



Analyse et prévision des hydrométéores dans le modèle AROME via l'assimilation de données Radar dans un 3DEnVar

Thibaut Montmerle¹

Mayeul Destouches¹, Yann Michel¹

Jean-François Caron²

¹ CNRM/GMAP, Toulouse, France

² ECCC, Montréal, Canada

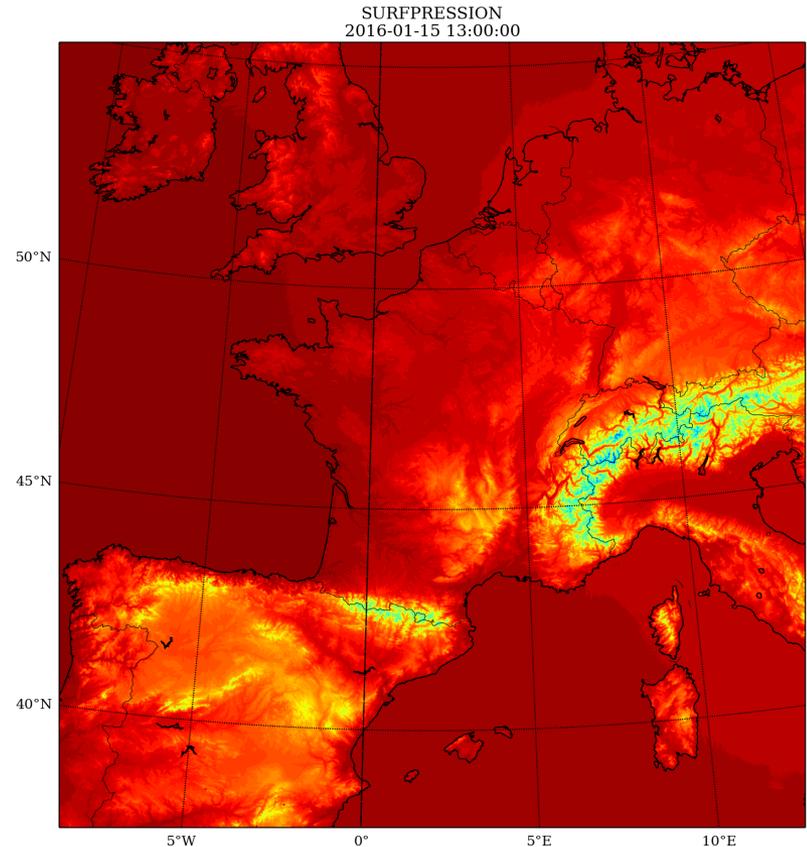
Ateliers R-TMA, Toulouse, nov. 2019

Plan

1. Introduction
2. Bases de l'assimilation variationnelle
3. Analyse des hydrométéores
4. Evaluation des nuages et précipitations prévus
5. Conclusions / Perspectives

Introduction : le modèle AROME

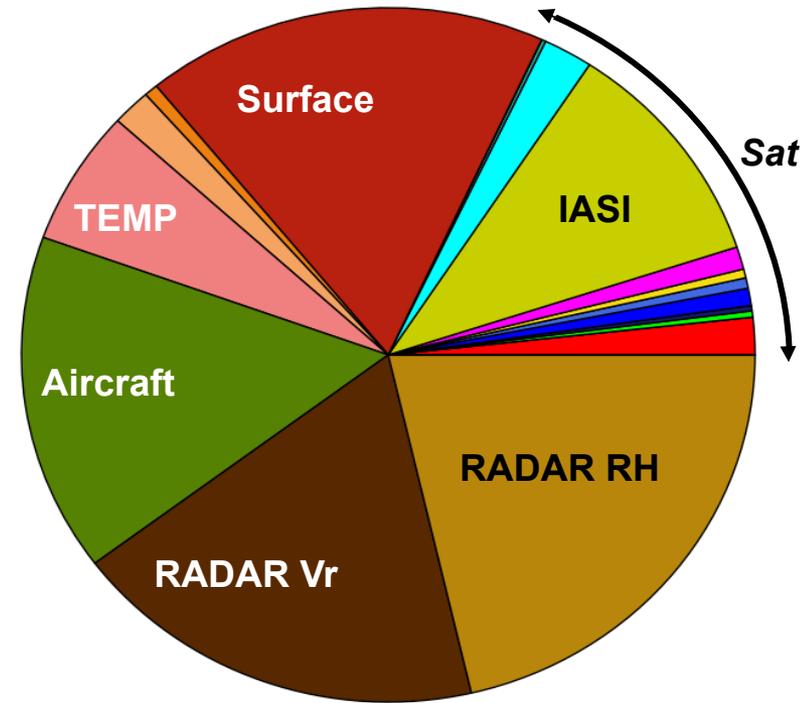
- Opérationnel depuis fin 2008
- Modèle spectral, NH, convection humide explicite (Seity et al., 2011)
- $dx=1,3$ km, 90 niveaux verticaux
- Conditions latérales fournies par le modèle global ARPEGE
- Prévisions jusqu'à 42h d'échéance, 4 fois par jour
- Système d'assimilation de données : **3D-Var** cyclé toutes les heures (Brousseau et al., 2016)



Domaine AROME-France

Introduction : observations assimilées

- Jusqu'à 45000 observations assimilées toutes les heures
- Les zones précipitantes ne sont échantillonnées que par les Radar (Vr et pseudo-profil de RH déduits de Z (Caumont et al. 2010))
- Les hydrométéores de l'ébauche sont recyclés : ils s'adaptent à la thermodynamique analysée en cours d'intégration



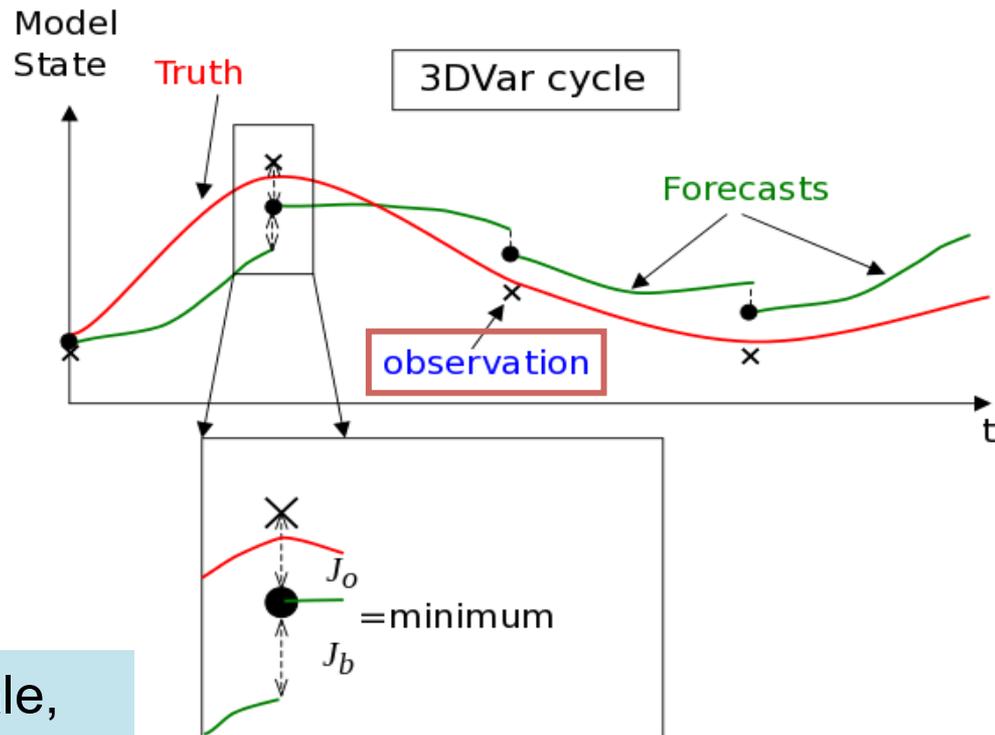
Nb d'obs actives pour une journée pluvieuse

L'assimilation variationnelle

$$\mathcal{J}(\mathbf{x}) = \min \left[\underbrace{\frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^b\|_{\mathbf{B}^{-1}}^2}_{\text{background}} + \underbrace{\frac{1}{2} \|\mathcal{H}(\mathbf{x}) - \mathbf{y}^o\|_{\mathbf{R}^{-1}}^2}_{\text{observations}} \right]$$

