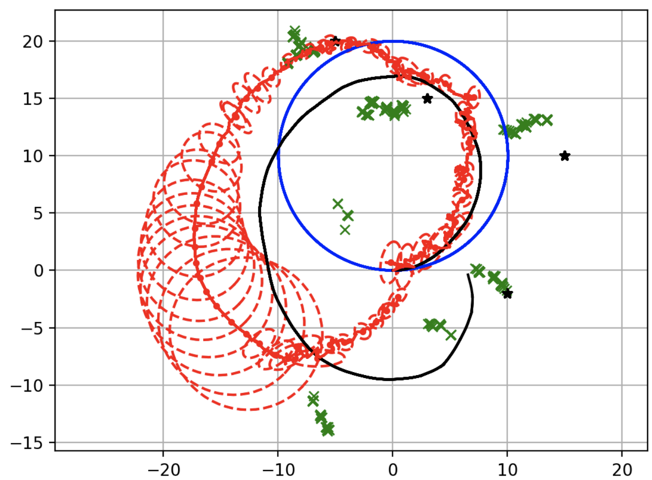
IA712 : Robotique mobile

Goran Frehse, ENSTA Paris, 2020

TP SLAM



Dans cette exercice, vous allez expérimenter avec un algorithme SLAM basé sur le filtre de Kalman étendu (EKF). Le code est tiré du projet PythonRobotics de Atsushi Sakai, avec des légères modifications. L'algorithme SLAM-EKF (reproduit ci-dessous) est tiré de

> Thrun, S., Burgard, W., & Fox, D. (2005). Probabilistic robotics. 2005. *Massachusetts Institute of Technology, USA*.

Un robot se déplace sur un plan; son état est donné par sa pose (position et orientation). Il aperçoit des amers avec leur distance, l'angle, et leur identité (pas de confusion entre deux amers). Les programmes affichent la position estimé du robot (rouge), la position cible (bleu), la position basée sur l'odometrie (noir), ainsi que la position des amers (vert).

1. Executez et observez le SLAM-EKF dans EKFSLAM/ekf_slam_start.py.
2. Augmentez le bruit sur les capteurs (par exemple par un facteur de 3) et observez le comportement du robot.
3. Modifiez d'autres parametres (lequels?) pour améliorer le comportement sous la présence du bruit.
4. Quels sont les autres paramètres concernant du bruit et quelle est leur influence?
5. Diminuez la distance d'observation et observez le résultat.
6. Diminuez le seuil pour la distance de Mahalanobis et observez le résultat.

7. Essayez différentes positions des amers (formant une ligne, un triangle…) et augmentez leur distance par rapport au robot.
8. Ajoutez du code pour afficher également des ellipses pour les covariances des amers. Que constatez-vous quand la boucle de la trajectoire se ferme?
9. Essayez les autres algorithmes SLAM : FastSLAM, ...

Algorithm EKF_SLAM_known_correspondences($\mu_{t-1}, \Sigma_{t-1}, u_t, z_t, c_t$)**:**

$$F_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 0 & 1 & \underbrace{0 \cdots 0}_{2N} \end{pmatrix}$$

$$\bar{\mu}_t = \mu_{t-1} + F_x^T \begin{pmatrix} -\frac{v_t}{\omega_t} \sin \mu_{t-1,\theta} + \frac{v_t}{\omega_t} \sin(\mu_{t-1,\theta} + \omega_t \Delta t) \\ \frac{v_t}{\omega_t} \cos \mu_{t-1,\theta} - \frac{v_t}{\omega_t} \cos(\mu_{t-1,\theta} + \omega_t \Delta t) \\ \omega_t \Delta t \end{pmatrix}$$

$$G_t = I + F_x^T \begin{pmatrix} 0 & 0 & \frac{v_t}{\omega_t} \cos \mu_{t-1,\theta} - \frac{v_t}{\omega_t} \cos(\mu_{t-1,\theta} + \omega_t \Delta t) \\ 0 & 0 & \frac{v_t}{\omega_t} \sin \mu_{t-1,\theta} - \frac{v_t}{\omega_t} \sin(\mu_{t-1,\theta} + \omega_t \Delta t) \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} F_x$$

$$\bar{\Sigma}_t = G_t \; \Sigma_{t-1} \; G_t^T + F_x^T \; R_t \; F_x$$

$$Q_t = \begin{pmatrix} \sigma_r & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\phi & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_s \end{pmatrix}$$

for all observed features $z_t^i = (r_t^i \;\; \phi_t^i \;\; s_t^i)^T$ do

  $j = c_t^i$

  if landmark j never seen before

$$\begin{pmatrix} \bar{\mu}_{j,x} \\ \bar{\mu}_{j,y} \\ \bar{\mu}_{j,s} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{\mu}_{t,x} \\ \bar{\mu}_{t,y} \\ s_t^i \end{pmatrix} + r_t^i \begin{pmatrix} \cos(\phi_t^i + \bar{\mu}_{t,\theta}) \\ \sin(\phi_t^i + \bar{\mu}_{t,\theta}) \\ 0 \end{pmatrix}$$

  endif

$$\delta = \begin{pmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{\mu}_{j,x} - \bar{\mu}_{t,x} \\ \bar{\mu}_{j,y} - \bar{\mu}_{t,y} \end{pmatrix}$$

$$q = \delta^T \delta$$

$$\hat{z}_t^i = \begin{pmatrix} \sqrt{q} \\ \operatorname{atan2}(\delta_y, \delta_x) - \bar{\mu}_{t,\theta} \\ \bar{\mu}_{j,s} \end{pmatrix}$$

$$F_{x,j} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \cdots 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \cdots 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \cdots 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \cdots 0 \\ 0 & 0 & 0 & \underbrace{0 \cdots 0}_{2j-2} & 0 & 0 & 1 & \underbrace{0 \cdots 0}_{2N-2j} \end{pmatrix}$$

$$H_t^i = \frac{1}{q} \begin{pmatrix} \sqrt{q}\delta_x & -\sqrt{q}\delta_y & 0 & -\sqrt{q}\delta_x & \sqrt{q}\delta_y & 0 \\ \delta_y & \delta_x & -1 & -\delta_y & -\delta_x & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} F_{x,j}$$

$$K_t^i = \bar{\Sigma}_t \; H_t^{iT} (H_t^i \; \bar{\Sigma}_t \; H_t^{iT} + Q_t)^{-1}$$

endfor

$$\mu_t = \bar{\mu}_t + \textstyle\sum_i K_t^i (z_t^i - \hat{z}_t^i)$$

$$\Sigma_t = (I - \textstyle\sum_i K_t^i \; H_t^i) \; \bar{\Sigma}_t$$

return μ_t, Σ_t

Thrun, S., Burgard, W., & Fox, D. (2005). Probabilistic robotics. 2005. *Massachusetts Institute of Technology, USA*.