HAL
open science

Estimation cooperative et sous contraintes pour la localisation dans les réseaux de capteurs corporels

Matthieu Gautier, Antoine Courtay, Gia-Minh Hoang

To cite this version:

Matthieu Gautier, Antoine Courtay, Gia-Minh Hoang. Estimation cooperative et sous contraintes pour la localisation dans les réseaux de capteurs corporels. Gretsi 2015, Sep 2015, Lyon, France. hal-01197342

HAL Id: hal-01197342

https://hal.science/hal-01197342v1

Submitted on 11 Sep 2015

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.

Estimation cooperative et sous contraintes pour la localisation dans les réseaux de capteurs corporels

Matthieu Gautier, Antoine Courtay, Gia-Minh Hoang

Université de Rennes 1 - Laboratoire IRISA, 6 rue de Kerampont, 22 300, Lannion, France
matthieu.gautier@irisa.fr, antoine.courtay@irisa.fr

Résumé – Dans de nombreuses applications (médicale, pour la sécurité, en science du sport...) utilisant des réseaux de capteurs corporels sans-fil, la détermination précise de la position des capteurs sans fil est une spécification importante. Cet article traite l'agrégation des mesures de distance et propose un nouvel estimateur de la position par maximum de vraisemblance coopératif et sous contraintes exploitant pleinement les caractéristiques uniques des réseaux corporels. Les résultats de simulation permettent de discuter le compromis entre l'amélioration de la précision et le surcout qu'elle engendre.

Abstract – In many applications (medicine, security, sport science...) based on Body Area Network (BAN), the precise determination of wireless sensors' positions is a strong requirement. This paper adresses the aggregation of the distance measurements and proposes a novel Cooperative-cum-Constrained Maximum Likelihood estimator by fully exploiting the unique features of BANs. Simulation results allow to discuss the trade-off between accuracy improvement and its underlying overheads.

1 Introduction

Dans les réseaux de capteurs en général et dans les réseaux corporel (BAN) en particulier, la localisation des nœuds est souvent requise. Pour les BANs, les contraintes de précision sont si élevées tel que les systèmes de localisation classiques comme le GPS ne peuvent être utilisés. Ainsi, de nombreux travaux visent à proposer de nouvelles techniques de localisation prenant en compte les contraintes liées aux BANs tel que la consommation, le coût et l'encombrement.

La position d'un nœud (le *nœud cible*) est déterminée en deux étapes [1]. La première est une étape de mesure. Dans cette étape, le nœud cible échange des informations avec des nœuds voisins dont les positions sont connues a priori (les *nœuds de référence*) afin de déduire leur distances [1][2]. En employant la technique de trilatération [3], la seconde étape consiste en l'estimation de la position du nœud cible en agrégeant ces mesures.

Ce papier propose un nouvel estimateur qui tient compte des caractéristiques uniques des BANs. L'Estimation par Maximum de Vraisemblance (EMV) est améliorée en utilisant les contraintes géométriques imposées par le corps humain [4][5] et en permettant une coopération entre les nœuds cibles [2][6].

Dans la section II, le problème d'estimation de la position est introduit dans le contexte des réseaux corporels. La section III détaille l'algorithme de localisation proposé. Ensuite, la section IV donne des résultats de simulations. Enfin, la section V donne des conclusions générales.

2 Système de localisation

Les systèmes de localisation pour les BAN sont classés en deux catégories : la localisation relative et la localisation absolue [1][2][4][5] en fonction de la position des nœuds de référence fixés, respectivement, sur le corps ou à l'extérieur du corps. Dans cette étude, les nœuds de référence sont attachés sur le corps à des positions indépendantes des mouvements du corps (généralement sur le torse) pour former un Système de Coordonnées Locales (SCL) relatif au corps humain.

