

Implémentation d'un Estimateur d'états pour robot mobile type voiture (Car-like) sur un système embarqué

R. Chemali, S. Meniche, T. Chettibi

Laboratoire Systèmes Numériques
Ecole Militaire Polytechnique
Alger, Algérie
riadazerty@gmail.com

Résumé— dans ce papier on va présenter une implémentation d'un estimateur d'état qui consiste la posture et les vitesses du robot mobile type voiture (Car-like), en utilisant les informations issues de GPS comme capteur extéroceptif et les informations fournies par l'odomètre comme un capteur proprioceptif. Une fusion multisensorielle se fait à l'aide de filtre de Kalman étendu d'estimation. Ensuite, l'estimateur implémenté sera mis sous test, en utilisant l'approche HIL (Hardware In the Loop) qui une émulation de l'environnement extérieur par l'utilisation des bases de données réelles des capteurs d'odomètre et GPS.

Les mots clés—Systèmes embarqués, Car-like, Fusion multisensorielle, Odomètre/GPS, Filtre Kalman Étendu (EKF), Système de développement EMX, HIL Simulation

I. INTRODUCTION

La navigation est une tâche principale dans plusieurs domaines tels que l'agriculture, les applications militaires, maritimes, etc [1-3]. Dans ce papier, nous allons présenter un système de navigation pour véhicule terrestre non habité de type voiture (Car-like) qui est doté d'un ensemble de capteurs. Dans notre application, le capteur GPS et les encodeurs sont utilisés comme capteurs de navigation. Il est indéniable que la nature des capteurs employés pour la récolte des données influe d'une façon directe sur la précision de la navigation

Le GPS est le capteur de positionnement absolu le plus utilisé. Depuis juin 2000, la dégradation SA (Selective Availability) a été arrêtée [4]. La précision du GPS améliore les applications commerciales civiles, en particulier pour des tâches générales de la navigation. En plus du GPS, le véhicule est équipé d'un ensemble d'encodeurs pour fournir des mesures de la vitesse et de l'angle de braquage.

Nous montrerons les capacités de ce système de navigation par une implémentation sur un système embarqué sous test avec la simulation HIL (Hardware In the Loop) qui fonctionne en temps réel en utilisant une banque de données réelles. Ces résultats sont comparés avec l'estimation qui a été faite par un test off-line sur le PC (en temps différé).

II. MODÉLISATION

Un modèle cinématique simple est utilisé dans cette étude. La position de véhicule est représentée dans le repère global comme le montre la Fig 1. L'angle de braquage ϕ est défini dans le repère du véhicule (local). Le capteur GPS est situé en l'avant du véhicule.

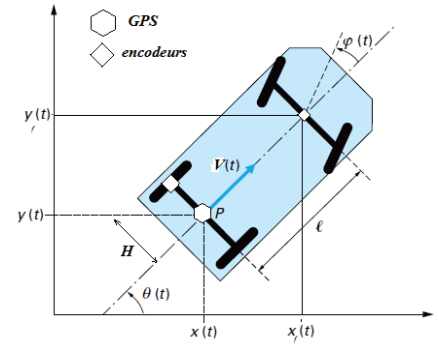


Figure 1. Robot mobile type voiture : Système des coordonnées du véhicule, les paramètres du robot et l'emplacement des capteurs.

On considère que le véhicule est contrôlé par la vitesse v du centre de l'essieu arrière et un angle de braquage ϕ . Le modèle cinématique utilisé pour l'estimation est donné par :

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v \cos \theta \\ v \sin \theta \\ \frac{v}{l} \tan \phi \end{bmatrix} \quad (1)$$

La vitesse est mesurée par un encodeur situé dans la roue gauche arrière. Cette vitesse v_e est translatée au centre de l'essieu arrière avec l'équation suivante :

$$v = v_e / (1 - \frac{H}{l} \tan \phi) \quad (2)$$

H : Distance entre la roue arrière gauche et le centre d'essieu arrière.

l : Distance entre les deux essieux du véhicule.

