



# Stratégie de détection des Falsifications des Positions des Messages AIS Basée sur l'Application du Filtre IMM

Maelic Louart, Jean-Jacques Szkolnik, Abdel-Ouahab Boudraa,  
Jean-Christophe Le Lann, Frédéric Le Roy

## ► To cite this version:

Maelic Louart, Jean-Jacques Szkolnik, Abdel-Ouahab Boudraa, Jean-Christophe Le Lann, Frédéric Le Roy. Stratégie de détection des Falsifications des Positions des Messages AIS Basée sur l'Application du Filtre IMM. Grets'22 XXVIIIème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images, Sep 2022, Nancy, France. hal-03859377

**HAL Id: hal-03859377**

**<https://hal.science/hal-03859377v1>**

Submitted on 18 Nov 2022

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Stratégie de détection des Falsifications des Positions des Messages AIS Basée sur l'Application du Filtre IMM

Maelic LOUART<sup>1,2</sup>, Jean-Jacques SZKOLNIK<sup>2</sup>, Abdel-Ouahab BOUDRAA<sup>2</sup>, Jean-Christophe LE LANN<sup>1</sup>, Frédéric LE ROY<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Lab-STICC, UMR CNRS 6285, ENSTA Bretagne, 2 Rue François Verny, 29200 Brest, France

<sup>2</sup>IRENav, EA3634, BCRM Brest CC 600, 29240 BREST Cedex 9, France

(maelic.louart, jj.szkolnik, abdel.boudraa)@ecole-navale.fr,

(jean-christophe.le-lann, frederic.le-roy)@ensta-bretagne.fr

**Résumé** – Le système d'identification automatique (AIS) améliore la sécurité et le contrôle du trafic maritime en permettant aux navires d'échanger des informations de navigation entre eux et avec les stations de contrôle terrestre. Cependant, l'AIS n'étant pas sécurisé, les positions envoyées peuvent être facilement falsifiées. Dans cet article, nous présentons une stratégie de détection des falsifications des positions des navires qui applique un filtre à modèles multiples interactifs. Les résultats obtenus sur des données AIS réelles et simulées montrent l'efficacité de cette stratégie pour ce type d'application.

**Abstract** – The Automatic Identification System (AIS) enhances safety and control of vessel traffic by allowing vessels to exchange navigational information with each other and with terrestrial control stations. However, because AIS is not secure, the positions sent can be easily falsified. In this paper, we present a strategy that detects position falsifications applying an interactive multiple model filter. The results obtained on real and simulated AIS data show the effectiveness of this strategy for this type of application.

## 1 Introduction

Le système d'identification automatique (AIS) est un système de communication entre bateaux qui permet de renforcer la sécurité du trafic maritime. Grâce à ce système, chaque navire échange des informations actualisées avec les autres bateaux se situant dans un même espace maritime (25 – 45 km). Les informations transmises concernent à la fois des données statiques (identité, port de départ, etc.) et des données dynamiques (position, vitesse, route, etc.).

Cependant, l'AIS n'est pas sécurisé, il peut être facilement piraté et transmettre des informations falsifiées. Ces falsifications peuvent concerner les données dynamiques et les données statiques. En plus de réduire la fiabilité des données AIS transmises, ces falsifications peuvent masquer des activités illicites telles que la piraterie, la pêche illégale et les attaques terroristes. Elles peuvent même servir, dans un contexte international tendu, à dénoncer de prétendues violations de souveraineté territoriale comme ce fut le cas récemment pour le destroyer USS Roosevelt qui semblait naviguer à quatre milles à l'intérieur des eaux russes, alors qu'il était, en réalité, éloigné de l'endroit signalé [1].

