

# Transformation gravitationnelle et application à la classification non supervisée d'images multi-composantes

Claude CARIOU, Kacem CHEHDI

LASTI - Groupe Image  
ENSSAT/Université de Rennes 1, BP 447  
6, rue de Kerampont - 22305 Lannion Cedex , France  
Claude.Cariou@enssat.fr , Kacem.Chehdi@enssat.fr

**Résumé** – Dans cette communication, nous introduisons le concept de regroupement gravitationnel pour la classification de données, avec pour application le traitement d'images multispectrales. Ce concept général, que l'on peut décliner de diverses manières, permet de prendre en compte à la fois la proximité de mesure des individus et la proximité spatiale afin d'améliorer le processus postérieur de classification et par là-même la segmentation en régions homogènes. Nous présentons quelques exemples de comportement de cette technique et résultats comparatifs obtenus sur des données synthétiques et réelles. Les résultats obtenus sont encourageants et permettent d'envisager l'utilisation de ce principe sous diverses formes dans des applications dépassant le cadre de l'analyse d'images.

**Abstract** – In this communication, we introduce the concept of gravitational clustering for data classification, with application in multispectral imagery. This general concept, from which many settings can be implemented, takes into account both the measure of  $N$ -tuples and the spatial distance of individuals in order to improve the further classification process, and thus the segmentation into homogeneous regions. Examples of classification and comparative results with synthetic and real data are presented. The encouraging results obtained make this technique a valuable tool in other applications which are beyond the scope of image analysis.

## 1 Introduction

La classification des images multi-composantes (images couleur ou multispectrales) est, avec la segmentation en régions homogènes, une étape intermédiaire fondamentale dans toute chaîne de traitement visant à interpréter (et éventuellement à coder) le contenu de ces supports d'information [4]. C'est pourquoi de nombreuses études lui ont été consacrées depuis les débuts de la discipline du Traitement d'Images. Dans [1], les auteurs distinguent clairement les deux opérations de classification et de segmentation, en insistant sur le fait que : «*la classification est une opération préalable à la segmentation*», cette dernière n'étant que l'extraction de composantes connexes ou l'étiquetage des régions de l'image issue de l'étape de classification.

Dans cette communication, nous proposons d'envisager la classification non supervisée de données dans un espace  $N$ -dimensionnel en postulant d'emblée une propriété de similarité entre les mesures sur des sites voisins. Pour prendre l'exemple de l'analyse d'images aériennes multispectrales, nous considérons ici que la production de cartes thématiques à partir de ces données n'est pas seulement un problème de classification de données dans un espace de dimensionnalité élevée, mais également un problème de partitionnement de l'image en régions homogènes (l'homogénéité pouvant également inclure, si besoin est, la texture). Or la plupart des techniques de classification pour l'imagerie multispectrale ne s'appuient généralement pas sur l'hypothèse d'indépendance des mesures en chaque site et prennent rarement en compte l'hypothèse de probable similarité de la mesure entre sites voisins. Ceci peut être expliqué

par deux facteurs:

- L'introduction de cette hypothèse conduit nécessairement à l'introduction de nouvelles (et souvent nombreuses) dimensions supplémentaires de représentation qui peuvent s'opposer à l'extraction d'information pertinente. C'est le problème bien connu de la « malédiction de la dimensionnalité » (*curse of dimensionality*, [2]).
- Pour certaines applications, le risque de non détection de certaines classes très peu représentées (donc rarement présentes dans l'image) doit absolument être écarté. C'est notamment souvent le cas en analyse d'images multispectrales.

La technique de pré-traitement avant classification proposée ici est très générale, dans le sens où elle peut être appliquée à des espaces multidimensionnels quelconques de représentation de données ou d'attributs. Elle s'inspire de travaux assez anciens sur le regroupement gravitationnel (*gravitational clustering*) [9], et plus récemment redécouverts dans un cadre comparatif avec les techniques de classification floues ou hiérarchiques [6], ainsi que dans le cadre de la segmentation d'images couleur [7]. Dans ces deux dernières études sont par ailleurs mentionnées des performances supérieures vis-à-vis des classiques méthodes des  $k$ -moyennes, des  $c$ -moyennes floues et des  $k$ -plus proches voisins. Par ailleurs, on peut remarquer que, dans l'esprit, cette technique présente une certaine analogie avec les approches variationnelles de transformation d'histogramme ou de filtrage d'image [8].

