

Méthode de calibration automatique pour système échographique 3D main-libre

Automatic Calibration Method for Freehand 3D Ultrasound

F. Rousseau¹

P. Hellier²

C. Barillot³

¹ IRISA, Université de Rennes 1

² IRISA, INRIA

³ IRISA, CNRS

IRISA, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex
Francois.Rousseau@irisa.fr

Résumé

Ce papier décrit une méthode robuste et entièrement automatique pour le calibrage d'un système ultrasons 3D de type main-libre. Ce type de système d'acquisition 3D consiste à monter sur la sonde un capteur de position. Les images peuvent ainsi être précisément localisées dans l'espace 3D et un volume peut donc être reconstruit. Lors d'études quantitatives, ce processus de reconstruction nécessite une étape de calibration précise qui vise à déterminer la transformation rigide entre les images et le capteur de localisation. Cette étape est réalisée en acquérant des images d'un objet dont les propriétés géométriques sont connues, ce qui permet d'estimer les paramètres de calibration. Nous proposons une méthode de calibration simple, robuste et complètement automatique basée sur la transformée de Hough et l'utilisation d'estimateurs robustes. Des expériences ont été menées sur des séquences réelles et synthétiques, et cette méthode s'est révélée précise, robuste et rapide pour des utilisations cliniques.

Mots Clef

Échographie 3D, calibration, géométrie.

Abstract

This paper describes a robust and fully automatic method for calibration of freehand three-dimensional (3D) ultrasound. Freehand 3D ultrasound consists in mounting a position sensor on a standard probe. The echographic B-scans can be localized in 3D, and can be compounded into a volume. However, if quantitative studies are needed, this process dramatically requires a calibration procedure that determines its accuracy and usefulness. Calibration aims at determining the transformation (translations, rotations, scaling) between the coordinates system of the echographic images and the coordinate system of the localization system. To calibrate, we acquire images of a phantom whose 3D geometrical properties are known. We propose a ro-

bust and fully automatic calibration method based on the Hough transform and robust estimators. Experiments have been done with synthetic and real sequences, and this calibration method is shown to be easy to perform, accurate and fast enough for clinical use.

Keywords

Freehand 3D Ultrasound, Calibration, Geometry.

1 Introduction

Les ultrasons sont une modalité d'imagerie médicale, peu coûteuse, d'une innocuité quasi-totale pour le patient et qui permet de suivre le mouvement de structures déformables en temps réel. Cependant, les examens échographiques conventionnels sont limités par une vue 2D, et le suivi des patients est imprécis et difficilement reproductible. Le but des ultrasons 3D est de circonvenir ces inconvénients qui ne permettent pas d'obtenir des informations morphologiques quantitatives précises [6]. De plus, les ultrasons 3D facilitent une investigation plus vaste, permettent d'effectuer des mesures précises de volumes d'organes et de nouvelles visualisations deviennent possibles. Un examen échographique 3D se décompose en trois étapes : l'acquisition des données, la reconstruction et la visualisation. L'étape d'acquisition est cruciale car elle affecte très fortement les résultats finaux. Trois solutions ont été proposées pour acquérir les images : les sondes 3D, les systèmes mécaniques et les systèmes d'acquisition de type main-libre. Une solution attractive consiste à utiliser une sonde matricielle qui fournit directement une acquisition volumique. Bien que cette solution soit prometteuse dans le domaine de l'échographie 3D, le développement des sondes matricielles est encore au stade expérimental et ce, à cause des problèmes techniques qui interviennent dans la construction des sondes (interactions entre les transducteurs, électronique complexe...). La seconde solution est d'automatiser le mouvement de la sonde à l'aide d'un système méca-

nique. Ce type de système produit des séquences régulières dans l'espace d'images échographiques du patient. On rencontre trois types de mouvements : linéaire, éventail et rotation. La reconstruction 3D est alors précise, cependant le mécanisme de mouvement est complexe à gérer et la liberté de mouvement est très fortement contrainte.

Enfin, la solution main-libre consiste à fixer un système de localisation sur la sonde pour connaître sa position et son orientation [16]. Le système de localisation peut être magnétique, optique, acoustique ou mécanique [6]. C'est une solution simple à mettre en œuvre et le médecin n'a pas à modifier sa façon de pratiquer. Par contre, cette solution nécessite une phase de calibration qui vise à déterminer les paramètres (transformation rigide) reliant l'image 2D et sa position dans l'espace 3D (voir figure 1). La calibration effectuée, connaissant ainsi les positions et les orientations de chaque image, un volume 3D peut être reconstruit.

Pour reconstruire la séquence échographique en volume, les méthodes les plus populaires sont les méthodes basées surface et les méthodes basées voxel [6]. Les données sont ensuite visualisées suivant diverses techniques : rendu surfacique ou volumique, reformatage de coupes arbitraires (en anglais "reslicing"), vue panoramique, multi-plans. Bien que les étapes de reconstruction et de visualisation soient importantes, le problème principal en imagerie ultrasonore 3D demeure l'acquisition des images.

Pour les systèmes de type main-libre, la phase de calibration est nécessaire pour localiser correctement un pixel d'une image dans l'espace 3D. La calibration peut être décomposée en deux parties : une partie temporelle et une partie spatiale. Le but de la calibration temporelle est de mettre en correspondance les informations de positions fournies par le système de localisation et les images fournies par l'échographe. La calibration spatiale consiste à déterminer la transformation entre les pixels d'une image ultrasonore et les points dans l'espace 3D.

