

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la
Recherche Scientifique
Université Mohamed Boudiaf - M'Sila



FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE
N° : 191935071720 / 1919
DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIES
FILIÈRE : AUTOMATIQUE
OPTION : ROBOTIQUE
MÉMOIRE PRÉSENTÉ POUR L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER PROFESSIONNEL
Intitulé :

**Localisation d'un robot marin par filtre de
Kalman**

Présenté par :

- BAHLOULI Chaima

Sous la supervision et l'orientation de :

- DR RAHALI HILAL
- DR AIB ABDELGHANI

2024/2025

Résumé:

Ce travail de recherche vise à étudier une technique de localisation d'un robot marin de surface en mouvement dans un environnement aquatique, où l'utilisation des systèmes de positionnement traditionnels comme le GPS s'avère difficile. Pour cela, le filtre de Kalman a été utilisé comme outil d'estimation précise de la position, en se basant sur les données des capteurs disponibles telles que la vitesse, le cap et la profondeur, ainsi que sur la technique de détermination de l'angle d'arrivée du signal (Angle of Arrival - AoA). Le filtre de Kalman fonctionne en combinant le modèle mathématique du mouvement du robot avec les mesures réelles, ce qui permet de réduire le bruit et d'améliorer la précision de l'estimation. La méthode proposée a été testée à l'aide d'une simulation numérique, et les résultats ont montré l'efficacité de la combinaison du filtre de Kalman avec la technique AoA pour suivre avec précision la position du robot marin.

Summary:

This research aims to study a localization technique for a surface marine robot moving in an aquatic environment, where the use of traditional positioning systems such as GPS is challenging. To achieve this, the Kalman filter was employed as a tool for accurate position estimation, based on available sensor data such as speed, heading, and depth, in addition to the Angle of Arrival (AoA) technique. The Kalman filter operates by combining the mathematical model of the robot's motion with actual measurements, allowing for noise reduction and improved estimation accuracy. The proposed method was tested through numerical simulation, and the results demonstrated the effectiveness of combining the Kalman filter with the AoA technique in accurately tracking the position of the marine robot.

الملخص:

يهدف هذا البحث إلى دراسة تقنية لتحديد موقع روبوت بحري متحرك في بيئة مائية، حيث يصعب استخدام أنظمة التموقع التقليدية مثل نظام تحديد المواقع العالمي (GPS) ولتحقيق ذلك تم استخدام مرشح كالمان كأداة لتقدير دقيق للموقع، بالاعتماد على بيانات الحساسات المتوفرة مثل السرعة، الاتجاه، والعمق، بالإضافة إلى تقنية التحديد الزاوي لوصول الإشارة يعمل مرشح كالمان من خلال دمج النموذج الرياضي لحركة الروبوت مع القياسات الفعلية، مما يسمح بتقليل الضوضاء وتحسين دقة التقدير وقد تم اختبار هذه الطريقة باستخدام محاكاة رقمية، وأظهرت النتائج فعالية الدمج بين مرشح كالمان وتقنية التحديد الزاوي في تتبع موقع الروبوت البحري بدقة.

SOMMAIRE

Introduction général	06
Chapitre I: Robots marins et techniques de localisation	
1. Définition et classification des robots marins.....	09
1.1 Robots de surface (Surface Marine Robots).....	09
1.2 Robots sous-marins (Under water Robots).....	10
2. Environnement de travail marin et ses caractéristiques.....	10
3. Techniques de localisation et leurs défis dans l'environnement marin.....	11
4. Comparaison entre les différentes techniques de localisation sous-marine	13
5. Conclusion.....	15
Chapitre II: Localisation multicapteur par filtre de kalman	
1. Définition du filtre de Kalman.....	17
2. Principe de fonctionnement du filtre de Kalman.....	17
3. Types de filtres de Kalman	19
3.1. Filtre de Kalman(KF).....	19
3.2. Filtre de Kalman étendu (EKF).....	19
3.3. Filtre de Kalman non paramétrique (UKF).....	19
4. Conclusion.....	20
Chapitre III: localisation goniométrique d'un robot marin par filtre kalman	
1. Introduction	22
2. Problématique.....	22
2.1 L'équation d'évolution d'état linéaire.....	23
2.2 L'équation d'observation associée.....	23
3. Processus de localisation par filtre de Kalman	24
4. Résultats et simulations.....	25
4.1. Analyse de la simulation du système de navigation inertielle (INS).....	27
4.2. Analyse de la simulation de la localisation d'un robot par goniométrie et filtre de Kalman..	29
5. Conclusion.....	30
Conclusion générale	

Liste des figures

Figure.1 Robots de surface.....	10
Figure.2 Under water Robots.....	10
Figure.3 Navigation inertielle(INS).....	12
Figure4 Schéma de fonctionnement du filtre de Kalman.....	18
Figure5 Le robot mobile dans un environnement.....	22
Figure6 La position du robot par rapport une Landmark m.....	23
Figure 7: Phase initiale de navigation inertielle (INS).....	26
Figure 8: Phase intermédiaire de navigation inertielle (INS).....	26
Figure 9: Phase finale de navigation inertielle (INS).....	27
Figure 10: Phase initiale localisation goniométrie avec filtre de Kalman.....	28
Figure 11: Phase intermédiaire localisation goniométrie avec filtre de Kalman.....	28
Figure 12: Phase intermédiaire localisation goniométrie avec filtre de Kalman.....	29

Liste des Tableaux

Table 1: Tableau comparatif des techniques de localisation sous-marine.....	14
---	----

Introduction générale

Dans un monde en constante évolution technologique, les robots marins émergent comme un domaine stratégique à fort potentiel, tant dans les applications civiles que militaires. Les robots sous-marins sont aujourd'hui utilisés dans des missions critiques telles que l'exploration des fonds marins, la surveillance environnementale, la recherche scientifique ou encore les opérations de sauvetage dans des zones difficilement accessibles. Ces systèmes autonomes doivent fonctionner dans un environnement hostile, caractérisé par l'absence quasi totale de signaux GPS, la présence de perturbations hydrodynamiques complexes et des lectures capteurs bruitées et imprécises.

Dans ce contexte, la capacité à localiser un robot marin avec précision et en temps réel devient un défi majeur et une condition essentielle pour le succès de la mission. C'est dans cette optique que s'inscrit ce travail, qui vise à développer un système de localisation basé sur le filtre de Kalman, un algorithme statistique reconnu pour son efficacité dans l'estimation d'états à partir de mesures bruitées.

Le filtre de Kalman offre une solution élégante et robuste au problème de l'estimation dynamique, en combinant de manière optimale les prédictions du modèle de mouvement du robot et les observations issues des capteurs. Appliqué à l'environnement marin, il permet de surmonter les limites des systèmes de navigation classiques, en fournissant une estimation continue, prédictive et corrigée de la position du robot.

Dans le cadre de ce mémoire, nous nous limitons à une étude par simulation numérique sous MATLAB, en modélisant les mouvements du robot, les bruits de mesure, ainsi que le fonctionnement du filtre de Kalman. L'objectif est de démontrer l'efficacité de cet algorithme à travers plusieurs scénarios simulés et d'analyser ses performances dans un contexte réaliste.

Ce travail allie une approche théorique et pratique, avec l'ambition de poser les bases d'un système de navigation autonome, fiable et adaptable aux environnements marins complexes.

Problématique

Malgré les avancées significatives dans le domaine de la robotique et des systèmes de navigation, la localisation précise des robots dans les environnements marins demeure un défi technique de taille, en raison de la complexité et du caractère souvent imprévisible de ces milieux. L'absence de GPS, la dynamique fluide non linéaire, et les mesures bruitées rendent difficile l'estimation précise de la position du robot à chaque instant. Ainsi, nous posons la problématique suivante:

Comment estimer avec précision et en temps réel la position d'un robot sous- marin, en présence de bruits de mesure et en l'absence de GPS, en utilisant le filtre de Kalman ?

