

RECONSTRUCTION DE DONNEES RF ULTRASONORES PAR COMPRESSIVE SENSING

DENIS FRIBOULET¹, HERVE LIEBGOTT², REMY PROST¹

CREATIS, CNRS UMR 5220, Inserm U1040, Université de Lyon

²Université Lyon 1, ¹INSA Lyon

7 Avenue Jean Capelle, 69100 Villeurbanne, France

¹prenom.nom@creatis.insa-lyon.fr, ²prenom.nom@creatis.univ-lyon1.fr

Résumé - Dans ce travail on applique la théorie du « compressive sensing » pour la reconstruction de données radiofréquences (RF) brutes, avant la formation de voies en imagerie ultrasonore médicale. La théorie du compressive sensing (CS) n'a quasiment pas été explorée en imagerie ultrasonore médicale, elle représente pourtant un champ d'application prometteur pour cette technique. L'originalité consiste, d'une part en une étude de faisabilité, d'autre part en l'utilisation d'une base de représentation récente, introduite dans le domaine de la sismique : les "wave atoms" [1]. Cette base n'a jamais été utilisée dans le domaine de l'imagerie ultrasonore bien qu'elle soit mieux adaptée à la représentation des signaux RF bruts que les bases conventionnelles (Fourier, ondelettes séparables). - Les résultats indiquent qu'il est possible de reconstruire les images avec une erreur inférieure à 2.10^{-3} avec seulement 10% des échantillons initiaux ce qui démontre la faisabilité de la reconstruction d'images ultrasonores en CS.

Abstract - In this work the theory of compressive sensing is applied to reconstruct raw radiofrequency (RF) data before beamforming in medical ultrasound imaging. The theory of compressive sensing (CS) has barely been studied for medical ultrasound imaging even though it represents an interesting field of application for this theory. The originality here, consists both in a feasibility study and in the use a representation basis recently introduced in the domain of sismics: the wave atoms [1]. This basis has never been used in the domain of ultrasound imaging even though it is better suited for the representation of raw RF signals than the more conventional bases (Fourier and separable wavelets). - The results indicate that it is possible to reconstruct images with an error less than 2.10^{-3} with only 10% of the initial samples which shows the feasibility of ultrasound image reconstruction using CS.

1 Introduction

La récente théorie du compressive sensing (CS) permet – sous certaines conditions – de reconstruire un signal échantillonné bien en dessous de la limite du théorème de Shannon [2-3-4]

Cette théorie n'a quasiment jamais été appliquée jusqu'alors au domaine de l'imagerie ultrasonore. Ainsi, seule l'étude très récente d'Achim et al. [1] aborde cette question, en utilisant l'hypothèse que la statistique du signal RF correspond à une distribution alpha-stable. On notera cependant que les échantillons utilisés pour la reconstruction résultent d'une projection sur une base aléatoire Gaussienne. L'application réelle de cette approche paraît difficile, dans la mesure où la sonde impose la sélection directe des échantillons et ne permet donc pas en pratique une telle projection.

Pourtant, il existe des applications qui seraient d'excellentes candidates telles que l'acquisition en mode triplex de données CFM/B-mode/Doppler ou bien l'imagerie 3D à partir de sondes matricielles. En effet, dans ce domaine l'utilisation de l'ensemble des éléments actifs de la sonde représente une réelle difficulté de mise en œuvre du fait de l'encombrement spatial des connexions. La reconstruction d'images de bonne qualité à partir d'un faible nombre d'éléments serait une réelle avancée technique.

Dans le cas général les colonnes d'une image ultrasonore médicale sont obtenues par formation de voies appliquée aux signaux RF acquis sur chaque

élément piézoélectrique de la sonde. L'objectif des travaux présentés ici est de montrer qu'il est possible, sans dégradation de la qualité des images, de reconstruire ces dernières à partir d'un faible nombre d'éléments ou de données sous échantillonnées.

