



HAL
open science

Modélisation numérique du climat : de la théorie à la pratique

David Saint Martin

► **To cite this version:**

David Saint Martin. Modélisation numérique du climat : de la théorie à la pratique. Océan, Atmosphère. Université de Toulouse III - Paul Sabatier, 2021. tel-03414672

HAL Id: tel-03414672

<https://hal.science/tel-03414672>

Submitted on 4 Nov 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Habilitation à diriger des recherches

présentée et soutenue le 13 octobre 2021 par :

David Saint-Martin

Modélisation numérique du climat : de la théorie à la pratique

Composition du jury

<i>Président :</i>	Jean-Luc ATTIE	LA
<i>Rapporteurs :</i>	Juliette MIGNOT	LOCEAN
	Riwal PLOUGONVEN	LMD
	Pascal YIOU	LSCE
<i>Parrain :</i>	Bertrand DECHARME	CNRM

Remerciements

Je suis très reconnaissant à Juliette Mignot, Riwal Plougonven et Pascal Yiou d'avoir accepté de participer au jury et d'avoir pris soin d'évaluer ce manuscrit. Merci aussi à Jean-Luc Attié d'avoir présidé le jury et à Bertrand pour son parrainage empreint d'amitié.

Je remercie aussi très chaleureusement toutes les personnes citées dans ce manuscrit, qui m'ont guidé pendant toutes ces années de recherche, et toutes les autres, qui m'ont apporté une aide fort appréciable pour les aspects administratifs et techniques.

Je remercie enfin tout particulièrement Julien et Olivier pour leur aide précieuse, dans la rédaction de ce manuscrit et la préparation de la soutenance, ainsi que Jeanne, Gilles, Aurore, Martine et Aurélien pour leur relecture attentive du document.

Table des matières

1	Introduction	1
2	Les modèles climatiques globaux	7
2.1	Problématique(s)	7
2.2	Mes travaux de recherche	13
2.2.1	Modélisation de la stratosphère	14
e#1	La modélisation de la stratosphère dans ARPEGE-Climat 6	17
2.2.2	Modélisation de la composition chimique atmosphérique	19
2.2.3	Modélisation de l’atmosphère	21
2.2.4	Modélisation du système climatique	23
e#2	Le modèle CNRM-CM6-1	26
e#3	De CNRM-CM à CNRM-ESM : l’exemple de l’ECS	28
3	La sensibilité climatique à l’équilibre	31
3.1	Problématique(s)	31
3.2	Mes travaux de recherche	35
3.2.1	Le modèle conceptuel de forçage/rétroactions	35
3.2.2	Le modèle de bilan d’énergie à deux couches	38
e#4	Quantification des sources de la dispersion inter-modèles de l’ECS	41
e#5	Une mise en équilibre en accéléré	43
4	De l’intelligence artificielle pour la modélisation climatique ?	45
4.1	Problématique(s)	45
4.2	Mes perspectives de recherche	49
4.2.1	Les paramétrisations sous-maille et l’IA	49
e#6	La mise au point de paramétrisations IA	54
4.2.2	La prévision saisonnière et l’IA	56
5	Conclusion et perspectives	63
	Curriculum vitae	69
	Bibliographie	79

Chapitre 1

Introduction

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial t} u_i + \sum_{j=1}^n u_j \frac{\partial u_i}{\partial x_j} &= \nu \Delta u_i - \frac{\partial p}{\partial x_i} + f_i(x, t) \\ \sum_{i=1}^n \frac{\partial u_i}{\partial x_i} &= 0\end{aligned}\tag{1.1}$$

Une centaine de caractères pour une énigme jusqu'à présent insoluble. Démontrer l'existence d'une solution *régulière* à ces équations constitue l'un des sept problèmes mathématiques majeurs posés par l'institut de mathématiques Clay en l'an 2000. Ces équations sont celles de Navier-Stokes¹. Elles traduisent des principes physiques bien connus : la conservation de la quantité de mouvement (deuxième loi de Newton) et la conservation de la masse. Ces équations ne sont pas toutes jeunes (Henri Navier a introduit la notion de viscosité en 1823 et George Gabriel Stokes leur a donné cette forme définitive en 1845) mais elles n'ont rien perdu de leur pouvoir d'attraction et de leur dynamisme. Elles sont utilisées pour analyser les écoulements de l'air autour d'une aile d'avion, la turbulence dans les rivières, ou encore l'écoulement dans les vaisseaux sanguins.

L'idée de leur utilisation comme représentation des mouvements du fluide atmosphérique a pris forme au début du vingtième siècle avec les travaux de Bjerknes (1921) et de Richardson (1922). La proposition était pleine d'audace : pouvoir décrire avec ces seules lois de la physique élémentaire des mouvements couvrant une gamme considérable d'échelles spatiales et temporelles - du micromètre pour les mouvements de l'air associés à la microphysique des gouttelettes nuageuses jusqu'au millier de kilomètres pour ceux associés aux grandes structures anticycloniques ou dépressionnaires. La proposition était pleine d'audace, et elle était pleine de sens : associées à une équation de conservation de l'énergie, ces équations de la mécanique des fluides sont capables de décrire l'ensemble des mouvements atmosphériques dans un formalisme unique. Mais malgré leur appa-

1. elles sont écrites ici sous une forme incompressible et de manière seulement illustrative (cf Fefferman (2006) pour plus de détails)

rente simplicité, ces équations aux dérivées partielles restent imperméables aux meilleurs mathématiciens et difficilement exploitables par les physiciens.

Des équations au programme

Comme on ne sait pas (encore) prouver l'existence d'une solution *régulière*, a fortiori, on ne sait pas donner une forme analytique à cette solution. Comme on n'a pas de solution, on cherche des solutions... Parmi elles, on en privilégie deux : soit construire un système d'équations plus *abordable*, soit déterminer des approximations de la solution réelle. Dans la science atmosphérique récente, ces deux approches ont été menées de concert.

Dans le premier cas, la simplification du système d'équations doit non seulement conduire à rendre les équations mathématiquement utilisables et/ou conceptuellement interprétables mais doit aussi leur permettre de conserver un caractère *théorique*, dans le sens où elles doivent être capables de donner une explication à un certain nombre de faits observés. Ce nombre est d'autant plus réduit que la simplification est importante. *Tous les modèles sont faux mais certains sont utiles*². Cette direction a conduit à de remarquables progrès dans notre connaissance du fluide atmosphérique : le chaos déterministe (Lorenz, 1963), le quasi-géostrophisme (Charney, 1948 ; Eady, 1949), les réchauffements stratosphériques soudains (Matsuno, 1971), la circulation tropicale (Matsuno, 1966 ; Gill, 1980), etc.

La seconde approche vise à conserver la complexité originelle du système d'équations et à en déduire des solutions approchées. Calculer la solution approchée d'un système d'équations différentielles revient à déterminer, à partir de l'état initial du système, les différents états successifs ultérieurs du système. Dans le cas où on sait observer l'état initial de ce système, on peut même (si tant est que nos calculs soient plus rapides que le déroulement de la réalité) envisager de *calculer à l'avance* (de prévoir) l'état final du système. Pour calculer cette solution approchée, on utilise des techniques mathématiques sophistiquées consistant à traduire ces équations de manière à les résoudre par une série d'opérations arithmétiques élémentaires. Les équations deviennent des *programmes*, une suite de tâches répétitives et fastidieuses, qu'on a pris soin de déléguer à des machines à calculer de plus en plus puissantes (ordinateurs et même supercalculateurs). On parle de simulation numérique pour désigner les résultats de cette série de calculs élémentaires. Le programme informatique associé est appelé modèle numérique. Pour la représentation de l'atmosphère, de tels modèles ont vu le jour dans les années 1950 (Phillips, 1956), sous l'impulsion du mathématicien John von Neumann, qui a conçu les premiers ordinateurs, et de météorologues restés célèbres, comme Carl-Gustav Rossby et Jule Charney³.

La simulation numérique s'accompagne d'une étape importante, qui consiste à créer une représentation visuelle/conceptuelle de ces calculs permettant de comprendre les phénomènes étudiés. Cette étape d'analyse se nourrit de la première approche. Les deux approches se rejoignent également quand le modèle devient le lieu d'expériences

2. on attribue cet aphorisme au statisticien Georges Box (Box, 1976)

3. cf par exemple Smagorinsky (1983) pour une histoire des premiers modèles atmosphériques

(numériques), le support expérimental pour tester certaines hypothèses : quelles sont les conséquences sur la solution approchée si je fais telle ou telle simplification⁴ ?

La mise en place d'un vaste programme d'observation spatiale et le gain de puissance ininterrompu des ordinateurs ont permis à cette méthode de simulation numérique de l'atmosphère de connaître un succès considérable. Par leur intérêt pratique évident (la météo est de tous temps un élément essentiel à la vie des hommes), ce sont les modèles de prévision numérique du temps (prévision des états atmosphériques à une échéance allant jusqu'à plusieurs jours) qui en ont tiré gloire. Cette révolution 'tranquille' de la prévision numérique du temps (Bauer et al., 2015) s'est traduite par une augmentation continue de notre capacité prédictive : sur les vingt dernières années, la prévision à cinq jours d'échéance s'est hissée au niveau de ce qu'était la prévision à trois jours d'échéance.

Des équations au réel

À partir du moment où on sait faire évoluer d'un jour à l'autre l'état du système atmosphérique, on peut légitimement envisager de simuler son évolution sur des durées plus longues. Des simulations de ce type existent depuis les travaux précurseurs de Manabe et Bryan (1969). Que se passe-t-il quand on se met à faire ce que von Neumann appelait des 'prévisions infinies' ? Le problème s'avère plus délicat car le système d'étude n'est plus seulement restreint à la seule atmosphère.

Sur des échelles de temps allant de la saison au siècle, l'évolution de l'atmosphère est régie par l'évolution des océans (gelés ou pas), des surfaces continentales (englacées ou pas) et de toute la biosphère terrestre. Le système d'intérêt devient le système climatique défini comme le système physique constitué de l'atmosphère, des surfaces continentales, des océans, de la cryosphère, de la biosphère et de leurs interactions. Le système climatique évolue en fonction de sa propre dynamique (on parle de variabilité interne) et de l'influence de facteurs externes (communément appelés forçages), qui incluent à la fois des phénomènes 'naturels' tels que les éruptions volcaniques ou les variations de l'activité solaire et des phénomènes liés à la présence humaine comme des changements dans la composition atmosphérique.

Le rayonnement solaire incident est la source d'énergie du système climatique. L'équilibre radiatif du système peut être modifié de trois façons : par un changement du rayonnement solaire incident (lié à un changement d'orbite ou à un changement de l'activité du Soleil lui-même) ; par un changement de la fraction de rayonnement solaire réfléchi (lié par exemple à un changement de la couverture nuageuse) ; et par une modification du rayonnement infrarouge émis par la surface terrestre vers l'espace (liée par exemple à un changement de la concentration en gaz à effet de serre). Le climat peut répondre à ces changements de manière directe ou indirecte à travers une variété de mécanismes de rétroaction. Ainsi, les conditions aux limites/forçages prennent une importance plus grande que les conditions initiales dans la résolution des équations de Navier-Stokes ; leur importance conduit à la nécessité de disposer d'un formalisme théorique et numérique plus

4. la simplification se fait ici via le prisme de la simulation mais les deux démarches sont similaires

complet que ces seules équations. Le modèle s'enrichit ainsi de représentations approchées (*des paramétrisations*) de phénomènes qui ne sont pas décrits par ces équations (ou pas décrits par la solution approchée de ces équations).

Un modèle n'est jamais parfait ; l'approximation n'est jamais exacte ; *la carte n'est jamais le territoire*⁵. Et c'est d'autant plus le cas pour un système fortement non linéaire comme le système climatique. Les incertitudes associées à la simulation du système climatique sont difficiles à quantifier. D'une part, l'évaluation du modèle s'avère plus délicate pour la modélisation climatique que pour la prévision numérique du temps. Le modèle de prévision numérique du temps est confronté chaque jour à son résultat et il peut être régulièrement évalué par des scores de performance objectifs. Dans l'étude de phénomènes à horizon plus lointain, le jeu de données dont on dispose est moins riche : les analogies avec le passé font souvent défaut et certaines caractéristiques du système que l'on modélise n'ont même jamais été observées. À cela s'ajoute la nécessité de déterminer précisément l'information pertinente fournie par la simulation climatique. L'état de l'atmosphère ne se caractérise plus seulement par la succession chronologique de phénomènes météorologiques mais par son *climat*, autrement dit à travers les propriétés statistiques (moyenne, écart-type) de variables comme la température, les précipitations ou encore le vent, calculés sur des périodes de temps pouvant aller de plusieurs mois à plusieurs centaines d'années et sur de vastes zones géographiques (allant jusqu'à la définition de valeurs *globales*).

La difficulté d'évaluation du modèle climatique est étroitement liée aux limites de nos connaissances sur le fonctionnement du système climatique. La qualité d'un modèle ne se mesure pas seulement à son accord avec la réalité observée. De la même façon qu'une carte a de la valeur, si elle est tout à la fois, fidèle à la réalité, compréhensible et lisible (il y a par exemple une légende qui explique les pictogrammes), la valeur d'un modèle de climat tient à différents aspects : il est basé sur un édifice théorique solide (dont les équations de Navier-Stokes), il est une représentation fidèle de certains phénomènes climatiques observés (cellules de Hadley, positionnement des jets, ENSO, etc), et il est muni d'une 'légende' : ses résultats sont interprétables à partir de modèles conceptuels plus simples. Il convient ainsi d'être particulièrement attentif sur le contenu du modèle et de bien définir sa valeur suivant ces différentes dimensions.

Des équations à la réalité

Une dernière dimension (la place des modèles climatiques dans la sphère publique) accentue encore ce besoin. L'étude du système climatique peut se résumer à deux grandes questions : en l'absence de variations des forçages, quels sont les mécanismes à l'origine de la dynamique interne du système climatique ? quelle est la réponse du système à des perturbations de ces forçages ? Depuis plusieurs décennies maintenant, la seconde question se décline sous la forme : quel est le rôle de l'activité humaine (à travers la modification de la composition atmosphérique, de l'utilisation des sols, ...) dans l'évolution récente

5. certains auteurs, comme Jorge Luis Borges dans *De la rigueur de la science*, ont d'ailleurs malicieusement imaginé ce que serait une carte à l'échelle 1/1

du climat ? et de son corollaire : quelles conséquences peuvent avoir ces perturbations anthropiques dans un futur plus ou moins proche ? Comme outils de projection dans ce futur, les modèles climatiques sont au cœur d'enjeux sociétaux considérables et de décisions politiques majeures.

À travers cette introduction volontiers subjective, j'ai souhaité décrire quelques-unes des étapes qui, de la théorie à la pratique, ont jalonné ou continuent de jaloner la conception d'un modèle climatique. Tout autant théorique qu'expérimentale, la modélisation numérique du climat est au carrefour de nombreuses disciplines scientifiques (les sciences physiques, les mathématiques appliquées, la science informatique, etc) et le fil conducteur de mes recherches.

Des équations à ce manuscrit

Plus qu'un état des lieux complet des recherches sur la modélisation climatique, ce manuscrit se veut un *regard* synthétique sur quelques-unes des problématiques auxquelles est confrontée cette discipline scientifique, via la description synthétique de certaines de mes contributions pendant un peu plus de dix années de recherches.

Ces dernières années, j'ai contribué à la mise au point des différentes configurations du modèle climatique du CNRM et à leurs participations régulières à des exercices d'inter-comparaison internationaux (chapitre 2). J'ai notamment participé à l'amélioration de la composante atmosphérique via une meilleure description de la dynamique et de la chimie stratosphérique (chapitre 2) et à l'interprétation de ses résultats (sa *sensibilité climatique* en particulier) via des travaux sur des modèles simples de bilan d'énergie (chapitre 3). Ces quelques travaux de 'modélisateur' permettent d'apporter de (modestes) éléments de réponse à des questions comme : quel est le rôle de la stratosphère dans le climat de surface ? quel est le devenir de la couche d'ozone ? de combien la température à la surface de la Terre va-t-elle varier en réponse à une augmentation de la concentration atmosphérique en dioxyde de carbone ?

Ce manuscrit s'articule de la façon suivante : les chapitres 2 et 3 synthétisent quelques-unes de mes activités passées et les chapitres 4 et 5 évoquent mes perspectives de recherche. Le chapitre 2 aborde mes travaux sur l'activité de modélisation numérique globale au sein du CNRM. Le chapitre 3 est consacré aux études menées sur la sensibilité climatique. Le chapitre 4 présente quelques perspectives (dont certaines déjà activement poursuivies) sur l'utilisation de l'intelligence artificielle au service de la modélisation climatique. Dans le dernier chapitre, j'envisage quelques perspectives plus générales pour cette discipline, auxquelles je compte participer. Dans chacun de ces chapitres, j'énonce le positionnement de mes travaux en insistant sur mon rôle et autant que possible sur le rôle de ceux qui m'ont accompagné/guidé dans ces travaux. Ce manuscrit est rédigé à la première personne mais la recherche que je mène est une œuvre volontiers collective ; cela tient à la nature du sujet et à ma propre nature. Enfin, certains aspects de mes travaux sont détaillés dans des encadrés de deux pages. Leur seule lecture peut permettre un survol rapide (et largement partiel) de ces années de recherche.

Chapitre 2

Les modèles climatiques globaux

2.1 Problématique(s)

Les modèles climatiques globaux sont des outils essentiels pour approfondir notre connaissance du système climatique. Leur conception/mise au point/amélioration (souvent résumée par l'anglicisme *développement*) est une activité à plusieurs dimensions. J'en détaille certaines d'entre elles dans les paragraphes qui suivent.

Un modèle, plusieurs modèles

Initialement, les modèles climatiques globaux sont des modèles de 'circulation générale' (GCM) de l'atmosphère (e.g. Leith, 1965; Manabe et al., 1965; Mintz, 1965; Arakawa, 1966; Kasahara et Washington, 1967). Les autres composantes du système climatique sont alors vues comme des *conditions aux limites* du système atmosphérique et sont représentées de manière très simplifiée (c'est le cas notamment des températures de surface des océans, de l'humidité du sol, de la charge en aérosols ou de la concentration de certains gaz). Pour tenir compte du rôle important des océans dans l'évolution du système climatique, des modèles 'mixtes' océan-atmosphère (AOGCM) ont vu le jour quelques années plus tard (Manabe et Bryan, 1969). Dans ce cadre, le modèle atmosphérique est connecté (*couplé*) au modèle océanique¹. Le couplage consiste simplement en des échanges de données : l'atmosphère fournit quelques-unes de ses sorties (les flux de rayonnement, la tension de vent, etc) comme entrées du modèle océanique; et inversement ce dernier fournit les températures de surface de l'océan (SST) en entrées du modèle atmosphérique.

Progressivement, les autres composantes du système climatique sont elles aussi devenues des modèles complexes. Les modèles de circulation générale initiaux sont ainsi devenus des *conglomérats* de modèles : on parle de modèles 'intégrés' du climat ou simplement

1. le modèle océanique est lui-même un GCM, basé sur la discrétisation des équations de la dynamique des fluides

de modèles couplés (CM). Pour désigner les modèles climatiques de dernière génération, dans lesquels on a ajouté le cycle du carbone et d'autres cycles biogéochimiques, on parle (abusivement) de modèles du système Terre (ESM).

Assurer la cohabitation de ces différentes composantes est une étape clé dans la mise au point d'un modèle climatique. Ce couplage peut s'avérer délicat pour plusieurs raisons. Des raisons humaines (il met en jeu une grande variété de chercheurs/de disciplines scientifiques), des raisons physiques (la difficulté à garantir un bon 'équilibre' entre les modèles océanique et atmosphérique s'est traduite par l'utilisation pendant de longues années d'une méthode de correction de flux) et des raisons techniques (il faut veiller à maintenir à la fois une certaine standardisation et une certaine efficacité numérique du modèle couplé). Elle peut même s'avérer de plus en plus difficile avec le temps : les modèles de climat actuels font désormais plus d'un million de lignes de code (l'équivalent de presque 20000 pages de texte...).

Un modèle, plusieurs (niveaux de) modélisations

Un modèle de climat est un assemblage de différents modèles, qui sont eux-mêmes constitués de plusieurs niveaux de modélisation. Prenons le cas du modèle atmosphérique. Le premier niveau d'abstraction concerne le choix des équations et des approximations qui en sont faites. Le deuxième niveau de modélisation concerne le choix de la méthode numérique de résolution du système d'équations. Pour la désigner, on parle de *cœur dynamique*. Il existe de nombreuses méthodes numériques de résolution des équations aux dérivées partielles. Ces méthodes calculent la solution approchée par une suite d'opérations simples. Elles sont associées à une discrétisation spatio-temporelle, traduction de l'approximation de la solution que l'on calcule. Ce découpage/maillage spatio-temporel est plus ou moins fin² et l'approximation est plus ou moins grande. Elle s'accompagne de l'obligation (quasi inévitable dans le cas de systèmes fortement non linéaires) d'ajouter d'autres éléments pour parfaire la représentation approchée obtenue par les méthodes numériques. Cela constitue la troisième strate de modélisation. Elle consiste en l'ajout de modèles conceptuels pour les processus d'intérêt qu'on ne peut pas représenter de manière explicite. Pour désigner ces modèles, on parle de *paramétrisations physiques*. Elles concernent par exemple la représentation simplifiée des mouvements de petite échelle ou de très courte durée de vie (i.e., négligés par les méthodes numériques de résolution) et celle du transfert radiatif (modélisation des échanges d'énergie). Cette description ne vaut que pour la modélisation du fluide atmosphérique. À cela, s'ajoute la nécessité de modéliser de manière plus ou moins simplifiée toutes les composantes connexes. Pour la plupart d'entre elles, elles sont la somme d'autres sous-modèles, ce qui signifie qu'elles intègrent elles aussi plusieurs niveaux de modélisation : de la théorie au programme informatique en passant par la mise en équations et la résolution numérique.

2. on parle de *résolution* pour désigner la taille des mailles

Un modèle, plusieurs choix

Un modèle climatique se construit ainsi sur la base de différents choix : choix de la méthode de résolution, des paramétrisations physiques ou du degré de complexité des composantes. Ces choix s'avèrent difficiles car il n'existe pas de solution unique : (i) les données dont on dispose sont bien souvent trop lacunaires pour fournir une contrainte suffisante pour sélectionner un modèle ou un sous-modèle parmi d'autres ; (ii) pour représenter certains processus sous-maille, la complexité du problème conduit à des écueils théoriques importants et il n'est pas toujours possible de sélectionner telle ou telle paramétrisation sur la base de simples critères théoriques. Le découpage entre les mécanismes représentés par les différents modèles et niveaux de modélisation est parfois arbitraire et les interactions entre ces modèles conduisent bien souvent à devoir ajuster les valeurs de certains paramètres de ces différents modèles et/ou niveaux de modélisation. Cette calibration (on parle aussi de *tuning*) se fait sur la base des données empiriques dont on dispose.

D'autres critères que la simple concordance avec les données ou la solidité des théories sous-jacentes entrent en jeu dans la conception du modèle. Le compromis sur la définition du modèle, son *dimensionnement*, se fait aussi sur la base des ressources de calcul disponibles, tout en prenant en compte le fait qu'un modèle de climat doit être capable de simuler un nombre conséquent d'années (que l'on peut estimer à au moins 10000 ans). D'autres contraintes, plus qualitatives, entrent également en jeu. Des contraintes humaines bien entendu (certains développements sont des activités de long terme) ; des contraintes techniques (non pas seulement sur le calcul lui-même mais sur l'archivage de ces calculs) et des contraintes que l'on peut qualifier d'institutionnelles (c'est un travail à partir d'un existant, qui n'est pas toujours exempt de défauts).

Un modèle, beaucoup d'incertitudes

L'évaluation (au sens de l'appréciation de la valeur) d'un modèle de climat reste bien entendu un critère de sélection important. Elle repose en partie sur l'estimation de la correspondance de ses résultats avec les données observées³. Elles sont de plus en plus nombreuses et variées mais elles ne sont pas exemptes d'incertitudes (et de modélisation...). Le degré de vraisemblance des modèles de climat touche bien souvent aux limites de notre connaissance du fonctionnement du système climatique. Au fil des années, on a par exemple appris que l'atmosphère était un système dynamique fortement sensible aux conditions initiales (Lorenz, 1963). L'existence de ce chaos déterministe conduit à l'impossibilité de prédire l'évolution des systèmes météorologiques d'échelle synoptique au-delà d'une quinzaine de jours.

Cette forte sensibilité aux conditions initiales peut se voir de manière plus large comme une sensibilité aux 'détails' : dans un système fortement non linéaire, toutes les échelles (même les très petites) comptent et une grande part de la science du climat consiste à déterminer celles qui comptent le plus, quand et pour quoi. La mise en évidence des

3. ou reconstruites dans le cas de données paléoclimatiques

structures cohérentes (nécessairement de 'grande échelle') qui émergent de ce chaos, la définition de statistiques pertinentes que l'on peut espérer représenter avec des simulations climatiques, est un champ de recherche actif. Et même s'il est difficile de définir un unique critère de mérite, on s'accorde désormais sur une liste de mesures que l'on est en droit d'attendre d'un modèle de climat. La mise en place d'une nouvelle version d'un modèle de climat s'accompagne dès lors d'une étape d'évaluation dans laquelle on s'assure que le modèle est capable de représenter une bonne partie de cette liste. Cette liste progresse en même temps que nos connaissances et ces connaissances ne progressent pas qu'avec des modèles les plus complets : le développement des modèles intégrés se fait en parallèle de modélisations plus simples, plus conceptuelles, directement interprétables.

Un modèle, une hiérarchie de modèles

Pour souligner l'importance de cela, prenons l'exemple de l'oscillation quasi-biennale (QBO). On sait l'observer depuis les années 1950 à partir de radiosondages effectués près de l'équateur. Mais, pendant longtemps, on n'a pas su la simuler dans les modèles de climat, signe qu'une pièce du puzzle était manquante. Dans les années 1970, on a compris quelle était cette pièce (e.g. Lindzen, 1987). On a d'abord compris que la QBO était liée à la propagation d'ondes atmosphériques de la troposphère tropicale vers la stratosphère, où elles se dissipent. Avec une cinquantaine de lignes de code, on peut écrire un modèle simple qui capture l'essence du phénomène (e.g. Plumb, 1977). Dès les premières théories sur la QBO (Lindzen et Holton, 1968), le rôle des ondes de gravité est évoqué. Cependant, leur échelle horizontale (souvent de l'ordre d'une dizaine de kilomètres) a longtemps été nettement plus petite que la résolution horizontale typique des GCM (de l'ordre de 100 km aujourd'hui). Dans un modèle de climat, l'effet des ondes de gravité doit être ajouté via une représentation physique approchée. Et quand un modèle de climat tient compte des ondes de gravité (même de manière simplifiée), il parvient à simuler la QBO. Cet ajout est sûrement temporaire (les modèles résoudre bientôt explicitement une grande partie des ondes de gravité), mais il n'est pas vain (on pourra conserver la paramétrisation pour interpréter les résultats des modèles explicites). On pourrait citer bien d'autres progrès des modèles climatiques dus à cet aller-retour entre modélisation intégrée et modélisation conceptuelle.

La complémentarité des approches peut également se voir dans l'autre sens. Par exemple, la représentation des nuages (pas seulement leur répartition locale précise mais leur effet global, leur présence sur de larges portions de la surface terrestre) reste largement imprécise avec les modèles de climat actuels. Cette mauvaise représentation limite la capacité des modèles dans l'estimation de la sensibilité climatique (e.g. Schneider et al., 2017a). L'utilisation de modèles à plus haute résolution (sur des domaines pour le moment restreints) démontre que certaines des approximations que l'on a faites pour représenter les nuages sont sûrement inexacts.

Ces deux exemples révèlent le fait que notre connaissance progresse (ou est susceptible de progresser) quand les modèles se trompent. La mise en évidence d'erreurs/de biais

systématiques (i.e., communs à des modèles climatiques d'une même génération) suppose de les soumettre à des expériences communes et de les comparer.

Un modèle, un ensemble de modèles

En 1989, se met en place avec le projet AMIP un protocole pour comparer les différents GCMs atmosphériques. Puis, en 1995, le WCRP initie le programme CMIP (Coupled Model Intercomparison Project), qui vise à définir un protocole expérimental standardisé pour étudier les résultats des AOGCMs et en particulier pour évaluer leurs projections sur le changement climatique. Le programme CMIP, qui en est à sa sixième occurrence (Eyring et al., 2016), est un élément structurant de la modélisation climatique globale. L'organisation désormais régulière d'exercices d'intercomparaison a conduit à une certaine *taylorisation* du développement des modèles climatiques, en assurant des standards de contrôle qualité, une continuité organisationnelle, une 'reproductibilité' des expériences, etc.

Elle a également permis de quantifier une partie de l'incertitude modèle. Cette incertitude associée au modèle lui-même peut se décliner en deux types d'incertitudes : 'structurelle' et 'paramétrique'. Pour cette dernière, des méthodes statistiques sont possibles pour estimer l'incertitude associée. Des approches bayésiennes ou de Monte-Carlo permettent de lancer des ensembles de 'paramètres perturbés' et de voir dans quelle mesure le modèle est sensible à la valeur de tel ou tel paramètre (e.g. Murphy et al., 2004). Le principal problème de cette approche est qu'elle est dépendante du modèle dans lequel elle est effectuée. Elle n'apporte pas de réponse 'définitive' et doit être complétée par une estimation de l'incertitude structurelle.

L'incertitude structurelle est particulièrement difficile à estimer (du fait du nombre de composantes, du fait du nombre de niveaux de modélisation par composante, etc). Les exercices d'intercomparaison sont une opportunité pour essayer d'estimer cette incertitude structurelle. Le choix du mot 'essayer' est important. Car l'ensemble multimodèle n'échantillonne pas l'incertitude structurelle. L'ensemble multimodèle est un 'ensemble d'opportunité' (Tebaldi et Knutti, 2007) ou devrait-on dire un 'ensemble de fortune'⁴. La dispersion de l'ensemble n'est pas une mesure exacte de l'incertitude structurelle, elle est nécessairement plus faible. Plusieurs éléments contribuent à cela : les versions de modèles qui participent à ces exercices d'intercomparaison sont celles *les-mieux-calibrées*, les modèles ne sont pas indépendants entre eux (partagent certains modèles ou sous-modèles), etc. La quantification de l'incertitude modèle soulève ainsi de nombreuses questions : par exemple, doit-on pondérer les modèles qui composent l'ensemble multimodèle (e.g. Knutti, 2010) ?

4. expression que j'emprunte à Victor Venema

Un modèle, des expériences

Le projet CMIP (et ce n'est pas le seul) propose des protocoles expérimentaux communs pour les modèles climatiques. Le plus souvent, ils proviennent d'expériences pionnières faites avec un seul modèle. La mise en place de ces protocoles traduit l'intérêt d'utiliser les modèles comme des laboratoires numériques. L'idée de se servir des modèles climatiques pour tester des idées est présente dès la mise au point des premiers GCMs⁵. Permettre au modèle de réaliser tout type d'expériences est un élément clé dans la mise au point du modèle : cela suppose par exemple d'offrir la possibilité de tester tel ou tel niveau de complexité dans la représentation de tel ou tel processus, la possibilité d'introduire certaines entrées plutôt que d'autres, etc. Cette exigence rejoint celle de disposer d'un modèle bien documenté, facile d'utilisation, modulaire. Qui dit expérience, dit aussi la possibilité de pouvoir reproduire (plusieurs fois et à l'identique) l'expérience. Au fil du temps, les modèles climatiques globaux sont devenus des outils protéiformes et complexes. Le nombre de leurs utilisations et de leurs utilisateurs n'a cessé de croître. Leur évolution doit ainsi être gérée de manière moins désordonnée que par le passé et se rapprocher des méthodes standardisées de développement de logiciel ('versionnage', procédure d'installation, documentation, support, etc).

Un modèle, des projections

Les modèles climatiques sont soumis à de multiples expériences. Parmi celles-ci, les expériences consistant à faire des projections futures sont particulièrement scrutées. La question de savoir quelles conséquences peuvent avoir les perturbations anthropiques dans un futur plus ou moins proche a émergé dans l'agenda politique dans les années 1980 et a bousculé les pratiques des modélisateurs de l'époque. Les travaux de James Hansen notamment et la création de l'IPCC (en 1988) ont été motivés par la nécessité de renseigner de façon éclairée les pouvoirs politiques sur cette question. La question n'est plus seulement de comprendre la réponse du système climatique à ces perturbations anthropiques mais de la prédire. C'est un basculement épistémologique qui a des implications sur la mise au point des modèles climatiques.

La simulation du climat des décennies à venir requiert la connaissance de l'évolution future des forçages du système climatique. Pour les forçages anthropiques, on traduit différentes hypothèses d'évolution de nos sociétés (d'un point de vue économique et démographique) en des scénarios d'évolution des émissions/concentrations des principaux gaz à effet de serre. Ces scénarios d'évolution 'résument' l'incertitude liée aux conditions aux limites du système climatique.

Les simulations climatiques issues de ces scénarios sont surtout une vitrine pour les modèles climatiques et restent difficilement exploitables scientifiquement. Ces scénarios ont été conçus pour *faire vrai*. Ainsi, il est difficile, d'une part, de séparer les différents

5. *The machine [...] makes possible the making and testing of physical hypotheses in a field where controlled experiment is still visionary and model experiment difficult* dans Charney (1955)

effets (CO₂ vs méthane vs aérosols). Et d'autre part, comme le *vrai* change constamment, ces scénarios n'ont cessé de varier au fil des années (et les nouvelles expériences ne peuvent être comparées avec les anciennes). On peut leur préférer des expériences 'académiques', dans lesquelles on fait varier un seul forçage à la fois et de manière idéalisée. C'est notamment le cas des simulations 'abrupt-4xCO₂' et '1pctCO₂', dans lesquelles on modifie le forçage associé à la concentration en dioxyde de carbone de manière abrupte ou linéaire.

Un modèle, des progrès ?

La conception/mise au point/amélioration d'un modèle de climat est un problème qui dépasse souvent le simple cadre de la modélisation numérique. Elle est le point de rencontre de notre connaissance et de notre ignorance du fonctionnement du système climatique. C'est un problème aux multiples dimensions. Chacune de ces dimensions offre de nombreuses pistes d'amélioration et des progrès (parfois lents, parfois brillants) sont faits continuellement depuis des décennies.

2.2 Mes travaux de recherche

Le CNRM développe depuis maintenant plusieurs années un modèle numérique de climat, CNRM-CM⁶. Mes travaux s'inscrivent dans cette longue histoire de modélisation numérique. Ils se sont initialement concentrés sur la composante atmosphérique, ARPEGE-Climat, en particulier sur la modélisation de la dynamique (§2.2.1) et de la composition chimique stratosphériques (§2.2.2). Ils se sont par la suite élargis à d'autres travaux de développement sur le modèle d'atmosphère (§2.2.3), et se sont finalement portés sur le modèle climatique complet, CNRM-CM et sa contrepartie 'système Terre', CNRM-ESM (§2.2.4).

6. il le fait avec le soutien du CERFACS et en partenariat avec l'IPSL, qui développe de son côté un autre modèle climatique, IPSL-CM

2.2.1 Modélisation de la stratosphère

et al.

Mes travaux sur la modélisation de la dynamique stratosphérique ont constitué pendant plusieurs années une part importante de mon activité de chercheur. Ils ont fait l'objet d'une grande partie de ma thèse, encadrée par **Daniel Cariolle**, dont les idées n'ont cessé de m'accompagner depuis. Ils se sont poursuivis à travers une collaboration fructueuse avec **François Lott**, puis avec **Riwal Plougonven**, en particulier dans le cadre des projets InDySC, puis STRADYVARIUS. François et Riwal m'ont fait partager leur très grande expertise sur la dynamique de la stratosphère. Leur appui scientifique a été très appréciable et a particulièrement compté dans ma carrière de 'stratosphéricien'. La paramétrisation des ondes de gravité développée par François m'a même permis de *décrocher le Graal* : simuler la QBO dans un modèle de climat. Mes travaux ont également porté sur l'étude de l'interaction entre la stratosphère et la troposphère, via de plaisantes collaborations avec **Yannick Peings** et **Hervé Douville**. Cette dernière s'est concrétisée par le co-encadrement de la thèse de **Gaëlle Ouzeau** (2009-2012), qui a porté sur l'influence de la stratosphère sur la prévisibilité à l'échelle saisonnière. Plus ponctuellement, j'ai apprécié de travailler avec Julie Fantin et de Linda Hammoud, que j'ai encadrées en stage de M1 sur des questions de variabilité interne de la stratosphère et de représentation des ondes stratosphériques équatoriales.

