

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA



DOMAINE : Science et Technologies
FILIERE : Génie Electrique
OPTION : Automatique

Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique
Intitulé

Localisation d'un robot mobile à roues par un
algorithme basé sur le Filtre de Kalman Etendu

Présenté par:
MEZRAG Moustafa Mohammed El-amine
OUKERIMI Hadjer

Soutenu devant le jury composé de:

KHETTAB Khoutir	Université de M'sila	Président
AIB Abdelghani	Université de M'sila	Rapporteur
OUAGNI Fayssal	Université de M'sila	Examineur
BENGUESMIA Hani	Université de M'sila	Examineur

Promotion : Juin 2018

Année universitaire : 2017 /2018



Remerciements :

Nous tenons à remercier notre dieu, le tout puissant, de nous avoir donné la sante et la volonté pour compléter ce modeste travail.

Nous tenons à remercier notre promoteur, monsieur AIB AbdElgani, pour sa disponibilité, son orientation et son soutien moral tout au long de notre travail.

Nos profondes gratitudes aux membres du jury qui ont l'honneur d'évaluer ce travail de fin d'études.

Tous nos infinis remerciements vont à tous les enseignants qui ont contribué à notre formation durant notre cursus universitaire.

Nos remerciements les plus chaleureux vont à nos chers parents pour leurs encouragements, leur patience et leur grand soutien durant toutes ces années d'études.

Enfin, nous remercions tous ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Dédicace

Je commence par rendre un vibrant hommage à tous ceux qui ont participés à ma formation. Du département génie électrique de le pôle universitaire de m'sila, et surtout à mes parents qui sont à la base de cette formation, et veillez à sa suivi, et ils ont su comment coordonner entre les pierres de cette instruction. Mille mercis.

Je dédie ce mémoire de fin d'études de master : A mes très chers parents, Djamel et Farida, qui grâce à eux j'ai pu atteindre ce niveau, qui a été toujours à mes côtés pour me soutenir dans les moments les plus difficiles, pour me conseiller et ils sont pour moi plus que parents mais amis, que Dieu leur donne longue vie et une bonne santé.

A mes biens aimés, mes très chères Ammar et Yaakoub.

A mon frères Sid Ahmed et Ayoub.

Aux les grandes familles MEZRAG et GHABECHE, que je suis fière d'y appartenir.

A Hadjer (Elhadja) mon binôme, Khadidja (Chahra), Sidali, Boubaker, Samrahi, Mohammed El-amine (Derk), Riadh et Mokhtar.

A mes amis : Aymen, Amine, Oussama, Smail, Miloud, Selma et Chaima de la promotion Automatique 2018.

A tous mes amis...

Amine...

Dédicace

Je dédie ce travail :

A mes très chères parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études mon père Messaoud, ma mère Sakhrira.

A ma grande mère Kamir, grand père Brahim, ma tante Souad et sa famille et mon oncle Taher et son famille.

A mon proche amie Khadidja (Chahra) et sa maman (mayma).

A mes très chères frères: Imed, Bachir pour leur appui et leur encouragement.

A mes très chers sœurs : Wassila, Zineb, Aya, Hafsa, Manar, Zoulikha et Ikram pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral.

A mon binôme : MEZRAG Mustapha Mohammed El-amine.

Aux les grandes familles OUKERIMI et DAOUD.

A mes amis : L. Amine.

A tous mes amis : Bouchra, Khaira (joulia), Djoueiria, Hadjer (g), Imen (b), Souhila, Samiha, Sabah.

A mes amis: Aymen, Amine, Sidali, Boubaker, Oussama, Khalel, Mokhtar, Smail, Miloud, Selma et Chaima de la promo Automatique 2017/2018.

A tous ceux qui m'ont soutenu de loin ou de près.

Hadjer ...

Table des matières

Introduction Générale.....	1
Chapitre I : Etat de l’art sur les robots mobiles	
I.1 Introduction :.....	2
I.2 Définition de la Robotique :.....	2
I.3 Etymologie du terme robot :.....	2
I.4 Un robot :	2
I.5 La Robotique mobile :.....	2
I.5.1 Introduction :.....	2
I.6 Classification des robots mobiles :.....	3
I.6.1 Classification selon le degré d’autonomie :.....	3
I.6.1.1 Robot télécommandé :.....	3
I.6.1.2 Robot semi-autonome :.....	3
I.6.1.3 Robot autonome :	3
I.6.2 Classification selon le domaine d’application :.....	3
I.6.2.1 Les robots industriels et de service :.....	4
I.6.2.2 Les robots militaires :	4
I.6.2.3 Les robots de laboratoire :	4
I.6.3 Classification selon le type de locomotion :.....	4
I.6.3.1 Les Robots mobiles à chenilles :	4
I.6.3.2 Les Robots marcheurs :	5
I.6.3.3 Les Robots mobiles rampants :.....	5
I.6.3.4 Les Robots mobiles à roues :.....	6
I.7 L’étude de la cinématique des robots mobiles a roues :.....	6
I.7.1 Roulement sans glissement :	6
I.7.2 Centre instantané de rotation (CIR) :	8
I.7.3 Holonomie et non holonomie :	8
I.7.4 Les types des robots mobiles :.....	8
I.7.4.1 Robot unicycle :	8
I.7.4.1.1 Description :	8
I.7.4.1.2 Modélisation :.....	9
I.7.4.1.3 Modélisation cinématique :	10

I.7.4.2 Robot tricycle :	10
I.7.4.2.1 Description :	10
I.7.4.2.2 Modélisation :	11
I.7.4.2.3 Modélisation cinématique :	11
I.7.4.3 Robot voiture :	12
I.7.4.3.1 Description :	12
I.7.4.3.2 Modélisation :	13
I.7.4.3.3 Modélisation cinématique :	13
I.7.5 Les avantages et les inconvénients des différents types de robots à roues :	13
I.8 Les capteurs en robotique mobile :	14
I.8.1 Capteurs internes :	14
I.8.1.1 Les capteurs de déplacement :	14
I.8.1.2 Les capteurs d'attitude :	14
I.8.2 Capteurs externes :	15
I.8.2.1 Les capteurs télémétriques :	15
I.9 Les actionneurs en robotique mobile :	16
I.9.1 Les moteurs à réluctances variables :	17
I.9.2 Les moteurs à aimants permanents :	17
I.9.3 Les moteurs pas à pas :	18
I.9.4 Les moteurs à courant continu :	18
I.9.5 Les moteurs hybrides :	19
I.10 Conclusion :	19
 Chapitre II : Les observateurs non-linaires	
II.1 Introduction :	20
II.2 Observabilité et observateurs :	20
II.2.1 Observabilité :	20
II.2.2 Notion d'observabilité :	20
II.2.3 L'observabilité de SL (Critère de Kalman) :	20
II.2.4 L'observabilité de SNL:	21
II.2.5 Le différend entre les systèmes linéaires et les systèmes non linéaires :	21
II.2.5.1 Les systèmes linéaires :	21
II.2.5.2 Les systèmes non linéaires :	21
II.2.6 Objectif d'un observateur :	22

II.2.7	Structure générale d'un observateur :	23
II.2.8	Observateurs appliqués à la robotique :	24
II.3	Filtre de kalman et Filtre de kalman étendu :	24
II.3.1	Filtre de kalman(KF) :	24
II.3.2	Les limites de Filtre de kalman :	25
II.3.3	Filtre de kalman étendu(EKF) :	25
II.4	Conclusion :	26
Chapitre III : Les méthodes de localisation		
III.1	Introduction :	27
III.2	Localisation :	27
III.2.1	Localisation relative ou à l'estime :	28
III.2.2	Localisation absolue :	28
III.3	Les méthodes de la localisation :	28
III.3.1	La méthode de Localisation basée sur le modèle odométrique :	28
III.3.1.1	Introduction :	28
III.3.1.2	Principe et algorithme:	29
III.3.2	La méthode de Localisation basée sur le filtre de Kalman étendu (EKF) :	31
III.3.2.1	Introduction :	31
III.3.2.2	Principe et algorithme:	31
III.4	Conclusion :	36
Chapitre IV : Simulation des méthodes de localisation		
IV.1	Introduction :	37
IV.2	Outil de simulation MATLAB:	37
IV.2.1	Robotics Toolbox for MATLAB (RTB):	37
IV.2.2	Notice d'utilisation de RTB :	38
IV.2.3	Construction de Simulation :	38
IV.2.4	Localisation par EKF dans RTB :	38
IV.3	La méthode de Localisation basée sur la méthode odométrique :	39
IV.3.1	Estimation de la position du véhicule (localisation) :	39
IV.3.2	Les caractéristiques et les données :	39
IV.3.3	Résultat de simulation :	39
IV.4	La méthode de Localisation basée sur le filtre de Kalman étendu (EKF) :	42
IV.4.1	Localisation de véhicule basée sur la carte :	42

IV.4.2	Les caractéristiques et les données :	43
IV.4.3	Résultat de simulation :	43
IV.5	Conclusion :	45
Conclusion Générale		46
Références Bibliographiques		47

Listes des figures

Chapitre I :

Figure 1. Robot mobile à chenille	5
Figure 2. Robot mobile marcheur (Humanoïde)	5
Figure 3. Robot mobile rampant.....	6
Figure 4. Robot mobile à roue.....	6
Figure 5. Description d'une roue.....	7
Figure 6. Schéma de principe d'un robot mobile unicycle.....	9
Figure 7. Schéma de principe d'un robot mobile tricycle	11
Figure 8. Schéma de principe d'un robot mobile de type voiture	12
Figure 9. Moteur à réluctance variable.....	17
Figure 10. Moteur à aimant permanent	17
Figure 11. Moteur pas à pas	18
Figure 12. Moteur à courant continu	19

Chapitre II :

Figure 13. Système linéaire propriété.....	21
Figure 14. Le théorème de superposition en SL.....	21
Figure 15. Diagramme structurel d'un observateur.....	22
Figure 16. Diagramme structurel d'un observateur d'ordre plein	23

Chapitre IV :

Figure 17. Simulation de l'estimation de la position du véhicule	40
Figure 18. Simulation de l'estimation de la position du véhicule (ZOOM).....	40
Figure 19. L'évolution de la norme de matrice de covariance de l'erreur.....	41
Figure 20. L'évolution des erreurs de positionnement.....	41
Figure 21. Cycle de base de localisation EKF.....	42
Figure 22. Structure de localisation de véhicule basée sur la carte	42

Figure 23. Simulation de la localisation de véhicule basée sur la carte	43
Figure 24. Simulation de la localisation de véhicule basée sur la carte (ZOOM)	44
Figure 25. L'évolution de la norme de matrice de covariance de l'erreur.....	44
Figure 26. L'évolution des erreurs de positionnement.....	45

Liste des Tableaux

Chapitre I :

Tableau 1. Différents types de robot à roues	13
--	----

Introduction Générale

Introduction générale :

La technologie joue un rôle majeur et important dans les activités de tous nos jours. Les machines intelligentes font partie de cette technologie ainsi que les Robots et peuvent remplacer l'être humain dans toutes les domaines: Professionnel, médical et autres.

Les Robots peuvent nous aider dans les travaux intelligents, difficiles et Répétitifs que les humains préfèrent ne pas faire ou sont incapables de faire en raison de limitations de taille ou dans des environnements extrêmes tels que l'espace ou le fond marin.

Le système robotisé dispose d'un niveau minimum d'autonomie et de facilités de navigation. Pour ce faire, le système doit généralement accomplir trois tâches de base qui sont la localisation, la planification et la navigation.

La localisation relativement à l'environnement occupe une place de choix puisqu'elle détermine le bon déroulement des deux autres. Elle consiste à calculer et à maintenir à jour la connaissance de la position et de l'orientation du robot dans un repère absolu lié à l'environnement de travail. On se restreint ici au cas de systèmes navigant sur un plan. Le robot est alors complètement localisé par deux paramètres de position et un paramètre d'orientation.

La localisation d'un robot mobile peut être traitée comme un problème d'estimation de l'état du système à partir d'observation, dont des solutions sont bien connues en Automatique. En robotique mobile, on fait le plus souvent appel aux techniques basées sur les filtres de Kalman étendu.

Les robots mobiles à roues possèdent une structure mécanique la plus utilisable dans la robotique. Ce type assure selon l'agencement et les dimensions des roues que permettent le déplacement dans toutes les directions.

Notre travail appartient de la localisation d'un robot mobile à roues par un algorithme basé sur Filtre de Kalman Étendu. Pour obtenir la position réelle et exacte d'un robot mobile. Pour atteindre le prototype final nous avons divisé notre travail en quatre chapitres comme suit :

Le premier chapitre sera consacré à l'étude de robot mobile : leurs types et modèles.

Le deuxième chapitre sera consacré à l'étude des observateurs non linéaires : Le filtre de Kalman (KF) et le filtre de Kalman étendu (EKF).

Le troisième chapitre consacre aux la méthode de localisation basée sur le modèle odométrique (module du système) et la méthode de localisation basée sur le filtre de Kalman étendu.

Dans le quatrième chapitre, comportera l'implémentation des méthodes de localisation (la méthode de localisation basée sur le modèle odométrique et la méthode de localisation basée sur le filtre de Kalman étendu).

Comme tout travail de recherche, une conclusion s'impose, cette dernière reprendra les points essentiels de tout le travail et les perspectives envisagés. Nous présenterons par la suite la liste bibliographique qui nous a servi dans l'élaboration de ce mémoire.

Chapitre I

Etat de l'art sur les robots mobiles

I.1 Introduction :

La robotique est une branche interdisciplinaire de l'ingénierie et de la science qui comprend le génie mécanique, le génie électrique, l'informatique et d'autres. La robotique traite de la conception, de la construction, du fonctionnement et de l'utilisation de robots, ainsi que de systèmes informatiques pour leur contrôle, leur retour sensoriel et leur traitement de l'information.

Ces technologies sont utilisées pour développer des machines capables de se substituer aux humains et de reproduire des actions humaines. Les robots peuvent être utilisés dans n'importe quelle situation et pour n'importe quel but, mais aujourd'hui, ils sont utilisés dans des environnements dangereux (y compris la détection et la désactivation de bombes), dans des processus de fabrication où les humains ne peuvent survivre. Les robots peuvent prendre n'importe quelle forme, mais certains sont faits pour ressembler aux humains en apparence. Ceci est censé aider à l'acceptation d'un robot dans certains comportements répliqués habituellement effectués par les gens. Ces robots tentent de reproduire la marche, le soulèvement, la parole, la cognition et, fondamentalement, tout ce qu'un humain peut faire. Beaucoup de robots d'aujourd'hui sont inspirés par la nature, contribuant au domaine de la robotique bio-inspirée.

I.2 Définition de la Robotique :

La robotique est l'ensemble des domaines scientifiques et industriels en rapport avec la conception et la réalisation de machines automatiques ou de robots. C'est un domaine multidisciplinaire; on y trouve des aspects concernant la mécanique, l'informatique, ainsi que l'électronique.

I.3 Etymologie du terme robot :

Le terme « robot » est tiré d'un ancien mot slave slovaque « robota » ce qui signifie « servitude » ou bien « travail forcé ».

I.4 Un robot :

Un robot est une machine capable de réaliser automatiquement une série complexe d'actions. Les robots peuvent être guidés par un dispositif de contrôle externe ou le contrôle peut être intégré à l'intérieur. Les robots peuvent être construits pour prendre une forme humaine, mais la plupart des robots sont des machines conçues pour exécuter une tâche sans tenir compte de leur apparence.

Un robot est défini aussi comme une machine qui ressemble à une créature vivante en étant capable de se déplacer de façon autonome (comme en marchant ou en roulant sur des roues) et en effectuant des actions complexes (comme saisir et déplacer des objets).

I.5 La Robotique mobile :

I.5.1 Introduction :

De manière générale, on regroupe sous l'appellation robots mobiles l'ensemble des robots à base mobile, (par opposition notamment aux robots manipulateurs). L'usage veut néanmoins que l'on désigne le plus souvent par ce terme les robots mobiles à roues. Les autres robots mobiles sont en effet le plus souvent désignés par leur type de locomotion, qu'ils soient marcheurs, sous-marins ou encore aériens.

On peut estimer que les robots mobiles à roues constituent la grande partie des robots mobiles. Historiquement, leur étude est venue assez tôt, suivant celle des robots manipulateurs. Leur faible complexité en a fait de bons premiers sujets d'étude pour les roboticiens intéressés par les systèmes autonomes. Cependant, malgré leur simplicité apparente, ces systèmes ont soulevé un grand nombre de problèmes difficiles. De ce fait, les applications industrielles utilisant des robots mobiles sont rares. Cela est dû au fait que, contrairement aux robots manipulateurs qui travaillent exclusivement dans des espaces connus et de manière répétitive, les robots mobiles sont destinés à évoluer de manière autonome dans des environnements dynamiques qui peuvent ne pas être connus.