Sans aucunes connaissances préalables sur les positions des nœuds cibles, le nombre de nœuds de référence doit être supérieur ou égal à 4 pour une localisation 3D. De plus, le meilleur placement de nœuds de référence est en tétraèdre [1]. Ils sont donc disposés comme suit (voir Figure 1) : un sur la poitrine, un sur le dos et deux sur les hanches. Pour le placement des nœuds cibles, les articulations doivent être évitées (la disposition de la Figure 1 des nœuds cibles s'appuie celle du système Xsens MVN [7]).

Notations : $\{\boldsymbol{T_i}\}_{i=1\ldots N_t}$ représente les positions inconnues des N_t nœuds cibles, $\{\boldsymbol{R_i}\}_{i=1\ldots N_r}$ les positions connues *a priori* des N_r nœuds de référence et $\{\boldsymbol{J_i}\}_{i=\ldots 10}$ les positions des articulations (cf Figure 1). Nous supposons que les positions $\{\boldsymbol{J_i}\}_{i=1,4,7,10}$ sont connues *a priori* dans les coordonnées SCL. Les positions des nœuds et des articulations sont représentés par les vecteurs $\boldsymbol{R_i} = \left[R_i^{(x)}, R_i^{(y)}, R_i^{(z)}\right]^T$, $\boldsymbol{T_i} = \left[T_i^{(x)}, T_i^{(y)}, T_i^{(z)}\right]^T$ et $\boldsymbol{J_i} = \left[J_i^{(x)}, J_i^{(y)}, J_i^{(z)}\right]^T$. Les paramètres inconnus sont regroupés dans le vecteur $\boldsymbol{\theta} = \left[T_1^{(x)}, T_1^{(y)}, T_1^{(z)}, \ldots, T_{N_t}^{(x)}, T_{N_t}^{(y)}, T_{N_t}^{(z)}\right]^T$. Les mesures de distance composent le vecteur $\tilde{\boldsymbol{d}} = \left[\tilde{d}_{11}, \tilde{d}_{12}, \ldots, \tilde{d}_{N_r N_t}\right]^T$, où $\tilde{d}_{ij}$ est la mesure de distance entre le nœud de référence i et le nœud cible j. Avec cette notation, $d_{ij} \neq d_{ji}, \forall i \neq j$. Les distances d_{ij} sont estimées par des algorithmes utilisant des mesures de temps, d'angles et/ou de puissances [3]. Les algorithmes de localisation estiment la position des

nœuds cibles dans les coordonnées SCL.
En résumé, connaissant les positions $\{\boldsymbol{R_i}\}_{i=1\ldots N_r}$, les positions de certaines articulations $\{\boldsymbol{J_i}\}_{i=1,4,7,10}$, l'objectif des algorithmes de localisation est d'estimer le vecteur $\boldsymbol{\theta}$ à partir des mesures de distances $\tilde{\boldsymbol{d}}$.

3 Estimation par Maximum de Vraisemblance

3.1 EMV conventionnel

L'EMV prend en compte les statistiques des sources de bruit pour maximiser la fonction de vraisemblance [1][4] :

$$p\left(\tilde{\boldsymbol{d}}|\boldsymbol{\theta}\right) = \prod_{i=1}^{N_r}\prod_{j=1}^{N_t} p\left(\tilde{d}_{ij}|\boldsymbol{\theta}\right), \tag{1}$$

avec $p(\cdot|\boldsymbol{\theta})$ la densité de probabilité conditionnelle sachant $\boldsymbol{\theta}$. L'EMV conventionnel est donné par :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\max_{\boldsymbol{\theta}} \prod_{i=1}^{N_r}\prod_{j=1}^{N_t} p\left(\tilde{d}_{ij}|\boldsymbol{\theta}\right). \tag{2}$$

