



Estimation de la dynamique à partir des structures observées dans une séquence d'images

Yann Lepoittevin

Objectif

Acquisitions MétéoSat du 4/8/1989, de 00:00 à 8:00. Cellules convectives observées dans le domaine infra-rouge.

Obtenir une estimation précise :

- ▶ du mouvement
- ▶ de la position des structures

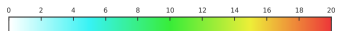
Applications météorologiques :

Prévision de précipitations, d'ensoleillement, . . .

Comment améliorer l'estimation du mouvement ?

- ▶ Idée : En considérant les structures visibles

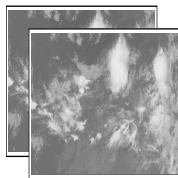
Taux de précipitations en ($mm.h^{-1}$)



Différentes approches pour estimer un mouvement

Flot optique

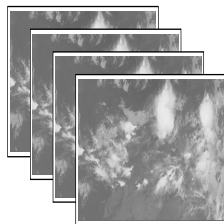
- ▶ Deux images
- ▶ Mouvement constant



→ $\mathbf{w}(\mathbf{x})$

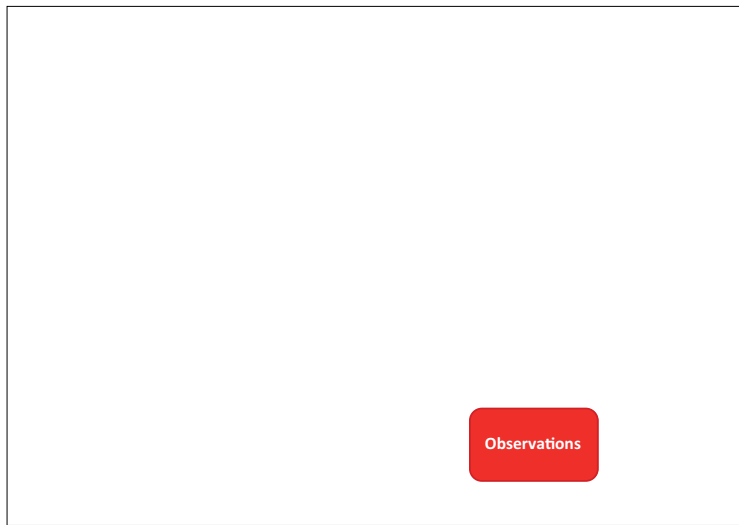
Assimilation de données

- ▶ Séquence d'images
- ▶ Modèle physique

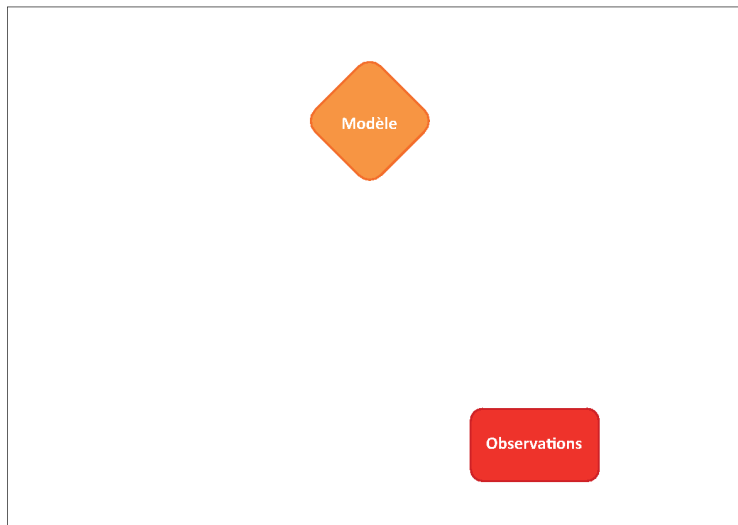


→ $\mathbf{w}(\mathbf{x}, t)$

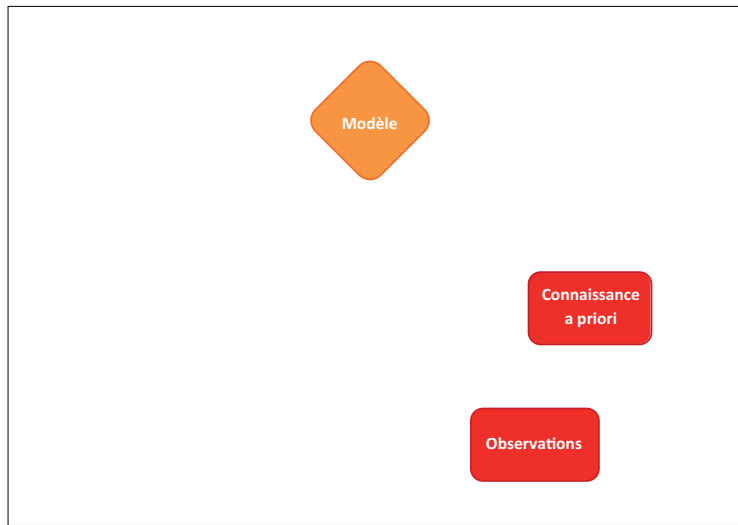
Assimilation de données : couplage images/modèles



