

Estimation de décalages subpixéliques en imagerie ultrasonore

Rémi Abbal*, Adrian Basarab*
Denis Kouamé*

*Université de Toulouse, IRIT UMR CNRS 5505
188 Route de Narbonne, F-31062 Toulouse cedex 9
{ abbal, basarab, kouame } @irit.fr
<http://www.une-page.html>

Résumé. L'estimation du mouvement est utilisée pour différentes applications en échographie comme l'élastographie, le mouvement cardiaque ou le flux sanguin. En conséquence, beaucoup de travaux ont été réalisés dans ce domaine et des méthodes variées existent pour une telle estimation. Nous comparons ici une méthode de corrélation, courante dans ce type d'applications et représentant la méthode de référence, qui est basée sur l'intensité du signal, avec des méthodes basées sur la phase spatiale des images. Pour les méthodes basées sur la phase, deux approches seront étudiées, basées sur le signal analytique multidimensionnel et le signal monogénique. Parmi les trois, nous verrons que ce dernier permet d'estimer un mouvement avec une précision subpixélique sur n'importe quel type d'image (RF ou mode B), sans interpolation et nécessitant un temps d'exécution bien plus intéressant qu'une méthode basée sur la corrélation.

1 Introduction

L'utilisation des ondes à des fins de diagnostic médical ou de thérapie connaît un développement important ces dernières décennies.

Parmi les modalités d'imagerie médicale existantes, l'échographie continue d'être un des meilleurs candidats dans différentes applications, comme par exemple le suivi des grossesses, l'imagerie cardiaque ou l'estimation du flux sanguin. Les principaux atouts de l'échographie, outre son innocuité, sont son caractère temps réel et son faible coût.

Parmi les différentes applications, l'estimation des mouvements tissulaires reste un des domaines de recherche les plus actifs en échographie, motivé par les nombreuses applications telles que l'élastographie ou le mouvement cardiaque.

Une des difficultés majeures est liée à la précision d'estimation requise comparée à la résolution (plus précisément à la taille des pixels) des images ultrasonores. Ainsi, l'estimation de déplacements de l'ordre du sous-pixel est nécessaire et rendue possible par différentes méthodes. Cette estimation peut se faire sur deux types d'images ultrasonores : les images natives radiofréquences (RF) qui sont rarement disponibles sur les échographes cliniques ou les images mode B, que les radiologues ont l'habitude de regarder. A noter que les images mode B s'obtiennent à partir des images RF par une détection d'enveloppe suivie d'une compression logarithmique. Bien que plus facilement interprétables par les médecins,

les images mode B sont moins riches en information (d'un point de vue du signal) que les images RF.

Parmi les méthodes existantes, il en ressort principalement deux classes : les estimateurs basés sur l'amplitude du signal et ceux basés sur leur phase.

Un des estimateurs basés sur l'amplitude de signaux les plus communément utilisés est la *corrélation*. Si cet estimateur donne des résultats intéressants en échographie (Viola et Walker, 2003), il a l'inconvénient de nécessiter une interpolation (des images ou de la fonction de corrélation) pour des déplacements de l'ordre du sous-pixel.

Afin de pallier à cette nécessité d'interpolation pour l'estimation de décalages subpixéliques, des méthodes basées sur la phase spatiale des images complexes ont été proposées. Ces méthodes proposent des solutions analytiques et ne nécessitent aucune interpolation pour une précision inférieure au pixel, ce qui fait que leur temps d'exécution est beaucoup moins important que la corrélation.

Pour obtenir ces images complexes, plusieurs possibilités existent et en conséquence différents estimateurs ont été proposés. En 1D, la façon la plus classique de transformer un signal réel en un signal complexe est le signal analytique, utilisant la transformée de Hilbert 1D. En 2D, Hahn (1992) et Sommer et Bülow (2001) ont proposé une généralisation de la transformée de Hilbert et du signal analytique. Un des estimateurs que l'on considérera dans ce papier est basé sur ces signaux analytiques 2D et a été proposé en 2009 par Basarab et al. Il a cependant l'inconvénient de contraindre le signal à une forme sinusoïdale, ce qui pose problème dans le cadre de l'échographie, puisque si l'on a une modulation dans la direction de propagation du faisceau ultrasonore (c'est ce que l'on appelle la direction axiale), ce n'est pas le cas pour la direction latérale (perpendiculaire au faisceau). Ainsi, l'estimation sera faussée à cause de la forme non adaptée du signal réel acquis.

