

Segmentation d'images hyperspectrales par Morphologie Mathématique

Guillaume NOYEL, Jesus Angulo, Dominique Jeulin
{guillaume.noyel, jesus.angulo, dominique.jeulin}@ensmp.fr

Centre de Morphologie Mathématique
Ecole des Mines de Paris
35, rue Saint-Honoré, 77305 Fontainebleau cedex - France

30^{ème} journée ISS France - Paris - 8 Février 2007

Plan

- 1 Introduction
- 2 Réduction du nombre de canaux
- 3 Segmentation par Ligne de Partage des Eaux
- 4 Résultats
- 5 Conclusion et Perspectives

- 1 Introduction
- 2 Réduction du nombre de canaux
- 3 Segmentation par Ligne de Partage des Eaux
- 4 Résultats
- 5 Conclusion et Perspectives

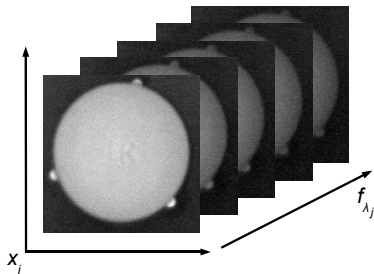
Qu'est ce qu'une image hyperspectrale ?

Définition

Image hyperspectrale : à chaque point x_i est associé un vecteur qui a des valeurs dans le spectre, dans le temps ou associées à un index j .

$$\mathbf{f}_\lambda : \begin{cases} E & \rightarrow \mathcal{T}^L \text{ avec } E \subset \mathbb{R}^2, \mathcal{T} \subset \mathbb{R} \\ x & \rightarrow \mathbf{f}_\lambda(x) = (f_{\lambda_1}(x), f_{\lambda_2}(x), \dots, f_{\lambda_L}(x)) \end{cases}$$

$f_{\lambda_j} \setminus j \in \{1, 2, \dots, L\}$ est un canal (L est le nombre de canaux)

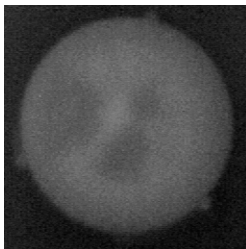


Source de l'image [Legrand,
Meriaudeau, Gorria, 2002]
Laboratoire LE2i, Le Creusot

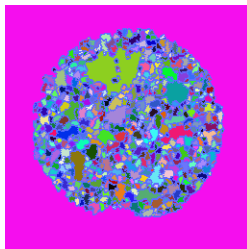
Problématique

L'étude réalisée à pour but de présenter une méthodologie de segmentation par Morphologie Mathématique pour les images hyperspectrales. L'image traitée n'est utilisée que comme illustration de la méthode.

Que donne la segmentation sur un seul canal ?



Canal 60 $f_{\lambda_{60}}$



Segmentation

- 1 Introduction
- 2 Réduction du nombre de canaux
- 3 Segmentation par Ligne de Partage des Eaux
- 4 Résultats
- 5 Conclusion et Perspectives

Réduction du nombre de canaux

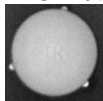
Une image hyperspectrale peut compter beaucoup de canaux : jusqu'à quelques milliers. Il est donc nécessaire de réduire l'information spectrale.

Deux approches pour la réduction du nombre de canaux été effectuées :

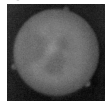
- approche par analyse de données : Analyse Factorielle des Correspondances (AFC)
- approche modèle : ajustement d'un modèle pour tous les pixels vecteurs.

Réduction du nombre de canaux

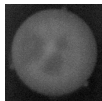
Image hyperspectrale (60 canaux)



f_{λ_1}



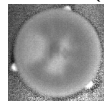
$f_{\lambda_{30}}$



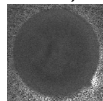
$f_{\lambda_{60}}$



AFC (2 canaux)



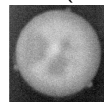
$c_{\alpha_1}^f$



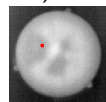
$c_{\alpha_2}^f$



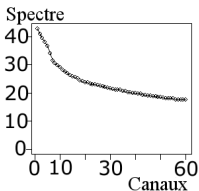
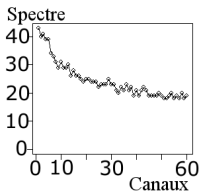
Reconstruction \widehat{AFC}^{-1}
(60 canaux)



Avant $f_{\lambda_{50}}$

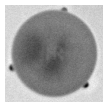


Après $\widehat{f}_{\lambda_{50}}$

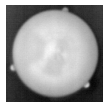


Réduction du nombre de canaux

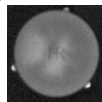
Paramètres du modèle (ajusté sur $\hat{\mathbf{f}}_\lambda$)



