

ROB312 - NAVIGATION POUR LES SYSTÈMES AUTONOMES

TP 2 Filtrage de Kalman

15 décembre 2019

Gabriel Henrique Riqueti

ENSTA IP Paris

Filtre de Kalman pour un système linéaire

Le fonctionnement du filtre de Kalman classique a suivi les transparents du cours. Pour la création des états réels et des mesures, j'ai utilisé la racine des matrices des bruit de la dynamique et des mesures, respectivement. Ce choix assume comme hypothèse que le modèle du système estime correctement le bruits du système. Pour les valeurs par défaut du code `Partie1_GNSS.m`, on obtient la trajectoire (Figure 1) et les estimations des états (Figure 2).

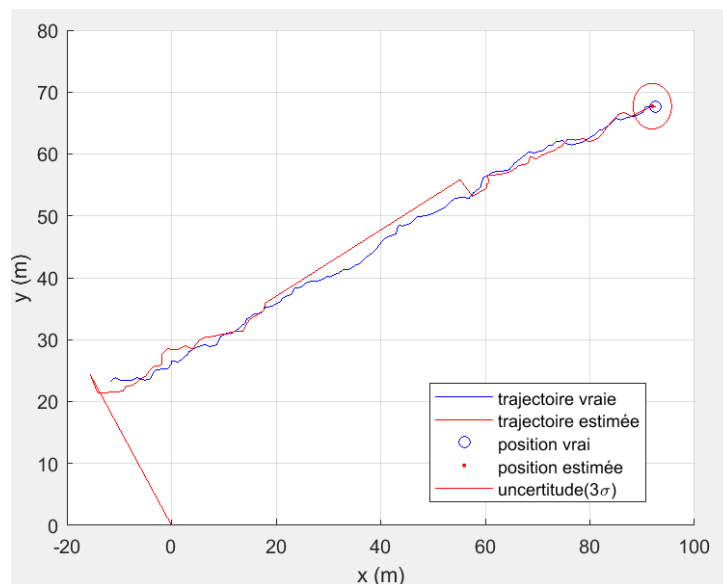


FIGURE 1: Trajectoire réelle et estimée par un filtre de Kalman pour un modèle linéaire. Axe vertical est le x et axe horizontal est le y.

Je souligne que le comportement est différent entre 3 et 7 seconds parce que les mesures ne sont pas prises en compte dans l'estimation d'états. Cette comportement peut être vue dans la trajectoire qui devient rectiligne sans suivre les petits variations réelles d'états et dans la certitude des estimations pendant ce période qui augmentent ou cessent la réduction. Un point intéressant est que les états de vitesse du système sont aussi bien estimé comme les états mesurés de position, toutefois la certitude est plus faible.

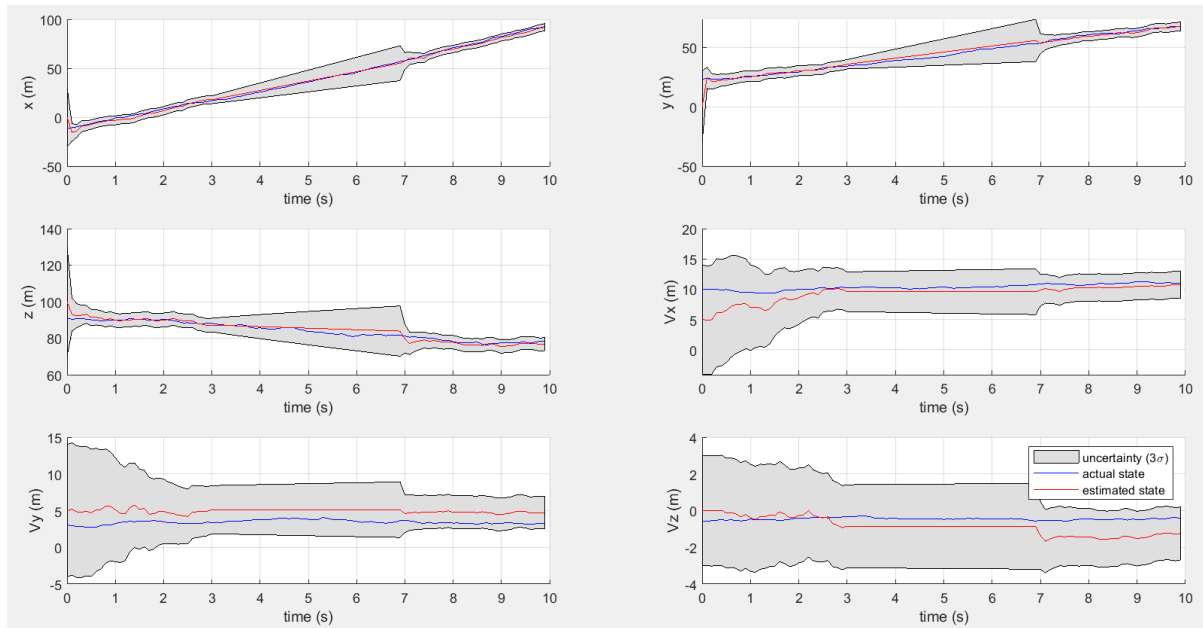


FIGURE 2: Estimation d'états d'un modèle linéaire par un filtre de Kalman au cours du temps.

Variation du bruit de la dynamique

La variation du bruit de la dynamique démontre l'influence de la correspondance du modèle du système implémenté dans le contrôle avec le système réel.

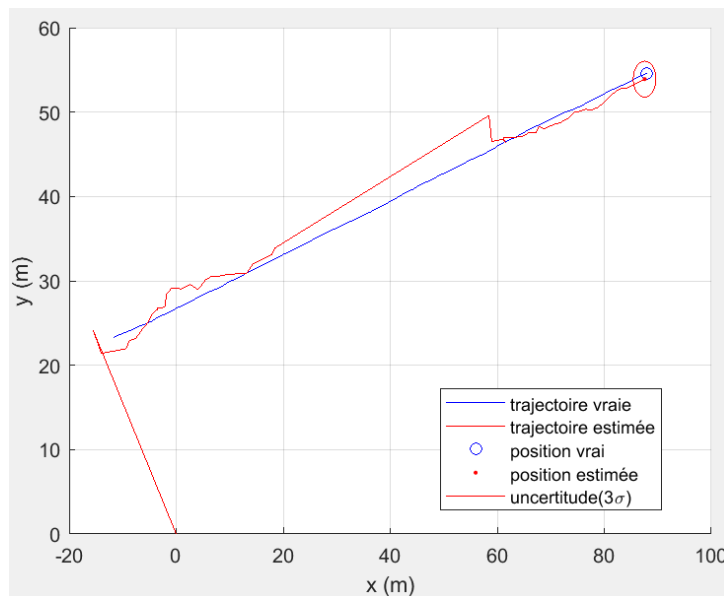


FIGURE 3: Trajectoire réelle et estimée par un filtre de Kalman pour un modèle linéaire avec la matrice de bruit de dynamique réduite par un facteur de 100. Axe vertical est le x et axe horizontal est le y.

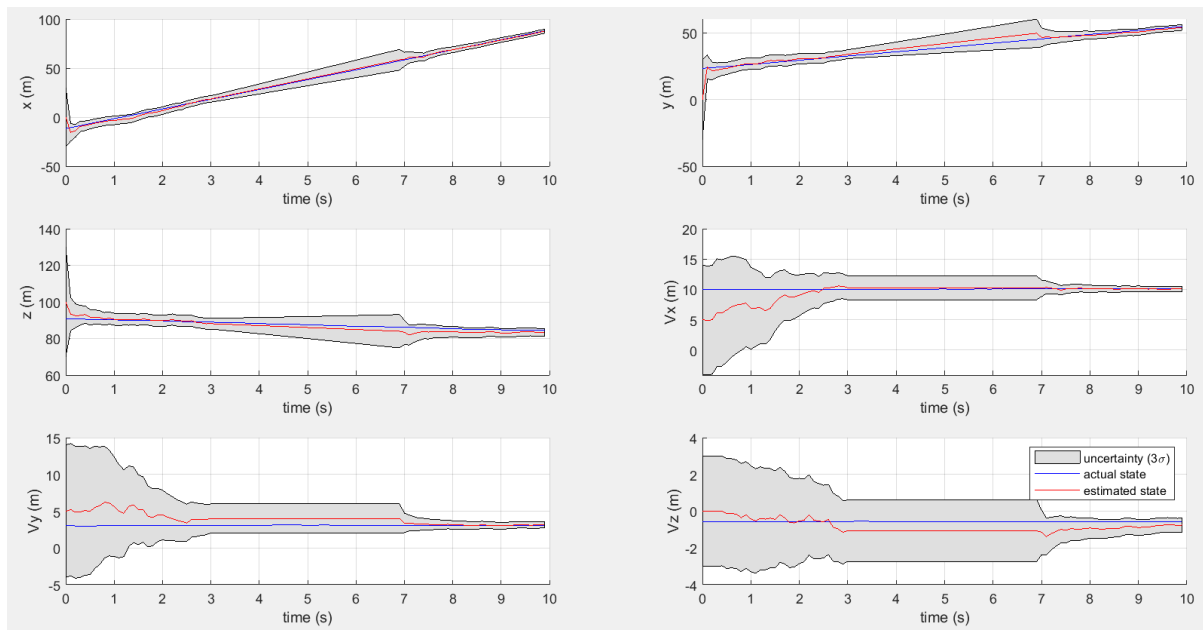


FIGURE 4: Estimation d'états d'un modèle linéaire par un filtre de Kalman avec la matrice de bruit de dynamique réduite par un facteur de 100 au cours du temps.

