

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR - ANNABA UNIVERSITY  
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR - ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des Sciences de l'Ingénierat

Année : 2016/2017

Département d'Electronique

## THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de DOCTORAT

**Intitulé**

**Navigation et Localisation de la Position d'un  
Handicapé Moteur**

Option :

**Automatique**

Par :

**Mr. NADA Derradji**

DEVANT LE JURY

**DIRECTEUR DE THESE : BOUSBIA SALAH Mounir**

**Prof UBMA**

**PRESIDENT : ABASSI Hadj Ahmed**

**Prof UBMA**

**EXAMINATEURS : BOUKROUCHE Abdelhani**

**Prof Université de Guelma**

**HAMDI Rachid**

**Prof UBMA**

**LACHOURI Abderazak**

**Prof Université de Skikda**

## الملخص

حققت الملاحة نفلة نوعية مع تطور العلم والتكنولوجيا لتكون قادرة على تحديد الموقع، و السرعة و الاتجاه في الوقت الحقيقي مع زيادة الطلب على الدقة.

تحديد الموقع اخذ طريقا مركزيا في البحث، والبحوث المقدمة في هذه الدراسة تدخل في إطار الملاحة وتحديد مواقع كرسيي المعاقين حركيا عند تنقلهم.

أنظمة تحديد المواقع المختلفة تصاغ كمشكلة تقدير غير خطي و يتم إعطاء الحل الأمثل من ذمج بيانات اجهزة الاستشعار المتعددة القائمة على مرشح Kalman. هذه الاجهزة تعطي معلومات مختلفة مع مستويات الضجيج المختلفة وعلى فترات زمنية مختلفة.

مساهمتنا في هذه الأطروحة تكمن من جهة في تحسين نظام تحديد موقع كرسيي متحرك كهربائي اعتمادا على ذمج بيانات اجهزة الاستشعار المتعددة المبنية على مرشح Kalman وتبين نتائج المحاكاة أن الخوارزمية MF تستنسخ سلوك للنظام غير الخطي بطريقة مستقرة. ومن جهة أخرى سنتطرق إلى أنواع أخرى من الترشيح، وعلى وجه الخصوص: ترشيح Kalman الموسع ومحدوديته وسنتطرق لأساليب الجسيمات بما في ذلك مرشح كالمان عديم الرائحة (Unscented).

وقد تم تقييم أداء الخوارزميات باستخدام برنامج المحاكاة MATLAB، الذي أظهر فعالية البنية المقترحة وأهمية دمج البيانات متعددة الاستشعار لأنظمة الملاحة.

**الكلمات المفتاحية** الكرسي المتحرك، نظم الملاحة، موقع الموقف، اندماج بيانات أجهزة متعددة الاستشعار ،

مرشح Kalman.

## ABSTRACT

Navigation is encapsulated by science and technology to be able to determine the position, the speed and the direction of a mobile in real-time with a greater demand of precision.

The location of position has been a privileged channel of research. The research presented in this thesis is part of the navigation frame and position location with a motor impairment.

Different positioning systems are reformulated as a problem of nonlinear estimation, while the optimal solution is given by the fusion of multi data based sensors of a Kalman filter. These sensors can give different information, with levels of sound at different time intervals.

Firstly, our contribution in this thesis represents an improved system for locating an electric wheelchair with multi sensor fusion architectures based on Kalman filter. The simulation results show that the MF algorithm reproduces the behavior of the non-linear system which is stable. On the other hand, we discuss another type of filtering, specifically, the extended Kalman filter and its limitations. Thus we are addressing deterministic methods including Unscented Kalman filter.

The performance of the algorithms was evaluated using MATLAB simulation software which has shown the effectiveness of the proposed architecture and the importance of multi sensor data fusion for navigation systems.

**Key-Words:** Wheelchair navigation systems, position location, multi sensor data fusion, Kalman filter.

## Résumé

La détermination de la position est réellement atteinte avec une très grande précision, grâce au saut qualitatif de la navigation. Notre travail de recherche présenté dans cette thèse s'inscrit dans le cadre de la navigation et la localisation de la position d'un handicapé moteur.

Plusieurs systèmes de localisation sont reformulés comme un problème d'estimation non linéaire où la solution optimale est donnée par la fusion des données multi-capteurs à base d'un filtre de Kalman. Ces capteurs peuvent donner des informations différentes, avec différents niveaux de bruit et d'intervalles de temps.

Notre contribution dans cette thèse est d'une part l'amélioration d'un système de localisation d'un fauteuil roulant électrique avec des architectures de fusion des données multi-capteurs à base du filtre de Kalman. Les résultats de la simulation montrent que l'algorithme MF reproduit fidèlement le comportement du système non-linéaire d'une manière stable. D'autre part, l'analyse des autres types de filtrage a été considérée, particulièrement, le filtre de Kalman étendu et ses limitations, tout en abordant des méthodes déterministes y compris celle utilisant le filtre de Kalman non parfumé.

La performance des algorithmes est évaluée en utilisant le logiciel de simulation MATLAB, qui a montré l'efficacité des architectures envisagées et l'importance de la fusion des données multi-capteurs pour notre système de navigation en cours d'étude.

**Mots-clés :** Le fauteuil roulant, les systèmes de navigation, la localisation de la position, la fusion des données multi-capteurs, le filtre de Kalman.

*À mes parents,  
ma très chère épouse, ma chère fille, mes frères et sœurs, ma belle-  
famille, à tous ceux qui m'ont aimé, m'aiment et m'aimeront,  
je leurs dédie ce modeste travail.*

*N.A.D.A. Derradji.*

## Remerciements

*Ce travail a été réalisé au sein du Laboratoire d'Automatique et des Signaux  
UNIVERSITE BADJI Mokhtar ANNABA.*

*Je remercie le bon Dieu de m'avoir donné le courage, la force, la volonté et surtout la  
patience qui m'a permis d'accomplir ce travail.*

*Je souhaite témoigner ma reconnaissance envers les personnes qui m'ont aidé en  
m'accompagnant durant cette période ou activement intervenues dans le déroulement de ces  
travaux de thèse.*

*Je tiens à remercier très chaleureusement la personne qui m'a orienté durant ce  
travail, et qui m'a motivé par sa patience le Professeur BOUSBLIA SALAH Mounir.*

*J'exprime ma profonde reconnaissance au Pr. ABASSI Hadj Ahmed, qui m'a fait l'honneur  
de présider le jury.*

*Je tiens aussi à exprimer mes remerciements et ma plus vive gratitude aux Pr  
BOUKROUCHE Abdelhani, Pr HAMDI Rachid et Pr LACHOURI Abderazak, qui ont  
accepté d'examiner et de juger ce travail.*

*Je tiens également à remercier tous les autres enseignants du Laboratoire LASA  
ainsi que tous mes collègues.*

## Listes Des Tabeaux

Tableau 1 : Critères d'évaluation des architectures de fusion basé sur EKF .....	76
Tableau 2 : Critères d'évaluations des architectures de fusion basé sur UKF .....	78
Tableau 3 : Critères d'évaluation des architectures de fusion basé sur EKF et UKF .....	80

## Liste des Figures

Figure 1: Fauteuil roulant autonome proposé par Madarasz 1986.....	6
Figure 2: Fauteuil roulant omnidirectionnel proposé par Hoyer et Holper.....	7
Figure 3: Le prototype NAVCHAIR .....	7
Figure 4: Le Joystick.....	7
Figure 5: Le Prototype Tin Man I.....	8
Figure 6: Le Prototype Tin Man II.....	8
Figure 7: Fauteuil roulant hybride équipé de deux jambes supplémentaires. ....	8
Figure 8: Le prototype OMNI wheelchair .....	9
Figure 9: Le prototype RobChair.....	9
Figure 10: Le prototype FRIEND II avec bras robotisé, plateau intelligent, écran utilisateur, caméras et deux pinces disponibles. ....	10
Figure 11: Le prototype Rolland.....	11
Figure 12: Le prototype VAHM .....	12
Figure 13: Le prototype proposé par Satoh et Sakaue .....	12
Figure 14: Schéma fonctionnel du système omnidirectionnel .....	12
Figure 15: Le prototype RADHAR.....	13
Figure 16: Le prototype LURCH.....	14
Figure 17: Le prototype ARTY pour les jeunes.....	15
Figure 18: Le prototype IntellWheels_Chair1 .....	15
Figure 19: Le prototype JiaoLong.....	16
Figure 20: Simulateur et prototype SMAD.....	16
Figure 21: Le prototype d'un FRI à énergie solaire.....	17
Figure 22: Exemple d'un codeur optique avec son schéma.....	20
Figure 23: Module Boussole Magnétique HMC1002.....	21
Figure 24: Carte d'accéléromètre 3 axes avec microcontrôleur AT91SAM7S64 ARM7 et interface USB et mémoire flash pour l'enregistrement .....	23
Figure 25: Schéma de principe d'un gyroscope mécanique.....	24

Figure 26: La constellation des satellites utilisés par le GPS.....	25
Figure 27: Fauteuil à propulsion (a), fauteuil mixte (b), fauteuil à traction avant (c).....	28
Figure 28: Posture dans un instant $k$ .....	28
Figure 29: Variance de la posture entre deux instants .....	30
Figure 30: Localisation et navigation.....	35
Figure 31: Les méthodes d'estimation bayésiennes.....	43
Figure 32: Schéma général de l'algorithme de Kalman.....	45
Figure 33: Paramètres de la position et de l'orientation .....	48
Figure 34: Architectures de fusion MF.....	66
Figure 35: Architectures de fusion SVF .....	67
Figure 36: Trajectoire réelle.....	74
Figure 37: Expérience 1 .....	75
Figure 38: Expérience 2.....	75
Figure 39: Expérience 3.....	75
Figure 40: L'erreur absolue sur $x$ avec EKF.....	77
Figure 41: L'erreur absolue sur $y$ avec EKF.....	77
Figure 42: L'erreur absolue sur $\theta$ avec EKF.....	77
Figure 43: L'erreur quadratique moyenne en position avec EKF.....	77
Figure 44: L'erreur absolue sur $x$ avec l'UKF.....	78
Figure 45: L'erreur absolue sur $y$ avec l'UKF.....	78
Figure 46: L'erreur absolue sur $\theta$ avec l'UKF.....	79
Figure 47: Zoom sur la figure 46 avec l'UKF .....	79
Figure 48: Erreur quadratique moyenne en position avec l'UKF.....	79
Figure 49: L'erreur absolue sur $x$ .....	80
Figure 50: L'erreur absolue sur $y$ .....	80
Figure 51: L'erreur absolue sur $\theta$ .....	81
Figure 52: L'erreur quadratique moyenne en position.....	81
Figure 53: L'erreurs d'état de l'algorithme MFekf .....	81
Figure 54: L'erreurs d'état de l'algorithme MFukf .....	81
Figure 55: L'erreurs d'état de l'algorithme SVFekf.....	82
Figure 56: L'erreurs d'état de l'algorithme SVFukf.....	82
Figure 57: Séquences d'innovation de l'algorithme MFekf.....	82
Figure 58: Séquences d'innovation de l'algorithme MFukf.....	82
Figure 59: Séquences d'innovation de l'algorithme SVFekf. ....	83



## Liste des tableaux et Liste des figures

---

Figure 60: Séquences d'innovation de l'algorithme SVFukf. ....	83
Figure 61: L'autocorrélation de l'algorithme MFekf .....	83
Figure 62: L'autocorrélation de l'algorithme MFukf .....	83
Figure 63: L'autocorrélation de l'algorithme SVFekf.....	84
Figure 64: L'autocorrélation de l'algorithme SVFukf.....	84

## Nomenclatures

---

## Nomenclatures

DF : Data Fusion

EEG : Electroencéphalogramme

EMG: Electromyogram

EKF: Extended Kalman Filter

FR : Fauteuil Roulant

FRE : Fauteuil Roulant Electrique

FRI: Fauteuil Roulant Intelligent

INS : Inertiel Navigation System

IR: Infra-Red

GPS: Global Positioning System

GRV: Gaussian Random Variable

KF: Kalman Filter

MF: Measurement Fusion

mG: Milli-Gauss

MFekf: Measurement Fusion Extended Kalman Filter

MFukf: Measurement Fusion Unscented Kalman Filter

PDF: Probability Density Function

SUT: Scalable Unscented Transformation

SVF: State Vector Fusion

SVFekf : State Vector Fusion Extended Kalman Filter

SR: Spherico-Radial

SVFukf: State Vector Fusion Unscented Kalman Filter

UKF : Unscented Kalman Filter

UT: Unscented Transformation

US: Ultra-Son

## Table des matières

<b>Résumé.....</b>	<b>III</b>
<b>Listes Des Tableaux.....</b>	<b>VI</b>
<b>Liste des Figures .....</b>	<b>VI</b>
<b>Nomenclatures .....</b>	<b>VI</b>
<b>Table des matières .....</b>	<b>VIII</b>
<b>Introduction Générale .....</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 1 .....</b>	<b>4</b>
<b>1. Les Fauteuils Roulants Intelligents (FRI).....</b>	<b>4</b>
1.1 INTRODUCTION.....	5
1.2 PRESENTATION DES FAUTEUILS ROULANTS INTELLIGENT .....	5
1.3 LES RECHERCHES PORTEES SUR LES FAUTEUILS ROULANT INTELLIGENTS .....	5
1.4 LES CAPTEURS ET LES SYSTEMES DE PERCEPTION .....	18
1.4.1 LES CAPTEURS PROPRIOCEPTIFS .....	18
1.4.1.1 L'odomètre .....	18
1.4.1.2 La boussole magnétique .....	20
1.4.1.3 Les accéléromètres .....	22
1.4.1.4 Les gyroscopes .....	23
1.4.2 <i>Les capteurs extéroceptifs</i> .....	24
1.4.2.1 Le GPS (Global Positioning System) .....	24
1.4.2.2 Les capteurs télémétriques.....	25
1.4.2.2.1 Les capteurs laser.....	26
1.4.2.2.2 Les capteurs Ultra-Son (US).....	26
1.4.2.2.3 Les capteurs à infrarouge (IR) .....	26
1.5 LES CAPTEURS INTELLIGENTS .....	26
1.6 DESCRIPTION ET MODELISATION D'UN FRI .....	27
1.6.1 Architecture matérielle .....	31
1.6.2 Architecture de commande.....	31
1.6.2.1 La position .....	32
1.6.2.2 L'évitement des obstacles.....	32
1.6.2.3 Planification du chemin .....	33
1.7 CONCLUSION .....	33

**CHAPITRE 2 ..... 34**

**2. Navigation et localisation de la position..... 34**

2.1 INTRODUCTION ..... 35

2.2 NAVIGATION..... 36

2.3 LOCALISATION ..... 36

2.4 LES METHODES DE LOCALISATION..... 37

    2.4.1 La localisation avec les balises ..... 38

    2.4.2 La multilatération..... 38

    2.4.3 La triangulation..... 39

2.5 LA LOCALISATION AUTONOME ..... 39

2.6 CONCLUSION ..... 40

**CHAPITRE 3 ..... 41**

**3. Estimation de la position avec le filtre de Kalman ..... 41**

3.1 INTRODUCTION..... 42

3.2 METHODE BAYESIENNE..... 42

3.3 LE FILTRE DE KALMAN ..... 44

    3.3.1 Le filtre de Kalman étendu EKF ..... 46

    3.3.2 Estimation de la position avec l'EKF..... 47

    3.3.3 Limitations du filtre de Kalman étendu ..... 52

    3.3.4 Les méthodes déterministes ..... 53

        3.3.4.1 La transformation Unscented (UT)..... 53

        3.3.4.2 La méthode de différences finies..... 57

        3.3.4.3 La méthode quadrature de Gauss-Hermite ..... 58

        3.3.4.4 La méthode des règles de cubature..... 59

3.4 CONCLUSION ..... 61

**CHAPITRE 4 ..... 62**

**4. Fusion des données ..... 62**

4.1 INTRODUCTION..... 63

4.2 LES TECHNIQUES DE FUSION ..... 65

    4.2.1 Fusion des mesures MF ..... 66

    4.2.2 Fusion aux niveaux du vecteur d'état SVF..... 67

4.3 CONCLUSION ..... 69

<b>CHAPITRE 5</b> .....	<b>70</b>
<b>5. Résultats et analyses</b> .....	<b>70</b>
5.1 INTRODUCTION .....	71
5.2 LES CRITERES D'EVALUATION DES PERFORMANCES .....	71
5.2.1 L'Erreur Absolue (AE) .....	72
5.2.2 L'Erreur Absolue Moyenne (MAE) .....	72
5.2.3 L'Erreur d'Ajustement (PFE) .....	72
5.2.4 L'Erreur Quadratique Moyenne En Position (RMSE) .....	72
5.2.5 La Somme De L'Erreur Quadratique (RSSE) .....	72
5.2.6 L'Erreur d'Etat (SE) .....	73
5.2.7 La Séquence d'Innovation (IS) .....	73
5.2.8 L'Autocorrélation (AC) .....	73
5.3 RESULTATS ET SIMULATIONS .....	73
5.3.1 L'influence du bruit de mesures sur la localisation de la position .....	74
5.3.2 Amélioration de l'EKF par les algorithmes de fusion .....	76
5.3.3 Amélioration de l'UKF par les algorithmes de fusion .....	78
5.3.4 Fusion des architectures MF et SVF avec le filtrage de Kalman .....	79
5.4 CONCLUSION .....	84
<b>Conclusion Générale</b> .....	<b>85</b>
<b>Bibliographie</b> .....	<b>87</b>
<b>Annexe</b> .....	<b>98</b>
<b>Productions Scientifiques</b> .....	<b>111</b>

# Introduction Générale

Le fauteuil roulant est un moyen de déplacement important pour aider les personnes ayant une mobilité réduite. C'est un soulagement moral et psychique afin de transmettre un message de soutien envers cette catégorie de personnes et ainsi faciliter leurs insertions dans la vie quotidienne. Le fauteuil dont on perfectionne est caractérisé par des propriétés mécaniques, électriques et une possibilité de contrôle[1]. Ces caractéristiques font l'objet de recherches ainsi que de plusieurs décennies d'investigations et d'innovations technologiques pour adapter les sièges aux différents types de personnes handicapés. Aussi, redoubler les efforts pour leur offrir la satisfaction, l'indépendance, le confort et la sécurité.

De nos jours, le pilotage du fauteuil roulant peut se faire à partir d'une manette « Joystick » avec laquelle l'utilisateur contrôle en permanence la direction (avant, arrière, gauche, et droite), ainsi que la vitesse désirée, à l'évidence, Ceci demande un entraînement profond même pour des personnes normales. Néanmoins, ce contrôle continu est très difficile voire impossible à cause des troubles moteurs trop sévères [1][2]. Pour faire face à ce problème, un système de pilotage automatique est introduit afin d'assurer la commande de la vitesse et la direction d'une manière fiable, facile et intelligente, grâce aux informations fournies par des capteurs. Le but est d'avoir un fauteuil équipé d'un pilotage automatique capable de garantir les trois aspects principaux : la position en tout moment, la planification des chemins et l'évitement des obstacles [3][4]. Les fauteuils roulants sont basés sur le processus principal qui est « la localisation de la position ». Cependant, le problème majeur de la localisation consiste à estimer la position actuelle à partir de la précédente, et de donner de nouvelles observations de l'environnement grâce aux données fournies par les capteurs.

Pour garantir une couverture complète de l'environnement, il est donc indispensable d'utiliser plusieurs capteurs au lieu d'un seul. Parmi ceux-ci, le plus utilisé en navigation est le système de positionnement global « Global Positioning System » (GPS), mais son emploi présente plusieurs limitations car ses ondes ne pénètrent pas dans les obstacles épais (lieux qui contiennent un tissu urbain dense). Ceci provoque la présence de zones non couvertes (où la couverture est impossible), ce qui pourrait altérer le système et le rend inefficace. En outre, dans le fonctionnement d'un véhicule autonome, l'utilisation du GPS tout seul, ne peut pas assurer le niveau de fiabilité voulu pour un fonctionnement autonome robuste [5].

Pour garantir un plus grand niveau de robustesse, il est nécessaire d'ajouter des capteurs inertiels « Inertiel Navigation System » (INS) [1][2][3][6]. Dans ce cas, l'association

des deux ensembles de mesures (le système INS couplé avec le positionnement GPS) sera capable de fournir une estimation de la position plus précise et plus robuste. Cette combinaison des systèmes dépend d'une variété de capteurs qui sont différents en termes de fabrication, de technologie, de mécanisme d'action, et de protocole de communication [7]. Toute cette diversité provoquera en cas de combinaison, de nombreuses complications de compatibilité d'un part, et d'autre part, les données acquises par les capteurs seront souvent bruitées, incomplètes, ou ne couvrent pas la totalité de l'environnement (à cause de masquages par exemple) [8].

L'utilisation de plusieurs sources sensorielles permet d'acquérir des données plus riches, parfois complémentaires, qu'il faudra fusionner. Il ne s'agit pas d'intégrer les observations des capteurs directement mais de les traiter et de mettre en place des algorithmes de fusion des données « Data fusion » (DF). C'est autour de ces problématiques que nous proposons des solutions qui permettent de diminuer l'incertitude et d'améliorer l'exactitude de la position.

L'objectif principal de ce travail est de proposer des algorithmes de fusion des données basés sur le filtre de Kalman pour fournir une solution au système de localisation de la position. Le travail consiste à améliorer un système de fusion multi-capteurs pour que l'algorithme de filtre de Kalman devient plus efficace, en appliquant cette méthode pour le suivi d'un fauteuil roulant dans un milieu connu. Les méthodes établies devront être capables d'exploiter les données acquises par ces capteurs afin d'obtenir des coordonnées exactes sur la position. Le travail présenté dans cette thèse est organisé de la manière suivante :

Dans le premier chapitre nous présentons un état de l'art sur le développement des fauteuils roulants, en décrivant la structure générale et les fonctionnalités autonomes. Ensuite, nous discutons les recherches fondées sur les fauteuils roulants intelligents (FRI). En effet, nous allons décrire les différentes étapes menant à la conception et à la modélisation des fauteuils roulants. Nous présentons ensuite un aperçu sur les systèmes de perception et sur les capteurs.

Dans le deuxième chapitre, nous abordons les notions sur la navigation, la localisation, et leurs méthodes, un aperçu sur la localisation autonome.

Au troisième chapitre, l'application du filtre de Kalman dans le domaine de l'estimation de la position et dans la fusion des données multi capteurs ; en particulier nous

avons utilisé le filtre de Kalman étendu (EKF) et on a discuté ses limitations ; Par la suite, nous abordons les méthodes déterministes y compris le filtre de Kalman non parfumée (UKF).

Dans le quatrième chapitre nous avons présenté la fusion des données et son importance. Nous avons détaillé les deux techniques de fusion des données :

- La fusion des mesures « *Mesurement Fusion* » (MF)
- La fusion aux niveaux du vecteur d'état « *State Vector Fusion* » (SVF).

Le cinquième chapitre est consacré à l'étude du comportement du système de fusion des données avec plusieurs critères d'évaluation. Ensuite, nous discutons les résultats des simulations afin de montrer les performances des méthodes proposées pour la localisation de la position.

Enfin, une conclusion générale parachève le manuscrit tout en dévoilant les perspectives pour notre recherche.



## CHAPITRE 1

# *1. Les Fauteuils Roulants Intelligents (FRI)*

## 1.1 Introduction

Les recherches sur les fauteuils roulants intelligents ont commencé vers les années 1970 et se sont concentrées sur les aspects physiologiques [9] [10] [11]. Tant disque qu'au début de la 3eme millénaire les travaux de recherche visaient à rendre le fauteuil roulant plus autonome et plus facile à commander (intelligent) « FRI ».

L'objectif de ce chapitre est de donner un aperçu sur les fonctionnalités autonomes des fauteuils roulants.

## 1.2 Présentation des fauteuils roulants intelligent

Le développement technologique en informatique, robotique, intelligence artificielle, et dans la technologie des capteurs a permis d'élargir considérablement l'éventail des applications aux robots mobiles [12][13]. Cette évolution a naturellement été transposée dans le domaine des handicapés. C'est grâce à ça que vers la fin des années 80 sont apparus les premiers FRI dans les laboratoires de recherche, et ils continuent aujourd'hui d'être l'objet d'attention des chercheurs [14][15]. Nous allons donc étudier les méthodes appliquées en robotique mobile et en particulier qui concernent le FRI.

Un FRI se compose typiquement d'une base standard de FRE à laquelle des moyens de calcul d'interface et de perception ont été ajoutés [16]. L'intelligence d'un fauteuil peut être définie comme la capacité de percevoir son environnement extérieur et d'en tirer des informations pertinentes dont l'objectif est de réaliser des mouvements autonomes ou semi-autonomes [17][18]. D'importants travaux proposent depuis une quinzaine d'années des solutions de FRI équipés d'un ensemble de fonctions embarquées plus ou moins automatiques [19][20], comme la détection et l'évitement des obstacles [21] , le passage des portes, le suivi des parcours, et la planification des trajectoires [22]. Dans le mode autonome, l'utilisateur possède l'interface dans laquelle il sélectionne une destination et le fauteuil calcule le chemin pour y arriver [23][24]. Cette méthode demande une connaissance complète de l'environnement à l'aide d'une carte qui se trouve dans la mémoire du fauteuil afin d'avoir une localisation précise de celui-ci [25][26][27].

## 1.3 Les recherches portées sur les fauteuils roulant intelligents

Les fauteuils roulants intelligents sont considérés comme un moyen de transport indispensable pour les personnes ayant des besoins particuliers, afin de les aider à se déplacer. Plusieurs chercheurs ont employés des technologies développées à l'origine dans un

contexte de robotique mobile afin qu'elles soient transposées dans le monde des handicapés [28].

Dans cette section, nous recensons les recherches portées sur les FRI selon les évolutions de la technologie. Ensuite, nous allons présenter quelques projets sur leurs développements en détaillant ses fonctionnalités ainsi que les types de capteurs utilisés.

Le premier projet du fauteuil roulant intelligent pour les handicapés physiques a été proposé par *Madarasz* (Figure 1) en 1986 [29]. Il intégrait un micro-ordinateur, un appareil photo numérique, et un scanner Ultra-Son (US). L'objectif était de développer un véhicule pouvant se déplacer dans des endroits peuplés sans intervention humaine. Le fauteuil roulant intelligent était doté d'un système de détection d'obstacles par vision, et de capteurs ultrasons qui lui permettent de naviguer dans des environnements encombrés.

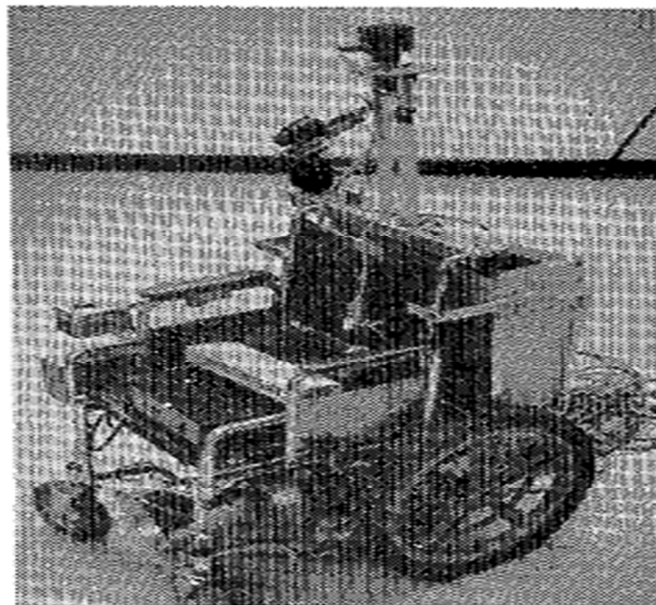


Figure 1: Fauteuil roulant autonome proposé par Madarasz 1986.

En 1993, *Hoyer et Holper* (Figure 2) ont présenté une architecture de contrôle modulaire pour un fauteuil roulant omnidirectionnel [30]. Puis, avec l'apparition de la numérisation, les recherches sont orientées vers la création de la nouvelle génération qui se base sur le traitement d'image. L'objectif était de créer un modèle capable de naviguer dans les milieux très compliqués, en prenant en compte d'une part les besoins de l'utilisateur qui demande plusieurs fonctionnalités comme le déplacement d'une manière transversale, et la manœuvre dans les endroits étroits, la commande vocale [31]. D'autres part, certains utilisateurs ont besoin de réaliser des tâches spécifiques et donc des bras manipulateurs sont ajoutés au FR [32].



Figure 2: Fauteuil roulant omnidirectionnel proposé par Hoyer et Holper

Le projet NavChair (1991-1999) a été conduit à l'université du Michigan (Figure 3). Il est équipé de plusieurs capteurs ultrasons et de deux codeurs incrémentaux [26].

Ses caractéristiques [33] sont :

- Possibilité de suivre les murs et d'éviter des obstacles.
- Utilisation d'un joystick (Figure 4) comme méthode d'entrée qui remplace la consigne de l'utilisateur quand c'est nécessaire.



Figure 3: Le prototype NAVCHAIR



Figure 4: Le Joystick

*Miller et Slak* (Figure 5 et 6) ont développé le système *Tin Man I* avec les caractéristiques de fonctionnement qui sont l'évitement automatique des obstacles, et le déplacement vers un point  $(x, y)$  [34][4]. Ce type de chaise a évolué à *Tin Man II* qui comprenait des caractéristiques avancées, telles que stocker les informations de voyage, retour au point de départ, suivre les murs, passer par les portes et recharger la batterie.



Figure 5: Le Prototype Tin Man I



Figure 6: Le Prototype Tin Man II

*Wellman* (Figure 7) a proposé un fauteuil roulant hybride équipé de deux jambes supplémentaires en plus de ses quatre roues, pour lui permettre de monter des escaliers et de se déplacer sur un terrain accidenté [32].



Figure 7: Fauteuil roulant hybride équipé de deux jambes supplémentaires.

Le projet *OMNI* (Office Wheelchair with High Manoeuvrability and Navigational Intelligence for People with Severe Handicap) du *Control Systems Engineering group* de l'université de Hagen (Allemagne) (Figure 8) est équipé de capteurs ultrasons (US) et infrarouges (IR) dont les valeurs sont fusionnées afin d'augmenter la précision à faible distance tout en gardant une détection à longue distance [35] [36]. La particularité de ce fauteuil est d'être holonome ce qui lui permet de se déplacer de manière transversale et donc de manœuvrer plus aisément dans les endroits étroits. Il assure des fonctionnalités telles que l'évitement d'obstacles, le retour sur ses pas et la répétition de trajectoires.



Figure 8: Le prototype OMNI wheelchair

Le projet *RobChair* (ROBotic wheelChAIR) du *Institute of Systems and Robotics* (ISR) de l'Université de *Coimbra Polo II* (Portugal) (Figure 9) équipé de capteurs, un *bumper* à l'avant et des codeurs sur les roues motrices [37]. Il assure trois comportements principaux : l'évitement des obstacles, le suivi de mur, et la détection de collision qui n'autorise que la marche arrière en cas où celle-ci est détectée par le *bumper*. L'évitement d'obstacles contient également des comportements de passage de porte ou d'accostage qui sont activés explicitement par le système de commande vocale. Cette dernière active également le suivi de mur. La fusion des données est réalisée par un système qui utilise la logique floue.

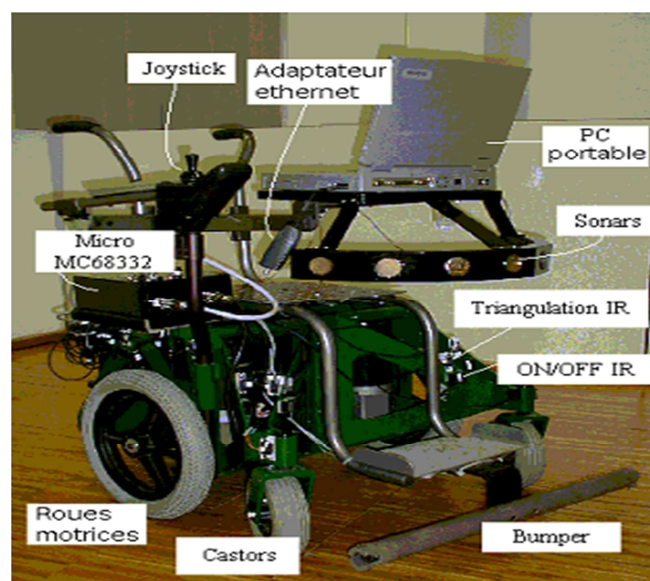


Figure 9: Le prototype RobChair

Le prototype *FRIEND* (Figure 10) est un robot de rééducation composé d'un fauteuil roulant motorisé et un bras manipulateur (*MANUS*) dirigés par des commandes vocales [38][39].



Figure 10: Le prototype FRIEND II avec bras robotisé, plateau intelligent, écran utilisateur, caméras et deux pinces disponibles.

Le projet *Rolland* du groupe *Cognitive Robotics* a été étudié dans les départements de mathématiques et d'informatique de l'université de *Brême* (Allemagne) (Figure 11) [40][16]. Le fauteuil roulant est équipé de capteurs Ultra-Son (*US*) et de capteurs Infra-Rouge (*IR*), *bumper*, codeurs odométries, et une caméra. Il utilise une carte de l'environnement pour naviguer entre des positions à l'aide d'un système à base de réseaux de neurones. Il réalise des fonctionnalités tel que l'évitement d'obstacles, le suivi de mur, le passage de portes, et la possibilité de revenir sur ses pas "backtracking". Plus récemment un scanner laser a été ajouté au fauteuil pour générer automatiquement des cartes géométriques de l'environnement.



Figure 11: Le prototype Rolland

En 2000 et 2002, *Horn et Pruski* dans le cadre du projet *Véhicule Autonome pour Handicapés Moteur (VAHM)* ont présentés un fauteuil roulant intelligent adapté aux personnes lourdement handicapées (Figure 12) [40] [18]. Il est équipé de capteur US, et assure deux fonctions selon l'état du fauteuil à l'arrêt ou en mouvement.

En 2009, *Horn et Kreutner* ont montré comment les capteurs odométries, ultrasonores et visuels sont utilisés de manière complémentaire afin de localiser le Robochair dans un environnement connu. Celui-ci a voulu être un cadre ouvert pour les applications d'assistance [41].





Figure 12: Le prototype VAHM

*Satoh et Sakaue* (Figure 13 et 14) ont fabriqués un prototype de fauteuil roulant intelligent à vision stéréo omnidirectionnelle qui détecte à la fois, les dangers potentiels dans un environnement en mouvement, les postures et les gestes d'un utilisateur [42]. Ce fauteuil est capable d'acquérir simultanément des séquences d'images couleurs omnidirectionnelles et des données de portée en temps réel.



Figure 13: Le prototype proposé par Satoh et Sakaue

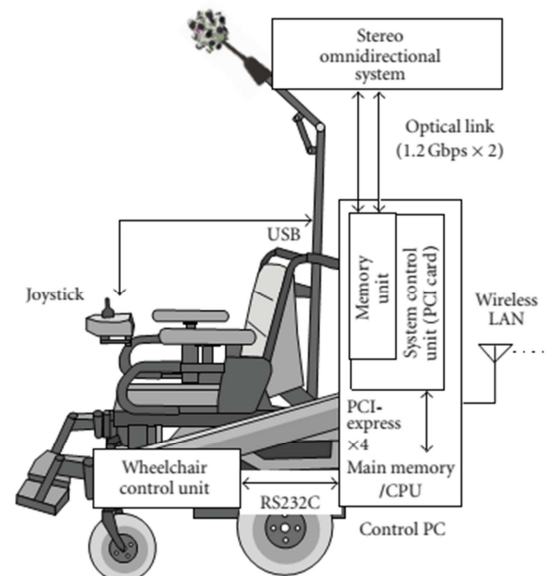


Figure 14: Schéma fonctionnel du système omnidirectionnel

Le projet *RADHAR* (Figure 15) a pour objectif de développer un système d'aide à la conduite basé sur la fusion des données obtenues à partir de la perception de l'environnement et des signaux de direction du conducteur pour fournir une assistance de navigation sécurisée [43].

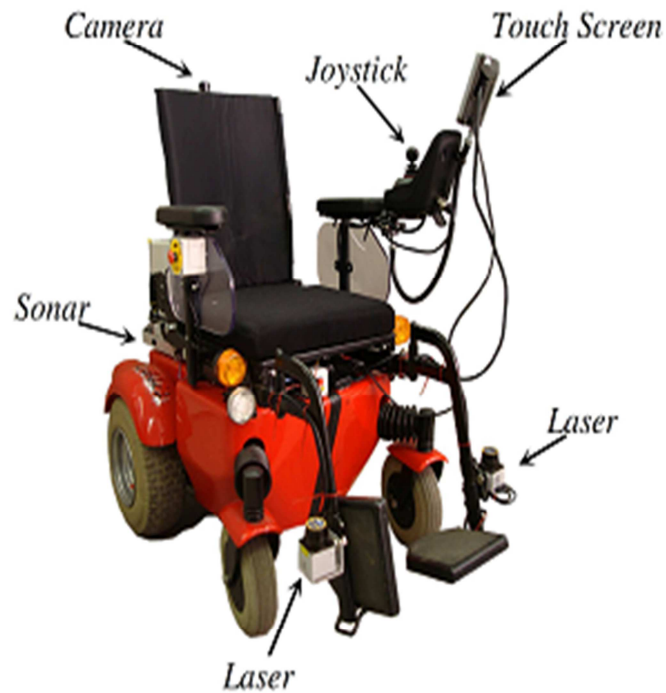


Figure 15: Le prototype RADHAR

Certains projets ont une solution pour les personnes quadriplégiques, où la reconnaissance des expressions faciales est utilisée pour guider le fauteuil [44] [45]. Par exemple, le prototype *LURCH* (Figure 16), visait le développement d'un fauteuil roulant autonome capable d'éviter les obstacles, d'auto-localiser et d'explorer les environnements intérieurs de manière sécuritaire [46]. Il contient une interface modifiable et adaptable aux besoins des utilisateurs. Il est équipé d'un système qui permet à l'utilisateur de transmettre des intentions en analysant des signaux cérébraux.