$p_1 = a$



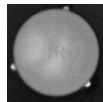
$p_2 = b$



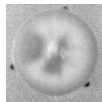
$p_3 = m$



ACP



$c_{\beta_1}^P$



$c_{\beta_2}^P$

Sur l'image filtrée $\hat{\mathbf{f}}_\lambda$ on ajuste en chaque point x un modèle de droite :

$$\hat{\mathbf{f}}_\lambda(x) \sim a(x)\lambda + b(x) \quad \text{avec } \lambda = \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_L$$

Les cartes de paramètres produites sont donc :

- $p_1 = a$: pente
- $p_2 = b$: ordonnée à l'origine
- $p_3 = m$: montée définit par

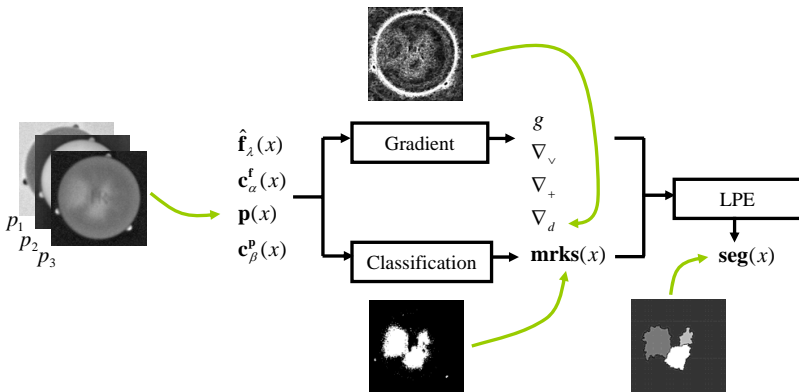
$$m(x) = \max_{j \in [1:10]} (\hat{\mathbf{f}}_{\lambda_j}(x)) - \min_{j \in [1:10]} (\hat{\mathbf{f}}_{\lambda_j}(x))$$

- 1 Introduction
- 2 Réduction du nombre de canaux
- 3 Segmentation par Ligne de Partage des Eaux**
- 4 Résultats
- 5 Conclusion et Perspectives

Segmentation par LPE

La segmentation par Ligne de Partage des Eaux (LPE) nécessite :

- la norme d'un gradient : le gradient contient l'information spatiale.
- des marqueurs obtenus par classification de type kmeans ou nuées dynamiques dans l'espace considéré. Les marqueurs contiennent l'information spectrale.



LPE : quel gradient utiliser ?

Définition

Un gradient est une fonction scalaire dont les valeurs sont dans l'intervalle $[0, 1]$, i.e. $\nabla : E \rightarrow [0, 1]$.

Plusieurs gradients ont été essayés :

- Morphologique (scalaire, i.e. marginal) :

$$g(\mathbf{f}_{\lambda_j}(x)) = \delta_B(\mathbf{f}_{\lambda_j}(x)) - \varepsilon_B(\mathbf{f}_{\lambda_j}(x))$$

- Supremum (vectoriel) :

$$\nabla_{\vee} \mathbf{f}_{\lambda}(x) = \vee [g(\mathbf{f}_{\lambda_j}(x)), j \in \{1, \dots, L\}]$$

- Somme pondérée (vectoriel) :

$$\nabla_{+} \mathbf{f}_{\lambda}(x) = \sum_{j=1}^L [w_{\lambda_j} g(\mathbf{f}_{\lambda_j}(x)), j \in \{1, \dots, L\}]$$

- Distance (vectoriel) :

$$\nabla_d \mathbf{f}_{\lambda}(x) = \vee [d(\mathbf{f}_{\lambda}(x), \mathbf{f}_{\lambda}(y)), y \in B(x)] \wedge [d(\mathbf{f}_{\lambda}(x), \mathbf{f}_{\lambda}(y)), y \in B(x)]$$

LPE : quel gradient utiliser ?

Pour le gradient à partir d'une distance, il faut utiliser une distance correspondant à l'espace image de travail :

- Euclidienne pour les espaces factoriels : $\mathbf{c}_\alpha^f, \mathbf{c}_\beta^p$
⇒ gradient distance euclidienne : ∇_E
- Mahalanobis pour l'espace des paramètres : \mathbf{p}
⇒ gradient distance de Mahalanobis : ∇_M
- Chi Deux pour l'espace image de départ : $\hat{\mathbf{f}}_\lambda$
⇒ gradient distance du Chi Deux : ∇_{χ^2}

- 1 Introduction
- 2 Réduction du nombre de canaux
- 3 Segmentation par Ligne de Partage des Eaux
- 4 Résultats**
- 5 Conclusion et Perspectives

Résultats

On recherche des traces de colle sur un bouchon en plastique (image de taille $256 \times 256 \times 60$). On possède une segmentation référence de [Legrand Meriaudeau Gorria 2002] obtenue par différence entre une image avant et une image après l'arrivée de colle.



Pour notre étude, nous n'avons que l'image avec la colle.

