





## Prise en compte de la dimension spatiale des données dans le traitement des images hyper-spectrales: état des lieux

**GORRETTA Nathalie, Xavier Hadoux**

Pour mieux affirmer ses missions, le Cemagref devient Irstea



www.irstea.fr

*14èmes Rencontres HélioSPIR*  
« Spectrométrie proche infrarouge et hétérogénéité »

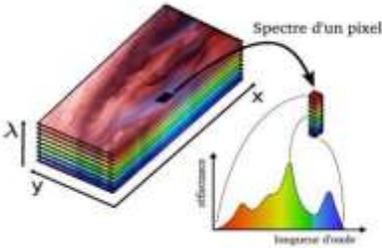
Agropolis International, Montpellier – Mercredi 13 novembre 2013

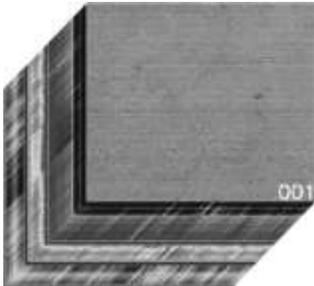
### Introduction Imagerie Hyper-Spectrale

- ▶ **Image d'une scène acquise à différentes longueurs d'onde (>100)**

Chaque pixel de l'image contient un spectre détaillé







Plus d'information  
→ augmente les possibilités de discrimination

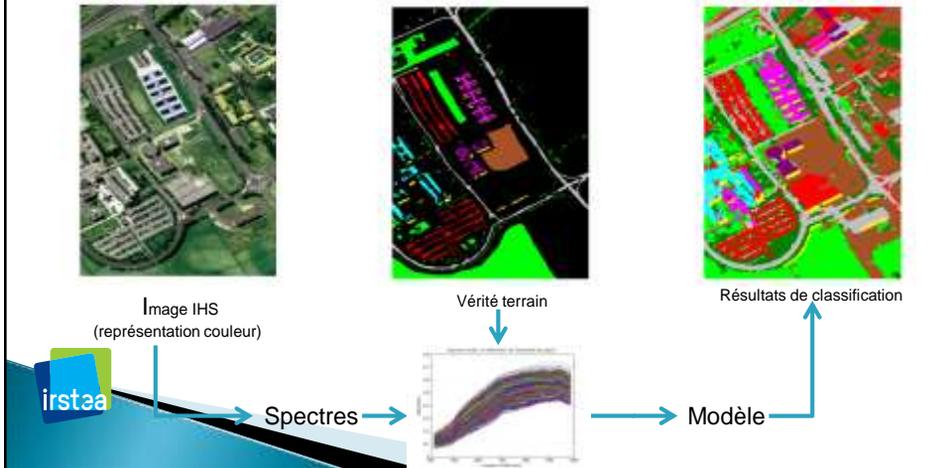
Dimensionnalité augmente  
→ nécessité d'algorithmes spécifiques



## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification supervisée ou non supervisée
  - ➔ Utilisation de l'information spectrale uniquement
    - ✓ Approches dites « pixel-wise »
    - ✓ Analyse réalisée en utilisant le spectre de chaque pixel
    - ✓ Des outils: PLS-DA, SVM, K-means, Expectation Maximization (EM), ...



## Traitement des données Hyper-Spectrales

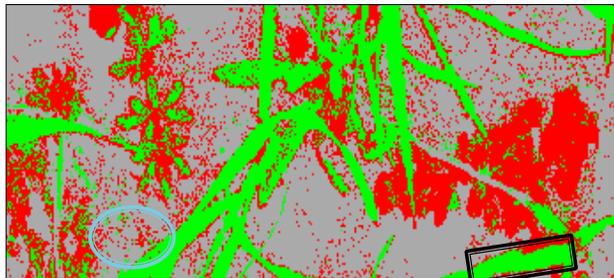


- Classification supervisée ou non supervisée
  - ➔ Utilisation de l'information **spectrale uniquement**

Ex: Détection des adventices au sein de cultures de blé (X.Hadoux, 2012)

- Acquisition images Hypspec (400-1000nm) au champ
- PLS-DA: 3 classes (Sol, Adventices, Blé)

