



# ROB312 - Navigation pour les systèmes autonomes TP4 SLAM EKF

**SANTOS SANO Matheus**

Palaiseau, France

Octobre 2023

## Exercice 1

La quantité et la distribution des points de repère affectent la qualité de la prédiction faite par le filtre de Kalman étendu. Pour étudier le comportement de la prédiction du robot en fonction du nombre et de la répartition des amers, on trace la trajectoire réelle du robot en noir et trajectoire estimée par le filtre de Kalman étendu en rouge. Les amers sont représentés par les points verts et ceux connus du robot sont encerclés par la ligne verte en pointillés. À gauche de chaque image se trouvent les graphiques d'erreur des états.

Dans la situation 1, il y a une petite boucle et une forte densité d'amers dans le rayon de perception du robot. Dans ce cas, le filtre EKF est capable d'estimer plus précisément la pose du robot et la position de ces amers, puisque le robot dispose de nombreux points de repère à observer et à utiliser comme référence pour prédire sa position.

Ainsi, la prédiction de la position du robot par le filtre de Kalman parvient à être proche de la trajectoire réelle du robot la plupart du temps, comme le montre la Figure 1. En outre, cette bonne prédiction se reflète dans les graphiques d'erreur, qui sont contrôlés et stables dans le temps. Comparée aux erreurs dans les autres situations, la situation 1 présente l'erreur la plus faible, car le grand nombre de points de repère et leur distribution favorisent une estimation plus précise de la position du robot sur la carte.

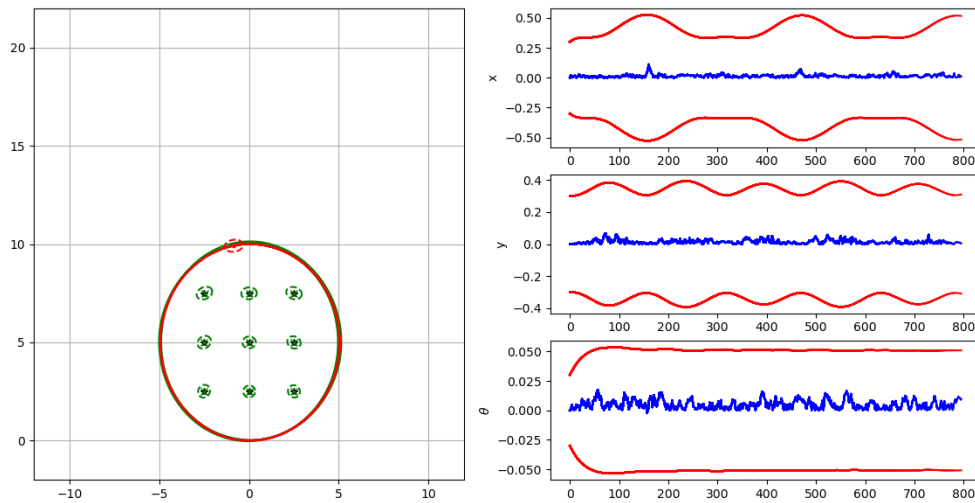


FIGURE 1 – Petite boucle et grand densité d'amers.

Dans la situation 2, la boucle du robot est plus longue, il lui faut plus de temps pour revenir à sa position de départ, alors que le nombre d'amers reste élevé et bien réparti dans le rayon de perception du robot. Dans ce cas, le grand nombre d'amers permet au robot d'effectuer de nombreuses observations au cours de sa trajectoire. Par ailleurs, quand la boucle est fermée, le système SLAM dispose déjà d'informations sur les mesures correspondant aux différents amers, ce qui permet de prédire la position du robot. Comme le montrent les graphiques d'erreur (Figure 2), le grand nombre de points de repère contribue à réduire l'erreur et à faire que la prédiction du filtre soit proche de la réalité.