Plus récemment, Felsberg et al ont proposé en 2001 une autre possibilité de transformer un signal réel 2D en un signal complexe, en utilisant ce qu'ils ont appelé le signal monogénique. Contrairement aux signaux analytiques qui utilisent des transformées de Hilbert, le signal monogénique est basé sur la transformée de Riesz. Un court aperçu du signal monogénique sera donné dans la suite du papier, ainsi que d'un estimateur de décalages subpixéliques basé sur cette approche. Le signal monogénique est un signal analytique hypercomplexe duquel on peut non seulement extraire une information d'amplitude et de phase, mais aussi d'orientation, qui jouera un rôle important dans l'estimation. Ce signal est en plus indépendant du signal de départ. Contrairement au signal analytique complexe 2D, on pourra non seulement procéder à une estimation du mouvement sur une image RF (dans la direction axiale comme dans la direction latérale) mais aussi sur une image mode B. De plus, son caractère analytique ne nécessite aucune interpolation et permet un temps de calcul intéressant.

L'objectif de cet article n'étant pas de présenter une méthode innovante mais plutôt de déterminer le choix d'une méthode pour une application future, nous présenterons dans un premier temps chacun de ces trois estimateurs (corrélation et ceux basés sur le signal analytique 2D et sur le signal monogénique) dans la section 2 avant de comparer leurs performances en termes de précision et de temps de calcul dans la section 3. Nous les appliquerons sur une image synthétique dans un premier temps puis sur des images échographiques conventionnelles (RF et mode B).

2 Présentation des méthodes

Dans cette partie nous allons présenter les trois méthodes permettant l'estimation de décalages subpixeliques considérées dans cet article et qui ont été rapportées à donner des résultats intéressants en échographie. Le modèle considéré ici est donné ci-dessous, où x et y sont les deux directions de l'espace, I_1 et I_2 les deux images entre lesquelles les trois méthodes se proposent d'estimer les décalages d_x et d_y .

$$I_1(x, y) = I_2(x - d_x, y - d_y)$$

2.1 Corrélation

Le maximum de corrélation est l'estimateur le plus souvent utilisé en échographie. On notera $C(m, n)$ la corrélation entre les deux images I_1 et I_2 qui s'exprime de la façon suivante :

$$C(m, n) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I_1(x, y) I_2^*(x + m, y + n)$$

où I^* est le conjugué de I et (M, N) la taille des images I_1 et I_2 .

Les coordonnées où C est maximal représentent une estimation des décalages, soit :

$$(\hat{d}_x, \hat{d}_y) = \operatorname{argmax}(C(m, n))$$

A partir des deux formules précédentes, nous constatons aisément que si une précision subpixelique est exigée, une interpolation des images est nécessaire en passant par le maximum de la corrélation. De plus, cet estimateur est biaisé et son biais dépend du facteur d'interpolation. Par exemple, si un décalage de 0,3 pixels est à estimer, avec un facteur d'interpolation de 5 on estimera au mieux 0,2 ou 0,4.

2.2 Différence de Phases de Signaux Analytiques Complexes 2D

Le signal complexe 1D a été introduit par Gabor en 1946. Il a la propriété de ne garder que la partie positive du spectre de fréquence de son correspondant réel et est obtenu par transformée de Hilbert. Il n'existe pas d'extension immédiate du signal analytique complexe multidimensionnel mais on peut utiliser différentes approches pour calculer une transformée de Hilbert nD (Hahn, 1992 et Sommer, Bülow, 2001). L'estimateur de décalages que nous considérons dans cet article est basé sur la phase de ces signaux analytiques multidimensionnels, mais utilise en plus une hypothèse forte sur la forme des images, comme le montre l'équation ci-dessous (Basarab et al, 2009).

$$I(x, y) = w(x, y) \cos(2\pi f_1 x - 2\pi f_2 y)$$

Où $w(x, y)$ est une fenêtre de type Gaussien.

Contrairement à la corrélation, cette méthode permet d'obtenir une estimation avec une précision subpixelique sans avoir recours à une interpolation, ce qui permet un temps de calcul bien plus intéressant. Elle montre cependant ses limites lorsqu'il est question de signaux non sinusoidaux, comme c'est le cas pour des images RF dans la direction latérale ou des images mode B.