Résultats de classification  
Modèle PLS-DA  
appliqué à une image



De nombreux pixels isolés mal-classés

Des problèmes aux bordures des objets

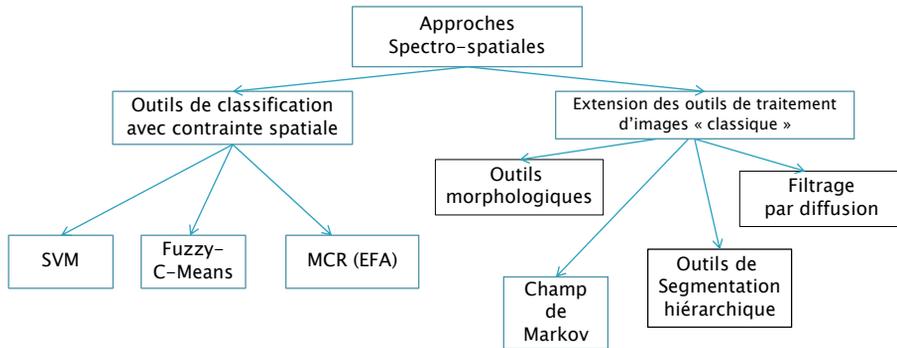
**INTRODUIRE DES CONTRAINTES SPATIALES ?**

Hadoux, X., Gorretta, N. & F. Michel, G. Weeds-wheat discrimination using hyperspectral imagery. CIGR-Ageng 2012, Int. Conf. Agric. Eng.

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/**segmentation** supervisée ou non supervisée
- Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale** : **quelles approches ?**

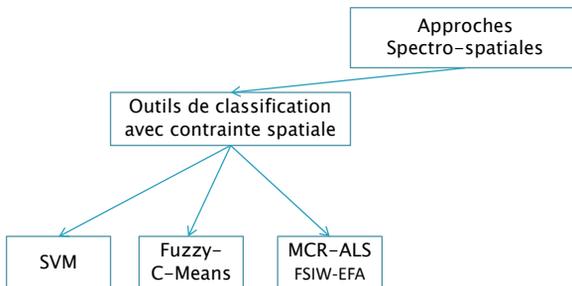


irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/**segmentation** supervisée ou non supervisée
- Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale** : **quelles approches ?**

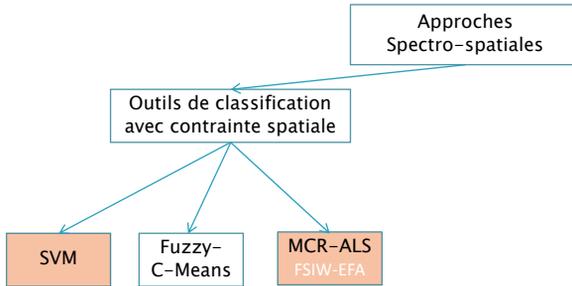


irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
  - Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale** : **quelles approches ?**

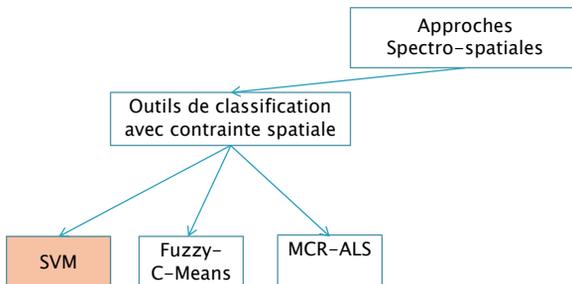


irstaa

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
  - Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale** : **quelles approches ?**



irstaa

### Traitement des données Hyper-Spectrales

- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
- Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale**

**Exemple 1 : les séparateurs à vastes marges (SVM) - cas linéairement séparable**

Classe A                      Classe B



Spectre : vecteur de  $\mathcal{R}^N$   
 $\vec{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$   
 p spectres dont la classe est connue

- Trouver un classifieur (hyperplan) séparant au mieux les données
- Une infinité de plans existe
- Les SVMs trouvent l'hyperplan qui maximise la distance (marge) entre les vecteurs proches de la frontière de décision (vecteurs supports)

### Traitement des données Hyper-Spectrales

- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
- Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale**

**Exemple 1 : les séparateurs à vastes marges (SVM) - cas linéairement séparable**



Equation de classification:  
 $y = \text{sgn}(f(x))$  avec  $f(x) = \omega \cdot x + b$

Marge =  $2 / |\omega|$

Minimisation sous contrainte pour un ensemble d'apprentissage de p échantillons:

$\left\{ \begin{array}{l} |\omega| \text{ minimum} \\ \forall i, y_i \cdot (\omega x_i + b) \geq 1 \end{array} \right.$

On obtient:  $\omega^* = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_i x_i$

Les  $\alpha_i$  sont **non** nuls seulement pour les points  $x_i$  situés exactement sur la marge (vecteurs « support »)

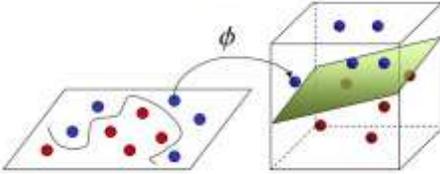
## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée

→ Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale**

**Exemple 1** : les séparateurs à vastes marges (SVM) - **cas non linéairement séparable**



- Changement d'espace rendant les classes linéairement séparables :

$$R^N \rightarrow R^{N+}$$

$$x \mapsto \phi(x)$$

Equation de classification dans le nouvel espace :

$$f(x) = \omega \cdot \phi(x) + b = \left[ \sum_{i=1}^p \alpha_i y_i \phi(x_i) \right] \cdot \phi(x) + b$$

soit :  $f(x) = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_i K(x_i, x) + b$  avec  $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$

irstea

Seule la connaissance du noyau K est nécessaire pour la classification

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée

→ Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale**

**Exemple 1** : les séparateurs à vastes marges (SVM) - **cas non linéairement séparable**

- ▶ Utilisation d'un noyau composite:

$$K(x_i, x_j) = \mu \overset{\text{spectral}}{K_s(x_i^s, x_j^s)} + (1 - \mu) \overset{\text{spatial}}{K_v(x_i^v, x_j^v)}$$

	Noyaux		
$K(x, y) = \exp\left(-\frac{(x-y)^2}{2\sigma^2}\right)$	$K(x, y) = (x \cdot y + c)^q$	...	
Noyau gaussien	Noyau Polynomial		

Les valeurs  $x^v$  sont calculées

- ✓ En fonction de la moyenne et l'écart-type des spectres sur une fenêtre de voisinage (Camps-Valls, 2006, Plaza, 2009)
- ▶ Statistiques d'ordre 2 (variogrammes) (Bahria, 2010)

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
  - Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale**

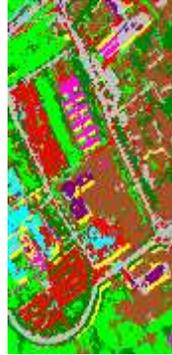
**Exemple 1 : les séparateurs à vastes marges (SVM) - cas non linéairement séparable**

- ▶ Utilisation d'un noyau composite :

Classification  
SVM  
Sans contrainte  
spatiale



Classification  
SVM  
avec  
Contrainte spatiale



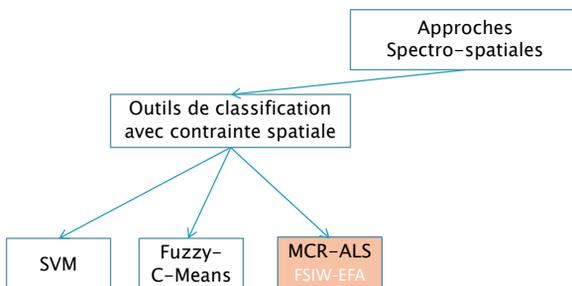
irstea

Camps-valls, G. & Bruzzone, L. Kernel-Based Methods for Hyperspectral Image Classification. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 43, 1351-1362 (2005).

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
  - Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale : quelles approches ?**



