



Université  
de Toulouse

# THÈSE

En vue de l'obtention du

**DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE**

Délivré par : *l'Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)*

---

---

Présentée et soutenue le *02/07/2019* par :

**Constantin Ardilouze**

**Impact de l'humidité du sol sur la prévisibilité du climat estival aux moyennes latitudes**

---

---

GIANPAOLO BALSAMO  
FABIO D'ANDREA  
FRANCISCO J. DOBLAS-REYES  
SYLVAIN COQUILLAT  
MICHEL DÉQUÉ  
LAURIANE BATTÉ  
BERTRAND DECHARME

**JURY**  
Rapporteur  
Rapporteur  
Examinateur  
Président  
Directeur  
Co-directrice  
Invité

ECMWF  
LMD - IPSL  
BSC - CNS  
LA - OMP  
CNRM  
CNRM  
CNRM

---

**École doctorale et spécialité :**

*SDU2E : Océan, Atmosphère, Climat*

**Unité de Recherche :**

*CNRM UMR 3589, Météo-France/CNRS, Toulouse, France*

**Directeur(s) de Thèse :**

*Michel DÉQUÉ et Lauriane BATTÉ*

**Rapporteurs :**

*Gianpaolo BALSAMO et Fabio D'ANDREA*



# REMERCIEMENTS

Il paraît que la page de remerciements est la plus lue dans les manuscrits de thèse, sinon la seule. Je fais donc le choix de ne pas m'épancher outre mesure, mais cela n'enlève rien à la sincérité de ma gratitude que j'exprime ici.

Je tiens donc à remercier en tout premier lieu mes deux co-directeurs de thèse, Lauriane Batté et Michel Déqué. Merci pour leur confiance, patience et indulgence, mais aussi pour leurs innombrables idées, conseils, relectures et suggestions. La bienveillance dont ils ont fait preuve m'est apparue essentielle pour mener à bien cette thèse de doctorat.

Merci à Gianpaolo Balsamo et Fabio d'Andrea, rapporteurs de ma thèse, pour avoir pris le temps d'évaluer ce manuscrit et pour leurs rapports élogieux. Merci bien sûr à Paco Doblas-Reyes pour sa participation au jury et pour m'avoir accueilli quelques mois dans son labo à Barcelone fin 2015. Ce fut un préambule essentiel à ces années de thèse. Et merci évidemment à Sylvain Coquillat, pour avoir présidé ce jury, mais aussi pour ses encouragements réguliers au cours de la progression cahin-caha de mon parcours académique, depuis ma reconversion professionnelle en 2006.

Merci aussi à Bertrand Decharme pour ses conseils avisés, son enthousiasme communicatif et aussi son humour corrosif dont je ne me lasse pas.

Pour le reste, je me refuse à citer nommément les collègues, et en particulier ceux du CNRM, par crainte de ne pas être exhaustif. Le succès de ces années de thèse doit beaucoup à un grand nombre d'entre eux, aussi je leur adresse un grand merci collectif pour les coups de main, les bons tuyaux, les critiques parfois, et tous les moments sympas entre deux bureaux, au café, en week-end, en VCP etc.

Quant à ma famille et mes amis, ils se reconnaîtront si un improbable jour, ils tombent sur ces lignes. Je les aime et j'ai de la chance car ils me le rendent bien.





# SOMMAIRE

<b>Résumé</b>	<b>v</b>
<b>Abstract</b>	<b>ix</b>
<b>Avant-Propos</b>	<b>1</b>
<b>I Introduction</b>	<b>3</b>
<b>1 La prévision saisonnière estivale : enjeux, spécificités et limites</b>	<b>5</b>
1.1 Prévoir le climat de la saison d'été : enjeux et attentes	5
1.1.1 Santé	6
1.1.2 Agriculture, ressources naturelles et écosystèmes	7
1.1.3 Energie	7
1.1.4 Tourisme et transports	8
1.1.5 Des attentes contrariées par les performances modestes des prévisions	8
1.2 Principe de la prévision saisonnière et état de l'art	8
1.2.1 De la prévision météorologique à la prévision climatique	8
1.2.2 Lien entre le réchauffement global et la prévisibilité	10
1.2.3 L'océan tropical et ENSO	11
1.2.4 Modes de variabilité atmosphérique	14
1.2.5 Autres modes de variabilité	15
1.3 L'humidité du sol : une influence avérée sur le climat estival et probable sur sa prévisibilité	16
1.3.1 Influence de l'humidité du sol sur le climat	16
1.3.2 Une source de prévisibilité encore peu exploitée	20
1.4 Questions abordées dans cette thèse	21
<b>2 Outils et méthodes</b>	<b>23</b>
2.1 Composantes du modèle couplé CNRM-CM	23
2.1.1 Composante atmosphérique ARPEGE-Climat	24
2.1.2 Composante de surface SURFEX	25
2.1.3 Composante d'océan et glace de mer NEMO-GELATO	28
2.1.4 Couplage des composantes de CNRM-CM6	29
2.2 Mise en oeuvre des prévisions climatiques	29
2.2.1 Principe général	29
2.2.2 Initialisation des composantes du système de prévision	30
2.2.3 Génération d'ensembles	31
2.2.4 Conditions aux limites	32

2.2.5	Le cas des prévisions idéalisées	32
2.3	Analyse de la variabilité et vérification des prévisions	32
2.3.1	Analyse de variance	33
2.3.2	Principaux scores de vérification	33
2.3.3	Données de référence pour l'évaluation des prévisions	35
2.4	Synthèse	39
<b>II</b>	<b>Sensibilité</b>	<b>41</b>
<b>3</b>	<b>Sensibilité du climat de l'été boréal à l'humidité du sol</b>	<b>43</b>
3.1	Analyse sur les régions méditerranéennes	43
3.1.1	Protocole expérimental	43
3.1.2	Impact sur les températures	46
3.1.3	Impact sur les précipitations	49
3.1.4	Synthèse	51
3.2	Analyse sur l'Europe	53
3.2.1	Résumé de l'article publié dans <i>Climate Dynamics</i>	53
3.2.2	Article : Impact of soil moisture on European summer climate in numerical experiments	53
3.3	Sensibilité des autres régions de l'hémisphère nord	77
3.4	Incertitudes sur la persistance des anomalies d'humidité du sol	78
3.5	Synthèse	82
<b>III</b>	<b>Prévisibilité</b>	<b>83</b>
<b>4</b>	<b>Rôle de l'initialisation de la surface en prévisibilité</b>	<b>85</b>
4.1	Horizon infra-saisonnier	85
4.1.1	Résumé de l'article publié dans <i>Advances in Science &amp; Research</i>	85
4.1.2	Article : Subseasonal-to-seasonal (S2S) forecasts with CNRM-CM : a case study on the July 2015 West-European heat wave	86
4.1.3	Etude complémentaire sur l'initialisation des surfaces	94
4.2	Horizon saisonnier	95
4.2.1	Résumé de l'article publié dans <i>Climate Dynamics</i>	95
4.2.2	Article : Multi-model assessment of the impact of soil moisture initialization on mid-latitude summer predictability	96
4.3	Synthèse	119
<b>5</b>	<b>Impact des biais du modèle sur la prévisibilité</b>	<b>121</b>
5.1	Le biais chaud et sec de CNRM-CM6 sur les Grandes Plaines américaines	121
5.1.1	Résumé de l'article publié dans <i>Weather and Forecasting</i>	121
5.1.2	Article : On the link between summer dry bias over the US Great Plains and seasonal temperature prediction skill in a dynamical forecast system	122
5.2	Synthèse	140
<b>IV</b>	<b>Conclusion</b>	<b>141</b>
<b>6</b>	<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>143</b>

6.1	Synthèse générale et discussion . . . . .	143
6.1.1	Sensibilité du climat estival à l'humidité du sol . . . . .	143
6.1.2	L'humidité du sol comme source de prévisibilité climatique . . . . .	144
6.1.3	Impact des biais du modèle sur la prévisibilité . . . . .	145
6.2	Perspectives . . . . .	145
6.2.1	Stratégie d'initialisation . . . . .	146
6.2.2	Elargissement des horizons de prévisibilité . . . . .	147
6.2.3	Prévisions en mode système Terre . . . . .	148
	<b>Liste des Figures</b>	<b>151</b>
	<b>Liste des Tableaux</b>	<b>155</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>157</b>



# RÉSUMÉ

Les épisodes de sécheresse et de canicule qui frappent épisodiquement les régions tempérées ont des conséquences préjudiciables sur les plans sanitaire, économique, social et écologique. Afin de pouvoir enclencher des stratégies de préparation et de prévention avec quelques semaines ou mois d'anticipation, les attentes sociétales en matière de prévision sont élevées, et ce d'autant plus que les projections climatiques font craindre la multiplication de ces épisodes au cours du 21<sup>ème</sup> siècle. Néanmoins, la saison d'été est la plus difficile à prévoir aux moyennes latitudes. Les sources connues de prévisibilité sont plus ténues qu'en hiver et les systèmes de prévision climatique actuels peinent à représenter correctement les mécanismes de téléconnexion associés. Un nombre croissant d'études a mis en évidence un lien statistique dans certaines régions entre l'humidité du sol au printemps et les températures et précipitations de l'été qui suit. Ce lien a été partiellement confirmé dans des modèles numériques de climat mais de nombreuses interrogations subsistent.

L'objectif de cette thèse est donc de mieux comprendre le rôle joué par l'humidité du sol sur les caractéristiques et la prévisibilité du climat de l'été dans les régions tempérées. Grâce notamment au modèle couplé de circulation générale CNRM-CM, nous avons mis en oeuvre des ensembles de simulations numériques qui nous ont permis d'évaluer le degré de persistance des anomalies d'humidité du sol printanière. En effet, une longue persistance est une condition nécessaire pour que ces anomalies influencent le climat à l'échelle de la saison, via le processus d'évapotranspiration de la surface. En imposant dans notre modèle des conditions initiales et aux limites idéalisées d'humidité du sol, nous avons mis en évidence des régions du globe pour lesquelles l'état moyen et la variabilité des températures et des précipitations en été sont particulièrement sensibles à ces conditions. C'est notamment le cas sur une grande partie de l'Europe et de l'Amérique du nord, y compris à des latitudes élevées. Pour toutes ces régions, l'humidité du sol est une source prometteuse de prévisibilité potentielle du climat à l'horizon saisonnier, bien que de fortes incertitudes demeurent localement sur le degré de persistance de ses anomalies.

Une expérience de prévisibilité effective coordonnée avec plusieurs systèmes de prévision montre qu'une initialisation réaliste de l'humidité du sol améliore la prévision de températures estivales principalement dans le sud-est de l'Europe. Dans d'autres régions, comme l'Europe du Nord, le désaccord des modèles provient de l'incertitude sur la persistance des anomalies d'humidité du sol. En revanche, sur les Grandes Plaines américaines, aucun modèle n'améliore ses prévisions qui restent donc très médiocres. La littérature ainsi que nos évaluations de sensibilité du climat à l'humidité du sol ont pourtant identifié cette région comme un "hotspot" du couplage entre l'humidité du sol et l'atmosphère. Nous supposons que l'échec de ces prévisions est une conséquence des forts biais chauds et secs présents dans tous les modèles sur cette région en été, qui conduisent à un dessèchement excessif des sols. Pour le vérifier, nous avons développé une méthode qui corrige ces biais au cours de l'intégration des prévisions avec CNRM-CM6. Les prévisions qui en résultent sont nettement améliorées sur les Grandes Plaines. La compréhension de l'origine des biais continentaux en été et leur réduction dans les

prochaines générations de modèles de climat sont des étapes essentielles pour tirer le meilleur parti de l'humidité du sol comme source de prévisibilité saisonnière dans les régions tempérées.

# ABSTRACT

Severe heat waves and droughts that episodically hit temperate regions have detrimental consequences on health, economy and society. The design and deployment of efficient preparedness strategies foster high expectations for the prediction of such events a few weeks or months ahead. Their likely increased frequency throughout the 21st century, as envisaged by climate projections, further emphasizes these expectations. Nevertheless, the summer season is the most difficult to predict over mid-latitudes. Well-known sources of predictability are weaker than in winter and current climate prediction systems struggle to adequately represent associated teleconnection mechanisms. An increasing number of studies have shown a statistical link over some regions between spring soil moisture and subsequent summer temperature and precipitation. This link has been partly confirmed in climate numerical models, but many questions remain.

The purpose of this PhD thesis is to better understand the role played by soil moisture on the characteristics and predictability of the summer climate in temperate regions. By means of the CNRM-CM coupled general circulation model, we have designed a range of numerical simulations which help us evaluate the persistence level of spring soil moisture anomalies. Indeed, a long persistence is a necessary condition for these anomalies to influence the climate at the seasonal scale, through the process of evapotranspiration. By imposing in our model idealized initial and boundary soil moisture conditions, we have highlighted areas of the globe for which the average state and the variability of temperatures and precipitation in summer is particularly sensitive to these conditions. This is the case in particular for Europe and North America, including over high latitudes. Soil moisture is therefore a promising source of potential seasonal climate predictability for these regions, although the persistence of soil moisture anomalies remains locally very uncertain.

An effective predictability coordinated experiment, bringing together several prediction systems, shows that a realistic soil moisture initialization improves the forecast skill of summer temperatures mainly over southeast Europe. In other regions, such as Northern Europe, the disagreement between models comes from uncertainty about the persistence of soil moisture anomalies. On the other hand, over the American Great Plains, even the forecasts with improved soil moisture initialization remain unsuccessful. Yet, the literature as well as our assessment of climate sensitivity to soil moisture have identified this region as a "hotspot" of soil moisture - atmosphere coupling. We assume that the failure of these predictions relates to the strong hot and dry bias present in all models over this region in summer, which leads to excessive soil drying. To verify this assumption, we developed a method that corrects these biases during the forecast integration based on the CNRM-CM6 model. The resulting forecasts are significantly improved over the Great Plains. Understanding the origin of continental biases in the summer and reducing them in future generations of climate models are essential steps to making the most of soil moisture as a source of seasonal predictability in temperate regions.





## AVANT-PROPOS

Dans le sillage de la Grande Dépression, la crise économique majeure des années 1930 aux Etats-Unis, une longue période de sécheresse affecte les grandes plaines cultivées du centre du pays. Les pratiques culturales viennent alors de voir l'essor du labour qui laisse les terres à nu, exposées au soleil. En conséquence, la terre desséchée et poudreuse finit par être soulevée et transportée par les vents, recouvrant de poussière les cultures qui sont de fait largement anéanties. Le *Dust Bowl*, comme on nomme cet événement, s'accompagne en outre de vagues de chaleur exceptionnelles qui achèvent de ruiner les récoltes. Cette catastrophe agro-climatique entraîne l'exode de milliers de familles de fermiers vers la Californie plus fertile.

Le célèbre roman de John Steinbeck, *Les raisins de la colère* (1939) relate justement le *Dust Bowl* et la fuite d'une famille de paysans aux abois vers l'ouest des Etats-Unis, perçu comme un eldorado. L'incipit de ce roman est reproduit ci-dessous, et illustré par trois clichés de la photo-journaliste Dorothea Lange (1895-1965).

*Sur les terres rouges et sur une partie des terres grises de l'Oklahoma, les dernières pluies tombèrent doucement et n'entamèrent point la terre crevassée. Les charrues croisèrent et recroisèrent les empreintes des ruisselets. Les dernières pluies firent lever le maïs très vite et répandirent l'herbe et une variété de plantes folles le long des routes, si bien que les terres grises et les sombres terres rouges disparurent peu à peu sous un manteau vert.*

*À la fin de mai, le ciel pâlit et les nuages dont les flocons avaient flotté très haut pendant si longtemps au printemps se dissipèrent. Jour après jour le soleil embrasa le maïs naissant jusqu'à ce qu'un liseré brun s'allonge sur chaque baïonnette verte. Les nuages apparaissaient puis s'éloignaient. Bientôt ils n'essayèrent même plus. Les herbes, pour se protéger, s'habillèrent d'un vert plus foncé et cessèrent de se propager. La surface de la terre durcit, se recouvrit d'une croûte mince et dure, et de même que le ciel avait pâli, de même la terre prit une teinte rose dans la région rouge, et blanche dans la grise.*



Avril 1935, Boise City, Oklahoma



1938, près de Dalhart, Texas



Août 1936, entre Dallas et Austin, Texas

*Dans les ornières creusées par l'eau, la terre s'éboulait en poussière et coulait en petits ruisseaux secs. Mulots et fourmis-lions déclenchaient de minuscules avalanches. Et comme le soleil ardent frappait sans relâche, les feuilles du jeune maïs perdirent de leur rigidité de flèches ; elles commencèrent par s'incurver puis, comme les nervures centrales fléchissaient, chaque feuille retomba toute flasque. Puis ce fut juin et le soleil brilla plus féroce. Sur les feuilles de maïs le liseré brun s'élargit et gagna les nervures centrales. Les herbes folles se déchiquetèrent et se recroquevillèrent vers leurs racines. L'air était léger et le ciel plus pâle ; et chaque jour, la terre pâlisait aussi. (...)*

*À la mi-juin les gros nuages montèrent du Texas et du Golfe, de gros nuages lourds, des pointes d'orage. Dans les champs, les hommes regardèrent les nuages, les reniflèrent, et mouillèrent leurs doigts pour prendre la direction du vent. Et tant que les nuages furent dans le ciel les chevaux se montrèrent nerveux. Les pointes d'orage laissèrent tomber quelques gouttelettes et se hâtèrent de fuir vers d'autres régions. Derrière elles, le ciel redevenait pâle et le soleil torride. Dans la poussière, les gouttes formèrent de petits cratères ; il resta des traces nettes de taches sur le maïs, et ce fut tout.*

John Steinbeck, *Les raisins de la colère*

Extrait du chapitre premier

Traduit de l'américain par M. Duhamel et M.-E. Coindreau

Il est aujourd'hui clairement établi que le dessèchement des terres agraires qui s'est produit pendant les années 30 a contribué à intensifier les vagues de chaleur de cette époque (Cowan et al., 2017) où ont été enregistrés des records de températures estivales, encore jamais battus à ce jour (Donat et al., 2016).

Le *Dust Bowl* illustre bien comment un phénomène climatique de grande ampleur a pu avoir dans notre histoire récente des conséquences économiques et migratoires dramatiques. Dans le contexte actuel de réchauffement global, les attentes sociétales pour anticiper les anomalies climatiques, notamment de la saison chaude, sont plus fortes que jamais. La présence de sols très secs au printemps, comme ce fut le cas sur les Grandes Plaines américaines dans les années 30, permet-elle de prédire les caractéristiques climatiques de l'été suivant ? Comment nos outils modernes de prévision saisonnière du climat tirent-ils parti d'une information sur l'humidité du sol ?

Ces questions constituent l'épine dorsale de cette thèse qui s'organise en trois grandes parties. La première est introductive. Elle s'attache à préciser la problématique, en détaillant les enjeux, les fondements théoriques et l'état des connaissances, ainsi que les outils et les données utilisées dans la thèse. La deuxième partie a pour but de caractériser la sensibilité du climat à l'humidité du sol et les incertitudes associées dans différentes régions des moyennes latitudes. La troisième se penche sur la qualité des prévisions climatiques lorsqu'on fournit au système de prévision une information sur l'humidité du sol et identifie aussi l'un de ses facteurs limitants. Cette partie débouche ainsi sur des perspectives d'amélioration de la prévision qui viennent conclure la thèse.

# PREMIÈRE PARTIE

---

## INTRODUCTION



# 1

## LA PRÉVISION SAISONNIÈRE ESTIVALE : ENJEUX, SPÉCIFICITÉS ET LIMITES

Ce chapitre introductif a pour objectif d'acheminer le lecteur vers les questions scientifiques qui sont traitées dans cette thèse. Il se décompose ainsi en trois parties.

Dans la première, nous passons en revue un certain nombre d'activités humaines qui sont sensibles aux aléas climatiques, en mettant l'accent sur la saison d'été, et sur les régions tempérées de la planète. Il s'agit de comprendre les enjeux et les attentes de ces différents secteurs en matière de prévision climatique, mais aussi d'identifier ce qui en limite l'utilisation aujourd'hui.

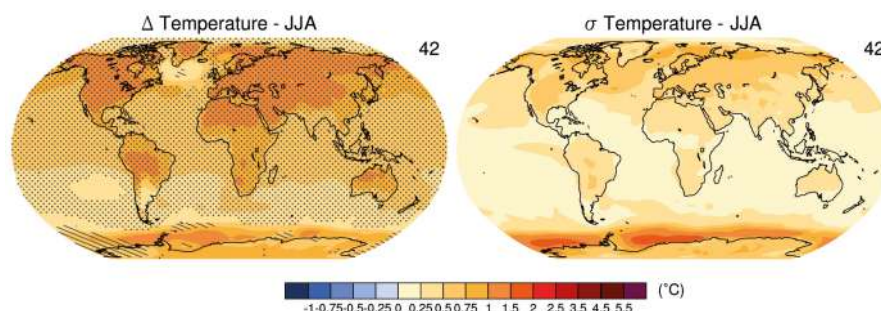
La seconde partie développe les bases scientifiques de la prévision climatique saisonnière. L'objectif est ici d'identifier les mécanismes de notre système climatique qui sous-tendent la possibilité de prévoir des aléas atmosphériques avec plusieurs semaines d'anticipation. Les particularités propres à la saison d'été seront là aussi mises en exergue.

Enfin, on se focalise dans la dernière partie sur la source de prévisibilité au cœur de notre attention dans cette thèse, à savoir l'humidité du sol. On explique pourquoi, de par son interaction avec le climat, c'est un facteur essentiel à prendre en compte pour espérer améliorer la prévision des anomalies climatiques en été, aux moyennes latitudes. De cette partie émergent une série de questions scientifiques qui vont structurer l'ensemble de ce mémoire de thèse.

L'été de l'hémisphère boréal, en sciences du climat, désigne les trois mois de juin, juillet et août qu'on notera par la suite JJA.

### 1.1 Prévoir le climat de la saison d'été : enjeux et attentes

Sous les latitudes tempérées, la saison estivale est associée à de multiples enjeux socio-économiques, comme par exemple le tourisme, l'agriculture ou encore la gestion des ressources en eau et en énergie. Les conséquences néfastes des épisodes anormalement chauds et secs survenus au cours des dernières décennies soulèvent la question de leur récurrence dans le contexte climatique actuel et futur. Le



**FIGURE 1.1:** Anomalie moyenne (gauche) et écart-type (droite) de la température de surface JJA prévue pour la période 2016-2035 par rapport à la période 1986-2005, sous le scénario RCP4.5. Ces figures proviennent d'un ensemble de 42 modèles de climat. Les pointillés indiquent une anomalie statistiquement significative et de même signe pour au moins 90% des modèles. Les hachures indiquent une anomalie faible par rapport à la variabilité interne. Source : figure tirée de Kirtman et al. (2013)

réchauffement climatique récent, plus rapide sur les régions arctiques qu'aux tropiques, est à l'origine d'un ralentissement (Coumou et al., 2015) et d'ondulations (Cattiaux et al., 2016) de la circulation atmosphérique d'été aux moyennes latitudes qui pourraient expliquer la persistance accrue des vagues de chaleur constatée dans ces régions. Pour le futur, les prévisions décennales publiées par le GIEC (Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat) dans son 5<sup>ème</sup> rapport mettent en avant une augmentation importante des températures moyennes de JJA à attendre pour la période 2016-2035 par rapport à la période 1986-2005 en particulier sur les continents (fig. 1.1). Toujours dans ce rapport, les experts du GIEC annoncent que ce réchauffement moyen sera probablement assorti d'une augmentation de la durée, fréquence et magnitude des vagues de chaleur sur la plupart des continents.

L'adaptation et la résilience de notre société à ces changements prévisibles implique le développement de services climatiques adaptés, capables de convertir des données du climat passé et futur à l'échelle du mois, de l'année ou de la décennie en information utile et utilisable par les acteurs de nombreux secteurs socio-économiques (Goddard, 2016). Les attentes sont particulièrement fortes en matière de prévision aux échelles saisonnières à décennales (Hewitt et al., 2013; Soares et al., 2018). La prévision saisonnière permet en effet de caractériser le climat de la saison à venir en termes d'anomalies par rapport à une climatologie passée. Nous allons maintenant illustrer par secteur la réalité des services climatiques de prévision saisonnière.

### 1.1.1 Santé

Les températures extrêmes en été peuvent présenter un risque pour la santé humaine, comme en témoigne la vague de chaleur qui a frappé l'Europe de l'ouest en 2003, entraînant une importante surmortalité, notamment en France (Poumadere et al., 2005). En 2010, c'est l'ouest de la Russie qui a été affecté par une canicule hors normes, responsable de la mort de plus de 50 000 personnes, ainsi que d'autres conséquences délétères (Barriopedro et al., 2011). Au-delà des risques pour la santé, les excès thermiques récurrents sont un facteur favorable aux migrations importantes de population, en raison des baisses de revenu issus de l'agriculture (Mueller et al., 2014). Le Dust Bowl des années 1930 aux Etats-Unis, déjà évoqué en avant-propos, en est une célèbre illustration (Hornbeck, 2012).

Dans un cas d'étude, Lowe et al. (2016) montrent que les prévisions infra-saisonnières à saisonnières permettent localement d'anticiper la surmortalité liée aux températures extrêmes. L'intégration de telles prévisions dans les plans d'action relatifs au risque de mortalité due à la chaleur pourrait permettre

le déclenchement de mesures préventives suffisamment précoces pour en atténuer les conséquences sanitaires.

### 1.1.2 Agriculture, ressources naturelles et écosystèmes

Les prévisions saisonnières peuvent être un précieux outil d'aide à la décision pour les agriculteurs et les éleveurs. Elles sont déjà utilisées pour planifier certaines tâches comme les semis, l'irrigation, les récoltes, la fertilisation, le pâturage du bétail etc. (Klemm and McPherson, 2017). Le rendement de certaines cultures est particulièrement dépendant du climat estival. Jusqu'à récemment, les performances des prévisions pour anticiper les rendements céréaliers semblaient encore limitées à nos latitudes, notamment en Europe (Semenov and Doblaz-Reyes, 2007), mais les progrès continus de la discipline changent peu à peu la donne. L'étude récente de Ceglar et al. (2018) montre ainsi qu'il est aujourd'hui possible d'obtenir des prévisions satisfaisantes de rendement de maïs en Europe du sud.

Toujours pour les besoins du secteur agricole mais aussi pour la production d'énergie hydro-électrique, la prévision saisonnière hydrologique fait l'objet d'une attention particulière (Yuan et al., 2015). Bett et al. (2018) démontrent qu'il est possible de prévoir les précipitations estivales sur le bassin du Yangtze, et donc la ressource en eau du fleuve qui alimente en eau, électricité et terres arables des millions de Chinois. Cependant, les prévisions saisonnières hydrologiques de la saison d'été aux moyennes latitudes restent encore peu performantes, en particulier en Europe (Arnal et al., 2018).

Les écosystèmes sont aussi sensibles aux fortes anomalies de température et précipitation. Liu et al. (2010) ont ainsi identifié de nombreuses régions des zones tempérées susceptibles de subir une augmentation des feux de forêt d'ici la fin du siècle. Grâce à des modèles empiriques liant indice de sécheresse et surface brûlée, Turco et al. (2018) évaluent qu'il est possible de prévoir avec succès l'activité des incendies à l'horizon saisonnier sur environ 40% des régions du globe sensibles au feu.

### 1.1.3 Energie

Nous avons évoqué précédemment l'intérêt de prévoir les débits de cours d'eau pour la production d'hydro-électricité. Mais les prévisions saisonnières de vitesse du vent apportent aussi une information plus pertinente que l'utilisation de simples climatologies pour la production d'énergie éolienne (Alonzo et al., 2017; Torralba et al., 2017). Sur certaines régions comme le Royaume-Uni, les prévisions de température permettent aussi d'anticiper la demande énergétique, dans une certaine mesure (Clark et al., 2017).

Cependant ces études s'appliquent à la saison d'hiver, qui a généralement une meilleure prévisibilité aux moyennes latitudes. Or c'est au cours de l'été que la demande énergétique va s'accroître au cours des prochaines décennies, avec l'utilisation accrue de systèmes d'air conditionné, dans un contexte de réchauffement global (Ciscar and Dowling, 2014). De Felice et al. (2015) ont déjà mis évidence l'utilité de prévisions saisonnières de température estivale sur l'Europe pour prévoir la demande en électricité pour l'Italie. En revanche, peu de travaux existent à ce jour démontrant la pertinence des prévisions saisonnières pour le rayonnement solaire et la gestion du potentiel photovoltaïque (Yesilbudak et al., 2018), même si des initiatives telles Copernicus Climate Change Services développent des services en lien avec ces problématiques.

### 1.1.4 Tourisme et transports

La forte connexion entre météorologie/climat et tourisme ouvre de larges perspectives à des services météorologiques et climatiques dédiés à toutes les échelles entre la prévision du temps et le changement climatique à l'échelle multi-décennale (Scott et al., 2011). En 2009, la médiatisation de prévisions saisonnières pour l'été au Royaume-Uni a par exemple fortement impacté les réservations de voyages et séjours touristiques (Hill, 2009).

Le secteur des transports est également sensible aux anomalies climatiques. Palin et al. (2016) ont montré l'utilité et la faisabilité d'un système opérationnel de prévision des risques de perturbations sur le trafic aérien ou ferroviaire au Royaume Uni, par type d'aléa, bien que cette étude ne s'est intéressée qu'à la saison d'hiver. Des perspectives de prévision saisonnière hydrologique adaptées à la gestion du transport fluvial en Europe centrale ont également été identifiées (Meißner et al., 2017).

### 1.1.5 Des attentes contrariées par les performances modestes des prévisions

Prévoir le climat de l'été à venir sous nos latitudes suscite donc des attentes fortes mais imparfaitement satisfaites. Soares and Dessai (2016) ont mené une enquête sur les principaux leviers et freins à l'utilisation des prévisions saisonnières par secteur économique climato-sensible en Europe. Il en ressort que le premier verrou est le ressenti d'un manque de fiabilité des prévisions et de performances trop limitées. L'Europe est en effet une région où la prévision saisonnière n'est que marginalement performante (Doblas-Reyes et al., 2013), et de façon générale sur l'ensemble des régions extratropicales, les prévisions de la saison d'été sont moins bonnes que celles de la saison d'hiver (Wang et al., 2009).

Pour tenter de comprendre le défi que posent ces prévisions, nous allons maintenant nous attacher à définir plus précisément ce qu'on entend par prévision saisonnière, et les fondements scientifiques qui sous-tendent la prévisibilité du climat à l'échelle de la saison, en particulier de l'été.

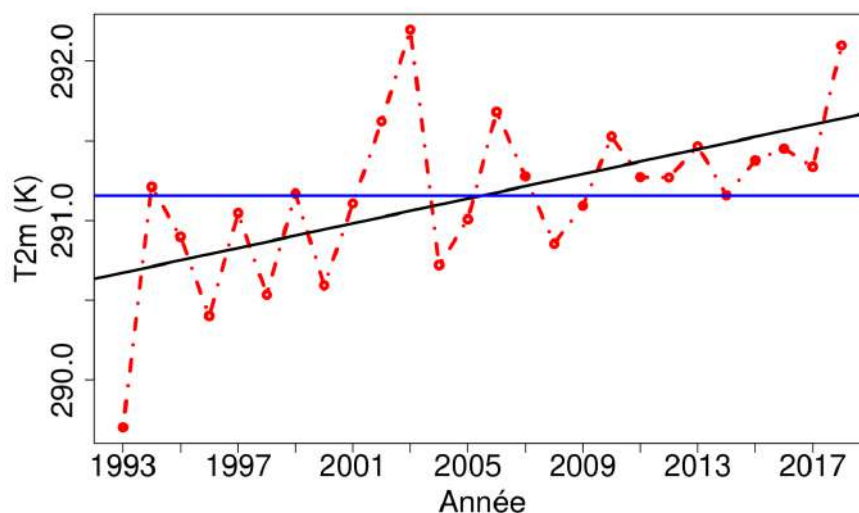
## 1.2 Principe de la prévision saisonnière et état de l'art

### 1.2.1 De la prévision météorologique à la prévision climatique

Le principe même de la prévision saisonnière peut susciter l'incrédulité, voire la raillerie auprès de personnes non averties, conscientes que les prévisions météorologiques ne sont pas fiables au-delà de quelques jours. Cette incrédulité provient de la confusion courante entre météorologie et climat. On peut définir la météorologie comme la science qui étudie la succession en un lieu donné de phénomènes atmosphériques qui constituent le temps sensible (couverture nuageuse, précipitations, température, vent, ensoleillement). La prévisibilité théorique de cette succession temporelle d'événements peut difficilement excéder quinze jours, en raison de la nature chaotique du fluide atmosphérique (Lorenz, 1963). De fait, les prévisions météorologiques actuelles apportent une information utile jusqu'à dix ou douze jours d'échéance au mieux.

Le climat, par opposition à la météorologie, est une notion statistique : il considère ainsi la moyenne de ces états atmosphériques, et la dispersion autour de cette moyenne, sur une période et un domaine géographique donné. La fenêtre spatio-temporelle considérée dépend de la finalité des données climatiques ou de la question scientifique abordée, selon qu'on étudie par exemple les paléo-climats, les projections climatiques du siècle prochain, ou encore les normales climatiques sur une ville à partir de





**FIGURE 1.2:** Evolution des T2m moyennes (en K) en été sur l'Europe ( $10^{\circ}\text{W}$ - $30^{\circ}\text{E}$ ,  $36^{\circ}\text{N}$ - $70^{\circ}\text{N}$ , océans et mers exclus) de 1993 à 2018. La droite en bleu représente la valeur moyenne des températures sur la période et celle en noir la régression linéaire de ces températures. Données source : réanalyse ERA5 (voir partie 2.3.3.2)

valeurs observées lors des dernières décennies. Dans cette thèse, on s'intéresse au climat mensuel et saisonnier, à l'échelle du continent ou du globe.

Sur la fenêtre temporelle JJA, on cherche à prévoir les anomalies de champs climatiques tels que la température de surface et les précipitations, qui ont un fort impact sur les activités humaines. La ligne brisée rouge de la figure 1.2 montre l'évolution de la température à 2 mètres (T2m) moyenne estivale sur l'Europe, (c'est à dire compris entre les longitudes  $10^{\circ}\text{W}$  et  $30^{\circ}\text{E}$  et latitudes  $36^{\circ}\text{N}$  et  $70^{\circ}\text{N}$ ), en excluant les zones océaniques et maritimes, entre 1993 et 2018, période à laquelle nous nous intéresserons par la suite. Bien qu'on ne puisse pas prévoir les événements météorologiques qui les composent, les étés successifs présentent des fluctuations climatiques d'une année sur l'autre qui ont un certain degré de prévisibilité. En effet, ces fluctuations sont le fruit de plusieurs facteurs capables d'imprimer un signal de grande échelle à l'atmosphère.

Pour prévoir ces fluctuations, on peut faire appel à des systèmes de prévision empiriques ou dynamiques. Les premiers s'appuient sur des relations statistiques établies entre les variables climatiques qu'on cherche à prévoir (prédicands), et des variables observées (prédicteurs) (Eden et al., 2015, par exemple). Ces relations statistiques sont construites sur une période passée, typiquement 20 à 40 ans. Les prévisions empiriques supposent donc que ces relations statistiques sont stationnaires dans le temps. C'est une hypothèse assez forte, car la physique du système climatique est non-linéaire, avec des effets de seuils qui peuvent mettre à mal la validité future de relations statistiques établies sur une période passée. Néanmoins, ces relations statistiques peuvent refléter de réels mécanismes climatiques et ainsi servir de base à leur étude. Dans cette thèse, nous n'utiliserons que des systèmes dynamiques de prévision, qui reposent sur des modèles numériques de climat couplé, permettant de représenter les interactions physiques entre ses composantes.

Le schéma théorique de la figure 1.3 montre qu'en s'éloignant des échéances météorologiques vers les échéances infra-saisonnières et saisonnières, les surfaces continentales d'abord, puis l'océan sont des composantes fondamentales pour la prévisibilité du climat. De par leur évolution plus lente que l'atmosphère, elles sont essentielles à la prévision climatique, mais pas nécessairement à la prévision météorologique. Pour en tenir compte, les prévisions climatiques doivent en principe partir d'un état

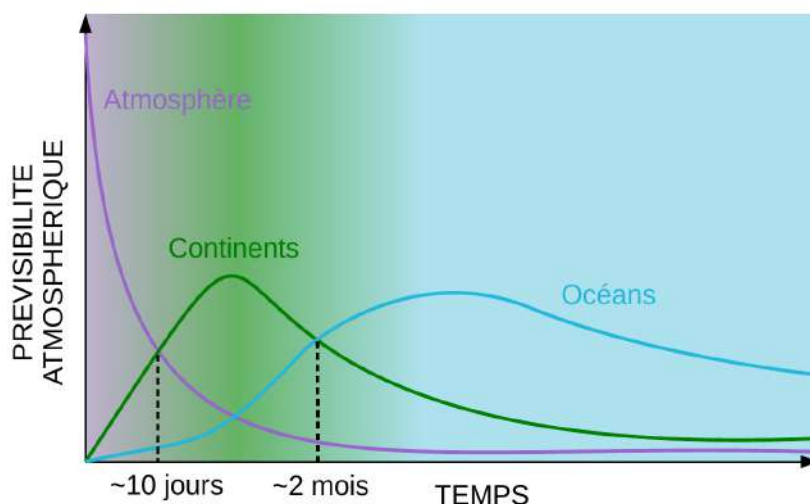


FIGURE 1.3: Contribution schématique des composantes du système climatique sur la prévisibilité atmosphérique selon les échéances. Source : Adaptation d'une figure de Paul Dirmeyer, GMU/COLA

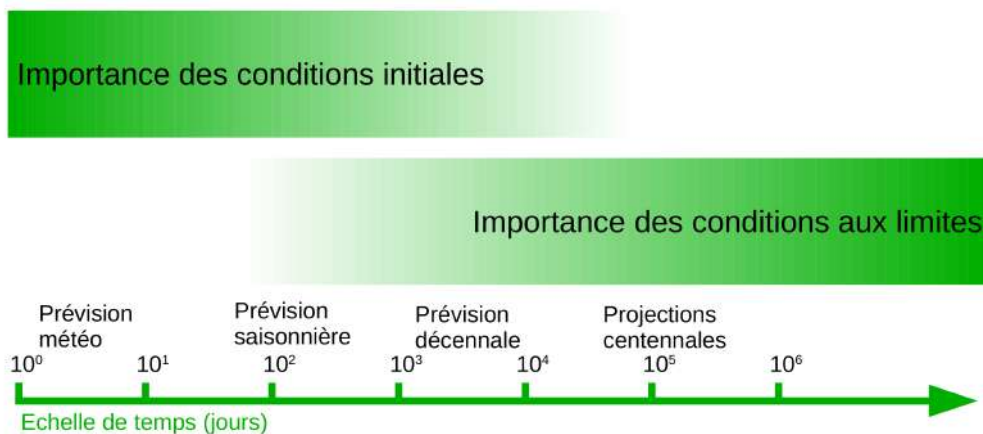


FIGURE 1.4: Importance relative des conditions initiales et aux limites pour la prévision du climat selon les échéances. Source : adapté de Meehl et al. (2009)

initial de l'océan et des surfaces continentales aussi proche que possible de la réalité, en plus de celui de l'atmosphère.

### 1.2.2 Lien entre le réchauffement global et la prévisibilité

La prévision du climat est donc rendue possible avant tout par les conditions initiales du système climatique. Comme montré dans la figure 1.4, les conditions aux limites du système climatique, telles que les forçages en gaz à effet de serre ont une importance relativement moindre que les conditions initiales en prévision saisonnière. Elles ne sont cependant pas totalement négligeables.

Pour illustrer ce propos, on s'appuie de nouveau sur la figure 1.2 qui révèle une tendance moyenne au réchauffement au cours des 26 dernières années sur l'Europe. La droite en noir représente la tendance linéaire sur cette période. Si on prolongeait cette droite vers les années futures, on pourrait obtenir une estimation triviale de la température moyenne pour les étés suivants en Europe. Cela illustre simplement

que le réchauffement climatique est une source de prévisibilité pour la température. De telles prévisions sont peu utiles, car elles ne permettent pas d'estimer les fluctuations autour de la tendance moyenne au réchauffement.

Par ailleurs, les modèles numériques de prévision saisonnière, qui seront détaillés dans le prochain chapitre, sont initialisés avec des états observés du système climatique qui intègrent de fait ce réchauffement planétaire. Néanmoins, Doblas-Reyes et al. (2006) montrent qu'au-delà des conditions initiales, la prise en compte de l'augmentation des gaz à effet de serre dans les modèles contribue à nettement améliorer la tendance de long terme des températures mais également la qualité des prévisions saisonnières.

Nous mettons désormais la tendance au réchauffement global de côté pour nous intéresser aux modes de variabilité du système climatique pertinents pour la prévision aux échelles saisonnières.

### 1.2.3 L'océan tropical et ENSO

Malgré sa nature chaotique, l'atmosphère est en contact direct avec la surface des océans dont la température de surface évolue relativement lentement. Des expériences ont ainsi montré que le climat des régions tropicales est largement conditionné par les conditions de température de surface de l'océan (TSO) (Shukla, 1998). Ces travaux révèlent deux points fondamentaux. Le premier est que la prévisibilité atmosphérique tropicale implique que les TSO soient elles-mêmes prévisibles. Le second est que les anomalies prononcées de TSO dans les tropiques confèrent une certaine prévisibilité de l'atmosphère extra-tropicale. En effet, l'atmosphère des régions tempérées est plus chaotique que celle des régions tropicales, ce qui amoindrit sa prévisibilité. Néanmoins, les fortes perturbations de TSO tropicales peuvent affecter l'atmosphère dans des régions distantes du globe, notamment les moyennes latitudes (Trenberth et al., 1998). On appelle téléconnexions ces relations entre des phénomènes climatiques distants.

Ainsi, dès le début du vingtième siècle, Sir Gilbert Walker découvre une oscillation régulière du gradient de pression atmosphérique entre l'est et l'ouest du bassin Pacifique tropical, au sud de l'équateur. Il met en évidence une relation entre la phase de cette oscillation (dite Oscillation Australe) et l'intensité de la mousson indienne. C'est bien plus tard que l'Oscillation Australe a été associée au phénomène El Niño (Bjerknes, 1969), caractérisé par un réchauffement épisodique de la TSO au voisinage des côtes péruviennes et équatoriennes, qui apparaît aux alentours de la période de Noël. Ce réchauffement est le résultat d'un ralentissement des alizés qui soufflent habituellement du sud-est vers le nord-ouest, en chassant les eaux chaudes de surface vers le large et favorisant la remontée d'eau froide des profondeurs (phénomène d'*upwelling*). Du rapprochement des deux phénomènes est né l'acronyme ENSO pour *El Niño-Southern Oscillation* (Neelin et al., 1998). L'ENSO, dont la phase positive survient irrégulièrement (tous les 3 à 7 ans), impacte fortement la circulation atmosphérique de grande échelle (fig. 1.5). En particulier, pendant les phases positives (El Niño), le ralentissement des alizés entraîne une migration du réservoir d'eaux chaudes ("*Warm pool*") de l'ouest vers le centre du bassin Pacifique équatorial, réservoir au-dessus duquel se développe la convection profonde atmosphérique de grande échelle. Ceci modifie la localisation des branches subsidentes compensatoires qui viennent fermer la circulation zonale de Walker. Les phases négatives (La Niña) sont au contraire caractérisées par un renforcement des alizés, un refroidissement du centre du bassin et un réchauffement accru de la "*Warm pool*" vers le continent maritime, au-dessus duquel la convection profonde et les précipitations sont accentuées.

Mais l'ENSO influence le climat au-delà de la ceinture intertropicale. En témoignent les nombreuses

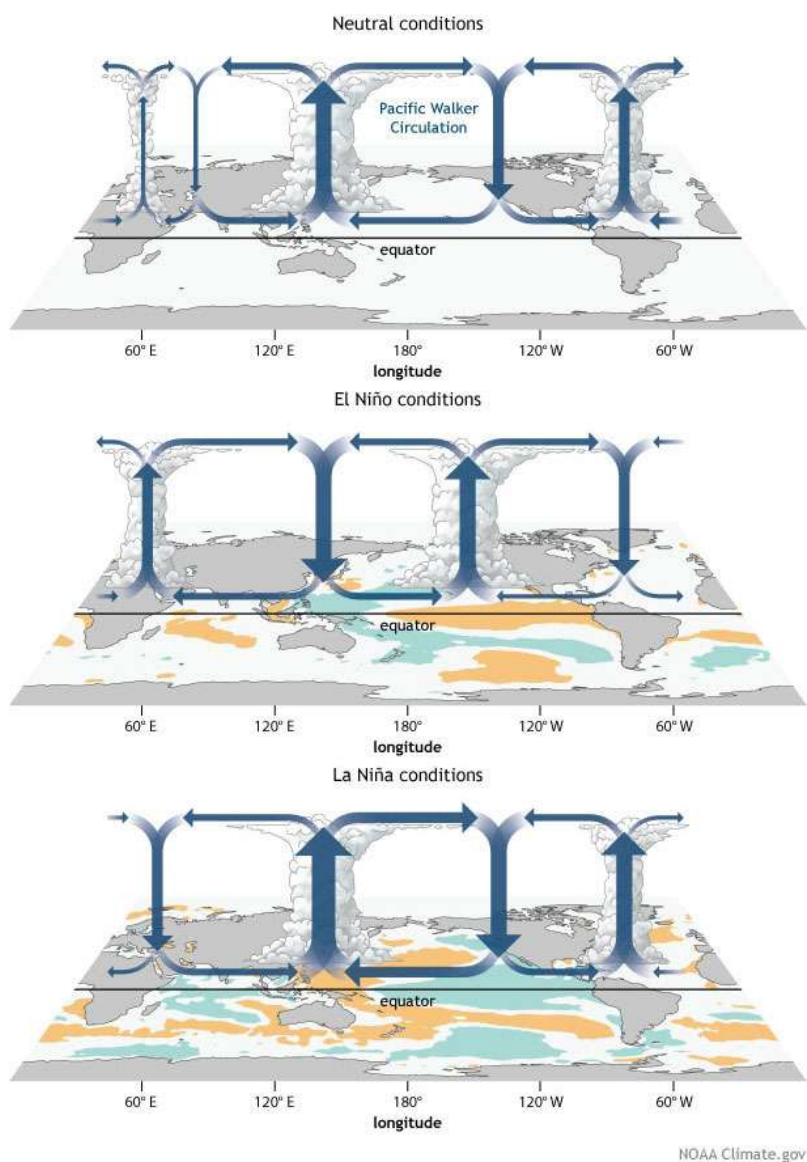
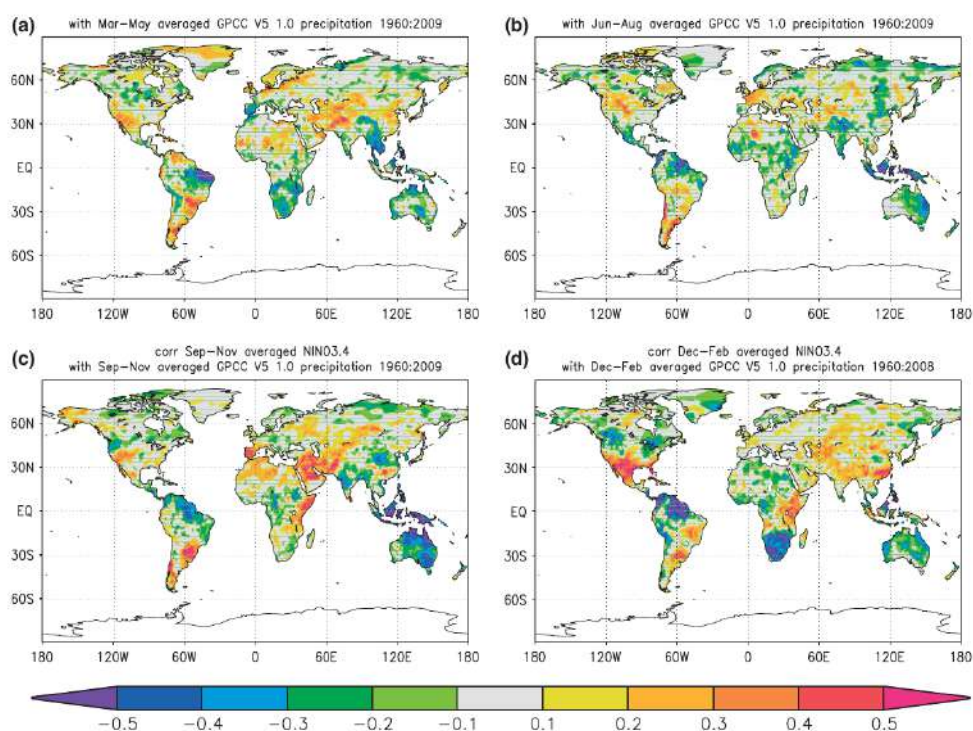


FIGURE 1.5: Représentation conceptuelle des 3 phases de l'ENSO et de leur influence sur la circulation de Walker. (Source : NOAA Climate.gov)



**FIGURE 1.6:** Corrélations des précipitations (données GPCCv5) avec la TSO moyenne de la zone Niño3.4 (données ERSST) sur la période 1960-2009. (a) Mars à mai, (b) juin à août, (c) septembre à novembre, et (d) décembre à février (Figure tirée de Doblus-Reyes et al. (2013))

catastrophes climatiques qui ont émaillé le globe lors des épisodes El Niño des années 1982-1983 et 1997-1998 (Glantz et al., 2001). C'est la propagation d'ondes atmosphériques de grande échelle, excitées par les anomalies thermiques de l'océan Pacifique équatorial, qui constitue la courroie de transmission de cette téléconnexion (Branstator, 1985, par exemple). A titre d'illustration, la figure 1.6 montre que les précipitations de nombreuses régions extra-tropicales sont corrélées à l'ENSO (ici représenté par l'indice de TSO moyenné sur une région centrale du Pacifique équatorial appelée "Niño3.4"). Cette relation présente toutefois de fortes disparités d'une saison à l'autre.

Réussir à prévoir les variations inter-annuelles de TSO dans le Pacifique est déterminant pour le succès des prévisions saisonnières dans de nombreuses régions du globe. Mais l'ENSO n'explique pas lui seul, loin s'en faut, la totalité de la variabilité climatique des moyennes latitudes. Cela est encore plus vrai pour la saison d'été. Des études ont montré que l'influence des différentes phases de l'ENSO sur le climat des zones tempérées, et en particulier l'Europe, est plus faible en été qu'à d'autres saisons (Brönnimann et al., 2007).

Plusieurs modes de variabilité atmosphérique contribuent aussi aux anomalies saisonnières de température et précipitations.

### 1.2.4 Modes de variabilité atmosphérique

#### 1.2.4.1 La téléconnexion Pacifique Amérique du Nord (PNA)

Sur l'Amérique du Nord, la variabilité atmosphérique est dominée par une structure caractérisée par un train d'ondes en moyenne troposphère s'étirant en arc de cercle entre les tropiques et l'est des Etats-Unis. Cette structure ondulatoire nommée "Pacific/North-American pattern" (PNA, Wallace and Gutzler, 1981), présente dans sa phase positive des anomalies de hautes pressions sur l'archipel d'Hawaii ainsi que sur l'ouest du Canada et des Etats-Unis, et des anomalies de basses pressions au sud des îles Aléoutiennes et sur le sud-est des Etats-Unis. La PNA, qui influe fortement le climat de l'Amérique du Nord est elle-même largement interdépendante de l'ENSO, dont les épisodes "Niño" coïncident avec la phase positive de la PNA et inversement pour les épisodes "Niña". Toutefois, la PNA est une téléconnexion surtout marquée en hiver. Elle n'a que peu d'influence sur la variabilité du climat en Amérique du Nord pendant la saison estivale.

#### 1.2.4.2 L'oscillation nord-Atlantique d'été (SNAO)

Le premier mode de variabilité de la circulation atmosphérique sur la région Nord-Atlantique Europe est appelé Oscillation Nord-Atlantique (NAO, Hurrell et al., 2003). Dans sa phase positive, la NAO se traduit par une circulation zonale accrue sur l'Europe accompagnée de températures douces et de précipitations accrues au nord de l'Europe mais au contraire réduites sur les régions méditerranéennes. Des études ont établi l'importance de prévoir la phase de l'indice NAO pour le succès des prévisions saisonnières d'hiver en Europe (Scaife et al., 2014). D'autres études suggèrent que certaines combinaisons de phases de la NAO et de l'ENSO ont un impact accru sur les précipitations en Europe, mais les incertitudes restent fortes (Shaman, 2014).

En été, le premier mode de variabilité de la circulation est appelé Oscillation estivale Nord-Atlantique (SNAO, Folland et al., 2009). Sa structure est similaire à celle de la NAO canonique, mais sa taille est moindre et sa localisation plus septentrionale. La SNAO impacte fortement les températures et précipitations estivales. Une SNAO positive correspond à une déviation du courant jet vers les hautes latitudes, favorisant des conditions ensoleillées et chaudes en Europe du nord, et au contraire plus fraîches et nuageuses sur la Méditerranée (Bladé et al., 2012). Néanmoins, la variabilité de la SNAO, et plus généralement du courant jet Nord-Atlantique, est difficile à prévoir car elle est plus faible que celle de la NAO, et qui plus est, elle ne semble pas modulée par l'ENSO (Hall et al., 2017).

#### 1.2.4.3 La téléconnexion circum-globale d'été (TCG)

Les travaux de Ding and Wang (2005) ont permis de mettre en évidence un mécanisme de téléconnexion circum-global (TCG) en été aux moyennes latitudes. Il s'agit d'une structure de nombre d'onde égal à 5, dans laquelle les variations de pression en haute troposphère de plusieurs centres d'actions sont en phase pendant les mois de juin à septembre. Ces centres d'actions, de profil généralement barotrope, sont localisés dans un guide d'onde circum-global compris entre 35 et 45°N, correspondant au courant jet. La TCG est une source importante de variabilité et de prévisibilité potentielle du climat de l'hémisphère nord en été, à différentes échelles de temps. Par exemple, Saeed et al. (2014) ont montré que la phase positive de la TCG coïncide avec des anomalies négatives de pression en altitude sur l'Europe de l'ouest, à l'origine de précipitations excédentaires sur cette région, et déficitaires sur l'Europe de l'est.



La partie eurasiatique de la TCG s'apparente au deuxième mode de variabilité de la circulation sur cette région, sous la forme d'un gradient zonal de pression appelé structure Est-Atlantique ("SEA" pour sa déclinaison estivale, Wulff et al., 2017). Neddermann et al. (2018) ont mis en évidence une connexion entre les TSO au printemps dans l'Atlantique sub-tropical et le climat estival sur l'Europe via l'excitation d'un train ondes de Rossby qui affecte la phase de la SEA. L'utilisation de cette connexion dans les observations permet d'établir des prévisions empiriques satisfaisantes des précipitations estivales sur la France et le Royaume-Uni (Ossó et al., 2018).

Malgré les perspectives prometteuses de la TCG, une récente étude fait état d'une mauvaise représentation de cette téléconnexion dans un système de prévision saisonnière (Beverley et al., 2018). En effet, les mécanismes clés identifiés par Ding and Wang (2005) pour le maintien de la TCG (qui impliquent notamment la propagation d'onde de Rossby générées par la mousson indienne) peinent à être correctement simulés.

### 1.2.5 Autres modes de variabilité

Il existe d'autres modes de variabilité climatique notables, mais leur importance pour la prévision de la saison d'été est moins évidente à ce jour. On peut ainsi citer le rôle des perturbations de la stratosphère, susceptibles d'affecter le climat localement lorsqu'elles se propagent à la troposphère, en particulier les réchauffements stratosphériques soudains. Leur représentation dans des systèmes de prévision saisonnière permet d'améliorer la prévision de l'indice NAO en hiver (Scaife et al., 2016), mais à ce jour, aucune étude n'a établi d'impact de la stratosphère sur la variabilité du climat estival des moyennes latitudes.

A partir de données observées, García-Serrano et al. (2015) montrent que les anomalies négatives de banquise dans les mers de Kara et Barents en novembre favorisent la phase négative de l'indice NAO, via un mécanisme de propagation d'ondes de Rossby pour lequel l'intensité du vortex polaire stratosphérique joue le rôle de courroie de transmission. Screen (2017) confirme que les anomalies de glace de mer sont une source de prévisibilité potentielle de la phase de l'indice NAO en hiver, mais pas de la température hivernale en Europe. Le refroidissement théorique attendu au nord de l'Europe associé à la phase négative de l'indice NAO est compensé par l'advection d'air chaud. On notera toutefois que la position et la vitesse du jet Nord-Atlantique en été semblent aussi influencés par les anomalies de banquise de l'automne précédent (Hall et al., 2017), mais cette relation statistique n'a pas encore fait l'objet d'étude de mécanismes physiques à ces échelles de temps.

L'extension de la couverture neigeuse, fortement variable d'une année sur l'autre, est une source de prévisibilité infra-saisonnière, et saisonnière (Douville, 2010; Orsolini and Kvamstø, 2009). Cependant, elle concerne plus particulièrement le printemps. Xu and Dirmeyer (2011) ont montré que parmi les deux principaux mécanismes impliqués dans le couplage neige-atmosphère, le rôle de l'albédo de la neige sur le bilan énergétique de surface est moins important que l'effet hydrologique qui intervient au printemps, pendant la période de fonte. L'absorption de l'eau de fonte par les sols modifie les rétroactions entre sol, évaporation et précipitation plusieurs semaines après la fonte. Cela rejoint la question du rôle joué par l'humidité du sol sur la prévision, qui est le sujet même de cette thèse.

Nous venons de voir que la variabilité du climat des régions tempérées est influencée par plusieurs facteurs qui sont autant de sources de prévisibilité saisonnière potentielle. Pour autant, les performances des prévisions saisonnières d'été restent assez limitées aux latitudes tempérées. En effet, les modèles de prévision représentent plus difficilement les mécanismes de téléconnexion atmosphérique pertinents en été qu'en hiver. Cela peut s'expliquer bien sûr par les biais des modèles, mais aussi par les

caractéristiques intrinsèques du climat estival des moyennes latitudes : le moindre gradient thermique entre pôles et équateur se traduit par une circulation zonale plus faible et une propagation atténuée des ondes d'échelle synoptique à planétaire. Ceci est favorable à l'expression de sources locales de variabilité climatique et potentiellement de prévisibilité, en particulier celles associées aux interactions entre les surfaces continentales et l'atmosphère. Ainsi, bien que la TSO soit une source dominante de prévisibilité saisonnière pour le climat des tropiques et des moyennes latitudes en hiver, l'humidité du sol a été identifiée comme une source significative de prévisibilité pour l'été aux moyennes latitudes (Conil et al., 2007; Douville, 2010).

La partie qui suit va donc s'attacher à préciser l'état des connaissances sur l'impact climatique de l'humidité du sol, et sur son rôle en prévisibilité aux échelles infra-saisonnières et saisonnières. Nous mettrons ainsi en évidence les questions qui restent en suspens et qui ont motivé ces travaux de thèse.

### 1.3 L'humidité du sol : une influence avérée sur le climat estival et probable sur sa prévisibilité

#### 1.3.1 Influence de l'humidité du sol sur le climat

##### 1.3.1.1 Un pont entre bilan hydrique et bilan énergétique des surfaces continentales

L'humidité du sol est d'abord un terme du bilan hydrique des surfaces continentales. L'eau qui provient des précipitations est soit ruisselée ou drainée, soit stockée dans le sol, soit restituée à l'atmosphère par évapotranspiration. L'évapotranspiration est la somme des termes d'évaporation des sols nus, évaporation de l'eau interceptée par la canopée et transpiration des végétaux. C'est cette évapotranspiration qui lie le bilan hydrique au bilan d'énergie (ou bilan de chaleur) à la surface. Comme illustré dans la figure 1.7, l'énergie apportée par rayonnement à la surface est redistribuée par trois flux de chaleurs : le flux de conduction dans le sol, le flux de chaleur sensible et le flux de chaleur latente. Ce dernier, représenté par la flèche ascendante verte, n'est autre que l'évapotranspiration, à un facteur multiplicatif près. Ainsi, en reprenant les notations de la figure 1.7, on peut écrire  $LE = \lambda ETR$  où  $\lambda$  est la chaleur latente d'évaporation de l'eau.

On le voit, si l'humidité du sol influence l'évapotranspiration, elle influence aussi les flux de chaleur en surface, dont dépendent la température de surface et le développement de la couche limite atmosphérique convective. Du point de vue conceptuel, on distingue classiquement trois cas de figures (fig. 1.8) :

- Dans les régions sèches, comme les déserts chauds, le contenu en eau du sol est très limité. L'évapotranspiration est trop faible pour peser dans le bilan d'énergie et impacter le climat local.
- A l'inverse, aux hautes latitudes et proche de l'équateur, l'eau est en général abondante dans le sol. C'est le rayonnement solaire qui gouverne principalement le flux d'évapotranspiration, et pas l'humidité du sol.
- Enfin, dans les régions de transition, qui correspondent à une partie des moyennes latitudes et des régions de mousson, la fraction de l'énergie incidente redistribuée par l'évapotranspiration dépend directement du contenu en eau du sol. C'est le régime le plus favorable à une influence de l'humidité du sol sur le climat.



### 1.3 L'humidité du sol : une influence avérée sur le climat estival et probable sur sa prévisibilité

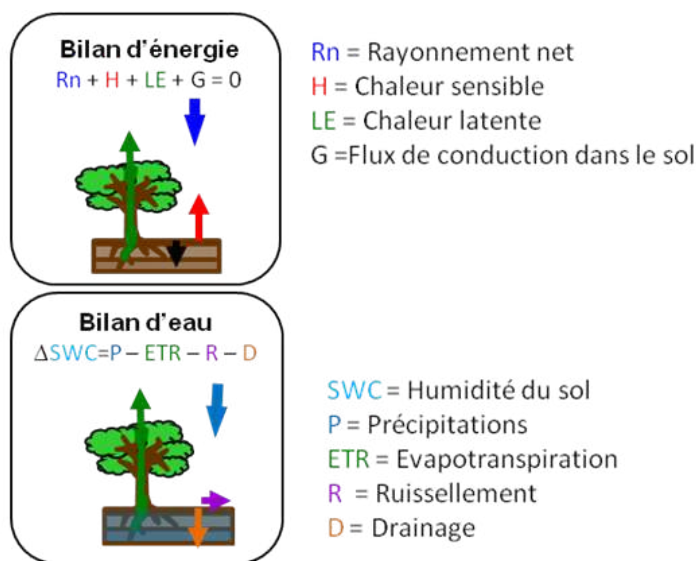


FIGURE 1.7: Bilan d'eau et d'énergie du continuum sol- plante (Figure de Jordi Etchanchu, CESBIO)

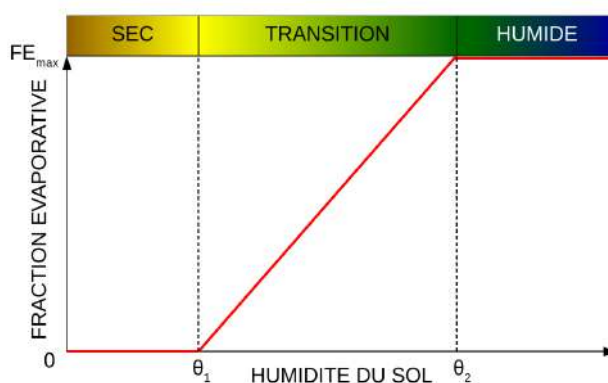
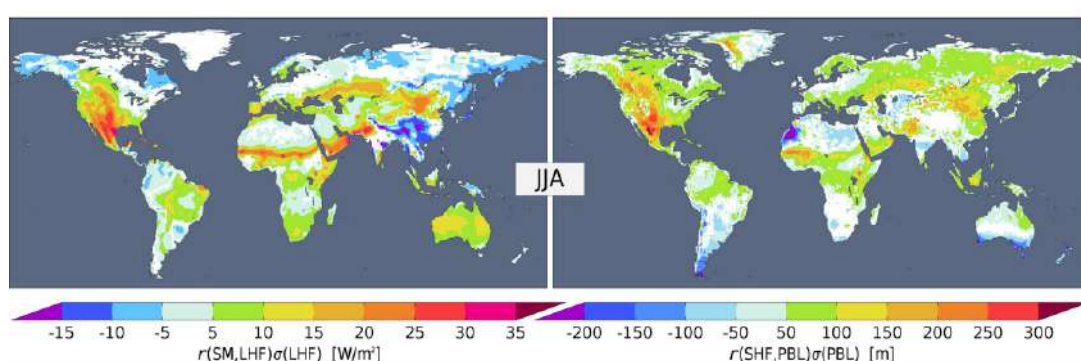


FIGURE 1.8: Evolution de la fraction évaporative  $LE/R_n$  en fonction de l'humidité des sols. Les seuils  $FE_{max}$ ,  $\theta_1$  et  $\theta_2$  sont ici arbitraires. (Figure adaptée de Seneviratne et al. (2010))

#### 1.3.1.2 Mémoire de l'humidité du sol et couplage avec l'atmosphère

Depuis une quinzaine d'années, de très nombreuses études se sont attachées à identifier les régions les plus concernées par le couplage entre humidité du sol et températures ou précipitations. L'expérience multi-modèle GLACE (Global Land-Atmosphere Coupling Experiment, Koster et al., 2004, 2006) a permis d'identifier des régions du globe comme l'Inde ou les Grandes Plaines américaines, pour lesquelles l'humidité du sol exerce un contrôle sur les précipitations et les températures pendant l'été boréal. Les travaux de Seneviratne et al. (2006a) ont permis d'inclure l'Europe Méditerranéenne parmi ces régions, souvent désignées comme "hot-spots" du couplage entre humidité du sol et climat de surface en été.

Il ne suffit pas que l'humidité du sol soit corrélée à l'évapotranspiration pour parler de couplage entre le sol et l'atmosphère. En effet, cette corrélation est forte par exemple dans le Sahara, alors que l'évapotranspiration est bien trop faible pour impacter le climat. Partant de ce constat, Dirmeyer (2011) a défini un indice de couplage qui n'est autre que le produit de la corrélation avec l'écart-type de



**FIGURE 1.9:** Indices de couplage terrestre (gauche) et atmosphérique (droite) calculés sur la saison JJA à partir de la formule de Dirmeyer (2011) pour un modèle de circulation générale du CEPMMT. SM désigne l'humidité du sol, LHF le flux de chaleur latente, SHF le flux de chaleur sensible et PBL la hauteur de la couche limite planétaire (Figure tirée de Santanello Jr et al. (2018)).

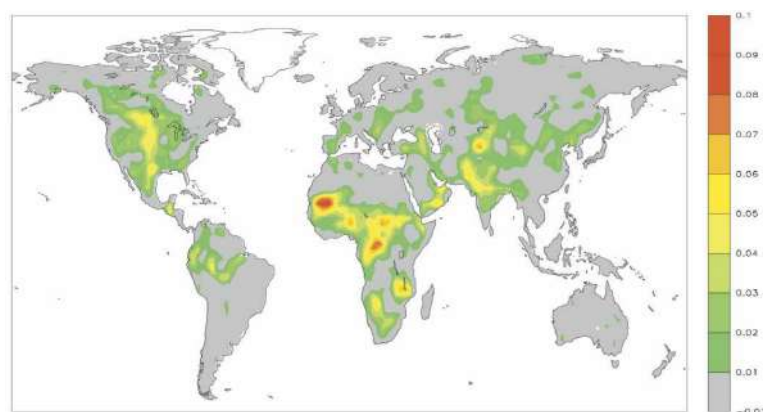
l'humidité du sol, pour tenir compte de la variabilité de cette dernière. En reprenant ce type de métrique, on peut dissocier le segment terrestre du couplage sol-atmosphère, dont nous venons de parler, du segment atmosphérique (Santanello Jr et al., 2011). Ce dernier évalue l'impact des flux turbulents de surface sur des processus atmosphériques, comme le développement de la couche limite. Ainsi, à titre d'illustration pour cet indice, la figure 1.9 présente les zones de fort couplage pour les deux segments en été boréal, pour un modèle de circulation générale du CEPMMT (Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme). De nombreuses autres métriques de couplage existent (Santanello Jr et al., 2018) et les zones identifiées varient d'un modèle à l'autre, mais sans remettre en cause les principaux "hot-spots" qui ont été évoqués.

Nous venons de le voir, le climat local est influencé par l'humidité du sol dans les régions où au moins deux conditions sont remplies : le flux de chaleur latent doit être fortement contrôlé par le contenu en eau du sol et ce dernier doit présenter une variabilité non négligeable. Ces deux conditions sont nécessaires, mais pas suffisantes pour que l'humidité du sol puisse impacter la prévisibilité du climat. La troisième condition indispensable est la persistance des anomalies d'humidité du sol sur des durées de quelques semaines à quelques mois. Cette "mémoire" du sol a aussi fait l'objet de plusieurs études.

En s'appuyant sur les modèles qui ont contribué à l'expérience GLACE, Seneviratne et al. (2006b) montrent que les principaux facteurs contrôlant la mémoire de l'humidité du sol sont l'évapotranspiration dans les régions sèches et le ruissellement et le drainage dans les régions humides. Cette mémoire est donc la plus élevée dans les régions intermédiaires. Dans la figure 1.10 tirée de cette étude, les régions à fort potentiel pour la prévision saisonnière estivale sont identifiées en combinant l'indice multi-modèle de mémoire de l'humidité du sol avec l'indice de couplage humidité du sol-atmosphère de Koster et al. (2004). Ces régions coïncident relativement bien avec les "hot-spots" décrits plus haut. La mémoire de l'eau du sol joue également un rôle clé sur la persistance (Lorenz et al., 2010) et l'intensité (Miralles et al., 2014) des vagues de chaleur. L'étude basée sur des observations de Orth and Seneviratne (2012) sur l'Europe souligne en outre que les états de sol extrêmement secs ou humides ont une persistance accrue, suggérant ainsi une prévisibilité potentielle supérieure pour les sécheresses et les crues que pour des conditions moyennes.

Toutes ces études sur la mémoire de l'eau du sol et son couplage avec l'atmosphère ont ainsi permis d'identifier des régions potentiellement d'intérêt pour la prévision saisonnière. D'autres types d'études basées sur des modèles et/ou des observations se sont penchées sur l'impact de l'humidité des sols au printemps sur certaines caractéristiques du climat de l'été suivant.

### 1.3 L'humidité du sol : une influence avérée sur le climat estival et probable sur sa prévisibilité



**FIGURE 1.10:** Région à fort potentiel pour la prévisibilité saisonnière estivale associée aux conditions initiales d'humidité du sol. (Figure tirée de Seneviratne et al., 2006b).

#### 1.3.1.3 Lien entre climat estival et sécheresse des mois précédents

A partir de données observées, une réponse asymétrique de la fréquence des jours de chaleur estivale a été identifiée en Europe, selon que les sols sont humides ou secs au printemps (Hirschi et al., 2011; Quesada et al., 2012). Dans le premier cas, on observe en général peu de jours chauds. Dans le second, on constate une grande variabilité de la fréquence de jours chauds. Cette fréquence est alors fonction des régimes de temps qui prévalent au cours de l'été. Une telle relation a pu être généralisée à la saison chaude de nombreuses régions du globe par Mueller and Seneviratne (2012). Contrastant avec cette réponse asymétrique de la fréquence des jours de chaleur, Whan et al. (2015) identifient un lien linéaire entre humidité du sol printanière et températures extrêmes estivales en Europe. D'autre part, il est clairement établi que le déficit d'humidité du sol au printemps sur l'Europe de l'ouest a contribué à accentuer l'intensité de la vague de chaleur de 2003 (Fischer et al., 2007).

L'impact de l'humidité du sol sur les précipitations est moins direct et fait toujours l'objet de débats au sein de la communauté scientifique. Si beaucoup d'études s'intéressent au couplage et aux mécanismes de rétro-actions, peu ont identifié des relations robustes entre humidité du sol au printemps et précipitations en été. A partir de longues simulations avec un modèle simplifié, l'étude de D'Andrea et al. (2006) suggère que l'état de l'humidité du sol aux moyennes latitudes converge vers deux états préférentiels en été, sec ou humide, qui dépendent de leur état initial et sont auto-entretenus par des rétroactions sur les précipitations. Sur la Chine, la diminution du contraste thermique terre-mer résultant de sols anormalement humides au printemps affaiblit la mousson du sud-est asiatique. Ce changement de circulation se traduit par une diminution des précipitations estivales sur le sud de la Chine et une augmentation sur le Nord (Zuo and Zhang, 2007). Plus récemment, Yang et al. (2016) identifient le centre de l'Amérique du Nord, l'Europe de l'est et l'ouest de l'Asie comme des régions où la variabilité de l'humidité du sol au printemps est la plus grande. Cette variabilité explique une partie significative des anomalies de précipitations de l'été qui suit.

#### 1.3.1.4 Impact distant de l'humidité du sol

L'influence de l'humidité du sol sur le climat est principalement locale. Néanmoins, certains travaux ont pu mettre en évidence un effet distant. Sur l'Europe, tout d'abord, les vagues de chaleur sont favorisées par un déficit d'humidité du sol au cours de l'hiver et du printemps précédent plus au sud,

sur les régions méditerranéennes (Vautard et al., 2007; Zampieri et al., 2009). Cette effet distant est expliqué par le transport atmosphérique de masses d'air anormalement chaudes, conséquence des sols très secs, depuis la Méditerranée vers l'Europe continentale à l'occasion d'épisodes de vent de sud. Cela induit une réduction de la nébulosité, un accroissement de l'évapotranspiration et un assèchement des sols qui enclenchent une boucle locale de rétroaction permettant le maintien de l'épisode de chaleur. L'effet distant peut aussi provenir d'une modification de la circulation de grande échelle. En imposant des anomalies sèches d'humidité du sol en diverses régions d'Amérique du Nord dans des modèles de complexité variable, Koster et al. (2016) ont mis en évidence une réponse identique de la circulation en haute troposphère en été. Celle-ci se caractérise par une anomalie de circulation anticyclonique à 250 hPa sur l'ouest et le centre de l'Amérique du Nord et une anomalie cyclonique sur l'est. La réponse identifiée favoriserait la mise en place d'une boucle de rétroaction positive en maintenant des conditions sèches et ensoleillées sur les régions à l'origine du forçage en humidité du sol. Ce mécanisme, induit ici par l'orographie particulière des Etats-Unis, se retrouve de façon moins prononcée au Moyen Orient, lorsqu'on impose une anomalie sèche sur le plateau iranien (Wang et al., 2019).

