

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique



Département d'ELECTRONIQUE

Laboratoire des Dispositifs de Communication et de Conversion Photovoltaïque

Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique de Grenoble

Mémoire de

Master en Electronique

Amélioration de la Précision du Capteur de Flux Optique

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 des Dispositifs de Communication et de Conversion Photovoltaïque

Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique de Grenoble

Mémoire de

Master en Electronique

Amélioration de la Précision du Capteur de Flux Optique

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

يسمح جهاز استشعار تدفق الضوئية بقياس سرعة المركبات أو الروبوتات. ولكن هذه القياسات تحتوي على أخطاء تؤثر على دقتهم، إلا أن بعض التطبيقات تتطلب دقة عالية. أردنا في هذا العمل تحسين دقة هذا الأخير باستخدام مرشح كالمان.

الكلمات الدالة: تدفق الاستشعار البصرية ، مرشح كالمان ، الدقة.

Abstract

The optical flow sensor is used to measure the speed of a vehicle or a robot. However, these measurements are tainted by errors, and in some applications a fairly high accuracy is required. We wanted in this work to improve the accuracy of the latter by using the Kalman filter.

Key words: Optical flow sensor, filtre de Kalman, accuracy.

Résumé

Le capteur de flux optique permet de mesurer la vitesse d'un véhicule ou d'un robot. Cependant ses mesures contiennent des erreurs qui dégradent la précision de mesure, alors que dans certaines applications une précision assez élevée est requise. Nous avons voulu, dans ce travail, améliorer la précision de ce dernier en utilisant le filtre de Kalman.

Mots clés : Capteur de flux optique, Kalman filter, précision.

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	8
Chapitre 1 : Capteur de flux optique	9
1.1 Définition du flux optique	9
1.2 Calcul du flux optique	10
1.3 Modèle de projection.....	11
Chapitre 2 : Filtre de Kalman	13
2.1 Définition du filtre de Kalman	13
2.2 Principe du filtre de Kalman	13
2.3 Limitation du filtre de Kalman.....	16
Chapitre 3 : Application du filtre de Kalman sur le capteur de flux optique	18
Conclusion.....	20
Bibliographie	21

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 : résultat du filtre de Kalman.....	18
--	----

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1: Exemples de flux optique lors d'une translation , de gauche à droite selon les axes X , Y ,Z	9
Figure 1.2: Exemples de flux optique lors d'une rotation , de gauche à droite selon les axes X , Y,Z.....	10
Figure 1.3: Mécanisme de block matching	11
Figure 1.4: Modèle de projection pin-hole de la caméra	11
Figure 2.1: Modélisation du filtre de Kalaman.....	13
Figure 3.1: Vitesse à partir du flux optique , KF1.....	19
Figure 3.2: Vitesse à partir du flux optique, KF2.....	19

Liste des abréviations

Abréviations

KF

OF

Signification

Kalman Filter

Optical Flow

Introduction générale

Le capteur de flux optique est un capteur qui permet de donner la position d'un véhicule ou d'un robot. Cependant les mesures données par celui-ci sont entachées d'erreurs et ne sont pas précises, alors que certaines applications requièrent une précision élevée.

Le but de ce travail est d'améliorer la précision de ce dernier en utilisant le filtre de Kalman.

Dans le premier chapitre, nous présentons le capteur de flux optique et son principe, on traite ensuite dans le deuxième chapitre le modèle de filtre de Kalman et son avantage, pour finir dans le troisième chapitre avec la solution qui implémente le filtre de Kalman sur ce capteur.

Nous terminons ce travail par des conclusions et perspectives.

Chapitre 1 : Capteur de flux optique

1.1 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.

Les figures 1.1 et 1.2 illustrent des exemples de flux optique. Dans la figure 1.1, il s'agit du flux optique obtenu dans le cas de translations selon les axes (X, Y, Z) (voir la figure pour les notations). Dans figure 1.2, il s'agit du flux optique obtenu dans le cas de rotations selon ces mêmes axes.