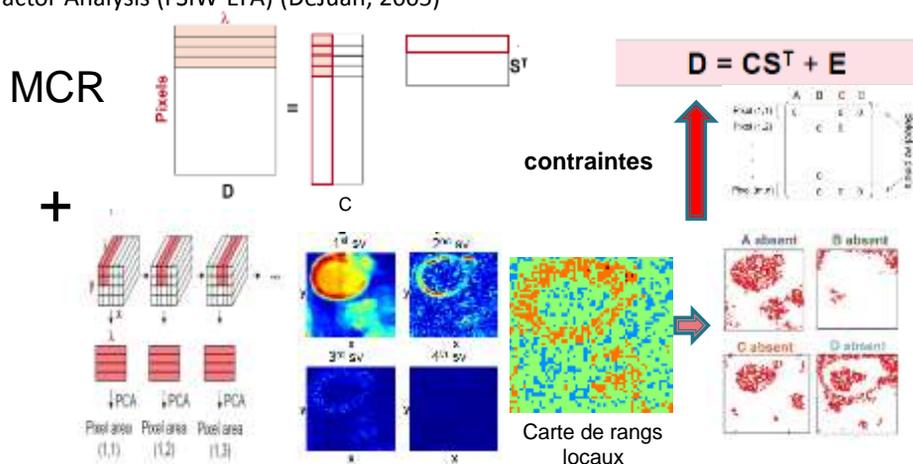
irstea

### Traitement des données Hyper-Spectrales



**Exemple 2** : MCR + ajout d'une contrainte spatiale: Fixed Size Image Window – Evolving Factor Analysis (FSIW-EFA) (DeJuan, 2005)

MCR + contraintes =  $D = CS^T + E$



De Juan, A., et al., Use of local rank-based spatial information for resolution of spectroscopic images. *Journal of Chemometrics*, 2005, 19(5): p. 291-298.

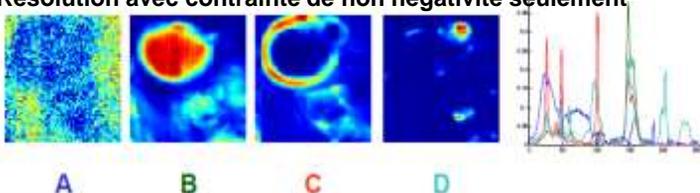
### Traitement des données Hyper-Spectrales



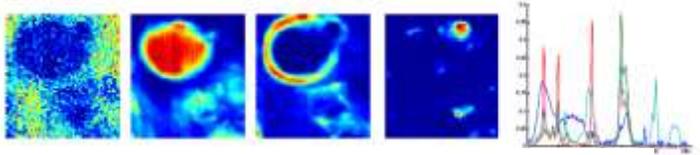
- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
- Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale**

**Exemple 2** : MCR + ajout d'une contrainte spatiale: Fixed Size Image Window – Evolving Factor Analysis (FSIW-EFA)

**Résolution avec contrainte de non négativité seulement**



**Résolution avec contrainte de non négativité et de rang local**

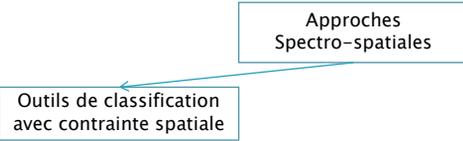


De Juan, A., et al., Use of local rank-based spatial information for resolution of spectroscopic images. *Journal of Chemometrics*, 2005, 19(5): p. 291-298.

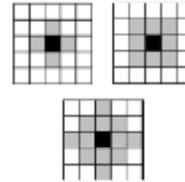
## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
  - ➔ Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale**



- ☹ Voisinage Proche
- ☹ Voisinage Fixe (non adaptatif)
- ☹ Imprécision aux frontières
- ☺ Mise en œuvre simple



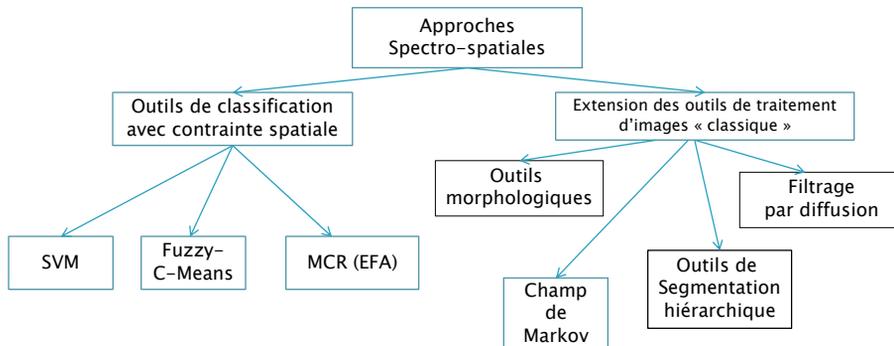
- ✓ Des tentatives d'améliorations :
  - ✓ SVM avec noyau composite à base d'outils morphologiques (Fauvel, 2009)
  - ✓ Fuzzy-C-Means (Wen, 2013, Benhalouche, 2013, ...)