Après les efforts pionniers de Smagorinsky et al. (1965) ou de Manabe et Hunt (1968), l'atmosphère moyenne est restée, pendant plusieurs années, peu ou pas représentée dans les modèles de circulation générale. Les GCMs se contentaient tout juste de quelques niveaux verticaux dans la basse stratosphère pour éviter la présence d'un toit 'rigide' au niveau de la tropopause. L'inclusion d'une stratosphère réaliste dans les GCMs s'est faite dans les années 1980 (e.g. Fels et al., 1980; Boville, 1984; Cariolle et Déqué, 1986; Rind et al., 1988). Elle est liée d'une part à l'importance de la dynamique stratosphérique dans la représentation de la couche d'ozone, dont la problématique est apparue à cette époque (cf §2.2.2) et d'autre part à la mise en évidence d'un rôle de la stratosphère sur le climat de surface. Ce couplage entre la troposphère et la stratosphère est désormais largement reconnu et peut se faire à des échelles de temps allant de la dizaine de jours à plusieurs décennies (e.g. Gerber et al., 2012; Kidston et al., 2015).

Plusieurs études ont mis en évidence le rôle de la stratosphère dans la propagation des erreurs dans la prévision du temps (e.g. Boville et Baumhefner, 1990). Cela a notamment conduit l'ECMWF à adopter une discrétisation verticale à 60 niveaux en 1999 et à renforcer ces efforts sur la représentation de la stratosphère pour ses prévisions à moyenne échéance. À l'échelle saisonnière et intrasaisonnière, plusieurs études montrent que de fortes anomalies dans l'intensité du vortex polaire dans la stratosphère polaire de l'hiver boréal peuvent être suivies de modifications significatives de la circulation troposphérique (e.g. Baldwin et Dunkerton, 2001). Cette *influence par le haut* implique aussi bien des structures zonales telles que l'oscillation arctique (Baldwin et Dunkerton, 1999)

que les ondes planétaires (Perlwitz et Harnik, 2003). Ce mécanisme a été confirmé par un certain nombre d'expériences numériques (e.g. Boville, 1984; Lott et al., 2005). À l'échelle interannuelle, l'oscillation quasi-biennale joue un rôle dans la modulation de ce vortex polaire (Holton et Tan, 1980); la stratosphère est également une possible courroie de transmission entre le pacifique équatorial et les régions tempérées (e.g. Ineson et Scaife, 2009). À l'échelle de quelques années, l'injection dans la stratosphère d'aérosols sulfatés lors de gigantesques éruptions volcaniques se traduit par des effets notables sur le climat en surface (e.g. Stenchikov et al., 2004). Enfin, à l'échelle décennale, la destruction de l'ozone au dessus de l'Antarctique a un impact non seulement sur les températures et la dynamique dans la stratosphère mais aussi sur le climat de surface (e.g. Gillett, 2003).

- Dans ce riche paysage des recherches sur les interactions entre la stratosphère et la troposphère, ma contribution est restée modeste. Nous avons étudié le rôle de la stratosphère (Peings et al., 2012) dans le lien possible entre l'enneigement sibérien à l'automne (boréal) et l'oscillation arctique l'hiver suivant (Cohen et al., 2007). Ce lien semble toutefois faible (Peings et al., 2017) et peu robuste (Douville et al., 2017). Nous avons également suggéré que la stratosphère a pu jouer un rôle important pendant l'hiver 2009-2010, qui a vu la persistance d'un régime de temps NAO– pendant une durée 'record' (Ouzeau et al., 2011).

La représentation de la stratosphère dans un GCM est une tâche relativement délicate. Elle ne consiste pas seulement à ajouter des niveaux verticaux mais demande un travail spécifique. D'une part, les vitesses atteintes par les vents stratosphériques peuvent être importantes et nécessitent des adaptations dans la résolution numérique elle-même des équations du mouvement (pas de temps, diffusion numérique, ...). La deuxième difficulté tient à l'importance des ondes de gravité, dont l'échelle spatiale peut être de l'ordre de la dizaine de kilomètres. La maille des modèles de climat reste encore trop large pour que les ondes de gravité soient représentées directement, et leur représentation doit faire l'objet d'une paramétrisation. La propagation verticale de ces ondes de gravité est essentielle dans le transfert vertical de quantité de mouvement, que cela soit dans la haute mésosphère où elles induisent la *fermeture* des jets et dans la basse stratosphère où elles contribuent au maintien/à la formation de la QBO.

- Les paramétrisations d'ondes de gravité reposent principalement sur trois aspects : (1) la définition des caractéristiques des ondes à l'altitude où elles sont émises, en fonction des sources dont elles sont issues; (2) la description de leur propagation verticale; (3) la spécification de leur effet sur l'écoulement moyen résultant des mécanismes de dissipation. Dans le modèle ARPEGE-Climat, après avoir testé plusieurs types de paramétrisations pendant ma thèse (Saint-Martin, 2010), j'ai implémenté la paramétrisation 'stochastique' imaginée par Lott et al. (2012) puis enrichie par les travaux de Lott et Guez (2013) et de la Cámara et Lott (2015). J'en détaille deux aspects importants dans les paragraphes suivants.

Le spectre des ondes de gravité est représenté par la superposition d'un large ensemble d'ondes de gravité monochromatiques. Pour produire cet ensemble à un coût numérique raisonnable, on lance, à chaque pas de temps, un nombre fini M (typiquement 8) d'ondes

avec des caractéristiques tirées aléatoirement et on calcule la tendance associée à la dissipation de chacune d'entre elles (égale à la divergence du flux de quantité de mouvement qu'elle transporte : $(1/\rho)\partial_z F_n$ pour l'onde n). Comme ce sont des réalisations statistiquement indépendantes, la tendance moyenne qu'elles induisent, le 'gravity wave drag' $(\partial_t u)_{gw}$, est simplement la moyenne de ces M tendances. Comme on tient compte de la durée de vie de ces ondes (typiquement $\Delta t \sim 1$ jour), qui est supérieure au pas de temps (typiquement $\delta t < 1$ h), on écrit :

$$(\partial_t u)_{gw}^t = \frac{\Delta t - \delta t}{\Delta t} (\partial_t u)_{gw}^{t-\delta t} + \frac{\delta t}{\Delta t} \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \frac{1}{\rho} \partial_z F_n. \quad (2.1)$$

En d'autres termes, à chaque pas de temps, M nouvelles ondes sont émises, et on réduit l'effet de toutes les autres d'un facteur $(\Delta t - \delta t)/\Delta t$. Quelques centaines d'ondes monochromatiques sont ainsi actives à chaque pas temps, permettant une excellente 'résolution spectrale' à un coût réduit. Le caractère stochastique de cette paramétrisation permet de rendre compte d'une propriété essentielle des ondes de gravité : leur intermittence (cf §2.2 de Plougonven et al., 2020). L'intermittence simulée par cette paramétrisation est en accord avec celle observée (de la Cámara et al., 2014).

Le flux de quantité de mouvement transporté par chaque onde à l'altitude d'émission z_l est égal à :

$$\mathbf{F}(z_l) = [a_p f(P) + a_f g(\zeta)] \frac{\mathbf{k}}{k}. \quad (2.2)$$

Le premier terme dans le membre de droite représente la contribution des sources convectives. Le second terme représente la contribution des sources par les jets/fronts. Pour relier le flux de quantité de mouvement au forçage convectif, on utilise la précipitation P (cf Lott et Guez, 2013 pour la forme exacte de f). Pour relier les ondes de gravité aux sources liées à la frontogénèse, la vorticit  potentielle ζ est utilisée (cf de la Cámara et Lott, 2015 pour la forme donnée à la fonction g). L'émission des ondes de gravité est ainsi 'localisée', contrairement à de nombreuses paramétrisations d'ondes de gravité non orographiques où elle est supposée uniforme.

L'estimation des paramètres incertains/réglables de cette paramétrisation (par exemple, a_p et a_f , qui modulent la valeur de la quantité de mouvement associée à chacune des sources) est une tâche difficile ; les difficultés peuvent être assez générales, similaires à celle décrites pour tout type de paramétrisation (cf encadré e#6). Plus spécifiquement, la relation entre les ondes de gravité résolues explicitement et celles générées par la paramétrisation peut être non seulement dépendante de la résolution mais aussi dépendante du modèle. La valeur des paramètres est bien souvent choisie à partir de la minimisation de métriques calculées à partir de longues simulations (\mathcal{M} pour reprendre les notations de e#6) : typiquement une bonne représentation de la QBO ou de l'intensité des jets stratosphériques hivernaux. Dans la pratique, les choix retenus dans le modèle ARPEGE-Climat pour les paramètres réglables sont proches de ceux décrits dans les papiers d'origine.

e#1

La modélisation de la stratosphère dans ARPEGE-Climat 6

- Dans la version 6 du modèle ARPEGE-Climat, un effort particulier a été mis sur la stratosphère. En lien avec mes travaux de thèse (Saint-Martin, 2010), le toit du modèle a été porté jusque dans la haute mésosphère (vers 80 km). Le modèle décrit 91 couches d'atmosphère, avec une résolution verticale de l'ordre de 500 m dans la haute troposphère/basse stratosphère. Au-dessus de 50 km, la résolution est plus faible : le modèle ne décrit la mésosphère qu'avec 8 couches (cf Fig. 2.1). L'introduction de la paramétrisation stochastique des ondes de gravité (Lott et al., 2012) constitue l'élément essentiel pour la modélisation de la stratosphère. Une paramétrisation simple de l'oxydation du méthane est utilisée, pour garantir des valeurs de vapeur d'eau réalistes dans l'atmosphère moyenne. Enfin, un effort particulier a été fait pour pré-calculer les coefficients utilisés dans le schéma linéaire d'ozone, afin d'assurer la cohérence avec la configuration utilisant une description plus détaillée de la composition chimique (Michou et al., 2020). La représentation de la stratosphère est ainsi relativement similaire quelle que soit la configuration utilisée : ARPEGE-Climat 6, CNRM-CM6-1 ou CNRM-ESM2-1.

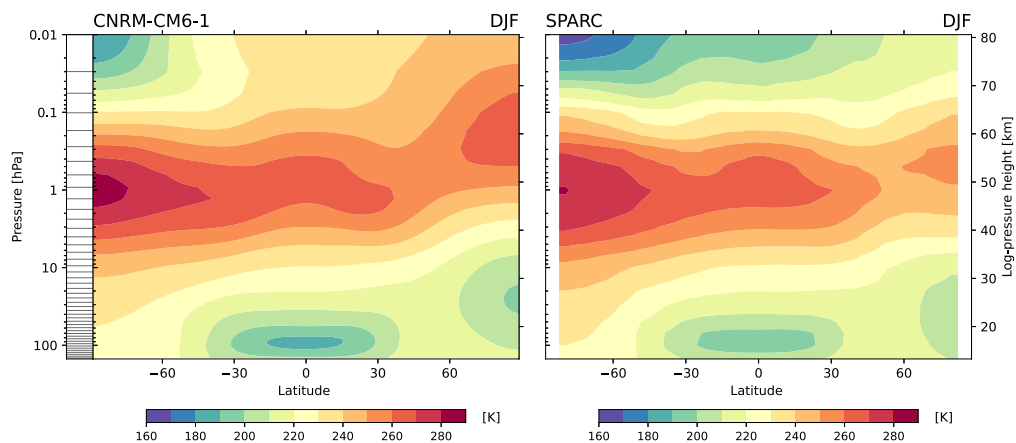


Figure 2.1. Coupes latitude-pression de la température (K) en moyenne zonale moyennée pour les mois de décembre-janvier-février pour : (gauche) le modèle ARPEGE-Climat 6 et (droite) la climatologie SPARC. La répartition verticale des niveaux du modèle est représentée dans la colonne la plus à gauche.

- La dynamique stratosphérique simulée par ARPEGE-Climat présente des caractéristiques proches de celle observée. On l'illustre ici par trois exemples. Le premier concerne l'état 'moyen' dans l'atmosphère moyenne (cf Fig. 2.1), illustré par la climatologie zonale de température pour l'hiver boréal. Le modèle simule de manière satisfaisante la structure de la stratopause, ainsi que les régions très froides de la haute mésosphère d'été. Le vortex polaire hivernal est un peu fort (froid) relativement à la climatologie 'observée' (SPARC ; Randel et al., 2004). De même, on note que la tropopause est trop froide.
- Cette fidélité de la dynamique modélisée avec celle observée se manifeste aussi à travers la variabilité stratosphérique tropicale et extratropicale. L'oscillation quasi-biennale (QBO) est assez bien représentée dans le modèle ARPEGE-Climat 6 (cf Fig. 2.2). La QBO est l'alternance,

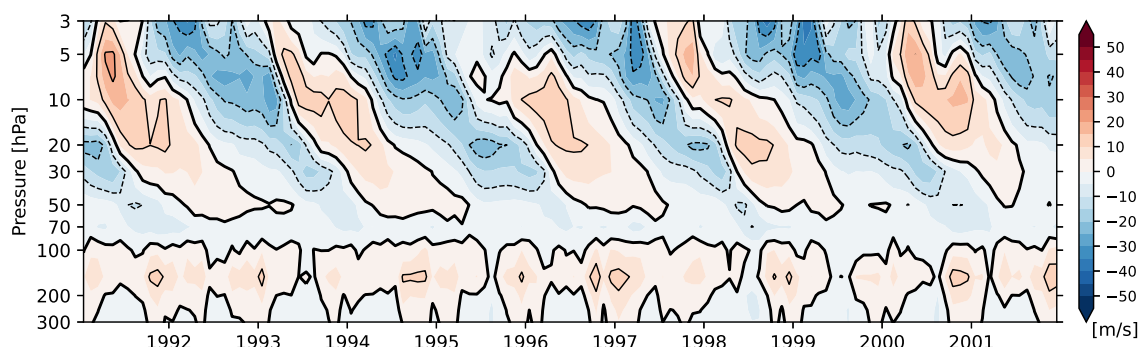


Figure 2.2. Série temporelle de la moyenne zonale du vent zonal ($m.s^{-1}$) à l'équateur (moyenne 5S-5N) pour 11 années consécutives de simulation pour l'expérience 'amip' avec ARPEGE-Climat 6.

avec des périodes moyennes allant de 22 à 34 mois, de régimes de vents d'est et d'ouest dans la basse stratosphère équatoriale. Elle a longtemps été considérée comme un casse-tête pour les modèles de circulation générale. Il a fallu attendre le milieu des années 1990 (Takahashi, 1996) pour qu'une QBO à peu près 'réaliste' soit simulée dans un GCM. La QBO simulée par le modèle ARPEGE-Climat 6 a une période moyenne réaliste (de l'ordre de 28 mois), de même qu'une bonne variabilité dans sa périodicité. Son amplitude est par contre trop faible, en particulier dans la basse stratosphère.

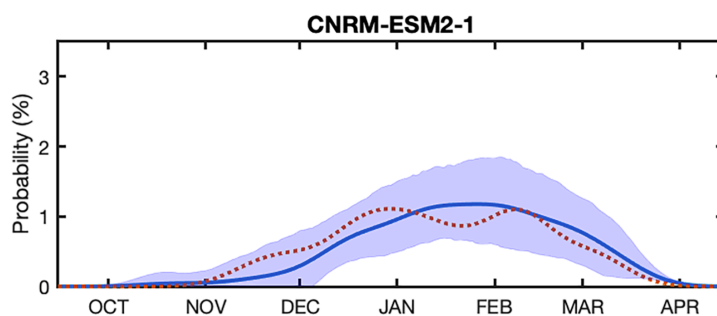


Figure 2.3. Distribution de la fréquence d'occurrence des SSWs dans la simulation 'historical' avec CNRM-ESM2-1 (bleu) et dans la réanalyse JRA-55 (pointillés orange). Figure extraite de Ayarzagüena et al. (2020).

- Elle est enfin illustrée par la représentation des réchauffements stratosphériques soudains (SSW). Ils correspondent à la brutale disparition de la situation typique de la stratosphère d'hiver aux latitudes extra-tropicales : un fort jet d'ouest (vortex polaire) associé à des températures très basses. L'origine de ce phénomène est dynamique : elle est liée à la propagation sur la verticale des ondes stationnaires d'échelle planétaire, générées dans la troposphère (Matsuno, 1971). Ces réchauffements apparaissent fréquemment dans l'hémisphère nord, en moyenne 2 fois tous les 3 ans. Leur simulation est importante car ils jouent un rôle à l'échelle intrasaisonnière dans la dynamique de la troposphère hivernale, et peuvent avoir des effets jusqu'en surface. Ils sont plus ou moins fréquents selon la période hivernale. La chronologie des SSWs pendant l'hiver boréal (plus de SSWs vers la fin du mois de janvier) est très bien reproduite par le modèle ARPEGE-Climat (cf Fig. 2.3 extraite de Ayarzagüena et al., 2020).

2.2.2 Modélisation de la composition chimique atmosphérique

et al.

Ma première pensée va bien sûr à **Hubert** (Teysède), qui a longtemps été mon 'premier de cordée' dans la modélisation de la composition chimique atmosphérique. Son humilité, son expertise et son dévouement ont toujours été un exemple pour moi. Difficile de ne pas mentionner non plus **Daniel Cariolle**, et sa très grande expertise sur le sujet, ainsi que les membres de l'équipe CAIAC qui m'ont généreusement accueilli et guidé à mes 'début' : je pense bien entendu à **Fernand Karcher**, à **Dirk Olivé** et à **Martine Michou**, avec qui j'entretiens depuis lors une collaboration féconde et sans nuages. Cette excellente entente professionnelle nous a permis de maintenir le modèle ARPEGE-Climat comme un CCM à l'état de l'art. Nous avons par la suite étendu notre champ d'expertise à la modélisation des aérosols, grâce en particulier à l'appui de **Pierre Nabat**, de **Laura Watson** et plus brièvement de Romain Bergougnoux (stage M2).

La couche d'ozone stratosphérique joue un rôle fondamental dans la protection des êtres vivants, en absorbant le rayonnement solaire incident dans le domaine de l'ultraviolet. À partir de mesures effectuées sur la base d'Halley Bay en Antarctique, Farman et al. (1985) mettent en évidence la raréfaction de l'ozone stratosphérique dans les régions polaires de l'hémisphère sud. Cela confirme les travaux précurseurs de Crutzen (1970) et de Molina et Rowland (1974) montrant que les émissions de chlorofluorocarbures produits par les activités humaines pouvaient détruire l'ozone stratosphérique. Cela conduit à la signature en 1987 du protocole de Montréal qui impose la réduction progressive de l'utilisation de ces halocarbures (ODS). Il prévoit aussi la mise en place, sous l'égide de l'Organisation météorologique mondiale (WMO), d'un groupe chargé de l'évaluation scientifique, qui publie tous les quatre ans un rapport qui synthétise l'ensemble de nos connaissances sur l'ozone stratosphérique. La modélisation numérique occupe une place importante dans ces différents rapports. Les premiers rapports (e.g. WMO, 1994) utilisaient les résultats de modèles 2-D ; il a fallu attendre le milieu des années 2000 pour voir apparaître des simulations réalisées avec des modèles qui couplent explicitement la composition chimique à l'évolution de la dynamique atmosphérique (e.g. WMO, 2011).

L'application du protocole de Montréal se traduit par la baisse de la concentration atmosphérique en ODS, plus ou moins rapidement suivant la durée de vie de ces espèces chimiques (typiquement plusieurs décennies). Les niveaux de concentration en chlore et bromine ont atteint leur valeur maximale au milieu des années 1990 et vont retrouver des valeurs équivalentes à 1980 vers le milieu du siècle. La couche d'ozone va ainsi se reconstituer, ce qui est déjà détectable dans des observations au-dessus de l'Antarctique. Cependant, les changements associés à la hausse de la concentration en gaz à effet de serre sont également susceptibles de modifier l'évolution future de l'ozone stratosphérique. L'évolution de la couche d'ozone requiert des modèles couplant explicitement

rayonnement, dynamique et chimie et décrivant également l'effet du changement climatique.

La compréhension et la documentation de l'évolution présente et future de l'ozone stratosphérique se font via l'utilisation d'un ensemble de modèles de chimie-climat (CCM), participant à des exercices d'intercomparaison. Le premier d'entre eux (CCMVal) s'est tenu au milieu des années 2000 (Eyring et al., 2006) et l'organisation de ces simulations coordonnées servant de support aux rapports du groupe chargé de l'évaluation scientifique du protocole de Montréal, s'est poursuivie de manière régulière (Morgenstern et al., 2017). L'objectif assigné à ces exercices d'intercomparaison des CCMs s'est par la suite élargie à la problématique du rôle radiatif de l'ozone troposphérique ou de celui des aérosols (e.g. Lamarque et al., 2013). Les CCMs ont progressivement été 'intégrés' dans les modèles couplés océan-atmosphère, et il en a été de même pour les schémas décrivant l'évolution des aérosols. Les modèles participant au projet AerChemMIP (Collins et al., 2017), sous l'égide de CMIP6, sont ainsi capables de simuler de manière interactive l'évolution des aérosols atmosphériques et de la composition chimique atmosphérique. Le développement de modèles de ce type au CNRM s'est fait suivant ces différentes étapes.

- La mise en place d'une version CCM du modèle ARPEGE-Climat, avec l'inclusion du schéma chimique stratosphérique REPROBUS (Lefèvre et al., 1994) et son couplage avec le code de transfert radiatif, s'est faite dans le cadre de ma thèse. Cette version est documentée en détail dans Michou et al. (2011). Ce modèle a ensuite bénéficié des améliorations sur la dynamique stratosphérique et a régulièrement participé aux exercices d'intercomparaison internationaux. Ses bons résultats sont par exemple illustrés dans Amos et al. (2020) : la date d'un retour à *la normale* pour la couche d'ozone est estimée à partir d'un ensemble 'pondéré' de modèles ; elle se situe autour de 2060, ce qui est conforme aux résultats présentés antérieurement par Dhomse et al. (2018).

- Cette expertise sur l'utilisation des traceurs et leur couplage avec le schéma de rayonnement nous a ensuite permis d'introduire un module d'aérosols interactifs, dans les modèles ARPEGE-Climat (Michou et al., 2015) et CNRM-CM (Watson et al., 2018). Par rapport à l'inclusion d'un modèle de chimie stratosphérique, l'inclusion de ce module d'aérosols a notamment nécessité de prendre en compte le transport sous-maille dans la troposphère (introduction de traceurs dans les schémas de turbulence et de convection).

- La dernière étape a consisté à adapter les schémas aux résolutions (verticale et horizontale) utilisées par le modèle de climat, CNRM-CM. Le couplage avec le cycle du carbone développé dans les modèles océanique et de surfaces continentales a permis de les utiliser également dans le modèle CNRM-ESM.

- Pour chacune de ces étapes, le couplage des différents modules (chimie, aérosols) s'est fait avec le souci de maintenir de la modularité : le même code peut être utilisé pour activer ou non ces deux schémas. L'intérêt d'un tel travail est illustré dans l'encadré **e#3**. Il s'est également fait avec le souci de maintenir le schéma d'ozone 'linéaire', développé par Cariolle et Déqué (1986) et Cariolle et Teyssedre (2007), et mis à jour dans Michou et al. (2020), dans lequel on montre qu'il donne d'excellents résultats pour un coût numérique très faible.

2.2.3 Modélisation de l’atmosphère

et al.

Mes travaux de modélisation de la composante atmosphérique du modèle climatique se sont, au fil des années, élargis à d’autres travaux de développement sur le modèle atmosphérique. J’ai activement participé à la mise en place et à l’animation d’un groupe de travail sur la mise au point d’une nouvelle version (version 6) du modèle d’ARPEGE-Climat (en collaboration avec **Isabelle Beau**, **Jean-François Guérémy**, **Aurore Voltaire**, **Jeanne Colin**, **Romain Roehrig** et **Bertrand Decharme**). Je n’oublie pas non plus **Michel Déqué** et **Antoinette Alias** dont la connaissance du code ARPEGE m’a souvent été bien utile.

Le modèle ARPEGE-Climat est construit à partir du modèle ARPEGE/IFS. Ce dernier est issu d’un projet mené conjointement par Météo-France et le centre européen de prévision (ECMWF) pour mettre en place deux modèles de prévision du temps basés sur une partie dynamique commune. Les premières versions d’ARPEGE-Climat datent du début des années 1990 (Déqué et al., 1994). Mon baptême du feu s’est fait sur la version 4, mon apprentissage sur la version 5, et la version la plus récente, la version 6, a occupé une bonne partie de mon temps ces dernières années. Elle est documentée de manière détaillée dans Roehrig et al. (2020).

Dans cette version, d’importants changements ont été faits dans la représentation de la physique ‘humide’. Ils font suite à des efforts de long terme menés par les équipes de recherche du CNRM dans le but d’améliorer les paramétrisations physiques du modèle de prévision numérique du temps et du modèle de climat. Ces changements incluent notamment l’introduction d’un schéma de turbulence (Cuxart et al., 2000) basé sur une équation pronostique de l’énergie cinétique turbulente et une description plus détaillée des processus microphysiques (Lopez, 2002). Ces deux nouvelles paramétrisations sont utilisées de manière opérationnelle dans le modèle ARPEGE pour la prévision du temps depuis 2009. La physique du modèle ARPEGE-Climat 6 inclut aussi un nouveau schéma de convection qui traite de manière continue la convection profonde et peu profonde (Piriou et al., 2007; Guérémy, 2011).

- La prise en compte de tous ces changements s’est traduite par la conception d’un modèle atmosphérique, aux propriétés sensiblement différentes de la précédente version (en particulier la climatologie nuageuse et les bilans radiatifs associés). Elle s’est accompagnée d’une étape de calibration. La calibration du modèle ARPEGE-Climat 6 s’est faite en plusieurs étapes (cf §3.4 de Roehrig et al., 2020). La dernière étape a consisté en l’obtention d’un bilan d’énergie proche de zéro en réponse à des températures de surface de l’océan observées pendant la période pré-industrielle. Cela s’est fait via l’ajustement de paramètres incertains qui contrôlent notamment les propriétés optiques nuageuses. Cela permet à la fois une mise à l’équilibre rapide du modèle couplé océan-atmosphère et l’obtention d’un climat stable dans l’expérience de référence ‘proche’ (notamment en termes de température moyenne globale en surface) du climat observé pendant la période pré-

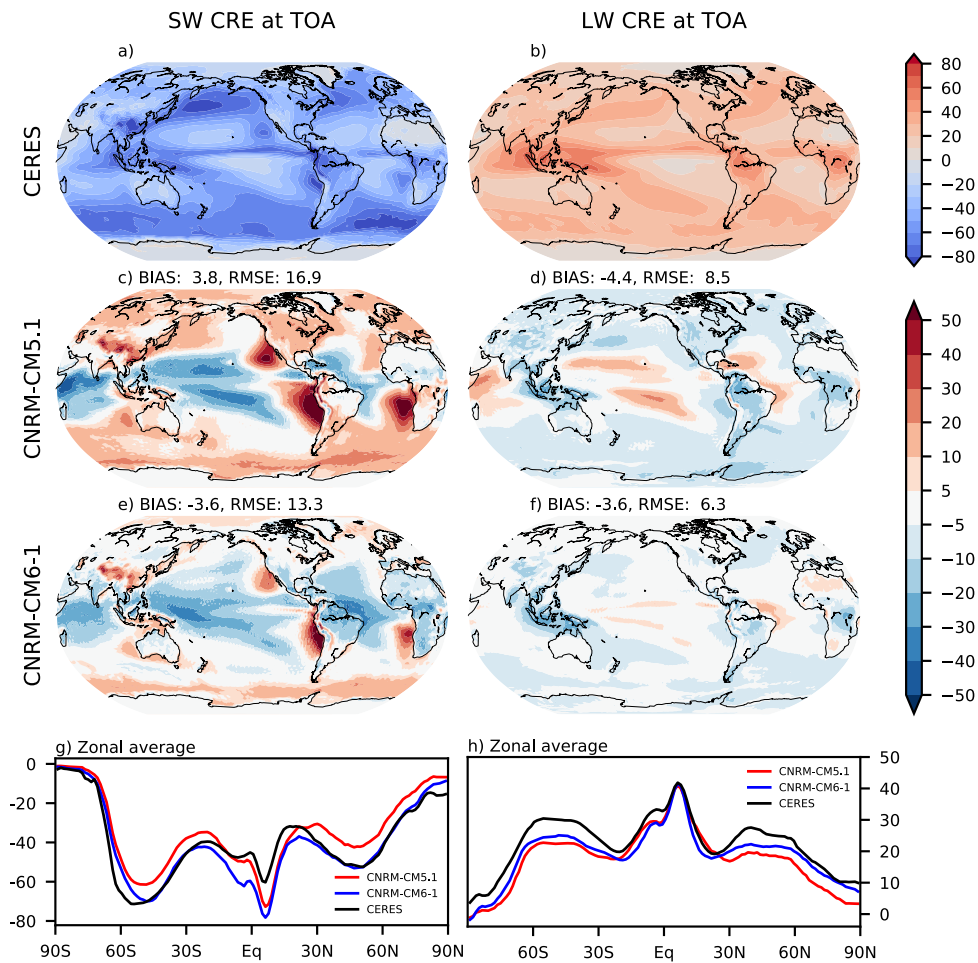


Figure 2.4. Moyenne annuelle de l'effet radiatif des nuages (CRE, unité : $W.m^{-2}$) au sommet de l'atmosphère pour les ondes courtes (gauche) et les ondes longues (droite) : (a et b) CERES EBAF 4.1, 2001-2018 ; biais moyen pour (c et d) CNRM-CM5.1, 1979-2008 ; et (e et f) CNRM-CM6-1, 1979-2008. Les moyennes zonales pour les 3 jeux de données sont représentées sur les 2 figures du bas (g et h) : CERES (noir), CM5 (rouge) et CM6 (bleu). Figure extraite de Roehrig et al. (2020).

industrielle (cf encadré **e#2**). Les précédentes étapes de la calibration consistent en des aller-retours entre des simulations 'uni-colonnes' et des simulations 'tri-dimensionnelles' pour ajuster les paramètres incertains de certaines paramétrisations de manière à obtenir en particulier des climatologies des principales variables (température, précipitation, nuages) proches de celles observées (cf **e#6**).

- La figure 2.4 représente l'effet radiatif des nuages au sommet de l'atmosphère pour la version 6 du modèle ARPEGE-Climat (e et f), en comparaison des observations fournies par le jeu de données CERES et des résultats de la précédente version du modèle. Pour la partie 'ondes courtes' du rayonnement, l'amélioration apportée par la version 6 concerne principalement les régions de stratocumulus (bords est des océans tropicaux) et les régions continentales des moyennes latitudes. Elle est liée à l'augmentation de la fraction nuageuse dans ces régions par rapport à la version 5. Dans les régions tropicales où la convection est très active, les nuages simulés par ARPEGE-Climat 6 induisent des effets satisfaisants

dans le rayonnement thermique mais restent trop réfléchissants. Le passage d'une version 5 à une version 6 induit une amélioration de la climatologie nuageuse et de l'effet radiatif des nuages, qui est associée à une amélioration de la climatologie des précipitations. Le modèle simule par exemple de manière nettement plus réaliste la distribution des pluies dans la plupart des régions tropicales (avec une très bonne représentation de la mousson asiatique). Toutefois, la représentation des stratocumulus marins reste encore largement insatisfaisante dans cette nouvelle version. De même, la simulation de la mousson africaine en Afrique de l'ouest est peu fidèle aux observations.

2.2.4 Modélisation du système climatique

et al.

Mes activités sur le modèle climatique du CNRM prennent place parmi celles de dizaines d'autres personnes et mes collaborations sont allées du CNRM à l'IPSL (à travers le projet MISSTERRE notamment) en passant par le CERFACS. Parmi les collaborations les plus fructueuses, citons celle avec **Stéphane Sénési** au contact de qui j'ai énormément appris sur le plan technique et organisationnel, celle avec SAV (Super **Aurore Voldoire**), véritable 'pierre angulaire' de ce travail collectif de long terme au CNRM, et avec qui j'ai toujours pris beaucoup de plaisir à travailler et celle avec **Bertrand Decharme**, avec qui j'ai également pris beaucoup de plaisir à travailler. À titre personnel, je me suis plus particulièrement impliqué sur le fait que les modèles CNRM-CM6 et CNRM-ESM2 soient facilement comparables et que le modèle CNRM-CM6 soit utilisé de manière coordonnée et homogène pour la réalisation de toutes les expériences de l'exercice CMIP6.

Le modèle ARPEGE-Climat est la composante atmosphérique du modèle climatique du CNRM, appelé CNRM-CM depuis maintenant plusieurs années (Voldoire et al., 2013). Avec ce modèle, le CNRM et le CERFACS participent régulièrement aux exercices d'inter-comparaison CMIP : le modèle CNRM-CM constitue ainsi un des membres de l'ensemble multimodèle. C'est aussi le modèle utilisé par Météo-France pour réaliser des prévisions saisonnières de manière opérationnelle.

- Le développement des modèles climatiques au CNRM a suivi ces dernières années l'évolution générale des modèles climatiques : l'assemblage de plus en plus de composantes et la complexification des différentes composantes. Dans sa version 6, le modèle CNRM-CM est un assemblage de plusieurs modèles (cf Fig. 2.5) : le modèle ARPEGE-Climat (Roehrig et al., 2020) pour l'atmosphère, le modèle NEMO (Madec et al., 2017) pour l'océan, le modèle IBSA-CTRIP (Decharme et al., 2019) pour les surfaces continentales et le modèle GELATO (e.g. Chevallier et al., 2013) pour la glace de mer. À cela s'ajoute désormais XIOS, un serveur d'entrées/sorties, développé par l'IPSL (Meurdesoif, 2018) et mis au point pour le modèle CNRM-CM6 notamment par Stéphane Sénési et moi-même.

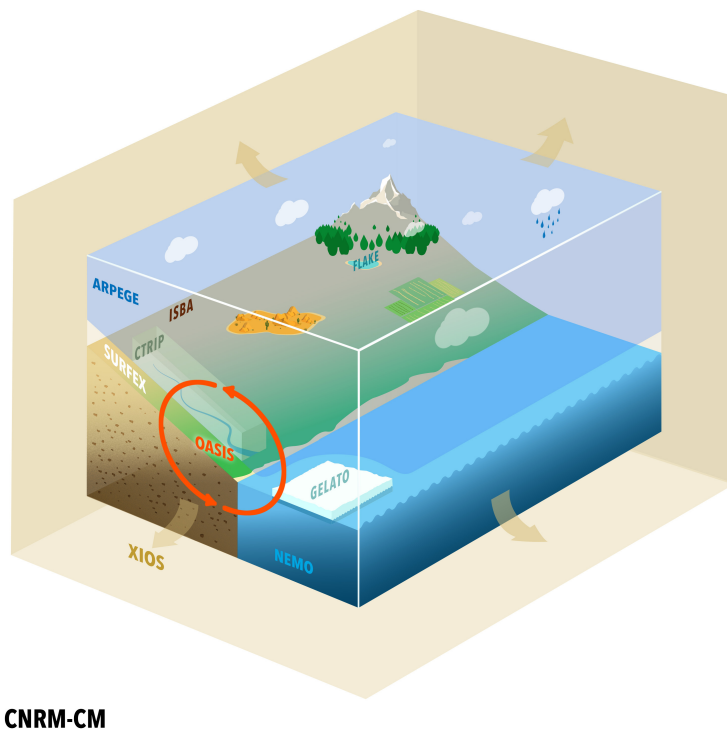


Figure 2.5. Représentation schématique du modèle CNRM-CM6-1 et de toutes ses composantes. Figure extraite de Voltaire et al. (2019).

