

Zeitschrift:	Geomatik Schweiz : Geoinformation und Landmanagement = Géomatique Suisse : géoinformation et gestion du territoire = Geomatica Svizzera : geoinformazione e gestione del territorio
Herausgeber:	geosuisse : Schweizerischer Verband für Geomatik und Landmanagement
Band:	106 (2008)
Heft:	1
Artikel:	Le filtre de Kalman "unscented" : outil performant en géodésie cinématique
Autor:	Constantin, V. / Wägli, A. / Skaloud, J.
DOI:	https://doi.org/10.5169/seals-236495

Nutzungsbedingungen

Die ETH-Bibliothek ist die Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften auf E-Periodica. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Zeitschriften und ist nicht verantwortlich für deren Inhalte. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern beziehungsweise den externen Rechteinhabern. Das Veröffentlichen von Bildern in Print- und Online-Publikationen sowie auf Social Media-Kanälen oder Webseiten ist nur mit vorheriger Genehmigung der Rechteinhaber erlaubt. [Mehr erfahren](#)

Conditions d'utilisation

L'ETH Library est le fournisseur des revues numérisées. Elle ne détient aucun droit d'auteur sur les revues et n'est pas responsable de leur contenu. En règle générale, les droits sont détenus par les éditeurs ou les détenteurs de droits externes. La reproduction d'images dans des publications imprimées ou en ligne ainsi que sur des canaux de médias sociaux ou des sites web n'est autorisée qu'avec l'accord préalable des détenteurs des droits. [En savoir plus](#)

Terms of use

The ETH Library is the provider of the digitised journals. It does not own any copyrights to the journals and is not responsible for their content. The rights usually lie with the publishers or the external rights holders. Publishing images in print and online publications, as well as on social media channels or websites, is only permitted with the prior consent of the rights holders. [Find out more](#)

Download PDF: 13.01.2026

ETH-Bibliothek Zürich, E-Periodica, <https://www.e-periodica.ch>

Le filtre de Kalman «unscented» – outil performant en géodésie cinématique

Le filtre de Kalman étendu (EKF) est un algorithme très répandu en estimation séquentielle. Celui-ci permet l'estimation de variables d'état et de leur covariance à l'aide de modèles. Pour ce faire, une linéarisation de ces modèles est nécessaire, ce qui confère à cette méthode une complexité d'intégration. De plus, une approximation de premier ordre est effectuée lors de l'estimation de la covariance. Suite à ce constat, Julier et Uhlmann (1997) ont développé le filtre de Kalman «unscented» (UKF). Ce filtre utilise un jeu de points afin d'estimer au mieux les variables d'état et leur covariance. Cet article présente et compare le EKF et le UKF puis applique les deux filtres dans deux situations: l'une à caractère fortement non linéaire (la chute libre d'un corps) et l'autre à faible dynamique et haute fréquence (l'intégration de systèmes de navigation satellitaires et inertIELS). Dans le premier cas, l'hypothèse de linéarisation sous-jacente à l'utilisation du EKF introduit des erreurs. Le UKF permet d'aboutir à de meilleurs résultats car aucune linéarisation de modèles n'est requise. Par contre, dans l'intégration de systèmes de navigation satellitaires et inertIELS, les résultats des deux filtres sont équivalents. Finalement, la facilité d'implémentation du UKF lui confère un caractère intéressant, notamment pour l'intégration de nouveaux capteurs ou modèles.

Der erweiterte Kalman-Filter (EKF) ist ein in der sequentiellen Ausgleichungsrechnung weit verbreiteter Algorithmus. Dabei werden Zustand und Kovarianz mit Hilfe von Vorphersage- und Messmodellen geschätzt. Die Integrationskomplexität dieser Methode ist allerdings ziemlich hoch, da eine Linearisierung dieser Modelle notwendig ist. Außerdem wird eine Näherung erster Ordnung für die Kovarianzschätzung durchgeführt. Aus diesen Gründen haben Julier und Uhlmann (2007) den «unscented» Kalman-Filter (UKF) entwickelt. Dieser Filter benutzt ein Punktset, um die Zustandsvariablen und ihre Kovarianz zu schätzen. Dieser Artikel stellt den EKF und den UKF vor und vergleicht die beiden Filter. Ein erstes Beispiel verdeutlicht das Verhalten beider Filter anhand eines (simulierten) freien Falls eines Körpers. Dabei divergiert der EKF, während der UKF zu eindeutig besseren Resultaten führt. Ein zweites Beispiel zeigt die Integration von Satelliten- und Trägheitsmesssystemen. Aufgrund der geringeren Dynamik und höheren Messrate erzeugen die beiden Filter Ergebnisse von ähnlicher Qualität. Die Linearisierung des EKF steuert hier nur geringe Fehler bei. Der UKF erleichtert allerdings die Implementierung, was insbesondere für die Integration von neuen Sensoren oder Beobachtungsmodellen von Vorteil ist.

