

# Impact de la résolution spatiale sur les méthodes de démixage hyperspectral

Simon Rebeyrol<sup>1,2</sup>, Yannick Deville<sup>2</sup>, Véronique Achard<sup>1</sup>, Xavier Briottet<sup>1</sup>, Stéphane May<sup>3</sup>  
<sup>1</sup>(ONERA), <sup>2</sup>(IRAP-UPS-CNRS-CNES), <sup>3</sup>(CNES)

## 1 Objectifs

Comprendre et quantifier les performances de différentes méthodes de démixage d'images hyperspectrales sur des images de différentes résolutions spatiales.

## 2 Le démixage hyperspectral

Un pixel de l'image projeté au sol délimite une surface composée de plusieurs matériaux, chacun caractérisé par leur réflectance spectrale et leur abondance. Le démixage a pour but d'estimer les spectres de réflectance  $\rho_i$  et l'abondance  $\alpha_i$  de ces différents matériaux dans la scène en utilisant la richesse spectrale de l'imagerie hyperspectrale.

Le modèle le plus couramment utilisé est celui du mélange linéaire additif :

$$m = \sum_1^{N_s} \alpha_i \rho_i \quad \text{avec} \quad \sum_1^{N_s} \alpha_i = 1 \quad \alpha_i, \rho_i \in [0; 1]$$

## 3 Données utilisées

Images hyperspectrales en réflectance : FWHM : 5 nm, pas spectral : 11 nm, générées à l'aide des logiciels COMANCHE/COCHISE ainsi que d'un simulateur de capteurs développé à l'ONERA. Plusieurs résolutions spatiales sont simulées.



## 4 Méthodologie

Critères de performance utilisés

- Normalized Root Mean Square Error (**NRMSE**)
- Spectral Angle Mapper (**SAM**)

Spectres de référence :

- Vérité terrain construite visuellement sur chaque image à 50 cm de résolution spatiale.



## 5 Méthodes de démixage

### Méthodes à pixels purs :

- Automated Target Generation Process (**ATGP**) [1]
- Vertex Component Analysis (**VCA**) [2]

### Méthodes à volume minimal :

- Simplex Identification via Split Augmented Lagrangian (**SISAL**) [2]
- Minimum Volume Constrained Nonnegative Matrix Factorization (**MVCNMF**) [2]

### Méthodes à factorisation de matrices :

- Nonnegative Matrix Factorization (**NMF**) [3]

## 6 Construction des matrices de performances et calcul des performances globales

### Construction de la matrice de performance, deux références possibles :

- On calcule le spectre moyen de chaque classe et on applique les critères de performance entre chaque spectre moyen et chaque pôle de mélange extrait.
- On applique les critères de performance entre chaque spectre des classes de référence et les pôles de mélange extraits.  
Les éléments des matrices de performance sont alors les meilleures performances calculées entre le pôle de mélange extrait et les spectres de la classe de référence considérée.

