

Localisation distribuée dans les réseaux de capteurs sans fil par résolution d'un problème quadratique

Mehdi ESSOLOH, Cédric RICHARD, Hichem SNOUSSI

Université de Technologie de Troyes
12 rue Marie Curie, BP 2060, 10010 Troyes cedex, France
mehdi.essoloh@utt.fr, cedric.richard@utt.fr, hichem.snoussi@utt.fr

Résumé – Cet article présente une stratégie distribuée de localisation de capteurs sans fil de portée limitée constituant un réseau connexe. L'estimation des positions est seulement réalisée à partir de mesures locales de connectivité. Cette étude se démarque des précédentes par l'emploi d'un critère quadratique pénalisé que l'on optimise de manière itérative, contrairement à d'autres approches distribuées de critères non convexes. L'algorithme proposé peut donc être implémenté dans le cadre d'un réseau mobile grâce à sa rapidité de convergence, ses besoins calculatoires faibles et sa précision rivalisant avec les meilleures méthodes concurrentes.

Abstract – In this paper, we introduce a distributed strategy for localization in a connected wireless sensor network composed of limited range sensors. Our distributed algorithm is computed through the network and provides sensor position estimation from local connectivity measurements. This work takes advantage of a quadratic criterion that is easier to compute than the non-convex *stress* criterion. In addition, no initialization is required such as estimating distances between sensors and absolute reference positions. Our iterative technique is distributed among sensors and guarantees the minimization of a global cost function. It presents a fast convergence, a low computational cost and a higher accuracy compared to state-of-the-art methods.

Introduction

Le domaine des réseaux ad-hoc de capteurs sans fil connaît un grand engouement ces dernières années. La dispersion d'une multitude de capteurs à faible coût dans un espace donné, l'élaboration d'un protocole de routage adéquat, ainsi qu'une implémentation algorithmique efficace ouvrent des perspectives prometteuses, notamment pour les applications de monitoring et de suivi de cible [1]. L'estimation de la position de chaque capteur apparaît donc comme une première problématique cruciale.

A cause de leur faible coût, chaque appareil dispose d'une bande-passante, d'une puissance, d'une capacité mémoire et d'une réserve énergétique limitées. De plus, leur capacité de détection et de communication est bornée par une portée maximale. Dans un souci de terminologie, le réseau de capteurs déployé peut être assimilé à un graphe dans lequel chacun des nœuds représente un capteur et chaque arc modélise un voisinage entre deux appareils, autrement dit une détection réciproque établie et une communication possible.

Le système GPS, service gratuit, permet de résoudre en théorie le problème de localisation de chaque nœud du réseau. Toutefois, équiper chacun des capteurs d'un récepteur GPS constitue souvent une solution irréalisable en pratique, à cause du coût prohibitif d'un tel équipement, de la réserve énergétique limitée des capteurs et du mauvais fonctionnement de cette technologie en intérieur. Chaque capteur est donc muni d'un module émetteur-récepteur permettant de communiquer sans fil avec les

capteurs voisins, et d'estimer ainsi la distance les séparant. L'algorithme mis en place aura donc pour but de calculer les coordonnées relatives de chacun des capteurs en se basant simplement sur leurs mesures de proximités.

Les premières approches de résolution du problème de localisation ont été proposées dans un contexte *centralisé*. Toutefois, il est évident que cette stratégie ne respecte pas la principale contrainte énergétique d'un réseau de capteurs sans fil. En effet, le traitement locale des données n'est pas privilégié malgré son coût énergétique faible, alors que la transmission par onde épuise fortement les batteries déjà limitées des capteurs (un facteur moyen de 100 distingue les deux coûts [2]). De plus, la robustesse de l'approche *centralisée* est faible puisque une panne de l'unité centrale de traitement entraîne la mise hors-service de tout le système.

Une autre stratégie doit donc être employée garantissant une durée de vie meilleure de notre système comparée à une approche *centralisée*. Une implémentation distribuée de l'algorithme à travers tout le réseau, dans lequel chacun des capteurs participe grâce à des pré-traitements locaux, constitue une réponse adéquate à ces exigences. Notre travail s'articule donc autour d'une stratégie de résolution *distribuée* sur le plan algorithmique et s'appuie sur la technique RSSI - *Received Signal Strength Indicator* - en ce qui concerne les mesures de proximité (dégradation de la puissance du signal émis en fonction de la distance). Malgré une précision relativement médiocre, la technologie RSSI a été choisie en raison de sa large utilisation dans le domaine des capteurs sans fil, de sa simplicité de mise

en œuvre et son coût attractif [3].