## 2 Transformation gravitationnelle

### 2.1 Principe général

L'objectif initial de la transformation gravitationnelle est, à l'instar de nombreuses autres techniques [1], de mettre en évidence les modes pertinents dans l'espace de mesure  $N$ -dimensionnel, par une transformation judicieuse de la distribution des points de mesure.

Nous envisagerons ici l'application de cette technique à la segmentation d'images multi-composantes. Considérons une image multi-composantes composée de  $N$  bandes. En choisissant par exemple comme attribut d'un site de l'image le vecteur (ou point)  $\mathbf{x} = [x_1 \dots x_N]^T$  formant sa réponse dans chaque bande (mais il est évident que bien d'autres choix d'attributs sont possibles), le principe de la transformation proposée consiste à appliquer à chaque point de mesure une force d'attraction dépendante de sa distance à un autre point ou à un ensemble d'autres points (voire la totalité des points) de la distribution.

### 2.2 Modèle d'attraction

Considérons l'ensemble  $\{\mathbf{x}_s\}_{s \in S} \subset \mathbb{C}^N \times \mathbb{N}$  des mesures  $N$ -dimensionnelles aux différents sites  $s$  de l'image. De façon très générale, on peut définir l'attraction du point  $\mathbf{x}_t$  sur le point  $\mathbf{x}_s$  au travers du modèle de force d'attraction suivant:

$$\vec{F}_{st} = -\alpha \frac{\mathbf{x}_s - \mathbf{x}_t}{d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t)}, \quad (1)$$

où  $d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t)$  est une distance à définir et  $\alpha > 0$  est une constante, analogue à la constante gravitationnelle. Dans ce modèle, l'attraction est à l'évidence d'autant plus forte que les points sont proches.

Trois questions d'importances diverses apparaissent alors:

1. Quelle distance utiliser? Cette question reste à notre sens largement ouverte, bien que la mécanique nous propose le choix  $d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t) = \|\mathbf{x}_s - \mathbf{x}_t\|^3$ , et que l'analyse d'images multispectrales en optique passive nous propose plutôt, pour des raisons liées à l'interaction rayonnement-matière, le choix de la distance [5]:

$$d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t) = \arccos \left( \frac{\mathbf{x}_s^T \mathbf{x}_t}{\|\mathbf{x}_s\| \cdot \|\mathbf{x}_t\|} \right).$$

2. Quels schémas d'attraction utiliser? Le schéma proposé dans [9] et celui proposé dans [6], bien que performants, ont tous deux l'inconvénient d'une lourdeur algorithmique importante car la force appliquée en un point est calculée comme la résultante des forces d'attraction de *tous les autres points* sur ce dernier.
3. Le schéma adopté doit-il être global ou local? Dans [9] et [6], la notion de similitude spatialement locale des vecteurs n'est pas du tout prise en compte, ce qui à notre sens ne facilite pas l'obtention d'une bonne classification, en particulier dans le domaine d'application du traitement d'images.

On voit ainsi la grande diversité de déclinaisons possibles du principe de transformation gravitationnelle des points de mesures  $\{\mathbf{x}_s\}$ . Toutefois, les algorithmes de transformation envisageables ont tous en commun d'être itératifs, et la mise à jour

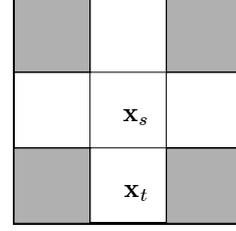


FIG. 1: Voisinage d'ordre 1 pour l'application de la force d'attraction  $\vec{F}_{st}$ .

des vecteurs composant l'image est effectuée tour à tour en plusieurs étapes. Dans [9], l'auteur adopte en outre un schéma dit *markovien*, c'est-à-dire sans intégration par rapport au temps de la force d'attraction.