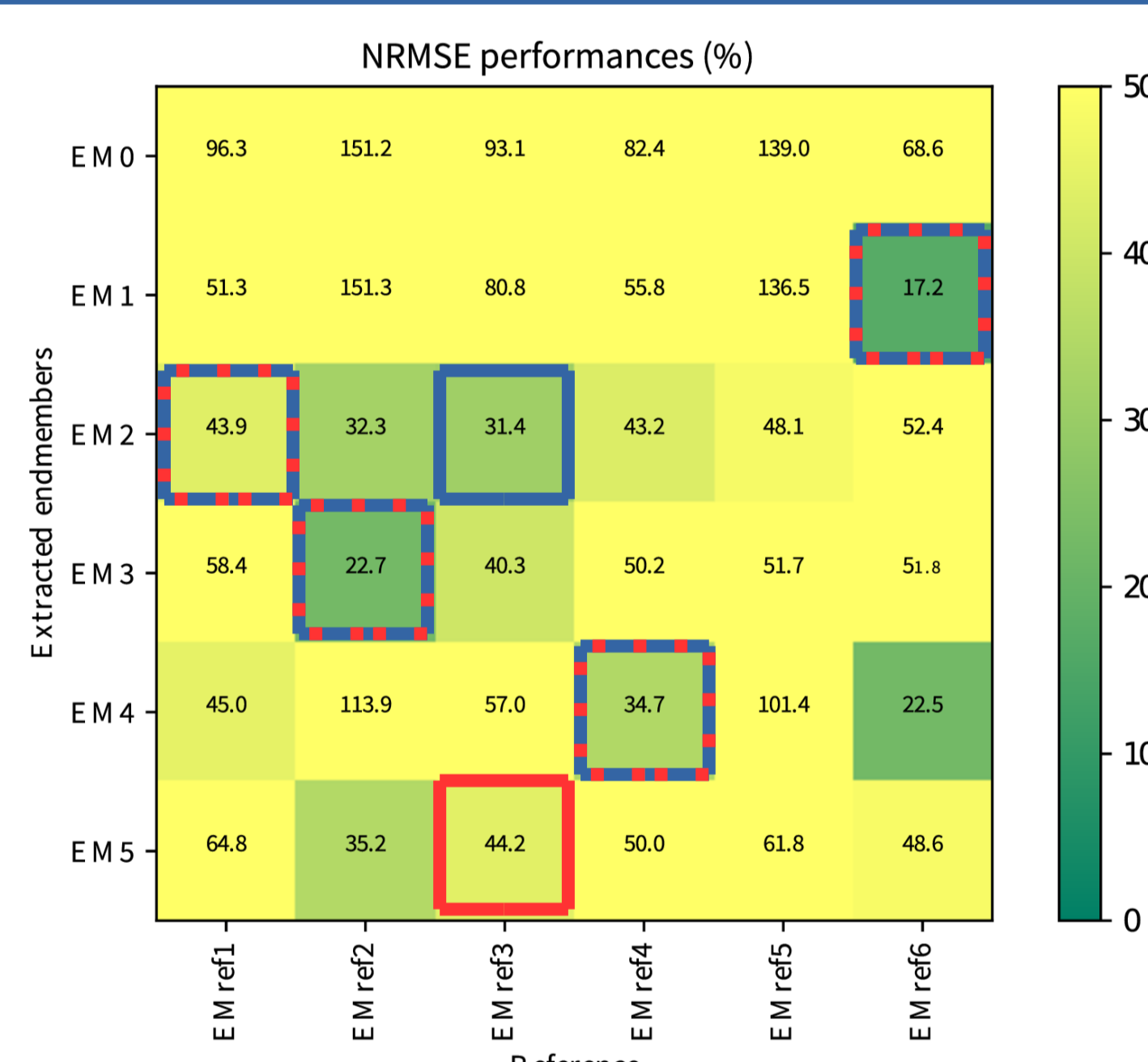


Figure 1 : Exemple de matrice de performance

### Calcul des performances globales, deux variantes :

- Moyenne des meilleures valeurs de critère par référence. En bleu sur la figure 1, les valeurs qui seront moyennées.
- Moyenne des meilleures valeurs de critère par référence, mais en ne prenant plus en compte les pôles de mélange déjà appariés (de manière itérative). En rouge sur la figure 1, les valeurs qui seront moyennées.

