

Une méthode de démixage non supervisée sur la corrélation non linéaire des sorties pour des mélanges bilinéaires; application aux milieux urbains

Andréa Guerrero

2ème année de doctorat

Université Paul Sabatier, IRAP-CNRS

Encadrants de thèse : Yannick Deville et Shahram Hosseini

16 mai 2018



Observation de la Terre (OdT)

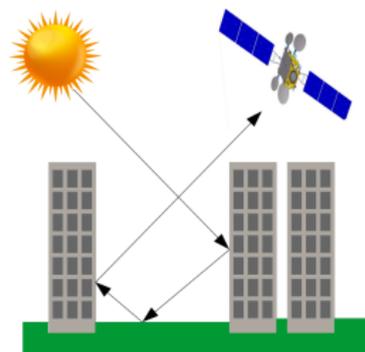


Données = images hyperspectrales dont **1 pixel = spectres sources mélangés**



Séparation Aveugle de Sources (SAS)

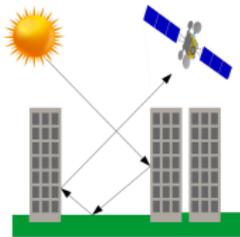
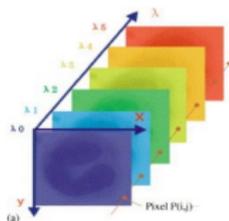
OdT → un grand besoin dans le cas de configurations dites "complexes" : modèles de mélange non linéaire, variant, peu d'a priori sur les sources recherchées ...



- 1 Description méthode BOCSS
- 2 Tests et résultats
- 3 Conclusion et futurs travaux

- 1 Description méthode BOCSS
- 2 Tests et résultats
- 3 Conclusion et futurs travaux

Données : images hyperspectrales issues d'un satellite d'OdT



Cas étudié : scène urbaine avec 2 sources \rightarrow mélange bilinéaire

Modèle de mélange : bilinéaire

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^N a_{ij} s_j(n) + \sum_{k=1}^{N-1} \sum_{l=k+1}^N b_{i,k,l} s_k(n) s_l(n) \quad (1)$$

$Rq : n \rightarrow \lambda$

Pour **séparer les sources** : combinaisons linéaires des mélanges

Systeme de separation

$$\begin{bmatrix} y_1(n) \\ y_2(n) \\ y_3(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(n) \\ x_2(n) \\ x_3(n) \end{bmatrix} \quad (2)$$

- Pas de propriétés habituelles sur les données = besoin de développer une méthode basée sur le type de modèle
- Non négativité de la matrice de mélange (cas OdT)

But : retrouver s_1 (ou resp. s_2) dans y_1 , s_2 (ou resp. s_1) dans y_2 et $s_1.s_2$ dans y_3

Description méthode BOCSS

Développement de la méthode **BOCSS** (**B**ilinear **O**utput **C**orrelation-based **S**ource **S**eparation) basée sur la corrélation entre $y_1 \cdot y_2$ et y_3

corrélation maximale \Leftrightarrow séparation

critère à maximiser :

$$J = \rho^2(y_1 \odot y_2, y_3) \quad (3)$$

avec $\rho(\alpha, \beta) = \frac{\text{cov}(\alpha, \beta)}{\sigma(\alpha)\sigma(\beta)}$

Unicité de la solution \Leftrightarrow Indépendance linéaire entre les vecteurs sources et certains produits de ces derniers

système de séparation $\mathbf{y} = C_t \mathbf{x}$

Separation method

4: Adapt C_t to maximize J in (3)

système de séparation $\mathbf{y} = C_t \mathbf{x}$

Separation method

- 4: Adapt C_t to maximize J in (3)
- 5: **if** $\text{inv}(C_t) \geq 0$ **then**
- 6: Save C_t in C_{global}

-
- *Non négativité matrice de mélange* : propriété des mélanges en OdT

système de séparation $\mathbf{y} = C_t \mathbf{x}$

Separation method

- 2: Initialize supposed mixing matrix \tilde{A}_t^{init}
- 3: $C_t = inv(\tilde{A}_t^{init})$
- 4: Adapt C_t to maximize J in (3)
- 5: **if** $inv(C_t) \geq 0$ **then**
- 6: Save C_t in C_{global}