### 2.3 Mise en œuvre

Le principe de notre contribution consiste simplement à conditionner le procédé de transformation gravitationnelle à la proximité spatiale de deux sites: si deux sites sont spatialement voisins, l'attraction l'un par l'autre des points de mesure correspondants (et réciproquement) est autorisé, et impossible dans le cas contraire. Plus précisément, nous avons fait le choix d'un voisinage d'ordre 1 concernant la proximité spatiale des sites (voir figure 1). Cette stratégie a le gros avantage de diminuer considérablement le coût calculatoire tout en prenant en compte la réalité de l'appartenance probable à une même classe si les deux sites sont voisins.

Par ailleurs, nous avons opté pour une application de la force d'attraction uniquement entre les sites voisins  $(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t)$  de distance  $d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t)$  la plus faible. La figure 2 schématise, dans un espace de mesure à deux dimensions seulement, l'application de la force d'attraction du point  $\mathbf{x}_t$  sur le point  $\mathbf{x}_s$ . A l'étape  $k + 1$ , la force d'attraction entraîne alors une modification du vecteur  $\mathbf{x}_s$ , et sa mise à jour est donnée par la relation suivante:

$$\mathbf{x}_s^{(k+1)} = \mathbf{x}_s^{(k)} + \alpha \frac{\mathbf{x}_t^{(k)} - \mathbf{x}_s^{(k)}}{d(\mathbf{x}_s^{(k)}, \mathbf{x}_t^{(k)})}, \quad (2)$$

où nous avons fait le choix *a priori*  $d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t) = \|\mathbf{x}_s - \mathbf{x}_t\|^2$ . Une attention particulière doit être portée sur le terme d'innovation dans la relation (2), l'égalité  $\mathbf{x}_s = \mathbf{x}_t$  entraînant une indétermination de ce terme. Ceci peut être évité grâce à l'emploi d'une distance modifiée de type  $d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t) = \|\mathbf{x}_s - \mathbf{x}_t\|^2 + \varepsilon$ , où  $\varepsilon > 0$  est une quantité négligeable devant le terme de distance seul. De plus, afin d'éviter le problème de l'instabilité de l'innovation au voisinage de  $d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t) = 0$ , nous avons fixé un seuil de distance  $d(\mathbf{x}_s, \mathbf{x}_t) = \delta$  en deçà duquel on impose l'égalité  $\mathbf{x}_s = \mathbf{x}_t$ . Dans ce cas, il y a donc agrégation des deux points dans la distribution.

## 2.4 Résultats expérimentaux

### 2.4.1 Analyse d'une image synthétique

Afin de valider l'algorithme, nous l'avons testé sur une image à deux bandes composée de l'addition d'une réalisation d'un champ markovien MLL (*Multilevel Logistic*) à 5 classes et d'un

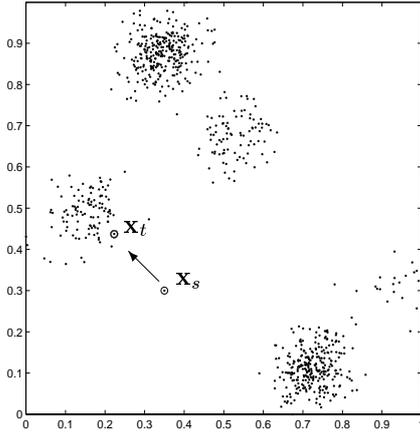


FIG. 2: Attraction du point  $\mathbf{x}_s$  par le point  $\mathbf{x}_t$ , ces deux points étant spatialement voisins dans l'image.

bruit blanc gaussien 2-D de covariance  $\sigma^2 \mathbf{I}$  (figure 3). Pour cet exemple, nous avons choisi les paramètres  $\alpha = 10^{-3}$ ,  $\varepsilon = 10^{-3}$ , et  $\delta = 10^{-3}$ . La figure 4 montre les distributions initiale et finale des points de l'image dans l'espace de mesure à deux dimensions. On constate que la distribution finale est plus « clairsemée » que l'initiale: ceci provient de l'agrégation des points. Toutefois, le rapport signal à bruit passe de 19.5 dB à 21.7 dB, ce qui met en évidence le regroupement effectif des points autour des 5 centroïdes. La transformation de la distribution ainsi opérée converge, comme le montre la figure 5 sur laquelle est représentée l'évolution, à chaque itération, du critère suivant:

$$\mathcal{J}(k) = \frac{1}{\text{card}(S)} \sum_s \left( \mathbf{x}_s^{(k)} - \mathbf{x}_s^{(k-1)} \right)^2 \quad (3)$$

Ce critère simple, représentant l'évolution globale du schéma d'attraction gravitationnelle peut être utilisé comme critère d'arrêt de la méthode. D'autres expérimentations nous permettent de conclure que la technique proposée permet de faire apparaître des modes plus pertinents dans l'histogramme, et donc plus facilement exploitables pour une classification postérieure.