III. SYSTEME DE NAVIGATION

En fait, le GPS offre une information de pose et vitesse du véhicule. D'ailleurs, les signaux de GPS ne sont pas disponibles tout temps. L'encodeur est l'un des capteurs les plus utilisés dans l'industrie, mais comme tous les capteurs relatifs, il souffre de l'accumulation d'erreur (dérive). La combinaison entre les capteurs absolus, par exemple le GPS ou un compas et un capteur relatif comme l'encodeur, le gyroscope et l'accéléromètre est une solution itérative [4-6]. En général, les systèmes de navigations combinent les données issues des capteurs extéroceptifs et celles issues des capteurs proprioceptifs pour estimer l'état du robot. Cette technique va permettre de pallier les inconvénients de la localisation absolue et relative, et d'envisager de prendre les avantages de chacun des deux types pour trouver une meilleure solution, que ce soit en termes de précision ou de fiabilité pour robot.

Nous proposons un système de navigation basé sur l'estimation de la position et de l'orientation et aussi les vitesses du véhicule basé sur EKF comme est illustré dans la Fig 2. Le Filtre de Kalman étendu est destiné à l'estimation de la pose et les vitesses du véhicule c.-à-d. (x, y, θ, v_x, v_y) .

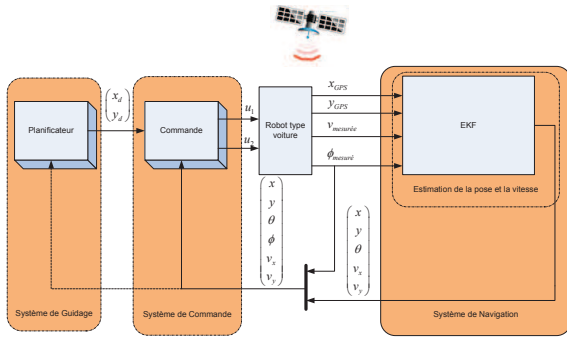


Figure 2. Architecture de l'estimation de la pose et la vitesse.

IV. ALGORITHME D'ESTIMATION

D'après l'équation cinématique du robot (1), i.e:

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos \theta \\ \dot{y} = v \sin \theta \end{cases}$$

De (1), on peut obtenir facilement :

$$\begin{cases} \ddot{x} = \dot{v} \cos \theta - \frac{v^2}{l} \tan \phi \sin \theta \\ \ddot{y} = \dot{v} \sin \theta + \frac{v^2}{l} \tan \phi \cos \theta \end{cases} \quad (3)$$

Nous remplaçons le changement de variable

$\dot{v}_x = \ddot{x}$, $\dot{v}_y = \ddot{y}$, et $a = \dot{v}$ dans (3), pour obtenir par la suite

l'équation d'état :

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \\ \dot{v}_x \\ \dot{v}_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v \cos \theta \\ v \sin \theta \\ \frac{v}{l} \tan \phi \\ a \cos \theta - \frac{v^2}{l} \tan \phi \sin \theta \\ a \sin \theta + \frac{v^2}{l} \tan \phi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (4)$$

Le vecteur d'état est $X = [x, y, \theta, v_x, v_y]$. Le modèle du processus d'EKF:

$$X(k+1) = f(X(k), U(k)) + w(k) \quad (5)$$

$f(X(k), U(k))$ est définie de l'équation (4). $w(k)$ est le vecteur d'erreur de modélisation du processus avec une moyenne supposée nulle et une covariance Q :

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ y(k+1) \\ \theta(k+1) \\ v_x(k+1) \\ v_y(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) + T_e v(k) \cos \theta(k) + w_x(k) \\ y(k) + T_e v(k) \sin \theta(k) + w_y(k) \\ \theta(k) + T_e \frac{v(k)}{l} \tan \phi(k) + w_\theta(k) \\ v_x(k) + T_e \left(a(k) \cos \theta(k) - \frac{v^2(k)}{l} \tan \phi(k) \sin \theta(k) \right) + w_{v_x}(k) \\ v_y(k) + T_e \left(a(k) \sin \theta(k) + \frac{v^2(k)}{l} \tan \phi(k) \cos \theta(k) \right) + w_{v_y}(k) \end{bmatrix}$$

Avec T_e la période d'échantillonnage.

