

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



Département d'ELECTRONIQUE

Laboratoire de Communication et de Conversion Photovoltaïque

Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique de Grenoble

Mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'
Ingénieur d'état en électronique

Intitulé

**Développement d'une Fonction de Localisation pour un
Robot Agricole**

Présenté par

Nour El Hoda DJIDI

Sous la direction de

Pr. Cherif LARBES

Stanislaw BORKOWSKI

Présenté et soutenu publiquement le 19 juin 2017

Composition du jury

Président :

M.HADDADI

Professeur à l'ENP

Rapporteur :

C.LARBES

Professeur à l'ENP

Rapporteur :

S.BORKOWSKI

Ingénieur à INRIA

Examineur :

H.BOUSBIA-SALAH

Professeur à l'ENP

ENP 2017

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



Département d'ELECTRONIQUE

Laboratoire de Communication et de Conversion Photovoltaïque

Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique de Grenoble

Mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'
Ingénieur d'état en électronique

Intitulé

**Développement d'une Fonction de Localisation pour un
Robot Agricole**

Présenté par

Nour El Hoda DJIDI

Sous la direction de

Pr. Cherif LARBES

Stanislaw BORKOWSKI

Présenté et soutenu publiquement le 19 juin 2017

Composition du jury

Président :

M.HADDADI

Professeur à l'ENP

Rapporteur :

C.LARBES

Professeur à l'ENP

Rapporteur :

S.BORKOWSKI

Ingénieur à INRIA

Examineur :

H.BOUSBIA-SALAH

Professeur à l'ENP

ENP 2017

ملخص

قدم من خلال هذه الأطروحة دراسة نحاول فيها إيجاد حل لتموقع المركبات الزراعية قصد جعلها مستقلة وتسهيل مهمة الفلاح. يعد إيجاد تموقع هذه المركبات المهمة الرئيسية لجعلها مستقلة مع خصوصية التدقيق السنتمري.

النهج الذي اتبعناه صمم على أساس تجارب أجريت على أجهزة استشعار مختلفة لتقييم ميزاتها، دقتها وحدودها، وهذا من أجل التوصل إلى حل يسمح بمنح الدقة المطلوبة، ويستند هذا الحل على دمج بيانات هذه الأجهزة.

الكلمات الدالة: روبوت مستقل، التموقع، التدقيق السنتمري، جهاز الاستقبال ج ن س س غ ت ك، أجهزة استشعار التدفق البصرية، عداد المسافات، المغنطيسية، دمج البيانات.

Abstract

We wanted to present in this thesis as a case study a solution for the localization of an agricultural robot in order to facilitate the work of maraicher in agriculture and to make the agricultural machines autonomous, their location is the main function to make them autonomous with the peculiarity of having a centimeter accuracy. The approach we have taken is based on the experimentation of the different sensors to evaluate their characteristics, their precision and their limitation, in order to arrive to a solution allowing to give the precision required, this solution is based on the data fusion of these sensors.

Key words : Autonomous robot, localization, centimeter accuracy, GNSS RTK receiver, optical flow sensor, odometer, magnetometer, data fusion.

Résumé

Nous avons voulu présenter dans ce mémoire comme objet d'étude une solution pour la localisation d'un robot agricole afin de faciliter le travail du maraicher en agriculture et rendre les engins agricoles autonomes, leur localisation est la fonction principale pour les rendre autonome avec la particularité d'avoir une précision centimétrique.

La démarche que nous avons suivie a été conçue sur la base de l'expérimentation des différents capteurs pour évaluer leur caractéristique, leur précision et leur limitation, afin d'arriver à une solution permettant de donner la précision requise, cette solution est basée sur la fusion de données de ces capteurs.

Mots clés : robot autonome, localisation, précision centimétrique, récepteur GNSS RTK, capteur de flux optique, odomètre, magnétomètre, fusion de données.

REMERCIEMENTS

Je remercie Dieu le Tout Puissant de m'avoir donné le courage, la santé, et m'a accordé son soutien durant les périodes les plus difficiles.

Je remercie vivement mon encadreur, monsieur **Cherif LARBES** d'avoir accepté d'encadrer ce travail et d'avoir surtout cru au sujet, je le remercie, de m'avoir aidé dans mon travail. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je remercie également mon encadreur de stage, monsieur **Stan BORKOWSKI** de m'avoir donné la chance à faire mon stage avec une équipe talentueuse et motivée, d'avoir consacré du temps pour me guider tout au long de mon travail, pour m'avoir donné des explications et des remarques pertinentes, pour sa confiance et sa patience. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Mes vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à ma recherche en acceptant d'examiner mon travail et de l'enrichir par leurs propositions.

Je remercie chaleureusement toute ma famille et tous mes amis pour leur soutien et leur encouragement.

Enfin, je tiens également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

TABLE DES MATIERS

Liste des tableaux	
Liste des figures	
Liste des abréviations	
Introduction générale	10
Chapitre 1: Etat de l'art de la localisation	11
1.1 Introduction	12
1.2 Localisation absolue	12
1.2.1 Le système GNSS	14
1.2.1.1 Définition du GNSS	14
1.2.1.2 L'architecture de GNSS	14
1.2.1.3 Positionnement GNSS	15
1.2.1.4 Les sources d'erreur GNSS	17
1.2.1.5 Les méthodes de correction des erreurs	19
1.2.1.6 Expérimentation	23
1.2.2 Magnétomètre	28
1.2.2.1 Définition du magnétomètre	28
1.2.2.2 Champ magnétique terrestre	28
1.2.2.4 Calibration du magnétomètre	30
1.2.2.5 Expérimentation	32
1.3 Localisation relative	35
1.3.1 Odomètre par effet Hall	36
1.3.2 Odomètre par vision (capteur de flux optique)	36
1.3.2.1 Définition du flux optique	36
1.3.2.2 Calcul du flux optique	37
1.3.2.3 Model de projection	38
1.3.2.4 Expérimentation	39
1.4 Conclusion	44
Chapitre 2: Fusion de données	46
2.1 Introduction	47
2.2 Définition du filtre de Kalman	47
2.3 Principe du filtre de Kalman	47
2.4 Limitation du filtre de Kalman	50

2.5 Modèle du KF pour le robot agricole	51
2.6 Conclusion.....	52
Chapitre 3 : Tests de localisation et analyse des résultats	53
3.1 Introduction	54
3.2. Test 1	57
3.3. Test 2.....	56
3.4. Test 3	56
3.5. Conclusion	59
CONCLUSION GENERALE	60
Bibliographie.....	61

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1: Sources d'erreur GNSS.....	17
Tableau 1.2: Mesure de la distance relative.....	26
Tableau 1.3: Précision du mode float et fixe.....	26
Tableau 1.4: Variance des coordonnées de la base et du rover en statique en RTK fixe	26
Tableau 1.5: Répétabilité du récepteur GNSS RTK.....	26
Tableau 1.6: Variance du test en statique en interieur.....	42
Tableau 1.7: Comparaison des différentes mesures du capteur de flux optique.....	44
Tableau 3.1: Résultat test 1.....	55
Tableau 3.2: Résultat test 2.....	56
Tableau 3.3: Résultat test 3.....	58

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1: Paramètres de localisation d'un véhicule.	12
Figure 1.2: Représentation d'un point dans le référentiel WGS84.	13
Figure 1.3: Les orbites de GNSS [27].	15
Figure 1.4: La trilatération [25].	16
Figure 1.5: Influence de la géométrie des satellites sur la précision des mesures [27].	18
Figure 1.6: Modèle Différentiel GNSS [27].	20
Figure 1.7: Méthode RTK [27].	21
Figure 1.8: Modèle SBAS [27].	22
Figure 1.9: Méthode PPP [27].	22
Figure 1.10: Comparaison de la précision des différentes méthodes [27].	23
Figure 1.11: NeoM8P [30].	23
Figure 1.12: Temps de convergence de la base.	24
Figure 1.13: Le SNR des satellites reçus ne permettant pas d'avoir le mode RTK.	25
Figure 1.14: Le SNR des satellites reçus permettant d'avoir le mode RTK.	25
Figure 1.15: Position de la base par rapport au rover.	26
Figure 1.16: Déviation en statique des coordonnées de la base et du rover en statique.	27
Figure 1.17: Ligne de mesure.	27
Figure 1.18: Représentation du vecteur magnétique terrestre.	29
Figure 1.19: Représentation du cap [9].	30
Figure 1.20: Rotation autour de z sans présence de distorsion [9].	31
Figure 1.21: Rotation autour de z en présence de l'ensemble des erreurs [26].	31
Figure 1.22: Magnétomètre HMC5883L [32].	32
Figure 1.23: Rotation en 3D avant calibration.	33
Figure 1.24: Rotation en 3D après calibration.	33
Figure 1.25: Rotation en 2D avant calibration.	33
Figure 1.26: Rotation en 2D après calibration.	34
Figure 1.27: L'erreur sur la mesure du cap	35
Figure 1.28: Mécanisme de block matching [37].	37
Figure 1.29: Modèle de projection pin-hole de la caméra [15].	38
Figure 1.30: Capteur PX4Flow [13].	40
Figure 1.31: Flux optique en statique sur l'axe x en intérieur, néon allumé.	40
Figure 1.32: Flux optique en statique sur l'axe y en intérieur, néon allumé.	41

Figure 1.33: Flux optique en statique sur l'axe x en intérieur, néon éteint.....	41
Figure 1.34: Flux optique en statique sur l'axe y en intérieur, néon éteint.....	42
Figure 1.35: Flux optique sur l'axe en dixi pixel x en statique en extérieur.	42
Figure 1.36: Flux optique sur l'axe y en dixi pixel statique en extérieur.....	43
Figure 2.1: Modélisation du filtre de Kalman	48
Figure 3.1: L'environnement du test.....	54
Figure 3.2: Influence des paramètres de matrice de covariance de bruit sur le modèle.....	55
Figure 3.3: Influence de la vitesse sur le modèle	56
Figure 3.4: Vitesse à partir du flux optique, KF1	58
Figure 3.5: Vitesse à partir du flux optique, KF2.....	58

LISTE DES ABREVIATIONS

Acronymes	Signification
C/A	Code Acquisition
DGNSS	Differential Global Navigation Satellite System
DOP	Dilution Of Precision
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPS	Global Positioning System
KF	Kalman Filter
MEMS	Micro Electro Mechanical System
NED	North East Down
PPP	Precise Point Positioning
RTCM	Radio Technical Commission for Maritime services
RTK	Real time Kinematic
SAD	Sum of Absolute Differences
SBAS	System Based Augmentation system
SNR	Signal to Noise Ratio
WGS84	World Geodetic System version 84

Introduction Générale

Avec l'avancement technologique, notre monde va de plus en plus vite, économiser son temps est devenu indispensable si on souhaite faire plusieurs tâches à la fois. Une manière d'économiser son temps c'est de rendre les machines, pour qu'ils remplacent l'homme dans certains cas, autonome.

En agriculture, l'entretien des cultures végétales demande toujours beaucoup de temps et d'efforts physiques. Il faut par exemple s'occuper du désherbage des rangs, qui doit être effectué toutes les semaines, et du binage, qui consiste à buter la terre au pied des plants. Ces actions sont toujours longues, répétitives et mauvaises pour le dos des agriculteurs. C'est pourquoi vient l'idée de robotiser les machines agricoles et les rendre autonome.

Le travail inscrit dans ce mémoire a pour but de développer une fonction de localisation, pour rendre un robot autonome, celle-ci sera ensuite implémentée sur un robot agricole. Une précision centimétrique est requise pour la localisation de ce dernier.

Le récepteur GNSS (système de navigation par satellite) et spécialement le récepteur GNSS RTK (Real Time Kinematic GNSS) est considéré comme capteur de base pour la localisation du robot, cependant dans certaines conditions le récepteur RTK perd son fonctionnement précis, ce qui le rend non fiable. Pour cette raison il est utile de considérer l'utilisation d'autres capteurs.

La tâche de localisation est réalisée par un couplage d'un système de géo-référencement satellitaire avec des capteurs à l'estime tels que les odomètres. Ces capteurs sont précis à court terme mais dérivent au cours du temps.

Dans ce travail nous présentons une méthode de localisation basée sur la fusion de données d'un GNSS RTK et d'un capteur de flux optique, qui sert à faire de l'odométrie. L'objectif est donc lors de l'absence du fonctionnement précis du GNSS RTK, de maintenir une estimation de la pose avec une précision équivalente à celle d'un récepteur GNSS RTK en mode précis, soit quelques centimètres.

Les méthodes développées ont été testées sur des données acquises par une chaise avec des roues, équipée d'un récepteur GNSS RTK, d'un odomètre, d'un capteur de flux optique et d'un magnétomètre.

Dans le premier chapitre, on présente un état de l'art de capteurs et méthodes permettant de traiter le problème de la localisation. Les techniques de la localisation sont réparties en deux classes : la localisation relative et la localisation absolue.

La localisation relative, aussi appelée localisation à l'estime, se rapporte à l'utilisation des capteurs qui donnent la localisation actuelle à partir de la localisation précédente (ex : odomètre). La localisation absolue utilise des capteurs qui donne la localisation dans un référentiel choisi indépendamment de la localisation précédente (ex : récepteur GNSS).

La complémentarité de ces deux approches donne lieu à une fusion de données, qui sera traitée dans le deuxième chapitre. La fusion de données de ces capteurs permet d'améliorer la robustesse et la précision de la localisation. Enfin, dans le troisième chapitre on présente les résultats des tests pour la localisation et une analyse de ces derniers. Nous terminons ce mémoire avec des conclusions et perspectives.

Chapitre 1

Etat de l'art de la localisation

1.1 Introduction

La localisation d'un robot est le point essentiel pour le rendre autonome, c'est le problème le plus fondamental pour donner au robot les capacités d'être autonome. Le problème de localisation consiste à répondre à la question « où suis-je ? », du point de vue d'un robot. Le terme localisation signifie donc la connaissance de la pose d'un robot dans un référentiel connu, c'est-à-dire la position et l'orientation du robot dans son environnement.

Soit un repère cartésien $R_w(O_w, X_w, Y_w, Z_w)$ attaché à l'environnement et $R_v(O_v, X_v, Y_v, Z_v)$ un repère attaché au mobile. La position et l'orientation du véhicule dans le repère R_w sont respectivement déterminées par la connaissance des paramètres suivants :

- Les coordonnées cartésiennes (X, Y, Z) de l'origine O_v du repère R_v dans le repère R_w .
- Les angles de roulis (rotation autour de l'axe X_v du mobile), le tangage (rotation autour de Y_v du mobile), le lacet (rotation autour de Z_v du mobile) qui définissent l'orientation du repère mobile R_v dans le repère fixe R_w .

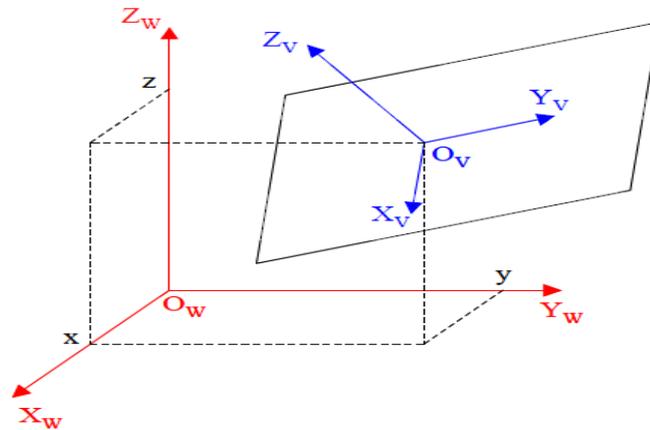


Figure 1.1 : Paramètres de localisation d'un véhicule.

Lorsque le véhicule se déplace dans le plan horizontal (X_w, Y_w) , c'est-à-dire que le roulis et le tangage sont nuls et la hauteur Z est nulle. La configuration du véhicule dans l'espace 2D est réduite au triplet (X, Y, θ) tel que θ est le cap.

Dans ce chapitre nous présentons un état d'art des capteurs pour la localisation absolue ainsi que pour la localisation relative, deux façons différentes permettant de localiser un robot mobile.

1.2 Localisation absolue

La localisation absolue se définit par rapport à la façon dont les mesures sont effectuées. Nous considérons comme localisation absolue toute technique permettant de déterminer la pose du robot dans un repère de référence sans utilisation des mesures ou des positions précédentes ;

ce qui rejoint la définition d'absolu « Est absolu ce qui existe indépendamment de toute autre chose, ce qui ne dépend que de soi pour être » [38].

Dans ce travail, nous nous intéressons aux technologies de GNSS, comme l'exemple emblématique de localisation absolue dans un référentiel terrestre. Les systèmes GNSS donnent la position dans un référentiel global géodésique, en général elle est dans le référentiel WGS84 (World Géodésique System) [10].

Le référentiel WGS84 est un modèle de représentation globale de la terre, établi à partir de données géographiques et gravitationnelles. L'origine des axes correspond au centre massique de la terre.

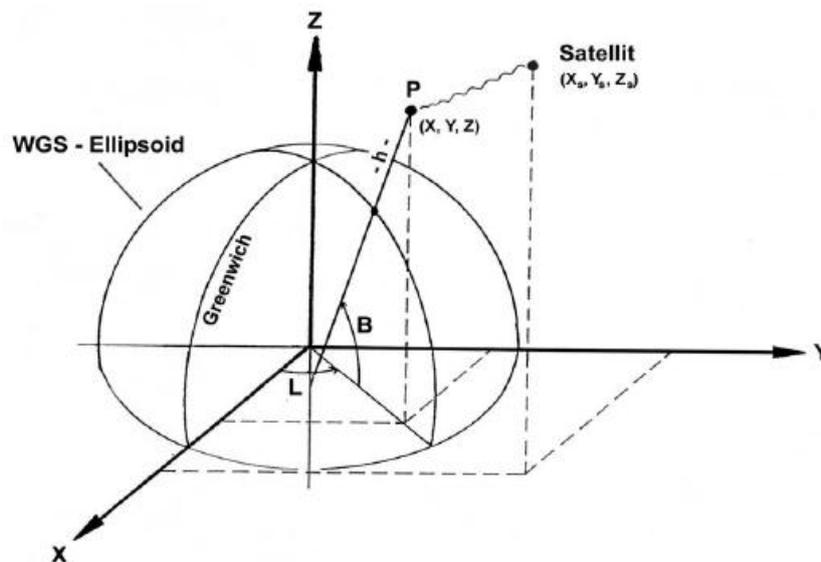


Figure 1.2: Représentation d'un point dans le référentiel WGS84.

Chaque méridien (les lignes de chaque longitude) croise l'équateur. Puisque l'équateur est un cercle, il est graduable, et la longitude L d'un point est alors la valeur de cette graduation à la rencontre du méridien et de l'équateur. Le méridien d'origine avec une graduation nulle est celui de Greenwich.

La latitude B est l'angle du point P au-dessus de l'équateur.

Pour pouvoir comparer les données issues des capteurs de localisation relative avec les coordonnées issues d'un récepteur GNSS (localisation absolue), il est nécessaire d'établir une transformation entre le système géodésique WGS84 du GNSS et le repère local. On considère la projection des coordonnées du récepteur GNSS sur un référentiel local, tel que l'origine du repère local est le point de départ du robot.