2.3 Différence de Phases de Signaux Monogéniques

Le signal monogénique est un cas de signal analytique hypercomplexe 2D (Felsberg et Sommer, 2001). C'est un sous ensemble des quaternions basé sur l'algèbre de Clifford (Girard, 2009) qui est un algèbre généralisant les nombres complexes. Son principal avantage par rapport au signal analytique complexe 2D est qu'il rajoute une notion d'orientation locale en plus d'une information d'énergie et de phase. Un estimateur de décalages basé sur la phase et l'orientation du signal monogénique a été proposé par Felsberg et al en 2004. Il a été revu en 2010 par Maltaverne et al pour l'adapter à l'estimation du mouvement en imagerie ultrasonore.

2.3.1 Définition du signal monogénique

Le signal monogénique est de la forme :

$$I_M(x, y) = p(x, y) + iq_1(x, y) + jq_2(x, y)$$

On retrouve les deux premières composantes imaginaires d'un quaternion, données par i et j et

$$\begin{aligned} p &= I(x, y) * f(x, y) \\ q_1 &= (I(x, y) * f(x, y)) * h_1(x, y) \\ q_2 &= (I(x, y) * f(x, y)) * h_2(x, y) \end{aligned}$$

Où f est une filtre de type passe-bande (Grau et al., 2009, Krause et Sommer, 2005) et $h_1(x, y)$ et $h_2(x, y)$ deux filtres (transformée de Riesz) dont les réponses fréquentielles sont données ci-dessous (u_1 et u_2 représentent les deux fréquences spatiales) :

$$H_1(u_1, u_2) = \frac{u_1}{\sqrt{u_1^2 + u_2^2}}, H_2(u_1, u_2) = \frac{u_2}{\sqrt{u_1^2 + u_2^2}}$$

Le signal monogénique permet de dissocier l'information contenue par l'image en plusieurs informations locales de natures différentes : l'énergie (A), l'orientation locale (θ) et la phase (φ), à partir de laquelle on peut retrouver la fréquence instantanée (f). Les équations suivantes donnent l'expression pour chacune de ses informations en un pixel :

$$\begin{aligned} A &= \sqrt{p^2 + q_1^2 + q_2^2} \\ \theta &= \tan^{-1}\left(\frac{q_2}{q_1}\right) \\ \varphi &= \text{atan2}(p + i(q_1 \cos \theta_1 + q_2 \sin \theta_1)) \end{aligned}$$

$$f = \text{sign}\left(\frac{\delta \varphi}{\delta x}\right) \times \sqrt{\left(\frac{\delta \varphi}{\delta x}\right)^2 + \left(\frac{\delta \varphi}{\delta y}\right)^2}$$

Dans le cas de l'estimation de mouvement, on préférera projeter la phase sur l'orientation pour avoir un vecteur de phase \mathbf{r} . Cela nous permet d'avoir une information structurale du signal dans les directions axiales et latérales, qui correspondent à celles données par les composantes du déplacement. Si on pose $\mathbf{n} = [\cos \theta, \sin \theta]^T$, on obtient :

$$\mathbf{r} = \varphi \cdot [\cos \theta, \sin \theta]^T = \varphi \cdot \mathbf{n}$$

Dans la suite, on notera les vecteurs en gras pour les différencier des scalaires.

2.3.2 Estimation de décalages par différences de phases monogéniques

En ce qui suit, le même modèle de décalage donné dans le paragraphe 2 sera considéré. Par conséquent, on peut formuler le déplacement en fonction des deux vecteurs de phase \mathbf{r}_1 et \mathbf{r}_2 comme suit (Felsberg et al, 2004) :

$$\mathbf{r}_2(x, y) = \mathbf{r}_1(x - d_x, y - d_y)$$

Avec une hypothèse de déplacement à estimer faible, on peut utiliser un développement en série de Taylor du premier ordre qui nous donnera :

$$\mathbf{r}_2 \approx \mathbf{r}_1 - \mathbf{n} \cdot \mathbf{n}^T \cdot \mathbf{f} \cdot \mathbf{d}$$

Avec $\mathbf{d} = [d_x, d_y]^T$.