-
- *Non négativité matrice de mélange* : propriété des mélanges en OdT

système de séparation $\mathbf{y} = C_t \mathbf{x}$

Separation method

- 1: **for all** $t = 1$ to T **do**
 - 2: Initialize supposed mixing matrix \tilde{A}_t^{init}
 - 3: $C_t = inv(\tilde{A}_t^{init})$
 - 4: Adapt C_t to maximize J in (3)
 - 5: **if** $inv(C_t) \geq 0$ **then**
 - 6: Save C_t in C_{global}
 - 7: Cluster C_{global}
-

- *Non négativité matrice de mélange* : propriété des mélanges en OdT
- *Clustering* : k-medoid de MATLAB

- 1 Description méthode BOCSS
- 2 Tests et résultats
- 3 Conclusion et futurs travaux

Tests sur mélange artificiel de spectres réels

- issu de USGS [1] : spectre ré-échantillonné pour avoir 10 ou 100 échantillons
- mélange bilinéaire pour obtenir 3 observations
- $T = 1000$ ou 10000 tests
- initialisation de C : inverse de A + du bruit 10,20,50,100% jusqu'à l'initialisation aléatoire \rightarrow robustesse à l'initialisation ?

Critère de performances : Erreur quadratique normalisée

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\min_{i \neq j \in \{1,2\}} (F_{ij})}}{\sqrt{\|s_1^2\| + \|s_2^2\|}} \quad (4)$$

avec F_{ij} :

$$\min_{\epsilon_1 = \pm 1} \left(\|s_1 + \epsilon_1 \frac{\|s_1\|}{\|y_i\|} y_i\|^2 \right) + \min_{\epsilon_2 = \pm 1} \left(\|s_2 + \epsilon_2 \frac{\|s_2\|}{\|y_j\|} y_j\|^2 \right)$$

Comparaison avec une méthode de l'état de l'art :

NMF Gradient-Newton LQ (NMF-Grd-Newton-LQ) développé par *I. Meganem et al.* [2] appliqué au cas bilinéaire.

→ critère basé sur la NMF et minimisé par descente de Gradient avec un pas adaptatif de Newton

- *même tests que pour notre méthode*
- initialisation de la matrice A directement pour cette méthode + initialisation des spectres nécessaires (ici, constant à la valeur de 0.5)

TABLE – Test results for spectra with **10 samples**

T = 1000 tests without diagonal constraint					
Noise added to C_t^{rinit}	10%	20%	50%	100%	random initialization
NRMSE (%)	0.08	0.6	0.32	0.46	1.44
with diagonal constraint					
NRMSE (%)	0.022	0.1	0.33	0.11	0.67
T = 10000 tests without diagonal constraint					
NRMSE (%)	0.08	0.09	0.25	0.4	1.15
with diagonal constraint					
NRMSE (%)	0.016	0.11	0.34	0.48	4.7

TABLE – Test results for spectra with **100 samples**

T = 1000 tests without diagonal constraint					
Noise added to C_t^{init}	10%	20%	50%	100%	random initialization
NRMSE (%)	0.02	0.14	0.31	0.42	1.44
with diagonal constraint					
NRMSE (%)	0.02	0.1	0.25	0.33	7.93
T = 10000 tests without diagonal constraint					
NRMSE (%)	0.01	0.13	0.28	0.45	0.64
with diagonal constraint					
NRMSE (%)	0.0058	0.14	0.33	0.37	0.65

temps de calcul : 10000 tests en environ 30 minutes

Résultats tests méthode NMF-Grd-Newton-LQ

TABLE – Tests with the NMF-Grd-Newton-LQ method

tests for 10-sample sources					
Noise added to A^{init}	10%	20%	50%	100%	random initialization
NRMSE (%)	9.06	9.06	9.06	9.07	9.1
tests for 100-sample sources					
NRMSE (%)	9.09	9.09	9.09	9.09	9.13

Temps de calcul : quelques minutes

⇒ NRMSE **9 à 10 fois** plus important !

- 1 Description méthode BOCSS
- 2 Tests et résultats
- 3 Conclusion et futurs travaux**

- Méthode efficace au vu du NRMSE
- 1000 tests suffisent à atteindre de bons résultats
- très peu de contraintes sur les sources !

Améliorations envisagées :

- étendre la méthode à plus de 2 sources
- algorithme de maximisation de la fonction coût à améliorer (éviter maxima locaux)
- enlever la propriété de non-négativité
- appliquer la méthode à d'autres domaines (Chimie par ex)



R.F. Kokaly, R.N. Clark, G.A. Swayze, K.E. Livo, T.M. Hoefen, N.C. Pearson, R.A. Wise, W.M. Benzel, H.A. Lowers, R.L. Driscoll, and A.J. Klein.