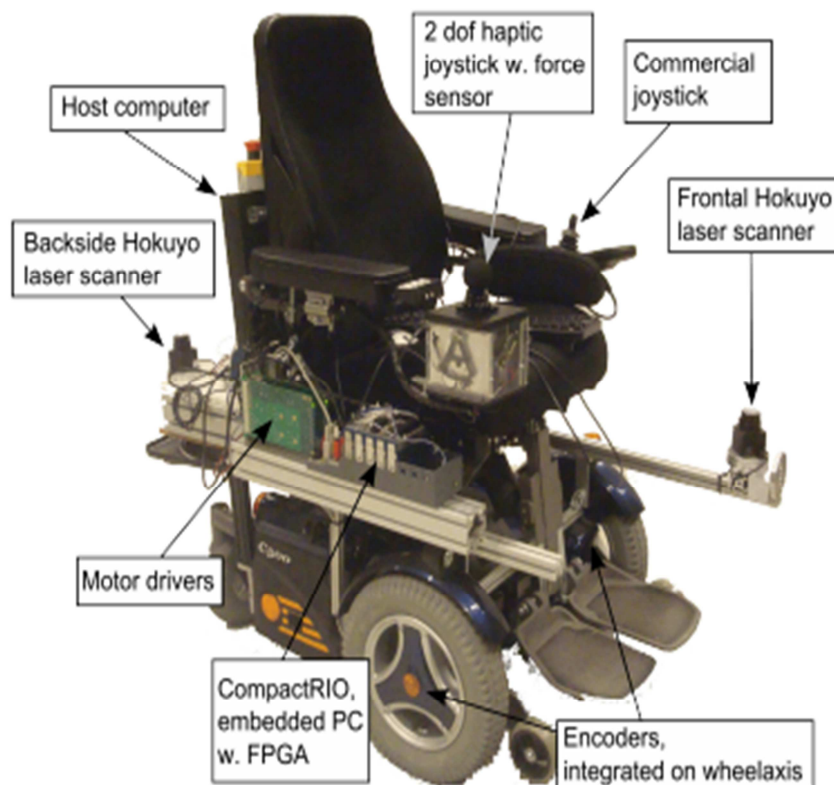


Figure 16: Le prototype LURCH

Le projet *ARTY* (Figure 17) de l'université de *Saragosse* est destiné au développement d'un fauteuil roulant pédiatrique intelligent. Il est axé sur la navigation par robot mobile et les interfaces cerveau-ordinateur. L'objectif fondamental de cette recherche est de fournir une technologie clé permettant aux jeunes enfants qui seraient autrement incapables de naviguer indépendamment dans leur environnement [47] [48].

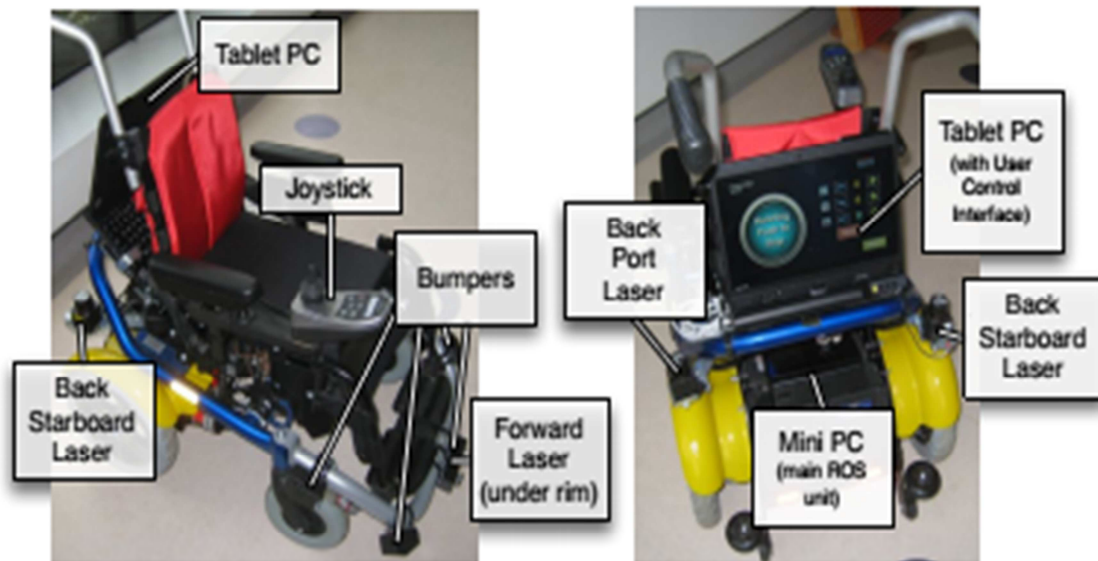


Figure 17: Le prototype ARTY pour les jeunes

Un nouveau prototype développé a été intégré au projet *IntellWheels* (Figure 18) avec une interface multimodale améliorée, une ergonomie et des capacités d'adaptations automatiques des utilisateurs [49]. Il dispose de six différentes méthodes de mappage de contrôle du joystick.



Figure 18: Le prototype IntellWheels\_Chair1

Le prototype JiaoLong (Figure 19) est basé sur un FR multi-modes conçu pour aider les handicapés ayant une faible capacité cognitive [14]. Il est équipé d'un codeur, un laser et un microphone. Le mode de navigation autonome s'adapte aux utilisateurs qui ont des difficultés et aucune capacité dans le contrôle du fauteuil roulant motorisé.



Figure 19: Le prototype JiaoLong

Le prototype SMAD (Figure 20) est développé pour contrôler l'intégration d'un FR dans un environnement intelligent [50] [51]. Cette approche permet aux personnes handicapées le contrôle des appareils électroménagers à l'aide d'une interface homme-machine basée sur différents signaux biologiques comme l'Électromyogramme (EMG), l'Électro-oculographie (EOG), et l'électroencéphalographie (EEG).

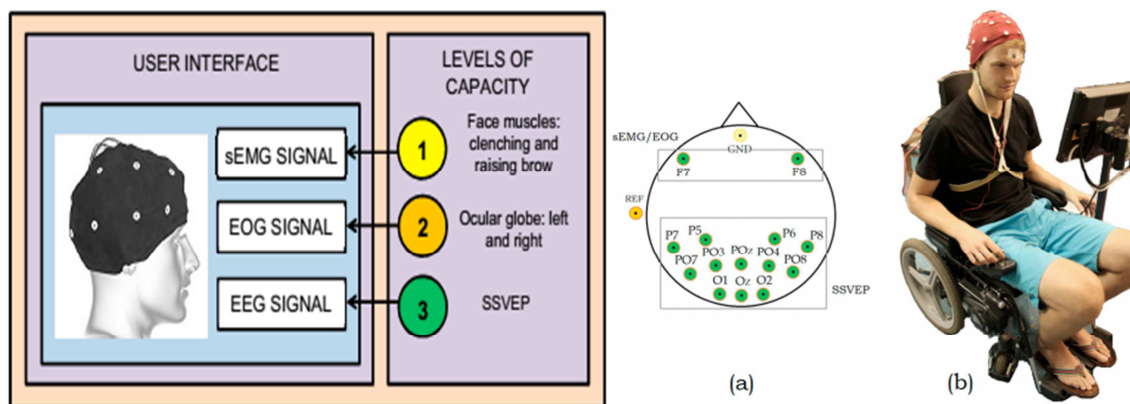


Figure 20: Le Simulateur et le prototype SMAD

Plusieurs groupes de recherche ont démontré que l'installation de fonctionnalités automatiques peut améliorer la conduite des personnes lourdement handicapées. Chacun a ses besoins d'assistances propres. Pour cela, seule l'installation d'une ou plusieurs aides techniques sera bénéfique pour lui faire retrouver une mobilité satisfaisante [23] [54].

Les technologies novatrices de la photovoltaïque ont poussé une équipe de recherche de l'université de Virginie à développer un FRE alimenté par l'énergie solaire (Figure 21). L'idée est inspirée de la conception du toit rétractable d'un cabriolet. La chaise a été conçue avec des panneaux rétractables sur le dessus. Le FR est fabriqué à partir de matériaux durs et légers et est capuchonné avec des panneaux solaires faits sur mesure [53][54]. Ce prototype est capable de fournir une assistance avec une autonomie d'énergie, et il offre diverses solutions pour aider les personnes âgées ou bien ayant une mobilité réduite.

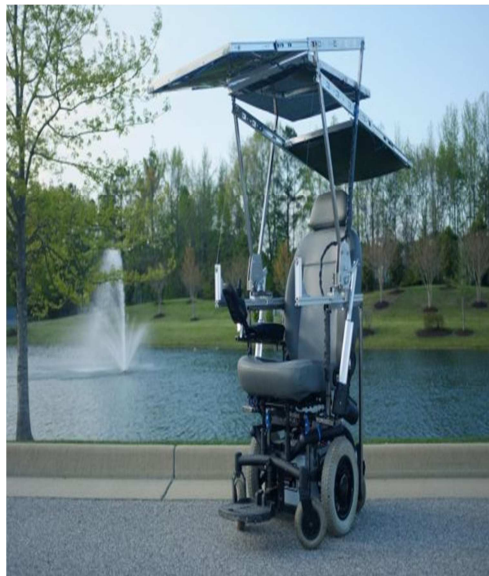


Figure 21: Le prototype d'un FRI à énergie solaire

Le FR moderne est contrôlable avec une assistance à la navigation par des fonctionnalités empruntées aux techniques de la robotique mobile. D'un côté, il assure le confort de conduite et diminue la fatigue physique et nerveuse de l'utilisateur. De l'autre côté il augmente la sécurité et le mouvement sans heurt, sur diverses routes. En plus, il propose un système d'aide et de guidage à faible coût pour la navigation dans un couloir intérieur, qui utilise des informations purement visuelles (approche d'asservissement visuelle) et qui est capable de fournir une correction automatique de trajectoire. En outre, l'installation d'un moteur au siège du FR moderne va faciliter l'asseoir selon la taille de l'utilisateur

Aujourd'hui, il existe des simulateurs avec des interfaces tactiles et des affichages qui ont été conçus pour tester des nouvelles fonctionnalités d'aides à la conduite telles que les déplacements dans des environnements dynamiques et l'évitement de la collision avec les objets (statiques et dynamiques) [55]. Tout ceci rend plus motivant la recherche et le développement de ces fonctionnalités et améliore l'autonomie des utilisateurs.

#### 1.4 Les capteurs et les systèmes de perception

Une caractéristique distincte entre les fauteuils roulants intelligents et manuels est la capacité de la perception de l'environnement grâce à des organes de détection appelés les *capteurs*. Ces derniers fournissent des informations de situations momentanées décrivant les caractéristiques de l'environnement du FR à un certain moment et qui s'appellent *observations* ou *mesures*.

Principalement, il existe deux classes de capteurs ; D'abord les *Capteurs Proprioceptifs* donnant des renseignements sur l'état du FR (par exemple les capteurs de la position ou de vitesse des roues, les capteurs de charge de la batterie). Ensuite les *Capteurs Extéroceptifs* qui renseignent sur l'état de l'environnement, c'est-à-dire ce qui est extérieur au robot lui-même [56][57]. En effet, le FR n'est autonome qu'à condition de posséder une carte de l'environnement, et d'être capable de se localiser dans celle-ci. Les capteurs permettant de résoudre cette problématique sont multiples. Citons tout de même le bien connu GPS pour les environnements extérieurs [58][59][60]. Pour les milieux intérieurs, il faudra utiliser un dispositif permettant de construire des relations géométriques entre le FR et son environnement [61]. Concernant le traitement des informations sensorielles de natures différentes, il est indispensable d'appliquer des méthodes de fusions des données, à savoir la Fusion de Mesure « *Mesurement Fusion* » (MF), et la fusion au niveau de vecteur d'état « *State Vector Fusion* » (SVF) [62][63]. Ces derniers seront étudiés dans le chapitre 4.

##### 1.4.1 Les capteurs proprioceptifs

Les capteurs proprioceptifs renseignent le FR sur ses mouvements. Ils mesurent, soit le déplacement de ses roues à l'aide de *codeurs optiques*, soit les données physiques d'accélération à l'aide d'*accéléromètres* et de *gyroscopes*, ou encore son orientation par rapport au champ magnétique terrestre avec une *boussole numérique*.

###### 1.4.1.1 L'odomètre

L'odométrie est une technique permettant d'estimer la position d'un véhicule en mouvement. Le terme vient du grec *hodos* « voyage » et *metron* « mesure ».

L'utilisation de l'odomètre dans la localisation de la position d'un robot de type voiture, est basée sur l'hypothèse que le tour des roues est traduit en un déplacement linéaire [64]. Cependant, cette procédure a une validité limitée à cause de plusieurs erreurs possibles à se produire. Celles-ci sont classées en deux catégories : les erreurs systématiques et les erreurs non systématiques.

- Les erreurs systématiques sont celles résultant des imperfections cinématiques du robot (par exemple, les diamètres de roues inégales ou de l'incertitude sur l'empattement exact).
- Les erreurs non systématiques résultent de l'interaction de la chaussée avec les roues, par exemple, le patinage, les bosses et les fissures [65].

Plusieurs solutions sont proposées pour améliorer les erreurs systématiques, parmi lesquelles, le placement des codeurs sur des roues spéciales non soumises aux effets de la charge du véhicule et qui peuvent être liés aux roues motrices.

L'odomètre permet de déterminer la position  $(x, y)$  et le cap  $\theta$  à l'aide d'un codeur rotatif. Ce dernier est le capteur le plus utilisé dans le cas d'un robot terrestre car il est peu onéreux et facile à interfacer. Monté sur l'axe du moteur ou de la roue, il délivre des informations élémentaires de rotation, qui, par intégration, donnent une mesure du mouvement global. Pour cela, on peut employer des codeurs de résolution moyenne montés sur l'axe du moteur (par exemple, 1000 points/tour). La résolution sur la mesure de vitesse de la roue est augmentée dans un rapport correspondant à celui du système de transmission du mouvement. La précision de la position dépend de la netteté des traits du réseau, de la qualité du montage mécanique, et des performances de traitement des signaux (interpolation, numérisation) [66].

Un codeur est donc composé de trois parties : un axe mécanique, un disque, et un lecteur des signaux de sortie (Figure 22).

Le disque de codeur absolu comporte  $n$  pistes divisées en  $n$  segments égaux alternativement opaques et transparents. A chaque piste est associé un couple émetteur/récepteur optique. Pour chaque position de l'axe, le disque fournit un code de longueur  $n$  correspond à  $(1 / 2^n)^{\text{ième}}$  tours.





Figure 22: Exemple d'un codeur optique avec son schéma

On a choisi un codeur absolu simple tour de plus de 2000 points de résolution. Nous pouvons choisir par exemple un codeur de 64 tours avec  $2^{11} = 2048$  points. Celui de 10 bits donne 1024 positions soit une précision de  $360/1024 = 0,35^\circ$ . Un codeur de 11 bits donne 2048 positions soit une précision de  $360/2048 = 0,175^\circ$ . L'odomètre est basé sur des équations simples, qui deviennent vrai lorsque les tours de roue peuvent être traduits avec précision dans le déplacement linéaire par rapport à la terre. Mais, en cas de patinage et d'autres causes plus subtiles, ils ne se traduisent pas proportionnellement en déplacement linéaire.

L'utilisation des odomètres est préférable car ils sont simples à mettre en œuvre, très peu coûteux, et pouvant fournir des informations relativement précises. Mais dans certains cas les mesures de l'odomètre sont inexactes, puisque l'erreur découlant des incertitudes des codeurs rotatifs et le bruit de mesure du capteur s'accumulent [67]. Les erreurs dues au glissement et patinage des roues sont corrigées par l'intégration d'un autre type de capteur qui est la boussole magnétique. L'avantage de celle-ci est de ne pas perdre sa direction car elle est toujours orientée vers le nord, et la position actuelle peut être référencée et actionnée à la lumière du jour comme la nuit [68].

#### 1.4.1.2 La boussole magnétique

La boussole magnétique est utilisée pour déterminer l'orientation du FRI. Ce module contient un capteur sensoriel boussole **HMC1002** (Figure 23), appelé aussi *magnétomètre*, qui indique la direction du nord magnétique. Généralement, la déclinaison de celle-ci est compensée pour que le capteur délivre en permanence une mesure absolue du cap par rapport à la direction du nord géographique [69], [70]. Le module comporte deux axes, X et Y basé sur l'effet de *Hall* avec une résolution de  $0,1^\circ$ .

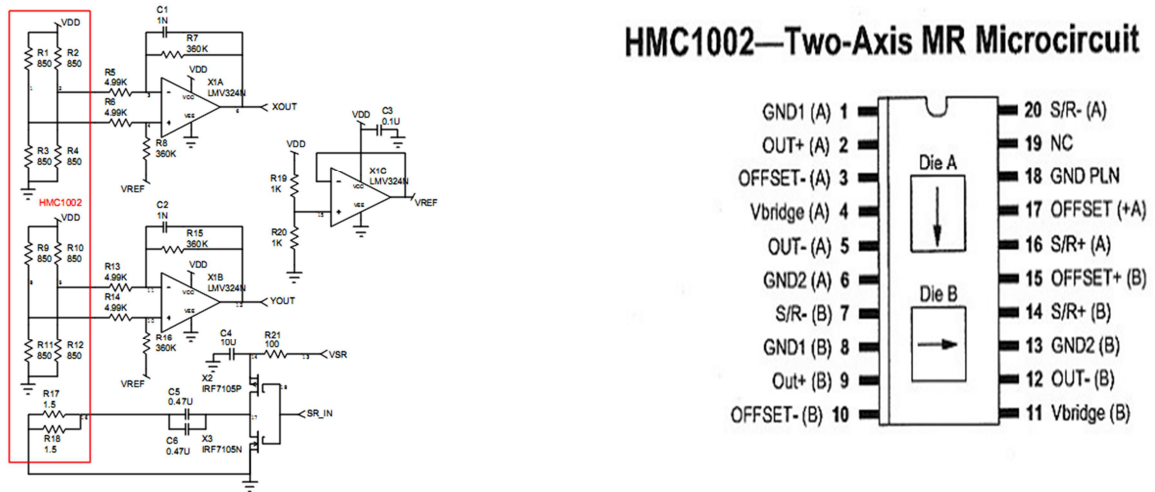


Figure 23: Module Boussole Magnétique HMC1002

Pour avoir un niveau élevé dans la précision de la boussole, il est nécessaire d’avoir un capteur magnétique fiable à des variations angulaires à 0,1°. Ce capteur doit également présenter une faible hystérésis (FS <0,05%), un haut degré de linéarité (erreur <0,5% FS), et être reproductible. Les champs magnétiques dans le plan X et Y seront typiquement dans la gamme de 200 à 300 mG (Milli-Gauss), de plus à l’équateur, moins au niveau des pôles. En utilisant la relation de l’équation (1), la résolution requise du magnétomètre peut être estimée:

$$\theta = \tan^{-1}(y/x) \tag{1}$$

L’obtention d’une variation de 0,1° dans un champ de 200 mG exigerait une sensibilité magnétique préférable à 0,35 mG. Des capteurs Magnéto Résistive (MR) actuellement disponibles résoudront d’une manière fiable des signaux de 0,07 mG, ce qui donne une marge de sensibilité de détection cinq fois supérieure [71][72].

En utilisant le capteur magnétique **HMC1002**, l’azimut peut être calculé en utilisant les sorties X et Y dans un plan horizontal. Pour tenir compte de la fonction tangente valable sur 180° et éviter le calcul de y égal à la division par 0, l’équation (2) fournit des angles en continu de 0° à 360° par rapport au nord magnétique.

$$\theta = \begin{cases} 90^\circ, & x = 0 \text{ et } y < 0 \\ 270^\circ, & x = 0 \text{ et } y > 0 \\ \left( \left( 180 - \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) \right) * \frac{180}{\pi} \right)^\circ, & x < 0 \\ \left( \left( -\tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) \right) * \frac{180}{\pi} \right)^\circ, & x > 0 \text{ et } y < 0 \\ \left( \left( 360 - \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) \right) * \frac{180}{\pi} \right)^\circ, & x > 0 \text{ et } y > 0 \end{cases} \quad (2)$$

### 1.4.1.3 Les accéléromètres

Les accéléromètres sont des capteurs qui mesurent les accélérations linéaires [73]. Ils peuvent donc mesurer les déplacements d'un robot, la double intégration de la mesure pour obtenir une information de la position, les rend sensibles aux erreurs de mesure [73]. De plus, ils ont une sensibilité à l'accélération de la pesanteur et par conséquent aux variations de l'inclinaison du robot. Les applications de ce capteur sont très diverses : la mesure de vitesse (par intégration), du déplacement (par double intégration), le diagnostic de machine (par analyse vibratoire), ainsi que la détection de défaut dans les matériaux (en mesurant la propagation d'une vibration à travers les matériaux). Les accéléromètres sont généralement classés en trois grandes catégories :

- *Les chocs* : On emploie des accéléromètres à déplacement non asservis, et plus précisément à détection piézoélectrique, piézorésistive, et capacitive. Par exemple : le déclenchement des coussins de sécurité dans les voitures (seulement pour les coussins gonflables de sécurité).
- *L'accélération vibratoire* : On utilise aussi des accéléromètres à déplacement non asservis, à détection piézoélectrique, piézorésistive ou à jauge d'extensométrie, et inductive (réductance variable), comme par exemple, le contrôle industriel.
- *L'accélération de mobiles* : On emploie des accéléromètres de faible niveau, par exemple, l'accélération maximum retenue pour le "Rafale" est de 9g.

Ces accélérations n'excèdent pas quelques dizaines de hertz. En revanche, la précision requise peut être importante [57]. L'incertitude varie de 0,01 % à 2 % à l'échelle de mesure du capteur.

Le principe de la plupart des accéléromètres est basé sur la loi fondamentale de la dynamique  $F = m * a$  ( $F$  : force (N),  $m$  : masse (kg),  $a$  : accélération ( $m/s^2$ )). Plus précisément, il consiste en l'égalité entre la force d'inertie de la masse sismique du capteur, et une force de

rappel appliquée à celle-ci. Un point commun pour tous les accéléromètres, c'est que le déplacement de la masse doit être mesuré par un circuit d'interface de mesure de la position, et il est ensuite converti en un des types de signal (Figure 24). Dans cette étude il sera supposé que l'interface de mesure donne trois sorties : x, y et le cap  $\theta$  [63].



Figure 24: Carte d'accéléromètre 3 axes avec microcontrôleur AT91SAM7S64 ARM7 et interface USB et mémoire flash pour l'enregistrement

#### 1.4.1.4 Les gyroscopes

Les gyroscopes sont des capteurs qui mesurent la vitesse angulaire [74]. Ils permettent de mesurer les changements de direction et d'inclinaison du fauteuil. Il existe deux types de gyroscopes, *les gyroscopes mécaniques* (figure 25), et *les gyroscopes optiques*.

Les gyroscopes mécaniques sont sensibles à la rotation de la terre, c'est pour ça qu'ils doivent être orientés dans l'axe nord-sud. Ceux optiques sont trop onéreux pour être montés sur des FRI. Les gyroscopes et les accéléromètres sont souvent couplés dans une unité appelée *Centrale Inertielle* (INS) qui permet de mesurer correctement les déplacements même si des dérives persistent. Il peut s'avérer comme un complément intéressant à l'odomètre [69]. Ainsi, dans [5] un gyroscope a été utilisé pour corriger les erreurs odométriques.

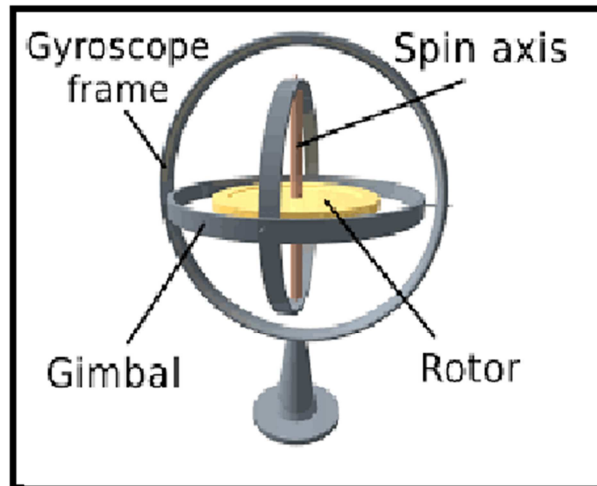


Figure 25: Schéma de principe d'un gyroscope mécanique

Il existe un type moderne de gyroscope basé sur les lasers. Il est appelé le *gyroscope laser Ring* [75]. Il est principalement utilisé dans les avions, les véhicules, et les satellites spatiaux, où il est un élément clé du pilote automatique. Depuis 2010, Il est employé dans les téléphones intelligents, spécifiquement dans le quatrième dispositif iPhone, suivi par les appareils Androïde fabriqués par Samsung et HTC, et aussi dans les jeux vidéo, et l'imagerie panoramique [76][77][78].

#### 1.4.2 Les capteurs extéroceptifs

Ils ont pour objectif, d'acquérir des informations sur l'environnement proche du véhicule. Ils fournissent des mesures caractéristiques de la position que le robot peut avoir dans son environnement par la détection des objets qui contournent. Ces informations peuvent être de natures très variées. Deux familles de capteurs extéroceptifs embarqués sont identifiées : les *capteurs télémétriques* (US, IR, Les capteurs laser), et les *systèmes de vision* (caméra). Ils sont généralement le complément indispensable aux capteurs proprioceptifs. Ils servent à la perception de l'environnement, la vérification et l'amélioration de la trajectoire suivie par le FRI. Dans certaines applications, il est également possible d'utiliser des balises dont on connaît la position, et qui pourront être facilement détectées par le FRI afin de faciliter sa localisation.

##### 1.4.2.1 Le GPS (Global Positioning System)

Le GPS est un système de radionavigation qui permet de naviguer n'importe où sur le globe, tant sur terre, dans l'air que sur la mer. C'est un capteur de positionnement par satellite conçu et mis en place par le département de la défense des Etats-Unis. Son principe, est de déterminer la position d'un utilisateur muni d'un récepteur à l'aide des signaux

radioélectriques en provenance des satellites visibles (Figure 26). Cette technique de positionnement nécessite de voir au minimum quatre satellites bien positionnés par rapport au récepteur afin de mesurer la position  $(x, y, z)$ , et le biais d'horloge entre le satellite et le récepteur. Ce système permet donc d'avoir une mesure de la position dans un repère global couvrant la terre avec une précision variante de quelques dizaines de mètres à quelques centimètres suivant les équipements utilisés. Le GPS est de plus en plus utilisé pour la navigation  $3D$  en environnement extérieur. Il utilise la mesure du temps de propagation d'ondes radio émises par 24 satellites dont la position orbitale est connue. Ces signaux permettent d'estimer par triangulation la configuration (latitude, longitude et altitude) du mobile équipé d'un récepteur [78] [79][80].

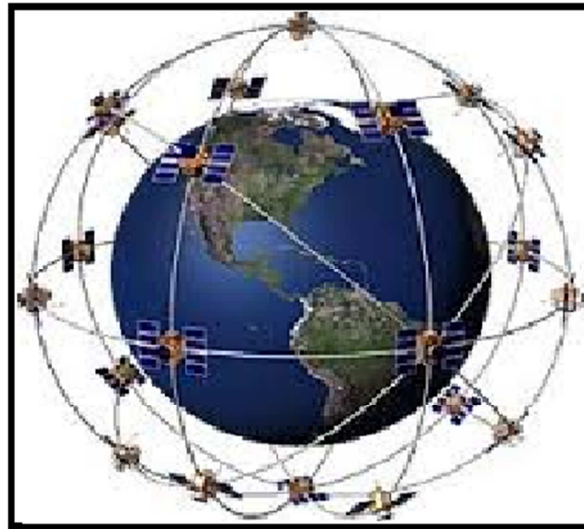


Figure 26: La constellation des satellites utilisés par le GPS

#### 1.4.2.2 Les capteurs télémétriques

Le principe de fonctionnement d'un télémètre laser est basé sur la mesure des distances. Un rayon laser est projeté sur une cible qui renvoie à son tour le rayon lumineux. L'unité de traitement calcule ensuite le déphasage entre l'émission et la réception [81]. Les lasers sont utilisés dans la robotique mobile en premier temps, puis les capteurs à IR sont introduits. Les capteurs à US sont ensuite développés plus abondamment. Les systèmes laser possèdent d'une part, de nombreux avantages tels que la résolution angulaire, la réponse optique des cibles, et la précision sur la mesure de distance. D'autre part, l'inconvénient majeur se situe au niveau de l'électronique de mesure qui est construite à partir d'un matériel coûteux et complexe.

#### **1.4.2.2.1 Les capteurs laser**

Les capteurs laser sont utilisés pour mesurer les distances. Ils sont développés pour des applications de sécurité en milieu industriel. Leurs principes de fonctionnement sont basés sur l'émission d'une impulsion laser très courte par une diode laser. La durée séparant l'émission et la réception est mesurée par une horloge, ce qui donne la distance [81]. Ces capteurs sont plus utilisés en robotique classique que sur les FRI car la position de l'utilisateur gêne son installation [82][83]. En effet, il doit être placé soit entre les jambes de l'utilisateur, soit devant lui, ou encore au-dessus de l'utilisateur [84].

#### **1.4.2.2.2 Les capteurs Ultra-Son (US)**

Les capteurs ultrasons (US) sont configurés pour mesurer une grande distance (quelques dizaines de mètres). Ils fonctionnent sur le même principe que les capteurs lasers qui sont basés sur une mesure indirecte de temps de vol. Les mesures de distance peuvent être par l'émission des ondes qui se propagent dans l'air (le plus souvent). En effet, on peut préciser deux caractéristiques principales, la première, est la réflexion de l'onde sur un objet qui utilise les lois de Descartes. On sait seulement que l'onde mesurée est réfléchi perpendiculairement à l'obstacle rencontré. La seconde c'est la zone aveugle, Le capteur utilisé joue à la fois le rôle d'émetteur et de récepteur. Le temps qui écoule entre les vibrations émettrices réceptrices créera la zone aveugle [85][86][87][88][17].

#### **1.4.2.2.3 Les capteurs à infrarouge (IR)**

Les capteurs IR sont souvent ajoutés pour les faibles distances. Cependant, cette marge peut empêcher l'évitement d'obstacles, et le passage de la porte. Son principe de fonctionnement est basé sur la mesure de l'angle de réflexion. Les mesures de distance peuvent être faites par triangulation, mesure d'intensité, et mesure de temps de vol. On a aussi parfois des angles d'ouverture importants à l'émission [85][86][15].

### **1.5 Les capteurs intelligents**

Le développement des microsystèmes électromécaniques a amené une révolution au sein des capteurs, celle de « l'intelligence embarquée ». Les capteurs devenus « intelligents » tirent profit du numérique pour intégrer des traitements internes et autonomes des données, ainsi que de nouvelles fonctionnalités [89].

Deux définitions de capteur intelligent semblent répandues. La première, fait référence à la présence d'un microprocesseur embarqué. Celui-ci, peut avoir comme objectif de modifier le comportement interne du capteur afin d'optimiser sa capacité à collecter les

données [90], ou simplement pour effectuer localement des traitements et des calculs [91]. La seconde définition se focalise sur la capacité de communication bidirectionnelle du capteur, avec des systèmes extérieurs et des opérateurs humains. Le capteur reçoit et traite des commandes extérieures, et envoie des mesures et des informations de statut [92].

Le principe fondamental des capteurs intelligents est que les complexités des capteurs doivent être cachées en interne et doivent être transparentes pour le système hôte. Ils sont conçus pour présenter un visage simple à cette structure via une interface numérique, de sorte que la complexité est supportée par le capteur et non par le système central de traitement du signal.

Plus récemment, une nouvelle technologie des capteurs a été introduite par le développement à grande échelle du traitement au silicium, permettant l'exploitation de celui-ci pour créer de nouvelles méthodes de transduction de phénomènes physiques en sortie électrique pouvant être facilement traités par un ordinateur. L'évolution constante de la technologie des matériaux permettra un meilleur contrôle des propriétés et de leurs comportements. Il y aura ainsi de nouvelles possibilités de capteurs avec des fonctionnalités avancées telles qu'une plus grande fidélité, un coût réduit et une fiabilité accrue.

Les nouvelles technologies et en particulier l'utilisation du numérique ont rendu disponibles des fonctionnalités innovantes au sein des capteurs. Les principales motivations qui participent au développement des capteurs intelligents semblent être, l'amélioration de la qualité des mesures, la réduction des coûts et les fonctionnalités de correction des erreurs pour l'amélioration de la fidélité (réduction des erreurs aléatoires), ainsi que l'auto-ajustage pour l'amélioration de la justesse (réduction des erreurs systématiques). Les informations d'autodiagnostic peuvent aussi participer à ces corrections et la reconfiguration joue un rôle dans les performances météorologiques [92][89][70].

## **1.6 Description et modélisation d'un FRI**

En général, les fauteuils roulants intelligents se différencient par leurs types de motorisation ou plus particulièrement, par l'emplacement des roues motrices. Il existe ceux à traction avant avec deux roues folles, recommandés pour les environnements intérieurs et étroits. D'autres, à propulsion (deux roues motrices placées en arrière du châssis avec les autres libres), sont conçus principalement pour les environnements extérieurs. Enfin, sont également commercialisés des fauteuils mixtes dont les roues motrices se trouvent au milieu



du châssis et disposant de quatre roues folles (figure 27) [2]. Pour les besoins de cette étude, notre prototype réel est un fauteuil roulant électrique à traction arrière. Il a été équipé d'un accéléromètre, une boussole magnétique, un système d'odométrie (deux codeurs optiques incrémentaux) et d'un PC embarqué. Cette instrumentation destinée principalement à la conception de primitives automatiques de navigation, nous permet de mesurer les déplacements du fauteuil (position initiale et coordonnées des points de la trajectoire).



Figure 27: Fauteuil à propulsion (a), fauteuil mixte (b), fauteuil à traction avant (c)

Celui-ci se déplace donc sur des surfaces planes et horizontales. Par conséquent, ses mouvements sont limités à des translations dans le plan  $(z_1, x_0, y_0)$  et des rotations autour de son axe  $(o_1, z_1)$  (figure28) [2].

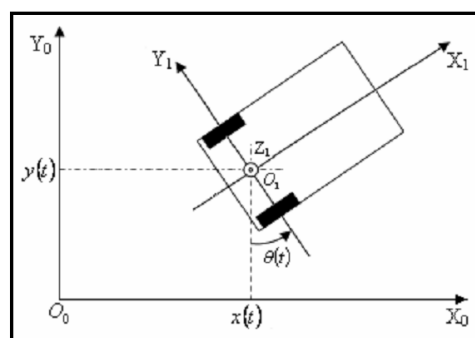


Figure 28: Posture dans un instant  $k$

Le modèle cinématique de configuration est qualifiée de « descriptif » car son rôle est de décrire le mouvement sans se préoccuper des causes physiques qui l'ont engendré. Il va lier la posture instantanée du fauteuil (position  $[x(t), y(t)]$  et orientation  $\theta(t)$ ), à la posture suivante.

Le fauteuil possède deux roues motrices d'un même rayon  $R_d = R_g = R$  ( $R_g$  [m] : rayon de la roue motrice gauche,  $R_d$  [m] : rayon de la roue motrice droite). La distance entre les deux roues est notée  $L$ . Il change de direction grâce à leurs mouvements différentiels. Son modèle cinématique est similaire à celui d'un robot mobile à deux roues motrices indépendantes. A partir de la position  $p$  du robot à un instant donné  $k$  exprimé dans un repère fixe  $\mathcal{R}0$  et la vitesse de chacune des roues motrices, on estime la posture du robot à l'instant suivant  $k+1$ . Pour cela on s'appuie sur le principe de l'odométrie pour mesurer le déplacement de chaque roue entre deux périodes.

La posture  $p$  du robot à l'instant  $k$  est donnée par  $p_k = [x_k, y_k, \theta_k]$  qui est une fonction des angles de rotation instantanée de chaque roue motrice :  $\alpha_d$  et  $\alpha_g$  [rad]. Nous allons définir  $\alpha_d$  et  $\alpha_g$  de telle sorte qu'ils soient positifs lorsque la rotation de la roue induit un déplacement du fauteuil vers l'avant.

Les angles de rotation instantanée de chaque roue motrice sont déterminés à partir de leurs vitesses angulaires  $v_d$  et  $v_g$ . Soit  $\Delta v_g$  et  $\Delta v_d$  les déplacements élémentaires définis à partir des vitesses de rotation instantanées  $v_d$  et  $v_g$ . Elles sont correspondantes au passage d'une posture à une autre dans une période d'échantillonnage du système  $\Delta t$ .

On suppose que le centre de rotation du fauteuil (centre des roues motrices) passe du point  $A$  au point  $B$  pendant une période d'échantillonnage  $\Delta t$ .

