

THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE
VERSAILLES SAINT-QUENTIN-EN-YVELINES

Spécialité : *Sciences de l'Environnement, Climatologie*

Ecole Doctorale des Sciences de l'Environnement d'Île-de-France

présentée par **GUILLAUME LEVAVASSEUR**

**Modélisation environnementale sous contraintes
climatiques : approches statistiques pour le pergélisol
et la végétation**

Thèse préparée au *Laboratoire des Sciences du Climat de l'Environnement* sous la
direction du DR. DIDIER ROCHE, du DR. MATHIEU VRAC
et du DR. DIDIER PAILLARD

et sera soutenue le 24/09/2012 devant le jury composé de :

Pr. MATTHIEU ROY-BARMAN

Dr. RACHID CHEDDADI

Pr. MICHEL CRUCIFIX

Pr. JED KAPLAN

Dr. DENIS ALLARD

Dr. DIDIER ROCHE

Dr. MATHIEU VRAC

Dr. DIDIER PAILLARD

Professeur UVSQ

Rapporteur

Rapporteur

Examineur

Examineur

Directeur de thèse

Co-Directeur de thèse

Co-Directeur de thèse & Invité

Remerciements

Je tiens à remercier ici toutes les personnes ayant contribué, de près ou de loin, à la réussite de cette thèse.

En premier lieu, je remercie naturellement le trio hors pair qu'ont formé mes directeurs thèse. Merci à Didier Roche d'avoir cru en moi dès ma « paléo-licence » et de m'avoir soutenu avec autant d'enthousiasme. Merci à Mathieu Vrac, j'ai beaucoup apprécié la justesse et la précision de nos réflexions « statistico-climatiques ». Merci à Didier Paillard pour m'avoir aiguillé sur la bonne voie et accompagné jusqu'à cet épilogue de ma formation.

Vous avez su mettre à profit trois points de vue complémentaires pour m'aider à maintenir le cap et à enrichir mon travail. Merci pour votre encadrement scientifique de qualité, votre disponibilité sans faille, votre confiance en mes capacités, mais également ce qui fut important pour moi, votre soutien humain dans les moments difficiles.

Je tiens à remercier les membres de mon jury de thèse pour avoir porté une attention toute particulière à mon travail. Merci à Rachid Cheddadi et Michel Crucifix d'avoir pris en charge la lecture détaillée de ce manuscrit et pour les compliments qu'il m'en ont fait. Merci à Denis Allard et Jed Kaplan pour leur visions transverses sur les différents sujets abordés.

Merci également à Matthieu Roy-Barman pour avoir présider ce jury, mais également d'avoir été un directeur pédagogique attentif. Avec lui, Edwige Pons-Branchu, Valérie Daux et Jeanne Gherardi forment une équipe au sein de laquelle j'ai eu un réel plaisir à enseigner en tant que moniteur.

Avec eux, j'aimerais remercier les enseignants qui ont joué un rôle décisif dans mon orientation et ma scolarité en développant mon goût pour les sciences. Merci à Danièle Séchaud pour ses cours aussi vivants que la matière qu'elle enseigne et la rigueur scientifique qu'elle m'a apprise. Merci à Laurent Voitellier pour son enseignement ludique de la physique et son intérêt quant à mon sujet d'étude.

Tous les membres des équipes CLIM et ESTIMR du LSCE ont aussi largement participé aux excellentes conditions de travail dans lesquels j'ai réalisé cette thèse et je les en remercie. Vous m'avez toujours témoigné un grand intérêt au sein d'une ambiance à la fois chaleureuse et animée.

Je dois un merci plus particulier à ceux qui ont partagé la plupart de mes déjeuners et par conséquent : les affres de cette thèse. Merci à Marie-Noëlle Woillez et Corentin Herbert de m'avoir *supporté* jusqu'au bout.

Je remercie aussi Masa Kageyama, Gilles Ramstein, Christophe Grenier et Christophe Dumas pour leur participation plus concrète à mon travail au travers d'articles ou de projets. Vos conseils furent une aide précieuse.

Merci également à Annie Furet et Florence Gerry de m'avoir épaulé et guidé dans le dédale des démarches administratives.

Bien sûr, cette thèse n'aurait pu voir le jour sans mes parents. Merci pour leur éternel soutien.

Mes derniers remerciements iront à celle sans qui je n'y serais jamais arrivé, qui aura vécu avec autant d'intensité que moi ces trois dernières années et qui n'a eu de cesse de m'encourager contre vents et marées. Nathalie, quelque part cette thèse nous l'avons écrite ensemble... Merci d'être devenue ma femme.

Résumé

L'environnement répond à des processus physiques et biologiques encore mal identifiés et intimement liés à une échelle locale. La modélisation de variables environnementales, nécessaires à de nombreuses études d'impact, requiert alors des approches « flexibles » tenant compte de facteurs locaux qui sont au moins aussi importants que les facteurs climatiques. Aborder cette modélisation sous l'angle des statistiques a permis d'estimer un « lien statistique » entre climat et environnement, lien qui forme l'objectif de ma thèse. Ce lien peut relier petite(s) et grande(s) échelles spatiales pour évaluer rapidement la capacité de plusieurs modèles climatiques à représenter un ensemble de variables environnementales. La modélisation à haute résolution d'une variable aussi spatialement hétérogène que le pergélisol a permis une meilleure interprétation et une meilleure évaluation des résultats. Ce lien statistique peut également reformuler une certaine « physique environnementale » tenant compte du climat mais également d'informations de différentes natures (e.g., continentalité). Les statistiques autorisent par exemple la modélisation de la complexité d'une variable environnementale telle que la végétation, qui est délicate à représenter par des approches dynamiques. L'utilisation d'un modèle statistique adapté à l'étude de la végétation a conduit à la création d'une nouvelle base de données globale pour la végétation potentielle actuelle et ouvre de nombreuses perspectives pour une utilisation paléoclimatique.

Abstract

The environment depends on physical and biological processes that are still poorly understood and intimately related to a local scale. There is a need to model environmental variables in many impact studies. Environmental modelling requires “flexible” approaches taking into account local factors that are at least as important as climate factors. From the standpoint of statistics, this thesis aim was to estimate a “statistical link” between climate and environment. This relationship can associate local and large spatial scales to quickly assess the ability of several climate models to represent environmental variables. High resolution modelling of a spatially heterogeneous variable such as permafrost allowed a better interpretation and a better evaluation of the results. Such a statistical link can also reformulate some “environmental physics” taking climatic signal and various types of information (e.g., continentality) into account. Statistics allow for example to model the complexity of an environmental variable such as vegetation, which is difficult to represent by dynamical approaches. Using a statistical model adapted to the study of vegetation led us to provide a new global database of the potential vegetation and to entail many prospects in paleoclimatology.

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	iii
Abstract	v
Table des matières	vii
1 Introduction générale	1
1.1 Comprendre le système climatique	2
1.1.1 Modéliser le système climatique	2
1.1.2 La comparaison modèles-données	3
1.2 Atteindre l'échelle des données	6
1.2.1 La régionalisation dynamique	6
1.2.2 La régionalisation statistique	7
1.3 Modélisation de variables environnementales	8
1.4 Présentation de la thèse	10
2 Modélisation statistique du pergélisol	13
2.1 Introduction	13
2.2 Propriétés du pergélisol	14
2.2.1 Pergélisol et changement climatique	14
2.2.2 Profil et structure spatiale du pergélisol	15
2.2.3 Observations et données	18
2.3 Modélisation du pergélisol	19
2.4 Modélisation statistique du pergélisol à haute résolution	20
2.4.1 Downscaling avec un modèle additif généralisé	20
2.4.2 Modélisation avec un modèle logistique multinomial	25
2.4.3 Deux philosophies différentes	26
2.5 Article Levavasseur <i>et al.</i> (2011)	28
2.6 Conclusions et perspectives	51
3 Impact de la résolution d'IPSL-CM4 sur le downscaling statistique	55
3.1 Introduction	55
3.2 Downscaling statistique des températures et des précipitations avec IPSL-CM4	56
3.2.1 Rappels sur le modèle additif généralisé	56

3.2.2	IPSL-CM4 « zoomé » et « non-zoomé »	61
3.3	Comparaison sous conditions climatiques pré-industrielles	63
3.3.1	Températures	63
3.3.2	Précipitations	64
3.3.3	Discussion	65
3.4	Interprétation physique et conséquences pour le Dernier Maximum Glaciaire	67
3.4.1	Températures	67
3.4.2	Précipitations	69
3.4.3	Discussion	71
3.5	Projection au Dernier Maximum Glaciaire	72
3.5.1	Données continentales au Dernier Maximum Glaciaire	72
3.5.2	Températures	73
3.5.3	Précipitations	74
3.5.4	Discussion	74
3.6	Conclusions et perspectives	77
4	Modélisation statistique de la végétation	81
4.1	Introduction	81
4.2	Quelques notions sur la végétation	82
4.2.1	Structure spatiale de la végétation	82
4.2.2	Impact anthropique et végétation potentielle	83
4.2.3	Classification de la végétation : biomes vs. types fonctionnels de plantes	84
4.3	Reconstruire la végétation potentielle actuelle	85
4.3.1	Des données polliniques ponctuelles et éparées : BIOME 6000	85
4.3.2	Des données dépendantes des modèles de végétation	86
4.3.3	Des ré-analyses subjectives de la télédétection : Ramankutty et Foley (1999)	87
4.4	Modélisation statistique de la végétation	89
4.4.1	La régression logistique multinomiale	89
4.4.2	Les variables prédictrices	90
4.5	Article Levvasseur <i>et al.</i> (2012a)	91
4.6	Végétation potentielle actuelle globale	126
4.6.1	La question des déserts	126
4.6.2	Conséquences sur la modélisation statistique de la végétation	126
4.7	Article Levvasseur <i>et al.</i> (2012b)	128
4.8	Conclusions et perspectives	140
5	Conclusions et perspectives	143
5.1	Résultats complémentaires sur l'interprétation des données de pergélisol et de température	143
5.2	Synthèse générale	145
5.3	Perspectives	147
5.3.1	Modélisation statistique du pergélisol contrainte par les données	147
5.3.2	Végétation au Dernier Maximum Glaciaire	148
5.3.3	Impact du CO ₂ sur la végétation	149
5.3.4	Application à des simulations climatiques transitoires	150

5.4 Conclusion	151
Bibliographie	153
Table des figures	169
A Le critère d'information bayésien (BIC)	171
B Calcul des continentalités advective et diffusive	173
C La statistique <i>kappa</i>	175
D Article Vandenberghe <i>et al.</i> (2012) publié dans <i>Quaternary Science Reviews</i>	181
E Présentation du projet franco-québécois et article Burke <i>et al.</i> (2012) en préparation	191
F Article Roche <i>et al.</i> (2011) publié dans <i>Climate of the Past</i>	215

Chapitre 1

Introduction générale

L'Histoire révèle que l'étude du temps a toujours été une préoccupation importante de l'homme, des philosophes de la Grèce Antique (comme Aristote qui publie en 334 avant J.C. son traité « Meteorologica ») aux précurseurs de la météorologie des 17 et 18^{ème} siècles (comme Blaise Pascal et Benjamin Franklin, dont on connaît respectivement les travaux sur la pression atmosphérique et la foudre). La météorologie étudie les conditions atmosphériques à une échelle régionale et sur des périodes de temps relativement courtes. Le climat désigne la distribution statistique de ces conditions atmosphériques sur de longues périodes de temps allant de quelques décennies (au minimum) aux échelles des temps géologiques pour les paléoclimats. Il se détermine à l'aide de mesures statistiques (moyennes, récurrence, phénomènes extrêmes) des grandeurs physiques/météorologiques telles que la température, les précipitations, la pression, ou encore la vitesse du vent. Le climat est le fruit d'une machine complexe au sein de laquelle interagissent différentes composantes telles que l'atmosphère, l'océan, la cryosphère ou les surfaces terrestres. Au cours de ces deux derniers siècles, le développement des activités anthropiques a accentué l'empreinte de l'homme sur le climat et en a fait un acteur décisif. L'étude du climat qui n'était alors qu'anecdotique et soumise aux seules interrogations de quelques scientifiques du 19^{ème} siècle (von Hann, 1883), observe un regain d'intérêt qui s'intensifie au fur et à mesure que l'homme prend conscience de son impact environnemental. Comprendre le système dans lequel il vit et interagit devient indispensable afin de mieux appréhender son évolution future et ses conséquences économiques et sociétales. En 1988, l'ONU¹ fonde le GIEC², chargé de faire l'état de l'art sur la compréhension du climat et ses évolutions futures (IPCC, 2007a), ses impacts (IPCC, 2007b) et, si possible, leur mitigation (IPCC, 2007c).

Le climatologue ne cherche plus seulement à déterminer le climat mais également à mesurer ses effets sur l'environnement. Ces recherches s'intéressent en particulier à des variables (e.g., sols, végétation, etc.) nécessaires à de nombreuses études d'impact dans les domaines de l'écologie, l'économie, l'hydrologie ou encore l'anthropologie. Dans ce but, il a recours à un outil informatique puissant : les modèles de climat. Un modèle climatique est une représentation (numérique) théorique de notre compréhension du système climatique, formulée sous la forme d'équations permettant de rendre compte des phénomènes physiques tels qu'ils nous apparaissent. En d'autres termes, un modèle climatique est établi sur la base de notre connaissance du système climatique,

1. Organisation des Nations Unies

2. Groupe Intergouvernemental d'Expert sur l'évolution du Climat, en anglais « Intergovernmental Panel on Climate Change » - IPCC

qui repose elle-même sur les observations que l'on en fait. Cette modélisation dynamique du système climatique se trouve relativement contrainte par la théorie physique qui la sous-tend et dont elle ne représente pas tous les rouages. Une autre façon d'aborder le climat est l'angle de la modélisation statistique. Celle-ci ne traduit pas directement et uniquement une physique et apporte alors une certaine souplesse qui peut être plus adaptée pour exprimer le lien entre des variables environnementales locales et un climat à grande échelle. L'idée est d'estimer statistiquement cette relation, sous une forme mathématique simple.

De plus, comme toute théorie scientifique, celle représentée par les modèles climatiques doit être vérifiée, évaluée. Si les observations ne la contredisent pas, la théorie est confortée. A l'inverse, si un modèle ne permet pas de rendre compte des observations, il faut soit le modifier soit en préciser les limites d'application. On évalue donc la théorie physique des modèles à travers leur capacité à reproduire ce que l'on observe du climat. De cette façon, par allers-retours successifs, on peut avancer dans la compréhension du système climatique dans son ensemble. En climatologie, cette évaluation des modèles se traduit par une confrontation constante aux données disponibles. Les modèles y sont étroitement liés à la fois dans leur conception (les observations permettent de construire la théorie) et dans leur évaluation (les données permettent de vérifier la théorie). En fonction de leur nature, les données climatiques ne sont pas, non plus, toujours de fidèles témoins de la réalité. Cette étape de comparaison modèles-données, obligatoire pour évaluer les modèles climatiques et tester notre compréhension du système climatique, s'avère délicate et se heurte souvent à une différence d'échelle spatiale entre des modèles climatiques à grande échelle et des données locales. La modélisation statistique offre, dans ce contexte, l'opportunité de réaliser une comparaison modèles-données pertinente à une échelle spatiale adaptée en tenant compte explicitement des incertitudes.

1.1 Comprendre le système climatique

1.1.1 Modéliser le système climatique

La climatologie compte parmi ces sciences qui ont été transformées par l'arrivée du calcul numérique. Richardson (1922), conscient de la complexité du calcul du climat, montre que la résolution des équations posées deux décennies plus tôt par Bjerknes (1904) pour prédire l'état de l'atmosphère sur une grille spatiale de 200 km de côté, nécessiterait 64 000 hommes pour une prévision toutes les trois heures. La modélisation numérique du climat naît juste après la Seconde Guerre Mondiale avec l'apparition de l'ordinateur. La vision pionnière de Lewis Fry Richardson conduit Charney *et al.* (1950) à réaliser la première prévision numérique du temps. Six ans plus tard, Philips (1956) achève le premier modèle numérique de climat reproduisant l'état moyen de l'atmosphère.

Un modèle climatique prend la forme d'un algorithme informatique destiné à représenter les mouvements de l'atmosphère selon les lois de la physique sur un maillage en trois dimensions. Pour chaque maille, le modèle calcule les valeurs des variables caractérisant l'état atmosphérique (température, pression, vent, humidité) en résolvant les équations de la dynamique des fluides à partir de leur valeur au pas de temps précédent. Les dimensions de cette grille déterminent l'échelle

spatiale des structures géographiques prises en compte et des mécanismes physiques qui peuvent être résolus par les équations du modèle. Leur résolution spatiale permet aux modèles climatiques d'être représentatifs d'une échelle globale ou continentale. Les processus dits de « sous-maille » ne sont pas résolus explicitement par le modèle et font l'objet de nombreux jeux de paramètres.

Aujourd'hui, les modèles couplent les principales composantes du système climatique telles que l'océan, la cryosphère ou les surfaces terrestres.

1.1.2 La comparaison modèles-données

Un modèle n'a de sens que s'il représente de façon suffisamment « juste » la « réalité » dont témoignent les données climatiques. Les modèles sont constamment mis à l'épreuve par une confrontation aux données, qui permet de les évaluer, de les tester puis d'améliorer notre compréhension du système climatique.

La théorie qui sous-tend des modèles repose en grande partie sur des observations directes (relevés météorologiques) ou indirectes (mesures radiatives par satellites) des différentes variables du climat. Ces données sont essentiellement fournies par les réseaux modernes de mesures terrestres (New *et al.*, 2002), océaniques (Gates *et al.*, 1999) ou satellites (Loveland *et al.*, 2000) et permettent d'évaluer les modèles sur le climat présent. Le climat futur, ne serait-ce qu'à la fin du siècle, sera potentiellement très différent du climat actuel (Meehl *et al.*, 2007). Pour mieux appréhender l'évolution future du climat, les modèles peuvent être évalués sur des climats passés permettant de tester la théorie physique qu'ils mettent en équation dans des conditions climatiques différentes de l'actuel. Ces études de « sensibilité » nécessitent de simuler les climats passés. Un modèle est capable de représenter le climat de n'importe quelle période de temps, pourvu que l'on en connaisse les conditions aux limites (insolation, concentration en gaz à effet de serre, etc.). Selon que ces forçages sont fixes ou varient au cours du temps suivant un scénario défini, on parle respectivement de simulation à l'équilibre ou transitoire. Cependant, les observations récentes n'offrent qu'un recul de quelques décennies tout au plus, insuffisant pour étudier le rôle des composantes lentes du système climatique comme les calottes glaciaires, la végétation ou l'océan profond.

Pour obtenir des informations paléoclimatiques, il existe une variété d'archives telles que les sédiments des fonds marins (Imbrie *et al.*, 1984), les glaces des calottes polaires (North-GRIP, 2004; EPICA, 2004), les tourbes continentales (Huntley et Birks, 1983) ou pour des périodes plus récentes (dernier millénaire) les cernes d'arbres (Fritts, 2001), les coraux (Bard *et al.*, 1996; Chappell, 2002) ou les écrits historiques (Titow, 1960). Ces différentes archives climatiques ont permis de mettre en évidence l'alternance de cycles glaciaires-interglaciaires marquant la période du Quaternaire (de 2,5 millions d'années à nos jours). Ces cycles ont été identifiés sur les continents par les limites inférieures des glaciers (Osipov, 2004), les restes de moraines glaciaires (Zech *et al.*, 2007) et les spéléothèmes (dépôt minéraux des grottes, McDermott, 2004), mais aussi dans les sédiments océaniques (Imbrie *et al.*, 1984) et les glaces polaires (North-GRIP, 2004; EPICA, 2004) par la mesure de rapports isotopiques. Ces enregistrements datent l'entrée de la dernière glaciation, précisée par la figure 1.1, il y a environ 120 milliers d'années. Celle-ci atteint son maximum il y a environ 21 000 ans (figure 1.1) avec un maximum d'extension des calottes glaciaires qui, comme sur la

figure 1.2, recouvraient par 2 à 3 km d'épaisseur l'Amérique du Nord jusqu'à 40-50°N, l'Europe du Nord (Peltier, 2004), le Groenland et l'Antarctique (seules ces deux dernières calottes subsistent en période interglaciaire comme aujourd'hui). Cet accroissement des calottes s'accompagne d'une chute du niveau marin d'environ 120 m par rapport au niveau actuel (Waelbroeck *et al.*, 2002). Ce *Dernier Maximum Glaciaire* est une période relativement récente, marquée par un climat plus froid et sec que l'actuel dû en partie à une concentration en CO₂ plus faible qu'aujourd'hui (d'environ 180 ppm selon Lüthi *et al.*, 2008), et pour lequel on dispose de nombreuses données océaniques (Kucera *et al.*, 2005) ou continentales (Bartlein *et al.*, 2011).

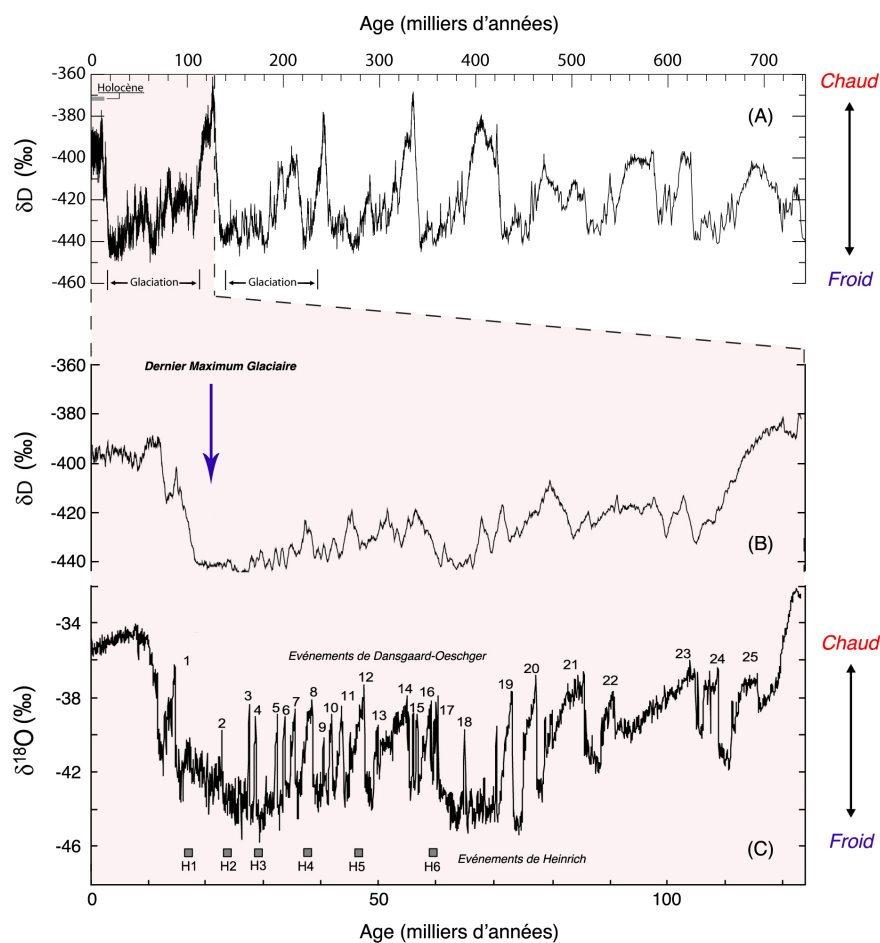


FIGURE 1.1 – Aperçu des cycles glaciaires-interglaciaires des derniers 700 milliers d'années (ka). (A) deutérium (δD en pour mille) de la carotte de glace antarctique EPICA (courbe extraite de EPICA, 2004). (B) zoom sur la dernière glaciation de la carotte EPICA (2004). (C) Oxygène 18 ($\delta^{18}O$ en pour mille) de la carotte glaciaire groenlandaise North-GRIP (courbe extraite de North-GRIP, 2004).

Nous porterons donc une attention particulière à cette période du Dernier Maximum Glaciaire souvent utilisée comme test pour l'évaluation des modèles climatiques. Par exemple, le projet PMIP,

qui débute en 1991 (Joussaume et Taylor, 1995), coordonne l'évaluation de plusieurs modèles climatiques au Dernier Maximum Glaciaire (notamment). La première phase du projet consiste en un étalonnage des modèles en fixant les conditions aux limites (autrefois très différentes d'un modèle à l'autre) qui définissent le Dernier Maximum Glaciaire (Joussaume et Taylor, 2000; Kageyama *et al.*, 2001). En 2002, la deuxième phase du projet a pour but de comparer les modèles entre eux et par rapport aux données paléoclimatiques en incluant les rétroactions de l'océan et de la végétation (Braconnot *et al.*, 2007a,b). La réelle plus value de cette procédure PMIP a permis une meilleure évaluation des modèles climatiques au Dernier Maximum Glaciaire. Au cours de cette thèse, nous utiliserons les simulations glaciaires issues de PMIP2. Depuis mai 2012, le projet PMIP a atteint sa troisième phase autour des rétroactions de la fonte des calottes et de la hausse du niveau marin, de l'influence des changements de végétation, des émissions d'aérosols et des événements extrêmes.

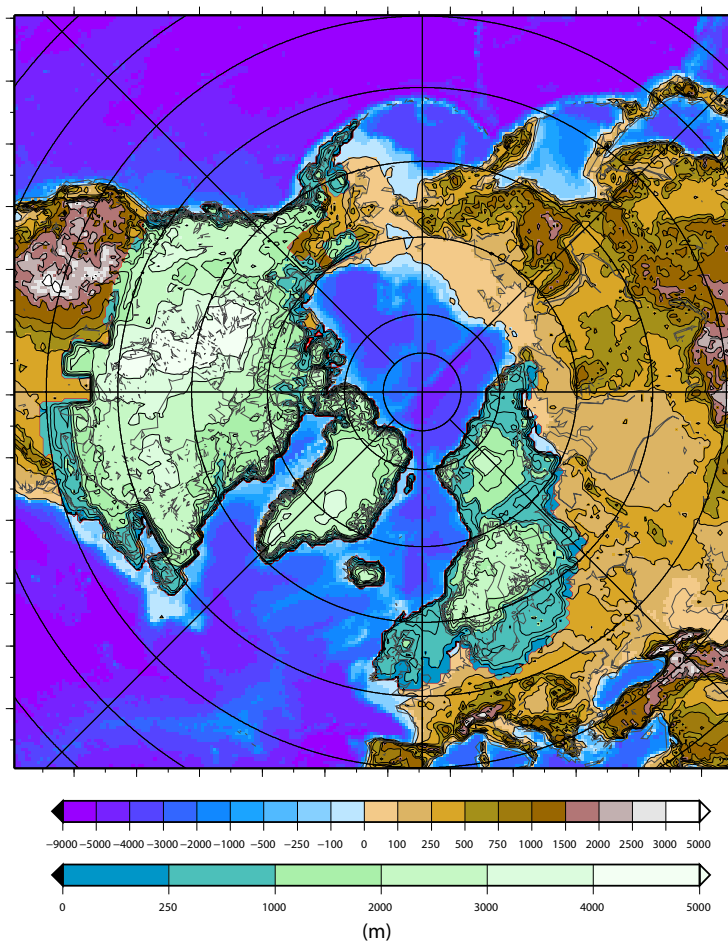


FIGURE 1.2 – Reconstitution des calottes de l'hémisphère nord au Dernier Maximum Glaciaire d'après Peltier (2004). La première échelle allant de -9000 à 5000 mètres correspond à la topographie des zones non-englacées et à la bathymétrie. La seconde échelle allant de 0 à 5000 mètres correspond à l'altitude des calottes. Figure réalisée par C. Dumas.

Pourtant, la comparaison modèles-données reste souvent délicate et complexe. Par leur nature, certaines données (continentales notamment) mesurent ou enregistrent un signal climatique in-

fluencé par des facteurs régionaux comme la topographie, la géologie ou la végétation et sont représentatives d'une échelle locale. Cette différence d'échelle spatiale avec des modèles climatiques globaux peut conduire soit à de fortes divergences entre modèles et données, soit à un accord pour de mauvaises raisons (e.g., biais climatiques), notamment en paléoclimatologie compte-tenu de la distribution éparse et hétérogène des archives et de leurs incertitudes (Kageyama *et al.*, 2001, 2006; Ramstein *et al.*, 2007).

1.2 Atteindre l'échelle des données

Pour parvenir à l'échelle spatiale des données, la littérature scientifique voit naître, depuis un peu plus d'une décennie, des méthodes permettant une sorte de « zoom » sur les modèles climatiques. Ces méthodes de régionalisation ou de « descente d'échelle » spatiale dérivent une information locale à partir des modèles climatiques à grande échelle. Régionaliser les modèles climatiques revient à concevoir le climat régional comme un processus tributaire (entre autre) du régime climatique à grande échelle et de facteurs locaux comme la topographie (Murphy, 1999; Wilby et Wigley, 1997). En 2001, le GIEC généralise le terme anglais de « downscaling ».

1.2.1 La régionalisation dynamique

Un première approche est une régionalisation « dynamique » des modèles, qui repose sur l'utilisation de modèles de climat régionaux (RCMs) comme le montre la partie gauche de la figure 1.3. Ces RCMs peuvent atteindre une dizaine de kilomètres de résolution et diffèrent de leurs semblables à grande échelle par une physique et une dynamique reformulées (Laprise, 2008; Rummukainen, 2010). En effet, diminuer la taille de la maille sur laquelle les modèles résolvent les équations de la dynamique des fluides n'est pas sans conséquences. Certaines hypothèses physiques qui allégeaient et simplifiaient le calcul ne sont plus vérifiées à des échelles spatiales plus fines. Les processus sous-maillages considérés changent également : certains doivent être explicitement décrits, quand d'autres, qui étaient négligeables jusqu'alors, doivent à leur tour être paramétrés. La résolution de ces équations régionales demande évidemment des moyens et coûts de calculs conséquents, qui restreignent les RCMs à des périodes de temps et des régions limitées, aux bords desquelles ils sont contraints par les modèles climatiques globaux (Giorgi *et al.*, 1998; Lynch *et al.*, 1995). Malgré cela, plusieurs projets internationaux voient le jour depuis quelques années dans le but de comparer différents RCMs entre eux, et s'affranchir ainsi d'une certaine variabilité météorologique :

- le programme NARCCAP³ pour l'Amérique du Nord,
- le projet RMIP⁴ pour l'Asie,
- les projets ENSEMBLE (simulations d'*ensemble* de modèles climatiques globaux et régionaux) et PRUDENCE⁵ pour l'Europe,
- le projet STARDEX⁶ pour la régionalisation d'événements extrêmes,

3. North America Regional Climate Change Assessment Program

4. Regional Climate Model Inter-comparison Project

5. Prediction of Regional scenarios and Uncertainties for Defining European Climate change risks and Effects

6. Statistical and Regional dynamical Downscaling of Extremes for European regions

- ou encore le projet CORDEX⁷ produit des simulations régionales pour des études d'impact et d'adaptation.

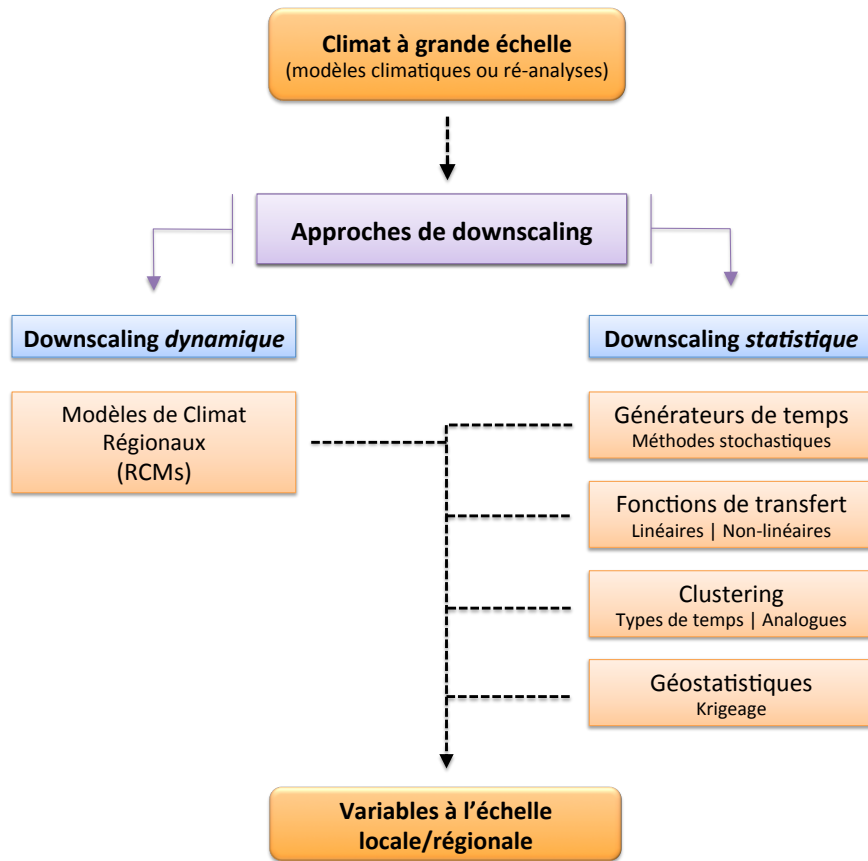


FIGURE 1.3 – Différentes méthodes de downscaling.

1.2.2 La régionalisation statistique

Certains des projets cités précédemment (e.g., CORDEX, STARDEX) comparent la régionalisation dynamique à son alternative statistique. Cette approche consiste à relier les variables climatiques à grande échelle simulées par les modèles aux observations locales, via un modèle statistique. Cette relation est ensuite utilisée pour obtenir l'information à l'échelle locale uniquement à partir de celle à grande échelle fournie par les modèles climatiques. On distingue souvent quatre familles de downscaling statistique, résumées dans la figure 1.3 (partie droite) : les méthodes dites par « générateurs de temps », par « types de temps », par « fonctions de transfert » et les méthodes issues des géostatistiques.

Les générateurs de temps (en anglais « Weather Generators ») « simulent » des variables climatiques en se basant sur des fonctions de densité de probabilités, dont les paramètres sont directement fonction de l'information à grande échelle. De cette manière, les simulations

7. COordinated Regional Downscaling EXperiment

régionales reproduisent certaines propriétés statistiques des observations locales (e.g., Richardson, 1981; Semenov *et al.*, 1998; Wilks, 1999). Les générateurs de temps sont principalement utilisés pour produire des séquences/séries temporelles manquantes de variables météorologiques en conservant les caractéristiques statistiques des registres (souvent journaliers) météorologiques observés (e.g., Wilks et Wilby, 1999).

Les types de temps (en anglais « Weather typing ») classent de façon « non-supervisée » (en anglais « clustering ») les conditions de circulation atmosphériques (e.g., journalières) à grande échelle en différents régimes climatiques récurrents. La typologie de ces régimes de temps reste inchangée, c'est-à-dire que chaque type de temps est toujours associé aux mêmes conditions météorologiques locales (e.g., Zorita et von Storch, 1999; Huth, 2001; Boé *et al.*, 2006). On déduit souvent des types de temps l'évolution des situations météorologiques (e.g., des précipitations Zorita *et al.*, 1995).

Les fonctions de transfert sont des relations/fonctions statistiques directement estimées entre les variables à grande échelle des modèles climatiques et les observations locales grâce à différentes techniques : régressions linéaires (e.g., Wigley *et al.*, 1990; Huth, 2002), non-linéaires (e.g., Sailor et Xiangshang, 1999), non-paramétriques (e.g., Vrac *et al.*, 2007a; Salameh *et al.*, 2008), de quantiles (e.g., Cannon, 2011) ou l'utilisation de réseaux de neurones artificiels (e.g., Snell *et al.*, 2000; Cannon et Whitfield, 2002). La formulation de ses fonctions de transfert permet d'obtenir aussi bien des variables météorologiques que des variables climatiques à l'échelle locale (Vrac *et al.*, 2007a). Au cours de cette thèse, nous avons choisi ces méthodes par fonctions de transfert dont la flexibilité est parfaitement adaptée pour établir le lien entre des variables environnementales et un climat local.

Les méthodes d'interpolation géostatistique (ou « krigage ») sont utilisées pour interpoler les variables climatiques à grandes échelles en respectant la structure spatiale des caractéristiques statistiques (e.g., covariance) des observations (e.g., Biau *et al.*, 1999; Wackernagel, 2003).

Les méthodes de downscaling (statistiques et dynamiques) permettent donc de réduire la différence d'échelle spatiale entre modèles et données climatiques et de réaliser une comparaison pertinente à une échelle adaptée. Par son expression mathématique, le downscaling statistique conserve cependant l'avantage de produire des variables à l'échelle locale rapidement sans augmenter le coût de calcul de façon prohibitive, ce qui facilite l'évaluation de plusieurs modèles climatiques.

1.3 Modélisation de variables environnementales

Bien que les modèles climatiques représentent de nombreux éléments du « système Terre », l'information apportée à l'échelle du point de grille est caractéristique de structures de plusieurs centaines de kilomètres, inadaptées à la modélisation de variables environnementales spatialement très hétérogènes. En se situant à l'échelle locale, la prise en compte de processus locaux liés à de nombreux facteurs (géographiques, géologiques, etc.) et encore mal identifiés, devient tout aussi prépondérante que le climat. De plus, modéliser ces variables environnementales relève davantage de phénomènes biologiques et d'interactions (encore mal identifiées) avec ces facteurs locaux,

que d'une dynamique interne théorique basée sur des équations et des paramétrisations physiques. Ainsi, les modèles climatiques globaux, comme régionaux, peinent parfois à représenter toute la complexité de ces variables. Leur modélisation requiert de nouvelles approches scientifiques plus souples traduisant également leur lien étroit avec leur environnement proche.

La modélisation statistique du climat naît il y a quelques décennies de façon isolée dans des domaines comme les ré-analyses ou l'homogénéisation de données. Elle a beaucoup été développée ses quinze dernières années par une communauté de chercheurs interdisciplinaires qui s'élargit. La modélisation statistique représente une alternative intéressante et complémentaire à une modélisation dynamique classique qui ne permet pas parfois (par manque de connaissance, par construction ou par nature) de rendre compte de tous les engrenages d'une variable vis-à-vis du climat.

La modélisation statistique de variables environnementales est très proche de la modélisation des niches écologiques via des modèles dits *corrélatifs*. Ces modèles établissent un « lien » entre la répartition géographique d'une espèce et les caractéristiques de son habitat, de son environnement. Ce lien décrit la *niche écologique* de l'espèce considérée, c'est-à-dire la somme des conditions physiques, chimiques et biologiques nécessaires à sa conservation. Nous citerons les modèles les plus courants tels que GARP (Genetic Algorithm for Rule-set Prediction, Stockwell et Petters, 1999), Maxent (Maximum entropie, Phillips *et al.*, 2006) ou BIOCLIM (Busby, 1991).

Pour modéliser certaines variables environnementales, l'idée consiste donc à construire un lien « statistique » plutôt qu'un lien « dynamique ». Ce lien repose sur l'apprentissage direct des observations, via des outils d'estimation statistique courants (e.g., la *vraisemblance*). La relation estimée relie une variable environnementale à un climat observé (et non plus issu des modèles climatiques, section 1.2.2). Selon la formulation des modèles statistiques, ces relations sont plus ou moins flexibles (e.g., linéaires vs. non-linéaires).

Contrairement aux équations physiques d'un modèle dynamique qui reflètent notre connaissance du système climatique, la relation modélisée statistiquement ne reflète pas nécessairement ni uniquement une physique « environnementale ». Alors que les modèles dynamiques ne répondent qu'à certains forçages parfois mal définis, la modélisation statistique permet d'utiliser tous les types d'informations disponibles (physiques ou non) qui nous paraissent pertinents pour la variable environnementale considérée. Pour notre application, un modèle statistique permet de reformuler une certaine physique tenant compte du climat mais également de nombreuses informations géographiques. L'objectif est alors d'obtenir la relation statistique la plus « complète » possible, c'est-à-dire conduisant à la meilleure représentation de la variable environnementale considérée. Les méthodes statistiques permettent alors d'exprimer facilement des mécanismes encore mal connus mais nécessaires pour une bonne représentation de ces variables environnementales à l'échelle locale.

La comparaison modèles-données est soumise à de nombreuses sources d'incertitudes. Les modèles climatiques représentent uniquement ce que l'on connaît du système climatique. Déterministes, ils livrent une estimation du climat sans barre d'erreur, à partir de conditions initiales en suivant une trajectoire dépendante de leur dynamique. La modélisation statistique permet de représenter à la fois ce que l'on connaît du système climatique et ce qu'on ignore encore. La nature

d'un modèle statistique facilite le calcul d'incertitudes, en modélisant parfois même directement la distribution statistique d'une variable (e.g., générateurs de temps). Pour soustraire une certaine variabilité climatique, plusieurs trajectoires des modèles dynamiques sont requises à partir des mêmes conditions initiales. Les moyens de calculs nécessaires à ces simulations d'ensemble ne sont plus une contrainte avec des méthodes statistiques rapides.

Pour être comparables aux variables des modèles, de nombreuses étapes de traduction et/ou d'interprétation sont nécessaires entre certaines données « brutes » (archives ou mesures satellites) et les valeurs atmosphériques qui leur sont associées. Les données n'enregistrent pas toutes le même signal climatique et peuvent présenter une certaine sensibilité à des conditions chaudes ou froides, par exemple. La modélisation statistique permet de préciser l'origine de ces incertitudes (spatiales ou temporelles) en mettant en évidence certaines incohérences entre des données représentatives de différentes variables.

Les approches statistiques peuvent « rapprocher » modèles et données en rendant mieux compte de leurs incertitudes liées à leurs reflets du système climatique ou à leurs échelles spatiales.

1.4 Présentation de la thèse

Sans apporter de développements fondamentaux aux méthodes statistiques, l'objectif de cette thèse est de montrer l'apport de ces méthodes au travers de nouvelles applications environnementales. J'ai choisi de présenter cette thèse en trois chapitres, suivant l'étude de trois variables différentes du système climatique.

Au chapitre 2, j'appliquerai le principe de modélisation statistique au pergélisol (en anglais *permafrost* : couche du sol gelée en permanence). Cette composante importante de la cryosphère, souvent absente des modèles climatiques, renferme une grande quantité de carbone (environ un quart du carbone total stocké dans les sols selon Tarnocai *et al.*, 2009). Dans un contexte de réchauffement climatique, une fonte du pergélisol aurait de fortes répercussions sur le climat. Une évaluation de la capacité des modèles à représenter ce pergélisol, notamment à des périodes très différentes de l'actuel comme le Dernier Maximum Glaciaire, est donc indispensable. Mais l'analyse de cette variable environnementale spatialement très hétérogène nécessite de se situer à une échelle spatiale plus fine que celle des modèles climatiques.

Dans ce chapitre, j'apporterai une première pierre à une modélisation statistique du pergélisol encore « vierge », en décrivant deux méthodes aux philosophies très différentes. Le pergélisol étant étroitement lié à la température de surface, ma première approche reprendra les résultats de précédentes recherches sur le downscaling statistique des températures afin de dériver de façon simple une répartition locale du pergélisol. Sans passer par les températures, ma seconde approche s'appuie sur l'utilisation de modèles statistiques adaptés à l'étude de variables nominales, qui estiment une relation directe entre le pergélisol et plusieurs variables climatiques. La simplicité d'application et la rapidité de ces méthodes nous permettront d'évaluer neuf modèles climatiques du projet PMIP2 (section 1.1.2) dans leur capacité à représenter ce pergélisol local à l'actuel et au Dernier Maximum Glaciaire. Les résultats de cette étude ont fait l'objet d'un article publié dans le journal *Climate of the Past*.

Une des problématiques récurrentes du downscaling statistique concerne l'influence des dif-

férentes caractéristiques des modèles climatiques sur les résultats du downscaling, notamment lorsque l'on cherche à en évaluer plusieurs avec une même méthode comme au chapitre 2. Les progrès des méthodes de calcul et l'augmentation de la puissance informatique soutiennent une course vers une résolution toujours plus fine des modèles. Le downscaling statistique implique que la relation modélisée entre les données à l'échelle locale et les modèles, dépend de la résolution initiale du modèle climatique. Quel est alors l'impact de cette résolution sur les résultats d'un downscaling à posteriori ? Les modèles les mieux résolus obtiennent-ils systématiquement les meilleurs résultats issus du downscaling avec une maille initialement plus fine ? J'apporterai des éléments de réponse à cette problématique au chapitre 3 en appliquant une méthode de downscaling statistique à deux simulations d'un même modèle climatique réalisées à deux résolutions différentes. Les conclusions de cette étude m'ont permis de mieux contraindre par la suite la réalisation de champs climatiques de températures et de précipitations à haute résolution pour la période du Dernier Maximum Glaciaire.

L'environnement, au sens des éléments naturels qui entourent l'homme, fait en grande partie et en premier lieu référence à la végétation. En climatologie, modéliser l'environnement (ou les paléoenvironnements) revient à représenter la végétation. Je consacrerai le chapitre 4 à une nouvelle méthode de modélisation statistique de la végétation. Cet indicateur des fluctuations climatiques a une influence prépondérante sur l'état de l'atmosphère et une interaction forte avec l'homme. Pour diverses études, un état ou une répartition de référence de la végétation sans influences anthropiques et uniquement à l'équilibre avec le climat actuel est nécessaire. Pour tenter de reconstruire cette végétation *potentielle* actuelle, le recours aux modèles dynamiques est quasi systématique, et ne permet pas de rendre compte de la variabilité spatiale forte de cette composante essentielle du système climatique. Par ailleurs, une comparaison modèles-données optimale requiert des données (dans la mesure du possible) nombreuses, distribuées de façon homogène et indépendantes des modèles dynamiques eux-mêmes.

En reprenant le principe (appliqué au pergélisol) d'une relation statistique directement modélisée à partir de données polliniques et de données climatologiques, je présenterai dans ce chapitre une méthodologie conduisant à une représentation objective de la végétation potentielle actuelle à l'échelle locale affranchie de tous modèles de végétation. Cette méthode, dont une validation préalable sur l'Europe de l'Ouest fait actuellement l'objet d'un article en révisions mineures dans le journal *Global and Planetary Change*, a été appliquée à l'ensemble du globe pour produire une nouvelle base de données de végétation potentielle actuelle, soumise sous forme d'article au journal *Environmental Research Letters*. La carte obtenue permet une évaluation des modèles dans leur ensemble et non plus sur quelques points de grille dû à l'aspect ponctuel des données polliniques.

Une conclusion générale me permettra de résumer les principaux résultats et apports de ce travail de thèse, et de développer de futures études possibles.

Chapitre 2

Modélisation statistique du pergélisol

2.1 Introduction

Le domaine périglaciaire désigne des régions du globe soumises à des conditions climatiques froides où l'action du gel joue un rôle déterminant. Dans ces régions, le *pergélisol* (sol gelé en permanence, en anglais *permafrost*) est la couche (ou horizon) de subsurface (incluant le sol, le sous-sol, les roches ou encore la matière organique) conservant une température égale ou inférieure à 0°C pour au moins deux années consécutives (French, 2007). Le gel limitant les échanges avec l'atmosphère, le pergélisol renfermerait 25% du carbone total stocké dans les sols, soit environ 1,7 GtC (Tarnocai *et al.*, 2009). Si le pergélisol est tributaire des conditions de surface et donc du climat, il peut également provoquer des rétroactions critiques sur ce dernier. Comprendre le comportement de cette composante de la cryosphère, notamment en contexte de changements climatiques (i.e., à des périodes aux climats très différents de l'actuel) est donc primordial pour bien évaluer les évolutions des flux de carbone des différents compartiments du système Terre.

Le pergélisol ne dépend, par définition, que de la température du sous-sol elle-même reliée à la température de surface. Or, cette dernière est conditionnée par de nombreux paramètres jouant à des échelles spatiales variées. La comparaison modèles-données pour le pergélisol apparaît délicate, particulièrement en paléoclimatologie où de fortes divergences peuvent apparaître entre les modèles climatiques à grande échelle spatiale et les données (ou proxies) locales (section 1.1.2). Par ailleurs, les résultats des modèles climatiques présentent une large variabilité due à leurs différentes caractéristiques (résolution, dynamique, etc.). Une variable aussi spatialement hétérogène que le pergélisol nécessite donc une analyse à une échelle spatiale plus fine que celle des modèles.

La modélisation du pergélisol pourrait profiter de l'apport des méthodes de downscaling statistique déjà utilisées pour la température (e.g., Wilby et Wigley, 2000; Fealy et Sweeney, 2007; Chu *et al.*, 2010) et qui n'ont, à ma connaissance, jamais été employées pour cette variable. Vrac *et al.* (2007a) ont développé au LSCE¹ une méthode de downscaling statistique des températures de l'air à la surface reposant sur l'utilisation d'un modèle additif généralisé (GAM). Appliqué à un modèle climatique de complexité intermédiaire, Vrac *et al.* (2007a) ont obtenu des champs de température à haute résolution très satisfaisants sur l'Europe de l'Ouest pour les climats pré-industriel et du

1. Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement

Dernier Maximum Glaciaire.

L'objectif de ce chapitre sera d'évaluer la capacité de plusieurs modèles climatiques à correctement représenter le pergélisol sous les conditions climatiques pré-industrielles et du Dernier Maximum Glaciaire, avec et sans downscaling statistique, en quantifiant dans chaque situation l'accord avec les données. Je présenterai dans un premier temps la structure spatiale du pergélisol pour ces deux périodes de temps et les données disponibles. J'ai ensuite choisi de travailler avec un ensemble de neuf modèles climatiques de la base PMIP2 (section 1.1.2) auxquels j'appliquerai le GAM développé par Vrac *et al.* (2007a). En supposant que le pergélisol ne dépend que de la température de l'air à la surface, des conditions simples sur les températures à haute résolution issues du downscaling me permettront de dériver une répartition à haute résolution du pergélisol.

Les résultats obtenus à partir de cette première méthode m'amèneront à changer de point de vue et à développer parallèlement une seconde méthode de downscaling statistique reposant sur l'utilisation d'un GAM logistique multinomial. Au lieu de passer par les températures locales pour obtenir un pergélisol à haute résolution, je modéliserai directement la probabilité d'obtenir chaque type de pergélisol. Le GAM logistique multinomial représente statistiquement la relation « pergélisol-climat », alors qu'elle est définie et fixée dans la première méthode.

Je décrirai ces deux alternatives statistiques aux philosophies très différentes en les resituant par rapport aux méthodes classiques de modélisation du pergélisol. Leur comparaison ainsi que les répartitions du pergélisol à haute résolution obtenues sur l'ensemble de l'Eurasie pour les climats pré-industriel et du Dernier Maximum Glaciaire, ont fait l'objet d'un article présenté en section 2.5. L'application au Dernier Maximum Glaciaire permettra également d'évaluer la robustesse de nos modèles statistiques pour une période très différente de l'actuel.

2.2 Propriétés du pergélisol

2.2.1 Pergélisol et changement climatique

La formation, la disparition, la persistance ainsi que l'épaisseur du pergélisol réagissent aux changements climatiques. Mais si le pergélisol varie naturellement en fonction du climat, la réciproque est également vraie : la fonte ou l'apparition de pergélisols peuvent engendrer des répercussions à la fois globales et locales.

Le sol est un grand réservoir de carbone d'environ 2,7 TtC. Les cryosols (sols contenant du pergélisol) arctiques y contribuent pour une grande partie puisqu'ils contiendraient plus du double du carbone atmosphérique (Zimov *et al.*, 2006) soit près d'1,3 fois la quantité de carbone émise par l'homme dans l'atmosphère au cours de la période industrielle (de 1850 à nos jours et selon Denman *et al.*, 2007). L'essentiel de ce carbone provient de la décomposition de la matière organique intégrée dans les sols puis piégée par le pergélisol. En plus du carbone issu de la végétation, le pergélisol des marges continentales est une source importante de méthane qu'il maintient sous forme de gaz piégés dans la glace que l'on appelle *hydrates* ou *clathrates* de méthane. Par conséquent, si ces sols gelés venaient à fondre, ils relâcheraient dans l'atmosphère une importante quantité de

CO₂ et de CH₄ (Lemke *et al.*, 2007).