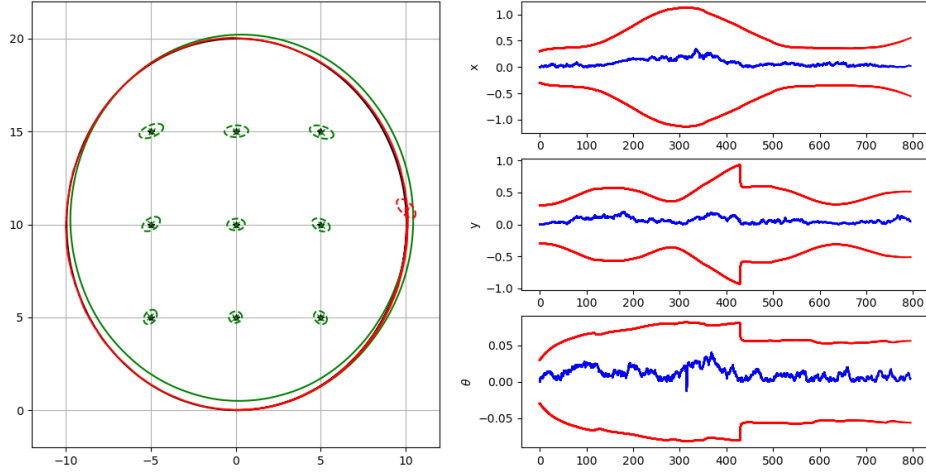


FIGURE 2 – Grande boucle et grand densité d’amers.

Dans la situation 3, la boucle est plus longue et il n’y a que quelques amers concentrés près de la position initiale du robot. Dans ce cas, dans la région proche de la position initiale, où il y a beaucoup d’amers, le filtre est capable de mieux prédire la trajectoire du robot. Comme on peut le voir dans la Figure 3, les valeurs d’erreur les plus faibles sont présentes à proximité de la position initiale.

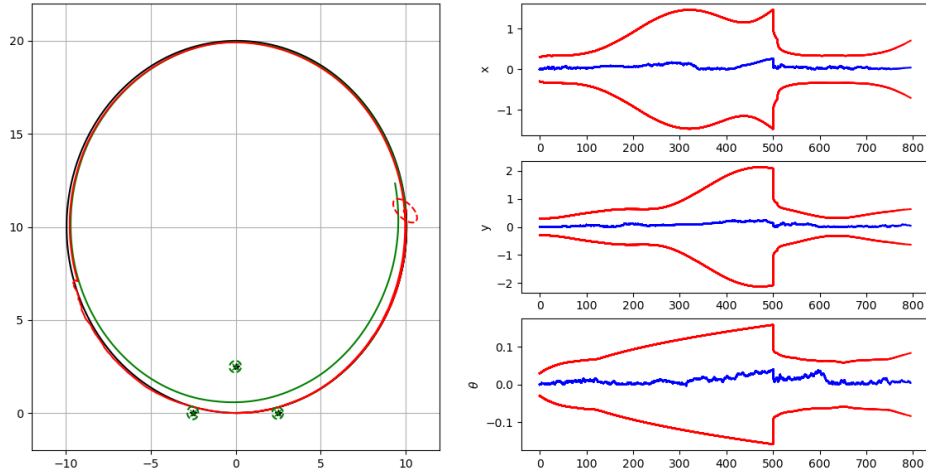


FIGURE 3 – Grande boucle et un petit nombre d’amers concentrés près de la région initiale du robot.

Lorsque le robot s’éloigne des amers, il a moins de amers à observer et à utiliser comme référence pour prédire sa position. Par conséquent, la prédiction s’éloigne de plus en plus de la trajectoire réelle du robot et l’ellipse de covariance augmente jusqu’au moment où le robot s’approche des amers et l’ellipse redevienne plus petite. Par ailleurs, lorsque le robot s’éloigne des amers, le filtre commence à prédire la pose du robot en se basant principalement sur l’odométrie (courbe verte). Lorsque le robot s’approche à nouveau des amers, le filtre de Kalman effectue l’étape de correction et sa prédiction est donc plus proche de la trajectoire réelle (courbe noire). En outre, les erreurs de mesure de l’état augmentent, comme le montre la

Figure 3. Ces erreurs ne diminuent que lorsque le robot s'approche de la région où se trouvent les points de repère.

De toutes les situations, c'est celle qui présente l'erreur la plus importante, ce qui montre que le faible nombre de points de repère et leur mauvaise répartition rendent difficile la prédiction du filtre de la position du robot.

## Exercice 2

Lorsque l'association des données est effectuée sur la base de la distance de Mahalanobis, les amers perçus du robot ne sont pas sauvegardés et le système ne dépend donc plus des connaissances préalables sur les mesures correspondant aux amers. Dans ce cas, les mesures sont associées aux amers en fonction de leur proximité avec les mesures prédites à partir de l'estimation de l'état actuel.