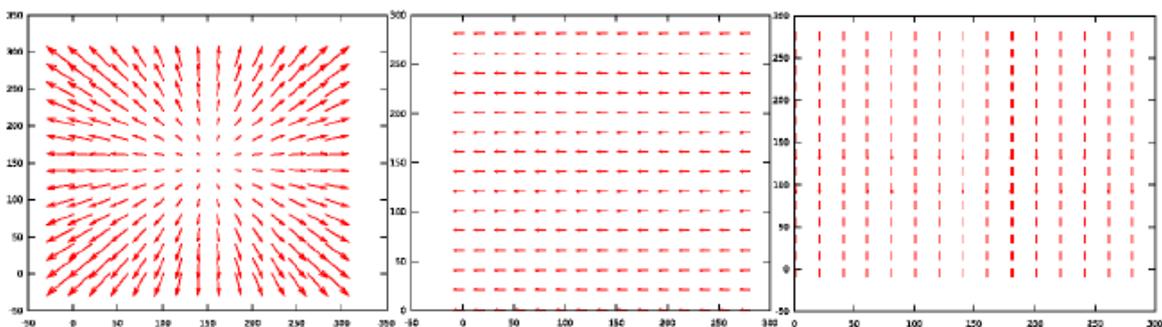


Figure 1.1 : Exemples de flux optique lors d'une translation, de gauche à droite, selon les axes X, Y, Z.

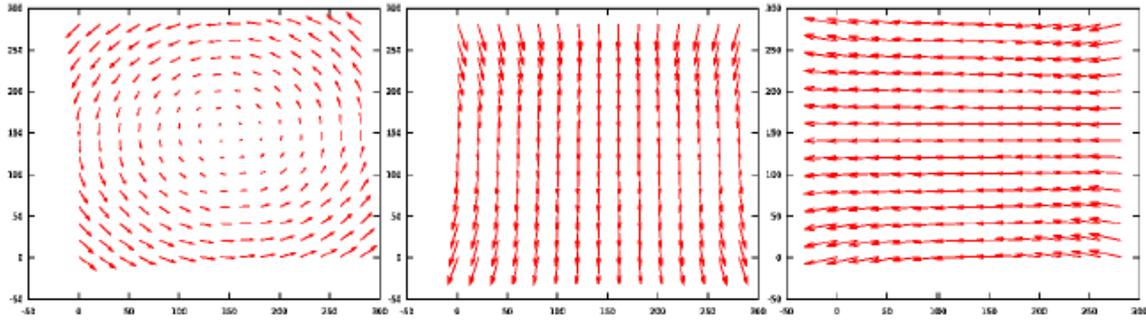


Figure 1.2 : Exemples de flux optique lors d'une rotation, de gauche à droite, selon les axes X, Y, Z.

1.2 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 du 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 imagerettes de taille $n \times n$ prises dans deux images consécutives de façon à minimiser les différences entre les imagerettes, cet algorithme est appelé SAD (Sum of Absolute Differences) [2] [3]. Soit $I(y, x, t)$ l'intensité lumineuse de l'imagerette 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 imagerettes.

$$E(d) = \sum_{i=-n/2}^{n/2} \sum_{j=-n/2}^{n/2} \left[I(y+i, x+j, t) - I(y+i+d_y, x+j+d_x, t+1) \right]^2 \quad [3] \quad (1.1)$$

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.

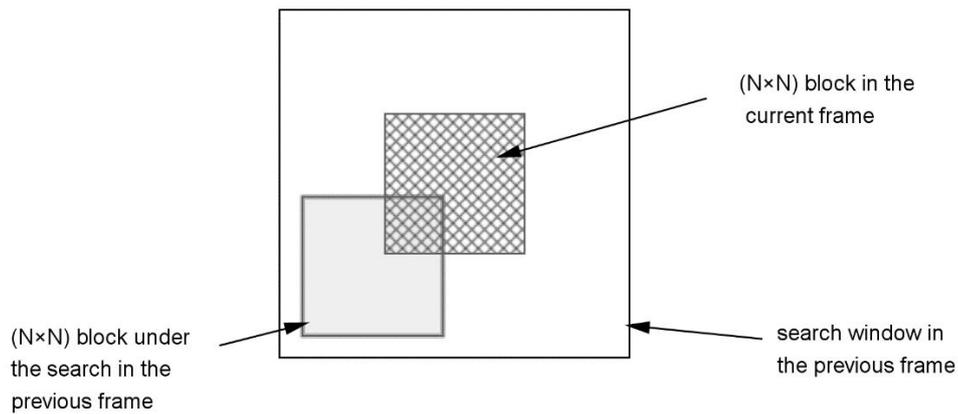


Figure 1.3: Mécanisme de block matching.