Ainsi, la détection des falsifications de positions transmises, par les messages AIS, est devenue nécessaire. Pour permettre cette détection, plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature. Parmi elles, des méthodes de crowd-sourcing sont beaucoup utilisées [2]. Ces méthodes exploitent les mesures d'autres capteurs pour estimer la position du navire, et ensuite vérifier que cette position estimée est cohérente avec la posi-

tion transmise par l'AIS. Cependant, ces méthodes sont soit imprécises, la position est estimée avec une précision de plusieurs centaines de mètres, soit nécessitent plusieurs heures d'attente pour estimer la position du bateau suivi (image radar SAR). D'autres méthodes, suivent les trajectoires des bateaux pour détecter des sauts de position caractéristiques d'une falsification [3]. C'est ce type de méthode que nous allons mettre en place dans ce papier, à la différence que, dans notre cas d'application, l'algorithme sera plus simple, la précision de l'estimation de position globalement meilleure et la méthode de détection des sauts de position plus originale.

La méthode mise en place utilise un filtre à interaction multi-modèle (IMM). Les performances de ce filtre sont évaluées sur des données réelles et simulées, et comparées à un filtre de Kalman classique. Les résultats montrent que la stratégie basée sur l'IMM est parfaitement adaptée à notre cas d'étude : elle est performante et peu coûteuse en calculs.

## 2 Présentation des algorithmes

### 2.1 Filtre de Kalman

Pour aider à la compréhension du filtre IMM nous commençons par présenter le fonctionnement du filtre de Kalman. Les équations du modèle de Kalman proviennent de [4]-[5] et sont données en (1), (2) et (3). Elles sont simples et ne prennent en considération que la position du bateau qui est disponible dans chaque message AIS [6].

L'équation d'état (1) suppose que la vitesse du navire est

constante (**H1**), c'est pourquoi un modèle du second ordre est appliqué. Cette équation s'applique indifféremment à la latitude et à la longitude et a pour expression :

$$X_{n+1} = A_{n+1}X_n + \Gamma_{n+1}w_n \quad (1)$$

$$X_n = \begin{pmatrix} x_n \\ \dot{x}_n \end{pmatrix}, A_{n+1} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta T_{n+1} \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \Gamma_{n+1} = \begin{pmatrix} \frac{\Delta T_{n+1}^2}{2} \\ \Delta T_{n+1} \end{pmatrix},$$

$n \in \mathbb{N}$  est l'indice de temps discret,  $X_n$  est le vecteur d'état contenant la position  $x_n$  (latitude/longitude) et la dérivée première de  $x_n$  par rapport au temps,  $A_{n+1}$  est la matrice de transition à l'instant  $n+1$ ,  $\Gamma_{n+1}$  est la matrice de gain du bruit à l'instant  $n+1$ ,  $\Delta T_{n+1} = t(n+1) - t(n)$  est l'intervalle de temps séparant la réception de deux messages consécutifs et  $w_n$  est le bruit de modèle à l'instant  $n$ .

Dans l'équation d'état, le bruit d'accélération  $w_n$ , avec un écart-type  $\sigma_w$ , est supposé constant sur chaque période d'échantillonnage ( $\Delta T_n$ ) et indépendant entre ces périodes (**H2**). Il s'agit du modèle d'accélération à bruit blanc gaussien centré discret. Cependant,  $\sigma_w \Delta T_n$  doit être faible par rapport à la vitesse réelle pour valider l'hypothèse (**H1**). Ainsi, on peut considérer un modèle à vitesse quasi constante en raison de la présence de ce bruit d'accélération. Notons  $Y_n$  la mesure de la latitude/longitude à l'instant  $n$ ,  $C = \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix}$  la matrice d'observation et  $v_n$  le bruit d'observation à l'instant  $n$ . L'équation de mesure du modèle est :

$$Y_n = CX_n + v_n \quad (2)$$

Le bruit  $v_n$  est supposé être un bruit blanc gaussien de moyenne nulle (**H3**) tout comme  $w_n$ . Donc, nous avons

$$\mathbb{E}[w_k] = 0, \mathbb{E}[v_k] = 0, \mathbb{E}[W_k W_l^T] = Q_k \delta_{kl}, \mathbb{E}[v_k v_l^T] = R_k \delta_{kl}, \mathbb{E}[w_l v_k] = 0, \mathbb{E}[X_0 W_k^T] = 0 \text{ et } \mathbb{E}[X_0 V_k^T] = 0.$$

avec  $(k, l) \in \mathbb{N}^2$ ,  $\mathbb{E}[\cdot]$  l'espérance mathématique,  $X_0$  la valeur initiale du vecteur d'état  $X_n$ ,  $W_k = \begin{pmatrix} \frac{\Delta T_k^2}{2} \\ \Delta T_k \end{pmatrix} w_k$  le vecteur du bruit du modèle à l'instant  $k$  et  $V_k = \begin{pmatrix} v_k \\ 0 \end{pmatrix}$  le vecteur de bruit d'observation à l'instant  $k$ .