Dans la situation 1, où la boucle est courte et où la densité d'amers est élevée, la qualité de la carte obtenue est similaire à celle obtenue lorsque les amers sont sauvegardés. Cependant, on peut constater qu'il y a une légère augmentation de l'erreur et qu'il y a une détection constante des amers basée sur la distance de Mahalanobis, puisqu'ils ne sont pas sauvegardés par le robot. Comme le montre la Figure 4, l'amer perçu peut être situé à proximité d'un amer sur la carte, ou entre deux amers. Dans ce cas, la localisation de ces amers n'est pas obtenue avec précision, ce qui génère cette légère augmentation de l'erreur de prédiction de la pose du robot.

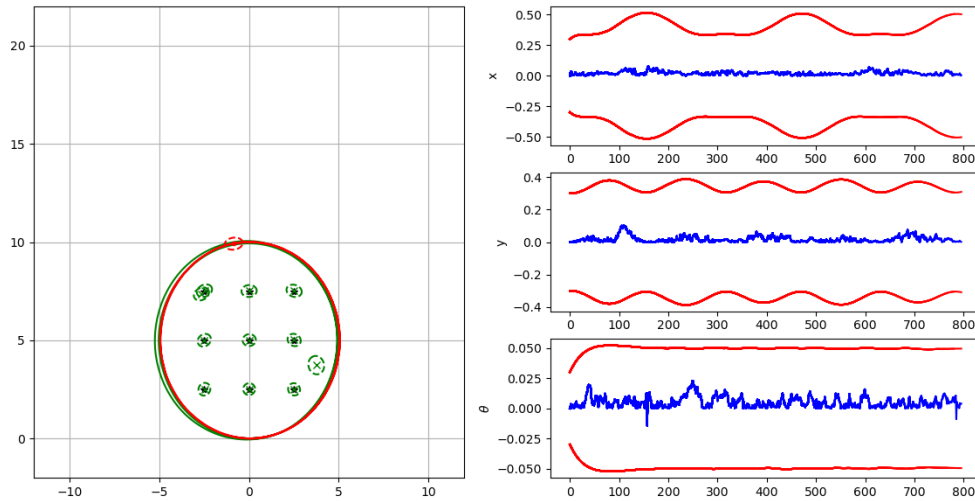


FIGURE 4 – Petite boucle et grand densité d'amers.

Dans la situation 2, la boucle est grande et il y a une forte densité d'amers. Comme le montre la Figure 5, la performance du filtre de Kalman est similaire dans le cas où les amers perçus sont sauvegardés (Figure 2). Cependant, comme dans la situation 1, il y a une légère augmentation de l'erreur parce que certains des amers perçus par la distance de Mahalanobis ne sont pas situés exactement dans la position des amers sur la carte. Par conséquent, l'estimation faite par le filtre de Kalman n'est pas très précise.

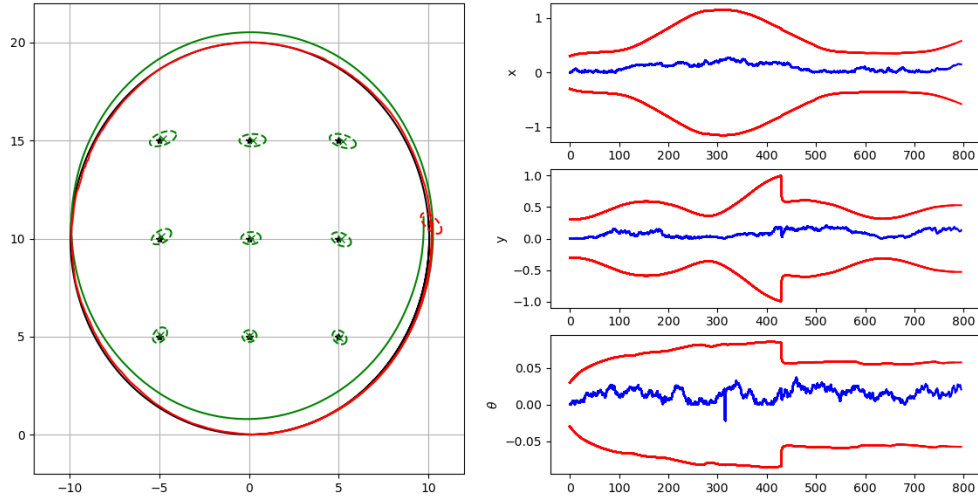


FIGURE 5 – Grande boucle et grand densité d’amers.