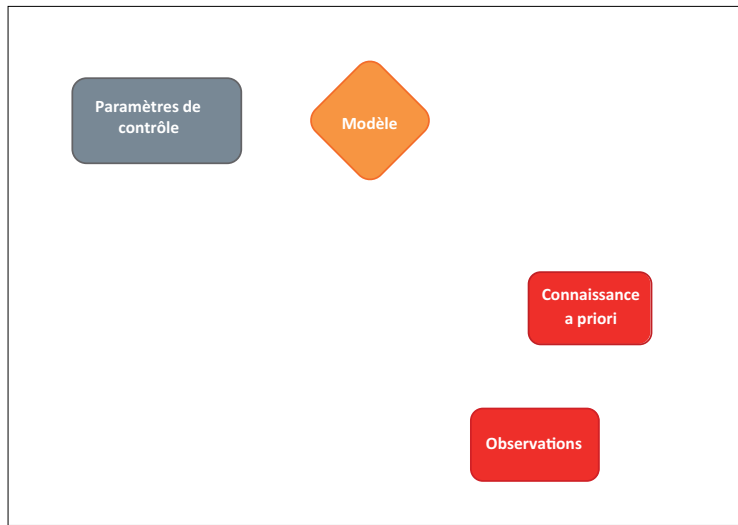
Assimilation de données : couplage images/modèles



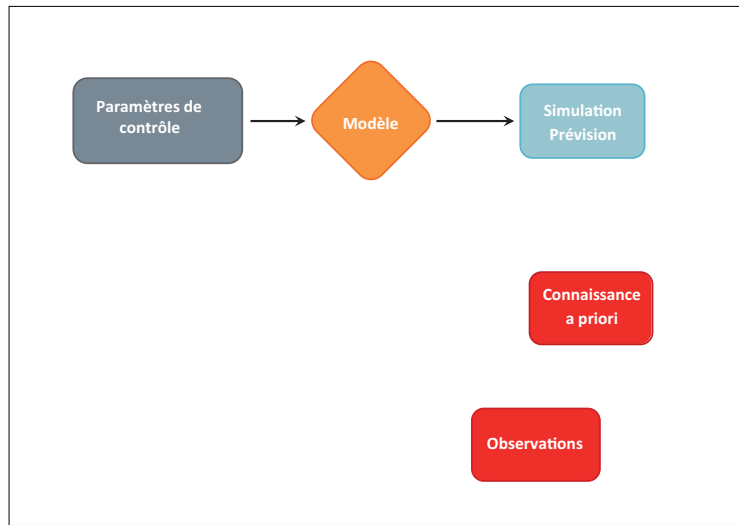
Assimilation de données : couplage images/modèles



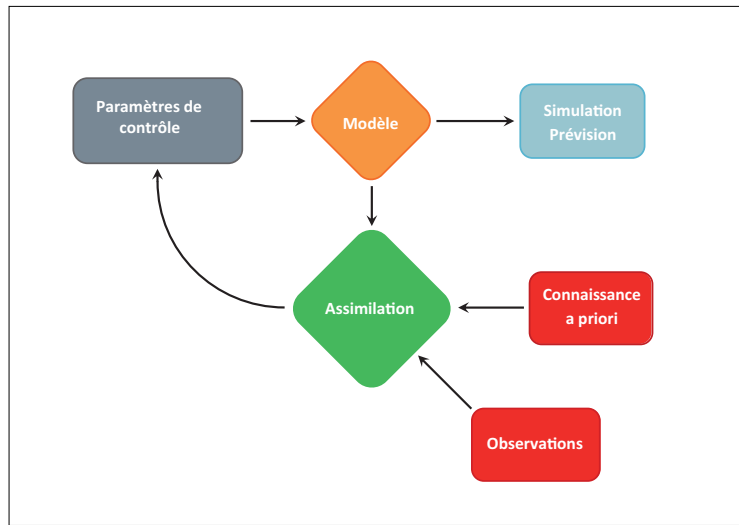
Assimilation de données : couplage images/modèles



Assimilation de données : couplage images/modèles

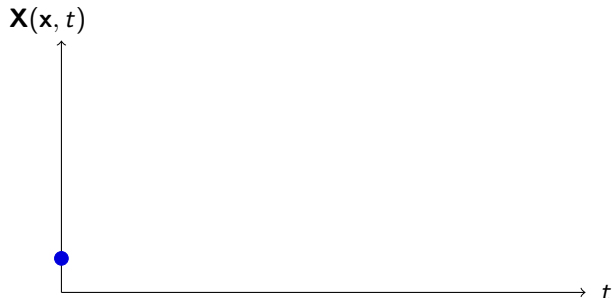


Assimilation de données : couplage images/modèles



Assimilation de données : Approche séquentielle

● Ébauche



Assimilation de données : Approche séquentielle

- Ébauche
- Simulation



Assimilation de données : Approche séquentielle



Assimilation de données : Approche séquentielle



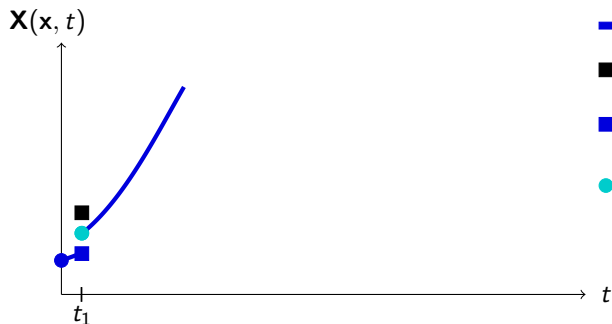
- Ébauche
- Simulation
- Observations
- Vecteur d'état aux dates d'acquisition

Assimilation de données : Approche séquentielle



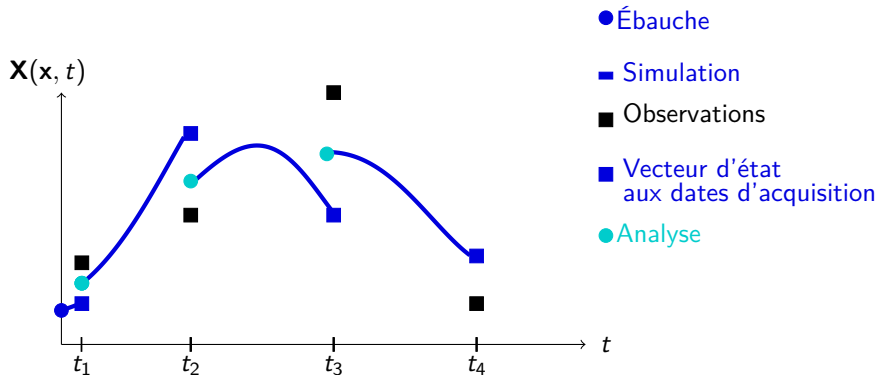
- Ébauche
- Simulation
- Observations
- Vecteur d'état aux dates d'acquisition
- Analyse

