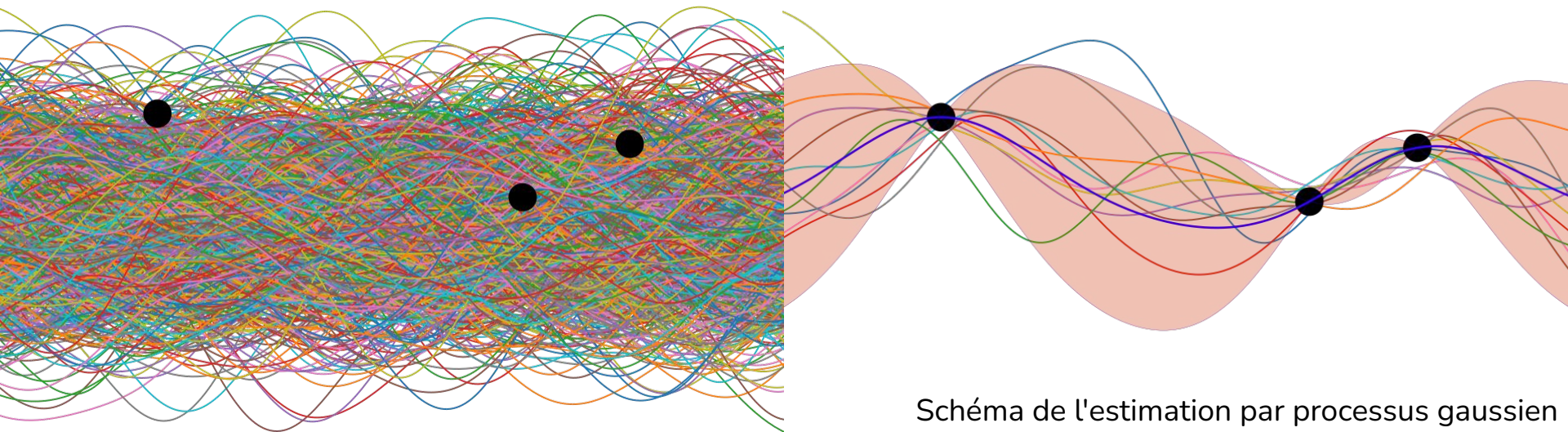


High-Tune-explorer

présentation, illustrations et réflexions
sur son potentiel pour la prévision

Maëlle Coulon--Decorzens & Fleur Couvreur



HighTune explorer (htexplor) :

- outil d'ajustement/calibration automatique pour choisir les valeurs des paramètres libres d'un modèle
- créé par la communauté DEPHY en collaboration avec Daniel Williamson (Exeter) pour l'ajustement des GCMs atmosphériques (LMDZ - ARPEGE Climat) ~ 2020
- conçu pour être adapté à tout type de modèle qui possède des paramètres libres à ajuster
- implémente la méthode d'ajustement dite **d'History Matching with Iterative Refocusing (HMIR)**

Plan de la présentation

1. La méthode d'History Matching with Iterative Refocusing
2. Exemples d'utilisation
 - Avec LMDZ et les données du site instrumenté du SIRTA
 - Calibration de ARPEGE-Climat post-CMIP6
 - Calibration de ALADIN (régional)
3. Potentiel pour la prévision d'ensemble

1. Définition du problème d'ajustement

- N paramètres incertains $\lambda^1, \dots, \lambda^N$

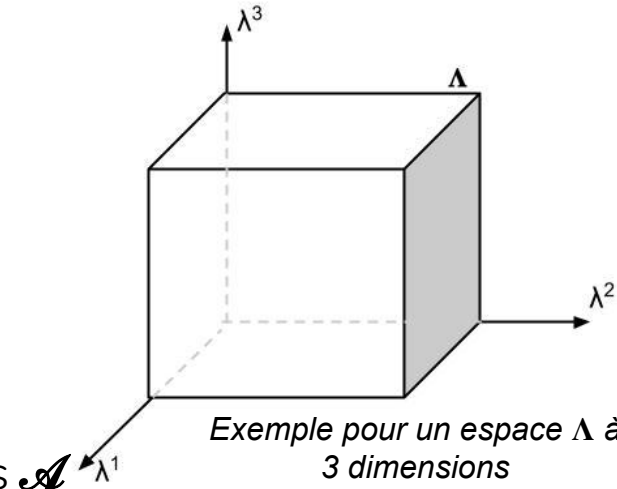
hypercube $\Lambda = [\lambda^1_{\min}, \lambda^1_{\max}] \times \dots \times [\lambda^N_{\min}, \lambda^N_{\max}]$

- M métriques scalaires f_i associées à des références r_i

Objectif :

