

# Problème inverse pour la localisation de tags RFID situés en zones immergées

Benjamin TIBI<sup>1</sup>, Nelly PUSTELNIK<sup>1</sup>, Pierre BORGNAT<sup>1</sup>, Mathieu CASSEL<sup>2</sup>, Hervé PIÉGAY<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Univ Lyon, ENS de Lyon, CNRS, Laboratoire de Physique  
46 allée d'Italie, 69007 Lyon, France

<sup>2</sup>Univ Lyon, ENS de Lyon, CNRS, UMR 5600 Environnement Ville Société, EVS  
15 Parvis René Descartes, Lyon Cedex, France

Corr. Authors: [Nelly.Pustelnik@ens-lyon.fr](mailto:Nelly.Pustelnik@ens-lyon.fr), [Pierre.Borgnat@ens-lyon.fr](mailto:Pierre.Borgnat@ens-lyon.fr),  
[Matthieu.Cassel@ens-lyon.fr](mailto:Matthieu.Cassel@ens-lyon.fr), [Herve.Piegay@ens-lyon.fr](mailto:Herve.Piegay@ens-lyon.fr)

**Résumé** – Dans le but d'étudier le déplacement des sédiments dans une rivière, l'équipe de géographes d'EVS a proposé d'intégrer des tags RFID dans des galets synthétiques qui sont disposés dans le lit des rivières. Des campagnes de mesures sont alors organisées afin de retrouver leur position dans les mois suivants et ainsi de quantifier leur déplacement. Le présent travail vise à améliorer l'estimation des positions. La méthode initiale consiste à parcourir le terrain et localiser chaque tag à l'endroit où la puissance mesurée est maximale. Nous proposons une méthode qui utilise l'ensemble des mesures pour chaque tag, en résolvant un problème inverse pour le localiser. Cette approche présente des performances accrues, et permet de venir proposer de nouvelles trajectoires dites optimales qui permettront de réduire le nombre de mesures à faire tout en conservant une précision de localisation donnée.

**Abstract** – In order to study the movement of sediments in a river, the geographers of EVS have proposed to embed RFID tags in synthetic pebbles that are placed in the river beds. Measurement campaigns are then organized to find their position in the following months and thus to quantify their displacement. The present work aims to improve the estimation of positions. The initial method consists in walking the ground and locating each tag at the place where the measured power is maximum. We propose a method that uses the set of measurements for each tag, solving an inverse problem to locate it. This method presents increased performance, and allows to propose new trajectories called optimal which will reduce the number of measurements to be made while keeping a given localization accuracy.

## 1 Introduction

L'étude de la mobilité des galets est un sujet important pour l'analyse de la dynamique des rivières. Il s'agit également d'un enjeu majeur pour évaluer la durée de vie ou l'impact environnemental de certains ouvrages (*e.g.* barrages). En effet, des sédiments charriés par le courant peuvent au fil du temps s'accumuler dans les réservoirs et réduire le volume utile pour la production hydroélectrique ou encore générer un déficit aval, une incision du lit et une atteinte aux habitats aquatiques. Mesurer les déplacements des sédiments dans les rivières est ainsi un enjeu réel.

Dans le but d'étudier ces déplacements, un projet<sup>1</sup> a été lancé depuis 2017 (associant des géographes du CNRS et de l'ENS de Lyon et EDF) qui propose de mesurer ces déplacements en suivant des galets synthétiques, intégrant chacun un émetteur RFID, disséminés dans une rivière [1]. Au fil des ans, des campagnes de relevé de position de ces galets munis de tags RFID sont menées sur le terrain afin de retrouver la position de ces émetteurs. Ces galets peuvent se déplacer sur une distance de 2 à 3 km par an, ce qui rend la tâche fastidieuse.

Ces relevés sont soit effectués par une équipe passant plusieurs jours à quadriller la zone, soit par un drone [2] ou peuvent (si la rivière est navigable) être faits depuis une embarcation. Nous nous concentrons sur une campagne de mesures effectuée sur la Buëch (France), pour laquelle une centaine de galets avec tags RFID ont été créés et déposés en amont d'un barrage. L'étude se concentre sur une zone de 70.000 m<sup>2</sup> dans laquelle l'équipe de EVS a effectué des campagnes de relevé de mesures exhaustif [2].

