



**HAL**  
open science

# Positionnement sous marin à partir de mesures TDOA non synchronisées

Baptiste Kouzoundjian

► **To cite this version:**

Baptiste Kouzoundjian. Positionnement sous marin à partir de mesures TDOA non synchronisées. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université du Littoral Côte d'Opale, 2021. Français. NNT : 2021DUNK0587 . tel-03346041

**HAL Id: tel-03346041**

**<https://theses.hal.science/tel-03346041>**

Submitted on 16 Sep 2021

**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 de Doctorat**

*Mention : Sciences et technologies de l'information et de la communication*

*Spécialité : Traitement du signal et des images*

présentée à l'*Ecole Doctorale en Sciences Technologie et Santé (ED 585)*

**de l'Université du Littoral Côte d'Opale**

par

**Baptiste Kouzoundjian**

pour obtenir le grade de Docteur de l'Université du Littoral Côte d'Opale

***Positionnement sous marin à partir de mesures TDOA  
non synchronisées***

Soutenue le 25 Mai 2021, après avis des rapporteurs, devant le jury d'examen :

**M. R. Chapuis, Professeur, Polytech Clermont-Ferrand**  
**M<sup>me</sup> A. Giremus, Maître de Conférences HDR, Bordeaux**  
**M. N. Samama, Professeur, Mines-Telecom SudParis**  
**M. S. Reboul, Professeur, Université Littoral Côte d'opale**  
**M. J.C. Noyer, Professeur, Université Littoral Côte d'opale**

**Président**  
**Rapporteur**  
**Rapporteur**  
**Directeur de thèse**  
**Co-encadrant**



# Remerciements

Une thèse se construit, se réfléchit en équipe, c'est pourquoi je remercie en premier lieu Serge Reboul et Jean-Charles Noyer mes deux directeurs de thèse. Ils ont su m'orienter, me soutenir et m'apprendre durant ces dernières années. Je souhaite noter leur bienveillance, leur complémentarité et leur pédagogie qui m'ont énormément fait avancer et progresser.

Je souhaite remercier mon jury de thèse qui a accepté de participer à cette dernière étape si importante qu'est l'évaluation de mon travail. Merci à Monsieur Roland Chapuis d'avoir accepté de présider ce jury. Je remercie aussi Madame Audrey Giremus et Monsieur Nel Samama d'avoir accepté d'être rapporteurs de ma thèse.

Je remercie Monsieur Georges Stienne avec qui toute cette aventure a commencé lors d'un stage de master 2. Merci pour ton amitié et ton soutien indéfectible. Merci à tous les membres du Lisic que j'ai pu croiser et côtoyer car ils m'ont très bien accueilli au laboratoire. J'ajoute une mention spéciale pour Madame Gaëlle Compiegne qui a réussi à toujours faciliter toutes les démarches entreprises au sein du laboratoire.

Je souhaite remercier particulièrement les deux personnes qui m'ont donné le goût de la recherche lorsque j'étais encore stagiaire au laboratoire LOCEAN à Paris : Madame Christine Provost et Madame Nathalie Sennéchaël.

Je dédie cette thèse à ma famille qui a toujours été derrière moi durant cette période spéciale de ma vie. Merci à mes parents Béatrice et Jean-Pierre d'avoir été des rocs à tout instant et grâce à qui j'en suis là aujourd'hui. Une mention spéciale pour ma soeur Camille qui est également quotidiennement avec moi dans tout ce que j'entreprends. Je remercie mes oncles et tantes qui ont suivi avec attention ce parcours loin de chez moi et je garde en mémoire toutes les discussions, conseils et encouragements qu'ils ont su me prodiguer. Il n'y a pas assez de mots pour remercier ma formidable équipe de cousins. Chacun par son expérience, son intelligence a su trouver les mots pour me donner une incroyable force : Manu, Steph, Nath, Jacques, Audrey, Claire, Mat. Une mention spéciale pour Mathieu avec qui je forme un duo parfait depuis tant d'années. Un grand merci aux personnes qui m'ont poussé et soutenu au départ de cette thèse et ce jusqu'à maintenant. Je pense à mes amis d'enfance qui ont toujours été là (Gassia, Viguène, Adrien, David, Marion, Henry et Emmanuel). Je pense aussi à mes amis du lycée sur qui je peux toujours compter (Julien, Matthieu, François et leurs compagnes). Une mention spéciale pour mon ami de plus de 15 ans Quentin. Mes dernières pensées et remerciements vont à mon entourage actuel avec qui je partage ma vie, un immense merci pour le soutien, l'encouragement et la présence chaque jours.



# Table des matières

<b>Remerciements</b>	<b>i</b>
<b>Glossaire</b>	<b>1</b>
<b>Abréviations</b>	<b>3</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>5</b>
<b>Chapitre 1 - Généralités sur le positionnement sous-marin</b>	<b>9</b>
1.1 Systèmes de positionnement . . . . .	9
1.1.1 Méthodes de positionnement . . . . .	9
1.1.2 Positionnement absolu : le GPS . . . . .	14
1.1.3 Positionnement absolu de surface : le LORAN . . . . .	15
1.2 Positionnement sous-marin . . . . .	17
1.2.1 Méthodes et échelles . . . . .	17
1.2.2 Ondes et capteurs acoustiques . . . . .	20
1.2.3 Applications sous-marines . . . . .	23
1.3 Plateforme d'étude du laboratoire . . . . .	27
1.3.1 Plateforme du laboratoire . . . . .	27
1.3.2 Mesure du TDOA . . . . .	29
1.3.3 Données expérimentales . . . . .	33
1.4 Conclusion . . . . .	33
<b>Chapitre 2 - Positionnement et estimation de position</b>	<b>37</b>
2.1 Positionnement géométrique . . . . .	37
2.1.1 Positionnement géométrique par mesures TOA . . . . .	37
2.1.2 Positionnement géométrique par mesures de TDOA . . . . .	40
2.2 Estimation de la position TDOA . . . . .	42

2.2.1	Estimation de la position TDOA par développement en série de Taylor .	42
2.2.2	Estimation de la position TDOA par les moindres carrés pondérés . . . .	43
2.2.3	Estimation de la position TDOA par les moindres carrés pondérés contraints	46
2.3	Estimation dynamique . . . . .	47
2.3.1	Filtrage d'état . . . . .	47
2.3.2	Application du filtre EKF au positionnement par TDOA . . . . .	50
2.4	Position de notre problème . . . . .	55
2.4.1	Géométrie du problème . . . . .	55
2.4.2	Position du problème d'estimation direct . . . . .	57
2.4.3	Position du problème d'estimation indirect . . . . .	58
2.5	Conclusion . . . . .	59
<b>Chapitre 3 - Positionnement sous-marin : cas statique</b>		<b>61</b>
3.1	Positionnement 2D . . . . .	62
3.1.1	Calcul de position : modèle non linéaire . . . . .	62
3.1.2	Calcul de la position initiale 2D : linéarisation du modèle . . . . .	66
3.1.3	Levée d'ambiguïté . . . . .	68
3.2	Positionnement 3D . . . . .	69
3.2.1	Problème géométrique . . . . .	69
3.2.2	Calcul de la position initiale 3D : approche itérative . . . . .	70
3.3	Expérimentations . . . . .	72
3.3.1	Evaluation du positionnement 2D statique . . . . .	74
3.3.2	Evaluation du positionnement 3D statique . . . . .	75
3.4	Conclusion . . . . .	80
<b>Chapitre 4 - Positionnement sous-marin : cas dynamique</b>		<b>81</b>
4.1	Position du problème . . . . .	81
4.1.1	Géométrie du problème . . . . .	81
4.1.2	Le problème d'association des données . . . . .	82
4.1.3	Méthodes d'associations de données . . . . .	85
4.2	Estimation de la position dynamique par association de données . . . . .	86
4.2.1	Processus d'estimation . . . . .	86
4.2.2	Association de données . . . . .	89
4.2.3	Levée d'ambiguïté . . . . .	90
4.3	Expérimentation . . . . .	91

4.3.1	Evaluation du positionnement statique . . . . .	92
4.3.2	Évaluation du positionnement dynamique . . . . .	95
4.3.3	Evaluation du positionnement en présence de bruits capteurs . . . . .	97
4.3.4	Comparaison avec l'état de l'art . . . . .	99
4.4	Conclusion . . . . .	100
	<b>Conclusion générale</b>	<b>103</b>
	<b>Liste des tableaux</b>	<b>105</b>
	<b>Table des figures</b>	<b>107</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>111</b>





# Glossaire

## Chapitre 2

$A_k$	: position de l'hydrophone A à l'instant $k$
$B_k$	: position de l'hydrophone B à l'instant $k$
$C$	: position de la balise
$P$	: profondeur de la balise
$d$	: distance entre les hydrophones
$\alpha_k$	: angle en $A_k$ dans le triangle $A_k B_k C$
$\gamma_k$	: angle en $C$ dans le triangle $A_k B_k C$
$\theta_k$	: direction du bateau à la surface de l'eau
$d_k^{BC}$	: distance entre $B_k$ et $C$
$d_k^{AC}$	: distance entre $A_k$ et $C$
$\Delta_k$	: différence de distances hydrophones-balise
$(x_k^C, y_k^C, z_k^C)$	: localisation 3D de la balise $C$
$(x_k^A, y_k^A)$	: localisation 2D de l'hydrophone $A$
$\rho_k$	: angle de rotation autour du segment $[A_k, B_k]$ du plan $A_k B_k C$
$C_k^\alpha$	: ensemble des positions de la balise en 2D
$C_k^P$	: ensemble des positions possibles dans le plan $A_k B_k C$ après rotation d'un angle $\rho_k$
$C_k^p$	: ensemble des positions possibles à la profondeur $P$
$C_k^p$	: position de la balise projetée à la surface
$\alpha_k^p$	: angle en $A_k$ dans le triangle $A_k B_k C_k^p$
$d_k^{AC^p}$	: distance entre $A_k$ et $C_k^p$

## Chapitre 3

$M_i^a$	: ensemble des les points de l'hyperbole $a$
$M_i^b$	: ensemble des les points de l'hyperbole $b$
$d_{ij}^a$	: la distance entre le $i$ -ème point ( $M_i^a$ ) de l'hyperbole $a$
$d_{ij}^b$	: la distance entre le $j$ -ème point ( $M_j^b$ ) de l'hyperbole $b$
$\mathcal{D}^{a,b}$	: la matrice de distance
$x_k^G$	: position GPS du bateau à l'instant $k$ en $x$
$y_k^G$	: position GPS du bateau à l'instant $k$ en $y$
$X^{ijl}$	: position du point d'intersection de la combinaison de droites $ijl$
$U$	: nombre de mesures de TDOA utilisées pour lever l'ambiguïté
$z^C$	: profondeur de la balise

$\Delta_k$	: valeur de TDOA mesurée : TDOA de profondeur
$\Delta_k^S$	: valeur de TDOA associée à l'asymptote : TDOA de surface
$\Psi_k$	: l'angle d'inclinaison du plan défini par les points $A_k, B_k, C$
$p_k^{Si}$	: pente de la droite
$\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}}$	: écarts types de l'erreur d'estimation de la position de la balise
$\sigma_1, \sigma_2$	: l'écart type de la dispersion suivant les deux axes principaux d'une ACP

#### Chapitre 4

$A_k$	: position de l'hydrophone A à l'instant $k$
$B_k$	: position de l'hydrophone B à l'instant $k$
$C_k$	: position de l'hydrophone C à l'instant $k$
$D_k$	: position de l'hydrophone D à l'instant $k$
$X^{l,j}$	: positions initiales
$X_k^{A,m}$	: $m$ -ème position associée
$\hat{X}_k^m$	: positions estimées obtenues par filtrage de Kalman
$X^{F,m}$	: positions finales obtenues par l'estimateur indirect

# Abréviations

TDOA	:	Time Difference Of Arrival
GPS	:	Global Positioning System
LORAN	:	LONg RANge Navigation
TOA	:	Time Of Arrival
AOA	:	Angle Of Arrival
DOA	:	Direction Of Arrival
FDOA	:	Frequency Difference Of Arrival
GNSS	:	Global Navigation Satellite System
GLONASS	:	GLOBal'naya NAVigatsionnaya Sputnikovaya Sistema
IRNSS	:	Indian Regional Navigational Satellite System
QZSS	:	Quasi-Zenith Satellite System
Code C/A	:	Coarse/Acquisition
USNO	:	US Naval Observatory
LBL	:	Long BaseLine
SBL	:	Short BaseLine
USBL	:	Ultra Short BaseLine
INS	:	Inertial Navigation System
AUV	:	Autonomous Underwater Vehicle
CTD	:	Conductivity Temperature Depth
ADCP	:	Acoustic Doppler Current Profiler
DDM	:	Delay Doppler Map
CDMA	:	Code Division Multiple Access
BPSK	:	Binary Phase-Shift Keying
NN	:	Nearest Neighbor
GNN	:	Global Nearest Neighbor
PDA	:	Probabilistic Data Association
JPDA	:	Joint Probabilistic Data Association
MHT	:	Multi Hypothesis Tracking



# Introduction générale

La localisation sous-marine a pour objectif de géolocaliser un émetteur ou un récepteur placé sous l'eau. Quand c'est un émetteur qui est placé sous l'eau, il est localisé par un récepteur qui est le plus souvent placé en surface. Quand c'est un récepteur qui est sous l'eau, celui-ci se localise à partir de signaux émis par un réseau d'émetteurs placés sous l'eau ou en surface. Dans cette thèse nous souhaitons localiser un émetteur placé sous l'eau à partir d'un récepteur en mouvement placé sur un bateau.

Les systèmes de géolocalisation de surface existants tels que le GPS (Global Positioning System) ou le LORAN (LONG RANGE Navigation) sont basés sur l'émission de signaux depuis l'espace par des satellites ou depuis la terre par un réseau d'antennes. Dans le cas du GPS, un récepteur sur la terre se localise en mesurant le temps d'arrivée des signaux émis depuis l'espace par des satellites. Dans le cas du LORAN, un récepteur sur la terre se localise en mesurant la différence de temps d'arrivée (TDOA : Time Difference Of Arrival) de signaux en provenance de plusieurs antennes, il s'agit d'une alternative au système GNSS (Global Navigation Satellite System).

La possibilité de positionner sous l'eau de façon précise permet d'envisager des applications dans plusieurs domaines.

- La localisation sous-marine peut être utilisée en mer du Nord pour des activités telles que la pêche ou l'exploitation des ressources sous-marines. La localisation d'outils, de filets ou de casiers de façon précise permet de faciliter le travail sous-marin, de limiter les trajets des bateaux et le temps de travail.
- La localisation sous-marine peut aussi être utilisée dans plusieurs types d'application : la localisation de sous-marins, de plongeurs, de systèmes d'observation. L'utilisation du positionnement sous-marin peut aussi apporter une réponse à la recherche d'un objet, d'un plongeur pour envisager une mission de sauvetage.
- Les systèmes de surveillance ou d'intervention à l'aide de drones sous-marins sont basés sur des méthodes de positionnement. Que ce soit dans le domaine public ou militaire, la recherche de précision, de globalité et d'efficacité est un objectif important.

En sous-marin on peut distinguer trois types de systèmes de localisation, ils sont différenciés par la distance entre l'émetteur et le récepteur. Ce sont des systèmes de mesure de distance entre une base et des objets sous-marins. Le premier, LBL (Long BaseLine) se distingue par des distances allant de 50 m à plus de 2 km entre les objets. Le second système, SBL (Short

BaseLine) se distingue par des distances allant de 20 *cm* à 50 *m* entre les objets. Le dernier système, UBSL (Ultra Short BaseLine) est caractérisé par une distance très faible entre les objets : moins de 20 *cm*. Les composantes du système sont donc très proches et le déploiement en est que plus facile. Dans cette thèse nous nous intéressons au calcul de position à partir de l'émission et la réception d'ondes acoustiques sous-marines. On parlera alors de transpondeurs et d'hydrophones comme capteurs d'émission et de réception. Le système que nous proposons est de type SBL. On souhaite localiser une balise sous-marine transpondeur à partir de mesures de TDOA obtenues sur deux récepteurs hydrophones positionnés en surface.

Les différentes méthodes de positionnement sous-marin s'adaptent à l'échelle de l'expérimentation. Au laboratoire notre but est de réaliser un système de géolocalisation sous-marine pour le positionnement d'une balise en milieu peu profond (< 30 *m*). Le système que l'on souhaite réaliser doit être simple et léger pour être positionné sur une petite embarcation de type "Zodiac". La thèse s'inscrit dans la continuité d'une thèse du laboratoire qui avait pour objectif de réaliser le traitement des signaux d'un prototype de récepteur.

Mon sujet de thèse porte sur le positionnement par mesures de différences de temps d'arrivée (TDOA). Dans notre approche on souhaite réaliser un système léger basé sur une mesure de TDOA obtenue à partir de deux hydrophones positionnés sur un bateau qui est lui même géolocalisé. L'émetteur que l'on souhaite positionner est sous l'eau dans un environnement peu profond. Dans ce travail, j'avais pour objectif de proposer des estimateurs de la position d'un objet sous-marin statique et en mouvement avec des mesures de TDOA obtenues depuis un bateau en mouvement.

Le système de localisation proposé se différencie des systèmes de localisation classiques pour deux raisons. La première raison est que les mesures de TDOA ne sont pas synchronisées entre elles. Les mesures de TDOA sont obtenues à partir de couples d'hydrophones distincts ou par un même couple d'hydrophones à différents instants. Dans l'approche classique les mesures de TDOA sont obtenues simultanément avec un réseau d'hydrophones. La deuxième raison est que la géométrie du système de positionnement est peu adaptée car les déplacements du bateau étant faibles le déploiement du système de réception est local.

Pour un ensemble de mesures de TDOA non synchronisées, on montre que seul l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui est basé sur l'algorithme de Gauss Newton permet de calculer la position de la balise. Cependant cet estimateur nécessite pour converger une position initiale qui est proche de la position de la balise. Dans ce travail nous proposons de linéariser la géométrie "hyperbolique" de la localisation par mesures de TDOA pour proposer des estimateurs de la position initiale 3D.

Cette thèse est organisée en quatre chapitres. Deux chapitres sont consacrés à la bibliographie. Deux chapitres sont consacrés aux estimateurs que nous proposons et aux simulations qui les évaluent.

Dans le premier chapitre on s'est intéressé aux systèmes de positionnement et aux méthodes utilisées. Nous présenterons dans une première partie les différentes techniques de localisation,

ainsi que deux systèmes existants : le GPS et le LORAN. Nous décrivons dans une seconde partie la localisation sous-marine et ses applications. Enfin nous présentons dans une troisième partie la plateforme développée au laboratoire.

Le second chapitre bibliographique présente les méthodes de localisation à partir de mesures de TDOA. On décrit le problème géométrique et les estimateurs directs, pondérés et contraints de la littérature. On présente les estimateurs indirects qui utilisent la linéarisation locale du problème tel que le développement en série de Taylor et le filtrage d'état. Enfin on décrit le problème d'estimation spécifique à ce travail de thèse.

Nous présentons dans une première partie la solution géométrique de calcul de position à partir de mesures TDOA. C'est dans une deuxième partie que nous présentons les estimateurs directs et indirects de calcul de position. Nous présentons dans une troisième partie l'estimation dynamique par filtrage d'état de la position à partir de mesures de TDOA. Enfin c'est dans une quatrième partie que nous présentons la problématique de cette thèse liée au système de positionnement que nous souhaitons mettre en oeuvre.

Dans le troisième chapitre, nous proposons un estimateur de la position statique d'un objet sous-marin à partir de mesures de TDOA non synchronisées entre elles. Dans notre approche nous proposons d'utiliser l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui est basé sur l'algorithme de Gauss Newton. Cet algorithme nécessite une position initiale proche de la position recherchée pour converger vers la vraie position de la balise. Dans ce chapitre, nous proposons un estimateur de la position initiale 2D basé sur la linéarisation du problème. Cependant, le calcul de position est ambiguë car on obtient quatre positions. Nous proposons un estimateur qui permet de lever l'ambiguïté sur le calcul de position et cela pour une trajectoire quelconque du bateau. Le second estimateur proposé est un estimateur 3D de la position initiale qui suppose connue la profondeur de la balise. On montre dans ce cas qu'il n'existe pas d'estimateur direct qui permet de lever l'ambiguïté et de calculer la position 3D. Nous proposons un estimateur itératif basé sur la linéarisation du problème qui permet de lever l'ambiguïté sur le calcul de position 3D.

Nous présentons dans une première partie l'estimateur de position initiale 2D proposé. C'est dans une deuxième partie que nous présentons le problème du positionnement 3D et l'estimateur proposé. Des expérimentations présentées dans une troisième partie évaluent les estimateurs proposés.

Dans le quatrième chapitre nous proposons un estimateur de la position dynamique d'un objet sous-marin en mouvement. Dans notre approche on considère deux couples d'hydrophones non synchronisés entre eux positionnés sur le bateau. Pour chaque position du bateau on estime les positions initiales ambiguës. Ces positions ambiguës, qui sont au nombre de 4 par position du bateau sont ensuite associées à quatre groupes de positions obtenues au fur et à mesure du déplacement du bateau. Dans ce chapitre nous proposons un estimateur dynamique basé sur un processus d'estimation qui utilise quatre filtres de Kalman en parallèle et un algorithme d'association de données. Le principe de notre estimateur est d'associer à chaque déplacement du bateau les quatre positions ambiguës à quatre ensembles de positions. L'un de ces quatre ensembles représente l'objet sous-marin en mouvement. Nous proposons un critère pour lever l'ambiguïté sur ces quatre ensembles de positions.



Nous présentons dans une première partie le problème du positionnement dynamique par association de données. La deuxième partie est consacrée à la présentation de l'estimateur de position par association de données que nous proposons. Des expérimentations présentées dans une troisième partie évaluent l'estimateur proposé. Enfin le chapitre se termine par une conclusion.

Ce travail de thèse a permis d'obtenir les résultats suivants :

- Nous avons posé la problématique du positionnement d'une balise sous-marine avec des mesures de TDOA non synchronisées.
- Nous avons proposé un estimateur de la position 2D d'une balise statique proche de la surface.
- Nous avons proposé un estimateur itératif de la position 3D d'une balise statique sous-marine.
- Nous avons proposé un estimateur par association de données de la position dynamique d'un objet sous-marin en mouvement.
- Nous avons évalué les estimateurs proposés par simulation pour différentes trajectoires du bateau et différentes puissances de bruit sur la mesure de TDOA.

Ce travail de thèse a été valorisé dans une publication en congrès et une publication en revue est en préparation :

B. KOUZOUNDJIAN, F. BEAUBOIS, S. REBOUL, J.B. CHOQUEL, J. C. NOYER, "A TDOA underwater localization approach for shallow water environment", IEEE OCEAN 2017.

B. KOUZOUNDJIAN, S. REBOUL, J. C. NOYER, "Underwater localization with unsynchronised TDOA measurements in shallow water environment", Article en revue en préparation.

# Chapitre 1

## Généralités sur le positionnement sous-marin

Le sujet de cette thèse porte sur le positionnement par mesure de différences de temps d'arrivée (TDOA). Nos travaux sont appliqués au positionnement sous-marin à partir d'ondes acoustiques. Dans notre approche on souhaite réaliser un système léger basé sur une mesure de TDOA obtenue à partir de deux hydrophones positionnés sur un bateau qui est lui même géolocalisé. L'émetteur que l'on souhaite positionner est sous l'eau dans un environnement peu profond.

Dans ce chapitre nous présenterons dans une première partie les différentes techniques de localisation, ainsi que deux systèmes existants : le GPS et le LORAN. Nous décrivons dans une seconde partie la localisation sous-marine et ses applications. Enfin nous présentons dans une troisième partie la plateforme développée au laboratoire.

### 1.1 Systèmes de positionnement

#### 1.1.1 Méthodes de positionnement

##### Positionnement TDOA

Le positionnement d'un objet dans l'espace peut être effectué de façon absolue (la position de l'objet est effectuée de manière directe) ou relative (la position est calculée à partir de la position d'autres objets géolocalisés). Dans le cadre d'un positionnement de surface, les systèmes tels que le GPS ou le LORAN permettent d'obtenir des coordonnées géographiques dans un repère absolu, le repère ECEF (Earth Centered Earth Fixed). Il existe plusieurs type de méthodes de calcul de position qui utilisent en entrée d'un système de localisation le temps de propagation d'un signal.

Le principe du calcul de position par mesure de TDOA (Time Difference Of Arrival) repose sur le calcul de différence de temps d'arrivée des signaux sur deux récepteurs. L'utilisation du TDOA se retrouve dans plusieurs applications telles que le LORAN, les télécommunications mais aussi en acoustique sous-marine. Notre application s'inscrit dans un système de positionnement sous-marin de petite taille permettant un déploiement simple et peu onéreux.

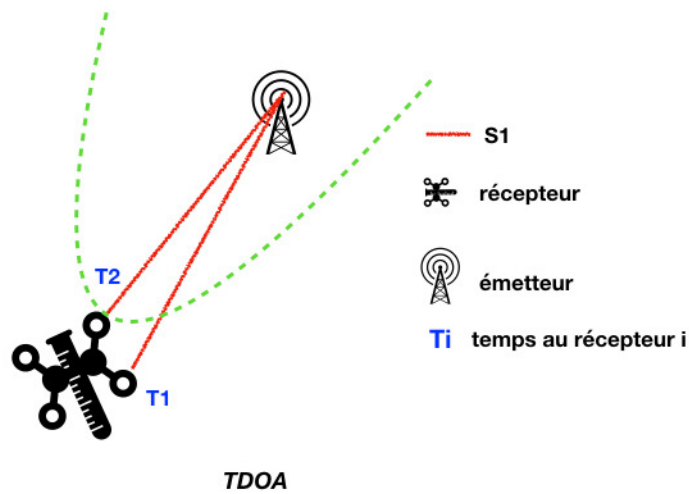


FIGURE 1.1 – TDOA : Time Difference of Arrival

La Figure 1.1 présente le fonctionnement du TDOA : il s'agit de la réception d'un même signal sur deux récepteurs plus ou moins éloignés. Dans ce cas le signal  $S_1$  est reçu par deux récepteurs positionnés sur l'objet à localiser. Le système mesure une valeur de TDOA soit la différence de temps d'arrivée du signal sur les deux récepteurs. Les conditions du milieu de propagation ainsi que la vitesse des signaux sont supposées connues. On montre dans le chapitre deux qu'il faut trois mesures de TDOA donc quatre récepteurs pour calculer la position de l'émetteur.

Les exemples d'utilisation du TDOA sont nombreux. L'utilisation d'un seul hydrophone pour calculer une position relative est possible [34]. Dans ce cas, les signaux sources sont des sommes de signaux acoustiques présentant des délais et des atténuations différents. Les modulations du signal sont connues et l'environnement est contraint et modélisé au préalable.

Le fait d'avoir une bonne synchronisation entre la source et le récepteur permet d'estimer une position par moindres carrés à partir du temps de propagation entre l'émetteur et le récepteur. Dans [44] un hydrophone classique a aussi été utilisé et deux hydrophones virtuels ont été ajoutés numériquement. L'idée étant de contraindre le milieu à une section d'eau peu profonde où les paramètres de la surface et du fond sont connus. L'hydrophone se trouve dans cette zone d'eau peu profonde et les deux hydrophones virtuels sont aux deux extrémités de l'espace (fond et surface). Les calculs simulés utilisent la technique des moindres carrés sur les multi-trajets en provenance du fond et de la surface. Le résultat de cette étude est une estimation de la profondeur de l'hydrophone.

Plusieurs articles comme [60] utilisent les TDOA obtenus avec un grand nombre d'hydrophones, on parle alors de réseau de capteurs. Dans ce cas il est montré que la synchronisation est un problème important qui influe sur la précision du calcul de position. Dans [40] il est utilisé un réseau de récepteurs pour estimer le TDOA des signaux acoustiques. Dans ce travail, l'ana-

lyse est réalisée par inter-corrélation : la méthode consiste à étudier les similarités entre chaque partie des signaux reçus. Le but de la localisation multi-sources et multi-récepteurs est d'utiliser un réseau de réception pour estimer le TDOA des signaux acoustiques. Elle demande un temps de traitement plus grand et elle est sujet à une éventuelle multiplication des erreurs. Pourtant l'augmentation du nombre de récepteurs permet théoriquement d'améliorer la précision de la localisation [45]. Dans notre approche on utilise simplement une balise et deux hydrophones, ce qui permet de limiter les problèmes de synchronisation et la taille et le coût du matériel nécessaire [8].

### Positionnement TOA

Le TOA (Time Of Arrival) correspond à la mesure du temps que parcourt un signal entre l'émetteur et le récepteur. La figure 1.2 représente un exemple de configuration possible pour le calcul de position par TOA.

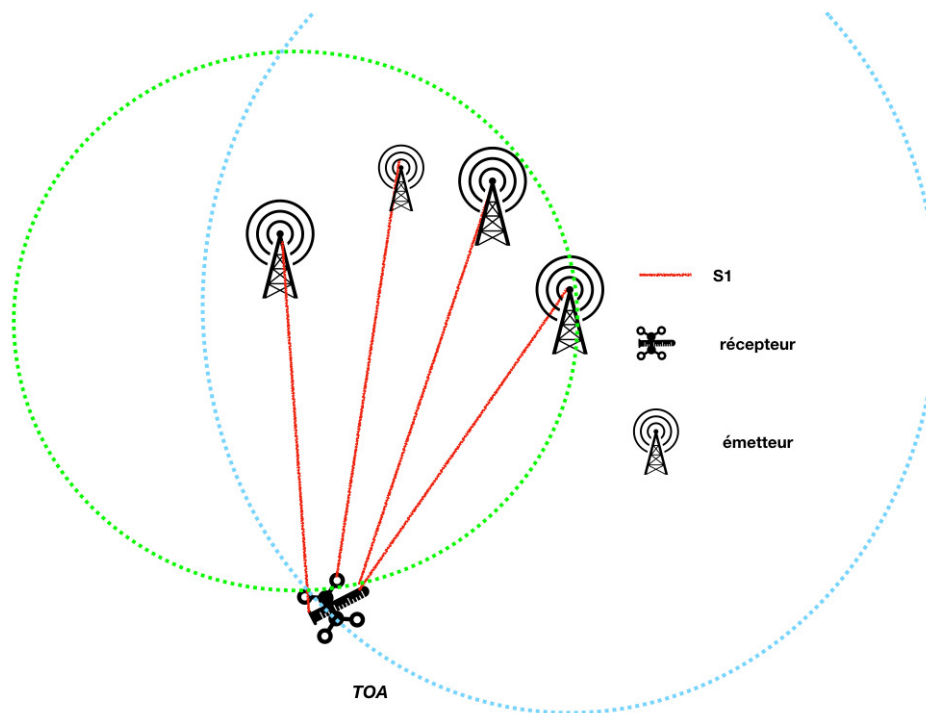


FIGURE 1.2 – TOA : Time of Arrival

Le TOA est obtenu pour plusieurs émetteurs distants les uns des autres. La variation de distance entre les émetteurs ainsi que la vitesse du signal dans le milieu d'étude fait varier la précision. Les systèmes de positionnement qui utilisent la méthode de calcul TOA nécessitent une bonne synchronisation en temps entre émetteurs et récepteurs. Figure 1.2 on observe 4 émetteurs d'un signal de localisation  $S_1$ .

Le calcul de position se fait à partir des heures d'arrivées mesurées par le récepteur contrairement au TDOA qui utilise une différence de temps d'arrivée. Connaissant la vitesse des si-

gnaux, on peut calculer une distance entre l'émetteur et le récepteur de façon directe. La position calculée sera d'autant plus précise que le nombre d'émetteurs est grand. Le cas de deux émetteurs permet de se ramener à deux positions possibles pour l'objet-récepteur et l'utilisation d'un troisième signal ramène la solution à un point. Le GPS est un exemple de système de géolocalisation qui utilise les mesures de TOA.

Dans [26] les positions précises en 3D de véhicules autonomes sous-marins sont obtenues par mesure de TOA. Dans cet exemple tous les récepteurs et les émetteurs sont synchronisés et sont dynamiques.

### Positionnement AOA

La mesure AOA (Angle Of Arrival) correspond à une mesure de l'angle d'incidence d'une onde au niveau du récepteur. Sur la figure 1.3 est représenté un exemple de mesure d'angles dans les 3 dimensions de l'espace sur un récepteur à localiser. Le signal est reçu à un endroit

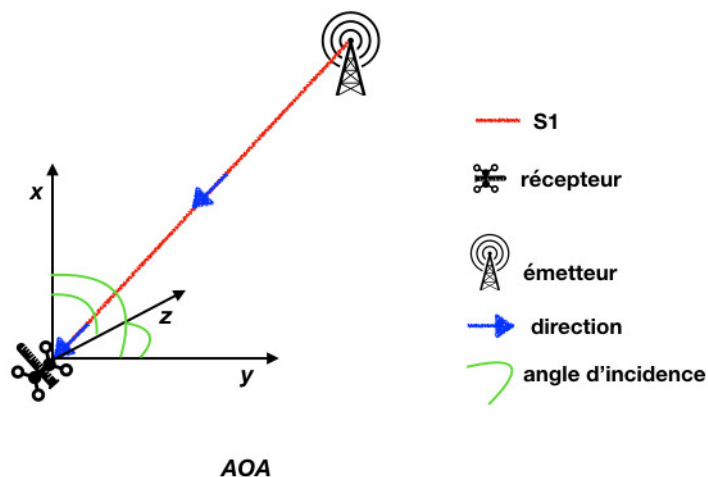


FIGURE 1.3 – AOA : Angle Of Arrival

précis du récepteur afin de calculer l'angle d'arrivée. Pour obtenir une position d'angle cela nécessite la réception soit de plusieurs signaux à des endroits différents sur un même objet, soit une combinaison de plusieurs récepteurs recevant le même signal. Dans la première configuration on peut citer le cas d'une antenne rotative qui recevrait le même signal dans plusieurs positions. Une étude de puissance du signal permettrait d'obtenir un angle d'arrivée relatif du récepteur par rapport à l'émetteur. Ce type de calcul de position est très utilisé en Télécom : un réseau d'antennes permet de localiser un téléphone mobile. Le calcul de position s'effectue sans GPS, seulement avec les données cellulaires reçues sur les antennes du réseau mobile.

### Positionnement DOA

Le DOA (Direction Of Arrival) est la direction dans laquelle est reçue une onde sur un récepteur. La direction d'arrivée est représentée en figure 1.4 par les flèches bleue.

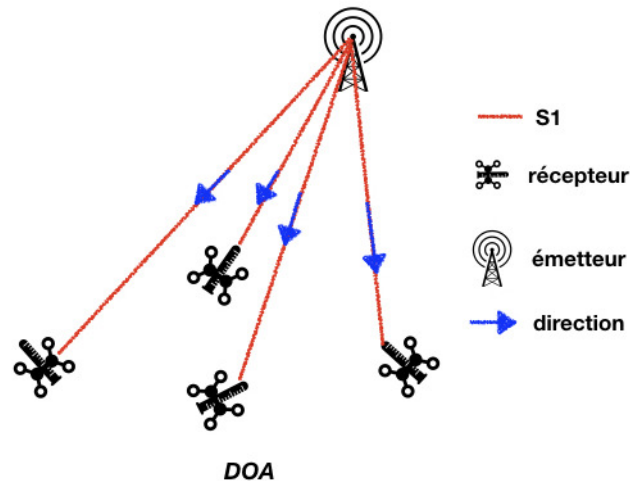


FIGURE 1.4 – DOA : Direction Of Arrival

Sur chaque récepteur il est possible de calculer des DOA à partir des TDOA, AOA ou des TOA calculés après réception d'un ou plusieurs signaux. Le DOA est un résultat de traitement des signaux pouvant servir à observer des endroits précis ou une position d'un objet. Les radiotélescopes utilisent notamment des DOA pour définir un point de visée. Dans le cas d'une application sous-marine, les DOA peuvent permettre de traiter des multi-trajets comme dans l'article [61].

### Positionnement FDOA

Le FDOA (Frequency Difference Of Arrival) est la dernière méthode que l'on peut citer, elle est fortement liée au TDOA. La figure 1.5 représente la réception d'un signal sur plusieurs récepteurs d'un même objet. On utilise la différence entre ces fréquences pour obtenir une donnée de FDOA. En fonction du trajet du signal et de la position des récepteurs des variations de fréquences peuvent être obtenues. Ces valeurs de Doppler sont utilisées pour estimer les mouvements du système de réception.

Des études utilisent le couplage entre FDOA et TDOA [31] pour obtenir une meilleure précision de localisation. Dans le cas du FDOA on effectue une mesure de Doppler à différents endroits, le système avec ses récepteurs doit être en mouvement. Cette méthode demande un calibrage important au niveau des positions des récepteurs ainsi qu'une information précise sur leurs vitesses et directions de déplacement.

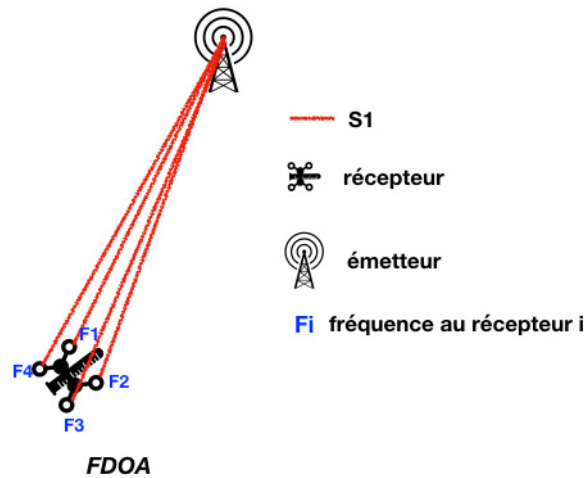


FIGURE 1.5 – FDOA : Frequency Difference Of Arrival

### 1.1.2 Positionnement absolu : le GPS

Dans cette thèse, notre système de localisation sous-marin nécessite la localisation absolue d'un récepteur situé dans un bateau. Un objet à la surface de l'eau peut être localisé grâce au système GNSS (Global Navigation Satellite System) [27]. Il existe plusieurs systèmes de positionnement par satellite tels que le GPS (Global Positioning System), le système GLONASS pour la Russie (GLObal'naya NAVigatsionnaya Sputnikovaya Sistema), le système Galiléo pour l'Europe, le système indien IRNSS (Indian Regional Navigational Satellite System) ainsi que le système QZSS (Quasi-Zenith Satellite System) pour le Japon. Chacun de ces systèmes repose sur un nombre de satellites variable, positionnés en orbite à une altitude d'environ 20 200 km.

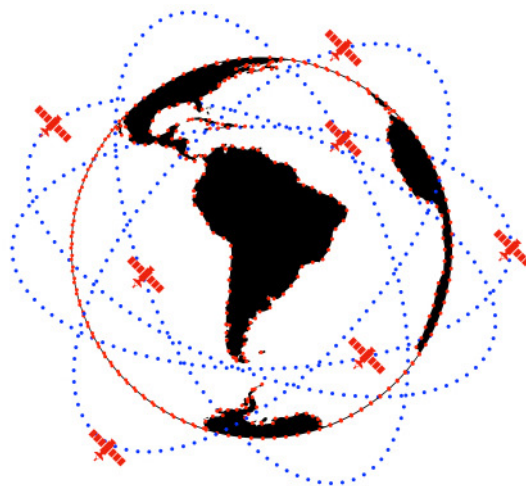


FIGURE 1.6 – Constellation de satellites GPS

La Figure 1.6 représente une constellation de satellites GNSS. Chaque satellite transmet en

permanence des codes pseudo-aléatoires sur plusieurs fréquences (fréquences dans les bandes L1, L2 et L5 pour GPS). La terre a ainsi une couverture permanente pour la réception de signaux GNSS synchronisés avec précision grâce aux horloges atomiques embarquées dans les satellites. Avec les signaux GNSS il est possible de calculer une position précise presque partout autour du globe. Par exemple, les satellites GPS émettent continuellement des signaux codés, il s'agit pour la partie civile d'un code C/A avec une porteuse à la fréquence de 1575 MHz. L'onde électromagnétique émise se propage à la vitesse de la lumière et la distance satellite récepteur est obtenue à partir du temps de transit du signal entre l'émetteur et le récepteur. Le signal émis porte l'heure d'émission du signal et le récepteur donne l'heure de réception, ce qui permet de calculer le temps de transit du signal entre l'émetteur et le récepteur. On parle de pseudo distance car il y a une erreur de synchronisation entre l'horloge du récepteur et le temps satellite. Cette erreur est commune à tous les satellites et le calcul de position est possible car on dispose des signaux de quatre satellites au minimum. C'est l'utilisation d'un quatrième satellite qui permet de calculer l'erreur de synchronisation entre les horloges. Il existe aussi une erreur due aux différentes couches de l'atmosphère traversées par le signal. Plusieurs corrections sont donc à faire afin d'obtenir une position de récepteur à partir de pseudo-distances.

Dans un système GNSS le temps est une donnée importante. Pour le GPS, il existe une unité garante du contrôle de ce temps UTC (Coordinated Universal Time). Ce temps est défini par plusieurs horloges atomiques au sein de l'US Naval Observatory (USNO). La station principale de contrôle se trouve au Colorado : il s'agit de la Schriever Air Force Base. Sur chacun des satellites il y a aussi une horloge atomique, sur le long terme on observe un décalage de temps de ces horloges. La correction de ce décalage est envoyée par les satellites dans le message de navigation.