V. Constantin, A. Wägli, J. Skaloud

1. Introduction

Le filtre de Kalman étendu (EKF) est un algorithme très répandu en estimation séquentielle. Ce filtre permet l'estimation du vecteur d'état et de sa covariance à l'aide des modèles de prédiction et de me-

sures. Pour l'estimation de la covariance, une linéarisation de ces modèles est nécessaire. Celle-ci est alors propagée avec une approximation de premier ordre. Pour ces raisons, l'usage de ce filtre n'est pas idéal lorsque les modèles sont fortement non linéaires durant le temps d'intégration. De plus, la linéarisation des modèles peut s'avérer complexe. C'est pourquoi, afin de pallier ces problèmes, le filtre de

Kalman «unscented» a été développé par Julier et Uhlmann (1997).

Cet article présente le EKF ainsi que le UKF d'un point de vue algorithmique puis compare les avantages et inconvénients des filtres d'un point de vue théorique. La performance des deux filtres est ensuite comparée à l'aide d'un exemple de simulation de chute libre rectiligne. Une application pratique dans le cadre de l'intégration GPS/MEMS-IMU (Waegli et al., 2007) est finalement présentée.

2. Aperçu du filtre de Kalman étendu (EKF)

Le filtre de Kalman étendu est une adaptation du filtre de Kalman aux problèmes non linéaires. Le principe est d'approximer les fonctions non linéaires par linéarisation afin de pouvoir appliquer les équations du filtre de Kalman classique. Bien que couramment utilisé, ce filtre n'est pas idéal car il propage la moyenne à travers les équations non linéaires (fonction f du modèle dynamique) alors que la covariance est calculée avec les matrices linéarisées (matrice de transition Φ calculée à l'aide de la matrice dynamique du système F obtenue par dérivation de la fonction f). Ainsi, en cas de comportement non linéaire durant le pas de temps d'intégration, cette méthode s'avère inexacte car une approximation de premier ordre est effectuée. Dans ce cas, un filtre de Kalman étendu itératif permet de diminuer les erreurs introduites lors de la linéarisation (Gelb et al., 1996). Les équations du filtre de Kalman étendu sont représentées à la figure 1.

3. Le filtre de Kalman «unscented» (UKF)

Principe

Le filtre de Kalman «unscented» permet de s'affranchir de la linéarisation du modèle de prédiction et de mesures. En effet, il permet de propager la moyenne ainsi que la covariance par le modèle de prédiction non linéarisé (fig. 2). Pour ce faire, un jeu de points appelés «sigma points» (SPs) paramétrisant la moyenne et la co-

Il filtro di Kalman esteso (EKF) è un algoritmo molto esteso nella stima sequenziale. Esso consente la stima di variabili di stato e la loro covarianza, grazie a dei modelli. In questo intento è necessaria una linearizzazione di questi modelli, fatto che aggiunge a questo metodo una complessità d'integrazione. Inoltre, durante la stima della covarianza si effettua un'approssimazione di prim'ordine. Per questo motivo Julier e Uhlmann (1997) hanno sviluppato il filtro di Kalman «unscented» (UKF). Questo filtro utilizza una serie di punti per valutare le variabili di stato e la loro covarianza. Quest'articolo effettua prima un confronto tra EKF e UKF, e in seguito applica i due filtri in due situazioni: una con un carattere fortemente non lineare (caduta libera di un corpo) e l'altra a debole dinamica e ad alta frequenza (integrazione dei sistemi di navigazione satellitare e inerziale). Nel primo caso, l'ipotesi di linearizzazione derivante dall'uso di EKF introduce degli errori. UKF consente invece di arrivare a risultati migliori perché non richiede la linearizzazione dei modelli. Per contro, nell'integrazione dei sistemi di navigazione satellitare e inerziale, i risultati dei due filtri sono equivalenti. In aggiunta, la facilità di implementazione di UKF gli conferisce un carattere interessante, in particolare per l'integrazione di nuovi ricevitori o modelli.

variance sont créés. Le nombre de points créés dépend de la taille du vecteur d'état. Ce jeu de points est ensuite propagé dans le modèle de prédiction non linéarisé. La moyenne et la covariance sont alors calculées à partir de ces points par moyenne pondérée. Le modèle de mesures permet ensuite de calculer une mesure prédictive par SP, ceci afin de calculer la matrice de gain, la moyenne et la covariance a posteriori directement à partir des SPs. Avec cette méthode, la moyenne et la covariance sont approximées au deuxième ordre en minimisant le troisième ordre de l'expansion en séries de Taylor.