Néanmoins, l'intérêt indéniable de la robotique mobile est d'avoir permis d'augmenter considérablement les connaissances sur la localisation et la navigation des robots mobiles autonomes. [1]

I.6 Classification des robots mobiles :

La classification des robots se fait selon plusieurs critères, trois principalement:

- Le degré d'autonomie.
- Le domaine d'application.
- Le type de locomotion.

I.6.1 Classification selon le degré d'autonomie :

Autonomie ou comportement autonome est un terme en référence à des véhicules sans pilote en raison de la mauvaise compréhension de savoir si quelque chose agissant sans commandes extérieures le fait par sa propre capacité à prendre des décisions ou par une méthode de prise de décision préprogrammée. C'est une qualité plutôt abstraite et plutôt difficile à mesurer.

I.6.1.1 Robot télécommandé :

Ce sont robots commande par un opérateur (machines ou être humain), qui leurs dicte chaque tâche élémentaire à accomplir (avancer, reculer, tourner, etc.).

I.6.1.2 Robot semi-autonome :

Ces types effectuent un certain nombre d'Operations par eux même d'une façon complètement autonome mais il peut être interrompu à tous moment pour recevoir de nouvelles commandes dictées par un opérateur.

I.6.1.3 Robot autonome :

L'autonomie est la capacité d'un système ou robot d'adapter son comportement à l'environnement dans lequel il évolue.

Un robot autonome effectue des comportements ou des tâches avec un haut degré d'autonomie, ce qui est particulièrement souhaitable dans de nombreux domaines importants.

I.6.2 Classification selon le domaine d'application :

Le plus grand avantage des robots mobiles est le fait que leur domaine d'application est illimité, c'est pour cela que nous présentons ici quelques domaines d'application :

I.6.2.1 Les robots industriels et de service :

Un robot industriel est un système de robot utilisé pour la fabrication. Les robots industriels sont automatisés, programmables et capables de mouvement sur deux ou plusieurs axes.

Les applications typiques des robots comprennent le soudage, la peinture, l'assemblage, l'emballage et l'étiquetage, la palettisation, l'inspection des produits et les essais; tous accomplis avec une grande endurance, vitesse et précision. Ils peuvent aider à la manutention et fournir des interfaces.

Les robots industriels sont très utilisés en automatique, leur conception nécessite une bonne connaissance et un très haut niveau dans le domaine de l'ingénierie.

I.6.2.2 Les robots militaires :

Les robots militaires, aussi appelé arme autonome, sont des robots autonomes ou des robots mobiles télécommandés conçus pour des applications militaires, du transport à la recherche, au sauvetage et à l'attaque.

Les applications militaires de la robotique mobile sont nombreuses. Ce champ d'application présente l'intérêt de fournir des spécifications accrues telles la vitesse des véhicules, leurs capacités de franchissement d'obstacles (la robustesse de ce type de robots est essentielle), ainsi que leur rapidité de réaction en font des robots de très hautes performances.

Certains de ces systèmes sont actuellement utilisés et beaucoup sont en cours de développement.

I.6.2.3 Les robots de laboratoire :

La robotique de laboratoire est l'acte d'utiliser des robots dans les laboratoires de biologie ou de chimie. Par exemple, les sociétés pharmaceutiques utilisent des robots pour déplacer des échantillons biologiques ou chimiques afin de synthétiser de nouvelles entités chimiques ou de tester la valeur pharmaceutique de la matière chimique existante. La robotique de laboratoire avancée peut être utilisée pour automatiser complètement le processus de la science.

I.6.3 Classification selon le type de locomotion :**I.6.3.1 Les Robots mobiles à chenilles :**

Ce type présente l'avantage d'une bonne adhérence au sol et d'une faculté de franchissement d'obstacles. On peut L'utilisation d'un robot mobile à chenilles est orientée vers l'emploi sur sol accidenté ou de mauvaise qualité au niveau de l'adhérence (présence de boue, herbe...).



Figure 1. Robot mobile à chenille

I.6.3.2 Les Robots marcheurs :

Les robots mobiles marcheurs sont destinés à réaliser des tâches variées dont l'accès au site est difficile, dangereux ou impossible pour l'être humain. Leur anatomie avec de nombreux degrés de liberté permet un rapprochement avec des robots manipulateurs. La locomotion est contrôlée par les termes de coordonnées articulaires. Les méthodes de contrôle définissent le concept de mouvement stable de l'ensemble des articulations.

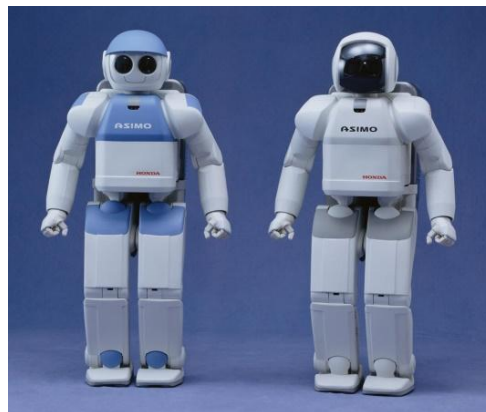


Figure 2. Robot mobile marcheur (Humanoïde)

I.6.3.3 Les Robots mobiles rampants :

La reptation est une solution de locomotion pour un environnement de type tunnel qui conduit à la production de structures filiformes.

Le système consiste en un ensemble de modules ayant chacun plusieurs mobilités. Techniques utilisées pour l'étude des méthodes de locomotion des animaux.

- Le type scolopendre constitue une structure inextensible articulée selon deux axes orthogonaux.
- Le type lombric comprend trois articulations, deux rotations orthogonales et une translation dans le sens du mouvement principal.
- Le type péristaltique consiste à réaliser un déplacement relatif d'un module par rapport aux voisins.

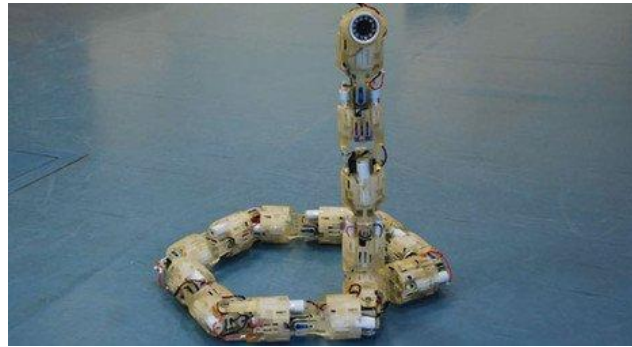


Figure 3. Robot mobile rampant

I.6.3.4 Les Robots mobiles à roues :

La mobilité par roues est la structure mécanique la plus utilisable dans la robotique. Ce type assure selon l'agencement et les dimensions des roues que permettent le déplacement dans toutes les directions.



Figure 4. Robot mobile à roue

I.7 L'étude de la cinématique des robots mobiles à roues :

I.7.1 Roulement sans glissement :

La locomotion à l'aide de roues exploite la friction au contact entre roue et sol. Pour cela, la nature du contact a une forte influence sur les propriétés du mouvement relatif de la roue par rapport au sol. Dans de bonnes conditions, il y a roulement sans glissement (*r.s.g*) de la roue sur le sol, c'est à dire que la vitesse relative de la roue par rapport au sol au point de contact est nulle. Théoriquement, pour vérifier cette condition, il faut réunir les hypothèses suivantes :

- le contact entre la roue et le sol est ponctuel.
- les roues sont indéformables, de rayon r .

En pratique le contact se fait sur une surface, ce qui engendre bien évidemment de légers glissements. De même, alors qu'il est raisonnable de dire que des roues pleines sont indéformables, cette hypothèse est largement fautive avec des roues équipées de pneus. Malgré cela, on supposera toujours qu'il y a *r.s.g*. et, par ailleurs, que le sol est parfaitement plan. [1]

Pour exprimer analytiquement la condition de r.s.g, on considère une roue verticale qui roule sans glisser sur un sol plat (Figure I.5), dans un repère $R (O,x,y,z)$. Le repère $R' (O',x',y',z')$ est lié à la roue et le roulement sans glissement se traduit par une vitesse nulle au point Q de la roue en contact avec le sol. Une vitesse qui sera exprimée en fonction de la vitesse de rotation ω de la roue et la vitesse de son centre O' . [2]

La nullité de la vitesse relative \vec{V}_Q roue/sol au point de contact permet d'obtenir une relation vectorielle entre la vitesse \vec{V}_P du centre P de la roue et le vecteur de vitesse de rotation $\vec{\omega}$ de la roue :

$$\vec{V}_Q = \vec{V}_P + \vec{\omega} \wedge \vec{PQ} \quad (1.I)$$

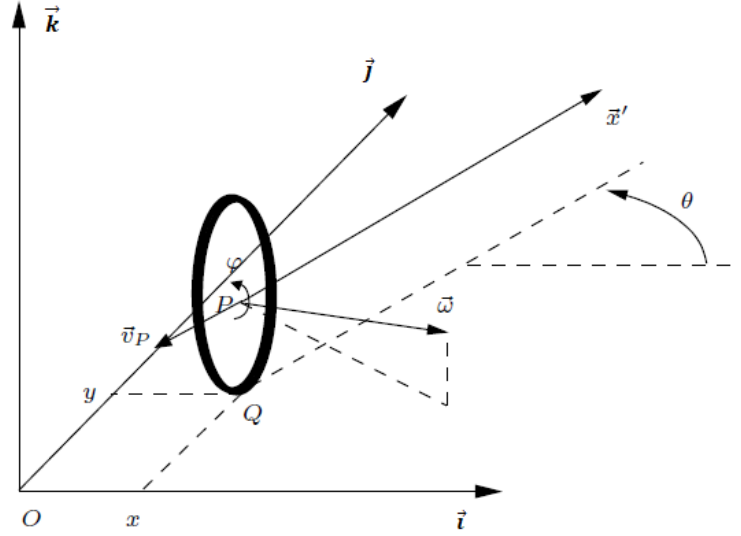


Figure 5. Description d'une roue

Si on utilise l'expression des points P et Q, on trouve:

$$\dot{x}\vec{i} + \dot{y}\vec{j} + (\dot{\theta}\vec{k} + \dot{\varphi}(\vec{i}\sin\theta - \vec{j}\cos\theta)) \times (-r\vec{k}) = \vec{0} \quad (2.I)$$

Si on développe le produit vectoriel, on trouve:

$$(\dot{x} + r\dot{\varphi}\cos\theta)\vec{x} + (\dot{y} + r\dot{\varphi}\sin\theta)\vec{y} = \vec{0} \quad (3.I)$$

Ceci nous donne le système de contraintes scalaires suivant :

$$\dot{x} + r\dot{\varphi}\cos\theta = 0 \quad (4.I)$$

$$\dot{y} + r\dot{\varphi}\sin\theta = 0 \quad (5.I)$$

On peut transformer ces contraintes pour faire apparaître les composantes de vitesse dans le plan de la roue d'une part et perpendiculairement à la roue d'autre part:

$$-\dot{x}\sin\theta + \dot{y}\cos\theta = 0 \quad (6.I)$$

$$\dot{x}\cos\theta + \dot{y}\sin\theta = -r\dot{\varphi} \quad (7.I)$$

P : le centre de la roue.

Q : le point de contact de la roue avec le sol.

φ : l'angle de rotation propre de la roue.

θ : l'angle entre le plan de la roue et le plan (O, \vec{i}, \vec{j}) .

ω : la vitesse de rotation de la roue.

Ce système d'équation traduit les deux propriétés suivantes :

- La vitesse du centre de la roue est parallèle au plan de la roue.
- La vitesse du centre de la roue est $r\dot{\phi}$.

I.7.2 Centre instantané de rotation (CIR) :

Bien évidemment, pour un ensemble de roues donné, toute disposition ne conduit pas à une solution viable. Un mauvais choix peut limiter la mobilité du robot ou occasionner d'éventuels blocages. Par exemple, un robot équipé de deux roues fixes non parallèles ne pourrait pas aller en ligne droite. Pour qu'une disposition de roues soit viable et n'entraîne pas de glissement des roues sur le sol, il faut qu'il existe pour toutes ces roues un unique point de vitesse nulle autour duquel tourne le robot de façon instantanée.

Ce point, lorsqu'il existe, est appelé centre instantané de rotation (CIR). Les points de vitesse nulle liés aux roues se trouvant sur leur axe de rotation, il est donc nécessaire que le point d'intersection des axes de rotation des différentes roues soit unique. Pour cette raison, il existe en pratique trois principales catégories de robots mobiles à roues, que l'on va présenter maintenant. [1]

I.7.3 Holonomie et non holonomie :

- **Holonomie** : on peut dire un système est holonomie si le système comporte le même nombre de déplacements virtuels que le nombre de coordonnées généralisées pour le décrire.

Nous avons besoin de trois coordonnées généralisées pour décrire d'une façon unique la configuration d'un robot mobile sur le plan.

Titre d'exemple, un robot holonomique omnidirectionnel est un robot pour lequel les trois mouvements planaires indépendants (deux de translation et un de rotation) sont admissibles à partir d'une configuration quelconque.

- **Non-holonomie** : nombreux des robots mobiles sont des systèmes non-holonomies tels que les robots différentiels, les tricycles, les robots voitures et les robots à traction synchrone.

Pour ce type de robots, bien que l'espace de configuration sur le plan soit de trois dimensions, le mouvement est produit par deux déplacements indépendants seulement. Le robot dans ce cas, ne possède que deux degrés de liberté.

L'espace de configuration représente l'ensemble de toutes les configurations (ou positions) possibles du robot.

I.7.4 Les types des robots mobiles :

I.7.4.1 Robot unicycle :

I.7.4.1.1 Description :

Un robot de type unicycle est actionné soit par une seule roue ou par deux roues indépendantes, ou utilise des capteurs d'attitude (gyroscope) et de déplacement (accéléromètre) pour assurer sa stabilité. Son centre de rotation est situé sur l'axe reliant les deux roues motrices. Le schéma suivant illustre un robot de type unicycle.

Elle est définie comme étant qui bouge dans un plan 2D par certaine vitesse de déplacement vers l'avant, mais aucune mouvement latéral instantané, car les ces robots sont un système non-holonome. Ils sont donc incapables d'avoir un déplacement dans une direction perpendiculaire aux roues de locomotion.

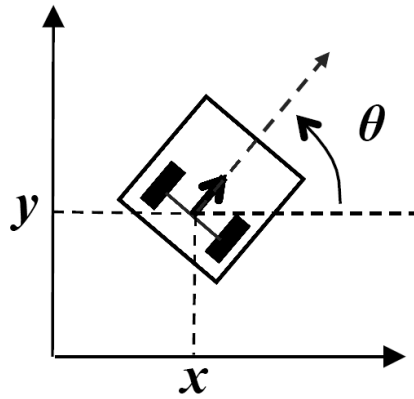


Figure 6. Schéma de principe d'un robot mobile unicycle

I.7.4.1.2 Modélisation :

Dans ce cas de robots, les roues motrices ont le même axe de rotation, Le CIR dans ce cas est un point de cet axe.

Les vitesses des Roues droite et gauche, respectivement noté V_R et V_L vérifient :

$$V_R = (R + L)\Omega \quad (8.I)$$

$$V_L = (R - L)\Omega \quad (9.I)$$

R : la distance du CIR au point O' (le rayon de courbure de la trajectoire du robot).

$2L$: la distance qui sépare les deux roues.

Ω : la vitesse angulaire du robot par rapport au CIR.

On peut déterminer R et Ω à partir de les équations de V_R et V_L :

$$\Omega = \frac{V_R - V_L}{2L} \quad (10.I)$$

$$R = L \frac{V_R + V_L}{V_R - V_L} \quad (11.I)$$

La vitesse linéaire V du robot au point O' est :

$$V = \frac{V_R + V_L}{2} \quad (12.I)$$

La vitesse de rotation du robot est égale à la vitesse de rotation autour du CIR :

$$\Omega = \dot{\theta} = \frac{V_R - V_L}{2L} \quad (13.I)$$

L'équation permet de situer le CIR sur l'axe des roues. Par ailleurs, ces équations expliquent deux propriétés particulières du mouvement des robots différentiels :

Si $V_R = V_L$, la vitesse angulaire Ω sera nulle et le rayon de courbure R est infini et le robot se déplace donc en ligne droite.

Si $V_R = -V_L$, $\Omega \neq 0$ et R est nulle, alors le robot effectue une rotation sur lui-même.

Si $V_R \neq -V_L$, le déplacement du robot est un virage à gauche ou à droite et ceci en fonction du signe de V_R par rapport à V_L (le virage est dans une direction qui correspond à la vitesse inférieure).

