

ROB312-TP2

Pan Mengyu

Decembre 2020

1 Algorithmne et Modèle

Kalman filtre [1] est un algorithmne de contrôle qui minimise la différence entre la prédiction et la réalité pour contrôler la modèle. Dans ce TP, il y a deux modèle GNSS qui est statistique et Amer qui est dynamique.

2 Résultat

2.1 Partie 1

Pour Q1 et Q2, après je complète la fonction GNSS, je peux voir le résultat dans la figure 1. La position estimé est correspondant avec la position vraie. L'incertitude de vitesse est grande au début mais il diminue donc le filter Kalman fonctionne bien.

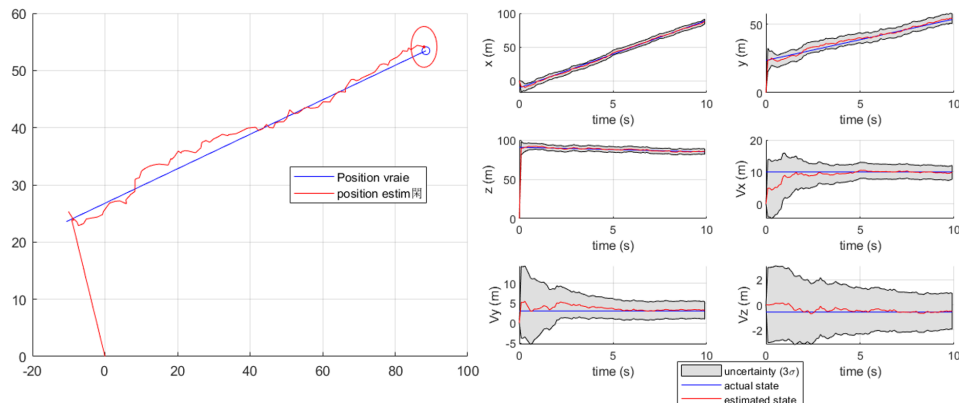


Figure 1: Le résultat de GNSS

Ensuite, pour Q3 je simule un trou de mesures entre $t = 3$ s et $t = 7$ s. Le résultat obtenu dans la figure 2 a plus de l'incertitude que la figure 1 parce qu'on ne sait pas les état de trois première seconds.

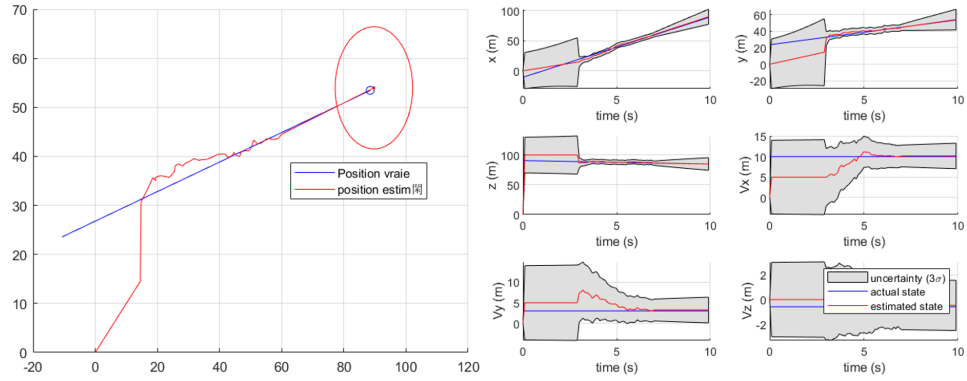


Figure 2: Le résultat de GNSS entre $t=3s$ et $t=7s$

Dans la figure 3 et la figure 4 de Q4, les bruit de dynamique du filtre sont $\text{diag}([2,2,2,0.01,0.01,0.001])$ et $\text{diag}([0.2,0.2,0.2,0.1,0.1,0.01])$ respectivement. Dans la figure3, j'augmente le bruit de position donc l'incertitude de position est grande comparée avec 1 et pareillement, j'augmente le bruit de vitesse dans la figure4 donc l'incertitude de vitesse est grande. Il y a plus de l'incertitude de la vitesse, mais cette vitesse est plus lisse dans la figure 3 comparée avec la figure4.

