

Géolocalisation dans un réseau LoRaWAN

Culture Sciences
de l'Ingénieur

Wafae BAKKALI - Michel KIEFFER
Massinissa LALAM - Thierry LESTABLE

Édité le
21/10/2019

école
normale
supérieure
paris-saclay

Cette ressource est issue d'une publication de La Revue 3EI, numéro 96 d'avril 2019.

W. Bakkali est doctorante au Laboratoire des Signaux et systèmes (L2S), M. Kieffer est Professeur à l'Université Paris-Sud et chercheur au L2S, M. Lalam est ingénieur chez Sagemcom et T. Lestable est directeur technologie et innovation de Sagemcom.

Cette ressource présente une approche exploitant un filtre de Kalman étendu afin de géolocaliser des objets dans un réseau de type Low Range Wide Area Networks (LoRaWAN). Les résultats expérimentaux obtenus lors d'une campagne de mesure permettent d'évaluer la précision de localisation qu'il est possible d'atteindre dans ce type de réseau en employant une approche simple.

1 – Introduction

L'Internet des objets (IdO) [1] représente l'ensemble des objets, qui grâce à leur connexion à Internet, ont la possibilité de communiquer entre eux et avec l'environnement extérieur. Ces objets peuvent alors émettre et recevoir des mesures de diverses grandeurs physiques (température, pression, hygrométrie...), transmettre des informations permettant de les localiser, servir d'actionneurs... L'IdO et les technologies qui s'y rattachent représentent une nouvelle révolution industrielle, car l'impact des objets connectés sur nos vies est grandissant. Plusieurs domaines d'application ont déjà bénéficié de l'IdO, tels que les villes intelligentes [2], l'internet industriel [3], l'agriculture de précision [4], les véhicules connectés [5], ou encore la santé [6]. L'étude publiée dans [7] estime que le nombre d'objets connectés à l'internet, toutes technologies confondues (voitures, appareils, équipements industriels, ...) atteindra 50 milliards d'ici 2020.

Avec l'émergence de l'IdO, les technologies de communication LPWA (Low Power - Wide Area) [8] représentent une alternative intéressante aux protocoles de communication à courte portée existants tels que WiFi, Bluetooth, ou les communications en champ proche (NFC). En raison de leur capacité à répondre aux exigences des applications IdO: faibles niveaux de consommation d'énergie, portée importante et faible débit binaire, les technologies LPWA ont été adoptées par de nombreux acteurs de la recherche académique et industrielle et normes de recherche universitaires et industrielles [9]. Parmi ces technologies, la solution LoRaWAN (Long Range Wide Area Network), soutenue par l'alliance LoRa [10], est la seule technologie ouverte, globale et mature, constituant un standard de fait pour le déploiement de réseaux de type IdO sans licence.

La localisation est un sujet de recherche très important dans l'IdO [11]. Plus spécifiquement, comme indiqué dans [12], la localisation est une caractéristique essentielle pour plus de 50% des applications de l'IdO. Cependant, la plupart des solutions de localisation actuelles reposent sur le système de positionnement global (GPS), généralement incompatible avec les contraintes de faible coût et de faible consommation énergétique des systèmes de l'IdO.

La localisation est un problème classique qui a été largement étudié dans de nombreux domaines applicatifs, notamment dans le contexte de la robotique mobiles [13] ou des réseaux de capteurs [14].

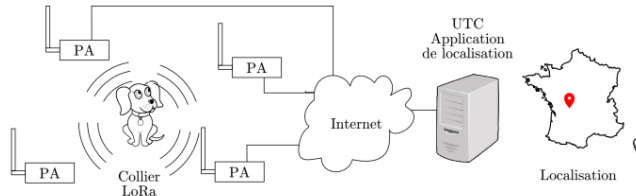


Figure 1 : Eléments d'un réseau LoRaWAN pour la géolocalisation

Plusieurs algorithmes et approches ont été proposés pour l'estimation de la localisation. Ils s'appuient souvent sur l'exploitation de l'instant d'arrivée (ToA) ou de la différence entre les instants d'arrivée (TDoA) [16] d'un signal acoustique ou électromagnétique émis par l'objet à localiser et capté par des balises dont la position est connue. Dans les approches reposant sur le ToA, une synchronisation d'horloge entre la source et les récepteurs est nécessaire pour estimer avec précision le temps de vol du signal et l'emplacement de l'objet. Dans les approches exploitant les TDoA, cette synchronisation n'est pas nécessaire, mais les horloges des récepteurs doivent être synchronisées.