Le filtre de Kalman exécute successivement un algorithme de prédiction et un algorithme d'estimation:

Covariance du vecteur de bruit du modèle  $W_n$ :

$$Q_n = COV(W_n) = \mathbb{E}[W_n W_n^T] = \begin{pmatrix} \frac{\Delta T_n^4}{4} & \frac{\Delta T_n^3}{2} \\ \frac{\Delta T_n^3}{2} & \Delta T_n^2 \end{pmatrix} \sigma_w^2;$$

Covariance du vecteur de mesure  $Y_n$ :

$$R_n = COV(Y_n) = COV(V_n) = \mathbb{E}[V_n V_n^T] = \sigma_v^2$$

Équation de prédiction du vecteur d'état:

$$\hat{X}_{n|n-1} = A_n \hat{X}_{n-1|n-1}$$

Équation de la matrice de covariance de  $\hat{X}_{n|n-1}$  :

$$\hat{P}_{n|n-1} = COV(\hat{X}_{n|n-1}) = A_n \hat{P}_{n-1|n-1} A_n^T + Q_n$$

Équation du gain du filtre :

$$K_n = \hat{P}_{n|n-1} C^T [R_n + C \hat{P}_{n|n-1} C^T]^{-1}$$

Équation d'estimation du vecteur d'état:

$$\hat{X}_{n|n} = \hat{X}_{n|n-1} + K_n \tilde{Y}_n \text{ avec : } \tilde{Y}_n = Y_n - C \hat{X}_{n|n-1}$$

Équation de la matrice de covariance de  $\hat{X}_{n|n}$  :

$$\hat{P}_{n|n} = COV(\hat{X}_{n|n}) = (I - K_n C) \hat{P}_{n|n-1}$$

L'initialisation est effectuée en appliquant la méthode de différenciation à deux points [5]:

$$\hat{X}_{1|1} = \begin{pmatrix} Y_1 \\ \frac{Y_1 - Y_0}{\Delta T(1)} \end{pmatrix}; \hat{P}_{1|1} = \begin{pmatrix} R & \frac{R}{\Delta T_1} \\ \frac{R}{\Delta T_1} & \frac{2R}{\Delta T_1^2} \end{pmatrix} \quad (3)$$

L'écart-type du bruit de mesure du GPS vaut  $\sigma_v = 5.3m$ , celui du bruit de modèle est donné dans la partie 2.2.

## 2.2 Prise en compte du changement de dynamique du bateau suivi

La dynamique des navires comprend deux modes principaux. Un premier mode pour lequel le navire se déplace à vitesse et route constants. Un second pour lequel le navire accélère, décélère et change de route. Dans ce dernier mode, la latitude et/ou la longitude changent rapidement, de sorte que le bruit de modèle  $w_n$  est plus élevé que pour le premier mode. Ainsi, en fonction des conditions de navigation, la dynamique d'un navire peut être décrite par deux équations d'état ayant chacune un bruit de modèle différent;  $\sigma_w = 0.5 \times \Delta a \propto 0.02nd.s^{-1}$  pour le modèle 1 et  $\sigma_w = 0.5 \times \Delta a \propto 0.5nd.s^{-1}$  pour le modèle 2; avec  $\Delta a$  l'incrément maximale de l'accélération du bateau entre deux exécutions successives du filtre.