Assimilation de données : Approche séquentielle



- Ébauche
- Simulation
- Observations
- Vecteur d'état aux dates d'acquisition
- Analyse

Assimilation de données : Approche séquentielle

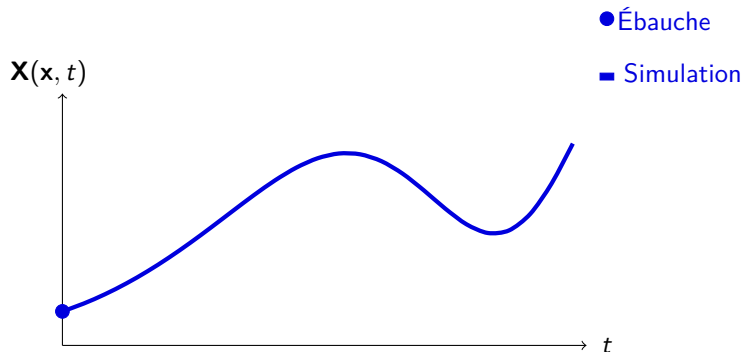


Assimilation de données : Approche variationnelle

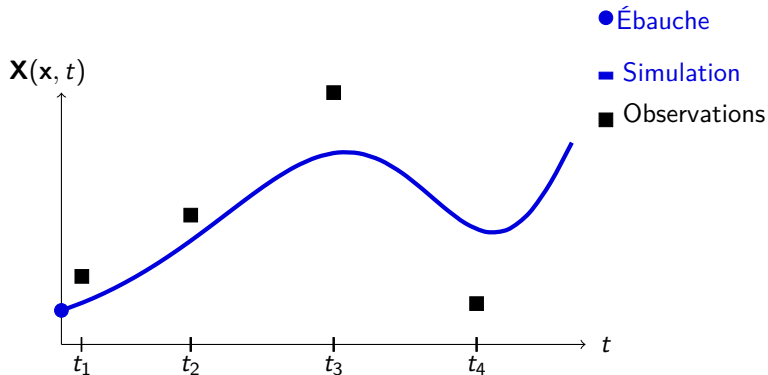
● Ébauche



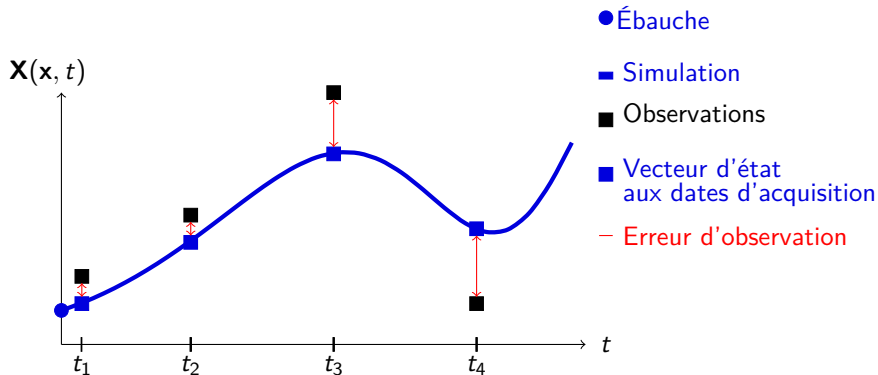
Assimilation de données : Approche variationnelle



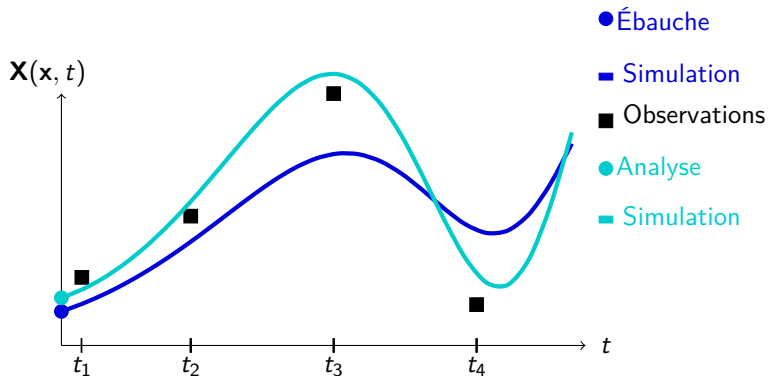
Assimilation de données : Approche variationnelle



Assimilation de données : Approche variationnelle



Assimilation de données : Approche variationnelle



Contributions

Assimilation séquentielle : Filtre de Kalman d'ensemble

- ▶ Localisation explicite : Modification de la matrice de covariance d'erreur sur l'ébauche
- ▶ Localisation par décomposition de domaine.

Assimilation variationnelle : 4D-Var

- ▶ Comment modéliser les structures
- ▶ Prévision de pluie à courte échéance

4D-Var : Généralités

$\mathbf{X}(t)$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t)$ vecteur d'observation.