Choix des «sigma points»

Afin de représenter au mieux la distribution des erreurs, il convient de choisir adéquatement les «sigma points» (SPs) \mathbf{X}_i ainsi que les poids qui leur sont associés ω_i . Pour ce faire, Julier et Uhlmann (2002a) proposent la transformation «unscented» qui génère un jeu de $n+2$ SPs (où n désigne la taille du vecteur d'état) tels que:

$$\begin{cases} \sum_{i=0}^{n-1} \omega_i = 1 \\ \sum_{i=0}^{n-1} \omega_i \mathbf{X}_i = \bar{\mathbf{x}} \\ \sum_{i=0}^{n-1} \omega_i (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{x}})^T = \mathbf{P} \end{cases}$$

Où p désigne le nombre de SPs, $\bar{\mathbf{x}}$ la moyenne et \mathbf{P} la covariance.

Génération d'un jeu de SPs standards

Le principe de génération des SPs est itératif. Ils sont d'abord calculés pour un vecteur d'état de dimension $j=1$. Ils sont ensuite calculés itérativement pour les vecteurs d'état de dimension $j+1$ à l'aide des SPs de dimension plus faible. Le processus s'arrête lorsque l'on atteint la taille du vecteur d'état voulu n . A ce moment-là, $n+2$ vecteurs (SPs) de dimension n ont été générés (Julier, 2003). L'algorithme de génération des SPs est présenté à la figure 3.

Mise à l'échelle avec l'écart-type et la moyenne correspondant à l'état

La transformation «scaled unscented» (Julier et Uhlmann, 2002b) permet de mettre les SPs à l'échelle, c'est à dire de les adapter à la moyenne et à la covariance. La formule est la suivante:

$$\mathbf{X}_i = \hat{\mathbf{x}} + \alpha \mathbf{S} \mathbf{X}_{u,i} \text{ avec } \mathbf{S} \mathbf{S}^T = \mathbf{P}$$

Le paramètre α ($10^{-4} \leq \alpha \leq 1$) est un paramètre d'échelle qui indique la répartition des SPs autour de $\hat{\mathbf{x}}$.

Il est ensuite nécessaire de calculer les poids pour la moyenne ω^m et la covariance ω^c comme suit:

$$\omega_i^m = \begin{cases} \frac{\omega_0 - 1}{\alpha^2} + 1 & \text{pour } i = 0 \\ \frac{\omega_i}{\alpha^2} & \text{pour } i \neq 0 \end{cases}$$

$$\omega_i^c = \begin{cases} \frac{\omega_0 - 1}{\alpha^2} + 2 + \beta - \alpha^2 & \text{pour } i = 0 \\ \frac{\omega_i}{\alpha^2} & \text{pour } i \neq 0 \end{cases}$$

Le paramètre β contient de l'information sur la distribution des erreurs. Une valeur de $\beta = 2$ correspond à une distribution gaussienne.

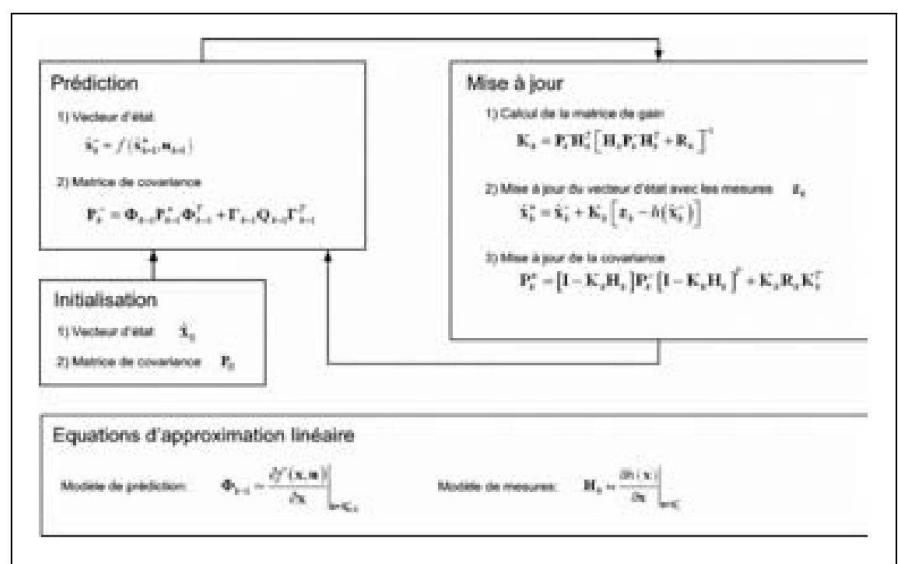


Fig. 1: Équations du filtre de Kalman étendu.

