

Stratégies d'utilisation de l'History Matching et des ensembles paramétriques

**Frédéric Hourdin et Maëlle Coulon--Decorzens
ANR HighTune, DEPHY, LMDZ**

1. Un outil indépendant du modèle physique
2. Un outil au service de questions de modélisation du climat
3. Application à une hiérarchie de configurations
4. Utilisation des PPEs pour la compréhension du climat/modèle
5. History matching, PPEs et la quantification des incertitudes

1. Un outil indépendant du modèle physique

Exemple d'utilisation hors climat

Modèles d'épidémiologie, Covid (D. Williamson)

Inversion d'imagerie des tissus cellulaires

Modèle thermique du corps humain

L'outil HighTune Explorer (htexplo)

Surcouche à des programmes R/Python/c++/GPU portés par Exeter

Développé dans le cadre du projet HighTune (géré sous svn)

Enrichi régulièrement par Najda, Frédéric, Maelle, Ionela

Diffusé : LMDZ/MeteoFrance/IPSL/CCCma/CSTB/Entrepris

Un choix

Ne pas réinventer la roue. Reposer sur l'expertise de Mathématiciens.

Un choix de recherche interdisciplinaire ou chacun publie dans sa propre discipline.

Mais parfois frustration de ne pas échanger davantage et de ne pas être davantage compétant sur les méthodes.h

→ **Lancement prochain d'ateliers de travail en visio avec Daniel Williamson**

Envoyer un courriel à frederic.hourdin@lmd.ipsl.fr avec dans le sujet [participation atelier DW]. Pas des réunions d'information. Ateliers de travail.

2. Un outil au service de questions de modélisation du climat

La calibration :

- (1) Comme une étape de modélisation a part entière (Hourdin et al., 2017)
- (2) pour séparer les questions d'erreurs paramétriques et des défauts de paramétrisation et ainsi
- (3) faciliter le développement des GCMs
- (5) applicables au niveau du développement d'une paramétrisation.
 - Problème à N dimensions. Souvent $N > 5$
 - Souvent très dur de dire sans htexplo qu'une paramétrisation marche mieux qu'une autre ou que l'une est mieux calibrer que l'autre.
- (4) Pour s'attaquera des questions spécifiques

L'apprentissage machine au service de la physique :

Process-based climate model development harnessing machine learning

La méthode vient faire exactement des choses qu'on essayait de faire difficilement à la main.

F. Hourdin, Mauritsen, T., Gettelman, A., Golaz, J.-C., Balaji, V., Duan, Q., Folini, D., Ji, D., Klocke, D., Qian, Y., Rauser, F. Rio, C. Tomassini, L., Watanabe, M. and Williamson, D. 2017, The art and science of climate model tuning, BAMS, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-15-00135.1>

2. Un outil au service de questions de modélisation du climat

**Un objectif pratique particulier :
régler une ou quelques configurations satisfaisante du modèle**

Pas de tuning en bloc du couplé complet (ou tout à la fin)

→ trop lourd (on veut régler au moins une 30 aine de paramètres côté atmosphérique)

→ formuler et attaquer des questions

Exemples : contrôle de la position des jets par la dynamique et la physique

→ importance de concevoir des expériences de tuning spécifiques à une question scientifique

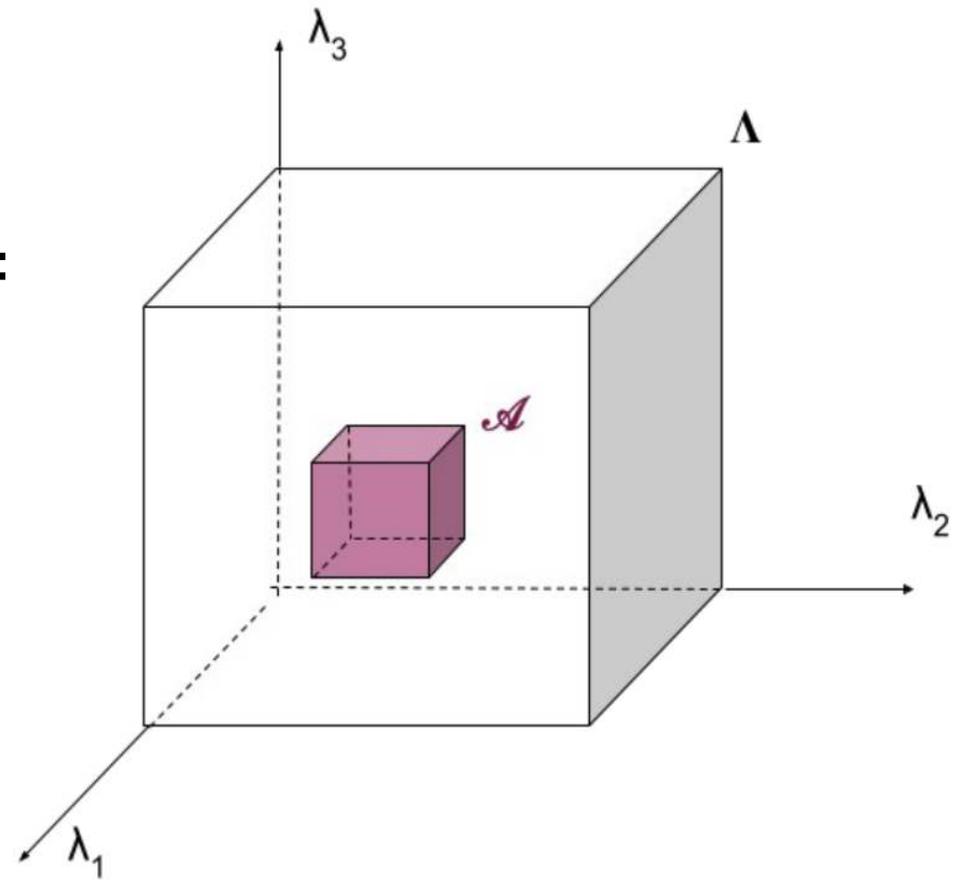
→ couper les boucles de rétroaction (cf. exeposés de Maëlle)

→ Etudier les compensations d'erreurs

→ **Capitaliser ces expériences comme autant de pistes/clés pour améliorer le modèle et ajuster des configurations.**

2. Un outil au service de questions de modélisation du climat

On aimerait :