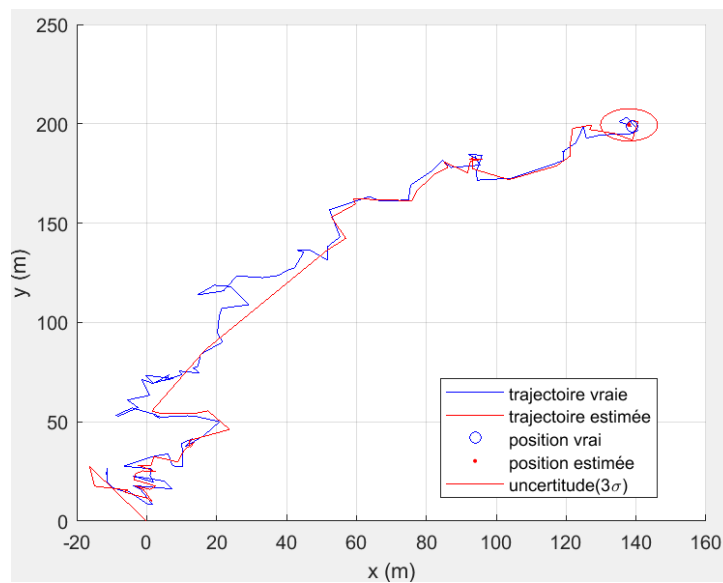


FIGURE 5: Trajectoire réelle et estimée par un filtre de Kalman pour un modèle linéaire avec la matrice de bruit de dynamique augmentée par un facteur de 100. Axe vertical est le x et axe horizontal est le y.

Dans le Figures de 3 à 6, j'ai effectué des simulations pour différents valeurs de bruit de dynamique. La réduction de ce bruit hausse la certitude de l'évaluation des états. Il s'agit du contraire quand on augmente ce bruit. On remarque que le période sans correction

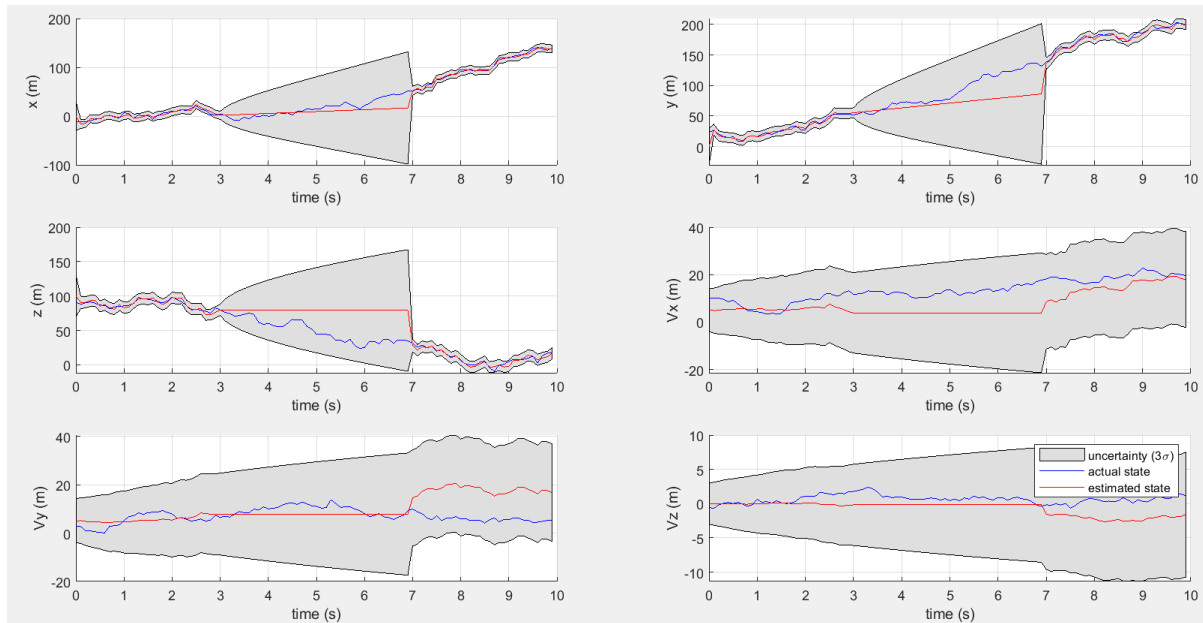


FIGURE 6: Estimation d'états d'un modèle linéaire par un filtre de Kalman avec la matrice de bruit de dynamique augmentée par un facteur de 100 au cours du temps.

d'estimation des états et la estimation des vitesses sont le plus sensibles à ces altérations.

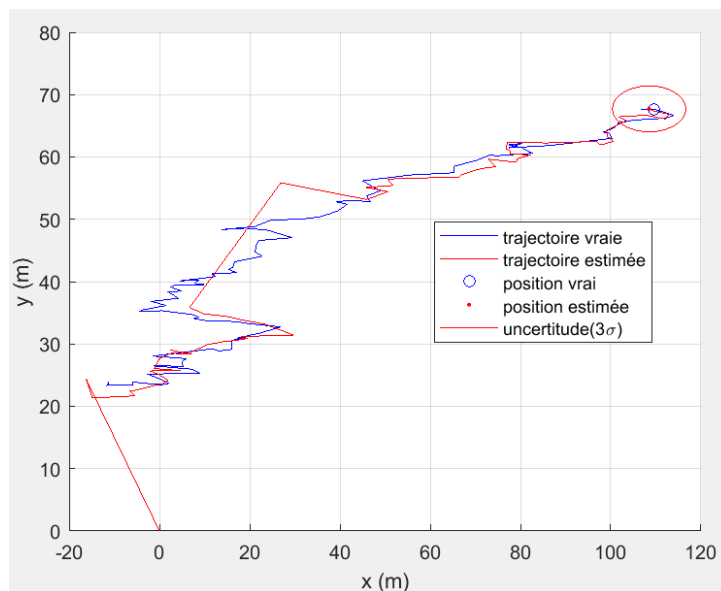


FIGURE 7: Trajectoire réelle et estimée par un filtre de Kalman pour un modèle linéaire avec la valeur dans la diagonale de la matrice de bruit de dynamique associée au état de position dans l'axe x augmentée par un facteur de 100. Axe vertical est le x et axe horizontal est le y.

Dans les Figures de 7 à 10, on n'a varié qu'un état pour montrer l'indépendance de chaque

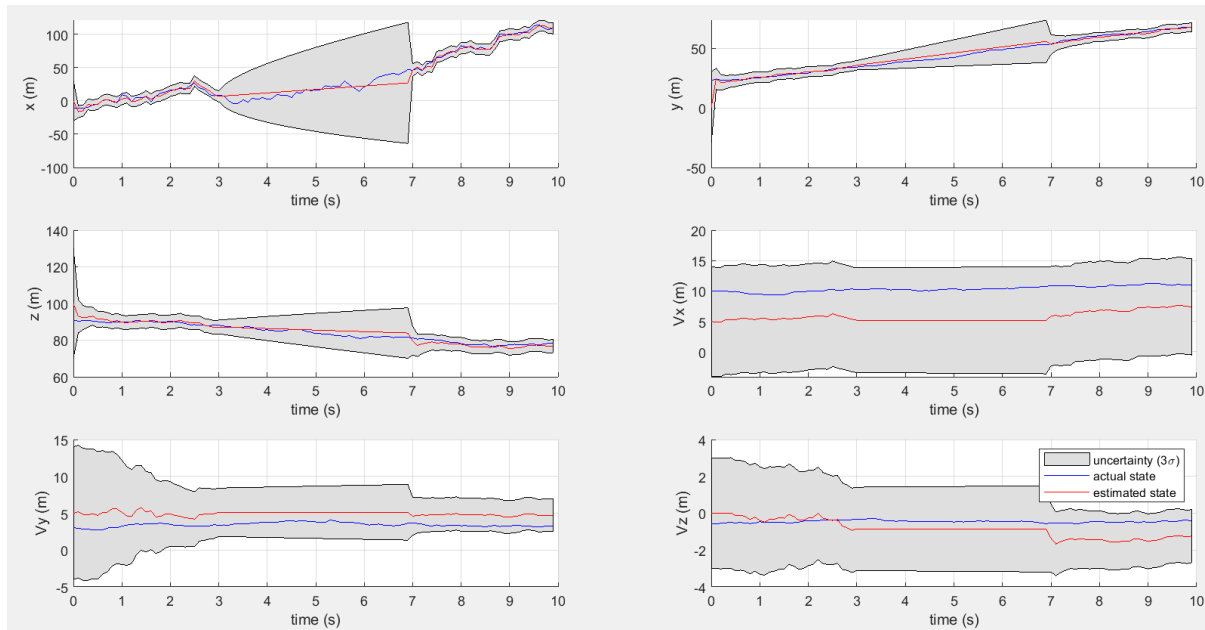


FIGURE 8: Estimation d'états d'un modèle linéaire par un filtre de Kalman avec la valeur dans la diagonale de la matrice de bruit de dynamique associée au état de position dans l'axe x augmentée par un facteur de 100 au cours du temps.