Nous supposons que les erreurs d'estimation des distances sont modélisées par des variables gaussiennes indépendantes *i.e.* :

$$\tilde{d}_{ij} \sim \mathcal{N}\left(d_{ij}, \sigma_{ij}^2\right), \tag{3}$$

avec $d_{ij} = \left\|\overrightarrow{R_iT_j}\right\|$ la distance réelle entre le nœud de référence i et le nœud cible j. Ainsi la fonction de vraisemblance s'exprime :

$$p\left(\tilde{\boldsymbol{d}}|\boldsymbol{\theta}\right) = \prod_{i=1}^{N_r}\prod_{j=1}^{N_t} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}^2}} \exp\left[-\frac{f\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}}\right)}{2\sigma_{ij}^2}\right], \tag{4}$$

$$f\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}}\right) = \left(\tilde{d}_{ij} - \sqrt{\left(\boldsymbol{R_i} - \boldsymbol{T_j}\right)^T\left(\boldsymbol{R_i} - \boldsymbol{T_j}\right)}\right)^2. \tag{5}$$

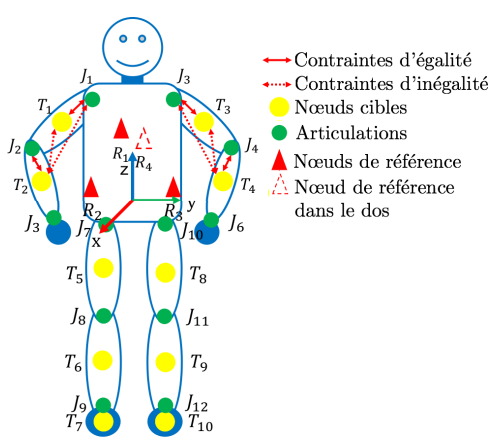

FIGURE 1 – Système de localisation et contraintes dans un réseau corporel. Les nœuds de références (en rouge) sont sur le torse. Les nœuds cibles (en jaune) sont sur les membres.

Et l'EMV s'exprime par l'estimation des Moindres Carrés Pondérés (MCP) suivante :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{i=1}^{N_r}\sum_{j=1}^{N_t} w_{ij} f\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}}\right), \tag{6}$$

avec $w_{ij} \triangleq 1/\sigma_{ij}^2$ la pondération relative à la précision de la mesure $\tilde{d}_{ij}$. L'expression analytique du vecteur $\boldsymbol{\theta}$ ne peut être exprimée. Des méthodes numériques comme celle de Nelder-Mead [8] sont utilisées pour résoudre ce problème non-linéaire.

3.2 EMV sous contraintes

Pour améliorer la précision, des contraintes imposées par le corps humain peuvent être utilisées par l'EMV. Par exemple, la distance entre le nœud cible T_1 et l'articulation de l'épaule J_1 est fixe comme indiqué dans la Figure 1. Ce type de contrainte a déjà été étudiée dans [4][5], cependant, les contraintes proposées ici sont plus réalistes, car elles considèrent à la fois une estimation 3D et un placement réaliste des nœuds sur le corps (non placés sur les articulations). Cette contrainte pouvant aisément être appliquées aux autres membres, seuls les nœuds T_1 et T_2 du bras gauche (voir la Figure 1) sont étudiés.

Supposons que les mesures de distances sont indépendantes et les erreurs sont identiquement distribuées, (*i.e.* $\sigma_{ij} = const,\ \forall i,j$), l'équation (6) pour $N_t = 2$ et $N_r = 4$ devient :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{i=1}^{4}\sum_{j=1}^{2} \left(\tilde{d}_{ij} - \sqrt{\left(\boldsymbol{R_i} - \boldsymbol{T_j}\right)^T\left(\boldsymbol{R_i} - \boldsymbol{T_j}\right)}\right)^2, \tag{7}$$

avec $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{T_1}, \boldsymbol{T_2}]^T = \left[T_1^{(x)}, T_1^{(y)}, T_1^{(z)}, T_2^{(x)}, T_2^{(y)}, T_2^{(z)}\right]^T$.
Les contraintes imposées par le bras gauche s'expriment :