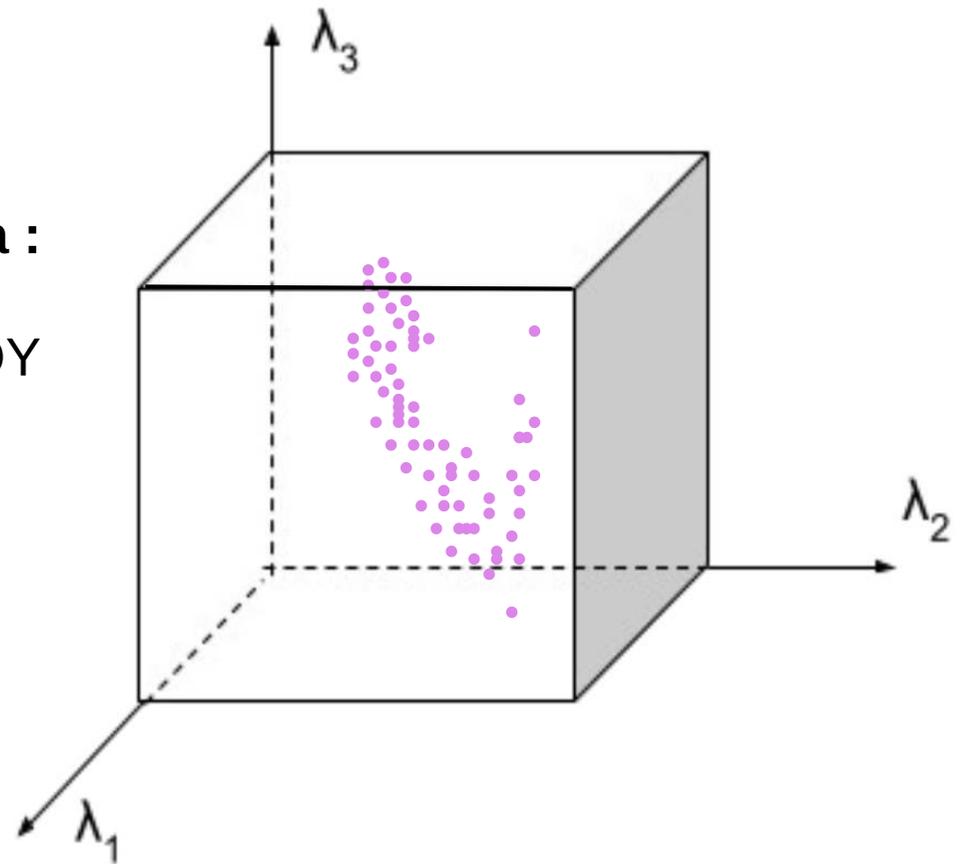


2. Un outil au service de questions de modélisation du climat

Limites de l'outil :

1) On ne connaît pas la typologie du NROY

On a :
et
On ne connaît le NROY
que par sondage en
utilisant l'émulateur



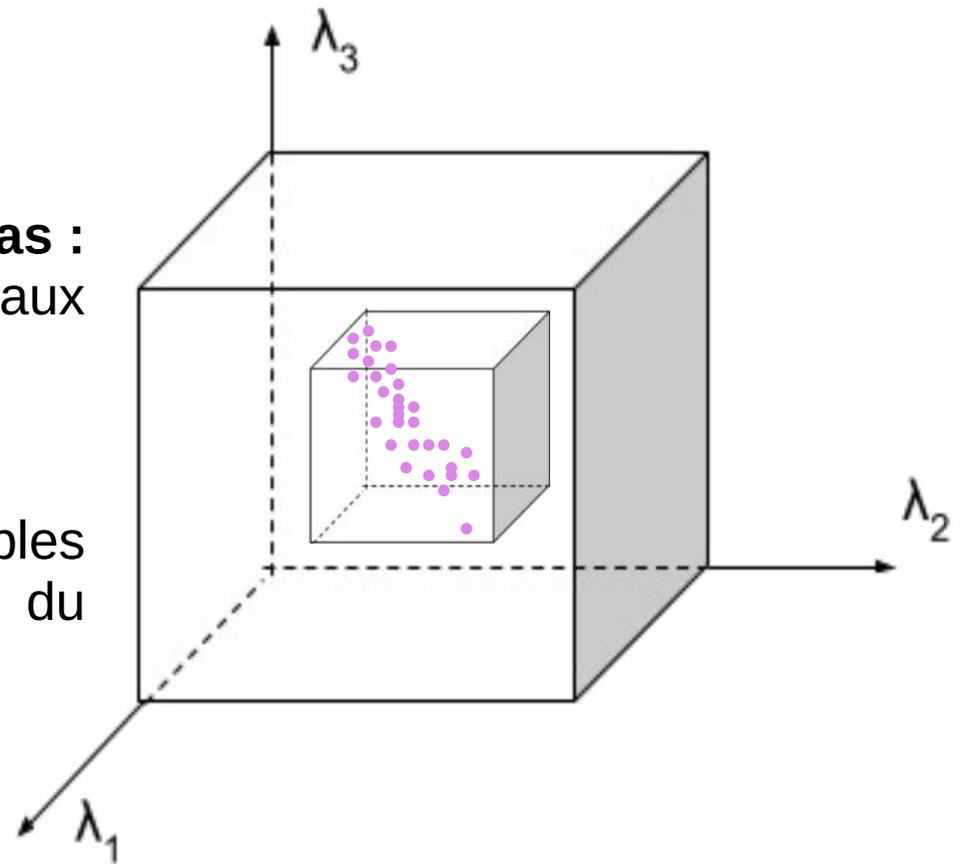
2. Un outil au service de questions de modélisation du climat

Limites de l'outil :

- 1) On ne connaît pas la typologie du NROY
- 2) Même si on arrive à réduire la plage de certains paramètres, il faut potentiellement « réouvrir » cette plage à chaque changement significatif du reste du modèle ...

Dans le meilleur des cas :
On peut définir des nouveaux
[min,max]

Mais !!!!!
Ces [min,max] sont valables
pour une configuration du
modèle



3. Application à une hiérarchie de configurations

Différence par rapport a l'optimisation

Ne pas tuner plus loin que les tolérance (cf. exposé Maëlle). Sûrement faisable avec une fonction coût aussi. Mais c'est rarement pensé comme ça.

Eviter (si on connaît l'incertitude structurelle) les compensations d'erreur

Et en pratique : en gardant un espace de paramètres NROY, on peut rajouter petit à petit des contraintes.

Pré-conditionnement par des configurations légères

Pour un nombre de paramètres donné, et dès que le coût du modèle est significatif, le coût d'une vague est proportionnel à la longueur d'une simulation.

Réduire progressivement le NROY avec des configurations de plus en plus coûteuses

En global, contourner le problème des constantes de temps longues

Tuning en cascade :

