

Adaptation du Filtrage de JULIER et UHLMAN pour le Cas de Bruit d'Observation Quelconque

Matio ROBINSON¹, Falimanana RANDIMBINDRAINIBE²

Laboratoire de Sciences Cognitives et Applications

Ecole Supérieure Polytechnique Antananarivo

Université d'ANTANANARIVO

BP 1500, Ankatso Antananarivo 101, MADAGASCAR



Résumé - Le problème de filtrage linéaire gaussien est résolu par le filtrage de Kalman. Dans le cas non linéaire, le filtrage de Kalman étendu (EFK) est la méthode classique de résolution. Le problème de forte non linéarité ou le problème de régularité de la fonction d'observation entraîne une inadéquation du filtrage EFK. Le filtrage de Uhlmann et Julier est une solution efficace avec une meilleure estimation du filtre. Dans cet article, une décomposition du bruit d'observation uniforme par mélange de bruit gaussien est proposée dans l'application du filtrage de Julier et Uhlmann.

Mots-clefs - Filtrage non linéaire, Filtre de Kalman, Filtre EFK, Filtre UFK, Mélanges gaussiens,

Abstract - The problem of Gaussian linear filtering is solved by the filtering of Kalman. In the nonlinear case, the extended Kalman filtering (EFK) is the approved method of resolution. The problem of strong non linearity or the problem of regularity of the observation function entails a maladjustment of the EFK filtering. The filtering of Uhlmann and Julier is an efficient solution with a better evaluation of the filter. In this article, a decomposition of the uniform observation noise by mixture of Gaussian noise is proposed in the application of the filtering of Julier and Uhlmann.

Key-words - nonlinear Filtering, Filter of Kalman, Filter EFK, Filter UFK, Gaussian Miscellanies,

I. INTRODUCTION

Etant donné un signal non observable. Le filtrage consiste à estimer de façon récursive l'état caché du signal au vu d'un autre signal observable. Le problème de filtrage possède une solution explicite, appelé filtre de Kalman [8], dans le cas particulier des systèmes linéaires gaussiens. Pour un système non linéaire [2], le filtrage de Kalman étendu (EKF) [1], [8] consiste à approximer les fonctions non linéaires par des fonctions linéaires autour des points déterministes. Les fonctions devront être localement différentiables pour pouvoir linéariser par la méthode d'Euler par exemple. Pour des fonctions de forte non linéarité, on peut introduire une approximation particulière de la moyenne conditionnelle et variance conditionnelle dans les formules du filtrage de Kalman [7], adapté initialement aux modèles à bruits gaussiens. Dans cet article, on introduit des σ -points dans les moyennes et variances conditionnelles dans le filtrage de Kalman, principe de filtrage de Julier et Uhlmann (JKF) [3], [4], [5] [9]. Pour les bruits d'observation quelconque, on peut considérer une approximation de leurs lois de densité par une loi gaussienne [6] avec un mélange de lois gaussiennes.

II. FILTRAGE NON LINEAIRE

Considérons le système non linéaire avec les bruits blancs W_n de matrice de covariance Q_n^W et V_n de matrice de covariance Q_n^V ,

$$\begin{cases} X_n = f_n(X_{n-1}) + W_n \\ Y_n = h_n(X_n) + V_n \end{cases} \quad (.1)$$

Le filtrage de Kalman inodore consiste à remplacer les distributions conditionnelles par des distributions gaussiennes et approcher les moyennes et les matrices de covariance conditionnelles par des formules de quadratures sur des points déterministes.

De (1), notons le filtre prédit par

$$\mu_n^-(dx) = \mathbb{E}(X_n \in dx | Y_n, \dots, Y_{n-1})$$

Et le filtre corrigé par,

$$\mu_n(dx) = \mathbb{E}(X_n \in dx | Y_n, \dots, Y_n)$$

La moyenne conditionnelle de X_n sachant les observations $Y_n, \dots, Y_{n-1}$ est telle que :

$\hat{X}_n^- = \int_{\mathbb{R}^d} f_n(x) \mu_{n-1}^-(dx)$ et la covariance conditionnelle de X_n sachant les observations $Y_n, \dots, Y_{n-1}$ est telle que

$$P_n^- = \int_{\mathbb{R}^d} (f_n(x) - \hat{X}_n^-)(f_n(x) - \hat{X}_n^-)^* \mu_{n-1}^-(dx) \quad (2)$$