Pour prendre en compte ce couplage entre ces deux modèles, une solution consiste à faire un compromis en fixant l'écart-type du bruit de modèle du filtre de Kalman à 0,8 fois sa valeur maximale (modèle 2,  $\sigma_w \propto 0.5nd.s^{-1}$ ) [5]. Une autre solution consiste à utiliser l'estimateur IMM qui applique pour chacun des deux modèles un filtre de Kalman. Les prédictions et estimées des deux filtres sont ensuite mélangées, avec une pondération dépendant du comportement du navire, pour obtenir la prédiction et l'estimée optimale du vecteur d'état du bateau.

Dans la suite de l'étude, ces deux méthodes sont appliquées et leurs performances comparées.

## 2.3 Filtre IMM

Comme expliqué précédemment, l'IMM considère deux modèles pouvant correspondre à la dynamique des bateaux suivis. Ainsi, deux filtres de Kalman, utilisant les équations présentées dans la partie 2.1, sont exécutés en parallèle. Pour réaliser le mélange entre les deux vecteurs d'état estimés, une matrice de transition ( $\Pi$ ), contenant les probabilités conditionnelles de basculer d'un modèle (mode) à un autre, est utilisée. Les coefficients de cette matrice sont choisis avec la méthode du temps

de séjour. Les résultats finaux ne sont pas très sensibles à ces valeurs.

$$\Pi = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.90 & 0.10 \\ 0.10 & 0.90 \end{pmatrix} \quad (4)$$

Le filtre IMM applique successivement les équations suivantes. Dans ces équations,  $i, j \in \{1; 2\}$  et  $r = 2$ .

#### Intéraction/mélange

Probabilités que la cible soit dans le mode  $j$  après interaction :

$$C_{j,n-1} = \sum_{i=1}^r \Pi_{ij} \mu_{i,n-1}$$

Probabilités de mélange :

$$\mu_{ij,n-1} = \Pi_{ij} \mu_{i,n-1} / C_{j,n-1}$$

Mélange des vecteurs d'état estimés et de leur matrice de covariance :

$$\begin{aligned} \hat{X}_{j,n-1|n-1}^0 &= \sum_{i=1}^r \mu_{ij,n-1} \hat{X}_{i,n-1|n-1} \\ \hat{P}_{j,n-1|n-1}^0 &= \sum_{i=1}^r \mu_{ij,n-1} (\hat{P}_{i,n-1|n-1} + D \hat{P}_{ij,n-1}) \\ \text{où } D \hat{P}_{ij,n-1} &= D \hat{X}_{ij,n-1|n-1} D \hat{X}_{ij,n-1|n-1}^T \\ \text{avec } D \hat{X}_{ij,n-1|n-1} &= (\hat{X}_{i,n-1|n-1} - \hat{X}_{j,n-1|n-1}^0) \end{aligned}$$

#### Application des $r$ filtres de Kalman

(les mêmes équations que celles de la partie 2.1 sont appliquées à  $\hat{X}_{j,n-1|n-1}^0$  et  $\hat{P}_{j,n-1|n-1}^0$  pour obtenir  $\hat{X}_{j,n|n-1}$ ,  $\hat{P}_{j,n|n}$ ,  $S_{j,n}$ ,  $\tilde{Y}_{j,n}$ ,  $\hat{X}_{j,n|n}$  et  $\hat{P}_{j,n|n}$ )

Vraisemblance de chaque mode :

$$\Lambda_{j,n} = \frac{\exp(-d_{j,n}^2/2)}{\sqrt{(2\pi)S_{j,n}}}, \text{ avec } d_{j,n}^2 = \tilde{Y}_{j,n}^T S_{j,n}^{-1} \tilde{Y}_{j,n}$$

#### Mise à jour des probabilités de chaque mode

$$\mu_{j,n} = \Lambda_{j,n} C_{j,n-1} / C_{n-1}, \text{ avec } C_{n-1} = \sum_{i=1}^r \Lambda_{i,n} C_{i,n-1}$$

#### Combinaison des vecteurs d'état et matrices prédits et estimés

Prédictions globales du vecteur d'état, de sa matrice de covariance et de la matrice de covariance de l'innovation :

$$\begin{aligned} \hat{X}_{n|n-1} &= \sum_{i=1}^r C_i \hat{X}_{i,n|n-1}; \hat{P}_{n|n-1} = \sum_{i=1}^r C_i \hat{P}_{i,n|n-1} \\ S_n &= \sum_{i=1}^r C_i S_{i,n} \end{aligned}$$

