

# Analyse parcimonieuse pour la poursuite de systèmes nuageux

Jean-Baptiste COURBOT<sup>1,2,3</sup>, Vincent DUVAL<sup>2</sup>, Bernard LEGRAS<sup>3</sup>

<sup>1</sup> IRIMAS, EA 7499,  
Université de Haute-Alsace,  
Mulhouse.

<sup>2</sup> Inria Paris et CEREMADE,  
Université Paris-Dauphine & PSL.

<sup>3</sup> LMD, UMR 8539,  
PSL-ENS, CNRS, Sorbonne Université,  
École Polytechnique, Paris.

jean-baptiste.courbot@uha.fr

**Résumé** – Dans cet article, nous étudions la poursuite d’objets déformables dans des séquences temporelles d’images. L’objectif est l’analyse des systèmes nuageux dans des images satellites. Nous proposons d’utiliser un algorithme récent d’analyse parcimonieuse hors-grille pour l’analyse d’une image seule, qui nous sert de première brique algorithmique. Nous présentons ensuite une méthode qui permet, en outre, de gérer les éléments spécifiques à la poursuite : objets qui apparaissent ou disparaissent, fusion, et séparation. Nous montrons enfin que nos résultats numériques corroborent ceux des méthodes de l’état de l’art, tout en fournissant davantage d’informations sur les systèmes nuageux observés.

**Abstract** – In this paper, we study the tracking of deformable shapes in sequences of images. Our target application is the tracking of clouds in satellite image. We propose to use a recent state-of-the-art method for off-the-grid sparse analysis to describe clouds in image as mixtures of atoms. Then, we introduce an algorithm to handle the tracking with its specificities: apparition or disappearance of objects, merging, and splitting. This method provides similar numerical output than the recent state-of-the-art alternatives, and provides additional information on, e.g., cloud surface brightness.

## 1 Introduction

### 1.1 Problématique et méthodes existantes

Dans cet article, nous nous intéressons à l’analyse des systèmes nuageux organisés, nommés *Mesoscale Convective Systems* (MCS). L’agrégation et le cycle de vie des MCS sont complexes, et partiellement inconnus [2, 5]. C’est pourquoi il est nécessaire de collecter, de manière automatisée, des données en grand nombre afin d’affiner notre compréhension des MCS.

Les MCS sont en général observés par des satellites géostationnaires dans le domaine infrarouge. Cela permet de retranscrire directement la température de surface en intensité dans les images. En raison des très faibles températures à leur plus haute altitude (différentiel de 50K), il est aisé d’isoler les nuages de leur environnement. En revanche, l’analyse fine des éléments constitutifs d’un MCS est beaucoup plus délicate ; et serait ardue à réaliser manuellement. Ce constat motive notre proposition d’un outil automatique, capable de restituer des informations de taille, position, température et composantes pour chaque MCS dans le temps.

Quelques travaux ont déjà été menés concernant l’analyse des MCS [4, 6, 7]. Dans [7], il est proposé de seuiller chaque image à une température donnée, puis de regrouper les composantes obtenues pour produire des séquences temporelles. Plus récemment, les auteurs de [4] proposent de combiner des outils de morphologie mathématique et de croissance de région pour traiter la séquence 2D+t directement. D’autres références [9] proposent une représentation par ensemble de niveaux. Dans les cas mentionnés ici, le résultat des méthodes est toujours un étiquetage d’appartenance aux MCS pour chaque pixel, qui est sensible aux variations locales d’intensité. Les informations de

forme et de température sont obtenues dans un second temps.

Une représentation paramétrique des observations est proposée dans [6], où les auteurs utilisent un outil bayésien de *Multiple Hypothesis Tracking* (MHT). Cette méthode assure une poursuite/estimation paramétrique des MCS, mais prend pour observations un ajustement d’ellipses sur une version seuillée de la séquence d’images temporelles. L’ajustement sur les MCS reste restreint et nous ne disposons pas directement d’informations sur la température des objets observés.