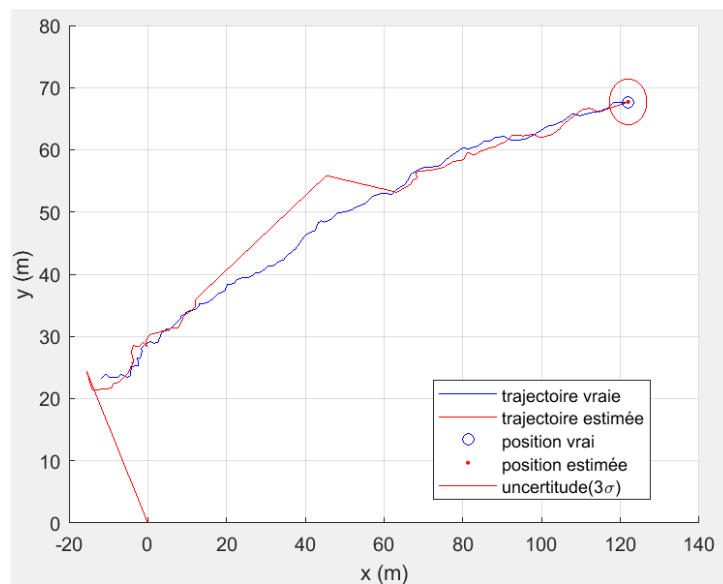


FIGURE 9: Trajectoire réelle et estimée par un filtre de Kalman pour un modèle linéaire avec la valeur dans la diagonale de la matrice de bruit de dynamique associée au état de vitesse dans l'axe x augmentée par un facteur de 100. Axe vertical est le x et axe horizontal est le y.

composant de la matrice de bruit de dynamique par rapport les états. On peut percevoir que cette augmentation de bruit de dynamique d'états de position et de vitesse dans l'axe x

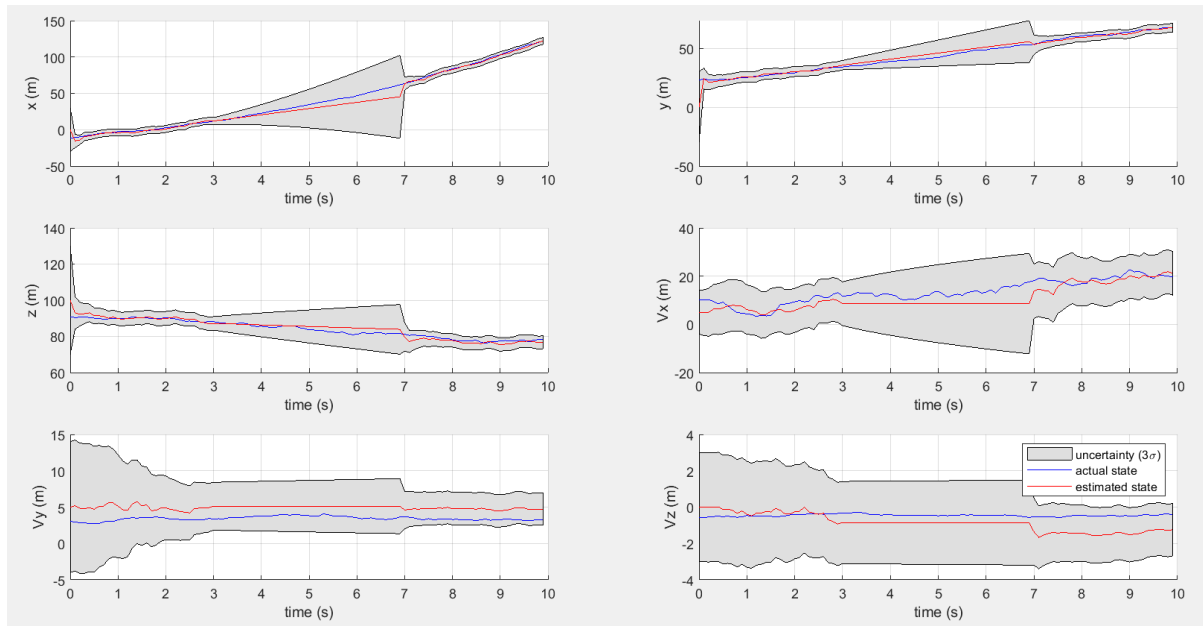


FIGURE 10: Estimation d'états d'un modèle linéaire par un filtre de Kalman avec la valeur dans la diagonale de la matrice de bruit de dynamique associée au état de vitesse dans l'axe x augmentée par un facteur de 100 au cours du temps.

n'affecte que les états dans cet axe.

Variation du bruit de mesure

Afin de démontrer l'influence de la qualité des senseurs dans l'estimation d'états et comme une haute quantité de senseurs peut compenser la faible qualité leur faible qualité, on a simulé l'estimation d'états du système en variant le bruit de mesures.

Dans les Figures de 11 à 14, on voit qu'une matrice de bruit de mesures avec petites valeur cause une certitude plus grande lorsqu'on corrige les estimations.

Filtre de Kalman Etendu pour une système non-linéaire

Le fonctionnement du filtre de Kalman étendu a suivi les transparents du cours. Pour la création des états réels et des mesures, j'ai utilisé la racine des matrices des bruit de la dynamique et des mesures, respectivement. Ce choix assume comme hypothèse que le

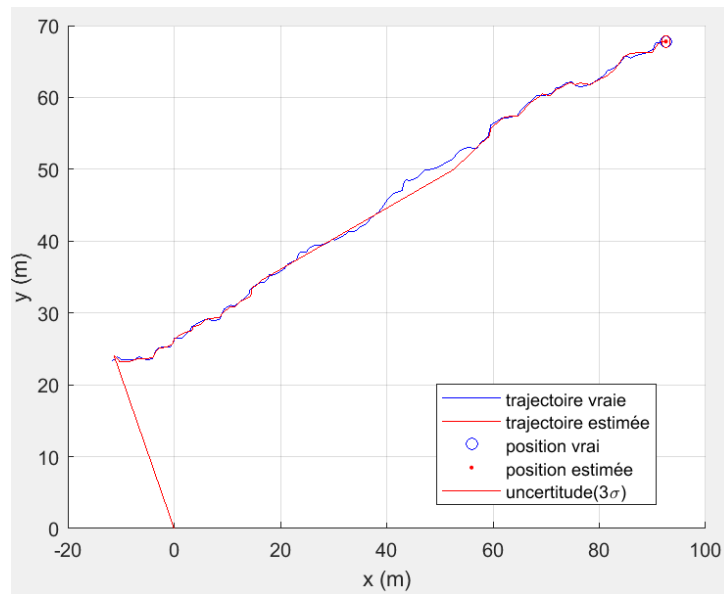


FIGURE 11: Trajectoire réelle et estimée par un filtre de Kalman pour un modèle linéaire avec la matrice de bruit de mesure réduite par un facteur de 100. Axe vertical est le x et axe horizontal est le y.

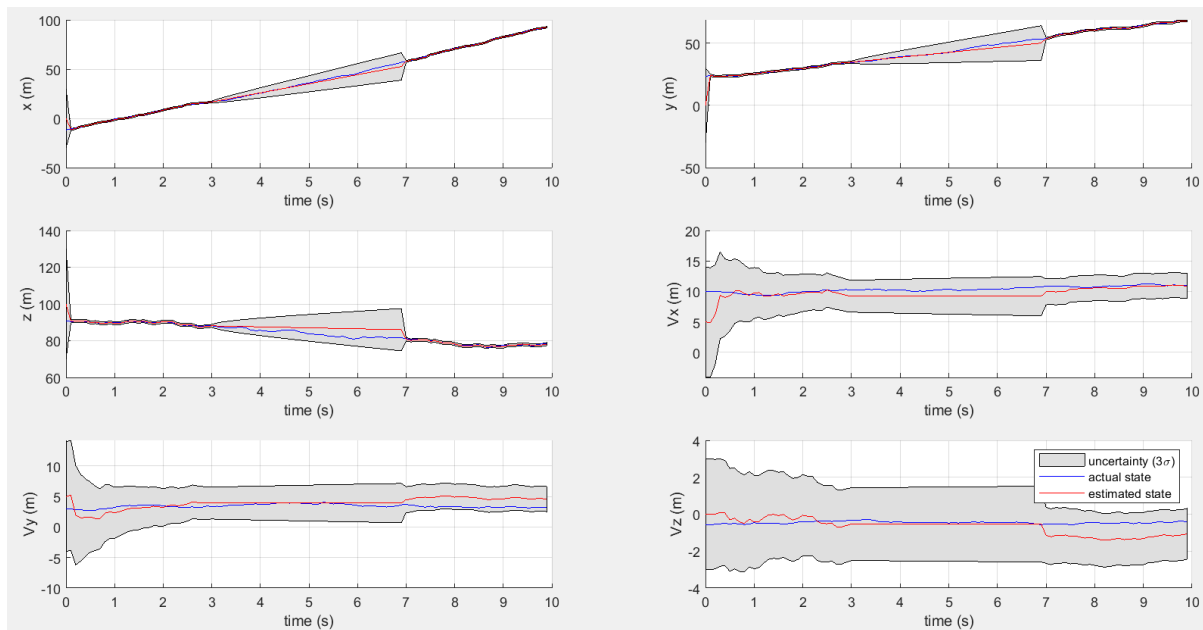


FIGURE 12: Estimation d'états d'un modèle linéaire par un filtre de Kalman avec la matrice de bruit de mesure réduite par un facteur de 100 au cours du temps.