Dans le cadre d'un système échographique 3D main-libre, quelque soit le système de localisation utilisé, la phase de calibration est cruciale car elle a un impact très significatif sur la qualité de la reconstruction. Dans ce travail, nous nous intéressons à l'étape de calibration spatiale. Nous proposons une méthode de calibration précise, robuste et totalement automatique, évaluée à l'aide de séquences synthétiques, réelles et d'un fantôme de calibration.

2 La calibration spatiale

2.1 Formulation

Le problème de la calibration spatiale pour les systèmes main-libre peut être formulé de la façon suivante ([15]):

$$\mathbf{x}_c = T_c T_t T_r \mathbf{x}_r, \text{ avec } \mathbf{x}_r = \begin{pmatrix} s_x u \\ s_y v \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

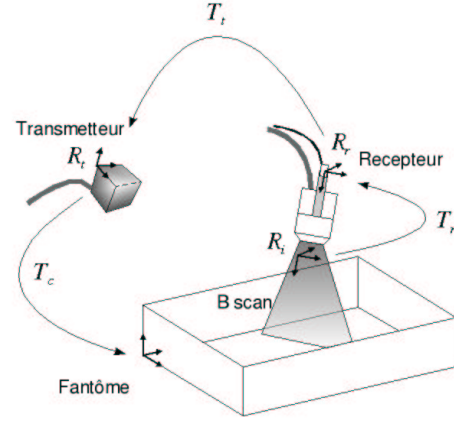


FIG. 1 – Les différents repères utilisés : R_i (image), R_r (récepteur), R_t (transmetteur), R_c (fantôme de calibration).

où T_r est la transformation rigide entre le repère de l'image ultrasonore et le repère du récepteur, T_t la transformation rigide entre celui du récepteur et celui du transmetteur, T_c la transformation rigide entre celui du transmetteur et celui du fantôme de calibration, u et v sont les coordonnées d'un pixel dans l'image et s_x et s_y sont les facteurs d'échelle ($mm/pixel$) (voir Figure 1).

Le but de la calibration est d'estimer la matrice T_r (3 translations et 3 rotations) ainsi que les facteurs d'échelle s_x et s_y . La calibration est de manière générale effectuée en balayant un fantôme donc les propriétés géométriques sont connues, et l'estimation des 8 paramètres est réalisée en retrouvant cette géométrie dans la séquence d'images ultrasonores.

T_r est une transformation rigide :

$$T_r(t_x, t_y, t_z, \alpha, \beta, \gamma) = \begin{bmatrix} R(\alpha, \beta, \gamma) & t(t_x, t_y, t_z) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

où $t(t_x, t_y, t_z)$ est un vecteur de translation, (α, β, γ) les angles de rotation autour des axes (z, y, x) .

2.2 Méthodes existantes

Plusieurs fantômes constitués de points ([3], [5], [7], [12]) ou d'un plan ([15], [9]) ont été proposés et une étude menée par Prager *et al.* ([15]) a comparé ces fantômes. Les méthodes "basées points" utilisant des fantômes de type "cross-wire" et "three-wire" souffrent d'une relative faible reproductibilité et surtout d'un temps de calibration long. En revanche, il a été montré ([15]) qu'utiliser un fantôme plan permet d'obtenir une meilleure reproductibilité car les lignes présentes dans chaque image peuvent être aisément détectées. Pour ces trois types de fantômes, les résultats obtenus sont équivalents.

Blackall *et al.* a récemment proposé [1] une approche basée sur le recalage d'images afin de calibrer un système

échographique 3D de type main-libre. L'idée de la méthode réside dans l'hypothèse qu'une calibration correcte correspond au maximum de la mesure de similarité entre les images ultrasonores du fantôme et le modèle 3D de celui-ci. Le recalage est obtenu par maximisation de l'information mutuelle normalisée. Les résultats obtenus par cette approche sont comparables à ceux obtenus avec un fantôme de type "cross-wire", avec un temps d'acquisition des données relativement réduit.

Enfin, pour les méthodes proposées dans [1] et [7], il est nécessaire de connaître les coordonnées de certains points de repère dans l'espace de reconstruction. Ceci peut être effectué avec une bonne précision en utilisant un stylo optique mais cette étape indispensable est longue et fastidieuse.

Pour être applicable en routine clinique, la méthode de calibration doit répondre aux critères suivants : 1. facilité d'utilisation, 2. facilité de construction du fantôme, 3. faible coût, 4. rapidité, 5. méthode automatique. Aucune solution n'a jusqu'alors été proposée pour résoudre ce problème en répondant à tous ces critères. Nous proposons une méthode de calibration de systèmes ultrasons 3D de type main-libre qui tente de répondre aux exigences de l'application clinique.

3 Méthode proposée

3.1 Principe

Dans le but de proposer une méthode simple, rapide et complètement automatique, nous utilisons un fantôme de type plan. Ce fantôme est très simple à construire et à utiliser. De plus, on obtient avec un fort contraste dans chaque image ultrasonore, une ligne détectable automatiquement avec une grande précision.

Extraction. Tout d'abord, pour chaque image de la séquence ultrasonore, un ensemble de points d'intérêt correspondant au plan est extrait. Comme premier critère d'extraction, nous utilisons l'intensité et le gradient de chaque point et ne conservons que les points où ces mesures sont les plus fortes. Il est nécessaire de combiner ces deux informations car, comme le montre la figure 9(b), lorsque le mouvement de la sonde est rapide ou lorsque l'inclinaison de la sonde par rapport au plan est grande, l'information fournie par le gradient ou l'intensité n'est pas suffisante pour obtenir une extraction fiable.

