

# Classification en imagerie hyperspectrale haute résolution: utilisation conjointe de l'information spatiale et spectrale

Mathieu FAUVEL<sup>1,2</sup>, Jocelyn CHANUSSOT<sup>1</sup>, Jon Atli BENEDIKTSSON<sup>2</sup>

<sup>1</sup>GIPSA-lab, Depart. Image Signal, InP Grenoble - CNRS  
BP 46 - 38402 St Martin d'Heres - FRANCE

<sup>2</sup>Depart. of Electrical and Computer Engineering, University of Iceland  
Hjardarhagi 2-6, 107 Reykjavik - ICELAND

{mathieu.fauvel, jocelyn.chanussot}@gipsa-lab.inpg.fr, benedikt@hi.is

**Résumé** – La classification d'images satellitaires à haute résolution spatiale est discutée dans cet article. Nous nous sommes intéressés à l'utilisation conjointe de l'information spatiale et de l'information spectrale. Un système de voisinage adaptatif est défini grâce à l'utilisation de filtres auto-complémentaires. Après filtrage, les relations inter-pixels sont modélisées pour chaque pixel par l'ensemble connexe de pixels auquel il appartient. La classification s'effectue à l'aide des machines à support vecteurs. Un noyau utilisant l'information spectrale et spatiale est défini. Des tests effectués sur des images hyperspectrales réelles illustrent l'intérêt et les limites de cette méthode.

**Abstract** – Classification of remotely sensed images with very high spatial resolution is investigated. The proposed method deals with the joint use of the spatial and spectral information provided by the remote sensing data. The definition of an adaptive neighborhood system is proposed. Based on self-complementary area filtering, the spatial information associated to each pixel is modelled as the flat zone to which the pixel belongs, while the spectral information is the multidimensional pixel's vector. Using kernel methods, the spatial and spectral information are jointly used for the classification through a SVM formulation. Experimental results on hyperspectral image confirm the usefulness of a joint spectro-spatial classification.

## 1 Introduction

Les images hyperspectrales sont caractérisées par un grand nombre de bandes spectrales contiguës (ou non) et par une résolution spatiale de l'ordre du mètre. Pour une même zone sont donc disponibles une description pixel-laire fine de la scène, et pour chaque pixel un spectre d'une centaine de longueurs d'onde.

Pour l'analyse, on représente généralement les données hyperspectrales dans un espace vectoriel. Chaque pixel  $\mathbf{x}$  étant un vecteur de dimension égale au nombre de bandes. Le faible rapport entre la taille de l'espace occupé en pratique par les données et la taille de l'espace vectoriel ainsi défini pose de nouveaux problèmes pour la classification [1, 2]. Particulièrement, il a été prouvé que les statistiques du second ordre jouent un rôle prépondérant dans l'analyse d'une variable multidimensionnelle. Cependant, l'estimation de ces statistiques n'est pas fiable lorsque le nombre d'éléments d'entraînement est faible par rapport à la taille de l'espace de représentation. D'autres part, pour un ensemble d'entraînement de taille fixe, on constate une dégradation des performances des classificateurs au delà d'une certaine dimensionalité des données. (phénomène de Hughes) [3]. Par conséquent, les méthodes classiques d'analyse reposant sur l'estimation de paramètres de variables aléatoires, vérifiant une loi connue ou non, sont mises en défaut lorsqu'elles sont appliquées sur des données hyperspectrales [1].