Système d'assimilation. Trouver \mathbf{X} tel que :

$$\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_b = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t}(t) + \mathbb{M}(\mathbf{X})(t) = 0$$

Modèle

$$\mathbb{H}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})(t) = \varepsilon_R(t)$$

Observation

- ▶ $\mathbf{X}(t)$ dépend de $\mathbf{X}(0)$ et de l'intégration du modèle \mathbb{M}
- ▶ $\varepsilon_B, \varepsilon_R$ sont des erreurs Gaussiennes, indépendantes et de moyenne nulle

Minimisation : Généralités

L'estimation est obtenue en minimisant la fonction de coût :

$$J(\mathbf{X}(0)) = \frac{1}{2} \langle \varepsilon_B, B^{-1} \varepsilon_B \rangle + \frac{1}{2} \int_0^T \langle \varepsilon_R(t), R^{-1}(t) \varepsilon_R(t) \rangle$$

- ▶ Le minimum est calculé par une méthode itérative de descente de gradient : L-BFGS

4D-Var : Estimation du mouvement

$\mathbf{X}(t)$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t)$ vecteur d'observation

Systeme d'assimilation :

$$\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_b = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t}(t) + \mathbf{M}(\mathbf{X})(t) = 0$$

Modèle

$$\mathbf{H}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})(t) = \varepsilon_R(t)$$

Observation

4D-Var: Estimation du mouvement

$\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{w}(t) \\ l(t) \end{pmatrix}$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t)$ vecteur d'observation

Systeme d'assimilation :

$$\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_b = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t}(t) + \mathbb{M}(\mathbf{X})(t) = 0$$

Modèle

$$\mathbb{H}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})(t) = \varepsilon_R(t)$$

Observation

4D-Var: Estimation du mouvement

$\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{w}(t) \\ I(t) \end{pmatrix}$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t) = I^O(t)$ vecteur d'observation

Systeme d'assimilation :

$$\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_b = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t}(t) + \mathbb{M}(\mathbf{X})(t) = 0$$

Modèle

$$\mathbb{H}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})(t) = \varepsilon_R(t)$$

Observation

4D-Var : Estimation du mouvement

$\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{w}(t) \\ I(t) \end{pmatrix}$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t) = I^O(t)$ vecteur d'observation

Systeme d'assimilation :

$$I(0) - I^O(0) = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t}(t) + \mathbb{M}(\mathbf{X})(t) = 0$$

Modèle

$$\mathbb{H}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})(t) = \varepsilon_R(t)$$

Observation

4D-Var : Estimation du mouvement

$\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{w}(t) \\ I(t) \end{pmatrix}$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t) = I^O(t)$ vecteur d'observation

Système d'assimilation :

$$I(0) - I^O(0) = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0$$

Conservation lagrangienne

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla I = 0$$

Flot optique

$$\mathbb{H}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})(t) = \varepsilon_R(t)$$

Observation

4D-Var : Estimation du mouvement

$\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{w}(t) \\ I(t) \end{pmatrix}$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t) = I^O(t)$ vecteur d'observation

Systeme d'assimilation :

$$I(0) - I^O(0) = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0$$

Conservation lagrangienne

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla I = 0$$

Flot optique

$$I^O - I = \varepsilon_R(t)$$

Observation

Minimisation : Estimation du mouvement

Des termes de régularisation sont ajoutés à la fonction de coût :

$$J(\mathbf{X}(0)) = \frac{1}{2} \langle \varepsilon_B, B^{-1} \varepsilon_B \rangle + \frac{1}{2} \int_0^T \langle \varepsilon_R(t), R^{-1}(t) \varepsilon_R(t) \rangle + \mathcal{R}_1 + \mathcal{R}_2 + \mathcal{R}_3$$

où :

$$\mathcal{R}_1(\mathbf{X}(0)) = \alpha \int_{\Omega} \|\nabla \mathbf{w}(0)\|^2 \quad \text{Gradient}$$

$$\mathcal{R}_2(\mathbf{X}(0)) = \beta \int_{\Omega} \left[\frac{\partial u}{\partial x}(0) + \frac{\partial v}{\partial y}(0) \right]^2 \quad \text{Divergence}$$

$$\mathcal{R}_3(\mathbf{X}(0)) = \gamma \int_{\Omega} \|\mathbf{w}(0)\|^2 \quad \text{Norme}$$

Étude de la matrice de covariance d'erreur B

Matrice de covariance d'erreur B

$$B = \begin{bmatrix} uu & uv & ul \\ vu & vv & vl \\ lu & lv & ll \end{bmatrix}$$

- ▶ Modélise les covariances spatiales des composantes de \mathbf{X}
- ▶ Modélise les covariances entre composantes

Problèmes :

- ▶ B est de grande taille
- ▶ B doit être inversée dans la fonction de coût

Matrice de covariance d'erreur B

$$B = \begin{bmatrix} uu & uv & ul \\ vu & vv & vl \\ lu & lv & ll \end{bmatrix}$$

- ▶ Modélise les covariances spatiales des composantes de \mathbf{X}
- ▶ Modélise les covariances entre composantes

Problèmes :

- ▶ B est de grande taille
- ▶ B doit être inversée dans la fonction de coût

Solution :

$$B = \sigma_j^2 \mathbb{1}$$

La régularisation équivaut à une matrice de covariance B

Considérer :

$$\mathcal{R}_1(\mathbf{X}(0)) = \alpha \int_{\Omega} \|\nabla \mathbf{w}(0)\|^2 \quad \text{Gradient}$$

$$\mathcal{R}_2(\mathbf{X}(0)) = \beta \int_{\Omega} \left[\frac{\partial u}{\partial x}(0) + \frac{\partial v}{\partial y}(0) \right]^2 \quad \text{Divergence}$$

$$\mathcal{R}_3(\mathbf{X}(0)) = \gamma \int_{\Omega} \|\mathbf{w}(0)\|^2 \quad \text{Norme}$$