### 1.3.1.5 Synthèse

Nous venons de voir que l'humidité du sol joue un rôle majeur sur le climat des moyennes latitudes en été, notamment en termes de températures moyennes et extrêmes. La démonstration d'un pré-conditionnement des anomalies de température, et de précipitations dans une moindre mesure, par l'état de sécheresse des sols au cours du printemps offre d'intéressantes perspectives en matière de prévisibilité. Cela implique une représentation correcte de l'humidité du sol et de son évolution dans les systèmes de prévision. Nous allons maintenant brosser un panorama de l'état des connaissances sur ce point spécifique.

### 1.3.2 Une source de prévisibilité encore peu exploitée

Les modèles de climat couplé, sur lesquels reposent les systèmes dynamiques de prévision saisonnière, sont des outils particulièrement adaptés pour comprendre et représenter les sources de prévisibilité comme l'humidité du sol. Récemment, des progrès ont été réalisés dans la modélisation des surfaces au sein de ces modèles couplés. La physique du schéma de surface est capitale afin de simuler de façon réaliste les anomalies de contenu en eau du sol dans la zone racinaire, ainsi que les échanges d'eau et d'énergie avec l'atmosphère. Weisheimer et al. (2011) montrent que l'utilisation d'un schéma de surface plus sophistiqué est une condition nécessaire à la prévisibilité de la vague de chaleur de 2003 dans leur modèle. De même, le recours à une physique améliorée dans le système de prévision de Bunzel et al. (2018) conduit à de meilleures prévisions de la température estivale mais aussi des anomalies de circulation en moyenne troposphère.

Au delà des développements de la physique des modèles, une initialisation réaliste de l'humidité du sol dans les systèmes de prévision est essentielle pour en prévoir l'évolution ainsi que l'impact sur les anomalies climatiques à l'horizon saisonnier.

Ainsi, une étude pilote de Douville (2010) a montré la capacité d'un modèle de circulation générale avec TSO prescrite à correctement prévoir les anomalies d'humidité du sol sur les continents eurasiatique et nord-américain, lorsqu'elles présentent une étendue et une amplitude suffisante. L'étude démontre aussi que l'initialisation de l'humidité du sol contribue à la prévisibilité des températures estivales. La seconde phase de l'étude multi-modèle GLACE (GLACE-2, Koster et al., 2011) dédiée à

la prévisibilité a permis d'aboutir à des conclusions similaires, mais essentiellement pour l'Amérique du Nord, et à l'horizon infra-saisonnier. Une étude complémentaire des résultats de GLACE-2 sur l'Europe (van den Hurk et al., 2012) montre aussi un gain de prévisibilité des températures au-delà de 6 semaines d'échéance sur l'Europe, en particulier lorsque les prévisions sont initialisées avec des conditions extrêmes d'humidité du sol. Le bénéfice de l'initialisation des surfaces continentales pour la prévisibilité des températures en Europe du sud à l'horizon saisonnier a été confirmé par ailleurs, à l'aide d'un système de prévision couplé avec l'océan (Materia et al., 2014). Plus récemment, Prodhomme et al. (2016) se sont appuyés sur une plus longue période de rétro-prévision à partir d'un modèle de circulation générale couplé. Dans cette étude, une initialisation réaliste de la surface conduit à une nette amélioration des prévisions de température, et dans une moindre mesure de précipitations, sur l'Europe. L'initialisation semble aussi jouer un rôle dans la capacité du modèle de prévision à simuler l'anomalie extrême de température observée sur la Russie à l'été 2010.

## 1.4 Questions abordées dans cette thèse

Nous avons pu voir au fil de ce chapitre que les anomalies climatiques qui surviennent en été à nos latitudes ont un impact sur de nombreuses activités humaines. Malgré des attentes fortes, l'utilisation de services climatiques incluant des prévisions saisonnières est freinée par les performances relativement faibles de ces prévisions. Ce constat est particulièrement vrai pour la saison d'été, qui est difficile à prévoir dans les régions tempérées. En effet les principaux mécanismes et modes de variabilité climatique qui confèrent à la saison d'hiver une prévisibilité correcte sont très atténués en été, ou alors mal représentés par les modèles. De nombreux travaux ont mis en évidence que les anomalies d'humidité du sol au printemps sont en mesure d'influencer le climat estival au point d'en faire un source de prévisibilité potentielle. Ils laissent cependant en suspens un certain nombre de questions, que nous avons souhaité aborder dans cette thèse.

- **Comment se caractérise la sensibilité du climat estival à l'humidité du sol dans nos modèles ?**

La zone méditerranéenne est une région clé, dont l'état de sécheresse des sols peut influencer les conditions climatiques sur une partie de l'Europe, comme nous l'avons vu dans la partie 1.3.1.4. Nous analysons donc au début du chapitre 3 la sensibilité des températures et précipitations estivales de notre modèle aux conditions d'humidité du sol dans cette zone, à partir d'un jeu d'expériences numériques spécifiques. Toujours dans ce chapitre, nous nous intéressons à la façon dont l'humidité du sol contrôle la variabilité du climat estival sur l'Europe, à partir d'une expérience multi-modèle coordonnée de descente d'échelle sur l'Europe. Les résultats de cette étude ont été publiés dans *Climate Dynamics* (Ardilouze et al., 2019a). Nous élargissons cette analyse aux autres régions du monde et finissons par une évaluation de la mémoire de l'eau du sol dans notre modèle.

- **Quelle est la prévisibilité effective du climat estival apportée par l'initialisation de l'humidité du sol aux échelles infra-saisonniers et saisonnières ?**

Les rares premiers travaux dans ce domaine ne reposent que sur un seul modèle, et leurs résultats ne sont que partiellement convergents. La seule étude multi-modèle (GLACE-2) ne s'est intéressée qu'aux échéances infra-saisonniers, et avec des modèles sans couplage avec

l'océan. Nous revisitons l'initiative GLACE-2 dans le chapitre 4 en combinant 5 systèmes de prévision saisonnière à l'état de l'art, afin d'en tirer des conclusions plus robustes qu'avec un simple modèle. Ces travaux ont donné lieu à une publication dans *Climate Dynamics* (Ardilouze et al., 2017a).

- **Pourquoi la prévisibilité estivale sur la région des Grandes Plaines américaines est-elle limitée, en dépit de sa sensibilité climatique avérée à l'humidité du sol ?**

Depuis les travaux de Koster et al. (2004), toutes les études sur le sujet s'accordent à identifier la région des Grandes Plaines américaines comme un "hot-spot" du couplage entre humidité du sol et climat de surface (voir partie 1.3.1.2). Pourtant, un des constats de l'étude multi-modèle présentée dans Ardilouze et al. (2017a) est que malgré une initialisation réaliste de l'humidité des sols au printemps, les prévisions saisonnières échouent sur cette région. Nous avons donc formulé l'hypothèse que les biais des modèles dans la représentation des températures et précipitations estivales sur les Grandes Plaines américaines nuisent à la transmission du signal entre anomalie d'humidité du sol au printemps et climat de l'été suivant. Pour vérifier cette hypothèse, nous avons mis en oeuvre un protocole expérimental original, qui vise à atténuer ces biais dans un système de prévision saisonnière. Ce protocole et les résultats de cette expérience sont présentés dans le chapitre 5. Ils font également l'objet d'une publication en cours de révision pour la revue *Weather and Forecasting* (Ardilouze et al., 2019b).

- **Quel rôle joue l'humidité du sol dans le développement et la prévisibilité des vagues de chaleur ?**

La question n'a pas été étudiée en profondeur dans cette thèse, et ne fait donc pas l'objet d'un chapitre dédié. Néanmoins, dans l'étude sur l'Europe présentée dans le chapitre 3 (Ardilouze et al., 2019a), nous nous attardons sur les étés caniculaires de 2003 en Europe de l'ouest et de 2010 sur l'ouest de la Russie. Les modèles présentent pour ces deux étés une réponse différenciée à l'humidité du sol lorsque celle-ci est imposée de façon idéalisée. La vague de chaleur qui a frappé la France en juillet 2015 a aussi fait l'objet d'une étude de prévisibilité infra-saisonnière, publiée dans *Advances in Science and Research* (Ardilouze et al., 2017b). Cette étude, présentée dans le chapitre 4 consacré à la prévisibilité, a été complétée par une expérience destinée à vérifier si les conditions sèches d'humidité du sol en juin peuvent expliquer le succès relatif de la prévision de cet événement extrême.

Nous apportons des éléments de réponse à ces questions au fil de ce mémoire, avant d'en faire une synthèse globale dans le chapitre 6 de conclusion. Ce dernier chapitre rassemble aussi d'autres aspects qui auraient mérité d'être traités, et qui sont autant de pistes à explorer pour le futur.

Mais avant d'entrer dans le vif du sujet, il est nécessaire de commencer par présenter la panoplie d'outils, en particulier les modèles de climat, mais aussi les méthodes et les données de référence utilisées tant pour la mise en oeuvre de nos expériences que pour leur évaluation. Cette présentation est l'objet même du prochain chapitre.

# 2

## OUTILS ET MÉTHODES

Au fil du manuscrit, diverses expériences sont présentées, chacune avec un protocole et une évaluation bien spécifiques. Ce chapitre tâche donc de présenter les points communs de ces expériences, en matière d'outils de modélisation, de méthodes expérimentales et de stratégie d'évaluation. Parfois, ces points se déclinent en multiples options, par exemple dans l'implémentation de prévisions saisonnières, le choix de métriques ou de données de référence pour l'évaluation. Le cas échéant, on tente de souligner les avantages et inconvénients de chaque option.

### 2.1 Composantes du modèle couplé CNRM-CM

Comme évoqué dans le chapitre d'introduction, effectuer des prévisions saisonnières dynamiques requiert l'utilisation d'un modèle de climat couplé. Par "couplé", on entend que la composante atmosphérique du modèle échange des informations avec les composantes d'océan, de banquise et de surface continentale au cours de la phase d'intégration. Les informations échangées sont des flux d'eau, d'énergie et de quantité de mouvement. Le couplage est primordial pour permettre aux composantes lentes du système climatique de transmettre à l'atmosphère un signal de grande échelle spatio-temporelle, et pour que ce signal soit transporté par l'atmosphère sur de grandes distances.

Le modèle CNRM-CM est un modèle de climat qui assemble un module atmosphérique, un module de surface, un module d'océan et glace de mer, un module de routage hydrologique, ainsi qu'un coupleur pour la communication entre composantes. Pour les travaux présentés dans cette thèse, deux versions du modèle couplé CNRM-CM ont été utilisées. CNRM-CM5 (Voldoire et al., 2013) est le modèle utilisé pour le cinquième projet d'inter-comparaison des modèles couplés (CMIP5, Taylor et al., 2012). Les résultats du chapitre 4 s'appuient sur cette version du modèle. CNRM-CM6 (Voldoire et al., 2019), schématiquement représenté figure 2.1, est une version plus récente mise au point pour l'exercice CMIP6 (Eyring et al., 2016). Ce modèle comporte de multiples nouveautés au regard de son prédécesseur, parmi lesquelles on peut citer une physique atmosphérique revisitée, une résolution verticale accrue du module océanique et un schéma de surface plus élaboré. Dans la section suivante sont présentées les caractéristiques communes aux deux versions ainsi que leurs principales différences.



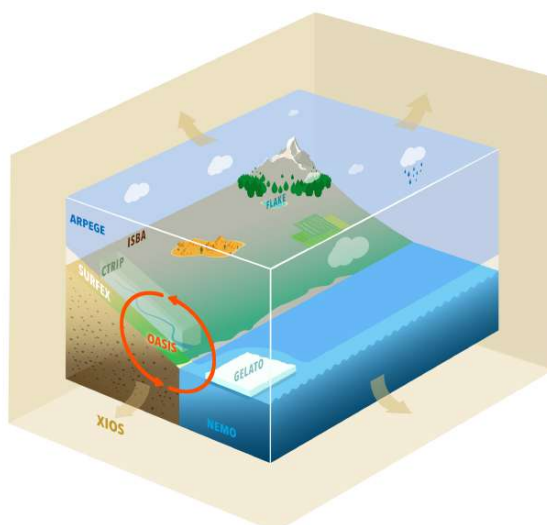


FIGURE 2.1: Représentation schématique du modèle CNRM-CM6 (Figure tirée de Voltaire et al. (2019))

### 2.1.1 Composante atmosphérique ARPEGE-Climat

Le modèle ARPEGE-Climat permet une représentation de l'état et de l'évolution de l'atmosphère en résolvant explicitement les équations discrétisées de conservation, connues sous le nom d'équations de Navier-Stokes, qui régissent sa dynamique, et implicitement les lois physiques par des formulations, couramment appelées "paramétrisations".

ARPEGE-Climat est un modèle spectral dérivé du modèle de prévision ARPEGE/IFS ("Action de Recherche Petite Echelle-Grande Echelle / Integrated Forecast System") développé conjointement par Météo-France et le CEPMMT (Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme). Dans sa résolution horizontale standard, la troncature triangulaire linéaire T1127 des séries de coefficients spectraux équivaut à une grille gaussienne réduite d'environ  $1.4^\circ$  en latitude et en longitude (Hortal and Simmons, 1991). L'atmosphère est discrétisée en 91 niveaux verticaux dans CNRM-CM6, contre 31 niveaux dans CNRM-CM5, ce qui permet de mieux résoudre la stratosphère ainsi que la couche limite de surface. La dimension verticale est représentée dans le modèle par des niveaux hybrides entre niveaux  $\sigma$  et niveaux de pression, afin de prendre en compte la topographie dans les niveaux les plus bas de l'atmosphère. Le cœur dynamique d'ARPEGE-Climat est basé sur un schéma d'intégration temporelle semi-lagrangien, avec un pas de temps de 15 minutes. Les variables pronostiques du modèle sont la vorticité, la divergence, la température, l'humidité spécifique, la pression de surface et la concentration en ozone.

Dans CNRM-CM6, le modèle inclut dix nouvelles variables pronostiques : le contenu en eau nuageuse et précipitante liquide et solide, convective et stratiforme, l'énergie cinétique turbulente et la vitesse verticale convective. L'ajout de ces variables découle du passage à une physique dite pronostique, contre une approche diagnostique dans CNRM-CM5. Ainsi, le schéma de convection, basé sur les travaux de Piriou et al. (2007) et Guérémy (2011) adopte une approche continue depuis les thermiques secs jusqu'à la convection profonde précipitante. Le schéma de microphysique stratiforme a été développé à partir des travaux de Lopez (2002) et tient compte des processus d'autoconversion, sédimentation, fonte-gel, précipitation, évaporation et collection. La turbulence est résolue par le schéma de Cuxart et al. (2000). En revanche, malgré quelques raffinements comme le recours à une nouvelle climatologie d'aérosols, la paramétrisation du rayonnement reste inchangée par rapport à CNRM-CM5.



Il s'agit du schéma Rapid Radiation Transfer Model (RRTM, Mlawer et al., 1997) pour la partie thermique du spectre, et du schéma à 6 bandes spectrales de Fouquart and Bonnel (1980) pour le rayonnement solaire. Enfin, une paramétrisation du "drag" des ondes de gravité non-orographiques, basée sur les travaux de Lott et al. (2012), a été incluse dans CNRM-CM6, en plus de son équivalent pour les ondes de gravité orographiques déjà présent dans CNRM-CM5.

### 2.1.2 Composante de surface SURFEX

SURFEX est une plate-forme numérique qui traite les flux de surface sur la même grille et au même pas de temps que le modèle atmosphérique. SURFEX distingue trois types de surface pour les simulations climatiques : les continents, les lacs et les océans.

#### 2.1.2.1 Le schéma de surface continentale ISBA-CTrip

ISBA-CTrip est un système couplé inclus dans SURFEX, dans lequel ISBA ("Interaction between Soil Biosphere and Atmosphere"; Noilhan and Planton, 1989) calcule l'évolution temporelle des bilans d'eau et d'énergie à la surface des continents et CTrip ("CNRM version of Total Runoff Integrating Pathways") les débits des fleuves alimentés par le ruissellement et le drainage issus d'ISBA (Decharme et al., 2019). Ces bilans d'eau et d'énergie sont calculés indépendamment pour les surfaces couvertes de neige et les sols non-enneigés.

Le schéma de surface a très largement évolué entre CNRM-CM5 et CNRM-CM6, évolution qui est représentée de façon synthétique dans la figure 2.2.

Dans CNRM-CM6, la version ISBA<sub>DF</sub> (DF pour diffusion) du schéma ISBA résout explicitement les lois unidimensionnelles de diffusion de Fourier et d'écoulement diffusif en milieux poreux de Darcy dans le sol en tenant compte des propriétés thermiques et hydrauliques du carbone organique qu'il contient. Le sol est discrétisé en 14 couches, jusqu'à une profondeur de 12 mètres. Ainsi, dans l'équation 2.1 de diffusion thermique,  $T_g$  (K) est la température du sol,  $\Delta z$  (m) l'épaisseur de chaque couche,  $L_f$  ( $3.337 \times 10^5 \text{ J.kg}^{-1}$ ) la chaleur latente de fonte,  $Q_{fz}$  ( $\text{kg.m}^{-2}.\text{s}^{-1}$ ) le flux d'eau en fonte/congélation dans chaque couche,  $c_g$  ( $\text{J.m}^{-3}.\text{K}^{-1}$ ) la capacité thermique du sol, et  $\lambda_g$  ( $\text{J.m}^{-3}.\text{K}^{-1}$ ) la conductivité thermique du sol.

$$c_g(z) \frac{\partial T_g(z)}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left[ \lambda_g(z) \frac{\partial T_g(z)}{\partial z} \right] + \frac{L_f Q_{fz}}{\Delta z} \quad (2.1)$$

L'évolution de l'humidité du sol est régie par l'équation 2.2 qui est une équation générique de continuité pour le contenu en eau du sol d'une couche donnée  $w_g$  ( $\text{m}^3.\text{m}^{-3}$ ). Elle se décompose en un terme de transfert vertical de l'eau et un terme qui caractérise les sources et puits pour l'eau liquide  $S_l$  (évapotranspiration et écoulements latéraux) et la glace  $S_i$  (sublimation).  $F$  désigne le flux vertical de l'eau en  $\text{m.s}^{-1}$  et  $\rho_w$  ( $\text{kg.m}^{-3}$ ) est la densité de l'eau liquide.

$$\frac{\partial w_g(z)}{\partial t} = -\frac{\partial F}{\partial z} - \frac{1}{\rho_w} (S_i + S_l) \quad (2.2)$$

Le transfert vertical de l'eau dépend de gradients de pression, pression exprimée en potentiel matriciel, ou hauteur de colonne d'eau  $\psi$ . Ainsi, la tendance dans chaque couche de sol s'écrit suivant

l'équation 2.3 dans laquelle  $Q_{src}$  ( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ ) est le terme source/puits d'eau dans le sol (infiltration moins évaporation et transpiration des plantes),  $Q_{fz}$  ( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ ) le flux d'eau en fonte/congélation,  $Q_{sb}$  ( $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$ ) l'écoulement latéral de sub-surface,  $k$  ( $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) la conductivité hydraulique du sol, et  $v$  ( $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) la conductivité de vapeur isotherme, calculée via une fonction de texture du sol, contenu en eau et température.

Dans l'équation qui relie le potentiel matriciel au contenu volumétrique en eau,  $w_{sat}$  ( $\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$ ) désigne la porosité du sol,  $\psi_{sat}$  (m) le potentiel matriciel à saturation et  $w_{fz}$  ( $\text{m}^3\cdot\text{m}^{-3}$ ) le contenu volumétrique en glace.

$$\frac{\partial w_g(z)}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left[ (k(z) + v(z)) \frac{\partial \psi(z)}{\partial z} + k(z) \right] + \frac{Q_{src}(z) - Q_{fz}(z) - Q_{sb}(z)}{\rho_w \Delta z} \quad (2.3)$$

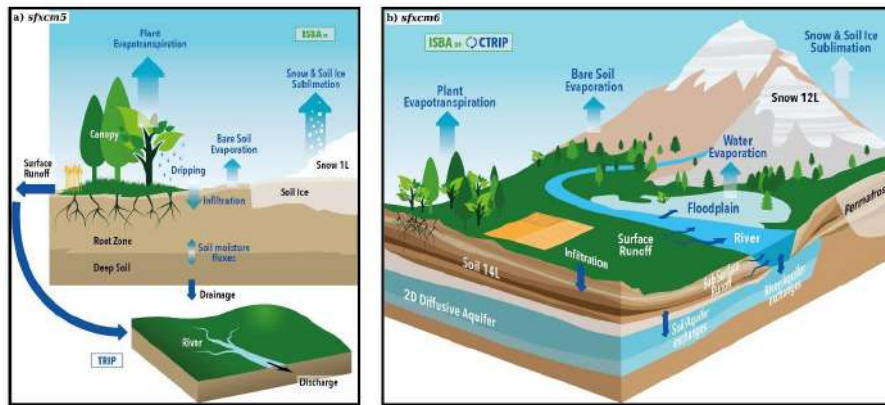
$$\psi = \psi_{sat} \left( \frac{w_g}{w_{sat} - w_{fz}} \right)^{-b}$$

La couverture neigeuse est représentée par un schéma à 12 couches développé par Boone and Etchevers (2001) et révisé par Decharme et al. (2016). Le réservoir de neige est alimenté par les précipitations interceptées, et se vide par sublimation de la neige, et écoulement de fonte à la base du manteau neigeux. Ce schéma simule les propriétés physiques macroscopiques de la couverture de neige dans chaque couche, telles que l'absorption d'énergie solaire, le contenu en chaleur, la compaction et la densité, la fonte, la percolation et le regel de l'eau liquide. L'albédo et l'absorption du rayonnement solaire dans le manteau sont résolus pour trois bandes spectrales, et tiennent compte de l'âge et du diamètre optique de la neige (dérivé de sa densité). La diffusion thermique verticale est résolue via la loi de Fourier, en tenant compte de la chaleur latente absorbée ou libérée lors des changements de phase.

L'évapotranspiration totale est la somme de l'évaporation directe de l'eau interceptée par la canopée, l'évaporation ou sublimation du sol nu, la transpiration des plantes, la sublimation de la neige, et l'évaporation directe des plaines inondées. La transpiration des plantes, en particulier, est contrôlée par la conductance stomatique des feuilles, elle même dépendante du cycle du carbone dans la végétation selon la formulation de Jacobs (1994), intégrée dans ISBA par Calvet et al. (2004).

Dans sa version 5, CNRM-CM est doté du schéma de surface ISBA-TRIP relativement plus simple, développé par Decharme and Douville (2007). Le modèle ISBA utilisé est la version ISBA<sub>FR</sub> (FR pour Force-Restore). Il utilise une approche composite sol-végétation-neige pour calculer l'évolution temporelle des bilans d'eau et d'énergie à la surface, basée sur la méthode dite "force-restore", c'est à dire qu'une fine couche de surface, capable de résoudre le cycle diurne, surmonte une couche plus épaisse au temps de réponse beaucoup plus lent. L'évolution de la température et l'humidité de la couche de surface inclut donc un terme de rappel vers les valeurs de la couche profonde. Dans la version ISBA<sub>FR</sub> utilisée en climat, une troisième couche profonde permet de clairement séparer le réservoir racinaire du réservoir total (Boone and Wetzell, 1999). Le stock d'eau disponible pour la transpiration des plantes peut ainsi être alimenté par remontées capillaires depuis ce réservoir profond. Le schéma de neige est monocouche (Douville et al., 1995) avec un albédo qui décroît temporellement de façon linéaire ou exponentielle selon que la neige fonde ou pas. La transpiration de la végétation est régie par le schéma de Jarvis (1976), qui est fonction de l'indice de surface foliaire, du contenu en eau de la zone racinaire et de contraintes météorologiques (rayonnement solaire, température de l'air, déficit de saturation).

Le module de routage TRIP convertit les écoulements totaux de ISBA<sub>FR</sub> en débits avec une vitesse de courant constante de  $0.5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ . Dans CNRM-CM6, ce module a été entièrement recodé pour permettre une couplage complet avec ISBA<sub>DF</sub>. Par rapport à TRIP, CTRIP inclut un schéma de débordement de

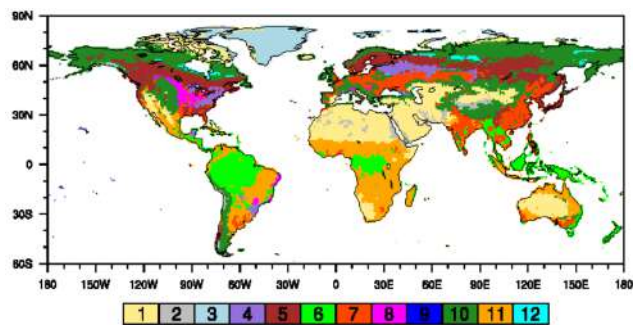


**FIGURE 2.2:** Représentation comparée des modèles de surface entre les versions 5 et 6 de CNRM-CM (Figures tirées de Decharme et al. (2019))

rivères dans lequel les plaines inondées interagissent avec le sol et l'atmosphère via l'évaporation, l'infiltration et l'interception de précipitations. D'autre part CTRIP comprend un schéma diffusif de nappes d'eau qui représente les aquifères et les remontées d'eau dans les couches superficielles du sol par capillarité. Enfin, la vitesse du courant dépend de la pente de la section et de la rugosité du lit du cours d'eau, ainsi que de la hauteur d'eau dans ce lit. La résolution du réseau de rivières dans CTRIP est de 0.5° contre 1° dans TRIP.

Dans les deux versions de CNRM-CM, les paramètres de couvert végétal sont spécifiés à partir de la base de données à 1 km de résolution ECOCLIMAP-II (Faroux et al., 2013). Ils sont agrégés à la résolution du modèle en douze types de couverts sous-maille (fig. 2.3). Pour représenter le cycle végétatif, dont dépend notamment l'évapotranspiration, l'indice de surface foliaire est prescrit à une fréquence de 10 jours, à partir de la fusion de produits satellites à haute-résolution. L'albédo des surfaces non-enneigées est également prescrit à la même fréquence, à partir d'une analyse de données MODIS à 1 km de résolution sur dix ans. Il est le résultat d'une moyenne pondérée entre les albédos des surfaces avec et sans couvert végétal, pour les spectres visible et proche infrarouge.

Indice	Type de végétation
1	Sol nu
2	Roche nue
3	Neige permanente
4	Feuillus à feuillage caduc
5	Conifères
6	Feuillus sempervirents
7	Cultures en C3
8	Cultures en C4
9	Cultures irriguées
10	Prairies tempérées
11	Prairies tropicales
12	Zones humides



**FIGURE 2.3:** Types de végétation dans ISBA-CTRIP et répartition globale dominante (Figure tirée de Decharme et al. (2019))

Les propriétés de texture du sol (contenu en argile, sable et carbone organique) proviennent de la base de données HWSO (Harmonized World Soil Database; <http://webarchive.iiasa.ac.at/Research/LUC/External-World-soil-database/HTML/>) et la topographie moyenne découle des données GMTED2010 (Global Multi-resolution Terrain Elevation Data 2010; [https://topotools.cr.usgs.gov/gmted\\_viewer/](https://topotools.cr.usgs.gov/gmted_viewer/)). Ces deux bases de données sont à 1 km de résolution horizontale.

### 2.1.2.2 Le schéma de surface lacustre FLAKE

Sur les lacs, ainsi que les mers Caspienne et d'Aral, SURFEX active le schéma FLAKE (Le Moigne et al., 2016) qui résout l'évolution temporelle du profil vertical de température depuis la couche de mélange en surface jusqu'au fond. Cette paramétrisation tient compte du gel éventuel de la surface de lacs, et une température de peau de 1 mm d'épaisseur a été introduite pour simuler une température représentative du bilan d'énergie à la surface. La distribution spatiale des lacs provient d'ECOCLIMAP-II, et leur profondeur de la base de données à 1km Global Lake Depth (Kourzeneva, 2010).

### 2.1.2.3 Le schéma de surface océanique ECUME

Sur l'océan, SURFEX résout les échanges de quantité de mouvement, d'eau et d'énergie à l'interface air-mer. Les propriétés radiatives de l'océan dépendent du schéma interactif d'albédo développé par Séférian et al. (2018), qui prend notamment en compte sa dépendance spectrale, tandis que dans CNRM-CM5, l'albédo est un paramètre qui n'est fonction que de l'angle solaire zénithal. Les flux turbulents sont calculés par la paramétrisation ECUME (Exchange Coefficients from Unified Multi-campaigns Estimates) développée au CNRM à partir de campagnes de mesure in-situ. Elle a été développée dans l'optique de couvrir une large variété de conditions atmosphériques et océaniques.

## 2.1.3 Composante d'océan et glace de mer NEMO-GELATO

La composante océanique de CNRM-CM6 repose sur la version 3.6 du modèle NEMO (Nucleus for European Models of the Ocean; Madec et al., 2016), avec une grille horizontale eORCA1 à 1° de résolution (avec un raffinement latitudinal à 1/3° dans les tropiques). Cette grille est une extension de la grille tripolaire ORCA 1° déjà utilisée dans CNRM-CM5. Les grilles de type eORCA diffèrent du type ORCA par l'utilisation de deux grilles bipolaires quasi-isotropes au sud de 67°S au lieu de la grille Mercator, ce qui permet une représentation plus réaliste des contours des plate-formes de glace antarctiques. NEMO simule la dynamique de l'océan qui repose, comme l'atmosphère, sur les équations de Navier-Stokes. Ces équations discrétisées sont résolues sur 75 niveaux verticaux d'épaisseur croissante avec la profondeur (1 m en surface, 200 m à 6000 m de fond), avec un schéma numérique adapté pour laisser la surface libre, par opposition à une surface rigide. La température et la salinité sont également des variables d'état du modèle, pronostiquées à partir des équations de conservation de la chaleur et du sel.

La glace de mer est simulée par le modèle GELATO (Salas y Méliá, 2002) dans sa version 6, qui est complètement intégrée dans NEMO, et adopte la même grille horizontale. Pour chaque point de grille, GELATO 6 traite 5 catégories d'épaisseur de glace (moins de 0.30 m, 0.3 à 0.7 m, 0.7 à 1.2 m, 1.2 à 2 m et plus de 2 m) conformément à la classification de l'OMM (Organisation Météorologique Mondiale). La neige et la glace de chacune des catégories sont constituées respectivement de 1 et 9 couches. Une méthode itérative permet de résoudre la diffusion verticale de chaleur dans la banquise. Les albédos de

la neige (sèche et fondante) et de la glace fondante sont des paramètres fixes du modèle dans CNRM-CM6. Pour les aspects dynamiques, une rhéologie de la glace de mer de type élasto-visco-plastique implémentée sur une grille Arakawa-C (Bouillon et al., 2009) est utilisée, en cohérence avec le schéma en différences finies du modèle NEMO. L'advection de la glace de mer est dérivée de la formulation de Hunke and Dukowicz (1997). Les variables advectées sont le volume, l'enthalpie et la densité de neige, ainsi que la surface, le volume, l'enthalpie, la salinité et l'âge de la glace.

### 2.1.4 Couplage des composantes de CNRM-CM6

L'échange d'informations entre les composantes du modèle CNRM-CM6 au cours de son intégration est permis par OASIS3-MCT, qui transfère et interpole les champs de couplage entre SURFEX, CTRIP et NEMO à la fréquence horaire. OASIS3-MCT est aujourd'hui inclus dans SURFEX (Voldoire et al., 2017). Ainsi, NEMO envoie les propriétés de la mer et de la banquise requises par SURFEX pour calculer les flux de chaleur et de quantité de mouvement en surface, qui sont alors retournés à NEMO. Il en va de même pour le cycle de l'eau, et sur continents, SURFEX envoie à CTRIP tous les flux relatifs aux écoulements et plaines inondées. En retour, CTRIP fournit les hauteurs des nappes souterraines, leur partition par point de grille et achemine l'eau des continents jusqu'à l'océan.

Les principales innovations par rapport au couplage dans CNRM-CM5 sont d'une part la parallélisation des échanges de données entre plusieurs composantes, permise par OASIS-MCT, et d'autre part la fréquence de couplage qui passe de 24 heures à 1 heure.

## 2.2 Mise en oeuvre des prévisions climatiques

Dans cette partie, nous allons développer la manière dont sont utilisés les modèles numériques couplés, et CNRM-CM en particulier, pour permettre de générer des prévisions climatiques dynamiques.

### 2.2.1 Principe général

Les modèles numériques sont imparfaits par nature. Les contraintes de calcul et les limites des connaissances scientifiques impliquent certaines hypothèses et simplifications qui engendrent des erreurs systématiques. Les champs climatiques simulés par les modèles sont ainsi entâchés d'un biais qui exige de mettre en oeuvre une correction *a posteriori* des prévisions brutes. Sans cela, les prévisions biaisées du modèle ne peuvent être comparées aux observations et sont inutilisables. Pour s'affranchir des biais, la méthode la plus simple consiste à considérer les anomalies climatiques prévues par rapport à une climatologie du modèle. Cela implique d'effectuer au préalable des prévisions rétrospectives (appelées dans la suite rétro-prévisions) sur une période de plusieurs années passées consécutives. La moyenne saisonnière des champs climatiques d'intérêt sur cette période constitue une climatologie, qu'il suffit de retrancher à la prévision brute pour obtenir l'anomalie prévue de ce champ.

Les rétro-prévisions ne servent pas seulement à retirer le biais moyen des prévisions. Elles permettent aussi d'évaluer les performances du système de prévision. Cette évaluation repose sur des calculs des scores, en comparant les anomalies climatiques observées et prévues sur toute la période de rétro-prévision (voir partie 2.3).

L'implémentation de rétro-prévisions dynamiques requiert deux éléments fondamentaux : l'initialisation des composantes du modèle couplé pour chacune des années de la période, et la réalisation

d'ensembles de prévision afin de prendre en compte les incertitudes. Ces deux aspects sont explicités dans les deux parties qui suivent.

### 2.2.2 Initialisation des composantes du système de prévision

L'initialisation d'une prévision consiste à fournir au modèle une photographie instantanée aussi fidèle que possible de l'état de chacune des composantes du système climatique. On appelle analyse ces états instantanés. Pour produire ces analyses, les systèmes modernes de prévision météorologiques sont capables d'assimiler des données observées in-situ ou télédéteectées destinées à rappeler les champs modèles atmosphériques issus d'une ébauche vers ces observations. Notre système de prévision saisonnière ne comporte pas de système d'assimilation de données en propre. Chacune de ses composantes est initialisée séparément, à partir d'analyses pour les prévisions en temps-réel, ou à partir de jeux de données couramment appelés **réanalyses** (voir section 2.3.3.2) pour les rétro-prévisions. Les réanalyses sont des reconstitutions ou des reconstructions des états passés de l'atmosphère, de l'océan, de la banquise et des surfaces continentales.

Pour les expériences de prévisions climatiques avec CNRM-CM6, les variables d'état atmosphériques sont initialisées à partir de la réanalyse ERA-Interim (Dee et al., 2011) interpolées sur la grille d'ARPEGE-Climat. Les composantes d'océan et de glace de mer sont initialisées à partir de fichiers fournis par Mercator Océan International et qui proviennent d'une simulation du modèle NEMO rappelé vers les réanalyses GLORYS (Ferry et al., 2010) et contrainte en surface par des forçages atmosphériques provenant d'ERA-Interim. Les conditions initiales du coupleur OASIS sont des flux climatologiques calculés à partir d'une intégration préalable du modèle couplé.

Quant à l'initialisation des surfaces continentales, deux techniques possibles sont utilisées pour les expériences conduites dans le cadre de cette thèse :

- **la technique "directe"** consiste à initialiser les variables pronostiques à partir des variables correspondantes de la réanalyse ERA-Interim. En raison de la différence de modélisation du sol entre le schéma ISBA-CTRIP et le schéma de surface d'ERA-Interim, cette technique fait appel à la fonction de transfert développée par Boisserie et al. (2016) (voir partie 2.3.3.3).
- **la technique "indirecte"** repose sur une intégration préalable du modèle SURFEX seul, forcé par des conditions atmosphériques tri-horaires prescrites, dérivées d'une réanalyse, telle que ERA-Interim ou NOAA-20CR.

Outre sa simplicité de mise en oeuvre, la méthode directe a pour avantage qu'elle permet d'initialiser la surface et l'atmosphère de façon relativement homogène, à partir de champs issus d'une même réanalyse. L'avantage de la méthode indirecte est que les états de surface simulés par ISBA-CTRIP ne requièrent aucune adaptation ni interpolation pour initialiser le modèle couplé CNRM-CM. Néanmoins, aucune de ces méthodes ne peut prévenir le risque d'un choc numérique au début de l'intégration du modèle couplé. Les conséquences de ce choix d'initialisation ne seront pas développées dans cette thèse. On fait l'hypothèse qu'aux échelles de temps qui nous intéressent, les deux techniques sont capables de générer des conditions initiales avec une variabilité inter-annuelle de l'humidité du sol comparable. La problématique de l'initialisation, élargie à toutes les composantes du système, sera toutefois discutée dans le chapitre 6 de conclusion.



### 2.2.3 Génération d'ensembles

Il est fondamental de générer un ensemble de prévision pour représenter les incertitudes associées à ces prévisions. Ceci est illustré dans le schéma théorique de la figure 2.4, où chaque membre de l'ensemble est représenté par un trait bleu. Il est clair qu'une prévision à un seul membre ne permet aucunement d'estimer les incertitudes de cette prévision. La technique de génération de l'ensemble n'est pas anodine car les systèmes de prévision saisonnière ont tendance à être exagérément confiants. En d'autres termes, si on considère une période de rétro-prévisions, les fonctions de densité de probabilité des solutions sont trop resserrées par rapport à celle des situations observées. Les incertitudes d'une prévision climatique dynamique ont deux origines : les conditions initiales, et les erreurs du modèle.

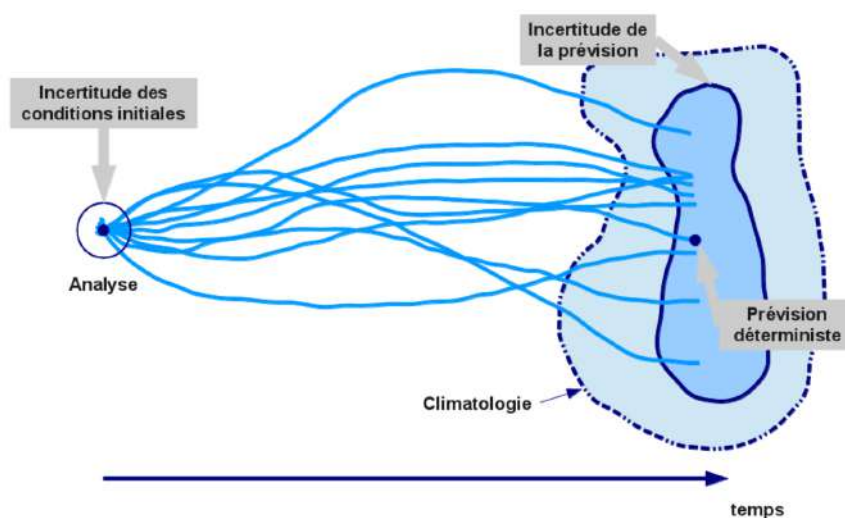


FIGURE 2.4: Représentation du principe d'une prévision d'ensemble. Figure empruntée à la thèse de Lauriane Batté (Batté, 2013)

**Conditions initiales :** Pour échantillonner l'incertitude provenant des conditions initiales, on peut décaler dans le temps le lancement des membres de l'ensemble, afin de bénéficier de conditions initiales légèrement différentes au sein de l'ensemble. C'est la méthode dite "**lagged-average**" (Hoffman and Kalnay, 1983). L'autre famille de méthodes consiste à perturber un même jeu de conditions initiales. Ces perturbations sont soit purement aléatoires et indépendantes de la dynamique du modèle à l'instant initial, soit cohérentes en structure et en amplitude avec les tendances d'erreur initiale du modèle. Malgré des différences locales, la qualité de prévisions saisonnières n'est que marginalement impactée par la méthode adoptée, comme le suggère le livrable du projet européen FP7-SPECS consacré à cette question ([http://www.specs-fp7.eu/sites/default/files/u1/SPECS\\_D32.1\\_final.pdf](http://www.specs-fp7.eu/sites/default/files/u1/SPECS_D32.1_final.pdf)).

**Erreurs du modèle :** Afin de générer de la dispersion d'ensemble, il est également possible de perturber soit les paramètres, soit la physique, soit la dynamique du modèle en cours d'intégration. Le développement d'une perturbation des paramètres est cependant purement empirique, et difficilement transposable à un autre modèle. Les perturbations stochastiques ont pour idée générale d'ajouter un bruit statistique dans l'équation d'évolution des variables pronostiques, qui permet au modèle d'explorer davantage d'états possibles et ce faisant d'accentuer la dispersion des prévisions d'ensemble. Ce bruit peut être ajouté aux tendances issues des paramétrisations physiques, comme dans les méthodes de type SPPT ("**Stochastically Perturbed Parametrization Tendancies**") dont une version est implémentée dans le système de prévision saisonnière opérationnel du CEPMMT. Enfin, des perturbations stochastiques peuvent s'obtenir à partir d'une méthode de correction d'erreurs de tendance en cours d'intégration pour

les variables d'état du modèle. Dans ce cas, les corrections proviennent d'un tirage aléatoire des termes de rappel obtenus en guidant le modèle vers une référence. Une telle méthode, dite de "dynamique stochastique" a été notamment mise au point par Batté and Déqué (2016) et est utilisée dans le système de prévision saisonnière opérationnel de Météo-France. Outre l'effet sur la dispersion de l'ensemble, cette méthode a pour bénéfice de partiellement corriger les erreurs systématiques commises par le modèle et conduit ainsi à une atténuation du biais des prévisions.

Dans cette thèse, pour des raisons pratiques, les rétro-prévisions saisonnières effectuées (chapitres 4 et 5) recourent à une technique de perturbation aléatoire des conditions initiales.

### 2.2.4 Conditions aux limites

Les conditions externes imposées au modèle de climat sont aussi appelées forçages. Il s'agit notamment de la constante solaire, de la concentration en gaz à effet de serre, en aérosols et en ozone. Les deux premiers forçages ne sont pas déterminants en prévision saisonnière car leur évolution ne présente pas de variabilité inter-annuelle marquée, à l'échelle de la période de rétro-prévisions employée. Cependant, les forçages annuels imposés par CMIP pour les simulations historiques sont utilisés dans les travaux de cette thèse. Les forçages en aérosols naturels et anthropiques utilisés sont des climatologies mensuelles, donc dépourvues de variabilité d'une année sur l'autre. L'ozone évolue de façon interactive dans ARPEGE-Climat et ne doit pas être considéré comme un forçage à proprement parler, mais les conditions initiales choisies sont également climatologiques.

### 2.2.5 Le cas des prévisions idéalisées

Dans le chapitre 3, plusieurs expériences idéalisées ont consisté à guider l'humidité du sol dans le modèle vers des valeurs de référence. Ceci permet de caractériser la sensibilité du modèle au découplage entre la surface et l'atmosphère, ou bien la réponse de l'atmosphère à des valeurs extrêmes d'humidité du sol. La technique de guidage, aussi appelée nudging ou relaxation de Newton, s'écrit de façon générique selon l'équation 2.4, dans laquelle  $X$  désigne l'humidité du sol volumétrique d'une couche de sol donnée,  $M(X)$  le terme de tendance de cette variable,  $X^{ref}$  la valeur de référence, et  $\tau$  un temps caractéristique de relaxation vers cette valeur.

$$\frac{\partial X}{\partial t} = M(X) + \frac{X^{ref} - X}{\tau} \quad (2.4)$$

Cette technique, initialement développée dans le modèle ISBA pour prescrire une humidité du sol issue de moyennes mensuelles (Douville et al., 2016), a été adaptée pour les besoins de cette thèse au cas de données quotidiennes. Il est également possible d'établir un profil vertical pour adapter l'intensité du nudging à la profondeur de la couche de sol.

## 2.3 Analyse de la variabilité et vérification des prévisions

Dans cette partie, nous distinguons l'analyse de variance, qui permet de caractériser la variabilité au sein d'une simulation d'ensemble, des vérifications qui consistent à confronter une rétro-prévision à des données de référence pour estimer le degré de succès de la prévision.



### 2.3.1 Analyse de variance

Certaines des expériences présentées dans cette thèse sont idéalisées et ne permettent pas toujours de comparaison directe avec des données de référence. Pour autant, l'impact des conditions expérimentales sur la variance des variables climatiques permet de mieux connaître la sensibilité du modèle. Ainsi, considérons la variance totale d'une variable climatique donnée  $X$  à partir d'un ensemble de  $N * M$  réalisations où  $N$  est le nombre d'années d'une simulation.  $M$  peut être le nombre de membres de l'ensemble si  $X$  est une moyenne saisonnière. On peut aussi vouloir regarder membre par membre la variance des valeurs quotidiennes de  $X$ , auquel cas  $M$  est le nombre de jours qui composent la saison. Ce dernier cas permet notamment une comparaison avec des données de référence. La variance totale pour cette variable peut se décomposer en un terme de variance intra-annuelle et un terme de variance inter-annuelle suivant l'équation 2.5.

$$\begin{aligned}
 Var(X) &= \frac{1}{N * M} \sum_{i=1}^{N * M} (X_i - \bar{X})^2 \\
 &= \frac{1}{N * M} \sum_{y=1}^N \sum_{m=1}^M (X_{m,y} - \bar{X}_y)^2 + \frac{1}{N} \sum_{y=1}^N (\bar{X}_y - \bar{X})^2 \\
 &= Var_{intra(y)}(X) + Var_{inter(y)}(X)
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Dans cette équation, la barre horizontale désigne une moyenne arithmétique. Cette décomposition de la variance, très simple à mettre en oeuvre, permet de comparer deux expériences, ou bien de comparer la variance de deux variables climatiques au sein d'une même simulation, et ainsi de formuler des hypothèses relatives à leur impact potentiel en prévision saisonnière.

### 2.3.2 Principaux scores de vérification

Il est d'usage de distinguer l'évaluation déterministe de l'évaluation probabiliste d'une prévision. La première consiste à ramener les membres d'une prévision à leur moyenne d'ensemble. Cette moyenne d'ensemble constitue une unique prévision que l'on peut comparer aux données de référence. L'approche probabiliste permet une évaluation plus complète des prévisions en utilisant l'information apportée par chacun des membres de l'ensemble.

#### 2.3.2.1 Vérification déterministe

Dans les scores décrits ci-après, on appelle  $p$  la moyenne d'ensemble d'une prévision saisonnière pour une saison et une date initiale donnée (par exemple la prévision de T2m pour la saison JJA, initialisée le 1er mai) et  $r$  la référence correspondante utilisée pour la vérification.  $p$  et  $r$  sont définies pour chaque année  $y$  de la période de rétro-prévision qui compte  $N$  années, et en chaque point de longitude  $i$  et de latitude  $j$ .

- Biais

Considérons un champ d'intérêt  $X$  comme par exemple la température moyenne à 2 mètres, le taux de précipitation, ou l'humidité du sol. Le biais pour ce champ  $X$  est la moyenne, sur une fenêtre temporelle donnée, de l'écart entre la moyenne d'ensemble des prévisions et les

données de référence (équation 2.6). Cet indicateur très simple permet d'identifier les effets des erreurs systématiques du système de prévision sur sa climatologie. Une prévision saisonnière peut s'avérer performante en dépit de forts biais et inversement. Néanmoins, les biais soulignent une déficience du modèle qui peut nuire à la bonne représentation des téléconnexions. En outre, si on dispose d'une rétro-prévision de longueur suffisante, on peut corriger a posteriori le biais d'une prévision.

$$Biais = \frac{1}{N} \sum_{y=1}^N (p_y - r_y) \quad (2.6)$$

o Erreur quadratique moyenne

Un biais faible est parfois le résultat de compensations d'erreurs qui s'annulent. L'erreur quadratique moyenne (ou RMSE pour "Root Mean Square Error") est une mesure de distance entre la moyenne d'ensemble de la prévision et les données de référence (équation 2.7). Elle est donc toujours positive par construction. Il est courant de comparer cette erreur quadratique moyenne avec la dispersion de l'ensemble. Elles sont de même amplitude pour un modèle de prévision bien calibré. Des prévisions avec une dispersion très inférieure à la magnitude de l'erreur sont qualifiées de sous-dispersives, ou sur-dispersives dans le cas contraire (Palmer et al., 2006).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{y=1}^N (p_y - r_y)^2} \quad (2.7)$$

o Corrélation

Le calcul de corrélations entre la moyenne d'ensemble des prévisions et les données de référence est à la base de toute évaluation de prévisions climatiques. On distingue les corrélations temporelles  $\rho$ , que l'on peut calculer séparément pour chaque point de grille du domaine, des corrélations spatiales qui à l'inverse se calculent pour chacune des années de la période de rétro-prévision. Les corrélations spatiales se calculent à l'aide du coefficient de corrélation des anomalies (ACC), et mesurent la cohérence des structures spatiales des anomalies entre les prévisions et la référence pour une saison donnée de la période de rétro-prévision. En appelant  $c$  une climatologie de la variable étudiée, la formulation mathématique de ces corrélations (équations 2.8 et 2.9) est donc parfaitement symétrique.

$$\rho(i, j) = \frac{\sum_y [(p_y - c) \cdot (r_y - c)]}{\sqrt{\sum_y (p_y - c)^2} \cdot \sqrt{\sum_y (r_y - c)^2}} \quad (2.8)$$

$$ACC(y) = \frac{\sum_{i,j} [(p_{i,j} - c) \cdot (r_{i,j} - c)]}{\sqrt{\sum_{i,j} (p_{i,j} - c)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i,j} (r_{i,j} - c)^2}} \quad (2.9)$$

En pratique, pour le calcul de la corrélation  $\rho$ , les termes  $(p_y - c)$  et  $(r_y - c)$  peuvent s'écrire  $(p_y - \tilde{p}_y)$  et  $(r_y - \tilde{r}_y)$  où  $\tilde{p}_y$  et  $\tilde{r}_y$  correspondent respectivement aux climatologies de  $p$  et de  $r$  calculées sur la période de rétro-prévision, en mode "leave-one-out". Notons toutefois que dans la littérature scientifique sur la prévision saisonnière, le terme ACC est parfois employé abusivement pour désigner la corrélation temporelle. Il est possible d'obtenir un score de corrélation agrégé spatialement et temporellement, en calculant le mACC (pour "mean-ACC"; Déqué and Royer, 1992). Par opposition à une simple moyenne des ACC sur la période de rétro-prévision, ce score consiste à calculer séparément les moyennes temporelles des différents moments du score d'ACC. Il a pour bénéfice de donner un poids accru aux anomalies observées ou prévues de grande amplitude. Dans cette thèse, seule la corrélation temporelle

en points de grille est utilisée afin de caractériser les impacts locaux de l'humidité des sols sur la prévisibilité atmosphérique.

Les scores basés sur les corrélations ont toutefois des limites, pointées notamment par Siegert et al. (2016). En particulier, les corrélations ne sont pas forcément stationnaires et peuvent varier si on considère des périodes de rétro-prévision différentes. C'est par exemple le cas des scores de corrélation pour l'indice NAO au cours du XXème siècle (Weisheimer et al., 2017). D'autre part, une corrélation positive peut résulter du hasard de l'échantillonnage, et doit donc être assortie d'une information sur sa significativité. Dans cette thèse, la significativité des corrélations est évaluée en calculant un intervalle de confiance pour  $\rho$ , calcul rendu possible par la transformée en Z de Fisher de  $\rho$  qui suit une loi normale. Pour mesurer si une prévision A est meilleure qu'une prévision B pour une variable donnée, on est amené à estimer la différence entre la corrélation de A et celle de B avec les données de référence. Evaluer la significativité de cette différence de corrélations requiert des précautions. En effet, en règle générale, l'hypothèse d'indépendance entre expériences est hasardeuse, car ces expériences cherchent à prévoir la même variable sur la même période de temps. Ainsi, nous avons suivi la méthode préconisée par Siegert et al. (2017), qui tient compte de la corrélation entre les expériences A et B pour estimer la significativité de la différence de corrélations et donc détecter si la prévision A est meilleure ou pire que la prévision B de façon robuste.

### 2.3.2.2 Vérification probabiliste

Considérons un événement climatique E tel que "les températures maximales moyennes prévues pour l'été dépassent le quintile supérieur de la climatologie", par exemple. Grâce aux prévisions d'ensemble, il est possible de définir une probabilité prévue que l'événement E se réalise. L'approche la plus simple consiste à diviser le nombre de membres qui simulent cet événement par le nombre total de membres. Ces probabilités  $p$  prennent une valeur comprise dans l'intervalle  $[0,1]$  et se comparent avec une observation de référence binaire  $r$  qui vaut 0 (l'événement E n'a pas été observé) ou 1 (l'événement E a été observé). Parmi les scores de vérification, nous ne détaillerons ici que le score de Brier (Brier, 1950).

- Score de Brier

Du point de vue formel, le score de Brier (BS, équation 2.10) peut être considéré comme le biais quadratique des prévisions dans l'espace des probabilités. Ce score est compris entre 0 pour une prévision parfaite et 1 pour une prévision systématiquement erronée. Il apporte une information sur la capacité du système à prévoir le franchissement d'un seuil donné pour la variable d'intérêt. Ce type de score est important pour un utilisateur de prévision saisonnière dont la prise de décision repose sur des seuils (lâchers d'eau pour la gestion d'un barrage, ou déclenchement de traitements agricoles, par exemple).

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{y=1}^N (p(y) - r(y))^2 \quad (2.10)$$

### 2.3.3 Données de référence pour l'évaluation des prévisions

Les systèmes dynamiques de prévision saisonnière fournissent des séries temporelles de champs diagnostiqués pour chacune des composantes du modèle couplé. Dans cette thèse nous nous limitons à des variables atmosphériques et de surface continentale. Evaluer des prévisions consiste à comparer ces

variables avec des données dites de référence qui représentent au mieux l'état réel du système climatique. Ces données reposent toutes plus ou moins directement sur des systèmes d'observations in-situ ou/et télédéteectées. Ces observations peuvent être utilisées telles quelles, ou bien être spatialisées par le biais de méthodes statistiques. Enfin, ces données une fois assimilées dans des modèles numériques peuvent fournir des reconstructions tridimensionnelles de l'état des surfaces et de l'atmosphère. En tout état de cause, il est nécessaire de recourir à des jeux de données de référence couvrant une période temporelle suffisante pour évaluer toutes les saisons simulées dans une rétro-prévision.

### 2.3.3.1 Observations in-situ ponctuelles et spatialisées

Les grandes échelles spatiales considérées en prévision saisonnière limitent la possibilité d'utiliser directement des observations in-situ éparées. Néanmoins, la spatialisation d'observations locales géographiquement assez denses fournit des produits intéressants car parfaitement indépendants des modèles numériques. Le meilleur exemple est celui des précipitations, dont la représentation dans les réanalyses est biaisée car elle dépend largement des paramétrisations physiques du modèle. La base de données GPCC du Deutscher Wetterdienst (Schneider et al., 2017) propose des observations mensuelles spatialisées de précipitations sur les continents du globe. Ces données couvrent la période 1891-2016 et sont régulièrement mises à jour, en incorporant les données de plus de 50000 stations dans le monde pour les années les plus récentes. GPCC est aujourd'hui disponible à la résolution de  $0.25^\circ$ . Pour les températures à 2 m moyennes, minimales et maximales à l'échelle globale, nous utilisons dans cette thèse les produits spatialisés CRU TS4.01 (Harris and Jones, 2017; Harris et al., 2014) du *Climatic Research Unit* de l'université d'East Anglia qui fournissent des estimations mensuelles sur la période 1901-2015 à partir de données provenant de 4000 stations météo, à une résolution de  $0.5^\circ$ .

Pour l'Europe, on peut citer également la base de données E-OBS (Haylock et al., 2008) qui propose des données quotidiennes de température (moyenne, maximale et minimale), précipitation et pression réduite au niveau de la mer sur une grille de résolution spatiale  $0.25^\circ$ . Ces données sont le résultat d'une interpolation des données de stations météorologiques de surface par une méthode élaborée de krigeage et remontent jusqu'à 1950.

Dans certains cas, il est possible d'utiliser des séries homogènes d'observations non spatialisées. Il faut pour cela se poser la question de la pertinence de leur comparaison avec des données simulées par un modèle sur une maille de plusieurs dizaines de kilomètres de côté. Dans cette thèse, il est apparu un cas propice à ce type de comparaison, pour évaluer le rayonnement solaire en surface indépendamment de toute paramétrisation physique de modèle. Les données d'observation du rayonnement solaire en surface GEBA (Sanchez-Lorenzo et al., 2015), issues d'un réseau de pyranomètres en Europe, ont été comparées au rayonnement équivalent simulé sur une grille assez fine ( $0.2^\circ$ , voir chapitre 3.2 pour davantage de détails).

### 2.3.3.2 Réanalyses

Afin d'initialiser les rétro-prévisions et de vérifier celles-ci par rapport à la réalité, il est nécessaire de disposer d'observations du système climatique sur de longues périodes. Il est naturellement impossible matériellement d'observer *stricto sensu* l'atmosphère, les océans et les continents à chaque instant et en trois dimensions. Pour pallier cette difficulté, des reconstitutions des composantes du système climatique, dites réanalyses, ont été développées de façon concomitante avec l'essor des modèles de circulation générale. Les réanalyses consistent à assimiler dans un tel modèle différents types d'observations disponibles.

Ces observations sont propagées par la dynamique et la physique du modèle en cours d'intégration, ce qui permet d'obtenir en tout point de l'espace et à haute fréquence un état pseudo-observé. A l'heure actuelle, plusieurs réanalyses de la composante atmosphérique sont disponibles parmi lesquelles JRA-55 (Japanese Meteorological Agency, Kobayashi et al., 2015), MERRA-2 (NASA, Gelaro et al., 2017) et ERA-Interim (CEPMMT, Dee et al., 2011). Certaines réanalyses couvrent la totalité du XXème siècle et au-delà, comme NOAA-20CR (National Oceanic and Atmospheric Administration, Compo et al., 2011). Très récemment, le CEPMMT a commencé la mise à disposition d'ERA5, une réanalyse atmosphérique actualisée et qui couvrira à terme la période 1950-présent (<https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-single-levels?tab=overview>). Dans cette thèse, nous avons utilisé ERA-Interim, à la fois pour initialiser ARPEGE-Climat dans nos simulations, et comme données de référence pour la vérification de certaines prévisions.

Les observations assimilées pour les réanalyses incluent des données in-situ et télédéteectées. Il n'a pas été fait mention des observations issues de satellites dans cette partie car elles sont de fait prises en compte dans les réanalyses via le processus d'assimilation ou dans d'autres reconstructions par fusion de données. Ainsi pour les données de référence de précipitation, nous avons eu recours au produit de fusion de données MSWEP (Multi-Sources Weighted-Ensemble Precipitation, Beck et al., 2017). Ce produit combine, en les pondérant, observations in-situ, observations satellites et réanalyses et permet de pallier certaines limitations de GPCC. Notamment, le recours à des réanalyses permet une reconstruction haute fréquence des précipitations globales, tandis que les données satellites peuvent estimer les précipitations sur les océans et les zones continentales plus ou moins dépourvues de réseau pluviométrique fiable.

### 2.3.3.3 Le cas de l'humidité du sol

Les observations in-situ d'humidité du sol sont assez disparates et hétérogènes à l'échelle globale. Elles ne sont en outre pas nécessairement représentatives des alentours du site mesuré car cette humidité dépend de facteurs tels que la texture, les propriétés hydrauliques, ou encore l'inclinaison du sol. Des efforts d'homogénéisation ont permis le développement de bases de données de mesures globales (Dorigo et al., 2011; Robock et al., 2000), ou plus locales comme sur l'Amérique du Nord (Quiring et al., 2016). Ces bases de données, quoique très utiles pour de nombreuses applications (validation d'observations satellitaires, études locales de processus, assimilation de données), ont une profondeur temporelle trop limitée pour vérifier des rétro-prévisions qui couvrent au minimum une vingtaine d'années. Elles ne sont en outre pas spatialisées ce qui pose la question de leur utilisation pour la comparaison avec des données de modèle à maille lâche.

Des capteurs satellites micro-ondes actifs ou passifs fournissent depuis la fin des années 70 des mesures de l'humidité des sols de surface. Les produits "ESA-CCI Soil Moisture" (Dorigo et al., 2017) combinent des données issues de différentes campagnes satellites pour proposer des reconstructions de l'humidité du sol de surface sur une période de plus de 30 ans. Le rayonnement micro-ondes ne pénétrant pas le sol en profondeur, ces données issues de satellites représentent l'humidité de la couche superficielle du sol, dont la variabilité reflète imparfaitement celle du sol plus profond. Or c'est l'humidité de toute la zone racinaire du sol qui peut impacter l'atmosphère aux échelles saisonnières, par l'intermédiaire du processus d'évapotranspiration.

Pour obtenir une estimation de l'humidité du sol de toute la couche racinaire, les modèles de surface sont donc indispensables. Ces estimations peuvent résulter de l'assimilation et la propagation sur toute la colonne d'observations in-situ ou télédéteectées d'humidité du sol (Balsamo et al., 2018). C'est par exemple le cas de GLEAM (Martens et al., 2017), qui fournit en outre un estimation du

taux d'évapotranspiration. D'autres reconstructions sont issues de simulations longues d'un modèle de surface contraint par un forçage atmosphérique bien choisi. On peut citer MERRA-Land (Reichle et al., 2011), qui utilise un forçage atmosphérique issu de la réanalyse MERRA avec une correction des précipitations, et des adaptations de paramètres d'interception de ces précipitations. Le produit ERA-Interim/Land (Balsamo et al., 2015) est issu d'un forçage du modèle de surface HTESSEL par des champs atmosphériques provenant de la réanalyse ERA-Interim, avec une correction appliquée aux précipitations. Era-Interim/Land a fait l'objet de différents usages dans cette thèse : la prescription d'une humidité du sol quotidienne idéalisée pour des études de sensibilité (voir Chapitre 3), l'initialisation de la composante de surface de CNRM-CM pour des rétro-prévisions (voir Chapitre 4) mais aussi l'évaluation de l'humidité du sol prévue (voir Chapitre 5). L'utilisation d'ERA-Interim/Land pour les deux premières applications a été grandement facilitée par la fonction de transfert développée par Boisserie et al. (2016), et qu'il nous semble important d'expliquer ici.

L'idée maîtresse de cette fonction de transfert est de pouvoir interpoler les champs de surface d'ERA-Interim ou ERA-Interim/Land dans ISBA, de façon à préserver au mieux les flux de surface. Or, c'est bien la disponibilité de l'eau du sol pour l'évapotranspiration qui régit la partition entre flux de chaleur latente et sensible qui gouvernent les échanges d'eau et d'énergie entre le sol et l'atmosphère. Un bon indicateur de la disponibilité de l'eau du sol est l'indice SWI ("Soil Wetness Index"), aussi appelé SMI ("Soil Moisture Index"), et qui s'écrit pour chaque couche de sol selon l'équation 2.11.

$$SWI = \frac{w_g - w_{wilt}}{w_{fc} - w_{wilt}} \quad (2.11)$$

Dans cette équation,  $w_g$  désigne le contenu en eau de la couche,  $w_{wilt}$  le contenu en eau au point de flétrissement (défini comme le seuil en-deçà duquel la végétation flétrit) et  $w_{fc}$  le contenu en eau à la capacité au champ, qui correspond à la valeur maximale retenue dans le sol en l'absence de précipitations, après égouttement de l'eau libre. Toutes ces grandeurs s'expriment en  $m^3.m^{-3}$ .  $w_{wilt}$  et  $w_{fc}$  dépendent du type de sol considéré. Pour préserver les flux de surface, on considère la relation suivante :

$$SWI_{ERA} = SWI_{ISBA} \quad (2.12)$$

Ainsi, des équations 2.11 et 2.12, on peut déduire le contenu en eau du sol dans chaque couche d'ISBA, de sorte que :

$$w_g(ISBA) = SWI_{ERA}(w_{fc}(ISBA) - w_{wilt}(ISBA)) + w_{wilt}(ISBA) \quad (2.13)$$

Le sol dans les modèles TESSEL (ERA-Interim) et HTESSEL (ERA-Interim/Land, analyses opérationnelles CEPMMT) est discrétisé sur 4 couches, contre 14 couches pour ISBA<sub>DF</sub>. Pour passer d'une discrétisation à l'autre, l'indice SWI de chacune des 4 couches est reporté sur les couches d'ISBA, en utilisant des moyennes pondérées lorsqu'une couche ISBA chevauche deux couches de (H-)TESSEL.

Il semble prudent d'insister ici sur l'incertitude associée aux estimations d'humidité du sol provenant de ces reconstructions. En effet, malgré les efforts de validation, elles dépendent assez largement des modèles de surface et des choix de paramétrisations associées. Leur utilisation dans différents travaux de cette thèse a tenu compte de cette incertitude.

## 2.4 Synthèse

Ce chapitre avait pour objectif de détailler la façon dont sont réalisées et évaluées les prévisions saisonnières dynamiques, qui constituent le coeur de cette thèse.

Pour la mise en oeuvre des prévisions, nous nous sommes attachés à décrire d'abord le modèle couplé de climat, en détaillant chacune de ses composantes et la façon dont elles communiquent et échangent des informations entre elles. Dans un second temps, nous avons précisé les stratégies d'initialisation pour chacune de ces composantes, ainsi que les méthodes de génération d'ensembles de prévisions.

La partie concernant la méthode d'évaluation des prévisions saisonnières distingue d'une part les métriques de vérification et d'autre part les données de référence auxquelles peuvent s'appliquer ces métriques.

Etant donné que cette thèse s'intéresse au rôle de l'humidité du sol dans la prévisibilité atmosphérique, une attention particulière y est apportée à chaque étape de ce chapitre. Ainsi, l'accent a été mis sur la représentation des surfaces continentales dans le modèle CNRM-CM, et sur les façons possibles d'en initialiser l'humidité du sol. La dernière partie précise notamment les contraintes propres à l'humidité du sol en matière de données de référence, et les incertitudes qui en découlent dans les jeux de validation disponibles.





## DEUXIÈME PARTIE

---

### SENSIBILITÉ



# 3

## SENSIBILITÉ DU CLIMAT DE L'ÉTÉ BORÉAL À L'HUMIDITÉ DU SOL

Nous avons vu dans le chapitre d'introduction que l'humidité du sol est une source potentielle de prévisibilité saisonnière atmosphérique lorsque trois facteurs sont réunis. Tout d'abord, les anomalies d'humidité doivent avoir une amplitude (et donc une variabilité inter-annuelle) suffisante. Ensuite, elles doivent pouvoir persister plusieurs semaines. Enfin, les régions qu'elles concernent doivent être propices aux rétroactions de l'humidité du sol sur l'atmosphère qui les surmonte. Avant de se poser la question de la prévisibilité, il nous semble donc essentiel de caractériser la sensibilité du climat de notre modèle à l'humidité du sol. Nous commencerons donc ce chapitre par une étude très idéalisée, consacrée aux régions méditerranéennes qui sont sujettes à un fort couplage entre la surface et l'atmosphère d'après la littérature. Par la suite nous présenterons une étude de sensibilité multi-modèle sur l'ensemble de l'Europe, toujours idéalisée mais avec un facteur de réalisme supplémentaire. Une extension de cette étude à l'échelle globale sera brièvement évoquée. Enfin, nous présenterons sur quelques régions d'intérêt une évaluation de la persistance de l'humidité du sol pour caractériser son degré d'incertitude.

### 3.1 Analyse sur les régions méditerranéennes

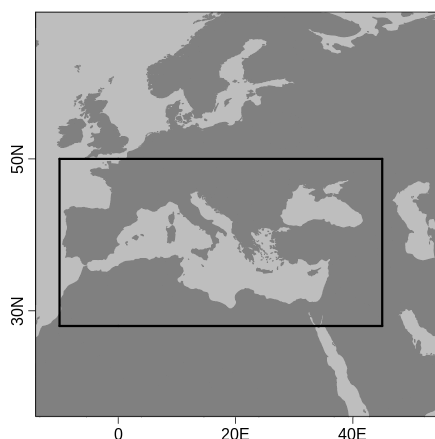
#### 3.1.1 Protocole expérimental

##### 3.1.1.1 Description générale

Un des volets du projet européen ERA4CS-MEDSCOPE (MEDiterranean Services Chain based On climate PrEdictions) consiste à mieux connaître les sources potentielles de prévisibilité saisonnière propres aux régions méditerranéennes, dont l'humidité du sol fait partie.

Nous avons ainsi mis en place un protocole expérimental original, qui vise à étudier la réponse atmosphérique à des états du sol extrêmement secs ou extrêmement humides sur une région englobant le bassin méditerranéen. Dans la suite, nous appelons MED cette région définie par les coordonnées 10°W-45°E et 28°N-50°N et délimitée par le rectangle noir dans la figure 3.1. Notre saison d'intérêt est la saison chaude, comprise entre le 1er mai et 31 octobre.

Ce protocole a été mis en oeuvre avec le modèle CNRM-CM6 mais aussi avec un autre modèle de climat (CMCC-SPSv3), à des fins de comparaison. Nous avertissons le lecteur qu'en date de rédaction de ce mémoire, seules les données de CNRM-CM6 sont disponibles, et que les conclusions avec un autre modèle pourraient être différentes.



**FIGURE 3.1:** Délimitation du domaine "MED" de prescription de l'humidité du sol

Nous nous plaçons dans un contexte idéalisé, dit "en modèle parfait", c'est à dire que les données de référence sont issues d'une simulation longue de 60 ans, effectuée avec CNRM-CM6. Dans cette simulation, l'océan et la glace de mer sont des climatologies prescrites, et les forçages en aérosols et gaz à effet de serre fixés aux valeurs de l'an 2000. Dans la suite, nous appelons B0 cette simulation de référence.

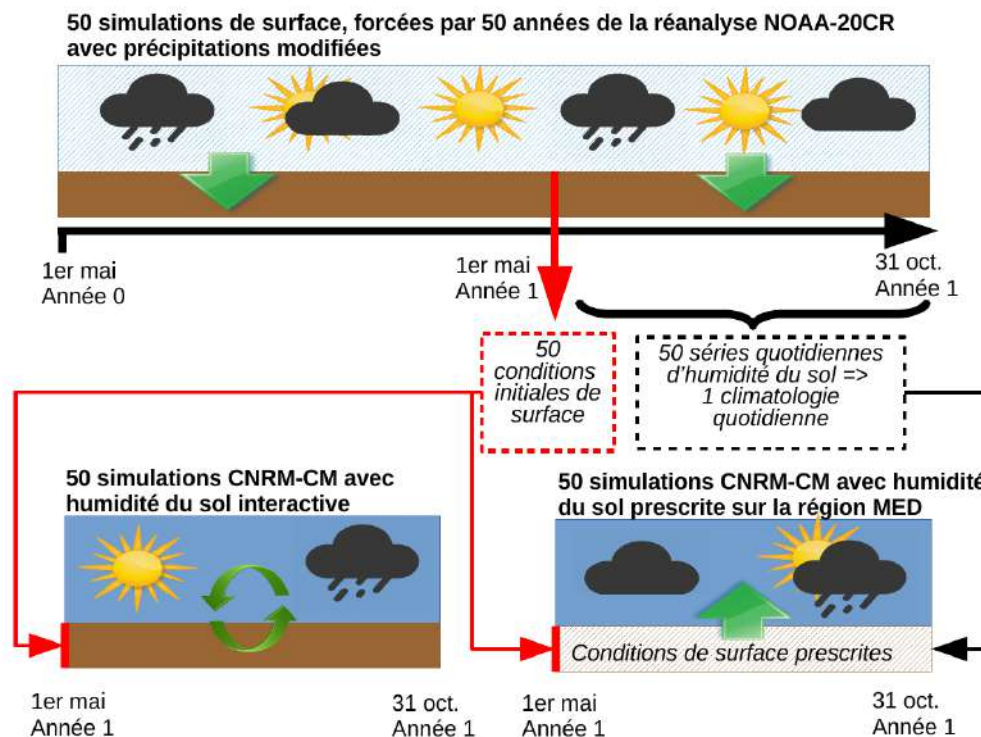
Dans les expériences présentées, on souhaite distinguer l'impact de conditions extrêmes d'humidité du sol lorsqu'elles sont prescrites tout au long de la période mai à octobre du cas où elles ne sont imposées que lors de l'initialisation le 1er mai. Nous effectuons ainsi 4 expériences, chacune consistant en un jeu de 50 simulations globales de 6 mois, initialisées au 1er mai. Les conditions aux limites (forçages, température de surface de la mer, glace de mer) sont strictement identiques à celles de B0. On appelle D1 et D2 les expériences initialisées avec des conditions de surface très sèches. L'humidité du sol de D1 évolue librement au cours des 6 mois de simulation, tandis qu'elle est prescrite sur la région MED dans D2, vers une climatologie quotidienne "sèche". Hors de la région MED, l'humidité du sol n'est pas contrainte. Les simulations W1 et W2 sont les symétriques de D1 et de D2 mais avec des conditions de sol très humides pour l'initialisation et la prescription. La partie suivante détaille l'initialisation de l'atmosphère et du sol dans ces 4 expériences, ainsi que la génération de climatologies quotidiennes sèches (pour D2) et humides (pour W2).

### 3.1.1.2 Stratégie d'initialisation et de prescription de l'humidité du sol

Les expériences sont toutes constituées de 50 réalisations ou membres. L'initialisation de la composante atmosphérique de ces membres est effectuée à partir des conditions atmosphériques tirées des 50 dernières années de la simulation B0, à la date du 1er mai. On opère de la même façon pour les 4 expériences D1, D2, W1 et W2.

Pour initialiser la surface, on procède au préalable à 50 simulations d'une année du modèle de surface SURFEX, entre le 1er mai et le 30 avril. Le forçage atmosphérique de ces simulations est dérivé

de 50 années de la réanalyse NOAA-20CR (Compo et al., 2011), avec un taux de précipitations fixé à zéro sur MED, de façon à produire des états de sol extrêmement secs à l'issue de ces simulations. Ces états permettent d'initialiser les expériences D1 et D2. On prolonge de 6 mois ces 50 simulations SURFEX, toujours avec des précipitations nulles, pour obtenir 50 séries quotidiennes d'humidité du sol très faible, entre le 1er mai et le 31 octobre. La moyenne quotidienne de ces séries fournit une climatologie dite "sèche" utilisée pour contraindre l'humidité du sol dans l'expérience D2, grâce à la technique du nudging (voir chapitre 2.2.5). On procède de même pour W1 et W2, mais au lieu de forcer le modèle de surface avec des précipitations nulles, on applique pendant toute l'intégration un taux de précipitations exagérément élevé. Ce taux est égal à l'addition de la climatologie mensuelle des précipitations NOAA-20CR avec 3 écart-types de la variabilité mensuelle. La figure 3.2 permet d'illustrer schématiquement cette stratégie d'initialisation et de prescription de la surface.



