phénomène d'interférence entre MPCs produit cet effet de discontinuité de l'évolution du profil mesuré du canal, semblable à des "tâches", pouvant nuire au bon suivi de la continuité des MPCs.

Cependant, il est bon de rappeler que le processus de détection des MPCs est basé sur l'extraction des maxima locaux des CIRs mesurées, et que, par conséquent l'affaiblissement de l'amplitude d'un bin (sans annulation complète) mais avec conservation du maximum local ne gênera pas le suivi par l'algorithme (même si à première vue l'évolution de la CIR peut sembler totalement discontinue). Par conséquent, on s'attend certes à ce que le temps de suivi des MPCs soit court vis-à-vis de la durée totale d'acquisition, mais on s'attend également à ce que celui-ci soit plus important que ce que l'on semble percevoir *a priori* sur la figure 5.12-(haut).

Avant l'application de l'algorithme RTDMPC sur les mesures, nous procédons à un pré-filtrage de celles-ci, dans le but d'améliorer le processus de détection et de suivi des MPCs. Le dispositif

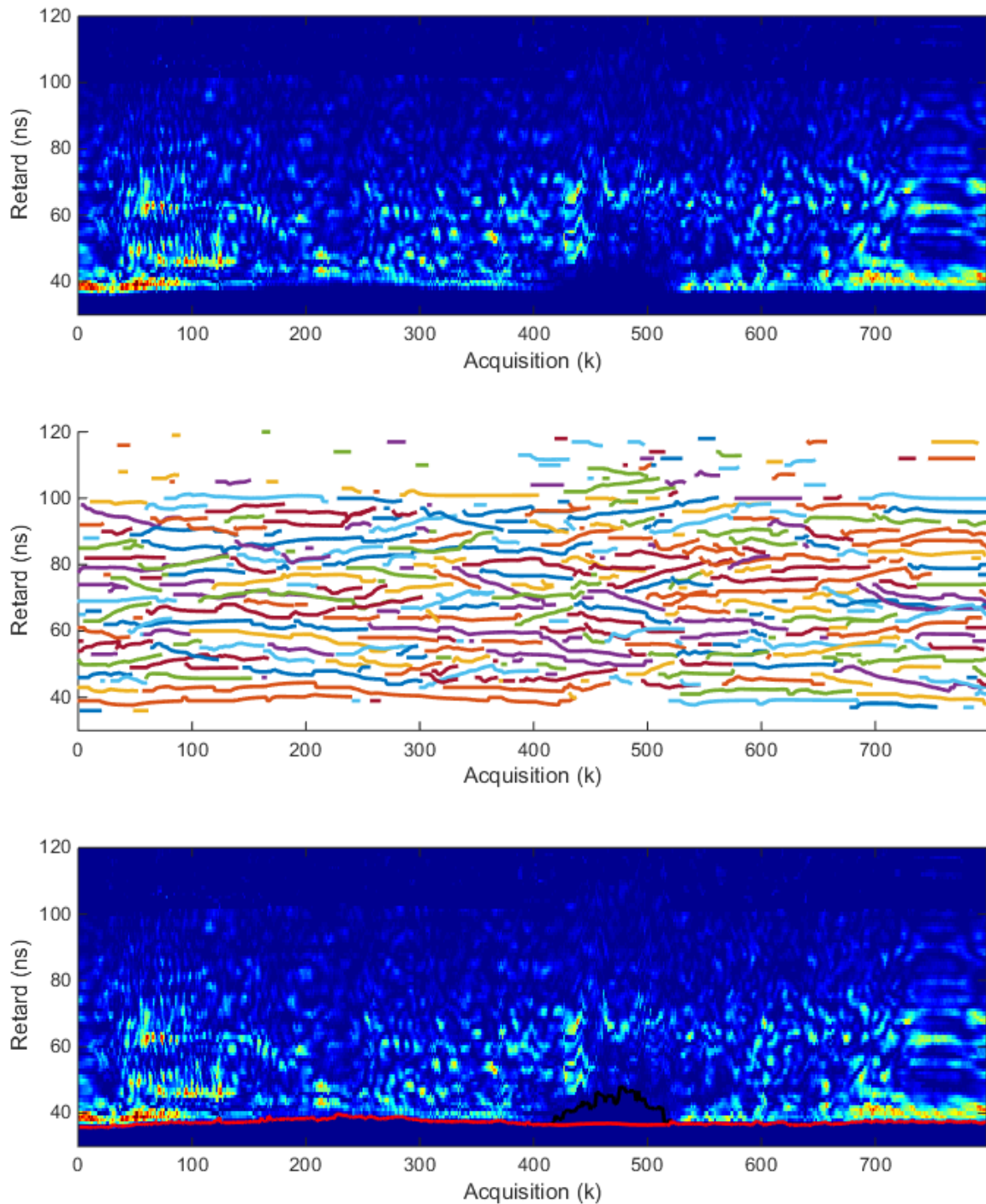


FIGURE 5.12 – Pour le scénario de la figure 5.11 : (haut) CIR estimée par le kit en fonction du temps d’acquisition. (milieu) Tracé des MPCs suivies. (bas) Tracé du ToA du premier trajet observable détecté par le récepteur en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge, le tout vis-à-vis de la CIR estimée par le kit en fonction du temps d’acquisition.

peut fonctionner sur plusieurs canaux de communications (voir tableau 5.1), mais ne permet pas de changer ceux-ci de manière dynamique durant une campagne de mesures. Dans ce cas, d'après les résultats et performances obtenus dans les Chapitres 3 et 4, nous procédons à une moyenne glissante suivant la direction des acquisitions, avec une fenêtre là encore d'une dimension de 0,3 secondes, soit 20 échantillons ici.

L'algorithme RTDMPC appliqué, le résultat du suivi des MPCs est présenté sur la figure 5.12- (milieu). Bien qu'aucune MPC ne semble être suivie sur l'intégralité des acquisitions, on peut néanmoins constater que les portions ainsi suivies sont achevées, formant un continuum des MPCs suivies, permettant (tel un passage de relais) la continuité de l'estimation des paramètres nécessaires à la reconstruction du ToA du trajet direct en situation de NLoS. Cette estimation continue des paramètres est rendue possible grâce à la gestion des apparitions et des disparitions des MPCs durant la période de NLoS (cf. Section 4.3.3). La figure 5.12- (bas) illustre le tracé du ToA du premier trajet observable détecté par le récepteur (et interprété comme étant le trajet direct) en noir, ainsi que le tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge, le tout vis-à-vis du canal mesuré.

Sur la figure 5.13- (haut), est représenté le tracé du ToA du trajet direct estimé et reconstruit en situation de NLoS, en rouge, ainsi que l'ensemble des valeurs reconstruites du ToA du trajet direct (les $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$), calculées à partir des ToAs des MPCs suivies (les $\hat{\tau}_i^{(k|k)}$), représentées par les lignes de couleur en pointillés. Pris indépendamment, certaines $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$ s'écartent lentement de la valeur de $\tau_{TD}^{(k)}$, mais la fusion de l'ensemble de ces contributions permet justement de conserver la capacité de correction de la solution. Par la suite, nous illustrerons un cas où la situation de NLoS est telle qu'un grand nombre de MPCs disparaissent.