Il n’existe pas, à notre connaissance, de méthode d’analyse se basant directement sur les paramètres de forme et de température dans le cadre de la poursuite de MCS. Dans cet article, nous explorons la représentation d’un MCS par un mélange d’ellipsoïdes gaussiennes, ce qui rend les approches basées sur un échantillonnage de Monte Carlo intraitable en pratique. C’est pourquoi nous abordons le problème sous l’angle de l’estimation parcimonieuse.

### 1.2 Modèle d’observation

Nous observons une séquence  $\{\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_T\}$  de  $T$  images. Nous supposons que l’observation de chaque MCS est formé, par l’application d’un opérateur  $\Phi$  à une mesure  $\mu$ , elle-même constituée d’une somme de masses de Dirac. Chaque masse est affectée à un label  $l$ , et la somme de ces masses représente les paramètres  $\theta_t$  d’un mélange de gaussienne 2D à l’instant  $t$ , pondéré par un vecteur de poids  $\mathbf{w}_t$ . Enfin, un objet  $l$  existe entre deux instants, notés  $t_{l,\text{start}}$  et  $t_{l,\text{end}}$ . En présence d’une perturbation  $\epsilon_t$ , notre modèle d’observation à l’instant  $t$  est :

$$\mathbf{y}_t = \sum_{l=1}^L \mathbf{1}_{\{t_{l,\text{start}} \leq t \leq t_{l,\text{end}}\}} \Phi_{\mathbf{w}_t, \theta_t}^{(l)} + \epsilon_t \quad (1)$$

### 1.3 Décomposition parcimonieuse

Avant d'inverser le modèle (1), nous pouvons nous donner une version simplifiée du problème, avec un unique label ( $L = 1$ ) et à un instant  $t$  fixé, qui vérifie  $t_{l,\text{start}} \leq t \leq t_{l,\text{end}}$ . Pour retrouver  $\mu_{\mathbf{w}_t, \theta_t}^{(l)}$  de manière parcimonieuse, nous minimisons parmi les mesures positives  $\mu$  le critère :

$$C(\mathbf{y}_t, \mu, \lambda) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_t - \Phi \mu\|_2^2 + \lambda \mu(\mathcal{D}) \quad (2)$$

où  $\lambda > 0$  est un paramètre de régularisation. Comme  $\mu$  est, pour notre problème, une somme de  $N$  masses de Diracs pondérés par les poids  $\mathbf{w}_t$ , nous avons  $\mu_{\mathbf{w}_t, \theta_t}(\mathcal{D}) = \sum_{n=1}^N w_{t,n}$ . Remarquons que dans ce problème, ni les poids ni les positions des masses de Diracs ne sont connus, et ne sont pas positionnés sur une grille.

Pour optimiser (2), nous utilisons l'algorithme *Sliding Frank-Wolfe* (SFW) proposé récemment [3]. Cet algorithme glouton ajoute, de manière itérative, des masses de Diracs à l'ensemble courant, optimise ensuite sur les poids seuls dans le cadre d'un Lasso standard, et optimise localement les poids et les positions avec une méthode de type quasi-Newton, comme BFGS [8]. Plus de détails concernant l'algorithme SFW peuvent être trouvés dans [3].

## 2 Algorithme de poursuite

### 2.1 Initialisation

Le premier problème posé est l'estimation des différentes formes présentes dans  $\mathbf{y}_0$  : il faut donc à la fois estimer leur nombre, puis estimer les paramètres de chacune. Ce problème est traité en deux temps. La première étape consiste à utiliser SFW sur une version sous-résolue de  $\mathbf{y}_0$ . Cela produit différents atomes, et chacun est considéré comme un mélange différent à cette étape. L'estimation est ensuite affinée en utilisant SFW sur  $\mathbf{y}_0$  en pleine résolution, en démarrant du résultat de la première étape. Cela permet, une fois le nombre de mélanges fixés, de produire une estimation de leurs paramètres.