- Termes liés à **l'ébauche** \mathbf{x}^b , **aux observations** \mathbf{y}^o
- \mathbf{B} , \mathbf{R} matrices de covariances d'erreurs d'ébauche et d'observations
- $\mathcal{H}(\mathbf{x})$ opérateurs d'observation non-linéaires

⇒ Écriture sous forme incrémentale, résolution par moindres carrés



L'assimilation variationnelle

L'incrément d'analyse est déduit de $\nabla J = 0$ (équation du BLUE) :

$$\delta \mathbf{x}^a = \mathbf{B} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{B} \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} (\mathbf{y}^o - \mathbf{H} \mathbf{x}^b)$$

B a un impact important sur l'analyse :

- ses variances impactent directement le poids des observations
- ses corrélations lissent et propagent les innovations
- ses covariances croisées entre variables améliorent l'équilibre de l'analyse

Les erreurs de prévision de chaque variable de contrôle doivent être représentées dans **B**

L'assimilation variationnelle

Dans un 3DVar, B est modélisée et calibrée climatologiquement

- Analyses équilibrées, algorithme stable

Mais : variances statiques, corrélations isotropes

Dans un EnVar, B est échantillonnée depuis un ensemble :

$$\tilde{\mathbf{B}} = \frac{1}{N_e - 1} \sum_{l=1}^{N_e} \left(\tilde{\mathbf{x}}_l^b - \langle \tilde{\mathbf{x}}^b \rangle \right) \left(\tilde{\mathbf{x}}_l^b - \langle \tilde{\mathbf{x}}^b \rangle \right)^{\mathbf{T}}$$

- Covariances dépendantes du flux
- Covariances croisées déduites directement de l'ensemble
- Toutes variables prévues peuvent potentiellement être considérées comme variables de contrôle (ex: hydrométéores)

Mais : nécessite un ensemble, filtrage du bruit d'échantillonnage indispensable par localisation spatiale des covariances

Analyse des hydrométéores: B

Pour analyser les hydrométéores, il faut donc **caractériser leurs erreurs de prévisions uni- et multi-variées dans B**

Or, celles-ci sont **très fortement dépendantes du flux météorologique** (Montmerle et Berre, 2010; Michel et al. 2011)

Ex: stratification verticale des nuages, systèmes convectifs vs. stratiformes...

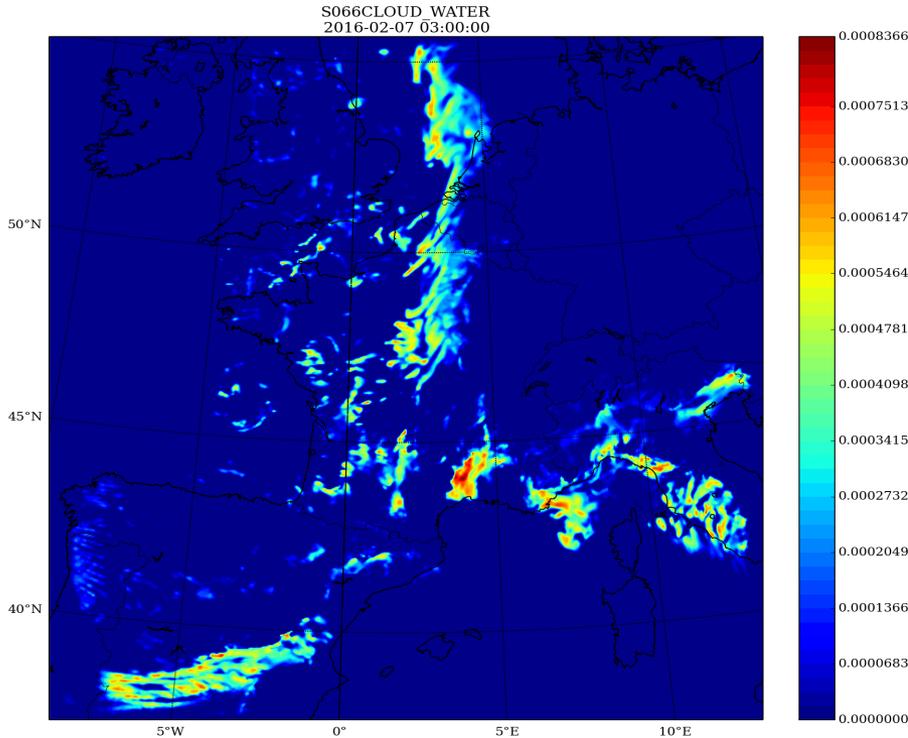
⇒ Modélisation de telles covariances très complexe pour un 3DVar

⇒ L'EnVar nécessite « simplement » de générer un ensemble de prévisions d'hydrométéores, de calculer les perturbations, et de localiser les covariances

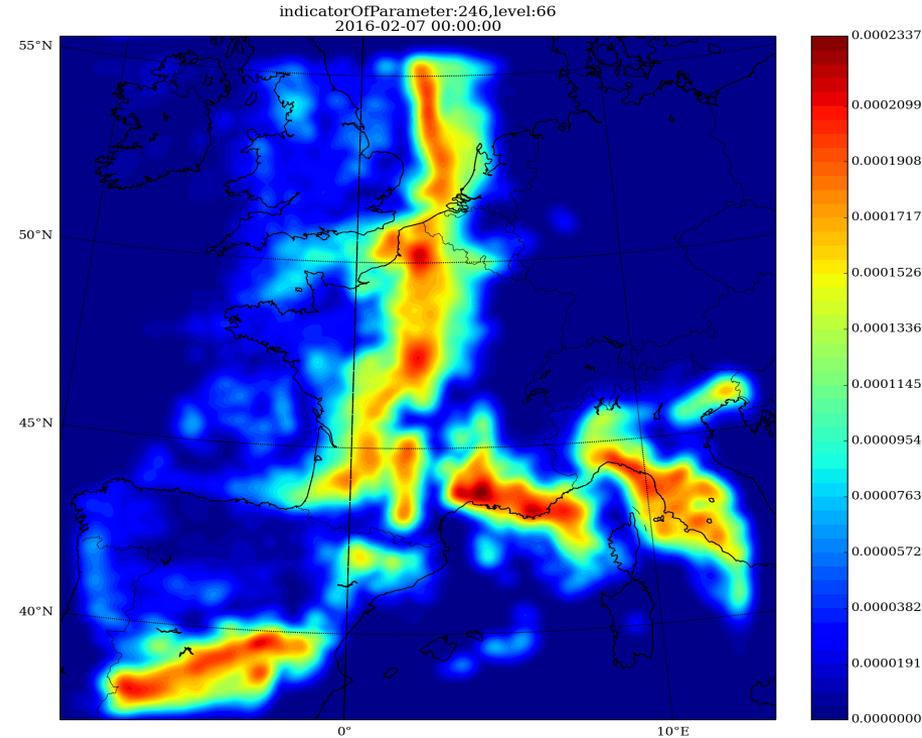
L'ensemble d'assimilation basé sur AROME à 3,2 km de résolution (AEARO) est utilisé dans un 3DEnVar développé pour AROME (Montmerle et al. 2018)

Analyse des hydrométéores: B

Cas du 7 février 2016 à 3UTC :