L'extraction des points d'intérêt s'effectuant par un seuillage, cette étape est sensible aux points aberrants. Un algorithme 3D de rejet de points aberrants utilisant un estimateur robuste classique ne peut être utilisé ici car il faut pour estimer correctement les paramètres de calibration utiliser l'ensemble complet des mouvements de la sonde [15]. Pour obtenir une méthode robuste, il faut donc utiliser en même temps des informations 2D et 3D.

Contrainte de colinéarité. Pour rejeter les points aberrants, nous utilisons la transformée de Hough ([8]). Cet outil devenu classique en traitement d'images permet d'isoler des caractéristiques de forme particulière dans une image.

Nous l'employons ici pour extraire dans chaque image échographique une ligne dont l'équation est : $x \cos \theta + y \sin \theta - \rho = 0$. L'équation de la droite étant estimée, seuls sont conservés les points les plus proches (dans le sens de la distance Euclidienne) de la droite.

Cohérence temporelle. Dans la phase d'extraction, la dernière étape est de vérifier une certaine cohérence dans l'estimation des droites. La figure 3 illustre le cas d'une détection incorrecte due à la présence de forts échos dans l'image (signalée par une flèche). La figure 2(a) montre en bleu l'évolution du paramètre $\frac{-\rho}{\sin \theta}$ de chaque droite pour toute une séquence de calibration.

Afin de rejeter les droites incorrectes, nous approximations tout d'abord les courbes d'évolution des paramètres $\frac{-\rho}{\sin \theta}$ et $\frac{\cos \theta}{\sin \theta}$ des droites par des B-splines [4]:

$$Y_i = g(t_i) + W_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$g(t_i) = \sum_{j=0}^{q+1} \beta_j B_j(t_i) \quad (4)$$

où Y_i est le signal que l'on souhaite approcher, g la spline cubique de régression, W_i des variables aléatoires indépendantes, B_j des B-splines.

On étudie ensuite la différence entre les signaux d'origine Y_i et les splines g pour les deux paramètres des droites extraites (voir la figure 2(b)). Nous faisons l'hypothèse que le signal "différence" a pour moyenne 0, et utilisons un test statistique afin de rejeter les points aberrants [11, 19]. Le modèle retenu (hypothèse nulle H_0) considère que les observations sont indépendantes et proviennent d'une même loi normale $\mathcal{N}(0, \sigma)$ où σ est inconnu. Le risque de première espèce α est fixé à 0.05.

Estimation des paramètres de calibration. Notons $\mathcal{S} = \{M_i; i \in [1, N]\}$ l'ensemble des points extraits, π le plan. Nous estimons la transformation rigide optimale qui aligne le plan π et l'ensemble de points extraits $\mathcal{S}$ en minimisant la distance Euclidienne. Il est à noter que l'équation du plan n'est pas connue dans l'espace de reconstruction et doit donc être estimée. Ainsi, l'équation (1) devient :

$$\mathbf{x}_t = T_t T_r \mathbf{x}_r \quad (5)$$

Les paramètres de calibration sont estimés en minimisant la distance entre le plan et l'ensemble des points d'intérêt. Nous proposons deux formulations pour décrire cette distance :

- un critère de distance exprimé dans l'espace 3D :

$$\hat{T}_r = \arg \min_T \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N d_{3D}(\pi, M_i)^2 \right\} \quad (6)$$

où N est le cardinal de l'ensemble de points, $d_{3D}(\pi, M)$ la distance euclidienne 3D entre le plan π et le point d'intérêt M_i dans l'espace 3D;

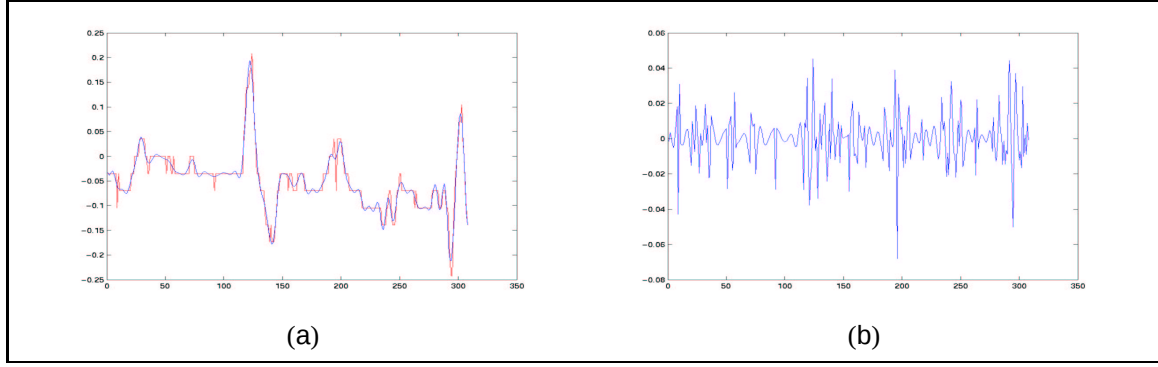


FIG. 2 – (a) : Approximation par B-spline (en rouge) de la courbe d'évolution du paramètre $-\frac{\rho}{\sin \theta}$ des droites extraites (en bleu), et (b) : différence entre le signal d'origine et le signal filtré.