I.7.4.1.3 Modélisation cinématique :

Le modèle cinématique du robot différentiel est donné par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x} = V \cos \theta \\ \dot{y} = V \sin \theta \\ \dot{\theta} = \Omega \end{cases} \quad (14.I)$$

Les équations du modèle cinématique relient la dérivée de la position (x, y, θ) du robot à la commande $u = (V, \Omega)^T$, avec θ la rotation instantanée du robot par rapport à la référence (O, X, Y) . En conséquence, la position du robot est donnée par :

$$x(t) = \int_0^t V(\sigma) \cos(\theta(\sigma)) d\sigma \quad (15.I)$$

$$y(t) = \int_0^t V(\sigma) \sin(\theta(\sigma)) d\sigma \quad (16.I)$$

$$\theta(t) = \int_0^t \Omega(\sigma) d\sigma \quad (17.I)$$

I.7.4.2 Robot tricycle :

I.7.4.2.1 Description :

Ce robot est constitué de deux roues fixes placées sur un même axe et d'une roue libre (folle) centrée, orientable sur l'axe longitudinal du robot. Le mouvement du robot est alors donné par la vitesse des roues fixes et son orientation est assurée par la roue libre. Il est impossible de se déplacer dans une direction perpendiculaire aux roues fixes.

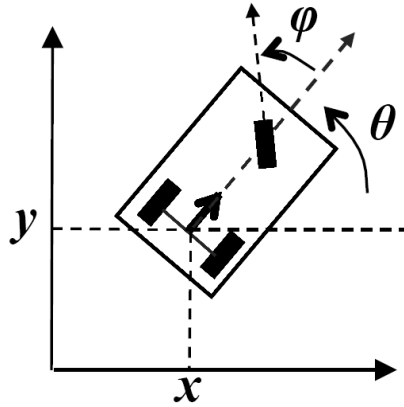


Figure 7. Schéma de principe d'un robot mobile tricycle

I.7.4.2.2 Modélisation :

Le CIR du robot est situé à l'intersection des axes des roues fixes et de la roue orientable.

On peut déterminer R et Ω , les expressions données comme suit :

$$R = \frac{D}{\tan\varphi} \quad (18.I)$$

$$\Omega = \frac{V}{D} \tan\varphi \quad (19.I)$$

La vitesse linéaire V (en fonction de V_s):

$$V = V_s \cos\varphi \quad (20.I)$$

φ : l'angle d'orientation de la roue avant.

V_s : la vitesse linéaire de la roue orientable.

Pour $\varphi=0$, le robot peut se diriger en ligne droite.

Pour $\varphi = \frac{\pi}{2}$, le robot peut tourner en théorie autour du point O' (sur lui-même).

Pour $-\frac{\pi}{2} < \varphi < \frac{\pi}{2}$, le rayon de braquage de la roue orientable impose le plus souvent des valeurs de θ que interdisant la rotation du robot autour de lui-même.

I.7.4.2.3 Modélisation cinématique :

L'écriture des contraintes correspondantes sur chacune des roues est similaire à celle établie dans le cas du robot différentiel. Cela permet de déterminer le modèle cinématique du robot tricycle. Cependant, par simple raisonnement géométrique, on peut établir les équations représentant la dérivée de la position du robot comme suit:

$$\begin{cases} \dot{x} = V \cos \theta \\ \dot{y} = V \sin \theta \\ \dot{\theta} = \Omega = \frac{V}{D} \tan \phi \\ \dot{\phi} = \Omega_s \end{cases} \quad (21.I)$$

Ou u : est le vecteur de commande cinématique avec $u = (V, \Omega_s)^T$.

θ : la rotation instantanée du robot par rapport au repère (O, X, Y) .

Ω_s : la vitesse d'orientation correspondante a la roue orientable.

La position est donnée par les équations suivantes :

$$x(t) = \int_0^t V(\sigma) \cos(\theta(\sigma)) d\sigma \quad (22.I)$$

$$y(t) = \int_0^t V(\sigma) \sin(\theta(\sigma)) d\sigma \quad (23.I)$$

$$\theta(t) = \int_0^t \Omega(\sigma) d\sigma \quad (24.I)$$

I.7.4.3 Robot voiture :

I.7.4.3.1 Description :

Ce type de robot est semblable au robot tricycle, sauf qu'il est constitué de deux roues fixes placées sur un même axe et de deux roues centrées orientables placées elles aussi sur un même axe. Le robot de type voiture est cependant plus stable puisqu'il possède un point d'appui supplémentaire. Toutes les autres propriétés du robot voiture sont identique au robot.

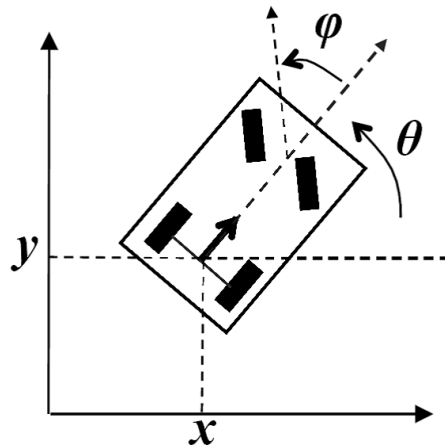


Figure 8. Schéma de principe d'un robot mobile de type voiture

I.7.4.3.2 Modélisation :

L'existence d'un CIR unique nécessite que les axes des roues du robot soient simultanés. Dans le cas d'un robot de type voiture, ceci nécessite que la roue avant ait une orientation différente, comme illustré en (Figure I.9). Le roulement idéal, assurant que le CIR est unique, est réalisé par un système de direction différentielle (appelé Ackerman). De plus, les roues qui n'ont pas le même rayon de courbure ont des vitesses différentes.

I.7.4.3.3 Modélisation cinématique :

Le modèle cinématique du type voiture est donné par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x} = V \cos \theta \\ \dot{y} = V \sin \theta \\ \dot{\theta} = \Omega \end{cases} \quad (25.I)$$

Ces équations relient la dérivée de la position (x, y, θ) du robot à la commande $u = (V, \Omega)^T$, avec θ la rotation instantanée du robot par rapport au repère (O, X, Y) . De ce fait, la position du robot est donnée par :

$$x(t) = \int_0^t V(\sigma) \cos(\theta(\sigma)) d\sigma \quad (26.I)$$

$$y(t) = \int_0^t V(\sigma) \sin(\theta(\sigma)) d\sigma \quad (27.I)$$

$$\theta(t) = \int_0^t \Omega(\sigma) d\sigma \quad (28.I)$$

I.7.5 Les avantages et les inconvénients des différents types de robots à roues :

Type du robot	Avantage	Inconvénient
Robot unicycle	<ul style="list-style-type: none"> • Stable • Rotation sur soi-même • Complexité mécanique faible 	<ul style="list-style-type: none"> • Non-holonyme
Robot tricycle	<ul style="list-style-type: none"> • Complexité mécanique modérée 	<ul style="list-style-type: none"> • Non-holonyme • Peu stable • Pas de rotation sur soi-même
Robot voiture	<ul style="list-style-type: none"> • Stable • Complexité mécanique modérée 	<ul style="list-style-type: none"> • Non-holonyme • Pas de rotation sur soi-même

Tableau 1. Différents types de robot à roues

I.8 Les capteurs en robotique mobile :

Le capteur est un outil capable de détecter les informations contenues dans un objet ou phénomène. Avec ça, ce dispositif est soumis à l'action d'un mesurant non électrique, et fournit un signal électrique à sa sortie. Il va assurer la mesure permanente des grandeurs réelles impliquées.

Les capteurs en robotique mobile :

I.8.1 Capteurs internes :

Dans les procédures mécaniques, ces capteurs fournissent, grâce à l'intégration, des informations de base sur les paramètres cinématiques du robot, permettant de contrôler permanent du mouvement. Les informations sensorielles gérées dans ce cadre sont généralement des vitesses, des accélérations, des angles de giration ou des angles d'attitude.

On peut regrouper ces capteurs internes en deux familles :

- Les capteurs de déplacement.
- Les capteurs d'attitude.

I.8.1.1 Les capteurs de déplacement :

I.8.1.1.1 Les odomètres :

Les odomètres permettent de fournir une quantification des déplacements curvilignes du robot. Généralement, est un instrument de mesure, permettant de connaître la distance parcourue par un véhicule. Ce dispositif peut être électronique ou mécanique composés en mesurant la rotation de ses roues. Le calcul de la position relative du robot est réalisé par intégration des rotations élémentaires des roues.

I.8.1.1.2 Les accéléromètres :

L'accéléromètre permet de savoir dans quelle direction l'appareil se déplace, il ne détecte pas une position, mais une accélération sur l'un des trois axes X, Y, Z.

Un accéléromètre mesure les accélérations, mesure les changements de vitesse et les changements de position (mouvements de translation). Ils sont généralement utilisés pour mesurer de petits mouvements, en sortie, une tension proportionnelle à l'accélération linéaire dans une direction fixée par sa géométrie.

I.8.1.2 Les capteurs d'attitude :

Les capteurs d'attitude sont utilisés pour estimer les paramètres intrinsèques du robot, tels que les angles de cap, de roulis et de tangage. Ces capteurs sont principalement de type inertiel. Ils ont en commun qu'ils sont généralement coûteux et sensibles au bruit, ce qui entraîne une intégration moins fréquente dans les systèmes embarqués que les odomètres.

I.8.1.2.1 Les gyroscopes :

Les gyroscopes sont utilisés pour mesurer la variation angulaire. Ils sont intéressants en robotique mobile car ils peuvent compenser les défauts des odomètres. Une erreur odométrie peut entraîner une erreur de position cumulée pouvant être réduite ou même compensée par l'utilisation de gyroscopes. Les gyroscopes de haute précision sont trop chers à utiliser dans la robotique mobile. Cependant, les gyroscopes à fibre

optique, connus pour leur haute précision, ont vu leur prix baisser et sont devenus une solution intéressante pour la navigation robotique mobile.

I.8.1.2.2 Les gyromètres :

Le gyromètre est un capteur qui mesure la vitesse angulaire. Deux technologies sont actuellement disponibles, permettant un rapport coût / performance compatible avec les applications robotiques.

Le gyromètre ne détecte pas de déplacement linéaire le long d'un axe, mais une accélération de rotation autour d'axe.

I.8.1.2.3 Les gyrocompas :

Le gyrocompas est un capteur capable de mesurer le cap. Il est composé d'un gyroscope et d'un compas magnétique. Le gyrocompas retient le nord magnétique pendant tout le mouvement du véhicule, après l'avoir déterminé de manière autonome.

I.8.1.2.4 Les magnétomètres :

Un magnétomètre est un instrument qui mesure le magnétisme, soit l'aimantation d'un matériau magnétique comme un aimant ferromagnétique, soit la direction, la force ou le changement relatif d'un champ magnétique à un endroit particulier. Une boussole est un type de magnétomètre simple, qui mesure la direction d'un champ magnétique ambiant.

La caractéristique principale de ce capteur est sa précision moyenne qui, sur un long trajet, est relativement bonne.

I.8.2 Capteurs externes :

Les capteurs extéroceptifs permettent de percevoir le milieu d'évolution du robot. Ils sont généralement le complément indispensable aux capteurs présentés précédemment. Des méthodes de fusion de données seront ensuite utilisées pour conditionner et traiter des informations sensorielles de différentes natures. Deux familles de capteurs extéroceptifs embarqués peuvent être identifiées: les capteurs télémétriques et les systèmes de vision. Ces capteurs sont utilisés pour les actions suivantes:

- vérification et amélioration de la trajectoire suivie par le robot.
- mesure des interactions entre le robot et l'environnement
- perception de l'environnement.
- prévention et sécurité.

I.8.2.1 Les capteurs télémétriques :

Le fonctionnement des capteurs utilisés classiquement en robotique mobile est présenté dans les sections suivantes. Les lasers d'abord, puis les capteurs infrarouges sont introduits. Les capteurs à ultrasons sont ensuite développés plus largement. En effet, en raison de leur faible coût par rapport aux autres capteurs, ils ont été choisis dans notre travail.

I.8.2.1.1 Les capteurs lasers :

Le capteur laser est basé sur l'émission d'une onde électromagnétique structurée. Ce capteur permet ainsi d'obtenir un faisceau d'onde fortement concentré.

Les courtes longueurs d'onde fournissent un écho pour des angles de faisceau cibles allant jusqu'à 75°, améliorant ainsi la probabilité de détection.

En robotique, les systèmes laser sont principalement utilisés de trois manières différentes:

- Télémètre: ils sont utilisés, tout comme les capteurs à ultrasons.
- Goniomètre: ils sont utilisés pour les mesures d'angle.
- Source lumineuse structurée: elles sont généralement utilisées pour la modélisation 3D de l'environnement.

Plusieurs principes sont utilisés pour la mesure de distance avec des dispositifs optiques.

I.8.2.1.2 Les capteurs infrarouges :

L'utilisation de ce capteur est similaire à celle des lasers. Les mesures de distance peuvent être faites par triangulation, mesure d'intensité et mesure du temps de vol. Il y a aussi parfois des angles d'ouverture importants pour l'émission.

I.8.2.1.3 Les capteurs ultrasons :

Contrairement à d'autres types de capteurs, ceux-ci émettent une onde qui se propage dans l'air (le plus souvent). Cela augmente considérablement le temps d'acquisition, la vitesse du son est très faible par rapport à celle de la lumière. D'autre part, la mesure par temps de vol est ici facile avec une électronique simple. L'atténuation de l'onde est importante dans cet environnement: les distances mesurées restent faibles (quelques dizaines de mètres) mais suffisantes à l'intérieur.

Deux caractéristiques principales doivent être spécifiées. Le premier est le reflet de l'onde sur un objet qui utilise les lois de Descartes. La seconde résulte du fonctionnement du capteur de l'émetteur-récepteur: c'est la zone aveugle.

I.9 Les actionneurs en robotique mobile :

Pour se déplacer à l'intérieur et interagir avec l'environnement, les robots sont équipés de «Actuateurs». Ce dernier est un dispositif qui transforme l'énergie fournie par l'interface de puissance en énergie utilisable.

Les actuateurs sont pour les robots ce que les muscles sont à l'être humain. Il existe plusieurs types d'actionneurs utilisés en robotique mobile, ils sont classés selon trois catégories:

- Actionneurs hydrauliques.
- Actionneurs pneumatiques.
- Actionneurs électromécaniques.

Dans le domaine de la robotique mobile, les actionneurs les plus utilisés sont les actionneurs électriques, ils fournissent une conversion d'énergie et d'informations de la forme électrique à la forme mécanique. Un actionneur électromécanique est également appelé moteur.

I.9.1 Les moteurs à réluctances variables :

Ce type de moteur pas à pas se compose d'une barre de fer doux et d'un certain nombre de bobines. Lors de l'alimentation d'une bobine, il devient un électro-aimant et la barre de fer cherche naturellement à s'orienter en fonction du champ magnétique. Nous alimentons donc la phase 1, puis la phase 2, puis la phase 3 ... Si l'on veut changer la direction du moteur, il suffit de changer l'ordre de fourniture des bobines.

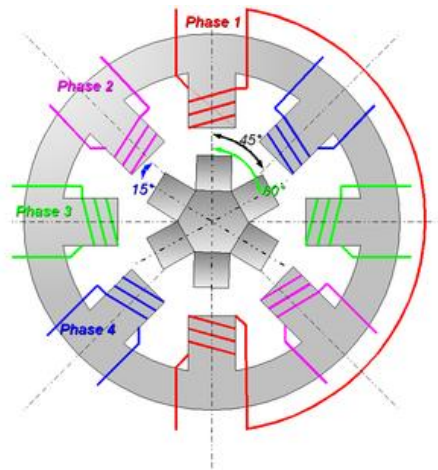


Figure 9. Moteur à réluctance variable

I.9.2 Les moteurs à aimants permanents :

Le rotor est constitué d'un aimant permanent et les stators comprennent deux parties de bobines. En agissant sur les bobines alimentées et la direction des courants, le champ créé par le stator est varié. A chaque pas, la direction du champ induite par le stator tourne de 90° . L'aimant permanent suit le déplacement du champ magnétique créé par les bobines et sourit dans l'une de ses quatre positions stables. Lorsque le rotor est magnétisé, lorsque le moteur n'est pas alimenté, le flux magnétique dû à l'aimant permanent crée un couple résiduel en plaçant l'axe de l'une des bobines.

Pour augmenter le nombre de positions stables et donc du moteur à aimants permanents, il est possible d'alimenter une, puis deux paires de bobines: C'est le mode "demi-pas".

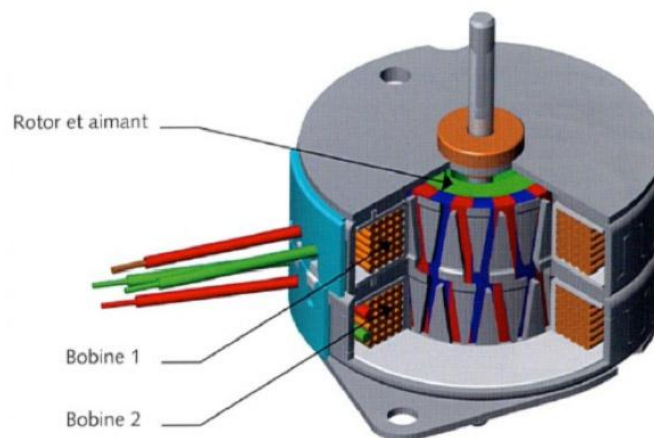


Figure 10. Moteur à aimant permanent

I.9.3 Les moteurs pas à pas :

Les moteurs pas à pas sont des moteurs spéciaux utilisés pour contrôler le mouvement et la position d'un objet avec une grande précision. Ces moteurs tournent par incréments discrets. Chaque incrément de rotation est provoqué par une impulsion de courant fournie à l'un des enroulements du stator.