Lorsqu'une succession de mesures de type ToA ou TDoA sont disponibles, mais étalées dans le temps, il est en général intéressant de les prendre en compte en corrigeant progressivement l'estimée de la localisation, plutôt que de réaliser une nouvelle localisation à chaque arrivée d'un nouveau jeu de mesure. Pour cela, le filtre de Kalman est un algorithme récursif permettant d'estimer l'état d'un système (dans notre contexte la localisation d'un objet) à partir de mesures [17]. Le filtre de Kalman étendu est une extension du filtre de Kalman classique aux systèmes dont la dynamique de l'état et les équations décrivant le processus de mesure sont non linéaires [18]. L'objectif de cet article est de présenter une utilisation du filtre de Kalman étendu pour la géolocalisation d'objets déployés dans un réseau LoRaWAN à l'aide d'une approche de type TDoA. Le reste de cet article est organisé de la manière suivante. Le paragraphe 2 introduit le problème de localisation ainsi que les modèles de mesure. La structure du filtre de Kalman étendu, qui réalise une implantation récursive d'un estimateur au sens du maximum a posteriori est présentée au paragraphe 3. Des exemples de localisation à l'aide de mesures effectuées en environnement urbain sont détaillés au paragraphe 4. Le paragraphe 5 conclut cet article.

2 – Notations et modèle de mesure

2.1 - Notations

Nous considérons un réseau de type LoRaWAN constitué de N points d'accès (PA) statiques dont les positions dans un repère attaché à l'environnement sont $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3})^T, i = 1, \dots, N$. Ces PA sont équipées d'antennes émettrices/réceptrices LoRa et d'une passerelle afin de les relier au réseau IP. Ceci permet de transmettre les messages des PA à une unité de traitement centrale (UTC) gérée par l'opérateur du réseau LoRaWAN, voire la figure 1. Les N PA sont supposés parfaitement synchronisés, par exemple grâce aux horloges des récepteurs GPS dont ils sont équipés. Ces horloges servent de référence.

Soit $z = (z_1, z_2, z_3)^T$ la position d'un objet que l'on cherche à localiser. L'horloge de l'objet n'est pas nécessairement synchrone avec celle des PA. L'objet est équipé d'une puce LoRa qui émet

périodiquement un signal contenant un message qui peut être reçu par un ou plusieurs PA. Si le signal émis par l'objet est correctement décodé par un PA, celui-ci transmet un paquet de données à l'UTC. Le paquet peut contenir différentes informations associées au message émis par l'objet telles que l'identité de l'objet (son adresse MAC), l'instant d'émission du signal (selon l'horloge de l'objet), l'instant de réception (selon l'horloge du PA), un compteur, la puissance avec laquelle le signal a été reçu (received signal strength - RSS), ou encore le rapport signal-à-bruit. Lorsque le signal émis par un objet est reçu par différents PA, l'UTC va recevoir autant de messages contenant des informations qui vont permettre de géolocaliser l'objet. Cette approche est appelée *géolocalisation passive*, car tout type de démission provenant d'un objet équipé d'une puce LoRa peut être exploité pour la géolocalisation. Il n'est pas nécessaire que la puce envoie un message dédié.

Supposons que l'émission du k -ième message par l'objet localisé en $z_k = (z_{1,k}, z_{2,k}, z_{3,k})^T$ se fait à l'instant $t_{0,k}$. Ce message est reçu par les différents PA aux instants $t_{i,k}, i = 1, \dots, N$. L'objectif est d'estimer z_k à partir de mesures bruitées $y_{i,k}$ de ces temps d'arrivée et de la position des différents PA.