équivaut à définir $B_{\mathcal{R}}^{-1}$ telle que :

$$B_{\mathcal{R}}^{-1} = \begin{pmatrix} (\alpha + \beta)D_x^T D_x + \alpha D_y^T D_y + \gamma \mathbf{1} & \beta D_x^T D_y & 0 \\ \beta D_y^T D_x & \alpha D_x^T D_x + (\alpha + \beta)D_y^T D_y + \gamma \mathbf{1} & 0 \\ 0 & 0 & B_l^{-1} \end{pmatrix}$$

La régularisation équivaut à une matrice de covariance B

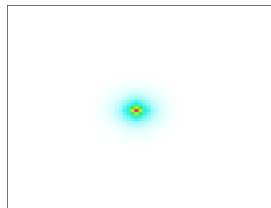
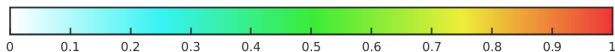
$$B_{\mathcal{R}}^{-1} = \begin{pmatrix} (\alpha + \beta)D_x^T D_x + \alpha D_y^T D_y + \gamma \mathbf{1} & \beta D_x^T D_y & 0 \\ \beta D_y^T D_x & \alpha D_x^T D_x + (\alpha + \beta)D_y^T D_y + \gamma \mathbf{1} & 0 \\ 0 & 0 & B_I^{-1} \end{pmatrix}$$

- ▶ \mathcal{R}_1 , \mathcal{R}_2 et \mathcal{R}_3 sont des fonctions locales
- ▶ On modélise directement l'inverse de $B_{\mathcal{R}}$
- ▶ Pour comprendre l'impact, on peut visualiser les valeurs de $B_{\mathcal{R}}$

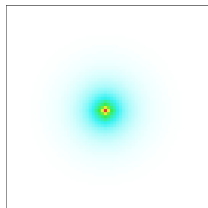
Visualisation des valeurs de $B_{\mathcal{R}}$

$$\alpha \int_{\Omega} \|\nabla \mathbf{w}(0)\|^2 + \beta \int_{\Omega} \left[\frac{\partial u}{\partial x}(0) + \frac{\partial v}{\partial y}(0) \right]^2 + \gamma \int_{\Omega} \|\mathbf{w}(0)\|^2$$

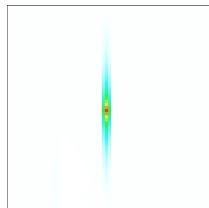
Valeur des covariances spatiales avec le point central



$\alpha = 1, \beta = 0, \gamma = 0.1$



$\alpha = 10, \beta = 0, \gamma = 0.1$



$\alpha = 1, \beta = 10, \gamma = 0.1$

Visualisation des valeurs de $B_{\mathcal{R}}$

$$\alpha \int_{\Omega} \|\nabla \mathbf{w}(0)\|^2 + \beta \int_{\Omega} \left[\frac{\partial u}{\partial x}(0) + \frac{\partial v}{\partial y}(0) \right]^2 + \gamma \int_{\Omega} \|\mathbf{w}(0)\|^2$$

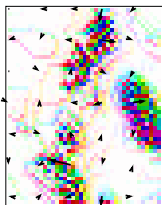
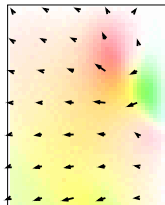
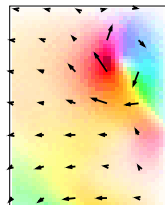


Image SST de
la mer noire

$\alpha = 0, \beta = 0,$
 $\gamma = 10$



$\alpha = 10, \beta = 0,$
 $\gamma = 0.1$



$\alpha = 1, \beta = 10,$
 $\gamma = 0.1$

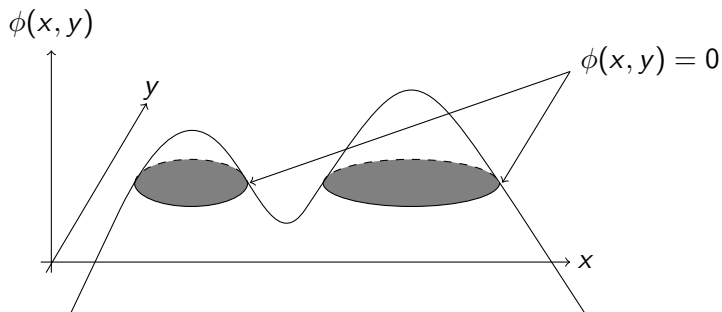
Légende de couleur:
Couleur = direction
Intensité = norme



Ajouter une composante modélisant les structures

Représentation des structures

- ▶ Une fonction implicite ϕ est utilisée pour modéliser les structures
- ▶ Les contours des structures sont le niveau 0 de la fonction ϕ



4D-Var : Estimation avec structures

$\mathbf{X}(t) = \left(\mathbf{w}(t)^T \quad I(t) \right)^T$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t) = \left(I^O(t) \right)$ vecteur d'observation

Systeme d'assimilation :

$$I(0) - I^O(0) = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0$$

Conservation lagrangienne

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla I = 0$$

Flot optique

$$I^O - I = \varepsilon_R(t)$$

Observation

4D-Var : Estimation avec structures

$$\mathbf{X}(t) = \left(\mathbf{w}(t)^T \quad I(t) \quad \phi(t) \right)^T \text{ vecteur d'état}$$

$$\mathbf{Y}(t) = \left(I^O(t) \right) \text{ vecteur d'observation}$$

Système d'assimilation :

$$I(0) - I^O(0) = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0$$

Conservation lagrangienne

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla I = 0$$

Flot optique

$$I^O - I = \varepsilon_R(t)$$

Observation

4D-Var : Estimation avec structures

$\mathbf{X}(t) = \left(\mathbf{w}(t)^T \quad I(t) \quad \phi(t) \right)^T$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t) = \left(I^O(t) \quad \phi^O(t) \right)^T$ vecteur d'observation