Estimations globales du vecteur d'état et de sa matrice de covariance :

$$\hat{X}_{n|n} = \sum_{i=1}^r \mu_i \hat{X}_{i,n|n}; \hat{P}_{n|n} = \sum_{i=1}^r \mu_i \hat{P}_{i,n|n}$$

Pour l'initialisation de  $\hat{X}_{j,1|1}$  et  $\hat{P}_{j,1|1}$ , nous appliquons, aux deux modes, la même méthode que pour le filtre de Kalman (3).  $\mu_{1,1} = 0.8$  et  $\mu_{2,1} = 0.2$ , représentant respectivement la probabilité initiale que le bateau soit dans le mode 1 et celle qu'il soit dans le mode 2, sont déterminées statistiquement sur l'analyse des modes de 1000 messages enregistrés.

## 2.4 Mise en place de l'algorithme

Comme mentionné ci-dessus, le filtre de Kalman et l'IMM sont appliqués à chaque navire pour détecter les falsifications de

position. La valeur absolue de l'innovation ( $|\tilde{Y}_n| = |Y_n - C \hat{X}_{n|n-1}|$ ) est comparée à un seuil égale à  $5\sqrt{S_n}$ . Compte tenu que la distribution de l'innovation ( $\tilde{Y}_n$ ) suit une loi normale (H3) centrée de variance  $S_n$ , on en déduit que sa valeur absolue ( $|\tilde{Y}_n| = |Y_n - C \hat{X}_{n|n-1}|$ ) est supérieure au seuil en moyenne 0.00006% du temps. Ainsi, si  $|\tilde{Y}_n|$  est supérieure au seuil, la mesure correspondante est rejetée, une alerte de falsification de position est émise et les variables estimées prennent les valeurs des variables prédites ( $\hat{X}_{n|n} = \hat{X}_{n|n-1}$  et  $\hat{P}_{n|n} = \hat{P}_{n|n-1}$ ). Sinon, les équations d'estimation présentées en 2.1 sont appliquées. Si  $|\tilde{Y}_n|$  est supérieure au seuil durant cinq positions consécutives, provenant d'un même bateau, le vecteur d'état estimé ( $\hat{X}_{n|n}$  ou  $\hat{X}_{j,n|n}$ ) est recalé sur la position du bateau suivie, en lui fixant la valeur suivante :  $(Y_n; \frac{Y_n - Y_{n-1}}{\Delta T_n})$ .

## 3 Expérimentation

### 3.1 Mise en place de l'expérimentation

Les performances des deux filtres sont évaluées à partir d'une simulation de Monte-Carlo (MC) comprenant 1000 exécutions. Chaque exécution de MC est applique un même scénario qui dure 341s et contient 42 mesures de position. Le bateau part d'une position initiale (32.55051, -97.2597) avec une vitesse initiale  $v = 2nd$ . Durant les 200 premières secondes, le bateau suit une trajectoire rectiligne à vitesse quasi-constante (l'accélération est un bruit blanc centré d'écart-type  $\sigma = \infty 0.02nd.s^{-1}$ ). Ensuite, le bateau accélère durant 20s avec une accélération égale à son accélération maximale ( $\Delta a = 1nd.s^{-1}$ ). Enfin, durant 120s, le bateau reprend une trajectoire rectiligne à vitesse quasi-constante (l'accélération est un bruit blanc centré d'écart type  $\sigma = \infty 0.02nd.s^{-1}$ ). La période entre chaque mesure de position est de  $\Delta T_n = 10 \pm 20\%$ s entre le début de la trajectoire jusqu'à la fin de la phase d'accélération et de  $\Delta T_n = 6s \pm 20\%$  de la fin de la phase d'accélération jusqu'à la fin de la trajectoire. Les valeurs de  $\Delta T_n$  utilisées dépendent de la vitesse du bateau et sont définies par la norme AIS [7]. Chaque mesure de position est affectée d'un bruit blanc gaussien d'écart-type  $\sigma_v \propto 5.3m$ .