Donc si le fauteuil est au point  $A$  à l'instant  $k$  et arrive au point  $B$  à l'instant  $k+1$  alors nous avons  $p_A = p_k$  et  $p_B = p_{k+1}$  comme montre la figure 29 [2]. Entre les deux points, les roues motrices gauche et droite ont parcouru respectivement les distances :

$$\begin{cases} \Delta d_{g,k} = \Delta t * r * v_{g,k} \\ \Delta d_{d,k} = \Delta t * r * v_{d,k} \end{cases} \quad (3)$$

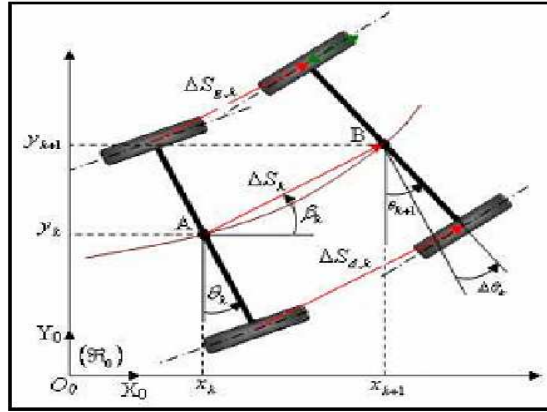


Figure 29: Variance de la posture entre deux instants

Le centre des roues motrices a parcouru la distance  $\Delta d_k$ , et l'axe des roues tourne d'un angle  $\Delta\theta_k$ .

On peut écrire :

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \Delta x_k \\ y_{k+1} = y_k + \Delta y_k \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta\theta_k \end{cases} \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \Delta x_k = \Delta d_k * \cos(\Phi) \\ \Delta y_k = \Delta d_k * \sin(\Phi) \\ \Phi = (\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) \end{cases} \quad (4)$$

On peut déduire aussi :

$$\begin{cases} \Delta d_k = \frac{(\Delta d_{g,k} + \Delta d_{d,k})}{2} \\ \sin(\Delta\theta_k) = \frac{(\Delta d_{g,k} - \Delta d_{d,k})}{L} \end{cases} \quad (5)$$

Pour un échantillonnage assez petit, on obtient des angles  $\Delta\theta_k$  petits et donc on peut approximer  $\sin(\Delta\theta_k)$  par  $\Delta\theta_k$ .

On obtient dans ce cas :

$$\begin{cases} \Delta d_k = \frac{(\Delta d_{g,k} + \Delta d_{d,k})}{2} \\ \Delta\theta_k = \frac{(\Delta d_{g,k} - \Delta d_{d,k})}{L} \end{cases} \quad (6)$$

D'où le modèle cinématique du fauteuil :

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \Delta d_k * \cos(\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) \\ y_{k+1} = y_k + \Delta d_k * \sin(\theta_k + \frac{\Delta\theta_k}{2}) \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta\theta_k \end{cases} \quad (7)$$

Le modèle met en évidence la forme itérative de la position du fauteuil dans le repère global. On peut également noter que les données importantes qui sont la position, la direction et la vitesse de déplacement peuvent être déduites des valeurs de déplacement de la roue gauche et aussi droite entre deux postures. L'exactitude de ces valeurs dépend de la fiabilité de l'odomètre.

Nous allons maintenant voir en détails les différents éléments qui composent le FREI en commençant par la partie matérielle puis la partie logicielle.

### 1.6.1 Architecture matérielle

D'après R. GRASSE [16], les premiers fauteuils intelligents étaient composés d'une base robotique sur laquelle était monté un fauteuil (par exemple le prototype du VAHM [93]), équipés de capteurs pour la perception de l'environnement et de deux codeurs placés sur les axes des moteurs. Le tout étant relié à un ordinateur embarqué (un PC complet) assurant la partie intelligente du fauteuil ainsi que l'interaction homme-machine. D'autres organes tels que des bras manipulateurs peuvent leur être ajoutés pour une application particulière [32]. Nous pouvons citer à titre d'exemple, les VAHM2 [17], et VAHM3[94], le NavChair [33], l'OMNI [35], le MAid [95] et le WAD [96]. Plus rarement, il s'agit de modules qui peuvent être ajoutés aux fauteuils roulants standards.

Certains modules peuvent être placés sur plusieurs marques de fauteuils. Nous pouvons citer par exemple, le SWCS [20], TinMan [4] et Siamo [97].

### 1.6.2 Architecture de commande

Les FRI actuels possèdent des fonctionnalités d'assistance de haut niveau. On peut alors apporter des améliorations en utilisant des fonctionnalités intelligentes empruntées à la robotique comme la détection et l'évitement d'obstacles, l'assistance lors du franchissement des portes, des suivis de parcours, de la planification et l'exécution de trajectoires tout en utilisant des commandes non manuelles adaptées. Les comportements représentent la manière dont le fauteuil réagit aux situations qu'il rencontre. Il utilise pour cela les données provenant des capteurs. Le comportement le plus utilisé sur les fauteuils intelligents est l'évitement d'obstacles par la modification de sa trajectoire. Il utilise ainsi les données issues des capteurs de distance présents sur le fauteuil (US, IR, laser) et calcule une trajectoire courte passant à une distance suffisante des obstacles. Ces paramètres sont très subjectifs et dépendent des choix réalisés par les développeurs ou l'utilisateur [18]. Un autre comportement courant est le suivi de mur qui aide l'utilisateur à garder une trajectoire rectiligne dans un couloir ou le long d'un mur. Le passage de porte permet de passer dans un endroit étroit. En effet, les portes étant relativement petites par rapport aux fauteuils du commerce qui mesurent entre 70 et 80 *cm* de large. Par contre, une porte standard mesure 90 *cm*. Les montants de porte sont alors détectés comme des obstacles et empêchent l'algorithme de commande, basé la plupart du temps sur les champs de vecteurs, de donner la bonne consigne de direction et de vitesse. La solution est donc d'utiliser un comportement spécifique qui réalise cette tâche.

En outre, le retour en arrière (backtraking) permet au fauteuil de revenir sur ses pas. Dans les cas où le fauteuil se retrouve dans un endroit où il ne peut pas faire demi-tour, il faut alors qu'il puisse faire une marche arrière. Mais l'utilisateur ne pouvant pas voir ce qui se passe derrière lui, le fauteuil revient donc sur ses pas afin d'éviter de rentrer en collision avec les obstacles qu'il avait évité. Aussi, le comportement d'accostage (l'arrêt) permet de pallier aux mêmes problèmes que le passage de porte. Ceci permet au fauteuil d'aller contre un obstacle et annuler le comportement de son évitement.

Un autre comportement est également présent sur certains FRI, c'est le suivi d'objet. Il est plus complexe que les autres puisqu'il permet de suivre un objet sélectionné par l'utilisateur comme une personne ou un FRI. Ce comportement utilise une caméra qui suit la cible dans l'image. Il emploie aussi des capteurs *US* situés à l'avant du fauteuil pour générer les commandes. Aucune intervention de l'utilisateur n'est alors nécessaire. En effet, il existe d'autres comportements liés aux fonctionnalités des FRI tels que la répétition de trajectoire permettant au fauteuil de refaire une autre qu'il a déjà effectuée, ainsi que le suivi de ligne qui permet de suivre un parcours. Ce dernier peut être de couleur ou magnétique [98]. Aussi, le comportement de demi-tours permet de réaliser un sur place où en trois temps car les fauteuils ne sont pas des robots holonomes à l'exception du projet OMNI [34]. Enfin, le comportement de contact et sauvegarde (bump and backup) qui permet, en cas de contact avec l'environnement, de stopper le fauteuil et de reculer pour se dégager.

### 1.6.2.1 La position

Dans certains cas, il est très difficile pour l'utilisateur de définir, de maintenir une commande de direction ou de planifier un trajet. Alors, c'est au système de tenter de pallier à ce problème et afin de permettre au fauteuil de réagir convenablement, il est nécessaire que celui-ci connaisse sa position dans l'environnement dans lequel il évolue. D'après *Borenstein* [99], l'objectif d'un algorithme de localisation est de pouvoir estimer la position du robot (notée  $(x, y, \theta)^T$  en général) dans un référentiel donné (soit le référentiel global, soit un référentiel lié au point de départ du FR). Cette estimation doit être aussi précise que possible en fonction des mesures disponibles.

### 1.6.2.2 L'évitement des obstacles

L'une des fonctionnalités essentielles dans une navigation locale sécuritaire est la disposition d'un moyen pour éviter les objets et les personnes présentes dans l'environnement. Cette dernière est assurée par un module qui fournit des services tels que la

navigation assistée, le suivi d'une trajectoire et celui d'une commande haut niveau. Pour pouvoir fournir ces services, le module d'évitement d'obstacles procède en quatre temps. D'abord, il attend la réception d'une consigne des trois formes supportées (une consigne de vitesse, un chemin global ou un chemin local) et des données de télémétrie sur l'environnement. Ensuite, pour chaque entrée, il génère une trajectoire représentant une estimation de chemin désiré par l'utilisateur. Elle est renvoyée par la suite à une fonction permettant de juger sa faisabilité en fonction des mesures de télémétrie. Enfin, une commande de vitesse fuyant les obstacles et suivant le chemin est générée.

### 1.6.2.3 Planification du chemin

Ce problème est identique dans la robotique mobile autonome puisque, pour naviguer dans un environnement, il est nécessaire que le FRI puisse se localiser avant d'effectuer une tâche de planification de trajectoire. Une fois effectuée, il peut connaître la direction dans laquelle il doit se déplacer pour atteindre son but qui est souvent d'atteindre une position dans l'environnement. Cette fonctionnalité nous permet de faire une navigation assistée avec le FRI, c'est-à-dire, laisser la priorité des consignes de vitesses à l'utilisateur, puis intervenir dans le cas de manœuvres brusques ou dangereuses. Nous allons détailler l'algorithme utilisé pour fournir ce service :

A chaque instant, l'utilisateur envoie une commande (à l'aide du contrôleur) pour effectuer un mouvement désiré. L'unité de celle-ci génère un fichier de configuration sous la forme d'un vecteur de coordonnées  $(X_{r0}, Y_{r0})$ , qui est nommé par trajectoire. Cette dernière est envoyée au module d'évitement des obstacles pour juger sa faisabilité dépendamment des données du télémètre laser. Dans le cas où il détecte un obstacle, il génère une nouvelle commande, ou bien, il arrête le processus jusqu'à une nouvelle commande de l'utilisateur.

## 1.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons résumé les notions de base nécessaires à la compréhension du domaine d'aide à la navigation d'un FRI. Aussi, un panorama sur leurs recherches fondées, les capteurs, les systèmes de perception et les techniques appliquées dans les fonctionnalités de ce type de fauteuil. Après cet aperçu, nous présenterons des notions sur la navigation et la localisation de la position dans les chapitres suivants. On va présenter aussi le filtrage tout en citant quelques méthodes comme solutions aux problèmes non linéaires pour approcher la solution Bayésienne numériquement.

## CHAPITRE 2

# *2. Navigation et localisation de la position*

## 2.1 Introduction

La navigation est un domaine de recherche très actif qui se fait dans des laboratoires de haut niveau. Le but est de trouver le plus court chemin en évitant les obstacles pour un robot du point de départ jusqu'à celui de l'arrivée. Ces dernières années, la navigation collective attire de plus en plus l'attention des chercheurs qui préfèrent celle d'un seul robot pour son efficacité, sa rapidité, sa robustesse et sa capacité de résoudre des tâches complexes. Dans la littérature, l'une des définitions qui ont un concept pratique pour la navigation se trouve dans le travail de Sabatini [100] (Figure 30). Il l'a décrit comme étant un système capable de répondre à trois questions, à chaque instant et dans différentes situations: Où sommes-nous? Où allons-nous? Et comment nous y rendre?

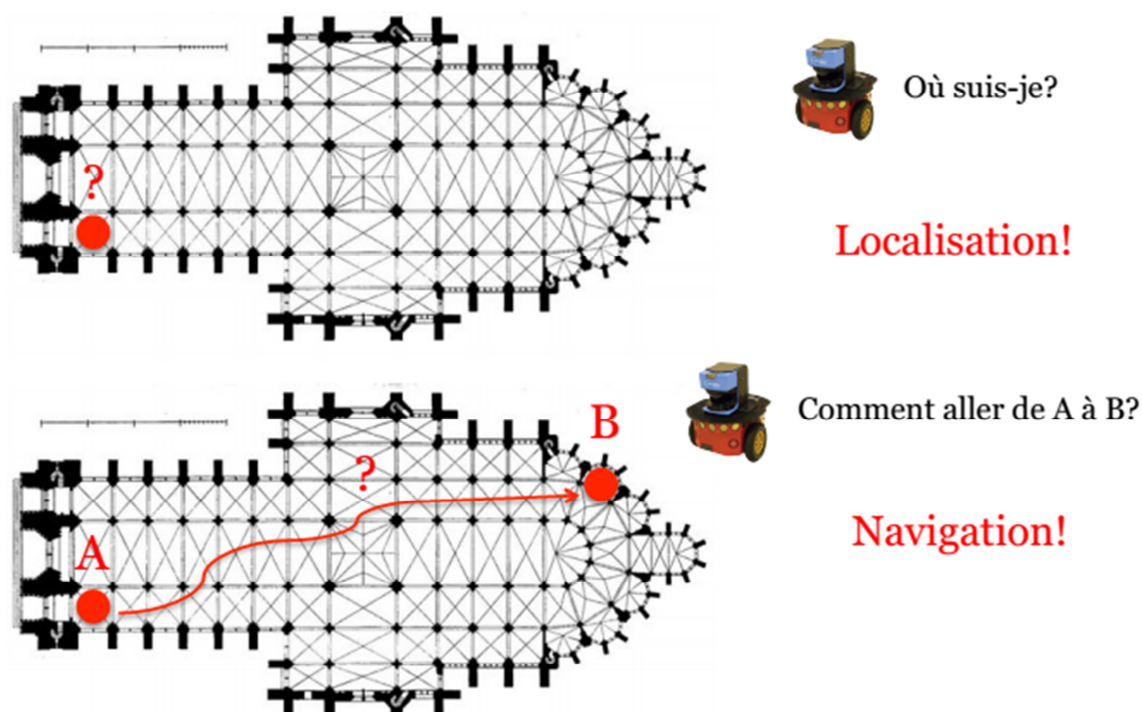


Figure 30: Localisation et navigation

Un système permettant de répondre à ces questions, à chaque instant et dans différentes situations, est doué d'une intelligence suffisante pour assurer la navigation globale et locale dans de nouveaux environnements. Nous allons donc présenter des éléments de réponses à la première question (la localisation) pour un robot mobile en général et pour le FRI en particulier. Notre but est d'être en mesure de faire un plan pour savoir comment estimer la position à un instant donné. Bien entendu, ces trois questions ne sont pas isolées les uns des autres, mais étroitement liées. Si un robot ne connaît pas sa position exacte au début d'une trajectoire planifiée, il rencontrera des problèmes pour parvenir à sa destination.



---

Après une variété d'approches algorithmiques qui ont été proposées dans le passé pour la localisation, la navigation et la cartographie, des méthodes probabilistes qui minimisent l'incertitude sont maintenant appliquées à l'ensemble des problèmes compliqués à la fois (par exemple SLAM, la localisation et la cartographie simultanée).

Un système de navigation a la capacité de déterminer la position sur la terre, la mer ou dans l'air. La navigation dépend donc de la tâche particulière à résoudre. Par exemple, les points de destination connus où on va rechercher, les dimensions de l'environnement de conduite connues, tous les objets dans l'environnement connus, les objets en mouvement ou à l'arrêt, et ainsi de suite [101].

Dans ce chapitre nous présenterons les notions de la navigation autonome des robots mobiles. On présentera aussi, la localisation de la position ainsi que les méthodes les plus utilisées, et enfin la localisation autonome.

## 2.2 Navigation

Un navigateur désigne généralement un module chargé de faire mouvoir le FRI dans son milieu d'évolution.

Si on fait l'analogie avec le pilotage d'une voiture, se déplacer d'un endroit A à un endroit B nécessite au moins trois tâches bien distinctes : déterminer les points aller/départ, planifier des trajectoires et enfin activer l'assistant qui doit agir sur les actionneurs du système pour suivre la trajectoire souhaitée. L'adaptation, c'est la tâche du navigateur. De nos jours, en raison de la complexité des systèmes de véhicules et en particulier ceux de la nature autonome, la navigation est encapsulée par la science et la technologie et est en mesure de déterminer la position, la vitesse et l'orientation d'un véhicule en temps réel avec une très grande précision.

Le présent travail a pour but la mise en œuvre d'un système de localisation basé sur des capteurs à moindre coût et utilisant des algorithmes de type récursifs.

## 2.3 Localisation

Se localiser dans son environnement c'est répondre à la question « où suis-je ? » posée en permanence par un robot mobile autonome [99]. En général, la localisation consiste à estimer la position à partir d'une position précédente et de nouvelles observations de l'environnement toujours par rapport à une référence globale connue. Deux catégories de localisation peuvent être considérées, selon que les mesures fournies par les capteurs portent

---

sur la position du repère lié au robot mobile par rapport à un autre référentiel connu (mesures extéroceptives) ou sur le déplacement relatif du robot entre deux instants successifs (mesures proprioceptives, par exemple odométries). En effet, la localisation est l'une des fonctions essentielles qui permet aux FRI de se mouvoir en respectant les règles élémentaires de sécurité et d'évoluer, de façon générale, vers une autonomie totale. C'est pourquoi depuis l'origine des travaux entrepris en matière de robotique mobile, la localisation de FRI dans son environnement a constitué une voie de recherche privilégiée. Elle consiste à calculer et à maintenir à jour la connaissance de sa position et de son orientation dans un repère absolu lié à l'environnement. En cela, la localisation de la position est un thème de recherche ouvert. Aucune méthode globale n'est susceptible de générer des algorithmes suffisamment robustes, rapides et fiables pour être appliqués à tous types de problèmes. La localisation consiste donc à définir la position en termes de coordonnées d'un point du mobile par rapport à un référentiel de base. Alors, on se restreint dans notre travail au cas de systèmes navigant sur un plan par rapport à une référence globale connue afin d'établir les coordonnées  $(x, y)$  du FRI. Dans la partie suivante, on va présenter les différentes méthodes de localisation.

#### **2.4 Les méthodes de localisation**

Dans la littérature, les techniques employées pour la localisation sont de deux types :  
1-la localisation relative : (ou à l'estime) basée sur l'utilisation de capteurs proprioceptifs nommés aussi relatifs [102]. Ceux-ci permettent de déterminer la position et l'orientation du mobile en intégrant ses déplacements orientés successivement depuis sa configuration initiale.

2-la localisation absolue : basée sur l'utilisation de capteurs extéroceptifs nommés aussi absolus, permettant de déterminer la position du mobile dans un repère lié à l'environnement.

D'une manière générale, la plus simple méthode de localisation est celle qui utilise uniquement les capteurs proprioceptifs (odométrie, accéléromètre, boussole, gyroscope, etc.) pour calculer les déplacements du mobile [96]. Ces systèmes réalisent généralement une intégration ou une double intégration de la mesure. Les erreurs de mesure, de calibration et de modélisation sont ajoutées sans bornes dans le résultat. Néanmoins, elle ne représentent donc pas une manière fiable de se localiser, mais plutôt des méthodes de fusion des données améliorant les résultats de mesure [97][98]. Cette méthode ne donne pas la localisation absolue mais une localisation relative au point de départ du robot. D'autre part, l'odométrie

---

est un outil de base dans ce cas afin de donner une information du déplacement. Les erreurs induites sont alors corrigées par les outils de localisation à l'aide des mesures faites par les capteurs [99].

La localisation absolue réalise une localisation globale sur une carte de l'environnement [103]. Elle utilise soit uniquement les données des capteurs pour localiser le robot dans l'environnement [104], ou bien une information précédente de la position et les données des capteurs pour estimer la position actuelle. Cette méthode possède généralement une connaissance a priori du positionnement. Dans ces deux cas, la localisation nécessite donc de mettre en corrélation la perception de l'environnement avec un modèle de celui-ci.

On distingue deux types de localisation couramment utilisés. Le premier utilise une méthode de balises ou amers avec, en général, une méthode de triangulation pour se localiser [105]. Le second se sert des données provenant des capteurs de distance (US, IR, laser), soit directement ou bien dans un modèle intégré dans le système, qu'il compare avec un autre global de l'environnement.

#### **2.4.1 La localisation avec les balises**

Cette localisation utilise des balises qui sont présentes dans l'environnement où le robot évolue. Celles-ci sont facilement détectables et leurs positions sont connues par le mobile. Ces éléments sont appelés des balises ou amers. Ils sont dits réels, s'ils ont été placés spécialement pour permettre la localisation, ou virtuels s'il s'agit d'éléments présents naturellement. Lorsque le système perçoit au moins trois balises simultanément, il mesure, soit l'angle entre le robot et les balises, ou bien la distance qui le sépare de celles-ci. Un calcul respectivement de triangulation ou de trilatération est effectué. Ceci permet au robot de connaître sa position dans l'environnement [105]. L'inconvénient majeur des techniques de localisation avec les balises est qu'elles nécessitent un traitement préalable plus ou moins long des données capteurs pour les extraire et les mettre en correspondance avec un modèle connu a priori.

#### **2.4.2 La multilatération**

Elle consiste à déterminer une position à partir d'un certain nombre de distances. En effet, si l'on connaît la distance qui sépare le robot de plusieurs balises, on peut en déduire sa position par l'intersection de cercles (en 2D) ou de sphères (en 3D). En deux dimensions, trois distances  $d_1$ ,  $d_2$  et  $d_3$  aux balises  $B_1$ ,  $B_2$  et  $B_3$  suffisent sauf cas défavorable (deux

---

balises alignées avec le robot par exemple). L'intersection des trois cercles centrés sur les balises donne la position du robot. Si l'on prend en compte les erreurs de mesure apparaissant à cause d'une précision finie des capteurs, il faut alors considérer des faisceaux de cercles et leur intersection. On obtient ainsi une zone dans laquelle le robot est situé.

### 2.4.3 La triangulation

Dans ce cas, les mesures utilisées sont goniométriques. Elles peuvent être effectuées grâce à un capteur rotatif embarqué sur le robot ou encore à une caméra panoramique. Deux cas sont possibles : soit l'on dispose de mesures d'angles de gisement absolues où deux balises suffisent [106] (sauf cas défavorable où le robot et les deux balises sont alignés), ou bien les mesures d'angles ne sont que relatives et il faut alors trois [107] (sauf cas d'alignement de deux balises et du robot).

## 2.5 La localisation autonome

La localisation autonome est basée uniquement sur les capteurs présents sur le mobile. Plusieurs hypothèses sont utilisées pour obtenir la localisation globale, c'est-à-dire pour déterminer la source d'un signal observé ou pour indiquer une position approximative du robot afin d'amorcer une estimation de la position locale [56][108][109][110][111][112]. Certaines se rapprochent du système à balises en utilisant des amers naturels qui sont des points remarquables naturellement présents dans l'environnement [113][103]. Les modèles métriques représentent l'environnement proche, visible par les capteurs, sous forme géométrique ou à grille d'occupation. Les positions des obstacles qu'elles contiennent sont mises à jour à l'aide des données provenant des capteurs et des coordonnées des éléments géométriques ou des valeurs des cellules qui sont déplacées en fonction de l'odométrie. La localisation s'effectue alors par appariement entre cette grille et le modèle. Ceci peut, soit être réalisé en fonction d'une position précédente connue, ou bien sans a priori sur la position du mobile. L'avantage de cette méthode est que la mise à jour de la carte locale peut se faire également à partir des données provenant des capteurs et de celle de l'environnement global. Cela permet alors de se localiser avec une carte partielle de l'environnement tout en ajoutant les nouvelles zones dans la carte globale. Cette méthode s'appelle la Cartographie et Localisation Concurrente (CLC). Elle est aussi appelée cartographie et localisation simultanées, CML (Concurrent Mapping and Localization) ou encore SLAM (Simultaneous Location And Mapping) [114].

## 2.6 Conclusion

Le problème de localisation est celui de la réponse à la question "Où suis-je?". Pour l'effectuer, un robot connaît a priori les informations (relatives et absolues) de la navigation. Les capteurs relatifs fournissent des mesures à haute fréquence, à faible coût et détaillées sur le déplacement relatif, indépendamment des caractéristiques de l'environnement. Cependant, en raison du glissement et de la dérive du robot, la localisation basée uniquement sur des informations relatives a une erreur qui augmente sans limites dans le temps. Par contre, les capteurs absolus fournissent des mesures de la position basées sur des observations faites à partir de l'environnement. Toutefois, cela se traduit par un coût de calcul élevé, une fréquence et une précision plus faibles. L'utilisation des mesures de la position absolue seule peut être effectuée. Les inconvénients suggèrent qu'une combinaison (relative et absolue) est meilleure. Les mesures de la position relative fournissent des informations de positionnement précises en permanence. A certains moments, des informations (mesures) absolues sont faites pour corriger l'erreur dans celles relatives. La fusion multi-capteurs fournit des techniques pour combiner les mesures des différents capteurs en fournissant une meilleure estimation de la position du robot.

## CHAPITRE 3

### *3. Estimation de la position avec le filtre de Kalman*

### 3.1 Introduction

Le problème d'estimation est celui de l'obtention récursive d'une estimée des états  $x_k$  à l'instant  $k$ , à partir des observations  $y_{1:k}$  jusqu'à cet instant. Plus fondamentalement, la solution optimale est donnée par le théorème de Bayes qui n'existe que dans des cas particuliers. Pour résoudre les problèmes non-linéaires et/ou non-Gaussiens par une solution sous-optimale, on utilise le filtre de Kalman étendu, les méthodes particulières et les méthodes déterministes

Ce chapitre donne un aperçu sur le filtrage. Nous présentons d'abord la solution bayésienne, ensuite, le filtre de Kalman, le filtre de Kalman étendu avec ses limitations, et enfin, les méthodes déterministes, y compris le filtre Kalman non parfumé.

### 3.2 Méthode Bayésienne

La solution Bayésienne optimale du problème d'estimation est obtenue à partir de la densité a posteriori (PDF) des états conditionnés aux observations disponibles  $p(\text{états} | \text{observations})$ . La clé pour l'obtenir est donnée par le théorème de Bayes. Celui-ci se résume à la détermination de cette PDF  $p(x_k | y_{1:k})$ , d'une manière récursive à partir de celle précédente  $p(x_{k-1} | y_{1:k-1})$  supposée connue a priori et qui contient toute l'information sur les états  $x_{0:k}$ , contenue dans les observations  $y_{1:k}$ . A partir de cette dernière on peut obtenir une estimation optimale des états respectant n'importe quel critère d'optimisation. Alors, on peut exprimer la solution Bayésienne en tant que deux étapes :

La première est une étape de prédiction, où la densité prédite est calculée par l'utilisation de l'équation de Chapman-Kolmogorov.

On prend en considération que  $p(x_k | x_{k-1}) = p(x_k | x_{k-1}, y_{1:k-1})$  et le modèle d'état est celui de Markov du premier ordre [115] [116]:

$$p(x_k | y_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1})p(x_{k-1} | y_{1:k-1})dx_{k-1} \quad (8)$$

La deuxième étape est celle de la correction et qui est apparue après l'arrivée d'une nouvelle observation  $y_k$ , où la densité a posteriori est calculée par l'utilisation de théorème de Bayes et la fonction de vraisemblance  $p(y_k | x_k)$ :

$$p(x_k | y_{1:k}) = p(x_k | y_k, y_{1:k-1}) = \frac{1}{c_k} p(y_k | x_k, y_{1:k-1}) p(x_k | y_{1:k-1}) = \frac{1}{c_k} p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1}) \quad (9)$$

Sachant que  $c_k$  est un facteur de normalisation qui est calculé aussi par l'équation de

$$\text{Chapman-Kolmogorov: } c_k = p(y_k | y_{1:k-1}) = \int p(y_k | x_k) p(x_k | y_{1:k-1}) dx_{k-1} \quad (10)$$

En général, la solution récursive optimale n'est pas tractable, parce que les intégrales dans la prédiction et la mise à jour n'ont pas de solution analytique. Le but majeur de l'approche bayésienne est l'approximation de ces intégrales. La figure 31, présente la hiérarchie des méthodes les plus représentatives pour résoudre le problème de l'estimation bayésienne.

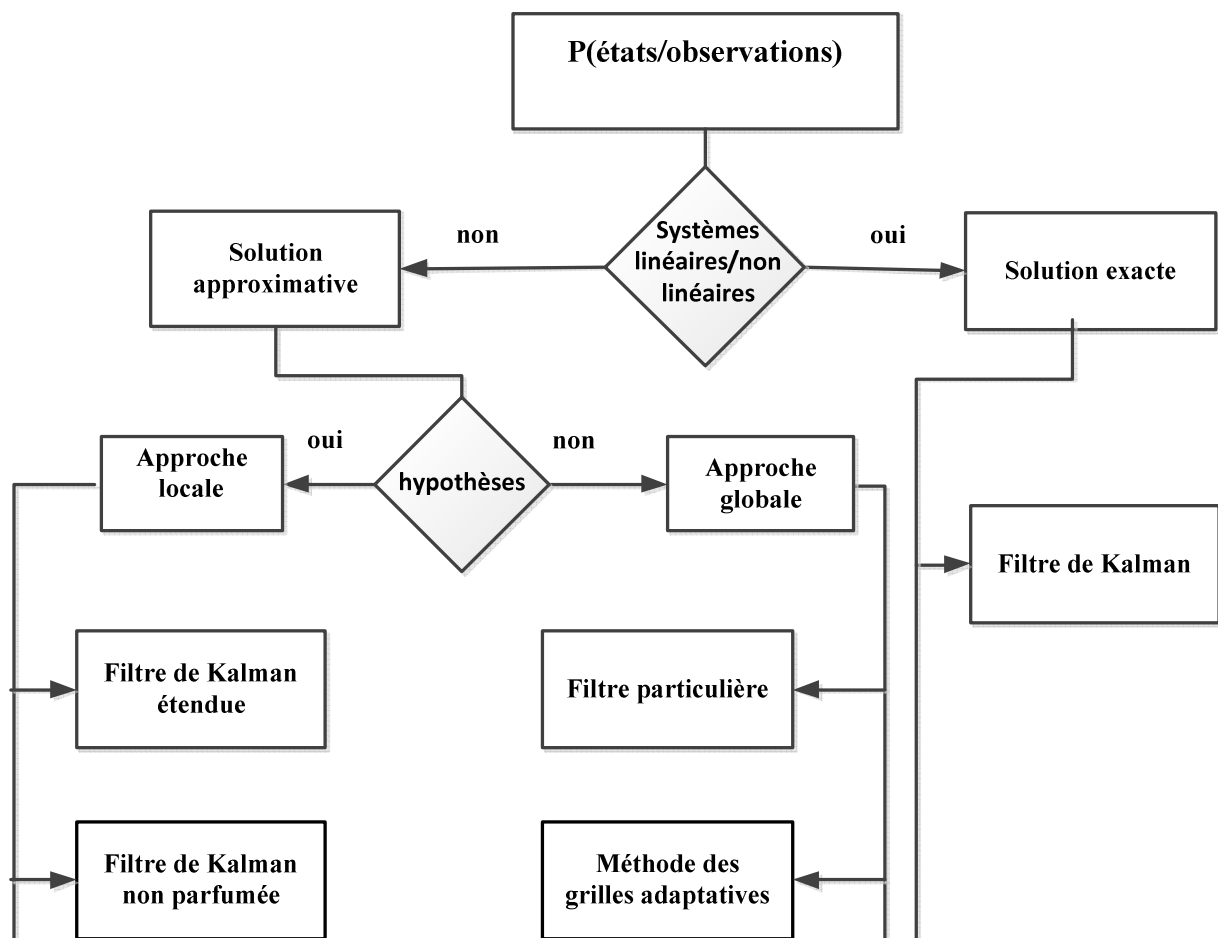


Figure 31: Les méthodes d'estimation bayésiennes

Le filtre de Kalman est la solution exacte dans le cas d'un système linéaire Gaussien. En revanche, la majorité des problèmes réels sont modélisés comme des systèmes non-linéaires et/ou non Gaussiens, où la recherche d'une solution optimale est indisponible. De ce fait, on cherche une approximation pour approcher les intégrales de la solution bayésienne numériquement. Donc, une solution sous-optimale est donnée par les méthodes particulières ou bien celles des grilles adaptatives. Ceci en l'absence d'une hypothèse pour la PDF. Par



contre, la solution sous-optimale est donnée par l'EKF ou bien les méthodes déterministes. Ceci lorsqu'on a l'hypothèse Gaussienne ou d'autres hypothèses pour la PDF.

Dans notre travail, on a adopté une approche locale qui prend en considération l'hypothèse Gaussienne pour la densité a posteriori (PDF). Les méthodes de cette approche sont plus faciles à implémenter et préférables pour des applications en temps réel.

### 3.3 Le filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est l'une des plus grandes découvertes de l'histoire de la théorie de l'estimation statistique. Ses applications les plus immédiates concernent le contrôle des systèmes dynamiques complexes. Théoriquement, le filtre de Kalman est un estimateur pour ce qu'on appelle le problème linéaire quadratique. Il estime l'état instantané d'un système dynamique perturbé par un bruit blanc. L'estimateur résultant est statistiquement optimal par rapport à une fonction quadratique de l'erreur d'estimation. Il a été principalement développé par un ingénieur hongrois qui porte son nom [117][118].

L'algorithme du filtre est un processus en deux étapes : la première prédit l'état du système et la deuxième utilise des mesures bruyantes pour affiner l'estimation. Il existe maintenant plusieurs variantes du filtre original de Kalman [104][119]. Il a de nombreuses applications qui concerne l'orientation, la navigation et le contrôle des véhicules, en particulier des aéronefs et des engins spatiaux. En outre, ce filtre est un concept couramment appliqué dans l'analyse de la série chronologique utilisée dans des domaines tels que le traitement de signal et l'économétrie. Il est aussi l'un des principaux sujets dans le domaine de la planification et du contrôle des mouvements robotisés [120]. Il est parfois incluse dans l'optimisation des trajectoires. En plus, il est utilisé pour le suivi des objets en prédisant leurs emplacements futurs [121], pour tenir compte du bruit dans l'emplacement détecté et enfin aider à associer plusieurs sources d'informations à leurs pistes correspondantes [75][122].

Le filtre de Kalman est un algorithme récursif qui peut calculer une estimation de la variance minimale pour un état du système linéaire. Il est représenté par deux différentes équations stochastiques linéaires : Une équation qui décrit l'évolution de l'état du système et une autre qui décrit la relation entre celui-ci et les mesures (Equation 11) :

$$\begin{cases} X_k = F * X_{k-1} + G * U_k + W \\ Y_k = H * X_{k-1} + V \end{cases} \quad (11)$$

où  $F$  est le modèle de transition d'état  $X_k$  appliqué à l'état précédent  $X_{k-1}$ ,  $G$  est le modèle d'entrée de commande appliqué au vecteur de commande  $U_k$  et  $H$  est la fonction d'observation. Lors de l'utilisation de ce filtre, l'hypothèse posée consiste à dire que les deux termes  $W$  et  $V$  sont des bruits blancs Gaussiens non corrélés de moyenne nulle et de matrices de covariances,  $Q$  et  $R$  respectivement.

L'algorithme de Kalman se déroule en deux phases :

Une phase de prédiction au cours de laquelle on estime l'état du mobile à l'instant  $k$  connaissant celui à l'instant  $k - 1$ , ainsi que l'erreur correspondante.

L'étape suivante est une phase d'estimation qui permet de corriger la prédiction de l'état du mobile à l'instant  $k$  en fonction de l'écart entre les observations prédites par le système de navigation et de celles réellement mesurées par les capteurs à cet instant.

$I$  est la matrice identité de taille appropriée.

La figure 32 montre le schéma général de l'algorithme de Kalman :

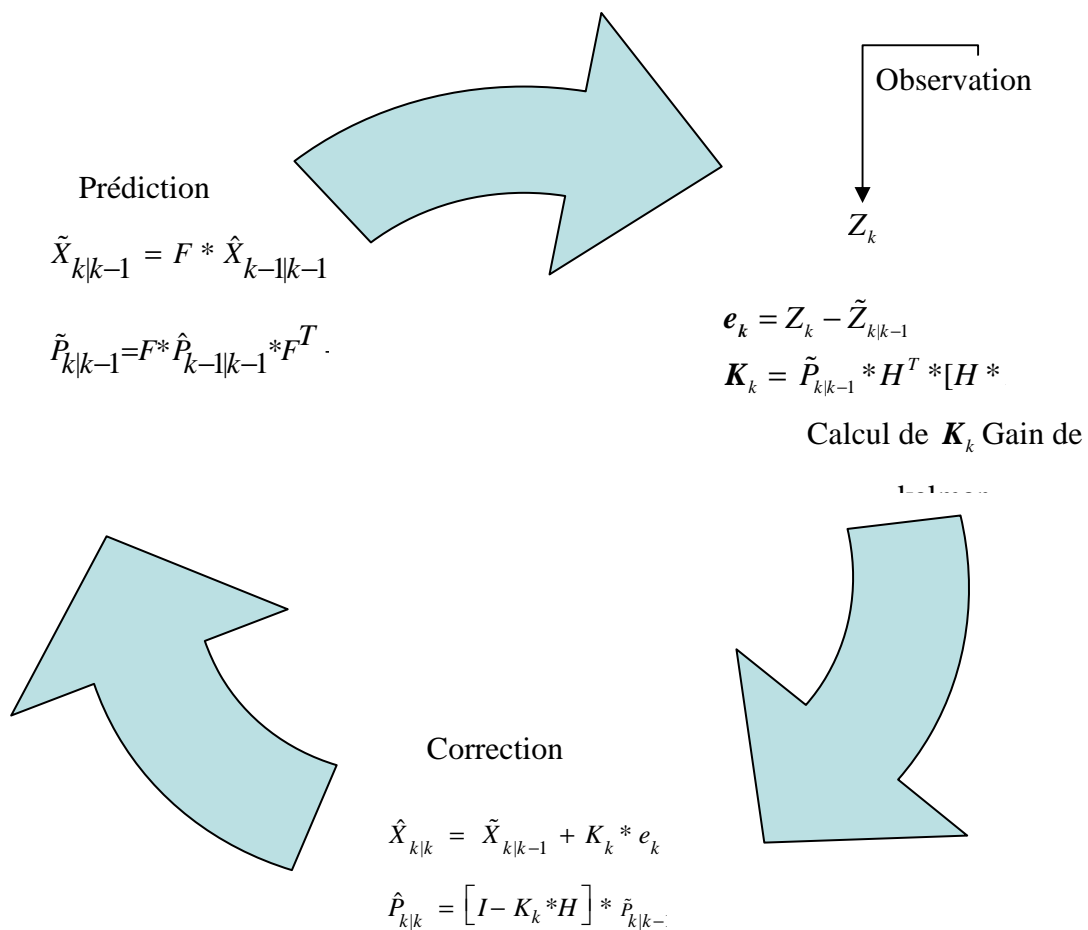


Figure 32 Schéma général de l'algorithme de Kalman

Dans de nombreux cas, les systèmes dynamiques ne sont pas linéaires par nature. Le filtre de Kalman traditionnel ne peut donc pas être appliqué. Dans ce type de systèmes, le modèle d'état et/ou de mesure peuvent être non linéaire. Dans la suite, nous décrivons deux extensions du filtre de Kalman qui sont appliquées pour estimer des systèmes dynamiques non linéaires en formant des approximations Gaussiennes à la distribution conjointe de l'état  $X$  et de la mesure  $y$ . Nous présentons d'abord l'EKF (filtre de Kalman étendu), qui est basé sur l'approximation en série de Taylor de la distribution conjointe, puis l'UKF (filtre de Kalman non parfumé), qui concerne la transformation non parfumée de la distribution conjointe.