modèle du système estime correctement le bruits du système et que le bruit de linéarisation est négligeable par rapport le bruit introduit aléatoirement. Pour les valeurs par défaut du code `Partie2_amers.m`, on obtient la trajectoire (Figura 17) et les estimations des états

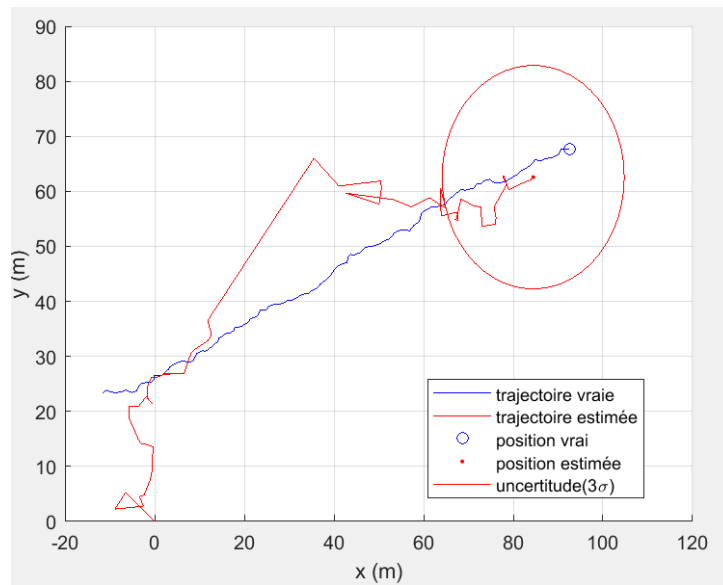


FIGURE 13: Trajectoire réelle et estimée par un filtre de Kalman pour un modèle linéaire avec la matrice de bruit de mesure augmentée par un facteur de 100. Axe vertical est le x et axe horizontal est le y.

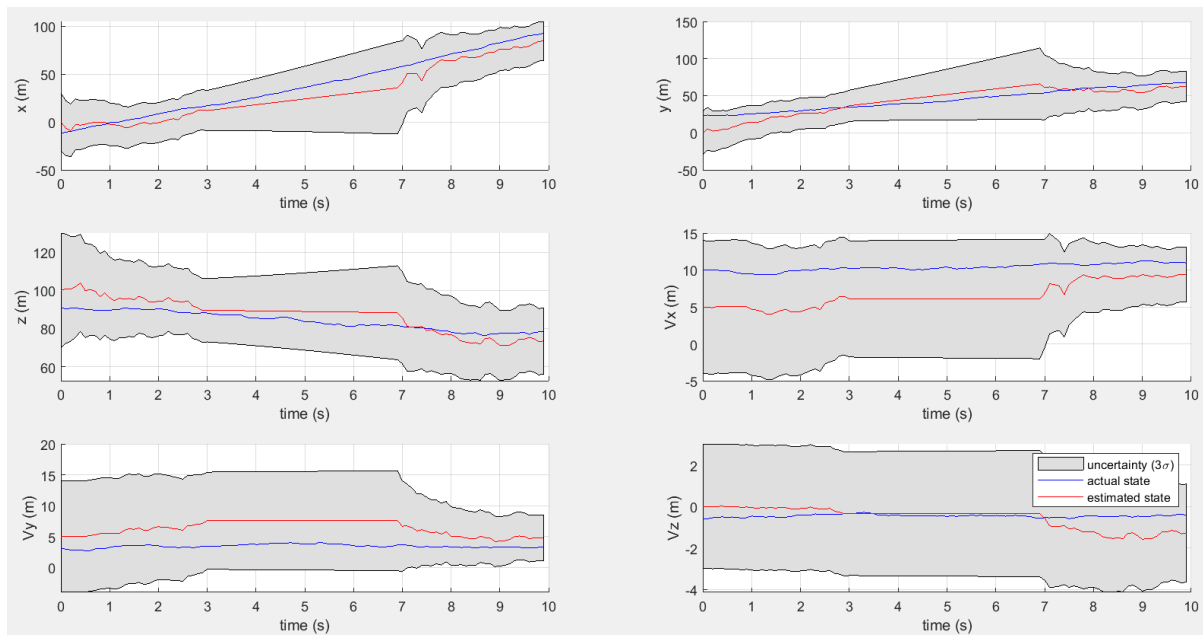


FIGURE 14: Estimation d'états d'un modèle linéaire par un filtre de Kalman avec la matrice de bruit de mesure augmentée par un facteur de 100 au cours du temps.

(Figura 18).

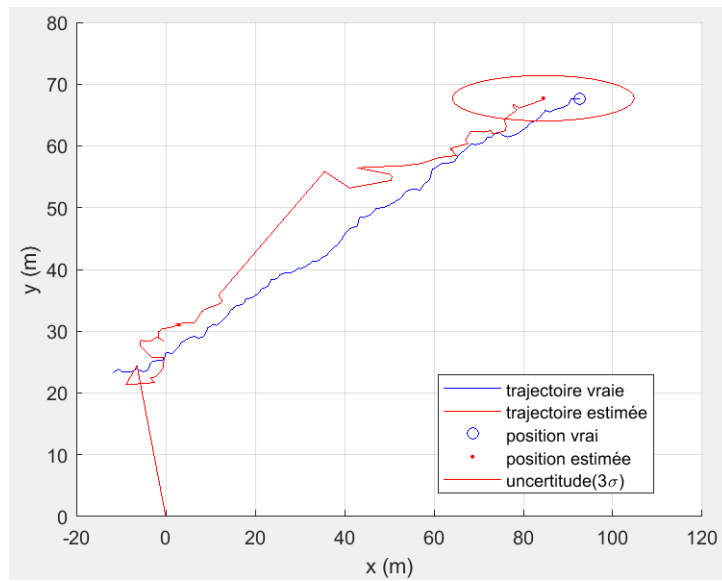


FIGURE 15: Trajectoire réelle et estimée par un filtre de Kalman pour un modèle linéaire avec la valeur dans la diagonale de la matrice de bruit de mesure associée au état de position dans l'axe x augmentée par un facteur de 100. Axe vertical est le x et axe horizontal est le y.

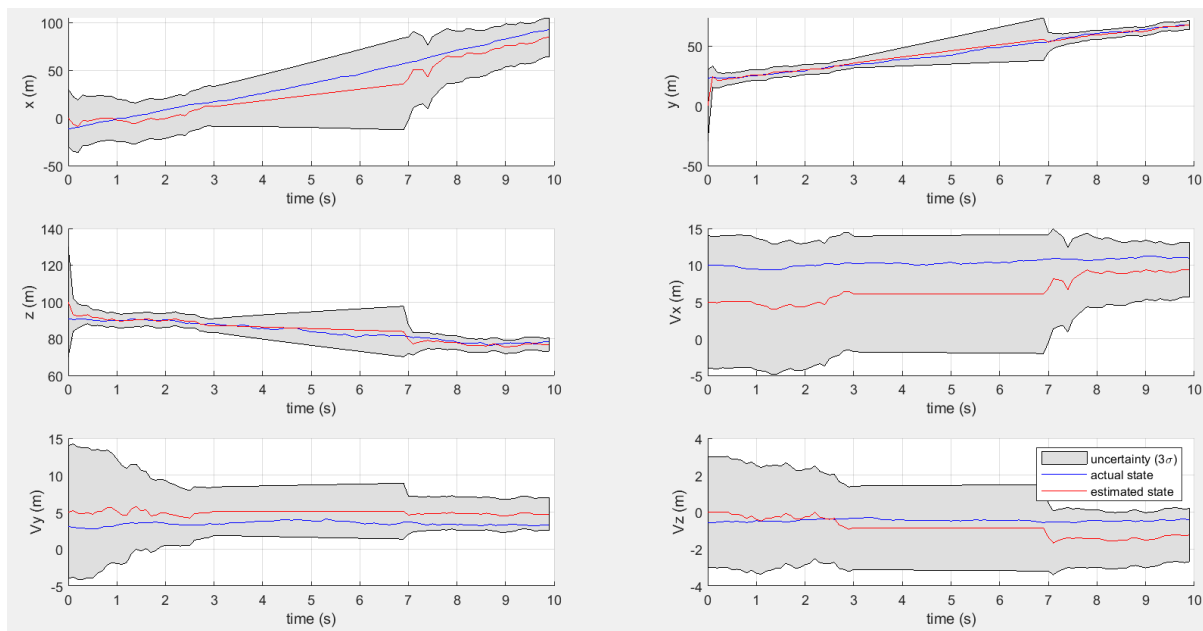


FIGURE 16: Estimation d'états d'un modèle linéaire par un filtre de Kalman avec la valeur dans la diagonale de la matrice de bruit de mesure associée au état de position dans l'axe x augmentée par un facteur de 100 au cours du temps.