La distance réelle entre l'ancre et le tag est approximée pour chaque instant d'acquisition en exploitant la connaissance de la trajectoire (position du point de départ et du point d'arrivée, longueur totale) ainsi que le temps total mis pour la parcourir. La position du point de départ et celle du point d'arrivée sont mesurées à l'aide d'un mètre gradué en centimètres, le temps total du parcours (de 12,5 s) est lui mesuré avec un chronomètre. Cette méthode, bien qu'approximative permet néanmoins d'apprécier les performances de la reconstruction sur la portion NLoS. La figure 5.13- (milieu) illustre le tracé du ToA du premier trajet observable détecté par le récepteur en noir, ainsi que le tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge.

En prenant comme référence la valeur approximée (à l'aide du plan et de la trajectoire du ToA du trajet direct, l'erreur d'estimation de la distance Ancre-Tag est ensuite calculée et la fonction de répartition de cette erreur est représentée en figure 5.13- (bas). L'algorithme RTDMPC est alors capable de réduire l'erreur de distance estimée à 50% de la CDF de 1,75 m à 0,05 m et de réduire l'erreur de distance estimée à 90% de la CDF de 3,1 m à 0,17 m, apportant un gain significatif en termes d'erreur de distance estimée sur le lien radio en situation de NLoS.

Bien que ce premier exemple illustre les capacités et performances de l'algorithme RTDMPC, il reste cependant un cas de mobilité légère (environ 0,2 m/s), avec une obstruction générée par du mobilier (tableau métallique). C'est pourquoi nous allons dans la section suivante évaluer les performances sur un scénario plus réaliste.

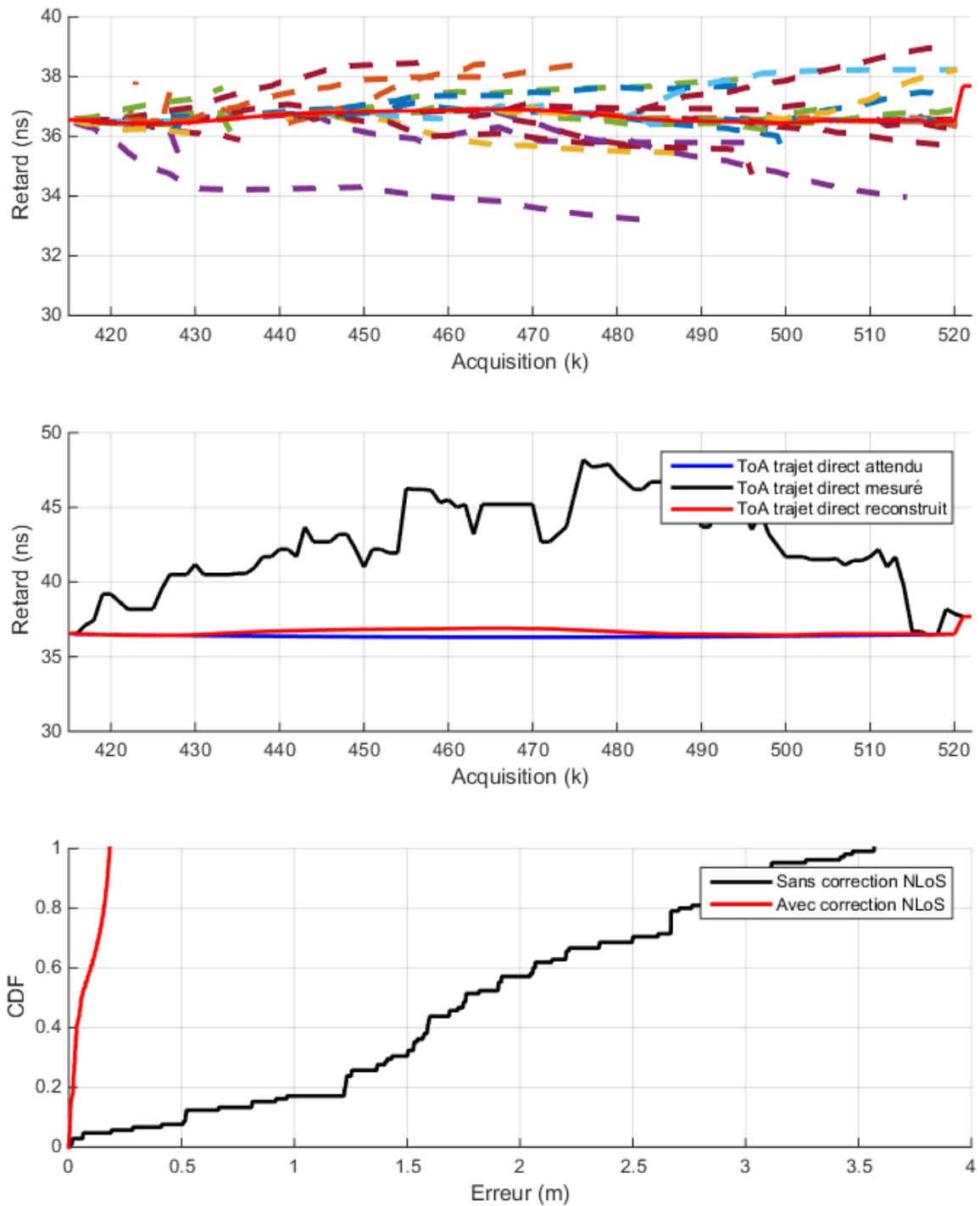


FIGURE 5.13 – Pour le scénario de la figure 5.11, uniquement durant la situation de NLoS : (haut) Tracé du ToA du trajet direct estimé et reconstruit, en rouge, ainsi que l'ensemble des valeurs de ToA du trajet direct reconstruites à partir des MPCs suivies, représentés par les lignes de couleur en pointillé. (milieu) Tracé du ToA du premier trajet observable détecté par le récepteur en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge. (bas) CDF de l'erreur d'estimation de la distance Ancre-Tag calculé à partir du ToA du trajet direct mesuré (en noir) et à partir du ToA estimé et reconstruit (en rouge).

5.4.2 NLoS occasionné par un mur

Dans ce nouveau scénario, l'ancre est placée dans un couloir, sur un support à une hauteur de 1,3 m du sol. Le tag est porté par un piéton (de la même manière que dans le scénario précédent), se déplaçant selon la trajectoire représentée en figure 5.14, à une vitesse d'environ 0,5 m/s (soit une vitesse de marche moyenne dans un couloir). Le déplacement est tel que le lien Ancre-Tag est en situation de LoS dans le couloir. Arrivé à une intersection, le porteur emprunte le couloir sur sa droite, faisant alors passer le lien en situation de NLoS, puis après 2 m le piéton revient sur ses pas et le lien retourne en situation de LoS.

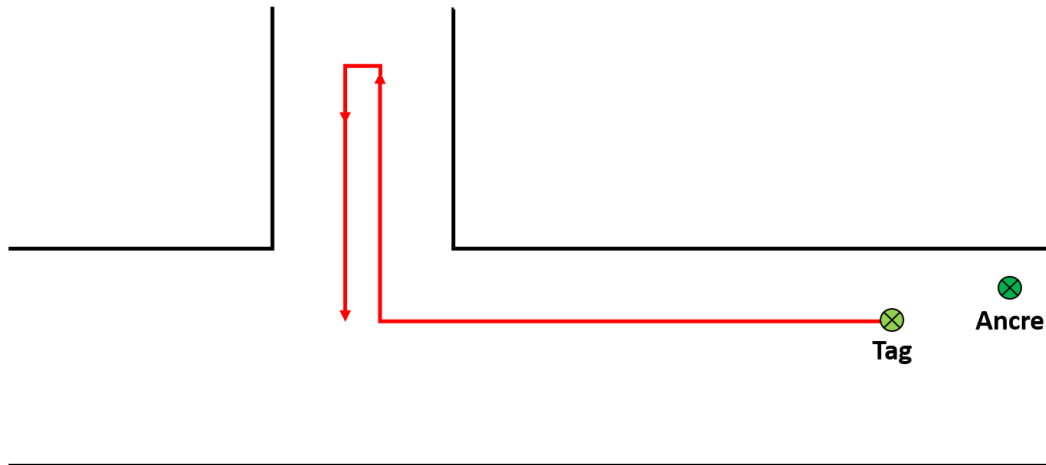


FIGURE 5.14 – Plan du couloir, avec le placement de l'ancre ainsi que la trajectoire du tag.