Cet article s'organise de la manière suivante : dans la section 1 la résolution centralisée du problème de localisation sera présentée par le biais de l'algorithme *ISOMAP* ; la section 2 utilisera le critère explicité dans la précédente section et présentera la méthode *dwMDS* avec son implémentation distribuée ; la section 3 abordera le critère avancé par notre algorithme *dC-Loc* ; la section 4 présentera les expérimentations réalisées.

1 La méthode MDS

Supposons que nous ayons N points évoluant dans un espace E de dimension p et une mesure de "dissimilarités" entre chaque paire (i, j) de ces N points traduisant leur éloignement mutuel. Le but du *Multidimensional scaling Classique (MDS)* [4] est de replacer les N points dans un sous-espace (souvent euclidien) de dimension q inférieure ou égale à p , de telle manière que les distances inter-points de ce sous-espace approximent au mieux les dissimilarités.

L'algorithme *ISOMAP* [5] utilise le *MDS* après avoir fait subir un traitement préalable. Dans le problème de localisation pour réseau de capteurs sans fil, puisque chaque capteur dispose d'une portée limitée lui permettant d'estimer seulement la distance le séparant avec ses voisins, la matrice des distances est construite en calculant le plus court chemin entre tous les nœuds du réseau. L'algorithme de *Dijkstra* par exemple peut déterminer ces chemins optimaux en empruntant les arcs du réseau avec une complexité temporelle de $\mathcal{O}(N^3)$. Dans une dernière étape, le recalage est opéré grâce aux positions absolues des m ancres en $\mathcal{O}(m) + \mathcal{O}(N)$.

Toutefois, l'*ISOMAP* reflète bien l'approximation possible lors du *MDS* en considérant seulement les p vecteurs propres de plus forte énergie pour reconstruire le réseau ($p = 2$ ou 3 selon que la localisation s'opère en $2D$ ou $3D$). En effet, les distances inter-capteurs $\hat{\delta}_{ij}$ sont bruitées et approximées par les plus courts chemins. Le rang de la matrice des produits scalaires peut donc s'élever à $N - 1^1$, faisant évoluer les coordonnées du réseau dans un espace de même dimension. Par conséquent, cette matrice $[\hat{\delta}_{ij}^2]_{i,j=1}^n$, non semi-définie positive, ne garantit ni d'obtenir au plus p valeurs propres non nulles ni que les N valeurs propres soient supérieures ou égales à 0. Pourtant, *MDS* reste la meilleure approximation de matrice de rang inférieure dans le sens des moindres carrés.

2 W-MDS distribué

Le *Distributed Weighted MDS* de J. Costa, N. Patwari et A.O. Hero [6], nommé *dwMDS*, présente une alternative distribuée au traitement du problème de localisation dans un réseau de capteurs. Définissons, dans un premier temps, les notations qui seront utilisées dans la suite de l'article pour les approches distribuées : soit un réseau de

$N = m + n$ capteurs, évoluant dans un espace de dimension $p = 2$ (sans perte de généralité avec $n \gg m > p$). Soit $x_i \in R^p$ les coordonnées du capteur i , l'ensemble $\{x_i\}_{i=1}^m$ se réfère aux ancres dont les positions sont connues, et $\{x_i\}_{i=m+1}^N$ correspond aux positions inconnues des capteurs restants. Considérons que la portée maximale de détection de chacun des capteurs est égale à r , le capteur i considère alors le capteur j comme voisin si et seulement si la distance $\hat{\delta}_{ij}$, mesurée par la technique *RSSI*, est inférieure à r . Les mesures de dissimilarités seront soit des distances estimées, soit des connectivités établies, dont le choix dépend du module *RSSI* employé et de l'effort énergétique engagée dans la détection des voisins. La matrice des distances $[\hat{\delta}_{ij}]_{i,j=1}^N \simeq [\|x_i - x_j\|_2]_{i,j=1}^N$ bruitées est composée des distances euclidiennes relevées entre capteurs voisins (i, j) . Lorsque les relevés de chacun des capteurs correspondent à des mesures de connectivité (i.e, $\hat{\delta}_{ij} = 1$ si le capteur i détecte j , $\hat{\delta}_{ij} = 0$ sinon), $[\hat{\delta}_{ij}]_{i,j=1}^N$ s'apparente alors à une matrice d'adjacence légèrement bruitée.