#### 2.4.2 Analyse d'une image multispectrale

La grande difficulté du traitement des images multispectrales ( $N \sim 10$ ) ou hyperspectrales ( $N \sim 100$ ) provient non seulement du volume de données important, mais plus encore de la distribution des points dans l'espace de mesure. On estime ainsi qu'une très faible proportion (de 1 à 5 %) de l'espace de mesure est effectivement occupé par les données. De plus, les différentes régions homogènes (par exemple les champs en imagerie aérienne) correspondent très fréquemment à des modes peu distincts dans cet espace de mesure, ce qui rend difficile toute opération de segmentation vectorielle basée sur la classification.

Afin de vérifier l'apport de la transformation gravitationnelle pour la segmentation d'image, nous avons effectué une comparaison des classifications obtenues sans, puis avec application préalable de notre technique. L'objectif visé ici est l'identification individuelle de chaque type de culture.

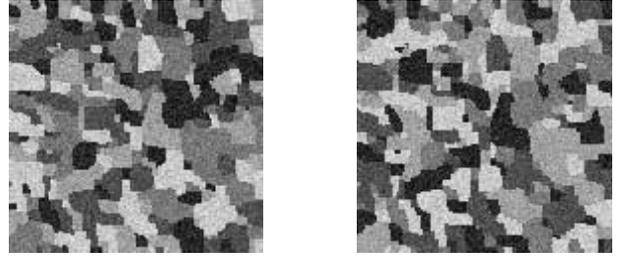


FIG. 3: Bandes 1 et 2 de l'image synthétique utilisée.

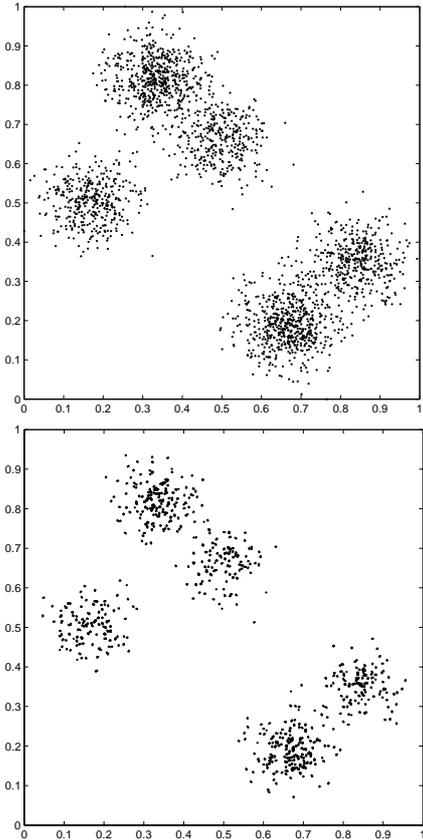


FIG. 4: haut: distribution initiale des données d'image; bas: distribution transformée après 50 itérations.

La donnée de départ est une image issue du capteur CASI disponible au laboratoire LASTI, de taille  $400 \times 400$  pixels et comportant  $N = 10$  bandes spectrales réparties sur la bande 400-950 nm. L'algorithme de classification utilisé est de type non supervisé incrémental (*leader clustering*) [2]. Ses principaux atouts sont une extrême rapidité (chaque vecteur n'est traité qu'une seule fois) et le fait qu'il ne nécessite pas de connaissance *a priori* du nombre de classes. Même si les différences entre les résultats paraissent légères, une analyse plus fine montre que certaines régions sont plus régularisées, en particulier dans les zones comportant de la texture provoquée par les sillons dans les champs (voir figure 6). D'autre part, la technique proposée ici évite le risque de « sur-régularisation » ou de sous-segmentation propre à beaucoup d'autres techniques, risque qui doit absolument être évité si l'objectif visé est la détection dans l'image de signatures spectrales rares ou assez peu probables.

