

Auto-localisation et suivi de cible simultanés dans les réseaux de capteurs sans fil.

Jing TENG, Hichem SNOUSSI, Cédric RICHARD

ICD/LM2S, Université de Technologie de Troyes,
12 rue Marie Curie, BP 2060, 10000 Troyes Cedex, France

jing.teng@utt.fr, hichem.snoussi@utt.fr, cedric.richard@utt.fr

Résumé – L'estimation de la position d'une cible dans un réseau de capteurs nécessite la connaissance exacte des positions des capteurs. Dans ce travail, on traite le problème de suivi de cible sans connaissance parfaite des positions des capteurs. Outre les informations échangées entre les capteurs, on se propose d'exploiter les données récoltées lors du suivi de la cible pour optimiser l'estimation conjointe des positions des capteurs. Le problème d'estimation des positions des capteurs conjointement avec le suivi de cible est résolu avec une approche variationnelle en ligne. Il s'agit d'approcher la densité de probabilité jointe des positions des capteurs et de la position de la cible par une fonctionnelle séparable, en minimisant une divergence de Kullback-Leibler. L'approche variationnelle s'avère parfaitement adaptée aux contraintes d'énergie, inhérentes aux réseaux de capteurs sans fil, puisque l'implémentation distribuée de l'algorithme d'estimation ne nécessite que l'échange des paramètres d'une seule gaussienne. Afin d'illustrer les performances de la méthode proposée, on s'est limité à un modèle d'observation binaire, basé sur les mesures de connectivité.

Abstract – The tracking of a moving target in a wireless sensor network requires exact knowledge of the sensor positions. In this study, we propose the problem of simultaneous target tracking and sensor localization. As the target moves through the network field, a series of measurements between the target and the detecting sensors can be generated. We exploit these measurements to track the target and refine the localization of the detecting sensors at the same time. A variational filtering algorithm is adopted to on-line tackle the problem, which approximates the joint posterior probability of parameters of interest by a separable distribution, while minimizing the Kullback-Leibler (KL) divergence error. The use of the variational method minimizes inter-cluster communication to a single gaussian distribution, and terminates error propagation. Effectiveness of the proposed algorithm is evaluated in terms of tracking accuracy, localization precision, where a binary proximity observation model is employed for energy efficiency.

1 Introduction

Les réseaux de capteurs sans fil – RCSF – sont en général déployés pour récupérer des données essentielles pour de nombreuses applications, notamment la détection d'intrusion, la surveillance d'infrastructures critiques, etc. Les données issues d'un réseau de capteurs, quelque soit le type de capteurs (thermique, optique, ...), sont dénuées de sens en l'absence d'informations supplémentaires sur les positions des capteurs [1, 2]. Cependant, en général, les positions des capteurs ne sont pas parfaitement connues, voire inconnues. Une étape préalable d'auto-localisation est alors nécessaire. Cette étape fournit une estimation plus ou moins précise selon la densité des capteurs et le type de mesures physiques échangées entre les capteurs. L'amélioration de cette estimation peut être envisagée en exploitant les données mesurées lors d'un passage d'une cible dont la trajectoire est parfaitement connue [3]. Dans ce travail, on se propose de corriger l'estimation des positions des capteurs tout en localisant une cible mobile dont la trajectoire est inconnue. Ce problème d'auto-localisation et de suivi de cible simultanés (ASS) [1] est décrit sous la forme d'un filtrage bayésien d'un système dynamique non-linéaire, dont

l'état est formé par la position de la cible et les positions des capteurs. Contrairement aux approches supervisées, ce traitement conjoint n'impose aucune restriction sur la trajectoire de la cible. De plus, en adoptant un modèle d'observation binaire (mesures de connectivité), aucune contrainte n'est imposée sur la configuration matérielle des capteurs. Afin d'assurer un traitement décentralisé, nous avons adopté une approche par clusters dans laquelle les capteurs sont regroupés en petits clusters [4], chaque cluster étant gouverné par un seul capteur (cluster head, CH) et le reste des nœuds sont des esclaves. Il s'agit alors d'activer à chaque instant un seul cluster pour le traitement de données. Enfin, le filtrage bayésien est implémenté par une approche variationnelle afin d'assurer une compression optimale des statistiques échangées entre les têtes de clusters.