*Qc 700 hPa , membre #1 de
l'AEARO*



*Variances d'erreurs associées,
déduite de 25 membres*

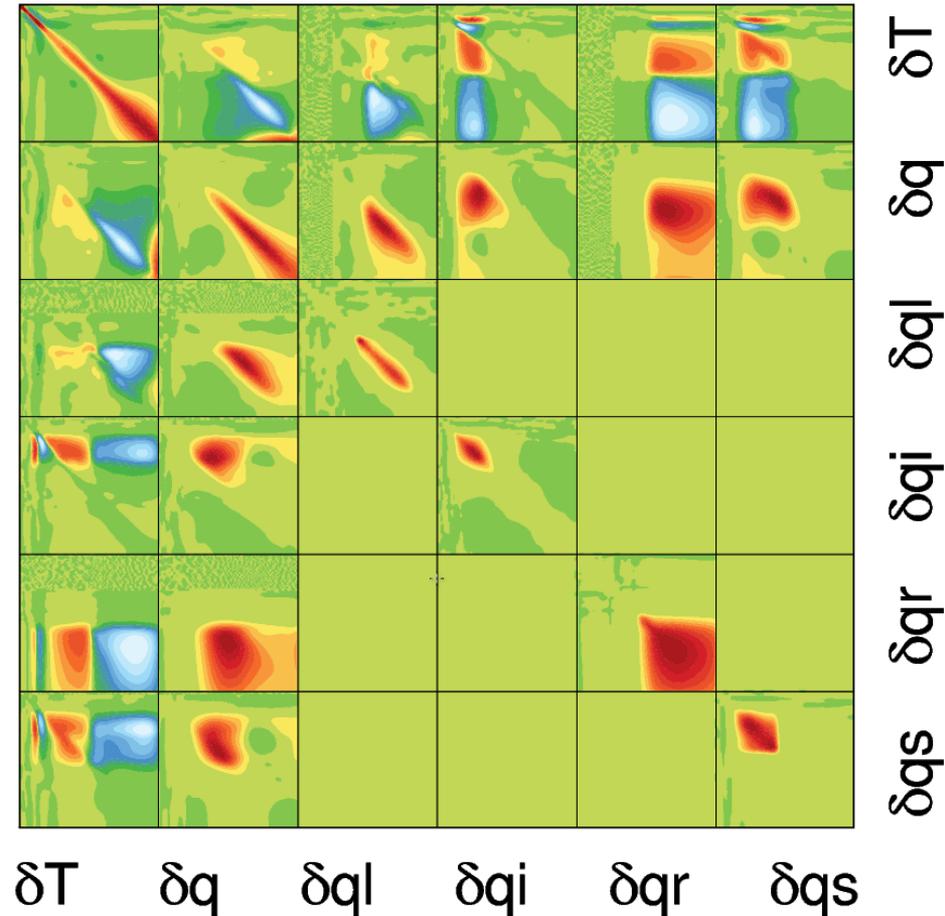
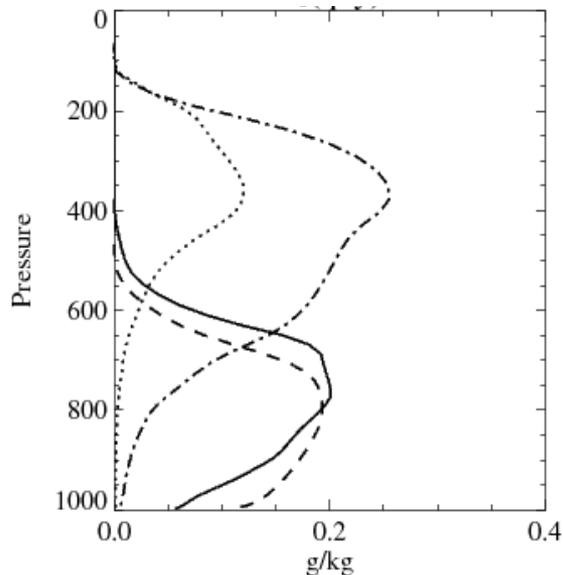
⇒ Les observations auront plus de poids dans les zones de variances fortes

Analyse des hydrométéores: B

Exemple de covariances verticales pour un cas convectif

Profils d'écart types

- Liquid cloud
- Ice cloud
- - - Rain
- - - - Snow



⇒ Forte dépendance à la stratification verticale de l'atmosphère !

Covariances verticales normalisées

Analyse des hydrométéores: expériences

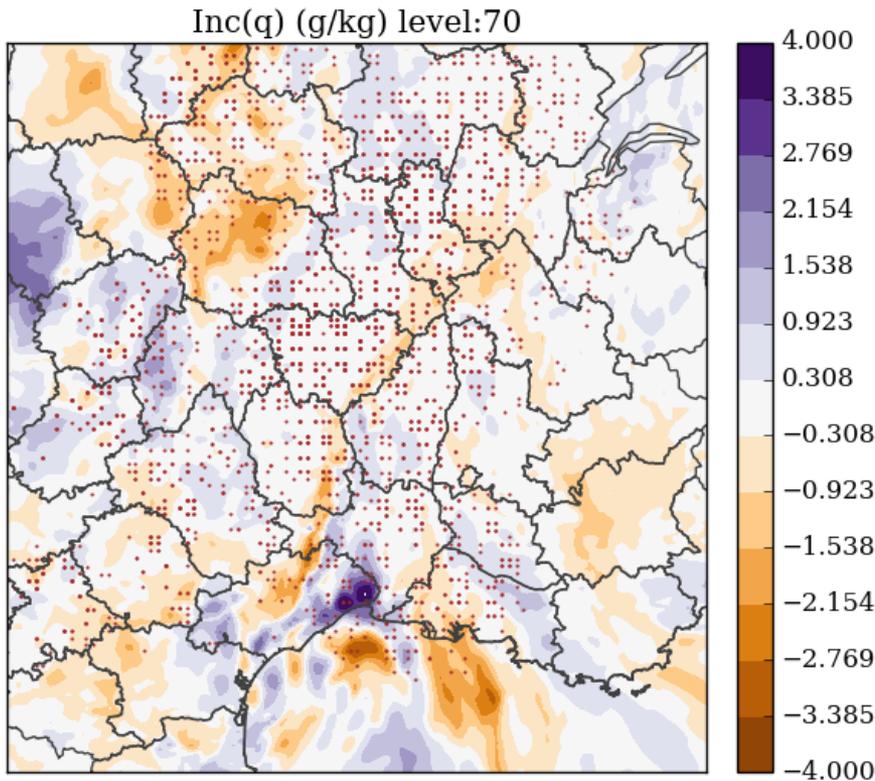
Toutes les expériences se basent sur :

- 3DEnVar (dx=3,2 km), cyclés toutes les 3h, loc. 150km/0,4 ln(hPa)
- **B** déduites de 50 membres d'un AEARO à la même résolution

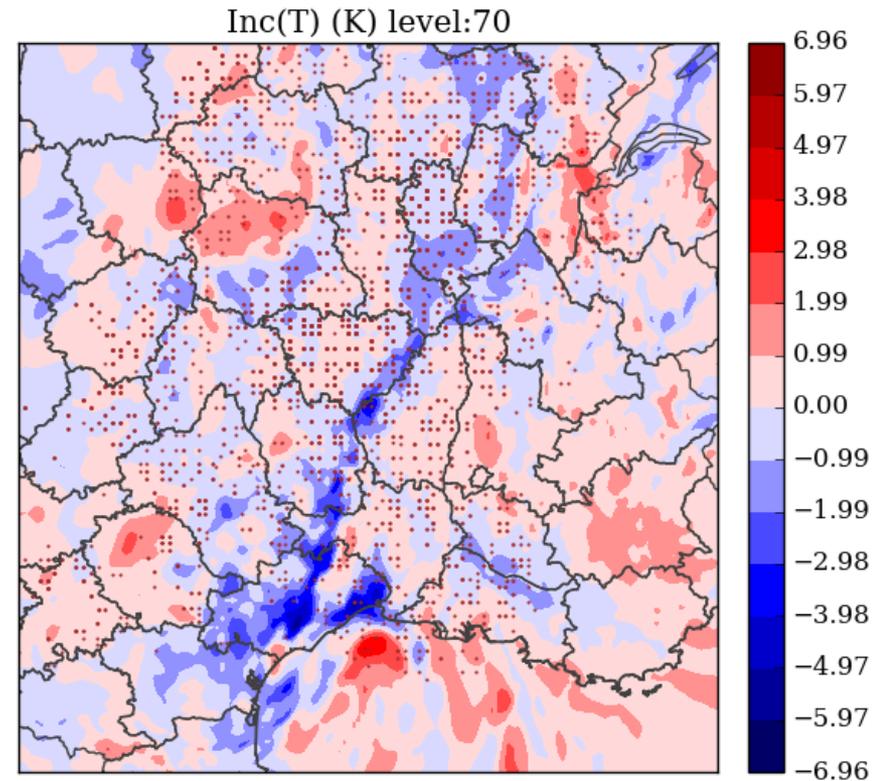
Variables	CNTRL	HYMNCy	HYMCy
“Classiques” : <ul style="list-style-type: none">• Vent zonal• Vent méridional• Température• Humidité spécifique• Pres. de surface (2D)	Analysées et cyclées	Analysées et cyclées	Analysées et cyclées
Additionnelles: <ul style="list-style-type: none">• Eau nuageuse• Cristaux de glace• Pluie• Neige• Graupel	Recyclées depuis le guess	Analysées depuis le guess du CNTRL mais non cyclées	Analysées et cyclées

Analyse des hydrométéores

Incréments CNTRL et HYMNCy, cas du 25/04/2019 (zoom SE France), principalement dus aux pseudo-profil de RH radar