Cette transformation est faite en deux temps :

Il faut d'abord transformer les coordonnées géographiques dans le système géodésique WGS84 en coordonnées planes (NED). Pour cela il existe plusieurs types de projection, on considère la projection de Lambert qui est une projection conique avec une altération linéaire de -1 m/km à $+3$ m/km) [48]. Ceci se fait à l'aide de fonction classique de géodésie. Ensuite,

les coordonnées planes en projection Lambert sont converties pour obtenir la pose dans le repère local.

- Transformation de WGS84 vers Lambert :

La transformation des coordonnées géographiques dans le système géodésique WGS84 en coordonnées plane en projection Lambert 94 se fait en ligne sur le site [34].

- Transformation Lambert vers le repère local :

Afin d'obtenir les coordonnées du robot dans le repère local à partir de ses coordonnées planes en projection Lambert, il faut appliquer une translation telle que les paramètres de la translation correspondent aux coordonnées de l'origine du robot données par le récepteur GNSS RTK qui sera détaillé dans la partie système GNSS.

1.2.1 Le système GNSS

1.2.1.1 Définition du GNSS

Le GNSS (global navigation satellite system) désigne les systèmes de navigation satellitaires fournissant une couverture globale de géo positionnement. L'objectif de ces systèmes est de donner la géolocalisation d'un récepteur mobile ainsi que sa vitesse en tout lieu du globe et dans un référentiel global [1].

Il existe plusieurs systèmes GNSS concurrents et déployés par différents pays operateurs :

GPS (Etats-Unis) : le GPS est le premier système GNSS. Il a été lancé en 1970 par le département de défense des Etats-Unis et depuis 2000, il est devenu accessible aux populations civiles avec une précision métrique. Il est constitué d'une constellation de 30 satellites, et fournit une couverture globale.

GLONASS (Russie) : géré par la Russie, constitué d'une constellation de 24 satellites, et fourni une couverture globale.

Galileo (l'Union Européenne) : Galileo est un système GNSS civil géré par l'Agence européenne des systèmes de navigation par satellite. Galileo utilisera 27 satellites avec les premiers satellites de capacité opérationnelle totale lancés en 2014. La constellation complète devrait être déployée d'ici 2020.

BeiDou (Chine) : le système de navigation Chinois sera constitué d'une constellation de 35 satellites. Un service régional a été opérationnel en décembre 2012. Il sera étendu en 2020 pour une couverture globale.

1.2.1.2 L'architecture de GNSS

Tout système GNSS est constitué d'au moins trois composants fonctionnels, appelés segments :

1. Segment spatial

Le segment spatial se compose de satellites GNSS transmettant des signaux radios aux utilisateurs. Les satellites sont en orbite à une altitude d'environ 20 200 km effectuent chaque jour deux fois le tour de la terre. Chaque GNSS possède sa propre constellation de satellites, disposée en orbites pour fournir la couverture souhaitée, comme illustré sur la figure 1.3.

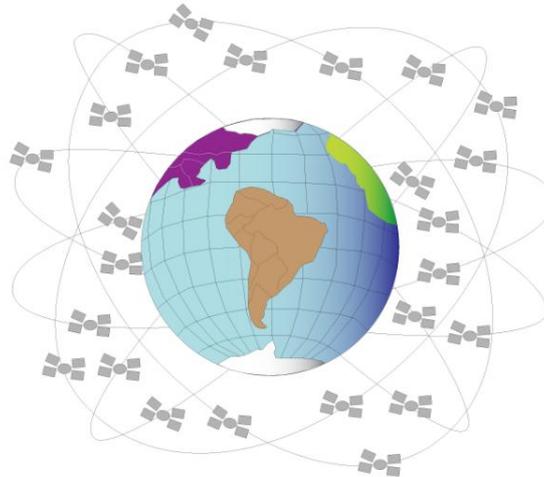


Figure 1.3 : les orbites de GNSS [27].

Chaque satellite dans une constellation GNSS diffuse un signal qui l'identifie et fournit son temps, son orbite et son statut.

La configuration des trajectoires des satellites permet de capter les signaux d'au moins quatre satellites n'importe où à la surface du globe et à n'importe quel moment.

2. Segment de contrôle

Le segment de contrôle est un réseau global de stations au sol qui suivent les GNSS, vérifient leurs transmissions, réalisent des analyses et leur envoient des commandes et des données (resynchronisation des horloges, rectification des orbites...).

3. Segment utilisateur

Constitué par l'ensemble des récepteurs susceptibles de décoder les signaux de navigation transmis par les satellites et d'en déduire par calcul les solutions de position et de vitesse.

1.2.1.3 Positionnement GNSS

Le positionnement par GNSS est basé sur la méthode la trilatération [20]. La trilatération permet par exemple de localiser un objet en connaissant la distance qui le sépare de trois points de référence comme le montre la figure 1.4.

En 3D il est nécessaire de rajouter une quatrième distance reliant l'objet à un autre point de référence pour connaître l'altitude. Extrapolée à la géolocalisation d'un récepteur à la surface du globe, il est possible de définir les coordonnées X, Y et Z d'un point si l'on connaît les distances qui le séparent de quatre satellites. Les coordonnées du point d'intersection des

sphères représentant les distances des différents satellites seront d'autant plus précises que le nombre de satellites captés sera important.

Le calcul de distance peut être basé sur deux mesures : soit la mesure du temps qu'ont mis les signaux émis par au moins quatre satellites pour parcourir la distance les séparant du mobile, soit par la mesure du décalage de phase de ces signaux [1].

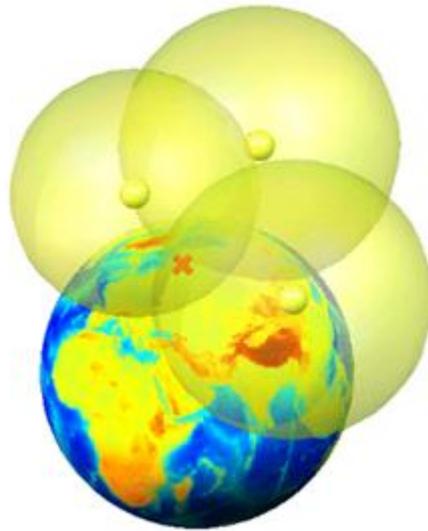


Figure 1.4: La trilatération [25].

Les satellites GPS par exemple, émettent en permanence sur deux fréquences L1 (1 575,42 MHz) et L2 (1 227,60 MHz) modulées par des codes, le code C/A (acquisition brute) et le code P (Précis), et par un message de navigation qui contient les informations pour synchroniser l'horloge interne du récepteur, les informations sur les éphémérides du satellite et les almanachs [2]. Les almanachs constituent les données orbitales et temporelles approximatives des autres satellites de la constellation. Le récepteur est ainsi en mesure de prédire les signaux qu'il va capter.

Pour la première méthode de calcul de la distance, la mesure du temps se fait en utilisant le code C/A, le récepteur génère une réplique de ce code [14] et calcule le déphasage entre ce code et celui qui a été transmis par les satellites, et en connaissant la localisation des satellites à partir des orbites éphémérides, le récepteur détermine sa position.

La deuxième méthode de calcul de la distance consiste à déterminer le nombre de cycle de la porteuse entre les satellites et le récepteur. Ce nombre est appelé l'ambiguïté, un processus appelé résolution d'ambiguïté est nécessaire pour déterminer ce nombre.

Théoriquement l'utilisation du code C/A donne une précision décimétrique, et l'utilisation de la phase donne une précision millimétrique [1] mais des sources d'erreurs viennent la parasiter.

1.2.1.4 Les sources d'erreur GNSS

Lors de la transmission du signal de satellite, celui-ci subit plusieurs altérations. Les sources qui causent la dégradation du signal et introduisent des erreurs sont résumées dans le tableau 1.1 [27].

Tableau 1.1: Sources d'erreur GNSS.

Les sources d'erreur	Erreur typique
L'horloge de satellite	2m
L'erreur d'orbite	2.5m
Le délais ionosphérique	5m
Le délais troposphérique	0.5m
Trajet multiple	1m
Bruit de mesure	1% de la longueur d'onde du signal
Géométrie des satellites	DOP * l'ensemble des erreurs

1. Les erreurs d'horloge

Les horloges atomiques dans les satellites GNSS sont très précises, mais elles dérivent d'une petite quantité. Malheureusement, une petite imprécision de l'horloge satellite entraîne une erreur significative dans la position calculée par le récepteur. Par exemple, 10 nanosecondes d'erreur d'horloge entraînent une erreur de position de 3 mètres.

L'horloge sur le satellite est surveillée par le système de contrôle du sol GNSS et comparée à l'horloge encore plus précise utilisée dans le système de contrôle au sol. Dans les données de liaison descendante, le satellite fournit à l'utilisateur une estimation de son décalage d'horloge. Typiquement, l'estimation a une précision d'environ ± 2 mètres, bien que la précision puisse varier entre différents systèmes GNSS. Pour obtenir une position plus précise, le récepteur GNSS doit compenser l'erreur de l'horloge.

2. Les erreurs d'orbite

Les satellites GNSS se déplacent dans des orbites très précises et bien connues. Cependant, comme l'horloge satellite, les orbites varient d'une petite quantité. En outre, comme les horloges satellites, une petite variation de l'orbite entraîne une erreur significative dans la position calculée.

Le système GNSS de contrôle au sol surveille continuellement l'orbite des satellites. Lorsque l'orbite du satellite change, le système de commande au sol envoie une correction aux satellites et l'éphéméride satellite est mise à jour. Même avec les corrections du système de contrôle au sol GNSS, il y a encore de petites erreurs dans l'orbite qui peuvent entraîner jusqu'à une erreur de $\pm 2,5$ mètres de position.

3. La géométrie des satellites

Comme le récepteur utilise une multilatération des signaux GPS pour déterminer son positionnement sur la terre, plus la géométrie des satellites dans le ciel est précise, plus la multilatération qui en résulte est précise.

L'effet de la géométrie des satellites sur les erreurs de positionnement est appelé DOP (pour Dilution of Precision ou affaiblissement de la précision). Le récepteur GPS calcule constamment la valeur DOP en fonction des satellites actuellement utilisés afin d'établir sa localisation. Meilleure est la géométrie (satellites bien répartis dans le ciel), plus faible est la valeur DOP. La valeur idéale de DOP est 1, un DOP de 1 à 2 est excellent, 3 à 4 est bon, 5 à 7 est acceptable et 8 ou plus est pauvre, cette valeur traduit l'erreur à ajouter sur l'ensemble des erreurs. Si le DOP est à 2 par exemple, cela signifie que l'ensemble des erreurs est multiplié par

2.

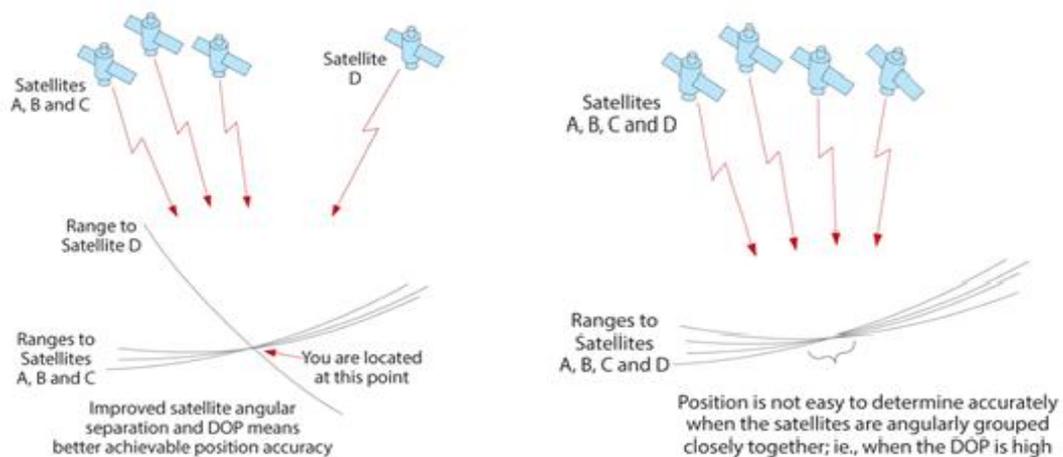


Figure 1.5: Influence de la géométrie des satellites sur la précision des mesures.

4. Le délai ionosphérique

L'ionosphère est la couche d'atmosphère entre 80 km et 600 km au-dessus de la terre. Cette couche contient des particules chargées électriquement appelées ions. Ces ions retardent les signaux satellites et peuvent provoquer une importante erreur de position du satellite (typiquement ± 5 mètres, mais peut être plus pendant les périodes d'activité ionosphérique élevée).

Le délai ionosphérique varie avec l'activité solaire, la période de l'année, la saison, l'heure et l'emplacement. Cela rend très difficile de prédire combien le retard ionosphérique influe sur la position calculée.

Le délai ionosphérique varie également en fonction de la fréquence radio du signal passant par l'ionosphère. Les récepteurs GNSS qui peuvent recevoir plus d'un signal GNSS, L1 et L2, par exemple, peuvent utiliser cela à leur avantage. En comparant les mesures pour L1 aux mesures pour L2, le récepteur peut déterminer la quantité de retard ionosphérique et supprimer cette erreur de la position calculée.

Pour les récepteurs qui ne peuvent suivre qu'une seule fréquence GNSS, les modèles ionosphériques sont utilisés pour réduire les erreurs de retard ionosphériques. En raison de la nature variable du retard ionosphérique, les modèles ne sont pas aussi efficaces que l'utilisation de fréquences multiples pour éliminer le retard ionosphérique.

5. Le délai troposphérique

La troposphère est la couche d'atmosphère la plus proche de la surface de la Terre.

Les variations du retard troposphérique sont causées par l'évolution de l'humidité, de la température et de la pression atmosphérique dans la troposphère.

Les récepteurs GNSS peuvent utiliser des modèles troposphériques pour estimer la quantité d'erreur provoquée par un retard troposphérique.

6. Le bruit de mesure de la distance

Le bruit de mesure dépend de la capacité de l'électronique du récepteur à aligner les signaux émis par les satellites et la réplique générée par le récepteur, il est estimé à moins de 1% de la longueur du signal sur lequel se fait la mesure [28]. Dans le cas d'utilisation du code C/A pour la mesure de distance, cette erreur est de 3m. Par contre, dans le cas d'utilisation de la phase, cette erreur est entre 50cm à 5mm [11].

7. Le trajet multiple

Il s'agit d'un phénomène de propagation qui fait que les signaux radio atteignent l'antenne par deux ou plusieurs trajets. Les causes de ces trajets multiples comprennent la réflexion et réfraction ionosphérique, la réflexion d'une nappe d'eau, de montagnes, d'arbres ou d'édifices.

Un combiné récepteur/antenne haut de gamme pourra mieux rejeter les trajets multiples, par filtrage des ondes ayant un long temps de parcours et par le choix des satellites les plus hauts sur l'horizon [36] [37] [21], alors qu'un dispositif moins dispendieux tolérera un plus grand nombre de trajets multiples.

1.2.1.5 Les méthodes de correction des erreurs

La résolution des erreurs est fondamentale pour la performance d'un récepteur GNSS. La façon dont un fabricant développe un récepteur, y compris les éléments de conception matériels et logiciels, affecte directement l'efficacité de la résolution des erreurs. Plus les erreurs peuvent être éliminées par un récepteur, plus le degré de précision et de fiabilité du positionnement est élevé.

Il existe des compromis entre les différentes méthodes de suppression des erreurs dans les signaux GNSS. Les méthodes utilisées dépendent des exigences uniques de chaque application telles que le niveau de précision, la complexité du système, la disponibilité de la solution, la fiabilité et le coût.

En général les techniques pour résoudre les erreurs sont décrites comme suit :

- Moyenner les observations répétées au même endroit.
- Modélisation du phénomène qui cause l'erreur et prédire les valeurs de correction.
- Multi-constellation et multifréquence.

Il existe plusieurs méthodes qui implémentent ces techniques pour améliorer la précision. Parmi ces méthodes, on cite :

1. Différentiel GNSS (DGNSS)

L'idée est d'utiliser deux récepteurs GNSS, un récepteur fixe appelé la base et un autre récepteur mobile appelé rover. Le concept de base est de réduire et de supprimer les erreurs communes à la station de base et au rover.

La base envoie des corrections au rover pour corriger les erreurs d'éphémérides satellitaires, les erreurs d'horloge, et le retard atmosphérique. Ceci est assuré en supposant que l'erreur de positionnement instantané dans une zone délimitée est identique pour chaque point de la zone.

En effet la base étant fixe connaît parfaitement sa position, et en comparant sa position avec celle donnée à tout moment par les satellites en utilisant le code C/A, la base envoie les erreurs au rover pour qu'il fasse les corrections et pour qu'il arrive à une précision inférieure à 1m.

La précision absolue de la position calculée de rover dépend de la précision absolue de la position de la station de base et de la distance entre la base et le rover. Le GNSS différentiel fonctionne très bien avec une distance de base-rover jusqu'à des dizaines de kilomètres. Le principe de DGNSS est illustré sur la figure 1.6.

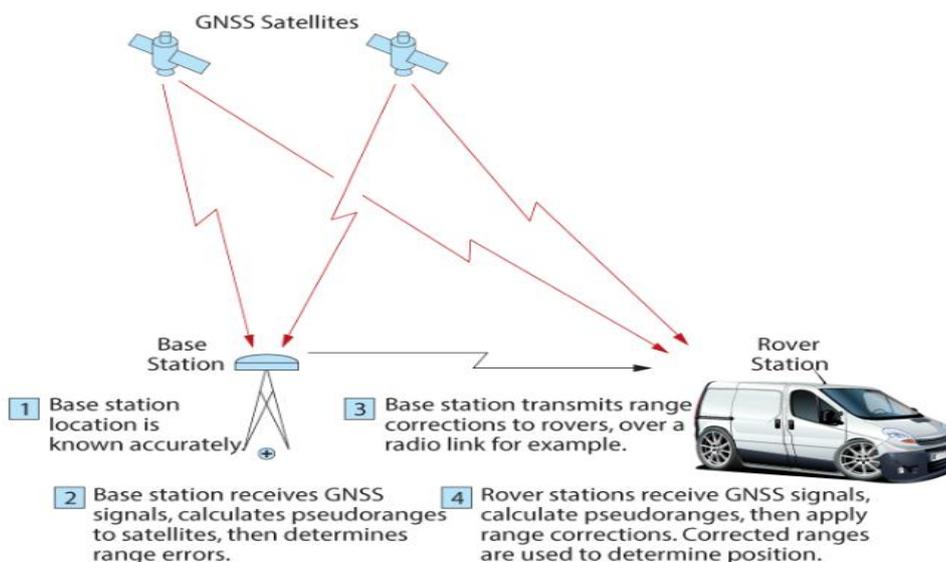


Figure 1.6: Modèle Différentiel GNSS [27].

2. Real time Kinematic GNSS (RTK)

De même structure que le DGNS, le RTK utilise les deux récepteurs, la base et le rover, la différence est dans le procédé de calcul de la position. Contrairement au DGNS qui utilise le

code pseudo aléatoire C/A transmis par les satellites pour déterminer la position du récepteur, la méthode RTK utilise la porteuse.

L'utilisation de la porteuse et non le code fournit une meilleure précision, mais la portée calculée comprend encore des erreurs provenant de sources telles que l'horloge satellite, les éphémérides et les retards ionosphériques et troposphériques. D'où l'intérêt d'utiliser deux récepteurs pour éliminer ces erreurs et arriver à une précision centimétrique.