Déterminer le sous-espace des paramètres acceptables \mathcal{A} tel que l'erreur sur chacune des M métriques f_i par rapport à une référence r_i soient inférieur à k fois une tolérance à l'erreur T_i

$$\mathcal{A} = \left\{ \boldsymbol{\lambda} \in \Lambda \text{ tel que } \max_{i=\llbracket 1;M \rrbracket} \left\{ \frac{|f_i(\boldsymbol{\lambda}) - r_i|}{T_i} \right\} < k \right\}$$



1. Définition du problème d'ajustement

- N paramètres incertains $\lambda^1, \dots, \lambda^N$

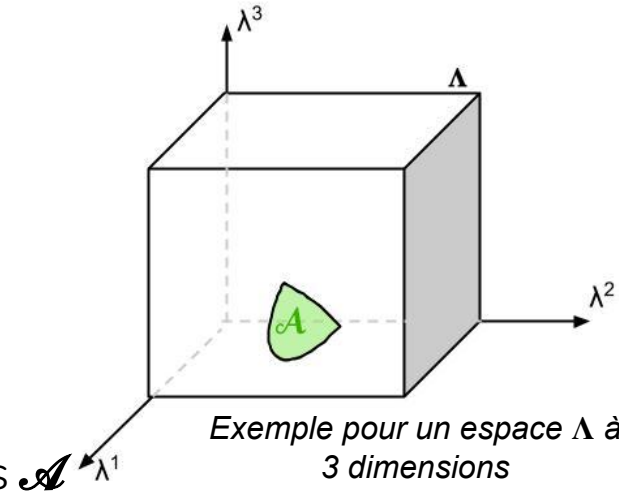
hypercube $\Lambda = [\lambda_{\min}^1, \lambda_{\max}^1] \times \dots \times [\lambda_{\min}^N, \lambda_{\max}^N]$

- M métriques scalaires f_i associées à des références r_i

Objectif :

Déterminer le sous-espace des paramètres acceptables \mathcal{A} tel que l'erreur sur chacune des M métriques f_i par rapport à une référence r_i soient inférieur à k fois une tolérance à l'erreur T_i

$$\mathcal{A} = \left\{ \boldsymbol{\lambda} \in \Lambda \text{ tel que } \max_{i=\llbracket 1;M \rrbracket} \left\{ \frac{|f_i(\boldsymbol{\lambda}) - r_i|}{T_i} \right\} < k \right\}$$

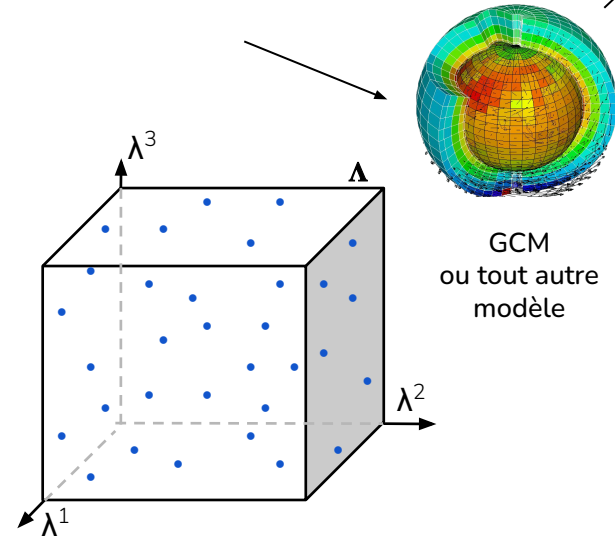


1. Les étapes de la méthode d'HMIR

1. Échantillonnage

10N vecteurs de paramètres

$$\Lambda_{10N} = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{10N}\}$$



GCM
ou tout autre
modèle

2. Simulations & métriques

$$\mathbf{F}_i = \{f_i(\lambda_1), \dots, f_i(\lambda_{10N})\}$$

Perturbed
Physics
Ensemble

3. Construction émulateurs

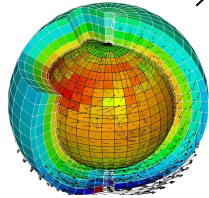
$$\mathcal{GP}_i(m_i(\cdot), k_i(\cdot, \cdot))$$