Les équations (6) et (7) sont les équations de la mesure, où Z est la mesure directe du GPS avec $V(k)$ est le vecteur d'erreur de mesure de moyenne nulle et une covariance R .

$$Z(k+1) = h(X(k), k) + V(k) \quad (6)$$

$$Z(k+1) = \begin{bmatrix} x_{gps}(k) + V_x(k) \\ y_{gps}(k) + V_y(k) \\ \theta_{gps}(k) + V_\theta(k) \\ v_{gps}(k) + V_v(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

Les matrices Jacobiennes F du vecteur f et H du vecteur h , par rapport au vecteur d'état sont données respectivement comme suit :

$$F(X(k),k) = \frac{\partial f(X(k),k)}{\partial X} \Big|_{X=\hat{X}(k+1/k)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -T_e v(k) \sin \theta(k) \\ 0 & 1 & T_e v(k) \cos \theta(k) \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & -T_e a(k) \sin \theta(k) - T_e \frac{v^2}{l} \tan(\phi(k)) \cos \theta(k) \\ 0 & 0 & T_e a(k) \cos \theta(k) - T_e \frac{v^2}{l} \tan(\phi(k)) \sin \theta(k) \end{bmatrix}$$

$$H(X(k),k) = \frac{\partial h(X(k),k)}{\partial X} \Big|_{X=\hat{X}(k+1/k)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{v_x(k)}{\sqrt{v_x^2(k) + v_y^2(k)}} & \frac{v_y(k)}{\sqrt{v_x^2(k) + v_y^2(k)}} \end{bmatrix}$$

En conséquence, l'algorithme EKF est donné comme suit

Étape 1 : prédiction de l'état et la mesure

$$\hat{X}(k+1/k) = f(\hat{X}(k), U(k))$$

$$P(k+1/k) = F(\hat{X}(k), k) P(k/k) F^T(\hat{X}(k), k) + Q(k)$$

$$\hat{Z}(k+1/k) = h(\hat{X}(k+1/k), k)$$

$$S(k+1/k) = H(\hat{X}(k+1/k), k) P(k+1/k) H^T(\hat{X}(k+1/k), k) + R(k)$$

Étape 2: calcul du Gain

$$K(k+1/k) = P(k+1/k) H^T(\hat{X}(k+1/k), k) S(\hat{X}(k+1/k), k)^{-1}$$

Étape 3: mise à jour

$$\hat{X}(k+1/k+1) = \hat{X}(k+1/k) + K(k+1/k) [Z(k+1) - \hat{Z}(k+1/k)]$$

$$P(k+1/k+1) = P(k+1/k) - K(k+1/k) H(\hat{X}(k+1/k), k) P(k+1/k)$$

Pratiquement, le GPS n'est pas disponible tout le temps pendant le déplacement du véhicule, par exemple, le véhicule passe par un pont ou un grand bâtiment, ..., etc. Même pour un site ouvert la détérioration des signaux de GPS peut être produite à cause des conditions climatiques.

Cet algorithme fusionne les données issues des encodeurs et de GPS, pour estimer l'état du véhicule malgré les coupures de GPS avec une fréquence de capteur le plus rapide (dans notre cas c'est encodeur).

V. L'APPROCHE DE SIMULATION HIL

La simulation HIL (Hardware In the Loop) est une technique utilisée pour le développement et le test des systèmes embarqués temps-réel. Elle consiste à construire un dispositif qui fait croire au système embarqué sous test qu'il fonctionne en temps-réel, avec les entrées et les sorties du système embarqué réel [7], alors qu'en réalité il travaille avec un environnement virtuel. La simulation HIL a été faite avec des données réelles qui sont récoltées et enregistrées et aussi synchronisées à partir d'une expérimentation connue sous le