Le *dwMDS* permet d'estimer de manière distribuée les positions $\{x_i\}_{i=m+1}^N$ à partir de mesures de distances ou de connectivités locales $\hat{\delta}_{ij}$ et des coordonnées des ancres $\{x_i\}_{i=1}^m$. Les auteurs proposent la minimisation locale d'une variante du critère de *stress*, défini par :

$$s(x_i) = \sum_{j=1}^N w_{ij} [(\hat{\delta}_{ij} - \|x_i - x_j\|)^2] + r_i \|x_i - \bar{x}_i\|^2 \quad (1)$$

avec $w_{ij} = 0$ si les capteurs i et j ne sont pas voisins et $0 < w_{ij} \leq 1$ en fonction du degré de précision de la mesure $\hat{\delta}_{ij}$ ou de l'information a priori \bar{x}_i qu'on aurait sur la position du capteur i pondérée par r_i . Au début de processus, chaque capteur se fixe une position aléatoire. L'optimisation du critère $s(x_i)$ est réalisée de capteur en capteur en parcourant l'ensemble du réseau pour $i = \{m+1 \dots N\}$. Chacun de ces cycles est réitéré plusieurs fois jusqu'à convergence des variables, chacune étant associée à la position estimée d'un capteur. Il est aussi démontré que, pour un réseau suffisamment dense, un algorithme centralisé requiert de l'ordre de n^p plus d'énergie qu'un algorithme distribué à cause de la transmission de données [6].

L'algorithme *dwMDS* nécessite donc l'emploi d'une descente de gradient sur une fonction polynomiale de degré supérieur à 2, d'un effort calculatoire donc conséquent sujet aux minima locaux. Il est aisé de voir que le *dwMDS* est de l'ordre de $\mathcal{O}(nL)$ avec L le nombre de cycles réalisés (Fig.1). Bien entendu, à cela s'ajoute la complexité de la descente de gradient qui sera traitée dans la section 4.

3 Localisation par centroïde distribuée

Notre modèle, nommé *dC-Loc*, *distributed Centroid Localization*, est basé sur des mesures de connectivité. Motivé par le caractère linéaire de la définition du centroïde d'un polygone en fonction de ses sommets, le critère de

¹Le centrage opéré lors du calcul de la matrice des produits scalaires supprime un degré de liberté.

```

Entrées :  $\{x_i\}_{i=1}^m, N$ 
Initialisation : générer aléatoirement  $\{x_i\}_{i=m+1}^N$ 
pour  $c = 1$  à  $L$ 
  pour  $i = m + 1$  to  $N$ 
    - minimiser  $\mathbf{s}(x_i)^{(c)}$ 
    - transmettre  $x_i^{(c)}$  aux voisins du nœud  $i$ 
  fin pour
fin pour

```

FIG. 1 – Pseudo-code pour la localisation distribuée par critère local en L cycles.

moindres carrés pénalisé que l'on propose de minimiser est le suivant :

$$\mathbf{S}(X) = \sum_{i=m+1}^N \left(\|x_i - \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^m x_j\|^2 + \sum_{j=1}^m \lambda_j \|x_i - x_j\|^2 \right) \quad (2)$$

où $X = [x_i]_{i=m+1}^N$ est la matrice des points à estimer, $V(i)$ l'ensemble des voisins du capteur i , et n_i le cardinal de l'ensemble $V(i)$. Le premier terme vise à positionner chaque capteur au centroïde du polygone constitué par ses voisins. Cette modélisation est justifiée par la seule connaissance de connectivités. Le second terme, de régularisation, permet l'incorporation de l'information *a priori* que constitue la connaissance de la position d'ancres potentielles dans son voisinage, pondérée par les facteurs λ_j .

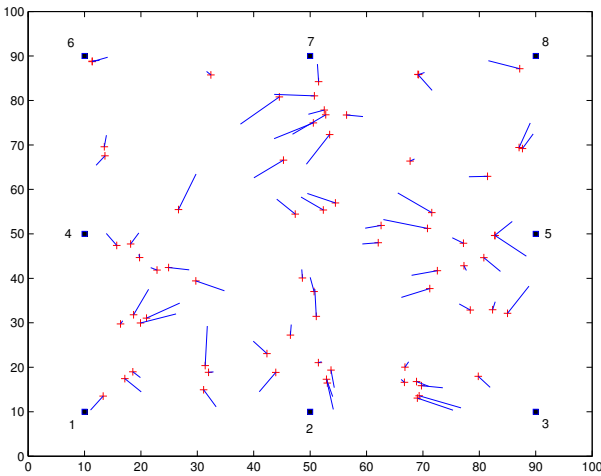


FIG. 2 – Estimation des positions de 72 capteurs dispersés aléatoirement sur une surface 90×90 avec dC -Loc. Le réseau comprend 8 ancres périphériques, représentées par des carrés. Seules les connectivités sont connues et la portée de chaque appareil est égale à 20. Les points estimés sont indiqués par une croix, l'erreur commise par rapport à la position réelle est symbolisée par chaque segment.