- Le couplage (l'interaction entre ces différents modèles) peut varier entre les différents modèles climatiques existants. Dans le cas du modèle CNRM-CM6, le modèle de surfaces continentales ISBA est directement intégré au modèle ARPEGE-Climat : il est vu comme une paramétrisation de la physique d'ARPEGE-Climat. De facto, les modèles ISBA et ARPEGE opèrent sur la même grille avec un même pas de temps. Le modèle d'océan NEMO est une entité algorithmique à part. Il communique avec le modèle ARPEGE-Climat par un autre programme, le 'coupleur' OASIS (Craig et al., 2017) qui permet l'échange de quantités physiques entre les deux modèles. Comme les grilles des deux modèles ne sont pas identiques, ce coupleur traite des interpolations/extrapolations pour faire correspondre les informations échangées. La fréquence de couplage est un élément important de la construction/définition du modèle couplé. Elle est fixée à 1h pour CNRM-CM6. Le modèle CNRM-CM6-1 est décrit de manière complète dans Voltaire et al. (2019). Je présente quelques-unes de ces 'caractéristiques' dans l'encadré **e#2**.

- Dans le sillage du développement du modèle de climat, CNRM-CM, le CNRM a également développé ces dernières années un modèle de 'Système Terre', dénommé CNRM-ESM. La dernière version de ce modèle, CNRM-ESM2.1, est décrite dans Séférian et al. (2019) et fait suite à la première version, décrite dans Séférian et al. (2016). Les modèles CNRM-CM6-1 et CNRM-ESM2-1 sont un seul et même code (programme), ce qui permet de garantir de la modularité et autorise des comparaisons entre les différentes options choisies (cf encadré **e#3**). Le modèle CNRM-ESM enrichit la description de l'état du système

climatique en résolvant des équations d'évolution pour les gaz 'à l'état de trace', comme l'ozone ou le dioxyde de carbone. Pour le dioxyde de carbone, qui est un gaz relativement bien mélangé et assez inerte chimiquement dans l'atmosphère terrestre, son évolution est majoritairement régie par des processus dans l'océan et dans les surface continentales ; on parle de cycle du carbone. De manière générale, les ESMs visent à représenter l'ensemble du cycle biogéochimique, à la manière du cycle hydrologique. L'intégration de ces nouvelles équations a un coût numérique : la simulation d'une année avec le modèle CNRM-ESM2 est par exemple deux fois plus coûteuse que celle d'une année avec le modèle CNRM-CM6.

e#2

Le modèle CNRM-CM6-1

- La mise en place d'un modèle climatique s'accompagne de la réalisation d'une simulation 'de contrôle', qui reproduit un climat stable avec des forçages correspondant à l'ère pré-industrielle (i.e., représentatifs des années 1850). Les forçages (l'activité solaire, la concentration atmosphérique en gaz à effet de serre, la charge en particules) sont maintenus constants durant toute la durée de la simulation. L'intérêt de disposer d'un climat stable est de pouvoir quantifier la variabilité interne du système (en l'absence de variations des forçages). Pour cela, la durée de la simulation de contrôle doit être au moins supérieure à plusieurs centaines d'années. Cette simulation sert aussi de base de comparaison pour des simulations dans lesquelles on fait varier le forçage : la différence entre une simulation 'perturbée' et la simulation de 'contrôle' fournit la réponse du système (simulée par le modèle) à la variation du forçage.

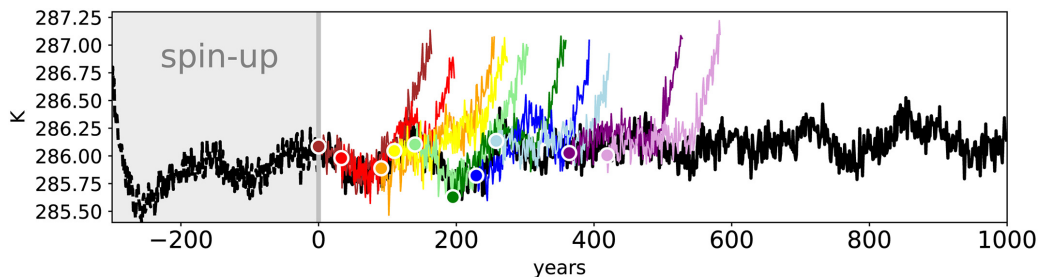


Figure 2.6. Évolution de la moyenne annuelle de température moyenne globale (unité : K) pour le modèle CNRM-CM6-1 dans les 1000 premières années de la simulation piControl (noir) et dans 10 membres de l'expérience 'historical' (couleurs). Les points correspondent à la première année de chaque simulation historique. Figure extraite de Voldoire et al. (2019).

- L'état initial que l'on impose au modèle climatique ne correspond pas exactement à l'un de ces états d'équilibre associés à ces forçages pré-industriels. Ainsi, le modèle fait varier certaines de ses variables d'état (typiquement sa température de surface) avant de parvenir à la région de son espace des phases qui correspond à l'équilibre. Cette mise à l'équilibre peut prendre plusieurs centaines d'années compte tenu en particulier de l'importante inertie thermique de l'océan profond. L'équilibre atteint par le modèle peut être associé à une température moyenne en surface éloignée de celle observée pendant l'ère pré-industrielle. Dans le cas du modèle CNRM-CM6-1, on a fait un effort particulier (de calibration) pour que l'équilibre atteint corresponde à une température moyenne globale proche des valeurs observées au début du 20ème siècle (cf Fig. 2.6). Après 300 ans de mise à l'équilibre, on considère que le modèle CNRM-CM6-1 a atteint un état d'équilibre, qui sert de conditions initiales à la simulation de référence (piControl).

- La mise en place d'un modèle climatique s'accompagne également de la mise en place d'un 'environnement de travail' permettant la réalisation d'une simulation numérique. Dans le

cadre de CNRM-CM6-1, un important travail de 'standardisation' de cet environnement a été accompli. Il s'agit de faire en sorte que le modèle soit un *laboratoire numérique* facilement accessible et qu'il puisse être utilisé pour une large gamme d'expériences. La mise en place d'un serveur d'entrées/sorties va dans ce sens, tout comme la mise en place d'un outil automatique de génération des diagnostics requis pour chaque type d'expérience (ce qui représentait une grande exigence de la part de l'exercice CMIP6). Le modèle CNRM-CM6-1 a ainsi été utilisé au sein du CNRM par des dizaines de chercheurs et a participé à de nombreuses expériences d'intercomparaison dans des configurations plus ou moins idéalisées. Pour faire cela, le modèle doit également être numériquement efficace et robuste. Dans le cas de CNRM-CM6-1, on arrive à simuler 8 années climatiques en mobilisant quelques centaines de processeurs pendant une journée. Cela a notamment permis de réaliser de très longues simulations - participation à LongRunMIP (Rugenstein et al., 2019) -, à proposer un ensemble de 10 membres pour chacune des simulations DAMIP ou à réaliser un 'grand' ensemble de 30 simulations historiques.

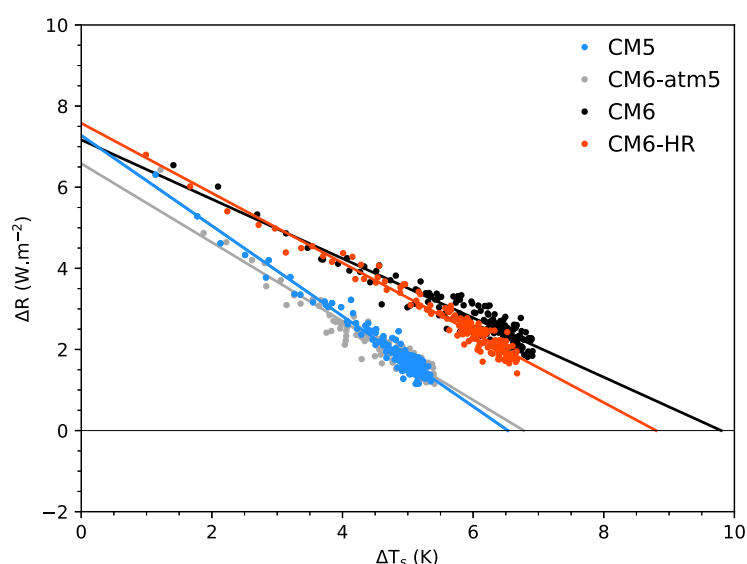


Figure 2.7. Évolution conjointe de la réponse en température moyenne globale (ΔT_s , unité : K) et du déséquilibre radiatif au sommet de l'atmosphère (ΔR , unité : $W.m^{-2}$) dans des expériences abrupt- $4xCO_2$ réalisées avec le modèle CNRM-CM : CNRM-CM5 (bleu), CNRM-CM6-atm5 (gris), CNRM-CM6-1 (noir) et CNRM-CM6-1-HR (rouge). Figure extraite de Saint-Martin et al. (2021).

- La mise en place du modèle CNRM-CM6-1 s'est également accompagnée d'un effort important de documentation et d'évaluation (Voldoire et al., 2019). Le modèle CNRM-CM6-1 se distingue par deux choses : une grande variabilité basse fréquence et une sensibilité climatique élevée. L'ECS de CNRM-CM6-1, calculée à partir de la méthode de Gregory et al. (2004), est de 4.9 degrés. Elle est plus forte que celle de la précédente version. Dans Saint-Martin et al. (2021), on montre que ce changement est dû à un changement de modèle atmosphérique (cf Fig. 2.7) et que la hausse de l'ECS peut être reliée à une modification des nuages tropicaux, en lien avec le nouveau de schéma de convection utilisé dans ARPEGE-Climat.

e#3

De CNRM-CM à CNRM-ESM : l'exemple de l'ECS

- Cet encadré synthétise quelques résultats présentés dans Michou et al. (2020) en réponse à la question : dans quelle mesure la sensibilité climatique à l'équilibre (ECS) dépend du degré de complexité dans la représentation des aérosols et de la chimie stratosphérique ? Elle est abordée en utilisant les résultats des modèles CNRM-CM6-1 (CM6) et CNRM-ESM2-1 (ESM2), dont les ECS valent 4.9 et 4.5 K respectivement.
- Pour la seule composante atmosphérique, la différence entre ces deux modèles tient à la représentation plus ou moins complexe de l'évolution des aérosols et de la chimie stratosphérique. Dans le modèle ESM2, les aérosols sont représentés de manière 'interactive' par le module 'TACTIC' (TAC) : leur évolution est couplée à l'évolution du système climatique (Michou et al., 2015). Dans le modèle CM6, les aérosols sont représentés de manière très simplifiée par une climatologie pré-calculée avec le modèle ESM2 (i.e., ils sont indépendants de l'évolution du climat). Dans ESM2, la composition chimique de l'atmosphère est représentée de manière détaillée par le schéma REPROBUS (REP), alors qu'elle est représentée très simplement dans CM6 (cf section 2.2 de Michou et al. (2020) pour plus de détails). La modularité de ces schémas permet de passer facilement d'une configuration à l'autre, dans un même cadre de modélisation, offrant ainsi la possibilité de faire une comparaison *toutes choses égales par ailleurs*.
- Pour la composante atmosphérique, on peut écrire : $ESM2 = CM6 \oplus TAC \oplus REP$. À partir de la configuration de base (CM6), on met alors en place les configurations intermédiaires suivantes :
 - une incluant seulement le schéma chimique : $CM6 \oplus REP$;
 - une incluant seulement le schéma d'aérosols interactifs : $CM6 \oplus TAC$;
 - une incluant seulement le schéma d'aérosols interactifs pour les aérosols anthropiques $CM6 \oplus TAC_{ant}$; les aérosols naturels (sels marins et poussières désertiques) sont spécifiés par des distributions climatologiques, comme dans la configuration de référence.
- L'estimation de l'ECS par la méthode classique de Gregory et al. (2004) suppose de réaliser non seulement une simulation abrupt-4xCO₂ de 150 années, mais aussi une expérience de contrôle d'une durée de plusieurs centaines d'années (cf e#1). Pour estimer l'ECS de manière plus rapide, on met en place un protocole simple à base de simulations 'en atmosphère seule' (i.e., avec des SSTs imposées) ; dans ce cas, le nombre d'années de simulations est considérablement réduit. Il s'agit de réaliser (pour chaque configuration) une série de 3 expériences : une expérience de référence dans laquelle les SSTs sont égales à la valeur moyenne de l'expérience piControl et la concentration de CO₂ égale à sa valeur préindustrielle (cette expérience est le fac-similé de piControl) ; une expérience (Ex1) dans laquelle on multiplie la concentration de CO₂ par 4 sans modifier les SSTs (Ex1 est le fac-similé du 'tout début' de

abrupt-4xCO₂) et une expérience (Ex2) dans laquelle on multiplie la concentration de CO₂ par 4, tout en spécifiant des SSTs proches des valeurs atteintes après 150 années de forçage 4xCO₂ (fac-similé des 'dernières' années de abrupt-4xCO₂).

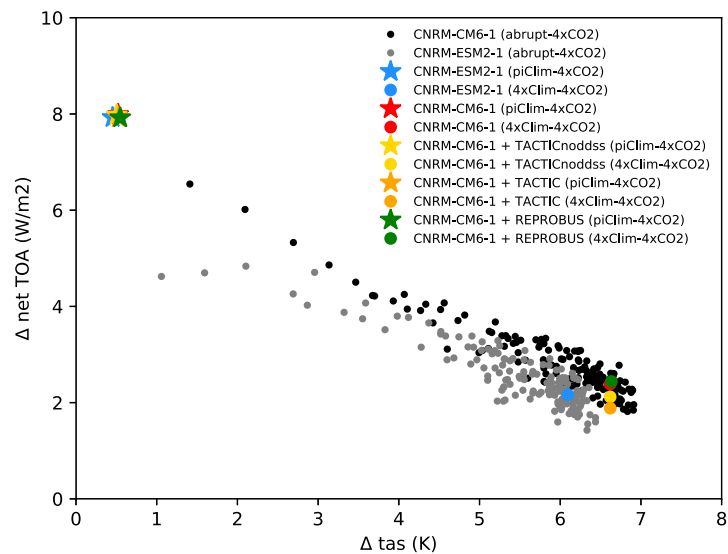


Figure 2.8. Évolution conjointe de la réponse en température moyenne globale (unité : K) et du déséquilibre radiatif au sommet de l'atmosphère (unité : $W.m^{-2}$) dans des expériences abrupt-4xCO₂ réalisées avec le modèle CNRM-CM6-1 et CNRM-ESM2-1. Figure extraite de Michou et al. (2020); cf texte pour plus de détails.

- Les résultats de ces expériences sont présentés sur la figure 2.8. Les points noirs (resp. gris) correspondent aux 150 années de la simulation abrupt-4xCO₂ réalisées avec CM6 (resp. ESM2). Les points (resp. étoiles) de couleur correspondent aux expériences Ex1 (resp. Ex2). Les points/étoiles de couleur rouge (bleu) correspondent à la configuration CM6 (resp. ESM2). La valeur de ces points rouge/bleu par rapport aux points noir/gris indique que l'estimation de l'ECS fournie par les simulations en atmosphère-seule est proche de celle obtenue par la régression linéaire des 150 années de simulations abrupt-4xCO₂.
- La configuration 'CM6 ⊕ REP' (point/étoile vert) se comporte de manière très proche de la configuration CM6. Ce qui indique un rôle très modéré joué par la représentation 'explicite' de la chimie atmosphérique dans la réponse au quadruplement de CO₂. La différence d'ECS entre les configurations ESM2 et CM6 est très largement expliquée par l'inclusion du schéma interactif d'aérosols : la configuration 'CM6 ⊕ TAC' (point/étoile jaune) a une sensibilité climatique proche de celle de la configuration ESM2. Les simulations avec la configuration CM6 ⊕ TACant (orange) soulignent le rôle important de la représentation des seuls aérosols anthropiques.

Chapitre 3

La sensibilité climatique à l'équilibre

3.1 Problématique(s)

Quelle est la variation de température moyenne à la surface de la Terre quand la quantité de dioxyde de carbone dans l'atmosphère est multipliée par deux ? La question est facile à formuler, la réponse l'est moins. Elle mobilise depuis plusieurs décennies des centaines de chercheurs. La question n'est pas seulement théorique : en lien avec les activités humaines, la concentration en CO₂ atmosphérique ne cesse d'augmenter depuis le début du vingtième siècle. La question n'est pas seulement scientifique : réduire l'incertitude associée à cette *sensibilité climatique* a une valeur socio-économique considérable (e.g. Hope, 2015).

À l'ordre 0

Au début du 19^{ème} siècle, Joseph Fourier établit que la température à la surface de la Terre s'ajuste pour équilibrer le bilan d'énergie résultant de l'absorption du rayonnement solaire et du rayonnement infrarouge vers l'espace. Il émet aussi l'idée que ce rayonnement infrarouge puisse être *piégé* par l'atmosphère elle-même¹. En 1856, Eunice Foote déduit d'une série d'expériences que cet *effet de serre* est lié non pas aux constituants majoritaires de l'atmosphère (N₂ et O₂) mais à des gaz 'à l'état de traces' : le dioxyde de carbone et la vapeur d'eau (Foote, 1856)². Plusieurs années plus tard, en 1896, Svante Arrhenius calcule qu'un doublement de la concentration de CO₂ conduirait à une augmentation de température du globe d'environ 5 degrés (Arrhenius, 1896).

Notre compréhension du transfert radiatif (les interactions entre l'atmosphère gazeuse et le rayonnement) s'est affinée depuis, avec notamment de meilleures mesures spectro-

1. Dans Fourier (1827), on peut lire : "*c'est ainsi que la température est augmentée par l'interposition de l'atmosphère, parce que la chaleur trouve moins d'obstacle pour pénétrer l'air, étant à l'état de lumière, qu'elle n'en trouve pour repasser dans l'air lorsqu'elle est convertie en chaleur obscure*"

2. C'est John Tyndall qui est souvent crédité de cette découverte majeure

scopiques mais cette valeur reste toujours d'actualité et l'interprétation intuitive de ce transfert radiatif par J. Fourier est restée juste. Cependant, même si le spectre d'absorption de la vapeur d'eau contient par exemple plusieurs centaines de raies, la complexité du transfert radiatif n'est pas la source principale de notre incertitude sur la valeur du changement de température associé à un changement de concentration en CO₂.

À l'ordre 1

La variation de température à la surface terrestre n'est pas la seule réponse du système climatique à une perturbation de son bilan d'énergie. Le système climatique ajuste certes sa température mais l'ajustement de température conduit aussi à une modification des propriétés radiatives de l'atmosphère; ce qui conduit, en retour, à une modification de son bilan d'énergie, et donc de sa température, et donc de ses propriétés radiatives³. Ainsi, certaines réponses du système climatique amplifient (ou atténuent) la perturbation initiale : on parle alors de rétroaction positive (ou négative). La notion de rétroaction est une notion très générale en sciences, couramment utilisée pour la régulation de systèmes dynamiques et conceptualisée notamment dans les années 1940 en électronique (Bode, 1945).

En réponse au *forçage* radiatif induit par la variation du CO₂, l'équilibre du système climatique est atteint via une réponse directe associée à la variation de la température de surface (dite réponse de Planck), et à travers plusieurs rétroactions radiatives du système climatique. Ce formalisme en forçage/rétroactions est couramment utilisé et sera décrit plus précisément par la suite (§3.2.1). En 1967, Syukuro Manabe et Richard Wetherald utilisent un modèle d'équilibre radiatif-convectif unidimensionnel pour donner une première estimation de la rétroaction associée à la vapeur d'eau (Manabe et Wetherald, 1967). Chacun de leur côté, Budyko (1969) et Sellers (1969) utilisent un modèle de bilan d'énergie (EBM) zonal pour estimer la rétroaction associée à un changement de l'albedo de surface.

À l'ordre 2

Même pour estimer les changements de température globale de la Terre, on ne peut se passer de la dynamique atmosphérique. L'amplitude des rétroactions dépend de processus complexes tels que la formation des systèmes nuageux, la convection ou encore la turbulence. Compte tenu de leur importante inertie thermique, les océans ne doivent pas non plus être négligés. Il faut attendre le milieu des années 1970 pour voir apparaître les modèles de circulation générale dans l'estimation de la sensibilité climatique (Manabe et Wetherald, 1975). Le rapport Charney (Charney, 1979) synthétise les résultats de ces premières simulations (à vrai dire seulement celles de S. Manabe et celles de J. Hansen)

3. Dès 1905, T. C. Chamberlain écrivait : "*Water vapor, confessedly the greatest thermal absorbent in the atmosphere, is dependent on temperature for its amount, and if another agent, as CO₂, not so dependent, raises the temperature of the surface, it calls into function a certain amount of water vapor which further absorbs heat, raises the temperature and calls forth for more vapor...*"

et estime que la sensibilité climatique à l'équilibre, en réponse à un doublement de CO₂, peut être comprise entre 1.5 et 4.5 degrés.

L'intervalle de confiance de la sensibilité climatique prédit par les nouvelles générations de modèles climatiques est resté à peu près le même. Les modèles couplés océan-atmosphère ne sont pas les seuls outils sur lesquels s'appuyer pour estimer cette sensibilité climatique. Les estimations tiennent compte de plusieurs *faisceaux d'indice* (e.g. Knutti et Hegerl, 2008; Sherwood et al., 2020). Parmi ceux-ci, l'évolution de la température moyenne observée depuis le début du vingtième siècle, les observations paléo-climatiques ou des études dédiées sur les processus clés mis en jeu (observations et/ou simulations à haute résolution spécifiques). Synthétisant toutes ces sources d'information, Sherwood et al. (2020) donnent un intervalle de confiance à 95% compris entre 2.3 et 4.7 degrés. La plupart de ces analyses s'appuient en particulier sur le formalisme en forçage/rétroactions et sur le résultat des simulations numériques des modèles climatiques. Ils ont tous deux des limitations.

À l'ordre 2⁺

La sensibilité climatique à l'équilibre (ECS) est définie comme la réponse, à un doublement de la concentration atmosphérique en CO₂, du système climatique, une fois qu'il a atteint un nouvel équilibre. Dans un modèle couplé océan-atmosphère, cet équilibre n'est atteint qu'après plusieurs milliers d'années. En pratique, l'ECS peut être calculée par extrapolation, le plus souvent par régression linéaire du déséquilibre radiatif au sommet de l'atmosphère relativement à la température moyenne globale (Gregory et al., 2004). Cette sensibilité climatique effective peut différer de l'ECS à cause de réponses qui mettent en jeu des mécanismes avec des temps de réponse longs comme l'océan profond ou certaines caractéristiques des surfaces continentales (cf Fig. 3.1 extraite de Knutti et al., 2017). Elle est toutefois plus pertinente pour les échelles de temps 'proches' (d'ici la fin du siècle) que ne l'est la 'véritable' ECS.

Le paramètre de rétroaction (la pente de la régression) peut varier en fonction de l'évolution du système climatique même si les mêmes rétroactions sont à l'œuvre. D'une part, les rétroactions peuvent varier en intensité à travers leur dépendance directe à la température globale ou à des effets indirects via la couverture de neige ou via l'étendue de la glace de mer. D'autre part, le rayonnement net sortant ne dépend pas seulement de la température moyenne sur le globe mais peut aussi dépendre de la répartition spatiale du réchauffement. Ces variations peuvent notamment provenir d'un réchauffement différé dans certaines zones océaniques. L'hypothèse d'un paramètre de rétroaction constant dans le temps souvent faite dans la plupart des études est ainsi de plus en plus remise en question. La distinction claire entre forçage et rétroactions prête également à discussion.

L'incertitude associée à la valeur prédite par les modèles climatiques est liée à leur difficulté à correctement représenter les nuages (de tous types) et la réponse de ces nuages à une augmentation de la concentration en CO₂. La rétroaction nuageuse constitue la rétroaction la plus incertaine. Cela concerne notamment les stratocumulus maritimes dont

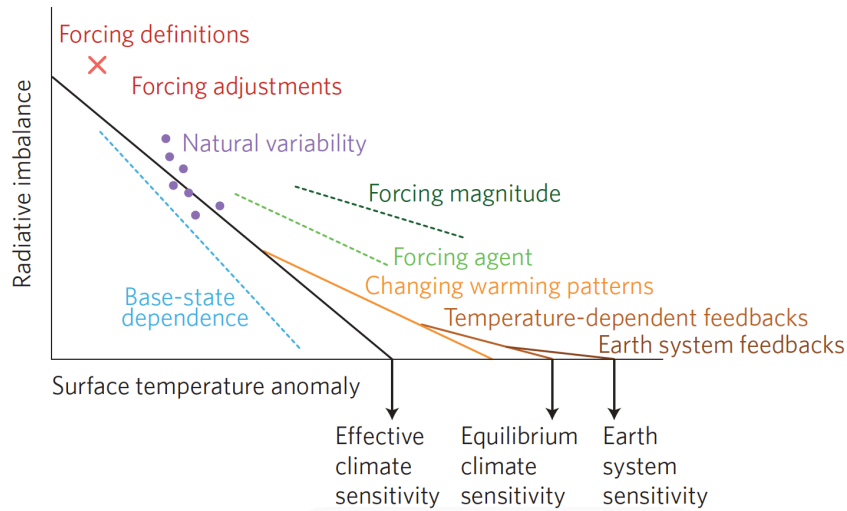


Figure 3.1. Illustration conceptuelle des différents processus à l'origine des variations temporelles possibles du paramètre de rétroaction (pente) et de l'ECS (intersection avec l'axe des abscisses). Figure extraite de Knutti et al. (2017).

la présence sur de grandes étendues près des bords est des océans tropicaux joue un rôle majeur dans le bilan d'énergie de la Terre. L'incertitude relève aussi des nuages présents en haute altitude. Cette incertitude sur la valeur de la rétroaction nuageuse reste importante : elle est par exemple estimée à $0.45 (\pm 0.33) \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-1}$ par Sherwood et al. (2020).

3.2 Mes travaux de recherche

et al.

Mes travaux ont principalement porté sur l'analyse et l'interprétation des réponses du système climatique simulées par les modèles couplés océan-atmosphère en utilisant des modèles simples : de forçage/rétroactions (§3.2.1) et de bilan d'énergie (§3.2.2). Ils ont conduit à quelques améliorations méthodologiques de ces modèles conceptuels. Cela concerne par exemple le développement de méthodes d'estimation des rétroactions et d'estimation 'en accéléré' de la 'véritable' ECS. Ces travaux ont été notamment réalisés en collaboration avec **Aurore Voldoire**, qui, au sortir de ma thèse, m'a 'mis le pied à l'étrier' sur ces questions de sensibilité climatique, avec **Gilles Bellon**, qui a pris soin de vérifier certains des calculs, et avec **Dirk Olivié**, qui a fait les deux en même temps : tout en m'initiant à cette problématique, il a lui aussi pris soin de vérifier les calculs. Les articles publiés sur ce sujet parlent d'eux-mêmes : ces travaux sont le fruit d'une étroite collaboration avec **Olivier Geoffroy** et les quelques résultats exposés dans ce chapitre lui doivent beaucoup. Certaines de nos idées 'lumineuses' n'ont parfois pas passé la nuit mais notre complicité scientifique ne s'est jamais démentie. Les articles publiés sur ce sujet parlent d'eux-mêmes. Mais ils ne disent pas tout : les èfes, les lambdas, les calculs sur des coins de tableau, les discussions sans fin, les idées sans lendemain sont tout aussi importants.

3.2.1 Le modèle conceptuel de forçage/rétroactions

Le concept de 'forçage/rétroactions' est au centre de presque toutes les analyses sur la sensibilité climatique et au centre de mes quelques travaux sur ce sujet. Je le détaille ici rapidement. Commençons par exprimer le flux radiatif net au sommet de l'atmosphère, R , comme une fonction, de la concentration en CO_2 atmosphérique e , de la température de surface T_s et d'un certain nombre d'autres agents radiatifs atmosphériques x_i , eux-mêmes fonctions de e et de T_s :

$$R \equiv R(e, T_s, x_i(e, T_s)). \quad (3.1)$$

Une perturbation de ce flux peut alors s'écrire, à l'ordre 1 (e.g. Wetherald et Manabe, 1988) :

$$\Delta R = \frac{\partial R}{\partial e} \Delta e + \sum_i \left(\frac{\partial R}{\partial x_i} \frac{\partial x_i}{\partial e} \Delta e + \frac{\partial R}{\partial x_i} \frac{\partial x_i}{\partial T_s} \Delta T_s \right). \quad (3.2)$$

Si on définit :

$$\mathcal{F}_{tot} = \frac{\partial R}{\partial e} \Delta e + \sum_i \frac{\partial R}{\partial x_i} \frac{\partial x_i}{\partial e} \Delta e, \quad (3.3)$$

et :

$$\lambda_{tot} = \sum_i \frac{\partial R}{\partial x_i} \frac{\partial x_i}{\partial T_s}, \quad (3.4)$$

on peut alors écrire que :

$$\Delta R = \mathcal{F}_{tot} + \lambda_{tot} \Delta T_s. \quad (3.5)$$

Pour désigner \mathcal{F}_{tot} , on emploie le terme de forçage radiatif et λ_{tot} est le paramètre de rétroaction. Le terme $\lambda_{tot} \Delta T_s$ constitue la réponse radiative du système climatique à la perturbation radiative, Δe . Ce formalisme extrêmement simple (une simple linéarisation de la variation du flux radiatif au sommet de l'atmosphère) est couramment utilisé pour étudier la question de la sensibilité climatique.

L'ECS

À l'équilibre, $\Delta R = 0$: la réponse radiative compense exactement le forçage. La variation de la température de surface à l'équilibre, ΔT_{eq} , s'écrit alors simplement :

$$\Delta T_{eq} = -\frac{\mathcal{F}_{tot}}{\lambda_{tot}}. \quad (3.6)$$

Dans le cas où la perturbation radiative Δe correspond à un doublement de la concentration en CO_2 , ΔT_{eq} correspond à la sensibilité climatique à l'équilibre.

Dans le cas où le forçage est supposé constant dans le temps, l'équation (3.5) peut aussi s'écrire sous la forme :

$$\Delta R(t) = \mathcal{F}_{tot} + \lambda_{tot} \Delta T_s(t). \quad (3.7)$$

Cette équation permet d'estimer la température d'équilibre sans attendre l'équilibre. Elle peut être 'extrapolée' à partir de l'estimation de \mathcal{F}_{tot} , λ_{tot} comme coefficients de la régression linéaire entre les couples de valeurs $\{\Delta T_s(t), \Delta R(t)\}_t$. Cette méthode (Gregory et al., 2004) est couramment utilisée pour estimer l'ECS. Dans l'équation (3.7), on a négligé la 'variabilité', autrement dit la variation du flux radiatif au sommet de l'atmosphère, qui ne dépend ni du forçage ni de la rétroaction. Quand le forçage est fort (typiquement un quadruplement de CO_2), le signal est tel que la régression linéaire entre ΔT_s et ΔR est très bien vérifiée. C'est un peu moins le cas quand le forçage correspond à un doublement de CO_2 . L'ECS est donc souvent estimée par cette méthode d'extrapolation comme étant la moitié de la température à l'équilibre en réponse à un quadruplement de CO_2 . Ce calcul repose sur l'hypothèse que le forçage \mathcal{F}_{tot} est proportionnel au log de la concentration en CO_2 , ce qui n'est pas forcément vérifié ; cette hypothèse est bien souvent implicitement faite quand le concept de forçage/rétroactions est utilisé, ce qui peut induire certains problèmes (e.g. Geoffroy et Saint-Martin, 2020).

Le(s) forçage(s)

Dans l'équation (3.3), le forçage radiatif est la somme de deux termes. Le premier de ces termes correspond au forçage 'instantané', autrement dit à la variation du flux radiatif en réponse à une perturbation radiative, toutes choses égales par ailleurs. La valeur de ce forçage instantané en réponse à un doublement de la concentration en CO_2 peut être

estimée à partir de modèles de transfert radiatif très précis (e.g. Etminan et al., 2016) qui s'accordent sur une valeur de 3.8 W.m^{-2} (cette valeur tient également compte de l'ajustement de la stratosphère). Le deuxième terme fait intervenir des 'ajustements' au forçage, \mathcal{F}_i , définis comme la réponse directe (i.e., à température de surface constante) des agents radiatifs x_i à la variation de e : $\mathcal{F}_i = (\partial_{x_i} R)(\partial_e x_i) \Delta e$. Cet ajustement rapide de certaines composantes de la troposphère est de l'ordre de 0.2 W.m^{-2} (Gregory et Webb, 2008). Son estimation se fait sur la base de résultats de GCMs et pose quelques problèmes méthodologiques. Il est en effet difficile de mettre en place un protocole expérimental pour calculer la valeur exacte de cet ajustement. Ainsi, il est souvent estimé en comparant le résultat de deux simulations atmosphériques où l'on impose les mêmes températures de surface de l'océan. Dans l'une des simulations, on impose la perturbation radiative Δe . La différence des flux radiatifs nets au sommet de l'atmosphère entre ces deux simulations (notée \mathcal{F}_{tot}^*) n'est pas tout à fait égale à \mathcal{F}_{tot} , elle inclut également une réponse radiative associée à la réponse (rapide) des surfaces continentales, ΔT_L , si bien que ΔT_{eq} s'écrit plutôt⁴ :

$$\Delta T_{eq} = \Delta T_L - \frac{\mathcal{F}_{tot}^*}{\lambda_{tot}}. \quad (3.8)$$

Les rétroactions

Dans l'équation (3.4), le paramètre de rétroaction λ_{tot} est la somme de différentes rétroactions radiatives, λ_i , modulations des réponses de ΔT_s par différents agents radiatifs : $\lambda_i = (\partial_{x_i} R)(\partial_{T_s} x_i)$. On distingue en général : la rétroaction associée à la réponse de la température de surface, celle associée à la variation du profil vertical de température, celle associée à la vapeur d'eau et celle associée au changement d'albedo. La rétroaction nuageuse est estimée de manière indirecte à partir des flux radiatifs calculés en ciel clair (Soden et al., 2008). L'estimation de ces rétroactions simulées par un GCM est relativement difficile à mettre en œuvre et reste incertaine. La méthode la plus couramment utilisée est celle des 'radiative kernels' (Soden et Held, 2006, Soden et al., 2008). Cette méthode permet aussi de calculer les ajustements au forçage. Chaque rétroaction peut s'écrire sous la forme :

$$\lambda_i = K_i \frac{\partial x_i}{\partial T_s}, \quad (3.9)$$

dans laquelle, $K_i = \partial_{x_i} R$ est la 'fonction de réponse linéaire', correspondant au changement de flux radiatif associé à la modification de la valeur de x_i . Cette fonction est appelée 'radiative kernel' et peut être calculée à partir d'un modèle de transfert radiatif, en perturbant la valeur de x_i . L'avantage de cette méthode est que, comme la valeur de K_i est pré-calculée, elle peut être réutilisée quelle que soit la perturbation radiative analysée et l'estimation de λ_i se fait simplement à partir de l'estimation de Δx_i et ΔT_s . Cette méthode a cependant un certain nombre de défauts. Les kernels dépendent du modèle de transfert radiatif et ils dépendent aussi de l'état de base de l'atmosphère à partir duquel ils sont calculés (e.g. Block et Mauritsen, 2013; Tomassini et al., 2013). La somme des

4. sous l'hypothèse que la rétroaction associée au réchauffement des continents soit égale à λ_{tot}

rétroactions estimées par cette méthode est parfois bien différente de la valeur du paramètre de rétroaction totale $\sum \lambda_i \neq \lambda_{tot}$. La valeur du résidu est loin d'être négligeable (Vial et al., 2013) et peut gêner la comparaison de deux configurations de modèles par exemple (Saint-Martin et al., 2021).

