

Méthode de séparation de sources appliquée aux données géoradar

Guillaume TERRASSE¹, Jean-Marie NICOLAS¹, Emmanuel TROUVÉ²

¹LTCI, Télécom ParisTech, Université Paris-Saclay, 75013, Paris, France

²LISTIC, Polytech Annecy Chambéry, Université Savoie Mont-Blanc, 74944, Annecy-le-Vieux, France.

guillaume.terrasse@telecom-paristech.fr

Résumé – Le géoradar est un appareil émettant de brèves impulsions électromagnétiques dans le sol qui est notamment utilisé pour détecter les réseaux de gaz enterrés. Cependant, cette technologie ne fournit pas directement une position spatiale 3D mais une carte des réflexions, appelée radargramme, que l’opérateur doit interpréter. Afin de faciliter leur interprétation, nous proposons d’utiliser un dictionnaire de signatures théoriques des canalisations. Une des méthodes les plus employées pour calculer les coefficients de la décomposition est le *codage parcimonieux*. Néanmoins, la présence de *clutter*, identifiable par sa forme horizontale, rend difficile la décomposition en coefficients parcimonieux à partir du dictionnaire. À partir de la formulation d’un problème de *séparation de sources*, une contrainte de matrice de faible rang est alors appliquée afin de modéliser le clutter, permettant ainsi une décomposition plus parcimonieuse du signal utile. Notre méthode a été appliquée à des données simulées et réelles acquises sur une aire d’essai. La méthode proposée est ainsi évaluée qualitativement et quantitativement.

Abstract – The Ground Penetrating Radar (GPR) emits short pulses in the ground. Especially, it is used to detect buried gas pipes. However it does not directly provide a 3D position but a reflection map also called B-scan that the user has to interpret. In order to facilitate the B-scan interpretation, we propose to use a dictionary of theoretical pipe signatures. One of the most popular method to compute the coefficients is the *sparse coding*. Nevertheless, clutter which is noticeable by its horizontal shape makes the B-Scan decomposition into sparse coefficients with this dictionary difficult. Then a low-rank matrix constraint which models the clutter is applied in order to decompose the useful signal into sparse coefficients in a *source separation* framework. Our method has been applied to simulated and real data acquired on a test area. The proposed method is assessed qualitatively and quantitatively.

1 Introduction

Le géoradar a été largement utilisé dans des applications différentes : génie civil, étude géologique et glaciologie ([1]). Dans nos travaux, nous nous intéressons à son utilisation pour la détection des réseaux enterrés. L’appareil est équipé d’une antenne émettrice et d’une antenne réceptrice situées près du sol, avec une fréquence nominale variant entre 16MHz et 2.6GHz selon les modèles. L’antenne émettrice émet une impulsion électromagnétique dans le sol dont la forme d’onde se rapproche d’une ondelette de Ricker. Celle-ci est alors réfléchiée et transmise lorsqu’elle rencontre une hétérogénéité. Au final, le géoradar enregistre les réflexions parvenant jusqu’à l’antenne réceptrice sous forme d’un signal 1D en fonction du temps, appelé *trace*. En déplaçant l’appareil en ligne droite, celui-ci acquiert une collection de traces enregistrées à chaque position d’antenne formant une carte de l’ensemble des réflexions, appelée *radargramme*. La forme des réflexions ainsi que leurs intensités donnent une information sur la nature des objets. Ainsi, une forme hyperbolique signifie qu’un objet assimilable à un objet ponctuel a été rencontré comme une roche ou une canalisation franchie perpendiculairement, alors qu’une forme linéaire pourrait être une limite entre deux couches. C’est pourquoi, dans le but de localiser des canalisations, l’opérateur recherche des hyperboles dans le radargramme. Cependant les nombreuses réflexions en-

registrées rendent la détection difficile. Afin de formaliser le problème, on définit y un radargramme observé que l’on suppose être une combinaison linéaire d’éléments indépendants : s le signal utile issu de la réflexion sur les canalisations, cl le clutter causé par le couplage entre l’antenne et la surface du sol. Il est identifiable par sa forme horizontale prononcée. Enfin, b le bruit modélisé comme une réalisation d’un processus aléatoire. Dans une formulation simplifiée, y est exprimé comme :

$$y(x, t) = s(x, t) + cl(x, t) + b(x, t) \quad (1)$$

On souhaite alors séparer les éléments composants le radargramme afin d’en extraire le signal utile s .