Selon sa construction, un moteur pas à pas peut avancer de 90°, 45°, 18° ou seulement une fraction de degré par impulsion. En faisant varier la fréquence d'impulsion, le moteur peut être tourné très lentement, un pas à la fois, ou rapidement à des vitesses aussi élevées que 4000 tr / min.

Il existe trois types de moteurs pas à pas:

- Le moteur à aimants permanents.
- Le moteur hybride.
- Moteur à réluctance variable.

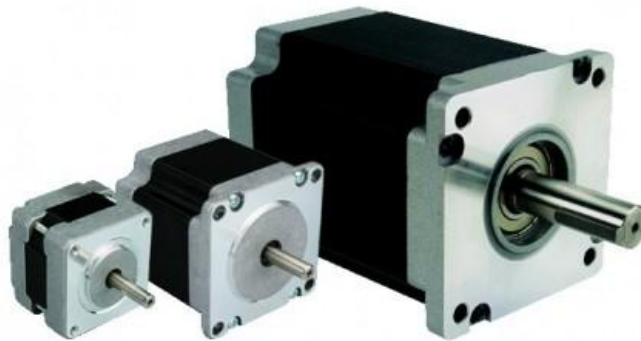


Figure 11. Moteur pas à pas

I.9.4 Les moteurs à courant continu :

Une machine à courant continu est une machine électrique. C'est un convertisseur électromécanique pour la conversion bidirectionnelle de l'énergie.

- En fonctionnement moteur, l'énergie électrique est transformée en énergie mécanique.
- En fonctionnement générateur, l'énergie mécanique est transformée en énergie électrique, dans ce cas on l'appelle aussi dynamo.

Cependant, la machine à courant continu étant réversible et capable de se comporter soit en "moteur" soit en "générateur" dans les quatre quadrants du plan couple-vitesse, la distinction entre moteur et générateur est "communément" comparée à l'utilisation finale de la machine.

Un moteur à courant continu se compose généralement de trois éléments essentiels:

- Une partie fixe: l'inducteur (stator) constitue un aimant permanent.
- Une pièce mobile: l'induit (rotor) comprenant une ou plusieurs bobines tournant dans le champ magnétique créé par l'inducteur.
- Le commutateur, associé aux balais, permet de relier les enroulements du rotor à l'extérieur du moteur.

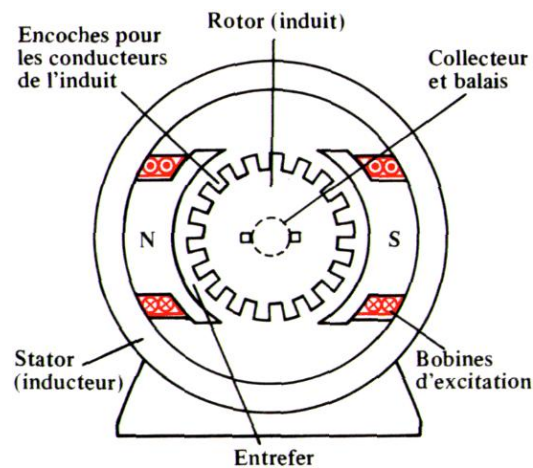


Figure 12. Moteur à courant continu

I.9.5 Les moteurs hybrides :

Le moteur pas à pas "hybride" combine le principe du moteur à réluctance variable avec celui du moteur à aimants permanents. Le rotor a plusieurs dents comme pour un moteur pas à pas à réluctance variable, mais chaque dent est polarisée comme pour un moteur pas à pas à aimant permanent. Physiquement, le rotor est composé de deux éléments identiques à un rotor de moteur à réluctance variable, reliés entre eux par un aimant permanent, avec un déphasage d'une demi-dent. En conséquence, ces deux éléments ont une polarisation différente (nord et sud) et vont réagir à la polarisation de chacune des dents du stator. C'est cette polarisation qui permet d'utiliser seulement 2 bobines en même temps.

I.10 Conclusion :

Dans ce chapitre, on s'est intéressé à résumer toutes les notions de base nécessaires à la compréhension de la robotique et nous sommes particulièrement intéressés par le robot mobile. On a étudié les différentes classes des robots mobiles qui sont catégorisés selon différents critères, que ce soit leur degré d'autonomie, ou le domaine d'application, ou bien encore selon le type de locomotion utilisé.

Nous avons montré aussi la différence entre un système holonome et un système non-holonome. Nous avons observé que la majorité des robots mobiles sont des systèmes non-holonomes.

Par la suite, nous avons également démontré quelques notions appliquées au robot mobile à roues et aux modèles cinématiques de certains robots mobiles à roues.

En fin, Nous avons également discuté les différents types de capteurs utilisés en robotique et les différents types d'actionneurs.

Chapitre II

Les observateurs non-linaires

II.1 Introduction :

La propriété d'observabilité qui consiste à garantir que les mesures faites sur un système sont suffisamment informatives pour pouvoir en déduire toutes les variables non mesurées du système, est une propriété fondamentale en automatique. Ainsi, il est important de faire l'étude de cette propriété lorsqu'il s'agit de construire un observateur permettant l'estimation de l'état et des entrées d'un système. Cela est évidemment utile dans le contexte de la commande, si les lois de commande doivent utiliser des variables non mesurées mais aussi du diagnostic pour la construction et la génération de résidus, de la commande tolérante aux défauts pour laquelle l'observation des amplitudes des défauts peut être un avantage ou tout simplement dans le cadre de la supervision et de la surveillance de processus. [3]

II.2 Observabilité et observateurs :

II.2.1 Observabilité :

L'observabilité est une caractéristique structurelle complémentaire d'une représentation d'état d'un système, ou d'un système en soi même, qui nous indique la capacité pour un système à déterminer l'historique d'un état à partir de la seule connaissance des variables de sortie mesurées. [4]

II.2.2 Notion d'observabilité :

L'observabilité d'un système assure la reconstruction de l'état initial à partir de la seule connaissance des entrées et sorties disponibles sur une période de temps.

Un système est dit observable si à partir des mesures des entrées et de sorties on peut reconstruire l'état initial du système. [5]

II.2.3 L'observabilité de SL (Critère de Kalman) :

La notion d'observabilité est basée sur la matrice dynamique A et la matrice de sortie C .

Un système LTI représenté par l'équation d'état dynamique.

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (1.II)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad (2.II)$$

Où $A \in R^{(n \times n)}$, $C \in R^{(r \times n)}$ est observable si et seulement si la matrice d'observabilité, O est de rang n :

$$\text{rang}(O) = \text{rang} \begin{pmatrix} C \\ \vdots \\ CA \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{pmatrix} = n \quad (3.II)$$

II.2.4 L'observabilité de SNL:

On considère le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (4.II)$$

Le système (4.II) est dit observable si pour tout point $x \in R^n$, les n vecteurs $O = \{L_f^{j-1}(h) : j = 1, \dots, n\}$ sont linéairement indépendants et constitue une base de l'espace d'observation c'est à dire :

$$\dim(O) = n \quad (5.II)$$

Où n est la dimension de l'espace d'observation.

Cette condition est appelée la condition du rang. Si le gradient de l'ensemble O est de dimension n en x_0 , on dit que le système (4.II) est localement faiblement observable en x_0 .

II.2.5 Le différend entre les systèmes linéaires et les systèmes non linéaires :

II.2.5.1 Les systèmes linéaires :

Un système est dit linéaire si la fonction qui le décrit est elle-même linéaire. L'effet $s(t)$ est proportionnel à la cause $e(t)$:



Figure 13. Système linéaire propriété

La propriété mathématique de linéarité permet d'écrire le théorème de superposition :

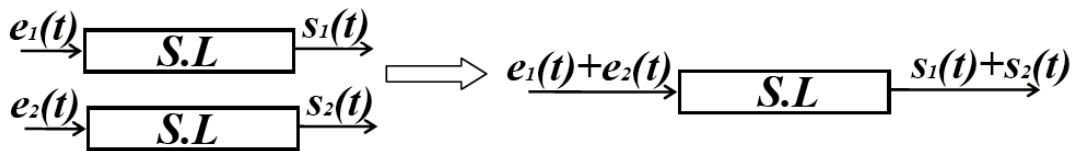


Figure 14. Le théorème de superposition en SL

II.2.5.2 Les systèmes non linéaires :

Par définition, un système non linéaire est un système qui n'est pas linéaire, c'est-à-dire (au sens physique) qui ne peut pas être décrit par des équations différentielles linéaires à coefficients constants.

Cette définition, ou plutôt cette non-définition explique la complexité et la diversité des systèmes non linéaires et des méthodes qui s'y appliquent. Il n'y a pas une théorie générale pour ces systèmes, mais plusieurs méthodes adaptées à certaines classes de systèmes non linéaires. [6]

II.2.6 Objectif d'un observateur :

En général, pour des raisons techniques et économiques, l'état du système n'est pas complètement accessible. En effet, la complexité de la réalisabilité technique ainsi que des coûts prohibitifs pour l'implantation de plusieurs capteurs peuvent réduire considérablement le nombre d'états mesurés. On peut alors considérer que, pour la grande majorité des systèmes, la dimension du vecteur d'état est supérieure à celle du vecteur de sortie ($l < n$). Cette considération signifie que pour tout instant t , le vecteur $x(t)$ ne peut pas être complètement mesuré ou déduit des sorties. Cependant, moyennant des conditions d'existence, l'état peut être reconstruit à l'aide d'un observateur. Ainsi, un dimensionnement judicieux d'un observateur doit permettre une estimation précise et rapide de la valeur des composantes du vecteur d'état $x(t)$. [7]

Soit, de façon plus générale, le système dynamique SYS défini par :

$$SYS : \begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (6.II)$$

Dont l'état $x(t)$ est estimé (ou reconstruit) par un système dynamique appelé observateur et noté OBS, dont la structure est donnée par :

$$OBS : \begin{cases} \dot{z}(t) = Nz(t) + Qu(t) + Ly(t) \\ w(t) = Fz(t) + Ey(t) \end{cases} \quad (7.II)$$

Avec $x(t) \in \mathbb{R}^n, u(t) \in \mathbb{R}^m, et y(t) \in \mathbb{R}^l$ représentant respectivement l'état, l'entrée et la sortie du système. $z(t) \in \mathbb{R}^q$ le vecteur d'état de l'observateur, tel qu'il tende asymptotiquement vers $Tx(t)$ et $w(t)$ représente la sortie du système observateur.

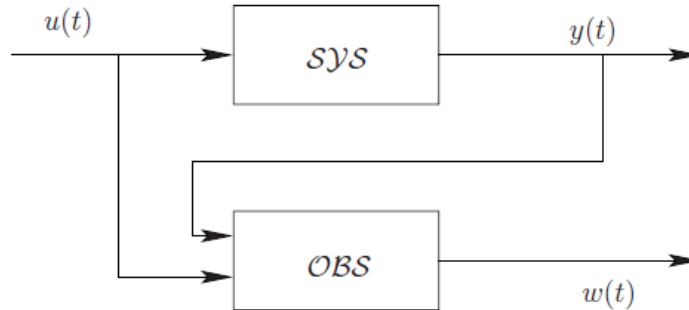


Figure 15. Diagramme structurel d'un observateur

On peut aussi représenter sa structure par le schéma décrit sur la (Figure II.1).

Le système dynamique constituant l'observateur doit assurer que l'erreur de reconstruction, définie par $e(t) = Tx(t) - z(t)$, tende asymptotiquement vers 0, soit :

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = Tx(t) - z(t) = 0 \quad (8.II)$$

II.2.7 Structure générale d'un observateur :

Afin d'expliquer la procédure générale de la conception d'un observateur, nous allons nous appuyer sur la construction d'un observateur d'ordre plein. Un observateur d'ordre plein permet de reconstruire entièrement le vecteur d'état $x(t)$. On note par $z(t)$ la grandeur observée qui correspond à la sortie du système dynamique que constitue l'observateur. [7]

Ainsi, pour un ordre plein, on a directement $z(t) = \hat{x}(t)$ avec $\hat{x}(t)$ étant l'estimation de $x(t)$. La structure de l'observateur peut être représentée par la (Figure 16) et exprimée sous la forme suivante :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - \hat{y}(t)), \quad (9.II)$$

$$\hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \quad (10.II)$$

Le terme correctif $L(y(t) - \hat{y}(t))$ fait apparaître le gain de correction L , également appelé gain de l'observateur, relatif à l'erreur de la reconstruction de la sortie. On peut aussi écrire l'observateur sous la forme suivante :

$$\dot{\hat{x}}(t) = (A - LC)\hat{x}(t) + Bu(t) + Ly(t) \quad (11.II)$$

La dynamique de l'erreur de reconstruction, définie par $\tilde{x}(t) = x(t) - \hat{x}(t)$, peut s'écrire :

$$\dot{\tilde{x}}(t) = (A - LC)\tilde{x}(t) \quad (12.II)$$

A partir de la condition initiale $\tilde{x}(0) = x(0) - \hat{x}(0)$, l'évolution de cette erreur d'estimation est telle que :

$$\tilde{x}(t) = \exp[(A - LC)t] \tilde{x}(0) \quad (13.II)$$

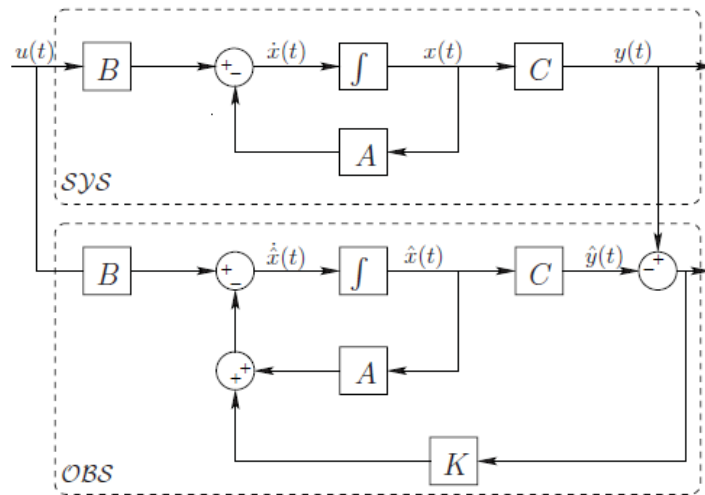


Figure 16. Diagramme structurel d'un observateur d'ordre plein

Afin que l'observateur soit asymptotique, il faut que l'erreur d'estimation tende vers 0 lorsque t augmente. En effet, à $t=0$, $\tilde{x}(0) \neq 0$ car l'état étant inaccessible, on ne peut en général pas choisir $\tilde{x}(0) = \hat{x}(0)$. Afin de garantir une convergence asymptotique de l'erreur d'estimation ($\tilde{x}(t) \rightarrow 0$ pour $t \rightarrow \infty$) et donc un bon fonctionnement de l'observateur, il faut choisir L de façon judicieuse.

II.2.8 Observateurs appliqués à la robotique :

Le problème de localisation de robots mobiles utilisant des informations optiques est intrinsèquement non linéaire, en effet les approximations linéarisées ne sont pas observables, alors que les outils de théorie géométrique différentielle non linéaire prouvent la possibilité de reconstruire la position et l'orientation de véhicule et la position des obstacles dans l'environnement.

Le problème de localisation peut être intégré dans le problème plus général de l'estimation de l'état actuel d'un système dynamique en utilisant des mesures d'entrée-sortie. Pour les systèmes non linéaires lisses, une approche classique pour concevoir un observateur consiste à appliquer le filtre de Kalman étendu.

II.3 Filtre de kalman et Filtre de kalman étendu :

II.3.1 Filtre de kalman(KF) :

Le filtre de Kalman est une méthode d'estimation des paramètres d'un système évoluant dans le temps à partir de mesures bruitées.

Ce filtre se trouve dans de nombreux domaines tels que (traitement du signal, radar, traitement d'image, etc.). Par exemple, l'utilisation de ce filtre pour la détermination de la position et de la vitesse d'un véhicule à partir de plusieurs satellites "GPS".

L'avantage de ce filtre est sa capacité à prédire les paramètres et à corriger les erreurs, non seulement les capteurs, mais aussi le modèle lui-même.

Cependant, pour appliquer un filtre de Kalman, il faut d'abord modéliser le système pour lequel on veut estimer les paramètres, linéairement.