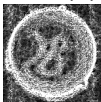
Résultats

Espace image filtrée : $\hat{f}_\lambda(x)$

Mark(x)



Grad(x)



∇_{x^2}

seg(x)



Référence



La segmentation est mauvaise.

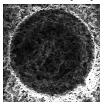
Résultats

Espace AFC : $\mathbf{c}_\alpha^f(x)$

Mark(x)



Grad(x)



∇_E

seg(x)



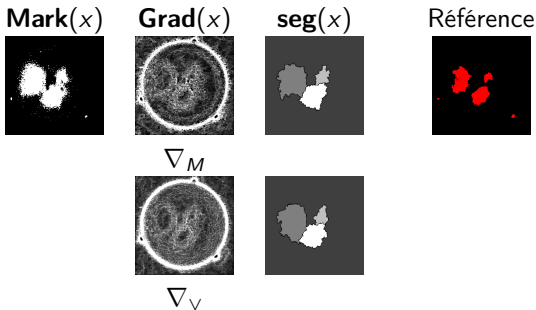
Référence



La segmentation est mauvaise.

Résultats

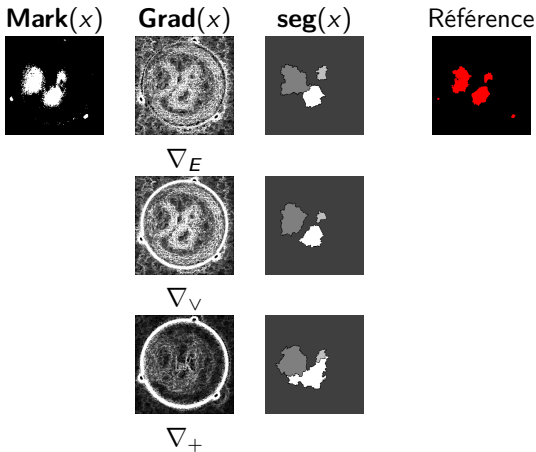
Espace des paramètres : $\mathbf{p}(x)$



Les segmentations se rapprochent de la référence.

Résultats

Espace ACP des paramètres : $\mathbf{c}_\beta^p(x)$



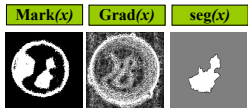
Les segmentations se rapprochent de la référence.

Pour résumer

Espaces image

Espace image filtrée

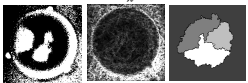
$\hat{f}_\lambda(x)$
60 canaux



∇_{x^2}

Espace AFC

$c_\alpha^f(x)$
2 canaux



∇_E

Espace des paramètres

$p(x)$
3 canaux



∇_M

∇_V

Espace ACP des paramètres

$c_\beta^p(x)$
2 canaux



∇_E

∇_V

∇_+

Segmentation référence



- 1 Introduction
- 2 Réduction du nombre de canaux
- 3 Segmentation par Ligne de Partage des Eaux
- 4 Résultats
- 5 Conclusion et Perspectives**

Conclusion

- Les segmentations obtenues dans les espaces paramètres, $\mathbf{p}(x)$, et ACP des paramètres, $\mathbf{c}_\beta^{\mathbf{p}}(x)$, sont meilleures que celles obtenues dans les autres espaces.
- L'approche modèle est donc meilleure, pour cette étude, que l'approche analyse de données sur l'image de départ.
- L'analyse de donnée est très utile pour le filtrage de l'image.
- La méthode présentée combine une approche spectrale pour les marqueurs avec une approche spatiale pour le gradient.

Perspectives

- Faire du filtrage multivarié sur les bandes spectrales.
- Tester d'autres classificateurs qui combinent les approches spectrales et spatiales, pour obtenir les marqueurs.

Bibliographie



Noyel G, Angulo J, Jeulin D (2006).

Morphological Segmentation of hyperspectral images.

Note interne Ecole des Mines de Paris n. N-36/06/MM. Soumis à Image Analysis and Stereology, ICS XII St Etienne 30 Août-7 Sept 2007.



Legrand AC, Meriaudeau F, Gorria P (2002).

Active infrared non-destructive testing for glue occlusion detection with n plastic lids.

NDT&E International, 35 :177-187.



Benzécri JP (1973).

L'Analyse Des Données. L'Analyse des Correspondances. Vol. 2.

Paris. Dunod :1-166.

Bibliographie



Angulo J, Serra J (2003).

Color segmentation by ordered mergings.

In Proc. of the IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'2003), Vol. II, 125–128.



Serra J (1982).

Image Analysis and Mathematical Morphology. Vol. 1.

Academic Press. London.



Beucher S, Meyer F (1992).

The Morphological Approach to Segmentation : The Watershed Transformation.

In (E. Dougherty Ed.), Mathematical Morphology in Image Processing, Marcel Dekker, 433–481.