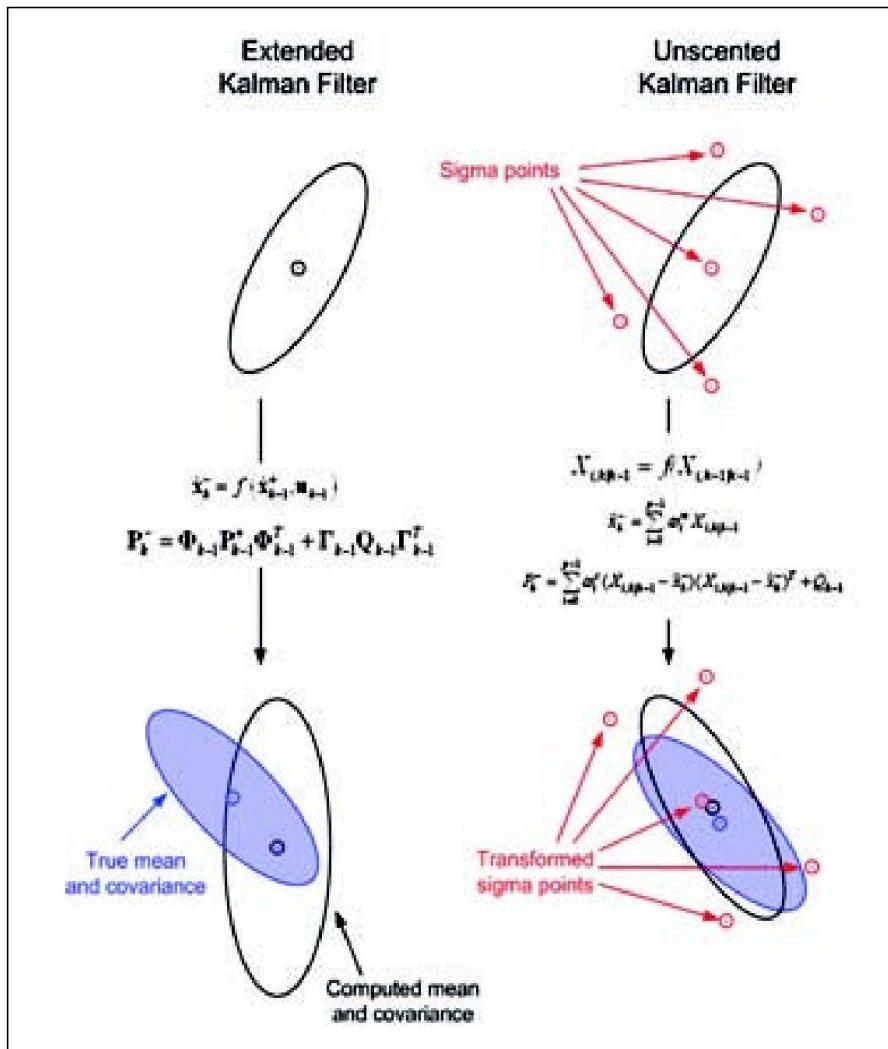


Fig. 2: Fonctionnement du EKF et du UKF dans la propagation de moyenne et de covariance.

L'algorithme du UKF

L'algorithme du UKF se base sur les SPs calculés précédemment. Comme indiqué à la figure 4 (Shin, 2005), les SPs sont propagés avec la fonction non linéaire. La moyenne et la covariance sont ensuite calculées avec les SPs propagés. Finalement, la mise à jour avec les mesures est effectuée avec le modèle de mesures non linéarisé.

Wan et van der Merwe (2001) présentent deux formes différentes du UKF:

- **Sans bruit additif:** le vecteur d'état est augmenté pour contenir le bruit. Dans ce cas, le bruit du système est géré implicitement et il passe dans le modèle fonctionnel. On a donc:

$$\hat{x}_{k+1} = f[\hat{x}_k] + w_k \text{ avec } Q_k = E[w_k w_k^T]$$

$\hat{x}_k^+ = \begin{bmatrix} \hat{x}_k \\ w_k \end{bmatrix}$ désigne le vecteur d'état augmenté.

- **Avec bruit additif:** aucune augmentation du vecteur d'état n'est nécessaire et on a:

$$\hat{x}_{k+1} = f[\hat{x}_k] + w_k \text{ avec } Q_k = E[w_k w_k^T]$$

Dans ce cas, il est nécessaire de calculer la matrice Γ afin de propager le bruit à chaque itération.

Ainsi, le modèle sans bruit additif permet de s'affranchir du calcul de la matrice Γ .

mais cette méthode nécessite une augmentation du nombre et de la taille des SPs. C'est cette version du UKF qui a été choisie.