$$\begin{aligned}\boldsymbol{c_{eq}}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_1}, \boldsymbol{J_2}) &= \begin{bmatrix} c_{eq1}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_1}) \\ c_{eq2}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_2}) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sqrt{\left(\boldsymbol{T_1} - \boldsymbol{J_1}\right)^T\left(\boldsymbol{T_1} - \boldsymbol{J_1}\right)} - \left\|\overrightarrow{T_1J_1}\right\| \\ \sqrt{\left(\boldsymbol{T_2} - \boldsymbol{J_2}\right)^T\left(\boldsymbol{T_2} - \boldsymbol{J_2}\right)} - \left\|\overrightarrow{T_2J_2}\right\| \end{bmatrix} = \boldsymbol{0},\end{aligned} \tag{8}$$

avec $\boldsymbol{c_{eq1}}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_1})$ la contrainte de distance constante entre le nœud T_1 et l'articulation J_1 et $\boldsymbol{c_{eq2}}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_2})$ entre le nœud T_2 et l'articulation J_2.

Cependant, si la position J_1 de l'épaule gauche est connue *a priori*, celle J_2 du coude est inconnue. Ainsi, afin de pouvoir prendre en compte la contrainte $c_{eq2}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_2}) = 0$, la position J_2 du coude est estimée en fonction J_1 et de l'estimation de T_1 par :

$$\boldsymbol{J_2} = \boldsymbol{J_1} + \frac{\left\|\overrightarrow{J_2J_1}\right\|}{\left\|\overrightarrow{T_1J_1}\right\|}\left(\boldsymbol{T_1} - \boldsymbol{J_1}\right). \tag{9}$$

En remplaçant $\boldsymbol{J_2}$ dans (8) par (9), les contraintes deviennent indépendantes de la position de J_2.

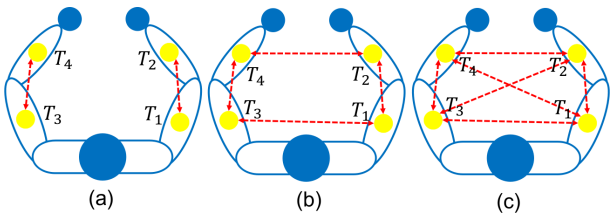

FIGURE 2 – Schémas de coopération : (a) 2 liens (2L), (b) 4 liens (4L) et (c) 6 liens (6L).

En plus, nous proposons d'utiliser des inégalités comme contraintes en introduisant l'information que la somme de 2 distances est inférieure à une distance connue. Par exemple, dans la Figure 1, le nœud cible T_2 ne peut atteindre des positions éloignées de plus 50 cm de l'épaule J_1. De la même façon, la distance entre les nœuds T_1 et T_2 ne peut dépasser une certaine valeur. Ces contraintes s'expriment par les inégalités suivantes :

$$\boldsymbol{c_{ineq}}\left(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_1}, \boldsymbol{J_2}\right) = \begin{bmatrix} c_{ineq1}\left(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_1}\right) \\ c_{ineq2}\left(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_2}\right) \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} \sqrt{\left(\boldsymbol{T_2} - \boldsymbol{J_1}\right)^T \left(\boldsymbol{T_2} - \boldsymbol{J_1}\right)} - \left\|\overrightarrow{T_2 J_2}\right\| - \left\|\overrightarrow{J_2 J_1}\right\| \\ \sqrt{\left(\boldsymbol{T_2} - \boldsymbol{T_1}\right)^T \left(\boldsymbol{T_2} - \boldsymbol{T_1}\right)} - \left\|\overrightarrow{T_2 J_2}\right\| - \left\|\overrightarrow{J_2 T_1}\right\| \end{bmatrix} \leq \boldsymbol{0}. \tag{10}$$