Sur la figure 5.15-(haut), représentant l'ensemble des CIRs mesurées au cours du déplacement, la situation de NLoS survient entre l'acquisition $k = 1091$ et l'acquisition $k = 1960$. La situation de NLoS est donc beaucoup plus longue (1.6 s environ sur le précédent scénario contre 13.6 s environ dans celui-ci).

De la même manière que précédemment, nous procédons également à un pré-filtrage des mesures en appliquant une moyenne glissante, avant l'application de l'algorithme RTDMPC.

Le résultat du suivi des MPCs est présenté sur la figure 5.15-(milieu). On constate que le nombre de MPCs suivies, tout comme le nombre de MPCs observables, décroît considérablement durant la situation de NLoS. En effet, les murs considérés ici sont des murs porteurs très denses, d'une épaisseur d'environ 30 cm, causant une forte atténuation des amplitudes mesurées. De plus, la configuration géométrique offre peu de possibilités à des trajets secondaires d'aller de l'ancre au tag (sans traverser les murs). Le prolongement de l'avancée du piéton dans le couloir pouvant causer la rupture du lien Ancre-Tag, celui-ci revient ensuite dans le premier couloir.

La figure 5.15-(bas) illustre le tracé du ToA du premier trajet détecté en noir, ainsi que le tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge, le tout vis-à-vis du canal mesuré. Contrairement au scénario précédent, le gain apporté par l'algorithme RTDMPC ne semble pas être aussi significatif. En regardant de plus près et en affichant les amplitudes en échelle logarithmique, sur la figure 5.16, on constate que la transition LoS-NLoS n'est pas franche. En effet, nous perdons d'abord le trajet direct, puis peu à peu les MPCs, en partant des plus proches en temps du trajet direct. Or la différence de ToA entre chaque MPC est minime. De fait, juste après la disparition du trajet direct, l'algorithme interprète alors la première MPC détectée comme étant

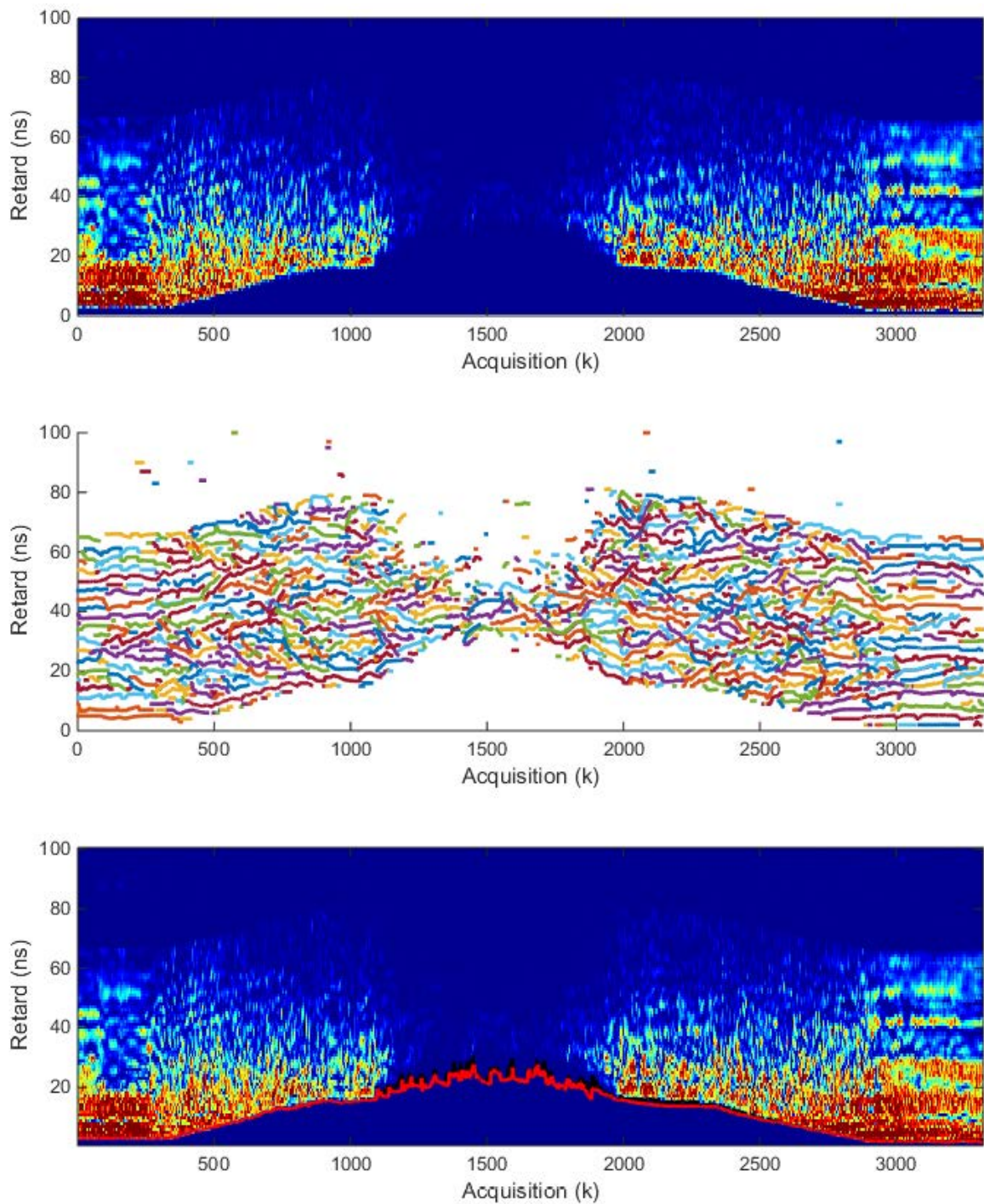


FIGURE 5.15 – Pour le scénario de la figure 5.14 : (haut) CIR estimée par le kit en fonction du temps d’acquisition. (milieu) Tracé des MPCs suivies. (bas) Tracé du ToA du trajet direct mesuré en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge, le tout vis-à-vis de la CIR estimée par le kit en fonction du temps d’acquisition.

encore le trajet direct, sans détecter de condition NLoS car le ToA alors détecté est trop proche de la valeur attendue du ToA du trajet direct. Ainsi de suite, après la perte de cette MPC, la MPC suivante étant encore présente et proche de la valeur de ToA attendue, l'algorithme continue de considérer qu'il est en situation de LoS sans arriver à détecter les disparitions progressives des MPCs.