1. Les étapes de la méthode d'HMIR

1. Échantillonnage

10N vecteurs de paramètres

$$\Lambda_{10N} = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{10N}\}$$



GCM
ou tout autre
modèle

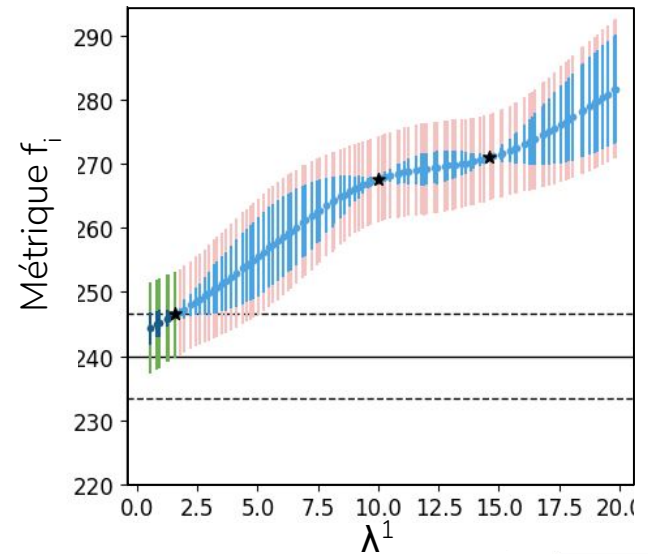
2. Simulations & métriques

$$\mathbf{F}_i = \{f_i(\lambda_1), \dots, f_i(\lambda_{10N})\}$$

Perturbed
Physics
Ensemble

3. Construction émulateurs

$$\mathcal{GP}_i(m_i(\cdot), k_i(\cdot, \cdot))$$



★ \mathbf{F}_i | Prédiction $\pm \sigma_i$ | $\pm \sqrt{\sigma_i^2 + T_i^2}$

1. Les étapes de la méthode d'HMIR

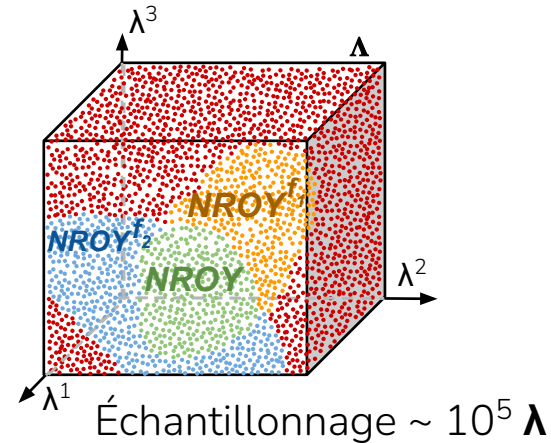
1. Échantillonnage

2. Simulations & métriques

3. Construction émulateurs

4. History Matching

“Not Ruled Out Yet”



$$\mathcal{A} = \left\{ \lambda \in \Lambda \text{ tel que } \max_{i=\llbracket 1;M \rrbracket} \left\{ \frac{|f_i(\lambda) - r_i|}{T_i} \right\} < k \right\}$$

Prédiction GP

$$NROY = \left\{ \lambda \in \Lambda \text{ tel que } \max_{i=\llbracket 1;M \rrbracket} \left\{ \frac{|\mu_i(\lambda) - r_i|}{\sqrt{\sigma_i^2 + T_i^2}} \right\} < k \right\}$$

Incertitude

f_i : métriques

r_i : référence

T_i : tolérance à l'erreur

1. Les étapes de la méthode d'HMIR

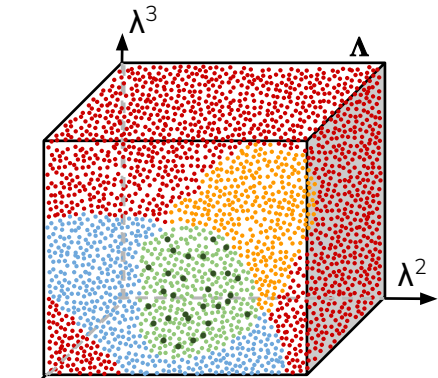
1. Échantillonnage

2. Simulations & métriques

3. Construction émulateurs

4. History Matching

“Not Ruled Out Yet”



Échantillonnage $\Lambda_{10N}^2 = \{ \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{10N} \}$

$$\mathcal{A} = \left\{ \lambda \in \Lambda \text{ tel que } \max_{i=\llbracket 1;M \rrbracket} \left\{ \frac{|f_i(\lambda) - r_i|}{T_i} \right\} < k \right\}$$

Prédiction GP

$$\text{NROY} = \left\{ \lambda \in \Lambda \text{ tel que } \max_{i=\llbracket 1;M \rrbracket} \left\{ \frac{|\mu_i(\lambda) - r_i|}{\sqrt{\sigma_i^2 + T_i^2}} \right\} < k \right\}$$

Incertitude

f_i : métriques

r_i : référence

T_i : tolérance à l'erreur

1. Quelques remarques

Bien plus qu'une méthode de calibration :

- Exploration systématique de l'espace des paramètres
- Génération de **P**erturbed **P**hysics **E**nsembles à chaque itération
- Dans des régions d'intérêt
- HMIR pour rapidement éliminer les régions trop irréalistes
- Quantification de l'incertitude paramétrique sous contrainte

Définition d'une expérience avec HMIR :

- définir les **paramètres** que l'on souhaite ajuster + bornes d'explorations
- définir une **configuration de modèle** (~100-1000 simulations)
- définir les **métriques, les références et les tolérances** à l'erreur

2. Exemples d'utilisation



Mât de mesures météorologiques du SIRTA (banlieue parisienne)