## Traitement des données Hyper-Spectrales



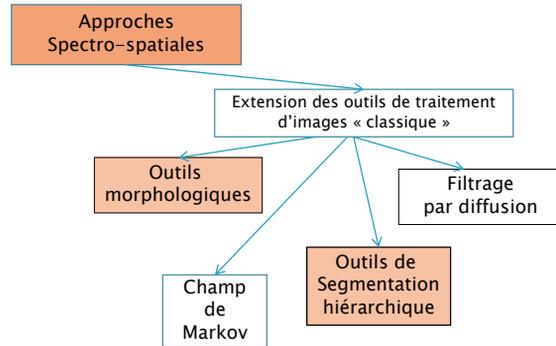
- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
  - ➔ Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale : quelles approches ?**



## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Classification/segmentation supervisée ou non supervisée
  - ➔ Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale** : **quelles approches ?**



irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

Problématique : les outils de traitement d'images « classiques » sont définis pour des images en niveaux de gris (1 plan) ou couleur (3 plans)

➤ **Extension au cas hyperspectral ?**

- **Approches de segmentation par croissance de région :**
  - Définition d'une mesure de similarité inter-spectres
- **Segmentation par ligne de partage des eaux, outils morphologiques**
  - *Approche vectorielle* : nécessite la définition d'un ordre vectoriel
  - *Approche marginale* : on traite chaque plan séparément et on fusionne
  - *Approche par sélection* / transformation de bandes ;

irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

Problématique : les outils de traitement d'images « classiques » sont définis pour des images en niveaux de gris (1 plan) ou couleur (3 plans)

### ➤ Extension au cas hyperspectral ?

- **Approches de segmentation par croissance de région :**
  - Définition d'une mesure de similarité inter-spectres
- **Segmentation par ligne de partage des eaux, outils morphologiques**
  - *Approche vectorielle* : nécessite la définition d'un ordre vectoriel
  - *Approche marginale*: on traite chaque plan séparément et on fusionne
  - *Approche par sélection*/transformation de bandes ;

irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 1 :** Approches de segmentation par croissance de région : définition d'une mesure de similarité inter-spectres

- DC= Critère de dissimilarité
  - Distance euclidienne
  - Spectral Angle Mapper (SAM)
  - ...

① Chaque pixel = 1 région

1	2	3
4	5	6
7	8	9
10	11	12

irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 1** : Approches de segmentation par croissance de région : définition d'une mesure de similarité inter-spectres

- DC= Critère de dissimilarité
- Spectral Angle Mapper (SAM)
- ...

- ① Chaque pixel = 1 région
- ② Calculer DC / toutes les régions adjacentes



irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 1** : Approches de segmentation par croissance de région : définition d'une mesure de similarité inter-spectres

- DC= Critère de dissimilarité
- Spectral Angle Mapper (SAM)
- ...

- ① Chaque pixel = 1 région
- ② Calculer DC / toutes les régions adjacentes
- ③ Trouver DC\_min → DC\_Seuil



irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 1** : Approches de segmentation par croissance de région : définition d'une mesure de similarité inter-spectres

- DC= Critère de dissimilarité
- Spectral Angle Mapper (SAM)
- ...

- ① Chaque pixel = 1 région
- ② Calculer DC / toutes les régions adjacentes
- ③ Trouver DC<sub>min</sub> → DC<sub>Seuil</sub>
- ④ Fusionner toutes les régions adjacentes avec DC=DC<sub>Seuil</sub>



irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 1** : Approches de segmentation par croissance de région : définition d'une mesure de similarité inter-spectres

- DC= Critère de dissimilarité
- Spectral Angle Mapper (SAM)
- ...

- ① Chaque pixel = 1 région
- ② Calculer DC / toutes les régions adjacentes
- ③ Trouver D<sub>min</sub> → DC<sub>Seuil</sub>
- ④ Fusionner toutes les régions adjacentes avec DC=DC<sub>Seuil</sub>
- ⑤ Aller en ② ou Stop si convergence



irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 1 :** Approches de segmentation par croissance de région : définition d'une mesure de similarité inter-spectres

- Travaux initiés par Tilton en 2000
- Largement raffinés par la suite pour éviter les sur-segmentations (Tarabalka, 2011), inclure un à priori sur la forme des structures recherchées (Tilton, 2012), augmenter le temps de calcul ...
- Approche reprise par Valero-Vulbana (Valero-Vulbana, 2012) : stratégie de représentation de la segmentation hiérarchique par arbre binaire avec des distances adaptées