### 2.2 Propagation et disparition

Dans l'étape de propagation, l'objectif est d'estimer un mélange  $l$  à un temps  $t$ , en supposant que nous connaissons déjà l'estimation pour  $t - 1$ . Cela revient à rechercher  $\mu_{\mathbf{w}_t, \theta_t}^{(l)}$  minimisant  $C(\mathbf{y}_t, \mu_{\mathbf{w}_t, \theta_t}^{(l)}, \lambda)$  en connaissant une valeur proche,  $\hat{\mu}_{\mathbf{w}_{t-1}, \theta_{t-1}}^{(l)}$ . Il apparaît donc naturel d'utiliser SFW en prenant cette dernière estimation comme point de départ, à la place d'une mesure nulle. La mesure de départ est modifiée comme suit :

- il doit être possible de diminuer le nombre d'atomes. Pour cela, nous utilisons une optimisation LASSO sur les poids, et éliminons les poids nuls.
- nous tenons également compte des déplacements dans l'espace des paramètres, en supposant une vitesse constante, que nous estimons comme la différence des moyennes de l'instant  $t - 1$  et  $t - 2$ .

Si, à l'issue de cette étape, un mélange est vide, nous considérons qu'il a disparu et fixons  $t_{l,\text{end}}$ .

### 2.3 Apparition

Gérer l'apparition d'objets à un instant  $t$  revient à détecter les mélanges qui n'existaient pas à l'instant  $t - 1$ . Ce problème est très proche de celui traité pour l'initialisation, hormis le fait que certaines parties de l'images sont déjà expliquées par des mélanges. Notons le résidu en cours  $\mathbf{r}_t = \mathbf{y}_t - \Phi \hat{\mu}_{\mathbf{w}_t, \theta_t}$ . Alors la gestion des apparitions se fait par l'application de la méthode présentée à l'initialisation, appliquée à  $\mathbf{r}_t$ .

### 2.4 Fusion

À un instant  $t$ , deux mélanges peuvent se rapprocher suffisamment pour n'en former plus qu'un. Pour mesurer la proximité de deux mélanges  $\mu_1$  et  $\mu_2$ , nous utilisons une mesure de corrélation entre les images  $\Phi \mu_1$  et  $\Phi \mu_2$ . Pour décider de la proximité (ou non) des mélanges, nous posons un seuil de corrélation  $C_{\text{thr}}$  au-delà duquel une fusion doit être effectuée.

En réalité, la fusion de mélanges concerne plusieurs cas de figure :

- deux mélanges se recouvrent entièrement ; et doivent être regroupés sous une même étiquette.
- un atome d'un mélange  $l_1$  est plus proche d'un autre mélange,  $l_2$ . Dans ce cas, cet atome est transféré de  $l_1$  vers  $l_2$ .
- un mélange mono-atomique  $l_1$  est proche d'un atome d'un autre mélange  $l_2$ . Dans ce cas,  $l_1$  et  $l_2$  doivent être regroupés sous la même étiquette.

Lorsqu'une fusion est effectuée, nous préservons l'étiquette du mélange de masse totale  $\sum w_t$  la plus importante.

### 2.5 Division

À l'inverse, un mélange peut, à un instant  $t$ , se partager en plusieurs composantes. Cela se produit lorsque plusieurs atomes ou groupes d'atomes sont trop éloignés les uns des autres. Pour détecter ce phénomène, nous calculons à cette étape une matrice de corrélation inter-atomes pour chaque mélange. Cette matrice est ensuite seuillée, pour garder à 1 les corrélations supérieures à  $C_{\text{thr}}$  et mettre à 0 les autres. À partir de cette matrice, il est possible de construire un graphe non orienté, non pondéré. Si ce graphe est connexe, aucune division ne doit être faite. Sinon, le mélange sera être partagé en suivant les composantes connexes de ce graphe.

### 2.6 Algorithme de poursuite

En supplément des étapes mentionnées ci-dessus, nous introduisons une étape d'ajustement local qui sera utilisée à chaque temps  $t$  afin de rendre les résultats de fusion et de division plus adapté à l'image. Cette étape consiste à appliquer SFW sur chaque mélange, en démarrant de leurs valeurs courantes.

La méthode, que nous nommons SAST pour *Sparse Analysis for Shape Tracking*, est présentée dans l'algorithme 1.