Dans la situation 3, où la boucle est grande et où il y a un petit nombre d’amers proches de la position de départ, la performance du filtre de Kalman est similaire au cas où les amers perçus sont sauvegardés par le robot (Figure 3).

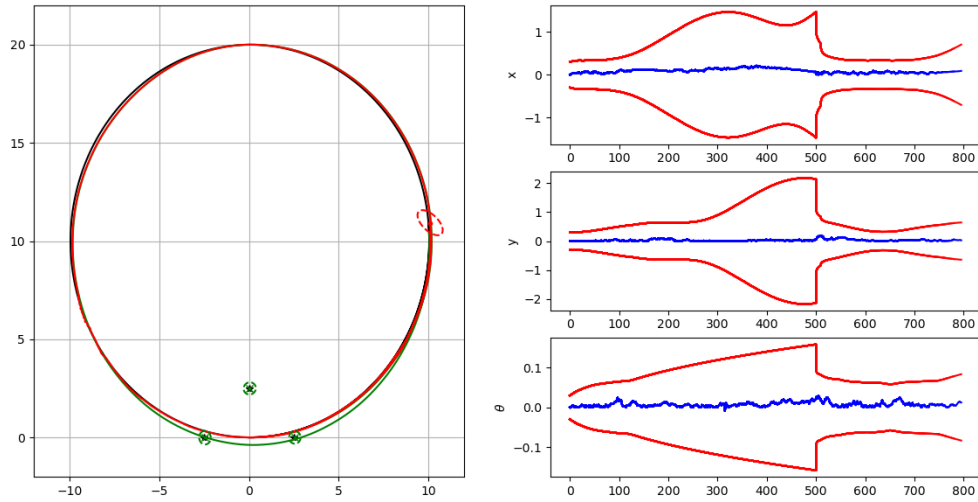


FIGURE 6 – Grande boucle et un petit nombre d’amers concentrés près de la région initiale du robot.

### Exercice 3

Pour comparer l’effet des valeurs  $Q$  et  $P_y$  sur le filtre de Kalman, on analyse les performances du filtre par rapport au cas standard fourni ( $Q = 2Q_{sim}$  et  $P_y = 2P_{y_{sim}}$ ), illustré dans la Figure 7.

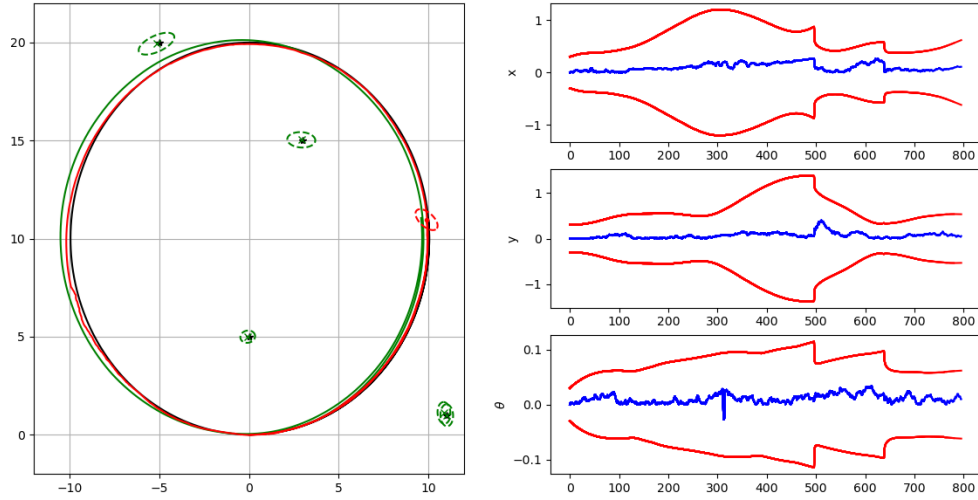


FIGURE 7 – Simulation avec  $Q = 2Q_{\text{sim}}$  et  $P_y = 2P_{y_{\text{sim}}}$ .