**FIGURE 3.2:** Représentation schématique de la stratégie d'initialisation et de prescription de la surface dans les expériences MEDSCOPE

Les différences entre nos 4 expériences sont récapitulées dans le tableau 3.1.

Nom	Conditions initiales de surface	Evolution de l'humidité du sol
D1	Sèches	Libre
D2	Sèches	Prescrite sur MED (conditions sèches), libre ailleurs
W1	Humides	Libre
W2	Humides	Prescrite sur MED (conditions humides), libre ailleurs

**TABLEAU 3.1:** Récapitulatif des expériences MEDSCOPE

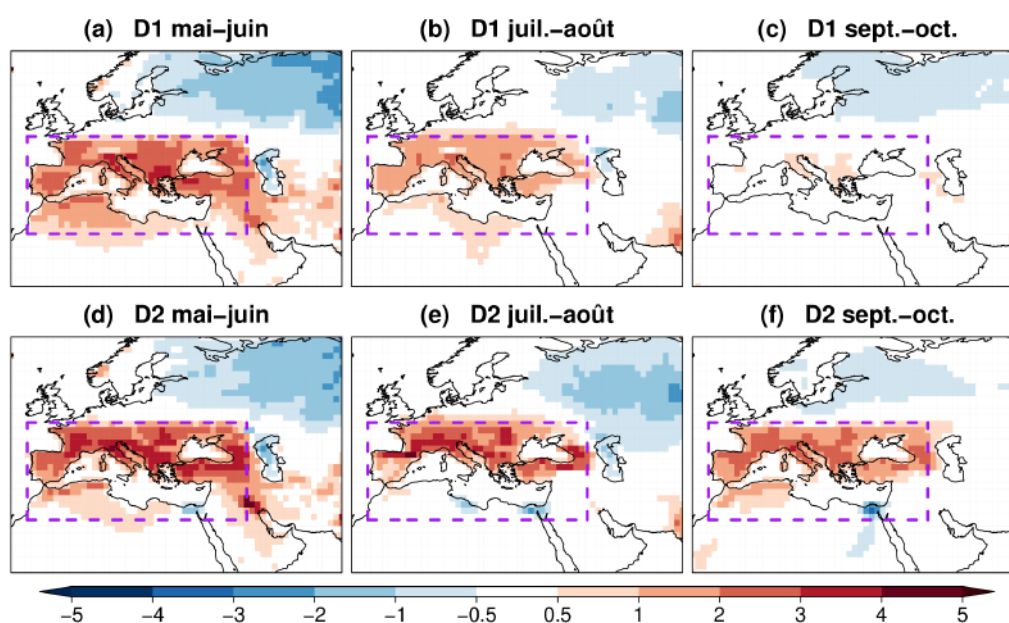
Pour tous les résultats montrés ici, nous avons découpé les 6 mois couverts par les expériences en trois périodes de deux mois. Nous justifions ce découpage ainsi : la période mai-juin est intéressante car

elle est proche de l'initialisation et couvre l'horizon infra-saisonnier. La période juillet-août est la plus chaude du cycle saisonnier et ces deux mois sont climatologiquement assez homogènes sur la région d'intérêt. Enfin la période septembre-octobre présente une circulation atmosphérique plus dynamique et couvre le début de la saison pluvieuse sur les régions méditerranéennes.

### 3.1.2 Impact sur les températures

#### 3.1.2.1 Températures moyennes

Les figures 3.3 et 3.4 présentent les anomalies moyennes de température maximale ( $T_{max}$ ) sur ces 3 périodes, calculées à partir des moyennes temporelles de valeurs quotidiennes des 50 simulations. On rappelle qu'il s'agit d'anomalies par rapport à la simulation de référence B0.



**FIGURE 3.3:** Anomalie de  $T_{max}$  en K pour D1 (première rangée) et D2 (seconde rangée) moyennée sur les périodes mai-juin (a et d), juillet-août (b et e) et septembre-octobre (c et f). Le domaine MED est délimité par le rectangle violet tireté.

Les expériences D1 et D2 révèlent que les sols secs favorisent des anomalies chaudes sur la zone MED, ce qui était attendu, puisqu'en l'absence d'évapotranspiration possible, l'énergie reçue par la surface est principalement restituée à l'atmosphère sous forme de flux de chaleur sensible. Il est par contre plus intéressant de noter que pour D1, malgré une humidité du sol non contrainte, l'effet de l'initialisation sèche sur  $T_{max}$  est comparable à la simulation contrainte D2 en mai-juin (fig. 3.3 (a) et (d)). Cet effet perdure clairement en juillet-août, mais disparaît presque complètement au-delà (fig. 3.3 (b) et (c)). Lorsque le sol est maintenu en conditions sèches, l'effet sur l'anomalie de température persiste avec une amplitude comparable pour les trois périodes étudiées, quoique légèrement atténuée en septembre-octobre.

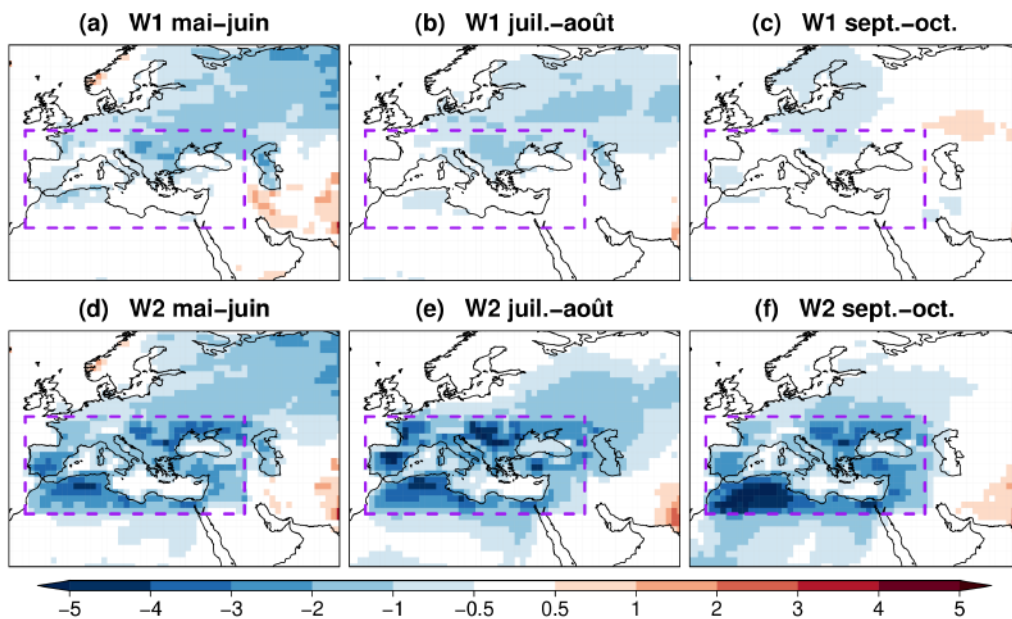


FIGURE 3.4: Idem figure 3.3 pour W1 et W2

Sur le domaine MED, l'impact d'une initialisation humide sur les températures est beaucoup plus limité (fig. 3.4 (a) (b) et (c)). Les anomalies fraîches de Tmax concernent principalement l'est du domaine, avec une amplitude relativement faible. Le maintien de conditions humides (expérience W2) favorise des températures plus basses mais cet effet est plus prononcé sur le sud et l'est du domaine MED.

La comparaison de D2 et W2 montre une différence géographique de sensibilité à l'humidité du sol : les conditions humides impactent fortement les températures du nord de l'Afrique, du sud de la péninsule Ibérique et du proche Orient tandis que les conditions sèches ont davantage d'effet du nord de l'Espagne à l'Italie en passant par la France. Les Balkans et la Turquie voient leur Tmax moyenne affectée dans les deux situations, avec des anomalies positives en cas de sols secs, et négatives dans le cas inverse.

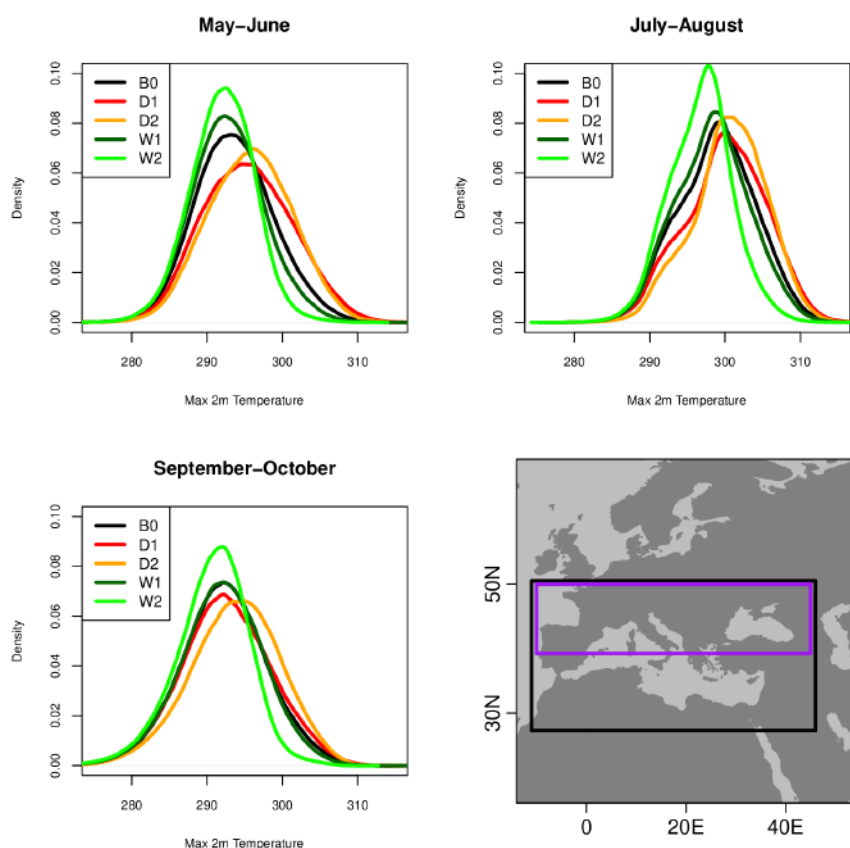
On notera aussi l'anomalie froide sur le nord-est de la région représentée, à l'extérieur du domaine MED, très marquée en mai-juin pour les 4 expériences (fig.3.3 et 3.4, (a) et (d)). Cette anomalie, qui s'estompe au cours du temps, pourrait provenir d'une différence dans l'étendue moyenne du couvert neigeux au 1er mai entre B0 et la simulation SURFEX forcée par NOAA-20CR. Elle souligne une des limites de notre protocole expérimental.

### 3.1.2.2 Distribution des températures

Pour étudier la distribution des températures maximales quotidiennes par période, nous nous focalisons sur la moitié nord de la boîte MED (fig. 3.5). La première remarque qui s'impose est que pour les 3 périodes, les différences entre distributions s'observent bien plus nettement sur leurs queues supérieures que sur leurs queues inférieures. Corollaire de ce résultat, il apparaît que les

fonctions de densité de probabilité de Tmax de W1 et W2 (respectivement D1 et D2) sont plus étroites (respectivement plus larges) que celle de la simulation de référence, en particulier en mai-juin. Cela montre d'une part que l'humidité du sol influe davantage sur l'occurrence de jours extrêmement chauds que celle de jours extrêmement froids, et qu'en présence de sols humides, la variabilité journalière des Tmax est moindre. Cette conclusion vaut également pour la période juillet-août mais les différences par rapport à la simulation de référence sont atténuées.

La comparaison de D1 et D2 pour les périodes mai-juin et juillet-août révèle aussi que la fonction de densité de probabilité de Tmax de D1 a une base plus large et recoupe deux fois celle de D2. Ainsi, en laissant l'humidité du sol évoluer librement, le modèle est capable de simuler des températures plus fraîches mais aussi de façon plus inattendue des températures plus chaudes que lorsqu'on impose des conditions de sol sèches. On peut rapprocher ce résultat des travaux de Lorenz et al. (2010) qui montrent qu'en supprimant le couplage entre atmosphère et humidité du sol sur l'Europe, les vagues de chaleur ont tendance à être moins persistantes. Cela étant dit, la différence de distributions est peu marquée et une comparaison avec les résultats du modèle de climat CMCC-SPSv3 sera nécessaire pour asseoir ou relativiser cette conclusion.



**FIGURE 3.5:** Distribution des températures maximales quotidiennes des 3 périodes d'intérêt sur la moitié nord de la région MED, délimitée par le cadre violet.

Enfin, pour la période septembre-octobre, les distributions de Tmax de W1 et B0 sont pratiquement confondues, tandis que celle de D1 est marginalement étendue vers les valeurs élevées. L'initialisation du modèle avec des sols très secs semble donc encore influencer les températures 5 à 6 mois après le démarrage de la simulation sur notre région d'intérêt.

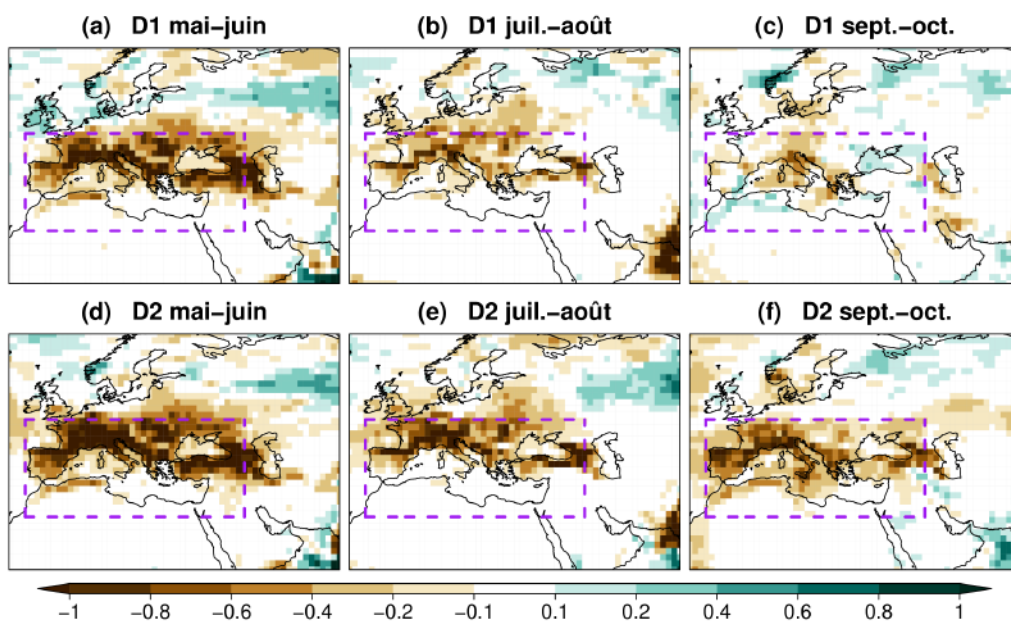


Pour la moitié sud de la boîte MED, les distributions de B0, D1, D2 et W1 sont peu distinguables, et seule la distribution de W2 se détache des autres (non montré).

### 3.1.3 Impact sur les précipitations

#### 3.1.3.1 Précipitations moyennes

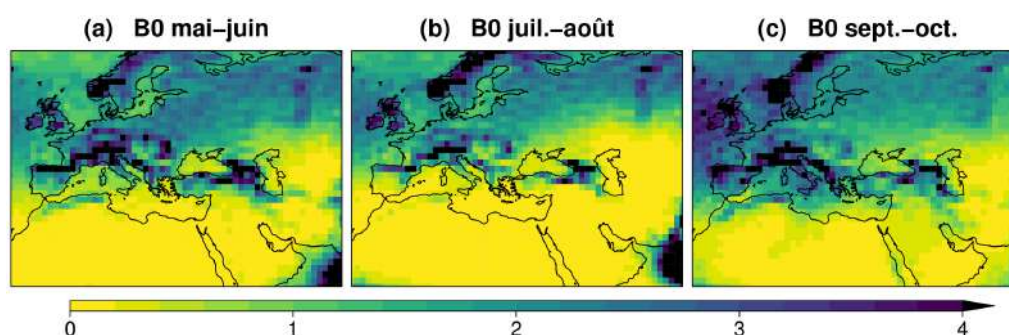
Pour évaluer l'impact de notre protocole expérimental sur les précipitations moyennes, on calcule une anomalie absolue du taux de précipitation par rapport à B0. L'analyse de la figure 3.6 montre un certain nombre de similarités avec les figures correspondantes pour Tmax. Les précipitations sont fortement réduites de mai à août sur tout le sud de l'Europe. Au début de l'automne, il apparaît clairement que les sols secs impactent toujours la pluviométrie, et que l'effet de l'initialisation est plus ténu, mais non nul, en particulier au centre du domaine MED (fig. 3.6 (c) et 3.6 (f)). Il est remarquable que les sols secs semblent également affecter la pluviométrie sur les mers. Ce point particulier est discuté plus bas.



**FIGURE 3.6:** Anomalie absolue du taux moyen de précipitation par rapport à B0 en mm/jour pour D1 (première ligne) et D2 (seconde ligne) moyennée sur les périodes mai-juin (a et d), juillet-août (b et e) et septembre-octobre (c et f). Le domaine MED est délimité par le rectangle violet tireté.

Nous avons également évalué les anomalies relatives de précipitations, car les taux moyens de précipitation sont très différents entre le nord du domaine, et le sud désertique (fig. 3.7). Néanmoins, ces anomalies relatives (non montrées) nous mènent à des conclusions similaires.

Le taux de précipitations est moins affecté par l'initialisation par des sols très humides (fig. 3.8 (a) à (c)), à l'exception de la région des Balkans, déjà identifiée dans l'étude des températures. Quand les sols humides sont prescrits, la pluviométrie est nettement accrue sur le sud de l'Europe, de mai à août.



**FIGURE 3.7:** Précipitations climatologiques de la simulation de référence B0 en mm/jour pour les périodes mai-juin (a), juillet-août (b) et septembre-octobre (c).

L'augmentation des précipitations sur les mers Noire et Méditerranée est assez conséquente sur les trois périodes pour W2, en particulier en septembre-octobre (fig. 3.8 (d) à (f)). Comme les températures de surface de la mer sont climatologiques et donc inchangées entre B0 et W2, ce résultat suggère que des sols humides peuvent avoir un effet distant sur les précipitations. On peut supposer que l'humidité des basses couches de l'atmosphère résultant de l'évapotranspiration est transportée sur les régions maritimes, ce qui favorise la déstabilisation de la colonne atmosphérique et la génération de précipitations convectives. La mise en évidence d'un tel mécanisme requiert des analyses complémentaires qui seront menées après cette thèse, notamment si le modèle CMCC-SPSv3 produit des résultats similaires.

### 3.1.3.2 Distribution des précipitations

Pour construire la figure 3.9, on calcule au préalable pour chaque période les centiles de la distribution de précipitations de la simulation de référence par point de grille. On calcule ensuite pour chaque période et pour chacune des expériences W1, W2, D1 et D2, toujours en point de grille, le pourcentage du nombre de jours de précipitations compris dans chaque intervalle de centiles, par rapport au nombre théorique. Ce pourcentage est ensuite moyenné spatialement sur la moitié nord de la région MED (délimitée par le cadre violet sur la carte de la figure 3.5).

On constate pour les périodes mai-juin et juillet-août que les simulations D1 et D2 ont un comportement très proche, avec une nette augmentation de la fréquence de journées sans pluie (autrement dit du nombre de jours avec une pluviométrie inférieure au premier décile "q10" de la distribution de précipitations de B0) et une raréfaction des journées de fortes précipitations. Pour W2, c'est une évolution quasi-symétrique, avec moins de journées sèches et des pluies intenses plus fréquentes, en particulier en juillet-août. En revanche, la simulation W1 initialisée avec des sols humides présente une certaine baisse de la fréquence des jours de faible précipitations, mais un changement de distribution négligeable pour les précipitations extrêmes.

Le changement de distribution des précipitations en septembre-octobre pour D1 et W1 est très faible, conformément au résultat sur les précipitations moyennes. L'information issue des conditions initiales de surface est très largement "oubliée" par le système aux mois 5 et 6 sur la région MED. Les sols maintenus humides (W2) contribuent à augmenter la fréquence des précipitations les plus fortes, sur les trois périodes, et en particulier en septembre-octobre sur le sud de la région MED (non montré), période de formation d'épisodes précipitations intenses ou HPE ("Heavy Precipitation Events").

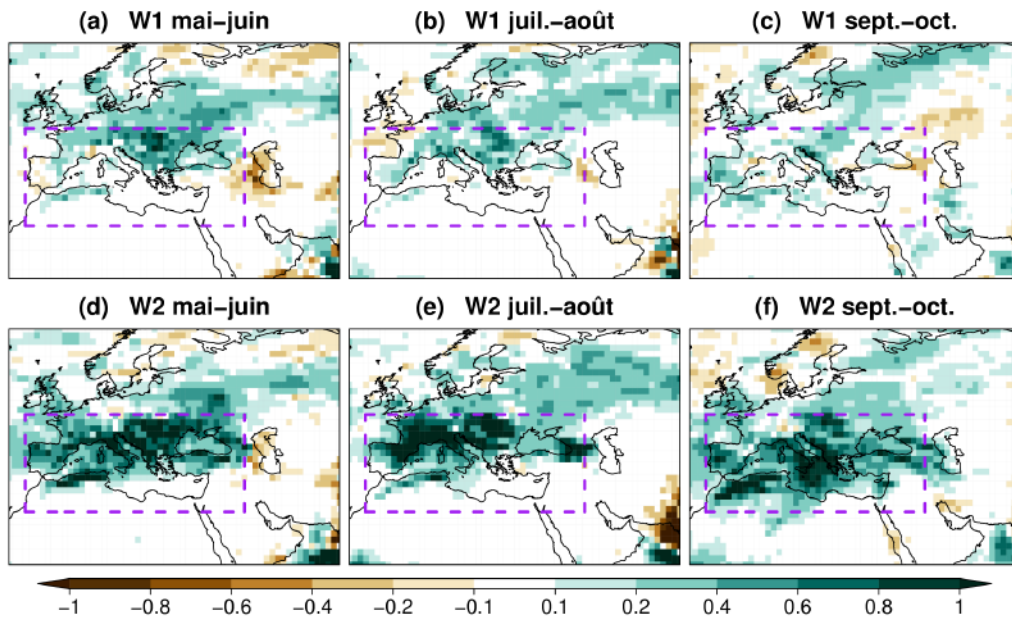


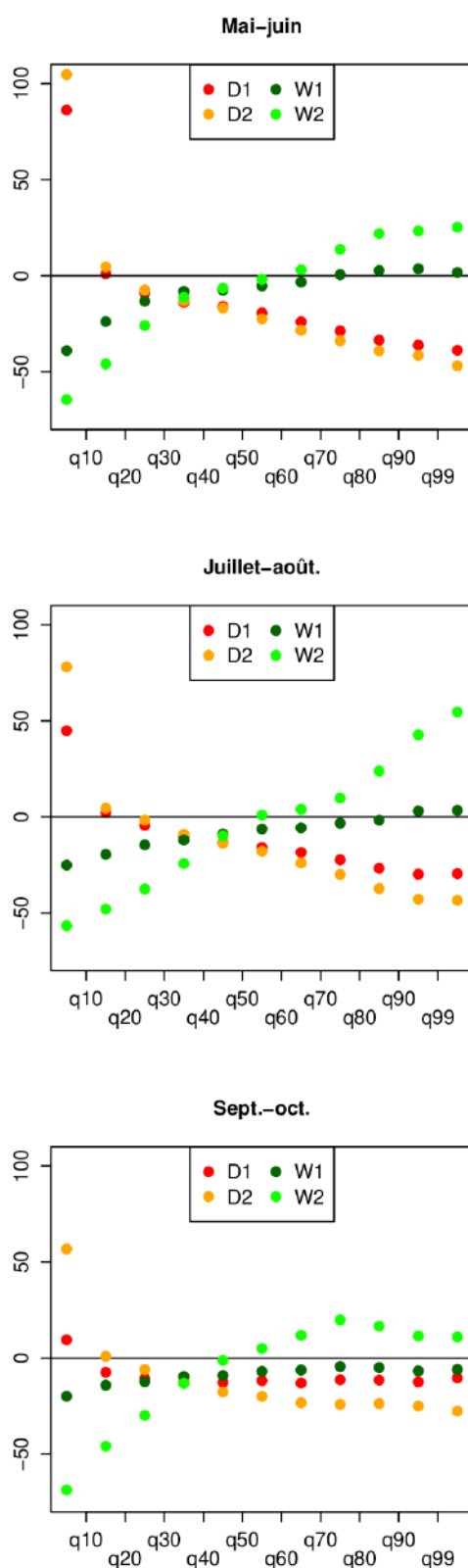
FIGURE 3.8: Idem figure 3.6 pour W1 et W2

### 3.1.4 Synthèse

Les expériences présentées dans cette partie apportent un premier éclairage sur la sensibilité du climat méditerranéen à l'humidité du sol. Malgré un cadre expérimental très idéalisé, il apparaît que la probabilité de températures diurnes extrêmement élevées est accrue lorsque les sols sont secs et diminuée en cas de sols humides. En revanche, l'état des sols n'a pas d'influence notable sur la fréquence de journées extrêmement fraîches. On distingue aussi un gradient méridien de sensibilité, avec le nord du domaine plus sensible aux sols secs, et le sud, dont les sols sont déjà très secs en moyenne, plus sensible à l'humidification des sols.

La pluviométrie du sud de l'Europe est nettement diminuée en cas de sols secs et un peu accrue en cas de sols humides. Comme pour les températures, les précipitations de la péninsule Balkanique sont particulièrement sensibles aux deux situations. Enfin, les sols humides semblent avoir un effet distant, en favorisant des précipitations plus importantes sur la mer Méditerranée et la mer Noire. Au-delà des précipitations moyennes, la fréquence de journées sans précipitations augmente lorsque les sols sont secs et diminue en cas de sols humides. C'est l'inverse qui se produit pour la fréquence de précipitations extrêmes. Ce résultat est important si l'on considère l'impact socio-économique des événements de précipitations intenses sur le pourtour méditerranéen, mais reste néanmoins à confirmer avec une approche multi-modèle.

Enfin, et pour ouvrir des perspectives en prévisibilité infra-saisonniers à saisonniers, les conclusions précédentes sont généralement valables lorsqu'on initialise les sols en conditions sèches début mai dans notre modèle, avec toutefois une nette atténuation du signal en septembre-octobre. On remarque une certaine asymétrie avec l'initialisation en conditions humides dont les effets sur les températures et les précipitations semblent en règle générale moins prononcés et moins persistants que lorsque les conditions initiales de surface sont sèches.



**FIGURE 3.9:** Anomalie de distribution des précipitations (%) sur la moitié nord de la région MED (voir fig. 3.5), par intervalle de quantiles de la distribution de précipitations de B0.

## 3.2 Analyse sur l'Europe

Dans cette partie, nous élargissons notre domaine d'étude à toute l'Europe, et nous nous focalisons sur la saison estivale juin-juillet-août. Le travail décrit ici présente des similitudes avec celui sur la Méditerranée puisqu'il s'appuie aussi sur une comparaison de simulations avec une humidité du sol soit prescrite, soit évoluant librement. En revanche, nous augmentons ici le degré de réalisme en partant de véritables rétro-prévisions saisonnières et en imposant une humidité du sol pseudo-observée au lieu d'une climatologie quotidienne. Ces travaux ont été acceptés en juillet 2018 pour publication dans *Climate Dynamics*.

### 3.2.1 Résumé de l'article publié dans *Climate Dynamics*

L'étude présentée dans cet article part du constat que l'influence de l'humidité du sol sur la variabilité inter-annuelle du climat estival est relativement méconnue. En effet, les études classiques de sensibilité et de prévisibilité associées aux conditions d'humidité du sol ne permettent pas d'étudier aisément cette variabilité, alors qu'elle est un maillon clé de la chaîne qui unit la modulation de l'état moyen du climat et sa prévisibilité. Cette étude s'appuie sur deux modèles de climat régionaux, ALADIN et RACMO, centrés sur l'Europe avec une résolution de  $0.22^\circ$ . Pour chacun d'entre eux, l'expérience de contrôle consiste en une descente d'échelle dynamique sur l'Europe d'une rétro-prévision globale couvrant les mois de mai jusqu'à août. L'expérience perturbée diffère du contrôle par l'humidité du sol qui n'est pas laissée libre, mais relaxée à la fréquence quotidienne vers des valeurs issues de la réanalyse ERA-Interim/Land.

Les expériences perturbées montrent une augmentation significative des corrélations de température maximale à 2 m, précipitations et rayonnement solaire incident de surface pour la saison estivale, calculées par rapport à des données de référence observées ou réanalysées. Cette amélioration très nette des corrélations ne se limite pas aux régions d'Europe du sud, pour lesquelles le taux d'évapotranspiration est dépendant du contenu en eau de la zone racinaire des sols. Sans préjuger des mécanismes impliqués, notre étude souligne que la variabilité du climat de l'Europe du nord en été présente, comme celle du climat de l'Europe du sud, une sensibilité non négligeable à l'humidité du sol.

Une attention particulière a été portée aux deux étés extrêmes de 2003 (caniculaire sur l'Europe de l'ouest) et 2010 (caniculaire sur l'ouest de la Russie). L'anomalie thermique de 2010 n'est correctement simulée par les deux modèles que lorsque l'humidité du sol est prescrite. Ce n'est pas le cas pour 2003, année pour laquelle les sols étaient déjà très secs dans les simulations de contrôle, et donc peu affectés par notre protocole dans les simulations perturbées. Il semble que pour l'été 2003, la faible humidité des sols n'a été qu'un facteur d'amplification des extrêmes de température, tandis qu'elle a contribué de façon majeure à l'anomalie thermique observée sur la Russie en 2010.

Enfin, il faut souligner que les deux modèles régionaux, malgré des conditions aux limites latérales différentes, produisent des résultats très comparables lorsque l'humidité du sol est prescrite, ce qui assoit la robustesse de nos conclusions.

### 3.2.2 Article : Impact of soil moisture on European summer climate in numerical experiments



# Investigating the impact of soil moisture on European summer climate in ensemble numerical experiments

Constantin Ardilouze<sup>1</sup> · Lauriane Batté<sup>1</sup> · Michel Déqué<sup>1</sup> · Erik van Meijgaard<sup>2</sup> · Bart van den Hurk<sup>2</sup>

Received: 14 February 2018 / Accepted: 16 July 2018  
© Springer-Verlag GmbH Germany, part of Springer Nature 2018

## Abstract

A better anticipation of high-impact heat and drought on human activity is the underlying motivation of many climate studies focused on the summer season. Although a large body of research has already highlighted the prominent impact of soil moisture anomalies on summer mid-latitudes climate variability and predictability, it still leaves room for a wide range of uncertainty and sometimes contradictions. The present work aims at revisiting soil moisture sensitivity studies by comparing an idealized ensemble model experiment in which soil moisture conditions are prescribed with a reference experiment in which soil moisture evolves freely. Two regional climate models centered over Europe contribute to these experiments and generate very similar results. Simulations with constrained soil moisture display significantly increased correlation between observed and simulated seasonal anomalies of maximum temperature, precipitation and surface solar radiation, as compared to the reference experiment. This widespread increase is not restricted to regions already known as hot-spots of land–atmosphere coupling such as southern Europe, where the evapotranspiration rate is mainly driven by soil moisture. In spite of a limited change in the ensemble spread, the sensitivity experiments show a substantially modified magnitude of temperature and precipitation variability. A focus on two case studies reveal contrasting results for the 2003 and 2010 heat waves. These results stress the prominent role of soil moisture as a boundary condition of the climate system in Europe, including regions that have not been highlighted by previous sensitivity works.

**Keywords** Summer climate variability · Soil moisture · Regional climate modelling · Land–atmosphere coupling · Ensembles

## 1 Introduction

A wide range of human activities in mid-latitude regions are specifically affected by summer climate, e.g. crop management and harvesting, energy supply, tourism, or heat-related health issues (Field and Barros 2014). Global warming is expected to increase the frequency and amplitude of extreme summer events like heat waves and droughts, prone

to impact these activities (Roudier et al. 2016; Vautard et al. 2014). The need for improved anticipation and preparedness emphasizes the expectations on the quality and usefulness of summer seasonal forecasts (Buontempo et al. 2014). Summer is characterized by a weaker atmospheric variability than winter, which favors local drivers of predictability (Doblas-Reyes et al. 2000), such as the land component of the climate system, and in particular soil moisture. However, predictability studies focusing on soil moisture initialization have led to contrasting results over Europe when considering either sub-seasonal (van den Hurk et al. 2012) or seasonal time-scales (Ardilouze et al. 2017). In the latter case, an improved soil moisture initialization in spring conveys a robust increase of temperature prediction skill in the subsequent summer over Southeast Europe. An increase is also seen over other regions such as Scandinavia and Eastern Europe, although to a lesser extent. Similar results are found when refining the land surface scheme of the forecast system (Bunzel et al. 2018).

---

**Electronic supplementary material** The online version of this article (<https://doi.org/10.1007/s00382-018-4358-1>) contains supplementary material, which is available to authorized users.

---

✉ Constantin Ardilouze  
constantin.ardilouze@meteo.fr

<sup>1</sup> CNRM, Université de Toulouse, Météo-France, CNRS, Toulouse, France

<sup>2</sup> Royal Netherlands Meteorological Institute (KNMI), De Bilt, The Netherlands



These findings only partially fulfill expectations derived from investigations relating soil moisture and summer climate variability. The physical rationale relies on the influence of soil moisture on the exchange of energy and water from the surface to the bottom layers of the atmosphere through evapotranspiration. For a noticeable impact on climate inter-annual variability, and hence potential predictability, the soil water content must be abundant enough, but also highly variable from one year to another (Orth and Seneviratne 2017). In addition, soil moisture anomalies must be persistent enough to impact the atmosphere at the seasonal scale [e.g. Seneviratne and Koster (2012)]. These conditions are fulfilled in so called “transitional regions” between arid and wet climates. Quesada et al. (2012) and Mueller and Seneviratne (2012) showed observational evidence of spring soil moisture anomalies pre-conditioning subsequent summer hot days.

Several studies have contributed to identify those regions where soil moisture can modulate the surface climate in boreal summer. The first initiative based on multiple dynamical models to characterize these regions was the Global Land–Atmosphere Coupling Experiment (GLACE, Koster et al. 2004). Since then, and despite differences due to methodology or model response, further studies on land–atmosphere interactions have agreed on a number of coupling hot-spots. Over boreal mid-latitudes, the US Great Plains and Mediterranean Europe have been identified as such (Seneviratne et al. 2006; Dirmeyer 2011). At the regional scale, the EURO-CORDEX multi-model evaluation from Knist et al. (2017) confirms southern (northern) Europe as a strong (weak) land–atmosphere coupling region in summer over recent years. In that study, the coupling strength is assessed through correlation between variables connected to surface exchange processes and compared to references from station observations and gridded reanalysis. The transitional zone between strong and weak coupling across Central Europe is only roughly defined due to inter-model spread and observational uncertainties.

Soil moisture deficit also plays a role in the amplification and persistence of extreme heat waves, in particular those of Western Europe in 2003 (Fischer et al. 2007; Weisheimer et al. 2011) and Russia in 2010 (Miralles et al. 2014). The physical processes at play in linking spring drought to summer hot days over Europe are described in Zampieri et al. (2009) and Quesada et al. (2012). Once heat waves have settled, enhanced sensible heat originating from dried-out soils exerts a positive amplification feedback. Although Western Europe and Russia are not considered as hot-spots, predictability studies such as Prodhomme et al. (2016) have shown that an accurate soil moisture initialization was needed to correctly capture heat wave events such as the Russian summer of 2010.

The sensitivity of European summer climate inter-annual variability to soil moisture is therefore incompletely understood and related studies usually fall into one of the two following categories. On the one hand, predictability studies help exploring the actual prediction skill of coupled forecast systems associated to land surface initialization, but they cannot bring much information on the sensitivity of climate variability to the soil moisture component throughout the integration of the ensemble simulations. On the other hand, model sensitivity studies usually rely on a model single long-term integration for which years cannot be compared individually to observations. Combining both approaches can help bridging the gap between predictability studies relying on initial conditions and sensitivity studies focusing on land–atmosphere coupling and seasonal variability. Here, we study the capacity of climate model simulations to reproduce observed atmospheric inter-annual anomalies when soil moisture is ideally constrained compared to simulations when soil moisture is only prescribed at initialization. In the approach we have chosen, both sets of simulations consist of an ensemble of summer season simulations initialized by the same pseudo-observed soil water content, but in one case the simulated soil moisture evolves freely afterwards while in the other case, it is constrained towards pseudo-observations throughout the course of the model integration. Such an idealized set-up is inspired by the experimental framework applied in the PROVOST project (Palmer et al. 2000), in which sea surface temperature was prescribed instead of soil moisture. The comparison focuses on the model accuracy to reproduce the observed inter-annual variability and their ability to capture two extreme summers. The experiments have been performed with regional climate models (RCMs) in order to benefit from more detailed surface characteristics and a better simulation of extremes than coarser global models (Flato et al. 2013). Two distinct RCMs contribute to this study to better assess the model-dependence of our results.

The paper is structured as follows: Sect. 2 describes in more detail the experimental set-up, the observational reference datasets and the model evaluation metrics. Results are commented in Sect. 3. Finally, Sect. 4 summarizes the main conclusions and discusses limitations and perspectives to this study.

## 2 Experiments and data

### 2.1 RCMs and dynamical downscaling

The experimental setup is based on the dynamical downscaling of an ensemble of seasonal-scale simulations initially performed with general circulation models (GCMs) on a coarse global grid. These global simulations provide lateral boundary conditions to RCMs over a high resolution

(0.22°) domain covering Europe. The nested experiments are carried out with either interactive (-REF hereafter) or prescribed (-SOIL hereafter) soil moisture over the high-resolution domain. More specifically, two RCMs contributed to this study: RACMO 2.2 (Van Meijgaard et al. 2012), carrying HTESSEL as land surface scheme (Balsamo et al. 2009) and a version of ALADIN-CLIMAT 5 (Colin et al. 2010) with a refined land surface scheme [SURFEX 7.2 (Masson et al. 2013) including a multi-layer soil diffusion scheme (Decharme et al. 2011)]. The common spatial domain is EURO-CORDEX EUR-22 (boundaries: ~ 27N 72N, ~ 22W 45E, spatial resolution: 0.22°). The experiments are listed in Table 1. For compatibility reasons, the lateral boundary conditions are different for each RCM. They are provided by two forcing GCMs, namely EC-Earth 3.1 (Hazeleger et al. 2010) for RACMO and CNRM-CM (Voltaire et al. 2013) for ALADIN. All experiments consist of 15-member ensembles of 20-year summer season simulations initialized on May 1st and spanning the 4 months from May to August 1993 to 2012. The main characteristics of the forcing global simulations are reported in Table 2. The ensemble spread originates solely from these global simulations. Note that the RACMO reference experiment (here R-REF) along with its forcing GCM simulation are also used and further described in Manzananas et al. (2017). Additional details on the CNRM-CM seasonal forecast system used to generate ALADIN lateral boundary conditions are provided in Batté et al. (2018).

## 2.2 Soil moisture reference and prescribing techniques

Because of too scarce or superficial observations, global soil moisture estimates are often derived from land surface model (LSM) reconstructions. Various datasets result from offline LSM runs constrained by atmospheric reanalysis forcing (e.g. Sheffield and Wood 2007; Reichle et al. 2011). ERA-Interim/Land (Balsamo et al. 2015) (hereafter denoted as ERA-Land) is a reconstruction based on the HTESSEL LSM (Balsamo et al. 2009; Albergel et al. 2012) forced by atmospheric input derived from the ERA-Interim reanalysis (Dee et al. 2011) with corrected precipitation. In spite of not assimilating observed data, the fair results of ERA-Land verification against observations justify its use as a reference for soil water content estimates. Here, ERA-Land is used to

prescribe soil moisture in the dedicated RCM experiments, namely R-SOIL and A-SOIL. It is also used to initialize the land surface component in the GCM simulations that provide forcing boundary conditions to the four RCM experiments. As can be seen from Table 2 summarizing GCM forcing experiments, the CNRM-CM land component differs from that of ERA-Land. To perform the initialization of land surface from ERA-Land, an interpolation based on a transfer function is applied (Boisserie et al. 2016). Another possibility would have been to retrieve initial conditions for the land surface from an offline simulation of the SURFEX LSM. Here, we choose to use the same dataset to initialize both GCMs so as to limit discrepancies in the experimental design.

ERA-Land was also used to constrain soil moisture in the RCM experiments with ALADIN and RACMO (A-SOIL and R-SOIL, respectively, see Table 1). Although RACMO and ERA-Land share the same underlying LSM, the difference in spatial resolution implies that one ERA-Land grid cell, corresponding to one soil type, matches multiple RACMO grid cells potentially differing in terms of soil type and thus hydrological properties. Thus, the transfer from ERA-Land to RACMO is performed by interpolating a soil moisture index (SMI). It is computed following Eq. 1, where  $\theta$  is the volumetric soil water content,  $\theta_{wp}$  the wilting point of the considered soil layer and  $\theta_{fc}$  the field capacity.

$$SMI = \frac{\theta - \theta_{wp}}{\theta_{fc} - \theta_{wp}} \quad (1)$$

SMI is then converted back into water content in the target grid, taking into account the soil type attributed to each cell. These retrieved water content values replace simulated water content prognostic fields during the RCM integration once a day at 00Z. In the case of ALADIN, ERA-Land soil water content is interpolated onto the SURFEX grid using the aforementioned transfer function, also based on SMI regridding. Then, at each time step of the model integration, simulated soil moisture fields are strongly nudged (Douveille 2003; Douville et al. 2016) towards those derived from the interpolated ERA-Land data of the corresponding day. If we call  $X$  the soil water content prognostic variable of a considered soil layer, then the temporal evolution of  $X$  in A-SOIL follows the nudging Eq. 2, where  $M(X)$  is the tendency term for  $X$ ,  $\sigma$  is a vertical profile factor comprised between 0 and

**Table 1** Experiments summary

Name	RCM	Soil moisture	Land surface model
A-REF	ALADIN	Initialized	SURFEX 7.2
A-SOIL	ALADIN	Daily nudged towards ERA-Land	SURFEX 7.2
R-REF	RACMO	Initialized	HTESSEL
R-SOIL	RACMO	Daily replaced by ERA-Land	HTESSEL



1,  $X^{\text{ref}}$  the reference soil water value derived from ERA-Land, and  $\tau$  a characteristic relaxation time. Here,  $\sigma$  was set to 1 and  $\tau$  to 24 h for every soil layer. We justify this a priori choice of relaxation time by the need for a strong nudging of soil moisture to stay close to the R-SOIL set-up. This is the case when the soil water content characteristic time is close to or greater than 1 day. We infer that only the superficial layer water content evolves at a faster pace than 1 day. There, our nudging remains loose but the memory of superficial moisture anomalies is negligible at seasonal time scales. Furthermore, applying a sub-daily nudging would require to carry out a dedicated time interpolation of ERA-Land daily data, hence introducing a new source of uncertainty.

$$\frac{\partial X}{\partial t} = M(X) + \sigma \cdot \frac{X^{\text{ref}} - X}{\tau} \quad (2)$$

Note that for R-SOIL and A-SOIL, the method used to prescribe soil moisture has been applied similarly to the 15 ensemble members. The ensemble spread results from perturbations in the atmospheric component in the forcing GCMs. As an illustration of the nudging technique, Fig. 1 compares A-REF and A-SOIL spread for superficial volumetric soil water content averaged over France for a randomly selected year (1998) where the box and whiskers depict the day-to-day intra-ensemble spread in ALADIN experiments.

Soil moisture-related metrics should focus on the amount of soil water content prone to impact climate at the seasonal scale. We therefore use SMI as previously described, computed over the root-zone only. This fraction of soil water

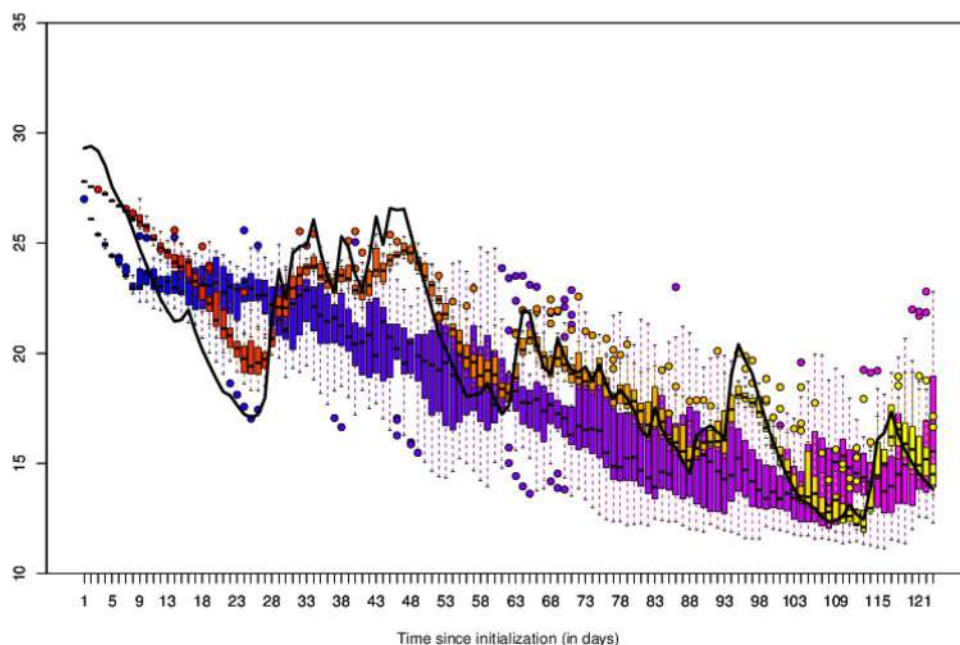
available for evapotranspiration is commonly used in climate studies considering land–atmosphere coupling (e.g. Betts 2004) or to retrieve comparable soil moisture between different LSMs that do not share the same soil parametrization and discretization (e.g. Boisserie et al. 2016; Douville 2003).

The characteristics of the models led us to use two slightly different techniques to constrain soil moisture, as described above. However, since both R-SOIL and A-SOIL soil water contents have been guided towards the same reference data, they should be almost perfectly correlated to each other. This is verified in supplementary Figure S.1 where, as expected, these correlations are close to 1 between A-SOIL and R-SOIL experiments over the whole domain. One remarkable exception is northern Finland. This is the only region where A-SOIL SMI is not correlated to ERA-Land in spite of the nudging (not shown). This discrepancy is due to abundant soil water content with a relatively low inter-annual variability in this region, characterized by organic soils in ERA-Land. After nudging, the soil water content in ALADIN remains well below that of ERA-Land, probably reaching a saturation threshold, which prevents the inter-annual variability signal to be properly conveyed from ERA-Land to ALADIN. Overall, since A-SOIL and R-SOIL have an almost identical soil moisture inter-annual variability, we conclude that the different approaches to constrain their soil moisture do not hamper the inter-model comparison.

### 2.3 Atmospheric reference data and evaluation metrics

By design, models represent climate dynamics and processes in an incomplete way. Consequently, they produce

**Fig. 1** Daily spread of superficial (seven top centimeters) soil water content in  $\text{kg}\cdot\text{m}^{-2}$  from May 1st to Aug. 31st 1998 averaged over France for A-REF (cold shades) and A-SOIL (warm shades). The black solid line is the nudging reference value derived from ERA-Land. The whiskers extend to the most extreme data point which is no more than 1.5 times the interquartile range depicted by boxes. Outliers are represented by circles



systematic errors leading to a biased simulated climate with respect to observations. A straightforward and commonly-used method to remove the bias in climate predictions is to consider observed and simulated anomalies relative to their respective climatologies for a given verifying time. The assessment carried out in this study relies on this approach. The anomalies are seasonally averaged over boreal summer, i.e. the 3-month June to August (hereafter JJA) period.

Three focus regions are defined, over France (hereafter FR), Sweden (SW) and a region straddling Ukraine and Russia (RU). They are depicted on Fig. 2 and their boundary coordinates are reported in supplementary Table S.1. All three have very distinct climate features : mainly ocean temperate for FR, continental with warm summers for RU and continental with cool summers for SW. RU and FR have also been selected for a specific analysis of extreme summers during the full simulation period (respectively 2010 and 2003).

The reference observed daily precipitation, minimum temperature (Tmin) and maximum temperature (Tmax) at screen level are taken from EOBS v.14 European gridded data set at 0.25° (Haylock et al. 2008). Local station observational data of monthly downward surface shortwave radiation (DSSR) are derived from the Global Energy Balance Archive (GEBA) (Sanchez-Lorenzo et al. 2015). Neither EOBS nor GEBA is a reanalysis *stricto sensu*, meaning that they are completely independent from any model physical parametrization.

The first part of Sect. 3 presents a deterministic assessment of the experiments. This implies that the metrics are only based on their ensemble mean. It relies mainly on Pearson correlation over time of grid point or area-averaged variables, and mean square errors. The statistical significance is derived from 95% confidence intervals, computed after a Fisher z-transformation of the correlation coefficient, or after

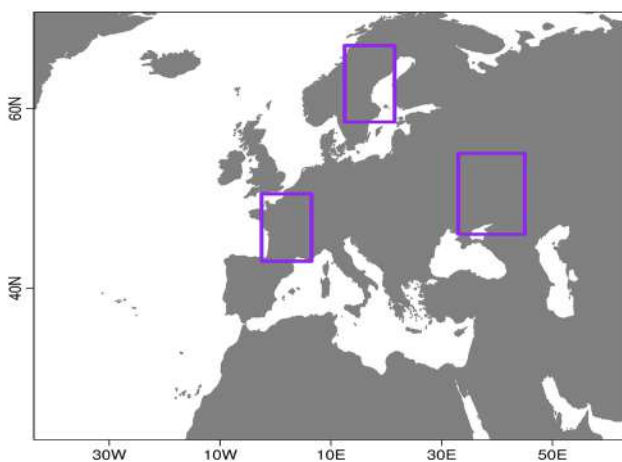


Fig. 2 Spatial extent of focus regions

the method by Zou (2007) in the case of correlation difference. The latter is recommended by Siebert et al. (2017) to detect correlation improvements.

The probabilistic evaluation of our experiments allows to extract information given by the ensemble members. In particular, the second part of Sect. 3 details the impact of the experimental set-up on the ensemble spread, followed by an analysis of variance for Tmax and precipitation over the three focus regions.

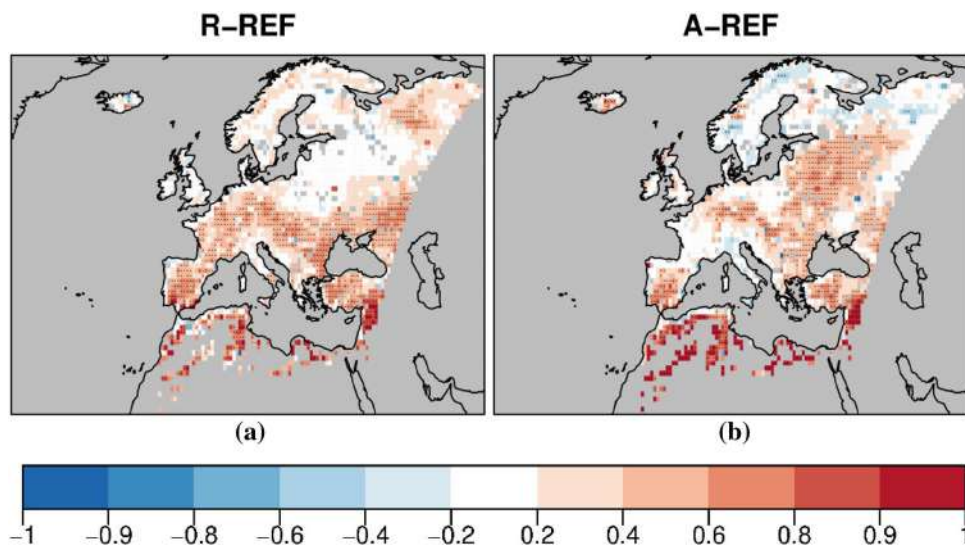
## 3 Results

### 3.1 Ensemble mean evaluation

#### 3.1.1 Inter-annual variability over the simulation period

Before verifying the capacity of the models to capture inter-annual climate anomalies related to a boundary condition such as soil moisture, we first need to assess how well soil moisture inter-annual variability is simulated in the unconstrained simulations. This is achieved by computing SMI JJA correlations to ERA-Land for both reference experiments R-REF and A-REF. Figure 3 shows that these initialized experiments manage to significantly capture the inter-annual sign of soil moisture anomalies over less than 2/3 of grid points. The only common regions with a fair signal are Iberia and a strip extending from southern Germany to the Black Sea. SMI correlations are irrelevant, and therefore masked out, in desert regions of North Africa and the Middle East where the soil water content is very small. In addition to correlation, the memory of soil moisture, i.e. the degree of persistence of spring anomalies throughout summer, is assessed over the three focus regions described in Sect. 2.3 (Fig. 4). Unlike A-REF, a fair agreement is found between R-REF and ERA-Land over RU (long-lived soil moisture memory) and SW (short-lived soil moisture memory). It is likely that R-REF and ERA-Land are better matches since both datasets are based on the same LSM. However, A-REF SMI memory is closer to ERA-Land than R-REF over FR (intermediate memory), suggesting that memory is not exclusively determined by the LSM formulation. The sharp drop in correlation during the first days for A-REF over the three regions may result from an initialization shock triggered by the difference between ALADIN and ERA-Land surface schemes. The diversity of models response to soil moisture initialization, together with the uncertain representation of reality by ERA-Land as a model-dependant reference are challenging aspects when considering the contribution of soil moisture to climate inter-annual variability. However, they confirm a priori the added value of comparing two models in this study. Furthermore, forcing soil moisture towards the same reconstructed values in both models allows to obtain two

**Fig. 3** JJA SMI correlation between ERA-Land and **a** R-REF **b** A-REF. Stippling depicts values significantly different from 0 with a 95% confidence. Pixels with ERA-Land SMI values below 0.1 have been masked out



**Table 2** GCM ensemble simulation characteristics

	CNRM-CM	EC-Earth 3.1
Horizontal resolution	T1255 (~ 70 km)	T255 (~ 70 km)
Interactive ocean	Yes	No
Ensemble generation	Stochastic dynamics	Singular vectors
Land Surface Model	SURFEX 7.2	HTESSEL
Land Surface initialization	Interpolated ERA-Land	ERA-Land

sets of idealized atmospheric simulations with a common ‘perfect’ evolution of soil moisture as a boundary condition.

Daytime surface turbulent heat fluxes balance the major part of incoming energy from solar radiation. Consequently, evapotranspiration has a pronounced diurnal cycle (Novick et al. 2009) and reaches a minimum during nighttime, in the absence of incoming shortwave radiation. Furthermore, Tolck et al. (2006) showed that in a semi-arid environment, virtually all the nighttime fraction of evapotranspiration is prescribed by atmospheric conditions. Thus, in regions where soil moisture is considered a major driver of evapotranspiration, we can infer that the coupling between soil moisture and the boundary layer gets cut-off at night. Based on that assumption, we assess separately the sensitivity of  $T_{min}$  and  $T_{max}$  seasonal anomalies to soil moisture, the former value being generally reached at the end of the night. Time correlations for  $T_{min}$  (Fig. 5) show little difference between SOIL and REF experiments for both models, except a substantial gain over the easternmost part of the domain for R-SOIL (Fig. 5c). Conversely, prescribing soil moisture brings a spectacular increase in correlation for  $T_{max}$  (Fig. 6) for both models, over almost the whole domain. The only regions exhibiting limited signal in SOIL experiments are roughly patches of North–West Europe and Poland for

RACMO and most of the Alps for ALADIN. This overall improvement was expected for southern Europe, where soil moisture is the main driver of evapotranspiration. For the other regions where  $T_{max}$  variability benefits from improved soil moisture, we hypothesize that the other terms of the surface energy budget play a prevailing role. Since water content impacts the soil heat capacity, it is likely that the SOIL experiments have more realistic inter-annual variability of both ground heat fluxes and sensible heat fluxes. Verifying this against observation is very challenging because of the lack of reliable observations and the model-dependent parametrization of turbulent fluxes. However, the compared correlations of these fluxes between models (Supplementary Fig. S.2 and S.3) shows consistent inter-annual variability in both SOIL experiments, even at higher latitudes. Additionally, over Northeast Europe, SOIL experiments are better correlated for sensible than for latent heat fluxes.

Another noticeable feature is the relative match for each REF experiment between the regions with SMI and  $T_{max}$  significant correlation (Figs. 3a, b 6a, c). Even if correlations do not give insight on causal relationship, this result is consistent with a strong link existing between soil moisture and temperature inter-annual variability over Europe in summer.

Since improved soil moisture variability affects  $T_{max}$ , it may also impact the convective boundary layer and diurnal cloud development. We use observed incoming solar radiation variability as a proxy to verify this hypothesis. Time correlation for DSSR between in-situ observations at GEBA stations and simulations at the corresponding grid point are reported on Fig. 7. SOIL experiments show either higher or unchanged correlations as compared to REF. The correlation increase concerns mainly Northeastern-most locations, but also central Europe for R-SOIL. Hence, over these regions, seasonal soil moisture anomalies likely drive cloud cover anomalies to a certain extent, even if the processes

involved cannot be clearly identified from our study. Based on our results on turbulent fluxes, we can only hypothesize that soil moisture anomalies mainly impact sensible heat fluxes which in turn influence the diurnal boundary layer development and ultimately cloud evolution. A dedicated process-oriented experiment would be required to specify the underlying mechanisms.

It is well known that the precipitation skill of seasonal forecast systems is very limited over Europe (Rodwell and Doblas-Reyes 2006). This is also the case in our REF experiments despite dynamical downscaling (Fig. 8a, c). However the idealized framework of SOIL experiments leads to a strong increase in precipitation correlation for both models (Fig. 8b, d). It should be noted that the regions benefiting from this improvement are not restricted to southern Europe, usually pinpointed as a hotspot of land–atmosphere coupling. Here again, models partly agree on the regions with increased correlation, but most of the areas covered by our three sub-domains of interest, namely FR, RU and SW, are concerned. The root mean square error of precipitation anomalies is also reduced overall in SOIL experiments as compared to REF, although this reduction is hardly significant (supplementary Fig. S.4).

### 3.1.2 Seasonal bias

The Tmax summer temperature bias is shown in Fig. 9. The slight cold bias present over the vast majority of the domain in REF for both models is further increased in SOIL experiments, in particular over Eastern Europe and Russia. In the case of ALADIN, the cooling impact of prescribed soil moisture is very likely due to the increase of mean soil water content in the SOIL experiment with respect to REF (not shown). Consequences in terms of temperature variance are discussed in the next section. As for precipitation, (Supplementary Fig. s.5), the simulations with prescribed soil moisture tend to produce more precipitation across the whole domain. Thus, dry biases in REF are reduced in SOIL, but wet biases are amplified. Overall, the mean climate of both models is altered with respect to the reference data when soil moisture is prescribed.

All the results presented so far demonstrate a widespread sensitivity of summer inter-annual variability to soil moisture boundary conditions. Despite a slight degradation of the model mean climate with respect to observations, SOIL experiments better capture the sign of annual anomalies. Beyond consequences on the ensemble mean, we now investigate the impact of soil moisture prescription in a probabilistic framework. To that end, the next section focuses on the sensitivity of the ensemble spread to our experimental design and on the analysis of inter-annual and intra-annual variance.

## 3.2 Probabilistic evaluation

### 3.2.1 Regional spread

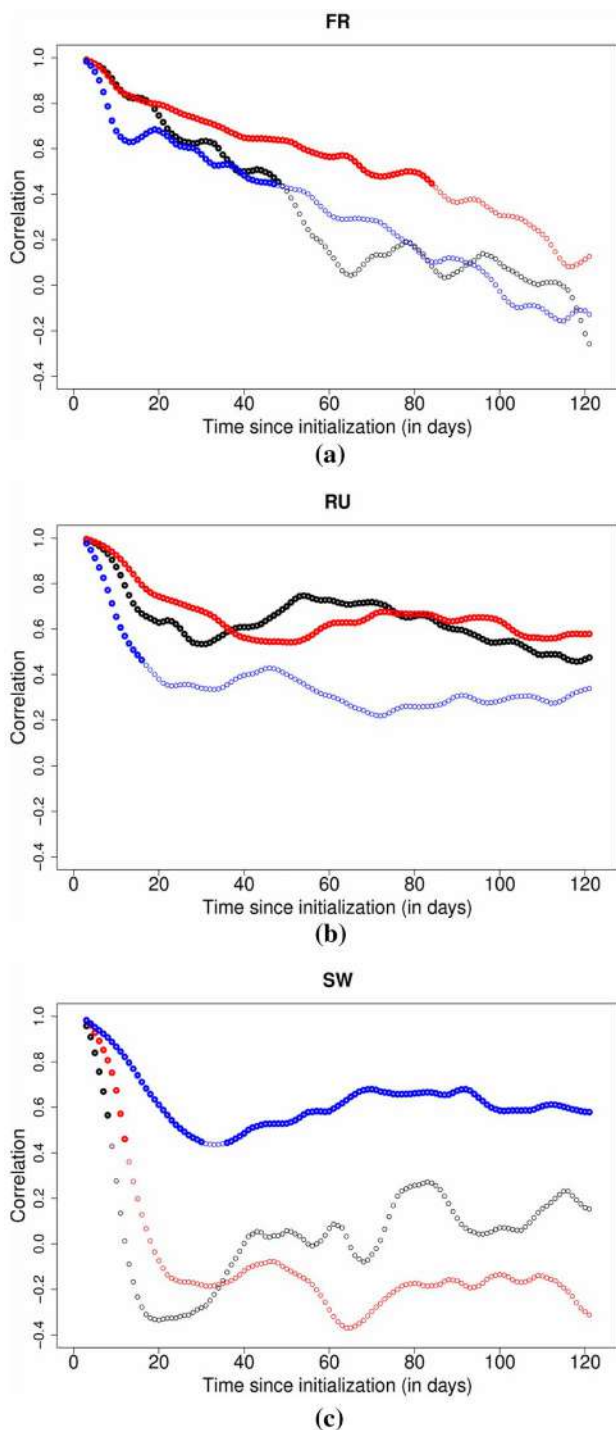
The same nudging has been applied across the whole domain for all the ensemble members of SOIL experiments. Consequently, one can expect by design a smaller soil wetness ensemble spread than in REF for which soil moisture is not constrained. Figure 1 compares A-REF and A-SOIL spread for superficial volumetric soil water content over FR for a randomly selected year (e.g. 1998) where the box and whiskers depict the day-to-day intra-ensemble spread in ALADIN experiments. This example illustrates the extent to which the soil moisture spread is reduced in the nudged experiment. We generalize this spread evaluation for both models by computing the quadratic mean of the SMI ensemble variance for each day of the 4-month May-to-August period over the 20-year period (Supplementary Equation S.1). The JJA mean of these daily values is displayed in Table 3 for the three focus regions. For both models, and despite different techniques, soil moisture prescription at a daily frequency leads to a reduction of spread by about 70%, regardless of the considered region. The spread reduction is higher for RACMO than for ALADIN, which is not surprising since the relaxation technique in ALADIN constrains soil moisture more softly than the replacement technique applied in RACMO.

Theoretically, the reduction of spread for soil moisture could translate into a reduction of spread for near-surface climate fields, at least where soil moisture drives the partition of turbulent heat fluxes. These fluxes relate to daytime near-surface temperature but also precipitation through convective boundary layer development. We verify this hypothesis over our 3 focus regions characterized by distinct precipitation regimes in summer. Indeed, the share of convective precipitation in total precipitation is lower over SW (about 50% according to ERA-Interim) than over FR (approx. 68%) or RU (75%). These estimates are derived from a reanalysis and may thus be inaccurate but they characterize different precipitation regimes over Europe (Supplementary Fig. S.6).

**Table 3** Soil moisture index spread for RACMO (a) and ALADIN (b)

	FR	RU	SW
(a)			
R-REF	0.11	0.08	0.10
R-SOIL	$8.1 \times 10^{-3}$	$5.9 \times 10^{-3}$	$8.9 \times 10^{-3}$
Ratio R-SOIL/R-REF	7.5%	7.4%	9.1%
(b)			
A-REF	0.09	0.06	0.05
A-SOIL	$8.6 \times 10^{-3}$	$5.3 \times 10^{-3}$	$5.9 \times 10^{-3}$
Ratio A-SOIL/A-REF	10.0%	9.3%	10.8%





**Fig. 4** Correlation between May 1st SMI and 5-day running mean SMI for ERA-Land (black), A-REF (blue) and R-REF (red) over **a** FR, **b** RU and **c** SW. Thick circles mark significant correlations with a 95% confidence level

However, Table 4 shows that the reduction in Tmax spread is small, and generally below 10%. A similar analysis for precipitation and DSSR does not reveal any change in spread (not shown).

In contrast with the previous section highlighting an acute sensitivity of the ensemble mean to soil moisture, these results suggest that in our models, the ensemble spread is barely sensitive to soil moisture over most of Europe.

### 3.2.2 Analysis of variance

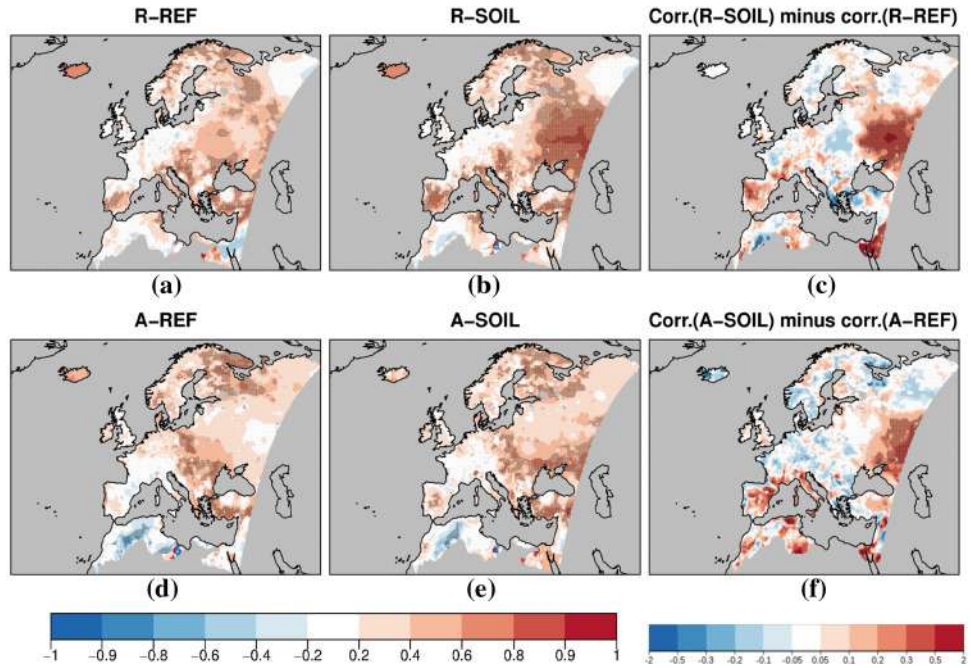
The simulations with constrained soil moisture proved to better capture the sign of temperature or precipitation summer inter-annual anomalies. The impact on the variance of these fields can also be assessed fairly robustly thanks to our experimental design based on ensembles. Here we analyze separately the inter-annual and intra-annual contributions to the total variance. The intra-annual term is the mean variance of daily values computed separately for each year while the inter-annual one is the variance of seasonally averaged daily values. The decomposition of the variance for a given field  $X$  follows Eq. 3, where  $n_d$  is the number of summer days of each year  $y$ , i.e. 92 from June 1st to August 31st,  $N$  is the total number of summer days in the entire period ( $N = n_d * 20$ ). The overbar denotes the arithmetic mean.

$$\begin{aligned}
 Var(X) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \\
 &= \frac{1}{N} \sum_y \sum_{d=1}^{n_d} (X_d^{(y)} - \overline{X^{(y)}})^2 + \frac{n_d}{N} \sum_y (\overline{X^{(y)}} - \bar{X})^2 \quad (3) \\
 &= Var_{intra(y)}(X) + Var_{inter(y)}(X)
 \end{aligned}$$

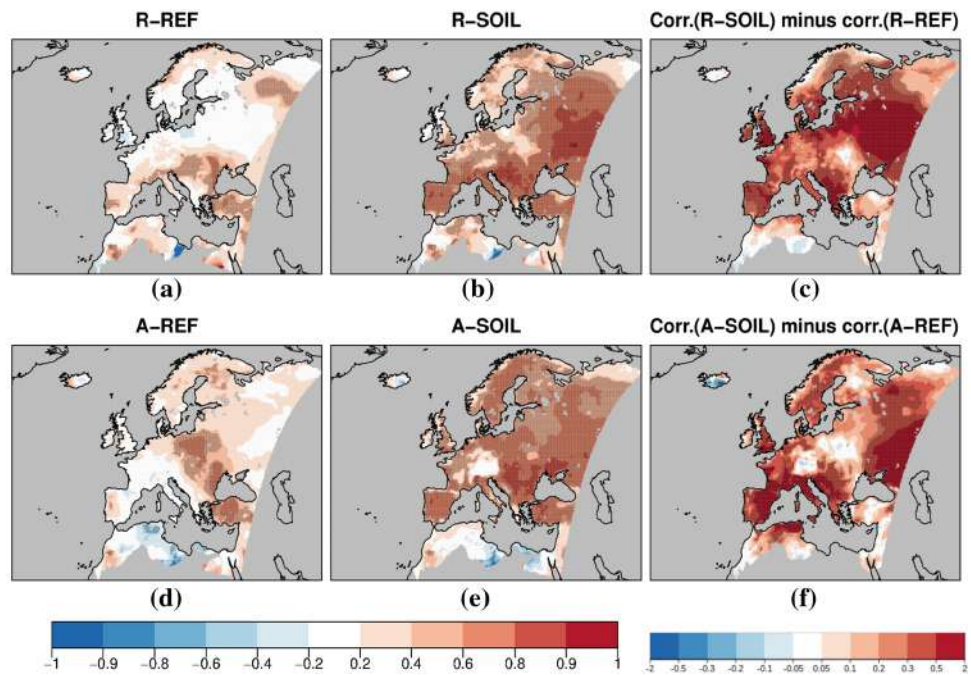
The decomposition is applied to the observations and to the 15 members of each experiment. This provides samples of 15 ratios  $Var(X_{exp})/Var(X_{obs})$  per experiment, for each term of the variance decomposition. When comparing experiments, a t-test is performed to verify if variances significantly differ at a 95% confidence level. Results for the three focus regions are reported in Table 5.

For both temperature and precipitation, the intra-annual term is much greater than the inter-annual one, by a comparable factor for observations and simulations (not shown). This expected feature relates to the greater magnitude of day-to-day variations as compared to that of seasonal ones. Tmax variance terms in SOIL are systematically and significantly reduced over RU and FR with respect to REF. The reduction also applies to SW but without statistical significance in general. In comparison to observations, SOIL experiments show an improvement for FR where the REF experiments overestimate both inter and intra-annual variances. By contrast, the variance terms are deteriorated over RU in SOIL experiments which show an excessively low amplitude. Interestingly, the two variance terms for precipitation evolve oppositely in SOIL experiments (Table 5c,

**Fig. 5** JJA T<sub>min</sub> correlation with EOBS for **a** R-REF, **b** R-SOIL, **d** A-REF, **e** A-SOIL and correlation differences R-SOIL minus R-REF (**c**) and A-SOIL minus A-REF (**f**) for experiments initialized 1st May 1993-2012. Stippling depicts values significantly different from 0 with a 95% confidence



**Fig. 6** Same as Fig. 5 for T<sub>max</sub>

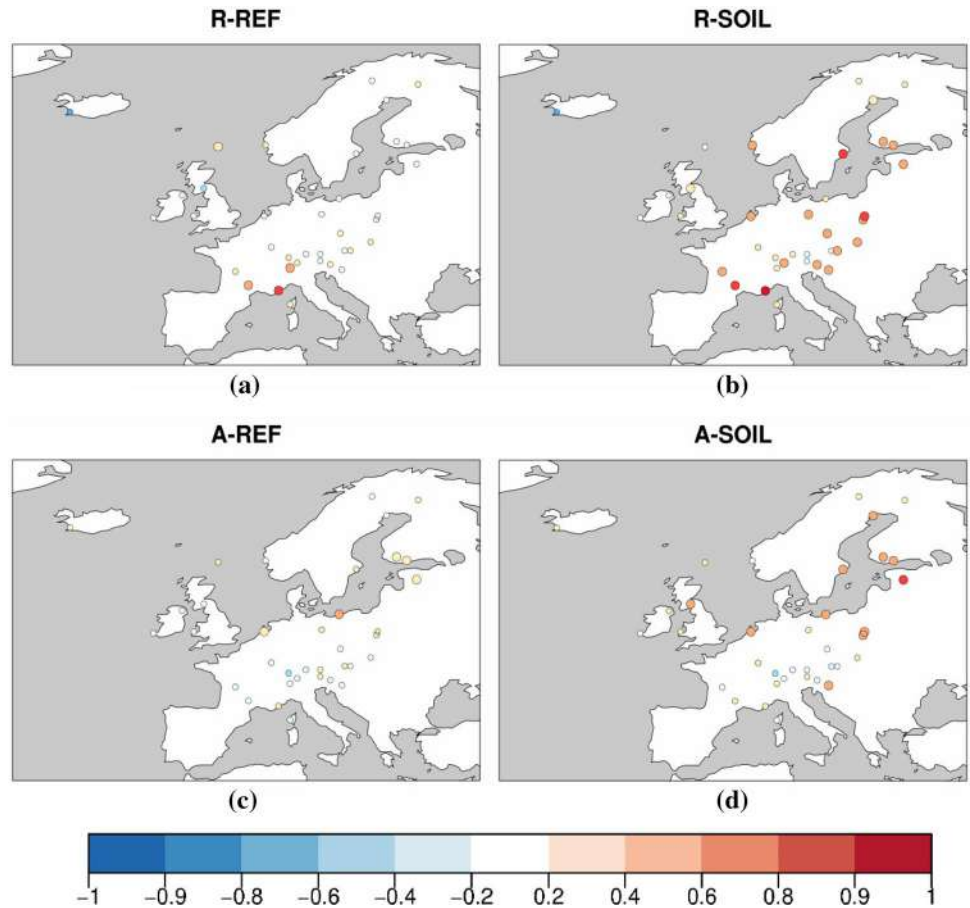


d) where the intra-annual variance increases and the inter-annual variance decreases with respect to REF. This tendency is however less pronounced and generally not significant for RACMO.