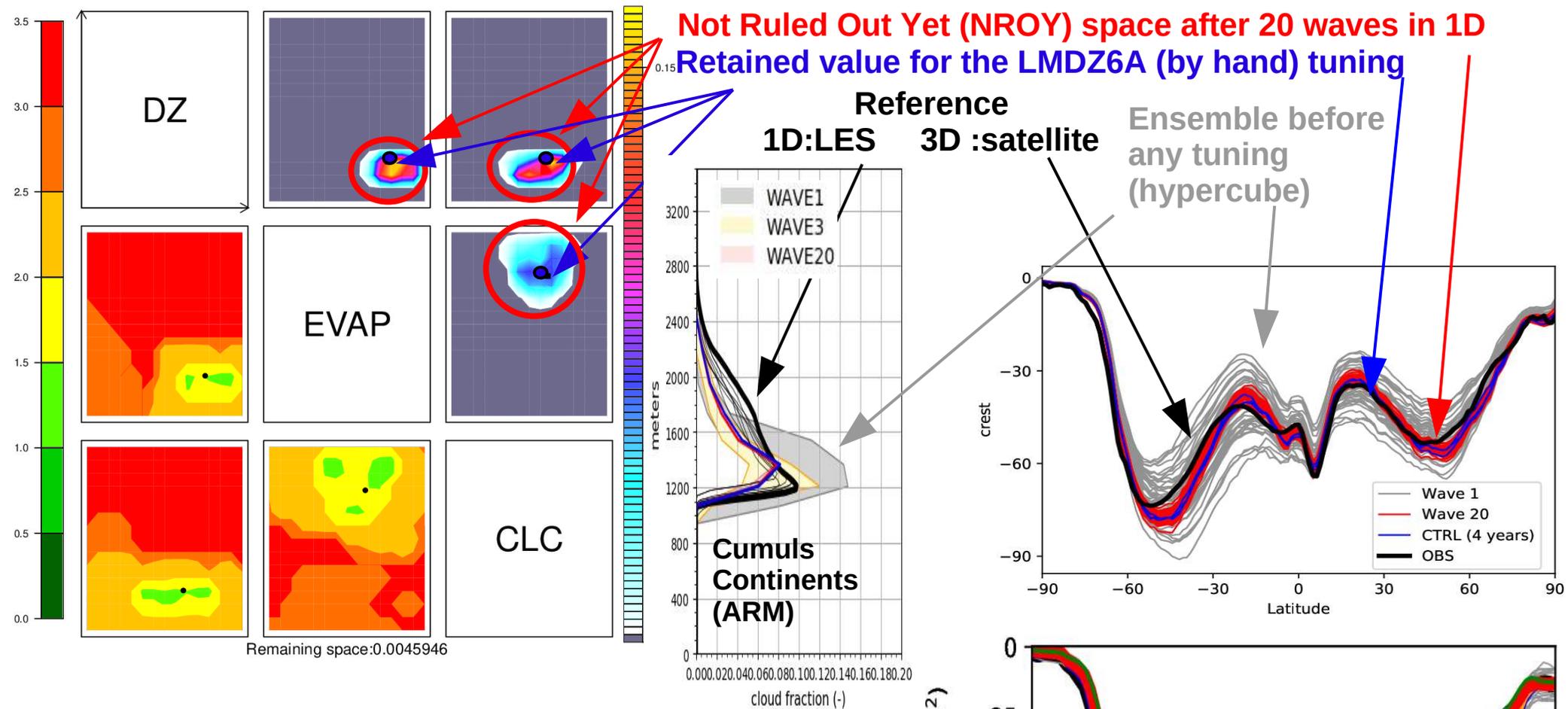
Exemple 1 : Une paramétrisation, puis 1D, puis forcé, puis couplé

Exemple 2 : Résolution grossière avec des tolérances larges puis résolution fine.

Example : revisiting the CMIP6 tuning of LMDZ6A model on 1D cases by comparison with LES

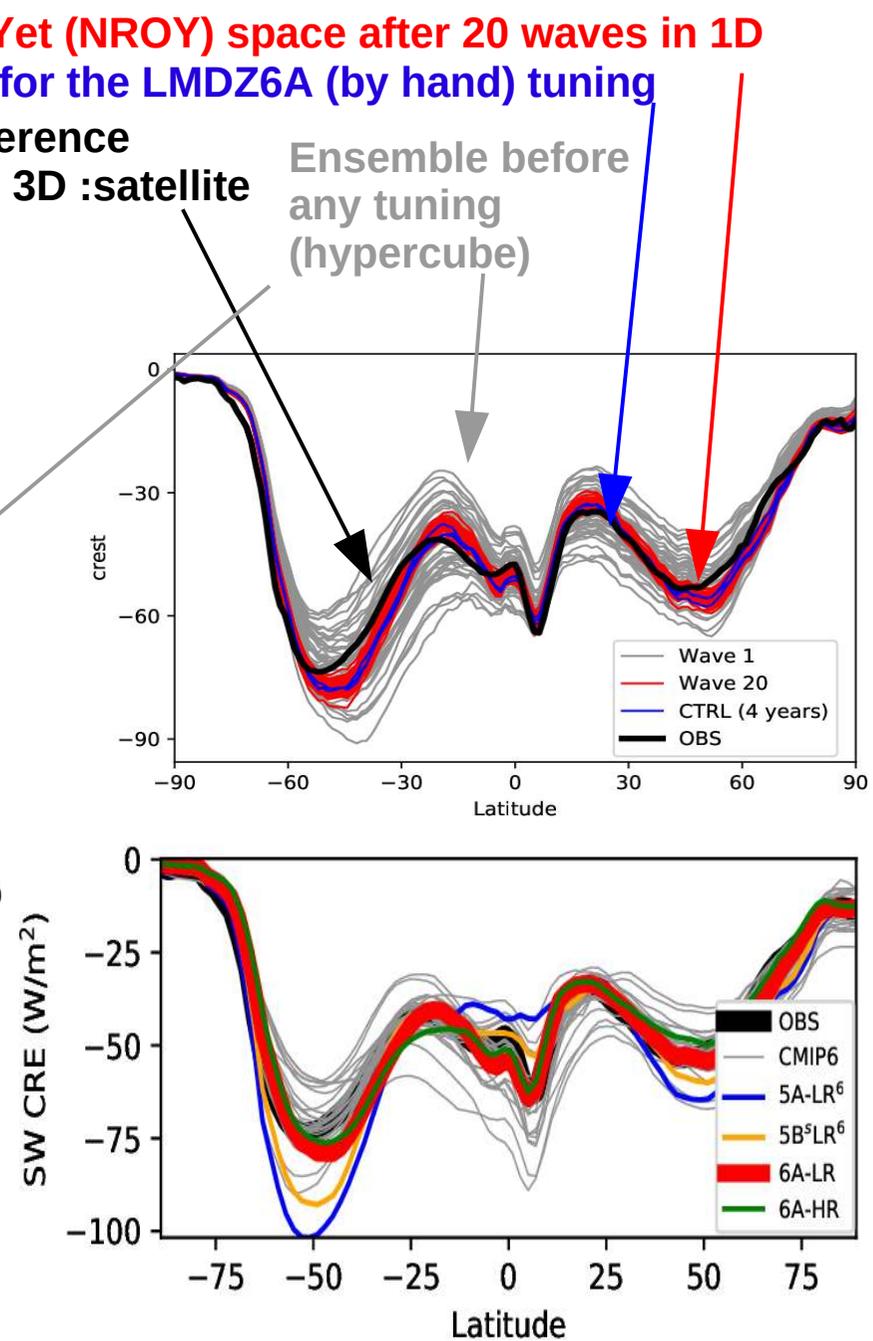
Varying 3 parameters associated with cumulus clouds

Targeting 8 metrics associated with cumulus (ARM on continents and RICO on oceans) and cumulus to strato-cumulus transition (Sandu)



The SCM/LES tuning allows

- 1) to choose parameters that guarantee a good simulation of cloudy scenes
- 2) to adjust for a large part the radiative effects of clouds in the 3D GM
- 3) guaranties that the GCM tuning is compatible with process scale representation



3. Application à une hiérarchie de configurations

Différence par rapport a l'optimisation

Ne pas tuner plus loin que les tolérances (cf. exposé Maëlle). Sûrement faisable avec une fonction coût aussi. Mais c'est rarement pensé comme ça.

Eviter (si on connaît l'incertitude structurelle) les compensations d'erreur

Surtout : en gardant un espace de paramètres NROY, on peut rajouter petit à petit des contraintes.

Pré-conditionnement par des configurations légères

Pour un nombre de paramètres donné, et dès que le coût du modèle est significatif, le coût d'une vague est proportionnel à la longueur d'une simulation.