Objectifs du travail

Ce mémoire vise à:

1. Comprendre les différentes techniques liées à la localisation des robots sous-marins.
2. Étudier le filtre de Kalman d'un point de vue théorique et l'appliquer à un modèle de robot marin.
3. Mettre en place une simulation numérique du mouvement du robot et des lectures capteurs sous MATLAB.
4. Analyser les performances du filtre de Kalman dans différents scénarios et évaluer sa précision.

Méthodologie adoptée

Le travail est basé sur une simulation numérique à l'aide du logiciel MATLAB, en suivant les étapes suivantes :

- Étude du modèle cinématique du robot sous-marin.
- Définition des variables nécessaires pour l'application du filtre de Kalman (état du système, mesures, matrices de bruit...).
- Implémentation et exécution du code du filtre, associé aux scénarios de mouvement simulé.
- Comparaison entre la position réelle (connue dans la simulation) et la position estimée, avec une analyse de l'erreur.

Ce mémoire est structuré en trois chapitres principaux:

Chapitre 1: Présentation générale des robots marins et des techniques de localisation dans les environnements sous-marins.

Chapitre 2: Étude théorique du filtre de Kalman et modélisation mathématique nécessaire à son application.

Chapitre 3: Application pratique du filtre de Kalman sur un robot marin via une simulation sous MATLAB et analyse des résultats obtenus.

Chapitre I:Robots marins et techniques de localisation

1. Définition et classification des robots marins

Les robots marins sont des systèmes robotiques intelligents conçus pour fonctionner dans des environnements aquatiques, que ce soit en surface ou en immersion. Ils sont utilisés dans de nombreuses applications telles que l'exploration, la cartographie environnementale, la recherche scientifique ou la maintenance offshore, grâce à leur capacité à opérer dans des milieux souvent hostiles à l'intervention humaine directe.[1]

Remarque sur les différents critères de classification

Il existe plusieurs critères permettant de classer les robots marins, notamment:

- Selon le degré d'autonomie (robots autonomes ou télé opérés).
- Selon la structure physique (mono corps, multi segments, robots biomimétiques, etc.),
- Ou encore selon le type de missions effectuées.

Dans ce travail, nous avons choisi un critère de classification basé sur le lieu d'opération du robot (en surface ou en immersion) . Ce choix est motivé par le fait que cette distinction influence directement la conception du système, le type de capteurs utilisés, ainsi que les méthodes de traitement des données, ce qui est essentiel dans le cadre de l'étude d'un algorithme de localisation basé sur le filtre de Kalman.

1.1 Robots de surface (Surface Marine Robots)

Ces robots évoluent uniquement à la surface de l'eau, sans immersion. Ils se divisent principalement en deux catégories :

- USV(UnmannedSurfaceVehicle):véhiculesdesurfacenonhabitésettéléopérés.
- ASV (Autonomous Surface Vehicle) : véhicules de surface autonomes équipés de capteurs et d'algorithmes de navigation.

Ces plateformes ont l'avantage d'avoir un accès direct aux signaux GPS, à la boussole et à l'IMU,ce qui les rend particulièrement adaptées à l'étude de la navigation et de la localisation en temps réel.[2]

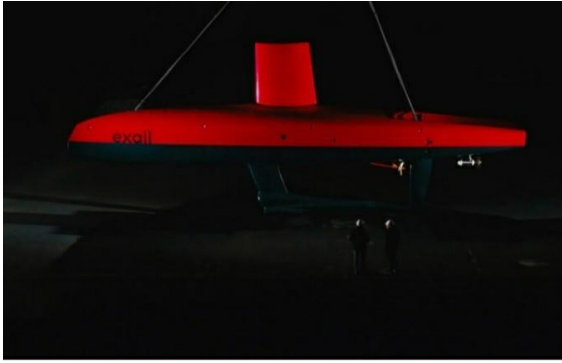


Figure.1 Robots de surface [10-11]

1.2. Robots sous-marins (Under water Robots)

Ils fonctionnent sous la surface de l'eau et comprennent principalement:

- AUV(Autonomous Underwater Vehicle): robots autonomes opérant en immersion.
- ROV (Remotely Operated Vehicle) : robots commandés à distance via un câble.
- HUV (Hybrid Underwater Vehicle) : véhicules hybrides combinant autonomie et télé opération.

Ces systèmes doivent faire face à des défis importants, notamment l'indisponibilité du signal GPS en milieu sous-marin, ce qui nécessite des techniques de navigation plus complexes.[1]



Figure 2. Under water Robots [12-13]

Dans le cadre de cette étude, nous avons opté pour l'utilisation d'un robot de surface autonome (ASV) comme plateforme de simulation.

2. Environnement de travail marin et ses caractéristiques

L'environnement marin est l'un des plus complexes et changeants, ce qui pose de grands défis à l'exploitation des robots marins, qu'ils soient de surface(USVs) ou sous-marins

(AUVs/ROVs). Cet environnement présente plusieurs caractéristiques physiques et chimiques qui influencent le mouvement du robot, la précision de la navigation et la performance des systèmes de capteurs.

Parmi les principales caractéristiques de l'environnement marin:

- **Dynamique des vagues et des courants** : Le mouvement de l'eau change continuellement sous l'effet des vagues, des marées et des courants marins, ce qui rend le contrôle du robot marin plus difficile que celui des robots terrestres ou aériens. Ces mouvements affectent la stabilité de la plateforme et augmentent l'erreur de localisation. [3]
- **Faiblesse du GPS sous l'eau** : Les signaux du système de positionnement global (GPS) ne se propagent pas efficacement sous l'eau. Des alternatives sont donc utilisées, telles que la navigation inertielle (INS), les systèmes acoustiques (comme USBL et LBL), ou l'application du filtre de Kalman pour fusionner les données et améliorer l'estimation de position. [6]
- **Caractéristiques physiques de l'eau** : La densité, la salinité et la température varient selon les couches d'eau, ce qui affecte la vitesse de propagation du son et la performance des capteurs acoustiques tels que le sonar. De plus, la turbidité de l'eau ou la présence de bulles d'air dégradent la qualité des images et la vision sous-marine. [3]
- **Visibilité et communication limitées**: La faible luminosité en profondeur et l'absorption de la lumière par l'eau entraînent une réduction importante de l'efficacité des caméras sous-marines. De plus, la communication sans fil est très limitée, ce qui impose l'utilisation de la communication acoustique ou du stockage local des données. [5] , [4]
- **Variabilité temporelle et spatiale de l'environnement**: Les conditions marines diffèrent entre les zones côtières et les océans ouverts, et varient quotidiennement et selon les saisons. Les systèmes de navigation et de guidage doivent donc être capables de s'adapter à ces changements. [3]

En raison de ces caractéristiques complexes, la conception de systèmes de navigation pour les robots marins tels que le filtre de Kalman est essentielle pour garantir la précision de l'estimation de la position et du guidage, en particulier lors des missions dans des environnements non structurés ou inconnus.