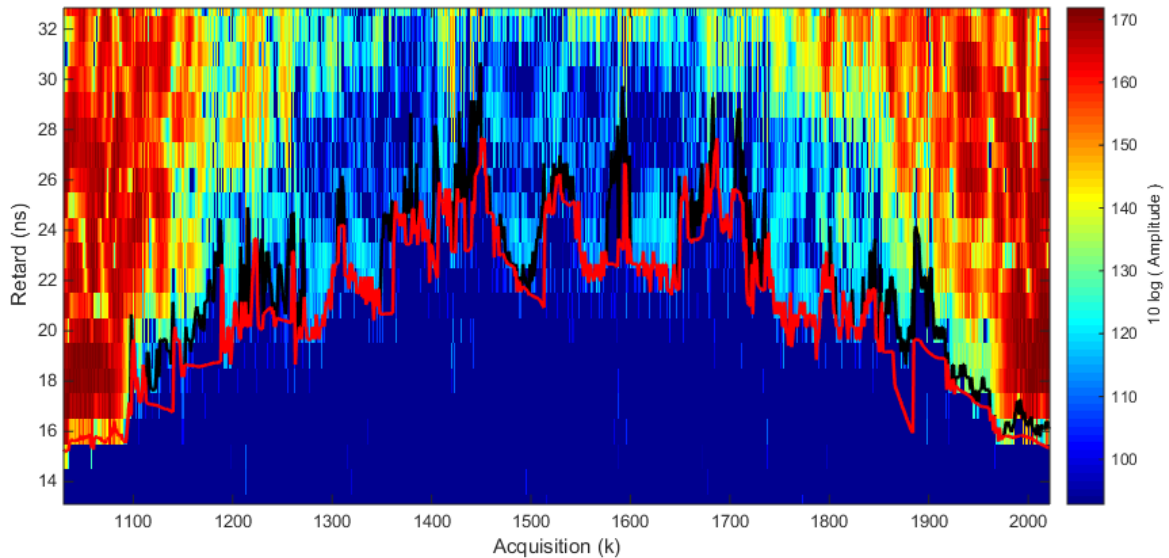


FIGURE 5.16 – Pour le scénario de la figure 5.14, zoom sur la situation de NLoS : Tracé du ToA du trajet direct mesuré en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS) en rouge, le tout vis-à-vis de la CIR estimée par le kit en fonction du temps d'acquisition.

Par la suite, l'algorithme identifie ce qu'il pense être une situation de NLoS (cf. 4.3.1), alors que le lien était déjà en NLoS depuis un moment, et que le MHKF en charge du suivi du trajet suivait en réalité une MPC secondaire. La reconstruction du ToA du trajet direct commence alors. Plus loin, l'apparition d'une MPC possédant un ToA inférieur à la valeur du ToA reconstruit du trajet direct est interprétée par l'algorithme comme un retour en situation de LoS, alors que ce n'est pas réellement le cas. Puis, la disparition de cette MPC est interprétée par l'algorithme comme un retour à une situation de NLoS. Le processus de détermination de la nature du lien oscille ainsi plusieurs fois entre LoS et NLoS au cours du scénario, comme on peut le voir sur la figure 5.17, montrant le tracé du ToA du trajet direct estimé et reconstruit, en rouge, ainsi que l'ensemble des valeurs de ToA du trajet direct reconstruites à partir des MPCs suivies, représentés par les lignes de couleur en pointillé.

Dans ce cas, afin d'évaluer les performances de la méthode de reconstruction de l'algorithme RTDMPC et non ses performances de détermination de la situation du lien, on force, au niveau de l'algorithme de correction, la configuration présumée de canal LoS/NLoS, en fournissant systématiquement la bonne décision.

Les résultats sont ensuite présentés sur la figure 5.18. Comme nous l'avons fait remarquer précédemment, le nombre de MPCs suivies décroît considérablement durant la situation de NLoS. L'atténuation autour de l'acquisition $k = 1410$ est telle que le nombre de MPCs exploitables (avec des paramètres (a, b) estimés et suffisamment fiables pour la reconstruction) n'est que de 1 MPC, comme on peut le voir sur la figure 5.18-(haut). Celle-ci entraîne alors la valeur estimée $\hat{\tau}_{TD_i}^{(k|k)}$ vers elle, causant alors un biais sur les paramètres (a, b) des MPCs en train d'être estimés, du fait de la

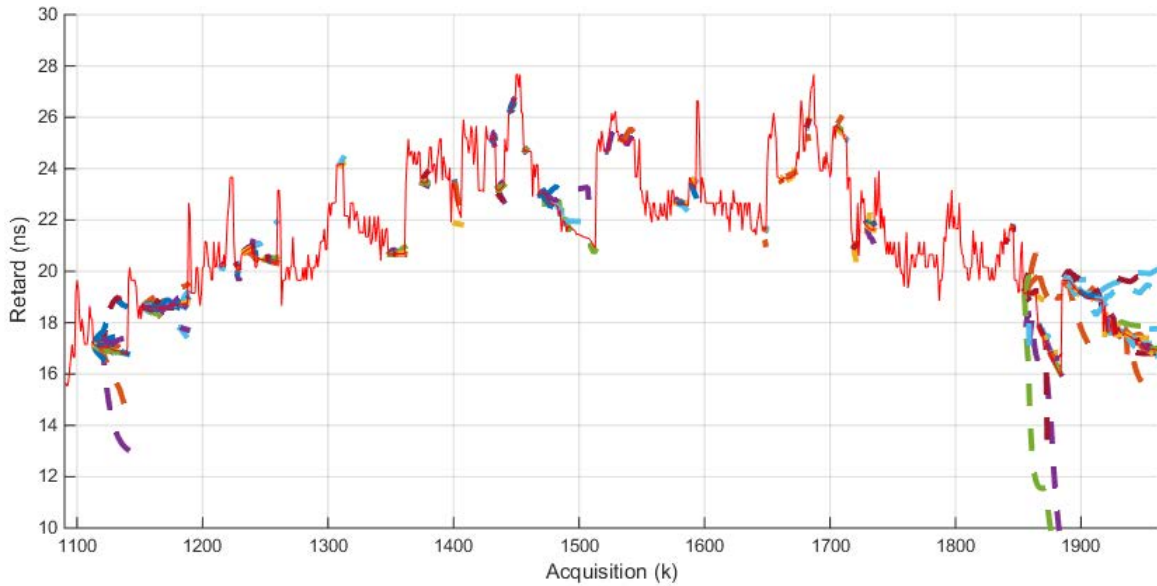


FIGURE 5.17 – Pour le scénario de la figure 5.14, uniquement durant la situation de NLoS : Tracé du ToA du trajet direct estimé et reconstruit, en rouge, ainsi que l’ensemble des valeurs de ToA du trajet direct reconstruites à partir des MPCs suivies, représentées par les lignes de couleur en pointillé.

réutilisation de la valeur $\hat{\tau}_{TD}^{(k|k)}$. La valeur reconstruite se trouve par la suite écartée de son évolution initiale, comme on peut le voir sur la courbe en rouge de la figure 5.18-(bas).

Néanmoins après ce passage, le retour sur ses pas du piéton permet de voir apparaître petit à petit de nouveaux MPCs, favorisant la reconstruction (bien qu’à présent biaisée) et limitant tout de même le biais de la situation NLoS, visible sur la figure 5.18-(milieu).

Là encore la distance réelle entre l’ancre et le tag en situation de NLoS est approximée d’après la trajectoire, en prenant le temps total du parcours et la longueur de la trajectoire en NLoS. Le gain obtenu en termes d’erreur d’estimation et de reconstruction du ToA du trajet direct, représenté sur la figure 5.18-(bas), est certes moins important que celui obtenu sur le précédent scénario, mais il reste tout de moins notable, malgré la forte décroissance du nombre de MPCs exploitables durant le situation de NLoS.