De même, La moyenne conditionnelle de Y_n sachant les observations $Y_n, \dots, Y_{n-1}$ est telle que :

$\hat{Y}_n^- = \int_{\mathbb{R}^d} h_n(x) \mu_{n-1}^-(dx)$ et la covariance conditionnelle de Y_n sachant les observations $Y_n, \dots, Y_{n-1}$ est telle que

$$Q_n^- = \int_{\mathbb{R}^d} (h_n(x) - \hat{Y}_n^-)(h_n(x) - \hat{Y}_n^-)^* \mu_{n-1}^-(dx) \quad (3)$$

Dans l'approximation, la distribution conditionnelle de la loi jointe (X_n, Y_n) sachant les observations $Y_1, \dots, Y_{n-1}$ est une distribution gaussienne de moyenne $\begin{pmatrix} \hat{X}_n^- \\ \hat{Y}_n^- \end{pmatrix}$ et de matrice de covariance $\begin{bmatrix} P_n^- & C_n^- \\ C_n^{*-} & Q_n^- \end{bmatrix}$ où

$$C_n^- = \int_{\mathbb{R}^d} (x - \hat{X}_n^-)(h_n(x) - \hat{Y}_n^-)^* \mu_n^-(dx) \quad (4)$$

est la covariance conditionnelle de la loi jointe (X_n, Y_n) sachant les observations $Y_n, \dots, Y_{n-1}$.

En supposant que Q_n^- est inversible, on obtient les relations suivantes :

$$\begin{cases} \hat{X}_n = \hat{X}_n^- + C_n^- \cdot Q_n^{-1} \cdot (Y_n - \hat{Y}_n^-) \\ P_n = P_n^- - C_n^- \cdot Q_n^{-1} \cdot C_n^{*-} \end{cases} \quad (5)$$

En posant, $P_{n-1} = S_{n-1} \cdot S_{n-1}^*$ et $P_n^- = S_n^- \cdot S_n^{-*}$, on a $\tilde{f}_n(u) = f_n(\hat{X}_{n-1}^- + S_{n-1} \cdot u)$ et $\tilde{h}_n(u) = h_n(\hat{X}_n^- + S_n^- \cdot u)$ et les approximations gaussiennes :

$$\mathbb{P}(du) = \exp\left[-\frac{1}{2}|u|^2\right] \frac{du}{(2\pi)^{d/2}}$$

$$\hat{X}_n^- \simeq \int_{\mathbb{R}^d} \tilde{f}_n(u) \mathbb{P}(du) \text{ et } \hat{Y}_n^- \simeq \int_{\mathbb{R}^d} \tilde{h}_n(u) \mathbb{P}(du) \quad (6)$$

$$P_n^- \simeq \int_{\mathbb{R}^d} (\hat{f}_n(u) - \hat{X}_n^-)(\hat{f}_n(u) - \hat{X}_n^-)^* \mathbb{P}(du) + Q_n^W \quad (7)$$

$$Q_n^- \simeq \int_{\mathbb{R}^d} (\hat{h}_n(u) - \hat{Y}_n^-)(\hat{h}_n(u) - \hat{Y}_n^-)^* \mathbb{P}(du) + Q_n^W \quad (8)$$

Et la matrice de corrélation,

$$C_n \simeq S_n^- \cdot \int_{\mathbb{R}^d} u(\tilde{h}_n(u) - \tilde{Y}_n^-)^* \mathbb{P}(du) \quad (9)$$

2.2 Approximation par σ -points

La méthode d'approximation par σ -points consiste à estimer des deux premiers moments d'une distribution de moyenne $\bar{x}$ et de matrice de covariance Q_x , à partir d'un système de points, appelés des σ -points.

Pour le vecteur X de dimension d , on considère un échantillon de taille $2d+1$

$\xi_0 = \bar{x}$ et pour $1 \leq i \leq d$,

$$\xi_i = \bar{x} + (\sqrt{(d+\kappa)Q_x})_i$$

De poids $\omega_i = 1/2(d+\kappa)$

$$\xi_{-i} = \bar{x} - (\sqrt{(d+\kappa)Q_x})_i$$

De poids $\omega_{-i} = 1/2(d+\kappa)$ où

$(\sqrt{(d+\kappa)Q_x})_i$, correspond à la i ème ligne de la racine carrée de la matrice $(d+\kappa)Q_x$.