La figure 1.7 présente une architecture schématique d'expérimentation marine et sous-marine. Il est nécessaire d'avoir une position pour chaque objet pouvant servir de référence. Dans ce cas tous les objets de surfaces peuvent être positionnés par satellites, qu'ils soient dynamiques ou statiques. Dans la figure 1.7 on observe plusieurs objets de surfaces mais aussi des drones ou robots sous-marins et des balises sous-marines. La problématique du positionnement sous-marin intervient à ce niveau : les signaux GNSS ont une pénétration très faible dans l'eau. Cette propriété implique deux niveaux de méthodes : un positionnement absolu du système de surface par GNSS et un positionnement relatif du système sous-marin par d'autres méthodes.

### 1.1.3 Positionnement absolu de surface : le LORAN

La seconde méthode de positionnement que l'on peut citer bénéficie actuellement de recherche et d'amélioration. Le LORAN (LOng RANGE Navigation) est une ancienne méthode hyperbolique de positionnement que l'on compare souvent au GPS [32]. La première version était le LORAN-A qui avait une fréquence de signaux à 1800 kHz, actuellement le LORAN-C émet des signaux à 100 kHz. Il a été développé fin des années 50 début des années 60. Le LORAN-C fonctionne en mesurant des différences de temps d'arrivée de signaux (TDOA). L'enregistrement de plusieurs signaux sur des récepteurs à différentes positions permet d'obtenir, moyennant une méthode de calcul hyperbolique, une position de l'utilisateur. Le LORAN-C utilise des ondes émises par des stations terrestres afin d'obtenir une position du système de ré-



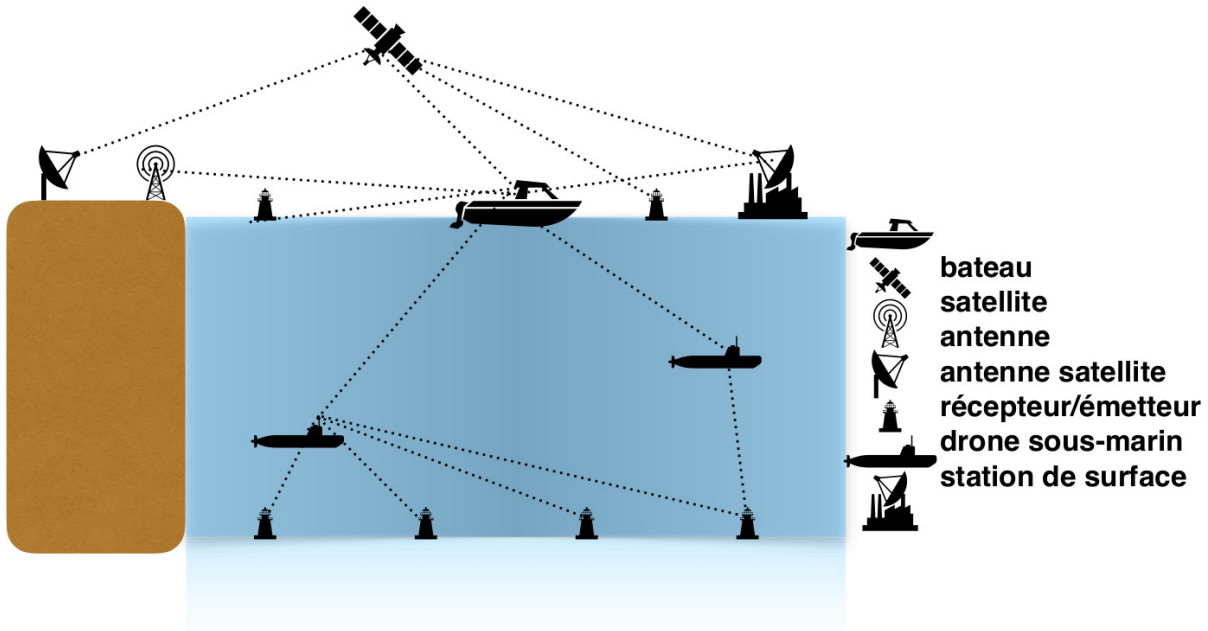


FIGURE 1.7 – Exemple d'architecture marine complète

ception. Les stations d'émissions sont synchronisées en phase et envoient un signal de quelques ms : la mesure du temps d'arrivée par un récepteur sur deux stations permet d'obtenir une position. Cette méthode est considérée comme une alternative et une sécurité par rapport au système GNSS si celui-ci ne fonctionnait plus.

Plusieurs études ont permis de mesurer des différences de précision entre les méthodes. Des corrections en fonction de la propagation, de la distance et du type d'onde utilisée sont nécessaires afin d'obtenir les performances réelles du LORAN-C. La combinaison du GPS et du LORAN-C permet d'éliminer un grand nombre d'ambiguïtés sur la position [13].

Le LORAN comme toutes les méthodes bénéficie d'un manuel d'utilisation avec une évaluation de la précision des résultats [47]. On définit trois différents types de précision : la précision prédictible, la précision de répétabilité ainsi que la précision relative.

On parle de précision prédictible ou absolue, il s'agit de la précision avec laquelle on peut s'attendre à obtenir une position qui est fonction de la géodésie de la terre. Dans certains cas la précision est meilleure car la position est mieux située du point de vue des stations.

La précision de répétabilité correspond à la possibilité de revenir à la position précédente mesurée après déplacement du système de réception (avion, bateau ou autre). L'idée est de pouvoir considérer des positions d'intérêt de manière absolue et de se repérer par rapport à ces points. Plusieurs points de références sont ainsi utilisables afin d'obtenir une position précise et absolue.

Tout cela amène à la précision relative ; un utilisateur peut se localiser par rapport à d'autres utilisateurs ayant le même système actif. La position ainsi que la précision résultante de cette méthode sont dites relatives. Toutes ces précisions dépendent évidemment de la position des bateaux et des stations d'émissions, elles définissent la couverture géographique fournie par le LORAN-C.

Plusieurs comparatifs entre LORAN et GPS permettent d'avoir un avis critique sur les avantages et les inconvénients de l'un par rapport à l'autre [16], [13]. Le LORAN bénéficie d'un système de transmission en place ainsi que des stations avec des infrastructures viables. Les agences américaines allouent un budget de maintien des opérations de maintenance chaque année. Le système reste bien alimenté, prévenant ainsi les possibilités de crash ou de bug au niveau de l'émission. Le signal peut être reçu dans des environnements intérieurs sans pour autant avoir besoin d'une antenne externe de réception. Tous ces avantages rendent robuste le LORAN. Cependant pour être une réelle alternative au GPS le système LORAN doit améliorer ses performances en termes de timing et de navigation.

Une amélioration du LORAN-C est en développement, il s'agit du LORAN-E qui devrait proposer une méthode robuste de positionnement [30]. Le but de cette amélioration est d'offrir une couverture de signaux plus globale, une meilleure précision et aussi de renouveler et perfectionner le matériel actuel.

## 1.2 Positionnement sous-marin

### 1.2.1 Méthodes et échelles

En sous-marin on peut distinguer trois types de systèmes de localisation, ils sont différenciés par leur distance entre l'émetteur et le récepteur [60]. Ce sont des systèmes de mesure de distance entre une base et des objets sous-marins. Le premier, LBL (Long BaseLine) se distingue par des distances allant de 50 m à plus de 2 km entre les objets. En sous-marin on parlera de transpondeurs et d'hydrophones comme respectivement l'émission et la réception. Dans l'article [67], le système LBL est utilisé afin de positionner des AUV (Autonomous Underwater Vehicle), robots sous-marins autonomes à l'aide d'algorithmes. Le principe TDOA est utilisé pour calculer des positions possibles de l'objet.

Ce premier système, Figure 1.8, nécessite un matériel important afin de couvrir de grandes zones d'études. Les transpondeurs peuvent être placés de façon différente : on peut les placer en profondeurs sur le fond marin à condition d'avoir une information sur leur position (profondeur généralement obtenue par des manomètres). Ils peuvent être aussi placés sur des stations de surfaces fixes ou mobiles, ou sur des navires. Dans un système classique l'objet à localiser envoie un signal d'interrogation au réseau de transpondeurs et reçoit une réponse. Le calcul des temps de propagation permet d'obtenir une position par trilatération. L'avantage de cette configuration

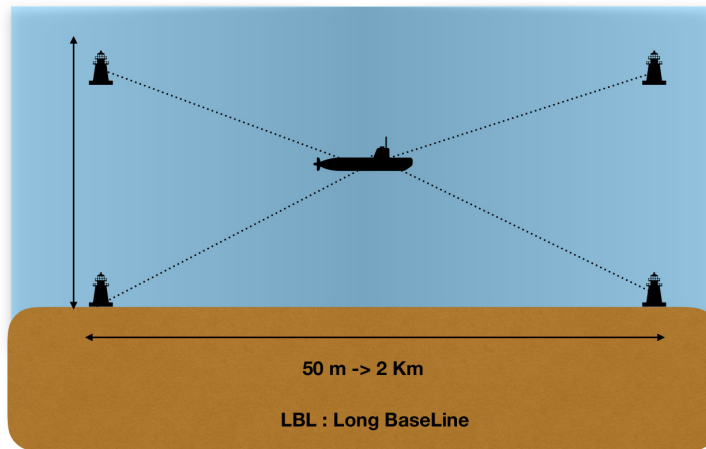


FIGURE 1.8 – Long BaseLine Systems

c'est la possibilité d'obtenir une bonne précision (de 1 m jusqu'à quelques cm) indépendamment de la profondeur de la zone d'étude. Dans le cas d'une étude avec des transpondeurs en profondeur, il faut que le système soit bien calibré pour obtenir une position précise.

Le second système, SBL (Short BaseLine) se distingue par des distances allant de 20 cm à 50 m entre les objets.

Comme présenté sur la Figure 1.9 le système de réception est placé sur une base à la surface de l'eau. En fonction de l'étude il peut s'agir de station de surface, d'un bateau ou d'un drone. Le but est d'obtenir une position d'un objet sous-marin. Plusieurs cas sont possibles, la base et l'objet peuvent être indépendamment en mouvement ou immobiles. Le système de calcul TDOA ou TOA peut être utilisé afin d'obtenir une position de l'objet-cible. La méthode de positionnement reste la même que pour un système LBL. L'avantage de cette méthode est un déploiement plus simple que pour le système précédent. La précision du SBL va dépendre de la distance entre les récepteurs de la base. Le TDOA est faible quand cette distance est petite, il doit être couplé à une méthode de calcul d'angle, il s'agit d'une différenciation de phase. L'angle et la distance permettent d'obtenir une position relative de l'objet. L'avantage de cette méthode est évidemment la simplicité de déploiement et le coût. La suite de la thèse éclaire par les équations ce phénomène. Lorsque la distance entre les récepteurs est petite, la précision est moins bonne. Le choix du système en fonction de la zone d'étude et de la distance base/objet supposée est donc très important. La facilité du déploiement permet le déplacement de ce système afin d'obtenir la position de plusieurs objets dans des zones d'étude distinctes.

Le dernier système, UBSL (Ultra Short BaseLine) est caractérisé par une distance très faible entre les objets : moins de 20 cm. Le système est donc très proche et le déploiement en est que plus facile. Comme présenté sur la Figure 1.10 le système est simple : un aller-retour de signal

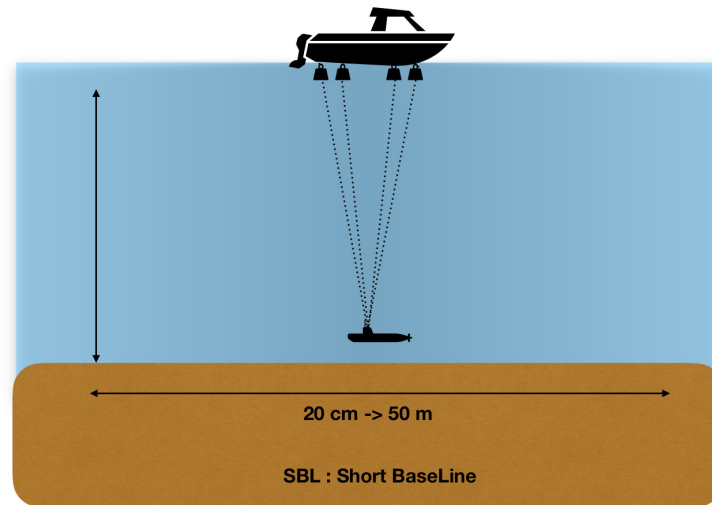


FIGURE 1.9 – Short BaseLine Systems

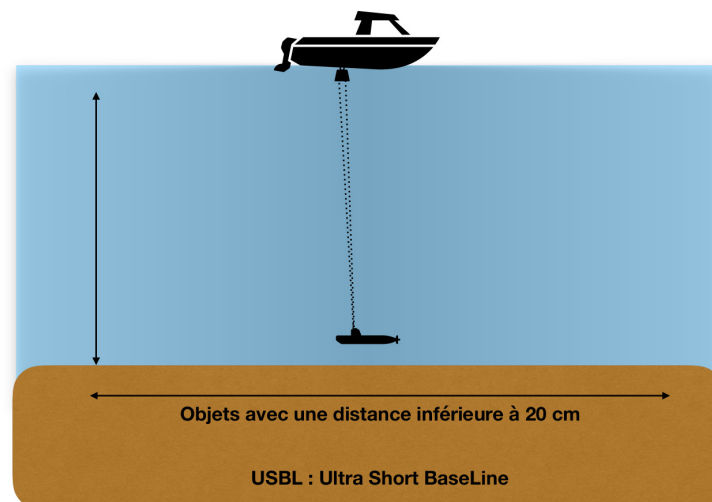


FIGURE 1.10 – Ultra Short BaseLine Systems

acoustique est nécessaire pour obtenir une distance. L'objet envoie une impulsion et reçoit une réponse. Le principe TOA est utilisé pour calculer une différence de distance entre les deux objets. Dans l'article [21], le système USBL est utilisé pour ajouter et valider des données de navigation nécessaire aux robots sous-marins. Les applications sont variées.

## 1.2.2 Ondes et capteurs acoustiques

### Capteurs acoustiques

Dans le cadre de cette thèse nous nous intéressons au calcul de position à partir d'ondes acoustiques sous-marines. Les transducteurs sont des capteurs électro-acoustiques pouvant fonctionner en émission (on parle de projecteurs) ou en réception (on parle d'hydrophones). Les hydrophones convertissent une variation de pression en signal électrique. La sensibilité aux variations de pression acoustiques résultant de la réception d'une onde se propageant dans milieu considéré est importante. Dans le cas où le transducteur est utilisé en émission il convertit des signaux électriques en ondes acoustiques. La technologie la plus utilisée pour les transducteurs sous-marins est de type piézo-électrique. La figure 1.11 représente le type d'hydrophone que l'on utilise le plus souvent.

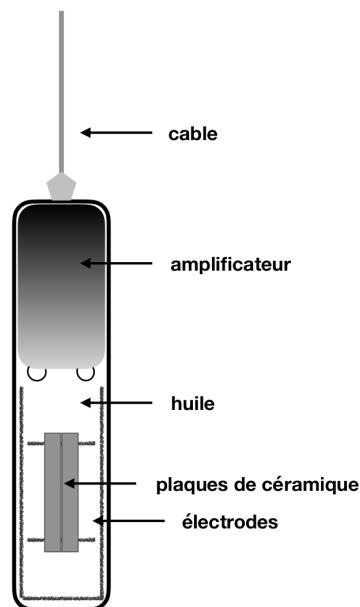


FIGURE 1.11 – Hydrophone

Les plaques de céramique piézo-électriques sont entourées d'électrodes. Le système transmet des vibrations dans l'eau induite par le champ électrique produit par les électrodes. Le système présenté est totalement hermétique, couvert par une enveloppe en polymère. Le système est lesté en haut et en bas, ce qui permet à l'hydrophone de conserver sa position verticale même en profondeur. La taille des plaques céramiques détermine la fréquence de résonance de l'appareil mais aussi son impédance électrique. L'avantage de l'hydrophone sous cette forme, en réception est d'obtenir une très bonne sensibilité ainsi qu'un niveau de bruit interne faible. L'installation de l'hydrophone est très importante pour maximiser son efficacité en réception ou en émission. Plusieurs options sont possibles comme l'installation des hydrophones sous un bateau simplement. On peut trouver dans les systèmes sonar une installation de l'hydrophone sous un dôme fixé sur la coque d'un bateau ou autre. Dans le cadre de petits systèmes, les

hydrophones peuvent être aussi placés dans des tubes spéciaux verticaux. Dans le cadre d'une expérimentation avec un petit bateau, les hydrophones peuvent être placés à l'extrémité d'une tige verticale plongée dans l'eau, toujours fixée au bateau.

Dans tous les cas l'emplacement de fixation de l'hydrophone doit être choisi en fonction de plusieurs critères. Tout d'abord il faut obtenir un niveau faible de perturbations dues au bateau lui-même ou tout autre système embarqué. Il doit aussi être peu perturbé par les remous créés par le mouvement du bateau. Il doit être placé proche du système de pré-amplification pour limiter le risque d'interférence électrique. Dans le meilleur des cas il est important que le système soit compatible avec d'autres systèmes acoustiques embarqués ainsi qu'avec les mouvements et la trajectoire des objets.

### Propriétés physiques du milieu

Le milieu sous-marin est contraint par un nombre de variables telles que la température, la salinité ou la pression qui vont influencer sur la propagation des signaux acoustiques. Les signaux acoustiques correspondent aux vibrations du milieu parcouru : il s'agit d'une compression-dilatation du milieu. Les longueurs d'ondes associées sont de l'ordre du millimètre et peuvent aller jusqu'à 50 mètres. La vitesse du son dans l'eau est généralement arrondie à  $1500 \text{ m.s}^{-1}$ . Les signaux acoustiques se propagent bien sous l'eau. Le phénomène d'absorption ou de diffusion est faible par rapport à celui des ondes électromagnétiques. Le milieu sous-marin admet l'acoustique comme le moyen le plus efficace pour les communications. Les fréquences associées se trouvent entre  $10 \text{ Hz}$  et  $1 \text{ MHz}$ .

Dans un cas idéal et un milieu connu la propagation d'une onde acoustique peut être définie par l'équation d'onde :

$$\Delta p(\vec{r}, t) = \frac{1}{c^2} \frac{\partial^2 p(\vec{r}, t)}{\partial t^2} \quad (1.1)$$

Le terme  $\Delta$  est le Laplacien de la fonction de pression  $p$  dépendante de la position  $\vec{r}$  et de  $t$  le temps. Le terme  $c$  représente la vitesse ou la célérité de l'onde considérée. La vitesse de propagation des ondes dans l'eau est le paramètre le plus important dans un système de positionnement acoustique sous-marin. Comme évoqué précédemment il va dépendre de plusieurs paramètres tels que la pression, la température mais aussi la salinité du milieu considéré. Une équation de vitesse d'onde acoustique peut être définie par :

$$c = 1449.2 + 4.6Tz - 0.055T^2z + 0.00029T^3z + (1.34 - 0.01Tz)(S - 35) + 0.016z \quad (1.2)$$

Dans cette équation le terme  $z$  représente la profondeur,  $T$  est la température de l'eau en  $^\circ\text{C}$ ,  $S$  correspond à la salinité en  $g/l$ . Dans certains milieux considérés, les paramètres de l'équation de vitesse peuvent fluctuer et ainsi faire varier la vitesse de propagation selon la position, le temps, la saisonnalité mais aussi l'état de mer.

La figure 1.12 représente la vitesse des ondes acoustiques dans l'eau en fonction de la profondeur : le profil bathycélérimétrique. On observe une colonne d'eau stratifiée en différentes couches ayant des paramètres différents. En haut de la colonne se trouve une zone de mélange caractérisée par une température relativement constante. La vitesse augmente donc en fonction de la profondeur en liaison avec la pression. Lorsque que l'on passe la zone de mélange le facteur température devient le facteur le plus influant sur la vitesse de propagation. En effet dans la

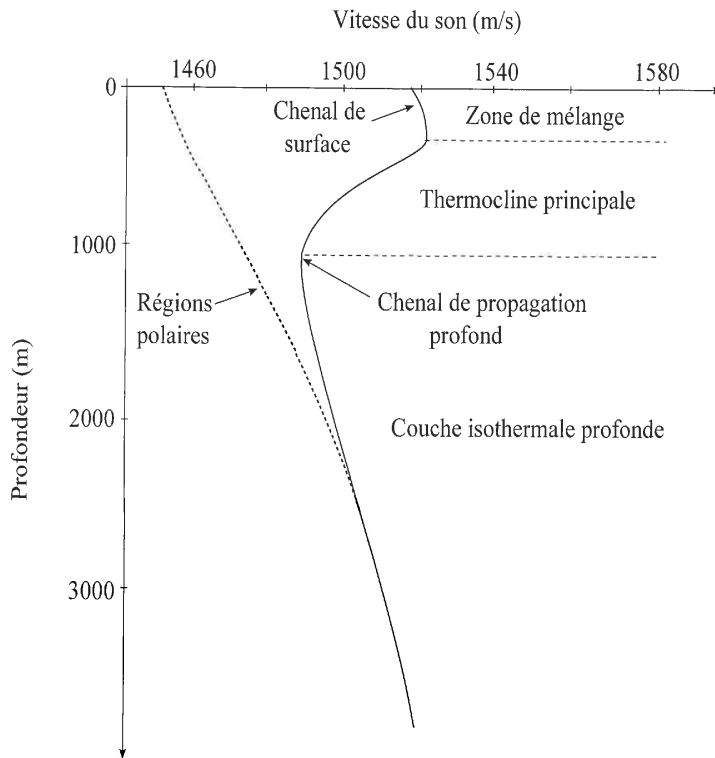


FIGURE 1.12 – Profil de vitesse des ondes en fonction de la profondeur [10]

couche appelée thermocline principale, seule la température va faire varier la célérité. Ce phénomène s'arrête à une certaine profondeur à laquelle la température ne décroît plus et devient presque constante. On observe donc à ce niveau que la pression redevient la variable la plus influente sur la vitesse des ondes.

### Capteurs de mesure de la profondeur

Dans un environnement sous-marin la pression au niveau du capteur est mesurée pour obtenir une information de profondeur. On parle donc de la distance entre le capteur et la surface de l'eau. Le cas d'un capteur de pression statique sous l'eau nécessite une appréciation de la turbulence de la lame d'eau considérée. La mesure de la profondeur est habituellement notée  $z$  et se fait au niveau du capteur. En positionnement sous-marin on s'intéresse à des milieux qui sont généralement bien décrits et dans lesquels on peut appliquer une règle de proportionnalité simple entre la pression et la profondeur de type :

$$P = \rho g z \quad (1.3)$$

Dans ce cas on a  $P$  la pression,  $\rho$  la densité du milieu (dans notre cas le fluide considéré), le paramètre  $g$  de gravité et  $z$  la mesure de profondeur. La pression est mesurée perpendiculairement à l'objet comme une force par unité de surface. L'information de profondeur est donnée par un

capteur de pression.

Les capteurs de type électromagnétique utilisent une variation de la pression aux environs d'une membrane. Celle-ci est placée proche d'un résonateur. La membrane se met en mouvement ce qui implique une variation de la permittivité effective du milieu. Cette perturbation crée un champ électromagnétique dans la cavité du capteur. L'analyse de fréquence, plus précisément d'un décalage, par rapport à une fréquence de référence permet d'obtenir une relation entre la pression et la fréquence. On parle de mesure de pression par transduction électromagnétique [68].

Les capteurs de type piézo-électrique utilisent un matériau qui va subir une force appliquée au niveau de ses extrémités. C'est à ses bornes que se forme un champ électrique. La déformation causée par la pression génère un champ électrique. Sa mesure donne la pression [25].

D'autres types de capteurs peuvent utiliser la conductivité thermique ou la fréquence de résonance du milieu pour déterminer la pression [57, 24].

### 1.2.3 Applications sous-marines

Les applications sous-marines acoustiques sont nombreuses que ce soit en ingénierie, en recherche ou applications militaires ou en environnement. Dans cette partie le but est d'observer et d'expliquer une partie de ces applications en lien avec le sujet de cette thèse. Comme évoqué précédemment le milieu sous-marin est un domaine contraint par les conditions physico-chimiques de l'eau mais aussi la profondeur et l'état de mer.

#### Projets acoustiques sous-marins

Que ce soit en recherche ou en ingénierie l'utilisation de systèmes acoustiques est variée. L'article [54] propose une étude sur le son dans l'eau en utilisant un système d'écoute acoustique passif lors de passage de bateaux. En effet l'aspect perturbateur du bruit dans l'eau est un sujet que l'on retrouve dans le cadre de campagne de sauvegarde de la biodiversité. La perturbation créée, par le passage d'un bateau, sur la colonne d'eau peut être mesurée et son impact peut ainsi être caractérisé. L'écoute du son dans l'eau peut être une bonne méthode de détection et de localisation : dans ce cas les mesures de TDOA et de DOA sont utilisées pour localiser l'origine de la perturbation sachant les positions GPS du système d'écoute.

Dans cet article le but est de proposer un protocole et une vision préliminaire des perturbations sonores induites par les bateaux en profondeur. Il s'inscrit dans une dynamique de propositions de protocoles nouveaux pour la recherche. Dans ce contexte il est important d'avoir une information précise sur les vitesses attendues grâce aux mesures fournies par des CTD (Conductivity Temperature Depth) dans la zone d'étude.

On représente Figure 1.13 un exemple de protocole de collecte des données lors d'une campagne visant à étudier l'impact du son dans la colonne d'eau. On réalise ici des relevés de conductivités, de températures, de profondeurs et de pressions. A partir de ces données, il est possible d'obtenir une information sur la vitesse du son dans l'eau à chaque position sous forme



de profil. En hydrologie on peut obtenir des profils bathymétriques à partir de ces données. Les données in-situ sont comparées à des données satellites et à des données de modèles de ré-analyse afin de pouvoir spécialiser l'information.

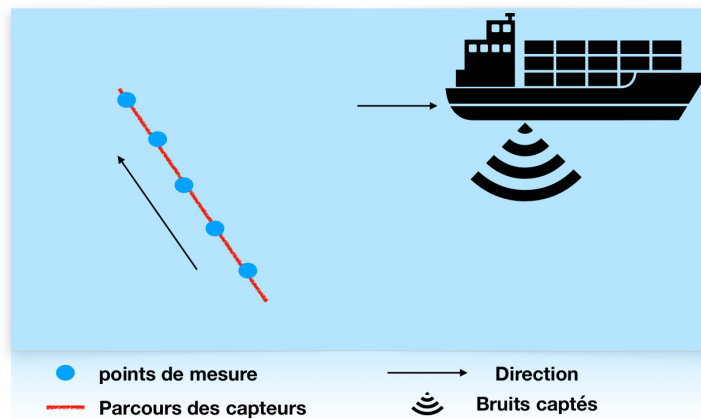


FIGURE 1.13 – Schéma du protocole d'acquisition de données

Le projet ARGO est un système d'observation des océans. Il s'agit d'un grand réseau de flotteurs de type profileurs pouvant récolter continuellement des données de salinité et de température sous-marine. Le projet ARGO est un système d'observation global, la couverture est

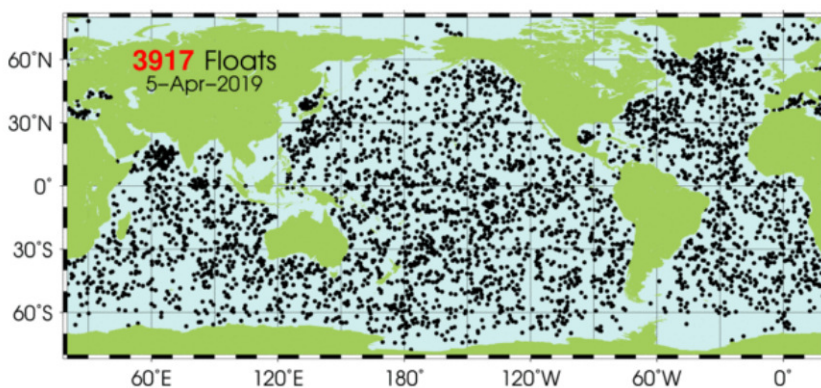


FIGURE 1.14 – Couverture ARGO, Figure évolutive disponible chaque jour [1]

mondiale, comme présentée sur la figure 1.14 . Plusieurs modèles océaniques utilisent les données ARGO. Les projets ARGO sont nombreux et de nombreuses publications dans le domaine

océanographique utilisent les données des bouées du système ARGO et les profils collectés. Le système a commencé à être déployé à partir des années 2000. A peu près 800 nouveaux flotteurs sont ajoutés chaque année. Dans [52] une analyse complète du système présente les erreurs ou problèmes rencontrés sur le réseau. Il propose aussi l'utilisation d'un nouvel hydrophone développé dans le projet NEXOS afin d'ajouter de nouveaux types de données telles que des données de localisation et de proposer de nouveaux axes de recherche.

Dans l'article [56] il est décrit un système sous-marin qui utilise les signaux acoustiques. Les ADCP (Acoustic Doppler Current Profiler) utilisés dans cet article, mesurent les vitesses des courants sous-marins en utilisant des récepteurs et des émetteurs acoustiques. La méthode se base sur l'utilisation de l'effet Doppler des ondes reçues. Les capteurs utilisent des mesures de TOA pour comparer les temps de parcours des ondes et ainsi obtenir la position de particules oscillantes avec la turbidité à la verticale du capteur. Pour obtenir une donnée de vitesse moyenne, la mesure nécessite plusieurs allers-retours du signal. Pour obtenir plusieurs dimensions à la mesure, il faut effectuer des relevés dans plusieurs directions.

### **Des applications en robotique sous-marine**

Dans l'article de [53] des robots sous-marins interagissent à l'intérieur de la zone d'aquaculture. L'impact d'une mauvaise position du robot est importante car cela revient à ce que le robot effectue une tâche précise au mauvais endroit. Le but de la robotisation d'une ferme d'aquaculture est de réduire les coûts financiers et humains de l'exploitation mais aussi d'améliorer le rendement et la sécurité.

L'étude préliminaire des influences des perturbations sur la position permet de prévenir les erreurs de position des robots sous-marins. Dans l'article de [53] il est proposé un filtre de Kalman qui utilise les données de position pour corriger les problèmes dus aux mouvements d'eau ou imprécisions pouvant survenir dans la zone d'étude. L'idée est de comparer les données filtrées de position des transpondeurs avec leurs positions réelles et obtenir une information sur l'influence des vagues.

La Figure 1.15 représente le déploiement des capteurs du système de positionnement de l'article [53]. Les transpondeurs sont placés à la verticale des balises de références pour connaître leurs positions sur la zone. Dans cet article l'acoustique sous-marine est utilisée par un système de localisation qui permet de positionner des robots sous-marins et estimer les mouvements des transpondeurs avec les états de mer.

Dans [2] l'acoustique sous-marine est utilisée pour le transfert d'image. L'application vise à observer des fonds marins à l'aide de robots autonomes communiquant avec la base en surface. Le but est d'échanger des données compressées et reconstituées d'images mais aussi des instructions pour l'observation. Il y a deux parties de traitement, d'une part la partie robot et d'autre part celle de l'opérateur en surface. La première effectue une acquisition des images puis un traitement de l'image numérique afin d'obtenir une estimation de l'illumination nécessaire pour avoir une image exploitable en sortie de processus.

La seconde phase de la partie robot est la compression des images afin de pouvoir les trans-

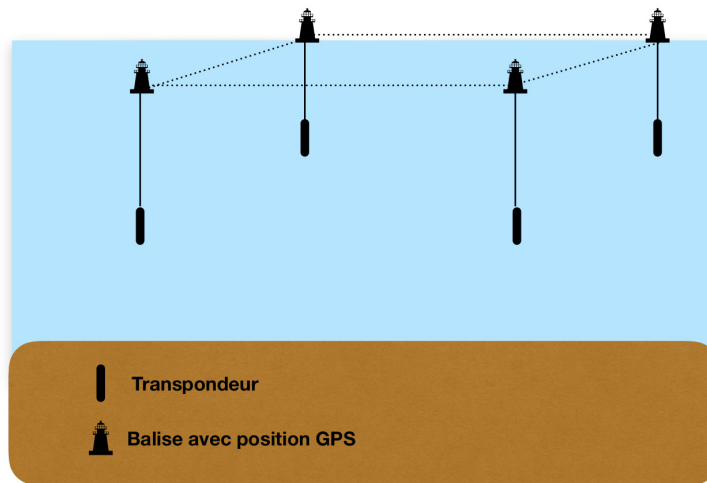


FIGURE 1.15 – Déploiement des capteurs du système de positionnement

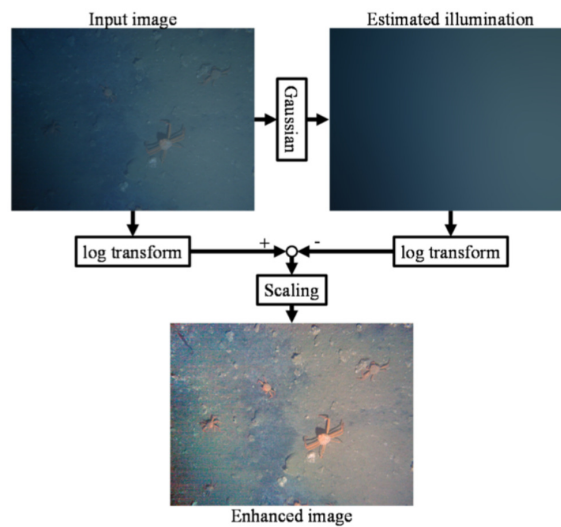


FIGURE 1.16 – Exemple de compression d’image effectuée par les AUV [53]

férent au récepteur placé à la surface. La compression permet d’envoyer des données moins lourdes mais aussi contenant toutes les informations nécessaires à la reconstruction des images. La partie opérateur consiste à réceptionner les données acoustiques puis à reconstruire l’image. La compression va dépendre de la palette de couleur choisie pour décomposer et envoyer les données. Il est nécessaire d’utiliser la même méthode pour reconstituer l’image. Le résultat re-

constitué est observé et analysé par l'opérateur en sortie du système. La figure 1.17 présente le

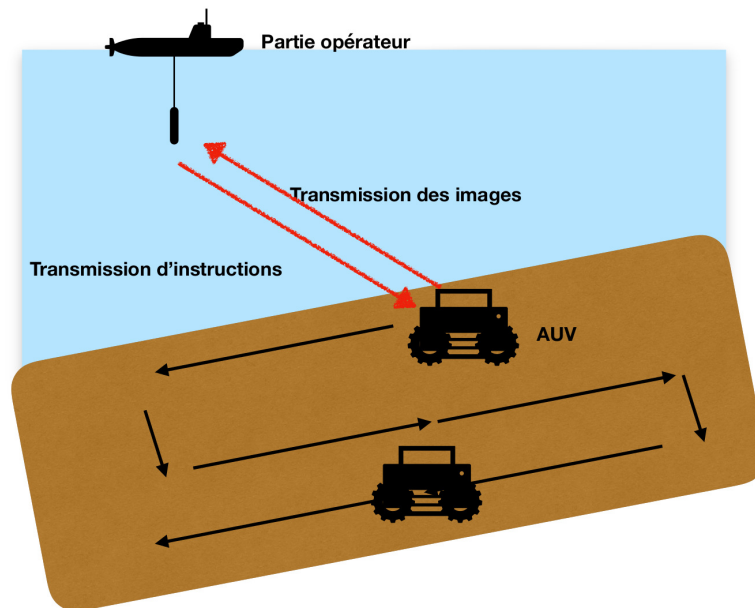


FIGURE 1.17 – Système d'acquisition d'images par des AUV

système d'acquisition d'images qui lie l'opérateur et les robots effectuant les relevés d'images. Dans ce cas le positionnement des AUV n'est pas la seule information transmise à l'opérateur.

Dans [12] il est proposé un système de surveillance de la pollution sous-marine. Ce système utilise des robots sous-marins légers qui communiquent avec la station de base. L'idée est de pouvoir couvrir de grandes zones en déplaçant le système pour récolter des données géo-localisées transmises par les robots.

La figure 1.18 présente le robot SPARUS II qui effectue des missions d'observations. Il est équipé d'un système acoustique de communication et d'un sonar. Le robot est géolocalisé par rapport au bateau avec lequel il communique. Il s'agit d'un système à petite échelle de type UBSL.

La figure 1.19 présente le système expérimental. Il s'agit d'un système qui permet d'obtenir des mesures de la pollution des déchets toxiques. L'article [12] présente plusieurs campagnes réalisées au large des côtes du Portugal.

## 1.3 Plateforme d'étude du laboratoire

### 1.3.1 Plateforme du laboratoire

Nous développons au laboratoire un système de positionnement sous-marin facile à déployer. Le système de positionnement repose sur l'utilisation d'un bateau qui localise une balise sous-marine à basse profondeur (c'est-à-dire une profondeur inférieure à 30 mètres). Dans ce

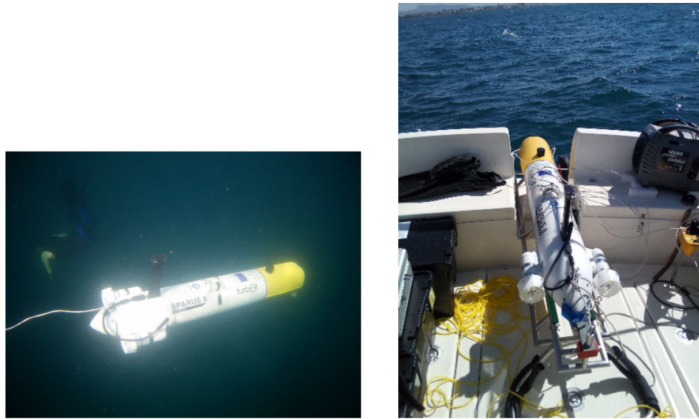


FIGURE 1.18 – Photos du système robotisé d’acquisition de données [12]

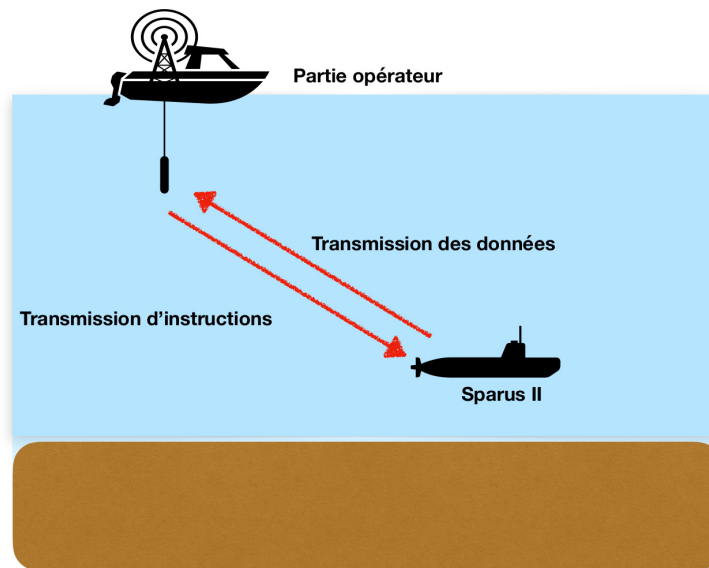


FIGURE 1.19 – Le système mis en oeuvre dans l’expérimentation

contexte, nous choisissons d’utiliser seulement deux récepteurs (hydrophones) montés sous le bateau. Les deux capteurs sont séparés par une distance de 2 mètres. Le défi est de proposer un système simple et peu coûteux qui peut être embarqué dans un petit bateau. Dans notre approche ce sont les mesures de TDOA qui sont utilisées pour localiser la balise qui se trouve à une profondeur connue. Un récepteur GPS et un magnétomètre donnent respectivement la po-

sition et la direction du bateau. On représente Figure 1.20 le système de réception du laboratoire.



FIGURE 1.20 – Système de réception du Laboratoire [10]

Notre système permet de calculer le TDOA entre les signaux reçus sur les deux hydrophones et diffusés par la balise sous l'eau. Le système ne nécessite pas la synchronisation entre la balise et les récepteurs. La mesure de TDOA élimine le biais lié à la propagation dans l'eau car les hydrophones étant très proches on peut supposer que les trajectoires des signaux qu'ils perçoivent sont proches. Dans notre système les signaux qui sont perçus par les hydrophones sont mélangés (avec un intégrateur analogique) avant d'être numérisés. Cette méthode ne nécessite donc pas la synchronisation des deux récepteurs.

Le signal émis par la balise GPS est un signal acoustique à étalement de spectre. Il s'inspire de la structure d'un signal GNSS, soit un code CDMA qui module une porteuse. Ce type de signal a deux avantages : à la réception il est déséталé par mesure de corrélation et les interférences sont noyées dans le bruit. De plus les deux signaux reçus étant décalés dans le temps, on va observer deux maxima de corrélation avec une distance entre ces deux maxima proportionnelle au TDOA. Cependant ce code a une très large bande, c'est pour cette raison que la durée du code est fixée à  $0.5\text{ s}$  (soit une fréquence de mesures de  $2\text{ Hz}$  et une bande passante de  $4\text{ kHz}$ ) et la fréquence porteuse à  $17\text{ kHz}$  (on peut donc dans ce cas utiliser une carte son classique qui numérise le signal à  $44\text{ kHz}$ ).

La corrélation entre les signaux reçus et des répliques générées localement permettra de délivrer la mesure TDOA. Nous présentons dans le paragraphe suivant l'estimation de la mesure TDOA dans un cas dynamique, soit quand le récepteur se déplace.

### 1.3.2 Mesure du TDOA

Le système de réception fournit au récepteur un signal qu'il numérise. Ce signal contient deux codes CDMA qui correspondent aux deux trajets. Ces deux codes sont portés par deux

porteuses de fréquence différente, c'est l'effet Doppler. Le récepteur utilise une réplique du code CDMA multiplié par une fréquence porteuse dont il fait varier respectivement le décalage temporel et la fréquence. Pour chaque valeur de décalage et de fréquence, il calcule une valeur de corrélation (mesure de similarité entre deux signaux). On représente Figure 1.21 ces valeurs de corrélations en fonction du décalage de code et du Doppler (Courbe 3D Delay Doppler Map).