En ne conservant que la partie préalable au décroché de l’algorithme aux alentours de l’instant $k = 1400$, dû au manque de MPCs, il est possible d’évaluer l’erreur d’estimation de la distance Ancre-Tag, pour une durée d’environ 5 s en situation de NLoS. L’idée ici est d’évaluer les performances de l’algorithme RTDMPC sur une durée équivalente aux cas simulés dans les Chapitres 3 et 4. Les résultats sont présentés sur la figure 5.19.

Dans ce cas, l’algorithme RTDMPC est alors capable de réduire l’erreur de distance estimée à 50% de la CDF de 1,4 m à 0,4 m et de réduire l’erreur de distance estimée à 90% de la CDF de 2,3 m à 0,6 m.

Ces résultats confirment l’intérêt de cette solution pour l’atténuation de l’impact de la condition de NLoS, le tout adapté à une architecture de réception bas-coût et basse consommation, mais soulèvent également deux limitations de l’algorithme RTDMPC, la détermination de la situation du lien (phase déclenchant la reconstruction ou non) et le manque de MPCs en situation de NLoS.

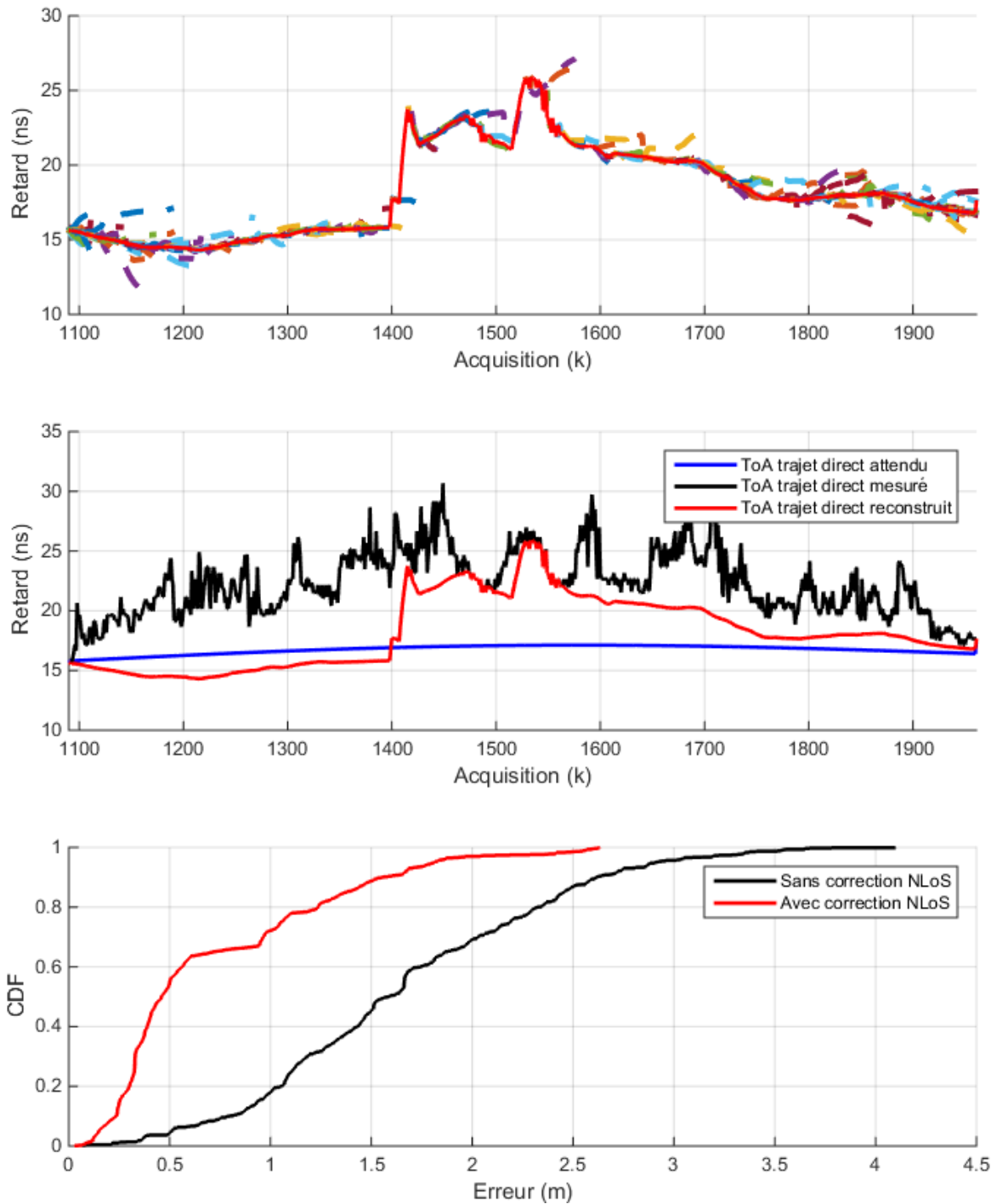


FIGURE 5.18 – Pour le scénario de la figure 5.14, uniquement durant la situation de NLoS, en précisant à l’algorithme la configuration Los/NLoS réelle du lien : (haut) Tracé du ToA du trajet direct estimé et reconstruit, en rouge, ainsi que l’ensemble des valeurs reconstruites du ToA du trajet direct à partir des MPCs suivies, représentées par les lignes de couleur en pointillés. (milieu) Tracé du ToA du premier trajet observable détecté par le récepteur, en noir, et tracé du ToA du trajet direct estimé (et reconstruit en situation de NLoS), en rouge. (bas) CDF de l’erreur d’estimation de la distance Ancre-Tag calculée à partir du ToA du trajet direct mesuré (en noir) et à partir du ToA estimé et reconstruit (en rouge).

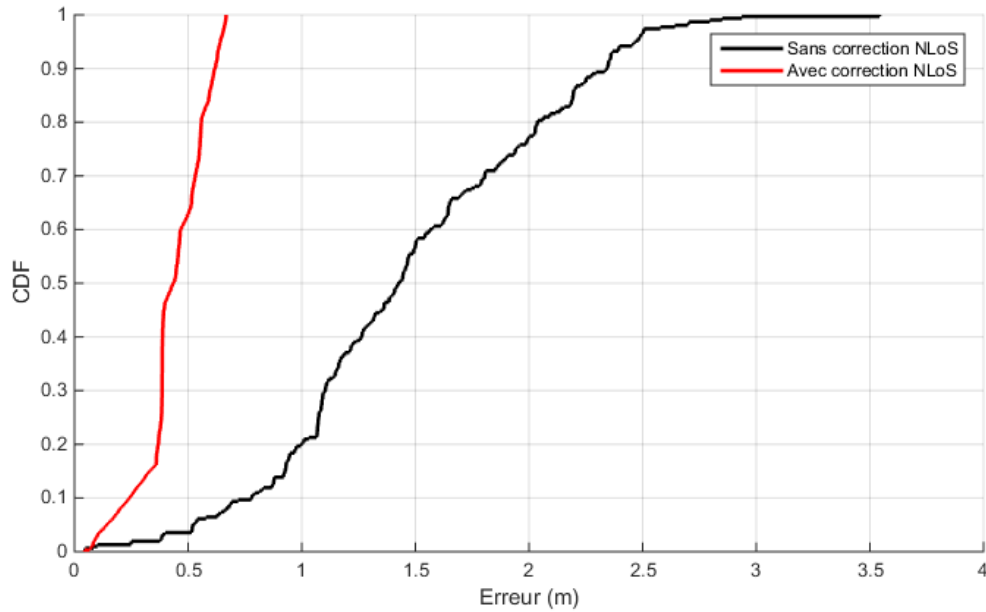


FIGURE 5.19 – CDF de l’erreur d’estimation de la distance Ancre-Tag, en NLoS, sur les acquisitions allant de $k = 1090$ à $k = 1400$.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des résultats de performance de l’algorithme RTDMPC, obtenus avec des mesures expérimentales effectuées à l’intérieur des bâtiments, avec un dispositif IR-UWB bas-coût et basse-consommation disponible dans le commerce, dont les caractéristiques en termes de réception s’approchent de celles envisagées dans les chapitres précédents (Chapitres 2, 3, 4). Dans ce cadre, les résultats ont montré que la solution proposée est en effet capable d’exploiter les MPCs présentes au cours de la mobilité pour la réduction de l’erreur d’estimation de la distance en situation de NLoS. Ces résultats indiquent que cette technique d’atténuation du biais peut être avantageusement utilisée pour assurer par la suite une continuité de la qualité de service de la localisation d’un mobile en intérieur.