Modification de la fréquence de mesures à 1 Hz

Cette section a pour but montrer la possibilité d'utiliser l'estimation des états à une fréquence plus grande que la fréquence de mesures. Cette approche nous permet mettre à

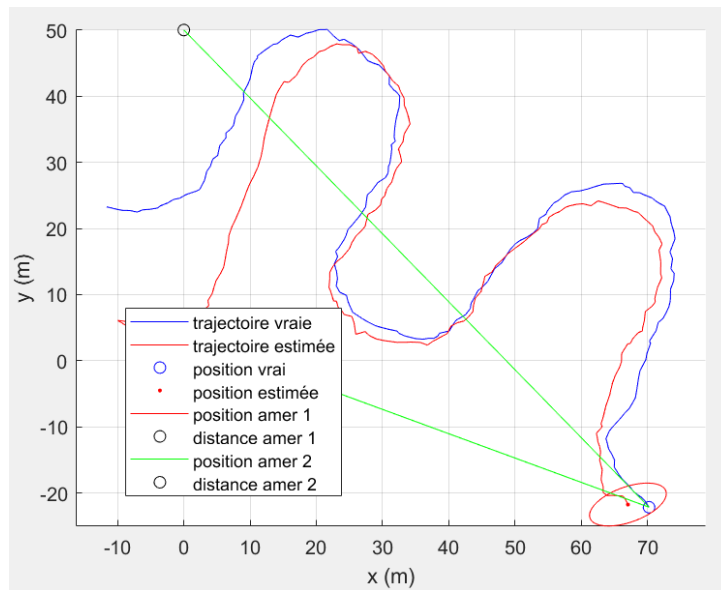


FIGURE 17: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu pour un modèle non-linéaire.

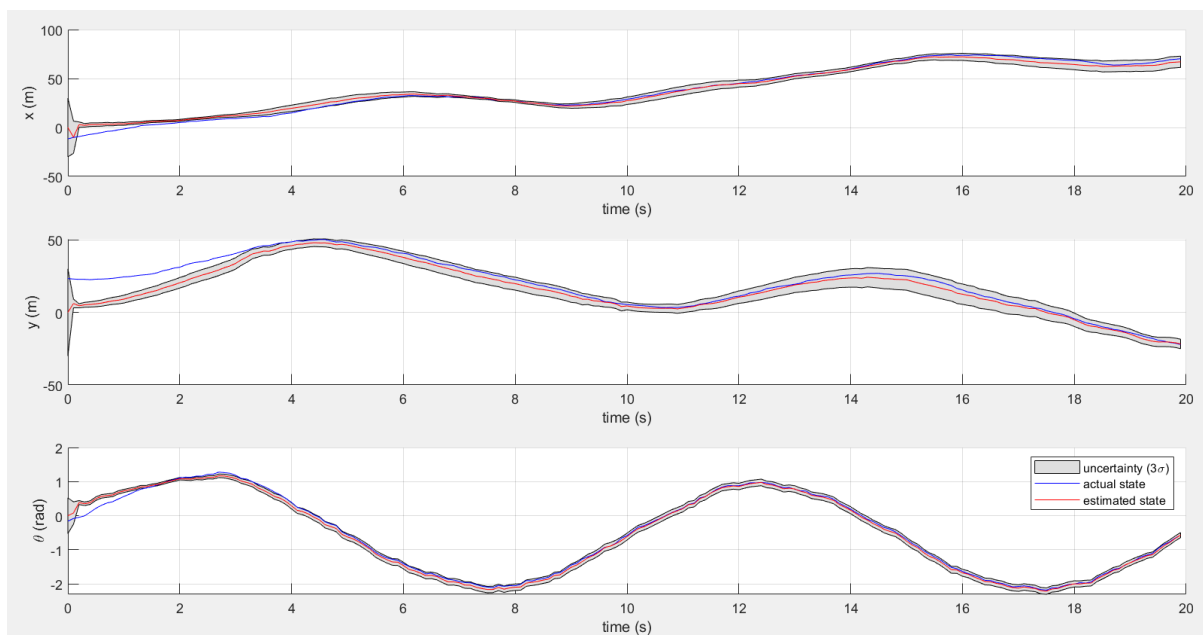


FIGURE 18: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu au cours du temps.

jour le contrôle plus vite que la fréquence de mesures et peut être obtenu par l'usage de la correction du filtre de Kalman Etendu juste quand on reçoit des mesures, dans les autres moment on n'utilise que les valeurs d'états estimées par le modèle de la dynamique.

On voit dans les Figures 19 et 20 que l'incertitude accroît lorsqu'on n'utilise pas les

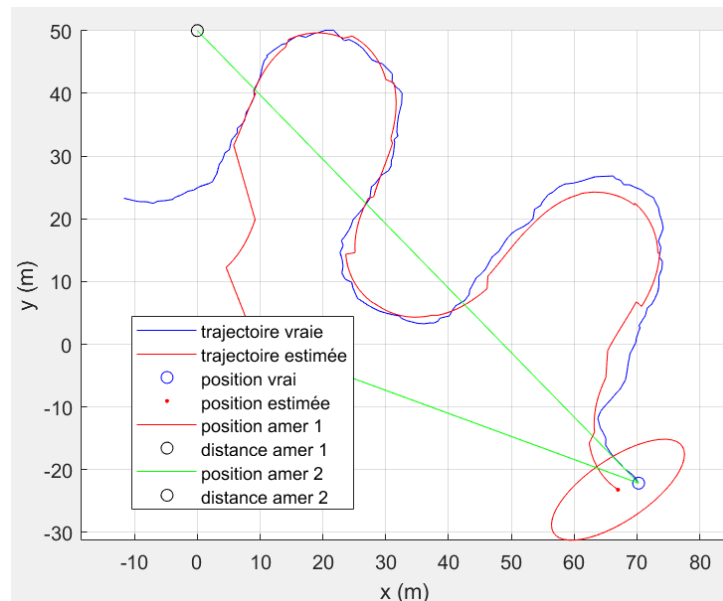


FIGURE 19: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu avec une fréquence de correction d'estimation des états de 1 Hz pour un modèle non-linéaire.

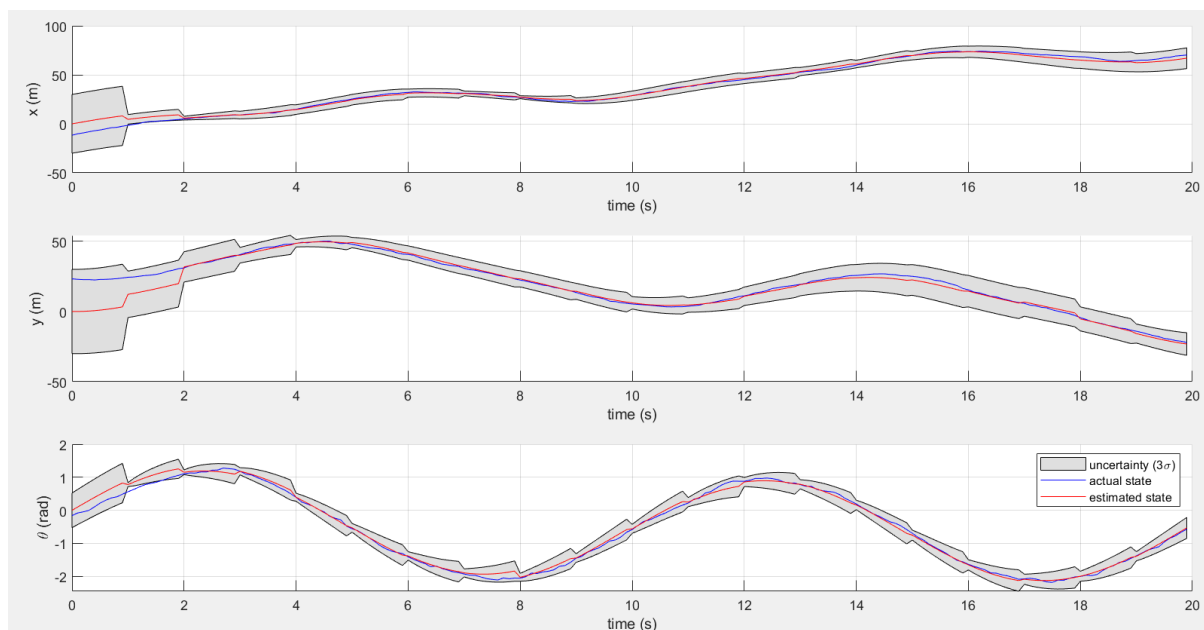


FIGURE 20: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu avec une fréquence de correction d'estimation des états de 1 Hz au cours du temps.

mesures cependant l'estimation est toujours dedans l'incertitude.

Variation du bruit de dynamique

Dans les Figures de 21 à 24, j'ai effectué des simulations pour différentes valeurs de bruit de dynamique. La réduction de ce bruit hausse la certitude de l'évaluation des états. Il s'agit du contraire quand on augmente ce bruit. Contrairement au comportement attendu, l'estimation d'états est hors l'incertitude de 3σ , l'explication est que une matrice de bruit de dynamique avec basses valeurs signifie que le modèle de la dynamique est fiable, cependant bien que le bruit aléatoire introduit est diminué, le bruit introduit par la linéarisation n'est pas si petit.

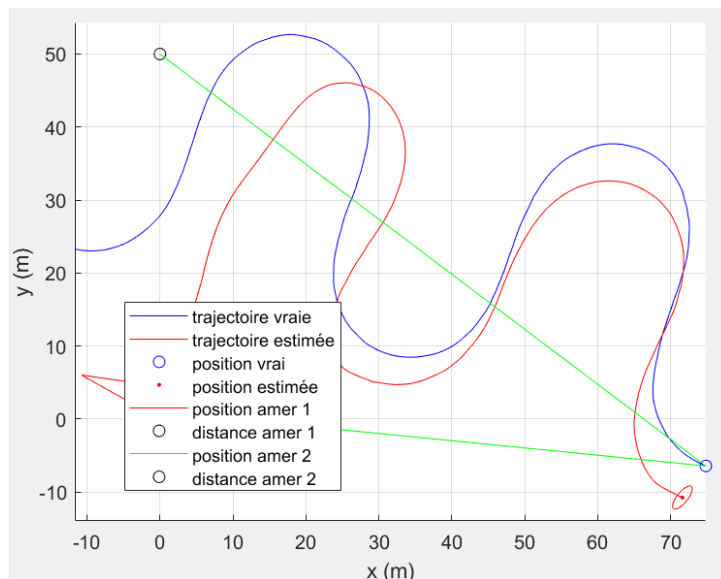


FIGURE 21: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu avec la matrice de bruit de dynamique réduite par un facteur de 100 pour un modèle non-linéaire.