### 3.3.1 Le filtre de Kalman étendu EKF

Plusieurs variantes du KF ont été développées pour résoudre le problème de la non linéarité. L'EKF est probablement l'approche la plus commune et la plus populaire qui linéarise tous les modèles non linéaires de sorte que le filtre linéaire traditionnel de Kalman puisse être appliqué. Étant la portée du KF aux problèmes de filtrage optimal non linéaire, ce dernier forme une approximation Gaussienne à la distribution conjointe de l'état  $X$  et des mesures  $y$  en utilisant une transformation basée sur la série de Taylor. La linéarisation du système, initialement non linéaire, s'effectue en calculant le Jacobien de la fonction modélisant l'observation (mesure), en changeant les matrices d'évolution  $f$  et de transition

$$h \text{ par des fonction linéarisées } F \text{ et } H \text{ tel que: } F = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{\tilde{X}_k}, \quad H = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{\tilde{X}_k}.$$

Comme le filtre de Kalman, l'EKF est également séparé en deux étapes :

Étape de prédiction où le vecteur d'état  $\tilde{X}_k$  est estimé à partir des valeurs précédentes  $\hat{X}_{k-1}$ .

Pendant cette étape, la matrice de covariance de l'erreur  $\tilde{P}_k$  est calculée à partir de celle de l'état précédent  $\tilde{P}_{k-1}$  et aussi du bruit de processus  $Q$  (Equation 15).

La matrice  $Q$  est définie par l'incertitude dans la mesure des paramètres des systèmes. En supposant que l'accélération est constante et qu'elle est modélisée par un bruit blanc de variance  $\sigma$ , où  $\sigma$  est une constante déterminée par des expériences [123].

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Etape de mise à jour : Correspond à l'estimation a posteriori qui utilise les observations actuelles pour corriger l'état prédit. Cette étape nécessite d'abord le calcul du gain du filtre de Kalman exprimé par :

$$R_k = \tilde{P}_{k|k-1} * H^T * [H * \tilde{P}_{k|k-1} * H^T + R]^{-1} \quad (13)$$

Sachant que  $R$  est la matrice du bruit de mesure estimée à partir de chaque capteur. Elle est définie par :

$$R_{\text{capteur}} = \begin{bmatrix} \sigma_{\text{parametre1}}^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{\text{parametre2}}^2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_{\text{parametren}}^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

Enfin, l'estimation a posteriori de l'état du système  $\hat{X}_{k|k}$ , et la covariance des erreurs  $\hat{P}_{k|k}$  sont les suivants :

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k|k} &= \tilde{X}_{k|k-1} + K_k * e_k \\ \hat{P}_{k|k} &= [I - K_k * H] * \tilde{P}_{k|k-1} \end{aligned} \quad (15)$$

### 3.3.2 Estimation de la position avec l'EKF

La plateforme proposée du fauteuil roulant possède trois types de capteurs qui sont la boussole, l'accéléromètre et les deux odomètres. Qui ont la capacité de percevoir des paramètres aidant à la détermination de la position. Les données brutes de ces capteurs sont combinées à l'aide du filtre de Kalman étendu. L'objectif est de déterminer la position du fauteuil roulant pendant le fonctionnement le plus précisément possible [63]. Les mesures sont réalisées par des odomètres couplés à l'axe des roues.

La figure 33 montre les systèmes de coordonnées et les notations pour le fauteuil.

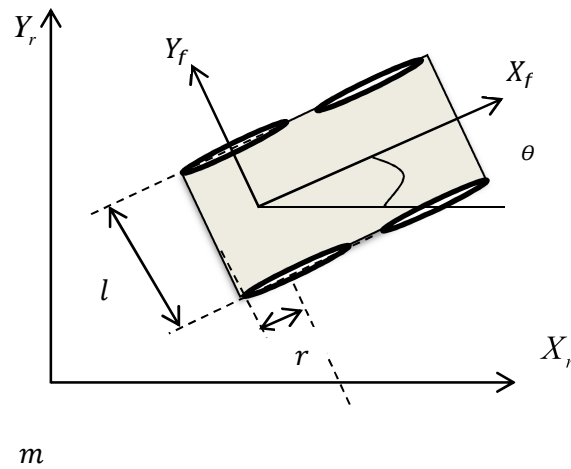


Figure 33: Paramètres de la position et de l'orientation

$(m, X_r, Y_r)$  est le repère de référence,  $(X_{f(t)}, Y_{f(t)})$  sont les coordonnées locales relatives au châssis du fauteuil.

$r$  désigne le rayon de la roue.

$l$  est la distance entre les deux roues.

Pendant une période d'échantillonnage, les vitesses de rotation gauche  $v_g$  et droite  $v_d$  créent des déplacements élémentaires  $\Delta d_g$  et  $\Delta d_d$  parcourus respectivement par les roues (gauche

et droite):

$$\begin{cases} \Delta d_g = \Delta t * r * v_g \\ \Delta d_d = \Delta t * r * v_d \end{cases} \quad (16)$$

Celles-ci peuvent être convertis au déplacement incrémental linéaire  $\Delta d$  du centre du châssis

du fauteuil et l'angle d'orientation  $\Delta \theta$ :

$$\begin{cases} \Delta d = \frac{(\Delta d_g + \Delta d_d)}{2} \\ \Delta \theta = \frac{(\Delta d_g - \Delta d_d)}{l} \end{cases} \quad (17)$$

L'équation qui représente la dynamique du système est donnée par :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_d * \frac{dt}{2} * \cos \theta_k + \mathbf{v}_g * \frac{dt}{2} * \cos \theta_k + \mathbf{w}_{xy} \\ \mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{y}_k + \mathbf{v}_d * \frac{dt}{2} * \sin \theta_k + \mathbf{v}_g * \frac{dt}{2} * \sin \theta_k + \mathbf{w}_{xy} \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \mathbf{v}_d * \frac{dt}{l} - \mathbf{v}_g * \frac{dt}{l} + \mathbf{w}_{teta} \end{cases} \quad (18)$$

L'équation de mesure est calculée comme suite :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + (\mathbf{v}_d + \mathbf{v}_{gd}) * \frac{dt}{2} * \cos \theta_k + (\mathbf{v}_g + \mathbf{v}_{gd}) * \frac{dt}{2} * \cos \theta_k \\ \mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{y}_k + (\mathbf{v}_d + \mathbf{v}_{gd}) * \frac{dt}{2} * \sin \theta_k + (\mathbf{v}_g + \mathbf{v}_{gd}) * \frac{dt}{2} * \sin \theta_k \end{cases} \quad (19)$$

Tel que:  $x$  et  $y$  sont les coordonnées et  $\theta$  l'orientation,  $\mathbf{w}_{xy}$  et  $\mathbf{w}_{teta}$  représentent le bruit de système,  $\mathbf{v}_g$  et  $\mathbf{v}_d$  sont les bruits provenant du capteur de mesure droite et gauche respectivement. Selon les travaux [124], les déplacements élémentaires d'un instant  $k$  à un instant  $k+1$  sont donnés par l'équation suivante :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \Delta d_k * \cos(\Phi) \\ \mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{y}_k + \Delta d_k * \sin(\Phi) \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta \theta_k \end{cases} \quad (20)$$

$$\text{Avec } \Phi = \left( \theta_k + \frac{\Delta \theta_k}{2} \right) .$$

Pratiquement, l'équation (20) n'est pas vraiment précise en raison d'erreurs inévitables apparues dans le système. Celles-ci peuvent être à la fois systématiques comme l'imperfection du modèle et non systématiques comme le glissement de roues. Ces erreurs ont des caractéristiques accumulatives influées sur la stabilité du système si une compensation appropriée n'est pas prise en considération. Dans notre système, la compensation est effectuée par la fusion des mesures de boussole, accéléromètre et les codeurs absolus en appliquant un EKF.

L'équation (21) est décrite par une fonction non linéaire,  $f$ , des coordonnées de fauteuil et un processus de bruit Gaussien  $w$ . L'état du système peut être observé par quelques mesures absolues. Celles-ci sont décrites par une fonction non linéaire,  $h$ , des coordonnées de fauteuil et un processus de bruit Gaussien indépendant  $v$ . Alors, le système est décrit par l'équation d'état suivante :

$$\begin{cases} X_{k+1} = f(X_k, u_k, w_k) \\ z_k = h(X_k, v_k) \end{cases} \quad (21)$$

Où :

$X_k$  : est le vecteur d'état à l'instant  $k$ .

$z_k$  : est le vecteur d'observation à l'instant  $k$ .

$v_k$  : bruit de mesures supposé Gaussien blanc de matrices de covariance  $R$ .

$w_k$  : bruit d'état supposé bruit Gaussien blanc de matrices de covariance  $Q$ .

$v_k$  et  $w_k$  sont supposés indépendants les uns des autres, blanc, et avec une probabilité normale.

Les étapes pour calculer l'EKF sont alors réalisées comme suit :

### 1-Étape de prédiction

$$\tilde{X}_{k|k-1} = A_k \hat{X}_{k-1|k-1} + B_k U_k + W_k \quad (22)$$

$$\tilde{P}_{k|k-1} = A_k * \hat{P}_{k-1|k-1} * A_k^T + G_k * Q_{k-1} * G_k^T \quad (23)$$

Où :

$\tilde{X}_{k|k-1}$  est l'état prédit,  $\tilde{P}_{k|k-1}$  la matrice de covariance de l'erreur de prédiction d'état,  $\hat{X}_{k-1|k-1}$  l'état estimé et  $\hat{P}_{k-1|k-1}$  la matrice de covariance de l'erreur d'estimation d'état.

$A_k$  est la matrice de dérivées partielles de  $f$  par rapport à  $X$  :

$$A_k = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{\tilde{X}_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\Delta d_k * \sin(\Phi) \\ 0 & 1 & \Delta d_k * \cos(\Phi) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$G_k$  est la matrice des dérivées partielles de  $f$  par rapport à  $W_k$

$$G_k = \left. \frac{\partial f}{\partial X} \right|_{w_k} = \begin{bmatrix} \cos(\Phi) - \frac{1}{l} \Delta d_k * \sin(\Phi) & \cos(\Phi) + \frac{1}{l} \Delta d_k * \sin(\Phi) \\ \sin(\Phi) + \frac{1}{l} \Delta d_k * \cos(\Phi) & \cos(\Phi) + \frac{1}{l} \Delta d_k * \sin(\Phi) \\ \frac{1}{l} & -\frac{1}{l} \end{bmatrix} \quad (25)$$

$Q_{k-1}$  est la matrice de covariance de bruit de système. Ce dernier est modélisé comme étant l'incertitude sur les mesures de l'abscisse  $x$ , l'ordonnée  $y$  et sur l'angle  $\theta$ . Il en résulte des écarts égaux à  $\sigma_x^2$ ,  $\sigma_y^2$  et  $\sigma_\theta^2$  où  $\sigma$  est une constante déterminée par l'expérience. Le bruit d'entrée de matrice de covariance  $Q_k$  est défini comme :

$$Q_k = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (26)$$

## 2-Étape de correction :

- L'innovation :  $e_k = Z_k - \tilde{Z}_{k|k-1}$  (27)

- La covariance de l'innovation :  $S_k = C_k * \tilde{P}_{k|k-1} * C_k^T + R_k$  (28)

Sachant que  $\tilde{Z}_{k|k-1}$  est la prédiction de mesure et  $C_k$  la matrice de mesure linéarisée, calculée à partir de la dérivée partielle de  $h$  par rapport à  $X$  :

$$C_k = \left. \frac{\partial h}{\partial X} \right|_{\tilde{X}_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\frac{\Delta d_k}{r} * \sin(\Phi) \\ 0 & 0 & -\frac{\Delta d_k}{r} * \cos(\Phi) \end{bmatrix} \quad (29)$$

La matrice de covariance de bruit de mesure  $R_k$  est définie à partir des deux odomètres et la boussole.

- Le gain de filtre de Kalman  $K_k$  :  $K_k = \tilde{P}_{k|k-1} * C_k^T * S_k^{-1}$  (30)

- La mise à jour d'état et de covariance:  $\hat{X}_{k|k} = \tilde{X}_{k|k-1} + K_k * e_k$  (31)

$$\hat{P}_{k|k} = [I - K_k * C_k] * \tilde{P}_{k|k-1} \quad (32)$$

Pour calculer les paramètres  $A, B, G, C, D$ , on doit utiliser la méthode du Jacobian à partir des matrices d'évolution et celles du bruit tel que :



$$A = jacobian(f, X) = \begin{bmatrix} 1, & 0, & - (dt * vd * \sin(teta)) / 2 - (dt * vg * \sin(teta)) / 2 \\ 0, & 1, & (dt * vd * \cos(teta)) / 2 + (dt * vg * \cos(teta)) / 2 \\ 0, & 0, & 1 \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$B = jacobian(f, U) = \begin{bmatrix} (dt * \cos(teta)) / 2, & (dt * \cos(teta)) / 2 \\ (dt * \sin(teta)) / 2, & (dt * \sin(teta)) / 2 \\ dt / l, & -dt / l \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$G = jacobian(f, W) = \begin{bmatrix} 1, & 0 \\ 1, & 0 \\ 0, & 1 \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$C = jacobian(h, X) = \begin{bmatrix} 1, 0, - (dt * \sin(teta) * (vd + vvd)) / 2 - (dt * \sin(teta) * (vg + vvg)) / 2 \\ 0, 1, (dt * \cos(teta) * (vd + vvd)) / 2 + (dt * \cos(teta) * (vg + vvg)) / 2 \end{bmatrix} \quad (36)$$

$$D = jacobian(h, v) = \begin{bmatrix} (dt * \cos(teta)) / 2, & (dt * \cos(teta)) / 2 \\ (dt * \sin(teta)) / 2, & (dt * \sin(teta)) / 2 \end{bmatrix} \quad (37)$$

### 3.3.3 Limitations du filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu (EKF) est une version non linéaire du filtre de Kalman. Il présente un ensemble d'équations mathématiques, utilise un modèle de processus sous-jacent pour faire une estimation de l'état actuel d'un système et corrige celle-ci en utilisant des mesures de capteurs disponibles. Cette nature récursive du filtre de Kalman, plus pratique et réalisable, facilite sa mise en œuvre dans des systèmes temps réel. Il donne de bons résultats lorsque les modèles d'évolution d'état et de mesure sont proches du cas linéaire (approximation au premier ordre). Cependant, l'optimalité et la convergence du filtre ne sont pas garanties. En plus, on peut linéariser seulement si les matrices Jacobiennes existent et dans ce cas elles peuvent être difficiles à calculer et peuvent générer des erreurs dans l'algorithme.

D'autre part, la principale complexité de l'EKF est de trouver l'inverse d'une matrice, qui est nécessaire pour calculer le gain de Kalman  $K_k$  [125]. L'EKF ne garantit pas les estimations non biaisées. Aussi, les matrices de covariance d'erreurs calculées ne représentent pas nécessairement la covariance de l'erreur vraie. Tous ces problèmes motivent les chercheurs à trouver des solutions fiables pour résoudre les problèmes non linéaires.

Dans la littérature [126][127][128], il existe d'autres méthodes pour approcher le filtre bayésien qui sont une alternative puissante à l'EKF.

### 3.3.4 Les méthodes déterministes

Plusieurs alternatives à l'EKF sont proposées et qui sont basées sur un échantillonnage déterministe pour approcher numériquement les intégrales de la solution bayésienne. Effectivement, on peut distinguer quatre méthodes différentes :

- L'Unscented transformation (UT) pour obtenir le filtre de Kalman non parfumé (UKF).
- L'interpolation polynomiale de Stirling pour obtenir le CDKF (Central Difference Kalman Filter).
- La quadrature de Gauss-Hermite pour obtenir le QKF (Quadrature Kalman Filter).
- Les méthodes de cubature pour obtenir le CKF (Cubature Kalman Filter).

Toutes ces techniques ont des points en commun, et c'est pour cela que l'on les classe dans la même famille des méthodes déterministes. Elles sont basées sur le calcul d'un ensemble d'échantillons pour approcher la solution du filtre Bayésien (prédiction et correction) sous l'hypothèse Gaussienne, à partir de différents critères. C'est pour ça, nous trouvons dans certaines publications ces méthodes sous le nom de filtres Gaussiens [129][130]. Mais le point le plus important est le fait qu'à l'exception de quelques différences mineures, on peut voir que toutes ces techniques suivent la même structure. Celles-ci peuvent être considérées comme une seule méthode sauf le point de départ qui est complètement différent d'une à l'autre. En outre, nous pouvons classer ces techniques en deux catégories distinctes. L'une cherche l'approximation des statistiques d'une variable aléatoire qui subit une transformation non-linéaire (UT et DF) et l'autre est basée sur le calcul numérique (QKF et CKF). Dans notre étude nous avons adopté la transformation Unscented pour approcher les intégrales de la solution du filtre bayésien.

#### 3.3.4.1 La transformation Unscented (UT)

La transformation Unscented est une méthode mathématique utilisée pour calculer les statistiques d'une variable aléatoire qui subit une transformation non linéaire [131].

Elle utilise une technique d'échantillonnage déterministe connue sous le nom de transformation non parfumée. Elle consiste à choisir un ensemble minimal de points (appelés points sigma) autour de la moyenne d'une variable aléatoire. Ceux-ci sont ensuite propagés

par les fonctions non-linéaires, dont la moyenne et la covariance de l'estimation sont récupérées. Le résultat est un filtre qui capte les statistiques de la variable aléatoire transformée (moyenne et covariance) [132] [133].

### Algorithme UKF

On considère une variable aléatoire  $n$ -dimensionnelle  $X$  qui a la moyenne  $\bar{X}$  et une matrice de covariance  $P_x$ . Elle subit une transformation non linéaire arbitraire  $y = h_{NL}(X)$ . On calcule les deux premiers moments de la variable aléatoire transformée  $y$ , qui a la moyenne  $\bar{y}$  et la matrice de covariance  $P_y$ .

La procédure est simple :

On choisit un ensemble des échantillons  $X_i$  et leurs poids  $W_i$ , à condition que celui-ci qui est pondéré capte complètement la vraie moyenne et covariance de la variable aléatoire de départ  $X$ . Ensuite on transforme ces points selon la fonction non linéaire que l'on étudie. Enfin, on calcule les statistiques désirées suivant l'ensemble transformé.

Un ensemble des échantillons qui satisfait ces contraintes, est  $2L+1$  points  $X_i$  définit dans l'équation (38) et (39):

$$\begin{cases} X_0 = \bar{X} & i=0 \\ X_i = \bar{X} + \left[ \sqrt{(L+\lambda)P_x} \right]_i & i=1..L \\ X_i = \bar{X} - \left[ \sqrt{(L+\lambda)P_x} \right]_{i-n_x} & i=L+1..2L \end{cases} \quad (38)$$

$$\begin{cases} W_0(X) = \frac{\lambda}{n_x + \lambda} & i=0 \\ W_0(P) = \frac{\lambda}{n_x + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) & i=0 \\ W_i(X) = W_i(P) = \frac{1}{2(n_x + \lambda)} & i=1..2L \end{cases} \quad (39)$$

Où :

$X_i$  sont les échantillons déterministes,  $W_i$  leurs poids associés,  $\left[ \sqrt{(L+\lambda)P_x} \right]_i$  fait référence à la  $i^{\text{ème}}$  colonne de la matrice  $(L+\lambda)P_x$ ,  $L$  représente la dimension du vecteur d'état augmenté et  $\lambda$  est un paramètre de la transformation. Ce dernier est calculé par

$\lambda = \alpha^2(L + \delta) - L$ .  $\alpha$  et  $\delta$  sont des éléments d'échelle qui déterminent dans quelle mesure les points sont étalés à partir de la moyenne  $\bar{X}$ .

En effet, une formulation a été proposée par *Julier* en 1987 [131] pour contrôler la distribution des échantillons, sans permettre que la covariance devienne définie négative. Pour cela, un troisième paramètre,  $\beta$ , sert à contrôler ça. Ainsi, l'ensemble des éléments que l'on a pour contrôler la SUT est  $(\alpha; \delta; \beta)$ , pour lesquels il n'existe pas des valeurs optimales associées à ces derniers.

Dans notre travail, on prend  $\alpha = 10^{-3}$  et  $\beta = 2$ . Les échantillons déterministes  $X_i$  sont propagés au travers de la fonction non-linéaire  $h(\cdot)$ , pour produire un nouvel ensemble de points  $\mathcal{X}_i$ , à partir duquel on peut estimer les statistiques de la variable aléatoire transformée. Ces statistiques sont utilisées pour faire la correction de l'état, la matrice de covariance de l'erreur et le gain de Kalman.

L'algorithme se déroule selon les étapes successives suivantes [133] : on suppose que les observations dénotent  $X_{00} = W_i$ . Les statistiques des bruits d'état et d'observation sont  $Q$  et  $R$ , l'état initial est  $X_0$  et la covariance de l'état initial est  $P_0$ .

**Initialisation** :  $X_{00} = X_0$ ,  $P_{00} = P_0$ , calcul des poids  $W_i$  selon l'équation (39)

**Estimation** :

Pour  $k = 1$  à l'infini alors :

▪ **Prédiction** :

a) Calcul des  $\mathcal{X}_i$  selon les équations (38)

$((\mathcal{X}_0, \mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_L, \dots, \mathcal{X}_{2L}))$

b) Evaluation des échantillons propagés  $((\hat{X}_{0,k|k-1}, \dots, \hat{X}_{n_x,k|k-1}, \dots, \hat{X}_{2n_x,k|k-1}))$  tel

que :

$$\hat{X}_{i,k|k-1} = f(\mathcal{X}_{i,k-1|k-1}, u_{k-1}) \quad (40)$$

c) Estimation de l'état de prédiction et la covariance de l'erreur

$$X_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(x)} \hat{X}_{i,k|k-1} \quad (41)$$

$$P_{k|k-1} \approx \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} (\hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1}) * (\hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1})^T + Q_k \quad (42)$$

$$\text{Sachant que : } Q_k = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (43)$$

▪ **Correction :**

a) Evaluation des échantillons pour la correction et la propagation

$$(\hat{Y}_{0,k|k-1}, \dots, \hat{Y}_{L,k|k-1}, \dots, \hat{Y}_{2L,k|k-1}) \quad (44)$$

$$\text{Sachant que : } \hat{Y}_{i,k|k-1} = h(\hat{X}_{i,k|k-1}, u_k) \quad (45)$$

b) Estimation de la prédiction de l'observation  $\hat{y}_{k|k-1}$ , la covariance de l'erreur de prédiction  $P_{(yy,k|k-1)}$  et la covariance croisée  $P_{xy,k|k-1}$  suivant les équations (46), (47) et (48).

$$\hat{y}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(x)} \hat{Y}_{i,k|k-1} \quad (46)$$

$$P_{(yy,k|k-1)} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} (\hat{Y}_{(i,k|k-1)} - \hat{y}_{k|k-1}) * (\hat{Y}_{(i,k|k-1)} - \hat{y}_{k|k-1})^T + R \quad (47)$$

$$P_{xy,k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} (\hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1}) * (\hat{Y}_{i,k|k-1} - \hat{y}_{k|k-1})^T \quad (48)$$

$$\text{c) Calcul du gain de Kalman } G_k : G_k = P_{xy,k|k-1} / P_{yy,k|k-1} \quad (49)$$

d) Correction de l'état et de la matrice de covariance de l'erreur

$$X_{k|k} = X_{k|k-1} + G_k (y_k - \tilde{y}_{k|k-1}) \quad (50)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - G_k * P_{yy,k|k-1} * G_k^T \quad (51)$$

Fin de la boucle « pour ».

### 3.3.4.2 La méthode de différences finies

Dans cette section, on présente l'approche de différences finies (l'interpolation polynomiale de Stirling). Comme dans le cas de la transformation UT, l'idée est d'approcher la fonction non-linéaire jusqu'au deuxième ordre en appliquant l'interpolation de Stirling. Ensuite, on calcule la moyenne et la covariance de la variable aléatoire transformée [134]. Cette méthode utilise une technique d'échantillonnage déterministe basée sur l'approche mathématique de différences finies. Elle consiste à choisir un ensemble minimal de points (appelés points sigma) autour de la moyenne d'une variable aléatoire. Ceux-ci sont ensuite propagés par les fonctions non-linéaires. La moyenne et la covariance de l'estimation seront récupérées. Le résultat est un filtre **CDKF** qui capte les statistiques de la variable aléatoire désirée.

Ce filtre provient de la transformation non linéaire d'une variable aléatoire  $X$  de dimension  $L$ , de moyenne  $\bar{X}$  et de matrice de covariance  $P_x$  par une fonction non linéaire arbitraire  $h(\cdot)$  tel que :  $y = h_{NL}(X)$ .

On définit  $S_x$  la factorisation de Cholesky de la matrice de covariance  $P_x = S_x \times S_x^T$ ,  $e_i$  vecteur nul avec une seule composante égale à 1 dans la  $i$ -ème position,  $S_{x,i} = \begin{bmatrix} S_x \\ e_i \end{bmatrix}$  est la  $i$ -ème colonne du facteur de Cholesky de la matrice de covariance. Par l'utilisation de l'interpolation de Stirling du 2ème ordre, on peut approcher la variable aléatoire  $y$  et sa moyenne  $\bar{y}$  de la façon suivante :

$$y = h_{NL}(X) = h_{NL}(S_x z) \approx \tilde{h}_{NL}(z) = \tilde{h}_{NL}(\bar{z}) + \frac{\partial}{\partial \Delta_z} \tilde{h}_{NL} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial (\Delta_z)^2} \tilde{h}_{NL} \quad (52)$$

$$\begin{aligned} \bar{y} &\approx E[y] = E \left[ \tilde{h}_{NL}(\bar{z}) + \frac{\partial}{\partial \Delta_z} \tilde{h}_{NL} + \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial (\Delta_z)^2} \tilde{h}_{NL} \right] \\ &= \frac{k^2 - L}{k^2} \tilde{h}_{NL}(\bar{X}) + \frac{1}{2k^2} \sum_{i=1}^L \left( \tilde{h}_{NL}(\bar{X} + kS_{x_i}) + \tilde{h}_{NL}(\bar{X} - kS_{x_i}) \right) \end{aligned} \quad (53)$$

Avec  $\bar{z} = S_x \bar{X}$  et  $k$  la longueur de l'intervalle qui dépend de la distribution de la variable aléatoire  $z$ . Pour minimiser l'erreur entre l'estimation de la moyenne et la covariance,  $k^2$  doit être égal au kérésos de  $z$ . Alors, dans le cas d'une variable aléatoire Gaussienne, la valeur optimale est  $k^2 = 3$ . En utilisant quelques manipulations algébriques,

nous pouvons rapprocher la moyenne a posteriori, la covariance et cross-covariance de  $y$ . Pour un calcul détaillé voir [134]. Cette transformation découple les variables  $X$  de manière stochastique par le fait que les composants individuels de  $z$  deviennent mutuellement des corrélées (avec variance unité).

### 3.3.4.3 La méthode quadrature de Gauss-Hermite

Une formule de quadrature représente une expression mathématique utilisée pour estimer la valeur numérique de l'intégrale d'une fonction définie sur un intervalle. D'une manière générale, cette méthode remplace ce calcul par une somme pondérée prise en un certain nombre de points du domaine d'intégration. Ces formules sont obtenues à l'aide de la substitution de la fonction par une approximation. En effet, la formule de Gauss-Hermite est une technique de quadrature exacte pour un polynôme de degré  $2n-1$  si l'on utilise  $n$  échantillons sur le domaine d'intégration [127]. L'idée de Gauss-Legendre est de généraliser cette méthode pour des points espacés de manière non-régulière sur l'intervalle d'intégration. Si on ne fixe pas a priori les positions des  $n+1$  échantillons, cela laisse  $n+1$  degrés de libertés supplémentaires. On peut donc choisir les positions de ces points de manière à obtenir une méthode optimale. Quelle que soit la position des  $n+1$  échantillons, la manière qui consiste à calculer l'intégrale du polynôme de degré  $n$  passant par ces points est exacte pour tous les polynômes de degré  $\leq 2n+1$ . On peut donc utiliser les  $n+1$  degrés de liberté qui correspondent à la distribution des échantillons. Aussi, calculer leur positions de manière à ce que la valeur de l'intégrale soit exacte pour tous les polynômes de  $n+1$  degrés de plus, c'est à dire pour tous les polynômes de degré  $\leq 2n+1$ . Le calcul des points et poids de quadrature est fait une fois pour toute, et ces valeurs peuvent être stockées en mémoire pour faire tourner l'algorithme. Cette méthode peut être appliquée à un nombre d'échantillons  $n+1$  quelconque. On peut alors montrer qu'une bonne approximation de l'intégrale à calculer est :

$$\int \rho(x) f(x) dx \approx \sum_{i=1}^n W_i f(\chi_i) \quad (54)$$

Où  $\rho(x)$  est une fonction de pondération représentant une densité Gaussienne, centrée et réduite,  $\rho(x) = e^{-x^2}$  sont les poids ( $W_i$ ) et les  $\chi_i$  sont les points de quadrature.

Dans un cas général, si la variable  $x$  subit une distribution Gaussienne centrée et réduite, alors la solution de quadrature s'écrit :

$$I(f(x)) \approx \sum_{\alpha_n=1}^L \dots \sum_{\alpha_1=1}^L W_1 \dots W_L f(\chi_1 \dots \chi_L) = \sum_{\alpha=1}^{L^{\alpha_n}} \widetilde{W}_\alpha f(\chi_\alpha) \quad (55)$$

$$\text{Avec : } \widetilde{W}_\alpha = \prod_{i=1}^{\alpha_n} W_{\alpha_i} \text{ et } \chi_\alpha = [\chi_1 \dots \chi_n].$$

Enfin on peut dire :

$$E(f(x)) \approx \sum_{\alpha=1}^{L^{\alpha_n}} \widetilde{W}_\alpha f(\chi_\alpha) \quad (56)$$

Avec cette formulation, on peut approcher de façon déterministe en effectuant une somme pondérée d'évaluation d'une fonction, une intégrale Gaussienne. Si on prend  $L$  point par dimension, l'approximation s'écrit :

$$\bar{x} = \sum_{\alpha=1}^{L^{\alpha_n}} \widetilde{W}_\alpha f(\chi_\alpha) \quad (57)$$

$$W_{xx} = \sum_{\alpha=1}^{L^{\alpha_n}} \widetilde{W}_\alpha (\chi_\alpha - \bar{x})(\chi_\alpha - \bar{x})^T \quad (58)$$

Après, on calcule la transformation des points  $\mathcal{Y}_\alpha = f(\chi_\alpha)$ , et on peut estimer la moyenne, la covariance ainsi que la covariance croisée. Enfin, il nous reste seulement à appliquer les équations de correction du filtre de Kalman (le gain de Kalman, le nouvel état et la covariance).

### 3.3.4.4 La méthode des règles de cubature

Cette méthode cherche à approcher l'intégrale de la solution bayésienne par les lois de cubature. En effet, celles-ci sont des méthodes numériques efficaces pour approximer les intégrales multidimensionnelles. Leur principe est très similaire à la quadrature de Gauss-Hermite. La différence réside dans la façon de calcul des points et leur poids ainsi que le nombre d'échantillons nécessaires.

D'autre part, l'application de ces règles nous laisse une occasion pour exploiter les symétries des densités Gaussiennes à réduire le nombre de points à évaluer. Ceci laisse envisager des implémentations en temps réel et aussi une solution au problème des états à grande dimension [128]. L'idée générale de cette approche correspond à réécrire l'intégrale de la solution bayésienne (Equation 59) sous une forme sphérique (Equation 60). On cherche donc à approcher l'intégrale du produit d'une fonction arbitraire par une densité Gaussienne.



On prend  $x = ry$ , où  $r$  est un rayon et  $y$  un vecteur directeur, avec  $y^T y = 1$  avec  $r$  positif.

$$I(f) = \int f(x) e^{-x^T x} dx \quad (59)$$

$$I(f) = \int_0^\infty \int_{U_n} f(rv) r^{n-1} e^{-r^2} d\sigma(v) dr = \int_0^\infty S(r) r^{n-1} e^{-r^2} dr \quad (60)$$

Où la surface de la sphère est défini comme  $U_n = \{v \in \mathbb{R}^L \mid v^T v = 1\}$ ,

$\sigma(\cdot)$  est la mesure de surface,

$I(f)$  est une intégrale radiale (Eq 60) et  $S(r)$  est une intégrale sphérique avec une fonction de pondération  $W(v) = 1$ .

Dans ce cas,  $I(f)$  est calculée avec une méthode de quadrature Gaussienne, et  $S(r)$  avec une règle de cubature qui profite de la symétrie de la densité Gaussienne pour réduire le nombre de points à évaluer. Le résultat est un filtre de **Kalman Cubature** qui est une application directe de la loi de cubature sphéro-radiale (SR) de troisième ordre.

On suppose que l'intégrale SR est calculé à partir de  $N$  points de quadrature et  $N \times M$  points de cubature respectivement :

$$I_r = \int_0^\infty f(r) r^{L-1} e^{-r^2} dr \approx \sum_{i=1}^N a_i f(r_i) \quad (61)$$

$$I_s = \int_{U_n} g(rs) d\sigma(s) \approx \sum_{j=1}^M b_j g(rs_j) \quad (62)$$

On peut écrire une règle SR de cubature qui utilise  $N \times M$  points de la façon suivante :

$$I(f) = \int_{\mathbb{R}^L} f(x) e^{-x^T x} dx \approx \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N a_i b_j f(r_i s_j) \quad (63)$$

Pour la règle SR du 3ème ordre, on a :  $N = 1$  et  $M = 2L$  alors le nombre total de points de cubature est  $N \times M = 2L$  et l'on peut ainsi écrire :

$$I(f) = \int_{\mathbb{R}^L} f(x) e^{-x^T x} dx \approx \sum_{i=1}^{2L} w_i f(\chi_i) \quad (64)$$

Avec le couple  $(\chi_i, W_i)$  qui correspond aux points et poids de cubature tel que  $\chi_i = \sqrt{L}[1]_i, W_i = \frac{1}{2L}, i = 1 \dots 2L$ , on obtient une estimation de la moyenne et la covariance d'une variable aléatoire.

### 3.4 Conclusion

Les problèmes d'estimation sont présents dans presque tous les domaines scientifiques et en particulier dans les systèmes de navigation. On a vu que ceux de la localisation sont résolus avec une solution sous-optimale de la solution Bayésienne, puisque l'hypothèse de base est que la densité a posteriori est supposée Gaussienne. On a donc analysé l'EKF dont le principe est la linéarisation des fonctions d'état et d'observation, en utilisant un développement de Taylor du premier ordre autour de la dernière valeur prédite ou estimée. D'autre part, nous avons discuté un aperçu des méthodes déterministes, où on a vu que ces dernières partagent les mêmes principes. Elles sont de deux catégories distinctes. D'abord des méthodes qui considèrent l'approximation des statistiques d'une variable aléatoire qui subit une transformation non-linéaire (UT et CDKF) et d'autres qui calculent numériquement les intégrales du filtre Bayésien (QKF et CKF). Dans notre cas, on a adopté la solution par transformation (UT) à cause de sa facilité à implémenter, surtout pour notre application en temps réel où elle est préférable.

## CHAPITRE 4

### *4. Fusion des données*

## 4.1 Introduction

L'importance de fusionner les informations de plusieurs sources sensorielles vient du fait qu'une mesure ou une transformation des données est souvent bruitée. Ceci peut influencer négativement la qualité de l'information finale. De plus, dans certains cas, si un seul capteur est incapable de fournir au robot une information riche et utile à cause de ses propres limitations ou de quelques difficultés environnementales, la combinaison de capteurs complémentaires est une solution efficace. Les techniques de fusion que nous proposons dans ce travail sont basées sur le filtre de Kalman.