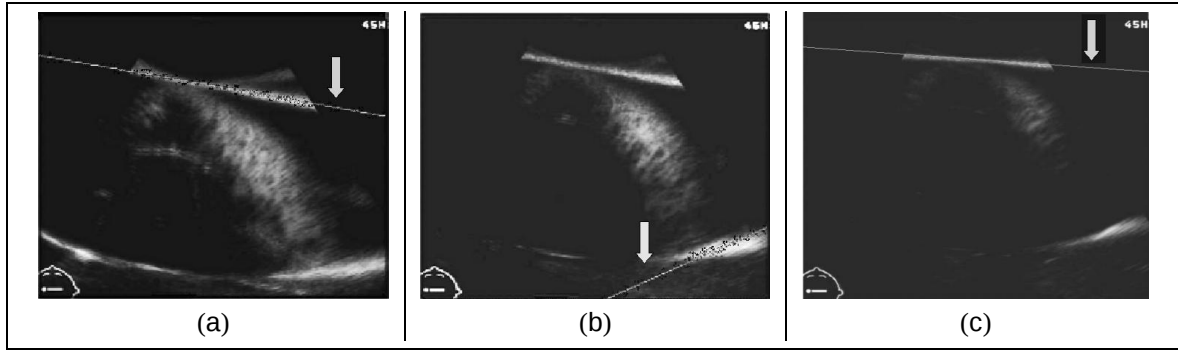


FIG. 3 – Droites détectées par la transformée de Hough pour trois images successives. (a) et (c) détection correcte; (b) détection incorrecte, la droite doit être rejetée

- une distance 2D exprimée dans chaque image:

$$\hat{T}_r = \arg \min_T \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N d_{2D}(P(\pi), m_i)^2 \right\} \quad (7)$$

où $d_{2D}(P(\pi), m)$ est la distance euclidienne 2D entre le plan π projeté dans l'image et le point d'intérêt m_i dans l'image.

La première formulation utilisant une distance euclidienne 3D est relativement intuitive car l'ensemble de points extraits doit être aligné avec le plan du fantôme (objet 3D). En revanche, dans le domaine de la reconstruction où la structure 3D et les paramètres de calibration et/ou de pose doivent être estimés conjointement, la fonction de coût est classiquement définie dans l'image utilisant un modèle de projection [20]. Cela s'explique par le fait que les coordonnées 3D de la structure sont incertaines et que la distance 3D minimisée n'a pas de signification géométrique dans les images. Dans [10], les deux formulations sont comparées dans le contexte de géométrie d'un système de N caméras. Laveau a montré que les deux approches se comportent dans ce contexte de manière similaire. Ainsi, concernant le problème de la calibration de systèmes échographiques 3D de type main-libre, nous ne pouvons pas favoriser a priori l'une des deux modélisations. Ces deux formulations seront donc comparées expérimentalement dans la section 4.

Initialisation. Pour la première image de la séquence de calibration, il est possible de faire l'hypothèse en première approximation que le plan π est orthogonal au plan de l'image (hypothèse qui sera relâchée par la suite). Les paramètres a, b, c et d du plan peuvent donc être initialisés en utilisant les coordonnées de la première image. Les paramètres de calibration sont initialisés en concordance avec la géométrie de l'attache entre la sonde et le récepteur.

Optimisation. Quelque soit le critère à minimiser (2D ou 3D), le gradient de la fonction de coût peut être aisément calculé et son Hessien approximé (les dérivées du second ordre sont ignorées [17]. Pour minimiser la fonction de coût, nous utilisons l'algorithme de Levenberg-Marquardt ([13]) connu pour son efficacité et sa rapidité.

3.2 Algorithme hiérarchique

Pour accélérer la convergence de la minimisation, nous proposons un algorithme hiérarchique. La complexité de l'algorithme ne dépend que du nombre de points d'intérêt utilisés pour minimiser f . En traitement d'images, afin de diminuer le temps de traitement, le principe de la multirésolution est souvent utilisé ([2]). En partant de la même idée, nous pouvons diviser l'étape d'optimisation en plusieurs parties en sous-échantillonnant le nuage 2D de points d'intérêt dans chaque image. On construit ainsi pour chaque image une pyramide contenant les points d'intérêt. Des ex-

périences sur les séquences synthétiques ont été menées pour trouver le nombre de niveaux de la pyramide optimal. Cette décomposition hiérarchique nous permet de diminuer le temps accordé pour l’optimisation.

3.3 Robustesse 2D/3D

Pour estimer les paramètres de calibration, nous utilisons une méthode de minimisation basée sur les moindres carrés, sensible aux points aberrants. Nous avons introduit dans la phase d’extraction deux contraintes : colinéarité par l’utilisation de la transformée de Hough et cohérence spatio-temporelle par un test statistique sur la continuité des droites extraites. Cependant, à chaque étape, nous avons retenus l’ensemble des points par seuillage; il est donc nécessaire de rendre insensible notre méthode à d’éventuels points aberrants. Il n’est pas possible d’utiliser des estimateurs robustes classiques directement sur le nuage 3D de points extraits. Comme nous l’avons vu précédemment, cela aurait pour conséquence d’éliminer certains points lors de la phase d’optimisation, or pour calibrer correctement notre système, tous les mouvements de la sonde sont nécessaires. Nous devons donc utiliser un estimateur robuste pour chaque image et non sur tout le nuage 3D de points extraits. L’estimateur des moindres carrés tamisés est utilisé dans notre cas ([18]). On cherche l’estimateur $\mathcal{T}$ qui minimise le critère $\mathcal{C}$ avec $r_1^2 \leq r_2^2 \leq \dots \leq r_N^2$ les résidus ordonnés, et h est le nombre de points utilisés pour l’estimation :

$$\hat{T} = \arg \min_T \sum_{i=1}^h r_i^2, \text{ avec } \frac{N}{2} \leq h \leq N \quad (8)$$

Le point de rupture et l’efficacité sont deux notions fondamentales qui permettent de caractériser un estimateur robuste [14]:

- * $P_{rupture} = \frac{p_{max}}{n}$, où p_{max} est le nombre maximal de mesures dont on peut changer la valeur sans que la norme de $\mathcal{T}$ devienne arbitrairement grande, n le nombre de points total;
- * $\mathcal{E} = \frac{\sigma_{min}^2}{\sigma^2}$ où σ_{min}^2 correspond à la variance du meilleur estimateur et σ^2 la variance de $\mathcal{T}$.