Par ailleurs, nous appliquons les deux filtres à 2103 messages AIS enregistrés dans la rade de Brest provenant de 18 navires. De plus, pour montrer l'efficacité de l'algorithme, nous créons un scénario pour lequel nous ajoutons 500m, pendant 10 minutes, à la latitude transmise par un des bateaux dont on a enregistré les messages. La détection de ce type de falsification peut permettre de détecter des bateaux fantômes. En effet, souvent, l'attaquant créant un bateau fantôme sur le réseau AIS ne se préoccupe pas de lui associer une évolution de positions cohérente avec la dynamique standard des bateaux, ce qui crée des sauts de position.

### 3.2 Résultats

Nous reportons dans le TAB. 1 l'erreur quadratique moyenne (RMSE) entre la position réelle ( $X_{r,n}$ ) et celle estimée ( $X_{n,n}$ ), et la moyenne du seuil ( $\mu(5\sqrt{S_n})$ ). En plus, dans le TAB. 2

les valeurs moyennes des écart-types de l'erreur d'estimation du vecteur d'état  $X_{n|n}$ , dont les valeurs sont contenues dans la matrice  $P_{n|n}$ , sont affichées pour la latitude et la longitude. Dans les tableaux, nous séparons le cas où le bateau ne manoeuvre pas (messages 1 à 20 et 23 à 42) et celui où il accélère (messages 21 à 22).

Les estimations du filtre IMM sont plus précises qu'en [3] pour un coût de calcul moindre. Ces performances sont aussi légèrement meilleures à celles du filtre de Kalman lorsque le bateau ne manoeuvre pas (ce qui correspond à 80 % du temps de navigation) : le RMSE, le seuil et l'écart-type de l'erreur d'estimation du vecteur d'état sont inférieurs. Ces résultats montrent l'adaptabilité du filtre IMM qui, en fonction de la dynamique du navire, adapte le poids accordé à chaque modèle pour trouver le modèle optimal et réduire l'erreur sur ses prédictions et estimations.

TAB. 1: Comparaison du RMSE de l'estimée et de la valeur moyenne du seuil des filtres de Kalman (K.) et IMM

|             | RMSE ( $X_{r,n} - X_{n n}$ )(m) |     |      |     | $\mu (5\sqrt{S_n})$ (m) |     |      |     |
|-------------|---------------------------------|-----|------|-----|-------------------------|-----|------|-----|
|             | sans man.                       |     | acc. |     | sans man.               |     | acc. |     |
|             | K.                              | IMM | K.   | IMM | K.                      | IMM | K.   | IMM |
| <b>Lat.</b> | 4.8                             | 4.1 | 6.4  | 6.2 | 80                      | 60  | 82   | 75  |
| <b>Lon.</b> | 4.7                             | 4.1 | 6.3  | 6.3 | 95                      | 72  | 97   | 85  |

TAB. 2: Comparaison de la précision d'estimation des filtres de Kalman (K.) et IMM.

|                 | $\mu (\sqrt{\hat{P}(1,1)_{n n}})$ (m) |     |      |     | $\mu (\sqrt{\hat{P}(2,2)_{n n}})$ (m.s <sup>-1</sup> ) |      |      |     |
|-----------------|---------------------------------------|-----|------|-----|--------------------------------------------------------|------|------|-----|
|                 | sans man.                             |     | acc. |     | sans man.                                              |      | acc. |     |
|                 | K.                                    | IMM | K.   | IMM | K.                                                     | IMM  | K.   | IMM |
| <b>Lat. (m)</b> | 4.9                                   | 4.4 | 5.1  | 5.1 | 1.2                                                    | 0.78 | 1.3  | 1.3 |
| <b>Lon. (m)</b> | 4.9                                   | 4.5 | 5.1  | 4.9 | 1.2                                                    | 0.79 | 1.3  | 1.2 |

Par ailleurs, aucune falsification de position n'a été détectée sur les 2103 messages enregistrés. Cela n'est pas étonnant, car peu de bateaux falsifient leurs positions dans un port militaire. De plus, lorsque nous introduisons la falsification de position de 500m sur une des trajectoires, elle est détectée. En effet, sur la FIG. 1, présentant les évolutions des seuils  $5\sqrt{S_n}$  et des innovations, au cours du temps, sur la latitude, pour les filtre de Kalman et IMM, les innovations sont supérieures aux seuils de plusieurs centaines de mètres lorsque le navire commence à falsifier (174<sup>ème</sup> s) et lorsqu'il cesse de falsifier (760<sup>ème</sup> s).