Afin de débruiter des données sismique, une nouvelle *frame* de forme hyperbolique a été développée par [2]. La *frame* est construite à partir de trois paramètres. Deux d’entre eux modifient conjointement l’épaisseur et la forme de l’hyperbole. Le dernier paramètre influence l’aplatissement de la partie supérieure de l’hyperbole. Ces paramètres agissent également sur la position de l’apex de l’hyperbole. Notre travail a été inspiré par cette *frame* d’hyperboles pour construire un dictionnaire de signature théorique des canalisations. Néanmoins dans notre cas, les atomes restent centrés indépendamment de la valeur des paramètres. De plus, les atomes sont construits à partir d’un paramètre d’épaisseur et de deux paramètres de formes indépendants. La ressemblance entre les atomes du dictionnaire et les hyperboles du radargramme est alors exploitée.

Cependant la redondance importante de l'information partagée entre les atomes (non indépendants) pose le problème du calcul des coefficients lors de la décomposition ainsi que de la reconstruction. Une solution consiste à imposer une contrainte de parcimonie sur les coefficients. Par exemple, les algorithmes *Gloutons* comme la *Poursuite de vecteurs* (*Matching pursuit*, [3]) ou des algorithmes basés sur des méthodes proximales comme *FISTA* ([4]) ont été proposés.

Dans la partie suivante, nous présentons le dictionnaire proposé. Ensuite, nous montrons les raisons qui nous ont menés à utiliser une contrainte de matrice de faible rang en plus de la contrainte de parcimonie. Finalement, nous évaluons qualitativement et quantitativement les performances de notre méthode à partir de résultats obtenus sur des données simulées et réelles. Nous constatons alors que le signal utile peut être exprimé avec plus de parcimonie.

2 Dictionnaire

Le dictionnaire est composé d'hyperboles ($g(x)$) convoluées en suivant l'axe des ordonnées par une ondelette de ricker ($r(t)$). Chaque atome est paramétré par $\Theta_k = \{\sigma, f, a, x_0, t_0\}$. Un atome $h_k(x, t)$ du dictionnaire est défini par :

$$h_k(x, t | \Theta_k) = A(x, t) \cdot (r(t) \star \delta(t - g(x))) \quad (2)$$

$$r(t | \sigma) = \frac{2}{\sqrt{3\sigma} \cdot \pi^{1/4}} \cdot \left(1 - \frac{t^2}{\sigma^2}\right) \cdot e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

$$g(x | x_0, t_0, a, f) = a \cdot \sqrt{f^2 + (x - x_0)^2} + t_0 - f \cdot a \quad (4)$$

où $\delta(\cdot)$ est la distribution de Dirac. La fonction d'atténuation $A(x, t)$ assure une faible énergie de l'atome près de ses bords et permet ainsi de travailler dans un espace fini. σ est l'écart-type de l'ondelette de Ricker : ce paramètre fait varier le support temporel (l'étalement) de l'atome. Le paramètre a agit sur l'ouverture de l'hyperbole qui est directement reliée à la vitesse de propagation de l'onde dans le sol. Enfin, f affecte la forme de l'hyperbole en jouant un rôle sur l'aplatissement de sa partie supérieure localisée à (x_0, t_0) . De plus le terme $f \cdot a$ dans l'Équation 4 assure que notre atome reste centré selon l'axe vertical en t_0 . Au final, les paramètres de position de l'hyperbole (x_0, t_0) sont fixés de telle sorte à avoir un atome centré. Le dictionnaire est alors construit uniquement en faisant varier les paramètres de forme a et f . La Figure 1 présente quelques atomes extraits du dictionnaire. Elle montre notamment un atome avec une forme aplatie utile pour la séparation du clutter. On définit $\mathbf{c}_k \in \mathbb{R}^{M_r \times N_r}$, la carte des coefficients de même dimension que le radargramme composé de M_r lignes et N_r colonnes et associée à un atome centré $\mathbf{h}_k \in \mathbb{R}^{M_a \times N_a}$ d'un dictionnaire de dimension $M_a \times N_a$ et composé de K atomes. Le radargramme $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{M_r \times N_r}$ est défini par :

$$\mathbf{y} = \sum_{k=1}^K \mathbf{h}_k \star \mathbf{c}_k \quad (5)$$

Les coefficients \mathbf{c}_k sont calculés et analysés afin d'extraire l'information utile du radargramme.