En résumé, l'algorithme d'EMV sous contraintes consiste à minimiser la fonction multivariable contrainte suivante :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{i=1}^{4} \sum_{j=1}^{2} \left(\tilde{d}_{ij} - \sqrt{\left(\boldsymbol{R_i} - \boldsymbol{T_j}\right)^T \left(\boldsymbol{R_i} - \boldsymbol{T_j}\right)} \right)^2$$
$$\text{contraint par} \begin{cases} \boldsymbol{c_{eq}}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_1}, \boldsymbol{J_2}) = \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{c_{ineq}}(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{J_1}, \boldsymbol{J_2}) \leq \boldsymbol{0} \\ \boldsymbol{J_2} = \boldsymbol{J_1} + \frac{\left\|\overrightarrow{J_2 J_1}\right\|}{\left\|\overrightarrow{T_1 J_1}\right\|} \left(\boldsymbol{T_1} - \boldsymbol{J_1}\right) \end{cases}. \tag{11}$$

L'optimisation (11) permet d'estimer les positions $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{T_1}, \boldsymbol{T_2}]^T$ des 2 nœuds cibles du bras gauche. Pour ceux des autres membres, le procédé est équivalent.

3.3 EMV coopératif

Afin d'améliorer la précision, les caractéristiques du réseaux sont utilisées en introduisant de la coopération entre les nœuds. Contrairement à l'EMV conventionnel et à l'EMV sous contraintes, le schéma de localisation EMV coopératif permet les mesures entre les nœuds de position inconnue [2][6]. Différentes topologies de coopération sont détaillées dans la Figure 2, elles diffèrent suivant le nombre de liens de coopération : 2 (2L), 4 (4L) et 6 (6L) liens. Les nœuds cibles (en jaune) sur les bras font des mesures de distance entre eux afin d'introduire des informations supplémentaires.

Tout d'abord, en considérant la configuration 2L de la Figure 2(a), seuls les nœuds cibles du même bras effectuent des mesures de distance. Dans ce cas, la solution de l'EMV (pour le calcul des positions T_1 et T_2) de (7) devient :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg\min_{\boldsymbol{\theta}} \left[u\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}}\right) + v\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}^c}\right) \right], \tag{12}$$

avec

$$u\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}}\right) = \sum_{i=1}^{4} \sum_{j=1}^{2} \left(\tilde{d}_{ij} - \sqrt{\left(\boldsymbol{R_i} - \boldsymbol{T_j}\right)^T \left(\boldsymbol{R_i} - \boldsymbol{T_j}\right)} \right)^2, \tag{13}$$

et

$$v\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}^c}\right) = \left(\tilde{d}^c_{12} - \sqrt{\left(\boldsymbol{T_1} - \boldsymbol{T_2}\right)^T \left(\boldsymbol{T_1} - \boldsymbol{T_2}\right)} \right)^2, \tag{14}$$

où $\tilde{d}^c_{ij}$ est la mesure coopérative entre les nœuds cibles i et j. Le coefficient $v\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}^c}\right)$ exprime la coopération entre les 2 nœuds inconnus (*i.e.* T_1 et T_2) et fournit une information supplémentaire à l'EMV.

Ensuite, la diversité spatiale est entièrement exploitée avec les configurations 4L et 6L de la Figure 2. Ici, les 4 nœuds T_1, T_2, T_3, et T_4 des 2 bras communiquent entre eux pour former un réseau coopératif. Le coefficient $v\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}^c}\right)$ de l'EMV (12) devient :

$$v\left(\boldsymbol{\theta}, \tilde{\boldsymbol{d}^c}\right) = \sum_{(i,j)\in\mathcal{T}} \left(\tilde{d}^c_{ij} - \sqrt{\left(\boldsymbol{T_i} - \boldsymbol{T_j}\right)^T \left(\boldsymbol{T_i} - \boldsymbol{T_j}\right)} \right)^2, \tag{15}$$

avec $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{T_1}, \boldsymbol{T_2}, \boldsymbol{T_3}, \boldsymbol{T_4}]^T$ le vecteur à estimer et $\mathcal{T}$ l'ensemble des paires coopératives. Pour la topologie 4L, $\mathcal{T} = \{(1,2),(1,3),(2,4),(3,4)\}$, alors que pour la topologie 6L, $\mathcal{T} = \{(1,2),(1,3),(1,4),(2,3),(2,4),(3,4)\}$.