Dans la décomposition¹ $Q_x = S_x \cdot S_x^*$, $(\sqrt{(d+\kappa)Q_x})_i = S_x \cdot e_i \cdot \sqrt{(d+\kappa)}$ où e_i est le i ème vecteur de base de $\mathbb{R}^d$.

Les poids des σ -points sont à distinguer dans les approximations de la moyenne et de la matrice de covariance pour ξ_0 .

En effet, pour la moyenne le poids est

$$\omega_0^m = \kappa/(d+\kappa) \text{ et pour la covariance le poids est } \omega_0^c = \frac{\kappa}{d+\kappa} + \left(3 - \frac{\kappa+d}{d}\right).$$

Le paramètre contrôlant la dispersion des σ -points κ donne un degré de liberté que l'on fixe à $\kappa=3-d$ dans le cas où X est vecteur gaussien.

Pour toute fonction test φ mesurable bornée sur $\mathbb{R}^d$

$$\mathbb{E}\varphi(X) = \int_{\mathbb{R}^d} \varphi(x) \sin\left[-\frac{1}{2}|x|^2\right] \frac{dx}{(2\pi)^{d/2}}$$

est approximée par $\sum_{i=-d}^{+d} \omega_i \cdot \varphi(\xi_i)$

2.3 Approximation par mélange gaussien

Le bruit d'observation est en général non gaussien mais admet une densité de probabilité f_V . Cette densité peut être approximée par une somme finie pondérée de N -densités gaussiennes.

$$f_V(x) \simeq \sum_{i=1}^N \varpi_i \cdot p_i(x)$$

$p_i \sim \mathcal{N}(\xi_i, \bar{P}_i)$, une densité gaussienne de moyenne ξ_i et de matrice de covariance $\bar{P}_i$.

¹ Par la méthode de Cholesky

Il suffit de choisir une grille fixe dans le support de f_V pour obtenir N-points ξ_i . La décomposition en mélange gaussien peut être obtenue par une formule d'interpolation. Les poids ϖ_i sont obtenus par le système d'équations linéaire :

$$\sum_{i=1}^N \varpi_i \cdot p_i(\xi_i) = f_V(\xi_i)$$

Où p_i est la densité gaussienne de moyenne ξ_i et de matrice de covariance $\bar{P}_i = \frac{1}{N} \cdot I_d$

III. FILTRAGE DE UHLMANN ET JULIER

Avec un bruit d'observation quelconque, on reformule l'équation d'observation telle que :

$$Y_n = \bar{h}_n(X_n) + \tilde{V}_n \text{ où}$$

$$\bar{h}_n(X_n) = h_n(X_n) + \sum_{i=1}^N \xi_i \text{ et}$$

$$\tilde{V}_n \sim \mathcal{N}(0, \bar{P}_i) \text{ Gaussiennes.}$$

On applique le filtrage de Kalman à sigma- point avec :

$$\tilde{f}_n(u) = f_n(\hat{X}_{n-1} + S_{n-1} \cdot u) \hat{X}_n^- = \sum_{i=-d}^{+d} \omega_i \tilde{f}_n(\xi_i)$$

$$P_n^- = \sum_{i=-d}^{+d} \omega_i \cdot (\tilde{f}_n(\xi_i) - \hat{X}_n^-) \cdot (\tilde{f}_n(\xi_i) - \hat{X}_n^-)^* + Q_n^W$$

$$\tilde{h}_n(u) = h_n(\hat{X}_n^- + S_n^- \cdot u)$$

$$\hat{Y}_n^- = \sum_{i=-d}^{+d} \omega_i \tilde{h}_n(\xi_i)$$

$$Q_n = \sum_{i=-d}^{+d} \omega_i \cdot (\tilde{h}_n(\xi_i) - \hat{Y}_n^-) \cdot (\tilde{h}_n(\xi_i) - \hat{Y}_n^-)^* + Q_n^V$$

De matrice de corrélation,

$$C_n = \sum_{i=-d}^{+d} \omega_i \cdot (\tilde{f}_n(\xi_i) - \hat{X}_n^-) \cdot (\tilde{h}_n(\xi_i) - \hat{Y}_n^-)^*$$