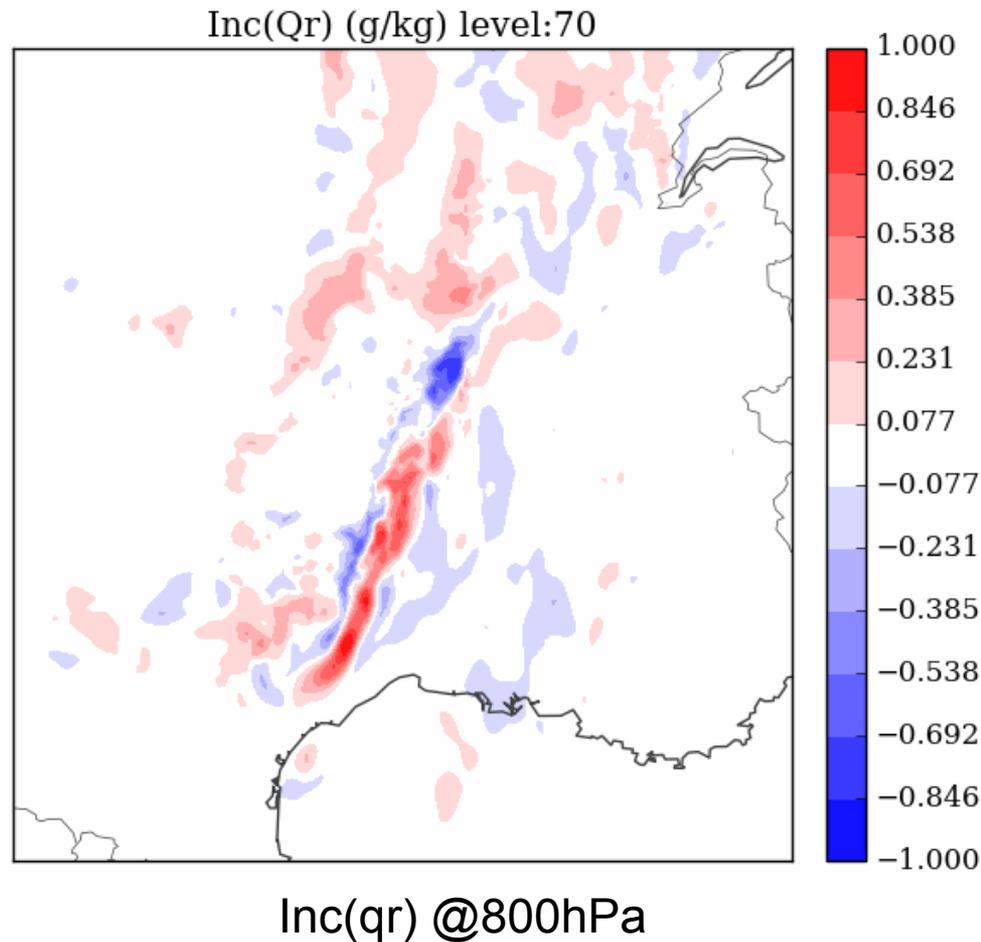
Inc(q) @800hPa
+ profils radar actifs



Inc(T) @800hPa
+ profils radar actifs

Analyse des hydrométéores

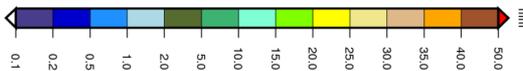
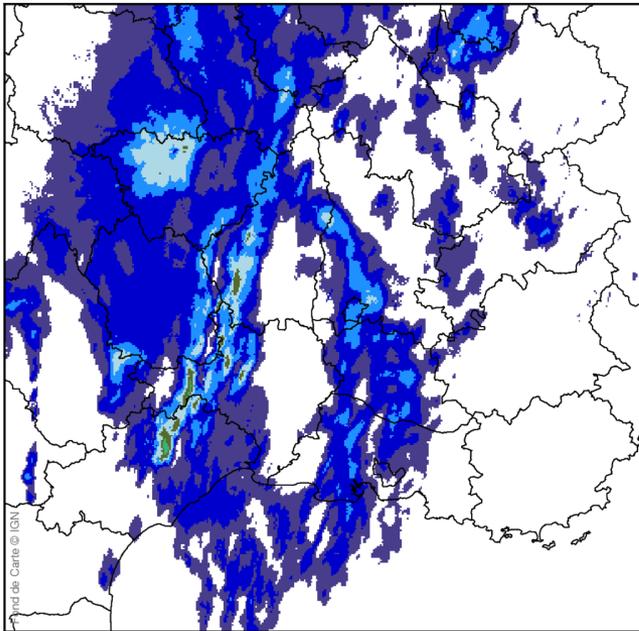
Incréments de pluie, cas du 25/04/2019 (zoom SE France) :
projection des incréments de q et T via la matrice B



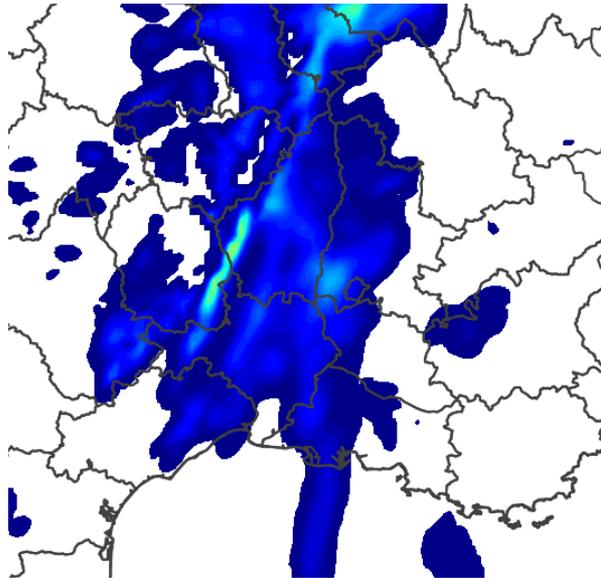
Analyse des hydrométéores

Qr@800 hPa au 1^{er} pas de temps

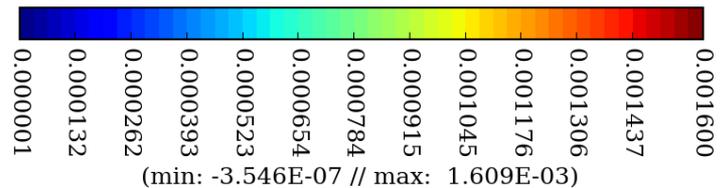
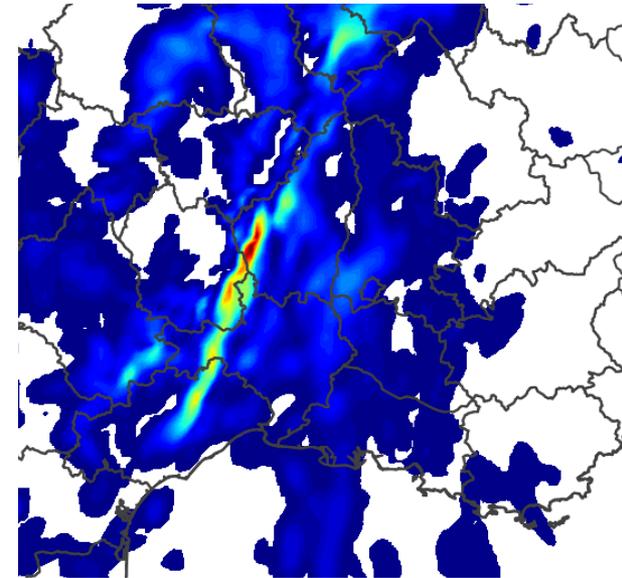
Lame d'eau composite