- Dans Geoffroy et al. (2014), nous avons suggéré une méthode plus précise pour estimer en même temps les réponses 'rapides' (ajustements au forçage) et 'lentes' (rétroactions) des différents agents radiatifs. La méthode est basée sur celle des 'perturbations radiatives partielles' (PRP) décrite initialement par Wetherald et Manabe (1988). L'idée initiale reste identique : calculer les valeurs de $\partial_{x_i} R$ en perturbant la valeur de x_i . Mais le calcul de ces dérivées partielles ne se fait plus relativement à un état de base 'moyen' mais relativement à toutes les conditions atmosphériques rencontrées pendant les deux simulations, de contrôle et perturbée. Cela permet d'échantillonner la réponse radiative associée à chaque agent sur une plus large gamme d'états atmosphériques. Dans cette étude, nous avons utilisé dans un premier temps cette méthode de PRP pour calculer la valeur de ces réponses radiatives 'transitoires' (tout au long de la simulation perturbée). Une régression linéaire de ces réponses contre la variation de la température globale fournit dans un second temps à la fois la valeur de λ_i et celle de \mathcal{F}_i . Avec cette méthode, que nous avons appliquée au modèle CNRM-CM5, nous avons montré que le résidu était faible et que la contribution relative de chacun des ajustements au forçage était ainsi plus précisément estimée.

- Un deuxième point méthodologique important est la façon dont on calcule la contribution relative de chaque rétroaction λ_i (et donc de chaque agent radiatif associé) au changement de température ΔT_{eq} . Dufresne et Bony (2008) proposent de la quantifier via une décomposition de ΔT_{eq} 'exacte' et cette décomposition est encore très souvent utilisée (e.g. le récent Zelinka et al., 2020). Cette décomposition peut conduire à des interprétations erronées quand elle est utilisée par exemple pour comparer la contribution relative d'une rétroaction dans la différence d'ECS entre deux modèles. Avec cette décomposition usuelle, cette contribution peut être non nulle, quand bien même la valeur de la rétroaction est inchangée entre les deux modèles. Dans Saint-Martin et al. (2021), en lien avec les travaux précédents de Caldwell et al. (2016), nous proposons d'utiliser préférentiellement une décomposition construite sur une simple linéarisation de la différence d'ECS. Cette décomposition permet à la fois de bien séparer les effets individuels de chaque forçage/rétroaction et de bien quantifier leur contribution relative dans la différence d'ECS.

3.2.2 Le modèle de bilan d'énergie à deux couches

L'équation (3.7) permet d'extrapoler la valeur de l'ECS mais elle ne nous dit rien sur l'évolution de la température de surface ΔT_s en fonction du temps. Pour la calculer, il faut par exemple considérer que le système climatique a une capacité thermique, \bar{c} . Dans ce cas, l'énergie stockée, ΔQ , par le système climatique est égale à l'énergie reçue, égale

au flux radiatif net au sommet de l'atmosphère, ΔR :

$$\Delta Q(t) = \bar{c} \frac{d\Delta T_s}{dt} = \Delta R(t) = \mathcal{F}_{tot}(t) + \lambda_{tot} \Delta T_s(t). \quad (3.10)$$

Cette équation décrit l'évolution du bilan d'énergie du système climatique dans son ensemble : atmosphère, océans et surfaces continentales. Ce cadre théorique est couramment utilisé pour estimer la valeur de λ_{tot} à partir des observations disponibles (e.g. Otto et al., 2013). Comme on connaît assez bien ΔT_s sur la période historique, si on est capable d'estimer ΔQ et \mathcal{F}_{tot} sur cette même période, alors on est capable d'estimer la valeur de λ_{tot} . Les principales difficultés viennent du fait que l'estimation de ΔQ (l'énergie stockée dans l'océan principalement) est délicate, et que sur la période historique, le forçage n'est pas seulement dû à la seule perturbation radiative du CO_2 (ce que l'on a implicitement supposé jusqu'ici) mais il est également dû à la présence des aérosols, dont la répartition spatiale est bien moins uniforme.

- Si l'on sépare maintenant ce système en 2 sous-systèmes, l'un comprenant l'atmosphère, l'océan superficiel et les surfaces continentales (un sous-système avec une inertie thermique c) et l'autre comprenant l'océan *profond* (avec une inertie thermique $c_0 \gg c$), on peut écrire que :

$$\begin{aligned} c \frac{d\Delta T_s}{dt} &= \Delta R - H, \\ c_0 \frac{d\Delta T_0}{dt} &= H, \end{aligned} \quad (3.11)$$

où H désigne l'énergie échangée entre les deux sous-systèmes, typiquement entre l'océan superficiel et l'océan profond. Pour désigner ce terme, on parle de *ocean heat uptake* (OHU). Si on exprime simplement H comme une fonction de la différence de température entre la couche superficielle et la couche profonde (avec un coefficient de transfert thermique γ), et ΔR à partir du concept de 'forçage/rétroactions', le système (3.11) devient un système d'équations différentielles linéaire à deux inconnues ($\Delta T_s, \Delta T_0$) :

$$\begin{aligned} c \frac{d\Delta T_s}{dt} &= \mathcal{F}_{tot}(t) + \lambda_{tot} \Delta T_s - \gamma(\Delta T_s - \Delta T_0), \\ c_0 \frac{d\Delta T_0}{dt} &= \gamma(\Delta T_s - \Delta T_0), \end{aligned} \quad (3.12)$$

que l'on peut facilement résoudre analytiquement pour n'importe quel type de forçage : $t \rightarrow \mathcal{F}_{tot}(t)$. La résolution analytique et l'analyse de ce modèle de bilan d'énergie à deux couches est décrite dans Geoffroy et al. (2013a). Et l'utilisation de ce modèle a fait l'objet de plusieurs de nos travaux (Geoffroy et al., 2012, Geoffroy et al., 2013b, Geoffroy et Saint-Martin, 2014, Geoffroy et al., 2015, Saint-Martin et al., 2019, Geoffroy et Saint-Martin, 2020).

Malgré sa simplicité formelle et son grand intérêt conceptuel, cet EBM à deux couches n'a été écrit sous cette forme épurée qu'assez tard (Gregory, 2000, puis Held et al., 2010). Schneider et Gal-Chen (1973) me semble être les premiers à considérer l'EBM de Budyko (1969) et Sellers (1969) sous une forme transitoire. Puis, Dickinson (1981) écrivent ce système d'équations pour trois sous-systèmes : atmosphère, océan superficiel et océan

'profond'. Wigley et Schlesinger (1985) résolvent analytiquement un système de ce type et l'utilisent pour comprendre le réchauffement de la surface terrestre de 0.5 degrés, constaté à l'époque. Par la suite, les travaux de Gregory et Mitchell (1997) et Gregory (2000) contribuent à la formalisation de ce modèle. Parallèlement à ces travaux, d'autres études décrivent la réponse de la température moyenne comme la somme de réponses associées à une gamme plus complète de temps de réponse (e.g. Hasselmann et al., 1993, Good et al., 2011).

- On peut toutefois montrer que deux temps de réponse permettent de représenter correctement l'évolution de la température de surface en réponse à des différents scénarios de forçage (e.g. Olivié et al., 2012). C'est précisément ce qui est fait à travers l'EBM à deux couches (d'inertie thermique différente). Le système climatique, tel que représenté par cet EBM, répond à une perturbation radiative avec un temps de réponse court, de l'ordre d'une dizaine d'années et un temps de réponse long, de l'ordre de plusieurs centaines d'années. Dans Geoffroy et al. (2013a), nous montrons qu'il est possible de calibrer astucieusement les quelques paramètres (forçage radiatif, rétroaction globale, capacités calorifiques des couches, coefficient d'échange entre les couches) de ce modèle de bilan d'énergie pour reproduire les réponses de tous les modèles couplés participant à CMIP5. L'EBM à deux couches est un émulateur de la réponse d'un AOGCM à une perturbation radiative. Sa simplicité d'utilisation et d'interprétation en font un outil de valeur pour comparer et analyser les réponses des modèles couplés océan-atmosphère. L'intérêt de disposer d'un tel émulateur simple est mis en évidence dans Geoffroy et al. (2012). Cet article fait l'objet de l'encadré **e#4**. On peut également se servir de cet EBM à deux couches pour concevoir des scénarios conduisant à un équilibrage 'ultra-rapide' du système climatique. La méthode de mise à l'équilibre 'en accéléré' est décrite dans Saint-Martin et al. (2019), qui fait l'objet de l'encadré **e#5**.

- L'hypothèse de linéarité de la réponse radiative n'est pas toujours vérifiée. Winton et al. (2010) montrent notamment que l'évolution du déséquilibre radiatif au sommet de l'atmosphère doit tenir compte de la structure géographique du réchauffement. En effet, l'OHU réduit le réchauffement sur les océans, notamment dans l'océan circumpolaire de l'hémisphère sud ou dans la région de l'Atlantique nord (Manabe et al., 1991). L'inhomogénéité spatiale du réchauffement module la valeur du paramètre de rétroaction (on parle de *pattern effect*). Pour prendre en compte cet effet, Winton et al. (2010) proposent d'introduire un facteur d'efficacité pour l'OHU (voir aussi Held et al., 2010). Dans Geoffroy et al. (2013b), nous analysons la réponse de l'EBM intégrant ce facteur d'efficacité (noté ε) et estimons sa valeur pour tous les modèles CMIP5.

e#4

Quantification des sources de la dispersion inter-modèles de l'ECS

- Cet encadré met l'accent sur les travaux publiés dans Geoffroy et al. (2012). Dans cette étude, nous étudions la dispersion de la réponse de 16 modèles climatiques ayant participé à CMIP5 à une augmentation de la concentration atmosphérique en CO_2 . La caractérisation de cette réponse se fait à partir des deux métriques traditionnelles : l'ECS et la TCR, définie comme la température de surface atteinte lorsque la concentration de CO_2 atteint deux fois sa valeur préindustrielle dans un scénario d'augmentation de CO_2 de 1% par an. La TCR est plus représentative du réchauffement possible dans un futur proche (typiquement une cinquantaine d'années) que ne l'est l'ECS. La dispersion de la réponse est analysée en comparant la contribution relative à cette dispersion du forçage, des rétroactions, et de la réponse 'lente' du système climatique. Nous utilisons pour cela le formalisme du modèle à deux couches décrit dans Geoffroy et al. (2013b). L'utilisation de cet EBM- ε permet également de quantifier le rôle de la structure spatiale du réchauffement (pattern effect) représentée via le paramètre ε .
- Dans ce cadre-là, pour chaque modèle de climat i , l'évolution de la température moyenne globale est représentée de manière approchée par $\Delta T_s^{(i)}(t) = \tilde{g}(t; \Theta^{(i)})$, où \tilde{g} est la solution analytique de l'EBM- ε et où $\Theta^{(i)}$ sont les 6 paramètres (relatifs à chaque modèle i) décrivant ce modèle de bilan d'énergie à deux couches. Si on s'intéresse à la TCR, notée T , on peut écrire :

$$T^{(i)} = \tilde{f}(\mathcal{F}_{tot}^{(i)}, \lambda_{tot}^{(i)}, \gamma^{(i)}, c^{(i)}, c_0^{(i)}, \varepsilon^{(i)}). \quad (3.13)$$

L'intérêt de cette représentation simplifiée tient au fait que la fonction \tilde{f} est rapide à calculer (bien plus rapide que la 'vraie' fonction f résultant de longues simulations numériques avec des modèles couplés océan-atmosphère).

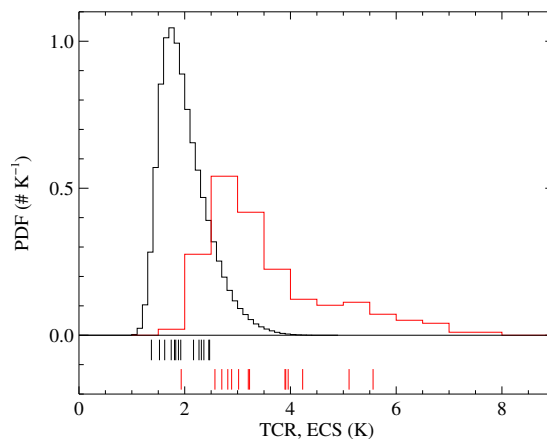


Figure 3.2. Densités de probabilité de la TCR (noir) et de l'ECS (rouge) obtenues à partir de toutes les combinaisons possibles de paramètres. Les lignes verticales correspondent aux valeurs des TCR et ECS de chaque modèle pris individuellement. Figure extraite de Geoffroy et al. (2012).

• Cette représentation paramétrique de la TCR permet d'estimer la contribution de chaque paramètre (et de chaque 'processus' associé) à la variance de l'ensemble multi-modèles. Pour construire la densité de probabilité associée à cet ensemble, on crée un ensemble de $N_0 = 16^6$ valeurs de réponses : $\{T_{i,j,k,l,m,n}\} = \tilde{f}(\{\mathcal{F}_{tot}^{(i)}, \lambda_{tot}^{(j)}, \gamma^{(k)}, c^{(l)}, c_0^{(m)}, \varepsilon^{(n)}\})$, en considérant toutes les combinaisons possibles des 6 paramètres. Cette distribution de probabilité est représentée sur la figure 3.2. La variance, $Var(T)$, de cet ensemble $\{T_{i,j,k,l,m,n}\}$ est simplement égale à :

$$Var(T) = \frac{1}{N} \sum_{i,j,k,l,m,n} (T_{i,j,k,l,m,n} - \bar{T})^2. \quad (3.14)$$

En suivant une méthode en analyse de variance (ANOVA), elle peut s'écrire sous la forme $Var(T) = (c_{\mathcal{F}_{tot}} + \dots + c_\varepsilon + c_I)Var(T)$, où c_x représente la contribution du paramètre x à la variance de ΔT :

$$c_x = \frac{1}{Var(T)} \frac{1}{N_x} \sum_i \left[\frac{1}{N_y \dots N_z} \sum_{j \dots n} (T_{i,j,k,l,m,n} - \bar{T}) \right]^2. \quad (3.15)$$

Le terme, c_I , est un résidu qui correspond à l'effet des interactions au premier ordre entre les paramètres, à des effets du deuxième ordre, etc. On montre dans cette étude que ce terme reste faible, et que la décomposition est presque exacte.

• La comparaison des différents termes c_x donne une idée de la contribution relative de chacun des paramètres à la variance multi-modèle de la TCR. Cette décomposition peut s'appliquer à la réponse de la température à tout instant. La décomposition associée à la TCR et à l'ECS (qui ne dépend que du forçage et des rétroactions) est représentée sur la figure 3.3.

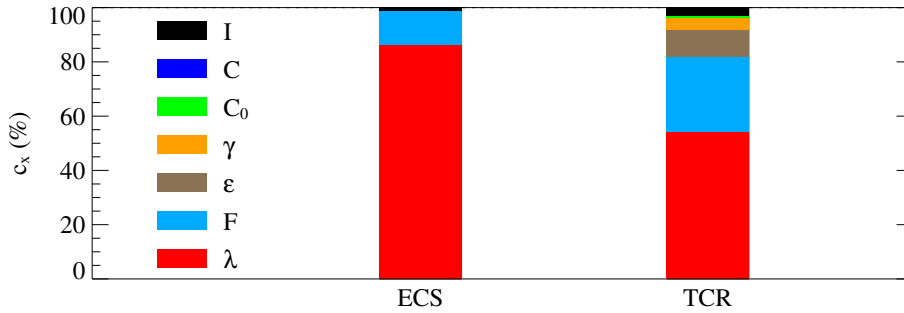


Figure 3.3. Contributions relatives de chaque paramètre (et d'une terme d'interaction, c_I) à la variance de l'ECS et de la TCR. Figure extraite de Geoffroy et al. (2012).

• Les processus atmosphériques (associés à \mathcal{F}_{tot} et λ_{tot}) constituent la principale source de dispersion inter-modèles de la réponse du système climatique. La contribution du paramètre ε est de l'ordre de 10%, ce qui suggère que le rôle de la répartition spatiale du réchauffement ne doit pas être négligé quand le formalisme de l'EBM est utilisé. Cette étude confirmait alors les travaux de Winton et al. (2010) et était annonciatrice des nombreux travaux récents sur ce *pattern effect* (e.g. Andrews et Webb, 2018). Elle confirmait également l'importance des rétroactions atmosphériques dans la dispersion inter-modèles de la TCR, importance qui reste d'actualité (e.g. Zelinka et al., 2020).

e#5

Une mise en équilibre en accéléré

- En réponse à un doublement de la concentration atmosphérique en CO_2 , un modèle couplé océan-atmosphère n'atteint un 'nouvel équilibre' qu'après plusieurs milliers d'années (Stouffer, 2004). Des simulations climatiques d'une aussi longue durée restent rares (e.g. Rugenstein et al., 2019). Il faut noter que l'équilibre ainsi atteint par un AOGCM ne tient pas compte de la réponse de composantes 'très' lentes du système climatique (comme la réponse des banquises, qui n'est pas représentée dans les AOGCMs).

- Dans Saint-Martin et al. (2019), nous proposons une méthode simple permettant la mise à l'équilibre d'un AOGCM en seulement quelques centaines d'années. Cette méthode de mise à équilibre 'en accéléré' s'appuie sur le formalisme de l'EBM à deux couches. Dans ce cadre simple, la réponse du système climatique est caractérisée par deux temps de réponse : un temps de réponse 'rapide' (τ_f) et un 'lent' (τ_s). En réponse à un forçage 'à une marche d'escalier' ($\mathcal{F}(t) = \mathcal{F}_\infty$, if $t \geq 0$), la solution analytique du modèle à deux couches est donnée par :

$$\Delta T_s(t) = \Delta T_{eq} - \Delta T_{eq} \sum_{n=\{f,s\}} a_n e^{-t/\tau_n}, \quad (3.16)$$

où $\Delta T_{eq} = -\mathcal{F}_\infty/\lambda_{tot}$ est la température d'équilibre et (a_f, a_s), les contributions relatives des réponses 'lente' et 'rapide' dépendent de c, c_0, γ and λ_{tot} (cf Table 1 de Geoffroy et al., 2013a). Le forçage \mathcal{F}_∞ peut être 'assimilé' à l'augmentation de la concentration en CO_2 , $n_\infty = [\text{CO}_2]_\infty/[\text{CO}_2]_{pi}$, relativement à la concentration 'pré-industrielle' de départ, $[\text{CO}_2]_{pi}$, en utilisant la formule : $\mathcal{F}_\infty = \mathcal{F}_{4\times} \log_4(n_\infty)$. La simulation abrupt-4x CO_2 imposée par l'exercice CMIP6 correspond à un forçage en 'marche d'escalier' avec $n_\infty = 4$, et $\mathcal{F}_{4\times}$ est la valeur du forçage associé à ce quadruplement de CO_2 .

- Si on considère maintenant un forçage 'à deux marches d'escalier' :

$$\mathcal{F}(t) = \begin{cases} \mathcal{F}_0 & \text{if } 0 \leq t < t_0, \\ \mathcal{F}_\infty & \text{if } t \geq t_0, \end{cases} \quad (3.17)$$

l'évolution de la température de surface, pour $t \geq t_0$, est donnée par $\Delta T_s(t) = \Delta T_{eq} - (1/\lambda_{tot}) \sum_{n=\{f,s\}} g_n a_n e^{-t/\tau_n}$, avec :

$$g_n = (\mathcal{F}_0 - \mathcal{F}_\infty) e^{t_0/\tau_n} - \mathcal{F}_0. \quad (3.18)$$

En sélectionnant \mathcal{F}_0 et t_0 de manière à annuler le terme g_s , on est en mesure d'annihiler la composante lente du réchauffement, le terme en e^{-t/τ_s} . Cela revient simplement à réchauffer l'océan profond, 'plus fort' (avec $\mathcal{F}_0 > \mathcal{F}_\infty$) et 'suffisamment longtemps' (pendant t_0), de façon à ce qu'il atteigne sa valeur d'équilibre, ΔT_{eq} , correspondant au forçage 'cible', \mathcal{F}_∞ . En fixant \mathcal{F}_0 , on peut par exemple choisir la valeur optimale de t_0 comme :

$$t_0 = -\tau_s \ln \left(1 - \frac{\mathcal{F}_\infty}{\mathcal{F}_0} \right). \quad (3.19)$$

- Dans ce cas, le temps de stabilisation est à peu près égal à t_0 , dont la valeur typique est de l'ordre de 200/300 ans. En réponse à ce forçage en 'deux marches d'escalier' *optimal*, la mise à l'équilibre peut ainsi se faire un ordre de grandeur plus rapidement qu'en réponse à une simple 'marche d'escalier'. En théorie, le temps t_0 peut être choisi aussi petit que possible, mais le forçage initial (et la température de surface correspondante) peuvent alors être très grands. Pour éviter des effets seuils indésirables, dans la pratique, on choisit d'imposer un forçage initial 'raisonnablement' fort. Dans Saint-Martin et al. (2019), pour atteindre l'équilibre correspondant à un doublement de CO_2 ($n_\infty = 2$, on propose par exemple de 'ré-utiliser' la simulation abrupt-4x CO_2 (d'une durée de 150 ans) et de fixer $n_0 = 4$. Dans ce cas, la durée optimale du forçage initial est simplement égale à $t_0 = \tau_s \ln 2$.

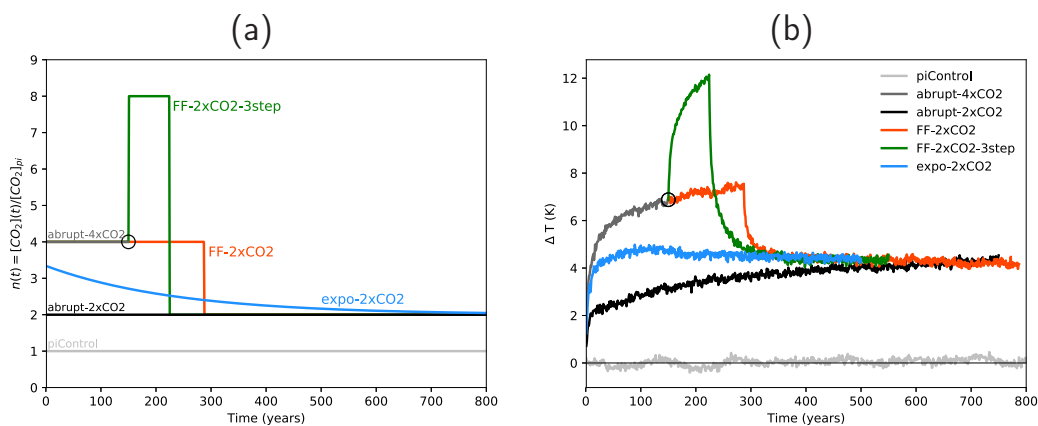


Figure 3.4. Évolution temporelle de la concentration en CO_2 dans les expériences de type 'fast-forward' (a) et des réponses correspondantes de la température moyenne globale. Le cercle noir correspond à la 150^{ème} année de la simulation abrupt-4x CO_2 . Figure extraite de Saint-Martin et al. (2019)

- Cette idée est testée avec le modèle CNRM-CM6-1, pour lequel on estime le temps de réponse 'lent' à $\tau_s = 415$ ans. Dans ce cas, $t_0 = 287$ ans. La simulation d'avance rapide (FF-2x CO_2) revient à prolonger la simulation abrupt-4x CO_2 d'un peu plus d'une centaine d'années (courbes orange sur la figure 3.4). On peut également envisager un scénario à 'trois marches d'escalier' (courbes verte) ou un scénario avec un forçage exponentiellement décroissant (courbes bleu), un scénario qui optimise la mise à l'équilibre de la couche superficielle.

- Cette méthode fournit un cadre facilement applicable pour réaliser la simulation d'un climat 'stationnaire', correspondant à une perturbation radiative donnée. Elle peut être par exemple un doublement de CO_2 . Mais cette perturbation radiative 'cible' peut également être définie de façon à ce que la température d'équilibre soit fixée à une valeur donnée (e.g. 1.5 degrés, 2 degrés), et permettre ainsi des études d'impact/de vulnérabilité correspondant à une certaine intensité de réchauffement. Elle peut enfin (et c'est sûrement l'application la plus utile) être envisagée pour accélérer la mise à l'équilibre des modèles couplés océan-atmosphère. Ce temps de mise à l'équilibre est particulièrement contraignant dans la mise en place de nouvelles configurations, et sa diminution pourrait conduire à des ensembles de 'physique perturbé' réalisés à partir de simulations 'bien équilibrées'.

Chapitre 4

De l'intelligence artificielle pour la modélisation climatique ?

4.1 Problématique(s)

Le terme d'intelligence artificielle (IA) est apparu pour la première fois dans les années 1950. L'objectif à l'époque est de reproduire les facultés cognitives humaines. McCulloch et Pitts (1943) inventent alors une représentation mathématique du neurone biologique, le neurone artificiel. Ils suggèrent que ces neurones formels, une fois assemblés en réseau, sont capables de réaliser des tâches complexes. Aujourd'hui, ces réseaux de neurones (NN) ont délaissé l'étude du cerveau humain. La dénomination initiale est restée mais le but n'est plus d'imiter l'intelligence mais d'atteindre des objectifs en exécutant une série de tâches bien définies, apprises à partir d'un grand nombre d'exemples.

De l'IA au *deep learning*

L'IA se confond désormais avec l'apprentissage à *partir des données*, que l'on désigne aussi par apprentissage statistique ou machine learning. Cet apprentissage revient simplement à chercher une 'bonne' approximation d'une fonction f qui relie la valeur de variables (d'entrée), x à la valeur d'autres variables (de sortie), $y = f(x)$. On dispose pour cela d'un échantillon d'apprentissage, autrement dit une collection de n mesures, $\{x_i, y_i = f(x_i)\}_{i \leq n}$. Le plus souvent, on cherche cette approximation dans une certaine classe de fonctions paramétriques $\{\tilde{f}_\theta\}_\theta$. Une fois cette classe de fonctions choisie, l'apprentissage consiste à estimer, à partir des n exemples disponibles, la fonction \tilde{f}_θ qui fournit la meilleure approximation. Cette estimation se fait à l'aide de méthodes d'optimisation, qui permettent de calculer le 'meilleur' θ , celui qui minimise un critère de proximité entre f et \tilde{f}_θ .

Les réseaux de neurones ne sont rien d'autre qu'une classe de fonctions non linéaires particulièrement efficaces pour traiter ce problème, surtout dans le cas où x et y sont

de (très) grande dimension. Cela tient à au moins deux éléments importants. À la fin des années 1980, plusieurs études (e.g. Cybenko, 1989 ; Leshno et al., 1993) démontrent qu'un réseau de neurones à une couche cachée est capable d'approcher n'importe quelle fonction. Ce théorème d'*approximation universelle* est essentiel (on sait qu'il existe une 'bonne' approximation dans la classe de fonctions) mais n'est pas suffisant. Il doit être complété par la possibilité d'estimer rapidement cette 'bonne' approximation à partir des exemples disponibles. La mise au point d'algorithmes d'optimisation particulièrement efficaces, comme la descente de gradient stochastique par rétro-propagation (Rumelhart et al., 1986), joue également un rôle important dans les performances des réseaux de neurones. Associée à l'accélération de la vitesse de calcul des ordinateurs, elle a permis (là encore, par analogie avec le cerveau humain) d'augmenter sensiblement le nombre de couches des réseaux de neurones et de créer des architectures de plus en plus complexes et 'profondes'. La méthode dite d'apprentissage profond (*deep learning*) s'est ainsi généralisée (LeCun et al., 2015). Elle est désormais une des méthodes phare de l'intelligence artificielle.

L'essor de l'IA est aussi lié à la *mise en données* du monde. L'émergence d'un monde de plus en plus numérique (quel que soit le domaine) s'accompagne de la constitution de bases de données de plus en plus volumineuses. Les données sont la matière première de l'IA et la conception d'algorithmes pertinents dépend en grande partie de la quantité, de la qualité, et de la diversité de ces données.

De l'IA à une large gamme d'applications

Le succès du deep learning est désormais visible dans une large gamme d'applications : la reconnaissance d'objets dans des images (Krizhevsky et al., 2012), la reconnaissance de la parole (Hinton et al., 2012), la traduction automatique (Sutskever et al., 2014), ou encore l'automatisation de diagnostics médicaux. Dans tous ces domaines, les différents types de réseaux de neurones surpassent les méthodes qui étaient utilisées jusqu'ici.

Un autre succès remarquable de l'IA porte sur le jeu de go et les performances du logiciel AlphaGo. Après s'être hissé aux niveaux des meilleurs joueurs mondiaux, ce logiciel les a ensuite battus aisément (Silver et al., 2016). AlphaGo Zero, la seconde version du logiciel, était elle-même largement supérieure à la première (Silver et al., 2017). Tandis que la première version était basée sur un apprentissage classique (supervisé) - elle tirait son habileté des parties des grands maîtres et de toutes les parties de go jamais numérisées dans le monde -, la seconde version est basée sur un apprentissage *tabula rasa* (par renforcement). Les méthodes d'apprentissage par renforcement développées dans ce cadre ont permis au logiciel, grâce à l'exploration systématique de toutes sortes de nouvelles configurations, d'acquérir la faculté de découvrir des coups auxquels les cerveaux humains n'avaient jamais pensé jusqu'alors. Cette application au jeu de go reste très spécifique mais les promesses offertes par ces méthodes d'apprentissage *ex nihilo* semblent grandes.

Le caractère générique des réseaux de neurones, capables de fournir d'excellents résultats dans des domaines de plus en plus variés, reste encore mystérieux. En dehors du théorème d'approximation universelle, on a encore peu d'indices sur le fonctionnement

réel de ces réseaux. On comprend encore assez mal comment fonctionnent (aussi bien) ces réseaux de neurones d'un point de vue mathématique. En particulier, leur faculté à déjouer la *malédiction de la grande dimension* en offrant des régularités étonnantes avec si peu - pour de si grandes dimensions - d'exemples. Certaines caractéristiques sont avancées pour expliquer cela, comme leur propension à favoriser la parcimonie, grâce notamment à la hiérarchisation des problèmes/échelles et/ou à la découverte de symétries (e.g. Mallat, 2016 ; Lin et al., 2017). Cette connaissance incomplète du fonctionnement des réseaux de neurones constitue une limite pour leur utilisation : elle conduit à un manque de maîtrise/fiabilité sur le résultat fourni et à une procédure d'optimisation qui reste empirique. Mais nul doute que les réponses apportées par la résolution de ce problème mathématique des plus complexes seront d'un très grand intérêt.

De l'IA à la science du climat

L'amélioration continue de notre compréhension des phénomènes atmosphériques s'est faite via l'accumulation d'observations et grâce à la connaissance de lois physiques, à des progrès en mathématiques appliquées ou à des avancées majeures en science informatique. Elle s'est également faite avec l'appui d'une autre discipline venue des mathématiques : la statistique. L'utilisation de méthodes statistiques dans les sciences atmosphériques est très ancienne. Il est d'ailleurs intéressant de noter que Vilhelm Bjerknes, un des pionniers de l'approche moderne (à savoir la résolution numérique d'un système d'équations), a consacré la seconde partie de sa carrière à une approche 'statistique', faite de reconnaissance de cartes, proche de celle des analogues popularisée par la suite par Lorenz (cf Balaji, 2021). L'utilisation de la statistique a pris différentes formes ; on peut citer, par exemple, l'adaptation statistique de sorties de modèles physiques (Glahn et Lowry, 1972) ou encore l'utilisation d'une analyse en composantes principales pour l'identification de modes de variabilité (Thompson et Wallace, 1998). Derrière toutes ces applications, on peut distinguer deux tâches : (i) l'exploration de données dans le but d'extraire une information pertinente/de la connaissance et (ii) la modélisation statistique comme complément de la modélisation physique/numérique. L'utilisation de l'IA et de ses 'nouvelles' méthodes statistiques dans la science atmosphérique ne semble donc pas une rupture fondamentale, et son champ d'application semble être celui exploré jusqu'ici par la statistique traditionnelle - cf Table 1 dans Reichstein et al. (2019). L'intérêt de l'IA par rapport aux approches utilisées jusqu'ici provient du fait que le volume de données générées par la science atmosphérique devient de plus en plus considérable. Et la très grande flexibilité des NN pourrait permettre de corriger certains des inconvénients des méthodes traditionnelles, généralement plutôt linéaires. L'utilisation de l'IA dans les sciences atmosphériques est en pleine expansion, dans les deux grandes catégories susmentionnées. Dans la première catégorie, on retrouve par exemple les algorithmes d'IA pour des problèmes de classification/détection : détection de structures associées à des événements extrêmes (e.g. Lagerquist et al., 2019), de structures associées à des changements dans les forçages du système climatique (e.g. Barnes et al., 2020), etc. La seconde catégorie (modélisation

statistique) peut elle-même être divisée en trois types d'applications. (a) La première concerne l'utilisation de l'IA dans les procédures de post-traitement des modèles physiques (e.g. McGovern et al., 2017) comme par exemple les techniques d'adaptation statistique, de correction de biais ou de descente d'échelle statistique. (b) La deuxième tient à l'utilisation de la modélisation statistique comme substitut de la prévision numérique. C'est le cas pour la prévision *immédiate* (prévision à l'échéance de quelques heures); pour la précipitation, l'extrapolation par des réseaux de neurones d'une séquence d'observations radar et d'images satellite donne de meilleurs résultats qu'un modèle physique (Sønderby et al., 2020). C'est également le cas pour la prévision à échéance saisonnière voire multisaisonnière : Ham et al. (2019) montrent que l'on peut prédire l'ENSO à partir de réseaux de neurones convolutifs, jusqu'à une échéance de plus de 15 mois. La prévision de l'atmosphère à courte, moyenne ou très longue échéance semble pour le moment hors de portée : le jeu de données exploitable semble encore trop réduit pour un problème d'une telle dimension, ce qui limite l'intérêt de l'IA (e.g. Dueben et Bauer, 2018). (c) Enfin dernière application importante : l'utilisation de l'IA comme complément/sous-modèle des modèles physiques utilisés pour décrire les phénomènes sous-maille ou physiques des modèles numériques (cf Reichstein et al. (2019) pour une liste assez complète de cette activité).

Parmi ces applications, je détaille plus précisément dans les paragraphes qui suivent l'intérêt de l'IA pour deux d'entre elles : le développement de paramétrisations sous-maille et la prévision saisonnière statistique.

4.2 Mes perspectives de recherche

et al.

Mes activités sur l'utilisation de l'intelligence artificielle dans le cadre de la modélisation climatique sont récentes (2019-présent) et vont se renforcer dans les années à venir. Cette partie tient plus d'une réflexion prospective que d'un bilan de mes contributions à cette problématique.

Mes travaux de recherche se concentrent pour le moment sur un sujet en particulier : l'utilisation de l'IA comme possible complément/alternative aux paramétrisations sous-maille. Ce sujet est en grande partie abordé à travers la thèse de **Blanka Balogh** (2019-2022), dont je suis le co-directeur de thèse avec **Aurélien Ribes**. Cette thèse est l'occasion de revenir à un sujet (la statistique) sur lequel j'ai fait *mes premières armes* il y a longtemps. Elle est aussi la concrétisation sous la forme professionnelle d'une longue relation extra-professionnelle (extra tout court) avec Aurélien. Le dynamisme sans faille de Blanka rend le suivi et l'encadrement de cette thèse très agréable. Elle a débuté en octobre 2019 et a déjà donné lieu à quelques résultats intéressants. J'en détaille un après avoir rappelé les enjeux associés à cette représentation du sous-maille par l'IA (cf §4.2.1).

Ces activités sur l'IA vont également s'élargir avec la thèse d'**Octave Tessiot** (2021-2024), en co-direction avec **Olivier Geoffroy** et **Lauriane Batté**, sur l'application de l'IA à la problématique de la prévision saisonnière. L'idée de cette thèse et les enjeux associés sont décrits dans le §4.2.2. J'ai déjà évoqué ma collaboration fructueuse avec Olivier, et je ne doute pas que la collaboration sera excellente avec Lauriane.

4.2.1 Les paramétrisations sous-maille et l'IA

Les modèles atmosphériques résolvent de manière approchée les équations de la dynamique du fluide atmosphérique en utilisant un maillage de l'espace et du temps. Le degré d'approximation dépend de l'échelle du maillage, appelée *résolution*. La résolution typique d'un modèle de climat est, à l'heure actuelle, de l'ordre de 100 km. Tous les phénomènes atmosphériques dont la taille caractéristique est plus petite que cette résolution ne sont pas résolus explicitement (i.e., ne sont pas inclus dans la solution approchée). Compte tenu de leur importance, l'effet de ces échelles non résolues (ou *sous-maille*) doit être ajouté pour garantir une représentation réaliste des mouvements du fluide atmosphérique. Pour désigner les représentations de ces processus sous-maille, on parle de *paramétrisations*.

