

Une exploration numérique des performances de l'échantillonnage compressé

Charles DOSSAL¹, Gabriel PEYRE², Jalal FADILI³

¹LaBAG / Université Bordeaux 1

²CEREMADE / Université Paris Dauphine

³GREYC / ENSICAEN

charles.dossal@math.u-bordeaux1.fr, gabriel.peyre@ceremade.dauphine.fr,
jalal.fadili@greyc.ensicaen.fr

Résumé – Cet article explore numériquement l'efficacité de la minimisation ℓ^1 pour la restauration de signaux parcimonieux depuis des mesures compressibles, dans le cas sans bruit. Nous proposons un algorithme glouton qui calcule des vecteurs parcimonieux difficile à retrouver par minimisation ℓ^1 . Cet algorithme est inspiré par des critères topologiques d'identifiabilité ℓ^1 . Nous évaluons numériquement l'analyse théorique sans avoir à utiliser un échantillonnage de Monte-Carlo, qui tend à éviter les cas pathologiques. Ceci permet de mettre à l'épreuve les critères d'identifiabilité exploitant des projections de polytopes et des propriétés d'isométrie restreinte.

Abstract – This paper explores numerically the efficiency of ℓ^1 minimization for the recovery of sparse signals from compressed sampling measurements in the noiseless case. Inspired by topological criteria for ℓ^1 -identifiability, a greedy algorithm computes sparse vectors that are difficult to recover by ℓ^1 -minimization. We evaluate numerically the theoretical analysis without resorting to Monte-Carlo sampling, which tends to avoid worst case scenarios. This allows one to challenge sparse recovery conditions based on polytope projection and on the restricted isometry property.

1 Échantillonnage compressé

L'échantillonnage compressé correspond à l'acquisition d'un petit nombre de mesures linéaires $y = Ax$, où $x \in \mathbb{R}^N$ est le signal haute résolution que l'on souhaite retrouver et $y \in \mathbb{R}^P$ sont les $P \ll N$ mesures.

La résolution du problème inverse mal posé $y = Ax$ est stabilisé en considérant une matrice $A = (a_i)_{i=0}^{N-1} \in \mathbb{R}^{P \times N}$ tirée aléatoirement suivant une loi adéquate. Cet article considère, par simplicité, le cas où les coefficients de A sont tirés indépendamment selon une loi Gaussienne centrée de variance $1/P$.

Pour des mesures sans bruit $y = Ax$, un vecteur x est récupéré par minimisation convexe

$$x^* = \operatorname{argmin}_{\tilde{x} \in \mathbb{R}^N} \|\tilde{x}\|_1 \quad \text{sous la contrainte} \quad A\tilde{x} = y, \quad (1)$$

où $\|\tilde{x}\|_1 = \sum_i |\tilde{x}_i|$. Le vecteur x est dit identifiable si $x^* = x$ pour $y = Ax$.

Avec forte probabilité sur la matrice d'échantillonnage A , la théorie de l'échantillonnage compressé [3, 2] montre que n'importe quel vecteur x satisfaisant

$$\|x\|_0 = \#\{i \mid x_i \neq 0\} \leq \rho(P/N)P \quad (2)$$

est identifiable pour $\rho(\eta) > 0$ fonction croissance de η .

2 Critère parcimonieux d'identifiabilité

Critères topologiques d'identifiabilité. Des critères d'identifiabilité précis sont obtenus en considérant les positions et les signes des coefficients non nuls de x , qui sont indexés par le support de x

$$I = I(x) = \{i \mid x_i \neq 0\}.$$

Ceci permet d'utiliser les interactions entre les colonnes de $A = (a_i)_i$ indexées par I , notées $A_I = (a_i)_{i \in I}$ et les autres $(a_i)_{i \notin I}$. Fuchs [9] montre que x est ℓ^1 -identifiable si

$$F(x) = \max_{i \notin I} |\langle a_i, d(x) \rangle| < 1, \quad (3)$$

$$\text{où} \quad d(x) = A_I(A_I^*A_I)^{-1} \operatorname{sign}(x_I) \quad (4)$$

Critères d'identifiabilité topologiques. Le polytope centrosymétrique $A(B_1)$ où $B_1 = \{\tilde{x} \mid \|\tilde{x}\|_1 \leq 1\}$ est l'image de la boule ℓ^1 . C'est aussi l'enveloppe convexe de $\{\operatorname{sign}(x_i)a_i\}_i$. La $\|x\|_0$ -facette $f_x \subset A(B_1)$ sélectionnée par x est l'enveloppe convexe de $\{\pm a_i\}_{i \in I}$. Donoho [4] montre que

$$x \text{ est } \ell^1\text{-identifiable} \iff f_x \in \partial A(B_1) \quad (5)$$

où $\partial A(B_1)$ est la frontière du polytope $A(B_1)$. Dossal [5] montre que cette condition topologique est équivalente à ce que x soit la limite de vecteurs x_n tels que $F(x_n) < 1$.