## 3 Résultats

### 3.1 Cadre expérimental

*Paramètres.* Les atomes prennent la forme de gaussiennes 2D, paramétrées par une positions  $(x, y)$ , le grand axe  $a$ , l'excentricité  $e$ , et une orientation  $\alpha$ .  $\mathcal{D}$  contient tous ces paramètres, et ses bornes doivent être données. Les positions sont limitées à l'intérieur de l'image, et  $\alpha$  entre  $-\pi$  et  $\pi$ . Afin d'éviter la présence de cas dégénérés, nous limitons  $a$  entre 2 et 20 pixels, et  $e$  entre 0 et 0.9. Ces paramètres influent peu sur le déroulement de SAST, qui est surtout régi par :

- le paramètre de régularisation  $\lambda$ , qui module la finesse de l'estimation par rapport aux images ;
- le seuil de corrélation  $C_{\text{thr}}$ , permet de réguler la taille des mélanges obtenus.

Nous avons observé qu'une analyse plus grossière est pertinente lorsqu'utilisée avec une agrégation en grands amas, et réciproquement. C'est pourquoi nous avons choisi trois cas d'étude :

- $\lambda = 1.25$  et  $C_{\text{thr}} = 0.5$ ,
- $\lambda = 2$  et  $C_{\text{thr}} = 0.25$ ,
- $\lambda = 3$  et  $C_{\text{thr}} = 0.125$ .

*Alternatives de la littérature.* Récemment, deux méthodes ont été proposées pour la poursuite de MCS dans des séquences temporelles. La première, TOOCAN [4], poursuit des formes binaires en s'appuyant sur des informations de seuillage, de surface et de connectivité 2D+t. Elle fournit des cartes d'étiquettes par pixels, mais ne donne pas d'information paramétrique ni d'intensité dans l'image. La seconde repose sur une poursuite bayésienne récurrente nommée MHT [6]. Cette méthode donne des estimations paramétriques des objets poursuivis, sous la forme d'ellipses. En revanche, elle dépend d'une étape initialise de seuillage suivie par un ajustement d'ellipses ; qui servent de valeurs d'entrée à l'algorithme MHT.

*Données.* Dans la suite, nous présentons les résultats des trois méthodes sur des observations faites par le satellite géostationnaire Himawari [1] sur 50 images consécutives.

### 3.2 Discussion

Dans la figure 1, nous illustrons les résultats des trois méthodes en sélectionnant le cas B pour SAST :

- TOOCAN fournit des détails fins, mais les étiquettes ne semblent pas toujours pertinentes, comme lorsqu'un ensemble est partagé en deux labels (cf.  $t = 45$ ).
- MHT décrit des éléments de plus haut niveau. Bien qu'il permette de retranscrire la plupart des déplacements, certains objets sont manqués par MHT, comme à  $t = 45$  par exemple.
- à l'inverse de MHT et TOOCAN, notre méthode retranscrit une grande gamme de température, et se situe à une finesse de description intermédiaire entre ces deux alternatives.

Comparer quantitativement les résultats n'est pas aisé, car les objets estimés sont de nature et de durée de vie différents. Pour pallier ceci, nous nous concentrons sur la variation relative des paramètres de position, de surface, et de température pour

---

#### Algorithm 1 Méthode SAST

---

**Entrée :** séquence d'image, seuil de corrélation  $C_{\text{thr}}$ , paramètre de régularisation  $\lambda$

**Sortie :** Estimation  $\hat{\mu}_{w_t, \theta_t}$ ,  $t \in \{1, \dots, T\}$

**for**  $t = 1$  to  $t = T$  :

**Si**  $t = 1$  :

**Initialisation** avec  $y_0$ .

**sinon** :

**Propagation** avec  $y_t$  en s'aidant de  $\hat{\mu}_{w_{t-1}, \theta_{t-1}}$

**Création** : initialisation appliquée à  $r_t = y_t - \Phi \hat{\mu}_{w_t, \theta_t}$ .

**Division** avec  $C_{\text{thr}}$ .

**Fusion** avec  $C_{\text{thr}}$ .

  Ajustements locaux avec SFW.

  La valeur courante  $\hat{\mu}_{w_t, \theta_t}$  est ajoutée au résultat.