La théorie des machines à support vecteurs (SVM) est

une méthode d'analyse de données couramment utilisée depuis une dizaine d'années [4]. Contrairement à une approche classique, les SVM travaillent directement à la séparation des classes sans passer par une phase d'estimation statistique. L'utilisation de fonctions noyaux permet d'étendre le champs d'application des SVM à des problèmes de classification où les données ne sont pas linéairement séparables. Appliquées aux données hyperspectrales, les SVM ont obtenu des résultats notables [5, 6, 7]. Néanmoins, les SVM utilisent seulement l'information spectrale des données : les relations inter-pixels ne sont pas utilisées. Pourtant il a été montré que les informations de taille, de forme et d'orientation de la structure spatiale permettent une meilleure discrimination [8]. Des noyaux spécifiquement adaptés aux images hyperspectrales ont été récemment proposés [9, 7, 10]. Dans ce cadre, les relations inter-pixels sont définies à l'aide d'un voisinage fixe, identique pour tous les pixels de l'image. Or cette représentation est inadaptée, en particulier lorsque le pixel se trouve sur une zone de transition (contour) ou sur une structure de forme particulière (route...). Cela résulte en une mauvaise estimation des relations inter-pixels au sein des structures correspondantes.

Nous proposons une approche permettant de pallier ce problème en définissant un voisinage spatial adaptatif. L'utilisation de filtres auto-complémentaires, satisfaisant un critère de surface, permet de simplifier une image en respectant les formes locales [11]. Les régions connexes de l'image sont progressivement fusionnées jusqu'à respecter

un critère de surface minimale, indépendant de la forme des objets. L'information de voisinage est extraite de l'image filtrée : le voisinage d'un pixel donné est constitué de l'ensemble des pixels appartenant à la même zone connexe. De fait, chaque pixel de l'image est caractérisé par sa réponse spectrale et sa structure spatiale. Ces deux types d'information sont utilisés conjointement grâce à l'utilisation d'un noyau. Ainsi, la classification peut se faire de manière transparente.

Cette approche a été appliquée à la classification d'images aéroportées hyperspectrales à haute résolution spatiale, de l'ordre du mètre. L'analyse des résultats montrent l'apport positif de cette méthode. De plus, une analyse visuelle des cartes de classification permet de constater que les zones sont plus homogènes pour la carte obtenue avec la méthode proposée.

La suite de l'article est organisée de la manière suivante. L'extraction des caractéristiques spatiales est expliquée dans la section 2. Ensuite, les SVM sont brièvement introduites et la construction d'un noyau adapté est détaillée. Dans la section 4, la méthode proposée est appliquée sur des données hyperspectrales. Nous concluons sur les avantages et les inconvénients de cette méthode.

## 2 Voisinage spatial adaptatif

La définition d'un système de voisinage adapté pour tous les pixels de l'image est difficile. Les structures présentes dans l'image ainsi que la résolution spatiale influent sur le voisinage de chaque pixel. Une approche très largement utilisée consiste à définir pour tous les pixels de l'image le même système de voisinage. C'est par exemple le cas de la modélisation Markovienne [12]. Cette stratégie peut échouer lorsqu'un pixel appartient aux bords d'une structure : le voisinage ainsi considéré provient de deux structures différentes et l'information extraite peut induire en erreur le système de classification. Notons que ce problème est connu sous le nom de *processus de bords* [13]. Par exemple, voir Fig 1.(a), la classification du pixel rouge peut être faussée si on considère un voisinage trop grand (carré large rouge). D'un autre côté, en ne considérant comme voisins que les pixels contenus dans la petite fenêtre rouge, l'information de voisinage est peu significative.

Pour résoudre ce problème, il faut envisager la définition d'un voisinage adaptatif pour chaque pixel. Une approche relativement aisée à mettre en œuvre consiste à obtenir une première image *sur-segmentée*. L'idée est que chaque structure de l'image soit finalement décomposée en plusieurs zones tout en évitant au maximum le regroupement de pixels de structures différentes. Sur l'image sur-segmentée, chaque groupe de pixels peut être considéré comme un ensemble de pixels voisins spatialement, et partageant les mêmes propriétés spectrales. Pour obtenir une image sur-segmentée, nous avons choisi d'utiliser une classe particulière des filtres d'aire, aux propriétés intéressantes, les filtres *surfaiques auto-complémentaires*.

Pour la suite, nous supposons que les structures d'intérêts de l'image ont une aire conséquente. Nous proposons

alors de filtrer l'image par un filtre d'aire, de paramètre suffisant, et de définir comme système de voisinage l'ensemble des *zones connexes* de l'image filtrée.

