



Méthodes de séparation aveugle de sources et application à la télédétection spatiale

Moussa Sofiane KAROUI ^{1, 2, 3}

Sofiane.Karoui@irap.omp.eu

Directeurs de thèse : Yannick DEVILLE ² et Abdelaziz OUAMRI ³

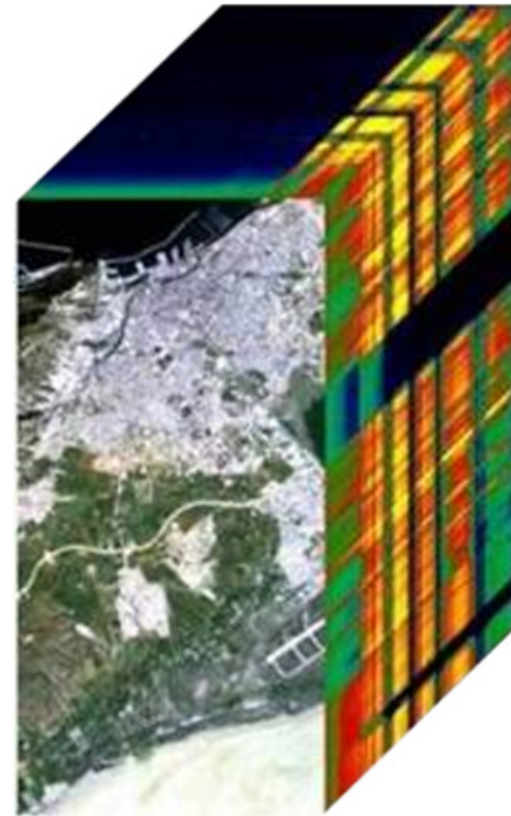
Encadrant : Shahram HOSSEINI ²

¹ Division Observation de la Terre, Centre des Techniques Spatiales (CTS), Arzew, Algérie

² Institut de Recherche en Astrophysique et Planétologie (IRAP), Université de Toulouse, UPS-OMP, CNRS, Toulouse, France

³ Laboratoire Signaux et Images (LSI), Université des Sciences et de la Technologie d'Oran - Mohamed Boudiaf (USTO MB), Algérie

Traitement des **images multi\hyperspectrales** de télédétection spatiale optique par **une (des) méthode(s) originale(s) de séparation aveugle de sources.**



Plan de l'exposé

Partie 1 : Introduction

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Conclusion et quelques perspectives

Productions scientifiques

Partie 1 : Introduction

- Généralités sur la télédétection spatiale optique
- Problématique abordée dans la thèse
- Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)
- Modélisation des données selon la BSS

Partie 1 : Introduction

- Généralités sur la télédétection spatiale optique
- Problématique abordée dans la thèse
- Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)
- Modélisation des données selon la BSS

Partie 1 : Introduction

Généralités sur la télédétection spatiale optique



Télédétection spatiale = détermination de caractéristiques de la surface de la Terre par des mesures effectuées sans contact avec celle-ci.

La télédétection spatiale optique constitue un outil pour la compréhension, le suivi et la gestion de nombreux processus naturels.

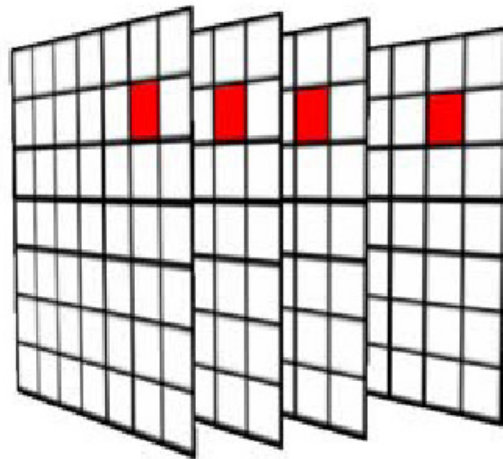
Partie 1 : Introduction

Généralités sur la télédétection spatiale optique

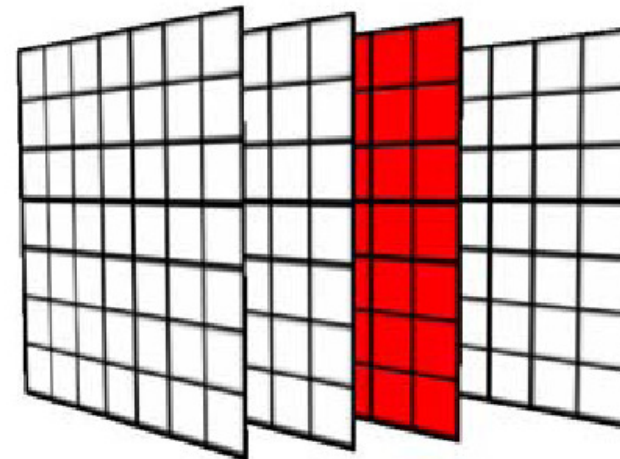
Elle consiste en une acquisition simultanée d'images dans différentes bandes spectrales.

Elle fournit pour chaque pixel de l'image un spectre.

Nombre d'échantillons du spectre = nombre de bandes spectrales.



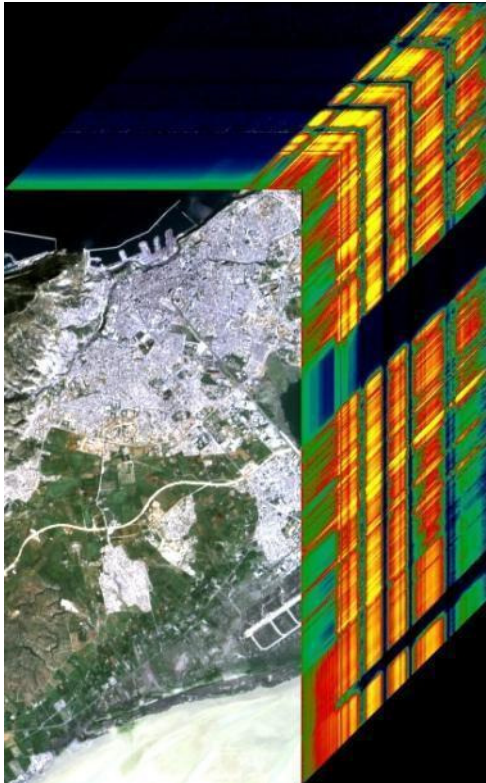
Spectre



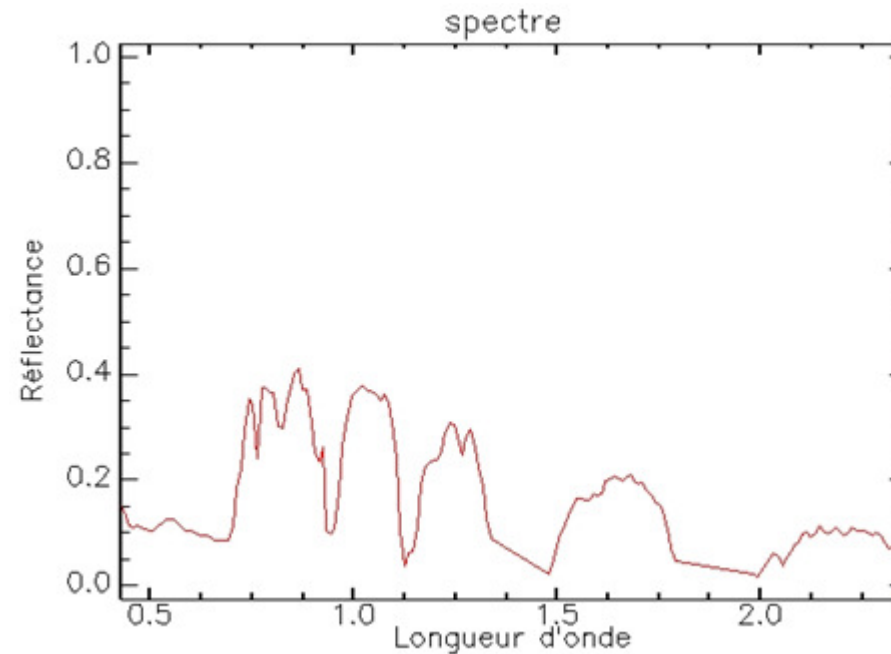
Bande spectrale

Partie 1 : Introduction

Généralités sur la télédétection spatiale optique



Chaque pixel contient un spectre.



L'analyse des spectres permet d'identifier les constituants de surface, quantifier les composants et cartographier leur distribution spatiale.

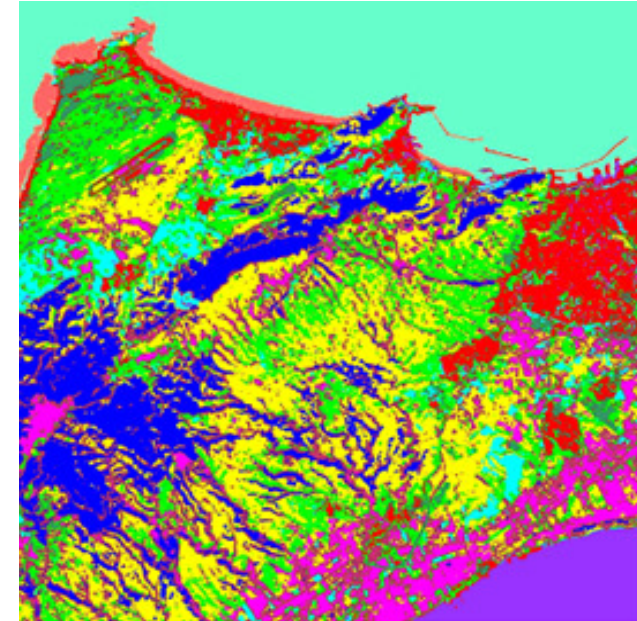
Partie 1 : Introduction

- Généralités sur la télédétection spatiale optique
- Problématique abordée dans la thèse
- Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)
- Modélisation des données selon la BSS

Partie 1 : Introduction

Problématique abordée dans la thèse

L'analyse des images conduit généralement à la réalisation de cartes thématiques d'occupation des sols par le biais d'une classification, où chaque pixel est affecté à **une et une seule classe**.

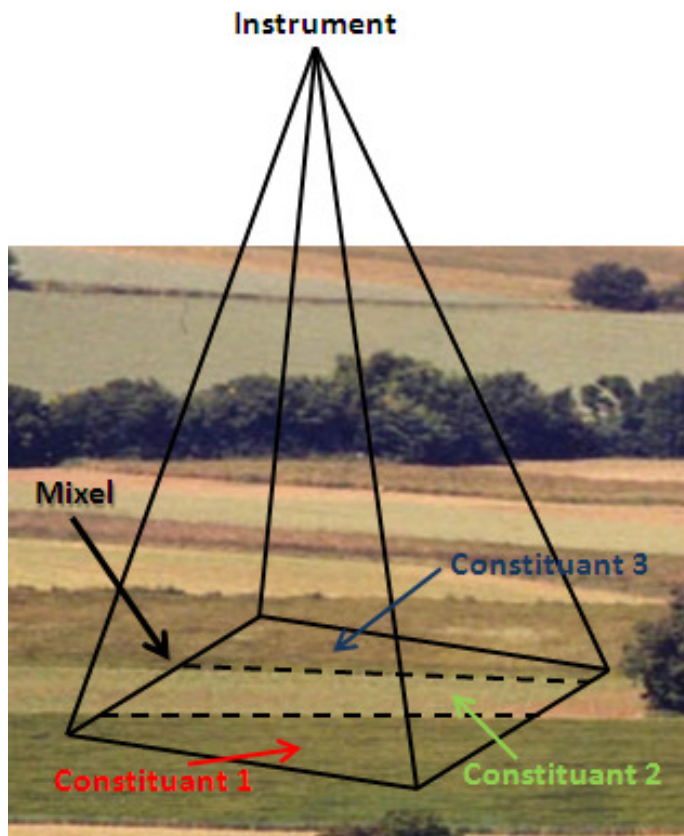


Généralement, les images sont acquises sur des **scènes hétérogènes** dans lesquelles plusieurs constituants (matériaux purs) sont présents.

Les pixels d'une image peuvent contenir **plusieurs matériaux purs** dont les spectres respectifs contribuent aux spectres observés.

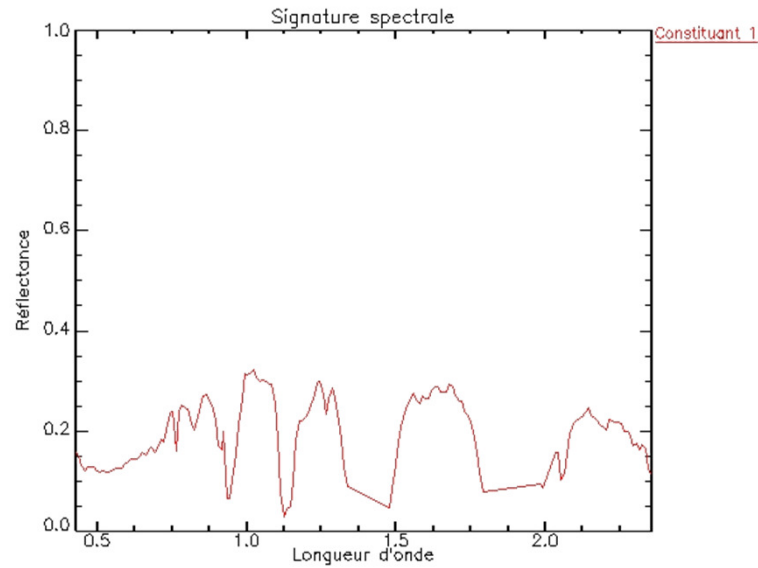
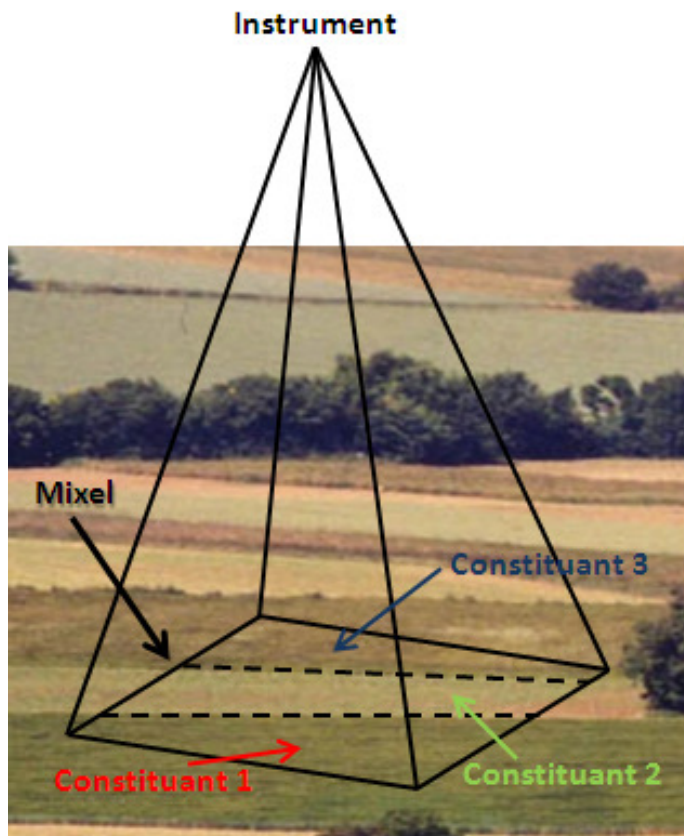
Partie 1 : Introduction

Problématique abordée dans la thèse



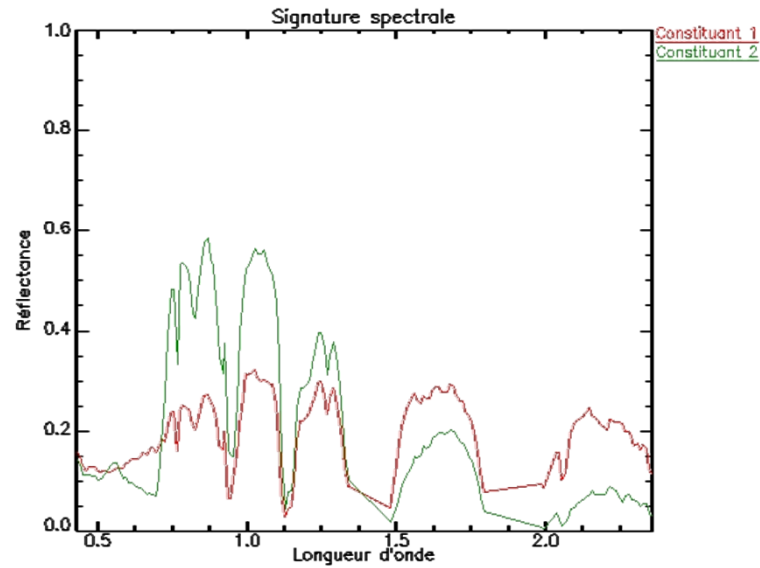
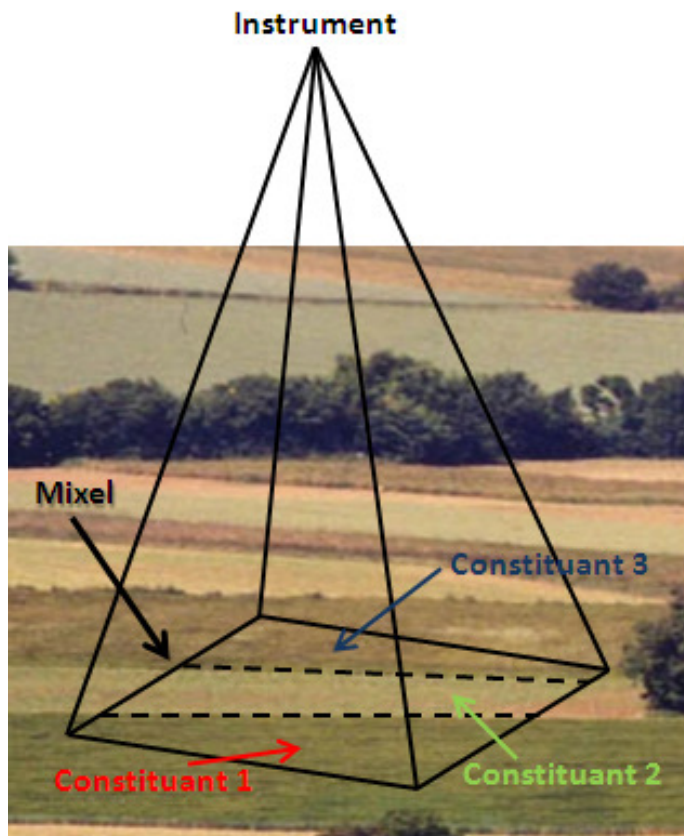
Partie 1 : Introduction

Problématique abordée dans la thèse



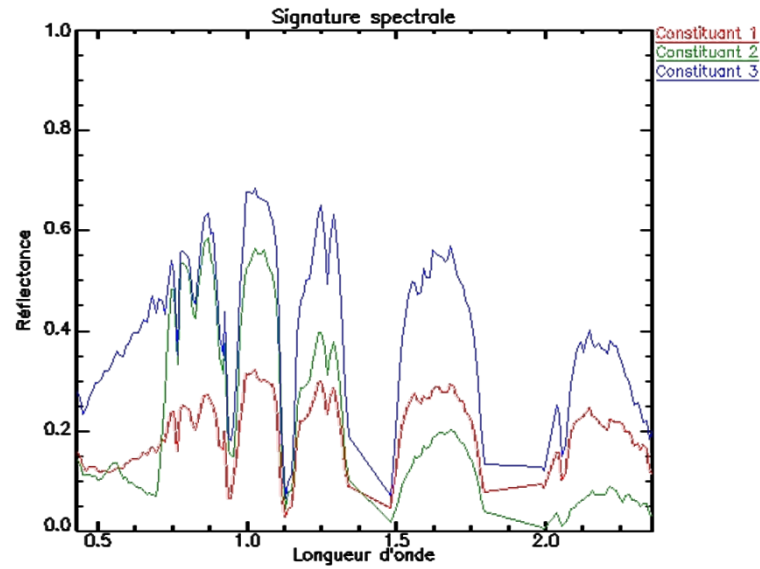
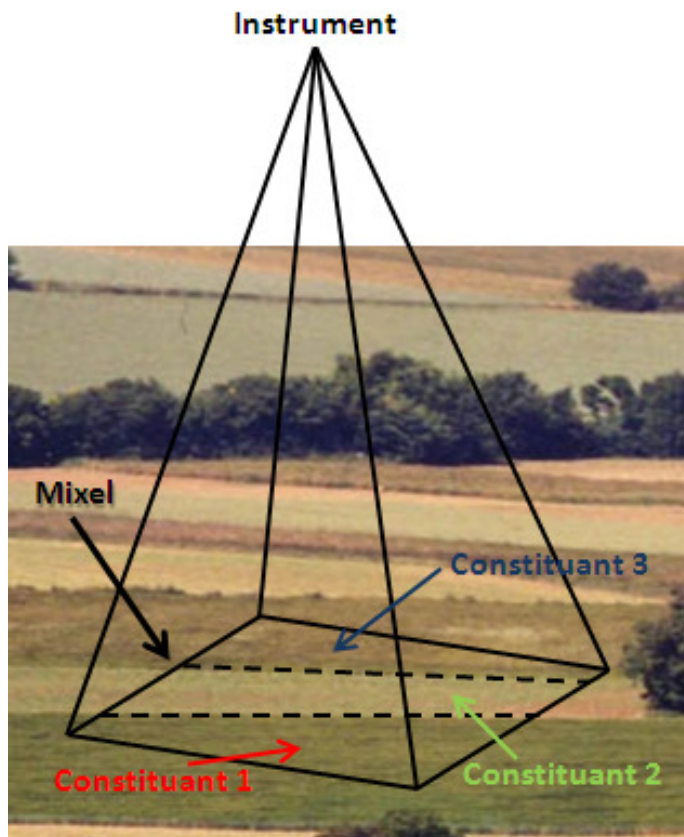
Partie 1 : Introduction