3. Techniques de localisation et leurs défis dans l'environnement marin

La localisation précise d'un robot marin constitue un défi majeur en raison des caractéristiques complexes et dynamiques du milieu sous-marin. Contrairement aux

environnements terrestres ou aériens, l'environnement marin limite l'utilisation directe de certaines technologies telles que le GPS, et nécessite des solutions de navigation combinées. [6]

- **Indisponibilité du GPS sous l'eau**

Les signaux GPS, étant des ondes radio, sont fortement atténués par l'eau de mer. Ainsi, les véhicules sous-marins ne peuvent pas recevoir ces signaux lorsqu'ils sont immergés, et doivent remonter à la surface pour se géolocaliser via GPS. [6]

- **Navigation inertielle (INS)**

Les systèmes de navigation inertielle sont utilisés pour estimer la position, la vitesse et l'orientation à partir de capteurs gyroscopiques et accélérométriques. Toutefois, ces systèmes souffrent d'une dérive cumulative dans le temps, ce qui réduit leur précision sur de longues durées sans recalibrage. [7]

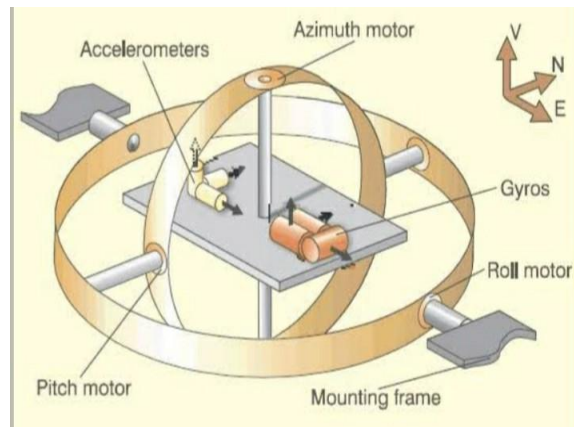


Figure.3 Navigation inertielle(INS). [3]

- **Techniques acoustiques de localisation**

Pour pallier l'absence du GPS, des technologies acoustiques comme USBL (Ultra-Short Baseline), le LBL (Long Baseline) et le DVL (Doppler Velocity Log) sont employées :

USBL : Permet de localiser un robot depuis une station en surface, combinant des mesures de distance et d'angle via signaux acoustiques.

LBL : Offre une localisation précise mais nécessite une infrastructure préalablement installée de transpondeurs au fond marin.

DVL : Mesure la vitesse du robot par rapport au fond marin ou à la masse d'eau, utile pour la navigation en aveugle. [9]

- **Filtrage de Kalman**

Les filtres de Kalman sont largement utilisés pour fusionner les données issues de différents capteurs (INS, DVL, GPS, USBL) afin d'obtenir une estimation plus précise de la position et de réduire les erreurs de dérive. [3]

- **Localisation à partir des mesures d'angle (Localisation Goniométrique)**

La localisation angulaire est une méthode importante utilisée pour déterminer la position d'une source en mesurant l'angle sous lequel le signal atteint les capteurs.

Cette technique repose sur des principes mathématiques liés aux angles, et elle est utilisée dans plusieurs domaines tels que la navigation, les télécommunications, la surveillance et la robotique.[15],[16]

Parmi ses principaux avantages, on trouve le fait qu'elle ne nécessite pas d'infrastructure fixe, ce qui la rend adaptée aux environnements où les systèmes de localisation classiques comme le GPS ne sont pas disponibles ou ne sont pas assez précis. De plus, les équipements nécessaires peuvent être simples et relativement peu coûteux, comme des antennes directionnelles ou des réseaux de capteurs capables de mesurer la direction d'arrivée des signaux.[15],[16]

Cependant, cette technique présente certaines difficultés. Les mesures angulaires peuvent être affectées par des erreurs dues à la réflexion des signaux sur différentes surfaces (effet de trajets multiples ou "multipath"). De plus, la précision de la localisation dépend fortement du nombre et de la disposition des capteurs. En outre, les dispositifs capables de mesurer les angles avec une grande précision peuvent être coûteux, ce qui constitue une limite à l'utilisation large de cette méthode.[14]

4. Comparaison entre les différentes techniques de localisation sous-marine

Tableau comparatif des techniques de localisation sous-marine:

Technique	Principe	Avantages	Inconvénients
GPS (en surface uniquement)	Utilisation de signaux satellites	Haute précision, disponibilité mondiale	In efficace sous l'eau, perte du signal
INS (Inertial Navigation System)	Estimation de la position par intégration des vitesses et Accélérations	Autonome, pas besoin de signal externe	Dérive cumulative, nécessite une calibration Fréquente
LBL(Long Baseline)	Mesure de distances à plusieurs balises fixes sous-Marines	Très bonne précision, stabilité	Installation coûteuse, nécessite infrastructure
USBL(Ultra-Short Baseline)	Mesure de la direction et de la distance à une Balise	Facile à déployer, bon compromis précision/souples	Moins précis que LBL, sensible aux perturbations acoustiques
DVL (Doppler Velocity Log)	Mesure de la vitesse par effet Doppler sur le Fond marin	Bonne estimation de vitesse relative	Moins précis sur fond meuble ou à grande profondeur
AoA(Angle of Arrival)	Détermination de la direction d'arrivée du signal	Bonne résolution directionnelle, utile pour triangulation	Nécessite des antennes ou hydrophones directionnels Coûteux et précis

Table 1: Tableau comparatif des techniques de localisation sous-marine

Remarques complémentaires:

Aucune méthode n'est universelle: dans la pratique, une combinaison de plusieurs techniques est souvent utilisée.

Le filtre de Kalman est essentiel pour corriger les erreurs et améliorer l'estimation en fusionnant plusieurs sources d'information (INS, USBL, AoA, etc.).

Les méthodes acoustiques sont les plus fiables en profondeur, mais exigent une préparation matérielle plus importante.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les concepts fondamentaux liés aux robots marins, en proposant une définition claire de ces systèmes ainsi qu'une classification selon leur domaine d'évolution (robots de surface ou sous-marins), en raison des défis spécifiques à chaque type. Il a été démontré que l'environnement marin est particulièrement dynamique et complexe, avec des facteurs tels que les courants, les propriétés physiques de l'eau, et les limitations de communication, qui influencent directement la performance des systèmes de navigation et de détection.

Nous avons ensuite examiné les principales techniques de localisation utilisées dans les environnements sous-marins, en mettant l'accent sur les défis associés à chacune, notamment l'impossibilité d'utiliser efficacement le GPS en immersion. Il ressort de la comparaison entre ces méthodes qu'aucune technologie seule ne permet une localisation optimale dans tous les contextes, ce qui nécessite souvent une combinaison de plusieurs approches.

Un tableau comparatif a été présenté afin de résumer les caractéristiques, les avantages et les limites de chaque technique. Il convient de souligner que l'étude actuelle repose sur la fusion de la localisation goniométrique (Angle of Arrival) avec le filtre de Kalman, dans le but de tirer parti de la précision directionnelle de la méthode angulaire tout en bénéficiant des capacités de filtrage statistique offertes par le filtre de Kalman. Cette combinaison apparaît comme une solution prometteuse pour surmonter les limites inhérentes à chaque technique individuelle, en particulier dans un environnement marin instable et changeant.

Ce chapitre constitue ainsi une base pour le chapitre suivant, qui détaillera le modèle d'estimation adopté, l'architecture du système proposé, ainsi que l'algorithme de fusion utilisé.

Chapitre II: localisation multicapteur par filtre de kalman

1. Définition du filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est considéré comme l'un des outils mathématiques les plus importants utilisés dans les systèmes dynamiques. Il se distingue par sa nature à réponse impulsionnelle infinie, ce qui signifie qu'il ne se limite pas uniquement aux valeurs actuelles du signal d'entrée, mais prend également en compte ses valeurs passées. Cette caractéristique lui permet de suivre efficacement l'évolution d'un système au cours du temps.

Ce filtre est principalement utilisé pour estimer les états ou les paramètres réels d'un système donné, même lorsque les données disponibles sont souvent bruitées ou imprécises.