Le dernier rapport du GIEC² fait état d'une température de surface des sols et du sous-sol en augmentation depuis plusieurs décennies de 0,5 à 4°C selon les régions, conduisant à un recul général du pergélisol (Lemke *et al.*, 2007). Une large fraction du sol gelé des hautes latitudes nord est amenée à disparaître dans un futur plus chaud (Tarnocai, 1999). Un dégazage massif de carbone vers l'atmosphère engagerait une rétroaction positive de l'ensemble climat-cycle du carbone (Friedlingstein *et al.*, 2001) : par effet de serre le carbone relâché réchauffe le climat qui accentue alors la fonte du pergélisol (Grosse *et al.*, 2011). Malgré les incertitudes sur l'estimation des quantités de carbone et du taux de fonte du pergélisol, les observations montrent un déclin de toutes les composantes de la cryosphère depuis les années 1990. Cette tendance est prévue à l'augmentation pour le siècle à venir (Lemke *et al.*, 2007) avec des projections pour certaines régions arctiques ou sub-arctiques : la Sibérie pourrait connaître une fonte de 35% de son pergélisol d'ici la fin du 21^{ème} siècle (Lawrence et Slater, 2005; Schuur *et al.*, 2009; Anisimov *et al.*, 2007).

La fonte d'un pergélisol a par ailleurs d'autres conséquences plus locales. Le dégel d'un pergélisol riche en glace peut conduire à l'affaissement de la surface du sol et générer des déformations de la topographie (appelées *thermokarst*) dangereuses pour les infrastructures (Nelson *et al.*, 2001). Le gel et le dégel jouent également un rôle important pour l'équilibre énergétique, hydrique et chimique de la surface du sol. Les processus hydrologiques locaux et le calendrier des forêts septentrionales sont en grande partie contrôlés par la présence ou l'absence de pergélisol (Hinzman *et al.*, 2003; Zhuang *et al.*, 2003). La fonte du pergélisol crée également en surface des lacs (dits *thermokarstiques*) sursaturés et donc émetteurs de CO₂ et de CH₄ (Walter *et al.*, 2007).

2.2.2 Profil et structure spatiale du pergélisol

On estime que le pergélisol est aujourd'hui présent dans environ un quart des terres émergées. Il se localise essentiellement dans les régions des hautes latitudes nord, proches du cercle polaire (pergélisol circumpolaire). Il existe également du pergélisol de montagne dans les massifs de haute altitude (e.g., Alpes, Pyrénées, Himalaya). La figure 2.1 montre la relation entre la température moyenne annuelle de la surface du sol (MAGST³) et l'épaisseur du pergélisol : plus la température de surface est basse (notamment la température estivale), plus l'épaisseur du pergélisol est grande. On recense des épaisseurs de pergélisol allant de quelques mètres jusqu'à 1000 m sous les monts sibériens de Verkoyansk. La température du sol augmentant avec la profondeur, la base du pergélisol est limitée par le gradient géothermique comprise entre 1 et 3°C/100 m. Le sommet ou « toit » du pergélisol est, quant à lui, surmonté d'une tranche supérieure du sol affectée par un gel intermittent journalier et/ou saisonnier. Cet horizon du sol qui gèle l'hiver et dégèle au cours du printemps et de l'été suivant est appelé *couche active*. Son épaisseur varie de quelques centimètres à quelques mètres en fonction du profil thermique (figure 2.1).

Le pergélisol est une composante très hétérogène de la cryosphère, intimement liée à la température de l'air. De nombreux facteurs, schématisés par la figure 2.2, agissent comme des filtres

2. Groupe Intergouvernemental d'Expert sur l'évolution du Climat, en anglais « Intergovernmental Panel on Climate Change » - IPCC

3. Mean Annual Ground Surface Temperature

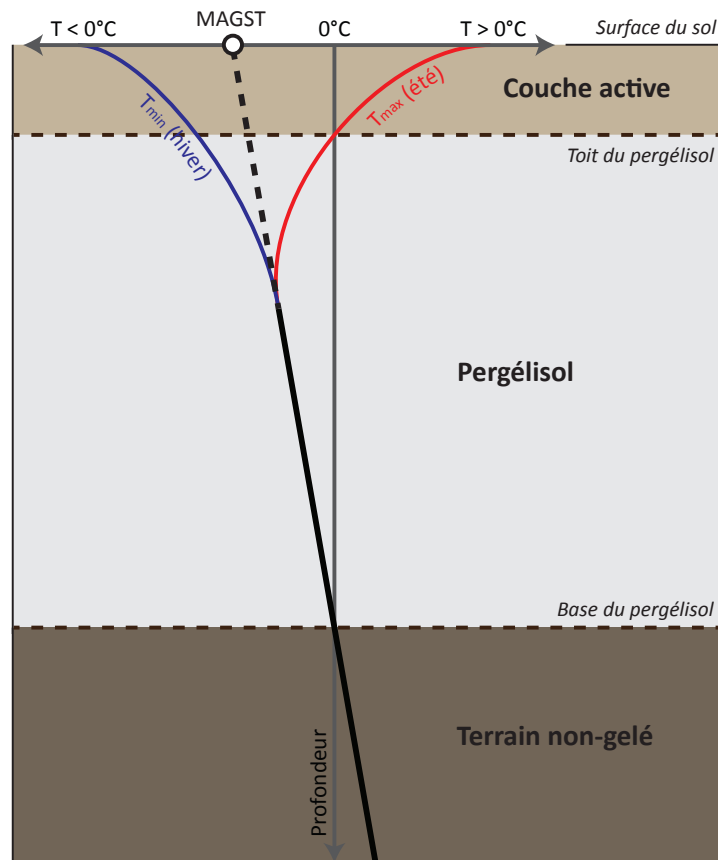


FIGURE 2.1 – Structure et profil thermique du pergélisol. Figure adaptée de Nötzli et Gruber (2005).

sur le transport de chaleur à travers les différents horizons du sol et peuvent induire un décalage thermique de plusieurs degrés entre la température de l'air et celle du pergélisol.

A l'échelle régionale ce sont les paramètres climatiques qui priment. La relation entre la température moyenne annuelle de l'air (MAAT⁴) et la température de surface du sol reflète un ensemble complexe de variables comme la latitude, l'altitude et des conditions météorologiques (figure 2.2). L'impact du rayonnement solaire incident sur la température de surface est, quant à lui, modulé par les conditions atmosphériques telles que la nébulosité, l'humidité de l'air ou la quantité d'aérosols.

A l'échelle locale, les hétérogénéités spatiales de la répartition du pergélisol sont dues aux couverts et aux propriétés du sol. Le manteau neigeux, en raison de sa très faible conductivité thermique, agit comme une couche isolante dont l'efficacité augmente avec l'épaisseur. L'arrivée et la date de disparition de la neige jouent également un rôle important : un enneigement tardif limitera le refroidissement du sol et un enneigement estival protégera du rayonnement solaire. La végétation par sa nature et sa densité influe sur l'apport en eau et l'humidité du sol. Les caractéristiques de la surface du sol, comme l'orientation, la pente ou l'albédo, conditionnent les échanges radiatifs avec l'atmosphère. A altitude et conditions climatiques identiques, les différences spatiales peuvent atteindre plusieurs degrés. Enfin, les propriétés du sous-sol modifient directement le transport de

4. Mean Annual Air Temperature

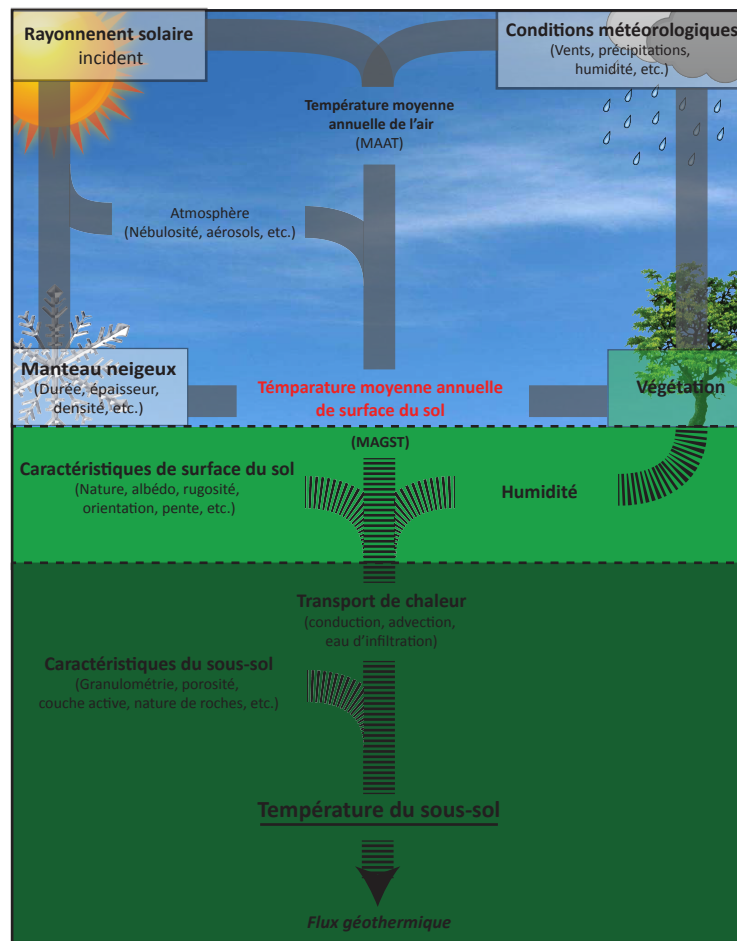


FIGURE 2.2 – Composantes du bilan énergétique influençant la température du sous-sol. Figure adaptée de Delaloye (2004).

chaleur par conduction via la nature des roches (cristallines ou sédimentaires) ou par advection (d'eau ou d'air) en fonction de la granulométrie, de la porosité et de l'épaisseur de la couche active (figure 2.2).

Selon son taux de recouvrement, on distingue différents types de pergélisol. Le pergélisol *continu* couvre de façon homogène plus de 80% du sous-sol. Le pergélisol *discontinu* couvre entre 10 et 80% du sous-sol, se forme dans des zones « thermiquement » abritées (versants sous le vent, forêts, etc.) et peut se diviser en deux catégories : le pergélisol *discontinu étendu*, d'une part, qui couvre entre 50 et 80% du sous-sol et peut contenir des « poches » non-gelées (ou *taliks*) ; et le pergélisol *sporadique*, d'autre part, qui couvre de façon éparse entre 10 et 50% du sous-sol et peut se trouver avec des températures de surface positives. Enfin le pergélisol *isolé* couvre seulement 0 à 10% du sous-sol par patches.

Dans la suite de mon étude, je ne différencierai que deux catégories de pergélisol : le pergélisol *continu* et le pergélisol *discontinu* regroupant les catégories *étendu*, *sporadique* et *isolé*.

2.2.3 Observations et données

Répartition du pergélisol actuel

Depuis 1983, l'IPA⁵ coordonne la plupart des travaux et recherches sur le pergélisol dans le but de rassembler les données mondiales actuelles. Avec la participation du FGDC⁶, l'IPA met à disposition une carte de la répartition locale du pergélisol actuel pour l'hémisphère nord, présentée en figure 2.3. Ces données proviennent d'abord de la compilation de plusieurs cartes par Heginbottom et Dubreuil (1993), Heginbottom *et al.* (1993) et Brown *et al.* (1997) (et références associées) définissant les limites de pergélisol entre 1960 et 1980 pour différentes régions de l'hémisphère nord. La carte finale a depuis été mise à jour par des observations géologiques de cryoturbations (phénomènes géomorphologiques affectant les couches superficielles du sol soumises au gel), des réseaux de forages et plus récemment des observations satellites de certaines propriétés des sols (e.g., température, humidité, etc.) par des mesures radiatives.

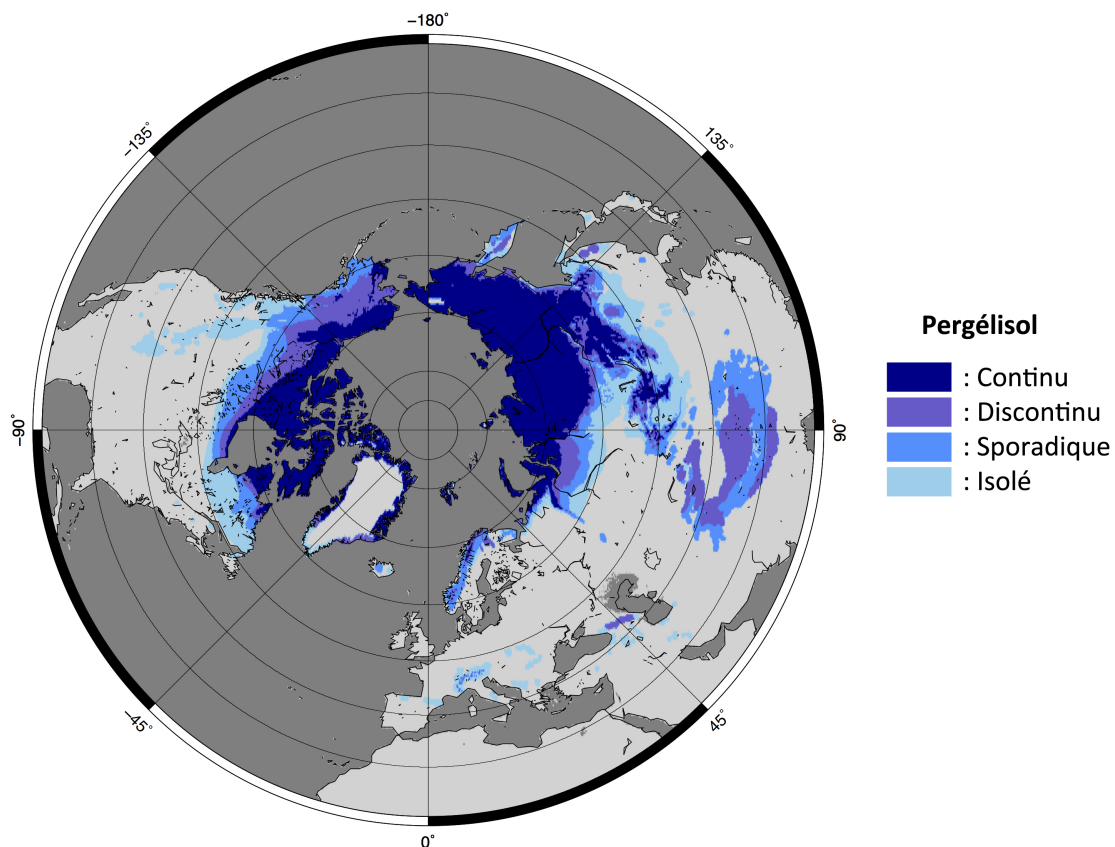


FIGURE 2.3 – Répartition actuelle du pergélisol, données de l'International Permafrost Association (IPA) (Heginbottom et Dubreuil, 1993; Heginbottom *et al.*, 1993; Brown *et al.*, 1997).

5. International Permafrost association

6. Frozen Ground Data Center

Répartition du pergélisol au Dernier Maximum Glaciaire

Au cours de cette période au climat très différent de l'actuel, le pergélisol atteignait des latitudes bien en-deçà du cercle polaire de l'hémisphère nord. Vandenberghe *et al.* (2012) ont rassemblé différentes cartes de l'extension du pergélisol datée du Dernier Maximum Glaciaire afin de reconstruire les limites de pergélisol de la figure 2.4 pour l'ensemble de l'Eurasie. Ces données s'appuient sur des observations strictement géologiques de déformations périglaciaires (Huijzer et Isarin, 1997) telles que d'anciennes traces de cryoturbations, des réseaux de contractions thermiques dans les roches ou les moraines témoins de l'extension maximum des glaciers.

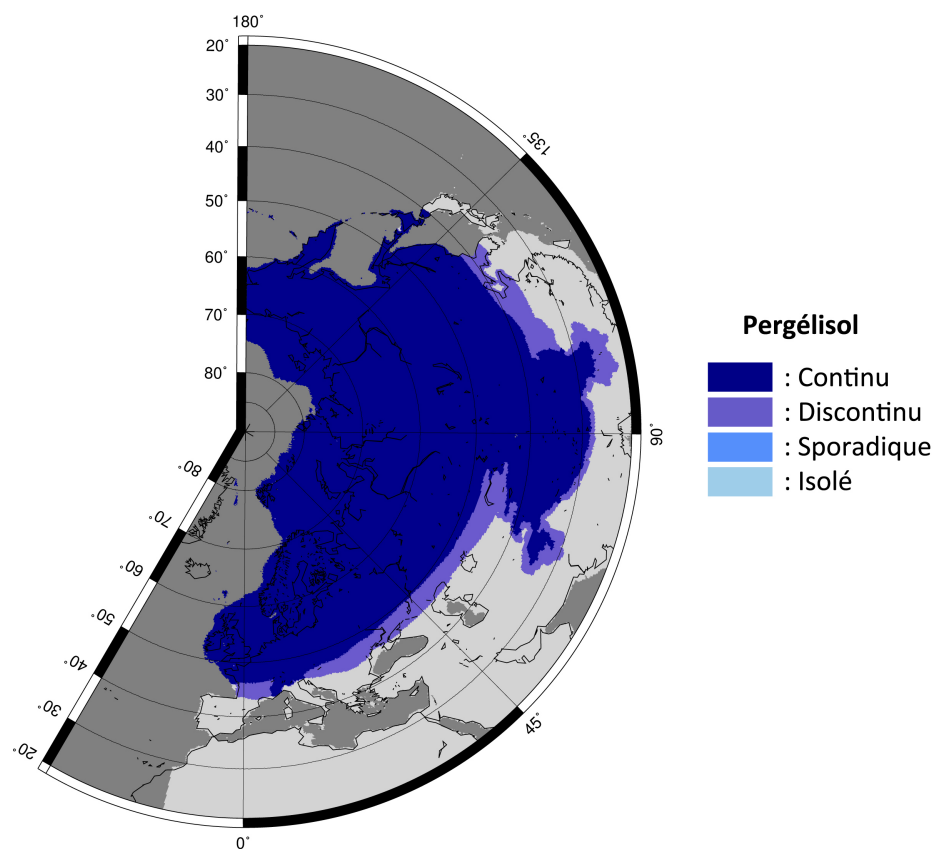


FIGURE 2.4 – Répartition du pergélisol au Dernier Maximum Glaciaire sur l'Eurasie, données de Vandenberghe *et al.* (2012).

2.3 Modélisation du pergélisol

La modélisation permet de reconstruire les extensions du pergélisol à différentes périodes de temps. Bien que les modèles climatiques soient fréquemment utilisés pour comprendre et anticiper les changements climatiques, la plupart ne représentent ni le pergélisol ni ses rétroactions sur le climat. Une première approche consiste à modifier et améliorer le calcul des surfaces terrestres

des modèles climatiques afin de simuler les propriétés du pergélisol. Koven *et al.* (2009) ajoutent au module de sol du modèle de végétation dynamique ORCHIDEE (Krinner *et al.*, 2005) une discrétisation verticale du carbone terrestre. Nicolsky *et al.* (2007) modifient le schéma du modèle de surface des sols CLM3 (Oleson *et al.*, 2004) permettant une représentation plus réaliste des températures des différents horizons du sol et de la dynamique de l'eau liquide.

Une alternative facile à mettre en œuvre consiste à directement dériver la répartition du pergélisol à partir de variables climatiques en utilisant des conditions simples. Nelson et Outcalt (1987) définissent un indice de froid relatif aux températures des jours de gel, pour cartographier le pergélisol. Plusieurs autres relations existent (Nechaev, 1981), mais les conditions communément admises et les plus utilisées en modélisation du climat (e.g., Alfano *et al.*, 2003; Roche *et al.*, 2007; Vandenberghe *et al.*, 2012) sont celles de Renssen et Vandenberghe (2003) à partir de la température de l'air à la surface :

- Un **pergélisol continu** correspond à une température moyenne annuelle de l'air (MAAT) inférieure à -8°C et une température moyenne du mois le plus froid (MCMAT⁷) inférieure à -20°C ;
- Un **pergélisol discontinu** correspond à une température moyenne annuelle de l'air (MAAT) comprise en -8 et -4°C .

Cependant toutes ces méthodes dépendent des champs à grande échelle des modèles climatiques qui ne permettent pas de rendre compte des processus locaux impliqués dans la formation ou le maintien du pergélisol. Combiner les modèles de climat régionaux (RCMs) avec l'une des approches ci-dessus permet d'obtenir une répartition du pergélisol à l'échelle régionale ou locale. Christensen et Kuhry (2000) appliquent l'indice de Nelson et Outcalt (1987) aux sorties d'un RCM sur le nord de la Russie et l'est de l'Europe. Stendel *et al.* (2007) utilisent un RCM pour forcer un modèle dynamique de pergélisol afin de tester l'impact local des différents scénarios du GIEC sur le pergélisol de l'est sibérien. Un modèle dynamique de pergélisol simule la physique et la dynamique complexe du pergélisol comme les interactions avec le manteau neigeux, le réseau hydrique ou les changements de phase de l'eau (Romanovsky *et al.*, 1997; Delisle, 1998; Sazonova et Romanovsky, 2003; Grenier *et al.*, 2012). Ces modèles, au même titre que les RCMs, nécessitent un temps de calcul non négligeable qui les rend inadaptés à l'échelle continentale. Ils sont davantage utilisés pour simuler le pergélisol de montagne (Guglielmin *et al.*, 2003) ou d'une région précise du globe (Delisle *et al.*, 2003; Marchenko *et al.*, 2008).

J'ai donc cherché une alternative efficace et moins coûteuse à ces différentes méthodes de modélisation du pergélisol. Je me suis pour cela tourné vers les approches statistiques.

2.4 Modélisation statistique du pergélisol à haute résolution

2.4.1 Downscaling avec un modèle additif généralisé

Généralités

En statistique, le modèle de régression linéaire fut inspiré par Galton (1886). Communément appelé *modèle linéaire*, il permet d'exprimer une variable aléatoire Y , dite variable « expliquée »

7. Mean Air Temperature of the Coldest Month

(ou *prédicteur*), linéairement en fonction d'une ou plusieurs variables X_n , dites variables « explicatives » (ou *prédicteurs*), selon la formule :

$$Y = \beta_0 + \sum_{n=1}^k \beta_n X_n + \epsilon, \quad (2.1)$$

où k est le nombre de prédicteurs, β_n les paramètres ou coefficients de régression à estimer, β_0 la constante de régression ou *intercept* et ϵ le résidu (ou bruit). Une hypothèse forte du modèle linéaire est que les résidus ϵ suivent une loi gaussienne ce qui implique une distribution normale de Y .

Afin d'accéder à un modèle plus souple, la classe des modèles linéaires généralisés (GLMs) a été développée par Nelder et Wedderburn (1972) et popularisée par McCullagh et Nelder (1989). Les GLMs étendent les propriétés du modèle linéaire (Eq. 2.1) en reliant l'espérance de la variable expliquée Y aux variables explicatives X_n par une fonction « lien » g :

$$g(E(Y)) = \beta_0 + \sum_{n=1}^k \beta_n X_n, \quad (2.2)$$

ou sous la forme :

$$E(Y_i) = g^{-1}\left(\beta_0 + \sum_{n=1}^k \beta_n X_n\right), \quad (2.3)$$

où $E(Y)$ désigne l'espérance de Y et g^{-1} la fonction inverse de g .

Cette fonction lien peut être n'importe quelle fonction, telle qu'une fonction inverse, logarithmique ou binomiale regroupant ainsi au sein des GLMs : le modèle de régression logistique, le modèle de Poisson, etc. Le modèle linéaire est également un cas particulier des GLMs où la fonction lien est une fonction identité (Eq. 2.1). De plus, dans le cas d'un GLM, la distribution de la variable expliquée Y n'est pas nécessairement normale ou continue.

Les modèles additifs généralisés (GAMs) sont une famille de modèles statistiques développés par Hastie et Tibshirani (1990) afin de fusionner les propriétés des GLMs avec celles des modèles additifs de Friedman et Stuetzle (1981). Les modèles additifs généralisent le principe de régressions multiples et peuvent se concevoir comme une somme de régressions, où chaque variable explicative X_n n'est plus associée à un coefficient de régression, mais à une fonction f_n non-spécifiée a priori. L'objectif des GAMs est de maximiser ainsi la qualité de la prédiction avec une plus grande flexibilité des relations statistiques entre le prédicteur Y et les prédicteurs X_n :

$$g(E(Y)) = \beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_n), \quad (2.4)$$

ou sous la forme :

$$E(Y) = g^{-1}\left(\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_n)\right), \quad (2.5)$$

avec f_n les fonctions paramétriques ou non à ajuster.

Le modèle développé par Vrac *et al.* (2007a)

Le modèle statistique de Vrac *et al.* (2007a) est un GAM défini par l'équation suivante :

$$E(Y_i|X_{n,n=1\dots k}) = \beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n}), \quad (2.6)$$

avec i le point de grille. Bien qu'un GAM (comme un GLM) n'impose aucune distribution à priori de la variable expliquée Y , le terme d'erreur ϵ est généralement supposé gaussien imposant une distribution normale de Y . La température satisfaisant généralement cette hypothèse, la fonction lien g est une fonction identité. Vrac *et al.* (2007a) définissent les fonctions f_n comme appartenant à la catégorie des splines. Une fonction spline est une fonction définie par « morceaux » par des polynômes. Pour limiter le nombre de paramètres à estimer, Vrac *et al.* (2007a) choisissent de définir chaque spline par quatre noeuds (i.e., trois intervalles) et des polynômes de degré trois. Ce choix se justifie par le nombre de paramètres que devra estimer le modèle pour caractériser chaque fonction : quatre noeuds (pour les trois intervalles) multiplié par 3 coefficients (pour les polynômes d'ordre trois). Tout au plus le modèle doit donc estimer 12 paramètres pour chaque spline. Ce nombre peut être réduit par des contraintes de continuité aux différents noeuds des splines. Ceci assure un modèle statistique ni trop simple ni trop complexe (i.e., avec un nombre de paramètres ou de « degrés de liberté » trop important).

Tout modèle statistique s'exécute en deux temps : la phase de calibration et la phase de projection.

La calibration consiste à estimer les paramètres du modèle statistique : dans notre cas, il s'agit de construire les splines à partir d'observations actuelles locales (le prédictant) et de variables à grande échelle issues des modèles climatiques (les prédicteurs). GAM a largement été utilisé et testé en météorologie sur des séries temporelles classiques de températures. Vrac *et al.* (2007a) appliquent pour la première fois ses propriétés à une climatologie, c'est-à-dire des données météorologiques moyennées sur plusieurs décennies. Ils obtiennent ainsi directement un « climat » downscalé. Le modèle GAM développé par Vrac *et al.* (2007a) est valable pour l'Europe de l'Ouest.

Nous ferons l'hypothèse ici que le pergélisol dépend uniquement des températures de l'air à la surface. Avec GAM, l'objectif est d'obtenir des températures à haute résolution pour pouvoir dériver un pergélisol local. Pour ce faire, j'ai choisi d'appliquer les conditions de Renssen et Vandenberghé (2003) (décrites en section 2.3) aux températures issues du downscaling. Cette procédure est schématisée par la partie haute de la figure 2.5.

Pour effectuer un downscaling des températures, Vrac *et al.* (2007a) utilisent la climatologie de températures à haute résolution du CRU⁸ comme prédictant. Ces données correspondent à des moyennes mensuelles de relevés météorologiques entre 1961 et 1990. Ces relevés ont d'abord fait l'objet d'une procédure de contrôle visant à homogénéiser les données provenant des différentes stations et à corriger les valeurs aberrantes (New *et al.*, 1999, 2000). Ils ont ensuite été interpolés sur une grille régulière à 10' de résolution (i.e., $1/6$ de degré en longitude et latitude) qui définit la résolution finale de notre downscaling. En chaque point de grille nous obtenons alors 12 moyennes

8. Climate Research Unit

mensuelles de température.

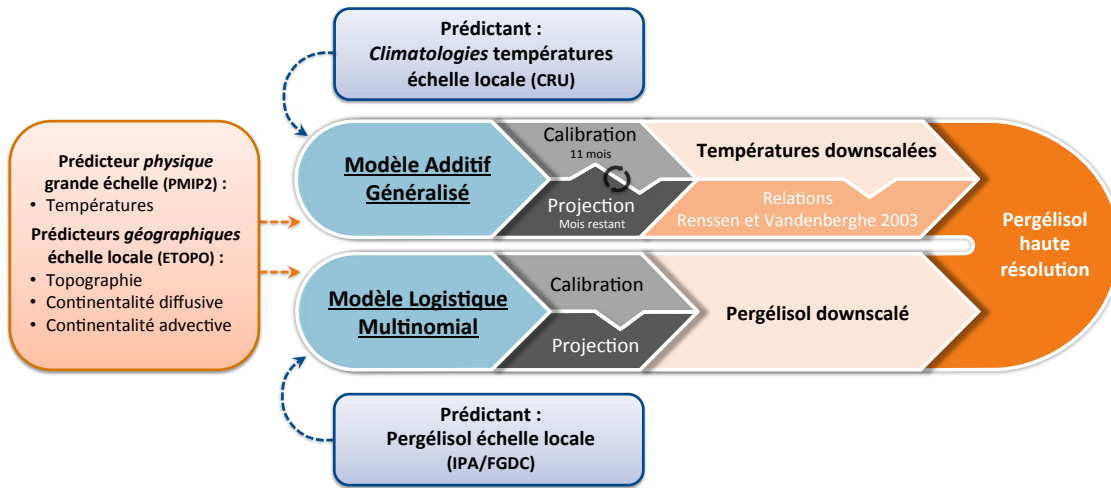


FIGURE 2.5 – Schéma des deux méthodes de downscaling statistique du pergélisol.

Vrac *et al.* (2007a) utilisent ensuite deux catégories de prédicteurs : des prédicteurs dits « physiques » directement extraits des sorties de différents modèles climatiques de la base PMIP2, et des prédicteurs « géographiques » (ou « physico-géographiques ») qui intègrent à la fois des champs climatiques à grande échelle issus des modèles et une information topographique locale. L'objectif est de rendre compte de phénomènes climatiques reliant à la fois des composantes physiques du système et la géographie à une résolution beaucoup plus élevée que celle utilisée dans les modèles climatiques. C'est le modèle statistique qui estime ensuite ces relations. Parmi un ensemble de variables pré-sélectionnées, Vrac *et al.* (2007a) ne retiennent que les quatre prédicteurs décrits ci-dessous, minimisant le critère d'information bayésien (BIC) détaillé en annexe A. Cet indice assure un équilibre entre une bonne représentation des données par le modèle et le risque de sur-apprentissage ou sur-ajustement (en anglais « overfitting »). En situation de sur-apprentissage, le modèle statistique comporte un nombre de paramètres (ou degrés de liberté) trop important par rapport au nombre d'observations conduisant à une diminution de sa qualité prédictive. Le modèle aura de la peine à généraliser la relation sous-jacente entre les données et les prédicteurs.

La température de l'air à la surface est le seul prédicteur physique. Elle provient directement des simulations pré-industrielles et du Dernier Maximum Glaciaire des différents modèles climatiques de la base PMIP2, en considérant le niveau de plus haute pression atmosphérique (i.e., à la surface). Compte-tenu des différentes résolutions entre CRU ($0,16^\circ \times 0,16^\circ$) et les modèles PMIP2 (plusieurs degrés en longitude et latitude), une cellule d'un modèle PMIP2 correspond à plusieurs mailles de la grille CRU. Plusieurs valeurs de la température locale CRU (Y dans l'équation 2.6) sont liées à une seule et même valeur des différents prédicteurs X_n . Afin d'apporter une certaine variabilité spatiale à ces prédicteurs, les variables à grande échelle des modèles PMIP2, dont la température, sont au préalable bilinéairement interpolées à la résolution CRU. Ainsi chaque température CRU se verra attribuer une valeur correspondante pour chaque prédicteur X_n . De plus,

les simulations pré-industrielles PMIP2 ne correspondent pas à la période 1961-1990 de CRU, notamment en terme de concentration en CO₂. Pour prendre en compte cet effet et obtenir une calibration pertinente, nous ajoutons en chaque point de grille du modèle la différence de températures moyennes globales entre la simulation pré-industrielle et CRU (Levavasseur *et al.*, 2011).

La topographie est le premier prédicteur géographique. La topographie actuelle est issue de la base ETOPO⁹ disponible à la résolution CRU. Pour la période du Dernier Maximum Glaciaire, il n'existe pas de base de données topographiques à une telle résolution. Nous avons donc reconstruit une topographie glaciaire locale en ajoutant en chaque point de grille de la base ETOPO la différence d'élévation entre une orographie glaciaire et actuelle toutes deux simulées par le modèle de calotte GRISLI (Peyaud *et al.*, 2007). Ce modèle permet de prendre en compte l'élévation due aux calottes en place au Dernier Maximum Glaciaire ainsi que le changement de niveau marin associé et la subsidence qu'elles génèrent sur le socle continental.

Outre la topographie, la proximité de la mer peut également induire un climat local plus doux et plus humide. Pour tenir compte de cet effet, nous construisons deux indices de continentalité, dont le calcul est détaillé en annexe B. Ces indices témoignent des effets côtiers et d'assèchement des masses d'air. Ces deux types de continentalités correspondent à différents types de circulations liées aux vents qui jouent à diverses échelles spatiales et ayant de multiples effets sur le climat.

La continentalité diffusive est un indice calculé à partir de la topographie, compris en 0 et 100% qui représente la distance à la mer ou à l'océan la plus courte. Cet indice peut s'interpréter comme l'influence de la circulation atmosphérique côtière sur la température. Un point de grille proche de la côte correspondant à une masse d'air maritime obtiendra une continentalité diffusive proche de 1. A l'inverse, un point éloigné à l'intérieur du continent correspondant à une masse d'air purement continentale aura une continentalité diffusive proche de 0.

La continentalité advective est similaire à la continentalité diffusive mais combine les effets du vent à grande échelle à la topographie. Elle représente la continentalisation des masses d'air, modulée par l'intensité et la direction du vent simulé par les modèles PMIP2. Une masse d'air devient progressivement continentale au fur et à mesure de son voyage au dessus des continents, influençant également la température. Cet indice peut s'interpréter comme le transport de vapeur d'eau et de chaleur des océans vers les continents.

La seconde étape du downscaling statistique est la projection. Elle permet d'obtenir des températures à haute résolution en utilisant uniquement les prédicteurs caractérisant les différentes périodes et les relations statistiques (splines) précédemment établies. Notons que pour être évalué dans de bonnes conditions un modèle statistique doit, dans la mesure du possible, être calibré sur des données indépendantes de celle utilisées pour la projection. Contrairement à une série temporelle classique, une calibration sur l'ensemble de la climatologie actuelle (i.e., les 12 mois, ou calibration annuelle) ne satisfait pas cette condition puisque l'ensemble des valeurs des prédicteurs est utilisé à la fois pour la calibration et la projection. Pour éviter ce biais, nous exécutons une validation croisée (en anglais « cross-validation ») qui consiste en une calibration sur 11 mois et

9. base donnée établie et fournie par le National Geophysical Data Center, National Oceanic and Atmospheric Administration, U.S. Department of Commerce, disponible à l'adresse <http://www.ngdc.noaa.gov/>.

une projection sur le douzième mois restant. Par une rotation de cette procédure (figure 2.5), nous sommes en mesure de reconstruire une climatologie à l'échelle locale pour la période actuelle. Cette procédure est inutile pour une projection sur un climat différent comme le Dernier Maximum Glaciaire car dans ce cas, calibration et projection utilisent deux jeux de prédicteurs indépendants.

2.4.2 Modélisation avec un modèle logistique multinomial

Ma seconde approche consiste à ne plus modéliser l'espérance des températures mais directement la probabilité d'obtenir en chaque point de grille un pergélisol continu, discontinu ou absent. Les modèles logistiques sont un cas particulier des GAMs (Eq 2.4, et donc des GLMs, Eq. 2.2), adaptés à ce type de variables nominales, discontinues ou catégorielles, car ils prennent pour fonction lien g une fonction de type *logit*. Dans le cas binomial (i.e., avec deux catégories A et B du prédicteur Y) celle-ci s'écrit :

$$g(P(Y_i = A)) = \text{logit}(P(Y_i = A)) = \log \left(\frac{P(Y_i = A)}{P(Y_i = B)} \right) = \log \left(\frac{P(Y_i = A)}{1 - P(Y_i = A)} \right), \quad (2.7)$$

d'où l'expression du GAM logistique :

$$\log \left(\frac{P(Y_i = A)}{P(Y_i = B)} \right) = \beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n}) \quad (2.8)$$

où f_n sont les fonctions splines à estimer et associées à chaque prédicteurs X_n , k est le nombre de prédicteurs et i représente le point de grille.

Pour retrouver la probabilité d'obtenir la catégorie A , il faut d'abord prendre l'exponentielle de la relation estimée par le GAM logistique :

$$\frac{P(Y_i = A)}{P(Y_i = B)} = e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})} \quad (2.9)$$

$$\frac{P(Y_i = A)}{P(Y_i = B)} = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})}} \times (1 + e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})}) \quad (2.10)$$

$$(2.11)$$

Si l'on considère qu'il n'y a pas d'autres catégories, on peut poser :

$$P(Y_i = A) = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})}} \quad (2.12)$$

$$P(Y_i = B) = \frac{1}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})}} \quad (2.13)$$

On retrouve alors la condition :

$$P(Y_i = B) = 1 - \frac{e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n})}} \quad (2.14)$$

$$P(Y_i = B) = 1 - P(Y_i = A) \quad (2.15)$$

La relation estimée par le GAM logistique permet d'obtenir la probabilité d'une des catégories de Y . La seconde en est déduite par la condition binomiale $P(Y_i = A) + P(Y_i = B) = 1$. Un GAM logistique *multinomial* consiste alors en une combinaison de GAM logistiques binomiaux entre deux alternatives du prédicteur. Ce processus implique de désigner de façon implicite une catégorie de référence qui servira pour toutes les combinaisons binaires possibles à partir des autres catégories : on parle de niveau de référence ou de variable muette. Pour trois catégories A , B et C par exemple (avec C comme catégorie de référence) :

$$\log \left(\frac{P(Y_i = A)}{P(Y_i = C)} \right) = \beta_{0,A} + \sum_{n=1}^k f_{n,A}(X_{i,n}) \quad (2.16)$$

$$\log \left(\frac{P(Y_i = B)}{P(Y_i = C)} \right) = \beta_{0,B} + \sum_{n=1}^k f_{n,B}(X_{i,n}) \quad (2.17)$$

$$\log \left(\frac{P(Y_i = C)}{P(Y_i = C)} \right) = 0 \quad (2.18)$$

Si l'on considère m catégories (celle de référence r comprise), seules $m-1$ relations seront estimées par le GAM logistique, correspondant aux $m-1$ combinaisons possibles entre les différentes catégories du prédicteur et la catégorie de référence. Par construction, la probabilité de la catégorie de référence est déduite de la somme des probabilités qui doit être égale à 1 en chaque point de grille soit $\sum_{j=1}^m P(Y_i = j) = 1$. De façon générale l'équation d'un GAM logistique multinomial s'écrit :

$$\log \left(\frac{P(Y_i = j)}{P(Y_i = r)} \right) = \beta_{0,j} + \sum_{n=1}^k f_{n,j}(X_{i,n}) \quad (2.19)$$

avec $P(Y_i = j)$ la probabilité d'occurrence de la $j^{\text{ème}}$ catégorie, $P(Y_i = r)$ la probabilité d'occurrence de la catégorie de référence r , $f_{n,j}$ sont les fonctions splines à estimer pour chaque prédicteur n et chaque catégorie j . Pour estimer les splines un GAM logistique utilise un algorithme de maximisation de la *vraisemblance*.

Concrètement, cette approche équivaut à modéliser statistiquement la relation « pergélisol-climat » alors qu'elle est définie et fixée par les conditions de Renssen et Vandenberghe (2003) dans la première méthode. Pour ce faire, le GAM logistique est directement calibré à partir des données de pergélisol de l'IPA/FGDC (section 2.2.3) et des mêmes prédicteurs physico-géographiques que la première méthode de façon à effectuer une comparaison pertinente. Afin d'obtenir une répartition du pergélisol, nous avons sélectionné pour chaque point de grille la catégorie présentant la plus forte probabilité d'occurrence. La figure 2.5 montre les différences entre ces deux méthodes avec en partie basse la procédure pour le GAM logistique.

2.4.3 Deux philosophies différentes

Afin d'illustrer les deux philosophies des méthodes statistiques employées ici, nous pouvons comparer dans un cas simple les conditions « pergélisol-températures » fixées par Renssen et Vandenberghe (2003) d'une part et modélisées par le GAM logistique d'autre part, à partir des températures CRU. Ces conditions peuvent être visualisées sous forme de probabilités dans la figure 2.6.

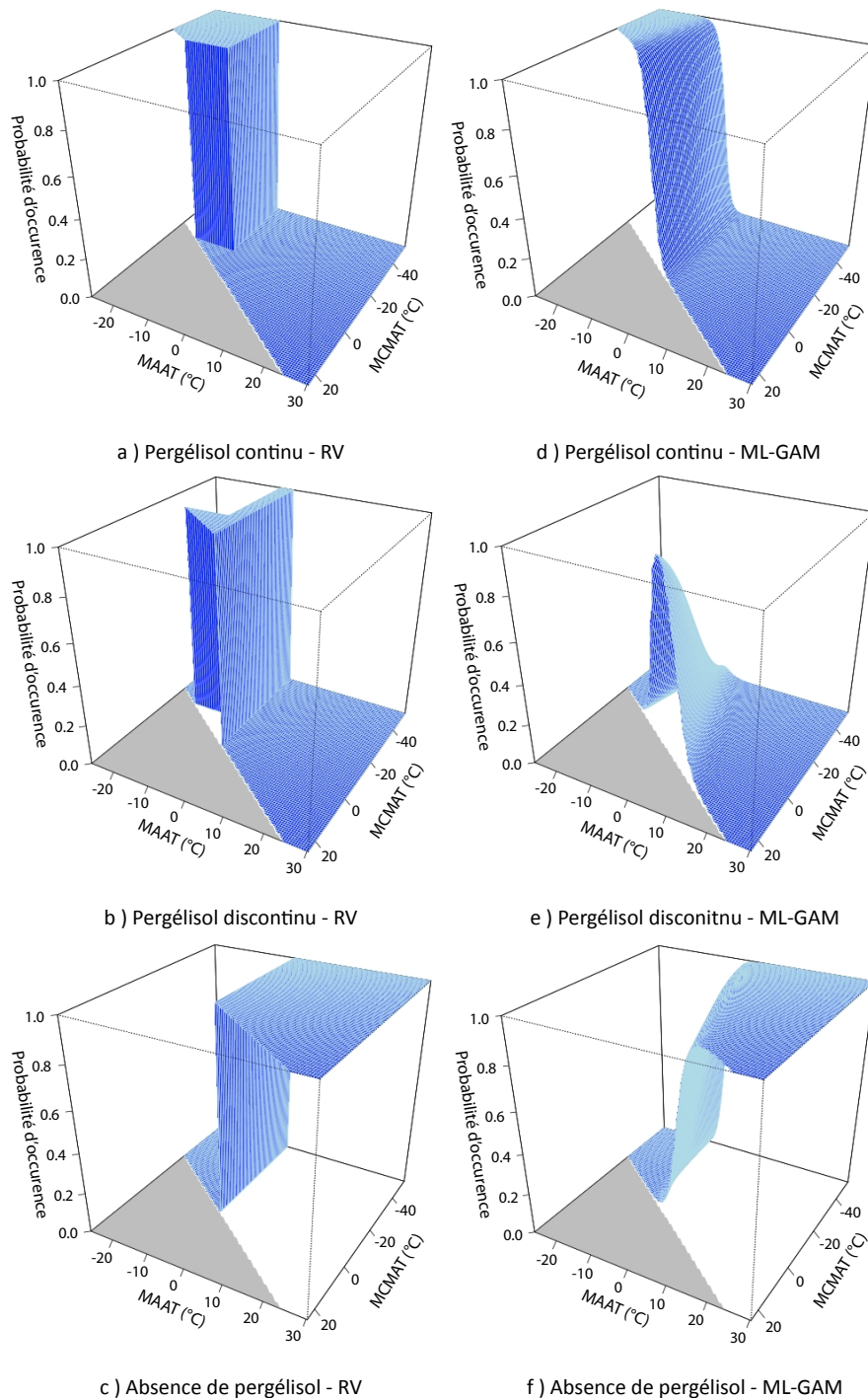


FIGURE 2.6 – Probabilités d’occurrence du pergélisol calculées à partir des températures CRU moyennes annuelles et moyennes du mois le plus froid. A gauche, les graphiques (a) à (c) correspondent aux conditions fixes de Renssen et Vandenberghe (2003) (combinaison d’isothermes) utilisées avec GAM. A droite les graphiques (d) à (f) montrent la relation estimée par le GAM logistique multinomial entre chaque catégorie de pergélisol et les variables CRU. La zone grisée correspond à des cellules mathématiquement impossibles (i.e., lorsque la température moyenne annuelle est plus basse que la température du mois le plus froid).

Sur la partie gauche de la figure sont représentées de façon probabiliste les conditions de Renssen et Vandenberghe (2003) qui peuvent s'exprimer sous forme de probabilités conditionnelles :

$$P(\text{Pergélisol} = \text{Continu} \mid MAAT \leq -8^{\circ}\text{C} \ \& \ MCMAT \leq -20^{\circ}\text{C}) = 1 \quad (2.20)$$

$$P(\text{Pergélisol} = \text{Discontinu} \mid -8^{\circ}\text{C} \leq MAAT \leq -4^{\circ}\text{C}) = 1 \quad (2.21)$$

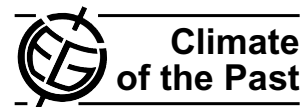
$$P(\text{Pergélisol} = \text{Absent} \mid MAAT \geq -4^{\circ}\text{C}) = 1 \quad (2.22)$$

Parallèlement, la partie droite de la figure montre les relations « pergélisol-températures » équivalentes modélisées par le GAM logistique, en ne tenant compte que des températures moyennes annuelles (MAAT) et du mois le plus froid (MCMAT) utilisées par Renssen et Vandenberghe (2003). Ainsi chaque graphique de gauche est directement comparable à son homologue de droite. Les relations « pergélisol-températures » modélisées par le GAM logistique apparaissent plus « lisses » avec des probabilités continues entre 0 et 1. Cette continuité est impossible dans le cas des isothermes fixées par Renssen et Vandenberghe (2003). Cependant, les ressemblances entre les graphiques de gauche et de droite montrent réciproquement la cohérence des deux méthodes. Le fait que le GAM logistique modélise des relations de façon indépendante et optimisée proches de celles définies empiriquement par Renssen et Vandenberghe (2003), témoigne à la fois de la pertinence des isothermes choisies par Renssen et Vandenberghe (2003) et de la capacité du GAM logistique à modéliser des relations « pergélisol-climat » cohérentes.

2.5 Article Levavasseur *et al.* (2011)

Nous présentons les résultats de la modélisation statistique du pergélisol, en incluant les deux méthodes précédemment décrites, sous la forme d'un article publié dans le journal *Climate of the Past*. J'y présente les répartitions du pergélisol obtenues à haute résolution sur l'ensemble de l'Eurasie pour les périodes pré-industrielle et du Dernier Maximum Glaciaire.

Clim. Past, 7, 1225–1246, 2011
www.clim-past.net/7/1225/2011/
doi:10.5194/cp-7-1225-2011
© Author(s) 2011. CC Attribution 3.0 License.



Present and LGM permafrost from climate simulations: contribution of statistical downscaling

G. Levavasseur¹, M. Vrac¹, D. M. Roche^{1,2}, D. Paillard¹, A. Martin¹, and J. Vandenberghe²

¹Laboratoire des Sciences du Climat et de L'Environnement (LSCE), UMR8212, IPSL – CEA/CNRS-INSU/UVSQ, Centre d'étude de Saclay, Orme des Merisiers, 91191 Gif-sur-Yvette, France

²Section Climate Change and Landscape Dynamics, Department of Earth Sciences, Faculty of Earth and Life Sciences, VU University Amsterdam, de Boelelaan 1085, 1081 HV Amsterdam, The Netherlands

Received: 4 May 2011 – Published in Clim. Past Discuss.: 25 May 2011

Revised: 7 October 2011 – Accepted: 7 October 2011 – Published: 16 November 2011

Abstract. We quantify the agreement between permafrost distributions from PMIP2 (Paleoclimate Modeling Intercomparison Project) climate models and permafrost data. We evaluate the ability of several climate models to represent permafrost and assess the variability between their results.

Studying a heterogeneous variable such as permafrost implies conducting analysis at a smaller spatial scale compared with climate models resolution. Our approach consists of applying statistical downscaling methods (SDMs) on large- or regional-scale atmospheric variables provided by climate models, leading to local-scale permafrost modelling. Among the SDMs, we first choose a transfer function approach based on Generalized Additive Models (GAMs) to produce high-resolution climatology of air temperature at the surface. Then we define permafrost distribution over Eurasia by air temperature conditions. In a first validation step on present climate (CTRL period), this method shows some limitations with non-systematic improvements in comparison with the large-scale fields.

So, we develop an alternative method of statistical downscaling based on a Multinomial Logistic GAM (ML-GAM), which directly predicts the occurrence probabilities of local-scale permafrost. The obtained permafrost distributions appear in a better agreement with CTRL data. In average for the nine PMIP2 models, we measure a global agreement with CTRL permafrost data that is better when using ML-GAM than when applying the GAM method with air

temperature conditions. In both cases, the provided local information reduces the variability between climate models results. This also confirms that a simple relationship between permafrost and the air temperature only is not always sufficient to represent local-scale permafrost.

Finally, we apply each method on a very different climate, the Last Glacial Maximum (LGM) time period, in order to quantify the ability of climate models to represent LGM permafrost. The prediction of the SDMs (GAM and ML-GAM) is not significantly in better agreement with LGM permafrost data than large-scale fields. At the LGM, both methods do not reduce the variability between climate models results. We show that LGM permafrost distribution from climate models strongly depends on large-scale air temperature at the surface. LGM simulations from climate models lead to larger differences with LGM data than in the CTRL period. These differences reduce the contribution of downscaling.

1 Introduction

Permafrost reacts to climate change (Harris *et al.*, 2009) with critical feedbacks (Khvorostyanov *et al.*, 2008; Tarnocai *et al.*, 2009), especially on carbon storage and greenhouse gases emissions (Zimov *et al.*, 2006; Beer, 2008). This issue becomes an important subject of interest for the future, especially in Arctic regions (Stendel and Christensen, 2002; Zhang *et al.*, 2008). Through these feedback processes, the permafrost will likely play a significant role in climate and in climate models responses to global change. Three main approaches exist to modelling permafrost:



Correspondence to: G. Levavasseur
(guillaume.levavasseur@lsce.ipsl.fr)

- Some land-models simulate permafrost properties (Nicolsky et al., 2007; Koven et al., 2009) only from climate data; but permafrost representation partly depends on the resolution of climate models, which cannot reflect the local-scale physical processes involved.
- A dynamical model of permafrost can be forced by climate conditions and computes the complex permafrost physics and dynamics (Romanovsky et al., 1997) as the interactions with snow cover or hydrological network (Delisle et al., 2003). This method is mainly used to study mountain permafrost (Guglielmin et al., 2003) or to focus on a small region (Marchenko et al., 2008) because it needs large computing time and local-scale data about soil properties (vegetation, lithology, geology, etc.).
- Near-surface permafrost can be derived from climatic variables using simple conditions as in Anisimov and Nelson (1997) or Renssen and Vandenberghe (2003).