**Contribution** – L'objectif de la présente contribution est double: (i) développer une nouvelle méthode d'estimation de la position des émetteurs qui soit plus précise, et (ii) en profiter pour identifier des trajectoires de relevés qui soient plus courtes, permettant ainsi une réduction des coûts de la campagne de mesures, à précision équivalente.

Pour le premier point, nous modélisons la recherche d'émetteurs dans le lit de la rivière sous la forme d'un problème inverse avec a priori de parcimonie [3]. Cette approche permet de proposer une nouvelle méthode de localisation, exploitant toutes les mesures acquises, et améliorant la précision des localisations. Puis, nous étudions à l'aide de simulations numériques comment définir, en amont de la campagne de mesures,

<sup>1</sup>travail soutenu par le projet Greedam de la Région Auvergne-Rhône-Alpes

des trajectoires optimales à suivre ; l’optimalité de telles trajectoires se traduit par une longueur réduite de parcours, avec un nombre de mesures plus faible, tout en estimant à une même précision la position des émetteurs RFID.

**Plan** – Dans la section 2, nous détaillons le modèle direct associé à cette estimation de localisation d’émetteurs. Nous ajustons un modèle d’étalement de la puissance autour des émetteurs à partir des enregistrements obtenus sur les 70 ha prospectés lors d’une des campagnes. Deux stratégies algorithmiques sont décrites, reposant respectivement sur les méthodes OMP et FISTA, pour résoudre ce problème. En section 3, nous présentons d’une part les bénéfices d’une approche *problème inverse* sur la précision de localisation obtenue et d’autre part comment étudier différents choix de trajectoires sur l’obtention de la localisation des capteurs afin de déterminer des trajets optimaux pour une précision fixée.

## 2 Localisation de tags RFID exprimée comme un problème inverse

**Modèle direct** – Nous formulons le problème de détection de positions des tags comme un problème inverse discret. La zone d’étude est discrétisée en une grille régulière de taille  $L_x^{(\delta)} \times L_y^{(\delta)}$ , et on note  $\delta$  le pas de la grille. Le nombre de point de cette grille est  $L = L_x^{(\delta)} L_y^{(\delta)}$ . La forme générale du modèle est

$$p = DA\bar{u} + b \quad (1)$$

où

- Le vecteur  $\bar{u} \in \{0, 1\}^L$  est composé d’éléments  $\bar{u}_{(x,y)}$  permet de modéliser la présence (= 1) ou l’absence (= 0) d’un tag RFID à au point de coordonnée  $(x, y)$ . Notez que  $\bar{u}$  est vectorisé.
- La matrice  $A \in \mathbb{R}^{L \times L}$  code la fonction de puissance du signal que chaque émetteur RFID émet dans son voisinage. On mesure aux différents points une puissance qui s’étale au voisinage de l’émetteur jusqu’à atteindre une certaine valeur seuil où l’on ne mesure plus rien. Ce comportement est illustré sur la Figure 1 (a) qui représente le trajet (ici suivi par un drone [2]) à proximité d’un émetteur. Cette fonction d’étalement de la puissance est initialement inconnue.
- $D \in \{0, 1\}^{M \times L}$  est la matrice qui code l’information des positions où les mesures sont effectuées et on vise typiquement à ce que  $M \ll L$ .
- $b \in \mathbb{R}^M$  est un bruit de mesure supposé additif gaussien.
- $p \in \mathbb{R}^M$  est le vecteur d’observations. Comme chaque tag RFID émet son identité, on peut séparer ces observations en  $p^{[k]}$  qui correspond à la mesure de Rssi (Received Signal Strength Indicator) <sup>2</sup>, pour un tag de label  $\#k$ . La technologie employée est du RFID en UHF (ultra haute fréquence) permettant d’éviter aux émetteurs d’interagir entre eux. On peut donc accéder aux observations associées à chaque émetteur  $\#k$  individuellement. Pour chaque capteur, nous disposons donc de  $M_k$  mesures (avec  $\sum_k M_k = M$ ). Dans la suite nous référons à  $D^{[k]} \in \mathbb{R}^{M_k \times L}$  la sous-matrice de  $D$  qui encode