Le Rover détermine sa position en utilisant des algorithmes qui intègrent une résolution d'ambiguïté et une correction différentielle. Comme le DGNS, la précision de position réalisable par le rover dépend, entre autres, de sa distance de la station de base et de la précision des corrections différentielles. Les corrections sont aussi précises que l'emplacement connu de la station de base et la qualité des observations par satellite de la station de base. La sélection du site est importante pour minimiser les effets environnementaux tels que les interférences et les trajets multiples. Le principe de la méthode RTK est illustré sur la figure 1.7.

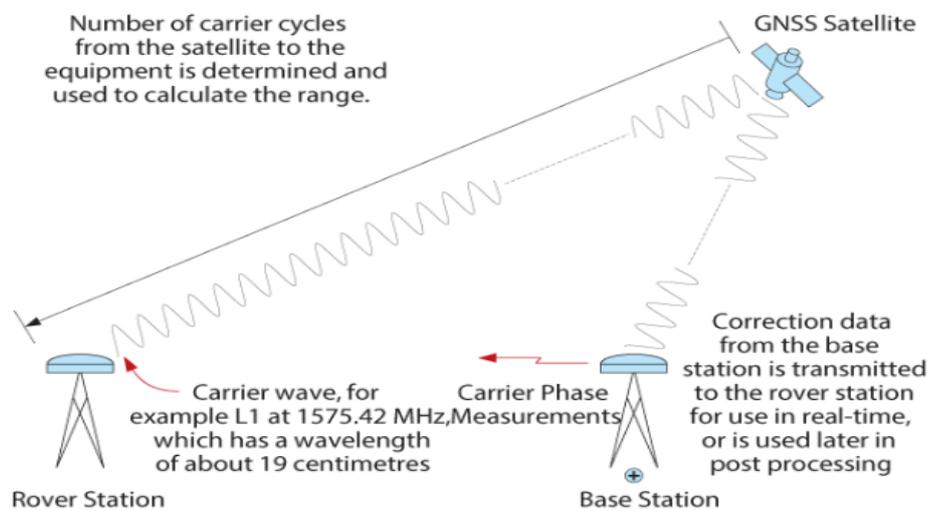


Figure 1.7 : Méthode RTK [27].

3. Système d'augmentation par satellite (SBAS)

Le système d'augmentation par satellite utilise le principe de DGNS mais cette fois ci appliqué à une région telle qu'un continent.

Les systèmes SBAS comprennent des stations de référence, des stations maîtresses et des satellites géosynchrones, comme le montre la figure 1.8.

Les corrections sont transmises au satellite SBAS puis diffusées vers des récepteurs GNSS dans toute la zone de couverture SBAS.

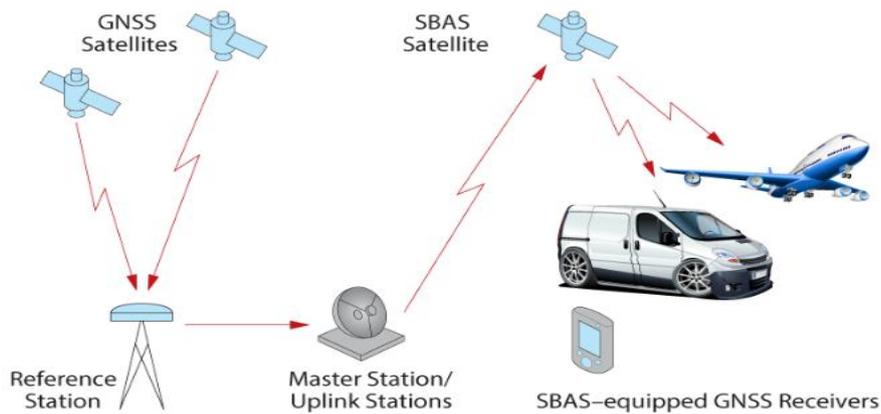


Figure 1.8: Modèle SBAS [27].

4. Positionnement ponctuel précis PPP

De structure similaire à un système SBAS, un système PPP fournit des corrections à un récepteur par satellite ou par d'autres moyens de communication pour augmenter la précision de position. Cependant, les systèmes PPP fournissent généralement un plus grand niveau de précision et facturent des frais pour accéder aux corrections. Les systèmes PPP permettent également d'utiliser un seul flux de correction dans le monde entier, tandis que les systèmes SBAS sont régionaux.

La solution PPP dépend de l'horloge satellite GNSS et des corrections orbitales, générées à partir d'un réseau de stations de référence mondiales. Une fois que les corrections sont calculées, elles sont transmises à l'utilisateur final sans station de base requise à proximité.

La figure 1.9 illustre l'architecture d'une structure PPP typique.

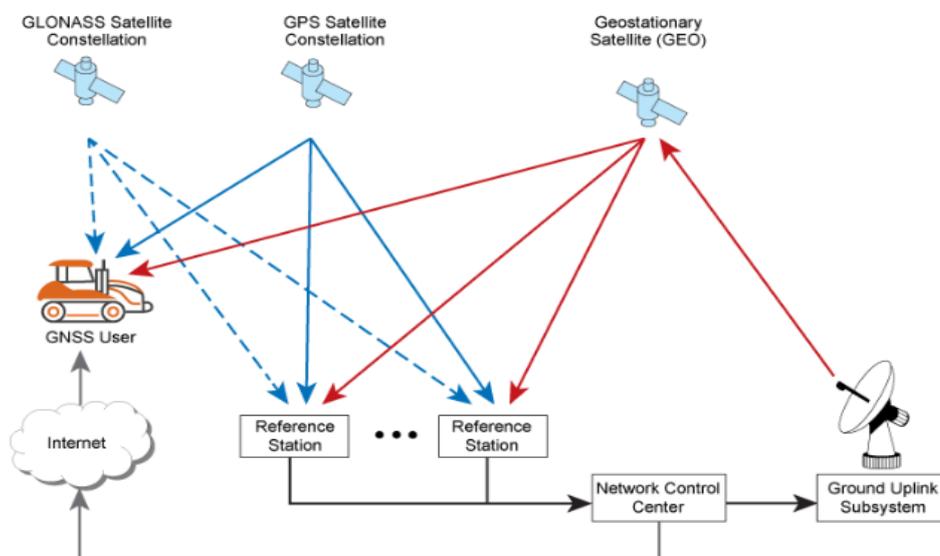


Figure 1.9 : Méthode PPP [27].

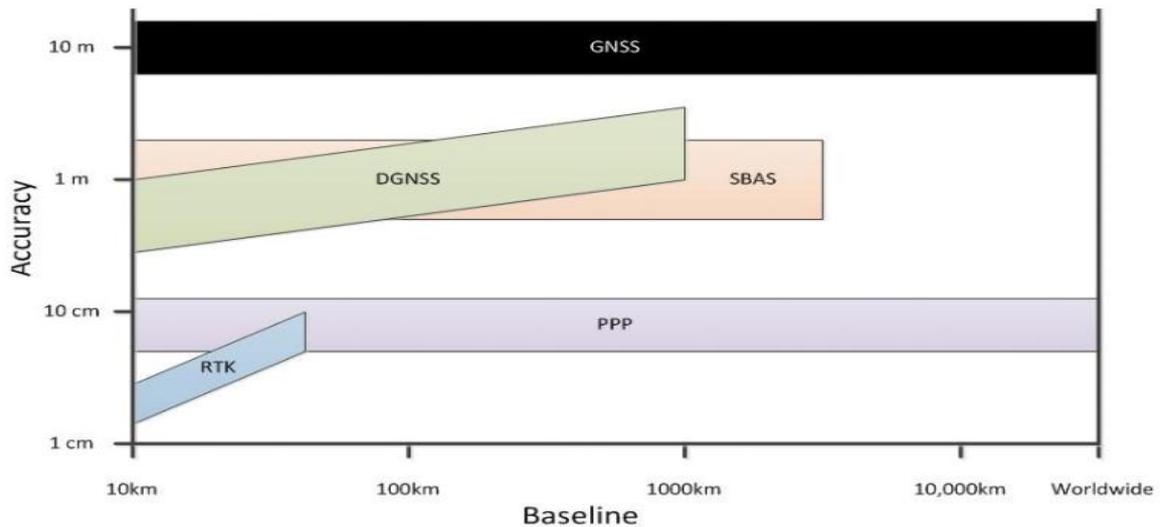


Figure 1.10: Comparaison de la précision des différentes méthodes [27].

Le GNSS RTK est la solution qui offre la meilleure précision, en revanche la portée entre la base et le rover est limitée à quelques kilomètres. Ce problème ne nous concerne pas, car la distance du robot agricole par rapport à la base est limitée à 500m qui est généralement la longueur du champ. Ce qui rend le GNSS RTK la solution adéquate pour le robot agricole.

1.2.1.6 Expérimentation

Durant notre test on a envisagé d'utiliser un module GNSS RTK qui offre une précision centimétrique.

Les modules utilisés sont le NeoM8P de U-Blox.

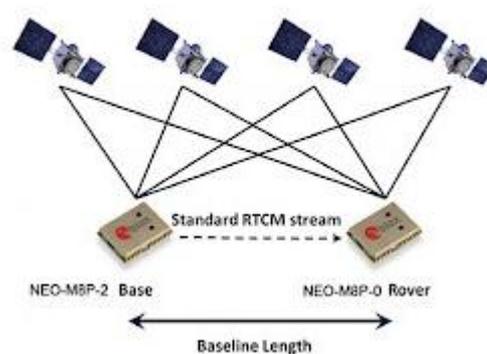


Figure 1.11: NeoM8P [30].

1. Caractéristiques des modules

Les antennes des récepteurs GNSS ont un gain de 4.75dbi [29].

La base communique avec le rover via télémétrie radio à une fréquence de 433 Mhz. La distance de communication est limitée de 1 à 3 km [31]. La puissance d'émission du module télémètre radio est de 100mW, le gain de l'antenne est de 2.5dbi.

Les modules NeOM8P sont mono fréquence et la correction des erreurs ionosphériques se fait en utilisant l'algorithme de double différence qui soustrait le biais de différentes mesures entre la base et le rover. Dans un rayon de 10 km autour de la base, on peut considérer que le biais ionosphérique est le même entre les deux récepteurs. Et donc la double différence permet d'annuler ce biais.

2. Configuration des modules

Pour pouvoir utiliser ces modules, il faut d'abord les configurer. La configuration de ces modules se fait via une application appelée U_Center.

Il faudrait configurer le module de la base comme celui qui envoie les corrections sous forme des messages RTCM via UART (RTCM est un standard GNSS pour le transfert des données brutes en temps réel). Ces corrections sont transmises au rover par ondes radio.

Les messages RTCM qu'envoie la base contiennent des informations sur la position de la base et des données différentielles des constellations GPS et GLONASS.

La base ne peut envoyer des corrections au rover que si sa position est connue, on a le choix d'introduire la position de la base si on la connaît avec précision, ou de laisser le module trouver sa position en lui imposant une certaine précision. Le module finit par trouver sa position après un temps qui dépend de la précision imposée, ce temps est appelé temps de convergence de la base (voir figure 1.12).

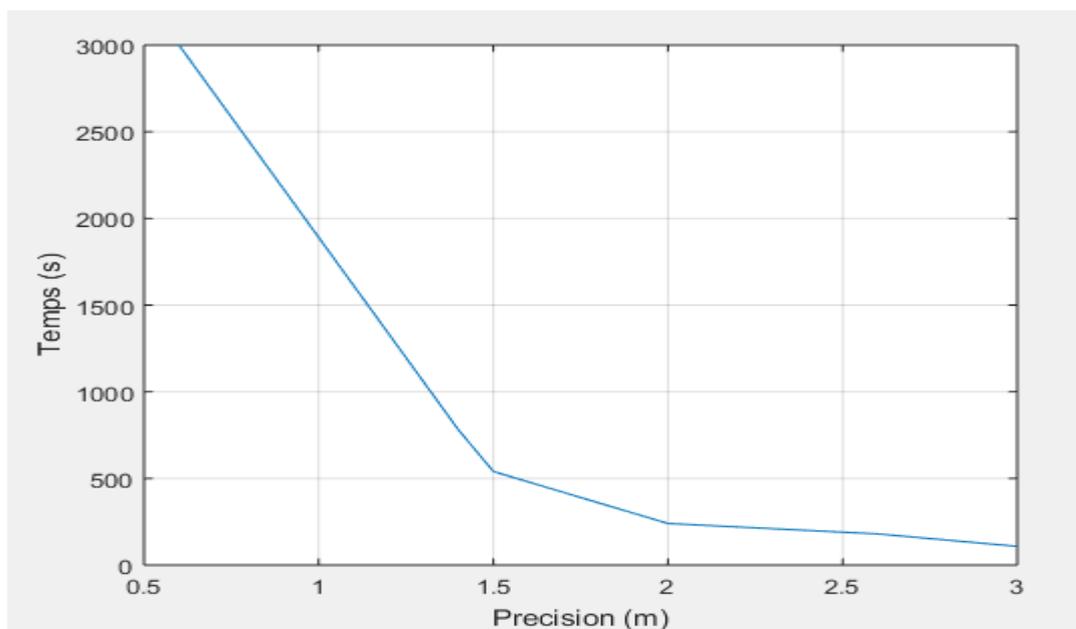


Figure 1.12: Temps de convergence de la base.

Pour le rover il faut le configurer comme celui qui reçoit les messages RTCM via UART.

Pour avoir le mode RTK il faut avoir au minimum cinq satellites visibles en commun entre la base et le rover avec un SNR supérieur à quarante décibel.

La figure 1.13 représente le SNR des satellites reçus qui ne permettent pas d'avoir le mode RTK, et la figure 1.14 représente ceux qui permettent de l'avoir.

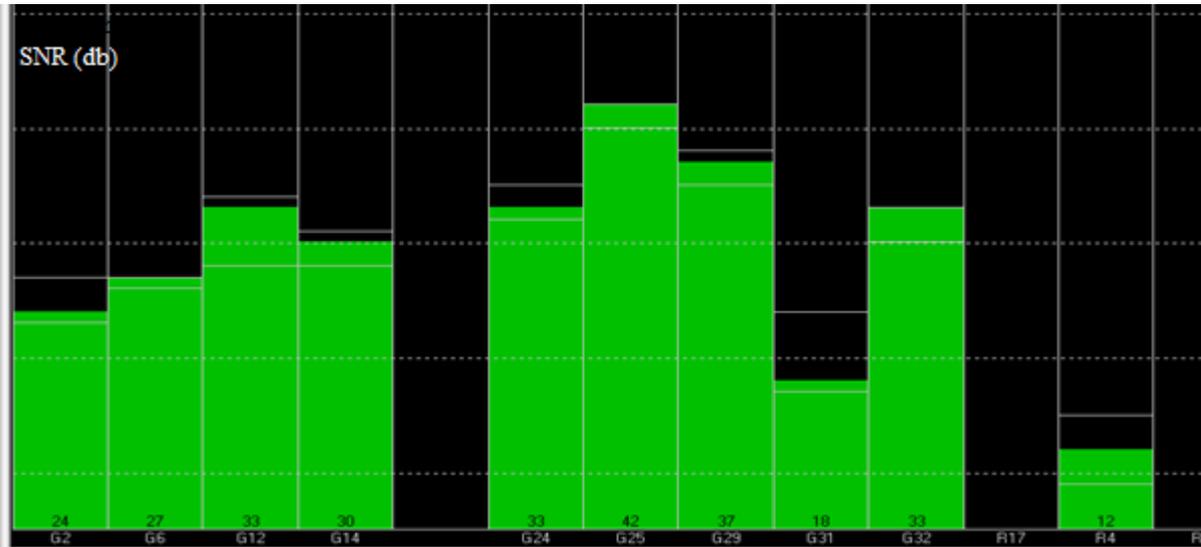


Figure 1.13 : Le SNR des satellites reçus ne permettant pas d'avoir le mode RTK.

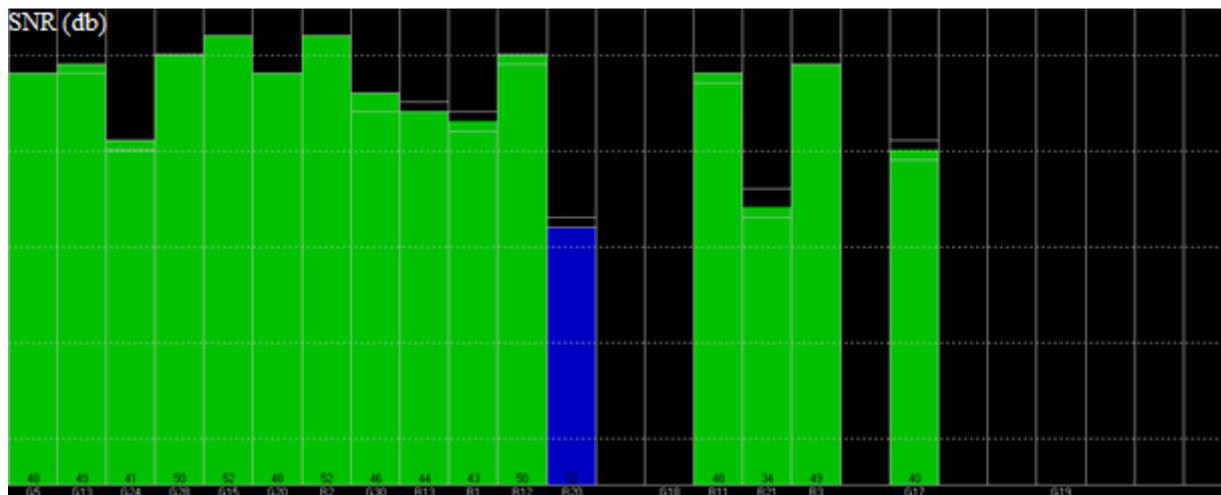


Figure 1.14 : Le SNR des satellites reçus permettant d'avoir le mode RTK.

Les piliers verts représentent le SNR des signaux satellites de différentes constellations qui sont utilisées par le récepteur, celui qui est en bleu c'est le signal qui n'est pas utilisé, soit parce qu'il cause un mauvais DOP ou parce que le nombre de satellites qui peut être utilisé pour chaque constellation a atteint le nombre maximal, ce nombre est choisi par l'utilisateur.

3. Fonctionnement en RTK

Le fonctionnement en RTK se divise en deux modes, un mode float et un mode fixe.

Dans les deux modes le nombre entier d'ambiguïté est résolu. La résolution de ce nombre en mode float est moins précise que celle en mode fixe. Si l'estimation de ce dernier est float la précision est décimétrique, par contre celle du mode fixe est centimétrique.

a. Test 1

Le but de ce test est d'estimer la précision relative (la précision de la distance entre la base et le rover). La base est mise à une distance de 2.2m par rapport au rover (figure 1.15), cette distance est mesurée par un télémètre laser avec une précision de ± 2 mm.



Figure 1.15: Position de la base par rapport au rover.

Le résultat de ces mesures est décrit dans le tableau 1.2.

Tableau 1.2: Mesure de la distance relative.

Distance réelle	Distance mesurée	Erreur
220 cm	209.4 cm	4.8%

b. Test 2

Le but de ce test est d'estimer la précision du mode float par rapport au mode fixe sur la distance entre la base et le rover.

Tableau 1.3 : Précision du mode float et fixe.

Distance en mode fixe	Distance en mode float	Erreur
664 cm	680 cm	16 cm

c. Test 3

Le but de ce test est d'estimer la répétabilité en statique des coordonnées du rover et de la base en mode RTK fixe.