En utilisant (5), Donoho [4] détermine, dans le cas sans bruit $y = Ax$, une valeur précise pour $\rho(\eta)$ dans (2). On a par exemple $\rho(1/2) \approx 0.089$ et $\rho(1/4) \approx 0.065$.

Critères d'isométrie restreinte. Les travaux originaux de Donoho [3], Candès, Romberg et Tao [2] se concentrent sur la stabilité de l'échantillonnage compressé. Dans ce but, ces auteurs introduisent la propriété d'isométrie restreinte (RIP), qui impose l'existence de constantes $0 < \delta_s^{\min} \leq \delta_s^{\max} < 1$ telles que pour tout $x \in \mathbb{R}^N$ avec $\|x\|_0 \leq s$,

$$(1 - \delta_s^{\min})\|x\|^2 \leq \|Ax\|^2 \leq (1 + \delta_s^{\max})\|x\|^2. \quad (6)$$

Soit $A_I = (a_i)_{i \in I}$ une matrice de $s = |I|$ colonnes extraite de A . Alors (6) équivaut à dire que pour tout I such that $|I| = s$, les plus petite et plus grande valeurs propres $\lambda^{\min}(A_I)$ et $\lambda^{\max}(A_I)$ de la matrice de Gram $A_I^* A_I$ sont bornées respectivement inférieurement et supérieurement par $1 - \delta_s^{\min}$ and $1 + \delta_s^{\max}$. Ainsi, les constantes RIP sont définies de façon équivalente comme

$$\delta_s^{\min} = \max_{|I|=s} \delta^{\min}(A_I) \quad \text{and} \quad \delta_s^{\max} = \max_{|I|=s} \delta^{\max}(A_I)$$

where
$$\begin{cases} \delta^{\min}(A_I) = 1 - \lambda^{\min}(A_I), \\ \delta^{\max}(A_I) = \lambda^{\max}(A_I) - 1 \end{cases}$$

Dans les travaux originaux de Candès et al., le RIP est symétrique, et des constantes égales sont utilisées, $\delta_s^{\min} = \delta_s^{\max} = \delta_s$. Ces auteurs montrent qu'une valeur assez petite de δ_{2s} assure l'identifiabilité de tous les vecteur s -parcimonieux. Ceci est obtenu avec grande probabilité sur la matrice A si $s \leq CP / \log(N/P)$, ce qui correspond à la condition (2) avec $\rho(\eta) \leq C / \log(\eta^{-1})$.

On peut montrer que les plus grande et plus petite valeurs propres de la matrice de Gram $A_I^* A_I$ ne dévient pas à la même vitesse de 1. En utilisant des constantes RIP asymétriques, Foucart and Lai [8] montrent que

$$(4\sqrt{2} - 3)\delta_{2s}^{\min} + \delta_{2s}^{\max} < 4(\sqrt{2} - 1) \quad (7)$$

assure l'identifiabilité de tout vecteur s -parcimonieux. Blanchard et al. [1] déterminent ρ_0 tel qu'avec forte probabilité sur la matrice A ,

$$\|x\|_0 \leq \rho_0(P/N)P \quad (8)$$

assure que la condition (7) est satisfaite. On a nécessairement $\rho^0(\eta) \leq \rho(\eta)$ puisque la condition (8) garantie l'identifiabilité, mais elle assure également une forte robustesse à des mesures bruitées. Les constantes ρ_0 ainsi obtenue sont assez petites, et on a par exemple $\rho_0(1/2) = 0.003$ et $\rho_0(1/4) = 0.0027$.

3 Facettes intérieures et vecteurs non-identifiables

Une heuristique pour l'identifiabilité exploitant $1/\|d(x)\|$. On déduit de (5) qu'un vecteur x non identifiable correspond à une facette f_x appartenant à l'intérieur du polytope $A(B_1)$. La proposition suivante, démontrée dans [7], permet de calculer la distance de f_x au centre du polytope.