For simplicity, we first assume that permafrost depends solely on air temperature at the surface (or temperature at 2 m above ground and hereafter referred to as “temperature”) with the relationship from Renssen and Vandenberghe (2003), presented in Sect. 2 with the used permafrost databases. Applying these temperature conditions, we are able to extract a permafrost index from climate models outputs. In this article, we will assign the name “climate model” indifferently to GCMs (Global Circulation Models) or EMICs (Earth System Models of Intermediate Complexity). In order to be able to simulate long time periods, the equations of atmospheric or oceanic dynamics are solved on coarse spatial grids. Coarse scales cannot reflect the atmospheric local evolutions. Permafrost is an heterogeneous variable related to local-scale climate. Hence, downscaling methods, bringing local-scale information, are useful to compare permafrost data with global or regional results from climate models. Moreover, coarse resolutions generate a strong variability from one model to another; for example, with state-of-the-art climate models, the predictions of mean temperature change for the next century range from 1.4 to 3.8 °C for B2 scenario (Meehl et al., 2007). Downscaling could also reduce the variability between climate models results (or the inter-models variability), especially at CTRL period. Indeed, downscaling defines a model to reproduce calibration data. Hence, different CTRL simulations associated with different downscaling models will both be close to calibration data, reducing the differences between several downscaled climate models.

Downscaling is the action of generating climate variables or characteristics at the local scale as a numerical zoom applied to climate models. On one hand, Regional Climate Models (RCMs) represent the physical approach. They have a higher spatial resolution than climate models and can compute some sub-scale atmospheric processes, parameterized

in climate models. RCMs are often used in permafrost studies. Stendel et al. (2007) combined a RCM driven by global climate outputs with a dynamical model of permafrost to bridge the gap between GCMs and local-scale permafrost data. Christensen and Kuhry (2000) derived permafrost from RCM simulation using the “frost index” described originally by Nelson and Outcalt (1987). However, Salzmann et al. (2007) emphasized the need to use different RCMs to reduce uncertainties and to perform sensitivity studies. Nevertheless, RCMs are computationally very expensive. On the other hand, the statistical downscaling methods (SDMs) are less resource-intensive and represent an alternative to quickly obtain high-resolution fields from several different climate models. Such an approach consists of using statistical relationships between large-scale variables and the local-scale variable of interest. For instance, in permafrost context, Anisimov et al. (2002) used a stochastic model to map the thickness of the soil layer with annual freezing and thawing (the “active-layer”). Among the many existing SDMs, like “weather generators” (Wilby et al., 1998; Wilks, 1999) or “weather typing” (Zorita and von Storch, 1999; Vrac and Naveau, 2007) methods, we choose in Sect. 3 to directly model these relationships by transfer functions (Huth, 2002; Vrac et al., 2007a). To obtain a high-resolution permafrost index, we apply the conditions from Renssen and Vandenberghe (2003) on downscaled temperatures using a Generalized Additive Model (GAM – Vrac et al., 2007a; Martin et al., 2011), allowing to quantify the agreement between simulated high-resolution permafrost and local-scale permafrost data. GAM is suitable for continuous variable such as temperature. Studying permafrost, we are dealing with discrete variable; hence, we need relationships between temperature and permafrost. So, we develop in Sect. 4 an alternative SDM based on a Multinomial Logistic GAM (ML-GAM) that models directly the relationship between local-scale permafrost and global-scale variables. In climatology, logistic models are often employed to predict wet or dry day sequences (Buishand et al., 2003; Vrac et al., 2007b; Fealy and Sweeney, 2007) or vegetation types distribution (Calef et al., 2005). Logistic models were also used in the context of periglacial landforms prediction by Lewkowicz and Ednie (2004) or more recently by Brenning (2009). In our case, ML-GAM produces a relationship between several continuous variables and the occurrence probabilities of each permafrost category. Applying logistic models on a large region as the Eurasian continent allow us to build a global/generic relationship between permafrost and several factors. For both approaches, a strong hypothesis is to consider the climate as a steady-state and to assume that the near-surface permafrost (hereafter referred to as “permafrost”) is in “pseudo-equilibrium” with it.

Also, climate modelling needs to determine the ability of climate models in simulating past climates in comparison with data. In paleoclimatology, discrepancies appear between large-scale climate models and data-proxies, the

latter being intimately related to their close paleoenvironment (Gladstone *et al.*, 2005; Ramstein *et al.*, 2007; Otto-Bliesner *et al.*, 2009). Downscaling may reduce these differences between climate models and data. Furthermore, an important exercise is to evaluate the ability of the two statistical models to represent the permafrost distribution of a very different climate. An application of these methods to the Last Glacial Maximum (LGM) is discussed in Sect. 5. We work with a representative set of climate models from the Paleoclimate Modeling Intercomparison Project (PMIP2) (Braconnot *et al.*, 2007a,b), which provides climate simulations for the preindustrial and LGM time periods.

2 Permafrost: definition and data

Permafrost is defined as ground permanently at or below 0 °C for two or more consecutive years (French, 2007). To validate the statistical models for the control period (CTRL, hereafter referred to as “present”), we use geocryological observations reviewed and grouped into one circum-arctic permafrost map by the International Permafrost Association (IPA) and the Frozen Ground Data Center (FGDC) (Brown *et al.*, 1997). Most of compiled permafrost CTRL data are observations between 1960 and 1980 drawn on different maps with different scales by several authors, e.g. Heginbottom *et al.* (1993) and references therein. In a similar way, LGM permafrost data correspond to a recent map of permafrost extent maximum in Europe and Asia around 21 ky BP, combining different geological observations from different maps as described in Vandenberghe *et al.* (2008, 2011). The combined LGM maps are not always distinctive in describing the permafrost categories, which could have different definitions depending on the authors. Moreover, the age of LGM permafrost indicators is often not precisely defined. Consequently, it is difficult to judge the accuracy of the final maps and we keep in mind these restrictions in our interpretation. Both datasets describe the spatial distribution of two main types of permafrost (French, 2007):

- Continuous permafrost is a permanently frozen ground that covers more than 80 % of the sub-soil.
- Discontinuous permafrost covers between 30 % and 80 % of sub-soil. The permanently frozen ground forms in sheltered spots, with possible pockets of unfrozen ground.

Consequently, our region of interest corresponds to the Eurasian continent with the Greenland ice-sheet approximately from 65° W to 175° E and from 20° N to 85° N (see Fig. 1). We consider the Greenland ice-sheet in order to calibrate the statistical model with the widest possible present temperature range for a downscaling in the LGM climate. Nevertheless, for permafrost representation we mask the ice-sheets (Greenland and Fennoscandia for LGM), as the presence of permafrost under an ice-sheet is not obvious and is

currently debated. Moreover, since our estimate is based on temperature there is no reason why the permafrost under the ice-sheet shall be mainly driven by air temperature above the ice-sheet.

3 Downscaling with a Generalized Additive Model (GAM)

To simulate a discrete variable such as permafrost, we first decide to downscale the temperatures from different climate models with the same approach by GAM as Vrac *et al.* (2007b) and Martin *et al.* (2011). Then we deduce permafrost from the downscaled temperatures using a simple relationship between permafrost and temperature. This methodology is illustrated in Fig. 2 (left half).

3.1 Temperature data and permafrost relationship

To calibrate a GAM, we need observations. The high-resolution data used for the downscaling scheme are the gridded temperature climatology from the Climate Research Unit (CRU) database (New *et al.*, 2002). For each grid-point the dataset counts twelve monthly means (from 1961 to 1990) at a regular spatial resolution of 10' (i.e. 1/6 degree in longitude and latitude) corresponding to the downscaling resolution. Although the CRU climatology corresponds to the period of the permafrost observations, the overall permafrost system is not in equilibrium with present climate. However, in the following we will consider the climate as the steady-state and assume that near-surface permafrost is in rough equilibrium with it.

In order to obtain the permafrost limits from the downscaled temperatures, we derive a high-resolution permafrost index according to the assumption that permafrost depends solely on temperature. Several relationships exist in literature (e.g. Nechaev, 1981; Huijzer and Isarin, 1997); the most employed in climate modelling are the following conditions from Renssen and Vandenberghe (2003) (explicitly described in Vandenberghe *et al.*, 2004), which we will use and assign the name “RV”:

- Continuous permafrost: Annual mean temperature ≤ -8 °C and Coldest month mean temperature ≤ -20 °C.
- Discontinuous permafrost: -8 °C \leq Annual mean temperature ≤ -4 °C.

To check the consistency of this assumption of permafrost being only related to temperature, Fig. 1 compares the permafrost distribution obtained by applying these temperature conditions on CRU climatology, with the permafrost index from IPA/FGDC. The similarities between both representations are obvious and show a consistent relationship between the two variables. Some differences exist in high mountain regions for the category or presence of permafrost. Indeed, even if this isotherms combination is calibrated on

1228

G. Levavasseur et al.: Statistical downscaling applied to permafrost distribution

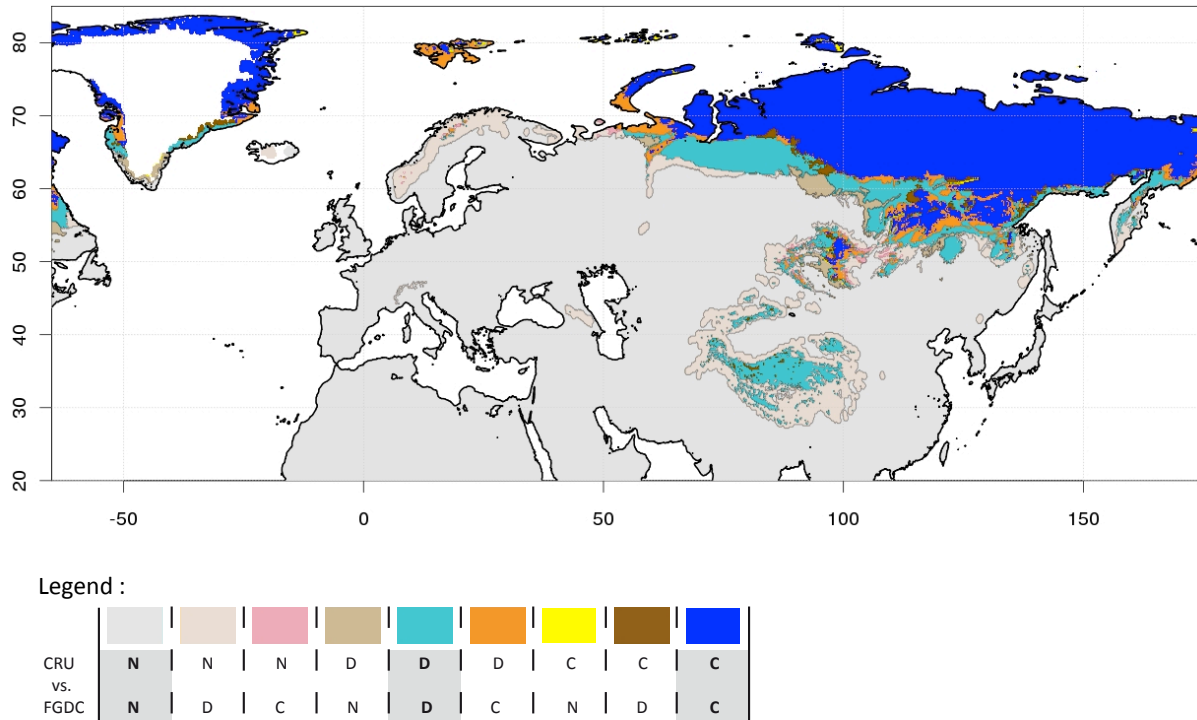


Fig. 1. Permafrost comparison between CRU temperature climatology with the Renssen and Vandenberghe (2003) conditions and the IPA/FGDC permafrost index. In the legend panel, “N” corresponds to “No permafrost”, “D” to “Discontinuous permafrost” and “C” to “Continuous permafrost”. The highlighted categories with bold letters shows the agreement between both datasets.

the present climate, the temperature is not the only criterion to model permafrost: for example, snow cover, soil and vegetation types have key roles for mountain permafrost (Guglielmin et al., 2003; French, 2007). Nevertheless, to a first order, deriving permafrost from temperature will be the base assumption of this study.

3.2 Generalized Additive Model

We first use a statistical model applied by Vrac et al. (2007a) to downscale climatological variables and based on the Generalized Additive Models (GAMs) as precisely studied in this context by Martin et al. (2011). GAM models statistical relationships between local-scale observations (called *predictand*) and large-scale variables (called *predictors*), generally from fields of climate models. The large-scale predictors will be described in Sect. 3.2.1.

More precisely, this kind of statistical model represents the expectation of the explained variable Y (the predictand, temperature in our case) by a sum of nonlinear functions (f), conditionally on the predictors X (Hastie and Tibshirani, 1990):

$$E(Y_i|X_{k,k=1\dots n}) = \beta_0 + \sum_{k=1}^n f_k(X_{i,k}) + \epsilon, \quad (1)$$

where ϵ is the residual or error, β_0 is the intercept, k is the k^{th} predictor and n is the number of predictors and i is the grid-cell. To use GAM, we need to define the distribution family of the explained variable. For simplicity, we assume that temperature has a Gaussian distribution, which implies a zero-mean Gaussian error ϵ (Hastie and Tibshirani, 1990). Then, we define the nonlinear functions as cubic regression splines (piecewise by third degree polynomials). Finally any SDM needs a calibration/projection procedure. The calibration is the fitting process of the splines on present climate. Afterward, we project on a different climate to predict a temperature climatology in each grid-point of our region. Initially, the calibration step takes into account the 12 months of the climatology (annual calibration). To be evaluated in fair conditions, the statistical model requires independent samples between the calibration and projection steps. Using climatology data does not satisfy this condition on present climate with an annual calibration and does not allow a classical cross-validation. As a workaround, we adapt a “cross-validation” procedure which consists of a calibration on 11 months and a projection on the remaining month. With a rotation of this month, we are able to project a local-scale climatology for any month.

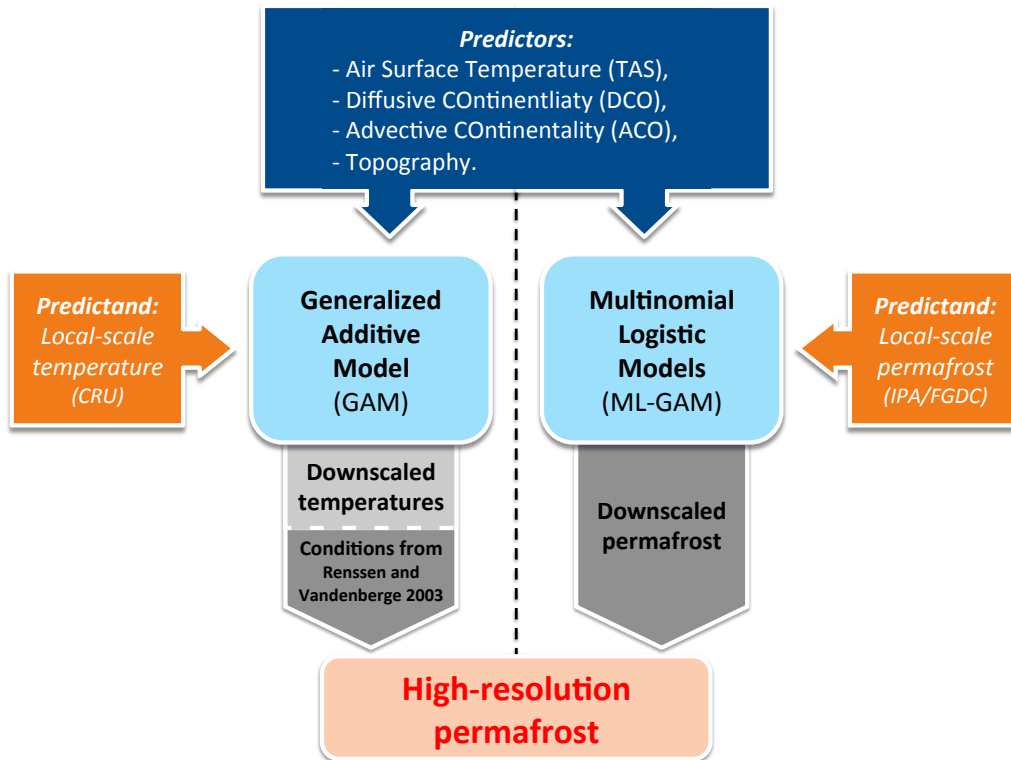


Fig. 2. Schema of the two downscaling procedures.

In this paper, we only use GAM as a “tool” and we do not directly discuss the behavior of the statistical model; for more details we refer the reader to Vrac *et al.* (2007a); Martin *et al.* (2011). We perform this analysis within the statistical programming environment R (R Development Core Team, 2009) and its “mgcv” package (Wood, 2006).

3.2.1 Explanatory variables (predictors)

Previous studies from Vrac *et al.* (2007a) and Martin *et al.* (2011) lead us to select four informative predictors for temperature downscaling, fully described in their studies. Note that we only downscale on the continents because CRU data are only defined on land grid-points. Most of the predictors are computed from a representative set of coupled ocean-atmosphere simulations provided by the Paleoclimate Modeling Intercomparison Project (PMIP2) using state-of-the-art climate models. The required LGM outputs for Sect. 5 lead us to work with nine of them listed in Table 1. The explanatory variables may be divided into two groups: the “physical” predictors and the “geographical” ones. The “physical” predictors are directly extracted from climate models outputs and depend on climate dynamics. The “geographical” predictors provide information to the large- vs. local-scale relationships that are robust and stable with time.

Only one “physical” predictor is used and corresponds to the air temperature at the surface. This variable is extracted from present and LGM simulations from climate models bilinearly interpolated at 10′ resolution in order to produce more spatial variability. If the interpolation may have an impact on the downscaling, we do not discuss this point in this study. Moreover, the preindustrial simulations from PMIP2 do not correspond to the 1961–1990 period of CRU data particularly in terms of CO₂ concentration. To account for this effect and to have a more relevant calibration, we lift climate models temperatures (preindustrial values) into the current (1961–1990) climate before calibration: we compare the global mean temperature from each climate model and CRU data (grid by grid) and add the difference in each grid-point. For LGM period, we do not assume any temporal shift of the simulations. Consequently, we do not apply a similar correction on LGM temperatures and we consider LGM near-surface permafrost in equilibrium with LGM climate.

The “geographical” predictors are the topography and two continentality indices. The surface elevation from climate models depends on the resolution and does not account for small orographic structures. To take into account the effect of high-resolution topography, we use the high-resolution

Table 1. PMIP2 models references (resolutions are in LON × LAT)

N°	Model	Resolution	Laboratory	References
1	CCSM	128 × 64	National Center of Atmospheric Research (NCAR), USA	Collins et al. (2001)
2	CNRM	128 × 64	Centre National de Recherche Scientifique (CNRM)	Salas-Mélia et al. (2005)
3	LOVECLIM	64 × 32	Université Catholique de Louvain	Driesschaert et al. (2007) Goosse et al. (2010) ; in review
4	ECHAM5	96 × 48	Max Planck Institute for Meteorology (MPIM)	Roeckner et al. (2003)
5	FGOALS	128 × 60	State Key Laboratory of Numerical Modeling for Atmospheric Sciences and Geophysical Fluid Dynamics (LASG)	Yongqiang et al. (2002, 2004)
6	HadCM3	96 × 73	Hadley Centre	Gordon et al. (2000) Pope et al. (2000)
7	IPSL-CM4	96 × 72	Institut Pierre Simon Laplace	Marti et al. (2005)
8	MIROC3.2.2	128 × 64	Center for Climate System Research, University of Tokyo	Hasumi and Emori (2004)
9	MIROC3.2	128 × 64	Center for Climate System Research, University of Tokyo	Hasumi and Emori (2004)

gridded dataset, ETOPO2¹, from the National Geophysical Data Center (NGDC) which gathers several topographic and bathymetric sources from satellite data and relief models (Amante and Eakins, 2008). We build the LGM topography from ETOPO2 adding in each grid-point a value corresponding to the difference between LGM and present orography. This difference is calculated with the elevation provided by present and LGM simulations of the ice-sheet model GRISLI (Peyaud et al., 2007) to account for the ice-sheet elevation and subsidence, and the sea-level changes. The first continentality index is the “diffusive” continentality (DCO). DCO is between 0 and 100 % and can be attributed to the shortest distance to the ocean, 0 being at the ocean edge and 100 being very remote from any ocean corresponding to a purely continental air parcel. The physical interpretation is the effect of coastal atmospheric circulation on temperature. DCO does not depend on time and is only affected by sea-level change (or land-sea distribution). The second continentality index is the “advective” continentality (ACO). ACO is somewhat similar to DCO albeit being modulated by the large-scale wind intensities and directions from climate models and represents an index of the continentalization of air masses. It is based on the hypothesis that an air parcel becomes progressively continental as it travels over land influencing temperature. Hence, ACO depends on the changes of land-sea distribution and on wind fields coming from the climate models simulations. For more details about ACO and DCO see Appendix ??.

3.2.2 GAM results on present climate

In this section, GAM is applied to the nine climate models from the PMIP2 database. In order to make a visual

¹Computerized digital images and associated databases are available from the National Geophysical Data Center, National Oceanic and Atmospheric Administration, US Department of Commerce, <http://www.ngdc.noaa.gov/>.

comparison with CTRL permafrost data and to highlight the influence of downscaling on permafrost modelling, we compare permafrost distributions deduced from interpolated and from downscaled temperatures for each climate model. We will assign the name “GAM-RV” for the procedure of applying the RV conditions on temperatures downscaled by GAM. In the following, we only discuss the results from two representative models: on the one side ECHAM5 is heavily influenced by GAM-RV downscaling and shows the best results on CTRL period. On the other side, IPSL-CM4 is the coldest climate model leading to good downscaling results on LGM for this method.

Figures 3a and 4a compare permafrost extents from interpolated temperatures (respectively for ECHAM5 and IPSL-CM4) when applying the RV conditions to derive permafrost, with the permafrost distribution from IPA/FGDC. The two maps reveal several differences between climate models and CTRL permafrost data at high latitudes and in mountain regions, especially in Himalayas for ECHAM5 and in eastern Siberia for IPSL-CM4. Both permafrost distributions are driven by the latitudinal gradient of large-scale temperature. Even if IPSL-CM4 has a higher resolution (Table 1), improving the representation of regional topographic structures, it does not contain enough local-scale information to represent the permafrost distribution from IPA/FGDC observations. Applying the GAM-RV approach, we obtain the corresponding Figs. 3b and 4b. Downscaling shows better permafrost distributions, particularly for discontinuous permafrost at high latitudes. For both climate models, some differences with CTRL permafrost data disappear and the major contribution of local-scale topography clearly appears for ECHAM5 with the onset of colder temperatures over the Siberian mountains or the Himalayas. However, the information provided by inferred downscaled temperatures cannot reduce the differences on the Scandinavian peninsula and around Himalayas or in eastern Siberia for IPSL-CM4.

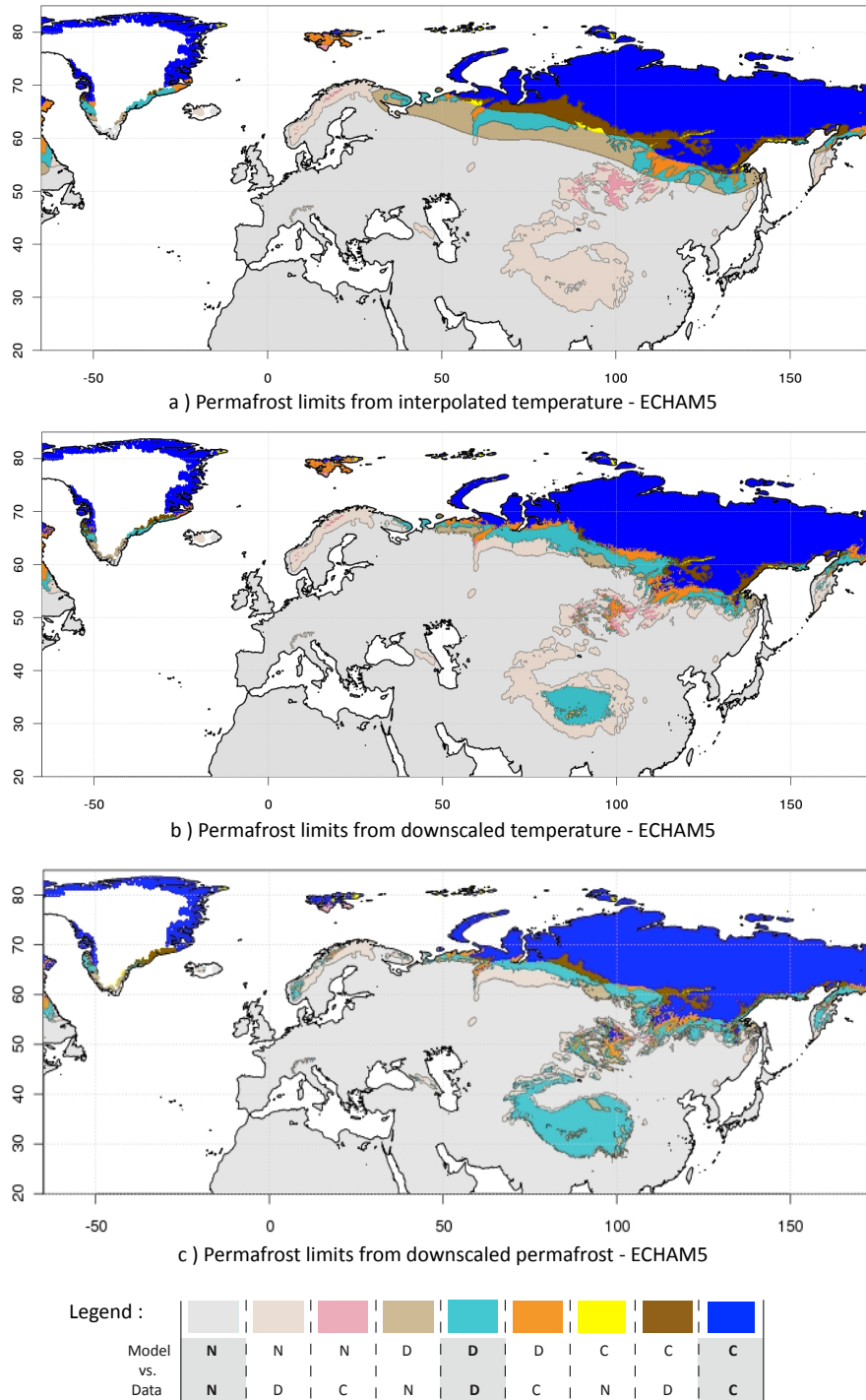


Fig. 3. CTRL permafrost comparison between ECHAM5 and the IPA/FGDC permafrost index. **(a)** Is obtained with a bilinear interpolation of temperatures and the RV conditions to derive permafrost. **(b)** Is the same from the downscaled temperatures by GAM. **(c)** Is the downscaled permafrost index by ML-GAM. In the legend panel, “N” corresponds to “No permafrost”, “D” to “Discontinuous permafrost” and “C” to “Continuous permafrost”. The highlighted categories with bold letters show the agreement between model and data.

1232

G. Levassasseur et al.: Statistical downscaling applied to permafrost distribution

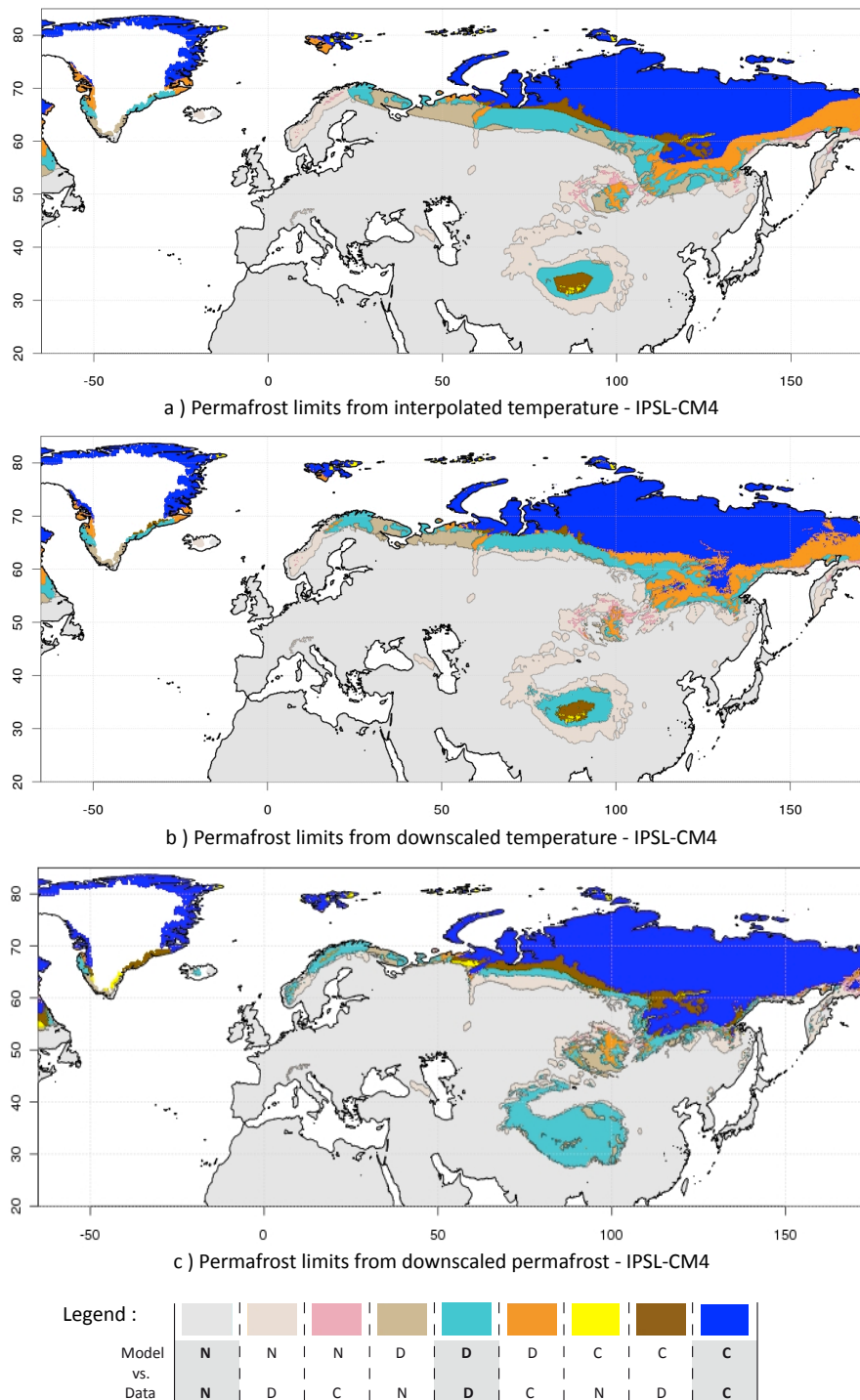


Fig. 4. CTRL permafrost comparison between IPSL-CM4 and the IPA/FGDC permafrost index. **(a)** Is obtained with a bilinear interpolation of temperatures and the RV conditions to derive permafrost. **(b)** Is the same from the downscaled temperatures by GAM. **(c)** Is the downscaled permafrost index by ML-GAM. In the legend panel, “N” corresponds to “No permafrost”, “D” to “Discontinuous permafrost” and “C” to “Continuous permafrost”. The highlighted categories with bold letters show the agreement between model and data.

To quantitatively assess the effect of the downscaling on CTRL permafrost representation, we measure the agreement between permafrost distributions from downscaled climate models and IPA/FGDC observations with different numerical indices, the results of which are listed in Table 2. Without GAM-RV downscaling, climate models obtain a smaller total permafrost area than observations from IPA/FGDC, with a difference of $3.4 \times 10^6 \text{ km}^2$ and $3.1 \times 10^6 \text{ km}^2$ respectively for ECHAM5 and IPSL-CM4. Contrary to our expectations, these differences with CTRL permafrost data increase with GAM-RV downscaling to about 10^6 km^2 for both climate models in comparison with interpolated fields. In order to distinguish between continuous and discontinuous permafrost, we consider their respective areas. The smaller permafrost area predicted by GAM-RV is mainly explained by a decrease of the continuous permafrost area of about $1.1 \times 10^6 \text{ km}^2$ for ECHAM5 and $0.8 \times 10^6 \text{ km}^2$ for IPSL-CM4. The area of discontinuous permafrost slightly increases for ECHAM5 ($+0.2 \times 10^6 \text{ km}^2$) and decreases ($-0.3 \times 10^6 \text{ km}^2$) for IPSL-CM4. To quantify the proportion of permafrost simulated in right location, %CP (%DP) is the percentage of continuous (discontinuous) permafrost in agreement with permafrost data. %CP (%DP) corresponds to the ratio of continuous (discontinuous) matching area (respectively in blue and turquoise areas on maps 3 and 4) over the continuous (discontinuous) area from IPA/FGDC observations. These percentages of common area between permafrost data and climate models are obtained by summing up the surface of the grid-cells including continuous (discontinuous) permafrost for both. For example, 0%DP means that discontinuous permafrost from climate model and data are entirely non-overlapping. GAM-RV reduces all percentages of about 5%, except for %DP from 16 to 31% for ECHAM. The results for these two climate models show the limits of the GAM-RV method. Figure 5a shows the relative difference with permafrost data from IPA/FGDC for all interpolated and downscaled climate models. We confirm the decrease of total permafrost area for most of downscaled climate models by GAM-RV with a median relative difference with CTRL permafrost data of -27.4% against -21.8% for the interpolated climate models. The plots also reveal a weaker variability between climate models results with downscaling. Indeed, in Table 2 GAM-RV reduces the standard deviation for all area indices. Although standard deviation computed on small-sample is not very reliable statistically, it gives a first indication about the variability between climate models results. In conclusion, it clearly appears that the resolution plays a significant role in permafrost prediction. GAM-RV provides local information improving the CTRL permafrost distribution.

These area indices provide numerical information on the permafrost extent but do not quantify the statistical relevance of agreement between climate models and permafrost data. To judge if the GAM-RV results are better than the agreement by chance, we use the kappa coefficient (κ , Appendix A).

This index can take values between 0 and 1 and measures the intensity or quality of the agreement (Cohen, 1960; Fleiss *et al.*, 1969) based on a simple counting of matching and non-matching grid-points in a matrix used to represent errors in assigning classes. Without downscaling, ECHAM5 obtains a κ of 0.64, while the value is 0.68 for IPSL-CM4 corresponding respectively to 72% and 74% of a maximum agreement beyond chance of 0.88 and 0.91. With GAM-RV, the $\% \kappa_{\max}$ increases by 14% for ECHAM5 and 4% for IPSL-CM4. Moreover, all studied climate models obtain a κ_{adj} close to their κ . Consequently, the results obtained by GAM-RV are statistically relevant and in better agreement with permafrost data from IPA/FGDC than using a simple interpolation of temperatures.

Despite non-systematic improvement from GAM on permafrost distribution, this method is informative for temperature downscaling on CTRL period. All climate models obtained a percentage of explained variance between 97 and 100% with respect to temperature observations. GAM brings downscaled climate models closer to the CRU climatology by improving the temperature distribution (Vrac *et al.*, 2007a; Martin *et al.*, 2011). Hence, the limits of the GAM-RV method are mainly due to the RV relationship. We confirm that the RV relationship does not provide enough information for local-scale permafrost distribution and leads to a close dependence between temperature and permafrost. The permafrost distribution from climate models is strongly driven by the latitudinal gradient of temperature, leading to a disagreement with CTRL permafrost data. Furthermore, applying the RV conditions on CRU temperatures leads to a total permafrost area of $10.4 \times 10^6 \text{ km}^2$. Based on the hypothesis that CRU and CTRL permafrost data have no uncertainties, the RV relationship induces an error of -26.0% compared to permafrost data (Fig. 5a). Consequently, GAM-RV includes this error and does not improve the permafrost distribution beyond the CRU permafrost distribution.

4 An alternative approach: the Multinomial Logistic – GAM

Using temperature downscaling to reconstruct permafrost limits requires conditions to go from continuous to discrete values. As shown in Sects. 3.1 and 3.2.2, the RV relationship is only based on the contribution of temperature for permafrost distribution. A study at a local-scale needs more information. Here, we propose to enlarge the spectrum of relationships between permafrost and several variables.

To link a categorical variable, such as permafrost, with continuous variables, a common statistical technique is the use of logistic models representing the occurrence probability of an event (often binary, e.g. permafrost or no permafrost). This probability can take continuous values between 0 and 1. For instance, Calef *et al.* (2005) built a hierarchical logistic regression model (three binary logistic

Table 2. PMIP2 quantitative results for CTRL period. “DATA” column corresponds to IPA/FGDC permafrost index. The CPA, DPA, PA, and PD indices are respectively set for continuous, discontinuous, total permafrost areas and total permafrost difference with data and are expressed in 10^6 km^2 . The %CP and %DP indices are respectively the percentages of continuous and discontinuous permafrost in agreement with data. The κ , κ_{max} , κ_{adj} indices corresponds respectively to the κ coefficient, its maximum value and its adjusted value. The $\% \kappa_{\text{max}}$ is the percentage of κ_{max} reached by κ . Numbers from 1 to 9 correspond to the PMIP2 models referenced in Table 1 with ECHAM5 ($n^{\circ}4$) and IPSL-CM4 ($n^{\circ}7$) models shaded in grey. Mean and standard deviation are computed with the nine climate models. For detailed explanation see text 4.1 and 3.2.2.

	PMIP2 MODELS	DATA	1	2	3	4	5	6	7	8	9	MEAN	STD. DEV.
Interpolated	CPA	6.9	6.5	5.6	6.4	7.4	5.8	6.5	5.9	8.5	8.3	6.8	1.1
	DPA	7.2	3.7	4.4	3.7	3.3	5.4	4.7	5.2	3.5	3.6	4.2	0.8
	PA = CPA + DPA	14.1	10.2	10.0	10.0	10.7	11.3	11.2	11.1	12.0	11.9	10.9	0.7
	PD = PA _{model} - PA _{data}	0.0	-4.0	-4.1	-4.1	-3.4	-2.9	-2.9	-3.1	-2.2	-2.2	-3.2	0.7
	%CP	100	84	66	82	89	69	81	73	90	89	80	9
	%DP	100	30	26	27	16	32	32	35	21	22	27	6
	κ	-	0.71	0.61	0.69	0.64	0.62	0.68	0.68	0.66	0.66	0.66	0.03
	κ_{max}	-	0.87	0.87	0.86	0.88	0.93	0.92	0.91	0.88	0.89	0.89	0.02
	$\% \kappa_{\text{max}}$	-	82	71	80	72	67	74	74	75	75	75	4
	κ_{adj}	-	0.79	0.73	0.78	0.74	0.72	0.77	0.76	0.75	0.75	0.76	0.02
GAM-RV downscaled	CPA	6.9	6.7	5.2	5.3	6.3	4.3	5.4	5.1	7.3	7.1	5.9	1.0
	DPA	7.2	3.6	5.2	3.9	3.5	5.6	5.1	4.9	3.5	3.6	4.3	0.9
	PA = CPA + DPA	14.1	10.3	10.4	9.3	9.8	9.9	10.5	10.0	10.7	10.7	10.2	0.5
	PD = PA _{model} - PA _{data}	0.0	-3.9	-3.7	-4.9	-4.3	-4.3	-3.6	-4.2	-3.4	-3.4	-4.0	0.5
	%CP	100	82	64	75	84	49	67	67	86	85	73	12
	%DP	100	29	33	32	31	30	35	33	27	27	31	3
	κ	-	0.71	0.63	0.70	0.72	0.59	0.68	0.67	0.71	0.71	0.68	0.04
	κ_{max}	-	0.86	0.89	0.82	0.84	0.84	0.87	0.86	0.88	0.88	0.86	0.02
	$\% \kappa_{\text{max}}$	-	83	72	85	86	70	78	78	80	80	79	5
	κ_{adj}	-	0.80	0.74	0.79	0.80	0.71	0.97	0.77	0.79	0.79	0.77	0.03
ML-GAM downscaled	CPA	6.9	6.9	7.8	7.0	6.8	7.7	7.1	7.1	7.2	7.2	7.2	0.3
	DPA	7.2	5.9	4.9	6.2	5.9	4.4	5.7	5.4	5.7	5.8	5.5	0.6
	PA = CPA + DPA	14.1	12.8	12.7	13.2	12.7	12.1	12.9	12.5	12.9	12.9	12.7	0.3
	PD = PA _{model} - PA _{data}	0.0	-1.4	-1.5	-1.0	-1.4	-2.0	-1.3	-1.6	-1.2	-1.2	-1.4	0.3
	%CP	100	90	92	90	90	89	91	91	92	92	91	1
	%DP	100	63	51	62	61	48	61	57	61	62	58	5
	κ	-	0.81	0.77	0.80	0.80	0.75	0.81	0.80	0.82	0.82	0.80	0.02
	κ_{max}	-	0.94	0.89	0.95	0.94	0.87	0.93	0.92	0.93	0.94	0.92	0.03
	$\% \kappa_{\text{max}}$	-	87	87	84	86	87	87	87	88	88	87	1
	κ_{adj}	-	0.91	0.88	0.90	0.90	0.88	0.90	0.90	0.91	0.91	0.90	0.01

regression steps) to predict the potential equilibrium distribution of four major vegetation types. More classically, Fealy and Sweeney (2007) used the logistic regression as SDM to estimate the probabilities of wet and dry days occurrences. In the context of periglacial landforms, Brenning (2009) (rock glacier detection) or Luoto and Hjort (2005) (subarctic geomorphological processes prediction) obtained good results with logistic GAM. Lewkowitz and Ednie (2004) used logistic regression to map mountain permafrost. So, logistic models can be based on linear or nonlinear combinations of the predictors depending on the context of the study. In the case of permafrost downscaling, at our knowledge, no evidence allows us to focus on linear or nonlinear relationships between permafrost and the predictors. To be consistent with Sect. 3.2, we use a logistic GAM in its multinomial form

(Multinomial Logistic GAM – ML-GAM) to model the occurrence probabilities of three permafrost indices (continuous, discontinuous and no permafrost) as illustrated in Fig. 2 (right half).

Here, ML-GAM is used as a SDM to estimate the occurrence probabilities of the explained variable (Y , permafrost in our case) for each category or class j by a sum of nonlinear functions (f), conditionally on numerical or categorical predictors (X) (Hastie and Tibshirani, 1990):

$$\log\left(\frac{P(Y_i = j)}{P(Y_i = r)}\right) = \beta_j + \sum_{k=1}^n f_k(X_{i,k}), \quad \forall j \neq r, \quad (2)$$

where $P(Y_i = j)$ is the probability of the j^{th} permafrost category, β_j is the intercept for the j^{th} permafrost category, f_k are defined as cubic splines for the k^{th} predictor, n is the

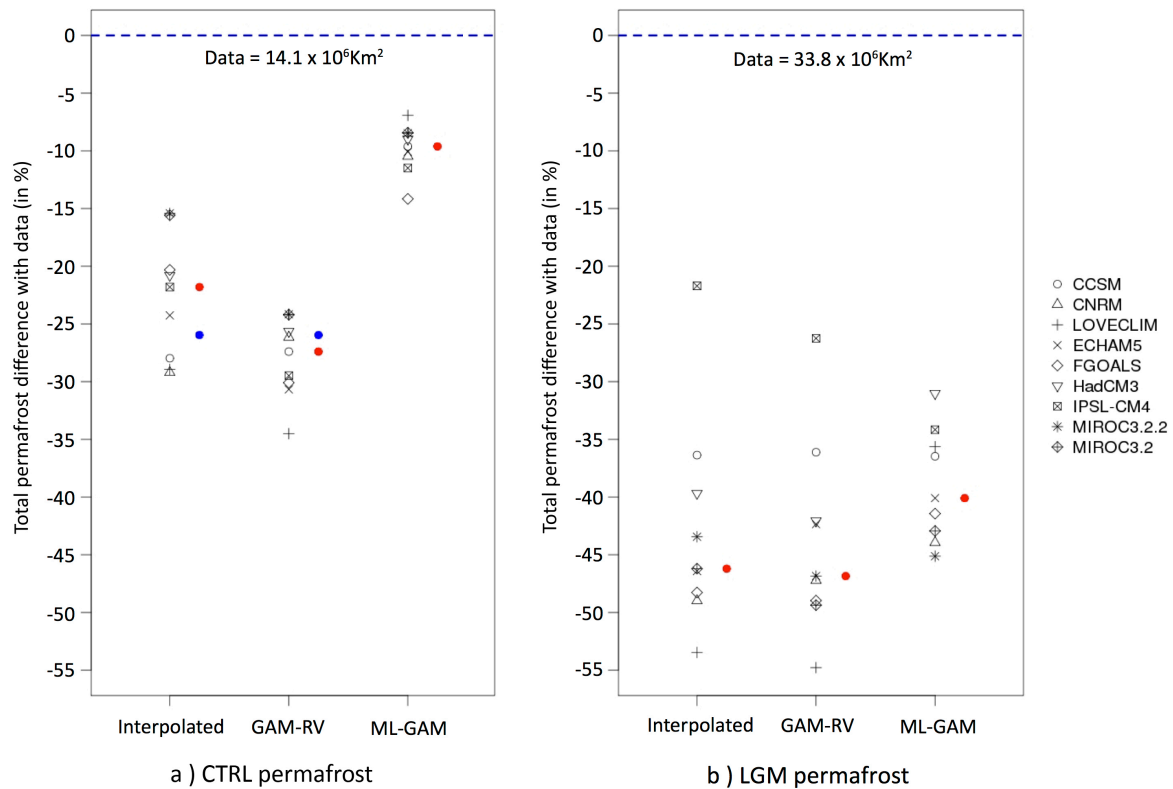


Fig. 5. Total permafrost area relative differences with data for CTRL (a) and LGM (b) periods. For each period, from left to right are the relative differences obtained from each method, respectively from: the interpolated PMIP2 models, the downscaled climate models by GAM-RV and the downscaled climate models by ML-GAM. For each case, the values of the nine models are shown by symbols with their median on the right (red bullets). For CTRL period, permafrost relative difference derived from CRU temperatures with the RV relationship is shown with blue bullets. IPA/FGDC (a) and Vandenberghé *et al.* (2011) (b) data are drawn with blue dashed lines, with their respective values.

number of predictors and i is the grid-cell. To use ML-GAM, we need to define a reference category (r). We obtain $j - 1$ relationships and the occurrence probability of the reference category can be deduced with $\sum_{j=1}^m P(Y_i = j) = 1$ (considering m categories). ML-GAM is performed with the R package “VGAM” (Yee and Wild, 1996; Yee, 2010a,b).

Local-scale data used for the calibration step are directly the local-scale observed permafrost indices from IPA/FGDC. In order to compare ML-GAM and GAM-RV, we use the same predictors for both methods. As discussed in Sect. 3.1, the topography, the temperature and the continentality indices were chosen for temperature downscaling. Although the temperature and the topography are clearly necessary for permafrost representation, a study on the predictors choice for permafrost downscaling could be an interesting prospect but is not the purpose of this article.

In GAM-RV we had to set the relationship between permafrost and downscaled temperatures. Here, the logistic models build a new relationship between permafrost and the selected predictors which can be compared to the previous

isotherms combinations from Renssen and Vandenberghé (2003). Figure 6 shows the probabilities to obtain each category of permafrost in each approach. On the panels 6a–c, we apply the RV conditions on CRU temperatures. On the panels 6d–f, we model by ML-GAM the relationship between permafrost from IPA/FGDC and two predictors: the annual mean temperature and the coldest month mean temperature from CRU. Thus, each graph on the left is directly comparable to the corresponding one on the right (Fig. 6). Conditions from Renssen and Vandenberghé (2003) clearly appear with probabilities of 0 or 1 depending on the isotherms described in Sect. 3.1. With ML-GAM, visible similarities with the relationships used in GAM-RV demonstrates the consistency of the method. However, the probabilities can take continuous values between 0 and 1 and allows us to obtain for each grid-point three complementary probabilities for the continuous, discontinuous and no permafrost categories. In ML-GAM, the modelled relationship also varies according to the selected predictors and the studied climate model. Bypassing temperature

1236

G. Levassasseur et al.: Statistical downscaling applied to permafrost distribution

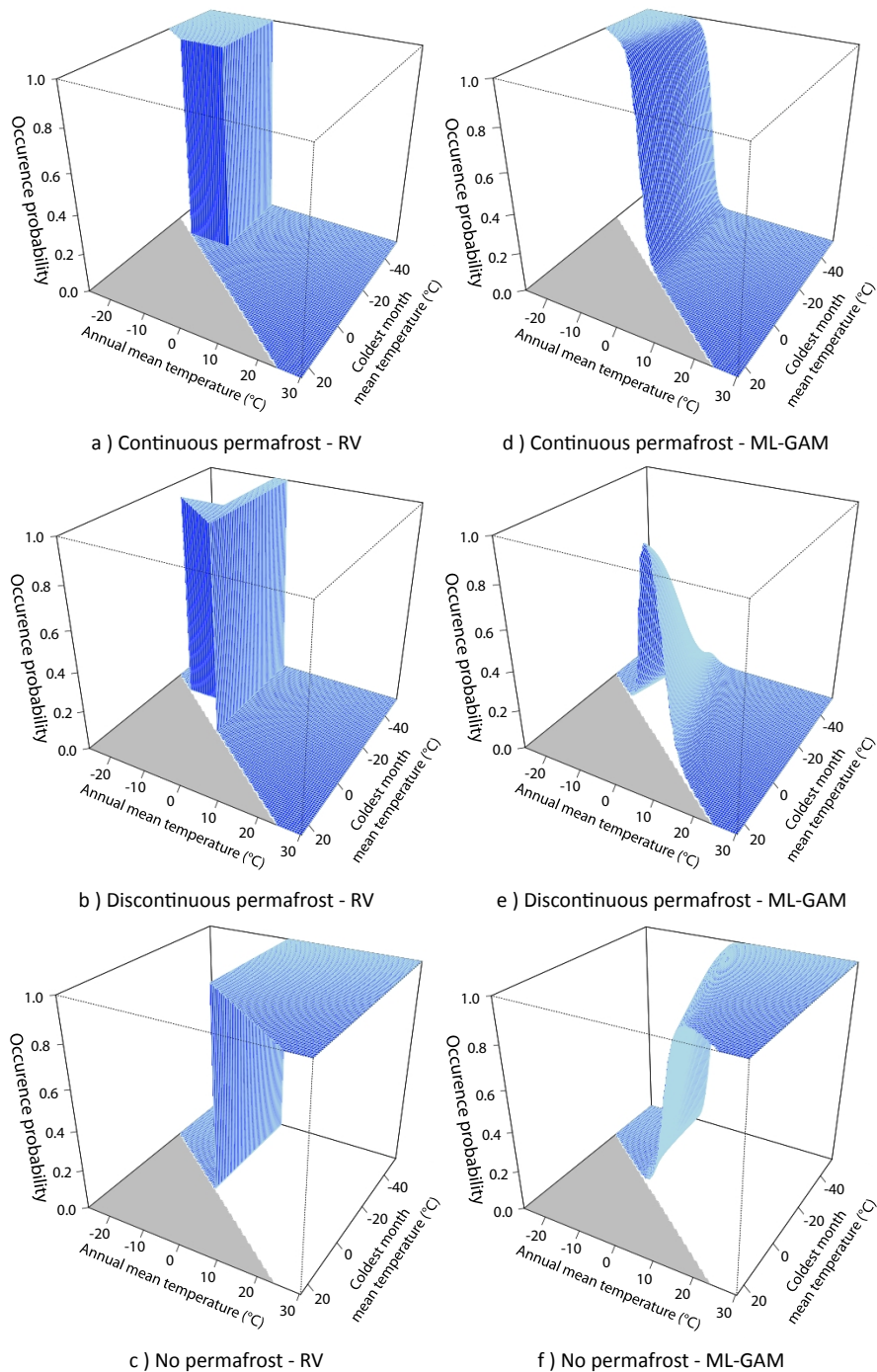


Fig. 6. Permafrost occurrence probabilities based on the annual mean local temperatures and the coldest month mean local temperatures from CRU data. Panels (a–c) (on the left) corresponds to the fixed temperature conditions from Renssen and Vandenberghe (2003) (isotherms combinations) used for the GAM-RV downscaling method; panels (d–f) (on the right) shows the modelled relationship between permafrost and the two same variables by the ML-GAM downscaling method. The grey area corresponds to the cells mathematically impossible (i.e. when the annual mean temperature is colder than the coldest month mean temperature).

downscaling allows computing a more complex relationship between predictors and permafrost. To calibrate on a large region as Eurasian continent also allows to build a global relationship, which could be tested on other region of interest. Moreover, the multinomial logistic models could take into account other permafrost categories (e.g. sporadic or isolated permafrost; French, 2007).