La variance du rover est calculée sur 45 échantillons et celle de la base est calculée sur 1800 échantillons.

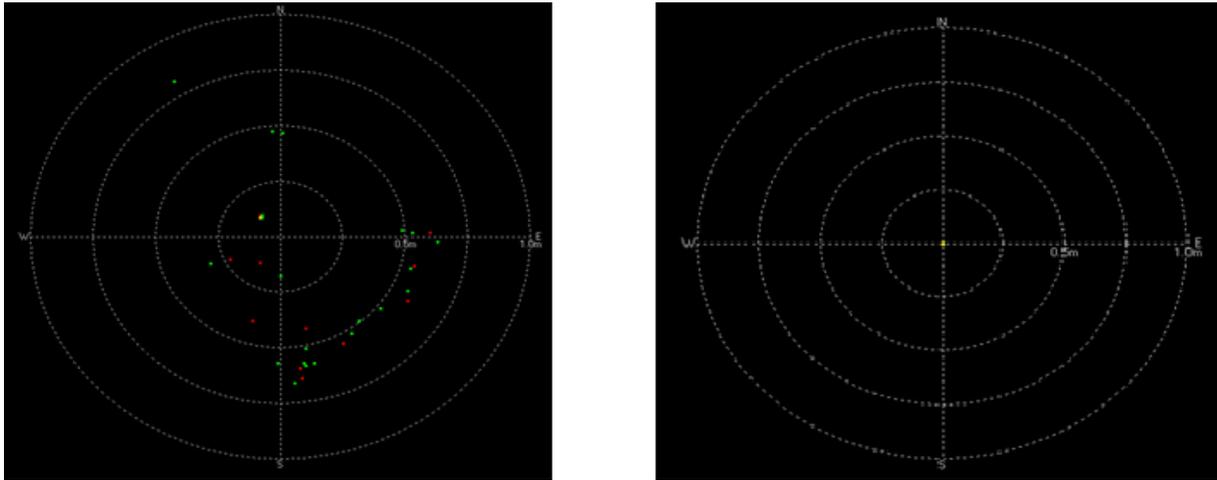


Figure 1.16: Déviation en statique des coordonnées de la base et du rover en statique.

Tableau 1.4 : Variance des coordonnées de la base et du rover en statique en RTK fixe.

Récepteur GNSS	Var (x)	Var (y)
Base	1.9009e-14 m	2.8118e-16 m
Rover	11.1 cm	31.1 cm

d. Test 4

Le but de ce test est d'estimer la répétabilité du GNSS RTK en mouvement. Pour cela on déplace le rover sur une ligne droite d'environ 6 mètres et on repasse par la même ligne. On note les coordonnées données dans le référentiel WGS84, ces coordonnées sont transformées en coordonnées planes pour évaluer la distance parcourue pendant l'aller et le retour sur la même ligne (figure 1.17).

On impose une précision de 1 m sur la position de la base.

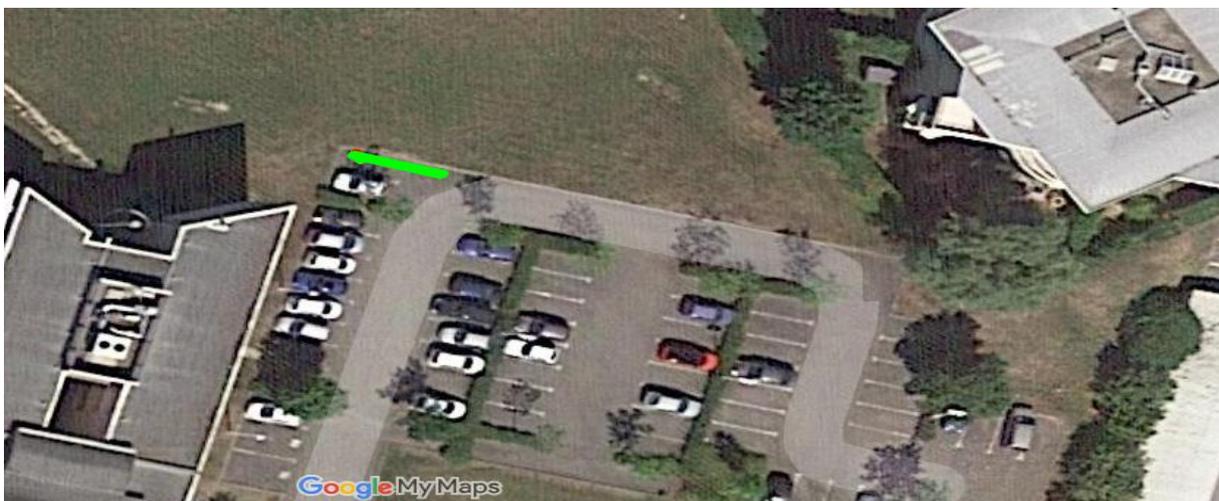


Figure 1.17: Ligne de mesure.

Tableau 1.5: Répétabilité du récepteur GNSS RTK.

Capteur/distance	Pendant l'aller	Pendant le retour	différence
GNSS RTK	6.796 m	6.808 m	1.2 cm

4. Conclusion

Le récepteur GNSS RTK présente l'avantage d'avoir une précision centimétrique dans le cas où il est en mode fixe, lorsqu'il est en mode float cette précision se dégrade. L'inconvénient c'est que la convergence vers le mode RTK fixe n'est pas toujours garantie, si on a une dégradation du SNR des satellites reçus, le RTK reste en mode float ou peut même perdre sa fonctionnalité de RTK et travailler en mode d'un récepteur classique avec une précision métrique.

1.2.2 Magnétomètre

Puisque pour la navigation du robot agricole il est nécessaire de connaître la position et l'orientation du robot, nous avons étudié des magnétomètres pour déterminer le cap.

1.2.2.1 Définition du magnétomètre

Un magnétomètre est un capteur qui mesure l'intensité et la direction du champ magnétique local.

Le champ magnétique peut être une combinaison du champ magnétique terrestre et du champ créé par un objet à proximité. Il sera mesuré sur le référentiel du capteur.

Selon la technologie de mesure du champ magnétique terrestre utilisée, nous distinguons plusieurs types de capteurs magnétiques ou magnétomètres. Les principes de ces capteurs magnétiques sont bien détaillés dans [3] [4] [5]. Les principes des magnétomètres MEMS les plus populaires sont : l'effet Hall et magnétorésistance. L'effet Hall a une faible sensibilité et une grande dérive de température. Les capteurs basés sur magnétorésistance sont les plus adaptés à mesurer des champs magnétiques intenses.

1.2.2.2 Champ magnétique terrestre

La terre se caractérise par l'existence d'un champ magnétique qui s'est maintenu dans le temps et qui l'entoure de manière non circulaire. L'origine de ce champ est liée aux mouvements du fluide conducteur du noyau interne de la terre composé essentiellement de fer (Fe) et de Nickel (Ni). Ceux-ci sont engendrés par convection thermique et par rotation de la terre créant des courants électriques, et donnant ainsi naissance à un champ magnétique induit[6].

Le champ d'induction, dit également champ de Gauss, est approximativement égal à celui d'un dipôle centré. Les lignes du champ magnétique, représentées dans la figure 1.18, se déplacent du pôle nord au pôle sud. Ce champ fluctue au cours du temps : sa direction et son intensité ne sont pas constantes. De plus, il n'est pas homogène en tout point du globe.

L'intensité du champ magnétique terrestre varie généralement entre 0.7 Gauss (aux deux pôles) et 0.25 Gauss (à l'équateur) [8].

Afin de déterminer les différentes valeurs utiles à la navigation, une représentation tridimensionnelle du vecteur magnétique est nécessaire. En un point donné du champ magnétique terrestre, l'intensité de ce champ, notée H , peut-être décomposée en deux composantes vectorielles. La première composante est verticale H_v (dirigée vers le centre de la terre) et la deuxième composante est horizontale H_h (pointée vers le pôle nord magnétique) [7]. L'angle formé par les vecteurs H et H_h (le plan horizontal ou l'équateur magnétique) est appelé inclinaison magnétique I (elle est positive vers le bas) (voir figure 1.15).

Les pôles nord et sud magnétiques sont repérés, respectivement, par une inclinaison $I = 90^\circ$ et $I = -90^\circ$. L'angle D formé entre la direction du pôle nord géographique et du pôle nord magnétique est appelé déclinaison et fait environ 11.5° .

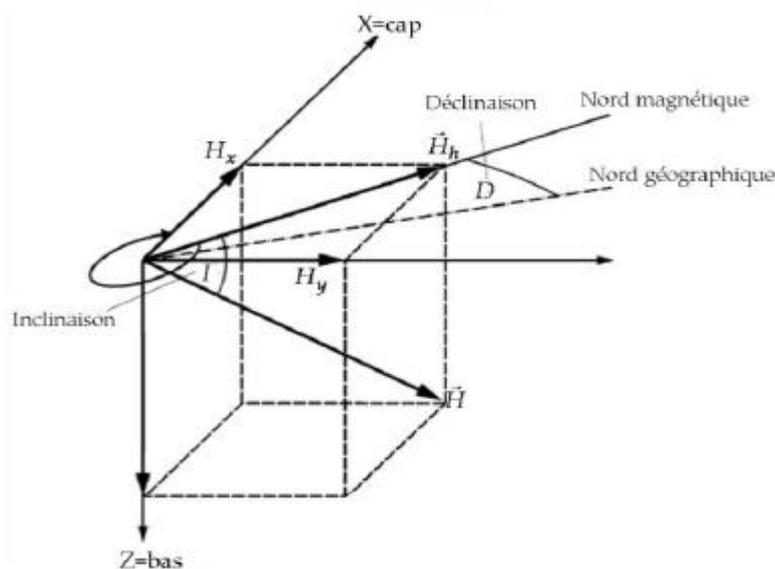


Figure 1.18: Représentation du vecteur magnétique terrestre.

1.2.2.3 Calcul du cap

Le cap représenté sur la figure 1.19, est l'angle entre le nord magnétique (la direction de la composante horizontale du champ terrestre) et la direction de déplacement.

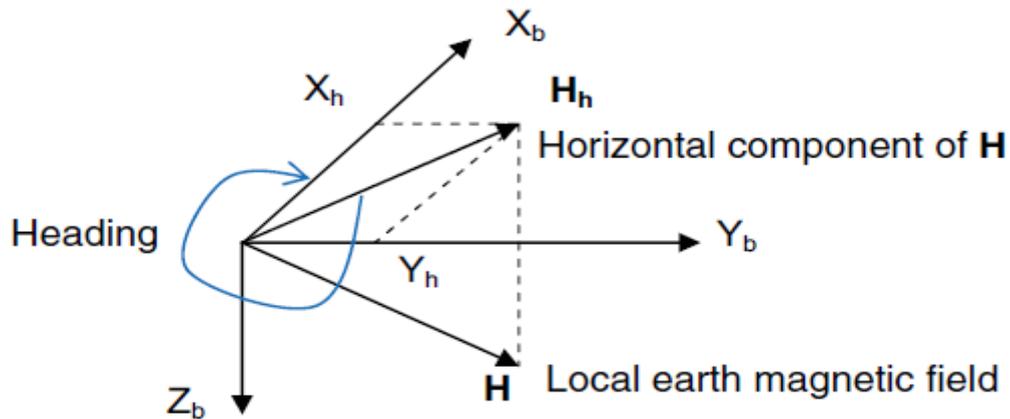


Figure 1.19: Représentation du cap [9].

La composante horizontale fixe H_h est mesurée par les deux axes du capteur magnétique X_b et Y_b qui a pour composantes X_h et Y_h . Lorsque le capteur est mis à niveau, le pitch et le roll sont à 0^0 , le cap est calculé comme suit [9] :

$$Cap = \arctan (Y_h / X_h) \quad (1.1)$$

Lorsque l'axe X_b est parallèle à H_h qui est pointé vers le nord magnétique, on aura $X_h = \max$ et $Y_h = 0$ donc le $cap = 0^0$.

1.2.2.4 Calibration du magnétomètre

Idéalement les trois axes d'un magnétomètre sont identiques, mais en pratique pour le capteur que nous avons utilisé la sensibilité sur chaque axe n'est pas la même. De plus, lors de la conception de capteur, il y a aussi des erreurs qui sont dues au désalignement entre les axes du capteur et les axes du boîtier. Pour ces raisons une étape de calibration est nécessaire.

Les mesures magnétiques seront aussi soumises à des distorsions. Ces distorsions sont causées par l'une des deux catégories ; Fer dur ou doux. Les distorsions de fer dur sont créées par des objets qui produisent un champ magnétique. Un haut-parleur ou une pièce de fer magnétisé, par exemple, entraînera une distorsion de fer dure. Si le morceau de matériau magnétique est physiquement attaché au même cadre de référence que le capteur, ce type de distorsion en fer dure entraînera un biais permanent dans la sortie du capteur. Les distorsions de fer doux sont considérées comme des déviations ou des altérations dans le champ magnétique existant. Ce type de distorsion est généralement causé par des métaux tels que le nickel et le fer. Dans la plupart des cas, les distorsions de fer dur auront une contribution beaucoup plus grande à l'erreur totale non corrigée que le fer doux [26].

Pour visualiser et corriger l'ensemble des erreurs, il suffit de faire une rotation du capteur en 2D autour de l'axe z par exemple, s'il n'y avait pas ces distorsions, la sortie devrait être un cercle centré comme le montre la figure 1.20.

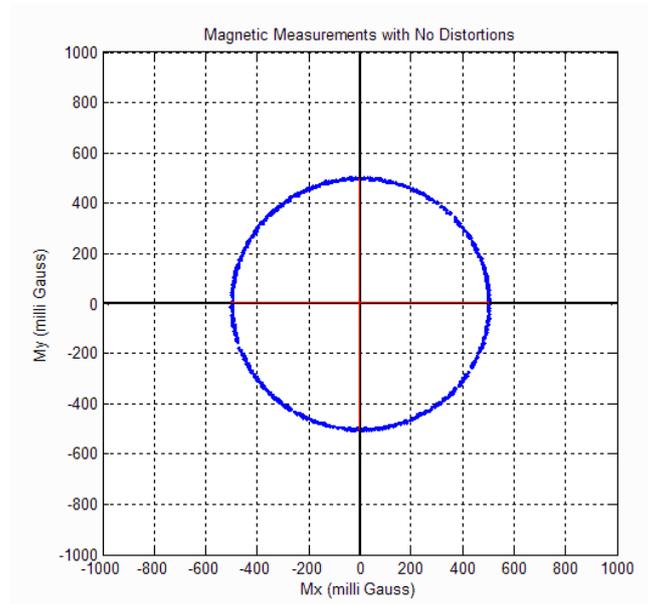


Figure 1.20: Rotation autour de z sans présence de distorsion [26].

En présence de distorsion due au fer dur le cercle ne sera plus centré, il sera décalé d'un biais constant, et la présence de la distorsion due au fer doux transforme ce cercle en une ellipse (figure 1.19).

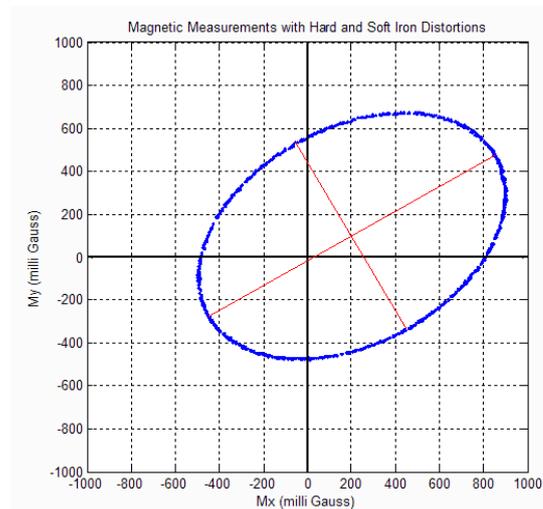


Figure 1.21: Rotation autour de z en présence de l'ensemble des erreurs [26].

On considère le modèle mathématique suivant pour corriger l'ensemble des erreurs sur chaque axe [26] :

$$H = \begin{bmatrix} c1 & c2 & c3 \\ c4 & c5 & c6 \\ c7 & c8 & c9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Hx - c10 \\ Hy - c11 \\ Hz - c12 \end{bmatrix} \quad (1.2)$$

Le but de la calibration est de corriger l'ensemble des erreurs en déterminant ces paramètres.

1.2.2.5 Expérimentation

On a utilisé un magnétomètre MEMS HMC5883L qui a une interface I2C pour récupérer les données de champs magnétique de chaque axe.

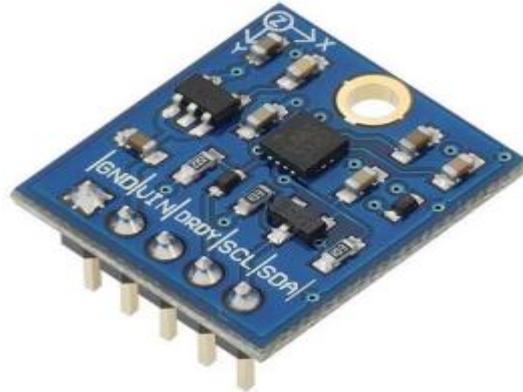


Figure 1.22: Magnétomètre HMC5883L [32].

Une calibration de ce magnétomètre a été faite.

Pour le calibrer il suffit de faire une rotation arbitraire en 3D, le résultat de cette rotation est illustré sur la figure 1.23. À l'issue de cette rotation on a une ellipsoïde qu'il faut estimer ses paramètres pour pouvoir la transformer en une sphère. Le fait d'avoir une ellipsoïde signifie que la sensibilité sur chacun des axes n'est pas la même, et le décalage signifie qu'on a une distorsion du fer dur.

La calibration essaye de trouver la meilleure ellipsoïde qui couvre les données et retourne les paramètres de cette ellipsoïde.

U : Paramètre de la forme de l'ellipsoïde, une matrice (3*3).

C : Le centre de l'ellipsoïde, vecteur (3*1).

L'équation de l'ellipsoïde est de la forme :

$$(v-c)^*(U^*U)(v-c) = 1 \quad (1.3)$$

Avec **V** le vecteur de champ magnétique mesuré sur les trois axes.

Les mesures calibrées sont :

$$w = U^*(v-c) \quad (1.4)$$

Après calibration, l'ellipsoïde est transformée en une sphère, tel que le montre la figure 1.24 :

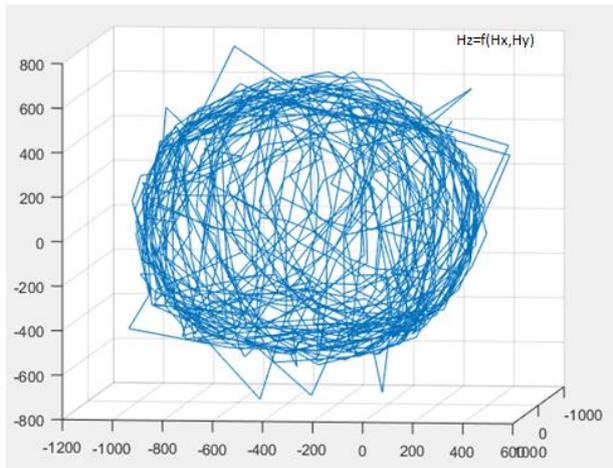


Figure 1.23: Rotation en 3D avant calibration.