CNTRL



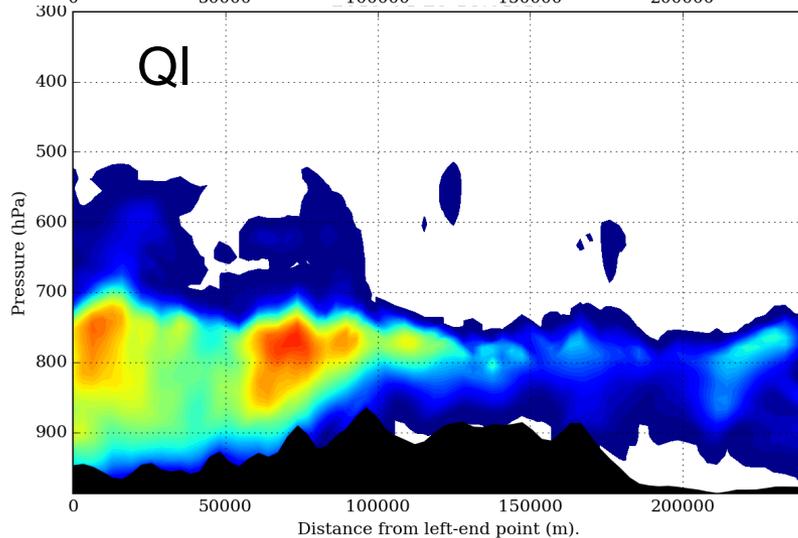
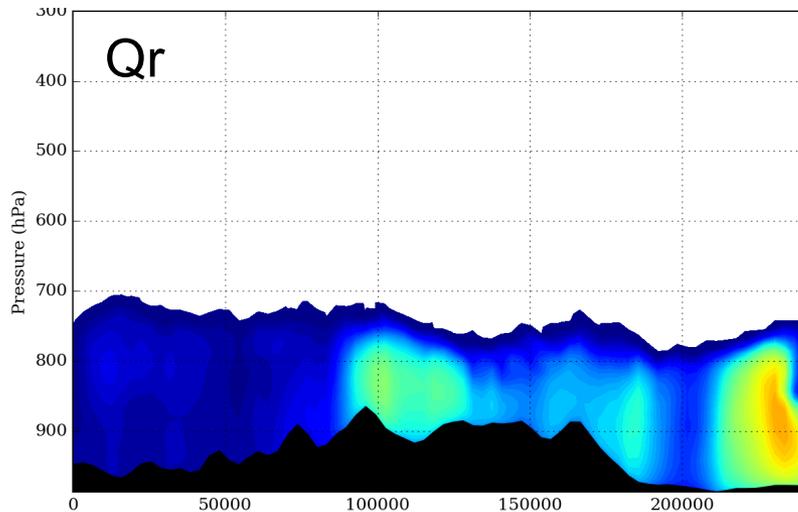
HYMNCy



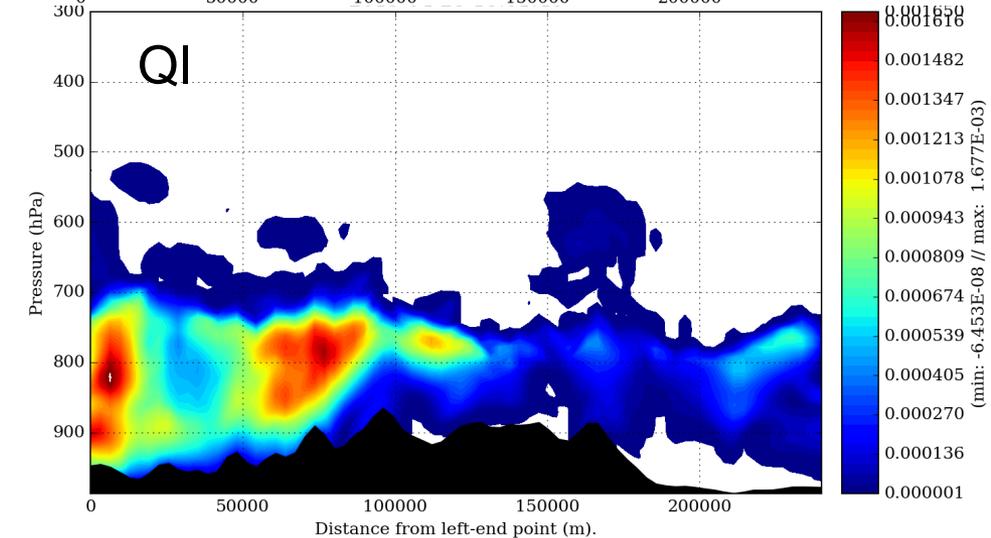
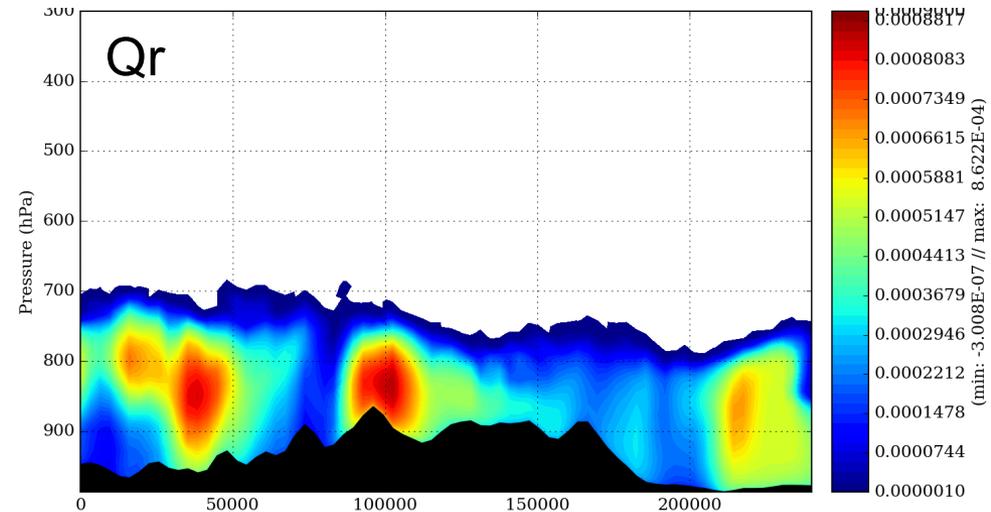
Analyse des hydrométéores

Coupes verticales le long de la principale ligne convective:

CNTRL



HYMNCy



Evaluation des prévisions

Observations :

- Radiances SEVIRI (MSG4), canal IR 10.8μ (simulations par RTTOV)
- Lamme d'eau ANTILOPE

Période :

- 3 mois du 13 mai au 15 août 2018
- Aggrégation des scores pour les prévisions 3h des réseaux 15 UTC

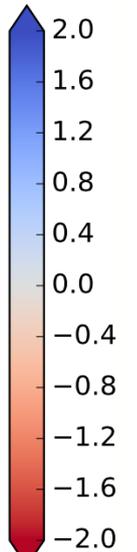
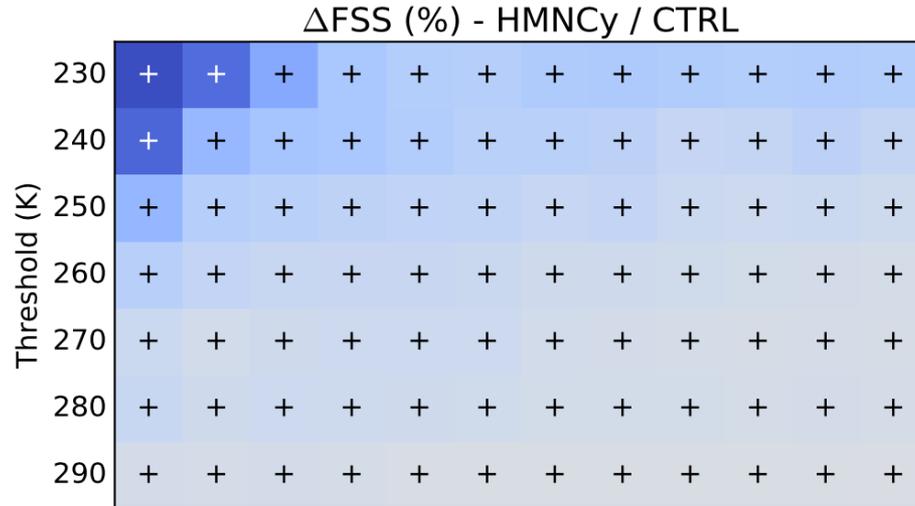
Scores :

- Fraction Skill Scores (FSS)
- Voisinage de 52 km
- Relatifs à CNTRL
- Intervalles de confiance à 95% basés sur le Bootstrap