4. Comparaison entre EKF et UKF

Les différences entre les filtres de Kalman étendu et «unscented» sont discutées dans ce paragraphe. Contrairement au UKF, l'usage du EKF nécessite la dérivation du modèle de mouvement (matrice du système F) et du modèle de mesures, ce qui est parfois complexe et peut être source d'erreurs. C'est pourquoi, le EKF est fiable uniquement pour des systèmes au comportement quasi-linéaire durant l'intervalle de temps de mise à jour. La covariance est propagée avec une approximation linéaire, alors que le UKF effectue une approximation du deuxième ordre avec minimisation du troisième ordre pour la moyenne et la covariance (Julier et Uhlmann, 1996). Ainsi, selon El-Sheimy et al. (2006) la convergence du UKF est plus rapide. En ce qui concerne la complexité des calculs, les deux méthodes sont d'ordre $O(n^3)$ (Wan et van der Merwe, 2001).

Le UKF semble donc plus adapté pour

1) Choisir ω_0 $0 \leq \omega_0 \leq 1$
2) Calculer les poids $\omega_i = \frac{1-\omega_0}{n+1}$ pour $i=1, \dots, n+1$
3) Initialiser les premiers SPs ($j=0$) $\mathbf{X}_{0,0}^0 = [0], \quad \mathbf{X}_{0,1}^0 = \left[\begin{array}{c} -1 \\ \sqrt{2\omega_0} \end{array} \right] \text{ et } \mathbf{X}_{0,2}^0 = \left[\begin{array}{c} 1 \\ \sqrt{2\omega_0} \end{array} \right]$
4) Calculer les valeurs des SPs pour $j=2, \dots, n$
Pour $i=0$ $\mathbf{X}_{0,i}^j = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{0,0}^{j+1} \\ 0 \end{bmatrix}$ Pour $i=1, \dots, j$ $\mathbf{X}_{0,i}^j = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{0,i}^{j+1} \\ -1 \\ \sqrt{j(j-1)\omega_0} \end{bmatrix}$ Pour $i=j+1$ $\mathbf{X}_{0,i}^j = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{0,j+1}^{j+1} \\ 1 \\ \sqrt{j(j+1)\omega_0} \end{bmatrix}$

Fig. 3: Formules pour la génération des SPs.

Équations communes aux deux filtres	
Vecteur d'état	$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} h \\ v \\ \beta \end{bmatrix}$
Modèle de prédiction	$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) \rightarrow \begin{cases} h_{k+1} = h_k + v_k \Delta t + \frac{1}{2}(a_k + w_{a_k}) \Delta t^2 \\ v_{k+1} = v_k + (a_k + w_{a_k}) \Delta t \\ \beta_{k+1} = \beta_k \end{cases}$ avec $a_k = \frac{\rho_0 v_k^2}{2\beta_k} - g$
Modèle de mesure	$z = h$
Équations supplémentaires pour le EKF	
Prédiction	$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{h}_k \\ \dot{v}_k \\ \dot{\beta}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_k \\ \frac{\rho_0 v_k^2}{2\beta_k} - g \\ 0 \end{bmatrix}$ $\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -\frac{\rho_0 v_k^2}{k_c} & \frac{\rho_0 v_k^2}{k_c} & -\frac{\rho_0 v_k^2}{k_c} \\ \frac{2\beta}{2\beta} & \beta & \frac{2\beta^2}{2\beta} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$
Mesures	$\mathbf{H} = [1 \ 0 \ 0]$
Bruit	$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \Delta t \\ 0 \end{bmatrix} \quad w = \sigma_w^2 \quad Q = \mathbf{R} \mathbf{R}^T$
Notation	
h : altitude du corps v : vitesse du corps β : coefficient de balistique $\rho = \rho_0 e^{-\frac{h}{k_c}}$: densité atmosphérique ρ_0 : densité atmosphérique au niveau de la mer k_c : coefficient de frottement w_{a_k} : bruit sur l'accélération σ_w : écart type du bruit sur l'accélération	

Tab. 1: Modèle utilisé pour l'implémentation du EKF et du UKF pour la chute libre d'un corps.

l'estimation séquentielle lorsque les modèles sont non linéaires. La propagation des SPs à travers le système non linéaire permet en effet de mieux modéliser l'évolution de la covariance. L'implémentation de ce filtre semble également plus rapide car aucune linéarisation de modèle n'est nécessaire. Ceci est très utile pour des tests, particulièrement lorsque les modèles en jeu sont complexes. Notons que les deux approches comparées se basent sur l'hypothèse que les variables aléatoires d'état suivent une densité de probabilité gaussienne, ce qui les différencie notam-

ment des filtres à particules (Julier et Uhlmann, 2002a).