Problématique abordée dans la thèse



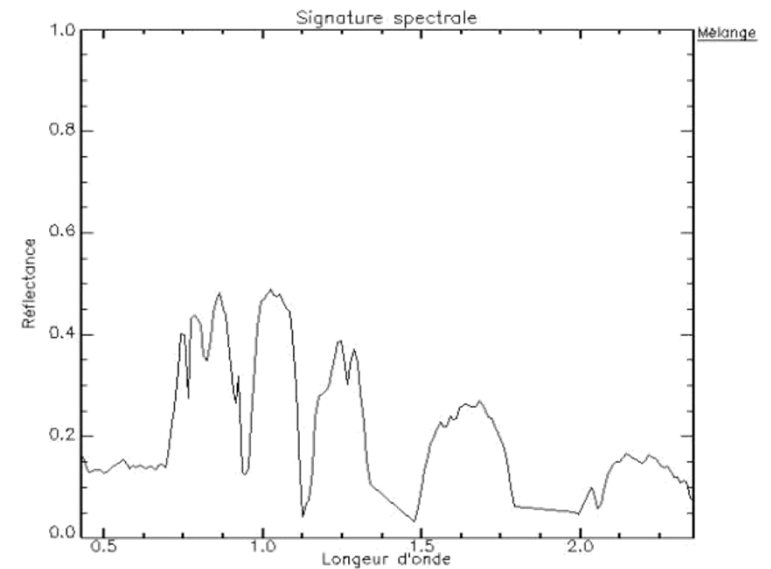
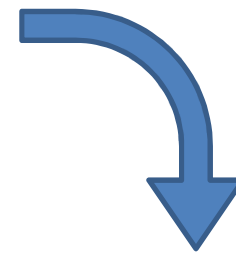
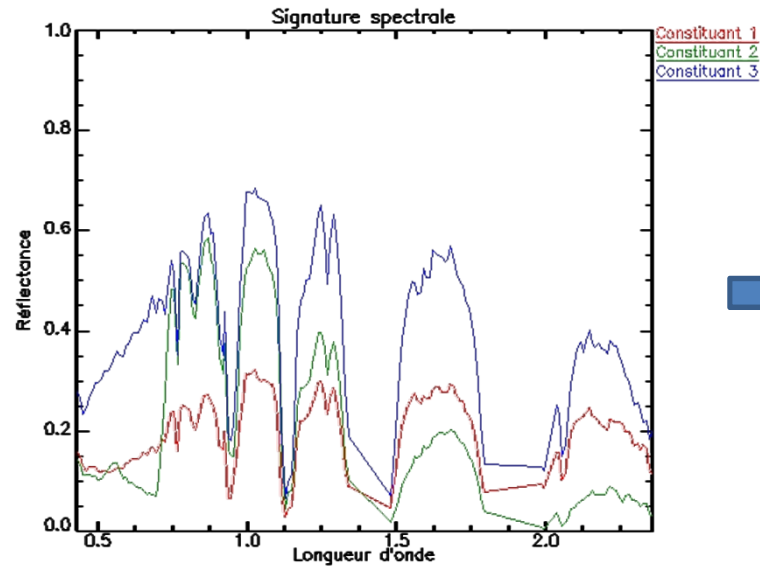
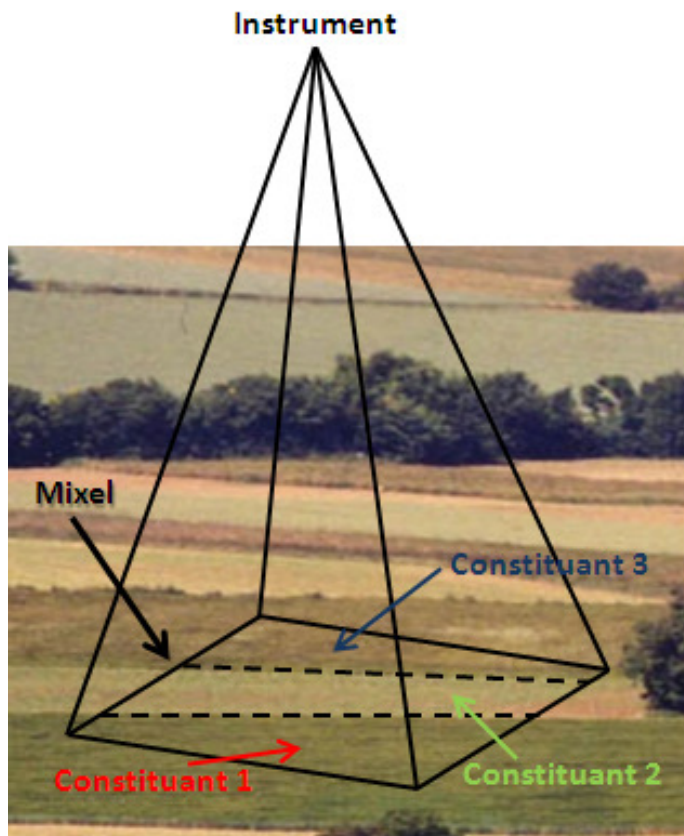
Partie 1 : Introduction

Problématique abordée dans la thèse



Partie 1 : Introduction

Problématique abordée dans la thèse



Partie 1 : Introduction

Problématique abordée dans la thèse

Démélanger chaque pixel d'une image par le développement d'une (plusieurs) approche(s) basée(s) sur la **BSS**.

Extraction des **spectres** des matériaux purs, et aussi le calcul, par la réalisation de **cartes d'abondances**, des **taux de présence** de chaque matériau pur dans chaque pixel.

Partie 1 : Introduction

- Généralités sur la télédétection spatiale optique
- Problématique abordée dans la thèse
- Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)
- Modélisation des données selon la BSS

Partie 1 : Introduction

Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)

La séparation aveugle de sources (BSS) est une discipline de traitement du signal et de l'image.

Les premiers travaux sont attribués à *Hérault, Jutten* et *Ans* au milieu des années 1980.

Initialement formulée pour des signaux audio.

Partie 1 : Introduction

Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)

La BSS restaure L signaux sources s_j à partir de K signaux observés x_j . Ces observations sont des mélanges des signaux sources.

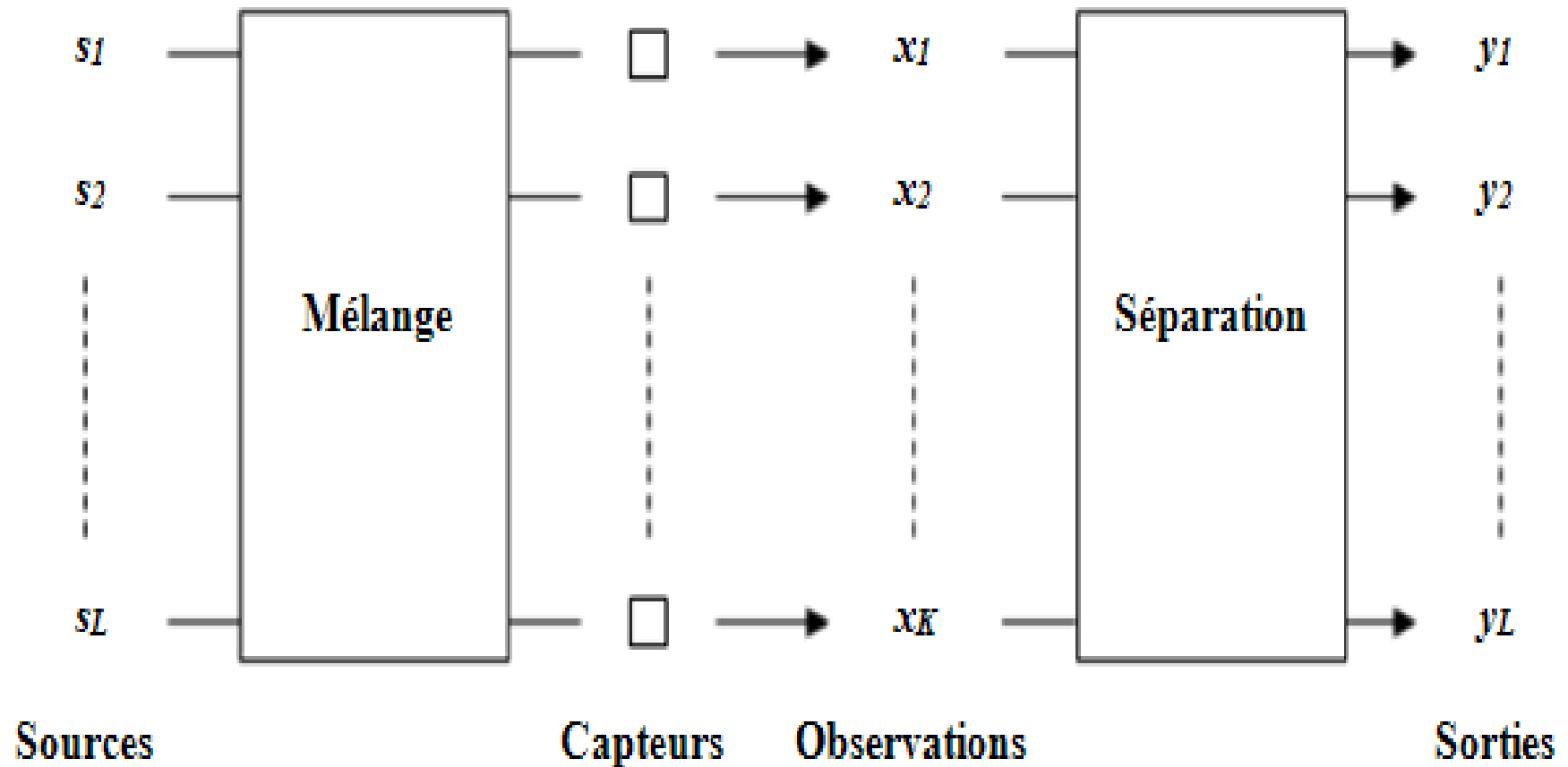
Le mélange est dû à la propagation des signaux sources jusqu'aux capteurs.

Aveugle : les sources et le mélange sont inconnus.

La BSS fournit des sorties y_j égales aux signaux sources s_j .

Partie 1 : Introduction

Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)



Partie 1 : Introduction

Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)

Deux points à prendre en considération :

1. La dimension : **Nb sources** par rapport au **Nb d'observations**.
2. Le mélange : le plus étudié est le **mélange linéaire instantané**

$$x(t) = A s(t)$$

Principe : déterminer une estimation \hat{A}^{-1} de A^{-1}

$$y = \hat{A}^{-1} x = \hat{A}^{-1} A s = \hat{s} \approx s$$

Indéterminations : Permutation et Proportionnalité.

Partie 1 : Introduction

Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)

La BSS peut être réalisée à l'aide de trois grandes familles de méthodes :

1. L'analyse en composantes indépendantes (ICA) :
Hypothèse : indépendance statistique des sources.
2. L'analyse en composantes parcimonieuses (SCA) :
Hypothèse : la parcimonie conjointe des sources.
3. La factorisation en matrices non-négatives (NMF) :
Hypothèse : la non-négativité du mélange et des sources.

Partie 1 : Introduction

- Généralités sur la télédétection spatiale optique
- Problématique abordée dans la thèse
- Généralités sur la séparation aveugle de sources (BSS)
- Modélisation des données selon la BSS

Partie 1 : Introduction

Modélisation des données selon la BSS

Tirer profit des techniques de la BSS pour une application en télédétection spatiale optique.

Nature du mélange considéré : ***linéaire instantané***.

Un spectre observé représente une moyenne pondérée des différents spectres des matériaux purs.

Partie 1 : Introduction

Modélisation des données selon la BSS

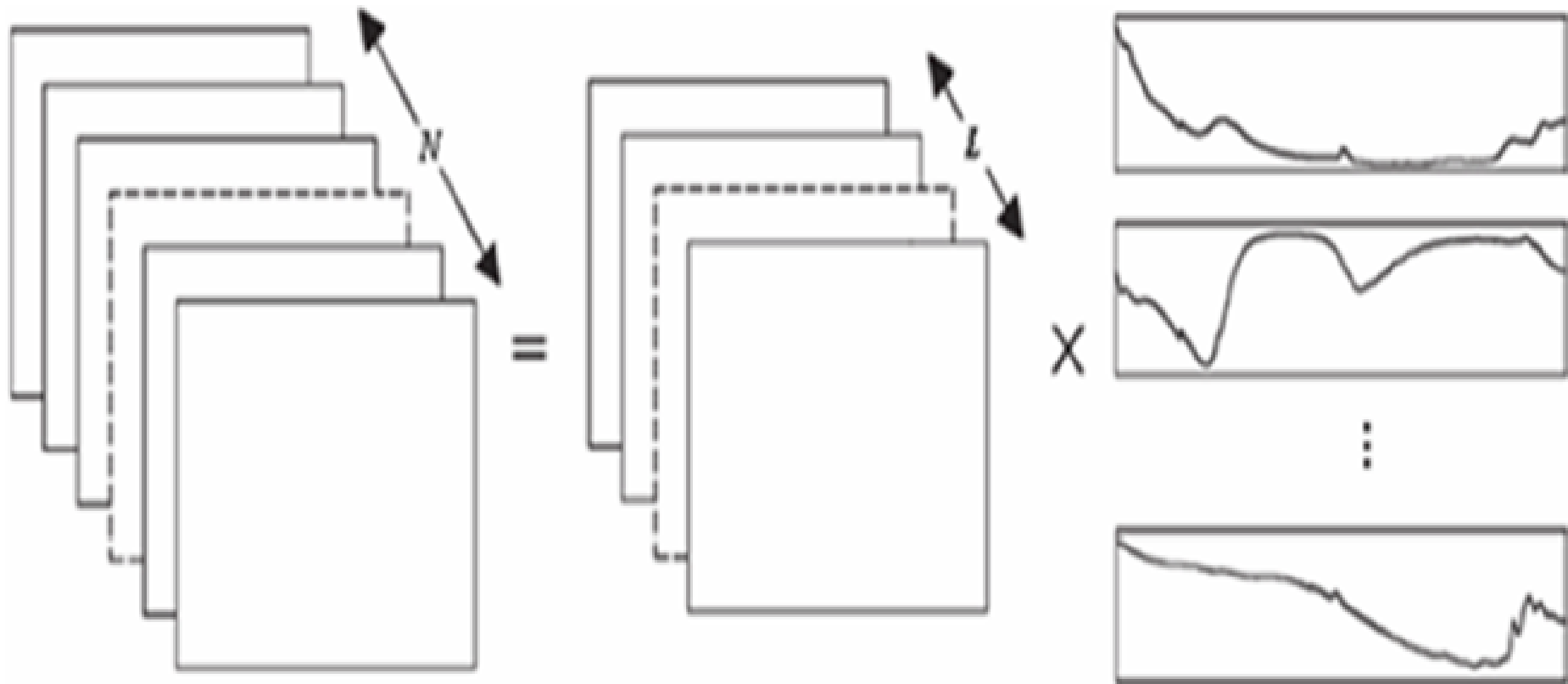
Selon la terminologie de la BSS, la question qui se pose est : qu'appelle-t-on "**observations**" et qu'appelle-t-on "**sources**" ?

Deux réponses peuvent être apportées à cette dernière question selon **deux configurations différentes**.

Partie 1 : Introduction

Modélisation des données selon la BSS

Configuration "sources spectrales"



**Observations : K pixels
(N bandes spectrales)**

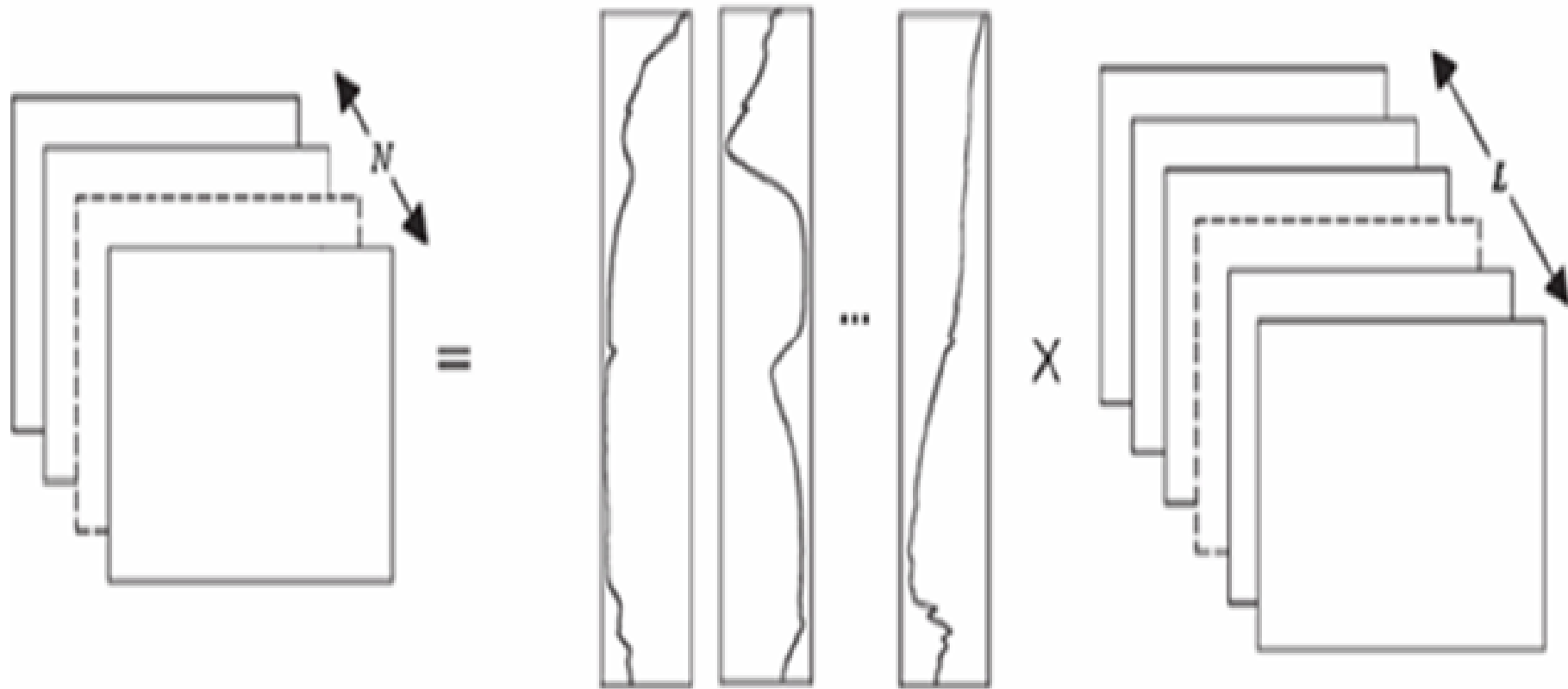
**Matrice de mélange :
 L cartes d'abondances (K pixels)**

**L sources spectrales
(N échantillons)**

Partie 1 : Introduction

Modélisation des données selon la BSS

Configuration "sources spatiales"



Observations :
 N bandes spectrales
(K pixels)

Matrice de mélange :
 L spectres de matériaux purs
(N échantillons)

L sources spatiales
(K pixels)

Partie 1 : Introduction

Modélisation des données selon la BSS

Configuration "sources spatiales"

$$\begin{pmatrix} x_1(1) & \dots & x_1(K) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_N(1) & \dots & x_N(K) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & \dots & a_{NL} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} s_1(1) & \dots & s_1(K) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_L(1) & \dots & s_L(K) \end{pmatrix}$$

$$i = 1 \dots K$$

$$a_{nj}, s_j(i) \geq 0 \text{ and } \sum_j s_j(i) = 1, \forall j = 1 \dots L$$
$$n = 1 \dots N$$

Les observations : les bandes spectrales de l'image.