Dans une méthode d'estimation conventionnelle (par exemple, la méthode des moindres carrés), une simple erreur dans la modélisation du système conduit inévitablement à une erreur d'estimation.

Un autre avantage du filtre de Kalman est d'intégrer un terme d'imprécision sur le modèle lui-même, ce qui lui permet de donner des estimations correctes malgré les erreurs de modélisation. Aussi sa capacité à déterminer l'erreur moyenne de son estimation.

En effet, l'outil de Kalman fournit un vecteur contenant les paramètres estimés, mais aussi une matrice de covariance de l'erreur. Cette matrice nous indique la précision de l'estimation, qui peut être utile dans de nombreuses applications.

Un autre avantage est que le filtre de Kalman garantit la convergence de l'erreur.

Le fonctionnement du filtre de Kalman peut être divisé en deux étapes:

- La première étape: le filtre de Kalman prévoit l'estimation selon le modèle du système. Il prend l'estimation précédente des paramètres et de l'erreur et prédit les nouveaux paramètres et la nouvelle erreur en fonction de la modélisation du système.
- La deuxième étape est la mise à jour de cette prédiction en utilisant les nouvelles mesures. Ces mesures permettront d'obtenir une estimation des paramètres et l'erreur de la prédiction faite. Donc, si le modèle a des erreurs, il sera corrigé par cette étape de mise à jour.

II.3.2 Les limites de Filtre de kalman :

Le filtre de Kalman est donc une méthode d'estimation et de prédiction puissante prenant en compte les modélisations du système. Néanmoins, ce filtre n'est pas forcément l'outil à appliquer dans tous les cas. En effet, comme nous l'avons vu, le développeur a besoin de modéliser le système assez précisément afin de désigner un filtre efficace. Le problème est que certains systèmes sont difficilement modélisable et, encore moins linéairement.

Dans le cas où la modélisation est trop approximative, le filtre n'est pas assez performant et l'erreur des estimations ne convergera pas assez rapidement, elle restera grande.

Pour pallier à ce problème de modélisation linéaire du système, un filtre de Kalman étendu a été développé et permet de prendre en compte une modélisation non linéaire. Néanmoins, cette technique à quelques défauts.

En premier lieu, la covariance de l'erreur (la précision des estimations) ne converge pas obligatoirement (comme c'était le cas avec une modélisation linéaire). Le second défaut est son coût calculatoire plus important. En effet, de nouvelles matrices coûteuses rentrent en jeu (les matrices des dérivés partielles des équations d'états et de mesures modélisant le système), ce qui peut être une limite à son utilisation, surtout dans des systèmes embarqués très restreint au niveau de la puissance de calcul.

Une autre limite importante d'une telle méthode est que le filtre de Kalman permet de prendre en compte uniquement un modèle de bruit Gaussien. Le bruit peut en général être modélisé de façon Gaussienne, mais dans certains cas, un autre type de bruit est requis (notamment en traitement d'images où l'on utilise fréquemment des bruits de Poisson). Cette restriction limite donc l'utilisation du filtre de Kalman. [8]

II.3.3 Filtre de kalman étendu(EKF) :

Lorsque vous souhaitez appliquer un filtre de Kalman pour estimer des paramètres d'un système, la première chose à faire est de modéliser votre problème. Il se trouve que dans certain cas, les équations qui permettent de modéliser le problème ne sont pas linéaires. De ce fait, le filtre de Kalman n'est plus applicable tel quel.

Heureusement, il est tout de même possible d'estimer les paramètres du système à l'aide d'un filtre de Kalman dit étendu. Ce filtre permet en effet de linéariser localement le problème et donc d'appliquer les équations du filtre de Kalman classique.

Le principe d'un filtre de Kalman étendu est très simple. Tout d'abord, les équations d'état et les équations liant l'état précédent à l'instant suivant qui étaient linéaires dans le cas du filtre de Kalman classique sont maintenant non linéaire. Il est donc impossible de l'écrire sous forme matricielle.

On remplace donc les équations

$$\begin{cases} Y = H.X + B \\ \hat{X}_k^+ = A.\hat{X}_k \end{cases} \quad (14.II)$$

Par

$$\begin{cases} Y = h(X, B) \\ \hat{X}_k^+ = f(\hat{X}_k) \end{cases} \quad (15.II)$$

On est donc obligé d'appliquer ces équations non linéaires pour le calcul de la prédiction et la mise à jour du vecteur d'état.

On se rend bien compte que l'on linéarise localement les équations afin d'appliquer le filtre de Kalman. Cette linéarisation est locale, ce qui entraîne donc une convergence locale du filtre de Kalman étendu.

Ce filtre ne garantit donc pas une convergence globale (à l'inverse du filtre de Kalman classique). La stabilité d'un EKF est donc plus difficile à garantir et dépend souvent de sa bonne initialisation. [9]

II.4 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'observateur en général, l'observabilité et leurs conditions soit dans des systèmes linéaires ou non linéaires. Nous avons également présenté l'objectif et structure du l'observateur et son application en robotique.

Nous avons également présenté le filtre de Kalman, qui est une méthode d'estimation intéressante appliquée aux systèmes linéaires, mais qui ne peut être utilisée que lorsque nous trouvons une modélisation correcte du système. Donc, il ne peut pas être utilisé sur des systèmes non linéaires.

Pour les systèmes non linéaires Le filtre de Kalman étendu permet donc de linéariser localement des systèmes non linéaires. Ceci assure la convergence locale de l'erreur, mais pas la convergence globale. Un surcoût de calcul est noté par rapport au filtre classique de Kalman. En effet, outre les opérations non linéaires introduites dans les équations d'états et de transitions, il est nécessaire de recalculer à chaque pas les Jacobiennes de ces équations.

Chapitre III

Les méthodes de localisation

III.1 Introduction :

Afin de pouvoir se localiser dans un environnement, un robot mobile a besoin de capteurs lui donnant des informations sur sa position absolue dans l'espace. Dans un environnement d'intérieur, les robots mobiles utilisent principalement l'odométrie, basée sur des données proprioceptives ce qui permet par intégration du déplacement, de connaître les coordonnées de la position (x, y) et l'orientation (θ) d'un point du robot dans un repère absolu.

Pour cela on utilise un système de mesure relative de position tel que les systèmes inertiels ou les systèmes odométriques. Pour ce dernier type les erreurs sur le positionnement sont cumulatives. Néanmoins ces systèmes ont une précision suffisante pour des petits déplacements, les systèmes inertiels sont d'un coût très important, nous utiliserons donc un système odométrique. Afin d'estimer la position et l'orientation du robot, des codeurs optiques sont généralement positionnés sur l'arbre rapide des roues motrices. Cette solution intéressante est néanmoins très sensible aux glissements des roues, ce qui provoque des erreurs importantes sur le positionnement.

A cause des imperfections aléatoires probables de l'état de surface (non-planéité, bosses, fosses, etc.) sur laquelle évolue un robot mobile à roues, ainsi que la variation de la charge portée par celui-ci, il y a des risques que le robot dérive de sa trajectoire pré-définie même si la technique de navigation dans l'espace de travail du robot mobile est adéquate, ceci rend toute localisation relative ou absolue erronée. Une navigation correcte et satisfaisante du robot mobile nécessite une localisation précise.

L'odométrie, qui consiste à intégrer les déplacements élémentaires du véhicule, fait appel uniquement à des informations sur l'état interne du robot et elle nécessite un modèle d'évolution du robot mobile. Ses limites sont dues à l'accumulation des erreurs par l'intégration. La localisation absolue, quant à elle, exploite des informations sur la configuration recherchée du véhicule (position et orientation le plus souvent) par rapport à son environnement. [10]

III.2 Localisation :

La localisation d'un robot mobile s'effectue par des capteurs proprioceptifs et/ou extéroceptifs. Cette localisation est d'autant plus nécessaire que le lieu d'évolution est encombré et complexe. Le comportement de l'être vivant illustre bien ces propos, en effet il doit toujours connaître sa situation pour se déplacer d'un point à un autre, soit en identifiant des repères artificiels, on parle de localisation absolue, soit tout simplement en mesurant les distances parcourues et les directions empruntées depuis sa position initiales. Un robot mobile doit connaître ses coordonnées de position pour être autonomes vis-à-vis de l'espace et de l'intervention humaine. Les premières applications de robotique mobiles consistaient essentiellement en des tâches répétitives. Ces robots nécessitaient soit l'intervention humaine à distance pour beaucoup d'opérations, un environnement structuré avec des systèmes de guidage passifs ou actifs. Le filoguidage, ou guidage inductif, est une des techniques les plus utilisées pour les robots mobiles d'atelier. Le principe consiste à encastrer, dans le sol, un fil parcouru par un courant alternatif. Une force électromotrice est induite dans deux bobines disposées sous le robot de part et d'autre du fil inductif. Le guidage consiste à minimiser la différence entre les deux forces électromotrices induites afin de maintenir par asservissement le robot mobile sur la trajectoire matérialisée par le fil. Ce fil sert également à

transmettre des informations au robot. La modification de la trajectoire avec ce système de guidage nécessite des travaux importants qui peuvent entraîner l'arrêt de toute ou d'une partie de la production. Dans le cas du guidage optique, la position relative du robot mobile est obtenue par la réflexion d'une onde lumineuse sur une piste matérialisée par des peintures ou des bandes adhésives réfléchissantes disposées sur le sol. Le signal détecté est maximal si le faisceau lumineux se réfléchit sur la bande, et il est minimal quand le faisceau se réfléchit en dehors de la bande. Des marquages particuliers sont disposés en certains endroits stratégiques pour informer le robot mobile sur l'évolution de la trajectoire, sur sa position ou sur le point d'arrêt.

Ce système ne fonctionne correctement que si le contraste entre le sol et le marquage au sol est suffisant, ainsi, il ne supporte pas les poussières et convient mal au milieu industriel. La lourdeur de ces systèmes de guidage : statisme de l'installation, difficultés pour le faire évoluer ... etc., ont conduit les chercheurs à étudier d'autres systèmes plus souples d'utilisation et plus performants [11][12]. C'est ainsi que les méthodes de localisation se regroupent en deux catégories, soit :

- La localisation à l'estime ou relative qui est obtenue par des informations issues de capteurs proprioceptifs.
- La localisation absolue qui est obtenue par des informations issues de capteurs extéroceptifs.

III.2.1 Localisation relative ou à l'estime :

Cette méthode est basée sur l'intégration des déplacements élémentaires du robot mobile, on l'appelle aussi localisation relative car les coordonnées du robot sont calculées en fonction de la position précédente et du déplacement en cours. Les erreurs dues à cette méthode peuvent être importantes car elles sont cumulatives et dépendants de la distance et le type de trajectoire [12]. On distingue deux méthodes principales de localisation relative :

- La méthode odométrique (directe ou indirecte)
- La méthode inertielle.

III.2.2 Localisation absolue :

Les inconvénients cités ci-dessous ont conduit à développer des systèmes de localisation absolue qui fournissent la position et l'orientation du robot mobile par rapport à des points fixes du repère de travail donc en coordonnées absolues. Pour se faire le robot doit effectuer des mesures par rapport à l'environnement. Ces mesures sont fournies par des capteurs dits extéroceptifs ou externes car ils ne s'intéressent pas aux mouvements internes du robot, comme c'est le cas pour l'odométrie.[11][12]

III.3 Les méthodes de la localisation :

III.3.1 La méthode de Localisation basée sur le modèle odométrique :

III.3.1.1 Introduction :

L'odométrie est certainement la méthode de localisation la plus couramment employée pour les robots disposant d'une structure de locomotion à roues. Son principe consiste à déduire une position, de façon

incrémentale, à partir de la vitesse et de la géométrie des roues. La mise en œuvre de cette méthode est des plus simples et ne nécessite qu'une puissance de calcul très limitée.

Cependant, l'odométrie est fragile. Tout d'abord, elle nécessite une connaissance précise de la géométrie du robot : le diamètre des roues doit être déterminé, mais d'autres dimensions, comme l'entraxe ou le point de contact avec le sol, doivent également être prises en compte. Ces paramètres sont généralement difficiles à obtenir de façon précise et, en terrains naturels, dépendent fortement de la nature du sol. De plus, les cas pathologiques sont rarement détectables : les glissements ou patinages sont par exemple dramatiques pour l'estimation de la position et ils ne peuvent en général pas être mesurés directement. Selon le type de terrain ils peuvent rendre quasiment inutile l'odométrie en tant que méthode de localisation.

Celle-ci est pourtant incontournable car, outre sa fonction d'estimateur de position, elle permet de réaliser un contrôle très fin des déplacements des plateformes. La position locale est fournie à haute fréquence, autorisant ainsi l'exécution de déplacements élémentaires simples.[13]

III.3.1.2 Principe et algorithme:

On se pose ici le problème de déterminer la posture du robot de la manière la plus simple, c'est-à-dire l'aide de capteurs proprioceptifs disposés sur les roues elles-mêmes.

Dans la littérature on trouvera souvent le terme anglais *dead-reckoning* (navigation à l'estime). Comme on l'a vu dans le chapitre 1, les hypothèses de *r.s.g.* permettent de relier les commandes cinématiques des roues du robot à la dérivée de sa posture. Pour déterminer la posture du robot à l'instant t il reste alors à intégrer cette dérivée :

$$x(t) = \int_0^t \dot{x}(\sigma) d\sigma \quad (1.III)$$

$$y(t) = \int_0^t \dot{y}(\sigma) d\sigma \quad (2.III)$$

$$\theta(t) = \int_0^t \dot{\theta}(\sigma) d\sigma \quad (3.III)$$

De manière pratique, ce calcul se fera bien évidemment de façon discrète sur calculateur, par un algorithme approprié d'intégration numérique.

Bien qu'il soit évidemment possible de connaître également la position angulaire des roues, celle-ci n'est pas utile pour connaître la posture du robot, ni d'ailleurs pour commander le robot. En effet, à une même position instantanée des roues correspondent une infinité de postures. A l'inverse, la posture ne peut s'obtenir qu'en utilisant l'évolution du robot sur sa trajectoire, d'un instant à un autre. Ceci justifie l'appellation d'odométrie (du grec *dos* : chemin). Il est à noter que l'odométrie ne donne qu'une posture relative du robot, la posture initiale devant être obtenue par d'autres moyens.

L'odométrie est un mode de localisation d'une simplicité remarquable. Aussi, tout robot mobile un tant soit peu évolué en est équipé. En revanche, il s'agit aussi d'un mode de mesure particulièrement imparfait. Le calcul de la posture est fait en supposant qu'il n'y a pas de glissement et que les paramètres géométriques du robot sont parfaitement connus, notamment le diamètre des roues et la longueur de l'entraxe. Comme nous le verrons plus loin, l'accumulation d'erreurs dues à l'intégration et à l'inexactitude des hypothèses formulées justifie l'association de l'odométrie à au moins un autre mode de localisation, ne serait-ce que pour son initialisation. [1]

L'odométrie permet de déterminer la position (x, y) et l'orientation (θ) d'un robot mobile navigant sur un sol plan, par rapport au repère de référence qui était celui du robot dans sa configuration initiale. Cette technique est basée sur l'intégration des mouvements élémentaires des roues mesurés grâce à des codeurs incrémentaux [14]. Connaissant le rayon de la roue R et le nombre n d'impulsions délivrées par le codeur de résolution (α) durant un intervalle de temps (Δt) , il est possible de calculer la distance (Δd) parcourue par cette roue :

$$\Delta d = R n \alpha \quad (4.III)$$

III.3.1.2.1 Erreurs dans l'odométrie :

La validité de l'odométrie est basée sur l'hypothèse de *r.s.g.* qui permet de supposer que la rotation propre d'une roue engendre une translation à vitesse connue de son centre.

Cette hypothèse, conformément aux différents travaux de Borenstein en la matière, s'avère d'une validité très limitée [15]. Un certain nombre d'erreurs viennent entacher la précision de l'odométrie :

- des erreurs systématiques : erreur sur le diamètre des roues par rapport à la valeur nominale attendue, diamètres différents, erreurs sur la disposition des roues, résolution des codeurs ;
- des erreurs non systématiques : sol non plan ou irrégulier, glissements divers (dus à la nature du sol, à une accélération trop brutale, à un obstacle, un défaut mécanique, etc.), contact au sol non ponctuel.

La propagation des erreurs systématiques au travers de l'odométrie est très gênante car elle est cumulative. En environnement d'intérieur, les erreurs non systématiques auront moins d'importance, notamment parce qu'elles ne s'accumulent pas constamment, comme c'est le cas des erreurs systématiques.

Quantitativement, l'estimation de l'incertitude de l'odométrie d'un robot mobile peut être donnée par la matrice de covariance de bruit associée à la posture du robot.