Proposition 1. Pour tout vecteur x tel que $\text{rank}(A_I) = |I|$, la distance de la facette f_x à 0 est $\frac{1}{\|d(x)\|}$, où $d(x)$ est défini en (4).

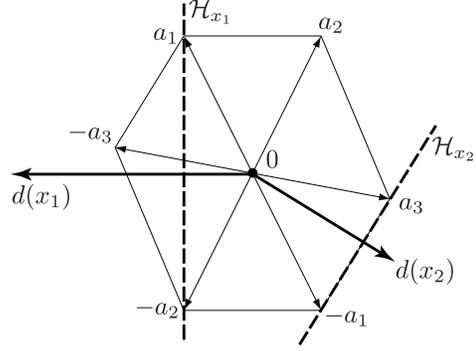


FIG. 1 – Géométrie de l'identifiabilité ℓ^1 , pour $N = 3$ and $P = 2$. Le vecteur $x_1 = (2, -3, 0)$ n'est pas identifiable car f_{x_1} est à l'intérieur du polytope $A(B_1)$, et a donc une grande valeur de $\|d(x_1)\|$. Au contraire, $x_2 = (-5, 0, 3)$ est identifiable car $f_{x_2} \in \partial A(B_1)$, et a une petite valeur de $\|d(x_2)\|$.

La figure 1 illustre cette proposition en dimension $P = 2$. Cette propriété, ainsi que la condition (5), suggère qu'un vecteur x ayant une petite valeur de $1/\|d(x)\|$ a plus de chance d'être non identifiable.

La figure 2 estime, par échantillonnage de Monte-Carlo, le ratio de vecteurs identifiables, en fonction de la parcimonie $\|x\|_0$ (courbe de gauche) et d'une valeur quantifiée de $\|d(x)\|$ (courbe de droite). La courbe paramétrée par $\|d(x)\|$ présente une transition de phase plus abrupte que la courbe paramétrée par la parcimonie (chaque point sur les courbes prend en compte 1000 réalisations aléatoires).

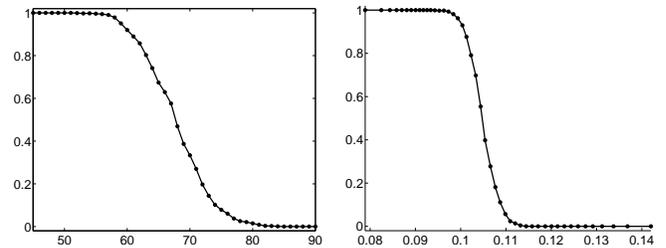


FIG. 2 – Gauche : ratio de vecteurs x identifiables en fonction de $\|x\|_0$, pour $(P, N) = (250, 1000)$. Droite : ratio de vecteurs x identifiables en fonction de $\|d(x)\|$.

La figure 2 suggère donc que des vecteurs non-identifiables peuvent être trouvés non-seulement en augmentant la parcimonie $\|x\|_0$ d'un vecteur x , mais aussi en décroissant la valeur de $1/\|d(x)\|$.

Une heuristique pour le conditionnement des sous matrice utilisant $1/\|d(x)\|$. Étant donné un vecteur $d \in \mathbb{R}^P$, on définit deux régions de \mathbb{R}^P

$$\begin{cases} C_d = \{v \in \mathbb{R}^P \mid |\langle d, v \rangle| \geq 1\}, \\ C_d^c = \{v \in \mathbb{R}^P \mid |\langle d, v \rangle| \leq 1\}. \end{cases}$$

dans le cas normalisé où les colonnes de A sont de norme unité, \mathcal{C}_d définit une double calotte sphérique, dont le rayon r vérifie $r^2 = 1 - 1/\|d\|^2$.

La proposition suivante, démontrée dans [6], montre que le regroupement des vecteurs $\{a_i\}_{i \in I}$ dans ces régions permet de définir des bornes inférieures des constantes RIP de A_I .