L'utilité du filtre de Kalman se manifeste clairement dans de nombreuses applications scientifiques et techniques, telles que la navigation aérienne, le suivi d'objets dans les images numériques, les radars, la robotique, et d'autres domaines où une estimation précise est requise malgré la présence de bruit dans les mesures.

La puissance de ce filtre réside dans sa capacité à combiner le modèle mathématique du système avec les données mesurées, permettant ainsi de fournir des prédictions instantanées des variables du système, puis de corriger ces prédictions à l'aide des mesures disponibles. Cela permet d'obtenir des résultats acceptables et fiables.[17]

Le filtre de Kalman se compose de deux étapes principales:

Étape de prédiction: on y estime l'état futur du système ainsi que sa covariance en se basant sur le modèle mathématique.

Étape de mise à jour : les estimations précédentes sont corrigées à l'aide des nouvelles mesures, en calculant l'innovation et le gain de Kalman, ce qui permet d'améliorer considérablement la précision de l'estimation finale.[17]

2. Principe de fonctionnement du filtre de Kalman

Filtre de Kalman est un algorithme mathématique qui permet d'estimer l'état d'un système (comme la position d'un robot) à partir de prédictions et de mesures bruitées. Il suppose que le système est linéaire et que les bruits sont blancs (de moyenne nulle). En robotique mobile, l'évolution est prédite à partir des données **odométriques**, et les mesures proviennent des capteurs permettant de localiser le robot grâce à la carte.

Le filtre fournit, à chaque instant, une estimation de l'état réel du système ainsi qu'une estimation de la précision de cette estimation, représentée par la matrice de covariance.[18]

L'évolution de l'état du système est modélisée par l'équation linéaire suivante:

$$X_t = A.X_{t+1} + B.U_t + \varepsilon_{evo} \quad (1)$$

Où A et B sont des matrices, u_t est l'odométrie relevée par le robot ou le vecteur des commandes qui lui sont données et ε_{evo} est le bruit sur l'estimation de l'état, supposé d'espérance nulle.

$$Q = E\{\varepsilon_{evo} . \varepsilon_{evo}^T\} \quad (2)$$

Une mesure Y_t effectuée sur l'état du système sera donnée par l'équation linéaire: [18]

$$Y_t = H.X_t + \varepsilon_{obs} \quad (3)$$

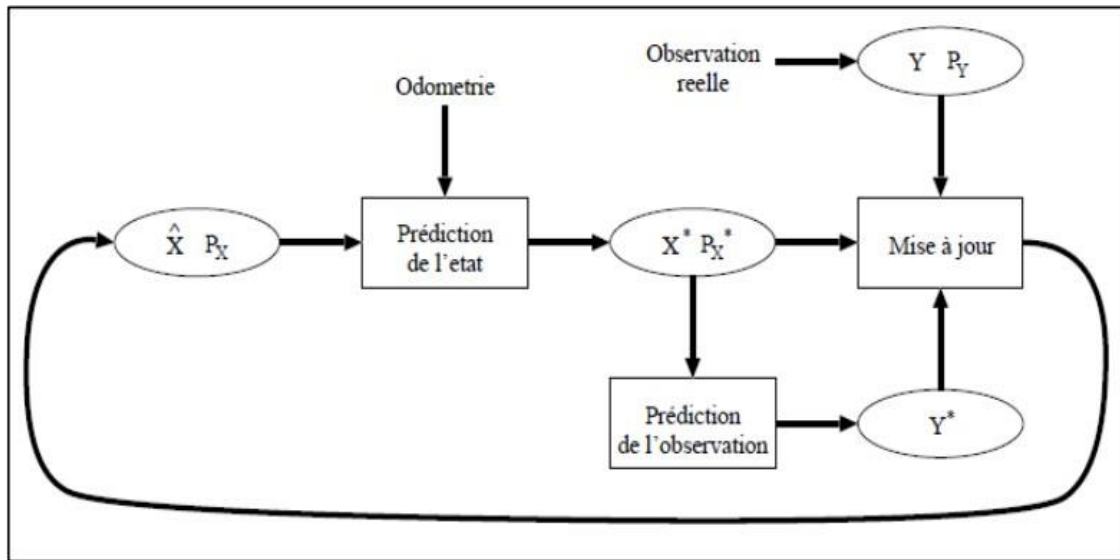


Figure 4: Schéma de fonctionnement du filtre de Kalman[18]

Le filtre de Kalman fonctionne en quatre étapes (voir Figure 6):

Prédiction de l'état

À cette étape, on prévoit l'état courant ainsi que sa matrice de covariance, en se basant sur le modèle d'évolution du système, l'estimation de l'instant précédent, et la commande appliquée depuis ce moment.

$$X_t^* = A.\widehat{X}_t + B.u_t \quad (4)$$

La covariance est également prédite par la formule:

$$P_t^* = A.\widehat{P}_{t-1}A^t + B.Q.B^t \quad (5)$$

Prédiction de l'observation

À partir du modèle d'observation et de l'estimation de l'état:

$$Y_t^* = H.X_t^* \quad (6)$$

Observation de l'état:

Le système perceptif fournit une mesure, et le bruit associé à cette mesure est estimé à l'aide du modèle de perception utilisé.

Correction de l'état estimé

$$\hat{X}_t = X_t^* + K(Y_t - Y_t^*)$$

$$\hat{P}_t = P_t^* - KH P_t^* \quad (6)$$

Ce la se fait en mettant à jour la prédiction en fonction de l'écart entre l'observation attendue et celle réellement mesurée.

Où K est le gain de Kalman, calculé afin de minimiser l'erreur d'estimation selon le critère des moindres carrés, et donné par la formule suivante : [18]

$$K = P_t^* H^t \cdot (H \cdot P_t^* \cdot H^t + P_y)^{-1} \quad (7)$$

Remarque : Ces quatre étapes sont appliquées à chaque fois que de nouvelles données relatives au mouvement ou à la perception sont disponibles, afin de mettre à jour avec précision l'estimation de l'état du système. [18]

3. Types de filtres de Kalman

Voici une vue d'ensemble des trois types de filtres de Kalman : le filtre linéaire (KF), le filtre étendu (EKF) et le filtre non paramétrique (UKF), avec des sources fiables pour enrichir votre mémoire.

3.1. Filtre de Kalman (KF)

- Idéal pour les systèmes linéaires avec un bruit gaussien blanc. Il utilise des équations linéaires pour les matrices de transition et d'observation (F,H) ainsi que les covariances Q et R .
- Avantages: Simple à implémenter, très rapide et efficace dans les cas linéaires.
- Inconvénients : Devient inefficace lorsque le système ou le bruit est non linéaire ou non gaussien.

3.2. Filtre de Kalman étendu(EKF)

- Adapté aux systèmes non linéaires : linearisé les modèles à l'aide de développements en série de Taylor (matrices Jacobiennes).
- Avantages: Conserve la structure du filtre KF tout en gérant la non-linéarité.
- Inconvénients : Requiert le calcul des Jacobiennes et peut diverger en cas de forte non-linéarité

3.3. Filtre de Kalman non paramétrique (UKF)

- Alternative améliorée à l'EKF pour les systèmes non linéaires. Utilise des "points sigma" pour représenter la distribution de probabilité et les passe dans le modèle non linéaire.

- **Avantages :**
 - Meilleure précision dans les transformations non linéaires sans besoin de dérivées.
 - N'utilise pas de Jacobiennes
- **Inconvénients:**
 - Coût computationnel élevé car il génère $2n+1$ points sigma, surtout dans les systèmes à grande dimension.[8]

Conclusion (vue d'ensemble)

- KF : Le meilleur choix pour les systèmes linéaires purs.
- EKF: Populaire pour les systèmes non linéaires, mais nécessite des dérivées.
- UKF : Le plus précis pour les environnements complexes, au prix d'un coût calcul élevé.