La fusion des données est l'association, la corrélation et la combinaison de celles-ci et des informations provenant de multiples sources, afin d'obtenir une information optimale. En outre, la fusion des données multi-capteurs est un moyen qui cherche à combiner des informations provenant de plusieurs capteurs pour réaliser des inférences non réalisables par un seul capteur. Dans ce contexte, elle a été largement débattue, notamment son amélioration dans la localisation de la position en termes de précision et d'orientation. Plus récemment, d'autres applications ont commencé à utiliser des techniques de fusion des données multi-capteurs telles que la surveillance de l'état des machines, la gestion des installations automatisées et la modélisation de l'environnement.

Généralement, en ce qui concerne la position, il y a deux types de capteurs capables de localiser un fauteuil roulant [5] :

**1- La localisation absolue** (GPS, radar, etc.), qui est réalisée à l'aide de capteurs qui recueillent des données de l'environnement du véhicule. Un ensemble de sonars est généralement utilisé comme capteurs externes. Ils sont fixés au véhicule et mesurent la distance par rapport aux obstacles et aux surfaces dans son espace de travail.

**2- La localisation relative**, qui est réalisée par des capteurs mesurant des paramètres internes du véhicule, telle que la position, la vitesse et la vitesse angulaire. Des codeurs incrémentaux optiques sont fixés aux axes des roues motrices et à l'axe de direction du véhicule. Dans ce dernier cas, la position est dérivée du dernier point et l'erreur de positionnement dérive donc avec le temps.

Le GPS fournit un moyen pratique et facile à utiliser pour estimer la position. Sa précision peut aller jusqu'à 2 cm [7] selon la disponibilité du réseau de satellites. En outre, il

semble le capteur idéal de localisation en plein air. Les signaux GPS peuvent être bloqués par des objets solides tels que des bâtiments et des arbres. Le temps d'acquérir les satellites peut être important en particulier lorsque la précision du niveau de *cm* est souhaitée. D'autre part, en fonctionnant sur un véhicule autonome, le GPS seul ne fournit pas le niveau de fiabilité et la robustesse nécessaires. Pour atteindre ça, il est nécessaire d'ajouter des capteurs inertiels [135][136][137]. En combinant les deux ensembles de mesures, le système couplé INS/ GPS est capable de fournir une estimation de la position plus précise et plus robuste [136]. Cette combinaison dépend d'une variété de capteurs qui diffère en termes de fabricant, de technologie, de mécanisme et du protocole d'action. De ce fait, de nombreuses complications et des problèmes dans le cas de mélange apparaissent [7]. Pour cette raison, notre contribution dans ce travail est de trouver la meilleure façon qui permet l'utilisation de différentes informations provenant des capteurs et de faire des jugements corrects simultanément.

Dans notre étude, nous avons considéré deux architectures pour la fusion des données: MF (fusion de mesure) et SVF (la fusion au niveau du vecteur d'état) à l'aide de l'algorithme de Kalman. Théoriquement, l'utilisation de l'algorithme MF est satisfaisante, puisque les mesures sont essentiellement combinées, et le vecteur d'état optimal de la position est obtenu sans beaucoup de traitement [44][45]. Par conséquent, dans d'autres applications, cela ne peut être réalisable car le volume des données à transmettre au centre de fusion serait très important et peut créer des problèmes avec la capacité de transmission du canal. D'autre part, SVF est préférable dans des situations pratiques. En effet, dans un tel système, chaque capteur utilise un estimateur qui obtient une estimation du vecteur d'état et de la matrice de covariance associée à partir des données provenant de ce capteur. Ensuite, ces vecteurs d'état sont transmis sur une liaison des données vers le centre de fusion. Ceci réduirait certainement les surcharges et les frais généraux de la chaîne. Au centre de fusion, le vecteur fusionné (vecteur composite de tous les états) est obtenu.

Dans la littérature [138], les différents systèmes de localisation sont reformulés comme un problème d'estimation non-linéaire où la solution est donnée par l'EKF. Celui-ci est une approche courante pour la localisation d'un robot mobile [69]. Cependant, la performance de l'EKF et la qualité de l'estimation dépend de la bonne connaissance a priori des matrices du processus et du bruit de mesure ( $Q_k$  et  $R_k$  respectivement). La connaissance imprécise de ces statistiques peut entraîner une dégradation importante des performances.

L'apparition de la famille des méthodes déterministes montre que l'UKF peut viser des estimations avec une plus haute précision par rapport à l'EKF. La différence fondamentale entre ces deux types de filtre réside à la manière dont la Variable Aléatoire Gaussienne (*GRV*) est indiquée pour se propager à travers la dynamique du système. Dans l'EKF, la distribution de l'état est approchée analytiquement, ce qui peut introduire des erreurs importantes dans la vraie covariance a posteriori de la *GRV* traitée. Ceci peut conduire à une performance optimale et parfois divergente du filtre. Cependant, dans l'UKF, la réconciliation de la distribution d'état estimé est faite par la construction des points avec des poids différents basés sur des méthodes déterministes [139]. Ces échantillons sont capables de capturer la véritable moyenne et la vraie covariance du *GRV*.

En effet, chacun des filtres mentionnés ci-dessus a son propre domaine d'applicabilité et il est douteux qu'un seul serait considéré comme efficace pour un large éventail d'applications. Le but de ce travail est d'améliorer la performance de ces estimateurs (EKF et UKF) et de trouver des architectures capables de combiner les mesures bruyantes de toutes les sources afin d'obtenir la meilleure estimation de l'état, tout en réduisant l'incertitude de mesure. La motivation de cette étude était d'introduire un filtre plus précis qui pourrait être appliqué pour résoudre les problèmes de filtrage non linéaire. Dans cette section, nous allons présenter les architectures de fusion des données MF et SVF pour fusionner les mesures disponibles. Le développement mathématique de base et une comparaison entre eux est présenté.

## 4.2 Les techniques de fusion

La plupart des méthodes de fusion des données utilisent les propriétés statistiques comme la covariance de diverses sources des données. Le but c'est obtenir des informations précises afin de les fusionner par la suite. La technique de fusion SVF utilise un groupe de filtres de Kalman pour avoir les estimations de l'état. Cette méthode est basée sur des capteurs individuels. Leurs mesures sont ensuite fusionnées pour donner une meilleure estimation conjointe de l'état.

D'autre part, le processus MF fusionne directement les informations des capteurs, comme représenté par la figure 34. Pour obtenir une mesure d'un combiné pondéré, cette méthode utilise un seul filtre de Kalman basé sur les données fusionnées. Les deux techniques ont leurs propres avantages et leurs inconvénients.

La fusion SVF est moins coûteuse car elle est basée sur un traitement parallèle indépendant des données. Pour la partie diagnostique, cette dernière a l'avantage de la petite tolérance de mise en œuvre. Par contre, la complexité de l'ajout d'un capteur à cette architecture, qui nécessite une mémoire supplémentaire, représente la limitation majeure de la performance de fusion multi-capteurs.

#### 4.2.1 Fusion des mesures MF

L'architecture MF transmet toutes les données de chaque source à un centre de fusion. Ce dernier fusionne les capteurs visés directement par l'intermédiaire d'un modèle de mesure. Cette architecture utilise le KF pour estimer le vecteur d'état condensé [140][141].

La figure 34 représente le principe de cette méthode.

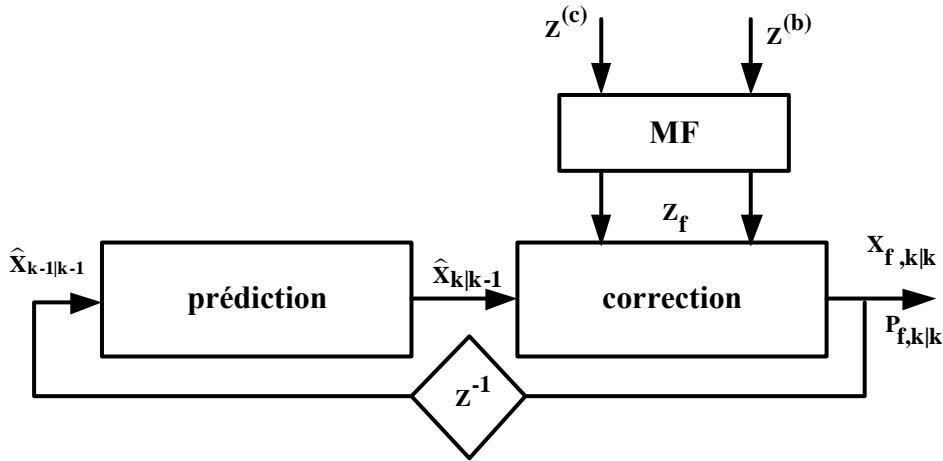


Figure 34: Architectures de fusion MF

$$\begin{aligned}\tilde{X}_{k|k-1} &= F(\hat{X}_{k-1|k-1}) \\ \tilde{P}_{k|k-1} &= A_k * \hat{P}_{k-1|k-1} * A_k^T + W_k * Q_{k-1} * W_k^T\end{aligned}\quad (65)$$

La fusion MF est :

$$\begin{aligned}Z_f &= Z_c + Z_c * [R_c + R_b]^{-1} * (Z_b - Z_c) \\ R_f &= R_c - R_c * [R_c + R_b]^{-1} * R_c\end{aligned}\quad (66)$$

$$\begin{aligned}
 C &= h\left(\tilde{X}_{k|k-1}\right) \\
 \tilde{Z}_{k|k-1} &= C * \tilde{X}_{k|k-1} \\
 e &= Z_f - \tilde{Z}_{k|k-1} \\
 S &= C * \tilde{P}_{k|k-1} * C^T + R_f \\
 K &= \tilde{P}_{k|k-1} * C^T * S^{-1} \\
 \hat{X}_{f,k|k} &= \tilde{X}_{k|k-1} + K * e \\
 \hat{P}_{f,k|k} &= [I - K * C] * \tilde{P}_{k|k-1}
 \end{aligned}
 \tag{67}$$

### 4.2.2 Fusion aux niveaux du vecteur d'état SVF

La technique SVF est un processus de fusion des données basé sur le filtre de Kalman [140][141]. L'algorithme est appliqué indépendamment aux capteurs (données) et génère des estimations de l'état. Comme on le voit sur la figure 35, chaque source utilise un estimateur KF. Celui-ci obtient un vecteur d'état et les matrices de covariance associées. Ensuite, le centre de fusion a la responsabilité d'associer l'ensemble des vecteurs et de fusionner leurs informations pour obtenir un état final. Les matrices de covariance sont combinées pour donner la matrice d'état finale.

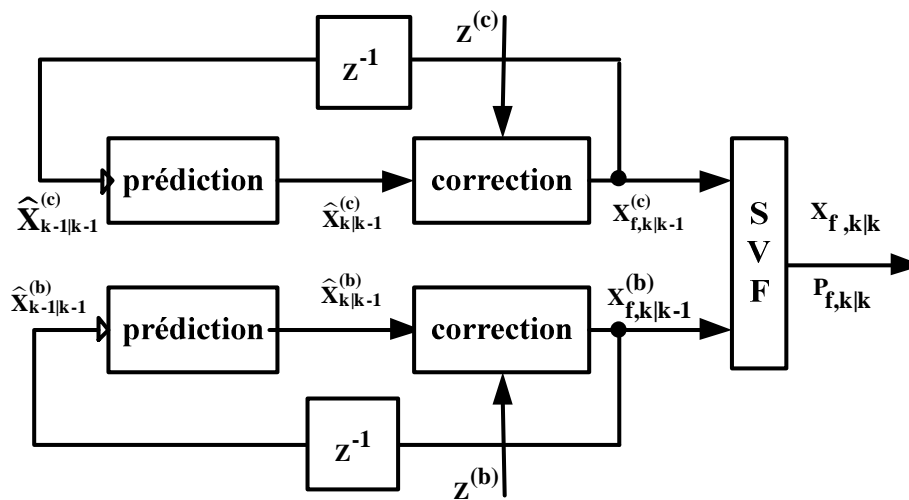


Figure 35: Architectures de fusion SVF

L'algorithme récursif du filtre de Kalman est calculé pour les mesures de codeurs concaténés avec la boussole par deux étapes:

- L'étape de la prédiction :



$$\begin{aligned}
\widetilde{X}_{c,k|k-1} &= F(\widehat{X}_{c,k-1|k-1}) \\
\widetilde{P}_{c,k|k-1} &= A_k * \widehat{P}_{c,k-1|k-1} * A_k^T + W_k * Q_{(k-1)} * W_k^T
\end{aligned} \tag{68}$$

• L'étape de la correction :

$$\begin{aligned}
C_c &= h(\widetilde{X}_{c,k|k-1}) \\
\widetilde{Z}_{c,k|k-1} &= C_c * \widetilde{X}_{c,k|k-1} \\
e_c &= Z_c - \widetilde{Z}_{c,k|k-1} \\
S_c &= C_c * \widetilde{P}_{c,k|k-1} * C_c^T + R_c \\
K_c &= \widetilde{P}_{c,k|k-1} * C_c^T * S_c^{-1} \\
\widehat{X}_{c,k|k} &= \widetilde{X}_{c,k|k-1} + K_c * e_c \\
\widehat{P}_{c,k|k} &= [I - K_c * C_c] * \widetilde{P}_{c,k|k-1}
\end{aligned} \tag{69}$$

L'algorithme récursif du filtre de Kalman (le même algorithme) est calculé pour les mesures de l'accéléromètre par deux étapes aussi et en parallèle avec les calculs de la boussole :

• L'étape de la prédiction :

$$\begin{aligned}
\widetilde{X}_{b,k|k-1} &= F(\widehat{X}_{b,k-1|k-1}) \\
\widetilde{P}_{b,k|k-1} &= A_k * \widehat{P}_{b,k-1|k-1} * A_k^T + W_k * Q_{k-1} * W_k^T
\end{aligned} \tag{70}$$

• L'étape de correction :

$$\begin{aligned}
C_b &= h(\widetilde{X}_{b,k|k-1}) \\
\widetilde{Z}_{b,k|k-1} &= C_b * \widetilde{X}_{b,k|k-1} \\
e_b &= Z_b - \widetilde{Z}_{b,k|k-1} \\
S_b &= C_b * \widetilde{P}_{b,k|k-1} * C_b^T + R_b \\
K_b &= \widetilde{P}_{b,k|k-1} * C_b^T * S_b^{-1} \\
\widehat{X}_{b,k|k} &= \widetilde{X}_{b,k|k-1} + K_b * e_b \\
\widehat{P}_{b,k|k} &= [I - K_b * C_b] * \widetilde{P}_{b,k|k-1}
\end{aligned} \tag{71}$$

Tout d'abord, l'estimation d'état est générée par le traitement des données de mesure provenant de chaque capteur. La fusion est obtenue en combinant les estimations d'état et en utilisant une somme pondérée des deux estimations indépendantes. Les facteurs de pondération utilisés sont les matrices de covariance appropriées. Ainsi, ces estimations d'état et les matrices de covariance correspondantes sont fusionnées comme suit :

L'état fondu et celui de la matrice de covariance sont calculés en utilisant les expressions suivantes :

$$\begin{aligned}\widehat{X}_{f,k|k} &= \widehat{X}_{c,k|k} + \widehat{P}_{c,k|k} * \left[ \widehat{P}_{c,k|k} + \widehat{P}_{b,k|k} \right]^{-1} * \left( \widehat{X}_{b,k|k} - \widehat{X}_{c,k|k} \right) \\ \widehat{P}_{f,k|k} &= \widehat{P}_{c,k|k} + \widehat{P}_{b,k|k} * \left( \widehat{P}_{c,k|k} + \widehat{P}_{b,k|k} \right)^{-1} * \widehat{P}_{c,k|k}^T\end{aligned}\quad (72)$$

Où  $\widetilde{X}_{b,k|k-1}$ ,  $\widetilde{X}_{c,k|k-1}$  sont les vecteurs d'état estimés des filtres 1 et 2 avec des mesures de capteurs 1 ( $\mathbf{Z}_{c,k} = [x_a y_a \theta_b]^T$ ) et capteurs 2 ( $\mathbf{Z}_{b,k} = [x_a y_a \theta_b]^T$ ), respectivement, et  $\widetilde{P}_{c,k|k-1}$ ,  $\widetilde{P}_{b,k|k-1}$  sont les matrices de covariances correspondantes à l'état estimé des filtres 1 et 2.

### 4.3 Conclusion

Un compromis entre la complexité et le temps de calcul ainsi que la précision numérique doit être trouvé pour sélectionner l'algorithme approprié pour une application pratique. Le choix de l'utilisation d'une l'architecture correspond à des décisions comme l'estimation optimale, l'utilisation pratique de la bande passante de communication entre les capteurs et le centre de fusion, et les ressources informatiques nécessaires à chaque emplacement. Dans ce chapitre nous avons discuté le principe des deux méthodes de fusion des données MF et SVF pour fusionner les mesures disponibles. Ainsi les modèles mathématiques sont exposés.

## CHAPITRE 5

### *5. Résultats et analyses*

## 5.1 Introduction

Les systèmes de mesures sont basés sur des capteurs. Ceux-ci sont généralement soumis aux bruits externes, pannes internes et /ou défaillances mécaniques. Pour s'assurer qu'un système reçoit une vue réaliste de son environnement, il est nécessaire de combiner les données de deux ou plusieurs capteurs à la fois. Ce processus (fusion des données) s'articule sur les algorithmes et les techniques qui étaient déjà discutés au chapitre 4. Les sections 4.2.1 et 4.2.2 ont exposé les méthodes utilisées dans la fusion des données de trois types de capteurs.

Dans ce chapitre, on évaluera la performance d'un système de fusion des données (DF) afin d'établir la confiance dans celui-ci, ainsi que pour justifier le meilleur algorithme adapté à notre application.

Nous allons montrer dans un premier temps, l'influence de bruit de mesures sur la localisation de la position. Nous présentons ensuite, l'importance de la fusion des données en utilisant les algorithmes de fusion SVF et MF basés sur l'EKF. Enfin, nous allons améliorer le filtre UKF par ces deux architectures. Aussi, nous développerons par simulation ses différentes réponses sous l'environnement MATLAB. Enfin, on présentera une comparaison entre ces techniques, afin de montrer l'algorithme le plus fiable pour cette application.

## 5.2 Les critères d'évaluation des performances

L'évaluation des performances vise à étudier le comportement d'un système de fusion des données exploité par différentes techniques et basé sur l'ensemble des mesures. Généralement, le résultat est une décision sur les algorithmes selon les exigences du cahier des charges. En effet, les critères d'évaluation de la performance d'une méthode appliquée sur un système de fusion des données varient d'un problème à un autre à cause de plusieurs raisons exigées telles que, le but, le degré de fiabilité, la simplicité, le temps d'exécution, la précision, la robustesse, la consistance et la cohérence [142]. Il est donc nécessaire d'étudier plusieurs critères pour évaluer un système de fusion des données. En conséquence, pour juger une méthode et pour justifier qu'elle est plus fiable qu'une autre, il faut respecter ces exigences. Dans notre application, nous allons utiliser neuf critères de performance de fusion largement utilisés, à savoir : l'Erreur Absolue (Absolute Error *AE*), l'Erreur Absolue Moyenne (Mean Absolute Error *MAE*), l'Erreur d'Ajustement (Percentage Fit Error *PFE*), l'Erreur Quadratique Moyenne en Position (Root Mean Square Error In Position *RMSE*), l'Erreur d'Etat (State Error *SE*), la Séquence d'Innovation (Innovation Sequence *IS*), l'Autocorrélation (Autocorrelation *AC*) et le temps d'exécution (Time).

### 5.2.1 L'Erreur Absolue (AE)

C'est une séquence de nombres correspondant à la valeur absolue de la différence entre les positions réelles et estimées. Elle augmentera lorsque les positions estimées et vraies diffèrent et le sera nulle lorsqu'elles sont similaires. Pour ce critère, l'algorithme qui donne une valeur minimale est le plus préférable.

$$AE_x = |x_i - \hat{x}_i| \quad , \quad AE_y = |y_i - \hat{y}_i| \quad , \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (73)$$

### 5.2.2 L'Erreur Absolue Moyenne (MAE)

L'erreur absolue moyenne est calculée comme la valeur moyenne de l'erreur absolue.

$$MAE_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \hat{x}_i| \quad , \quad MAE_y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (74)$$

### 5.2.3 L'Erreur d'Ajustement (PFE)

L'erreur d'ajustement est une séquence de nombres en pourcentage. Elle exprime le rapport entre la norme de l'erreur de la position et de la position vraie. Cette erreur d'ajustement est proportionnelle à l'erreur de la position. D'une manière générale, l'algorithme qui la génère jusqu'à 5% est acceptable [143].

$$PFE_x = 100 * \frac{\text{norme}(x - \hat{x})}{\text{norme}(x)} \quad , \quad PFE_y = 100 * \frac{\text{norme}(y - \hat{y})}{\text{norme}(y)} \quad (75)$$

### 5.2.4 L'Erreur Quadratique Moyenne En Position (RMSE)

Cette valeur est proportionnelle à l'erreur de la position. Elle est définie par l'équation suivante :

$$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2}{2}} \quad , \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (76)$$

### 5.2.5 La Somme De L'Erreur Quadratique (RSSE)

Ce critère est calculé comme la somme de la racine carrée de la différence entre la valeur vraie et celle estimée. Il produit une séquence de nombres et ses chiffres seront égaux à zéro lorsque les positions vraies et estimées correspondantes sont semblables.

Ses valeurs vont augmenter quand les positions estimées correspondantes diffèrent des véritables positions. L'algorithme qui donne des erreurs minimales est hautement préférable.

$$RSSPE = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2} \quad (77)$$

**Note :** Les critères précédents sont utilisés généralement pour démontrer la précision et la fiabilité.

### 5.2.6 L'Erreur d'Etat (SE)

L'erreur d'état doit être limitée par ses deux limites théoriques comme c'est indiqué ci-dessous :

$$SE_{x=(x-\hat{x})} \text{ Avec des limites théoriques de } \pm 2\sqrt{\hat{P}_x}$$

$$SE_{y=(y-\hat{y})} \text{ Avec des limites théoriques de } \pm 2\sqrt{\hat{P}_y}$$

$$SE_{\theta=(\theta-\hat{\theta})} \text{ Avec des limites théoriques de } \pm 2\sqrt{\hat{P}_\theta}$$

- Si les erreurs d'état sont dans les limites théoriques, alors ça confirme la robustesse du filtre.
- Si elles sont en dehors de ça, cela indique que les erreurs d'estimation de l'état ne sont pas saines par rapport au filtre en fonction de la covariance calculée.

### 5.2.7 La Séquence d'Innovation (IS)

La séquence d'innovation avec leurs limites théoriques montre la cohérence des algorithmes étudiés.

$$IS_x = Z_x - \tilde{Z}_{k|k-1} \text{ Avec des limites théoriques de } \pm 2\sqrt{S_x}$$

$$IS_y = Z_y - \tilde{Z}_{k|k-1} \text{ Avec des limites théoriques de } \pm 2\sqrt{S_y}$$

$$IS_\theta = Z_\theta - \tilde{Z}_{k|k-1} \text{ Avec des limites théoriques de } \pm 2\sqrt{S_\theta}$$

### 5.2.8 L'Autocorrélation (AC)

L'autocorrélation montre que les algorithmes étudiés extraient toutes les informations représentées par le signal.

$$AC = 2 \times \text{sqrt} \left( \text{diag} \left( H * \hat{P}_k * H^T + R \right) \right) \quad (78)$$

## 5.3 Résultats et simulations

Pour les parties suivantes, les résultats de simulation utilisent les paramètres suivants :

Période d'échantillonnage:  $\Delta t = 0.1 \text{ sec}$  .

Vecteur d'état initial :  $x_0 = [0 \ 0 \ 0]^T$

La matrice initiale de covariance  $P_0$  est établie par expérimentation de la manière suivante :

Dans un premier temps, nous avons comparé les erreurs réellement observées avec l'incertitude quantifiée par le modèle. Cette comparaison concerne deux types de déplacement du robot : une série de translations le long de l'axe  $OX, OY$  et une autre de rotations. La précision des mesures de déplacement est de 1 cm selon  $x, y$  et  $0, 3^\circ$  selon  $\theta$ . Pour chaque expérience, la matrice initiale de covariance est définie par :

$$P_0 = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3 \end{bmatrix} \quad (79)$$

### 5.3.1 L'influence du bruit de mesures sur la localisation de la position

Dans cette section, trois expériences ont été simulées. On va se baser sur la fusion des données par l'utilisation de l'EKF. On doit varier les valeurs des deux matrices  $Q$  et  $R$  pour montrer l'influence du bruit de mesures sur la localisation de la position.

On a observé qu'à chaque fois qu'on diminue les valeurs du bruit, l'erreur sur  $x, y$  et  $\theta$  diminue. Donc on va présenter les résultats de simulation avec les trois expériences suivantes:

Expérience 1 – Avec  $Q = \text{diag}[0.01 \ 0.01 \ 0.3]$  et  $R = \text{diag}[10^{-8} \ 10^{-8}]$

Expérience 2- Avec  $Q = \text{diag}[0.001 \ 0.001 \ 0.03]$  et  $R = \text{diag}[10^{-12} \ 10^{-12}]$

Expérience 3- Avec  $Q = \text{diag}[0.0001 \ 0.0001 \ 0.003]$  et  $R = \text{diag}[10^{-16} \ 10^{-16}]$

Nous avons utilisé une trajectoire de 20 échantillons (figure 36), avec une position initiale mobile (-1.1) et un temps d'échantillonnage ( $T = 100$  ms). Cependant, à chaque expérience on réalise 10 itérations ( $K=10$ ).

Les résultats de simulation de l'erreur de la position et l'orientation sont présentés dans les figures 37, 38, et 39.

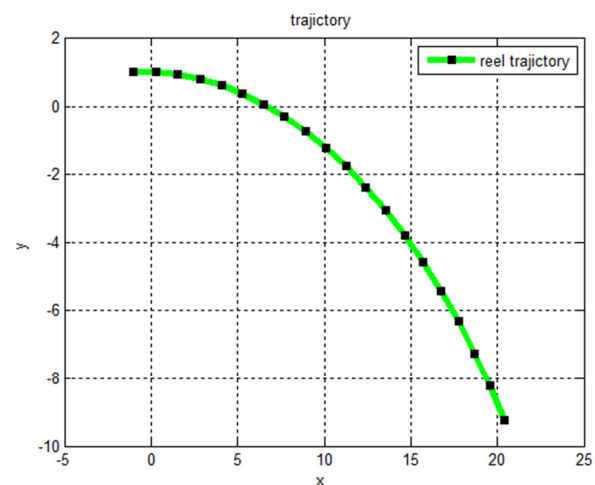


Figure 36: Trajectoire réelle.

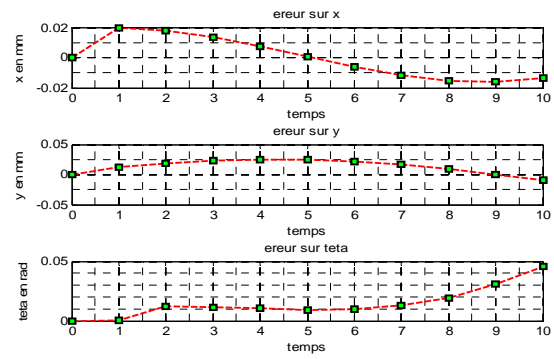
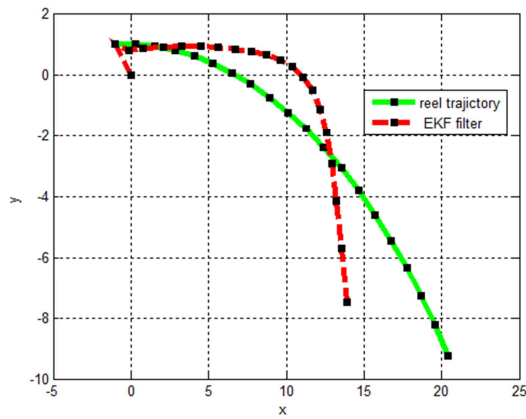


Figure 37: Expérience 1

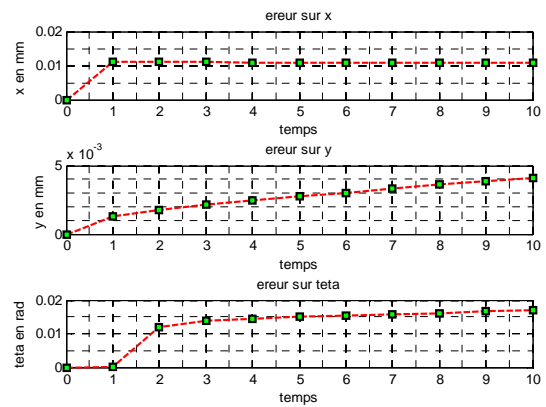
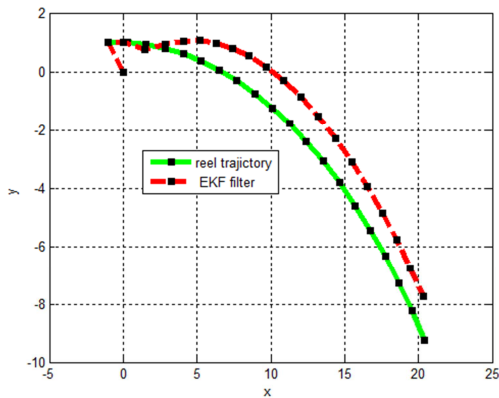


Figure 38: Expérience 2

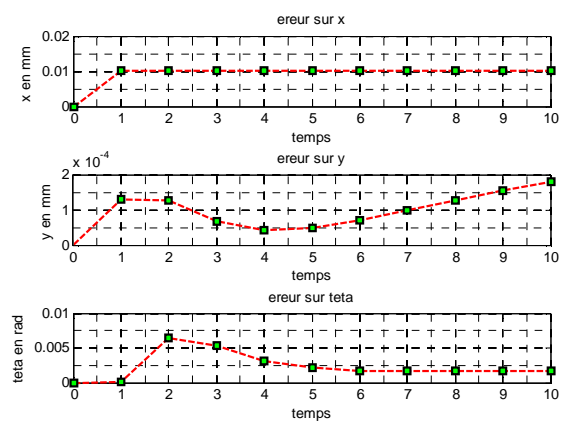
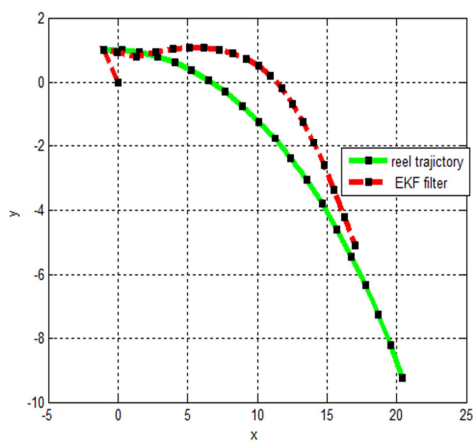


Figure 39: Expérience 3



D'après ces figures, on remarque que l'erreur de  $x$  et  $y$  est plus importante dans la première et deuxième expérience où elle varie entre -2 et 2 dans la simulation. Cependant, elle devient moins importante à la troisième en variant entre -1 et 1. En revanche, une erreur est due aux conditions initiales. Comme dans les figures 37, 38, et 39, nous pouvons observer un comportement qui est répété pour toutes les simulations. Aussi dans la première et la deuxième expérience, on peut voir une dégradation de la réponse du filtre. Par contre, elle est bonne dans la troisième.

Pour les trois expériences précédentes, la simulation montre que l'erreur de la position est proportionnelle à la quantité du bruit de mesures. D'autres méthodes d'estimation qui sont basées sur un algorithme de fusion des données multi-capteurs nous permettent d'obtenir des résultats plus précis.

### 5.3.2 Amélioration de l'EKF par les algorithmes de fusion

Dans cette section, une expérience a été simulée pour calculer la position selon deux scénarios différents, l'un avec l'algorithme MF et l'autre avec SVF.

La simulation utilise les paramètres que l'on a défini dans la section 5.3.1 et ce qui suit :

- Période d'échantillonnage,  $\Delta t = 0.1\text{sec}$
- La variance de bruit du système et des mesures est définie par  $Q_k$ ,  $R_b$ , et  $R_c$  respectivement:

$$Q_k = \begin{bmatrix} 0.01^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1^2 \end{bmatrix}, \quad R_b = \begin{bmatrix} 10^{-8} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-8} & 0 \\ 0 & 0 & 85 \cdot 10^{-9} \end{bmatrix}, \quad R_c = \begin{bmatrix} 10^{-8} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-8} & 0 \\ 0 & 0 & 8 \cdot 10^{-4} \end{bmatrix} \quad (80)$$

Tableau 1: Critères d'évaluation des architectures de fusion basé sur EKF

ALGORITHM	$PFE_x$	$PFE_y$	$RMSPE$	$MAE_x$	$MAE_y$	$MAE_\theta$	$MRSvarP$	TEMPS (SEC)
SVF	38.4105	1.4850	0.0651	0.0031	0.0010	0.0963	0.1449	0.2794
FM	<b>9.6247</b>	<b>1.0762</b>	<b>0.0163</b>	0.0007	<b>0.0008</b>	<b>0.0226</b>	<b>0.0267</b>	0.2002
ENCODER	10.0847	1.0893	0.1606	0.0008	<b>0.0008</b>	0.0230	0.5657	<b>0.0668</b>
ACC+BOSS	10.0847	1.0893	0.0166	0.0008	<b>0.0008</b>	0.2235	0.5657	0.0671

La performance de deux architectures de fusion est évaluée en utilisant une simulation séquentielle de l'algorithme EKF :

- L'erreur absolue en position est présentée dans le tableau 1 et les figures 40, 41, et 42.
- L'erreur d'ajustement, la variance dans l'erreur quadratique moyenne et le temps d'exécution pour chaque algorithme sont illustrés dans le tableau 1. Les valeurs indiquées en gras indiquent les meilleurs résultats.

- L'erreur quadratique moyenne en position est présentée également dans la figure 43 et le tableau 1.

D'après le tableau 1 et les figures 40, 41, 42, et 43, on observe que la localisation avec odomètre ou accéléromètre seul montre une dégradation des performances par rapport aux architectures de fusion. MF montre la plus faible incertitude suivie par SVF. L'incertitude dans l'estimation d'état est élevée en cas d'utilisation de l'odomètre ainsi que de l'accéléromètre. Cela montre la nécessité de la fusion des données multi-capteurs. Pour le temps d'exécution, la localisation avec odomètre seul prend moins de temps avec des performances dégradées. Par conséquent, il existe de nombreuses autres techniques que celles répertoriées ici pour réduire l'erreur de la position. La méthode de compensation dépend de l'application exigeant la précision, la résolution, la vitesse, la taille et le coût.

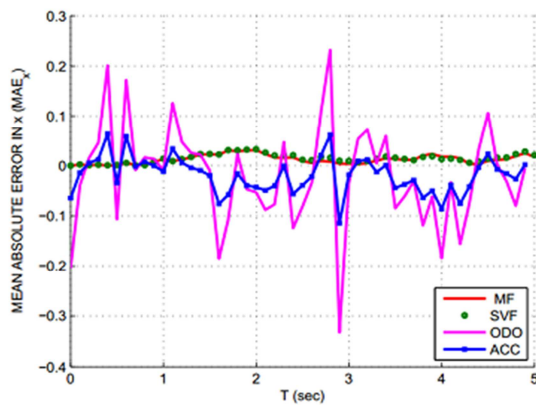


Figure 40: L'erreur absolue sur x avec EKF

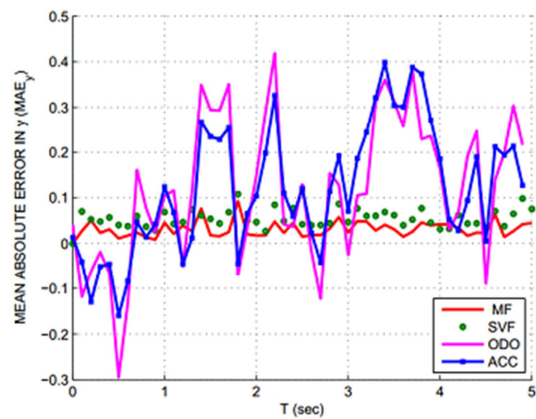


Figure 41: L'erreur absolue sur y avec EKF

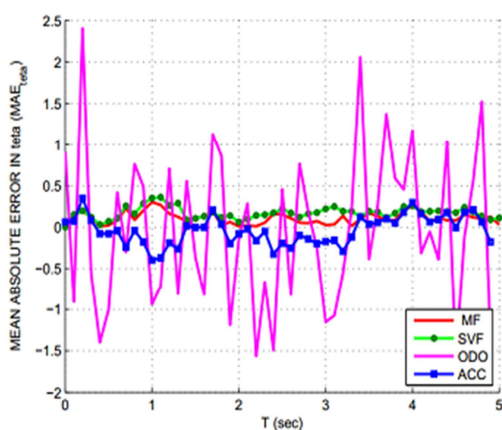


Figure 42: L'erreur absolue sur  $\theta$  avec EKF

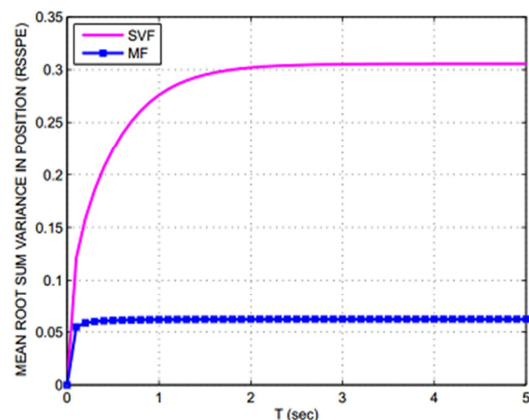


Figure 43: L'erreur quadratique moyenne en position avec EKF

### 5.3.3 Amélioration de l'UKF par les algorithmes de fusion

Dans cette section, la performance de deux architectures de fusion est évaluée en utilisant une simulation séquentielle de l'algorithme UKF. Elle utilise les paramètres que l'on a définis dans la section précédente:

- L'erreur absolue moyenne en position est montrée dans le tableau 2 et les figures 44, 45, 46, et 47.
- L'erreur d'ajustement (PFE) et l'erreur Quadratique Moyenne en position (RMSPE) sont présentées dans le tableau 2 et la figure 48.
- Les variations de l'erreur carrée moyenne et le temps d'exécution de chaque algorithme sont présentés dans le tableau 2.