2.2 - Modèle de mesure

En supposant qu'il existe un trajet direct sans réflexion entre l'objet et le i -ième PA, l'instant de réception du k -ième message par l'objet s'écrit

$$t_{i,k} = t_{0,k} + \frac{1}{c} \|x_i - z_k\|_2. \quad (1)$$

où c est la vitesse de la lumière et où $\|\cdot\|_2$ représente la norme Euclidienne. La valeur mesurée de $t_{i,k}$ est

$$y_{i,k}^{TA} = t_{i,k} + \epsilon_{i,k}, \quad (2)$$

où $\epsilon_{i,k}$ est la réalisation d'une variable aléatoire que nous supposons Gaussienne de moyenne nulle et de variance $\sigma_{k,i}^2$.

La principale difficulté avec (1) vient du fait que, même si l'instant d'émission $t_{0,k}$ du k -ième signal est placé dans le paquet émis par l'objet, cet instant d'émission est exprimé dans la base de temps de l'objet qui n'est pas celle des PA. Cette information est donc difficilement exploitable. Deux approches peuvent alors être envisagées. On peut chercher à estimer $t_{0,k}$ en plus de la position z_k de l'objet, ce qui correspond à une estimation de la position de l'objet à partir des mesures (2) des temps d'arrivée (TA) des signaux sur les PA. On peut également chercher à déterminer z_k à partir de la mesure des différences de temps d'arrivée (DTA) entre paires de PA. C'est cette seconde approche qui sera développée dans la suite.

L'estimation de z_k par DTA nécessite de définir un PA de référence pour chaque ensemble de mesure disponible $y_{i,k}, i = 1, \dots, N$. Ce PA de référence pourra être celui qui recevra le signal en premier ou avec le meilleur rapport signal-à-bruit. Sans perte de généralité, nous supposons que l'indice z_k du PA de référence pour la k -ième série de mesures est $r_k = N$. Dans ces conditions, la DTA entre le PA i et le PA servant de référence s'exprime à partir de (1) comme

$$t_{i,k} - t_{N,k} = \frac{1}{c} (\|x_i - z_k\|_2 - \|x_N - z_k\|_2), \quad (3)$$

qui ne fait plus apparaître $t_{0,k}$. Les mesures correspondantes des DTA sont déduites de (2) et s'expriment comme suit

Commenté [hnm1]: t i,k ?

$$y_{i,k}^{DTA} = h_i(z_k) + \epsilon_{i,k} - \epsilon_{i,N}, i = 1, \dots, N - 1, \quad (4)$$

avec le modèle de mesure

$$h_i(z_k) = \frac{1}{c} (\|x_i - z_k\|_2 - \|x_N - z_k\|_2),$$

La fonction de mesure $h_i(z_k)$ est non-linéaire en z_k . Le vecteur des mesures des DTA peut être introduit

$$y_k^{DTA} = (y_{1,k}^{DTA}, \dots, y_{N-1,k}^{DTA})^T.$$

On a alors

$$y_k^{DTA} = h(z_k) + n_k \quad (6)$$

avec

$$h(z_k) = (h_1(z_k), \dots, h_{N-1}(z_k))^T.$$

et

$$n_k = (\epsilon_{1,k} - \epsilon_{N,k}, \dots, \epsilon_{N-1,k} - \epsilon_{N,k})^T.$$

Le bruit de mesure n_k est toujours Gaussien de moyenne nulle, mais sa matrice de covariance est

$$\Gamma_k^{DTA} = \begin{pmatrix} \sigma_{1,k}^2 + \sigma_{N,k}^2 & \sigma_{N,k}^2 & \dots & \sigma_{N,k}^2 \\ \sigma_{N,k}^2 & \ddots & \ddots & \\ \sigma_{N,k}^2 & \dots & \sigma_{N,k}^2 & \sigma_{N,k}^2 \\ \sigma_{N,k}^2 & \dots & \sigma_{N-1,k}^2 + \sigma_{N,k}^2 & \end{pmatrix}$$