Le point de rupture de ce type d’estimateur est $\frac{1}{2}$ et son efficacité est proche de 1. Pour chaque point, le résidu calculé est égal à la distance de ce point au plan estimé. Ceci nous permet d’introduire une information 3D dans l’algorithme de rejet 2D.

Nous utilisons un estimateur de moindres carrés tamisés car le seul paramètre à régler est le nombre points retenus pour l’estimation h , contrairement aux M-estimateurs pour lesquels les paramètres de rejet doivent être réglés avec précaution.

4 Expériences

La méthode de calibration proposée a été testée avec des images synthétiques et des images réelles. Les images synthétiques sont indispensables car les paramètres de calibra-

tion sont parfaitement connus. Ainsi, il est possible d’évaluer exactement la précision et la répétabilité de l’algorithme. De plus, nous pouvons tester la précision intrinsèque de la méthode car avec des séquences synthétiques, de nombreux types d’erreurs ne sont pas pris en compte (erreur de localisation, erreur due à l’épaisseur du faisceau ultrasonore, etc.). Dans cette section, seront évalués le schéma de décomposition hiérarchique, le domaine de convergence, la précision et la reproductibilité de la méthode en utilisant les formulations 2D et 3D.

4.1 Séquences synthétiques

Description. La méthode a été testée sur trois séquences synthétiques de 121 images avec différents paramètres de calibration. Pour chaque séquence, sont définies une image de référence et 20 image par type de mouvement à effectuer (3 translations, 3 rotations). Dans chaque cas, la taille d’une image est de 256 par 256 (pixels).

Pour plus de réalisme, les séquences ont été bruitées avec un bruit de type “speckle” modélisé par la loi de Rayleigh de densité de probabilité f :

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, x \geq 0 \quad (9)$$

Le speckle est un bruit multiplicatif $I_2 = nI_1$, avec I_1 est l’image originale, I_2 l’image bruitée, et n le bruit de “speckle”. Afin de bruite toute l’image, un fond gris a été rajouté (pour simuler les petits bruits parasites présents avec les sondes convexes). De plus, le bruit a été accentué autour du plan. La figure 4 montre une image d’une séquence synthétique.

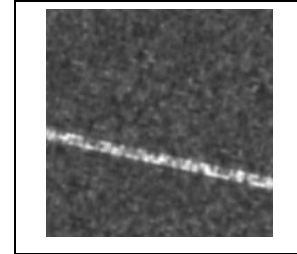


FIG. 4 – Image extraite d’une séquence ultrasonore synthétique.

Évaluation de la méthode. Pour évaluer la qualité des résultats sur les trois séquences tests, on calcule la moyenne et l’écart-type de e_t , e_r , e_s , définis de la façon suivante :

$$e_t = \|dt\|_2 \text{ avec } dt = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \hat{t}_x \\ \hat{t}_y \\ \hat{t}_z \end{pmatrix}$$

$$e_r = \|dR\|_2 = \sqrt{\text{trace}(dR^t dR)} \text{ avec } dR = R - \hat{R}$$

$$e_s = \|ds\|_2 \text{ avec } ds = \begin{pmatrix} s_x \\ s_y \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \hat{s}_x \\ \hat{s}_y \end{pmatrix}$$

e_t est l'erreur sur les paramètres de translation (t_x, t_y, t_z) , $(\hat{t}_x, \hat{t}_y, \hat{t}_z)$ est le vecteur des paramètres de translation estimés. e_r est l'erreur sur la matrice de rotation R , $\hat{R}$ est la matrice de rotation estimée. e_s est l'erreur sur les paramètres d'échelle (s_x, s_y) , $(\hat{s}_x, \hat{s}_y)$ est le vecteur des paramètres d'échelle estimé. La norme $L2$ est employée dans chaque cas.

L'erreur moyenne nous informe sur la capacité de convergence de l'algorithme et l'écart-type nous informe sur la fiabilité des résultats. Pour chaque test, l'algorithme a été testé avec 20 jeux de paramètres initiaux différents.

Hiérarchie. Les figures 5 et 6 montrent l'évolution des erreurs e_t , e_r et e_s en fonction du nombre de niveaux de hiérarchie appliqué pour une des trois séquences synthétiques. La courbe pleine représente l'erreur moyenne, les courbes en pointillés représentent la moyenne plus ou moins l'écart-type. On remarque qu'en utilisant la formulation 3D, le découpage hiérarchique dans la phase d'optimisation permet nettement de diminuer les erreurs e_t , e_r et e_s . Concernant la formulation 2D, e_t décroît, e_r et e_s sont stables et restent faibles. Aux vues de ces expériences, il semble adéquat d'utiliser trois niveaux pour l'optimisation hiérarchique.