Tableau 2: Critères d'évaluations des architectures de fusion basé sur UKF

ALGORITHM	$PFE_x$	$PFE_y$	$RMSPE$	$MAE_x$	$MAE_y$	$MAE_\theta$	$MRSvarP$	TEMPS (SEC)
SVF	29.8078	85.8497	0.0086	0.0022	0.0129	<b>0.0046</b>	<b>0.0086</b>	1.9587
FM	<b>24.0948</b>	<b>53.1886</b>	<b>0.0056</b>	<b>0.0019</b>	<b>0.0063</b>	0.0049	0.0090	2.6505
ENCODER	68.6541	86.1040	5 0.6637	0.0061	1.1213	0.0341	0.5430	<b>0.7599</b>
ACC+BOSS	32.9900	56.5636	0.0061	0.0027	0.0067	0.0054	0.0087	0.7703

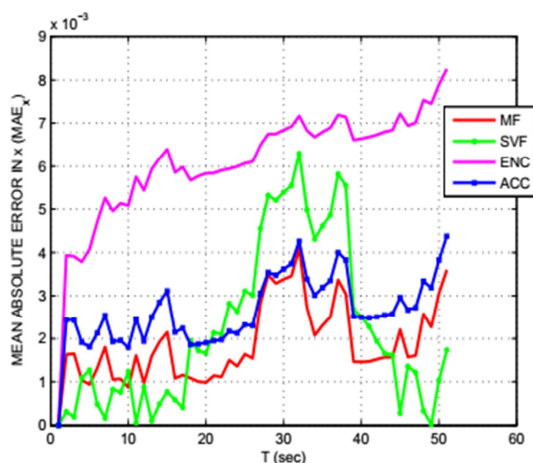


Figure 44: L'erreur absolue sur x avec l'UKF

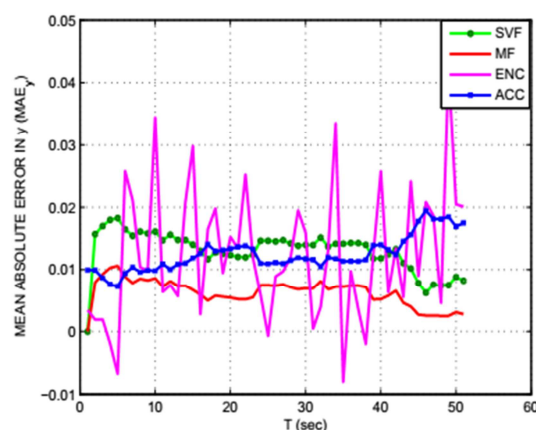


Figure 45: L'erreur absolue sur y avec l'UKF

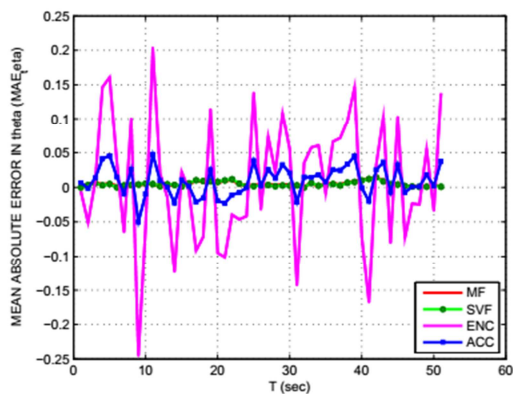


Figure 46: L'erreur absolue sur  $\theta$  avec l'UKF

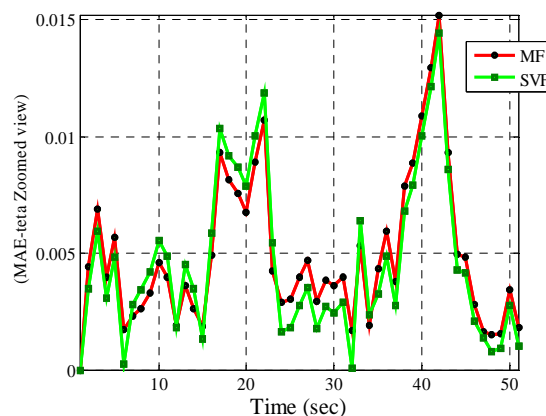


Figure 47: Zoom sur la figure 46 avec l'UKF

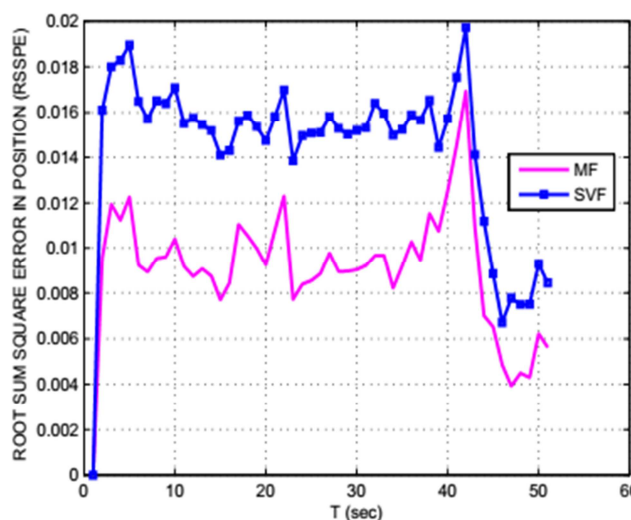


Figure 48: Erreur quadratique moyenne en position avec l'UKF

A partir du tableau 2 et des figures 44, 45, 46, 47, et 48, nous pouvons voir que la localisation avec l'odomètre ou l'accéléromètre montre une dégradation des performances par rapport aux architectures de fusion.

MF montre l'incertitude la plus faible suivie par SVF. L'incertitude dans l'estimation de l'état est élevée si l'odomètre est suivi par l'accéléromètre.

### 5.3.4 Fusion des architectures MF et SVF avec le filtrage de Kalman

Dans cette section, une étude comparative entre les architectures de fusion (MF et SVF), qui sont basés sur un EKF et un UKF, a été présentée. La performance est évaluée en utilisant une simulation séquentielle des algorithmes (EKF et UKF), avec les mêmes paramètres définis auparavant (voir section 5.3.2).

Quatre algorithmes de fusion (SVFekf, SVFukf, MFekf et MFukf) ont été abordés :

- L'erreur absolue moyenne en position est montrée dans le tableau 3 et les figures 49, 50 et 51.
- L'erreur d'ajustement (PFE) et l'erreur Quadratique Moyenne en position (RMSPE) sont présentées dans le tableau 3 et la figure 52.
- Les variations de l'erreur carrée moyenne et le temps d'exécution de chaque algorithme sont présentés dans le tableau 3.

Tableau 3: Critères d'évaluation des architectures de fusion basé sur EKF et UKF

Algorithm	$PFE_x$	$PFE_y$	$RMSPE$	$MAE_x$	$MAE_y$	$MAE_\theta$	$MRSvarP$	TEMPS (SEC)
SFVFekf	<b>24.5546</b>	18.2453	0.0049	0.0020	0.0018	0.0063	<b>0.0033</b>	0.4043
MFukf	<b>24.5546</b>	<b>14.1488</b>	<b>0.0042</b>	<b>0.0016</b>	<b>0.0013</b>	0.0057	0.0108	0.3413
MFekf	29.8078	31.85	0.0086	0.0022	0.0129	<b>0.0046</b>	0.0086	0.8469
SVFukf	24.6948	53.1886	0.0056	0.0027	0.0063	0.0049	0.0090	0.4504
Acc+boss	32.9900	56.5636	0.0061	0.0067	0.0067	0.0054	0.0087	0.3753
Encoder	68.6541	86.1040	0.6637	0.0061	1.1213	0.0341	0.5430	<b>0.3333</b>

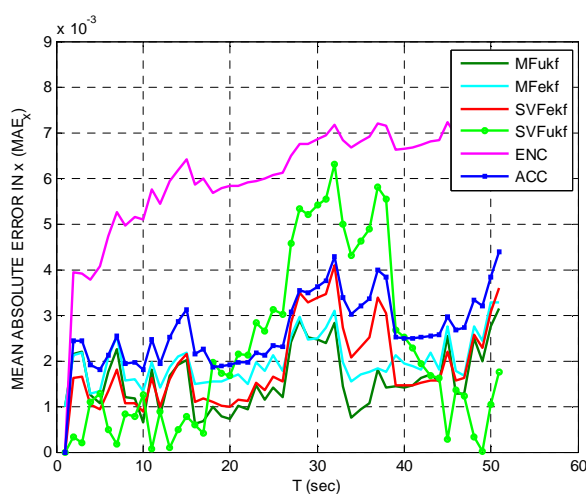


Figure 49: L'erreur absolue sur x

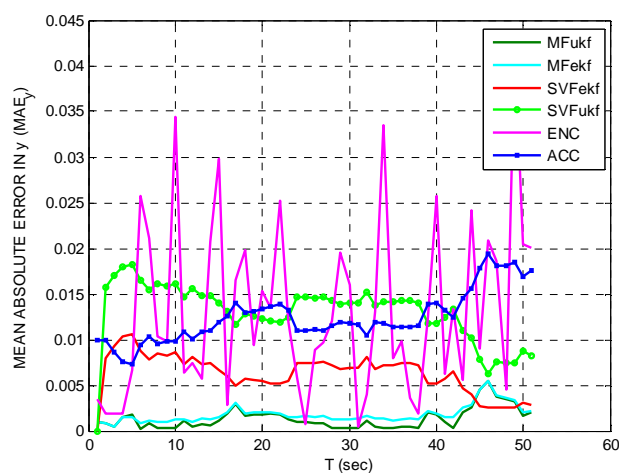


Figure 50: L'erreur absolue sur y

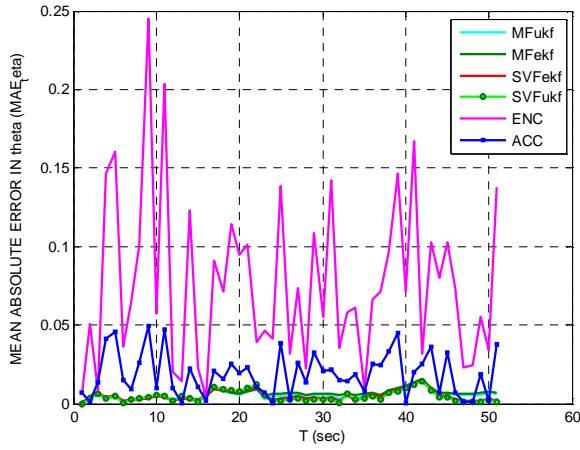


Figure 51: L'erreur absolue sur  $\theta$

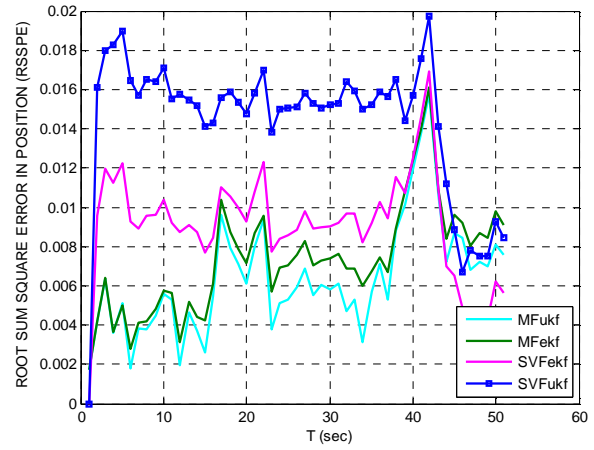


Figure 52: L'erreur quadratique moyenne en position

Les résultats de la simulation montrent que l'algorithme MFukf fournit des estimations d'état avec moins d'incertitude, suivi de ceux, MFekf SVFukf et SVFekf.

Les erreurs d'état dans les positions  $x$ ,  $y$  et  $z$ , avec des limites théoriques pour les algorithmes basés sur EKF et UKF, sont représentées respectivement par les figures 53, 54 et 55, 56. On constate qu'elles sont dans les limites qui confirment la robustesse du filtre.

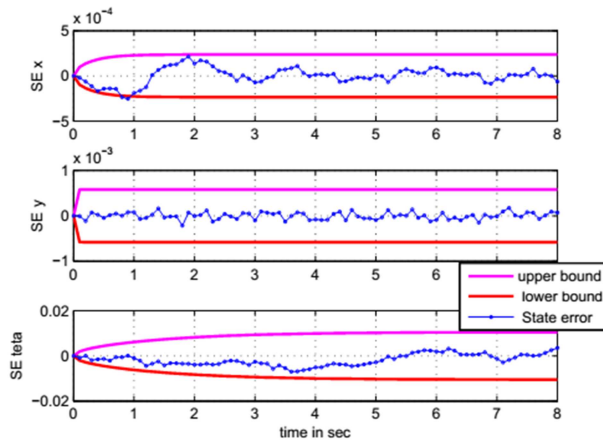


Figure 53: L'erreurs d'état de l'algorithme MFekf

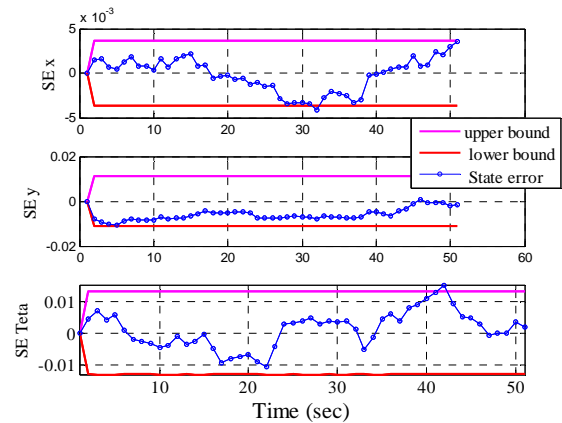


Figure 54: L'erreurs d'état de l'algorithme MFukf

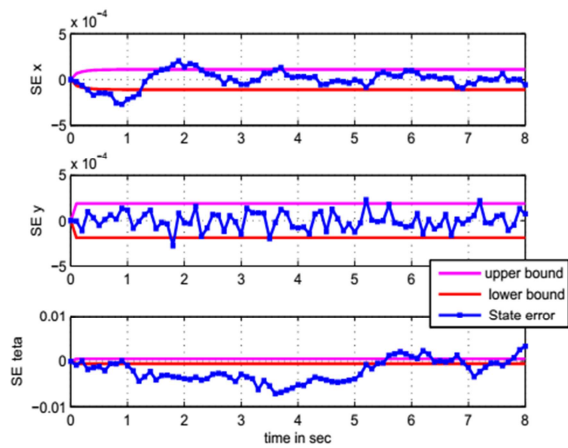


Figure 55: L'erreurs d'état de l'algorithme SVFekf

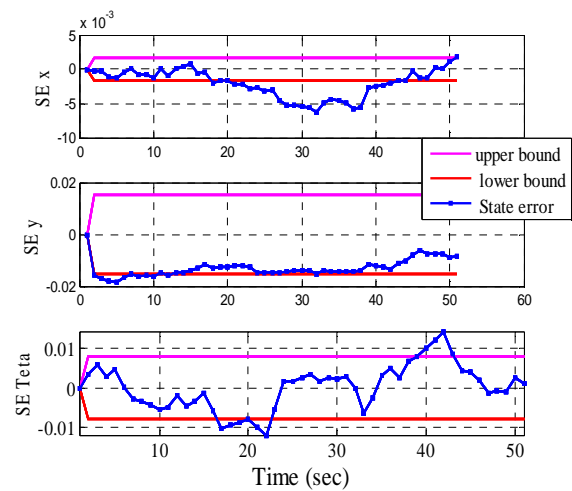


Figure 56: L'erreurs d'état de l'algorithme SVFukf

D'autre part, nous avons étudié la cohérence des algorithmes MF et SVF en utilisant des séquences d'innovation avec des limites théoriques, comme le montrent les figures 57, 58 et 59,60 respectivement. Les résultats de la simulation montrent que les deux sont cohérents.

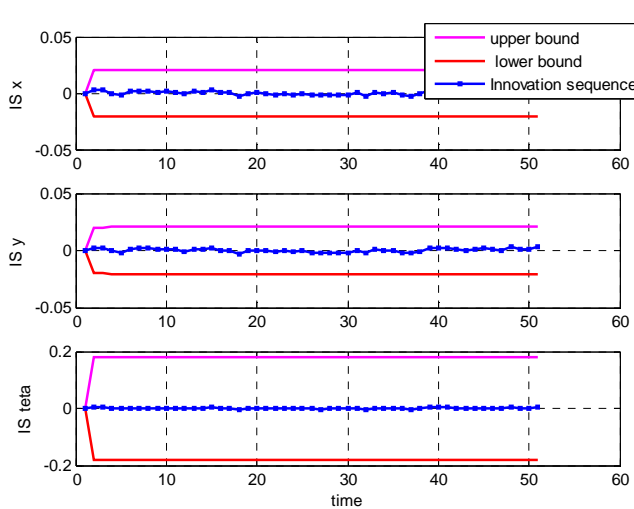


Figure 57: Séquences d'innovation de l'algorithme MFekf

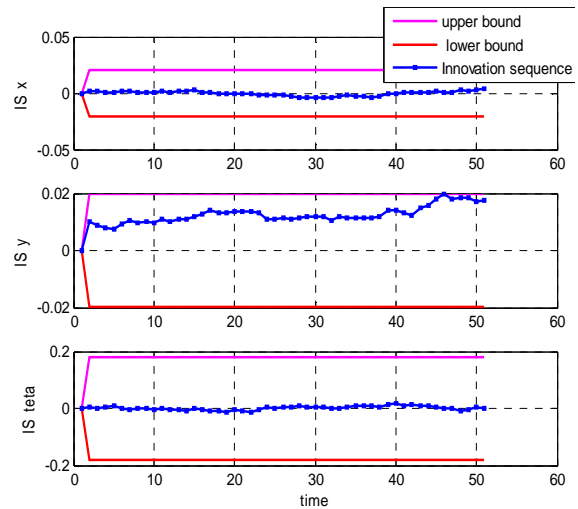


Figure 58: Séquences d'innovation de l'algorithme MFukf

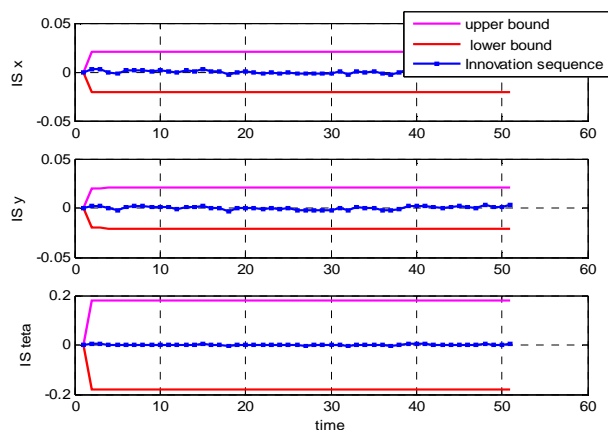


Figure 59: Séquences d'innovation de l'algorithme SVFekf.

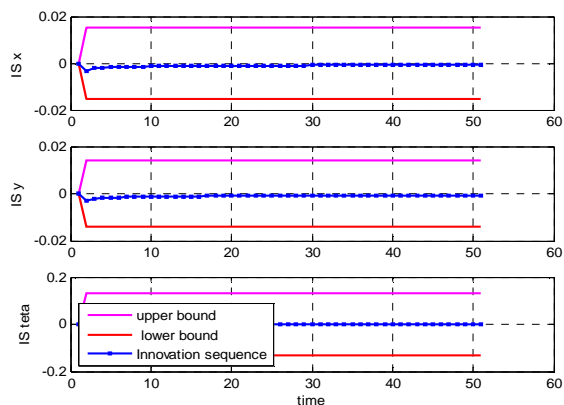


Figure 60: Séquences d'innovation de l'algorithme SVFukf.

Enfin, nous avons étudié l'autocorrélation de la séquence d'innovation pour montrer que les deux algorithmes sont dans les liens. Ainsi, les filtres ont extrait toutes les informations représentées dans le signal. A partir des résultats de simulation présentés dans les figures 61, 62 et 63, 64 respectivement, on conclut que les deux algorithmes sont satisfaisants.

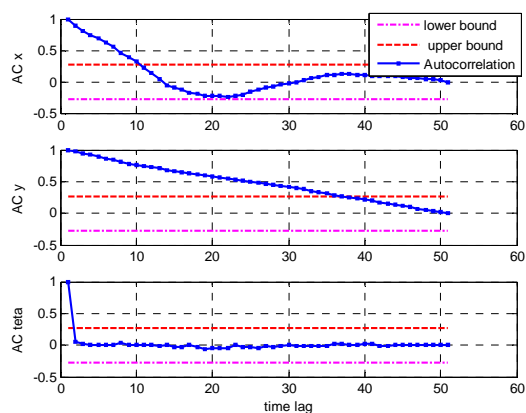


Figure 61: L'autocorrélation de l'algorithme MFekf

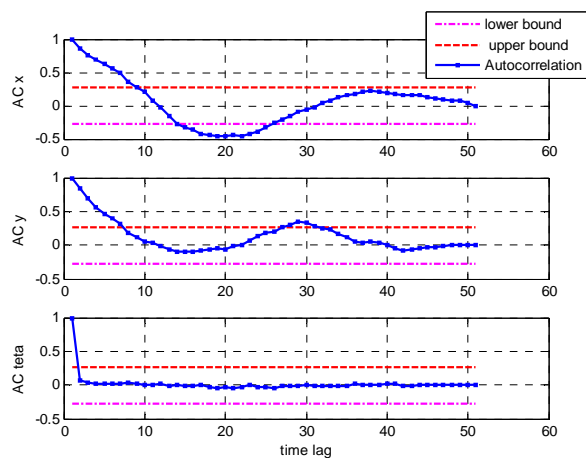


Figure 62: L'autocorrélation de l'algorithme MFukf



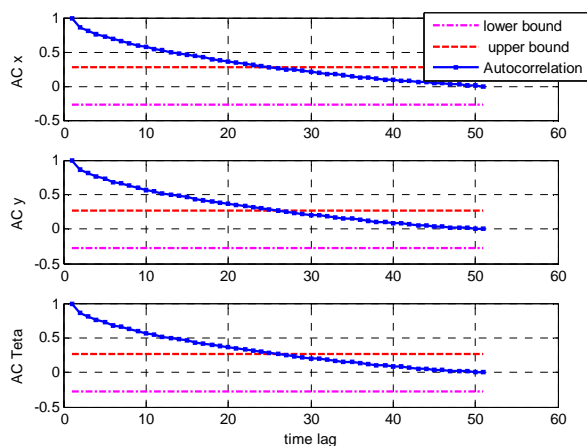


Figure 63: L'autocorrélation de l'algorithme SVFekf

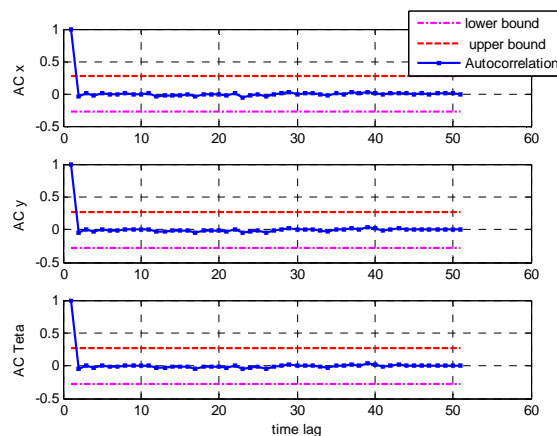


Figure 64: L'autocorrélation de l'algorithme SVFukf

### 5.4 Conclusion

Afin d'augmenter les performances des algorithmes étudiés pour l'estimation de la position, nous avons montré l'importance et le besoin de fusion des données multi-capteurs. A ce stade, des algorithmes de fusion (SVF et MF) ont été abordés, de sorte que des expressions mathématiques détaillées sont utiles pour leur mise en œuvre. Les deux méthodes ont leurs propres mérites et défauts. Un compromis judicieux entre la complexité informatique, le temps de calcul et la précision numérique doit être trouvé pour sélectionner l'algorithme approprié pour une application pratique.

### Conclusion Générale

Dans le but d'aider les personnes handicapées, des études ont été menées dans le domaine de la navigation, combinant la théorie de l'information avec la robotique. Elles permettent le développement d'un dispositif d'aide offrant à l'utilisateur de maintenir le maximum de contrôle sur le déplacement des fauteuils roulants. Notre travail représente une contribution pour l'amélioration d'un système de navigation et de localisation de la position d'un handicapé moteur.

Plusieurs approches de fusion des données existent. Elles sont utilisées pour fusionner les informations bruitées. L'avantage de la fusion des mesures (MF) réside dans la simplicité de l'architecture, notamment par l'utilisation d'un seul filtre Kalman et un centre de fusion. Ceci améliore la localisation de la position en termes de précision et d'orientation.

La précision et l'efficacité des résultats obtenus par notre algorithme ont été vérifiées en utilisant la simulation sous l'environnement MATLAB. Des expressions mathématiques détaillées sont fournies, ce qui pourrait être utile pour l'implémentation en temps réel.

L'étude bibliographique a permis de faire connaissance sur le développement des fauteuils roulants intelligents (FRI), les recherches fondées et un bref descriptif sur les FRI, ainsi que des notions sur les capteurs.

On a aussi présenté des notions sur la navigation et la localisation, l'estimation de la position, le filtre de KALMAN ainsi que ses extensions l'EKF et l'UKF. Les techniques de fusion des données MF et SVF ont été bien traitées.

Dans notre étude, on a donc analysé les fusions MF et SVF. Celles-ci montrent l'importance de ces techniques et des algorithmes utilisés. Le comportement du système de fusion des données fondé sur les deux fusions est évalué avec plusieurs critères. Les résultats montrent que l'algorithme MF basé sur l'UKF donne un meilleur résultat concernant la précision dans la localisation de la position.

En perspective, nous envisageons, dans nos prochains travaux, de nous focaliser sur :

- L'étude des méthodes déterministes y compris l'approche cubature pour les systèmes non linéaires multidimensionnelles.
- L'emploi de la technique de fusion hybride qui représente une hiérarchie de SVF et MF.
- L'implémentation en temps réel des algorithmes de fusion des données dans un fauteuil roulants.

## Bibliographie

- [1] R. Grasse, Y. Morère, and A. Pruski, “Assisted navigation for persons with reduced mobility: Path recognition through particle filtering (condensation algorithm),” *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, vol. 60, no. 1, pp. 19–57, 2010.
- [2] S. M. Meliani, “Modélisation du Système Pilote-Véhicule dans une tâche de contrôle manuel d’un fauteuil roulant électrique,” Thèse de doctorat, Paul Verlaine - Metz, 2009.
- [3] G. Bourhis, K. Moumen, P. Pino, S. Rohmer, and A. Pruski, “Assisted navigation for a powered wheelchair,” in *Systems, Man and Cybernetics, 1993. Systems Engineering in the Service of Humans’, Conference Proceedings., International Conference on*, 1993, vol. 3, pp. 553–558.
- [4] D. P. Miller and M. G. Slack, “Design and testing of a low-cost robotic wheelchair prototype,” *Autonomous robots*, vol. 2, no. 1, pp. 77–88, 1995.
- [5] P. Goel, S. I. Roumeliotis, and G. S. Sukhatme, “Robust localization using relative and absolute position estimates,” *Proceedings 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Human and Environment Friendly Robots with High Intelligence and Emotional Quotients (Cat. No.99CH36289)*, vol. 2, pp. 1134–1140, 1999.
- [6] B. Barshan and H. F. F. Durrant-Whyte, “Inertial navigation systems for mobile robots,” *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, vol. 11, no. 3, pp. 328–342, Jun. 1995.
- [7] P. Zhang, J. Gu, E. E. Milios, and P. Huynh, “Navigation with IMU/GPS/digital compass with unscented Kalman filter,” in *IEEE International Conference Mechatronics and Automation, juillet 2005*, vol. 3, pp. 1497–1502.
- [8] R. Munguía, “A GPS-aided inertial navigation system in direct configuration,” *Journal of Applied Research and Technology*, vol. 12, no. 4, pp. 803–814, 2014.
- [9] J. A. Clark and R. B. Roemer, “Voice controlled wheelchair,” *Archives of physical medicine and rehabilitation*, vol. 58, no. 4, pp. 169–175, 1977.
- [10] G. E. Miller, T. E. Brown, and W. R. Randolph, “Voice controller for wheelchairs,” *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 23, no. 6, pp. 597–600, 1985.
- [11] J.-D. Yoder, E. T. Baumgartner, and S. B. Skaar, “Initial results in the development of a guidance system for a powered wheelchair,” *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 4, no. 3, pp. 143–151, 1996.
- [12] A. S. Matveev, A. V Savkin, M. Hoy, and C. Wang, “3 - Survey of algorithms for safe navigation of mobile robots in complex environments,” in *Safe Robot Navigation Among Moving and Steady Obstacles*, A. S. M. V. S. H. Wang, Ed. Butterworth-Heinemann, 2016, pp. 21–49.
- [13] E. Baklouti, N. Ben Amor, and M. Jallouli, “Reactive control architecture for mobile robot

- autonomous navigation,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 89, pp. 9–14, Mar. 2017.
- [14] J. Wang, W. Chen, and W. Liao, “An Improved Localization and Navigation Method for Intelligent Wheelchair In Narrow and Crowded Environments,” *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 46, no. 13, pp. 389–394, 2013.
- [15] C. De La Cruz, W. C. Celeste, and T. F. Bastos, “A robust navigation system for robotic wheelchairs,” *Control Engineering Practice*, vol. 19, no. 6, pp. 575–590, 2011.
- [16] R. GRASSE, “Aide à la navigation pour les personnes handicapées : reconnaissance de trajets.,” Thèse de doctorat, METZ, FRANCE, 2007.
- [17] G. Bourhis, O. Horn, O. Habert, and A. Pruski, “An autonomous vehicle for people with motor disabilities,” *IEEE Robotics and Automation Magazine*, vol. 8, no. 1, pp. 20–28, Mar. 2001.
- [18] a. Pruski, M. Ennaji, and Y. Morere, “VAHM: a user adapted intelligent wheelchair,” in *Proceedings of the International Conference on Control Applications*, 2002, vol. 2, pp. 784–789.
- [19] M. Mazo, F. J. Rodriguez, J. L. Lazaro, J. Urena, J. C. Garcia, E. Santiso, P. Revenga, and J. J. Garcia, “Wheelchair for physically disabled people with voice, ultrasonic and infrared sensor control,” *Autonomous Robots*, vol. 2, no. 3, pp. 203–224, 1995.
- [20] R. Simpson, E. LoPresti, S. Hayashi, I. Nourbakhsh, and D. Miller, “The smart wheelchair component system,” *Journal of Rehabilitation Research and Development*, vol. 41, no. 3B, pp. 429–442, 2004.
- [21] M. Duguleana and G. Mogan, “Neural networks based reinforcement learning for mobile robots obstacle avoidance,” *Expert Systems with Applications*, vol. 62, pp. 104–115, 2016.
- [22] B. Jiang, A. N. Bishop, B. D. O. Anderson, and S. P. Drake, “Optimal path planning and sensor placement for mobile target detection,” *Automatica*, vol. 60, pp. 127–139, 2015.
- [23] H. A. Lamti, M. M. Ben Khelifa, A. M. Alimi, and P. Gorce, “Influence of mental fatigue on P300 and SSVEP during virtual wheelchair navigation,” in *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2014, pp. 1255–1258.
- [24] P. Abellard, I. Randria, A. Abellard, M. M. Ben Khelifa, and P. Ramanantsizehena, *Electric wheelchair navigation simulators: why, when, how?* InTech, 2010.
- [25] M. A. Kareem Jaradat, M. Al-Rousan, and L. Quadan, “Reinforcement based mobile robot navigation in dynamic environment,” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 27, no. 1, pp. 135–149, 2011.
- [26] A. A. P. A. Iadaloharivola Randria, M. M. B. K. and P. Ramanantsizeh, and Ena, “x Electric Wheelchair Navigation Simulators : why , when , how ?,” in *Mechatronic Systems Applications. InTech, 2010.*, pp. 161–186.
- [27] S. Dir, “Étude d’un système d’aide à la décision : Application à la définition dynamique des fonctions d’assistance d’un fauteuil électrique par l’utilisation de la réalité virtuelle,” Thèse de doctorat, Metz, 2009.

- [28] L. Cavanini, F. Benetazzo, A. Freddi, S. Longhi, A. Monteriù, and A. Monteri, “SLAM-based autonomous wheelchair navigation system for AAL scenarios,” in *Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA), 2014 IEEE/ASME 10th International Conference on*, 2014, pp. 1–5.
- [29] R. Madarasz, L. Heiny, R. Crompt, and N. Mazur, “The design of an autonomous vehicle for the disabled,” *IEEE Journal on Robotics and Automation*, vol. 2, no. 3, pp. 117–126, 1986.
- [30] H. Hoyer and R. Hoelper, “Open control architecture for an intelligent omnidirectional wheelchair,” in *Proc. 1st TIDE Congress, Brussels*, 1993, pp. 93–97.
- [31] D. a. Bell, J. Borenstein, S. P. Levine, Y. Koren, and J. Jaros, “An assistive navigation system for wheelchairs based upon mobile\nrobot obstacle avoidance,” in *Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1994, pp. 2018–2022.
- [32] P. Wellman, V. Krovı, and V. Kumar, “An Adaptive Mobility System for the Disabled,” in *Proc.~of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'94)*, 1994, vol. 3, pp. 2006–2011.
- [33] S. P. Levine, D. A. Bell, L. a Jaros, R. C. Simpson, Y. Koren, S. Member, and J. Borenstein, “The NavChair Assistive Wheelchair Navigation System.,” *IEEE transactions on rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 7, no. 4, pp. 443–51, Dec. 1999.
- [34] U. Borgolte, H. Hoyer, C. Bühler, H. Heck, and R. Hoelper, “Architectural concepts of a semi-autonomous wheelchair,” *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 22, no. 3–4, pp. 233–253, 1998.
- [35] U. Borgolte and H. Hoyer, “Architectural Concepts of a Semi-autonomous Wheelchair,” *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 22, pp. 233–253, 1998.
- [36] A. J. H. Hoyer, U. Borgolte, “The OMNI-Wheelchair - State of the Art -,” in *Proceedings of the 14th Annual California State University Northridge (CSNU) Conference on Technologiy and Persons With Disabilities [Online]*, 1999.
- [37] G. Pires, R. Aradjo, U. Nunes, and A. T. de Almeida, “RobChair - a powered wheelchair using a behaviour-based navigation,” in *International Workshop on Advanced Motion Control, AMC*, 1998, pp. 536–541.
- [38] B. Borgerding, O. Ivlev, C. Martens, N. Ruchel, and A. Gräser, “FRIEND: Functional robot arm with user friendly interface for disabled people, accepted for publishing,” in *The 5th European Conference for the Advancement of Assistive Technology*, 1999.
- [39] R. Müller, T. Röfer, A. Lanckenau, A. Musto, K. Stein, A, and A. Eisenkolb, “Coarse qualitative descriptions in robot navigation,” in *Spatial Cognition II*, Springer, 2000, pp. 265–276.
- [40] O. Horn, A. Courcelle, and M. Kreutner, “Le projet VAHM (Véhicule Autonome pour Handicapés Moteur): La localisation,” *Trait. du Signal*, vol. 17, no. 3, pp. 221–232, 2000.