4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le filtre de Kalman en tant que cadre théorique pour l'estimation de l'état des systèmes dynamiques, en expliquant ses étapes principales, de la prédiction à la correction, ainsi que la manière dont il combine les informations issues des capteurs avec le modèle de mouvement, tout en prenant en compte les incertitudes et les bruits.

Nous nous sommes particulièrement concentrés sur les aspects théoriques liés à son utilisation dans le domaine de la robotique. Dans le chapitre suivant, nous passerons à une étude appliquée visant à évaluer l'efficacité du filtre de Kalman dans le cadre de l'estimation angulaire, à travers des tests effectués dans des conditions de simulation proches de la réalité.

Chapitre III: Localisation goniométrique d'un Robot marin par filtre kalman

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons une application pratique du filtre de Kalman dans le contexte de la localisation d'un robot marin à partir de mesures angulaires (AoA). Après avoir introduit le modèle dynamique du robot ainsi que les hypothèses liées aux mesures, nous avons construit le modèle mathématique adapté à l'estimation de sa position. La simulation a été réalisée sur un cas représentatif comportant des amers fixes, mettant en évidence le rôle du filtre de Kalman dans l'amélioration de la précision malgré la présence de bruit et de non-linéarités. Les résultats obtenus sont présentés et analysés afin d'évaluer l'efficacité de cette approche dans un environnement marin simplifié.

2. La problématique

L'exemple suivant illustre l'application du filtre de Kalman dans un contexte pratique. En considère un robot R décrit par les équations d'état :

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \\ \dot{x}_4 \\ \dot{x}_5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_4 * \cos(x_3) * \cos(x_5) \\ x_4 * \cos(x_3) * \sin(x_5) \\ \frac{x_4 * \sin(x_3)}{3} \\ u1 \\ u2 \end{pmatrix} \quad (8)$$

Où x_4 est sa vitesse du robot, x_3 son orientation, (x_1, x_2) les coordonnées de son centre et x_5 l'angle de volant avant. Dans l'environnement du robot se trouve des amers $m_i = (x_{mi}, y_{mi})^T$ ponctuel dont on connaît la position. Le robot R perçoit ces amers seulement si la distance est suffisamment faible ($<15m$). Dans un tel cas le robot mesure l'angle δ_i avec une grande précision. De plus à chaque instant t , le robot mesure les angles x_3 et x_5 sans erreurs. Il est aussi capable de mesurer la vitesse x_4 avec une erreur de variance 1. La figure suivante présente une situation où deux amers $m(1)$ et $m(2)$ sont vus par le robot.

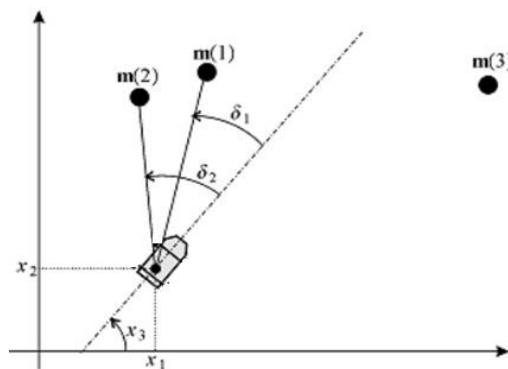


Figure 5: Le robot mobile dans son environnement.

Dans le but de réaliser la localisation, nous envisageons l'utilisation d'un filtre de Kalman. Toute fois, cela nécessite la présence d'équations linéaires, ce qui n'est pas le cas dans notre situation. Étant donné que x_3 et x_5 sont connus, la non-linéarité du système peut être absorbée sous forme d'une dépendance temporelle. Pour cela, posons $z=(x_1, x_2, x_4)$.

2.1 L'équation d'évolution d'état linéaire:

Étant donné que les angles x_3 et x_5 sont connus avec précision, le robot les mesure sans erreur. Par conséquent, ces deux entrées seront supprimées du modèle d'observation.

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_4 * \cos(x_3) * \cos(x_3) \\ x_4 * \cos(x_3) * \sin(x_3) \\ u_1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\dot{z} = \begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_4 \cos(x_5) \cos(x_3) \\ x_4 \cos(x_5) \sin(x_3) \\ u_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cos(x_5) \cos(x_3) \\ 0 & 0 & \cos(x_5) \sin(x_3) \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_4 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ u_1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$\dot{Z} = A(t) \times Z + Bu(t) + T\alpha \quad (11)$$

La discrétisation est effectuée en appliquant le schéma d'Euler:

$$\dot{z} = A(t).Z + u \xrightarrow{\text{euler}} z(k+1) = z(k) + dt.\dot{z}(k) \quad (12)$$

$$z(k+1) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & dt.\cos(X5).\cos(X3) \\ 0 & 1 & dt.\cos(X5).\sin(X3) \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} . z(k) + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ u_1(t)dt \end{pmatrix} + \alpha(k) \quad (13)$$

2.2 L'équation d'observation associée:

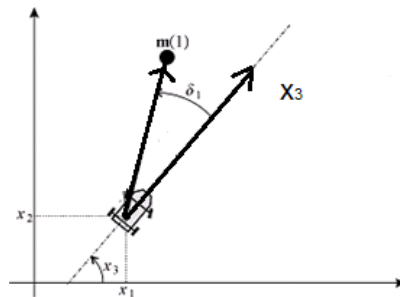


Figure 6 : La position du robot par rapport une Landmark m

Soit le vecteur $\vec{v} = \begin{pmatrix} \cos(x_3) + \delta_i \\ \sin(x_3) + \delta_i \end{pmatrix}$ et $\overrightarrow{m_i x} = \begin{pmatrix} X_{mi} - X_1 \\ Y_{mi} - X_2 \end{pmatrix}$

La figure 6: illustre la relation entre la position du robot X, la position du repère m_i , le vecteur d'orientation du robot, ainsi que l'observation δ_i . En examinant la figure 6, on constate clairement que ces deux vecteurs sont superposés. Par ailleurs, si les vecteurs v et m_{ix} sont linéairement dépendants, alors le déterminant $\det(v, m_{ix})$ est nul.

$$\det(v, m_{ix}) = (X_{mi} - X_1) \times \sin(X_3 + \delta_i) - (Y_{mi} - X_2) \times \cos(X_3 - \delta_i) = 0$$

$$\begin{aligned} X_{mi} \times \sin(X_3 + \delta_i) - Y_{mi} \cdot \cos(X_3 + \delta_i) &= -X_1 \cdot \sin(X_3 + \delta_i) + X_2 \cdot \cos(X_3 + \delta_i) \\ &= (-\sin(X_3 + \delta_i) \cos(X_3 + \delta_i)) \cdot \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$$Y_i = [(-\sin(X_3 + \delta_i) \quad \cos(X_3 + \delta_i))] \cdot \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix} + B_i$$

Prenons:

$$y = \begin{pmatrix} X_4 \\ Y_i \end{pmatrix}$$

$$y(k) = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ -\sin(X_3 + \delta_1) & \cos(X_3 + \delta_1) & 0 \\ -\sin(X_3 + \delta_2) & \cos(X_3 + \delta_2) & 0 \end{pmatrix} \cdot z(k) + B(k) \quad (14)$$

3. Processus de localisation du robot en utilisant le filtre de Kalman

1. Initialisation:

Le système démarre avec une position inconnue du robot. Cette étape nécessite l'introduction des valeurs initiales nécessaires au traitement.

2. Observation:

Le robot collecte des données à partir des capteurs, telles que les angles ou les signaux acoustiques. Il observe l'environnement à la recherche de repères.

3. Vérification de l'existence d'un repère (landmark):

Le système vérifie si les données observées correspondent à un repère connu.