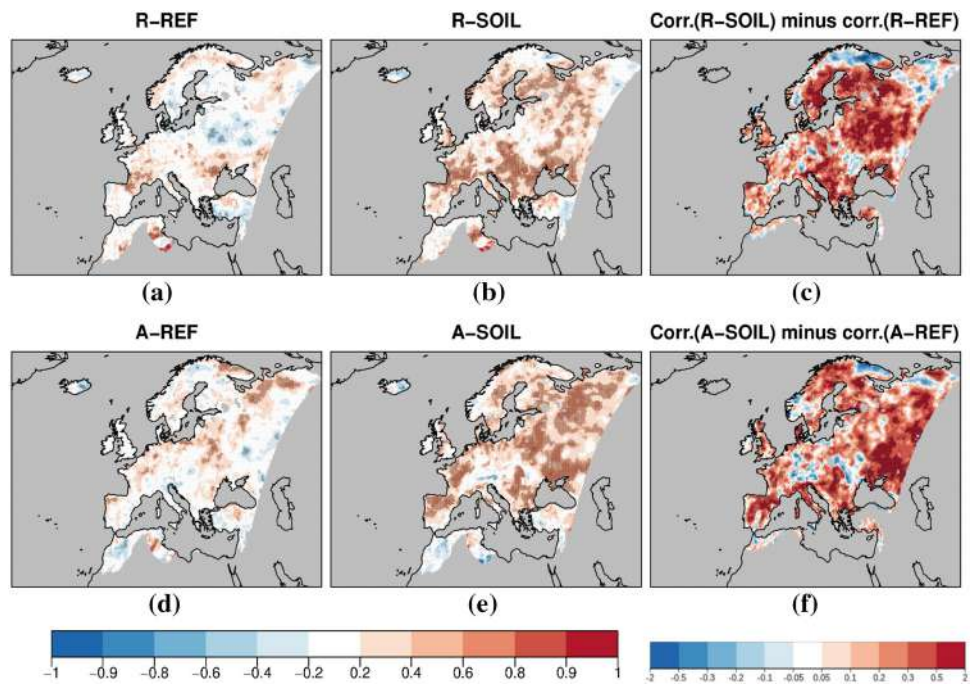
Hence, the magnitude of inter-annual variability is restrained when soil moisture is prescribed in our experiments. This is likely the consequence of a soil mean state wetter in SOIL than in REF experiments. The underlying mechanism, described in Seneviratne et al. (2010)

section 7.2, can be summarized as follows: when soil moisture is abundant enough, it stops being a limiting factor of evapotranspiration. This implies that variations in soil moisture do not translate into variations of surface heat fluxes, and therefore limit temperature and precipitation variability. As for the opposite trend of intra-annual variance between precipitation and temperature, we can hypothesize that wetter soils in SOIL experiments increase the latent heat flux in response to intense solar radiation, which mitigates daily

**Fig. 7** JJA DSSR correlation with GEBA for **a** R-REF **b** R-SOIL, **c** A-REF and **d** A-SOIL for experiments initialized 1st May 1993–2012. Large circles depict correlations significantly positive with a 95% confidence

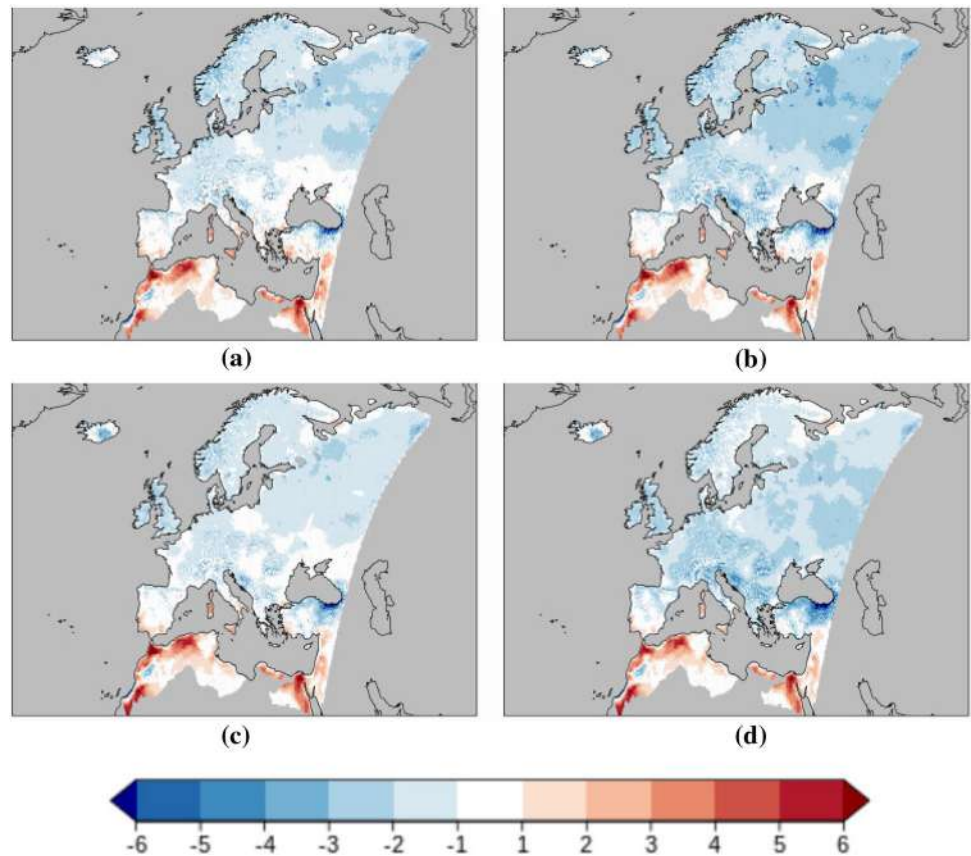


**Fig. 8** Same as Fig. 5 for precipitation





**Fig. 9** JJA Tmax bias against EOBS (in K) for **a** R-REF, **b** R-SOIL, **c** A-REF and **d** A-SOIL for experiments initialized 1st May 1993–2012



hot temperature extremes and also favors the occurrence of days with convective precipitation.

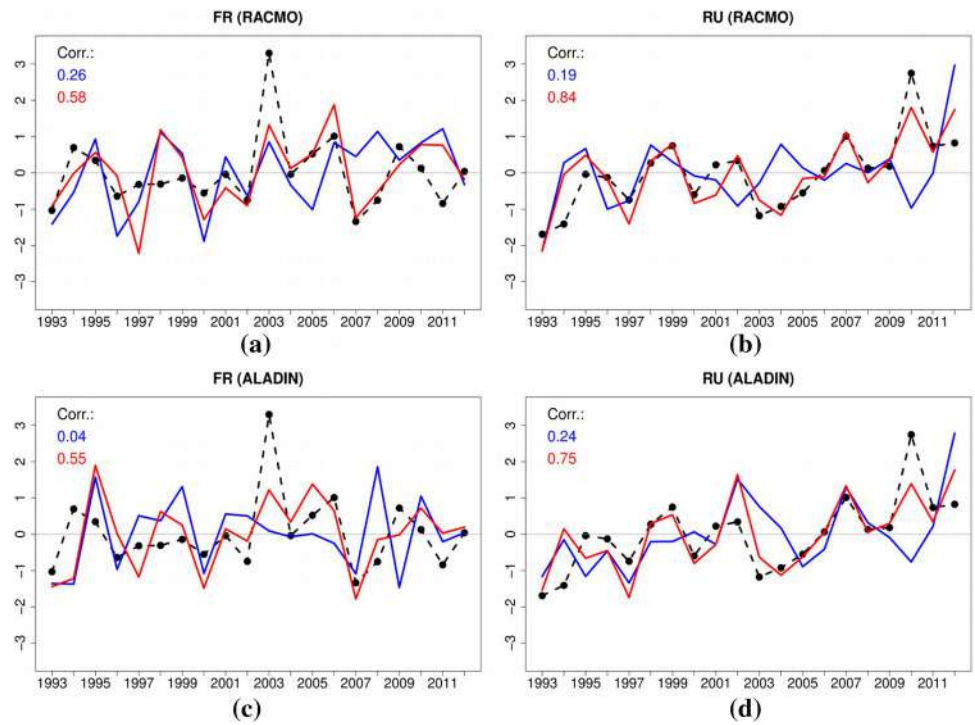
### 3.3 Focus on two extreme summers

A year-to-year comparison of observed vs. simulated Tmax anomalies averaged over FR and RU is shown in Fig. 10. The amplitude of simulated anomalies is damped by the ensemble averaging. Hence, observed anomalies and simulated ensemble mean anomalies are normalized by their respective standard deviation. A similar analysis for precipitation can be found in Supplementary Figure S.7. As mentioned in the introduction, the case of 2003 over FR (left-hand column) and 2010 over RU (right-hand column) are worthy of attention since these summers were exceptionally warm and dry in concerned regions. Generally, SOIL outperform REF experiments in capturing a pronounced dry and warm anomaly, except for RACMO in 2003, where R-REF and R-SOIL both succeed in simulating these anomalies. Further insight is provided by means of an index defined as the number of days where Tmax exceeds a given threshold during these particular summers. Instead of using a common absolute temperature value as threshold for both observation and simulations, we select relative thresholds computed monthly as the 80th percentile of Tmax distribution of each

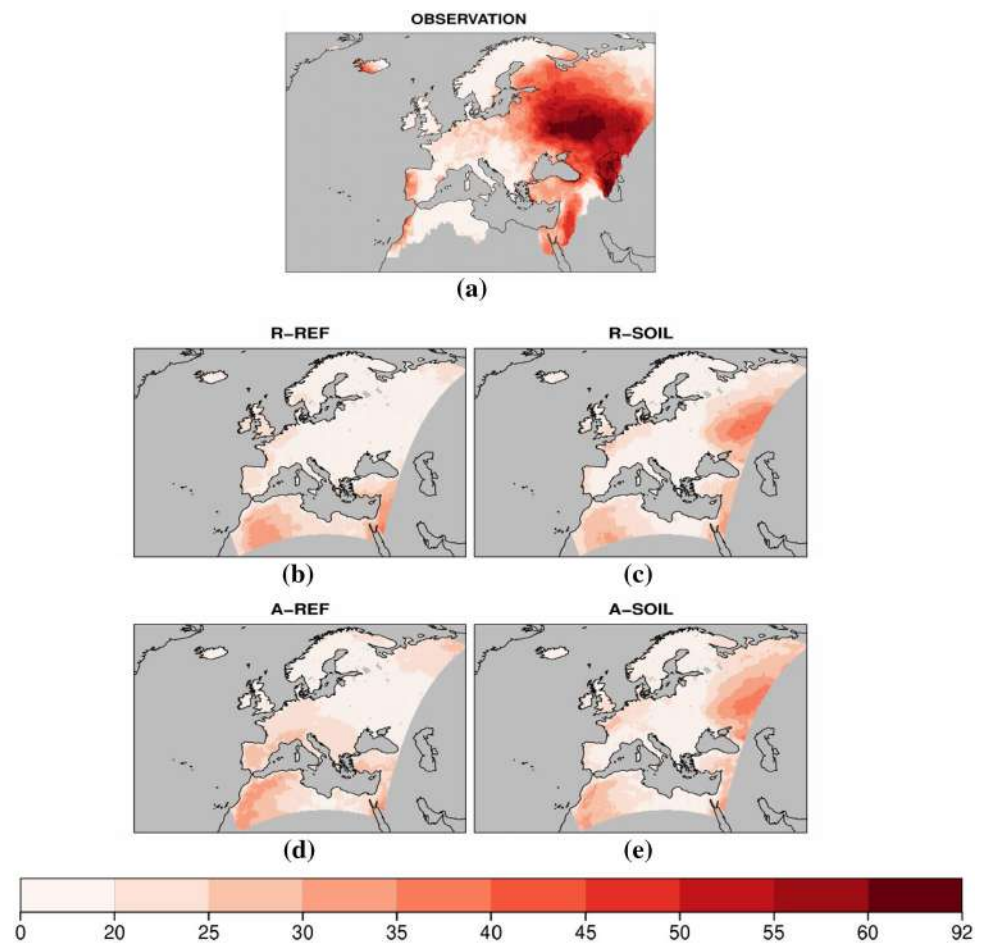
experiment and observation. This allows a fair comparison, regardless of the models bias and the observational uncertainty. The benefit of prescribing soil moisture is visible for 2010 where unlike REF, both SOIL experiments capture a positive signal correctly located over West Russia (Fig. 11). It should be kept in mind that the difference of amplitude between indices derived from observation and simulations partly results from damping due to ensemble averaging. Conversely, for 2003, despite a weak signal over Italy and the Balkans for RACMO, prescribing soil moisture only leads to small improvements (Supplementary Fig. S.8). Interestingly, REF experiments do manage to simulate the observed 2003 negative SMI anomaly over Western Europe but not the one over Russia in 2010 (Fig. 12). For the latter year, SOIL protocol deeply modifies the average soil moisture state, which seems crucial in the development of the heat wave. This result supports the attribution study from Hauser et al. (2016), showing that dry soil conditions alone increased the likeliness of occurrence of the 2010 event by a factor of six. For 2003, prescribing soil moisture only slightly modifies the summer-averaged soil moisture content with respect to REF. This is consistent with the limited differences found between the experiments for our heat index. We relate the apparently weak response of the models to the findings from Feudale and Shukla (2011), suggesting that the 2003



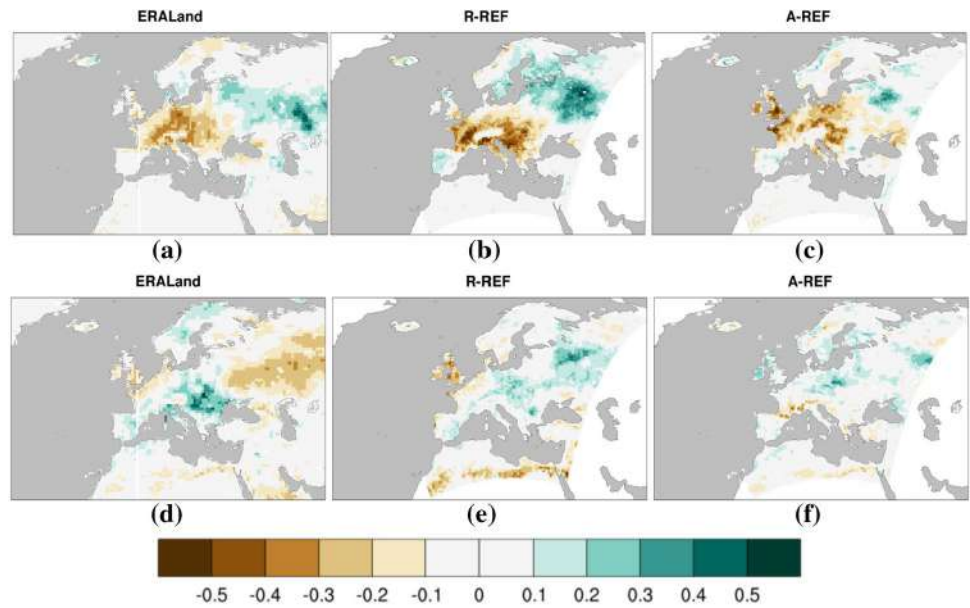
**Fig. 10** Inter-annual JJA Tmax anomalies for FR (a, c) and RU (b, d). The first (second) row shows RACMO (ALADIN) experiments. The blue (red) solid line depicts REF (SOIL) ensemble mean and the black broken line the reference. Same colors are used to display the correlation values of corresponding experiments with the reference in the upper left corner



**Fig. 11** Number of 2010 JJA hot days as defined in section 3.3 in a EOBS observation, b R-REF, c R-SOIL, d A-REF and e A-SOIL



**Fig. 12** JJA SMI anomaly: 2003 ERA-Land (a), R-REF (b), A-REF (c) and 2010 ERA-Land (d), R-REF (e) and A-REF (f)



**Table 4** Tmax spread for RACMO (a) and ALADIN (b)

	FR	RU	SW
(a)			
R-REF	3.91	3.27	3.28
R-SOIL	3.62	3.07	2.94
Ratio R-SOIL/R-REF	92.6%	93.9%	89.7%
(b)			
A-REF	4.01	2.82	3.64
A-SOIL	3.25	2.75	2.74
Ratio A-SOIL/A-REF	81.1%	97.4%	75.2%

heat wave was more related to the global sea surface temperature conditions. Moreover, our index tends to highlight long-lasting warm spells, like that of 2010, as opposed to the 2003 summer heat anomaly, which was characterized by multiple shorter-lived warm spells, including the relatively brief but extremely intense early August episode. Without overlooking the contribution of land surface feedbacks in the summer 2003 extreme heat, as such already identified by e.g. Weisheimer et al. (2011), we infer that our simulations miss a key ingredient such as the temporal structure of circulation regimes. This is consistent with the mechanism described in Miralles et al. (2014) for mega heat waves, suggesting that atmospheric high pressure blocking anomalies trigger situations favoring clear skies with enhanced evaporative demand, leading to a rapid soil dry-out, which in turn contributes to temperature escalation. Very similar results are found when assessing these two case studies in terms of precipitation deficit, by means of a 3-month Standardized Precipitation Index of these two case studies (not shown). This supports the findings of Schär et al. (1999) who pointed

**Table 5** Intra-annual (a) and inter-annual (b) variance ratio for Tmax, and ((c) and (d) respectively) for precipitation

	FR	RU	SW
(a) Tmax (intra)			
R-REF/OBS	<b>1.37</b>	<b>0.97</b>	<b>1.02</b>
R-SOIL/OBS	<b>1.22</b>	<b>0.84</b>	<b>0.93</b>
A-REF/OBS	<b>1.35</b>	<b>1.18</b>	0.81
A-SOIL/OBS	<b>0.91</b>	<b>0.72</b>	0.81
(b) Tmax (inter)			
R-REF/OBS	<b>1.47</b>	<b>0.55</b>	0.72
R-SOIL/OBS	<b>0.94</b>	<b>0.41</b>	0.58
A-REF/OBS	<b>1.78</b>	<b>0.82</b>	0.50
A-SOIL/OBS	<b>0.62</b>	<b>0.43</b>	0.42
(c) Pr (intra)			
R-REF/OBS	1.09	<b>0.91</b>	0.99
R-SOIL/OBS	1.11	<b>1.04</b>	1.00
A-REF/OBS	<b>1.04</b>	<b>0.72</b>	1.01
A-SOIL/OBS	<b>1.28</b>	<b>0.98</b>	1.05
(d) Pr (inter)			
R-REF/OBS	1.65	0.95	0.88
R-SOIL/OBS	1.42	0.75	0.87
A-REF/OBS	<b>2.07</b>	<b>1.33</b>	1.02
A-SOIL/OBS	<b>1.56</b>	<b>1.03</b>	0.91

Bold figures highlight significant differences between REF and SOIL experiments at a 95% confidence level

out the strong positive dependence of summertime precipitation to soil moisture over large parts of Europe. Underlying processes are less clear than for soil-moisture temperature interplay : the complex and sometimes reverse feedbacks and physical mechanisms involved are still being investigated

(Schär et al. 1999; Seneviratne et al. 2010; Guillod et al. 2015).

## 4 Conclusions

This study investigates the sensitivity of inter-annual climate variability to soil moisture in climate models over Europe, based on two sets of modelling experiments. Constraining daily soil moisture towards reconstructed values provides an idealized experiment framework fitted to evaluate the models response with respect to standard initialized simulations, in which soil moisture evolves freely. This work relies on two distinct limited area models using boundary forcings from two global initialized simulations carried out by different GCMs. Over large parts of Europe, climate simulations with imposed realistic soil moisture are significantly more accurate in terms of temperature and precipitation inter-annual variability. Models partly disagree with each other on the most sensitive regions but the improvement is not limited to southern or mediterranean Europe, traditionally identified as hot-spots of land–atmosphere coupling. Over northern Europe, the results indicate that realistic soil moisture likely improves land surface temperature, sensible heat flux and convective boundary layer development. The robustness of our results is supported by an overall consistency between the two RCMs. The main conclusion from our study is that soil moisture as a boundary condition plays a major role in controlling the amount of summer climate variability in Europe, including in higher latitude regions where the evapotranspiration is not mainly driven by soil water content. A very similar experiment carried out at the global scale with a GCM but not described here for the sake of clarity, brings similar conclusions for North America and China. However, no impact is found over Indian and African monsoon regions. Our results also support the findings from Mueller and Seneviratne (2012) whose observational study suggests that the extent of regions concerned by strong soil moisture–atmosphere coupling has been underestimated by previous model-only studies. Going a step further could consist in comparing the impact on summer climate of soil moisture inter-annual variability with that of day-to-day variability. Addressing such point would require complementary experiments, e.g. by prescribing a seasonally constant soil moisture anomaly derived from observations for each simulated year.

Our idealized framework does not fit the standard of a potential predictability study since it prevents any feedback from the atmosphere to the soil moisture and it does not address the seasonal predictability of soil moisture itself. However, the results from this study may encourage shaping any future predictability research targeted at making the most out of land surface initialization. In particular, it

would be worth assessing the gain of prediction skill resulting from a mitigation of model systematic errors. These errors on rainfall amount and intensity could rapidly alter the information included in land surface initial conditions and thus hinder the prediction skill. To our knowledge, the impact of these biases during the early stage of a forecast system integration has not been thoroughly evaluated, and would deserve a dedicated experiment. Soil moisture might well be an under-tapped source of warm season predictability because of uncertainties inherent to the modelling of the land surface and its complex interactions with the atmosphere.

**Acknowledgements** This study was supported by the EU-FP7 project SPECS (Grant agreement 308378). Bart van den Hurk was supported by the EU-H2020 project IMPREX (Grant agreement 641811). We acknowledge the E-OBS dataset from the EU-FP6 project ENSEMBLES (<http://ensembles-eu.metoffice.com>) and the data providers in the ECA&D project (<http://www.ecad.eu>) as well as Martin Wild (Institute for Atmospheric and Climate Science, ETH Zürich, Zürich, Switzerland) for providing the GEBA dataset.

## References

- Albergel C, Balsamo G, de Rosnay P, Muñoz-Sabater J, Bousssetta S (2012) A bare ground evaporation revision in the ECMWF land-surface scheme: evaluation of its impact using ground soil moisture and satellite microwave data. *Hydrol Earth Syst Sci* 16(10):3607–3620
- Ardilouze C, Batté L, Bunzel F, Decremier D, Déqué M, Doblas-Reyes F, Douville H, Fereday D, Guemas V, MacLachlan C, Müller W, Prodhomme C (2017) Multi-model assessment of the impact of soil moisture initialization on mid-latitude summer predictability. *Clim Dyn* 49(11–12):3959–3974
- Balsamo G, Beljaars A, Scipal K, Viterbo P, van den Hurk B, Hirschi M, Betts AK (2009) A revised hydrology for the ECMWF model: verification from field site to terrestrial water storage and impact in the integrated forecast system. *J Hydrometeorol* 10(3):623–643
- Balsamo G, Albergel C, Beljaars A, Bousssetta S, Brun E, Cloke H, Dee D, Dutra E, Muñoz-Sabater J, Pappenberger F et al (2015) Era-Interim/Land: a global land surface reanalysis data set. *Hydrol Earth Syst Sci* 19(1):389–407. <https://doi.org/10.5194/hess-19-389-2015>
- Batté L, Ardilouze C, Déqué M (2018) Forecasting west african heat waves at sub-seasonal and seasonal time scales. *Mon Weather Rev*. <https://doi.org/10.1175/MWR-D-17-0211.1>
- Betts AK (2004) Understanding hydrometeorology using global models. *Bull Am Meteorol Soc* 85(11):1673–1688
- Boisserie M, Decharme B, Descamps L, Arbogast P (2016) Land surface initialization strategy for a global reforecast dataset. *Q J R Meteorol Soc* 142(695):880–888
- Brier GW (1950) Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Mon Weather Rev* 78(1):1–3
- Bunzel F, Müller WA, Dobrynin M, Fröhlich K, Hagemann S, Pohlmann H, Stacke T, Baehr J (2018) Improved seasonal prediction of european summer temperatures with new five-layer soil-hydrology scheme. *Geophys Res Lett* 45(1):346–353
- Buontempo C, Hewitt CD, Doblas-Reyes FJ, Dessai S (2014) Climate service development, delivery and use in Europe at monthly to inter-annual timescales. *Clim Risk Manag* 6:1–5

- Colin J, Déqué M, Radu R, Somot S (2010) Sensitivity study of heavy precipitation in Limited Area Model climate simulations: influence of the size of the domain and the use of the spectral nudging technique. *Tellus A* 62(5):591–604
- Decharme B, Boone A, Delire C, Noilhan J (2011) Local evaluation of the interaction between soil biosphere atmosphere soil multilayer diffusion scheme using four pedotransfer functions. *J Geophys Res Atmos* 116:D20126
- Dee DP, Uppala SM, Simmons AJ, Berrisford P, Poli P, Kobayashi S, Andrae U, Balmaseda MA, Balsamo G, Bauer P, Bechtold P, Beljaars ACM, van de Berg L, Bidlot J, Bormann N, Delsol C, Dragani R, Fuentes M, Geer AJ, Haimberger L, Healy SB, Hersbach H, Hólm EV, Isaksen I, Kållberg P, Köhler M, Matricardi M, McNally AP, Monge-Sanz BM, Morcrette JJ, Park BK, Peubey C, de Rosnay P, Tavolato C, Thépaut JN, Vitart F (2011) The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Q J R Meteorol Soc* 137(656):553–597
- Dirmeyer PA (2011) The terrestrial segment of soil moisture-climate coupling. *Geophys Res Lett* 38:L16702
- Doblas-Reyes FJ, Déqué M, Piedelievre JP (2000) Multi-model spread and probabilistic seasonal forecasts in PROVOST. *Q J R Meteorol Soc* 126(567):2069–2087
- Doblas-Reyes FJ, García-Serrano J, Lienert F, Biescas AP, Rodrigues LR (2013) Seasonal climate predictability and forecasting: status and prospects. *Wiley Interdiscip Rev Clim Change* 4(4):245–268
- Douville H (2003) Assessing the influence of soil moisture on seasonal climate variability with AGCMs. *J Hydrometeorol* 4(6):1044–1066
- Douville H, Colin J, Krug E, Cattiaux J, Thao S (2016) Midlatitude daily summer temperatures reshaped by soil moisture under climate change. *Geophys Res Lett* 43(2):812–818
- Feudale L, Shukla J (2011) Influence of sea surface temperature on the European heat wave of 2003 summer. part ii: a modeling study. *Clim Dyn* 36(9–10):1705–1715
- Field CB, Barros VR (2014) *Climate change 2014: impacts, adaptation, and vulnerability*, vol 1. Cambridge University Press, Cambridge
- Fischer EM, Seneviratne S, Vidale P, Lüthi D, Schär C (2007) Soil moisture-atmosphere interactions during the 2003 European summer heat wave. *J Clim* 20(20):5081–5099
- Flato G, Marotzke J, Abiodun B, Braconnot P, Chou SC, Collins WJ, Cox P, Driouech F, Emori S, Eyring V, et al (2013) Evaluation of Climate Models. In: *Climate change 2013: the physical science basis. Contribution of working group I to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*, vol 5. *Climate Change*, pp 741–866
- Guillod BP, Orłowsky B, Miralles DG, Teuling AJ, Seneviratne SI (2015) Reconciling spatial and temporal soil moisture effects on afternoon rainfall. *Nat Commun* 6:6443
- Hauser M, Orth R, Seneviratne SI (2016) Role of soil moisture versus recent climate change for the 2010 heat wave in western Russia. *Geophys Res Lett* 43(6):2819–2826
- Haylock M, Hofstra N, Klein Tank A, Klok E, Jones P, New M (2008) A European daily high-resolution gridded data set of surface temperature and precipitation for 1950–2006. *J Geophys Res Atmos* 113:D20119
- Hazeleger W, Severijns C, Semmler T, Ștefănescu S, Yang S, Wang X, Wyser K, Dutra E, Baldasano JM, Bintanja R et al (2010) EC-Earth: a seamless earth-system prediction approach in action. *Bull Am Meteorol Soc* 91(10):1357–1363
- Knist S, Goergen K, Buonomo E, Christensen OB, Colette A, Cardoso RM, Fealy R, Fernández J, García-Díez M, Jacob D et al (2017) Land-atmosphere coupling in EURO-CORDEX evaluation experiments. *J Geophys Res Atmos* 122(1):79–103
- Koster RD, Dirmeyer PA, Guo Z, Bonan G, Chan E, Cox P, Gordon C, Kanae S, Kowalczyk E, Lawrence D et al (2004) Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation. *Science* 305(5687):1138–1140
- Manzanas R, Gutiérrez J, Fernández J, van Meijgaard E, Calmanti S, Magariño M, Cofiño A, Herrera S (2017) Dynamical and statistical downscaling of seasonal temperature forecasts in Europe: added value for user applications. *Clim Serv*. <https://doi.org/10.1016/j.cliser.2017.06.004>
- Masson V, Le Moigne P, Martin E, Faroux S, Alias A, Alkama R, Belamari S, Barbu A, Boone A, Bouyssel F, Brousseau P, Brun E, Calvet JC, Carrer D, Decharme B, Delire C, Donier S, Essaouini K, Gibelin AL, Giordani H, Habets F, Jidane M, Kerdraron G, Kourzeneva E, Lafaysse M, Lafont S, Lebeaupin Brossier C, Lemoinsu A, Mahfouf JF, Marguinaud P, Mokhtari M, Morin S, Pigeon G, Salgado R, Seity Y, Taillefer F, Tanguy G, Tulet P, Vincendon B, Vionnet V, Voldoire A (2013) The SURFEXv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes. *Geosci Model Dev* 6(4):929–960
- Miralles DG, Teuling AJ, Van Heerwaarden CC, de Arellano JVG (2014) Mega-heatwave temperatures due to combined soil desiccation and atmospheric heat accumulation. *Nat Geosci* 7(5):345–349
- Mueller B, Seneviratne SI (2012) Hot days induced by precipitation deficits at the global scale. *Proc Natl Acad Sci* 109(31):12398–12403
- Novick K, Oren R, Stoy P, Siqueira M, Katul G (2009) Nocturnal evapotranspiration in eddy-covariance records from three co-located ecosystems in the Southeastern US: implications for annual fluxes. *Agric For Meteorol* 149(9):1491–1504
- Orth R, Seneviratne SI (2017) Variability of soil moisture and sea surface temperatures similarly important for warm-season land climate in the community earth system model. *J Clim* 30(6):2141–2162
- Palmer T, Branković Č, Richardson D (2000) A probability and decision-model analysis of provost seasonal multi-model ensemble integrations. *Q J R Meteorol Soc* 126(567):2013–2033
- Prodhomme C, Doblas-Reyes F, Bellprat O, Dutra E (2016) Impact of land-surface initialization on sub-seasonal to seasonal forecasts over Europe. *Clim Dyn* 47(3–4):919–935
- Quesada B, Vautard R, Yiou P, Hirschi M, Seneviratne SI (2012) Asymmetric European summer heat predictability from wet and dry southern winters and springs. *Nat Clim Change* 2(10):736
- Reichle RH, Koster RD, De Lannoy GJ, Forman BA, Liu Q, Mahanama SP, Touré A (2011) Assessment and enhancement of MERRA land surface hydrology estimates. *J Clim* 24(24):6322–6338
- Rodwell M, Doblas-Reyes F (2006) Medium-Range, monthly, and seasonal prediction for Europe and the use of forecast information. *J Clim* 19:6025–6046
- Roudier P, Andersson JC, Donnelly C, Feyen L, Greuell W, Ludwig F (2016) Projections of future floods and hydrological droughts in Europe under a + 2°C global warming. *Clim Change* 135(2):341–355
- Sanchez-Lorenzo A, Wild M, Brunetti M, Guijarro JA, Hakuba MZ, Calbó J, Mystakidis S, Bartok B (2015) Reassessment and update of long-term trends in downward surface shortwave radiation over Europe (1939–2012). *J Geophys Res Atmos* 120(18):9555–9569
- Schär C, Lüthi D, Beyerle U, Heise E (1999) The soil precipitation feedback: a process study with a regional climate model. *J Clim* 12(3):722–741
- Seneviratne SI, Koster RD (2012) A revised framework for analyzing soil moisture memory in climate data: derivation and interpretation. *J Hydrometeorol* 13(1):404–412
- Seneviratne SI, Koster RD, Guo Z, Dirmeyer PA, Kowalczyk E, Lawrence D, Liu P, Lu CH, Mocko D, Oleson KW, Verseghy D (2006) Soil moisture memory in AGCM simulations: analysis of global land-atmosphere coupling experiment (GLACE) data. *J Hydrometeorol* 7(5):1090–1112



- Seneviratne SI, Corti T, Davin EL, Hirschi M, Jaeger EB, Lehner I, Orlowsky B, Teuling AJ (2010) Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: a review. *Web Sci*. <https://doi.org/10.1016/j.earscrev.2010.02.004>
- Sheffield J, Wood EF (2007) Characteristics of global and regional drought, 1950–2000: analysis of soil moisture data from off-line simulation of the terrestrial hydrologic cycle. *J Geophys Res Atmos* 112:D17115
- Siegert S, Bellprat O, Ménégoz M, Stephenson DB, Doblas-Reyes FJ (2017) Detecting improvements in forecast correlation skill: statistical testing and power analysis. *Mon Weather Rev* 145(2):437–450
- Tolk JA, Howell TA, Evett SR (2006) Nighttime evapotranspiration from alfalfa and cotton in a semiarid climate. *Agron J* 98(3):730–736
- van den Hurk B, Doblas-Reyes F, Balsamo G, Koster RD, Seneviratne SI, Camargo H (2012) Soil moisture effects on seasonal temperature and precipitation forecast scores in Europe. *Clim Dyn* 38(1–2):349–362
- Van Meijgaard E, Van Uft L, Lenderink G, De Roode S, Wipfler EL, Boers R, van Timmermans R (2012) Refinement and application of a regional atmospheric model for climate scenario calculations of Western Europe. KVR 054/12, KVR, pp 44. [http://climep.knmi.nl/publications/FinalReport\\_KvR-CS06.pdf](http://climep.knmi.nl/publications/FinalReport_KvR-CS06.pdf). Accessed 24 July 2018
- Vautard R, Gobiet A, Sobolowski S, Kjellström E, Stegehuis A, Watkiss P, Mendlik T, Landgren O, Nikulin G, Teichmann C et al (2014) The European climate under a 2°C global warming. *Environ Res Lett* 9(3):034006
- Voltaire A, Sanchez-Gomez E, Salas y Méria D, Decharme B, Cassou C, Sénési S, Valcke S, Beau I, Alias A, Chevallier M et al (2013) The CNRM-CM5. 1 global climate model: description and basic evaluation. *Clim Dyn* 40(9–10):2091–2121
- Weisheimer A, Doblas-Reyes FJ, Jung T, Palmer T (2011) On the predictability of the extreme summer 2003 over Europe. *Geophys Res Lett* 38:L05704
- Zampieri M, DAndrea F, Vautard R, Ciais P, de Noblet-Ducoudré N, Yiou P (2009) Hot European summers and the role of soil moisture in the propagation of Mediterranean drought. *J Clim* 22(18):4747–4758
- Zou GY (2007) Toward using confidence intervals to compare correlations. *Psychol Methods* 12(4):399

## Supplementary material

Region name	Coordinates
FR	2.5°W-6.5°E 43.6°N-50.5°N
RU	12.5°E-21.5°E 58.5°N-67°N
SW	33°E-45°E 46°N-55°N

Table S.1: Boundary coordinates of the focus regions

$$Spread(x) = \sqrt{\frac{1}{Y \cdot M} \sum_{y,m} (x_{m,y} - \overline{x_y})^2} \quad (\text{S.1})$$

Equation S.1: Spread of a quantity  $x$ , computed over the  $Y$  years of the simulation and the  $M$  ensemble members. The overbar corresponds to the ensemble mean for the considered year  $y$

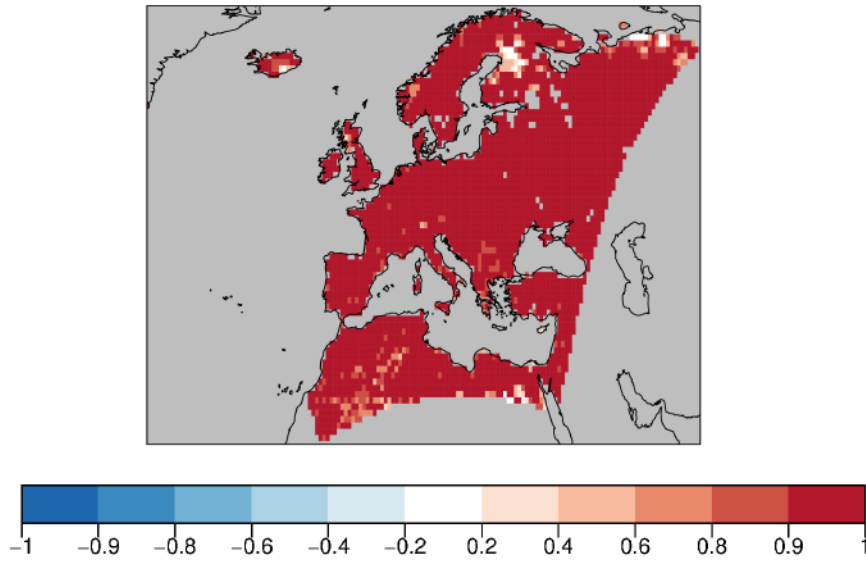


Figure S.1: JJA SMI correlation between R-SOIL and A-SOIL

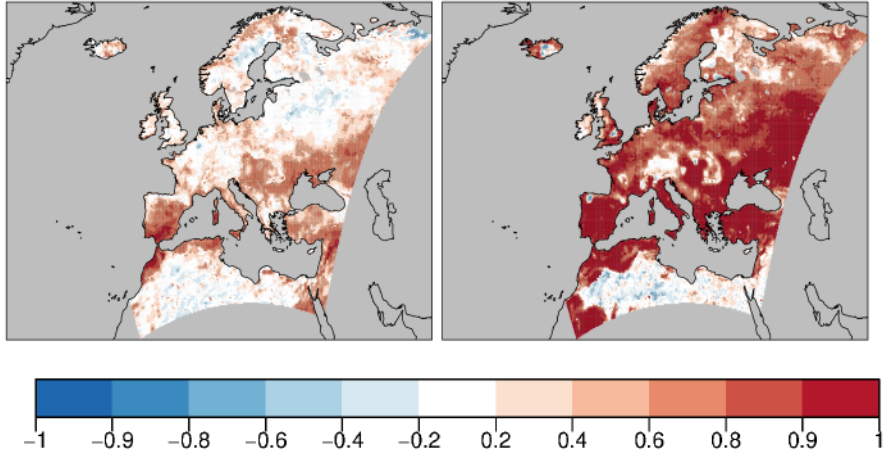


Figure S.2: JJA latent heat flux correlation between R-REF and A-REF (a), R-SOIL and A-SOIL (b)

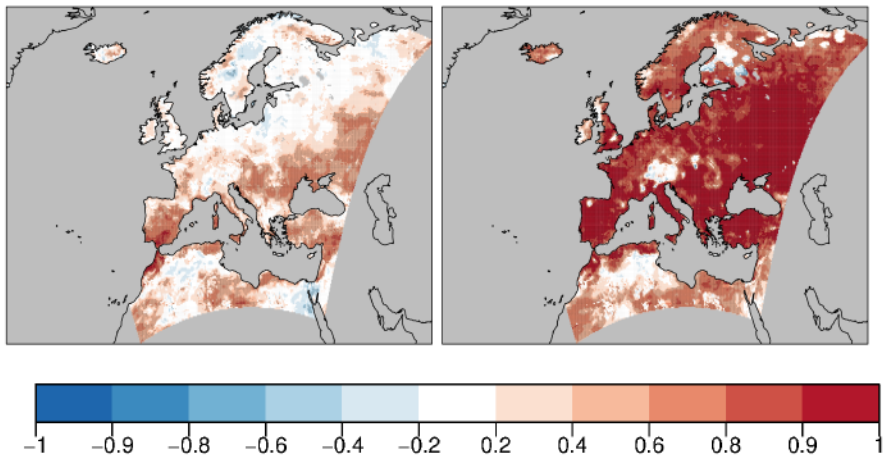
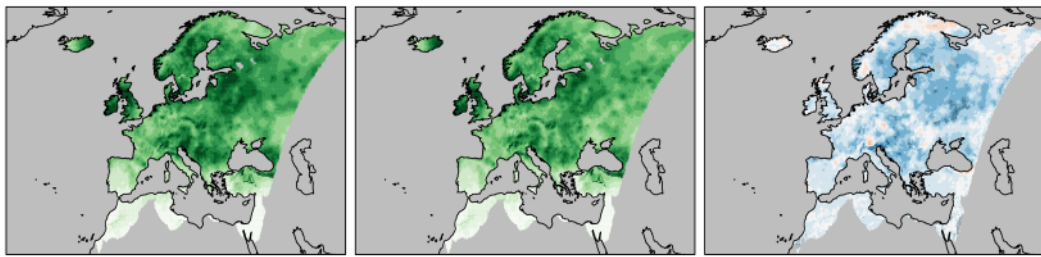
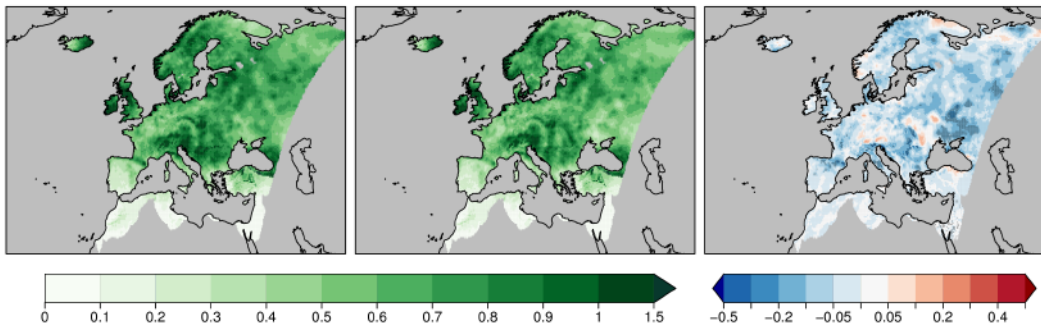


Figure S.3: JJA sensible heat flux correlation between R-REF and A-REF (a), R-SOIL and A-SOIL (b)



(a)



(b)

Figure S.4: (a) row: JJA precipitation anomaly root mean square error in mm/day for R-REF (left), R-SOIL (middle) and difference R-SOIL minus R-REF (right). The stippling depicts differences significantly different from 0 with a 95% confidence. (b) row: same as (a) for A-REF and A-SOIL



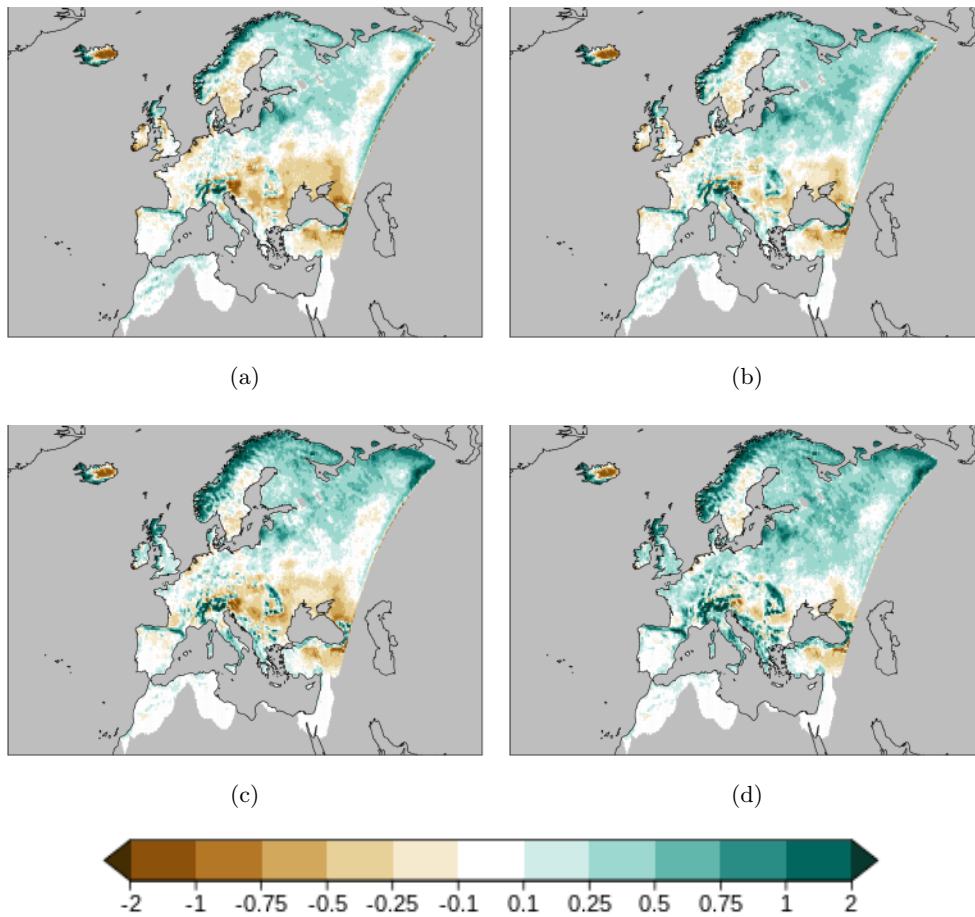


Figure S.5: JJA precipitation bias in mm/day for (a) R-REF (b) R-SOIL (c) A-REF and (d) A-SOIL.

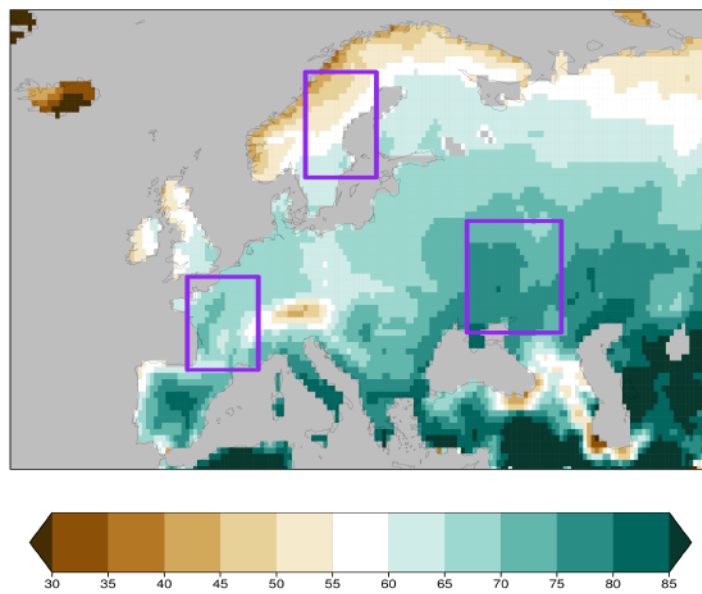


Figure S.6: ERA-interim average ratio of 1993-2012 JJA convective precipitation with respect to total precipitation (in %). Purple boxes depict the boundaries of SW, FR and RU focus regions

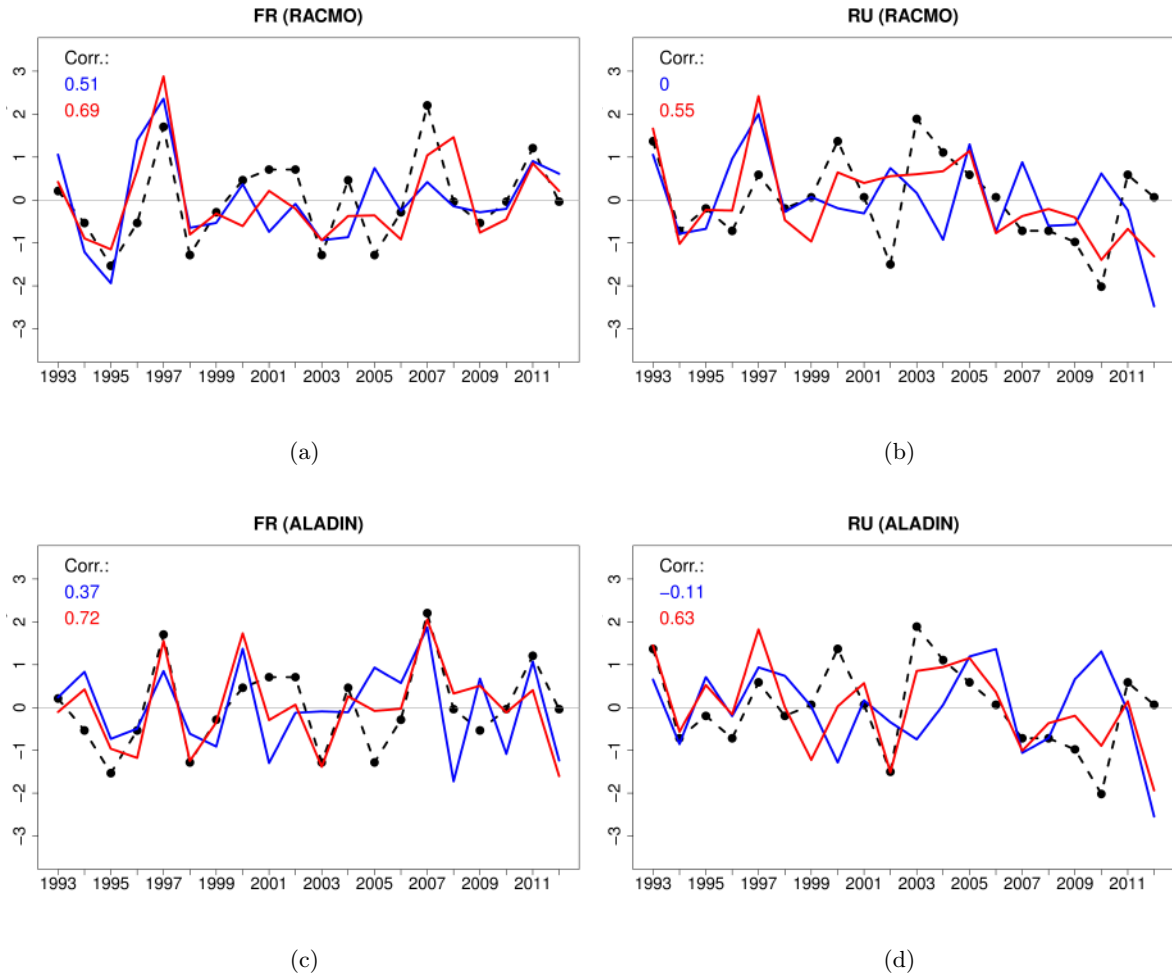


Figure S.7: Interannual JJA precipitation anomalies for FR (a) (c) and RU (b) (d). The first (second) row shows RACMO (ALADIN) experiments. The blue (red) solid line depicts REF (SOIL) ensemble mean and the black broken line the reference. Same colors are used to display the correlation values of corresponding experiments with the reference in the upper left corner

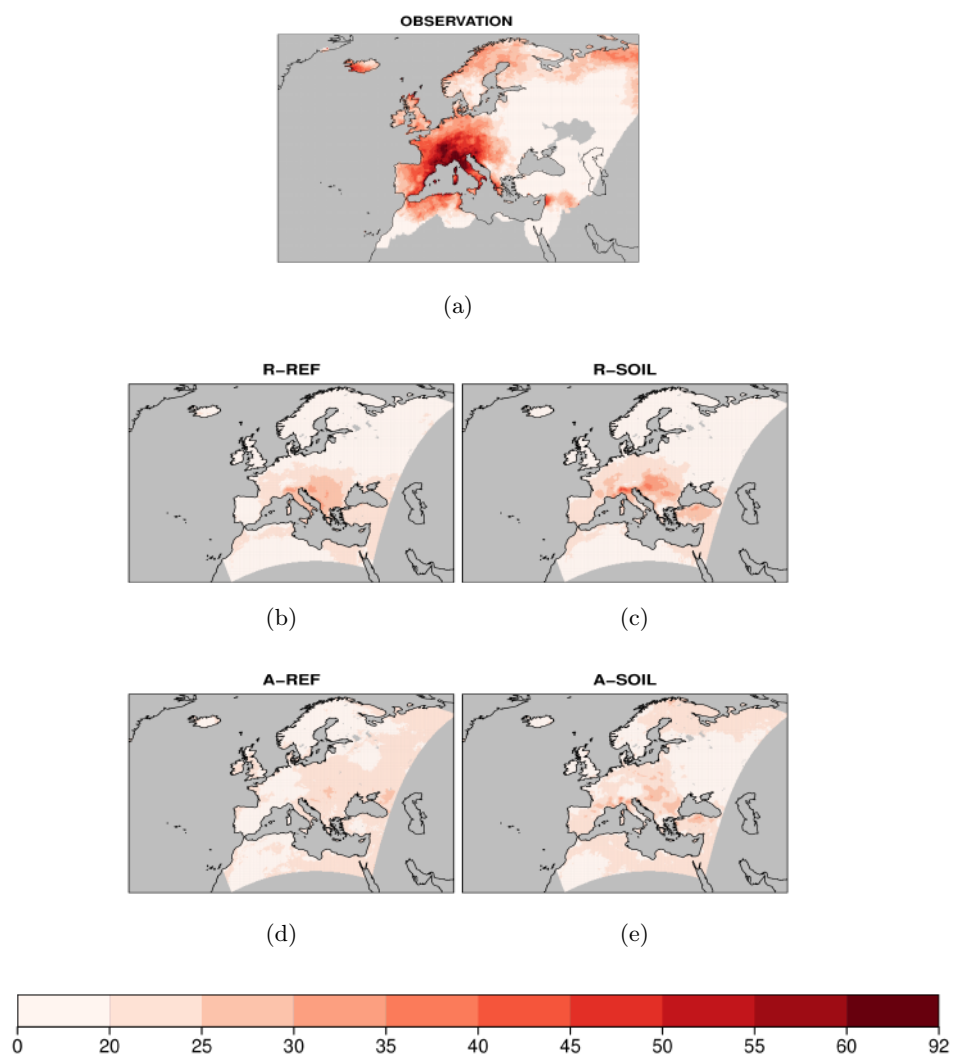
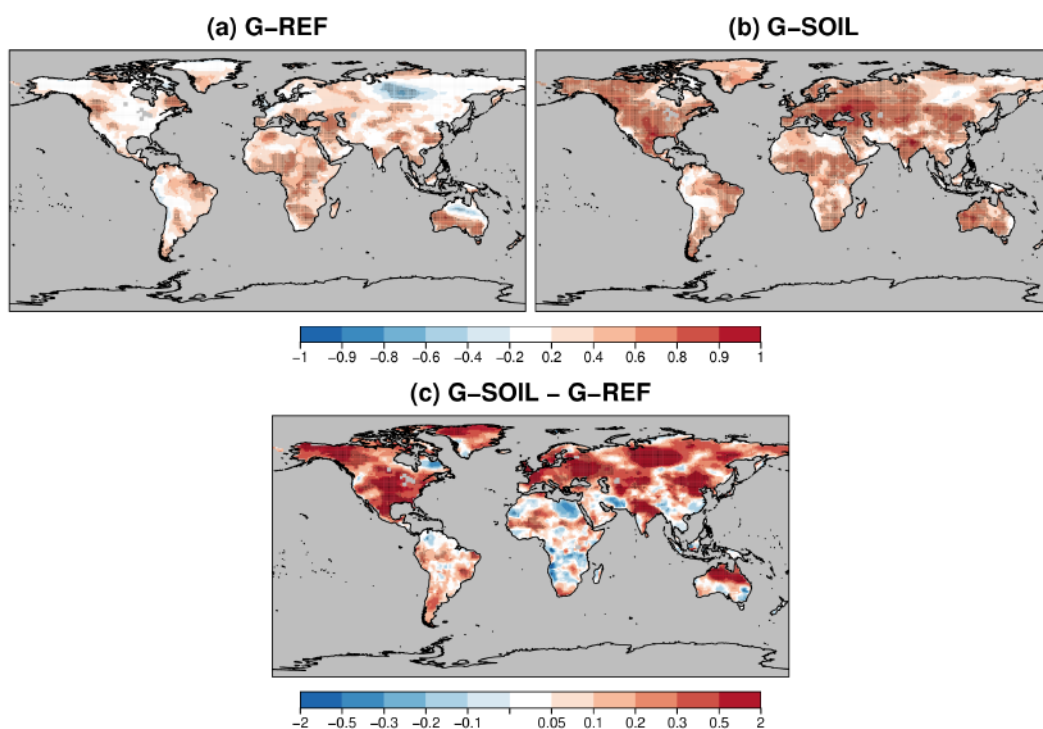


Figure S.8: Number of 2003 JJA hot days as defined in section ?? in (a) EOBS observation, (b) R-REF, (c) R-SOIL, (d) A-REF and (e) A-SOIL



**FIGURE 3.10:** Corrélation des températures maximales moyennes des saisons JJA de la période 1993-2012 avec CRU TS4.01 pour G-REF (a) et G-SOIL (b), et différence de corrélations "G-SOIL - G-REF" (c). Les pointillés signalent des corrélations ou différences de corrélations significativement différentes de zéro avec 95% de confiance

### 3.3 Sensibilité des autres régions de l'hémisphère nord

Comme indiqué dans la conclusion de l'article, une expérience similaire a été conduite à l'échelle globale, avec CNRM-CM5, sur la même période temporelle 1993-2012. Nous appelons ici G-REF l'expérience de contrôle avec humidité du sol libre et G-SOIL l'expérience avec humidité nudgée quotidiennement vers ERA-Interim/Land.

Les corrélations entre températures maximales estivales simulées et données de référence (fig. 3.10) sont très nettement augmentées sur la plus grande partie des moyennes et hautes latitudes de l'hémisphère nord, lorsque l'humidité du sol est prescrite. Cette amélioration est également sensible sur d'autres régions telles que le nord de l'Inde et le nord de l'Australie. Concernant les précipitations (fig. 3.11), les corrélations qui sont proches de zéro sur l'ensemble de l'Amérique du nord et de l'Eurasie dans l'expérience de contrôle G-REF sont substantiellement augmentées dans G-SOIL. Le résultat sur l'Europe est conforme à celui discuté dans l'article avec des modèles régionaux. Ailleurs, on constate que l'expérience G-REF permet de mieux reproduire le signe des anomalies saisonnières de précipitations sur une grande partie du Mexique, des États-Unis, le sud-ouest du Canada et même une partie de l'Alaska et du nord du Canada. En Asie, l'amélioration n'est pas nette aux hautes latitudes, mais elle est assez franche entre la Mongolie et la Corée, en passant par le nord de la Chine.

Cette extension globale de l'étude à l'échelle européenne présentée dans la partie précédente confirme que l'humidité du sol est un facteur qui contrôle la variabilité inter-annuelle du climat aux moyennes latitudes, mais également une partie des hautes latitudes en été.

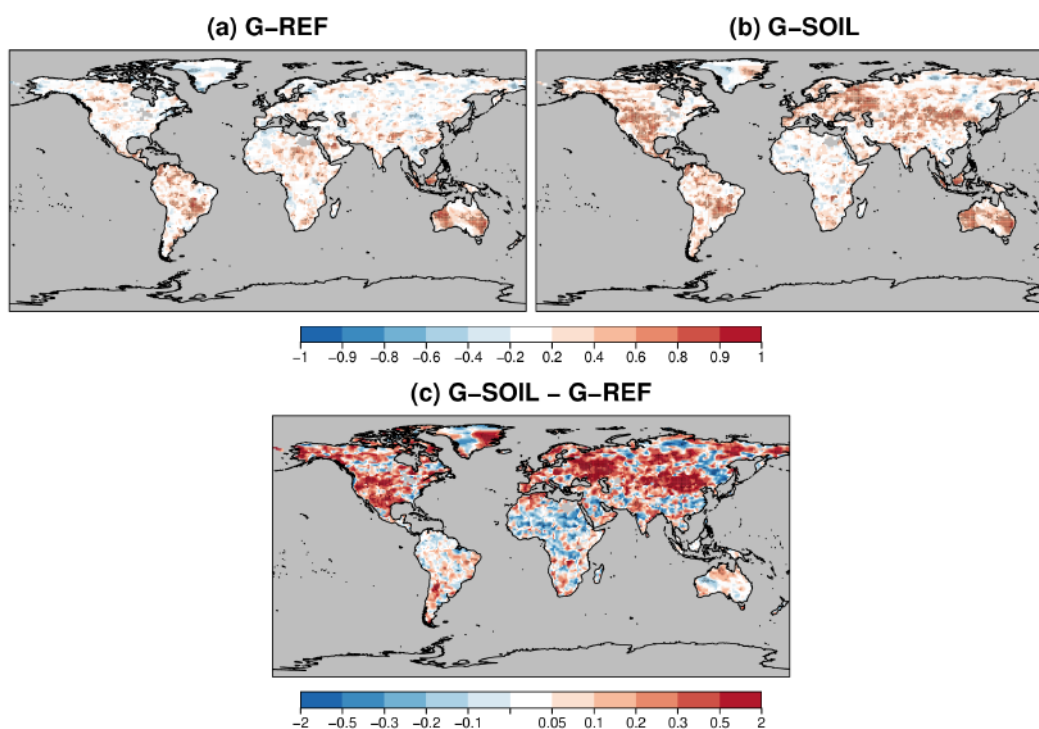


FIGURE 3.11: Idem figure 3.10 pour les corrélations des précipitations avec GPCCC

Les études montrées jusqu'à présent imposent une humidité du sol idéalisée, en éludant la question de la persistance des anomalies d'humidité du sol présentes dans les conditions initiales. Or cette persistance mérite d'être évaluée car elle est une condition nécessaire pour imprimer durablement les flux de surface et donc l'atmosphère aux échelles de temps saisonnières et ainsi permettre à l'humidité du sol d'être une source potentielle de prévisibilité saisonnière.

### 3.4 Incertitudes sur la persistance des anomalies d'humidité du sol

On a vu dans l'article présenté précédemment que sur différentes régions d'Europe, les auto-corrélations d'indices d'humidité du sol SWI sont assez hétérogènes selon les modèles et données de référence, ce qui présage des incertitudes sur la persistance de l'humidité du sol. Dans cette partie, nous comparons d'abord à l'échelle globale la persistance des anomalies d'humidité du sol présentes le 1er mai dans 3 jeux de données différents. Il s'agit de la simulation B0 présentée dans la partie 3.1.1.1, et de deux reconstructions d'humidité du sol : les données GLEAM (voir partie 2.3.3.3) et une simulation "offline" du modèle de surface SURFEX, forcé par ERA-Interim avec correction des précipitations basée sur GPCCC. Pour GLEAM et SURFEX, nous avons considéré la période commune 1980-2016. Comme B0 est une expérience idéalisée, nous avons sélectionné 37 années consécutives afin de couvrir une période comparable.

En chaque point de grille, cette persistance est calculée à partir de l'auto-corrélation de l'humidité du sol de la zone racinaire au 1er mai avec cette même grandeur moyennée sur des périodes consécutives de 5 jours, comprises entre le 1er mai et le 29 août. La figure 3.12 représente le nombre de jours pendant lesquels cette auto-corrélation reste significativement positive. Ainsi, les régions en jaune sont celles pour lesquelles l'humidité du sol fin août est encore significativement corrélée à celle du 1er mai qui

précède.

Cette figure met en évidence certaines régions comme l'Inde et la Chine où les 3 jeux de données s'accordent sur une persistance relativement limitée. En revanche, sur beaucoup d'autres régions, en particulier des moyennes latitudes (Europe, Amérique du Nord), les différences sont importantes, et reflètent l'incertitude associée. Concernant les différences notables entre GLEAM et les autres jeux de données sur les régions désertiques comme le Sahara, le contenu en eau du sol y est de toutes façons trop faible pour impacter le climat aux échelles saisonnières. On peut aussi remarquer que les différences sont globalement plus importantes entre GLEAM et SURFEX-offline, qui résultent de deux modèles de surface distincts, qu'entre SURFEX-offline et B0 où le modèle de surface est le même, mais l'atmosphère est couplée dans B0.

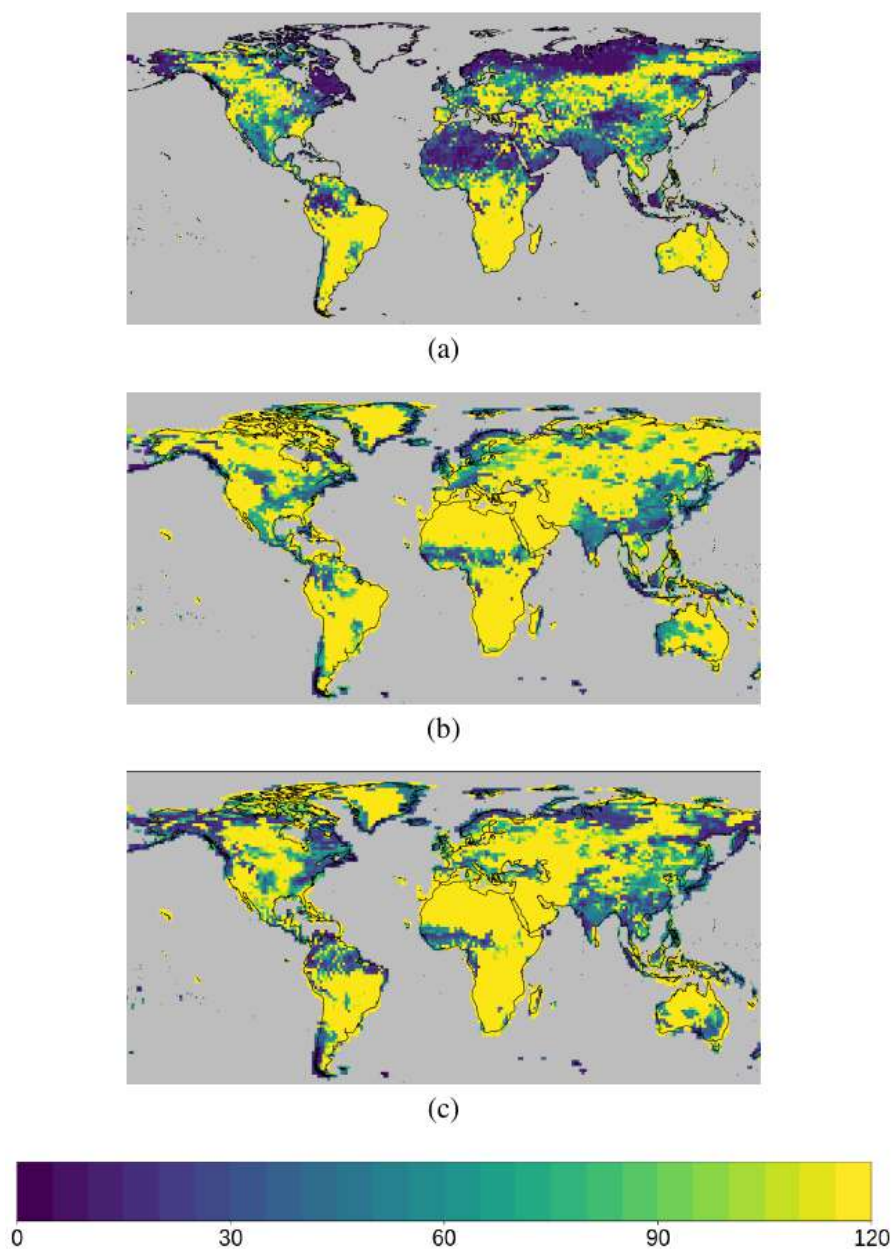
Pour aller plus loin dans la caractérisation de l'incertitude sur la persistance de l'humidité du sol, on se focalise désormais sur deux régions de taille similaire : les Balkans (BKS) et le sud des Grandes Plaines américaines (SGP). La première de ces régions a déjà été identifiée dans la partie 3.1 pour la sensibilité des températures et des précipitations aux conditions initiales d'humidité du sol. D'après la littérature, la seconde région est sujette à un fort couplage entre humidité du sol et climat de surface, donc potentiellement sensible à l'initialisation. Ces deux régions font par ailleurs l'objet d'une attention particulière dans les chapitres 4 et 5 de cette thèse.

On évalue la corrélation du contenu en eau de la zone racinaire moyenné sur chacune de ces régions au premier jour de chaque mois de l'année avec cette même quantité moyennée temporellement sur des périodes consécutives de 5 jours au cours des 365 jours qui suivent (fig. 3.13).

Pour nos deux régions, les trois jeux de données font apparaître une forte saisonnalité de la persistance de l'humidité du sol. Elle est d'au moins 6 mois pour les anomalies de fin d'automne ou début d'hiver. Pendant cette période, même si les précipitations peuvent fortement varier d'une année sur l'autre, la dormance du couvert végétal et le faible rayonnement solaire incident limite très largement les flux d'évapotranspiration. Cela favorise la persistance des anomalies positives d'humidité du sol. Pour la région BKS (fig. 3.13 (a), (b) et (c)), cette persistance décroît au début du printemps avant de croître de nouveau fortement en mai et de rester élevée pendant l'été. On suppose que cette région est sujette à un taux important de recyclage de l'eau du sol en précipitations locales, dès que le cycle végétatif et le taux d'évapotranspiration associé franchit un certain seuil. Il est remarquable que les anomalies d'humidité du sol de début juin gardent un certain degré de persistance pendant presque toute l'année suivante, si l'on en croit les modèles. Sur SGP en revanche (fig. 3.13 (d), (e) et (f)), on ne constate pas ce rebond de persistance en mai et juin. Elle reste néanmoins significative pendant une centaine de jours après le premier mai, ce qui est une échelle de temps acceptable pour la prévision saisonnière. Sur cette région, on émet l'hypothèse que le régime de précipitations est moins influencé par le recyclage local de l'eau du sol via l'évapotranspiration et la convection profonde atmosphérique. Toujours sur SGP, la différence de persistance pour les mois de septembre et octobre est frappante entre GLEAM et SURFEX-offline, qui sont pourtant toutes deux des simulations forcées par des réanalyses atmosphériques. Ce résultat, qui découle au moins pour partie des différences dans la physique des modèles de surface, souligne une fois de plus que la persistance des anomalies d'humidité du sol est caractérisée par un fort degré d'incertitude.

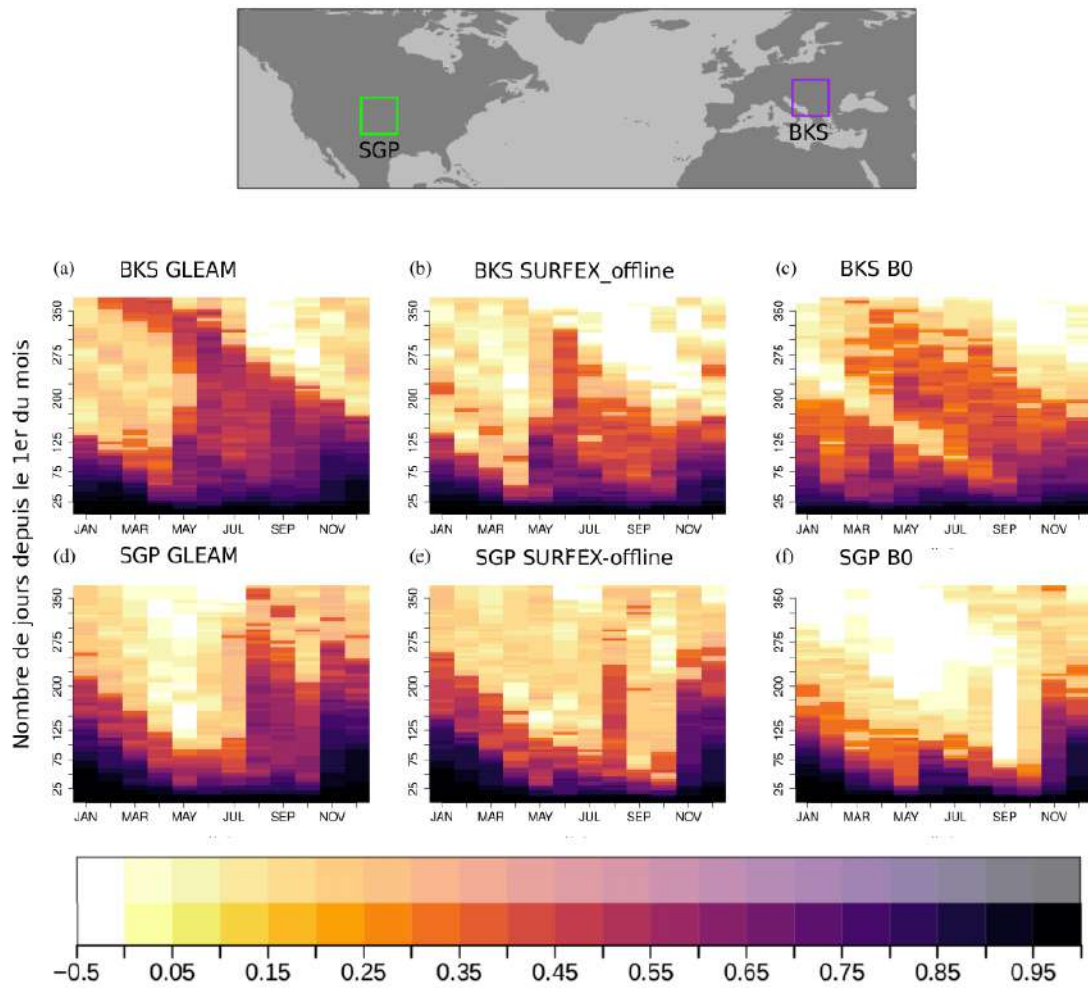
Nous discuterons de la prévisibilité saisonnière sur ces régions dans le prochain chapitre.