Les sources : les cartes d'abondances des matériaux purs (sources spatiales).

Le modèle de séparation est souvent **sous-déterminé** pour une **image multispectrale**, et il est **sur-déterminé** pour une **image hyperspectrale**.

Partie 1 : Introduction

Modélisation des données selon la BSS

Configuration "**sources spatiales**"

Les sources spatiales (cartes d'abondances) ne sont pas statistiquement indépendantes, et donc, **l'ICA n'est pas applicable.**

Cependant, on peut envisager **l'utilisation de l'ICA comme un prétraitement** d'une image en vue d'une **classification de ses pixels.**

Partie 1 : Introduction

Modélisation des données selon la BSS

Configuration "**sources spatiales**"

Les sources spatiales sont non-négatives, mais **la NMF est aussi difficilement applicable** (problème d'unicité).

Là aussi, on peut envisager **l'utilisation de la NMF comme un prétraitement** pour le processus classificatoire.

Partie 1 : Introduction

Modélisation des données selon la BSS

Configuration "**sources spatiales**"

Les sources spatiales sont parcimonieuses. Ainsi, **l'utilisation de la SCA est appropriée pour l'identification de la matrice de mélange.**

Par contre, **l'extraction des sources** ne peut se faire par **une simple inversion du modèle** (l'inversion ne vérifie pas nécessairement la contrainte de non-négativité).

On peut espérer **réaliser la séparation par la combinaison de la SCA et les méthodes basées sur la contrainte de non-négativité (NMF et NLS).**

***Adopter la configuration "sources spatiales",
et développer des approches pour le
traitement des images de télédétection
spatiale optique.***

Partie 2 : Contributions méthodologiques

- Prétraitement par BSS d'une image multispectrale en vue de sa classification
- Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale sans pixels purs, combinée avec une image multispectrale avec pixels purs

Partie 2 : Contributions méthodologiques

- Prétraitement par BSS d'une image multispectrale en vue de sa classification
- Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale sans pixels purs, combinée avec une image multispectrale avec pixels purs

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Prétraitement par BSS d'une image multispectrale

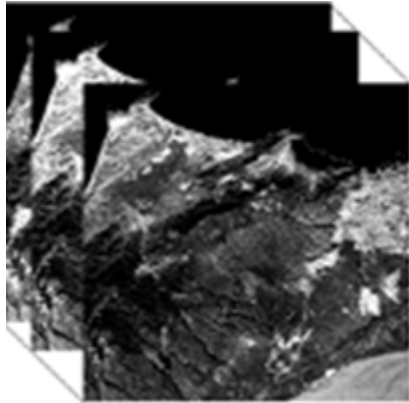
Méthode proposée

Prétraitement par des méthodes classiques de la BSS (ICA ou NMF) d'une image multispectrale en vue d'améliorer la classification supervisée de ses pixels.

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Prétraitement par BSS d'une image multispectrale

Méthode proposée

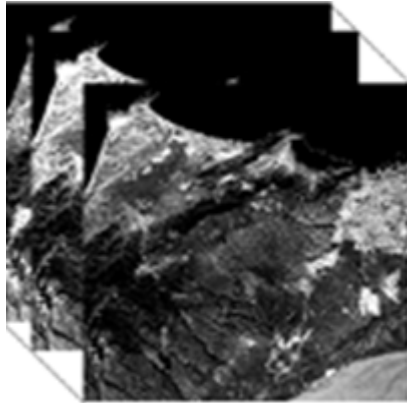


Canaux spectraux initiaux

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Prétraitement par BSS d'une image multispectrale

Méthode proposée



Canaux spectraux initiaux

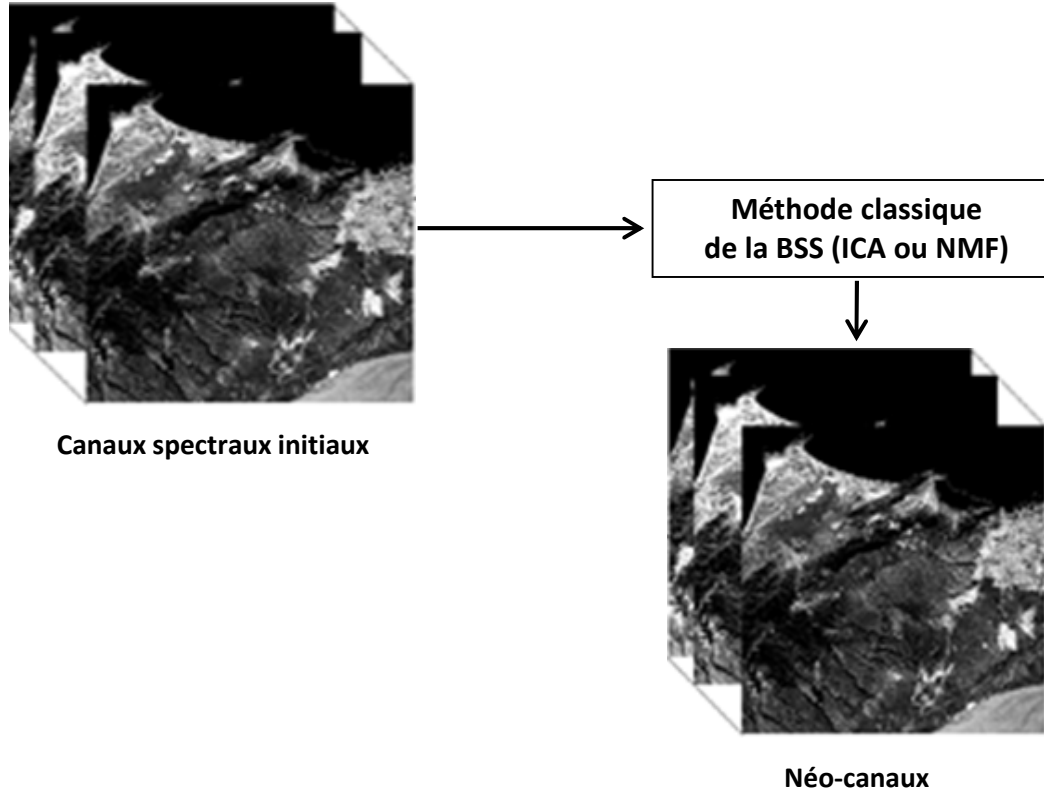


Méthode classique
de la BSS (ICA ou NMF)

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Prétraitement par BSS d'une image multispectrale

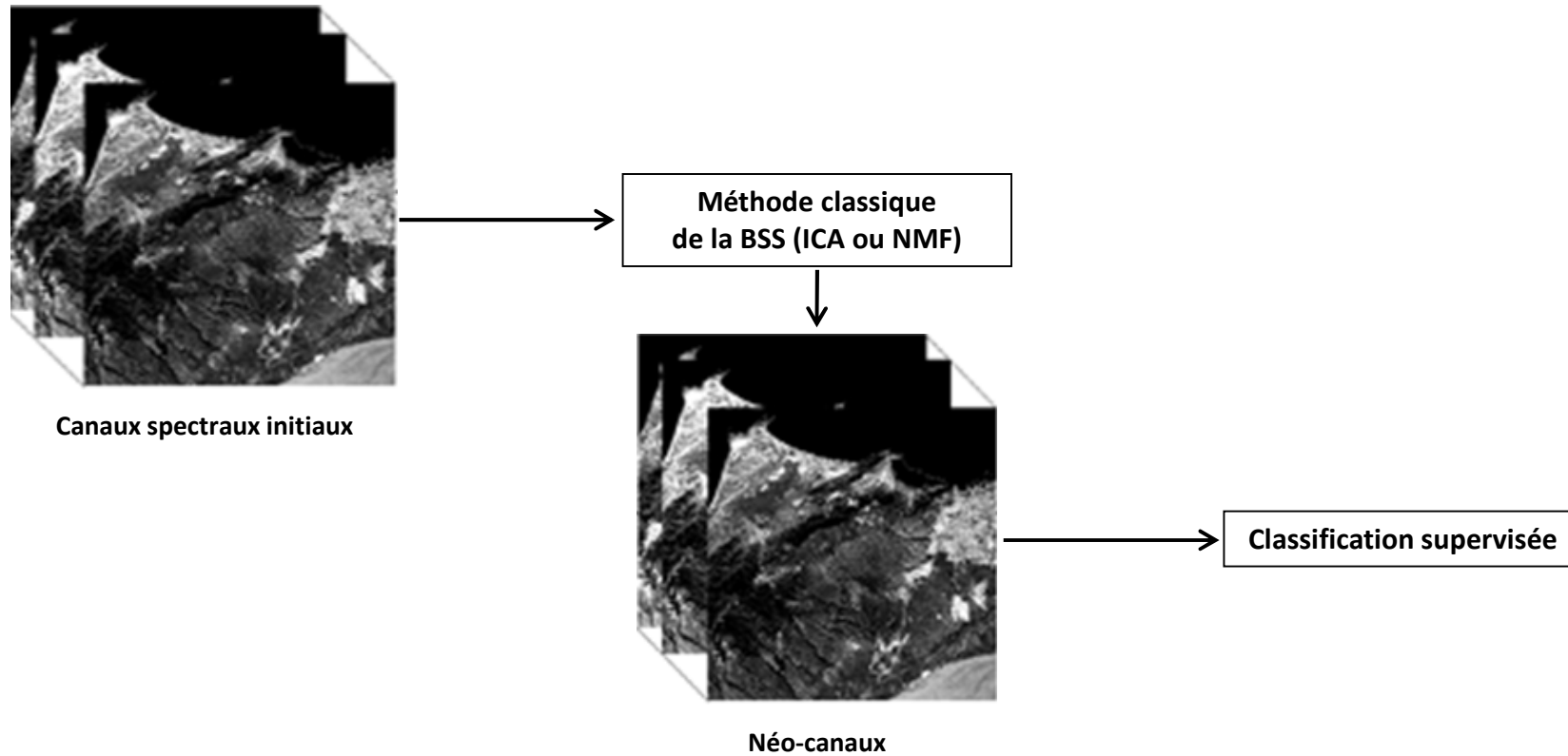
Méthode proposée



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Prétraitement par BSS d'une image multispectrale

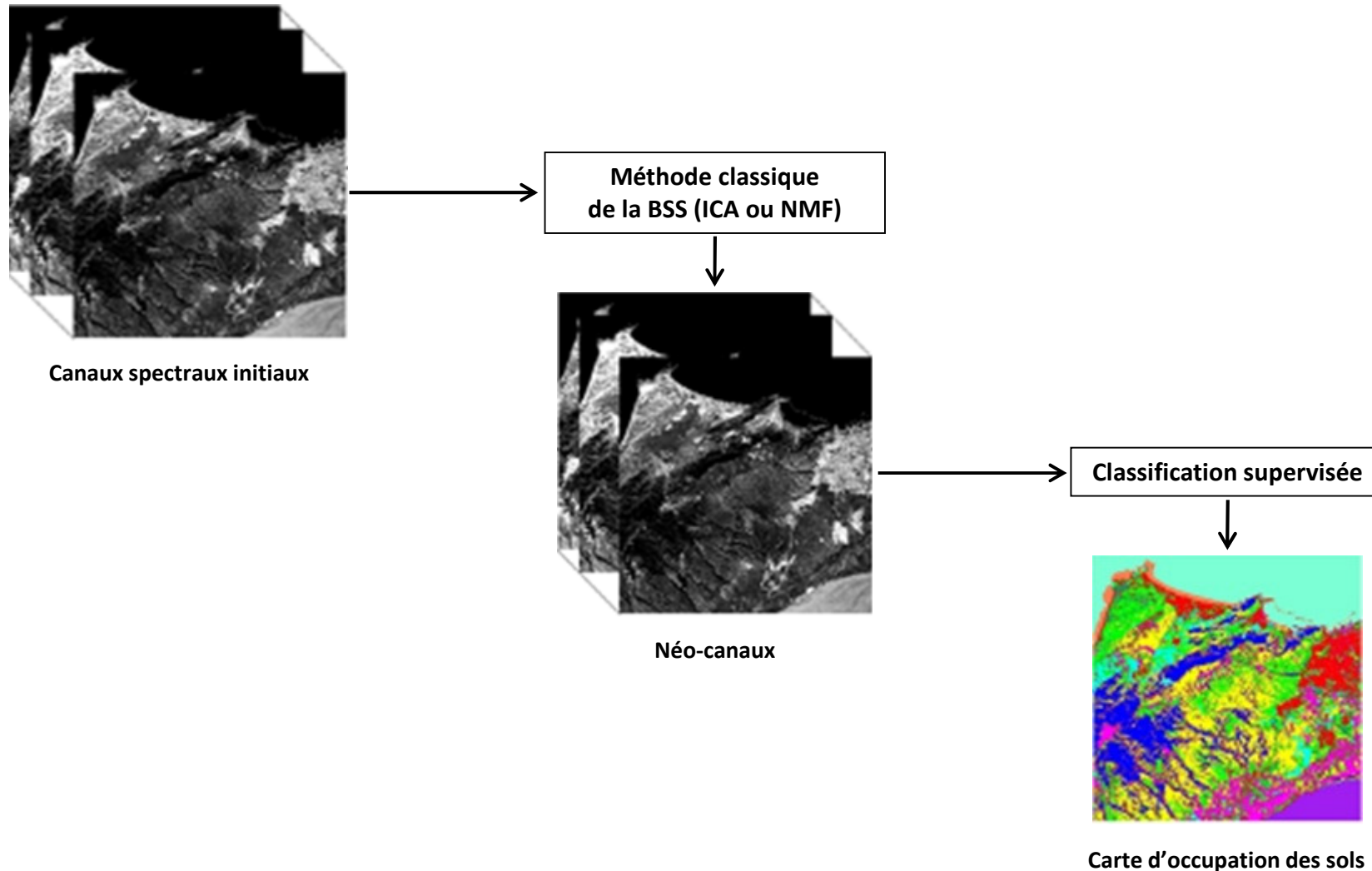
Méthode proposée



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Prétraitement par BSS d'une image multispectrale

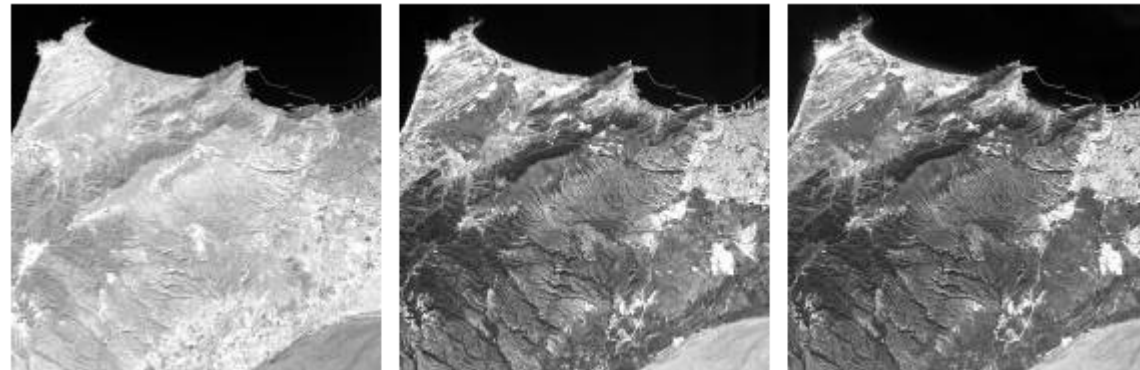
Méthode proposée



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Prétraitement par BSS d'une image multispectrale

Zone d'étude et données utilisées



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Prétraitement par BSS d'une image multispectrale

Résultats obtenus

Précision totale des classifications par minimum de distance.

	Canaux bruts	Canaux PCA	Canaux LDA	Canaux FastICA	Canaux JADE	Canaux SOBI	Canaux NMF	Canaux NMF-SC
Classification multispectrale	72,29 %	72,29 %	77,23 %	77,50 %	77,50 %	77,50 %	80,35 %	81,42 %
Classification texturale	71,93 %	69,64 %	81,20 %	89,76 %	89,89 %	90,07 %	94,27 %	95,09 %

Précision totale des classifications par SVM.

	Canaux bruts	Canaux PCA	Canaux LDA	Canaux FastICA	Canaux JADE	Canaux SOBI	Canaux NMF	Canaux NMF-SC
Classification multispectrale	80,64 %	81,44 %	81,76 %	82,29 %	82,43 %	82,83 %	83,15 %	83,68 %
Classification texturale	90,61 %	94,59 %	94,55 %	95,64 %	95,80 %	95,98 %	96,20 %	96,40 %

Partie 2 : Contributions méthodologiques

- Prétraitement par BSS d'une image multispectrale en vue de sa classification
- Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale sans pixels purs, combinée avec une image multispectrale avec pixels purs

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Méthodes proposées

Deux méthodes (2D-Corr-NLS et 2D-Corr-NMF) sont proposées pour l'extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale avec pixels purs.

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Méthodes proposées

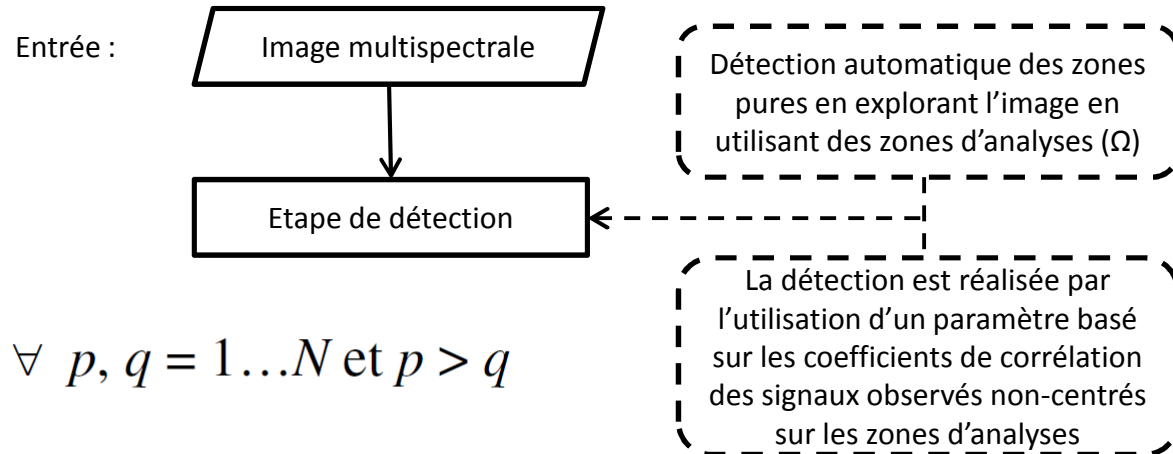
Entrée :

Image multispectrale

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Méthodes proposées



$$\rho_{x_p x_q}(\Omega) = \frac{\langle x_p(\Omega), x_q(\Omega) \rangle}{\|x_p(\Omega)\| \|x_q(\Omega)\|}, \quad \forall p, q = 1 \dots N \text{ et } p > q$$