On a les paramètres du filtre corrigé,

$$\begin{cases} \hat{X}_n = \hat{X}_n^- + C_n \cdot Q_n^{-1} (Y_n - \hat{Y}_n^-) \\ P_n = P_n^- - C_n \cdot Q_n^{-1} \cdot C_n^* \end{cases}$$

IV. APPLICATIONS

IV.1 Modélisation

Considérons le système d'équations dans la poursuite de la trajectoire d'un projectile :

$$\begin{cases} X_{n+1} = f_n(X_n) + W_n \\ Y_n = h_n(X_n) + V_n \end{cases}$$

À l'instant n, X_n est la position du mobile non observée et Y_n est la position observée repérée à partir d'un capteur avec les coordonnées polaires r_n et θ_n .

La fonction dans l'équation d'état

$f_n = \begin{pmatrix} f_{1,n} \\ f_{2,n} \end{pmatrix}$, est telle que

$$\begin{cases} f_{1,n}(x_n^1, x_n^2) = x_n^1 + V_0 \cdot \cos \alpha \cdot \tau \\ f_{2,n}(x_n^1, x_n^2) = x_n^2 - b_n \cdot x_n^1 - \frac{1}{2} g_0 \tau^2 + V_0 \cdot \sin \alpha \cdot \tau \end{cases}$$

, avec $b_n = \frac{g_0 \cdot \tau}{V_0 \cdot \cos \alpha}$.

La fonction dans l'équation d'observation $h_n = \begin{pmatrix} h_{1,n} \\ h_{2,n} \end{pmatrix}$ est telle que

$$\begin{cases} h_{1,n}(x_n^1, x_n^2) = \sqrt{(x_n^1 - a)^2 + (x_n^2 - b)^2} \\ h_{2,n}(x_n^1, x_n^2) = \arctan \left[\frac{x_n^2 - b}{x_n^1 - a} \right] \end{cases}$$

$g_0 = 10 \text{ m/s}^2$, est l'accélération de la pesanteur, V_0 est la vitesse initiale au lancement

α est l'angle de lancement, $A(a,b)$ est la position du capteur $W_n \sim \mathcal{N}(0, \sigma_W \cdot I_2)$ est un bruit blanc dans la mesure d'état et V_n

est un bruit blanc non nécessairement gaussien dans la mesure d'observation considéré comme imprécision des mesures, τ est la période des temps d'observation.

En application numérique, $\tau = 10 \text{ s}$, $a = 500$ et $b = 5000$, $\sigma_W = 1.2$, nombre de mesure $N = 101$, espace de temps, $t \in [-100; 100]$, $T = 200$.

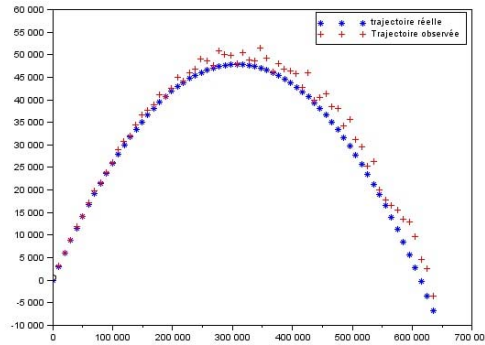


Fig 1 : Trajectoires réelle et observée

IV.2 Filtrage de Kalman étendu

Dans le filtrage de Kalman étendu, avec les approximations d'Euler, on a le nouveau système linéaire :

$$\begin{cases} X_{n+1} = F_n \cdot X_n + \tilde{f}_n + W_n \\ Y_n = H_n \cdot X_n + \tilde{h}_n + V_n \end{cases} \quad (4.2)$$

Avec,

$$F_n = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \frac{g_0 \cdot \tau}{V_0 \cdot \cos \alpha} \end{bmatrix} \text{ et}$$

$$\tilde{f}_n = \begin{bmatrix} V_0 \cdot \cos \alpha \cdot \tau \\ -\frac{g_0 \cdot \tau}{V_0 \cdot \cos \alpha} + V_0 \cdot \sin \alpha \cdot \tau \end{bmatrix}$$