**FIGURE 3.12:** Persistence (en nombre de jours) des anomalies d'humidité de la zone racinaire du sol au 1er mai dans (a) GLEAM, (b) SURFEX-offline et (c) B0.





**FIGURE 3.13:** Auto-corrélation du contenu en eau de la zone racinaire du sol au 1er jour de chaque mois avec les 365 jours suivants, subdivisés en pentades, sur la région BKS (en violet sur la carte) dans (a) GLEAM, (b) SURFEX-offline et (c) B0. Les tableaux (d) à (f) correspondent à la région SGP (en vert sur la carte). Les corrélations significativement positives avec un degré de confiance de 95% sont marquées par une couleur plus soutenue, indiquée dans la partie inférieure de la barre de couleurs.

### 3.5 Synthèse

Nous avons étudié dans ce chapitre deux conditions nécessaires pour que l'humidité du sol puisse jouer un rôle dans la prévisibilité du climat à l'échelle saisonnière.

La première de ces conditions est la sensibilité à l'humidité du sol du climat estival moyen et de sa variabilité. L'étude de cette sensibilité s'est appuyée sur une série d'expériences idéalisées permettant d'imposer au modèle de climat des conditions d'humidité du sol extrêmes ou bien au contraire proches des observations. Nous avons pu mettre en évidence que non seulement les températures et précipitations moyennes mais aussi la fréquence des extrêmes de températures et précipitations sur les régions méditerranéennes sont modulées par les conditions d'humidité du sol. Il apparaît aussi une réponse asymétrique du modèle de climat entre des conditions initiales printanières humides, qui sont assez rapidement "oubliées" et des conditions initiales printanières sèches, qui influencent le climat méditerranéen pendant au moins les quatre mois qui suivent. A l'échelle de l'Europe, imposer des conditions d'humidité réalistes conduit les modèles à bien mieux représenter les anomalies saisonnières de température, couverture nuageuse et précipitations, même à des latitudes assez élevées. C'est le cas en particulier pour l'anomalie thermique extrême qui a frappé l'ouest de la Russie pendant l'été 2010. Cette conclusion vaut aussi pour l'Amérique du Nord et une partie de l'Asie.

La seconde condition est la persistance des anomalies printanières d'humidité du sol au cours de l'été. Pour l'évaluer, on a eu recours à deux jeux de reconstructions de l'humidité de la zone racinaire indépendantes, et un troisième provenant d'une simulation longue couplée surface-atmosphère. Toutes ces données confirment une persistance notable sur l'Europe et l'Amérique du nord avec cependant des différences localement importantes selon les données considérées, qui traduisent un degré d'incertitude conséquent. Nous nous sommes attardés sur la persistance de l'humidité des sols sur deux régions en particulier : la péninsule balkanique et les Grandes Plaines américaines. La saisonnalité de cette persistance présente des caractères communs pour les deux régions, mais les différences sont fortes lorsqu'on considère l'humidité du sol présente début mai. Elle est beaucoup moins persistante sur les Grandes Plaines américaines que sur les Balkans, bien qu'à un niveau *a priori* suffisant pour jouer un rôle en prévisibilité saisonnière.

Dans le prochain chapitre, nous quittons les expériences de sensibilité plus ou moins idéalisées pour étudier l'impact de l'humidité du sol dans la prévisibilité effective du climat aux échelles infra-saisonnière et saisonnière, à partir de systèmes de prévision à l'état de l'art.

## TROISIÈME PARTIE

---

### PRÉVISIBILITÉ



# 4

## RÔLE DE L'INITIALISATION DE LA SURFACE EN PRÉVISIBILITÉ

Le chapitre précédent a permis de souligner différentes facettes de la sensibilité du climat estival des moyennes latitudes à l'humidité du sol. Les résultats montrés confirment qu'elle représente une source de prévisibilité potentielle pour de nombreuses régions. Une initialisation adéquate de l'humidité du sol dans les systèmes de prévisions climatiques devrait théoriquement améliorer localement les prévisions. Mais qu'en est-il vraiment ? Pour répondre à cette question, ce chapitre développe deux études de prévisibilité effective à des horizons différents. La première s'intéresse à la prévision d'une vague de chaleur à l'horizon infra-saisonnier, tandis que la seconde évalue de façon plus systématique le bénéfice de l'initialisation de l'humidité du sol pour prévoir la saison d'été, à l'aide d'une approche multi-modèle.

### 4.1 Horizon infra-saisonnier

L'essentiel de cette thèse porte sur la prévisibilité à l'horizon saisonnier. Cependant, les récents travaux de Dirmeyer et al. (2018) ont mis en évidence le rôle de l'initialisation des surfaces continentales dans la prévisibilité du climat à des échéances de prévision plus courtes, typiquement de l'ordre de 15 jours à un mois. Nous n'avons qu'effleuré cette échéance à travers une étude de cas, publiée dans *Advances in Science and Research* en 2017, et présentée dans la section qui suit. Le cas d'étude concerne une vague de chaleur qui a affecté l'Europe de l'Ouest en juillet 2015. Une étude complémentaire à cet article est proposée pour approfondir le rôle joué par l'initialisation de la surface dans la prévisibilité de cet événement climatique. Le système de prévision infra-saisonnier du CNRM utilisé pour ce travail est identique à celui qui continue d'alimenter aujourd'hui la base de données S2S ("Subseasonal-to-Seasonal", Vitart et al., 2017). Il est décrit plus en détails dans l'article ci-dessous.

#### 4.1.1 Résumé de l'article publié dans *Advances in Science & Research*

L'Europe occidentale, et la France en particulier, a été frappée par une période caniculaire de près d'un mois entre la fin juin et le 24 juillet 2015, avec un pic d'intensité au cours de la première

semaine de juillet. La prévision de ce pic de chaleur a été analysée à partir du système de prévision infra-saisonnier du CNRM, qui est non-opérationnel mais délivre des prévisions toutes les semaines depuis mai 2015. Une analyse de la climatologie et des performances du système de prévision a d'abord été réalisée sur la période de rétro-prévision 1993-2014, avec initialisations le 1er et le 15 juin. Il en ressort un biais froid sur la France, mais d'amplitude bien inférieure à l'anomalie thermique observée en juillet 2015. Les scores de prévisibilité pour la température maximale diurne à 2 mètres révèlent une plus-value marginale des prévisions par rapport à une prévision climatologique pour les semaines 2 à 4 après la date initiale. Cette étude préalable est réalisée sur un échantillon limité de rétro-prévisions, et n'exclut en rien les capacités du système de prévision à anticiper des événements extrêmes, par essence plus rares.

On s'intéresse ici aux anomalies de température maximale sur la France, moyennées sur la période du 1er au 6 juillet 2015. Grâce aux 51 membres de la prévision, on construit une fonction de densité de probabilité de ces anomalies pour chacune des prévisions initialisées en juin (les 1er, 4, 11, 18 et 25 du mois) et le 1er juillet. Toutes ces prévisions parviennent à simuler l'anomalie observée et apparaissent plus chaudes que la climatologie du modèle. On a vérifié que ce résultat n'était pas une simple conséquence de la tendance du réchauffement climatique. Malgré un certain décalage spatial, cette anomalie en température apparaît déjà dans les toutes premières prévisions, tandis que l'anomalie de hauteur géopotentielle à 500 hPa observée début juillet n'apparaît que dans les prévisions les plus tardives. Ce résultat laisse supposer que l'anticipation précoce d'une possible vague de chaleur dans les prévisions ne résulte pas de la circulation atmosphérique de grande échelle. Les anomalies thermiques de la mer Méditerranée et du proche-Atlantique n'étant pas particulièrement fortes en juin 2015, l'article suggère que les sols anormalement secs à la même période sur l'Europe de l'Ouest sont susceptibles d'expliquer les résultats obtenus.

### **4.1.2 Article : Subseasonal-to-seasonal (S2S) forecasts with CNRM-CM : a case study on the July 2015 West-European heat wave**



# Subseasonal-to-seasonal (S2S) forecasts with CNRM-CM: a case study on the July 2015 West-European heat wave

Constantin Ardilouze, Lauriane Batté, and Michel Déqué

CNRM UMR 3589, Météo-France/CNRS, Toulouse, France

Correspondence to: Constantin Ardilouze (constantin.ardilouze@meteo.fr)

Received: 12 January 2017 – Revised: 3 April 2017 – Accepted: 7 April 2017 – Published: 5 May 2017

**Abstract.** An intense heat wave struck West Europe in early July 2015. The degree of anticipation of that event is assessed through the new CNRM near-real time subseasonal to seasonal forecast system. A warm anomaly over France was detected for the first week of July in all the successive forecasts issued in June, even up to one month ahead. On the other hand, the positive 500 hPa geopotential anomaly observed during that period was little anticipated. Despite the limited skill of the forecast system beyond twelve days, the relatively successful anticipation of that event pleads for a predictability study based on a multi-system assessment.

## 1 Introduction

In the context of global warming, changes in extreme climate events in terms of severity, frequency and duration are expected (Perkins, 2015). In particular, an increase of these characteristics is robustly projected over Europe for heat waves (Schoetter et al., 2014). Since the early 2000's, a number of them has affected various parts of Europe, with significant socio-economic impacts such as heat-related mortality and financial losses due to crop failure or wild fire damages. The disastrous consequences of the deadly heat wave that struck West Europe in August 2003 made the predictability of these high-impact events a matter of the utmost expectations. However, the predictability horizon of numerical weather prediction systems is limited to a dozen of days because of the chaotic essence of the atmosphere (Lorenz, 1963). Further anticipation would improve both preparedness and organization of civil protection and public services dedicated to managing extreme long-lasting high-impact climate events such as heat waves (Brunet et al., 2010). There is no consensus on the definition of a heat wave, even though it is commonly characterized as temperature exceeding a given threshold for several consecutive days (Ouzeau et al., 2016). Depending on the applications and impacts considered, definitions rely either on minimum and/or maximum daily temperature or mean temperature percentiles, with or without re-

moving a seasonal cycle (Barbier et al., 2017). In any case, the requirement for a warm spell to last at least (typically) 3 to 5 days (Perkins et al., 2015) in the various operational definitions implies that such an event would translate into pronounced higher-than-average weekly mean temperature anomalies. Sub-seasonal prediction systems are therefore suitable for anticipating such events since they are tailored to forecast weekly anomalies up to one or two months ahead. In July 2015, a three-week long heat wave affected parts of West Europe, including France, Spain, Switzerland and Germany where a few record-breaking temperatures were reached. The present study addresses the predictability of this warm event based on the new CNRM near-real time subseasonal to seasonal (S2S) forecast system, designed in the framework of the World Weather Research Programme/World Climate Research Programme (WWRP/WCRP) initiative on S2S prediction (Brunet et al., 2010; Robertson et al., 2015).

The first section of this paper describes the main features of the forecast system and provides details about the metrics used. Results on the heat wave anticipation based on forecasts are detailed in the following section. The last section provides a discussion on these results and a conclusion.

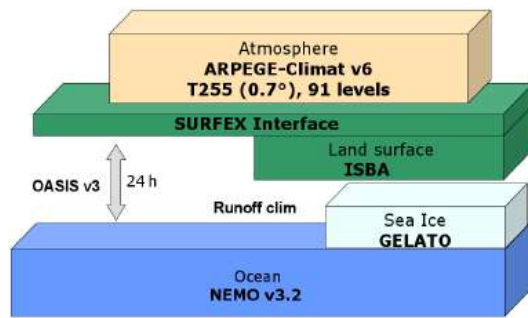


Figure 1. CNRM-CM S2S forecast system components.

## 2 Experimental design

### 2.1 CNRM-CM subseasonal forecast system

The CNRM-CM S2S forecast system relies on a global coupled model (Voldoire et al., 2013) similar to that used for Météo-France operational seasonal forecast system 5. The horizontal resolution is about  $0.7^\circ$  for the atmospheric and surface component ARPEGE-SURFEX and  $1^\circ$  for the ocean-sea-ice model NEMO-GELATO with a refinement in the tropical oceans (Fig. 1). The coupling frequency is 24 h. This system provides routinely near-real time 32-day ensemble forecasts initialized every Thursday. Additional 61-day ensemble forecasts were performed with 1 June and 1 July 2015 start dates, so as to get a sufficient number of forecasts encompassing the July 2015 heat wave.

In both forecast and re-forecast systems, all the components of the coupled model are initialised as mentioned in Table 1.

The ensembles allow to account for the uncertainty resulting from the initial conditions and from the model errors. They are generated by means of the stochastic dynamics method (Batté and Déqué, 2016). The ensemble size comprises fifteen members for the re-forecast and fifty-one members for the forecast. In order to remove the systematic errors inherent to every prediction system, the forecasts are assessed in terms of anomalies with respect to the climatology of the system. This climatology results from bi-monthly retrospective ensemble forecasts (re-forecast hereafter) computed over the 1993–2014 period.

### 2.2 Metrics and reference data

The ERA-Interim reanalysis (Dee et al., 2011) is used as observational reference in this study for 2 m daily maximum temperature ( $T_{\max}$ ) as well as 500 hPa geopotential height (Z500). Figure 2 shows the observed daily  $T_{\max}$  departure from the climatology over France between 20 June and 31 July 2015. The warm spell lasted nearly one month, with two peaks of intensity. The most intense took place during the first days of July and the second one after the 15 July. For the forecast study (Sect. 3.2), we decided to focus on the

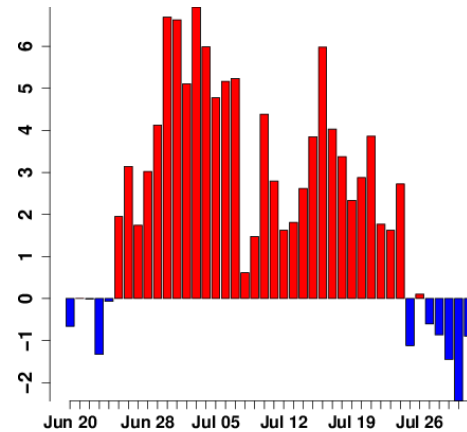


Figure 2. Daily observed  $T_{\max}$  anomaly over France.

first peak defined as the averaged  $T_{\max}$  value computed temporally over the first 6 days of July and spatially over France. This 6-day spell (6DS) is covered by six successive forecasts issued on 1, 4, 11, 18, 25 June and 1 July 2015.

In our re-forecast evaluation (Sect. 3.1), we consider weekly averaged fields. The first four days of the re-forecast are skipped, so that week 1 is computed as the mean value of the days five to eleven. This empirical method allows to separate the medium range predictability of the first 11 days from the longer range predictability beyond (Vitart, 2004). Such processing provides four full 7-day weeks out of a 32-day re-forecast. As mentioned in the previous section, the systematic errors of the model lead to a biased forecast. The biases for weeks 1 to 4 are computed by subtracting observed multi-year weekly means from the corresponding simulated fields.

The predictive skill of the ensemble is assessed by computing at each grid point the Brier skill score (BSS) for  $T_{\max}$  exceeding the upper tercile. The Brier score (BS) measures the mean square distance in probability space between the re-forecast and reference data for this dichotomous event (Brier, 1950). The BSS then compares BS of the verified re-forecast to a benchmark forecast (here we use the climatology of the re-forecast for each of the 4 weeks). It ranges from  $-\infty$  to 1, with 1 corresponding to a perfect forecast, and positive values where the re-forecast improves with respect to the benchmark.

The biases and BSS computation over Europe relies on the re-forecast initialized 1 and 15 June of the 1993–2014 period.

## 3 Results

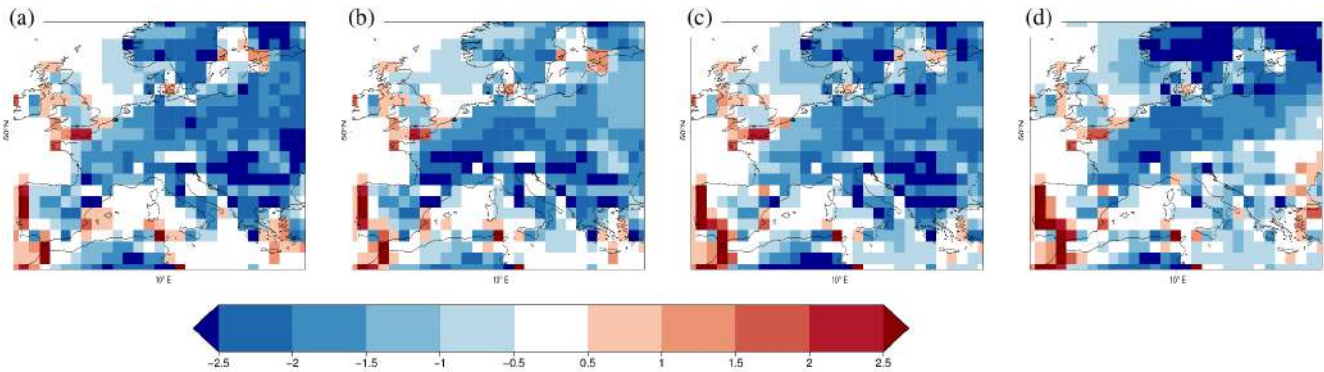
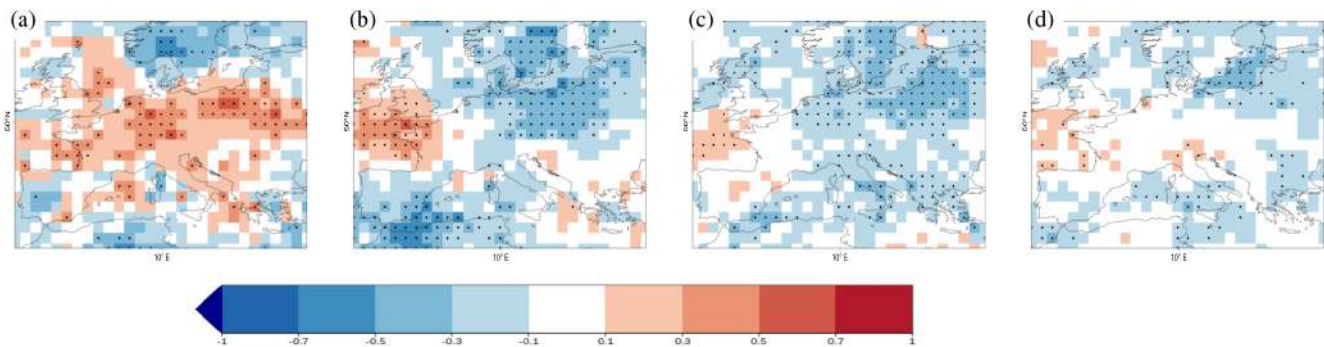
### 3.1 Bias and skill

We removed model biases for the assessment of our subseasonal forecasts by performing analyses over anomalies. Yet, biases should not be neglected since they can rapidly



**Table 1.** Initial conditions of the CNRM-CM components.

	Re-forecast	Forecast
Atmosphere and land surface	Era-Interim (Dee et al., 2011)	IFS operational Analyses at 00:00 UTC
Ocean and Sea-Ice	Mercator-Ocean GLORYS (Ferry et al., 2010)	Mercator-Ocean operational Analyses

**Figure 3.**  $T_{\max}$  bias (K) for week 1 (a), 2 (b), 3 (c) and 4 (d).**Figure 4.** BSS for mean  $T_{\max}$  above the upper tercile for week 1 (a), 2 (b), 3 (c) and 4 (d). Stippling indicates significant values with a 95 % confidence level.

degrade the information coming from the initial conditions and hence alter the forecast quality if too pronounced.

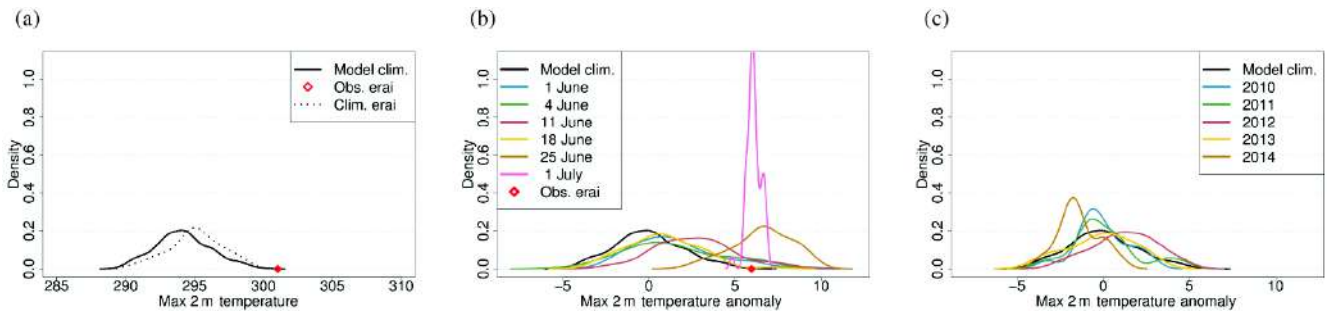
The  $T_{\max}$  biases are depicted in Fig. 3. They are fairly constant over the 4 weeks of the re-forecast, and predominantly cold over most of continental Europe, except for the westernmost part. They are smaller over the oceans, which is unsurprising since the air temperature over seas evolves more slowly than over land surfaces. Over France, the bias generally ranges between  $-1$  and  $-2.5$  K with maximum absolute values during week 2. This bias, although not negligible, remains small with respect to the amplitude of the temperature anomaly observed during the 2015 event which exceeds 5 K (Fig. 2).

Figure 4 shows the BSS for weeks 1 to 4 over Europe, for  $T_{\max}$ . The positive values depicted by red hues indicate the areas where the S2S system is more skilful than climatology. As early as week 2, the skill becomes very marginal and remains as such for weeks 3 and 4. This result tends to point out

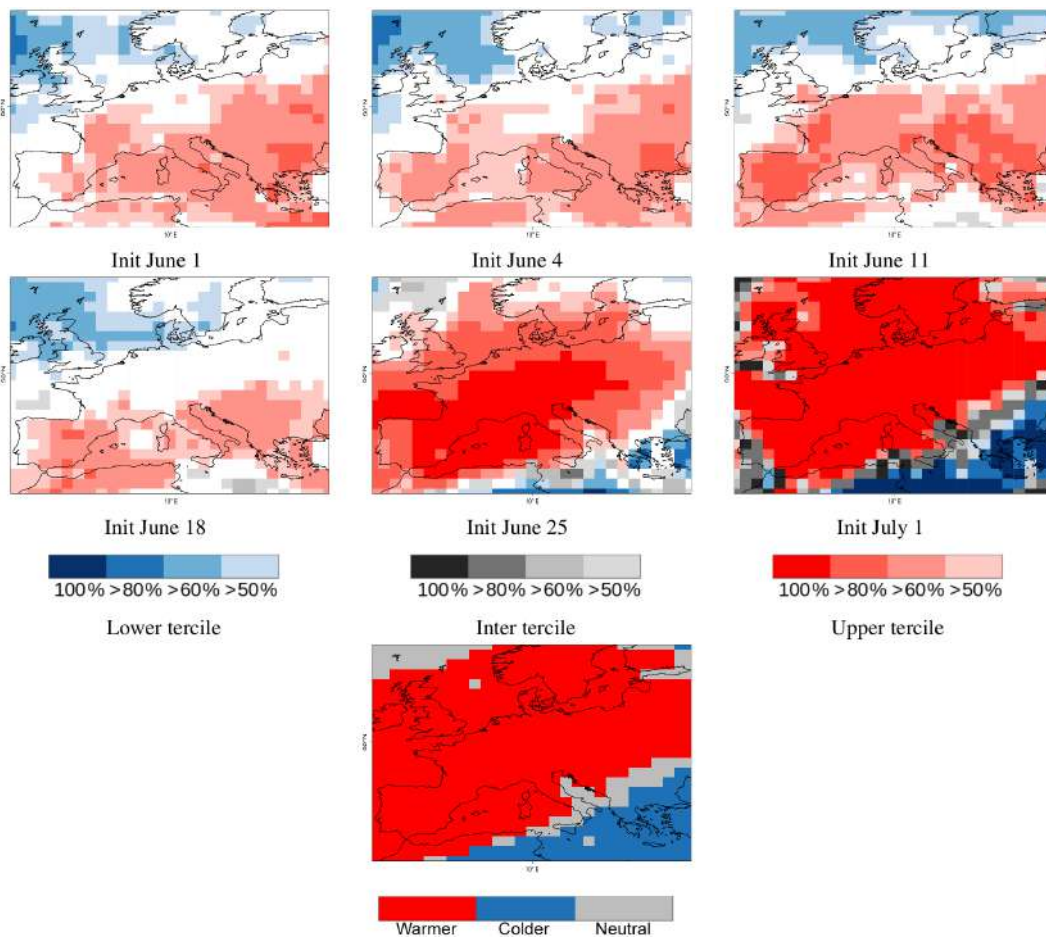
a limited added value of our system for the sub-seasonal horizon, at least for  $T_{\max}$ . However, this metric is computed over a restricted sample of 22 years which contains a limited number of comparably strong events. A larger re-forecast period would allow a better sampling. Additionally, it would allow us to perform a conditional skill study by selecting enough start dates with strong external forcing in the initial conditions, since these may lead to enhanced predictability of a particular extreme event such as in July 2015 (Prodhomme et al., 2016). This point is further discussed in Sect. 4.

### 3.2 Anticipation of the 2015 heat wave

The shapes of simulated and observed  $T_{\max}$  distribution over France for 6DS are quite similar (Fig. 5a). However, the median of the simulated distribution is shifted towards colder values by about 1 K with respect to the reference. This is consistent with the cold bias of the forecast system over France



**Figure 5.** 6DS mean  $T_{\max}$  probability density functions over France: model and observed climatologies over 1993–2014 (a),  $T_{\max}$  anomalies of successive forecasts for 2015 (b), and recent year re-forecasts initialized on 1 June (c).

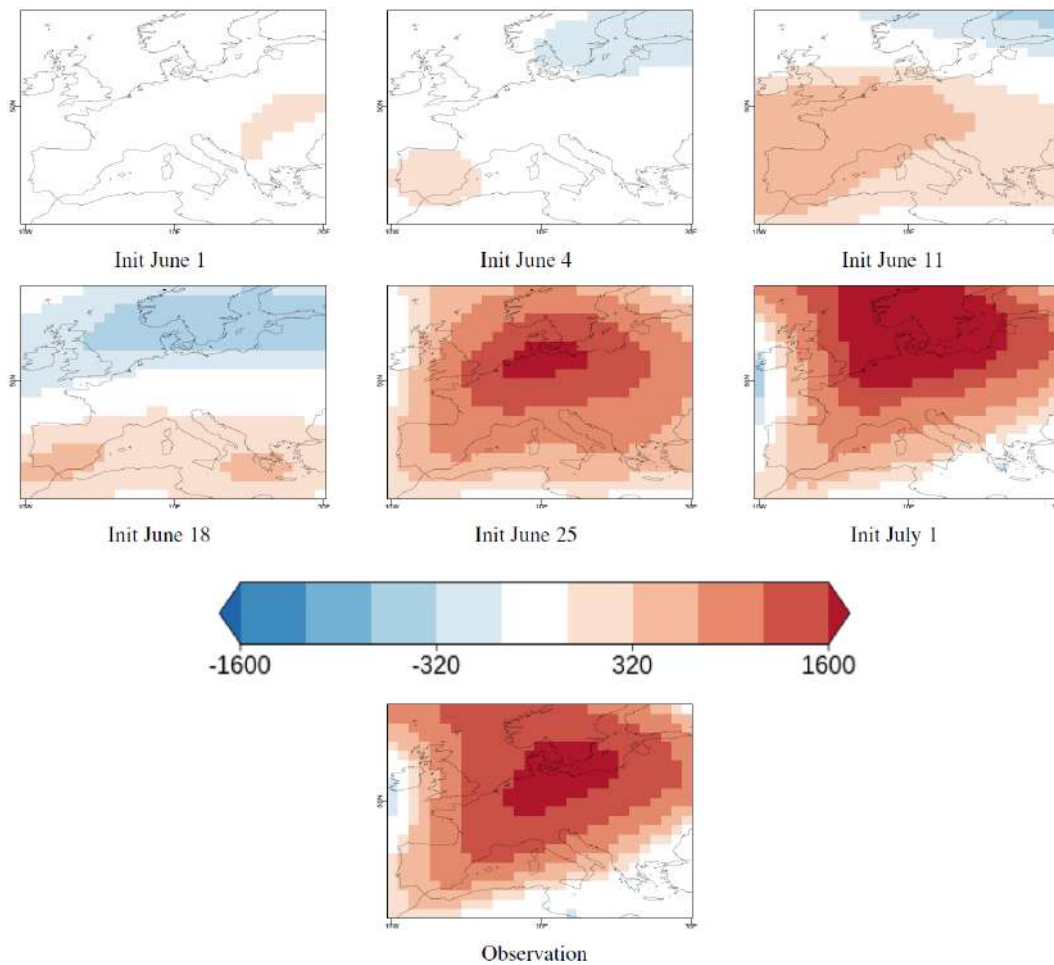


**Figure 6.** Probability of the most likely 6DS  $T_{\max}$  tercile (top rows), observed tercile (bottom).

described in the previous section. The observed event (displayed by the red diamond in this figure) is located towards the end of the upper tail of the distribution, which confirms the rarity of the  $T_{\max}$  range observed in July 2015.

The successive forecasts displayed in color shades (Fig. 5b) show an increasingly sharp distribution for the last two start dates (25 June and 1 July). This was expected since predictive uncertainty diminishes as the event becomes

closer to the initial date of the forecast. However, all the forecast distributions are shifted towards warmer values as compared to the climatology of the model, including the forecasts initialized about one month ahead of the event. These shifts are significant with a 95 % confidence, both in mean values (using the Student  $t$ -test) and in distributions (based on the Wilcoxon–Mann–Whitney test). It can be argued that this is a consequence of the warming trend along the re-forecast pe-



**Figure 7.** 6DS Z500 anomaly ( $\text{m}^2 \text{s}^{-2}$ ) in successive forecasts (top rows) and observation (bottom).

riod, with recent years frequently warmer than the first years. In order to verify this hypothesis, the re-forecast distribution of the years 2010 to 2014 were superimposed to the full model climatology distribution for the time period and region of interest (Fig. 5c). Those five recent years seem equally distributed on either side of the climatological median, which tends to rule out the warming trend effect to explain our results.

A spatial approach of forecast fields is proposed to gain further insight into the predictability of that heat wave. Figure 6 depicts the probability of the most likely tercile for 6DS  $T_{\text{max}}$  anomaly for each forecast. It is to be compared with the observed tercile. It can be noticed that a warm signal is already present over southern Europe in the 1 June forecast and tends to persist in the following forecasts. However, except for a few regions such as France, the Iberian Peninsula and the Balkans, this warm pattern remains misplaced until the last two forecasts. Moreover, its amplitude is considerably reduced in the 18 June forecast as compared to the 3 earlier forecasts. The following section discusses a possible cause for these limitations.

Figure 7 shows that unlike  $T_{\text{max}}$ , the Z500 forecasts do not compare well to the reference data until the last two start dates. Note that the Z500 forecast anomaly (Fig. 7) was re-scaled to take into account the dimming effect of ensemble averaging. The re-scaling factor is the ratio  $\frac{\sigma_o}{\sigma_f}$  where  $\sigma_o$  is the standard deviation of the observed Z500 anomalies and  $\sigma_f$  the standard deviation of the forecast ensemble mean. The large observed geopotential height positive anomaly only appears in the 25 June forecast onwards. This suggests that the early anticipation of the warm surface pattern over Southern Europe in the forecasts does not result from the large scale atmospheric circulation. The impact of land-surface initial conditions, possibly combined to that of the Mediterranean sea, could thus explain the relative predictability of the first peak of the warm event July 2015 although only a dedicated study could confirm this hypothesis.



#### 4 Discussion and conclusions

This study was the first assessment of the new subseasonal-to-seasonal forecast system developed at CNRM through a case study, namely the severe heat wave that struck France and surrounding countries in July 2015. The successive forecasts, issued from early June onwards, consistently predicted a warm surface temperature anomaly over France during the first week of July, corresponding to the most intense stage of that heat wave. Although it is beyond the scope of this work to analyse in depth the factors explaining this relative success, previous seasonal studies showed the influence of anomalous initial conditions in subsequent summer heat waves. For example, sea surface temperature warm anomalies in June 2003 likely contributed to enhance the severity of the following summer heat wave (Feudale and Shukla, 2011a, b) and low soil moisture in spring was revealed as a key ingredient of the 2010 heat wave over Russia (Prodhomme et al., 2016). In 2015, the sea surface temperature of the Mediterranean and Near-Atlantic was not particularly warm in early June, whereas soils were anomalously dry over Western Europe (not shown). Since the CNRM-CM forecast system anticipated the warm surface anomaly to a certain extent but not the simultaneous mid-tropospheric geopotential anomaly, it would be worth testing the relative contribution of land, sea and atmosphere initial conditions in this prediction with a dedicated experimental framework. For example, the conditional skill of S2S systems in predicting West European heat waves would be worth exploring by computing the skill over a sub-sample of re-forecast years with dry or wet soils in initial conditions. Nonetheless, such a study would require a greater number of start dates to be robust. The weaker signal in the forecast issued on 18 June might relate to an excessive sensitivity of our system to soil moisture initial state. Abundant rainfall between 11 and 13 June led to significant soil moistening over Spain and South-West France, which shows in 18 June initial conditions and afterwards. The forecast issued a week later is initialized closer to the targeted event: the predictability stemming from atmospheric initial conditions takes the lead on that provided by slower components of the climate system, thus explaining the improvements found.

The relative success in anticipating this warm event is also counterbalanced by the limited skill of the forecast system beyond the first 12 days following the initial date, at least for that time of year and that region. However, Magnusson et al. (2015) also highlighted a fair anticipation of the same event based on the ECMWF monthly forecasting system. Therefore, the robustness of these results would deserve a more thorough multi-model case study, which would be facilitated by the recent availability of the multi-S2S forecast system database (Vitart et al., 2016).

**Data availability.** This work is based on S2S data. S2S is a joint initiative of the World Weather Research Programme (WWRP) and the World Climate Research Programme (WCRP). The original S2S database is hosted at ECMWF as an extension of the TIGGE database. The data used for this work can be retrieved following <http://apps.ecmwf.int/datasets/data/s2s-realtime-instantaneous-accum-1fpw/levtype=sfc/type=cf/> (Vitart et al., 2016).

**Competing interests.** The authors declare that they have no conflict of interest.

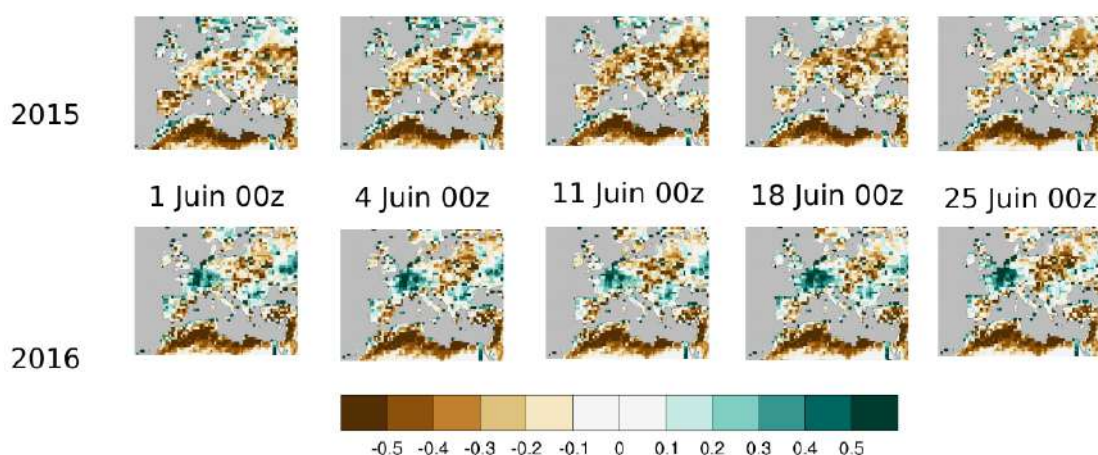
Edited by: Á. G. Muñoz

Reviewed by: S. Materia and one anonymous referee

#### References

- Barbier, J., Guichard, F., Bouniol, D., Couvreur, F., and Roehrig, R.: Spring sahelian heat waves: detection, characteristics and historical trend, *J. Climate*, submitted, 2017.
- Batté, L. and Déqué, M.: Randomly correcting model errors in the ARPEGE-Climate v6.1 component of CNRM-CM: applications for seasonal forecasts, *Geosci. Model Dev.*, 9, 2055–2076, doi:10.5194/gmd-9-2055-2016, 2016.
- Brier, G. W.: Verification of forecasts expressed in terms of probability, *Mon. Weather Rev.*, 78, 1–3, 1950.
- Brunet, G., Shapiro, M., Hoskins, B., Moncrieff, M., Dole, R., Kiladis, G. N., Kirtman, B., Lorenc, A., Mills, B., Morss, R., Polavarapu, S., Rogers, D., Schaake, J., and Shukla, J.: Collaboration of the weather and climate communities to advance subseasonal-to-seasonal prediction, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 91, 1397–1406, 2010.
- Ferry, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., Andrae, U., Balmaseda, M. A., Balsamo, G., Bauer, P., Bechtold, P., Beljaars, A. C. M., van de Berg, L., Bidlot, J., Bormann, N., Delsol, C., Dragani, R., Fuentes, M., Geer, A. J., Haimberger, L., Healy, S. B., Hersbach, H., Hólm, E. V., Isaksen, L., Kållberg, P., Köhler, M., Matricardi, M., McNally, A. P., Monge-Sanz, B. M., Morcrette, J.-J., Park, B.-K., Peubey, C., de Rosnay, P., Tavolato, C., Thépaut, J.-N., and Vitart, F.: The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system, *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 137, 553–597, doi:10.1002/qj.828, 2011.
- Ferry, N., Parent, L., Garric, G., Barnier, B., and Jourdain, N. C.: Mercator global Eddy permitting ocean reanalysis GLORYS1V1: Description and results, *Mercator-Ocean Quart. Newsl.*, 36, 15–27, 2010.
- Feudale, L. and Shukla, J.: Influence of sea surface temperature on the European heat wave of 2003 summer. Part I: an observational study, *Clim. Dynam.*, 36, 1691–1703, 2011a.
- Feudale, L. and Shukla, J.: Influence of sea surface temperature on the European heat wave of 2003 summer. Part II: a modeling study, *Clim. Dynam.*, 36, 1705–1715, 2011b.
- Lorenz, E.: Deterministic nonperiodic flow, *J. Atmos. Sci.*, 20, 130–141, 1963.
- Magnusson, L., Thorpe, A., Buizza, R., Rabier, F., and Nicolau, J.: Predicting this year's European heat wave,

- ECMWF newsletter Number 145, Autumn 2015, available at: <http://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/2015/14589-newsletter-no145-autumn-2015.pdf> (last access: 2 May 2017), 2015.
- Ouzeau, G., Soubeyrou, J. M., Schneider, M., Vautard, R., and Planton, S.: Heat waves analysis over France in present and future climate: Application of a new method on the EURO-CORDEX ensemble, *Climate Services*, 4, 1–12, doi:10.1016/j.cliser.2016.09.002, 2016.
- Perkins, S. E.: A review on the scientific understanding of heatwaves – their measurement, driving mechanisms, and changes at the global scale, *Atmos. Res.*, 164, 242–267, doi:10.1016/j.atmosres.2015.05.014, 2015.
- Prodhomme, C., Doblas-Reyes, F., Bellprat, O., and Dutra, E.: Impact of land-surface initialization on sub-seasonal to seasonal forecasts over Europe, *Clim. Dynam.*, 47, 919–935, doi:10.1007/s00382-015-2879-4, 2016.
- Robertson, A., Kumar, A., Peña, M., and Vitart, F.: Improving and Promoting Subseasonal to Seasonal Prediction, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 96, ES49–ES53, doi:10.1175/BAMS-D-14-00139.1, 2015.
- Schoetter, R., Cattiaux, J., and Douville, H.: Changes of western European heat wave characteristics projected by the CMIP5 ensemble, *Clim. Dynam.* 45, 1601, doi:10.1007/s00382-014-2434-8, 2014.
- Vitart, F.: Monthly forecasting at ECMWF, *Mon. Weather Rev.*, 132, 2761–2779, doi:10.1175/MWR2826.1, 2004.
- Vitart, F., Ardilouze, C., Bonet, A., Brookshaw, A., Chen, M., Codorean, C., Déqué, M., Ferranti, L., Fucile, E., Fuentes, M., Hendon, H., Hodgson, J., Kang, H., Kumar, A., Lin, H., Liu, G., Liu, X., Malguzzi, P., Mallas, I., Manoussakis, M., Mastrangelo, D., MacLachlan, C., McLean, P., Minami, A., Mladek, R., Nakazawa, T., Najm, S., Nie, Y., Rixen, M., Robertson, A. W., Ruti, P., Sun, C., Takaya, Y., Tolstykh, M., Venuti, F., Waliser, D., Woolnough, S., Wu, T., Won, D. J., Xiao, H., Zaripov, R., and Zhang, L.: The Sub-seasonal to Seasonal (S2S) Prediction Project Database, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 98, 163–176, doi:10.1175/BAMS-D-16-0017.1, 2016.
- Voltaire, A., Sanchez-Gomez, E., Salas y Mélia, D., Decharme, B., Cassou, C., Sénési, S., Valcke, S., Beau, I., Alias, A., Chevalier, M., Déqué, M., Deshayes, J., Douville, H., Fernandez, E., Madec, G., Maisonnave, E., Moine, M. P., Planton, S., Saint-Martin, D., Szopa, S., Tyteca, S., Alkama, R., Belamari, S., Braun, A., Coquart, L., and Chauvin, F.: The CNRM-CM5.1 global climate model: description and basic evaluation, *Clim. Dynam.*, 40, 2091–2121, doi:10.1007/s00382-011-1259-y, 2013.



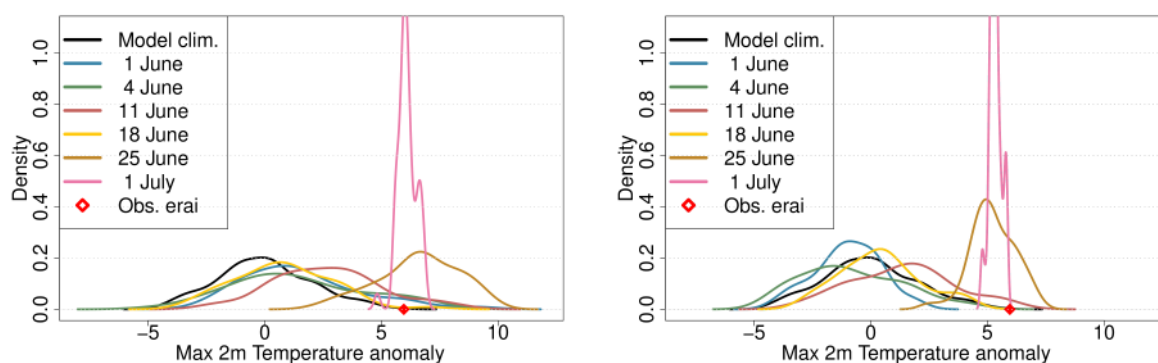
**FIGURE 4.1:** Anomalies de l'indice d'humidité des sols SWI dans les analyses opérationnelles du CEPMMT par rapport à ERA-Interim/Land sur la période 1993-2012

### 4.1.3 Etude complémentaire sur l'initialisation des surfaces

Comme la conclusion de l'article le laisse entendre, le relatif succès de la prévision de la vague de chaleur de juillet 2015 pourrait découler de la sécheresse des sols en juin, bien que cette hypothèse soit peu étayée. Pour tenter de le faire, les prévisions successives analysées dans l'article ont été rejouées dans des conditions identiques, à l'exception de l'initialisation de la surface. Au lieu de partir des conditions de surface "réelles" de 2015, les prévisions sont initialisées avec les conditions de surface du même jour calendaire, mais de l'année 2016. En effet, plusieurs rivières de France ont subi des crues d'ampleur remarquables à la fin du printemps 2016 suite à une période de pluies abondantes (van Oldenborgh et al., 2016). Le contraste entre les conditions d'humidité du sol de juin 2015 et juin 2016 est souligné dans la figure 4.1, qui montre une anomalie de l'indice SWI ("Soil Wetness Index", voir Chapitre 2.3.3.3) par rapport à la climatologie de cet indice calculée à partir des données ERA-Interim/Land sur la période 1993-2012.

Les nouvelles fonctions de densité de probabilité des prévisions de température maximale pour l'événement de début juillet sont comparées avec celles des prévisions de contrôle, correspondant à la figure 5b de l'article (Figure 4.2). On rappelle que "6DS Tmax" est la cible de la prévision, et correspond à la température maximale quotidienne à 2m moyennée spatialement sur la France et temporellement sur les six premiers jours de juillet 2015.

Par rapport à la prévision de référence, telle que présentée dans l'article, les distributions des prévisions initialisées le 1er juin et le 4 juin avec des conditions de surface de 2016 ne sont plus décalées vers des anomalies chaudes. Qui plus est, les queues supérieures de ces distributions n'atteignent plus des valeurs d'anomalie aussi extrêmes que 10 K. Il est également intéressant de constater que même la distribution de la prévision initialisée le 1er juillet est légèrement décalée vers des températures moins élevées que la prévision de référence. Ce résultat renforce l'hypothèse d'une contribution effective de l'humidité du sol initiale à la prévisibilité de la vague de chaleur de juillet 2015. Cette étude complémentaire n'en apporte pas une preuve absolue, car la modification des conditions initiales de surface concerne l'ensemble des continents, et on ne peut exclure que l'effet constaté sur la prévision ait une origine distante, via une modification de la circulation atmosphérique. A ce jour, seule l'étude de van den Hurk et al. (2012) suggère un possible effet "à distance" de l'initialisation de l'humidité des sols en prévision infra-saisonniers sur l'Europe. Dans cette étude, un sous-échantillonnage des



**FIGURE 4.2:** Fonctions de densité de probabilité des anomalies de 6DS Tmax issues des prévisions successives avec conditions initiales de surface de 2015 (gauche) et 2016 (droite)

prévisions basé sur la sélection de conditions initiales extrêmes d'humidité du sol met en évidence une relation entre cet état initial sur le sud-est du continent et les scores de prévision de température sur l'Europe de l'ouest jusqu'à 60 jours. Cependant, les auteurs insistent sur la taille limitée de l'échantillon étudié qui ne permet pas de conclusion robuste sur un potentiel lien physique.

Le cas d'étude que nous venons de présenter étaye encore davantage les conclusions de l'expérience coordonnée GLACE-2 (Koster et al., 2011), qui a montré comment l'initialisation de l'humidité du sol permettait d'améliorer la prévision des températures à l'horizon infra-saisonnier. Cependant, les travaux de Hirschi et al. (2011), basés sur des observations, et les études de prévisibilité de Matera et al. (2014) et Prodhomme et al. (2016) suggèrent un impact étendu à l'ensemble de la saison JJA. Afin de tirer des conclusions plus robustes sur cet impact, nous nous replaçons maintenant aux échelles saisonnières, et proposons une étude de prévisibilité basée sur plusieurs systèmes de prévision. La seconde partie de ce chapitre s'appuie donc sur cette expérimentation multi-modèle qui vise à évaluer le bénéfice de l'initialisation de l'humidité du sol pour la prévisibilité de la température estivale. L'étude a fait l'objet d'un article publié en novembre 2017 dans *Climate Dynamics* et présenté ci-après.

## 4.2 Horizon saisonnier

### 4.2.1 Résumé de l'article publié dans *Climate Dynamics*

L'étude proposée dans cette article vise à actualiser l'expérience coordonnée GLACE-2 qui s'est intéressée à l'impact de l'initialisation de la surface sur la prévisibilité climatique pour la saison chaude. La nouveauté de notre étude est qu'elle s'intéresse aux échéances saisonnières (infra-saisonniers pour GLACE-2), avec des systèmes de prévision couplés (l'océan était prescrit dans la plupart des modèles de GLACE-2) et une période de rétro-prévision commune plus longue (19 ans au lieu de 10). Pour chacun des 5 systèmes de prévision participant à l'expérience, deux jeux de rétro-prévisions de la période Mai à Août ont été effectués, avec 10 membres au minimum. Le premier a consisté à initialiser chacune des composantes du système de façon réaliste. Pour le second jeu, la seule différence est que la surface est initialisée avec des conditions climatologiques calculées à partir de la période de rétro-prévision. Les simulations d'ensemble des 5 modèles ont été assemblées en un grand ensemble d'opportunité de 50 membres.




En considérant la température à 2 m moyenne de la saison Juin-Juillet-Août, l'initialisation réaliste permet une robuste augmentation des corrélations et une diminution des erreurs quadratiques moyennes sur une partie de l'Europe, mais plus particulièrement la zone des Balkans. On s'est assuré de retirer une tendance linéaire de nos séries de données, pour exclure la contribution du réchauffement climatique aux scores de prévision. On montre que cette amélioration provient essentiellement des années avec des conditions initiales de surface sèches, suivies par un été chaud. Ceci est en accord avec la littérature qui avait identifié le sud-est de l'Europe comme l'une des régions du globe concernées par un intense couplage entre le sol et l'atmosphère. Cette amélioration des scores se vérifie, de façon plus ou moins marquée, pour les 5 modèles. En revanche, alors que les Grandes Plaines américaines sont également citées comme une autre région caractérisée par d'intenses rétroactions de l'humidité du sol sur le climat de surface en été, aucune amélioration de la prévision n'y est constatée dans notre expérience.

Pour tenter de comprendre cette absence d'amélioration, nous avons étudié la corrélation entre l'humidité du sol initiale de cette zone et plusieurs paramètres climatiques, pour chacun des modèles et pour les données de référence. Le résultat suggère que la température estivale sur les Grandes Plaines est trop fortement anti-corrélée (et les précipitations trop fortement corrélées) à l'humidité du sol initiale par rapport aux réanalyses. L'explication avancée pour ce comportement des modèles est à chercher du côté du biais chaud et sec sur la région qui concerne tous les systèmes de prévision saisonnière impliqués dans cette étude pour la saison estivale.

### **4.2.2 Article : Multi-model assessment of the impact of soil moisture initialization on mid-latitude summer predictability**

# Multi-model assessment of the impact of soil moisture initialization on mid-latitude summer predictability

Constantin Ardilouze<sup>1</sup>  · L. Batté<sup>1</sup> · F. Bunzel<sup>2</sup> · D. Decremet<sup>3</sup> · M. Déqué<sup>1</sup> ·  
F. J. Doblas-Reyes<sup>4,6</sup> · H. Douville<sup>1</sup> · D. Fereday<sup>5</sup> · V. Guemas<sup>1,4</sup> · C. MacLachlan<sup>5</sup> ·  
W. Müller<sup>2</sup> · C. Prodhomme<sup>4</sup>

Received: 27 May 2016 / Accepted: 25 January 2017 / Published online: 21 February 2017  
© Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2017

**Abstract** Land surface initial conditions have been recognized as a potential source of predictability in sub-seasonal to seasonal forecast systems, at least for near-surface air temperature prediction over the mid-latitude continents. Yet, few studies have systematically explored such an influence over a sufficient hindcast period and in a multi-model framework to produce a robust quantitative assessment. Here, a dedicated set of twin experiments has been carried out with boreal summer retrospective forecasts over the 1992–2010 period performed by five different global coupled ocean–atmosphere models. The impact of a realistic versus climatological soil moisture initialization is assessed in two regions with high potential previously identified as hotspots of land–atmosphere coupling, namely the North American Great Plains and South-Eastern Europe. Over the latter region, temperature predictions show a significant improvement, especially over the Balkans. Forecast systems better simulate the warmest summers if they follow pronounced dry initial anomalies. It is hypothesized that models manage to capture a positive feedback between high

temperature and low soil moisture content prone to dominate over other processes during the warmest summers in this region. Over the Great Plains, however, improving the soil moisture initialization does not lead to any robust gain of forecast quality for near-surface temperature. It is suggested that models biases prevent the forecast systems from making the most of the improved initial conditions.

**Keywords** Land-surface initialization · Seasonal forecasting · Land–atmosphere coupling · Multi-model · Ensemble forecast

## 1 Introduction

Human activities are affected by climate-dependent factors, such as energy demand, crop yield or disease risk management. This raises a growing demand for reliable and accurate sub-seasonal to seasonal forecasts of temperature and precipitation (Challinor et al. 2005; García-Morales et al. 2007; Thompson et al. 2006). Atmospheric predictability on these timescales is mainly driven by the coupling between the atmosphere and slowly-evolving components of the Earth system, such as the ocean, sea ice and land surfaces (Doblas-Reyes et al. 2013). Even if tropical oceans provide the major source of global interannual variability through sea surface temperature anomalies related to the El Niño Southern Oscillation (ENSO) phenomenon (Saha et al. 2006; Stockdale et al. 2011), both observational and numerical studies have highlighted the significant imprint of the continental surfaces on the climate system and their potential or effective contribution to mid-latitude sub-seasonal to seasonal predictability, particularly for near-surface temperature (T2M) and precipitation. Among these components, snowpack (Dutra et al. 2011) and soil

**Electronic supplementary material** The online version of this article (doi:10.1007/s00382-017-3555-7) contains supplementary material, which is available to authorized users.

✉ Constantin Ardilouze  
constantin.ardilouze@meteo.fr

<sup>1</sup> CNRM UMR 3589, Météo-France/CNRS, Toulouse, France

<sup>2</sup> Max Planck Institute for Meteorology, Hamburg, Germany

<sup>3</sup> European Center for Medium range Weather Forecasts, Reading, UK

<sup>4</sup> BSC-CNS, Barcelona, Spain

<sup>5</sup> Met Office Hadley Centre, Exeter, UK

<sup>6</sup> ICREA, Pg. Lluís Companys 23, 08010 Barcelona, Spain

moisture anomalies (Seneviratne et al. 2010, 2013) have been the most investigated since they strongly affect the land surface energy budget and, hence, the energy fluxes between the surface and the atmospheric boundary layer (Hirschi et al. 2011). Land surface models (LSM), which have improved steadily in the past three decades, together with increasing computational resources have allowed for more thorough studies and a better understanding of the soil moisture and snow influence on the atmosphere at multiple spatio-temporal scales (Douville 2010). A realistic snowpack initialization has been shown to be useful both in boreal fall (e.g. Orsolini et al. 2013) and spring (e.g. Peings et al. 2011), when the interannual variability of the Northern Hemisphere snow cover is relatively strong and has a large impact on the surface energy budget given the available incoming solar radiation even at high latitudes.

For summer predictions, the focus was mainly on soil moisture and its influence on near-surface temperature and precipitation mainly via evapotranspiration. It has been demonstrated that soil moisture content controls the evapotranspiration in regions with a semi-arid climate (“soil moisture-limited regime”). In wet regions, the evapotranspiration rate mainly depends on atmospheric control and not on soil water content (“energy-limited regime”). In the former, the evaporative fraction modulated by soil moisture affects both the local water cycle (Dirmeyer 2006) and the surface energy balance, and hence temperature and precipitation (Dirmeyer et al. 2014; Koster 2004; Seneviratne et al. 2010). Additionally, soil moisture memory has proven to last up to several months in some cases (Seneviratne et al. 2006; Orth and Seneviratne 2012; Hagemann and Stacke 2015). Due to these characteristics, extreme warm events can be triggered or at least amplified by dry soil initial conditions in terms of magnitude (Fischer et al. 2007; Hirschi et al. 2011; Whan et al. 2015) and persistence (Lyon and Dole 1995; Lorenz et al. 2010).

Previous studies have highlighted a number of “hotspots” where seasonal prediction skill can be increased by realistic soil moisture initialization since they combine intense land–atmosphere coupling processes with strong soil moisture persistence (Koster 2004; Seneviratne et al. 2006; Dirmeyer et al. 2011). The North-American Great Plains and the region between the Danube basin and the Mediterranean are often identified as belonging to these hotspots. Our study will focus mainly on these two regions, namely the Southern Great Plains (SGP) and the Balkan region (BKS). BKS and SGP boundaries are defined in Table 1 and highlighted by green boxes in Fig. 2. The second phase of the Global Land–Atmosphere Coupling Experiment (GLACE-2; Koster et al. 2011), which consisted in a multi-model forecast quality assessment, showed that a realistic soil moisture initialization provides significantly improved skill for air temperature forecast up to

**Table 1** Boundary coordinates of the BKS, SGP and Niño 3.4 boxes

	Coordinates
BKS	15°E–25°E 40°N–50°N
SGP	105°W–95°W 35°N–45°N
Niño 3.4	120°W–170°W 5°S–5°N

2 months ahead over the North American continent. More recent studies confirmed this positive impact up to seasonal timescales (Materia et al. 2014; Prodhomme et al. 2016). Prodhomme et al. (2016) described the benefits of soil initialization for the quality of temperature predictions over large parts of Eastern Europe up to 4 month forecast time. They could only achieve a successful hindcast of the summer of 2010 extreme heat over western Russia with a realistic soil moisture initialization.

This study aims at exploring to what extent previous results are robust across a variety of forecast systems. Its originality lies in being the first multi-model assessment of soil moisture initialization impact on atmospheric predictability on seasonal timescales with ocean–atmosphere coupled models over a nearly two-decade period. We use a highly comprehensive database of seasonal prediction experiments produced within the framework of the European FP7 SPECS (Seasonal-to-decadal climate Prediction for the improvement of European Climate Services) project and covering the 1992–2010 period. The following section describes the forecast systems and datasets used to perform the experiments and to assess their output. Section 3 focuses on the model systematic errors and on the predictive skill related to soil moisture initialization. Section 4 explains how the models respond to the soil moisture initialization over the two regions of interest (BKS and SGP) and precedes the discussion and conclusions to this study in Sect. 5.

## 2 Experimental design and methodology

### 2.1 Overview of the experiments

Five forecast systems (Table 2) have been used to perform twin sets of boreal summer season hindcasts over the 1992–2010 period. These simulations start at the beginning of May and span 4 months, including the June–August trimester (JJA).

For each system, the twin experiments consist of one control and one sensitivity experiment differing only by their land-surface initialization. The former is initialized with climatological surface fields while the latter is performed with initial conditions closer to observed

**Table 2** Summary of the simulations

Exp. name	Model	Horizontal resolution	Vertical levels	Ensemble generation	Land surface component	Land surface initialization	Atmosphere, ocean and sea-ice initializations
MPI-CLIM MPI-INIT	MPI-ESM v.1.1.00 (Stevens et al. 2013)	Atm/land: T63 (~300 km) Ocean: GR15 (two poles in Greenland/Antarctica, 1.5° resolution)	Atm: 47 Ocean: 40	Atm: slight disturbance of stratospheric diffusion (Baehr and Piontek 2014) Ocean: breeding vectors	JSBACH (Raddatz et al. 2007)	GCM run with nudging of the atmosphere, superficial ocean and sea-ice towards reanalyses (resp. ERAI, ORAS4 and NSIDC)	Atm: ERAI Ocean: ORAS4 Sea-ice: NSIDC
EC-CLIM EC-INIT	ECMWF Sys4	Atm/land: N128 (TL255, ~80 km) Ocean: NEMO ORCA 1° L42	Atm: 91 Ocean: 42	Singular vectors	CHTESSEL-lakes (Boussetta et al. 2012)	ERAI and horizontal interpolation (same model)	Atm: ERAI Ocean: ORAS4
MF-CLIM MF-INIT	CNRM-CM5 (Voldoire et al. 2013)	Atm/land: T1127 (~150 km) Ocean: NEMO Orca 1° L42	Atm: 91 Ocean: 42	Initial atmospheric perturbations	SURFEX V7.2 (Masson et al. 2012)	ERAI and horizontal and vertical interpolation with conservative total soil wetness index (different model)	Atm: ERAI Ocean: ORAS4 Sea-ice: restarts from a nudged run
BSC-CLIM BSC-INIT	EC-Earth V2.3 (Hazeleger et al. 2012)	Atm/land: T106 (~120 km) Ocean: NEMO Orca 1°	Atm: 91 Ocean: 46	Singular vectors in the atmosphere; different members of ORAS4 reanalyses for the ocean	HTESEL	ERAI and horizontal interpolation (same model)	Atm: ERAI Ocean: ORAS4 Sea-ice: IC3 analysis
MO-CLIM MO-INIT	GloSea5 (Maclachlan et al. 2015)	Atm/land: N216 (~50 km) Ocean: ORCA 0.25°	Atm: 85 Ocean: 75	Lagged start dates and SKEB stochastic physics scheme	JULES (Best et al. 2011)	JULES offline run driven with WFDEI atmospheric data (Weedon et al. 2014)	Atm: ERAI Ocean and sea-ice: GloSea5 reanalysis (Waters et al. 2015)

interannual variations in soil moisture (hereafter ‘realistic’ initialization). The different strategies adopted to derive these initial conditions are detailed in the following subsection. All the experiments consist of ten-member ensemble simulations. The methods applied for the generation of the ensembles as well as the experimental design are summarized in Table 2.

The five twin experiments allow the comparison of two fifty-member grand ensembles. They are named ALL-CLIM and ALL-INIT hereafter. We refer similarly to CLIM and INIT experiments when discussing individual forecast system results. The multi model approach diminishes the impact of individual model errors and thus leads to more reliable seasonal predictions (Palmer et al. 2004; Hagedorn et al. 2005).

## 2.2 Land-surface initial conditions

Different methods were used to generate the so-called ‘realistic’ initial conditions of soil moisture used in the ALL-INIT ensemble:

- Atmosphere–Ocean General Circulation Model (AOGCM) simulation relaxed towards reanalyses:

For MPI-ESM, divergence, vorticity, temperature and surface pressure were assimilated into the atmospheric component (ECHAM6) and temperature, salinity and sea-ice concentration into the ocean component (MPIOM). For data assimilation, ERA-Interim (hereafter ERAI; Dee et al. 2011) is used for the atmosphere, ORAS4 for the ocean and NSIDC/Bootstrap for sea ice. No assimilation was performed in the LSM (JSBACH).

- Standalone LSM simulation forced by atmospheric reanalysis

This method was applied for the LSM component (JULES) of HADGEM3 applying WFDEI atmospheric forcing.

- Land surface reanalysis dataset

The last three models used the pre-existing daily dataset of land surface pseudo-reanalysis ERA-Interim/Land (hereafter ERA-Land; Balsamo et al. 2013). It results from a stand-alone run of the HTESSEL LSM, forced by ERA-Interim atmospheric fields and bias-corrected precipitation using the GPCP monthly climatology (Huffman et al. 2009) for precipitation.

The two AOGCMs using the HTESSEL land component (namely EC-Earth and ECMWF System 4) were initialized with May the 1st ERA-Land reanalyses, horizontally

interpolated over the model grid. For CNRM-CM5, ERA-Land data was additionally interpolated onto the SURFEX vertical soil layers (which differ from the ERA-Land vertical distribution), while preserving the soil wetness index for each soil layer (Boisserie et al. 2015).

These initial conditions were computed for the 1st of May start dates of each of the 19 years of the seasonal re-forecast experiments, e.g. 1992 through 2010. The land-surface initial conditions for each of the five CLIM ensembles are obtained by averaging the initial conditions for the 1st of May from the corresponding INIT initial conditions.

Snow initial conditions are also considered realistic with the described techniques to generate INIT initial conditions. However, different choices have been made for CLIM: snow fields were averaged for BSC-CLIM and MF-CLIM, similarly to soil moisture, while their yearly variability was preserved in the other three CLIM simulations. This experimental set-up inhomogeneity might affect the conclusions since significant snow-atmosphere coupling occurs during and after snowmelt over snow transition zones of the Northern hemisphere (Xu and Dirmeyer 2011). However, this impact is considered limited in our regions of interest where the influence of snow in boreal summer is lower than in other seasons.

## 2.3 Reference data and forecast quality assessment

The monthly-mean precipitation observations used are the Global Precipitation Climatology Center (GPCC) (Schneider et al. 2008) gridded gauge analysis products, available at a 1° resolution, while monthly mean T2M reference data are provided by the CRU TS v.3.23 analysis (Harris et al. 2010). The ERA-Interim (Dee et al. 2011) dataset is used for daily averaged 2-m temperature as well as daily-mean precipitation and daily maximum and minimum temperature ( $T_{\max}$  and  $T_{\min}$ , respectively) references as no other global daily precipitation or temperature data spans the full hindcast period. Both observational and model outputs were re-gridded onto a T85 Gaussian grid and only land surface grid points are considered for score computations.

The bias is computed as the mean difference between the model and the observed climatologies. We assume that the individual model drift does not depend on the start dates, meaning that no distinction between the different hindcast years is required to compute the model climatologies. Removing the bias is equivalent to considering observed and re-forecast anomalies relative to their respective climatologies. Thus, the skill of the simulation is evaluated by means of the correlation coefficient ( $r$ ) between the predicted and the observed anomalies of a given variable. The difference  $r_{\text{INIT}}$  minus  $r_{\text{CLIM}}$  is computed at every grid point and then mapped to highlight regions impacted by the land-surface initialization.



A confidence interval for correlations is provided by a 2-sided 95% confidence level t-test. The assessment of correlation differences between the CLIM and INIT simulations must take into account the degree of dependence between the two experiments as both are run over the same time period. To that end, the Hotelling–Williams t-test is computed (Steiger 1980).

In addition to correlation, the comparison of the root mean square error (RMSE) of each experiment through the root mean square skill score (RMSSS) helps in assessing how the soil moisture initialization affects the interannual departure from observations. The RMSSS, contrary to the RMSE, is positively-oriented so that a negative (positive) score means the INIT ensemble has lower (higher) skill than the CLIM ensemble.

$$RMSSS = 1 - \frac{RMSE(INIT)}{RMSE(CLIM)}$$

The RMSSS is considered to be significantly different from 0 if RMSE(INIT) is not included into the confidence

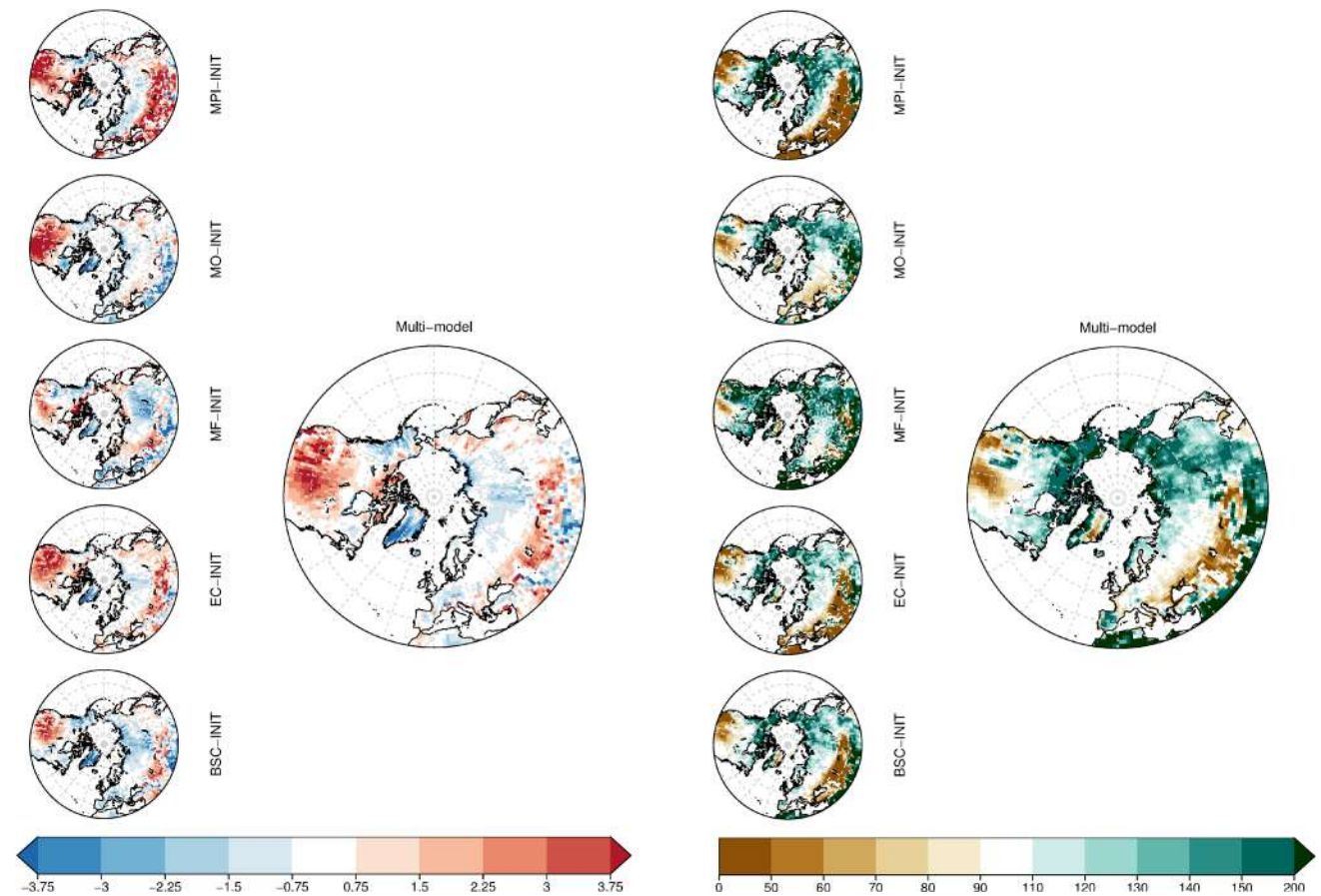
interval of RMSE(CLIM) computed through a 95% confidence level Chi<sup>2</sup> test.

### 3 Results

#### 3.1 Bias analysis

A preliminary analysis of the surface bias can provide insight on both individual and multi-model climatological limitations, as well as an overview of the ensemble consistency. Biases are estimated as the forecast-time dependent difference (temperature) or ratio (precipitation) between ensemble mean and reference data. The bias analysis can also contribute to understanding model differences in forecast skill.

This analysis reveals almost indistinguishable differences in pattern and amplitude between the CLIM (Fig. S1) and INIT (Fig. 1) experiments for both T2M and precipitation fields. As expected, soil initialization used in these



**Fig. 1** Biases for June-to-August average near-surface temperature in K with respect to CRU TS v.3.23 (left panel) and relative biases for accumulated precipitation in % with respect to GPCC (right panel).

The right-hand side large map corresponds to the multi-model ALL-INIT, small left-hand side maps correspond to each individual forecast system

experiments does not alter the model climate in the seasonal re-forecasts.

JJA precipitation and temperature biases from individual models show relatively inconsistent patterns over Eurasia (Fig. 1). Over Eastern Siberia, the five models overestimate the amount of rainfall, although the very limited number of rain gauges available in that region (Fig. S2b) suggests that reference data may have a substantial level of uncertainty. Biases partly cancel out in the multi-model over Central Europe, but a notable dry and warm bias over the Steppes east of the Caspian Sea, and a strong wet bias over Eastern Russia and the Iberian Peninsula tend to stand out of the multi-model ensemble average. For the latter region as well as for the Steppes, since the observed amount of JJA precipitation is very low (Fig. S2a), small differences between these values can result in a strong relative bias. Over North America, in contrast, all models present fairly similar patterns of wet and slightly cold bias over Alaska and pronounced dry and warm bias over the Central Plains. This warm bias was also found in many models of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 (CMIP5) and would stem from excessive incoming shortwave radiation combined to a lack of evaporative fraction (Cheruy et al. 2014). We will discuss further how this could impact the seasonal forecast quality with respect to soil moisture initialization in Sect. 4. This preliminary analysis confirms the interest of the multi-model approach since the individual model climatologies show a number of similarities with each other and the multi-model biases are not excessively influenced by any of the contributing models.

Soil moisture biases are far more difficult to assess due to the scarcity of in-situ observations to be assimilated in any soil moisture reanalysis. Furthermore, remote sensing can only reflect the superficial soil layer state, without taking into account the deeper root-layer soil moisture, and do not necessarily provide a sufficient sampling for deriving reliable monthly mean values. Root-zone soil moisture controls the plants' transpiration and thereby plays a major influence on total evapotranspiration in vegetated areas. Finally, the limited knowledge of soil depth and global scale physical processes at stake leads to a large variety of land surface modelling techniques and parameters, which somewhat hampers the inter-model comparison of soil moisture as well as the comparison of simulated versus observed data. However, a straightforward way to gain insight on the simulated soil moisture is to consider the total soil water content of the entire soil depth averaged over specific regions for each model and to assess the relative evolution in time of its daily climatology. This evolution can be compared with that of ERA-Land. The assessment of the mean soil moisture over the SGP and BKS regions (Fig. S3) shows that the soil dries faster than the reference for four models out of the five analysed over both regions, although none

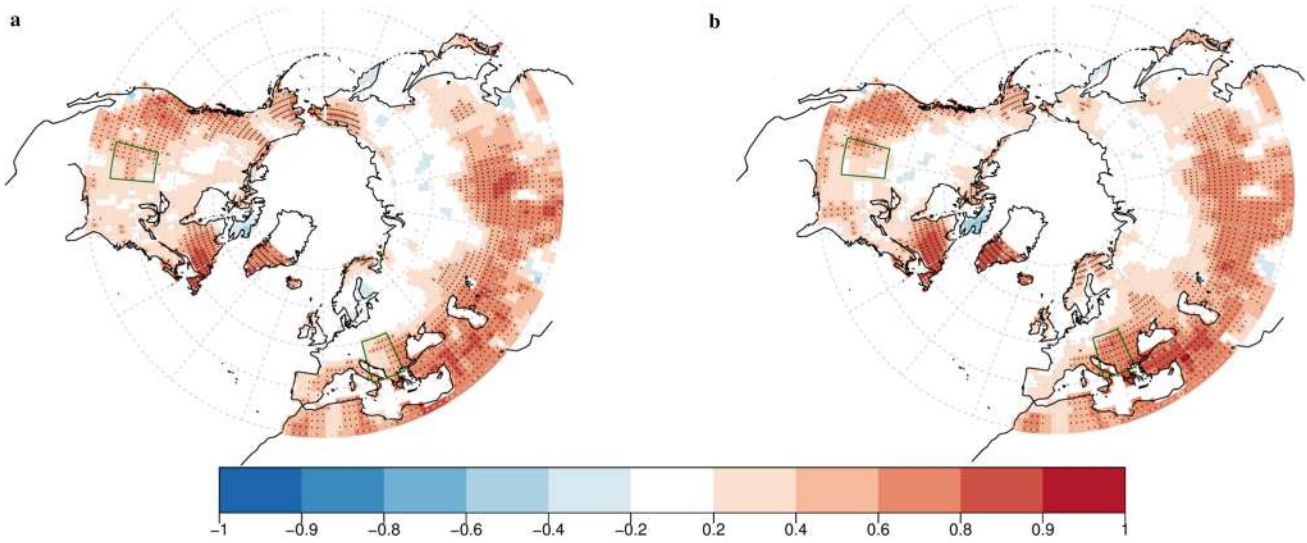
of them shows any obvious abnormal evolution. However, for the SGP region, according to ERA-Land, there is little evolution in the soil water content during the first third of the forecast period, followed by a drying phase starting in mid-June. Only one forecast system evolves similarly to ERA-Land during the steady stage but retains somewhat too much water afterwards. The drying tendency occurs too early for the other systems. This suggests that in addition to the JJA precipitation bias discussed earlier, these models simulate either a deficit of rain in May and early June, or an excessive evapotranspiration, or both simultaneously. These results suggest that understanding the model bias and forecast drift are essential to interpret and access the quality of a forecast system.