Les paramétrisations 'traditionnelles'...

Ces paramétrisations, initialement basées sur des relations simples pour lesquelles on cherchait les valeurs les plus appropriées de quelques paramètres, sont devenues des modèles conceptuels relativement complexes (e.g. Jakob, 2010). Leur fonctionnement peut

toutefois être décrit de manière simple : la paramétrisation d'un processus relie aux variables d'état du système, les tendances d'évolution, dues à ce processus, de certaines de ces variables. Schématiquement, une paramétrisation est une fonction mathématique qui dépend de différents paramètres. Cette fonction possède des caractéristiques complexes : sa forme analytique est le plus souvent inconnue, elle résulte de la résolution numérique d'un ou plusieurs systèmes d'équations, traduction synthétique de notre connaissance de ces 'processus', connaissance bâtie à la fois sur des principes physiques et sur une description heuristique des processus impliqués. Ainsi, le travail d'amélioration d'une paramétrisation revient soit, à améliorer les propriétés de la fonction, soit, à fonction fixée, à déterminer les 'meilleurs' paramètres associés (cf **e#6**). Cette mise au point se fait le plus souvent indépendamment du modèle dans lequel elles sont incorporées : sur la base de campagnes d'observations locales et/ou de simulations à très haute résolution associées ; en fournissant, pour un processus donné, des exemples ciblés (mais relativement peu nombreux), elles permettent le choix des meilleurs paramètres et/ou l'enrichissement de la fonction.

L'utilisation de ces paramétrisations s'est traduite par des progrès importants dans la modélisation de l'atmosphère (e.g. Flato et al., 2013). Mais, malgré une sophistication croissante de ces paramétrisations, les modèles de climat sont encore incapables de représenter correctement certains phénomènes atmosphériques de grande échelle (et de grande importance). C'est le cas par exemple de la MJO (Jiang et al., 2015) ou de l'ITCZ (e.g. Hwang et Frierson, 2013). C'est surtout le cas pour la représentation des nuages, particulièrement pour les stratocumulus marins (e.g. Nam et al., 2012) mais pas seulement. Ces paramétrisations sous-maille contribuent grandement à la dispersion des modèles de climat (e.g. Stevens et Bony, 2013). Face à la persistance de ces biais, l'hypothèse d'un problème structurel dans les paramétrisations, c'est-à-dire sur la façon dont elles sont conçues, apparaît de ce fait plausible.

...et leurs limites

Ces problèmes structurels peuvent avoir différentes origines. Nous en détaillons ici très succinctement trois. (1) Les paramétrisations sont traditionnellement organisées par processus (la convection profonde, la microphysique nuageuse, la turbulence, etc). Cette séparation entre les différents processus est relativement arbitraire et peut conduire, en autres, à des problèmes numériques (e.g. Gross et al., 2018). Pour les surmonter, des paramétrisations qui traitent les processus de manière unifiée (e.g. Siebesma et al., 2007; Thayer-Calder et al., 2015) ont été proposées. (2) Les paramétrisations suivent une approche locale (en 'colonne'), autrement dit les tendances physiques calculées par les différentes paramétrisations pour une maille donnée ne tiennent compte que de la valeur des variables d'état dans cette maille. Cette simplification est tout à fait pertinente au premier ordre, en particulier quand la taille des mailles est grande. Quand le maillage devient plus fin, l'hypothèse devient moins robuste, comme par exemple pour l'effet des ondes de gravité (Plougonven et al., 2020). Ce caractère local est également vrai pour la dimension temporelle. À de rares exceptions (e.g. Lott et Guez, 2013), les pa-

ramétrisations ne tiennent compte que de la valeur des variables à l'instant *présent* (pas d'effet de mémoire). (3) Les paramétrisations ont une approche déterministe. Certains auteurs ont proposé d'abandonner cette vision déterministe des phénomènes sous-maille et de privilégier le développement de paramétrisations stochastiques (Plant et Craig, 2008 par exemple pour la convection profonde). L'intérêt de ces paramétrisations stochastiques a été mis en évidence pour mieux représenter l'état moyen (Palmer, 2001) ou les transitions entre régimes (e.g. Birner et Williams, 2008).

Les paramétrisations 'IA'...

On le voit, les problèmes rencontrés par les paramétrisations peuvent être de différentes natures et la mise au point de nouvelles paramétrisations plus *justes* apparaît comme une tâche délicate. Dans cette perspective, les techniques statistiques de l'IA semblent une approche intéressante, complémentaire de l'approche suivie jusqu'ici. Elle semble en tous cas bien adaptée à la problématique. (a) Schématiquement, une paramétrisation n'est autre qu'une fonction, et comme les réseaux de neurones sont a priori capables d'approcher n'importe quelle fonction, ils sont ainsi susceptibles de se substituer aux paramétrisations traditionnelles. En autorisant plus de souplesse dans leur formulation, on peut ainsi espérer qu'ils soient capables de surmonter les difficultés rencontrées par les fonctions dérivées des paramétrisations actuelles. (b) Pour cela, les NNs ont besoin de suffisamment de données (pertinentes). Avec l'avènement progressif de simulations de type CRM (cloud-resolving model) sur des domaines globaux et sur des durées de l'ordre d'une année (e.g. Satoh et al., 2019; Stevens et al., 2019), on dispose désormais de jeux de données appropriés pour constituer un échantillon d'apprentissage de qualité. Cette collection d'exemples peut permettre d'apprendre l'effet moyen de certains processus sous-maille directement représentés dans ces CRMs. C'est surtout le cas pour la convection profonde, dont l'importance dans la simulation du climat a maintes fois été soulignée. L'utilisation de l'information apportée par une résolution explicite des processus sous-maille a déjà été mise en place avec le développement de superparamétrisations (Khairoutdinov et Randall, 2001). Dans ce cas, les tendances physiques associées à certains processus sont directement calculées par des CRMs simplifiés. Les résultats très encourageants obtenus avec ces superparamétrisations (e.g. Khairoutdinov et al., 2005) renforcent l'idée d'utiliser au mieux l'information 'résolue' dans les modèles de grande échelle. (c) Autre avantage parfois mis en avant : le coût de calcul de ces NNs ou autres algorithmes statistiques est nettement moins élevé que celui des paramétrisations traditionnelles. Comme le coût informatique total de ces dernières est (parfois largement) supérieur à celui de la 'dynamique résolue' ; la réduction du coût de la 'physique' peut ainsi conduire à augmenter la résolution explicite de certains processus.

Après des études pionnières sur la représentation des échanges radiatifs (e.g. Chevallier et al., 1998; Krasnopolsky et al., 2005), de nombreuses études sur l'utilisation de l'IA dans les modèles de climat ont vu le jour ces dernières années. Gentine et al. (2018) proposent de remplacer la paramétrisation de la convection profonde par un réseau de neurones dense, entraîné à partir d'une simulation où la convection est explicitement

représentée par une superparamétrisation. Ils montrent que le réseau de neurones est capable de représenter les tendances prédites par le modèle 'exemple'; dans une étude complémentaire, Rasp et al. (2018) montrent que l'utilisation de ce réseau de neurones en remplacement de la paramétrisation traditionnelle conduit à d'excellents résultats dans le modèle de climat (dont une bonne représentation de la MJO). Brenowitz et Bretherton (2018) obtiennent également de bons résultats en apprenant à partir d'une simulation à convection explicite globale, réalisée dans une configuration aquaplanète. Plus récemment, les travaux de Yuval et O'Gorman (2020), qui font suite à ceux de O'Gorman et Dwyer (2018), montrent qu'il est possible d'utiliser un autre type d'algorithmes statistiques (les forêts aléatoires) pour émuler certaines paramétrisations physiques d'un modèle de climat. Plus récemment, Gettelman et al. (2021) utilisent l'IA pour émuler la formation de la pluie dans la paramétrisation nuageuse.

Cette approche d'un apprentissage statistique 'upscale' n'est pas réservée aux paramétrisations des processus atmosphériques : elle se développe dans la modélisation de la dynamique océanique (e.g. Bolton et Zanna, 2019 ; Zanna et Bolton, 2020) et de manière générale dans la modélisation de la dynamique des fluides (e.g. Brunton et al., 2020). Ces travaux se font en parallèle de recherches plus théoriques (e.g. Pathak et al., 2017 ; Gagne et al., 2020) sur les architectures des algorithmes statistiques les plus appropriées à la problématique des modèles atmosphériques, à travers l'utilisation de modèles simples (e.g. Lorenz, 1963).

...et leurs limites

Ces résultats sont encourageants et semblent inciter à poursuivre sur cette voie. Mais de nombreuses questions restent ouvertes : (1) les échantillons d'apprentissage restent encore perfectibles. Les simulations 'haute-résolution' utilisées dans les articles susmentionnés sont la plupart du temps réalisées dans un β -plan équatorial et en aquaplanète. Et la résolution n'est peut-être pas encore assez fine pour représenter correctement la seule convection profonde ; (2) des problèmes d'instabilité numérique de ces paramétrisations de type IA ont été documentés dans plusieurs études ; (3) l'interprétabilité/la généralisation de ces algorithmes reste sujette à caution.

Pour surmonter ces difficultés, l'approche la plus prometteuse semble être celle de la conception de paramétrisations hybrides, qui tirent parti des avantages de chacune des approches. Le degré d'hybridation est une question ouverte. Elle peut demeurer marginale : certaines études envisagent de conserver les paramétrisations sous leur forme actuelle et de les améliorer en perfectionnant la calibration - en utilisant l'IA seulement pour déterminer efficacement les meilleurs paramètres associés à ces schémas, à partir de données d'observation et/ou de simulations à haute résolution (e.g. Langenbrunner et Neelin, 2017 ; Schneider et al., 2017a). D'autres études plaident pour utiliser le modèle statistique comme un correcteur d'erreurs (Watson, 2019). D'un autre côté, certains proposent de faire confiance aux réseaux de neurones mais d'ajouter in fine certains principes physiques fondamentaux de conservation, par exemple (e.g. Beucler et al., 2019). Les ap-

proches intermédiaires dans lesquelles la conception du réseau de neurones est guidée par des principes physiques connus semblent les plus prometteuses (cf par exemple les idées proposées par Ling et al. (2016) dans la cadre du problème de 'fermeture' de la turbulence). Cette question de l'hybridation est déjà au cœur de la mise au point des paramétrisations classiques. Elle renvoie à la double utilisation de ces paramétrisations, à la fois comme outils de compréhension et comme outils de 'correction' (de la solution approchée calculée à partir des équations de la dynamique). L'utilisation de l'IA pour les paramétrisations sous-maille des modèles de climat peut avoir non seulement une influence directe sur la 'correction' mais aussi une influence indirecte sur la 'compréhension'.

Dans la thèse de Blanka et après...

Dans la pratique, pendant la thèse de Blanka Balogh, nous souhaiterions utiliser les résultats de simulations globales (de plusieurs mois) effectuées avec le modèle ARPEGE-NH (non-hydrostatique) à 2.5 km de résolution. Certaines de ces simulations ont notamment été présentées dans le cadre du projet DYAMOND (Stevens et al., 2019). La préparation d'un échantillon d'apprentissage adapté à l'entraînement d'algorithmes d'apprentissage statistique est en cours ; on espère pouvoir rendre public ce jeu de données une fois constitué et préalablement analysé. En attendant de pouvoir exploiter cet échantillon de données, des premiers tests ont été réalisés dans lesquels on a essayé d'émuler la physique du modèle ARPEGE-Climat 6 ; cela a permis de mettre en place les outils techniques nécessaires à une utilisation des algorithmes d'IA directement dans le modèle de climat. Parallèlement à cela, nous avons travaillé sur certaines questions théoriques (stabilité, calibration) relatives aux paramétrisations basées sur des réseaux de neurones à partir de modèles jouet de type modèle de (Lorenz, 1963). Le travail sur les problèmes de stabilité est détaillé dans Balogh et al. (2021) et explicité dans l'encadré e#6. Par la suite, la question du degré d'hybridation sera au centre de mes recherches.

e#6

La mise au point de paramétrisations IA¹

• Dans un modèle de climat, l'évolution des variables d'état \mathbf{x} dans une maille i , \mathbf{x}_i , peut s'écrire schématiquement comme la somme de la 'dynamique' (\mathcal{D}) et de la 'physique' (φ) :

$$\frac{d\mathbf{x}_i}{dt} = \mathcal{D}(\mathbf{x}, t) + \varphi(\mathbf{x}_i; \theta). \quad (4.1)$$

La 'dynamique' résulte de la résolution approchée des équations primitives. La 'physique' est la somme de plusieurs paramétrisations, $\varphi(\mathbf{x}_i; \theta) = \sum_j \varphi_j(\mathbf{x}_i; \theta_j)$; elle dépend de la valeur locale des variables d'état et d'un certain nombre de paramètres incertains, θ . L'utilisation de l'IA peut se faire par le remplacement de tout ou partie des φ_j par des réseaux de neurones, \tilde{f}_j , si bien que $\varphi(\mathbf{x}_i; \theta)$ peut être remplacée par $\tilde{f}(\mathbf{x}_i; \tilde{\theta})$ dans Eq. (4.1). Cette fonction peut être la somme de φ_j et/ou de \tilde{f}_j (qui peuvent être des fonctions 'hybrides', 'physique'-IA).

• Dans le cas de paramétrisations 'physiques', l'estimation des paramètres θ se fait en minimisant la distance entre la fonction φ et une fonction cible, notée φ_o . Son estimation, $\hat{\varphi}_o$, résulte le plus souvent de simulations LES et/ou de campagnes d'observation dédiées sur une collection de n cas d'étude $\{\hat{\mathbf{x}}_k\}_{k \leq n}$, choisis pour leur représentativité des processus modélisés. Ainsi, on peut schématiquement écrire la fonction à minimiser sous la forme :

$$\mathcal{L}(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \|\varphi(\hat{\mathbf{x}}_k; \theta) - \hat{\varphi}_o(\hat{\mathbf{x}}_k)\|^2. \quad (4.2)$$

Dans le cas de paramétrisations IA, l'estimation des paramètres se fait à partir d'une autre estimation de la fonction cible, $\tilde{\varphi}_o$, résultant typiquement d'une simulation à haute résolution sur un 'vaste' domaine spatio-temporel. On dispose de sa valeur en N points, $\{\tilde{\mathbf{x}}_k\}_{k \leq N}$, avec $N \gg n$ et on cherche à minimiser :

$$\tilde{\mathcal{L}}(\tilde{\theta}) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|\tilde{f}(\tilde{\mathbf{x}}_k; \tilde{\theta}) - \tilde{\varphi}_o(\tilde{\mathbf{x}}_k)\|^2. \quad (4.3)$$

La minimisation de \mathcal{L} (resp. $\tilde{\mathcal{L}}$) conduit à la détermination d'un jeu de paramètres 'optimal', θ^* (resp. $\tilde{\theta}^*$) et d'une fonction $\varphi^* \equiv \varphi(\mathbf{x}_i; \theta^*)$ (resp. \tilde{f}^*) utilisée pour calculer l'évolution du système dans le modèle climatique.

• La résolution du système d'équations (4.1) avec cette fonction φ^* (ou \tilde{f}^*) résulte en la simulation de L observables, $\{\mathbf{y}^{(l)} = \mathcal{S}^{(l)}(\theta^*)\}_{l \leq L}$; par exemple, la température moyenne globale ou la climatologie des précipitations. La fidélité de la simulation climatique est évaluée par la distance entre ces observables et les observations correspondantes, notées $\{\mathbf{y}_o^{(l)}\}_{l \leq L}$:

$$\mathcal{M}(\theta^*) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \|\mathcal{S}^{(l)}(\theta^*) - \mathbf{y}_o^{(l)}\|^2. \quad (4.4)$$

1. Cet encadré est inspiré d'idées décrites notamment par Schneider et al. (2017a) ou Brenowitz et al. (2020).

La valeur de \mathcal{M} dépend à la fois de l'application successive (un grand nombre de fois) de la fonction φ^* et de l'interaction entre \mathcal{D} et φ^* .

- Les principaux problèmes associés à cette démarche sont :
 - le nombre n (voire N) d'exemples d'apprentissage peut être insuffisant pour estimer correctement l'ensemble des paramètres θ (risque de surapprentissage) ;
 - de même, la 'représentativité' des cas d'étude peut également être insuffisante de sorte que les interactions entre \mathcal{D} et φ^* , par exemple, peuvent conduire l'état du système, \mathbf{x} , dans des régions éloignées de l'espace d'apprentissage/d'optimisation ; dans ce cas, les fonctions φ^* (ou \tilde{f}^*) sont sujettes à des erreurs plus importantes, qui peuvent conduire, à long terme, soit à des biais (i.e., le système modélisé s'éloigne progressivement du système observé), soit à des instabilités (\mathbf{x} prend des valeurs 'infinies') ; les biais peuvent également être liés aux erreurs dues à la séparation entre dynamique et physique, ou au couplage du système à un autre système (ex : océan).
- Pour surmonter ces problèmes de biais, on considère généralement que l'estimation de θ se fait non seulement en minimisant \mathcal{L} mais également en minimisant \mathcal{M} . La minimisation de cette dernière est rendue plus délicate par le fait que le calcul de \mathcal{S} est coûteux et requiert des simulations de longue durée. La part de \mathcal{L} et de \mathcal{M} dans le choix des paramètres optimaux reste pour le moment empirique. Le choix des observables et/ou de la forme de \mathcal{M} est un problème difficile, il reste encore relativement subjectif et propre à chaque groupe de modélisation. Dans le cas des paramétrisations IA décrites jusqu'ici, la possibilité de déterminer $\tilde{\theta}$ via la minimisation de \mathcal{M} n'a pas encore été envisagée. C'est ce que nous proposons dans un article en préparation ².
- Le problème d'instabilité est mentionné dans de nombreuses études sur les paramétrisations IA. Nous l'abordons à partir d'un modèle 'jouet' dans **Balogh et al. (2021)**. Dans cette étude, nous introduisons un 'nouveau' modèle simple, basé sur le modèle de Lorenz (1963), pour traiter ce problème. Schématiquement, le système dynamique à 3 dimensions du modèle Lorenz'63 est 'plongé' dans un univers de plus grande dimension $d > 3$, si bien qu'une trajectoire de ce système dynamique reste confinée dans un sous-espace de dimension 3. Dans ce cadre, si une orbite du système est utilisée comme échantillon d'apprentissage, un réseau de neurones capable d'une excellente minimisation de $\tilde{\mathcal{L}}$ peut conduire le système à des valeurs aberrantes dès que d est un peu grande. On montre également que ces problèmes d'instabilité peuvent être reliés au manque de représentativité de l'échantillon d'apprentissage construit à partir de la réalisation d'une trajectoire du système réel. Quand on construit l'échantillon d'apprentissage non plus sur une trajectoire, mais à partir d'un hypercube latin (LHS), le réseau de neurones fait évoluer le système, en maintenant stable la trajectoire du modèle même pour des valeurs de d grandes. L'application de cette méthode au cas réel n'est cependant pas évidente. Cette méthode suppose de savoir définir correctement les bornes du LHS et d'être capable de calculer le résultat de la fonction cible $\tilde{\varphi}_o$ en tous points définis par le LHS.

2. Balogh, B., Saint-Martin, D., et A. Ribes (2021), How to calibrate a neural network physical parameterization?, *en préparation*

4.2.2 La prévision saisonnière et l'IA

Disposer d'une information fiable et pertinente sur l'état de l'atmosphère plusieurs mois à l'avance constituerait, dans bien des secteurs socio-économiques, une ressource de grande valeur. En théorie, un modèle numérique peut calculer, à partir d'une condition initiale donnée, l'état de l'atmosphère sur une durée aussi longue que désirée. Mais quelle valeur accorder aux informations fournies par ces simulations numériques de longue durée ? La question de la prévision (ce que l'on prévoit) est indissociable de la question de la prévisibilité (ce que l'on *peut* prévoir).

La prévision et ses limites

La notion de prévisibilité peut prendre plusieurs formes (e.g. DelSole et Tippett, 2007). L'idée générale reste la même : déterminer, relativement aux outils dont on dispose, ce qui peut être prévu à une échéance donnée. Dès l'instant initial, en raison notamment de l'imprécision des mesures, l'état du système atmosphérique est imparfaitement connu : sa description doit se faire de manière probabiliste. L'état initial du système et l'incertitude associée sont ainsi décrits par une distribution de probabilité, qui représente la densité des états initiaux possibles dans l'espace des phases. À mesure que l'on résout les équations, chaque état possible évolue et la distribution qui décrit la densité de ces états possibles évolue elle aussi. L'état du système reste prévisible tant qu'on peut faire la distinction entre cette distribution et la distribution climatologique (composée de tous les états possibles).

La prévisibilité est relative à la manière dont on décrit le système. Dans le cas de l'atmosphère, on peut par exemple réduire la description de son état à une vue 'synoptique' : l'état de l'atmosphère aux moyennes latitudes sera décrit par la localisation de grands systèmes anticycloniques ou dépressionnaires (typiquement de l'ordre de 1000 km). C'est ce qui est fait de manière usuelle pour la prévision météorologique. La connaissance de ces systèmes donne un excellent aperçu du temps qu'il va faire, et la connaissance de leurs trajectoires fournit un très bon aperçu du temps qu'il fera. Pour ces systèmes de grande échelle, on peut déterminer avec une certaine précision leur état initial et s'autoriser ainsi à penser que le système est *bien connu* et que le problème est déterministe. Ce 'déterminisme' s'applique plutôt bien pour la prévision météorologique aux latitudes tempérées mais il a une limite, qui peut se résumer en une phrase simple : l'atmosphère ne connaît pas de barrières dans les échelles d'espace.

La prévisibilité et ses limites...

Même si les grands systèmes météorologiques sont bien connus, une incertitude demeure sur l'état initial des systèmes de plus petite taille. Et, dans l'atmosphère, les (inévitables) erreurs sur les plus petites échelles se 'projettent' en un temps fini sur les plus grandes échelles (Lorenz, 1969b) : l'énergie contenue par chacune des échelles décroît seulement lentement (Nastrom et al., 1984). La propagation de ces erreurs est telle qu'au

bout d'une quinzaine de jours, l'état 'synoptique' prévu de l'atmosphère est aussi proche de l'état observé qu'un état tiré au sort dans sa climatologie. C'est la limite de prévisibilité (déterministe) des mouvements à l'échelle synoptique dans les moyennes latitudes. Pour des systèmes de plus petite échelle, la propagation de l'erreur est encore plus rapide et la prévisibilité encore plus faible.

Ainsi, avant même d'atteindre cette limite de prévisibilité, le déterminisme n'est qu'illusoire et quelle que soit l'échéance, toute prévision de l'atmosphère se doit d'être probabiliste. L'idée était déjà dans l'esprit d'Henri Poincaré pour d'autres systèmes dynamiques non linéaires et cette 'primauté du doute' (Palmer, 2017) s'est progressivement imposée dans le domaine de la prévision atmosphérique. La densité de probabilité d'une prévision à courte échéance est en grande partie déterminée par la forme de la densité de probabilité initiale et le problème de prévision du temps est essentiellement un problème de conditions initiales.

Dans les prévisions allant jusqu'à deux semaines, l'état des systèmes d'échelle synoptique est incertain mais prévisible : par dessus les 'bruits' générés par les systèmes de plus petite échelle, l'atmosphère fait entendre sa (petite) musique³. Au-delà de deux semaines, cette musique jouée par les systèmes synoptiques n'est plus que du bruit. L'atmosphère ne connaît de barrières ni dans les échelles d'espace, ni dans les échelles de temps (c'est le concept de *seamless prediction*). Mais, contrairement à ce que laisse penser la 'limite de prévisibilité', l'atmosphère fait entendre de la musique bien au-delà de quinze jours. Et la détermination de cette musique (sa compréhension, son identification, sa modélisation) est une des pistes pour repousser la limite de prévisibilité (Hoskins, 2013).

...parfois repoussées

Les mouvements atmosphériques se caractérisent en effet par des phénomènes quasi-périodiques ou à longue durée de vie. L'exemple le plus marquant est la QBO, dont l'existence (et la valeur de la période) est intrinsèque à la dynamique du fluide atmosphérique. Dans les moyennes latitudes, la dynamique 'interne' de l'atmosphère crée des phénomènes de blocage qui peuvent persister des dizaines de jours (le temps de plusieurs cycles de vie des transitoires synoptiques). La dynamique du système couplé océan-atmosphère produit elle aussi des phénomènes 'persistants' : l'ENSO (pendant lequel les eaux chaudes de l'ouest de l'océan pacifique équatorial migrent vers l'est en même temps que les zones de convection profonde associées) est l'exemple le plus connu. Cet état emblématique du système climatique peut perdurer plusieurs saisons et a une influence notable sur les mouvements atmosphériques dans bien d'autres régions du monde.

L'étude et la compréhension de ces phénomènes prévisibles a deux intérêts. Le premier est que leur longue durée de vie est une source de prévisibilité pour les phénomènes à plus courte durée de vie. Par exemple, la QBO, quasi-périodique, est une source de prévisibilité potentielle à quasiment toutes les échelles de temps, l'ENSO aux échelles de temps allant

3. L'idée de la 'musique atmosphérique' est empruntée à Hoskins (2013); le paragraphe qui suit est fortement influencé par cet article et sa figure 2 notamment

de la saison à l'année ; l'étude de cette prévisibilité potentielle va de pair avec l'étude de l'influence de ces phénomènes, 'à distance' (téléconnexions). Le second intérêt tient au fait que la prévisibilité à l'échéance de l'échelle de temps caractéristique du phénomène est étroitement liée au phénomène lui-même : ils sont la musique à cette échéance-là. La détermination de ce qui est prévisible peut se voir comme la mise en évidence de régions privilégiées de l'espace des phases ; dans le cas de l'atmosphère, cet espace des phases est gigantesque et son exploration doit nécessairement se faire en 'réduisant les zones de recherche'. Cette exploration a souvent été dirigée vers les zones d'intérêt associées aux applications de la prévision numérique. Mais c'est l'atmosphère qui dicte ce qui est prévisible ou pas. Et la caractérisation de l'état du système atmosphérique sur la base de ces phénomènes est une des manières de la suivre.

L'atmosphère et ses limites

À plus longue échéance, la densité de probabilité prédite n'est pas seulement pilotée par les conditions initiales ou façonnée par la présence de phénomènes atmosphériques à longue durée de vie. Elle est également fortement influencée par certaines conditions aux limites qui varient plus lentement que le système atmosphérique : températures de surface des océans, humidité des sols, etc. On parle de prévisibilité de deuxième espèce (Lorenz, 1975, Schneider et Griffies, 1999). L'atmosphère répond en effet préférentiellement à certaines valeurs de conditions aux limites. Ces 'forçages' impriment leur temporalité et dirigent systématiquement l'atmosphère vers une région particulière de son immense espace des phases : ils agissent comme des bassins d'attraction (Palmer, 1999). C'est le cas dans les régions tropicales, en particulier au dessus des océans (e.g. Shukla, 1998). Si l'évolution future de ces conditions aux limites peut être anticipée, alors il paraît possible d'en déduire les anomalies atmosphériques associées à ces évolutions.

Spécifiquement, à l'échéance saisonnière, l'ENSO, vu comme une condition aux limites pour le système atmosphérique, est l'une des principales sources de prévisibilité. C'est le cas pour les régions tropicales (e.g. Hoerling et Kumar, 2002) mais aussi pour les régions extratropicales (e.g. Scaife et al., 2017). Plusieurs études suggèrent le caractère prévisible de la NAO, qui mesure la position des vents d'ouest dans la région nord-atlantique (la question reste ouverte de savoir si c'est un 'phénomène' de la dynamique atmosphérique), à travers l'influence non seulement de l'ENSO, mais aussi de la stratosphère ou de l'étendue de glace de mer arctique.

La prévision saisonnière et ses limites

La prévision saisonnière peut ainsi se voir comme la documentation et la compréhension de la réponse atmosphérique à une large gamme de conditions aux limites (e.g. Barnston et al., 2005). Il s'agit de déterminer dans quelle mesure la densité de probabilité des états atmosphériques conditionnelle à telle ou telle condition aux limites est distincte de la distribution climatologique. Pour estimer ces réponses atmosphériques, deux approches traditionnelles existent.

(1) La première approche consiste à analyser, dans les séries temporelles historiques, les variations de ces conditions aux limites et de regarder les réponses atmosphériques associées à ces variations. Par cet intermédiaire, certaines études ont notamment mis en évidence le rôle de l'ENSO et des anomalies de SSTs associées (e.g. Anderson et al., 1999). Le principal problème de cette approche est la durée trop courte des observations pour classer les réponses atmosphériques suivant la distribution des conditions aux limites. Il n'est par exemple pas facile de distinguer les réponses atmosphériques suivant différentes 'nuances' de l'ENSO. La détermination de densité de probabilité conditionnelle à plusieurs facteurs/prédicteurs est encore plus périlleuse. Et comme l'étude de la prévisibilité suppose d'estimer très précisément des distributions de probabilité pour en détecter de possibles différences, la longueur réduite du jeu de données peut amener à conclure à tort qu'il n'existe pas de prévisibilité (de seconde espèce) pour certaines conditions aux limites.

(2) La deuxième approche, complémentaire, est d'utiliser les résultats de simulations numériques. Ces simulations numériques sont effectuées pour différents types de conditions aux limites ; pour chacune d'entre elles, on produit un échantillon de réponses atmosphériques (en perturbant les conditions initiales par exemple⁴). Si cet échantillon est suffisamment grand, on obtient une estimation robuste de la sensibilité atmosphérique à un certain type de forçages. La limite de cette seconde approche tient à l'incertitude associée à la modélisation numérique de l'atmosphère. L'estimation de la réponse atmosphérique est fortement dépendante des erreurs d'approximation du modèle utilisé (Weisheimer et Palmer, 2014). C'est lié notamment à l'importance des processus diabatiques tropicaux, ou à la représentation des ondes de gravité orographiques pour les modèles atmosphériques. Pour les modèles couplés océan-atmosphère, le problème des dérives associées à l'initialisation du système climatique est également notable. L'approche multimodèle est souvent utilisée pour surmonter ces incertitudes liées à la modélisation numérique. Cette approche reste coûteuse et rares sont les études multimodèles spécifiques à l'étude de l'influence de telle ou telle condition initiale : les ensembles multimodèles sont le plus souvent seulement disponibles pour des 're-jeux' des observations passées et le problème d'échantillonnage des forçages soulevé pour la première approche demeure.

Dans la thèse d'Octave Tessiot et après : quel rôle pour l'IA ?

Certaines des idées présentées dans les paragraphes qui suivent seront explorées pendant la thèse d'Octave Tessiot, et très sûrement au-delà de cette thèse. L'utilisation de l'IA pour l'étude de la prévisibilité saisonnière va dans le sens de la première approche décrite ci-dessus. Cependant, contrairement à la prévision immédiate pour laquelle les observations fournissent un jeu de données conséquent et permettent l'estimation de réseaux de neurones complexes (Sønderby et al., 2020), le jeu d'observations pour la prévision saisonnière contient un nombre d'exemples encore limité, compte tenu de la (très) grande dimension du problème. D'autant plus dans le cas où des forçages de 'long terme' (comme

4. il est plus rare que l'on perturbe le modèle lui-même et encore plus rare de perturber simultanément d'autres conditions aux limites

la concentration en CO₂) se mettent également à varier. La rareté des exemples explique en grande partie l'utilisation de méthodes statistiques le plus souvent linéaires, comme l'analyse canonique des corrélations (e.g. Barnston, 1994; Anderson et al., 1999), pour traiter le problème.

L'utilisation de l'IA ne peut se faire qu'à partir d'un échantillon d'apprentissage de (grande) taille. Pour le constituer, l'idée est de se servir des résultats de longues simulations numériques (en particulier celles réalisées dans le cadre des exercices CMIP). Ces simulations sont susceptibles de fournir un nombre conséquent d'exemples permettant l'estimation du modèle statistique. L'augmentation (substantielle) de la taille de l'échantillon offre des opportunités pour tester par exemple le rôle combiné d'un plus grand nombre de prédicteurs ou tester une plus grande variété de modèles (dont les réseaux de neurones). Cette idée d'utiliser le résultat des modèles numériques plutôt que les observations pour l'estimation du modèle empirique a été suggérée par Quan et al. (2006), puis reprise plus récemment par DelSole et Banerjee (2017). Elle est également mise en œuvre par Branstator et al. (2012) pour une étude sur la prévisibilité à l'échelle décennale. Ding et al. (2018) montrent qu'il est possible de faire des prévisions à partir d'une librairie d'états déjà simulés par un modèle climatique. Pour chaque mois de prévision, ils extraient dans une longue simulation climatique un état atmosphérique correspondant à la situation observée et l'évolution ultérieure de ces états dans la simulation fournit la prévision : c'est une nouvelle variante de la méthode des analogues de Lorenz (1969a). En étendant cette méthodologie à tous les modèles CMIP5 (Ding et al., 2019), ils mettent en évidence la supériorité de l'ensemble multimodèle sur chaque modèle individuel. L'avantage du multimodèle avait déjà été démontré d'un point de vue théorique (e.g. Weigel et al., 2008) et pratique (e.g. DelSole et al., 2014). La constitution d'un échantillon d'apprentissage multimodèle va également dans le sens d'études qui visent à sélectionner un sous-ensemble de modèles pour améliorer les scores de prévision (e.g. Dobrynin et al., 2018).

Cette approche - l'estimation à partir d'un échantillon constitué de simulations numériques - n'est valable que si les modèles climatiques utilisés sont adéquats. Et même si l'ensemble multimodèle est le 'meilleur' des modèles, cela reste un modèle imparfait. La dernière interrogation reste de savoir comment combiner efficacement l'estimation faite avec les modèles numériques et l'information apportée par les observations. Ham et al. (2019) montrent que l'on peut pour cela se servir d'une technique de *transfer learning*, couramment utilisée pour certaines applications de l'IA. Elle consiste schématiquement à pré-sélectionner à partir d'un premier jeu de données (imprécises mais nombreuses) une distribution de θ dans la classe de fonctions $\{\tilde{f}_\theta\}_\theta$ afin de permettre une meilleure optimisation avec un second jeu de données (précises mais peu nombreuses). Les résultats extrêmement prometteurs de cet article vont dans le sens de cette utilisation.

Même si les algorithmes d'IA font des prouesses dans de nombreux domaines, la conception du 'modèle', IA ou pas, suppose de bien réfléchir au problème, autrement dit d'imaginer des architectures qui tiennent compte de la spécificité du problème considéré; le concept de 'seamless prediction' décrit par Hoskins (2013) semble être un point d'appui pour construire une architecture d'IA. Enfin, même si la plupart du temps les méthodes

d'IA sont pensées de manière déterministe, il apparaît essentiel de considérer le problème sous sa forme probabiliste, comme le font notamment Søndery et al., 2020 pour la prévision de précipitation à très courte échéance. L'adaptation d'une forme probabiliste doit être privilégiée. Enfin, la valeur d'un modèle ne se résume pas à sa seule fidélité aux observations. Les techniques qui permettent de percevoir comment fonctionnent les algorithmes (e.g. Toms et al., 2020) doivent également être mises en œuvre en parallèle. Enfin, comme dans le cas du développement des paramétrisations sous-maille, l'utilisation de l'IA est une approche complémentaire de la modélisation numérique. Comme émulateurs de modèles complexes, les modèles statistiques peuvent permettre par leur simplicité d'utilisation de tester différentes hypothèses permettant de mieux exploiter les prévisions saisonnières 'numériques'.