Néanmoins, plusieurs difficultés ont été rencontrées lors des expériences, comme par exemple la forte décroissance du nombre de MPCs observables dans certaines situations de NLoS sévères obstruant une grande partie des MPCs, la difficulté à estimer la situation LoS ou NLoS du lien radio, ou encore la forte densité en MPCs présentes dans l’environnement.

5.6 Références

- [1] BESPOON. «3D RTLS GPS Location system», <http://spoonphone.com/en/home/22-bespoon3dsystem.html>. Consulté le 2 Octobre 2017. 116
- [2] JIMENEZ RUIZ, A. R. et F. SECO GRANJA. 2017, «Comparing Ubisense, BeSpoon, and DecaWave UWB Location Systems : Indoor Performance Analysis», *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, p. 1–12. 116
- [3] JIMÉNEZ, A. R. et F. SECO. 2016, «Comparing Decawave and Bespoon UWB location systems :

Indoor/outdoor performance analysis», dans *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2016 International Conference on*, IEEE, p. 1–8. 116

- [4] WANG, J., A. K. RAJA et Z. PANG. 2015, «Prototyping and Experimental Comparison of IR-UWB Based High Precision Localization Technologies», IEEE, p. 1187–1192. 116

Conclusion et perspectives

Conclusion

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse avaient pour objectif de concevoir et d'évaluer de nouveaux algorithmes de positionnement et de poursuite respectant les contraintes d'un circuit intégré de radiolocalisation 3D reposant sur la réception de signaux radio-impulsionnels ultra large bande IR-UWB.

Dans un premier temps, après avoir effectué une rétrospective des avantages et inconvénients des systèmes de radiolocalisation existants dans le but de les comparer, nous avons rappelé que, d'après une majorité d'études de l'état de l'art, les conditions locales de propagation pouvaient dégrader fortement les performances de localisation en milieux *indoor* et/ou plus généralement, dans des cas non-contrôlés d'utilisation (ex. non-visibilités radio (NLoS), dispositif radio en mains, etc...) et ce, malgré le pouvoir séparateur attendu des signaux IR-UWB vis-à-vis des composantes multi-trajets (MPCs). Toutefois, d'autres travaux plus récents montraient qu'il était également possible d'exploiter ces mêmes MPCs à des fins de localisation, en les traitant comme une source supplémentaire d'information et non comme une source de nuisances. Sur la base de ces premiers constats, nous nous sommes donc proposés de concevoir de nouveaux algorithmes, adaptés au récepteur qui nous était imposé a priori dans cette thèse (en termes d'architecture, de complexité hardware, ainsi que de dynamique/résolution/profondeur temporelle d'acquisition du canal multi-trajets) et capables de tirer profit des MPCs résolues par le récepteur. A partir de l'information ainsi extraite de ces MPCs, l'objectif in fine consistait à apporter une solution de gestion complète (i.e., au niveau système) des cas généralisés de NLoS (i.e., lorsque plusieurs bases se trouvent simultanément en situation de non-visibilité radio vis-à-vis du mobile), de loin les plus pathologiques. A l'occasion de ce premier chapitre, nous avons donc introduit notre méthodologie globale de recherche, passant d'une analyse du canal radio perçu par le récepteur en situation de mobilité, à un traitement graduellement complexe du lien radio (de la phase d'acquisition multi-trajets jusqu'à la correction NLoS, en passant par la détection, l'association et le suivi multi-trajets), jusqu'à la poursuite du nœud radio mobile, en s'appuyant sur une pluralité de liens radio vis-à-vis de balises fixes.

Dans un second temps, nous nous sommes intéressés au modèle analytique du canal multi-trajets estimé par le récepteur. L'étude a notamment montré que le phénomène d'interférence entre MPCs pouvait fortement nuire à la détection des MPCs et donc, à leur suivi et à leur exploitation par la suite. De plus, il a été montré que le fait de mener l'estimation du canal au travers de fenêtres d'intégration du signal reçu accentuait ce phénomène, mais aussi qu'une simple augmentation de la largeur de la bande utilisée ne permettait pas de réduire les interférences entre MPCs,

dès lors que ces MPCs se trouvaient dans la même fenêtre d'intégration en réception (en pratique, typiquement d'une largeur de 2 ns), a fortiori pour des canaux denses en MPCs. Ce phénomène, directement imputable à l'architecture du récepteur, justifiait donc l'application de traitements supplémentaires afin de restaurer pleinement la capacité à résoudre puis à suivre les MPCs dans le temps. Par la suite, une analyse du canal en situation de mobilité, basée sur des principes géométriques, a permis de dégager deux options possibles. Dans la première option, la connaissance statistique a priori de la densité du canal permet de dimensionner des méthodes simples de pré-traitement, appliquées à la réponse de canal estimée par le récepteur en amont de tout algorithme de détection des MPCs, afin de réduire les interférences entre MPCs. Dans la seconde option, nous avons vu qu'une analyse de l'évolution des interférences au fil des acquisitions, au moyen d'outils de traitement de signaux 2D appliqués aux CIRs estimées (concaténées), permettait en théorie de remonter aux MPCs présentes pour des canaux peu denses en MPCs. Cependant, cette option impose une phase d'analyse pouvant se révéler d'une part coûteuse en ressources (mémoire, calculs...). Elle nécessite par ailleurs un grand nombre d'acquisitions successives pour pouvoir assurer une bonne analyse (par exemple au sens de Fourier), et introduit de facto une latence importante, pouvant s'avérer rédhibitoire pour des applications de poursuite temps-réel. Par conséquent, la première option fut par la suite celle adoptée dans le reste de la thèse, du fait de sa possible application en temps réel, mais aussi de sa bonne adéquation avec la contrainte de complexité réduite recherchée. Cette phase d'analyse du canal estimé aura également permis de déterminer les paramètres optimaux de ces méthodes simples de pré-traitement (typiquement, le nombre d'échantillons et/ou de sous-bandes fréquentielles exploités dans le calcul de moyennes).