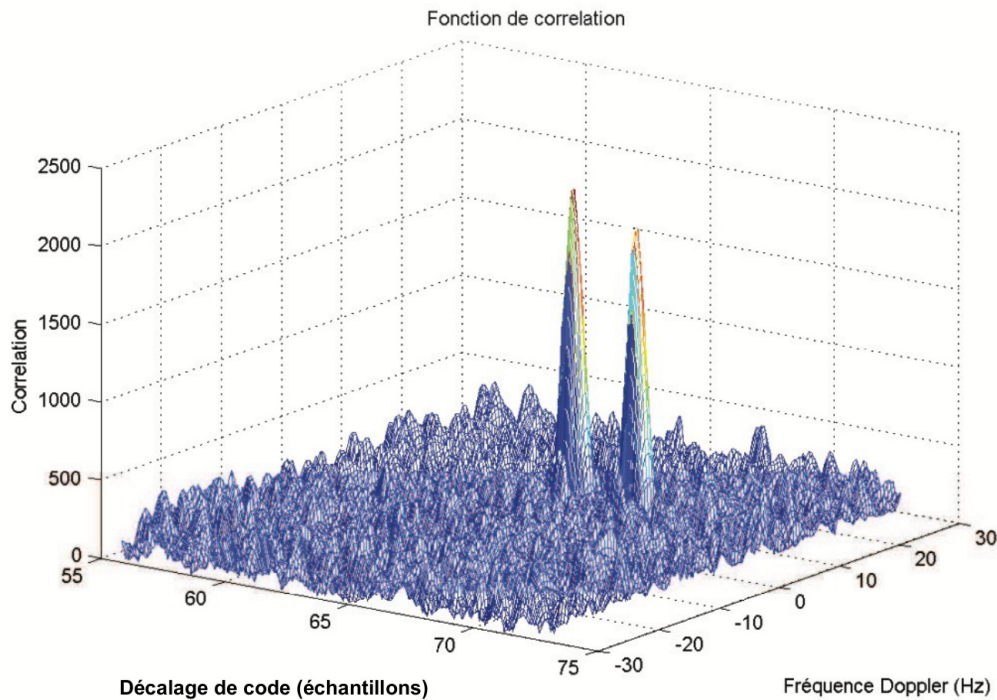


FIGURE 1.21 – Delay Doppler Map [10]

On observe Figure 1.21 une distance entre les deux maxima, cette distance est proportionnelle à la mesure de TDOA. En pratique l'un des signaux hydrophone est retardé pour que les pics de corrélation soient différenciés plus facilement.

On représente Figure 1.22 l'évolution des pics de corrélation dans le cas dynamique. Quand le bateau, donc le système de réception se déplace, le décalage des codes et leurs fréquences Doppler changent. Dans cette simulation le bateau fait plusieurs virages vers la balise.

L'analyse de cette corrélation permet de déduire la différence de temps d'arrivée du signal émis par la balise, sur les deux hydrophones. Les maxima de corrélations sont recherchés pour estimer la différence de temps de trajet. Cependant, dans le cas où le récepteur est en mouvement, il faut également considérer l'effet Doppler. La fréquence du signal reçu n'est pas celle du signal émis. De ce fait, le récepteur ne recherche pas uniquement un retard de code avec la corrélation, mais un couple retard de code et fréquence. Les maxima de corrélation nous permettent d'estimer ces paramètres.

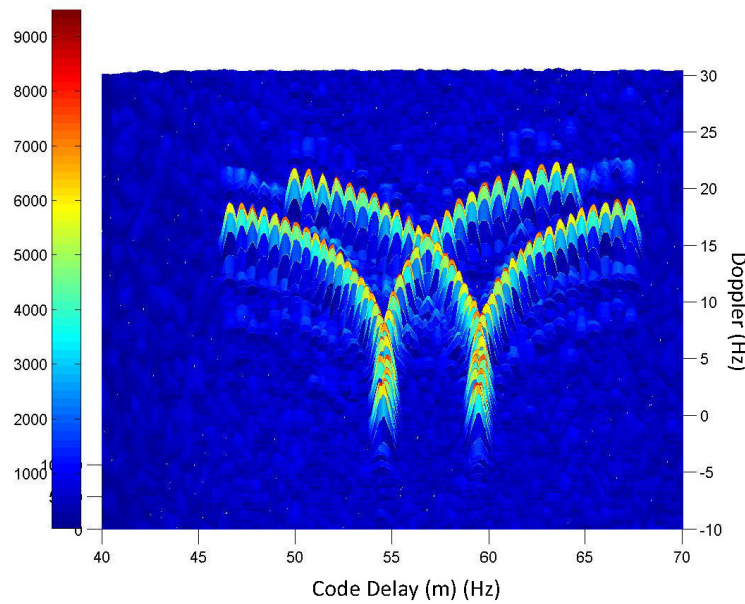


FIGURE 1.22 – Delay Doppler Map dynamique [10]

Une carte Doppler-retard (DDM) obtenue à un instant donné est composée des deux pics de corrélation associés au trajet direct, de plusieurs pics associés aux multi-trajets et de quelques pics de bruit. Le but du processus de suivi est de suivre au cours du temps les pics liés au trajet direct. Dans l'étape d'acquisition, le premier pic (associé au trajet le plus court) est choisi comme le pic du trajet direct. Le retard défini dans l'architecture du récepteur permet de différencier les signaux des deux hydrophones. Le retard de code et la fréquence Doppler sont utilisés comme observables dans un filtre de Kalman. La localisation du pic à l'instant suivant est effectuée dans une région donnée (fenêtre). Le centre de la fenêtre est défini avec la prédiction du vecteur d'état du filtre de Kalman et la taille de la fenêtre rectangulaire d'observation avec la matrice de covariance de la prédiction. Les nouvelles observations du filtre sont sélectionnées au maximum de corrélation dans la fenêtre de travail.

Dans notre système, deux signaux sont reçus respectivement par les récepteurs (hydrophones) A et B du bateau. Dans notre système, nous proposons une méthode de suivi en boucle fermée, basée sur un filtre de Kalman qui traite les observations de décalage de code et Doppler obtenus sur la carte des Dopplers et Retard (DDM). Dans notre approche, les pics sont d'abord détectés dans une étape d'acquisition et leurs positions sont estimées en fonction du temps dans une étape de poursuite.

La recherche des maxima (pic de corrélation) de la fonction de corrélation  $R_k(\tau, f)$  est réa-



lisée dans l'intervalle  $S_1$  pour le premier pic :

$$S_1 = \left\{ \hat{\tau}_{k/k-1}^A - \sigma_{k/k-1}^{\tau^A}, \hat{\tau}_{k/k-1}^A + \sigma_{k/k-1}^{\tau^A} \right\} \quad (1.4)$$

$$\cup \left\{ \hat{f}_{k/k-1}^{CA} - \sigma_{k/k-1}^{f^{CA}}, \hat{f}_{k/k-1}^{CA} + \sigma_{k/k-1}^{f^{CA}} \right\} \quad (1.5)$$

et dans l'intervalle  $S_2$  pour le second pic :

$$S_2 = \left\{ \hat{\tau}_{k/k-1}^B - \sigma_{k/k-1}^{\tau^B}, \hat{\tau}_{k/k-1}^B + \sigma_{k/k-1}^{\tau^B} \right\} \quad (1.6)$$

$$\cup \left\{ \hat{f}_{k/k-1}^{CB} - \sigma_{k/k-1}^{f^{CB}}, \hat{f}_{k/k-1}^{CB} + \sigma_{k/k-1}^{f^{CB}} \right\} \quad (1.7)$$

En pratique, la fonction de corrélation est calculée dans les intervalles  $S_1$  et  $S_2$ . Elle est notée respectivement  $R_k^A(\tau, f)$  et  $R_k^B(\tau, f)$ . On représente Figure 1.23 l'architecture du filtre de Kalman. Les observations du filtre de Kalman (décalage de code et Doppler de chaque pic) de la figure 1.23 sont notées :

$$\left\{ \tilde{\tau}_k^A, \tilde{f}_k^{CA} \right\} = \operatorname{argmax}_{\{\tau, f\} \in S_1} R_k(\tau, f) \quad (1.8)$$

$$\left\{ \tilde{\tau}_k^B, \tilde{f}_k^{CB} \right\} = \operatorname{argmax}_{\{\tau, f\} \in S_2} R_k(\tau, f) \quad (1.9)$$

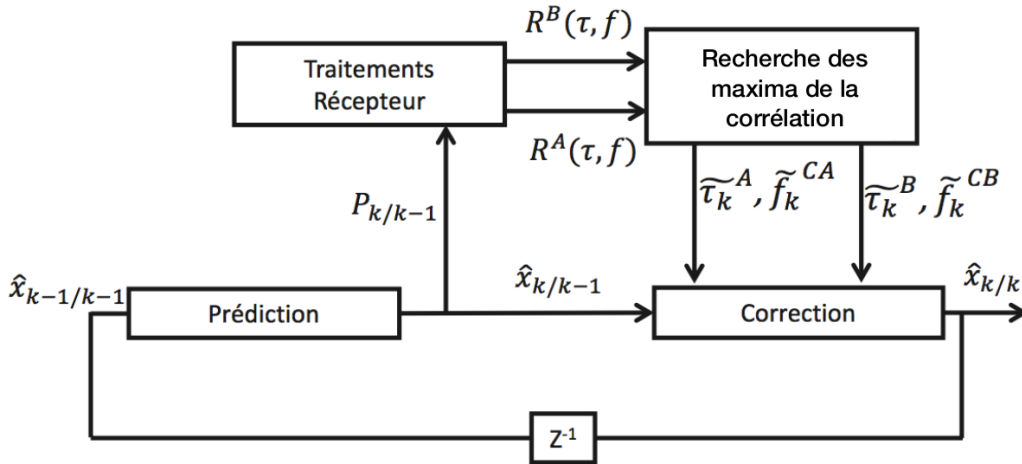


FIGURE 1.23 – Architecture du système de poursuite en boucle fermée [10]

Le mode de fonctionnement du filtre utilisé dans notre implémentation est simple. En effet si le maximum de corrélation obtenu dans la fenêtre de traitement considérée est en dessous d'un seuil fixé par l'utilisateur, alors il n'est pas pris en considération. Dans ce cas la position du pic est la position prédite et le filtre n'effectue pas l'étape de correction (prédiction pure).

Cette technique de poursuite est sujette aux décrochages qui surviennent en présence de bruit de forte puissance et de nombreux multi-trajets.

### 1.3.3 Données expérimentales

Le système du laboratoire a été validé sur données réelles dans un contexte expérimental maîtrisé. Une expérimentation a été menée pour cela dans un canal à Calais. On représente Figure 1.24 un exemple de trajectoire du bateau. On reporte sur cette figure les positions et la direction du système de réception.

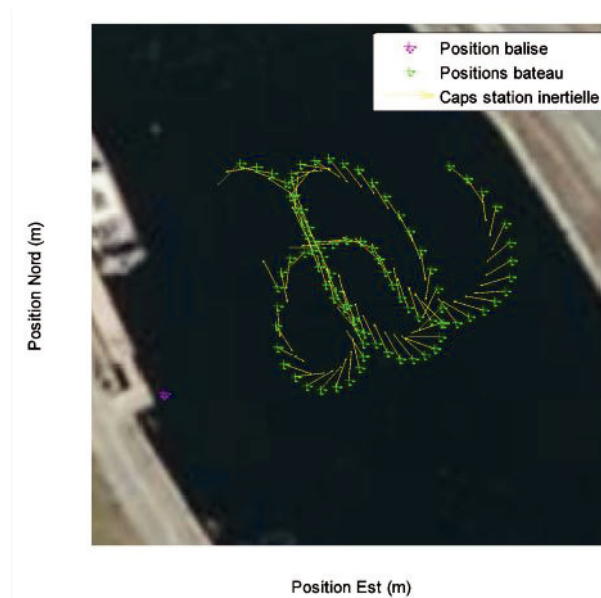


FIGURE 1.24 – Trajectoire du bateau [10]

Les données acquises pendant cette expérimentation sont stockées et traitées au laboratoire. On représente Figure 1.25 le retard du premier pic de corrélation détecté sur chaque hydrophone en fonction des périodes de codes (soit toutes les 0.5 s). On observe des erreurs sur les signaux liés aux multi-trajets.

On représente Figure 1.26 les mesures de TDOA obtenues à partir des retards des premiers pic de corrélation.

On observe Figure 1.26 que les mesures de TDOA sont bruitées. Ce bruit provient essentiellement de la détection des pics de corrélations qui sont perturbés par les multi-trajets. Ces multi-trajets sont nombreux dans cette expérimentation car le signal se réfléchit sur le fond et les bords du canal.

## 1.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous présentons le principe des systèmes de positionnement et deux applications opérationnelles de localisation en surface. La localisation GNSS qui utilise des mesures

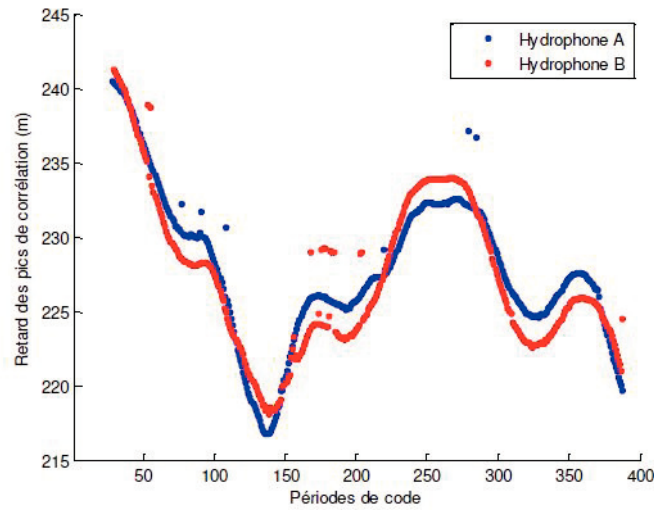


FIGURE 1.25 – Retards du premier pic de corrélation [10]

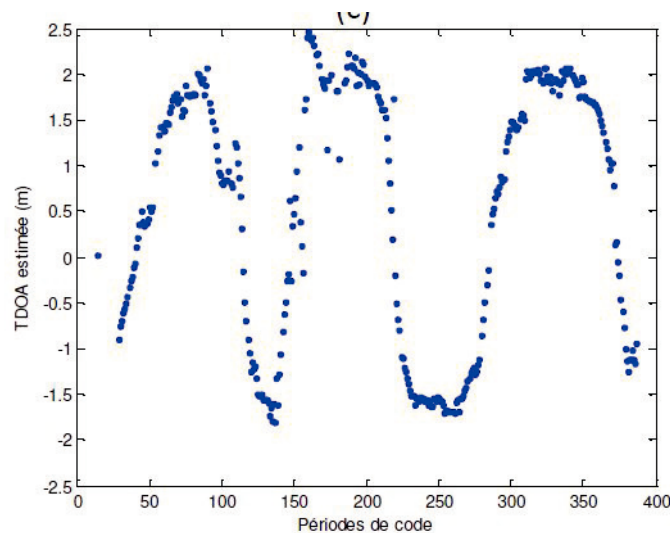


FIGURE 1.26 – Mesures de TDOA [10]

de TOA et la localisation LORAN qui utilise des mesures de TDOA. Nous présentons ensuite la localisation sous-marine et les capteurs acoustiques qui sont utilisés. Plusieurs exemples d'application de la localisation sous-marine sont présentés. Ce chapitre se termine par la présentation de la plateforme de localisation sous-marine du laboratoire qui a été développée dans une thèse précédente.

Les travaux de recherche du laboratoire ont pour objectif de développer une plateforme de localisation sous-marine simple et "légère" pour la localisation de drones sous-marins par mesure de TDOA. Dans un travail de thèse précédent nous avons montré la faisabilité sur signaux réels de la plateforme proposée. Dans ce travail il a été défini en perspective deux probléma-

tiques qui doivent conduire à une localisation robuste et précise. L'utilisation des multi-trajets pour une estimation précise des mesures de TDOA. La définition d'un estimateur de la position 3D de la balise.

Ce travail de thèse s'inscrit dans la définition d'un estimateur de la position 3D. On présente dans le chapitre deux les estimateurs existants. On définit dans ce contexte notre problématique liée au déploiement du système que nous proposons. C'est à dire un calcul de position à partir d'un ensemble de mesures TDOA non synchronisées entre elles.



# Chapitre 2

## Positionnement et estimation de position

Les applications de positionnement sont souvent basées sur des mesures de temps de propagation de signaux dans un réseau d'émetteurs et de récepteurs. La méthode de positionnement TOA, ou calcul de temps d'arrivée, mesure la distance entre un émetteur et un récepteur avec le temps d'émission et de réception. Cette méthode apparaît comme la méthode la plus simple à condition d'avoir une excellente synchronisation temporelle entre les éléments du réseau. La méthode de positionnement TDOA, qui calcule la différence de temps d'arrivée des signaux sur les récepteurs, permet de ne pas dépendre d'une synchronisation temporelle entre tous les éléments du réseau mais seulement entre les récepteurs.

Ce second chapitre bibliographique présente les méthodes de localisation à partir de mesures de TDOA. On décrit le problème géométrique et les estimateurs de positions pondérés et contraints directs de la littérature. On présente les estimateurs indirects qui utilisent la linéarisation locale du problème tels que le développement en série de Taylor et le filtrage d'état. Enfin on décrit le problème d'estimation spécifique à ce travail de thèse.

Nous présentons dans une première partie la solution géométrique de calcul de position à partir de mesures TDOA. C'est dans une deuxième partie que nous présentons les estimateurs direct et indirect de calcul de position. Nous présentons dans une troisième partie l'estimation dynamique par filtrage d'état de la position à partir de mesures de TDOA. Enfin c'est dans une quatrième partie que nous présentons la problématique de cette thèse liée au système de positionnement que nous souhaitons mettre en oeuvre.

### 2.1 Positionnement géométrique

#### 2.1.1 Positionnement géométrique par mesures TOA

L'objectif de ce paragraphe est de présenter un calcul de position géométrique à partir de mesures TOA. On montre que l'on peut obtenir une position non ambiguë. On suppose ici que le récepteur et les émetteurs qui sont déployés pour la localisation sont synchronisés en temps.

On considère un nombre  $N$  d'émetteurs que l'on notera  $E_n$ . On représente Figure 2.1 un exemple de déploiement de deux émetteurs  $E_0(0,0)$ ,  $E_1(x_1,y_1)$ . On déduit de chaque mesure de

TOA une distance  $d_n$  entre l'émetteur  $E_n(x_n, y_n)$  et le récepteur  $R(x, y)$  dont on souhaite calculer la position.

Soit  $d_0$  la distance entre le récepteur  $R$  et l'émetteur  $E_0$  positionné à l'origine.

$$d_0 = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (2.1)$$

De même on a pour le  $n$  ième émetteur  $n$  :

$$d_n = \sqrt{(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2} \quad (2.2)$$

Les composantes de temps et de distances peuvent être exprimées telles que :

$$d_0 = C(t_r - t_0) \quad (2.3)$$

$$d_n = C(t_r - t_n) \quad (2.4)$$

Dans ces deux cas,  $t_r$  correspond au temps mesuré au niveau du récepteur et les  $t_n$  le temps mesuré au niveau de l'émetteur.  $C$  est la vitesse de propagation du signal.

Pour obtenir une solution à partir de  $n$  émetteurs on utilise la mise en équation suivante :

$$d_0^2 = x^2 + y^2 \quad (2.5)$$

de même :

$$d_n^2 = x_n^2 + x^2 + y_n^2 + y^2 - 2xx_n - 2yy_n \quad (2.6)$$

Soit en combinant les équations précédentes :

$$d_n^2 - d_0^2 = x_n^2 + y_n^2 - 2xx_n - 2yy_n \quad (2.7)$$

On représente graphiquement Figure 2.1 les solutions obtenues (points d'intersections des cercles bleu et vert) avec deux émetteurs. Dans ce cas le positionnement est ambigu car il existe deux solutions. Pour obtenir une solution géométrique non ambiguë on montre graphiquement Figure 2.2 que l'on doit utiliser trois émetteurs, ici  $E_0$ ,  $E_1$  et  $E_2$ . Dans ce cas on a le système d'équations suivantes :

$$\begin{cases} d_1^2 - d_0^2 = x_1^2 + y_1^2 - 2xx_1 - 2yy_1 \\ d_2^2 - d_0^2 = x_2^2 + y_2^2 - 2xx_2 - 2yy_2 \end{cases} \quad (2.8)$$

Soit en représentation matricielle :

$$A\theta^T = b \quad (2.9)$$

On définit  $\theta = [x, y]^T$ . Les paramètres  $A$  et  $b$  sont définis par :

$$A = \begin{bmatrix} -2x_1 & -2y_1 \\ -2x_2 & -2y_2 \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} -d_1^2 - d_0^2 + x_1^2 + y_1^2 \\ -d_2^2 - d_0^2 + x_2^2 + y_2^2 \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

La position géométrique  $\theta$  est obtenue par inversion de la matrice  $A$ , le système s'écrit :

$$\theta = A^{-1}b \quad (2.11)$$

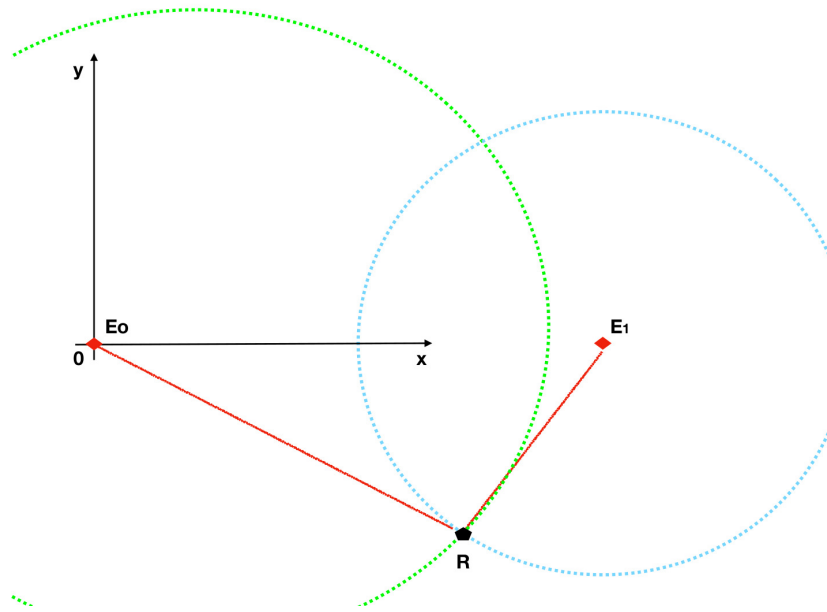


FIGURE 2.1 – Position géométrique ambiguë

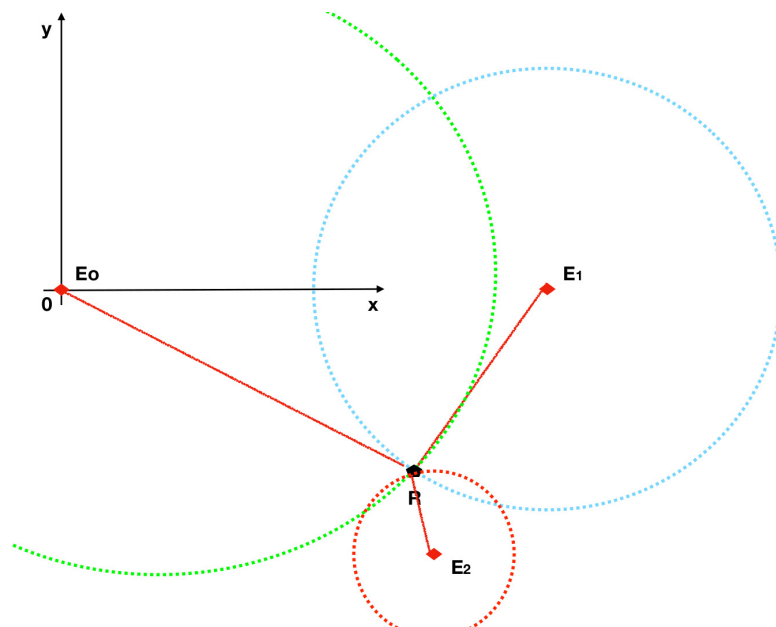


FIGURE 2.2 – Position géométrique non ambiguë

Ce modèle est peu utilisé en pratique car il suppose une parfaite synchronisation des émetteurs et récepteurs. De plus, le bruit de mesure sur la distance  $d_n$  qui est porté au carré dans les équations aura une puissance qui dépendra fortement de cette même distance.

L'article [23] caractérise les valeurs aberrantes dans le cas d'une localisation de source à partir de mesures TOA. L'estimation est effectuée à partir de données bruitées mais aussi de



données qui perturbent le calcul de position finale. Le cas d'une source dynamique est abordée dans [43].

## 2.1.2 Positionnement géométrique par mesures de TDOA

On étudie dans ce paragraphe la position géométrique obtenue à partir de mesures TDOA. On considère ici un émetteur et plusieurs récepteurs. On suppose que les récepteurs sont synchronisés entre eux. Soit  $N$  récepteurs  $\{R_0(0,0), R_1(x_1, y_1), \dots, R_{N-1}(x_{N-1}, y_{N-1})\}$  et un émetteur  $E(x, y)$  dont on veut calculer la position.

Soit  $d_n$  la distance entre le  $n$  ième récepteur et l'émetteur :

$$d_n = \sqrt{(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2} \quad (2.12)$$

Soit  $r_n$  la mesure de TDOA qui est la différence de distance entre le récepteur  $R_n(x_n, y_n)$  et le récepteur de référence  $R_0(0,0)$  :

$$r_n = d_n - d_0 \quad (2.13)$$

On peut écrire :

$$d_n^2 = (r_n + d_0)^2 \quad (2.14)$$

soit :

$$0 = r_n + 2d_0 + \frac{d_0^2 - d_n^2}{r_n} \quad (2.15)$$

On représente Figure 2.3 le lieu des points associés à la mesure TDOA. Ces points sont situés sur une hyperbole. La position est obtenue à l'intersection des hyperboles.

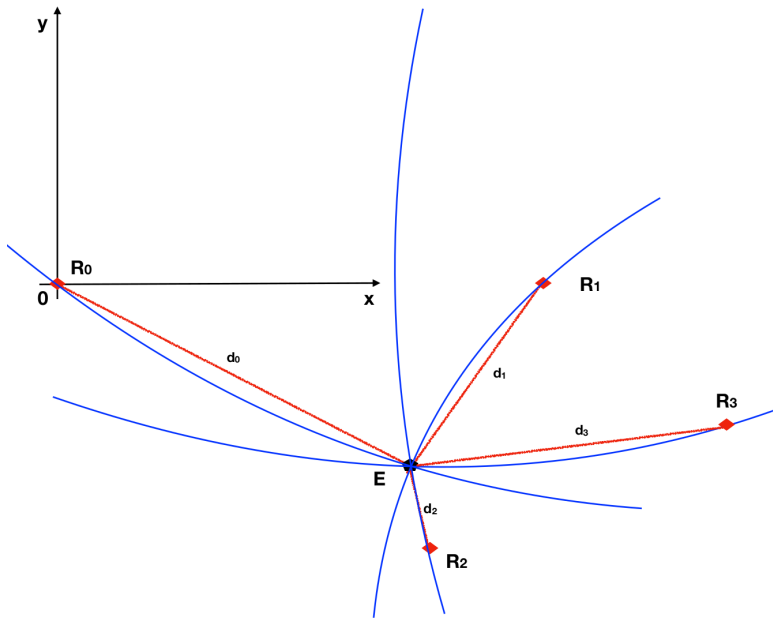


FIGURE 2.3 – Position géométrique obtenue par intersection d'hyperboles

Si on considère trois émetteurs et que la référence est  $E_0$  on obtient le système suivant :

$$\begin{cases} 0 = r_1 + 2d_0 + \frac{d_0^2 - d_1^2}{r_1} \\ 0 = r_2 + 2d_0 + \frac{d_0^2 - d_2^2}{r_2} \end{cases} \quad (2.16)$$

La combinaison de ce système permet l'élimination des termes en  $d_0$ , soit :

$$0 = r_1 - r_2 + \frac{d_0^2 - d_1^2}{r_1} - \frac{d_0^2 - d_2^2}{r_2} \quad (2.17)$$

Le développement de l'équation 2.17 peut s'écrire sous la forme du système :

$$\begin{cases} 0 = x\left(\frac{2x_1}{r_1} - \frac{2x_2}{r_2}\right) + y\left(\frac{2y_1}{r_1} - \frac{2y_2}{r_2}\right) + r_1 - r_2 + \frac{x_2^2 + y_2^2}{r_2} - \frac{x_1^2 + y_1^2}{r_1} \\ 0 = x\left(\frac{2x_1}{r_1} - \frac{2x_3}{r_3}\right) + y\left(\frac{2y_1}{r_1} - \frac{2y_3}{r_3}\right) + r_1 - r_3 + \frac{x_3^2 + y_3^2}{r_3} - \frac{x_1^2 + y_1^2}{r_1} \end{cases} \quad (2.18)$$

On peut écrire sous forme matricielle, avec  $\theta = [x, y]^T$ , l'équation de positionnement géométrique par TDOA telle que :

$$A\theta^T = b \quad (2.19)$$

Les paramètres du système sont définis par :

$$A = \begin{bmatrix} \left(\frac{2x_1}{r_1} - \frac{2x_2}{r_2}\right) & \left(\frac{2y_1}{r_1} - \frac{2y_2}{r_2}\right) \\ \left(\frac{2x_1}{r_1} - \frac{2x_3}{r_3}\right) & \left(\frac{2y_1}{r_1} - \frac{2y_3}{r_3}\right) \end{bmatrix} \quad b = \begin{bmatrix} r_1 - r_2 + \frac{x_2^2 + y_2^2}{r_2} - \frac{x_1^2 + y_1^2}{r_1} \\ r_1 - r_3 + \frac{x_3^2 + y_3^2}{r_3} - \frac{x_1^2 + y_1^2}{r_1} \end{bmatrix} \quad (2.20)$$

La position géométrique  $\theta$  est obtenue par inversion de la matrice  $A$ , le système s'écrit :

$$\theta = A^{-1}b \quad (2.21)$$

Il faut effectivement 3 mesures de TDOA donc 4 récepteurs si on souhaite obtenir une estimation d'une position en 2D, et 4 mesures de TDOA donc 5 récepteurs afin d'avoir une position 3D de l'objet. Dans tous les cas cela nécessite une synchronisation en temps des récepteurs.

On peut observer que les matrices  $A$  et  $b$  utilisées dans le calcul de position sont fortement non linéaires en présence de bruit. En effet les mesures  $r_1, r_2, r_3$  qui sont bruitées en pratique, apparaissent aux dénominateurs des coefficients de la matrice.

Plusieurs études telles que [14] présentent des méthodes de résolution de position pour des TDOA obtenues sur plusieurs paires de récepteurs synchronisés. Des travaux ont été aussi réalisés dans le cas dynamique [50]. Dans notre cas on dispose de mesures TDOA obtenues par des paires de récepteurs synchronisés deux à deux. On montre chapitre 3 que le positionnement est dans ce cas ambigu.

## 2.2 Estimation de la position TDOA

### 2.2.1 Estimation de la position TDOA par développement en série de Taylor

Dans un problème d'estimation on considère que les observations sont bruitées. On introduit ici la mesure de TDOA comme une différence de distance bruitée par un bruit gaussien additif centré.

La solution classique consiste à linéariser par un développement en série de Taylor ce problème non linéaire autour d'une position approximative. On exprime la mesure de TDOA  $r_{i,j}$  par les distances  $d_i$  et  $d_j$  entre l'émetteur et les récepteurs et un bruit. Pour le premier récepteur de coordonnées  $x_1$  et  $y_1$  on a la distance :

$$d_1 = \sqrt{(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2} \quad (2.22)$$

La différence de distance géométrique entre le récepteur  $i$  et le récepteur 1 s'écrit  $\Delta d_{i1} = d_i - d_1$ .

Le développement en série de Taylor impose la connaissance d'un point  $\theta$  d'origine : soit  $\theta^0 = (x^0, y^0)$ . On note :

$$d_i^0 = \sqrt{(x_i - x^0)^2 + (y_i - y^0)^2} \quad (2.23)$$

La différence de distance géométrique entre le récepteur  $i$  et le récepteur 1 avec le point d'origine s'écrit  $\Delta d_{i1}^0 = d_i^0 - d_1^0$ .

On a pour la différence de distance géométrique un développement au premier ordre tel que :

$$\Delta d_{i1} \approx \Delta d_{i1}^0 + \Delta x \frac{\partial d_i}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial d_i}{\partial y} - (\Delta x \frac{\partial d_1}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial d_1}{\partial y}) \quad (2.24)$$

On a alors pour la mesure TDOA :

$$r_{i1} = \Delta d_{i1}^0 + \left(\frac{\partial d_i}{\partial x} - \frac{\partial d_1}{\partial x}\right) \Delta x + \left(\frac{\partial d_i}{\partial y} - \frac{\partial d_1}{\partial y}\right) \Delta y + m \quad (2.25)$$

$$\Delta d_{i1} - \Delta d_{i1}^0 = \left(\frac{\partial d_i}{\partial x} - \frac{\partial d_1}{\partial x}\right) \Delta x + \left(\frac{\partial d_i}{\partial y} - \frac{\partial d_1}{\partial y}\right) \Delta y \quad (2.26)$$

où  $m$  est un bruit additif gaussien et la mesure de TDOA s'écrit  $r_{i1} = \Delta d_{i1} + m$ . Dans notre cas nous étudions les TDOA des récepteurs  $i$  tels que  $i = 2, \dots, N$ . On peut donc écrire le système d'équations sous la forme matricielle suivante :

$$b = A \Delta \hat{\theta} + m \quad (2.27)$$

Avec  $\hat{\theta} = \theta^0 + \Delta \hat{\theta}$ . Et

$$b = \begin{bmatrix} \Delta d_{21} - \Delta d_{21}^0 \\ \Delta d_{31} - \Delta d_{31}^0 \\ \dots \\ \Delta d_{N1} - \Delta d_{N1}^0 \end{bmatrix} A = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial d_2}{\partial x} - \frac{\partial d_1}{\partial x}\right) & \left(\frac{\partial d_2}{\partial y} - \frac{\partial d_1}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial d_3}{\partial x} - \frac{\partial d_1}{\partial x}\right) & \left(\frac{\partial d_3}{\partial y} - \frac{\partial d_1}{\partial y}\right) \\ \dots & \dots \\ \left(\frac{\partial d_N}{\partial x} - \frac{\partial d_1}{\partial x}\right) & \left(\frac{\partial d_N}{\partial y} - \frac{\partial d_1}{\partial y}\right) \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

Les termes de la matrice  $A$  sont donnés par :

$$\frac{\partial d_2}{\partial x} = \frac{x^0 - x_2}{d_2^0} \quad \text{et} \quad \frac{\partial d_1}{\partial x} = \frac{x^0 - x_1}{d_1^0} \quad (2.29)$$

Dans ce contexte l'estimateur des moindres carrés de  $\theta$  est donné par :

$$\Delta \hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T b \quad (2.30)$$

Cet estimateur donne une position précise quand  $\theta^0$  est proche de la position recherchée. Cette approche est aussi utilisée dans le développement du filtre EKF pour le calcul de positions à partir de mesures TDOA.

### 2.2.2 Estimation de la position TDOA par les moindres carrés pondérés

L'équation géométrique du positionnement TDOA présentée dans le paragraphe précédent est fortement non linéaire. En présence de bruit l'estimation de la position est fortement instable. Il a été proposé dans [58], [42] de réécrire les équations de positionnement différemment pour faire apparaître un bruit gaussien additif dans les équations de positionnements. Cette expression a donné lieu à la proposition de plusieurs estimateurs.

Pour définir cette expression, on part d'un problème TDOA en 2 dimensions où le nombre de récepteurs est supérieur ou égal à 4. Soit la position  $X_s = [x_s \ y_s]$  la position de l'émetteur source. Pour un  $i = 1, 2, \dots, N$  on considère les  $X_i = [x_i \ y_i]$  comme étant les positions des récepteurs. Les TDOA sont notés  $r_{i,1}$  et sont écrits tels que :

$$r_{i,1} = d_i - d_1, \quad i = 2, 3, \dots, N \quad (2.31)$$

Soit la différence de distance entre  $d_i$  et  $d_1$

$$d_i = \sqrt{(x_s - x_i)^2 + (y_s - y_i)^2} \quad (2.32)$$

En combinant on obtient avec  $i = 2, 3, \dots, N$  :

D'après la figure 2.4 on peut aussi raisonner en vecteur :

$$r_{i,1} = d_i - d_1 = \|\overrightarrow{X_s - X_i}\| - \|\overrightarrow{X_s - X_1}\| \quad (2.33)$$

Figure 2.4 on a la relation vectorielle suivante :

$$\|\overrightarrow{X_s - X_i}\|^2 = \|\overrightarrow{X_1 - X_i} - \overrightarrow{X_s - X_1}\|^2 = \|\overrightarrow{X_1 - X_i}\|^2 + 2(\overrightarrow{X_1 - X_i} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) + \|\overrightarrow{X_s - X_1}\|^2 \quad (2.34)$$

L'équation précédente sous forme vectorielle peut se ramener à la forme suivante en exprimant la distance  $d_i = \|\overrightarrow{X_s - X_i}\|$  avec la mesure de TDOA  $r_{i,1}$  et la distance  $d_1$ .

$$(r_{i,1} + d_1)^2 = (x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 + 2(\overrightarrow{X_1 - X_i} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) + d_1^2 \quad (2.35)$$

$$0 = -r_{i,1}^2 - 2r_{i,1}d_1 + (x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 + 2(\overrightarrow{X_1 - X_i} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) \quad (2.36)$$

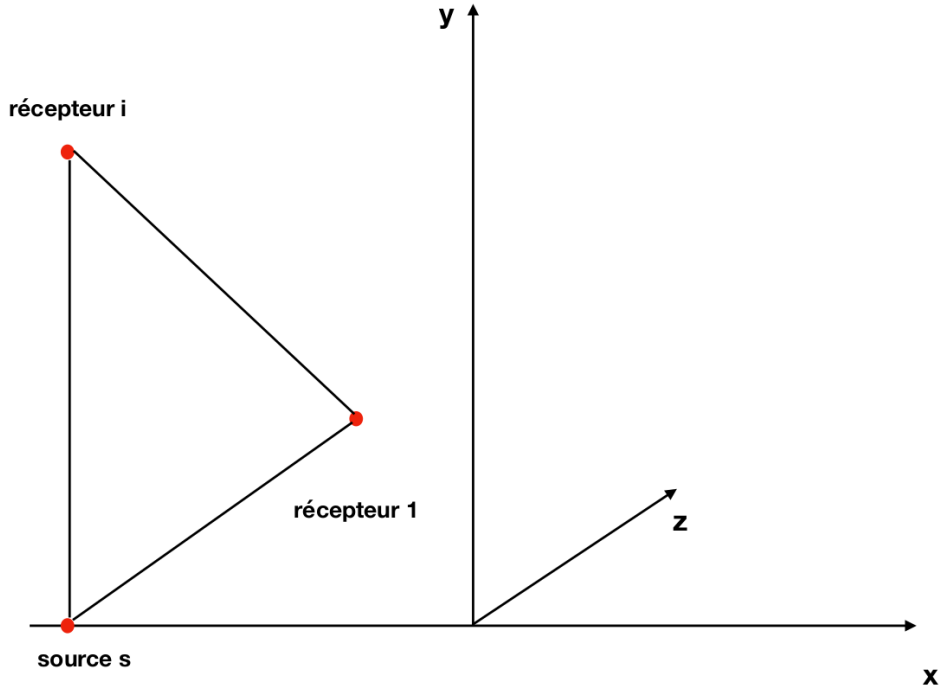


FIGURE 2.4 – Géométrie simple pour une source et deux récepteurs

Les mesures de TDOA étant bruitées, on ajoute le paramètre  $n$  de bruit dans les équations suivantes :

$$0 = -(r_{i,1} + n)^2 - 2(r_{i,1} + n)d_1 + (x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 + 2(\overrightarrow{X_1 - X_i} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) \quad (2.37)$$

$$0 = -r_{i,1}^2 - n^2 - 2r_{i,1}n - 2r_{i,1}d_1 - 2d_1n + (x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 + 2(\overrightarrow{X_1 - X_i} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) \quad (2.38)$$

$$0 = -r_{i,1}^2 - n^2 - 2n(r_{i,1} + d_1) - 2r_{i,1}d_1 + (x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 + 2(\overrightarrow{X_1 - X_i} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) \quad (2.39)$$

$$0 = -r_{i,1}^2 - n^2 - 2nd_i - 2r_{i,1}d_1 + (x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 + 2(\overrightarrow{X_1 - X_i} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) \quad (2.40)$$

On a finalement :

$$(x_i - x_1)(x_s - x_1) + (y_i - y_1)(y_s - y_1) + r_{i,1}d_1 = 0.5[(x_i - x_1)^2 + (y_i - y_1)^2 - r_{i,1}^2] + m_{i,1} \quad (2.41)$$

avec  $m_{i,1} = n d_i$  car la puissance du bruit en  $n^2$  peut être négligée devant la puissance du bruit en  $n d_i$ .