Réduire progressivement le NROY avec des configurations de plus en plus coûteuses

En global, problème des constantes de temps longues

Tuning en cascade :

Exemple 1 : Une paramétrisation, puis 1D, puis forcé, puis couplé

Exemple 2 : Résolution grossière avec des tolérances larges puis résolution fine.

3. Application à une hiérarchie de configurations

Différence par rapport a l'optimisation

Ne pas tuner plus loin que les tolérance (cf. exposé Maëlle). Sûrement faisable avec une fonction coût aussi. Mais c'est rarement pensé comme ça.

Eviter (si on connaît l'incertitude structurelle) les compensations d'erreur

Surtout : en gardant un espace de paramètres NROY, on peut rajouter petit à petit des contraintes.

Pré-conditionnement par des configurations légères

Pour un nombre de paramètres donné, et dès que le coût du modèle est significatif, le coût d'une vague est proportionnel à la longueur d'une simulation.

Réduire progressivement le NROY avec des configurations de plus en plus coûteuses

En global, problème des constantes de temps longues

Tuning en cascade :

Exemple 1 : Une paramétrisation, puis 1D, puis forcé, puis couplé

Exemple 2 : Résolution grossière avec des tolérances larges puis résolution fine.

Eviter les compensations d'erreurs ... ou pas

Au CCCma, John Sinocca pousse clairement pour avoir les meilleures métriques au pris de compensations d'erreur.

Le choix au LMD : bonne métriques pour les bons processus/ la bonne « physique »

Mais on sait qu'on est prêt à accepter en partie des compensation d'erreur

Quel curseur ?

Attention à un tuning trop fort en 1D par exemple

4. Utilisation des PPEs pour la compréhension du climat/modèle

Permet d'explorer le lien entre métriques/paramètres, métriques/métriques, paramètres/paramètres dans le NROY

- On peut regarder a priori dans l'hyper-cube.
- L'HM permet de regarder ces relations dans la zone d'intérêt du modèle

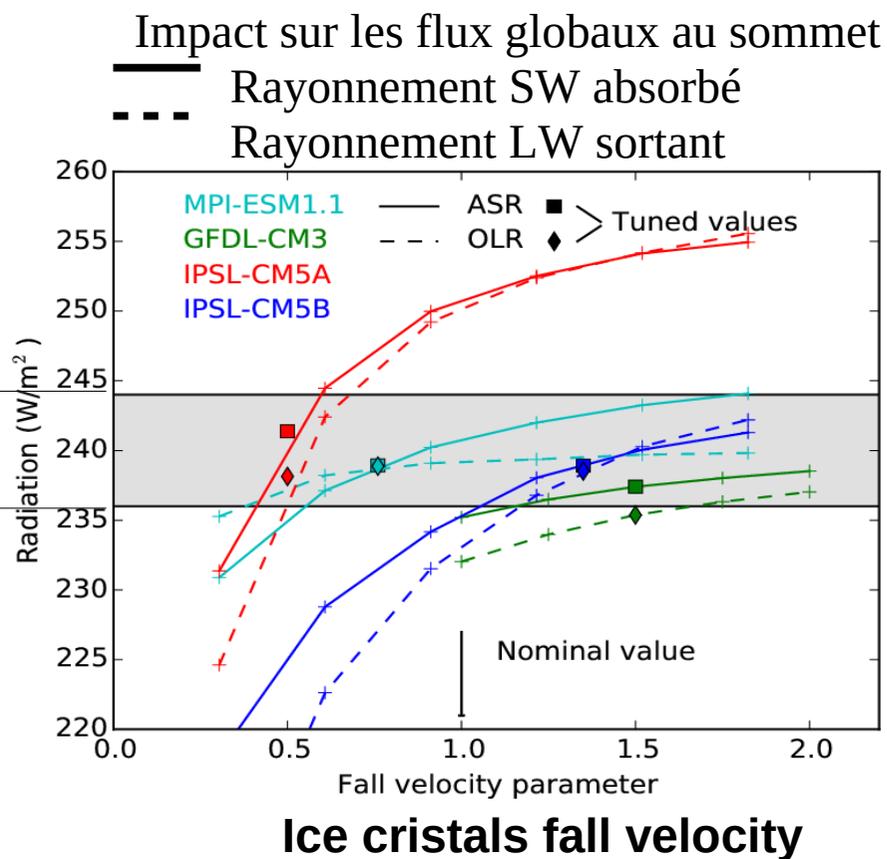
2 exemples :

- lien nuages de glace / rayonnement infrarouge
- travail sur le biais de Bord Est

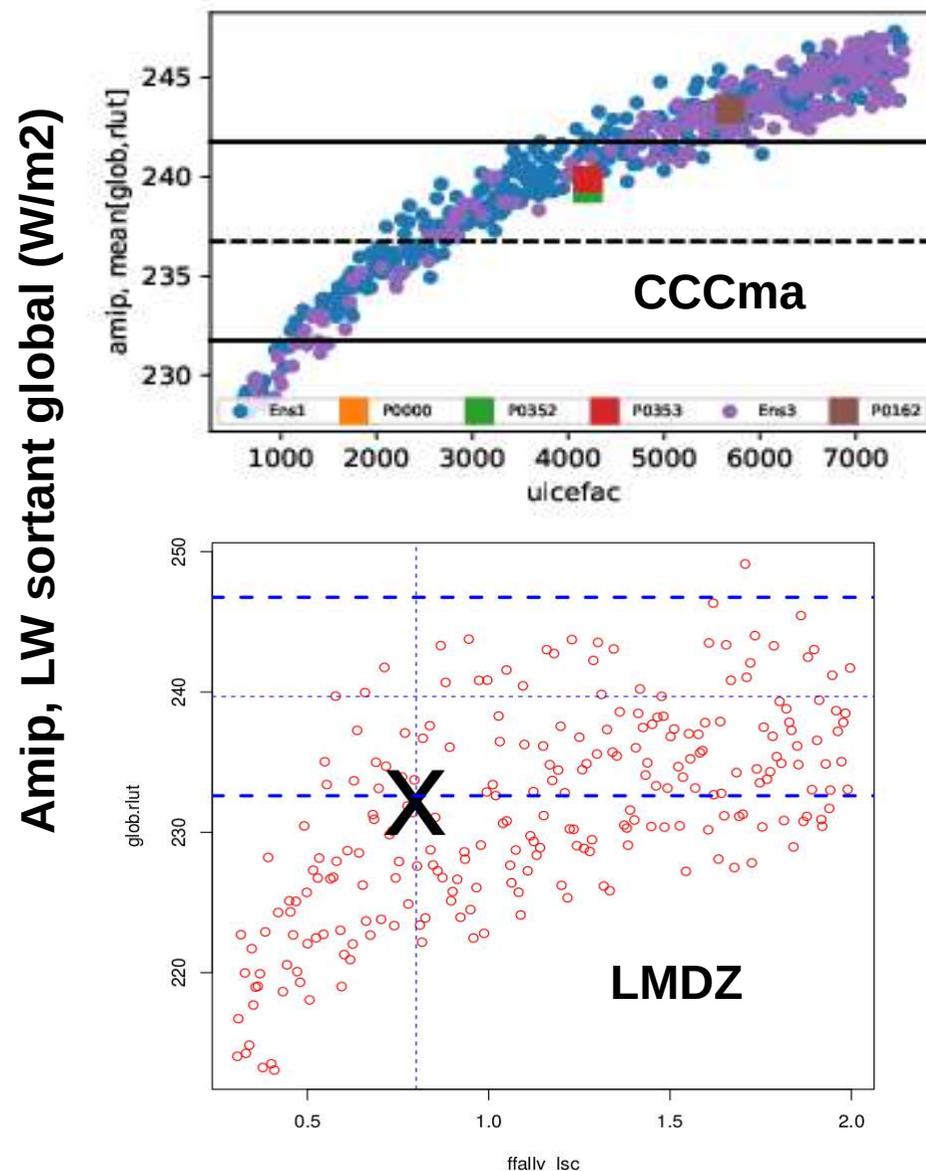
II. Toward machine-assisted model improvement and tuning

Example of ensemble simulations for History matching

Global outgoing longwave radiation as a function of a scaling parameter on the fall velocity of ice particles.