5. Comparaison de performance du EKF et du UKF dans un cas fortement non linéaire

Introduction et équations utilisées
Afin de tester la performance du UKF dans un exemple à comportement non linéaire, nous avons implémenté l'algorithme dans le cas de la chute libre. Cet exemple,

introduit par Gelb et al. (1996) pour le EKF, étudie la chute libre rectiligne d'un corps. Son mouvement simulé est étudié uniquement sur l'axe vertical à l'aide du modèle de prédiction et de mesures effectuées par un radar. Celui-ci est situé au sol dans l'axe de la chute et mesure la hauteur du corps. La situation générale est illustrée à la figure 5.

Le modèle utilisé est présenté au tableau 1. Avec le EKF, les modèles de prédiction et de mesures doivent être linéarisés. La matrice de bruit Γ doit également être dérivée. Ces étapes ne sont pas nécessaires pour l'implémentation du UKF.

Les mesures ont été générées en utilisant les équations du modèle de mouvement. Un bruit généré avec le processus de Gauss-Markov de 1^{er} ordre y a été ajouté.

Résultats

Nous présentons à la figure 6 les écarts de position par rapport à la solution de référence. L'estimation de la covariance est également illustrée.

Les résultats avec le UKF sont satisfaisants. Pour la position, les écarts par rapport à la solution de référence sont plus faibles avec le UKF. Ils correspondent à la covariance estimée par ce filtre, ce qui n'est pas le cas pour le EKF qui sous-estime l'erreur. En ce qui concerne la vitesse et le coefficient de balistique β , les résultats obtenus sont similaires. Le EKF a tendance à diverger, ce qui n'est pas le cas du UKF.

Ainsi dans cet exemple où les modèles en jeu sont fortement non linéaires, le UKF permet d'aboutir à de meilleurs résultats. L'utilisation des SPs permet une meilleure approximation des variables d'état et de leur covariance.

	EKF	UKF	Difference
RMS	N [m]	0.4	0.4
	E [m]	0.3	0.3
	h [m]	0.6	0.6
	rl ["]	0.75	0.91
	pt ["]	1.05	1.03
	hd ["]	1.52	1.59

Tab. 2: Comparaison de la moyenne du EKF et du UKF pour 6 descentes (Waegli et al, 2007).

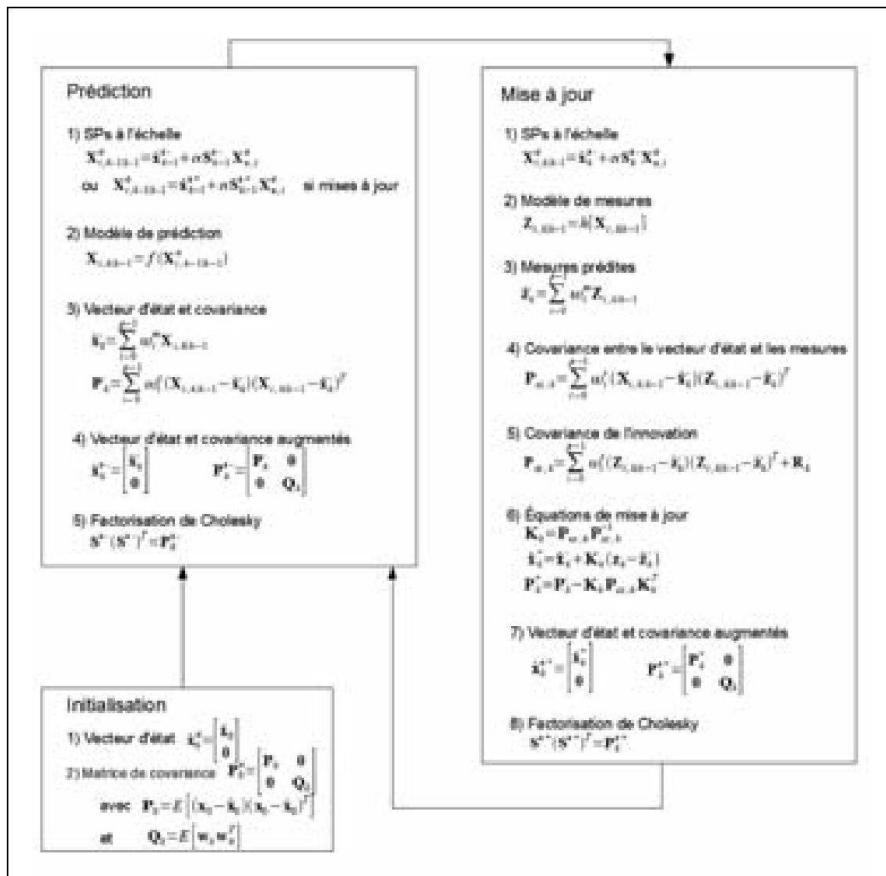


Fig. 4: Équations du filtre de Kalman «unscented» sans bruit additif.