Avec les approches coopératives, la précision de l'estimateur augmente avec le nombre de mesures. Il est donc essentiel de considérer le compromis entre une mesure supplémentaire et le surcout qu'elle engendre (trafic, consommation d'énergie, charge de calcul, ...). Notre réseau de capteurs coopératifs contient un maximum de quatre nœuds. Ainsi, l'EMV la plus complexe est limitée à un problème d'optimisation à 12 dimensions, chaque nœud cible ayant trois coordonnées inconnues dans un système cartésien.

4 Résultats de simulation

Les algorithmes proposés sont évalués sur le modèle de BAN de la Figure 1 pour une personne de 1.8 mètre. Sans perte de généralité, les deux nœuds T_1 et T_2 sur le bras gauche sont analysés.

Les performances de deux algorithmes classiques (les moindres carrés ordinaires - MCO et l'EMV), la famille des techniques de coopération (EMV-Coop) avec les trois topologies, l'EMV sous contraintes (EMV-Con) et les approches hybrides (EMV-C&C) sont évaluées par l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) calculée par :

$$EQM\left(\hat{\boldsymbol{\theta}}\right) \triangleq \sqrt{E\left\{\left\|\hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta}\right\|^2\right\}}, \tag{16}$$

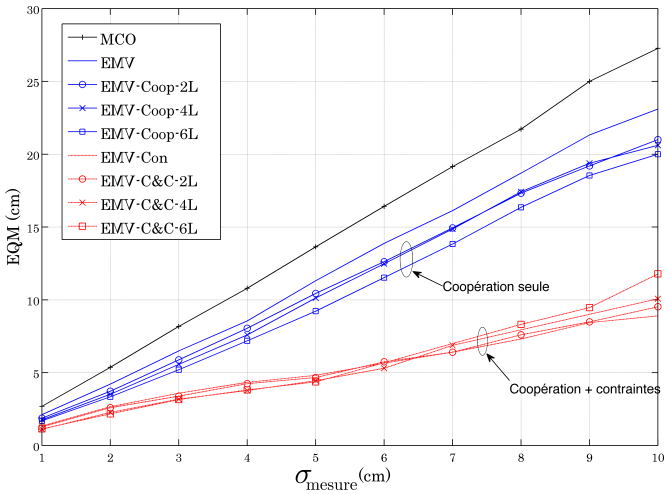

FIGURE 3 – EQM moyen versus σ_{mesure} pour le nœud T_1.

avec $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ l'estimation de $\boldsymbol{\theta} = \left[T_i^{(x)}, T_i^{(y)}, T_i^{(z)}\right]^T$. L'erreur de mesure est notée $\sigma_{mesure} = \sigma_{ij},\ \forall i, j$.

La Figure 3 donne l'EQM moyen en fonction de σ_{mesure} pour l'estimation de la position du nœud T_1. La technique la plus simple (*i.e.* MCO) donne la plus grande erreur due à l'utilisation d'un estimateur linéaire. La prise en compte des statistiques des sources de bruit permet à l'EMV classique d'améliorer la précision.
Ensuite, les scénarios de coopération (*i.e.* EMV-Coop-2L, EMV-Coop-4L et EMV-Coop-6L,) réduisent d'autant plus l'erreur que d'informations supplémentaires sont incluses dans l'estimation. L'utilisation des contraintes permet une amélioration significative de la précision. Enfin, la famille d'algorithmes hybrides (*i.e.* EMV-C&C-2L, EMV-C&C-4L et EMV-C&C-6L) tire bénéfice de l'association de la coopération et des contraintes.