3 – Méthode d'estimation

3.1 - Principe

Nous allons mettre en œuvre une méthode d'estimation récursive causale au sens du maximum *a posteriori*. Cette approche consiste à déterminer la densité de probabilité a posteriori $p(z_k | y_{1:k})$ de z_k pour tout $k \geq 1$, où $y_{1:k}$ est le vecteur rassemblant les mesures disponibles entre l'instant d'émission 1 et l'instant démission k . À partir de $p(z_k | y_{1:k})$, il est possible de déduire une estimée de z_k au sens du maximum *a posteriori*

$$\hat{z}_k = \arg \max_{z_k} p(z_k | y_{1:k}) \quad (8)$$

et la matrice de covariance a posteriori

$$P_k = \int_{z_k} (z - \hat{z}_k)^T (z - \hat{z}_k) p(z_k | y_{1:k}) dz_k, \quad (9)$$

permettant de caractériser l'incertitude d'estimation de z_k .

Il est possible d'évaluer $p(z_k | y_{1:k})$ récursivement à l'aide de l'équation de Chapman-Kolmogorov, voir [24], [22]

$$p(z_k | y_{1:k}) \propto p(y_k | z_k) \int_{z_{k-1}} p(z_k | z_{k-1}) p(z_{k-1} | y_{1:k-1}) dz_{k-1} \quad (10)$$

à partir de $p(z_{k-1}|y_{1:k-1})$, d'un modèle de l'évolution de z donné par $p(z_k|z_{k-1})$, et de la fonction de vraisemblance $p(y_k|z_k)$.

Dans le cas où les bruits de mesures sont Gaussiens, mais que le modèle de mesure est non-linéaire en z_k , il est possible de calculer une approximation Gaussienne de $p(z_k|y_{1:k})$ à l'aide du filtre de Kalman étendu.

3.2 - Filtre de Kalman étendu

Nous supposons que l'évolution de la position de l'objet à localiser est décrite par la dynamique suivante

$$z_k = f(z_{k-1}) + w_k, \quad (11)$$

où w_k est un vecteur Gaussien de moyenne nulle et de matrice de covariance Ω_k . La densité de probabilité $p(z_k|z_{k-1})$ est alors une loi Gaussienne de moyenne $f(z_{k-1})$ et de matrice de covariance Ω_k . Par ailleurs, l'équation d'observation est donnée par (6).

Le filtre de Kalman étendu va alterner des étapes de prédiction et des étapes de correction, voir [24], [22].

1. Etape de prédiction du filtre de Kalman étendu

$$z_k^- = f(z_{k-1})$$

$$P_k^- = F_z(z_{k-1})P_{k-1}F_z^T(z_{k-1}) + \Omega_k$$

2. Etape de correction du filtre de Kalman étendu

$v_k = y_k - h(z_k^-)$ (erreur de prédiction de la mesure)

$S_k = H_z(z_k^-)P_k^-H_z^T(z_k^-) + \Gamma_k$ (cov. de l'erreur de prédiction)

$K_k = P_k^-H_z^T(z_k^-)S_k^-$ (gain de Kalman)

$z_k = z_k^- + K_k v_k$ (correction)

$P_k = P_k^- - K_k S_k H_z^T(z_k^-)$ (actualisation de la covariance)

avec

$$F_k(z_{k-1}) = \left(\frac{\partial f(z)}{\partial z^T} \right) (z_{k-1})$$

et

$$H_k(z_k^-) = \left(\frac{\partial h(z)}{\partial z^T} \right) (z_k^-)$$

sont les Jacobiennes de f et de h évaluées en z_{k-1} et en z_k^- .

Le filtre de Kalman étendu doit être initialisé par un vecteur z_0 et une matrice de covariance P_0 initiales.

3.3 - Elimination de mesures aberrantes

À cause de réflexions multiples sur des obstacles de l'environnement, l'onde reçue par un PA ne parvient pas toujours en ligne directe, mais peut subir des trajets multiples. Dans ce cas, le temps d'arrivée mesuré par le point d'accès ne peut plus être décrit par le modèle (1). La mesure

correspondante est une mesure dite *aberrante*. Lorsque cette mesure est réalisée par le PA servant de référence, par construction, toutes les composantes du vecteur y_k^{DTA} seront aberrantes et la localisation sera de très mauvaise qualité. Lorsqu'une mesure aberrante est réalisée par un PA qui ne sert pas de référence, seule la composante correspondante de y_k^{DTA} sera aberrante. Le fait de choisir le PA de référence comme celui ayant reçu l'onde émise par l'objet en premier ou avec le rapport signal-à-bruit le plus élevé réduit le risque de contaminer l'ensemble du vecteur y_k^{DTA} .