nom Victoria Park [8]. Les données sont disponibles dans [9]. Le véhicule est équipé d'un capteur GPS qui fonctionne avec une fréquence de 2 Hz et des encodeurs avec 20 Hz. L'architecture matérielle du simulateur HIL que nous proposons est représentée sur la Fig 3. Elle est composée principalement d'un PC, ce dernier est relié avec la carte de développement EMX de GHI Electronic's [10] sous test via des interfaces de communication (des liaisons séries). Le PC (qui contient un émulateur de capteurs) qui permet d'envoyer les données de l'odomètre et du GPS au système sous test en temps-réel (Système embarqué) et la réception des données envoyées par le système pour pouvoir visualiser et analyser ces données.

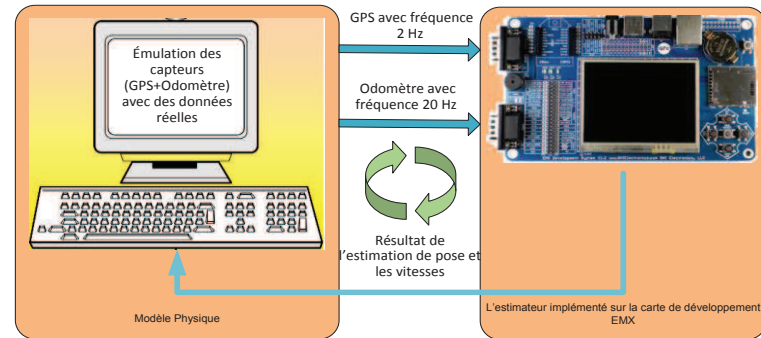


Figure 3. Architecture de simulation HIL proposée pour système de navigation implémenté sur la carte de développement EMX.

VI. RESULTATS DE SIMULATION

Le chemin a été acquis dans des conditions idéales avec GPS RTK (Real Time Kinematic), (sa précision est de l'ordre de quelques centimètres) dans un endroit ouvert. Pour se rapprocher de la réalité (où les conditions climatiques ne sont pas bonnes, ou dans une zone urbaine), on a introduit des détériorations et des coupures artificielles sur le signal GPS RTK pour générer un autre signal proche de celui du GPS standard pour l'utiliser dans la fusion. Le GPS RTK est considéré ici comme une référence (Ground truth). La Fig 4. montre l'itinéraire qui a été estimé sur PC par un outil de simulation (Matlab) en temps différé (off-line) et par l'estimation en temps réel sur la carte EMX avec l'approche de simulation HIL, et sa comparaison avec la solution GPS RTK (référence) et l'odométrie (à partir du modèle cinématique du robot). Dans notre test, les coupures GPS a été faites entre $t=10$ à 12 s et aussi entre $t=30$ à 33 s.

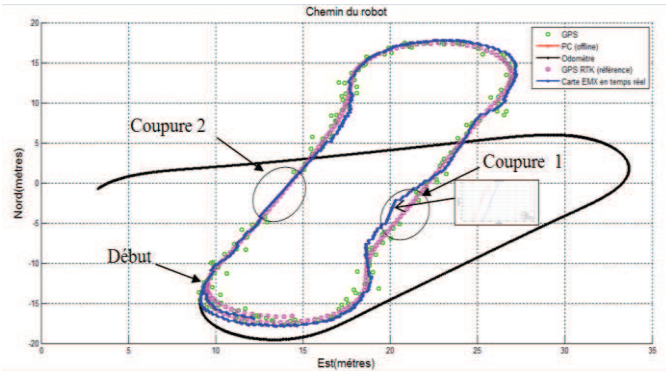


Figure 4. Le chemin du robot estimé par la carte EMX en blue (en temps réel), et celui obtenu par le PC en rouge (en temps différé). Le chemin donné par l'odomètre est affiché en noir, le GPS standard en vert, et le GPS RTK (référence) en magenta.