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 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 [35].

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 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 [2] (figure 1.29).

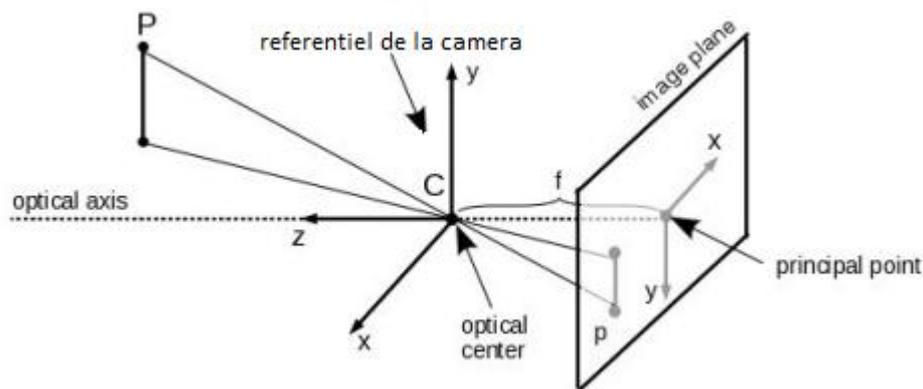


Figure 1.4 : Modèle de projection pin-hole de la camera [4].

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 :

$$p = f * \frac{P}{Z} \quad (1.2)$$

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 :

$$V = -T - w * P \quad (1.3)$$

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.

$$\frac{flux}{\Delta t} = f * \frac{ZV - V_Z P}{Z^2} \quad (1.4)$$

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

$$vx = \frac{T_z x - T_x f}{Z} - \omega_y f + \omega_z y + \frac{\omega_x x y - \omega_y x^2}{f} \quad (1.5)$$

$$vy = \frac{T_z y - T_y f}{Z} - \omega_x f + \omega_z x + \frac{\omega_x y^2 - \omega_y xy}{f} \quad (1.6)$$

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 [2].

$$vtrans = v * \frac{Z}{f} \quad (1.7)$$

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.

Chapitre 2 : Filtre de Kalman

2.1 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 précises que les données basées sur les mesures [5] [6].

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.

2.2 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 control 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 [7].

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 [8].
- 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 :

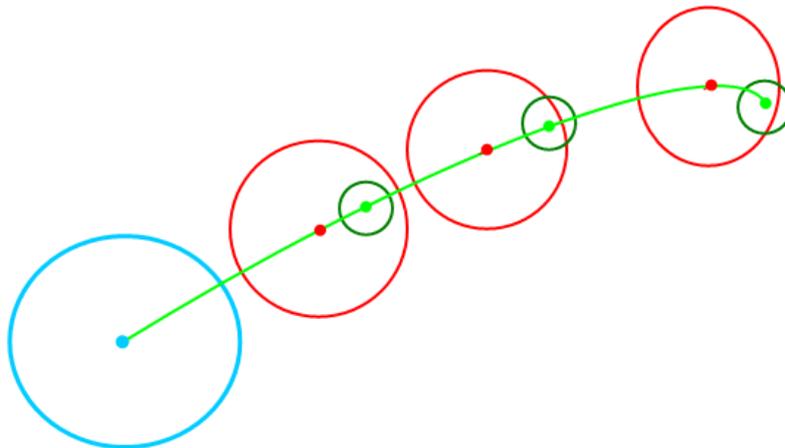


Figure 2.1: Modélisation du filtre de Kalman.

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 le 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 [9].

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 [10].

- 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.

2.3 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 [10].

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).

Chapitre 3 : Application du filtre de Kalman sur le capteur de flux optique

On considère le modèle du filtre de Kalman suivant :

$$z = \begin{bmatrix} Vofx(k) \\ Vofy(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Vx \\ Vy \end{bmatrix} + v \quad (2.10)$$

$$\begin{bmatrix} Vx(k) \\ Vy(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Vx(k-1) \\ Vy(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T a(k-1) \\ T a(k-1) \end{bmatrix} + w(k-1) \quad (2.11)$$

Tel que Vof est la vitesse donnée par le capteur, V la vitesse à estimer, a l'accélération de robot supposée connue, v le bruit de mesure, w le bruit de modèle.