Pour plusieurs mesures de TDOA on a le système d'équations suivantes :

$$\begin{cases} 0 = -r_{2,1}^2 - 2nd_2 - 2r_{2,1}d_1 + (x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + 2(\overrightarrow{X_2 - X_1} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) \\ 0 = -r_{3,1}^2 - 2nd_3 - 2r_{3,1}d_1 + (x_3 - x_1)^2 + (y_3 - y_1)^2 + 2(\overrightarrow{X_3 - X_1} \cdot \overrightarrow{X_s - X_1}) \end{cases} \quad (2.42)$$

On peut alors en déduire une représentation matricielle sous la forme  $b = A\theta + m$  et on a l'expression des matrices suivantes :

$$A = \begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & r_{2,1} \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & r_{3,1} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_N - x_1 & y_N - y_1 & r_{N,1} \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

$$b = 0.5 \begin{bmatrix} (x_2 - x_1)^2 & (y_2 - y_1)^2 & -r_{2,1}^2 \\ (x_3 - x_1)^2 & (y_3 - y_1)^2 & -r_{3,1}^2 \\ \dots & \dots & \dots \\ (x_N - x_1)^2 & (y_N - y_1)^2 & -r_{N,1}^2 \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

Soit  $\theta$  le vecteur de paramètre à définir pour le calcul de position :

$$\theta = [x_s - x_1 \quad y_s - y_1 \quad d_1]^T \quad (2.45)$$

Soit le vecteur  $m$  contenant les bruits de mesure  $m_{i,1} = d_i n$ .

$$m = [m_{2,1} \dots m_{N,1}]^T \quad (2.46)$$

Lorsque les distances  $d_i$  augmentent la puissance du bruit  $m_{i,1}$  augmente. Dans l'article [18] il est proposé d'utiliser l'estimateur des moindres carrés pondérés pour tenir compte des différentes puissances de bruits associées aux différentes distances. Ce travail est appliqué à la localisation d'un terminal mobile.

Dans ce contexte, le problème d'estimation prenant en compte les informations de distances peut s'écrire comme le problème d'optimisation suivant :

$$\hat{\theta} = \underbrace{\operatorname{argmin}}_{\tilde{\theta}} (A\tilde{\theta} - b)^T W (A\tilde{\theta} - b) \quad (2.47)$$

avec  $\tilde{\theta}$  la variable d'optimisation  $\tilde{\theta} = [\tilde{x}_s - x_1, \tilde{y}_s - y_1, \tilde{d}_1]^T$  et  $\hat{\theta}$  la valeur estimée de  $\theta$ .

Les bruits sur les mesures de TDOA sont indépendants. Dans ce cas l'estimateur des moindres carrés pondérés est l'estimateur BLUE (Best Linear Unbiased) si les poids sont égaux à l'inverse de la variance du bruit. On a alors :

$$\hat{\theta}_{WLS} = (A^T W A)^{-1} A^T W b \quad (2.48)$$

où  $W$  est une matrice diagonale qui contient les poids. Pour la localisation TDOA les poids de la matrice  $W$  sont définis par les distances  $d_i$ . En pratique ces distances ne sont pas connues. La

mise en oeuvre de l'estimateur se fait donc en deux temps et on parle de méthode *2WLS*. Dans ce cas une valeur préliminaire de  $\theta$  est estimée dans une première étape avec une matrice de poids identité. Dans une deuxième étape les distances  $d_i$  et la matrice  $W$  sont estimées avec la valeur préliminaire de  $\theta$  pour en déduire l'estimation finale de la position.

Si les variables de  $\theta$  sont indépendantes, l'estimateur des moindres carrés pondérés est l'estimateur optimal. Cependant, les composantes de  $\theta$  ne sont pas indépendantes car  $d_1$  dépend de la position de la source  $[x_s, y_s]$ . Il est proposé dans [42] un estimateur des moindres carrés pondérés contraints pour résoudre ce problème.

### 2.2.3 Estimation de la position TDOA par les moindres carrés pondérés contraints

Le problème d'estimation prenant en compte les informations de distances et la dépendance entre les composantes de  $\theta$  peut s'écrire comme le problème d'optimisation suivant :

$$\hat{\theta} = \underbrace{\operatorname{argmin}}_{\tilde{\theta}} (A\tilde{\theta} - b)^T W (A\tilde{\theta} - b) \quad (2.49)$$

avec  $\tilde{\theta}$  la variable d'optimisation  $\tilde{\theta} = [\tilde{x}_s - x_1, \tilde{y}_s - y_1, \tilde{d}_1]^T$  et  $\hat{\Theta}$  la valeur estimée de  $\Theta$ .

Dans ce problème d'optimisation on a la contrainte :

$$\tilde{\theta}^T S \tilde{\theta} = (\tilde{x} - x_1)^2 + (\tilde{y} - y_1)^2 - \tilde{d}_1^2 = 0 \quad (2.50)$$

avec la matrice diagonale  $S = \operatorname{diag}[1, 1, -1]$ .

Pour résoudre le problème d'estimation par les moindres carrés pondérés contraints on peut utiliser la méthode du Lagrangien. On a alors [42], [33] :

$$L(\hat{\theta}, \lambda) = (A\tilde{\theta} - b)^T W (A\tilde{\theta} - b) + \lambda \tilde{\theta}^T S \tilde{\theta} \quad (2.51)$$

Avec  $\lambda$  le coefficient lagrangien. On recherche la valeur de  $\theta$  qui maximise l'expression précédente, soit :

$$\frac{\partial L(\theta, \lambda)}{\partial \theta} = 2(A^T W A + \lambda S)\theta - 2A^T W b = 0 \quad (2.52)$$

ce qui nous donne l'expression de l'estimateur des moindres carrés contraints  $\hat{\theta}_{CMLS}$  :

$$\hat{\theta}_{CMLS} = (A^T W A + \lambda S)^{-1} A^T W b \quad (2.53)$$

Dans [18]  $\lambda$  est la solution de l'équation suivante obtenue en substituant 2.53 dans 2.50 :

$$b^T W^{-1} (A^T W^{-1} A + \lambda S)^{-1} S (A^T W^{-1} A + \lambda S)^{-1} W b = 0 \quad (2.54)$$

Les moindres carrés contraints sont aussi définis avec d'autres contraintes pour le calcul de position. Dans [50] il est proposé d'utiliser la puissance des signaux pour contraindre la position. Dans ce cas on considère que l'erreur de mesure est plus grande sur les signaux plus faibles et on leur donne moins de poids dans le calcul de position. Plusieurs méthodes sont décrites et des solutions de type quadratiques sont proposées pour résoudre ce problème d'estimation de position TDOA.

## 2.3 Estimation dynamique

L'estimation dynamique à partir de mesures TDOA impose un mouvement des capteurs et/ou de l'émetteur. On peut diviser le problème dynamique en plusieurs cas : le cas d'une balise émettrice en mouvement localisé à partir de récepteurs ; le cas d'une balise émettrice fixe localisée à partir d'un mouvement des récepteurs et un cas plus complexe de balise en mouvement et de récepteurs en mouvement. L'introduction du filtre de Kalman est l'objet de cette partie. Il est défini comme un algorithme récursif optimal de traitement de données dans un cas dynamique.

Dans [46] le filtre de Kalman intègre toutes les informations qui peuvent lui être fournies. Il traite toutes les mesures disponibles quelles que soient leurs précisions afin d'estimer leurs valeurs réelles. L'utilisation du filtre de Kalman se retrouve dans plusieurs applications telles que les radars, le positionnement d'objets sous-marins [41], la navigation en mer ou le suivi d'objets en mouvement. Cette thèse s'inscrit dans l'étude des méthodes TDOA et l'utilisation de filtres de Kalman sur ces données. Dans un premier temps nous allons présenter différents types de filtres de Kalman : le filtre de Kalman classique [48], le filtre de Kalman étendu, puis le distribué [49] et le Kalman itératif [63]. Une autre solution pour le positionnement à partir de mesures TDOA est d'utiliser un filtre particulière. Dans [38] le filtre particulière est comparé à une méthode des moindres carrés en simulation. D'autres articles permettent de considérer un réseau de microphones complexe afin de caractériser et gérer le bruit et l'environnement dans le but d'obtenir la position de l'émetteur [64]

### 2.3.1 Filtrage d'état

#### Filtre de Kalman : cas scalaire

Le filtre de Kalman se base sur une suite d'équations et une implémentation récursive qui permet d'estimer de façon précise une variable d'état en intégrant les erreurs de mesure ou de modèle des équations du filtre. Le filtre de Kalman utilise deux étapes distinctes : une étape de prédiction et une étape de mise à jour. La première étape de prédiction utilise l'état estimé de l'instant précédent  $k-1$  pour obtenir une prédiction à l'instant  $k$ . Dans l'étape de mise à jour, les observations à l'instant  $k$  sont utilisées pour corriger l'état prédit afin d'obtenir une estimation précise de l'état courant. Dans le cas scalaire on considère un modèle d'état constant et un bruit sur ce modèle. Soit  $x_k$  la variable d'état et  $z_k$  la mesure bruitée à l'instant  $k$ . On a la modélisation suivante :

$$\begin{cases} x_k &= x_{k-1} + v_Q \text{ avec } v_Q \sim N(0, Q) \\ z_k &= x_k + v_R \text{ avec } v_R \sim N(0, R) \end{cases} \quad (2.55)$$

Plusieurs paramètres sont utilisés dans la mise à jour :  $\hat{P}_{k/k-1}$  la covariance de l'erreur prédite et  $\hat{P}_k$  la covariance de l'erreur sur l'état estimé. Les deux étapes du filtre sont décrites par les équations suivantes :



L'étape de prédiction :

$$\begin{cases} \hat{x}_{k/k-1} = \hat{x}_{k-1} \\ \hat{P}_{k/k-1} = \hat{P}_{k-1} + Q; \end{cases} \quad (2.56)$$

L'étape de correction :

$$\begin{cases} \frac{1}{\hat{P}_k} = \frac{1}{R} + \frac{1}{\hat{P}_{k/k-1}} \\ \hat{x}_k = \frac{\hat{P}_k}{R} * z_k + \frac{\hat{P}_k}{\hat{P}_{k/k-1}} * \hat{x}_{k/k-1} \end{cases} \quad (2.57)$$

A l'aide des équations de l'étape de correction on constate que les paramètres  $R$  et  $Q$  sont fait pour donner plus ou moins de poids au modèle ou à la mesure. Dans le cas d'un  $Q$  grand, on donnera plus d'importance à la mesure par rapport à l'état prédit pour estimer l'état courant. Dans le cas d'un  $R$  grand, on donnera plus d'importance à l'état prédit par rapport à la mesure.

### Filtre de Kalman : cas vectoriel

Dans le cas vectoriel on considère un vecteur d'état  $x_k$  et un vecteur de mesure  $z_k$ . On a l'équation d'état suivante :

$$\begin{cases} x_k = F_k x_{k-1} + \omega_k \text{ avec } \omega_k \sim N(0, Q) \\ z_k = H_k x_k + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, R) \end{cases} \quad (2.58)$$

Avec  $F_k$  la matrice de transition de l'état et  $H_k$  la matrice d'observation.

On a alors, l'étape de prédiction :

$$\begin{cases} \hat{x}_{k/k-1} = F_k \hat{x}_{k-1/k-1} \\ \hat{P}_{k/k-1} = F_k \hat{P}_{k-1/k-1} F_k^T + Q_k \end{cases} \quad (2.59)$$

et l'étape de correction :

$$K_k = P_{k|k-1} H^T (H P_{k|k-1} H^T + R)^{-1} \quad (2.60)$$

$$P_{k|k-1} = (I - K_k H) P_{k|k-1} \quad (2.61)$$

$$x_k = x_{k|k-1} + K_k (z_k - H_k(x_{k|k-1})) \quad (2.62)$$

Si  $F_k$  et  $H_k$  ne sont plus des matrices mais des fonctions  $f()$  et  $h()$ , alors on utilise un filtre de Kalman étendu comme décrit section 2.3.2 ou un filtre de Kalman itératif.

### Le filtre de Kalman itératif

Le modèle présenté du filtre de Kalman itératif est défini dans [63]. La matrice  $F_k$  représente l'évolution de l'état dans le temps. La fonction  $h_k(x_k)$  représente la fonction de liaison entre l'état et la mesure. Soit le modèle non linéaire suivant :

$$\begin{cases} x_k = F_k x_{k-1} + \omega_k \text{ avec } \omega_k \sim N(0, Q) \\ z_k = h_k(x_k) + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, R) \end{cases} \quad (2.63)$$

Le Filtre de Kalman itératif est initialisé au pas  $k - 1$  et pour cela on va définir des variables telles que  $\eta_1 = \hat{x}_{k/k-1}$  et  $P_1 = \hat{P}_{k/k-1}$ . On peut écrire l'étape de prédiction comme :

$$\begin{cases} \hat{x}_{k/k-1} = F_k \hat{x}_{k-1/k-1} \\ \hat{P}_{k/k-1} = F_k \hat{P}_{k-1/k-1} F_k^T + Q_k \end{cases} \quad (2.64)$$

Pour le filtre de Kalman itératif on définit  $r$  l'itération courante de l'état  $k$ . Les calculs suivant vont être répétés pour chaque itération  $r$ . On a :

$$\begin{cases} \alpha_k(\eta_r) = z_k - h_k(\eta_r) \\ \zeta_k(\eta_r) = \alpha_k(\eta_r) - H_r(\eta_r)[\hat{x}_{k/k-1} - \eta_r] \\ \eta_{r+1} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k(\eta_r)\zeta_k(\eta_r) \\ \hat{P}_{r+1} = [I - K_k(\eta_r)H_k(\eta_r)]\hat{P}_{k/k-1} \end{cases} \quad (2.65)$$

On a  $H_k$ , la jacobienne de  $h_k()$  que l'on peut écrire comme :

$$H_k(\eta_r) = \frac{\partial h_k(x)}{\partial x} \Big|_{x=\eta_r} \quad (2.66)$$

avec le gain du filtre calculé à l'itération  $r$  :

$$K_k(\eta_r) = \hat{P}_{k/k-1} H_k^T(\eta_r) [H_k(\eta_r) \hat{P}_{k/k-1} H_k^T(\eta_r) + R_k]^{-1} \quad (2.67)$$

Finalement on a  $\hat{x}_{k/k} = \eta_L$  et  $\hat{P}_{k/k} = \hat{P}_L$ , où  $L$  correspond au nombre d'itérations effectuées. Le critère d'arrêt peut être défini à partir des paramètres calculés. Le filtre de Kalman itératif procède par améliorations successives, on peut donc parler de descente de gradient pour chaque instant  $k$ .

Si on se place dans un cas linéaire le modèle devient :

$$\begin{cases} x_{k+1} = F x_k + \omega_k \\ z_{k+1} = H x_k + v_k \end{cases} \quad (2.68)$$

pour la première itération ( $r=1$ ) on peut écrire le système comme :

$$\begin{cases} \alpha_k(\eta_1) = z_k - H\eta_1 \\ \zeta_k(\eta_1) = \alpha_k(\eta_1) \\ \eta_2 = \hat{x}_{k/k-1} + K_k(\eta_1)\zeta_k(\eta_1) \\ \hat{P}_2 = [I - K_k(\eta_1)H(\eta_1)]\hat{P}_{k/k-1} \\ K_k(\eta_r) = \hat{P}_{k/k-1} H^T(\eta_1) [H(\eta_1) \hat{P}_{k/k-1} H^T(\eta_1) + R]^{-1} \end{cases} \quad (2.69)$$

Pour la première itération, la seconde partie de  $\zeta_k$  s'annule. Pour la seconde ( $r=2$ ) itération, on a :

$$\begin{cases} \alpha_k(\eta_2) = z_k - H\eta_2 \\ \zeta_k(\eta_2) = \alpha_k(\eta_2) - H[\hat{x}_{k/k-1} - \eta_2] \\ \eta_3 = \hat{x}_{k/k-1} + K_k(\eta_2)\zeta_k(\eta_2) \\ \hat{P}_3 = [I - K_k(\eta_2)H]\hat{P}_{k/k-1} \\ K_k(\eta_2) = \hat{P}_{k/k-1} H^T [H\hat{P}_{k/k-1} H^T + R]^{-1} \end{cases} \quad (2.70)$$

On remarque que  $K_k$  et  $\hat{P}_r$  ne changent pas et que les sorties du filtre sont stationnaires et indépendantes des itérations. Le filtre de Kalman itératif ne converge pas dans le cas linéaire et n'a d'intérêt que dans le cas non linéaire.

### Autre filtre d'état

La localisation de source et de déplacement de robots sous-marins par TDOA peut être réalisée avec un filtre particulière [64]. Il s'agit d'une alternative au filtre de Kalman étendu. L'intérêt du filtre particulière est de pouvoir gérer des modèles de mouvements non-linéaires et des bruits capteurs non gaussiens. On a comme pour le filtre de Kalman deux étapes : une étape de prédiction et une étape de correction comprenant un ré-échantillonnage des données. L'étape de prédiction s'appuie sur la distribution de particules  $x_{t-1}^i$  au temps  $t - 1$  qui décrivent le vecteur d'état. La prise en compte des données capteurs  $z_t$ , des mouvements du robot  $u_t$  et de l'ensemble  $E$  des informations de l'environnement se fait dans l'étape de correction. L'étape de correction redistribue les particules autour de la valeur moyenne du vecteur d'état la plus vraisemblable.

### 2.3.2 Application du filtre EKF au positionnement par TDOA

Dans l'article [63], il est proposé un filtre de Kalman étendu pour la localisation dynamique d'un mobile à partir de mesures TDOA. Pour le décrire et le tester, on présente dans cette partie une simulation. On va suivre la trajectoire d'une balise entourée par un réseau de quatre récepteurs fixes positionnés aux extrémités de la zone de déplacement de la balise. On représente Figure 2.5 la trajectoire et les balises.

#### Implémentation sous la forme d'un filtre EKF

On présente ici le filtre EKF décrit dans [63]. Soit le modèle d'état suivant :

$$\begin{cases} x_k = Fx_{k-1} + \omega_k \text{ avec } \omega_k \sim N(0, Q) \\ z_k = h(x_k) + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, R) \end{cases} \quad (2.71)$$

La fonction  $F$  représente l'évolution de l'état dans le temps. La fonction  $h(x_k)$  représente la fonction de liaison non linéaire entre l'état et la mesure. Dans le cas d'une localisation par TDOA,  $F$  est définie par :

$$F = \begin{bmatrix} 1 & ax & 0 & 0 \\ 0 & ax & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & ax * T \\ 0 & 0 & 0 & ax \end{bmatrix} \quad (2.72)$$

avec :

$$Q = \begin{bmatrix} b_x^2 * T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & b_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & b_x^2 * T^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & b_x^2 \end{bmatrix} \quad (2.73)$$

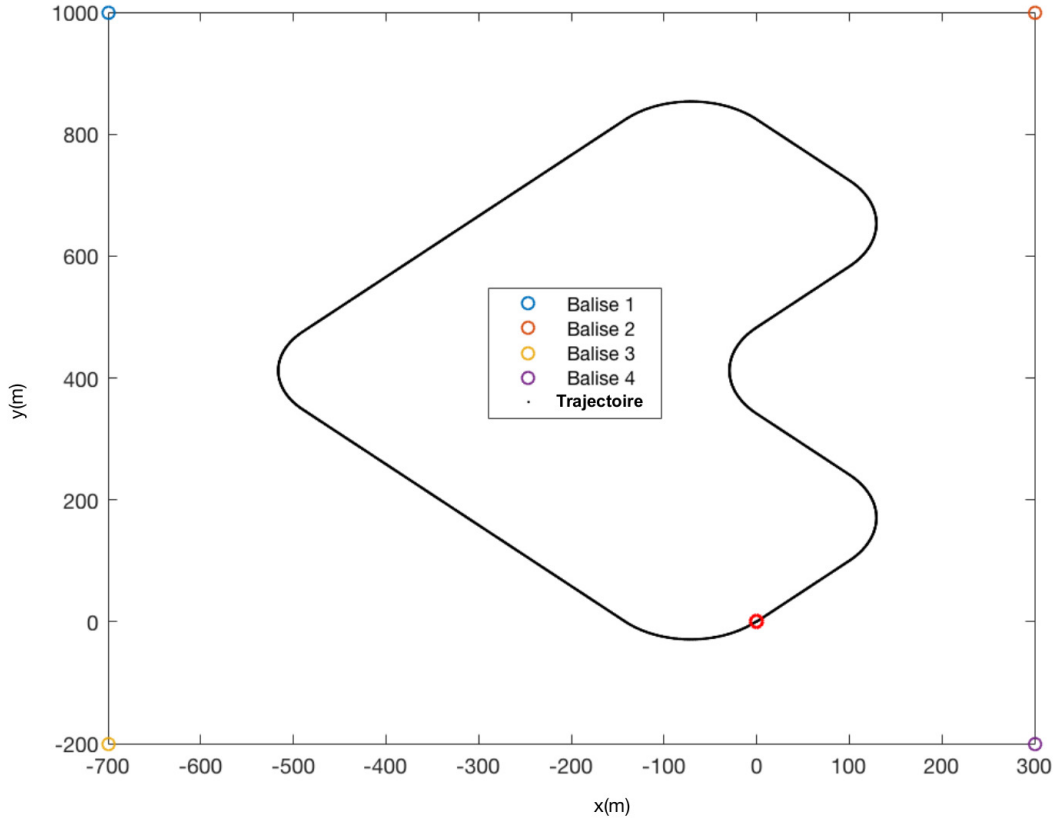


FIGURE 2.5 – Trajectoire et balises

Les valeurs des paramètres sont  $\beta_x = 10s^{-1}$  et  $\bar{v}_x = 1ms^{-1}$  :

$$a_x = \exp(-\beta_x T) \quad (2.74)$$

et

$$b_x = \bar{v}_x \sqrt{1 - a_x^2} \quad (2.75)$$

L'étape de prédiction du filtre de Kalman s'écrit :

$$\begin{cases} \hat{x}_{k/k-1} = F * \hat{x}_{k-1} \\ \hat{P}_{k/k-1} = F * \hat{P}_{k-1} * F^T + Q; \end{cases} \quad (2.76)$$

La fonction  $h^{i-j}()$  est définie pour l'état  $x_k = [x \ y]_k$  comme étant la mesure de TDOA des balises  $i, j$  :

$$h^{1-2}(x_k) = \sqrt{(x_k - x^1)^2 + (y_k - y^1)^2} - \sqrt{(x_k - x^2)^2 + (y_k - y^2)^2} \quad (2.77)$$

$$h^{3-4}(x_k) = \sqrt{(x_k - x^3)^2 + (y_k - y^3)^2} - \sqrt{(x_k - x^4)^2 + (y_k - y^4)^2} \quad (2.78)$$

N'étant pas dans un cas linéaire on définit la matrice  $H$  qui est la matrice jacobienne d'observation. Elle peut s'écrire comme :

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial h^{1-2}}{\partial x_k} & \frac{\partial h^{3-4}}{\partial x_k} \\ 0 & 0 \\ \frac{\partial h^{1-2}}{\partial y_k} & \frac{\partial h^{3-4}}{\partial y_k} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.79)$$

avec :

$$\frac{\partial h_k^{1-2}}{\partial x_k} = \frac{x_k - x^1}{\sqrt{(x_k - x^1)^2 + (y_k - y^1)^2}} - \frac{x_k - x^2}{\sqrt{(x_k - x^2)^2 + (y_k - y^2)^2}} \quad (2.80)$$

$$\frac{\partial h_k^{1-2}}{\partial y_k} = \frac{y_k - y^1}{\sqrt{(x_k - x^1)^2 + (y_k - y^1)^2}} - \frac{y_k - y^2}{\sqrt{(x_k - x^1)^2 + (y_k - y^2)^2}} \quad (2.81)$$

et de même :

$$\frac{\partial h_k^{3-4}}{\partial x_k} = \frac{x_k - x^3}{\sqrt{(x_k - x^3)^2 + (y_k - y^3)^2}} - \frac{x_k - x^4}{\sqrt{(x_k - x^4)^2 + (y_k - y^4)^2}} \quad (2.82)$$

$$\frac{\partial h_k^{3-4}}{\partial y_k} = \frac{y_k - y^3}{\sqrt{(x_k - x^3)^2 + (y_k - y^3)^2}} - \frac{y_k - y^4}{\sqrt{(x_k - x^4)^2 + (y_k - y^4)^2}} \quad (2.83)$$

Finalement l'étape de correction du filtre est définie par :

$$\begin{cases} K_k = P_{k|k-1} H^T (H P_{k|k-1} H^T + R)^{-1} \\ P_{k|k-1} = (I - K_k H) P_{k|k-1} \\ x_k = x_{k|k-1} + K_k (z_k - h_k(x_{k|k-1})) \end{cases} \quad (2.84)$$

### Simulations en présence d'un faible bruit de mesures

On représente Figure 2.6 un test d'estimation pour un faible bruit. On identifie deux zones de mauvaise estimation sur la trajectoire associées à une indétermination dans les calculs.

On représente Figure 2.7 l'erreur d'estimation qui est la distance entre la position simulée et la position estimée. On observe Figure 2.7 deux instants d'instabilités de l'estimation liés à une grande erreur d'estimation. L'utilisation d'un filtre de Kalman étendu sur toute la trajectoire met en évidence un problème de stabilité du filtre à certains endroits. Cette erreur est liée à la géométrie du système.

Le décrochage d'estimation est lié au passage à 0 du TDOA qui est utilisé dans l'étape de correction. Le TDOA est nul lorsque les points de la trajectoire sont à égale distance des balises. Dans ce cas on a :

$$\frac{\partial h_k^{1-2}}{\partial x_k} = \frac{x_k - x^1}{\sqrt{(x_k - x^1)^2 + (y_k - y^1)^2}} - \frac{x_k - x^2}{\sqrt{(x_k - x^2)^2 + (y_k - y^2)^2}} \approx \frac{x^2 - x^1}{\sqrt{(x_k - x^1)^2 + (y_k - y^1)^2}} \approx 0 \quad (2.85)$$

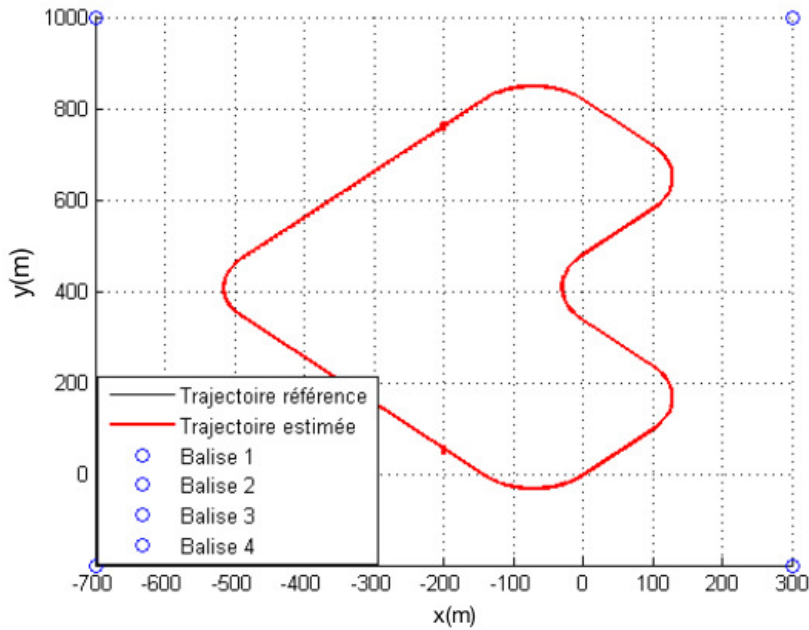


FIGURE 2.6 – Estimation sans bruit pour un cas de déploiement entourant la trajectoire

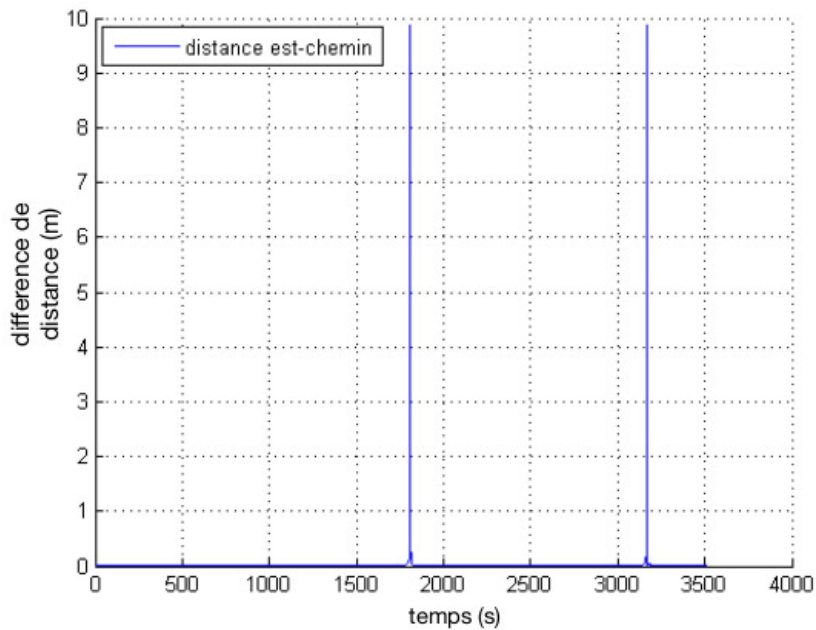


FIGURE 2.7 – Erreur d'estimation pour un faible bruit

$$\frac{\partial h_k^{1-2}}{\partial y_k} = \frac{y_k - y^1}{\sqrt{(x_k - x^1)^2 + (y_k - y^1)^2}} - \frac{y_k - y^2}{\sqrt{(x_k - x^2)^2 + (y_k - y^2)^2}} \approx \frac{y^2 - y^1}{\sqrt{(x_k - x^1)^2 + (y_k - y^1)^2}} \approx 0 \quad (2.86)$$

de même :

$$\frac{\partial h_k^{3-4}}{\partial x_k} = \frac{x_k - x^3}{\sqrt{(x_k - x^3)^2 + (y_k - y^3)^2}} - \frac{x_k - x^4}{\sqrt{(x_k - x^4)^2 + (y_k - y^4)^2}} \approx \frac{x^4 - x^3}{\sqrt{(x_k - x^3)^2 + (y_k - y^3)^2}} \approx 0 \quad (2.87)$$

$$\frac{\partial h_k^{3-4}}{\partial y_k} = \frac{y_k - y^3}{\sqrt{(x_k - x^3)^2 + (y_k - y^3)^2}} - \frac{y_k - y^4}{\sqrt{(x_k - x^4)^2 + (y_k - y^4)^2}} \approx \frac{y^4 - y^3}{\sqrt{(x_k - x^3)^2 + (y_k - y^3)^2}} \approx 0 \quad (2.88)$$

Dans ce cas la matrice H va tendre vers zéro.

### Cas bruité

Dans cette simulation on teste l'estimation en ajoutant du bruit. Deux cas de déploiement de balise sont étudiés. Un premier cas où les deux balises du haut et du bas sont espacées de 2 m. Un second cas où les quatre balises sont situées au centre de la trajectoire et espacées de 2 m. Le déploiement des balises correspond à l'étude menée au chapitre 3. On représente Figure 2.8 la trajectoire estimée et on représente Figure 2.9 l'erreur d'estimation.

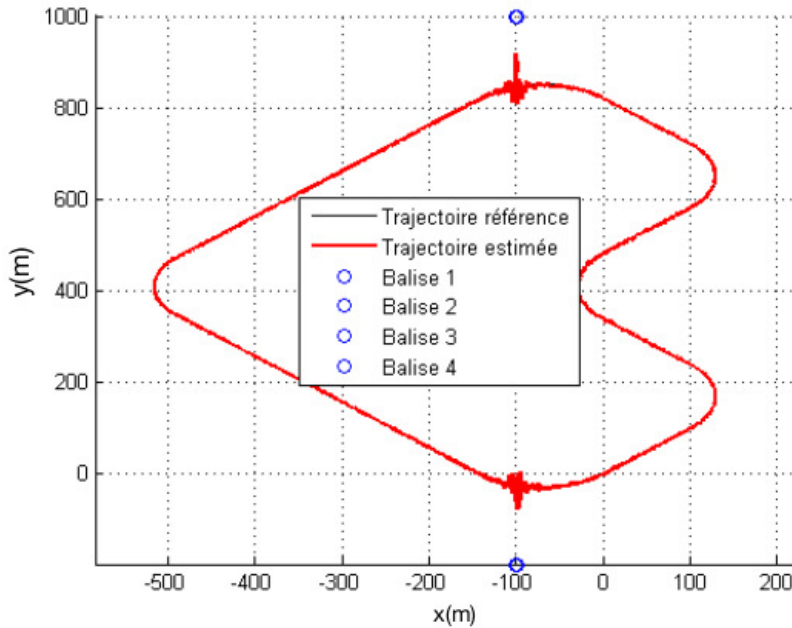


FIGURE 2.8 – Estimation avec du bruit et des balises séparées de 2 m

Figure 2.8 on retrouve la même instabilité du filtre quand le point de la trajectoire est à égale distance de deux balises. Dans ce cas une mesure de TDOA est nulle et des coefficients de la matrice H sont égaux à zéro. Cette erreur augmente avec la distance entre balise et la puissance du bruit. De plus on observe une bonne estimation proche des balises et une estimation beaucoup plus bruitée lorsque l'on s'éloigne. Plus on s'éloigne plus l'erreur est importante : le bruit a plus

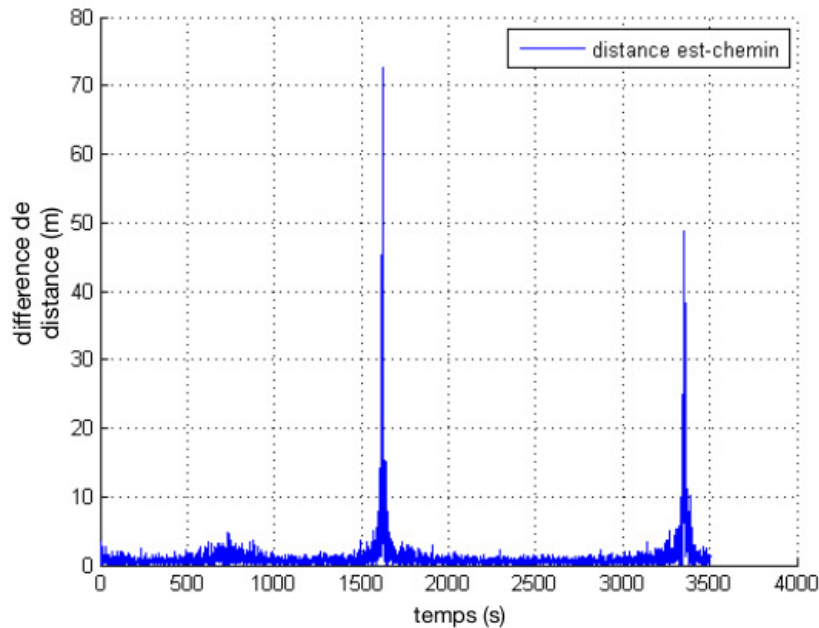


FIGURE 2.9 – Erreur d'estimation pour un cas bruité

d'importance dans le cas d'une estimation lointaine. On peut en conclure une forte sensibilité au bruit en fonction de la distance aux balises.

Enfin on représente Figure 2.10 le cas de quatre balises alignées au centre de la trajectoire et séparées par 2 m.

Figure 2.10 une partie de la trajectoire est mal estimée. Cette trajectoire mal estimée est liée à une valeur négative du TDOA. Dans ce cas il existe une ambiguïté de position de part et d'autre de l'axe qui contient les quatre hydrophones. Il existe au passage de cet axe deux positions possibles ambiguës. Le filtre ne permet pas de résoudre cette ambiguïté.

## 2.4 Position de notre problème

L'objectif de ce paragraphe est de présenter le problème d'estimation lié à notre application.

### 2.4.1 Géométrie du problème

On représente Figure 2.11 la configuration du système de localisation de la balise C. Le système de réception est embarqué sur un bateau de petite taille. Il est composé de deux hydrophones notés  $A_k$  et  $B_k$  (espacés de deux mètres) d'un numériseur de signaux d'un récepteur GPS et d'un compas magnétique qui donne la direction du bateau. Les capteurs du système de réception sont synchronisés sur le temps GPS.

Le système proposé, présenté Figure 2.11, a les caractéristiques suivantes :



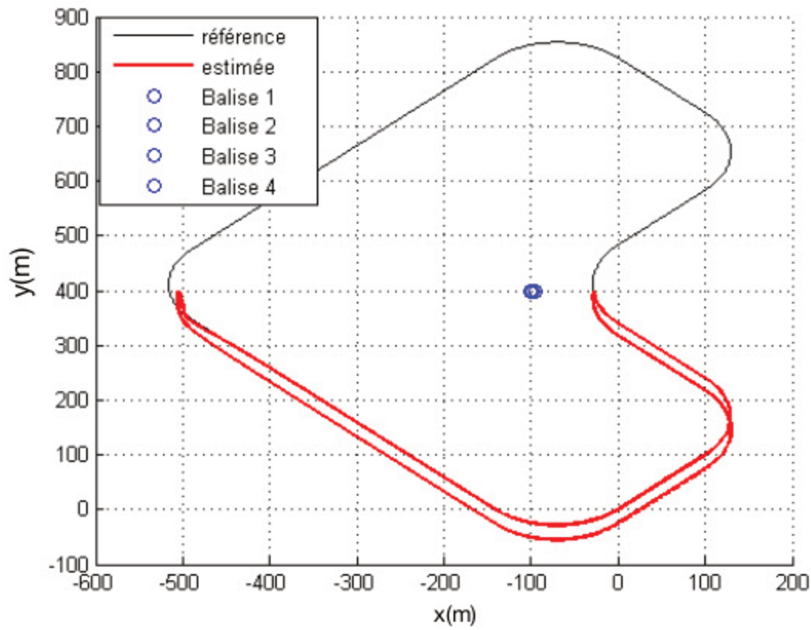


FIGURE 2.10 – Estimation sans bruit pour un cas de déploiement localisé au centre de la trajectoire

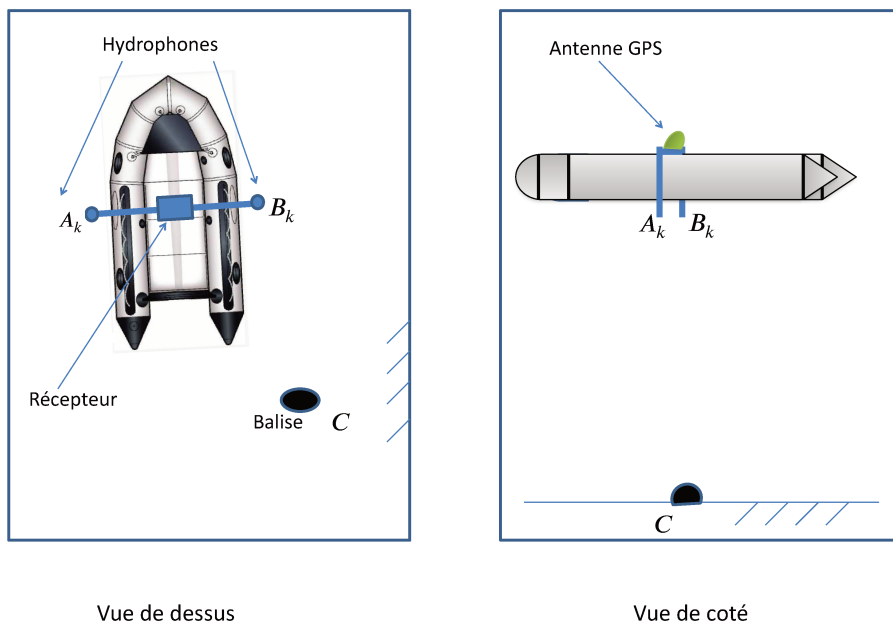


FIGURE 2.11 – Configuration du système de localisation de la balise C

- Comme présenté au chapitre 1 le système de réception est composé de deux hydrophones et d'un seul numériseur de signaux. Il fournit donc une mesure de TDOA toutes les 0.5 s.

Il ne fournit pas comme dans le cas synchronisé une mesure du temps de réception du signal sur chaque hydrophone.

- La balise  $C$  fournit au système de réception sa profondeur. Dans le système proposé, cette profondeur qui est mesurée grâce à un capteur interne à la balise est transmise dans un message porté par le signal de la balise. Ce message est intégré dans le signal étalé de la balise comme le message de navigation des signaux GNSS. Soit dans la configuration actuelle proposée, avec un débit de deux bits par seconde.

On représente Figure 2.12 un exemple de trajectoire du bateau, avec la position des hydrophones de part et d'autre de la position du récepteur. A chaque position du système, obtenue toutes les 0.5 s, on dispose d'une mesure de TDOA.

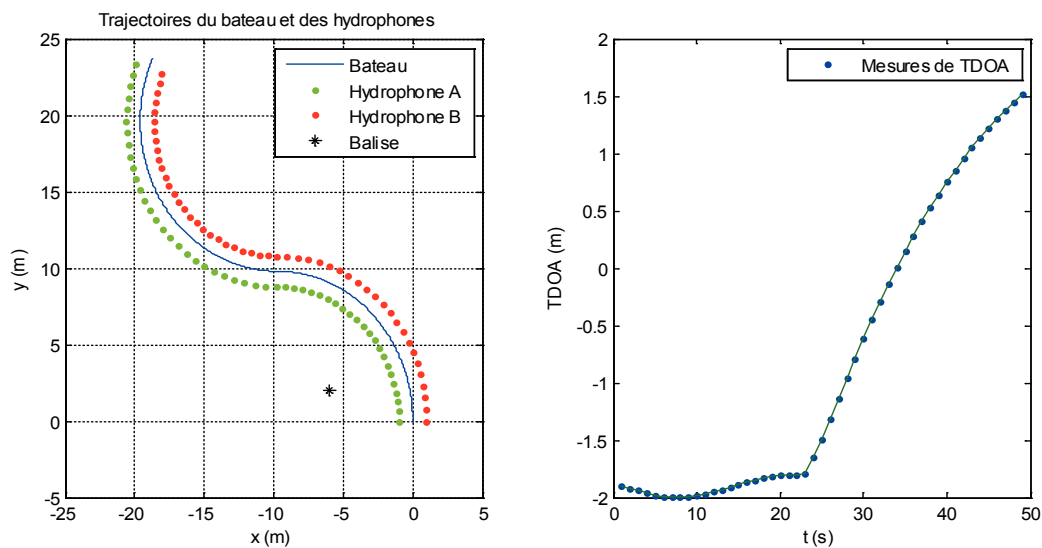


FIGURE 2.12 – Trajectoire du système de localisation (figure de gauche). Mesures de TDOA (figure de droite)

La trajectoire du bateau Figure 2.12 représente en fait le déploiement du système de positionnement. On peut observer que dans ce déploiement les positions du système de réception sont proches. La géométrie du déploiement dépend de la trajectoire du bateau et peut donc être considérée aléatoire.