2 Compressive sensing

La théorie du compressive sensing (CS) [2] permet la reconstruction d'un signal $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ à partir d'un faible nombre d'échantillons $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$, donc avec $m < n$. L'acquisition du signal est représentée par l'équation suivante

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (1)$$

où Φ est la matrice de mesure $m \times n$ permettant la sélection aléatoire de m échantillons de \mathbf{x} . Le principe de base du compressive sensing consiste à faire l'hypothèse que le signal \mathbf{x} a une représentation parcimonieuse dans une base orthonormée Ψ :

$$\mathbf{x} = \Psi \mathbf{v} \quad (2)$$

où \mathbf{v} possède $s < m < n$ coefficients non nuls. Le signal est alors dit s -parcimonieux. La théorie du CS montre que cette parcimonie permet la reconstruction exacte de \mathbf{v} avec une forte probabilité pour certaines classes de matrices $\Phi \Psi$ [3]. En particulier la matrice de mesure Φ doit être incohérente avec la base de décomposition Ψ [4]. Cette condition est généralement assurée par le caractère aléatoire de la sélection des

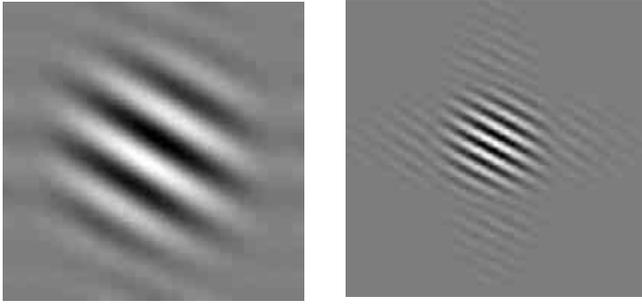


Figure 1: Exemple de wave-atom directionnel à deux échelles différentes

échantillons de \mathbf{y} . Finalement le problème peut s'écrire sous la forme:

$$\mathbf{y} = \Phi\Psi\mathbf{v} = \mathbf{A}\mathbf{v} \quad (3)$$

Où \mathbf{A} est une matrice $m \times n$ de rang plein. Dans ces conditions le problème de reconstruction par CS consiste à résoudre (3) sous la contrainte que \mathbf{v} soit parcimonieux.

Pour les matrices \mathbf{A} vérifiant la propriété d'isométrie réduite RIP, Candès et al. [3] ont montré que le problème du CS peut être résolu par la minimisation de la norme ℓ_0 :

$$P0 \quad \mathbf{v} = \arg \min_{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{v}\|_{\ell_0} \text{ sous la contrainte } (4)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{v}$$

En général résoudre (4) est un problème NP difficile. En imposant des conditions plus restrictives, la solution parcimonieuse $\hat{\mathbf{x}}$ de (3) peut être trouvée en résolvant un problème de poursuite de base (Basis Pursuit):

$$P1 \quad \mathbf{v} = \arg \min_{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{v}\|_{\ell_1} \text{ sous la contrainte } (5)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{v}$$

Le cadre présenté ici sous-entend une acquisition exacte des données or celles-ci sont généralement entachées de bruit. On a alors le modèle suivant:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{v} + \mathbf{e} \quad (6)$$

où \mathbf{e} représente un bruit d'énergie $\|\mathbf{e}\|_{\ell_2} \leq \varepsilon$. P1 peut alors être reformulé [5, 6] comme suit:

$$P2 \quad \mathbf{v} = \arg \min_{\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{v}\|_{\ell_1} \text{ sous la contrainte } (7)$$

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{v}\|_{\ell_2} \leq \varepsilon$$

En général le signal n'est pas réellement parcimonieux, mais la majorité de ces coefficients sont de très faibles valeurs. Si le signal est compressible (décroissance exponentielle de l'amplitude des coefficients dans la base Ψ) les solutions de P1 (5) ou P2 (7) donnent une approximation de \mathbf{v} en conservant les S plus grandes valeurs.