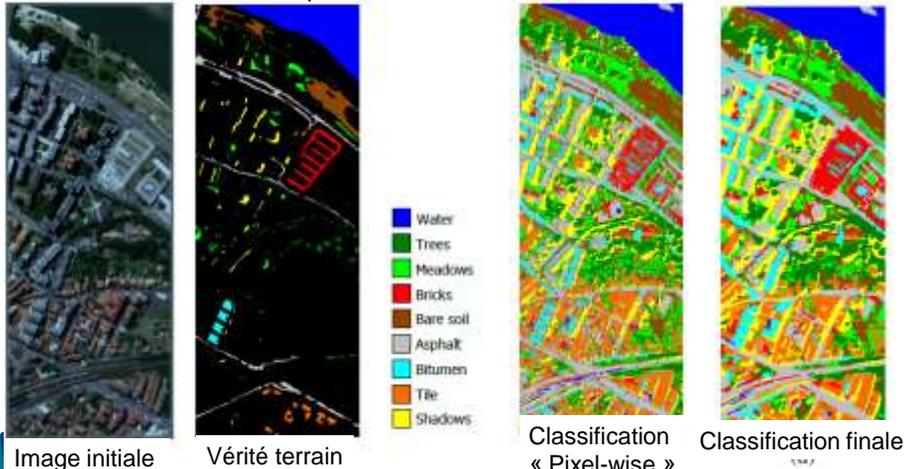


## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 1 :** Approches de segmentation par croissance de région : définition d'une mesure de similarité inter-spectres



James Tilton, Yuliya Tarabalka, Paul Montesano, Emanuel Gofman. Best Merge Region-Growing Segmentation with Intergrated Nonadjacent Regions Object Aggregation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, IEEE, 2012, 50 (11), pp. 4464-4474

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

Problématique : les outils de traitement d'images « classiques » sont définis pour des images en niveaux de gris (1 plan) ou couleur (3 plans)

➤ **Extension au cas hyperspectral ?**

- **Approches de segmentation par croissance de région :**
  - Définition d'une mesure de similarité inter-spectres
- **Segmentation par ligne de partage des eaux, outils morphologiques**
  - **Approche vectorielle** : nécessite la définition d'un ordre vectoriel
  - **Approche marginale**: on traite chaque plan séparément et on fusionne
  - **Approche par sélection**/transformation de bandes ;

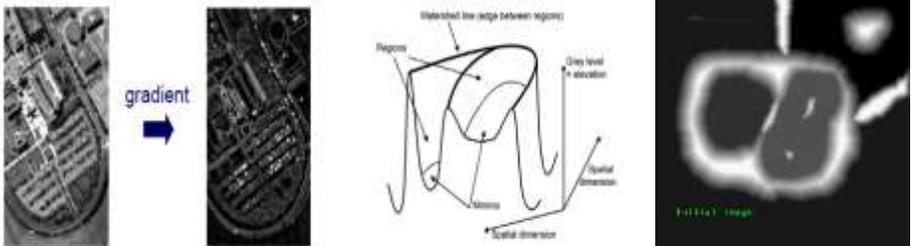
irstea

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 2 : Segmentation par Ligne de partage des eaux et Classification**



<http://cmm.enscm.fr/~beucher/wtshed.htm>

Méthode de croissance de région et de détection des contours

- Gradient minimum = lieu d'une région homogène
- 1 région = ensemble de pixels connectés à un minimum local (gradient)
- Ligne de partage des eaux : ligne entre deux régions homogènes

irstea

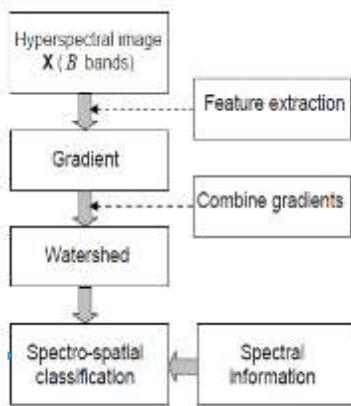
Tarabalka, Y., Charaoui, J., Benediktsson, J. A., Angulo, J. & Fauvel, M. Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. *Geosci. Remote Sens. Symp. 2008. IGARSS 2008. IEEE Int. (Volume 3)* 652-655 (2008).