Pour notre cas on suppose que le robot se déplace à une vitesse constante, car on n'a pas à notre disposition un accéléromètre.

On suppose aussi que le robot suit une trajectoire rectiligne, ce qui réduit notre système à une seule dimension.

On note par KF1 le modèle avec les matrices de covariance de bruit suivantes :

$$Q_k = [0.05], R_k = [0.5].$$

On note par KF2 le modèle avec les matrices de covariance de bruit suivantes :

$$Q_k = [0.001], R_k = [0.2].$$

Pour le test qui a été fait, on connaissait la distance parcourue, cette distance a été mesuré par un mètre à ruban.

Comme le capteur donne une vitesse, cette vitesse est intégrée pour avoir un déplacement et pouvoir la comparer avec l'information qu'on a sur la distance de parcours.

Les résultats sont inscrits sur le tableau 3.1

Tableau 3.1 : résultat du filtre de Kalman.

Filtre de Kalman	Distance réelle	Distance à partir de flux optique	L'erreur	Distance après KF	L'erreur
KF1	4.27 m	4.37 m	2.3%	4.36 m	2.1%
KF2	4.27 m	4.37 m	2.3%	4.28 m	0.23%

KF2 a permis de réduire l'erreur de mesure considérablement par rapport au KF1.

Les figures 3.1 et 3.2 montrent la réponse du système.

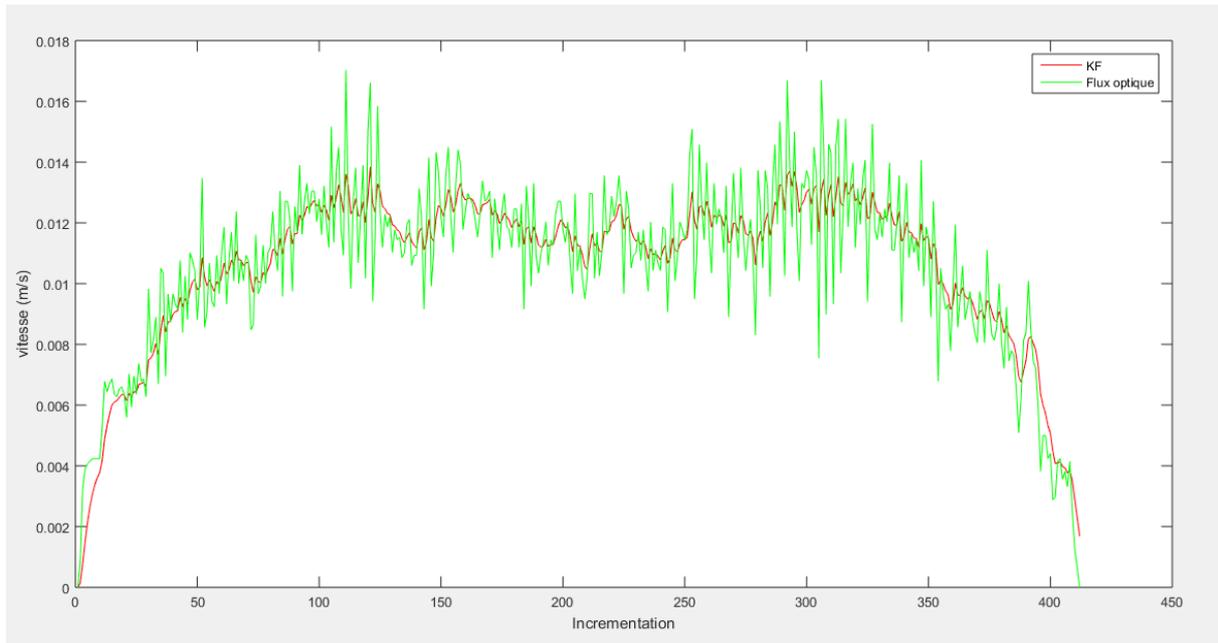


Figure 3.1: Vitesse à partir du flux optique, KF1.