## 7 Résultats et conclusions

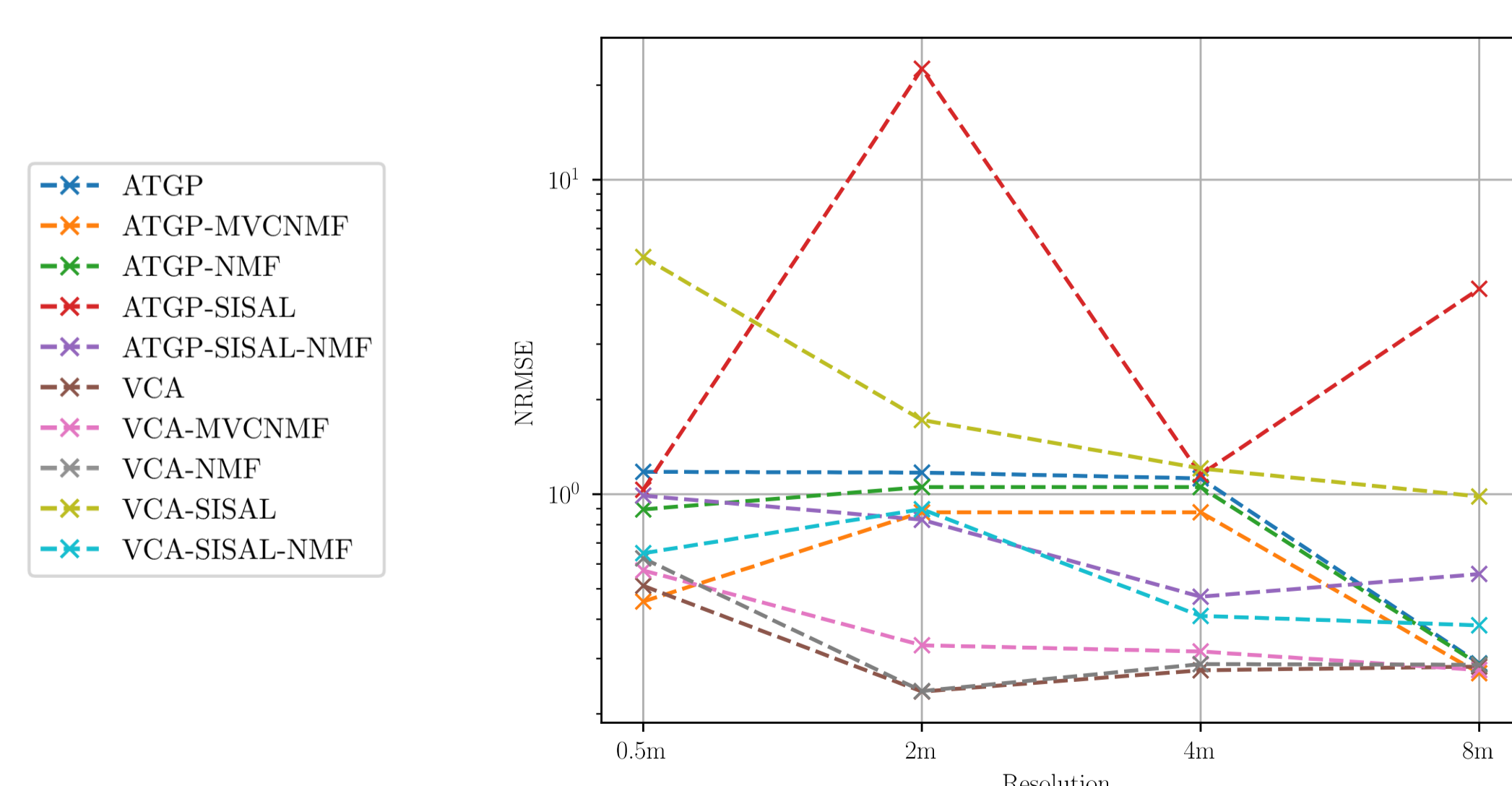


Figure 2 : NRMSE et SAM globaux par résolution spatiale, pour 18 pôles de mélange, la moyenne des classes comme référence, sans appariement

### Conclusions :

- La même tendance apparaît quels que soient les références et critères choisis : pour ce type de scène périurbaine, moins elle est résolue spatialement, plus les pôles de mélange extraits se rapprochent des spectres de références. **Les résultats sont équivalents pour des milieux ruraux. On s'attend à trouver des résultats sensiblement différents pour les milieux urbains.** Une explication envisagée serait que le niveau de bruit et la complexité des spectres des scènes sont amoindries par rapport à la résolution spatiale. **Cependant**, quelle que soit l'approche, la méthode d'analyse des performances a ses limites car la construction de la vérité terrain est subjective et ne représente pas mathématiquement les spectres purs recherchés dans l'image. Les méthodes qui semblent se dégager sont celles basées sur l'hypothèse de pixels purs dans l'image, éventuellement suivies d'une NMF.

## Références

- [1] Hsuan Ren and Chein-I Chang, "Automatic spectral target recognition in hyperspectral imagery," in IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 39, no. 4, pp. 1232-1249, Oct. 2003.
- [2] J. M. Bioucas-Dias et al., "Hyperspectral Unmixing Overview: Geometrical, Statistical, and Sparse Regression-Based Approaches," in IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 5, no. 2, pp. 354-379, April 2012.
- [3] V. Paul Pauca, J. Piper, Robert J. Plemmons, Nonnegative matrix factorization for spectral data analysis, Linear Algebra and its Applications, Volume 416, Issue 1, 2006, Pages 29-47, ISSN 0024-3795