3 Application à l'imagerie ultrasonore médicale

Pour illustrer la faisabilité de cette technique en imagerie ultrasonore, les données RF brutes des 192

éléments d'une sonde linéaire ont été simulées à l'aide du logiciel Field II [5]. Les données ont été focalisées à une profondeur de 70 mm. Le milieu simulé était de dimensions $50 \times 10 \times 60 \text{mm}^3$ à l'intérieur duquel étaient alignées 5 inclusions hyper-échogènes et 5 inclusions hypo-échogènes de taille variable. Au total on comptait 100 000 diffuseurs acoustiques répartis uniformément. On peut remarquer sur la figure 4 que même l'image échographique originale ne représente pas de manière parfaite le milieu simulé. En effet une texture caractéristique des images échographiques appelée speckle vient se superposer à l'image et dégrade son rapport signal sur bruit. De plus la résolution physique du système liée à sa réponse impulsionnelle spatiale ou Point Spread Function (PSF) étant variable, on peut observer une meilleure définition des contours des inclusions au niveau du point focal, c'est-à-dire vers le milieu de l'image. Cela va même quasiment jusqu'à la disparition sur l'image des inclusions hypo-échogènes de dimensions les plus petites qui se retrouvent noyées dans le speckle. L'étape de formation de voies est effectuée par retard et somme. Une pondération par une fenêtre de Hanning des 128 signaux en réception est utilisée.

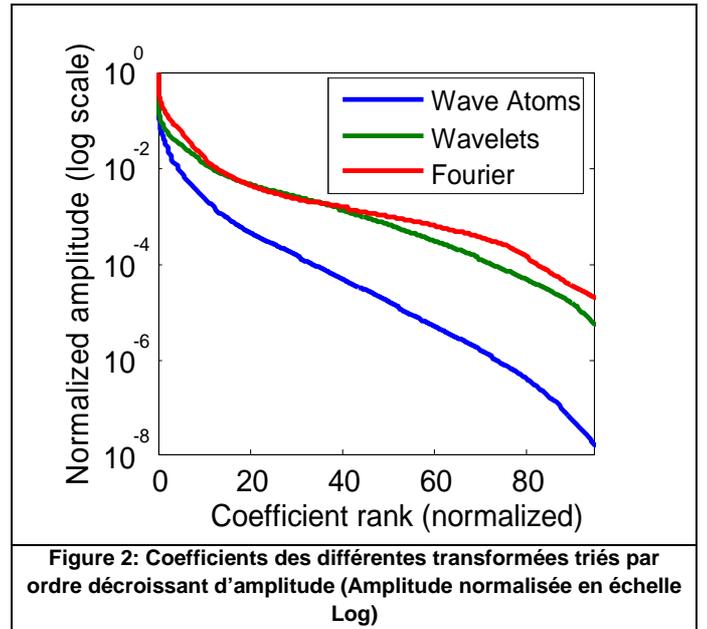


Figure 2: Coefficients des différentes transformées triés par ordre décroissant d'amplitude (Amplitude normalisée en échelle Log)

Les données complètes sont d'abord sous-échantillonnées en supprimant de manière aléatoire et uniforme un nombre variable d'échantillons (entre 50% et 90%), les signaux "bruts" (i.e. sans formation de voies) sont reconstruits par CS. Les images sont alors obtenues en appliquant la formation de voie aux données brutes ainsi reconstruites. On calcule, dans chaque cas, la moyenne de l'erreur absolue

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |f_i - \tilde{f}_i| \quad (8)$$

où f_i et \tilde{f}_i correspondent, respectivement, aux valeurs originales et reconstruites des échantillons et N est le nombre total d'échantillons. Afin d'obtenir des

résultats comparables les données RF brutes ont été normalisées dans l'intervalle [0,1].

Les signaux RF ultrasonores se prêtant difficilement à une représentation parcimonieuse, nous proposons d'utiliser la base des wave atoms directionnels. Cette base a été introduite récemment dans le domaine de la sismique [1] et ses fonctions de base ont prouvé leur capacité à représenter de manière parcimonieuse des signaux ayant des motifs oscillants. Les wave atoms sont paramétrés par leur position, leur échelle et, à la différence des bases usuelles telles que les ondelettes séparables, par leur orientation. Cette dernière caractéristique leur permet de mieux s'adapter à la texture locale et orientée des motifs oscillants des données RF brutes. Une illustration de deux fonction de bases des wave atoms à deux échelles différentes est donnée figure 1. Outre les wave atoms, les

reconstructions ont été également effectuées avec la base de Fourier et des ondelettes orthogonales de Daubechies. La figure 2 donne les coefficients de ces 3 transformées appliquées aux données RF correspondant à l'image de la figure 4 et classés par ordre décroissant d'amplitude. On note que les Wave Atoms fournissent les coefficients correspondant à la décroissance la plus rapide.