<sup>2</sup>qui est un indicateur d’intensité du signal reçu mesuré en décibels

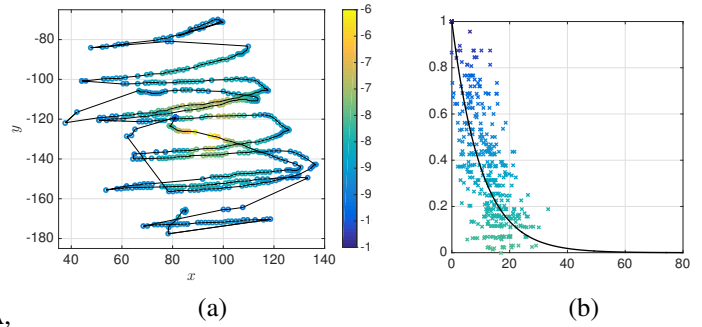


FIG. 1: (a) Chemin suivi par une opérateur (ici un drone) et mesure de Rssi au voisinage du capteur #233. La couleur du tag est associée à l’intensité de la puissance reçue. (b) Ajustement de la fonction de PSF A avec 22 capteurs: valeur RSSI normalisée en fonction de la distance au tag.

l’information des positions des mesures du tag  $\#k$ .

La Fig. 2 représente les différents éléments de cette modélisation directe des mesures pour un capteur.

**Méthode de référence** [1, 2] – La méthode employée jusqu’ici pour estimer la solution est de prendre, pour chaque tag  $\#k$ , la position associée à la valeur maximale de Rssi mesurée pour ce capteur. Dans la suite, cette estimée sera notée  $\hat{u}_{\max}$ .

**Calibration de fonction d’étalement de la puissance d’un capteur RFID** – L’étalement de la puissance dépend de nombreux paramètres tels que la profondeur ou l’orientation du capteur. Un premier objectif est d’estimer  $A$  en cherchant un modèle simplifié. Pour cela nous effectuons une régression au sens des moindres carrés entre les paramètres d’un modèle de la fonction d’étalement (PSF<sup>3</sup>) et les données dont nous disposons pour chaque tag. Au préalable, ces données sont toutes centrées au maximum de la puissance, normalisées afin d’atténuer l’effet de profondeur ou d’orientation, et triées en éliminant certains tags associés à des mesures aberrantes<sup>4</sup>. Nous adoptons pour cette étude un modèle très simple, isotrope, sous la forme  $A(r) = \alpha \exp(-\beta^{-1}r)$  si  $r$  est la distance à la position du tag localisé en  $\hat{u}_{\max}$  et les paramètres sont  $\alpha$  et  $\beta$  positifs; voir Fig. 1 (b). D’autres modèles plus complexes seraient délicats à calibrer à cause de nombreuses déformations inconnues dans les données (acquisition GPS, impact de l’orientation, mauvais recentrage, ...).

**Modélisation du bruit** – La modélisation (1) fait alors apparaître un bruit de mesure supposé additif gaussien. En appliquant la PSF précédente à  $\hat{u}_{\max}$  (obtenu par la méthode de référence), nous sommes en mesure de caractériser le bruit de mesure retranscrit par  $p - DA\hat{u}_{\max}$ . Ce bruit apparaît bien proche d’une distribution gaussienne d’écart-type  $\sigma \sim 3.5$ m.

**Résolution numérique** – Comme les signaux émis par un tag  $\#k$  sont identifiés, nous pouvons résoudre le problème (1) individuellement, par minimisation quadratique avec a priori de parcimonie, i.e.

$$\hat{u}^{[k]} \in \underset{v \in \mathbb{R}^L}{\text{Argmin}} \|p^{[k]} - D^{[k]}Av\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \|v\|_0 \leq 1. \quad (2)$$

<sup>3</sup>Nous employons l’acronyme en analogie à son usage en problème inverse

<sup>4</sup>On enlève valeurs de RSSI trop concentrées, les mesures avec plusieurs maxima de la puissance, ou celles où le RSSI ne décroît pas avec la distance  $r$ .