2.1 Exemples d'utilisation : SIRTA

Configuration de LMDZ :

- Grille zoomée sur le site
- Guidage en U+V+T+RH à l'extérieur du zoom (vers ERA5)
- Année 2018
- + travail sur la représentativité du site (albédo, hydrologie etc)

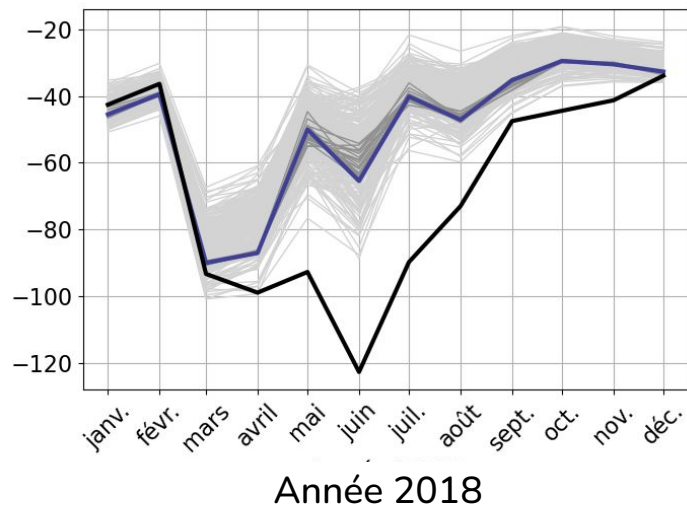
- PPE Perturbed Physics Ensemble
- PISE : Perturbed Initial State Ens.
- **Contrôle**
- **référence SIRTA**



Expérience de tuning :

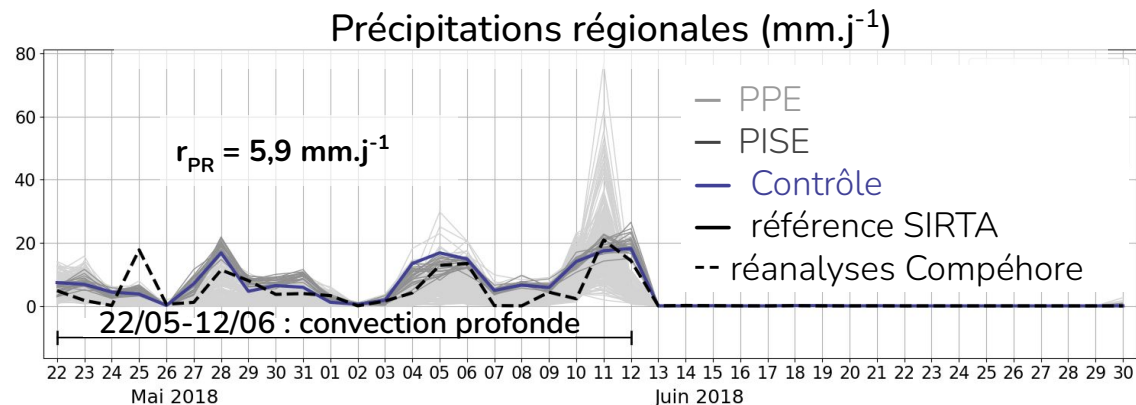
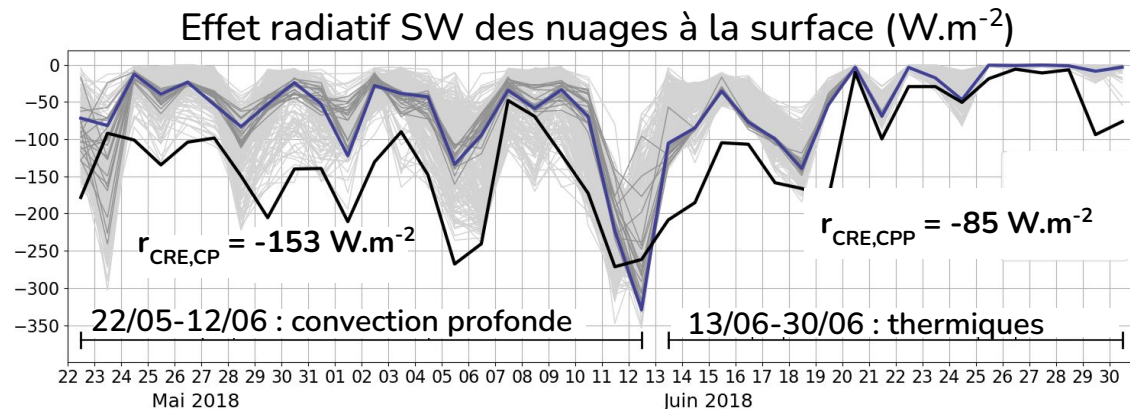
- 24 paramètres libres liés à la physique des nuages
- première contraintes du NROY sur des cas 1D de couche limite convectives (*Hourdin et al., 2021*)