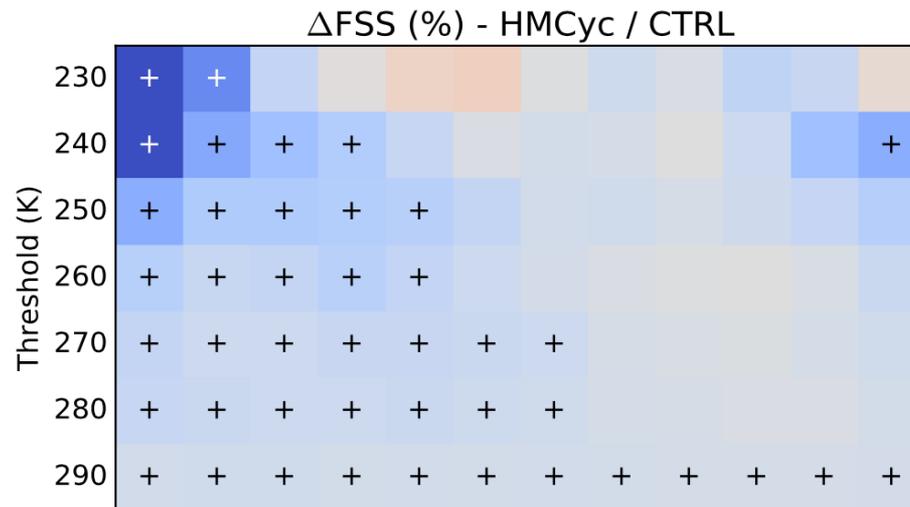
Evaluation des prévisions

Scores ISP
SEVIRI 10.8 μ

HYMNCy



HYMNCy

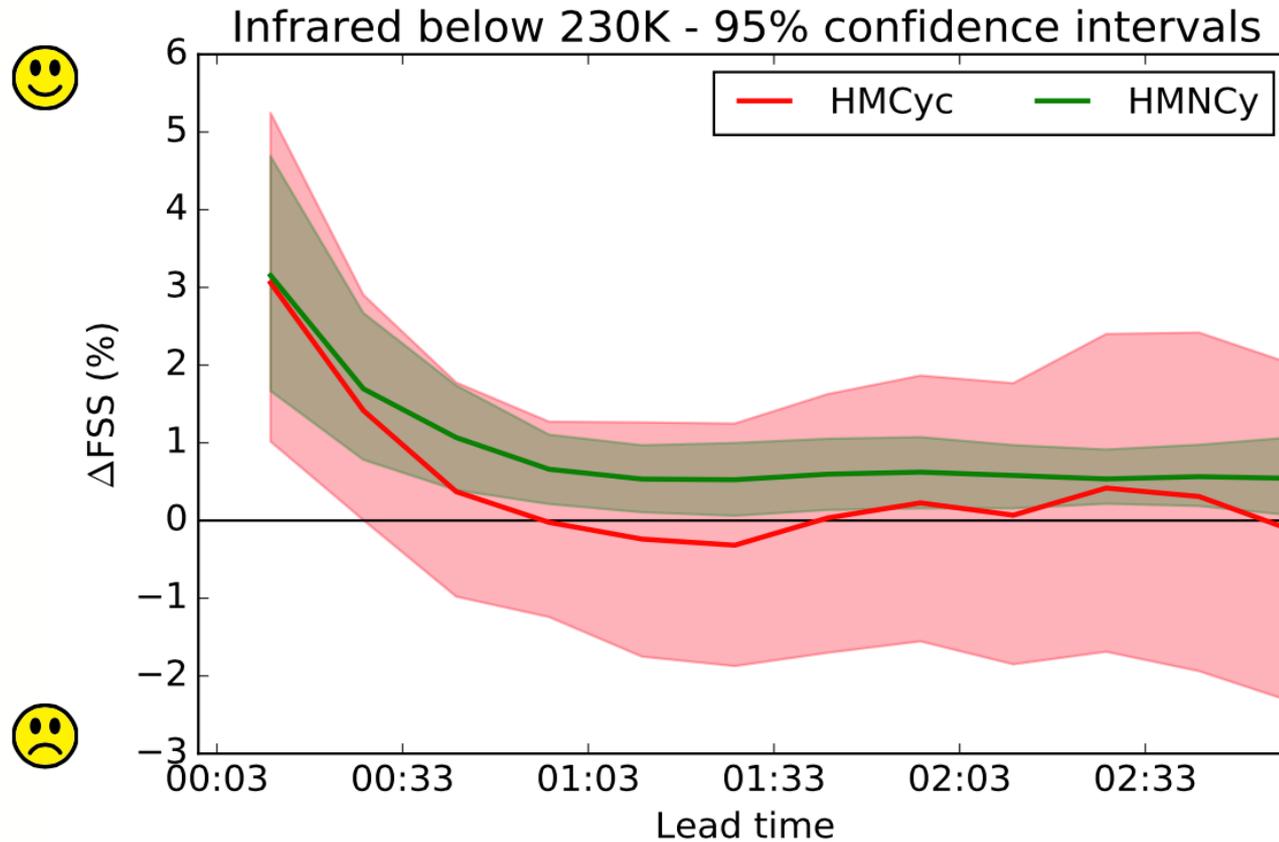


M. Destouches

Lead time

Evaluation des prévisions

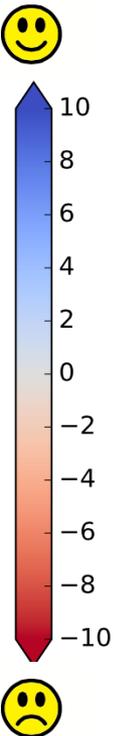
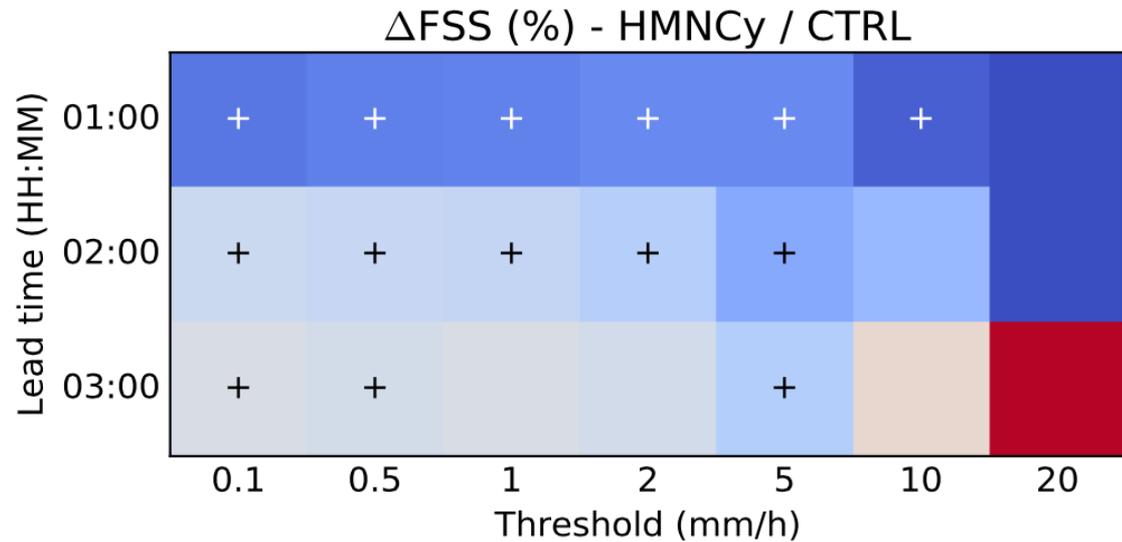
Focus scores ISP SEVIRI 10.8 μ pour les seuils < 230K