Variation du bruit de mesure

Dans cette section, on adresse à l'influence de la qualité de mesures par rapport l'estimation d'états.

Dans les Figures de 25 à 28, on voit qu'une matrice de bruit de mesures avec petites valeur cause une certitude plus grande.

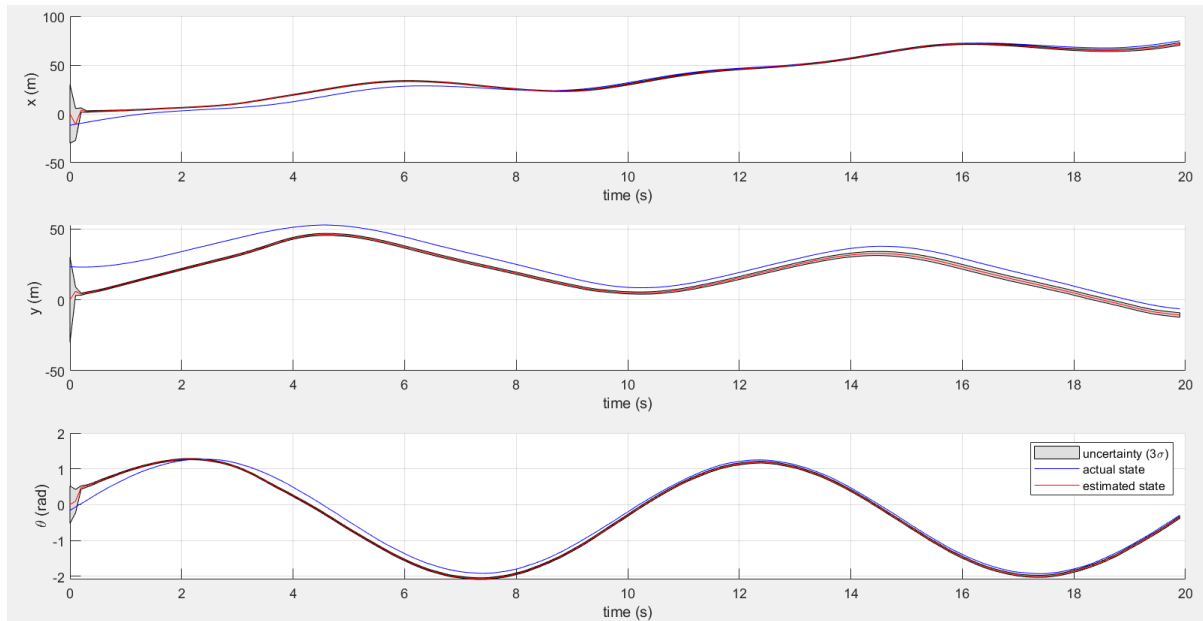


FIGURE 22: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu avec la matrice de bruit de dynamique réduite par un facteur de 100 au cours du temps.

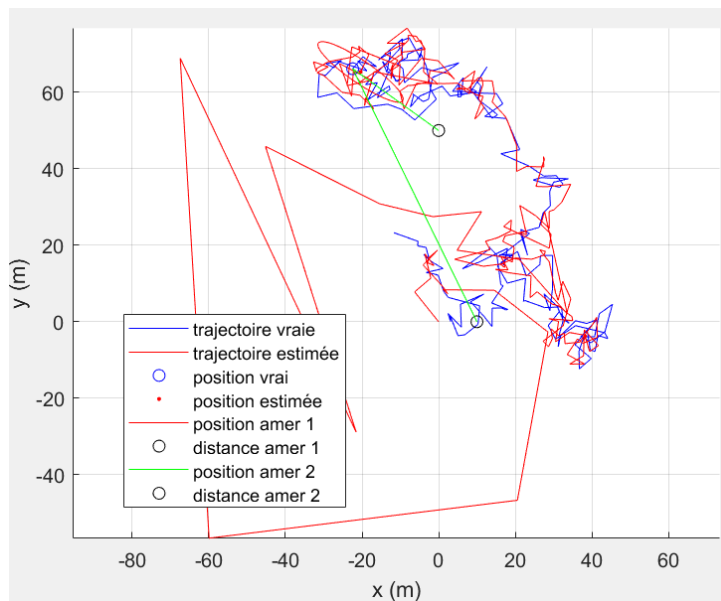


FIGURE 23: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu avec la matrice de bruit de dynamique augmentée par un facteur de 100 pour un modèle non-linéaire.

Variation du nombre de amers

Afin de démontrer que la qualité des senseurs peut être compenser par la quantité de senseurs, on a fait de simulations avec trois, six et neuf amers (Figures de 29 à 34). En

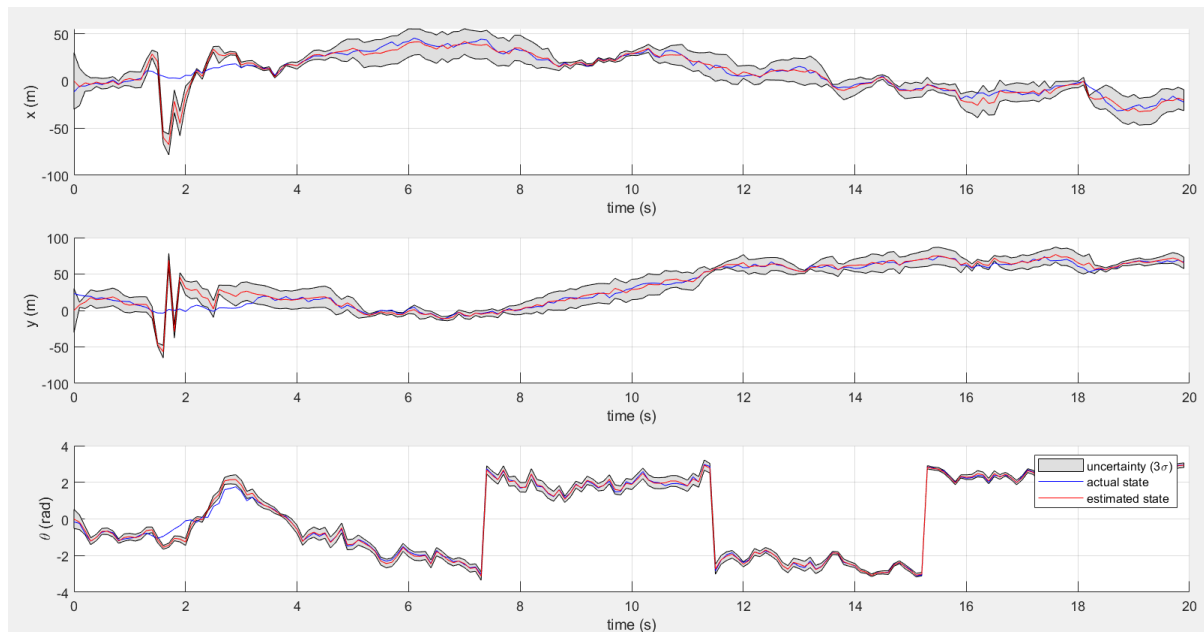


FIGURE 24: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu avec la matrice de bruit de dynamique augmentée par un facteur de 100 au cours du temps.

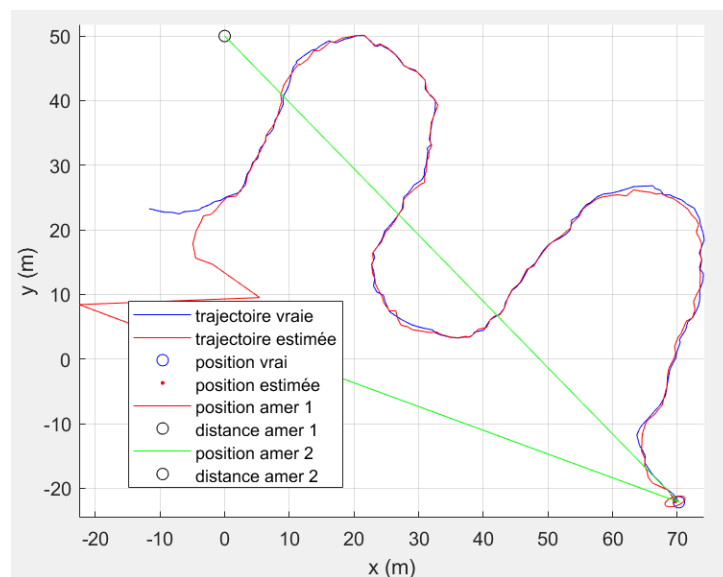


FIGURE 25: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu avec la matrice de bruit de mesure réduite par un facteur de 100 pour un modèle non-linéaire.

regardant les trajectoires réelles et estimées et les estimations par rapport les valeurs réelles, la certitude des estimations suivent la quantité d'amers.