On constate que l'estimation de position en temps réel sur le système embarqué (en blue) est confondue sur l'estimation calculée sur PC (en rouge) en différé, toujours pour confirmer que le calcul embarqué effectué sur la carte donne de bons résultats et ne s'éloigne pas trop de la solution obtenue sur PC. Les figures (4), (5) et (6) montrent bien que malgré les coupures et les détériorations de signal GPS, notre système de navigation est arrivé à les surmonter et à estimer la position de notre robot avec une petite erreur, par contre l'état estimé par l'odomètre diverge à cause de l'accumulation de l'erreur (patinage, glissement...etc.).

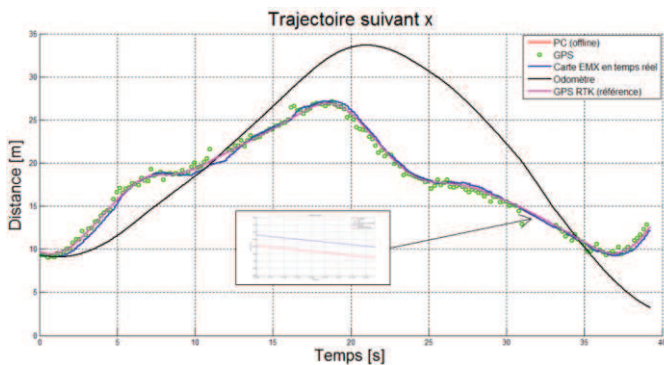


Figure 5. La trajectoire suivant x. L'estimation en bleu par la carte EMX (en temps réel) et sur PC en rouge (en temps différé). L'odométrie est affichée en noire. Le GPS standard en vert, le GPS RTK (référence) en magenta.

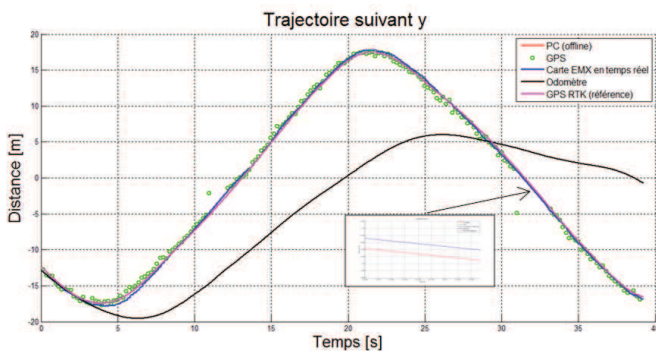


Figure 6. La trajectoire suivant y. L'estimation en bleu par la carte EMX (en temps réel) et sur PC en rouge (en temps différé), l'odométrie est affichée en noire, le GPS standard en vert, le GPS RTK (référence) en magenta.

En revanche, la Fig .7 montre que l'estimation de l'orientation de notre véhicule diverge et suit celle fournie par l'odomètre ce résultat est normal parce qu'on n'a pas utilisé un capteur extéroceptif qui va corriger l'orientation (information sur l'orientation à partir d'un capteur extéroceptive), ce qui produit une accumulation de l'erreur sur l'orientation.

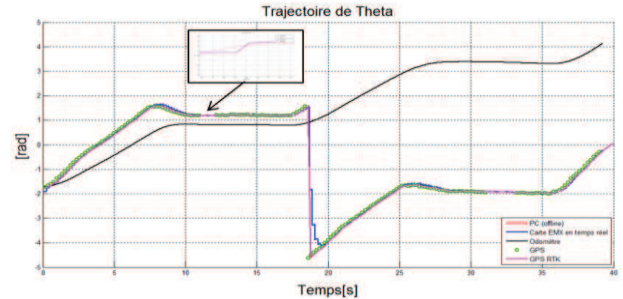


Figure 7. La courbe de $\Theta(t)$. L'estimation en bleu par la carte EMX (en temps réel) et sur PC en rouge (en temps différé), l'odométrie est affichée en noir, le GPS standard en vert, le GPS RTK (référence) en magenta.