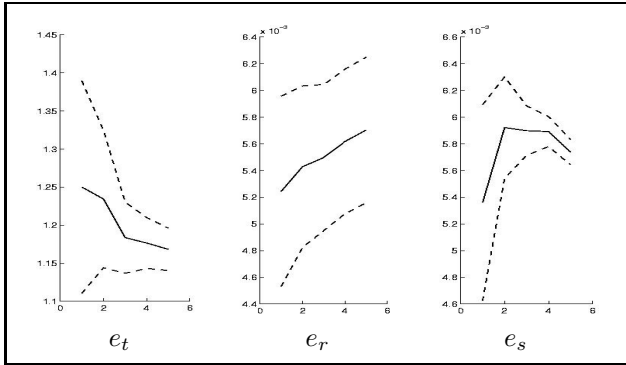


FIG. 5 – Evolution des erreurs e_t , e_r et e_s en fonction du nombre de niveaux de hiérarchie appliquée, en utilisant la formulation 2D. En abscisse : le nombre d'étapes lors de l'optimisation, en ordonnée : erreur moyenne (norme $L2$).

Domaine d'initialisation. L'étape d'initialisation de l'algorithme est une partie importante de la méthode que nous devons évaluer. Pour chaque paramètre, le domaine d'initialisation a été défini en fonction des paramètres à estimer. Afin d'évaluer la stabilité de l'algorithme par rapport à l'étape d'initialisation, nous avons testé six domaines d'initialisation (voir le tableau 1).

Les figures 7 et 8 montrent l'évolution des erreurs e_t , e_r et e_s en fonction du domaine d'initialisation testé pour les deux formulations proposées. On utilise la même représentation que pour les figures 5 et 6. On peut remarquer que la méthode utilisant le critère de distance 3D est plus stable que celle utilisant le critère 2D dans l'image. De plus, même lorsque le domaine d'initialisation est vaste,

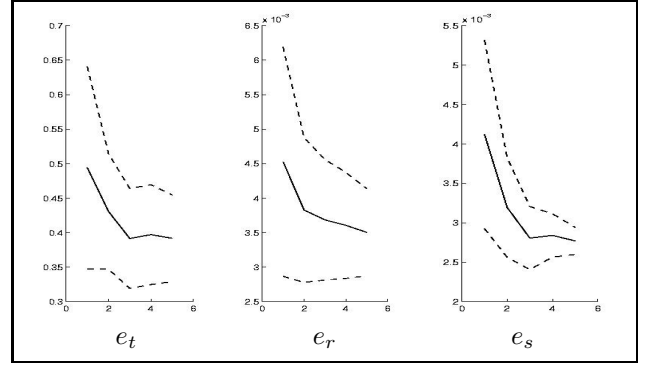


FIG. 6 – Évolution des erreurs e_t , e_r et e_s en fonction du nombre de niveaux de hiérarchie appliquée, en utilisant la formulation 3D. En abscisse : le nombre d'étapes lors de l'optimisation, en ordonnée : erreur moyenne (norme $L2$).

TAB. 1 – Domaines d'initialisation testés sur les séquences synthétiques. Pour chaque domaine, les variations des paramètres d'initialisation sont indiquées en translation, rotation et échelle. Les échantillons sont tirés suivant une loi uniforme.

Domaine d'initialisation	Translation (mm)	Rotation (degré)	Échelle (%)
1	± 5	± 5	± 10
2	± 10	± 10	± 20
3	± 20	± 20	± 30
4	± 30	± 30	± 40
5	± 40	± 40	± 50
6	± 80	± 40	± 50

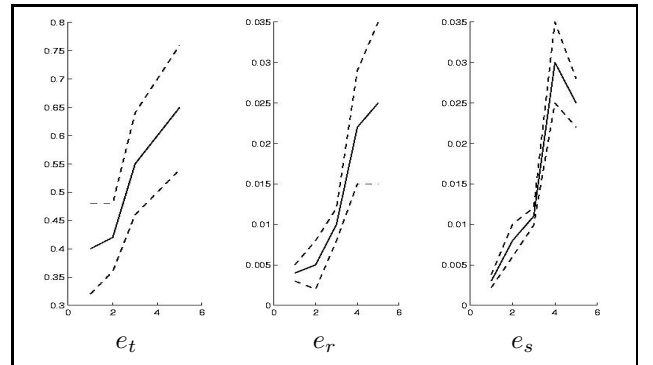


FIG. 7 – Évolution des erreurs e_t , e_r et e_s en fonction du domaine d'initialisation testé, en utilisant la formulation 2D. En abscisse : domaine d'initialisation testé (voir tableau 1), en ordonnée : erreur moyenne.

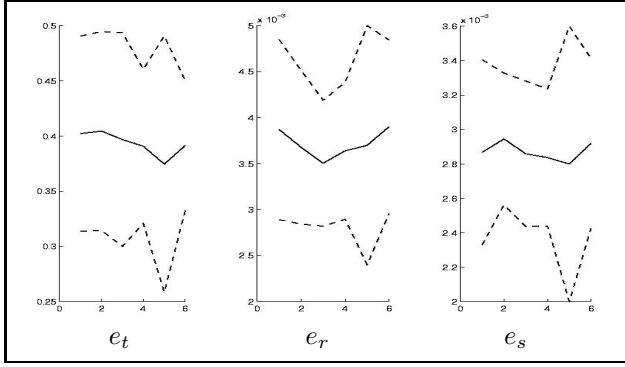


FIG. 8 – Évolution des erreurs e_t , e_r et e_s en fonction du domaine d'initialisation testé, en utilisant la formulation 3D. En abscisse: domaine d'initialisation testé (voir tableau 1), en ordonnée: erreur moyenne.

l'algorithme se comporte bien, quelque soit le critère à minimiser choisi.