Afin de réduire l'impact des mesures aberrantes sur la précision de localisation, un mécanisme de détection et d'élimination de mesures aberrantes reposant sur l'approche proposée par [19] a été mis en œuvre. Pour cela, nous calculons la différence entre le vecteur des mesures réelle de DTA y_k^{DTA} et la mesure de DTA simulée $h(z_k^-)$ pour la version prédite z_k^- de la localisation de l'objet à l'instant $t_{0,k}$.

Toute composante i du vecteur d'erreur de prédiction de la mesure $v_k = y_k^{DTA} - h(z_k^-)$ ayant une norme supérieure à trois fois l'écart type normal $\sqrt{\sigma_{i,k}^2 - \sigma_{N,k}^2}$, correspondant à la racine carrée des éléments diagonaux de (7), sera considérée comme aberrante et non prise en compte dans la localisation.

4 – Résultats

Pour les simulations, nous exploitons une base de mesures d'instant d'arrivée de signaux émis avec une période d'une minute par 4 objets statiques (O_1, \dots, O_4) placés dans un réseau LoRaWAN en banlieue de Paris. La position réelle de chaque objet est connue. La dynamique suivante pour la localisation d'un objet a été considérée

$$z_k = z_{k-1} + w_k,$$

avec

$$\Omega_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

ce qui correspond à un déplacement de l'ordre de 1 m par minute et représente un modèle raisonnable pour un objet statique ou quasi-statique. L'écart-type des bruits de mesure sur les instants d'arrivée des signaux émis par les objets est de l'ordre de 5×10^{-7} s, ce qui correspond à une erreur de mesure de l'ordre de 150 m, qui se traduit par un écart type de l'ordre de 210 m sur les mesures des DTA.

Lors de l'initialisation du filtre de Kalman étendu, l'estimée initiale z_0 correspond au barycentre de la position des 5 PA ayant reçu le premier signal émis par chaque objet en premier. Cette initialisation est clairement sous-optimale. Cependant, réaliser une estimation initiale avec une méthode plus précise n'apporte pas de gain significatif à partir de la dixième série de mesure lorsque le filtre de Kalman étendu est employé. La matrice de covariance initiale est telle que

$$P_0 = \begin{pmatrix} 100^2 & 0 & 0 \\ 0 & 100^2 & 0 \\ 0 & 0 & 100^2 \end{pmatrix}, \quad (12)$$

correspondant à une erreur de localisation typique de 100 m sur chaque composante.

La figure 2 illustre l'évolution de l'erreur d'estimation au fil des itérations pour les 4 objets considérés.