Un examen plus attentif des algorithmes montre que l'EMV sous contraintes à des comportements différents en fonction du nœud cible. La Figure 4 donne les performances des algorithmes de localisation pour les nœuds T_1 et T_2 pour une erreur de mesure σ_{mesure}= 5 cm.
Les résultats montrent que si l'EMV sous contraintes réduit l'EQM de façon significative pour le nœud T_1, il existe une légère augmentation de l'EQM pour le nœud T_2. Cela est dû au fait que la position du noeud T_2 (entre le coude et le poignet) a plus de degrés de liberté que le noeud T_1 (entre l'épaule et le coude). En outre, la contrainte liée au nœud T_2 dépend de l'estimation de la position de T_1.

En synthèse, l'algorithme CCML permet d'atteindre une précision de 4.8 cm pour le nœud T_1 et de 9.09 cm pour le nœud T_2 pour des erreurs de mesure de 5 cm.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons étudié la localisation dans le contexte des réseaux corporels sans fil. En exploitant pleinement les contraintes du corps et/ou de communications coopératives, de nouveaux estimateurs sont présentés afin d'augmenter les performances de précision. Ces

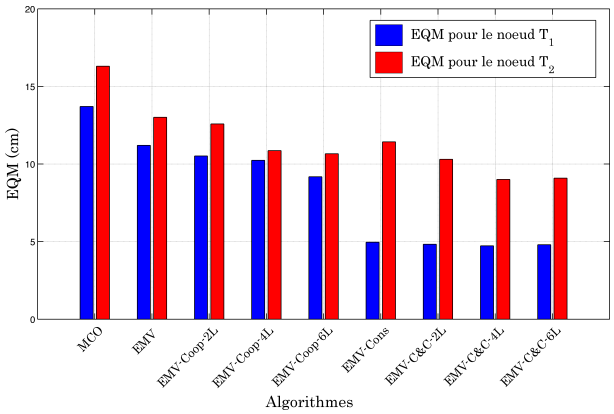

FIGURE 4 – EQM moyen pour les nœuds T_1 et T_2 pour $\sigma_{mesure} = 5$ cm.

estimateurs améliorent les techniques sans contraintes ou non-coopératives, mais également d'autres travaux utilisant un EMV sous contraintes : par rapport à l'EMV classique, nous améliorons l'EQM moyen de 43% contre 17 % dans le travail de Hamie *et al* [5]. Le surcout en calcul et en nombre de communications est à évaluer afin de contre-balancer ce gain en précision.

Références

[1] Z. Sahinoglu, S. Gezici and I. Guvenc. *Ultra-wideband Positioning Systems : Theoretical Limits, Ranging Algorithms and Protocols*. Cambridge Univ. Press, 2008.

[2] H. Wymeersch, J. Lien, and M.Z. Win. Cooperative localization in wireless networks. *Proceedings of the IEEE*, 97(2) :427–450, Feb 2009.

[3] S. Gezici, Zhi Tian, G.B. Giannakis, Hisashi Kobayashi, AF. Molisch, H.V. Poor, and Z. Sahinoglu. Localization via ultra-wideband radios : a look at positioning aspects for future sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(4) :70–84, July 2005.

[4] Z.W. Mekonnen, E. Slottke, H. Luecken, C. Steiner, and A Wittneben. Constrained maximum likelihood positioning for uwb based human motion tracking. In *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN'10)*, 1–10, Sept 2010.

[5] J. Hamie, B. Denis, and C. Richard. Constrained decentralized algorithm for the relative localization of wearable wireless sensor nodes. In *IEEE Sensors 2012*, 1–4, Oct 2012.

[6] N. Patwari, J.N. Ash, S. Kyperountas, AO. Hero, R.L. Moses, and N.S. Correal. Locating the nodes : cooperative localization in wireless sensor networks. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(4) :54–69, July 2005.

[7] `http://www.xsens.com/`.

[8] Jeffrey C. Lagarias, James A. Reeds, Margaret H. Wright, and Paul E. Wright. Convergence properties of the nelder–mead simplex method in low dimensions. *SIAM J. on Optimization*, 9(1) :112–147, May 1998.