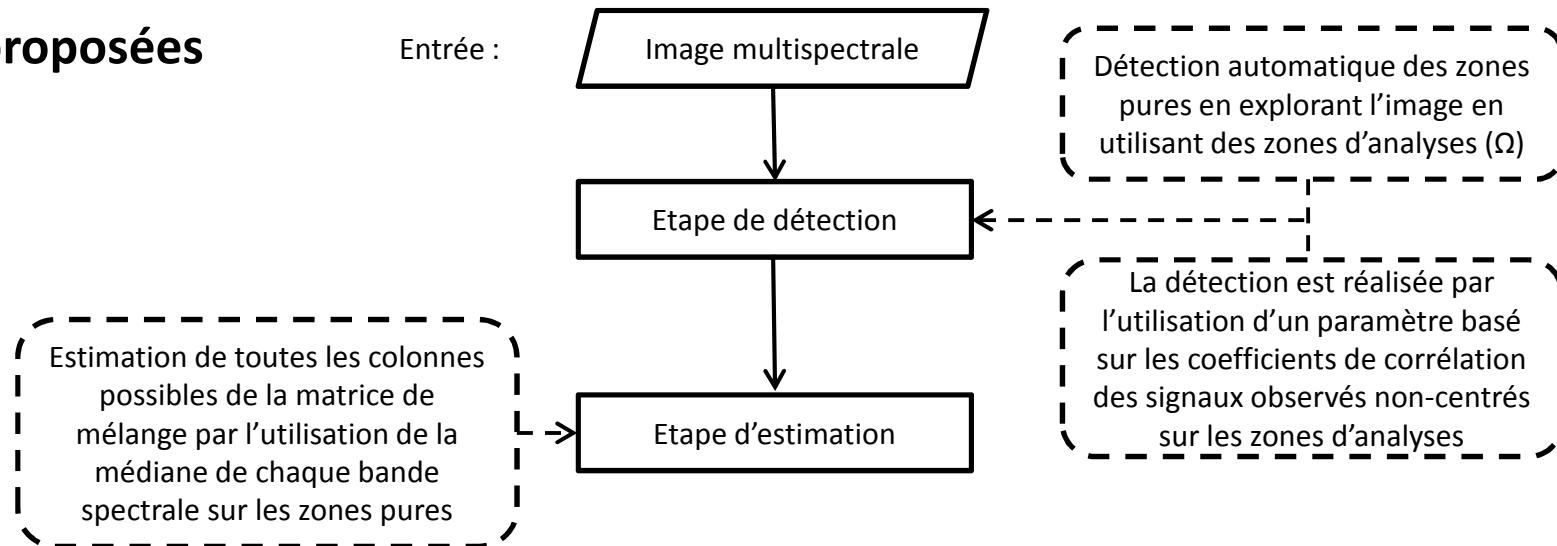
$$|\rho_{x_p x_q}(\Omega)| = 1, \quad \forall p, q = 1 \dots N \text{ et } p > q$$

$$\min_{p,q} (|\rho_{x_p x_q}(\Omega)|), \quad \forall p, q = 1 \dots N \text{ et } p > q$$

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Méthodes proposées

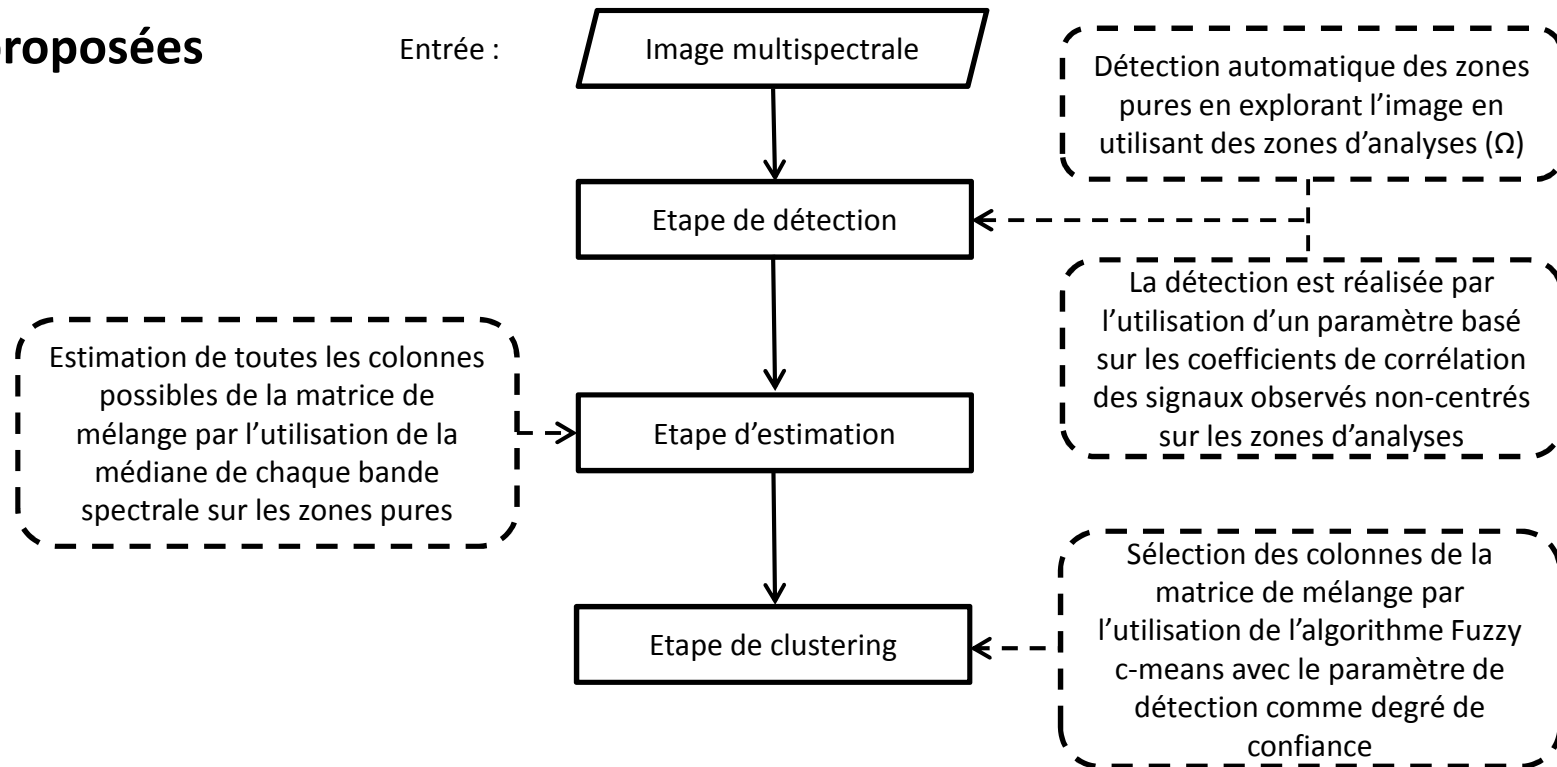


$$\hat{a}_j = \begin{pmatrix} \text{median} (x_1 (\Omega)) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \text{median} (x_N (\Omega)) \end{pmatrix}$$

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

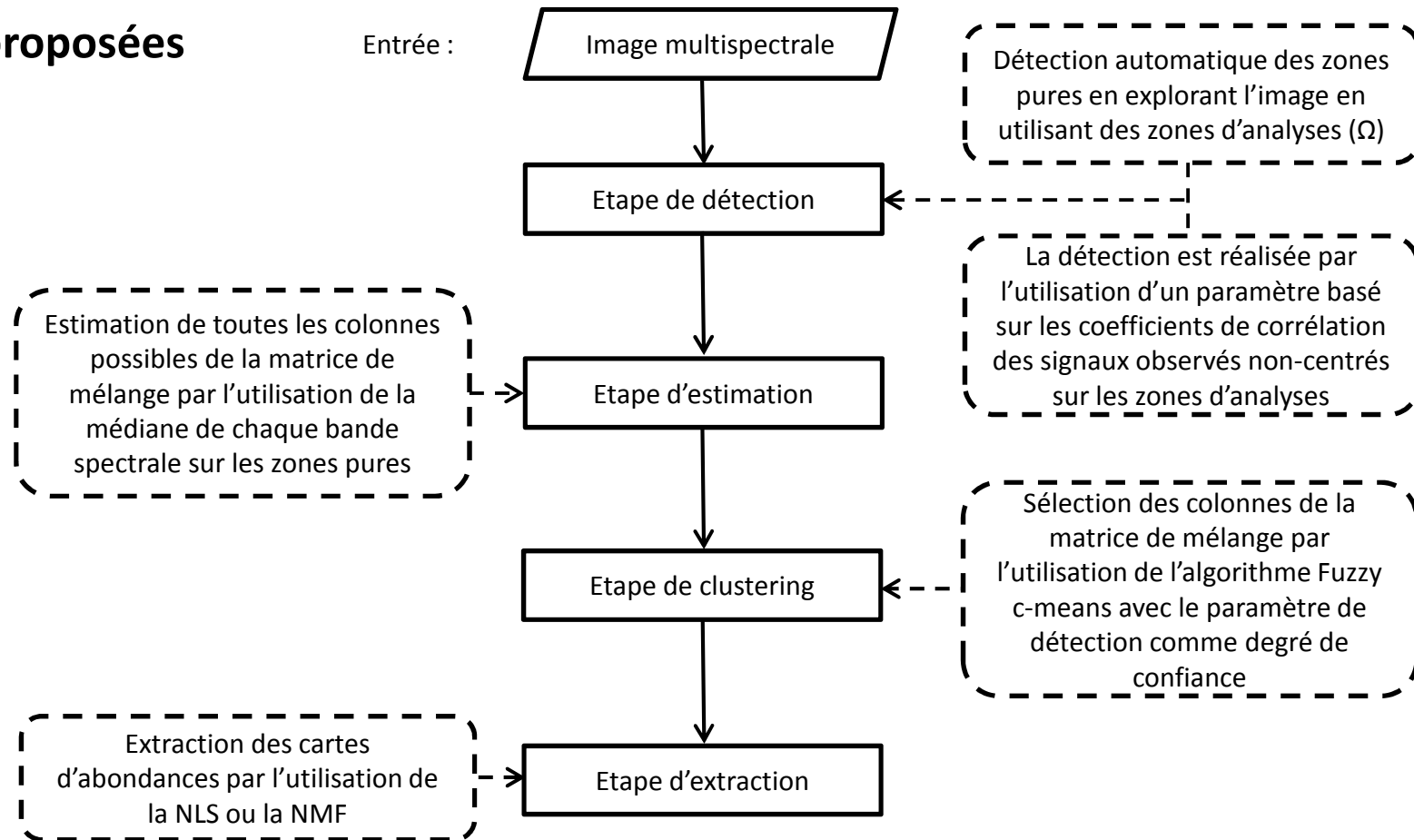
Méthodes proposées



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Méthodes proposées

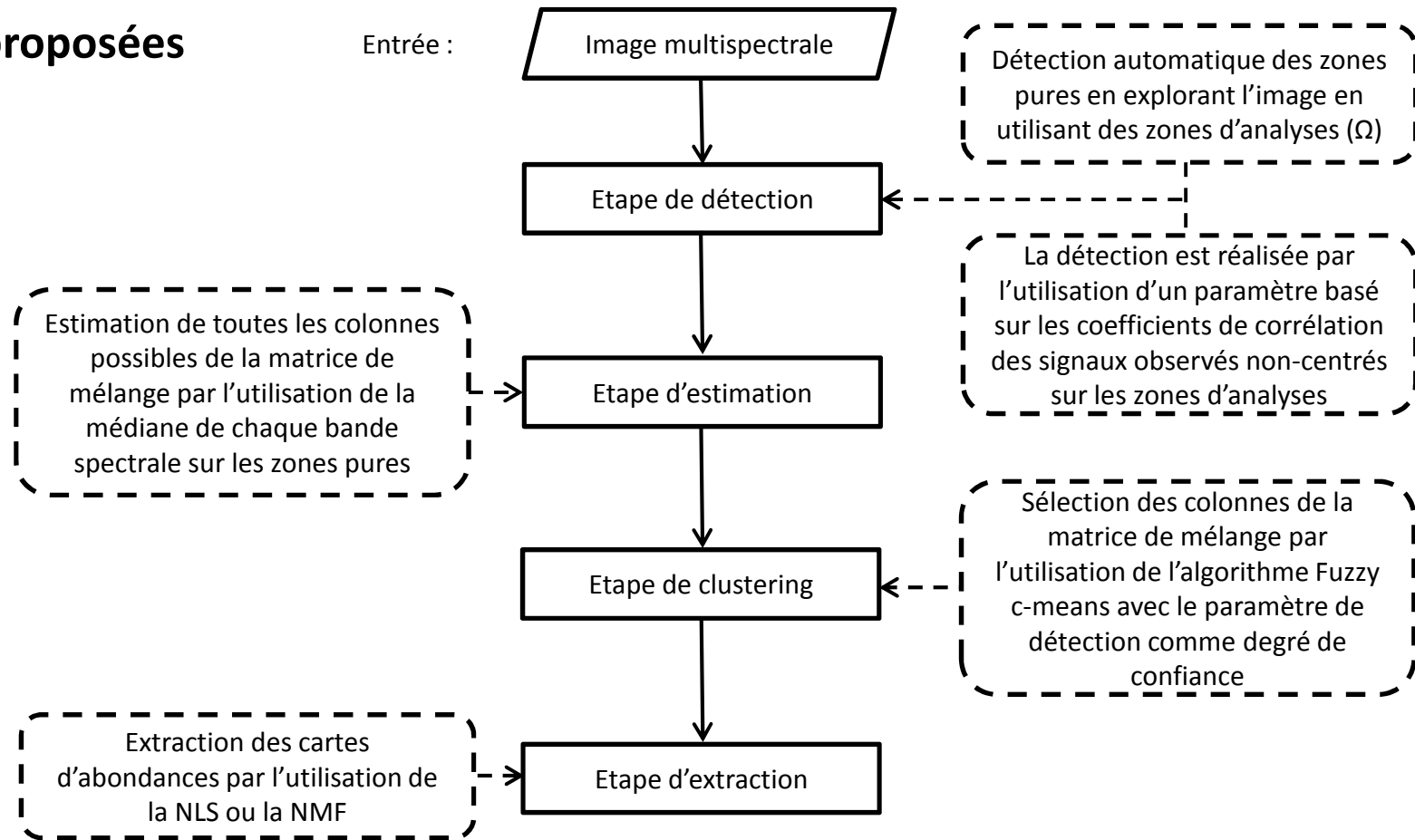


$$\text{NLS : } \textit{Minimiser} \frac{1}{2} \left\| \hat{A} \hat{s} - x \right\|_F^2$$

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Méthodes proposées



NMF : Minimiser

$$D_F(X, \hat{A} \hat{S}) = \frac{1}{2} \|X - \hat{A} \hat{S}\|_F^2$$

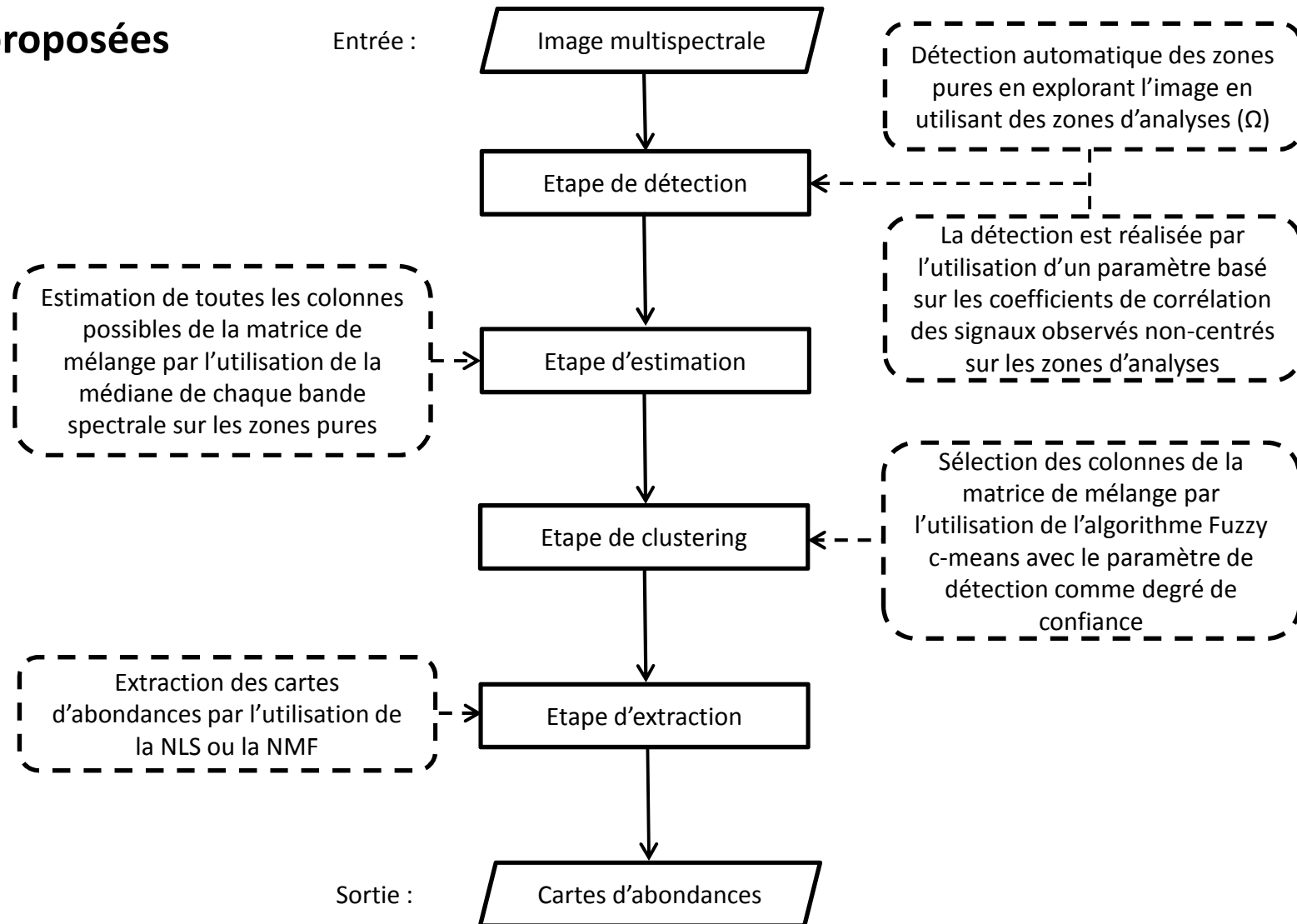
OU

$$D_{KL}(X, \hat{A} \hat{S}) = \sum_{ni} X_{ni} \log\left(\frac{X_{ni}}{(\hat{A} \hat{S})_{ni}}\right) + (\hat{A} \hat{S})_{ni} - X_{ni}$$

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Méthodes proposées



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

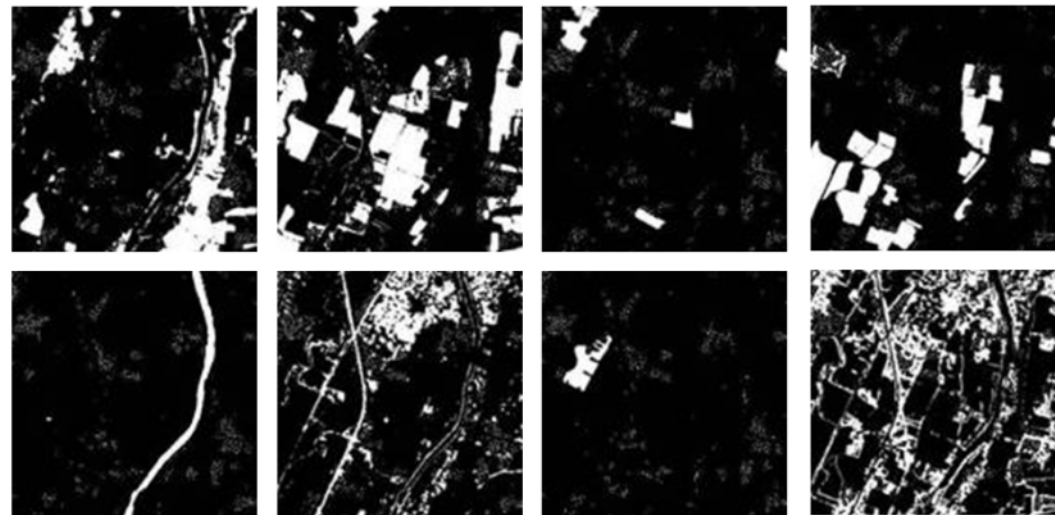
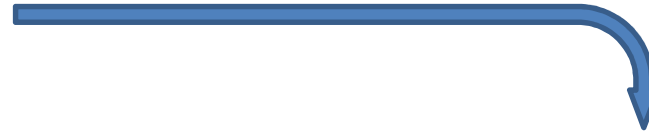
Données synthétiques utilisées