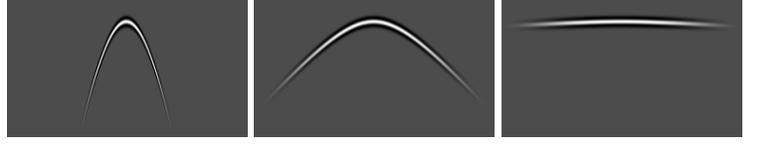


FIGURE 1 – Exemple d'atomes du dictionnaire. Les deux premiers atomes permettent de décrire les formes hyperboliques du radargramme alors que le troisième atome décrira le clutter.

3 Méthode proposée

Afin d'utiliser notre dictionnaire d'atome centré et avoir un calcul rapide des coefficients, nous utilisons une méthode de *codage parcimonieux convolutionnel* qui permet d'obtenir une reconstruction satisfaisante de \mathbf{y} . Cette méthode contraint la solution (i.e $(\mathbf{c}_k)_{k=1..K}$) à être parcimonieuse. En théorie, le degré de parcimonie d'un vecteur \mathbf{x} est mesuré à partir de la pseudo-norme l_0 tel que $\|\mathbf{x}\|_0 \triangleq \text{Card}\{i, s.t. x_i \neq 0\}$ (avec la cardinalité d'un ensemble e notée $\text{Card}\{e\}$). Cela nécessite, la minimisation d'une fonctionnelle incluant une contrainte de type l_0 qui n'est pas convexe. Une contrainte relâchée est alors utilisée afin de se ramener à un problème convexe, la norme l_1 ; $\|\mathbf{x}\|_1 \triangleq \sum_k |x_k|$. L'utilisation d'une contrainte de parcimonie a également du sens sur le plan pratique car le nombre d'hyperboles présentes est faible dans les radargrammes. Les coefficients sont estimés en minimisant la fonction donnée par :

$$(\tilde{\mathbf{c}}_k)_{k=1..K} = \arg \min_{(\mathbf{c}_1, \dots, \mathbf{c}_K)} \left\| \sum_k \mathbf{h}_k \star \mathbf{c}_k - \mathbf{y} \right\|_2^2 + \beta \sum_k \|\mathbf{c}_k\|_1 \quad (6)$$

Le paramètre β contrôle le degré de parcimonie des coefficients. Plus ce paramètre est élevé et plus parcimonieux seront les coefficients estimés.

Pour résoudre ce problème plusieurs méthodes ont été proposées. Dans [5], une solution est calculée en utilisant une *méthode de direction alternée des multiplicateurs* (*ADMM*) ([6]). C'est cette dernière qui a été utilisée pour estimer les coefficients $(\tilde{\mathbf{c}}_k)_{k=1..K}$ (*ADMM* l_1). À chaque itération, celle-ci résout successivement des sous-problèmes pour minimiser la fonction du Lagrangien augmenté. Dans respectivement [7] et [8], une version des algorithmes *FISTA* et de *poursuite de vecteurs* a été adaptée à l'opérateur de convolution.

Dans une première étape, nous faisons l'hypothèse que notre radargramme peut être décomposé efficacement uniquement avec ce dictionnaire d'hyperboles. En d'autres termes, nous supposons que la diversité des atomes du dictionnaire couvre celle des éléments que l'on rencontre dans un radargramme. Nous nous attendons alors à ce que les atomes avec une forme plane (pour $k \in \text{clutter}$) représentent le clutter et les limites de couches alors que les atomes de forme hyperbolique (pour $k \in \text{hyperbole}$) décrivent les hyperboles du radargramme \mathbf{y} , conduisant à la combinaison :

$$\mathbf{y} = \sum_{k \in \text{hyperbole}} \mathbf{h}_k \star \mathbf{c}_k + \sum_{k \in \text{clutter}} \mathbf{h}_k \star \mathbf{c}_k \quad (7)$$

Nous remarquons que pour une reconstruction satisfaisante des radargrammes, un nombre important de coefficients non nuls sont nécessaires pour décomposer le clutter.