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

### Exemple 2 : Segmentation par Ligne de partage des eaux et Classification



irstea

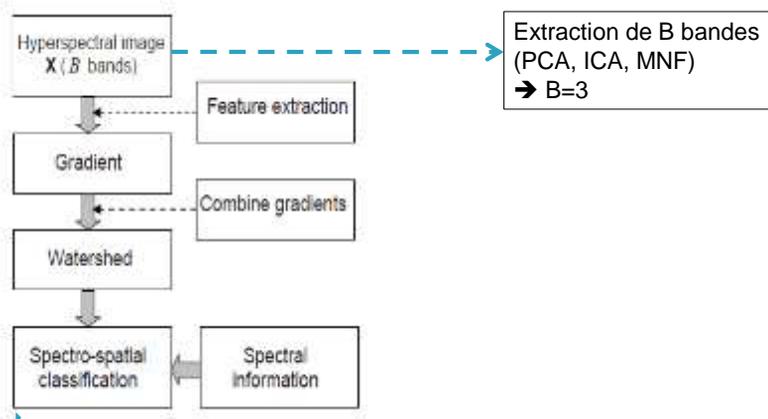
Tarabalka, Y., Charbonnet, J., Benediktsson, J. A., Angulo, J. & Fauvel, M. Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. *Geosci. Remote Sens. Symp. 2008. IGARSS 2008. IEEE Int. (Volume3)* 652–655 (2008).

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

### Exemple 2 : Segmentation par Ligne de partage des eaux et Classification



irstea

Tarabalka, Y., Charbonnet, J., Benediktsson, J. A., Angulo, J. & Fauvel, M. Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. *Geosci. Remote Sens. Symp. 2008. IGARSS 2008. IEEE Int. (Volume3)* 652–655 (2008).

### Traitement des données Hyper-Spectrales

□ Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 2 : Segmentation par Ligne de partage des eaux et Classification**

irstea

Tarabalka, Y., Chandrasekhar, J., Benediktsson, J. A., Angulo, J. & Fauvel, M. Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. *Geosci. Remote Sens. Symp. 2008. IGARSS 2008. IEEE Int. (Volume3)* 652–655 (2008).

### Traitement des données Hyper-Spectrales

□ Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

**Exemple 2 : Segmentation par Ligne de partage des eaux et Classification**

irstea

Tarabalka, Y., Chandrasekhar, J., Benediktsson, J. A., Angulo, J. & Fauvel, M. Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. *Geosci. Remote Sens. Symp. 2008. IGARSS 2008. IEEE Int. (Volume3)* 652–655 (2008).

### Traitement des données Hyper-Spectrales

**Exemple 2 : Segmentation par Ligne de partage des eaux et Classification**

irstea

Tarabalka, Y., Chandrasekhar, J., Benediktsson, J. A., Angulo, J. & Fauvel, M. Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. *Geosci. Remote Sens. Symp. 2008. IGARSS 2008. IEEE Int. (Volume3)* 652–655 (2008).

### Traitement des données Hyper-Spectrales

**Exemple 2 : Segmentation par Ligne de partage des eaux et Classification**

irstea

Tarabalka, Y., Chandrasekhar, J., Benediktsson, J. A., Angulo, J. & Fauvel, M. Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. *Geosci. Remote Sens. Symp. 2008. IGARSS 2008. IEEE Int. (Volume3)* 652–655 (2008).

## Traitement des données Hyper-Spectrales



- Extension des approches de traitements d'images au cas hyperspectral

Approches Spectro-spatiales

Extension des outils de traitement d'images « classique »

- 😊 Voisinage adaptatif
- 😊 De bons résultats
- ☹ Mise en œuvre plus complexe/ temps de calcul élevé ... **mais**
  - De nombreux travaux en cours:
    - Structure de données efficaces à base de graphe (Minimum Spanning Forest ou MSF, Graph Cuts, Random Walker, Binary trees ...)
    - Outils de morphologie mathématique : vers un ordre vectoriel total ;
    - Parallélisations des algorithmes



## Traitement des données Hyper-Spectrales

### CONCLUSION



- Utilisation de l'information **spectrale ET spatiale**
  - De nombreuses approches développées dans la littérature
  - Les approches utilisant des algorithmes de segmentation d'image adaptés au cas hyperspectral
    - Sont les plus performants en particulier ceux utilisant une formulation sous forme de graphe (Tarabalka, 2011; Valero-Valbuna, 2012 ...)
    - Approches marginales ou par sélection de bandes privilégiées
  - Détermination d'un ordre vectoriel total → des travaux en cours (Velasco-Forero, 2011)