On peut déduire le déplacement entre les deux images directement à partir de cette équation. En revanche, comme $\mathbf{n} \cdot \mathbf{n}^T \cdot \mathbf{f}$, est une matrice 2×2 non inversible, il faut sommer sur un certain voisinage pour pouvoir estimer le mouvement. Cela nous rend bien compte de l'importance de l'hypothèse de déplacement constant dans une région \mathfrak{N} . On en déduit ainsi une forme analytique du déplacement :

$$\hat{\mathbf{d}} = \left(\sum_{\mathfrak{N}} [\mathbf{n} \cdot \mathbf{n}^T \cdot \mathbf{f}] \right)^{-1} \cdot \sum_{\mathfrak{N}} [\mathbf{r}_1 - \mathbf{r}_2]$$

L'avantage de cet estimateur par rapport à celui présenté dans le paragraphe 2.2 est qu'il ne considère aucun a priori sur la forme du signal, il peut donc être utilisé sur n'importe quel type d'images ultrasonores (RF ou mode B) (Maltaverne et al, 2010)(Woo et al, 2009).

3 Résultats

Les méthodes présentées ci-dessus ont été appliquées sur une image synthétique, un bloc extrait d'une image RF ainsi que sur son correspondant en mode B.

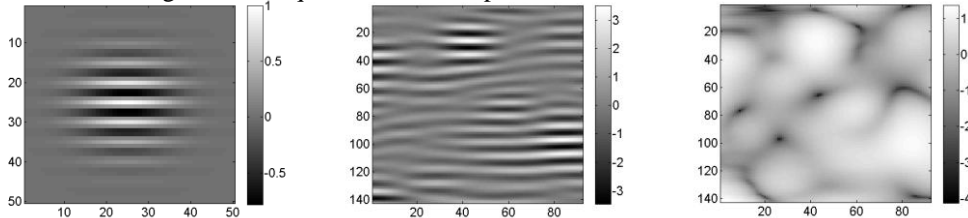


FIG. 3.1 – *A gauche, une image synthétique, au centre un bloc d'image RF simulée. A droite un bloc d'image mode B. Le fait de ne prendre qu'une partie de l'image engendre un affichage de niveaux de gris particulier, qui ne correspond pas aux niveaux de gris réels de l'image entière, avec la fonction `imagesc()` de matlab*

L'image synthétique utilisée est obtenue par le modèle ci-dessous, qui est celui d'une image RF :

$$\sin(2\pi f_y y) e^{-\frac{\pi(x-c_x)}{\sigma_x}} e^{-\frac{\pi(y-c_y)}{\sigma_y}}$$

Nous avons considéré la fréquence axiale du signal $f_y = 1/5$, $(c_x, c_y) = (N/2, M/2)$, où (M, N) sont les dimensions de l'image. Enfin, les écarts types des Gaussiennes ont été fixés à $\sigma_x = \sigma_y = 20$.

Afin de tester la robustesse de chaque méthode, ces images seront bruitées et on étudiera leurs comportements pour différents rapports signal/bruit (SNR) allant de 7 à 37dB. Sans

perte de généralité, nous donneront uniquement les résultats pour un décalage subpixelique axial de 0.4 ($dx = 0$ et $dy = 0.4$).

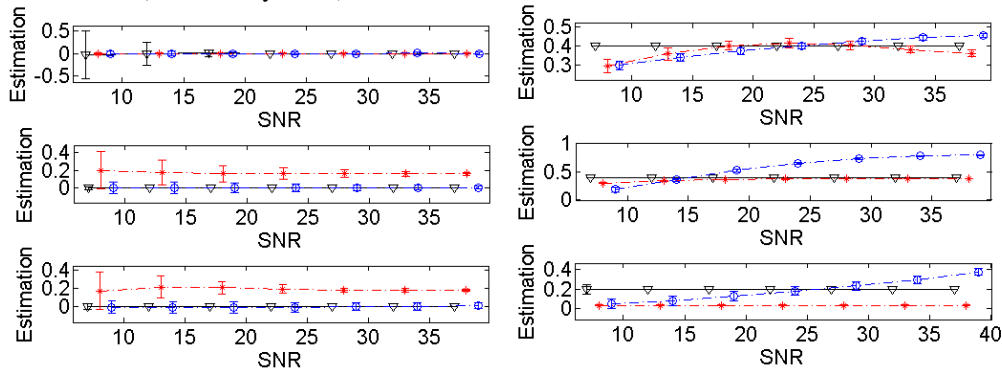


FIG. 3.2 – Estimation moyenne et l'écart type du déplacement obtenus après 512 tirages pour les différentes images : une image synthétique (ligne du haut), un bloc d'image RF (seconde ligne) et enfin un bloc d'image mode B (dernière ligne). Les courbes noires aux motifs triangulaires correspondent à l'estimation donnée par la corrélation, en rouge étoilé par la phase du signal analytique complexe 2D et en bleu avec des cercles par la phase du signal monogénique.