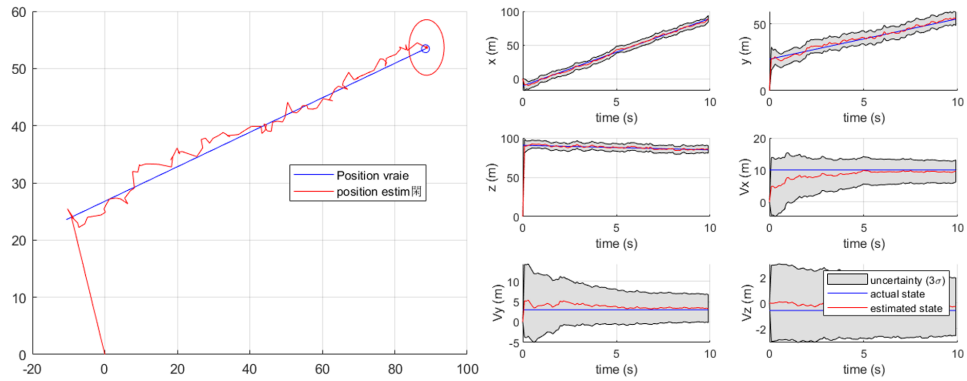


Figure 3: Le résultat de GNSS avec $Q_f = \text{diag}([2,2,2,0.01,0.01,0.001])$

Également, je varie le bruit de mesure du filtre avec $\text{diag}([25,25,25])$ et $\text{diag}([1,1,1])$. Les résultats obtenus pour Q5 dans la figure 5 et 6 indiquent que le grand bruit de mesure du filtre a le grand incertitude mais il peut faire la mouvement plus lisse.

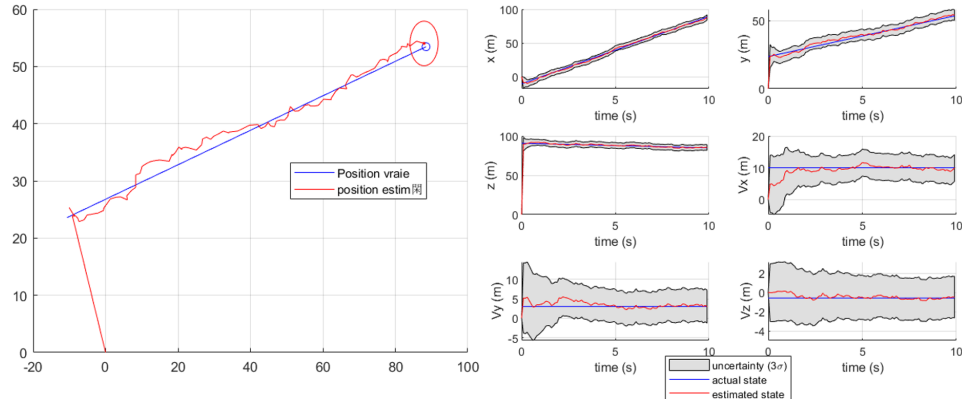


Figure 4: Le résultat de GNSS avec $Q_f = \text{diag}([0.2, 0.2, 0.2, 0.1, 0.1, 0.01])$

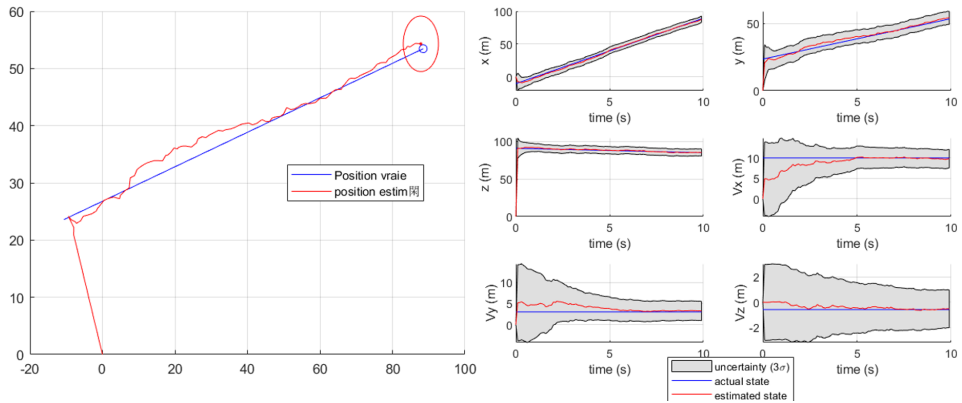


Figure 5: Le résultat de GNSS avec $R = \text{diag}([25, 25, 25])$

2.2 Partie 2

Pour Q1 et Q2, après je complète la fonction Amers, je peux voir le résultat dans la figure 7. La position estimée est aussi correspondant avec la position vraie donc le filtre Kalman fonctionne bien dans ce modèle.