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

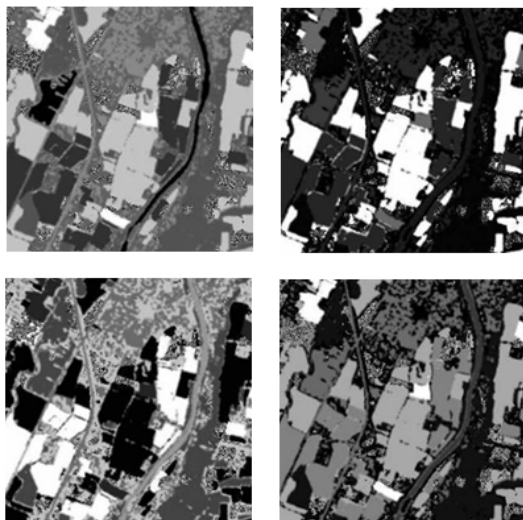
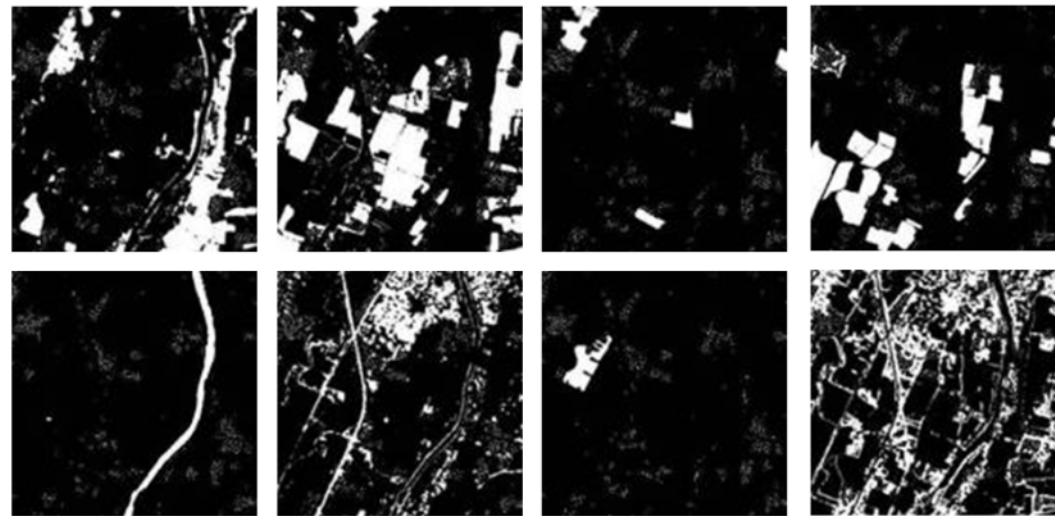
Données synthétiques utilisées



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

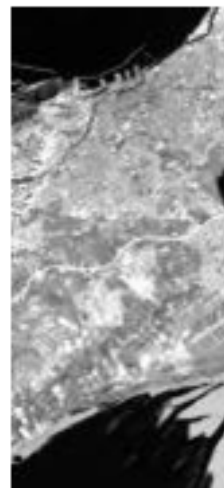
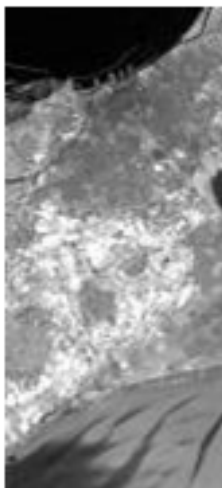
Données synthétiques utilisées



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

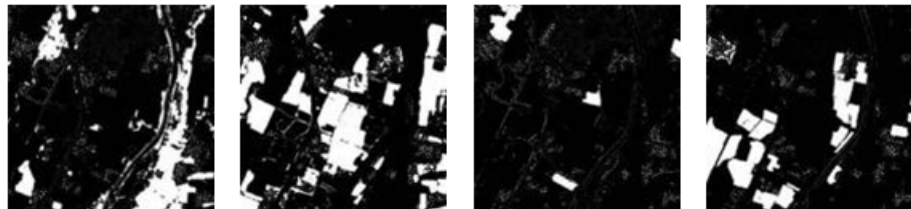
Données réelles utilisées



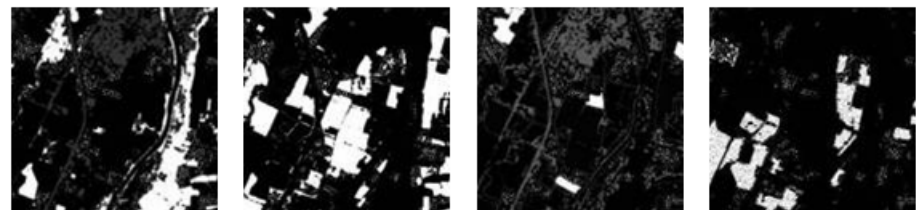
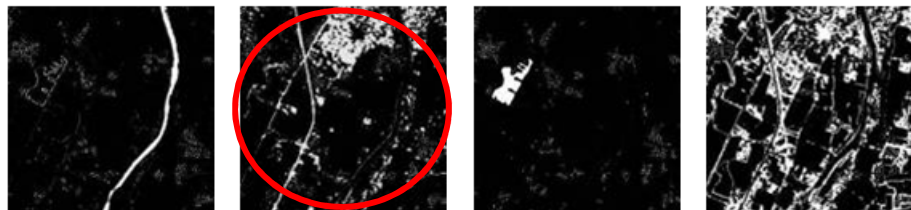
Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Résultats obtenus (Données synthétiques)



Cartes estimées par la méthode 2D-Corr-NLS



Cartes estimées par la méthode SMACC

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Résultats obtenus (Données synthétiques)

Erreur quadratique moyenne normalisée (%).
(a) Tous les pixels de l'image. (b) Pixels purs. (c) Pixels mélangés.

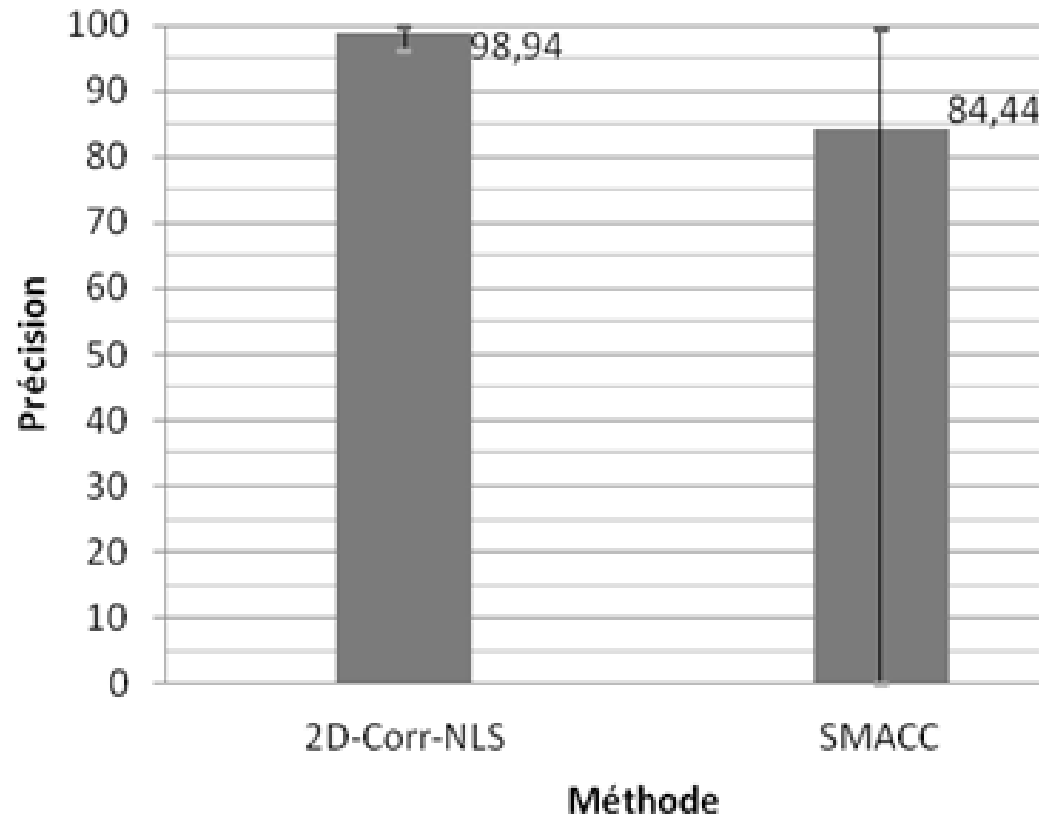
Méthode	Carte 1	Carte 2	Carte 3	Carte 4	Carte 5	Carte 6	Carte 7	Carte 8	Moyenne
(a)									
2D-Corr-NLS	0,99	0,00	0,40	0,57	7,44	1,90	1,25	0,15	1,59
SMACC	3,71	0,55	45,25	12,01	22,98	112,95	4,67	4,55	25,83
(b)									
2D-Corr-NLS	0,03	0,00	0,04	0,01	0,05	0,26	0,03	0,04	0,06
SMACC	1,74	0,04	17,57	5,08	5,98	112,89	0,40	3,90	18,45
(c)									
2D-Corr-NLS	3,54	0,01	2,39	3,18	25,87	2,90	8,89	0,24	5,88
SMACC	8,93	3,19	198,81	44,56	65,33	112,98	31,45	5,06	58,79

$$EQMN_j = \frac{\|s_j - y_j\|_F^2}{\|s_j\|_F^2}, \forall j = 1 \dots L$$

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Résultats obtenus (Données synthétiques)

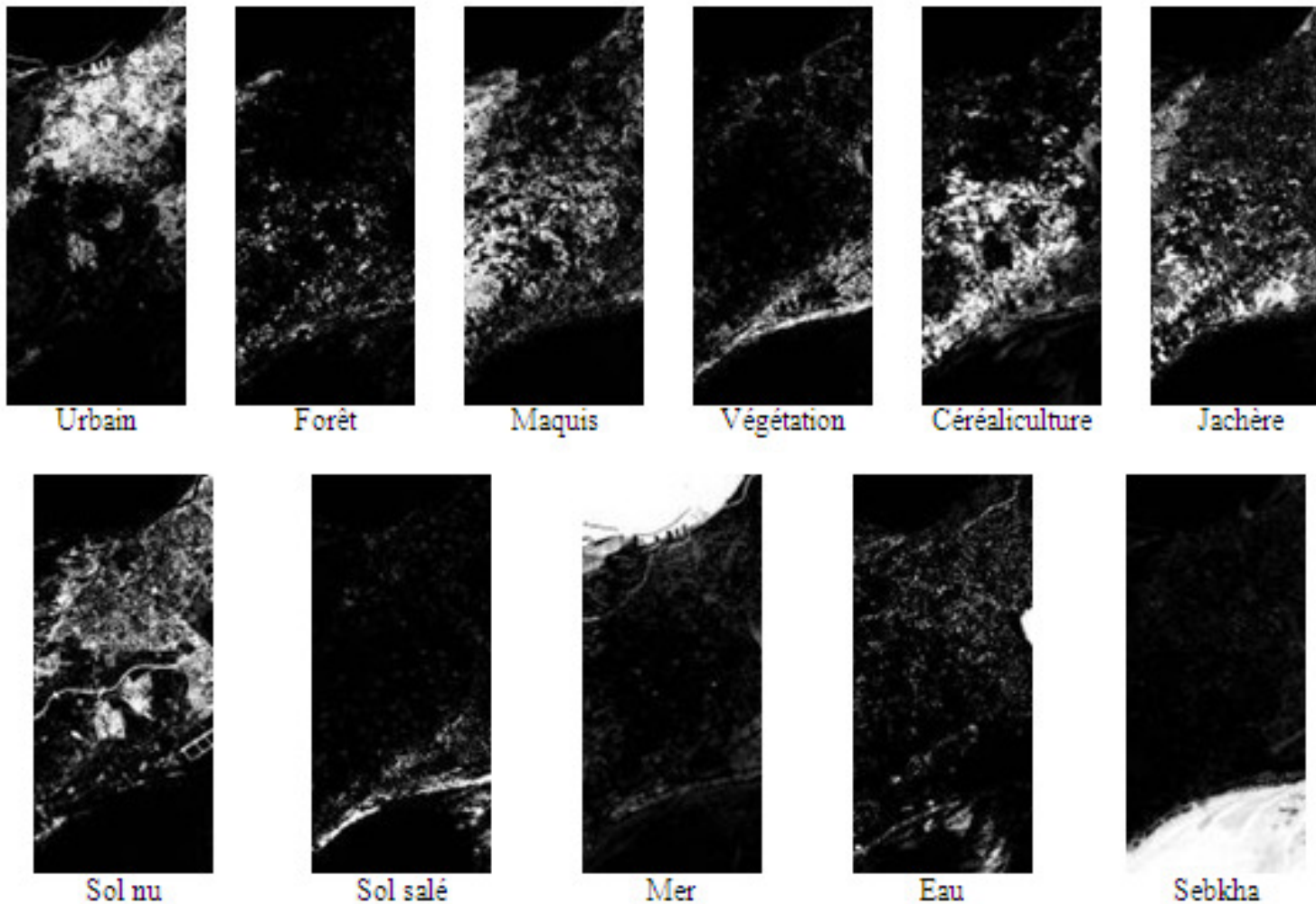


Performance globale (%) d'extraction des cartes d'abondances.

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Résultats obtenus (Données réelles)

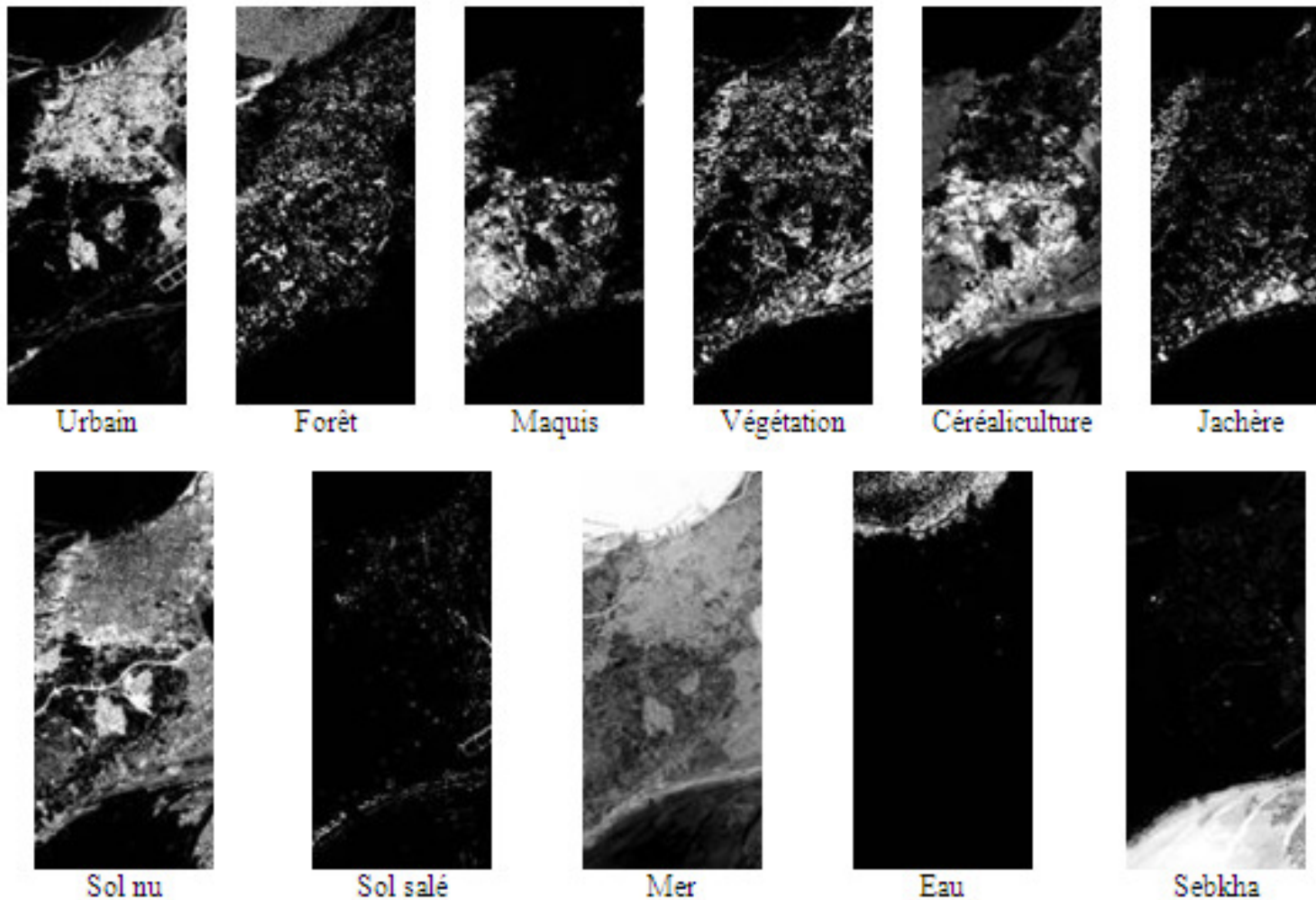


Cartes estimées par la méthode 2D-Corr-NLS

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Résultats obtenus (Données réelles)

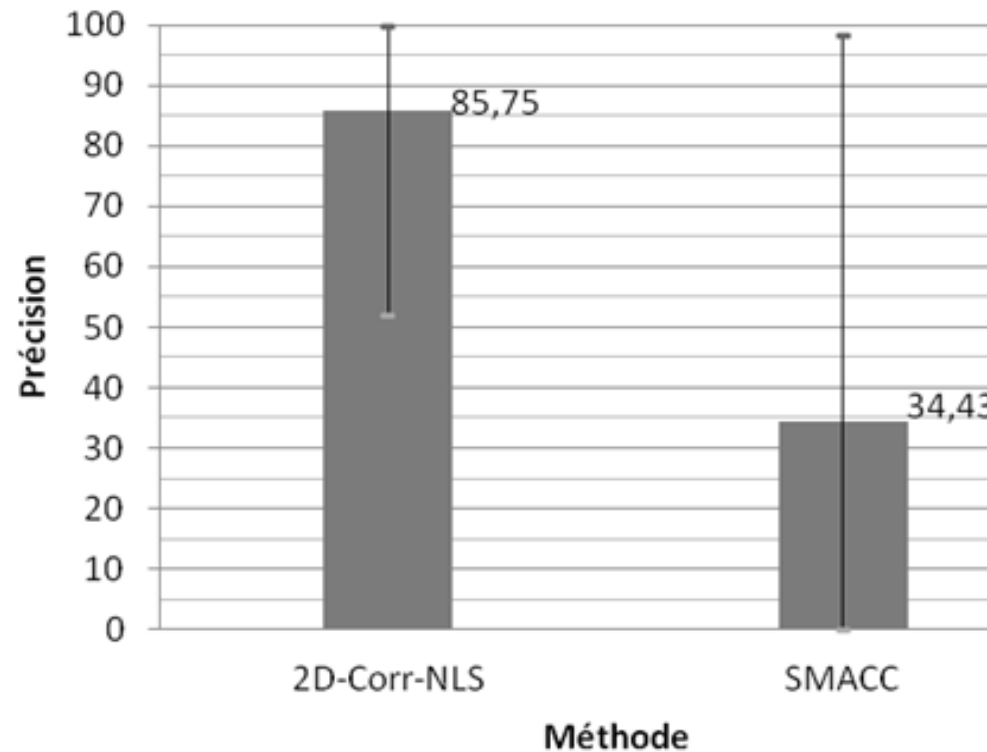


Cartes estimées par la méthode SMACC

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale

Résultats obtenus (Données réelles)



Performance globale (%) d'extraction des cartes d'abondances.

Partie 2 : Contributions méthodologiques

- Prétraitement par BSS d'une image multispectrale en vue de sa classification
- Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale sans pixels purs, combinée avec une image multispectrale avec pixels purs

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

Méthode proposée

Une méthode (2D-VM) est proposée pour l'extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale avec pixels purs.