4.1 Comparison GAM-RV vs. ML-GAM on present climate

To confront ML-GAM with GAM, Figs. 3c and 4c compare the permafrost indices downscaled by ML-GAM (respectively for ECHAM5 and IPSL-CM4) with the permafrost distribution from IPA/FGDC observations. The permafrost indices downscaled by ML-GAM correspond in each grid-point to the highest occurrence probability. Permafrost distribution obtained with ML-GAM shows better agreement with CTRL permafrost data than that obtained with GAM-RV (Figs. 3c and 4c). The contribution of local-scale topography directly improves the discontinuous permafrost representation in the Himalayas and Tibetan plateau and in other areas with mountain permafrost (Alps, Scandinavian and Siberian mountains). For both climate models, most of the differences persisting with the GAM-RV downscaling disappear with ML-GAM, as in eastern Siberia for IPSL-CM4.

In Table 2, the ML-GAM downscaling improves the continuous and discontinuous permafrost areas for both climate models. In comparison with interpolated climate models, ML-GAM reduces the total permafrost difference with observations from IPA/FGDC to $1.4 \times 10^6 \text{ km}^2$ for ECHAM5 and $1.6 \times 10^6 \text{ km}^2$ for IPSL-CM4. The percentages of continuous and discontinuous areas in agreement with CTRL permafrost data also increase to values close to 90 % for %CP and 53 % for %DP. In the Fig. 5a ML-GAM downscaling clearly shows improvements for all climate models with a median relative difference with CTRL permafrost data of -9.6% , compared with GAM-RV (-21.8%).

Moreover, the permafrost distribution is very similar between ECHAM5 and IPSL-CM4. The same patterns can also be observed on the maps of the different climate models (not shown) especially for continuous permafrost. Figure 5a clearly shows that ML-GAM reduces the variability between climate models results, more than with GAM-RV. Indeed, ML-GAM has a weaker standard deviation whatever the index (Table 2). This alternative method brings all climate models closer to the permafrost distribution from IPA/FGDC observations.

In terms of κ statistics, ML-GAM systematically improves the statistical agreement from 0.64 to 0.80 for ECHAM5 and from 0.68 to 0.80 for IPSL-CM4. The higher $\% \kappa_{\max}$ reflects a better agreement with CTRL permafrost data. Note that the standard deviation is also reduced for κ indices: the quality of the agreement is equal for all climate models. ML-GAM provides more confidence than GAM-RV, based on the fact

that our results are statistically better than chance agreement. Moreover, all climate models have a κ_{adj} closer to κ than with GAM-RV: the intrinsic biases are slightly weaker with ML-GAM.

Nevertheless, some inconsistencies persist. A high disagreement on the permafrost category persists at high latitudes for ECHAM5 (Fig. 3c). As previously mentioned, this is due to the physics included in the statistical model: the predictors choice is relevant for temperature downscaling. Soil temperature, vegetation type and snow cover could bring more consistent physics to reconstruct a high-resolution permafrost distribution.

Without temperature downscaling ML-GAM leads to a more precise spatial representation of permafrost in better agreement with observed CTRL data. In conclusion, bypassing temperature downscaling provides an adapted relationship between permafrost and predictors for each climate model.

Our results are the byproduct of several factors such as: the ability of climate models to correctly represent temperature, the relationship between permafrost and chosen variables, etc. It is thus difficult to independently quantify the error of each factor in the final result. Such a sensitivity analysis is beyond the scope of our paper and will be the subject of further studies.

5 Application to LGM permafrost

In a climate change context it is interesting to test the ability of the statistical models to represent past climates when they have been calibrated on present climate. In terms of temperatures and precipitation Martin *et al.* (2011) obtained remarkable results from the EMIC CLIMBER (Ganopolski *et al.*, 2000; Petoukhov *et al.*, 2000) in comparison with GCM outputs for the Last Glacial Maximum (LGM) climate and concluded to a great potential of GAM for applications in paleoclimatology (Vrac *et al.*, 2007a; Martin *et al.*, 2011).

Can we thus export the statistical models at a different past climate, as the LGM, in terms of permafrost distribution? To answer this question, we apply the three SDMs on LGM outputs from the PMIP2 climate models. For this time period, the permafrost distribution used to compare with climate models is from Vandenberghe *et al.* (2011).

Figures 7a and 8a compare the permafrost distribution from interpolated climate models (with the RV conditions) with the LGM permafrost data. Without downscaling, ECHAM5 and IPSL-CM4 already appear too warm to correctly represent permafrost limits from LGM data. For ECHAM5, the permafrost limits do not comply with the Fennoscandian ice-sheet contours. Moreover, its coarse orography is not enough to represent mountain permafrost in Himalayas. IPSL-CM4 is colder and has a higher resolution, providing a more representative permafrost distribution around the ice-sheet and the Tibetan plateau. Figures 7b

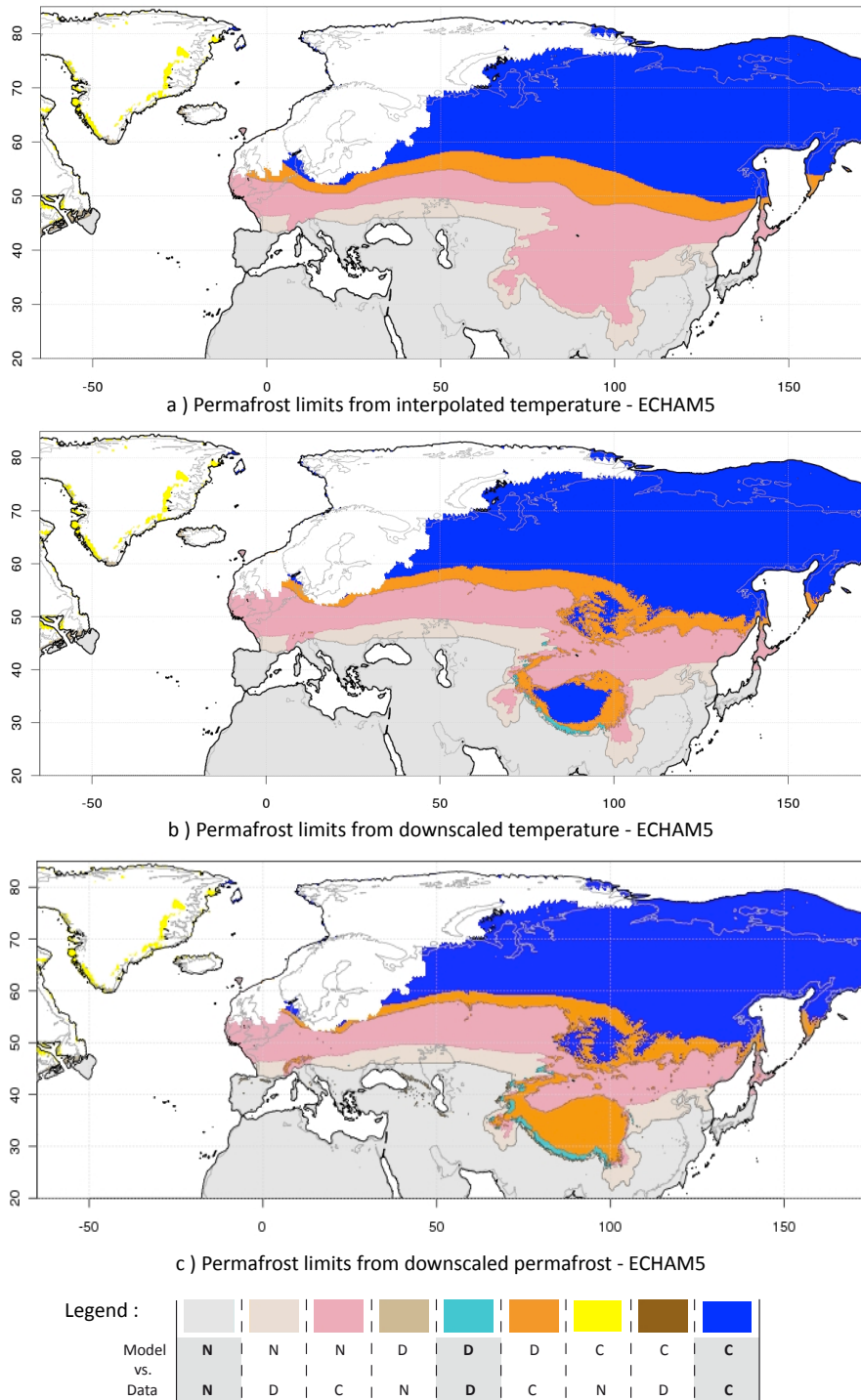


Fig. 7. LGM permafrost comparison between ECHAM5 and the Vandenberghe et al. (2011) permafrost index. **(a)** Is obtained with a bilinear interpolation of temperatures and the RV conditions to derive permafrost. **(b)** Is the same from the downscaled temperatures by GAM. **(c)** Is the downscaled permafrost index by ML-GAM. In the legend panel, “N” corresponds to “No permafrost”, “D” to “Discontinuous permafrost” and “C” to “Continuous permafrost”. The highlighted categories with bold letters show the agreement between model and data.

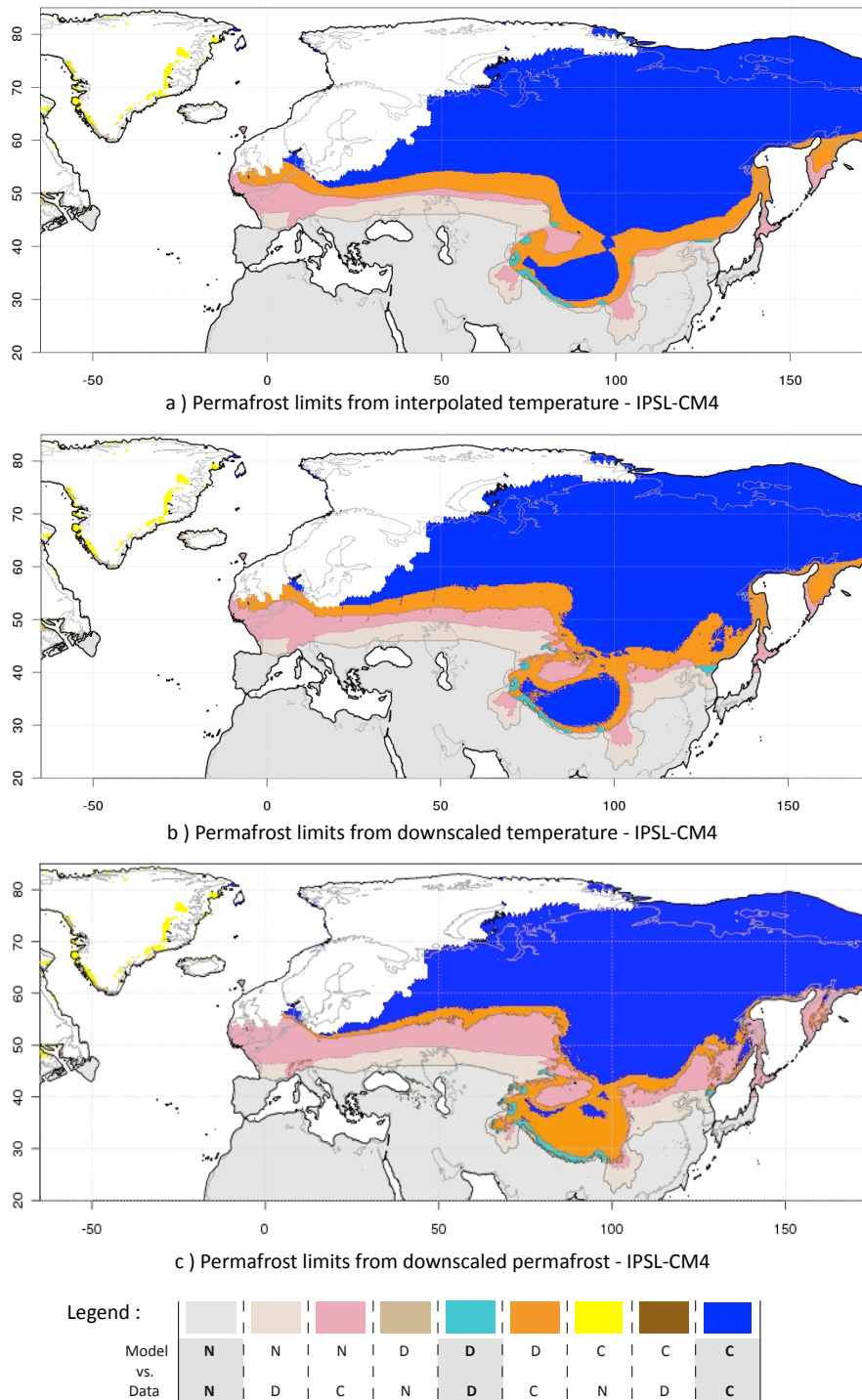


Fig. 8. LGM permafrost comparison between IPSL-CM4 and the Vandenberghe *et al.* (2011) permafrost index. (a) Is obtained with a bilinear interpolation of temperatures and the RV conditions to derive permafrost. (b) Is the same from the downscaled temperatures by GAM. (c) Is the downscaled permafrost index by ML-GAM. In the legend panel, “N” corresponds to “No permafrost”, “D” to “Discontinuous permafrost” and “C” to “Continuous permafrost”. The highlighted categories with bold letters show the agreement between model and data.

and 8b compare in the same way the permafrost distribution from GAM-RV with the permafrost distribution from Vandenberghe et al. (2011). The contribution of the local-scale topography appears particularly with the onset of mountain permafrost in Himalayas for ECHAM5 as for present climate. IPSL-CM4 obtains slightly warmer temperatures with GAM, leading to permafrost limits at higher latitudes. Permafrost downscaled with ML-GAM is compared with LGM permafrost data in Figs. 7c and 8c. For those two climate models continuous permafrost over Himalayas and Tibetan Plateau disappears almost completely and discontinuous permafrost reaches higher latitudes than GAM-RV for both climate models.

We give in Table 3 the numerical indices for LGM period. Quantitatively, GAM-RV does not systematically improve the total permafrost area: +1.4 for ECHAM5 and $-1.6 \times 10^6 \text{ km}^2$ for IPSL-CM4 with respect to interpolated fields. Contrary to present climate, ML-GAM increases this discrepancy with +2.1 for ECHAM5 and $-4.2 \times 10^6 \text{ km}^2$ for IPSL-CM4. Then, even if GAM-RV degrades the permafrost distribution for IPSL-CM4, it remains the best representation with the highest %CP (63 %) and %DP (7 %) for this method. ML-GAM improve the percentage of discontinuous permafrost predicted in right location for each climate model.

Nevertheless, whatever SDM is used, the surface differences with LGM permafrost data are more pronounced than in CTRL period. Continuous permafrost derived from down-scaled temperature is still underestimated. Moreover, depending on CMs, no or few discontinuous permafrost is predicted at the right place (%DP ranges between 0 and 20 %). No significant decrease appears in terms of variability between all climate models results: the measured standard deviation (Table 3) is higher than CTRL period and remains fairly stable around $3 \times 10^6 \text{ km}^2$, except for ML-GAM which halves the variability between climate models results. Figure 5b for LGM clearly shows that GAM-RV or logistic models face difficulties in improving the nine climate models with median relative differences with LGM permafrost data around -40 %. This shows that the permafrost distribution in the LGM is strongly driven by the large-scale temperature from climate models and we cannot base our interpretation of the LGM results on CTRL results. The SDMs cannot correct the large gap between interpolated climate models and LGM permafrost data (Fig. 5b). With a simulated LGM climate closer to LGM data, downscaling could have more impact.

The larger differences with LGM permafrost data than at CTRL period imply a lower κ coefficient (Table 3). With GAM-RV no changes appear for ECHAM5 except for the κ_{adj} showing larger biases in calculation of κ . For IPSL-CM4 the κ coefficient decreases from 0.63 to 0.58. GAM-RV does not improve the statistical agreement, reflecting the weak potential of climate models to correctly represent permafrost limits for the LGM period. ML-GAM gives similar performances.

We can summarize with some remarks:

1. The contribution of GAM or ML-GAM is not sufficient to reduce the gap between climate models and LGM permafrost data in reproducing local-scale permafrost. ML-GAM produces a more realistic LGM permafrost distribution reaching latitudes similar to those from LGM data and improving the agreement with it. Nevertheless, the SDMs do not reduce the variability between climate models results at LGM.
2. The SDMs include the strong contribution of temperature and topography. Nevertheless as for CTRL period, the predictors ACO and DCO are not informative for permafrost. So common differences appear between the two periods. Despite consistent patterns, the permafrost distribution is still strongly driven by the latitudinal gradient of temperature and incorrect transitions from continuous to no permafrost appear.
3. With the hypotheses that LGM and CTRL permafrost data have no uncertainties, that the simulated climates from climate models are at equilibrium with permafrost data, and that the relationships between permafrost and chosen variables are stable with time, the nine climate models from PMIP2 cannot simulate a cold enough climate to represent the LGM period. Another study from Saito et al. (2010) confirms this result. Thus, the methods are limited by large-scale errors from climate models in the LGM time period. The better climate models are, the larger the improvement by the SDMs.
4. The differences observed between downscaled climate models and data partly come from the relationship between permafrost and the other variables. The RV conditions are based on present observations. The relationship between permafrost and predictors from ML-GAM is also calibrated in the CTRL period. The continuous or discontinuous permafrost extents may not be defined by the same isotherms seen in section 3.1; in the case of multinomial logistic models, the influence of different predictors may change in another climate.
5. Finally, LGM permafrost data are best currently available and based on geological observations of the maximum permafrost extent and correspond to the coldest time period around LGM (21 kyr BP). The LGM time period is defined with the maximum extent of the ice-sheets which is probably not directly related to temperature minimum. A lag may exist between the LGM data and the LGM climate simulated by climate models. Therefore, LGM permafrost data are likely to be overestimated. The differences between downscaled permafrost from PMIP2 models and LGM permafrost extent from Vandenberghe et al. (2011) should be taken as a gross estimate.

Table 3. PMIP2 quantitative results for LGM period. “DATA” column corresponds to Vandenberghe *et al.* (2011) data. The CPA, DPA, PA, and PD indices are respectively set for continuous, discontinuous, total permafrost areas and total permafrost difference with data and are expressed in 10^6 km^2 . The %CP and %DP indices are respectively the percentages of continuous and discontinuous permafrost in agreement with data. The κ , κ_{max} , κ_{adj} indices corresponds respectively to the κ coefficient, its maximum value and its adjusted value. The $\% \kappa_{\text{max}}$ is the percentage of κ_{max} reached by κ . Numbers from 1 to 9 correspond to the PMIP2 models referenced in Table 1 with ECHAM5 ($n^{\circ}4$) and IPSL-CM4 ($n^{\circ}7$) models shaded in grey. Mean and standard deviation are computed with the nine climate models. For detailed explanation see text 5.

	PMIP2 MODELS	DATA	1	2	3	4	5	6	7	8	9	MEAN	STD. DEV.
Interpolated	CPA	29.3	17.0	12.0	10.9	14.1	13.8	15.8	20.2	14.7	13.5	14.7	2.8
	DPA	4.5	4.5	5.3	4.8	4.0	3.7	4.6	6.3	4.4	4.6	4.7	0.8
	PA = CPA + DPA	33.8	21.5	17.2	15.7	18.1	17.5	20.4	26.5	19.1	18.2	19.4	3.2
	PD = PA _{model} - PA _{data}	0.0	-12.3	-16.6	-18.1	-15.7	-16.3	-13.4	-7.3	-14.7	-15.6	-14.4	3.2
	%CP	100	58	41	37	48	47	54	69	50	46	50	9
	%DP	100	0	3	1	0	1	0	7	1	1	1	2
	κ	-	0.54	0.40	0.39	0.47	0.45	0.50	0.63	0.47	0.44	0.48	0.07
	κ_{max}	-	0.65	0.51	0.49	0.58	0.61	0.62	0.74	0.59	0.55	0.59	0.07
	$\% \kappa_{\text{max}}$	-	82	79	78	81	73	82	85	81	80	80	3
	κ_{adj}	-	0.55	0.45	0.29	0.47	0.51	0.43	0.64	0.40	0.36	0.45	0.10
GAM-RV downscaled	CPA	29.3	17.4	12.3	9.4	14.5	13.2	14.8	18.4	13.3	12.4	14.0	2.7
	DPA	4.5	4.2	5.6	5.9	4.9	4.1	4.8	6.6	4.7	4.7	5.0	0.8
	PA = CPA + DPA	33.8	21.6	17.8	15.3	19.5	17.2	19.6	24.9	18.0	17.1	19.0	2.9
	PD = PA _{model} - PA _{data}	0.0	-12.2	-16.0	-18.5	-14.3	-16.6	-14.2	-8.9	-15.8	-16.7	-14.8	2.9
	%CP	100	59	42	32	50	45	51	63	45	42	48	9
	%DP	100	1	3	1	4	2	0	0.757	1	1	2	2
	κ	-	0.54	0.41	0.35	0.47	0.43	0.48	0.58	0.44	0.41	0.46	0.07
	κ_{max}	-	0.66	0.51	0.45	0.58	0.54	0.59	0.68	0.55	0.52	0.56	0.07
	$\% \kappa_{\text{max}}$	-	83	79	77	81	80	81	84	80	79	81	2
	κ_{adj}	-	0.55	0.46	0.24	0.53	0.49	0.40	0.58	0.43	0.40	0.45	0.10
ML-GAM downscaled	CPA	29.3	15.7	14.2	14.4	13.5	15.5	17.4	16.4	12.9	13.5	14.9	1.5
	DPA	4.5	5.7	4.7	7.3	6.8	4.3	5.9	5.9	5.6	5.8	5.8	0.9
	PA = CPA + DPA	33.8	21.5	18.9	21.8	20.2	19.8	23.3	22.3	18.5	19.3	20.6	1.6
	PD = PA _{model} - PA _{data}	0.0	-12.3	-14.8	-12.0	-13.5	-14.0	-10.5	-11.5	-15.2	-14.5	-13.2	1.6
	%CP	100	54	49	49	46	52	59	56	44	46	51	5
	%DP	100	9	10	11	9	8	11	10	9	9	10	1
	κ	-	0.52	0.47	0.48	0.46	0.50	0.57	0.53	0.44	0.45	0.49	0.04
	κ_{max}	-	0.62	0.57	0.58	0.57	0.60	0.68	0.64	0.54	0.56	0.60	0.04
	$\% \kappa_{\text{max}}$	-	83	82	82	81	83	84	83	81	81	82	1
	κ_{adj}	-	0.69	0.65	0.65	0.64	0.68	0.73	0.70	0.62	0.63	0.66	0.04

6 Conclusions

We described three statistical downscaling methods (SDMs) for permafrost studies. In order to obtain high-resolution permafrost spatial distribution, we first applied these SDMs on climate models outputs for the present climate (CTRL). The approach by Generalized Additive Model (GAM) is suitable for representing the temperature behavior at a local-scale (Vrac *et al.*, 2007b). According to Martin *et al.* (2011) results, choosing a GAM leads to a relevant physical model for the small scales with simple statistical relationships that are easily interpretable. Applying the conditions defined by Renssen and Vandenberghe (2003) on downscaled temperatures improves the spatial distribution of discontinuous permafrost but underestimates the total permafrost area. This GAM-RV method reaches some limits with a permafrost strongly driven by the latitudinal gradient of temperatures. Indeed, a simple combination of isotherms is not sufficient

to describe the permafrost distribution at a local-scale. The approach by multinomial logistic models is more adapted for this application. The modelled relationship, as a function of several variables, provides a better representation of continuous permafrost and mountain permafrost (especially discontinuous permafrost) and reduces the variability between all climate models from PMIP2 database with a larger statistical relevance. The results from a multinomial logistic model (Multinomial Logistic GAM – ML-GAM) confirm that a study at a local-scale needs more physics about permafrost, such as the hydrological physical processes for example.

Applying the SDMs on a different climate, the Last Glacial Maximum (LGM), leads to permafrost distribution in slightly better agreement with LGM permafrost data. Nevertheless, downscaling of LGM permafrost extent faces difficulties with larger differences than CTRL period. None of the studied climate models can represent a LGM permafrost

extent comparable to observed data. This is true for GAM-RV and ML-GAM. The variability between climate models strongly depends on large-scale temperature that cannot be completely corrected by the SDMs. The differences with LGM data reduce the contribution of downscaling and have different sources: (i) an assumed stationarity of the RV conditions for GAM-RV and the modelled relationship for ML-GAM; (ii) an initial bias from climate models which cannot simulate a proper LGM climate; (iii) a complex permafrost dynamics under-represented in the SDMs by predictors; (iv) a possible lag between the LGM period from climate models and the period represented by LGM data from Vandenberghe et al. (2011). Our approach is thus essentially limited by the ability of climate models to produce correct climatic signal, especially for climates different from CTRL. In order to obtain better contribution of the SDMs, climate models need to improve the representation of large-scale temperature on continents at LGM.

To complement this study, some points would deserve to be deepened to improve our results. Permafrost is an heterogeneous variable with few observations. Climate models temperature, used to derive permafrost distribution, is a global and continuous variable. Therefore, we need local-scale predictors that will add local variability to climate signal. Our SDMs use local-scale topography but other variables used in permafrost dynamic models, such as vegetation or soil properties (Marchenko et al., 2008), are required to have a representative physics of permafrost processes and a better distribution. The potential of the multinomial logistic models lies in the control of the physics included in the predictors. In this study we used the same predictors for both approaches. It is obvious that they can and should be changed in the ML-GAM methods to represent more accurately the permafrost distribution. Future research should include snow cover and thickness and soil temperature, especially for mountain permafrost influenced by snow cover. We can also imagine building new “geographical” predictors such as exposure to the sun depending on the orientation of the topography slope (Brown, 1969). The balancing and choice of “geographical” and “physical” predictors is crucial to maintain good local representation and a consistent and robust physical model applicable to different climates. To reconcile models and data, it would also be interesting to downscale permafrost at colder periods simulated by climate models, such as Heinrich events (Kageyama et al., 2005). We would be able to determine the needed temperatures to obtain the best permafrost limits according to the data from Vandenberghe et al. (2011). In this context, we also have to keep in mind our strong assumption of a near-surface permafrost in equilibrium with climate signal. Downscaling of transient climate simulations could help us to evaluate how large the difference is due to this disequilibrium.

Appendix A

The kappa statistic

The following example details the calculation of the κ coefficient:

		MODEL			Total
		C	D	N	
DATA	C	$n_{1,1}$	$n_{1,2}$	$n_{1,3}$	$n_{1,}$
	D	$n_{2,1}$	$n_{2,2}$	$n_{2,3}$	$n_{2,}$
	N	$n_{3,1}$	$n_{3,2}$	$n_{3,3}$	$n_{3,}$
Total		$n_{.,1}$	$n_{.,2}$	$n_{.,3}$	n

$$P_{\text{obs}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^3 n_{i,i}, \quad (\text{A1})$$

$$P_{\text{chance}} = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^3 n_{i,} \times n_{.,i}, \quad (\text{A2})$$

$$\kappa = \frac{P_{\text{obs}} - P_{\text{chance}}}{1 - P_{\text{chance}}}, \quad (\text{A3})$$

where “C”, “D” and “N” correspond to the three categories “Continuous”, “Discontinuous” and “No” permafrost, $n_{i,j}$ are the cell counts with the classification totals $n_{i,}$ and $n_{.,j}$, n is the number of grid-cells, P_{obs} is the proportion of observed agreement and P_{chance} is the proportion of random agreement or expected by chance with independent samples. The κ values are difficult to interpret because the kappa’s scale (between 0 and 1) depends on the number of categories and on the sample-size. To gauge the strength of agreement without an arbitrary scale, we use the kappa maximum (κ_{max}). Based on the same counting as the κ , it estimates the best possible agreement (the maximum attainable κ). We adjust the cell counts ($n_{i,j}$) maximizing the agreement (cells $n_{i,j=i}$), keeping the same classification totals of each category for climate models and data ($n_{i,}$ and $n_{.,j}$); this allows a more appropriate scaling of κ (Sim and Wright, 2005). The difference between κ and 1 indicates the total unachieved agreement. Accordingly, the difference between κ and κ_{max} indicates the unachieved agreement beyond chance, and the difference between κ_{max} and 1 shows the effect on agreement of pre-existing factors that tend to produce unequal classification totals such as nonlinearities or different sensitivities of climate models. Moreover, to provide useful information to interpret the magnitude of κ coefficient, we add the percentage of κ_{max} reached by κ ($\% \kappa_{\text{max}}$). Calculation of the κ coefficient implies intrinsic biases (Cicchetti and Feinstein, 1990). The adjusted kappa (κ_{adj} , also called the prevalence-adjusted bias-adjusted kappa - PABAK) is also based on the same counting as the κ with adjusted cell counts minimizing those intrinsic biases. It gives an indication of the likely effects of biases alongside the true value of κ : if the value of

κ_{adj} is close to κ , then the biases are weak (Sim and Wright, 2005). κ_{adj} is necessary to interpret in an appropriate manner the statistical meaning of κ coefficient.

Appendix B

List of abbreviations

CTRL	Pre-industrial or present time period
LGM	Last Glacial Maximum time period
SDM	Statistical Downscaling Method
RV	Renssen and Vandenberghe (2003) permafrost-temperature relationships
GAM	Generalized Additive Model
ML-GAM	Multinomial Logistic Generalized Additive Model
GAM-RV	Renssen and Vandenberghe (2003) relationships applied after downscaling by GAM
CM	Climate Models
ACO	“Advective” COntinentality
DCO	“Diffusive” COntinentality
%CP	Percentage of continuous permafrost in agreement with permafrost data.
%DP	Percentage of discontinuous permafrost in agreement with permafrost data.

Appendix C

“Diffusive” (DCO) and “Advective” (ACO) continentality predictors

Description taken from Vrac *et al.* (2007a) and Martin *et al.* (2011):

The proximity to the sea can locally induce a milder and wetter climate. To take into account this effect, we use the wind simulated by a climate model and the topography to build a continentality index, which can help to represent coastal effects and inland air drying. We can define different types of continentality, corresponding to different types of wind circulations, different spatial scales, and different effects on climate.

Thus, we define a quantity which is asked to account for the drying of an air parcel moving from the sea over the land, or in reverse the wetting of an air parcel leaving the land to move over the sea. This continentality C , should also account for the effect of oceans thermal inertia upon coastal areas. Practically, it is a percentage between 0 and 100: 0 for a purely maritime air, and 100 for a purely continental air. To build this index, we assume that when an air parcel moves along one path p , its continentality follows a simple decay law. Thus, we define a local decay time τ such that the

rate of this changes of continentality dC_p along one path p during a time dt can be written:

$$dC_p = [i_{\text{co}} - C] \frac{dt}{\tau} \quad (\text{C1})$$

The index i_{co} gives the local relaxation state, that is 0 over sea or 100 over lands. For each land point, we compute the continentality by considering a large number of regularly distributed radial pathes converging towards the point from all directions. We affect a probability w_p to each path, and form the weighted average:

$$C = \sum_p w_p \times C_p \quad (\text{C2})$$

Firstly, we define a diffusive continentality (DCO) which corresponds to the shortest distance to the ocean. If a point is close to a sea or an ocean, then DCO is close to zero. Conversely, a point far away from the sea translates into a DCO close to one. This index might be adapted to account for local thermal influence of maritime air. The rate in the decay law of Eq. (C1) takes the simple form $\frac{dt}{\tau} = \ln 2 \times \frac{dl}{l_d}$, where dl is an elementary displacement along the path, and l_d is a tunable characteristic distance to the sea which was set to 200km in this study. In such a case the wind tends to alternate between sea-land and land-sea directions, leaving no specific monthly mean direction. Hence, all the radial pathes are considered equiprobable. Therefore, DCO does not effectively depend on the large scale wind simulated by the model.

Secondly, we define the advective continentality (ACO), which will depend on the large scale monthly mean wind produced by the model. This might be suited to represent water vapour transport from the sea. The decay probability will now depend on the local magnitude of this wind $U = |U|$, by $\frac{dt}{\tau} = \ln 2 \times \frac{dl}{l_a} \times \frac{U}{U_a}$, where $U_a = 10 \text{ m s}^{-1}$ and l_a is a tunable characteristic distance set to 200 km in this study. Also, the large scale wind direction will define a preferential direction for local winds, penalizing an air-mass traveling against the wind, via the total probability of each path which is computed by:

$$w_p = \frac{1}{\sum_p w_p} \int_p \frac{\max(l \times U, 0)}{|U|} \times dl \quad (\text{C3})$$

where 1 is the path local unit vector, and the factor $\frac{1}{\sum_p w_p}$ indicates a subsequent normalization.

Acknowledgements. We thank C. Dumas for deriving LGM topography from GRISLI data. G. Levavasseur is supported by UVSQ, D. Roche by INSU/CNRS.

Edited by: M. Claussen

1244

G. Levavasseur et al.: Statistical downscaling applied to permafrost distribution



The publication of this article is financed by CNRS-INSU.

References

- Amante, C. and Eakins, B.: ETOPO1 – 1 arc-minute global relief model: procedures, data sources and analysis, Tech. rep., National Geophysical Data Center, NESDIS, NOAA, US Department of Commerce, 2008.
- Anisimov, O. and Nelson, F.: Permafrost zonation and climate change in the northern hemisphere: results from transient general circulation models, *Climatic Change*, 35, 241–258, doi:10.1023/A:1005315409698, 1997.
- Anisimov, O., Shiklomanov, N., and Nelson, F.: Variability of seasonal thaw depth in permafrost regions: a stochastic modeling approach, *Ecol. Model.*, 153, 217–227, doi:10.1016/S0304-3800(02)00016-9, 2002.
- Beer, C.: The Arctic carbon count, *Nat. Geosci.*, 1, 569–570, doi:10.1038/ngeo292, 2008.
- Braconnot, P., Otto-Bliesner, B., Harrison, S., Joussaume, S., Peterchmitt, J.-Y., Abe-Ouchi, A., Crucifix, M., Driesschaert, E., Fichefet, T., Hewitt, C., Kageyama, M., Kitoh, A., Lâiné, A., Loutre, M.-F., Marti, O., Merkel, U., Ramstein, G., Valdes, P., Weber, S., Yu, Y., and Zhao, Y.: Results of PMIP2 coupled simulations of the Mid-Holocene and Last Glacial Maximum – Part 1: experiments and large-scale features, *Clim. Past*, 3, 261–277, doi:10.5194/cp-3-261-2007, 2007a.
- Braconnot, P., Otto-Bliesner, B., Harrison, S., Joussaume, S., Peterchmitt, J.-Y., Abe-Ouchi, A., Crucifix, M., Driesschaert, E., Fichefet, T., Hewitt, C., Kageyama, M., Kitoh, A., Lâiné, A., Loutre, M.-F., Marti, O., Merkel, U., Ramstein, G., Valdes, P., Weber, S., Yu, Y., and Zhao, Y.: Results of PMIP2 coupled simulations of the Mid-Holocene and Last Glacial Maximum – Part 2: feedbacks with emphasis on the location of the ITCZ and mid- and high latitudes heat budget, *Clim. Past*, 3, 279–296, doi:10.5194/cp-3-279-2007, 2007b.
- Brenning, A.: Benchmarking classifiers to optimally integrate terrain analysis and multispectral remote sensing in automatic rock glacier detection, *Remote Sens. Environ.*, 113, 238–247, doi:10.1016/j.rse.2008.09.005, 2009.
- Brown, J., Ferrians, O., Heginbottom, J., and Melnikov, E.: Circum-Arctic map of permafrost and ground-ice conditions, in: Circum-Pacific Map Series CP-45, Geological Survey in Cooperation with the Circum-Pacific Council for Energy and Mineral Resources., Washington, DC, US, 1997.
- Brown, R.: Factors influencing discontinuous permafrost in Canada, in: *The Periglacial Environment, Past and Present*, edited by: Péwé, T., 11–53, INQUA Seventh Congress, McGill-Queen's University Press, Montreal, Canada, 1969.
- Buishand, T., Shabalova, M., and Brandsma, T.: On the choice of the temporal aggregation level for statistical downscaling of precipitation, *J. Climate*, 17, 1816–1827, doi:10.1175/1520-0442(2004)017;1816:OTCOTT;2.0.CO;2, 2003.
- Calef, M., McGuire, A., Epstein, H., Rupp, T., and Shugart, H.: Analysis of vegetation distribution in Interior Alaska and sensitivity to climate change using a logistic regression approach, *J. Biogeogr.*, 32, 863–878, doi:10.1111/j.1365-2699.2004.01185.x, 2005.
- Christensen, J. and Kuhry, P.: High-resolution regional climate model validation and permafrost simulation for the East European Russian Arctic, *J. Geophys. Res.*, 105, 29647–29658, doi:10.1029/2000JD900379, 2000.
- Cicchetti, D. and Feinstein, A.: High agreement but low kappa – II. Resolving the paradoxes, *J. Clin. Epidemiol.*, 43, 551–558, doi:10.1016/0895-4356(90)90159-M, 1990.
- Cohen, J.: A coefficient of agreement for nominal scales, *Educ. Psychol. Meas.*, 20, 37–46, doi:10.1177/001316446002000104, 1960.
- Collins, W., Bitz, C., Blackmon, M., Bonan, G., Bretherton, C., Carton, J., Chang, P., Doney, S., Hack, J., Henderson, T., Kiehl, J., Large, W., McKenna, D., Santer, B., and Smith, R.: The Community Climate System Model: CCSM3, *B. Am. Meteorol. Soc.*, 82, 2357–2376, doi:10.1175/JCLI3761.1, 2001.
- Delisle, G., Caspers, G., and Freund, H.: Permafrost in north-central Europe during the Weichselian: how deep?, in: *8th International Conference on Permafrost*, 187–191, edited by: Philips, M., Springman, S. M., and Arenson, L. U., Zurich, Switzerland,, 2003.
- Driesschaert, E., Fichefet, T., Goosse, H., Huybrechts, P., Janssens, I., Mouchet, A., Munhoven, G., Brovkin, V., and Weber, S. L.: Modeling the influence of Greenland ice sheet melting on the Atlantic meridional overturning circulation during the next millennia, *Geophys. Res. Lett.*, 34, L10707, doi:10.1029/2007GL029516, 2007.
- Fealy, R. and Sweeney, J.: Statistical downscaling of precipitation for a selection of sites in Ireland employing a generalised linear modelling approach, *Int. J. Climatol.*, 27, 2083–2094, doi:10.1002/joc.1506, 2007.
- Fleiss, J., Cohen, J., and Everitt, B.: Large sample standard errors of kappa and weighted kappa, *Psychol. Bull.*, 72, 323–327, doi:10.1037/h0028106, 1969.
- French, H.: *The periglacial environment*, 3rd Edn, Wiley, New York, 2007.
- Ganopolski, A., Petoukhov, V., Rahmstorf, S., Brovkin, V., Claussen, M., Eliseev, A., and Kubatzki, C.: CLIMBER-2: a climate system model of intermediate complexity. Part 2: model sensitivity, *Clim. Dynam.*, 17, 735–751, doi:10.1007/s003820000144, 2000.
- Gladstone, R., Ross, I., Valdes, P., Abe-Ouchi, A., Braconnot, P., Brewer, S., Kageyama, M., Kitoh, A., Legrande, A., Marti, O., Ohgaito, R., Otto-Bliesner, B., Peltier, W., and Vettoretti, G.: Mid-Holocene NAO: a PMIP2 model intercomparison, *Geophys. Res. Lett.*, 32, L16707, doi:10.1029/2005GL023596, 2005.
- Goosse, H., Brovkin, V., Fichefet, T., Haarsma, R., Huybrechts, P., Jongma, J., Mouchet, A., Seltin, F., Barriat, P.-Y., Campin, J.-M., Deleersnijder, E., Driesschaert, E., Goelzer, H., Janssens, I., Loutre, M.-F., Morales Maqueda, M. A., Opsteegh, T., Mathieu, P.-P., Munhoven, G., Pettersson, E. J., Renssen, H., Roche, D. M., Schaeffer, M., Tartinville, B., Timmermann, A., and Weber, S. L.: Description of the Earth system model of intermediate complexity LOVECLIM version 1.2, *Geosci. Model Dev.*, 3, 603–633, doi:10.5194/gmd-3-603-2010, 2010.

- Gordon, C., Cooper, C., Senior, C., Banks, H., Gregory, J., Johns, T., Mitchell, J., and Wood, R.: The simulation of SST, sea ice extents and ocean heat transports in a version of the Hadley Centre coupled model without flux adjustments, *Clim. Dynam.*, 16, 147–168, doi:10.1007/s003820050010, 2000.
- Guglielmin, M., Aldighieri, B., and Testa, B.: PERMA-CLIM : a model for the distribution of mountain permafrost, based on climatic observations, *Geomorphology*, 51, 245–257, doi:10.1016/S0169-555X(02)00221-0, 2003.
- Harris, C., Arsenon, L., Christiansen, H., Etzelmüller, B., Frauenfelder, R., Gruber, S., Haeblerli, W., Hauck, C., Hölzle, M., Humlum, O., Isaksen, K., Kääb, A., Kern-Lütschg, M., Lehning, M., Matsuoka, N., Murton, J., Nötzli, J., Phillips, M., Ross, N., Seppälä, M., Springman, S., and Mühll, D.: Permafrost and climate in Europe: monitoring and modelling thermal, geomorphological and geotechnical responses, *Earth-Sci. Rev.*, 92, 117–171, doi:10.1016/j.earscirev.2008.12.002, 2009.
- Hastie, T. and Tibshirani, R.: *Generalized Additive Models*, London: Chapman and Hall, 1990.
- Hasumi, H. and Emori, S.: K-1 coupled GCM (MIROC), Tech. Rep. 1, Center for Climate System Research (CCSR) and University of Tokyo and National Institute for Environmental Studies (NIES) and Frontier Research Center for Global Change (FR-CGC), 2004.
- Heginbottom, J., Brown, J., Melnikov, E., and Ferrians, O.: Circum-arctic map of permafrost and ground ice conditions, in: 6th International Conference proceeding, vol. 2, National Snow and Ice Data Center/World Data Center for Glaciology, South China University Press, 1993.
- Huijzer, A. and Isarin, R.: The reconstruction of past climates using multi-proxy evidence : an example of the Weichselian Pleniglacial in northwest and central Europe, *Quaternary Sci. Rev.*, 16, 513–533, doi:10.1016/S0277-3791(96)00080-7, 1997.
- Huth, R.: Statistical downscaling of daily temperature in Central Europe, *J. Climate*, 15, 1731–1742, doi:10.1175/1520-0442(2002)015:1731:SDODT1;2.0.CO;2, 2002.
- Kageyama, M., Combourieu Nabout, N., Sepulchre, P., Peyron, O., Krinner, G., Ramstein, G., and Cazet, J.-P.: The Last Glacial Maximum and Heinrich Event 1 in terms of climate and vegetation around the Alboran Sea: a preliminary model-data comparison, *C. R. Geosci.*, 337, 983–992, doi:10.1016/j.crte.2005.04.012, 2005.
- Khvorostyanov, D., Ciais, P., Krinner, G., Zimov, S., and Corradi Ch. and Guggenberger, G.: Vulnerability of permafrost carbon to global warming – Part 2: sensitivity of permafrost carbon stock to global warming, *Tellus*, 60, 265–275, doi:10.1111/j.1600-0889.2007.00336.x, 2008.
- Koven, C., Friedlingstein, P., Ciais, P., Khvorostyanov, D., Krinner, G., and Tarnocai, C.: On the formation of high-latitude soil carbon stocks: effects of cryoturbation and insulation by organic matter in a land surface model, *Geophys. Res. Lett.*, 36, L21501, doi:10.1029/2009GL040150, 2009.
- Lewkowicz, A. and Ednie, M.: Probability mapping of mountain permafrost using the BTS method, Wolf Creek, Yukon Territory, Canada, *Permafrost Periglac.*, 15, 1099–1530, doi:10.1002/ppp.480, 2004.
- Luoto, M. and Hjort, J.: Evaluation of current statistical approaches for predictive geomorphological mapping, *Geomorphology*, 67, 299–315, doi:10.1016/j.geomorph.2004.10.006, 2005.
- Marchenko, S., Romanovsky, V., and Tzipenko, G.: Numerical modeling of spatial permafrost dynamics in Alaska, in: 9th International Conference on Permafrost, 2, 1125–1130, Fairbanks, Alaska, US, 2008.
- Marti, O., Braconnot, P., Bellier, J., Benschila, R., Bony, S., Brockmann, P., Cadulle, P., Caubel, A., Denvil, S., Dufresne, J.-L., Fairhead, L., Filiberti, M.-A., Fichet, T., Friedlingstein, P., Grandpeix, J.-Y., Hourdin, F., Krinner, G., Lévy, C., Musat, I., and Talandier, C.: The new IPSL climate system model: IPSL-CM4, Note du Pôle de Modélisation, 26, 1–86, 2005.
- Martin, A., Vrac, M., Paillard, D., Dumas, C., and Kageyama, M.: Statistical-dynamical downscaling for Earth Models of Intermediate Complexity, Submitted, 2011.
- Meehl, G., Stocker, T., Collins, W., Friedlingstein, P., Gaye, A., Gregory, J., Kitoh, A., Knutti, R., Murphy, J., Noda, A., Raper, S., Watterson, I., Weaver, A., and Zhao, Z.-C.: Global Climate Projections, in: *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, 749–845, Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2007.
- Nechaev, V.: On some relations between parameters of permafrost and their paleogeographic application, *Problems of Pleistocene paleogeography in glacial and periglacial regions*, 211–220, 1981.
- Nelson, F. and Outcalt, S.: A computational method for prediction and regionalization of permafrost, *Arctic and Alpine Res.*, 19, 279–288, 1987.
- New, M., Lister, D., Hulme, M., and Makin, I.: A high-resolution data set of surface climate over global land areas, *Clim. Res.*, 21, 1–25, doi:10.3354/cr021001, 2002.
- Nicolosky, D., Romanovsky, V., Alexeev, V., and Lawrence, D.: Improved modeling of permafrost dynamics in a GCM land-surface scheme, *Geophys. Res. Lett.*, 34, L08501, doi:10.1029/2007GL029525, 2007.
- Otto-Bliesner, B., Schneider, R., Brady, E., Kucera, M., Abe-Ouchi, A., Bard, E., Braconnot, P., Crucifix, M., Hewitt, C., Kageyama, M., Marti, O., Paul, A., Rosell-Melé, A., Waelbroeck, C., Weber, S., Weinelt, M., and Yu, Y.: A comparison of PMIP2 model simulations and the MARGO proxy reconstruction for tropical sea surface temperatures at last glacial maximum, *Clim. Dynam.*, 32, 799–815, doi:10.1007/s00382-008-0509-0, 2009.
- Petoukhov, V., Ganopolski, A., Brovkin, V., Claussen, M., Eliseev, A., Kubatzki, C., and Rahmstorf, S.: CLIMBER-2: a climate system model of intermediate complexity – Part 1: model description and performance for present climate, *Clim. Dynam.*, 16, 1–17, doi:10.1007/PL00007919, 2000.
- Peyaud, V., Ritz, C., and Krinner, G.: Modelling the Early Weichselian Eurasian Ice Sheets: role of ice shelves and influence of ice-dammed lakes, *Clim. Past*, 3, 375–386, doi:10.5194/cp-3-375-2007, 2007.
- Pope, V., Gallani, M., Rowntree, P., and Stratton, R.: The impact of new physical parametrizations in the Hadley Centre climate model: HadAM3, *Clim. Dynam.*, 16, 123–146, doi:10.1007/s003820050009, 2000.
- R Development Core Team: R: A Language and Environment for Statistical Computing, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, <http://www.R-project.org>, ISBN 3-900051-07-0, 2009.