6. Intégration GPS/MEMS-IMU

Nous avons appliqué le UKF dans le cadre de l'intégration de données GPS et inertielles par couplage lâche. Les données utilisées sont issues de descentes en ski de piste. Les données inertielles mesurées avec des capteurs de type MEMS (capteurs bon marché) à une fréquence de 100 Hz sont couplées avec des mesures GPS L1 à une fréquence de 1 Hz comme présenté par Waegli et Skaloud (2007). Le tableau 2 compare la moyenne du EKF et du UKF pour 6 descentes.

La précision de la position est limitée par celle des données GPS monofréquence (avec des ambiguïtés flottantes). L'orientation est estimée avec une précision de 1° à 2°.

Les différences d'erreur moyenne entre le EKF et le UKF sont faibles. Par contre, les erreurs maximales sont plus importantes avec le UKF, particulièrement pour l'orien-

tation. Ces différences élevées apparaissent en début et en fin de parcours. Lorsque les paramètres du UKF ont convergé, les erreurs sont corrigées. Dès lors, les performances des deux filtres sont semblables. La convergence des deux filtres observée sur plusieurs descentes est également similaire (Waegli et al, 2007). Ainsi, dans cette application où la fréquence utilisée est élevée et la dynamique

faible, le EKF permet d'aboutir à de très bons résultats. Les approximations linéaires effectuées n'entachent pas la qualité du résultat et l'utilisation du UKF ne permet pas d'améliorer l'estimation. Par contre, celui-ci permet de s'affranchir de la linéarisation des modèles de prédition et de bruit, ce qui lui confère un avantage non négligeable. Il est ainsi possible de l'implémenter facilement pour des tests de modèles. Ceci peut être utile par exemple lorsqu'une intégration avec d'autres capteurs est étudiée.

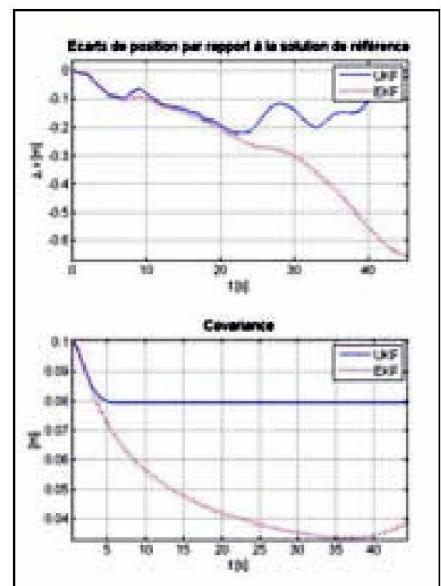


Fig. 6: Haut: Ecart entre la valeur de référence et la position calculée par filtre de Kalman: comparaison entre EKF et UKF.
Bas: Ecart-type pour la position: comparaison entre EKF et UKF.

7. Conclusion

Nous avons présenté le filtre de Kalman «unscented» (UKF) comme un nouvelle variante attractive du filtre de Kalman étendu (EKF). Celui-ci a une grande utilité dans la navigation ainsi que la géodésie cinématique.

Les applications présentées permettent de comparer le fonctionnement des deux filtres. Lorsque les modèles utilisés sont fortement non linéaires et dynamiques, le UKF permet d'aboutir à de meilleurs résultats. L'utilisation d'un jeu de «sigma

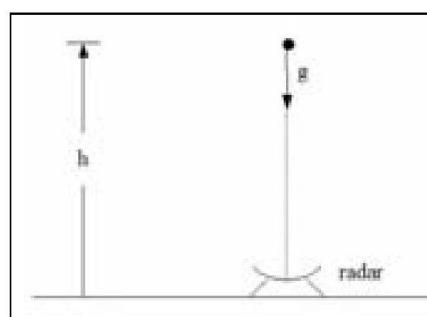


Fig. 5: Chute libre rectiligne d'un corps avec position mesurée par un radar situé sous l'objet.

points» permet de mieux approximer les variables d'état et la covariance. Par contre, lorsque la dynamique est faible et la fréquence élevée, des résultats semblables sont obtenus avec chacun des filtres. Les temps de convergence sont équivalents et tous deux permettent une bonne approximation des variables d'état. Dans ce cas, l'utilisation du UKF ne permet pas d'améliorer les résultats. La facilité d'implémentation du UKF lui confère cependant un grand avantage par rapport au EKF. En effet, son usage ne nécessite pas de dérivation des modèles de prédiction et de bruit qui peuvent être sources d'erreurs. Ceci permet par exemple l'évaluation rapide de modèles. Il faut cependant porter attention au choix des paramètres pour ce filtre afin d'éviter tout problème numérique.