### 2.1 Filtres d'aires auto-complémentaires

Un filtre auto-complémentaire est un filtre  $\Psi$  qui est lui-même son filtre complémentaire [11] :  $\Psi = \mathbf{C}\Psi$ . Cette propriété assure que le traitement des structures présentes dans l'image se fait indépendamment du contraste local de celles-ci. Au demeurant, les filtres surfaiques auto-complémentaires ont été introduits pour étendre les ouvertures/fermetures surfaiques à toutes les régions de l'image. Soille a proposé un algorithme en deux étapes pour réaliser un tel filtrage [11] :

1. Identifier toutes les zones connexes de l'image
2. Partant des zones satisfaisant le critère de surface, croître ces zones jusqu'à traitement total de l'image.

Ce type de filtrage est illustré par la figure Fig. 1. Dans l'image filtrée, Fig.1.(b), les structures principales sont décomposées en plusieurs sous structures : par exemple le toit de l'immeuble auquel appartient le pixel rouge.

### 2.2 Extraction de l'information

A partir de l'image filtrée, l'ensemble des zones connexes définit notre système de voisinage. Cette stratégie est illustrée sur les images Fig. 1.(b) et 1.(c). De chaque zone connexe, on extrait un masque que l'on applique sur l'image initiale. De cette manière on définit les interactions entre pixels voisins à partir de leurs valeurs originales. Pour cet article, nous avons choisi de considérer la valeur médiane de l'ensemble des pixels d'une même zone comme information représentative des ces interactions. En notant  $\Omega_{\mathbf{x}}$  l'ensemble des pixels  $\mathbf{x}'$  appartenant à la même zone connexe que le pixel  $\mathbf{x}$ , on définit l'information spatiale comme :

$$\Upsilon_{\mathbf{x}} = \text{med}(\Omega_{\mathbf{x}}). \quad (1)$$

Lorsque les données à traiter sont de nature multi ou hyperspectrale, l'application du filtre d'aire pose problème. La phase de croissance de régions nécessite la définition d'une *relation d'ordre* entre les pixels. Cependant, de telle relation n'existe pas pour des pixels multicomposantes. Une manière efficace consiste à extraire une image caractéristique des données [8]. Classiquement, une analyse en composantes principales est effectuée et la première composante principale (PC) est retenue comme image caractéristique. Cette stratégie a été appliquée avec succès à l'analyse morphologique d'image hyperspectrale pour la classification. Notons que d'autres algorithmes peuvent être utilisés pour extraire l'image caractéristique. Cependant, peu ou pas d'amélioration en termes de bonne classification a été constatée.

Dans notre approche, le filtrage d'aire est effectué sur la première PC et le système de voisinage défini est généralisé sur l'ensemble des bandes de l'image hyperspectrale. Ensuite, pour chaque bande on extrait la valeur médiane de chaque système de voisinage.

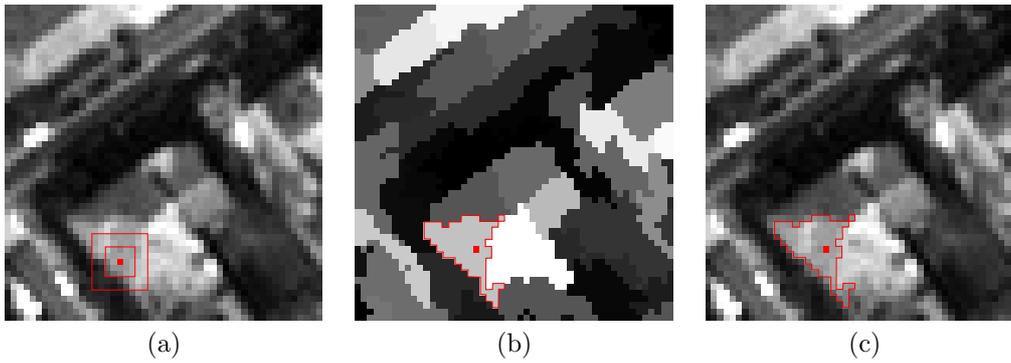


FIG. 1 – Voisinage adaptatif. (a) image originale et voisinage fixe, (b) Image filtrée et voisinage adaptatif et (c) voisinage adaptatif défini sur l'image originale.