### 3.2 Summer skill over boreal mid-latitudes

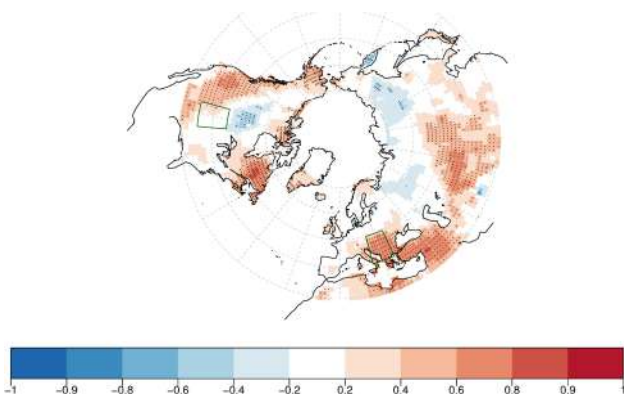
Figure 2 shows the JJA seasonal anomaly correlations of ALL-CLIM and ALL-INIT for near surface temperature. Large parts of continents south of 50°N show significant T2M correlation in all the experiments. This feature could be attributed to the correct representation of ENSO teleconnections by the models, but also to the warming trend over the recent period, especially over Europe (Doblas-Reyes et al. 2013). These hypotheses are assessed by computing for each grid point the temporal correlation of JJA simulated T2M with respectively JJA observed T2M averaged over the Niño 3.4 region defined in Table 1 and JJA observed global T2M averaged over land. ENSO teleconnections, if present, do not seem to impact greatly the skill south of 50°N (Fig. S4a). Observations suggest that the models over-estimate the link between Niño 3.4 and Eastern Canada T2M. However, T2M over Eastern Canada, Southern Greenland and the Middle-East is significantly correlated with global T2M, with correlation values of similar amplitude to the hindcast skill (Fig. S4b). This is supported by observations over the same period (not shown) in addition to the longer 1979–2013 period (Fig S4d). On the contrary, the interannual simulated T2M over BKS and SGP is not significantly correlated to the global T2M during the hindcast period, meaning that the global warming trend does not account for most of the skill found over these regions. This is further confirmed by removing a linear trend from both experimental and reference data, which does not affect greatly the correlation pattern nor its values (Fig. 3).

An overall increase of skill is found over Europe in the T2M correlation differences between INIT and CLIM (Fig. 4a). ALL-INIT is only outperformed by ALL-CLIM over the Iberian Peninsula, although not significantly, whereas the effect is either positive or neutral anywhere else. This skill enhancement is significant over Scandinavia, Ukraine and most of the Balkans peninsula. The



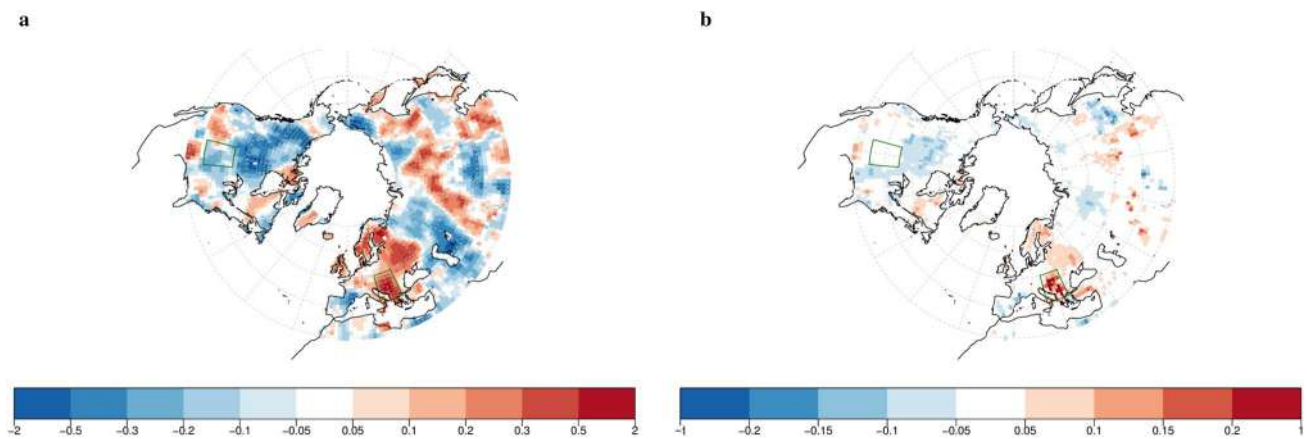


**Fig. 2** Anomaly correlation between the reference data and the June-to-August average near-surface temperature for ALL-CLIM (a) and ALL-INIT (b). *Dots mark* those points where the correlations are significantly different from zero with a 95% confidence level



**Fig. 3** Same as Fig. 2b with linearly detrended anomalies

assessment of the RMSSS computed with respect to the CLIM experiments (Fig. 4b) confirms these improvements. Over North America, soil initialization leads to a limited score improvement. The model even exhibits a significant decrease in skill over Central Canada. However, it should be kept in mind that this region has a poor temperature skill in the first place. Such upper latitude regions are considered to be in an energy-limited regime where the evaporative fraction of the surface energy budget is not controlled by soil moisture. Moreover, snow melting–soil freezing interactions within the HTESSEL model seem to generate too much and early runoff, which could have implications on soil moisture storage after the melting season (E. Dutra, personal communication). If this were the case, the May

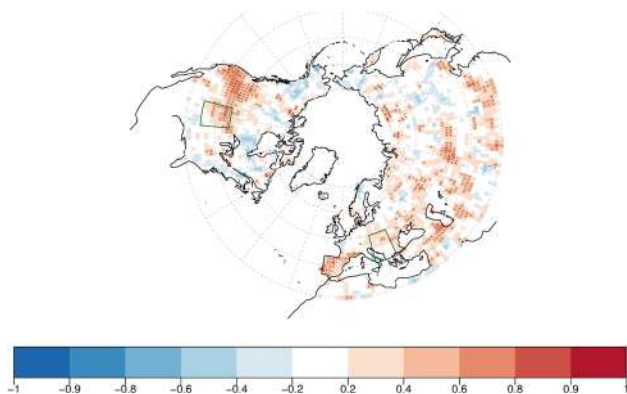


**Fig. 4** a Anomaly correlation difference ALL-INIT minus ALL-CLIM and b Root Mean Square Skill Score ALL-INIT versus ALL-CLIM for detrended June-to-August average near-surface tempera-

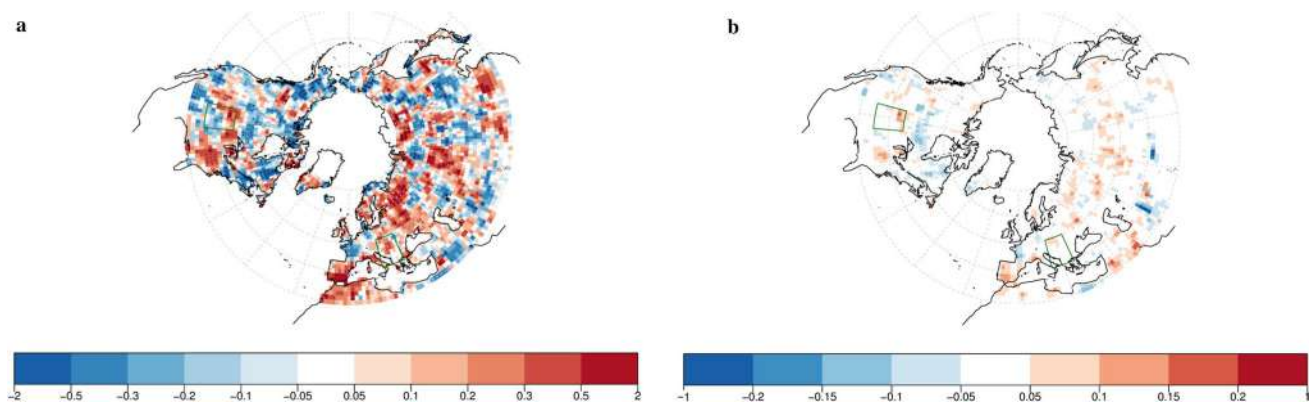
ture. *Dots mark* those points where the difference (the skill score) is significantly different from zero with a 95% confidence level

1st land surface initial conditions derived from ERA-Land, which are used for three models out of five, could then be locally unsuitable.

The multi-model ALL-CLIM (Fig. S5) and ALL-INIT (Fig. 5) display almost no skill for precipitation, except for Western North America. This could be related to the great influence of the ENSO activity on the local atmospheric circulation, although evidence of this teleconnection has been found mainly during the winter season (Quan et al. 2006; Yoon et al. 2015). This skill pattern should be considered with caution as the region receives limited amounts of precipitation during summer (Fig. S2), implying that correlation values may be influenced by extremely small differences in precipitation amounts. The difference of skill computed between INIT and CLIM for precipitation (Fig. 6a) is quite patchy over the Northern Hemisphere mid-latitudes. Moreover, the Iberian Peninsula, which results as one of the very few regions where the increase of correlation leads to significant predictive skill, receives limited amounts of rain in summer as mentioned earlier. Hence, small changes in simulated precipitation may greatly impact correlation



**Fig. 5** Anomaly correlation between the reference data and the June-to-August average accumulated precipitation for ALL-INIT



**Fig. 6** Same as Fig. 4 for precipitation

values. The negligible improvement of RMSSS tends to support this hypothesis (Fig. 6b) although models have already exhibited skill for precipitation over this region in past coordinated experiments (Diez et al. 2005).

The results described above suggest that the BKS region is one of the most positively impacted by soil moisture initialization in terms of predictive skill for temperature. Furthermore, the multi-model ensemble displays relatively weak temperature and precipitation biases over BKS (Fig. 1), although one should keep in mind that some of the contributing models have pronounced biases of opposite signs. On the other hand, SGP was previously identified as a region with a high potential for seasonal predictability due to its sensitivity to soil moisture. This set of experiments did not show any skill increase over SGP associated to improved land surface initialization. A possible reason for this lack of sensitivity may be related to the common dry and warm bias of the five individual models.

The next section of this paper therefore aims at providing insights on the reasons for such contrasted results over SGP and BKS. This is achieved by comparing the relationship for these two regions between the realistic initial soil moisture and the subsequent simulation of temperature and precipitation during the hindcast period. The next section intends to shed light on the link between the multi-model skill and the systematic error analysed so far.

#### 4 Preliminary understanding of the models response to realistic soil moisture initialization

This section focuses on the two previously defined regions, namely BKS and SGP, to better understand the response of seasonal predictions to soil moisture initial conditions.

The standard deviations of simulated JJA T2M anomalies over BKS and SGP are enhanced with realistic initial conditions, especially over SGP (Table 3) confirming the

**Table 3** Standard deviation of JJA area-averaged T2M anomaly (K)

	BKS	SGP
OBS	0.69	1.01
ALL-CLIM	0.40	0.51
ALL-INIT	0.50	0.88

**Table 4** Anomaly correlations of detrended ERAInterland May 1st total soil moisture with detrended area-averaged June-to-August T2M

	BKS	SGP
OBS	-0.58*	0.18
ALL-INIT	-0.50*	-0.64*
MPI-INIT	-0.46*	-0.53*
MO-INIT	-0.71*	-0.6*
MF-INIT	-0.35	-0.53*
EC-INIT	-0.23	-0.48*
BSC-INIT	-0.20	-0.55*

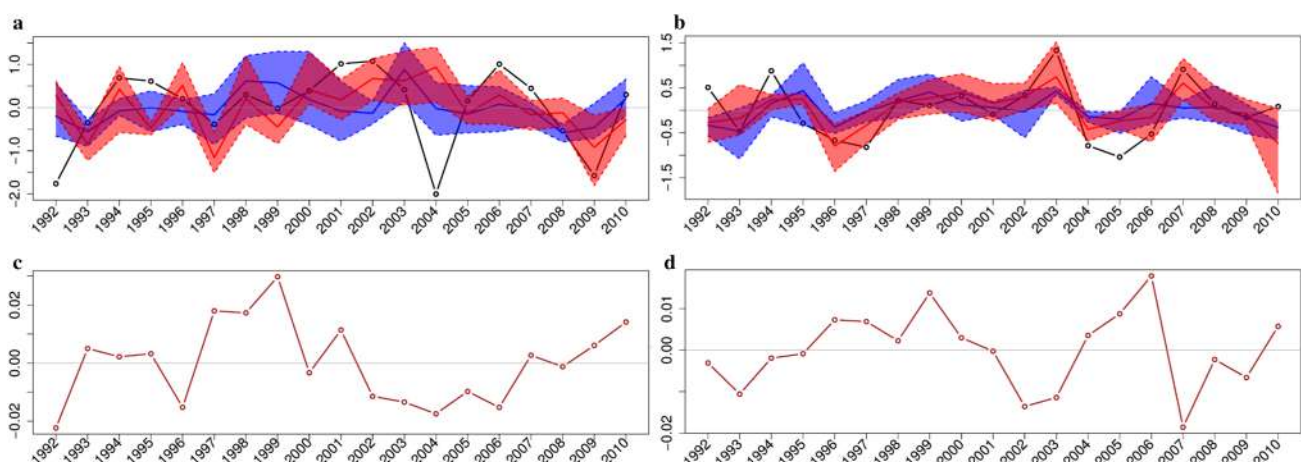
95% confidence significant values are marked by an asterisk

sensitivity of the models' response to soil moisture conditions in summer. They also get closer to the observed standard deviation value in each region. To assess this sensitivity more closely, temporal correlations between detrended ERAInterland total soil water content at start dates and observed or simulated JJA T2M have been computed (Table 4). The time series of these anomalies are represented on Fig. 7 where the blue and red envelopes feature the temperature anomaly spread between individual model ensemble means for respectively CLIM and INIT simulations. In the following sections, both regions are analyzed separately.

#### 4.1 SGP region

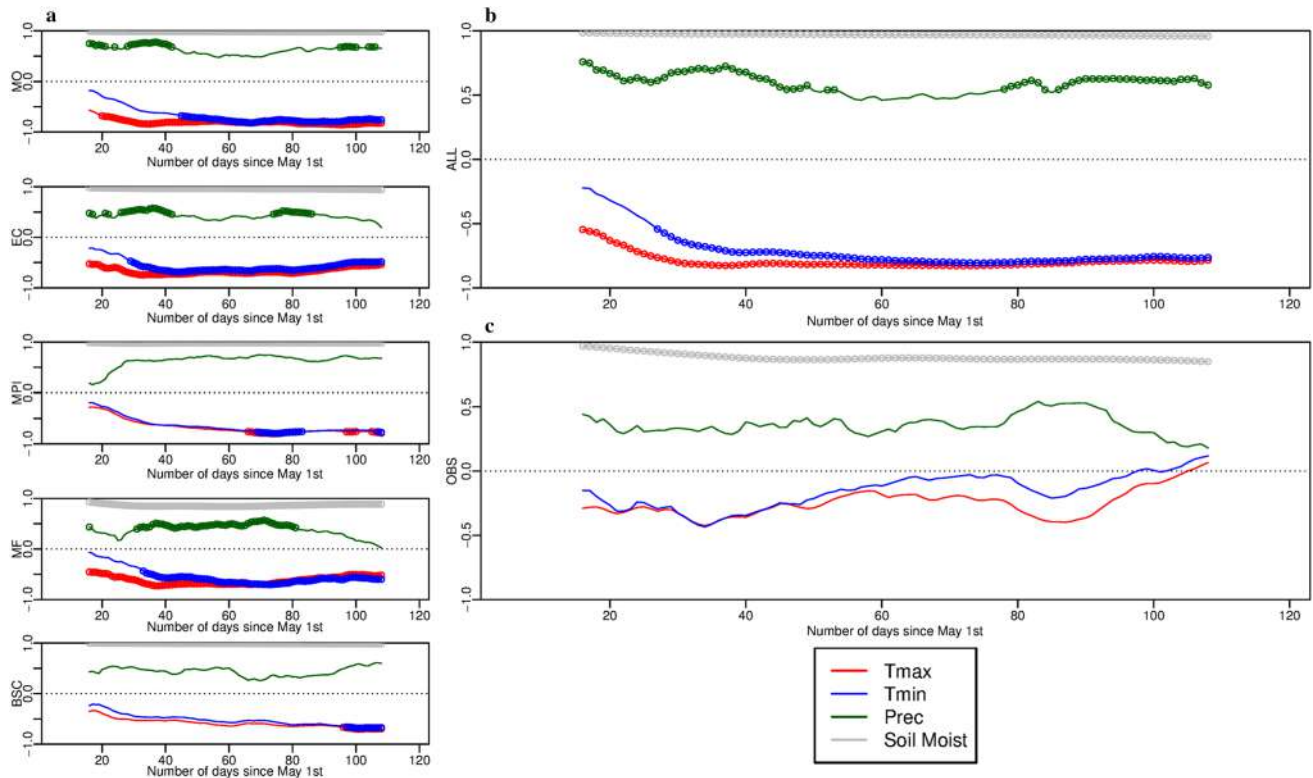
Over SGP, unlike in the observations, the simulated JJA T2M is significantly anticorrelated with the initial soil moisture for the five models. This is well illustrated in Fig. 7 where prevailing dry initial conditions in the early 2000's coincide with warm simulated summers according to ALL-INIT, which does not match observations. This implies that models tend to overestimate either the land-atmosphere coupling processes or their contribution among other factors that could explain interannual near-surface temperature variability.

In order to provide further insight on the models' response, 31-day running means of daily-averaged simulated fields are correlated with the initial soil water content on May 1st over the re-forecast period. Results for temperature, precipitation and soil moisture according to the forecast time throughout the 4 months of simulation are presented in Fig. 8. The initial soil moisture is very persistent in the simulations, with a correlation coefficient close to 1 and barely decreasing throughout the summer. This persistence is also present in the reference soil moisture data, although less pronounced. This implies that initial dry (wet) anomalies in the models rarely turn into wet (dry) anomalies during the summer, while such changes in sign are marginally more likely in the reference data. When considering the INIT-ALL ensemble, initial soil moisture is correlated with both simulated precipitation and  $T_{\max}$  over SGP from the beginning of the period. This correlation grows stronger in time for a few days before reaching a plateau for  $T_{\max}$  at about 0.9, i.e. about 80% of variance explained, while it is about 0.6, about 35% of variance explained, right from the start for precipitation and persists throughout the whole



**Fig. 7** Top: detrended June-to-August near-surface temperature anomaly in K. ERAInterland (black solid line), ALL-CLIM and CLIM multimodel spread (blue solid line and blue envelope, respectively), ALL-INIT and INIT multimodel spread (red solid line and red envelope, respectively) for SGP (a) and BKS (b). Bottom: detrended ERAInterland soil water content anomaly on May 1st for SGP (c) and BKS (d) in  $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$





**Fig. 8** Correlation between May 1st total soil water content and 31-day running mean of daily maximum temperature (red), minimum temperature (blue), precipitation (green) and total soil water content

(gray) for individual model ensemble mean (a), multi-model ensemble mean (b) and observations (c) over the SGP region. Significant correlations are displayed with circles

summer. On the other hand, in the reference data, the correlations are of the same sign as in the simulations but they are not significant and tend to zero after the first month for temperature. This suggests a larger amount of intraseasonal variability in the observational dataset that is not reproduced by the models. The latter tend to simulate a smoother evolution of the variables.

Based on Seneviratne et al. (2010), the following mechanism could explain the simulated tendencies. Years with initial dry soils lead to reduced evapotranspiration, which inhibits precipitation and in turn increases soil dryness. As soil moisture decreases due to this positive feedback loop, it fails to respond to the evaporative demand, permitting the role of the sensible heat flux to grow in the surface energy budget, at the expense of the latent heat flux. This leads to higher daily  $T_{\max}$ , which triggers another positive feedback loop by increasing evaporative demand and thus reducing soil moisture content. At night, however, this mechanism is weakened by the development of a stable boundary layer decoupling the land surface from the atmosphere aloft. Based on an observational campaign over Kansas et al. (2003) highlighted the development of a surface inversion primarily due to radiative cooling when turbulent fluxes collapse in the early evening. This could explain why

simulated  $T_{\min}$  is not significantly anticorrelated to initial soil moisture during the first days, unlike  $T_{\max}$ . However, the anticorrelation becomes significant about 2 weeks later than for  $T_{\max}$ , ultimately reaching values comparable to those of  $T_{\max}$ . This feature of INIT-ALL is supported by three individual models but not by observations. The  $T_{\min}$  values are generally reached at the end of the night, when the diurnal soil moisture-temperature feedback loop is still off. This lagged co-variability of  $T_{\min}$  and soil moisture in the simulations could result from a progressive overall warming of the surface-boundary layer system. Depending on the stability regime of the nocturnal boundary layer over grassland (Mahrt 1999), turbulence due to wind shear at the top of the stable layer may redistribute downward the heat stored in the residual layer aloft. This mechanism competes with the suppression of turbulence by thermodynamic stability that favours nocturnal radiative cooling of the surface (McNider et al. 2010). However, the representation of such complex subgrid scale phenomena in large-scale GCMs is likely to be inadequate and a source of model error.

It is beyond the scope of this study to determine the reasons for the discrepancies between the coupled model simulations and the observations. However, the similarities between forecast systems in terms of correlation between

initial soil moisture and summer variables likely relate to their similarities in terms of biases. If the simulated climate over SGP is too dry, as suggested in Sect. 3.1, the models' evapotranspiration remains strongly controlled by soil moisture but its absolute value and variations are too small to impact climate variability (Seneviratne et al. 2010). An additional explanation can be provided by the development of the biases over SGP during the forecast (Fig. 9). The simulated climatologies look smoother than for the reference data because they result from a ten-member averaging. The comparison of the precipitation daily climatologies (Fig. 9a) show that for four models out of five, the deficit of daily rainfall establishes at the beginning of June and persists throughout summer. On the contrary, the  $T_{\max}$  biases (Fig. 9b) develop at a different rate and reach different amplitudes among forecast systems. Nonetheless, all of them switch from neutral or cold biases during the first month to warm by the end of summer. In some cases, this warm systematic error starts to grow up to 40 days after the appearance of the precipitation bias. The contrast between simultaneous precipitation biases and asynchronous temperature biases supports, albeit without confirming it, the hypothesis that the majority of models have a limited capacity to represent accurate precipitation in summer over this region. A number of studies suggest that summer precipitation regime in that region has particular features that makes it very challenging to model properly. These particularities are the atypical diurnal cycle of precipitation with a nocturnal maximum in summer (Klein et al. 2006), the meso-scale systems that account for much of the warm season precipitation (Mearns et al. 2012), or the atmospheric low-level jet that substantially contributes to the moisture budget of this region and influences nocturnal convection triggering (Bellprat et al. 2016). If confirmed, this dry bias would trigger the excessive soil drying and its reduced

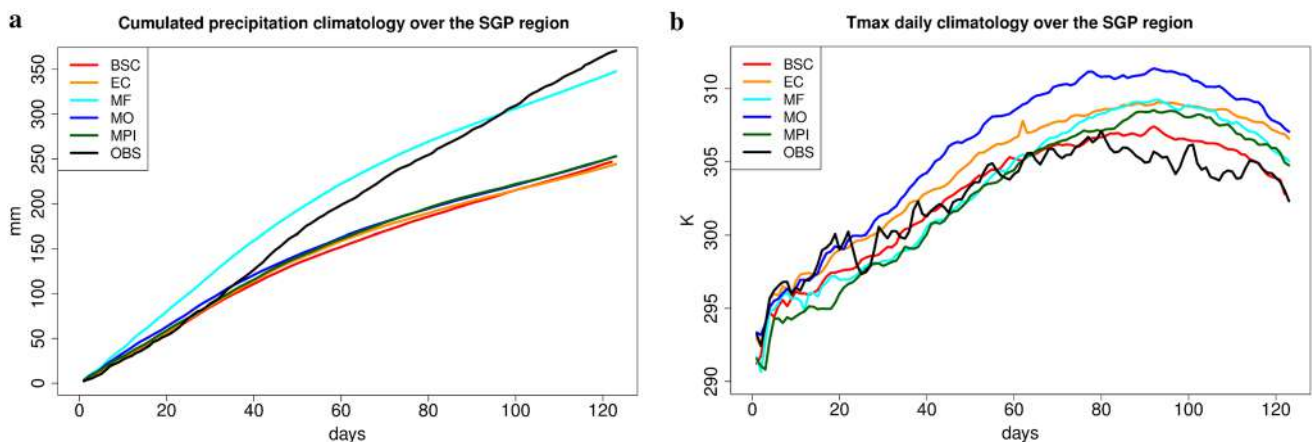
ability to respond to the evaporative demand, eventually leading to the aforementioned feedback loop with the atmosphere that amplifies temperature biases.

Tackling this bias issue seems to be a prerequisite for the forecast systems to make the most out of the soil moisture initial conditions and thus to improve the prediction skill over SGP. Nonetheless, a dedicated study would be required to disentangle the role of the biases from that of potential shortcomings in the simulated surface processes.

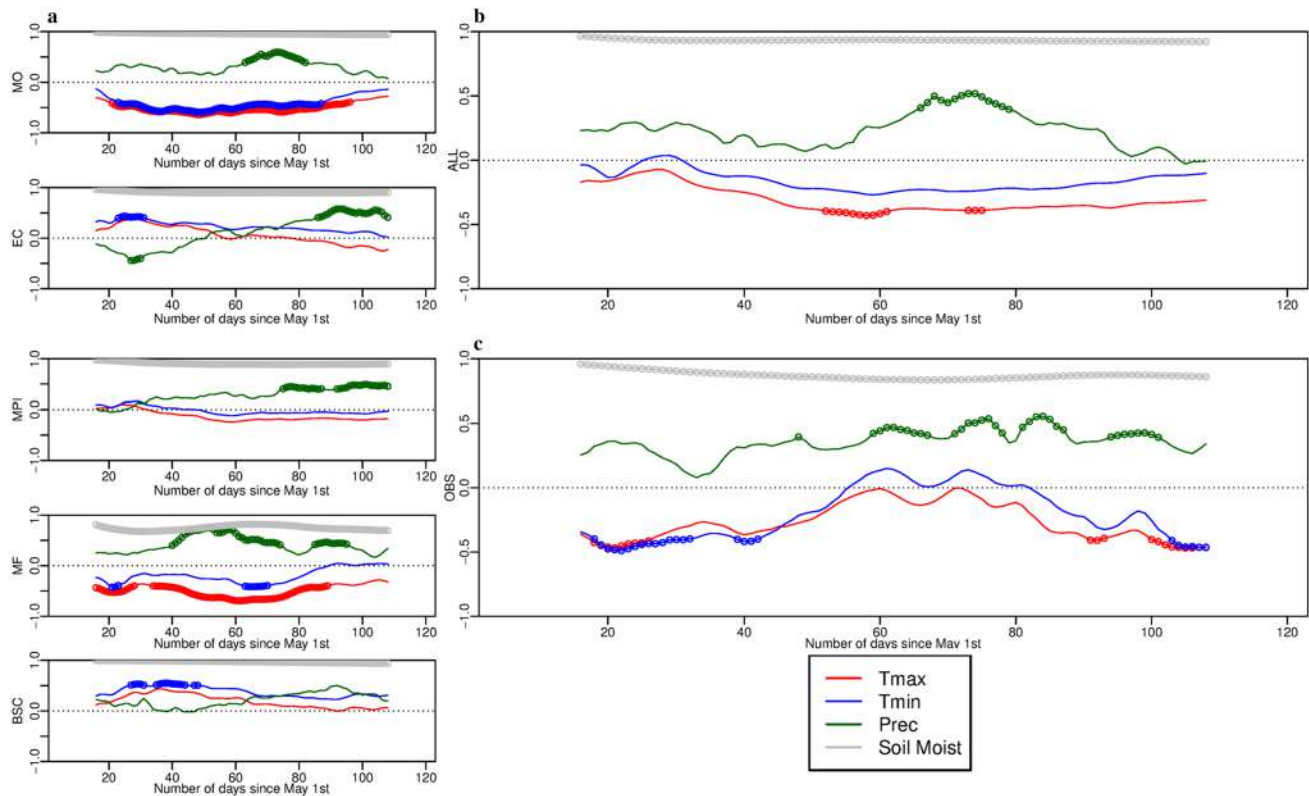
## 4.2 BKS region

Over BKS, the two hottest summers of the period, namely 2003 and 2007, had both drier initial soil moisture conditions than average. These are correctly predicted only with the INIT ensemble (Fig. 7). Similar results are found with the cooler than average summers of 1996, 1997 and 2006 despite wet initial anomalies of relatively low amplitude. Observations, as well as the INIT multi-model ensemble, show significant correlation between the initial soil moisture and summer T2M for the BKS region (Table 4). Yet, when considering the individual forecast systems, no relationship could be established between this correlation and the gain of skill permitted by land surface initialization over BKS (as shown in Figure S6). Hence, the increase in T2M correlation related to land surface initialization in this region does not result from local linear processes—such as persistence—derived from initial soil moisture anomalies.

A correlation analysis similar to that performed for the SGP region (Fig. 8) is displayed for the BKS region on Fig. 10. It shows very distinct correlation features among forecast systems. The different systems do not highlight any common process that would help explaining the gain of skill in this region. It is likely that a wider range of processes related to soil moisture coupling with



**Fig. 9** Individual model ensemble mean and observations daily climatologies of **a** cumulated precipitation in mm and **b** maximum temperature in K over the SGP region



**Fig. 10** Same as Fig. 8 over the BKS region

the atmosphere with contradictory effects are at play. As opposed to the SGP region, the BKS region is characterized by a steep topography and the proximity of the sea. Based on regional meso-scale simulations over France, Stéfanon et al. (2014) highlighted different soil moisture-temperature responses over low-elevation plains, mountains and coastal regions during heat waves. Over plains, the dominant mechanism is consistent with the positive feedback loop described earlier. Over mountains, on the other hand, enhanced heat fluxes due to dry anomalies can reinforce upslope winds and favor convective precipitation with a subsequent cooling effect, hence a negative feedback. Dry anomalies can also enhance the gradient of diurnal near surface temperature between the air above coastal land and sea. This could trigger anomalous moist advection from the sea through the breeze process, resulting in a negative feedback on T2M over land. These last two meso-scale mechanisms may compete with the first one over BKS, in spite of the relatively low resolution of the models used. Since the five forecast systems have quite distinct spatial resolutions, it is likely that the impact of these mesoscale processes, if represented, differs greatly.

What could therefore explain the successful prediction of the hottest summers of 2003 and 2007 conditioned to realistic soil moisture initialization, as indicated by

Fig. 7? The study from Conil et al. (2008) based on a single AGCM showed that the benefit of a realistic land surface initialization for summer predictions appears when widespread and strong soil moisture anomalies are observed at the beginning of the season. This result was found over typical land-atmosphere coupling hotspots, namely central North America and Eastern Europe. The present work tends to generalize this result for the latter region when initial anomalies are negative. Furthermore, Quesada et al. (2012) showed observational evidence of an asymmetry in hot day predictability over Europe. Wet springs lead to a reduced number of hot summer days regardless of the dominant large-scale weather pattern during summer, while dry springs precede a greater number of hot days only if anticyclonic weather types prevail during the summer. From these studies and our results, we can infer that initializing soil moisture realistically is a necessary condition for models to predict abnormally warm summers, but not a sufficient one. We hypothesize here that in the case of pronounced dry initial anomalies over the BKS region, forecast systems agree on the dominant process of positive feedback between low soil moisture, reduced fraction of latent heat flux and warmer temperature. However, as mentioned earlier, verifying this statement would require additional studies with a dedicated experiment framework.

## 5 Conclusion and discussions

A set of multi-model seasonal prediction experiments aiming at assessing the impact of land surface initial conditions on boreal summer predictability has been carried out in the framework of the FP7-SPECS European project. Five distinct global coupled ocean–atmosphere forecast systems were run with ten members each, initialized on May 1st over the period 1992 to 2010 with climatological soil moisture conditions for the reference experiment, and realistic ones for the sensitivity experiment. For both experiments, the 50 resulting members have been considered together as a large multi-model ensemble. This is the first multi-model experiment assessing the added-value of initializing the land surface in a ‘real’ prediction context, as opposed to potential predictability and/or purely AGCM frameworks. It therefore provides the most robust assessment of land surface initialization impact on boreal summer prediction quality to date. The comparison of precipitation and near surface temperature scores show evidence of an enhanced predictive skill over large parts of Europe for realistically versus climatologically initialized simulations, although mainly for temperature and with a significant increase limited to a few regions. No such conclusion can be drawn for Asia and North America.

Previous studies had identified several mid-latitude regions with a high summer prediction potential a few months in advance, stemming from intense land–atmosphere coupling combined with long-lasting soil moisture memory. Among them, the Balkans proved to actually gain predictability from a more accurate soil moisture initialization, unlike the Southern Great Plains of North America where no improvement was achieved. Over the latter region, the five models show very similar overestimates of the correlation between initial soil moisture anomalies and summer daily maximum temperature ( $T_{\max}$ ) and daily mean precipitation with respect to the correlation estimated from reference data. A locked positive feedback settles between dry (wet) soil moisture anomalies leading to increased (decreased)  $T_{\max}$  and precipitation deficit, which favours in turn an increase of the soil moisture anomaly. This overestimated feedback over SGP is likely related to the systematic errors for temperature and precipitation, and in the excessive decrease of soil water content during the early stage of the summer simulated by the majority of forecast systems. Thus, biases appear as potential culprits in the lack of predictive skill enhancement with respect to soil moisture initialization over SGP. Previous studies based on CMIP experiments pointed out at model deficiencies in both cloud physics and evapotranspiration processes that should be addressed over the Great Plains to reduce systematic biases (Cheruy et al. 2014).

For the BKS region, the coupling of soil moisture with temperature and precipitation could be driven by various processes with opposite feedbacks. Nonetheless, for some years with a pronounced dry initial anomaly, summer predictions from distinct models agree on a warm JJA T2M anomaly. It is likely that in the case of dry soil moisture anomalies combined with prevailing anticyclonic weather regimes during summer such as Blocking or Atlantic Low (Quesada et al. 2012), the land–atmosphere coupling processes simulated by different models over BKS converge towards a similar dominant process or feedback loop.

Previous studies suggested a potential remote impact of soil moisture initialization on summer temperature prediction (Van den Hurk et al. 2012; Koster et al. 2014), that could be related to an alteration of the atmospheric circulation either locally or remotely (Fischer et al. 2007). The correlations between JJA T2M averaged over BKS and initial soil moisture computed on every grid point for OBS and INIT (Fig. S7a) do not rule out such a hypothesis, since a few common patterns appear such as high positive correlations over Northern Europe and negative correlations East of the Black Sea. However these patterns are not large or significant enough to conclude on this potential remote influence.

A limitation of this study stems from the discrepancies between experimental protocols for each participating forecast system. For instance, it does not clearly disentangle the potential impact of snowpack initial conditions as two contributors out of five averaged out snow cover parameters in addition to soil moisture parameters to produce climatological initial conditions. According to Xu and Dirmeyer (2011), the snow–atmosphere coupling strength can be considerable during snowmelt and up to several weeks after that, due to the albedo and subsequent soil moisture states. Even if the similarity of the models’ response in this study suggests a limited impact in our regions of interest, this pleads for a more careful assessment of snow cover and snow water equivalent in the initial conditions of subseasonal to seasonal summer predictions. The diversity of spatial resolution also hampers the investigation of potential physical processes at play. Furthermore, our study does not take into account the proportion of the total soil water content in models and in the reference data that is prone to imprint the atmosphere at seasonal scale by means of evapotranspiration. A focus on the soil wetness index of the root layer instead of the total soil water content is required to further disentangle the processes involved in the soil–moisture surface climate interplays and the associated predictability. The use of ERA-Land for soil moisture initialization and as a reference data might be a source of uncertainties since no in-situ nor remote-sensed soil observations are assimilated in this product. Nonetheless, state-of-the-art global



remote sensed soil moisture products usually estimate superficial soil wetness. Hirschi et al. (2014) pointed out the limitations of a mere extrapolation of observed superficial soil moisture to the root-zone and suggests an assimilation of these data in a land-surface model to obtain a more realistic product. These limitations should be addressed when defining the set-up of the predictability experiment of the Land Surface, Snow and Soil moisture Model Intercomparison Project (LS3MIP; van den Hurk et al. 2016).

In the light of our results, two main topics would require future research and attention in the community. The first one is that of the initialization technique, a potential caveat of this study. The climatology and variability of distinct AOGCM land components may differ greatly because of the diversity of parametrizations and the limited constraints with respect to the atmospheric component. This questions the technique of initializing a model with data derived from another model. However, even if the land initial conditions are computed from an offline simulation of the same LSM that is then used in the coupled model simulation, initial shocks and spin-up may occur due to inconsistencies at the land–atmosphere interface and ultimately degrade the prediction skill. A cleaner initialization would imply to perform either a coupled data assimilation or a coupled nudging towards observational data for each forecast system individually. However, this technique does not explicitly correct the simulated precipitation, which can remain biased and thus lead to an unrealistic soil water content. A correction of precipitation in this case might jeopardize the water balance of the model. Therefore, the best initialization strategy is still an open question, and may very well be model-dependent.

The role of vegetation and land-use on continental climate predictability is the second issue that could be of great interest in future works. Previous studies have demonstrated that the use of interactive vegetation affects precipitation variability (Alessandri and Navarra 2008) as well as T2M seasonal predictability over the continents (Weiss et al. 2012; Alessandri et al. 2016). The extensive use of irrigation and crop growing practices can affect water fluxes between the soil and the atmosphere. Mueller et al. (2015) showed evidence that agricultural intensification—and to a lesser extent increased irrigation—over the past century led to cooler temperature extremes and enhanced rainfall during the growing season in the North American Midwest. These features are not taken into account in the coupled models used in this paper whereas they affect atmospheric observations assimilated in the reference data. The results of the present study plead for a coordinated seasonal prediction effort aiming at enlightening the impact of vegetation and land-use on summer predictive skill over mid-latitudes.

**Acknowledgements** The authors thank Jeff Knight (Met Office Hadley Centre) for his constructive comments on earlier versions of this manuscript. The research leading to these results received funding from the European Union Seventh Framework Programme (FP7/2007–2013) SPECS project (Grant Agreement Number 308378) and H2020 Framework Programme IMPREX project (Grant Agreement Number 641811). Constantin Ardilouze was also supported by the BSC Centro de Excelencia Severo Ochoa Programme.

## References

- Alessandri A, Navarra A (2008) On the coupling between vegetation and rainfall inter-annual anomalies: Possible contributions to seasonal rainfall predictability over land areas. *Geophys Res Lett.* doi:[10.1029/2007gl032415](https://doi.org/10.1029/2007gl032415)
- Alessandri A, Catalano F, De Felice M, Van Den Hurk B, Doblus Reyes FJ, Boussetta S, Balsamo G, Miller P (2016) Multi-scale enhancement of climate prediction over land by increasing the model sensitivity to vegetation variability in EC-Earth. *Clim Dyn* (in press)
- Baehr J, Piontek R (2014) Ensemble initialization of the oceanic component of a coupled model through bred vectors at seasonal-to-interannual timescales. *Geosci Model Dev* 7:453–461. doi:[10.5194/gmd-7-453-2014](https://doi.org/10.5194/gmd-7-453-2014)
- Balsamo G, Albergel C, Beljaars A et al (2015) ERA-Interim/Land: a global land reanalysis dataset. *Hydrol Earth Syst Sci* 19:389–407. doi:[10.5194/hess-19-389-2015](https://doi.org/10.5194/hess-19-389-2015)
- Bellprat O, Kotlarski S, Lüthi D et al (2016) Objective calibration of regional climate models: application over Europe and North America. *J Clim* 29(2):819–838. doi:[10.1175/JCLI-D-15-0302.1](https://doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0302.1)
- Best MJ, Pryor M, Clark DB, et al (2011) The Joint UK Land Environment Simulator (JULES), model description—Part 1: Energy and water fluxes. *Geosci Model Dev Discuss* 4:595–640. doi:[10.5194/gmdd-4-595-2011](https://doi.org/10.5194/gmdd-4-595-2011)
- Boisserie M, Decharme B, Descamps L, Arbogast P (2016) Land surface initialization strategy for a global reforecast dataset. *QJR Meteorol Soc* 142:880–888. doi:[10.1002/qj.2688](https://doi.org/10.1002/qj.2688)
- Boussetta S, Balsamo G, Beljaars A et al (2012) Natural land carbon dioxide exchanges in the ECMWF integrated forecasting system: implementation and offline validation. European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, Shinfield Park, Reading
- Challinor AJ, Slingo JM, Wheeler TR, Doblus-Reyes FJ (2005) Probabilistic simulations of crop yield over western India using the DEMETER seasonal hindcast ensembles. *Tellus A* 57:498–512. doi:[10.1111/j.1600-0870.2005.00126.x](https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2005.00126.x)
- Cheruy F, Dufresne JL, Hourdin F, Ducharme A (2014) Role of clouds and land-atmosphere coupling in midlatitude continental summer warm biases and climate change amplification in CMIP5 simulations. *Geophys Res Lett* 41:6493–6500. doi:[10.1002/2014GL061145](https://doi.org/10.1002/2014GL061145)
- Conil S, Douville H, Tyteca S (2008) Contribution of realistic soil moisture initial conditions to boreal summer climate predictability. *Clim Dyn* 32:75–93. doi:[10.1007/s00382-008-0375-9](https://doi.org/10.1007/s00382-008-0375-9)
- Dee DP, Uppala SM, Simmons AJ et al (2011) The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *QJR Meteorol Soc* 137:553–597. doi:[10.1002/qj.828](https://doi.org/10.1002/qj.828)
- Díez E, Primo C, García-Moya JA, Gutiérrez JM et al (2005), Statistical and dynamical downscaling of precipitation over Spain from DEMETER seasonal forecasts. *Tellus A* 57:409–423. doi:[10.1111/j.1600-0870.2005.00130.x](https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2005.00130.x)
- Dirmeyer PA (2006) The hydrologic feedback pathway for land–climate coupling. *J Hydrometeorol* 7:857–867. doi:[10.1175/jhm526.1](https://doi.org/10.1175/jhm526.1)
- Dirmeyer PA (2011) The terrestrial segment of soil moisture–climate coupling. *Geophys Res Lett.* doi:[10.1029/2011gl048268](https://doi.org/10.1029/2011gl048268)

- Dirmeyer PA, Wang Z, Mbulu MJ, Norton HE (2014) Intensified land surface control on boundary layer growth in a changing climate. *Geophys Res Lett* 41:1290–1294. doi:[10.1002/2013GL058826](https://doi.org/10.1002/2013GL058826)
- Doblas-Reyes FJ, García-Serrano J, Lienert F et al (2013) Seasonal climate predictability and forecasting: status and prospects. *WIREs Clim Change* 4:245–268. doi:[10.1002/wcc.217](https://doi.org/10.1002/wcc.217)
- Douville H (2009) Relative contribution of soil moisture and snow mass to seasonal climate predictability: a pilot study. *Clim Dyn* 34:797–818. doi:[10.1007/s00382-008-0508-1](https://doi.org/10.1007/s00382-008-0508-1)
- Dutra E, Schär C, Viterbo P, Miranda PMA (2011) Land-atmosphere coupling associated with snow cover. *Geophys Res Lett*. doi:[10.1029/2011gl048435](https://doi.org/10.1029/2011gl048435)
- Fischer EM, Seneviratne SI, Vidale PL et al (2007) Soil moisture–atmosphere interactions during the 2003 European summer heat wave. *J Climate* 20:5081–5099. doi:[10.1175/jcli4288.1](https://doi.org/10.1175/jcli4288.1)
- García-Morales MB, Dubus L (2007) Forecasting precipitation for hydroelectric power management: how to exploit GCM's seasonal ensemble forecasts. *Int J Climatol* 27:1691–1705. doi:[10.1002/joc.1608](https://doi.org/10.1002/joc.1608)
- Ha KJ, Mahrt L (2003) Radiative and turbulent fluxes in the nocturnal boundary layer. *Tellus A* 55(4):317–327. doi:[10.1034/j.1600-0870.2003.00031.x](https://doi.org/10.1034/j.1600-0870.2003.00031.x)
- Hagedorn R, Doblas-Reyes FJ, Palmer TN (2005) The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting—I. Basic concept. *Tellus A* 57:219–233. doi:[10.1111/j.1600-0870.2005.00103.x](https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2005.00103.x)
- Hagemann S, Stacke T (2014) Impact of the soil hydrology scheme on simulated soil moisture memory. *Clim Dyn* 44:1731–1750. doi:[10.1007/s00382-014-2221-6](https://doi.org/10.1007/s00382-014-2221-6)
- Harris I, Jones P, Osborn T, Lister D (2013) Updated high-resolution grids of monthly climatic observations—the CRU TS3.10 dataset. *Int J Climatol* 34:623–642. doi:[10.1002/joc.3711](https://doi.org/10.1002/joc.3711)
- Hazeleger W, Wang X, Severijns C et al (2011) EC-Earth V2.2: description and validation of a new seamless earth system prediction model. *Clim Dyn* 39:2611–2629. doi:[10.1007/s00382-011-1228-5](https://doi.org/10.1007/s00382-011-1228-5)
- Hirschi M, Seneviratne SI, Alexandrov V et al (2010) Observational evidence for soil-moisture impact on hot extremes in southeastern Europe. *Nat Geosci* 4:17–21. doi:[10.1038/ngeo1032](https://doi.org/10.1038/ngeo1032)
- Hirschi M, Mueller B, Dorigo W, Seneviratne S (2014) Using remotely sensed soil moisture for land–atmosphere coupling diagnostics: the role of surface vs. root-zone soil moisture variability. *Remote Sens Environ* 154:246–252. doi:[10.1016/j.rse.2014.08.030](https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.08.030)
- Huffman GJ, Adler RF, Bolvin DT, Gu G (2009) Improving the global precipitation record: GPCP version 2.1. *Geophys Res Lett*. doi:[10.1029/2009gl040000](https://doi.org/10.1029/2009gl040000)
- Hurk BVD, Doblas-Reyes F, Balsamo G et al (2010) Soil moisture effects on seasonal temperature and precipitation forecast scores in Europe. *Clim Dyn* 38:349–362. doi:[10.1007/s00382-010-0956-2](https://doi.org/10.1007/s00382-010-0956-2)
- Hurk BVD, Kim H, Krinner G et al (2016) The land surface, snow and soil moisture model intercomparison program (LS3MIP): aims, set-up and expected outcome. *Geosci Model Dev Discuss* 1–41. doi:[10.5194/gmd-2016-72](https://doi.org/10.5194/gmd-2016-72)
- Klein SA, Jiang X, Boyle J, Malyshev S, Xie S (2006) Diagnosis of the summertime warm and dry bias over the U.S. Southern great plains in the GFDL climate model using a weather forecasting approach. *Geophys Res Lett* 33:L18805. doi:[10.1029/2006gl027567](https://doi.org/10.1029/2006gl027567)
- Koster RD (2004) Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation. *Science* 305:1138–1140. doi:[10.1126/science.1100217](https://doi.org/10.1126/science.1100217)
- Koster RD, Sud YC, Guo Z et al (2006) GLACE: the global land–atmosphere coupling experiment. Part I: Overview. *J Hydrometeorol* 7:590–610. doi:[10.1175/jhm510.1](https://doi.org/10.1175/jhm510.1)
- Koster RD, Chang Y, Schubert SD (2014) A mechanism for land–atmosphere feedback involving planetary wave structures. *J Climate* 27:9290–9301. doi:[10.1175/jcli-d-14-00315.1](https://doi.org/10.1175/jcli-d-14-00315.1)
- Lorenz R, Jaeger EB, Seneviratne SI (2010) Persistence of heat waves and its link to soil moisture memory. *Geophys Res Lett* 37:L09703. doi:[10.1029/2010GL042764](https://doi.org/10.1029/2010GL042764)
- Lyon B, Dole RM (1995) A diagnostic comparison of the 1980 and 1988 U.S. summer heat wave-droughts. *J Clim* 8:1658–1675. doi:[10.1175/1520-0442\(1995\)008<1658:ADCOTA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1995)008<1658:ADCOTA>2.0.CO;2)
- Ma H-Y, Xie S, Klein SA et al (2014) On the correspondence between mean forecast errors and climate errors in CMIP5 models. *J Clim* 27:1781–1798. doi:[10.1175/jcli-d-13-00474.1](https://doi.org/10.1175/jcli-d-13-00474.1)
- Maclachlan C, Arribas A, Peterson KA et al (2014) Global seasonal forecast system version 5 (GloSea5): a high-resolution seasonal forecast system. *QJR Meteorol Soc* 141:1072–1084. doi:[10.1002/qj.2396](https://doi.org/10.1002/qj.2396)
- Mahrt L (1999) Stratified atmospheric boundary layers. *Boundary Layer Meteorol* 90:375–396. doi:[10.1023/A:1001765727956](https://doi.org/10.1023/A:1001765727956)
- Masson V, Moigne PL, Martin E et al (2013) The SURFEXv7.2 land and ocean surface platform for coupled or offline simulation of earth surface variables and fluxes. *Geosci Model Dev* 6:929–960. doi:[10.5194/gmd-6-929-2013](https://doi.org/10.5194/gmd-6-929-2013)
- Materia S, Borrelli A, Bellucci A et al (2014) Impact of atmosphere and land surface initial conditions on seasonal forecasts of global surface temperature. *J Clim* 27:9253–9271. doi:[10.1175/jcli-d-14-00163.1](https://doi.org/10.1175/jcli-d-14-00163.1)
- McNider RT, Christy JR, Biazar A (2010) A stable boundary layer perspective on global temperature trends. *IOP Conf Ser Earth Environ Sci* 13:012003 doi:[10.1088/1755-1315/13/1/012003](https://doi.org/10.1088/1755-1315/13/1/012003)
- Mearns LO, Arritt R, Biner S et al (2012) The North American regional climate change assessment program: overview of phase I results. *Bull Am Meteorol Soc* 93:1337–1362. doi:[10.1175/BAMS-D-11-00223.1](https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00223.1)
- Mueller ND, Butler EE, Mckinnon KA et al (2015) Cooling of US Midwest summer temperature extremes from cropland intensification. *Nat Clim Change* 6:317–322. doi:[10.1038/nclimate2825](https://doi.org/10.1038/nclimate2825)
- Orsolini YJ, Senan R, Balsamo G et al (2013) Impact of snow initialization on sub-seasonal forecasts. *Clim Dyn* 41:1969–1982. doi:[10.1007/s00382-013-1782-0](https://doi.org/10.1007/s00382-013-1782-0)
- Orth R, Seneviratne SI (2012) Analysis of soil moisture memory from observations in Europe. *J Geophys Res*. doi:[10.1029/2011jd017366](https://doi.org/10.1029/2011jd017366)
- Palmer TN, Doblas-Reyes FJ, Hagedorn R et al (2004) Development of a European multimodel ensemble system for seasonal-to-interannual prediction (DEMETER). *Bull Amer Meteorol Soc* 85(6):853–872. doi:[10.1175/BAMS-85-6-853](https://doi.org/10.1175/BAMS-85-6-853)
- Peings Y, Douville H, Alkama R, Decharme B (2010) Snow contribution to springtime atmospheric predictability over the second half of the twentieth century. *Clim Dyn* 37:985–1004. doi:[10.1007/s00382-010-0884-1](https://doi.org/10.1007/s00382-010-0884-1)
- Prodhomme C, Doblas-Reyes F, Bellprat O, Dutra E (2016) Impact of land-surface initialization on sub-seasonal to seasonal forecasts over Europe. *Clim Dyn*. doi:[10.1007/s00382-015-2879-4](https://doi.org/10.1007/s00382-015-2879-4)
- Quan X, Hoerling M, Whitaker J et al (2006) Diagnosing sources of U.S. seasonal forecast skill. *J Clim* 19:3279–3293. doi:[10.1175/jcli3789.1](https://doi.org/10.1175/jcli3789.1)
- Quesada B, Vautard R, Yiou P et al (2012) Asymmetric European summer heat predictability from wet and dry southern winters and springs. *Nat Clim Change* 2:736–741. doi:[10.1038/nclimate1536](https://doi.org/10.1038/nclimate1536)
- Raddatz TJ, Reick CH, Knorr W et al (2007) Will the tropical land biosphere dominate the climate–carbon cycle feedback during the twenty-first century? *Clim Dyn* 29:565–574. doi:[10.1007/s00382-007-0247-8](https://doi.org/10.1007/s00382-007-0247-8)
- Saha S, Nadiga S, Thiaw C et al (2006) The NCEP climate forecast system. *J Clim* 19:3483–3517. doi:[10.1175/jcli3812.1](https://doi.org/10.1175/jcli3812.1)

- Schneider U, Fuchs T, Meyer-Christoffer A, Rudolf B (2008) Global precipitation analysis products of the GPCC. Global Precipitation Climatology Centre (GPCC), DWD, Internet Publication, vol 112. [ftp://ftp.dwd.de/pub/data/gpcc/PDF/GPCC\\_intro\\_products\\_2008.pdf](ftp://ftp.dwd.de/pub/data/gpcc/PDF/GPCC_intro_products_2008.pdf). Accessed 25 May 2016
- Seneviratne SI, Lüthi D, Litschi M, Schär C (2006) Land–atmosphere coupling and climate change in Europe. *Nature* 443:205–209. doi:10.1038/nature05095
- Seneviratne SI, Corti T, Davin EL et al (2010) Investigating soil moisture–climate interactions in a changing climate: a review. *Earth Sci Rev* 99:125–161. doi:10.1016/j.earscirev.2010.02.004
- Seneviratne SI, Wilhelm M, Stanelle T et al (2013) Impact of soil moisture–climate feedbacks on CMIP5 projections: first results from the GLACE-CMIP5 experiment. *Geophys Res Lett* 40:5212–5217. doi:10.1002/grl.50956
- Stéfanon M, Drobinski P, D’Andrea F et al (2013) Soil moisture–temperature feedbacks at meso-scale during summer heat waves over Western Europe. *Clim Dyn* 42:1309–1324. doi:10.1007/s00382-013-1794-9
- Steiger JH (1980) Tests for comparing elements of a correlation matrix. *Psychol Bull* 87:245–251. doi:10.1037/0033-2909.87.2.245
- Stevens B, Giorgetta M, Esch M et al (2013) Atmospheric component of the MPI-M Earth system model: ECHAM6. *J Adv Model Earth Syst* 5:146–172. doi:10.1002/jame.20015
- Stockdale TN, Anderson DLT, Balmaseda MA et al (2011) ECMWF seasonal forecast system 3 and its prediction of sea surface temperature. *Clim Dyn* 37:455–471. doi:10.1007/s00382-010-0947-3
- Thomson MC, Doblas-Reyes FJ, Mason SJ et al (2006) Malaria early warnings based on seasonal climate forecasts from multi-model ensembles. *Nature* 439:576–579. doi:10.1038/nature04503
- Voltaire A, Sanchez-Gomez E, Méliá DSY et al (2012) The CNRM-CM5.1 global climate model: description and basic evaluation. *Clim Dyn* 40:2091–2121. doi:10.1007/s00382-011-1259-y
- Waters J, Lea DJ, Martin MJ et al (2014) Implementing a variational data assimilation system in an operational 1/4 degree global ocean model. *QJR Meteorol Soc* 141:333–349. doi:10.1002/qj.2388
- Weedon GP, Balsamo G, Bellouin N et al (2014) The WFDEI meteorological forcing data set: WATCH Forcing Data methodology applied to ERA-Interim reanalysis data. *Water Resour Res* 50:7505–7514. doi:10.1002/2014wr015638
- Weiss M, Hurk BVD, Haarsma R, Hazeleger W (2012) Impact of vegetation variability on potential predictability and skill of EC-Earth simulations. *Clim Dyn* 39:2733–2746. doi:10.1007/s00382-012-1572-0
- Whan K, Zscheischler J, Orth R et al (2015) Impact of soil moisture on extreme maximum temperatures in Europe. *Weather Clim Extremes* 9:57–67. doi:10.1016/j.wace.2015.05.001
- Xu L, Dirmeyer P (2011) Snow–atmosphere coupling strength in a global atmospheric model. *Geophys Res Lett* 38:L13401. doi:10.1029/2011GL048049
- Yoon J-H, Leung LR (2015) Assessing the relative influence of surface soil moisture and ENSO SST on precipitation predictability over the contiguous United States. *Geophys Res Lett* 42:5005–5013. doi:10.1002/2015gl064139

Supplementary Material (Ardilouze et al. 2017)

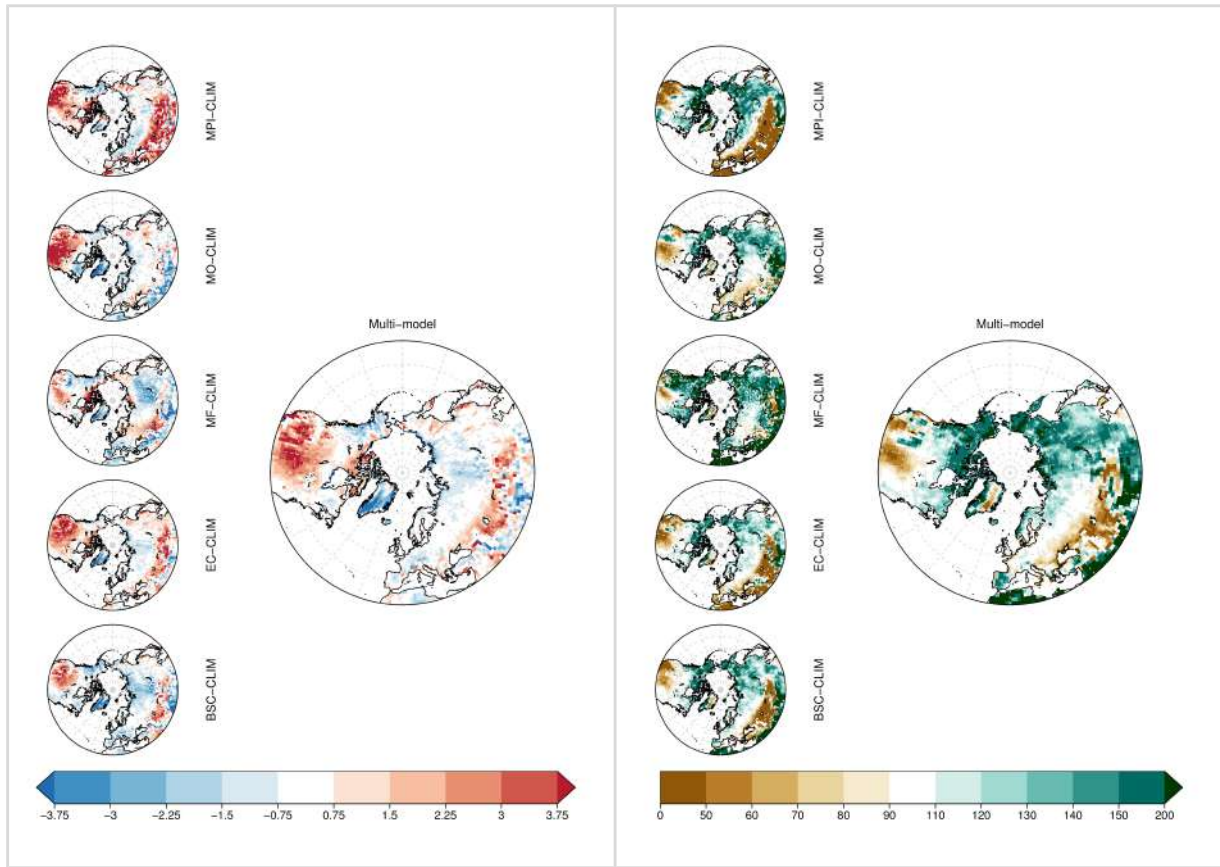


Figure S1. Same as Figure 1 for ALL-CLIM

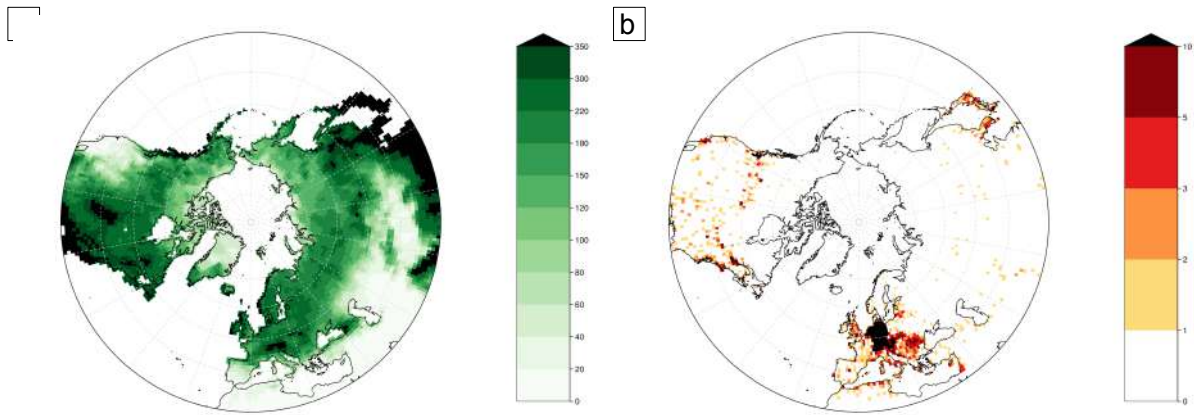


Figure S2 – (a) GPCCC average June-to-August accumulated precipitation (mm) over 1992-2010 and (b) Number of rain gauges present in the GPCCC reanalysis of August 2010

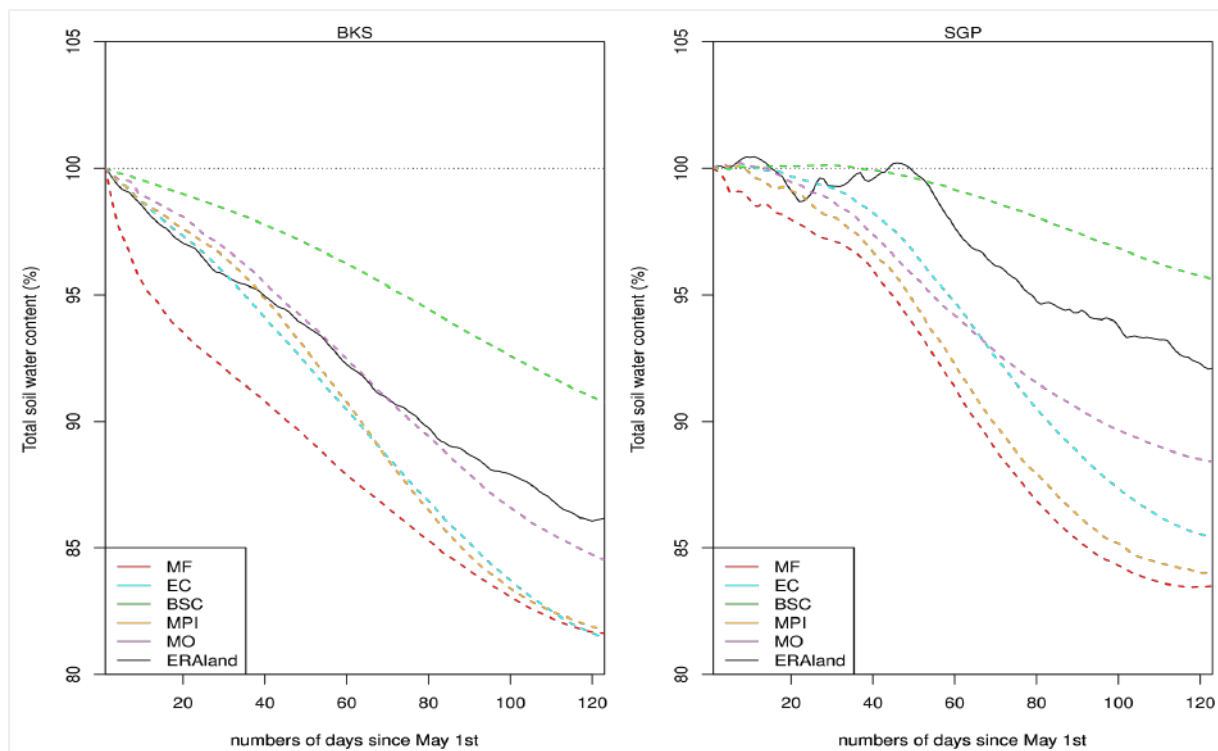


Figure S3. Four-months daily climatology of total soil water content (% of May 1st mean value) over the BKS (left) and the SGP (right) regions.



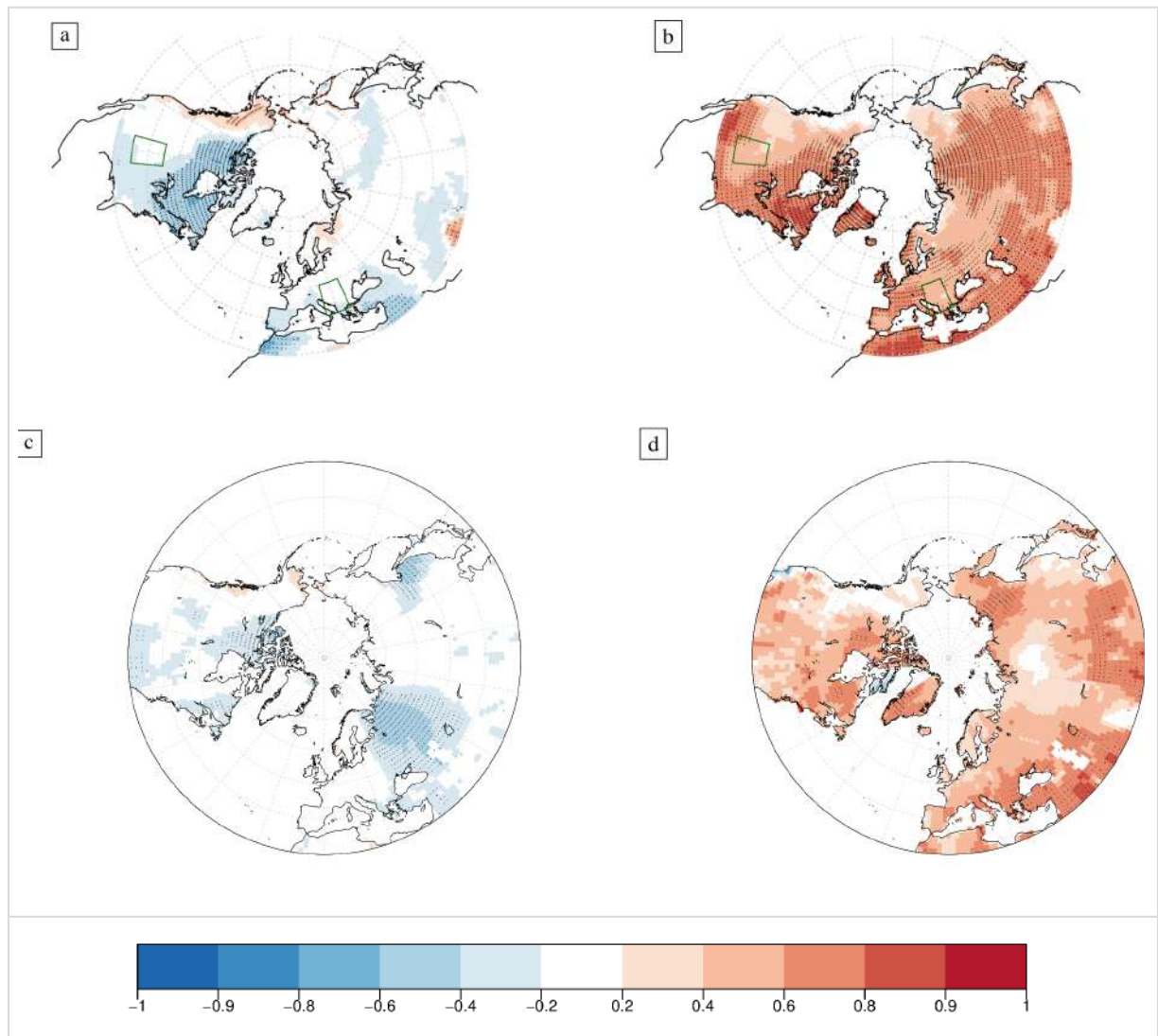


Figure S4: Anomaly correlations between the June-to-August T2M for ALL-INIT (resp. 1979-2013 observations) and : June-to-August observed T2M averaged over the Nino 3.4 box (a) (resp.(c)), global June-to-August observed T2M averaged over land (b) (resp. (d)). Dots mark correlations significantly different from zero with a 95% confidence level

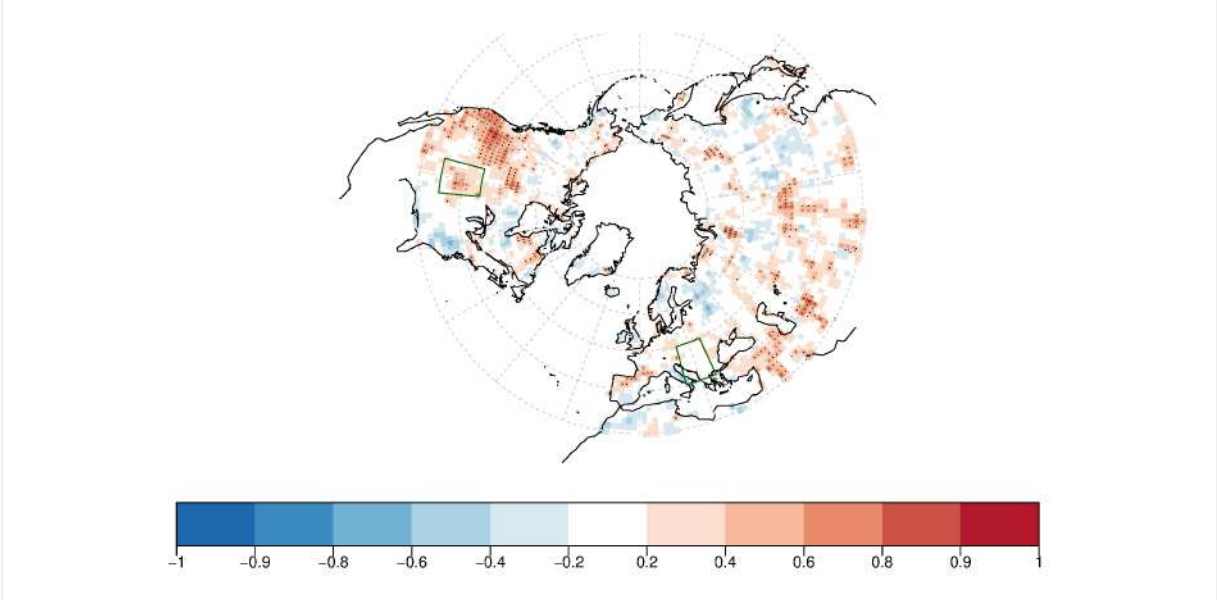


Figure S5: Anomaly correlation between the reference data and June-to-August averaged accumulated precipitation for ALL-CLIM.

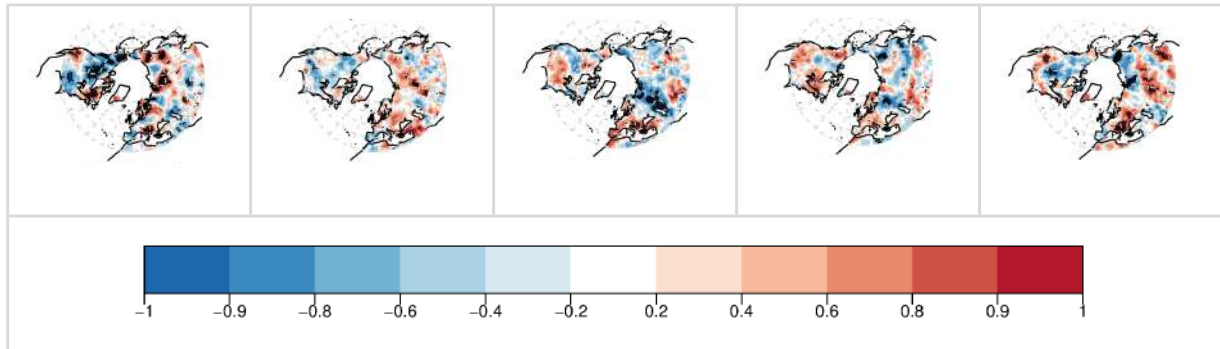


Figure S6: Same as Figure 4a for the individual forecast systems. From left to right: MPI, MO, MF, EC and BSC

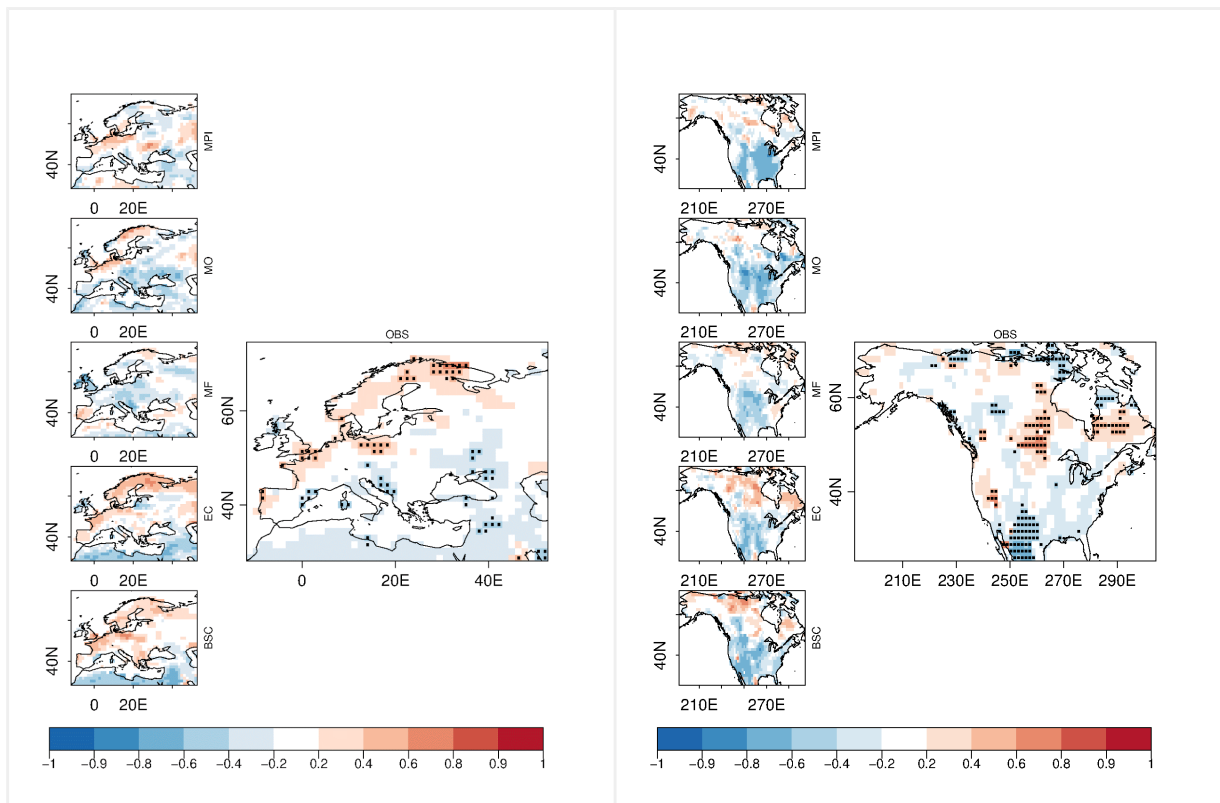


Figure S7. Anomaly correlations between May 1st soil moisture and June-to-August T2M averaged over the BKS (left) or the SGP (right) region.