Quand j'augmente la fréquence à 1Hz pour Q2 donc il bouge plus rapide, le résultat dans la figure 8 indique qu'il y a plus de l'incertitude.

Dans la figure 9 et 10, je varie le bruit de dynamique du filtre pour Q3 et le grand bruit a plus de l'incertitude mais il est aussi plus correspondant avec la position vraie parce que le grand bruit a le grand fluctuation.

Dans la figure 11 et 12, je varie le bruit de mesure du filtre pour Q4 mais je ne vois pas trop de différence entre ces deux images.

Pour la dernière question, je varie aussi le nombre de amers dans la figure

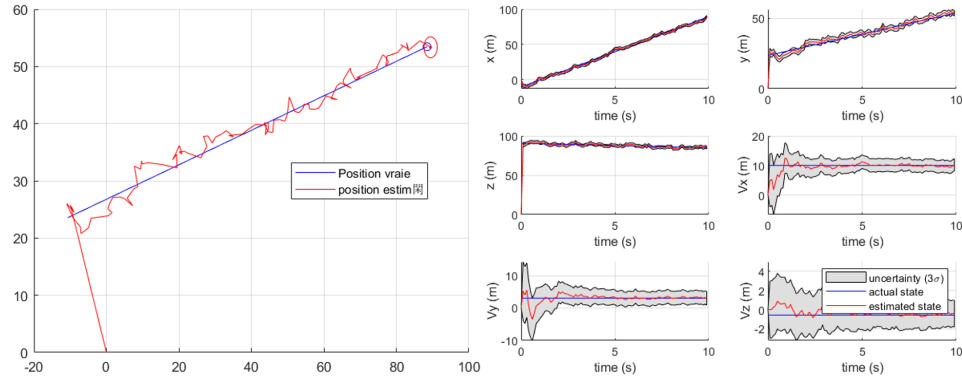


Figure 6: Le résultat de GNSS avec $R = \text{diag}([1,1,1])$

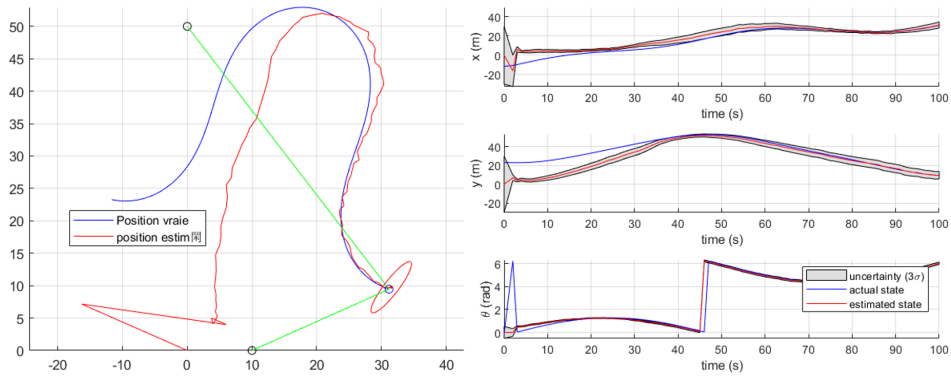


Figure 7: Le résultat de amers

13 et 14. Les résultats indiquent qu'il faut au moins deux amers pour 2-D mouvement et pour plus que deux amers le résultat peut être grand au début mais on peut le contrôler.

References

- [1] Howard Musoff Paul Zarchan. *Fundamentals of Kalman Filtering: A Practical Approach*. 2000.