Effet radiatif SW des nuages ($W.m^{-2}$)



2.1 Exemples d'utilisation : SIRTA

Choix des métriques :
2. Sélection de deux périodes avec des processus majoritaires



2.1 Exemples d'utilisation : SIRTA

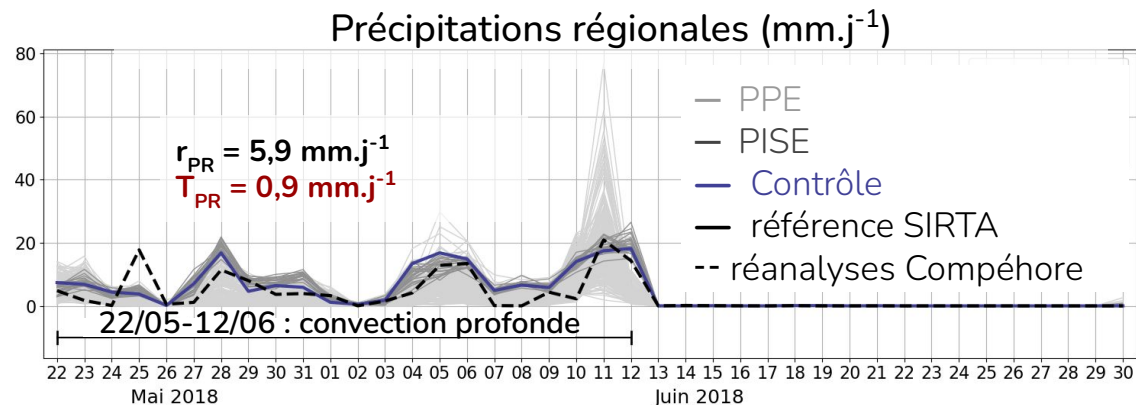
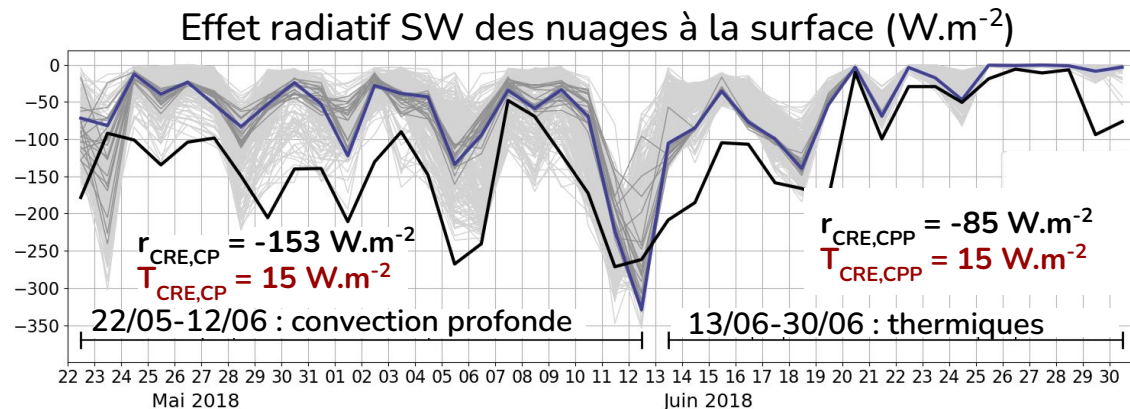
Choix des métriques :
2. Sélection de deux périodes avec des processus majoritaires

Choix des tolérances :

$$1. T_i > T_{min} = \sqrt{\sigma_{obs}^2 + \sigma_{PISE}^2}$$

2. $\exists \lambda \in \text{PPE}$ tel que $S(\lambda) < k$

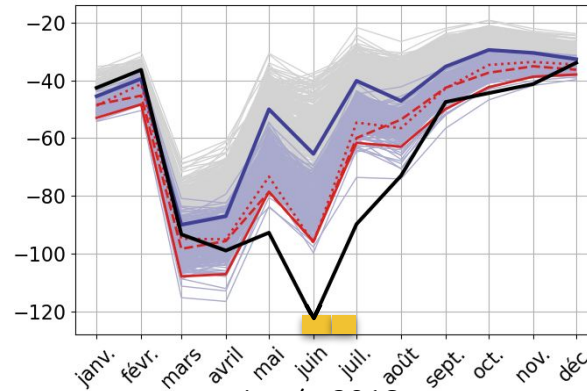
$$S(\lambda) = \max_{i=1,2,3} \left\{ \frac{|f_i(\lambda) - r_i|}{T_i} \right\}$$