Les mesures de TDOA obtenues à chaque position du bateau sont non synchronisées entre elles. On dispose donc d'une série de mesures de positions GPS, de direction du bateau et de TDOA. On a donc Figure 2.12 à chaque instant la position des hydrophones  $A_k$  et  $B_k$  et la mesure de TDOA associée.

## 2.4.2 Position du problème d'estimation direct

Les techniques d'estimations directes présentées dans ce chapitre sont l'approche géométrique et l'approche par estimation. Les techniques d'estimation indirectes sont l'approche par

développement en série de Taylor et l'estimation par filtrage de Kalman étendu. Dans les approches indirectes il est nécessaire de connaître la position recherchée avec une précision suffisante. Dans cette thèse nous souhaitons développer un estimateur direct adapté à notre problématique.

La méthode géométrique du paragraphe 2.1.2 utilise le système d'équations 2.18 pour calculer la position. Dans ce système d'équations toutes les mesures de TDOA sont référencées à un récepteur commun  $R_0$ . Dans cette modélisation les mesures de TDOA sont donc toutes synchronisées avec cet hydrophone de référence. Le modèle de la méthode géométrique est fortement non linéaire en présence de bruit.

On présente au paragraphe 2.2.2 un autre modèle qui est utilisé pour définir un estimateur de la position. Ce modèle qui est décrit par le système d'équations 2.42 est linéaire et bruité par un bruit additif gaussien. Cependant comme dans le cas géométrique les mesures de TDOA sont toutes synchronisées avec un hydrophone de référence.

On peut donc conclure que le modèle géométrique et le modèle modifié qui est utilisé pour définir un estimateur de la position ne sont pas adaptés à notre problématique qui ne permet pas de définir un hydrophone de référence pour l'ensemble des mesures TDOA. Dans ce contexte seules les méthodes indirectes ne sont pas contraintes par ce problème de synchronisation. En effet le développement en série de Taylor utilise des mesures de TDOA indépendantes et les positions des hydrophones. On montre dans le paragraphe suivant les limites de ces méthodes pour notre problématique.

### 2.4.3 Position du problème d'estimation indirect

La mise en oeuvre de l'estimateur indirecte par développement en série de Taylor est réalisée par l'algorithme de Gauss Newton. Cet algorithme itératif permet de calculer la position courante à partir de la position précédente. Il nécessite pour s'initialiser une position approximative. Le critère d'arrêt de l'algorithme que nous avons utilisé est la faible différence (ici  $10^{-6}$ ) entre la position courante et la position précédente.

Pour la trajectoire de la Figure 2.12, on évalue l'influence de la valeur initiale sur la convergence de l'algorithme pour l'estimation de la position de la balise. Dans notre expérimentation la position est calculée à partir de trois mesures successives de TDOA. La position initiale est générée aléatoirement (100 fois) sur un cercle de rayon  $r$  comme indiqué Figure 2.13. Les positions sont calculées pour l'ensemble de la trajectoire du bateau. On reporte sur la Figure 2.13 de droite le pourcentage du nombre de positions estimées exactes en fonction du rayon  $r$ .

A partir du résultat de la Figure 2.13 on conclut que l'initialisation de la position dans un rayon de 5 m autour de la balise permet (dans plus de 90% des cas) d'obtenir une estimation de la position de la balise. Au-delà des 5 m la convergence de la méthode est incertaine. Dans le cas d'une estimation de position avec un filtre de Kalman étendu, le problème est le même car on utilise une linéarisation locale des équations d'observations. Cependant, cette contrainte

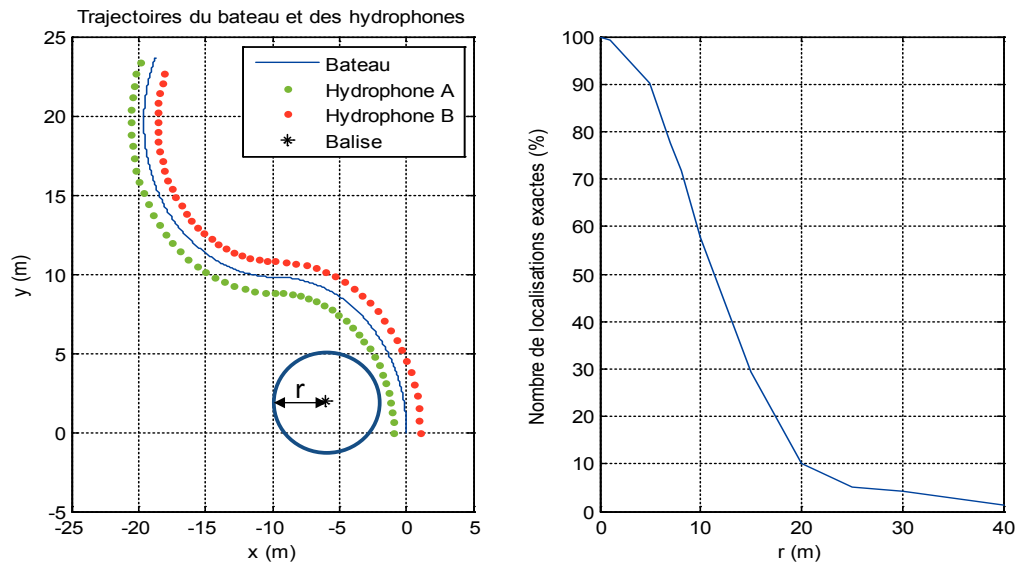


FIGURE 2.13 – Trajectoire du système de localisation et position initiale (figure de gauche). Pourcentage du nombre de positions estimées exactes (figure de droite)

intervient principalement à l'initialisation du filtre. En effet quand le filtre est en fonctionnement la position prédite est utilisée pour calculer la position courante.

## 2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes équations qui conduisent au calcul de la position à partir de mesures TDOA. Le calcul géométrique fournit une solution directe, solution qui est fortement instable en présence de bruit. En effet dans ce cas le bruit et donc les mesures de TDOA apparaissent aux dénominateurs des paramètres de l'équation.

On montre qu'une description différente de la géométrie du système permet de définir des équations de positionnement pour lesquelles le bruit est additif. Dans ce cas de nombreux estimateurs ont été développés dans la littérature. Cependant les estimateurs optimaux qui sont déduits doivent être pondérés et contraints. En effet ils doivent tenir compte des différentes puissances de bruits liées à la distance entre l'émetteur et le récepteur et ils doivent tenir compte de la dépendance entre les différents paramètres estimés.

Finalement le calcul de la position peut aussi être réalisé par linéarisation locale avec un développement en série de Taylor de l'expression du TDOA. Cependant le calcul de position n'est pas direct dans ce cas. En effet cette technique nécessite de connaître approximativement la position recherchée. Enfin le calcul de position peut aussi être réalisé avec un filtre de Kalman étendu. Dans ce cas on utilise aussi la linéarisation locale de l'expression non linéaire du TDOA. Cette méthode qui n'est pas directe nécessite que le filtre soit initialisé avec une valeur approchée de la position recherchée.

L'ensemble des méthodes de calcul de positions à partir de mesures TDOA suppose que les récepteurs soient synchronisés entre eux. Dans cette thèse nous étudions le calcul de position pour un réseau de récepteurs couplés deux à deux et non synchronisés entre eux. Nous disposons donc de mesures TDOA qui n'ont pas été obtenues aux mêmes instants. Dans la suite de cette thèse nous proposons des estimateurs de la position pour ce cas.

# Chapitre 3

## Positionnement sous-marin : cas statique

Dans ce chapitre nous proposons deux estimateurs de la position d'une balise sous-marine. On suppose ici que les mesures de TDOA obtenues pour plusieurs positions du bateau ne sont pas synchronisées entre elles.

Le premier estimateur proposé est un estimateur 2D qui suppose la balise proche de la surface. On montre que pour un déplacement rectiligne du bateau il existe une solution analytique du calcul de position. Le calcul de position est ambigu car on obtient quatre positions. En pratique le déplacement du bateau est quelconque et il faut pouvoir lever l'ambiguïté sur les quatre positions possibles.

Comme les mesures de TDOA ne sont pas synchronisées entre elles, nous proposons d'utiliser l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui est basé sur l'algorithme de Gauss Newton. Cet algorithme nécessite une position initiale proche de la position recherchée pour converger vers la vraie position de la balise.

Dans ce chapitre, nous proposons un estimateur de la position initiale 2D basé sur la linéarisation du problème qui permet de lever l'ambiguïté sur le calcul de position et cela pour une trajectoire quelconque du bateau.

Le second estimateur proposé est un estimateur 3D de la position initiale qui suppose connue la profondeur de la balise. On montre dans ce cas qu'il n'existe pas d'estimateur direct qui permet de lever l'ambiguïté et de calculer la position 3D. Nous proposons un estimateur itératif basé sur la linéarisation du problème qui permet de lever l'ambiguïté sur le calcul de position 3D.

Nous présentons dans une première partie l'estimateur de position initiale 2D proposé. C'est dans une deuxième partie que nous présenterons le problème du positionnement 3D et l'estimateur proposé. Des expérimentations présentées dans une troisième partie évaluent les estimateurs proposés. Enfin le chapitre se termine par une conclusion.

## 3.1 Positionnement 2D

On suppose ici que la balise est proche de la surface. Le problème de localisation est donc 2D.

### 3.1.1 Calcul de position : modèle non linéaire

#### Géométrie 2D

La géométrie du système est présentée sur la Figure 3.1. On note  $A_k$  et  $B_k$  la position des hydrophones à l'instant  $k$  et  $C$  la position statique de la balise. Les positions des hydrophones sont séparées par une distance  $d$ . On note  $\theta_k$  la direction du bateau par rapport au Nord dans le repère (Nord, Est). Sur la Figure 3.1 on représente  $\Delta_k$  la différence de chemin du signal en provenance de la balise et reçu par les hydrophones. Cette différence de chemin  $\Delta_k$  en mètre est la mesure de TDOA.

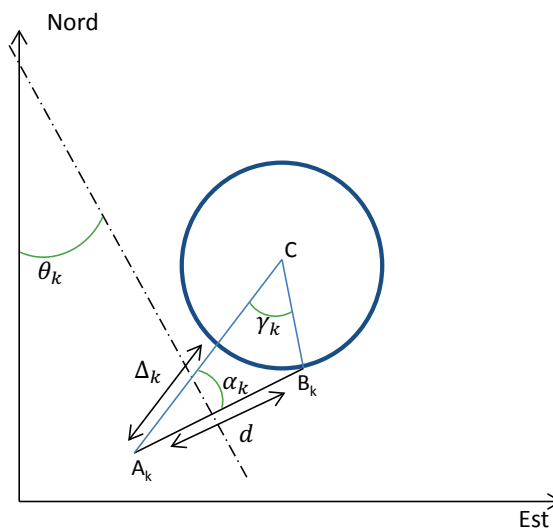


FIGURE 3.1 – Représentation géométrique du cas 2D

Les lieux des points associés à une valeur de TDOA  $\Delta_k$  sont une hyperbole et les deux hydrophones sont aux foyers de l'hyperbole. On représente Figure 3.2 une hyperbole symétrique par rapport aux axes des abscisses et des ordonnées. Les paramètres de l'hyperbole décrits Figure 3.2 sont :

- la distance entre le centre de l'hyperbole et un de ses sommets notée  $a$  ;
- la pente que font les asymptotes avec l'axe focal notée  $b/a$  ;
- la distance séparant le centre de l'hyperbole et F le foyer, est notée  $c$  ;

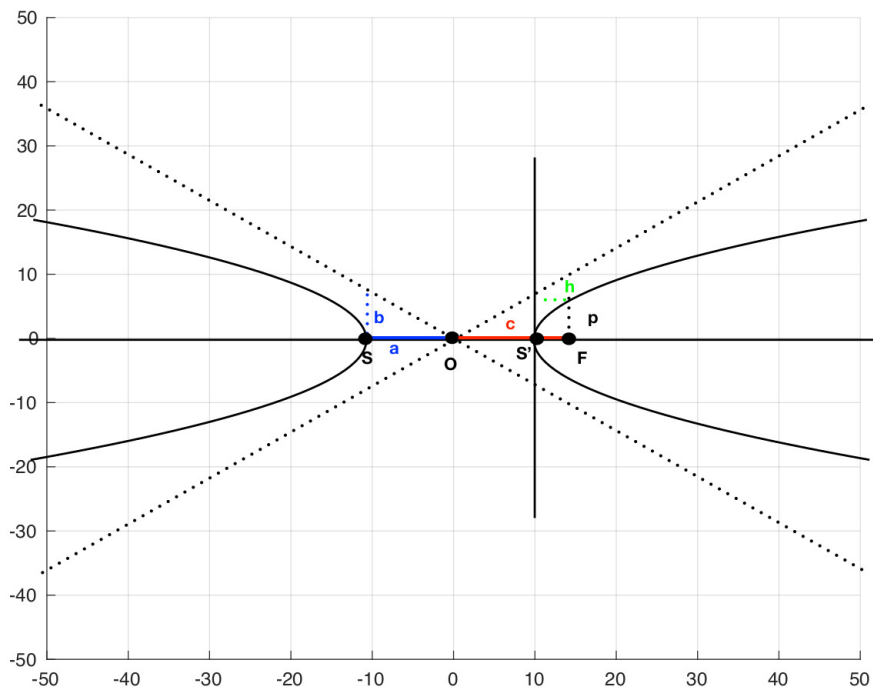


FIGURE 3.2 – Hyperbole

On peut écrire l'équation de l'hyperbole de la Figure 3.2 telle que :

$$\frac{x^2}{a^2} - \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad (3.1)$$

avec :

$$a = \frac{\Delta}{2} \quad (3.2)$$

$$a^2 + b^2 = \frac{d^2}{4} \quad (3.3)$$

Dans ce cas l'hyperbole est située au centre du repère, la distance entre les deux foyers de l'hyperbole est  $d$ . La différence de distance de chaque point de l'hyperbole à ses deux foyers est  $\Delta$ .

### Calcul de position : solution analytique

La position de la balise se trouve à l'intersection de deux hyperboles obtenues pour deux positions successives du bateau. Pour obtenir une solution analytique du problème il faut supposer un déplacement rectiligne du bateau. On représente Figure 3.3 cette configuration qui considère l'intersection de deux hyperboles ayant l'axe des ordonnées pour axe de symétrie.



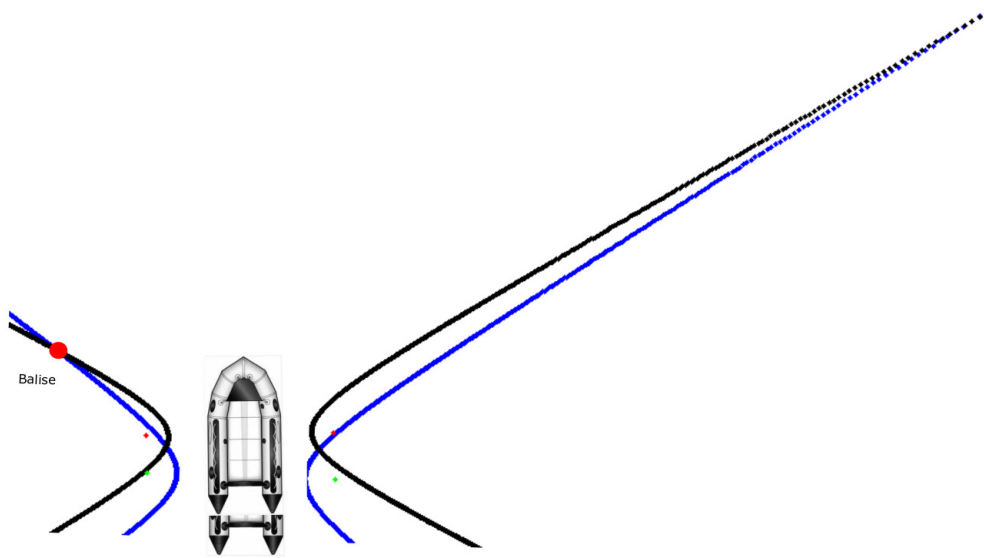


FIGURE 3.3 – Déplacement rectiligne du bateau

Soit l'expression des deux hyperboles associées aux deux positions du bateau distantes de  $\rho$  :

$$\begin{cases} \frac{x^2}{a_1^2} - \frac{y^2}{b_1^2} = 1 \\ \frac{x^2}{a_2^2} - \frac{(y - \rho)^2}{b_2^2} = 1 \end{cases} \quad (3.4)$$

On utilise la notation suivante pour développer les équations de recherche de l'intersection entre hyperboles :

$$\begin{cases} x = \pm a_1 \sqrt{1 + \frac{y^2}{b_1^2}} \\ y = \pm b_1 \sqrt{\frac{x^2}{a_1^2} - 1} \end{cases} \quad (3.5)$$

On a alors les équations suivantes :

$$a_1^2 + a_1^2 \frac{y^2}{b_1^2} = a_2^2 + a_2^2 \frac{(y - \rho)^2}{b_2^2} \quad (3.6)$$

$$a_1^2 + a_1^2 \frac{y^2}{b_1^2} = a_2^2 + \frac{a_2^2}{b_2^2} (y^2 + \rho^2 - 2y\rho) \quad (3.7)$$

Soit :

$$y^2 \left( \frac{a_1^2}{b_1^2} - \frac{a_2^2}{b_2^2} \right) + y \left( 2 \frac{a_2^2 \rho}{b_2^2} \right) + a_1^2 - a_2^2 - \frac{a_2^2}{b_2^2} \rho^2 = 0 \quad (3.8)$$

On a donc deux solutions pour les ordonnées  $y_1$  et  $y_2$  et quatre solutions pour les abscisses :

$$\begin{cases} x_1 = \pm a_1 \sqrt{1 + y_1^2 \frac{1}{b_1^2}} \\ x_2 = \pm a_1 \sqrt{1 + y_2^2 \frac{1}{b_1^2}} \end{cases} \quad (3.9)$$

On retrouve ce que l'on peut observer graphiquement Figure 3.3, soit que les deux hyperboles ont quatre intersections. On parle dans ce cas d'ambiguïté sur la position. Malheureusement en pratique la solution analytique ne peut pas être utilisée car les déplacements du bateau ne sont pas rectilignes. Il a été proposé dans [10] une méthode géométrique pour calculer les lieux des points d'une hyperbole ayant un axe de symétrie de direction quelconque. Nous proposons dans le paragraphe suivant une méthode itérative pour calculer l'intersection entre deux hyperboles dans ce cas.

### Calcul de position : Solution itérative

Sur la Figure 3.1 on reporte les angles  $\alpha_k$  et  $\gamma_k$  de la géométrie 2D du système. On montre dans [10] que l'expression de l'angle  $\gamma_k$  est fonction de l'angle  $\alpha_k$  et est donnée par :

$$\gamma_k = 2 \operatorname{atan} \left( \frac{\cos(\alpha_k) - \frac{\Delta_k}{d}}{\sin(\alpha_k)} \right) \quad (3.10)$$

où  $\Delta_k$  est la mesure de TDOA. La distance entre le point  $A_k$  (hydrophone droit dans notre cas) et la balise  $C$  est donnée par :

$$d_{A_k C} = \frac{d}{\sin(\gamma_k)} \sin(\alpha_k + \gamma_k)$$

Finalement les coordonnées des points de l'hyperbole sont données par les expressions suivantes :

$$\begin{aligned} x_k^C &= x_k^A + d_{A_k C} \cos(\alpha_k + \theta_k) \\ y_k^C &= y_k^A + d_{A_k C} \sin(\alpha_k + \theta_k) \end{aligned} \quad (3.11)$$

où  $\theta_k$  est la direction du bateau par rapport au nord à l'instant  $k$ . Pour chaque angle  $\alpha_k$  on obtient les coordonnées de un point de l'hyperbole. Dans ce contexte on propose d'utiliser une méthode itérative pour obtenir les intersections entre deux hyperboles associées à deux positions de bateau différentes.

Soient  $(M_i^a)_{i=1, \dots, N+1}$  et  $(M_i^b)_{i=1, \dots, N+1}$  les points de l'hyperbole  $a$  et  $b$  respectivement, de coordonnées  $(x_i^a, y_i^a)$  et  $(x_i^b, y_i^b)$ . Pour cela, on choisit de calculer l'inter-distance entre chaque point des deux hyperboles  $a$  et  $b$ . Soit  $d_{ij}^{a,b}$  la distance entre le  $i$ -ème point  $(M_i^a)$  de l'hyperbole  $a$  et le  $j$ -ème point  $(M_j^b)$  de l'hyperbole  $b$  :

$$d_{ij}^{a,b} = \sqrt{(x_i^a - x_j^b)^2 + (y_i^a - y_j^b)^2} \quad (3.12)$$

On définit la matrice de distance  $\mathcal{D}^{a,b} = \left( d_{ij}^{a,b} \right)_{(i=1,\dots,N+1; j=1,\dots,N+1)}$ . Cette matrice permet d'identifier les points  $M_{i^*}^a$  et  $M_{j^*}^b$  des deux hyperboles ayant la plus grande proximité :

$$(i^*, j^*) = \underset{(i,j)}{\operatorname{argmin}} D^{a,b} \quad (3.13)$$

L'étape précédente permet d'identifier les points se situant le plus proche du point d'intersection théorique. A partir de cette première étape, nous construisons une nouvelle discrétisation des hyperboles autour de ces points, sur un intervalle réduit  $[\alpha_k^{\min,u}, \alpha_k^{\max,u}]$  et avec un pas angulaire  $\Delta\alpha_k = f(\frac{1}{k})$  plus faible ( $\Delta\alpha_k \ll \Delta\alpha_{k-1}$ ) pour  $k = 1$ .

Les bornes de l'intervalle sont recalculées de la manière suivante :

$$\begin{cases} \alpha_k^{\min,a} &= \alpha(M_{i^*}^a) - \frac{N-1}{2} * \Delta\alpha_k \\ \alpha_k^{\max,a} &= \alpha(M_{i^*}^a) + \frac{N-1}{2} * \Delta\alpha_k \\ \alpha_k^{\min,b} &= \alpha(M_{j^*}^b) - \frac{N-1}{2} * \Delta\alpha_k \\ \alpha_k^{\max,b} &= \alpha(M_{j^*}^b) + \frac{N-1}{2} * \Delta\alpha_k \end{cases} \quad (3.14)$$

Les étapes (3.14) sont itérées jusqu'à ce que la distance des points sélectionnés soit inférieure à un seuil  $\epsilon$  donné :

$$d_{i^*j^*}^{a,b} \leq \epsilon \quad (3.15)$$

Le point d'intersection  $M^{ab}$  est défini comme le point milieu du segment  $[M_{i^*}^a M_{j^*}^b]$ .

En pratique cette méthode n'est pas satisfaisante car elle ne permet pas d'obtenir les quatre points d'intersection possibles. Elle suppose que l'ambiguïté sur les quatre positions possibles a été préalablement levée.

### 3.1.2 Calcul de la position initiale 2D : linéarisation du modèle

Nous avons présenté dans le chapitre 2 la mise en oeuvre de l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui utilise l'algorithme de Gauss Newton. Cet algorithme nécessite une position initiale proche de la position recherchée pour converger vers cette position.

Pour trouver les intersections entre hyperboles, nous proposons de linéariser le problème en utilisant les asymptotes des hyperboles. Ces asymptotes permettront d'obtenir une position initiale qui sera utilisée dans l'algorithme de Gauss Newton pour obtenir une position finale de la balise. Soit une hyperbole d'équation :

$$\frac{x^2}{a^2} - \frac{y^2}{b^2} = 1 \quad (3.16)$$

Cette hyperbole admet deux asymptotes d'équations :

$$y = \pm \frac{b}{a}x \quad (3.17)$$

Pour une position  $x_k^G, y_k^G$  du bateau (position du GPS au milieu des hydrophones) et une direction  $\theta_k$  du bateau, on note  $y_1$  et  $y_2$  les asymptotes. Leurs équations sont données par :

$$y_1 = p_k^0(x - x_k^G) + y_k^G \quad (3.18)$$

$$y_2 = p_k^1(x - x_k^G) + y_k^G \quad (3.19)$$

avec :

$$p_k^i = \tan(\arctan((-1)^i \frac{b_k}{a_k}) + \theta_k) \quad (3.20)$$

$$a_k = \frac{\Delta_k}{2} \quad (3.21)$$

$$b_k = \sqrt{\frac{d^2}{4} - \frac{\Delta_k^2}{4}} \quad (3.22)$$

où  $i \in \{0, 1\}$ . Ces deux asymptotes se coupent en la position du bateau soit au milieu des deux hydrophones. On reporte Figure 3.4 les asymptotes obtenues pour deux positions successives du bateau.

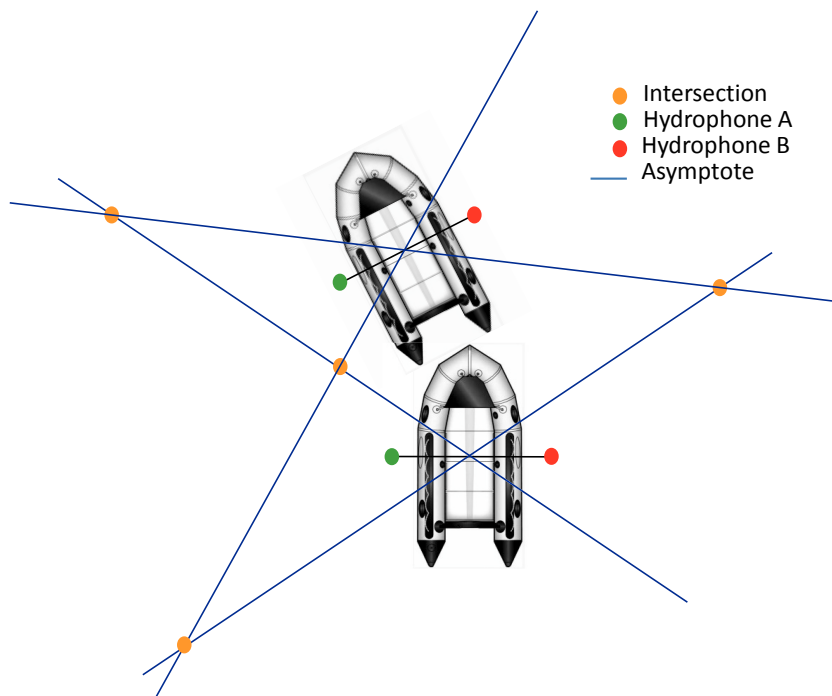


FIGURE 3.4 – Intersection des asymptotes pour deux positions successives du bateau

On observe Figure 3.4 qu'il existe quatre intersections entre les quatre asymptotes associées au déplacement du bateau. On retrouve ici la notion d'ambiguïté avec les quatre positions de balises possibles.

### 3.1.3 Levée d'ambiguïté

Si on considère trois positions successives du bateau (soit trois mesures de TDOA), on observe que les trois hyperboles se coupent en un même point qui est la position de la balise. Dans ce cas les asymptotes se coupent en trois points très proches. Cette incertitude sur les trois points d'intersections est due à l'approximation linéaire des hyperboles. En présence de bruit sur la mesure de TDOA cette incertitude est augmentée.

On peut exprimer la position  $X^{000} = (x^{000}, x^{000})^t$  du point d'intersection des trois droites de pente positive par le système d'équations suivantes :

$$\begin{bmatrix} y_k^G - p_k^0 x_k^G \\ y_{k+1}^G - p_{k+1}^0 x_{k+1}^G \\ y_{k+2}^G - p_{k+2}^0 x_{k+2}^G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -p_k^0 & 1 \\ -p_{k+1}^0 & 1 \\ -p_{k+2}^0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

Les six droites permettent de définir 8 intersections. On peut exprimer la position  $X^{ijl} = (x^{ijl}, y^{ijl})^t$  du point d'intersection de la combinaison de droites  $ijl$ , avec  $\{i, j, l\} \in \{0, 1\}$ . On a alors les équations suivantes :

$$\begin{bmatrix} y_k^G p_k^i - x_k^G \\ y_{k+1}^G p_{k+1}^j - x_{k+1}^G \\ y_{k+2}^G p_{k+2}^l - x_{k+2}^G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_k^i & 1 \\ p_{k+1}^j & 1 \\ p_{k+2}^l & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^{ijl} \\ y^{ijl} \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

Soit la représentation matricielle de ce système d'équation :

$$b^{ijl} = A^{ijl} X^{ijl} \quad (3.25)$$

On suppose dans notre implémentation que le bruit de mesure est gaussien additif. On a alors la représentation matricielle suivante :

$$b^{ijl} = A^{ijl} X^{ijl} + m \quad (3.26)$$

où  $m$  est un bruit blanc gaussien centré. On a alors l'estimateur des moindres carrés de l'intersection des droites  $ijl$  qui est donné par :

$$\hat{X}^{ijl} = ((A^{ijl})^t A^{ijl})^{-1} (A^{ijl})^t b^{ijl} \quad (3.27)$$

Quand les huit positions  $\hat{X}^{ijl}$  sont estimées on lève l'ambiguïté en minimisant la différence entre les TDOA estimées et les TDOA mesurées. On a alors :

$$\hat{i}jl = \underset{\{\{i,j,l\} \in \{0,1\}\}}{\operatorname{argmin}} \sum_{k=1}^U (\Delta_k - \hat{\Delta}_k^{ijl})^2 \quad (3.28)$$

où  $U$  est le nombre de mesures de TDOA utilisées pour lever l'ambiguïté.  $U$  peut être le nombre des mesures de TDOA de la trajectoire car l'objet à localiser est supposé statique.

On a :

$$\hat{\Delta}_k^{ijl} = \sqrt{(\hat{x}^{ijl} - x_k^A)^2 + (\hat{y}^{ijl} - y_k^A)^2} - \sqrt{(\hat{x}^{ijl} - x_k^B)^2 + (\hat{y}^{ijl} - y_k^B)^2} \quad (3.29)$$

La méthode proposée permet de positionner une balise à partir de 3 mesures de TDOA. Pour un plus grand nombre de mesures, sa précision augmente mais on a une explosion combinatoire du nombre de combinaisons de droites donc du nombre de positions ambiguës, ce qui n'est pas envisageable en pratique. Cette méthode sera évaluée dans le paragraphe expérimentation.

## 3.2 Positionnement 3D

On suppose ici que la balise est à une profondeur  $z^C$  connue. Le problème de localisation est donc 3D. Dans notre approche nous proposons de linéariser le problème 3D pour obtenir une position approximative de la balise. Grâce à cette position initiale nous pouvons utiliser l'estimateur indirect par développement en série de Taylor implémenté avec l'algorithme de Gauss Newton.

### 3.2.1 Problème géométrique

On représente Figure 3.5 la position des hydrophones et de la balise pour deux positions du bateau aux instants  $k$  et  $k+1$ . On représente la valeur de TDOA mesurée  $\Delta_k$ , appelée TDOA de "profondeur". On représente la valeur de TDOA associée à l'asymptote à la surface  $\Delta_k^S$ , appelée TDOA de "surface". Sur la Figure 3.5 l'angle  $\Psi_k$  est l'angle d'inclinaison du plan défini par les points  $A_k, B_k, C$ .

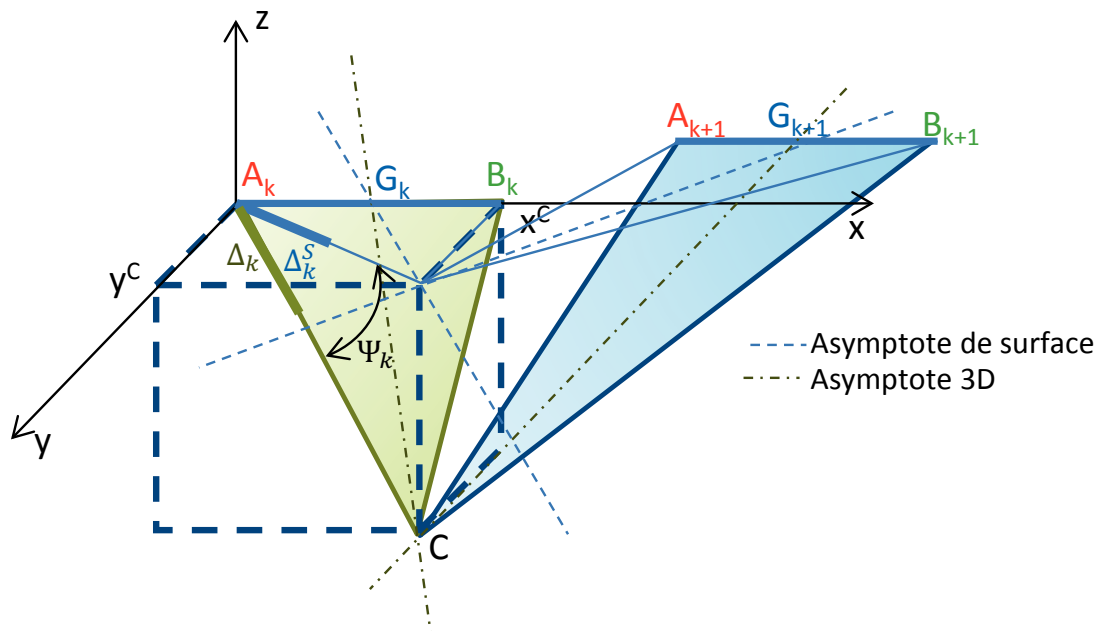


FIGURE 3.5 – Géométrie 3D du problème

La position 2D de la balise  $(x^C, y^C)$  se trouve à l'intersection des asymptotes de surface définies par  $\Delta_k^S, \Delta_{k+1}^S$ . La position 3D de la balise  $(x^C, y^C, z^C)$  se trouve à l'intersection des

asymptotes 3D qui ne peuvent pas être définies par  $\Delta_k, \Delta_{k+1}$  car on ne connaît pas les angles  $\Psi_k, \Psi_{k+1}$  d'inclinaison des plans définis par les points  $A_k, B_k, C$  et  $A_{k+1}, B_{k+1}, C$ .

### 3.2.2 Calcul de la position initiale 3D : approche itérative

Contrairement au cas 2D il n'existe pas d'estimateur direct de la position 3D car les angles  $\Psi_k, \Psi_{k+1}$  ne sont pas connus. On propose donc d'estimer la position en recherchant les valeurs de  $\Delta_k^S, \Delta_{k+1}^S$  qui minimisent l'erreur entre les mesures de TDOA  $\Delta_k$  et leurs estimations. On considère ici deux positions du bateau il y a donc quatre droites asymptotes. On note  $X^{ij} = (x^{ij}, y^{ij}, z^C)^t$  l'intersection de la droite de pente  $p_k^{Si}$  avec la droite de pente  $p_{k+1}^{Sj}$ . Où  $\{i, j\} \in \{0, 1\}$ . On a alors les quatre positions possibles qui sont définies par :

$$\begin{aligned} x^{ij} &= \frac{y_k^G - y_{k+1}^G}{p_{k+1}^{Sj} - p_k^{Si}} + x_k^G \\ y^{ij} &= p_k^{Si} \frac{y_k^G - y_{k+1}^G}{p_{k+1}^{Sj} - p_k^{Si}} + y_k^G \\ z^{ij} &= z^C \end{aligned} \quad (3.30)$$

avec :

$$p_k^{Si} = \tan(\arctan((-1)^i \frac{b_k}{a_k}) + \theta_k) \quad (3.31)$$

$$a_k = \frac{\Delta_k^S}{2} \quad (3.32)$$

$$b_k = \sqrt{\frac{d^2}{4} - \frac{(\Delta_k^S)^2}{4}} \quad (3.33)$$

Dans le cas 2D trois observations de TDOA sont utilisées pour le calcul de position. Dans le cas 3D on utilise deux observations de TDOA ce qui diminue la précision de notre estimateur de position.

On propose un Algorithme 1 itératif pour le calcul de la position 3D. L'estimation de la position 3D de la balise est obtenue après avoir levé l'ambiguïté sur les quatre positions possibles. On lève l'ambiguïté en minimisant la différence entre les TDOA estimés et les TDOA mesurés. On a alors :

$$\hat{X} = \underbrace{\operatorname{argmin}}_{\{\tilde{\Delta}_k^S, \tilde{\Delta}_{k+1}^S, i, j\}} \sum_{u=1}^U \left( \Delta_u - \tilde{\Delta}_u^{ij} \left( \tilde{\Delta}_k^S, \tilde{\Delta}_{k+1}^S \right) \right)^2 \quad (3.34)$$

où  $U$  est le nombre d'observations TDOA utilisées.  $U$  peut être le nombre des mesures de

TDOA de la trajectoire car l'objet à localiser est supposé statique. On a :

$$\tilde{x}^{ij} = \frac{y_k^G - y_{k+1}^G}{\tilde{p}_{k+1}^{Sj} - \tilde{p}_k^{Si}} + x_k^G \quad (3.35)$$

$$\tilde{y}^{ij} = \tilde{p}_k^{Si} \frac{y_k^G - y_{k+1}^G}{\tilde{p}_{k+1}^{Sj} - \tilde{p}_k^{Si}} + y_k^G \quad (3.36)$$

$$\tilde{z}^{ij} = z^C \quad (3.37)$$

et :

$$\tilde{p}_k^{Si} = \tan(\arctan((-1)^i \frac{b_k}{a_k}) + \theta_k) \quad (3.38)$$

$$a_k = \frac{\tilde{\Delta}_k^S}{2} \quad (3.39)$$

$$b_k = \sqrt{\frac{d^2}{4} - \frac{(\tilde{\Delta}_k^S)^2}{4}} \quad (3.40)$$

Finalement :

$$\tilde{\Delta}_k^{ij} = \sqrt{(\tilde{x}^{ij} - x_k^A)^2 + (\tilde{y}^{ij} - y_k^A)^2 + z^C} - \sqrt{(\tilde{x}^{ij} - x_k^B)^2 + (\tilde{y}^{ij} - y_k^B)^2 + z^C} \quad (3.41)$$

L'algorithme 1 est récursif car il estime  $\hat{\Delta}_{k+1}^S$  à partir de  $\hat{\Delta}_k^S$ . Les positions de bateau étant proches les unes des autres, la valeur de  $\hat{\Delta}_k^S$  change peu d'une position à une autre. On recherche donc la valeur de  $\hat{\Delta}_{k+1}^S$  qui minimise l'expression 3.34 autour de la valeur de  $\hat{\Delta}_k^S$ . Le principe de l'algorithme repose sur la minimisation de la fonction de contraste définie par l'expression 3.34, pour toutes les valeurs de  $i$  et  $j$  ainsi que pour les valeurs de  $\tilde{\Delta}_{k+1}^S$  définies dans une fenêtre de travail.



**Data:** Les  $N$  mesures  $\Delta_1, \dots, \Delta_N$  et l'estimation  $\hat{\Delta}_k^S$

**Result:** La position  $\hat{X}$  et l'estimation de  $\hat{\Delta}_{k+1}^S$

*Initialization :*

Définir le pas de recherche :  $pas$

Définir la fenêtre de travail :  $fen$

Définir la valeur initiale  $\hat{\Delta}_1^S$

Initialiser la variable  $u$  à 1

*Algorithm :*

**for** ( $\tilde{\Delta}_{k+1}^S = \hat{\Delta}_k^S - fen : pas : \hat{\Delta}_k^S + fen$ ) **do**

**for** ( $i=0 : l : l$ ) **do**

**for** ( $j=0 : l : l$ ) **do**

$X(u) \leftarrow$  calcul de la position  $\tilde{X}^{ij}$

$W(u) \leftarrow$  calcul de la fonction de contraste  $\sum_{k=1}^U (\Delta_k - \tilde{\Delta}_k^{ij})^2$

$u \leftarrow u+1$

**end**

**end**

**end**

$w \leftarrow \min(W)$   $\min()$  donne la position du minimum

$\hat{X}^{\hat{i}\hat{j}} \leftarrow X(w)$

$\hat{\Delta}_{k+1}^S \leftarrow \hat{\Delta}_k^S - fen + \frac{w}{4} pas$

**return**  $\hat{X}, \hat{\Delta}_{k+1}^S$

**Algorithm 1:** Calcul de la position 3D

### 3.3 Expérimentations

Dans cette expérimentation on souhaite évaluer les méthodes proposées à partir de simulations. Dans ce contexte les méthodes de calcul de la position initiale 2D (méthode directe) et 3D (méthode itérative) ont été évaluées sur plusieurs trajectoires et pour différents bruits de mesures.

On présente Figure 3.6 les quatre trajectoires testées.