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

Méthode proposée

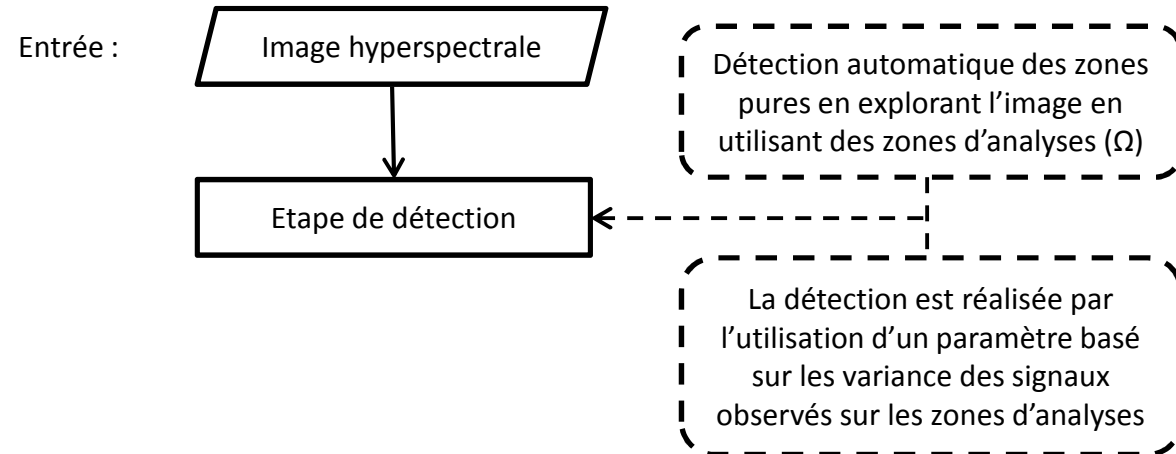
Entrée :

Image hyperspectrale

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

Méthode proposée



$$\text{var}_{i \in \Omega}[x_n(i)], \forall n = 1 \dots N$$

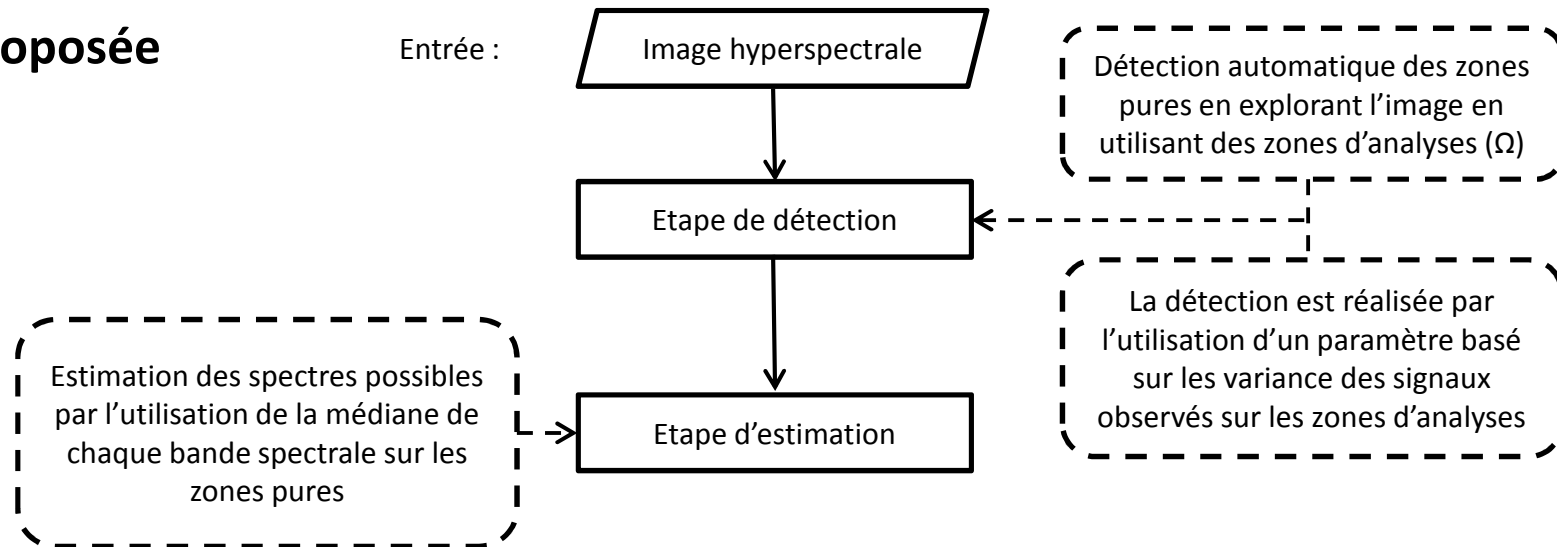
$$\text{var}_{i \in \Omega}[x_n(i)] = 0, \forall n = 1 \dots N$$

$$\max_n(\text{var}_{i \in \Omega}[x_n(i)]), \forall n = 1 \dots N$$

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

Méthode proposée

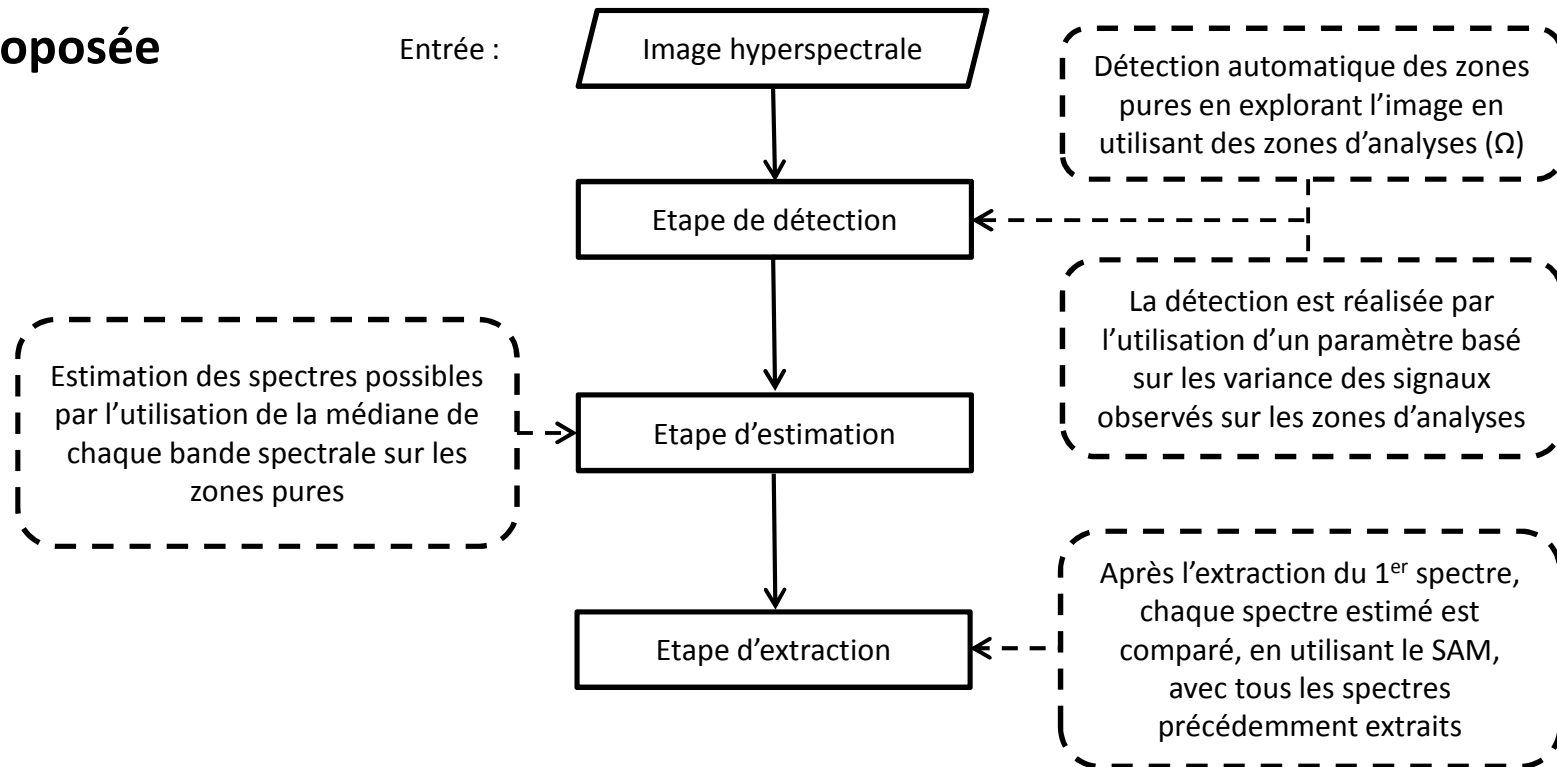


$$\hat{a}_j = \begin{pmatrix} \text{median} (x_1 (\Omega)) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \text{median} (x_N (\Omega)) \end{pmatrix}$$

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

Méthode proposée

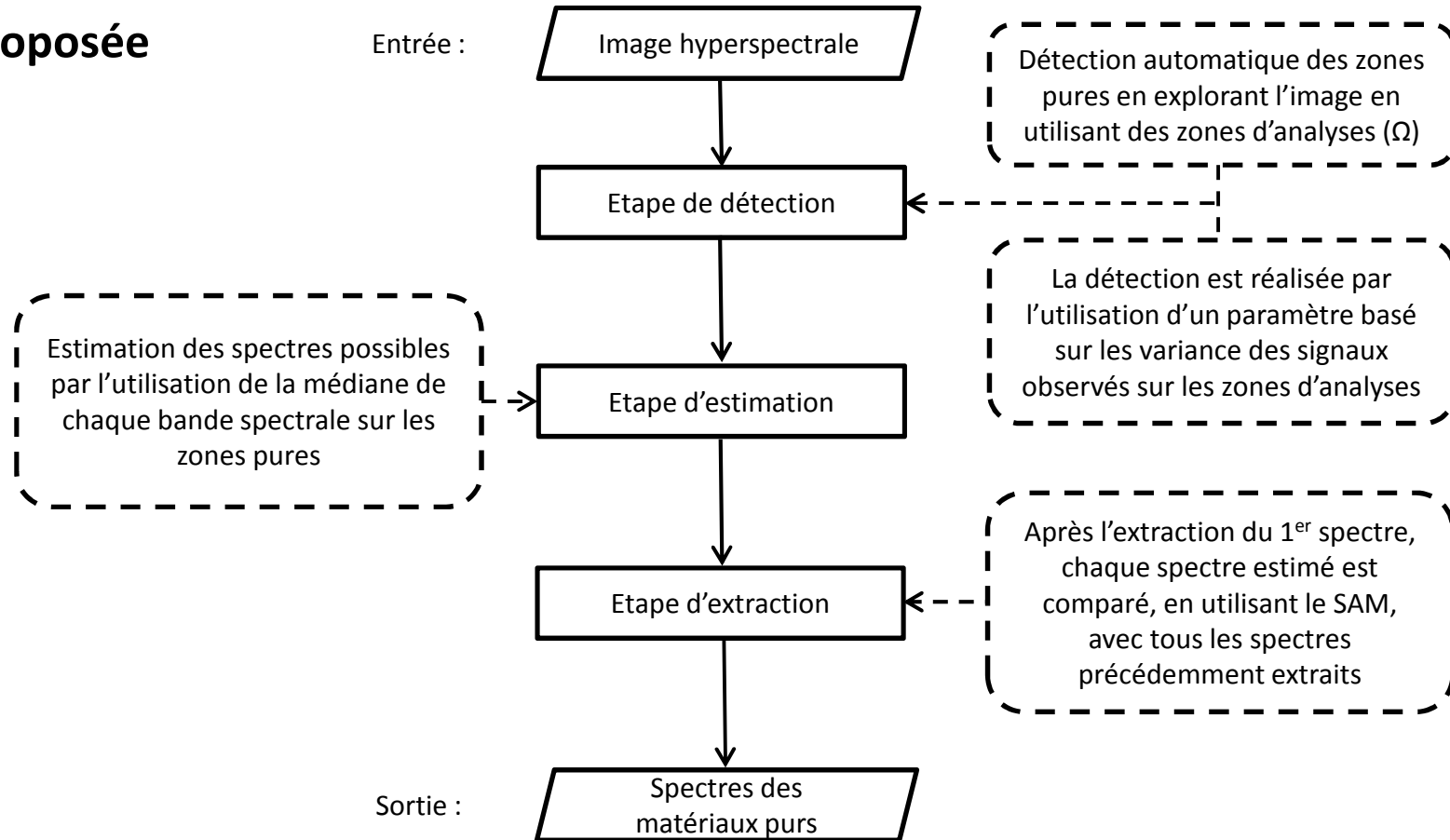


$$SAM_j = \arccos\left(\frac{\langle y_j, s_j \rangle}{\|y_j\| \cdot \|s_j\|}\right), \forall j = 1 \dots L$$

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

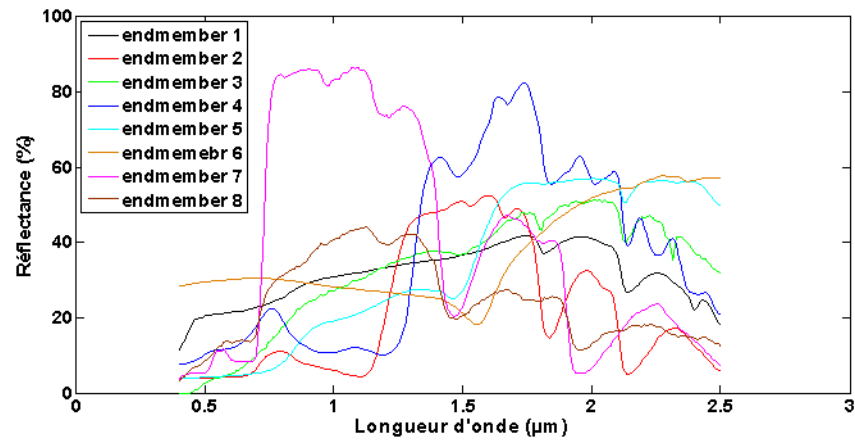
Méthode proposée



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

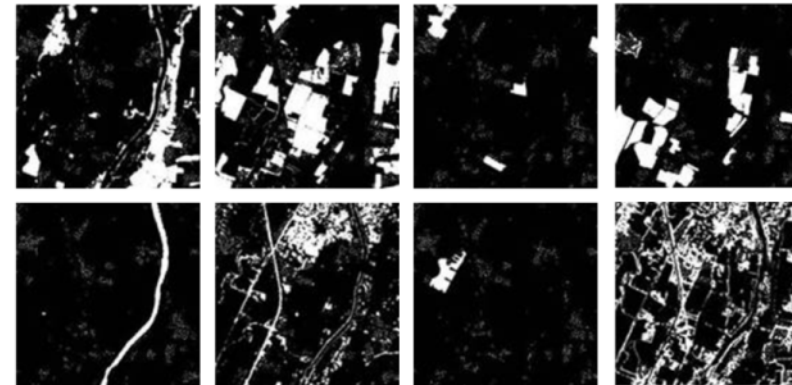
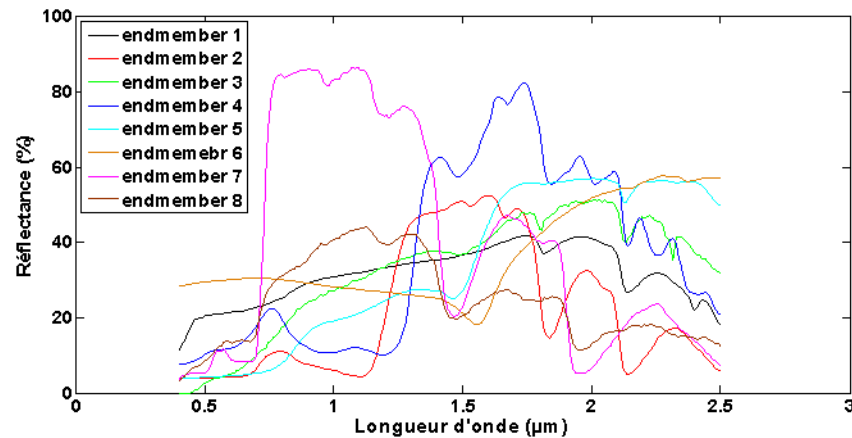
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

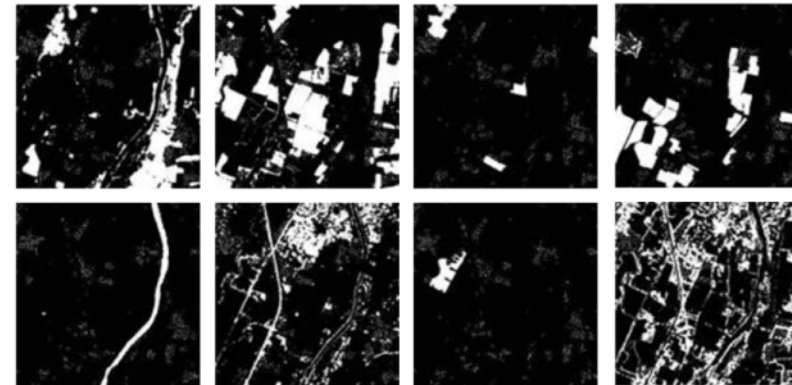
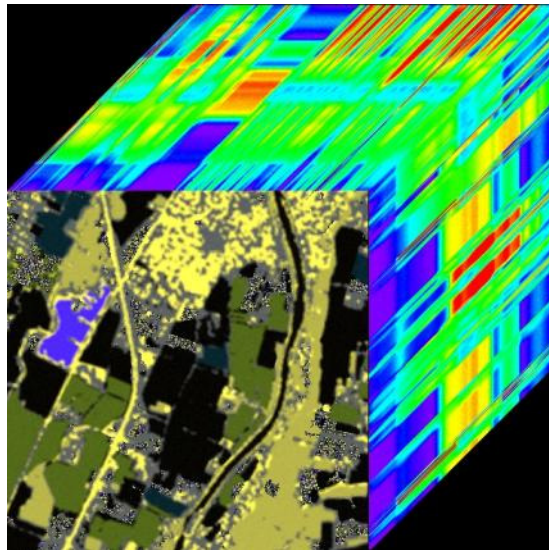
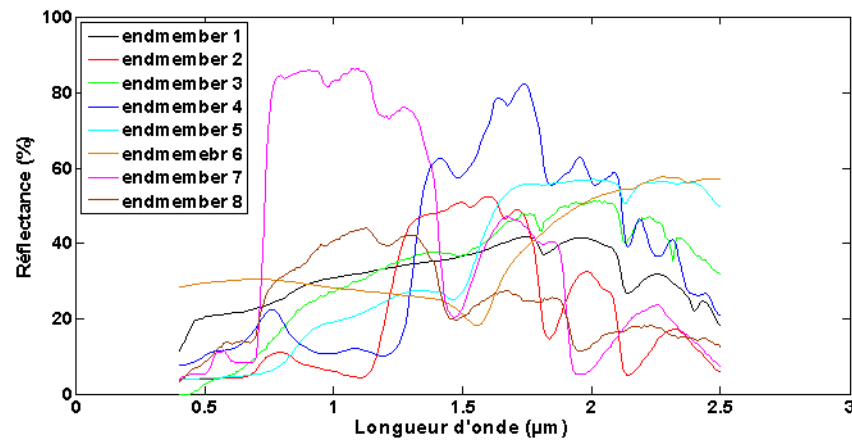
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

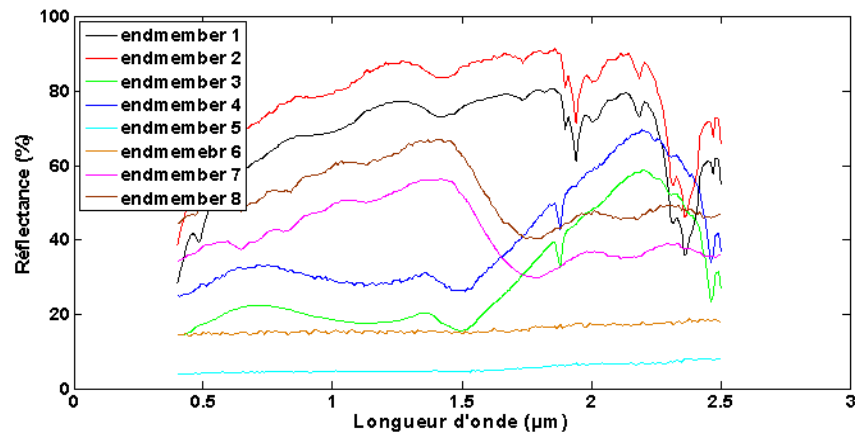
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