Sur le plan algorithmique, ces reconstructions ont été réalisées en résolvant le problème P2 (7) par minimisation ℓ_1 avec le logiciel ℓ_1 -Magic [5]. Dans toutes les expériences, la valeur du seuil de précision ϵ a été fixée à 0.1.

Remarque : S ne joue aucun rôle dans notre résolution et n'a donc pas à être fixé

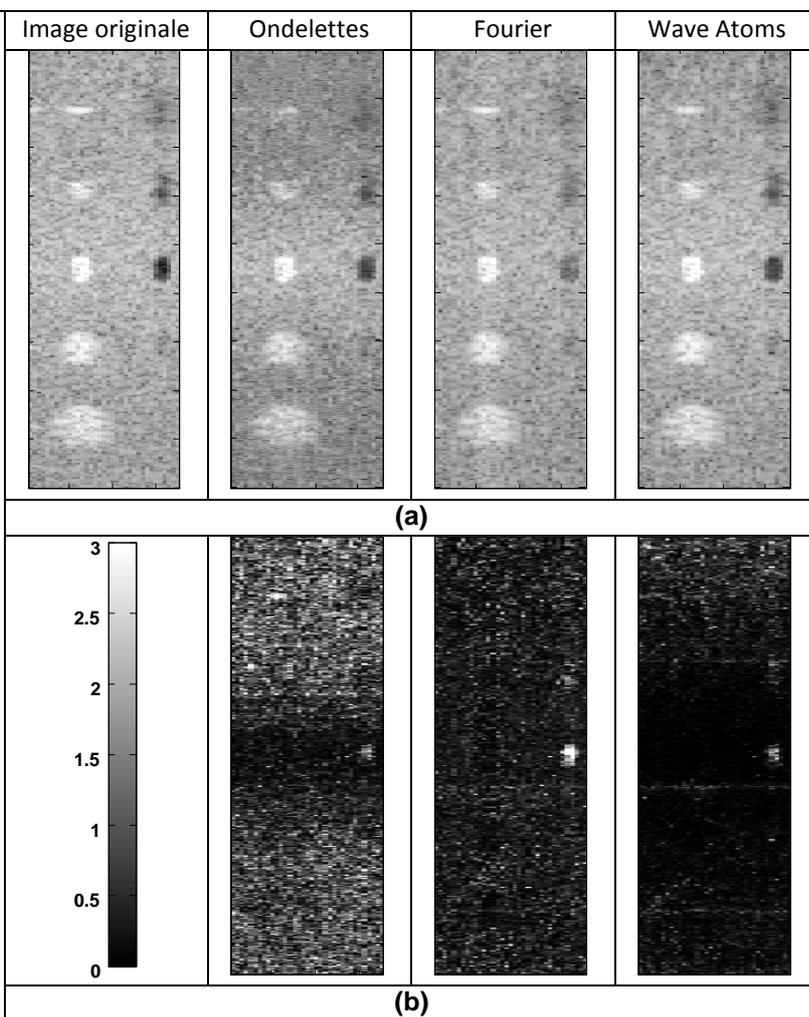
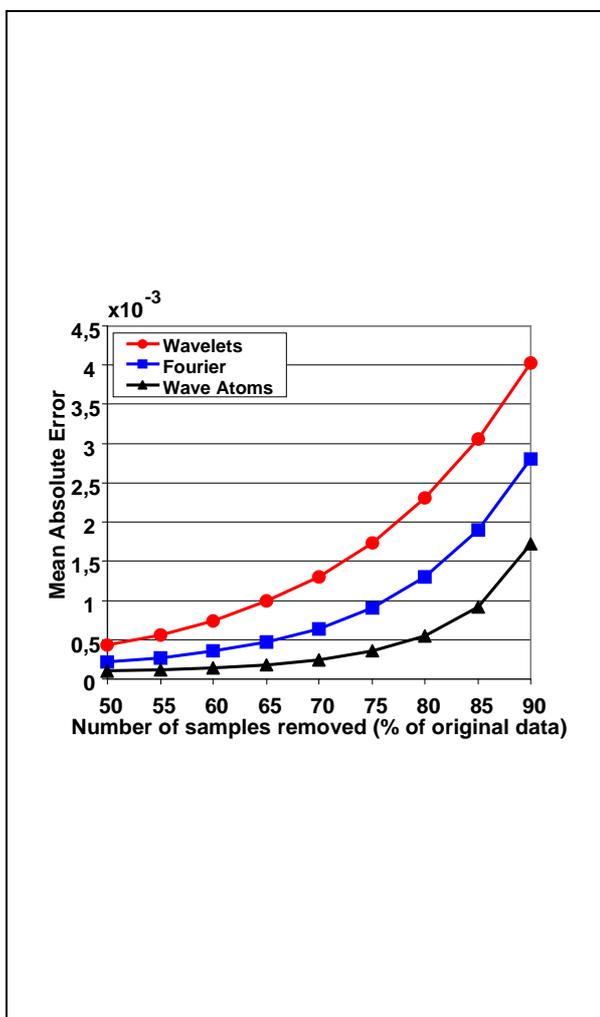