---

chaque label estimé. De plus, les mesures sont interpolées sur une même période de temps, afin de pouvoir les comparer. Les résultats de cette démarche sont présentés en figure 2 pour TOOCAN, MHT, et SAST dans les cas A, B et C.

Nous observons les mêmes amplitudes de valeurs pour les trois méthodes, en dépit du fait que les objets traités soient de nature différente. En revanche, les variations de taille relative  $\Delta S$  dégagent deux typologies :

- pour TOOCAN et SAST dans le cas C, nous observons nettement une croissance suivie d'une décroissance.
- Pour MHT et SAST dans les cas A et B, la croissance est suivie par une phase stable.

Cela traduit une ambiguïté importante quant à l'analyse des MCS : un MCS qui apparaît dans le voisinage d'un MCS existant est-il son prolongement, ou un autre objet ? Dans le premier cas, les objets auront une plus courte durée de vie et disparaîtront dans un événement de fusion ou de séparation, ce qui fera apparaître une phase stable en moyenne. Dans le second, la durée de vie plus longue des objets permettra de visualiser une décroissance effective.

Par ailleurs, notre méthode est la seule à fournir explicitement une mesure de température (reportées en figure 2). Ces mesures sont en accord avec les processus physiques, puisqu'un MCS se forme avec de l'eau qui prends de l'altitude et diminue en température, avant de perdre de l'altitude pour se réchauffer.

## 4 Conclusion

Dans cet article, nous avons montré comment exploiter un algorithme hors-grille d'estimation parcimonieuse pour effectuer la poursuite de MCS dans des séquences temporelles d'images. Les résultats numériques sont en accord avec les alternatives de l'état de l'art, et fournissent davantage de flexibilité quant à l'interprétation du cycle de vie des MCS.

## Références

- [1] K. Bessho et al. An introduction to himawari-8/9 – japan's new-generation geostationary meteorological satellites. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 94(2) :151–183, 2016.