Sa détermination n'est cependant pas une tâche facile. En particulier, à moins de faire des mouvements découplés de translation et de rotation, il est clair que les erreurs correspondantes sont-elles relativement couplées. Par ailleurs, la matrice de covariance de bruit dépend du véhicule, du type de mouvement effectué, des capteurs et de leur modélisation. Pour illustrer l'erreur de manière graphique, on peut également propager une ellipse le long du trajet du robot pour décrire l'incertitude en position et un cône pour illustrer l'incertitude en orientation. Tous deux sont déterminés à partir de la matrice de covariance de bruit. À mesure que le robot avance et que l'erreur s'accumule ces motifs géométriques grandissent. [1]

III.3.2 La méthode de Localisation basée sur le filtre de Kalman étendu (EKF) :

III.3.2.1 Introduction :

La méthode de localisation présentée dans ce travail est incluse dans les approches de localisation basées sur la carte [16]. Ainsi, l'idée de la méthode de localisation est, premièrement, que l'information perceptive est recueillie par le robot et qu'une sorte de carte locale est construite. L'incertitude et l'imprécision des données du capteur et de l'emplacement du robot doivent être prises en compte. Ensuite, la carte locale doit correspondre à une carte précédente en utilisant une procédure de correspondance. Enfin, à partir des résultats de l'appariement entre les deux objets des deux cartes, l'emplacement du robot est corrigé.

Dans ces approches, le filtre de Kalman ou le filtre étendu de Kalman [17] ont été largement utilisés comme de bons outils pour diminuer l'incertitude dans l'emplacement du robot lorsque la correspondance entre les cartes a été obtenue.

Dans ce travail, nous nous intéressons à la réutilisation des connaissances probabilistes existantes sur le filtre de Kalman et à la gestion d'une approche possibiliste pour représenter l'emplacement du robot et la propagation de l'incertitude dans le mouvement du robot. Une méthode possibiliste pour propager l'incertitude et lorsque les conditions de l'environnement sont appropriées, le filtre de Kalman étendu est appliqué pour diminuer l'incertitude dans l'emplacement du robot. [18]

III.3.2.2 Principe et algorithme:

III.3.2.2.1 L'estimateur optimal :

Dans la littérature, vous trouverez qu'un estimateur dont le biais est nul aura une variance toujours supérieure ou égale à ce que l'on appelle la "borne de Cramer-Rao". Finalement, c'est assez logique. On ne peut pas obtenir une variance nulle et donc, on ne peut pas connaître exactement la valeur du vecteur d'état. On aura toujours une incertitude égale à la borne de Cramer-Rao pour l'estimateur optimal. Si la variance est nulle, alors ce n'est plus un problème d'estimation, car ça voudrait dire que l'on connaît la valeur à estimer dès le départ.

Il se trouve que dans certains cas particuliers, il existe un estimateur sans biais à variance minimale calculable. Mais pour cela, il faut que le système respecte quelques contraintes :

- Le bruit doit être Gaussien
- Le système doit être linéaire

Cet estimateur est appelé "Estimateur sans biais à variance minimale linéaire gaussien", ou encore "Estimateur optimal linéaire gaussien" ou tout simplement "Méthode des moindres carrés". [19]

III.3.2.2.2 La méthode des moindres carrés :

La première chose pour trouver cet estimateur est de modéliser le système de façon linéaire grâce à une équation d'état de ce type :

$$Y = H.X + B \quad (5.III)$$

Avec :

- Y , le vecteur de mesure (obtenue grâce aux capteurs)
- X , le vecteur des paramètres à estimer
- B , le vecteur du bruit de mesure (bruit gaussien engendré par les capteurs)
- H , la matrice reliant l'état à la mesure (appelé matrice d'observation)

Il faut donc avant toute chose déterminer ces quatre matrices. Les matrices Y et B sont déterminés très facilement. En effet, ce sont les informations obtenues grâce aux capteurs ainsi que les bruits des différents capteurs. Le vecteur X est le vecteur des paramètres que vous voulez estimer. Enfin, la matrice H est à déterminer pour pouvoir respecter l'égalité.

Une fois le modèle posé, on peut donc calculer l'estimateur optimal.

$$\hat{x} = (H^T \cdot \Gamma^{-1} \cdot H)^{-1} \cdot H^T \cdot \Gamma^{-1} \cdot Y \quad (6.III)$$

Γ , est la matrice de covariance du bruit de mesure. Pour un bruit gaussien centré avec des capteurs décorrélés entre eux, cette matrice est diagonale et ses termes sont les écart-types des différents bruits gaussiens des capteurs.

\hat{x} , est l'estimation de X .

La variance de cet estimateur est la borne de Cramer-Rao : $P = (H^T \cdot \Gamma^{-1} \cdot H)^{-1}$

Voilà, nous avons notre estimateur optimal linéaire gaussien. Maintenant, imaginons que l'on ait k mesures indépendantes. Nous pouvons donc faire une estimation de notre vecteur d'état grâce à cet estimateur. Mais une fois notre estimation calculée, si une autre mesure nous arrive, il faudra redéfinir toutes les matrices et recommencer les calculs pour obtenir une nouvelle estimation.

En réalité, ce genre de choses est infaisable, notamment lorsque l'on doit traiter un problème en temps réel (en effet, les matrices seront de plus en plus grandes et il y a des inversions matricielles à faire, ce qui prend énormément de temps).

Heureusement, il existe une expression récursive de cette estimateur, que nous allons voir tout de suite. [19]

III.3.2.2.3 La méthode des moindres carrés récursive :

Avec k mesures, notre estimateur optimal s'écrit donc comme cela :

$$P_k = (H_k^T \cdot \Gamma_k^{-1} \cdot H_k)^{-1} \quad (7.III)$$

$$\hat{X}_k = P_k \cdot H_k^T \cdot \Gamma_k^{-1} \cdot Y_k \quad (8.III)$$

Pour $k+1$ mesures, l'estimateur devient :

$$\mathbf{P}_{k+1} = \left(\mathbf{H}_{k+1}^T \cdot \mathbf{\Gamma}_{k+1}^{-1} \cdot \mathbf{H}_{k+1} \right)^{-1} \quad (9.III)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1} \cdot \mathbf{H}_{k+1}^T \cdot \mathbf{\Gamma}_{k+1}^{-1} \cdot \mathbf{Y}_{k+1} \quad (10.III)$$

Ce que l'on cherche à faire, c'est d'écrire $\hat{\mathbf{X}}$ en fonction de $\hat{\mathbf{X}}_{k+1}$.

On arrive donc à l'expression récursive :

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_k \mathbf{h}_{k+1}^T \left(\mathbf{R}_{k+1} + \mathbf{h}_{k+1} \cdot \mathbf{P}_k \mathbf{h}_{k+1}^T \right)^{-1} \quad (11.III)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{h}_{k+1} \right) \cdot \mathbf{P}_k \quad (12.III)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{K}_{k+1}^T \cdot \left(\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{h}_{k+1} \cdot \hat{\mathbf{X}}_k \right) \quad (13.III)$$

Ici, les notations ont un peu changé :

- $\hat{\mathbf{X}}_{k+1}$, la prédiction à l'état $k+1$ (ça n'a pas changé)
- \mathbf{P}_{k+1} , la covariance de l'erreur à l'instant $k+1$ (ça n'a pas changé)
- \mathbf{h}_{k+1} , la matrice d'état non pas pour les $k+1$ mesures (matrice \mathbf{H}), mais uniquement pour la mesure courante. (Dans le cas des moindres carrés ou de Kalman, $\mathbf{h}_k = \mathbf{h}_{k+1}$)
- \mathbf{R}_{k+1} , la matrice de covariance du bruit de mesure, non plus pour $k+1$ mesures (matrice $\mathbf{\Gamma}$), mais pour une seule mesure uniquement. (Pour le filtre de Kalman, on a aussi, $\mathbf{R}_k = \mathbf{R}_{k+1}$)
- \mathbf{I} , la matrice identité
- \mathbf{y}_{k+1} , la mesure à l'instant $k+1$

Pour alléger l'écriture, l'équation a été décomposée en trois parties, faisant apparaître \mathbf{K}_k , le gain de Kalman. Ces équations ont déjà une structure très proche d'un Kalman classique. [19]

III.3.2.2.4 Évolution des paramètres dans le temps :

Précédemment, le vecteur d'état à estimer était constant. Maintenant, on suppose qu'il évolue dans le temps.

Dans cette partie, on suppose que ce vecteur évolue selon un processus linéaire déterministe supposé connu.

On est donc obligé de faire une prédiction de l'estimation courante (\hat{X}_k^+) à partir de l'estimation précédente (\hat{X}_k) suivant le processus linéaire avant d'appliquer les formules de la méthode des moindres carrés récursives, vue précédemment pour calculer l'estimation suivante (\hat{X}_{k+1}).

On a donc : $\hat{X}_k^+ = A \cdot \hat{X}_k$

La matrice A relie l'état précédent à l'état suivant. Pour déterminer cette matrice, posez les équations reliant les deux états, puis déterminer la forme matricielle.

De même, il faut prédire la matrice de covariance de l'erreur (P_k^+) : $P_k^+ = A \cdot P_k \cdot A^T$

Maintenant que l'on a nos prédictions, il faut mettre à jour afin de prendre en compte la nouvelle mesure effectuée. On peut donc appliquer notre méthode des moindres carrés récursive et ainsi prendre en compte la nouvelle mesure :

$$K_{k+1} = P_k^+ \cdot h_{k+1}^T \cdot (R_{k+1} + h_{k+1} \cdot P_k^+ \cdot h_{k+1}^T)^{-1} \quad (14.III)$$

$$P_{k+1}^+ = (I - K_{k+1} \cdot h_{k+1}^T) \cdot P_k^+ \quad (15.III)$$

$$\hat{X}_{k+1} = \hat{X}_k + K_{k+1} \cdot (y_{k+1} - h_{k+1}^T \cdot \hat{X}_k) \quad (16.III)$$

Ceci est presque la forme finale du filtre de Kalman. Nous avons bien la phase de prédiction (les deux premières équations) et la phase de mise à jour (les trois suivantes). [19]

III.3.2.2.5 Évolution aléatoire dans le temps :

Pour finir, le vecteur à estimer évolue selon un processus linéaire, mais cette fois-ci aléatoire. Il suffit donc de rajouter un bruit d'état lors de la prédiction de la covariance de l'erreur. Ce qui signifie que l'on connaît la forme de l'évolution, mais que l'on autorise au système de se tromper. [19]

$$P_k^+ = A \cdot P_k \cdot A^T + Q \quad (17.III)$$

Q est la matrice de covariance du bruit d'état.

Nous avons fini par retomber sur la forme finale du filtre de Kalman.

La phase de prédiction :

$$\hat{X}_k^+ = A \cdot \hat{X}_k \quad (18.III)$$

$$P_k^+ = A \cdot P_k \cdot A^T + Q \quad (19.III)$$

La phase de mise à jour :

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_k^+ \mathbf{h}_{k+1}^T \left(\mathbf{R}_{k+1} + \mathbf{h}_{k+1} \mathbf{P}_k^+ \mathbf{h}_{k+1}^T \right)^{-1} \quad (20.III)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{h}_{k+1} \right) \cdot \mathbf{P}_k^+ \quad (21.III)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_k^+ + \mathbf{K}_{k+1} \cdot \left(\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{h}_{k+1} \cdot \hat{\mathbf{X}}_k^+ \right) \quad (22.III)$$

III.3.2.2.6 Le filtre de Kalman étendu :

On remplace donc les équations (14.II) par (15.II) :

La phase de prédiction :

$$\hat{\mathbf{X}}_k^+ = f \left(\hat{\mathbf{X}}_k \right) \quad (23.III)$$

$$\mathbf{P}_k^+ = \mathbf{A} \cdot \mathbf{P}_k \cdot \mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (24.III)$$

La phase de mise à jour :

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_k^+ \cdot \mathbf{H}_{k+1}^T \left(\mathbf{R}_{k+1} + \mathbf{h}_{k+1} \mathbf{P}_k^+ \mathbf{H}_{k+1}^T \right)^{-1} \quad (25.III)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1} \right) \cdot \mathbf{P}_k^+ \quad (26.III)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_{k+1} = \hat{\mathbf{X}}_k^+ + \mathbf{K}_{k+1} \cdot \left(\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{h} \left(\hat{\mathbf{X}}_k^+, 0 \right) \right) \quad (27.III)$$

Vous remarquerez que pour mettre à jour le vecteur d'état, on utilise l'équation d'état non linéaire avec un bruit nul (second paramètre de la fonction à 0).

Il reste un problème en ce qui concerne le calcul de la covariance de l'erreur et du gain de Kalman. En effet, on utilise toujours les matrices d'observation et de transition \mathbf{H} et \mathbf{A} . Pour pouvoir utiliser ces formules, il faut donc que l'on linéarise localement les fonctions et. On obtient donc les matrices d'observation et de transition en prenant les matrices des dérivés partielles des équations non linéaires (aussi appelé Jacobiennes).

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\hat{\mathbf{X}}_k^+} \quad (28.III)$$

$$\mathbf{A}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{X}} \right|_{\hat{\mathbf{X}}_{k-1}^+} \quad (29.III)$$

Avec ces Jacobiennes, il est donc possible d'appliquer le filtre de Kalman tel que défini ci-dessus. Il suffit de recalculer les matrices aux dérivées partielles à chaque nouvel échantillon à traiter et d'utiliser ces matrices dans les équations.

Par contre, on se rend bien compte que l'on linéarise localement les équations afin d'appliquer le filtre de Kalman. Cette linéarisation est locale, ce qui entraîne donc une convergence locale du filtre de Kalman étendu.

Ce filtre ne garantit donc pas une convergence globale (à l'inverse du filtre de Kalman classique). La stabilité d'un EKF est donc plus difficile à garantir et dépend souvent de sa bonne initialisation. [9]

III.4 Conclusion :

Dans cette partie de notre travail, nous avons discuté certains des principes de localisation, nous avons également défini la localisation Relative et la localisation Absolue.

Dans ce chapitre, nous avons abordé deux méthodes de localisation dont nous aurons besoin dans le chapitre 4, la première méthode est la localisation d'un robot mobile en utilisant l'odomètre et nous avons également discuté les erreurs dans l'odométrie.

Dans la seconde méthode, nous avons présenté la localisation en utilisant le filtre étendu de Kalman. Aussi, l'algorithme le filtre kalman classique et comment il a été apporté et son version étendu.

Chapitre IV

Simulation des méthodes de
localisation

IV.1 Introduction :

Les problèmes de la localisation et de la modélisation d'environnement sont intimement liés, et peuvent par conséquent être résolus de manière unifiée. L'algorithme utilisé repose sur le filtrage de Kalman pour estimer les déplacements du robot mobile de type voiture non-holonome de trois degré de liberté et pour observer les amers précédemment cartographiés qui sont les points d'intérêt détectés lors de l'évolution du robot mobile.

Le but principal de notre travail de simulation est d'utiliser le filtre étendu de Kalman afin de localiser un robot mobile.

Pour cela, nous devons configurer l'architecture générale du processus (Figure 22) en utilisant les données de l'odométrie et des capteurs et fournies avec la carte. Et en sortie, nous avons obtenu l'état estimé de l'emplacement du robot par le filtre de Kalman étendu.

Nous avons simulé du robot mobile à roues utilisant Robotics Toolbox for MATLAB développé par Ph.D. Peter Corke.

IV.2 Outil de simulation MATLAB:

MATLAB (matrix laboratory) est un environnement informatique numérique multi-paradigme. Langage de programmation propriétaire développé par MathWorks, MATLAB permet la manipulation de matrices, le traçage des fonctions et des données, l'implémentation d'algorithmes, la création d'interfaces utilisateur et l'interfaçage avec des programmes écrits en C, C ++, C #, Java, Fortran et Python.

Bien que MATLAB soit principalement destiné au calcul numérique, une boîte à outils optionnelle utilise le moteur symbolique MuPAD, permettant l'accès aux capacités de calcul symbolique. Un package supplémentaire, Simulink, ajoute une simulation multi-domaine graphique et une conception basée sur un modèle pour les systèmes dynamiques et embarqués.

IV.2.1 Robotics Toolbox for MATLAB (RTB):

Ceci, la dixième édition majeure de Toolbox, représente plus de vingt-cinq années de développement continu et un niveau substantiel de maturité. Cette version correspond à la deuxième édition du livre "Robotique, Vision & Contrôle, deuxième édition" publié en juin 2017 - RVC2.

Cette MATLAB Toolbox possède une riche collection de fonctions utiles pour l'étude et la simulation de robots: robots manipulateurs à bras et robots mobiles.

Pour les manipulateurs de robot, les fonctions comprennent la cinématique, la génération de trajectoire, la dynamique et le contrôle. Pour les robots mobiles, les fonctions comprennent la planification de trajectoires, la localisation, la construction de cartes et la localisation et la cartographie simultanées (SLAM).