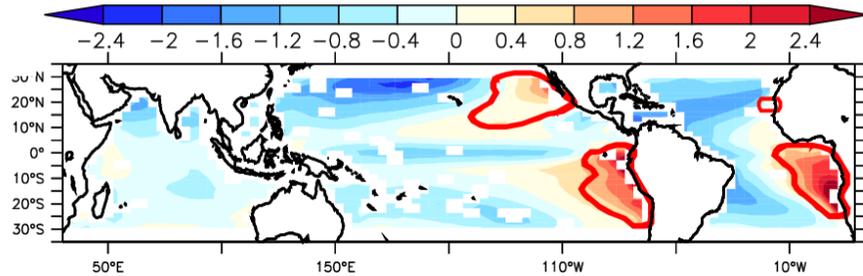


Hourdin et al., 2015, BAMS

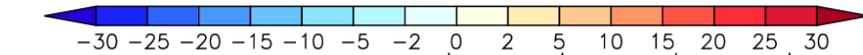


Atmospheric origin of the Eastern Tropical Ocean systematic warm biases As deduced from the analysis of pairs of coupled and forced-by-SST CMIP5 simulations

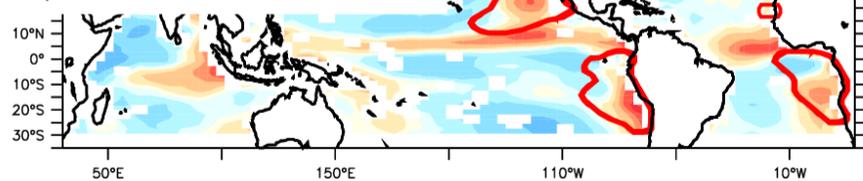
a) Surface temperature bias pattern (K),
coupled simulations:



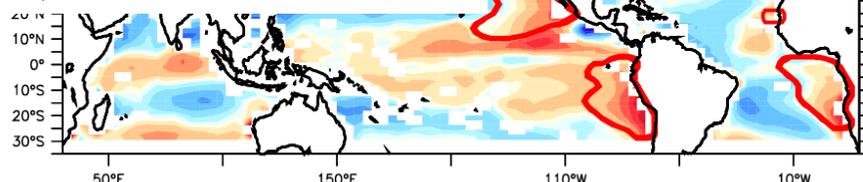
Heat flux bias pattern (W/m^2), atmosphere-alone:



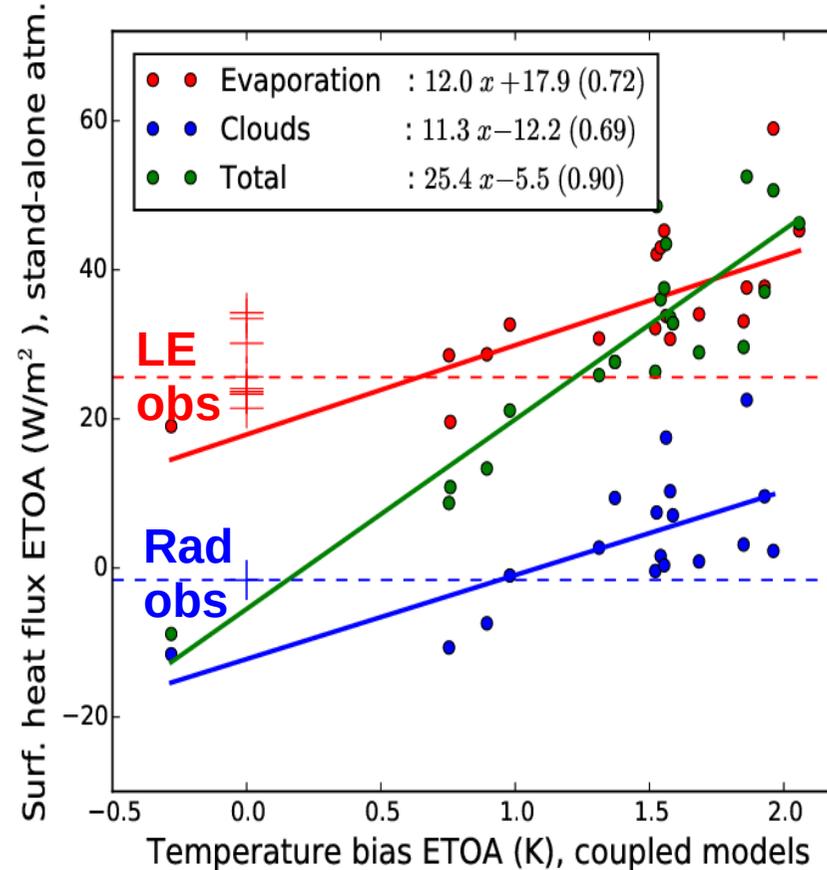
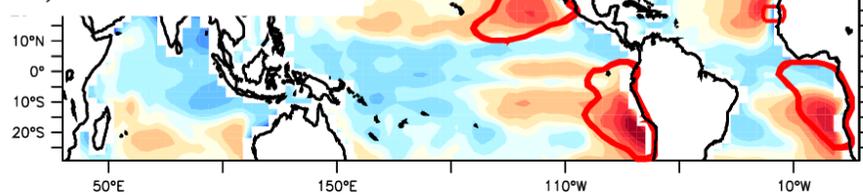
b) Cloud rad. effect bias