A la fin de cette étape, on a pour chaque pixel sa réponse spectrale ainsi qu'une information sur la structure spatiale à laquelle il appartient. Plusieurs approches peuvent être alors envisagées pour utiliser ces informations pour la classification. Nous proposons d'utiliser les machines à support vecteurs à l'aide d'un noyau spécifique.

### 3 Méthode de classification

Les machines à support vecteurs (SVM) sont une des méthodes à noyaux les plus utilisées [4]. L'idée principale est de séparer les classes par un *hyperplan séparateur* dans l'espace des caractéristiques. Cet espace est induit implicitement par l'utilisation d'une fonction *noyau k*. Étant donnée un ensemble d'entraînement

$$\mathcal{S} = \{(\mathbf{x}^1, y_1), \dots, (\mathbf{x}^\ell, y_\ell)\} \in \mathbb{R}^n \times \{-1; 1\} \quad (2)$$

la règle de décision est donnée par la solution au problème d'optimisation suivant :

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} g(\alpha) &= \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j) \\ \text{contraint à} & \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \text{ et } \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \quad (3)$$

où  $\mathbf{x}^i$  est le vecteur associé au pixel  $i$ ,  $y_i$  sa classe,  $C$  une constante pénalisant les mauvaises classifications lors de la phase d'entraînement et  $\alpha_i$  sont les coefficients de Lagrange associés au problème de maximisation. Une fois les  $\alpha_i$  trouvés, la règle de décision est :

$$y = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i k(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}) + b \right). \quad (4)$$

Pour utiliser conjointement l'information spatiale et spectrale, nous avons choisi de passer par la définition d'un noyau. Dans [10], plusieurs noyaux sont proposés pour inclure l'information spatiale. Les sommes pondérées de noyaux fournissent les meilleurs résultats pour la classification. Ils permettent en outre de contrôler l'influence de chaque type d'information :

$$\mathcal{K}_{\mu} : (\mathbf{x}, \mathbf{z}) \mapsto \mu k^{\text{spect}}(\mathbf{x}, \mathbf{z}) + (1 - \mu) k^{\text{spat}}(\mathbf{x}, \mathbf{z}) \quad (5)$$

avec  $0 \leq \mu \leq 1$ . Le paramètre  $\mu$  devra être choisi lors de la phase d'apprentissage. Nous utilisons un noyau Gaussien pour les deux noyaux :

$$k_{\sigma} : (\mathbf{x}, \mathbf{z}) \mapsto \exp \left( -\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|^2}{2\sigma^2} \right), \quad \sigma \geq 0. \quad (6)$$

TAB. 1 – Résultats de la classification de l'image *University*.

%	SVM	SVM+noyau (5)	Max. de Vrais.
OA	80.12	86.11	68.1
AA	88.33	91.98	68.5

$k^{\text{spect}}$  utilise classiquement l'information spectrale  $\mathbf{x}$  tandis que  $k^{\text{spat}}$  utilise l'information spatiale  $\Upsilon_{\mathbf{x}}$  définie en (1).

### 4 Résultats

Cette approche a été appliquée à la classification d'images aéroportées hyperspectrales à haute résolution spatiale. Pour l'image *University* de Pavia, Italie, la réflectance associée à chaque pixel se compose de 102 bandes et la résolution au sol est de 1.3 m par pixel. La couverture spectrale va de  $0.43\mu\text{m}$  à  $0.86\mu\text{m}$ . La classification a été effectuée en utilisant les SVM avec le noyau défini en (5). 9 classes ont été définies : asphalte, herbe, gravier, arbre, métal, sol nu, bitume, brique et ombre. L'ensemble d'entraînement était composé de 3 921 pixels avec labels et l'ensemble de test de 42 776 éléments. Les 3 paramètres,  $C$ ,  $\sigma$  et  $\mu$ , ont été choisis en utilisant une validation croisée et la librairie LIBSVM a été utilisée pour résoudre (3). La valeur optimale du filtre d'aire a été fixée de manière empirique à 30 pixels. Nous avons utilisé une approche *un contre tous* comme stratégie multi-classe [14]. Les paramètres ont été réglés pour chaque sous problème, notamment  $\mu$ .