- Si un repère est détecté, le processus passe à l'étape de mise à jour.
- Si non, il continue directement avec l'évolution.

4. Mise à jour:

Lorsque le repère est identifié, les données sont utilisées pour mettre à jour la position estimée du robot à l'aide du filtre de Kalman.

5. Correction:

Le système effectue un repositionnement du robot basé sur la différence entre la position prédite et les nouvelles observations.

6. Vérification de la condition d'arrêt:

On vérifie si l'objectif est atteint ou si une raison justifie l'arrêt du processus.

- Si oui, le processus se termine.
- Si non, il revient à l'évolution.

7. Évolution:

Le robot avance dans l'environnement selon le modèle cinématique adopté, puis le cycle recommence à l'étape d'observation.

4. Résultats et Simulations

4.1. Analyse de la simulation du système de navigation inertielle (INS)

Dans cette section, nous présentons les résultats de la simulation du système de navigation inertielle (INS) appliqué au robot maritime. La trajectoire estimée est analysée à travers trois phases distinctes, permettant de mieux comprendre le comportement du système et l'évolution de l'erreur de position au fil du temps. L'erreur est représentée visuellement par une **forme circulaire entourant la position estimée**, illustrant l'incertitude croissante liée à la dérive du capteur inertielle.

- **Phase initiale : stabilité et précision élevée**

Au début de la simulation, le robot connaît sa position exacte, ce qui se traduit par une erreur de localisation quasi nulle. La position estimée coïncide parfaitement avec la trajectoire réelle, et la taille du cercle d'erreur est négligeable.

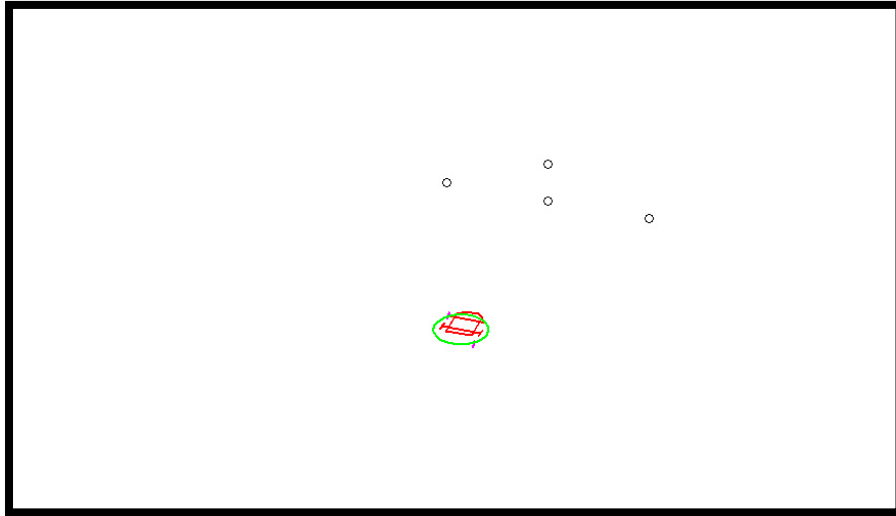


Figure 7: Phase initiale de navigation inertielle (INS)

- **Phase intermédiaire : apparition de la dérive**

Avec le temps, des erreurs liées aux mesures d'accélération et de vitesse angulaire commencent à s'accumuler. L'erreur de position devient progressivement visible et le cercle représentant l'incertitude s'élargit. La trajectoire estimée commence à **s'écarter légèrement de la trajectoire réelle**, marquant le début de la dérive caractéristique des systèmes INS non corrigés.

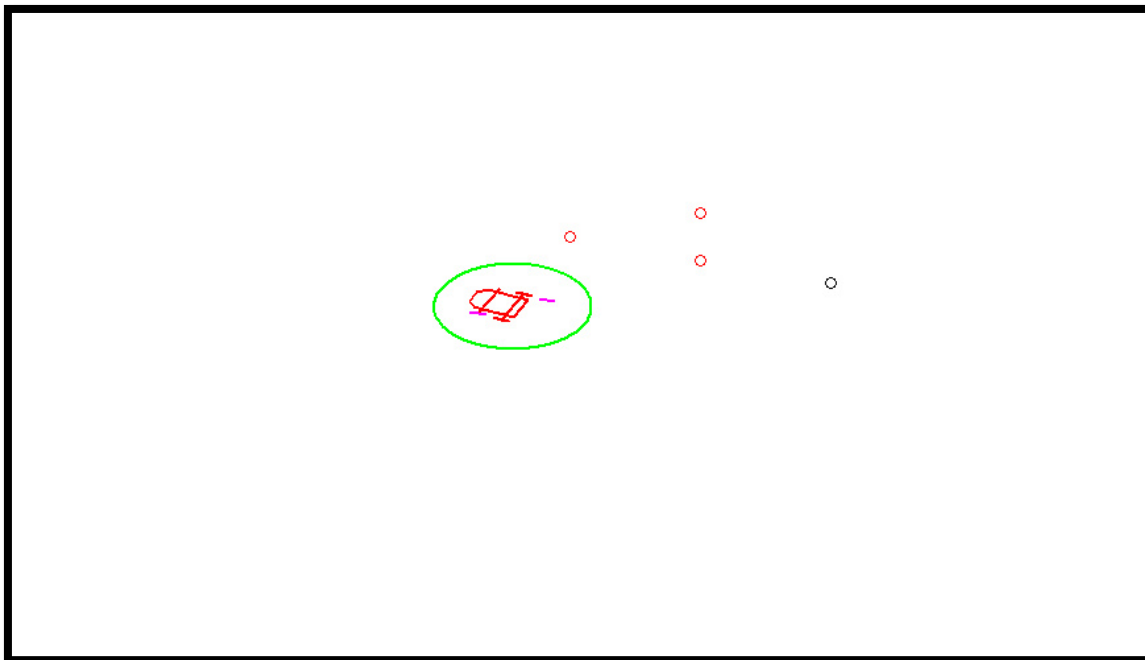


Figure 8: Phase intermédiaire de navigation inertielle (INS)

- **Phase finale : agrandissement de la dérive**

Avec le temps, des erreurs liées aux mesures d'accélération et de vitesse angulaire commencent à s'accumuler. L'erreur de position devient progressivement visible et le cercle représentant l'incertitude s'élargit. La trajectoire estimée commence à **s'écarter légèrement de la trajectoire réelle**, marquant le début de la dérive caractéristique des systèmes INS non corrigés.