La Toolbox fait un usage intensif des classes pour représenter des robots et des choses telles que des capteurs et des cartes. Il inclut des modèles Simulink pour décrire l'évolution de l'état du bras ou du robot mobile au fil du temps pour un certain nombre de stratégies de contrôle classiques. La Toolbox fournit

également des fonctions de manipulation et de conversion entre les types de données tels que les vecteurs, les matrices de rotation, les unit-quaternions, les quaternions, les transformations homogènes et les torsions nécessaires pour représenter la position et l'orientation en 2 et 3 dimensions.

Le code est écrit d'une manière simple qui permet une compréhension facile, peut-être au détriment de l'efficacité de calcul. Si vous pensez fortement à l'efficacité du calcul, vous pouvez toujours réécrire la fonction pour qu'elle soit plus efficace, compiler le M-file à l'aide du compilateur MATLAB ou créer une version MEX.

L'essentiel de ce manuel est généré automatiquement à partir des commentaires du code MATLAB lui-même. Pour l'élaboration des principes sous-jacents, des illustrations détaillées et des exemples travaillés, veuillez consulter "Robotique, Vision & Contrôle, deuxième édition" qui fournit une discussion détaillée (720 pages, près de 500 figures et plus de 1000 exemples de code) résoudre de nombreux types de problèmes en robotique.[20]

IV.2.2 Notice d'utilisation de RTB :

Téléchargez la version la plus récente de robot.zip sur votre ordinateur. Utilisez votre outil de désarchivage préféré pour décompresser les fichiers que vous avez téléchargés. Pour ajouter les boîtes à outils à votre chemin MATLAB, exécutez la commande :

```
>>addpath RVCDIR;
```

```
>>startup_rvc
```

Où RVCDIR est le nom complet du dossier dans lequel le dossier *rvctools* a été créé lorsque vous avez décompressé les fichiers Toolbox. Le script *startup_rvc* ajoute plusieurs sous-dossiers à votre chemin et affiche la version de la Toolbox.

IV.2.3 Construction de Simulation :

Pour créer une simulation, il est bon de suivre la procédure suivante:

- Créer un véhicule.
- définir les matrices de covariance.
- lancer la simulation.
- visualiser le résultat.

IV.2.4 Localisation par EKF dans RTB :

Localisation par le filtre de Kalman étendu est représentée par le Classe EKF (filtre Kalman étendu pour la localisation et la navigation).

Filtre de Kalman étendu pour une estimation optimale de l'état à partir de mesures bruitées avec un modèle dynamique non-linéaire. Cette classe est spécifique au problème de l'estimation d'état pour un véhicule.

Cette classe peut être utilisée pour:

- Estimation de la position du véhicule (dead reckoning localization).

- Localisation par carte (Map-based vehicle localization).
- création de carte (Vehicle-based mapmaking).
- localisation et cartographie simultanées (SLAM).

Il est utilisé en conjonction avec:

- un modèle de véhicule cinématique fournissant une sortie d'odométrie, représentée par un objet Vehicle subclass.
- Le véhicule doit être conduit dans la zone de la carte et ceci est réalisé en connectant l'objet sous-classe Vehicle à un objet Driver.
- une carte contenant la position d'un certain nombre de points de repère et est représentée par un objet Landmark Map.
- un capteur qui renvoie les mesures relatives aux points de repère par rapport à la position du véhicule et qui est représenté par une sous-classe d'objet Capteur.

L'objet EKF met à jour son état à chaque pas de temps et invoque les méthodes de mise à jour d'état de l'objet véhicule. L'historique complet de l'état estimé et de la covariance est stocké dans l'objet EKF.

Remarque : Ce ToolBox a des limites sur le type de sortie car il se concentre principalement sur la visualisation du processus.

IV.3 La méthode de Localisation basée sur la méthode odométrique :

L'odométrie est l'utilisation de données provenant de capteurs de mouvement pour estimer le changement de position au fil du temps. Il est utilisé en robotique par certains robots à roues pour estimer leur position par rapport à un emplacement de départ.

Dans ce cas nous avons concerné l'estimation de la position du véhicule dans un environnement inconnu et sans capteurs utilisant uniquement des données d'odométrie.

IV.3.1 Estimation de la position du véhicule (localisation) :

Dans ce scénario, nous avons créé un véhicule de type voiture avec une covariance d'odométrie V , lui avons ajouté un pilote.

IV.3.2 Les caractéristiques et les données :

- Vitesse (0.2m/s) pour 1 pas de temps.
- Angle de braquage (0.1rad) pour 1 pas de temps.
- Chemin aléatoire dans un environnement de (40x40).

IV.3.3 Résultat de simulation :

La simulation est effectuée pour 200 pas de temps, pour la meilleure visualisation des résultats.

Les résultats obtenus par la simulation sont donnés par: (Figure 17), (Figure 18), (Figure 19) et (Figure 20).

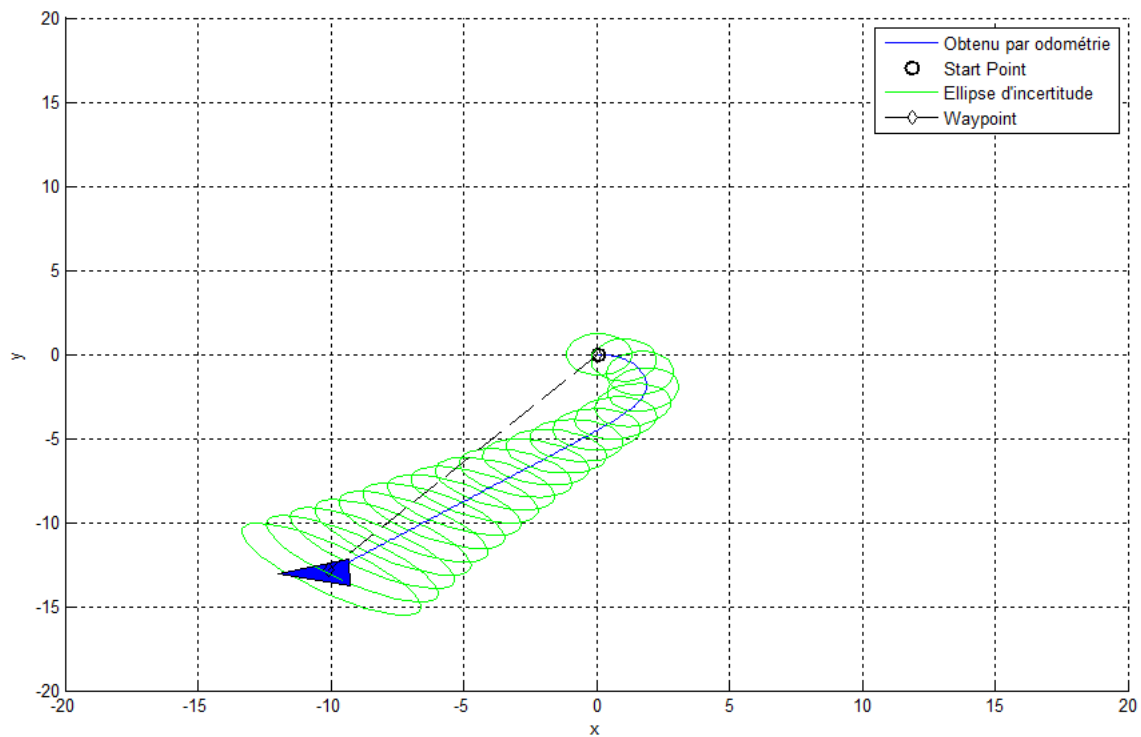


Figure 17. Simulation de l'estimation de la position du véhicule

La Figure 17 montre le chemin du robot à travers 200 pas de temps. Il montre le chemin de l'odométrie en bleu et l'ellipse d'incertitude en vert.

L'estimation de la position du robot en utilisant uniquement les données odométrique ne donné pas des bons résultats. En voie que les incertitudes sur la position agrandir à chaque déplacement élémentaire ce que pose d'un véritable problème pour des longs trajets.

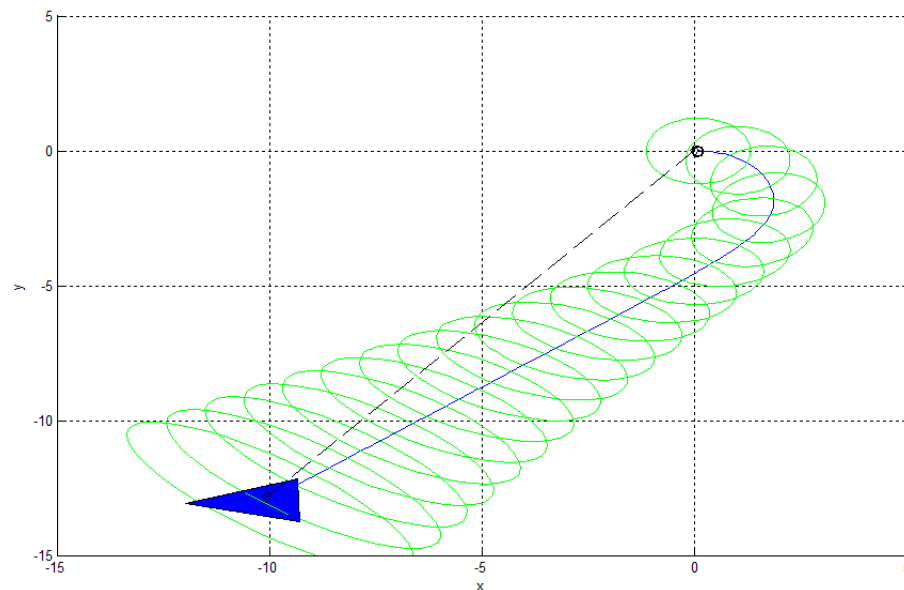


Figure 18. Simulation de l'estimation de la position du véhicule (ZOOM)

La figure suivante présente l'évolution d'une image de la norme pour la matrice de covariance des erreurs P :

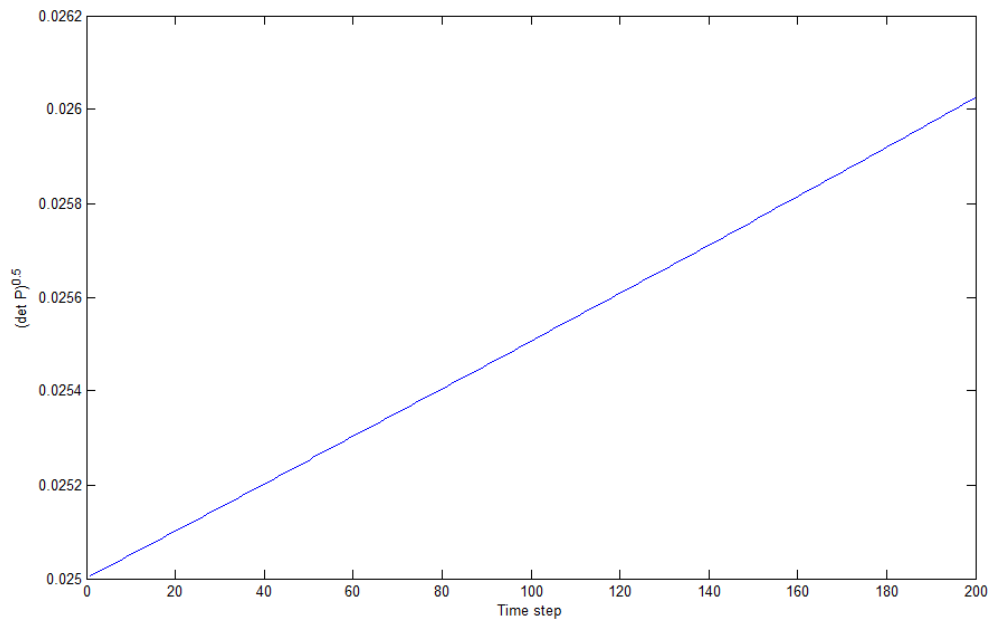


Figure 19. L'évolution de la norme de matrice de covariance de l'erreur

En remarque bien que la covariance des erreurs croit d'une façon dramatique ce que peut rendre fausse les positions obtenir par l'odométrie.

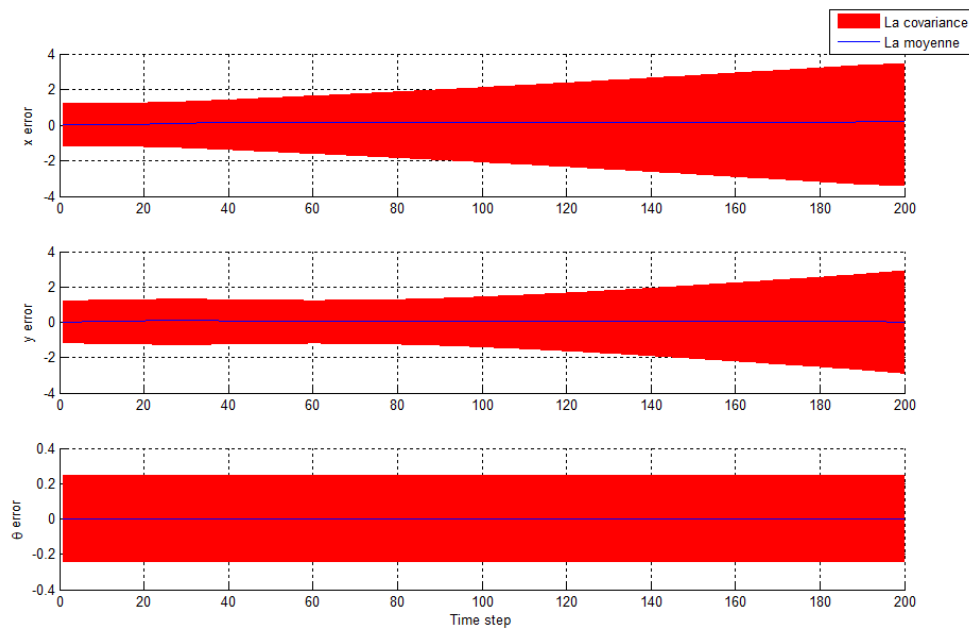


Figure 20. L'évolution des erreurs de positionnement

En observant l'évolution des erreurs de positionnement pour le modèle odométriques en remarque que la moyenne des erreurs des variables de positionnement est presque nulle pour les trois variables ce que

rendre l'odométrie un estimateur sans biais par contre en voit la croissance de la covariance des erreurs et pour ça on peut dire que l'odométrie n'est pas un estimateur optimale pour le problème de positionnement.

L'unité de mesure dépend au robot et les roues paramètres.

IV.4 La méthode de Localisation basée sur le filtre de Kalman étendu (EKF) :

Il existe plusieurs méthodes d'utilisation du filtre de Kalman étendu pour localiser et naviguer un robot mobile à roues dans son environnement. Le filtre de Kalman étendu ont besoin des données de odométrie, du la carte et des capteurs pour donner le meilleur résultat, qui sont représentées en deux étapes générales comme montré sur la (Figure 21).

Dans ce scénario, nous fournissons EKF avec toutes les données nécessaires qui sont les données de l'odométrie et de la carte et les données sensorielles.

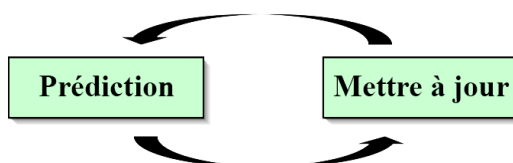


Figure 21. Cycle de base de localisation EKF

IV.4.1 Localisation de véhicule basée sur la carte :

Dans ce scénario, nous avons utilisé le filtre de Kalman étendu pour localiser le robot mobile à roues en utilisant les données de l'odomètre et fourni avec des données de capteur et un environnement connu (map).

La figure suivante représente la structure de la localisation d'un véhicule basée sur la carte :

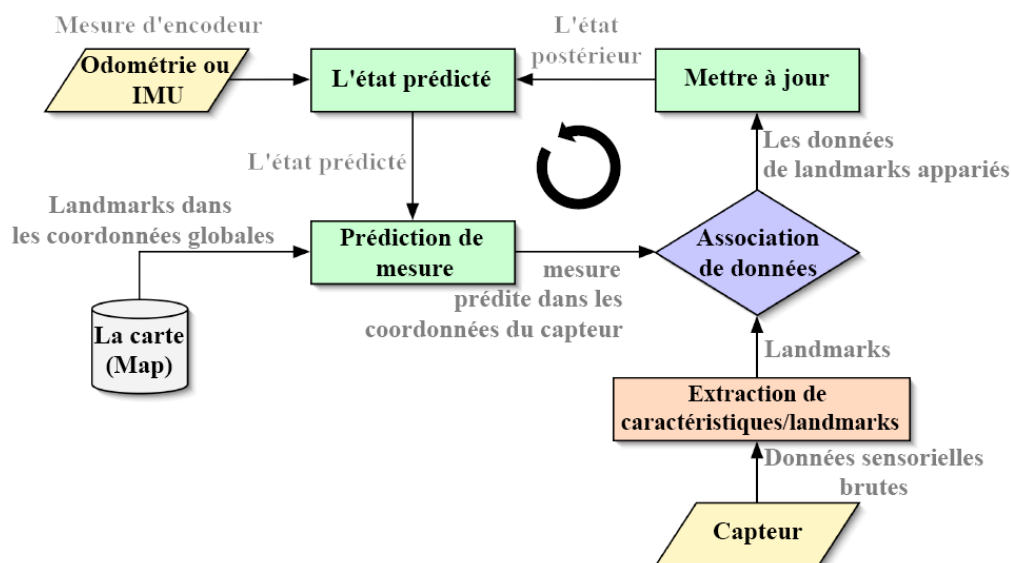


Figure 22. Structure de localisation de véhicule basée sur la carte

IV.4.2 Les caractéristiques et les données :

- Vitesse (0.2m/s) pour 1 pas de temps.
- Angle de braquage (0.1rad) pour 1 pas de temps.
- Carte de (40x40) dimensions.
- Chemin aléatoire dans une carte (40x40).