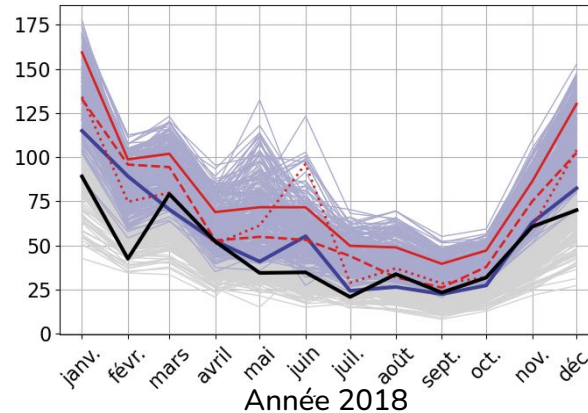
2.1 Exemples d'utilisation : SIRTA

- PPE1
- PPE2
- **Contrôle**
- référence SIRTA
- réanalyses Coméphore
- Périodes des métriques

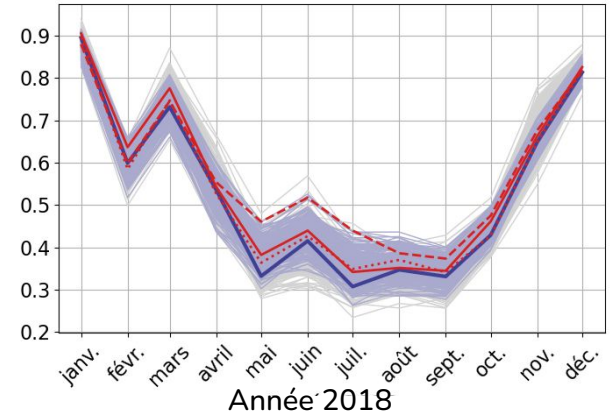
Effet radiatif SW des nuages ($W.m^{-2}$)



Liquid Water Path ($g.m^{-2}$)



Couverture nuageuse (-)



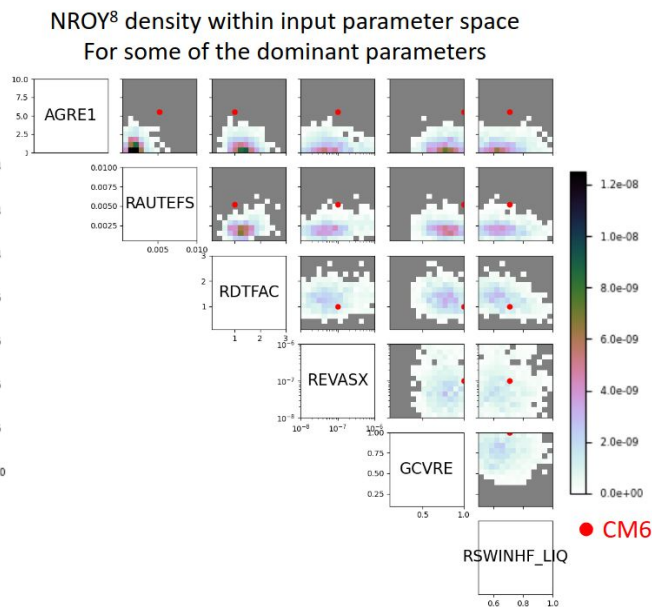
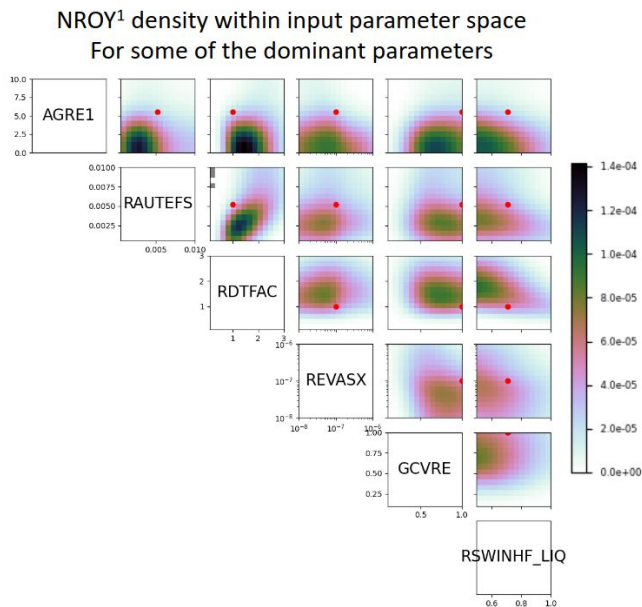
2. 2 Exemples au CNRM: calibration du modèle global post-CMIP6

63 métriques: bilan radiatif TOA/sfce SW/LW clear/CRE, moyenne globale & annuelle, moyenne zonale annuelle sur des bandes latitudes SW/LWCRE & T200hPa, CRE régional annuel, Précip régionale annuelle et saison

46 paramètres libres (turbulence, convection, microphysique, interaction nuage/rayonnement)