La moyenne et la covariance du filtre prédit sont définies par :

$$\begin{cases} \hat{X}_n^- = F_n \hat{X}_{n-1} + \tilde{f}_n \\ R_n^- = F_n R_{n-1} F_n^t + Q_n^W \end{cases}$$

$\hat{X}_{n-1}$ est la moyenne du filtre à l'instant n-1 et R_{n-1} sa matrice de covariance,

$Q_n^W = \begin{bmatrix} \sigma_W^2 & 0 \\ 0 & \sigma_W^2 \end{bmatrix}$ la covariance du bruit d'état, avec les conditions initiales X_0 et R_0

Comme

$$h_n(x, y) = \begin{bmatrix} \sqrt{(x-a)^2 + (y-b)^2} \\ \arctan \left[\frac{y-b}{x-a} \right] \end{bmatrix}$$

Notons, après le gradient de h_n ,

$$c_n = \frac{1}{\sqrt{(\bar{x}_n^1 - a)^2 + (\bar{x}_n^2 - b)^2}}$$

$$H_n = c_n \begin{bmatrix} \bar{x}_n^1 & \bar{x}_n^2 \\ c_n(b - \bar{x}_n^2) & c_n(\bar{x}_n^1 - a) \end{bmatrix}$$

$\tilde{h}_n = h_n(\bar{x}_n^1, \bar{x}_n^2)$ où $\bar{x}_n^1$ et $\bar{x}_n^2$ sont les coordonnées de $\hat{X}_{n-1}$.

La covariance de l'innovation est telle que,

$$Q_n^I = H_n R_n^- H_n^t + Q_n^V$$

$Q_n^V = \begin{bmatrix} \sigma_V^2 & 0 \\ 0 & \sigma_V^2 \end{bmatrix}$ la covariance du bruit d'observation,

Le gain de Kalman est tel que :

$$K_n = R_n^- H_n^t Q_n^I$$

La moyenne et la covariance du filtre corrigé sont donc :

$$\begin{cases} \hat{X}_n^- = F_n \hat{X}_{n-1} + \tilde{f}_n \\ R_n^- = F_n R_{n-1} F_n^t + Q_n^W \end{cases}$$

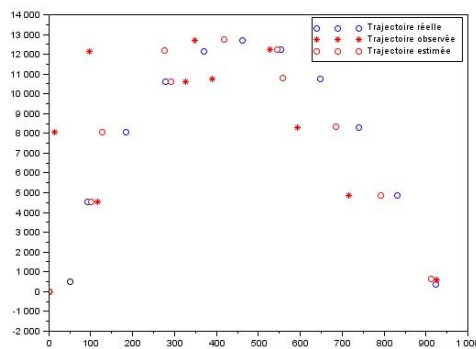


Fig 2 : Trajectoire estimée par filtrage de Kalman étendu

IV.3 Filtrage d'Uhlmann et Julier

Approximation en mélange gaussien du bruit d'observation

Dans le filtrage d'Uhlmann et Julier, avec les mêmes applications numériques, on a la décomposition du bruit d'observation supposé uniforme $V_n = \begin{pmatrix} V_{1,n} \\ V_{2,n} \end{pmatrix}$

avec $V_{1,n} \sim \mathcal{U}[-10; 10]$ et

$V_{2,n} \sim \mathcal{U}[-\frac{\pi}{240}; \frac{\pi}{240}]$ où la matrice de covariance de V_n est

$$Q^V = \begin{pmatrix} \frac{10^2}{3} & 0 \\ 0 & \frac{(\frac{\pi}{240})^2}{3} \end{pmatrix}_n$$

$$d = 2, \kappa = 1.$$

La densité de V_n est

$$f_V(x, y) = \frac{6}{\pi} \mathbb{I}_{[-10; 10] \times [-\frac{\pi}{240}; \frac{\pi}{240}]}(x, y)$$