- Ramstein, G., Kageyama, M., Guiot, J., Wu, H., Hély, C., Krinner, G., and Brewer, S.: How cold was Europe at the Last Glacial Maximum? A synthesis of the progress achieved since the first PMIP model-data comparison, *Clim. Past*, 3, 331–339, doi:10.5194/cp-3-331-2007, 2007.
- Renssen, H. and Vandenberghe, J.: Investigation of the relationship between permafrost distribution in NW Europe and extensive winter sea-ice cover in the North Atlantic Ocean during the cold phases of the Last Glaciation, *Quaternary Sci. Rev.*, 22, 209–223, doi:10.1016/S0277-3791(02)00190-7, 2003.
- Roeckner, E., Bäuml, G., Bonaventura, L., Brokopf, R., Esch, M., Giorgetta, M., Hagemann, S., Kirchner, I., Kornblueh, L., Manzini, E., Rhodin, A., Schlese, U., Schulzweida, U., and Tompkins, A.: The atmospheric general circulation model ECHAM5. Part 1: Model description, Tech. Rep., Max-Planck-Institut für Meteorologie, 2003.
- Romanovsky, V., Osterkamp, T., and Duxbury, N.: An evaluation of three numerical models used in simulations of the active layer and permafrost temperature regimes, *Cold Reg. Sci. Technol.*, 26, 195–203, doi:10.1016/S0165-232X(97)00016-5, 1997.
- Saito, K., Marchenko, S., Romanovsky, V., Bigelow, N. K. Y., and Walsh, J.: Thermally-conditioned paleo-permafrost variations from global climate modeling, *SOLA*, 5, 101–104, doi:10.2151/sola.2009-026, 2010.
- Salas-Méllia, D., Chauvin, F., Déqué, M., Douville, H., Guérémy, J., Marquet, P., Planton, S., Royer, J., and Tyteca, S.: Description and validation of the CNRM-CM3 global coupled model, CNRM working note, 103, 2005.
- Salzmann, N., Frei, C., Vidale, P.-L., and Hoelzle, M.: The application of Regional Climate Model output for the simulation of high-mountain permafrost scenarios, *Global Planet. Change*, 56, 188–202, doi:10.1016/j.gloplacha.2006.07.006, 2007.
- Sim, J. and Wright, C.: The kappa statistic in reliability studies: use, interpretation, and sample size requirements, *Phys. Ther.*, 85, 257–268, 2005.
- Stendel, M. and Christensen, J.: Impact of global warming on permafrost conditions in a coupled GCM, *Geophys. Res. Lett.*, 29, 1632, doi:10.1029/2001GL014345, 2002.
- Stendel, M., Romanovsky, V., Christensen, J., and Sazonova, T.: Using dynamical downscaling to close the gap between global change scenarios and local permafrost dynamics, *Global Planet. Change*, 56, 203–214, doi:10.1016/j.gloplacha.2006.07.014, 2007.
- Tarnocai, C., Canadell, J., Schuur, E., Kuhry, P., Mazhitova, G., and Zimov, S.: Soil organic carbon pools in the northern circumpolar permafrost region, *Global Biogeochem. Cy.*, 23, GB2023, doi:10.1029/2008GB003327, 2009.
- Vandenberghe, J., Lowe, J., Coope, G., Litt, T., and Züller, L.: Climatic and environmental variability in the mid-latitude Europe sector during the last interglacial-glacial cycle, in: *Past Climate Variability through Europe and Africa*, edited by: Battarbee, R., Gasse, F., and Stickley, C., 6, 393–416, Springer Netherlands, 2004.
- Vandenberghe, J., Velichko, A., and Gorbunov, A.: Forcing factors of permafrost retreat: a comparison between LGM and present-day permafrost extent in Eurasia, in: *9th International Conference Permafrost, Extended Abstracts*, edited by: Kane, D. and Hinkel, K., 327–328, 2008.
- Vandenberghe, J., Renssen, H., Roche, D., Goosse, H., Velichko, A., Gorbunov, A., and Levvasseur, G.: Eurasian permafrost instability constrained by reduced sea-ice cover, submitted to *Quaternary Sci. Rev.*, 2011.
- Vrac, M. and Naveau, P.: Stochastic downscaling of precipitation: From dry events to heavy rainfalls, *Water Resour. Res.*, 43, W07402, doi:10.1029/2006WR005308, 2007.
- Vrac, M., Marbaix, P., Paillard, D., and Naveau, P.: Non-linear statistical downscaling of present and LGM precipitation and temperatures over Europe, *Clim. Past*, 3, 669–682, doi:10.5194/cp-3-669-2007, 2007a.
- Vrac, M., Stein, M., and Hayhoe, K.: Statistical downscaling of precipitation through nonhomogeneous stochastic weather typing, *Clim. Res.*, 34, 169–184, doi:10.3354/cr00696, 2007b.
- Wilby, R., Wigley, T., Conway, D., Jones, P., Hewitson, B., Main, J., and Wilks, D.: Statistical downscaling of general circulation model output: A comparison of methods, *Water Resour. Res.*, 34, 2995–3008, doi:10.1029/98WR02577, 1998.
- Wilks, D.: Multisite downscaling of daily precipitation with a stochastic weather generator, *Clim. Res.*, 11, 125–136, 1999.
- Wood, S.: *Generalized Additive Models: A introduction with R*, Chapman and Hall/CRC Press, 2006.
- Yee, T.: The VGAM Package for categorical data analysis, *J. Stat. Softw.*, 32, 1–34, 2010a.
- Yee, T.: VGAM: Vector Generalized Linear and Additive Models, <http://CRAN.R-project.org/package=VGAM>, r package version 0.8-1, 2010b.
- Yee, T. and Wild, C.: Vector Generalized Additive Models, *Journal of Royal Statistical Society*, 58, 481–493, 1996.
- Yongqiang, Y., Rucong, Y., Xuehong, Z., and Hailong, L.: A flexible global coupled climate model, *Adv. Atmos. Sci.*, 19, 169–190, 2002.
- Yongqiang, Y., Xuehong, Z., and Yufu, G.: Global coupled ocean-atmosphere general circulation models in LASG/IAP, *Adv. Atmos. Sci.*, 21, 444–455, doi:10.1007/BF02915571, 2004.
- Zhang, Y., Chen, W., and Risborough, D.: Transient projections of permafrost distribution in Canada during the 21st century under scenarios of climate change, *Global Planet. Change*, 60, 443–456, doi:10.1016/j.gloplacha.2007.05.003, 2008.
- Zimov, S., Schuur, E., and Chapin, F.: Permafrost and the global permafrost and the global carbon budget, *Science*, 312, 1612–1613, doi:10.1126/science.1128908, 2006.
- Zorita, E. and von Storch, H.: The analog method as a simple statistical downscaling technique: Comparison with more complicated methods, *J. Climate*, 12, 2474–2489, doi:10.1175/1520-0442(1999)012<2474:TAMAAS>2.0.CO;2, 1999.

2.6 Conclusions et perspectives

Le pergélisol est une variable très sensible aux changements climatiques. La présence d'un sol gelé dépend de la température du sol, qui est commandée par le bilan d'énergie de surface (section 2.2.2), ce qui en fait un bon indicateur du réchauffement climatique. Son contenu élevé en carbone explique l'intérêt pour cette composante, notamment dans les régions circumpolaires.

Au cours de ce chapitre, j'ai pu évaluer la capacité de plusieurs modèles climatiques à représenter le pergélisol. Compte-tenu de sa variabilité spatiale (section 2.2.2), il m'a fallu travailler à une échelle spatiale plus petite que la résolution des modèles climatiques. J'ai donc décrit dans ce chapitre deux méthodes de downscaling statistiques aux philosophies très différentes permettant de relier les variables à grande échelle issues des modèles à une variable catégorielle à l'échelle locale comme le pergélisol. La première méthode s'appuie sur le downscaling des températures de l'air à la surface, dont dépend principalement le pergélisol, en utilisant un modèle additif généralisé (GAM, section 2.4.1). La seconde méthode modélise directement les probabilités d'occurrence des différents types de pergélisol en utilisant un GAM logistique multinomial (section 2.4.1). La modélisation statistique permet alors une comparaison modèles-données plus précise en utilisant des indices quantitatifs, qui étaient inadaptés à l'échelle des modèles climatiques. C'est le cas du coefficient κ détaillé en annexe C.

Une première évaluation sous conditions climatiques pré-industrielles confirme que les modèles climatiques seuls ne peuvent rendre compte de façon pertinente de la répartition locale du pergélisol, à cause d'une trop large résolution spatiale. En appliquant les conditions de Renssen et Vandenberghe (2003) sur les températures de l'air obtenues par downscaling des modèles PMIP2, nous obtenons une répartition géographique du pergélisol plus cohérente avec les données de l'IPA/FGDC (section 2.2.3). Cependant, ce pergélisol issu des modèles climatiques est, en moyenne globale, 25% moins étendu que celui des données actuelles. Il apparaît également très lié à la distribution latitudinale des températures à grande échelle. Pour expliquer cette différence, nous avons appliqué les conditions de Renssen et Vandenberghe (2003) directement aux températures issues de CRU : la différence globale avec les données de l'IPA/FGDC est également de 25%. GAM ne parvient simplement pas à faire mieux que CRU en utilisant les mêmes conditions de Renssen et Vandenberghe (2003), car il tend à rapprocher les températures à grande échelle de chaque modèle climatique des températures CRU à partir desquelles il est calibré. La différence observée avec les données provient donc (i) des incertitudes des données de température (CRU), (ii) de celles des données de pergélisol (IPA/FGDC), (iii) d'une incohérence entre elles, et/ou bien (iv) des conditions Renssen et Vandenberghe (2003) inadaptées pour une étude à l'échelle locale.

Le continent eurasiatique est relativement bien couvert par les stations de mesures utilisées pour construire les climatologies du CRU (New *et al.*, 2002). Bien que la méthode d'interpolation utilisée par New *et al.* (2002) génère des erreurs, ils estiment que celles-ci ne dépassent pas $\pm 1^\circ\text{C}$ pour chaque point de grille. Pour les données de pergélisol, les forages sont répartis de façon moins homogène sur l'Eurasie mais l'IPA et le FGDC mettent à jour leur carte de pergélisol depuis les années 1980 en s'appuyant sur un réseau de mesures de températures de surface et des suivis satellitaires (Brown et Romanovsky, 2008). Il est donc difficile d'attribuer la différence entre le pergélisol issu de CRU et celui de l'IPA/FGDC aux seules incertitudes respectives de ces deux bases de données.

Les données de température (CRU) et de pergélisol (IPA/FGDC) sont-elles alors cohérentes entre elles ? Autrement dit l'hypothèse d'un pergélisol à l'équilibre avec le climat actuel est-elle valide ? Si la couche active réagit aux fluctuations saisonnières de la température, celles-ci sont filtrées par les différents horizons du sol avant d'affecter la température du pergélisol (section 2.2.2). Les variations de température du pergélisol ont donc un temps de réponse très long aux conditions climatiques et qui s'accroît avec la profondeur. Ceci explique que le pergélisol actuel est très ancien et daterait dans certaines régions de la fin du Miocène (soit 7 Ma selon van Vliet-Lanoë, 1998). Sa lente inertie l'a protégé des climats chauds du Pliocène ou des interglaciaires du Quaternaire. Si le pergélisol de sub-surface (de 0 à 10 m de profondeur) répond aux variations saisonnières de températures de surface (Harris *et al.*, 2009), le pergélisol profond n'est pas en équilibre avec les conditions climatiques en vigueur à la surface. Nous ne possédons pas aujourd'hui le recul nécessaire pour déterminer un temps de réponse caractéristique car le suivi systématique de l'évolution du pergélisol est encore récent. Cependant selon l'IPA, le CCIN¹⁰ et plusieurs auteurs (Lugon *et al.*, 2004; Harris *et al.*, 2009) le pergélisol épais de certaines régions serait en équilibre avec les températures du Petit Âge Glaciaire, 1,5°C plus froides en moyenne globale que l'actuel (Jansen *et al.*, 2007). Seulement 10% de ce pergélisol du Petit Âge Glaciaire aurait actuellement fondu selon Vitt *et al.* (2000). De ce fait, une grande partie de la différence observée entre modèles et données serait due à une carte de l'IPA/FGDC davantage représentative d'un pergélisol de cette période (i.e., 1550 à 1850). Les températures actuelles (et non pré-industrielles) de CRU reflètent, quant à elles, un pergélisol de sub-surface déjà soumis au réchauffement climatique et donc moins étendu.

L'utilisation d'un GAM logistique multinomial se révèle beaucoup plus avantageuse avec une amélioration systématique de l'extension du pergélisol pour les neuf modèles PMIP2 (par rapport aux données de l'IPA/FGDC). Modéliser directement une relation « pergélisol-climat » à partir d'un GAM logistique, sans passer par les températures CRU, prouve que l'application de conditions simples comme celles de Renssen et Vandenberghe (2003) ne sont pas toujours suffisantes/adaptées pour représenter un pergélisol à l'échelle locale. Contrairement à celles-ci, le GAM logistique multinomial offre également la possibilité de ne pas seulement tenir compte de la température de l'air mais de tous les prédicteurs, dont la topographie par exemple. Pour comparer les deux méthodes statistiques, nous avons utilisé les mêmes prédicteurs optimisés par Vrac *et al.* (2007a) pour le downscaling des températures. Il serait alors intéressant de construire une nouvelle relation « pergélisol-climat » à partir d'un GAM logistique multinomial en incluant des prédicteurs physico-géographiques plus pertinents pour la modélisation du pergélisol, tels que certaines propriétés des sols, la végétation, le manteau neigeux, l'exposition au soleil ou l'orientation du terrain (section 2.2.2). Cette nouvelle relation tiendrait alors compte de processus physiques locaux critiques pour le pergélisol.

Notre analyse au Dernier Maximum Glaciaire a révélé qu'aucun des neuf modèles climatiques PMIP2 n'abouti à une extension du pergélisol satisfaisante telle que reconstruite par Vandenberghe *et al.* (2012) et ce, avec ou sans downscaling statistique (40% moins étendu dans tous les cas). Les modèles sont en partie responsables de cet écart avec les données, beaucoup plus important qu'à l'actuel. Les modèles climatiques de PMIP2, d'une part, simulent un climat initialement trop chaud pour représenter correctement les données de pergélisol du Dernier Maximum Glaciaire, réduisant

10. Canadian Cryospheric Information Network

ainsi la contribution du downscaling statistique. Les modèles statistiques, d'autre part, sont calibrés sur le climat pré-industriel. Les relations statistiques estimées sont supposées stationnaire pour être applicable dans des conditions climatiques différentes. Cette hypothèse forte du downscaling statistique montre peut-être ici ses limites.

L'incertitude des données représentative du Dernier Maximum Glaciaire doit également pondérer la mise en cause des modèles. Les données de Vandenberghe *et al.* (2012) rassemblent plusieurs cartes de différentes régions de l'Eurasie. Ces cartes ont été dessinées à différentes échelles spatiales par différents auteurs, pour lesquels les catégories de pergélisol ne sont pas toujours définies de façon équivalentes. Ces données comportent donc une incertitude potentiellement plus grande que les données de pergélisol actuelles de l'IPA/FGDC. De plus, certains auteurs caractérisaient leurs données de « glaciaires » sans datation précise. Etant issues d'observations purement géologiques, ces données témoignent du maximum d'extension du pergélisol au cours de cette phase. En tant que phénomène purement thermique, un maximum d'extension du pergélisol correspond donc à un maximum de froid (ou une température minimum). Or, la période du Dernier Maximum Glaciaire est définie comme le maximum d'extension des calottes glaciaires (section 1.1.2) qui ne correspond pas nécessairement au maximum de froid (North-GRIP, 2004). De façon objective, les données de pergélisol de Vandenberghe *et al.* (2012) reflèteraient davantage une période plus froide « autour » du Dernier Maximum Glaciaire (entre -22 et -17 ka, voir 1.1).

Chapitre 3

Impact de la résolution d'IPSL-CM4 sur le downscaling statistique

3.1 Introduction

Les méthodes de downscaling statistique ont été développées pour des variables clés du système climatique telles que la température ou les précipitations (e.g., Wilby et Wigley, 2000; Fealy et Sweeney, 2007; Chu *et al.*, 2010). Au chapitre précédent, nous avons vu qu'en contexte paléoclimatique, les divergences initiales entre modèles globaux et données locales avaient un impact non négligeable sur les résultats du downscaling statistique. La relation estimée par un modèle statistique entre la petite et grande échelle dépend de la fiabilité des modèles climatiques et de leurs nombreuses caractéristiques. Les méthodes de downscaling statistique reposent sur l'hypothèse forte d'une relation, estimée dans des conditions climatiques présentes, stationnaire dans le temps, pour pouvoir être appliquée ensuite dans des conditions climatiques (passées ou futures) différentes. Pour contraindre au mieux ces relations statistiques et leur apporter une robustesse temporelle réaliste, il est nécessaire de comprendre et d'étudier l'impact des différentes caractéristiques des modèles climatiques sur les résultats d'un downscaling à posteriori.

Compte-tenu de la multiplicité des modèles climatiques que l'on cherche à évaluer, une problématique récurrente concerne l'influence de leur résolution sur le downscaling statistique. L'information apportée par une maille plus petite améliore-t-elle systématiquement les résultats d'un downscaling appliqué à posteriori, ou, au contraire, existe-t-il une résolution « seuil » à partir de laquelle l'information apportée dégrade la régionalisation ? Autrement dit, la course vers une résolution toujours plus fine des modèles climatiques est-elle nécessaire ? A la fois en termes de résultats pour mieux cerner les apports du downscaling, mais également pour des raisons de temps de calcul évidentes, il est nécessaire de répondre à cette problématique.

Afin d'apporter des éléments de réponse à ces questions, j'ai réalisé un downscaling statistique des températures et des précipitations de trois simulations du modèle de circulation générale de l'IPSL¹ (dans sa version 4 : IPSL-CM4, Marti *et al.*, 2005) à deux résolutions différentes. Pour ce faire, j'ai repris le modèle additif généralisé (GAM) développé par Vrac *et al.* (2007a) (décrit

1. Institut de recherche Pierre Simon Laplace

précédemment en section 2.4.1). Je commencerai par en rappeler les principales caractéristiques et préciserai son application pour le downscaling des précipitations (celui des températures ayant déjà été détaillé au chapitre 2).

Je comparerai ensuite les résultats obtenus sous conditions climatiques pré-industrielles en détaillant pour chaque variable (température et précipitations) les divergences dues aux différentes résolutions du modèle IPSL-CM4 et en essayant de les expliquer.

Les GAMs établis à partir des différentes résolutions du modèle IPSL-CM4 peuvent avoir un comportement différent aboutissant à des résultats pré-industriels similaires. Pour mesurer l'impact de la résolution, il est nécessaire d'évaluer les différents GAMs dans des conditions climatiques très différentes de celles utilisées pour la calibration, et identiques pour chaque GAM. Je réaliserai dans un second temps une projection au Dernier Maximum Glaciaire (section 1.1.2) en utilisant, pour chaque GAM, une même simulation glaciaire de IPSL-CM4. Ces projections seront comparées aux archives continentales disponibles.

Par la suite, mon étude a trouvé une application dans le domaine de l'archéologie au sein d'un projet franco-québécois visant à retracer les mouvements des populations néandertaliennes au Dernier Maximum Glaciaire sur la péninsule Ibérique. Etablir une répartition précise des hominidés à cette époque nécessite en effet des variables climatiques à une fine échelle spatiale que ne peuvent fournir les modèles climatiques. Les méthodes de downscaling statistique sont donc une solution intéressante pour fournir les champs à haute résolution nécessaires à cette étude. Les conclusions de ce chapitre m'ont permis de mieux contraindre la réalisation de champs de températures et précipitations à haute résolution sur l'Europe de l'Ouest au Dernier Maximum Glaciaire, pour ce projet que je présenterai en annexe E.

3.2 Downscaling statistique des températures et des précipitations avec IPSL-CM4

3.2.1 Rappels sur le modèle additif généralisé

Le modèle statistique de Vrac *et al.* (2007a) est un modèle additif généralisé (GAM) exprimant une variable Y (ou *predictant*, la température ou les précipitations) conditionnellement à plusieurs variables X_n (ou *prédicteurs*) par une somme de régressions non-paramétriques satisfaisant l'équation suivante :

$$g(Y_i|X_{n,n=1\dots k}) = \beta_0 + \sum_{n=1}^k f_n(X_{i,n}) + \epsilon, \quad (3.1)$$

Les fonctions f_n sont des fonctions splines à estimer (section 2.4.1), avec k le nombre de prédicteurs et i le point de grille. Le résidu ϵ généralement supposé gaussien implique une distribution normale de Y . On rappelle que la température satisfait cette hypothèse, ce qui correspond à une fonction lien g identité (section 2.4.1). Les précipitations cumulées, elles, tendent d'avantage vers une distribution log-normale (Cheng et Qi, 2002). Afin de satisfaire l'hypothèse de normalité de Y , la fonction lien pour les précipitations est donc une fonction logarithme.

Pour évaluer GAM dans les meilleures conditions, c'est-à-dire avec des données indépendantes entre les étapes de calibration et de projection, nous reprenons la procédure de validation croisée décrite en section 2.4.1, nécessaire uniquement pour la période pré-industrielle.

Afin de calibrer GAM, nous utilisons à nouveau les climatologies de températures et précipitations à haute résolution du CRU² (section 2.4.1). Rappelons que ces données concernent des relevés météorologiques moyennés entre 1961 et 1990 homogénéisés, corrigés puis interpolés sur une grille régulière à 10' de résolution (i.e., $1/6$ de degré en longitude et latitude) qui définira la résolution finale de notre downscaling. En chaque point de grille nous obtenons alors 12 moyennes mensuelles de température et de précipitations. Comme au chapitre 2, la particularité ici est de définir un GAM à partir de données climatologiques. De plus, GAM est calibré d'une part sur les températures CRU et d'autre part sur les précipitations CRU, ce qui revient à construire deux modèles statistiques GAM indépendants (un pour chaque variable), valables pour l'Europe de l'Ouest.

Deux catégories de prédicteurs ont été utilisées : des prédicteurs « physiques » issus des modèles climatiques à grande échelle et des prédicteurs « géographiques » (section 2.4.1). Parmi un ensemble de prédicteurs pré-sélectionnés, Vrac *et al.* (2007a) ne retiennent que ceux décrivant le mieux les données CRU selon le critère d'information bayésien (BIC) détaillé en annexe A.

Les prédicteurs physiques

Pour cette étude, les prédicteurs physiques sont extraits de simulations du modèle climatique IPSL-CM4 et plus précisément de sa dynamique atmosphérique qui est assurée par le modèle du LMD³ nommé LMDz (Hourdin *et al.*, 2006).

Les prédicteurs sélectionnés désignent des variables classiquement utilisées pour un downscaling des températures et des précipitations (Vrac et Naveau, 2007; Vrac *et al.*, 2007b; Fowler *et al.*, 2007), à savoir : la température de l'air à la surface (T), l'humidité relative (Rh) et la pression au niveau de la mer (P_{mer}). Pour attribuer à chaque point de grille du prédictant (température ou précipitation CRU) une seule valeur correspondante pour chaque prédicteur (section 2.4.1), les variables à grande échelle du modèle IPSL-CM4 sont au préalable bilinéairement interpolées à la résolution CRU.

Afin d'obtenir des prédicteurs représentatifs de différentes périodes de temps, le modèle IPSL-CM4 a été forcé par différentes conditions aux limites spécifiques correspondant à ces périodes de temps et résumées dans le tableau 3.1. Pour répondre à notre problématique, nous utilisons une simulation IPSL-CM4 pré-industrielle (i.e., vers 1850 et issue de Banks *et al.*, 2009) et du Dernier Maximum Glaciaire (issue de Kageyama *et al.*, 2009).

2. Climate Research Unit

3. Laboratoire de Météorologie Dynamique

TABLE 3.1 – Conditions aux limites pré-industrielles et du Dernier Maximum Glaciaire pour les différentes simulations d'IPSL-CM4.

Période	Pré-industrielle	Dernier Maximum Glaciaire
Répartition des calottes glaciaires	Actuelle	Reconstructions ICE-5G d'après Peltier (2004)
Concentrations CO ₂	Fixée à 280 ppm d'après Etheridge <i>et al.</i> (1996)	Fixée à 185 ppm d'après Monnin <i>et al.</i> (2001)
Concentrations CH ₄	Fixée à 360 ppb d'après Etheridge <i>et al.</i> (1998)	Fixée à 200 ppb Dällenbach <i>et al.</i> (2000)
Concentrations N ₂ O	Fixée à 270 ppb d'après Machida <i>et al.</i> (1995)	Fixée à 185 ppb Flückiger <i>et al.</i> (1999)
Constante solaire	Fixée à 1365 W/m ² d'après Solanski et Krivova (2003)	Fixée à 1365 W/m ² d'après Solanski et Krivova (2003)
Paramètres orbitaux	Fixés à 0 ka d'après Berger (1978)	Fixés à -21 ka d'après Berger (1978)

La figure 3.1 décrit de façon globale les climats simulés par le modèle IPSL-CM4 aux différentes périodes de temps considérées. Le climat pré-industriel simulé par IPSL-CM4 est en moyenne plus chaud (figure 3.1a) et plus sec (figure 3.1b) que les données CRU. Compte-tenu de la différence de concentration en CO₂ atmosphérique entre la simulation pré-industrielle IPSL-CM4 (280 ppm, tableau 3.1) et de la période actuelle (environ 360 ppm selon Lüthi *et al.*, 2008) représentée par les données CRU, on s'attendrait à des différences contraires, c'est-à-dire un climat plus froid et humide pour IPSL-CM4. Ce biais est dû à des températures de surface de l'océan fixées pour la simulation pré-industrielle selon les observations AMIP⁴ (Gates *et al.*, 1999). Les différences entre IPSL-CM4 et CRU sont accentuées sur l'hémisphère Nord, conduisant à une sur-estimation des températures (+6°C) sur une grande partie de l'Eurasie et en Amérique du Nord ; et dans la zone intertropicales avec une sous-estimation des précipitations jusqu'à -8mm/jr sur l'Amazonie. Les hauts reliefs tels que l'Himalaya et les Andes sont mal représentés par le modèle et conduisent à de fortes différences avec CRU.

Le Dernier Maximum Glaciaire se caractérise par une forte chute des températures (-35°C) des régions conquises par les calottes Laurentide (Amérique du Nord) et Fennoscandienne (Europe du Nord) (figures 3.1c et 1.2). Sur le reste du globe, on observe un refroidissement généralisé (-5°C) par rapport au pré-industriel. Pour les précipitations, le climat très sec de la simulation pré-industrielle ne permet pas de rendre compte de l'assèchement attendu au Dernier Maximum Glaciaire qui devrait être la conséquence de la concentration plus faible en CO₂ atmosphérique (185 ppm, tableau 3.1).

4. Atmospheric Model Intercomparison Project

Ici, IPSL-CM4 simule un climat plus humide au Dernier Maximum Glaciaire, notamment sur les océans.

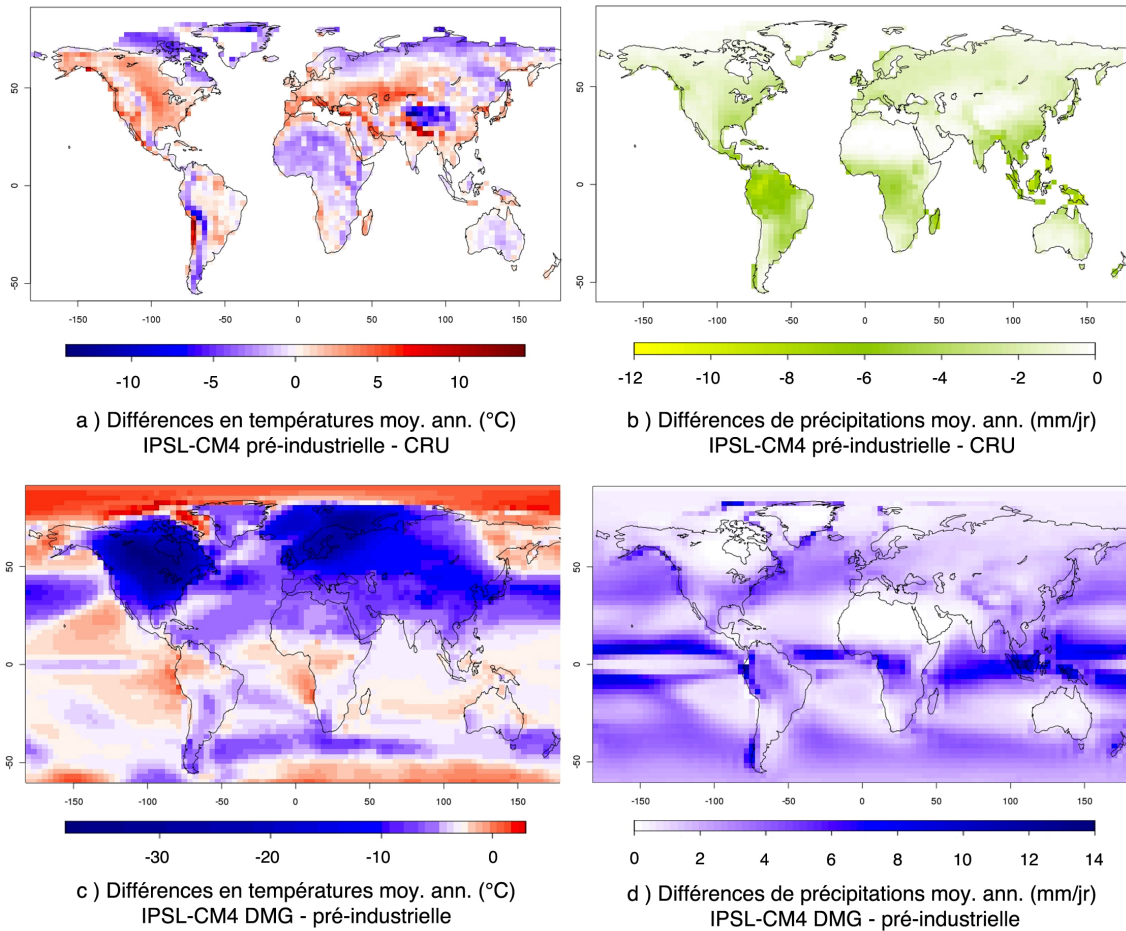


FIGURE 3.1 – Différences de températures (à gauche) et précipitations (à droite) moyennes annuelles, entre la simulation pré-industrielle de IPSL-CM4 et CRU (en haut), et entre les simulations du Dernier Maximum Glaciaire (DMG) et pré-industrielle de IPSL-CM4 (en bas).

Les prédictes géographiques

En plus de la topographie et des continentalités présentées en section 2.4.1, *Vrac et al.* (2007a) utilisent le vent orographique W_{orog} . Cet indice traduit le mouvement vertical des masses d'air lié à la topographie et caractéristique de l'effet de Foehn. Lorsqu'il rencontre une pente orographique, le vent génère des masses d'air ascendantes pouvant induire des précipitations orographiques sur le versant sous le vent, et des masses d'air descendantes sèches sur le versant opposé. Le vent orographique associe la vitesse horizontale du vent simulé par le modèle climatique IPSL-CM4 au gradient orographique local calculé à partir de la topographie h ETOPO (section 2.4.1) selon l'équation 3.2 :

$$W_{orog} = U \cdot \nabla h \quad (3.2)$$

Le GAM pour le downscaling des températures tient compte des mêmes prédicteurs qu'au chapitre 2 et suit l'équation :

$$E(T_{CRU}) = f_{T,1}(T) + f_{T,2}(h) + f_{T,3}(C_{adv}) + f_{T,4}(C_{diff}) \quad (3.3)$$

avec T_{CRU} la température CRU et $f_{T,n}$ les fonctions splines à estimer pour chaque prédicteurs n à savoir la température à grande échelle (T , section 3.2.1), la topographie (h , section 2.4.1) et les continentalités advective et diffusive (respectivement C_{adv} et C_{diff} détaillées en annexe B).

Le downscaling des précipitations suit, quant à lui, l'équation suivante :

$$\log(E(P_{CRU})) = f_{P,1}(T) + f_{P,2}(Rh) + f_{P,3}(P_{mer}) + f_{P,4}(Topo) + f_{P,5}(C_{adv}) + f_{P,6}(W_{orog}) \quad (3.4)$$

avec P_{CRU} les précipitations CRU et $f_{P,n}$ les fonctions splines à estimer pour chaque prédicteurs, que sont la température (T), la pression au niveau de la mer (P_{mer} , section 3.2.1) et l'humidité relative à grande échelle (Rh , section 3.2.1), ainsi que la topographie, la continentalité advective et le vent orographique (W_{orog} , section 3.2.1). Les précipitations à grande échelle n'ont pas été sélectionnées par Vrac *et al.* (2007a) en tant que prédicteur pour le downscaling des précipitations. Compte-tenu de la forte variabilité à l'échelle locale des précipitations, celles simulées à grande échelle par les modèles climatiques sont souvent une source importante d'erreur pour GAM. Il est alors fréquent de ne pas utiliser cette variable comme prédicteur (Vrac *et al.*, 2007b).

Cette procédure de downscaling statistique des températures et des précipitations est schématisée par la figure 3.2.

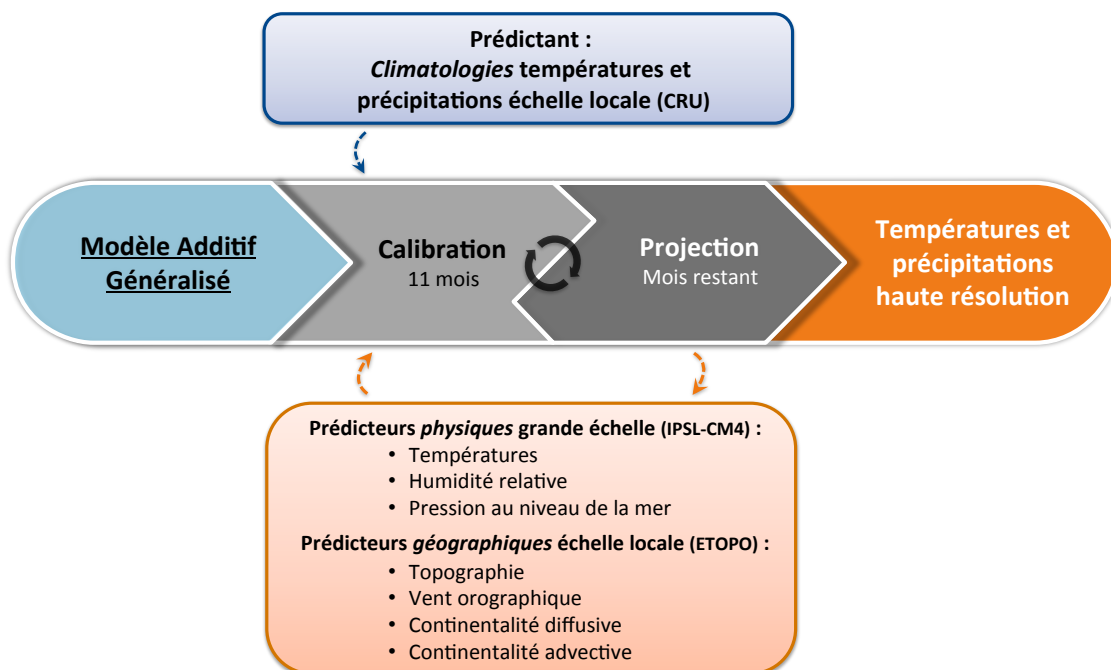


FIGURE 3.2 – Schéma de la procédure de downscaling statistique des températures et des précipitations avec GAM.

3.2.2 IPSL-CM4 « zoomé » et « non-zoomé »

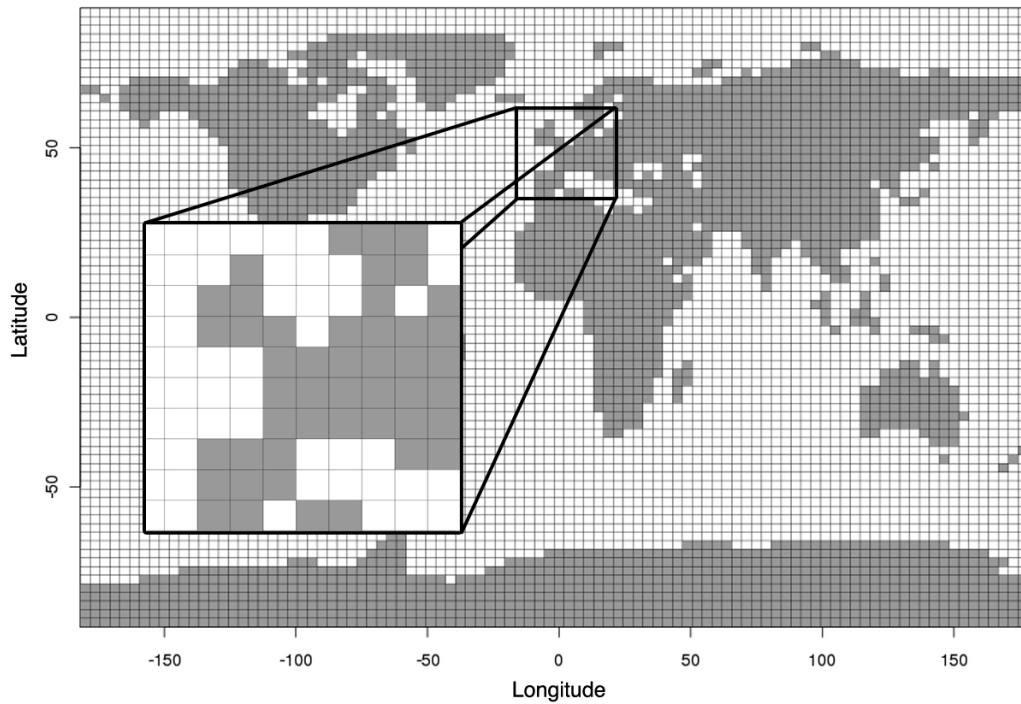
Une des caractéristiques du modèle climatique IPSL-CM4 et plus particulièrement de son module atmosphérique LMDz (section 3.2.1) est de pouvoir « zoomer » (d'où le « z » de LMDz) sur une région souhaitée en augmentant le nombre de mailles et en réduisant leur taille au-dessus de la région ciblée. Nous nous servons de cette propriété pour répondre à la question de l'impact de la résolution initiale du modèle IPSL-CM4 sur les résultats du downscaling des températures et des précipitations. Plus particulièrement, je m'intéresserai ici à savoir si l'information apportée par la maille plus petite du modèle dit « zoomé » améliore ou dégrade les résultats du downscaling statistique ? Un downscaling effectué à partir du modèle IPSL-CM4 « zoomé » sur l'Europe est-il significativement différent d'un downscaling effectué à partir du modèle IPSL-CM4 à la résolution standard du LMDz ?

La simulation IPSL-CM4 pré-industrielle décrite par Banks *et al.* (2009) a été déclinée de trois façon différentes :

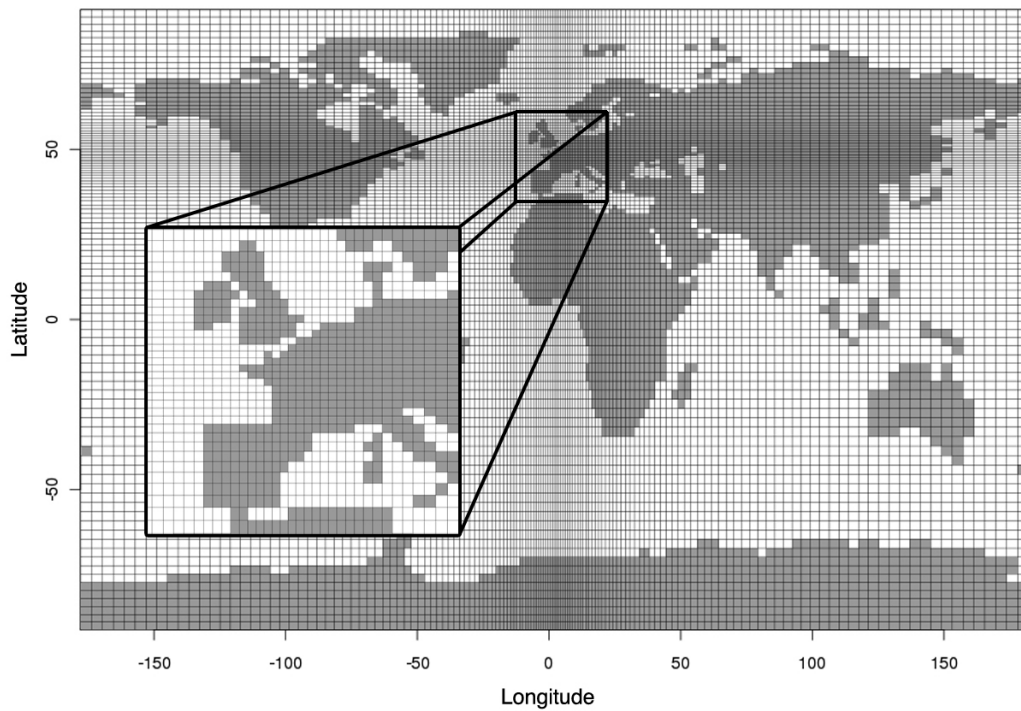
IPSL-CM4-c (pour « coarse ») correspond à une simulation IPSL-CM4 sur l'Europe à la résolution standard de LMDz. La figure 3.3a montre cette grille régulière/uniforme qui comporte 96 longitudes pour 72 latitudes, soit une maille de $3,75^\circ$ en longitude et $2,5^\circ$ en latitude.

IPSL-CM4-z (pour « zoomed ») correspond à une simulation IPSL-CM4 « zoomée » sur l'Europe. La figure 3.3b montre la grille irrégulière de LMDz qui comporte des mailles plus fines sur l'Europe de l'Ouest pouvant atteindre $0,8^\circ$ en longitude et $0,5^\circ$ en latitude. Comme nous l'avons vu en introduction (section 1.2.1), la taille des mailles comporte un impact sur la résolution des équations de la dynamique des fluides. Le climat simulé par cette version « zoomée » d'IPSL-CM4 est donc potentiellement différent d'IPSL-CM4-c.

IPSL-CM4-r (pour « regridded ») reprend le climat simulé par IPSL-CM4-z et le reporte simplement sur la grille régulière de LMDz. IPSL-CM4-r et z représente donc le même climat mais à des résolutions différentes. Cela permet de déduire l'influence de cette résolution indépendamment de son impact sur la dynamique et la physique du modèle climatique.



a) IPSL-CM4 résolution régulière (96 x 72)



b) IPSL-CM4 « zoomé » sur l'Europe

FIGURE 3.3 – Grilles uniforme/régulière (a) et « zoomée » sur l'Europe (b) de IPSL-CM4.

3.3 Comparaison sous conditions climatiques pré-industrielles

Chaque GAM est calibré à partir des températures ou des précipitations CRU et prend en compte les prédicteurs sélectionnés pour chaque variable et calculés pour chaque simulation pré-industrielle de IPSL-CM4 (c, r et z). La procédure de validation croisée expliquée en section 2.4.1 permet d'obtenir les climatologies de températures et de précipitations haute résolution pour chaque simulation IPSL-CM4. Les figures 3.4 et 3.5 montrent respectivement les différences en température et précipitations moyennes annuelles entre CRU et les différentes simulations IPSL-CM4 avec et sans downscaling.

3.3.1 Températures

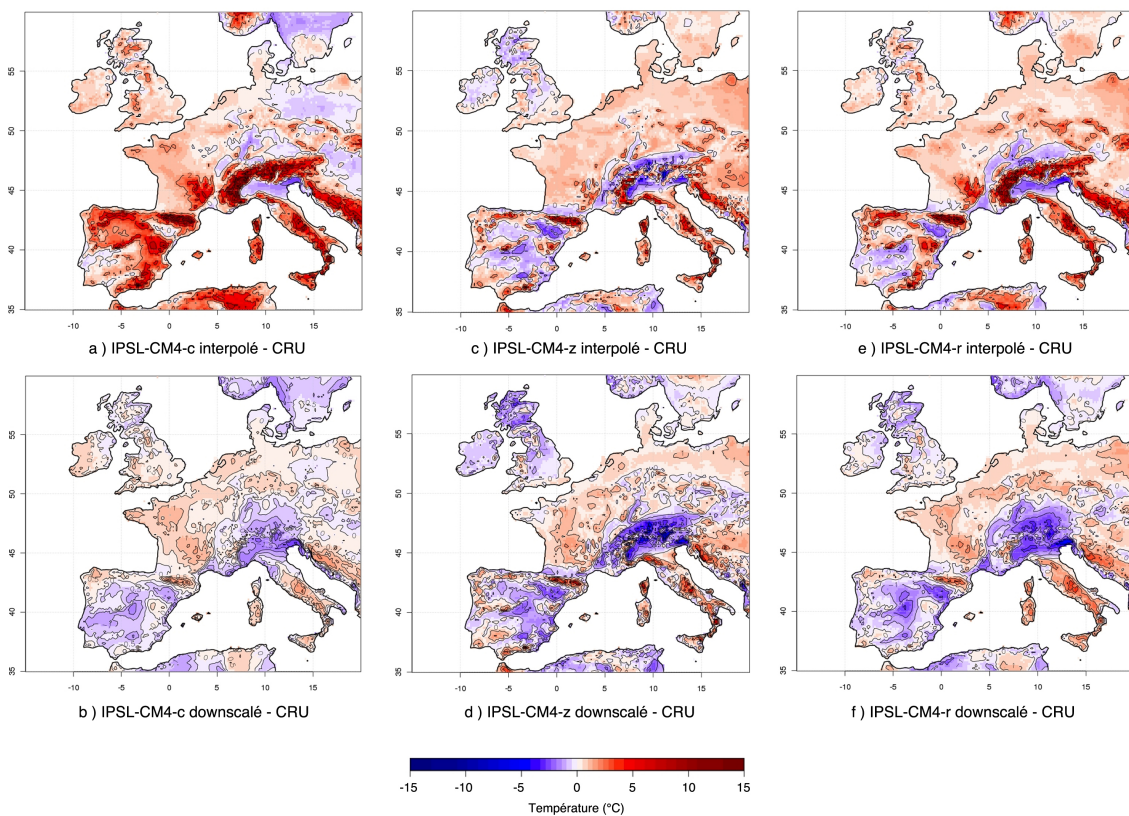


FIGURE 3.4 – Différences entre les températures moyennes annuelles de CRU et les températures moyennes annuelles des simulations IPSL-CM4 « coarse » (gauche), « zoomed » (milieu) et « regridded » (droite) (voir section 3.2.2) interpolées (en haute) et downscalées (en bas).

La large résolution du modèle IPSL-CM4-c conduit à de fortes différences sur tous les reliefs de la région (Alpes, Pyrénées, Apennins, Meseta espagnole) atteignant +8 à +15°C par rapport à CRU. La résolution plus fine d'IPSL-CM4-z (carte 3.4c) montre une meilleure représentation de ces reliefs et donc des différences plus faibles. Les climats identiques de IPSL-CM4-z et r montrent

des structures régionales similaires (carte 3.4c et e) avec une péninsule Ibérique et un pourtour Alpin plus froids que les données CRU (-3°C).

En appliquant notre méthode de downscaling statistique, les différences avec les températures CRU s'estompent (cartes 3.4b, d et f) ne dépassant pas $\pm 5^{\circ}\text{C}$. Quelques différences locales persistent sur les Pyrénées, la Meseta espagnole ou les Alpes. Si cette répartition géographique des températures à haute résolution reste similaire entre les trois simulations, les différences avec CRU sont beaucoup plus marquées pour IPSL-CM4-r et davantage encore pour IPSL-CM4-z. Certaines régions présentent même des différences plus importantes avec downscaling que sans, comme le pourtour Alpin de IPSL-CM4-z (respectivement -5 et -3°C par rapport à CRU avec et sans downscaling).

3.3.2 Précipitations

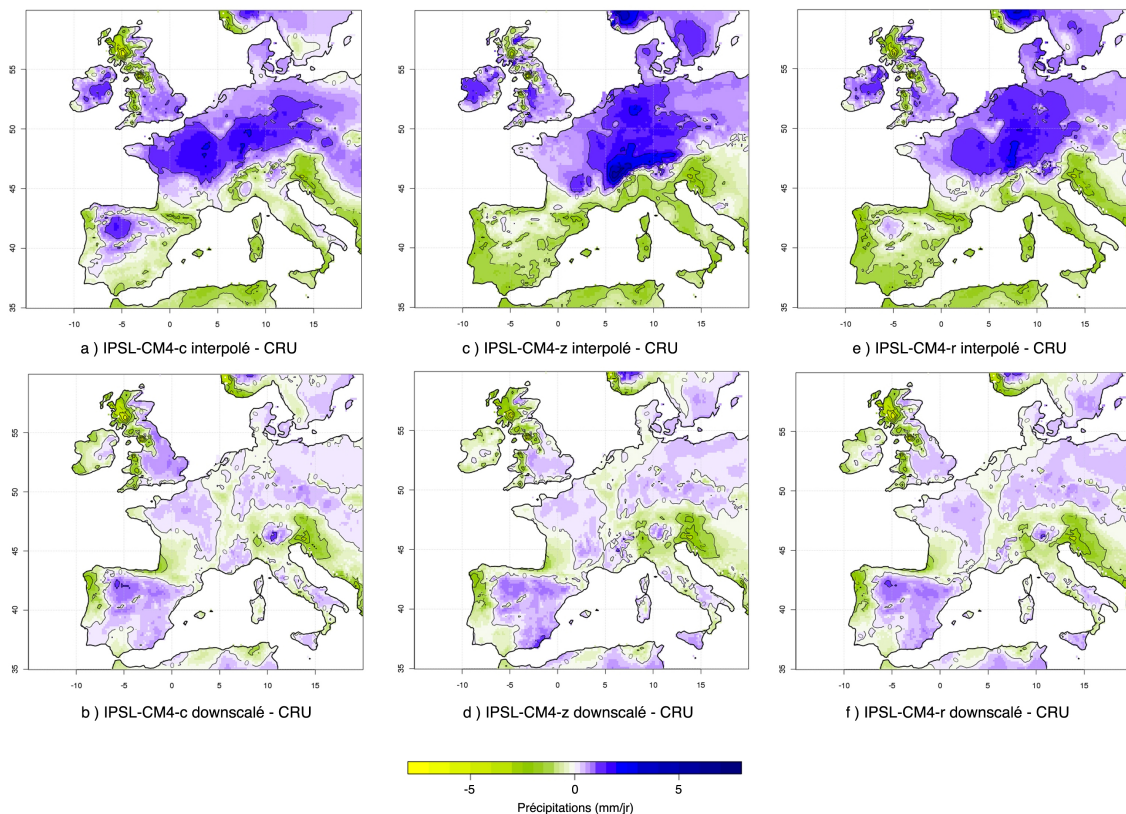


FIGURE 3.5 – Différences entre les précipitations moyennes annuelles de CRU et les précipitations moyennes annuelles des simulations IPSL-CM4 « coarse » (gauche), « zoomed » (milieu) et « regridded » (droite) (voir section 3.2.2) interpolées (en haute) et downscalées (en bas).

Quelque soit la simulation IPSL-CM4 (cartes 3.5a, c et e), on observe un climat initialement trop humide au nord de l'Europe ($+4\text{mm/jr}$) et trop sec au sud sur le pourtour méditerranéen (-4mm/jr). Certaines façades maritimes présentent également peu de précipitations par rapport aux

données, comme les côtes britanniques ou scandinaves. La large résolution du modèle ne permet pas de rendre compte du phénomène de précipitations orographiques. L'Europe subissant un régime dominant de vents d'ouest, les reliefs orientés nord-sud comme les Alpes montrent trop de précipitations sur le versant sous le vent et un climat trop sec sur le versant opposé. IPSL-CM4-r et z (carte 3.5c et e) se distinguent, là encore, par une péninsule ibérique plus sèche que IPSL-CM4-c (carte 3.5a) par rapport CRU (-4mm/jr).

Avec GAM, la dichotomie nord-sud du climat simulé par IPSL-CM4 disparaît avec des différences proches de 0mm/jr par rapport à CRU, bien que l'on conserve un climat maritime trop sec sur les côtes britanniques, portugaises et scandinaves (-3mm/jr), une Meseta espagnole trop humide (+3mm/jr) et une structure dipolaire sur les Alpes. Cependant, contrairement au downscaling des températures, aucune différence significative ne permet de favoriser l'une ou l'autre des différentes simulations IPSL-CM4. Toutes présentent une répartition similaire des précipitations.

3.3.3 Discussion

Les trois simulations du modèle IPSL-CM4 permettent par leur configuration de distinguer :

- l'impact direct de la résolution sur le downscaling : IPSL-CM4-r reprend le climat de IPSL-CM4-z et le reporte sur la grille standard du modèle, leurs différences sont uniquement dues à la différence de maillage.
- de l'impact que la résolution entraîne à travers la dynamique du modèle : une résolution différente génère une physique et donc un climat différent entre IPSL-CM4-c et z (section 1.2.1) ce dont, par construction, ne peuvent témoigner les différences entre IPSL-CM4-z et r qui ont le même signal climatique.

Ainsi, les fortes différences entre IPSL-CM4-c et z témoignent d'un impact non négligeable de la résolution initiale du modèle climatique. Les faibles différences entre IPSL-CM4-z et r précisent que cet impact de la résolution s'opère essentiellement à travers la dynamique du modèle et que son impact direct reste limité.

Pour quantifier cet impact sur l'apport du downscaling statistique, nous avons calculé deux indices apportant des informations complémentaires. La corrélation spatiale permet de quantifier l'accord entre la répartition/la structure spatiale des valeurs prédites par GAM et les données CRU :

$$Cor = \frac{\sigma_{y^*y}}{\sigma_{y^*}\sigma_y} \quad (3.5)$$

avec y^* et y respectivement les valeurs (températures ou précipitations) CRU et prédites par GAM. σ_{y^*} et σ_y sont respectivement leurs écarts-types et σ_{y^*y} leur covariance.

Le pourcentage de variance expliquée $\%VE$ est le pourcentage de variance du prédicteur représenté par l'ensemble des prédicteurs. Cet indice permet de dire si les valeurs prédites par GAM ont une moyenne et une variabilité (variance) proches de celles des données CRU, indépendamment de la structure spatiale. Ce pourcentage est défini par l'équation suivante :

$$\%VE = \frac{\sum_i (y_i^* - \bar{y})^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.6)$$

avec \bar{y} la valeur moyenne des données CRU et i le point de grille. Les tableaux 3.2 et 3.3 (respectivement pour un downscaling des températures et des précipitations) résument pour chaque

simulation IPSL-CM4 ces deux indices pour les moyennes mensuelles, annuelles, ainsi que sur l'ensemble des climatologies (i.e., les 12 mois, colonne « Total »).