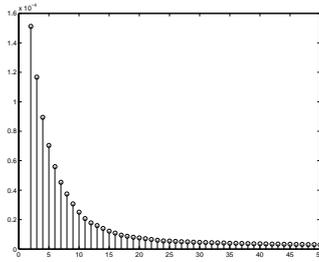


FIG. 5: Evolution du critère (3) en fonction des itérations.

### 3 Conclusion et perspectives

Dans cette communication, nous avons proposé une technique de traitement de données d'imagerie multi-composantes pouvant être utilisée antérieurement à – et améliorant sensiblement – la classification et la segmentation en régions homogènes. Le principe de cette technique consiste à faire se mouvoir les points de mesure de l'image, à la fois en fonction de leur proximité dans l'espace de représentation, et en fonction de leur proximité spatiale.

Son originalité réside principalement dans sa simplicité, sa rapidité, mais surtout dans sa grande souplesse de mise en œuvre: en effet, le schéma présenté ici n'est qu'une des nombreuses variantes du concept de regroupement gravitationnel, et de plus un de ceux qui permettent d'éviter le problème de sous-segmentation d'image. D'autres schémas intéressants sont actuellement en cours d'évaluation, comme celui qui consiste à rapprocher le point courant de la moyenne des points de mesure spatialement voisins.

### Références

- [1] J.-P. Cocquerez, S. Philipp, *Analyse d'Images: Filtrage et Segmentation*, Masson, Paris, 1995.
- [2] A.K. Jain, M.N. Murty, P.J. Flynn, 'Data clustering: a review,' *ACM Computing Surveys*, **31**, 1999.
- [3] L. Jimenez, D. Landgrebe, 'Supervised classification in high dimensional space: geometrical, statistical and asymptotical properties of multivariate data,' *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, **28**, pp. 39-54, 1998.
- [4] C. Kermad, K. Chehdi, 'Segmentation d'images: recherche d'une mise en oeuvre automatique par coopération de méthodes,' *Traitement du Signal*, **15**, pp. 321-336, 1998.
- [5] N. Keshava, J.F. Mustard, 'Spectral unmixing,' *IEEE Signal Processing Magazine*, **19**(1), pp. 44-57, 2002.
- [6] S. Kundu, 'Gravitational clustering - a new approach based on the spatial distribution of the points,' *Pattern Recognition*, **32**, pp. 1149-1160, 1999.
- [7] A.H. Lai, H.C. Yung, 'Segmentation of color images based on the gravitational clustering concept,' *SPIE Opt. Eng.*, **37**, pp. 989-1000, 1998.
- [8] I. Pollak, 'Segmentation and restoration via nonlinear multiscale filtering,' *IEEE Signal Processing Magazine*, **19**(5), pp. 26-36, 2002.
- [9] W. Wright, 'Gravitational clustering,' *Pattern Recognition*, **9**, pp. 151-166, 1977.

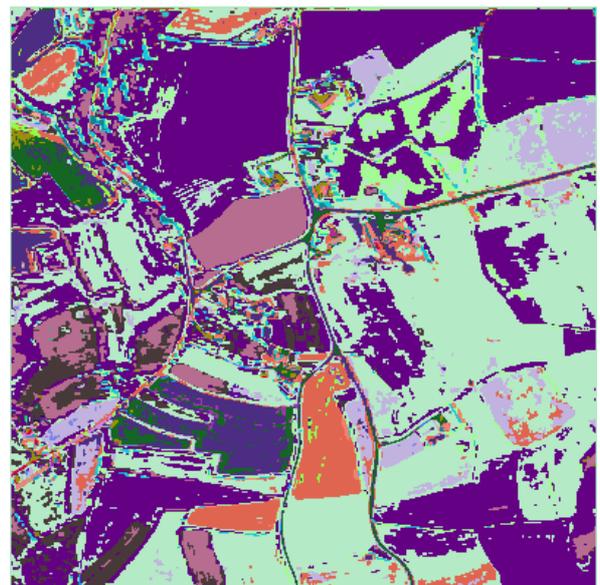


FIG. 6: haut: bande 9 de l'image multispectrale analysée; milieu: segmentation d'image multispectrale obtenue par classification directe des données; bas: idem avec transformation gravitationnelle préalable.