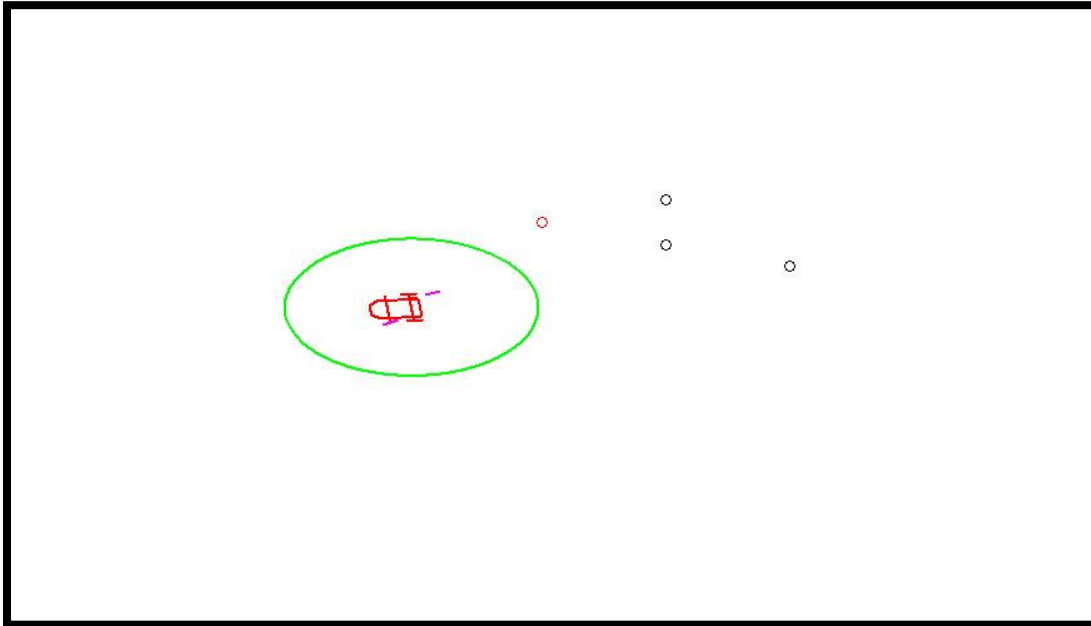


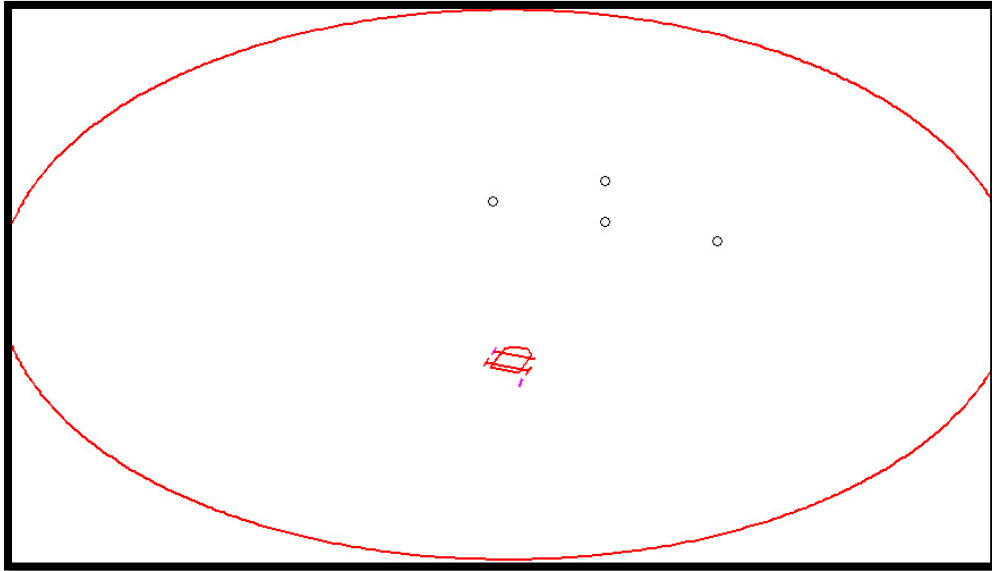
Figure 9: Phase finale de navigation inertielle (INS)

4.2. Analyse de la simulation de la localisation d'un robot par goniométrie et filtre de Kalman

Cette section présente les résultats de la simulation de la localisation d'un robot à l'aide de mesures angulaires (goniométrie), associées à un filtre de Kalman pour améliorer la précision de la position estimée. L'évolution de la localisation est divisée en trois phases successives, illustrant le processus progressif de correction. Comme précédemment, le **cercle entourant la position estimée** représente le niveau d'incertitude.

- **Phase initiale : méconnaissance de la position – erreur importante**

Au début de la simulation, le robot ne possède aucune information préalable sur sa position. L'estimation est alors très imprécise, avec un cercle d'incertitude très large, ce qui reflète un robot "perdu" incapable de se localiser correctement. Aucun mécanisme de correction n'est encore actif.



• **Figure 10:** Phase initiale localisation goniométrie avec filtre de Kalman

- **Phase intermédiaire** : détection d'une balise ou d'un repère (landmark)
Lorsque le robot capte un signal provenant d'une balise acoustique ou d'un repère de référence, il commence à recevoir des informations fiables sur la direction de sa position. Ces données sont intégrées dans le filtre de Kalman, ce qui réduit progressivement l'incertitude. La position estimée devient alors plus cohérente et plus stable.

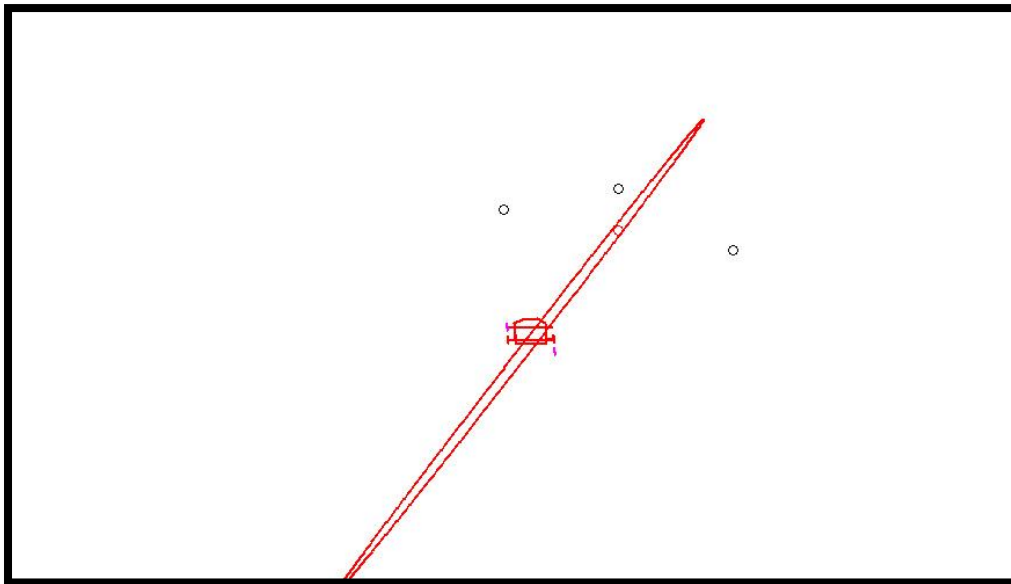


Figure 11: Phase intermédiaire localisation goniométrie avec filtre de Kalman

- **Phase finale** : correction de la position – haute précision
À ce stade, le filtre de Kalman a intégré suffisamment de mesures angulaires pour corriger

efficacement la position du robot. Le cercle d'erreur devient très petit, indiquant une localisation précise et une estimation stabilisée. Le système démontre ainsi une grande efficacité dans la réduction de l'erreur initiale et la convergence vers la position réelle.

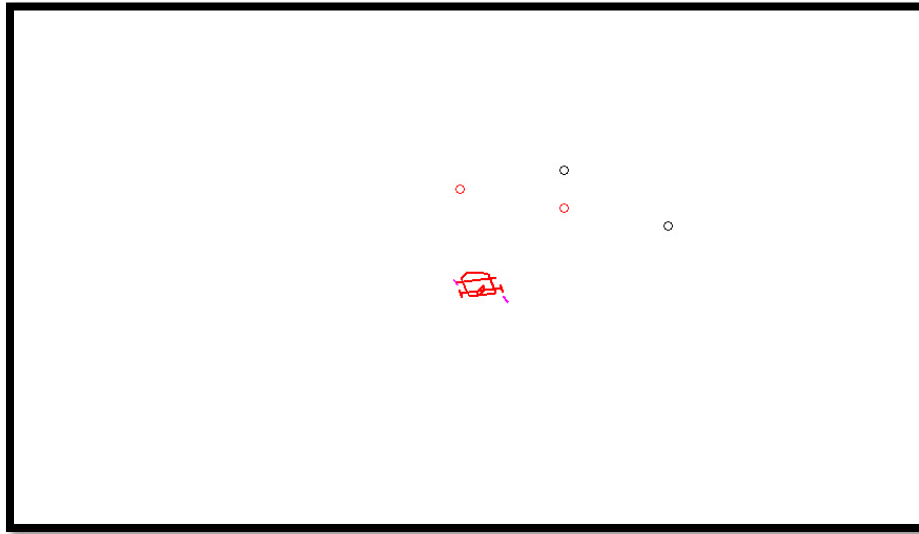


Figure 12: Phase intermédiaire localisation goniométrie avec filtre de Kalman

5. Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté et analysé les résultats de la simulation de la localisation d'un robot maritime en utilisant, d'une part, un système de navigation inertielle (INS), et d'autre part, une méthode de localisation goniométrique avec un filtre de Kalman. La simulation basée uniquement sur l'INS a montré que, malgré sa simplicité et son autonomie, le système souffre d'une accumulation d'erreurs au fil du temps, menant à une dérive significative et à une perte de précision de la position.