TABLE 3.2 – Corrélations et pourcentages de variance expliquée pour les différentes simulations IPSL-CM4 pour le downscaling des températures. En gris clair (foncé) le pourcentage de variance expliquée (corrélation spatiale) le (la) plus proche de 100 (1) pour chaque mois.

Simulation		Jan.	Fév.	Mar.	Avr.	Mai	Juin	Juil.	Aoû.	Sep.	Oct.	Nov.	Déc.	Annuel	Total
IPSL-CM4-c	%VE	82,2	98,9	122,8	112,6	91,1	95,7	93,0	97,9	75,8	114,8	120,7	123,9	100,3	98,5
	Cor	0,95	0,98	0,97	0,96	0,96	0,96	0,97	0,96	0,96	0,97	0,97	0,97	0,98	0,99
IPSL-CM4-z	%VE	104,7	47,2	85,4	194,3	296,6	179,2	88,6	75,1	72,6	103,1	161,1	157,1	67,8	81,9
	Cor	0,65	0,81	0,83	0,79	0,74	0,68	0,85	0,86	0,77	0,64	0,56	0,62	0,83	0,86
IPSL-CM4-r	%VE	82,3	95,8	129,6	155,2	154,9	109,4	85,8	104,4	82,0	95,5	122,4	106,3	103,6	95,6
	Cor	0,92	0,94	0,94	0,93	0,92	0,94	0,93	0,95	0,93	0,95	0,94	0,93	0,95	0,97

TABLE 3.3 – Corrélations et pourcentages de variance expliquée pour les différentes simulations IPSL-CM4 pour le downscaling des précipitations. En gris clair (foncé) le pourcentage de variance expliquée (corrélation spatiale) le (la) plus proche de 100 (1) pour chaque mois.

Simulation		Jan.	Fév.	Mar.	Avr.	Mai	Juin	Juil.	Aoû.	Sep.	Oct.	Nov.	Déc.	Annuel	Total
IPSL-CM4-c	%VE	34,9	44,0	31,8	98,9	54,1	80,2	44,3	87,6	56,4	121,5	50,6	100,6	47,0	67,4
	Cor	0,69	0,65	0,65	0,38	0,61	0,84	0,84	0,79	0,73	0,31	0,58	0,55	0,78	0,70
IPSL-CM4-z	%VE	49,3	35,9	75,0	47,7	54,1	75,9	72,2	51,0	64,1	16,1	54,9	39,3	44,3	56,2
	Cor	0,32	0,62	0,59	0,62	0,66	0,69	0,79	0,84	0,62	0,37	0,43	0,46	0,75	0,68
IPSL-CM4-r	%VE	38,4	34,6	26,6	45,3	50,3	72,9	43,0	98,0	78,1	41,0	23,9	31,0	41,6	59,1
	Cor	0,44	0,55	0,48	0,52	0,63	0,76	0,83	0,80	0,64	0,37	0,32	0,53	0,71	0,69

L'information apportée par les quatre prédicteurs de la température suffit à obtenir une variance des températures locales similaire à celle de CRU (i.e., proche de 100) et une corrélation spatiale souvent supérieure à 0,80 ; d'où les très bons résultats obtenus avec downscaling pour les températures. A l'inverse, les six prédicteurs utilisés pour le downscaling des précipitations expliquent difficilement plus de 60% de la variance à l'échelle locale de cette variable, avec une corrélation spatiale proche de 0,70, témoins des différences plus marquées avec CRU. GAM ne parvient pas à représenter l'ensemble de la variabilité et de la structure spatiale des précipitations locales sur notre région d'étude.

Ces indices confirment les différences géographiques observées, notamment dans le cas des températures. Les pourcentages de variance expliquée et les corrélations spatiales les plus proches de 100 et 1 sont souvent celles d'IPSL-CM4-c.

Par manque de temps, je n'ai pas pu pousser mon analyse plus loin afin d'expliquer cet impact de la résolution. Par exemple, pourquoi GAM corrige-t-il le biais chaud important de IPSL-CM4-c sur les reliefs, mais ne parvient pas à corriger de façon aussi efficace les biais à priori plus faibles du modèle IPSL-CM4 « zoomé » ? Une première hypothèse pourrait être que la version « zoomée » de IPSL-CM4 est représentative de processus plus régionaux/locaux pour lesquels le choix des prédicteurs n'est pas optimisé.

3.4 Interprétation physique et conséquences pour le Dernier Maximum Glaciaire

Pour obtenir des températures et précipitations à haute résolution pour la période du Dernier Maximum Glaciaire, GAM établit d'abord des relations statistiques entre la petite et grande échelle sur le climat pré-industrielle. Lors d'une projection au Dernier Maximum Glaciaire, le comportement des différentes splines est déterminant : les prédicteurs utilisés pour une projection au Dernier Maximum Glaciaire ne prennent pas nécessairement leurs valeurs dans les intervalles des prédicteurs utilisés pour la calibration. C'est notamment le cas des prédicteurs physiques comme la température (section 3.2.1). Pour ces valeurs en dehors des intervalles de calibration, GAM extrapole les fonctions splines, en prolongeant les polynômes de degré trois. Ainsi le comportement des splines, notamment aux bornes des intervalles de calibration, est déterminant pour une projection au Dernier Maximum Glaciaire.

Chaque GAM est calibré à partir des différentes version d'IPSL-CM4. Afin de rapprocher chaque simulation IPSL-CM4 (c, z et r) des données du CRU, ces splines sont potentiellement différentes et peuvent conduire à un climat glaciaire également différent.

Afin d'obtenir un aperçu de la signification physique des relations statistiques établies par GAM, les figures 3.6 et 3.7 comparent les différentes splines estimées par GAM pour chaque simulation IPSL-CM4. En abscisse, on retrouve les valeurs des différents prédicteurs tandis que l'ordonnée représente la correction (en température ou logarithme des précipitations) apportée par GAM selon chaque prédicteur. Chaque spline est dépendante des autres, en ce sens que le résultat final du downscaling statistique est une combinaison de l'ensemble des splines d'une même simulation. Lors de la projection, GAM additionne pour chaque point de grille, selon l'équation 3.3 ou 3.4, la contribution associée à la valeur de chaque prédicteur et définie par chaque spline, pour obtenir respectivement une température ou précipitation locale.

3.4.1 Températures

La figure 3.6 montre que les splines estimées pour le downscaling de la température conservent toutes un comportement quasi linéaire. Les fonctions associées à la température grande échelle augmentent linéairement avec les températures locales, selon une pente de l'ordre de 1, ce qui témoigne d'une bonne représentation des températures par le modèle climatique. Les histogrammes des différents prédicteurs au Dernier Maximum Glaciaire nous permettent d'anticiper le comportement de GAM pour une projection à cette période, en considérant chaque prédicteur indépendamment des autres. Vers les températures faibles, la spline de IPSL-CM4-z présente une pente légèrement plus faible que IPSL-CM4-r et c. En considérant uniquement ce prédicteur et une période plus froide que l'actuelle comme le Dernier Maximum Glaciaire, IPSL-CM4-z peut conduire à un climat potentiellement plus chaud que IPSL-CM4-c ou r.

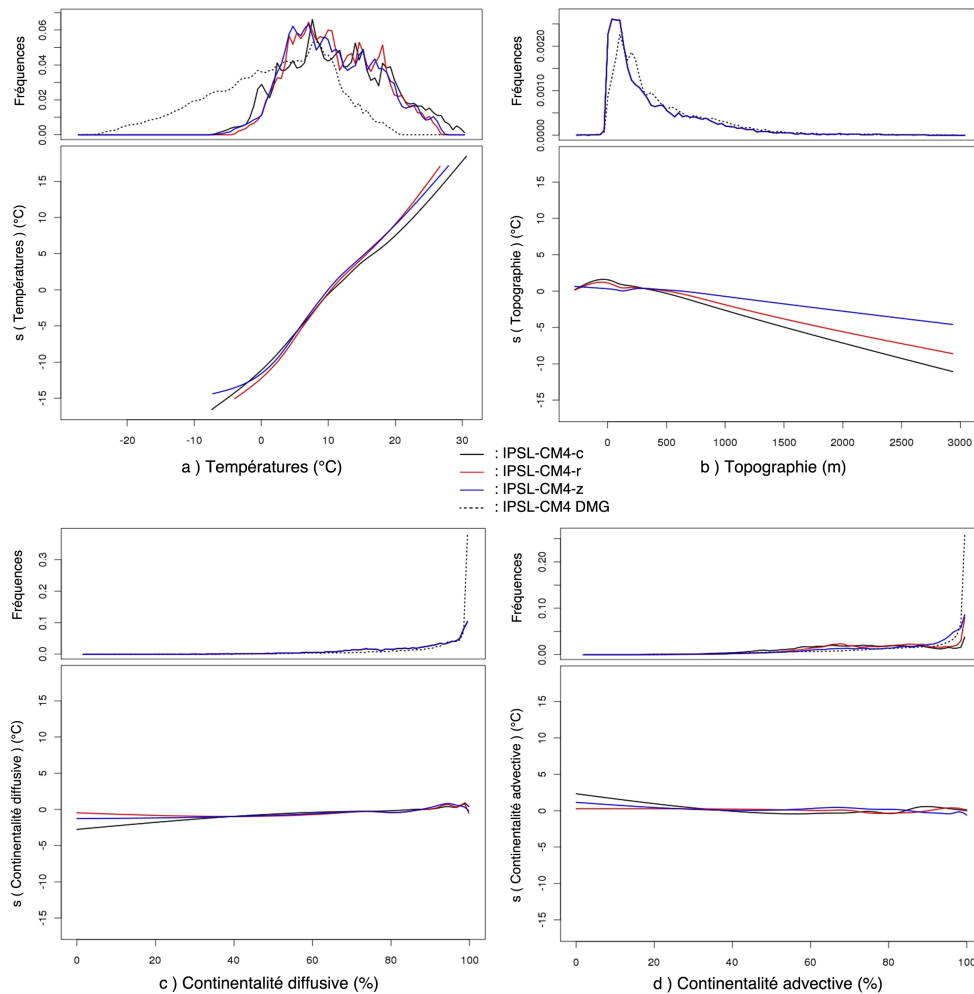


FIGURE 3.6 – Fonctions splines estimées par GAM pour les différents prédicteurs de la température, à partir d'IPSL-CM4 « coarse » (courbes noires), « zoomed » (courbes bleues) et « regridded » (courbes rouges) (voir section 3.2.2).

Les splines associées à la topographie diminuent toutes de façon linéaire lorsque l'altitude augmente avec un gradient autour de $-0,5^{\circ}\text{C}/100\text{m}$. Ceci correspond au gradient thermique adiabatique humide et illustre bien la représentation statistique d'un phénomène physique simple. Les différents comportements des splines pour les topographies négatives ne sont pas significatifs car ils ne concernent que très peu de points de grilles sous le niveau marin (dus à la topographie des Pays-Bas). Les cartes 3.4a et e montrent des reliefs trop chaud par rapport à CRU pour IPSL-CM4-c et r en raison de leur large résolution. Leurs reliefs ont donc besoin d'être localement davantage refroidis que IPSL-CM4-z. Ceci explique que IPSL-CM4-c et r obtiennent des pentes plus fortes associées aux topographies positives que IPSL-CM4-z. Lors de nos projections, nous ignorerons la présence de la calotte Fennoscandienne au Dernier Maximum Glaciaire. La topographie du Dernier Maximum Glaciaire rend uniquement compte d'une baisse du niveau marin d'environ 120 m (section 1.1.2), ce que traduit bien l'histogramme de ce prédicteur. En associant cette élévation aux pentes des différentes splines, IPSL-CM4-c et r peuvent donc conduire à des reliefs plus froids au Dernier Maximum Glaciaire que IPSL-CM4-z (si l'on ne considère que la topographie).

Enfin, d'après leurs histogrammes respectifs, l'essentiel des points de grille ont une continentalité diffusive et advective comprises entre 60 et 100%. Sur cet intervalle, les splines des différentes simulations augmentent avec les continentalités diffusives fortes traduisant des masses d'air plus chaudes à l'intérieur des continents caractéristiques des étés continentaux. La contribution de la continentalité advective, elle, décroît avec les continentalités fortes ce qui caractérise un réchauffement à proximité des océans responsable d'un climat maritime plus doux. L'avantage de ces indices est qu'ils sont bornés, les valeurs au Dernier Maximum Glaciaire appartiennent aux intervalles respectifs de calibration, il n'y a donc pas d'extrapolation possible des splines par GAM. A cette période, la baisse du niveau marin conduit à l'émergence de plateformes continentales (comme la Manche) ce qui explique l'augmentation des continentalités fortes (advectives ou diffusives) sur les histogrammes correspondants. Aux vues des différentes splines, cela aura peu d'impact à l'intérieur des terres au Dernier Maximum Glaciaire. Bien que le reste des intervalles de calibration (entre 0 et 60% sur les graphiques 3.6c et d) ne concerne que les quelques points de grille proches des côtes, les différences entre les splines des différentes simulations IPSL-CM4 sont plus marquées. Or, la baisse du niveau marin au Dernier Maximum Glaciaire conduit également à une augmentation des façades maritimes orientées nord-sud et donc soumises à une faible continentalité (notamment advective). Par conséquent, les différentes simulations IPSL-CM4 peuvent conduire à des différences locales importantes au Dernier Maximum Glaciaire sur ces façades maritimes où les températures à grande échelle et la topographie ne sont pas discriminantes.

3.4.2 Précipitations

L'interprétation des splines est moins évidente et demande plus de précautions pour le downscaling des précipitations (figure 3.7). Elles ont un comportement moins linéaire que dans le cas des températures mais n'en sont pas moins physiquement interprétables. Pour qu'il y ait des précipitations l'air doit être à saturation, autrement dit avec une humidité relative proche de 100% et une pression atmosphérique faible, il est donc logique d'observer une augmentation des précipitations avec l'humidité relative et une diminution avec la pression atmosphérique. Du fait d'une physique et d'un climat identique, les splines respectives de IPSL-CM4-z et r sont similaires, exceptées pour les faibles humidités relatives. IPSL-CM4-c se démarque des deux autres simulations avec une pente forte (et respectivement, faible) vers les basses (hautes) pressions. De même pour les fortes humidités relative, IPSL-CM4-c obtient une pente plus faible. Avec un renforcement des pressions atmosphériques et de l'humidité relative, une projection au Dernier Maximum Glaciaire à partir de IPSL-CM4-c conduirait à un climat plus sec qu'avec les autres simulations, en ne tenant compte là encore que de ces deux prédicteurs.

Les splines associées à la topographie augmentent linéairement avec l'altitude. Ceci traduit le phénomène attendu de précipitations orographiques des masses d'air ascendantes. IPSL-CM4-c comporte une pente plus faible vers les altitudes élevées, ce qui peut conduire à des reliefs potentiellement plus secs au Dernier Maximum Glaciaire qu'à partir de IPSL-CM4-z ou r.

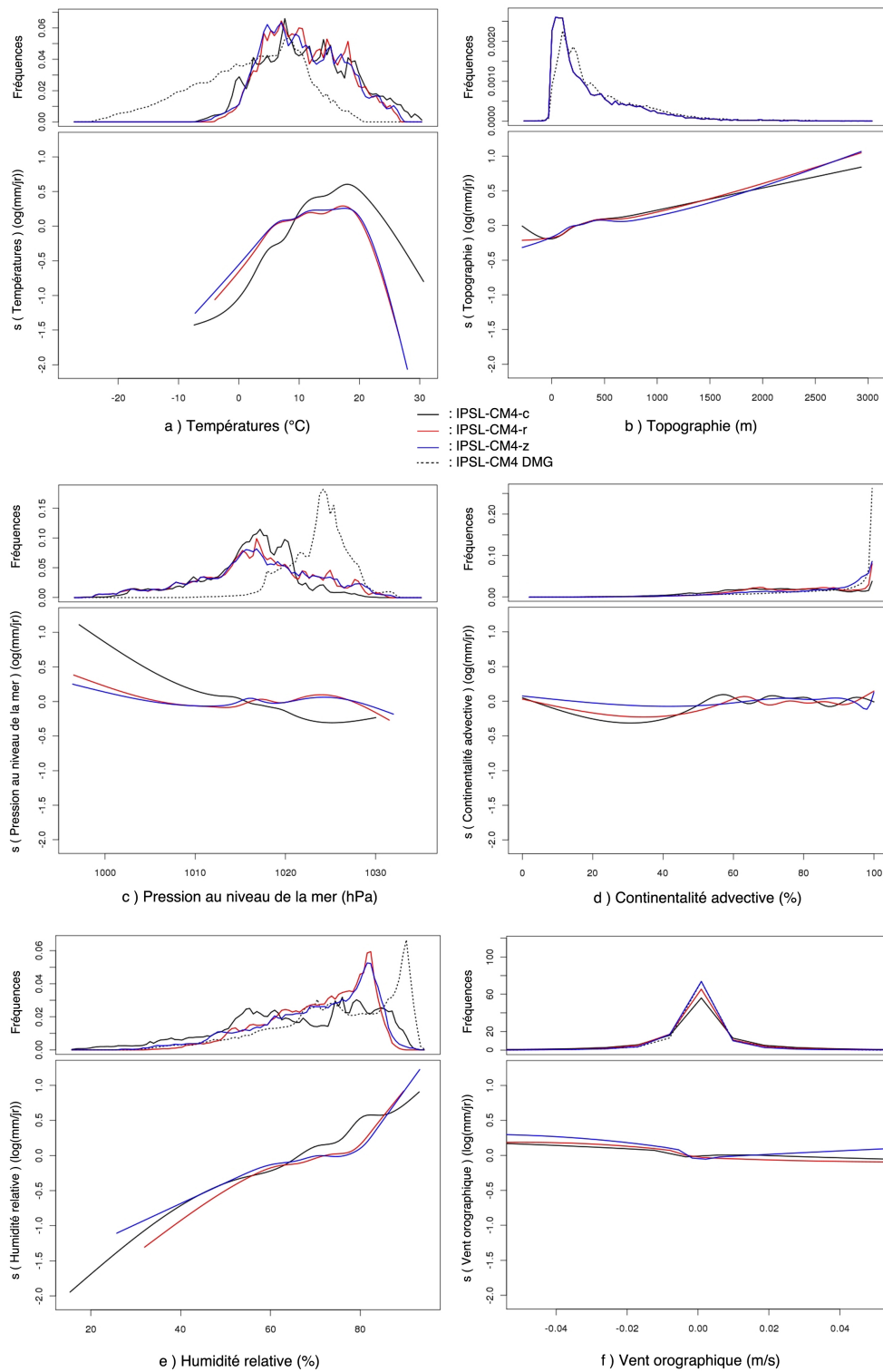


FIGURE 3.7 – Fonctions splines estimées par GAM pour les différents prédicteurs des précipitations, à partir d'IPSL-CM4 « coarse » (courbes noires), « zoomed » (courbes bleues) et « regrided » (courbes rouges) (voir section 3.2.2).

Sur l'intervalle de 60 à 100%, les splines liées à la continentalité advective « ondulent » fortement. Il est difficile de discerner l'assèchement des masses d'air attendu au fur et à mesure de leur voyage au dessus des continents et responsable d'un climat maritime plus humide. Cependant, pour les façades maritimes (i.e., continentalité advective entre 0 et 60%) les splines de IPSL-CM4-c et r diminuent les précipitations contrairement à IPSL-CM4-z. Les régions côtières du Dernier Maximum Glaciaire peuvent donc être plus sèches à partir de IPSL-CM4-c et r.

Les fonctions splines des différentes simulations de IPSL-CM4-c et r décroissent avec un vent orographique négatif ou positif, ce qui dans les deux situations va à l'encontre de l'effet de Föhn (i.e., une masse d'air descendante sèche et une masse d'air ascendante humide). Seule la spline de IPSL-CM4-z augmente avec un vent orographique positif. Il est donc difficile d'interpréter physiquement le comportement « étrange » des splines pour ce prédicteur qui appelle une étude plus approfondie, que je n'ai pu menée par manque de temps.

Enfin, les splines associées aux températures montrent une forte augmentation des précipitations allant des températures faibles (négatives) aux moyennes températures (15°C), puis une forte chute avec les températures élevées (supérieures à 20°C). En regardant la distribution géographique des températures issues de IPSL-CM4 et des précipitations CRU, les splines traduisent le changement latitudinal des régimes de précipitations (Martin *et al.*, 2012) propre à chaque simulation IPSL-CM4 : un climat continental froid et sec au nord-est de l'Europe, pluvieux au centre, puis un climat méditerranéen chaud et sec au sud. Ce changement est identique pour IPSL-CM4-z et r qui ont le même climat simulé, alors que IPSL-CM4-c montre un climat méditerranéen plus chaud (figure 3.4a). Si l'on ne considère que les températures du Dernier Maximum Glaciaire, la pente de la spline de IPSL-CM4-c qui s'adoucit peut conduire à un climat plus humide à cette période.

3.4.3 Discussion

Le comportement des différentes splines reflète les disparités entre les différentes simulations IPSL-CM4. Ces différences peuvent entraîner des climats relativement différents pour une projection au Dernier Maximum Glaciaire. En tenant compte des pentes des splines aux bornes des intervalles de chaque prédicteurs, IPSL-CM4-z ou r sont susceptibles de conduire à un climat glaciaire potentiellement plus chaud et humide que IPSL-CM4-c. Ceci conforte notre choix pour une calibration de GAM à partir d'une simulation IPSL-CM4 « non-zoomée ». Afin de confirmer ce résultat, nous avons calibré GAM à partir de chaque simulation IPSL-CM4 et effectué une projection à partir d'une seule et même simulation glaciaire (décrite en section 3.2.1 et tableau 3.1). Cette simulation glaciaire a été réalisée à la résolution standard du modèle IPSL-CM4 (i.e., « coarse », figure 3.3). Nous obtenons ainsi trois projections au Dernier Maximum Glaciaire à partir des prédicteurs représentatifs de cette période mais selon les trois GAMs différents calibrés sur les simulations IPSL-CM4 pré-industrielles (c, z et r).

3.5 Projection au Dernier Maximum Glaciaire

3.5.1 Données continentales au Dernier Maximum Glaciaire

Pour mieux contraindre et valider nos résultats au Dernier Maximum Glaciaire, nous utilisons pour référence deux types de reconstructions des températures et précipitations à cette période. Ces données sont présentées sur la carte 3.8.

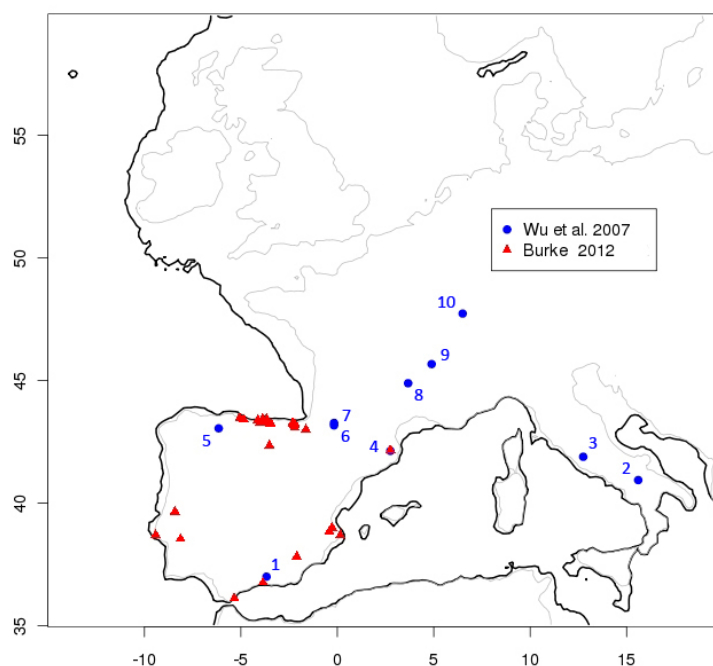


FIGURE 3.8 – Localisation des sites de Wu *et al.* (2007) et de Burke (2012).

Burke (2012) a compilé différents jeux de données faunistiques de 32 sites archéologiques de la péninsule Ibérique datés du Dernier Maximum Glaciaire. Chaque assemblage de taxons permet de calculer un indice bioclimatique (BCI, Hernandez Fernandez, 2001; Hernandez Fernandez et Peláez-Campomanes, 2003). Cet indice se fonde sur l'hypothèse que les tolérances bioclimatiques individuelles de chaque espèce présente en un lieu donné, peuvent être combinées afin d'établir la nature de leur environnement local. Le cumul des BCI des différents assemblages détermine pour chaque site un *zonobiome* représentatif du Dernier Maximum Glaciaire. La biosphère peut être divisée en neuf zonobiomes définis par une gamme de températures et de précipitations, une flore et des propriétés du sol (Walter et Lieth, 1967; Walter *et al.*, 1985, 1986; Walter et Breckle, 2002). A partir des fossiles retrouvés sur ces sites archéologiques, il est possible de remonter jusqu'aux températures et précipitations du Dernier Maximum Glaciaire.

Wu *et al.* (2007) ont développé une approche en utilisant le modèle de végétation BIOME 4 (Kaplan *et al.*, 2003) et une technique d'inversion décrite par Guiot *et al.* (2000). Le modèle BIOME 4 simule la végétation à partir de certains paramètres climatiques comme les températures

ou les précipitations moyennes mensuelles. Des relevés polliniques, comme ceux de la base BIOME 6000⁵ (Prentice et Jolly, 2000; Harrison *et al.*, 2001; Bigelow *et al.*, 2003; Pickett *et al.*, 2004), nous donnent une information quand aux différents types de végétation présents au Dernier Maximum Glaciaire. La modélisation inverse de la végétation consiste ici à estimer les paramètres climatiques connaissant la végétation. Dans un espace de phase défini, Wu *et al.* (2007) ont déterminé, par un processus itératif, les températures et précipitations nécessaires à BIOME 4 pour simuler une végétation compatible avec les données.

3.5.2 Températures

La carte 3.11a montre les températures du Dernier Maximum Glaciaire interpolées à partir de IPSL-CM4. Sans downscaling statistique, les températures glaciaires sont dépourvues de structures topographiques locales et IPSL-CM4 simule un climat trop chaud par rapport aux données de Wu *et al.* (2007) et de Burke (2012).

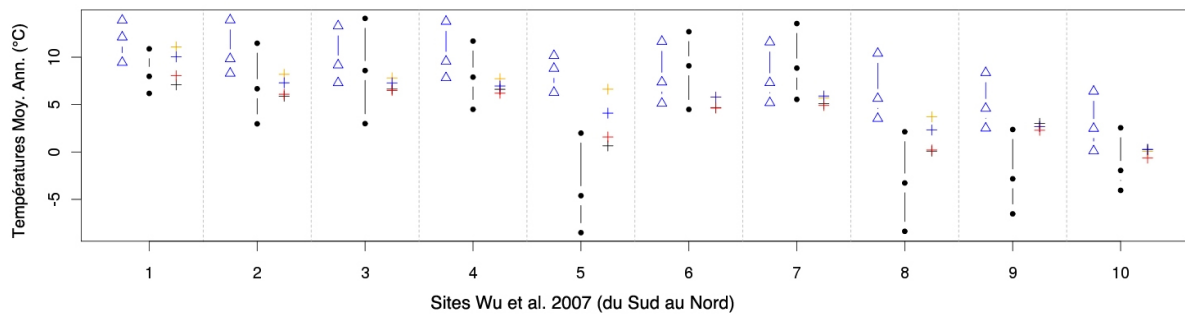


FIGURE 3.9 – Températures moyennes annuelles pour chaque site de Wu *et al.* (2007) (minimum, médiane et maximum, en points noirs), comparées à l'ensemble des modèles PMIP2 (minimum, moyenne et maximum, en triangles bleus) et à IPSL-CM4 interpolé (croix orange) et avec downscaling à partir des simulations IPSL-CM4-c, z et r (respectivement en croix noire, rouge et bleue).

En comparant les cartes 3.11b à d des températures issues du downscaling à partir des différentes simulations IPSL-CM4 pré-industrielles, quelque soit la simulation de départ, la prise en compte de la topographie à l'échelle locale par GAM améliore la répartition spatiale des températures au Dernier Maximum Glaciaire avec des reliefs plus froids atteignant les -8°C . L'analyse des splines (section 3.4.1) est également confirmée : GAM calibré à partir de IPSL-CM4-z conduit à un climat glaciaire plus chaud qu'à partir de IPSL-CM4-c ou r. Ces différences s'observent notamment sur les reliefs et sur le pourtour de la calotte fennoscandienne. Ce climat glaciaire plus chaud obtenu à partir de IPSL-CM4-z est en moins bon accord avec les données de Wu *et al.* (2007) et de Burke (2012). La figure 3.9 permet de faire une comparaison plus quantitative pour chaque site de Wu *et al.* (2007). Les simulations glaciaires des modèles PMIP2 (triangles bleus sur la figure 3.9) dont fait partie IPSL-CM4 (croix orange) simulent des températures initialement proche des données (points noirs) sauf pour les sites n°5,8 et 9 (voir localisation carte 3.8). Seuls les downscalings à partir de IPSL-CM4-c ou r (croix noire et rouge) permettent alors d'atteindre des températures proches de 0°C en accord avec les données de Wu *et al.* (2007). Pour les autres points, il est difficile

5. http://www.bridge.bris.ac.uk/resources/Databases/BIOMES_data/

de privilégier l'une ou l'autre des résolutions de IPSL-CM4.

3.5.3 Précipitations

Dans le cas des précipitations, la carte 3.11e montre que IPSL-CM4 est initialement trop humide au Dernier Maximum Glaciaire sur une grande partie du nord de la région et jusqu'aux côtes Atlantiques espagnoles. Sur le pourtour méditerranéen, IPSL-CM4 simule un climat trop sec par rapport aux données Wu *et al.* (2007) et de Burke (2012).

Les cartes 3.11f à h montrent, cette fois-ci, les précipitations moyennes annuelles au Dernier Maximum Glaciaire obtenues avec un downscaling à partir des trois simulations IPSL-CM4 pré-industrielles. L'apport de la topographie locale permet d'obtenir des reliefs plus humides et d'assécher le climat simulé par IPSL-CM4 au Dernier Maximum Glaciaire, notamment sur toute la partie nord de l'Europe. Comme nous l'avons anticipé avec l'analyse des splines (section 3.4.2), calibré GAM à partir de IPSL-CM4-z conduit à des reliefs et une péninsule Ibérique plus humide qu'à partir de IPSL-CM4-c. Par rapport aux données, le climat plus sec de IPSL-CM4-c est en meilleur accord notamment sur le pourtour de la péninsule Ibérique comparé aux données de Burke (2012). Comme pour les températures, la figure 3.9 compare les précipitations reconstruites pour chaque site Wu *et al.* (2007) avec l'ensemble des modèles PMIP2 et nos résultats avec IPSL-CM4. Si l'on se réfère à la valeur moyenne de Wu *et al.* (2007), un downscaling à partir de IPSL-CM4-c est en meilleur accord avec les données pour les sites n°2 et 5, ainsi que les sites 6 et 7 pour lesquels il est le seul à atteindre l'intervalle de confiance des données. Pour les autres points, le downscaling avec IPSL-CM4-c reste le plus proche de la moyenne de Wu *et al.* (2007) sauf pour les sites du pourtour Alpin (n°8 à 10).

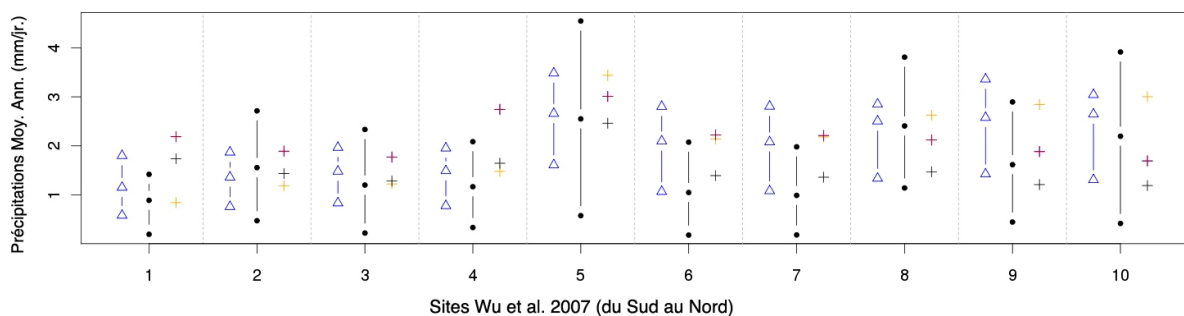


FIGURE 3.10 – Précipitations moyennes annuelles pour chaque site de Wu *et al.* (2007) (minimum, médiane et maximum, en points noir), comparées à l'ensemble des modèles PMIP2 (minimum, moyenne et maximum, en triangles bleu) et à IPSL-CM4 interpolé (croix orange) et avec downscaling à partir des simulations IPSL-CM4-c, z et r (respectivement en croix noire, rouge et bleue).

3.5.4 Discussion

La comparaison avec les données de Wu *et al.* (2007) et Burke (2012) tend à favoriser la projection des températures et des précipitations au Dernier Maximum Glaciaire obtenues à partir de

la simulation IPSL-CM4-c. A partir d'une version « zoomée » de IPSL-CM4, on obtient des températures et précipitations à haute résolution trop chaudes et trop humides, notamment sur les reliefs et la péninsule Ibérique. La différence de résolution du modèle IPSL-CM4 a donc non seulement des répercussions à l'actuel, mais entraîne des différences plus importantes au Dernier Maximum Glaciaire. En utilisant GAM, nos résultats incitent clairement à opter pour une simulation « non-zoomée » du modèle IPSL-CM4, pour établir des champs réalistes à haute résolution au Dernier Maximum Glaciaire.

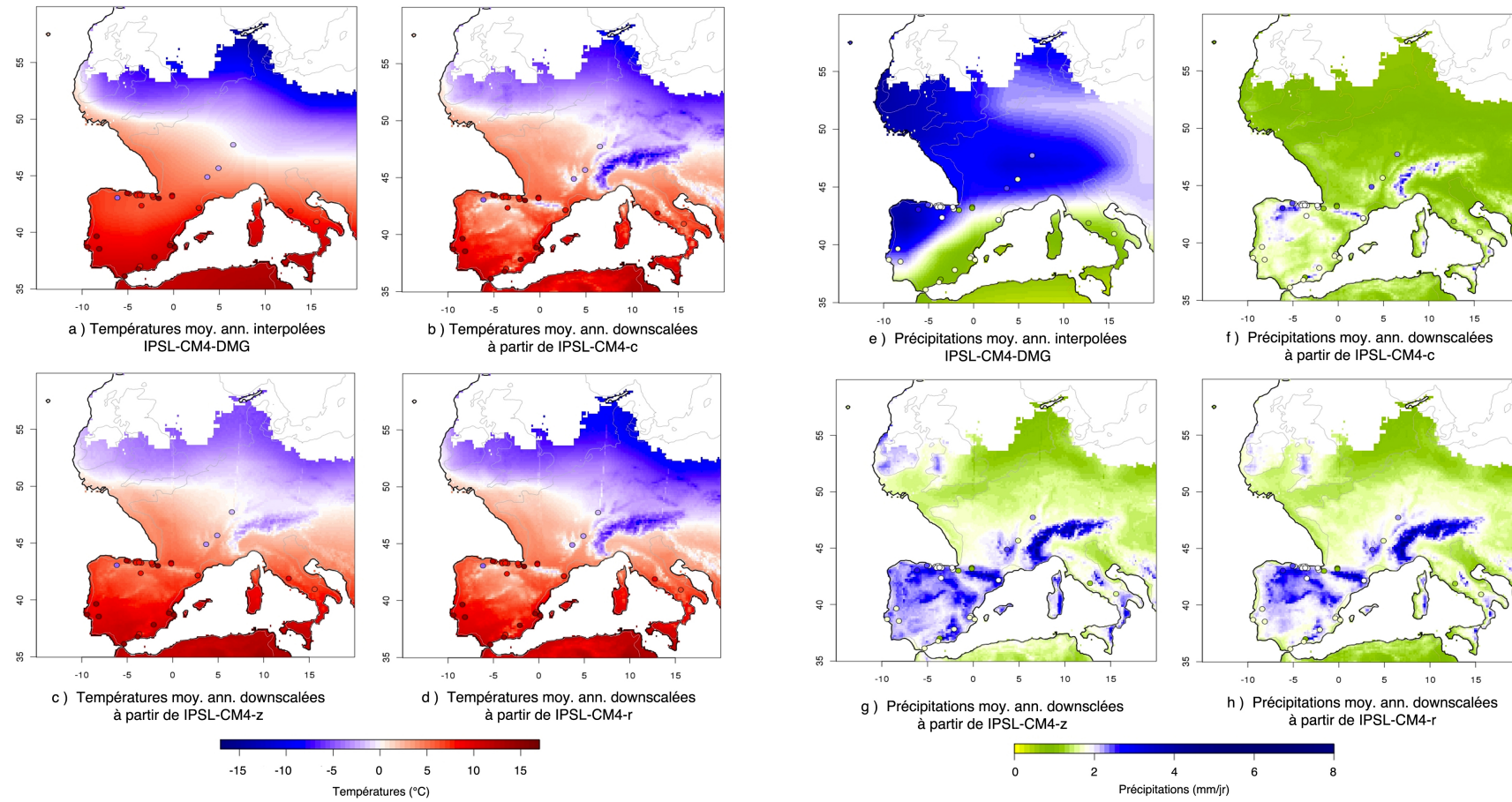


FIGURE 3.11 – Températures (a à d) et précipitations (e à h) moyennes annuelles au Dernier Maximum Glaciaire de IPSL-CM4 interpolé (a et e) et downscalé par GAM à partir d’IPSL-CM4 « coarse » (b et f), « zoomed » (c et g) et « regrided » (d et h) (voir section 3.2.2).

3.6 Conclusions et perspectives

En remplaçant en amont un modèle de complexité intermédiaire (EMIC) par un modèle de circulation générale (GCM) mieux résolu, Martin *et al.* (2012) obtiennent une amélioration substantielle des températures et précipitations issues du downscaling statistique. Au cours de ce chapitre, nous avons également apporté un élément de réponse sur l'impact de la résolution initiale du modèle climatique utilisé pour extraire les prédictors physiques.

Un downscaling d'une simulation IPSL-CM4 « zoomée » conduit à des différences avec les données du CRU plus marquées sur l'Europe, qu'un downscaling d'une simulation IPSL-CM4 à la résolution standard. L'utilisation d'une simulation IPSL-CM4 « zoomée » dégrade donc les résultats du downscaling statistique appliquée à posteriori. Cependant, si l'on reporte le climat simulé par IPSL-CM4 « zoomé » sur une grille régulière ces différences s'estompent et deviennent similaires à une simulation directement réalisée à la résolution standard du modèle. L'impact de la résolution de IPSL-CM4 sur le downscaling s'opère donc essentiellement à travers la dynamique du modèle. Une résolution plus fine génère une physique différente et donc un climat représentatif de processus plus régionaux. Or, le choix des prédictors pour GAM a été optimisé pour obtenir les meilleurs résultats à partir d'un climat représentatif de processus physiques à l'échelle synoptique (notamment les indices de continentalités).

Les relations statistiques construites par GAM « ondulent » davantage pour représenter ce climat plus régional et potentiellement beaucoup plus différent d'une période à l'autre. Ce lien entre petite et grande échelle perd donc en robustesse temporelle et conduit à des écarts importants avec les données au Dernier Maximum Glaciaire. L'information régionale apportée par une maille plus fine n'aboutit pas systématiquement à une amélioration des résultats du downscaling. La résolution initiale du modèle a donc un impact non négligeable sur notre downscaling des températures et des précipitations sur l'Europe de l'Ouest et notamment pour une projection au Dernier Maximum Glaciaire. Avec un même GAM, il existe donc bien une résolution « seuil » à partir de laquelle les résultats obtenus par downscaling statistique deviennent moins bons que ceux obtenus à partir d'une résolution plus large du modèle climatique IPSL-CM4.

Pour obtenir les meilleurs résultats avec GAM et les prédictors sélectionnés par Vrac *et al.* (2007a), il est nécessaire de le calibrer à partir d'une simulation IPSL-CM4 à la résolution standard.

Nous avons confirmé dans ce chapitre la nécessité de contrôler le comportement « physique » du modèle statistique. Une projection au Dernier Maximum Glaciaire implique des extrapolations en dehors des intervalles de calibration de GAM, ainsi que des changements de distributions (notamment pour les prédictors physiques). Il s'agit donc d'apporter plus de robustesse au modèle GAM, plutôt que d'en augmenter la complexité mathématique. Dans ce but, plusieurs possibilités peuvent être explorées :

- Diminuer le nombre de degrés de liberté des relations statistiques, ce qui revient à simplifier ou lisser les splines (i.e., moins de noeuds, polynômes de degrés inférieurs, contraintes aux bords des intervalles, etc.), afin de conserver des projections physiquement interprétables et cohérentes même sur des climats différents ;

- Définir de nouveaux prédicteurs « physico-géographiques » représentant des phénomènes physiques à différentes échelles spatiales. Les prédicteurs géographiques limitent l'extrapolation des splines au-delà des intervalles de calibration et confèrent une certaine stabilité temporelle au modèle statistique. Vrac *et al.* (2007a) montrent que cette balance entre prédicteurs physiques et géographiques est cruciale pour obtenir un bon équilibre entre représentation physique et robustesse du modèle statistique. Martin *et al.* (2012) proposent également une calibration saisonnière plutôt qu'annuelle ;
- Combiner certains prédicteurs physiques pour obtenir une meilleure représentation des précipitations. En effet, les pourcentages de variance expliquée et les corrélations spatiales plus faibles pour les précipitations (que pour la température) témoignent en partie de l'absence d'interactions entre les différents prédicteurs. Par hypothèse, ceux-ci sont considérés indépendants par GAM. Or, certaines variables comme la température et l'humidité relative sont liées de façon intrinsèque. Représenter statistiquement ces interactions pourrait améliorer le comportement des splines ;
- Etablir un GAM « couplé ». Les rétroactions des différents prédicteurs ne sont également pas prises en compte. La température et les précipitations locales influent l'une sur l'autre mais sont modélisées par deux GAMs indépendants avec leur ensemble de prédicteurs respectifs. Définir un GAM modélisant directement un couple température-précipitation pour chaque point de grille à partir d'un seul et même ensemble de prédicteurs peut également améliorer nos résultats.

Nous devons également tenir compte des nombreuses hypothèses et incertitudes auxquelles sont soumises les données polliniques et faunistiques utilisées pour valider nos résultats au Dernier Maximum Glaciaire. En effet, les données de températures et précipitations reconstruites à partir de distributions polliniques par Wu *et al.* (2007) ont de nombreuses sources d'incertitudes comme les biais inhérents au modèle de végétation BIOME 4, la méthode utilisée pour convertir les assemblages de pollens en biomes, les analogues actuels ou encore les comptages de pollens eux-mêmes. Ceci est en partie traduit par de larges barres d'erreur (en noir dans figures 3.10 et 3.9). C'est également le cas des données de Burke (2012) qui traduisent des taxons faunistiques en températures et précipitations via des zonobiomes aux larges limites bioclimatiques. Les incertitudes de ces données sont donc majoritairement dues aux nombreux intermédiaires entre la donnée « brute » (pollens, macro-fossiles) et la valeur de la température ou de précipitation qu'on lui associe.

D'autres études sur l'impact des caractéristiques des modèles climatiques (autres que la résolution) peuvent également permettre de mieux contraindre les résultats obtenus par downscaling statistique, notamment en contexte paléoclimatique. Construire une relation statistique entre la petite et grande échelle sous-entend que les modèles climatiques simulent un climat réaliste et cohérent avec les données locales. Cette hypothèse implique que la période représentée par les données utilisées pour construire ces relations correspond à la période simulée par le modèle climatique. Cette remarque peut sembler triviale de prime abord mais certaines études établissent des relations statistiques entre des simulations pré-industrielles et des données actuelles (e.g., Wilby *et al.*, 1998; Vrac *et al.*, 2007a).

Les données à l'échelle locale que nous utilisons sont les données du CRU. Ces données sont

représentatives de la période dite « actuelle », c'est-à-dire de la fin du 20^{ème} siècle, entre 1961 et 1990. Lors de la calibration de GAM, nous avons fait correspondre ces données CRU « actuelles » avec des prédictors issus de simulations IPSL-CM4 « pré-industrielles » (i.e., autour de 1850). Les climats de ces deux périodes sont très différents notamment à cause d'une concentration en CO₂ croissante de 1850 à aujourd'hui (de 280 à 360 ppm selon Etheridge *et al.*, 1996), introduisant de fait un biais dans la calibration de GAM. GAM aura tendance à « réchauffer » le modèle IPSL-CM4 pour être le plus en accord avec CRU ce qui peut avoir des conséquences importantes sur une projection dans un climat très différent. Au chapitre précédent, nous avons corrigé ce problème de façon simple (voire simpliste) en ajoutant la différence de température en moyenne globale entre cette deux périodes (section 2.4.1).

Je me suis donc intéressé à l'impact de la période de calibration sur GAM. Malheureusement, mon analyse n'a pu aboutir à des conclusions objectives et pertinentes car je ne possédais pas les simulations IPSL-CM4 adéquates : les climats pré-industriel et actuel simulés par IPSL-CM4 sont quasi identiques sur l'Europe de l'Ouest. Cette étude serait néanmoins très intéressante avec des simulations cohérentes pour ces deux périodes de temps.

Chapitre 4

Modélisation statistique de la végétation

4.1 Introduction

Jusque dans les années 1970, les modèles climatiques ne tenaient pas compte de la végétation. Or, bien que l'apparition, le développement ou la disparition d'espèces végétales soient tributaires des conditions climatiques, la végétation est susceptible d'influencer de façon prépondérante l'état hydrique, thermique, et chimique de l'atmosphère, conduisant à des rétroactions indispensables à la modélisation du climat.

L'homme agit aussi fortement sur la végétation. Celui-ci façonne depuis longtemps le paysage et la distribution de la végétation actuelle est en grande partie le résultat de l'utilisation des sols par l'homme. Or, pour étudier l'impact du climat sur la végétation et réciproquement, il est nécessaire de définir une végétation n'ayant subi aucun impact anthropique. Cette végétation fictive qui serait uniquement à l'équilibre avec le climat actuel, est appelée *végétation potentielle*.

Cette végétation (réelle ou potentielle) comporte également une dynamique spatiale intimement liée à son environnement proche. Cette dynamique est définie par les changements d'espèces et/ou de structures modifiant sa répartition géographique à différentes échelles spatiales. Le climat reste le principal acteur régional qui contraint les espèces végétales. Localement, la géographie et la géologie du terrain (porosité des sols, topographie, etc.) génèrent une forte variabilité spatiale. La comparaison modèles-données de la végétation s'avère donc « épineuse », compte-tenu de la grande échelle des modèles climatiques traduisant une végétation au mieux régionale.

La modélisation de la végétation se traduit souvent par l'utilisation de modèles (dynamiques) de végétation qui peinent parfois à représenter correctement toute la complexité (Woillez *et al.*, 2011). De façon alternative et contrairement au pergélisol, la modélisation statistique de la végétation n'est pas nouvelle. Par exemple, Peng *et al.* (1995) ou Guiot *et al.* (1996) exploitent différentes méthodes statistiques (réseaux de neurones, analogues, approche bayésienne) pour tenter de reconstruire la végétation. Certains modèles de végétation tel que BIOME 4 (Kaplan *et al.*, 2003) comportent également une part d'estimation statistique pour simuler la végétation. La philosophie des modèles logistiques, mis en avant au chapitre 2, serait également une façon d'estimer statistiquement le lien complexe entre végétation et climat.

Je débiterai ce chapitre par quelques notions décrivant la variabilité spatiale de la végétation et définissant son caractère *potentiel*. Les différentes données et méthodes existantes mettent en évidence les difficultés à reconstruire la végétation potentielle actuelle et la nécessité d'une démarche plus objective.

Je détaillerai ensuite une approche entièrement nouvelle, à ma connaissance, pour modéliser la végétation, fondée sur l'utilisation d'une régression logistique multinomiale (MLR). A l'aide de MLR, l'idée est de construire une relation « végétation-climat » directement à partir de données, afin de tenter de reconstruire la végétation potentielle actuelle à haute résolution. Dans un premier temps, j'ai validé cette nouvelle méthodologie sur l'Europe de l'Ouest pour évaluer sa robustesse et ses limites. Cette première étape fait l'objet d'un article présenté en section 4.5.

Les résultats obtenus ont été confrontés avec d'autres bases de données. La qualité de mes résultats m'a engagé à étendre cette méthode pour produire une nouvelle carte globale de végétation potentielle actuelle. Cette seconde étape est présentée dans un second article en section 4.7. L'apport de MLR ne se limite pas à une distribution de la végétation. Comme pour le pergélisol (section 2.4.2), MLR modélise les probabilités d'occurrences des différents types de plantes considérés. Ainsi, une combinaison simple de ces probabilités me permettra de construire un indice d'incertitude fort utile pour notre interprétation des résultats.

4.2 Quelques notions sur la végétation

4.2.1 Structure spatiale de la végétation

Köppen (1936) qualifie la végétation de traceur « visible » des fluctuations climatiques. On peut, en effet, aisément rapprocher les différents types de climats régionaux du globe à une végétation caractéristique comme la toundra boréale ou la forêt tropicale. Chaque type de végétation tolère différentes conditions climatiques en termes de température, de précipitation ou d'ensoleillement. Mais la flore n'est pas que tributaire du climat ; comme le montre la figure 4.1, celle-ci influence plusieurs paramètres de la surface terrestre intervenant directement sur les échanges d'eau, d'énergie, de chaleur, de dioxyde carbone et bien d'autres composés de l'atmosphère :

- l'albédo est le rapport entre l'énergie solaire réfléchiée par une surface et l'énergie solaire incidente, compris entre 0 (pour une surface absorbante) et 1 (pour une surface réfléchissante). En interceptant le rayonnement solaire, la végétation influe sur l'albédo des surfaces terrestres : par exemple, un sol nu comporte un albédo entre 0,1 et 0,4, celui d'une forêt entre 0,1 et 0,2 et celui d'une prairie entre 0,2 et 0,3 (Malardel, 2009). De plus, la végétation modifie l'albédo d'un sol recouvert de neige : le pouvoir réfléchissant du manteau neigeux diminue lorsque l'indice foliaire de la végétation présente augmente.
- la végétation influe également sur une partie du cycle de l'eau. Une part des précipitations est interceptée puis directement évaporée par le couvert végétal (ou canopée) sans atteindre le sol. Le ruissellement au sol, lui, est fortement conditionné par l'implantation de la végétation et sa structure. Par leurs systèmes racinaires, les plantes sont aussi susceptibles de modifier le drainage du sol et donc l'évaporation de l'eau absorbée par le sol, son infiltration ou son

stockage, même en profondeur.

- la hauteur de la végétation dépend en grande partie de sa composition. De ce fait, une forêt n'aura pas le même impact sur le profil du vent qu'une prairie ou un désert. La vitesse du vent près du sol augmente avec une végétation rase modifiant les flux de chaleur latente et sensible.
- enfin, en tant que réservoir de carbone (2 300 GtC selon Denman *et al.*, 2007), la biosphère agit sur le cycle du carbone (photosynthèse, respiration) et donc sur la teneur en CO₂ atmosphérique.