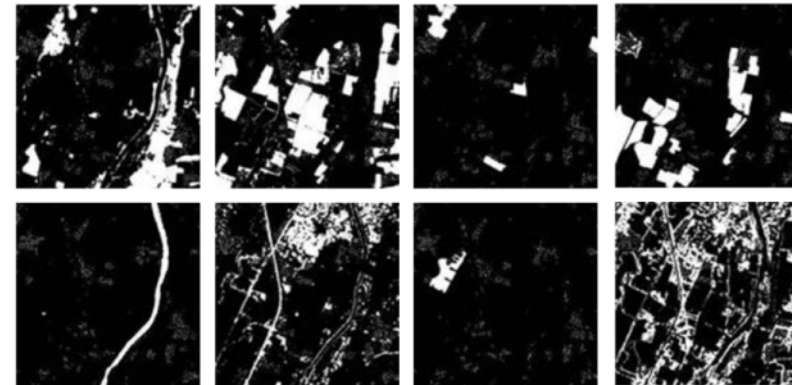
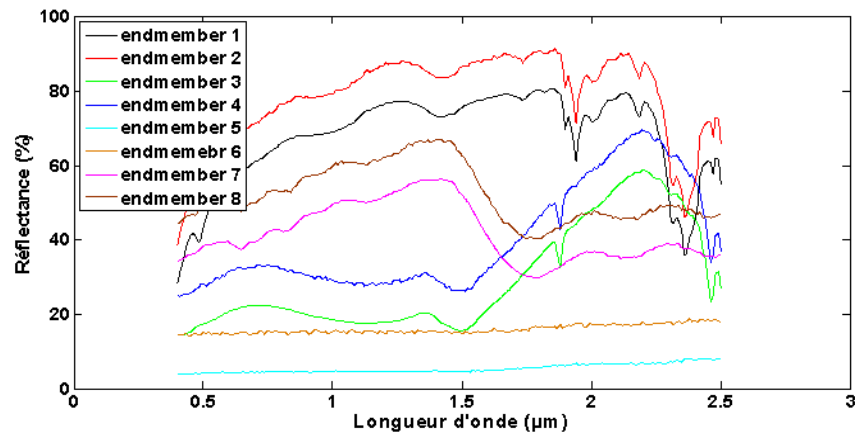
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

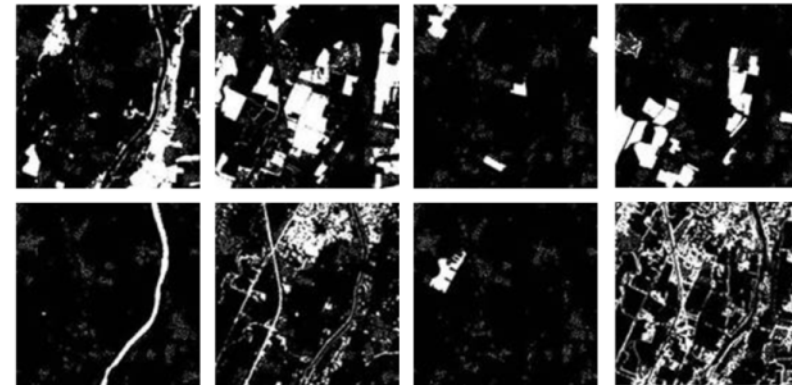
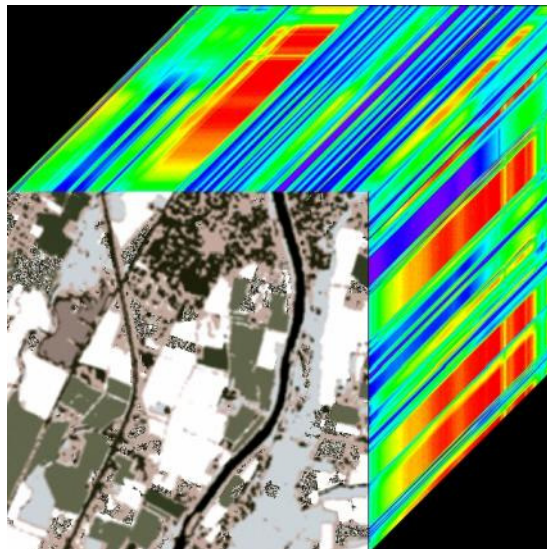
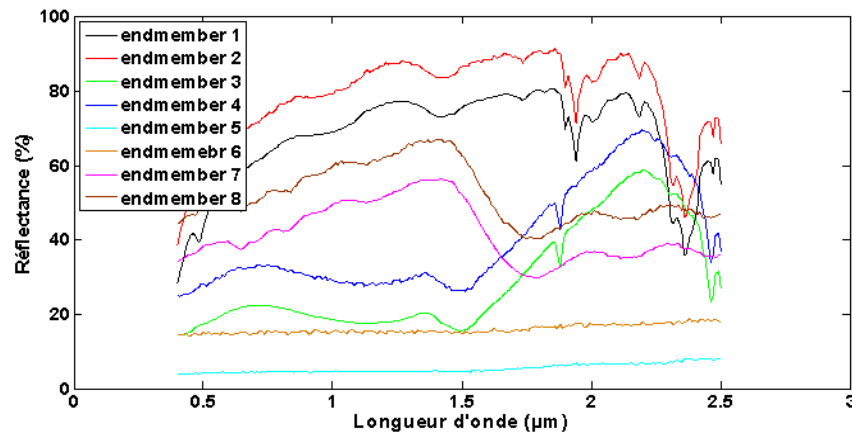
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

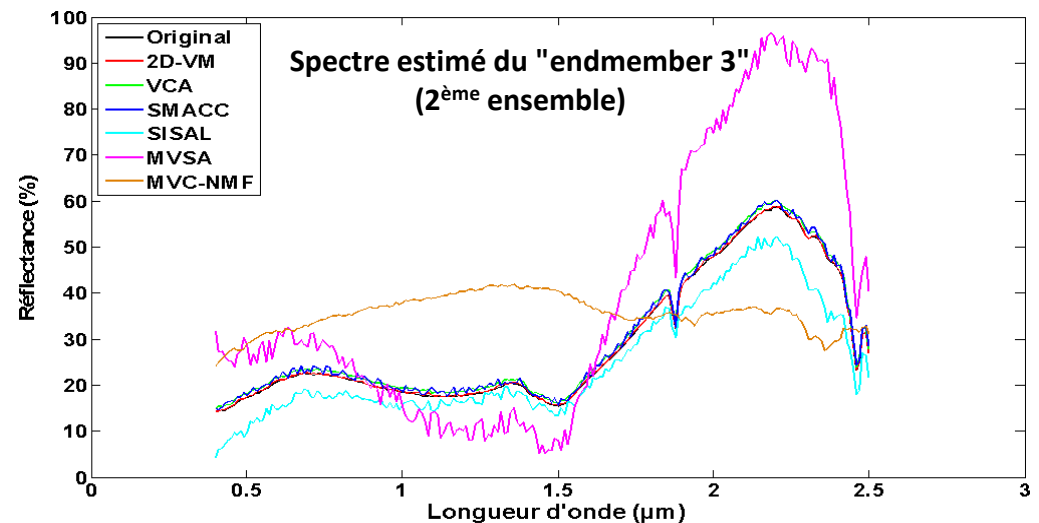
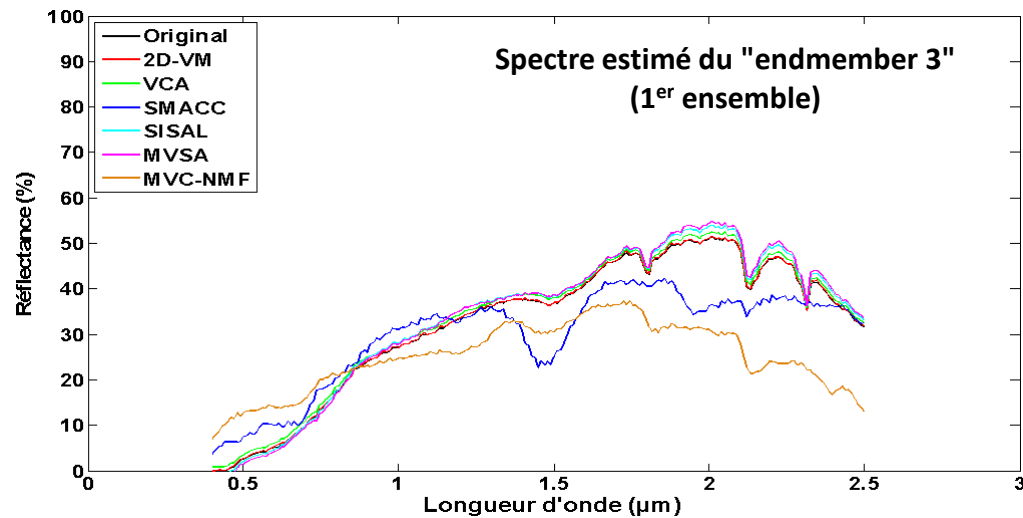
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

Résultats obtenus (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

Résultats obtenus (données synthétiques)

Erreur quadratique moyenne normalisée (%) pour les spectres extraits du 1^{er} ensemble.

Méthode	2D-VM	VCA	SMACC	SISAL	MVSA	MVC-NMF
Endmember 1	0,63	3,01	49,27	4,10	5,27	21,76
Endmember 2	0,65	3,35	3,73	21,03	14,75	38,90
Endmember 3	0,51	2,76	18,99	4,30	5,22	34,99
Endmember 4	0,43	2,42	2,54	7,60	10,93	65,81
Endmember 5	0,55	2,52	2,90	6,14	7,83	71,11
Endmember 6	0,46	2,54	2,93	8,41	9,71	28,70
Endmember 7	0,41	2,10	2,57	11,78	15,58	82,19
Endmember 8	0,78	3,88	3,96	10,38	12,73	50,41
Moyenne	0,55	2,82	10,86	9,22	10,25	49,23

Erreur quadratique moyenne normalisée (%) pour les spectres extraits du 2^{ème} ensemble.

Méthode	2D-VM	VCA	SMACC	SISAL	MVSA	MVC-NMF
Endmember 1	0,30	1,46	1,66	130,44	106,14	16,16
Endmember 2	0,25	1,39	1,64	49,44	27,68	29,87
Endmember 3	0,58	3,22	3,46	15,96	58,03	51,31
Endmember 4	0,44	2,29	2,74	44,19	49,04	61,25
Endmember 5	4,70	17,09	18,77	591,07	89,91	516,86
Endmember 6	1,18	6,29	222,94	219,85	280,37	29,98
Endmember 7	0,39	2,37	2,62	95,87	59,22	44,82
Endmember 8	0,36	1,85	2,23	91,47	188,43	50,94
Moyenne	1,03	4,49	32,01	154,78	107,35	100,15

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale

Résultats obtenus (données synthétiques)

Angle spectral (°) pour les spectres extraits du 1^{er} ensemble.

Méthode	2D-VM	VCA	SMACC	SISAL	MVSA	MVC-NMF
Endmember 1	0,26	0,47	29,51	1,61	2,59	4,79
Endmember 2	0,30	1,14	1,60	11,90	8,24	1,60
Endmember 3	0,21	0,69	9,22	0,73	1,23	15,07
Endmember 4	0,20	0,70	0,90	1,83	3,01	21,87
Endmember 5	0,24	0,76	1,03	1,65	2,42	37,56
Endmember 6	0,18	0,48	0,89	2,92	3,51	13,33
Endmember 7	0,19	0,67	0,96	3,28	4,49	49,77
Endmember 8	0,32	0,87	1,44	5,74	7,20	16,80
Moyenne	0,24	0,72	5,69	3,71	4,09	20,10

Angle spectral (°) pour les spectres extraits du 2^{ème} ensemble.

Méthode	2D-VM	VCA	SMACC	SISAL	MVSA	MVC-NMF
Endmember 1	0,12	0,16	0,47	6,23	4,00	4,59
Endmember 2	0,10	0,12	0,41	8,42	3,17	2,94
Endmember 3	0,25	0,63	1,13	4,58	12,24	27,64
Endmember 4	0,18	0,47	0,81	11,19	25,55	18,77
Endmember 5	1,84	1,72	5,23	159,36	57,86	8,43
Endmember 6	0,42	0,64	8,13	31,34	24,67	1,02
Endmember 7	0,14	0,30	0,74	13,92	4,16	3,27
Endmember 8	0,13	0,29	0,64	64,84	172,47	0,68
Moyenne	0,40	0,54	2,19	37,48	38,01	8,42

Partie 2 : Contributions méthodologiques

- Prétraitement par BSS d'une image multispectrale en vue de sa classification
- Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale avec pixels purs
- Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale sans pixels purs, combinée avec une image multispectrale avec pixels purs

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

Méthode proposée


Une méthode est proposée pour l'extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale sans pixels purs, combinée avec une image multispectrale avec pixels purs.

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

Méthode proposée

Entrées :