2 Aperçu du processus ASS

Dans cette section, nous présentons une description générale du processus ASS. Comme l'illustré dans la Fig. 1, les capteurs sont distribués de façon aléatoire autour de leurs positions initialement estimées. Les décalages sont indiqués par les lon-

Dans la suite, l'ensemble des données recueillies au niveau du CH à l'instant t est noté par $\mathbf{z}_t = \{z_t^i\}_{i=1, \dots, m}$, où $z_t^i \equiv \{z_t^{i,x}, \{z_t^{i,j}\}_{j=1, \dots, m}^{j \neq i}\}$. En raison de la relation déterministe (2) et de l'indépendance des bruits de canal, la vraisemblance de l'état caché s'écrit :

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t, \mathbf{S}_t) = \prod_{i=1}^m [\mathcal{N}(z_t^{i,x} | \beta^i y_t^i, \sigma_\epsilon^2) \prod_{j=1, j \neq i}^m \mathcal{N}(z_t^{i,j} | \beta^i y_t^{i,j}, \sigma_\epsilon^2)],$$

$$\text{avec } p(z_t^i | \mathbf{s}_t^i) = \mathcal{N}(z_t^{i,x} | \beta^i y_t^i, \sigma_\epsilon^2) \left[\prod_{j=1, j \neq i}^m \mathcal{N}(z_t^{i,j} | \beta^i y_t^{i,j}, \sigma_\epsilon^2) \right]$$

$$\text{et } p(\mathbf{z}_t^{s,x} | \mathbf{x}_t) = \prod_{i=1}^m \mathcal{N}(z_t^{i,x} | \beta^i y_t^i, \sigma_\epsilon^2). \quad (3)$$

Selon le modèle de transition (1), l'état caché augmenté devient $\alpha_t = (\mathbf{S}_t, \mathbf{x}_t, \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t)$. Au lieu d'approcher la distribution de filtrage $p(\alpha_t | \mathbf{z}_{1:t})$ par un ensemble de particules pondérées (filtrage particulaire), le principe de l'approche variationnelle en ligne consiste à approcher cette distribution par une autre fonctionnelle plus simple $q(\alpha_t)$ en minimisant la divergence de Kullback-Leibler par rapport à la vraie distribution de filtrage :

$$D_{\text{KL}}(q \| p) = \int q(\alpha_t) \log \frac{q(\alpha_t)}{p(\alpha_t | \mathbf{z}_{1:t})} d\alpha_t. \quad (4)$$

En imposant une forme séparable (non paramétrique) $q(\alpha_t) = q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\mu}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t) \prod_{i=1}^m q(s_t^i)$ et en minimisant la divergence de Kullback-Leibler (4) avec les outils du calcul variationnel, on obtient la procédure itérative suivante [6, 7, 8] :

$$q(\alpha_t^{(k)}) \propto \exp \langle \log p(\mathbf{z}_{1:t}, \alpha_t) \rangle_{\prod_{l \neq k} q(\alpha_t^{(l)})}, \quad (5)$$

où l'indice $k = 1, \dots, m + 3$ indexe la composante de l'état augmenté α_t (positions des m capteurs activés, position de la cible, sa moyenne et sa précision).