Chapitre 5

Conclusion et perspectives

Débutée de manière confidentielle dans les années 1950 avec une poignée de scientifiques, la modélisation numérique est devenue ces dernières décennies un des acteurs clé de la science du climat. Elle joue un rôle important dans la compréhension des climats passés, présents et futurs. L'essor des modèles climatiques est indissociable du développement de la puissance numérique. Ce gain de puissance de calcul a surtout été utilisé ces vingt dernières années pour transformer les modèles de circulation générale en modèles du système climatique. L'ajout de nouvelles composantes, de nouvelles variables, de nouveaux paramètres a été privilégié à une meilleure représentation explicite de la dynamique atmosphérique via l'augmentation de la résolution (cf figure 2 de Schneider et al., 2017b). Cette stratégie de développement des modèles de climat se heurte aujourd'hui à trois difficultés.

Des points de fuite...

La première concerne l'évolution des outils informatiques. La croissance exponentielle de la puissance de calcul ces soixante dernières années s'est faite à technologie 'constante' : la miniaturisation des transistors a permis une augmentation de la performance des processeurs de calcul à consommation énergétique constante (Dennard et al., 1974). Les codes informatiques des modèles de climat ont ainsi pu bénéficier d'une longévité exceptionnelle. Cette croissance se heurte désormais à des contraintes physiques : il n'est plus possible, ni d'ajouter autant de transistors dans les processeurs, ni d'augmenter la performance sans accroître la consommation énergétique. Celle-ci devient le facteur limitant des supercalculateurs. Pour maintenir la hausse des performances, l'industrie de l'informatique modifie désormais fréquemment ses concepts en proposant plus régulièrement de nouvelles architectures de calcul (parallélisation massive, nouvelle gamme de processeurs moins rapides mais aussi moins énergivores), auxquelles la modélisation numérique va devoir s'adapter.

La deuxième tient à l'évolution des modèles eux-mêmes. L'un des pionniers de la modélisation numérique du climat, Syukuro Manabe, disait dans une interview récente :

As the models get ever more complicated – or, as some people say, sophisticated – no one person can appreciate what’s going on inside them. One modeller can be an expert in one component of the model, but doesn’t know the other parts. But now it is impossible to do so. If you make a prediction based on the model and you don’t understand it very well then it is no better than a fortune-teller’s prediction.

Face à l’ajout croissant de nouveaux degrés d’abstraction, le risque d’une perte de maîtrise de cet outil complexe qu’est devenu le modèle de climat est réel. Il est renforcé par la difficulté de mobiliser durablement assez de personnes compétentes pour la mise au point de ces modèles. La complexification des modèles de climat oblige en effet à un élargissement du champ de compétences des scientifiques en charge d’une partie du modèle, qui peut à terme conduire à un ‘éparpillement’ de ces compétences. Enfin, cette complexification a accru davantage la diversité des modèles et l’interprétation des ensembles multimodèles devient encore plus délicate.

Dernier point : on dispose désormais d’une vingtaine d’années pour juger l’évolution des performances des modèles climatiques ‘intégrés’ : l’exercice d’intercomparaison CMIP3 (Meehl et al., 2007), qui a marqué le début d’une large diffusion des données simulées par les modèles de climat a été suivie par deux nouveaux exercices d’intercomparaison de grande ampleur (CMIP5 : Taylor et al., 2012 ; CMIP6 : Eyring et al., 2016). Les progrès d’un exercice à l’autre restent limités (e.g. Knutti et Sedláček, 2013). Malgré d’importants efforts de calibration (Hourdin et al., 2017), certains des biais systématiques (Stouffer et al., 2017), comme la double ITCZ ou la difficulté à représenter les stratocumulus marins, semblent encore largement présents dans les modèles de dernière génération (e.g. Bock et al., 2020 ; Fiedler et al., 2020). De manière générale, les modèles de climat semblent encore avoir du mal à représenter les phénomènes qui ne sont pas uniquement reliés à des processus thermodynamiques (Shepherd, 2014).

et une ligne d’horizon...

Au moment de concevoir la nouvelle génération de modèles numériques du climat, ces trois éléments ne doivent pas être négligés. Leur prise en compte semble conduire à la redéfinition des modèles de climat (codes numériques, degré de complexité, physique sous-maille). Cette ‘nouvelle’ stratégie peut se voir en renforçant certaines pratiques déjà à l’œuvre, en privilégiant certaines options plutôt que d’autres, ou en adoptant de nouvelles méthodes. Dans les paragraphes suivants, je dessine quelques-unes de ces pistes possibles pour la construction des prochains modèles numériques. Ces perspectives vont bien au-delà de ma simple contribution. Celles auxquelles je projette de modestement participer sont écrites avec une police sans serif.

Favoriser l'ouverture...

Avant même d'entrer dans des considérations techniques, soulignons dès à présent l'importance d'améliorer notre pratique quotidienne de la science et de la recherche. Comme il serait trop long d'aborder ici les problèmes relatifs à l'organisation et au financement de la recherche académique, je me contenterai de plaider pour une application large des principes de la science ouverte (e.g. Wilkinson et al., 2016), ce que je vais continuer de mettre en pratique de mon côté¹.

À l'œuvre dès les prémices de la modélisation numérique, le rôle de la science informatique doit sûrement être renforcé. La diversité et la complexité des nouvelles architectures de calcul mises au point récemment par l'industrie informatique ne pourront être exploitées de manière optimale qu'à travers un large soutien de compétences en informatique. L'adaptation des modèles numériques à ces nouvelles architectures de calcul semble l'occasion de repenser la structure même du code, à travers notamment une séparation plus claire entre la place attribuée à la traduction des équations physiques et celle attribuée à l'exécution des calculs (Schulthess, 2015). Cette 'séparation des problèmes' peut se faire notamment grâce à l'utilisation de langages génériques (DSL ; e.g. Bertagna et al., 2019) ou par le développement de bibliothèques dédiées (e.g. Deconinck et al., 2017). Elle doit conduire à une portabilité et une efficacité accrues des modèles numériques (e.g. Schär et al., 2020). Cette meilleure exploitation des ressources de calcul peut également se faire par le biais de l'IA, pour laquelle l'industrie informatique développe des processeurs spécifiques (e.g. Bauer et al., 2021). Ma contribution personnelle le sera très sûrement par cet intermédiaire et par le maintien d'une veille scientifique sur ces avancées dans le champ de l'informatique.

Favoriser le doute...

Désormais solidement ancrée dans le domaine de la prévision du temps, la prise en compte du caractère probabiliste des simulations climatiques doit encore être renforcée. Cela passe par une documentation plus complète de la prévisibilité climatique, à travers par exemple une meilleure quantification de la variabilité interne du système climatique (e.g. Deser et al., 2020). Elle doit s'accompagner d'une évaluation plus systématique des modèles climatiques à toutes les échelles de temps. De même que l'on teste la capacité des modèles de climat à reproduire les climats du passé, on doit envisager d'évaluer également leur capacité à simuler l'évolution de l'atmosphère à de plus courtes échelles (Transpose-AMIP, prévisions saisonnières, voire décennales). Ces évaluations donnent des indications sur la mise en place de biais à plus long terme (e.g. Williams et al., 2020). Cette idée est à rapprocher de la méthodologie test/validation souvent appliquée en modélisation statistique, dans laquelle on teste empiriquement la robustesse d'un modèle sur des données indépendantes de celles pour lesquelles il a été calibré. Cette méthodologie reste encore

1. le code Python utilisé dans Balogh et al. (2021) est notamment disponible sous forme de notebook Jupyter : <https://doi.org/10.5281/zenodo.4331710>

trop peu appliquée dans la modélisation climatique. C'est un élément sur lequel je souhaite m'engager ces prochaines années. La modélisation numérique du climat gagnerait également à s'inspirer davantage de ce qui est fait dans le domaine informatique (Ahn et al., 2021). Dans la mise au point d'un logiciel informatique, il est soumis à une série de tests 'unitaires' (Clune et Rood, 2011), permettant de savoir dans quelle mesure il ne présente pas de défauts 'standards'.

Enfin, la caractérisation et la quantification de l'incertitude d'une simulation climatique sont au moins aussi importantes que la simulation elle-même. L'incertitude associée à la formulation même du modèle reste encore mal quantifiée. Elle est même bien souvent mise de côté dans les exercices d'intercomparaison au profit de la version du modèle 'la-mieux-calibrée'. La publication du modèle et de ses 'variantes' (e.g. Carslaw et al., 2018), au travers d'un ensemble en 'paramètres perturbés' (Murphy et al., 2004), voire mieux en 'physique perturbée', doit devenir la norme et se généraliser dans les exercices d'intercomparaison. Ma contribution pourra se faire par le développement de paramétrisations hybrides physique/IA, dont on peut penser qu'elles seront plus facilement utilisables pour réaliser ce type d'ensembles.

Favoriser l'atmosphère...

La compréhension du système climatique ne se fait pas seulement via la mise en place de modèles complets, elle se fait aussi à travers l'utilisation de différents modèles de complexité intermédiaire (e.g. Hoskins, 1983; Held, 2005). La définition de ce continuum de modèles les plus pertinents reste ouverte (e.g. Bony et al., 2013; Jeevanjee et al., 2017; Maher et al., 2019). L'utilisation de ce continuum de modèles peut se faire en renforçant la porosité entre les différents modèles de complexité intermédiaire : par des protocoles d'expériences identiques (aquaplanète, RCE) ou par des jeux de paramétrisations simplifiés identiques (e.g. Held et Suarez, 1994; Frierson et al., 2006). Le modèle intégré de climat peut être vu comme le lieu de ce continuum de modèles (e.g. Polvani et al., 2017). C'est une approche qui me tient à cœur et que je continuerai à privilégier. Mon intuition est que ces jeux de paramétrisations simplifiés serviront de *squelette* aux paramétrisations hybrides. La problématique du maintien d'un continuum de modèles va de pair avec la question trop souvent occultée de la parcimonie. Le statisticien Georges Box disait : *Tous les modèles sont faux mais certains sont utiles*. Et il ajoutait : *The scientist cannot obtain a correct model by excessive elaboration*. Il n'est jamais simple a priori de savoir dans quelle mesure le degré de complexité d'un modèle est excessif mais, avec plusieurs dizaines d'années de recul, il semble que pour répondre par exemple à la question de la sensibilité climatique, le recours à des modèles climatiques seulement atmosphériques soit une bonne option.

Favoriser Navier-Stokes...

La représentation des nuages reste encore trop inexacte dans les modèles de climat (e.g. Stevens et Bony, 2013; Schneider et al., 2017b), et la mauvaise représentation des interactions entre la circulation de grande échelle et les processus nuageux constitue la limi-

tation principale à l'utilisation des modèles numériques de climat. Elle pose des problèmes conceptuels et pratiques qui semblent insolubles pour les paramétrisations traditionnelles (e.g. Randall et al., 2003). Malgré l'ajout de degrés de liberté supplémentaires, et l'utilisation de techniques de calibration de plus en plus poussées, les schémas sous-maille semblent incapables de réduire certains biais des modèles climatiques dans la représentation des nuages. Certains défauts ne semblent ainsi pouvoir être corrigés que par la suppression de ces paramétrisations sous-maille via l'augmentation de la résolution et la représentation explicite de ces effets sous-maille. Après les travaux pionniers autour du modèle NICAM (Sato et al., 2008), la construction de modèles globaux sans paramétrisation de la convection profonde (modèles à ~ 3 km de résolution) se généralise (e.g. Stevens et al., 2019).

Cette accroissement de la résolution ne peut se faire pour le moment qu'avec des 'prototypes' ; pour un modèle à presque 1 km de résolution, seuls quelques mois peuvent être réalisés (Wedi et al., 2020). De plus, cette résolution horizontale kilométrique (et la résolution verticale associée) reste encore insuffisante pour garantir une représentation explicite des nuages de couche limite. Celle-ci va demeurer encore inaccessible pendant plusieurs décennies. Cette représentation explicite ne peut se faire qu'à partir de simulations plus courtes ou sur des domaines plus restreints. La possibilité d'insérer ce type de résolution dans des modèles globaux est envisagée, à travers l'idée de modèles 'imbriqués' (e.g. Jansson et al., 2019). Nul doute cependant que la nécessité de *complémenter* la résolution directe des équations de Navier-Stokes par des paramétrisations va encore perdurer pendant de longues années. La possibilité d'utiliser les techniques d'apprentissage statistique pour exploiter au mieux l'information apportée par les (courtes) simulations globales à très haute résolution et la traduire dans les modèles 'de climat' semble une voie intéressante. C'est une voie que je vais suivre ces prochaines années.

Favoriser l'inconnu...

Les performances spectaculaires du logiciel AlphaGo Zero reposent pour une bonne part sur l'utilisation de l'algorithme MCTS (recherche arborescente Monte-Carlo). Cet algorithme explore astucieusement l'arbre des possibles (dans le cas du jeu de go, il est gigantesque). La sélection des branches de l'arbre qu'il parcourt de manière privilégiée se fait sur la base d'un compromis entre exploitation (regarder dans des directions prometteuses) et exploration (regarder dans des directions encore moins bien connues). Le bon dosage entre exploration et exploitation fait le succès de cet algorithme.

Il y a dans ce manuscrit quelques perspectives de recherche qui me paraissent prometteuses et qui m'occuperont très sûrement ces prochaines années. Il en est d'autres que je ne saurai prévoir mais qui ne manqueront pas d'éveiller ma curiosité.

Curriculum vitae

David Saint-Martin, né le 06 mai 1981.

Ingénieur des Ponts, des Eaux et des Forêts.

CNRM/GMGEC/ATMO, UMR 3589, Météo-France, CNRS

42, avenue Gaspard Coriolis – 31057 Toulouse Cedex

david.saint-martin[at]meteo.fr ~ www.umr-cnrm.fr/spip.php?article180 ~ ORCID : 0000-0002-8478-6914

Parcours universitaire

- 2007 - 2010 Doctorat de l'Université Paul Sabatier de Toulouse.
- 2006 - 2007 Diplôme du Master Recherche *Océan, Atmosphère et Surfaces Continentales* (UPS, Toulouse).
- 2005 - 2006 Diplôme du Mastère d'action publique (ENPC, Paris).
- 2003 - 2004 Diplôme d'ingénieur de l'École Nationale des Ponts et Chaussées (Paris).
- 2000 - 2003 Diplôme d'ingénieur de l'École Polytechnique (Paris).

Parcours professionnel

- sept. 2006 - Chercheur au CNRM au sein du Groupe de Météorologie à Grande Echelle et Climat (GMGEC)
- 2004 - 2005 Stage (11 mois) chez SETEC TPI, bureau d'études en génie civil : *calcul de résistance au feu d'ouvrages d'art, développements dans le logiciel interne de calcul aux éléments finis.*
- 2003 Stage (3 mois) au Ministère des Finances à la Direction de la Prévision : *analyses spectrale et stochastique du cycle économique, rédaction d'un article avec B. Bellone : Detecting turning points with many predictors through Hidden Markov Models.*

Activités de recherche

- **47 publications internationales** parues dans des revues de rang A.
- ▷ Les **5 publications** les plus significatives
 - Roehrig, R., I. Beau, **D. Saint-Martin**, et al. (2020), The CNRM global atmosphere model ARPEGE-Climat 6.3 : description and evaluation, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, doi :10.1029/2020MS002075
 - Voldoire, A., **D. Saint-Martin**, S. Sénési, B. Decharme, et al. (2019), Evaluation of CMIP6 DECK Experiments with CNRM-CM6-1, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, doi :10.1029/2019MS001683
 - **D. Saint-Martin**, O. Geoffroy, L. Watson, et al. (2019), Fast forward to perturbed equilibrium climate, *Geophys. Res. Lett.*, doi :10.1029/2019GL083031
 - Geoffroy, O., **D. Saint-Martin**, D. J. L. Olivié, A. Voldoire, G. Bellon, and S. Tytéca (2013), Transient climate response in a two-layer energy-balance model. Part

- I : analytical solution and parameter calibration using CMIP5 AOGCM experiments, *J. Climate*, 26, 1841-1857, doi :10.1175/JCLI-D-12-00195.1
- Michou, M., **D. Saint-Martin**, H. Teyssède, et al. (2011), A new version of the CNRM Chemistry-Climate Model, CNRM-CCM : description and improvements from the CCMVal-2 simulations, *Geosci. Model Dev.*, 4, 873-900, doi :10.5194/gmd-4-873-2011

Activités d'encadrement

Octave Tessiot	Apprentissage statistique et prévisibilité saisonnière : thèse (2021-...) co-encadrée avec O. Geoffroy et L. Batté.
Blanka Balogh	Apprentissage statistique pour la modélisation climatique : stage M2 (2019) et thèse (2019-...) co-encadrés avec A. Ribes.
Laura Watson	Rôle des aérosols dans la variabilité climatique : postdoctorat (2015-2018) co-encadré avec M. Michou et P. Nabat ; projet MORDICUS.
Paul Hamer	Modélisation de la chimie atmosphérique : postdoctorat (2013-2015) co-encadré avec M. Michou ; projet IMPACT.
Linda Hammoud	Représentation des ondes équatoriales stratosphériques : stage M1 (2014).
Julie Fantin	Variabilité interne de la stratosphère : stage M1 (2013).
Damien Poitou	Paramétrisation des traînées de condensation : postdoctorat (2012-2013) ; projet TC2.
Romain Bergougnoux	Représentation des aérosols dans le modèle climatique du CNRM : stage M2 (2012) co-encadré avec M. Michou.
Olivier Geoffroy	Rétroactions radiatives et sensibilité climatique : postdoctorat (2010-2013) co-encadré avec A. Voltaire ; projet COMBINE.
Gaëlle Ouzeau	Influence de la stratosphère sur la prévisibilité saisonnière : stage M2 (2019) et thèse (2009-2012), co-encadrés avec H. Douville.

Projets de recherche

MORDICUS	Projet ANR (2014-2018 ; resp. C. Cassou) : étude des oscillations et rétroactions climatiques aux échelles décennales ; responsable pour le CNRM
STRADYVARIUS	Projet ANR (2013-2017 ; resp. R. Plougonven) : étude de la dynamique de la stratosphère ; responsable pour le CNRM
IMPACT	Projet CORAC/DGAC (2012-2016 ; resp. D. Hauglustaine) : impact du transport aérien sur le climat ; responsable pour le CNRM
TC2	Projet CORAC/DGAC (2011-2015 ; resp. D. Cariolle) : modélisation des traînées de condensation ; responsable pour le CNRM

Autres activités

- Participation à des comités de thèse (Y. Cohen, M. Plazzotta, S. Qasmi, E. Jahangir)

Production scientifique

Publications dans des revues de rang A

1. Balogh, B., **D. Saint-Martin**, and A. Ribes (2021), A toy model to investigate stability of AI-based dynamical systems, *Geophys. Res. Lett.*, doi :10.1029/2020GL092133
2. **Saint-Martin, D.**, O. Geoffroy, A. Voldoire, J. Cattiaux, F. Brient, F. Chauvin, M. Chevallier, J. Colin, B. Decharme, C. Delire, H. Douville, J.-F. Guérémy, E. Joetzjer, A. Ribes, R. Roehrig, L. Terray and S. Valcke (2021), Tracking changes in climate sensitivity in CNRM climate models, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, doi :10.1029/2020MS002190
3. Amos, M., P. J. Young, J. S. Hosking, J.-F. Lamarque, N. Luke Abraham, H. Akiyoshi, A. T. Archibald, S. Bekki, M. Deushi, P. Jöckel, D. Kinnison, O. Kirner, M. Kunze, M. Marchand, D. A. Plummer, **D. Saint-Martin**, K. Sudo, S. Tilmes, and Y. Yamashita (2020), Projecting ozone hole recovery using an ensemble of chemistry-climate models weighted by model performance and independence, *Atmos. Chem. Phys.*, 20, 9961-9977, doi :10.5194/acp-20-9961-2020
4. Roehrig, R., I. Beau, **D. Saint-Martin**, A. Alias, B. Decharme, J.-F. Guérémy, A. Voldoire, A.-L. Ahmat Younous, E. Bazile, S. Belamari, S. Blein, D. Bouniol, Y. Bouteloup, J. Cattiaux, F. Chauvin, M. Chevallier, J. Colin, H. Douville, P. Marquet, M. Michou, P. Nabat, T. Oudar, P. Peyrillé, J.-M. Piriou, D. Salas y Melia, R. Sférian, and S. Sénési (2020), The CNRM global atmosphere model ARPEGE-Climat 6.3 : description and evaluation, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 12, e2020MS002075, doi :10.1029/2020MS002075
5. Nabat, P., S. Somot, C. Cassou, M. Mallet, M. Michou, D. Bouniol, B. Decharme, T. Drugé, R. Roehrig, and **D. Saint-Martin** (2020), Modulation of radiative aerosols effects by atmospheric circulation over the Euro-Mediterranean region, *Atmos. Chem. Phys.*, 20, 8315-8349, doi :10.5194/acp-20-8315-2020
6. Douville, D., B. Decharme, C. Delire, J. Colin, E. Joetzjer, R. Roehrig, **D. Saint-Martin**, T. Oudar, R. Stchepounoff, and A. Voldoire (2020), Drivers of the enhanced decline of land near-surface relative humidity to abrupt-4xCO₂ in CNRM-CM6-1, *Clim. Dyn.*, 55, 1613-1629, doi :10.1007/s00382-020-05351-x
7. Ayarzagüena, B., A. J. Charlton-Perez, A. H. Butler, P. Hitchcock, I. R. Simpson, L. M. Polvani, N. Butchart, E. P. Gerber, L. Gray, B. Hassler, P. Lin, F. Lott, E. Manzini, R. Mizuta, C. Orbe, S. Osprey, **D. Saint-Martin**, M. Sigmond, M. Taguchi, E. M. Volodin, and S. Watanabe (2020), Uncertainty in the response of sudden stratospheric warmings and stratosphere-troposphere coupling to quadrupled CO₂ concentrations in CMIP6 models, *J. Geophys. Res. Atmos.*, 125, e2019JD032345, doi :10.1029/2019JD032345
8. Oudar, T., J. Cattiaux, H. Douville, O. Geoffroy, **D. Saint-Martin**, and R. Roehrig (2020), Robustness and drivers of the Northern Hemisphere extratropical atmospheric circulation response to a CO₂-induced warming in CNRM-CM6-1, *Clim. Dyn.*, 54, 2267-2285, doi :10.1007/s00382-019-05113-4
9. Geoffroy, O., and **D. Saint-Martin** (2019), Equilibrium- and transient-state dependencies of climate sensitivity : are they important for climate projections?, *J. Climate*, 33, 1863-1879, doi :10.1175/JCLI-D-19-0248.1
10. Michou, M., P. Nabat, **D. Saint-Martin**, J. Bock, B. Decharme, M. Mallet, R. Roehrig, R. Sférian, S. Sénési, and A. Voldoire (2019), Present-day and historical aerosol and ozone characteristics in CNRM CMIP6 simulations, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 12, e2019MS001816, doi :10.1029/2019MS001816

11. Séférian, R., P. Nabat, M. Michou, **D. Saint-Martin**, A. Voldoire, J. Colin, B. Decharme, C. Delire, S. Berthet, M. Chevallier, S. Sénési, L. Franchistéguy, J. Vial, M. Mallet, E. Joetzjer, O. Geoffroy, J.-F. Guérémy, M.-P. Moine, R. Msadek, A. Ribes, M. Rocher, R. Roehrig, D. Salas y Mélia, E. Sanchez, L. Terray, S. Valcke, R. Waldman, O. Aumont, L. Bopp, J. Deshayes, C. Éthé, and G. Madec (2019), Evaluation of CNRM Earth-System model, CNRM-ESM2-1 : role of Earth system processes in present-day and future climate, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 11, 4182-4227, doi :10.1029/2019MS001791
12. Decharme, B., C. Delire, M. Minvielle, J. Colin, J.-P. Vergnes, A. Alias, **D. Saint-Martin**, R. Séférian, S. Sénési, and A. Voldoire (2019), Recent changes in the ISBA-CTRIP land surface system for use in the CNRM-CM6 climate model and in global off-line hydrological applications, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 11, 1207-1252, doi :10.1029/2018MS001545
13. Mallet, M., P. Nabat, P. Zuidema, J. Redemann, A. M. Sayer, M. Stengel, S. Schmidt, C. Cochrane, S. Burton, R. Ferrare, K. Meyer, P. Saide, H. Jethva, O., Torres, R. Wood, **D. Saint-Martin**, R. Roehrig, C. Hsu, and P. Formenti (2019), Simulation of the transport, vertical distribution, optical properties and radiative impact of smoke aerosols with the ALADIN regional climate model during the ORACLES-2016 and LASIC experiments, *Atmos. Chem. Phys.*, 19, 4963-4990, doi :10.5194/acp-19-4963-2019
14. McCoy, D. T., P. R. Field, G. S. Elsaesser, A. Bodas-Salcedo, B. H. Kahn, M. D. Zelinka, C. Kodama, T. Mauritsen, B. Vanniere, M. Roberts, P. L. Vidale, **D. Saint-Martin**, A. Voldoire, R. Haarsma, A. Hill, B. Shipway, and J. Wilkinson (2019), Cloud feedbacks in extratropical cyclones : insight from long-term satellite data and high-resolution global simulations, *Atmos. Chem. Phys.*, 19, 1147-1172, doi :10.5194/acp-19-1147-2019
15. **Saint-Martin, D.**, O. Geoffroy, L. Watson, H. Douville, G. Bellon, A. Voldoire, J. Cattiaux, B. Decharme, and A. Ribes (2019), Fast forward to perturbed equilibrium climate, *Geophys. Res. Lett.*, 46, 8969-8975, doi :10.1029/2019GL083031
16. Voldoire, A., **D. Saint-Martin**, S. Sénési, B. Decharme, A. Alias, M. Chevallier, J. Colin, et al. (2019), Evaluation of CMIP6 DECK Experiments with CNRM-CM6-1, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 11, 2177-2213, doi :10.1029/2019MS001683
17. Elsbury, D., Y. Peings, **D. Saint-Martin**, H. Douville, and G. Magnusdottir (2019), The atmospheric response to positive IPV, positive AMV and their combination in boreal winter, *J. Climate*, 32, 4193-4213, doi :10.1175/JCLI-D-18-0422.1
18. Rugenstein, M., J. Bloch-Johnson, A. Abe-Ouchi, U. Beyerle, L. Cao, T. Chadha, G. Danabasoglu, J.-L. Dufresne, L. Duan, M.-A. Foujols, T. Frolicher, O. Geoffroy, J. Gregory, A. Jonko, R. Knutti, C. Li, A. Marzocchi, T. Mauritsen, M. Menary, E. Moyer, L. Nazarenko, D. Paynter, **D. Saint-Martin**, G. A. Schmidt, A. Yamamoto, and S. Yang (2019), LongRunMIP - motivation, design, and data access for a large collection of millennial long AO-GCM simulations, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 100, 2551-2570, doi :10.1175/BAMS-D-19-0068.1
19. Lamy, K., T. Portafaix, B. Josse, C. Brogniez, S. Godin-Beekmann, H. Bencherif, L. Revell, H. Akiyoshi, S. Bekki, M. I. Hegglin, P. Jöckel, O. Kirner, V. Marecal, O. Morgenstern, A. Stenke, G. Zeng, N. L. Abraham, A. T. Archibald, N. Butchart, M. P. Chipperfield, G. Di Genova, M., Deushi, S. S. Dhomse, R.-M. Hu, D. Kinnison, M. Michou, F. M. O'Connor, L. D. Oman, G. Pitari, D. A. Plummer, J. A. Pyle, E. Rozanov, **D. Saint-Martin**, K. Sudo, T. Y. Tanaka, D. Visioni, and K. Yoshida (2019), Ultraviolet radiation modelling using output from the Chemistry Climate Model Initiative, *Atmos. Chem. Phys.*, 19, 10087-10110, doi :10.5194/acp-19-10087-2019
20. Watson, L. M. Michou, P. Nabat, and **D. Saint-Martin** (2018), Assessment of CNRM coupled ocean-atmosphere model sensitivity to the representation of aerosols, *Clim. Dyn.*, 51, doi :10.1007/s00382-017-4054-6
21. Séférian, R., S. Baek, O. Boucher, J.-L. Dufresne, B. Decharme, **D. Saint-Martin**, and R. Roehrig (2018), An interactive ocean surface albedo scheme (OSA v1.0) : formulation and evaluation in

- ARPEGE-Climat (V6.1) and LMDZ (V5A), *Geosci. Model Dev.*, 11, 321-338, doi :10.5194/gmd-11-321-2018
22. Wales, P. A., R. J. Salawitch, J. M. Nicely, D. C. Anderson, T. P. Canty, S. Baidar, B. Dix, T. K. Koenig, R. Volkamer, D. Chen, L. G. Huey, D. J. Tanner, C. A. Cuevas, R. P. Fernandez, D. E. Kinnison, J.-F. Lamarque, A. Saiz-Lopez, E. L. Atlas, S. R. Hall, M. A. Navarro, L. L. Pan, S. M. Schauffler, M. Stell, S. Tilmes, K. Ullmann, A. J. Weinheimer, H. Akiyoshi, M. P. Chipperfield, M. Deushi, S. S. Dhomse, W. Feng, P. Graf, R. Hossaini, P. Jöckel, E. Mancini, M. Michou, O. Morgenstern, L. D. Oman, G. Pitari, D. A. Plummer, L. E. Revell, E. Rozanov, **D. Saint-Martin**, R. Schofield, A. Stenke, K. A. Stone, D. Vioni, Y. Yamashita, G. Zeng (2018), Stratospheric injection of brominated very short-lived substances : aircraft observations in the Western Pacific and representation in global models, *J. Geophys. Res.*, 123, 5690-5719, doi :10.1029/2017JD027978
 23. Ayarzagüena, B., L. M. Polvani, U. Langematz, H. Akiyoshi, S. Bekki, N. Butchart, M. Dameris, M. Deushi, S. C. Hardiman, P. Jöckel, A. Klekociuk, M. Marchand, M. Michou, O. Morgenstern, F. M. O'Connor, L. D. Oman, D. A. Plummer, L. Revell, E. Rozanov, **D. Saint-Martin**, J. Scinocca, A. Stenke, K. Stone, Y. Yamashita, K. Yoshida and G. Zeng (2018), No robust evidence of future changes in major stratospheric sudden warmings : a multi-model assessment from CCM1, *Atmos. Chem. Phys.*, 18, 11277-11287, doi :10.5194/acp-18-11277-2018
 24. Peings, Y., H. Douville, J. Colin, **D. Saint-Martin**, and G. Magnusdottir (2017), Snow-(N)AO Teleconnection and Its Modulation by the Quasi-Biennial Oscillation, *J. Climate*, 30, 10211-10235, doi :10.1175/JCLI-D-17-0041.1
 25. Morgenstern, O., M. I. Hegglin, E. Rozanov, F. O'Connor, L. Abraham, H. Akiyoshi, A. Archibald, S. Bekki, N. Butchart, M. Chipperfield, M. Deushi, S. Dhomse, R. Garcia, S. Hardiman, L. Horowitz, P. Joeckel, B. Josse, D. Kinnison, M. Lin, E. Mancini, M. Manyin, M. Marchand, V. Marecal, M. Michou, L. D. Oman, G. Pitari, D. A. Plummer, L. E. Revell, **D. Saint-Martin**, R. Schofield, A. Stenke, K. Stone, K. Sudo, T. Y. Tanaka, S. Tilmes, Y. Yamashita, K. Yoshida, and G. Zeng (2017), Review of the global models used within phase 1 of the Chemistry–Climate Model Initiative (CCMI), *Geosci. Model Dev.*, 10, 639-671, doi :10.5194/gmd-10-639-2017
 26. Douville, H., Y. Peings, and **D. Saint-Martin** (2017), Snow-(N)AO relationship revisited over the whole twentieth century, *Geophys. Res. Lett.*, 44, 569-577, doi :10.1002/2016GL071584.
 27. Cattiaux, J., Y. Peings, **D. Saint-Martin**, N. Trou-Kechout and S. J. Vavrus (2016), Sinuosity of midlatitude atmospheric flow in a warming world, *Geophys. Res. Lett.*, 43, 8259-8268, doi :10.1002/2016GL070309
 28. Séférian, R., C. Delire, B. Decharme, A. Voldoire, D. Salas-Mélia, M. Chevallier, **D. Saint-Martin**, J.-C. Calvet, D. Carrer, H. Douville, L. Franchistéguy, E. Joetzjer and S. Sénési (2016), Development and evaluation of CNRM Earth-System model, CNRM-ESM1, *Geosci. Model Dev.*, 9, 1423-1453, doi :10.5194/gmd-9-1423-2016
 29. Geoffroy, O., **D. Saint-Martin** and A. Voldoire (2015), Land-sea warming contrast : the role of the horizontal energy transport, *Clim. Dyn.*, doi :10.1007/s00382-015-2552-y
 30. Michou, M., P. Nabat and **D. Saint-Martin** (2015), Development and basic evaluation of a prognostic aerosol scheme (v1) in the CNRM Climate Model CNRM-CM6, *Geosci. Model Dev.*, 8, 501-531, doi :10.5194/gmd-8-501-2015
 31. Lacressonnière, G., V.-H. Peuch, R. Vautard, J. Arteta, M. Déqué, M. Joly, B. Josse, V. Marécal, and **D. Saint-Martin** (2014), European air quality in the 2030s and 2050s : Impacts of global and regional emission trends and of climate change, *Atm. Env.*, 92, 348-358, doi :10.1016/j.atmosenv.2014.04.033
 32. Geoffroy, O. and **D. Saint-Martin** (2014), Pattern decomposition of the transient climate response *Tellus A*, 66, 23393, doi :10.3402/tellusa.v66.23393

33. Geoffroy, O., **D. Saint-Martin**, A. Voldoire, D. Salas-Mélia, and S. Sénési (2013), Adjusted radiative forcing and global radiative feedbacks in CNRM-CM5 : a closure of the partial decomposition, *Clim. Dyn.*, doi :10.1007/s00382-013-1741-9
34. Geoffroy, O., **D. Saint-Martin**, G. Bellon, A. Voldoire, D. J. L. Olivié, and S. Tytéca (2013), Transient climate response in a two-layer energy-balance model. Part II : representation of the efficacy of deep-ocean heat uptake and validation for CMIP5 AOGCMs, *J. Climate*, 26, 1859-1876, doi :10.1175/JCLI-D-12-00196.1
35. Geoffroy, O., **D. Saint-Martin**, D. J. L. Olivié, A. Voldoire, G. Bellon, and S. Tytéca (2013), Transient climate response in a two-layer energy-balance model. Part I : analytical solution and parameter calibration using CMIP5 AOGCM experiments, *J. Climate*, 26, 1841-1857, doi :10.1175/JCLI-D-12-00195.1
36. Huszar, P., H. Teyssède, D. Cariolle, D. J. L. Olivié, M. Michou, **D. Saint-Martin**, S. Sénési, A. Voldoire, D. Salas, A. Alias, F. Karcher, P. Ricaud, and T. Halenka (2013), Modeling the present and future impact of aviation on climate : an AOGCM approach with online coupled chemistry, *Atmos. Chem. Phys.*, 13, 10027-10048, doi :10.5194/ACPD-13-10027-2013
37. Eyring, V., I. Cionni, J. M. Arblaster, J. Sedlacek, J. Perlwitz, P. J. Young, S. Bekki, D. Bergmann, P. Cameron-Smith, W. J. Collins, G. Faluvegi, K.-D. Gottschaldt, L. W. Horowitz, D. E. Kinnison, J.-F. Lamarque, D. R. Marsh, **D. Saint-Martin**, D. T. Shindell, K. Sudo, S. Szopa, and S. Watanabe (2012), Long-term changes in tropospheric and stratospheric ozone and associated climate impacts in CMIP5 simulations, *J. Geophys. Res. Atmos.*, doi :10.1002/jgrd.50316
38. Voldoire A., E. Sanchez-Gomez, D. Salas-Mélia, B. Decharme, C. Cassou, S. Sénési, S. Valcke, I. Beau, A. Alias, M. Chevallier, M. Déqué, J. Deshayes, H. Douville, E. Fernandez, G. Madec, E. Maisonnave, M.-P. Moine, S. Planton, **D. Saint-Martin**, S. Szopa, S. Tyteca, R. Alkama, S. Belamari, A. Braun, L. Coquart, and F. Chauvin (2012), The CNRM-CM5.1 global climate model : description and basic evaluation, *Clim. Dyn.*, 40, 2091-2121, doi :10.1007/s00382-011-1259-y
39. Geoffroy, O., **D. Saint-Martin**, and A. Ribes (2012), Quantifying the sources of spread in climate change experiments, *Geophys. Res. Lett.*, 39, L24703, doi :10.1029/2012GL054172
40. Olivié, D. J. L., G. Peters, and **D. Saint-Martin** (2012), Atmosphere response time scales estimated from AOGCM experiments, *J. Climate*, 25, 7956-7972, doi :10.1175/JCLI-D-11-00475.1
41. Olivié, D. J. L., D. Cariolle, H. Teyssède, D. Salas, A. Voldoire, H. Clark, **D. Saint-Martin**, M. Michou, F. Karcher, Y. Balkanski, M. Gauss, O. Dessens, B. Koffi, and R. Sausen (2012), Modeling the climate impact of road transport, maritime shipping and aviation over the period 1860-2100 with an AOGCM, *Atmos. Chem. Phys.*, 12, 1449-1480, doi :10.5194/acp-12-1449-2012
42. Peings, Y., **D. Saint-Martin**, and H. Douville (2012), A numerical sensitivity study of the Siberian snow influence on the Northern Annular Mode, *J. Climate*, 25, 592-607, doi :10.1175/JCLI-D-11-00038.1
43. Lacressonnière, G., V.-H. Peuch, J. Arteta, B. Josse, M. Joly, V. Marécal, **D. Saint Martin**, M. Déqué, and L. Watson (2012), How realistic are air quality hindcasts driven by forcings from climate model simulations ?, *Geosci. Model Dev.*, 5, 1565-1587, doi :10.5194/gmd-5-1565-2012
44. Michou, M., **D. Saint-Martin**, H. Teyssède, A. Alias, F. Karcher, D. Olivié, A. Voldoire, B. Josse, V.-H. Peuch, H. Clark, J. N. Lee, and F. Chéroux (2011), A new version of the CNRM Chemistry-Climate Model, CNRM-CCM : description and improvements from the CCMVal-2 simulations, *Geosci. Model Dev.*, 4, 873-900, doi :10.5194/gmd-4-873-2011
45. Ouzeau, G., J. Cattiaux, H. Douville, A. Ribes, and **D. Saint-Martin** (2011), European cold winter 2009-2010 : How unusual in the instrumental record and how reproducible in the ARPEGE-Climat model ?, *Geophys. Res. Lett.*, 38, L11706, doi :10.1029/2011GL047667

46. Morgenstern, O., H. Akiyoshi, S. Bekki, P. Braesicke, N. Butchart, M. P. Chipperfield, D. Cugnet, M. Deushi, S. Dhomse, R. R. Garcia, A. Gettelman, N.P. Gillett, S.C. Hardiman, J. Jumelet, D.E. Kinnison, J.-F. Lamarque, F. Lott, M. Marchand, M. Michou, T. Nakamura, D. Oliv  , T. Peter, D. Plummer, J. Pyle, E. Rozanov, **D. Saint-Martin**, J.F. Scinocca, K. Shibata, M. Sigmond, D. Smale, H. Teyss  dre, W. Tian, A. Voldoire, et Y. Yamashita (2010), Anthropogenic forcing of the Northern Annular Mode in CCMVAL2 models, *J. Geophys. Res.*, 115, D00M03, doi :10.1029/2009JD013347
47. Teyss  dre, H., M. Michou, H. L. Clark, B. Josse, F. Karcher, D. Oliv  , V.-H. Peuch, **D. Saint-Martin**, D. Cariolle, J.-L. Atti  , P. N  d  lec, P. Ricaud, V. Thouret, A. Volz-Thomas et F. Ch  roux (2007), A new tropospheric and stratospheric chemistry and transport model MOCAGE-Climat for multi-years studies : evaluation of present-day climatology and sensitivity to surface processes, *Atmos. Chem. Phys.*, 7, 5815-5860, doi :10.5194/acp-7-5815-2007

Autres publications

- WMO (2010), Scientific assessment of stratospheric ozone : 2010. World Meteorological Organization, Global Ozone Research and Monitoring Project, Report 52, Geneva, Switzerland, 438 pp. (contributing author)
- **Saint-Martin, D.** (2010), Etude comparative du r  le de la dynamique et de la chimie dans la mod  lisation de l'atmosph  re moyenne. Th  se de doctorat de l'Universit   Toulouse III - Paul Sabatier, soutenue le 25 novembre 2010 au CNRM-GAME, 138 pp.