- La figure en haut à gauche de la Figure 3.6 représente une trajectoire en “s” qui permet d’évaluer la méthode pour un changement de concavité de la trajectoire.
- La figure en bas à gauche représente une trajectoire en “o” qui permet d’évaluer la

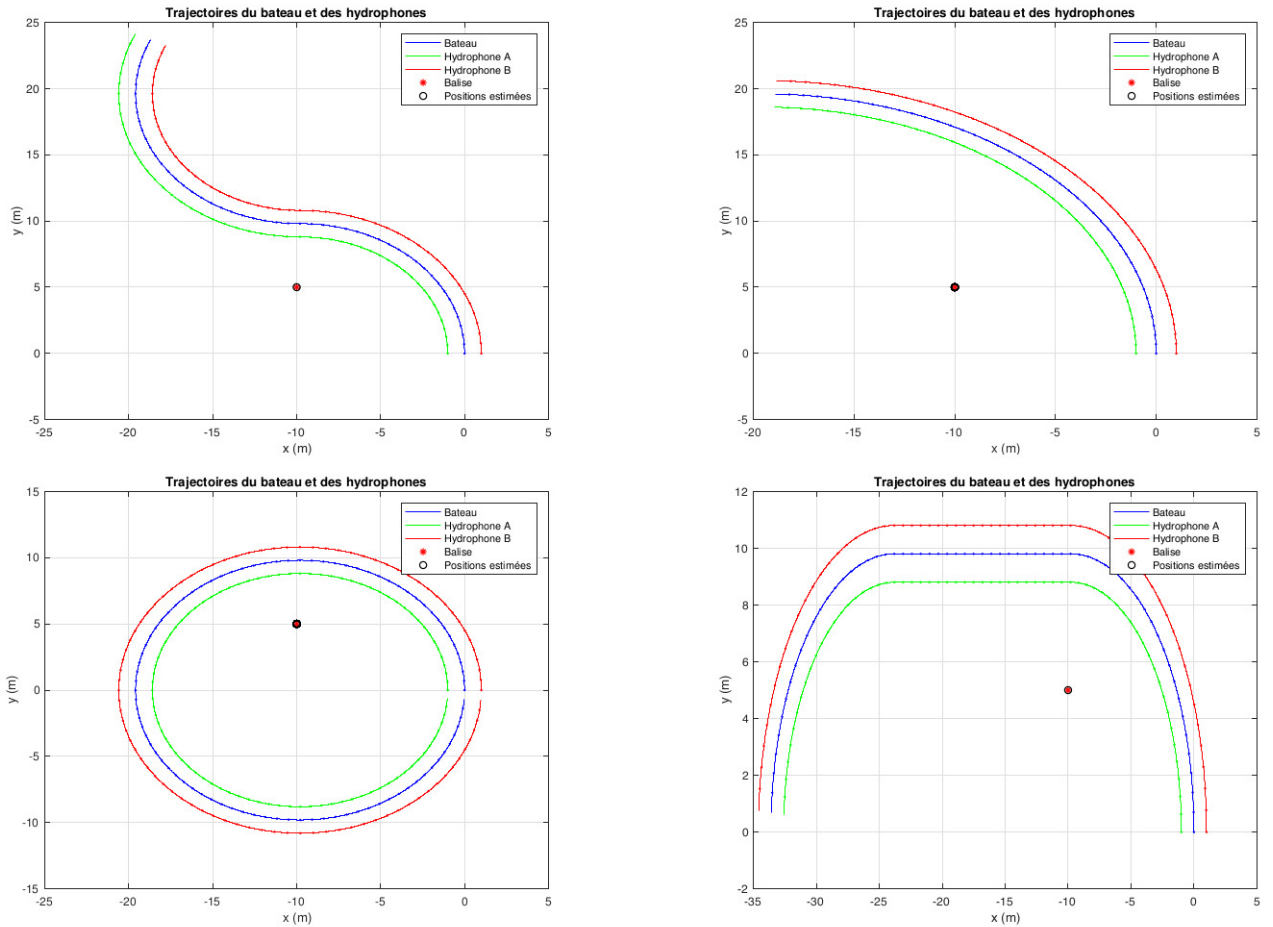


FIGURE 3.6 – Test sur la trajectoire

méthode pour toutes les directions du bateau.

- La figure en bas à droite représente une trajectoire en “n” qui permet d’évaluer la méthode pour une rotation puis un déplacement rectiligne du bateau.
- La figure en haut à gauche représente une trajectoire en “r” qui permet d’évaluer la méthode pour une trajectoire courte.

Les méthodes proposées ont été évaluées pour différents bruits de mesures. On représente Figure 3.7 les positions estimées avec la méthode proposée pour la trajectoire en “r” qui est une trajectoire courte.

Dans nos simulations nous allons tester les différentes trajectoires et différents écarts types de bruit allant de 1 mm à 10 cm.

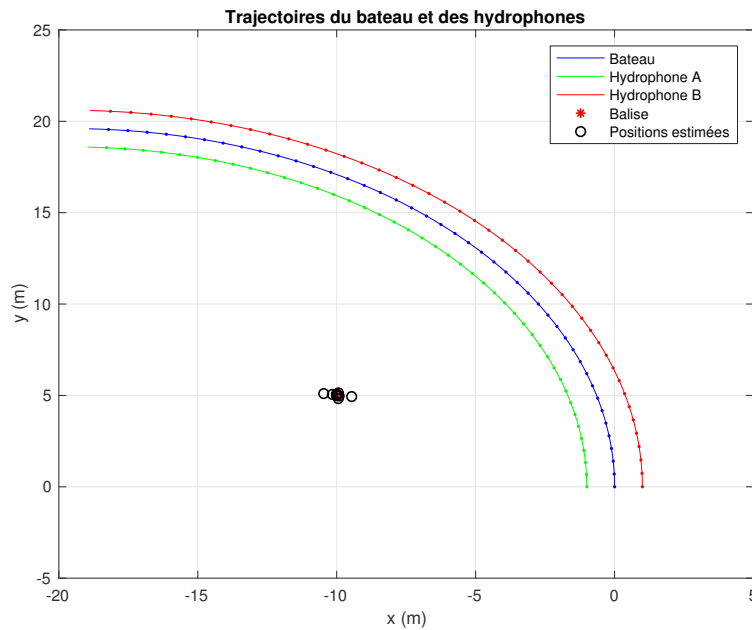


FIGURE 3.7 – Test sur la trajectoire courte avec un bruit d'écart type de 5 mm

### 3.3.1 Evaluation du positionnement 2D statique

On souhaite évaluer dans cette expérimentation le positionnement 2D de la balise. On utilise pour cela l'estimateur proposé pour obtenir une position initiale 2D. Cette position initiale est utilisée par l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui utilise l'algorithme de Gauss Newton, pour fournir la position 2D finale. On montre que cet estimateur est non biaisé contrairement à l'estimateur de la position initiale.

Dans cette simulation on souhaite évaluer l'incertitude du positionnement en fonction de la puissance du bruit de mesure du TDOA. On souhaite donc déterminer l'écart type de l'erreur sur la position dans la direction des abscisses et des ordonnées en fonction de l'écart type du bruit de mesure.

Pour une valeur de l'écart type du bruit donné, l'incertitude sur le positionnement, est définie par les écarts types  $(\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}})$  de l'erreur d'estimation de la position de la balise pour une réalisation de la trajectoire. Pour avoir une estimation précise de  $(\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}})$  leurs valeurs obtenues pour 1000 réalisations de la trajectoire sont moyennées.

On reporte dans les Tableaux 3.1, 3.2, 3.3, 3.4 l'erreur de positionnement obtenue pour des valeurs de l'écart type du bruit de mesure de 0 mm 1 mm 5 mm 1 cm 5 cm 10 cm. On reporte dans ces tableaux la valeur moyenne de  $(\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}})$  et la valeur moyenne de  $(\sigma_1, \sigma_2)$  qui sont l'écart type de la dispersion suivant les deux axes principaux d'une ACP (Analyse en Composante Principale) réalisée sur les positions estimées. On reporte aussi dans ces tableaux le pourcentage de positions estimées par rapport au nombre total des mesures. En effet l'estimateur indirect par

TABLE 3.1 – Erreur de positionnement 2D pour la trajectoire courte en “r” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA

<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)	5 (cm)	10 (cm)
$\sigma_{\hat{x}} (m)$	0.00	0.07	0.34	1.94	4.71	4.63
$\sigma_{\hat{y}} (m)$	0.00	0.11	0.55	1.38	4.58	4.42
$\sigma_1 (m)$	0.00	0.11	0.57	2.30	5.90	5.93
$\sigma_2 (m)$	0.00	0.06	0.31	0.93	2.97	2.44
<b>Positions estimées (%)</b>	100	100	100	100	98	96

développement en série de Taylor qui utilise l’algorithme de Gauss Newton est, pour certaines configurations géométriques ou réalisations de bruit, mal conditionné. Dans ce cas il ne peut pas fournir de position.

On observe sur les quatre Tableaux 3.1, 3.2, 3.3, 3.4, un comportement normal de notre estimateur. En effet l’erreur d’estimation de la position ( $\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}}$ ) augmente avec la valeur de l’écart type du bruit. Avec les composantes  $\sigma_1$  et  $\sigma_2$  obtenues d’une ACP, on observe sur les quatre Tableaux 3.1, 3.2, 3.3, 3.4, que l’erreur de positionnement est plus importante dans une certaine direction. Pour les trajectoires en “r”, “o” et “n” la direction principale de l’erreur est proche de la direction de l’axe des abscisses. Pour la trajectoire en “s” l’erreur s’étale dans la direction de la trajectoire.

Le pourcentage de positions estimées pour un écart type du bruit nul dépend uniquement de la géométrie de la trajectoire. En effet pour certaines positions du bateau les asymptotes peuvent avoir un angle très faible, et dans ce cas les matrices de l’algorithme de Gauss Newton sont mal conditionnées. En comparant les Tableaux 3.1, 3.2, 3.3, 3.4, on constate que la trajectoire en “o” est la moins bonne configuration géométrique. Les autres configurations sont équivalentes. En effet la pire des trajectoires est une trajectoire en “o” avec la balise au centre du cercle. En terme de forme les trajectoires en “s” et en “n” s’éloignent de cette configuration. Enfin sur les Tableaux 3.1, 3.2, 3.3, 3.4, on peut aussi observer que le pourcentage des positions estimées diminue quand l’écart type du bruit augmente. Les matrices de l’algorithme de Gauss Newton sont aussi mal conditionnées pour certaines observations bruitées.

On représente Figure 3.8 l’évolution de l’erreur  $\sigma_{\hat{x}} (m)$  et  $\sigma_{\hat{y}} (m)$  en fonction de l’écart type du bruit de mesure. On constate que ces erreurs sont proches pour les trajectoires “r”, “o” et “s”. Pour la trajectoire en “n” l’erreur est notablement plus forte dans la direction des abscisses. Cette augmentation de l’erreur s’explique par la forme de la trajectoire qui s’étend principalement dans la direction de l’axe des abscisses.

### 3.3.2 Evaluation du positionnement 3D statique

On souhaite évaluer dans cette expérimentation le positionnement 3D de la balise. On utilise pour cela l’estimateur proposé mis en oeuvre dans l’algorithme 1 pour obtenir une position

TABLE 3.2 – Erreur de positionnement 2D pour la trajectoire en cercle “o” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA

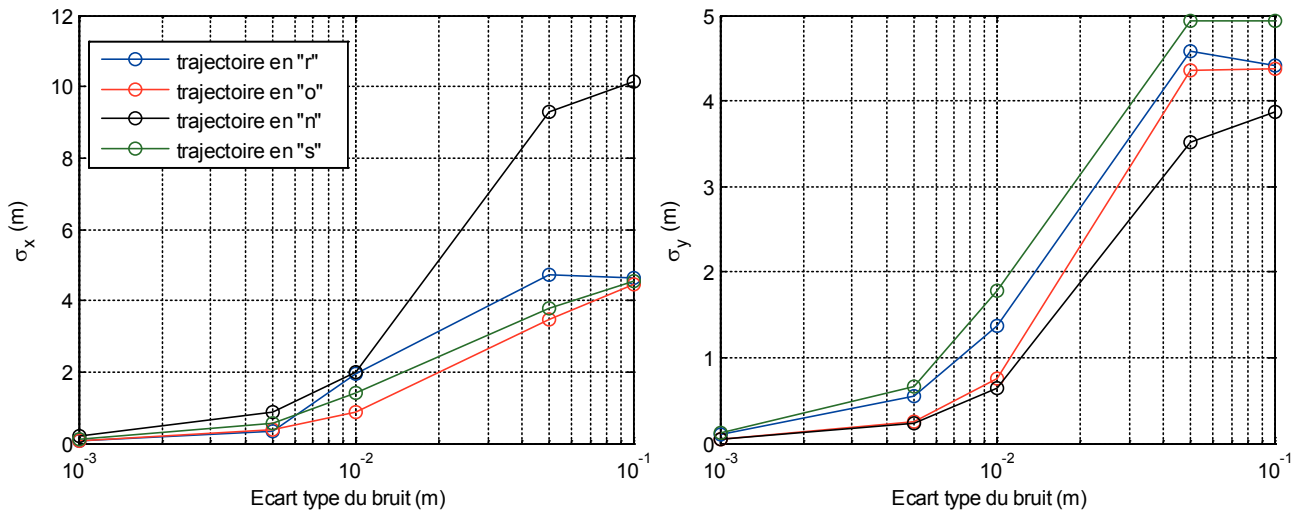
<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)	5 (cm)	10 (cm)
$\sigma_{\hat{x}} (m)$	0.00	0.08	0.40	0.87	3.45	4.46
$\sigma_{\hat{y}} (m)$	0.00	0.05	0.25	0.75	4.36	4.38
$\sigma_1 (m)$	0.00	0.08	0.41	1.03	4.43	4.74
$\sigma_2 (m)$	0.00	0.04	0.23	0.56	3.36	4.09
<b>Positions estimées (%)</b>	98	99	99	98	96	94

TABLE 3.3 – Erreur de positionnement 2D pour la trajectoire linéaire et circulaire en “n” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA

<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)	5 (cm)	10 (cm)
$\sigma_{\hat{x}} (m)$	0.00	0.18	0.89	1.99	9.27	10.14
$\sigma_{\hat{y}} (m)$	0.00	0.05	0.24	0.65	3.52	3.88
$\sigma_1 (m)$	0.00	0.18	0.91	2.04	9.28	10.16
$\sigma_2 (m)$	0.00	0.03	0.17	0.48	3.50	3.83
<b>Positions estimées (%)</b>	100	100	98	97	95	92

TABLE 3.4 – Erreur de positionnement 2D pour la trajectoire en “s” à changement de concavité et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA

<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)	5 (cm)	10 (cm)
$\sigma_{\hat{x}} (m)$	0.00	0.11	0.55	1.40	3.77	4.53
$\sigma_{\hat{y}} (m)$	0.00	0.12	0.66	1.79	4.93	4.93
$\sigma_1 (m)$	0.00	0.16	0.83	2.25	5.97	6.42
$\sigma_2 (m)$	0.00	0.04	0.20	0.33	1.68	1.89
<b>Positions estimées (%)</b>	100	100	99	98	90	81

FIGURE 3.8 – Erreur  $\sigma_{\hat{x}}$  (m) et  $\sigma_{\hat{y}}$  (m) sur le calcul de position 2D statique

initiale. Cette position initiale est utilisée dans l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui utilise l'algorithme de Gauss Newton, pour fournir la position 3D finale.

Dans cette simulation on souhaite évaluer l'incertitude du positionnement 3D en fonction de la puissance du bruit de mesure. On souhaite donc déterminer l'écart type de l'erreur sur la position en  $x$ ,  $y$  en fonction de l'écart type du bruit de mesure. La profondeur de la balise  $z$  étant connue il n'y a pas d'erreur sur cette composante.

Pour une valeur de l'écart type du bruit donné, l'incertitude sur le positionnement, est définie par les écarts types  $(\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}})$  de l'erreur d'estimation de la position de la balise pour une réalisation de la trajectoire. En effet la profondeur de la balise étant connue l'erreur sur sa valeur est nulle. Pour avoir une estimation précise de  $(\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}})$  leurs valeurs obtenues pour 1000 réalisations de la trajectoire sont moyennées.

On reporte dans les Tableaux 3.5, 3.6, 3.7, 3.8, l'erreur de positionnement obtenue dans le cas 3D pour des valeurs de l'écart type du bruit de mesure de 0 mm 1 mm 5 mm 1 cm 5 cm 10 cm. On reporte dans ces tableaux la valeur moyenne de  $(\sigma_{\hat{x}}, \sigma_{\hat{y}})$  et la valeur moyenne de  $(\sigma_1, \sigma_2)$  qui sont l'écart type de la dispersion suivant les deux axes principaux d'une ACP (Analyse en Composante Principale) réalisée sur les positions estimées. On reporte aussi dans ces tableaux le pourcentage des positions estimées par rapport au nombre total des mesures.

Dans notre implémentation la fenêtre de travail  $fen$  de l'algorithme 1 est fixée à 0.1. Le pas de recherche  $pas$  est fixé à 0.01.

On observe dans les Tableaux 3.5, 3.6, 3.7, 3.8, un comportement normal de l'estimateur de position 3D proposé. En effet, l'erreur de positionnement croit avec l'écart type du bruit. On peut aussi observer que comme dans le cas 2D ces erreurs sont du même ordre pour les différentes trajectoires. Dans le cas 3D le pourcentage de positions estimées pour un écart type

TABLE 3.5 – Erreur de positionnement 3D pour la trajectoire courte en “r” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA

<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)	5 (cm)	10 (cm)
$\sigma_{\hat{x}} (m)$	0.00	0.11	0.67	1.35	4.18	4.27
$\sigma_{\hat{y}} (m)$	0.00	0.14	0.80	1.63	4.84	4.43
$\sigma_1 (m)$	0.00	0.14	0.88	1.76	5.29	5.29
$\sigma_2 (m)$	0.00	0.10	0.57	1.18	3.63	3.23
<b>Positions estimées (%)</b>	88	88	92	92	75	50

TABLE 3.6 – Erreur de positionnement 3D pour la trajectoire en cercle “o” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA

<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)	5 (cm)	10 (cm)
$\sigma_{\hat{x}} (m)$	0.00	0.14	0.66	1.22	4.86	5.43
$\sigma_{\hat{y}} (m)$	0.00	0.37	1.52	2.28	4.60	4.78
$\sigma_1 (m)$	0.00	0.37	1.53	2.30	5.40	5.97
$\sigma_2 (m)$	0.00	0.14	0.65	1.19	3.98	4.15
<b>Positions estimées (%)</b>	98	98	98	97	79	56

TABLE 3.7 – Erreur de positionnement 3D pour la trajectoire linéaire et circulaire en “n” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA

<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)	5 (cm)	10 (cm)
$\sigma_{\hat{x}} (m)$	0.00	0.19	0.93	1.89	5.95	5.85
$\sigma_{\hat{y}} (m)$	0.00	0.05	0.28	0.63	2.81	3.37
$\sigma_1 (m)$	0.00	0.20	0.95	1.93	6.10	6.10
$\sigma_2 (m)$	0.00	0.04	0.22	0.52	2.47	2.94
<b>Positions estimées (%)</b>	98	99	99	99	83	57

TABLE 3.8 – Erreur de positionnement 3D pour la trajectoire en “s” à changement de concavité et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA

<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)	5 (cm)	10 (cm)
$\sigma_{\hat{x}} (m)$	0.00	0.13	0.64	1.08	3.20	3.67
$\sigma_{\hat{y}} (m)$	0.00	0.16	0.79	1.29	3.04	3.62
$\sigma_1 (m)$	0.00	0.20	0.97	1.60	3.87	4.54
$\sigma_2 (m)$	0.00	0.05	0.27	0.53	2.10	2.41
<b>Positions estimées (%)</b>	83	84	84	82	68	51

du bruit nul ne dépend pas uniquement de la géométrie de la trajectoire. Il dépend aussi de la position initiale fournie par l'algorithme 1 qui peut provoquer un mauvais conditionnement de l'algorithme de Gauss Newton. Cet effet est augmenté en présence de bruit et on peut observer que le nombre de positions estimées décroît quand l'écart type du bruit croît.

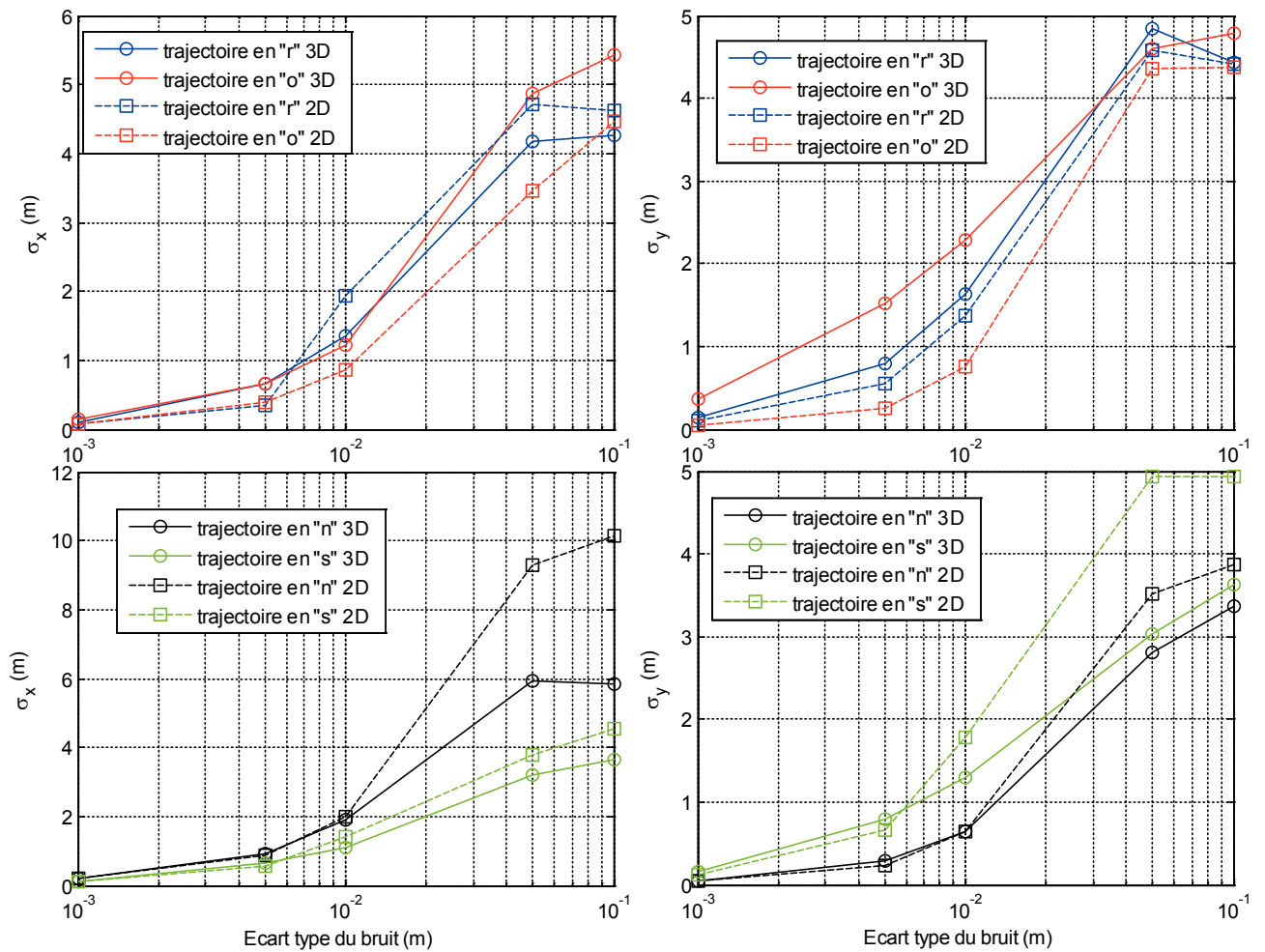


FIGURE 3.9 – Erreur  $\sigma_{\hat{x}}$  (m) et  $\sigma_{\hat{y}}$  (m) sur le calcul de position 3D statique

On représente Figure 3.9 l'erreur de positionnement horizontale obtenue pour les différentes trajectoires et pour les deux estimateurs proposés. On constate que pour les trajectoires en "o" et en "r" les erreurs de positionnement sont du même ordre de grandeur pour les deux estimateurs. Sur les figures du bas on constate que l'erreur de positionnement de l'estimateur 2D est supérieure à l'erreur de positionnement de l'estimateur 3D pour les trajectoires en "n" et en "s". Ce résultat s'explique par le nombre plus faible de positions estimées pour l'estimateur 3D. En effet les positions qui n'ont pas été estimées sont associées à une forte réalisation du bruit qui met en défaut l'estimateur 3D proposé.



### 3.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous proposons d'estimer la position d'une balise sous-marine proche de la surface, cas 2D, ou à une profondeur connue, cas 3D. Dans notre approche des mesures de TDOA obtenues pour plusieurs positions d'un bateau géolocalisé sont utilisées. Ces mesures de TDOA sont fournies par deux capteurs hydrophones situés sur le bateau. Ces mesures n'étant pas synchronisées les estimateurs classiques de la littérature ne peuvent pas être utilisés.

Nous proposons d'utiliser l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui est basé sur l'algorithme de Gauss Newton. Cet algorithme nécessite une position initiale proche de la position recherchée pour converger vers la position de la balise. On utilise cet estimateur indirect parce qu'il est non biaisé. Il faut noter que la position de la balise est calculée à partir de trois mesures de TDOA.

Dans ce contexte, nous proposons un estimateur direct 2D et un estimateur itératif 3D de la position initiale. Les estimateurs proposés sont basés sur la linéarisation du problème. On montre que le calcul de position est un problème ambigu. En effet il existe plusieurs positions possibles. Les estimateurs proposés permettent de lever cette ambiguïté. Dans le cas 3D on montre que la géométrie du système ne peut pas être déterminée. On propose donc un algorithme itératif basé sur la minimisation d'une fonction de contraste pour estimer une position initiale.

Les estimateurs proposés sont évalués dans plusieurs simulations. Dans une première simulation on évalue l'estimateur de position 2D statique et dans une deuxième simulation l'estimateur de position sous-marine 3D statique. Les évaluations sont réalisées pour des bruits de mesures de TDOA d'écart types  $0\text{ mm}$ ,  $1\text{ mm}$ ,  $5\text{ mm}$ ,  $1\text{ cm}$ ,  $5\text{ cm}$ ,  $10\text{ cm}$ . Plusieurs scénarios sont testés pour évaluer l'influence de différents types de trajectoires.

Dans nos simulations, on montre que l'erreur de positionnement est inférieure au mètre quand l'écart type du bruit des mesures TDOA est d'ordre millimétrique, et supérieure au mètre quand l'écart type du bruit de mesure est centimétrique. Pour un bruit d'écart type de  $10\text{ cm}$  l'écart type de l'erreur de mesure sur les abscisses et sur les ordonnées est de l'ordre de  $5\text{ m}$ . Ces résultats ont été obtenus pour plusieurs formes de trajectoires. On observe que pour une trajectoire asymétrique dans une direction particulière, l'erreur de positionnement augmente dans cette même direction.

# Chapitre 4

## Positionnement sous-marin : cas dynamique

Dans le chapitre 3 nous avons proposé un estimateur 3D de la position statique d'une balise qui fonctionne en deux étapes. Dans une première étape on réalise simultanément le calcul de la position initiale et la levée d'ambiguïté sur les positions possibles. Dans une deuxième étape on utilise l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui utilise la position initiale et l'algorithme de Gauss Newton. Dans notre approche l'ensemble des observations TDOA de la trajectoire est utilisé pour lever l'ambiguïté et calculer la position initiale.

Dans ce chapitre nous proposons un estimateur de la position dynamique, soit un estimateur de la position sous-marine d'un objet en mouvement. Dans notre cas cet objet peut être un drone ayant des déplacements de faible dynamique. Dans ce contexte le système de positionnement sur le bateau est composé de deux couples d'hydrophones non synchronisés entre eux. On estime quatre positions initiales par position du bateau. Ces positions ambiguës sont ensuite associées à quatre groupes de positions obtenues au fur et à mesure du déplacement du bateau. Une étape finale de sélection d'un des groupes de positions permet de lever l'ambiguïté. Dans cette approche seules deux mesures de TDOA sont utilisées pour calculer les positions initiales et la position finale qui utilise l'algorithme de Gauss Newton.

Nous présentons dans une première partie le problème de positionnement dynamique par association de données. La deuxième partie est consacrée à la présentation de l'estimateur de la position par association de données que nous proposons. Des expérimentations présentées dans une troisième partie évaluent l'estimateur proposé. Enfin le chapitre se termine par une conclusion.

### 4.1 Position du problème

#### 4.1.1 Géométrie du problème

On représente Figure 4.1 la configuration du système de localisation dynamique. Dans cet exemple on souhaite localiser un drone qui se déplace sous l'eau. Le système de réception est

embarqué sur un bateau de petite taille. Il est composé de quatre hydrophones notés  $A_k, B_k, C_k$  et  $D_k$  (espacés de deux mètres), d'un numériseur de signaux, d'un récepteur GPS et d'un compas magnétique qui donne la direction du bateau. Les capteurs du système de réception sont synchronisés sur le temps GPS. Les couples d'hydrophones  $A_k, B_k$  et  $C_k, D_k$  permettent de réaliser deux mesures de TDOA qui ne sont pas synchronisées entre elles.

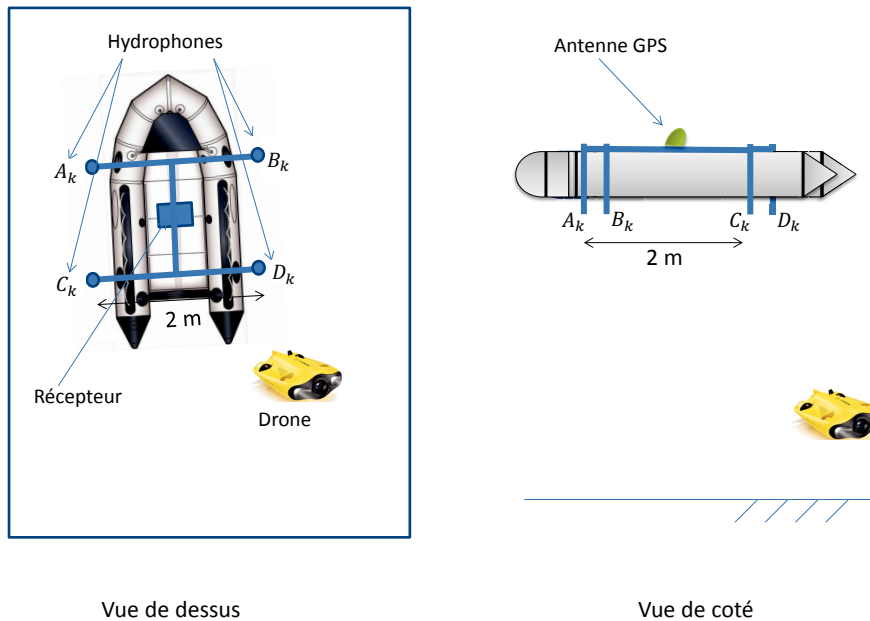


FIGURE 4.1 – Configuration du système de localisation dynamique

Dans le cas dynamique le bateau, donc le système de localisation et l'objet à localiser, sont en mouvements. Contrairement au cas statique il faut pouvoir estimer la position du drone à chaque position du bateau. Dans ce cas il faut au minimum deux mesures de TDOA par position du bateau. On représente 4.2 les quatre asymptotes des deux hyperboles définies par les deux mesures de TDOA. Les quatre intersections de ces asymptotes définissent les positions initiales ambiguës. Soit les quatre positions possibles du drone. On observe 4.2 que les positions initiales sont définies à partir de deux mesures TDOA obtenues avec deux couples d'hydrophones séparés par une faible distance de  $2\text{ m}$ . C'est pour ces deux raisons que la localisation dynamique sera plus sensible au bruit que la localisation statique du chapitre 3.

Les mesures de TDOA obtenues à chaque position du bateau sont non synchronisées entre elles. On dispose donc à chaque position du bateau d'une mesure de la position GPS, de la direction du bateau et de deux mesures de TDOA. On a donc Figure 4.1 à chaque instant la position des hydrophones  $A_k, B_k, C_k$  et  $D_k$  et les mesures de TDOA associées.

#### 4.1.2 Le problème d'association des données

On représente Figure 4.3 les positions initiales notées  $X^{l,ij}$  avec  $\{i, j\} \in \{0, 1\}$ . Ces positions définies par l'expression 3.31 ont été obtenues par linéarisation du modèle de localisation

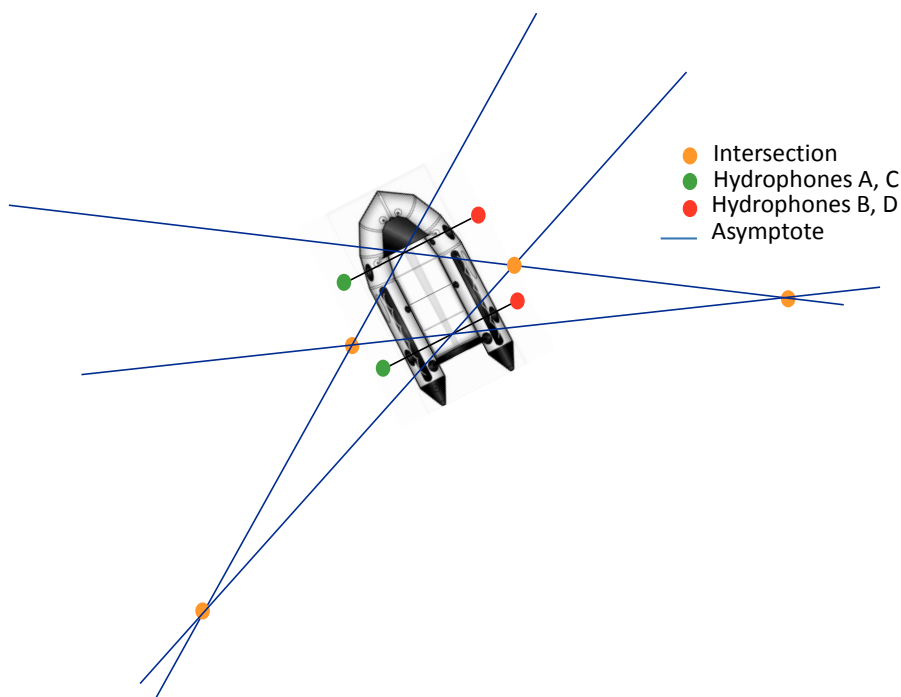


FIGURE 4.2 – Intersection des asymptotes pour une position du bateau

TDOA hyperbolique. Ce sont les intersections des quatre asymptotes aux hyperboles définies par deux valeurs de TDOA soit pour chaque position du bateau.

Pour chaque position du bateau on calcule quatre positions possibles de la balise avec deux mesures de TDOA : les étoiles en noir, rouge magenta et bleu sur la Figure 4.3. Une seule de ces positions correspond à la position de la balise. Cependant celle-ci change avec la position relative de la balise par rapport au bateau. En effet pour cette trajectoire ce sont les positions initiales  $X^{I,00}$  qui sont proches de la balise pour le début de la trajectoire, puis à mi-trajectoire les positions initiales  $X^{I,01}$  et les positions  $X^{I,11}$  pour la fin de la trajectoire.

En pratique il est impossible de savoir quelle position initiale  $X_k^{I,ij}$ , obtenue à chaque instant  $k$ , est une observation de la position de la balise. Nous proposons d'associer les positions estimées à quatre positions  $X_k^{A,m}$  avec  $\{m\} \in \{1, 2, 3, 4\}$  au fur et à mesure du déplacement du bateau. On définit quatre ensembles de positions associées  $\{X_t^{A,m}\}_{t=1:k}$  obtenues après association des données.

L'association de données s'appuie sur un critère, une distance, qui exprime le degré d'appartenance de chaque position initiale  $X_k^{I,ij}$  aux quatre ensembles de positions associées  $\{X_t^{A,m}\}_{t=1:k-1}$ . Un algorithme est alors utilisé pour associer chaque position initiale à l'un des quatre ensembles de positions associées. Dans ce travail nous proposons d'estimer les positions associées  $\hat{X}_k^m$  avec  $\{m\} \in \{1, 2, 3, 4\}$  avec quatre filtres de Kalman. Dans ce contexte c'est la distance entre les prédictions des filtres et les positions initiales  $X_k^{I,ij}$  qui sera notre critère. Ce sont les positions associées  $X_k^{A,m}$  qui sont utilisées comme observations dans le filtre.

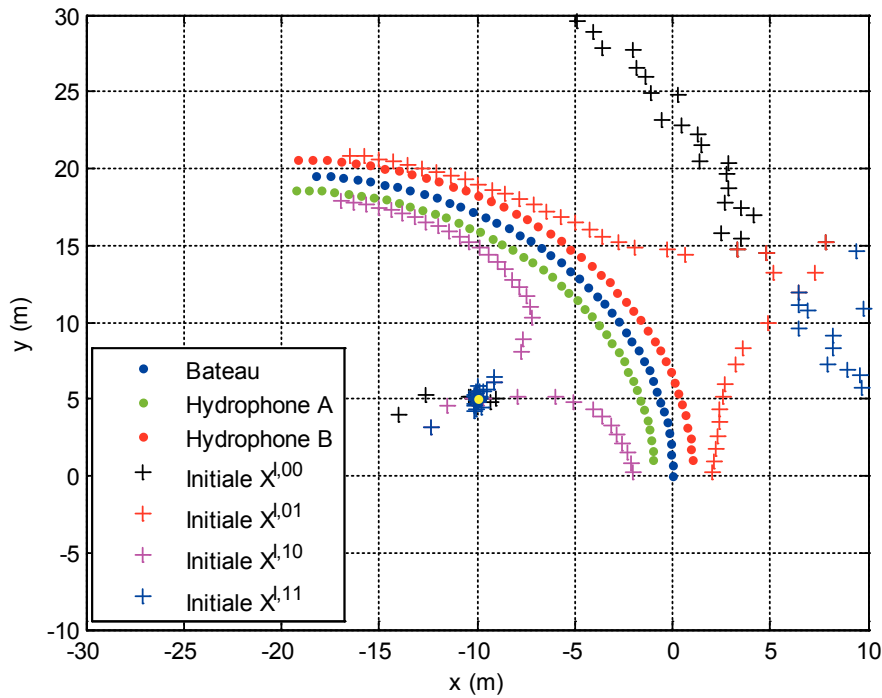


FIGURE 4.3 – Positions initiales  $X^{I,ij}$  obtenues pour un bruit d'écart type de  $5\text{ mm}$  sur la mesure de TDOA. Position de la balise statique en  $(-10, 5, 0)^t$

Les positions finales notées  $X_k^{F,m}$  avec  $\{m\} \in \{1, 2, 3, 4\}$  sont obtenues avec l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui utilise les positions associées estimées  $\hat{X}_k^m$  et l'algorithme de Gauss Newton. On a donc :

- les positions initiales  $X_k^{I,ij}$  obtenues par linéarisation du modèle de localisation TDOA hyperbolique,
- les positions associées  $X_k^{A,m}$  obtenues par association des positions  $X^{I,ij}$ ,
- les positions estimées  $\hat{X}_k^m$  obtenues par filtrage de Kalman,
- les positions finales  $X_k^{F,m}$  obtenues par l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui utilise les positions estimées et l'algorithme de Gauss Newton.

On représente sur la Figure 4.4 le cas du positionnement dynamique. La position de l'objet sous-marin à localiser est représentée par des points jaunes. Il pourrait s'agir d'un drone ayant un déplacement rectiligne et une vitesse de  $0.3\text{ m/s}$ . Dans cette simulation le bateau se déplace avec une vitesse de  $1.4\text{ m/s}$ .

On observe sur la Figure 4.4 que, au milieu de la trajectoire, les positions initiales  $X_k^{I,10}$  rejoignent la position du drone et les autres positions initiales. Cet effet apparaît pour un TDOA proche de deux (la distance entre les hydrophones). Dans le cas du positionnement dynamique le mélange des positions initiales met en défaut l'algorithme d'association des données. C'est pour cette raison que nous utiliserons dans le processus d'estimation les positions initiales associées

à un  $|TDOA| < 1.9$ .

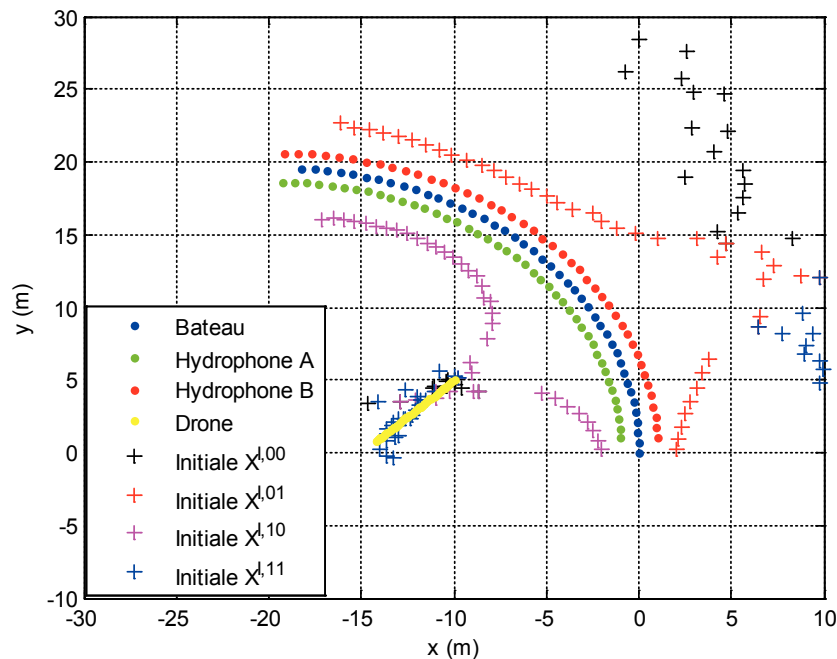


FIGURE 4.4 – Sur cette figure on représente par des points jaunes la trajectoire de l’objet sous-marin à localiser. Les positions initiales  $X^{l,ij}$  sont obtenues pour un bruit d’écart type de 5 mm.