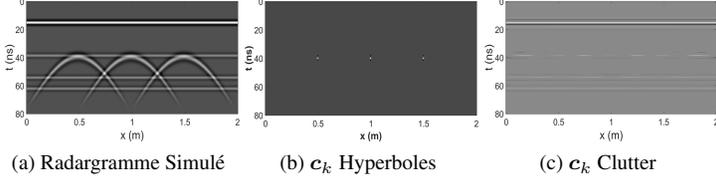


FIGURE 2 – Donnée simulée : Répartition des coefficients pour un unique c_k décrivant les hyperboles du radargramme et un unique c_k décrivant le clutter.

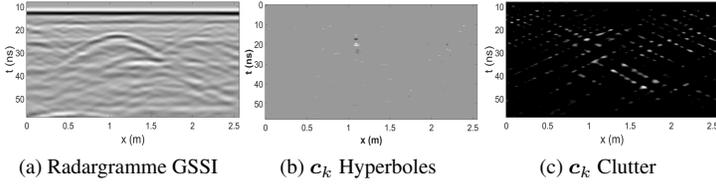


FIGURE 3 – Donnée réelle GSSI 400 MHz : Répartition des coefficients pour un unique c_k décrivant les hyperboles du radargramme et un unique c_k décrivant le clutter.

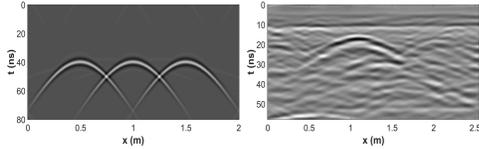


FIGURE 4 – Résultat de séparation de source; Reconstruction d'un radargramme simulé (à gauche) et d'un radargramme GSSI (à droite) sans prendre en compte les atomes aplatis utilisés pour décomposer le clutter.

Afin d'augmenter le degré de parcimonie des coefficients $(c_k)_k$ et d'avoir une meilleure séparation entre le clutter et le signal utile, nous avons besoin d'une meilleure modélisation du clutter. À cause de la forme horizontale du clutter et sa forte corrélation inter-traces, nous faisons l'hypothèse que celui-ci peut être assimilé à une matrice de faible rang. Notre radargramme \mathbf{y} est alors la combinaison d'une image assimilable à une matrice de faible rang \mathbf{L} (de même dimension que \mathbf{y}) et de quelques atomes du dictionnaire d'hyperboles. Nous résolvons le problème :

$$\text{minimiser } \|\mathbf{L}\|_* + \beta (\sum_k \|\mathbf{s}_k\|_1) \quad (8)$$

$$\text{t.q. } \mathbf{y} = \sum_k \mathbf{h}_k \star \mathbf{c}_k + \mathbf{L} \quad (9)$$

$$(\mathbf{s}_k)_k = (\mathbf{c}_k)_k \quad (10)$$

L'Équation 8 regroupe les contraintes de notre minimisation, la contrainte de faible rang représentée par la norme nucléaire l_* ($\|\cdot\|_*$) tel que pour une matrice \mathbf{X} sa norme nucléaire associée est égale à la somme de ses valeurs propres σ_i , $\|\mathbf{X}\|_* \triangleq \sum_i \sigma_i$ et la contrainte de parcimonie représentée par la norme l_1 . L'Équation 9 assure une reconstruction satisfaisante du radargramme alors que l'Équation 10 permet d'adapter le problème à une formulation suivant la méthode ADMM ([6]) et faire ainsi apparaître des opérateurs proximaux.

4 Résultats

Tout d'abord, nous appliquons notre méthode sur des radargrammes simulés composés d'un clutter parfait et de plusieurs hyperboles positionnées aléatoirement afin d'évaluer si le même nombre de coefficients non nuls est égal au nombre d'hyperbole du radargramme simulé. Les performances sont présentées dans le Tableau 1. Le nombre de coefficients ($\|\mathbf{s}_k\|_0$) utilisé pour la reconstruction est proche du nombre d'hyperboles dans le radargramme simulé (N_{hyp}) avec une faible erreur sur \mathbf{L} et \mathbf{y} . De plus, les coefficients supplémentaires sont localisés dans une zone très proche de la solution.

TABLE 1 – Résultats sur l'erreur de reconstruction, le niveau de parcimonie et l'erreur d'estimation de la matrice de faible rang \mathbf{L} pour différentes valeurs de β fixées manuellement sur des radargrammes simulés avec différents nombres d'hyperboles positionnées aléatoirement.