Puisque \mathbf{S} est égale à la somme de critères locaux, sa minimisation peut être aisément effectuée de manière distribuée en $\mathcal{O}(nL)$: $\mathbf{S}(X) = \sum_{i=m+1}^N \mathbf{s}_i$ (Fig.1). On vérifie de plus que les conditions de convergence pour une descente coordonnée par coordonnée x_i sont vérifiées :

- $\mathbf{S} : R^{N-m} \rightarrow R$ est de classe C^1 ,
- \mathbf{S} est strictement convexe,
- \mathbf{S} est coercif, $\lim_{\|X\| \rightarrow \infty} \mathbf{S}(X) = +\infty$.

Dans ce contexte, la résolution du problème s'avère simple puisqu'en annulant la dérivée du critère quadratique locale $\mathbf{s}(x_i)$, on obtient en une itération l'optimum $x_{i,opt}^{(c)}$ du capteur i au cycle c :

$$x_{i,opt}^{(c)} = \frac{1}{n_i} \left(1 + \sum_{j \in V(i)} \lambda_j \right)^{-1} \left(\sum_{j=1}^m (1 + n_i \lambda_j) x_j^{(c-1)} + \sum_{j=m+1}^N x_j^{(c-1)} \right) \quad (3)$$

4 Simulations

Nous avons comparé notre algorithme dC -Loc à la méthode distribuée $dwMDS$, qui repose également sur des ancres périphériques et la technique RSSI. Les positions à estimer sont générées aléatoirement sur une surface d'expérimentation de dimensions 90×90 , chaque configuration obtenue étant reprise pour chacune des deux méthodes. La portée des capteurs a été fixée à 30.

L'algorithme $dwMDS$ nécessite une descente de gradient à chaque itération, augmentant considérablement la complexité du calcul en comparaison de notre méthode. Les écarts constatés dans les temps de convergence s'expliquent par l'effort calculatoire différents entre les deux méthodes. Le nombre d'opérations élémentaires lors de l'optimisation en chacun des capteurs est récapitulé dans le tableau 1 (une descente de gradient standard avec une itération et un pas constant est considérée pour le $dwMDS$; \bar{v} désigne le nombre de voisins moyen par capteur).

| | nbr d'additions | nbr de multiplications |
|-----------|--------------------------|------------------------|
| $dwMDS$ | $\bar{v}(2p+4) + 2(p-1)$ | $\bar{v}(3p+1) + 3p+1$ |
| dC -Loc | $3\bar{v} + 1$ | $\bar{v}(p+1) + p+3$ |

TAB. 1 – Nombres d'opérations élémentaires par itération.

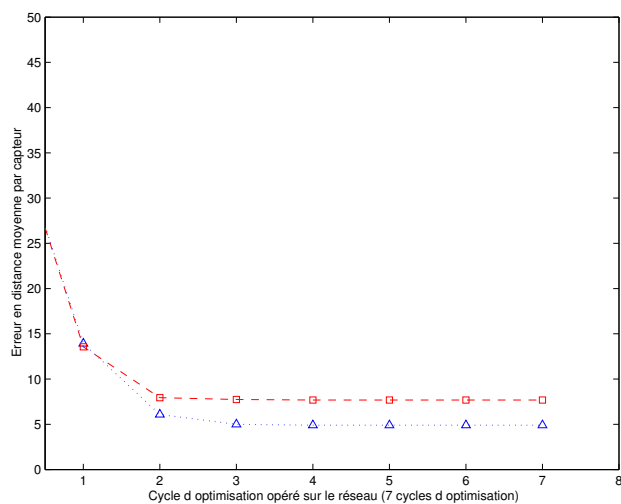
Les graphiques de la figure 3 illustrent la convergence des deux algorithmes de localisation ainsi que la comparaison de leurs vitesses de convergence.

L'erreur de distance moyenne après convergence sur les 300 configurations générées, reportée dans le tableau 2, met clairement en évidence les qualités de notre approche selon les mêmes conditions d'expérimentations que celles fixées dans la figure 2.