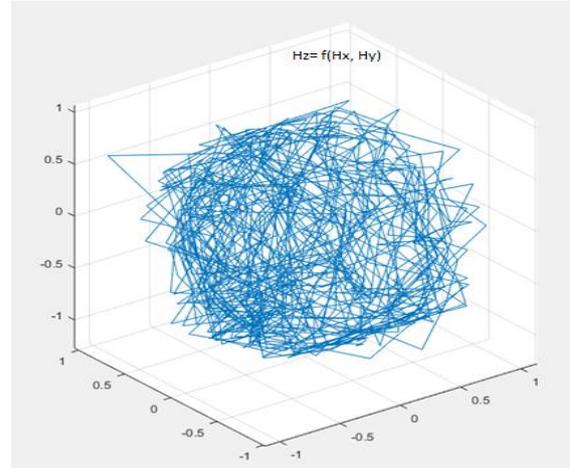


Figure 1.24 : Rotation en 3D après calibration.

On teste les paramètres de calibration en faisant une rotation 2D sur le plan horizontal (figures 1.25 et 1.26).

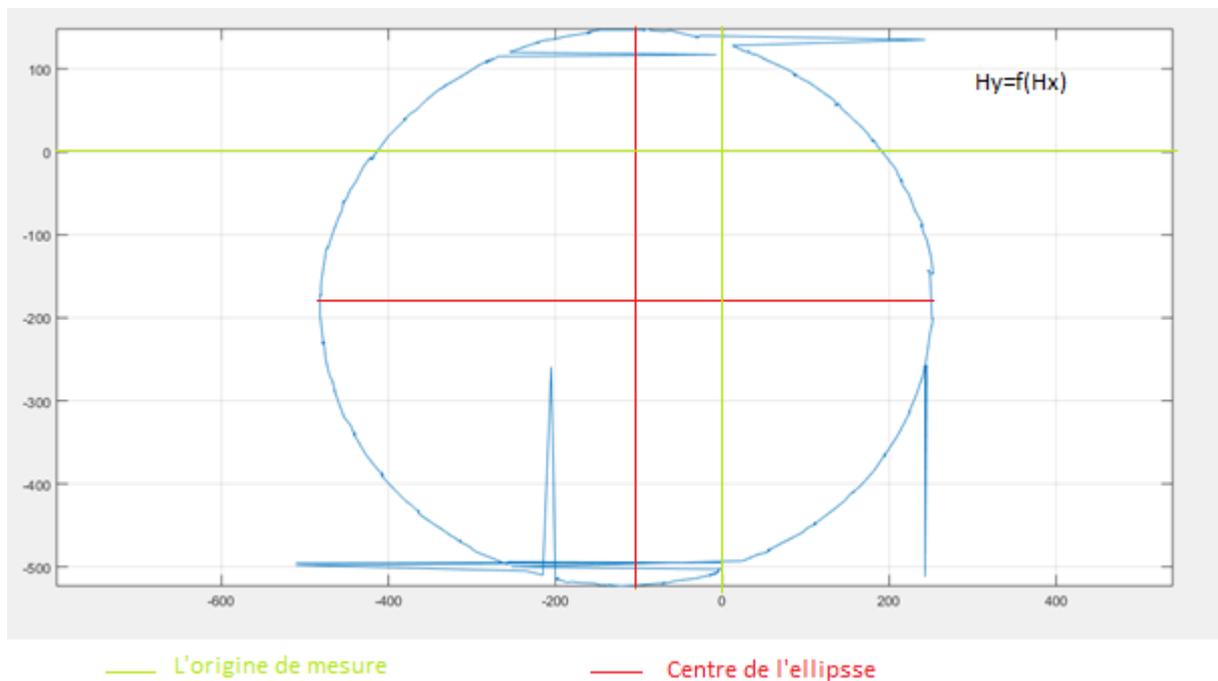


Figure 1.25: Rotation en 2D avant calibration.

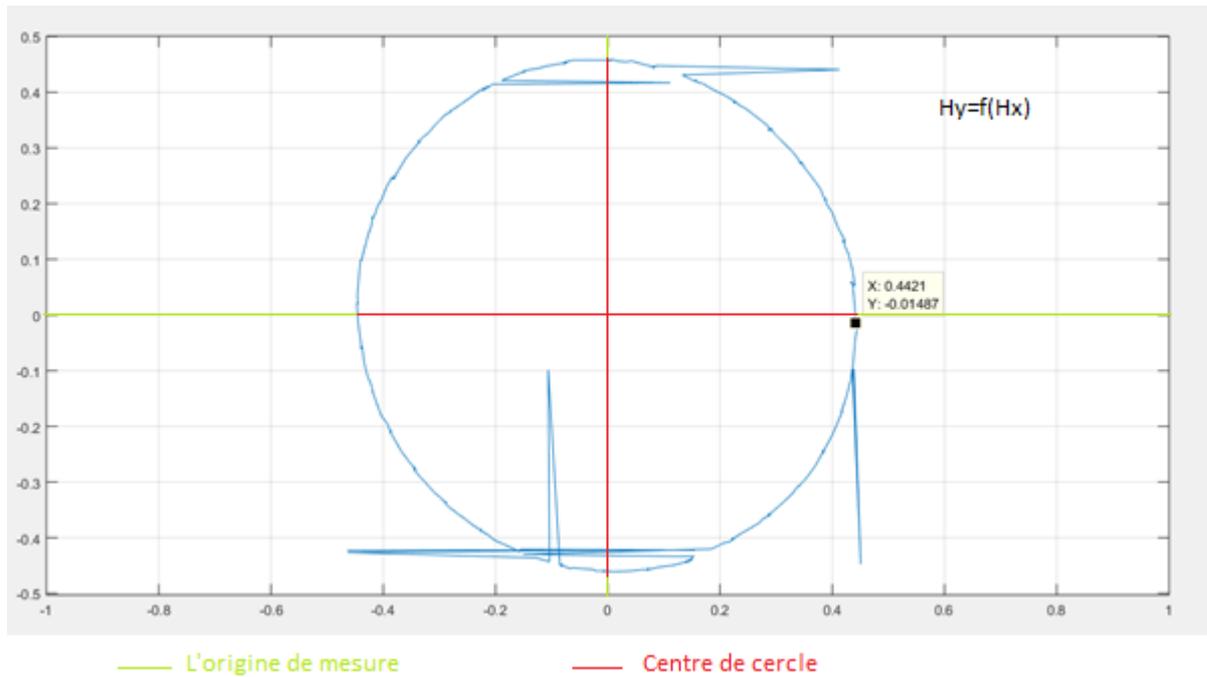


Figure 1.26: Rotation en 2D après calibration.

En appliquant les paramètres de calibration trouvés à partir de la rotation en 3D, on a bien un cercle centré. Ce qui signifie qu'on a fait en sorte que la sensibilité sur chacun des axes est la même et que la perturbation de fer dur est compensée.

Pour mesurer la précision de ce magnétomètre on fait une rotation sur un plan avec une incrémentation de 20^0 et on mesure à chaque fois le cap.

L'erreur sur la mesure du cap est illustrée sur la figure 1.27 avant calibration et après calibration.

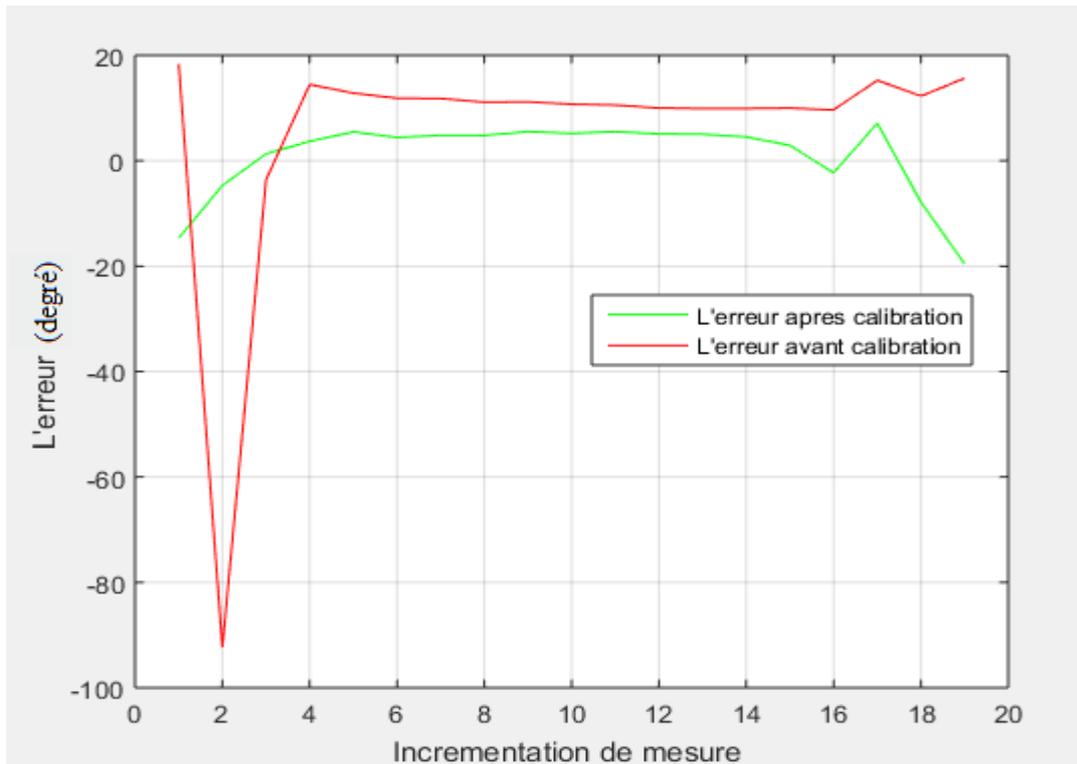


Figure 1.27 : L'erreur sur la mesure du cap.

L'erreur sur la mesure de cap est, en moyenne, avant calibration de 10^0 et de 5^0 après calibration.

Conclusion

Le magnétomètre présente des erreurs qu'il faut compenser par calibration. Cette calibration est nécessaire dans l'environnement de test du magnétomètre.

1.3 Localisation relative

La localisation relative consiste à évaluer la position et l'orientation par sommation (intégration) des informations fournies par des capteurs depuis un point de départ. En effet, la localisation relative repose sur des mesures incrémentales par rapport à la position précédente; ce qui rejoint la définition de relative « *Est relatif tout ce qui n'existe qu'en relation à autre chose, qui n'a donc pas d'existence réelle en soi, mais seulement en rapport à ce dont il dépend* » [38].

L'intégration alors des mesures du capteur permet d'estimer la situation courante du mobile par rapport à sa situation initiale. L'inconvénient de la localisation relative c'est que la précision se dégrade avec la distance parcourue notamment à cause de l'intégration des erreurs.

Nous présentons ici deux capteurs qui servent à faire de l'odométrie, le premier est un odomètre par effet Hall et le deuxième est un odomètre par vision.

1.3.1 Odomètre par effet Hall

L'odométrie est une technique de localisation relative d'un robot. En mesurant tous les déplacements du robot depuis son point d'origine, il est possible de calculer à chaque instant sa position. L'intérêt de l'odométrie est qu'elle est assez simple à mettre en œuvre. Par contre, quand on intègre les déplacements, on intègre aussi l'erreur ce qui fait que l'erreur de position croît avec le temps.

Le principe de l'odométrie est de déterminer la distance parcourue en utilisant des capteurs sur les roues qui mesurent le nombre de tours effectués.

L'odométrie par effet Hall consiste à utiliser des capteurs à effet Hall sur chaque roue, lorsque l'aimant de la roue passe devant le capteur on aura une impulsion. Pour un tour de rotation le nombre des impulsions dépend du nombre d'aimants sur chaque roue. En connaissant le nombre d'aimants et la circonférence de la roue on peut déterminer la distance parcourue par chaque roue à partir du nombre d'impulsions. En effet le nombre d'impulsions divisé par le nombre d'aimants sur une roue traduit le nombre de tour effectués par la roue et en multipliant ce nombre par la circonférence on aura la distance parcourue par la roue.

Bien que l'odomètre présente une bonne précision et il est disponible en tout temps, il présente l'inconvénient d'avoir une mauvaise précision à long terme à cause des dérives, du patinage des roues et des glissements.

1.3.2 Odomètre par vision (capteur de flux optique)

1.3.2.1 Définition du flux optique

Les capteurs optiques, tels que la rétine humaine ou une caméra, sont des matrices constituées d'un ensemble de cellules, sur lesquelles viennent se projeter les photons émis par les objets soumis à l'éclairage d'une source lumineuse. Chaque cellule de cette matrice mesure alors la lumière renvoyée par une zone très précise de la scène visualisée et représente l'intensité lumineuse associée.

Lorsque la scène change, ou bien lorsque le capteur change de position, la projection de la scène sur la surface du capteur optique change également. Par conséquent les intensités lumineuses enregistrées dans chacune des cellules changent. Toutefois, la projection de la scène apparaît toujours sur la surface du capteur.

Les changements dans la répartition des intensités lumineuses sur la surface du capteur rendent compte des changements opérés réellement : le flux optique est une mesure des changements réels par leur projection sur la surface du capteur [12].

Le calcul du flux optique dans une image permet d'associer à chacun de ses pixels un vecteur vitesse 2D représentant l'estimation de la vitesse correspondant à ce pixel.

A partir de l'estimation du flux optique, il est possible de déduire la vitesse de la caméra et la direction de son mouvement. Remarquons, cependant, que cela n'est possible que dans le cas d'un environnement statique. Dans le cas contraire, nous serions ici incapables de faire la

distinction, dans le flux optique observé, entre la part due au mouvement de la caméra et celle due aux mouvements des objets.

1.3.2.2 Calcul du flux optique

Il existe principalement trois grandes familles de méthodes pour le calcul du flux optique :

- Les méthodes différentielles.
- Les méthodes de corrélation.
- Les méthodes fréquentielles.

Mathématiquement et sous certaines hypothèses, les deux premières méthodes correspondent à la même forme d'estimation mais elles diffèrent par leur mise en œuvre algorithmique et possèdent chacune ses particularités. La dernière famille de méthode vient directement de la théorie sur le traitement du signal. Elle est plus marginale et moins utilisée en raison de la complexité des traitements nécessaires.

Dans notre cas on considère la méthode de corrélation. L'idée consiste à estimer le déplacement d séparant deux imagerie de taille $n \times n$ prises dans deux images consécutives de façon à minimiser les différences entre les imagerie, cet algorithme est appelé SAD (Sum of Absolute Differences) [13] [14]. Soit $I(y, x, t)$ l'intensité lumineuse de l'imagerie à la position (y, x) et à l'instant t . On cherche la valeur de d qui permet de minimiser la somme des différences au carré entre les deux imagerie.

$$E(d) = \sum_{i=-n/2}^{n/2} \sum_{j=-n/2}^{n/2} \left[I(y+i, x+j, t) - I(y+i+d_y, x+j+d_x, t+1) \right]^2 \quad [14] \quad (1.5)$$

Pour cela on localise des blocs similaires entre deux images (block matching). L'objectif est de trouver un bloc cible similaire au bloc courant à partir d'une ou de plusieurs images de référence.

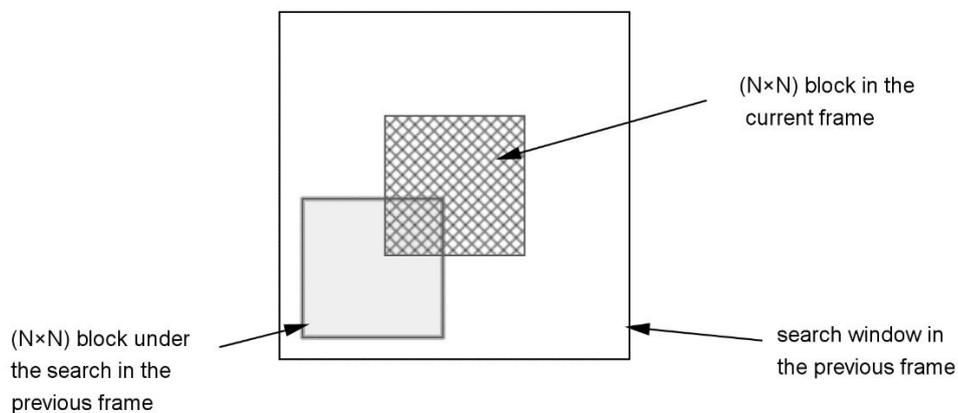


Figure 1.28: Mécanisme de block matching [37].

Pour trouver un bloc cible dans une image de référence, l'algorithme parcourt l'image bloc par bloc dans un certain ordre. De nombreuses manières existent et chacune possède

généralement un ordre de parcours différent. Par exemple le cross search algorithm [37] commence par le bloc de l'image de référence qui se situe à la même position que celui de l'image courante et définit le meilleur des quatre points voisins (qui correspond au point d'une croix en X) à l'aide d'un algorithme qui se base sur des critères d'évaluation métrique. Puis il se déplace sur ce point et recommence la recherche afin d'augmenter la précision du vecteur.

L'algorithme d'évaluation métrique mesure la différence de contenu entre les deux blocs et les compare avec tous les autres blocs cibles potentiels. Dans notre cas la somme de différence (SAD) est utilisée.

1.3.2.3 Modèle de projection

Le modèle de champ de mouvement de flux optique consiste à projeter le champ de vitesse en 3D sur l'image plane de la camera. On considère le modèle de camera de type pin hole [13] (figure 1.29).

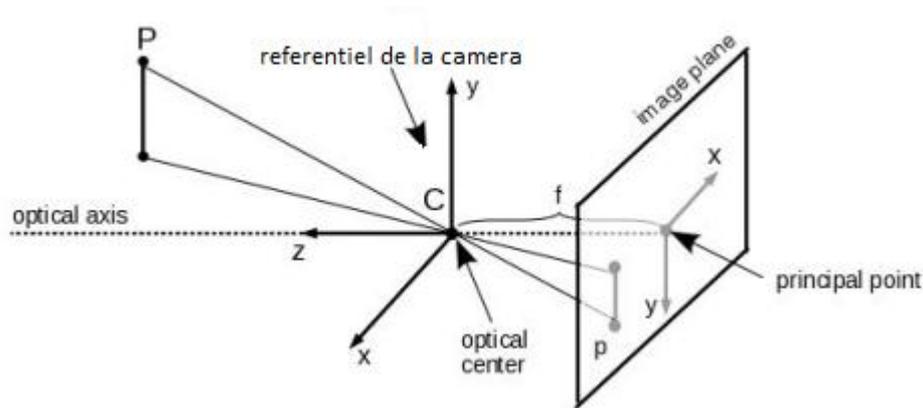


Figure 1.19: Modèle de projection pin-hole de la camera [15].

Soit $P = [X, Y, Z]^T$ un point dans le référentiel de la camera, Z l'axe optique et f la focale.

La projection des coordonnées de P dans l'image plane est donnée par :

$$p = f * \frac{P}{Z} \quad (1.6)$$

Comme la focale est égale à la distance entre l'image plane et l'origine, la troisième coordonnée est constante $p = [x, y, f]^T$. Le mouvement relatif entre la camera et P est donné par :

$$V = -T - w * P \quad (1.7)$$

Tel que w est la vitesse angulaire et T la vitesse de translation de mouvement.