N_{hyp}	β	$\ \mathbf{s}_k\ _1$	$\ \mathbf{s}_k\ _0$	$\frac{\ \tilde{\mathbf{L}} - \mathbf{L}\ _F}{\ \mathbf{L}\ _F}$	$\frac{\ \tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}\ _2}{\ \mathbf{y}\ _2}$
3	0.9	0.659	9	0.005	0.007
10	0.7	1.877	10	0.001	0.010
20	0.5	3.166	26	0.002	0.009
50	0.4	5.7	69	0.008	0.0133

Ensuite, la méthode proposée a été comparée avec les algorithmes convolutionnel FISTA et ADMM avec une seule contrainte l_1 sur des radargrammes réels. Une méthode de résolution directe a également été utilisée en appliquant une contrainte l_2 à notre problème de décomposition convolutionnel à partir du dictionnaire d'hyperboles. La dernière méthode offre directement un calcul des coefficients et une reconstruction sans itération. Cependant ces coefficients ne sont pas parcimonieux. Cette méthode est utilisée à titre de comparaison pour l'erreur de reconstruction. Les résultats sont présentés dans le Tableau 2 pour différents β . Les lignes rouges indiquent des erreurs importantes de reconstruction. Les méthodes l_2 , FISTA, ADMM l_1 présentent uniquement une faible erreur de reconstruction quand un nombre important de coefficients est utilisé. En comparaison, notre méthode montre une meilleure reconstruction (PRSB et $\|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{y}\|_2 / \|\mathbf{y}\|_2$) et un vecteur de coefficients plus parcimonieux ($\|\mathbf{s}_k\|_1$ et $\|\mathbf{s}_k\|_0 / N.K$ avec $N.K$ coefficients). Cependant elle a besoin de plus d'itérations (I) pour converger. Les Figures 5 et 6 montrent des résultats sur un radargramme simulé composé de clutter et de trois hyperboles ainsi qu'un radargramme IDS 200MHz. Le dictionnaire couplé avec la contrainte de faible rang permet une élimination efficace du clutter sans impacter la forme des hyperboles. Le radargramme de la Figure 6 possède un effet important de ringing. Ces éléments indésirables rendent difficiles l'interprétation du radargramme. Les résultats montrent que cet effet de ringing a été très bien modélisé dans la matrice de faible rang \mathbf{L} . De plus, la reconstruction à partir du dictionnaire d'hyperboles permet d'avoir une représentation beaucoup plus lisible du radargramme où on distingue très clairement trois hyperboles ainsi que deux éléments horizontaux qui se croisent au niveau de la troisième hyperbole à

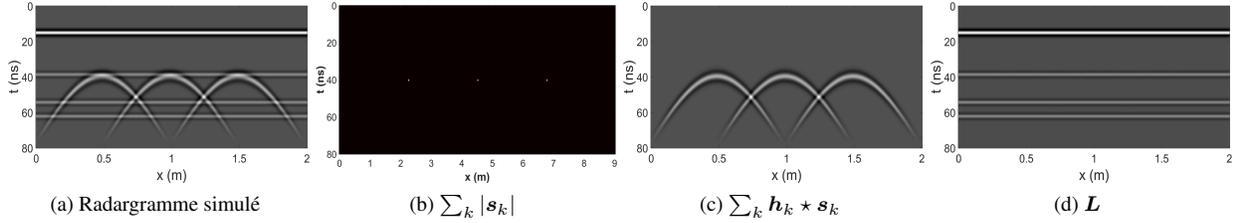


FIGURE 5 – Résultats de la séparation de sources sur un radargramme simulé (a) avec $\beta = 0.9$; (b) Somme des coefficients s_k suivant k ; (c) Reconstruction à partir des coefficients $(s_k)_k$ et du dictionnaire : $\sum_k h_k \star s_k$; (d) La matrice de faible rang L .