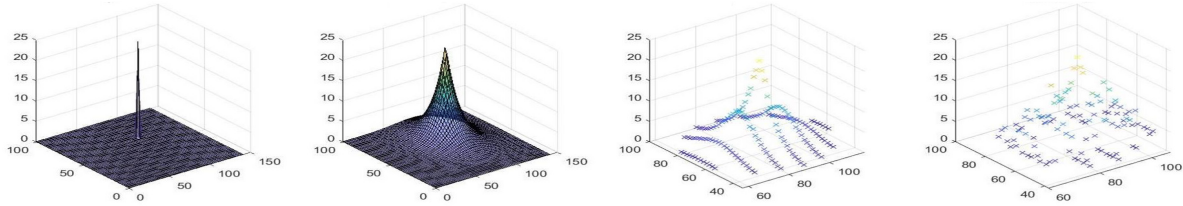


FIG. 2: De gauche à droite : (a) Position et puissance du  $k$ -ième capteur RFID  $\bar{u}^{[k]}$ , (b)  $A\bar{u}^{[k]}$ , (c)  $D^{[k]}A\bar{u}^{[k]}$ , et (d)  $\bar{p}^{[k]}$

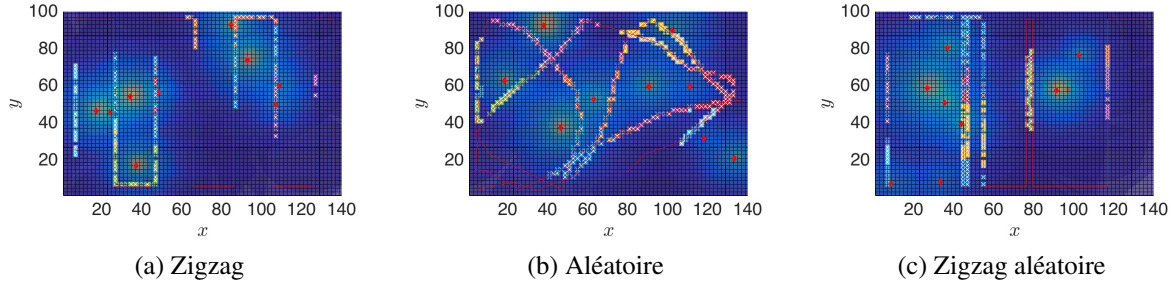


FIG. 3: (a) Trajectoire en “zigzag”, (b) trajectoire aléatoire, (c) trajectoire en zigzag avec espacement aléatoire. Chaque tag est représenté par un point rouge et la puissance d’émission associée est le halo jaune. Plus le halo est visible, plus la puissance est importante. Les mesures  $p^{[k]}$  sont représentées par un code couleur différent pour le RSSI et sont superposés à la trajectoire représentée en ligne continue rouge.

On obtient ensuite  $\hat{u} = \sum_{k=1}^K \hat{u}^{[k]}$  ; chaque  $\hat{u}^{[k]}$  est une solution 1-sparse obtenue à partir des mesures  $p^{[k]} \in \mathbb{R}^{M_k}$  associées au capteur RFID  $\#k$ . La solution est obtenue pour chaque tag  $\#k$  en employant soit l’algorithme FISTA [4, 5] qui repose sur une version relaxée  $\ell_1$  pénalisée de (2), soit directement par OMP [6, 7]. La version relaxée fait intervenir un paramètre de régularisation que nous faisons varier de façon décroissante jusqu’à l’obtention d’une solution ayant une valeur supérieure à un certain seuil.

### 3 Résultats numériques

**Données synthétiques** – À partir du modèle direct (1), de la calibration de l’opérateur de mesure  $A$  faite à l’aide des mesures effectuées sur la Buëch et de la variance du bruit (détaillé en Section 2), nous synthétisons des mesures de capteurs RFID comme illustré sur la Fig. 2 pour un capteur. Ces données synthétiques nous permettent de faire varier la résolution  $\delta$  de la zone d’étude ou le type de trajectoire (i.e.  $D$ ) tout en ayant accès à une vérité terrain permettant de quantifier les performances. À partir de ces données synthétiques, nous analysons l’effet de la discrétisation de pas  $\delta$ , l’impact du choix algorithmique (OMP/FISTA) et l’impact des caractéristiques des trajectoires. Les erreurs présentées sont des erreurs par rapport à la localisation vraie moyennées sur 50 capteurs.

**Impact de la résolution** – Le découpage de l’espace est illustré sur les différentes images de la Figure 3 pour un pas  $\delta = 2$  mètres. Dans le jeu de données analysé, la distance moyenne entre les capteurs est d’environ 33 m. Ainsi, si l’on choisit un pas trop grand, nous risquons de ne pas prendre en compte assez de mesures. Inversement, si nous choisissons un pas trop petit, nous aurons une très bonne précision dans la localisation du tag mais nous aurons une convergence beaucoup plus lente due au grand volume de données. Sur la Figure 4 (courbe

verte), nous représentons le nombre de mesures (1 par point de la grille sur la trajectoire) pour une trajectoire en zigzag (cf. Fig.3(a)) avec espacement de 15 mètres pour différentes valeurs de  $\delta$ . Sur la Figure 4 (courbe violette), qui représente l’erreur de mesure en fonction de la résolution obtenue avec FISTA, nous observons que pour une résolution plus grande ( $\delta$  petit), l’estimation est plus précise jusqu’à une saturation si  $\delta \lesssim 2$ m.