### 4.3 Synthèse

Ce chapitre avait pour objectif d'étudier dans quelle mesure l'initialisation de l'humidité du sol dans les systèmes de prévision du climat permet d'améliorer la prévisibilité. Cette question a été abordée sous deux angles différents : le cas d'étude d'une vague de chaleur sur la France à l'horizon infra-saisonnier, et la prévisibilité de la température estivale à l'horizon saisonnier estimée sur une période de 19 ans de rétro-prévisions, avec une approche multi-modèle.

La première étude souligne qu'en dépit de performances très limitées de notre système de prévision infra-saisonnier au-delà d'une douzaine de jours, un signal compatible avec l'événement extrême observé en juillet 2015 était déjà présent dans les prévisions émises plus d'un mois avant l'événement. Les conditions initiales de surface, très sèches sur l'Europe de l'ouest en juin 2015, étaient un ingrédient nécessaire pour le développement de ce signal chaud dans les prévisions. Cette étude suggère que le conditionnement des prévisions par des états d'humidité du sol particuliers favoriserait le succès des prévisions infra-saisonniers de vagues de chaleur. Pour s'en assurer, il faudrait analyser la prévisibilité d'un grand nombre de tels événements climatiques extrêmes, qui sont rares par définition.

La seconde étude, par son approche multi-modèle et multi-annuelle, permet d'estimer plus généralement la prévisibilité de la saison d'été boréal. Nous avons montré qu'une initialisation réaliste de l'humidité du sol dans les modèles de prévision améliore significativement les scores de prévision de température à 2 m sur le sud-est de l'Europe. En se basant sur les 19 années considérées dans cette étude, il semble que cette amélioration soit principalement due aux étés chauds, précédés par des conditions de surface sèches et aux étés frais précédés par des sols humides au printemps. Ici encore, cette conclusion doit être étayée par une étude complémentaire couvrant une période de rétro-prévision bien plus étendue. Enfin, on émet l'hypothèse que l'initialisation de l'humidité du sol ne permet pas d'améliorer la prévision sur les Grandes Plaines américaines en raison du biais sec et chaud que partagent tous les modèles qui ont contribué à cette étude.

Finalement, la conclusion principale de ce chapitre est que l'initialisation de l'humidité du sol au printemps dans les systèmes de prévision du climat permet d'améliorer localement la prévision de vagues de chaleur à l'horizon infra-saisonnier et de températures estivales à l'horizon saisonnier. Au moins sur le sud-est de l'Europe, le rôle de l'humidité du sol initiale est particulièrement important pour la prévision d'étés extrêmement chauds. Mais les travaux présentés soulèvent aussi une question fondamentale : les biais des modèles peuvent-ils compromettre la prévisibilité associée à l'initialisation de l'humidité du sol ? Cette question se pose plus spécifiquement sur les Grandes Plaines américaines. En effet, cette région est systématiquement identifiée dans la littérature comme une région clé du couplage entre l'humidité du sol et l'atmosphère, et pour autant, l'initialisation de l'humidité du sol n'y améliore les prévisions ni à l'horizon infra-saisonnier (au delà de 30 jours, Koster et al., 2010), ni à l'horizon saisonnier d'après notre étude. Comme tous les modèles utilisés ici présentent un biais chaud et sec pendant la saison JJA sur cette région, l'hypothèse d'un impact préjudiciable de ces biais sur la prévisibilité est vraisemblable. En effet, on peut imaginer qu'en raison du manque de précipitations simulées par les modèles, les sols s'assèchent de façon excessive. Ainsi, quelles que soient les conditions d'humidité du sol qui viennent initialiser les modèles de prévision, les sols se retrouvent trop secs chaque été, et la variabilité inter-annuelle des conditions initiales est rapidement perdue. Pour tenter d'y voir plus clair, nous nous sommes intéressés dans le chapitre suivant de cette thèse, non pas à l'origine de ces biais chauds et secs, mais à leur impact sur la prévisibilité de la saison estivale, et plus particulièrement sur les Grandes Plaines américaines.



# 5

## IMPACT DES BIAIS DU MODÈLE SUR LA PRÉVISIBILITÉ

Comme nous venons de le voir dans le chapitre précédent, l’initialisation de l’humidité du sol dans les systèmes de prévision saisonnière au printemps n’améliore pas systématiquement les prévisions estivales. Ce résultat est surprenant en particulier sur les Grandes Plaines américaines. En effet, de nombreuses études de mécanismes et de sensibilité au couplage surface-atmosphère désignent cette région comme propice aux rétro-actions de l’humidité du sol sur l’atmosphère. Notre système de prévision saisonnière étant concerné, comme de nombreux modèles de climat, par un biais sec prononcé en été sur cette région, nous avons voulu savoir si ce biais avait un rapport avec les résultats décevants de la prévision saisonnière. Nous avons pour cela mis au point une expérience basée sur une méthodologie originale, dont la description et les résultats sont compilés dans un article publié en ligne en juin 2019 dans *Weather and Forecasting*, une publication de l’*American Meteorological Society*. Cet article est présenté dans la section suivante.

### 5.1 Le biais chaud et sec de CNRM-CM6 sur les Grandes Plaines américaines

#### 5.1.1 Résumé de l’article publié dans *Weather and Forecasting*

Le système de prévision basé sur le modèle couplé CNRM-CM6 présente un biais chaud et sec important en été sur les Grandes Plaines du centre des Etats-Unis, biais que l’on retrouve par ailleurs dans de nombreux modèles de climat. Or, les prévisions saisonnières de température sur cette région ne sont pas bonnes. L’anomalie d’humidité du sol présente dans les conditions initiales est théoriquement source de prévisibilité dans les régions de fort couplage entre la surface et l’atmosphère, comme les Grandes Plaines. Cependant, le déficit de précipitations simulées par le modèle peut conduire à un assèchement excessif des sols, qui anéantit tout ou partie de l’information apportée par ces conditions initiales. Cette étude propose donc deux expériences destinées à atténuer l’effet du biais de précipitations sur l’humidité du sol dans le modèle, et à en évaluer les conséquences sur les prévisions estivales.



La première expérience (*INIT*) consiste à corriger multiplicativement l'humidité du sol des conditions initiales d'une rétro-prévision saisonnière d'été, proportionnellement à leur biais par rapport à des données de référence. La seconde méthode (*PERT*) corrige en chaque point de grille le taux de précipitation qui alimente les surfaces continentales tout au long du déroulement de la rétro-prévision. Le facteur correctif, calculé mois par mois et pour chaque point de grille, est l'inverse du biais relatif mensuel de précipitations.

Les deux expériences conduisent à une réduction importante du biais de température et précipitations du trimestre juin-juillet-août par rapport à une rétro-prévision de contrôle. Bien que *PERT* surestime l'évapotranspiration, son évolution moyenne au cours de l'été sur les Grandes Plaines, ainsi que celle de l'humidité de la zone racinaire du sol, semble cependant plus conforme aux données de référence. Dans les deux expériences, la dispersion d'ensemble pour l'humidité du sol et les précipitations est significativement accrue. C'est aussi le cas pour l'évapotranspiration et la température à 2 m dans *PERT*. La variabilité inter-annuelle de ces champs est affectée de façon plus marginale.

En se basant sur des scores de corrélation temporelle, les prévisions de température estivale de l'expérience *PERT* sont très nettement améliorées sur notre zone d'intérêt par rapport à l'expérience de contrôle. En atténuant le biais sec, cette méthode permet au modèle de simuler une plus grande variabilité d'humidité du sol et par là de moins contraindre la réponse atmosphérique à un état du sol exagérément sec. Les méthodes mises au point pour nos deux expériences ont été appliquées à l'échelle globale. Toutes deux conduisent à une réduction des biais estivaux secs et chauds sur une large partie de l'Eurasie, avec là encore un effet moindre de *INIT* par rapport à *PERT*.

Malgré ce résultat encourageant, les scores de prévision saisonnière sur l'Eurasie ne sont pas significativement améliorés. Il faut noter cependant que le biais chaud et sec de CNRM-CM6 sur l'Eurasie, contrairement à celui des Grandes Plaines américaines, n'est pas partagé par la plupart des modèles de climat. Il peut avoir des causes différentes, ce qui expliquerait aussi cette différence de résultats en termes de prévisibilité. En conclusion, les résultats de notre étude étayent une hypothèse récurrente, selon laquelle les biais des modèles dynamiques peuvent nuire aux performances des prévisions du climat.

### 5.1.2 Article : On the link between summer dry bias over the US Great Plains and seasonal temperature prediction skill in a dynamical forecast system

By Constantin ARDILOUZE<sup>1</sup>, Lauriane BATTÉ<sup>1</sup>, Bertrand DECHARME<sup>1</sup> and Michel DÉQUÉ<sup>1</sup>  
*1 : CNRM, Université de Toulouse, Météo-France, CNRS, Toulouse, France*

#### 5.1.2.1 Abstract

Soil moisture anomalies are expected to be a driver of summer predictability for the US Great Plains since this region is prone to intense and year-to-year varying water and energy exchange between the land and the atmosphere. However, dynamical seasonal forecast systems struggle to deliver skillful summer temperature forecasts over that region, otherwise subject to a consistent warm-season dry bias in many climate models. This study proposes two techniques to mitigate the impact of this precipitation deficit on the modelled soil water content in a forecast system based on the CNRM-CM6 model. Both techniques lead to increased evapotranspiration during summer and reduced temperature and precipitation bias. However, only the technique based on a correction of the precipitation feeding the land surface throughout the forecast integration enables skillful summer prediction. Although this result

cannot be generalized other parts of the globe, it confirms the link between bias and skill over the US Great Plains and pleads for continued efforts of the modelling community to tackle the summer bias affecting that region.

### 5.1.2.2 Introduction

In a context of global warming, the occurrence of extreme summer heat at mid-latitudes is expected to increase throughout the 21st century (e.g. Schoetter et al., 2015). Considering the multiple socio-economic impacts of anomalously warm temperatures, such as heat-related diseases, crop failure or energy shortages, improving summer predictions a few months in advance is highly relevant to foster preparedness.

However, state-of-the-art dynamical forecast systems exhibit limited skill in predicting boreal summer temperature over mid-latitudes. ENSO is a predominant driver of predictability at the seasonal scale, but the atmospheric teleconnections prone to remotely convey the tropical signal towards mid-latitudes are weak in summer. Thus, taking into account local sources of predictability stemming from the land surface state is crucial to hope for skillful warm season forecasts. A number of empirical studies have established a relationship between spring soil moisture and subsequent summer heat over many regions including large parts of Europe, North and South America and Australia (Mueller and Seneviratne, 2012; Quesada et al., 2012). The contribution of soil moisture to seasonal climate predictability is only relevant in those regions where the two legs of land-atmosphere coupling apply. The terrestrial leg corresponds to the dependence of the evaporative fraction to soil moisture content (Dirmeyer, 2011), and the atmospheric leg implies a sensitivity of the surface climate to surface fluxes via boundary layer processes (Santanello Jr et al., 2011). Over these hotspots of land-atmosphere coupling, soil moisture initialization in coupled prediction systems is expected to improve the temperature and precipitation forecast skill. Several studies have besides partly confirmed this hypothesis for temperature (Infanti and Kirtman, 2016; Koster et al., 2011; Prodhomme et al., 2016) and precipitation (Kim and Wang, 2007). More recently, based on a multi-system approach, Ardilouze et al. (2017a) found that soil moisture initialization failed to increase summer prediction skill over the US Great Plains, otherwise identified as a major hotspot of land-atmosphere coupling (e.g. Koster et al., 2004). The study pinpointed the warm and dry summer biases affecting that region in the five contributing forecast systems as a potential culprit for this lack of skill. These biases are indeed shared by a majority of climate models (e.g. Lin et al., 2017; Zhang et al., 2018). Consequently, whatever the initial soil moisture anomaly, the lack of precipitation and excessive temperatures lead to a spuriously fast drying out of the soil at early stages of the model integration. This could thereby ruin the soil moisture inter-annual variability brought by land-surface initial conditions and consequently reduce the predictive capacity of dynamical forecast systems over the US Great Plains. The present study addresses this hypothesis by comparing two methods designed to preserve the soil moisture imprint on the overlying atmosphere in a forecast system, and assessing their impact on summer temperature forecast skill. These methods consist in scaling either the soil water content in the initial conditions, or the precipitation rate captured by the land surface throughout the forecast integration. The following section of the paper describes these methods as well as the characteristics of the model and the datasets used as references in our evaluations. Results on climate biases, ensemble spread, as well as forecast skill are presented in section three. The final section discusses these results and suggests a way forward.

### 5.1.2.3 Method and reference data

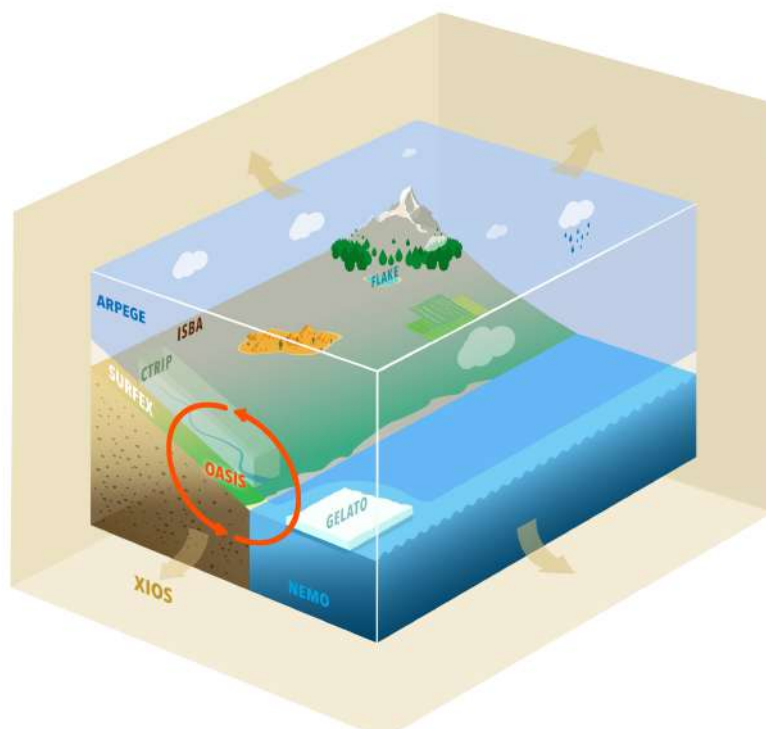


FIGURE 5.1: Schematic of CNRM-CM6 GCM

### Model and re-forecast setup

The three experiments consist in 30-member ensemble re-forecasts carried out with CNRM-CM6 V1 general circulation model (Voldoire et al., 2019).

These re-forecasts rely on initialized 4-month model integrations (May to August) run each year of the 1993-2014 period. The 30-member ensemble is generated by initializing clusters of 10 members on three successive days, namely April 29th, April 30th and May 1st. Within each cluster, randomly drawn initial perturbations are added to the atmospheric initial conditions so as to trigger ensemble spread. The atmosphere is initialized with ERA-Interim (Dee et al., 2011) reanalysis. ERA-Interim with corrected precipitation (Decharme and Douville, 2006; Szczypta et al., 2011) is used to provide forcing conditions to an offline integration of the surface modelling platform SURFEX. This surface module embeds the land component ISBA-CTRIP (Decharme et al., 2019) from which land and river initial conditions are derived. Finally, the ocean and sea-ice components are initialized with dedicated Mercator-Ocean products derived from the GLORYS reanalysis (Ferry et al., 2010). The initial conditions and resolutions for all the components are listed in table 5.1.

We call CTRL the control experiment following this very setup. The other two experiments only differ from CTRL by the application of either a precipitation correction at each time step (hereafter PERT) or a soil moisture correction in the land surface initial conditions (hereafter INIT). The details of the experimental design for PERT and INIT experiments are provided below.

## 5.1 Le biais chaud et sec de CNRM-CM6 sur les Grandes Plaines américaines

Component	Name	Initialization	Horizontal resolution	Vertical levels
Atmosphere	ARPEGE-CLIMAT	ERA-Interim	T1127 (~ 150 km)	91
Land surface	ISBA	SURFEX offline simulation	T1127 (~ 150 km)	Soil : 14, Snow : 12
River streamflow	CTRIP	SURFEX offline simulation	50 km	NA
Ocean	NEMO	Mercator-Ocean	1°	75
Sea-ice	GELATO	Mercator-Ocean	1°	9

TABLEAU 5.1: CNRM-CM6 GCM initialization and resolution

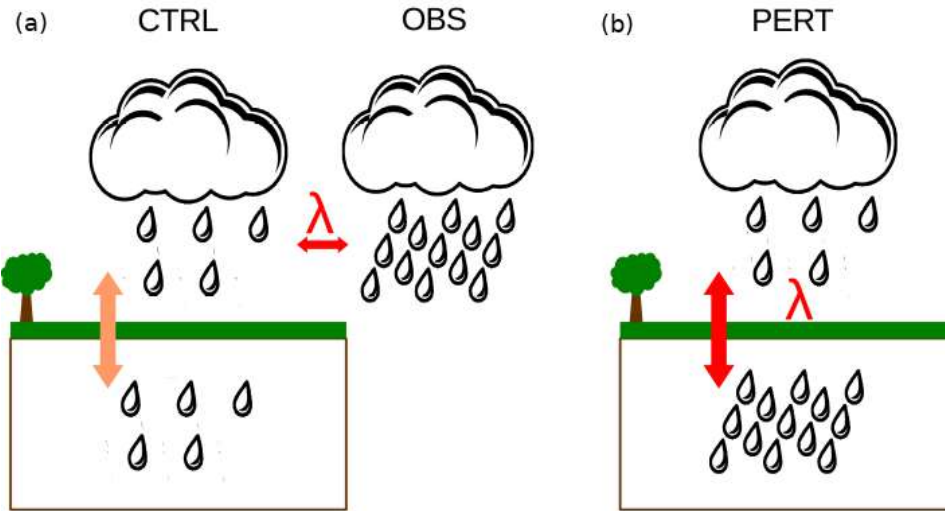


FIGURE 5.2: Monthly precipitation bias  $\lambda$  is computed after a CTRL simulation against a reference dataset OBS (a) and is used to multiply the precipitation feeding the land-surface at each time step of PERT simulation (b). The expected change in the land-atmosphere feedback is schematized by the bolder color of the double-headed arrow in (b).

### Description of the perturbed experiments

#### PERT : in-run precipitation correction

As stated in the introduction, the method is based on the correction of the precipitation rate feeding the land-surface component of the dynamical forecast system, during the course of the forecast integration. The spatially varying corrective factor aims at compensating on average the precipitation bias, so as to keep soil moisture unaffected by this bias. The correction consists in multiplying the precipitation rate reaching the land surface at each time step of PERT, by a given factor. This factor remains constant during a given calendar month of the model integration, and is derived from the precipitation bias of that particular month, previously estimated after the CTRL simulation. Therefore, the method is two-stepped. First, the monthly precipitation relative bias of CTRL is computed against a reference dataset OBS at each grid cell of the model (fig. 5.2(a)). In the second step, the PERT re-forecast is performed, similarly to CTRL but with the land-precipitation correction applied at each time step (fig. 5.2(b)).

The monthly precipitation relative bias of the CTRL experiment is computed over continents against MSWEP v1.2 (Beck et al., 2017) following equation 5.1, where  $P$  is the precipitation rate,  $i$  and  $j$

the latitude and longitude grid cell coordinates, and  $m$  the considered month. The overline indicates a monthly averaged value. This results in a two-dimensional set of values  $\lambda(i, j)$  for each of the 4 months May to August.

$$\lambda(i, j, m) = \frac{\sum_{1993}^{2014} \overline{P_m^{OBS}(i, j)}}{\sum_{1993}^{2014} \overline{P_m^{CTRL}(i, j)}} \quad (5.1)$$

While performing the PERT simulation, the precipitation rate feeding the land surface  $P_{Land}$  is computed at each model time step of month  $m$  as in equation 5.2, where  $P$  is the precipitation rate simulated by the atmospheric component of the model.

$$P_{Land}(i, j, m) = \lambda(i, j, m)P(i, j, m) \quad (5.2)$$

### **INIT : correction of soil moisture in the land surface initial conditions**

The root zone soil water content in CTRL land surface initial conditions is lower than in the ERA-Interim/Land (Balsamo et al., 2015, hereafter ERA-Land) and GLEAM V3.1a (Martens et al., 2017; Miralles et al., 2011) reconstructions at the same date over the central United States (Supplementary fig. S1). These reconstructions together with CTRL initial conditions, are derived from land surface models and we cannot ascertain which of them provides the best estimate of the true soil moisture state. However, if land surface initial conditions are effectively too dry, the seasonal impact of soil moisture anomalies on the atmosphere may be underestimated. The INIT experiment aims at verifying this hypothesis. The land surface initial conditions of INIT are similar to CTRL except for the soil water content in each soil layer, which is multiplied by a corrective factor. This factor  $\mu(i, j)$  is computed for each soil layer  $l$ , following equation 5.3 where  $WG_l$  is the soil water content in layer  $l$  on May 1st.

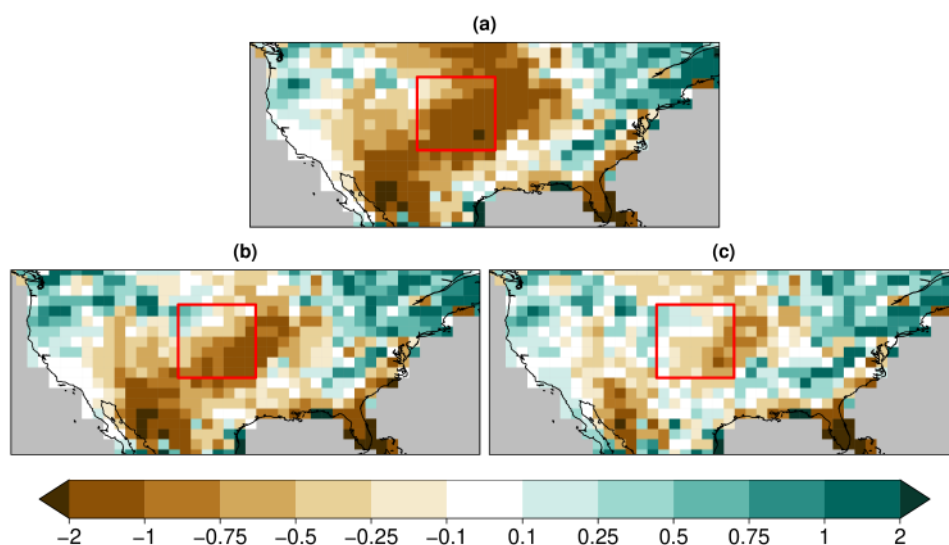
$$\mu(i, j, l) = \frac{\sum_{1993}^{2010} WG_l^{ERALand}(i, j)}{\sum_{1993}^{2010} WG_l^{CTRL}(i, j)} \quad (5.3)$$

The mismatch between ERA-Land and CTRL soil discretization and horizontal resolution is solved by means of the transfer function implemented by Boisserie et al. (2016). Moreover, ERA-Land reanalysis does not cover years beyond 2010, hence the 1993-2010 period used in equation 5.3. Finally, INIT land initial conditions are obtained from CTRL initial conditions as in equation 5.4.

$$WG^{INIT}(i, j, l) = \mu(i, j, l)WG^{CTRL}(i, j, l) \quad (5.4)$$

### **Reference dataset for verification and region of interest**

Although both INIT and CTRL methods are applied and assessed at the global scale, the target region of this study is the US Southern Great Plains (SGP). The boundaries of this region are unchanged with respect to Ardilouze et al. (2017a) (105°W-95°W 35°N-45°N). Bias and prediction skill are computed against the GPCC V7 dataset (Schneider et al., 2018, 2017) for precipitation and CRU TS4.01 (Harris and Jones, 2017; Harris et al., 2014) for 2-meter temperature (T2M hereafter). Because of scarce root-zone soil moisture observations, global gridded reference datasets are based on reconstructed soil moisture fields derived from land surface models. Here, three different products have been used to



**FIGURE 5.3:** JJA precipitation bias against GPCC over the United States in mm/day for (a) CTRL (b) INIT and (c) PERT. The red box outlines the boundaries of the SGP region.

Experiment	Precipitation	Temperature
<b>CTRL</b>	-1.14	2.22
<b>INIT</b>	-0.64	0.60
<b>PERT</b>	-0.28	-0.36

**TABLEAU 5.2:** SGP summer bias against GPCC for precipitation (mm/day) and CRUTS4 for 2m temperature (K)

account for the large observational uncertainty : the offline ISBA-CTRIP simulation used to initialize the land surface in our experiments (cf. subsection 5.1.2.3), GLEAM and ERA-Land.

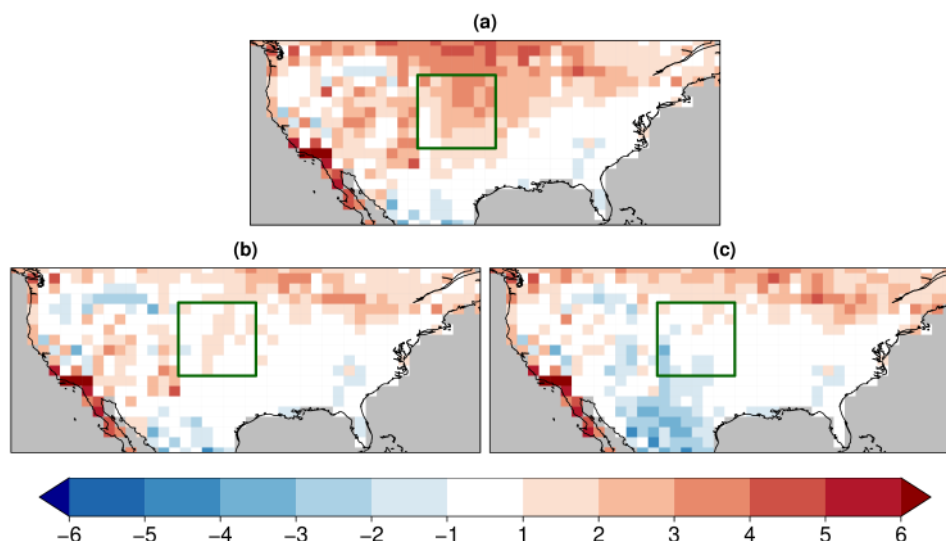
### 5.1.2.4 Results

#### Surface climate bias

By modifying the soil water content, the techniques described in 5.1.2.3 indirectly impact the rate of bare soil evaporation and vegetation transpiration, and therefore the surface temperature and precipitation. Figures 5.3 and 5.4 show the mean precipitation and T2M seasonal bias over a section of North America. The corresponding values over SGP are reported in table 5.2.

Consistently with many climate models, CTRL is concerned by a large dry and warm bias. Results for PERT and INIT show that both methods are able to mitigate summer temperature and precipitation biases over the target region, although more efficiently with PERT. More generally, INIT and PERT rarely reverse the sign of the precipitation bias, but clearly reduce negative patterns. For T2M, it is noticeable that the bias turns slightly negative in PERT which can be related to an excessive evapotranspiration



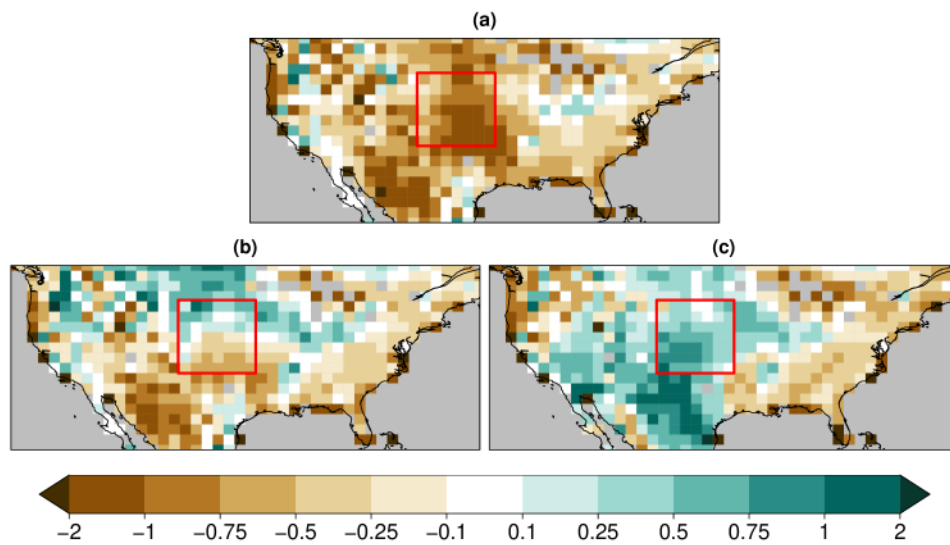


**FIGURE 5.4:** JJA 2-meter temperature bias against CRUTS4 over the United States in K for (a) CTRL (b) INIT and (c) PERT. The green box outlines the boundaries of the SGP region.

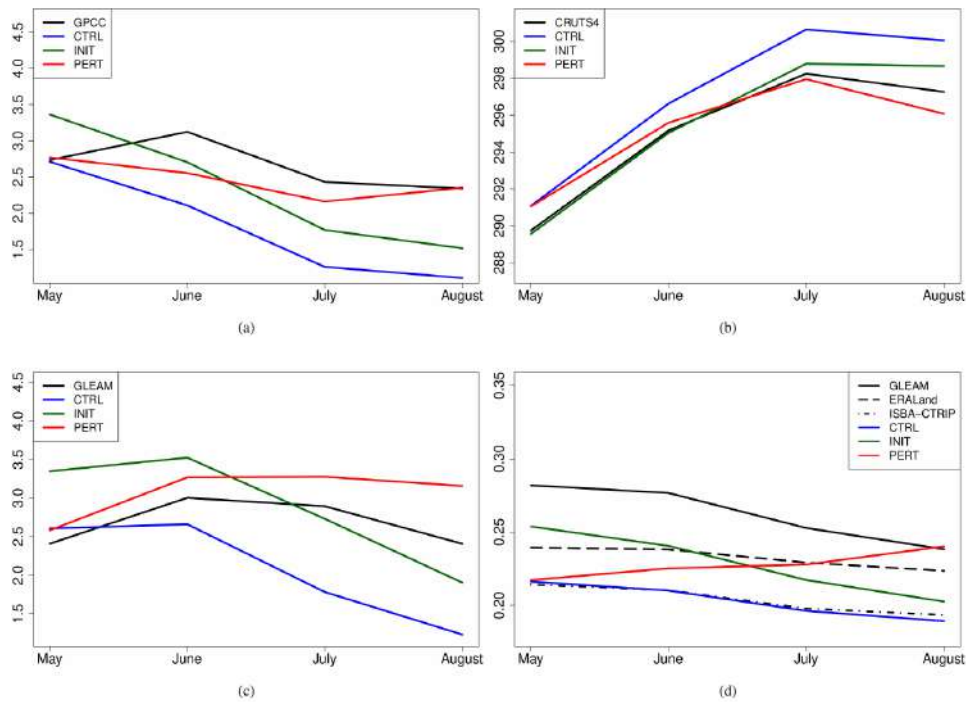
(fig. 5.5(c)) although the reference data for evapotranspiration is derived from land-surface modelling and thus somewhat uncertain.

The method applied in INIT only concerns initial conditions while that used for PERT applies throughout the whole model integration. Hence, we expect differences in the temporal evolution of biases. The mean May-to-August evolution of precipitation, T2M and evapotranspiration is illustrated in figures 5.6a, 5.6b and 5.6c respectively. Figure 5.6d displays an attempt to compare the evolution of the mean root zone soil moisture on the SGP region between the three experiments. Due to the lack of observational data, global gridded reference datasets for the root zone soil moisture are derived from land surface model outputs and therefore quite uncertain. Here, we use three distinct datasets as references to take this uncertainty into account, namely ERA-Land, GLEAM and ISBA-CTRIP.

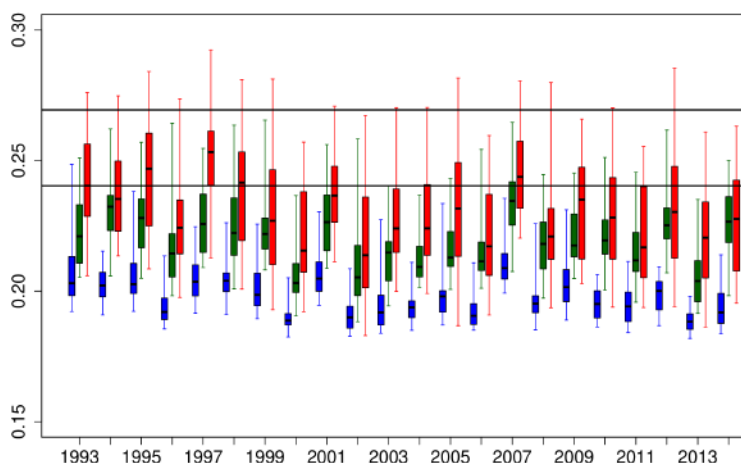
Interestingly, the May T2M bias is suppressed in INIT, with respect to PERT and CTRL, but at the expense of excessive precipitation and evapotranspiration. CTRL and INIT exhibit similar evolutions for the four fields as shown by nearly parallel curves, thereby showing that the adjustment of soil moisture initial conditions in INIT does not counterbalance the processes involved in the bias growth. In PERT, the temporal evolution of precipitation and evapotranspiration better matches the observation but at the expense of an excessively cool T2M in August. On the other hand, soil moisture increases throughout summer, unlike the reference data and the other experiments. By design, the correction method applied in PERT keeps boosting the precipitation rate feeding the land surface in these regions throughout the whole summer. Thus, while the precipitation rate produced by the atmosphere gets progressively closer to observations, via enhanced evapotranspiration and rainfall, the amount of precipitated water seeping the land surface keeps increasing. Overall, the PERT experimental design succeeds in mitigating the bias growth throughout summer. Nevertheless, these results also highlight that temperature and precipitation biases are not linearly dependant, which suggests that other processes than the land-atmosphere feedback are at play in the summer bias growth over the SGP region.



**FIGURE 5.5:** JJA evapotranspiration bias against GLEAM over the United States in mm/day for (a) CTRL (b) INIT and (c) PERT. The red box outlines the boundaries of the SGP region.



**FIGURE 5.6:** May-to-August monthly mean (a) precipitation in mm/day (b) 2-meter temperature in K (c) evapotranspiration in mm/day and (d) root zone water content in  $\text{m}^3/\text{m}^3$  over the SGP region. For CTRL, INIT and PERT, monthly mean values correspond to the ensemble mean.



**FIGURE 5.7:** Yearly summer root-zone water content ensemble distribution in  $\text{m}^3/\text{m}^3$  over the SGP region for CTRL (blue), INIT (green) and PERT (red). The boxes display the inter-quartile range and the whiskers extend until the extreme distribution values. The black horizontal lines represent the 25th et 75th percentile of the 1993-2014 GLEAM summer root-zone water content distribution.

Experiment	Root-zone water content	Evapotranspiration	Precipitation	Temperature
CTRL	$6.4 \times 10^{-5}$	0.24	0.31	1.54
INIT	$1.6 \times 10^{-4}$	0.26	<b>0.45</b>	1.66
PERT	$4.0 \times 10^{-4}$	<b>0.42</b>	<b>0.54</b>	<b>2.23</b>

**TABLEAU 5.3:** 1993-2014 average of intra-ensemble variance for SGP summer root-zone water content ( $\text{m}^6/\text{m}^6$ ), evapotranspiration ( $\text{mm}^2/\text{day}^2$ ), precipitation ( $\text{mm}^2/\text{day}^2$ ) and 2m temperature ( $\text{K}^2$ ). Bold numbers indicate values significantly different from CTRL at a 95% confidence level based on a two-sided Student t-test

### Ensemble spread

Beyond the impact on the mean state, the ensemble set-up allows us to study how the methods affect the model inter-annual and intra-ensemble variabilities. Figure 5.7 compares the root-zone soil moisture ensemble spread for each year of the re-forecast period. Regardless of the bias discussed earlier, the CTRL simulation systematically displays a small intra-ensemble spread. On the other hand, the spread is very much increased in PERT, but also INIT to a lesser extent. With all due caution regarding the use of any soil moisture reference dataset, it is worth noting that the PERT root-zone water content inter-quartile spread better compares to GLEAM than the other experiments. The intra-ensemble variance for evapotranspiration, precipitation and T2M is also significantly increased in PERT with respect to CTRL, as reported in table 5.3. This result demonstrates that the temperature and precipitation summer biases in the model are associated to a limited variability of soil moisture which also affects all the chain of interactions with the atmosphere. The change of soil moisture in PERT therefore contributes not only to correct mean biases, but also to unlock the intra-ensemble surface climate variability.

This characteristic is promising but does not give insight on the forecast skill, that is assessed in the following section. As a preliminary analysis, we evaluate the inter-annual variability of the ensemble

mean for soil moisture, which is increased in PERT (standard deviation of  $9.1 \times 10^{-3} \text{ m}^3/\text{m}^3$ ) with respect to CTRL ( $6.4 \times 10^{-3} \text{ m}^3/\text{m}^3$ ), although not significantly according to the Fisher-Snedecor test on variances. However, neither PERT nor INIT seems to modify consequently the inter-annual variability of evapotranspiration, temperature and precipitation.

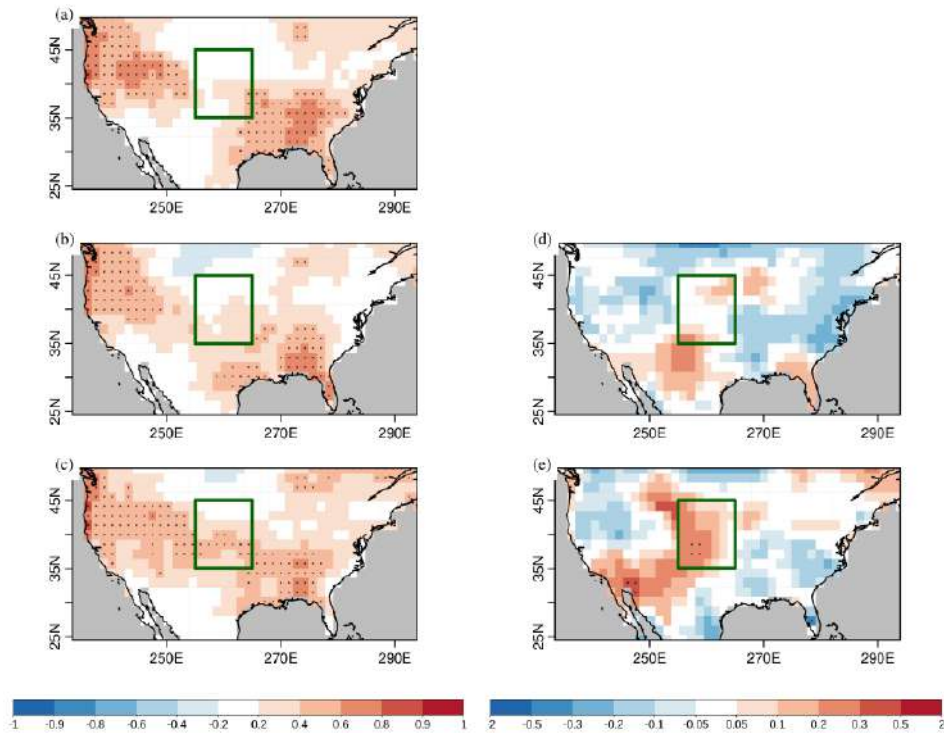
### Forecast skill

One aspect of the skill of a temperature seasonal forecast is its ability to capture the correct sign of temperature anomalies over a given re-forecast period, which can be assessed through temporal correlation. However, due to a warming climate over the 1993-2014 re-forecast period, warm anomalies tend to be over-represented at the end of the period. Thus, the skill of a re-forecast may be overstated if the correlation merely reflects this warming trend. Here, correlations are computed after removing a linear trend in the observed and simulated time series. De-trended correlation between simulated and observed summer temperature at the grid-cell scale are compared for the three simulations in figure 5.8(a to c). CTRL and INIT broadly show similar positive correlation patterns over West and South-East US, but no skill over SGP. The correlation difference (fig. 5.8d) is small over SGP and not significant elsewhere, according the Steiger test (Steiger, 1980). On the other hand, PERT re-forecast is skillful over a portion of the SGP region, and the pattern of correlation increase (fig. 5.8e) partly matches that of precipitation bias reduction (fig. 5.3). This improved correlation is confirmed in figure 5.9 and cannot be attributed to one single sign (i.e. positive or negative) of anomalies. PERT better captures the anomaly sign in the years corresponding to the extrema of the time series of observed anomalies, namely 2004 and 2012, but the short length of the re-forecast period does not allow further speculation on a the predictability of extreme years. Concerning precipitation, no skill is found with the three experiments (not shown). This result for precipitation was expected, considering that the SGP summer precipitation mainly results from mesoscale convective systems poorly simulated by GCMs (Lin et al., 2017), notwithstanding improved surface heat fluxes. The PERT method could therefore be a promising tool for improved temperature seasonal forecasting over the central US, provided that it does not degrade the forecast quality elsewhere. This point is addressed in the following subsection

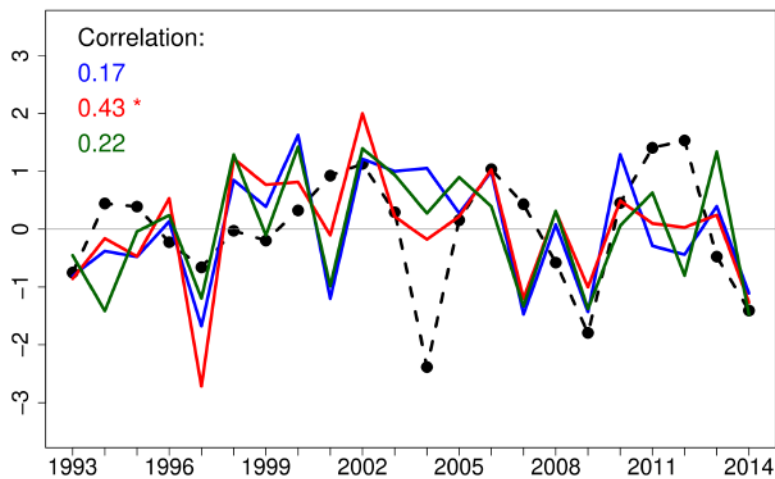
### Global assessment of the methods

The INIT and PERT methods have been applied globally. Hence, although this study mainly focuses on the US Great Plains where the model bias had been identified as an issue for seasonal forecasting, we can broaden the assessment to the rest of the globe. Figure 5.10 shows the summer precipitation absolute bias in the three experiments. In addition to North American central plains, the dry bias affecting many in-land regions of boreal mid-latitudes is alleviated with respect to CTRL, but more considerably in PERT, in particular over Eastern Europe. Over Central Russia, the dry bias is even turned into a wet one in PERT. However, the experiments do not reveal any striking change for wet biased regions. Soil moisture has a limited impact on the surface climate there, either because they correspond to energy-limited regimes (i.e. soil moisture is plentiful and the Bowen ratio is mainly driven by incoming surface radiation) or because the boundary layer development is little sensitive to changes in the evaporative fraction. In the Southern Hemisphere mid-latitudes, the weak incoming solar radiation and the reduced share of convective precipitation characterizing the winter season prevent any significant influence of soil moisture.

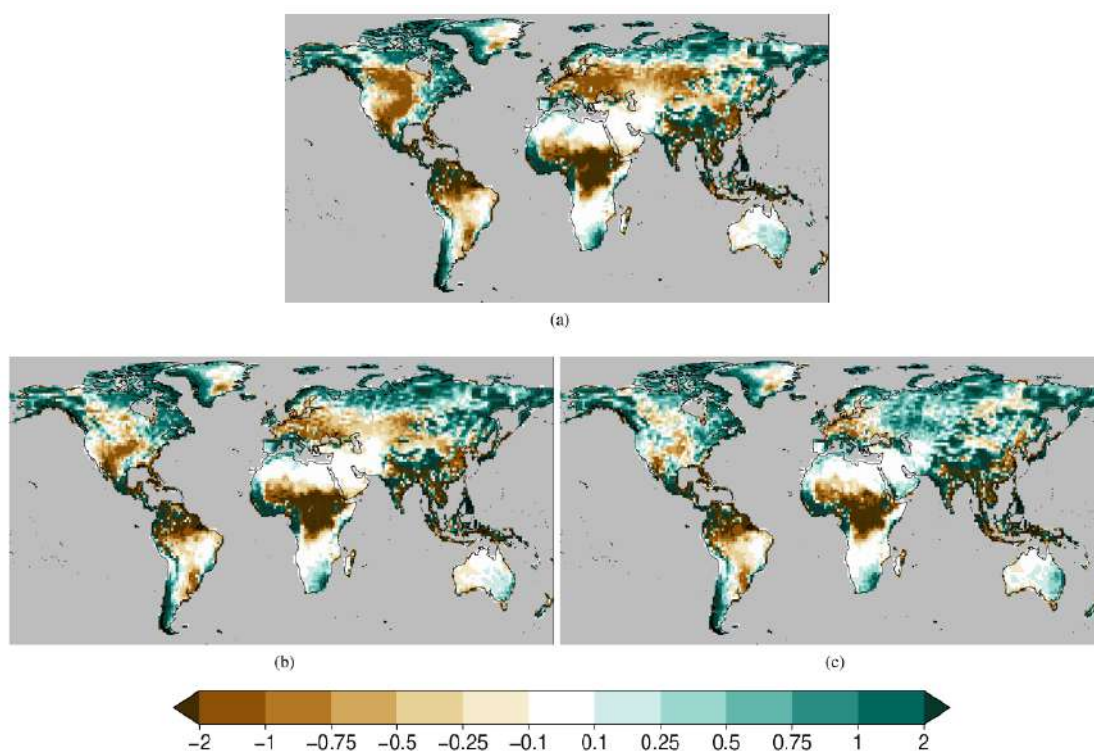
Screen-level temperature bias is also greatly reduced in PERT and INIT over a vast area stretching



**FIGURE 5.8:** Temporal correlation of the mean JJA 2-meter temperature over the period 1993-2014 between de-trended CRUTS4 and the de-trended ensemble mean of (a) CTRL, (b) INIT and (c) PERT. Right-hand maps show the correlation difference (d) "INIT minus CTRL" and (e) "PERT minus CTRL". Stippling mark values significantly different from zero with a 95% confidence level based on a two-sided Student t-test for correlations, and on the Steiger (1980) test for correlation differences.



**FIGURE 5.9:** Normalized yearly JJA 2-meter temperature anomalies (in K) over SGP for CRUTS4 (black dashed line) and the ensemble mean of CTRL (blue line), INIT (green line) and PERT (red line). The corresponding correlations with CRUTS4 are indicated at the upper left corner of the figure, with the same color code. The asterisk marks a significant correlation with a 95% confidence level based on a two-sided Student t-test.



**FIGURE 5.10:** Same as 5.3 for the global scale.

from South-East Europe to Mongolia (Fig. 5.11). Here again, it should be noted that the bias reduction is more pronounced for PERT. In addition, the strong bias over Ethiopia is almost suppressed in PERT.

Despite promising results for precipitation bias mitigation, in particular over South-Eastern Europe which is also a hot-spot of land-atmosphere coupling, the evaluation of JJA temperature correlations does not reveal any substantial positive change in INIT and PERT with respect to CTRL (Supplementary fig. S2). This could be due to many factors. However, it should be kept in mind that unlike SGP, the dry and warm bias over Europe is not an issue shared by the majority of climate models. Hence, in our model, the causes for the dry bias in Eurasia may greatly differ from those involved in the SGP bias. We speculate that the soil moisture correction applied in this study translates very differently into temperature variability and predictability according to the region, despite a similar impact on the temperature mean state. This hypothesis is also supported by the fact that, as opposed to the homogeneous SGP region, South-East Europe is characterized by a complex orography and soil heterogeneity, poorly resolved in our model due to a relatively coarse horizontal resolution.

As expected, the temperature correlations without any prior de-trending are higher over SGP but also at the global scale for the 3 experiments (Supplementary fig. S3, S4 and S5). However, leaving the trend does not reveal any major change in their comparison.

### 5.1.2.5 Discussion

This study investigates the relationship between climate bias and temperature prediction skill for the warm season over the US Southern Great Plains, considering that soil moisture is a driver of predictability sensitive to precipitation bias. The two approaches developed here aim at counterbalancing



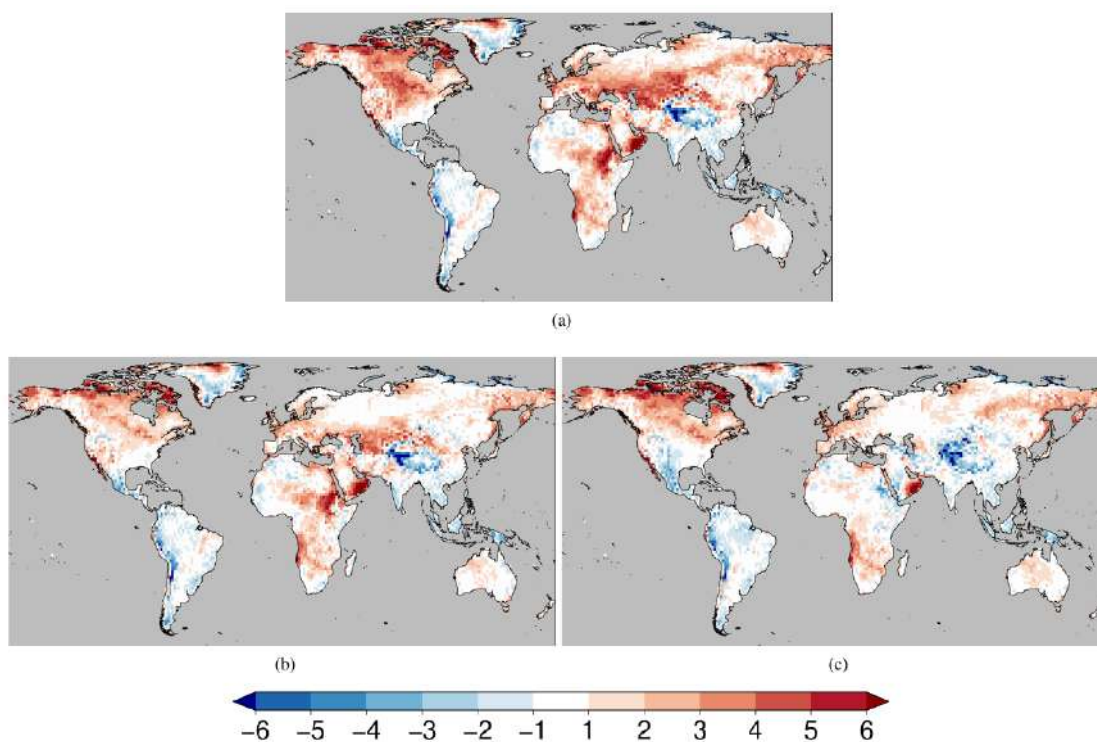


FIGURE 5.11: Same as 5.4 for the global scale.

excessive soil moisture depletion due to the precipitation bias in a dynamical seasonal forecast system, since this bias alters the imprint of soil moisture anomalies on the overlying atmosphere. The PERT method proves particularly successful. It consists in multiplying the rate of simulated precipitation feeding the land surface during the course of the forecast integration by a spatially varying factor. This factor is derived from the amplitude of the monthly relative precipitation bias of the forecast system. The 'in-line' PERT method indirectly corrects the soil water content, and leads to an efficient reduction of the summer precipitation and near-surface temperature biases over boreal mid-latitudes, which are commonplace in climate models. Over the US Southern Great Plains, this method leads to enhanced evapotranspiration and skillful summer temperature forecasts. Soil moisture and associated feedback to the atmosphere are one single piece of the puzzle explaining the climate model bias growth affecting that region, and this study does not aim to target all the processes involved in this complex issue. However, the simple correction method presented here confirms the introductory hypothesis, stating that these warm-season biases are susceptible to hamper summer predictability. Large-scale and remote interactions may also contribute to the forecast skill results found in this study, due to the GCM framework. This could be assessed in future works by reproducing the comparison CTRL/PERT setup with a regional climate model centered on the Great Plains, and with lateral boundary conditions derived from the CTRL summer re-forecast. The INIT method consists in correcting the bias of soil moisture initial conditions which is highly uncertain. Thus, it would be worth testing with other soil moisture reference datasets to evaluate the sensitivity of the re-forecast skill to the initial soil moisture re-scaling. At this stage, we would recommend to use the PERT method over INIT, not only because it leads to enhanced forecast skill, but also because it does not require any assumption on the soil moisture bias.

A refinement of the PERT method, yet to be tested, would consist in gradually decreasing the corrective factor throughout the forecast integration, in order to avoid the runaway tendency leading to excessive evapotranspiration flux at the end of the summer. Finally, the current attention and efforts

## **5.1 Le biais chaud et sec de CNRM-CM6 sur les Grandes Plaines américaines**

---

pursued by the climate modelling community to tackle the persisting summer bias over mid-latitude continents should be monitored closely by climate forecasters since they could be a source of seasonal forecast improvement. Beyond forecasting purposes, the PERT method could also be applied to historical climate simulations in order to help identify regions for which the model precipitation and temperature biases are sensitive to the coupling between soil moisture and the atmosphere.

## **Supplementary material**

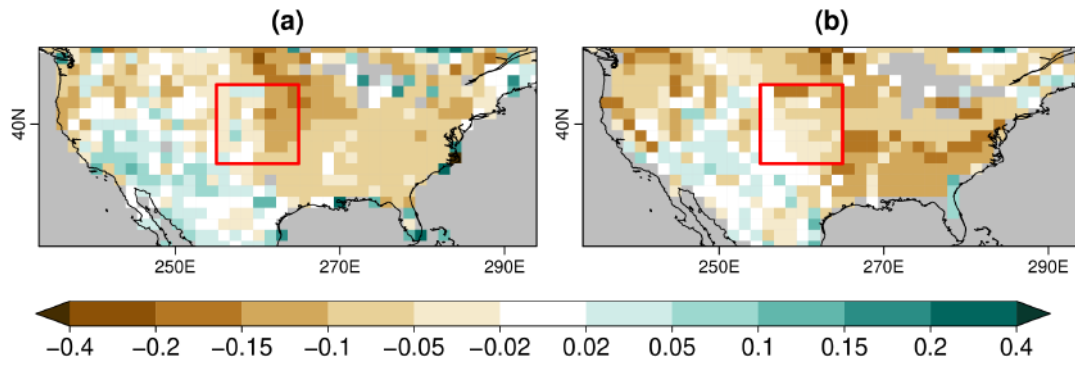


FIGURE S1 – Difference between the mean root zone water content (in  $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) in the CTRL initial conditions and in (a) GLEAM (1993-2014) (b) ERA-Land (1993-2010) reference data over the US. The red box outlines the SGP region boundaries.

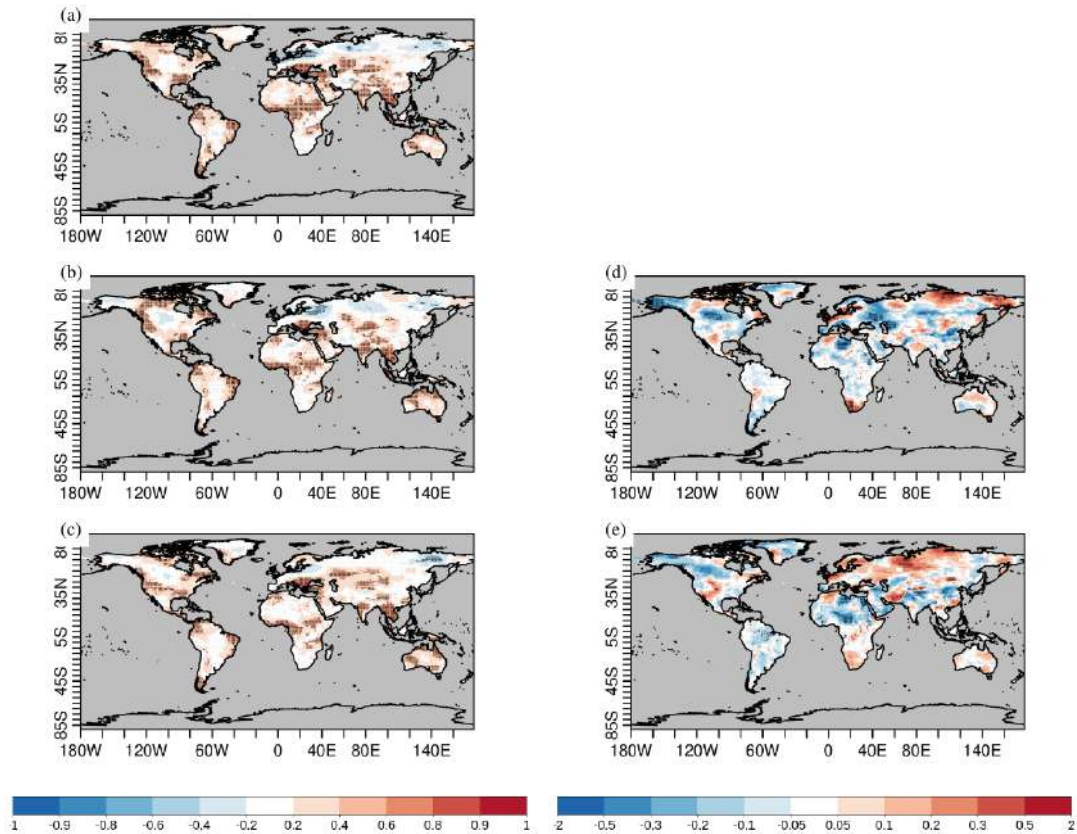


FIGURE S2 – Temporal correlation of the mean JJA 2-meter temperature over the period 1993-2014 between de-trended CRUTS4 and the de-trended ensemble mean of (a) CTRL, (b) INIT and (c) PERT. Right-hand maps show the correlation difference (d) "INIT minus CTRL" and (e) "PERT minus CTRL". Stippling mark values significantly different from zero with a 95% confidence level for correlations, and on the Steiger et al. (1980) test for correlation differences.

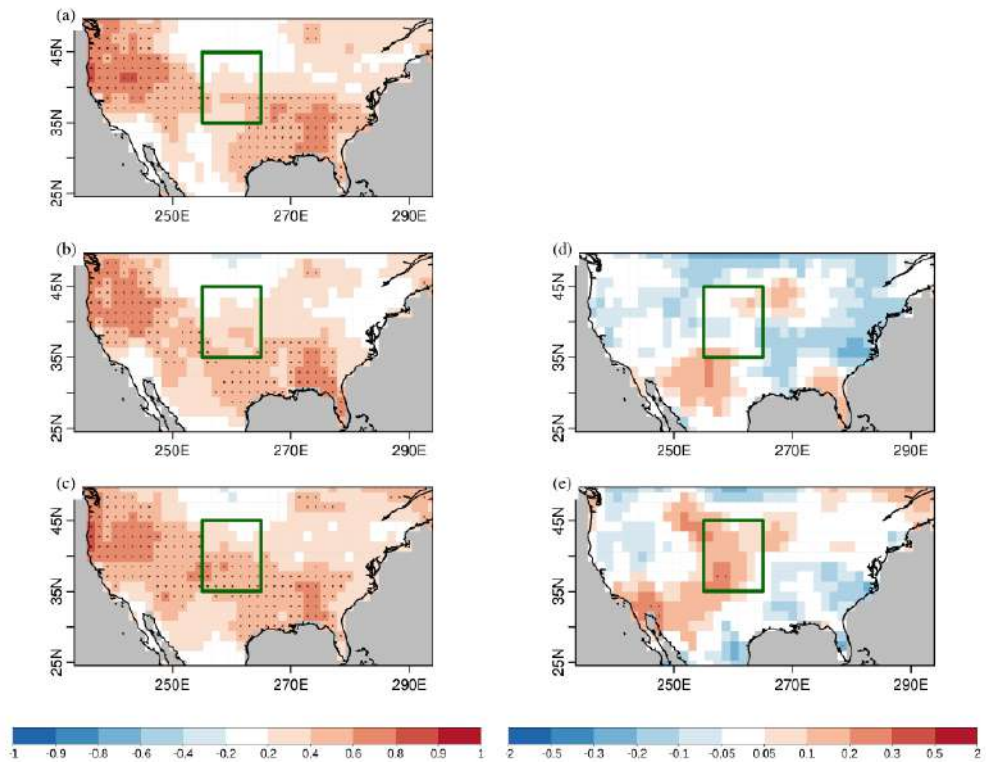


FIGURE S3 – Same as figure 7 but without linear de-trending

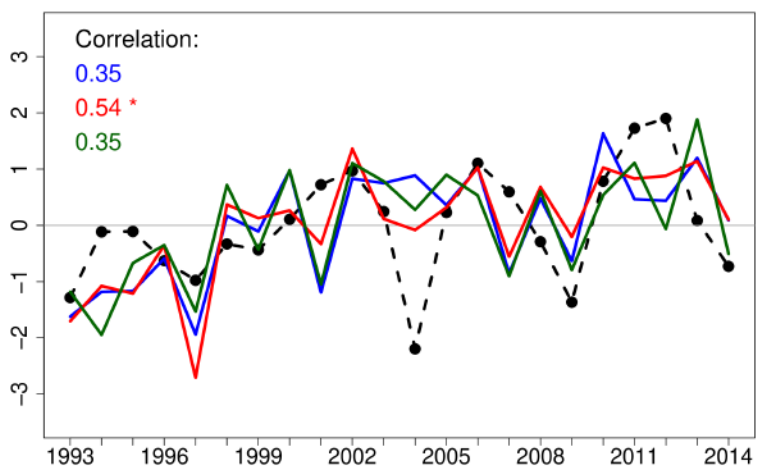


FIGURE S4 – Same as figure 8 but without linear de-trending

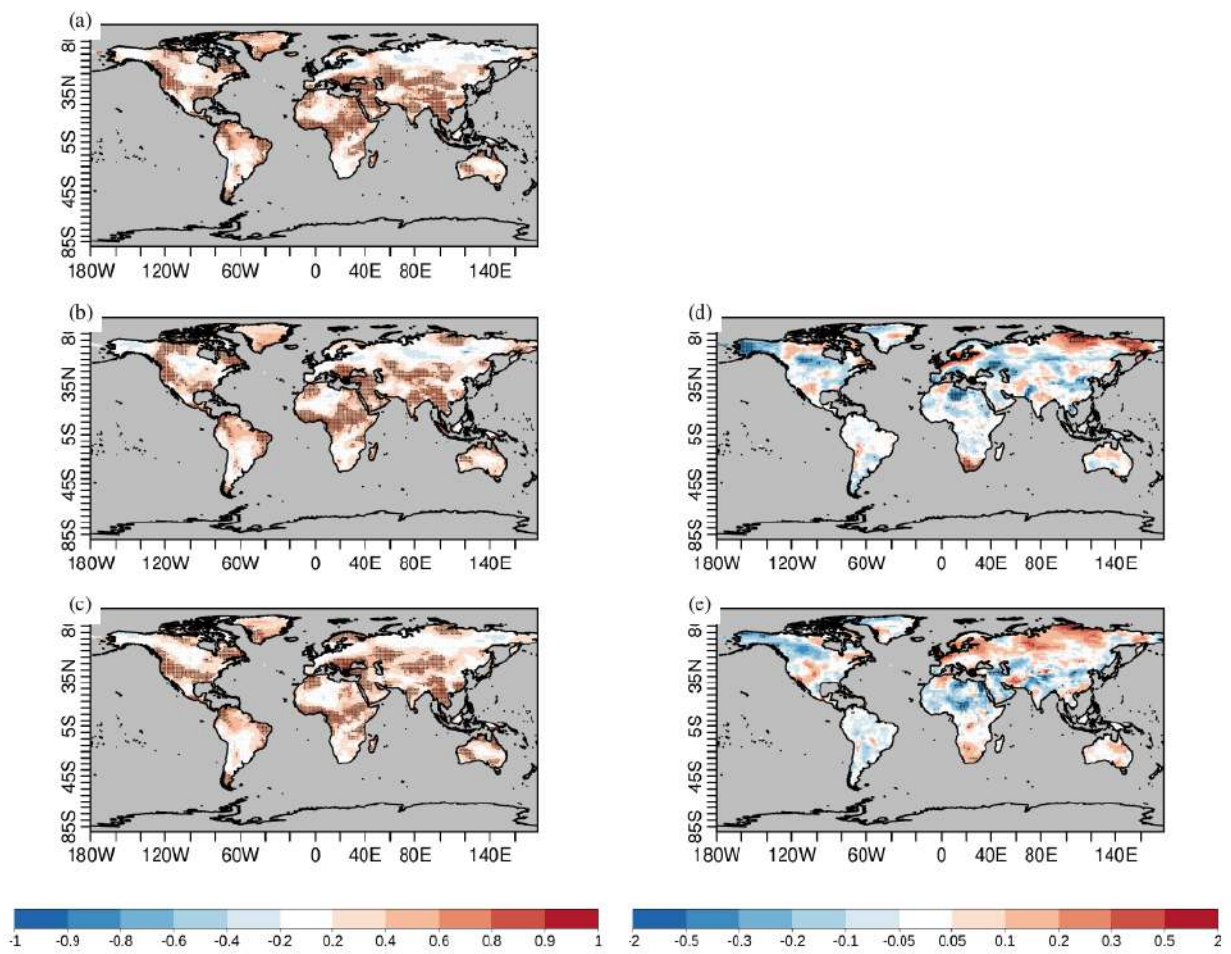


FIGURE S5 – Same as figure S2 but without linear de-trending



### 5.2 Synthèse

Cette partie avait pour objectif de vérifier une hypothèse selon laquelle les biais dans la représentation de l'état moyen du climat par un système de prévision saisonnière peuvent nuire aux performances des prévisions. Il s'agit d'une question vaste et très complexe à laquelle cette thèse ne prétend aucunement apporter une réponse univoque et universelle. Ici, nous nous sommes focalisés sur une région particulière des moyennes latitudes, nommément les Grandes Plaines américaines, et pour une saison donnée. En effet, cette région est affectée par un biais chaud et sec en été, très fréquent dans les modèles de climat à l'état de l'art, et auquel le modèle CNRM-CM n'échappe pas.

L'article présenté dans cette partie propose une méthode originale et efficace pour améliorer le climat moyen du système de prévision dans cette région. Au delà de l'impact sur les biais, cette méthode parvient à accroître la variabilité de plusieurs paramètres du climat de surface. Il en résulte une franche amélioration des scores de prévision de température sur les Grandes Plaines américaines. Cette méthode ne bénéficie cependant pas significativement à la prévisibilité estivale sur d'autres régions des moyennes latitudes. Ce résultat en demi-teinte laisse donc planer un certain nombre d'interrogations et de perspectives que nous nous attacherons à développer dans la prochaine et dernière partie, qui vient conclure cette thèse.

## QUATRIÈME PARTIE

---

### CONCLUSION



## CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans ce chapitre, nous commencerons par présenter une synthèse des réponses apportées au cours de ce travail de thèse aux grandes questions présentées à la fin du chapitre 1. Ensuite, nous discuterons des perspectives ouvertes par ce travail.

### 6.1 Synthèse générale et discussion

#### 6.1.1 Sensibilité du climat estival à l'humidité du sol

Les expériences décrites et analysées dans le chapitre 3 corroborent un certain nombre de résultats de la littérature. Les régions méditerranéennes présentent en effet une persistance remarquable des anomalies d'humidité du sol au printemps, notamment sur les péninsules balkaniques et ibériques. Cependant, les anomalies sèches impactent le climat plus durablement que les anomalies humides. L'initialisation au 1er mai d'une simulation d'ensemble avec des sols très secs sur la Méditerranée se traduit par une anomalie positive de température et un déficit de précipitations assez marqués, jusqu'à 4 mois d'échéance. Ces résultats viennent appuyer l'étude récente de Russo et al. (2019) qui identifie plusieurs zones méditerranéennes pour lesquelles la sécheresse des mois précédant l'été accroît l'occurrence d'épisodes de forte chaleur. Avec des sols très humides en revanche, l'impact sur les températures et les précipitations est plus ténu et très peu persistant, à l'exception des Balkans. Cela semble indiquer que sur cette région, une humidité importante des sols exerce une rétroaction positive sur les précipitations qui en retour maintiennent l'anomalie humide. Enfin, il semble que l'humidité du sol ait un impact sur la distribution des précipitations : des sols très humides favorisent l'occurrence de fortes précipitations, au détriment des journées sèches.

Ces résultats confirment que l'humidité du sol en région méditerranéenne est une source de prévisibilité potentielle à l'horizon saisonnier pour l'occurrence d'anomalies thermiques en été. Ils suggèrent aussi un potentiel pour la prévisibilité d'occurrence d'épisodes fortement précipitants, mais plutôt à horizon infra-saisonnier en raison de la plus faible persistance des anomalies humides. Ce dernier point exigerait des travaux complémentaires pour être confirmé.

L'étude de sensibilité sur l'Europe, publiée dans *Climate Dynamics* en 2019, et étendue à l'échelle

globale montre que les anomalies estivales de précipitations et de température sont modulées par l'humidité du sol dans de très nombreuses régions. En imposant une humidité du sol pseudo-observée dans plusieurs modèles, on constate que la variabilité inter-annuelle des précipitations est bien mieux représentée, tant au sud qu'au nord de l'Europe. C'est aussi le cas sur une partie de la Chine et l'Amérique du Nord, y compris (dans une certaine mesure) aux hautes latitudes. Si nos modèles ne parviennent pas à simuler la canicule de 2003, celle de 2010 sur la Russie est relativement bien reproduite lorsque l'humidité du sol est prescrite. Cela suggère un rôle relativement plus important des rétroactions de l'humidité du sol sur l'atmosphère pour le cas de l'épisode de 2010 que pour celui de 2003. La traduction de ces résultats en prévisibilité potentielle implique là aussi une mémoire suffisante des anomalies d'humidité du sol. En comparant différentes sources de données, nous avons pu souligner un degré d'incertitude relativement important quant à la persistance et donc à la prévisibilité de ces anomalies.

La portée des résultats sur la Méditerranée est pour le moment restreinte car ils ne proviennent que d'un seul modèle. Des expériences prévues prochainement avec un deuxième modèle de climat devraient permettre d'établir des conclusions plus robustes. De plus, un nombre grandissant d'études suggère l'influence distante des anomalies d'humidité du sol, notamment en Amérique du Nord, sur le climat estival des moyennes latitudes via la modulation de la circulation atmosphérique de grande échelle (Koster et al., 2016; Teng et al., 2019; Wang et al., 2019). On pourra donc tirer parti des expériences effectuées sur la Méditerranée pour tenter de détecter des effets comparables sur la circulation et de potentielles téléconnexions.

Enfin, les travaux sur la sensibilité du climat à l'humidité du sol dans cette thèse ne se sont portés que sur l'été boréal, mais mériteraient d'être étendus à l'été austral. En effet des corrélations entre sécheresse printanière et chaleur estivale ont été identifiées dans plusieurs régions de l'hémisphère sud comme l'Afrique méridionale, l'Argentine et l'Australie (Mueller and Seneviratne, 2012).

### 6.1.2 L'humidité du sol comme source de prévisibilité climatique

Dans le chapitre 4, nous avons étudié la prévisibilité effective conférée par l'initialisation de l'humidité du sol dans des modèles numériques de prévision climatique. Cette question a été abordée sous deux angles différents.

Tout d'abord, la vague de chaleur de juillet 2015 en Europe de l'Ouest a servi de cas d'étude pour évaluer sa prévisibilité dans le système de prévision infra-saisonnier de Météo-France. En effet, van den Hurk et al. (2012) avaient déjà mis en évidence un impact de l'humidité du sol en mai et juin sur la prévision des températures sur l'Europe jusqu'à 6 semaines d'échéance, lorsque les conditions initiales de surface sont extrêmement sèches ou humides. Nous montrons dans notre étude que les 6 prévisions successives initialisées entre le 1er juin et le 1er juillet détectent une anomalie chaude sur la France pour la première semaine de juillet. Pour autant, l'anticyclone concomitant en moyenne troposphère est mal prévu jusqu'à quelques jours avant le début de l'événement. Suite à cette étude, publiée dans *Advances in Science and Research*, nous avons reproduit ces prévisions en remplaçant les conditions initiales de surface de 2015, très sèches sur l'Europe, par celles de 2016, particulièrement humides. Dans cette expérience, la vague de chaleur n'est plus détectée dans les prévisions les plus précoces. Les valeurs extrêmes de la distribution des températures prévues sont également plus basses. La contribution de l'initialisation de l'humidité du sol semble donc essentielle dans ce cas d'étude.