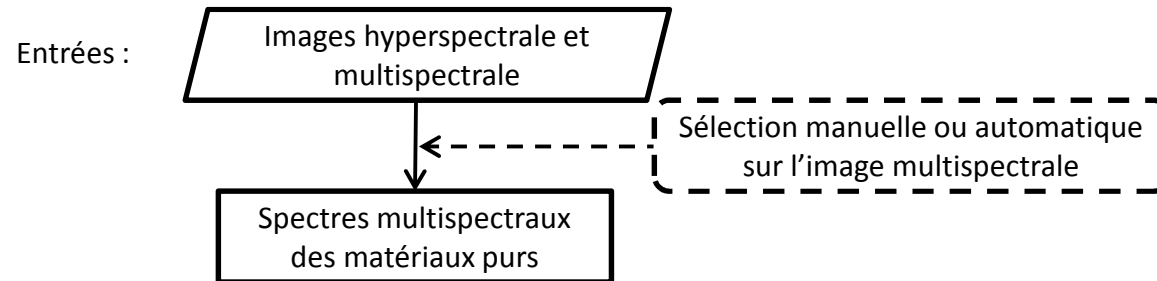


Images hyperspectrale et
multispectrale

Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

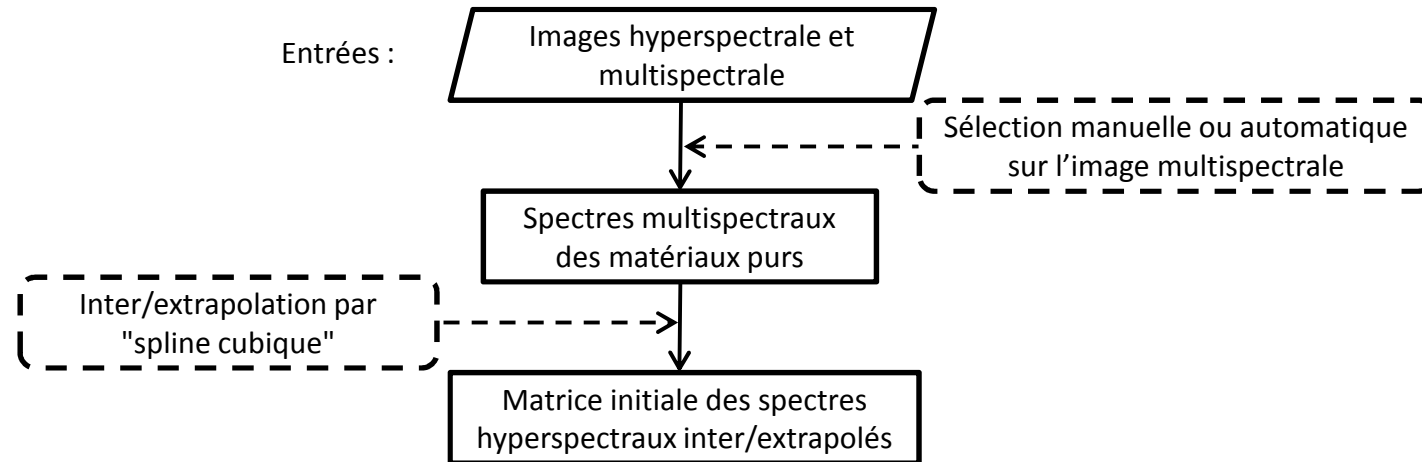
Méthode proposée



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

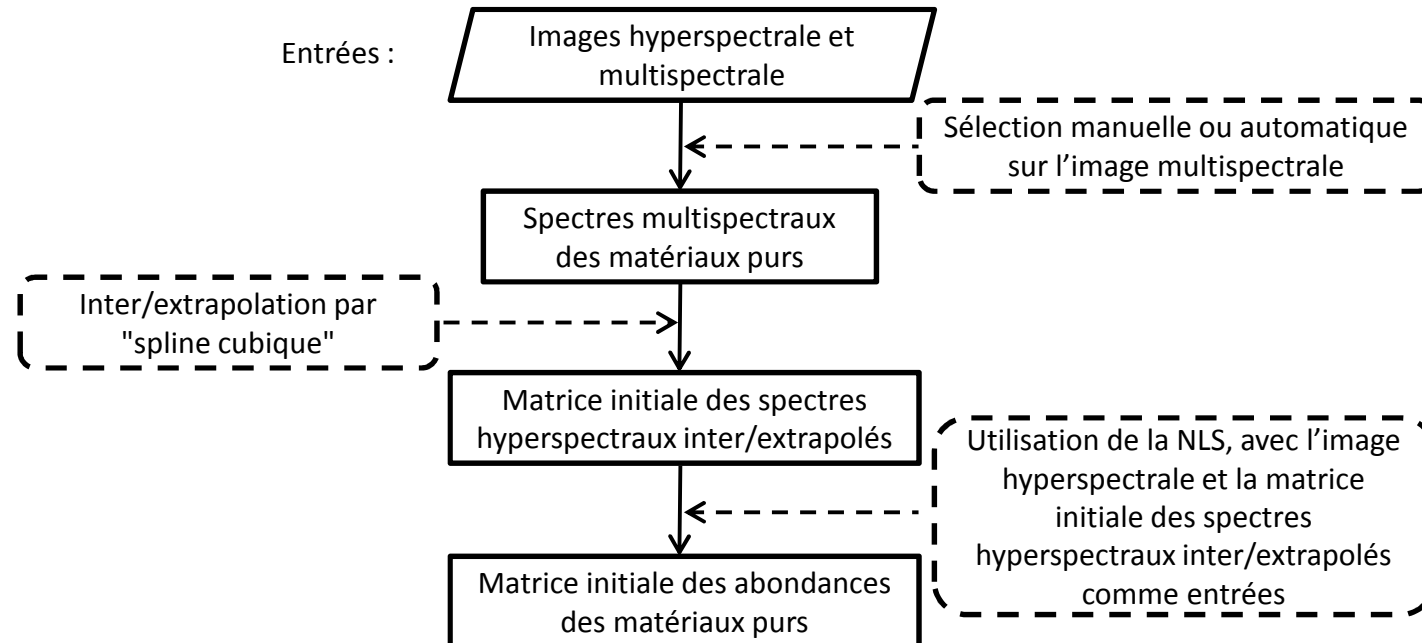
Méthode proposée



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

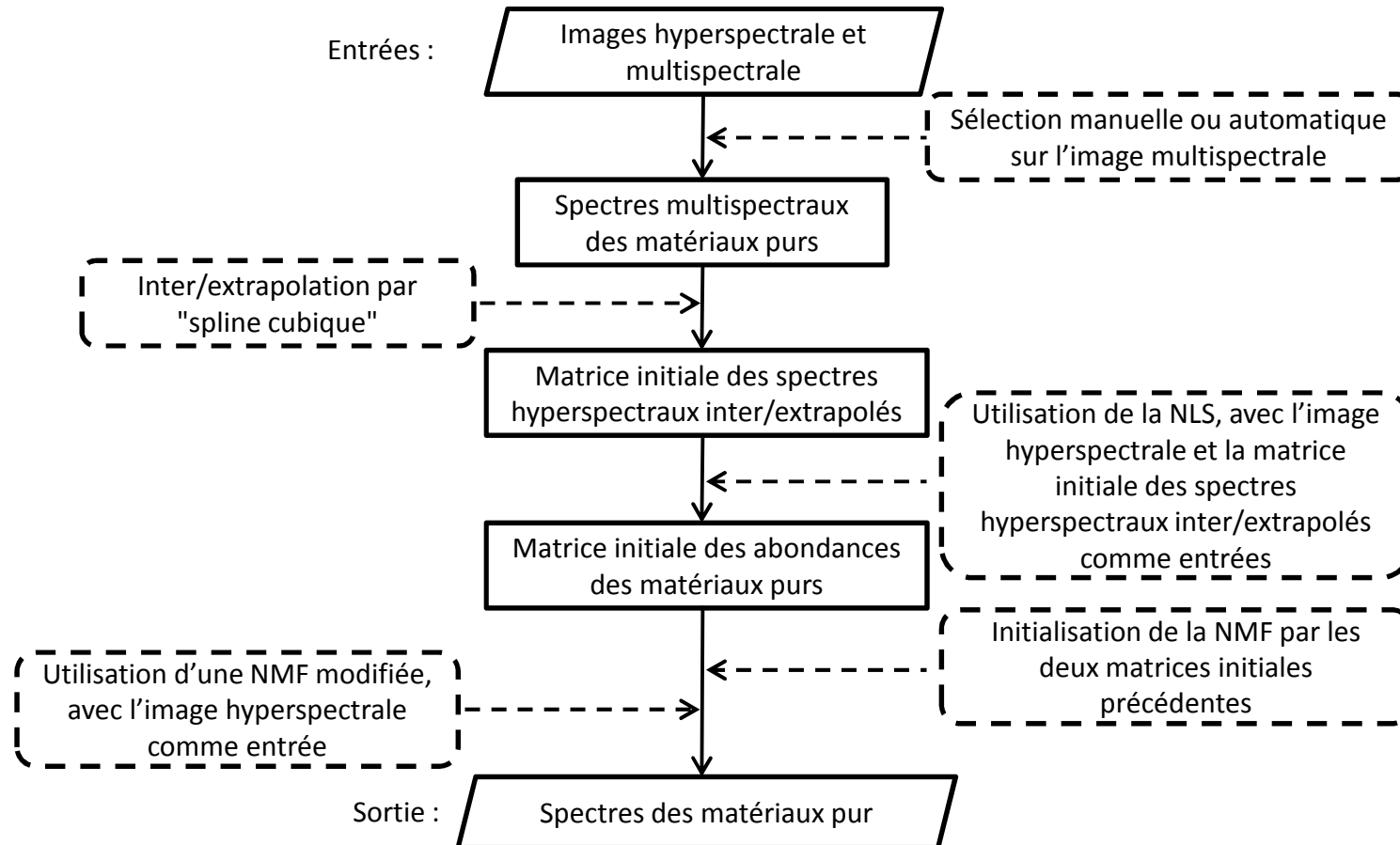
Méthode proposée



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

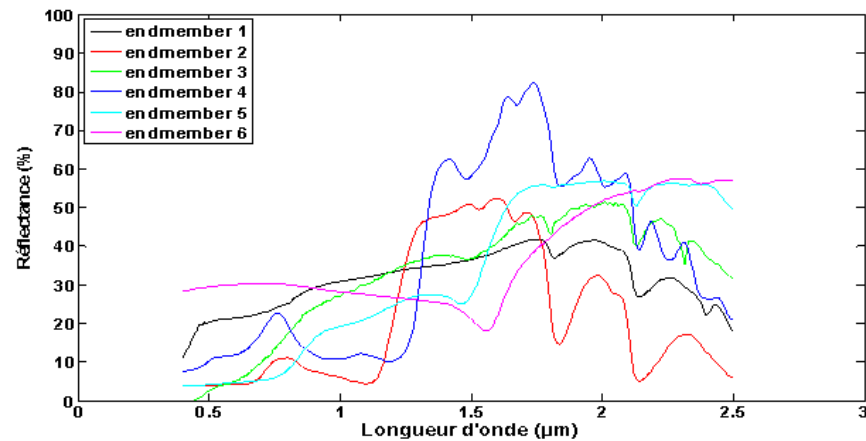
Méthode proposée



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

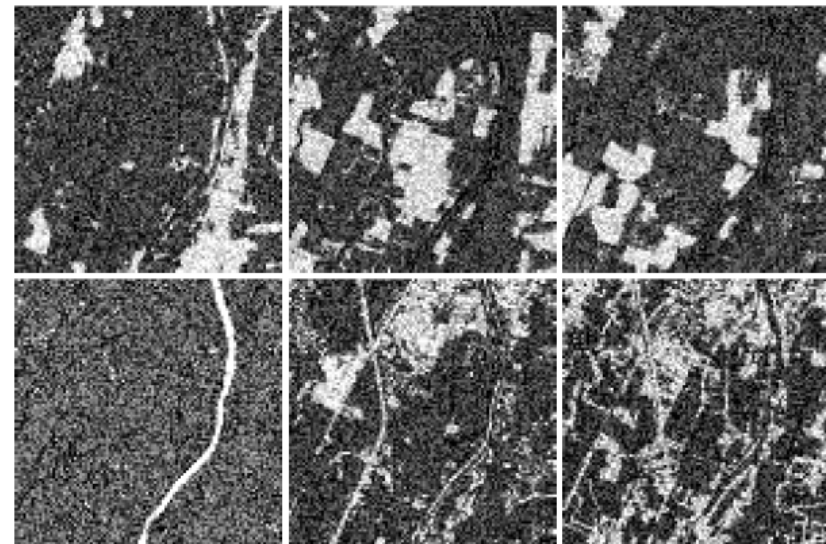
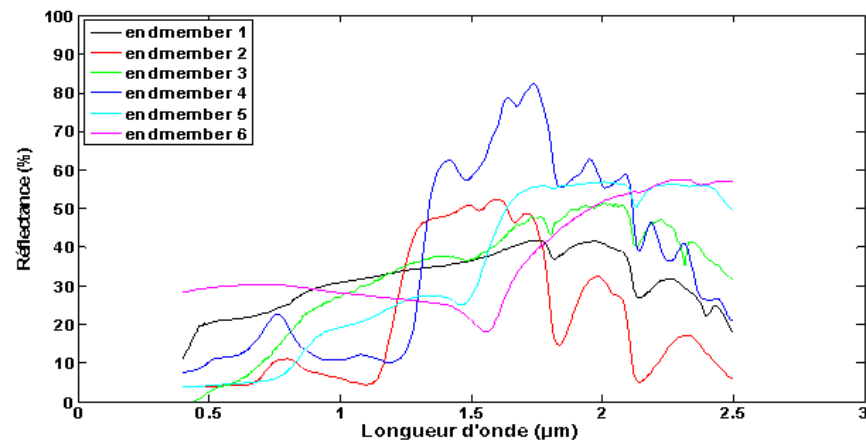
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

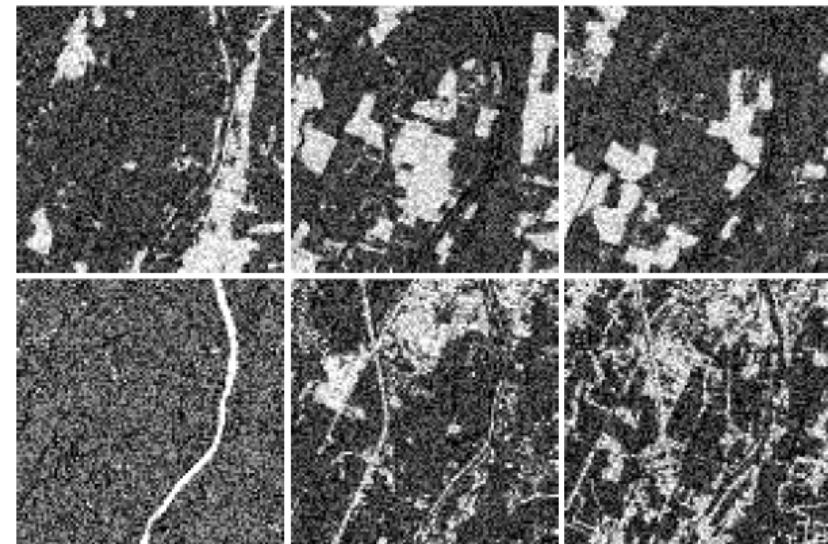
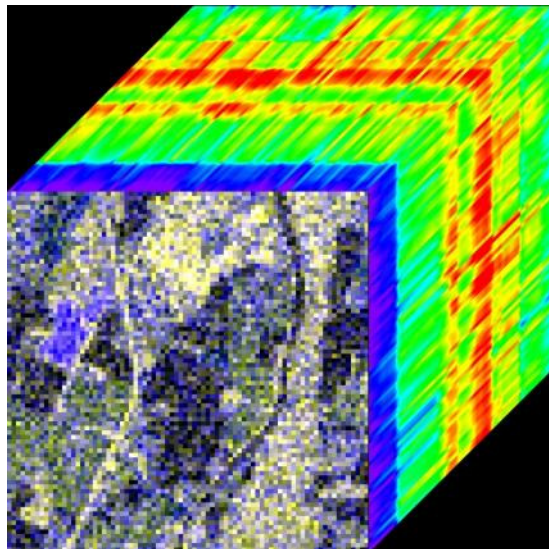
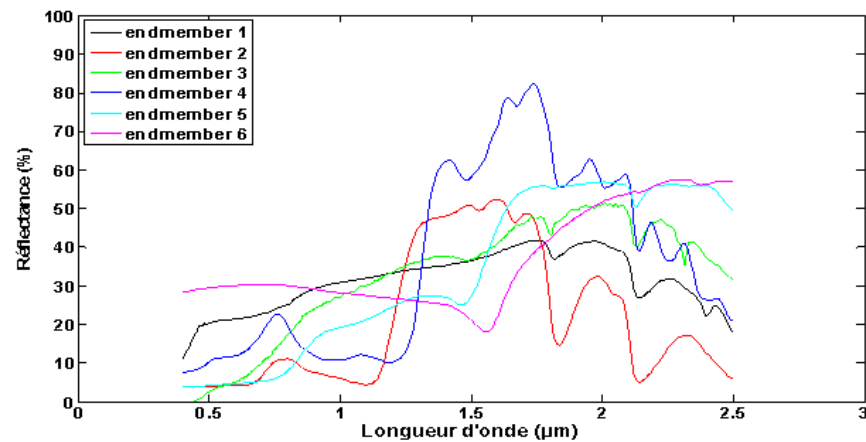
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

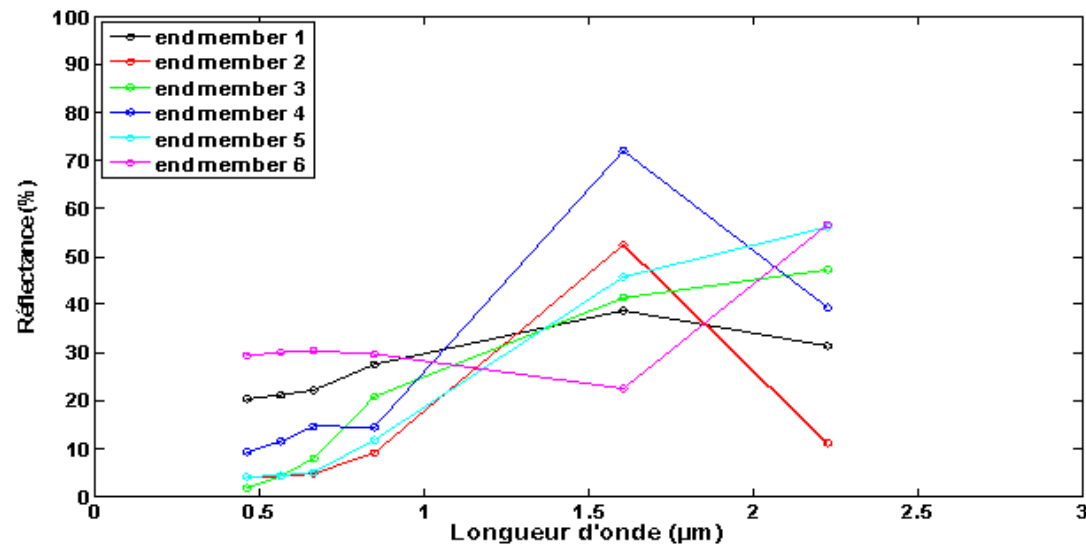
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

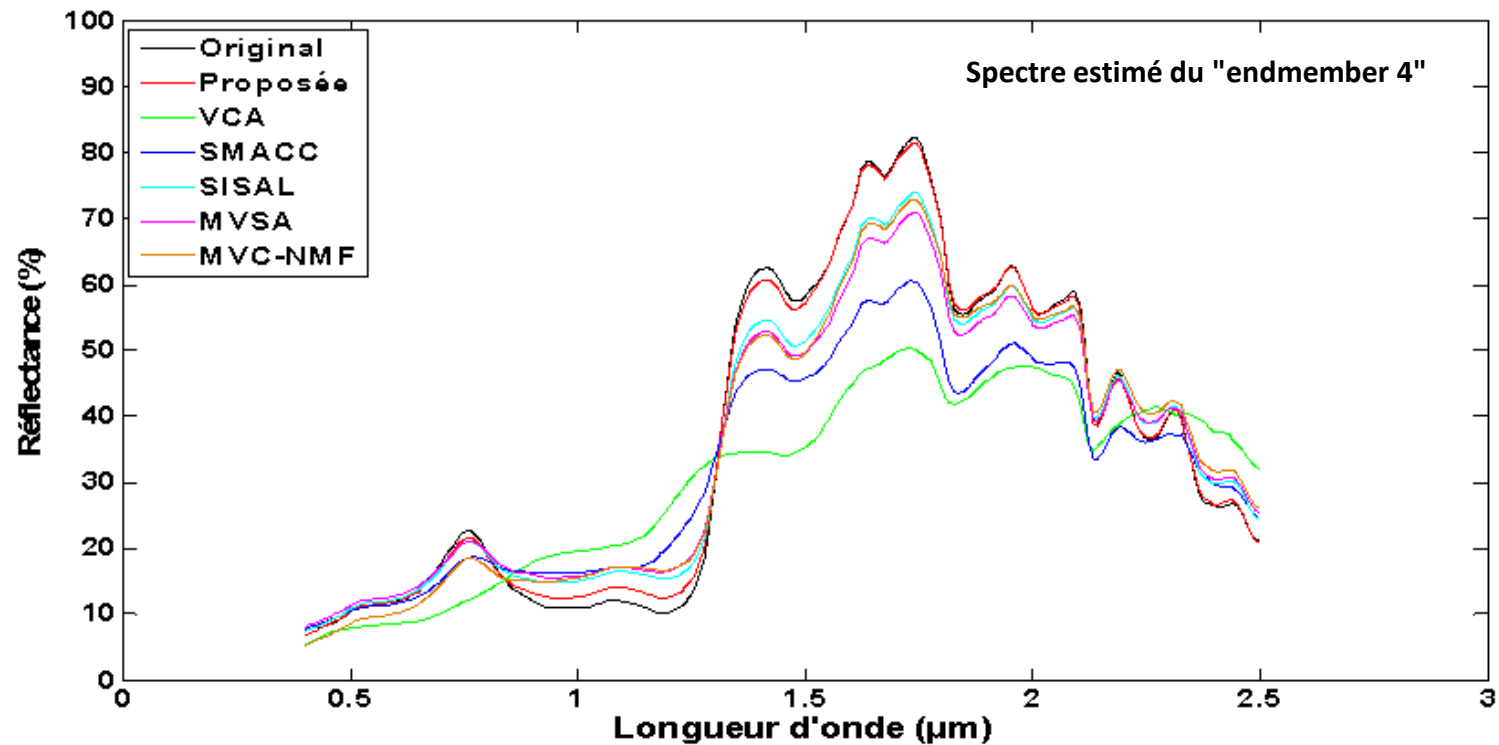
Données utilisées (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

Résultats obtenus (données synthétiques)



Partie 2 : Contributions méthodologiques

Extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale combinée avec une image multispectrale

Résultats obtenus (données synthétiques)

Erreur quadratique moyenne normalisée (%) pour les spectres extraits.

Méthode	Proposée	VCA	SMACC	SISAL	MVSA	MVC-NMF
Endmember 1	1,10	20,93	24,98	7,84	8,89	7,98
Endmember 2	1,60	46,95	62,36	6,83	4,38	20,97
Endmember 3	1,73	10,58	9,28	5,22	3,76	9,99
Endmember 4	2,37	45,31	27,43	10,29	13,62	12,57
Endmember 5	0,35	20,08	17,7	2,10	6,01	14,74
Endmember 6	0,28	21,83	21,83	1,67	5,48	12,01
Moyenne	1,24	27,61	27,26	5,66	7,02	13,04

Angle spectral (°) pour les spectres extraits.

Méthode	Proposée	VCA	SMACC	SISAL	MVSA	MVC-NMF
Endmember 1	0,62	11,85	13,66	3,82	4,52	3,18
Endmember 2	0,87	27,96	38,51	3,73	2,48	11,98
Endmember 3	0,99	5,76	5,12	2,58	1,98	4,84
Endmember 4	1,34	17,07	8,94	4,68	5,92	6,00
Endmember 5	0,20	11,19	9,82	1,13	3,18	8,36
Endmember 6	0,16	10,81	10,81	0,77	2,51	6,76
Moyenne	0,70	14,11	14,48	2,79	3,43	6,85

Conclusion et quelques perspectives

Conclusion et quelques perspectives

Conclusion

Proposer de nouvelles approches méthodologiques (basées sur la BSS) pour le traitement des images de télédétection spatiale optique.

Des méthodes classiques de la BSS ont été utilisées pour prétraiter une image multispectrale.

Deux nouvelles méthodes (***2D-Corr-NLS*** et ***2D-Corr-NMF***) : extraction de cartes d'abondances à partir d'une image multispectrale avec pixels purs.

Conclusion et quelques perspectives

Conclusion

Une nouvelle méthode (**2D-VM**) : extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale avec pixels purs.

Aussi, une nouvelle méthode a été proposée pour l'extraction de spectres à partir d'une image hyperspectrale sans pixels purs, combinée avec une image multispectrale avec pixels purs.

Comparées à des méthodes de la littérature, d'excellents résultats ont été obtenus par les approches méthodologiques proposées.

Conclusion et quelques perspectives

Perspectives

Prétraitement par BSS d'autres types d'images : hyperspectrales, radars.

Extraction de cartes d'abondances à partir d'une image hyperspectrale avec pixels purs.

Utilisation des techniques de la BSS pour la fusion de différents types d'images : panchromatiques, multi\hyperspectrales, radars.

Productions scientifiques

M. S. Karoui, Y. Deville, S. Hosseini, and A. Ouamri, "Blind unmixing of hyperspectral data with some pure pixels: Spatial variance-based methods exploiting sparsity and non-negativity properties," *Chapitre du livre multi-auteurs "Signal Processing: New Research" (NOVA Science Publishers, Inc.) sous la direction de Ganesh R. Naik (en cours de publication).*

M. S. Karoui, Y. Deville, S. Hosseini, and A. Ouamri, "Blind spatial unmixing of multispectral images: New methods combining sparse component analysis, clustering and non-negativity constraints," *Pattern Recognition*, 45(12), pp. 4263-4278, 2012 (*Impact Factor: 2.292 Thomson Reuters Journal Citation Reports 2012*).

Productions scientifiques

Actes de conférences internationales à comité de lecture

M. S. Karoui, Y. Deville, S. Hosseini, and A. Ouamri, "A new spatial sparsity-based method for extracting endmember spectra from hyperspectral data with some pure pixels," *In Proceedings of the IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2012*, Munich, Germany, 2012 ([Présentation Orale](#)).

I. Meganem, Y. Deville, S. Hosseini, H. Carfantan, and **M. S. Karoui**, "Extraction of stellar spectra from dense fields in hyperspectral MUSE data cubes using non-negative matrix factorization," *In Proceedings of the Third IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, WHISPERS 2011*, Lisbon, Portugal, 2011 ([Présentation Orale](#)).

M. S. Karoui, Y. Deville, S. Hosseini, and A. Ouamri, "Spatial sparsity-based blind source separation method including non-negative matrix factorization for multispectral image unmixing," ([invited paper](#)) *In Proceedings of the 10th IEEE International Workshop on Electronics, Control, Measurement and Signals, ECMS 2011*, Liberec, Czech Republic, 2011 ([Présentation Orale](#)).

M. S. Karoui, Y. Deville, S. Hosseini, and A. Ouamri, "Traitement des données hyperspectrales par des méthodes de séparation aveugle de sources : faisabilité et perspectives," *In Proceedings 3^{ème} Journées d'Animation Scientifique du réseau de télédétection de l'Agence Universitaire de la Francophonie, JAS AUF 2009*, Algiers, Algeria, 2009 ([Présentation Poster](#)).

Productions scientifiques

Actes de conférences internationales à comité de lecture

M. S. Karoui, A. Ouamri, Y. Deville, and S. Hosseini, "**Processing of hyperspectral remote sensing data by blind source separation methods: feasibility**," *In Proceedings of the 6th International Summer School on Signal Processing & its Applications, ISSSPA 2009 + First Workshop in Signal and Image Processing, WSIP 2009*, Oran, Algeria, 2009 ([Présentation Poster](#)).

M. S. Karoui, Y. Deville, S. Hosseini, A. Ouamri, and D. Ducrot, "**Improvement of remote sensing multispectral image classification by using independent component analysis**," *In Proceedings of the First IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, WHISPERS 2009*, Grenoble, France, 2009 ([Présentation Poster](#)).

M. S. Karoui, Y. Deville, S. Hosseini, A. Ouamri, and D. Ducrot, "**Contribution of non-negative matrix factorization to the classification of remote sensing images**," *In Proceedings of the SPIE Europe Remote Sensing Conference : Image and Signal Processing for Remote Sensing XIV*, SPIE vol. 7109 71090X, Cardiff, UK, 2008 ([Présentation Poster](#)).

***Merci pour votre
aimable attention...***