On voit ici que pour l'image synthétique, l'estimation est correcte pour chaque méthode. La corrélation donne un bon résultat car le facteur d'interpolation utilisé est adapté au déplacement imposé. On se rend bien compte ainsi de l'importance du facteur d'interpolation : un mauvais choix de ce dernier entraîne une erreur de précision plus ou moins importante. Pour ces tests, nous avons utilisé un facteur d'interpolation de 5 pour un déplacement multiple de 0.2 afin de garantir des résultats d'estimation non biaisés par l'interpolation. Aucune interpolation n'a été faite avec les estimateurs utilisant la phase. La différence de phases de signal analytique complexe 2D donne également de bons résultats puisque les oscillations présentes sont orientées dans la direction axiale. Un déplacement dans la direction latérale aurait montré une perte de précision dans l'estimation puisque l'image ne possède pas d'oscillations latérales. Enfin, le signal monogénique donne lui aussi de bons résultats. Ne nécessitant aucune hypothèse sur le type de signal de départ, l'estimation d'un déplacement latéral serait satisfaisante, contrairement au second estimateur.

Dans un cas plus concret, la figure au centre montre les résultats de l'estimation pour un bloc d'image RF. On remarque encore une fois que les deux premières méthodes donnent un résultat précis alors que le signal monogénique estime un déplacement avec moins de précision. Il faut cependant souligner que comme pour l'image synthétique, le second estimateur ne peut donner d'estimation correcte dans la direction latérale puisque l'image est formée par juxtaposition de signaux 1D orientés axialement. Elle ne possède donc pas d'oscillation dans ce cas. Cependant, il est possible de n'avoir à disposition que les images mode B. Ce type d'image ne possède d'oscillations ni dans la direction latérale, ni dans la direction axiale. L'utilisation de la méthode utilisant la phase du signal analytique complexe 2D ne peut pas convenir, comme le montre la figure à droite. Les motifs apparaissant plus lisses que pour une image RF, la correspondance entre deux pixels est moins évidente. C'est pourquoi le maximum de corrélation donne un résultat moins précis. On remarque en revanche que le signal monogénique donne une estimation plus intéressante grâce à sa propriété d'être indépendant du signal de départ.

Un autre facteur important concerne le temps d'exécution. Les estimateurs ont été codés en Matlab et exécutés sur une machine dotée d'un processeur Intel® Xeon® CPU E5620, 2×2.40 GHz, 4 GO de RAM sous windows 7 - 64 bits. Il est question ici de donner une appréciation relative entre les rapidités d'exécution de chacune de ces méthodes et non de montrer leurs performances maximales.

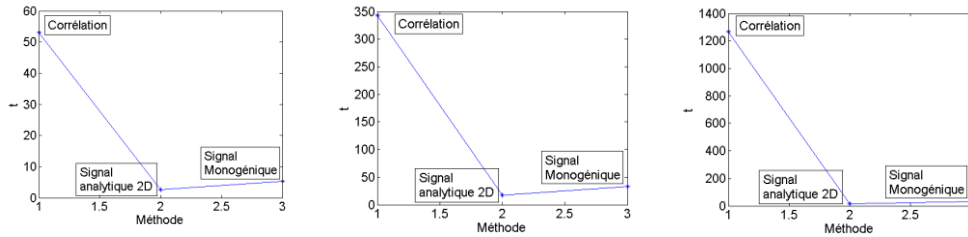


FIG. 3.3 – Temps d'exécution des différentes méthodes, appliquées à une image synthétique à gauche, à un bloc d'une image RF au centre et à une image mode B à droite.

La figure 3.3 montre que quelque soit le type d'image utilisé, la méthode du maximum de corrélation est moins intéressante en termes de temps d'exécution que les méthodes de différence de phases, que ce soit pour le signal analytique complexe bidimensionnel ou le signal monogénique. De plus, les méthodes basées sur la phase n'ayant pas besoin d'interpolation des signaux, elles sont très intéressantes puisque l'on peut travailler sans perte de précision sur des signaux faiblement échantillonnés (Basarab et al, 2009).