En prenant la dérivée par rapport au temps de l'équation (1.6) on obtient la relation entre la vitesse de P dans le repère de la camera et la vitesse ou le flux optique de p dans l'image plane.

$$\frac{flux}{\Delta t} = f * \frac{ZV - V_z P}{Z^2} \quad (1.8)$$

Exprimé en x et y , le champ de mouvement peut être écrit comme suit :

$$vx = \frac{T_z x - T_x f}{Z} - \omega_y f + \omega_z y + \frac{\omega_x x y - \omega_y x^2}{f} \quad (1.9)$$

$$vy = \frac{T_z y - T_y f}{Z} - \omega_x f + \omega_z x + \frac{\omega_x y^2 - \omega_y xy}{f} \quad (1.10)$$

Les composantes du champ de mouvement sont constituées d'une pure translation plus une pure rotation. La partie de rotation est indépendante de Z donc la vitesse angulaire n'a pas d'information sur la profondeur de la scène.

La vitesse de translation est calée par la focale f et la distance Z par rapport à la scène.

Si on cherche la vitesse de translation, par exemple si la vitesse de rotation est nulle ou connue (mesurée par un gyroscope) et compensée du champ de mouvement, il est possible de calculer la vitesse translation métrique [13].

$$vtrans = v * \frac{Z}{f} \quad (1.11)$$

La combinaison du champ de mouvement et la distance de la scène permet d'obtenir la vitesse de translation métrique, si on suppose que la distance de la scène est constante, ce qui est le cas si la camera est posée perpendiculairement à la scène et le mouvement est effectué dans le plan parallèle.

1.3.2.4 Expérimentation

On a utilisé une camera PX4FLOW de 250 Hz, cette caméra est équipé d'un gyroscope pour faire la compensation angulaire, et d'un capteur ultrason qui permet de mesurer la distance par rapport à la scène Z pour pouvoir faire la projection du flux optique, calculé sur le plan 2D, sur le mouvement réel (trouver la position métrique) .

Ce capteur permet de donner la valeur de flux optique en mètre et en pixel sur chaque axe. Ce flux correspond au déplacement de la camera (du robot). En effet la distance est donnée après le traitement de deux images consécutives. Cette distance correspond au déplacement effectué dans un intervalle de temps entre la première et la deuxième image traitée. Il faudrait donc sommer les différentes distances pour trouver le déplacement total, ou autrement dit pour trouver la position du robot par rapport au point de départ de celui-ci.

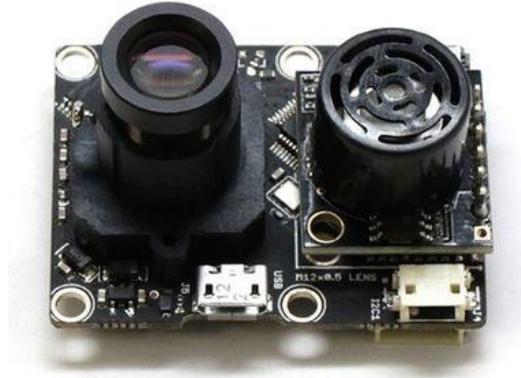


Figure 1.20: Capteur PX4Flow [13].

On présente ci-dessous les résultats des tests qui ont été faits en premier lieu en intérieur puis en extérieur.

a. Test1 : Test statique en intérieur.

La luminosité de l'environnement est de 545 Lux, éclairé par un néon.

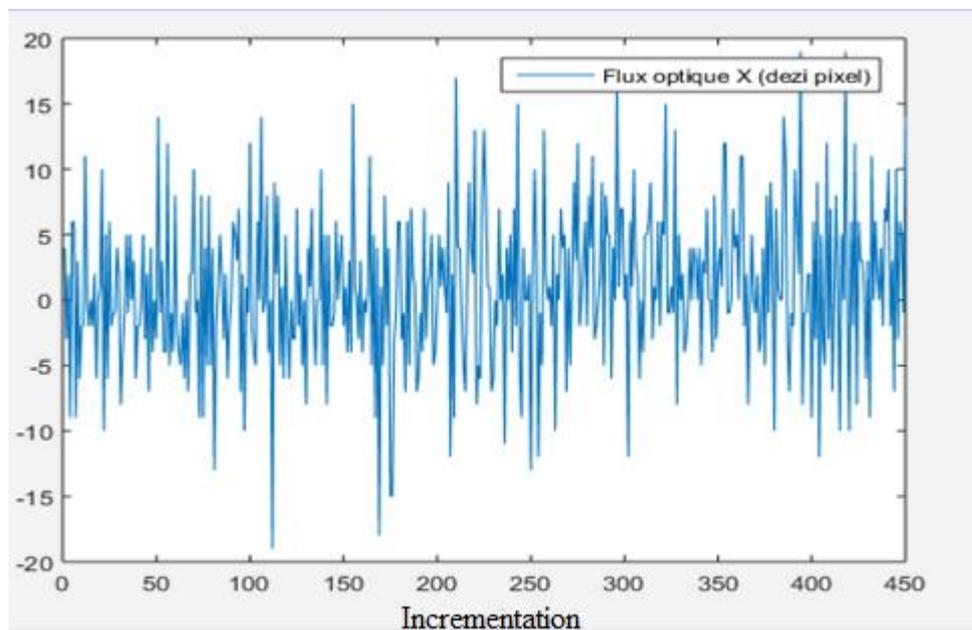


Figure 1.31: Flux optique en statique sur l'axe x en intérieur, néon allumé.

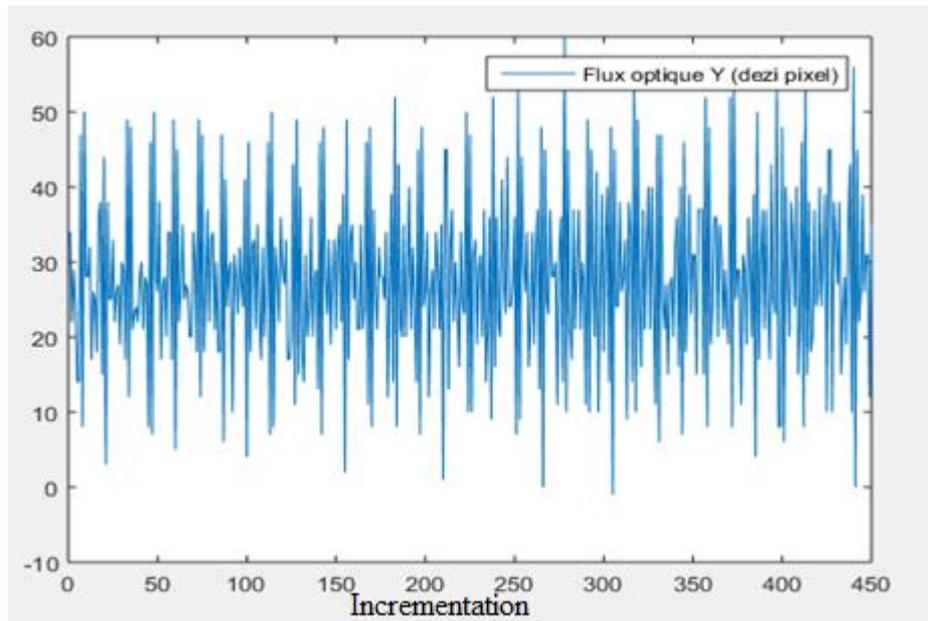


Figure 1.32: Flux optique en statique sur l'axe y en intérieur, néon allumé.

La luminosité de l'environnement est de 171 Lux, avec le Néon éteint.

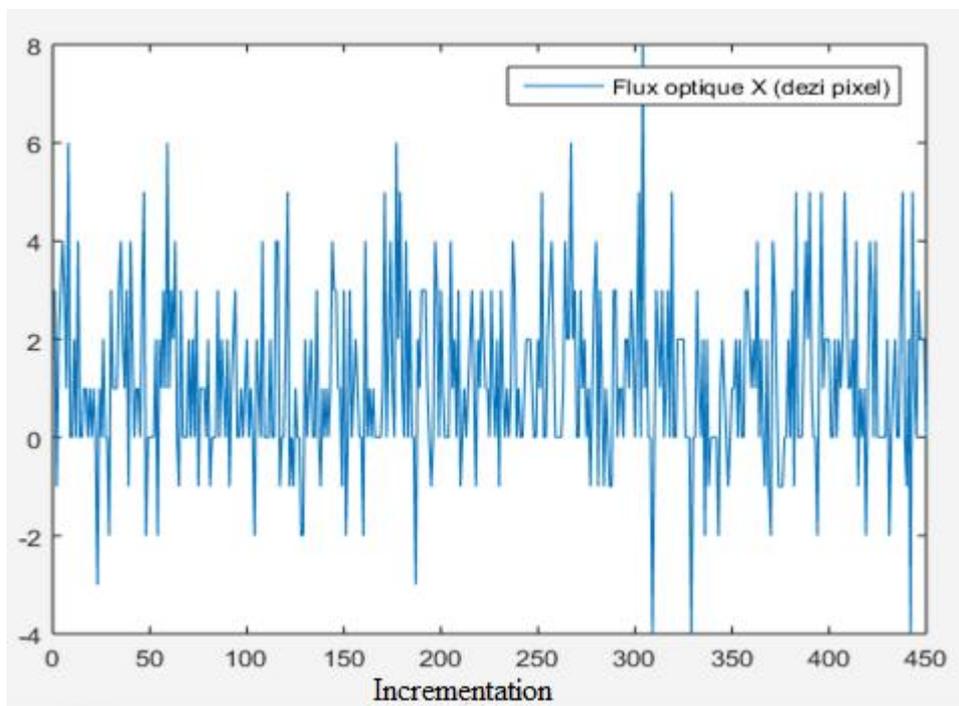


Figure 1.33: Flux optique en statique sur l'axe x en intérieur, néon éteint.

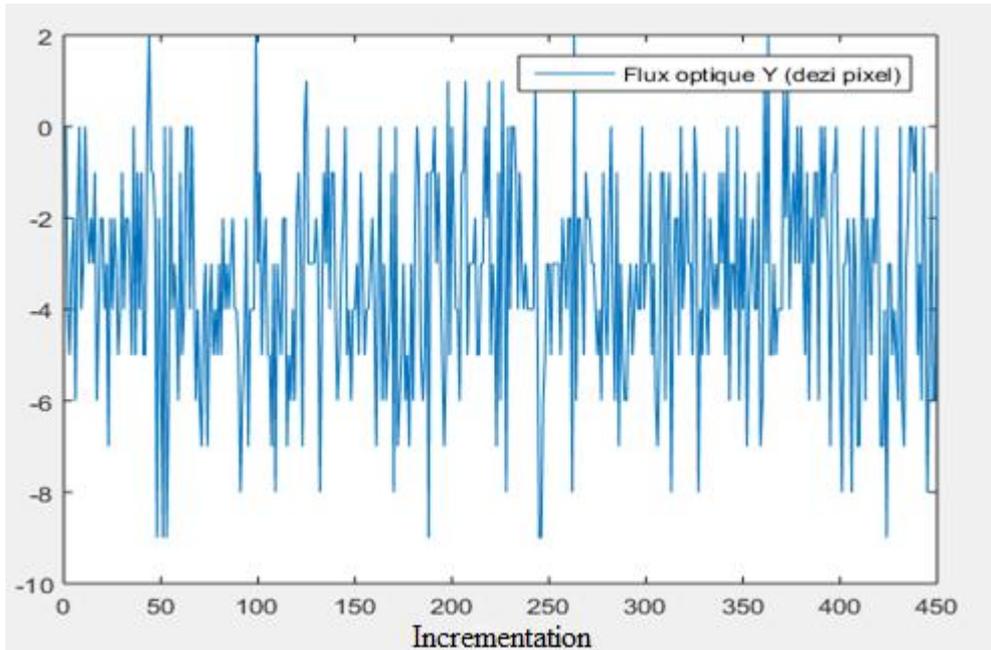


Figure 1.34: Flux optique en statique sur l'axe y en intérieur, néon éteint.

Le tableau 1.4 résume la variance des mesures sur les deux axes x et y en intérieur.

Tableau 1.6: variance du test en statique en intérieur.

Test en intérieur	Var (x)	Var (y)
Néon allumé (545 Lux)	6.9356e-04 (m)	3.7312e-04 (m)
Néon éteint (171 Lux)	4.6559e-06 (m)	6.3482e-06 (m)

b. Test2 : Test statique en extérieur

La luminosité de l'environnement de test était de 53700 Lux, éclairé par le soleil.

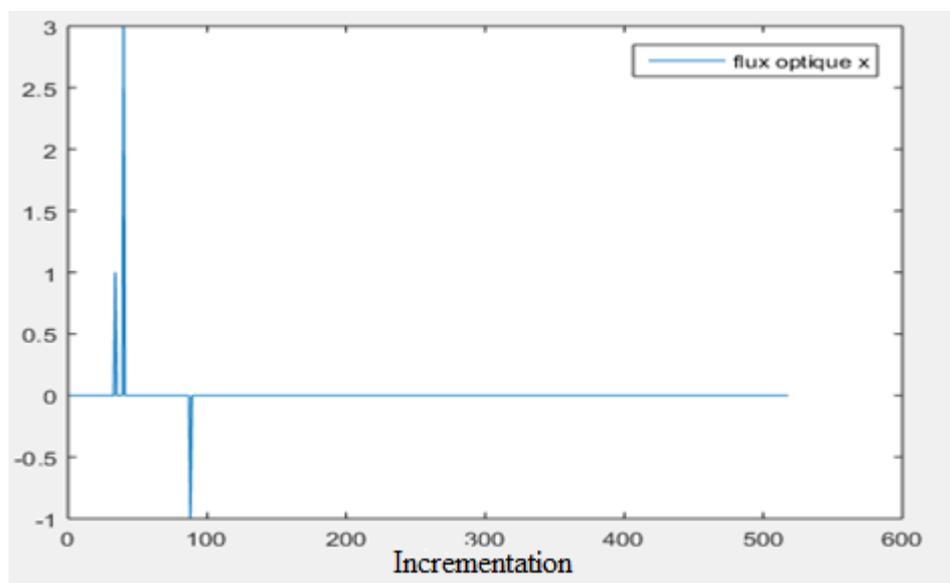


Figure 1.35: Flux optique sur l'axe x en dezi-pixels en statique en extérieur.

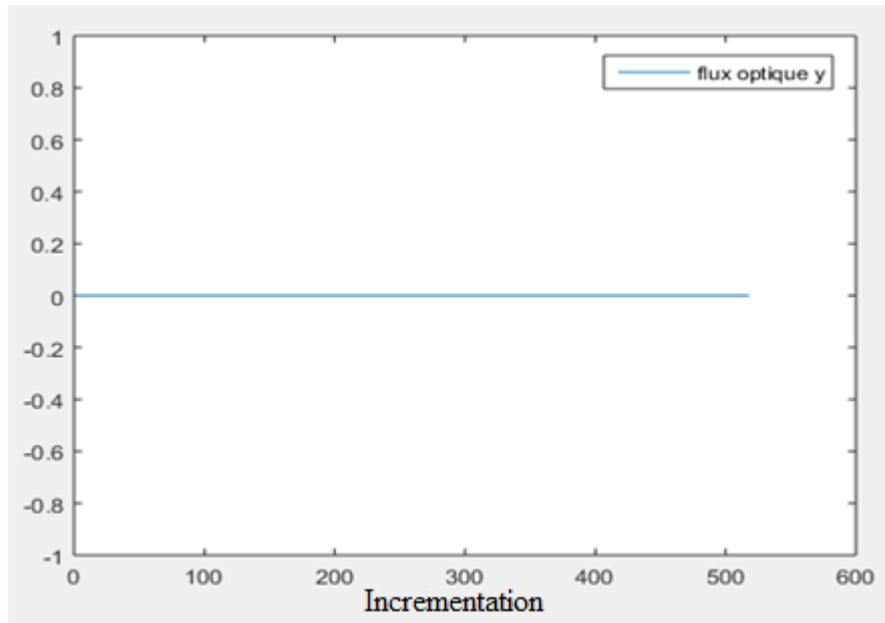


Figure 1.36: Flux optique sur l'axe y en deci-pixels en statique en extérieur.

On remarque que les résultats en intérieur sont bruités, la valeur de flux optique à chaque instant devait être nulle mais on a un bruit considérable.

En extérieur on a un flux optique nul avec une petite fluctuation sur l'axe des x qu'on peut ignorer.

En comparant les deux résultats intérieur et extérieur, on conclut que l'erreur provient de l'environnement de test.

En intérieur, en comparant les variances entre néon allumé et néon éteint, on déduit que la fréquence d'alimentation du néon qui est de 50Hz influe sur la précision de mesure du capteur. En effet, la camera qui fonctionne à une fréquence de 250 Hz arrive à capter le changement de luminosité, ce qui a été d'ailleurs remarqué sur son écran avec le clignotement de l'image.

Le fait de ne pas avoir une position nulle en intérieur avec le néon éteint, peut être expliqué par le fait que, dans de faibles conditions lumineuses, la camera introduit un gain pour compenser cela et s'il est mal choisi, la précision des mesures se dégrade.

c. Test3 : Test dynamique en extérieur

Le but de ce test est de voir la précision des différentes mesures du capteur de flux optique.

Pour cela on mesure la distance par un odomètre, cette distance est considérée comme distance de référence et on la compare avec la distance donnée par le capteur de flux optique en mètre ainsi que celle donnée en pixel.

Tableau 1.5 : Comparaison des différentes mesures du capteur de flux optique

Distance odomètre	Distance capteur de flux optique en mètre	Erreur	Distance capteur de flux optique en dezi pixels	Distance converti depuis le pixel vers le mètre	Erreur
6.31 m	-1,36E+02 m	129.69 m	7,16E+04 pixel	6.06 m	3.9 %

Les mesures de flux optique en mètre n'est pas précise, car elle utilise aussi les mesure du gyroscope pour compenser la rotation et celui-ci introduit des erreurs à cause de sa dérive.

Les mesures en pixel présentent une meilleure précision après leur conversion en mètre, en utilisant l'équation (1.6).

d. Conclusion

Ce capteur de flux optique est très sensible au changement de luminosité, de plus, la faible luminosité fait que ce dernier introduit un gain qui dégrade la mesure. Ce qui ne le rend pas efficace en intérieur.

La haute fréquence de traitement de ce capteur (250Hz) fait que celui-ci est plus adapté aux véhicules à grande vitesse.

1.4 Conclusion

On a présenté dans ce chapitre un état de l'art des capteurs utilisés pour la localisation absolue ainsi que pour la localisation relative.

Les capteurs présentés pour la localisation absolue sont le récepteur GNSS et le magnétomètre.

Le récepteur GNSS classique donne une précision métrique ce qui ne le rend pas efficace pour localiser un robot agricole qui requiert une précision centimétrique.

Cependant, il existe des systèmes d'augmentation de précision, parmi ces systèmes le GNSS RTK qui permet d'obtenir une précision centimétrique quand il fonctionne dans le mode précis. L'inconvénient de ce dernier est qu'il ne fonctionne pas toujours dans ce mode précis et sa précision devient décimétrique dans le mode non précis.

Le magnétomètre permet de donner l'orientation du robot dans le plan horizontal par rapport au nord magnétique. Il est nécessaire de le calibrer dans son environnement pour supprimer les erreurs dues aux imperfections de la conception et des distorsions magnétiques.

Les capteurs présentés pour la localisation relative sont l'odomètre par effet Hall et l'odomètre par vision.