Systeme d'assimilation :

$$I(0) - I^O(0) = \varepsilon_B$$

Ébauche

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0$$

Conservation lagrangienne

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla I = 0$$

Flot optique

$$I^O - I = \varepsilon_R(t)$$

Observation

4D-Var : Estimation avec structures

$\mathbf{X}(t) = \left(\mathbf{w}(t)^T \quad I(t) \quad \phi(t) \right)^T$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t) = \left(I^O(t) \quad \phi^O(t) \right)^T$ vecteur d'observation

Systeme d'assimilation :

$$\begin{pmatrix} I(0) \\ \phi(0) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} I^O(0) \\ \phi^O(0) \end{pmatrix} = \varepsilon_B \quad \text{Ébauche}$$

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0 \quad \text{Conservation lagrangienne}$$

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla I = 0 \quad \text{Flot optique}$$

$$I^O - I = \varepsilon_R(t) \quad \text{Observation}$$

4D-Var : Estimation avec structures

$$\mathbf{X}(t) = \left(\mathbf{w}(t)^T \quad I(t) \quad \phi(t) \right)^T \text{ vecteur d'état}$$

$$\mathbf{Y}(t) = \left(I^O(t) \quad \phi^O(t) \right)^T \text{ vecteur d'observation}$$

Système d'assimilation :

$$\begin{pmatrix} I(0) \\ \phi(0) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} I^O(0) \\ \phi^O(0) \end{pmatrix} = \varepsilon_B \quad \text{Ébauche}$$

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0 \quad \text{Conservation lagrangienne}$$

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla I = 0 \quad \text{Flot optique}$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla \phi = 0 \quad \phi \text{ advectée par } \mathbf{w}$$

$$I^O - I = \varepsilon_R(t) \quad \text{Observation}$$

4D-Var : Estimation avec structures

$\mathbf{X}(t) = \left(\mathbf{w}(t)^T \quad I(t) \quad \phi(t) \right)^T$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t) = \left(I^O(t) \quad \phi^O(t) \right)^T$ vecteur d'observation

Système d'assimilation :

$$\begin{pmatrix} I(0) \\ \phi(0) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} I^O(0) \\ \phi^O(0) \end{pmatrix} = \varepsilon_B \quad \text{Ébauche}$$

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0 \quad \text{Conservation lagrangienne}$$

$$\frac{\partial I}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla I = 0 \quad \text{Flot optique}$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla \phi = 0 \quad \phi \text{ advecté par } \mathbf{w}$$

$$\begin{pmatrix} I(t) \\ \phi(t) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} I^O(t) \\ \phi^O(t) \end{pmatrix} = \varepsilon_R(t) \quad \text{Observation}$$

Images satellite

Acquisitions MétéoSat du 4/8/1989, de 00:00 à 8:00

Résultats de l'assimilation

Les contours sont advectés par les champs de vitesse estimés.

Sans carte de distance

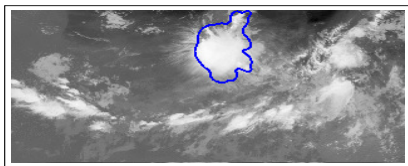
Avec carte de distance

Observations

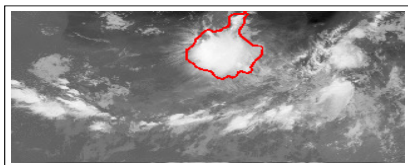
Résultats de l'assimilation

Les contours sont advectés par les champs de vitesse estimés.

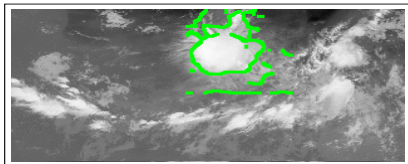
Sans carte de distance



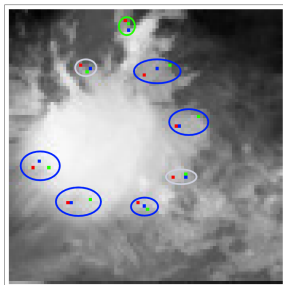
Avec carte de distance



Observations



Comparaison avec l'état de l'art : Expérience jumelle



	Erreur moyenne (en pixels)
Vérité terrain	0
Résultat d'assimilation	2
Flot optique [Sun]	4.8



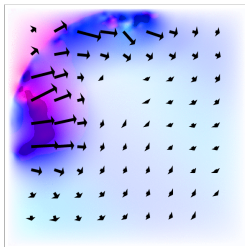
[Sun] Secrets of Optical Flow Estimation and Their Principles
Sun D., Roth S., Black M., ECCV, 2010

Impact de la carte de distance sur w estimé

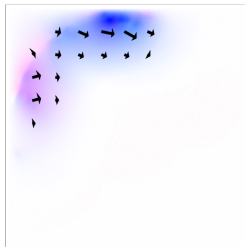
Acquisitions



Estimation avec ϕ



Estimation sans ϕ



Taux de précipitations en ($mm.h^{-1}$)

Légende de couleur:
Couleur = direction
Intensité = norme



Estimation du mouvement par 4D-Var

$\mathbf{X}(t)$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t)$ vecteur d'observation

Système d'assimilation :

$$\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_b = \varepsilon_B$$

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t}(t) + \mathbf{M}(\mathbf{X})(t) = 0$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})(t) = \varepsilon_R(t)$$

Fonction de coût :

$$J(\mathbf{X}(0)) = \frac{1}{2} \langle \varepsilon_B, B^{-1} \varepsilon_B \rangle + \frac{1}{2} \int_0^T \langle \varepsilon_R(t), R^{-1}(t) \varepsilon_R(t) \rangle \\ + \mathcal{R}_1 + \mathcal{R}_2 + \mathcal{R}_3$$