De plus, nous constatons que le seuil ( $5\sqrt{S_n}$ ), issu du filtre IMM, est inférieur à celui issu du filtre de Kalman, comme l'analyse statistique du TAB. 1 le laissait présager. Pour finir, l'évolution au cours du temps des seuils sur la latitude (FIG. 1) présentent des pics à certains endroits. Ces pics sont dus, soit à la non-réception d'un ou plusieurs messages, ce qui augmente  $\Delta T_n$  et l'incertitude sur le modèle, soit au dépassement du seuil par la valeur absolue de l'innovation pendant la falsification de position. Dans ce dernier cas, l'étape d'estimation ne prend pas en compte la mesure, ce qui augmente l'incertitude.

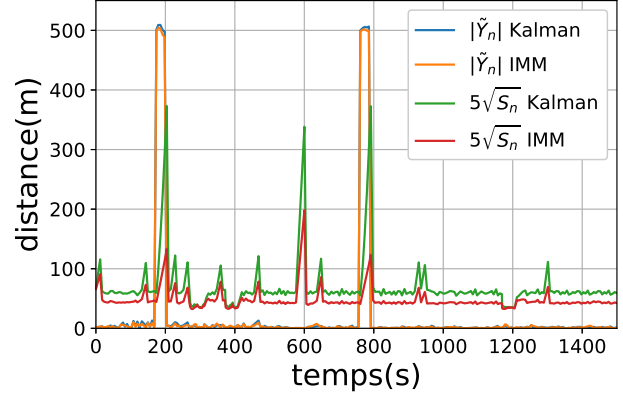


FIG. 1: Evolution au cours du temps de l'innovation et du seuil sur la latitude pour le filtre IMM et le filtre de Kalman.

## 4 Conclusion

Dans ce papier, nous avons développé une stratégie de détection des falsifications des positions transmises par les messages AIS. Cette stratégie applique un filtre de type IMM qui suit chaque trajectoire des bateaux. Les résultats obtenus sur des données simulées et réelles montrent de bonnes performances : les trajectoires sont suivies précisément et la sensibilité à la détection des falsifications de position est largement satisfaisante.

## References

- [1] B. Bergman, *Systematic data analysis reveals false vessel tracks*. Jul. 2021. [Online]. Available: <https://skytruth.org/2021/07/systematic-data-analysis-reveals-false-vessel-tracks/>.
- [2] M. Strohmeier, M. Smith, M. Schäfer, V. Lenders, and I. Martinovic, *Crowdsourcing security for wireless air traffic communications*. 2017 9th Int. Conf. on Cyber Conflict (CyCon). pp. 1-18.
- [3] G. Siegert, P. Banys, C. S. Martinez, and F. Heymann, *EKF based trajectory tracking and integrity monitoring of ais data*. Proc. IEEE/ION PLANS 2016, 2016, pp. 887-897.
- [4] E. Brookner, *Tracking and Kalman filtering made easy*. Wiley New York, 1998.
- [5] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, and T. Kirubarajan, *Estimation with appl. to tracking and navigation: theory algorithms and software*. John Wiley & Sons, 2004.
- [6] P. Last, C. Bahlke, M. Hering-Bertram, and L. Linsen, *Comprehensive analysis of automatic identification system (AIS) data in regard to vessel movement prediction*. J. Nav., vol. 67, no. 5, pp. 791-809, 2014.
- [7] M. Series. *Technical characteristics for an automatic identification system using time-division multiple access in the VHF maritime mobile band*. Recommendation ITU: Geneva, Switzerland, pp. 1371-1375, 2014.