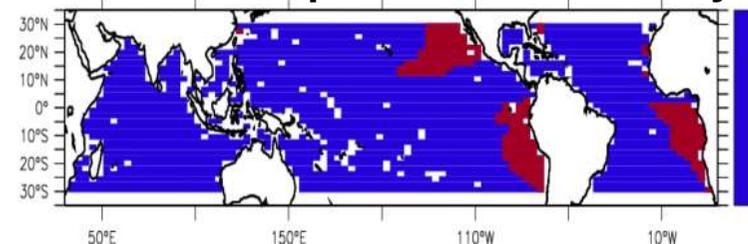
c) Evaporative cooling bias



d) RH induced bias

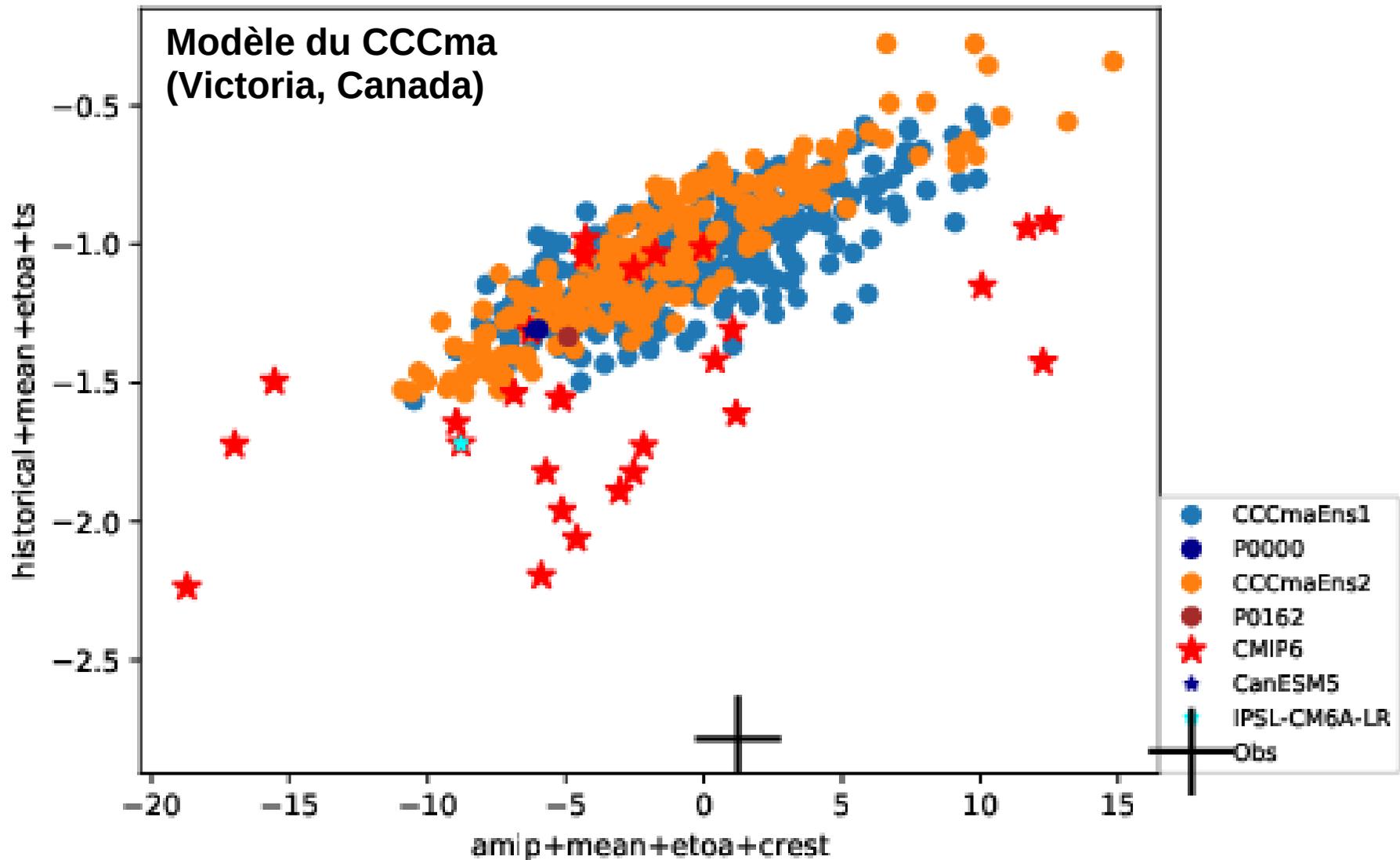


Index for
Eastern Tropical Ocean Anomaly

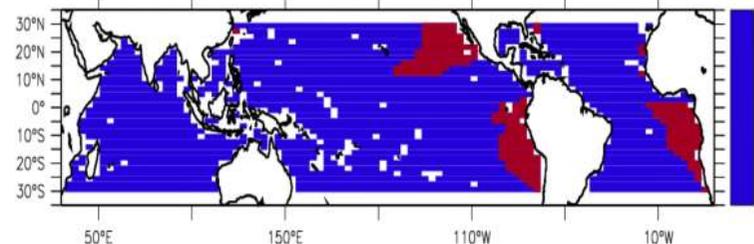


- Strong warm biases in coupled models are associated with overestimated radiative fluxes OR underestimated evaporative cooling
- Underestimated evaporation due to overestimated near surface RH in terms of ETOA

Anomalie de bord Est SST (K), coupé



Anomalie de bord Est SW CRE (W/m^2), atmosphère seule



4. Utilisation des PPEs pour la compréhension du climat/modèle

Permet d'explorer le lien entre métriques/paramètres, métriques/métriques, paramètres/paramètres dans le NROY

- On peut regarder a priori dans l'hyper-cube.
- L'HM permet de regarder ces relations dans la zone d'intérêt du modèle

2 exemples :

- lien nuages de glace / rayonnement infrarouge
- travail sur le biais de Bord Est

4. Utilisation des PPEs pour la compréhension du climat/modèle

Permet d'explorer le lien entre métriques/paramètres, métriques/métriques, paramètres/paramètres dans le NROY

- On peut regarder a priori dans l'hyper-cube.
- L'HM permet de regarder ces relations dans la zone d'intérêt du modèle

2 exemples :

- lien nuages de glace / rayonnement infrarouge
- travail sur le biais de Bord Est

Apprendre sur les PPEs :

Couplé versus forcé

Basse versus haute résolution (en cours)

Dynamico versus longitude-latitude (en cours)

Biais de SST en couplé biais de flux en forcé (en cours)

Biais de banquise (voir THC) versus biais du forcé

Tirer des leçons robustes et utilisables dans le processus de tuning

5. History matching et la quantification des incertitudes

**Une des propositions de Daniel Williamson depuis le début :
Quantifier l'incertitude sur le climat futur sous contrainte d'observations
actuelles (History matching)**