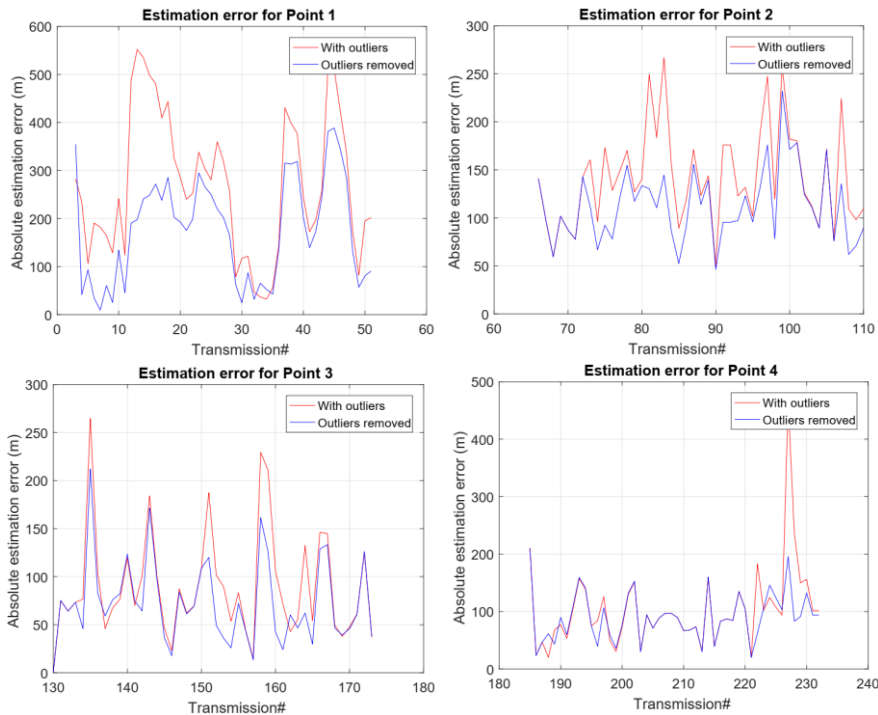
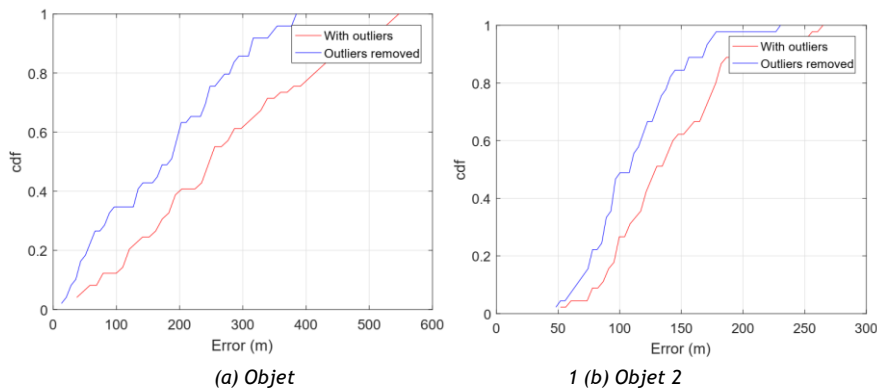
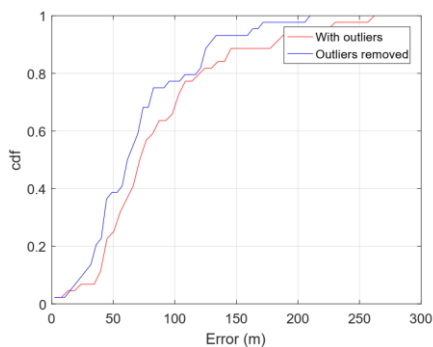


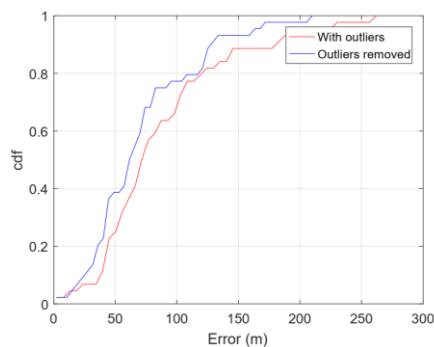
Figure 2 : Evolution de la norme de l'erreur de localisation des objets 1 à 4

La figure 3 montre la fonction de répartition de l'erreur de localisation. Ces fonctions de répartition permettent de déterminer la proportion d'instant de mesures pour laquelle la norme de l'erreur de mesure est inférieure à un certain seuil. Ainsi, pour l'objet O_3 , l'erreur de localisation est dans 70% des cas inférieure à 100 m. Pour l'objet O_1 , sans réaliser l'élimination des mesures aberrantes, l'erreur de mesure n'est inférieure à 200 m que dans 40% des cas, alors qu'en éliminant les mesures aberrantes, elle est inférieure à 200 m dans plus de 60% des cas. L'élimination de mesures aberrantes est donc un élément essentiel pour la réduction de l'erreur de localisation.