- [41] O. Horn and M. Kreutner, “Smart wheelchair perception using odometry, ultrasound sensors, and camera,” *Robotica*, vol. 27, no. 02, p. 303, 2008.
- [42] Y. Satoh and K. Sakaue, “An Omnidirectional Stereo Vision-Based Smart Wheelchair,” *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2007, no. 1, pp. 1–11, 2007.
- [43] E. Demeester, E. Vander Poorten, E. Vander Poorten, A. Hüntemann, J. De Schutter, M. Hofmann, M. Rooker, G. Kronreif, B. Lau, M. Kuderer, W. Burgard, and others, “Robotic ADaptation to Humans Adapting to Robots: Overview of the FP7 project RADHAR,” in *The 1st Int’l Conference on Systems and Computer Science (ICSCS), August 2012, Villeneuve d’Ascq, France*, pp. 29–31.
- [44] P. Jia, H. H. Hu, T. Lu, and K. Yuan, “Head gesture recognition for hands free control of an intelligent wheelchair,” *Industrial Robot: An International Journal*, vol. 34, no. 1, pp. 60–68, Jan. 2007.
- [45] Y. Adachi, Y. Kuno, N. Shimada, and Y. Shirai, “Intelligent wheelchair using visual information on human faces,” in *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 1998, vol. 1, pp. 354–359.
- [46] A. Bonarini, S. Ceriani, G. Fontana, and M. Matteucci, “Introducing LURCH: a Shared Autonomy Robotic Wheelchair with Multimodal Interfaces,” in *IROS Workshop on Progress, Challenges and Future Perspectives in Navigation and Manipulation Assistance for Robotic Wheelchairs*, 2012, pp. 1–6.
- [47] I. Iturrate, J. M. Antelis, A. Kubler, and J. Minguéz, “A noninvasive brain-actuated wheelchair based on a P300 neurophysiological protocol and automated navigation,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 25, no. 3, pp. 614–627, 2009.
- [48] H. Soh and Y. Demiris, “Towards Early Mobility Independence: An Intelligent Paediatric Wheelchair with Case Studies,” in *Proceedings of the IROS 2012 Workshop on Progress, Challenges and Future Perspectives in Navigation and Manipulation Assistance for Robotic Wheelchairs*, 2012.
- [49] R. A. M. Braga, M. Petry, A. P. Moreira, and L. P. Reis, “Intellwheels - A development platform for intelligent wheelchairs for disabled people,” in *ICINCO 2008 - Proceedings of the 5th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, 2008, vol. 1 RA, pp. 115–121.
- [50] F. Ferrara, “SMAD - A System for Multimodal Assistive Domotics,” LAP Lambert Academic Publishing, 2014.
- [51] R. J. M. G. Tello, A. L. C. Bissoli, F. Ferrara, S. Müller, A. Ferreira, and T. F. Bastos-Filho, “Development of a Human Machine Interface for Control of Robotic Wheelchair and Smart Environment,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 19, pp. 136–141, 2015.
- [52] H. A. Lamti, P. Gorce, and I. S. Member, “The effect of time pressure on stress levels during virtual wheelchair navigation,” in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2016*

- IEEE 38th Annual International Conference of the*, 2016, pp. 1500–1503.
- [53] A. M. Gurram, R. Rao, and R. Dontikurti, “Solar Powered Wheel Chair: Mobility For Physically Challenged,” *International Journal of Current Engineering and Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 211–214, 2012.
- [54] Y. Takahashi, K. Kawakami, and S. Matsuo, *Energy control system of solar powered wheelchair*. INTECH Open Access Publisher, 2010.
- [55] B. M. Faria, L. P. Reis, and N. Lau, “A Survey on Intelligent Wheelchair Prototypes and Simulators,” in *Rocha Á., Correia A., Tan F., Stroetmann K. (eds) New Perspectives in Information Systems and Technologies, Volume 1. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 275 AISC, Springer International Publishing, 2014, pp. 545–557.
- [56] G. A. Borges and M.-J. Aldon, “Optimal mobile robot pose estimation using geometrical maps,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 18, no. 1, pp. 87–94, 2002.
- [57] M.-J. Aldon, “Capteurs et méthodes pour la localisation des robots mobiles par,” *Rapport technique, Techniques de l’Ingénieur. S*, vol. 7, pp. 1–19, 2001.
- [58] A. Nemra and N. Aouf, “Robust INS/GPS Sensor Fusion for UAV Localization Using SDRE Nonlinear Filtering,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 10, no. 4, pp. 789–798, Apr. 2010.
- [59] a. Ndjeng Ndjeng, D. Gruyer, S. Glaser, and a. Lambert, “Low cost IMU–Odometer–GPS ego localization for unusual maneuvers,” *Information Fusion*, vol. 12, no. 4, pp. 264–274, Oct. 2011.
- [60] S. Zihajehzadeh, D. Loh, T. J. Lee, R. Hoskinson, and E. J. Park, “A cascaded Kalman filter-based GPS/MEMS-IMU integration for sports applications,” *Measurement*, vol. 73, pp. 200–210, 2015.
- [61] A. Argyros, P. Georgiadis, P. Trahanias, and D. Tsakiris, “Semi-autonomous navigation of a robotic wheelchair,” *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 34, no. 3, pp. 315–329, 2002.
- [62] J. B. Gao and C. J. Harris, “Some remarks on Kalman filters for the multisensor fusion,” *Information Fusion*, vol. 3, no. 3, pp. 191–201, Sep. 2002.
- [63] D. Nada, M. Bousbia Salah, and M. Bettayeb, “Fusion architectures with Extended KALMAN Filter for locate wheelchair position using sensors measurements,” in *2014 International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM)*, 2014, pp. 1–7.
- [64] T. C. R. CHEMALI, S. MENICHE, “Implémentation d’un estimateur de la pose d’un robot mobile type voiture ( Car-like ) pour la navigation autonome à l’extérieur,” *Mediterranean Journal of Modeling and Simulation*, vol. 03, no. 1, pp. 35–43, 2015.
- [65] J. Borenstein, H. R. Everett, L. Feng, and D. Wehe, “Mobile robot positioning: Sensors and techniques,” *Journal of Robotic Systems*, vol. 14, no. 4, pp. 231–249, Apr. 1997.
- [66] M. Aldon, E. M, and W. P, “Capteurs et méthodes pour la localisation des robots mobiles,” *Techniques de l’Ingénieur, traité Informatique industrielle*, pp. 850–852, 1998.



- [67] L. Tesli, Š. Gregor, L. Teslić, I. Škrjanc, and G. Klančar, “EKF-based localization of a wheeled mobile robot in structured environments,” *Journal of Intelligent and Robotic Systems: Theory and Applications*, vol. 62, no. 2, pp. 187–203, Jun. 2011.
- [68] T. T. Hoang, P. M. Duong, N. T. T. Van, D. a. Viet, and T. Q. Vinh, “Development of a multi-sensor perceptual system for mobile robot and EKF-based localization,” in *2012 International Conference on Systems and Informatics (ICSAI2012), December 2012*, pp. 519–523.
- [69] H. Zhao and Z. Wang, “Motion Measurement Using Inertial Sensors, Ultrasonic Sensors, and Magnetometers With Extended Kalman Filter for Data Fusion,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 12, no. 5, pp. 943–953, May 2012.
- [70] G. Y. Tian, Z. X. Zhao, and R. W. Baines, “A fieldbus-based intelligent sensor,” *Mechatronics*, vol. 10, no. 8, pp. 835–849, 2000.
- [71] T. Guilford and G. K. Taylor, “The sun compass revisited,” *Animal Behaviour*, vol. 97, pp. 135–143, 2014.
- [72] M. J. C.-H. Inc. and M. J. Caruso, “Applications of Magnetoresistive Sensors in Navigation Systems,” *SAE Technical Paper*, Feb. 1997.
- [73] G. Asch, *Les capteurs en instrumentation industrielle-7 ème édition*. Dunod, 2010.
- [74] N. Houshangi and F. Azizi, “Mobile Robot Position Determination Using Data Integration of Odometry and Gyroscope,” in *2006 World Automation Congress*, 2006, pp. 1–8.
- [75] J. Cheng, Jingrong and Lu, Yu and Thomas, Elmer R and Farrell, “Data Fusion via Kalman Filter: GPS and INS,” in *Autonomous mobile robots, Control engineering series*, S. G. Shuzhi and L. Frank L, Eds. Taylor & Francis Group, LLC, 2006.
- [76] P. Li, J. Huang, M. Wan, S. Wang, and Y. Wang, “Basic localization algorithm using cubature Kalman filter based on encoder and laser,” in *International Conference on Signal Processing Proceedings, ICSP, 2012*, vol. 3, pp. 2300–2303.
- [77] M. Ren and H. a. Karimi, “Movement Pattern Recognition Assisted Map Matching for Pedestrian/Wheelchair Navigation,” *Journal of Navigation*, vol. 65, no. 04, pp. 617–633, Jun. 2012.
- [78] L. Vinet and A. Zhedanov, “A ‘missing’ family of classical orthogonal polynomials,” *Journal (Canadian Dental Association)*, vol. 70, no. 3, pp. 156–7, Nov. 2010.
- [79] J. A. Farrell, *Aided navigation: GPS with high rate sensors*. McGraw-Hill, Inc., 2008.
- [80] B. Barshan and H. F. Durrant-Whyte, “Inertial Navigation Systems for Mobil Robots,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 11, no. 3, pp. 328–342, 1995.
- [81] M. . RIESS, “Qualification d’un télémètre à balayage laser pour la robotique mobile: intégration et expérimentations.,” Thèse de doctorat, Grenoble, CNAM., 2000.
- [82] P. Hoppen, T. Knieriemen, and E. von Puttkamer, “Laser-radar based mapping and navigation for an autonomous mobile robot,” in *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1990, vol.2*, pp. 948–953.

- [83] G. Weiß and E. von Puttkamer, “A map based on laserscans without geometric interpretation,” *Intelligent Autonomous Systems*, vol. 4, pp. 403–407, 1995.
- [84] R. S. Rao, K. Conn, S. H. Jung, J. Katupitiya, T. Kientz, V. Kumar, J. Ostrowski, S. Patel, and C. J. Taylor, “Human robot interaction: application to smart wheelchairs,” in *Proceedings 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.02CH37292)*, 2002, vol. 4, pp. 3583–3588.
- [85] F. Prattico, C. Cera, and F. Petroni, “A new hybrid infrared-ultrasonic electronic travel aids for blind people,” *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 201, pp. 363–370, Oct. 2013.
- [86] M. Mazo, F. J. Rodríguez, J. L. Lázaro, J. Ureña, J. C. García, E. Santiso, P. Revenga, and J. J. García, “Wheelchair for physically disabled people with voice, ultrasonic and infrared sensor control,” *Autonomous Robots*, vol. 2, no. 3, pp. 203–224, 1995.
- [87] S. B. Lazarus, I. Ashokaraj, A. Tsourdos, R. Zbikowski, P. M. G. Silson, N. Aouf, and B. a. White, “Vehicle Localization Using Sensors Data Fusion Via Integration of Covariance Intersection and Interval Analysis,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 7, no. 9, pp. 1302–1314, Sep. 2007.
- [88] J. Kramer and A. Kandel, “Robust small robot localization from highly uncertain sensors,” *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*, vol. 41, no. 4, pp. 509–519, 2011.
- [89] A. H. Taner and J. E. Brignell, “Aspects of intelligent sensor reconfiguration,” *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 47, no. 1, pp. 525–529, 1995.
- [90] J. E. Brignell, “The future of intelligent sensors: A problem of technology or ethics?,” *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 56, no. 1, pp. 11–15, 1996.
- [91] H. Schödel, “Utilization of fuzzy techniques in intelligent sensors,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 63, no. 3, pp. 271–292, 1994.
- [92] F. Brissaud, D. Charpentier, A. Barros, and C. Bérenguer, “Capteurs intelligents: Nouvelles technologies et nouvelles problématiques pour la sûreté de fonctionnement,” in *Maitrise des Risques et de Sûreté de Fonctionnement, Lambda-Mu 16*, 2008, p. 3A–2.
- [93] G. Bourhis and P. Pino, “Mobile Robotics and Mobility Assistance for People with Motor Impairments: Rational Justification for the VAHM Project,” *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 4, no. 1, 1996.
- [94] Y. Morère, A. Pruski, and A. P. L. Yann Morère, “A multi-agent control structure for intelligent wheelchair and Aided navigation for disabled people,” in *Proceedings of the 2004 International Symposium on Robotics (ISR 2004)*, 2004, pp. 23–26.
- [95] E. Prassler, J. Scholz, and P. Fiorini, “A robotics wheelchair for crowded public environment,” *IEEE Robotics Automation Magazine*, vol. 8, no. 1, pp. 38–45, Mar. 2001.
- [96] P. Mallet and G. Schoner, “WAD project where attractor dynamics aids wheelchair navigation,” in *Control Applications, 2002. Proceedings of the 2002 International Conference*

- on, 2002, vol. 2, pp. 772–777.
- [97] M. Mazo, “An integral system for assisted mobility [automated wheelchair],” *IEEE Robotics Automation Magazine*, vol. 8, no. 1, pp. 46–56, Mar. 2001.
- [98] W. Phil, Odor and Marion, *Learning through Smart Wheelchairs*. CALL Centre University of Edinburgh, 1994.
- [99] J. Borenstein, L. Feng, F. L, and L. Feng, “Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 12, no. 6, pp. 869–880, 1996.
- [100] A. M. Sabatini, “Dead-reckoning method for personal navigation systems using Kalman filtering techniques to augment inertial/magnetic sensing,” in *Kalman Filter: Recent Advances and Applications*, no. April, 2009, pp. 251–268.
- [101] S. Sukkarieh, “Low Cost high integrity aided inertial navigation systems for autonomous land vehicles,” Dissertation doctorale, L’Université de Sydney, 2000.
- [102] H. Maaref, M. Oussalah, and C. Barreti, “Fusion de données capteurs en vue de la localisation absolue d ’ un robot mobile par une méthode basée sur la théorie des possibilités . Comparaison avec le filtre de Kalman.,” *Traitement du Signal*, vol. 16, no. 5, 1999.
- [103] J.-A. A. Meyer and D. Filliat, “Map-based navigation in mobile robots:: II. A review of map-learning and path-planning strategies,” *Cognitive Systems Research*, vol. 4, no. 4, pp. 283–317, 2003.
- [104] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, and F. Dellaert, “Robust Monte Carlo localization for mobile robots,” *Artificial Intelligence*, vol. 128, no. 1, pp. 99–141, May 2001.
- [105] A. Pruski, *Robotique mobile: la planification de trajectoire*. Hermès, 1996.
- [106] M. Betke and L. Gurvits, “Mobile robot localization using landmarks,” *IEEE transactions on robotics and automation*, vol. 13, no. 2, pp. 251–263, 1997.
- [107] C. B. Madsen and C. S. Andersen, “Optimal landmark selection for triangulation of robot position,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 23, no. 4, pp. 277–292, 1998.
- [108] D. W. Cho, “Certainty grid representation for robot navigation by a bayesian method,” *Robotica*, vol. 8, no. 02, pp. 159–165, 1990.
- [109] J. L. Crowley, “World modeling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging,” in *Proceedings 1989, of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1989, pp. 674–680.
- [110] F. Dellaert, W. Burgard, D. Fox, and S. Thrun, “Using the condensation algorithm for robust, vision-based mobile robot localization,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on.*, 1999, vol. 2, pp. 588–594.
- [111] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, “Markov localization for mobile robots in dynamic environments,” *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 11, pp. 391–427, 1999.
- [112] M. Drumheller, “Mobile robot localization using sonar,” *IEEE Transactions on Pattern*

- Analysis and Machine Intelligence*, no. 2, pp. 325–332, 1987.
- [113] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, “Mobile robot localization by tracking geometric beacons,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 7, no. 3, pp. 376–382, Jun. 1991.
- [114] D. Filliat and J. -a. Meyer, “Map-based navigation in mobile robots - II. A review of map-learning and path-planing strategies,” *Journal of Cognitive Systems Research*, vol. 4, no. 4, pp. 243–282, 2003.
- [115] F.-C. Klebaner, *Introduction to stochastic calculus with applications*. World Scientific Publishing Co Inc., 2005.
- [116] W. J. Stewart, *Introduction to the numerical solutions of Markov chains*. Princeton Univ. Press, 1994.
- [117] G. BISHOP, Gary et WELCH, “An Introduction to the Kalman Filter,” in *Proc of SIGGRAPH, Course*, 2001, vol. 8, no. 27599–23175, p. 41.
- [118] O. a. Stepanov, “Kalman filtering: Past and present. An outlook from Russia. (On the occasion of the 80th birthday of Rudolf Emil Kalman),” *Gyroscopy and Navigation*, vol. 2, no. 2, pp. 99–110, May 2011.
- [119] F. Chenavier, I. LECOEUR TAIBI, and J. L. Crowley, “Estimation de la Position d’un Robot par Odométrie et Vision Monoculaire,” *TS. Traitement du signal*, vol. 12, no. 3, pp. 255–268, 1995.
- [120] Y. Jiang, G. R. Liu, S. H. Luo, L. Zhou, J. Yan, L. Guorong, L. Shenghua, and Z. Lian, “A Review on Localization and Mapping Algorithm Based on Extended Kalman Filtering,” in *2009 International Forum on Information Technology and Applications, Vol 2, Proceedings*, 2009, pp. 435–440.
- [121] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte, “Mobile robot localization by tracking geometric beacons,” *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 7, no. 3, pp. 376–382, Jun. 1991.
- [122] R. Munguía, “A GPS-aided inertial navigation system in direct configuration,” *Journal of Applied Research and Technology*, vol. 12, no. 4, pp. 803–814, Aug. 2014.
- [123] Y. Bar-Shalom, X.-R. Li, and T. Kirubarajan, *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*. New York, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [124] M. El badaoui el najjar, “Localisation dynamique d ’ un véhicule sur une carte routière numérique pour l ’ assistance à la conduite,” Thèse de Doctorat, l’université de l’UTC, 2003.
- [125] V. Awasthi and K. Raj, “A Survey on the Algorithms of Kalman Filter and Its Variants in State Estimation,” *Vsr International Journal Of Technical & Non-Technical Research*, vol. 2, no. 2, pp. 73–88, 2011.
- [126] S. Haykin, *Kalman Filtering and Neural Networks*. New York, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2001.

- [127] I. Arasaratnam, S. Haykin, and R. J. Elliott, “Discrete-Time Nonlinear Filtering Algorithms Using Gauss–Hermite Quadrature,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 95, no. 5, pp. 953–977, May 2007.
- [128] I. Arasaratnam and S. Haykin, “Cubature Kalman Filters,” *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol. 54, no. 6, pp. 1254–1269, Jun. 2009.
- [129] A. Baba, “Cartographie de l’Environnement et Suivi Simultané de Cibles Dynamiques par Un Robot Mobile,” Doctorat de l’université de Toulouse Délivré par l’université Paul SABATIER, 2007.
- [130] V. Rossi, “Filtrage Non Linéaire par Noyaux de Convolution. Application à un procédé de dépollution biologique,” These de doctorat, École nationale supérieure agronomique (Montpellier), 2004.
- [131] S. J. Julier, “The scaled unscented transformation,” in *Proceedings of the 2002 American Control Conference (IEEE Cat. No. CH37301)*, 2002, vol. 6, pp. 4555–4559.
- [132] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, “Unscented filtering and nonlinear estimation,” in *Proceedings of the IEEE*, 2004, vol. 92, no. 3, pp. 401–422.
- [133] T. Lefebvre, H. Bruyninckx, J. De Schutter, S. Julier, J. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte, “Comment on ‘a new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators,’” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 45, no. 3, pp. 477–482, Feb. 2000.
- [134] M. Nørsgaard, N. K. Poulsen, and O. Ravn, “New developments in state estimation for nonlinear systems,” *Automatica*, vol. 36, no. 11, pp. 1627–1638, 2000.
- [135] Z. Ziyang, H. Qiushi, G. Chen, and J. Ju, “Information fusion distributed navigation for UAVs formation flight,” in *Proceedings of 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference*, 2014, pp. 1520–1525.
- [136] S. Sirtkaya, B. Seymen, and A. A. Alatan, “Loosely coupled kalman filtering for fusion of visual odometry and inertial navigation,” in *Information Fusion (FUSION), 2013 16th International Conference on*, 2013, pp. 219–226.
- [137] J. Meyerhilberg and T. Jacob, “High-Accuracy Navigation and Landing System Using Gps Imu System Integration,” *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 9, no. 7, pp. 11–17, 1994.
- [138] J. Hartikainen and S. Särkkä, “Optimal filtering with Kalman filters and smoothers – a Manual for Matlab toolbox EKF / UKF,” *Journal of Interprofessional Care*, vol. 25, pp. 1–57, 2007.
- [139] E. A. Wan and R. Van Der Merwe, “The unscented Kalman filter for nonlinear estimation,” in *Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium (Cat. No.00EX373)*, 2000, pp. 153–158.
- [140] Jitendra R. Raol, *Multi-Sensor Data Fusion with MATLAB*, 1st ed. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2009.

## Bibliographie

---

- [141] David L Hall; Sonya A H McMullen, *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*. Artech House, 2004.
- [142] X. Li and Z. Zhao, "Evaluation of estimation algorithms part I: incomprehensive measures of performance," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 42, no. 4, pp. 1340–1358, Oct. 2006.
- [143] V. Naidu, "Fusion Architectures for 3D Target Tracking Using Irst and Radar Measurements," *Journal of Aerospace Sciences & Technologies*, vol. 62, no. 3, pp. 184–195, 2010.

**Annexe**

## Multi-sensor Data Fusion for Wheelchair Position Estimation with Unscented Kalman Filter

Derradji. Nada<sup>1</sup> Mounir. Bousbia-Salah<sup>1</sup> Maamar. Bettayeb<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Badji Mokhtar Annaba University, faculty of engineering, Department of electronics, LASA laboratory, BP 12, Annaba, 23000 Algeria.

<sup>2</sup>Department of Electrical and computer engineering, College Of Engineering, University of Sharjah, Sharjah, P.O. Box: 27272, United Arab

---

**Abstract:** This paper investigates the estimation problem of the wheelchair position in indoor environments with noisy measurements. The measuring system is based on two odometers placed on the axis of the wheels combined with a magnetic compass to determine the position and orientation. Determination of displacements is implemented by an accelerometer. Data coming from sensors are combined and used as inputs to Unscented Kalman filter (UKF). Two data fusion architectures: MF (measurement fusion) and SVF (state vector fusion) are proposed to merge the available measurements. Comparative studies between these two methods show that the MF architecture provides States estimation with relatively less uncertainty compared to SVF. However, odometers measurements determine the position with relatively high uncertainty followed by the accelerometer measurements. Therefore, fusion in the navigation system is needed. The obtained simulation results show the effectiveness of proposed architectures.

**Keywords:** Data fusion, UKF, MF, navigation, SVF, wheelchair.

## 1 Introduction

Navigation system is one of the most used applications on wheelchairs in the field of robotic systems, it can provide advantages to users of this type of chairs due to its simplicity

In ordinary life, this category needs to navigate and to know strategic places such as parking, metro stations and also inside a building composed of several places without the help of anyone. This requires the development of a system capable to accomplish these tasks, which allowed the places identification and easy navigation, including helping to locate the chair mobility at any time.

Practically, the location determination using a single sensor is insufficient to capture all relevant characteristics of real environments. Then it is necessary to combine data from multiple sensors in a process known as fusion. Multi-sensor data fusion is a technology to allow combining information from several sensors, where the goal is to form a better accuracy and to give a more precise result that could be obtained by the use of one single sensor [1-2]. In the other hand, the multi-sensor data fusion techniques are applied to improve the system performance in several ways, such as increasing the robustness and reliability, and his methods are used to optimize uncertainty and to reduce the reduction time of measurement and cost [3-4]. In literature, few authors work in this research area [5-6]; VPS Naidu in [7] presented different fusion architectures to combine the radar data with IRST (Infra-Red Search and Track) in the target tracking system by using extended Kalman filter (EKF). In [8] an EKF has been designed. It combines the noisy data measurements of encoders, compass and accelerometer in order to obtain the best position estimate while reducing measurement uncertainties. The proposed algorithm is based on two data fusion architectures, state vector fusion (SVF) and measurement fusion (MF).

Authors in [9] developed 'smart' wheelchairs for navigation assistance mainly in indoor environments, however Dan Ding et al [10] developed a smart wheelchair equipped with wireless Internet access and GPS. Defects of the previous methods are of large cost in addition to being dependent to being not effective in closed places and other places with internet access. At the network-centric applied research team (N-CART), within the NEPWAK project,

Ferworn et al [11] introduces techniques for modifying and using power wheelchairs as mobile platforms, enabling communication and remote control, and to extend the mobility range of Ferworn NEPWAK beyond a local area. Whereas in [12], the authors described the development of a navigation system to give a semi-autonomous operation of wheelchairs where they make extensive use of freely available open source software. However, authors of [13] present an indoor navigation system for wheelchairs, using smartphones as a sensor for navigation tools.

The system in our hands is depending on a range of sensors which are different in terms of manufacturer, technology, mechanism of action and the action protocol. They appear here many complications and problems in the case of mixing [14]. For this reason, our task in this paper is to find the best way that allows the use of different information from various sensors and simultaneously to make correct judgments.

In the literature different navigation systems are reformulated as a nonlinear estimation problem where the optimal solution is given by the extended Kalman filter (EKF)[15]. Extended Kalman Filter (EKF) has been a popular approach to localization a mobile robot [16]. However, the performance of the EKF and the estimation quality depends on the correct a priori knowledge of process and measurement noise covariance matrices  $Q$

and  $R$ , respectively. Imprecise knowledge of these statistics can lead a significant degradation in performance. The appearance of the family of deterministic methods shows that the UKF can aim higher estimation precision than EKF. Fundamental difference between EKF and UKF is on the manner in which the Gaussian random variable (GRV) is shown for propagating through the system dynamics. In EKF, state distribution is approximated analytically, Which can introduce large errors in the true covariance a posteriori of GRV processed, this can lead to suboptimal performance and sometimes filter divergence.

Nevertheless, in UKF the reconciliation of state estimated distribution is made by points construction with different weights based on deterministic methods [17]. These points are able to capture the true mean and covariance of the GRV. The problem connected with UKF resides in computational cost and numerical instability, also it is not always able to do these two properties and algorithms may diverge. The divergence in general may occur due to



different reasons, including incorrect or incomplete model underlying the physical system [18].

-Loss of information to capture the true posterior density changes completely, for example, a nonlinear filter designed under the Gaussian assumption may fail to capture the key characteristics of a posterior density multimodal.

-The high degree of nonlinearities in the equations that describe numerical errors in the state-space model. Indeed, each of the aforementioned filters has its own domain of applicability and it is doubtful that a single filter exists this would be considered effective for a wide range of applications.

The motivation of this study was to introduce a more accurate nonlinear filter that could be applied to solve a wide range (from low to large) nonlinear filtering problems. In this aspect, we proposed two architectures of multi-sensor data fusion, able to use the information from all sources and merge them to provide optimal information. The purpose of this paper is to improve the performance of this estimator (UKF) and find architectures able to combine noisy measurements from all sources in order to obtain the best estimate of the state, while reducing measurement uncertainty. The first technique is a fusion architecture which is a measurement fusion (MF), and the second one is another architecture with different principles that is the state vector fusion (SVF) [5, 14].

The two proposed methods of fusion architectures proved their effectiveness in this area and can handle any kind of sensors. They require only a small number of sensors with the lowest cost.

This paper is organized as follows: details of the system and the fusion algorithms are respectively described in sections 2 and 3. The study is reinforced by evaluation of each studied method in section 4. Section 5 presents the results of the simulation. The conclusion includes system evaluation as well as the advantages and disadvantages of the proposed algorithm.

## 2 System Sensor Design

The sensor system consists a magnetic compass, an accelerometer and two odometers (absolute encoders). These odometers determine the position (x, y) and the heading using the rotary encoders [19]. Mounted on the wheel, they deliver information about elementary rotation, which by integration gives a measure of the overall motion. The resolution of the measurement of the wheel's speed is increased in a ratio corresponding to that of the motion transmission system. Its accuracy depends on the sharpness of the network features, the quality of the mechanical

design and the performance of the electronic signal processing (interpolation, scanning) [20]. An encoder consisted of three parts: mechanical axis, disc, and reader, and output signals. The disc has  $n$  tracks divided into  $n$  equal segments alternating opaque and transparent. A pair of optical transceivers is assigned in each track. For each position of the axis, the disk provides a code when the

length  $n$  is  $(1/2^n)^{th}$  rounds. We have chosen a simple

absolute encoder ( $2^{11} = 2048$  points) of 64 laps. The

odometers are based on simple equations that are verified when the wheel revolutions can be translated precisely into linear displacements relative to the earth [21]. In the case of wheel slippage or other more subtle causes, the wheel laps can not translate the linear movement proportionally.

The resulting errors can be classified into two groups: systematic and unsystematic. Systematic errors are those resulting from the kinematic imperfections of the vehicle, such as unequal wheel diameters or uncertainty about the exact wheel-base. On the other hand, unsystematic errors are those resulting from the road interaction with wheels like the dents or the cracks [20]. Many solutions have been proposed to improve the systematic errors. Decoders must be put on special wheels which are not subject to the vehicle load effects, and can be matched to the drive wheels. Symmetric errors are corrected by the inclusion of other types of sensors.

The orientation of wheelchair is determined by using a magnetic compass HMC1002 called also a magnetometer which indicates the direction of magnetic north [22]. Generally, magnetic declination is compensated, so that the sensor delivers continuously an absolute measure of heading related to the direction of true north. The module has two axes X and Y, based on the Hall effect with the resolution of  $0.1^\circ$  as in [23]. In order to achieve the degree of compass accuracy, a magnetic sensor is needed to reliably solve the angular variations of  $0.1^\circ$  using the following relationship orientation [2]:

$$\theta = \tan^{-1}(y/x) \quad (1)$$

To take account of the tangent function valid over  $(180^\circ)$  and to not allow calculation of  $y$  equal to division by 0, the following equations can be used:

$$\theta = \begin{cases} 90^\circ, & x=0, y<0 \\ 270^\circ, & x=0, y>0 \\ \left( \left( 180 - \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) * \frac{180}{\pi} \right) \right)^0, & x<0 \\ \left( \left( -\tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) * \frac{180}{\pi} \right) \right)^0, & x>0, y<0 \\ \left( \left( 360 - \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) * \frac{180}{\pi} \right) \right)^0, & x>0, y>0 \end{cases} \quad (2)$$

To measure the linear acceleration, an accelerometer is used. The principle of most accelerometers is based on the fundamental law of motion which is  $F = m * a$ , where  $F$  is the force ( $N$ ),  $m$  is the mass ( $kg$ ) and  $a$  is the acceleration ( $m/s^2$ ).

Specifically, it consists of the equality between the inertial mass of the seismic force sensor and a biasing force applied to the mass. One thing in common for all accelerometers is that the displacement of the seismic mass will be measured by a position measurement interface circuit and it is then converted to a type of signal [25-27]. In our study, it is assumed that the measurement interface provides two outputs  $x$  and  $y$ .

### 3 Algorithm For Estimation And Multi-sensor Data Fusion

#### 3.1 Kinematics model design

The proposed platform occupies the wheelchair with three sensor types, compass, accelerometer, and absolute encoders having the ability to perceive parameters helping to determine the position. The raw data of these sensors are combined using an Unscented Kalman filter.

The objective is then to determine the position of the wheelchair during operations as accurately as possible [21]. We start with the kinematic model of the wheelchair. On each rear wheel, an odometer is mounted. The measurements are made by rotary encoders coupled to the wheel axis. Fig. 1 shows the system coordinates as well as the wheelchair notations where  $(X_r, Y_r)$  is the global coordinate and  $(X_f, Y_f)$  is the local coordinate of the wheelchair frame.  $r$  denotes the radius of the wheel and  $l$  the distance between the two wheels. During a sampling

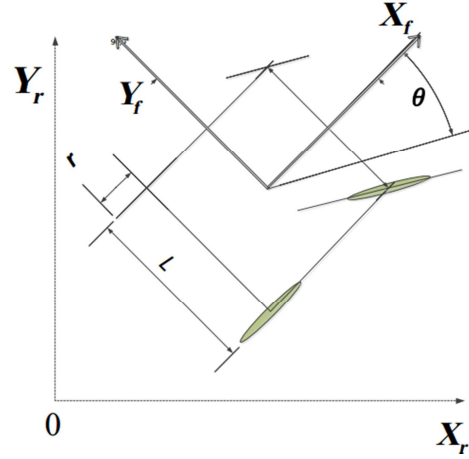


Fig. 1 Configuration and measurement model. The system is equipped with two encoders, compass and accelerometer.

period  $\Delta t$  [28-29], left and right speeds rotation  $V_g$

and  $V_d$  create elementary displacements  $\Delta V_g$  and  $\Delta V_d$  which are driven respectively by left and right wheels as in (3):

$$\begin{cases} \Delta d_g = \Delta t * r * v_g \\ \Delta d_d = \Delta t * r * v_d \end{cases} \quad (3)$$

These can be converted to linear incremental movement  $\Delta d$  of the chair frame center and the orientation angle as in (4):

$$\begin{cases} \Delta d = \frac{(\Delta d_g + \Delta d_d)}{2} \\ \Delta \theta = \frac{(\Delta d_g - \Delta d_d)}{l} \end{cases} \quad (4)$$

According to [28-29], the basic movements of a time  $k$  to  $k + 1$  are given by the following equation:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \Delta d_k * \cos(\Phi) \\ y_{k+1} = y_k + \Delta d_k * \sin(\Phi) \\ \theta_{k+1} = \theta_k + \Delta \theta_k \end{cases} \quad (5)$$

Where  $\Phi = (\theta_k + \frac{\Delta \theta_k}{2})$

Practically, Equation (5) is not really accurate because inevitable errors occurred in the system. These errors can be both systematic such as the imperfect model and unsystematic such as wheel slippage. They have accumulated characteristics that affect the system stability if adequate compensation is not considered. In our system, the compensation is performed by merging measures of a compass, an accelerometer and absolute encoders. This is accomplished by using the UKF. Equation (6) is described

by a nonlinear function  $f$ , coordinate of a wheelchair and a process of Gaussian noise  $W$ . The state of the system can be observed by some absolute measures that can be described by a nonlinear function  $h$ , coordinate of a wheelchair and an independent Gaussian noise process  $V$ . The system is described by “(6),”:

$$\begin{cases} X_{k+1}=f(X_k, u_k, w_k) \\ Z_k=h(X_k, v_k) \end{cases} \quad (6)$$

Where:  $X_k$  is the state vector at time  $k$  and  $Z_k$  is the observation vector at time  $k$ .

The random variables  $w_k$  and  $v_k$  represent the process and measurement noise respectively. They are assumed to be independent to each other, white, and with normal probability distributions:

$$w_k \sim \mathcal{N}(0, Q_k) \quad v_k \sim \mathcal{N}(0, R_k) \quad E\begin{pmatrix} w_i \\ v_j \end{pmatrix} = 0$$

In the case of the nonlinear model, the optimal estimation solution is the extended Kalman filter (EKF). This method of filtering gives good results when the models of evolution of the status and measurement are close to the linear case (first order approximation). However, the optimality of the filter and the convergence are not guaranteed. It can be linearized only in the existence of the Jacobian matrix that can be difficult to calculate and may generate errors in the algorithm. In this work, the deterministic methods that share the same principles are studied. These filters are based on a deterministic sampling approach for the Bayesian solution numerically, using the Unscented transformation for obtaining the Unscented Kalman Filter (UKF) [30].

### 3.2 Unscented transformation (UT)

Unscented Transformation (UT) is a method for calculating the statistics of a random variable which undergoes a nonlinear transformation. The UT builds on the principle that it is easier to approximate a probability distribution of an arbitrary nonlinear function. The UT uses a small number of choosing test points, which are called Sigma points. Each sigma point is propagated through the nonlinear function, and then the mean and covariance is computed through the use of a weighted statistical linear regression process [31]. These points are then propagated through the nonlinear function whose mean and covariance of the estimation are then recovered. The result is a filter that removes the most accurate covariance and the true mean [32].

### 3.3 Unscented Kalman filter (UKF)

The correct For the  $n$ -dimensional random variable  $X$

with known mean  $\bar{X}$  and covariance  $P_X$ , a given known nonlinear transformation  $y = h_{NL}(X)$ , the mean and covariance of  $y$ , denoted as  $\bar{y}$  and  $P_y$  can be estimated from  $2L+1$  sigma point vectors  $X_i$  as follows [33]:

$$\begin{cases} X_0 = \bar{X} & i=0 \\ X_i = \bar{X} + \left[ \sqrt{(L+\lambda)P_X} \right]_i & i=1..L \\ X_i = \bar{X} - \left[ \sqrt{(L+\lambda)P_X} \right]_{i-n_X} & i=L+1..2L \end{cases} \quad (7)$$

Where  $\left[ \sqrt{(n_X+\lambda)P_X} \right]_i$  is the  $i^{th}$  column of the matrix square root of  $(L+\lambda)P_X$ ,  $i$  is an index of sigma points,  $L$  is the dimension number of the augmented state vector,  $\lambda$  is computed by  $\lambda = \alpha^2(L+k) - L$ , with  $\alpha$  and  $k$  are scaling parameters that determine how far the sigma points are spread from the mean  $\bar{X}$ . In this paper,  $\alpha = 10^{-3}$ , and  $B=2$ . The weight is defined as “(8),”:

$$\begin{cases} W_0(X) = \frac{\lambda}{n_X + \lambda} & i=0 \\ W_0(P) = \frac{\lambda}{n_X + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) & i=0 \\ W_i(X) = W_i(P) = \frac{1}{2(n_X + \lambda)} & i=1..2L \end{cases} \quad (8)$$

UKF algorithm proceeds according to the following successive stages [17]: We assume that the observations denoted  $y_k$ , state noise and observation are  $Q$  and  $R$ .

the initial state and initial covariance are  $X_0$  and  $P_0$ .

#### 1- Initialization

$$X_{0|0} = X_0, \quad P_{0|0} = P_0$$

Compute the weight  $W_i$ , Refer to “(8),”.