Bibliographie:

- El-Sheimy, N., Shin, E.-H. et Niu, X. (2006). Kalman Filter Fac-Off. Extended vs. Unscented Kalman Filters for Integrated GPS and MEMS Inertial. Inside GNSS, March 2006, 48–54.
- Gelb, A., Kasper, J.F., Nash Jr, R.A., Price, C.F. et Sutherland Jr, A.A. (1996). Applied Optimal Estimation. MIT Press, 194–198.
- Julier, S. J. et Uhlmann, J.K. (1996). A General Method for Approximating Nonlinear Transformations of Probability Distributions. Technical report, Department of Engineering Science, University of Oxford, Oxford.
- Julier, S. J. et Uhlmann, J.K. (1997). A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems. Proceedings of AeroSense: the 11th Int. Symp. On Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls.
- Julier, S. J. et Uhlmann, J.K. (2002a). Reduced Sigma Point Filters for the Propagation of Means and Covariances Through Nonlinear Transformations. Proceedings of the IEEE American Control Conference, Anchorage AK, USA, 8–10 May 2002, 887–892.
- Julier, S. J. et Uhlmann, J.K. (2002b). The Scaled Unscented Transformation. Proceedings of the IEEE American Control Conference, Anchorage AK, USA, 8–10 May 2002, 4555–4559.
- Julier, S. J. (2003). The Spherical Simplex Unscented Transformation. Proceedings of the American Control Conference, Denver, Colorado 4–6 June 2003, 2430–2434.
- Shin, E.-H. (2005). Estimation Techniques for Low-Cost Inertial Navigation. PhD Thesis, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary, UC GE Reports n°20219.
- Waegli, A. et Skaloud, J. (2007). Assessment of GPS/MEMS-IMU Integration Performance in Ski Racing. ENC-GNSS, 29 May – 1 June 2007, Geneva, Switzerland.
- Waegli, A. et Skaloud, J.: (2007). Trajectory Analysis for Skiers. Inside GNSS, Spring 2007, 24–34.
- Waegli, A., Skaloud, J., Tomé, Ph. et Bonnaz J-M. (2007) Assessment on the Integration Strategy between GPS and Body-Worn MEMS Sensors with Applications to Sports. ION-GNSS, Fort Worth, Tx, USA.
- Wan, E.A. et van der Merwe, R. (2001). Kalman filtering and Neural Networks, Haykin, S. (Ed.), Chapter 7, John Wiley & Sons, New York.

Véronique Constantin
Adrian Wägli
Jan Skaloud
EPF Lausanne
ENAC INTER TOPO
Bâtiment GC
CH-1015 Lausanne
veronique.constantin@a3.epfl.ch
adrian.waegli@epfl.ch
jan.skaloud@epfl.ch

Geomatik Schweiz: Artikel und Verzeichnisse online

Artikel und Inhaltsverzeichnisse der Fachzeitschrift «Geomatik Schweiz» finden Sie im Internet unter www.geomatik.ch > Fachzeitschrift.

Das Jahresinhaltsverzeichnis «Geomatik Schweiz» 2007 ist ab sofort verfügbar. Ebenso frühere Jahresinhaltsverzeichnisse und das Gesamtverzeichnis ab 1951 nach Fachgebieten. Das Gesamtverzeichnis 1903–1950 liegt in Buchform vor.

Neu finden Sie alle Fachartikel, Editorial und Rubrikbeiträge ab 2002 als pdf im Internet www.geomatik.ch > Fachzeitschrift > Archiv. In den «Dossiers» finden Sie auch einzelne ältere Artikel. Von allen Fachartikeln ab 1998 finden Sie die Zusammenfassungen in deutsch, französisch und italienisch.

Die Jahres-CDs 2002–2006 können so lange Vorrat bezogen werden bei: redaktion@geomatik.ch. Alte Hefte können beim Verlag bezogen werden: verlag@geomatik.ch.

Géomatique Suisse: Articles et répertoires en ligne

Vous trouverez les articles et les répertoires des contenus du journal professionnel «Géomatique Suisse» dans Internet sous www.geomatik.ch > Revue.

Le répertoire du contenu annuel 2007 de «Géomatique Suisse» est disponible dès à présent, également les répertoires des contenus antérieurs ainsi que le répertoire global dès 1951 selon les domaines spécifiques. Le répertoire global 1903–1950 est disponible sous forme de livre.

Vous trouverez nouvellement tous les articles professionnels, éditoriaux et contributions sous rubrique dès 2002 en pdf dans Internet sous www.geomatik.ch > Revue > Archives. Dans les «Dossiers» vous trouverez aussi quelques articles plus anciens. Vous trouverez les résumés de tous les articles professionnels en allemand, français et italien dès 1998.

Les CD annuels 2002–2006 sont disponibles jusqu'à épuisement du stock, auprès de: redaktion@geomatik.ch. D'anciens cahiers peuvent être obtenus auprès de: verlag@geomatik.ch.