En revanche, les résultats issus de l'intégration des mesures angulaires (AOA) avec le filtre de Kalman ont démontré une nette amélioration de la précision de localisation. Cette fusion a permis de corriger les erreurs générées par le système inertiel, faisant passer le robot d'un état de méconnaissance totale de sa position à une localisation fiable et précise grâce aux informations directionnelles et à la capacité de filtrage de Kalman.

Ces résultats mettent en évidence **l'importance de la fusion de données et de l'utilisation d'algorithmes d'estimation** dans les systèmes de navigation maritime, notamment dans les environnements où le GPS est indisponible. Cette simulation constitue une étape clé vers le développement d'un système de navigation performant et applicable en conditions réelles.

Conclusion générale

En conclusion de ce mémoire intitulé « Localisation d'un robot marin en utilisant le filtre de Kalman », nous avons étudié la possibilité d'utiliser ce filtre pour estimer la position d'un robot autonome évoluant dans un environnement marin soumis à des perturbations et du bruit. Les résultats obtenus à travers des simulations sous MATLAB ont démontré la capacité du filtre de Kalman classique à améliorer la précision d'estimation et à atténuer l'impact du bruit sur les mesures collectées. Les performances observées se sont révélées satisfaisantes dans un cadre simulé linéaire. Parmi les principaux avantages de ce filtre dans ce contexte figurent sa simplicité d'implémentation, son efficacité en termes de calcul, ainsi que sa capacité à fonctionner en temps réel, ce qui le rend adapté aux systèmes embarqués à ressources limitées.

Toutefois, cette étude présente certaines limites, notamment le fait qu'elle repose sur un environnement de simulation idéal qui ne reflète pas pleinement la complexité réelle du milieu marin, ainsi que l'usage d'un modèle cinématique simplifié pour le robot. De plus, le filtre lui-même n'est pas conçu pour gérer des systèmes fortement non linéaires. Pour ces raisons, nous suggérons, comme perspectives futures, d'élargir ce travail par l'intégration de filtres de Kalman non linéaires, tels que le filtre de Kalman étendu (EKF) ou le filtre de Kalman non parfumé (UKF). Il serait également pertinent d'envisager la fusion de données multi-capteurs (IMU, DVL, GPS, compas...) afin de renforcer la fiabilité de l'estimation, et enfin de passer à une expérimentation réelle pour valider les performances des modèles dans des conditions maritimes concrètes.

Bibliographie

- [1] [https://www.zavamarine.com/marine-robotics-types-and-applications/consulté le 25_02_2025](https://www.zavamarine.com/marine-robotics-types-and-applications/consulté%20le%2025_02_2025)
- [2] Liu, Z., Zhang, Y., Yu, X., & Yuan, C. (2016). Unmanned surface vehicles: An overview of developments and challenges. *Annual Reviews in Control*, 41. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2016.04.018>
- [3] Fossen, T. I. (2011). *Handbook of marine craft hydrodynamics and motion control*. Wiley.
- [4] Antonelli, G., Arrichiello, F., Cacace, J., & Simetti, E. (2020). Challenges and future trends in marine robotics. *Annual Reviews in Control*, 50, 322–332. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2020.10.002>
- [5] Wang, J., Peng, Y., & Guo, Y. (2021). Underwater image processing: A review of recent advances and future trends. *Sensors*, 21(14), 4604. <https://doi.org/10.3390/s21144604>
- [6] HEGRENÆS, Ø., GADE, K., HAGEN, O. K., & HAGEN, P. E. (2009). Underwater transponder positioning and navigation of autonomous underwater vehicles. Dans : *Conférence OCEANS 2009 – IEEE*. Biloxi, USA. IEEE. DOI : <https://doi.org/10.23919/OCEANS.2009.5422358>
- [7] Zhang, X., Xie, L., Li, Z., Wang, R., & Liu, Y. (2023). Underwater inertial error rectification with limited acoustic observations: Satellite navigation. *Remote Sensing*, 15(4), 1123. <https://doi.org/10.3390/rs15041123>
- [8] Konatowski, S., & Pieniężny, A. T. (2007). A comparison of estimation accuracy by the use of KF, EKF & UKF filters. *WIT Transactions on Modelling and Simulation*, 46, 11 pp. <https://doi.org/10.2495/CMEM070761>

[9] Paull, L., Saeedi, S., Seto, M., & Li, H. (2014). AUV navigation and localization: A review. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 39(1), 131–149.

<https://doi.org/10.1109/JOE.2013.2278891>

[10] Maritime Robotics. (2024, June 4). Revolutionizing Marine Research: VLIZ and Maritime Robotics unveil cutting-edge Long Range Unmanned Surface Vehicle Gobelijn. Maritime Robotics. Retrieved July 17, 2025, from

<https://www.maritimrobotics.com/news/revolutionizing-marine-research-vliz-maritime-robotics-usv-gobelijn>

[11] Exail. (2024, March 13). Exail unveils ‘next generation’ transoceanic USV geared for multi robot missions. *Offshore Energy.biz*. Retrieved July 18, 2025, from

<https://www.offshore-energy.biz/exail-unveils-next-generation-transoceanic-usv-geared-for-multi-robot-missions/>

[12] NOAA. (n.d.). Autonomous Underwater Vehicles (AUVs). Ocean Exploration and Research, National Oceanic and Atmospheric Administration. Retrieved July 18, 2025, from <https://oceanexplorer.noaa.gov/technology/subs/auvs/auvs.html>

[13] Mizokami, K. (2019, February 14). The Navy Just Ordered the ‘Orca,’ an Extra Large Unmanned Submarine by Boeing. *Popular Mechanics*. Retrieved July 18, 2025, from <https://www.popularmechanics.com/military/navy-ships/a26344025/navy-extra-large-unmanned-submarines-boeing/>

[14] Liu, Y., Wang, Y., & Chen, C. (2023). Efficient underwater acoustical localization method based on TDOA with sensor position errors. *Journal of Marine Science and Engineering*, 11(4), 861. <https://doi.org/10.3390/jmse11040861>

[15] S.Noureddine, " systeme de localisation pour robots mobiles" Thèse de doctorat, université de Batna, 2005.

[16] L. Delobel. "Agrégation d'information pour la localisation d'un robot mobile sur une carte imparfaite", Thèse de doctorat., Université Clermont-Auvergne, 2020.

[17] S.BELHOUACHI, "Rapport de Projet de Fin d'Études: Filtrage de Kalman pour la détection de défaut sur un robot mobile" Projet de Fin d'Études .

[18] B.Fouadet B.Noureddine" LOCALISATION D'UN ROBOT MOBILE PAR FILTRE DE KALMAN" Sujet de mémoire de master .