Le point clef de notre contribution est le fait que la mise à jour de la fonctionnelle approximante $q(\alpha_t)$ est implémentée d'une manière séquentielle en prenant en compte uniquement la distribution précédente $q(\boldsymbol{\mu}_{t-1})$ de la moyenne aléatoire. Ainsi, la dépendance temporelle est limitée à la fonctionnelle d'une seule composante. Dans un contexte décentralisé, la communication entre deux clusters successifs en charge de la mise à jour de la distribution de filtrage se trouve limitée à l'envoi de $q(\boldsymbol{\mu}_{t-1})$ qui représente ainsi la statistique suffisante. De plus, un simple calcul permet de montrer que cette fonctionnelle est une gaussienne et donc que la communication entre deux CH successifs se résume à l'envoi d'une moyenne et d'une covariance. Ainsi, l'approche classique consistant à mettre à jour dans un premier temps les densités de probabilité et à les approximer dans un deuxième temps n'est plus nécessaire.

4 Simulation et Conclusion

La trajectoire de la cible a été simulée selon une marche aléatoire dans un champ $100 \times 100 \text{ m}^2$ (voir Fig. 4). 400 capteurs ont été déployés d'une manière aléatoire, chaque capteur

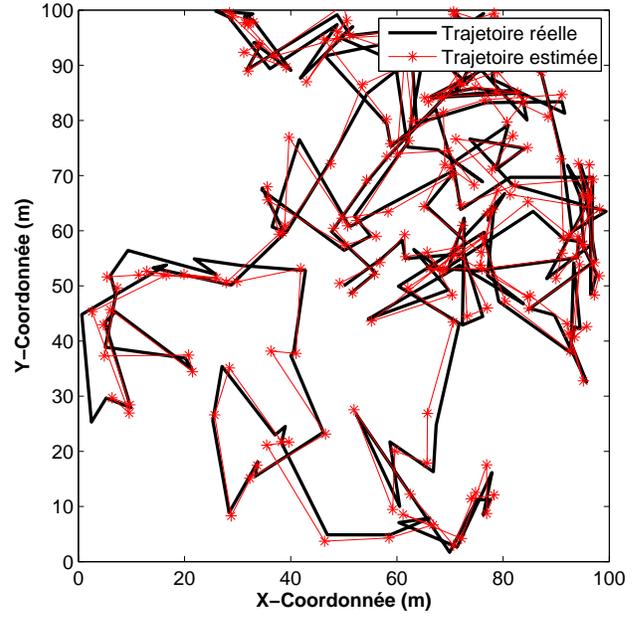


FIG. 2 – Résultat du suivi de cible

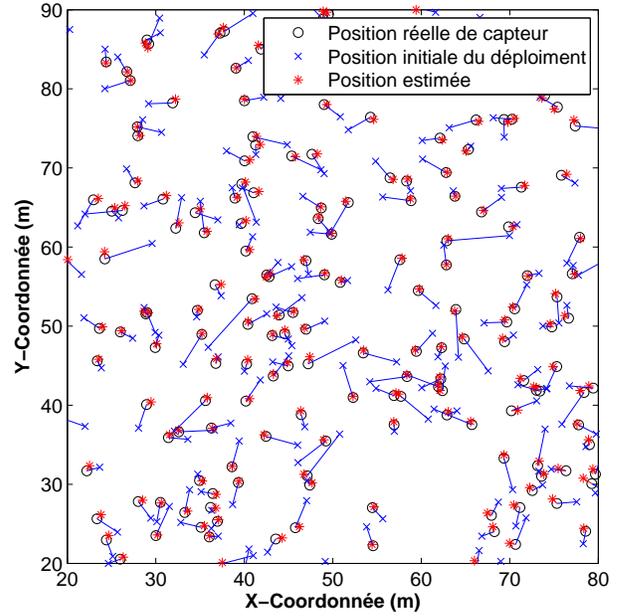


FIG. 3 – Déploiement initial vs. localisation

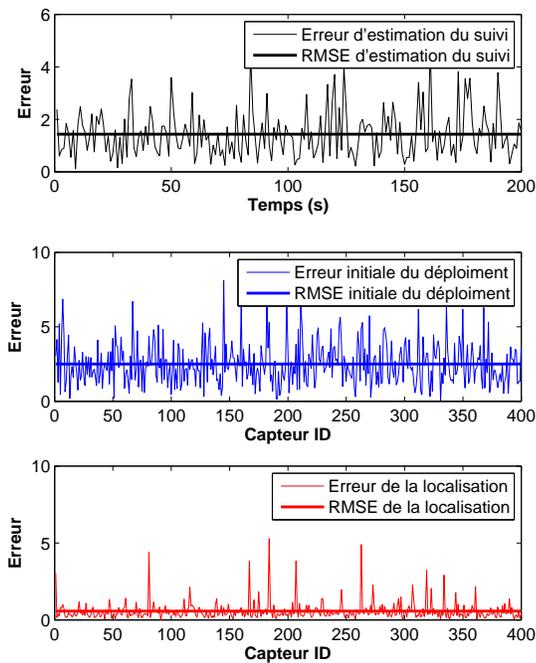


FIG. 4 – Performances de l'algorithme proposé

ayant une portée identique de 15 m. Les positions des capteurs ne sont pas parfaitement connues. La figure 4 montre les vraies positions des capteurs et les positions connues initialement avant l'application de l'algorithme ASS (les lignes bleues indiquent ces erreurs de localisation). Les hyperparamètres ont été fixés de sorte que la distribution a priori de la position de la cible soit à queues lourdes : $\bar{V} = \text{diag}([5 \ 5])$, $\bar{\lambda} = \text{diag}([1/900 \ 1/900])$, $\bar{n} = 10$. La variance des positions des capteurs et la variance du bruit du canal ont été fixées à $\eta_i = \text{diag}([1/4 \ 1/4])$ et $\sigma_\epsilon = 0.1$ respectivement. La figure 4 illustre les performances de l'algorithme proposé pour le suivi de la cible même avec des positions de capteurs inconnues. La figure 4 montre l'estimation conjointe des positions des capteurs qui sont dans la région du réseau