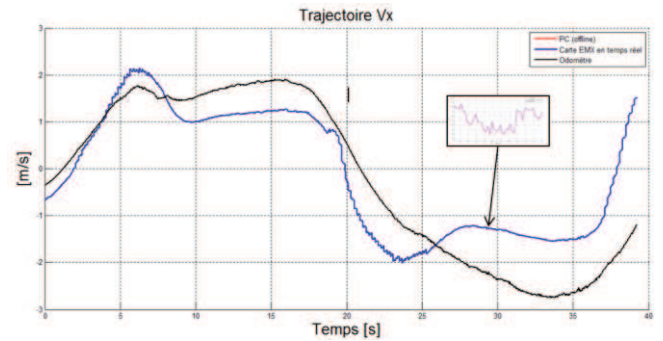


Figure 8. La courbe de $v_x(t)$. L'estimation en bleu par la carte EMX (en temps réel) et sur PC en rouge (en temps différé), l'odométrie est affichée en noir.

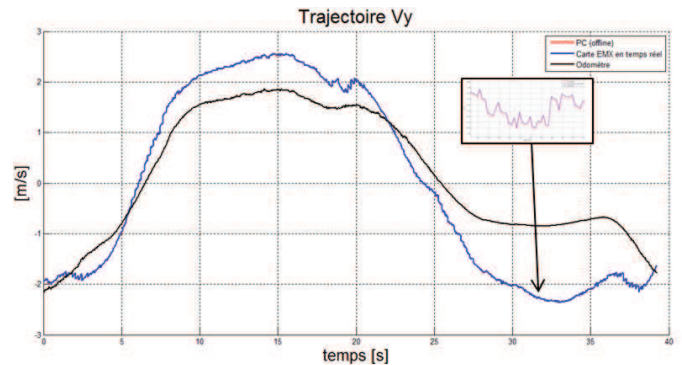


Figure 9. La courbe de $v_y(t)$. L'estimation en bleu par la carte EMX (en temps réel) et sur PC en rouge (en temps différé), l'odométrie est affichée en noir.

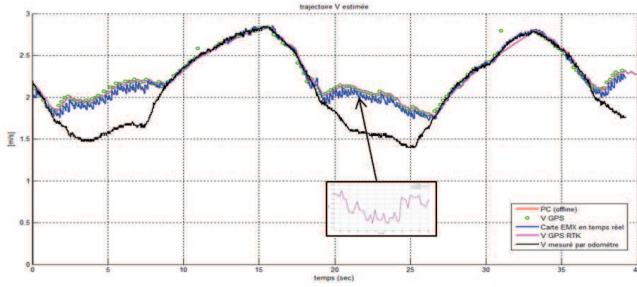


Figure 10. La courbe de la vitesse $v_{estimee}$. L'estimation en bleu par la carte EMX (en temps réel) et sur PC en rouge (en temps différé), l'odomètre mesuré est affiché en noir, le GPS standard en vert.

D'après, la Fig. 7 on constate que l'estimation de l'orientation est proche d'orientation fournie par du GPS RTK malgré les coupures GPS standard, alors que l'orientation issue d'odomètre diverge par effet de drive. Les figures (8) et (9) présente des estimations des vitesses dans le repère global par rapport au l'odomètre qui souffre de l'accumulation de drive. Dans la Fig. 10, on montre la résultante (module) des vitesses estimées sur les axes de repère global ($v_{estimee} = \sqrt{v_x^2 + v_y^2}$) par rapport à la vitesse mesurée par l'encodeur et celle de GPS standard. Nous voyons bien que notre estimation est arrivée à estimer la vitesse du véhicule (proche de la vitesse fournie par GPS RTK (référence)) malgré les coupures GPS.

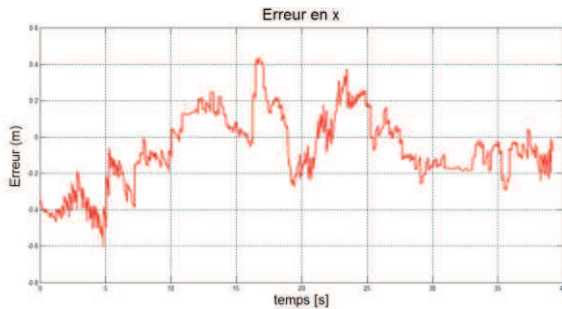


Figure 11. Erreur en x [m].