En diminuant la covariance du bruit dans le modèle de mouvement ( $Q$ ), le robot a tendance à avoir plus confiance dans les informations de contrôle. Dans le même cas, lorsque on diminue la covariance du bruit dans les mesures ( $P_y$ ), le filtre de Kalman accorde plus de poids aux mesures. Lorsque les valeurs estimées ( $Q$  et  $P_y$ ) sont beaucoup plus faibles que les valeurs utilisées dans la simulation ( $Q_{\text{sim}}$  et  $P_{y_{\text{sim}}}$ ) (Figure 8), l'estimation du filtre de Kalman devient inexacte, car le filtre s'appuie trop sur les mesures et le modèle de mouvement, sans tenir compte du bruit éventuel dans le système.

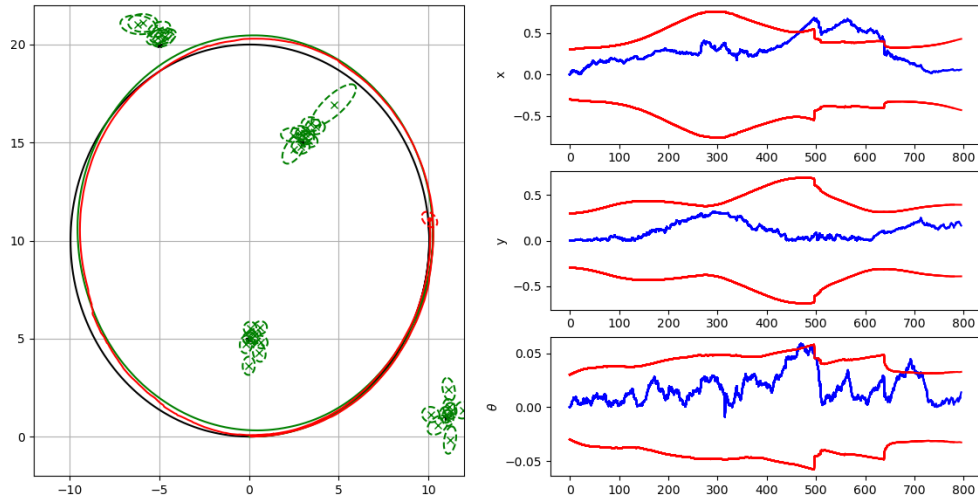


FIGURE 8 – Simulation avec  $Q = 0.5Q_{\text{sim}}$  et  $P_y = 0.5P_{y_{\text{sim}}}$ .

De cette façon, il en résulte un grand nombre de nouveaux amers proches des amers réels avec une très petite ellipse de covariance, puisque le filtre s'appuie fortement sur la prédiction et sur les mesures. En outre, on observe une réduction de l'erreur d'estimation par rapport à la simulation de comparaison (Figure 7).

En revanche, lorsque on augmente fortement la covariance du bruit du modèle de mouvement ( $Q$ ), le filtre est plus sensible au bruit du contrôle et a moins confiance dans le modèle. En outre, lorsque on augmente fortement la covariance du bruit de mesure ( $P_y$ ), le filtre a également moins confiance dans les observations. Ainsi, si les covariances sont très grandes (Figure 9), le filtre de Kalman devient plus rigoureux dans sa capacité à ajuster l'état du système en fonction des mesures et du modèle.

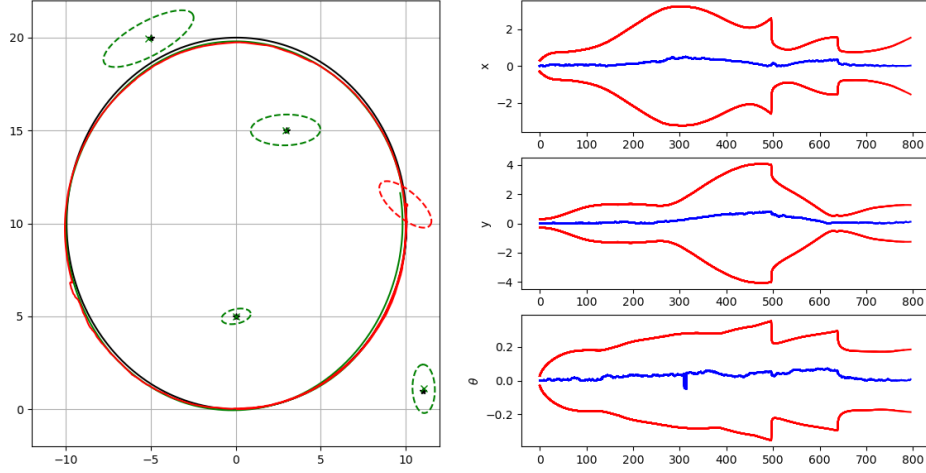


FIGURE 9 – Simulation avec  $Q = 20Q_{\text{sim}}$  et  $P_y = 20P_{y_{\text{sim}}}$ .