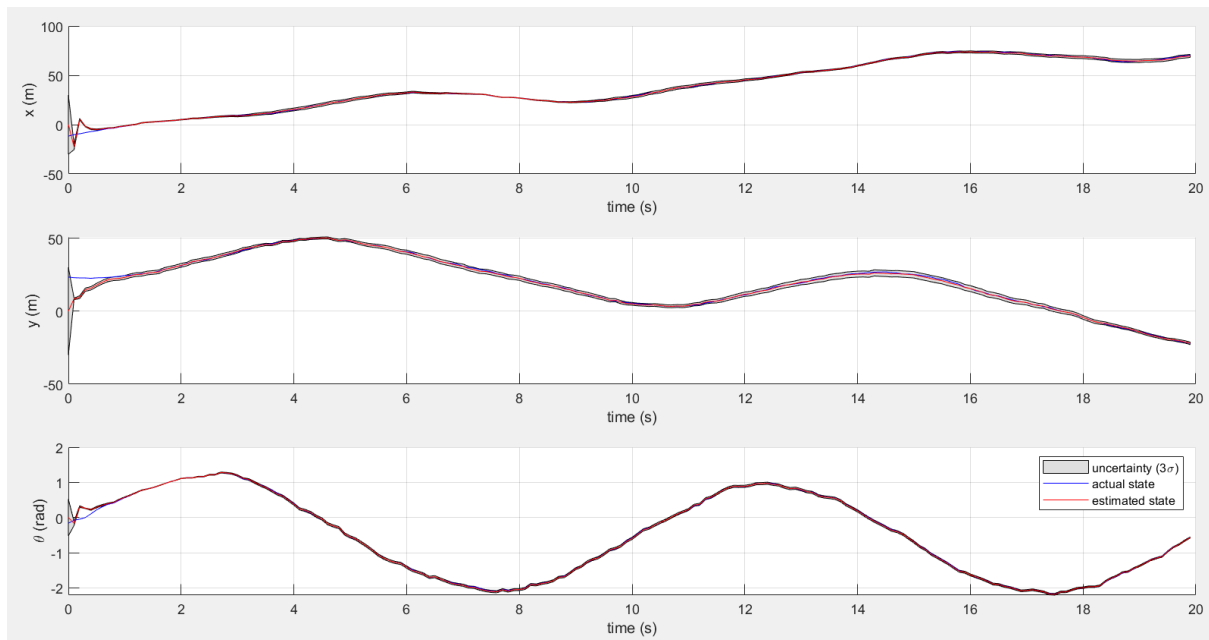


FIGURE 26: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu avec la matrice de bruit de mesure réduite par un facteur de 100 au cours du temps.

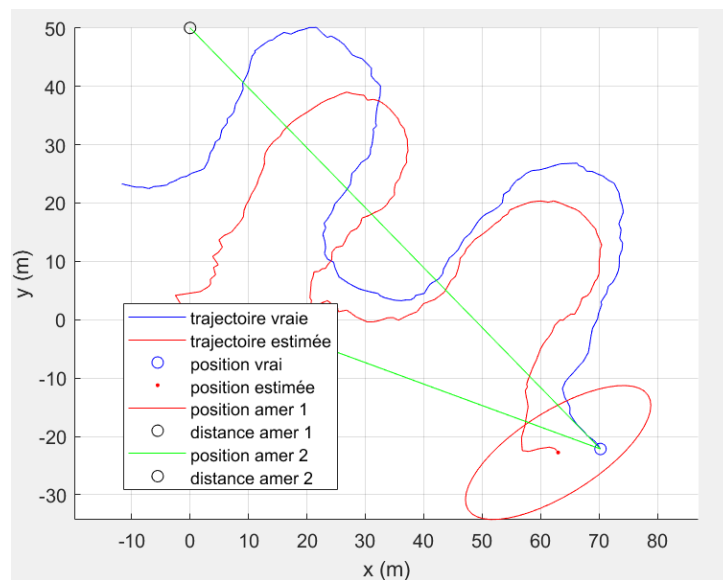


FIGURE 27: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu avec la matrice de bruit de mesure augmentée par un facteur de 100 pour un modèle non-linéaire.

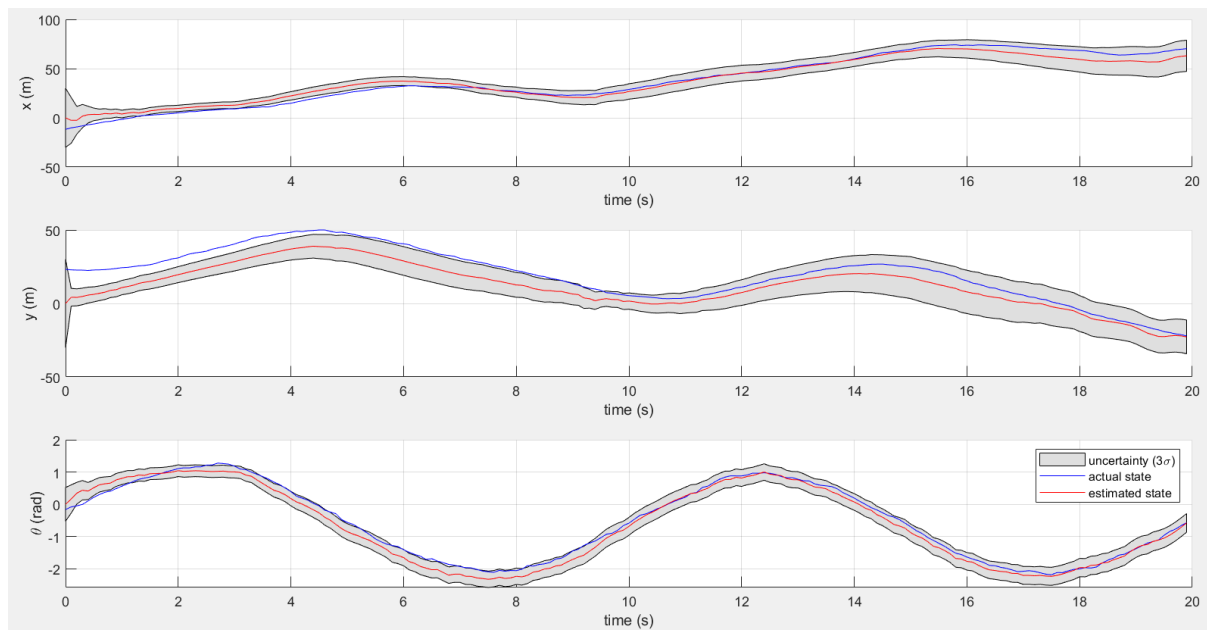


FIGURE 28: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu avec la matrice de bruit de mesure augmentée par un facteur de 100 au cours du temps.

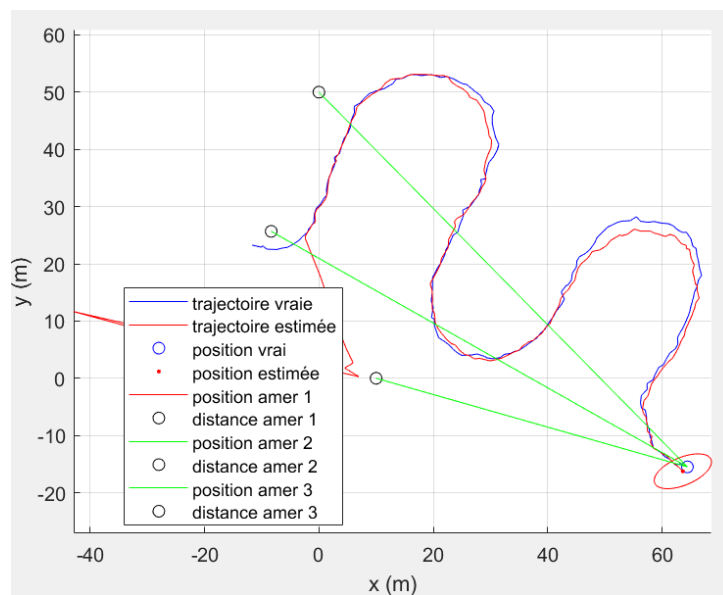


FIGURE 29: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu avec 3 amers pour un modèle non-linéaire.