Figure 3: Erreur moyenne absolue de reconstruction en fonction de la quantité d'échantillons supprimés pour les ondelettes, Fourier et les wave atoms. L'erreur est calculée sur les images RF après formation de voie.

Figure 4: (a) Log-enveloppe des images reconstruites à partir des données originales (a) et reconstruites par CS en utilisant les ondelettes, Fourier et les wave atoms. 85% des échantillons ont été supprimés dans cet exemple. (b) représente l'erreur absolue de reconstruction. Les images d'erreur ont été recalées dans l'intervalle [0, 3] pour une meilleure visibilité. L'image originale a une dynamique de 12.

4 Résultats

La figure 3 illustre, pour les 3 bases utilisées, l'erreur de reconstruction calculée sur les images RF après formation de voie en fonction de la quantité d'échantillons supprimés. On observe que les wave atoms conduisent à une erreur plus faible que la base de

Fourier, elle-même donnant de meilleurs résultats que les ondelettes.

La figure 4 représente les images mode B reconstruites pour les différentes bases avec un pourcentage de données supprimées égal à 85 % ainsi que l'image obtenue à partir des données originales. On a également représenté la carte d'erreur absolue. La

qualité de l'image reconstruite permet de bien identifier l'ensemble des structures hyper-et hypo-échogènes. C'est encore une fois la base des wave atoms qui conduit à l'erreur la moins importante.

5 Conclusion

Nous avons montré dans ce travail la faisabilité de la reconstruction par CS pour les données RF ultrasonores brutes. L'application du CS pour limiter le nombre d'éléments dans les sondes matricielles et obtenir une image 3D de bonne qualité à partir d'un faible nombre d'éléments représente une perspective prometteuse et réaliste.

Aujourd'hui les fabricants savent construire des sondes matricielles comportant un grand nombre d'éléments ($32 \times 32 = 1024$ voire $64 \times 64 = 4096$). La limitation se situe plus au niveau des formateurs de voies qui eux comportent typiquement de 64 à 256 canaux. L'approche actuelle la plus crédible pour cette application consisterait donc à connecter aléatoirement un nombre limité d'éléments disposés sur une grille régulière. Même si la construction de telles sondes n'est pas possible pour le moment il serait intéressant d'étudier la possibilité de disposer de manière complètement libre (et non plus sur une grille régulière) les éléments de la sonde.

6 Références

- [1] A. Achim, B. Buxton, G. Tzagkarakis, and P. Tsakalides, "Compressive sensing for ultrasound RF echoes using α -Stable Distributions," in *International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2010)*, Buenos Aires (Argentina), 2010, pp. 4304-4307.
- [2] E. J. Candes and M. B. Wakin, "An Introduction To Compressive Sampling," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, pp. 21-30, 2008.
- [3] E. J. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, pp. 489-509, 2006.
- [4] E. Candès and J. Romberg, "Sparsity and incoherence in compressive sampling," *Inverse Problems*, vol. 23, p. 969, 2007.
- [5] L1-Magic, "l1-magic. <http://www.acm.caltech.edu/l1magic/>."
- [6] E. J. Candès, "The restricted isometry property and its implications for compressed sensing," *Compte Rendus de l'Academie des Sciences*, vol. 346, pp. 589-592, 2008.