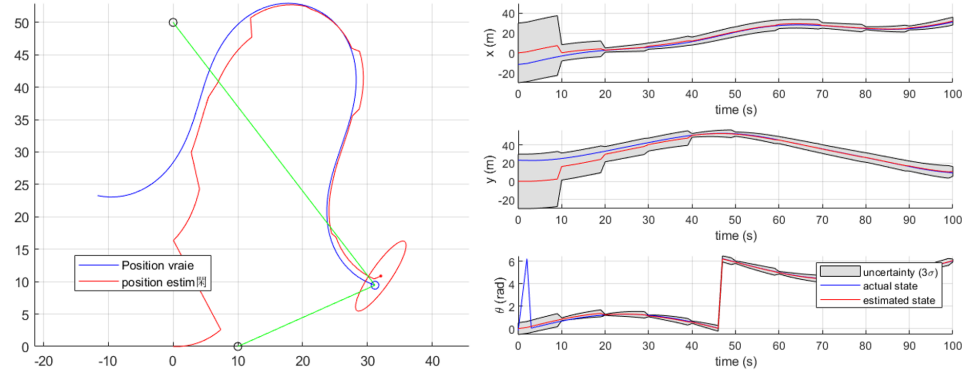


Figure 8: Le résultat de amers avec fréquence de mesure étant 1Hz

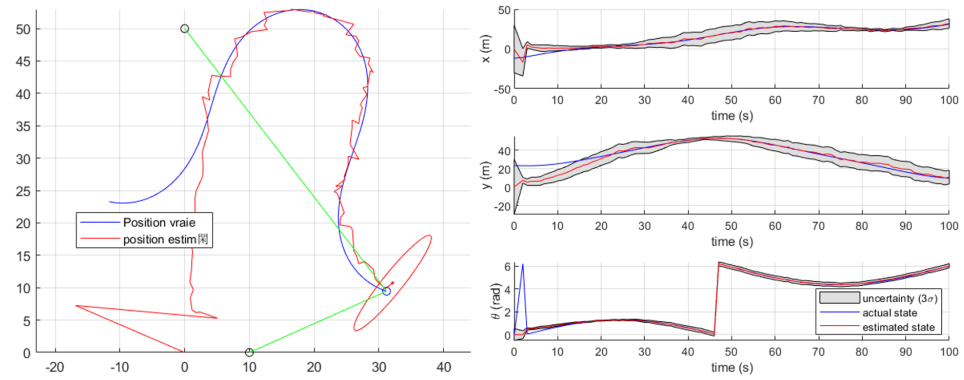


Figure 9: Le résultat de amers avec $Qf = \text{diag}([1,1,0.01])$;

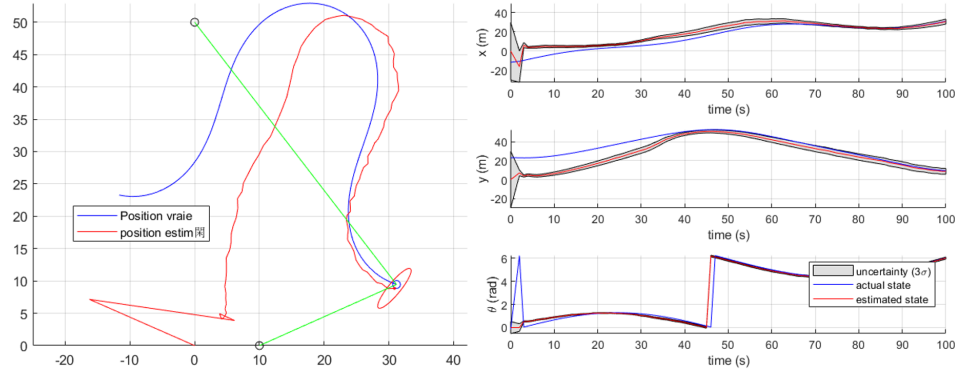


Figure 10: Le résultat de amers avec $Q_f = \text{diag}([0.05, 0.05, 0.0005])$;

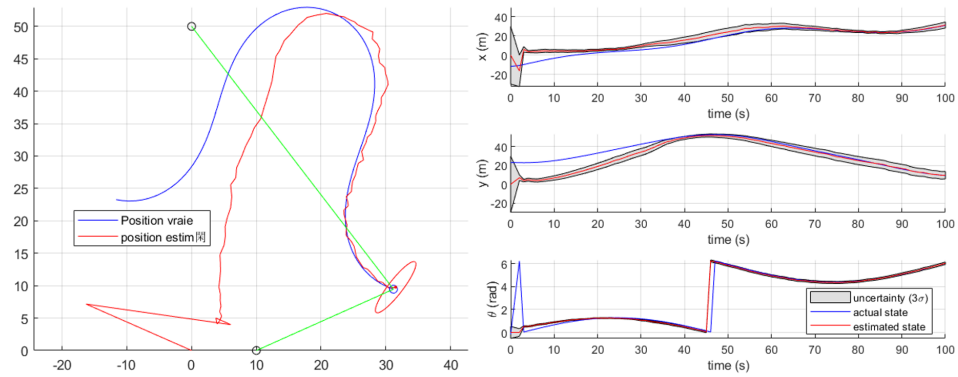


Figure 11: Le résultat de amers avec grand matrice de covariance du bruit de mesure