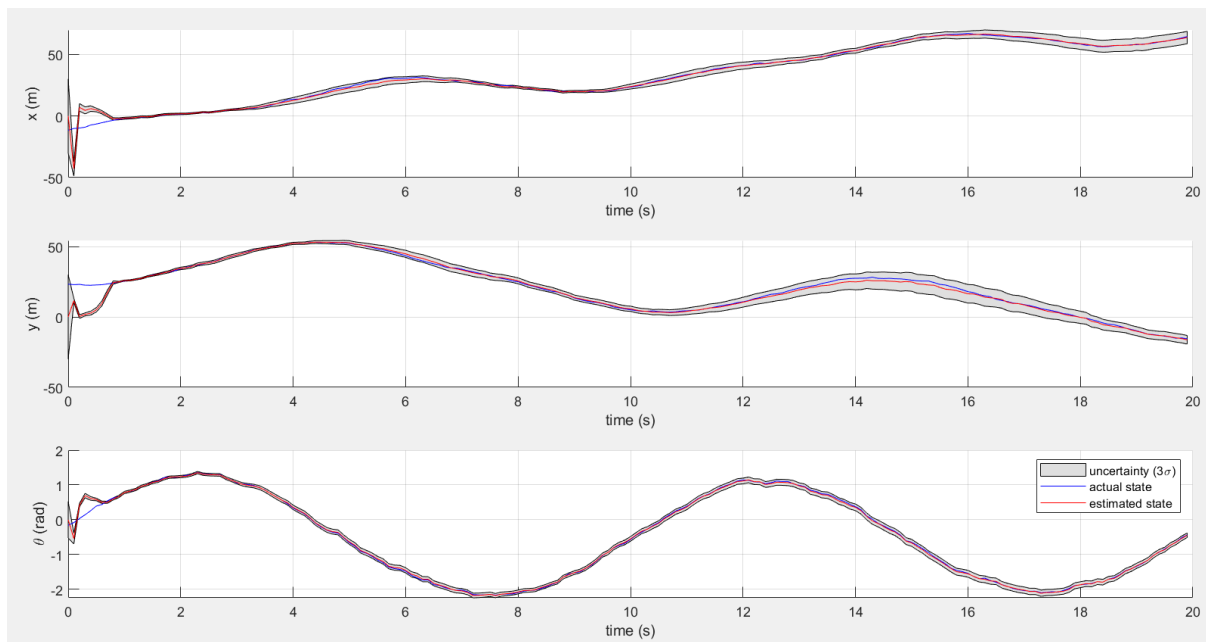


FIGURE 30: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu avec 3 amers au cours du temps.

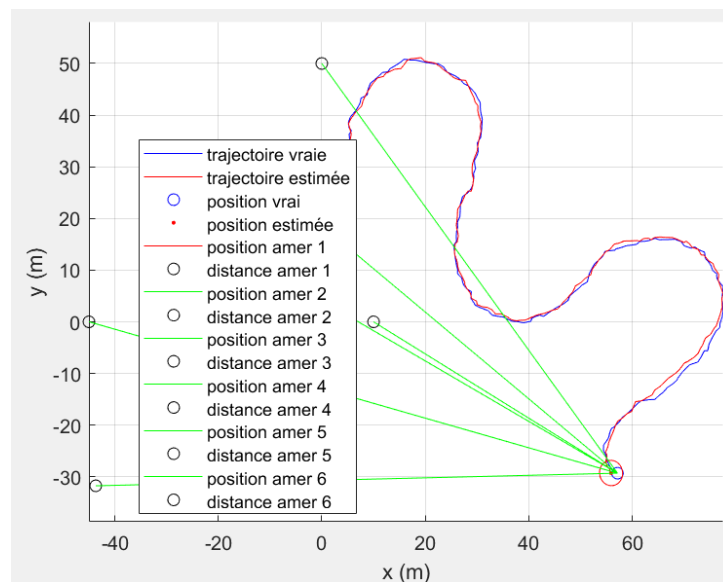


FIGURE 31: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu avec 6 amers pour un modèle non-linéaire.

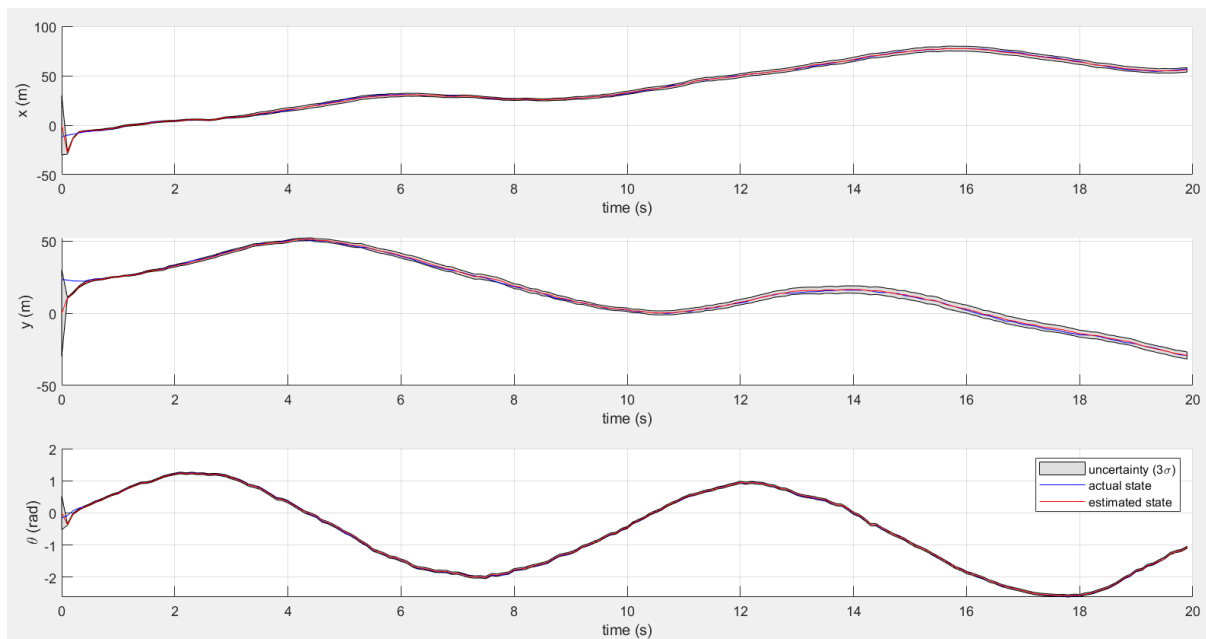


FIGURE 32: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu avec 6 amers au cours du temps.

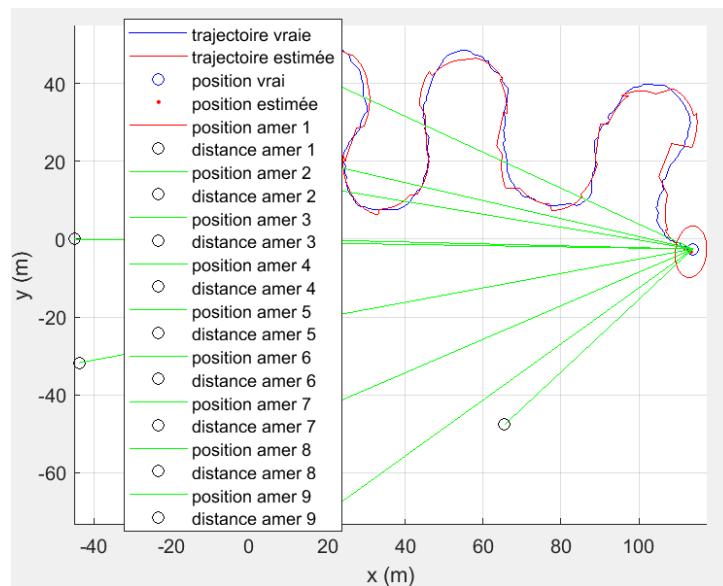


FIGURE 33: Trajectoire réelle et estimée par filtre de Kalman Etendu avec 9 amers pour un modèle non-linéaire.

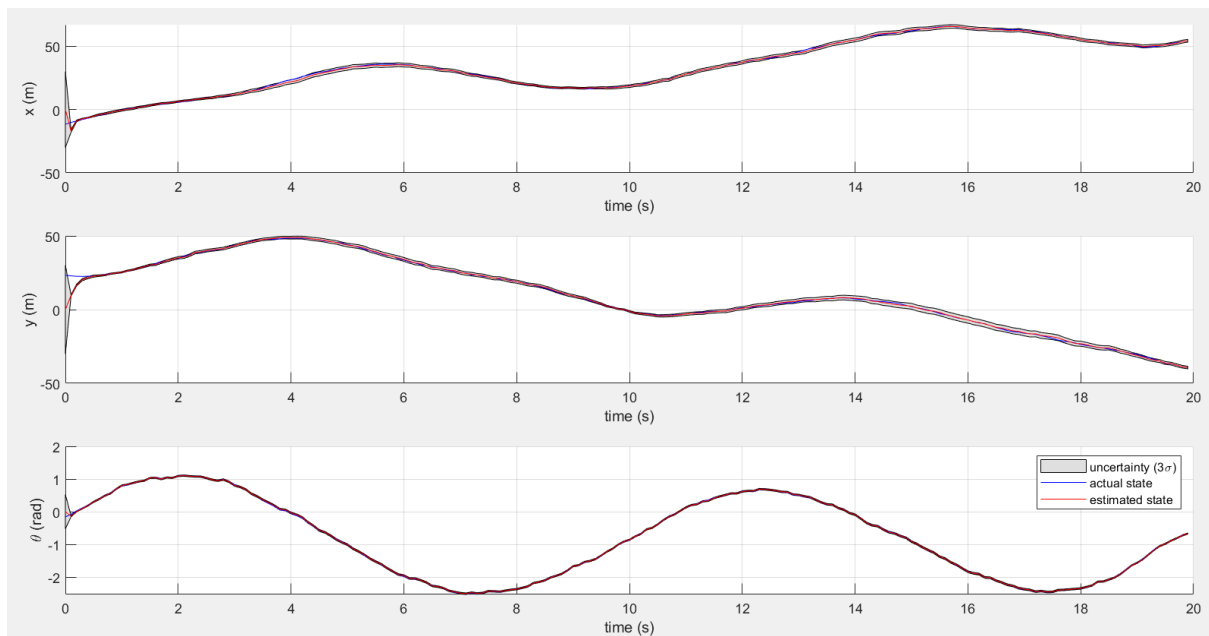


FIGURE 34: Estimation d'états d'un modèle non-linéaire par un filtre de Kalman Etendu avec 9 amers au cours du temps.