Précision et reproductibilité. Pour chaque test, l'algorithme a été testé avec 20 jeux de paramètres initiaux différents, avec des combinaisons de ± 40 mm et $\pm 20^\circ$ pour les paramètres de la transformation rigide, et $\pm 20\%$ pour les facteurs d'échelle. Les résultats de calibration sur les séquences synthétiques sont résumés dans le tableau 2. Ces résultats indiquent que même pour des séquences bruitées et un domaine d'initialisation grand, la méthode de la calibration proposée semble précise. Nous avons pu tester les trois séquences synthétiques avec une méthode de référence dans le domaine (StradX¹) qui utilise également un fantôme plan. StradX fournit des résultats équivalents aux autres méthodes de calibration existantes (voir la section 2.2). Les résultats de StradX sont également notés dans le tableau 2. En présence de speckle pleinement développé, les paramètres de détection de lignes de StradX doivent être réglés de façon précise, sinon la méthode peut diverger. Ainsi, StradX a été testé avec différents jeux de paramètres. Sur l'ensemble des trois séquences synthétiques, on peut dire que la méthode que nous proposons semble plus performante que StradX. Même si les séquences synthétiques permettent de bien tester une méthode de calibration car la vérité-terrain est connue, il est indispensable de tester la méthode sur des données réelles.

4.2 Séquences réelles

Acquisition des données. Les séquences réelles ont été acquises avec un échographe ATL (HDI 5000) et un système de localisation magnétique (Pc-Bird, Ascension Technology) attaché à la sonde. Ce type de capteur représente une solution flexible, peu coûteuse et simple d'utilisation pour des applications cliniques. Les systèmes de localisation magnétiques ont déjà été utilisés par plusieurs équipes avec succès ([3], [5], [15]). La taille des images est de 228 par 485 pixels.

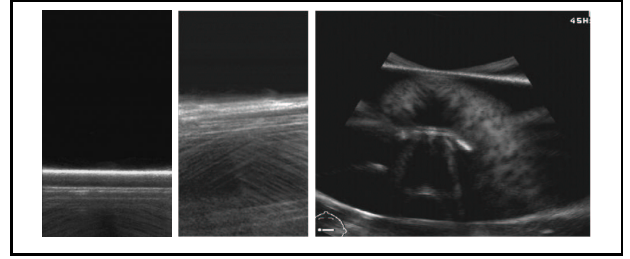


FIG. 9 – Images extraites de séquences ultrasonores réelles (sonde linéaire et sonde convexe).

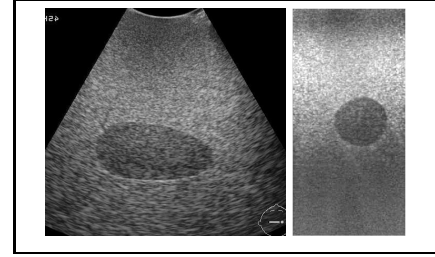


FIG. 10 – Images ultrasonores du fantôme de calibration 3D.

Évaluation de la précision. Pour évaluer la précision de reconstruction, un fantôme de calibration pour ultrasons 3D² a été utilisé. Un objet test de volume théorique ($6.6162mm^3$) est scanné puis reconstruit en 3D. La figure (10) montre des images de ce fantôme avec une sonde convexe et une sonde linéaire. Il est possible de comparer le volume théorique fourni par le constructeur avec les volumes obtenus par segmentation manuelle de volumes reconstruits avec différentes méthodes de calibration.

Évaluation de la reproductibilité. Pour évaluer la reproductibilité de la calibration, nous utilisons le critère proposé par [15]:

$$\Delta \mathbf{x}^t = \|T_{r1}\mathbf{x}_r - T_{r2}\mathbf{x}_r\| \quad (10)$$

où $\mathbf{x}_r$ est un coin de l'image (cette expression inclut les facteurs d'échelle), T_{r1} et T_{r2} sont deux calibrations obtenues pour la même séquence ultrasonore. $\Delta \mathbf{x}^t$ est la mesure de reproductibilité. Plus $\Delta \mathbf{x}^t$ est proche de zéro, plus grande est la reproductibilité de la méthode de calibration évaluée.

Résultats. Cinq séquences ont été utilisées et certaines étaient de qualité relativement mauvaise (voir figure 9). Le tableau 3 résume les résultats obtenus concernant la reproductibilité mesurée avec le critère $\Delta \mathbf{x}^t$ et l'évaluation du volume.

Pour le critère de précision (mesure de volume), les deux formulations proposées sont équivalentes et fournissent de meilleurs résultats que StradX. En terme de reproductibilité, on peut également observer la même tendance. L'approche 3D est légèrement plus gourmande en temps de calcul que l'approche 2D, mais dans tous les cas, ce temps

1. logiciel développé à l'université de Cambridge [15]

2. CIRS, model 55. <http://www.cirsinc.com>

TAB. 2 – Résultats de calibration pour les séquences synthétiques : l'erreur moyenne et l'écart-type sont donnés pour les paramètres de translation (mm), de rotation (en degré) et d'échelle (mm/pixel).

Méthode de Calibration	critère 2D	critère 3D	Stradx
Erreur moyenne et Écart-type (mm)	0.9594 (0.1137)	0.5454 (0.0952)	1.4874 (0.7293)
Erreur moyenne et Écart-type (deg)	0.0068 (0.0010)	0.0015 (0.0006)	0.0060 (0.0037)
Erreur moyenne et Écart-type (mm/pix)	0.0014 (0.0004)	0.0021 (0.0003)	0.0080 (0.0091)

TAB. 3 – Mesures de volume et de répétabilité. Le ratio entre le volume moyen estimé et le volume théorique est donné entre parenthèses.