Estimation du mouvement par 4D-Var

$\mathbf{X}(t)$ vecteur d'état

$\mathbf{Y}(t)$ vecteur d'observation

Système d'assimilation :

$$\mathbf{X}(0) - \mathbf{X}_b = \varepsilon_B$$

$$\frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t}(t) + \mathbf{M}(\mathbf{X})(t) = 0$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})(t) = \varepsilon_R(t)$$

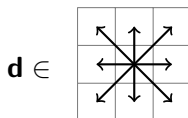
Fonction de coût :

$$J(\mathbf{X}(0)) = \frac{1}{2} \langle \varepsilon_B, \mathbf{B}^{-1} \varepsilon_B \rangle + \frac{1}{2} \int_0^T \langle \varepsilon_R(t), \mathbf{R}^{-1}(t) \varepsilon_R(t) \rangle + \mathcal{R}_1 + \mathcal{R}_2 + \mathcal{R}_3$$

Modéliser les structures dans B

Régularisation directionnelle

$$\mathcal{R}_4(\mathbf{X}(0)) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (\partial_{\mathbf{d}} u(0))^2 + \partial_{\mathbf{d}} v(0))^2$$



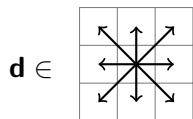
Avantages

- ▶ Pas de modifications du système d'assimilation
- ▶ Coût en temps de calcul et besoin mémoire quasi nul

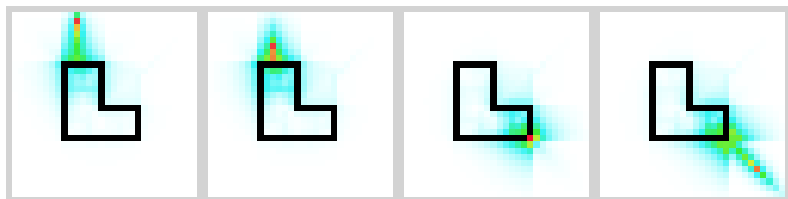
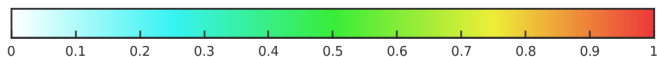
Modéliser les structures dans B

Régularisation directionnelle

$$\mathcal{R}_4(\mathbf{X}(0)) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (\partial_{\mathbf{d}} u(0))^2 + \partial_{\mathbf{d}} v(0)^2$$



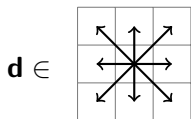
Valeurs de covariance en ajoutant \mathcal{R}_4 aux autres termes.



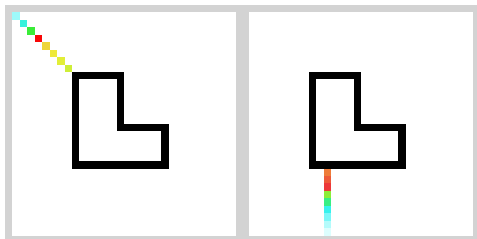
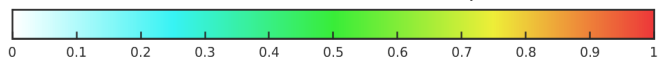
Modéliser les structures dans B

Régularisation directionnelle

$$\mathcal{R}_4(\mathbf{X}(0)) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (\partial_{\mathbf{d}} u(0))^2 + \partial_{\mathbf{d}} v(0)^2$$



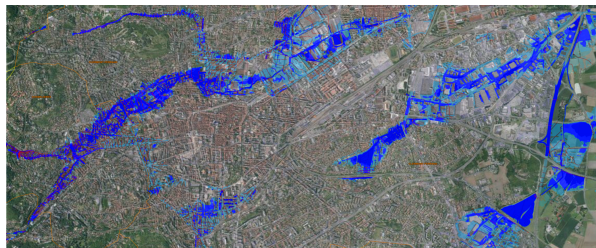
Valeurs de covariance en utilisant uniquement \mathcal{R}_4 .



Prévision de pluie à courte échéance

Contexte opérationnel : prévision de précipitations

Zones inondables autour de Clermont-Ferrand



En bleu, les zones à risque d'inondations, superposé à la carte satellite de Clermont-Ferrand.

Prévisions à un horizon 15 minutes / 1 heure :

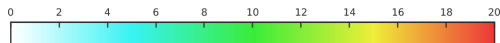
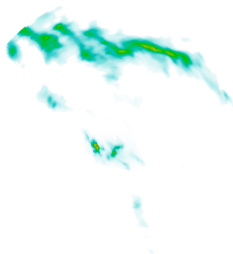
- ▶ Temps réel par rapport aux acquisitions
- ▶ Générer la prévision avant l'acquisition suivante

Caractéristiques des acquisitions obtenues par radar au sol

Acquisition locale et à haute résolution :

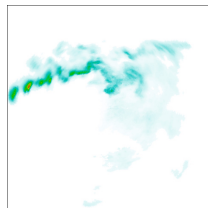
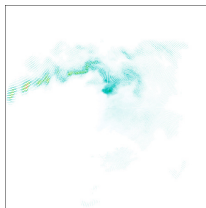
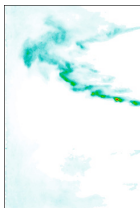
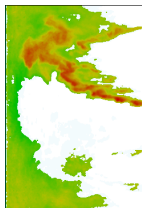
- ▶ Spatiale (100 mètres)
- ▶ Temporelle (5 minutes)

Taux de précipitations en ($mm.h^{-1}$)



Propriétés et prétraitement des images radar

Réflectivité → Taux de précipitations
Polaire → Cartésien
Données manquantes → Données denses