### 4.1.3 Méthodes d’associations de données

L’association de données peut être utilisée dans plusieurs domaines tels que l’imagerie, la télédétection [35], la balistique [37], les applications marines [6] ou encore en intelligence artificielle. Dans [55] les méthodes d’association de données sont utilisées pour des applications de robotique.

L’objectif des méthodes d’association de données est de mettre en correspondance un ensemble d’observations capteurs avec un ensemble de pistes. Les pistes sont les trajectoires des objets observés. Les observations qui ont été associées peuvent alors être utilisées pour mettre à jour la trajectoire des objets.

Les principales méthodes d’association de données, présentées dans [5] et [11], sont le NN (Nearest Neighbor), le GNN (Global Nearest Neighbor), le PDA (Probabilistic Data Association), le JPDA (Joint Probabilistic Data Association) et le MHT (Multi Hypothesis Tracking).

Dans la méthode NN l’association d’une observation avec une piste se fait par un critère classique de distance minimum. L’association est parfois ambiguë car une même observation peut être associée à plusieurs pistes. Pour pallier ce problème, la méthode GNN utilise un coût global d’association de l’ensemble des observations à l’ensemble des pistes. Dans ce cas une

observation est au plus associée à chaque piste.

L'association probabiliste de données ou PDA est une méthode d'estimation basée sur une approche Bayésienne. Elle permet de prendre en compte dans le problème de l'association des données la possibilité que plusieurs observations d'un même objet soient associées à une même piste. La méthode JPDA est une extension de la méthode PDA qui permet de prendre en compte les fausses alarmes.

La méthode de pistage à origine multiple MHT est une méthode qui est basée sur un test d'hypothèses. Elle permet d'associer une observation à une piste existante, elle permet de détecter si l'observation est une fausse alarme et finalement de détecter si l'observation est à associer à une nouvelle piste.

Dans ce travail de thèse nous allons utiliser la méthode GNN. En effet dans notre problématique le nombre de pistes qui est quatre est fixe et connu. Le nombre d'observations qui est égal à quatre est aussi connu. Chaque observation est associée à une seule piste. Cependant certaines des observations qui sont aberrantes peuvent être considérées comme une fausse alarme. C'est la cohérence de l'observation avec la piste qui permettra de détecter ces fausses alarmes.

## 4.2 Estimation de la position dynamique par association de données

### 4.2.1 Processus d'estimation

On représente figure 4.5 le processus d'estimation qui s'appuie sur quatre filtres de Kalman en parallèle et un algorithme d'association de données. L'algorithme d'association de données est présenté dans le paragraphe suivant. On indique figure 4.5 la notation des différentes variables de position. On a donc :

- les positions initiales  $X_k^{I,ij}$  obtenues par linéarisation du modèle de localisation TDOA hyperbolique,
- les positions associées  $X_k^{A,m}$  obtenues par association des positions  $X_k^{I,ij}$ ,
- les positions estimées  $\hat{X}_k^m$  obtenues par filtrage de Kalman,
- les positions prédites  $\hat{X}_{k/k-1}^m$  obtenues par filtrage de Kalman,
- les positions finales  $X^{F,m}$  obtenues par l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui utilise les positions estimées et l'algorithme de Gauss Newton.

Dans ce processus l'objectif des filtres de Kalman est de fournir une position prédite  $\hat{X}_{k/k-1}^m$  qui permettra d'associer la position initiale  $X_k^{I,ij}$  qui lui "correspond le mieux", notée  $X_k^{A,m}$ . Dans ce contexte l'intérêt du filtre de Kalman est son modèle d'estimation dynamique. En effet la définition des paramètres de ce modèle permettra par exemple de distinguer le cas statique du cas dynamique.

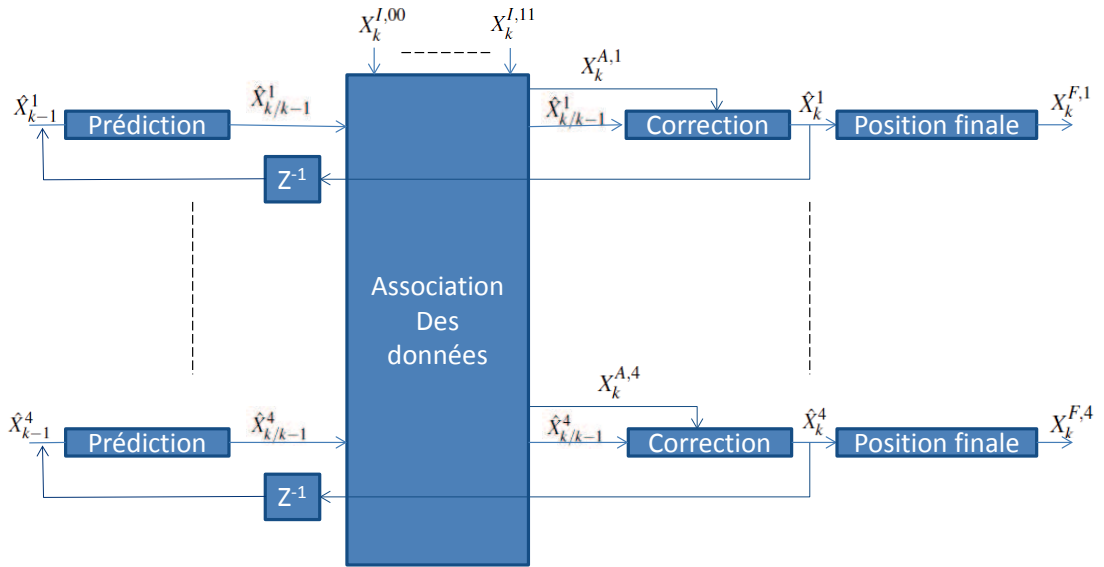


FIGURE 4.5 – Architecture du processus d'estimation

Dans ce travail le filtre de Kalman  $m$  a pour observation :

$$X_k^{A,m} = \begin{pmatrix} X_k^{A,m} \\ y_k^{A,m} \\ z_k^{A,m} \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

et pour vecteur d'état estimé à l'instant  $k$  :

$$\hat{X}_k^m = \begin{pmatrix} \hat{x}_k^m \\ \hat{y}_k^m \\ \hat{z}_k^m \\ \hat{x}_k^m \\ \hat{y}_k^m \\ \hat{z}_k^m \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

où  $\hat{x}_k^m$  indique la vitesse suivant l'axe des abscisses. Soit la matrice de transition des états :

$$F = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta T_e & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta T_e & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta T_e \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.3)$$



où  $\Delta T_e$  est le pas d'échantillonnage. Soit la matrice d'observations :

$$H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

L'étape de prédiction du filtre de Kalman est calculée pour les quatre filtres de Kalman en parallèle. On a :

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k/k-1}^m &= F \hat{X}_{k-1}^m \\ P_{k/k-1}^m &= F P_{k-1}^m F^T + Q \end{aligned}$$

avec :

- $P_{k/k-1}^m$  : matrice de covariance de l'erreur de prédiction
- $Q$  : matrice de covariance du bruit de modèle

avec :

$$Q = \begin{pmatrix} \frac{1}{4}\Delta T_e^4 \sigma_Q^2 & 0 & 0 & \frac{1}{2}\Delta T_e^3 \sigma_Q^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{4}\Delta T_e^4 \sigma_Q^2 & 0 & 0 & \frac{1}{2}\Delta T_e^3 \sigma_Q^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{4}\Delta T_e^4 \sigma_Q^2 & 0 & 0 & \frac{1}{2}\Delta T_e^3 \sigma_Q^2 \\ \frac{1}{2}\Delta T_e^3 \sigma_Q^2 & 0 & 0 & \Delta T_e^2 \sigma_Q^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}\Delta T_e^3 \sigma_Q^2 & 0 & 0 & \Delta T_e^2 \sigma_Q^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}\Delta T_e^3 \sigma_Q^2 & 0 & 0 & \Delta T_e^2 \sigma_Q^2 \end{pmatrix} \quad (4.5)$$

L'étape de correction est calculée pour les quatre filtres en parallèle avec les expressions suivantes :

$$\begin{aligned} S_k^m &= H P_{k/k-1}^m H^T + R \\ K_k^m &= P_{k/k-1}^m H^T (S_k^m)^{-1} \\ \hat{X}_k^m &= \hat{X}_{k/k-1}^m + K_k^m (X_k^{A,m} - H \hat{X}_{k/k-1}^m) \\ P_k^m &= (I - K_k^m H) P_{k/k-1}^m \end{aligned}$$

avec :

- $P_k^m$  : matrice de covariance de l'erreur d'estimation
- $R$  : la matrice de covariance du bruit de mesure

avec :

$$R = \begin{pmatrix} \sigma_R^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_R^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_R^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_R^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_R^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_R^2 \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

où  $\sigma_Q$  et  $\sigma_R$  sont deux paramètres définis par l'utilisateur pour donner plus ou moins de poids au modèle d'estimation et aux observations dans le processus d'estimation dynamique.

#### 4.2.2 Association de données

Pour deux positions du bateau on a quatre positions possibles, ou positions initiales, de la balise obtenues avec deux mesures de TDOA. L'objectif de l'algorithme d'association de données est de classer les positions possibles dans quatre ensembles. Ce problème est un problème d'association de données linéaire.

A l'instant  $k = 1$  (début de la trajectoire du bateau) on définit 4 positions associées  $X_1^{A,1} = X_1^{I,00}, X_1^{A,2} = X_1^{I,01}, X_1^{A,3} = X_1^{I,10}, X_1^{A,4} = X_1^{I,11}$ . Aux instants  $k$  suivants on souhaite associer chacune des positions initiales  $X_k^{I,00}, X_k^{I,01}, X_k^{I,10}, X_k^{I,11}$  à l'une des positions associée  $X_k^{A,m}$ . On a alors quatre groupes de positions, et on doit décider lequel de ces groupes de positions représente la balise. C'est le problème de levée d'ambiguïté qui est décrit au paragraphe suivant.

Soit la position initiale  $X_k^{I,ij} = (x_k^{I,ij}, y_k^{I,ij}, z_k^{I,ij})^t$  et la position associée  $X_k^{A,m}$ . Pour associer la position initiale  $X_k^{I,ij}$  à l'instant  $k$  à une des position associées  $X_k^{A,m}$  on utilise les distances euclidiennes calculées pour les différentes positions  $X_k^{I,ij}$  et  $\hat{X}_{k/k-1}^m$ . En effet les filtres de Kalman utilisent  $X_k^{A,m}$  comme observations et  $\hat{X}_{k/k-1}^m$  est la prédiction des positions associées estimées. On définit la matrice  $D$  des distances entre les positions initiales et la prédiction de la position estimée par :

$$D(m, v) = \sqrt{(x_{k/k-1}^m - x_k^{I,ij})^2 + (y_{k/k-1}^m - y_k^{I,ij})^2 + (z_{k/k-1}^m - z_k^{I,ij})^2} \quad (4.7)$$

avec  $v = 2i + j$ . On représente Figure 4.6 la matrice  $D$  de l'ensemble des distances calculées.

Pour affecter les positions initiales aux positions associées il faut résoudre le problème d'association des données défini comme suit. On minimise l'expression suivante :

$$\sum_{u=1}^4 \sum_{v=1}^4 D(u, v) M(u, v) \quad (4.8)$$

	$X_k^{I,00}$	$X_k^{I,01}$	$X_k^{I,10}$	$X_k^{I,11}$
$X_k^{A,1}$	D(0,0)=0.05	D(0,1)=0.76	D(0,2)=0.62	D(0,3)=0.41
$X_k^{A,2}$	D(1,0)=0.23	D(1,1)=0.46	D(1,2)=0.79	D(1,3)=0.06
$X_k^{A,3}$	D(2,0)=0.61	D(2,1)=0.82	D(2,2)=0.08	D(2,3)=0.92
$X_k^{A,4}$	D(3,0)=0.49	D(3,1)=0.02	D(3,2)=0.74	D(3,3)=0.41

FIGURE 4.6 – Contenu de la matrice  $D$  obtenu à partir des distances entre les positions  $X_k^{I,ij}$  et  $\hat{X}_{k/k-1}^m$ .

où la matrice  $M$  est définie avec les contraintes suivantes :

$$\forall v \sum_{m=1}^4 M(m, v) = 1 \quad (4.9)$$

$$\forall m \sum_{v=1}^4 M(u, v) = 1 \quad (4.10)$$

$$M(u, v) \in \{0, 1\} \quad (4.11)$$

Pour une matrice  $M$  de taille  $N * N$ , il existe  $N!$  matrices  $M$  possibles. Dans le cas de matrices de taille supérieure à 5, l'expression 4.8 est minimisée en utilisant l'algorithme Hongrois. Pour notre application  $N = 4$  il existe donc 24 matrices  $M$  différentes. On représente Figure 4.7 les matrices possibles obtenues par permutation circulaire des colonnes. Le nombre des matrices étant faible la minimisation de l'expression 4.8 se fait en testant chaque matrice.

Dans l'exemple de la Figure 4.6 les valeurs en bleu représentent les mesures sélectionnées par la matrice  $M$  en bleu de la Figure 4.7. Dans ce cas la position  $X_k^{I,00}$  est associée à la position  $X_k^{A,1}$ , la position  $X_k^{I,01}$  est associée à la position  $X_k^{A,4}$ , la positions  $X_k^{I,10}$  est associée à la position  $X_k^{A,3}$  et la position  $X_k^{I,11}$  est associée à la position  $X_k^{A,2}$ .

Suite à la minimisation de l'expression 4.8, on sait quelle est la position initiale  $X_k^{I,ij}$  qui correspond à la position associée  $X_k^{A,m}$ .

### 4.2.3 Levée d'ambiguïté

Lever l'ambiguïté sur les quatre positions finales  $X_k^{F,m}, m \in \{1, 2, 3, 4\}$  obtenues jusqu'à l'instant  $k$ , c'est définir lequel de ces quatre ensembles de positions représente l'objet que l'on souhaite localiser.

1000	1000	1000	1000	1000	1000
0100	0010	0001	0001	0100	0010
0010	0001	0100	0010	0001	0100
0001	0100	0010	0100	0010	0001
0100	0100	0100	0100	0100	0100
0010	0001	1000	1000	0010	0001
0001	1000	0010	0001	1000	0010
1000	0010	0001	0010	0001	1000
0010	0010	0010	0010	0010	0010
0001	1000	0100	0100	0001	1000
1000	0100	0001	1000	0100	0001
0100	0001	1000	0001	1000	0100
0001	0001	0001	0001	0001	0001
1000	0100	0010	0010	1000	0100
0100	0010	1000	0100	0010	1000
0010	1000	0100	1000	0100	0010

FIGURE 4.7 – Les différentes matrices  $M$  obtenues par permutation circulaire

Pour lever l'ambiguïté on utilise les positions estimées. En effet ces positions sont obtenues avec un filtre de Kalman qui a été paramétré pour un objet sous-marin ayant une faible dynamique (inférieure à la dynamique du bateau). On peut observer sur les Figures 4.3 et 4.4 que trois ensembles de points initiaux vont suivre la dynamique du bateau tandis qu'un seul ensemble de points va suivre la dynamique de l'objet sous-marin à localiser. L'erreur sur la position sera donc plus grande pour les points qui suivent la dynamique du bateau. Dans ce cas la différence entre la mesure de TDOA et la valeur du TDOA recalculée avec les positions estimées est plus importante pour les points qui suivent la dynamique du bateau.

Pour lever l'ambiguïté on propose le critère suivant :

$$\hat{m} = \min_{m \in \{1,2,3,4\}} \sum_{l=1}^k (\Delta_l - \Delta_l^m)^2 \quad (4.12)$$

où  $\Delta_k$  est la mesure de TDOA à l'instant  $k$ . On a :

$$\Delta_k^m = \sqrt{(\hat{x}_k^m - x_k^A)^2 + (\hat{y}_k^m - y_k^A)^2 + (\hat{z}_k^m - z_k^A)^2} - \sqrt{(\hat{x}_k^m - x_k^B)^2 + (\hat{y}_k^m - y_k^B)^2 + (\hat{z}_k^m - z_k^B)^2} \quad (4.13)$$

où la position des hydrophones est définie par  $A = (x_k^A, y_k^A, z_k^A)^t$ ,  $B = (x_k^B, y_k^B, z_k^B)^t$ . La position

estimée est définie par  $\hat{X}_k^m = (\hat{x}_l^m, \hat{y}_l^m, \hat{z}_l^m)^t$ .

En pratique il faut définir l'instant  $k$  qui permet de lever l'ambiguïté. Dans nos expérimentations une valeur de  $k = 10$  a été suffisante pour lever l'ambiguïté.

### 4.3 Expérimentation

Dans cette expérimentation on souhaite tester la méthode proposée à partir de simulations. La méthode est testée pour le positionnement statique d'une balise et pour le positionnement dynamique d'un drone.

Cette évaluation est réalisée pour les trajectoires "s", "o", "r" et "n" décrites au chapitre précédent. Le positionnement statique et dynamique est évalué pour différents écarts types du bruit sur les mesures de TDOA (bruit additif gaussien). On fait varier l'écart type du bruit de  $1\text{ mm}$  à  $1\text{ cm}$ .

On testera aussi la robustesse de la méthode aux bruits capteurs du système de localisation. Soit le positionnement statique et dynamique pour des erreurs de positionnement GPS du bateau de l'ordre de  $50\text{ cm}$ , et des erreurs de directions du compas magnétique de l'ordre de  $1^\circ$ .

#### 4.3.1 Evaluation du positionnement statique

On représente sur la Figure 4.8 de gauche les positions initiales obtenues tout au long de la trajectoire. On représente sur Figure 4.8 de droites les positions associées. La position initiale

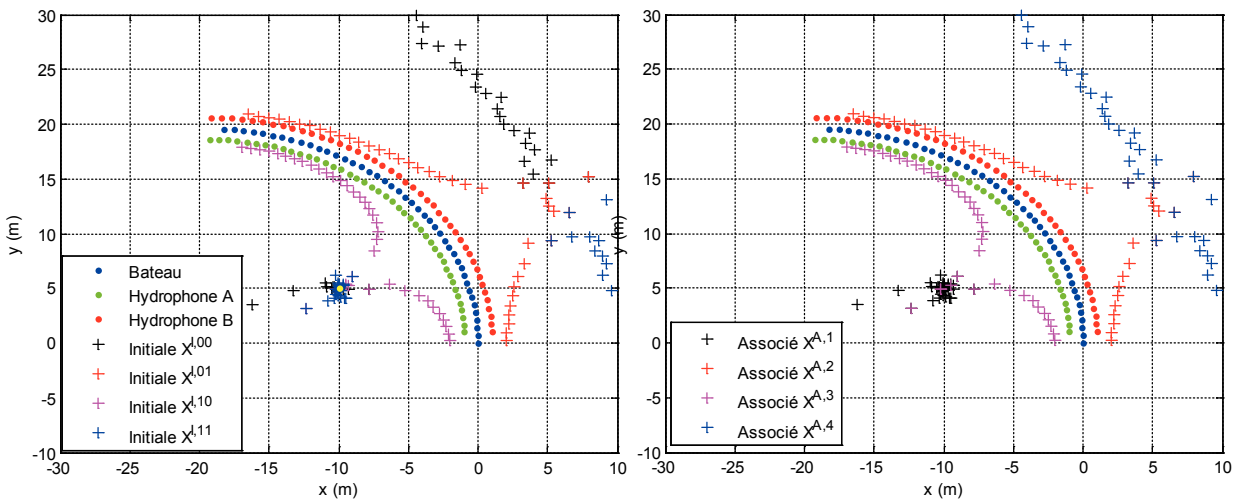


FIGURE 4.8 – Positions initiales et positions associées pour la trajectoire en "r". Dans cette simulation l'écart type du bruit est de  $5\text{ mm}$

$X_1^{I,00}$  est utilisée pour initialiser  $X_1^{A,1}$  dans le processus d'association. On observe Figure 4.8 de droite que les positions associées  $X_k^{A,1}$  (croix noire) sont bien des observations de la position de

la balise. On peut en conclure que le processus d'association des données a fonctionné correctement.

On représente sur la Figure 4.9 de gauche les positions estimées obtenues tout au long de la trajectoire par les quatre filtres de Kalman en parallèle. On représente sur Figure 4.9 de droite les positions finales obtenues par l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui utilise les positions estimées pour initialiser l'algorithme de Gauss Newton.

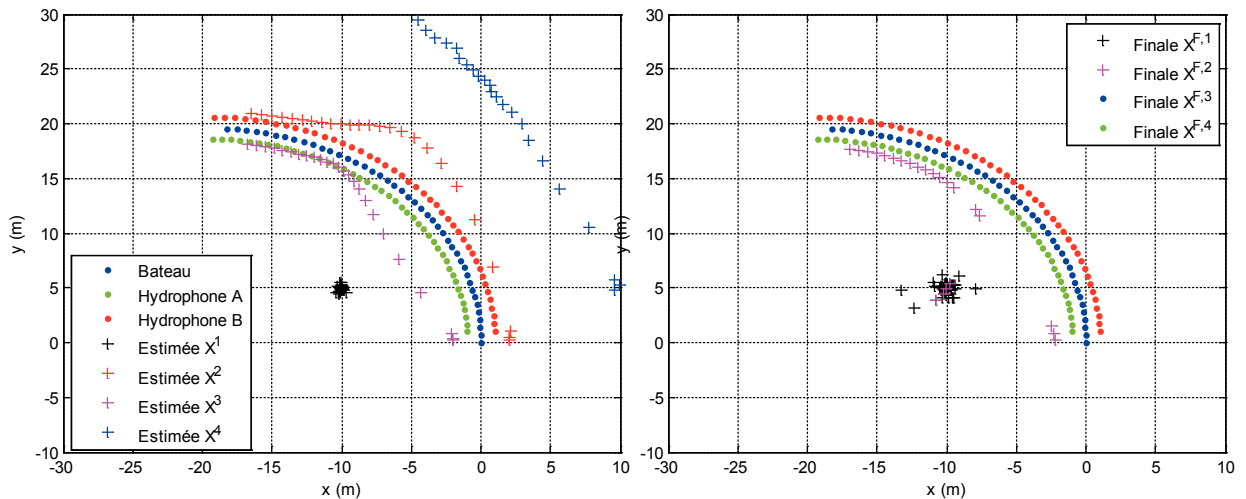


FIGURE 4.9 – Positions estimées et positions finales pour la trajectoire en “r”. Dans cette simulation l'écart type du bruit est de 5 mm

Sur la Figure 4.9 de gauche, les positions estimées sont obtenues par quatre filtres de Kalman qui sont paramétrés par  $\sigma_R = 1000$  et  $\sigma_Q = 1$ . Ces paramètres correspondent à un fort lissage de l'estimation qui est adapté au cas statique. Sur la Figure 4.9 de droite, on observe que la plupart des positions finales  $X_k^{F,2}, X_k^{F,3}, X_k^{F,4}$  sont en dehors de la figure. En effet on observe pour ces positions finales un mauvais conditionnement des matrices de l'algorithme de Gauss Newton qui positionne ces points à une distance aberrante de la trajectoire. Dans ce cas, les positions  $\hat{X}_k^2, \hat{X}_k^3, \hat{X}_k^4$  qui initialisent l'algorithme de Gauss Newton sont éloignées des solutions possibles.

On reporte dans le Tableau 4.1 l'erreur de positionnement de la balise fixe pour les positions initiales  $X_k^{I,00}$ , les positions associées  $X_k^{A,1}$ , les positions estimées  $\hat{X}_k^1$  et les positions finales  $X_k^{F,1}$ . On reporte l'écart type de l'erreur de positionnement dans la direction des abscisses  $\sigma_x$ , l'écart type de l'erreur de positionnement dans la direction des ordonnées  $\sigma_y$  et la moyenne des positions  $m_x, m_y$ . L'erreur de positionnement est obtenue pour des mesures de TDOA non bruitées. Cette erreur est estimée à partir de 100 réalisations de la trajectoire en “r”.

Dans le Tableau 4.1 l'erreur de positionnement sur les positions initiales est importante car seulement une partie des positions initiales  $X_k^{I,00}$  représente la position de la balise en C :  $(-10, 5, 0)^t$ . Ce n'est pas le cas des positions associées  $X_k^{A,1}$  qui représentent la position

TABLE 4.1 – Erreur de positionnement après levée d’ambiguïté et en absence de bruit pour la trajectoire courte en “r”

Positions évaluées	$X_k^{I,00}$	$X_k^{A,1}$	$\hat{X}_k^1$	$X_k^{F,1}$
$\sigma_x (m)$	11.4090	0.0140	0.0087	0.0000
$\sigma_y (m)$	9.9890	0.0081	0.0083	0.0000
$m_x (m)$	-3.1906	-9.9708	-9.9807	-10.0000
$m_y (m)$	16.0154	5.0160	5.0105	5.0000

TABLE 4.2 – Erreur de positionnement final  $X_k^{F,1}$  pour les différentes trajectoires et pour plusieurs écarts types du bruit

	Écarts types du bruit	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)
Trajectoire “r”	$\sigma_x (m)$	0.00	0.19	0.74	1.51
	$\sigma_y (m)$	0.00	0.15	0.58	1.10
Trajectoire “o”	$\sigma_x (m)$	0.00	0.11	0.56	1.30
	$\sigma_y (m)$	0.00	0.62	2.64	5.43
Trajectoire “n”	$\sigma_x (m)$	0.00	0.14	0.64	1.21
	$\sigma_y (m)$	0.00	0.05	0.20	0.36
Trajectoire “s”	$\sigma_x (m)$	0.00	0.20	0.46	0.73
	$\sigma_y (m)$	0.00	0.23	0.51	0.76

de la balise. Cependant il existe une erreur de positionnement qui est liée à la linéarisation du problème. Soit un biais sur la position estimée et un écart type de l’erreur de positionnement non nul. On observe la même chose pour les positions estimées  $\hat{X}_k^1$  qui sont obtenues par un filtre de Kalman qui utilise les positions associées comme observations. Les positions finales  $X_k^{F,1}$ , obtenues avec l’algorithme de Gauss Newton sont sans erreur et sans biais. Elles seront utilisées pour évaluer la méthode proposée sur des trajectoires différentes.

On reporte dans le Tableau 4.2 l’erreur de positionnement sur les positions finales  $X_k^{F,1}$  obtenues pour les différentes trajectoires. L’erreur de positionnement est obtenue pour un bruit additif sur la mesure de TDOA d’écarts types 0 mm, 1 mm, 5 mm, 1 cm.

Dans le Tableau 4.2 on remarque que l’erreur de positionnement est plus importante pour la trajectoire en “o”. Pour cette trajectoire les erreurs d’association de données sont plus importantes. En effet le cercle de la trajectoire étant de petite taille les positions initiales  $X_k^{I,ij}$  sont proches les unes des autres, ce qui provoque des erreurs d’association des données en présence de bruit.

Sur la Figure 4.10 on reporte à gauche l’erreur sur les abscisses des positions estimées et on reporte à droite l’erreur sur les ordonnées. Cette erreur est donnée pour la méthode de positionnement statique du chapitre 3 et la méthode de positionnement dynamique du chapitre 4.

Elle est donnée pour les différentes trajectoires et pour un bruit additif sur la mesure de TDOA d'écart types  $0\text{ mm}$ ,  $1\text{ mm}$ ,  $5\text{ mm}$ ,  $1\text{ cm}$ .

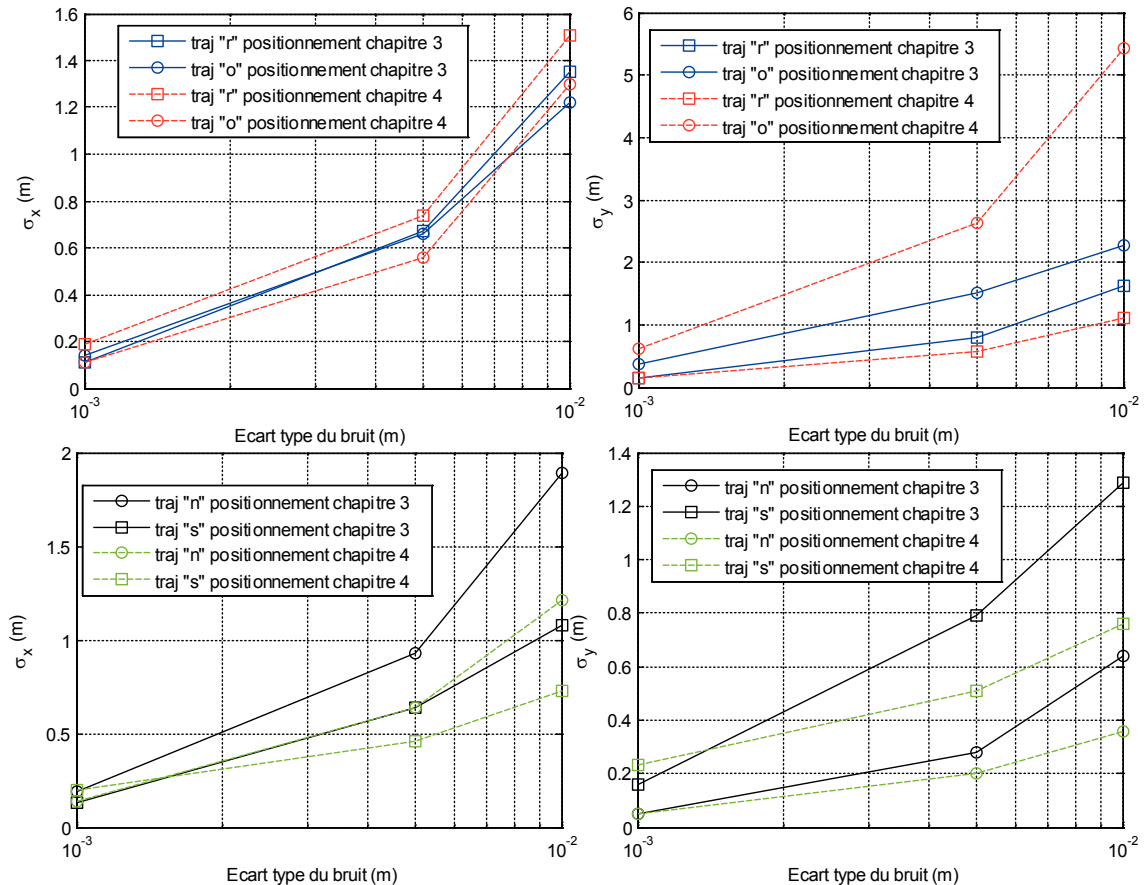


FIGURE 4.10 – Erreur de positionnement final obtenue avec les méthodes de positionnement du chapitre 3 et du chapitre 4. La méthode de positionnement statique du chapitre 3 et la méthode de positionnement dynamique du chapitre 4. L'écart type de l'erreur de position dans la direction des abscisses et des ordonnées est donnée pour les quatre trajectoires "r", "o", "n", "s". L'erreur de positionnement est donnée en fonction des valeurs de l'écart type du bruit sur les mesures de TDOA

On remarque sur la Figure 4.10 que pour les trajectoires "r", "s" et "n" l'erreur obtenue avec la méthode d'estimation dynamique du chapitre 4 est plus faible que l'erreur obtenue avec la méthode d'estimation statique du chapitre 3. On explique ce résultat par une meilleure levée d'ambiguïté sur les positions initiales  $X_k^{I,ij}$  avec la méthode du chapitre 4 qui s'appuie sur l'association des données. Cependant on remarque que pour la trajectoire en "o" la méthode du chapitre 4 est moins performante que la méthode du chapitre 3. En effet dans ce cas très symétrique, les erreurs d'associations des données augmentent. Enfin il faut noter que la méthode de positionnement dynamique du chapitre 4 est moins robuste que la méthode du Chapitre 3. En effet pour des bruits de  $5\text{ cm}$ ,  $10\text{ cm}$  elle est défaillante avec des erreurs de positionnements de l'ordre de la dizaine de mètres.



TABLE 4.3 – Erreur de positionnement dynamique après levée d’ambiguïté et en absence de bruit pour la trajectoire courte en “r”

Positions évaluées	$X_k^{I,11}$	$X_k^{A,4}$	$\hat{X}_k^4$	$X_k^{F,4}$
$\sigma_x$ (m)	0.0031	0.0031	0.1352	0.0000
$\sigma_y$ (m)	0.0106	0.0106	0.1338	0.0000
$m_x$ (m)	0.0087	0.0087	-0.4413	-0.0000
$m_y$ (m)	-0.0150	-0.0150	0.4346	0.0000

### 4.3.2 Évaluation du positionnement dynamique

On reporte dans le Tableau 4.3 l’erreur de positionnement dynamique pour les positions initiales  $X_k^{I,00}$ , les positions associées  $X_k^{A,1}$ , les positions estimées  $\hat{X}_k^1$  et les positions finales  $X_k^{F,1}$ . Les positions de l’objet sous-marin en mouvement sont représentées sur la Figure 4.4. Dans cette simulation l’objet en mouvement a un déplacement rectiligne et une vitesse de 0.3 m/s. Dans cette simulation le bateau se déplace avec une vitesse de 1.4 m/s.

On reporte dans le Tableau 4.3 l’écart type de l’erreur de positionnement dans la direction des abscisses  $\sigma_x$ , l’écart type de l’erreur de positionnement dans la direction des ordonnées  $\sigma_y$  et la moyenne des positions  $m_x, m_y$ . L’erreur de positionnement est obtenue pour des mesures de TDOA non bruitées. Cette erreur est estimée à partir de 100 réalisations de la trajectoire en “r”. Comme dans le cas statique, on remarque que dans le Tableau 4.3 les positions finales  $X_k^{F,1}$ , obtenues avec l’algorithme de Gauss Newton sont sans erreur et sans biais. Elles seront utilisées pour évaluer la méthode proposée sur des trajectoires différentes.

On reporte dans le Tableau 4.4 l’erreur de positionnement dynamique sur les positions finales  $X_k^{F,1}$  obtenues pour les différentes trajectoires. L’erreur de positionnement est obtenue pour un bruit additif sur la mesure de TDOA d’écart types 0 mm, 1 mm, 5 mm, 1 cm. Dans le cas dynamique nous utilisons dans le processus de localisation les positions initiales associées à un  $|TDOA| < 1.9$  pour diminuer les erreurs d’associations.

Dans le Tableau 4.4 on remarque que l’erreur de positionnement est plus importante pour la trajectoire en “s”. En effet dans ce cas les positions du bateau associées à un  $|TDOA| < 1.9$  sont principalement à la fin de la trajectoire. Cette fin de trajectoire est verticale et pratiquement perpendiculaire à la trajectoire de l’objet sous-marin en mouvement. Dans ce cas l’erreur de positionnement est amplifiée par la géométrie du système de localisation. Pour les autres trajectoires, l’erreur de positionnement est du même ordre pour une balise statique ou un objet sous-marin en mouvement.

Cependant il faut noter que cette erreur de positionnement dépend aussi de la distance entre la balise et le système de positionnement embarqué sur le bateau. La taille du système de positionnement sur le bateau ainsi que le nombre d’hydrophones (soit de mesures de TDOA) influence aussi l’erreur de positionnement. On reporte sur la Figure 4.11 le cas d’un objet sous-

TABLE 4.4 – Erreur de positionnement dynamique final  $X_k^{F,1}$  pour les différentes trajectoires et pour plusieurs écarts types du bruit.

	<b>Ecart types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)
Trajectoire “r”	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.07	0.38	0.82
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.32	1.67	3.85
Trajectoire “o”	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.15	0.84	1.51
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.05	0.25	0.69
Trajectoire “n”	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.15	0.78	1.94
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.10	0.51	1.09
Trajectoire “s”	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.31	2.19	4.33
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.94	7.38	15.24

marin en mouvement ayant un déplacement rectiligne et une vitesse de 1 m/s. Dans cette simulation le bateau se déplace avec une vitesse de 1.4 m/s.

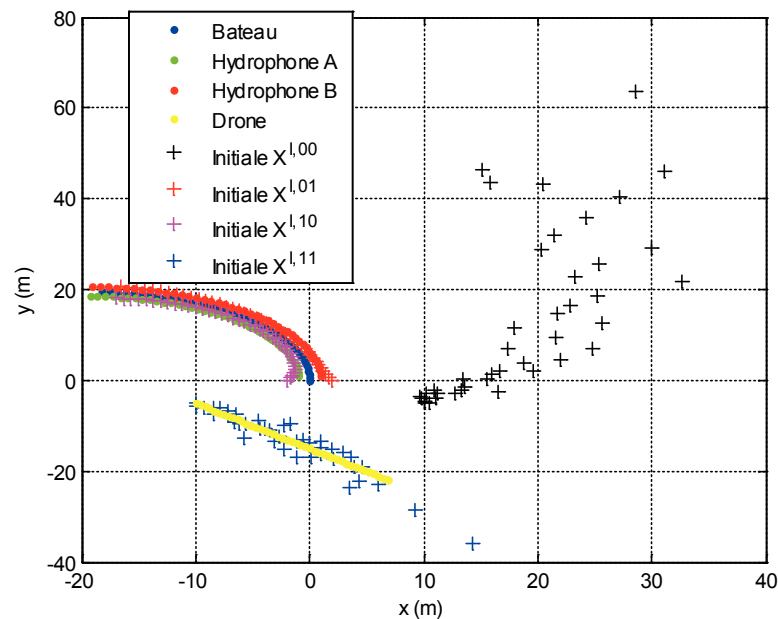


FIGURE 4.11 – Sur cette figure on représente le cas d’un objet sous-marin éloigné du bateau. Les positions initiales  $X^{l,ij}$  sont obtenues pour un bruit d’écart type de 5 mm

On remarque sur la Figure 4.11 que les positions initiales  $X^{l,11}$  ont une erreur plus grande en fin de trajectoire quand l’objet à localiser est fortement éloigné du système de localisation sur le bateau. On reporte dans le Tableau 4.5 l’erreur de positionnement dynamique sur les positions finales  $X_k^{F,1}$  obtenues pour les différentes trajectoires et pour un déplacement de l’objet à localiser présenté sur la Figure 4.11. L’erreur de positionnement est obtenue pour un bruit additif sur la mesure de TDOA d’écart types 0 mm, 1 mm, 5 mm, 1 cm.

Les résultats présentés dans le Tableau 4.5 montrent la sensibilité de la méthode avec l’éloi-

TABLE 4.5 – Erreur de positionnement dynamique final  $X_k^{F,1}$  pour les différentes trajectoires et pour plusieurs écarts types du bruit. Dans ce cas l’objet à localiser est éloigné du bateau à une distance approximative de 50 m

	<b>Ecart types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)
Trajectoire “r”	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.30	1.65	4.07
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.69	3.79	9.47
Trajectoire “n”	$\sigma_x$ (m)	0.00	4.73	26.72	37.71
	$\sigma_y$ (m)	0.00	3.60	20.80	31.26
Trajectoire “s”	$\sigma_x$ (m)	0.00	1.30	9.43	23.87
	$\sigma_y$ (m)	0.00	1.98	13.50	32.33

nement de l’objet à localiser. En effet, pour cette simulation l’erreur de positionnement est notablement plus importante car en fin de trajectoire l’objet à localiser se trouve à une cinquantaine de mètres du système de localisation. On notera que l’erreur augmente rapidement avec la distance entre l’objet à localiser et le système de localisation.

### 4.3.3 Evaluation du positionnement en présence de bruits capteurs

Dans ce paragraphe, on souhaite évaluer l’influence des erreurs capteurs du système de positionnement embarqué sur le bateau. On représente Figure 4.12 la trajectoire en “r” du bateau obtenue avec les mesures capteurs du système de positionnement. Dans ce cas on considère un bruit de mesure sur la position GPS du bateau ayant un écart type de 50 cm. On considère aussi un bruit sur les mesures de directions fournies par le compas magnétique ayant un écart type de 1°. On représente aussi Figure 4.12 les positions initiales obtenues avec un bruit d’écart type de 5 mm sur les mesures de TDOA. On est ici dans le cas d’un objet sous-marin statique.

On présente dans le Tableau 4.6 différentes configurations d’erreurs capteurs du système de localisation. Soit le cas d’erreurs GPS seul, puis le cas d’erreurs compas seul et enfin le cas d’erreurs GPS et compas. On reporte dans le Tableau 4.6 l’erreur de positionnement final pour une trajectoire en “r” et une balise statique. L’erreur de positionnement est donnée pour différentes valeurs de bruit sur la mesure de TDOA.

Avec le Tableau 4.6 on observe que c’est le bruit GPS qui a le plus d’influence sur la précision du positionnement de la balise. Quand on compare les résultats du Tableau 4.6 avec les résultats du Tableau 4.2 on peut conclure que le bruit compas a peu d’influence sur la précision de la localisation. Finalement en présence de bruits capteur, la précision ne change pas notablement et reste de l’ordre du mètre.