#### 2- Estimation

For  $k=1$  to infinite

##### • Prediction

a- Calculate  $\mathcal{X}_i$  deterministic samples according to “(7),” .  $(\mathcal{X}_0, \mathcal{X}_1, \dots, \mathcal{X}_L, \dots, \mathcal{X}_{2L})$

b- Evaluation of samples propagates

$$(\hat{X}_{0,k|k-1}, \dots, \hat{X}_{n_X,k|k-1}, \dots, \hat{X}_{2n_X,k|k-1})$$

$$\text{such that: } \hat{X}_{i,k|k-1} = f(\mathcal{X}_{i,k-1|k-1}, u_{k-1}) \quad (9)$$

- c- State estimation and prediction error covariance :

$$X_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(x)} \hat{X}_{i,k|k-1} \quad (10)$$

$$P_{k|k-1} \approx \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} (\hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1}) * (\hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1})^T + Q_k \quad (11)$$

$$\text{Where: } Q_k = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

- Correction
  - Evaluation samples for correction and propagation

$$(\hat{Y}_{0,k|k-1}, \dots, \hat{Y}_{L,k|k-1}, \dots, \hat{Y}_{2L,k|k-1}) \quad (13)$$

Knowing that:

$$\hat{Y}_{i,k|k-1} = h(\hat{X}_{i,k|k-1}, u_k) \quad (14)$$

- Estimation of the observation prediction  $\hat{Y}_{k|k-1}$ , covariance prediction error  $P_{yy,k|k-1}$  and the cross covariance  $P_{xy,k|k-1}$ :

$P_{xy,k|k-1}$ :

$$\hat{y}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(x)} \hat{Y}_{i,k|k-1} \quad (15)$$

$$P_{(yy,k|k-1)} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} (\hat{Y}_{i,k|k-1} - \hat{y}_{k|k-1}) * (\hat{Y}_{i,k|k-1} - \hat{y}_{k|k-1})^T + R \quad (16)$$

$$P_{xy,k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} (\hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1}) * (\hat{Y}_{i,k|k-1} - \hat{y}_{k|k-1})^T \quad (17)$$

- Computation of the Kalman gain  $G_k$

$$G_k = P_{xy,k|k-1} / P_{yy,k|k-1} \quad (18)$$

- Correction of the state and the covariance matrix of the error:

$$X_{k|k} = X_{k|k-1} + G_k (y_k - \tilde{y}_{k|k-1}) \quad (19)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - G_k * P_{yy,k|k-1} * G_k^T \quad (20)$$

End .for.

### 3.4 Multi-sensor data fusion

To improve the measurement performance, we have proposed two architectures to merge the sensors measures SVF (state vector fusion) and MF (measurement fusion). In both architectures, we used measures compass merged with the accelerometer measurements in a single

measurement vector,  $Y_k^{(b)} = [x_a y_a \theta_b]^T$ .

The covariance matrix of this vector is defined as follows:

$$R^{(b)} = \begin{bmatrix} \sigma_{a,x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{a,y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{b,\theta}^2 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$Y_k^{(c)} = [x_c y_c \theta_b]^T$  vector corresponds to the odometer measurements merged with the compass measurements.

The covariance matrix of this vector is defined as:

$$R^{(c)} = \begin{bmatrix} \sigma_{c,x}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{c,y}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{b,\theta}^2 \end{bmatrix} \quad (22)$$

#### 3.4.1 SVF architecture (state vector fusion)

The operation principle of SVF is based on the position calculation from the measurement of each sensor separately and the resulting state vectors are merged to obtain a final state vector. The covariance matrices are combined to give the final state matrix (Fig. 2).

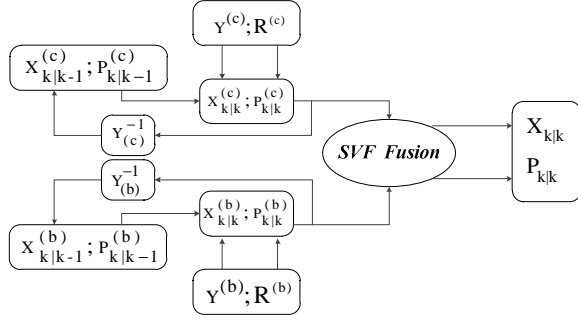


Fig. 2 Diagram of SVF architecture

For measurements of  $Y_k^{(c)}$  :

- Prediction stage:

$$\hat{X}_{i,k|k-1}^{(c)} = f(\mathcal{X}_{i,k-1|k-1}^{(c)}, u_{k-1}) \quad (23)$$

$$X_{k|k-1}^{(c)} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(x)} \hat{X}_{i,k|k-1}^{(c)} \quad (24)$$

$$P_{k|k-1}^{(c)}$$

$$P_{k|k-1}^{(c)} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} \left( \hat{X}_{i,k|k-1}^{(c)} - X_{k|k-1}^{(c)} \right) * \left( \hat{X}_{i,k|k-1}^{(c)} - X_{k|k-1}^{(c)} \right)^T + Q_k \quad (25)$$

- Correction stage:

$$\hat{y}_{i,k|k-1}^{(c)} = h\left(\hat{X}_{i,k|k-1}^{(c)}, u_k\right) \quad (26)$$

$$\hat{y}_{k|k-1}^{(c)} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(x)} \hat{y}_{i,k|k-1}^{(c)} \quad (27)$$

$$P_{yy,k|k-1}^{(c)} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} \left( \hat{y}_{i,k|k-1}^{(c)} - \hat{y}_{k|k-1}^{(c)} \right) * \left( \hat{y}_{i,k|k-1}^{(c)} - \hat{y}_{k|k-1}^{(c)} \right)^T + R^{(c)} \quad (28)$$

$$P_{xy,k|k-1}^{(c)} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} \left( \hat{X}_{i,k|k-1}^{(c)} - X_{k|k-1}^{(c)} \right) * \left( \hat{y}_{i,k|k-1}^{(c)} - \hat{y}_{k|k-1}^{(c)} \right)^T \quad (29)$$

$$G_k^{(c)} = P_{xy,k|k-1}^{(c)} / P_{yy,k|k-1}^{(c)} \quad (30)$$

$$X_{k|k}^{(c)} = X_{k|k-1}^{(c)} + G_k^{(c)} \left( Y_k^{(c)} - \hat{y}_{k|k-1}^{(c)} \right) \quad (31)$$

$$P_{k|k}^{(c)} = P_{k|k-1}^{(c)} - G_k^{(c)} P_{yy,k|k-1}^{(c)} G_k^{(c)T} \quad (32)$$

For measurements of  $Y_k^{(b)}$  :

- Prediction stage: Equations 23, 24 and 25
- Correction stage: Equations 26, 27, 28, 29, 30,31 and 32

SVF Fusion:

$$X_{f,k|k} = X_{k|k}^{(c)} + P_{k|k}^{(c)} * \left[ P_{k|k}^{(c)} + P_{k|k}^{(b)} \right]^{-1} * \left( X_{k|k}^{(b)} - X_{k|k}^{(c)} \right) \quad (33)$$

$$P_{f,k|k} = P_{k|k}^{(c)} + P_{k|k}^{(b)} * \left( P_{k|k}^{(c)} + P_{k|k}^{(b)} \right)^{-1} * P_{k|k}^{(c)T} \quad (34)$$

### 3.4.2 MF architecture (measurement fusion)

In this architecture (Fig. 3), all sources of measurements are merged into a measurement vector. On the other hand, the covariance matrices of these sources are also merged to produce the same results.

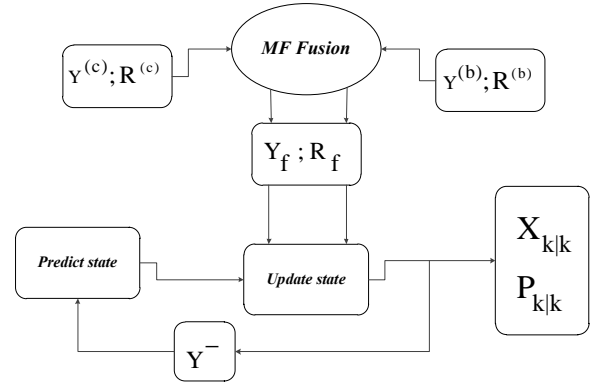


Fig. 3 Diagram of MF architecture

- Prediction stage:

$$\hat{X}_{i,k|k-1} = f(\mathcal{X}_{i,k-1|k-1}, u_{k-1}) \quad (35)$$

$$X_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(x)} \hat{X}_{i,k|k-1} \quad (36)$$

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} \left( \hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1} \right) * \left( \hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1} \right)^T + W_k * Q_{k-1} * W_k^T \quad (37)$$

MF Fusion :

$$Y_f = Y^{(c)} + Y^{(c)} * \left[ R^{(c)} + R^{(b)} \right]^{-1} * \left( Y^{(b)} - Y^{(c)} \right) \quad (38)$$

$$R_f = R^{(c)} - R^{(c)} * \left[ R^{(c)} + R^{(b)} \right]^{-1} * R^{(c)T} \quad (39)$$

- Correction stage:

$$\hat{Y}_{i,k|k-1} = h(\hat{X}_{i,k|k-1}, u_k) \quad (40)$$

$$\hat{y}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(x)} \hat{Y}_{i,k|k-1} \quad (41)$$

$$P_{yy,k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} \left( \hat{Y}_{i,k|k-1} - \hat{y}_{k|k-1} \right)^* \left( \hat{Y}_{i,k|k-1} - \hat{y}_{k|k-1} \right)^T + R_f \quad (42)$$

$$P_{xy,k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} w_{i(p)} \left( \hat{X}_{i,k|k-1} - X_{k|k-1} \right)^* \left( \hat{Y}_{i,k|k-1} - \hat{y}_{k|k-1} \right)^T \quad (43)$$

$$G_k = P_{xy,k|k-1} / P_{yy,k|k-1} \quad (44)$$

$$X_{k|k} = X_{k|k-1} + G_k \left( Y_f - \hat{y}_{k|k-1} \right) \quad (45)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - G_k * P_{yy,k|k-1} * G_k^T \quad (46)$$

## 4 The Performance Evaluation Of

### The Two Algorithms

Both fusion architectures are evaluated by computing the following performance metrics:

- Absolute error (AE) in  $x$  positions:

$$AE_x = |x_i - \hat{x}_i| \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (47)$$

Similarly for  $y$  positions and  $\theta$  orientations.

Where  $x_i, y_i, \theta_i$  are the true positions and  $\hat{x}_i$

$\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{\theta}_i$  are the estimated  $x, y$  positions and  $\theta$

orientations.

- Mean absolute error in  $x$  positions:

$$MAE_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \hat{x}_i| \quad (48)$$

Similarly to  $y$  positions and  $\theta$  orientations.

- The percentage fit error (PFE) in  $x$  positions:

$$PFE_x = 100 * \frac{\text{norm}(x - \hat{x})}{\text{norm}(x)} \quad (49)$$

Similarly to  $y$  positions and  $\theta$  orientations.

- Root mean square error in position:

$$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2}{2}} \quad (50)$$

- Root sum square error in position :  $x_i$

$$RSSPE = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2} \quad (51)$$

- State error (SE)

$$SE_x = (x - \hat{x}) \text{ with theoretical bounds of } \pm 2\sqrt{\widehat{P}_x}$$

$$SE_y = (y - \hat{y}) \text{ with theoretical bounds of } \pm 2\sqrt{\widehat{P}_y}$$

$$SE_\theta = (\theta - \hat{\theta}) \text{ with theoretical bounds of } \pm 2\sqrt{\widehat{P}_\theta}$$

- Innovation sequence of  $x$  position  $IS_x$

$$IS_x = Z_x - \tilde{Z}_{k|k-1} \text{ with theoretical bounds of } \pm 2\sqrt{\widehat{S}_x}$$

- Innovation sequence of  $y$  position  $IS_y$

$$(IS_y = Z_y - \tilde{Z}_{k|k-1}) \text{ with theoretical bounds of } \pm 2\sqrt{\widehat{S}_y}$$

- Innovation sequence of  $\theta$  orientation  $IS_\theta$

$$(IS_\theta = Z_\theta - \tilde{Z}_{k|k-1}) \text{ with theoretical bounds of } \pm 2\sqrt{\widehat{S}_\theta}$$

## 5 Simulation And Results

In this section, an experiment was simulated to calculate the position under two different scenarios: with the MF algorithm and the SVF algorithm. The simulation uses the following parameters:

- Sampling period  $\Delta t = 0.1$  sec .
- Initial state vector  $X_0 = [0 \ 0 \ 0]^T$  .

- The initial covariance matrix is defined by:

$$P_0 = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 0.3 \end{bmatrix} \quad (52)$$

- The covariance matrices of measurement noise:

$$R_b = \begin{bmatrix} 10^{-8} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-8} & 0 \\ 0 & 0 & 8 \cdot 10^{-4} \end{bmatrix} \quad (53)$$

$$R_c = \begin{bmatrix} 10^{-8} & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-8} & 0 \\ 0 & 0 & 8 \cdot 10^{-4} \end{bmatrix} \quad (54)$$

- The noise system covariance matrix:

$$Q_k = \begin{bmatrix} 0.01^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1^2 \end{bmatrix} \quad (55)$$

Both data fusion architectures are evaluated by using a sequential simulation algorithm of the Unscented Kalman filter. The mean absolute error in position is shown in Table 2 and Figs. 4-6 and 7. Percentage of fit error (PFE) and the root mean square error in position (RMSPE) are presented in Table 1. The variations in the mean square error and the execution time for each algorithm are shown in Table 3 and Fig. 15.

Table 1. Percentage Fit Errors In Position

Algorithm	$PFE_x$	$PFE_y$	$PFE_\theta$	$RMSPE(m)$
SVF	29.8078	104.8497	<b>52.9285</b>	0.0086
MF	<b>24.0948</b>	<b>53.1886</b>	56.0247	<b>0.0056</b>
Enc	68.6541	8964.10	332.756	50.66
Acc	32.9900	56.5636	61.3204	0.0061

Table 2. Mean Absolute Error In Position

Algorithm	$MAE_x(m)$	$MAE_y(m)$	$MAE_\theta(^{\circ})$
SVF	0.0022	0.0129	<b>0.0046</b>
MF	<b>0.0019</b>	<b>0.0063</b>	0.0049
Enc	0.0061	1.1213	0.0341
Acc	0.0027	0.0067	0.0054

Table 3. Mean Root Sum Variance In Position And Execution Time.

Algorithm	$MRSvarP(m)$	Time (sec)
SVF	<b>0.0086</b>	1.9587
MF	0.0090	2.6505
Enc	0.5430	<b>0.7599</b>
Acc	0.0087	0.7703

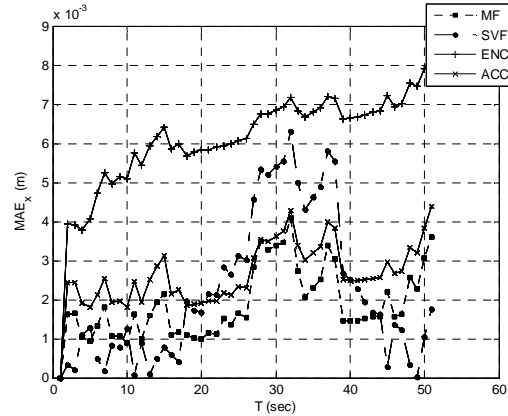


Fig. 4 Mean absolute error in x

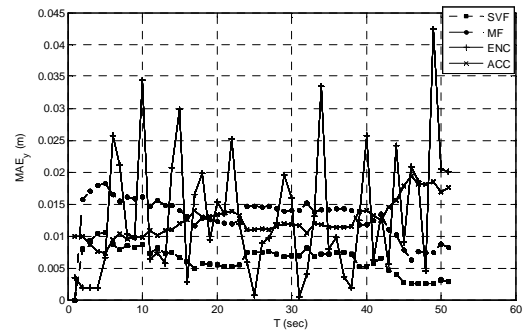
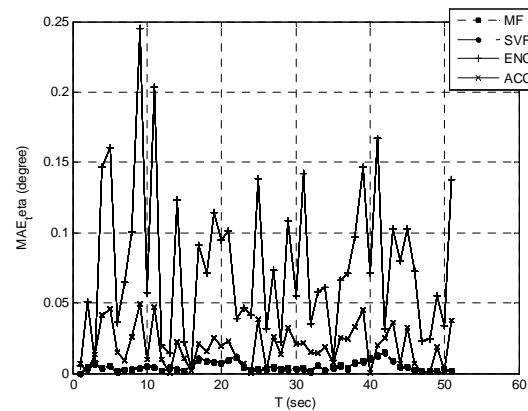


Fig. 5 Mean absolute error in y

Fig. 6 Mean absolute error in  $\theta$ .

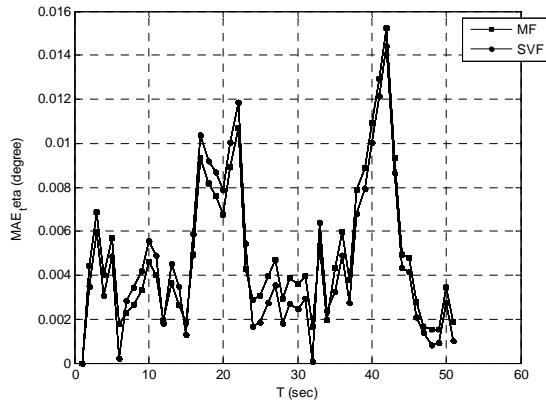


Fig. 7 Zoomed view of figure 6.

Bold values indicate the best results. The root sum square error in position is shown in Fig. 8. From the tables and figures, we can see that the location with the odometer or accelerometer shows performance degradation compared to fusion architectures. MF shows the lowest uncertainty followed by SVF. The uncertainty in the state estimate is high if the odometer is followed by the accelerometer. This shows the need for fusion. For the execution time, location with odometer takes less time with degraded performance.

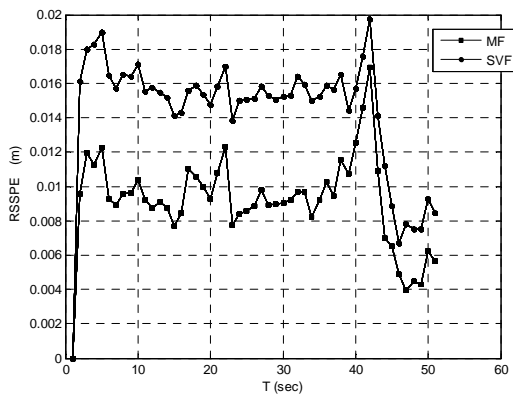


Fig. 8. Root Sum Square Error in Position

The state error with their theoretical limits shows the filter robustness. Figs 9 and 10 show that the MF algorithm is more robust than the SVF one and therefore presents a relatively high performance.

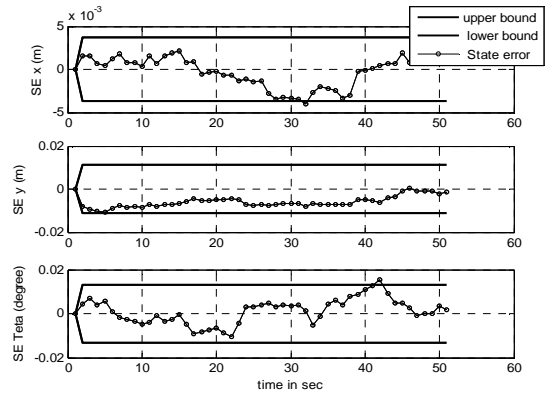


Fig. 9 State error in positions with theoretical bounds for MF

algorithm

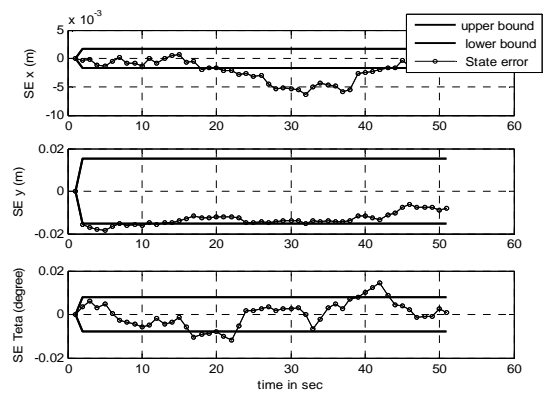


Fig. 10 State error in positions with theoretical bounds for SVF

algorithm

On the other hand, we investigated the consistency of the MF and SVF algorithms using sequences of innovation with theoretical limits, as shown in Figs 11 and 12. The simulation results show that the two algorithms are consistent.

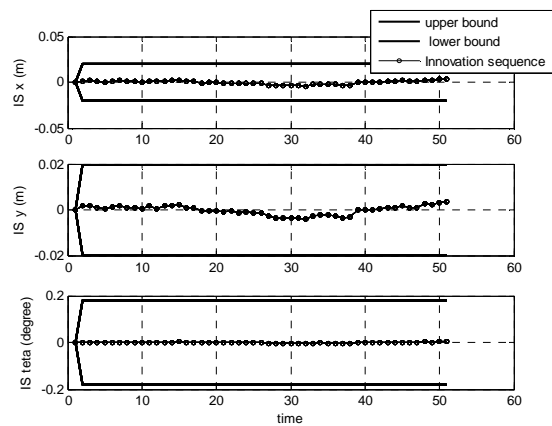


Fig. 11 Innovation sequence with theoretical bounds for MF algorithm



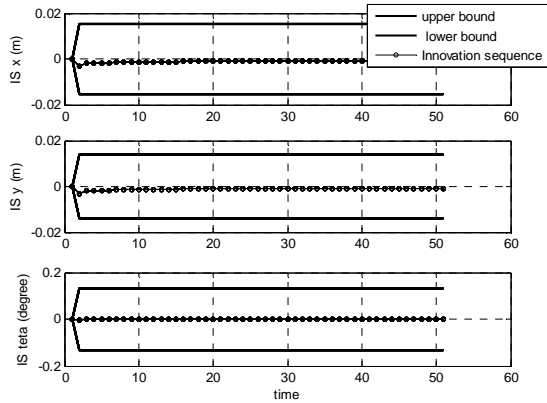


Fig. 12 Innovation sequence with theoretical bounds for SVF algorithm

Finally, we studied the autocorrelation of the innovation sequence to show that the two algorithms extracted all the information represented by the signal. The simulation result shows in Figs 13 and 14 that both algorithms are satisfactory.

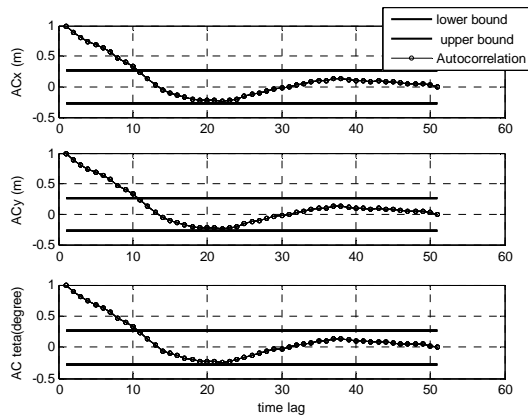


Fig. 13 Autocorrelation of innovation sequence along with theoretical bounds for MF algorithms

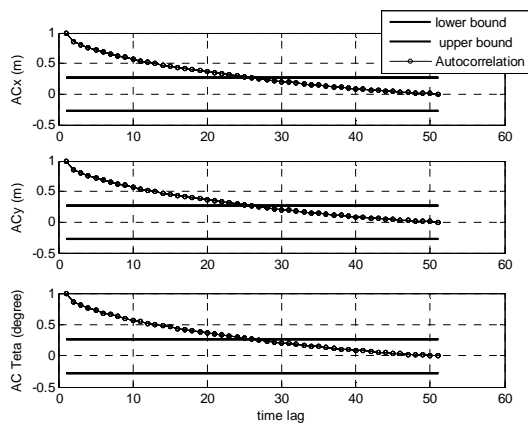


Fig. 14 Autocorrelation of innovation sequence along with theoretical bounds for SVF algorithms

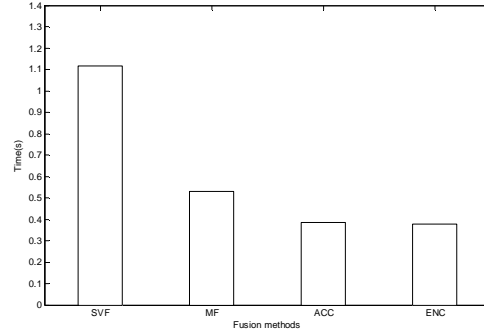


Fig. 15 Execution time for each algorithm

## Conclusion

In order to increase the UKF algorithm performance for the position estimation, we showed the importance and the need for data fusion. Two fusion algorithms (SVF and MF) were addressed and detailed mathematical expressions are given which could be useful for the implementation. The simulation results show that the MF algorithm provides state estimates with relatively less uncertainty followed by the SVF algorithm. For future development, the estimation problem of wheelchair position could also be investigated by using the Cubature Kalman filter (CKF) [34]. In addition, the Bayesian nonlinear filtering using quadrature and cubature rules [35], will also solve this problem. We hope that this work will be an effective solution for reducing navigation problems for wheelchair users.

## Acknowledgments

We would like to thank the laboratory of automatic and signals at Annaba (LASA) great interest and support to carry out this work.

## References

- S. Safari, F. Shabani, and D. Simon, "Multirate multisensor data fusion for linear systems using Kalman filters and a neural network," *Aerospace Science and Technology* ., vol. 39, pp. 465–471, (2014).
- Cappello, F., Sabatini, R., and Ramasamy, S., "Multi-Sensor Data Fusion Techniques for RPAS Detect, Track and Avoid," *SAE Technical Paper 2015-01-2475*, 2015, doi:10.4271/2015-01-2475.
- D.U. Guanglong, Ping Zhang., " Human–manipulator interface using hybrid sensors with Kalman filters and adaptive multi-space transformation, " *Measurement*, Vol. 55, pp. 413-422, September 2014.
- Wenjuan Qi, Peng Zhang, Zili Deng., " Robust weighted fusion Kalman filters for multisensor time-varying systems with uncertain noise variances," *Signal Processing*, Vol. 99, pp. 185-200, June 2014.

- Jitendra R. Raol., *Multi-Sensor Data Fusion with MATLAB*, 1st edn. CRC Press, Inc., Boca Raton, FL, USA (2009)
- David Lee Hall and Sonya AH McMullen, *Mathematical techniques in multisensor data fusion*, Artech House (2004)
- VPS Naidu, "Fusion architectures for 3d target tracking using first and radar measurements," *Journal of Aerospace Science & Technology* Vol. 62(3), pp.184–195, (2010).
- D. Nada, M. Bousbia Salah and M. Bettayeb, "Fusion architectures with Extended KALMAN Filter for locate wheelchair position using sensors measurements," *International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), 2014*, pp. 1-7, (2014, Tunis, Tunisia).
- R. Simpson, E. LoPresti, S. Hayashi, I. Nourbakhsh, and D. Miller, "The smart wheelchair component system," *Journal of Rehabilitation Research and Development* Vol. 41(3 B), pp. 429–442, (2004).
- Dan Ding, B. Parmanto, H.A. Karimi, D. Roongpiboonsopit, G. Pramana, T. Conahan, and P. Kasemsuppakorn, "Design considerations for a personalized wheelchair navigation system," In: *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 4790–4793 (2007). DOI 10.1109/IEMBS.2007.4353411
- A. Ferworm, A. Arora, and M. Jaseemuddin, "Ip mobility issues for a mobile tele-robotic systemnepwak," *International Journal of Automation and Computing*, vol. 1, no. 1, pp. 10–16, 2004. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/s11633-004-0010-0>
- R. Tang, Xiao Qi Chen, M. Hayes, and I. Palmer, "Development of a navigation system for semiautonomous operation of wheelchairs," In: *International Conference on Mechatronics and Embedded Systems and Applications (MESA), 2012 IEEE/ASME* pp. 257–262 (2012). DOI 10.1109/MESA.2012.6275571
- Nattapob Wattanavarangkul and Toshihiko Wakahara, "Indoor navigation system for wheelchair using smartphones," In: J.J.J.H. Park, L. Barolli, F. Xhafa, H.Y. Jeong (eds.) *Information Technology Convergence, Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol. 253, pp. 233–241. Springer Netherlands (2013). DOI 10.1007/978-94-007-6996-0\_25. URL [http://dx.doi.org/10.1007/978-94-007-6996-0\\_25](http://dx.doi.org/10.1007/978-94-007-6996-0_25)
- J.B. Gao and C.J. Harris, "Some remarks on Kalman filters for the multisensor fusion," *Information Fusion* 3(3), 191 – 201 (2002). DOI [http://dx.doi.org/10.1016/S1566-2535\(02\)00070-2](http://dx.doi.org/10.1016/S1566-2535(02)00070-2). URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253502000702>.
- B. D. O. Anderson, J. B. Moore, and M. Eslami, "Optimal Filtering," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. 12, no. 2, pp. 235–236, 1982.
- H. Zhao and Z. Wang, "Motion Measurement Using Inertial Sensors, Ultrasonic Sensors, and Magnetometers With Extended Kalman Filter for Data Fusion," *IEEE Sens. J.*, vol. 12, no. 5, pp. 943–953, May 2012.
- Wan EA, van der Merwe R (2002) 'The Unscented Kalman Filter', John Wiley Sons, Inc., pp 221–280. DOI 10.1002/0471221546.ch7.
- W. Li, S. Sun, Y. Jia, and J. Du, "Robust Unscented Kalman filter with adaptation of process and measurement noise covariances," *Digit. Signal Process.*, vol. 48, pp. 93–103, 2015.
- Serge Kernbach, "Encoder-free odometric system for autonomous microrobots," *Mechatronics*. Vol.22 no. 6, pp. 870 – 880, 2012.
- Spyros G. Tzafestas, "4 - mobile robot sensors," In: S.G. Tzafestas (ed.) *Introduction to Mobile Robot Control*, pp. 101 – 135. Elsevier, Oxford (2014). DOI <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-12-417049-0.00004-3>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780124170490000043>.
- S.B. Lazarus, I. Ashokaraj, A. Tsourdos, Rafal Zbikowski, P. M G Silson, N. Aouf, and B.A. White, "Vehicle localization using sensors data fusion via integration of covariance intersection and interval analysis," *Sensors Journal, IEEE* 7(9), 1302–1314 (2007). DOI 10.1109/JSEN.2007.901556
- Tim Guilford and Graham K. Taylor, "The sun compass revisited," *Animal Behaviour* 97(0), 135 – 143 (2014). DOI <http://dx.doi.org/10.1016/j.anbehav.2014.09.005>.
- Datasheet: 1- and 2-Axis Magnetic Sensors HMC1001/1002/1021/-1022
- Marie-Jose Aldon, "Capteurs et méthodes pour la localisation des robots mobiles," *Rapport technique, Techniques de l'Ingénieur*. S7, 852 (2001)
- M.A. Horton and A.R. Newton, "Method and apparatus for determining position and orientation of a moveable object using accelerometers,". US Patent 5,615,132 March 1997. <http://www.google.com/patents/-US5615132>. US Patent 5,615,132
- Bousbia-Salah, M., Fezari, M, "A navigation tool for blind people," In: T. Sobh (ed.) *Innovations and Advanced Techniques in Computer and Information Sciences and Engineering*, pp. 333–337. Springer Netherlands (2007). DOI 10.1007/978-1-4020-6268-1\_59. URL [http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4020-6268-1\\_59](http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4020-6268-1_59)
- Bousbia-Salah, M., Bettayeb, M., Larbi, A, "A navigation aid for blind people," *Journal of Intelligent Robotic Systems* 64(3-4), 387–400 (2011). DOI 10.1007/s10846-011-9555-7. URL <http://dx.doi.org/10.1007/s10846-011-9555-7>
- M.L. Anjum, Jaehong Park, Wonsang Hwang, Hyun il Kwon, Jong hyeon Kim, Changhun Lee, Kwang soo Kim, and Dong il Cho, "Sensor data fusion using Unscented Kalman filter for accurate localization of mobile robots," In: *International Conference on Control Automation and Systems (ICCAS), 2010* pp. 947–952 (2010, Gyeonggido, Korea.)
- N. Houshangi and F. Azizi, "Mobile robot position determination using data integration of odometry and gyroscope." In: *Automation Congress, 2006. WAC '06. World*, pp. 1–8 (2006, Budapest, Hungary.). DOI 10.1109/WAC.2006.375994
- S. Julier, J. Uhlmann, and H.F. Durrant-Whyte, "A new method for the nonlinear transformation of means and covariances in filters and estimators," *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 45(3), pp. 477–482 (2000). DOI 10.1109/9.847726
- F. Azizi and N. Houshangi. "Sensor integration for mobile robot position determination," In: *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2003.*, vol. 2, pp. 1136–1140

vol.2 (2003, Crystal City Hyatt Regency Washington, D.C., USA). DOI 10.1109/ ICSM C.2003.12 44564

A. Sakai, Y. Tamura, and Y. Kuroda, "An efficient solution to 6dof localization using Unscented Kalman filter for planetary rovers," In: *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2009. IROS 2009., pp. 4154–4159 (2009, St. Louis, USA). DOI 10.1109/IROS .2009 .5354677

Chun-Jung Sun, Hong-Yi Kuo, and C.E. Lin, "A sensor based indoor mobile localization and navigation using Unscented Kalman filter," In: *Position Location and Navigation Symposium (PLANS)*, 2010 IEEE/ION, pp. 327–331 (2010, Renaissance Esmeralda Resort and Spa in Indian Wells, near Palm Springs, California, USA.). DOI 10.1109/PLANS.2010.5507249

I Arasaratnam, Simon Haykin, and T.R. Hurd, "Cubature Kalman filtering for continuous-discrete systems: Theory and simulations," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.58(10), pp.4977–4993 (2010). DOI 10.1109/TSP.2010.2056923

P. Closas and C. Fernandez-Prades, "Bayesian nonlinear filters for direct position estimation," In: *IEEE Aerospace Conference, 2010*, pp. 1–12 (2010, Big Sky, Montana, USA.). DOI 10.1109/AERO.2010.5446676



**Derradji Nada** was born in Bordj Bou Arreridj (Algeria), 16 december 1975. He received his B.Sc. and M.Sc. degrees in Electrical Engineering from University of Bordj Bou Arreridj, Algeria, in 2009 and 2011, respectively. He is currently working towards the Ph.D. degree at LASA laboratory (laboratory of automatic and signals Annaba), Department of Electronic Engineering, Badji Mokhtar Annaba University, Algeria. His main research interests include Filtering, and estimation, image compression and restoration, sensors, measurement.

E-mail:

derradji.nada@univ-annaba.org

ORCID iD:0000-0001-5336-2900



**Mounir BOUSBIA SALAH** was born in Annaba (Algeria), 22 March 1960. He received the B.Eng. degree in electronics from Annaba university (Algeria) in 1984, the MSc degree in electronics from Cardiff university (UK) in 1988 and the PhD degree in electronics from BADJI

Mokhtar Annaba university in 2004. He is a full professor and director of research with the department of electronic engineering, BADJI Mokhtar Annaba university. He is also head of research team in Biomedical engineering with the laboratory of automatic and signals of Annaba (LASA). He has been a reviewer with IEEE sensors journal, Instrumentation science and technology, Measurement science and technology, Disability and rehabilitation, Journal of intelligent and robotic systems, Industrial robot, Sensors and Transducers journal, Journal of Electrical and Electronics

Engineering Research and many international conferences. He is also member with the International Frequency Sensor Association and affiliated with IFAC. He has published more than 50 journal and conference papers, 01 book chapter. His research interests include Biomedical electronics, Man-machine Communication, Sensors, Control.

E-mail: bousbia.salah@univ-annaba.org (Corresponding author)

ORCID iD: 0000-0002-2611-9670.



**Maamar Bettayeb** was born on 7 June 1953.

He received the B.S., M.S., and Ph.D. degrees in Electrical Engineering from University of Southern California, Los Angeles, in 1976, 1978 and 1981, respectively. He has been Professor at University of Sharjah UAE since August 2000. He also held the position of Advisor to the Chancellor for Graduate Studies and Scientific research for the Years 2004/2006 and Director of Research and Studies Center for the Year 2005/2006 at University of Sharjah. He was the Conference Chair of ISSPA 2007, has been the program committee chair/cochair for several conferences. He was Associate Editor of the International Journal of Modeling, Identification and Control. He is the leader of intelligent systems research group at University of Sharjah. He has published over 300 journal and conference papers and has over 1100 citations in recognition of his research contributions in the fields of control and signal processing. He has also supervised over 50 M. Sc. and Ph. D. students. He has been consulting for the Petrochemical Industries and has also been involved in various RD funded projects in the areas of control and signal processing applications. His recent research interest is in H optimal control, rational approximation, signal and image processing, process control, networked control systems, fractional dynamics and control, nonlinear estimation and filtering, soft computing, wavelets, renewable energies and engineering education.

E-mail: maamar@sharjah.ac.ae.

## **Productions Scientifiques**

### **❖ Communications internationales**

1. **D NADA** and M Bousbia-Salah «*The Effect of Measurement Noise on the Tracking position of a Wheelchair*» **International Conference on Electrical Engineering Béchar university CIGE'2013, Algeria.**
2. **D NADA** and M Bousbia-Salah «*Improving extended Kalman filter with multi-sensor data fusion to locate wheelchair position.*» **International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA'13) 18-20 November Guelma, Algeria.**
3. **D NADA** and M Bousbia-Salah «*Fusion des données multi-capteurs pour la localisation de la position d'un fauteuil roulant*» **The 1st International Conference on Electrical Energy Systems October 22-24th 2013 Icees2013,ANNABA Algeria.**
4. **D NADA**, M Bousbia-Salah, M Bettayeb «*Fusion Architectures with EKF for locate wheelchair position Using sensors Measurements.*» **Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), 2014 International Conference on IEEE, Tunis, 3-6 Nov. 2014, Tunisia.**
5. **D NADA**, M Bousbia-Salah, M Bettayeb «*Data Fusion Approach With EKF Applied to Wheelchair Navigation System in Outdoor Environment.*» **International Conference on Automatic control, Telecommunications and Signals ICATS'15, Annaba, Algeria.**

### **❖ Publication internationale**

**D NADA**, M Bousbia-Salah, M Bettayeb «*Multi-sensor Data Fusion for Wheelchair Position Estimation with Unscented Kalman Filter*» **International Journal of Automation and Computing 2016.**

ISSN: 1476-8186, revue indexée par **Scopus** H index **25**.

DOI: 10.1007/s11633-017-1065-z