## Traitement des données Hyper-Spectrales



1. Camps-valls, G. & Bruzzone, L. Kernel-Based Methods for Hyperspectral Image Classification. *IEEE Trans. Sens.* 43, 1351-1362 (2005).
2. De Juan, A., et al., *Use of local rank-based spatial information for resolution of spectroscopic images. Journal of Chemometrics*, 2008. **22(5): p. 291-298.**
3. Fauvel, M. Spectral and spatial methods for the classification of urban remote sensing data. (2007). at <<http://oatao.univ-toulouse.fr/6807/>>
4. Tarabalka, Y., Chanussot, J., Benediktsson, J. A., Angulo, J. & Fauvel, M. Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. *Geosci. Remote Sens. Symp. 2008. IGARSS 2008. IEEE Int. (Volume3 )* 652-655 (2008).
5. Plaza, A. *et al.* Recent advances in techniques for hyperspectral image processing. *Remote Sens. Environ.* 113, S110-S122 (2009).
6. Bahria, S. & Limam, M. Second order statistics for hyperspectral data classification. *42èmes Journées Stat.* 813-815 (2010). at <<http://hal.archives-ouvertes.fr/inria-00494819/>>
7. Tarabalka, Y., Benediktsson, J. A., Chanussot, J. & Tilton, J. C. A multiple classifier approach for spectral-spatial classification of hyperspectral data. *Geosci. Remote Sens. Symp. (IGARSS), 2010 IEEE Int.* 1410-1413 (2010).
8. Piqueras, S., Duponchel, L., Tauler, R. & de Juan, a. Resolution and segmentation of hyperspectral biomedical images by multivariate curve resolution-alternating least squares. *Anal. Chim. Acta* 705, 182-92 (2011).
9. Valero, S., Salembier, P. & Chanussot, J. Arbre de partition binaire: Un nouvel outil pour la représentation hiérarchique et l'analyse des images hyperspectrales. (2011). at <<http://hal.archives-ouvertes.fr/tel-00796108/>>
10. Velasco-Forero, S. & Angulo, J. Multiclass ordering for filtering and classification of hyperspectral images. *Hyperspectral Image Signal Process. Evol. Remote Sens. (WHISPERS), 2011 3rd Work.* 1-4 (2011). doi:10.1109/WHISPERS.2011.6080922
11. Velasco-Forero, S. & Angulo, J. Supervised ordering in IRp: application to morphological processing of hyperspectral images. *IEEE Trans. Image Process.* 20, 3301-8 (2011).
12. Bernard, K., Tarabalka, Y., Angulo, J., Chanussot, J. & Benediktsson, J. A. Spectral-spatial classification of hyperspectral data based on a stochastic minimum spanning forest approach. *IEEE Trans. image Process.* 21, 2008-2021 (2012).
13. Hadoux, X., Gorretta, N. & Rabatel, G. Weeds-wheat discrimination using hyperspectral imagery. *CIGR-Ageng 2012, Int. Conf. Agric. Eng.* (2012).
14. Fauvel, M., Tarabalka, Y., Benediktsson, J. A., Chanussot, J. & Tilton, J. C. Advances in Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Images. *Proc. IEEE* 101, 652-675 (2013).
15. James C. Tilton, "Method for Recursive Hierarchical Segmentation by Region Growing and Spectral Clustering with a Natural Convergence Criterion", Disclosures of Invention and New Technology (Including Software): NASA Case No. GSC 14,328-1, February 28, 2000.
16. James Tilton, Yuliya Tarabalka, Paul Montesano, Emanuel Gofman. Best Merge Region-Growing Segmentation with Intergrated Nonadjacent Region Object Aggregation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, IEEE, 2012, 50 (1.1), pp. 4454-4467

## Traitement des données Hyper-Spectrales



17. Benaichouche, A.N., H. Oulhadj, and P. Siarry, *Improved spatial fuzzy c-means clustering for image segmentation using PSO initialization, Mahalanobis distance and post-segmentation correction. Digital Signal Processing*, 2013. **23(5): p. 1390-1400.**
18. Wen, Y., et al., *Brain tissue classification based on DTI using an improved Fuzzy C-means algorithm with spatial constraints. Magnetic Resonance Imaging*, 2013. **31(9): p. 1623-1630.**
19. Zhao, F., L. Jiao, and H. Liu, *Kernel generalized fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation. Digital Signal Processing*, 2013. **23(1): p. 184-199.**