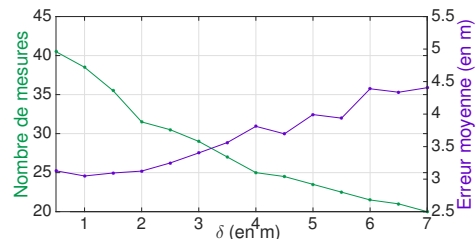


FIG. 4: Erreur de mesure avec FISTA (violet) et nombre de mesures (vert) en fonction du pas de discrétisation  $\delta$ .

**Comparaison FISTA/OMP** – Nous simulons des données à partir d’une trajectoire en zigzag rectangulaire (Fig. 3(a)) où nous faisons varier l’espace entre deux trajectoires parallèles. Nous estimons les positions avec méthode du maxima (méthode de référence), FISTA et OMP et comparons les performances sur la Figure 5. Nous constatons que les résolutions via OMP et FISTA donnent de meilleures estimations (réduction de l’erreur) que la résolution via la position du maximum. On atteint un gain pouvant aller jusqu’à 60%. On constate également que FISTA donne globalement de meilleures performances avec des erreurs moyennes plus faibles qu’avec OMP. Parmi les jeux de données disponibles (hors drone), l’équipe d’EVS a réalisé une campagne de mesures sous la forme de zigzag avec un intervalle moyen que l’on peut quantifier de l’ordre de 8-10 m.

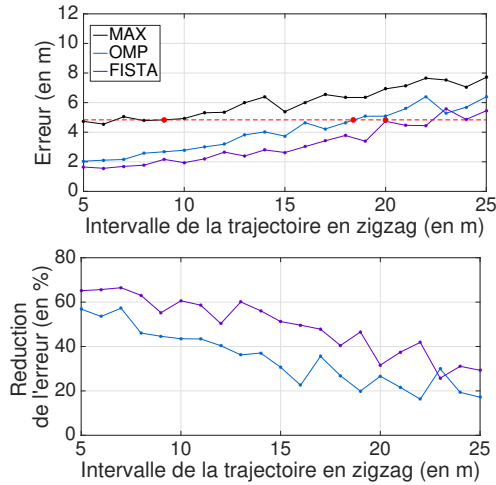


FIG. 5: (haut) Erreur d’estimation avec méthode du maximum (méthode de référence), OMP et FISTA pour différentes valeurs d’espacements entre les trajectoires en zigzag. (bas) Gain obtenu avec OMP et FISTA par rapport à la méthode de référence.

Les graphiques de la Fig. 5 permettent ainsi de caractériser la précision de la méthode de référence, qui est de 4,5 m environ<sup>5</sup>. Cette même précision peut être obtenue avec FISTA avec un intervalle entre deux trajectoires de 20 m. L’approche permet de réduire quasiment par deux le temps de parcours de la zone.

**Impact de la trajectoire** – Dans la théorie de l’échantillonnage comprimé, le choix de la matrice de mesures  $D$  a une importance forte [8]. Nous étudions dans cette partie 3 types de matrices de mesures associées à une trajectoire en zigzag (cf. Fig.3(a)), une trajectoire aléatoire (cf. Fig.3(b)), et une trajectoire en zigzag avec espacement aléatoire (cf. Fig.3(c)). La marche aléatoire est construite à l’aide d’un vecteur vitesse aléatoire qui change d’orientation au bout d’un temps défini. A l’aide des vitesses extraites, nous pouvons mesurer pour chaque intervalle de zigzag la longueur de parcours et générer une marche aléatoire de longueur identique, nous permettant une comparaison entre ces deux stratégies de mesures. Les résultats sont représentés sur la Fig. 6(haut) pour l’estimation par maxima et par OMP. On observe systématiquement une dégradation des performances avec une stratégie aléatoire. Sur la Fig 6(bas), nous comparons la stratégie en zigzag avec espacement régulier avec une stratégie en zigzag avec espacement aléatoire où l’écart est généré aléatoirement avec une variance plus ou moins importante. Les estimations sont obtenues avec FISTA et nous observons que les performances se dégradent lorsque l’on s’éloigne d’un espacement régulier.