traversée par la cible. On note bien l'amélioration apportée à la localisation des capteurs grâce aux données récoltées lors du passage de la cible. On reporte dans la figure 4 les erreurs quadratiques moyennes (RMSE) du suivi de la cible et de la localisation des capteurs. Afin de limiter les ressources énergétiques du réseau de capteurs, seuls les capteurs activés lors du passage de la cible sont localisés. Ceci explique les pics de la troisième courbe en rouge qui correspondent aux capteurs non activés. La version finale du papier contiendra plus de simulations afin de quantifier les performances de la méthode proposée.

Références

[1] Christopher Taylor, Ali Rahimi, Jonathan Bachrach, Howard Shrobe, and Anthony Grue, "Simultaneous localization, calibration, and tracking in an ad hoc sensor network,"

in *Proceedings of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks*, 2006.

- [2] Junaid Ansari, Janne Riihijarvi, and Petri Mahonen, "Combining particle filtering with cricket system for indoor localization and tracking services," in *Proceedings of the IEEE 18th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, 2007, pp. 1–5.
- [3] Volkan Cevher and James H. McClellan, "Acoustic node calibration using a moving source," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 42, pp. 585–600, 2006.
- [4] Jing Teng, Hichem Snoussi, and Cédric Richard, "Prediction-based proactive cluster target tracking protocol for binary sensor networks," in *Proceedings of the 7th IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, 2007.
- [5] Tian He, Chengdu Huang, Brian M. Blum, John A. Stankovic, and Tarek Abdelzaher, "Range-free localization schemes for large scale sensor networks," in *Proceedings of the 9th annual international conference on Mobile computing and networking*, 2003.
- [6] Hichem Snoussi and Cédric Richard, "Ensemble learning online filtering in wireless sensor networks," in *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Communications Systems*, 2006.
- [7] J. Vermaak, N.D. Lawrence, and P. Perez, "Variational inference for visual tracking," in *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2003.
- [8] Dimitris G. Tzikas, Aristidis C. Likas, and Nikolaos P. Galatsanos, "The variational approximation for bayesian inference," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, pp. 131–146, 2008.