(c) Objet 2



(d) Objet 3

Figure 3 : Fonction de répartition de la norme de l'erreur de localisation des objets 1 à 4

Enfin, la figure 4 présente l'évolution de la projection dans le plan de la position des différents objets aux fils des itérations du filtre de Kalman étendu. Dans les 4 cas, l'erreur de localisation typique est de l'ordre de l'ordre de 100 m.

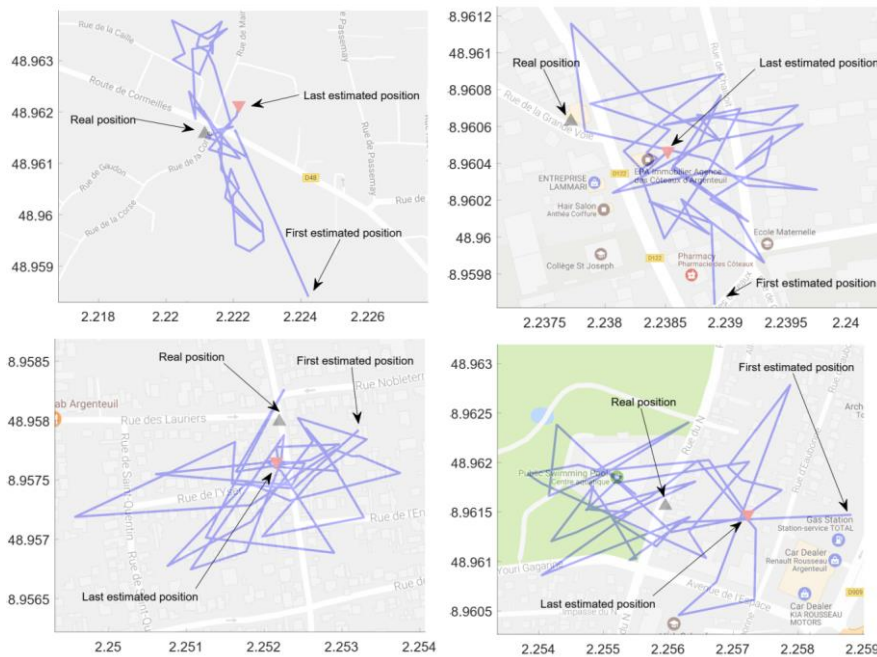


Figure 4 : Evolution de l'estimée de la position (latitude et longitude) des objets 1 à 4 en supprimant les mesures aberrantes

5 – Conclusion

Dans cet article, nous présentons une approche de localisation pour des objets dans un réseau LoRaWAN à l'aide d'un filtre de Kalman étendu. Ceci permet d'évaluer les performances qu'il est possible d'obtenir en utilisant des données réelles recueillies à l'aide de points d'accès LoRa. Nous montrons que les techniques d'identification et de suppression de mesures aberrantes influent significativement sur la précision de la localisation.

Des techniques de localisation plus sophistiquées, combinant des mesures de différences de temps d'arrivée, des mesures de puissance reçue, avec suppression de mesures aberrantes, permettent d'atteindre des précisions de localisation de l'ordre de 50 m. L'association au sein d'un filtre de Kalman de mesures provenant d'autres technologies en lien avec l'IdO tel que le Wi-Fi ou le Bluetooth Low Energy [20] permettrait d'améliorer encore la précision de localisation des prochaine génération d'objets équipés

Références :