Proposition 2. *Si $\{a_i\}_{i \in I} \subset \mathcal{C}_d$, alors*

$$\delta_s^{\max} \geq s/\|d\|^2 - 1. \quad (9)$$

Si $\{a_i\}_{i \in I} \subset \mathcal{C}_d^c$ et si $d \in \text{Span}(a_i)_{i \in I}$ alors

$$\delta_s^{\min} \geq 1 - s/\|d\|^2. \quad (10)$$

Étant donnée une sous-matrice A_I , une estimée précise de $\delta^{\max}(A_I)$ est obtenue en maximisant le membre de droite de (9). Ceci est obtenu en identifiant la région \mathcal{C}_d contenant les colonnes de A_I et qui correspond à la plus petite valeur possible pour $\|d\|$. Le calcul de ce groupement optimal est cependant difficile en grande dimension. Il est donc nécessaire de calculer un groupement approché en utilisant un vecteur d bien choisi afin de définir \mathcal{C}_d . La proposition suivante, démontrée dans [6], montre que le vecteur $d(x)$ fournit une telle approximation.

Proposition 3. *Pour n'importe quel vecteur x tel que A_I soit de rang pleins, avec $I = I(x)$, le vecteur $d(x)$ est tel que $\langle \text{sign}(x_i)a_i, d(x) \rangle = 1$. N'importe quelle région \mathcal{C}_d satisfaisant cette propriété donne un plus mauvaise borne sur δ_s^{\max} .*

Ainsi, la région $\mathcal{C}_{d(x)}$ est un choix optimal pour estimer la valeur de $\delta^{\max}(A_I)$ à l'aide de (9) si on se restreint à des régions qui passent par les vecteurs $\{\text{sign}(x_i)a_i\}_{i \in I}$. De meilleures estimations sont possibles en utilisant une autre région \mathcal{C}_d passant seulement par un sous ensemble de ces vecteurs où en utilisant un autre jeu de signes, mais il n'est pas évident de les calculer efficacement. Lorsque les signes $\text{sign}(x_i)$ sont fixés, le vecteur $d(x)$ est rapide à calculer car il ne nécessite que l'inversion d'un système linéaire sur-déterminé.

4 Extension Parcimonieuses

Afin de construire un vecteur x non-identifiable, ou pour trouver une sous matrice A_I mal conditionnée avec $I = I(x)$, on fait croître progressivement la parcimonie $\|x\|_0$. On considère une extension signée \tilde{x} de x , écrite comme $\tilde{x} = x + \sigma \Delta_i$, où $\sigma \in \{+1, -1\}$, $i \notin I(x)$ et Δ_i est un Dirac. Une telle extension accroît la parcimonie $\|x\|_0$, et nous sélectionnons de façon optimale i et σ pour maximiser ou minimiser la variation de $1/\|d(x)\|$, où $d(x)$ est défini en (4).

La proposition suivante, démontrée dans [6, 7], nous donne la clef pour trouver une extension optimale.

Proposition 4. *Soit $\tilde{a}_i \in \text{Span}(a_j, j \in \tilde{I})$ le vecteur dual tel que*

$$\forall j \in I, \langle \tilde{a}_i, a_j \rangle = 0 \quad \text{et} \quad \langle \tilde{a}_i, a_i \rangle = 1.$$

Alors

$$\|d(\tilde{x})\|^2 = \|d(x)\|^2 + \|\tilde{a}_i\| |\langle d(x), a_i \rangle - \sigma|.$$

Le calcul de $\|\tilde{a}_j\|$ pour toutes les valeurs de $j \notin I(x)$ est coûteux car ceci demande la résolution d'un système linéaire sur-déterminé pour chaque j . Nous calculons donc une extension optimale approchée en maximisant ou minimisant $|\langle d(x), a_j \rangle - \sigma|$ au lieu de $\|\tilde{a}_j\| |\langle d(x), a_j \rangle - \sigma|$. Une telle maximisation (resp. minimisation) de $1/\|d(x)\|$ est ainsi obtenue à l'aide des extensions

$$\mathcal{E}^+(x) = x + \sigma^+ \Delta_{i^+} \quad \text{et} \quad \mathcal{E}^-(x) = x + \sigma^- \Delta_{i^-}$$

$$\text{où} \quad \begin{cases} i^+ = \underset{j \notin I(x)}{\text{argmin}} |1 - |\langle d(x), a_j \rangle|| \\ i^- = \underset{j \notin I(x)}{\text{argmax}} |\langle d(x), a_j \rangle| \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{et} \quad \begin{cases} \sigma^+ = \text{sign}(\langle d(x), a_{i^+} \rangle), \\ \sigma^- = -\text{sign}(\langle d(x), a_{i^-} \rangle). \end{cases} \quad (12)$$

Pour chaque $j \in \{0, \dots, N-1\}$, en commençant par un vecteur 1-parcimonieux initial $x_{j,0}^\pm = \Delta_j$, nous calculons itérativement deux extensions s -parcimonieuses maximale et minimale comme

$$x_{j,s}^+ = \mathcal{E}^+(x_{j,s-1}^+), \quad \text{et} \quad x_{j,s}^- = \mathcal{E}^-(x_{j,s-1}^-). \quad (13)$$

5 Recherche de vecteurs non-identifiables

La proposition 1 suggère que l'extension gloutonne $x_{j,s}^-$ pour différents j définie en (13) a de forte chance d'être difficile à identifier.