En nous appuyant sur le modèle du canal estimé par le récepteur obtenu dans le Chapitre 2, nous avons présenté, dans le Chapitre 3, notre solution de détection/association/suivi des MPCs observables sur chaque lien radio. Une nouvelle fois, compte tenu des contraintes imposées a priori en lien avec le récepteur considéré (résolution et dynamique de représentation du canal estimé, complexité calculatoire en lien avec les applications embarquées et temps réel), à partir des MPCs détectés sur la base de maxima locaux au niveau de la réponse de canal estimée, notre choix en matière d'association et de suivi s'est porté sur une solution à base de batterie de filtres de Kalman à hypothèses multiples. Ces dernières permettent de gérer à la fois les mesures aberrantes et les "manœuvres" de MPCs changeant de régime d'évolution temporelle au sein de la CIR estimée. Nous avons fait le choix d'employer un filtre de suivi par trajet afin de minimiser la complexité calculatoire (notamment au niveau des termes croisés dans les matrices de covariance), mais aussi afin d'éviter les problèmes d'interdépendance en cas d'estimations éventuellement erronées. Cette solution a finalement été validée dans sa globalité (détection, association, suivi) par le biais de simulations, à partir d'un outil semi-déterministe de prédiction du canal multi-trajets (dont les propriétés statistiques suivent le modèle IEEE 802.15.4a à chaque instant). Les différents résultats de ces simulations, aussi bien en situation de LoS que NLoS, ont montré la capacité de la solution proposée à suivre non seulement les MPCs effectivement présentes de manière générale, mais surtout les MPCs ayant un long "temps de vie" durant un long "temps de suivi cumulé", démontrant ainsi sa capacité à capturer la cohérence spatio-temporelle des MPCs. À cette occasion, l'apport de méthodes simples de pré-traitements du canal estimé, du type moyenne glissante et filtre médian, visant à minimiser l'effet des interférences entre MPCs, a alors pu être confirmé à

l'aide de ces mêmes simulations.

Dans le Chapitre 4, nous avons présenté un algorithme exploitant le résultat de la phase précédente de suivi des MPCs (Chapitre 3) et permettant en particulier de corriger le ToA du trajet direct manquant en situation de NLoS à partir de trajets secondaires suivis. Par opposition à une majorité des propositions de l'état de l'art en la matière, cette solution s'appuie sur une connaissance *a priori* limitée et présente là encore une faible complexité (calculatoire et architecturale), compatible avec la structure des filtres de poursuite du mobile implémentés dans la majorité des systèmes embarqués (i.e., un filtre alimenté à partir de plusieurs liens radio vis-à-vis de balises fixes, avec une seule valeur de ToA (corrigée ou non) pour chacun de ces liens). La solution proposée repose sur l'estimation des paramètres d'une relation (supposée localement linéaire) reliant le ToA du trajet direct (y compris, potentiellement dans sa version reconstruite) aux ToAs des MPCs suivies. Par la suite, l'exploitation de ces mêmes paramètres permet, pour chaque MPC encore suivie en situation de NLoS, de déterminer le ToA du trajet direct manquant. La valeur finale restituée par l'algorithme est ensuite obtenue en combinant les différentes valeurs corrigées intermédiaires (i.e., obtenues pour un ensemble de trajets secondaires). La solution, d'abord développée et testée sur des canaux synthétiques contenant peu de MPCs, a ensuite été adaptée pour répondre aux contraintes des canaux plus denses en MPCs, tout en prenant en compte les cas d'apparitions et de disparitions des MPCs au cours du déplacement du mobile. Les simulations ont montré que la méthode proposée était en mesure d'effectuer une reconstruction pertinente du ToA du trajet direct, sur un nombre suffisant de liens de manière indépendante et ce, même en présence d'interférences entre MPCs, contribuant ainsi à améliorer de manière significative les performances de l'algorithme de localisation et de suivi du mobile en situation de NLoS.

Le dernier chapitre fut pour nous l'occasion de tester certaines des propositions précédentes sur la base de données réelles issues de dispositifs de radiolocalisation 3D IR-UWB, commercialisés par la société BeSpoon. Dans un premier temps, nous avons pu observer la structure régulière et spatialement reproductible du canal multi-trajets (pour des positions statiques de l'émetteur et du récepteur). Par la suite, les scénarios en situation de mobilité ont mis en évidence le caractère très erratique du canal estimé réel en situation de mobilité (en présence de profils encore moins réguliers que dans le cas de canaux denses simulés), en grande partie imputable au phénomène d'interférence causé par une forte densité en multi-trajets, pénalisant fortement le suivi de ces derniers. Le second scénario envisagé en situation de mobilité a mis en évidence la grande sensibilité de la méthode de reconstruction vis-à-vis du nombre de MPCs résolus disponibles, et donc, vis-à-vis de la sensibilité du récepteur. Néanmoins, les résultats obtenus ont montré d'assez bonnes performances de reconstruction au niveau d'un lien radio au moins pour des durées raisonnables en situation de NLoS, typiquement de l'ordre de 6 secondes (sensiblement identiques à celles constatées en simulation pour bénéficier d'un gain optimal en termes d'erreur de positionnement, au niveau système), contribuant d'autant à améliorer in fine la qualité du service de navigation. Au-delà de cette durée, la correction finale semble dériver sous le double effet d'un nombre devenu trop réduit de trajets suivis et d'une politique de recombinaison simplifiée, traitant de manière équivalente et sans discernement l'ensemble des corrections unitaires (i.e., y compris les plus éloignées d'une majorité d'autres corrections).

Perspectives

Dans la continuité de nos travaux et en particulier sur la base des dernières observations formulées ci-dessus, plusieurs pistes de recherche et/ou d'amélioration ont pu être mises en évidence.

- Une étude des trajets présents dans l'environnement de mesure, à base de simulations déterministes de type lancer de rayons (*ray-tracing*) permettrait de mieux comprendre les mécanismes en œuvre (interférences, densité en MPCs, interprétation des inter-dépendances et variations déterministes angulaires (en termes d'AoA) et temporelles (en termes de délai) des groupes de trajets (*clusters*) suivant des topologies préférentielles d'interactions électromagnétiques avec l'environnement. A partir d'une telle étude, il pourrait être bénéfique d'appliquer un pré-filtrage temporel et/ou spatial de la réponse estimée du canal avant détection des MPCs (ou directement, un suivi de groupes de MPCs, au lieu d'un traitement composante par composante)). Un recours à la simulation déterministe permettrait également de comparer les performances obtenues entre les MPCs suivies à partir des mesures issues du récepteur et les MPCs attendues (prédites) dans le cadre de scénarios complexes.
- Il pourrait être intéressant d'exploiter la diversité spatiale du canal à l'aide d'un réseau d'antennes en réception, afin d'obtenir des mesures d'AoA pour chacune des MPCs (ou groupes de MPCs) suivies. Ceux-ci pourraient permettre par exemple de séparer les MPCs avec des ToA semblables, mais des directions d'arrivées différentes, permettant alors dans certains cas de découpler les MPCs interférant, améliorant d'autant le suivi de ces dernières. La mesure des AoAs pourrait également être exploitée par le biais de modèles déterministes issus de considérations géométriques (comme en Section 4.2), reliant dans un cas le ToA et l'AoA d'une MPC à la vitesse du mobile, dans l'autre cas le ToA et l'AoA d'une MPC à ceux du trajet direct. Dans tous les cas, la disponibilité de l'information de l'AoA offre de nombreuses possibilités en termes de filtrage des MPCs (ex., en enrichissant le vecteur d'observation directement et/ou en permettant de "piloter" la mise à jour du modèle d'état pour les stratégies de filtrage à base de MHKFs du Chapitre 3) ou encore, en autorisant l'estimation conjointe de l'ensemble des MPCs au niveau signal, au moyen d'un traitement multi-voies s'appuyant sur un modèle paramétrique de la forme d'onde unitaire reçue (ex., en s'inspirant typiquement de méthodes dites haute-résolution plus complexes de type SAGE...). Par ailleurs, il serait intéressant de coupler ces études avec une exploration des architectures de réception correspondantes (ex, i) plusieurs récepteurs complets requis en parallèle, assurant des traitements MPCs indépendants (ToA/AoA), suivis d'un étage de fusion de données ou ii) acquisition analogique multi-voies (multiples chaînes RF en parallèle), digitalisation et traitement numérique de l'ensemble des signaux acquis conjointement, iii) réseau d'antennes alimentant une unique chaîne de réception RF, etc...)
- Au vu des résultats obtenus en simulations concernant la réduction des interférences entre MPCs, il pourrait être intéressant pour le dispositif d'autoriser, durant les phases d'acquisition, l'estimation du canal sur les différents canaux de communication, soit en passant séquentiellement de l'un à l'autre, soit en parallélisant, ce qui suppose, là aussi, la mise de

œuvre de trois chaînes complètes de réception.