II. Toward machine-assisted model improvement and tuning

II.1 Revisiting the tuning of IPSLCM6 in 3D

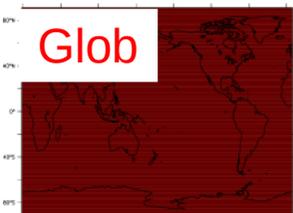
21 free parameters

Name	code	range	6A	unit	comment
$wk_{dens,oce}$	WDENSO	$[10^{-11}, 10^{-8}]$	1.e-9	m^{-2}	(fixed) wake density over oceans
$\gamma_{Alp,th}$	ALPBLK	[0.2, 0.8]	0.5		$Alp = \gamma_{Alp,th} \times ALP_{thermals} + \gamma_{Alp,wk} \times ALP_{wake}$
$\gamma_{Alp,wk}$	ALPWKK	[0.01, 0.5]	0.25		
$cld_{l,conv}$	CLDLC	[0.1, 1]	0.65	g/kg	threshold for conversion of cloud liquid water to rainfall
$\gamma_{cld,cv}$	CLDCV	[0.5, 10]	1		scaling factor on the convective cloud water for computation of cloud cover
$\gamma_{fall,v}$	FALLV	[0.3, 2.]	0.8		scaling factor on the fall velocity of ice crystals
r_{P_0}	RQSPO	[300, 600]	450	hPa	width of the subgrid scale distribution of total water q_t is $\sigma_{q_t} = r \times q_t$
$r_{\Delta p}$	RQSDP	[50, 300]	100	hPa	where r varies between r_{min} (=0.002) and r_{max} with decreasing
r_{max}	RQSTOP	[0.05, 0.6]	0.4		pressure p as $r = r_{min} + (r_{max} - r_{min}) \{ \tanh[(r_{P_0} - P)/r_{\Delta p}] + 1 \} / 2$
b_0	AERIE	[0.5, 2]	1.3		droplet number concentration $CDNC = 10^{b_0 + b_1 \log(q_{aer})}$, $b_1 = 0.02$ q_{aer} being the concentration of soluble aerosols in $\mu g/m^3$
σ_{cvpr}	SIGDZ	[0.001, 0.02]	0.003		Grid cell fraction covered by unsaturated precipitating downdrafts
$w_{B,srf}$	WBSRF	[0.05, 2.]	0.5	m/s	Deep convection vertical velocity at cloud base (m/s)
$w_{B,max}$	WBMAX	[1.5, 6]	2.8	m/s	$w_B = w_{B,srf} + w_{B,max} / [1. + 500 / (P_s - P_{LFC})]$, where P_s and P_{LFC} are the surface and "Level of Free Convection" pressure in hPa.
EP_{max}	1-OMEPMX	[0.9, 0.9999]	0.999		Rainfall efficiency for deep convection is
$q_{l,crit}$	ELCV	[0.1, 2]	0.3	g/kg	$EP = \min\{\max[1. - q_{l,crit} * (1.0 - T/T_{l,crit})/q_{liq}, 0], EP_{max}\}$
$T_{l,crit}$	TLCV	[-65, -35]	-55	$^{\circ}C$	where q_{liq} is the incloud liquid water (in g/kg).
γ_{ice}	REI	[0.5, 1.3]	1.		Scaling factor on an imposed vertical profile of ice particle size
λ_d	DZTH	[0.05, 0.15]	0.07		$z^* = z + \lambda_d z$ for plume detrainment

II. Toward machine-assisted model improvement and tuning

II.1 Revisiting the tuning of IPSLCM6 in 3D

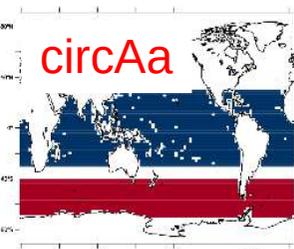
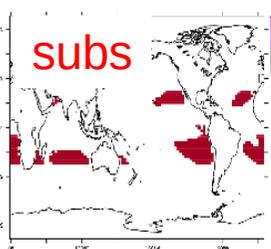
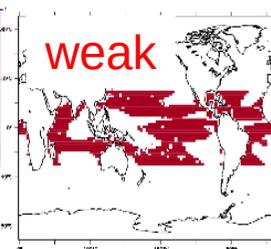
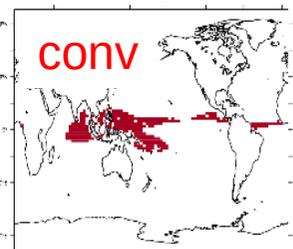
14 Metrics



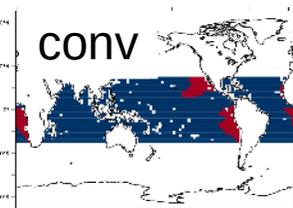
NET radiation TOA (**rt**)
Outgoing LW radiation (**rlut**)

Convective, intermediate, subsiding

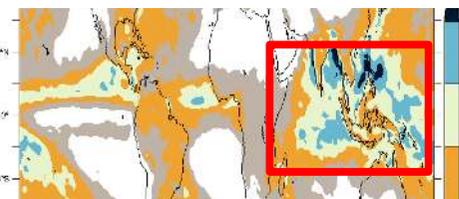
Circum Antact.
anomaly



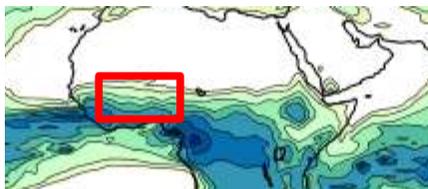
SWup TOA (**rsut**)
LWup TOA (**rlut**)



Surface Latent heat (**hfls**), CRE SW TOA (**crest**)



« MJO » : rainfall variab. Between 20 and 120 day



« AMMA » : Mean rainfall over Sahel

P>50 : Occurrence of daily rainfall > 50mm

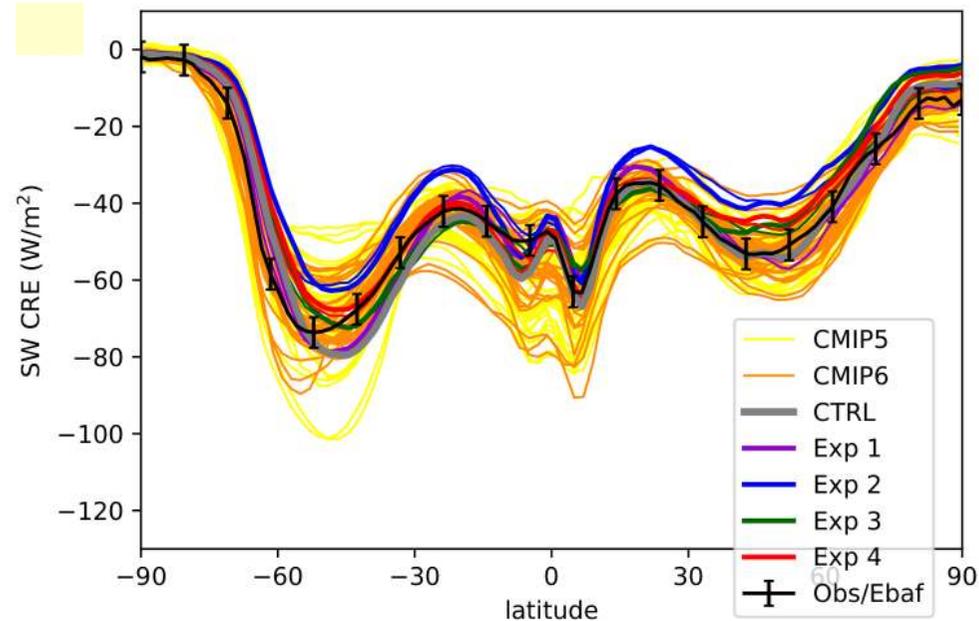
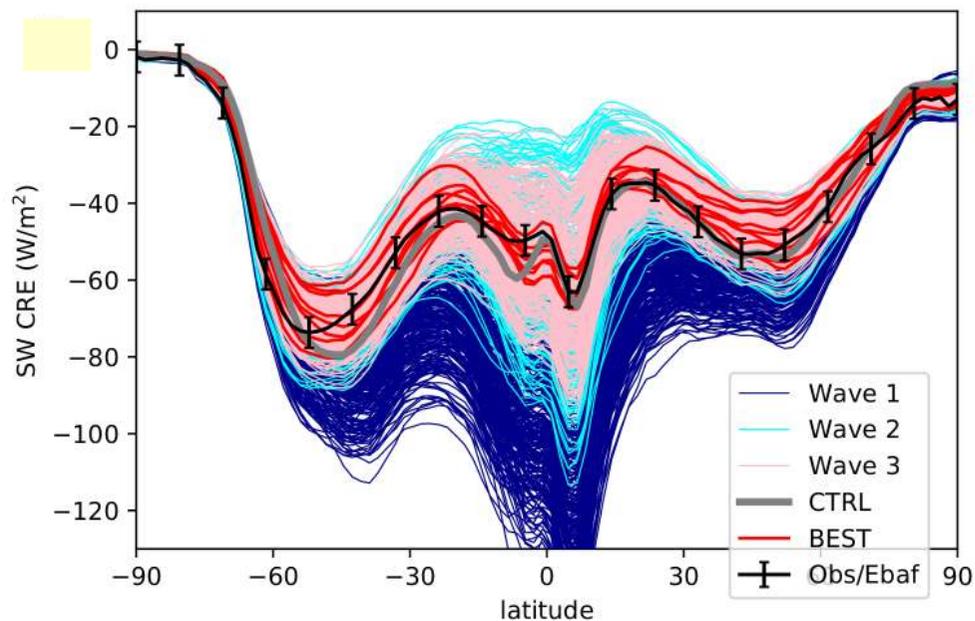
- glob.rt
- glob.rlut
- circAa.rsut
- circAa.rlut
- subs.rsut
- weak.rsut
- weak.rlut
- conv.rsut
- subs.rlut
- weak.rlut
- conv.rlut
- etoa.crest
- etoa.hfls
- MJO
- Pday>50
- AMMA