400 simulations sur 1 an (+3 mois=spin-up)/ vague

8 vagues => les paramètres les plus discriminants : AGRE1 (entraînement sommet CL), AKN, ALPHAT (turbulence), RAUTEFS, RDTFAC, REVASX (autoconversion solide, partition, évaporation LS rain), GCVRE (convection), RSWINHF_LIQ (fact inhomogénéité SW liq)



possible d'utiliser un grand nombre de métriques et paramètres

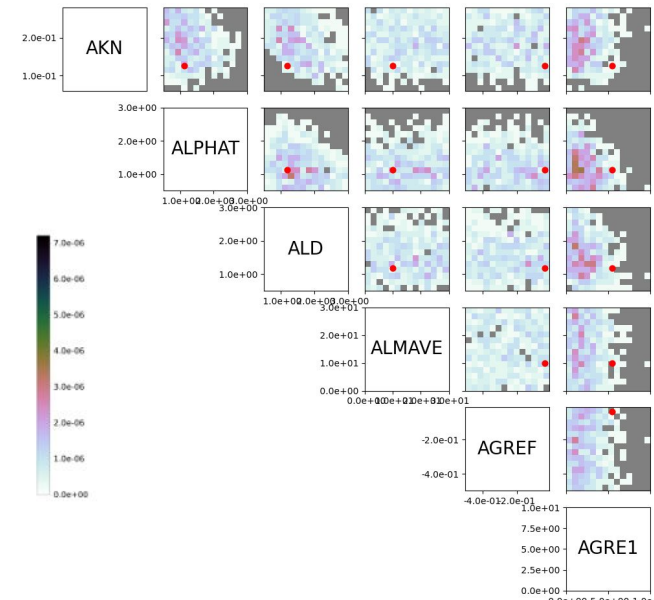
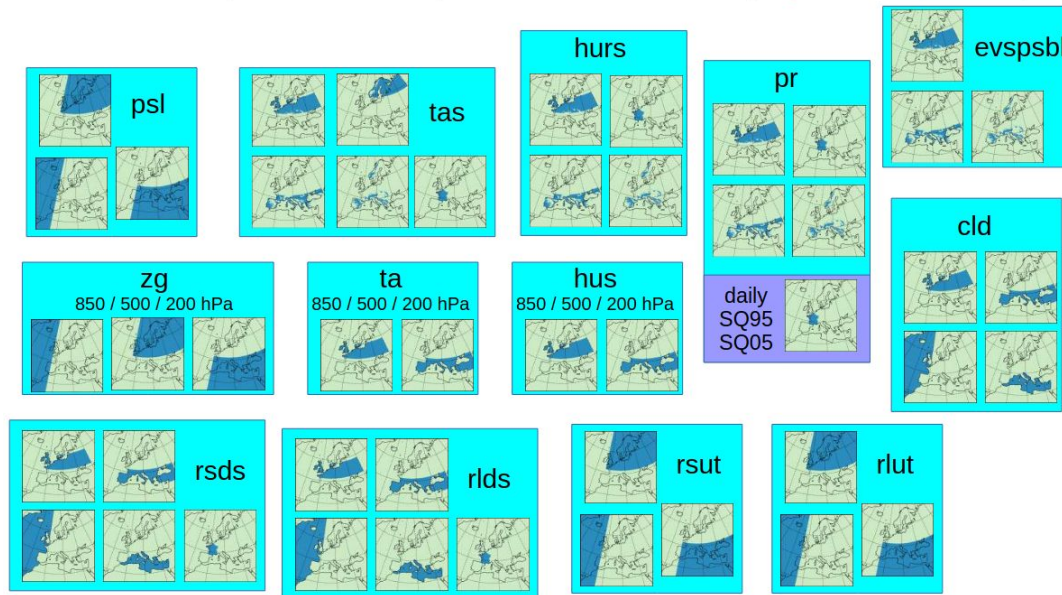
2.3 : Exemples au CNRM: calibration du modèle régional

248 métriques: variables (13) x domaines (9) x saisons (4) x opération (moyenne/quantiles)

42 paramètres libres (turbulence, convection, microphysique, interaction nuage/rayonnement)

200 simulations sur 1 an / vague (prise en compte de la spécificité de l'année dans l'erreur modèle)

5 vagues => les paramètres les plus discriminants : AKN, ALPHAT, AGRE1 (turbulence, entrainement sommet CL), TFVL, TFVS, RDTFAC (vitesse sédimentation, partition), ALFX, GCVRE (convection), RSWINH_LIQ (fact inhomog liq)



paramètres influents proche en régional et global

2. Conclusion

HMIR est :

- largement utilisé pour le tuning de LMDZ / ARPEGE-Climat
- aussi utilisé pour les versions régionales

Mais aussi :

- En tant qu'expérience de sensibilité généralisée sous contrainte
- Pour comprendre la physique du modèle
et les compensations d'erreurs (*Coulon-Decorzens et al., in rev*)