Comme le filtre ne fait pas très confiance aux observations et à la prédiction, il y a peu de nouveaux amers avec une grande ellipse de covariance. En outre, la variance de la prédiction du filtre est importante, comme le montrent les graphiques d'erreur et de covariance de la Figure 9.

Quant au cas où les valeurs de bruit estimées ( $Q$  et  $P_y$ ) sont égales aux valeurs utilisées pour la simulation ( $Q_{\text{sim}}$  et  $P_{y_{\text{sim}}}$ ), on constate qu'il se situe à mi-chemin entre les deux autres cas présentés. Il est intéressant de noter que pour ce cas, il y a une légère augmentation de l'erreur et de la covariance par rapport au cas par défaut (Figure 7).

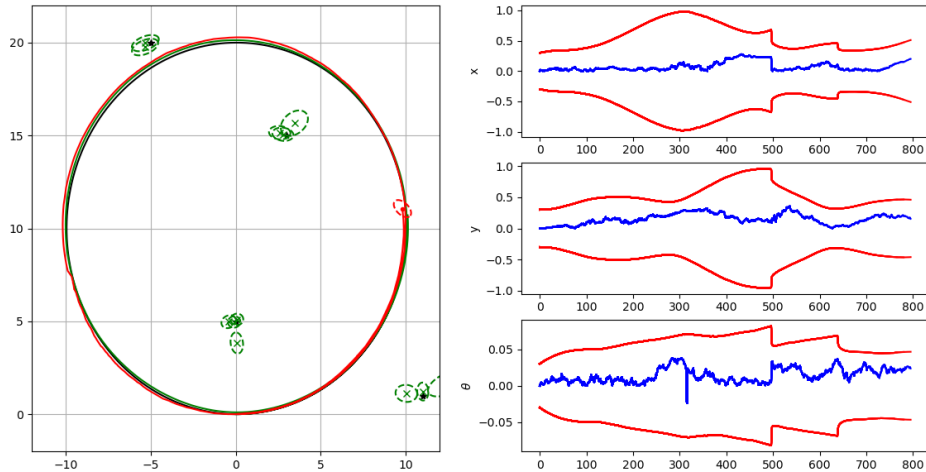


FIGURE 10 – Simulation avec  $Q = Q_{\text{sim}}$  et  $P_y = P_{y_{\text{sim}}}$ .

On peut donc conclure que la meilleure configuration est celle dans laquelle les valeurs de bruit estimées ( $Q$  et  $P_y$ ) sont un peu plus élevées que les valeurs utilisées pour la simulation ( $Q_{sim}$  et  $P_{y_{sim}}$ ), car de cette manière le filtre donne confiance au modèle et aux mesures, mais le filtre n'est très influencé par aucun d'entre eux. Ce cas est donc la meilleure configuration, comme le montre la Figure 7.

## Exercice 4

Le code a été modifié de manière à ce que seule la direction de l'amer soit utilisée pour l'étape de correction dans le filtre de Kalman. Par souci de simplicité, un seul amer a été utilisé dans la carte. Par conséquent, une "undelayed initialization" a été mise en œuvre avec l'initialisation de 3 nouveaux amers sur la carte lorsqu'un nouvel amer est détecté. De cette manière, le code met à jour l'amer plus proche de sa position réelle après une deuxième perception. Ceci est illustré à la Figure 11.