Wave 1 : 250 (7 crashed) simulations of 2 years each. Metrics computed on year 2

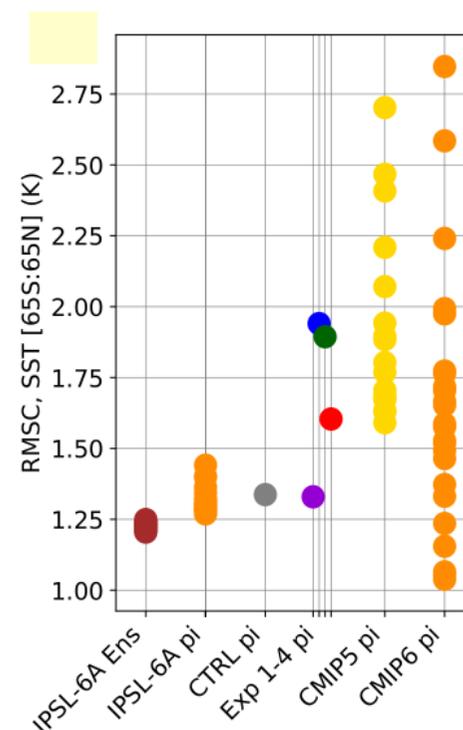
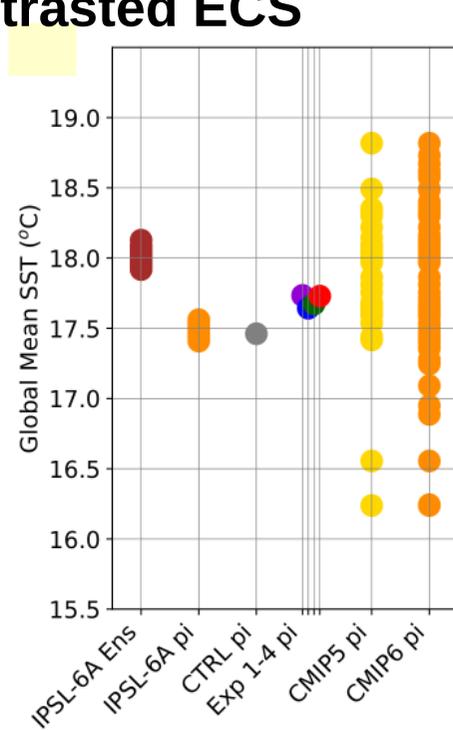
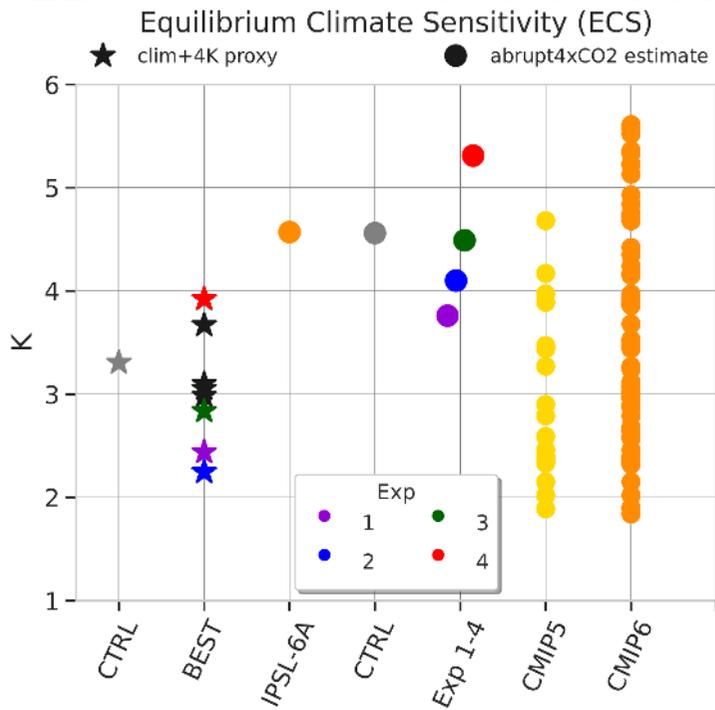
II. Toward machine-assisted model improvement and tuning

II.1 Revisiting the tuning of IPSLCM6 in 3D

Zonal and annual mean of the SW cloud radiative effect of clouds



11 « best » simulations with contrasted ECS



5. History matching et la quantification des incertitudes

**Une des proposition de Daniel Williamson depuis le début :
Quantifier l'incertitude sur le climat futur sous contrainte d'observations
actuelles (History matching)**

Sur un tuning automatique de l'atmosphère avec le couplé IPSL-CM6A :

On trouve automatiquement un certain nombre de configurations qu'on aurait pu mettre dans la base de données CMIP6

On balaie une grande plage d'ECS

(publié dans Science Advances, Hourdin et al. 2023, Toward machine-assisted tuning avoiding the underestimation of uncertainty in climate change projections)

Alternative aux contraintes émergentes :

Contraintes émergentes :

On trouve une relation entre un comportement du modèle en climat présent et en changement climatique, observable et dont on comprend le mécanisme.

On utilise des contraintes sur le comportement actuel pour sélectionner les « bons modèles » pour le futur.

Très proche dans la philo. Mais beaucoup d'incertitudes difficiles à quantifier

Conclusion

Le tuning ne se fera pas en bloc

On peut à la fin réserver une plage de tuning de quelques paramètres sur le modèle complet. Mais beaucoup doit être fait en amont sur des configurations 1D, forcées (pas forcément seulement atmosphère), avec des boucles de rétroactions coupées ...

Ca marche en pratique : par exemple le retuning atmosphérique si le reste du couplé n'a pas changé. Mais : ce qui marche pour l'instant c'est ce qu'on savait faire à la main avant et qu'on automatise

Les PPEs multi configurations

peuvent nous apprendre énormément et aider au tuning

Apprendre les relations basse/haute résolution

Apprendre les relations couplé/forcé : SSTs, banquise, THC ...

Comment ?

Utiliser des EOFs et des émulateurs des amplitudes pour projeter une configuration sur une autre ?

Jusqu'où veut on aller dans la quantification des incertitudes paramétriques dans CMIP7 ?

Un champ de recherche. Un chantier pour les 20 ans qui viennent.