Volume du fantôme	critère 2D	critère 3D	Stradx
Moyenne du volume estimé et Écart-type (mm ³)	6.0531 (0.3401)	5.9757 (0.1892)	5.7257 (0.5708)
Reproductibilité (Δx^t)	critère 2D	critère 3D	Stradx
Erreur moyenne et Écart-type (mm)	0.9112 (0.3810)	0.8928 (0.3439)	0.9594 (0.4351)

de calcul est compris entre une et cinq minutes pour les séquences testées, sur un ordinateur standard (Pentium 3, 866MHz).

5 Conclusion

Dans ce travail, nous avons proposé une méthode de calibration robuste et automatique pour des systèmes échographiques 3D main-libre. Le fantôme utilisé est facile à construire et simple d'emploi. Les paramètres de calibration sont estimés en alignant les points d'intérêt avec le plan estimé. Les points d'intérêts sont extraits en utilisant des informations de luminance et de gradient. Pour garantir la cohérence de l'ensemble des points extraits, nous avons introduit une contrainte de colinéarité dans chaque image (transformée de Hough) ainsi qu'une contrainte de continuité spatio-temporelle dans la séquence d'images. De plus, nous employons un estimateur de moindres carrés tamisés dans chaque image qui utilise une information 3D. Deux modélisations (3D et 2D) ont été proposées et comparées expérimentalement.

Les expériences sur les séquences synthétiques et réelles ont permis de mettre en avant la précision et la reproductibilité de la méthode. Les résultats obtenus ont pu être comparés avec ceux de la méthode développée par Prager *et al.* [15] qui fait référence en matière de calibration de systèmes échographiques 3D main-libre. D'après nos expériences, la formulation 3D semble plus précise que la formulation 2D, mais légèrement plus gourmande en temps de calcul. La méthode proposée semble donc assez précise, automatique, robuste et rapide. Ces caractéristiques sont en effet indispensables pour une utilisation d'un tel système en milieu hospitalier.

Remerciements

Les auteurs remercient Pierre Darnaud du CHU de Rennes pour sa collaboration au travail présenté, la région Bretagne pour le soutien matériel et François Chaumette de l'INRIA

Rennes pour des discussions fructueuses.

Références

- [1] Blackall, J. M. and Rueckert, D. and Maurer Jr, C. R. and Penney, G. P. and Hill, D. L. G. and Hawkes, D. J. An image registration approach to automated calibration for freehand 3D ultrasound. *Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2000.
- [2] Burt, J. P. Multiresolution image processing and analysis, chap. 2 : The pyramid as a structure for efficient computation. *Springer-Verlag*, 6–38, 1984.
- [3] Carr, J. Surface reconstruction in 3D medical imaging. *University of Canterbury, Christchurch, New Zealand*, 1996.
- [4] Chalmond, B. *Éléments de modélisation pour l'analyse d'images*, SMAI, Springer, 2000
- [5] Detmer, P. R. and Bashein, G. and Hodges, T. and Beach, K. W. and Filer, E. P. and Burns, D. H. and Strandness Jr, D. E. 3D ultrasonic image feature localization based on magnetic scanhead tracking : in vitro calibration and validation. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 20(9):923–936, 1994.
- [6] Fenster, A. and Downey, D. B. and Cardinal, H. N. Three-dimensional ultrasound imaging. *Physics in medicine and biology*, 46:67–99, 2001.
- [7] Henry, D. Outils pour la modélisation des structures et la simulation d'examen échographiques. Université Joseph Fourier - Grenoble 1, 1997
- [8] Hough, P.V.C. Machine Analysis of Bubble Chamber Pictures *International Conference on High Energy Accelerators and Instrumentation*, CERN, 1959.
- [9] Ionescu, G. Segmentation et recalage d'images échographiques par utilisation de connaissances physiologiques et morphologiques. Université Joseph Fourier - Grenoble 1, 1998

- [10] Laveau, S. Géométrie d'un système de N caméras. Théorie, estimation et applications. *École polytechnique*, 1996
- [11] Lecoutre, J.-P. and Tassi, P. Statistique non paramétrique et robustesse. *Collection Economie et statistiques avancées, ENSAE*, 1987.
- [12] Meairs, S. and Beyer, J. and Hennerici, M. Reconstruction and visualization of irregularly sampled three- and four-dimensional ultrasound data for cerebrovascular applications. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 26(2):263–272, 2000
- [13] Moré, J. J. The Levenberg-Marquardt algorithm: implementation and theory. *Proceedings of the Biennial Conference on numerical analysis*, 105–116, 1978.
- [14] Ourselin, S. Recalage d'images médicales par appariement de régions. Applications à la construction d'atlas histologiques 3D. Université de Nice-Sophia Antipolis, 2002
- [15] Prager, R. W. and Rohling R. N. and Gee A. H. and Berman L. Rapid calibration for 3-D freehand ultrasound. *Ultrasound in Medicine and Biology*, 24(6):855-869, 1998.
- [16] Prager, R. W. and Gee A. H. and Berman L. Stradx: real-time acquisition and visualisation of freehand three-dimensional ultrasound. *Medical Image Analysis*, 3(2):129–140, 1999.
- [17] Press, W. and Teukolsky, S. and Vetterling, V. and Flannery, B. Numerical recipes in C, 2nd edition Cambridge university press, 1992
- [18] Rousseeuw, P. J. and Leroy, A. M. Robust regression and outlier detection. *Series in Probability and Mathematical Statistics, Wiley-Interscience*, 1987.
- [19] Saporta, G. Probabilités, analyse des données et statistique. *Editions Technip*, 1990.
- [20] Triggs, B. and McLauchlan, P. and Hartley, R. and Fitzgibbon, A.: Bundle Adjustment, A modern synthesis. Vision Algorithms: Theory and Practice (2000).