Conf  rences et s  minaires

- Voldoire, A. et **D. Saint-Martin** (2019)   valuation des simulations CMIP6 r  alis  es avec CNRM-CM6-1, *S  minaire CNRM*, 4 juillet 2019, Toulouse, France.
- **Saint-Martin, D.** (2019) Strat  gie de calibration du mod  le de climat CNRM-CM6, *Ateliers de Mod  lisation de l'Atmosph  re*, 11-13 mars 2019, Toulouse, France.
- **Saint-Martin, D.** (2018) The QBO in the CNRM-CM6 model : present-day and warmer climate, *STRADYVARIUS final meeting*, 25-26 janvier 2018, Paris, France.
- Peings, Y., H. Douville, J. Colin, **D. Saint-Martin**, and G. Magnusdottir (2018) Snow-(N)AO teleconnection and its modulation by the Quasi-Biennial Oscillation, *98th AMS annual meeting* 7-11 janvier 2018, Austin, USA
- Michou, M., P. Nabat, **D. Saint-Martin**, R. S  f  rian and A. Voldoire (2018) Meteo-France AerChemMIP and RFMIP simulations, presentation and first results, *Tri-MIP-athlon workshop*, 11-15 juin 2018, Reading, UK.
- Watson, L., M. Michou, P. Nabat, and **D. Saint-Martin** (2017) Evaluation of climate sensitivity to the representation of aerosols in a AOGCM, *EGU meeting*, 23-28 Avril 2017, Vienna, Austria.
- **Saint-Martin, D.**, M. Michou, and G. Jonville (2017) For  age radiatif des tra  n  es de condensation dans CNRM-CM, *IMPACT final meeting*, 9 f  vrier 2017, Toulouse, France.
- **Saint-Martin, D.** (2015) Mod  lisation des effets radiatifs et chimiques des tra  n  es de condensation, *TC2 final meeting*, 10 novembre 2015, Toulouse, France.
- Michou, M., P. Nabat and **D. Saint-Martin** (2014) The aerosols in the CNRM global and regional climate models, *AEROCOM workshop*, 29 sept./2 oct. 2014, Steamboat Springs, USA.
- **Saint-Martin, D.** (2013) Param  trisation stochastique des ondes de gravit   non orographiques : influence sur la stratosph  re   quatoriale, *Ateliers de Mod  lisation de l'Atmosph  re*, 22 janvier 2013, Toulouse.
- Michou, M. , **D. Saint-Martin**, and P. Ricaud (2013) The Meteo-France CNRM Chemistry-Climate Model : recent developments and first results from CCM1 simulations, *CCM-I workshop*, 14-16 mai 2013, Boulder, USA.
- **Saint-Martin, D.** (2012) Influence de la dynamique de la stratosph  re sur le climat : quelques travaux r  cents au CNRM, *S  minaire LMD*, 21 juin 2012, Paris, France.
- **Saint-Martin, D.** (2012), Quantifying the ozone feedback in the variability of the Arctic winter/spring stratosphere, IGAC/SPARC Global Chemistry-Climate Modeling and Evaluation Workshop, 21-24 mai 2012, Davos, Suisse.
- **Saint-Martin, D.** (2012), Variability of the Arctic winter/spring stratosphere : quantifying the ozone feedback. Workshop on Stratospheric Sudden Warming and its role in weather and climate variations, 22-24 f  vrier 2012, Kyoto, Japon.

Glossaire

- AMIP** Atmospheric Model Intercomparison Project.
AOGCM Atmosphere-Ocean General Circulation Model.
- CCM** Chemistry-Climate model.
CERFACS Centre Européen de Recherche et de Formation Avancée en Calcul Scientifique.
CM Coupled Model.
CMIP Coupled Model Intercomparison Project.
CNRM Centre National de Recherches Météorologiques.
CRM Cloud-resolving model.
- DAMIP** Detection and Attribution Model Intercomparison Project.
DSL Domain-specific language.
- EBM** Energy-Balance Model.
ECMWF European Centre for Medium-Range Weather Forecasts.
ECS Equilibrium Climate Sensitivity.
ENSO El Nino Southern Oscillation.
ESM Earth System Model.
- GCM** General Circulation Model.
- IA** Intelligence Artificielle.
IPCC Intergovernmental Panel on Climate Change.
IPSL Institut Pierre-Simon-Laplace.
ITCZ Intertropical Convergence Zone.
- LHS** Latin Hypercube Sampling.
- MCTS** Monte Carlo tree search.
MJO Madden-Julian Oscillation.
- NAO** Northern Atlantic Oscillation.
NN Neural Network.
- ODS** Ozone-Depleting Substances.
OHU Ocean Heat Uptake.
- PRP** Partial Radiative Perturbations.
- QBO** Quasi-Biennial Oscillation.
- RCE** Radiative Convective Equilibrium.
- SST** Sea Surface Temperature.
SSW Sudden Stratospheric Warming.
- TCR** Transient Climate Response.
- WCRP** World Climate Research Programme.
WMO World Meteorological Organization.

Bibliographie

- Ahn, D. H., A. H. Baker, M. Bentley, I. Briggs, G. Gopalakrishnan, D. M. Hammerling, I. Laguna, G. L. Lee, D. J. Milroy and M. Vertenstein (2021). Keeping science on keel when software moves. *Commun. ACM*, 64, 66–74.
- Amos, M., P. J. Young, J. S. Hosking, J.-F. Lamarque, N. L. Abraham, H. Akiyoshi, A. T. Archibald, S. Bekki, M. Deushi, P. Jöckel, D. Kinnison, O. Kirner, M. Kunze, M. Marchand, D. A. Plummer, D. Saint-Martin, K. Sudo, S. Tilmes and Y. Yamashita (2020). Projecting ozone hole recovery using an ensemble of chemistry–climate models weighted by model performance and independence. *Atmos. Chem. Phys.*, 20, 9961–9977.
- Anderson, J., W. Chen, W. Stern and J. Ploshay (1999). Present-day capabilities of numerical and statistical models for atmospheric extratropical seasonal simulation and prediction. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 80, 1349–1361.
- Andrews, T. and M. J. Webb (2018). The dependence of global cloud and lapse rate feedbacks on the spatial structure of tropical Pacific warming. *J. Clim.*, 31, 641–654.
- Arakawa, A. (1966). Computational design for long-term numerical integration of the equations of fluid motion : two-dimensional incompressible flow. Part I. *J. Comput. Phys.*, 1, 119–143.
- Arrhenius, S. (1896). On the Influence of Carbonic Acid in the Air upon the Temperature of the Ground. *J. Sci.*, 41, 237–275.
- Ayarzagüena, B., A. J. Charlton-Perez, A. H. Butler, P. Hitchcock, I. R. Simpson, L. M. Polvani, N. Butchart, E. P. Gerber, L. Gray, B. Hassler, P. Lin, F. Lott, E. Manzini, R. Mizuta, C. Orbe, S. Osprey, D. Saint-Martin, M. Sigmond, M. Taguchi, E. M. Volodin and S. Watanabe (2020). Uncertainty in the Response of Sudden Stratospheric Warmings and Stratosphere-Troposphere Coupling to Quadrupled CO₂ Concentrations in CMIP6 Models. *J. Geophys. Res.*, 125, e2019JD032345.
- Balaji, V. (2021). Climbing down Charney’s ladder : machine learning and the post-Dennard era of computational climate science. *Phil. Trans. R. Soc. A.*, 379, 20200085.
- Baldwin, M. P. and T. J. Dunkerton (1999). Propagation of the Arctic Oscillation from the stratosphere to the troposphere. *J. Geophys. Res.*, 104, 30937–30946.
- Baldwin, M. P. and T. J. Dunkerton (2001). Stratospheric Harbingers of Anomalous Weather Regimes. *Science*, 294, 581–584.

- Balogh, B., D. Saint-Martin and A. Ribes (2021). A toy model to investigate stability of AI-based dynamical systems. *Geophys. Res. Lett.*, e2020GL092133.
- Barnes, E. A., B. Toms, J. W. Hurrell, I. Ebert-Uphoff, C. Anderson and D. Anderson (2020). Indicator Patterns of Forced Change Learned by an Artificial Neural Network. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 12, e2020MS002195.
- Barnston, A. G. (1994). Linear statistical short-term climate predictive skill in the Northern Hemisphere. *J. Clim.*, 7, 1513–1564.
- Barnston, A. G., A. Kumar, L. Goddard and M. P. Hoerling (2005). Improving seasonal prediction practices through attribution of climate variability. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 86, 59–72.
- Bauer, P., P. D. Dueben, T. Hoefler, T. Quintino, T. C. Schulthess and N. P. Wedi (2021). The digital revolution of Earth-system science. *Nat. Comput. Sci.*, 1, 104–113.
- Bauer, P., A. Thorpe and G. Brunet (2015). The quiet revolution of numerical weather prediction. *Nature*, 525, 47–55.
- Bertagna, L., M. Deakin, O. Guba, D. Sunderland, A. M. Bradley, I. K. Tezaur, M. A. Taylor and A. G. Salinger (2019). HOMMEXX 1.0 : a performance-portable atmospheric dynamical core for the Energy Exascale Earth System Model. *Geosci. Model Dev.*, 12, 1423–1441.
- Beucler, T., M. Pritchard, S. Rasp, P. Gentine, J. Ott and P. Baldi (2019). Enforcing analytic constraints in neural-networks emulating physical systems. *arXiv :1909.00912*. arXiv : 1909.00912.
- Birner, T. and P. D. Williams (2008). Sudden Stratospheric Warmings as Noise-Induced Transitions. *J. Atmos. Sci.*, 65, 3337–3343.
- Bjerknes, V. (1921). The meteorology of the temperate zone and the general atmospheric circulation. *Mon. Wea. Rev.*, 49, 1–3.
- Block, K. and T. Mauritsen (2013). Forcing and feedback in the MPI-ESM-LR coupled model under abruptly quadrupled CO₂ : forcing and feedback in the MPI-ESM-LR. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 5, 676–691.
- Bock, L., A. Lauer, M. Schlund, M. Barreiro, N. Bellouin, C. Jones, G. A. Meehl, V. Predoi, M. J. Roberts and V. Eyring (2020). Quantifying Progress Across Different CMIP Phases With the ESMValTool. *J. Geophys. Res.*, 125, e2019JD032321.
- Bode, H. W. (1945). Network analysis and feedback amplifier design. *New York : Van Nostrand*.
- Bolton, T. and L. Zanna (2019). Applications of Deep Learning to Ocean Data Inference and Subgrid Parameterization. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 11, 376–399.

- Bony, S., B. Stevens, I. M. Held, J. F. B. Mitchell, J.-L. Dufresne and K. A. Emanuel (2013). Carbon dioxide and climate : Perspectives on a scientific assessment. *Climate Science for Serving Society : Research, Modeling and Prediction Priorities*, 391–413.
- Boville, B. A. (1984). The influence of the polar night jet on the tropospheric circulation in a GCM. *J. Atmos. Sci.*, *41*, 1132–1142.
- Boville, B. A. and D. P. Baumhefner (1990). Simulated Forecast Error and Climate Drift Resulting from the Omission of the Upper Stratosphere in Numerical Models. *Mon. Wea. Rev.*, *118*, 1517–1530.
- Box, G. E. P. (1976). Science and statistics. *J. Atmos. Sci.*, *71*, 791–799.
- Branstator, G., H. Teng, G. A. Meehl, M. Kimoto, J. R. Knight, M. Latif and A. Rosati (2012). Systematic Estimates of Initial-Value Decadal Predictability for Six AOGCMs. *J. Clim.*, *25*, 1827–1846.
- Brenowitz, N. D. and C. S. Bretherton (2018). Prognostic validation of a neural network unified physics parameterization. *Geophys. Res. Lett.*, *45*, 6289–6298.
- Brenowitz, N. D., B. Henn, J. McGibbon, S. K. Clark, A. Kwa, W. A. Perkins, O. Watt-Meyer and C. S. Bretherton (2020). Machine learning climate model dynamics : offline versus online performance. *arXiv :2011.03081*. arXiv : 2011.03081.
- Brunton, S. L., B. R. Noack and P. Koumoutsakos (2020). Machine Learning for Fluid Mechanics. *Annu. Rev. Fluid Mech.*, *52*, 477–508.
- Budyko, M. I. (1969). The effect of solar radiation variations on the climate of the Earth. *Tellus*, *21*, 611–619.
- Caldwell, P. M., M. D. Zelinka, K. E. Taylor and K. Marvel (2016). Quantifying the sources of intermodel spread in equilibrium climate sensitivity. *J. Clim.*, *29*, 513–524.
- Cariolle, D. and M. Déqué (1986). Southern hemisphere medium-scale waves and total ozone disturbances in a spectral general circulation model. *J. Geophys. Res.*, *91*, 10825.
- Cariolle, D. and H. Teyssedre (2007). A revised linear ozone photochemistry parameterization for use in transport and general circulation models : multi-annual simulations. *Atmos. Chem. Phys.*, *7*, 2183–2196.
- Carslaw, K., L. Lee, L. Regayre and J. Johnson (2018). Climate Models Are Uncertain, but We Can Do Something About It. *Eos*, *99*.
- Charney, J. G. (1948). On the scale of atmospheric motions. *Geophys. Publ.*, *17*, 1–17.
- Charney, J. G. (1955). Numerical methods in dynamical meteorology. *Proc. Natl Acad. Sci. USA*, *41*, 798–802.
- Charney, J. G. (1979). Carbon Dioxide and Climate : A Scientific Assessment. *AR1*.

- Chevallier, F., F. C. Ruy, N. A. Scott and A. C. Din (1998). A Neural Network Approach for a Fast and Accurate Computation of a Longwave Radiative Budget. *J. Appl. Meteor.*, *37*, 1385–1397.
- Chevallier, M., D. S. Y. Me, A. Voldoire, M. De and G. Garric (2013). Seasonal Forecasts of the Pan-Arctic Sea Ice Extent Using a GCM-Based Seasonal Prediction System. *J. Clim.*, *26*, 6092–6104.
- Clune, T. L. and R. B. Rood (2011). Software Testing and Verification in Climate Model Development. *IEEE Softw.*, *28*, 49–55.
- Cohen, J., M. Barlow, P. J. Kushner and K. Saito (2007). Stratosphere–Troposphere Coupling and Links with Eurasian Land Surface Variability. *J. Clim.*, *20*, 5335–5343.
- Collins, W. J., J.-F. Lamarque, M. Schulz, O. Boucher, V. Eyring, M. I. Hegglin, A. Maycock, G. Myhre, M. Prather, D. Shindell and S. J. Smith (2017). AerChemMIP : quantifying the effects of chemistry and aerosols in CMIP6. *Geosci. Model Dev.*, *10*, 585–607.
- Craig, A., S. Valcke and L. Coquart (2017). Development and performance of a new version of the OASIS coupler, OASIS3-MCT_3.0. *Geosci. Model Dev.*, *10*, 3297–3308.
- Crutzen, P. J. (1970). The influence of nitrogen oxides on the atmospheric ozone content. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *96*, 320–325.
- Cuxart, J., P. Bougeault and J.-L. Redelsperger (2000). A turbulence scheme allowing for mesoscale and large-eddy simulations. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *126*, 1–30.
- Cybenko, G. (1989). Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of control, signals, and systems*, *2*, 303–314.
- de la Cámara, A. and F. Lott (2015). A parameterization of gravity waves emitted by fronts and jets. *Geophys. Res. Lett.*, *42*, 2071–2078.
- de la Cámara, A., F. Lott and A. Hertzog (2014). Intermittency in a stochastic parameterization of nonorographic gravity waves. *J. Geophys. Res.*, *119*, 11905–11919.
- Decharme, B., C. Delire, M. Minvielle, J. Colin, J.-P. Vergnes, A. Alias, D. Saint-Martin, R. Sférian, S. Sénési and A. Voldoire (2019). Recent changes in the ISBA-CTRIP land surface system for use in the CNRM-CM6 climate model and in global off-line hydrological applications. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *11*, 1207–1252.
- Deconinck, W., P. Bauer, M. Diamantakis, M. Hamrud, C. Kühnlein, P. Maciel, G. Mengaldo, T. Quintino, B. Raoult, P. K. Smolarkiewicz and N. P. Wedi (2017). Atlas : A library for numerical weather prediction and climate modelling. *Computer Physics Communications*, *220*, 188–204.
- DelSole, T. and A. Banerjee (2017). Statistical Seasonal Prediction Based on Regularized Regression. *J. Clim.*, *30*, 1345–1361.

- DelSole, T., J. Nattala and M. K. Tippett (2014). Skill improvement from increased ensemble size and model diversity. *Geophys. Res. Lett.*, *41*, 7331–7342.
- DelSole, T. and M. K. Tippett (2007). Predictability : recent insights from information theory. *Rev. Geophys.*, *45*, RG4002.
- Dennard, R. H., F. H. Gaensslen, H.-N. Yu, V. L. Rideout, E. Bassous and A. LeBlanc (1974). Design of ion-implanted MOSFET's with very small physical dimensions. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, *9*.
- Déqué, M., C. Drevet, A. Braun and D. Cariolle (1994). The ARPEGE/IFS atmosphere model : a contribution to the French community climate modelling. *Clim. Dyn.*, *10*, 249–266.
- Deser, C., F. Lehner, K. B. Rodgers, T. Ault, T. L. Delworth, P. N. DiNezio, A. Fiore, C. Frankignoul, J. C. Fyfe, D. E. Horton, J. E. Kay, R. Knutti, N. S. Lovenduski, J. Marotzke, K. A. McKinnon, S. Minobe, J. Randerson, J. A. Screen, I. R. Simpson and M. Ting (2020). Insights from Earth system model initial-condition large ensembles and future prospects. *Nat. Clim. Chang.*, *10*, 277–286.
- Dhomse, S. S., D. Kinnison, M. P. Chipperfield, R. J. Salawitch, I. Cionni, M. I. Hegglin, N. L. Abraham, H. Akiyoshi, A. T. Archibald, E. M. Bednarz, S. Bekki, P. Braesicke, N. Butchart, M. Dameris, M. Deushi, S. Frith, S. C. Hardiman, B. Hassler, L. W. Horowitz, R.-M. Hu, P. Jöckel, B. Josse, O. Kirner, S. Kremser, U. Langematz, J. Lewis, M. Marchand, M. Lin, E. Mancini, V. Marécal, M. Michou, O. Morgenstern, F. M. O'Connor, L. Oman, G. Pitari, D. A. Plummer, J. A. Pyle, L. E. Revell, E. Rozanov, R. Schofield, A. Stenke, K. Stone, K. Sudo, S. Tilmes, D. Visioni, Y. Yamashita and G. Zeng (2018). Estimates of ozone return dates from Chemistry-Climate Model Initiative simulations. *Atmos. Chem. Phys.*, *18*, 8409–8438.
- Dickinson, R. E. (1981). Convergence Rate and Stability of Ocean-Atmosphere Coupling Schemes with a Zero-Dimensional Climate Model. *J. Atmos. Sci.*, *38*, 2112–2120.
- Ding, H., M. Newman, M. A. Alexander and A. T. Wittenberg (2018). Skillful Climate Forecasts of the Tropical Indo-Pacific Ocean Using Model-Analogs. *J. Clim.*, *31*, 5437–5459.
- Ding, H., M. Newman, M. A. Alexander and A. T. Wittenberg (2019). Diagnosing Secular Variations in Retrospective ENSO Seasonal Forecast Skill Using CMIP5 Model-Analogs. *Geophys. Res. Lett.*, *46*, 1721–1730.
- Dobrynin, M., D. I. V. Domeisen, W. A. Müller, L. Bell, S. Brune, F. Bunzel, A. Düsterhus, K. Fröhlich, H. Pohlmann and J. Baehr (2018). Improved Teleconnection-Based Dynamical Seasonal Predictions of Boreal Winter. *Geophys. Res. Lett.*, *45*, 3605–3614.
- Douville, H., Y. Peings and D. Saint-Martin (2017). Snow-(N)AO relationship revisited over the whole twentieth century : Snow-(N)AO Relationship Revisited. *Geophys. Res. Lett.*, *44*, 569–577.
- Dueben, P. D. and P. Bauer (2018). Challenges and design choices for global weather and climate models based on machine learning. *Geosci. Model Dev.*, *11*, 3999–4009.

- Dufresne, J.-L. and S. Bony (2008). An assessment of the primary sources of spread of global warming estimates from coupled atmosphere-ocean models. *J. Clim.*, *21*, 5135–5144.
- Eady, E. T. (1949). Long Waves and Cyclone Waves. *Tellus*, *1*, 33–52.
- Etminan, M., G. Myhre, E. J. Highwood and K. P. Shine (2016). Radiative forcing of carbon dioxide, methane, and nitrous oxide : A significant revision of the methane radiative forcing. *Geophys. Res. Lett.*, *43*, 12614–12623.
- Eyring, V., S. Bony, G. A. Meehl, C. A. Senior, B. Stevens, R. J. Stouffer and K. E. Taylor (2016). Overview of the coupled model intercomparison project phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geosci. Model Dev.*, *9*, 1937–1958.
- Eyring, V., N. Butchart, D. W. Waugh, H. Akiyoshi, J. Austin, S. Bekki, G. E. Bodeker, B. A. Boville, C. Brühl, M. P. Chipperfield, E. Cordero, M. Dameris, M. Deushi, V. E. Fioletov, S. M. Frith, R. R. Garcia, A. Gettelman, M. A. Giorgetta, V. Grewe, L. Jourdain, D. E. Kinnison, E. Mancini, E. Manzini, M. Marchand, D. R. Marsh, T. Nagashima, P. A. Newman, J. E. Nielsen, S. Pawson, G. Pitari, D. A. Plummer, E. Rozanov, M. Schraner, T. G. Shepherd, K. Shibata, R. S. Stolarski, H. Struthers, W. Tian and M. Yoshiki (2006). Assessment of temperature, trace species, and ozone in chemistry-climate model simulations of the recent past. *J. Geophys. Res.*, *111*, D22308.
- Farman, J. C., B. G. Gardiner and J. D. Shanklin (1985). Large losses of total ozone in Antarctica reveal seasonal ClO_x/NO_x interaction. *Nature*, *315*, 207–210.
- Fefferman, C. L. (2006). Existence and smoothness of the Navier-Stokes equation. *The Millennium Prize Problems, Clay Math. Inst., Cambridge, Mass., USA*, 57–67.
- Fels, S. B., J. D. Mahlman, M. D. Schwarzkopf and R. W. Sinclair (1980). Stratospheric Sensitivity to Perturbations in Ozone and Carbon Dioxide : Radiative and Dynamical Response. *J. Atmos. Sci.*, *37*, 2265–2297.
- Fiedler, S., T. Crueger, R. D’Agostino, K. Peters, T. Becker, D. Leutwyler, L. Paccini, J. Burdanowitz, S. A. Buehler, A. U. Cortes, T. Dauhut, D. Dommenges, K. Fraedrich, L. Jungandreas, N. Maher, A. K. Naumann, M. Rugenstein, M. Sakradzija, H. Schmidt, F. Sielmann, C. Stephan, C. Timmreck, X. Zhu and B. Stevens (2020). Simulated Tropical Precipitation Assessed across Three Major Phases of the Coupled Model Intercomparison Project (CMIP). *Mon. Wea. Rev.*, *148*, 3653–3680.
- Flato, G., J. Marotzke, B. Abiodun, P. Braconnot, S. C. Chou, W. Collins, P. Cox, F. Driouech, S. Emori, V. Eyring, C. Forest, P. Gleckler, E. Guilyardi, C. Jakob, V. Kattsov, C. Reason and M. Rummukainen (2013). Evaluation of Climate Models. *Climate Change 2013 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA*.
- Foote, E. (1856). Circumstances affecting the heat of the Sun’s rays. *American Journal of Science and Arts*, *22*, 382–383.

- Fourier, J. (1827). Mémoire sur les températures du globe terrestre et des espaces planétaires. *Mémoires de l'Académie royale des sciences de l'Institut de France*, 7.
- Frierson, D. M. W., I. M. Held and P. Zurita-Gotor (2006). A Gray-Radiation Aquaplanet Moist GCM. Part I : Static Stability and Eddy Scale. *J. Atmos. Sci.*, 63, 2548–2566.
- Gagne, D. J., H. M. Christensen, A. C. Subramanian and A. H. Monahan (2020). Machine learning for stochastic parameterization : generative adversarial networks in the Lorenz '96 model. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 12, e2019MS001896.
- Gentine, P., M. Pritchard, S. Rasp, G. Reinaudi and G. Yacalis (2018). Could machine learning break the convection parameterization deadlock ? *Geophys. Res. Lett.*, 45, 5742–5751.
- Geoffroy, O. and D. Saint-Martin (2014). Pattern decomposition of the transient climate response. *Tellus A*, 66, 23393.
- Geoffroy, O. and D. Saint-Martin (2020). Equilibrium- and Transient-State Dependencies of Climate Sensitivity : Are They Important for Climate Projections ? *J. Clim.*, 33, 1863–1879.
- Geoffroy, O., D. Saint-Martin, D. J. L. Olivié, A. Voldoire, G. Bellon and S. Tytéca (2013a). Transient Climate Response in a Two-Layer Energy-Balance Model. Part I : Analytical Solution and Parameter Calibration Using CMIP5 AOGCM Experiments. *J. Clim.*, 26, 1841–1857.
- Geoffroy, O., D. Saint-Martin, G. Bellon, A. Voldoire, D. J. L. Olivié and S. Tytéca (2013b). Transient Climate Response in a Two-Layer Energy-Balance Model. Part II : Representation of the Efficacy of Deep-Ocean Heat Uptake and Validation for CMIP5 AOGCMs. *J. Clim.*, 26, 1859–1876.
- Geoffroy, O., D. Saint-Martin and A. Ribes (2012). Quantifying the sources of spread in climate change experiments. *Geophys. Res. Lett.*, 39, L24703.
- Geoffroy, O., D. Saint-Martin and A. Voldoire (2015). Land-sea warming contrast : the role of the horizontal energy transport. *Clim. Dyn.*, 45, 3493–3511.
- Geoffroy, O., D. Saint-Martin, A. Voldoire, D. Salas y Mélia and S. Sénési (2014). Adjusted radiative forcing and global radiative feedbacks in CNRM-CM5, a closure of the partial decomposition. *Clim. Dyn.*, 42, 1807–1818.
- Gerber, E. P., A. Butler, N. Calvo, A. Charlton-Perez, M. Giorgetta, E. Manzini, J. Perlwitz, L. M. Polvani, F. Sassi, A. A. Scaife, T. A. Shaw, S.-W. Son and S. Watanabe (2012). Assessing and Understanding the Impact of Stratospheric Dynamics and Variability on the Earth System. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 93, 845–859.
- Gottelman, A., D. J. Gagne, C.-C. Chen, M. W. Christensen, Z. J. Lebo, H. Morrison and G. Gantos (2021). Machine Learning the Warm Rain Process. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 13, e2020MS002268.
- Gill, A. E. (1980). Some simple solutions for heat-induced tropical circulation. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, 106, 447–462.

- Gillett, N. P. (2003). Simulation of Recent Southern Hemisphere Climate Change. *Science*, *302*, 273–275.
- Glahn, R. G. and D. A. Lowry (1972). The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting. *J. Appl. Meteor.*, *11*, 1203–1211.
- Good, P., J. M. Gregory and J. A. Lowe (2011). A step-response simple climate model to reconstruct and interpret AOGCM projections. *Geophys. Res. Lett.*, *38*, L01703.
- Gregory, J. and M. Webb (2008). Tropospheric adjustment induces a cloud component in CO₂ forcing. *J. Clim.*, *21*, 58–71.
- Gregory, J. M. (2000). Vertical heat transports in the ocean and their effect on time-dependent climate change. *Clim. Dyn.*, *16*, 501–515.
- Gregory, J. M., W. J. Ingram, M. A. Palmer, G. S. Jones, P. A. Stott, R. B. Thorpe, J. A. Lowe, T. C. Johns and K. D. Williams (2004). A new method for diagnosing radiative forcing and climate sensitivity. *Geophys. Res. Lett.*, *31*, L03205.
- Gregory, J. M. and J. F. B. Mitchell (1997). The climate response to CO₂ of the Hadley Centre coupled AOGCM with and without flux adjustment. *Geophys. Res. Lett.*, *24*, 1943–1946.
- Gross, M., H. Wan, P. J. Rasch, P. M. Caldwell, D. L. Williamson, D. Klocke, C. Jablonowski, D. R. Thatcher, N. Wood, M. Cullen, B. Beare, M. Willett, F. Lemarié, E. Blayo, S. Malardel, P. Termonia, A. Gassmann, P. H. Lauritzen, H. Johansen, C. M. Zarzycki, K. Sakaguchi and R. Leung (2018). Physics–Dynamics Coupling in Weather, Climate, and Earth System Models : Challenges and Recent Progress. *Mon. Wea. Rev.*, *146*, 3505–3544.
- Guérémy, J.-F. (2011). A continuous buoyancy based convection scheme : one-and three-dimensional validation. *Tellus A*, *63*, 687–706.
- Ham, Y.-G., J.-H. Kim and J.-J. Luo (2019). Deep learning for multi-year ENSO forecasts. *Nature*, *573*, 568–572.
- Hasselmann, K., R. Sausen, E. Maier-Reimer and R. Voss (1993). On the cold start problem in transient simulations with coupled atmosphere-ocean models. *Clim. Dyn.*, *9*, 53–61.
- Held, I. M. (2005). The Gap between Simulation and Understanding in Climate Modeling. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *86*, 1609–1614.
- Held, I. M. and M. J. Suarez (1994). A Proposal for the Intercomparison of the Dynamical Cores of Atmospheric General Circulation Models. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *75*, 1825–1830.
- Held, I. M., M. Winton, K. Takahashi, T. Delworth, F. Zeng and G. K. Vallis (2010). Probing the Fast and Slow Components of Global Warming by Returning Abruptly to Preindustrial Forcing. *J. Clim.*, *23*, 2418–2427.

- Hinton, G., L. Deng, D. Yu, G. Dahl, A.-r. Mohamed, N. Jaitly, A. Senior, V. Vanhoucke, P. Nguyen, T. Sainath and B. Kingsbury (2012). Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition : The Shared Views of Four Research Groups. *IEEE Signal Process. Mag.*, *29*, 82–97.
- Hoerling, M. P. and A. Kumar (2002). Atmospheric Response Patterns Associated with Tropical Forcing. *J. Clim.*, *15*, 2184–2203.
- Holton, J. R. and H.-C. Tan (1980). The Influence of the Equatorial Quasi-Biennial Oscillation on the Global Circulation at 50 mb. *J. Atmos. Sci.*, *37*, 2200–2208.
- Hope, C. (2015). The \$10 trillion value of better information about the transient climate response. *Phil. Trans. R. Soc. A.*, *373*, 20140429.
- Hoskins, B. (2013). The potential for skill across the range of the seamless weather-climate prediction problem : a stimulus for our science. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *139*, 573–584.
- Hoskins, B. J. (1983). Dynamical processes in the atmosphere and the use of models. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *109*, 1–21.
- Hourdin, F., T. Mauritsen, A. Gettelman, J.-C. Golaz, V. Balaji, Q. Duan, D. Folini, D. Ji, D. Klocke, Y. Qian, F. Rauser, C. Rio, L. Tomassini, M. Watanabe and D. Williamson (2017). The Art and Science of Climate Model Tuning. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *98*, 589–602.
- Hwang, Y.-T. and D. M. W. Frierson (2013). Link between the double-Intertropical Convergence Zone problem and cloud biases over the Southern Ocean. *Proc. Natl Acad. Sci. USA*, *110*, 4935–4940.
- Ineson, S. and A. A. Scaife (2009). The role of the stratosphere in the European climate response to El Niño. *Nat. Geosci.*, *2*, 32–36.
- Jakob, C. (2010). Accelerating Progress in Global Atmospheric Model Development through Improved Parameterizations : Challenges, Opportunities, and Strategies. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *91*, 869–876.
- Jansson, F., G. van den Oord, I. Pelupessy, J. H. Grönqvist, A. P. Siebesma and D. Crommelin (2019). Regional Superparameterization in a Global Circulation Model Using Large Eddy Simulations. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *11*, 2958–2979.
- Jeevanjee, N., P. Hassanzadeh, S. Hill and A. Sheshadri (2017). A perspective on climate model hierarchies. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *9*, 1760–1771.
- Jiang, X., D. E. Waliser, P. K. Xavier, J. Petch, N. P. Klingaman, S. J. Woolnough, B. Guan, G. Bellon, T. Crueger, C. DeMott, C. Hannay, H. Lin, W. Hu, D. Kim, C.-L. Lappen, M.-M. Lu, H.-Y. Ma, T. Miyakawa, J. A. Ridout, S. D. Schubert, J. Scinocca, K.-H. Seo, E. Shindo, X. Song, C. Stan, W.-L. Tseng, W. Wang, T. Wu, X. Wu, K. Wyser, G. J. Zhang and H. Zhu (2015). Vertical structure and physical processes of the Madden-Julian oscillation : Exploring key model physics in climate simulations. *J. Geophys. Res.*, *120*, 4718–4748.