## 4 Conclusion

Nous avons proposé des méthodes de détection des tags reposant d’une part sur l’ensemble des mesures réalisées par les géographes et par des méthodes de résolutions de problèmes inverses parcimonieux plutôt que simplement sur la mesure du

<sup>5</sup>Avec une pression de mesure plus importante on peut atteindre des précisions de l’ordre de 50 cm [1]

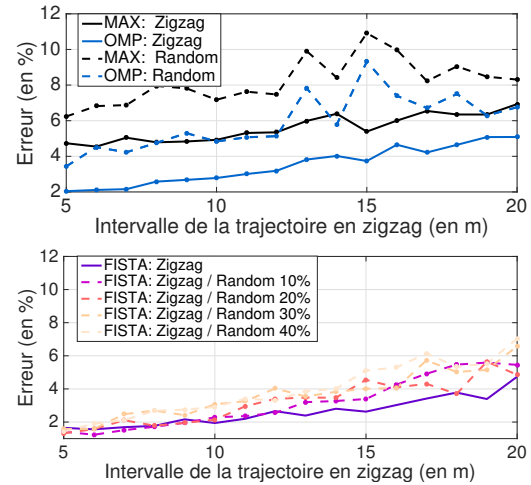


FIG. 6: (haut) Erreur d’estimation avec méthode du maximum et OMP pour différents types de trajectoires: zigzag et aléatoire. (bas) Erreur d’estimation avec FISTA pour différents types de trajectoires: zigzag et zigzag avec espacement aléatoire.

maximum. Grâce à ces méthodes nous avons mis en évidence que la meilleure trajectoire que nous avons pu étudier était le zigzag rectangulaire. Nous avons alors pu constater que les géographes pouvaient obtenir des estimations ayant une précision identique en un temps de campagne de mesures réduit par 2.

Certains points restent encore à éclaircir, notamment au niveau du choix de la valeur du paramètre de PSF. Le modèle de PSF pourrait être affiné en retournant sur le terrain. L’opérateur  $A$  pourrait être ainsi adapté à la topologie du lieu qui peut-être connue en amont, conduisant à une PSF variant dans l’espace. Une procédure d’estimation conjointe des positions des tags et de la PSF pourrait également être mise en œuvre.

## References

- [1] Cassel M., Piégay H. & Dépret T. *Assessment of new solution for tracking pebbles in rivers based on active RFID*. Earth Surface Processes and Landforms. vol. 42, p. 1938-1951, doi: 10.1002/esp.4152. 2017
- [2] Cassel, M., Piégay, H., Fantino, G., Lejot, J., Bultingaire, L., Michel, K. and Perret, F. *Comparison of ground-based and UAV a-UHF artificial tracer mobility monitoring methods on a braided river*. Earth Surf. Process. Landf., vol. 45, no. 5, pp. 1123-1140, 2020.
- [3] Pustelnik, N. and Benazza-Benhayia, A. and Zheng, Y. and Pesquet, J.-C. *Wavelet-based image deconvolution and reconstruction*. Wiley Encyclopedia of EEE, 2016
- [4] Beck, A. and Teboulle, M. *A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems*. SIAM J. Imaging Sci., vol. 2, no. 1, pp. 183–202, 2019.
- [5] Chambolle, A. and Dossal, C. *On the Convergence of the Iterates of the Fast Iterative Shrinkage/Thresholding Algorithm*. J. Optim. Theory Appl., vol. 166, no. 3, pp. 968–982, 2015.
- [6] Mallat, S. G. and Zhang, Z. *Matching Pursuits with Time-Frequency Dictionaries*. IEEE Trans. Sig. Pro., vol. 41, no. 12, pp. 3397–3415, 1993.
- [7] Tropp, J. A. and Gilbert, A. C. *Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit*. IEEE Trans. Inf. Theory., vol. 53, no. 12, pp. 4655–4666, Dec. 2007.
- [8] Candes, E. J. and Romberg, J. and Tao T. *Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information*. IEEE Trans. Inf. Theory., vol. 52, no. 2, pp. 489–509, Feb. 2006.