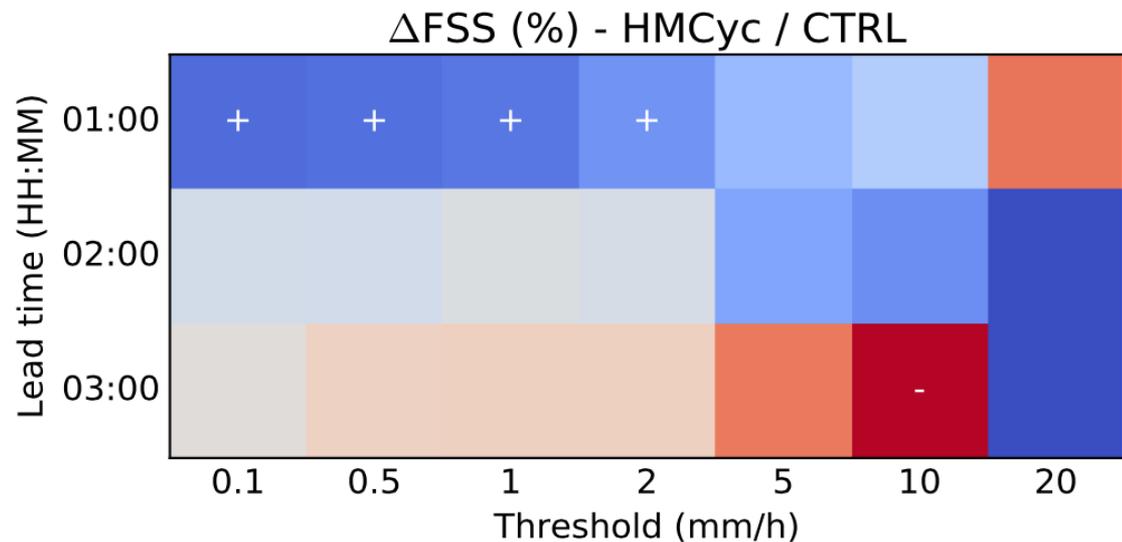
Evaluation des prévisions

Scores cumuls
de pluie
ANTILOPE

HYMNCy



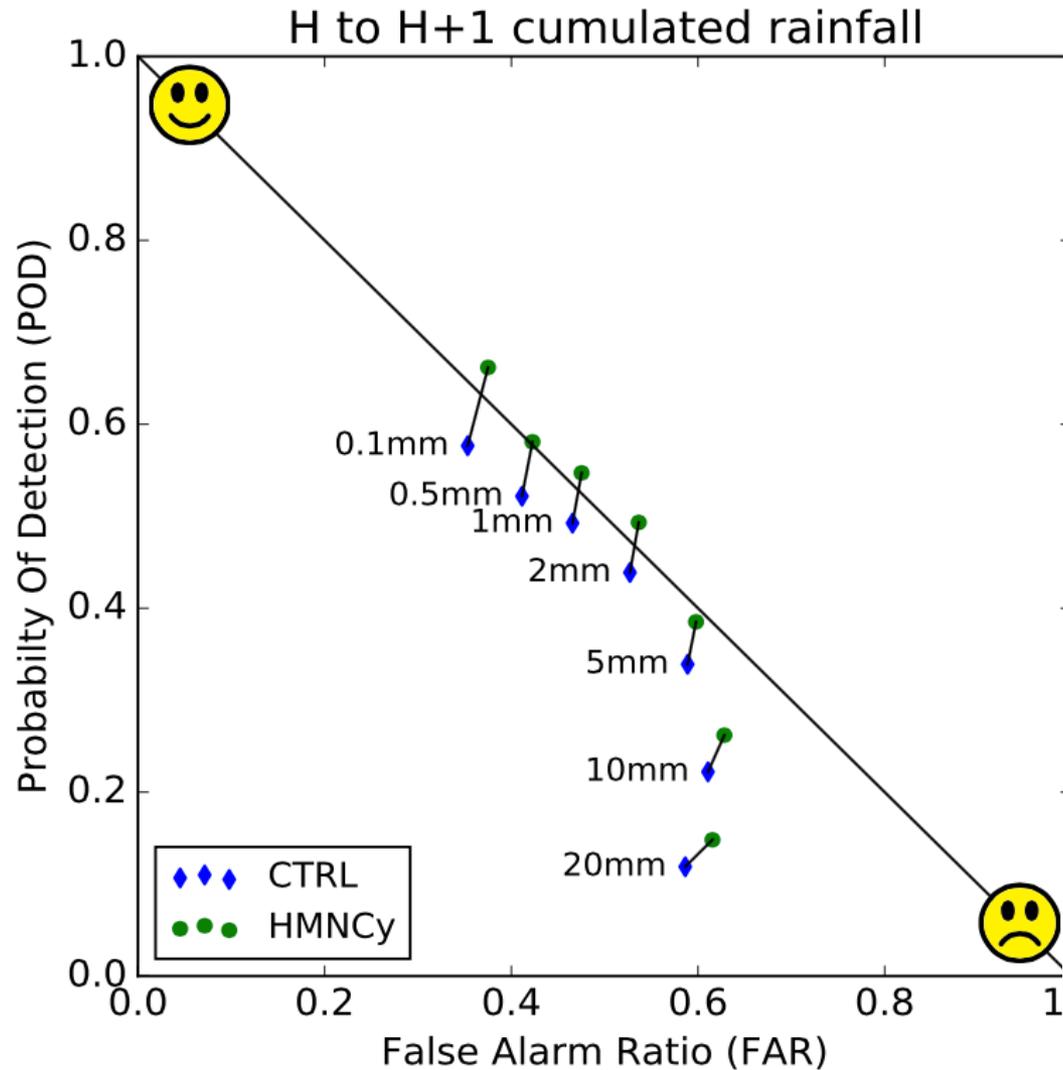
HYMCy



M. Destouches

Evaluation des prévisions

Scores cumulés
de pluie
ANTILOPE



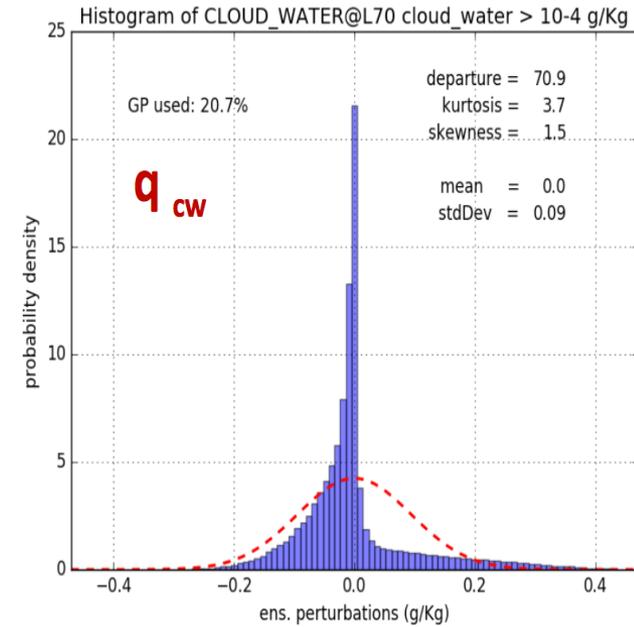
Conclusions

- Les covariances des erreurs de prévision des hydrométéores (et les covariances croisées avec les autres variables) peuvent être échantillonnées à partir d'un ensemble
- Ces covariances, une fois localisées, peuvent être exploitées directement dans un schéma EnVar
- Des analyses d'hydrométéores peuvent alors être obtenues, même sans assimilation d'observations sensibles à ces hydrométéores
- Des scores significativement positifs sur la couverture nuageuse et sur les précipitations ont été obtenus sur de longues périodes, notamment pour le cas non cyclé
- Avec cyclage, bcp plus de variabilité dans les scores

Perspectives

- **Choix de variables hydrométéores** plus Gaussiennes
- **Localisation** : diagnostics de longueurs optimales, localisation croisées, localisation dépendantes de la variable

(thèse en cours de M. Destouches)



- **Assimilation d'observations** sensibles aux nuages et aux précipitations : profils 1D issus de 1DVar ou 1D Bayésien, assimilation 3D directe

⇒ Besoin de pdf d'innovations les plus Gaussiennes possibles

⇒ Dvt de TL/AD des opérateurs d'observations

(thèse en cours G. Thomas)



Merci pour votre attention !

• References

- Brousseau P, Seity Y, Ricard D, Le'ger J. 2016. Improvement of the forecast of convective activity from the AROME-France system. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.* : 2231–2243doi:10.1002/qj.2822.
- Caumont O., V. Ducrocq, E. Wattrelot, G. Jaubert, and S. Pradier-Vabre. 1d+3dvar assimilation of radar reflectivity data : a proof of concept. *Tellus*, 62, 2010.
- Michel, Y., Auligné T. and T. Montmerle, 2011 : Diagnosis of heterogeneous convective-scale Background Error Covariances with the inclusion of hydrometeor variables. *Mon. Wea. Rev.*, 138(1), 101–120.
- Montmerle T. and L. Berre, 2010: Diagnosis and formulation of heterogeneous background error covariances at mesoscale. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 136, 1408–1420.
- Montmerle, T., Y. Michel, E. Arbogast, B. Ménérier, and P. Brousseau, 2018: A 3D Ensemble Variational Data Assimilation Scheme for the limited area AROME model: formulation and preliminary results. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, in press.
- Seity, Y. et al., 2011: The AROME-france convective scale operational model. *Mon. Wea. Rev.*, 139, 976–991.