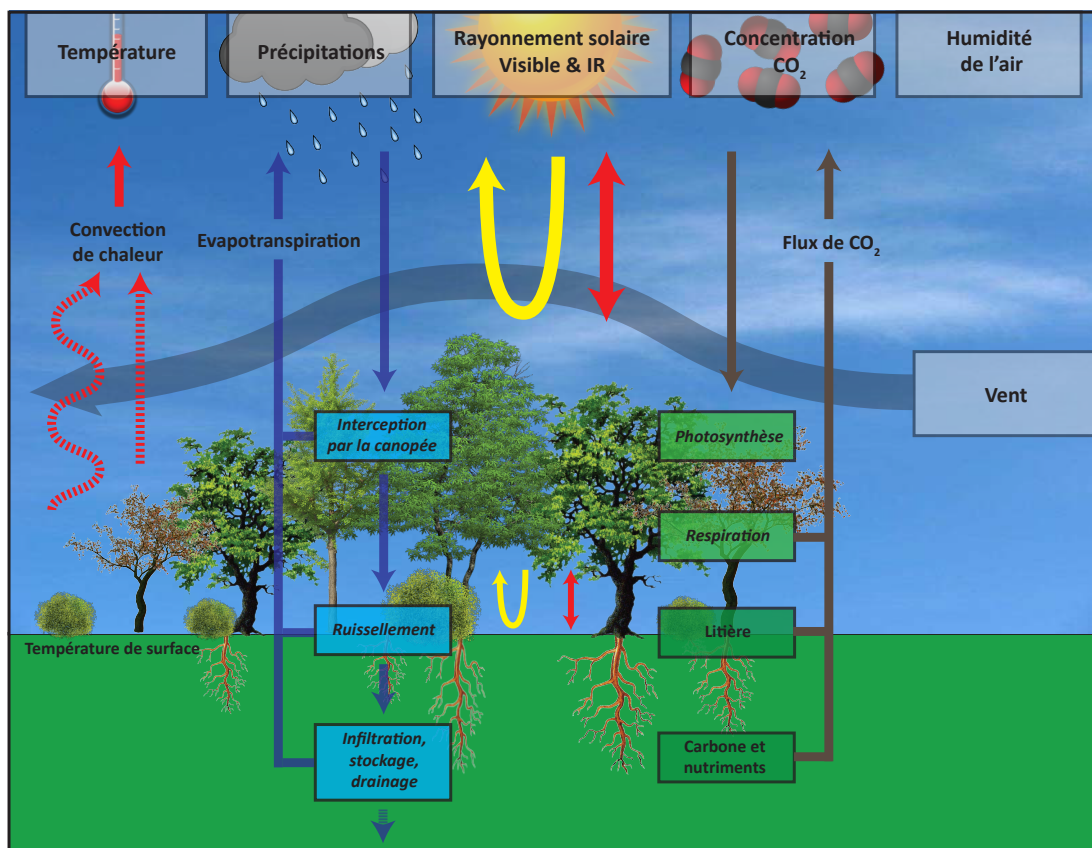


FIGURE 4.1 – Interactions entre la végétation et les différentes composantes atmosphériques. Figure adaptée de Bard *et al.* (2006).

4.2.2 Impact anthropique et végétation potentielle

L'homme influe sur la végétation indépendamment des fluctuations climatiques (Vitousek *et al.*, 1997; Kleidon, 2006; IPCC, 2007c). L'extension des terres agricoles a considérablement changé le paysage des régions les plus peuplées et les plus industrialisées (Ramankutty et Foley, 1999), « anthropisant » ainsi notre environnement naturel (champs, bâtiments, réseaux, etc.). Afin de quantifier l'impact de l'homme sur la végétation et de mieux comprendre les interactions végétation-climat,

il est nécessaire de connaître l'état de la végétation sans l'intervention de l'homme. Cette végétation dite *potentielle* peut se concevoir comme la végétation naturelle supposée présente en un lieu donné s'il n'avait pas subi d'impact anthropique. On définit alors la végétation potentielle naturelle actuelle comme de la végétation potentielle en équilibre avec les conditions climatiques actuelles.

4.2.3 Classification de la végétation : biomes vs. types fonctionnels de plantes

L'analyse de la végétation nécessite de classer la grande diversité des espèces végétales en un nombre plus restreint de catégories. Si pour le pergélisol, les auteurs s'unissent autour de valeurs seuils de couverture du sol pour définir les différentes catégories (section 2.2.2), pour la végétation l'exercice est plus complexe. Il existe deux grands types de classifications : la classification par « types fonctionnels de plantes » (en anglais « Plant Functional Type », PFT) et par biomes.

Le climat étant le principal facteur influençant la végétation, c'est naturellement que l'on vient à classer les différents types de plantes en fonction des conditions climatiques : d'où la notion de biome. Un biome décrit un écosystème (flore, faune, sols) soumis à des conditions climatiques similaires. La classification par biomes terrestres s'appuie sur les effets biologiques (structure des plantes, types de feuilles, espacement) du climat (températures, précipitations). Les biomes identifient les structures écologiques à l'équilibre avec le climat, sans référence à la taxonomie des plantes. Holdridge (1947) fut le premier à proposer une classification de 38 biomes seulement à partir de variables bioclimatiques. Whittaker (1975) utilise uniquement les températures et précipitations moyennes annuelles pour ne décrire que 10 biomes. On citera enfin de la classification de Walter et Breckle (2002) comportant 9 biomes majeurs et tenant compte de la saisonnalité des températures et des précipitations. La classification par biome émet l'hypothèse du climat comme facteur discriminant du type de végétation présente dans une région donnée. Or cette hypothèse pose problème lorsqu'il s'agit de prendre en compte les processus biogéochimiques. Par exemple, la photosynthèse est le mécanisme qui distingue les types d'herbes fixant différemment les molécules de CO₂, et pourtant regroupées au sein d'un même biome. Les plantes sont différentes par leurs caractères physiologiques (i.e., liés au climat) mais également par leur phénologie (floraison, feuillaison, fructification).

Chaque espèce ou taxon végétal peut être attribué à un ou plusieurs « types fonctionnels de plantes ». La classification par PFTs regroupe les types de plantes par leur fonctions dans l'écosystème et leur utilisation des ressources. Elle fait appel à des notions telle que la phénologie, la morphologie générale (arbre, arbrisseau, herbes), la taille, les caractéristiques des feuilles (taille, forme, saisonnalité, dureté), les tolérances physiologiques (température, lumière, stress hydrique) ou encore la profondeur d'enracinement. A partir des connaissances de la biologie et de la botanique, Box (1981) définit un ensemble complet de 90 PFTs. Olson (1994a,b) observe et cartographie 94 PFTs. L'inconvénient d'une telle classification est le nombre important de catégories. Afin de simplifier les analyses, on se rapporte souvent à une quinzaine de PFTs majeurs, plus « larges » (Box, 1996).

On voit bien que ces différentes façon de classer les types de plantes ont un impact sur la comparaison modèles-données. Comparer deux cartes ou deux études nécessite des échelles identiques (biomes ou PFTs). Trop souvent malheureusement, chaque modèle, chaque donnée possède

sa propre classification. Aucune classification n'est établie par défaut afin d'unifier les différentes études. Certains auteurs tentent malgré tout d'unifier les résultats avec des méthodes de conversion d'échelles, comme celle de Prentice *et al.* (1996) décrite ci-dessous en section 4.3.1.

4.3 Reconstruire la végétation potentielle actuelle

La végétation réelle, observée aujourd'hui, est potentiellement très différente, selon les régions, de son état si l'homme n'était pas intervenu. Différentes méthodes tentent alors de reconstruire la distribution de la végétation potentielle actuelle.

4.3.1 Des données polliniques ponctuelles et éparses : BIOME 6000

Les pollens libérés par les plantes comportent une enveloppe externe particulièrement résistante, permettant leur conservation sur de très longues périodes de temps dans les sédiments marins, lacustres ou dans les tourbières. Leur étude permet de reconstituer la végétation passée. L'IGBP¹ inaugure en 1994 le projet BIOME 6000² (Prentice et Jolly, 2000; Harrison *et al.*, 2001; Bigelow *et al.*, 2003; Pickett *et al.*, 2004) qui vise à rassembler des données de végétation. Ce projet international compile et documente plusieurs bases de données polliniques et de macro-fossiles à travers le monde pour différentes périodes de temps : 0, -6 000 ans (Holocène récent) et -21 000 ans (Dernier Maximum Glaciaire). Ces données se composent pour la plupart d'assemblages polliniques recueillis dans des dépôts sédimentaires terrestres tels que les tourbières, dont les différents niveaux sont datés des périodes considérées. Plus précisément, BIOME 6000 garantit des données de végétation les moins anthropisées possible (et donc proche d'une végétation *potentielle*), provenant de spectres polliniques des niveaux de sub-surface de carottes de tourbe couvrant les derniers 500 ans. Ces spectres traduisent directement l'abondance de chaque espèce ou taxon végétal pris individuellement. Les données BIOME 6000 sont exprimées en biomes. La traduction des assemblages de pollens en biomes passe par l'utilisation de PFTs selon Prentice *et al.* (1996) :

1. Chaque taxon est assigné à un ou plusieurs PFTs.
2. Afin d'homogénéiser les différentes bases de données, la répartition géographique de ces taxons traduits en PFTs est comparé à d'autres observations.
3. Les divergences observées sont corrigées et aboutissent à la création d'une matrice $PFTs \times taxons$.
4. Un PFT est considéré caractéristique d'un biome si ses limites bioclimatiques sont comprises totalement ou en partie dans l'intervalle de celles du biome : cette étape conduit à la création d'une matrice $biomes \times PFTs$.
5. En combinant les deux étapes précédentes ont créé une matrice $biomes \times taxon$.
6. A l'aide de la matrice précédente, un indice « d'affinité » est calculé entre chaque spectre pollinique et chaque biome,
7. Chaque échantillon traité est assigné au biome avec lequel il a l'« affinité » la plus forte.

1. International Geosphere-Biosphere Program

2. « Global Palaeovegetation Mapping Project » : http://www.bridge.bris.ac.uk/resources/Databases/BIOMES_data/

La carte de végétation potentielle 1a de l'article Levvasseur *et al.* (2012b) (section 4.7), montre l'ensemble des données BIOME 6000. Cependant, la palynologie s'applique à des échantillons ponctuels. La comparaison avec les champs à grande échelle des modèles climatiques se heurte à une différence d'échelle spatiale. Chaque point BIOME 6000 représentatif de son environnement proche est comparé à la végétation homogène simulée sur plusieurs centaines de kilomètres par les modèles climatiques. De plus, l'abondance des données ne permet pas toujours de rendre compte de façon significative d'un type de végétation dans une région donnée. Par manque ou absence d'échantillonnage, une espèce peut être sous-représentée.

4.3.2 Des données dépendantes des modèles de végétation

Compte-tenu de l'influence du climat sur la végétation et des rétroactions qu'elle entraîne, cette composante du système climatique représente souvent un module à part entière des modèles de circulation générale. En mettant en équation les interactions sol-végétation-atmosphère, l'utilisation de modèles de végétation permet d'obtenir la distribution de la végétation potentielle en omettant l'impact anthropique.

La modélisation de la végétation débute dans les années 1970. Les premiers modèles de végétation font référence à de simples schémas de transfert entre l'atmosphère et le sol qui n'a alors qu'un rôle de réservoir d'eau. Seuls les échanges d'eau et de chaleur (latente et sensible) sont mis en équation. La végétation n'y est pas explicitement décrite, seul un albédo et une rugosité sont définis en fonction de la surface (Manabe, 1969).

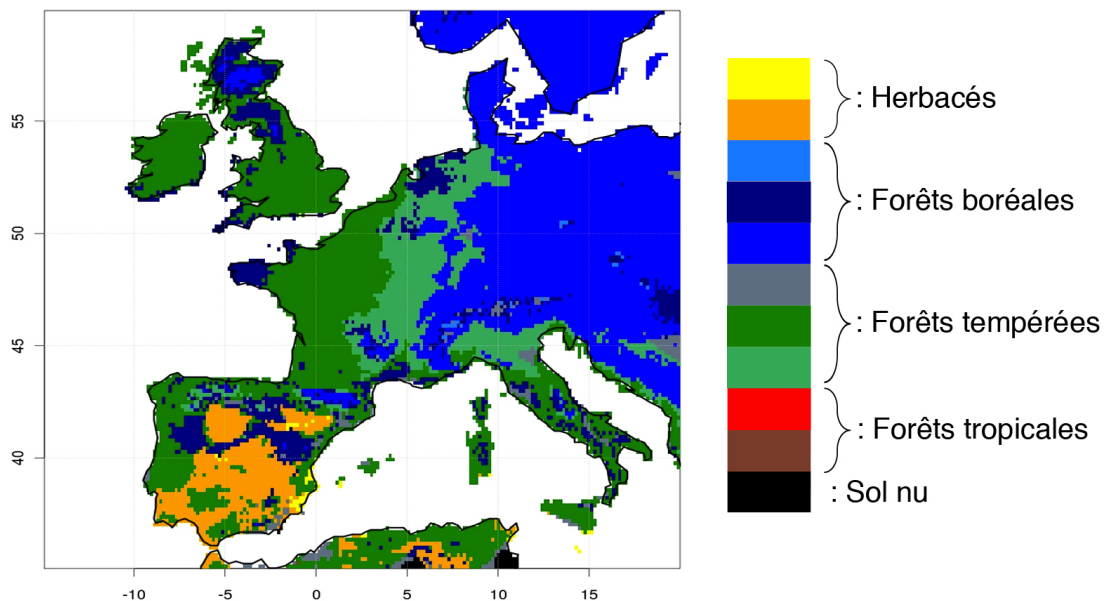


FIGURE 4.2 – Végétation potentielle actuelle ORCHIDEE forcée par les climatologies CRU à haute résolution.

Au début des années 1980, différents niveaux de complexité sont introduits dans les modèles de végétation. Les schémas hydrologiques plus complexes comportent un sol multicouches afin de mieux rendre compte des mouvements verticaux de l'eau. La végétation est explicitement décrite par la représentation des stomates : la diffusion d'eau vers l'atmosphère et de dioxyde de carbone vers la plante est mise en équation sous la forme d'une résistance « stomatique » dont l'intensité varie avec les conditions atmosphériques, hydriques et la concentration en CO₂. La représentation des différentes feuilles permet de calculer l'eau de pluie interceptée par la canopée. De plus, la densité ou l'indice foliaire (en anglais « Leaf Area Index », LAI) qui en découle permet de distinguer une fraction de sol nu ou non-ombragé. On sépare alors l'énergie absorbée par les plantes de celle absorbée directement par le sol. Enfin plusieurs types de plantes peuvent cohabiter sur le même point de grille ce qui permet de tenir compte de la réponse individuelle de chaque type.

Jusqu'à dans les années 1990, les générations de modèles de végétation qui se succèdent sont essentiellement biogéophysiques, c'est-à-dire que la végétation est vue comme une fonction du climat et des sols sans modifications possibles de sa physiologie (phénologie, compétitivité, développement foliaire, etc.). Depuis, les cycles biogéochimiques font leur apparition dans les modèles de végétation : photosynthèse, cycle du carbone et de l'azote, allocation des produits d'assimilation, répartition de la biomasse (feuilles, tiges, racines), etc. La mise en équation de ces processus permet d'inclure une réponse physiologique de la plante aux fluctuations climatiques ainsi qu'une certaine compétitivité entre les différentes espèces (type dominant). On parle alors de modèles globaux de dynamique de la végétation (en anglais « Dynamical Global Vegetation Models », DGVMs).

Afin d'obtenir la distribution de la végétation potentielle actuelle, on force ces modèles de végétation par un signal climatique pré-industriel, soustrayant ainsi l'impact anthropique sur cette composante. Seulement, les données obtenues comportent les nombreux biais et incertitudes de ces modèles de végétation (Wuillez *et al.*, 2011). Par exemple, la figure 4.2 montre la végétation potentielle actuelle obtenue sur l'Europe de l'Ouest en forçant le DGVM ORCHIDEE (Krinner *et al.*, 2005) par les données climatiques CRU³ (détaillées en section 4.4.2). ORCHIDEE sur-estime les forêts boréales en Europe conduisant à une répartition de la végétation potentielle actuelle en désaccord avec les données BIOME 6000 (voir section 4.3.1 et carte 1a de l'article Levavasseur *et al.*, 2012a, en section 4.5).

4.3.3 Des ré-analyses subjectives de la télédétection : Ramankutty et Foley (1999)

En 1992 et 1993, la section « Data and Information Systems » de l'IGBP (Loveland *et al.*, 2000) réalise une cartographie à haute résolution (1 km) de la végétation actuelle observée à partir de mesures de radiance (i.e., la quantité de rayonnement) des surfaces terrestres, en se basant sur les 94 classes de végétation d'Olson (1994a,b). Afin d'établir l'historique de l'extension des terres agricoles depuis les années 1700, Ramankutty et Foley (1999) dérivent une distribution de la végétation potentielle actuelle à partir des données de Loveland *et al.* (2000) en utilisant la procédure décrite en figure 4.3 :

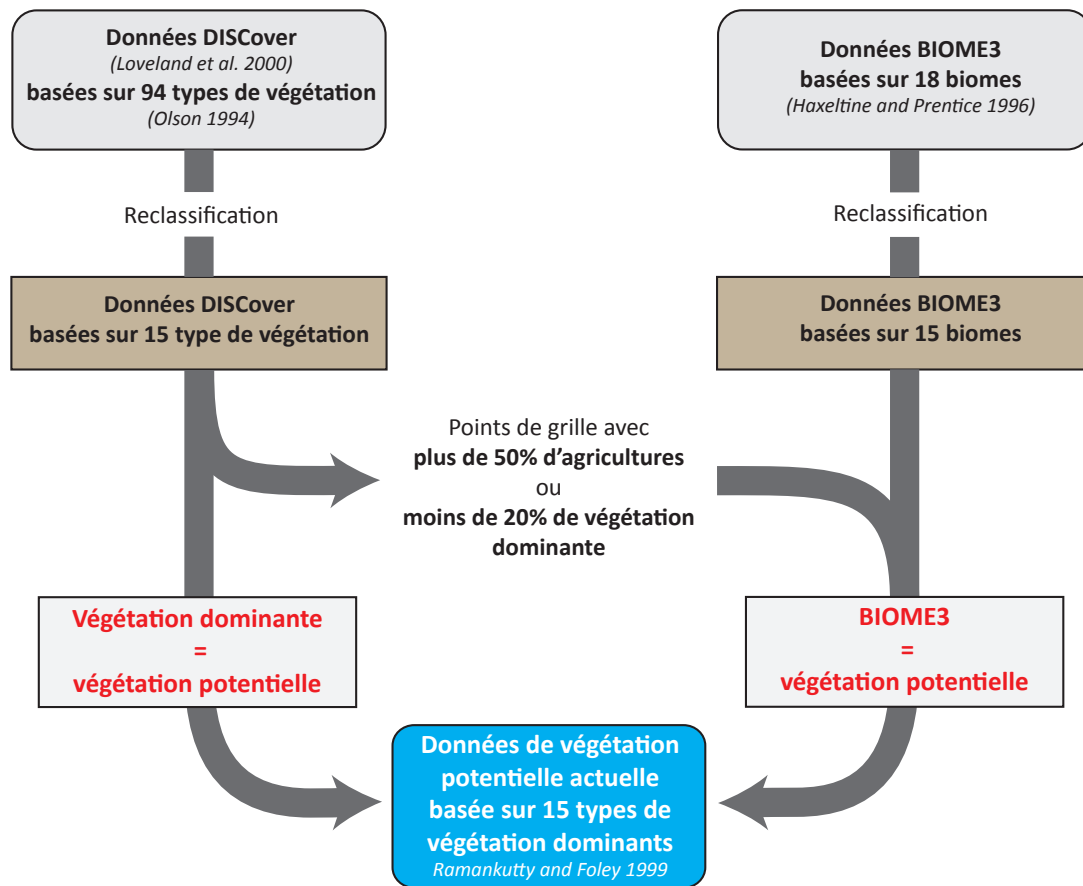


FIGURE 4.3 – Schéma de la méthode pour dériver la végétation potentielle à partir des observations de Loveland *et al.* (2000). Figure adaptée de Ramankutty et Foley (1999).

1. Ramankutty et Foley (1999) re-classifient tout d'abord les 94 classes d'Olson (1994a,b) en 15 grands types de végétation naturelle. Les incohérences observées sont corrigées manuellement en modifiant les correspondances entre les classes d'Olson (1994a,b) et les types de végétation de Ramankutty et Foley (1999). Cette étape peut se répéter plusieurs fois jusqu'à obtenir une répartition cohérente avec l'état des connaissances actuelles.
2. Pour chaque point de grille de leur carte, la végétation potentielle est définie par le type de végétation dominant (ignorant les zones humides, les lacs ou les terres agricoles).
3. Lorsqu'un point de grille comporte plus de 50% d'agriculture ou qu'aucune végétation dominante ne se distingue à plus de 20% des autres types, alors la végétation potentielle actuelle est définie par le modèle de végétation BIOME 3 (Haxeltine et Prentice, 1996) dont les 18 biomes ont au préalable été re-classés en 15 biomes.

La carte de végétation potentielle obtenue par Ramankutty et Foley (1999) (carte 2b de l'article Levavasseur *et al.*, 2012b, en section 4.7), et souvent utilisée pour comparer ou contraindre la végétation pré-industrielle des modèles climatiques (Crucifix *et al.*, 2005), est donc par construction très subjective. D'une part, le processus manuel et itératif de re-classification des types de végétation est

uniquement fondé sur l'appréciation finale de leur répartition ; d'autre part, les corrections appliquées dans les régions fortement urbanisées ou agricoles incluent les différents biais et incertitudes du modèle de végétation BIOME 3. Ainsi plusieurs hétérogénéités locales apparaissent discutables et correspondent davantage à une végétation observée actuelle qu'à une végétation potentielle. Par exemple, la forêt Française des Landes, la plus grande d'Europe Occidentale, a en grande partie été plantée par l'homme au 19^{ème} siècle et n'est donc pas d'origine naturelle.

4.4 Modélisation statistique de la végétation

Subjectivité, dépendance aux modèles, différentes classifications et anthropisation, les méthodes précédentes illustrent bien les difficultés à représenter la végétation potentielle actuelle. La modélisation statistique de la végétation est une alternative qui présente alors certains atouts, comme être indépendante des modèles de végétation et directement basée sur des données. Aux vues des résultats de l'étude du pergélisol (section 2.6), j'ai souhaité exporter l'apport des modèles logistiques pour la modélisation de la végétation.

4.4.1 La régression logistique multinomiale

La régression logistique multinomiale (en anglais « Logistic Multinomial Regression », MLR) est un cas particulier des modèles linéaires généralisés (GLMs) présentés en section 2.4.1 et la « version » linéaire du modèle additif généralisé (GAM) logistique utilisé pour l'étude du pergélisol (section 2.4.2). MLR modélise la probabilité d'occurrence de chaque catégorie j de la variable expliquée Y (ici, la végétation) conditionnellement à plusieurs prédicteurs X_n par une régression multilinéaire et avec pour fonction « lien », une fonction *logis*. L'équation de MLR est donc de la même forme que l'équation 2.19 du GAM logistique multinomial :

$$\log \left(\frac{P(Y_i = j)}{P(Y_i = r)} \right) = \beta_0 + \sum_{n=1}^k \beta_n X_{i,n} \quad (4.1)$$

avec $P(Y_i = j)$ la probabilité d'occurrence de la $j^{\text{ème}}$ catégorie, $P(Y_i = r)$ la probabilité d'occurrence de la catégorie de référence r , β_n sont les coefficients de régression estimés, k est le nombre de prédicteurs et i représente le point de grille. On rappelle que par construction, la probabilité de la catégorie de référence est déduite de la somme de toutes des probabilités de chaque catégorie qui doit être égale à 1.

Nous avons choisi de calibrer notre modèle statistique à partir des données BIOME 6000 modernes (section 4.3.1). En effet, celles-ci restent indépendantes de tout modèle dynamique de végétation et sont à notre connaissance les plus représentatives d'une végétation potentielle compte-tenu de leur nature (issues des pollens) et de la façon dont elles sont collectées. Par conséquent notre méthode dépend directement de la classification de BIOME 6000, nos résultats seront donc exprimés en huit megabiomes (Harrison et Prentice, 2003) : les forêts boréales, les déserts, la toundra, les prairies et fruticées (i.e., végétation arbustive), la savane, les forêts tropicales, les forêts tempérées et les forêts tempérées chaudes.

4.4.2 Les variables prédictrices

Contrairement aux chapitres 2 et 3, nous n'utiliserons pas de prédicteurs à grande échelle issus des modèles climatiques. Nous travaillons directement à partir de données climatiques et géographiques à haute résolution. La procédure décrite ci-dessous est schématisée par la figure 4.4.

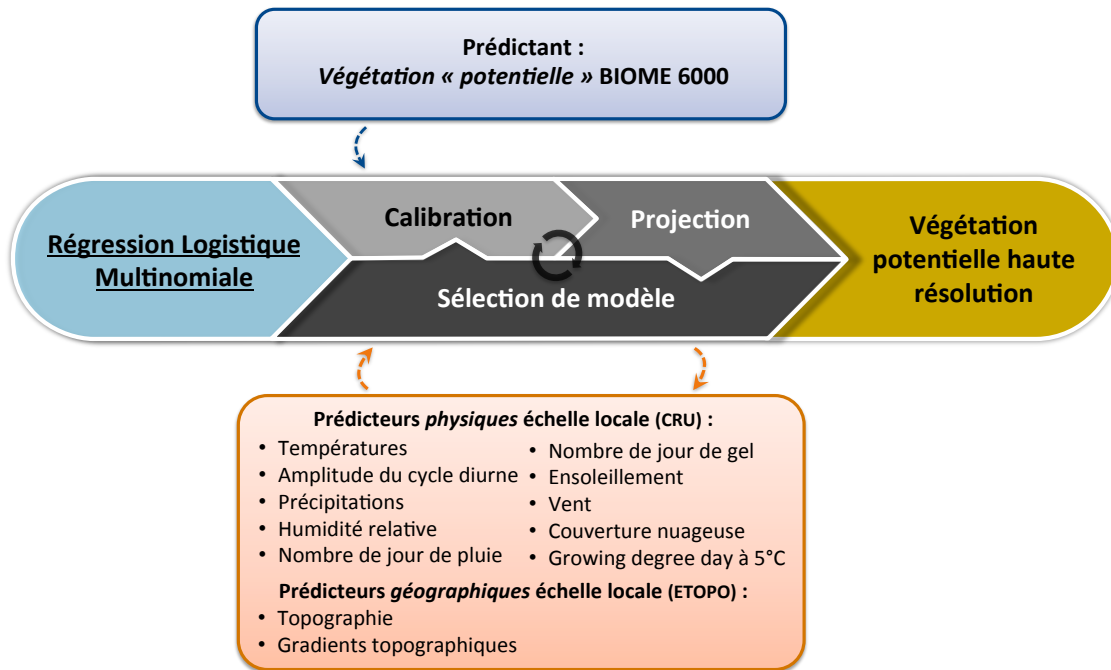


FIGURE 4.4 – Schéma de la procédure de modélisation statistique de la végétation.

Les variables climatiques à l'échelle locale, telles que les températures, les précipitations ou l'ensoleillement, proviennent des climatologies (12 valeurs mensuelles) du CRU et décomposées de façon saisonnière : quatre variables par climatologie, représentatives des quatre saisons ; une saison est moyennée sur les trois mois qui lui correspondent. Par exemple, la température hivernale est la moyenne des températures CRU des mois de décembre, janvier et février. Rappelons que les données CRU sont des relevés météorologiques homogénéisés/corrigés puis interpolés sur une grille régulière à 10' de résolution (i.e., $1/6$ de degré en longitude et latitude, section 2.4.1).

Les prédicteurs géographiques sont la topographie à haute résolution ETOPO décrite en section 2.4.1 d'une part, ainsi que les pentes orographiques orientées nord-sud (gradient orographique nord-sud) ou est-ouest (gradient orographique est-ouest) d'autre part.

Le nombre total de variables (i.e., 43) conduit à un modèle statistique très (trop) complexe risquant le sur-apprentissage (section 2.4.1). Pour éviter une perte de la qualité prédictive du modèle, une solution est de réduire le nombre de variables prédictrices en sélectionnant le sous-ensemble de prédicteurs qui représente le mieux les données. Dans notre étude, nous avons choisi de sélectionner le modèle (ou l'ensemble de prédicteur) minimisant le critère d'information bayésien (BIC)

décrit en annexe A, et qui, rappelons le, assure un équilibre entre une bonne représentation des données et le risque de sur-apprentissage.

Pour tester la robustesse du modèle sélectionné, nous avons réalisé une validation-croisée consistant à diviser l'ensemble des données BIOME 6000 en deux échantillons. Un premier échantillon sert à la calibration de MLR : c'est l'échantillon d'apprentissage. L'échantillon restant est réservé pour valider la projection. En testant différentes tailles d'échantillons sur l'Europe de l'Ouest, nous avons montré dans l'article Levasseur *et al.* (2012a) que l'accord avec les données BIOME 6000 ne décroît de façon significative que lorsque l'échantillon d'apprentissage contient moins de 30% seulement des points BIOME 6000 choisis.

4.5 Article Levasseur *et al.* (2012a)

Nous présentons les résultats de la modélisation statistique de la végétation avec MLR sur l'Europe de l'Ouest sous la forme d'un article en révisions mineures dans le journal *Global and Planetary Change*. La distribution de la végétation potentielle actuelle obtenue est comparée à la base donnée de Ramankutty et Foley (1999) et au modèle de végétation BIOME 4, en discutant les atouts et les limites de notre méthode.

An objective methodology for potential vegetation reconstruction constrained by climate

G. Levvasseur^{a,*}, M. Vrac^a, D. M. Roche^{a,b}, D. Paillard^a, J. Guiot^c

^a*Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement (LSCE), UMR 8212, IPSL – CEA/CNRS-INSU/UVSQ, Centre d'étude de Saclay, Orme des Merisiers, F-91191 Gif-sur-Yvette, France.*

^b*Section Climate Change and Landscape Dynamics, Department of Earth Sciences, Faculty of Earth and Life Sciences, VU University Amsterdam, de Boelelaan 1085, NL-1081 HV Amsterdam, Netherlands.*

^c*Centre Européen de Recherche et d'Enseignement des Géosciences de l'Environnement (CEREGE), UMR 6635, CNRS/Aix-Marseille Univ., Europôle de l'Arbois BP 80, 13545 Aix-en-Provence CEDEX 4, France.*

Abstract

Reconstructions of Potential Natural Vegetation (PNV) are widely used in climate modelling and vegetation survey as a starting point for studies (historical changes of land-use, past or future vegetation distribution modelling, etc.). A PNV distribution is often related to vegetation models, which are based on empirical relationships between vegetation (or pollen data in paleoecological studies) and climate. Vegetation models are used to directly simulate a PNV distribution or to correct vegetation types derived from remotely-sensed observations in human-impacted regions. Consequently, these methods are quite subjective and include biases from models. This article proposes a new approach to build a high-resolution PNV map using a statistical model.

As vegetation is a nominal variable, our method consists in applying a Multinomial Logistic Regression (MLR). MLR build statistical relationships between BIOME 6000 data covering Europe and several climatological variables from the Climate Research Unit (CRU).

The PNV reconstructed by MLR appears similar to those reconstructed from remotely-sensed data or simulated by a vegetation model (BIOME 4) except in southern Europe with the establishment of warm-temperate forests.

*Corresponding author: Guillaume.Levvasseur@lsce.ipsl.fr, Tel : +33(1) 69 08 50 96, Fax: +33(1) 69 08 77 16

MLR produces a realistic PNV distribution, which is the closest to BIOME 6000 data and provides the vegetation distribution in each grid-cell of our map. Moreover, MLR allows us to compute an uncertainty index that appears as a convenient tool to highlight the regions lacking some data to improve the PNV distribution. The MLR method does not suffer any dynamic biases or subjective corrections and is a fast and objective alternative to the other methods. MLR provides an independent reference for vegetation models that is entirely based on vegetation and climatological data.

Keywords: statistical modelling, potential, vegetation, multinomial logistic regression, biomes, Western Europe, climate

1. Introduction

Humans have significantly modified the terrestrial environment, intensively replacing natural ecosystems by croplands (Ramankutty and Foley, 1998). Consequently, the vegetation distribution is for a large part the result of human intervention. The “land-use” activities are the management and modification of natural environment by human into built environment (e.g., fields, settlements). Thus, the “potential vegetation” can be seen as the natural vegetation that would exist at a given location if land-use had never existed. In addition, the Potential Natural Vegetation (hereafter “PNV”) is the potential vegetation in dynamical equilibrium with current climatic conditions.

In vegetation modelling, we need to determine a PNV distribution constrained by climate and non-impacted by human activities in order to study the impact of different factors: historical changes of land-use (Ramankutty and Foley, 1999), increase of CO₂ concentration (Notaro *et al.*, 2005) and more generally the impact of feedbacks between climate change and vegetation (Cha, 1997). The main approach to obtain a PNV distribution is the use of vegetation models driven/forced by pre-industrial climate simulations from General Circulation Models (GCM - Ni *et al.* (2006); Notaro (2008)). Vegetation models compute for each grid-cell of the climate model the vegetation in equilibrium with climate. A vegetation model is based on empirical relationships between observed vegetation and climate. Consequently, this method is quite subjective and includes biases from models.

In this context, Ramankutty and Foley (1999) (hereafter “RF99”) built a high-resolution gridded global map (5' i.e., $1/12$ degree in longitude and lati-

26 tude) of PNV mainly from the DISCover dataset (Loveland et al., 2000). The
27 DISCover database derives contemporary land cover from remotely-sensed
28 data. RF99 used their PNV map as a starting point to estimate the histor-
29 ical changes in global land use (croplands) since 1700. In other studies, the
30 RF99 map is used as a PNV reference based on observations to constrain
31 simulated pre-industrial vegetation in GCM (Crucifix et al., 2005). Never-
32 theless, this map contains some subjectivity due to the procedure used to
33 reconstruct the PNV distribution:

34 i. First, RF99 reclassified the 94 Olson Global Ecosystem classes (Olson,
35 1994a,b) into 15 vegetation types by a manual and iterative process with a
36 lot of trials.

37 ii. For each grid-cell of the map, the observed dominant vegetation from
38 DISCover data is taken as the PNV (ignoring wetlands, croplands and water
39 areas). This step is disputable because some regions covered by forests have
40 been planted by humans (e.g., the Landes forest in France). Several grassland
41 areas are also the consequence of deforestation (e.g., in the Amazon basin).

42 iii. Finally, the areas with more than 50% of croplands or less than 20%
43 dominant PNV are corrected by the simulated vegetation from the vege-
44 tation model BIOME 3 (Haxeltine and Prentice, 1996). Consequently, the
45 RF99 map includes the BIOME 3 biases and uncertainties especially in urban
46 and agricultural areas.

47 Another way to reconstruct a PNV distribution is the use of statistical
48 models calibrated on pollen data. For instance, Peng et al. (1995) and Guiot
49 et al. (1996) investigate respectively the potential of statistical biospheri-
50 cal models and artificial neural network to map the vegetation distribution
51 from pollen data. In this article, we present another objective methodology
52 to reconstruct a high-resolution PNV. We describe in section 2 a statisti-
53 cal framework entirely based on climatological and vegetation data using a
54 Multinomial Logistic Regression (MLR). Logistic models are often employed
55 in the context of vegetation prediction (Brown, 1994; Augustin et al., 2001;
56 Calef et al., 2005). This kind of statistical model allows us to workaround
57 the previous issues:

58 i. We directly start with the vegetation types of the BIOME 6000 database
59 (Prentice et al., 1996) derived from pollen data,

60 ii. MLR builds relationships between continuous climatic variables and the
61 occurrence probabilities of each vegetation type from BIOME 6000. For each
62 grid-cell of the map, the PNV is the vegetation type with the maximum oc-
63 currence probability provided by MLR. The resolution of our final map is

64 determined by the high-resolution climatological data (New *et al.*, 2002),
65 iii. There is no correction based on any vegetation model.

66

67 In section 3 we compare the PNV modelled by MLR to the RF99 map
68 (section 3.2). Moreover, the obtained PNV distribution by MLR is directly
69 comparable to the PNV distribution simulated by a vegetation model, as
70 BIOME 4 (section 3.3). MLR appears as an objective alternative to RF99
71 with a realistic PNV distribution in agreement with data. Beyond the PNV
72 distribution, the use of occurrence probabilities provides further information.
73 On the one hand, MLR allows us to compute in section 3 an “uncertainty
74 index” of the vegetation type with the maximum occurrence probability.
75 This index clearly appears as a convenient tool: we are able to highlight
76 the regions lacking some data to improve the prediction. On the other
77 hand, the occurrence probabilities can be translated into vegetation fractions
78 (section 3.3). In each grid-cell, we thus obtain the vegetation distribution,
79 which is not provided by BIOME 4. The conclusions of this application are
80 drawn in section 4 and show the potential of logistic models in vegetation
81 modelling.

82 2. Vegetation data, climate variables and statistical framework

83 We build a statistical model to predict the vegetation type distribution
84 that is a nominal variable. The MLR method builds statistical relation-
85 ships between the explained variable (called the *predictand*, the vegetation
86 type in our case) and explanatory variables (called the *predictors*): it is the
87 calibration process. Then, MLR uses those relationships to reconstruct the
88 vegetation distribution from the explanatory variables. We focus our study
89 on Western Europe because of the abundance of data points. The region
90 of interest is approximately from 15°W to 45°E and from 35°N to 65°N as
91 shown later in figure 1.

92 2.1. Vegetation data: BIOME 6000

93 The International Geosphere-Biosphere Program (IGBP) inaugurated in
94 1994 the Global Palaeovegetation Mapping Project (BIOME 6000¹). This
95 international project compiles several pollen and plant macrofossil data over

¹http://www.bridge.bris.ac.uk/resources/Databases/BIOMES_data/

96 the world for the modern period, 6,000 and 18,000 years before present (Prentice and Jolly, 2000; Harrison et al., 2001; Bigelow et al., 2003; Pickett et al.,
97 2004). The modern data consist of pollen assemblages from surface deposits
98 and more precisely from pollen spectra essentially taken from peat bogs sediments just below the surface level of cores. Modern pollens refer to samples
99 approximately measured between 1980 and 1990. Such paleoecological data
100 are normally expressed in terms of abundances of individual plant species or
101 taxa. Each pollen species is assigned to one or more “Plant Functional Type”
102 (PFT) based on knowledge of the basic biology (leaf form, habit, phenology,
103 etc.) and the modern bioclimatic adaptations (temperature range tolerance,
104 water stress, etc.). A biome is defined by its characteristic PFTs and similar climatic conditions. Biome models (Claussen and M., 1994; Haxeltine
105 and Prentice, 1996; Prentice et al., 1998) are usually considered as the usual
106 way to translate the outputs of climate models into PNV maps (Claussen,
107 1994). In order to be comparable to biome models, BIOME 6000 data were
108 “biomized” (i.e., assigned to a biome) using a biomization method described
109 in Prentice et al. (1996): the method computes a degree of affinity between
110 each pollen spectrum and each biome. The biome assignment is finally based
111 on ranking these “affinity scores”. The BIOME 6000 database is classified in
112 34 biomes directly comparable to outputs from biome models (Prentice et al.,
113 1998; Wu et al., 2007). These 34 biomes can be reclassified into the following 9 “megabiomes” (Harrison and Prentice, 2003): boreal forest, desert, dry
114 tundra, grassland and dry shrubland, savanna and dry woodland, temperate
115 forest, tropical forest, tundra and warm-temperate forest. In this article, we
116 use 8 megabiomes grouping the tundra and dry tundra megabiomes.

117 According to the authors of the database, some points appeared inconsistent in mountain areas. Indeed, due to pollen transport, the Alps or
118 Pyrenees were essentially dominated by temperate forests in the BIOME
119 6000 database, even the data points with high altitude. To correct the corresponding points we use the annual growing degree day at 5°C (GDD5)
120 according to Prentice et al. (1992). The annual GDD5 corresponds to the
121 sum of daily temperatures above 5°C during a year and was computed from
122 the European Climate Assessment and Data (ECAD) daily time series of the
123 air temperature at the surface (Haylock et al., 2008). Table 1 from Prentice
124 et al. (1992) defines each megabiome in terms of environmental constraints,
125 especially with the GDD5. Consequently, the BIOME 6000 database has
126 been modified as followed:
127
128
129
130
131
132

- 133 • A temperate forest data point with a GDD5 between 350°C days and
134 900°C days becomes boreal forest,
- 135 • A temperate or boreal forest data point with a GDD5 below 350°C
136 days becomes tundra.

137 A climatic constraint as the GDD5 provides an available correction over the
138 world without using peculiar topographic values. Figure 1a shows the 1,223
139 points of the BIOME 6000 database over Europe with our megabiomes scale.

140 *2.2. The explanatory variables*

141 In order to build a PNV map from climatological data, we used the
142 high-resolution gridded climatologies from the Climate Research Unit (CRU)
143 database (New *et al.*, 2002). For each grid-point the dataset counts twelve
144 monthly means (from 1961 to 1990) for several variables at a regular spatial
145 resolution of 10' (i.e., $1/6$ degree in longitude and latitude) corresponding
146 to the final map resolution. To take into account all climatic features, we
147 selected available climatic variables influencing vegetation:

- 148 • Air temperature at the surface (in °C)
- 149 • Diurnal cycle temperature range (in °C)
- 150 • Total precipitation (in mm)
- 151 • Number of wet days (in days with precipitation > 0.1mm)
- 152 • Number of frost days (in days with temperature < 0°C)
- 153 • Sunshine duration (in percent of maximum possible sunshine, without
154 taking into account cloud cover)
- 155 • Relative humidity (in %)
- 156 • Wind speed/intensity at 10m (in m/s)
- 157 • Total cloudiness (in %)

158 We also use the GDD5 climatology from the ECAD database (in °C days)
159 previously described in section 2.1.

160 Moreover, the seasonal cycle plays a significant role for vegetation distri-
161 bution (growing season, frozen soils, etc.). To take into account the seasonal

162 variability, we divided each variable in four “seasonal” predictors by averag-
163 ing data over the three corresponding months (e.g., DJF for winter, MAM
164 for spring, JJA for summer and SON for fall).

165 The vegetation strongly depends on geographical and geological soil prop-
166 erties (i.e., relief, hydrological network, etc.). To consider the effect of local-
167 scale topography, we use the high-resolution gridded dataset ETOPO2² at
168 10’ resolution, from the National Geophysical Data Center (NGDC) that
169 gathers several topographic and bathymetric sources from satellite data and
170 relief models (Amante and Eakins, 2009). We also use ETOPO2 to compute
171 two topographic gradients, i.e., the slope (in %) along the east-west and
172 north-south orientations of the relief.

173 Finally, table 1 gives the 43 potential predictors obtained for PNV distri-
174 bution.

175 2.3. The Multinomial Logistic Regression model (MLR)

176 The method is based on the use of a Generalized Linear Model (GLM -
177 McCullagh and Nelder (1989)). GLM generalizes linear regression, using a
178 link function between predictand and predictors and unifying various statisti-
179 cal regression models, including Poisson regression and logistic regression.
180 The classical binary logistic regression computes the occurrence probability
181 of a binary event (e.g., vegetation or bare soil) by fitting data to a logis-
182 tic function. This probability can take continuous values between 0 and
183 1. For instance, Calef et al. (2005) built a hierarchical logistic regression
184 model (three binary logistic regression steps) to predict the potential equi-
185 librium distribution of four major vegetation types. More classically, Fealy
186 and Sweeney (2007) used a logistic regression to estimate the probabilities
187 of wet and dry days. Here, we use a logistic regression in its multinomial
188 form (Eq. 1 - Multinomial Logistic Regression - MLR - Hilbe (2009); Hosmer
189 and Lemeshow (2000)) to simulate the occurrence probabilities of several
190 megabiomes. MLR estimates the occurrence probabilities of the explained
191 variable (Y, the vegetation) for each megabiome j , taking into account nu-
192 merical explanatory variables (X_k):

²Computerized digital images and associated databases are available from the National Geophysical Data Center, National Oceanic and Atmospheric Administration, U.S. Department of Commerce, <http://www.ngdc.noaa.gov/>.

$$\log \left(\frac{P(Y_i = j)}{P(Y_i = r)} \right) = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k X_{i,k}, \quad \forall j \neq r, \quad (1)$$

193 where $P(Y_i = j)$ is the probability of the j^{th} megabiome, β_0 is the intercept for
 194 the j^{th} megabiome, β_k are the regression coefficients for the j^{th} megabiome,
 195 p is the number of predictors and i is the grid-cell. To use MLR, we need
 196 to choose a reference category r (the desert in our case). We obtain $j - 1$
 197 relationships and the occurrence probabilities of the reference megabiome
 198 can be deduced in each grid-cell i with $\sum_{j=1}^m P(Y_i = j) = 1$ (considering m
 199 megabiomes including r). MLR is performed with the R package ‘‘VGAM’’
 200 (Yee and Wild, 1996; Yee, 2010a,b) and used an algorithm of likelihood max-
 201 imization.

202 2.4. Model selection

203 We first compute each predictor at each BIOME 6000 location using a
 204 simple bilinear interpolation. Then, to our knowledge, no criteria allow us to
 205 select or omit particular variable among the 43 potential predictors. How-
 206 ever, some of the selected climatic variables could achieve a high correlation
 207 with others, providing redundant information. For instance, the frost day fre-
 208 quency is obviously correlated with the winter temperature. To avert these
 209 issues, we have to select the best statistical model, i.e., the model with the
 210 most appropriate combination of predictors. It would be too computationally
 211 intensive to test all possible combinations of predictors (i.e., 2^{43}). In order
 212 to select the explanatory variables that explain Y (the vegetation) the best,
 213 we have to analyse the coefficients of the logistic regression (β_k in Eq. 1).
 214 To gauge the weight of each predictor in the selection procedure, we have
 215 to rank the corresponding regression coefficients. The predictors have not
 216 the same units and their regression coefficients are not directly comparable.
 217 Menard (2004) proposed several methods to directly standardize the regres-
 218 sion coefficients using the standard deviation of predictors. In our case, all
 219 predictors have continuous scales. For simplicity, we choose to standardized
 220 each predictor before the calibration process (Eq. 2) leading to comparable
 221 regression coefficients (X_{st}) without units:

$$X_{st} = \frac{X - \mu_X}{\sigma_X} \quad (2)$$

222 where μ_X is the mean of the predictor X and σ_X its standard deviation.

223 First, we make a pre-selection among the 43 predictors following the two
224 steps described below:

- 225 • We analyse each climatic variable separately: we run a calibration only
226 with the four seasonal predictors corresponding to one climatic variable.
227 Repeating this step for each type of variable allows us to omit the
228 uninformative seasonal predictors.
- 229 • Nevertheless, some predictors could appear significant or negligible
230 when coupled with another. Consequently, we then run a calibration
231 with the whole of 43 predictors in order to check if an omitted predictor
232 leads to a significant regression coefficient.

233 This two-step procedure allows us to select the same 17 most informative
234 predictors for the five megabiomes existing in Europe detailed and ranked
235 in table 2. Then, each possible combination among the 17 predictors has
236 been tested, plus the “null-model” corresponding to a model with only the
237 intercept (β_0 in Eq. 1, i.e., all regression coefficients β_k are 0). The number
238 of such combinations is $2^{17} + 1$.

239 Among all possible combinations, we select the best predictors set ac-
240 cording to four statistical indices providing different information about the
241 statistical relevance of the model and fully described in Appendix Appendix
242 A: the Bayesian Information Criterion (BIC), the pseudo- R^2 , the kappa co-
243 efficient and the Brier score.

244 Among the 2^{17} runs, we note the best predictors combination accord-
245 ing to each statistical index. The best statistical model according to the
246 pseudo- R^2 (i.e., with the highest pseudo- R^2) and the Brier score (i.e., with
247 the lowest BS) was the full-model (i.e., with the 17 predictors). The κ coef-
248 ficient is closer to 1 with a combination of 13 predictors. Nevertheless, these
249 three statistical indices do not change significantly between each combina-
250 tion. Moreover, those indices are not penalized according to the complexity
251 of the tested model. Hence, they tend to favour models with high numbers of
252 parameters and predictors. Consequently, the final set of predictors retained
253 for the MLR method was the one with the smallest BIC and including the
254 eight following variables, detailed and ranked in table 3: the spring and sum-
255 mer temperatures, the summer and winter diurnal cycle temperature range,
256 the fall number of wet days, the winter sunshine duration, the spring wind
257 intensity and the summer total cloudiness. The summer temperature is the

258 most important predictor carrying more than 25% of the information (ta-
259 ble 3). For the vegetation cycle, summer corresponds to the fruiting period
260 before the dormancy of deciduous trees (i.e., when growth and development
261 are temporarily stopped). The spring temperature is the second predictor
262 for the grassland and dry shrubland, temperate and warm-temperate forest
263 megabiomes with about 20% of information (table 3). Spring is associated
264 to the time of growth and renewal of plants. For deciduous trees and grass-
265 lands, the predictors characterizing the growing and development seasons
266 are clearly necessary. For boreal forest and tundra megabiomes, the second
267 predictor is the fall number of wet days. The boreal vegetation needs a dry
268 climate corresponding to a small number of wet-days. The other predictors
269 and their ranking are difficult to interpret: each predictor translates differ-
270 ent information. Table 4 shows that each of the six omitted predictors are
271 highly correlated with the eight ones selected by the lowest BIC. For exam-
272 ple, the winter total cloudiness is correlated to the winter sunshine duration.
273 Both provide information about the coldest period (i.e., characterized by a
274 solar irradiance decrease), which have critical impact on vegetation suffering
275 from frost days. The temperature minimum is often employed as a main cri-
276 terion for the vegetation establishment. Consequently, the winter sunshine
277 duration only is necessary in the final model. To bring more confidence in
278 the selected predictors, we test the statistical relevance of each variable with
279 a Wald test (Appendix Appendix B) and a Likelihood Ratio Test (LRT
280 - Appendix Appendix C). With both tests, all selected predictors appear
281 statistically significant at 95%.

282 3. Results

283 After the calibration process, we predict the probabilities of occurrence
284 of each megabiome at each BIOME 6000 location. For simplicity, we take
285 the megabiome with the maximum occurrence probability as the dominant
286 megabiome. Figure 1b shows the predicted megabiomes. In comparison
287 with figure 1a, we see a good agreement between both maps. Some points in
288 northeastern Europe are different: MLR respectively predicts boreal or tem-
289 perate forests instead of temperate forests or grasslands and dry shrublands
290 in BIOME 6000. In Spain, we obtain a more homogeneous distribution of
291 warm-temperate forests instead of grasslands and tundra in BIOME 6000.
292 Tundra is unlikely in that part of Europe and grasslands is certainly a conse-
293 quence of human action. Prediction of warm-temperate forests appear to be

294 more likely in equilibrium with climate. According to the classical scaling of
 295 the R^2 and the κ coefficient used in vegetation studies as in Monserud and
 296 Leemans (1992), a pseudo- R^2 of 0.51 and a κ of 0.60 confirm a good agree-
 297 ment with BIOME 6000 data. Moreover, a BS of 0.36, far from 8, reinforces
 298 our prediction. Figure 2a shows the $BS(i)$ in each BIOME 6000 location. No
 299 point obtains a $BS(i)$ above 1.9 and each megabiome have a $BS(j)$ below
 300 0.12. These indices attest the accuracy of the occurrence probabilities and
 301 the predicted PNV is statistically consistent.

302 The use of occurrence probabilities allows us to assess the quality of
 303 the prediction. We compute an uncertainty index (UI) based on the dif-
 304 ference between the maximum occurrence probability (defining the chosen
 305 megabiome) and the second highest occurrence probability. If the two largest
 306 occurrence probabilities are close, we cannot objectively favour one of the
 307 corresponding megabiomes, which induces a high uncertainty. A high un-
 308 certainty index means a small difference between the two largest occurrence
 309 probabilities. This uncertainty is defined by:

$$UI = \frac{1 - (p_1 - p_2)}{p_1} \quad (3)$$

310 where p_x is the occurrence probability and x the rank of the probability
 311 ranging from 1 (the highest probability) to m (the lowest probability) with
 312 m the number of megabiomes. The closer UI is to one, the less we are able
 313 to determine a dominant megabiome.