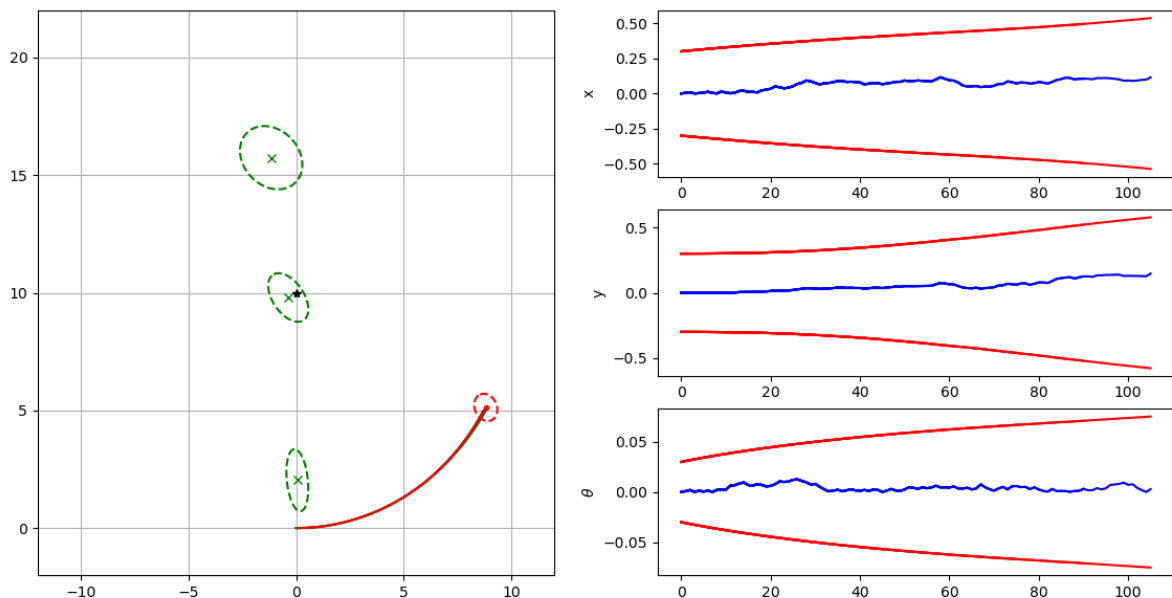


FIGURE 11 – Undelayed initialization de 3 nouveaux amers au début de la simulation.

Lorsque l'une des prédictions d'amer a un nombre de mises à jour supérieur à 85% du nombre total, les autres prédictions sont supprimées. Comme le montre la Figure 2, qui est la suite de la simulation présentée à la Figure 11, les deux prédictions restantes sont supprimées après que le nouveau amer le plus proche de l'amer réel a été mis à jour beaucoup plus de fois que les autres.



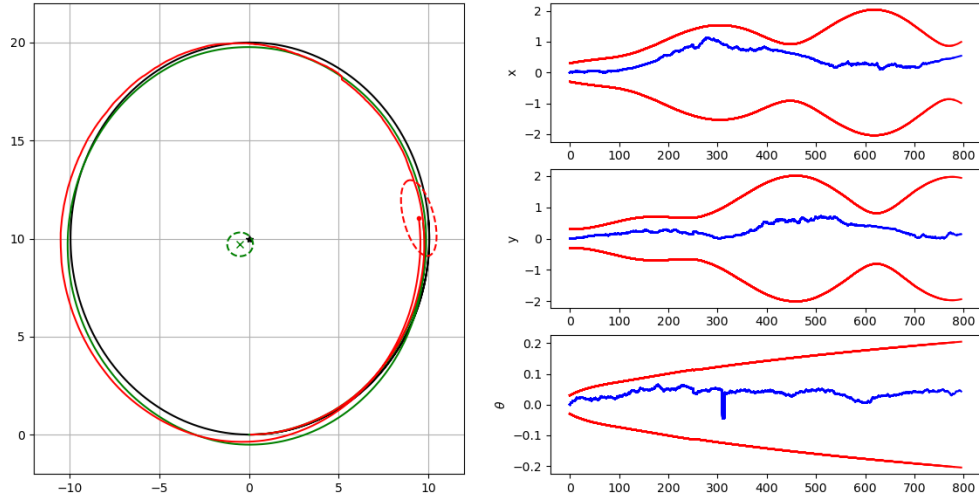


FIGURE 12 – Undelayed initialization de 3 nouveaux amers à la fin de la simulation.

Il convient de noter que lorsque les autres amers sont supprimés, les matrices  $P_{Est}$  et  $X_{Est}$  sont réduites, car elles augmentent lorsqu'un nouvel amer est identifié.