USGS Spectral Library version 7 : U.S. Geological Survey Data Series 1035.

<https://doi.org/10.3133/ds1035>, 2017.



I. Meganem, Y. Deville, S. Hosseini, P. Déliot, and X. Briottet.

Linear-quadratic blind source separation using nmf to unmix urban hyperspectral images.

IEEE Transactions on Signal Processing, 62(7) :1822–1833, April 2014.

Merci pour votre attention !



Avez-vous des questions ?

Annexe

Preuve d'unicité de la solution pour BOCSS

On pose :

$$\begin{aligned}y(n) &= C\tilde{A}\tilde{s}(n) \\ &= G\tilde{s}(n).\end{aligned}\tag{5}$$

Soit :

$$y_i(n) = g_{i1}s_1(n) + g_{i2}s_2(n) + g_{i3}s_1(n)s_2(n).\tag{6}$$

$$\begin{aligned}y_1 \odot y_2 &= g_{11}g_{21}s_1 \odot s_1 + (g_{11}g_{22} + g_{12}g_{21})s_1 \odot s_2 \\ &\quad + g_{12}g_{22}s_2 \odot s_2 + (g_{11}g_{23} + g_{13}g_{21})s_1 \odot s_1 \odot s_2 \\ &\quad + (g_{12}g_{23} + g_{13}g_{22})s_1 \odot s_2 \odot s_2 \\ &\quad + g_{13}g_{23}s_1 \odot s_1 \odot s_2 \odot s_2.\end{aligned}\tag{7}$$

Propriété nécessaire : $s_1, s_2, s_1 \odot s_1, s_1 \odot s_2, s_2 \odot s_2, s_1 \odot s_1 \odot s_2, s_1 \odot s_2 \odot s_2, s_1 \odot s_1 \odot s_2 \odot s_2$ linéairement indépendant et y_1, y_2 et y_3 non nul.

selon (6) : $g_{31} = g_{32} = 0$.

$$y_1 \odot y_2 = (g_{11}g_{22} + g_{12}g_{21})s_1 \odot s_2 \quad (8)$$

Avec les contraintes sur g_{ij} suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} g_{11}g_{21} = 0 \\ g_{12}g_{22} = 0 \\ (g_{11}g_{23} + g_{13}g_{21}) = 0 . \\ (g_{12}g_{23} + g_{13}g_{22}) = 0 \\ g_{13}g_{23} = 0 \end{array} \right. \quad (9)$$

Avec (8), on a :

$$\left\{ \begin{array}{l} g_{11}g_{22} \neq 0 \\ \text{or} \\ g_{12}g_{21} \neq 0 \end{array} \right. . \quad (10)$$

1er cas :

$$g_{11} = 0 \text{ alors } g_{12} \neq 0 \text{ et } g_{21} \neq 0. \quad (11)$$

Equation (8) devient :

$$y_1 \odot y_2 = g_{12}g_{21}s_1 \odot s_2. \quad (12)$$

Les équations (9), (10) et (11) donnent :

$$\begin{cases} g_{12} \neq 0 \text{ alors } g_{22} = 0 \\ (g_{11}g_{23} + g_{13}g_{21}) = g_{13}g_{21} = 0 \text{ alors } g_{13} = 0. \\ (g_{12}g_{23} + g_{13}g_{22}) = g_{12}g_{23} = 0 \text{ alors } g_{23} = 0 \end{cases} \quad (13)$$

Chaque sortie est proportionnelle à 1 source :

$$\begin{aligned} y_1 &= g_{12}s_2 \\ y_2 &= g_{21}s_1. \end{aligned} \quad (14)$$

On obtient alors :

$$G_1 = \begin{bmatrix} 0 & g_{12} & 0 \\ g_{21} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & g_{33} \end{bmatrix}. \quad (15)$$

Autre cas : $g_{11} \neq 0$

(9) $\Rightarrow g_{21} = 0$ et (10) $\Rightarrow g_{22} \neq 0$.

Alors (9) $\Rightarrow g_{12} = 0$.

Avec les mêmes démos, on trouve :

$$G_2 = \begin{bmatrix} g_{11} & 0 & 0 \\ 0 & g_{22} & 0 \\ 0 & 0 & g_{33} \end{bmatrix}. \quad (16)$$