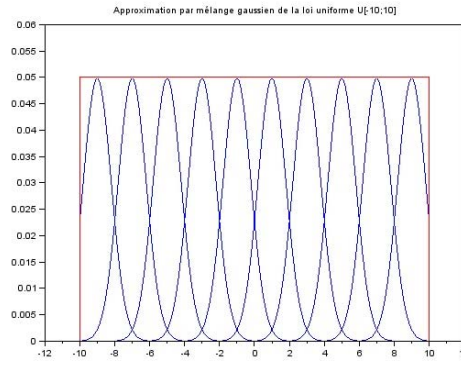


Fig 3 : Approximations du bruit uniforme par un mélange de bruits gaussiens

Algorithme du filtrage UFK

Conditions initiales

$$X \sim \mathcal{N}(X_0, Q_0)$$

$$Q_0 = S_0 \cdot S_0^*$$

Evolution des sigma-points

$$u_i = \hat{X}_{n-1} + S_{n-1} \cdot \xi_i$$

$$\hat{X}_n^- = \sum_{i=1}^{2d} \omega_i f_n(u_i)$$

$$P_n^- = \sum_{i=1}^{2d} \omega_i (f_n(u_i) - \hat{X}_n^-) (f_n(u_i) - \hat{X}_n^-)^* + Q_n^W$$

$$P_n^- = S_n^- \cdot S_n^{-*}$$

$$\begin{aligned}
 v_i &= \hat{X}_n^- + S_n^- \cdot u_i \\
 \hat{Y}_n^- &= \sum_{i=1}^{2d} \omega_i h_n(v_i) \\
 Q_n &= \sum_{i=1}^{2d} \omega_i (h_n(v_i) - \hat{Y}_n^-) (h_n(v_i) - \hat{Y}_n^-)^* + Q_n^Y \\
 C_n &= \sum_{i=1}^{2d} \omega_i (f_n(u_i) - \hat{X}_n^-) (h_n(v_i) - \hat{Y}_n^-)^* \\
 K_n &= C_n \cdot Q_n^{-1} \\
 \hat{X}_n &= \hat{X}_n^- + K_n \cdot (Y_n - \hat{Y}_n^-) \\
 P_n &= P_n^- - K_n \cdot Q_n \cdot K_n^*
 \end{aligned}$$

Choix de sigma-points

Avec les conditions initiales, $\hat{X}_0$ et P_0 la décomposition de Cholesky donne

$$P_0 = S_0 \cdot S_0^t \text{ où } P_0 = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$, S_0 = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{2}}{2} & 0 \\ \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{6}}{2} \end{bmatrix}, \hat{X}_0 = x_0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$x_{-2} = \begin{pmatrix} 1 \\ -\frac{\sqrt{30}}{2} \end{pmatrix},$$

$$x_{-1} = \begin{pmatrix} 1 - \frac{\sqrt{10}}{2} \\ -\frac{\sqrt{10}}{2} \end{pmatrix} x_1 = \begin{pmatrix} 1 + \frac{\sqrt{10}}{2} \\ \frac{\sqrt{10}}{2} \end{pmatrix}$$

$$x_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{\sqrt{30}}{2} \end{pmatrix} \text{ et de poids,}$$

$$\omega_0 = \frac{3}{5}$$

$$\omega_{-1} = \frac{1}{10} = \omega_{-2} = \omega_1 = \omega_2$$

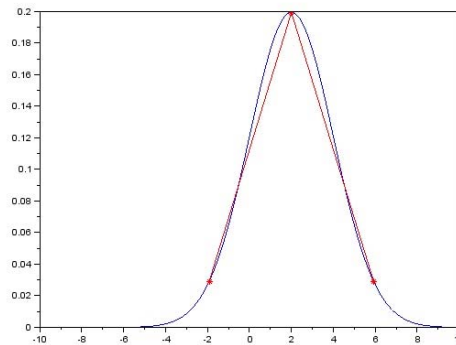


Fig 4. Approximation linéaire de la densité gaussienne de moyenne 2 et d'écart type 2.

. Evolution des sigma-points :

$$u_0 = \begin{pmatrix} 1 - \sqrt{2} \\ -\frac{\sqrt{2}}{2} \end{pmatrix} u_{-2} = \begin{pmatrix} 1 - \sqrt{2} \\ \frac{3\sqrt{5} - \sqrt{2}}{2} \end{pmatrix},$$

$$u_2 = \begin{pmatrix} 1 - \sqrt{2} \\ \frac{-3\sqrt{5} - \sqrt{2}}{2} \end{pmatrix} u_{-1} = \begin{pmatrix} 1 - \sqrt{2} + 2\sqrt{5} \\ \frac{-\sqrt{2} + 2\sqrt{5} + \sqrt{15}}{2} \end{pmatrix} u_1 = \begin{pmatrix} 1 - \sqrt{2} - 2\sqrt{5} \\ \frac{-\sqrt{2} - 2\sqrt{5} - \sqrt{15}}{2} \end{pmatrix}$$