Analyse des hydrométéores: objectifs

1. Pour des observations de variables classiques :

- Etude du potentiel des covariances croisées pour la représentation initiale des hydrométéores vs. un simple recyclage de l'ébauche

2. Pour des observations sensibles aux hydrométéores:

- Assimilation directe de données radar DPOL dans les précipitations (cf pres. G. Thomas), de radiances micro-ondes dans les nuages
- Amélioration de l'environnement thermodynamique initial via les covariances croisées

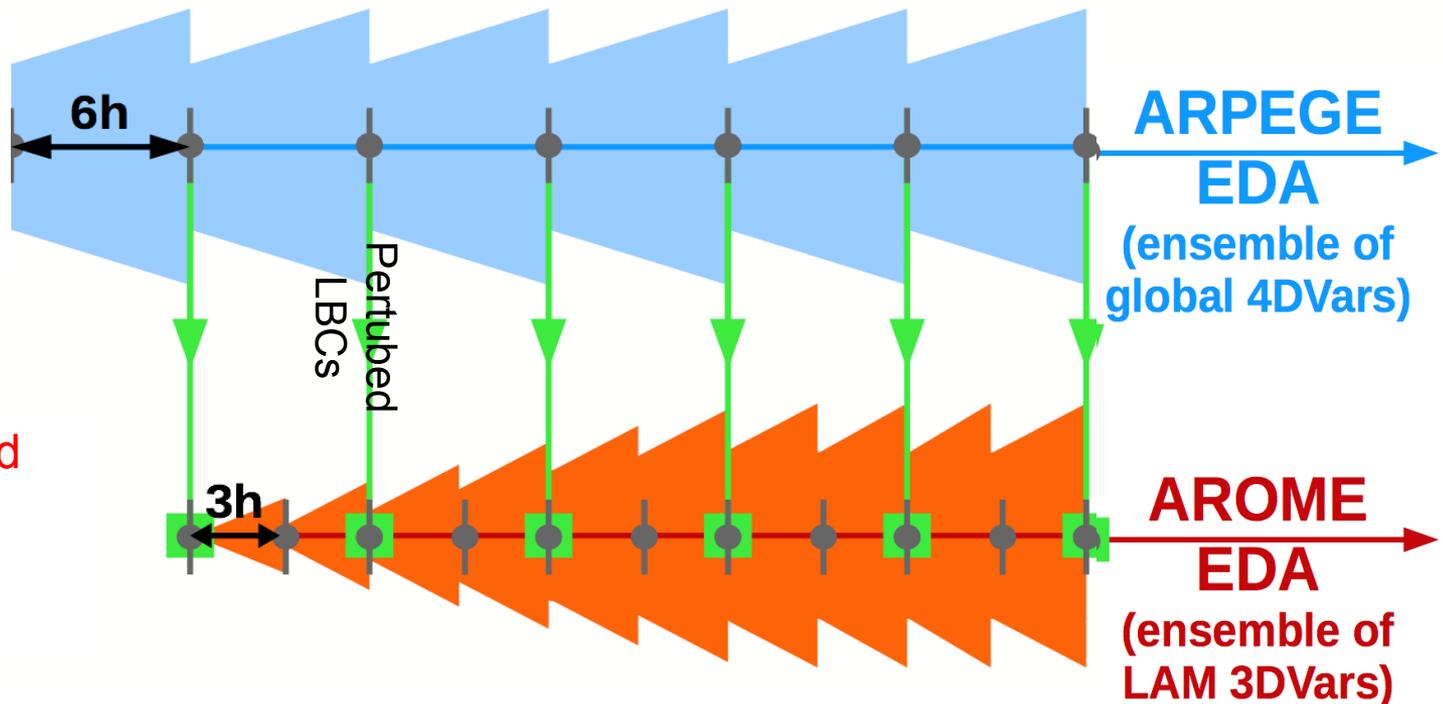
⇒ Ici on ne se focalisera que sur l'impact des données radar (V_r et pseudo-profil de RH déduits de Z) pour l'objectif 1.

Principes de l'EnVar : perturbations

Utilisation de l'EDA AROME oper de $N_e=25$ membres à 3,2 km :

$$\epsilon_l^b = \frac{1}{\sqrt{N_e - 1}} (\tilde{\mathbf{x}}_l^b - \langle \tilde{\mathbf{x}}^b \rangle)$$

- Explicit obs. perturb.
- Implicit Bckgd perturb.



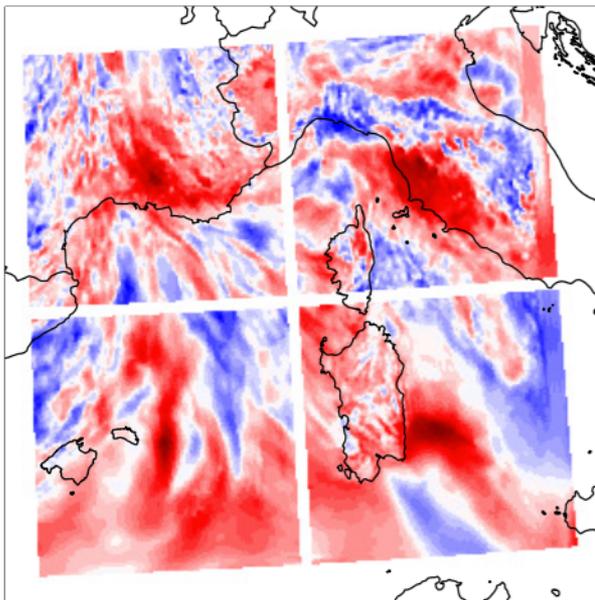
- Explicit obs. and LBCs perturb.
- Implicit bkgd perturb.

Principes de l'EnVar: Localisation

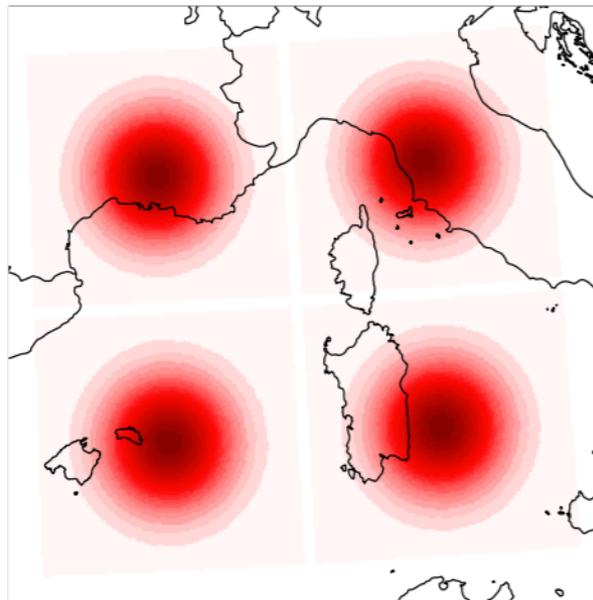
Une partie du bruit d'échantillonnage est filtré en localisant les covariances :

$$\mathbf{B}_e = \tilde{\mathbf{B}} \circ \mathbf{C}$$

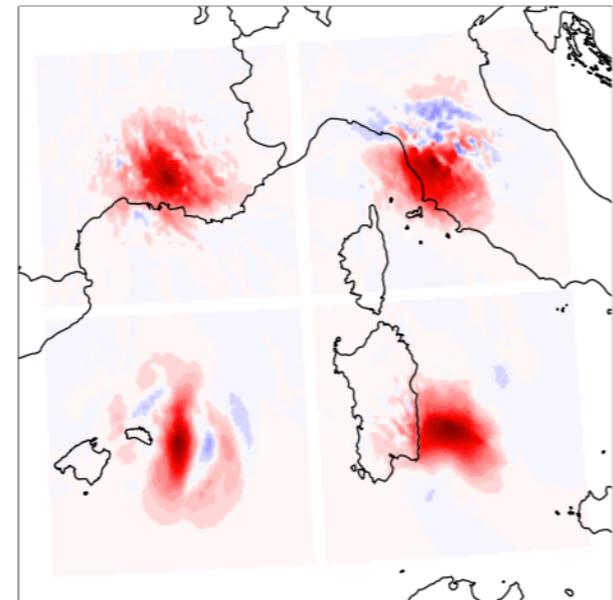
Raw correlations



Localization



Localized correlations



Evaluation des prévisions