3. Potentiel pour la prévision d'ensemble

Inspiré de la réunion de M Wimmer mi février entre physiciens et ensemblistes
Contribution L Descamps, C Labadie, R Roehrig, P Nabat, M Guevaudan

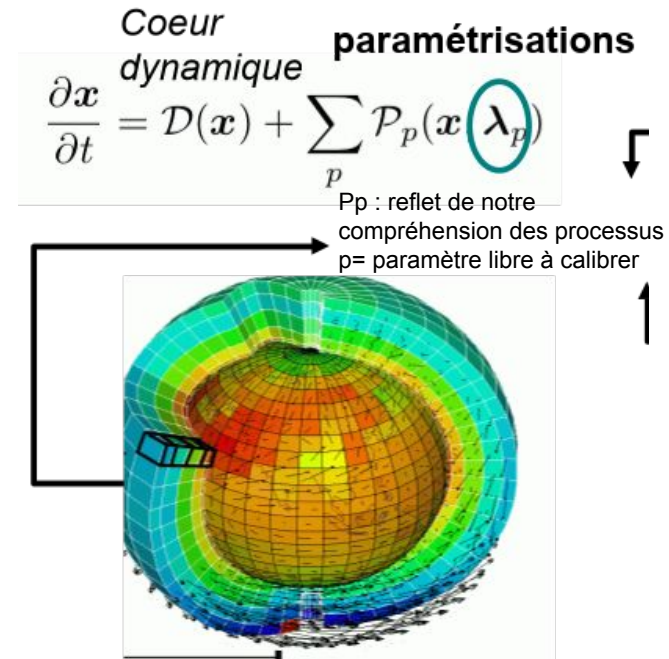
L'assimilation et prévision d'ensemble à MF perturbent les paramètres libres depuis Juillet 2022

Ces ensembles permettent de déterminer l'erreur modèle : AEARO,PEARO [<20 paramètres], AEARP,PEARP [<50 paramètres]

Actuellement perturbations aléatoires indépendantes de chq paramètre dans une gamme de valeurs (définie par physiciens) à chq initialisation/tirage

Réflexion actuelle pour avoir plus de cohérence entre les systèmes d'assimilation et essayer d'avoir plus de dispersion entre les membres

Apport possible de l'outil High-Tune-explorer?

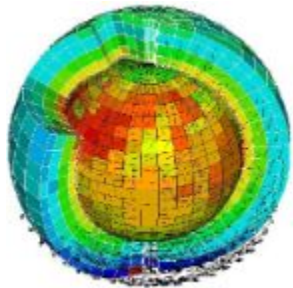


3. Proposition d'un test

Issu de discussions avec L Descamps, C Labadie

version légère:

ARPEGE-T499~40 km non étirée [AE]



$$\frac{\partial \mathbf{x}}{\partial t} = \mathcal{D}(\mathbf{x}) + \sum_p \mathcal{P}_p(\mathbf{x}, \lambda_p)$$

1. choix des paramètres ~ 10 les + influents [~3 turb, ~ 3 conv, ~2 nuage, ~2 shallow]
inspiration travaux climat (modèle global+ régional) et expérience en PE

2. Runs: 100 simus [10 x n_paramètres] de 4 jours / date
Choix de la période d'étude: 1 mois hiver + 1 mois été
1 run ts les 4 jours~ 15 dates => 1500 simus de 4 jours
Pour construire les émulateurs 1 seul choix de paramètres pour les 15 dates?

3. Métriques[~80]: Biais ou moyenne + rmse sur 4 zones[EUR, ATL,HN,HS] u+v 200 & 850 hPa, T850 J+1 & J+4
+ incertitudes associées [~ tolérances à erreur]
Références=réanalyse ECMWF

5. Runs de PE pour autres dates des 2 mois [45 jrs] dans NROY-vague 1
Analyse dispersion

4. Construction émulateurs [1/métrique] ; obtention NROY de la vague 1

3. Proposition d'un test: quelques questions

Métriques:

Est ce un pbm d'utiliser des biais & rmse?

Les limites:

- Utilisation d'une version légère d'ARPEGE: juste démonstrateur, estimer potentiel résultats facilement transposables à une version plus haute résolution ? cf accord des paramètres influents entre expérience climat global/régional et PE
- Identification de seulement 10 paramètres : inclure ceux qui sont communs ARPEGE/AROME ? S'inspirer des plus influents dans les expériences climat + tests de sensib en PE
- Choix des métriques: (cf expériences climat) pas un pbm d'utiliser autant de métriques ? Faut il en ajouter d'autres ?
- Période d'étude : besoin de saisons intermédiaires ?
- Faut il aussi réaliser des simulations dans l'espace de la vague 1 ou peut-on juste exploiter évaluation des prévisions d'ensemble faites à posteriori? [un peu comme une vague 2?]
- Peut permettre plus de lien entre le monde PNT et le climat