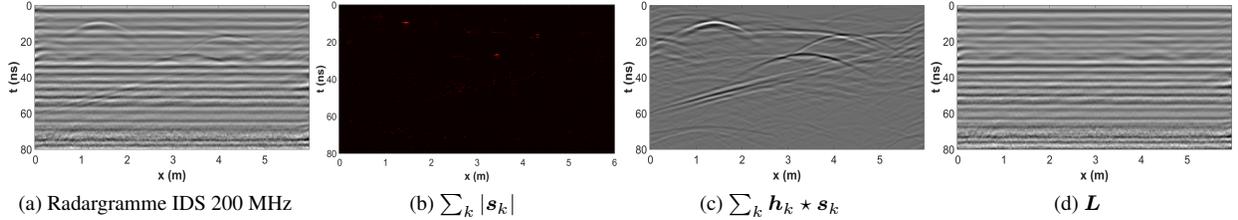


FIGURE 6 – Résultats de la séparation de sources sur un radargramme réel (a) avec $\beta = 0.25$; (b) Somme des coefficients s_k suivant k ; (c) Reconstruction à partir des coefficients $(s_k)_k$ et du dictionnaire : $\sum_k h_k \star s_k$; (d) La matrice de faible rang L .

TABLE 2 – Résultats de l’erreur de reconstruction et du niveau de parcimonie des coefficients pour plusieurs méthodes et des valeurs de β fixées manuellement sur des données réelles.

Méthode	β	PRSB	$\frac{\ y - \hat{y}\ _2}{\ y\ _2}$	$\ (s_k)\ _1$	$\frac{\ (s_k)\ _0}{N \cdot K}$	I
l_2	\times	32.05	0.0409	\times	\times	\times
FISTA	0.0001	25.2	0.0822	127.06	100	210
	0.001	14.3	0.2888	89.48	99.8	201
	0.005	3.8	0.9667	2.08	2.4	271
ADMM l_1	0.0001	39.3	0.0162	136.4	100	10
	0.001	21.6	0.1241	103.5	42.5	47
	0.005	8.5	0.5607	47.3	4.0	177
ADMM $l_1 + l_*$	0.01	50.6	0.0044	5.1	2.44	136
	0.1	42.2	0.0116	1.27	0.14	485
	0.2	39.3	0.0161	0.87	0.06	783

4.5m. Celui-ci pourrait correspondre à une tranchée. L’utilisation du dictionnaire a permis une reconstruction des hyperboles sans perte énergétique sur leurs parties hautes tout en éliminant efficacement le clutter.

5 Conclusion

Dans ce travail, nous avons présenté un dictionnaire d’hyperboles pour des applications sur des données géoradar. Ce dictionnaire est utilisé dans un cadre de séparation de sources pour distinguer le clutter et la représentation parcimonieuse du signal. Nous avons montré que notre méthode permet une reconstruction avec des coefficients plus parcimonieux du signal utile que les méthodes comparées et une suppression du clutter sans impacter les hyperboles. Cependant cette méthode a besoin de plus d’itérations pour converger et l’estimation du clutter peut ne pas être satisfaisante pour une mauvaise valeur de β . Dans de futurs travaux, une estimation automatique de β sera étudiée ainsi qu’une façon efficace d’exploiter les coefficients parcimonieux.

Remerciements

Les auteurs souhaitent remercier BPI France et la Région Île-de-France qui ont supporté ce travail au sein du projet G4M.

Références

- [1] H. Jol, *Ground penetrating radar, theory and applications*. Elsevier, 2009.
- [2] R. Zhang and T. J. Ulrych, “Physical wavelet frame denoising,” *Geophysics*, vol. 68, no. 1, pp. 225–231, 2003.
- [3] S. Mallat and Z. Zhang, “Matching pursuit with time-frequency dictionaries,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, pp. 3397–3415, 1993.
- [4] A. Beck and M. Teboulle, “A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems,” *SIAM J. Img. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 183–202, Mar. 2009.
- [5] B. Wohlberg, “Efficient convolutional sparse coding,” in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2014 IEEE International Conference on*, May 2014, pp. 7173–7177.
- [6] S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato, and J. Eckstein, “Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers,” *Found. Trends Mach. Learn.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–122, Jan. 2011.
- [7] R. Chalasani, J. Principe, and N. Ramakrishnan, “A fast proximal method for convolutional sparse coding,” in *Neural Networks (IJCNN), The 2013 International Joint Conference on*, Aug 2013, pp. 1–5.
- [8] A. Szlam, K. Kavukcuoglu, and Y. LeCun, “Convolutional matching pursuit and dictionary training,” *CoRR*, vol. abs/1010.0422, 2010.