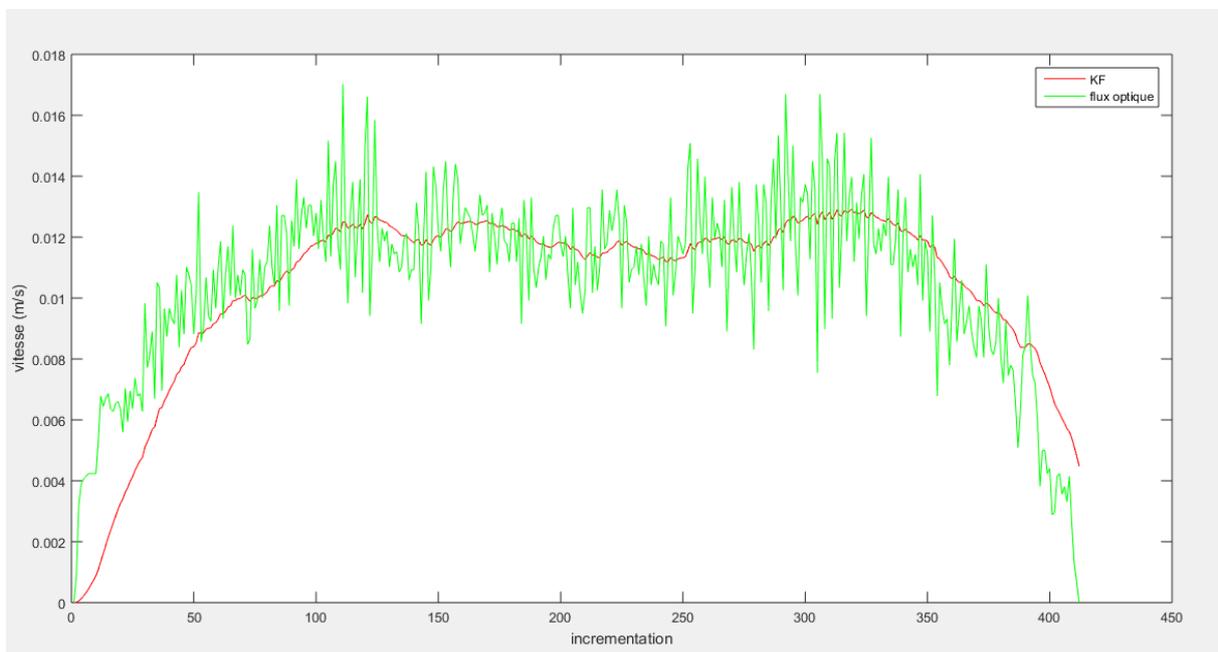


Figure 3.2: Vitesse à partir du flux optique, KF2.

L'application du filtre de Kalman a permis de réduire le bruit de mesures considérablement et a amélioré la précision.

Conclusion générale

Nous avons présenté dans ce travail une étude sur le capteur de flux optique et nous avons traité une méthode pour l'amélioration de la précision de ce dernier.

Dans le premier chapitre, on a présenté le capteur de flux optique et son principe, dans le deuxième chapitre on a traité le filtre de Kalman. Enfin, dans le dernier chapitre on a présenté la solution qui implémente le modèle du filtre de Kalman sur ce capteur.

Le modèle proposé est un modèle simplifié qui suppose que la vitesse est constante, ce dernier a permis de réduire les erreurs de mesures et d'améliorer la précision. Cependant ce modèle requiert une information sur l'accélération ce qui nécessite l'intégration d'un accéléromètre.

Bibliographie

- [1]. HORN, Berthold KP et SCHUNCK, Brian G. Determining optical flow. *Artificial intelligence*, 1981, vol. 17, no 1-3, p. 185-203.
- [2]. 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.
- [3]. 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.
- [4]. 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.
- [5]. ALAZARD, Daniel. Introduction au filtre de Kalman. 2006.
- [6]. 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.
- [7]. 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.
- [8]. <http://www.lb.auf.org/sammuneh/ch2-5.htm>
- [9]. TORRES, O. Bonnet. Filtrage de Kalman appliqué à la navigation inertielle. 2003.
- [10]. KERAMSI, Caroline, PORTEBOEUF, Thibault, et THOREY, Florian. Les filtres de Kalman. *Robotics and Embedded Systems classes of Télécom ParisTech*, 2011.