L'odomètre par effet Hall est efficace dans le cas d'une courte distance et dans le cas d'un terrain qui ne présente pas des irrégularités, ce qui n'est pas le cas dans un champ agricole où le terrain n'est pas régulé, ce qui ne le rend pas très utile pour notre robot.

L'odomètre par vision est précis en extérieur lorsqu'il n'y a pas de rotation, quand il y a une rotation, cette dernière doit être compensée, ce qui nécessite l'utilisation d'un gyroscope pour mesurer cette rotation et pouvoir la compenser, par contre la mesure de gyroscope n'est pas précise et se dégrade avec la distance. Par conséquent, la mesure du capteur de flux optique ne sera pas précise. En intérieur, le capteur de flux optique n'est pas précis à cause de couplage et de faible luminosité qui fait que le capteur introduit un gain pour la compenser et ce gain dégrade la mesure.

Chacun de ces capteurs trouve ses limites, leur utilisation individuellement n'est pas efficace, ce qui nécessite de trouver une solution alternative pour améliorer leur précision. Cette solution est traitée dans le deuxième chapitre.

Chapitre 2

Fusion de données

2.1 Introduction

La complémentarité du récepteur GNSS RTK, du capteur de flux optique et du magnétomètre fait de leur fusion une solution pour améliorer la précision du positionnement des systèmes obtenu par chaque système indépendamment. En effet le récepteur GNSS RTK peut perdre son fonctionnement précis et arriver à une précision décimétrique d'où l'intérêt d'utiliser comme complémentaire le capteur de flux optique. Cependant, la précision du capteur de flux optique se dégrade dans le cas d'une rotation. Le magnétomètre permet de donner l'orientation.

On considère, dans un premier temps que le robot suit une ligne droite sans faire de rotation. Ce qui écarte l'utilisation du magnétomètre.

Bien qu'il existe plusieurs méthodes pour la fusion de données, nous nous sommes limités à l'utilisation du filtre de Kalman classique qui semble adéquat pour notre système. Nous présentons dans ce chapitre une étude détaillée de ce dernier.

2.2 Définition du filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un outil mathématique visant à estimer les paramètres d'un système évoluant dans le temps à partir de mesures bruitées. Il utilise une série de mesures observées au cours du temps, contenant du bruit et d'autres imprécisions, et estime des paramètres inconnus qui tendent à être plus précise que les données basées sur les mesures [22] [23].

Le filtre de Kalman est utilisé dans une large gamme de domaines technologiques (radar, vision électronique, communication...). C'est un thème majeur de l'automatique et du traitement du signal.

2.3 Principe du filtre de Kalman

Le filtre de Kalman utilise la modélisation d'un système dynamique (par exemple les lois physiques de mouvement), une donnée connue de contrôle de ce système et les mesures issues d'un capteur pour former une estimation d'état du système (les quantités variables du système) qui sera plus précise que les mesures des capteurs seuls [18].

L'algorithme du filtre de Kalman se divise en deux étapes :

- Une première étape de prédiction de l'estimation selon le modèle du système. Pour ce faire, le filtre de Kalman reprend 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 [33].
- La seconde étape va faire la mise à jour de cette prédiction grâce aux nouvelles mesures. Ces mesures (par définition bruitées) vont permettre d'obtenir une estimation des paramètres et de l'erreur à partir de la prédiction faite. Si jamais le modèle comporte des erreurs, cette étape de mise à jour permettra de les rectifier.

On peut représenter le filtre de Kalman comme suit :

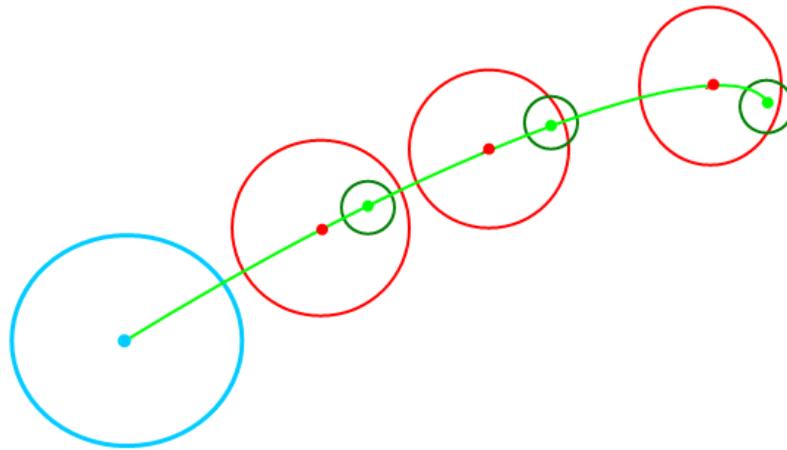


Figure 2.1: Modélisation du filtre de Kalman.

Le point bleu représente la valeur initiale entourée d'un cercle d'erreur, les points rouges représentent les états prédits entourés d'un cercle d'erreur et les points verts représentent les états mise à jour.

On part d'un point initial (le point bleu) qu'on ne connaît pas forcément et on atteint le premier point rouge (l'état prédit selon le modèle) avec une erreur, ensuite après mise à jour on trouve que l'état suivant se trouve au point vert avec moins d'erreur.

Le filtre de Kalman est un estimateur récursif. Cela signifie que pour estimer l'état courant, seules l'estimation de l'état précédent et les mesures actuelles sont nécessaires. L'historique des observations et des estimations n'est ainsi pas requis.

La force de ce filtre est sa capacité de prédiction des paramètres et de rectification des erreurs, non seulement des capteurs, mais aussi du modèle lui-même.

Afin d'utiliser le filtre de Kalman pour estimer les états du système il faut d'abord déterminer les matrices suivantes :

A_k , matrice de transition d'état ; C_k matrice d'observation ; Q_k matrice de covariance de bruit de processus ; R_k matrice de covariance de bruit d'observation ; B_k matrice de contrôle d'entrée, pour chaque instant k .

Le filtre de Kalman suppose que le vrai état à l'instant k est évolué à partir de l'état à l'instant $k-1$ suivant la relation suivante :

$$x_k = A_k x_{k-1} + B_k u_k + w_k \quad (2.1)$$

Tel que :

A_k est la matrice de transition d'état appliquée à l'état précédent x_{k-1} .

B_k est la matrice de contrôle d'entrée appliquée au vecteur de control u_k .

w_k Est le bruit de processus, supposé gaussien de moyenne nulle et de covariance Q_k :

$$w_k \rightarrow N(0, Q_k).$$

A l'instant k une observation (ou mesure) z_k de vrai état x_k est donnée par :

$$z_k = C_k x_k + v_k \quad (2.2)$$

Tel que :

C_k est la matrice d'observation qui cartographie l'espace de vrai état (l'état qu'on veut estimer) en espace d'état observé.

v_k est le bruit de mesure, supposé blanc gaussien de moyenne nulle et de covariance R_k :

$$v_k \rightarrow N(0, R_k).$$

L'état initial et le vecteur de bruit sont supposés indépendants à chaque instant $\{x_0, w_1, \dots, w_k, v_1, \dots, v_k\}$, Si cette hypothèse est assurée, le filtre de Kalman est le filtre optimal

pour l'estimation de l'état du système. Il garantit que l'erreur sur l'estimation est en moyenne nulle et il minimise l'incertitude sur cette erreur. En effet, si l'hypothèse d'indépendance n'est pas vérifiée les calculs ne seront pas possible car la dépendance se traduit par une singularité dans les matrices de covariance [17].

Il est prouvé qu'il n'existe pas de filtre tel que la matrice de covariance de l'erreur soit inférieure en norme à celle de filtre de Kalman [16].

- Détails des équations

Dans ce qui suit on considère $x_{n|m}$ l'estimé de x à instant n à partir des données de l'instant m tel que $m < n$.

L'état de filtre est représenté par deux variables :

$x_{k|k}$ L'état estimé a posteriori à l'instant k à partir des observations à l'instant k .

$P_{k|k}$ Matrice de covariance d'erreur à posteriori (estimation de l'exactitude des états estimés)

La phase de prédiction est aussi nommée l'estimation d'état à priori, car malgré que c'est une estimation d'état à l'instant courant, elle n'introduit pas les observations à l'instant courant. A la phase de mise à jour la prédiction courante à priori est combinée avec les observations courantes pour donner l'état estimé (état estimé à posteriori). Typiquement, les deux phases alternent ; Si une observation n'est pas disponible pour une raison quelconque, la mise à jour

peut être ignorée et plusieurs étapes de prédiction sont effectuées. De même, si plusieurs observations indépendantes sont disponibles en même temps, plusieurs étapes de mise à jour peuvent être effectuées.

Prédiction :

$$x_{k|k-1} = A_k x_{k-1|k-1} + B_k u_k \quad \text{État estimé prédit (à priori)} \quad (2.3)$$

$$P_{k|k-1} = A_k P_{k-1|k-1} A_k^T + Q_k \quad \text{Covariance estimée prédite (à priori)} \quad (2.4)$$

Mise à jour :

$$y_k = z_k - C_k x_{k|k-1} \quad \text{Innovation ou mesure résidu} \quad (2.5)$$

$$S_k = C_k P_{k|k-1} C_k^T + R_k \quad \text{Innovation ou covariance résidu} \quad (2.6)$$

$$K_k = P_{k|k-1} C_k^T S_k^{-1} \quad \text{Gain optimal du filtre} \quad (2.7)$$

$$x_{k|k} = x_{k|k-1} + K_k y_k \quad \text{État estimé mis à jour} \quad (2.8)$$

$$P_{k|k} = (I - K_k C_k) P_{k|k-1} \quad \text{Covariance estimée mise à jour} \quad (2.9)$$

On remarque que l'estimation de l'état a priori est corrigée par l'ajout du terme $K_k y_k$. Celui-ci est appelé innovation car il représente les informations supplémentaires apportées par la mesure. En effet il est proportionnel à la différence entre la mesure que nous avons obtenue et celle que nous aurions dû obtenir si la mesure et le processus lui-même n'était pas bruité.

Il est également proportionnel à K_k , le gain de Kalman à l'instant k , qui traduit l'importance relative à accorder à la mesure par rapport à l'estimation à priori. On peut remarquer que la norme de K_k est d'autant plus grande que la norme de R_k la covariance du bruit sur la mesure est petite, et que la norme de covariance de l'erreur sur l'estimation est grande. Autrement dit, plus l'incertitude sur l'estimation est grande ou plus celle de la mesure est petite, plus on accorde d'importance à la mesure plutôt qu'à l'estimation, et vice-versa.

2.4 Limitation du 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, on 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 [16].

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 a quelques défauts. En premier lieu, la covariance de l'erreur ne converge pas obligatoirement. 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. Cette restriction limite donc l'utilisation du filtre de Kalman.

Le filtre de Kalman est donc une méthode d'estimation intéressante, mais qui n'est utilisable que lorsque l'on peut décrire assez précisément notre système. S'il est impossible de trouver une modélisation correcte du système, il est alors préférable d'utiliser d'autres méthodes (comme la méthode de Monte-Carlo par exemple qui est une méthode statistique, mais qui requiert une importante puissance de calcul).

Heureusement pour notre cas, on doit estimer la position qui est facilement modélisable à partir des lois de la physique. Ce qui rend le filtre de Kalman classique la méthode adéquate pour l'estimation de la pose de notre robot.

2.5 Modèle du KF pour le robot agricole

On suppose que le robot avance avec une vitesse constante, l'information sur la vitesse permet d'effectuer un filtrage des états à estimer, elle sert d'information de contrôle pour le filtre de Kalman.

On considère le modèle de filtre de Kalman suivant :

$$z = \begin{bmatrix} xof(k) \\ xgnss(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ x \end{bmatrix} + v \quad (2.10)$$

$$\begin{bmatrix} xof(k) \\ xgnss(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} xof(k-1) \\ xgnss(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T V(k-1) \\ T V(k-1) \end{bmatrix} + w(k-1) \quad (2.11)$$

Tel que z est la matrice de mesure, $xgnss$ la position donnée par le récepteur GNSS, xof le déplacement donné par le capteur de flux optique, v le bruit de mesure, w le bruit du modèle, V la vitesse du robot, a l'accélération du robot.

On considère le point de départ du robot comme origine du référentiel et donc l'état initial sera $x_0 = 0$.

La fusion de données est faite lorsque le récepteur GNSS ne fonctionne pas dans le mode précis.

2.6 Conclusion

Le filtre de Kalman sert à estimer une information utile à partir des mesures bruitées, dans notre cas l'information utile c'est la position du robot. Son utilisation permet donc d'améliorer la précision des capteurs tout en leur limitant le bruit de mesure.

Le filtre de Kalman est utilisé sous la condition d'avoir un système linéaire, ce qui est le cas pour l'estimation de la position. De plus, il est contrôlé par la vitesse du robot qui est considérée constante et connue.

Chapitre 3

Tests de localisation et analyse des résultats

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, on présente les tests effectués pour localiser le robot en utilisant le modèle de fusion de données présenté dans le deuxième chapitre.

Les tests sont effectués dans un environnement urbain, loin des bâtiments d'environ 10m, sur un terrain régulier.

Le rover est posé sur un trépied, à une hauteur de 1.57 m par rapport à la terre, collé sur une chaise roulante. Un support métallique (Aluminium) est mis pour l'antenne du récepteur GNSS pour diminuer l'effet de trajet multiple.

Le capteur de flux optique est collé sur la chaise à une hauteur de 56.5 cm.

La base est mise sur un trépied à une hauteur de 1.52 m, l'antenne est aussi mise sur un support métallique.

La chaise roulante est une chaise fabriquée au labo, équipée d'un odomètre. On avait envisagé de l'utiliser comme référence de mesure de la distance, mais il avait donné de mauvais résultats, ce qui nous a laissé choisir le ruban à mètre comme référence.

Durant nos tests on a enregistré les coordonnées du récepteur GNSS qu'au démarrage et à l'arrêt, ceci peut être considéré comme une simulation du récepteur GNSS lorsqu'il perd son fonctionnement précis.

Toutes les mesures du capteur de flux optique sont enregistrées pendant la période du test.

Ces données sont ensuite traitées en utilisant Matlab.

L'environnement des tests ainsi que les équipements sont présentés sur la figure 3.1.



Figure 3.1: L'environnement du test.

3.2. Test 1 :

Le but de ce test est de voir l'influence des matrices de covariance de bruit de notre modèle sur la position du robot, le choix de ces matrices est inspiré du travail de recherche de [19].

On note par KF1 les matrices de covariance de bruit suivantes :

$$Q_k = \begin{bmatrix} 0.001 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$R_k = \begin{bmatrix} 0.2 & 0 \\ 0 & 0.00005 \end{bmatrix}$$

On note par KF2 les matrices de covariance de bruit suivantes :

$$Q_k = \begin{bmatrix} 0.05 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$R_k = \begin{bmatrix} 0.5 & 0 \\ 0 & 0.5 \end{bmatrix}$$

La variance de bruit de modèle du récepteur GNSS est choisi nul, car durant notre test on n'a pas les données entre le démarrage et donc il faut compter sur le modèle de prédiction pour estimer la position du rover.

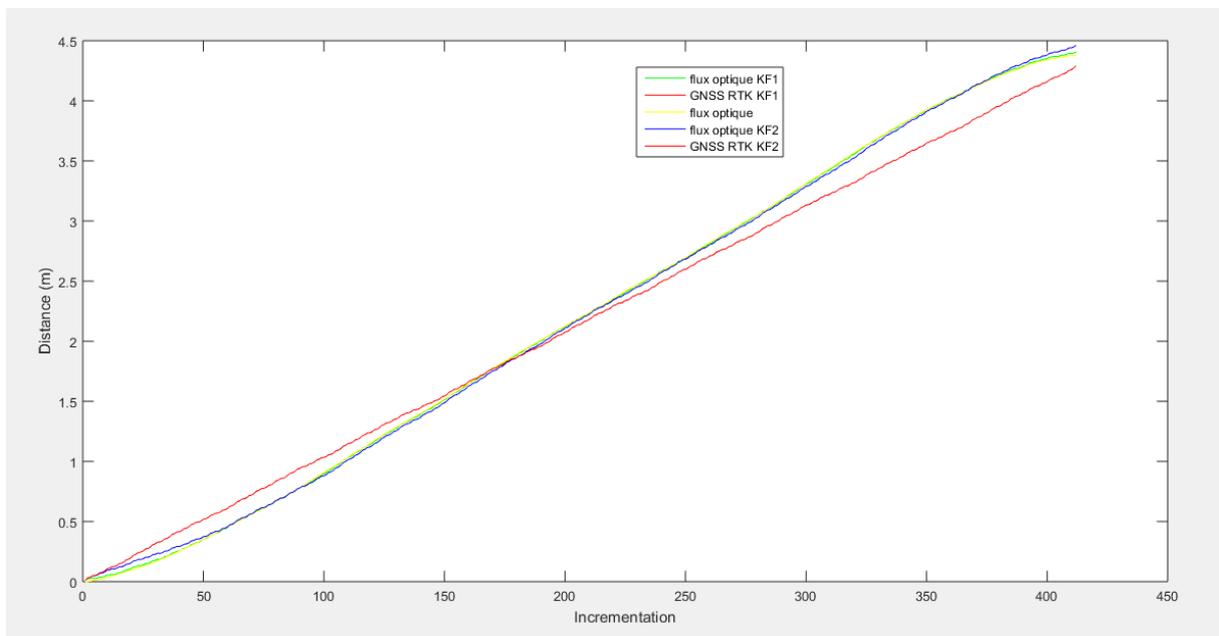


Figure 3.2 : Influence des paramètres de matrice de covariance de bruit sur le modèle.

Tableau 3.1: Résultat test 1.

Covariance de bruit	Distance réelle	Distance GNSS RTK	Erreur	Distance GNSS KF	Erreur	Distance flux optique	Erreur	Distance flux optique KF	Erreur
KF1	4.27 m	4.19 m	1.8%	4.29 m	0.46%	4.37 m	2.3%	4.46 m	4.4%
KF2	4.27 m	4.19 m	1.8%	4.29 m	0.46%	4.37 m	2.3%	4.41 m	3.2%

En changeant les paramètres des matrices de covariance de bruit, la précision sur la position donnée par le capteur de flux optique est améliorée mais elle est toujours faible, par contre celle du récepteur GNSS est restée inchangée car on n'avait pas changé celle du processus, et

telle qu'elle est choisie permet d'estimer la position avec une précision centimétrique qu'à partir les prédictions sans l'utilisation de la mise à jour.

3.3. Test 2

Le but de ce test est de voir l'influence de la précision de la vitesse sur notre modèle.

On note par V1, l'application du filtre de Kalman avec une vitesse erronée, soit une erreur de 20%, et par V2, l'application du filtre de Kalman avec la vraie vitesse, une vitesse de 0.2m/s.