### 4.3.4 Comparaison avec l’état de l’art

On souhaite ici comparer l’estimateur par association de données proposé avec une méthode de référence de l’état de l’art. La méthode qui a été choisie est l’estimateur direct des moindres

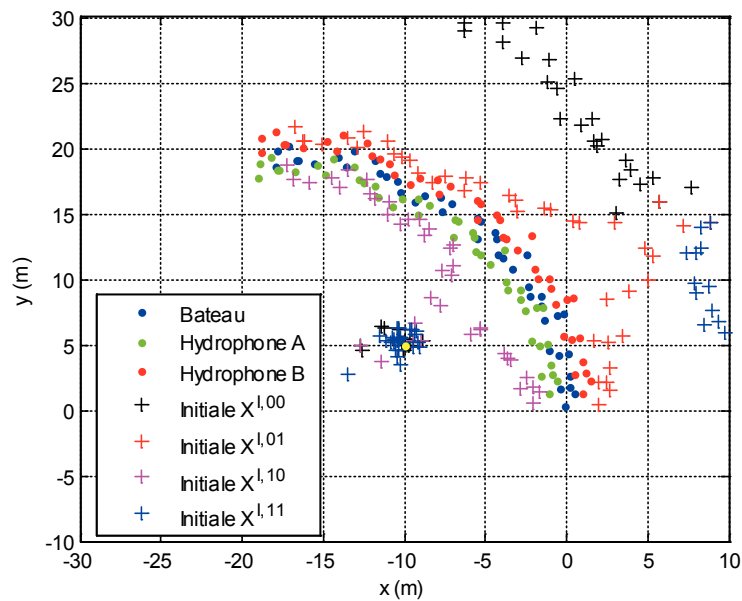


FIGURE 4.12 – Sur cette figure on représente la trajectoire du bateau obtenue avec des mesures bruitées des capteurs du système de positionnement. Dans ce cas on considère un bruit de mesure sur la position GPS du bateau ayant un écart type de  $50\text{ cm}$ . On considère aussi un bruit sur les mesures de directions fournies par le compas magnétique ayant un écart type de  $1^\circ$ . Les positions initiales  $X^{l,ij}$  sont obtenues pour un bruit d'écart type de  $5\text{ mm}$  sur les mesures de TDOA

carrés pondérés. Pour cette expérimentation on considère que les poids sont connus, ce qui la positionne dans ce cas parmi les méthodes les plus performantes. Contrairement à la méthode de positionnement proposée au chapitre 3, la méthode de positionnement dynamique d'un objet sous-marin en mouvement proposée au chapitre 4 peut être comparée aux estimateurs directs classiques de la littérature. En effet on dispose de quatre hydrophones sur le bateau (système de positionnement) qui peuvent être synchronisés entre eux. On a donc dans ce cas trois mesures de TDOA synchronisées.

Dans l'expérimentation proposée l'objet sous-marin à positionner est statique et on considère différentes trajectoires du bateau. On reporte dans le Tableau 4.7 l'erreur de positionnement de la méthode proposée ( $\sigma_x, \sigma_y$ ) et l'erreur de positionnement obtenue avec l'estimateur des moindres carrés pondérés ( $\sigma_x^{MCP}, \sigma_y^{MCP}$ ). Cette erreur est obtenue en simulation à partir de 1000 réalisations de la trajectoire et pour différents écarts types de l'erreur sur la mesure de TDOA.

On observe Tableau 4.7 que pour un bruit de mesure nul, l'erreur d'estimation est nulle pour les deux méthodes. On observe en pratique que les deux estimateurs sont non biaisés. Pour un bruit de mesure non nul, l'erreur d'estimation de la position dans le Tableau 4.7 est plus forte pour la méthode des moindres carrés pondérés que pour la méthode proposée. Cette différence est notable pour un écart type du bruit supérieur à  $1\text{ mm}$ . On remarque dans le Tableau 4.7 que cette erreur croît plus vite pour la méthode des moindres carrés pondérés avec l'erreur de me-

TABLE 4.6 – Erreur de positionnement statique final  $X_k^{F,1}$  pour différentes configurations capteurs du système de positionnement et pour plusieurs écarts types du bruit sur la mesure de TDOA. Dans ce cas on considère un bruit de mesure sur la position GPS du bateau ayant un écart type de 50 cm. On considère aussi un bruit sur les mesures de directions fournies par le compas magnétique ayant un écart type de  $1^\circ$

	<b>Ecart type du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)
Bruit GPS (50 cm)	$\sigma_x$ (m)	0.94	0.99	1.06	1.85
	$\sigma_y$ (m)	0.73	0.73	0.90	1.49
Bruit compas $1^\circ$	$\sigma_x$ (m)	0.01	0.20	0.76	1.78
	$\sigma_y$ (m)	0.01	0.15	0.66	1.31
Bruit GPS et compas	$\sigma_x$ (m)	1.00	0.99	1.01	1.84
	$\sigma_y$ (m)	0.73	0.73	0.87	1.47

TABLE 4.7 – Erreur de positionnement obtenue avec la méthode proposée ( $\sigma_x, \sigma_y$ ) et l'estimateur des moindres carrés pondérés ( $\sigma_x^{MCP}, \sigma_y^{MCP}$ ). L'objet sous-marin à positionner est statique et l'erreur est donnée pour les différentes trajectoires et pour plusieurs écarts types du bruit.

	<b>Écarts types du bruit</b>	0 (mm)	1 (mm)	5 (mm)	1 (cm)
Trajectoire "r"	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.19	0.74	1.51
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.15	0.58	1.10
	$\sigma_x^{MCP}$ (m)	0.00	0.36	8.62	19.93
	$\sigma_y^{MCP}$ (m)	0.00	0.22	4.65	10.98
Trajectoire "o"	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.11	0.56	1.30
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.62	2.64	5.43
	$\sigma_x^{MCP}$ (m)	0.00	0.32	3.43	12.60
	$\sigma_y^{MCP}$ (m)	0.00	5.41	67.18	78.15
Trajectoire "n"	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.14	0.64	1.21
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.05	0.20	0.36
	$\sigma_x^{MCP}$ (m)	0.00	0.23	1.22	3.02
	$\sigma_y^{MCP}$ (m)	0.00	0.06	0.34	1.75
Trajectoire "s"	$\sigma_x$ (m)	0.00	0.20	0.46	0.73
	$\sigma_y$ (m)	0.00	0.23	0.51	0.76
	$\sigma_x^{MCP}$ (m)	0.00	2.96	3.73	10.76
	$\sigma_y^{MCP}$ (m)	0.00	3.37	4.29	30.35

sure.

Les performances des estimateurs de type direct dépendent fortement de la géométrie du problème. Dans notre approche les quatre hydrophones sont sur le bateau et l'objet à positionner est éloigné du système de positionnement. C'est le cas analogue du cayon pour le positionnement GPS (fort DOP) où l'erreur croît très vite avec le bruit de mesure.

## 4.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous proposons un estimateur dynamique de la position d'un objet sous-marin. Dans cette problématique, le système de positionnement embarqué sur un bateau ainsi que l'objet sous-marin à détecter sont en mouvement. Dans ce contexte nous proposons une nouvelle architecture du système de positionnement basée sur deux couples d'hydrophones non synchronisés placés sur le bateau. On a donc, pour chaque position du bateau, deux mesures de TDOA et donc quatre positions ambiguës de l'objet sous-marin.

Dans ce chapitre nous proposons un estimateur dynamique basé sur un processus d'estimation qui utilise quatre filtres de Kalman en parallèle et un algorithme d'association de données. Le principe de notre estimateur est d'associer à chaque déplacement du bateau les quatre positions ambiguës à quatre ensembles de positions. L'un de ces quatre ensembles représente l'objet sous-marin en mouvement. Nous proposons une méthode de levée d'ambiguïté sur ces quatre ensembles qui, en pratique, ne nécessite que 10 positions.

L'estimateur proposé est évalué dans plusieurs simulations :

- Dans une première simulation il est évalué pour un objet sous-marin statique.
- Dans une deuxième simulation il est évalué pour un objet sous-marin ayant une faible dynamique.
- Dans une troisième simulation il est évalué pour un objet sous-marin ayant une forte dynamique qui emmène l'objet sous-marin à localiser à une cinquantaine de mètres du système de localisation.
- Dans une quatrième simulation il est évalué pour différents bruits capteurs du système de localisation.

Avec les résultats de simulation, on peut conclure que l'erreur de positionnement est métrique quand l'objet sous-marin se trouve à une vingtaine de mètres de la trajectoire. La position est obtenue avec deux mesures de TDOA et elle est évaluée avec des bruits de mesures d'écart types  $0\text{ mm}$ ,  $1\text{ mm}$ ,  $5\text{ mm}$ ,  $1\text{ cm}$ . En présence de bruit capteurs du système de localisation, la précision reste métrique, ce qui montre la robustesse de la méthode.

Cependant on constate une très nette augmentation de l'erreur pour des bruits de mesures supérieurs à  $1\text{ cm}$ . Dans ce cas la méthode d'association de données est en défaut. De plus on constate aussi une très nette augmentation de l'erreur pour un objet sous-marin éloigné du système de positionnement (à une cinquantaine de mètres). Dans ce cas c'est la méthode de positionnement initial, basée sur l'intersection des asymptotes, qui est en défaut.



# Conclusion générale

Nous développons au laboratoire un système de positionnement sous-marin facile à déployer. Le système de positionnement repose sur l'utilisation d'un bateau qui localise un objet sous-marin à basse profondeur (c'est-à-dire une profondeur inférieure à 30 mètres). Dans ce contexte, nous choisissons d'utiliser seulement deux récepteurs (hydrophones) montés sous le bateau. Les deux capteurs sont séparés par une distance de 2 mètres. Le défi est de proposer un système simple et peu coûteux qui peut être embarqué dans un petit bateau. Dans notre approche ce sont les mesures de TDOA qui sont utilisées pour localiser la balise qui se trouve à une profondeur connue. Un récepteur GPS et un compas magnétique donnent respectivement la position et la direction du bateau.

L'objectif de ce travail de thèse est d'estimer la position d'un objet sous-marin à partir de mesures TDOA. Les techniques classiques utilisent un réseau de capteurs qui englobe la zone où sera localisé l'objet. Ces capteurs sont reliés entre eux et réalisent simultanément plusieurs mesures de TDOA. Il existe dans ce cas des méthodes d'estimations directes de la position dont la précision dépend du bruit de mesures sur la valeur du TDOA.

Dans notre approche on dispose au plus de quatre hydrophones positionnés sur un bateau et l'objet sous-marin que l'on souhaite localiser est en dehors de notre réseau de capteurs. Notre système est dynamique car on souhaite localiser un objet sous-marin en mouvement à partir d'un bateau qui est lui même en mouvement. Pour notre problématique il n'existe pas d'estimateur direct car les mesures de TDOA ne sont pas synchronisées entre elles. Nous proposons d'utiliser l'estimateur indirect par développement en série de Taylor qui est basé sur l'algorithme de Gauss Newton. Cet algorithme nécessite une position initiale proche de la position recherchée pour converger vers la vraie position de la balise.

Dans ce travail de thèse nous proposons plusieurs estimateurs de la position initiale qui sont basés sur la linéarisation du problème. En effet la position initiale est à l'intersection d'hyperboles et on approxime cette position à l'intersection des asymptotes des hyperboles. Cependant il existe plusieurs intersections (quatre pour deux mesures de TDOA) et le calcul de position est alors ambigu.

Dans le chapitre 3 on propose un estimateur de la position d'un objet sous-marin statique à partir d'un couple d'hydrophones positionnés sur le bateau. Dans notre approche on suppose connue la profondeur de l'objet et on utilise deux mesures de TDOA pour le positionner. L'objet étant statique on propose un critère qui utilise l'ensemble des mesures TDOA de la trajectoire



du bateau pour lever l'ambiguïté. On montre que dans le cas statique on peut positionner l'objet sous-marin avec uniquement deux hydrophones placés sur le bateau.

Chapitre 4 on propose un estimateur de la position d'un objet sous-marin dynamique. Dans ce cas, le bateau qui transporte le système de localisation et l'objet sous-marin que l'on souhaite localiser sont en mouvement. Dans ce contexte nous proposons une nouvelle architecture du système de positionnement basée sur deux couples d'hydrophones non synchronisés placés sur le bateau. On a donc, pour chaque position du bateau, deux mesures de TDOA et donc quatre positions ambiguës de l'objet sous-marin. Nous proposons un estimateur dynamique basé sur un processus d'estimation qui utilise quatre filtres de Kalman en parallèle et un algorithme d'association de données. Le principe de notre estimateur est d'associer à chaque déplacement du bateau les quatre positions ambiguës à quatre ensembles de positions. L'un de ces quatre ensembles représente l'objet sous-marin en mouvement. Nous proposons une méthode de levée d'ambiguïté sur ces quatre ensembles qui, en pratique, ne nécessite que 10 positions.

Les méthodes proposées ont été évaluées dans diverses simulations. Il en ressort que l'on peut attendre une précision métrique du positionnement dans le cas statique et dans le cas dynamique pour un bruit de mesures TDOA ayant un écart type de 1 *cm*. Pour un bruit de mesure de 5 *cm*, la méthode d'estimation dynamique est défaillante. En effet dans ce cas le processus d'association des données ne fonctionne plus. Ces résultats sont obtenus pour un objet sous-marin à localiser se trouvant à une vingtaine de mètres de la trajectoire du bateau. On montre dans une expérimentation que la précision est plutôt de l'ordre de la dizaine de mètres quand la balise est à une cinquantaine de mètres de la trajectoire du bateau. Enfin on montre en simulation que la méthode d'estimation dynamique est robuste aux bruits capteurs du système de positionnement. En effet l'erreur de positionnement reste d'ordre métrique pour un bruit de mesures sur la position GPS du bateau d'écart type 50 *cm* et un bruit sur les mesures de directions fournies par le compas magnétique d'écart type 1°.

Les perspectives de ce travail se situent principalement dans l'évaluation de la méthode sur signaux réels. Dans notre modélisation le bateau qui est à la surface de l'eau est supposé horizontal. Une autre perspective serait de prendre en compte le roulis et le tangage du bateau surtout dans le cas d'une localisation dynamique utilisant quatre hydrophones.

# Liste des tableaux

75table.3.1	
3.2	Erreur de positionnement 2D pour la trajectoire en cercle “o” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA . . . . . 76
76table.3.3	
3.4	Erreur de positionnement 2D pour la trajectoire en “s” à changement de concavité et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA . . . . . 76
3.5	Erreur de positionnement 3D pour la trajectoire courte en “r” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA . . . . . 78
3.6	Erreur de positionnement 3D pour la trajectoire en cercle “o” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA . . . . . 78
3.7	Erreur de positionnement 3D pour la trajectoire linéaire et circulaire en “n” et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA . . . . . 78
3.8	Erreur de positionnement 3D pour la trajectoire en “s” à changement de concavité et pour plusieurs écarts types du bruit de mesures TDOA . . . . . 78
4.1	Erreur de positionnement après levée d’ambiguïté et en absence de bruit pour la trajectoire courte en “r” . . . . . 94
4.2	Erreur de positionnement final $X_k^{F,1}$ pour les différentes trajectoires et pour plusieurs écarts types du bruit . . . . . 94
4.3	Erreur de positionnement dynamique après levée d’ambiguïté et en absence de bruit pour la trajectoire courte en “r” . . . . . 96
4.4	Erreur de positionnement dynamique final $X_k^{F,1}$ pour les différentes trajectoires et pour plusieurs écarts types du bruit. . . . . 96
4.5	Erreur de positionnement dynamique final $X_k^{F,1}$ pour les différentes trajectoires et pour plusieurs écarts types du bruit. Dans ce cas l’objet à localiser est éloigné du bateau à une distance approximative de 50 m . . . . . 98
4.6	Erreur de positionnement statique final $X_k^{F,1}$ pour différentes configurations capteurs du système de positionnement et pour plusieurs écarts types du bruit sur la mesure de TDOA. Dans ce cas on considère un bruit de mesure sur la position GPS du bateau ayant un écart type de 50 cm. On considère aussi un bruit sur les mesures de directions fournies par le compas magnétique ayant un écart type de $1^\circ$ . . . . . 99

4.7 Erreur de positionnement obtenue avec la méthode proposée ( $\sigma_x, \sigma_y$ ) et l'estimateur des moindres carrés pondérés ( $\sigma_x^{MCP}, \sigma_y^{MCP}$ ). L'objet sous-marin à positionner est statique et l'erreur est donnée pour les différentes trajectoires et pour plusieurs écarts types du bruit. . . . . 100

# Table des figures

1.1	TDOA : Time Difference of Arrival . . . . .	10
1.2	TOA : Time of Arrival . . . . .	11
1.3	AOA : Angle Of Arrival . . . . .	12
1.4	DOA : Direction Of Arrival . . . . .	13
1.5	FDOA : Frequency Difference Of Arrival . . . . .	14
1.6	Constellation de satellites GPS . . . . .	14
1.7	Exemple d'architecture marine complète . . . . .	16
1.8	Long BaseLine Systems . . . . .	18
1.9	Short BaseLine Systems . . . . .	19
1.10	Ultra Short BaseLine Systems . . . . .	19
1.11	Hydrophone . . . . .	20
1.12	Profil de vitesse des ondes en fonction de la profondeur [10] . . . . .	22
1.13	Schéma du protocole d'acquisition de données . . . . .	24
1.14	Couverture ARGO, Figure évolutive disponible chaque jour [1] . . . . .	24
1.15	Déploiement des capteurs du système de positionnement . . . . .	26
1.16	Exemple de compression d'image effectuée par les AUV [53] . . . . .	26
1.17	Système d'acquisition d'images par des AUV . . . . .	27
1.18	Photos du système robotisé d'acquisition de données [12] . . . . .	28
1.19	Le système mis en oeuvre dans l'expérimentation . . . . .	28
1.20	Système de réception du Laboratoire [10] . . . . .	29
1.21	Delay Doppler Map [10] . . . . .	30
1.22	Delay Doppler Map dynamique [10] . . . . .	31
1.23	Architecture du système de poursuite en boucle fermée [10] . . . . .	32
1.24	Trajectoire du bateau [10] . . . . .	33
1.25	Retards du premier pic de corrélation [10] . . . . .	34
1.26	Mesures de TDOA [10] . . . . .	34
2.1	Position géométrique ambiguë . . . . .	39
2.2	Position géométrique non ambiguë . . . . .	39
2.3	Position géométrique obtenue par intersection d'hyperboles . . . . .	40
2.4	Géométrie simple pour une source et deux récepteurs . . . . .	44
2.5	Trajectoire et balises . . . . .	51
2.6	Estimation sans bruit pour un cas de déploiement entourant la trajectoire . . . . .	53
2.7	Erreur d'estimation pour un faible bruit . . . . .	53
2.8	Estimation avec du bruit et des balises séparées de $2 m$ . . . . .	54

2.9	Erreur d'estimation pour un cas bruité . . . . .	55
2.10	Estimation sans bruit pour un cas de déploiement localisé au centre de la trajectoire	56
2.11	Configuration du système de localisation de la balise $C$ . . . . .	56
2.12	Trajectoire du système de localisation (figure de gauche). Mesures de TDOA (figure de droite) . . . . .	57
2.13	Trajectoire du système de localisation et position initiale (figure de gauche). Pourcentage du nombre de positions estimées exactes (figure de droite) . . . . .	59
3.1	Représentation géométrique du cas 2D . . . . .	62
3.2	Hyperbole . . . . .	63
3.3	Déplacement rectiligne du bateau . . . . .	64
3.4	Intersection des asymptotes pour deux positions successives du bateau . . . . .	67
3.5	Géométrie 3D du problème . . . . .	69
3.6	Test sur la trajectoire . . . . .	73
3.7	Test sur la trajectoire courte avec un bruit d'écart type de $5\text{ mm}$ . . . . .	74
3.8	Erreur $\sigma_{\hat{x}}(m)$ et $\sigma_{\hat{y}}(m)$ sur le calcul de position 2D statique . . . . .	77
3.9	Erreur $\sigma_{\hat{x}}(m)$ et $\sigma_{\hat{y}}(m)$ sur le calcul de position 3D statique . . . . .	79
4.1	Configuration du système de localisation dynamique . . . . .	82
4.2	Intersection des asymptotes pour une position du bateau . . . . .	83
4.3	Positions initiales $X^{l,ij}$ obtenues pour un bruit d'écart type de $5\text{ mm}$ sur la mesure de TDOA. Position de la balise statique en $(-10, 5, 0)^t$ . . . . .	84
4.4	Sur cette figure on représente par des points jaunes la trajectoire de l'objet sous-marin à localiser. Les positions initiales $X^{l,ij}$ sont obtenues pour un bruit d'écart type de $5\text{ mm}$ . . . . .	85
4.5	Architecture du processus d'estimation . . . . .	87
4.6	Contenu de la matrice $D$ obtenu à partir des distances entre les positions $X_k^{l,ij}$ et $\hat{X}_{k/k-1}^m$ . . . . .	89
4.7	Les différentes matrices $M$ obtenues par permutation circulaire . . . . .	91
4.8	Positions initiales et positions associées pour la trajectoire en "r". Dans cette simulation l'écart type du bruit est de $5\text{ mm}$ . . . . .	92
4.9	Positions estimées et positions finales pour la trajectoire en "r". Dans cette simulation l'écart type du bruit est de $5\text{ mm}$ . . . . .	93
4.10	Erreur de positionnement final obtenue avec les méthodes de positionnement du chapitre 3 et du chapitre 4. La méthode de positionnement statique du chapitre 3 et la méthode de positionnement dynamique du chapitre 4. L'écart type de l'erreur de position dans la direction des abscisses et des ordonnées est donnée pour les quatre trajectoires "r", "o", "n", "s". L'erreur de positionnement est donnée en fonction des valeurs de l'écart type du bruit sur les mesures de TDOA	95
4.11	Sur cette figure on représente le cas d'un objet sous-marin éloigné du bateau. Les positions initiales $X^{l,ij}$ sont obtenues pour un bruit d'écart type de $5\text{ mm}$ . . .	97

---

4.12	Sur cette figure on représente la trajectoire du bateau obtenue avec des mesures bruitées des capteurs du système de positionnement. Dans ce cas on considère un bruit de mesure sur la position GPS du bateau ayant un écart type de 50 <i>cm</i> . On considère aussi un bruit sur les mesures de directions fournies par le compas magnétique ayant un écart type de 1°. Les positions initiales $X^{l,i,j}$ sont obtenues pour un bruit d'écart type de 5 <i>mm</i> sur les mesures de TDOA . . . . .	98
------	---	----



# Bibliographie

- [1] Site argo : <http://www.euro-argo.eu/activities/floats-developments-deployments/existing-floats>.
- [2] Jonghyun Ahn, Shinsuke Yasukawa, Tharindu Weerakoon, Takashi Sonoda, Yuya Nishida, Tamaki Ura, and Kazuo Ishii. Sea-floor image transmission system for auv. In *OCEANS 2017-Aberdeen*, pages 1–6. IEEE, 2017.
- [3] Ian F Akyildiz, Dario Pompili, and Tommaso Melodia. State-of-the-art in protocol research for underwater acoustic sensor networks. In *Proceedings of the 1st ACM international workshop on Underwater networks*, pages 7–16. Citeseer, 2006.
- [4] Alex Alcocer, Paulo Oliveira, and Antonio Pascoal. Underwater acoustic positioning systems based on buoys with gps. In *Proceedings of the Eighth European Conference on Underwater Acoustics*, volume 8, pages 1–8, 2006.
- [5] Y. Bar-Shalom, T.E. Fortmann, P. Howlett, and A. Torokhti. *Tracking And Data Association*. Mathematics in Science and Engineering. Elsevier Science, 1988.
- [6] Y Bar-Shalom, T Kirubarajan, and X Lin. Probabilistic data association techniques for target tracking with applications to sonar, radar and eo sensors. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 20(8) :37–56, 2005.
- [7] Yaakov Bar-Shalom and Xiao-Rong Li. *Multitarget-multisensor tracking : principles and techniques*, volume 19. YBs Storrs, CT, 1995.
- [8] F. Beaubois, S. Reboul, I. Selmi, J. B. Choquel, and J. C. Noyer. A probabilistic underwater hyperbolic location system in low depth environment. In *OCEANS 2016 - Shanghai*, pages 1–4, April 2016.
- [9] F Beaubois, I Selmi, JB Choquel, JC Noyer, and S Reboul. Acoustic echo path delay estimation by means of a boc-bpsk correlation method. In *2015 IEEE SENSORS*, pages 1–4. IEEE, 2015.
- [10] Florian Beaubois. Positionnement d’une balise sous-marine en environnement peu profond. Université du Littoral Côte d’Opale, 2016.
- [11] S.S. Blackman and R. Popoli. *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Artech House radar library. Artech House, 1999.
- [12] Francisco Bonin-Font, Miquel Massot Campos, Pep-Lluis Negre Carrasco, Gabriel Oliver Codina, Eric Guerrero Font, and Emilio Garcia Fidalgo. Towards a new methodology to evaluate the environmental impact of a marine outfall using a lightweight auv. In *OCEANS 2017-Aberdeen*, pages 1–8. IEEE, 2017.



- [13] Paul Braisted, Ralph Eschenbach, and Anil Tiwari. Combining loran and gps the best of both worlds. *Navigation*, 33(1) :20–25, 1986.
- [14] Alessio Brutti and Francesco Nesta. Tracking of multidimensional tdoa for multiple sources with distributed microphone pairs. *Computer Speech & Language*, 27(3) :660–682, 2013.
- [15] Amer Catovic and Zafer Sahinoglu. The cramer-rao bounds of hybrid toa/rss and tdoa/rss location estimation schemes. *IEEE Communications Letters*, 8(10) :626–628, 2004.
- [16] Tom Celano, Casey Biggs, Benjamin Peterson, and Kevin Shmihluk. Modernized loran-c timing test bed status and results. In *Proceedings of the 2005 IEEE International Frequency Control Symposium and Exposition, 2005.*, pages 824–829. IEEE, 2005.
- [17] Yiu-Tong Chan and KC Ho. A simple and efficient estimator for hyperbolic location. *IEEE Transactions on signal processing*, 42(8) :1905–1915, 1994.
- [18] Ka Wai Cheung, Hing-Cheung So, Wing-Kin Ma, and Yiu-Tong Chan. A constrained least squares approach to mobile positioning : algorithms and optimality. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2006(1) :020858, 2006.
- [19] Jinwoo Choi and Hyun-Taek Choi. Multi-target localization of underwater acoustic sources based on probabilistic estimation of direction angle. In *OCEANS 2015-Genova*, pages 1–6. IEEE, 2015.
- [20] Robert T Collins. Multitarget data association with higher-order motion models. In *2012 IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 1744–1751. IEEE, 2012.
- [21] Riccardo Costanzi, Niccolo Monnini, Alessandro Ridolfi, Benedetto Allotta, and Andrea Caiti. On field experience on underwater acoustic localization through usbl modems. In *OCEANS 2017-Aberdeen*, pages 1–5. IEEE, 2017.
- [22] M De Feo, A Graziano, R Miglioli, and A Farina. Immjpd versus mht and kalman filter with nn correlation : performance comparison. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 144(2) :49–56, 1997.
- [23] Imri Enosh and Anthony J Weiss. Outlier identification for toa-based source localization in the presence of noise. *Signal Processing*, 102 :85–95, 2014.
- [24] Charles C Eriksen, T James Osse, Russell D Light, Timothy Wen, Thomas W Lehman, Peter L Sabin, John W Ballard, and Andrew M Chiodi. Seaglider : A long-range autonomous underwater vehicle for oceanographic research. *IEEE Journal of oceanic Engineering*, 26(4) :424–436, 2001.
- [25] Shang Fei and Kong Deren. Quasi-static absolute calibration method of piezoelectric sensors for pressure measurement. In *2011 International Conference on Electric Information and Control Engineering*, pages 5213–5216. IEEE, 2011.
- [26] Bruno Ferreira, Aníbal Matos, and Nuno Cruz. Optimal positioning of autonomous marine vehicles for underwater acoustic source localization using toa measurements. In *2013 IEEE International Underwater Technology Symposium (UT)*, pages 1–7. IEEE, 2013.
- [27] Ivan Alexander Getting. Perspective/navigation-the global positioning system. *IEEE spectrum*, 30(12) :36–38, 1993.

- 
- [28] Andrew V Goldberg. An efficient implementation of a scaling minimum-cost flow algorithm. *Journal of algorithms*, 22(1) :1–29, 1997.
- [29] Guangjie Han, Chenyu Zhang, Lei Shu, Ning Sun, and Qingwu Li. A survey on deployment algorithms in underwater acoustic sensor networks. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 9(12) :314049, 2013.
- [30] A Helwig, G Offermans, C Stout, and C Schue. eloran system definition and signal specification tutorial. *UrsaNav,[on-line]*, pages 03–04, 2011.
- [31] KC Ho and Wenwei Xu. An accurate algebraic solution for moving source location using tdoa and fdoa measurements. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 52(9) :2453–2463, 2004.
- [32] Koji Horiai. Accuracy of time comparison derived from reception of loran-c and global positioning system time signals. *Radio science*, 27(5) :545–551, 1992.
- [33] Yiteng Huang, Jacob Benesty, Gary W Elko, and Russell M Mersereati. Real-time passive source localization : A practical linear-correction least-squares approach. *IEEE transactions on Speech and Audio Processing*, 9(8) :943–956, 2001.
- [34] Sérgio M Jesus, Michael B Porter, Yann Stéphan, Xavier Démoulin, Orlando C Rodríguez, and Emanuel MM Ferreira Coelho. Single hydrophone source localization. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 25(3) :337–346, 2000.
- [35] T Kirubarajan, Yaakov Bar-Shalom, WD Blair, and GA Watson. Immpda solution to benchmark for radar resource allocation and tracking in the presence of ecm. In *1997 European Control Conference (ECC)*, pages 2967–2972. IEEE, 1997.
- [36] Thiagalingam Kirubarajan and Yaakov Bar-Shalom. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter. *Proceedings of the IEEE*, 92(3) :536–557, 2004.
- [37] Thiagalingam Kirubarajan, Yaakov Bar-Shalom, and Yueyong Wang. Passive ranging of a low observable ballistic missile in a gravitational field. *IEEE transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 37(2) :481–494, 2001.
- [38] Nak Yong Ko, Tae Gyun Kim, and Yong Seon Moon. Particle filter approach for localization of an underwater robot using time difference of arrival. In *2012 Oceans-Yeosu*, pages 1–7. IEEE, 2012.
- [39] Baptiste Kouzoundjian, Florian Beaubois, Serge Reboul, Jean Bernard Choquel, and Jean-Charles Noyer. A tdoa underwater localization approach for shallow water environment. In *OCEANS 2017-Aberdeen*, pages 1–4. IEEE, 2017.
- [40] Olivier Le Bot, Jérôme I Mars, Cedric Gervaise, and Yvan Simard. Cross recurrence plot analysis based method for tdoa estimation of underwater acoustic signals. In *2015 IEEE 6th International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP)*, pages 1–4. IEEE, 2015.
- [41] John J Leonard, Andrew A Bennett, Christopher M Smith, and Hans JS Feder. Autonomous underwater vehicle navigation (tech. rep. 98-1). *Marine Robotics Laboratory, Cambridge, MA*, 1998.
- [42] Lanxin Lin, Hing-Cheung So, Frankie KW Chan, Yiu-Tong Chan, and KC Ho. A new constrained weighted least squares algorithm for tdoa-based localization. *Signal Processing*, 93(11) :2872–2878, 2013.

- [43] Yang Liu, Fucheng Guo, Le Yang, and Wenli Jiang. Source localization using a moving receiver and noisy toa measurements. *Signal Processing*, 119 :185–189, 2016.
- [44] Hannan Lohrasbipeydeh, T Aaron Gulliver, Adam Zielinski, and Tom Dakin. Single hydrophone passive source range and depth estimation in shallow water. In *2013 MTS/IEEE OCEANS-Bergen*, pages 1–4. IEEE, 2013.
- [45] Wing-Kin Ma, Ba-Ngu Vo, Sumeetpal S Singh, and Adrian Baddeley. Tracking an unknown time-varying number of speakers using tdoa measurements : A random finite set approach. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(9) :3291–3304, 2006.
- [46] Peter S Maybeck. *Stochastic models, estimation, and control*, volume 3. Academic press, 1982.
- [47] Luke Melton. *The complete Loran-C handbook*. International Marine Publishing, 1986.
- [48] Montse Nájjar and Josep Vidal. Kalman tracking based on tdoa for umts mobile location. In *12th IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. PIMRC 2001. Proceedings (Cat. No. 01TH8598)*, volume 1, pages B–B. IEEE, 2001.
- [49] Reza Olfati-Saber. Distributed kalman filtering for sensor networks. In *2007 46th IEEE Conference on Decision and Control*, pages 5492–5498. IEEE, 2007.
- [50] Xiaomei Qu and Lihua Xie. An efficient convex constrained weighted least squares source localization algorithm based on tdoa measurements. *Signal Processing*, 119 :142–152, 2016.
- [51] Donald Reid. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE transactions on Automatic Control*, 24(6) :843–854, 1979.
- [52] Jean-Francois Rolin, Laurent Delauney, Benoit Bigourdan, Florence Salvetat, Blas J Galván, and Yanira Elejalde. Engineering approach (reliability analysis, metrology and environmental testing procedures) for newly developed marine sensors. In *OCEANS 2017-Aberdeen*, pages 1–8. IEEE, 2017.
- [53] Stian Skaalvik Sand, Ingrid Schj, et al. Experimental verification of underwater positioning system in aquaculture. In *OCEANS 2017-Aberdeen*, pages 1–7. IEEE, 2017.
- [54] Ana Bela Santos, Paulo Felisberto, and Sérgio M Jesus. Using shipping noise for sound speed inversion in coastal areas. In *OCEANS 2017-Aberdeen*, pages 1–5. IEEE, 2017.
- [55] Dirk Schulz, Wolfram Burgard, Dieter Fox, and Armin B Cremers. Tracking multiple moving objects with a mobile robot. In *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, volume 1, pages I–I. IEEE, 2001.
- [56] Brian G Sellar, Duncan RJ Sutherland, David M Ingram, and Vengatesan Venugopal. Measuring waves and currents at the european marine energy centre tidal energy test site : Campaign specification, measurement methodologies and data exploitation. In *OCEANS 2017-Aberdeen*, pages 1–7. IEEE, 2017.
- [57] Qi Shen, Tianmiao Wang, and Kwang J Kim. A biomimetic underwater vehicle actuated by waves with ionic polymer–metal composite soft sensors. *Bioinspiration & biomimetics*, 10(5) :055007, 2015.

- 
- [58] Julius Smith and Jonathan Abel. Closed-form least-squares source location estimation from range-difference measurements. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 35(12) :1661–1669, 1987.
- [59] Julius Smith and Jonathan Abel. The spherical interpolation method of source localization. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 12(1) :246–252, 1987.
- [60] Hwee-Pink Tan, Roe Diamant, Winston KG Seah, and Marc Waldmeyer. A survey of techniques and challenges in underwater localization. *Ocean Engineering*, 38(14-15) :1663–1676, 2011.
- [61] Jianwu Tao, Wenxiu Chang, and Wei Cui. Vector field smoothing for doa estimation of coherent underwater acoustic signals in presence of a reflecting boundary. *IEEE Sensors Journal*, 7(8) :1152–1158, 2007.
- [62] Amin Y Teymorian, Wei Cheng, Liran Ma, Xiuzhen Cheng, Xicheng Lu, and Zexin Lu. 3d underwater sensor network localization. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 8(12) :1610–1621, 2009.
- [63] Ye Tian, Zhe Chen, and Fuliang Yin. Distributed iterated extended kalman filter for speaker tracking in microphone array networks. *Applied Acoustics*, 118 :50–57, 2017.
- [64] Ruifang Wang, Zhe Chen, Fuliang Yin, and Qiaoling Zhang. Distributed particle filter based speaker tracking in distributed microphone networks under non-gaussian noise environments. *Digital Signal Processing*, 63 :112–122, 2017.
- [65] Yaosong Xu, Wang Dandan, and Fu Hua. Underwater acoustic source localization method based on tdoa with particle filtering. In *The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC)*, pages 4634–4637. IEEE, 2014.
- [66] Li Zhang, Yuan Li, and Ramakant Nevatia. Global data association for multi-object tracking using network flows. In *2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1–8. IEEE, 2008.
- [67] Tao Zhang, Liping Chen, and Yao Li. Auv underwater positioning algorithm based on interactive assistance of sins and lbl. *Sensors*, 16(1) :42, 2016.
- [68] Arsen Zoksimovski, Daniel Sexton, Milica Stojanovic, and Carey Rappaport. Underwater electromagnetic communications using conduction-channel characterization. *Ad Hoc Networks*, 34 :42–51, 2015.





## Résumé

Dans cette thèse on réalise l'étude d'un système de localisation SBL (Short BaseLine) d'une balise émettrice sous-marine. L'objectif de ce travail est de proposer un dispositif simple et facilement déployable. Le système de localisation est composé de quatre hydrophones positionnés sur un bateau de petite taille. Les hydrophones sont géoréférencés avec un récepteur GPS et un compas magnétique positionnés sur le bateau. La balise fournit au système de positionnement sa profondeur obtenue à l'aide d'un capteur de pression. L'environnement marin considéré est un environnement en eaux peu profondes (la Manche, les ports, les canaux,...). Les applications visées sont la localisation de plongeurs, de casiers de pêche, de drones et d'instruments de mesure. On montre dans la bibliographie que pour des mesures de TDOA synchronisées (obtenues à partir d'un hydrophone de référence) il existe des estimateurs directs de la position. Dans notre approche les mesures de TDOA sont fournies par deux couples d'hydrophones non-synchronisés entre eux. Dans ce cas on montre dans la bibliographie que les estimateurs de la position sont indirects. Ils nécessitent la connaissance d'une position initiale pour converger vers la position réelle. Le but de cette thèse est de proposer des méthodes de calcul de la position initiale. Le premier apport de la thèse est de proposer un estimateur de la position 3D dans le cas d'une balise statique. Pour chaque mesure de TDOA l'ensemble des positions possibles de la balise se situe sur une hyperbole. Dans notre approche on propose d'approximer l'hyperbole par ses deux droites asymptotes pour calculer la position initiale. Avec deux mesures de TDOA on obtient quatre positions possibles (aux intersections des asymptotes) qui sont ambiguës car une seule d'entre-elles correspond à la position de la balise. Nous proposons un algorithme et un critère à minimiser pour calculer la position 3D et lever l'ambiguïté sur la position initiale. Le second apport de la thèse est de proposer un estimateur de la position 3D dynamique d'un objet sous-marin. Dans le cas dynamique on dispose de deux mesures de TDOA, soit quatre positions initiales possibles pour chaque position du bateau. On propose de classer les positions initiales obtenues dans quatre ensembles au fur et à mesure du déplacement du bateau. Le classement est réalisé par une méthode d'association de données et on propose un critère pour lever l'ambiguïté sur les quatre ensembles de positions. Le processus d'estimation proposé s'appuie sur quatre filtres de Kalman parallèles et sur la méthode d'association de données GNN (Global Nearest Neighbor). Les méthodes proposées ont été évaluées en simulation pour le positionnement d'un objet sous-marin dans les cas statique et dynamique. Dans cette simulation on considère une distance entre les hydrophones de  $2\text{ m}$ . On montre que l'erreur de positionnement est métrique pour un bruit sur les mesures de TDOA d'écart-type  $1\text{ cm}$ . La précision reste métrique pour une distance entre le système de localisation et la balise inférieure à  $30\text{ m}$ . On montre qu'en présence de bruits sur le système de positionnement ( $50\text{ cm}$  sur la position GPS et  $1^\circ$  sur le compas magnétique) la précision reste métrique. Enfin on montre que l'estimateur proposé est plus précis que l'estimateur direct de référence des moindres carrés pondérés.

**Mots-clés:** positionnement hyperbolique, localisation sous-marine, time difference of arrival, traitement du signal, estimation dynamique, filtre de kalman, association de données

# Abstract

In this thesis we carry out the study of an SBL (Short BaseLine) localization system of an underwater transmitting beacon. The objective of this work is to propose a simple and easily deployable device. The tracking system is made of four hydrophones positioned on a small boat. The hydrophones are georeferenced with a GPS receiver and a magnetic compass positioned on the boat. The beacon provides the positioning system with its depth obtained using a pressure sensor. The considered marine environment is shallow water (the Channel, ports, canals, etc.). The targeted applications are the location of divers, fishing traps, drones and measuring instruments. It is shown in the bibliography that for synchronized TDOA measurements (obtained from a reference hydrophone) there are direct estimators of the position. In our approach, the TDOA measurements are provided by two pairs of hydrophones that are not synchronized with each other. In this case it is shown in the bibliography that the estimators of the position are indirect. They require the knowledge of an initial position to converge towards the real position. The aim of this thesis is to propose methods for calculating the initial position. The first contribution of the thesis is to propose an estimator of the 3D position in the case of a static beacon. For each TDOA measurement, the set of possible positions of the beacon is located on a hyperbola. In our approach, we propose to approximate the hyperbola by its two asymptotic lines in order to calculate the initial position. With two TDOA measurements we obtain four possible positions (at the intersections of the asymptotes) which are ambiguous because only one of them corresponds to the position of the beacon. We propose an algorithm and a criterion to be minimized to calculate the 3D position and remove the ambiguity on the initial position. The second contribution of the thesis is to propose an estimator of the dynamic 3D position of an underwater object. In the dynamic case, two TDOA measurements are available, ie four possible initial positions for each position of the boat. It is proposed to classify the initial positions obtained in four sets as the boat moves. The classification is carried out by a data association method and a criterion is proposed to resolve the ambiguity on the four sets of positions. The proposed estimation process is based on four parallel Kalman filters and on the GNN (Global Nearest Neighbor) data association method. The proposed methods have been evaluated in simulation for the positioning of an underwater object in the static and dynamic case. In this simulation we consider a distance between the hydrophones of 2 *m*. The positioning error is shown to be metric for noise on TDOA measurements of standard deviation 1 *cm*. The accuracy remains metric for a distance between the tracking system and the beacon of less than 30 *m*. We show that in the presence of noises on the positioning system (50 *cm* on the GPS position and 1° on the magnetic compass) the precision remains metric. Finally, it is shown that the proposed estimator is more precise than the direct weighted least squares benchmark estimator.

**Keywords:** hyperbolic positioning, underwater localization, time difference of arrival, signal processing, dynamic estimation, kalman filter, data association