Cette approche a été comparée à une approche classique par SVM et à un classifieur par maximum de vraisemblance Gaussien [1]. À partir de la matrice de confusion, le taux de pixels (OA) bien classés et le taux moyen de bonne classification de chaque classe (AA) ont été calculés pour évaluer les résultats de la classification. Les résultats de classification sont donnés dans Tab. 1 et les cartes thématiques dans Fig. 2.(b) et 2.(c).

Les résultats ont progressé grâce à l'utilisation conjointe de l'information spatiale et spectrale. De plus, une analyse visuelle des cartes de classification permet de constater que les zones sont plus homogènes pour la carte obtenue avec la méthode proposée. Cependant, on peut noter l'apparition de mauvaises classifications, notamment en bas à droite des cartes.

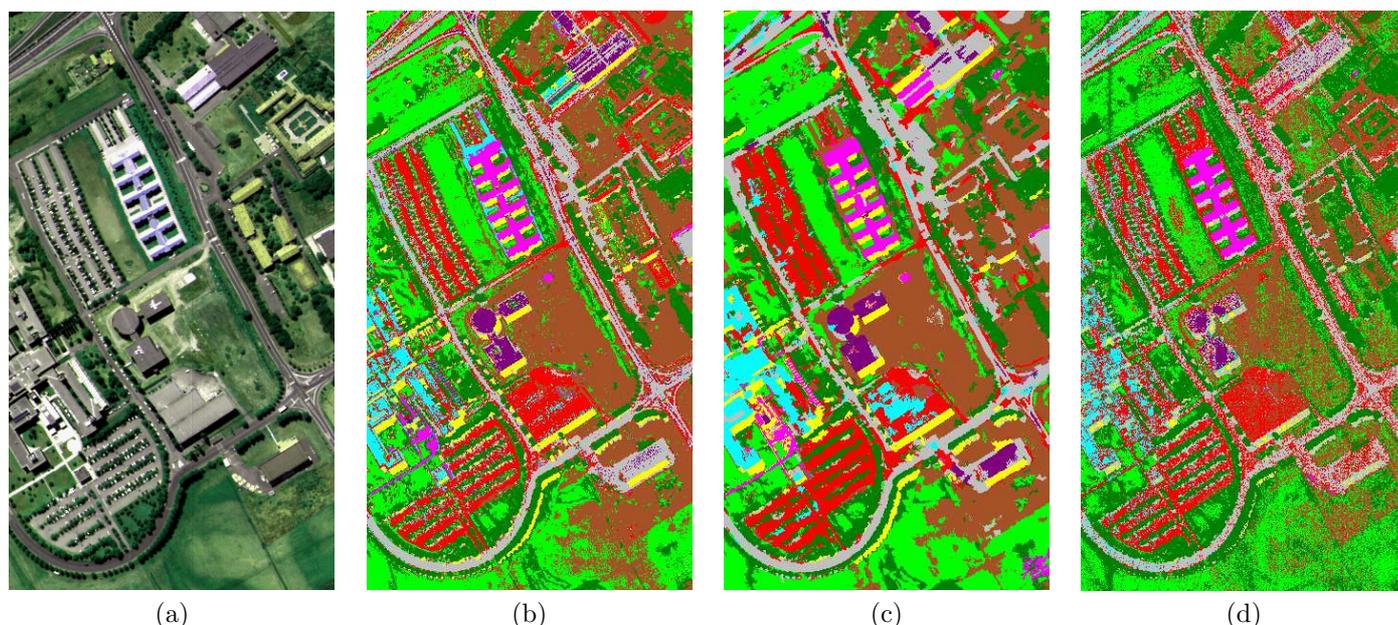


FIG. 2 – (a) Image originale Rosis, (b) Carte de classification obtenue avec le noyau Gaussien classique, (c) Carte de classification obtenue avec le noyau proposé et (d) carte de classification obtenue par maximum de vraisemblance.