D'autre part, le succès relatif de la prévision de cette vague de chaleur jusqu'à 5 semaines en avance contraste avec l'évaluation générale du système de prévision effectuée sur une période de 22 ans, qui

conclut à des performances très marginales pour la prévisibilité des températures sur l'Europe au delà de 15 jours après l'initialisation. Cette étude suggère, à l'instar de travaux plus récents (Ford et al., 2018), que les performances des prévisions infra-saisonniers pour les vagues de chaleur sont en partie conditionnées par l'état d'humidité du sol. Seuls des travaux complémentaires permettraient de le confirmer, par exemple en sous-échantillonnant des rétro-prévisions estivales en fonction de l'état de sécheresse des sols dans les conditions initiales.

La seconde partie de ce chapitre 4 se focalise sur l'horizon saisonnier. On ne s'intéresse plus ici à un cas d'étude particulier mais aux capacités prédictives de 5 systèmes de prévision saisonnière, assemblés en un multi-modèle. Une initialisation réaliste des surfaces continentales début mai dans ce système de prévision multi-modèle conduit à une amélioration des prévisions de température estivales sur le sud-est de l'Europe, notamment sur la région des Balkans. L'impact sur la prévision des précipitations reste pour sa part assez marginal. En revanche, aucune amélioration de la prévision des températures n'est constatée sur les Grandes Plaines américaines. Les attentes propres à cette région, siège d'un fort couplage entre humidité du sol et climat de surface, étaient fortes en raison notamment de travaux précédents pointant l'humidité du sol comme source de prévisibilité atmosphérique à l'horizon infra-saisonnier. Dans cette étude multi-modèle, publiée dans *Climate Dynamics*, nous formulons l'hypothèse que les biais secs et chauds de tous les modèles sur cette région sont la cause des mauvaises performances des prévisions.

### 6.1.3 Impact des biais du modèle sur la prévisibilité

Le chapitre 5 est consacré à la vérification de l'hypothèse précédemment formulée. Si les précipitations générées par le modèle sont déficitaires, les sols s'assèchent de façon excessive, et les rétroactions sur l'atmosphère sont faussées. On met donc en œuvre deux stratégies expérimentales pour pallier ce biais dans des prévisions saisonnières, et en évaluer l'impact sur les performances des prévisions.

La première stratégie consiste simplement à corriger les conditions initiales d'humidité du sol par rapport à une réanalyse. Sur les Grandes Plaines, les sols sont ainsi plus humides à l'instant initial de la prévision, et les biais secs et chauds de la saison JJA sont réduits. Néanmoins, le taux de précipitations et le contenu en eau du sol chutent trop rapidement au cours de l'été et la prévision ne s'en trouve pas améliorée. La seconde stratégie corrige le flux de précipitation qui pénètre dans le sol pendant toute la durée de la prévision. Cette seconde méthode aboutit à une très nette atténuation des biais secs et chauds présents sur une grande partie des continents des moyennes latitudes. Sur les Grandes Plaines américaines, la prévision de la température moyenne estivale est également singulièrement améliorée. On attribue cette amélioration à une variabilité accrue de l'humidité du sol et de l'évapotranspiration sur cette région.

La principale limite de cette étude, publiée dans le journal *Weather and Forecasting*, est qu'elle ne s'appuie que sur un seul système de prévision, alors que l'hypothèse de départ concerne plusieurs modèles.

## 6.2 Perspectives

Les travaux de cette thèse ont pour finalité l'amélioration des systèmes de prévision climatique développés au CNRM. Ils permettent de dégager un certain nombre de perspectives.

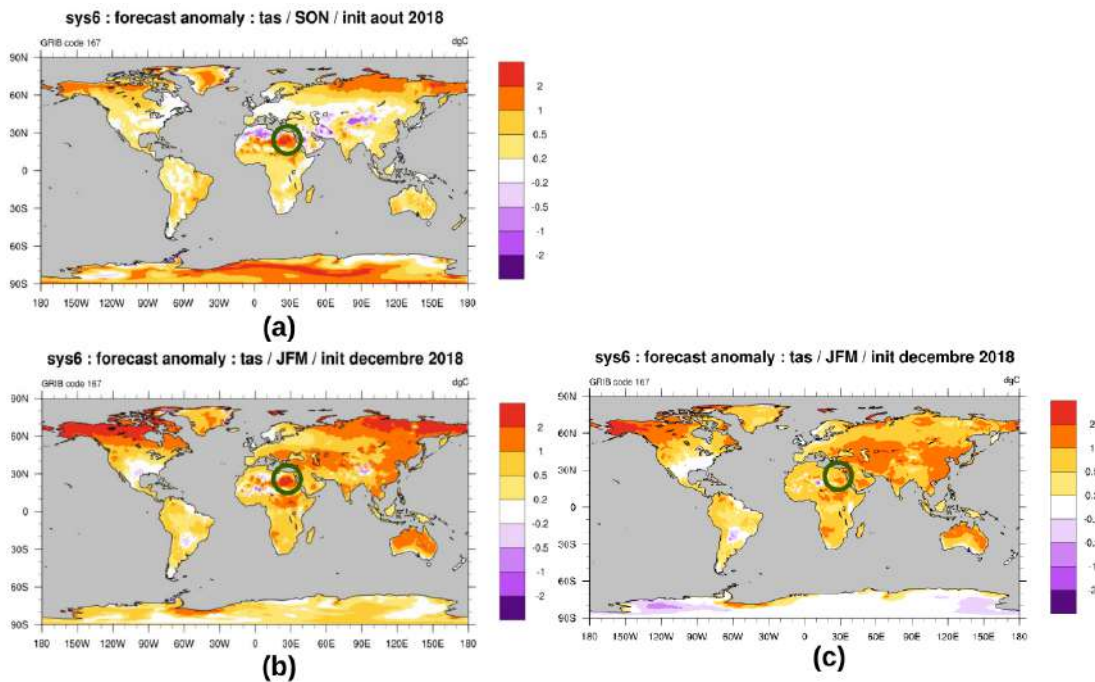


### 6.2.1 Stratégie d'initialisation

Nous avons utilisé différentes stratégies d'initialisation pour les surfaces continentales dans cette thèse (voir partie 2.2.2). Ces stratégies présentent cependant des inconvénients susceptibles de nuire à la qualité des prévisions.

#### 6.2.1.1 Incohérence entre rétro-prévisions et prévisions

Dans le système 6 de prévision saisonnière de Météo-France, les rétro-prévisions qui permettent de calculer la climatologie du modèle, sont initialisées à partir de la réanalyse ERA-Interim pour l'atmosphère et les surfaces continentales, tandis que les prévisions réalisées en temps-réel sont initialisées chaque mois par les analyses opérationnelles du CEPMMT. Nous avons constaté que les anomalies de température prévues par rapport à la climatologie du modèle présentent des structures douteuses. La figure 6.1 montre deux prévisions récentes, pour lesquelles une anomalie chaude, indiquée par le cercle vert foncé, semble persister sur l'est du Sahara. Cette anomalie, systématiquement présente dans toutes les prévisions, disparaît si l'on rejoue a posteriori une de ces prévisions à l'identique sauf pour l'initialisation des surfaces continentales (conditions initiales ERA-Interim au lieu de l'analyse du CEPMMT). Ce rejeu conduit également une prévision d'anomalie thermique très atténuée sur la Sibérie.



**FIGURE 6.1:** Prévisions opérationnelles du système 6 de Météo-France des anomalies de température à 2 m (a) du trimestre septembre-octobre-novembre 2018 pour l'initialisation en août 2018 et (b) du trimestre janvier-février-mars 2019 pour l'initialisation en décembre 2018. (c) montre la même prévision que (b) rejouée avec des conditions initiales de surface dérivées d'ERA-Interim. Figures produites par Laurent Dorel (CNRM).

Ce résultat montre que le problème provient d'une initialisation non-cohérente entre la rétro-prévision et la prévision temps-réel. En effet, le schéma de surface du modèle du CEPMMT a beaucoup évolué entre la version figée pour produire la réanalyse ERA-Interim (TESSEL, van den Hurk et al.,

2000) et la version opérationnelle (H-TESSSEL, Balsamo et al., 2009), grâce notamment à la prise en compte de différentes textures de sol. Le système de prévision saisonnière SYS5 du CEPMMT (Johnson et al., 2019) évite cet écueil en produisant des états initiaux de surface issus d'une intégration préalable de H-TESSSEL forcé par ERA-Interim sur la période de rétro-prévision. Pour l'heure, une méthode comparable ne peut être mise en œuvre dans les systèmes opérationnels de Météo-France.

Pour tendre vers une initialisation optimisée, on peut espérer dans le futur la mise à disposition de réanalyses atmosphériques et de surface qui continuent de tourner en temps quasi-réel. Pour garantir une homogénéité temporelle de telles réanalyses, le défi majeur reste la capacité d'assimiler des observations très récentes, contrôlées rapidement et compatibles avec les observations assimilées sur la période passée. En attendant, une piste intéressante serait de produire des états initiaux de toutes les composantes du système de prévision à partir d'une intégration continue du modèle couplé depuis le début de la période de rétro-prévision jusqu'au temps réel. En relaxant l'océan et l'atmosphère vers des réanalyses (puis des analyses) au cours de cette intégration, on mime l'effet d'une assimilation de données dans un cadre couplé. Cette méthode présente l'avantage de réduire à la fois les incohérences entre rétro-prévisions et prévisions, et celles présentes aux interfaces entre les composantes du système lorsqu'elles sont initialisées à partir de systèmes différents.

### 6.2.1.2 Incertitude sur l'humidité du sol initiale

Une des conclusions de l'expérience coordonnée GLACE-2 (Koster et al., 2011) est que la capacité de l'initialisation des surfaces à améliorer les prévisions climatiques est restreinte aux régions pourvues d'un réseau dense d'observation de précipitations, condition *sine qua non* pour une estimation acceptable de l'humidité du sol. De façon générale, l'incertitude des reconstructions de l'humidité du sol est plus grande si les observations sont rares. Elles sont par ailleurs fortement dépendantes des modèles de surface.

Pour réduire l'impact de cette incertitude, Matera et al. (2014) suggèrent d'initialiser l'humidité du sol non pas directement à partir des valeurs issues des réanalyses, mais indirectement, en ajoutant l'anomalie réanalysée à la climatologie d'humidité du sol du système de prévision. Une autre stratégie pourrait consister à tirer parti de l'assimilation de données télédéteectées dans des modèles de surface. Le système LDAS-Monde permet déjà d'assimiler des données d'humidité du sol superficiel et de surface foliaire dans le modèle de surface du CNRM (Albergel et al., 2017). L'assimilation de données de couverture neigeuse est en cours de développement.

La méthode d'initialisation la plus élégante impliquerait de disposer d'un système d'assimilation couplée pour toutes les composantes du modèle, mais un tel système nécessiterait des travaux de recherche et de développement très conséquents. Dans un futur plus proche, une première étape pour réduire l'incertitude sur l'humidité du sol pourrait consister à développer une méthode de correction des précipitations qui atteignent la surface dans une simulation couplée, semblable à celle mise en place pour la réanalyse MERRA-2 (Reichle et al., 2017).

### 6.2.2 Elargissement des horizons de prévisibilité

Il est important de souligner que l'humidité du sol joue un rôle crucial à d'autres échéances de prévision. Nous ne revenons pas ici sur les échelles infra-saisonnières, abordées brièvement dans cette thèse mais pour lesquelles l'initialisation de plusieurs variables terrestres pronostiques (neige, humidité du sol, végétation) paraît essentielle (Dirmeyer et al., 2018).

Aux échelles de prévision à court terme (horizon "météorologique"), les paramètres des schémas de surface (Orth et al., 2016) et l'assimilation de données d'humidité du sol (Santanello Jr et al., 2016) contribuent significativement à la prévisibilité atmosphérique. Bouttier et al. (2016) montrent par exemple que la prévision d'ensemble de certains champs comme la température et l'humidité à 2 m avec un modèle à convection explicite est aussi sensible à des perturbations de conditions initiales qu'à des perturbations de conditions de surface, en particulier l'humidité du sol.

A l'autre extrémité du spectre, la prévision décennale est moins dépendante des conditions initiales du système climatique. L'initialisation de la composante océanique reste la contribution dominante de l'état initial du climat dans ce type de prévisions. De récents travaux ont pourtant mis en évidence que l'initialisation soignée de l'humidité et de la température du sol permet d'améliorer les prévisions de température sur une grande partie de l'Europe, jusqu'à 5 années après l'initialisation (Breil et al., 2019). Néanmoins, cette étude ainsi que celles de Khodayar et al. (2015) et Kothe et al. (2016) soulignent qu'il est primordial d'initialiser le modèle avec des conditions d'humidité du sol équilibrées, pour en tirer un bénéfice en prévisibilité climatique. La dérive de l'humidité du sol vers son état d'équilibre dans le modèle peut en effet prendre plusieurs années, selon la profondeur de sol et la zone climatique considérées.

### 6.2.3 Prévisions en mode système Terre

Dans toutes les expériences réalisées ici, nous avons considéré une végétation climatologique alors que dans la réalité, la réponse des plantes au stress thermique et hydrique module l'évapotranspiration. Green et al. (2017) montrent ainsi que les rétroactions de la biosphère continentale sur le climat expliquent jusqu'à 30 % de la variance des précipitations et du rayonnement incident de surface. Les rétroactions sont particulièrement marquées aux moyennes latitudes et dans les régions de mousson. L'étude affirme aussi qu'elles sont généralement sous-estimées par les modèles système Terre (ESM), alors que leur représentation correcte pourrait contribuer à améliorer les prévisions climatiques infra-saisonnnières à saisonnières. Ce potentiel, qui avait aussi été souligné par d'autres études (Alessandri and Navarra, 2008), semble se confirmer à différents horizons de prévisibilité selon Alessandri et al. (2017). Ces considérations plaident pour évaluer l'apport d'une végétation interactive dans nos prévisions climatiques, d'autant que le développement récent de l'assimilation de données observées de surface foliaire dans Surfex permet désormais d'initialiser cette composante.

Dans l'ESM récemment développé au CNRM (CNRM-ESM2-1, Sférian et al., en préparation) pour CMIP6, d'autres modules pourraient contribuer à améliorer la prévisibilité du climat estival des régions tempérées. Des études de sensibilité ont ainsi montré que le climat de certaines régions intensément cultivées comme le Mid-West américain ou l'Asie centrale est sensible aux pratiques agricoles. Les calendriers culturaux et le développement phénologique propre à chaque type de culture sont à l'origine de variations régionales significatives du régime d'évaporation des surfaces et du climat local (McDermid et al., 2019). L'activation du schéma, récemment implémenté dans CNRM-ESM2-1 (Rocher et al., en préparation), qui simule l'émergence des cultures et leur disparition lors de la récolte permettra d'estimer leur impact en prévision climatique. Par ailleurs, l'irrigation amplifie les impacts du couvert végétal sur le climat (Singh et al., 2018) mais avec des effets contrastés selon les régions considérées, et de fortes incertitudes liées aux choix de modélisation dans les ESM (de Vrese and Hagemann, 2018). Des travaux de recherche sont en cours au CNRM pour la mise au point d'un module d'irrigation dans le modèle de surface.

Enfin, la sophistication progressive des ESM ouvre de nombreuses perspectives sur la possibilité de prévoir non plus seulement des anomalies climatiques mais aussi l'état des écosystèmes (Bonan and

Doney, 2018). Si l'on se cantonne aux continents et aux échelles infra-saisonniers et saisonniers, on peut désormais envisager la prévision de l'occurrence des incendies et surfaces brûlées, des rendements agricoles, des ressources en eau, et à plus long terme de la mortalité des forêts et de la perte d'habitats naturels pour la faune et la flore. Néanmoins, l'inclusion de la biologie dans des modèles à base physique ajoute encore des degrés de liberté à des systèmes déjà très complexes. Le défi que posent la compréhension et la réduction des incertitudes dans les prévisions exigera un décloisonnement et des collaborations renforcées entre chercheurs en géosciences, en écologie et en biogéochimie.



# LISTE DES FIGURES

1.1	Anomalie moyenne (gauche) et écart-type (droite) de la température de surface JJA prévue pour la période 2016-2035 par rapport à la période 1986-2005, sous le scénario RCP4.5. Ces figures proviennent d'un ensemble de 42 modèles de climat. Les pointillés indiquent une anomalie statistiquement significative et de même signe pour au moins 90% des modèles. Les hachures indiquent une anomalie faible par rapport à la variabilité interne. Source : figure tirée de Kirtman et al. (2013) . . . . .	6
1.2	Evolution des T2m moyennes (en K) en été sur l'Europe (10°W-30°E, 36°N-70°N, océans et mers exclus) de 1993 à 2018. La droite en bleu représente la valeur moyenne des températures sur la période et celle en noir la régression linéaire de ces températures. Données source : réanalyse ERA5 (voir partie 2.3.3.2) . . . . .	9
1.3	Contribution schématique des composantes du système climatique sur la prévisibilité atmosphérique selon les échéances. Source : Adaptation d'une figure de Paul Dirmeyer, GMU/COLA . . . . .	10
1.4	Importance relative des conditions initiales et aux limites pour la prévision du climat selon les échéances. Source : adapté de Meehl et al. (2009) . . . . .	10
1.5	Représentation conceptuelle des 3 phases de l'ENSO et de leur influence sur la circulation de Walker. (Source : NOAA Climate.gov) . . . . .	12
1.6	Corrélation des précipitations (données GPCCv5) avec la TSO moyenne de la zone Niño3.4 (données ERSST) sur la période 1960-2009. (a) Mars à mai, (b) juin à août, (c) septembre à novembre, et (d) décembre à février (Figure tirée de Doblus-Reyes et al. (2013)) . . . . .	13
1.7	Bilan d'eau et d'énergie du continuum sol-plante (Figure de Jordi Etchanchu, CESBIO)	17
1.8	Evolution de la fraction évaporative $LE/R_n$ en fonction de l'humidité des sols. Les seuils $FE_{max}$ , $\theta_1$ et $\theta_2$ sont ici arbitraires. (Figure adaptée de Seneviratne et al. (2010))	17
1.9	Indices de couplage terrestre (gauche) et atmosphérique (droite) calculés sur la saison JJA à partir de la formule de Dirmeyer (2011) pour un modèle de circulation générale du CEPMMT. SM désigne l'humidité du sol, LHF le flux de chaleur latente, SHF le flux de chaleur sensible et PBL la hauteur de la couche limite planétaire (Figure tirée de Santanello Jr et al. (2018)). . . . .	18
1.10	Région à fort potentiel pour la prévisibilité saisonnière estivale associé aux conditions initiales d'humidité du sol. (Figure tirée de Seneviratne et al., 2006b). . . . .	19

## LISTE DES FIGURES

---

2.1	Représentation schématique du modèle CNRM-CM6 (Figure tirée de Voldoire et al. (2019)) . . . . .	24
2.2	Représentation comparée des modèles de surface entre les versions 5 et 6 de CNRM-CM (Figures tirées de Decharme et al. (2019)) . . . . .	27
2.3	Types de végétation dans ISBA-CTRIP et répartition globale dominante (Figure tirée de Decharme et al. (2019)) . . . . .	27
2.4	Représentation du principe d'une prévision d'ensemble. Figure empruntée à la thèse de Lauriane Batté (Batté, 2013) . . . . .	31
3.1	Délimitation du domaine "MED" de prescription de l'humidité du sol . . . . .	44
3.2	Représentation schématique de la stratégie d'initialisation et de prescription de la surface dans les expériences MEDSCOPE . . . . .	45
3.3	Anomalie de Tmax en K pour D1 (première rangée) et D2 (seconde rangée) moyennée sur les périodes mai-juin (a et d), juillet-août (b et e) et septembre-octobre (c et f). Le domaine MED est délimité par le rectangle violet tireté. . . . .	46
3.4	Idem figure 3.3 pour W1 et W2 . . . . .	47
3.5	Distribution des températures maximales quotidiennes des 3 périodes d'intérêt sur la moitié nord de la région MED, délimitée par le cadre violet. . . . .	48
3.6	Anomalie absolue du taux moyen de précipitation par rapport à B0 en mm/jour pour D1 (première ligne) et D2 (seconde ligne) moyennée sur les périodes mai-juin (a et d), juillet-août (b et e) et septembre-octobre (c et f). Le domaine MED est délimité par le rectangle violet tireté. . . . .	49
3.7	Précipitations climatologiques de la simulation de référence B0 en mm/jour pour les périodes mai-juin (a), juillet-août (b) et septembre-octobre (c). . . . .	50
3.8	Idem figure 3.6 pour W1 et W2 . . . . .	51
3.9	Anomalie de distribution des précipitations (%) sur la moitié nord de la région MED (voir fig. 3.5), par intervalle de quantiles de la distribution de précipitations de B0. . . . .	52
3.10	Corrélation des températures maximales moyennes des saisons JJA de la période 1993-2012 avec CRU TS4.01 pour G-REF (a) et G-SOIL (b), et différence de corrélations "G-SOIL - G-REF" (c). Les pointillés signalent des corrélations ou différences de corrélations significativement différentes de zéro avec 95% de confiance . . . . .	77
3.11	Idem figure 3.10 pour les corrélations des précipitations avec GPCC . . . . .	78
3.12	Persistance (en nombre de jours) des anomalies d'humidité de la zone racinaire du sol au 1er mai dans (a) GLEAM, (b) SURFEX-offline et (c) B0. . . . .	80
3.13	Auto-corrélation du contenu en eau de la zone racinaire du sol au 1er jour de chaque mois avec les 365 jours suivants, subdivisés en pentades, sur la région BKS (en violet sur la carte) dans (a) GLEAM, (b) SURFEX-offline et (c) B0. Les tableaux (d) à (f) correspondent à la région SGP (en vert sur la carte). Les corrélations significativement positives avec un degré de confiance de 95% sont marquées par une couleur plus soutenue, indiquée dans la partie inférieure de la barre de couleurs. . . . .	81



4.1	Anomalies de l'indice d'humidité des sols SWI dans les analyses opérationnelles du CEPMMT par rapport à ERA-Interim/Land sur la période 1993-2012 . . . . .	94
4.2	Fonctions de densité de probabilité des anomalies de 6DS Tmax issues des prévisions successives avec conditions initiales de surface de 2015 (gauche) et 2016 (droite) . . . . .	95
5.1	Schematic of CNRM-CM6 GCM . . . . .	124
5.2	Monthly precipitation bias $\lambda$ is computed after a CTRL simulation against a reference dataset OBS (a) and is used to multiply the precipitation feeding the land-surface at each time step of PERT simulation (b). The expected change in the land-atmosphere feedback is schematized by the bolder color of the double-headed arrow in (b). . . . .	125
5.3	JJA precipitation bias against GPCC over the United States in mm/day for (a) CTRL (b) INIT and (c) PERT. The red box outlines the boundaries of the SGP region. . . . .	127
5.4	JJA 2-meter temperature bias against CRUTS4 over the United States in K for (a) CTRL (b) INIT and (c) PERT. The green box outlines the boundaries of the SGP region. . . . .	128
5.5	JJA evapotranspiration bias against GLEAM over the United States in mm/day for (a) CTRL (b) INIT and (c) PERT. The red box outlines the boundaries of the SGP region. . . . .	129
5.6	May-to-August monthly mean (a) precipitation in mm/day (b) 2-meter temperature in K (c) evapotranspiration in mm/day and (d) root zone water content in $m^3/m^3$ over the SGP region. For CTRL, INIT and PERT, monthly mean values correspond to the ensemble mean. . . . .	129
5.7	Yearly summer root-zone water content ensemble distribution in $m^3/m^3$ over the SGP region for CTRL (blue), INIT (green) and PERT (red). The boxes display the inter-quartile range and the whiskers extend until the extreme distribution values. The black horizontal lines represent the 25th et 75th percentile of the 1993-2014 GLEAM summer root-zone water content distribution. . . . .	130
5.8	Temporal correlation of the mean JJA 2-meter temperature over the period 1993-2014 between de-trended CRUTS4 and the de-trended ensemble mean of (a) CTRL, (b) INIT and (c) PERT. Right-hand maps show the correlation difference (d) "INIT minus CTRL" and (e) "PERT minus CTRL". Stippling mark values significantly different from zero with a 95% confidence level based on a two-sided Student t-test for correlations, and on the Steiger (1980) test for correlation differences. . . . .	132
5.9	Normalized yearly JJA 2-meter temperature anomalies (in K) over SGP for CRUTS4 (black dashed line) and the ensemble mean of CTRL (blue line), INIT (green line) and PERT (red line). The corresponding correlations with CRUTS4 are indicated at the upper left corner of the figure, with the same color code. The asterisk marks a significant correlation with a 95% confidence level based on a two-sided Student t-test. . . . .	132
5.10	Same as 5.3 for the global scale. . . . .	133
5.11	Same as 5.4 for the global scale. . . . .	134

- 6.1 Prévisions opérationnelles du système 6 de Météo-France des anomalies de température à 2 m (a) du trimestre septembre-octobre-novembre 2018 pour l'initialisation en août 2018 et (b) du trimestre janvier-février-mars 2019 pour l'initialisation en décembre 2018. (c) montre la même prévision que (b) rejouée avec des conditions initiales de surface dérivées d'ERA-Interim. Figures produites par Laurent Dorel (CNRM). . . . . 146

# LISTE DES TABLEAUX

3.1	Récapitulatif des expériences MEDSCOPE . . . . .	45
5.1	CNRM-CM6 GCM initialization and resolution . . . . .	125
5.2	SGP summer bias against GPCC for precipitation (mm/day) and CRUTS4 for 2m temperature (K) . . . . .	127
5.3	1993-2014 average of intra-ensemble variance for SGP summer root-zone water content ( $m^6/m^6$ ), evapotranspiration ( $mm^2/day^2$ ), precipitation ( $mm^2/day^2$ ) and 2m temperature ( $K^2$ ). Bold numbers indicate values significantly different from CTRL at a 95% confidence level based on a two-sided Student t-test . . . . .	130



# BIBLIOGRAPHIE

- Albergel, C., Munier, S., Leroux, D. J., Dewaele, H., Fairbairn, D., Barbu, A. L., Gelati, E., Dorigo, W., Faroux, S., Meurey, C. et al. (2017), ‘Sequential assimilation of satellite-derived vegetation and soil moisture products using SURFEX\_v8. 0 : LDAS-Monde assessment over the Euro-Mediterranean area’, *Geoscientific Model Development* **10**(10), 3889.
- Alessandri, A., Catalano, F., De Felice, M., Van Den Hurk, B., Reyes, F. D., Boussetta, S., Balsamo, G. and Miller, P. A. (2017), ‘Multi-scale enhancement of climate prediction over land by increasing the model sensitivity to vegetation variability in EC-Earth’, *Climate Dynamics* **49**(4), 1215–1237.
- Alessandri, A. and Navarra, A. (2008), ‘On the coupling between vegetation and rainfall inter-annual anomalies : Possible contributions to seasonal rainfall predictability over land areas’, *Geophysical Research Letters* **35**(2).
- Alonzo, B., Drobinski, P., Plougonven, R. and Tankov, P. (2017), Probabilistic forecasting of the wind energy resource at the monthly to seasonal scale. working paper or preprint.  
**URL:** <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01614920>
- Ardilouze, C., Batté, L., Bunzel, F., Decremer, D., Déqué, M., Doblas-Reyes, F., Douville, H., Fereday, D., Guemas, V., MacLachlan, C., Müller, W. and Prodhomme, C. (2017a), ‘Multi-model assessment of the impact of soil moisture initialization on mid-latitude summer predictability’, *Climate Dynamics* **49**(11-12), 3959–3974.
- Ardilouze, C., Batté, L., Decharme, B. and Déqué, M. (2019b), ‘On the link between summer dry bias over the US Great Plains and seasonal temperature prediction skill in a dynamical forecast system’, *Weather and Forecasting* .  
**URL:** <https://doi.org/10.1175/WAF-D-19-0023.1>
- Ardilouze, C., Batté, L. and Déqué, M. (2017b), ‘Subseasonal-to-seasonal (S2S) forecasts with CNRM-CM : a case study on the July 2015 West-European heat wave’, *Advances in Science and Research* **14**, 115–121.
- Ardilouze, C., Batté, L., Déqué, M., van Meijgaard, E. and van den Hurk, B. (2019a), ‘Investigating the impact of soil moisture on European summer climate in ensemble numerical experiments’, *Climate Dynamics* **52**(7-8), 4011–4026.
- Arnal, L., Cloke, H. L., Stephens, E., Wetterhall, F., Prudhomme, C., Neumann, J., Krzeminski, B. and Pappenberger, F. (2018), ‘Skilful seasonal forecasts of streamflow over Europe?’, *Hydrology and Earth System Sciences* **22**(4), 2057–2072.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- Balsamo, G., Agusti-Panareda, A., Albergel, C., Arduini, G., Beljaars, A., Bidlot, J., Bousserez, N., Bousssetta, S., Brown, A., Buizza, R. et al. (2018), 'Satellite and in situ observations for advancing global Earth surface modelling : A Review', *Remote Sensing* **10**(12), 2038.
- Balsamo, G., Albergel, C., Beljaars, A., Bousssetta, S., Brun, E., Cloke, H., Dee, D., Dutra, E., Muñoz-Sabater, J., Pappenberger, F. et al. (2015), 'ERA-Interim/Land : a global land surface reanalysis data set', *Hydrology and Earth System Sciences* **19**(1), 389–407.
- Balsamo, G., Beljaars, A., Scipal, K., Viterbo, P., van den Hurk, B., Hirschi, M. and Betts, A. K. (2009), 'A Revised Hydrology for the ECMWF Model : Verification from Field Site to Terrestrial Water Storage and Impact in the Integrated Forecast System', *Journal of Hydrometeorology* **10**(3), 623–643.
- Barriopedro, D., Fischer, E. M., Luterbacher, J., Trigo, R. M. and García-Herrera, R. (2011), 'The hot summer of 2010 : redrawing the temperature record map of Europe', *Science* **332**(6026), 220–224.
- Batté, L. (2013), Prévisions d'ensemble à l'échelle saisonnière : mise en place d'une dynamique stochastique, PhD thesis, Université Paris-Est.
- Batté, L. and Déqué, M. (2016), 'Randomly correcting model errors in the ARPEGE-Climate v6. 1 component of CNRM-CM : applications for seasonal forecasts.', *Geoscientific Model Development* **9**(6).
- Beck, H. E., Van Dijk, A. I., Levizzani, V., Schellekens, J., Gonzalez Miralles, D., Martens, B. and De Roo, A. (2017), 'MSWEP : 3-hourly 0.25° global gridded precipitation (1979–2015) by merging gauge, satellite, and reanalysis data', *Hydrology and Earth System Sciences* **21**(1), 589–615.
- Bett, P. E., Scaife, A. A., Li, C., Hewitt, C., Golding, N., Zhang, P., Dunstone, N., Smith, D. M., Thornton, H. E., Lu, R. et al. (2018), 'Seasonal forecasts of the summer 2016 Yangtze River basin rainfall', *Advances in Atmospheric Sciences* **35**(8), 918–926.
- Beverly, J. D., Woolnough, S. J., Baker, L. H., Johnson, S. J. and Weisheimer, A. (2018), 'The northern hemisphere circumglobal teleconnection in a seasonal forecast model and its relationship to European summer forecast skill', *Climate Dynamics* pp. 1–13.
- Bjerknes, J. (1969), 'Atmospheric teleconnections from the equatorial Pacific', *Monthly weather review* **97**(3), 163–172.
- Bladé, I., Liebmann, B., Fortuny, D. and van Oldenborgh, G. J. (2012), 'Observed and simulated impacts of the summer NAO in Europe : implications for projected drying in the Mediterranean region', *Climate dynamics* **39**(3-4), 709–727.
- Boisserie, M., Decharme, B., Descamps, L. and Arbogast, P. (2016), 'Land surface initialization strategy for a global reforecast dataset', *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **142**(695), 880–888.
- Bonan, G. B. and Doney, S. C. (2018), 'Climate, ecosystems, and planetary futures : The challenge to predict life in Earth system models', *Science* **359**(6375), eaam8328.
- Boone, A. and Etchevers, P. (2001), 'An intercomparison of three snow schemes of varying complexity coupled to the same land surface model : Local-scale evaluation at an Alpine site', *Journal of Hydrometeorology* **2**(4), 374–394.

- Boone, A. and Wetzel, P. J. (1999), 'A simple scheme for modeling sub-grid soil texture variability for use in an atmospheric climate model', *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II* **77**(1B), 317–333.
- Bouillon, S., Maqueda, M. A. M., Legat, V. and Fichet, T. (2009), 'An elastic–viscous–plastic sea ice model formulated on Arakawa B and C grids', *Ocean Modelling* **27**(3-4), 174–184.
- Bouttier, F., Raynaud, L., Nuissier, O. and Ménétrier, B. (2016), 'Sensitivity of the AROME ensemble to initial and surface perturbations during HyMeX', *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **142**, 390–403.
- Branstator, G. (1985), 'Analysis of general circulation model sea-surface temperature anomaly simulations using a linear model. Part I : Forced solutions', *Journal of the atmospheric sciences* **42**(21), 2225–2241.
- Breil, M., Laube, N., Pinto, J. G. and Schädler, G. (2019), 'The impact of soil initialization on regional decadal climate predictions in Europe', *Climate Research* **77**(2), 139–154.
- Brier, G. W. (1950), 'Verification of forecasts expressed in terms of probability', *Monthly weather review* **78**(1), 1–3.
- Brönnimann, S., Xoplaki, E., Casty, C., Pauling, A. and Luterbacher, J. (2007), 'ENSO influence on Europe during the last centuries', *Climate Dynamics* **28**(2-3), 181–197.
- Bunzel, F., Müller, W. A., Dobrynin, M., Fröhlich, K., Hagemann, S., Pohlmann, H., Stacke, T. and Baehr, J. (2018), 'Improved Seasonal Prediction of European Summer Temperatures With New Five-Layer Soil-Hydrology Scheme', *Geophysical Research Letters* **45**(1), 346–353.
- Calvet, J.-C., Rivalland, V., Picon-Cochard, C. and Guehl, J.-M. (2004), 'Modelling forest transpiration and CO<sub>2</sub> fluxes—Response to soil moisture stress', *Agricultural and forest meteorology* **124**(3-4), 143–156.
- Cattiaux, J., Peings, Y., Saint-Martin, D., Trou-Kechout, N. and Vavrus, S. J. (2016), 'Sinuosity of midlatitude atmospheric flow in a warming world', *Geophysical Research Letters* **43**(15), 8259–8268.
- Ceglar, A., Toreti, A., Prodhomme, C., Zampieri, M., Turco, M. and Doblas-Reyes, F. J. (2018), 'Land-surface initialisation improves seasonal climate prediction skill for maize yield forecast', *Scientific reports* **8**(1), 1322.
- Ciscar, J.-C. and Dowling, P. (2014), 'Integrated assessment of climate impacts and adaptation in the energy sector', *Energy Economics* **46**, 531–538.
- Clark, R. T., Bett, P. E., Thornton, H. E. and Scaife, A. A. (2017), 'Skilful seasonal predictions for the European energy industry', *Environmental Research Letters* **12**(2), 024002.
- Compo, G. P., Whitaker, J. S., Sardeshmukh, P. D., Matsui, N., Allan, R. J., Yin, X., Gleason, B. E., Vose, R. S., Rutledge, G., Bessemoulin, P. et al. (2011), 'The twentieth century reanalysis project', *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **137**(654), 1–28.
- Conil, S., Douville, H. and Tyteca, S. (2007), 'The relative influence of soil moisture and SST in climate predictability explored within ensembles of AMIP type experiments', *Climate dynamics* **28**(2-3), 125–145.



## BIBLIOGRAPHIE

---

- Coumou, D., Lehmann, J. and Beckmann, J. (2015), 'The weakening summer circulation in the Northern Hemisphere mid-latitudes', *Science* **348**(6232), 324–327.
- Cowan, T., Hegerl, G. C., Colfescu, I., Bollasina, M., Purich, A. and Boschat, G. (2017), 'Factors contributing to record-breaking heat waves over the Great Plains during the 1930s Dust Bowl', *Journal of Climate* **30**(7), 2437–2461.
- Cuxart, J., Bougeault, P. and Redelsperger, J.-L. (2000), 'A turbulence scheme allowing for mesoscale and large-eddy simulations', *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **126**(562), 1–30.
- D'Andrea, F., Provenzale, A., Vautard, R. and De Noblet-Decoudré, N. (2006), 'Hot and cool summers : Multiple equilibria of the continental water cycle', *Geophysical Research Letters* **33**(24).
- De Felice, M., Alessandri, A. and Catalano, F. (2015), 'Seasonal climate forecasts for medium-term electricity demand forecasting', *Applied Energy* **137**, 435–444.
- de Vrese, P. and Hagemann, S. (2018), 'Uncertainties in modelling the climate impact of irrigation', *Climate dynamics* **51**(5-6), 2023–2038.
- Decharme, B., Brun, E., Boone, A., Delire, C., Le Moigne, P. and Morin, S. (2016), 'Impacts of snow and organic soils parameterization on northern Eurasian soil temperature profiles simulated by the ISBA land surface model', *The Cryosphere* **10**(2), 853–877.
- Decharme, B., Delire, C., Minvielle, M., Colin, J., Vergnes, J.-P., Alias, A., Saint-Martin, D., Séférian, R., Sénési, S. and Voldoire, A. (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', *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* .
- Decharme, B. and Douville, H. (2006), 'Uncertainties in the GSWP-2 precipitation forcing and their impacts on regional and global hydrological simulations', *Climate Dynamics* **27**(7-8), 695–713.
- Decharme, B. and Douville, H. (2007), 'Global validation of the ISBA sub-grid hydrology', *Climate Dynamics* **29**(1), 21–37.
- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., Andrae, U., Balmaseda, M. A., Balsamo, G., Bauer, P., Bechtold, P., Beljaars, A. C. M., van de Berg, L., Bidlot, J., Bormann, N., Delsol, C., Dragani, R., Fuentes, M., Geer, A. J., Haimberger, L., Healy, S. B., Hersbach, H., Hólm, E. V., Isaksen, L., Kállberg, P., Köhler, M., Matricardi, M., McNally, A. P., Monge-Sanz, B. M., Morcrette, J.-J., Park, B.-K., Peubey, C., de Rosnay, P., Tavolato, C., Thépaut, J.-N. and Vitart, F. (2011), 'The ERA-Interim reanalysis : configuration and performance of the data assimilation system', *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **137**(656), 553–597.
- Déqué, M. and Royer, J. (1992), 'The skill of extended-range extratropical winter dynamical forecasts', *Journal of climate* **5**(11), 1346–1356.
- Ding, Q. and Wang, B. (2005), 'Circumglobal teleconnection in the Northern Hemisphere summer', *Journal of Climate* **18**(17), 3483–3505.
- Dirmeyer, P. A. (2011), 'The terrestrial segment of soil moisture-climate coupling', *Geophysical Research Letters* **38**(16), n/a–n/a.
- Dirmeyer, P. A., Halder, S. and Bombardi, R. (2018), 'On the harvest of predictability from land states in a global forecast model', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **123**(23), 13–111.

- Doblas-Reyes, F., Hagedorn, R., Palmer, T. and Morcrette, J.-J. (2006), 'Impact of increasing greenhouse gas concentrations in seasonal ensemble forecasts', *Geophysical Research Letters* **33**(7).
- Doblas-Reyes, F. J., García-Serrano, J., Lienert, F., Biescas, A. P. and Rodrigues, L. R. (2013), 'Seasonal climate predictability and forecasting : status and prospects', *Wiley Interdisciplinary Reviews : Climate Change* **4**(4), 245–268.
- Donat, M. G., King, A. D., Overpeck, J. T., Alexander, L. V., Durre, I. and Karoly, D. J. (2016), 'Extraordinary heat during the 1930s US Dust Bowl and associated large-scale conditions', *Climate dynamics* **46**(1-2), 413–426.
- Dorigo, W., Wagner, W., Albergel, C., Albrecht, F., Balsamo, G., Brocca, L., Chung, D., Ertl, M., Forkel, M., Gruber, A. et al. (2017), 'ESA CCI Soil Moisture for improved Earth system understanding : State-of-the art and future directions', *Remote Sensing of Environment* **203**, 185–215.
- Dorigo, W., Wagner, W., Hohensinn, R., Hahn, S., Paulik, C., Xaver, A., Gruber, A., Drusch, M., Mecklenburg, S., Oevelen, P. v. et al. (2011), 'The International Soil Moisture Network : a data hosting facility for global in situ soil moisture measurements', *Hydrology and Earth System Sciences* **15**(5), 1675–1698.
- Douville, H. (2010), 'Relative contribution of soil moisture and snow mass to seasonal climate predictability : a pilot study', *Climate Dynamics* **34**(6), 797–818.
- Douville, H., Colin, J., Krug, E., Cattiaux, J. and Thao, S. (2016), 'Midlatitude daily summer temperatures reshaped by soil moisture under climate change', *Geophysical Research Letters* **43**(2), 812–818.
- Douville, H., Royer, J.-F. and Mahfouf, J.-F. (1995), 'A new snow parameterization for the Meteo-France climate model', *Climate Dynamics* **12**(1), 21–35.
- Eden, J., van Oldenborgh, G. J., Hawkins, E. and Suckling, E. B. (2015), 'A global empirical system for probabilistic seasonal climate prediction', *Geoscientific Model Development* **8**(12), 3947–3973.
- Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J. and Taylor, K. E. (2016), 'Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization', *Geoscientific Model Development* **9**(5), 1937–1958.
- Faroux, S., Kaptué Tchuenté, A., Roujean, J.-L., Masson, V., Martin, E. and Moigne, P. L. (2013), 'ECOCLIMAP-II/Europe : A twofold database of ecosystems and surface parameters at 1 km resolution based on satellite information for use in land surface, meteorological and climate models', *Geoscientific Model Development* **6**(2), 563–582.
- Ferry, N., Parent, L., Garric, G., Barnier, B., Jourdain, N. C. et al. (2010), 'Mercator global Eddy permitting ocean reanalysis GLORYS1V1 : Description and results', *Mercator-Ocean Quarterly Newsletter* **36**, 15–27.
- Fischer, E. M., Seneviratne, S., Vidale, P., Lüthi, D. and Schär, C. (2007), 'Soil moisture–atmosphere interactions during the 2003 European summer heat wave', *Journal of Climate* **20**(20), 5081–5099.
- Folland, C. K., Knight, J., Linderholm, H. W., Fereday, D., Ineson, S. and Hurrell, J. W. (2009), 'The summer North Atlantic Oscillation : past, present, and future', *Journal of Climate* **22**(5), 1082–1103.
- Ford, T. W., Dirmeyer, P. A. and Benson, D. O. (2018), 'Evaluation of heat wave forecasts seamlessly across subseasonal timescales', *npj Clim. Atmos. Sci.* **1**, 20.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- Fouquart, Y. and Bonnel, B. (1980), 'Computations of solar heating of the earth's atmosphere- A new parameterization', *Beitraege zur Physik der Atmosphaere* **53**, 35–62.
- García-Serrano, J., Frankignoul, C., Gastineau, G. and De La Càmara, A. (2015), 'On the predictability of the winter Euro-Atlantic climate : lagged influence of autumn Arctic sea ice', *Journal of Climate* **28**(13), 5195–5216.
- Gelaro, R., McCarty, W., Suárez, M. J., Todling, R., Molod, A., Takacs, L., Randles, C. A., Darmenov, A., Bosilovich, M. G., Reichle, R. et al. (2017), 'The modern-era retrospective analysis for research and applications, version 2 (MERRA-2)', *Journal of Climate* **30**(14), 5419–5454.
- Glantz, M. H., Glantz, M. H. et al. (2001), *Currents of change : impacts of El Niño and La Niña on climate and society*, Cambridge University Press.
- Goddard, L. (2016), 'From science to service', *Science* **353**(6306), 1366–1367.
- Green, J. K., Konings, A. G., Alemohammad, S. H., Berry, J., Entekhabi, D., Kolassa, J., Lee, J.-E. and Gentine, P. (2017), 'Regionally strong feedbacks between the atmosphere and terrestrial biosphere', *Nature Geoscience* **10**(6), 410.
- Guérémy, J. (2011), 'A continuous buoyancy based convection scheme : one-and three-dimensional validation', *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography* **63**(4), 687–706.
- Hall, R. J., Jones, J. M., Hanna, E., Scaife, A. A. and Erdélyi, R. (2017), 'Drivers and potential predictability of summer time North Atlantic polar front jet variability', *Climate Dynamics* **48**(11–12), 3869–3887.
- Harris, I. and Jones, P. (2017), 'CRU TS4.01 : Climatic Research Unit (CRU) Time-Series (TS) version 4.01 of high-resolution gridded data of month-by-month variation in climate (Jan. 1901- Dec. 2016)'.  
<http://www.cru.uea.ac.uk/cru/data/temperature/>
- Harris, I., Jones, P. D., Osborn, T. J. and Lister, D. H. (2014), 'Updated high-resolution grids of monthly climatic observations—the CRU TS3. 10 Dataset', *International journal of climatology* **34**(3), 623–642.
- Haylock, M., Hofstra, N., Klein Tank, A., Klok, E., Jones, P. and New, M. (2008), 'A European daily high-resolution gridded data set of surface temperature and precipitation for 1950–2006', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **113**(D20).
- Hewitt, C., Buontempo, C. and Newton, P. (2013), 'Using climate predictions to better serve society's needs', *Eos, Transactions American Geophysical Union* **94**(11), 105–107.
- Hill, A. (2009), 'Holiday deals abroad vanish in rush to flee the rain', <http://www.guardian.co.uk/business/2009/aug/09/holiday-last-minute-bookings-increase>. Accessed : 2019-03-29.
- Hirschi, M., Seneviratne, S. I., Alexandrov, V., Boberg, F., Boroneant, C., Christensen, O. B., Formayer, H., Orłowsky, B. and Stepanek, P. (2011), 'Observational evidence for soil-moisture impact on hot extremes in southeastern Europe', *Nature Geoscience* **4**(1), 17.
- Hoffman, R. N. and Kalnay, E. (1983), 'Lagged average forecasting, an alternative to Monte Carlo forecasting', *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography* **35**(2), 100–118.
- Hornbeck, R. (2012), 'The enduring impact of the American Dust Bowl : Short-and long-run adjustments to environmental catastrophe', *American Economic Review* **102**(4), 1477–1507.

- Hortal, M. and Simmons, A. (1991), 'Use of reduced Gaussian grids in spectral models', *Monthly Weather Review* **119**(4), 1057–1074.
- Hunke, E. and Dukowicz, J. (1997), 'An elastic–viscous–plastic model for sea ice dynamics', *Journal of Physical Oceanography* **27**(9), 1849–1867.
- Hurrell, J. W., Kushnir, Y., Ottersen, G. and Visbeck, M. (2003), *An overview of the North Atlantic oscillation*, Wiley Online Library.
- Infanti, J. M. and Kirtman, B. P. (2016), 'Prediction and predictability of land and atmosphere initialized CCSM4 climate forecasts over North America', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **121**(21), 12–690.
- Jacobs, C. M. J. (1994), *Direct impact of atmospheric CO2 enrichment on regional transpiration*, Jacobs.
- Jarvis, P. (1976), 'The interpretation of the variations in leaf water potential and stomatal conductance found in canopies in the field', *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. B, Biological Sciences* **273**(927), 593–610.
- Johnson, S. J., Stockdale, T. N., Ferranti, L., Balmaseda, M. A., Molteni, F., Magnusson, L., Tietsche, S., Decremet, D., Weisheimer, A., Balsamo, G. et al. (2019), 'SEAS5 : the new ECMWF seasonal forecast system', *Geoscientific Model Development* **12**(3), 1087–1117.
- Khodayar, S., Sehlinger, A., Feldmann, H. and Kottmeier, C. (2015), 'Sensitivity of soil moisture initialization for decadal predictions under different regional climatic conditions in Europe', *International Journal of Climatology* **35**(8), 1899–1915.
- Kim, Y. and Wang, G. (2007), 'Impact of initial soil moisture anomalies on subsequent precipitation over North America in the coupled land–atmosphere model CAM3–CLM3', *Journal of Hydrometeorology* **8**(3), 513–533.
- Kirtman, B., Power, S., Adedoyin, A., Boer, G., Bojariu, R., Camilloni, I., Doblas-Reyes, F., Fiore, A., Kimoto, M., Meehl, G. et al. (2013), 'Near-term climate change : projections and predictability', *Climate Change 2013 : The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* .
- Klemm, T. and McPherson, R. A. (2017), 'The development of seasonal climate forecasting for agricultural producers', *Agricultural and forest meteorology* **232**, 384–399.
- Kobayashi, S., Ota, Y., Harada, Y., Ebata, A., Moriya, M., Onoda, H., Onogi, K., Kamahori, H., Kobayashi, C., Endo, H. et al. (2015), 'The JRA-55 reanalysis : General specifications and basic characteristics', *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II* **93**(1), 5–48.
- Koster, R. D., Chang, Y., Wang, H. and Schubert, S. D. (2016), 'Impacts of local soil moisture anomalies on the atmospheric circulation and on remote surface meteorological fields during boreal summer : A comprehensive analysis over North America', *Journal of Climate* **29**(20), 7345–7364.
- Koster, R. D., Dirmeyer, P. A., Guo, Z., Bonan, G., Chan, E., Cox, P., Gordon, C., Kanae, S., Kowalczyk, E., Lawrence, D. et al. (2004), 'Regions of strong coupling between soil moisture and precipitation', *Science* **305**(5687), 1138–1140.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- Koster, R. D., Mahanama, S., Yamada, T., Balsamo, G., Berg, A., Boisserie, M., Dirmeyer, P., Doblas-Reyes, F., Drewitt, G., Gordon, C. et al. (2010), 'Contribution of land surface initialization to subseasonal forecast skill : First results from a multi-model experiment', *Geophysical Research Letters* **37**(2).
- Koster, R. D., Sud, Y., Guo, Z., Dirmeyer, P. A., Bonan, G., Oleson, K. W., Chan, E., Verseghy, D., Cox, P., Davies, H. et al. (2006), 'GLACE : the global land-atmosphere coupling experiment. Part I : overview', *Journal of Hydrometeorology* **7**(4), 590–610.
- Koster, R., Mahanama, S., Yamada, T., Balsamo, G., Berg, A., Boisserie, M., Dirmeyer, P., Doblas-Reyes, F., Drewitt, G., Gordon, C. et al. (2011), 'The second phase of the global land-atmosphere coupling experiment : soil moisture contributions to subseasonal forecast skill', *Journal of Hydrometeorology* **12**(5), 805–822.
- Kothe, S., Toedter, J. and Ahrens, B. (2016), 'Strategies for soil initialization of regional decadal climate predictions', *Meteorologische Zeitschrift* **25**(6), 775–794.
- Kourzeneva, E. (2010), 'External data for lake parameterization in Numerical Weather Prediction and climate modeling', *Boreal environment research* **15**(2), 165–177.
- Le Moigne, P., Colin, J. and Decharme, B. (2016), 'Impact of lake surface temperatures simulated by the FLake scheme in the CNRM-CM5 climate model', *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography* **68**(1), 31274.
- Lin, Y., Dong, W., Zhang, M., Xie, Y., Xue, W., Huang, J. and Luo, Y. (2017), 'Causes of model dry and warm bias over central US and impact on climate projections', *Nature Communications* **8**(1), 881.
- Liu, Y., Stanturf, J. and Goodrick, S. (2010), 'Trends in global wildfire potential in a changing climate', *Forest Ecology and management* **259**(4), 685–697.
- Lopez, P. (2002), 'Implementation and validation of a new prognostic large-scale cloud and precipitation scheme for climate and data-assimilation purposes', *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **128**(579), 229–257.
- Lorenz, E. N. (1963), 'Deterministic nonperiodic flow', *Journal of the atmospheric sciences* **20**(2), 130–141.
- Lorenz, R., Jaeger, E. B. and Seneviratne, S. I. (2010), 'Persistence of heat waves and its link to soil moisture memory', *Geophysical Research Letters* **37**(9).
- Lott, F., Guez, L. and Maury, P. (2012), 'A stochastic parameterization of non-orographic gravity waves : Formalism and impact on the equatorial stratosphere', *Geophysical Research Letters* **39**(6).
- Lowe, R., García-Díez, M., Ballester, J., Creswick, J., Robine, J.-M., Herrmann, F. and Rodó, X. (2016), 'Evaluation of an early-warning system for heat wave-related mortality in Europe : implications for sub-seasonal to seasonal forecasting and climate services', *International journal of environmental research and public health* **13**(2), 206.
- Madec, G. et al. (2016), 'NEMO ocean engine', *Note du pôle de modélisation, Institut Pierre-Simon Laplace* **27**, 1–386.
- Martens, B., Gonzalez Miralles, D., Lievens, H., Van Der Schalie, R., De Jeu, R. A., Fernández-Prieto, D., Beck, H. E., Dorigo, W. and Verhoest, N. (2017), 'GLEAM v3 : Satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture', *Geoscientific Model Development* **10**(5), 1903–1925.

- Materia, S., Borrelli, A., Bellucci, A., Alessandri, A., Di Pietro, P., Athanasiadis, P., Navarra, A. and Gualdi, S. (2014), 'Impact of Atmosphere and Land Surface Initial Conditions on Seasonal Forecasts of Global Surface Temperature', *Journal of Climate* **27**, 9253–9271.
- McDermid, S. S., Montes, C., Cook, B. I., Puma, M. J., Kiang, N. Y. and Aleinov, I. (2019), 'The Sensitivity of Land–Atmosphere Coupling to Modern Agriculture in the Northern Midlatitudes', *Journal of Climate* **32**(2), 465–484.
- Meehl, G. A., Goddard, L., Murphy, J., Stouffer, R. J., Boer, G., Danabasoglu, G., Dixon, K., Giorgetta, M. A., Greene, A. M., Hawkins, E. et al. (2009), 'Decadal prediction : can it be skillful?', *Bulletin of the American Meteorological Society* **90**(10), 1467–1486.
- Meißner, D., Klein, B. and Ionita, M. (2017), 'Development of a monthly to seasonal forecast framework tailored to inland waterway transport in central Europe', *Hydrology and Earth System Sciences* **21**, 6401–6423.
- Miralles, D. G., Teuling, A. J., Van Heerwaarden, C. C. and de Arellano, J. V.-G. (2014), 'Mega-heatwave temperatures due to combined soil desiccation and atmospheric heat accumulation', *Nature geoscience* **7**(5), 345–349.
- Miralles, D., Holmes, T., De Jeu, R., Gash, J., Meesters, A. and Dolman, A. (2011), 'Global land-surface evaporation estimated from satellite-based observations', *Hydrol. Earth Syst. Sci* **15**, 453–469.
- Mlawer, E. J., Taubman, S. J., Brown, P. D., Iacono, M. J. and Clough, S. A. (1997), 'Radiative transfer for inhomogeneous atmospheres : RRTM, a validated correlated-k model for the longwave', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **102**(D14), 16663–16682.
- Mueller, B. and Seneviratne, S. I. (2012), 'Hot days induced by precipitation deficits at the global scale', *Proceedings of the national academy of sciences* **109**(31), 12398–12403.
- Mueller, V., Gray, C. and Kosec, K. (2014), 'Heat stress increases long-term human migration in rural Pakistan', *Nature climate change* **4**(3), 182.
- Neddermann, N.-C., Müller, W. A., Dobrynin, M., Düsterhus, A. and Baehr, J. (2018), 'Seasonal predictability of European summer climate re-assessed', *Climate Dynamics* pp. 1–18.
- Neelin, J. D., Battisti, D. S., Hirst, A. C., Jin, F.-F., Wakata, Y., Yamagata, T. and Zebiak, S. E. (1998), 'ENSO theory', *Journal of Geophysical Research : Oceans* **103**(C7), 14261–14290.
- Noilhan, J. and Planton, S. (1989), 'A simple parameterization of land surface processes for meteorological models', *Monthly weather review* **117**(3), 536–549.
- Orsolini, Y. J. and Kvamstø, N. G. (2009), 'Role of Eurasian snow cover in wintertime circulation : Decadal simulations forced with satellite observations', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **114**(D19).
- Orth, R., Dutra, E. and Pappenberger, F. (2016), 'Improving weather predictability by including land surface model parameter uncertainty', *Monthly Weather Review* **144**(4), 1551–1569.
- Orth, R. and Seneviratne, S. I. (2012), 'Analysis of soil moisture memory from observations in Europe', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **117**(D15).

## BIBLIOGRAPHIE

---

- Ossó, A., Sutton, R., Shaffrey, L. and Dong, B. (2018), ‘Observational evidence of European summer weather patterns predictable from spring’, *Proceedings of the National Academy of Sciences* **115**(1), 59–63.
- Palin, E. J., Scaife, A. A., Wallace, E., Pope, E. C., Arribas, A. and Brookshaw, A. (2016), ‘Skillful seasonal forecasts of winter disruption to the UK transport system’, *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **55**(2), 325–344.
- Palmer, T., Buizza, R., Hagedorn, R., Lawrence, A., Leutbecher, M. and Smith, L. (2006), ‘Ensemble prediction : a pedagogical perspective’, *ECMWF newsletter* **106**, 10–17.
- Piriou, J.-M., Redelsperger, J.-L., Geleyn, J.-F., Lafore, J.-P. and Guichard, F. (2007), ‘An approach for convective parameterization with memory : Separating microphysics and transport in grid-scale equations’, *Journal of the Atmospheric Sciences* **64**(11), 4127–4139.
- Poumadere, M., Mays, C., Le Mer, S. and Blong, R. (2005), ‘The 2003 heat wave in France : dangerous climate change here and now’, *Risk Analysis : an International Journal* **25**(6), 1483–1494.
- Prodhomme, C., Doblas-Reyes, F., Bellprat, O. and Dutra, E. (2016), ‘Impact of land-surface initialization on sub-seasonal to seasonal forecasts over Europe’, *Climate dynamics* **47**(3-4), 919–935.
- Quesada, B., Vautard, R., Yiou, P., Hirschi, M. and Seneviratne, S. I. (2012), ‘Asymmetric European summer heat predictability from wet and dry southern winters and springs’, *Nature Climate Change* **2**(10), 736.
- Quiring, S. M., Ford, T. W., Wang, J. K., Khong, A., Harris, E., Lindgren, T., Goldberg, D. W. and Li, Z. (2016), ‘The North American soil moisture database : development and applications’, *Bulletin of the American Meteorological Society* **97**(8), 1441–1459.
- Reichle, R. H., Koster, R. D., De Lannoy, G. J., Forman, B. A., Liu, Q., Mahanama, S. P. and Touré, A. (2011), ‘Assessment and enhancement of MERRA land surface hydrology estimates’, *Journal of Climate* **24**(24), 6322–6338.
- Reichle, R. H., Liu, Q., Koster, R. D., Draper, C. S., Mahanama, S. P. and Partyka, G. S. (2017), ‘Land surface precipitation in MERRA-2’, *Journal of Climate* **30**(5), 1643–1664.
- Robock, A., Vinnikov, K. Y., Srinivasan, G., Entin, J. K., Hollinger, S. E., Speranskaya, N. A., Liu, S. and Namkhai, A. (2000), ‘The global soil moisture data bank’, *Bulletin of the American Meteorological Society* **81**(6), 1281–1300.
- Rocher, M., Sférian, R., Carrer, D., Munier, S. and Delire, C. (en préparation), ‘A global scheme for predicting crop emergence’.
- Russo, A., Gouveia, C., Dutra, E., Soares, P. M. and Trigo, R. M. (2019), ‘The synergy between drought and extremely hot summers in the Mediterranean’, *Environmental Research Letters* **14**(1), 014011.
- Saeed, S., Van Lipzig, N., Müller, W. A., Saeed, F. and Zanchettin, D. (2014), ‘Influence of the circumglobal wave-train on European summer precipitation’, *Climate dynamics* **43**(1-2), 503–515.
- Salas y Méliá, D. (2002), ‘A global coupled sea ice–ocean model’, *Ocean Modelling* **4**(2), 137–172.



- Sanchez-Lorenzo, A., Wild, M., Brunetti, M., Guijarro, J. A., Hakuba, M. Z., Calbó, J., Mystakidis, S. and Bartok, B. (2015), 'Reassessment and update of long-term trends in downward surface shortwave radiation over Europe (1939–2012)', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **120**(18), 9555–9569.
- Santanello Jr, J. A., Dirmeyer, P. A., Ferguson, C. R., Findell, K. L., Tawfik, A. B., Berg, A., Ek, M., Gentine, P., Guillod, B. P., van Heerwaarden, C. et al. (2018), 'Land–atmosphere interactions : the LoCo perspective', *Bulletin of the American Meteorological Society* **99**(6), 1253–1272.
- Santanello Jr, J. A., Kumar, S. V., Peters-Lidard, C. D. and Lawston, P. M. (2016), 'Impact of soil moisture assimilation on land surface model spinup and coupled land–atmosphere prediction', *Journal of Hydrometeorology* **17**(2), 517–540.
- Santanello Jr, J. A., Peters-Lidard, C. D. and Kumar, S. V. (2011), 'Diagnosing the sensitivity of local land–atmosphere coupling via the soil moisture–boundary layer interaction', *Journal of Hydrometeorology* **12**(5), 766–786.
- Scaife, A., Arribas, A., Blockley, E., Brookshaw, A., Clark, R., Dunstone, N., Eade, R., Fereday, D., Folland, C., Gordon, M. et al. (2014), 'Skillful long-range prediction of European and North American winters', *Geophysical Research Letters* **41**(7), 2514–2519.
- Scaife, A., Karpechko, A. Y., Baldwin, M., Brookshaw, A., Butler, A., Eade, R., Gordon, M., MacLachlan, C., Martin, N., Dunstone, N. et al. (2016), 'Seasonal winter forecasts and the stratosphere', *Atmospheric Science Letters* **17**(1), 51–56.
- Schneider, U., Becker, A., Finger, P., Meyer-Christoffer, A., Rudolf, B. and Ziese, M. (2018), 'GPCC Full Data Monthly Product Version 2018 at 1.0° : Monthly Land-Surface Precipitation from Rain-Gauges built on GTS-based and Historic Data', [ftp://ftp.dwd.de/pub/data/gpcc/html/fulldata-monthly\\_v2018\\_doi\\_download.html](ftp://ftp.dwd.de/pub/data/gpcc/html/fulldata-monthly_v2018_doi_download.html).
- Schneider, U., Finger, P., Meyer-Christoffer, A., Rustemeier, E., Ziese, M. and Becker, A. (2017), 'Evaluating the hydrological cycle over land using the newly-corrected precipitation climatology from the Global Precipitation Climatology Centre (GPCC)', *Atmosphere* **8**(3), 52.
- Schoetter, R., Cattiaux, J. and Douville, H. (2015), 'Changes of western European heat wave characteristics projected by the CMIP5 ensemble', *Climate dynamics* **45**(5-6), 1601–1616.
- Scott, D. J., Lemieux, C. J. and Malone, L. (2011), 'Climate services to support sustainable tourism and adaptation to climate change', *Climate Research* **47**(1-2), 111–122.
- Screen, J. A. (2017), 'The missing Northern European winter cooling response to Arctic sea ice loss', *Nature communications* **8**, 14603.
- Séférian et al., R. (en préparation), 'Assessing the influence of Earth system processes on climate change projections in a fully traceable modelling framework : case of CNRM-ESM2-1 and CNRM-CM6-1', *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* .
- Séférian, R., Baek, S., Boucher, O., Dufresne, J.-L., Decharme, B., Saint-Martin, D. and Roehrig, R. (2018), 'An interactive ocean surface albedo scheme (OSAv1. 0) : formulation and evaluation in ARPEGE-Climat (V6. 1) and LMDZ (V5A)', *Geoscientific Model Development* **11**(1), 321–338.
- Semenov, M. A. and Doblas-Reyes, F. J. (2007), 'Utility of dynamical seasonal forecasts in predicting crop yield', *Climate Research* **34**(1), 71–81.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- Seneviratne, S. I., Corti, T., Davin, E. L., Hirschi, M., Jaeger, E. B., Lehner, I., Orlowsky, B. and Teuling, A. J. (2010), 'Investigating soil moisture–climate interactions in a changing climate : A review', *Earth-Science Reviews* **99**(3-4), 125–161.
- Seneviratne, S. I., Koster, R. D., Guo, Z., Dirmeyer, P. A., Kowalczyk, E., Lawrence, D., Liu, P., Mocko, D., Lu, C.-H., Oleson, K. W. et al. (2006b), 'Soil moisture memory in AGCM simulations : analysis of global land–atmosphere coupling experiment (GLACE) data', *Journal of Hydrometeorology* **7**(5), 1090–1112.
- Seneviratne, S. I., Lüthi, D., Litschi, M. and Schär, C. (2006a), 'Land–atmosphere coupling and climate change in Europe', *Nature* **443**(7108), 205.
- Shaman, J. (2014), 'The seasonal effects of ENSO on European precipitation : Observational analysis', *Journal of Climate* **27**(17), 6423–6438.
- Shukla, J. (1998), 'Predictability in the midst of chaos : A scientific basis for climate forecasting', *science* **282**(5389), 728–731.
- Siebert, S., Bellprat, O., Ménégoz, M., Stephenson, D. B. and Doblas-Reyes, F. J. (2017), 'Detecting improvements in forecast correlation skill : Statistical testing and power analysis', *Monthly Weather Review* **145**(2), 437–450.
- Siebert, S., Stephenson, D. B., Sansom, P. G., Scaife, A. A., Eade, R. and Arribas, A. (2016), 'A Bayesian framework for verification and recalibration of ensemble forecasts : How uncertain is NAO predictability?', *Journal of Climate* **29**(3), 995–1012.
- Singh, D., McDermid, S. P., Cook, B. I., Puma, M. J., Nazarenko, L. and Kelley, M. (2018), 'Distinct Influences of Land Cover and Land Management on Seasonal Climate', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **123**(21), 12–017.
- Soares, M. B., Alexander, M. and Dessai, S. (2018), 'Sectoral use of climate information in Europe : A synoptic overview', *Climate Services* **9**, 5–20.
- Soares, M. B. and Dessai, S. (2016), 'Barriers and enablers to the use of seasonal climate forecasts amongst organisations in Europe', *Climatic Change* **137**(1-2), 89–103.
- Steiger, J. H. (1980), 'Tests for comparing elements of a correlation matrix', *Psychological bulletin* **87**(2), 245.
- Szczypta, C., Calvet, J.-C., Albergel, C., Balsamo, G., Boussetta, S., Carrer, D., Lafont, S. and Meurey, C. (2011), 'Verification of the new ECMWF ERA-Interim reanalysis over France', *Hydrology and Earth System Sciences* **15**(2), 647.
- Taylor, K. E., Stouffer, R. J. and Meehl, G. A. (2012), 'An overview of CMIP5 and the experiment design', *Bulletin of the American Meteorological Society* **93**(4), 485–498.
- Teng, H., Branstator, G., Tawfik, A. B. and Callaghan, P. (2019), 'Circumglobal Response to Prescribed Soil Moisture over North America', *Journal of Climate* (2019).
- Torralba, V., Doblas-Reyes, F. J., MacLeod, D., Christel, I. and Davis, M. (2017), 'Seasonal climate prediction : A new source of information for the management of wind energy resources', *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **56**(5), 1231–1247.

- Trenberth, K. E., Branstator, G. W., Karoly, D., Kumar, A., Lau, N.-C. and Ropelewski, C. (1998), 'Progress during TOGA in understanding and modeling global teleconnections associated with tropical sea surface temperatures', *Journal of Geophysical Research : Oceans* **103**(C7), 14291–14324.
- Turco, M., Jerez, S., Doblas-Reyes, F. J., AghaKouchak, A., Llasat, M. C. and Provenzale, A. (2018), 'Skilful forecasting of global fire activity using seasonal climate predictions', *Nature communications* **9**(1), 2718.
- van den Hurk, B., Doblas-Reyes, F., Balsamo, G., Koster, R. D., Seneviratne, S. I. and Camargo, H. (2012), 'Soil moisture effects on seasonal temperature and precipitation forecast scores in Europe', *Climate Dynamics* **38**(1-2), 349–362.
- van den Hurk, B. J., Viterbo, P., Beljaars, A. and Betts, A. (2000), 'Offline validation of the era40 surface scheme', *ECMWF Tech. Memo* (295).
- van Oldenborgh, G. J., Philip, S., Aalbers, E., Vautard, R., Otto, F., Haustein, K., Habelts, F., Singh, R. and Cullen, H. (2016), 'Rapid attribution of the May/June 2016 flood-inducing precipitation in France and Germany to climate change', *Hydrol Earth Syst Sci Discuss* **10**.
- Vautard, R., Yiou, P., D'andrea, F., De Noblet, N., Viovy, N., Cassou, C., Polcher, J., Ciais, P., Kageyama, M. and Fan, Y. (2007), 'Summertime European heat and drought waves induced by wintertime Mediterranean rainfall deficit', *Geophysical Research Letters* **34**(7).
- Vitart, F., Ardilouze, C., Bonet, A., Brookshaw, A., Chen, M., Codorean, C., Déqué, M., Ferranti, L., Fucile, E., Fuentes, M. et al. (2017), 'The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database', *Bulletin of the American Meteorological Society* **98**(1), 163–173.
- Voldoire, A., Decharme, B., Pianezze, J., Lebeau-pin Brossier, C., Sevault, F., Seyfried, L., Garnier, V., Bielli, S., Valcke, S., Alias, A. et al. (2017), 'SURFEX v8. 0 interface with OASIS3-MCT to couple atmosphere with hydrology, ocean, waves and sea-ice models, from coastal to global scales', *Geoscientific Model Development* **10**(11), 4207–4227.
- Voldoire, A., Saint-Martin, D., Sénési, S., Decharme, B., Alias, A., Chevallier, M., Colin, J., Guérémy, J.-F., Michou, M., Moine, M.-P., Nabat, P., Roehrig, R., Salas y Méliá, D., Sférian, R., Valcke, S., Beau, I., Belamari, S., Berthet, S., Cassou, C., Cattiaux, J., Deshayes, J., H. Douville, H., Franchisteguy, L., Ethé, C., Geoffroy, O., Lévy, C., Madec, G., Meurdesoif, Y., Msadek, R., Ribes, A., Sanchez, E., Terray, L. and Waldman, R. (2019), 'Evaluation of CMIP6 DECK experiments with CNRM-CM6-1', *Journal of Advances in Modeling Earth Systems* .  
**URL:** <http://www.umr-cnrm.fr/cmip6/references>
- Voldoire, A., Sanchez-Gomez, E., Salas y Méliá, D., Decharme, B., Cassou, C., Sénési, S., Valcke, S., Beau, I., Alias, A., Chevallier, M. et al. (2013), 'The CNRM-CM5. 1 global climate model : description and basic evaluation', *Climate Dynamics* pp. 1–31.
- Wallace, J. M. and Gutzler, D. S. (1981), 'Teleconnections in the geopotential height field during the Northern Hemisphere winter', *Monthly Weather Review* **109**(4), 784–812.
- Wang, B., Lee, J.-Y., Kang, I.-S., Shukla, J., Park, C.-K., Kumar, A., Schemm, J., Cocke, S., Kug, J.-S., Luo, J.-J. et al. (2009), 'Advance and prospectus of seasonal prediction : assessment of the APCC/CliPAS 14-model ensemble retrospective seasonal prediction (1980–2004)', *Climate Dynamics* **33**(1), 93–117.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- Wang, H., Schubert, S. D., Koster, R. D. and Chang, Y. (2019), 'Phase Locking of the Boreal Summer Atmospheric Response to Dry Land Surface Anomalies in the Northern Hemisphere', *Journal of Climate* **32**(4), 1081–1099.
- Weisheimer, A., Doblus-Reyes, F. J., Jung, T. and Palmer, T. (2011), 'On the predictability of the extreme summer 2003 over Europe', *Geophysical Research Letters* **38**(5).
- Weisheimer, A., Schaller, N., O'Reilly, C., MacLeod, D. A. and Palmer, T. (2017), 'Atmospheric seasonal forecasts of the twentieth century : multi-decadal variability in predictive skill of the winter North Atlantic Oscillation (NAO) and their potential value for extreme event attribution', *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **143**(703), 917–926.
- Whan, K., Zscheischler, J., Orth, R., Shongwe, M., Rahimi, M., Asare, E. O. and Seneviratne, S. I. (2015), 'Impact of soil moisture on extreme maximum temperatures in Europe', *Weather and Climate Extremes* **9**, 57–67.
- Wulff, C. O., Greatbatch, R. J., Domeisen, D. I., Gollan, G. and Hansen, F. (2017), 'Tropical forcing of the Summer East Atlantic pattern', *Geophysical Research Letters* **44**(21).
- Xu, L. and Dirmeyer, P. (2011), 'Snow-atmosphere coupling strength in a global atmospheric model', *Geophysical Research Letters* **38**(13).
- Yang, K., Wang, C. and Bao, H. (2016), 'Contribution of soil moisture variability to summer precipitation in the Northern Hemisphere', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **121**(20), 12–108.
- Yesilbudak, M., Colak, M. and Bayindir, R. (2018), 'What are the current status and future prospects in solar irradiance and solar power forecasting?', *International Journal of Renewable Energy Research (IJRER)* **8**(1), 635–648.
- Yuan, X., Wood, E. F. and Ma, Z. (2015), 'A review on climate-model-based seasonal hydrologic forecasting : physical understanding and system development', *Wiley Interdisciplinary Reviews : Water* **2**(5), 523–536.
- Zampieri, M., D'Andrea, F., Vautard, R., Ciais, P., de Noblet-Ducoudré, N. and Yiou, P. (2009), 'Hot European summers and the role of soil moisture in the propagation of Mediterranean drought', *Journal of Climate* **22**(18), 4747–4758.
- Zhang, C., Xie, S., Klein, S. A., Ma, H.-y., Tang, S., Van Weverberg, K., Morcrette, C. J. and Petch, J. (2018), 'CAUSES : Diagnosis of the summertime warm bias in CMIP5 climate models at the ARM Southern Great Plains site', *Journal of Geophysical Research : Atmospheres* **123**(6), 2968–2992.
- Zuo, Z. and Zhang, R. (2007), 'The spring soil moisture and the summer rainfall in eastern China', *Chinese Science Bulletin* **52**(23), 3310–3312.