- Kasahara, A. and W. M. Washington (1967). NCAR global general circulation model of the atmosphere. *Mon. Wea. Rev.*, *95*, 389–402.
- Khairoutdinov, M., D. Randall and C. Demott (2005). Simulations of the Atmospheric General Circulation Using a Cloud-Resolving Model as a Superparameterization of Physical Processes. *J. Atmos. Sci.*, *62*, 2136–2154.
- Khairoutdinov, M. F. and D. A. Randall (2001). A cloud resolving model as a cloud parameterization in the NCAR Community Climate System Model : Preliminary results. *Geophys. Res. Lett.*, *28*, 3617–3620.
- Kidston, J., A. A. Scaife, S. C. Hardiman, D. M. Mitchell, N. Butchart, M. P. Baldwin and L. J. Gray (2015). Stratospheric influence on tropospheric jet streams, storm tracks and surface weather. *Nat. Geosci.*, *8*, 433–440.
- Knutti, R. (2010). The end of model democracy ? : An editorial comment. *Climatic Change*, *102*, 395–404.
- Knutti, R. and G. C. Hegerl (2008). The equilibrium sensitivity of the Earth’s temperature to radiation changes. *Nat. Geosci.*, *1*, 735–743.
- Knutti, R., M. A. A. Rugenstein and G. C. Hegerl (2017). Beyond equilibrium climate sensitivity. *Nat. Geosci.*, *10*, 727–736.
- Knutti, R. and J. Sedláček (2013). Robustness and uncertainties in the new CMIP5 climate model projections. *Nat. Clim. Chang.*, *3*, 369–373.
- Krasnopolsky, V. M., M. S. Fox-Rabinovitz and D. V. Chalikov (2005). New Approach to Calculation of Atmospheric Model Physics : Accurate and Fast Neural Network Emulation of Longwave Radiation in a Climate Model. *Mon. Wea. Rev.*, *133*, 1370–1383.
- Krizhevsky, A., I. Sutskever and G. E. Hinton (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Commun. ACM*, *25*, 1090–1098.
- Lagerquist, R., A. McGovern and D. J. Gagne II (2019). Deep Learning for Spatially Explicit Prediction of Synoptic-Scale Fronts. *Weather and Forecasting*, *34*, 1137–1160.
- Lamarque, J.-F., D. T. Shindell, B. Josse, P. J. Young, I. Cionni, V. Eyring, D. Bergmann, P. Cameron-Smith, W. J. Collins, R. Doherty, S. Dalsoren, G. Faluvegi, G. Folberth, S. J. Ghan, L. W. Horowitz, Y. H. Lee, I. A. MacKenzie, T. Nagashima, V. Naik, D. Plummer, M. Righi, S. T. Rumbold, M. Schulz, R. B. Skeie, D. S. Stevenson, S. Strode, K. Sudo, S. Szopa, A. Voulgarakis and G. Zeng (2013). The Atmospheric Chemistry and Climate Model Intercomparison Project (ACCMIP) : overview and description of models, simulations and climate diagnostics. *Geosci. Model Dev.*, *6*, 179–206.
- Langenbrunner, B. and J. D. Neelin (2017). Multiobjective constraints for climate model parameter choices : pragmatic Pareto fronts in CESM1. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *9*, 2008–2026.

- LeCun, Y., Y. Bengio and G. Hinton (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444.
- Lefèvre, F., G. P. Brasseur, I. Folkins, A. K. Smith and P. Simon (1994). Chemistry of the 1991–1992 stratospheric winter : Three-dimensional model simulations. *J. Geophys. Res.*, 99, 8183–8195.
- Leith, C. E. (1965). Numerical simulation of the Earth’s atmosphere. *Computational Physics*, 4, 1–28.
- Leshno, M., V. Y. Lin, A. Pinkus and S. Schocken (1993). Multilayer feedforward networks with a nonpolynomial activation function can approximate any function. *Neural Networks*, 6, 861–867.
- Lin, H. W., M. Tegmark and D. Rolnick (2017). Why Does Deep and Cheap Learning Work So Well? *J. Stat. Phys.*, 168, 1223–1247.
- Lindzen, R. S. (1987). On the development of the theory of the QBO. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 68, 329–337.
- Lindzen, R. S. and J. R. Holton (1968). A Theory of the Quasi-Biennial Oscillation. *J. Atmos. Sci.*, 25, 1095–1107.
- Ling, J., A. Kurzawski and J. Templeton (2016). Reynolds averaged turbulence modelling using deep neural networks with embedded invariance. *J. Fluid Mech.*, 807, 155–166.
- Lopez, P. (2002). Implementation and validation of a new prognostic large-scale cloud and precipitation scheme for climate and data-assimilation purposes. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, 128, 229–257.
- Lorenz, E. N. (1963). Deterministic nonperiodic flow. *J. Atmos. Sci.*, 20, 130–141.
- Lorenz, E. N. (1969a). Atmospheric predictability as revealed by naturally occurring analogues. *J. Atmos. Sci.*, 26, 636–646.
- Lorenz, E. N. (1969b). The predictability of a flow which possesses many scales of motion. *Tellus*, 21, 289–307.
- Lorenz, E. N. (1975). Climate predictability : The Physical Basis of Climate and Climate Modelling. *GARP Publication Series, WMO*, 16, 132–136.
- Lott, F., L. Fairhead, F. Hourdin and P. Levan (2005). The stratospheric version of LMDz : dynamical climatologies, arctic oscillation, and impact on the surface climate. *Clim. Dyn.*, 25, 851–868.
- Lott, F. and L. Guez (2013). A stochastic parameterization of the gravity waves due to convection and its impact on the equatorial stratosphere. *J. Geophys. Res.*, 118, 8897–8909.
- Lott, F., L. Guez and P. Maury (2012). A stochastic parameterization of non-orographic gravity waves : Formalism and impact on the equatorial stratosphere. *Geophys. Res. Lett.*, 39, L06807.

- Madec, G., R. Bourdalé-Badie, P.-A. Bouffier, C. Bricaud, D. Bruciaferri, D. Calvert, J. Chanut, E. Clementi, A. Coward, D. Delrosso, C. Ethé, S. Flavoni, T. Graham, J. Harle, D. Iovino, D. Lea, C. Lévy, T. Lovato, N. Martin, S. Masson, S. Mocavero, J. Paul, C. Rousset, D. Storkey, A. Storto and M. Vancoppenolle (2017). NEMO ocean engine. <https://doi.org/10.5281/ZENODO.1472492>.
- Maher, P., E. P. Gerber, B. Medeiros, T. M. Merlis, S. Sherwood, A. Sheshadri, A. H. Sobel, G. K. Vallis, A. Voigt and P. Zurita-Gotor (2019). Model Hierarchies for Understanding Atmospheric Circulation. *Rev. Geophys.*, *57*, 250–280.
- Mallat, S. (2016). Understanding deep convolutional networks. *Phil. Trans. R. Soc. A.*, *374*, 20150203.
- Manabe, S. and K. Bryan (1969). Climate Calculations with a Combined Ocean-Atmosphere Model. *J. Atmos. Sci.*, *26*, 786–789.
- Manabe, S. and B. G. Hunt (1968). Experiments with a stratospheric general circulation model. I. Radiative and dynamic aspects. *Mon. Wea. Rev.*, *96*, 477–502.
- Manabe, S., J. Smagorinsky and R. F. Strickler (1965). Simulated climatology of a general circulation model with a hydrologic cycle. *Mon. Wea. Rev.*, *93*, 769–798.
- Manabe, S., R. J. Stouffer, M. J. Spelman and K. Bryan (1991). Transient Responses of a Coupled Ocean-Atmosphere Model to Gradual Changes of Atmospheric CO₂. Part I. Annual Mean Response. *J. Clim.*, *4*, 785–818.
- Manabe, S. and R. T. Wetherald (1967). Thermal equilibrium of the atmosphere with a given distribution of relative humidity. *J. Atmos. Sci.*, *24*, 241–259.
- Manabe, S. and R. T. Wetherald (1975). The effects of doubling the CO₂ concentration on the climate of a general circulation model. *J. Atmos. Sci.*, *32*, 3–15.
- Matsuno, T. (1966). Quasi-Geostrophic Motions in the Equatorial Area. *J. Meteorol. Soc. Jpn.*, *44*, 25–43.
- Matsuno, T. (1971). A dynamical model of the stratospheric sudden warming. *J. Atmos. Sci.*, *28*, 1479–1494.
- McCulloch, W. S. and W. Pitts (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biology*, *52*, 115–133.
- McGovern, A., K. L. Elmore, D. J. Gagne, S. E. Haupt, C. D. Karstens, R. Lagerquist, T. Smith and J. K. Williams (2017). Using Artificial Intelligence to Improve Real-Time Decision-Making for High-Impact Weather. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *98*, 2073–2090.
- Meehl, G. A., C. Covey, T. Delworth, M. Latif, B. McAvaney, J. F. B. Mitchell, R. J. Stouffer and K. E. Taylor (2007). THE WCRP CMIP3 multimodel dataset : a new era in climate change research. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *88*, 1383–1394.

- Meurdesoif, Y. (2018). Xios fortran reference guide. *IPSL*, http://forge.ipsl.jussieu.fr/ioserver/svn/XIOS/trunk/doc/XIOS_reference_guide.pdf.
- Michou, M., P. Nabat and D. Saint-Martin (2015). Development and basic evaluation of a prognostic aerosol scheme (v1) in the CNRM Climate Model CNRM-CM6. *Geosci. Model Dev.*, 8, 501–531.
- Michou, M., P. Nabat, D. Saint-Martin, J. Bock, B. Decharme, M. Mallet, R. Roehrig, R. S  f  rian, S. S  n  si and A. Voldoire (2020). Present-Day and Historical Aerosol and Ozone Characteristics in CNRM CMIP6 Simulations. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 12, e2019MS001816.
- Michou, M., D. Saint-Martin, H. Teyss  dre, A. Alias, F. Karcher, D. Oliv  ie, A. Voldoire, B. Josse, V.-H. Peuch, H. Clark, J. N. Lee and F. Ch  roux (2011). A new version of the CNRM Chemistry-Climate Model, CNRM-CCM : description and improvements from the CCMVal-2 simulations. *Geosci. Model Dev.*, 4, 873–900.
- Mintz, Y. (1965). Very long-term global integration of the primitive equations of atmospheric motion : an experiment in climate simulation. *WMO Tech. Note*, 66, 141–167.
- Molina, M. J. and F. S. Rowland (1974). Stratospheric sink for chlorofluoromethanes : chlorine atom-catalysed destruction of ozone. *Nature*, 249, 810–812.
- Morgenstern, O., M. I. Hegglin, E. Rozanov, F. M. O’Connor, N. L. Abraham, H. Akiyoshi, A. T. Archibald, S. Bekki, N. Butchart, M. P. Chipperfield, M. Deushi, S. S. Dhomse, R. R. Garcia, S. C. Hardiman, L. W. Horowitz, P. J  ckel, B. Josse, D. Kinnison, M. Lin, E. Mancini, M. E. Manyin, M. Marchand, V. Mar  cal, M. Michou, L. D. Oman, G. Pitari, D. A. Plummer, L. E. Revell, D. Saint-Martin, R. Schofield, A. Stenke, K. Stone, K. Sudo, T. Y. Tanaka, S. Tilmes, Y. Yamashita, K. Yoshida and G. Zeng (2017). Review of the global models used within phase 1 of the Chemistry–Climate Model Initiative (CCMI). *Geosci. Model Dev.*, 10, 639–671.
- Murphy, J. M., D. M. H. Sexton, D. N. Barnett, G. S. Jones, M. J. Webb, M. Collins and D. A. Stainforth (2004). Quantification of modelling uncertainties in a large ensemble of climate change simulations. *Nature*, 430, 768–772.
- Nam, C., S. Bony, J.-L. Dufresne and H. Chepfer (2012). The ‘too few, too bright’ tropical low-cloud problem in CMIP5 models. *Geophys. Res. Lett.*, 39, L21801.
- Nastrom, G. D., K. S. Gage and W. H. Jasperson (1984). Kinetic energy spectrum of large-and mesoscale atmospheric processes. *Nature*, 310, 36–38.
- O’Gorman, P. A. and J. G. Dwyer (2018). Using machine learning to parameterize moist convection : potential for modeling of climate, climate change, and extreme events. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 10, 2548–2563.
- Oliv  ie, D. J. L., G. P. Peters and D. Saint-Martin (2012). Atmosphere Response Time Scales Estimated from AOGCM Experiments. *J. Clim.*, 25, 7956–7972.

- Otto, A., F. E. L. Otto, O. Boucher, J. Church, G. Hegerl, P. M. Forster, N. P. Gillett, J. Gregory, G. C. Johnson, R. Knutti, N. Lewis, U. Lohmann, J. Marotzke, G. Myhre, D. Shindell, B. Stevens and M. R. Allen (2013). Energy budget constraints on climate response. *Nat. Geosci.*, *6*, 415–416.
- Ouzeau, G., J. Cattiaux, H. Douville, A. Ribes and D. Saint-Martin (2011). European cold winter 2009-2010 : How unusual in the instrumental record and how reproducible in the ARPEGE-Climat model? *Geophys. Res. Lett.*, *38*, L11706.
- Palmer, T. (2017). The primacy of doubt : Evolution of numerical weather prediction from determinism to probability. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *9*, 730–734.
- Palmer, T. N. (1999). A Nonlinear Dynamical Perspective on Climate Prediction. *J. Clim.*, *12*, 575–591.
- Palmer, T. N. (2001). A nonlinear dynamical perspective on model error : A proposal for non-local stochastic-dynamic parametrization in weather and climate prediction models. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *127*, 279–304.
- Pathak, J., Z. Lu, B. R. Hunt, M. Girvan and E. Ott (2017). Using machine learning to replicate chaotic attractors and calculate Lyapunov exponents from data. *Chaos*, *27*, 121102.
- Peings, Y., H. Douville, J. Colin, D. S. Martin and G. Magnusdottir (2017). Snow–(N)AO Teleconnection and Its Modulation by the Quasi-Biennial Oscillation. *J. Clim.*, *30*, 10211–10235.
- Peings, Y., D. Saint-Martin and H. Douville (2012). A Numerical Sensitivity Study of the Influence of Siberian Snow on the Northern Annular Mode. *J. Clim.*, *25*, 592–607.
- Perlwitz, J. and N. Harnik (2003). Observational Evidence of a Stratospheric Influence on the Troposphere by Planetary Wave Reflection. *J. Clim.*, *16*, 3011–3026.
- Phillips, N. A. (1956). The general circulation of the atmosphere : A numerical experiment. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *82*, 123–164.
- Piriou, J.-M., J.-L. Redelsperger, J.-F. Geleyn, J.-P. Lafore and F. Guichard (2007). An approach for convective parameterization with memory : separating microphysics and transport in grid-scale equations. *J. Atmos. Sci.*, *64*, 4127–4139.
- Plant, R. S. and G. C. Craig (2008). A Stochastic Parameterization for Deep Convection Based on Equilibrium Statistics. *J. Atmos. Sci.*, *65*, 87–105.
- Plougonven, R., A. de la Cámara, A. Hertzog and F. Lott (2020). How does knowledge of atmospheric gravity waves guide their parameterizations? *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *146*, 1529–1543.
- Plumb, R. A. (1977). The interaction of two Internal waves with the mean flow : implications for the theory of the Quasi-Biennial Oscillation. *J. Atmos. Sci.*, *34*, 1847–1858.

- Polvani, L., A. Clement, B. Medeiros, J. Benedict and I. Simpson (2017). When less is more : Opening the door to simpler climate models. *Eos*, 98.
- Quan, X., M. Hoerling, J. Whitaker, G. Bates and T. Xu (2006). Diagnosing Sources of U.S. Seasonal Forecast Skill. *J. Clim.*, 19, 3279–3293.
- Randall, D., M. Khairoutdinov, A. Arakawa and W. Grabowski (2003). Breaking the Cloud Parameterization Deadlock. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 84, 1547–1564.
- Randel, W., P. Udelhofen, E. Fleming, M. Geller, M. Gelman, K. Hamilton, D. Karoly, D. Ortland, S. Pawson, R. Swinbank, F. Wu, M. Baldwin, M.-L. Chanin, P. Keckhut, K. Labitzke, E. Remsberg, A. Simmons and D. Wu (2004). The SPARC Intercomparison of Middle-Atmosphere Climatologies. *J. Clim.*, 17, 986–1003.
- Rasp, S., M. S. Pritchard and P. Gentine (2018). Deep learning to represent subgrid processes in climate models. *Proc. Natl Acad. Sci. USA*, 115, 9684–9689.
- Reichstein, M., G. Camps-Valls, B. Stevens, M. Jung, J. Denzler, N. Carvalhais and Prabhat (2019). Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science. *Nature*, 566, 195–204.
- Richardson, L. F. (1922). Weather prediction by numerical process. *Cambridge University Press*.
- Rind, D., R. Suozzo, N. K. Balachandran, A. Lacis and G. Russell (1988). The GISS Global climate-middle atmosphere model. Part I : model structure and climatology. *J. Atmos. Sci.*, 45, 329–370.
- Roehrig, R., I. Beau, D. Saint-Martin, A. Alias, B. Decharme, J.-F. Gu er emy, A. Voldoire, A. Y. Abdel-Lathif, E. Bazile, S. Belamari, S. Blein, D. Bouniol, Y. Bouteloup, J. Cattiaux, F. Chauvin, M. Chevallier, J. Colin, H. Douville, P. Marquet, M. Michou, P. Nabat, T. Oudar, P. Peyrill e, J.-M. Piriou, D. Salas y M elia, R. S ef erian and S. S en esi (2020). The CNRM Global Atmosphere Model ARPEGE-Climat 6.3 : Description and Evaluation. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 12, e2020MS002075.
- Rugenstein, M., J. Bloch-Johnson, A. Abe-Ouchi, T. Andrews, U. Beyerle, L. Cao, T. Chadha, G. Danabasoglu, J.-L. Dufresne, L. Duan, M.-A. Foujols, T. Fr olicher, O. Geoffroy, J. Gregory, R. Knutti, C. Li, A. Marzocchi, T. Mauritsen, M. Menary, E. Moyer, L. Nazarenko, D. Paynter, D. Saint-Martin, G. A. Schmidt, A. Yamamoto and S. Yang (2019). LongRunMIP : Motivation and Design for a Large Collection of Millennial-Length AOGCM Simulations. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 100, 2551–2570.
- Rumelhart, D. E., G. E. Hinton and R. J. Williams (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533–536.
- Saint-Martin, D. (2010). Etude comparative du role de la dynamique et de la chimie dans la mod elisation de l’atmosph ere moyenne. *PhD*.

- Saint-Martin, D., O. Geoffroy, A. Voldoire, J. Cattiaux, F. Brient, F. Chauvin, M. Chevallier, J. Colin, B. Decharme, C. Delire, H. Douville, J.-F. Guérémy, E. Joetzjer, A. Ribes, R. Roehrig, L. Terray and S. Valcke (2021). Tracking changes in climate sensitivity in CNRM climate models. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *13*, e2020MS002190.
- Saint-Martin, D., O. Geoffroy, L. Watson, H. Douville, G. Bellon, A. Voldoire, J. Cattiaux, B. Decharme and A. Ribes (2019). Fast-Forward to Perturbed Equilibrium Climate. *Geophys. Res. Lett.*, *46*, 8969–8975.
- Satoh, M., T. Matsuno, H. Tomita, H. Miura, T. Nasuno and S. Iga (2008). Nonhydrostatic icosahedral atmospheric model (NICAM) for global cloud resolving simulations. *J. Comput. Phys.*, *227*, 3486–3514.
- Satoh, M., B. Stevens, F. Judt, M. Khairoutdinov, S.-J. Lin, W. M. Putman and P. Düben (2019). Global Cloud-Resolving Models. *Curr Clim Change Rep*, *5*, 172–184.
- Scaife, A. A., R. E. Comer, N. J. Dunstone, J. R. Knight, D. M. Smith, C. MacLachlan, N. Martin, K. A. Peterson, D. Rowlands, E. B. Carroll, S. Belcher and J. Slingo (2017). Tropical rainfall, Rossby waves and regional winter climate predictions : Winter Teleconnections. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *143*, 1–11.
- Schär, C., O. Fuhrer, A. Arteaga, N. Ban, C. Charpiloz, S. Di Girolamo, L. Hentgen, T. Hoefler, X. Lapillonne, D. Leutwyler, K. Osterried, D. Panosetti, S. Rüdüsühli, L. Schlemmer, T. C. Schulthess, M. Sprenger, S. Ubbiali and H. Wernli (2020). Kilometer-Scale Climate Models : Prospects and Challenges. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *101*, E567–E587.
- Schneider, S. H. and T. Gal-Chen (1973). Numerical experiments in climate stability. *J. Geophys. Res.*, *78*, 6182–6194.
- Schneider, T. and S. M. Griffies (1999). A Conceptual Framework for Predictability Studies. *J. Clim.*, *12*, 3133–3155.
- Schneider, T., S. Lan, A. Stuart and J. Teixeira (2017a). Earth System Modeling 2.0 : A Blueprint for Models That Learn From Observations and Targeted High-Resolution Simulations. *Geophys. Res. Lett.*, *44*, 12396–12417.
- Schneider, T., J. Teixeira, C. S. Bretherton, F. Brient, K. G. Pressel, C. Schär and A. P. Siebesma (2017b). Climate goals and computing the future of clouds. *Nat. Clim. Chang.*, *7*, 3–5.
- Schulthess, T. C. (2015). Programming revisited. *Nat. Phys.*, *11*, 369–373.
- Séférian, R., C. Delire, B. Decharme, A. Voldoire, D. Salas y Melia, M. Chevallier, D. Saint-Martin, O. Aumont, J.-C. Calvet, D. Carrer, H. Douville, L. Franchistéguy, E. Joetzjer and S. Sénési (2016). Development and evaluation of CNRM Earth system model – CNRM-ESM1. *Geosci. Model Dev.*, *9*, 1423–1453.
- Séférian, R., P. Nabat, M. Michou, D. Saint-Martin, A. Voldoire, J. Colin, B. Decharme, C. Delire, S. Berthet, M. Chevallier, S. Sénési, L. Franchisteguy, J. Vial, M. Mallet, E. Joetzjer,

- O. Geoffroy, J.-F. Guérémy, M.-P. Moine, R. Msadek, A. Ribes, M. Rocher, R. Roehrig, D. Salas-y Mélia, E. Sanchez, L. Terray, S. Valcke, R. Waldman, O. Aumont, L. Bopp, J. Deshayes, C. Éthé and G. Madec (2019). Evaluation of CNRM Earth System Model, CNRM-ESM2-1 : Role of Earth System Processes in Present-Day and Future Climate. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *11*, 2019MS001791.
- Sellers, W. D. (1969). A Global Climatic Model Based on the Energy Balance of the Earth-Atmosphere System. *J. Appl. Meteor.*, *8*, 392–400.
- Shepherd, T. G. (2014). Atmospheric circulation as a source of uncertainty in climate change projections. *Nat. Geosci.*, *7*, 703–708.
- Sherwood, S. C., M. J. Webb, J. D. Annan, K. C. Armour, P. M. Forster, J. C. Hargreaves, G. Hegerl, S. A. Klein, K. D. Marvel, E. J. Rohling, M. Watanabe, T. Andrews, P. Braconnot, C. S. Bretherton, G. L. Foster, Z. Hausfather, A. S. v. d. Heydt, R. Knutti, T. Mauritsen, J. R. Norris, C. Proistosescu, M. Rugenstein, G. A. Schmidt, K. B. Tokarska and M. D. Zelinka (2020). An Assessment of Earth’s Climate Sensitivity Using Multiple Lines of Evidence. *Rev. Geophys.*, *58*, e2019RG000678.
- Shukla, J. (1998). Predictability in the Midst of Chaos : A Scientific Basis for Climate Forecasting. *Science*, *282*, 728–731.
- Siebesma, A. P., P. M. M. Soares and J. Teixeira (2007). A Combined Eddy-Diffusivity Mass-Flux Approach for the Convective Boundary Layer. *J. Atmos. Sci.*, *64*, 1230–1248.
- Silver, D., A. Huang, C. J. Maddison, A. Guez, L. Sifre, G. van den Driessche, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, V. Panneershelvam, M. Lanctot, S. Dieleman, D. Grewe, J. Nham, N. Kalchbrenner, I. Sutskever, T. Lillicrap, M. Leach, K. Kavukcuoglu, T. Graepel and D. Hassabis (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, *529*, 484–489.
- Silver, D., J. Schrittwieser, K. Simonyan, I. Antonoglou, A. Huang, A. Guez, T. Hubert, L. Baker, M. Lai, A. Bolton, Y. Chen, T. Lillicrap, F. Hui, L. Sifre, G. van den Driessche, T. Graepel and D. Hassabis (2017). Mastering the game of Go without human knowledge. *Nature*, *550*, 354–359.
- Smagorinsky, J. (1983). The beginnings of numerical weather prediction and general circulation modeling : early recollections. *Advances in Geophysics*, 3–37.
- Smagorinsky, J., S. Manabe and J. Leith Holloway (1965). Numerical results from a nine-level GCM of the atmosphere. *Mon. Wea. Rev.*, *93*, 727–768.
- Soden, B. J. and I. M. Held (2006). An Assessment of Climate Feedbacks in Coupled Ocean–Atmosphere Models. *J. Clim.*, *19*, 3354–3360.
- Soden, B. J., I. M. Held, R. Colman, K. M. Shell, J. T. Kiehl and C. A. Shields (2008). Quantifying climate feedbacks using radiative kernels. *J. Clim.*, *21*, 3504–3520.

- Sønderby, C. K., L. Espenholt, J. Heek, M. Dehghani, A. Oliver, T. Salimans, S. Agrawal, J. Hickey and N. Kalchbrenner (2020). MetNet : A Neural Weather Model for Precipitation Forecasting. *arXiv :2003.12140*. arXiv : 2003.12140.
- Stenchikov, G., K. Hamilton, A. Robock, V. Ramaswamy and M. D. Schwarzkopf (2004). Arctic oscillation response to the 1991 Pinatubo eruption in the SKYHI general circulation model with a realistic quasi-biennial oscillation. *J. Geophys. Res.*, *109*, D03112.
- Stevens, B. and S. Bony (2013). What Are Climate Models Missing? *Science*, *340*, 1053–1054.
- Stevens, B., M. Satoh, L. Auger, J. Biercamp, C. S. Bretherton, X. Chen, P. Düben, F. Judt, M. Khairoutdinov, D. Klocke, C. Kodama, L. Kornbluh, S.-J. Lin, P. Neumann, W. M. Putman, N. Röber, R. Shibuya, B. Vanniere, P. L. Vidale, N. Wedi and L. Zhou (2019). DYAMOND : the DYnamics of the Atmospheric general circulation Modeled On Non-hydrostatic Domains. *Prog. Earth Planet. Sci.*, *6*, 61.
- Stouffer, R. J. (2004). Time Scales of Climate Response. *J. Clim.*, *17*, 209–217.
- Stouffer, R. J., V. Eyring, G. A. Meehl, S. Bony, C. Senior, B. Stevens and K. E. Taylor (2017). CMIP5 Scientific Gaps and Recommendations for CMIP6. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *98*, 95–105.
- Sutskever, I., O. Vinyals and Q. V. Le (2014). Sequence to Sequence Learning with Neural Networks. *arXiv :1409.3215*. arXiv : 1409.3215.
- Takahashi, M. (1996). Simulation of the stratospheric Quasi-Biennial Oscillation using a general circulation model. *Geophys. Res. Lett.*, *23*, 661–664.
- Taylor, K. E., R. J. Stouffer and G. A. Meehl (2012). An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, *93*, 485–498.
- Tebaldi, C. and R. Knutti (2007). The use of the multi-model ensemble in probabilistic climate projections. *Phil. Trans. R. Soc. A.*, *365*, 2053–2075.
- Thayer-Calder, K., A. Gettelman, C. Craig, S. Goldhaber, P. A. Bogenschutz, C.-C. Chen, H. Morrison, J. Höft, E. Raut, B. M. Griffin, J. K. Weber, V. E. Larson, M. C. Wyant, M. Wang, Z. Guo and S. J. Ghan (2015). A unified parameterization of clouds and turbulence using CLUBB and subcolumns in the Community Atmosphere Model. *Geosci. Model Dev.*, *8*, 3801–3821.
- Thompson, D. W. J. and J. M. Wallace (1998). The Arctic oscillation signature in the wintertime geopotential height and temperature fields. *Geophys. Res. Lett.*, *25*, 1297–1300.
- Tomassini, L., O. Geoffroy, J.-L. Dufresne, A. Idelkadi, C. Cagnazzo, K. Block, T. Mauritsen, M. Giorgetta and J. Quaas (2013). The respective roles of surface temperature driven feedbacks and tropospheric adjustment to CO₂ in CMIP5 transient climate simulations. *Clim. Dyn.*, *41*, 3103–3126.

- Toms, B. A., E. A. Barnes and I. Ebert-Uphoff (2020). Physically Interpretable Neural Networks for the Geosciences : Applications to Earth System Variability. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *12*, e2019MS002002.
- Vial, J., J.-L. Dufresne and S. Bony (2013). On the interpretation of inter-model spread in CMIP5 climate sensitivity estimates. *Clim. Dyn.*, *41*, 3339–3362.
- Voltaire, A., D. Saint-Martin, S. S en esi, B. Decharme, A. Alias, M. Chevallier, J. Colin, J.-F. Gu er emy, M. Michou, M.-P. Moine, P. Nabat, R. Roehrig, D. S. y. M elia, R. S ef erian, S. Valcke, I. Beau, S. Belamari, S. Berthet, C. Cassou, J. Cattiaux, J. Deshayes, H. Douville, C. Eth e, L. Franchistguy, O. Geoffroy, C. L evy, G. Madec, Y. Meurdesoif, R. Msadek, A. Ribes, E. Sanchez-Gomez, L. Terray and R. Waldman (2019). Evaluation of CMIP6 DECK experiments with CNRM-CM6-1. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *11*, 2177–2213.
- Voltaire, A., E. Sanchez-Gomez, D. Salas y M elia, B. Decharme, C. Cassou, S. S en esi, S. Valcke, I. Beau, A. Alias, M. Chevallier, M. D equ e, J. Deshayes, H. Douville, E. Fernandez, G. Madec, E. Maisonnave, M.-P. Moine, S. Planton, D. Saint-Martin, S. Szopa, S. Tyteca, R. Alkama, S. Belamari, A. Braun, L. Coquart and F. Chauvin (2013). The CNRM-CM5.1 global climate model : description and basic evaluation. *Clim. Dyn.*, *40*, 2091–2121.
- Watson, L., M. Michou, P. Nabat and D. Saint-Martin (2018). Assessment of CNRM coupled ocean-atmosphere model sensitivity to the representation of aerosols. *Clim. Dyn.*, *51*, 2877–2895.
- Watson, P. A. G. (2019). Applying machine learning to improve simulations of a chaotic dynamical system using empirical error correction. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *11*, 1402–1417.
- Wedi, N. P., I. Polichtchouk, P. Dueben, V. G. Anantharaj, P. Bauer, S. Boussetta, P. Browne, W. Deconinck, W. Gaudin, I. Hadade, S. Hatfield, O. Iffrig, P. Lopez, P. Maciel, A. Mueller, S. Saarinen, I. Sandu, T. Quintino and F. Vitart (2020). A Baseline for Global Weather and Climate Simulations at 1 km Resolution. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, *12*, e2020MS002192.
- Weigel, A. P., M. A. Liniger and C. Appenzeller (2008). Can multi-model combination really enhance the prediction skill of probabilistic ensemble forecasts? *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, *134*, 241–260.
- Weisheimer, A. and T. N. Palmer (2014). On the reliability of seasonal climate forecasts. *J. R. Soc. Interface*, *11*, 20131162.
- Wetherald, R. T. and S. Manabe (1988). Cloud feedback processes in a general circulation model. *J. Atmos. Sci.*, *45*, 1397–1416.
- Wigley, T. M. L. and M. E. Schlesinger (1985). Analytical solution for the effect of increasing CO₂ on global mean temperature. *Nature*, *315*, 649–652.
- Wilkinson, M. D., M. Dumontier, I. J. Aalbersberg, G. Appleton, M. Axton, A. Baak, N. Blomberg, J.-W. Boiten, L. B. da Silva Santos, P. E. Bourne, J. Bouwman, A. J. Brookes, T. Clark,

- M. Crosas, I. Dillo, O. Dumon, S. Edmunds, C. T. Evelo, R. Finkers, A. Gonzalez-Beltran, A. J. Gray, P. Groth, C. Goble, J. S. Grethe, J. Heringa, P. A. 't Hoen, R. Hooft, T. Kuhn, R. Kok, J. Kok, S. J. Lusher, M. E. Martone, A. Mons, A. L. Packer, B. Persson, P. Rocca-Serra, M. Roos, R. van Schaik, S.-A. Sansone, E. Schultes, T. Sengstag, T. Slater, G. Strawn, M. A. Swertz, M. Thompson, J. van der Lei, E. van Mulligen, J. Velterop, A. Waagmeester, P. Wittenburg, K. Wolstencroft, J. Zhao and B. Mons (2016). The FAIR Guiding Principles for scientific data management and stewardship. *Sci. Data*, 3, 160018.
- Williams, K. D., A. J. Hewitt and A. Bodas-Salcedo (2020). Use of Short-Range Forecasts to Evaluate Fast Physics Processes Relevant for Climate Sensitivity. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 12, e2019MS001986.
- Winton, M., K. Takahashi and I. M. Held (2010). Importance of ocean heat uptake efficacy to transient climate change. *J. Clim.*, 23, 2333–2344.
- WMO (1994). Scientific assessment of ozone depletion : 1994. *Global Ozone Research and Monitoring Project, World Meteorological Organization, Report No. 37, Geneva, Switzerland.*
- WMO (2011). Scientific assessment of ozone depletion : 2010. *Global Ozone Research and Monitoring Project, World Meteorological Organization, Report No. 52, Geneva, Switzerland.*
- Yuval, J. and P. A. O’Gorman (2020). Stable machine-learning parameterization of subgrid processes for climate modeling at a range of resolutions. *Nat Commun*, 11, 1–10.
- Zanna, L. and T. Bolton (2020). Data-Driven Equation Discovery of Ocean Mesoscale Closures. *Geophys. Res. Lett.*, 47, e2020GL088376.
- Zelinka, M. D., T. A. Myers, D. T. McCoy, S. Po-Chedley, P. M. Caldwell, P. Ceppi, S. A. Klein and K. E. Taylor (2020). Causes of Higher Climate Sensitivity in CMIP6 Models. *Geophys. Res. Lett.*, 47, e2019GL085782.