Dans la détermination de la moyenne et de la covariance du filtre prédit les sigma-points sont obtenus par :

$$\begin{cases} h_{1,n}(x_n^1, x_n^2) = a - r_n(x_n^1, x_n^2) \cdot \cos[\theta_n(x_n^1, x_n^2)] \\ h_{2,n}(x_n^1, x_n^2) = b - r_n(x_n^1, x_n^2) \cdot \sin[\theta_n(x_n^1, x_n^2)] \end{cases}$$

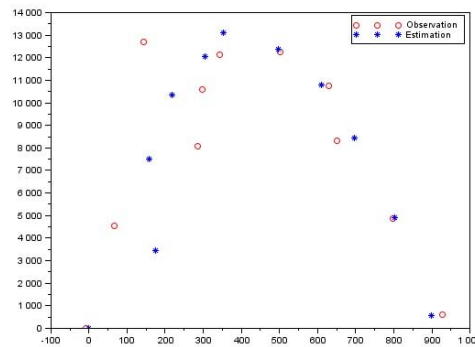


Fig 5 Trajectoire estimée par filtrage inodore

V. CONCLUSION

Pour le filtrage d'un modèle à bruit d'observation non gaussien, une décomposition du bruit en mélange de bruits gaussiens permet de considérer le système où tout est gaussien donc on peut très bien appliquer le filtrage de Kalman. En général, on évite la linéarisation des fonctions dans le modèle. L'introduction du gradient dans la linéarisation n'est pas toujours possible. Le filtrage d'Uhlmann et Julier est le mieux adapté dans ce cas. Néanmoins, le grand nombre d'approximations gaussiennes pourrait entraîner une mauvaise estimation pour le filtre. Comme le choix de nombre de bruits gaussiens dans le mélange est arbitraire, on pourrait fixer ce nombre selon un seuil défini à partir d'un test non paramétrique de chi-deux.

Une autre approche peut être étudiée dans le cas où les approximations gaussiennes seraient remplacées par des estimations par noyau de convolution. La précision pourrait être meilleure mais un autre problème surgit ; il s'agit probablement de la grande complexité de l'algorithme de calcul. Ainsi, le filtrage d'Uhlmann et Julier, facilement manipulable, paraît le filtrage idéal.

RÉFÉRENCES

- [1] D. CHICOUCHE et al., « Filtre de Kalman Etendu pour la détection d'un défaut du rotor des machines asynchrone ». International Conference On Engineering Industrial and Manufacturing ICIEM, Algérie, 2010.
- [2] Thierry CHONAVEL. « Amélioration du filtrage non linéaire dans les modèles d'état par réestimation de l'état passé ». 23^{ième} édition du colloque GRETSI, Bordeaux, 2011.
- [3] L. COLLIN et al., « Base longue de surface et filtrage non linéaire pour une localisation sous-marine précise ». RTCLEF, Metz France, oct. 1999.
- [4] L. COLLIN et al.. « Application de l'estimateur de Julier et Uhlmann à l'évaluation rapide du Taux Erreur Bit dans un système de transmission MIMO/OFDB » GRETSI, Toulouse France 2002.

- [5] S. JULIER et UHLMANN. « Unscented Filtering and Nonlinear Estimation ». Proceeding of the IEEE. Vol 92, n°3 march 2004
- [6] Serge PROSPERI. « Filtrage non linéaire en poursuite. Une approche par mélanges gaussiens ». Seizième colloque GRETSI, Grenoble, sept 97.
- [7] Frédéric ROTELLA. « Filtrage Optimal. Ecole National d'Ingénieurs de Tarbes ». 2003.
- [8] Michel VALADIER. « Sur le filtre de Kalman-Bucy en temps continu ». Revue française d'automatique, informatique, recherche opérationnelle. Mathématique, tome 6, n°2, p.9-22, 1972.
- [9] Anis ZIADI. « Particules gaussiennes déterministes en maximum de vraisemblance non-linéaire : application au filtrage optimal des signaux radar et GPS ». Thèse de doctorat de l'université Paul Sabatier, Toulouse, 2007.