Étant donné $\eta = P/N \leq 1$, nous utilisons une recherche dichotomique selon s pour calculer

$$s^*(\eta, P) = \min \{s \setminus \exists j, x_{j,s}^- \text{ n'est pas identifiable} \}. \quad (14)$$

Cette valeur fournit une borne supérieure empirique sur la parcimonie maximale garantissant l'identifiabilité.

La table ci-dessous détaille nos résultats numériques pour $\eta = 1/4$, et compare ces valeurs numériques avec la borne théorique de Donoho [4] $\rho(1/4) \sim 0.065$.

P	125	250	500	1000
$s^*(1/4, P)$	10	20	42	79
$\lceil \rho(1/4)P \rceil$	9	17	33	65

Par exemple, pour $N = 1000$ et $P = 250$, nous sommes capables de trouver un vecteur de parcimonie 20 qui n'est pas identifiable. Ceci est à comparer avec un échantillonnage de Monte Carlo, qui ne trouve aucun vecteur non identifiable de parcimonie $s < 54$, avec 1000 réalisations aléatoires pour chaque valeur de s , comme montré à la figure 2.

6 Recherche gloutonne de sous-matrices mal conditionnées

Bornes empiriques d'isométrie restreinte. L'extension $x_{j,s}^-$ définie en (13) est un vecteur s -parcimonieux vector avec une

petite valeur de $1/\|d(x)\|$. La proposition 2 suggère que son support $I = I(x_{j,s}^-)$ sélectionne une matrice de Gram $A_I^* A_I$ avec dont la plus petite valeur propre $\lambda_{\min}(A_I)$ est petite. De façon similaire, $I = I(x_{j,s}^+)$ peut être utilisé pour trouver une sous-matrice $A_I^* A_I$ dont la plus grande valeur propre $\lambda_{\max}(A_I)$ est grande.

On définit ainsi des borne inférieures empiriques des constantes d'isométrie restreintes $\tilde{\delta}_s^{\min} = \min_j 1 - \lambda_{\min}(A_{I(x_{j,s}^-)})$ et $\tilde{\delta}_s^{\max} = \max_j \lambda_{\max}(A_{I(x_{j,s}^+)}) - 1$.

La figure 3, gauche et droite, montre les valeurs numériques obtenues pour $\tilde{\delta}_s^{\min}$ et $\tilde{\delta}_s^{\max}$, et les compare avec des bornes plus simples, obtenues comme suit :

- *Échantillonnage aléatoire* : nous utilisons 10^4 sous-matrices de s colonnes extraites aléatoirement de A .
- *Échantillonnage conique* : nous sélectionnons pour chaque j les $s - 1$ colonnes $\{a_i\}_{i \in I \setminus j}$ qui sont les plus corrélées avec a_j .

Ceci montre que notre méthode gloutonne est capable de trouver des sous-matrices beaucoup plus mal conditionnées que des méthodes de recherches plus simples.

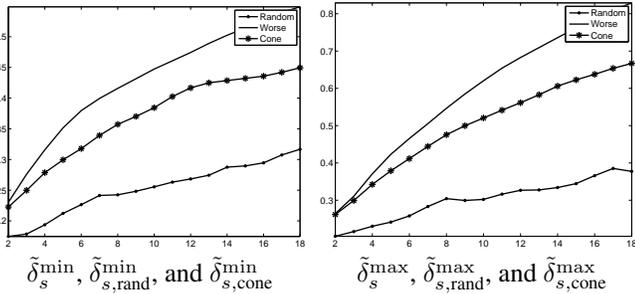


FIG. 3 – Constante empirique d'isométrie restreintes, pour $(N, P) = (4000, 1000)$. Les courbes en pointillés montrent $1 - s/\|d(x_s^-)\|^2$ sur la gauche, et $s/\|d(x_s^+)\|^2 - 1$ sur la droite.