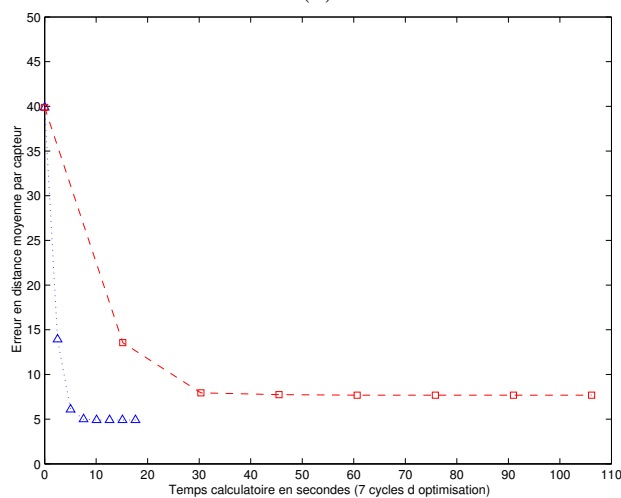
| | moyenne estimée | écart-type estimé |
|-----------|-----------------|-------------------|
| $dwMDS$ | 7.47 | 1.32 |
| dC -Loc | 5.12 | 1.59 |

TAB. 2 – Moyenne et écart-type estimés de l'erreur positionnement par capteur.

Le graphique de la figure 4 illustre l'erreur quadratique moyenne en fonction de la densité des capteurs pour le dC -Loc. Cette erreur croît logiquement avec un réseau très clairsemé. Toutefois, l'algorithme reste toujours robuste et garantit une convergence malgré une faible densité.



(a)



(b)

FIG. 3 – Convergence de l’erreur de distance moyenne par capteur : après chaque cycle d’optimisation (a) et en fonction du temps de calcul (b). La courbe formée des triangles reflète l’évolution de l’erreur de distance moyenne par capteur avec l’algorithme *dC-Loc* tandis que les carrés sont associés au modèle concurrent *dwMDS*.

Conclusion

L’algorithme *dC-Loc* s’avère donc être performant étant donné ses bons résultats en localisation, couplés à une vitesse de convergence rapide.

Références

- [1] D. Estrin, L. Girod, G. Pottie, and M. Srivastava, “Instrumenting the world with wireless sensor networks,” *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 4, pp. 2033–2036, 2001.
- [2] B. Cook, S. Lanzisera, and K. Pister, “SoC issues for RF smart dust,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 94, pp. 1177–1196, 2006.
- [3] J. Hightower and G. Borriello, “Location systems for ubiquitous computing,” *IEEE Computer*, vol. 34, no. 8, pp. 57–66, 2001.
- [4] T. F. Cox and M. A. A. Cox, *Multidimensional Scaling, Second Edition*. Chapman & Hall/CRC, 2000.

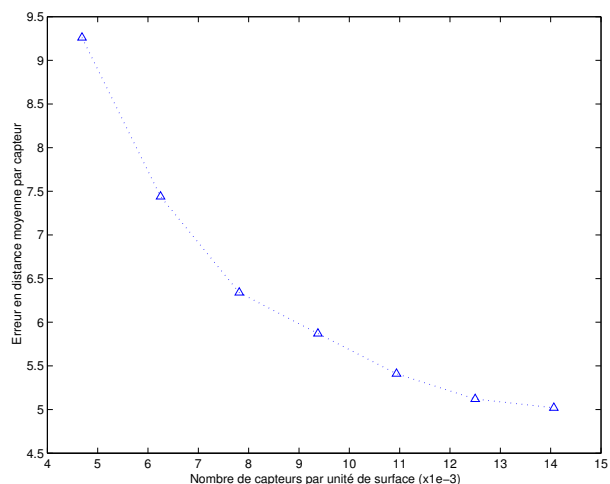


FIG. 4 – Evolution de l’erreur de positionnement moyenne par appareil en fonction de la densité des capteurs. Le nombre de capteurs, dispersés aléatoirement sur la surface 90×90 et de portée fixe, a été augmentée progressivement.

- [5] Y. Shang, W. Ruml, Y. Zhang, and M. Fromherz, “Localization from connectivity in sensor networks,” *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 15, pp. 961–974, 2004.
- [6] J. A. Costa, N. Patwari, and A. O. Hero, “Distributed weighted-multidimensional scaling for node localization in sensor networks,” *ACM Trans. Sen. Netw.*, vol. 2, no. 1, pp. 39–64, 2006.