- Certaines mesures présentées dans le chapitre dédié aux expérimentations laissent supposer que la limite fixée concernant le nombre de bins conservés puis retournés à l'utilisateur par le dispositif limite bien souvent la profondeur temporelle d'acquisition (dans le domaine des retards) et, par la même occasion, limite le nombre de MPCs observables. Une évolution intéressante, au niveau du design du récepteur, consisterait à augmenter le nombre des bins sélectionnés, de manière à pouvoir capter plus de MPCs ou groupes de MPCs, ce qui serait bénéfique pour notre solution, en particulier pour la phase de reconstruction du ToA du trajet direct manquant.
- Notre solution complète de suivi et d'exploitation des MPCs a montré, dans l'ensemble, d'assez bonnes performances en termes de reconstruction du ToA du trajet direct, dans la limite d'une durée raisonnablement courte des situations de NLoS généralisées et d'une détection correcte de ces dernières. Sur ce dernier point précisément, la méthode employée jusque-là, s'est montrée parfois inadaptée, en particulier lors du traitement des données réelles. Cette étape étant cruciale de par son rôle d'ordonnanceur dans l'algorithme RTDMPC, elle nécessiterait des études spécifiques complémentaires.
- Les expérimentations menées à partir de dispositifs réels intégrés mériteraient d'être étendues à d'autres configurations (n'ayant pu être explorées jusque-là, faute de temps) i) et notamment, du point de vue du système complet (i.e. visant un positionnement du mobile), impliquant plusieurs balises fixes, au lieu de s'en tenir à l'analyse de performances de correction NLoS au niveau du seul lien et ce, ii) pour une plus grande variété de scénarios et d'environnements de test (en termes de régimes d'obstruction -type et densité des obstacles-, de portée, de régime de mobilité et d'attitude du porteur...).
- Enfin, il serait intéressant de confronter notre approche avec des méthodes beaucoup plus complexes de l'état de l'art, nécessitant un plus grand niveau de connaissance *a priori* (ex. MINT, avec assistance de la carte et pré-calcul des ancres virtuelles de l'environnement), en les soumettant aux mêmes vecteurs expérimentaux de test en entrée.

Résumé

En autorisant de nouveaux services centrés sur l'utilisateur (navigation indoor contextuelle, surveillance/inventaire de biens personnels, etc.), les nouvelles fonctions de radiolocalisation sont en passe de modifier en profondeur les usages liés à la mobilité. Dans ce contexte, la technologie radio ultra large bande impulsionnelle (IR-UWB), qui permet en théorie d'apprécier le temps de vol des impulsions transmises à l'échelle de la nanoseconde et donc, la distance séparant l'émetteur du récepteur avec une précision de l'ordre de quelques dizaines de centimètres seulement, a été régulièrement mise en avant ces dix dernières années. En dépit de ces bonnes dispositions, l'obstruction des liens radio par le(s) corps ou les obstacles (murs, mobilier...) donne toutefois lieu à des erreurs significatives sur les distances mesurées, dégradant d'autant les performances de positionnement, en particulier en environnements fermés (ex. indoor).

Dans le cadre de cette thèse, on se proposait d'exploiter une architecture intégrée de récepteur IR-UWB, permettant d'estimer la réponse du canal multi-trajets dans son ensemble, afin d'améliorer la fonction de localisation.

Une étude détaillée de ce canal radio mobile, tel que perçu par le récepteur, a d'abord été menée, débouchant sur une interprétation déterministe (c.-à-d., géométrique) de l'évolution temporelle relative des composantes multi-trajets, ainsi qu'à une modélisation de leur interférence mutuelle.

En s'appuyant sur l'étude précédente, des algorithmes de détection, d'association et de suivi des impulsions reçues (ex. batterie de filtres de Kalman à hypothèses multiples) ont alors été proposés. Ces différentes propositions tirent profit des spécificités de l'architecture du récepteur, en visant d'une part, à exploiter la cohérence spatio-temporelle des composantes multi-trajets résolues en réception, et d'autre part, à minimiser l'effet néfaste de leurs collisions au sein de canaux mobiles particulièrement denses (ex. via une estimation de canal multi-bandes). Les solutions apportées permettent en particulier, pour chaque lien radio en situation de non-visibilité, de corriger le temps d'arrivée des trajets directs manquants à partir de trajets secondaires suivis, tout en autorisant l'utilisation d'une structure de filtre classique pour la poursuite du mobile (c.-à-d., alimenté par plusieurs liens radio ainsi "corrigés" vis-à-vis de différentes balises fixes).

Ces développements algorithmiques ont d'abord été validés par le biais de simulations (à partir d'un outil semi-déterministe, incluant un modèle de récepteur complet), avant d'être appliqués à un jeu de données réelles, issues de dispositifs radio IR-UWB commercialisés par la société BeSpoon.

Abstract

By making possible unprecedented user-centric services (monitoring/smart inventory of personal goods, context-aware indoor navigation, etc.), new radiolocation capabilities are on the verge of modifying in depth mobility-based usages.

In this context, the impulse radio - ultra wideband technology (IR-UWB), which theoretically enables to estimate the arrival time of transmitted pulses at the nanosecond scale and hence, the relative distance between a transmitter and a receiver within a few tens of centimeters, has been regularly put forward for the last past decade. In spite of these good intrinsic properties, the obstruction of radio links, either by the carrying body itself or by surrounding obstacles (walls, pieces of furniture...), can result in significant errors on unitary range measurements, degrading the overall positioning performance accordingly, in particular in confined environments (e.g., indoor).

In the frame of this PhD work, the main idea was to rely on an integrated IR-UWB receiver architecture, which has the capability to finely estimate the entire multipath profile, in order to improve the localization functionality.

An in-depth study of the mobile multipath channel, as perceived by the previous receiver, has been conducted first, leading to the deterministic interpretation (i.e., from a geometric point of view) of the relative temporal evolution of multipath components, as well as to the modelling of their mutual interference.

Based on these preliminary investigations, adapted multipath detection, association and tracking algorithms have been proposed (e.g., multi-hypothesis Kalman filters in parallel). All these proposals benefit from the receiver specificities, aiming at capturing the space-time correlation of multipath components under mobility, while minimizing harmful interference effects in dense channels (e.g., by means of combined multi-band channel estimations). In particular, for each non-line-of-sight link independently, the previous solutions allow to correct the estimated arrival time of the missing direct path out of the tracked secondary paths, while enabling the use of a conventional structure for the mobile tracking filter (i.e., fed by several "corrected" links with respect to distinct base stations).

These algorithmic developments were first validated by means of simulations (using a semi-determinist tool including a complete model of the receiver), before being applied to a measurement data set issued by IR-UWB devices commercialized by the BeSpoon company.