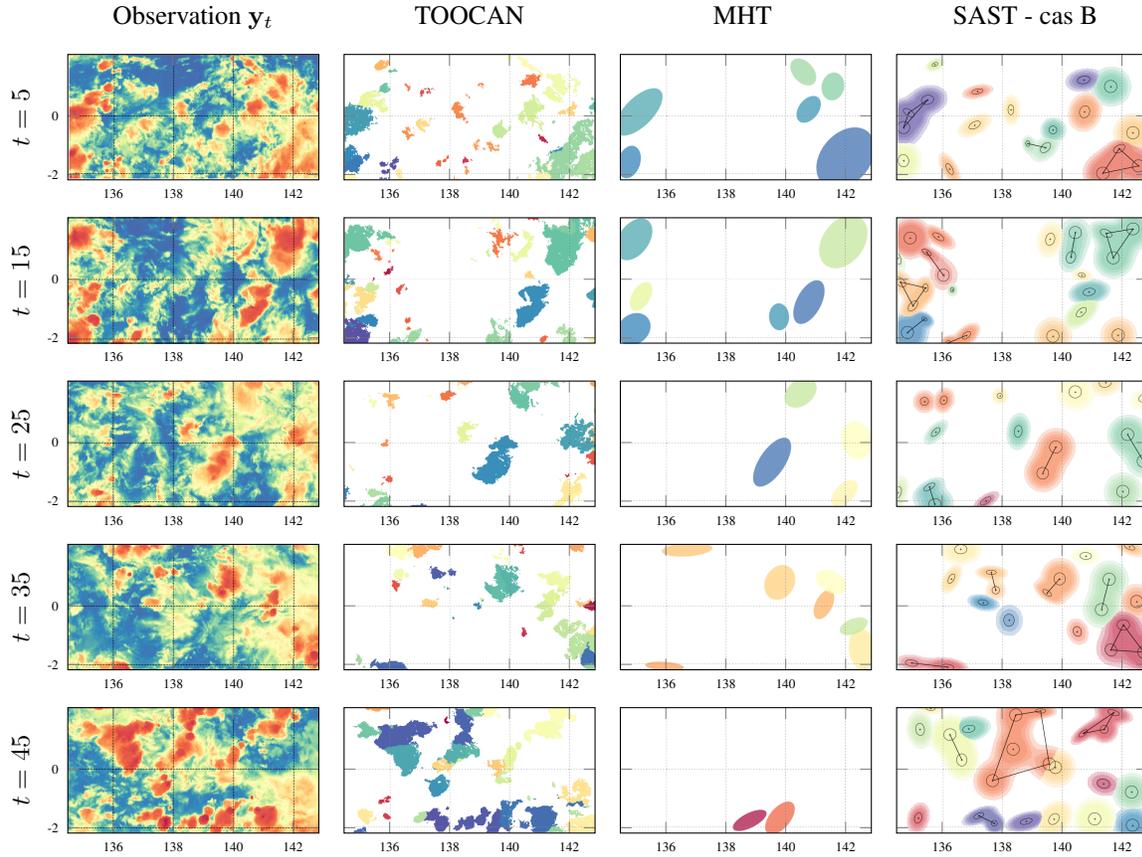


FIGURE 1 – Première colonne : séquence d’images infrarouges Himawari [1], représentées entre 225K (rouge) et 325K (bleu). Deuxième et troisième colonne : résultats avec les algorithmes TOOCAN [4] et MHT [6], avec une couleur par étiquette. Dernière colonne : résultats avec SAST, avec différents seuils (235K, 245K, 255K, 265K) pour transcrire les intensités. Les mélanges sont aussi délimités par les liens entre atomes les plus extérieurs.

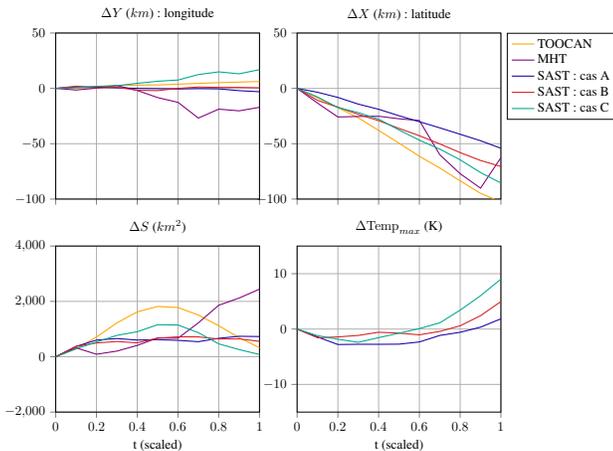


FIGURE 2 – Mesures de variations relatives de position (première ligne), de surface (en bas à gauche) et de température (en bas à droite).

[2] D. Bouniol, R. Roca, T. Fiolleau, and D. E. Poan. Macrophysical, Microphysical, and Radiative Properties of Tropical Mesoscale Convective Systems over Their Life Cycle. *Journal of Climate*, 29(9) :3353–3371, May 2016.

[3] Q. Denoyelle, V. Duval, G. Peyré, and E. Soubies. The Sliding

Frank-Wolfe Algorithm and its Application to Super-Resolution Microscopy. working paper or preprint, November 2018.

[4] T. Fiolleau and R. Roca. An algorithm for the detection and tracking of tropical mesoscale convective systems using infrared images from geostationary satellite. *IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(7) :4302–4315, 2013.

[5] C. E. Holloway, A. A. Wing, S. Bony, C. Muller, H. Masunaga, T. S. L’Ecuyer, D. D. Turner, and P. Zuidema. Observing Convective Aggregation. *Surveys in Geophysics*, June 2017.

[6] A. Makris and C. Prieur. Bayesian multiple-hypothesis tracking of merging and splitting targets. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(12) :7684–7694, 2014.

[7] V. Mathon and H. Laurent. Life cycle of Sahelian mesoscale convective cloud systems. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 127(572) :377–406, 2001.

[8] D.F. Shanno. Conditioning of quasi-Newton methods for function minimization. *Mathematics of computation*, 24(111) :647–656, 1970.

[9] C. Thomas, T. Corpetti, and E. Mémin. Data assimilation for convective-cell tracking on meteorological image sequences. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(8) :3162–3177, 2010.