4 Conclusion

Nous avons mis en place un protocole de comparaison entre des méthodes d'estimation de mouvement classique (maximum de corrélation) et d'estimation par différence de phases de signaux complexes ou hypercomplexes.

Nous avons observé que le résultat de l'estimation de la méthode de corrélation donne un résultat assez précis dans tous les cas. Ce résultat dépend en réalité du facteur d'interpolation utilisé pour le calcul de corrélation. Il est cependant important de souligner que des paramètres moins adaptés influeraient de manière significative sur sa précision.

Cet estimateur, malgré ses avantages et contrairement aux deux autres estimateurs présentés, nécessite une interpolation préalable des images. La méthode de différence de phases du signal analytique 2D contraint cependant la nature du signal à avoir des oscillations dans les directions latérales et axiales, contrairement au signal monogénique. Bien que moins précis, ce dernier a l'avantage, comme la corrélation, d'être indépendant du type de signal, ce qui nous a permis non seulement de le tester sur des images RF mais également sur des images mode B.

L'intérêt d'utiliser ce type de signal est donc lié au fait qu'il possède à la fois les avantages de la corrélation, à savoir permettre d'utiliser n'importe quel type de signal bidimensionnel, ainsi que la rapidité d'exécution de la méthode utilisant la différence de phases du signal analytique 2D.

La suite de ce travail consistera à évaluer les performances de ces trois estimateurs dans le cadre du diagnostic du prolapsus génito-urinaire, nécessitant une estimation des

mouvements tissulaire concernés. En plus des critères quantitatifs utilisés dans cet article, l'évaluation d'un expert sera également considérée.

Références

- Basarab, A., Gueth, P., Liebgott, H., Delachartre, P., (2009). *Phase-based block matching applied to motion estimation with unconventional beamforming strategies*. IEEE Trans. on Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control, vol. 56, no. 5, pp 945-957.
- Basarab, A., Liebgott, H., Delachartre, P., (2009). *Analytic estimation of subsample spatial shift using the phases of multidimensional analytical signals*. IEEE Trans. on Image Processing, vol. 18, no. 2., pp 440-447.
- Felsberg, M (2004). *Optical flow estimation from monogenic phase*. International Workshop on Complex Motion (IWCM), 3417 pp1-13.
- Felsberg, M., G. Sommer (2001). *The monogenic Signal*. IEEE Trans. Signal Proc., 49:3136.
- Girard, P. R. (2009). *Quaternion grassmann-hamilton-clifford algebras, new mathematical tools for classical and relativistic modeling*. World Congress 2009, Medical Physics and Biomedical Engineering.
- Hahn, S. L. (1992). *Multidimensional complex signals with single-orthant spectra*. Proceeding of the IEEE, vol. 80, pp 1287-1300.
- Maltaverne, T., Delachartre, P., Basarab, A., *Motion estimation using the monogenic signal applied to ultrasound elastography*, IEEE EMBC, 2010.
- Krause M., Sommer, (2005). *A 3D Isotropic quadrature filter for monogenic estimation problems*. Visual communication and image processing, pp 1295-1306.
- Rajpoot V. Grau K. (2008). *Freature detection from echography images using local phase information*. 12th Medical Image Understanding and Analysis (MIUA 2008)
- Sommer, G., Bülow, T. (2001). *Hypercomplex signals – a novel extension of the analytic signal to the multidimensional case*. IEEE Trans. Signal Proc., vol 49 pp2844-2852.
- Viola, F., Walker, W. F., (2001). *A comparison of the performance of time-delay estimators in medical ultrasound* . IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control, vol. 50, no. 4., pp 392-401.
- Woo, J., Hong, B., Hu, C., Shung, K., Kuo, C., Slomka, P., *Non-Rigid Ultrasound Image Registration Based on Intensity and Local Phase Information*, J Sign Process Syst (2009) 54:33–43.

Summary

Motion estimation is used for different applications in ultrasound imaging. We compare in this paper a method based on correlation with analytic signal phase-based methods, using the multidimensional analytic signal and the monogenic signal. The last one allows accurate estimations, without interpolation and good time calculation.