Système opérationnel

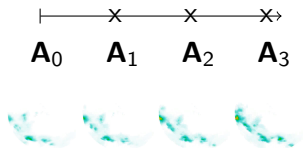
- ▶ Estimer le mouvement à partir des acquisitions radar
- ▶ Générer la prévision

Taux de précipitations [$mm.h^{-1}$]

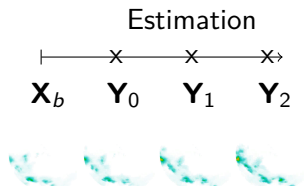
Mouvement estimé

Prévision [$mm.h^{-1}$]

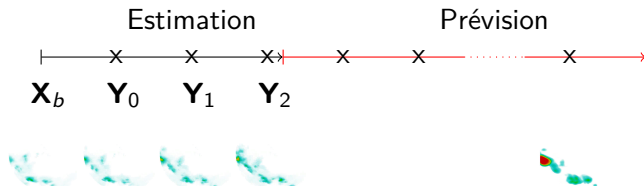
Implémentation par fenêtre glissante



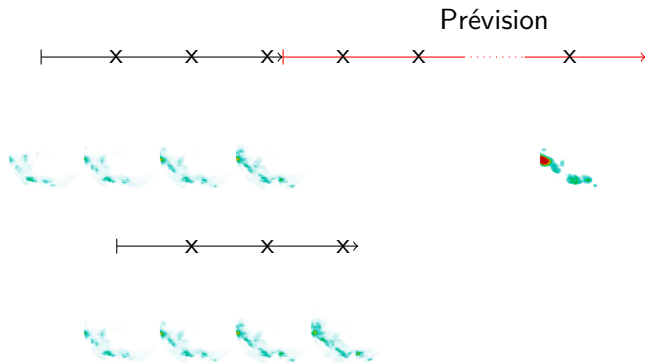
Implémentation par fenêtre glissante



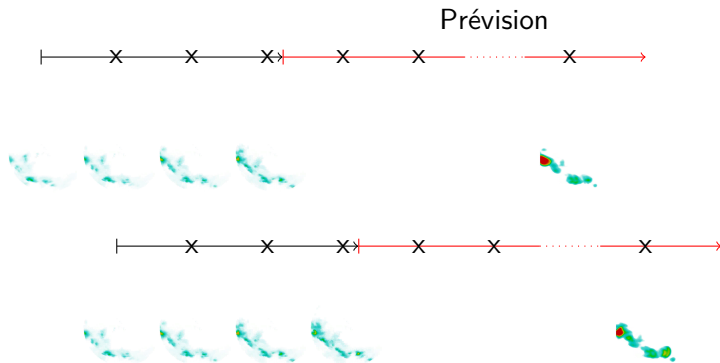
Implémentation par fenêtre glissante



Implémentation par fenêtre glissante



Implémentation par fenêtre glissante



Modèles

Définition du modèle d'estimation pour intégrer $\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{w}(t) \\ l(t) \\ \phi(t) \end{pmatrix}$

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} = 0 \quad \text{Stationnarité de } \mathbf{w}(t)$$

$$\frac{\partial l}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla l = 0 \quad \text{Flot optique}$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla \phi = 0 \quad \phi \text{ advecté par } \mathbf{w}$$

Définition du modèle de prévision pour intégrer $\mathbf{X}(t) = \begin{pmatrix} \mathbf{w}(t) \\ l(t) \end{pmatrix}$

$$\frac{\partial \mathbf{w}}{\partial t} + (\mathbf{w}^T \nabla) \mathbf{w} = 0 \quad \text{Conservation lagrangienne}$$

$$\frac{\partial l}{\partial t} + \mathbf{w}^T \nabla l = 0 \quad \text{Flot optique}$$

Résultats de prévision

Figure : Cumul de pluie observé sur 15 minutes.

Figure : Cumul de pluie prévu sur 15 minutes.



Illustration des résultats de prévision

Figure : Cumul de pluie observé sur 30 minutes.

Figure : Cumul de pluie prévu sur 30 minutes.

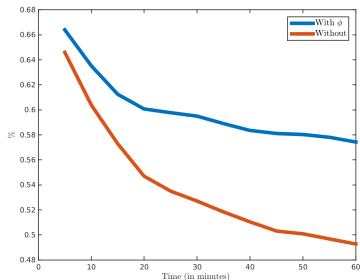


Résultats

Statistiques

- ▶ Trois séquences orageuses de l'été 2014 composées chacune de 60 fenêtres d'assimilation

Pourcentage d'alertes envoyées par le système et vérifiées a posteriori:



Conclusion de la prévision à courte échéance

- ▶ Ajouter les cellules de fortes précipitations permet une amélioration de la prévision
- ▶ Prendre en compte ϕ augmente les temps de calculs

Perspectives

- ▶ Utiliser les acquisitions d'autres radars
- ▶ Améliorer les prévisions grâce à des mesures de pluviomètres

Articles

1. “Continuous Tracking of Structures from an Image Sequence”, Y. Lepoittevin, D. Béréziat, I. Herlin and N. Mercier, *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, 2013, pp 386-389.
2. “Object’s Tracking by Advection of a Distance Map”, Y. Lepoittevin, I. Herlin and D. Béréziat, *International Conference on Image Processing*, 2013.
3. “An Image-based Ensemble Kalman Filter for Motion Estimation”, Y. Lepoittevin, I. Herlin, D. Béréziat, *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, 2015.
4. “Modeling high rainfall regions for flash flood nowcasting”, Y. Lepoittevin, I. Herlin, *International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images*, 2015.
5. “Regularization terms for motion estimation - Links with spatial correlations”, Y. Lepoittevin, I. Herlin, *International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, 2016.