- [1]: D. Miorandi, S. Sicari, F. D. Pellegrini, and I. Chlamtac, "Internet of Things: Vision, applications and research challenges," *Ad Hoc Networks*, vol. 10, no. 7, pp. 1497-1516, 2012.
- [2]: B. Ahlgren, M. Hidell and E. C.-H. Ngai, "Internet of Things for Smart Cities: Interoperability and Open Data," *IEEE Internet Computing*, vol. 20, no. 6, pp. 52-56, 2016.
- [3]: S. Mayer, J. Hodges and D. Yu, "An Open Semantic Framework for the Industrial Internet of Things," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 32, no. 1, pp. 1541-1672, 2017.
- [4]: A. Kapoor, S. I. Bhat, S. Shidnal and A. Mehra, "Implementation of IoT (Internet of Things) and Image processing in smart agriculture," *International Conference on Computation System and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS)*, pp.21-25, 2016.
- [5]: J. A. Guerrero-ibanez, S. Zeadally, J. Contreras-Castillo, "Integration challenges of intelligent transportation systems with connected vehicle, cloud computing, and internet of things technologies," *IEEE Wireless Communications*, vol. 22, no. 6, pp. 122-128, 2015.
- [6]: P. A. Laplante and N. Laplante, "The Internet of Things in Healthcare: Potential Applications and Challenges," *IT Professional*, vol.18, no. 3, pp. 1520-9202, 2016.
- [7]: D. Evans, "The Internet of Things - How the Next Evolution of the Internet is Changing Everything," *CISCO white Paper*, no. April, pp. 1-11, 2011.
- [8]: J. P. Bardyn, T. Melly, O. Seller and N. Sornin, "IoT: The era of LPWAN is starting now," *42nd European Solid-State Circuits Conference (ESSCIRC) Conference* pp. 25-30, 2016.
- [9]: U. Raza, P. Kulkarni, and M. Sooriyabandara, "Low Power Wide Area Networks: An Overview," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. PP, no.99, pp. 1-19, 2017.
- [10]: LoRa Alliance -website: [Online]. Available : <https://www.lora-alliance.org/>
- [11]: T. Lestable, M. Lalam and M. Grau, "Location-Enabled LoRa IoT Network : "Geo-LoRa-ting your assets"," *Geo IoT Conference*, 2015.
- [12]: G. Prophet, "Gps-free geolocation solution for IoT," [Online]. Available: <http://www.electronics-eetimes.com/news/gps-free-geolocation-solution-iot-0>, 2016.
- [13]: H. Y. Chung, C. C. Hou and Y. S. Chen, "Indoor Intelligent Mobile Robot Localization Using Fuzzy Compensation and Kalman Filter to Fuse the Data of Gyroscope and Magnetometer," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, no. 10, pp. 6436 - 6447, 2015.
- [14]: N. Iliev and I. Paprotny, "Review and Comparison of Spatial Localization Methods for Low-Power Wireless Sensor Networks," *IEEE Sensors Journal*, vol. 15, no. 10, pp. 5971 - 5987, 2015.

- [15]: D. Ye, H. Lin, X. Yang, B. He and D. Pan, "Spatial Target Localization Using Fuzzy Square-Root Cubature Kalman Filter," Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC), pp. 73-80, 2016.
- [16]: X. Li, Z. D. Deng, L. T. Rauchenstein and T. J. Carlson, "Contributed Review: Source-localization algorithms and applications using time of arrival and time difference of arrival measurements," Review of Scientific Instruments, vol. 87, pp. 1-13, 2016.
- [17]: R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems," Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering vol. 82: pp. 35-45, 1960.
- [18]: E. Zerdali and M. Barut, "The Comparisons of Optimized Extended Kalman Filters for Speed-Sensorless Control of Induction Motors," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 64, no. 6, pp. 340 - 4351, 2017.
- [19]: E. M. Knorr, R. T. Ng and V. Tucakov, "Distance-based outliers: algorithms and applications," The VLDB Journal, vol. 8, pp. 237-253, 2000.
- [20]: T. Lestable and M. Lalam, "IoT LPWAN Geolocation: LoRaWAN bringing disruption," LPWAN Conference, 2017.
- [21]: D. Fraser and J. Potter. The optimum linear smoother as a combination of two optimum linear filters. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 14(4):387-390, aug 1969.
- [22]: Jouni Hartikainen, Arno Solin, and Simo Sarkk \ddot{a} . *Optimal Filtering with Kalman Filters and Smoothers: a Manual for the Matlab toolbox EKF/UKF*. Aalto University.
- [23]: R. E. Helmick, W. D. Blair, and S. A. Hoffman. Fixed-interval smoothing for markovian switching systems. *IEEE Transactions on Information Theory*, 41(6):1845-1855, Nov 1995.
- [24]: Recursive Bayesian inference on stochastic differential equations. S. Sarkk \ddot{a} . PhD thesis, Helsinki University of Technology, 2006.