On note x_s^- le vecteur atteignant les bornes empiriques $\tilde{\delta}_s^{\min} = 1 - \lambda_{\min}(A_{I(x_s^-)})$. La figure 4, gauche montre que les valeurs de $1 - s/\|d(x_s^-)\|^2$ sont proche des bornes empiriques d'isométrie restreintes $\tilde{\delta}_s^{\min}$. La même chose est vraie pour l'estimation de $\tilde{\delta}_s^{\max}$ à l'aide de $s/\|d(x_s^+)\|^2 - 1$. Ceci montre numériquement que notre heuristique est précis en pratique.

Bornes empiriques de parcimonie pour les conditions d'isométrie restreintes. Étant donné $\eta = P/N$, nous définissons $s^*(\eta, P)$ la parcimonie s minimum qui invalide la borne (7), c'est-à-dire

$$(4\sqrt{2} - 3)\tilde{\delta}_{2s}^{\min} + \tilde{\delta}_{2s}^{\max} \geq 4(\sqrt{2} - 1).$$

La figure 4, droite, montre notre estimation numérique de la borne (7) pour un s variable. La table ci-dessous détaille nos résultats numériques pour $\eta = 1/4$, et compare ces valeurs numériques avec la borne théorique de Blanchard et al. [1], $\rho(1/4) \approx 0.027$.

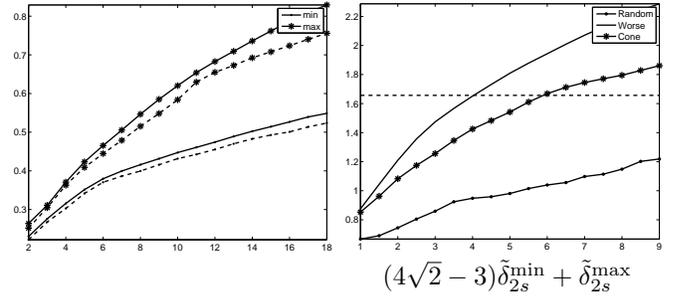


FIG. 4 – Gauche : courbes pleines : valeur de $\tilde{\delta}_s^{\min}$ et $\tilde{\delta}_s^{\max}$ en fonction de s ; courbes en pointillés : valeur de $1 - s/\|d(x_s^-)\|^2$ et $s/\|d(x_s^+)\|^2 - 1$. Droite : borne inférieure sur la condition (7), pour $(N, P) = (4000, 1000)$, la courbe en pointillés correspond à $y = 4(\sqrt{2} - 1)$.

P	250	500	1000	2000
$s_0^*(1/4, P)$	1	2	3	6
$\lceil \rho(1/4)P \rceil$	2	3	5	8

Références

- [1] J.D. Blanchard, C. Cartis, and J. Tanner. The restricted isometry property and ℓ^q -regularization : Phase transitions for sparse approximation. *Preprint*, 2009.
- [2] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao. Robust uncertainty principles : Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Trans. Info. Theory*, 52(2) :489–509, 2006.
- [3] D. Donoho. Compressed sensing. *IEEE Trans. Info. Theory*, 52(4) :1289–1306, 2006.
- [4] D. L. Donoho. High-dimensional centrally symmetric polytopes with neighborliness proportional to dimension. *Discrete & Computational Geometry*, 35(4) :617–652, 2006.
- [5] C. Dossal. A necessary and sufficient condition for exact recovery by ℓ_1 minimization. *Preprint*, 2007.
- [6] C. Dossal, G. Peyré, and J. Fadili. Challenging restricted isometry constants with greedy pursuit. *Preprint Hal-00373450*, 2009.
- [7] C. Dossal, G. Peyré, and J. Fadili. A numerical exploration of compressed sampling recovery. *Proceedings of SPARS'09*, 2009.
- [8] S. Foucart and M.-J. Lai. Sparsest solutions of underdetermined linear systems via ℓ_q -minimization for $0 < q \leq 1$. *to appear in Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2009.
- [9] J.-J. Fuchs. On sparse representations in arbitrary redundant bases. *IEEE Trans. Info. Theory*, 50(6) :1341–1344, 2004.
- [10] J. A. Tropp. Just relax : convex programming methods for identifying sparse signals in noise. *IEEE Trans. Info. Theory*, 52(3) :1030–1051, 2006.