## 5 Conclusion

La classification d'images satellitaires hyperspectrales par les machines à support vecteur a été envisagée dans cet article. Elle répond aux difficultés rencontrées par les classifieurs statistiques. Pour inclure l'information spatiale dans le processus de classification, un système de voisinage adaptatif, reposant sur l'utilisation de filtres d'aires, a été proposé. L'utilisation d'un noyau adapté a permis d'inclure de manière transparente dans l'algorithme de classification ces deux types d'information. Cette approche a conduit à l'amélioration des résultats de classification sur une image hyperspectrale. Cependant des points restent toujours à traiter :

- Filtrage connexe, le filtre défini dans [11] n'est pas connexe. Les frontières retenues ne sont pas strictement les frontières initiales des objets
- Définition d'un paramètre optimal pour le critère de surface. Ce paramètre est défini de manière empirique en fonction de la résolution de l'image et de la taille minimale supposée des structures d'intérêt.

La définition d'un noyau adapté permet de garder une complexité faible et l'utilisation des SVM donnent des résultats encourageants. L'information retenue ici pour définir les relations inter-pixels, la valeur médiane, ne permet pas de rendre compte totalement de la forme ni de la texture d'une structure. Nos futurs travaux s'orientent dans la définition de nouveaux paramètres à extraire pour obtenir une description plus fine des relations inter-pixels. Cela devra conduire à la définition d'un nouveau noyau.

## Références

- [1] D. A. Landgrebe. *Signal Theory Methods in Multispectral Remote Sensing*. John Wiley and Sons, New Jersey, 2003.
- [2] M. Lennon. *Méthodes d'analyse d'images hyperspectrales. Exploitation du capteur aéroporté CASI pour des applications de cartographie agro-environnementale en Bretagne*. PhD thesis, Université de Rennes 1, 2002.
- [3] G. F. Hughes. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. *IEEE Trans. Inform. Theory*, IT-14 :55–63, January 1968.
- [4] V. Vapnik. *Statistical Learning Theory*. Wiley, New York, 1998.
- [5] F. Melgani and L. Bruzzone. Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 42(8) :1778–1790, August 2004.
- [6] M. Fauvel, J. Chanussot, and J. A. Benediktsson. Evaluation of kernels for multiclass classification of hyperspectral remote sensing data. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'06)*. ICASSP'06. Proceedings, May 2006.
- [7] G. Mercier and M. Lennon. Support vector machines for hyperspectral image classification with spectral-based kernels. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, volume 1. IGARSS '03. Proceedings, July 2003.
- [8] J. A. Benediktsson, J. A. Palmason, and J. R. Sveinsson. Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing*, 43(3) :480–491, March 2005.
- [9] F. Bovolo, L. Bruzzone, and M. Marconcini. A novel context-sensitive SVM for classification of remote sensing images. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium*. IGARSS '06. Proceedings, July 2006.
- [10] G. Camps-Valls, L. Gomez-Chova, J. Munoz-Mari, J. Vila-Francés, and J. Calpe-Maravilla. Composite kernels for hyperspectral image classification. *IEEE Geosci. Remote Sensing Letters*, 3(1) :93–97, January 2006.
- [11] Pierre Soille. Beyond self-duality in morphological image analysis. *Image and Vision Computing*, 23(2) :249–257, 2005.
- [12] X. Descombes, R. Morris, and J. Zerubia. Quelques améliorations à la segmentation d'images bayésienne. Première partie : modélisation. *Traitement du signal*, 14(4) :373–382, 1997.
- [13] S. Geman and D. Geman. Stochastic relaxation, gibbs distribution and the bayesian restoration of images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 6(6) :721–741, 1984.
- [14] C. W. Hsu and C. J. Lin. A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 13 :415–425, March 2002.