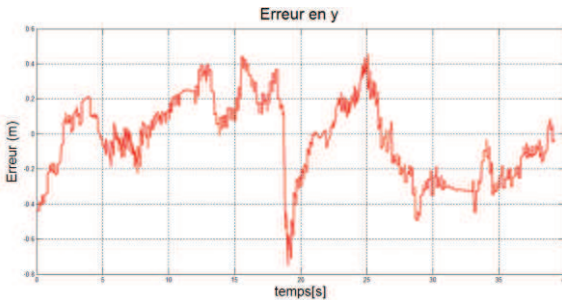


Figure 12. Erreur en y [m].

Les figures (11) et (12) montrent les erreurs d'estimation en x et y respectivement par rapport au GPS RTK (Ground truth), on constate que l'erreur maximale ne dépasse pas la limite de 0.8 m et afin de quantifier la précision de notre estimateur nous

calculons l'erreur moyenne quadratique (Root Means Squart Error) par rapport à la référence :

$$RMSE(\hat{x}) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x} - x_{GT})^2} = 0.2067m$$

$$RMSE(\hat{y}) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y} - y_{GT})^2} = 0.2354m$$

Et l'erreur totale de l'estimation

$$EST_{RMSE} = \sqrt{RMSE(\hat{x})^2 + RMSE(\hat{y})^2} = 0.3133m$$

VII. CONCLUSION

Le GPS RTK offre une information sur la position d'un véhicule avec grande précision (de niveau centimétrique) pour la navigation des robots mobiles à l'extérieur. Mais pratiquement il faut utiliser d'autres capteurs si en prenant en compte la détérioration du signal GPS. Dans ce document, nous avons proposé un estimateur d'état basé sur filtre de Kalman pour un véhicule de type voiture (Car-like), Les résultats montrent que l'estimateur nous donne des résultats avec une bonne précision, particulièrement pendant l'absence ou la détérioration à court terme de signal du capteur extéroceptif (GPS), en ensuite nous avons validé cet algorithme sur un système embarqué sous test en temps réel avec l'approche HIL.

REFERENCES

- [1] Wang, D., Tay, E.K. and Zribi, M., August 1998. "Modeling of an AGV for handling heavy container," 3rd International Conference on Advanced Mechatronics, Japan, pp.67-72.
- [2] Michael Leo O'Connor, "Carrier-Phase Differential GPS for Automatic Control of Land Vehicles," PhD thesis. Stanford Univ, 1997.
- [3] LIDA, M., Kudou, M., Ono, K., Umeda, M., 2000 "Automatic Following Control for Agricultural Vehicle," AMC, Nagoya, pp.158-162.
- [4] Bo He, Danwei Wang, Minhtuan Pham, Tieniu Yu, September 2002, "Position and Orientation Estimation with High Accuracy For A Car-like Vehicle," IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, Singapore.
- [5] Alejandro J. Weinstein, Kevin L. Moore, 2010 "Pose Estimation of Ackerman Steering Vehicles for Outdoors Autonomous Navigation" Colorado School of Mines Division of Engineering, USA.
- [6] Eric Abbait, David Powell, Jan. 1999 "Land-Vehicle Navigation Using GPS" Proceeding of IEEE, vol.87 no.1, pp.145-162.
- [7] Martin GOMEZ, 2001 "Hardware-in-the-Loop Simulation," disponible online à <http://www.embedded.com/design/prototyping-and-development/4024865/Hardware-in-the-Loop-Simulation#>
- [8] Guivant, J, Nebot, E., Baikern, S., "Autonomous Navigation and Map building Using Laser Range Sensors in Outdoor" Journal of Robotics system Vol 17, No 10, pp 565-583.
- [9] www.MRPT.org/robotics_datasets.
- [10] Ghi electronics com, Septembre, 2011 "EMX User Manual" Manuel, disponible online à www.ghielectronics.com.