On considère les valeurs de la covariance de bruit de filtre de Kalman suivants :

$$Q_k = \begin{bmatrix} 0.001 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$R_k = \begin{bmatrix} 0.2 & 0 \\ 0 & 0.01 \end{bmatrix}$$

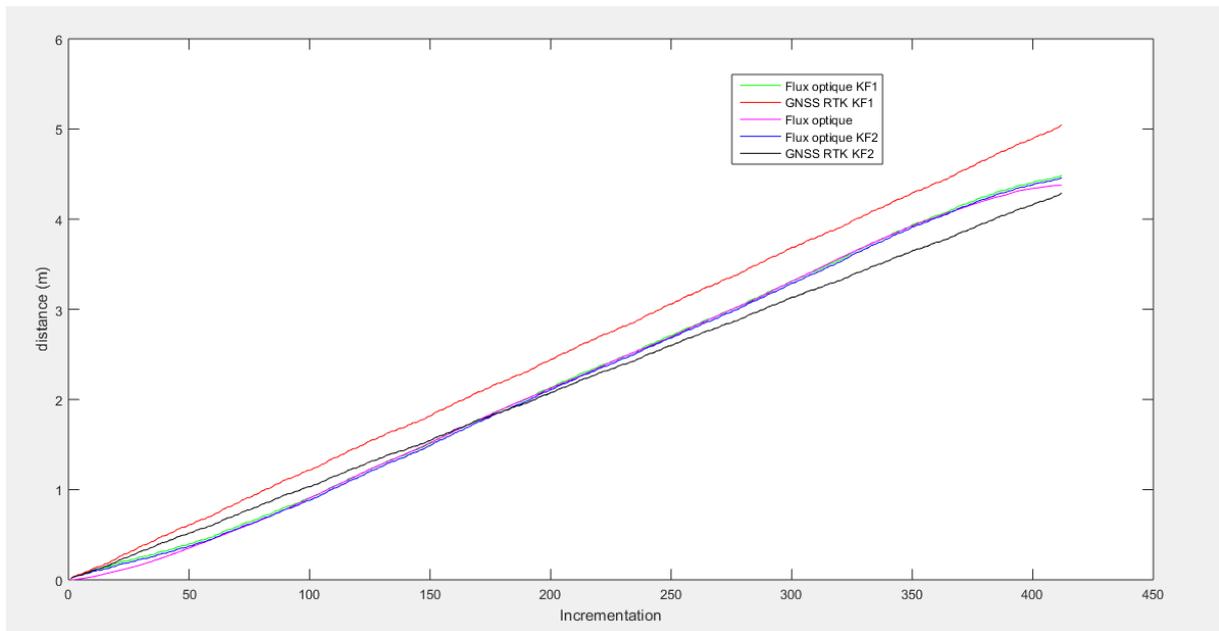


Figure 3.3 : Influence de la vitesse sur le modèle.

Tableau 3.2: résultat test 2.

Vitesse	Distance réelle	Distance GNSS RTK	Erreur	Distance GNSS KF	Erreur	Distance flux optique	Erreur	Distance flux optique KF	Erreur
V1	4.27 m	4.19 m	1.8%	5.05m	18%	4.37 m	2.3%	4.48 m	4.9%
V2	4.27 m	4.19 m	1.8%	4.29 m	0.46%	4.37 m	2.3%	4.46 m	4.4%

Une mauvaise précision sur la vitesse fait que celle du récepteur GNSS l'est aussi, ce qui était prévisible car dans notre modèle le récepteur GNSS ne compte pas sur les mesures mais plutôt il compte sur le processus de prédiction qui inclut la vitesse.

Cette mauvaise précision dégrade aussi celle du capteur de flux optique.

L'erreur sur la position à partir du capteur de flux optique est significative même avec le bon choix des paramètres de covariance de bruit, ce qui fait que lorsque le récepteur GNSS perd son fonctionnement précis et que la vitesse n'est pas donnée avec précision, la localisation du robot ne devient plus centimétrique. Il est donc nécessaire de trouver un autre modèle ou une autre façon d'estimer la position.

3.3. Test 3

Le but de ce test est d'améliorer le modèle précédent en changeant une partie de celui-ci, on considère le premier vecteur d'état à estimer la vitesse du robot au lieu de la position, et le premier vecteur de mesure comme la vitesse donnée par le capteur de flux optique.

Notre modèle devient :

$$z = \begin{bmatrix} Vof(k) \\ xgnss(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V \\ x \end{bmatrix} + v \quad (2.12)$$

$$\begin{bmatrix} Vof(k) \\ xgnss(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Vof(k-1) \\ xgnss(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T a(k-1) \\ T v(k-1) \end{bmatrix} + w(k-1) \quad (2.13)$$

Tel que z est la matrice de mesure, $xgnss$ la position donnée par le récepteur GNSS, Vof la vitesse donnée par le capteur de flux optique, v le bruit de mesure, w le bruit du modèle, V la vitesse du robot à estimer, x la position à estimer, a l'accélération du robot.

L'accélération est supposée nulle, vu qu'on a considéré que la chaise se déplace à une vitesse constante.

Comme dans le test précédent, on change les matrices de covariance de bruit et on analyse le comportement de notre modèle.

Pour ne pas refaire le même test pour le récepteur GNSS, on réduit notre modèle à une dimension, que pour la camera.

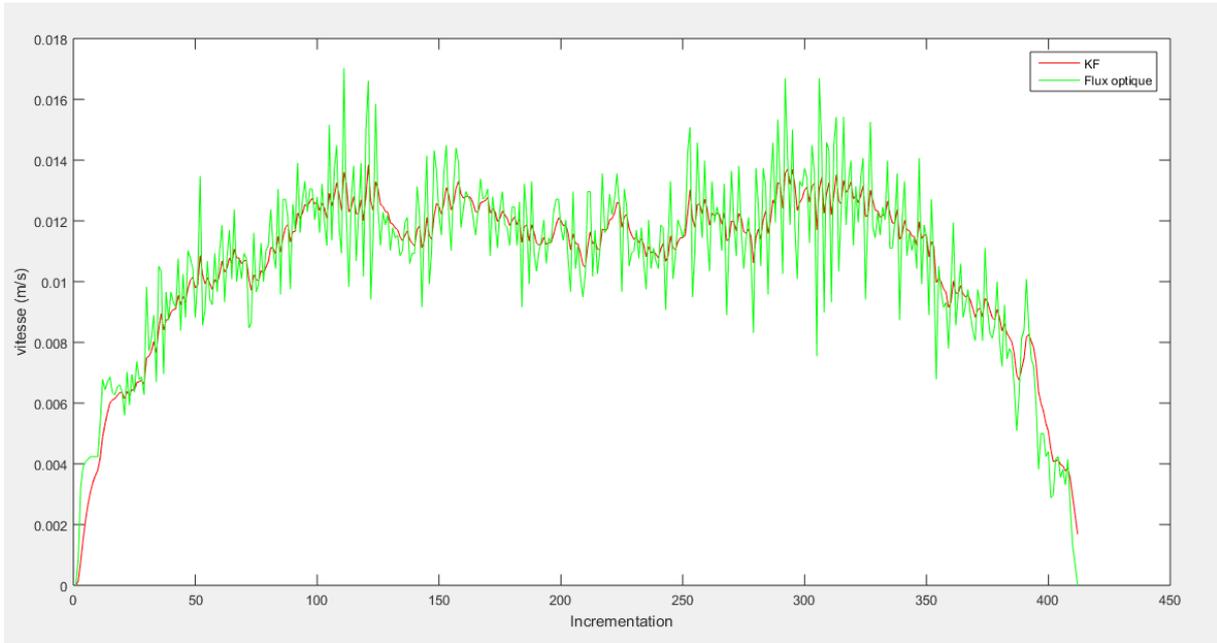


Figure 3.4: Vitesse à partir du flux optique, KF1 : $Q_k=[0.05]$, $R_k = [0.5]$.

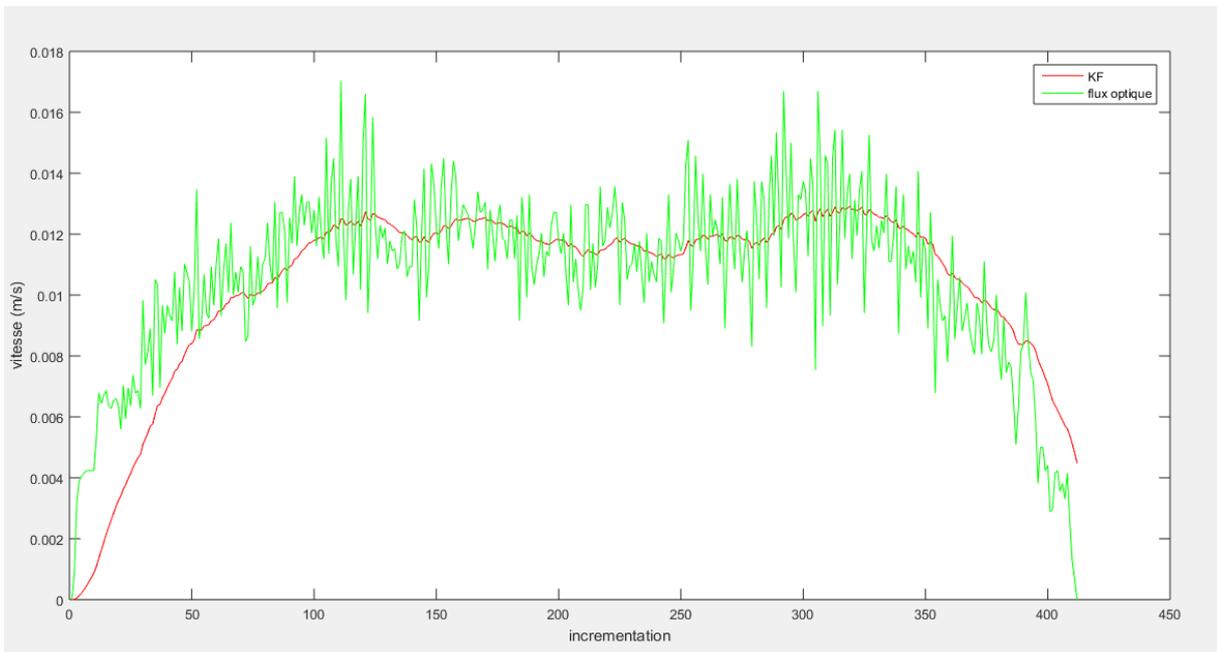


Figure 3.5: Vitesse à partir du flux optique, KF2 : $Q_k=[0.001]$, $R_k = [0.2]$.

Les résultats des mesures sont résumés sur le tableau 3.3.

Tableau 3.3: Résultat test 3.

Distance réelle	Paramètres filtre de Kalman		Distance à partir de flux optique	L'erreur	Distance après KF	L'erreur
4.27 m	$Q_k=[0.05]$	$R_k=[0.5]$	4.37 m	2.3%	4.36 m	2.1%
4.27 m	$Q_k=[0.001]$	$R_k=[0.2]$	4.37 m	2.3%	4.28 m	0.23%

En agissant sur les paramètres de covariance de bruit de filtre de Kalman on a pu améliorer la précision du capteur de flux optique et elle est bien meilleure que celle donnée par le modèle précédent.

3.4. Conclusion

Lorsque le récepteur GNSS RTK perd son fonctionnement précis, le modèle de la fusion de donnée estime la position à partir des prédictions faites en connaissant la vitesse du robot, mais lorsque celle-ci n'est pas précise la position ne le sera pas aussi, il est donc nécessaire de la comparer avec une vitesse donnée par une source la fournissant avec précision, cette source est le capteur de flux optique avec le bon choix des paramètres de la covariance de bruit de filtre de Kalman.

L'utilisation donc du capteur de flux optique avec le récepteur GNSS RTK permet d'obtenir une précision centimétrique requise pour le robot agricole.

CONCLUSION GENERALE

Il a été présenté dans ce travail une méthode pour la localisation d'un robot avec une précision centimétrique pour une finalité de l'utiliser pour un robot agricole.

Dans le premier chapitre un état de l'art sur la localisation du robot a été présenté ainsi que des expérimentations sur les différents capteurs pour évaluer leurs caractéristiques, leurs précisions et leurs limitations.

Les capteurs présentés pour la localisation absolue sont le récepteur GNSS et le magnétomètre. Le récepteur GNSS classique donne une précision métrique, ce qui nous a laissé à penser d'utiliser un autre récepteur GNSS qui donne une précision centimétrique qui est le récepteur GNSS RTK.

Pour la localisation relative on a présenté l'odomètre et le capteur de flux optique. Le capteur de flux optique donne une mauvaise précision quand il s'agit de faire une rotation. De ce fait et par la limitation du temps on a fait l'hypothèse que le robot ne fait pas de rotation et suit une trajectoire rectiligne.

Dans le deuxième chapitre on a présenté une méthode pour la fusion de données, la méthode traitée est l'utilisation du filtre de Kalman classique.

Des tests de mesure de distance parcourue suivant une trajectoire rectiligne ont été présentés dans le troisième chapitre, ainsi qu'une analyse des données obtenues.

Le récepteur GNSS RTK, lorsqu'il travaille dans le mode précis et dans de bonnes conditions de signal, permet bien d'avoir une précision centimétrique. Par contre dans de mauvaises conditions du signal sa précision se dégrade, ce qui nous a laissé à faire la fusion de donnée avec le capteur de flux optique. Les résultats de nos tests montrent que sur une courte distance, cette association des capteurs peut donner une précision centimétrique d'estimation du trajet parcouru.

Sachant que mon stage se poursuit courant le mois de juillet, j'ai intention d'apporter les améliorations suivantes au travail présenté ici :

- Trouver une solution pour le cas où le robot fait des rotations.
- Intégrer un magnétomètre pour la détermination du cap.
- Ajouter un accéléromètre pour améliorer la précision de la vitesse.

Avec ces améliorations je bon espoir de contribuer à l'amélioration des outils de travail pour l'agriculture cobotique.

Bibliographie

- [1]. DUQUENNE, Françoise, BOTTON, Serge, PEYRET, François, *et al.* Localisation et navigation par satellites. *Edition Hermès lavoisier, 2e édition revue et augmentée, ISBN, 2005, p. 2-7462.*
- [2]. BERNIER, Sylvie, DUTHOIT, Sylvie, LADET, Sylvie, *et al.* Les concepts de base des systèmes d'information géographique (SIG): les données et les fonctions générales. *Cahier des Techniques de l'INRA, 2014, no Spécial, p. 19-27.*
- [3]. LEROY, Paul. *Mesure des champs magnétiques alternatifs et continus dans les plasmas naturels: développement d'un magnétomètre searchcoil à bande étendue.* 2007. Thèse de doctorat. Université de Versailles-Saint Quentin en Yvelines.
- [4]. LENZ, James E. A review of magnetic sensors. *Proceedings of the IEEE, 1990, vol. 78, no 6, p. 973-989.*
- [5]. BRAUER, John R. *Magnetic actuators and sensors.* John Wiley & Sons, 2006.
- [6]. MCELHINNY, M. W. et MCFADDEN, Phillip L. *The magnetic field of the earth: paleomagnetism, the core, and the deep mantle.* Academic Press, 1998.
- [7]. LADETTO, Quentin. *Capteurs et algorithmes pour la localisation autonome en mode pédestre.* 2003. Thèse de doctorat. ÉCOLE POLYTECHNIQUE FÉDÉRALE DE LAUSANNE.
- [8]. FOURATI, Hassen, MANAMANNI, Nouredine, et HANDRICH, Yves. *Fusion de données, estimation de la posture et navigation à l'estime: Application au Bio-logging.* Editions Universitaires Européennes, 2012.
- [9]. MICROELECTRONICS, S. T. Using LSM303DLH for a tilt compensated electronic compass. <http://www.st.com/stonline/products/literature/an/17>, 2010, vol. 3, no 5, p. 3.
- [10]. KURSINSKI, E. R., HAJJ, G. A., SCHOFIELD, J. T., *et al.* Observing Earth's atmosphere with radio occultation measurements using the Global Positioning System. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 1997, vol. 102, no D19, p. 23429-23465.*
- [11]. RENAUDIN, Valérie. *GEOLOCALISATION DES PIETONS PAR SATELLITES, CAPTEURS PAR INERTIE ET SIGNAUX RADIO.* 2014. Thèse de doctorat. Université Rennes 1, France.
- [12]. HORN, Berthold KP et SCHUNCK, Brian G. Determining optical flow. *Artificial intelligence, 1981, vol. 17, no 1-3, p. 185-203.*
- [13]. HONEGGER, Dominik, MEIER, Lorenz, TANSKANEN, Petri, *et al.* An open source and open hardware embedded metric optical flow cmos camera for indoor and outdoor applications. In : *Robotics and Automation (ICRA), 2013 IEEE International Conference on.* IEEE, 2013. p. 1736-1741.
- [14]. SHEN, Chong, BAI, Zesen, CAO, Huiliang, *et al.* Optical flow sensor/INS/magnetometer integrated navigation system for MAV in GPS-denied environment. *Journal of Sensors, 2016, vol. 2016.*
- [15]. ALMANZA-OJEDA, Dora Luz. *Détection et suivi d'objets mobiles perçus depuis un capteur visuel embarqué.* 2011. Thèse de doctorat. Université Paul Sabatier-Toulouse III.
- [16]. KERAMSI, Caroline, PORTEBOEUF, Thibault, et THOREY, Florian. Les filtres de Kalman. *Robotics and Embedded Systems classes of Télécom ParisTech, 2011.*
- [17]. TORRES, O. Bonnet. Filtrage de Kalman appliqué à la navigation inertielle. 2003.

- [18]. WANG, Jinling, GARRATT, Matthew, LAMBERT, Andrew, *et al.* Integration of GPS/INS/vision sensors to navigate unmanned aerial vehicles. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2008, vol. 37, p. 963-970.
- [19]. MERCADO, D. A., FLORES, G., CASTILLO, Pedro, *et al.* Gps/ins/optic flow data fusion for position and velocity estimation. In : *Unmanned Aircraft Systems (ICUAS), 2013 International Conference on*. IEEE, 2013. p. 486-491.
- [20]. AIT AIDER, Omar. *Localisation référencée modèle d'un robot mobile d'intérieur par vision monoculaire*. 2002. Thèse de doctorat. Evry-Val d'Essonne.
- [21]. NAHIMANA, Donnay Fleury. *Impact des multitrajets sur les performances des systèmes de navigation par satellite: contribution à l'amélioration de la précision de localisation par modélisation bayésienne*. 2009. Thèse de doctorat. Ecole Centrale de Lille.
- [22]. ALAZARD, Daniel. Introduction au filtre de Kalman. 2006.
- [23]. LEMOINE, Matthieu et PELGRIN, Florian. Introduction aux modèles espace-état et au filtre de Kalman. *Revue de l'OFCE*, 2003, no 3, p. 203-229.

Sites web:

- [24]. <http://www.vectornav.com/support/library/magnetometer>
- [25]. <https://www.novatel.com>
- [26]. https://en.wikipedia.org/wiki/Real_Time_Kinematic
- [27]. <http://www.tallysman.com/index.php/gnss/products/antennasgpsbeidougalileo/tw3740tw372/>
- [28]. https://www.u-blox.com/sites/default/files/NEO-M8P_DataSheet_%28UBX-15016656%29.pdf
- [29]. <http://www.gmidatabox.fr/guide-technique-transmission-industrielle-radio/>
- [30]. <http://www.alliedelec.com/m/d/8628a425f6aefeb9c3d2839c50503327.pdf>
- [31]. <http://www.ferdinandpiette.com/blog/2011/04/le-filtre-de-kalman-de-lestimateur-optimal-au-filtre-de-kalman/>
- [32]. <http://geofree.fr/gf/coordinateconv.asp>
- [33]. <http://www.lb.auf.org/sammuneh/ch2-5.htm>
- [34]. http://pemlb.free.fr/REVAL_PONT_NAV_GPS.pdf
- [35]. https://en.wikipedia.org/wiki/Block-matching_algorithm
- [36]. https://www.assistancescolaire.com/eleve/TES/philosophie/lexique/A-absolu-relatif-ix_a02