IV.4.3 Résultat de simulation :

La simulation est effectuée pour 200 pas de temps, pour la meilleure visualisation des résultats.

Les résultats obtenu par la simulation sont donnée par: (Figure 23), (Figure 24), (Figure 25) et (Figure 26).

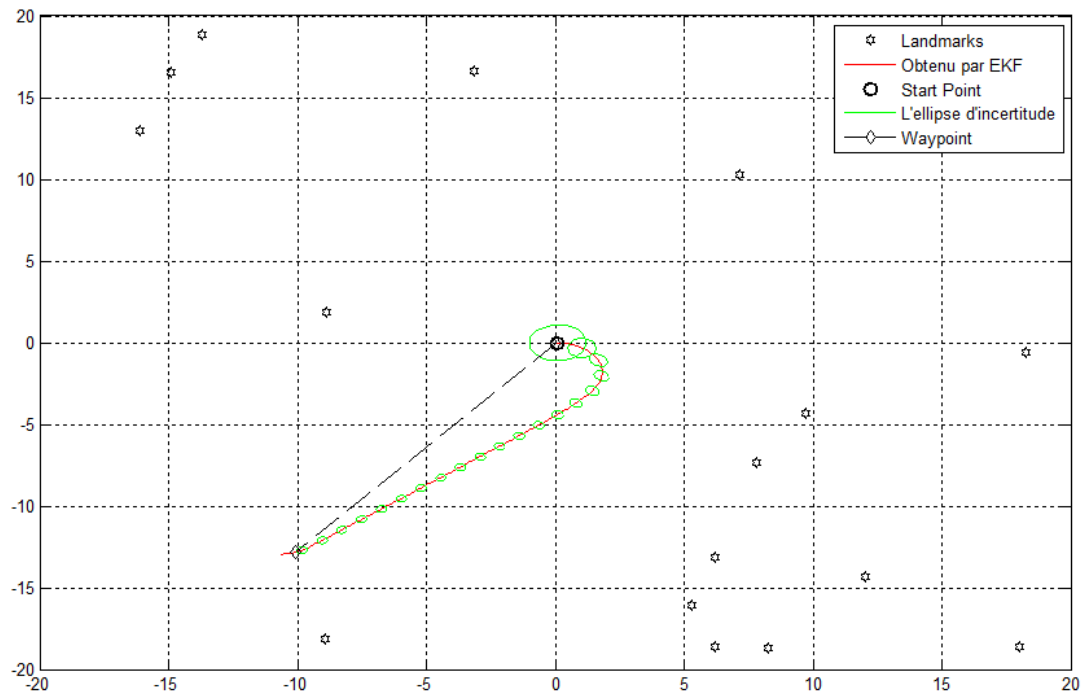


Figure 23. Simulation de la localisation de véhicule basée sur la carte

La Figure 23 montre le chemin du robot à travers 200 pas de temps. Il montre le chemin de EKF en rouge et l'ellipse d'incertitude en vert.

Les incertitudes sur la position diminuent à chaque déplacement de robot à cause des corrections faites par l'étape de mise à jour de l'EKF, ce qui rend la localisation par EKF plus convenable pour les longs trajets de robot.

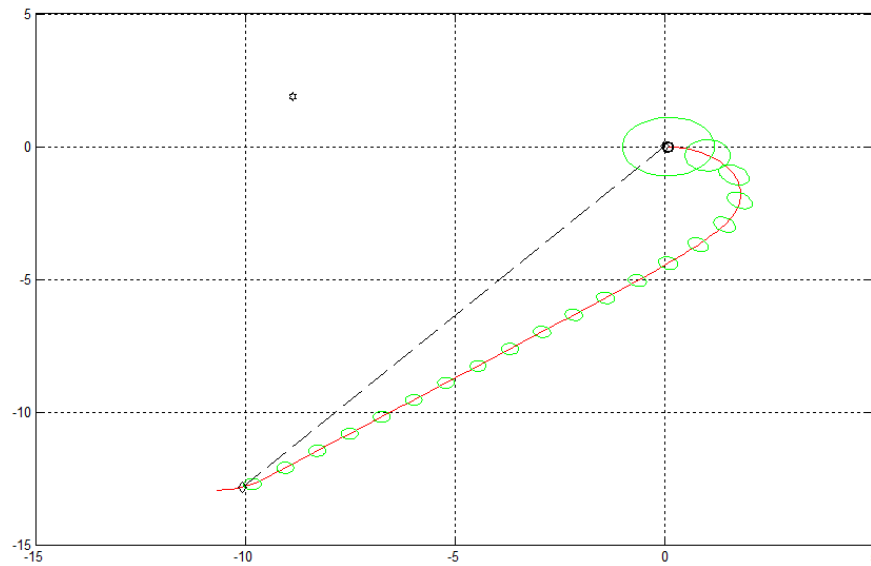


Figure 24. Simulation de la localisation de véhicule basée sur la carte (ZOOM)

L'évolution d'une image de la norme pour la matrice de covariance des erreurs P est présentée par la figure suivante:

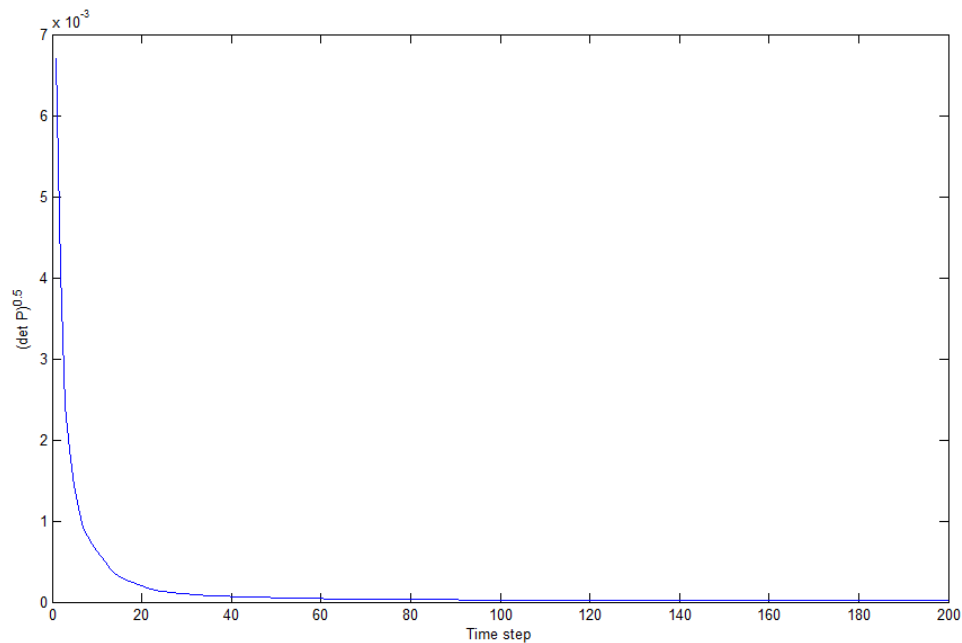


Figure 25. L'évolution de la norme de matrice de covariance de l'erreur

Au contraire de la localisation par odométrie, dans la localisation par EKF la covariance des erreurs décroît d'une façon remarquable ce que peut rendre les positions obtenir par EKF plus proche aux positions réels parcourir par le robot.

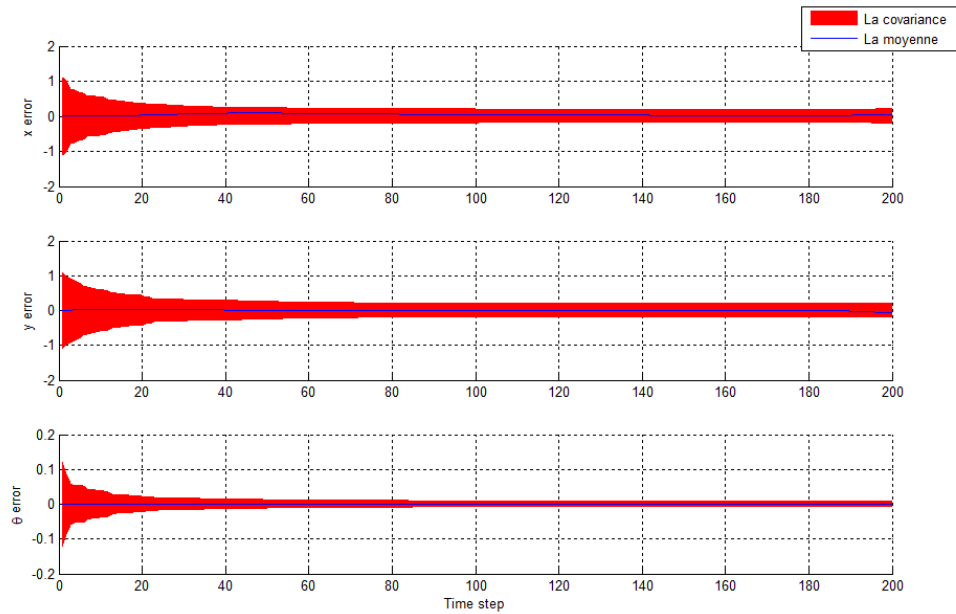


Figure 26. L'évolution des erreurs de positionnement

En observant l'évolution des erreurs de positionnement pour l'EKF on remarque que la moyenne des erreurs des variables de positionnement est presque nulle pour les trois variables ce qui rend l'EKF un estimateur sans biais de plus la covariance des erreurs converge vers des valeurs minimales ce qui rend l'EKF un estimateur optimale pour le problème de positionnement.

L'unité de mesure dépend du robot et des roues paramètres.

IV.5 Conclusion :

Dans ce chapitre une simulation comparative entre la localisation par modèle odométrique et la localisation par filtre de kalman étendu est faite, les résultats montrant l'efficacité d'EKF pour l'estimation des positions d'un robot mobile comme estimateur optimale.

Conclusion Générale

Conclusion générale :

Dans cette mémoire, nous avons discuté Le problème de la localisation d'un robot mobile non-holonome. Ce travail, qui fait partie du domaine de la robotique, se concentre sur les robots mobiles à roues, tels que monocycle, tricycle et voitures.

Nous avons étudié les modèles cinématiques des robots mobiles qui utilisaient des mesures d'odométrie 2D en position et en direction.

L'évaluation systématique de l'observabilité comme moyen de prédire les situations où le système de localisation peut être en difficulté. Vu son objectif et son structure, Bien que plusieurs systèmes de localisation avec la même modélisation continuent d'être utilisés dans le monde entier.

Par la suite, les équations cinématiques sont utilisées comme modèle d'état dans un filtre de Kalman pour évaluer les trois paramètres de position et la direction du dispositif à localiser.

Pour ce faire, nous avons étudié le filtre de Kalman et sa version étendu et présenté le modèle mathématique du cycle de prédiction / mise à jour des filtres.

Nous avons également discuté la localisation d'un robot mobile à roues et le fonctionnement de l'odométrie et du filtre de Kalman étendu.

Dans le premier cas de la simulation, nous avons estimé la position du véhicule en utilisant l'odométrie. Dans les résultats de ce cas, selon la croissance de la covariance des erreurs, nous pouvons dire que l'odométrie n'est pas un estimateur optimal pour le problème du positionnement.

Dans le second cas, le filtre de Kalman a été utilisé pour estimer la position du robot mobile à roues. Les résultats de cette étude montrent que le biais est nul de plus la covariance des erreurs converge vers des valeurs minimales ce qui fait que l'EKF est un estimateur optimal pour le problème de positionnement.

À la fin, nous pouvons dire que la capacité du filtre de Kalman à évaluer la position du robot mobile dans un environnement connu est presque très efficace.

Références

Bibliographiques

Bibliographie

- [1] BAYLE Bernard, “Robotique mobile”. Rapport de l'Ecole Nationale Supérieure de Physique de Strasbourg, 2008.
- [2] BENBELKACEM Samir, “Stabilisation de système non-holonomes par asservissement visuel : cas de robots mobiles à roues”. Mémoire de Magister de l'Université de Tizi-Ouzou, Décembre 2008.
- [3] MARTINEZ Sinuhé. M, “Analyse des propriétés structurelles d'observabilité de l'état et de l'entrée inconnue des systèmes linéaires par approche graphique”. Thèse de Doctorat de l'université Henri Poincaré – Nancy 1, 27 Mai 2008.
- [4] DULHOSTE Jean-François, “Introduction aux systèmes Linéaires Cours 9. Commandabilité, observabilité, représentations minimales”, Rapport de l'Ecole d'Ingénieurs Génie Mécanique. Université des Andes. Mérida, Venezuela, 2010.
- [5] OUEDER Monia, “Synthèse D'Observateurs Pour Les Systèmes Non Linéaires”. Thèse de Doctorat de l'Université de CAEN, 07 Août 2006.
- [6] JUTTEN Christian, “Systèmes asservis non linéaires”. Cours de troisième année du département 3i, Options Automatique de l'Université Joseph Fourier, Août 2006.
- [7] LARROQUE Benoît, “Observateurs de systèmes linéaires Application à la détection et localisation de fautes”. Thèse de Doctorat de l'Université de Toulouse, 18 Septembre 2008.
- [8] PIETTE Ferdinand, “Le filtre de Kalman : intérêts et limites”. Sciences et Techniques, [Online], Disponible à: <http://www.ferdinandpiette.com/blog/2011/04/le-filtre-de-kalman-interets-et-limites/>, 22 Avril 2011.
- [9] PIETTE Ferdinand, “Le filtre de Kalman étendu : principe et exemple”. Sciences et Techniques, [Online], Disponible à: <http://www.ferdinandpiette.com/blog/2011/05/le-filtre-de-kalman-etendu-principe-et-exemple/>, 21 Mai 2011.
- [10] SLIMANE Noureddine, “Système de Localisation pour Robots Mobiles”. Thèse de Doctorat de l'Université de Batna, 23 November 2005.
- [11] CECILE Durieu, “Algorithmes de localisation d'un robot mobile dans un milieu balisé par mesures de distance ou d'angle de gisement en tenant compte des données aberrantes : algorithmes de calibration et recalage du champ de balises”. Thèse de Doctorat de Paris 11, 1989.

- [12] CHERIBET Mohamed, “Évitement d'obstacles dynamiques par un robot mobile”. Mémoire de Magister de l'Ecole Doctorale en Informatique de l'Est – Pôle Annaba, 2010.
- [13] MALLET Anthony, “Localisation d'un robot mobile autonome en environnements naturels”. Thèse de Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Toulouse, 2 juillet 2001.
- [14] HAMROUN Boussad, BOUSSAID Amar, “Modélisation, Commande et Réalisation d'un robot mobile unicycle”. Mémoire de Master de l'Ecole Nationale Polytechnique, 2005.
- [15] J. Borenstein et L. Feng. UMBmark - A Method For Measuring, Comparing, and Correcting Dead-reckoning Errors in Mobile Robots. Rapport technique UM-MEAM-94-22, 1994, University of Michigan, 1994.
- [16] J.L. Crowley, P. Reignier, “World modeling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging”. In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pages 674–680, 1989.
- [17] C. P. Gupta, “A note on the transformation of possibilistic information into probabilistic information for investment decisions”. Fuzzy Sets and Systems, 56:175–182, 1993.
- [18] AGUIRRE Eugenio, MUNOZ Rafael, GONZALEZ Antonio, “Mobile Robot Map-Based Localization using approximate locations and the Extended Kalman Filter”. Rapport de la Département d'informatique et d'intelligence artificielle. E.T.S. de Ingenieria Informatica. Université de Grenade, 2004.
- [19] PIETTE Ferdinand, “De l'estimateur optimal au filtre de Kalman”. Sciences et Techniques, [Online], Disponible à: <http://www.ferdinandpiette.com/blog/2011/04/le-filtre-de-kalman-de-lestimateur-optimal-au-filtre-de-kalman/>, 22 Avril 2011.
- [20] CORKE Peter, “Robotics Toolbox for MATLAB”. Release 10, Disponible à: <http://www.petercorke.com/robot> , Juin 2017.