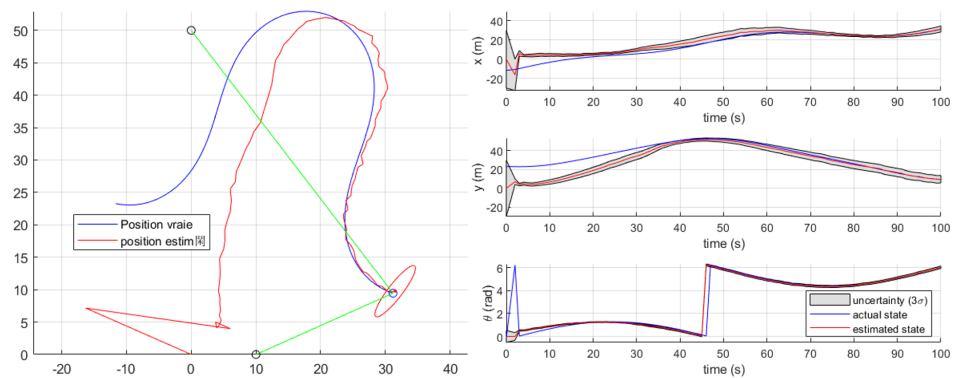


Figure 12: Le résultat de amers avec petit matrice de covariance du bruit de mesure

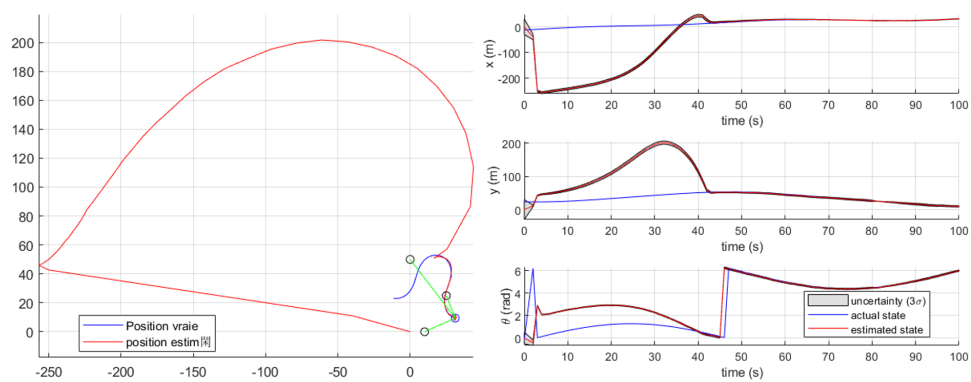


Figure 13: Le résultat de amers avec trois amers

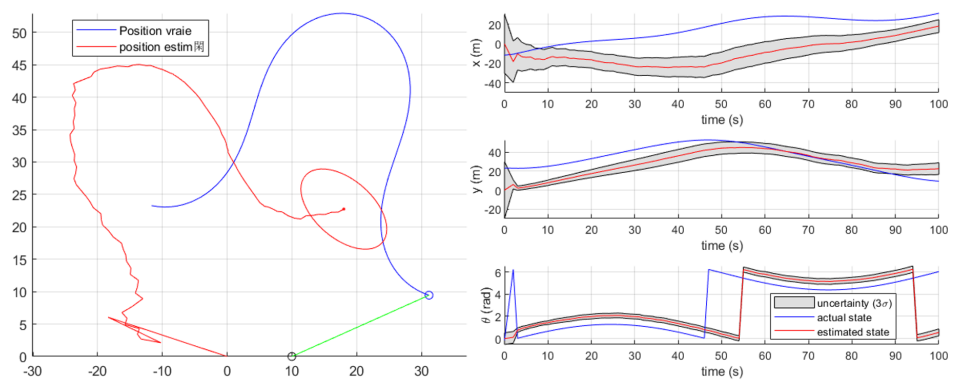


Figure 14: Le résultat de amers avec un amer