314 Figure 2b shows the uncertainty index in each BIOME 6000 location.
 315 The highest uncertainties clearly appear where the PNV modelled by MLR
 316 is in disagreement with BIOME 6000 data (i.e., northeastern Europe and
 317 Spain). The advantage of such an index is to bring some confidence or caution
 318 about the predicted megabiomes. In our case, the difference between the two
 319 largest occurrence probabilities in Spain and northeastern Europe is very
 320 small. Consequently, selecting the dominant megabiome by the maximum
 321 occurrence probability is disputable in these regions. Figure 2c shows the
 322 second megabiome predicted by MLR in each BIOME 6000 location with an
 323 uncertainty above 0.5. In Spain, grasslands, temperate forests and warm-
 324 temperate forests obtain very close occurrence probabilities between 0.4 and
 325 0.6. The same proximity appears in northeastern Europe between the boreal
 326 forests, temperate forests and tundra. Thus, the uncertainty index highlights
 327 the regions where it is difficult to determine a dominant megabiome. In these
 328 regions, the climatic signal only is not sufficient to distinguish a dominant

329 megabiome. Other information could be more discriminatory to choose one
330 dominant PNV type as soil properties.

331 *3.1. Cross-validation*

332 To assess the MLR method we conducted a repeated random sub-sampling
333 validation. This type of cross-validation consists in randomly splitting the
334 BIOME 6000 dataset into independent training and validation data samples.
335 A percentage of BIOME 6000 observations is randomly withdrawn from the
336 database as the validation sample. The remaining observations are the train-
337 ing sample. We run a calibration on the training sample and predict the
338 occurrence probabilities of each megabiomes in each BIOME 6000 location
339 of the validation sample. Then, we compare the predicted and validation
340 samples computing the percentage of agreement (number of good-predicted
341 point over the total number of point) and the κ coefficient. 100 rounds of
342 cross-validation are performed using random validation samples. Figure 3
343 shows the results of this procedure for different percentages of withdrawn
344 BIOME 6000 observations. For example, a percentage of 40% corresponds
345 to a calibration on 60% of the BIOME 6000 data points randomly selected
346 and a projection on the remaining 40% of data points. For each percentage,
347 the box and whisker plots show the distribution of the considered index for
348 the 100 rounds, around their medians with the 5th, 25th, 75th and 95th per-
349 centiles. Conditionally to the distribution and the number of BIOME 6000
350 data point in Europe, the box and whisker plots show that we respectively
351 reach a total agreement and a κ coefficient around 0.72 and 0.58. These
352 values are approximately maintained up to 20% of the BIOME 6000 data
353 points as training sample (i.e., 80% of BIOME 6000 data points are used
354 for validation sample). This result reveals that the MLR method associated
355 with the BIOME 6000 data over Europe is robust: indeed, we obtain similar
356 agreements with a calibration sample reduced by 80% (i.e., only 20% left) or
357 with the whole dataset.

358 *3.2. Comparison MLR vs. RF99*

359 In this section, we intend to confront the results of the modelled PNV
360 distribution over Europe by MLR with the RF99 map. Unfortunately, MLR
361 uses 8 megabiomes (see section 2.1) while RF99 is based on 15 PNV types.
362 To compare both maps, we have to calculate the correspondence between
363 both sets of biomes. This is done by calculating the number of BIOME 6000
364 megabiomes that correspond to each RF99 vegetation types, as follows:

- 365 • We searched the closest RF99 grid-cell to each BIOME 6000 location.
- 366 • For each PNV type from RF99 we counted the matching and non-
367 matching points with each megabiome from BIOME 6000. Table 5
368 details this step for Europe (columns “E”) and for the whole BIOME
369 6000 locations (columns “W”).
- 370 • Each PNV type from RF99 has been assigned to the BIOME 6000
371 megabiome with the maximum of associated points for Europe.
- 372 • According to the global geographical distributions, some points are ob-
373 viously misclassified in Europe. For instance, the maximum of BIOME
374 6000 points associated to the boreal deciduous forest or woodland PNV
375 type in RF99 is obtained for the temperate forest megabiome in Europe
376 (table 5 - columns “E”).
- 377 • We corrected these misclassified maximums according to the counting
378 for the whole BIOME 6000 locations (table 5 - columns “W”). For the
379 previous example, the boreal deciduous forest or woodland PNV type
380 in RF99 have to be assigned to the boreal forest megabiome in BIOME
381 6000.

382 Table 6 shows the final correspondence between the 15 PNV type from
383 RF99 and the eight megabiomes used by MLR.

384 Figure 4a shows the modelled PNV by MLR with the eight predictors
385 from CRU (at 10’ resolution) and taking the megabiome with the maximum
386 occurrence probability as the dominant PNV type. The two maps reveal a
387 similar PNV distribution with a major onset of temperate forests in central
388 Europe and boreal forests and tundra in the north. MLR succeeds to capture
389 the impact of local-scale topography with Alps, Caucasus and some points
390 in Pyrenees dominated by boreal forests. The main difference appears in the
391 southeastern Europe with a lot of grasslands and dry shrublands for RF99
392 (especially in Greece, Spain and around the Black sea) and an important
393 area of warm-temperate forests for MLR around the Mediterranean Sea and
394 temperate forest in the northern Black Sea. The RF99 map appears more
395 heterogeneous: the dominant warm-temperate forest in Spain is strewed by
396 several patches of grassland and temperate or tropical forests. These details
397 do not appear with MLR, but some of them are disputable in RF99 and may
398 be the result of human plantations.

399 MLR produces a consistent PNV distribution related to climatic signal.
400 Contrary to RF99, the PNV modelled by MLR is not subjective and is inde-
401 pendent of any vegetation model.

402 3.3. Comparison MLR vs. BIOME 4

403 The MLR method is directly comparable to biome models outputs. It
404 becomes interesting to directly confront the modelled PNV by our statistical
405 model (MLR) with the simulated vegetation from a vegetation model. For
406 simplicity, we choose to compare our results to the BIOME 4 model (Hax-
407 eltine and Prentice, 1996; Kaplan et al., 2003), which have an equivalent
408 megabiome scale. BIOME 4 is a vegetation model developed to simulate the
409 steady-state vegetation distribution. Among a global set of PFTs, BIOME 4
410 selects the subset potentially present in each grid-cell, according to ecophys-
411 iological constraints and bioclimatic limits. Then, it computes the leaf area
412 index (LAI) and the net primary production (NPP) for each PFT using a
413 coupled carbon and water flux model. Some competitiveness is simulated as
414 regards as availability of water and light resources. Finally, the two PFTs
415 with the highest NPP are selected. These PFTs in addition with the total
416 LAI and NPP determine a biome. The 28 biomes of BIOME 4 can be eas-
417 ily translated into our eight megabiomes according to Harrison and Prentice
418 (2003).

419 In this study, the BIOME 4 model is driven by temperature, sunshine
420 and precipitation climatologies from the CRU database. Figure 4c shows the
421 PNV simulated by BIOME 4. Obvious similarities appear between MLR and
422 BIOME 4. Northern Europe is mainly occupied by boreal forests and tun-
423 dra although the transition from temperate to boreal forest reaches higher
424 latitudes in BIOME 4. Central Europe presents a large region with tem-
425 perate forests and boreal forests in mountain areas. Nevertheless, BIOME
426 4 simulates grasslands around the Mediterranean Sea while MLR mainly
427 shows warm-temperate forests. As said before, according to BIOME 6000
428 database, warm-temperate forests appears to be more likely in equilibrium
429 with climate.

430 Although no mechanistic processes (i.e., physiology, biology, competitive-
431 ness or productivity) are computed by MLR, the obtained PNV appears
432 realistic and similar to the steady-state vegetation simulated by BIOME 4.
433 Moreover, the occurrence probabilities can be translated into percentages of
434 vegetation fractions, which are not provided by BIOME 4. At the sub-grid
435 scale the heterogeneity of the vegetation lead us to assimilate each probability

436 of occurrence to a surface fraction. An occurrence probability of 0.5 becomes
437 a vegetation fraction of 50%. Thus, figure 5c and d show the megabiomes
438 distributions for two different grid-cells that were detailed in section 3.4.

439 *3.4. Discussion and limits*

440 The differences between the methods (RF99, BIOME 4 and MLR) illus-
441 trate the difficulty to reconstruct a PNV distribution. We clearly need a
442 common reference. In this context, if BIOME 6000 data are taken as PNV
443 reference data, MLR produces the most realistic PNV distribution because
444 MLR is directly calibrated on BIOME 6000 data. To quantify this conclu-
445 sion, we link each BIOME 6000 location to the closest RF99 and BIOME 4
446 grid-cell. Thus, we can compute the κ coefficient between RF99 or BIOME
447 4 and BIOME 6000 data points. Respectively, RF99 and BIOME 4 obtain a
448 κ coefficient with BIOME 6000 of 0.40 and 0.30. As said in section 2.4 MLR
449 obtains a κ of 0.60.

450 Thus, we are able to reconstruct the PNV distribution the closest to
451 BIOME 6000 data and to quantify its spatial uncertainties. Figure 5a shows
452 the map of uncertainties obtained for Europe. The transitions from a megabiome
453 to another have an uncertainty close to 1. For high uncertainties, it is in-
454 teresting to consider the second megabiome predicted by MLR (i.e., the
455 megabiome with the second largest occurrence probability). For instance,
456 although the Alps are a small area, the high uncertainties are limited to
457 the edge of the Alps. In association, figure 5b shows the second megabiome
458 predicted by MLR for locations with an uncertainty above 0.5. We can as-
459 similate the occurrence probabilities to megabiomes fractions, as explained in
460 section 3.3. Figure 5c shows the megabiomes distribution of a grid-cell with
461 high uncertainty in northern Europe. We clearly see the proximity between
462 temperate (49%) and boreal (42%) forests. This transition between tem-
463 perate and boreal forests with high uncertainty can be large as in northern
464 Europe or very thin in Scandinavian peninsula (fig. 5a,b). We can interpret
465 this uncertainty as a “geographical confidence interval”. The transition area
466 between boreal and temperate forests is more abrupt in Scandinavian penin-
467 sula than in northern Europe because of higher density of data point. Other
468 regions are dominated by high uncertainties as Spain or southern Europe
469 (fig. 5a) where warm-temperate forests and grasslands are the two dominant
470 megabiomes (fig. 5b) with very close occurrence probabilities. The Landes
471 forest in France also obtains a high uncertainty. Despite the predicted domi-
472 nant megabiome by MLR is temperate forest; this forest planted by humans

473 could be a warm-temperate forest according to climatic signal (fig. 5b). The
474 other regions have small uncertainties, bringing confidence to the modelled
475 PNV by MLR. Figure 5d details another example of the central Europe domi-
476 nated by temperate forests (96%). The information provided by probabilities
477 are very useful to bring out the regions lacking some data measurements.

478 The main limit of the MLR method lies in the training data (BIOME 6000
479 in our case). The modelled PNV by MLR highly depends on the abundance
480 and the geographical distribution of data points. Other tests (not shown)
481 on different regions over the world obtain a less reliable PNV distribution
482 because of few data points in the regions of interest (e.g., in South America).
483 In these regions, the pollen data are not sufficient to reconstruct a realistic
484 PNV. Nevertheless, the modelled PNV by MLR in a similar climatic region
485 as northeastern America (not shown), including a lot of BIOME 6000 data
486 points, reveals a PNV distribution in agreement with data. This shows the
487 spatial robustness of our statistical model.

488 In our interpretation we also have to keep in mind that, whatever the
489 method used, the vegetation distribution is still indirectly impacted by hu-
490 man activities through climate change. The observed vegetation in RF99
491 comes from real vegetation that partly depends on current climate. MLR and
492 BIOME 4 are mainly based on climatological data between 1961 and 1990
493 (section 2.1), which do not correspond to the preindustrial period. More-
494 over, BIOME 6000 data are modern pollen data referring to samples dated
495 around 1980. Although BIOME 6000 data are collected in areas with less
496 possible human activity, ensuring data not impacted by human is difficult,
497 especially around Mediterranean Sea as shown in our maps comparison (i.e.,
498 with grasslands and dry shrublands instead of warm-temperate forests ac-
499 cording to climatic signal). Consequently, our statistical model is not fully
500 independent of human activities.

501 4. Conclusions

502 The aim of the article was to describe a statistical method to reconstruct
503 a high-resolution Potential Natural Vegetation (PNV) distribution. The ap-
504 proach is based on the use of the Multinomial Logistic Regression (MLR). In
505 comparison with the maps from Ramankutty and Foley (1999) (RF99) and
506 the dynamical vegetation model BIOME 4, MLR shows similar results for
507 central and northern Europe with the establishment of temperate and boreal
508 forests. The mountains regions are also represented with boreal forests. The

509 differences appear in southern Europe with mainly warm-temperate forests
510 for MLR and grasslands for RF99 and BIOME 4.

511 Considering BIOME 6000 as reference data for modern period, MLR
512 produces the most realistic PNV distribution because it is directly calibrated
513 on BIOME 6000 data. The MLR method appears as an objective alternative
514 to RF99 or BIOME 4 to reconstruct the PNV distribution. MLR only uses
515 climatological predictors, without any subjective corrections or dynamical a
516 priori.

517 The advantage of MLR is the use of occurrence probabilities which pro-
518 vides many useful information:

- 519 i. The predicted occurrences probabilities can be compared to PNV fractions
520 and give in each grid-cell the PNV distribution.
- 521 ii. The probabilities allow us to compute an uncertainty index. This index
522 brings some confidence in the PNV modelled by MLR and highlights the re-
523 gions where the prediction is to take with caution (i.e., where the vegetation
524 data are not sufficient to determine a dominant PNV).
- 525 iii. We are able to target the regions needing some data to improve the
526 prediction.

527 The multinomial logistic models appear as fast, useful and robust tools
528 in vegetation modelling for categorical variables outlook.

529 In this study, MLR corresponds to a linear logistic model. To our knowl-
530 edge, no evidence allows us to use linear or non-linear relationships between
531 the explained variable (i.e., the vegetation type) and the explanatory vari-
532 ables (i.e, the CRU climatologies). A non-linear logistic model as the Gener-
533 alized Additive Logistic Models could be used. Also, we could imagine other
534 “geographical” predictors about soil properties to improve the prediction and
535 to bring more robustness to our statistical model.

536 BIOME 6000 provides data for the Last Glacial Maximum (-18kyr BP -
537 LGM) and the Late Holocene (-6kyr BP - LH) periods. On the one hand, we
538 can reconstruct a LGM or LH vegetation using BIOME 6000 data and several
539 climatic signals from different climate models. We would be able to build a
540 reference for vegetation models. On the other hand, a statistical downscaling
541 could be applied on climate models to obtain a high-resolution LGM or LH
542 vegetation. Comparing past vegetations between both methods could be very
543 interesting. Moreover, the use of probabilities would be a convenient tool to
544 determine the regions lacking some data. With more targeted data, we could
545 improve the predicted past vegetation distribution.

546 **Acknowledgements**

547 We acknowledge the E-OBS dataset from the EU-FP6 project ENSEM-
548 BLES (<http://ensembles-eu.metoffice.com>) and the data providers in the
549 ECAD project (<http://eca.knmi.nl>). We also thank S. Harrison for help
550 in the comparison between BIOME 6000 data and Ramankutty and Fo-
551 ley vegetation types. G. Levavasseur is supported by UVSQ, D. Roche by
552 INSU/CNRS.

553 **References**

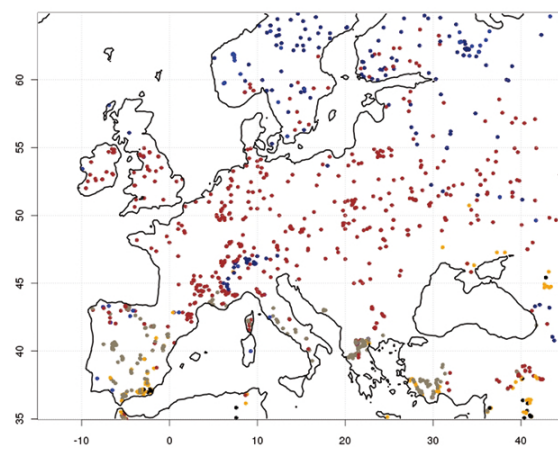
- 554 Amante, C., Eakins, B., 2009. ETOPO1 – 1 arc-minute global relief model:
555 procedures, data sources and analysis. Technical Report. NOAA Technical
556 Memorandum NESDIS NGDC-24. Boulder, Colorado, USA.
- 557 Augustin, N., Cummins, R., French, D., 2001. Exploring spatial vegetation
558 dynamics using logistic regression and a multinomial logit models. *J. Appl.*
559 *Ecol.* 38, 991–1006.
- 560 Bigelow, N.H., Brubaker, L.B., Edwards, M.E., Harrison, S.P., Prentice,
561 I.C., Anderson, P.M., Andreev, A.A., Bartlein, P.J., Christensen, T.R.,
562 Cramer, W., Kaplan, J.O., Lozhkin, A.V., Matveyeva, N.V., Murray, D.F.,
563 McGuire, A.D., Razzhivin, V.Y., Ritchie, J.C., Smith, B., Walker, D.A.,
564 Gajewski, K., Wolf, V., Holmqvist, B.H., Igarashi, Y., Kremenetskii, K.,
565 Paus, A., Pisaric, M.F.J., Volkova, V.S., 2003. Climate change and arctic
566 ecosystems: 1. vegetation changes north of 55°n between the last glacial
567 maximum, mid-holocene, and presents. *J. Geophysical Res.* 108, 8170–
568 8195.
- 569 Brier, G., 1950. Verification of forecasts expressed in terms of probability.
570 *Mon. Weather Rev.* 78, 1–3.
- 571 Brown, D., 1994. Predicting vegetation types at treeline using topography
572 and biophysical disturbance variables. *J. Veg. Sci.* 5, 641–656.
- 573 Calef, M., McGuire, A., Epstein, H., Rupp, T., Shugart, H., 2005. Analysis of
574 vegetation distribution in interior alaska and sensitivity to climate change
575 using a logistic regression approach. *J. Appl. Ecol.* 32, 863–878.
- 576 Cha, G., 1997. The impacts of climate change on potential natural vegetation
577 distribution. *J. For. Res.* 2, 147–152.

- 578 Claussen, M., 1994. On coupling global biome models with climate models.
579 *Clim. Res.* 4, 203–221.
- 580 Claussen, M., M., E., 1994. Biomes computed from simulated climatologies.
581 *Clim. Dynam.* 9, 235–243.
- 582 Cohen, J., 1960. A coefficient of agreement for nominal scales. *Educ. Psychol.*
583 *Meas.* 20, 37–46.
- 584 Crucifix, M., Betts, R., Hewitt, C., 2005. Pre-industrial-potential and last
585 glacial maximum global vegetation simulated with a coupled climate-
586 biosphere model: Diagnosis of bioclimatic relationships. *Global and*
587 *Planet. Change* 45, 295–312.
- 588 Fealy, R., Sweeney, J., 2007. Statistical downscaling of precipitation for
589 a selection of sites in ireland employing a generalised linear modelling
590 approach. *Int. J. Climatol.* 27, 2083–2094.
- 591 Fleiss, J., Cohen, J., Everitt, B., 1969. Large sample standard errors of kappa
592 and weighted kappa. *Psychol. Bull.* 72, 323–327.
- 593 Guiot, J., Cheddadi, R., Prentice, I., Jolly, D., 1996. A method of biome and
594 land surface mapping from pollen data: application to europe 6000 years
595 ago. *Paleoclimates* 1, 311–324.
- 596 Harrison, S., Prentice, C., 2003. Climate and CO_2 controls on global vegetation
597 distribution at the last glacial maximum: analysis based on palaeovegeta-
598 tion data, biome modelling and palaeoclimate simulations. *Glob. Change*
599 *Biol.* 9, 983–1004.
- 600 Harrison, S., Yu, G., Takahara, H., Prentice, I., 2001. Diversity of temperate
601 plants in east asia. *Nature* 413, 129–130.
- 602 Haxeltine, A., Prentice, I., 1996. Biome3: An equilibrium terrestrial bio-
603 sphere model based on ecophysiological constraints, resource availability,
604 and competition among plant functional types. *Global Biogeochem. Cy.*
605 10, 693–709.
- 606 Haylock, M., Hofstra, N., Klein Tank, A., Klok, E., Jones, P., New, M., 2008.
607 A european daily high-resolution gridded data set of surface temperature
608 and precipitation for 1950-2006. *J. Geophys. Res.* 113, D20119.

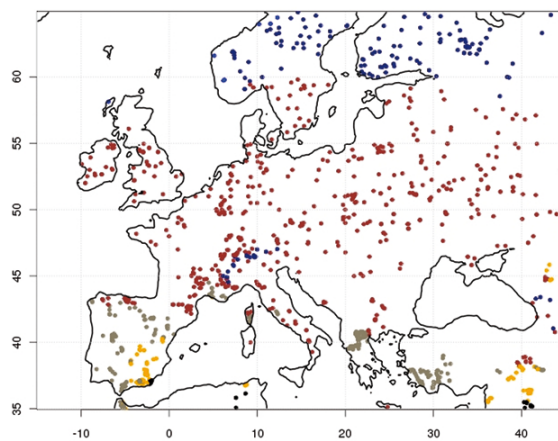
- 609 Hilbe, J., 2009. Logistic Regression Models. Chapman and Hall/CRC, Lon-
610 don. 1st edition.
- 611 Hosmer, D., Lemeshow, S., 2000. Applied Logistic Regression. Wiley, New-
612 York. 2nd edition.
- 613 Kaplan, J.O., Bigelow, N.H., Prentice, I.C., Harrison, S.P., Bartlein, P.J.,
614 Christensen, T.R., Cramer, W., Matveyeva, N.V., McGuire, A.D., Mur-
615 ray, D.F., Razzhivin, V.Y., Smith, B., Walker, D.A., Anderson, P.M., An-
616 dreev, A.A., Brubaker, L.B., Edwards, M.E., Lozhkin, A.V., 2003. Climate
617 change and arctic ecosystems: 2. modeling, paleodata-model comparisons,
618 and future projections. *J. Geophysical Res.* 108, 8171–8188.
- 619 Levavasseur, G., Vrac, M., Roche, D.M., Paillard, D., Martin, A., Vanden-
620 berghe, J., 2011. Present and lgm permafrost from climate simulations:
621 contribution of statistical downscaling. *Clim. Past* 7, 1647–1692.
- 622 Loveland, T., Reed, B., Brown, J., Ohlen, D., Zhu, Z., Yang, L., Merchant,
623 J., 2000. Development of a global land cover characteristics database and
624 igbp discover from 1 km avhrr data. *Int. J. Remote Sens.* 21, 1303–1330.
- 625 McCullagh, P., Nelder, J., 1989. Generalized Linear Models. Chapman and
626 Hall/CRC, London. 2nd edition.
- 627 Menard, S., 2000. Coefficients of determination for multiple logistic regression
628 analysis. *Am. Stat.* 54, 17–24.
- 629 Menard, S., 2004. Six approaches to calculating standardized logistic regres-
630 sion coefficients. *Am. Stat.* 58, 218–223.
- 631 Monserud, R., Leemans, R., 1992. Comparing global vegetation maps with
632 the kappa statistic. *Ecol. Model.* 62, 275–293.
- 633 New, M., Lister, D., Hulme, M., Makin, I., 2002. A high-resolution data set
634 of surface climate over global land areas. *Clim. Res.* 21, 1–25.
- 635 Ni, J., Harrison, S., Prentice, I., Kutzbach, J., Sitch, S., 2006. Impact of
636 climate variability on present and holocene vegetation: A model-based
637 study. *Ecol. Model.* 191, 469–486.
- 638 Notaro, M., 2008. Response of the mean global vegetation distribution to
639 interannual climate variability. *J. Climate* 30, 845–854.

- 640 Notaro, M., Zhengyu, L., Gallimore, R., Vavrus, S., Kutzbach, J., Prentice, I., Jacob, R., 2005. Simulated and observed preindustrial to modern
641 vegetation and climate changes. *J. Climate* 18, 3650–3671.
- 642
- 643 Olson, J., 1994a. Global Ecosystem Framework 1. Definition. Technical
644 Report. Global Paterns Compagny (GPC). Sioux Falls.
- 645 Olson, J., 1994b. Global Ecosystem Framework 1. Translation Strategy.
646 Technical Report. Global Paterns Compagny (GPC). Sioux Falls.
- 647 Peng, C.H., Guiot, J., Van Campo, E., Cheddadi, R., 1995. Temporal and
648 spatial variations of terrestrial biomes and carbon storage since 13 000
649 yr bp in europe: Reconstruction from pollen data and statistical modelsl.
650 *Water Air Soil Poll.* 82, 375–390.
- 651 Pickett, E., Harrison, S., Hope, G., Harle, K., Dodson, J., Kershaw, P., Prentice, I., Backhouse, J., Colhoun, E., DÓCosta, D., Flenley, J., Grindrod, J., Haberle, S., Hassell, C., Kenyon, C., Macphail, M., Martin, H., Martin, A., McKenzie, M., Newsome, J., Penny, D., Powell, J., Raine, J., Southern, W., Stevenson, J., Sutra, J., Thomas, I., van der Kaars, S., Ward, J., 2004. Pollen-based reconstructions of biome distributions for australia, southeast asia and the pacific (seapac region) at 0, 6000 and 18,000 14c yr bp. *J. Biogeogr.* 31, 1381–1444.
- 652
- 653
- 654
- 655
- 656
- 657
- 658
- 659 Prentice, C., Guiot, J., Huntley, B., Jolly, D., Cheddadi, R., 1996. Reconstructing biomes from palaeoecological data: a general method and its application to european pollen data at 0 and 6 ka. *Clim. Dynam.* 12, 185–194.
- 660
- 661
- 662
- 663 Prentice, I., Cramer, W., Harrison, S., Leemans, R., Monserud, R., Solomon, A., 1992. A global biome model based on plant physiology and dominance, soil properties and climate. *J. Biogeogr.* 19, 117–134.
- 664
- 665
- 666 Prentice, I., Harrison, S., Jolly, D., Guiot, J., 1998. The climate and biomes of europe at 6000 yr bp: comparison of model simulations and pollen-based reconstructions. *Quaternary Sci. Rev.* 17, 659–668.
- 667
- 668
- 669 Prentice, I., Jolly, D., 2000. Mid-holocene and glacial maximum vegetation geography of the northern continents and africa. *J. Biogeogr.* 27, 507–519.
- 670

- 671 Ramankutty, N., Foley, J., 1998. Characterizing patterns of global land use:
672 An analysis of global croplands data. *Global Biogeochem. Cy.* 12, 667–685.
- 673 Ramankutty, N., Foley, J., 1999. Estimating historical changes in global land
674 cover: Croplands from 1700 to 1992. *Global Biogeochem. Cy.* 13, 997–1027.
- 675 Sakamoto, Y., Ishiguro, M., Kitagawa, G., 1986. Akaike information criterion
676 statistics. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA. illustrated
677 edition.
- 678 Schwarz, G., 1978. Estimating the dimension of a model. *Ann. Stat.* 6,
679 461–464.
- 680 Shtatland, E., Kleinman, K., Cain, E., 2002. One more time about r^2 mea-
681 sures of fit in logistic regression.
- 682 Wu, H., Guiot, J., Brewer, S., 2007. Climatic changes in eurasia and africa
683 at the last glacial maximum and mid-holocene: reconstruction from pollen
684 data using inverse vegetation modelling. *Clim. Dynam.* 29, 211–229.
- 685 Yee, T., 2010a. The vgam package for categorical data analysis. *J. Stat.*
686 *Softw.* 32, 1–34.
- 687 Yee, T., 2010b. Vgam: Vector generalized linear and additive models. R
688 package version 0.8-1 .
- 689 Yee, T., Wild, C., 1996. Vector generalized additive models. *Journal of Royal*
690 *Statistical Society* 58, 481–493.



a) BIOME 6000 data over Europe



b) PNV predicted by MLR



Figure 1: The used BIOME 6000 data over Europe (a) and the megabiomes predicted by MLR in each BIOME 6000 location (b).

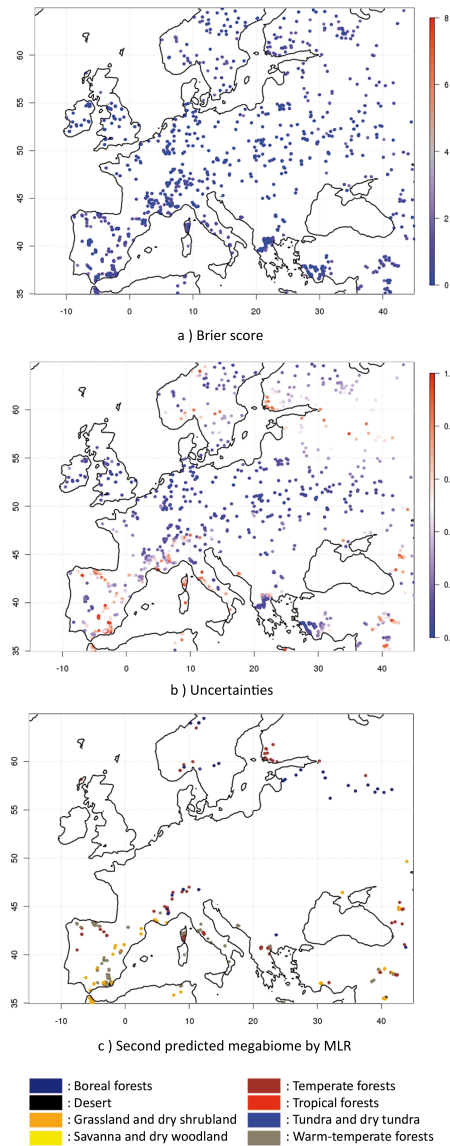


Figure 2: The Brier score map taking into account all megabiomes in each BIOME 6000 location (a). The uncertainties of the maximum occurrence probability predicted by MLR in each BIOME 6000 location (b). The second megabiomes predicted by MLR in each BIOME 6000 location with an uncertainty above 0.5 (c).

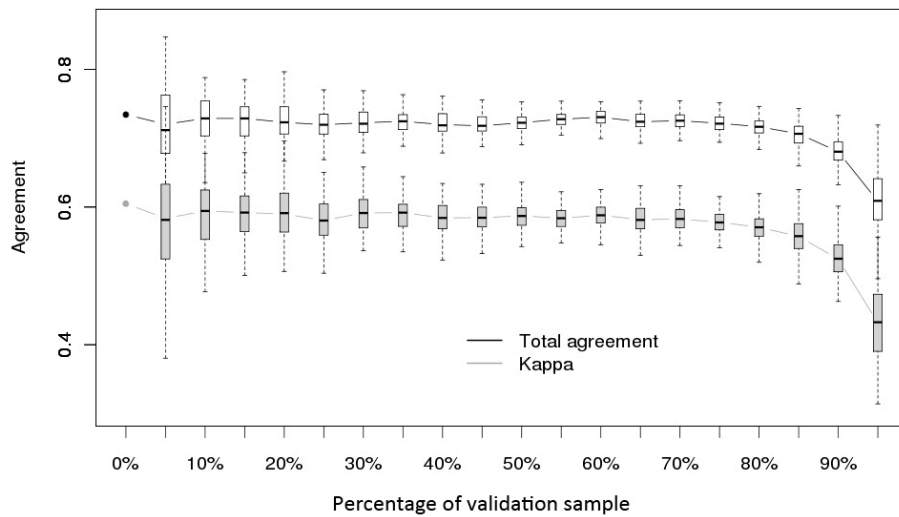


Figure 3: Box and whisker plots of the total agreement and the κ coefficient from the cross-validation procedure for different percentage of validation samples. For each percentage, the box and whisker plots show the distribution of considered index for 100 random rounds, around their medians with the 5th, 25th, 75th and 95th percentiles. 0% corresponds to a calibration and a projection on the whole BIOME 6000 dataset.

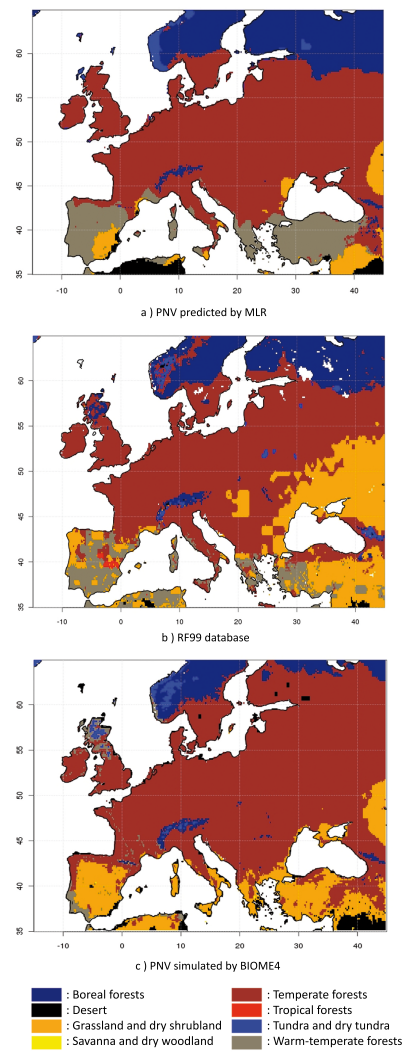


Figure 4: The PNV distribution predicted by MLR (a). The RF99 database over Europe with our megabiomes scale (b). The PNV distribution simulated by BIOME 4 driven by CRU climatologies (c).

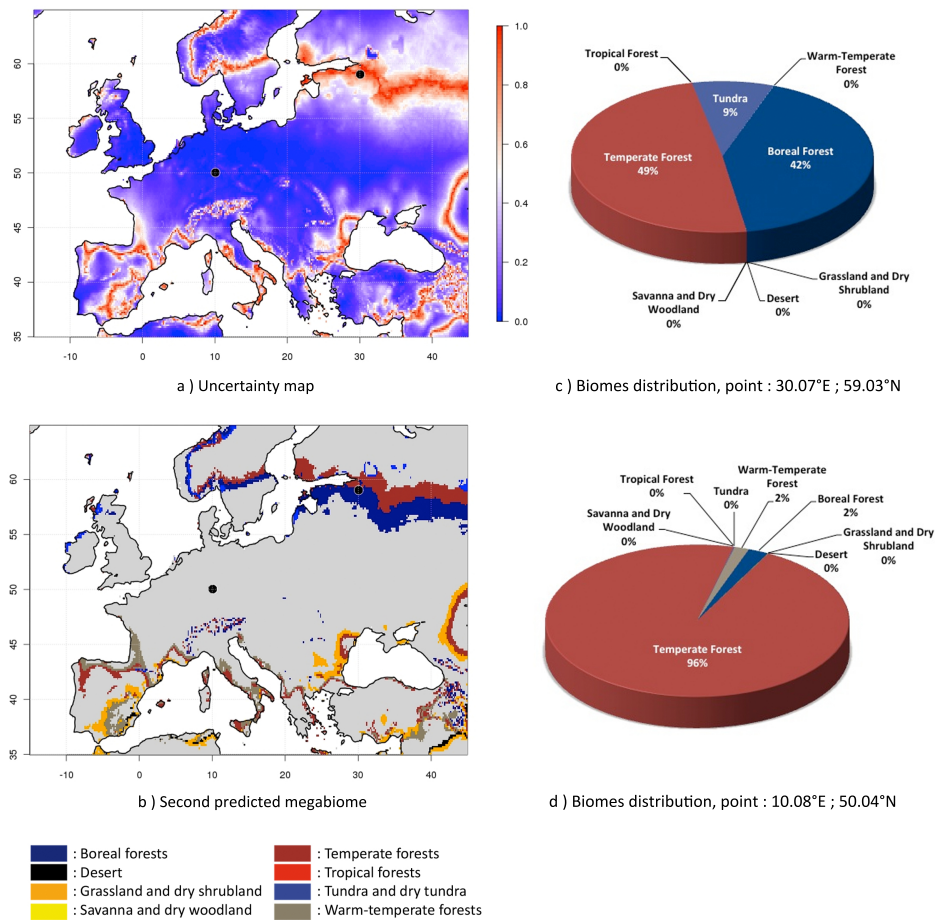


Figure 5: The uncertainty map of the predicted maximum occurrence probabilities by MLR (a), where the black points indicate the location of the megabiomes distributions for graphics 5c and d. The second megabiomes predicted by MLR in each grid-cell with an uncertainty above 0.5 (b), the grid-cells in grey have an uncertainty below or equal 0.5 and the black points indicate the location of the megabiomes distribution for graphics 5c and d. The megabiomes distributions for a point with high uncertainty in northern Europe (c) and a point with small uncertainty in central Europe (d), see figure 5a or b.

Table 1: List of the 43 predictors.

N°	NAME	ABBREVIATION	UNIT	SOURCES/REFERENCES
1	Winter air temperature at the surface	TEMP.DJF	°C	CRU - New et al. (2002)
2	Spring air temperature at the surface	TEMP.MAM	-	-
3	Summer air temperature at the surface	TEMP.JJA	-	-
4	Fall air temperature at the surface	TEMP.SON	-	-
5	Winter diurnal cycle temperature range	DTEMP.DJF	°C	CRU - New et al. (2002)
6	Spring diurnal cycle temperature range	DTEMP.MAM	-	-
7	Summer diurnal cycle temperature range	DTEMP.JJA	-	-
8	Fall diurnal cycle temperature range	DTEMP.SON	-	-
9	Winter total precipitations	PREC.DJF	mm	CRU - New et al. (2002)
10	Spring total precipitations	PREC.MAM	-	-
11	Summer total precipitations	PREC.JJA	-	-
12	Fall total precipitations	PREC.SON	-	-
13	Winter wet days frequency	WET.DJF	days	CRU - New et al. (2002)
14	Spring wet days frequency	WET.MAM	-	-
15	Summer wet days frequency	WET.JJA	-	-
16	Fall wet days frequency	WET.SON	-	-
17	Winter frost days frequency	FROST.DJF	days	CRU - New et al. (2002)
18	Spring frost days frequency	FROST.MAM	-	-
19	Summer frost days frequency	FROST.JJA	-	-
20	Fall frost days frequency	FROST.SON	-	-
21	Winter sunshine duration	SUN.DJF	%	CRU - New et al. (2002)
22	Spring sunshine duration	SUN.MAM	-	-
23	Summer sunshine duration	SUN.JJA	-	-
24	Fall sunshine duration	SUN.SON	-	-
25	Winter relative humidity	RH.DJF	%	CRU - New et al. (2002)
26	Spring relative humidity	RH.MAM	-	-
27	Summer relative humidity	RH.JJA	-	-
28	Fall relative humidity	RH.SON	-	-
29	Winter wind speed/intensity at 10m	WND.DJF	m/s	CRU - New et al. (2002)
30	Spring wind speed/intensity at 10m	WND.MAM	-	-
31	Summer wind speed/intensity at 10m	WND.JJA	-	-
32	Fall wind speed/intensity at 10m	WND.SON	-	-
33	Winter total cloudiness	CLOUD.DJF	%	CRU - New et al. (2002)
34	Spring total cloudiness	CLOUD.MAM	-	-
35	Summer total cloudiness	CLOUD.JJA	-	-
36	Fall total cloudiness	CLOUD.SON	-	-
37	Winter growing degree day at 5°C	GDD.DJF	°C days	ECAD - Haylock et al. (2008)
38	Spring growing degree day at 5°C	GDD.MAM	-	-
39	Summer growing degree day at 5°C	GDD.JJA	-	-
40	Fall growing degree day at 5°C	GDD.SON	-	-
41	Topography	TOPO	m	NGDC - Amante and Eakins (2009)
42	East-West topographic gradient	GTEW	%	-
43	North-South topographic gradient	GTNS	-	-

Table 2: The 17 pre-selected predictors included in the full-model. For each megabiome in Europe, the predictors are ranked according to their regression coefficients with: their names (first line), their values (second line) and their weights in percent (last line). The predictors and megabiomes abbreviations are respectively set from tables 1 and 6.

		PREDICTORS RANKING					
		1	2	3	4	5	6
BIOME 6000 MEGABIOMES	Bo	CLOUD.SON	TEMP.JJA	DTEMP.SON	TEMP.SON	SUN.SON	SUN.DJF
		28.5	27.1	25.6	25.1	20.1	17.3
		13.3%	12.7%	12.0%	11.7%	9.4%	8.1%
	Gr	TEMP.SON	DTEMP.SON	CLOUD.SON	SUN.SON	TEMP.JJA	SUN.DJF
		24.6	24.4	23.1	21.0	20.8	17.4
		12.7%	12.6%	11.9%	10.8%	10.7%	9.0%
	Te	TEMP.SON	TEMP.JJA	CLOUD.SON	SUN.SON	DTEMP.SON	SUN.DJF
		26.3	25.9	23.2	23.0	22.3	16.6
		13.1%	12.9%	11.6%	11.5%	11.1%	8.3%
	Tun	TEMP.SON	TEMP.JJA	DTEMP.SON	SUN.DJF	CLOUD.SON	SUN.SON
		30.1	29.4	23.3	18.2	17.3	13.6
		14.0%	13.7%	10.8%	8.5%	8.0%	6.3%
	WTe	TEMP.JJA	DTEMP.SON	CLOUD.SON	SUN.SON	TEMP.SON	DTEMP.JJA
		28.3	26.1	25.2	22.7	20.6	14.4
		14.5%	13.4%	12.9%	11.6%	10.5%	7.4%
BIOME 6000 MEGABIOMES	Bo	DTEMP.JJA	GDD.SON	DTEMP.DJF	CLOUD.JJA	TEMP.MAM	WND.MAM
		12.8	11.9	9.8	7.3	6.9	5.5
		6.0%	5.6%	4.6%	3.4%	3.2%	2.6%
	Gr	DTEMP.JJA	DTEMP.DJF	TEMP.MAM	GDD.SON	CLOUD.JJA	GDD.MAM
		13.7	10.3	8.6	8.0	6.8	5.9
		7.1%	5.3%	4.4%	4.1%	3.5%	3.1%
	Te	DTEMP.JJA	DTEMP.DJF	GDD.SON	CLOUD.JJA	TEMP.MAM	GDD.MAM
		11.5	8.8	8.2	7.2	7.2	6.3
		5.8%	4.4%	4.1%	3.6%	3.6%	3.2%
	Tun	DTEMP.JJA	GDD.SON	TEMP.MAM	CLOUD.JJA	DTEMP.DJF	GDD.MAM
		11.9	11.6	11.4	9.7	9.4	9.3
		5.5%	5.4%	5.3%	4.5%	4.4%	4.3%
	WTe	SUN.DJF	DTEMP.DJF	CLOUD.JJA	GDD.SON	WND.MAM	WET.SON
		13.9	9.7	8.4	5.4	5.2	4.7
		7.1%	5.0%	4.3%	2.8%	2.7%	2.4%
BIOME 6000 MEGABIOMES	Bo	GDD.MAM	WET.SON	TOPO	RH.JJA	CLOUD.DJF	
		5.4	4.6	3.3	3.0	1.1	
		2.5%	2.2%	1.6%	1.0%	0.4%	
	Gr	WND.MAM	CLOUD.DJF	TOPO	RH.JJA	WET.SON	
		3.6	2.4	2.1	1.1	0.4	
		1.9%	1.3%	1.1%	0.4%	0.2%	
	Te	WND.MAM	RH.JJA	WET.SON	TOPO	CLOUD.DJF	
		5.2	3.3	3.3	2.0	1.5	
		2.6%	1.7%	1.7%	0.6%	0.4%	
	Tun	WET.SON	WND.MAM	TOPO	RH.JJA	CLOUD.DJF	
		5.9	4.7	4.6	4.4	3.5	
		2.7%	2.2%	2.1%	1.2%	0.8%	
	WTe	GDD.MAM	TEMP.MAM	RH.JJA	CLOUD.DJF	TOPO	
		3.7	3.6	2.6	0.8	0.5	
		1.9%	1.8%	1.4%	0.3%	0.1%	

Table 3: The eight selected predictors in the final model after all possible combinations among the 17 pre-selected predictors of table 2. For each biome in Europe, the predictors are ranked according to their regression coefficients with: their names (first line), their values (second line) and their weights in percent (last line). The predictors and megabiomes abbreviations are respectively set from tables 1 and 6.

	PREDICTORS RANKING							
	1	2	3	4	5	6	7	8
BIOME 6000 BIOMES	TEMP.JJA	WET.SON	TEMP.MAM	CLOUD.JJA	SUN.DJF	DTEMP.DJF	WND.MAM	DTEMP.JJA
	9.3	5.6	4.1	4.0	2.4	2.0	1.8	1.2
	30.6%	18.3%	13.3%	13.2%	8.0%	6.5%	6.0%	4.1%
	TEMP.JJA	TEMP.MAM	CLOUD.JJA	WET.SON	DTEMP.JJA	DTEMP.DJF	SUN.DJF	WND.MAM
	6.7	5.5	2.7	2.5	2.3	1.7	1.6	0.1
	29.0%	23.9%	11.6%	11.1%	9.8%	7.4%	6.9%	0.3%
	TEMP.JJA	TEMP.MAM	WET.SON	CLOUD.JJA	DTEMP.DJF	SUN.DJF	DTEMP.JJA	WND.MAM
	9.3	6.4	5.0	3.5	2.7	2.0	1.9	1.6
Tun	TEMP.JJA	WET.SON	CLOUD.JJA	TEMP.MAM	DTEMP.DJF	SUN.DJF	DTEMP.JJA	WND.MAM
	28.7%	19.8%	15.6%	10.7%	8.3%	6.1%	5.8%	5.0%
	TEMP.JJA	WET.SON	CLOUD.JJA	TEMP.MAM	DTEMP.DJF	SUN.DJF	DTEMP.JJA	WND.MAM
	8.9	7.6	5.7	5.0	1.9	1.5	1.5	1.0
WTe	TEMP.JJA	TEMP.MAM	WET.SON	CLOUD.JJA	DTEMP.DJF	DTEMP.JJA	WND.MAM	SUN.DJF
	26.8%	23.1%	17.1%	15.1%	5.6%	4.6%	4.6%	3.1%
	TEMP.JJA	TEMP.MAM	WET.SON	CLOUD.JJA	DTEMP.DJF	DTEMP.JJA	WND.MAM	SUN.DJF
	12.6	10.3	6.3	4.6	3.8	3.7	1.7	0.8
	28.8%	23.6%	14.4%	10.6%	8.6%	8.4%	3.8%	1.8%

Table 4: The correlation table between the eight predictors selected by the lowest BIC and the 17 pre-selected predictors of table 2. The bold numbers correspond to a correlation above 0.5 in absolute value. The cells in grey correspond to a correlation of 1 for a predictor with itself. The predictors abbreviations are set from table 1.

	MODEL WITH 8 PREDICTORS							
	TEMP.MAM	TEMP.JJA	DTEMP.DJF	DTEMP.JJA	WET.SON	SUN.DJF	WND.MAM	CLOUD.JJA
TEMP.MAM	1.00	0.92	0.49	0.59	-0.75	0.63	-0.33	-0.69
TEMP.JJA	0.92	1.00	0.61	0.72	-0.77	0.59	-0.46	-0.80
DTEMP.DJF	0.49	0.88	1.00	0.52	-0.77	0.75	-0.27	-0.75
DTEMP.JJA	0.59	0.61	0.83	1.00	-0.59	0.61	-0.42	-0.64
WET.SON	0.73	0.78	0.83	0.93	1.00	0.56	-0.53	-0.73
SUN.DJF	-0.75	-0.77	-0.59	-0.68	-0.81	0.69	-0.51	-0.80
SUN.SON	0.63	0.59	0.61	0.56	-0.81	1.00	0.43	0.85
WND.MAM	0.73	0.73	0.64	0.67	-0.90	0.95	-0.37	-0.78
CLOUD.DJF	-0.33	-0.46	-0.42	-0.53	0.43	-0.23	1.00	0.48
CLOUD.JJA	-0.51	-0.52	-0.62	-0.48	0.68	-0.85	0.16	0.70
CLOUD.SON	-0.70	-0.80	-0.64	-0.73	0.85	-0.78	0.48	0.91
RH.JJA	-0.64	-0.73	-0.74	-0.66	0.88	-0.88	0.38	0.88
GDD.MAM	0.88	0.85	0.48	0.60	-0.74	0.61	-0.35	-0.68
GDD.SON	0.85	0.79	0.52	0.58	-0.74	0.76	-0.26	-0.72
TOFO	-0.17	-0.19	0.16	0.14	-0.31	0.56	0.05	-0.27

Table 5: The vegetation types correspondence between the 8 megabiomes from BIOME 6000 and the 15 PNV types from RF99 for Europe (“E” - 1,223 points) and for the world (“W” - 6,015 points). The cells in grey correspond to the megabiome assigned to each PNV type from RF99. The vegetation types and megabiomes abbreviations are set from table 6.

		BIOME 6000															
		1 Bo		2 Des		3 Gr		4 Sav		5 Te		6 Tr		7 Tun		8 WTe	
		E	W	E	W	E	W	E	W	E	W	E	W	E	W	E	W
RF99	1 TrE	0	0	0	0	0	21	0	41	0	1	0	52	0	1	0	37
	2 TrD	0	0	0	0	0	2	0	2	0	0	0	2	0	0	0	1
	3 TeBE	0	0	0	0	6	14	0	49	6	19	0	2	1	2	25	48
	4 TeNE	29	64	0	6	2	20	0	8	78	192	0	0	2	7	3	74
	5 TeD	3	4	0	9	1	20	0	2	250	677	0	0	2	3	9	46
	6 BoE	61	393	0	0	0	2	0	15	47	87	0	0	18	51	0	0
	7 BoD	1	26	0	0	0	2	0	1	10	7	0	0	0	4	0	0
	8 Mix	13	431	0	14	10	16	0	13	100	641	0	0	7	254	59	99
	9 Sav	2	57	2	18	10	203	0	125	37	137	0	33	6	12	73	145
	10 Gr/Stp	2	60	1	46	9	311	0	49	29	85	0	7	1	64	4	31
	11 DSh	0	0	6	13	60	146	0	14	26	41	0	2	2	2	138	140
	12 OSh	0	7	7	65	20	127	0	19	8	16	0	1	0	0	16	35
	13 Tun	1	107	0	17	0	20	0	0	9	17	0	0	3	194	0	2
	14 WDes	0	0	3	54	2	67	0	2	0	9	0	0	0	0	0	1
	15 PDes	0	1	0	12	0	7	0	0	1	1	0	0	2	11	0	0

Table 6: The final megabiomes correspondence between BIOME 6000 and RF99 databases, with their abbreviations.

RF99 BIOMES			BIOME 6000 MEGABIOMES		
1	TrE	Tropical Evergreen Forest/Woodland		Tropical forest	Tr 6
2	TrD	Tropical Deciduous Forest/Woodland		Tropical forest	Tr 6
3	TeBE	Temperate Broadleaf Evergreen Forest/Woodland		Warm-Temperate forest	WTe 8
4	TeNE	Temperate Needleleaf Evergreen Forest/Woodland		Temperate forest	Te 5
5	TeD	Temperate Deciduous Forest/Woodland		Temperate forest	Te 5
6	BoE	Boreal Evergreen Forest/Woodland		Boreal forest	Bo 1
7	BoD	Boreal Deciduous Forest/Woodland		Boreal forest	Bo 1
8	Mix	Evergreen/Deciduous Mixed Forest		Temperate forest	Te 5
9	Sav	Savanna		Grassland and Dry Shrubland	Gr 3
10	Gr/Stp	Grassland/Steppe		Grassland and Dry Shrubland	Gr 3
11	DSh	Dense Shrubland		Warm-Temperate forest	WTe 8
12	OSh	Open Shrubland		Grassland and Dry Shrubland	Gr 3
13	Tun	Tundra		Tundra	Tun 6
14	WDes	Desert		Desert	Des 2
15	PDes	Polar/Rock/Ice Desert		Desert	Des 2

691 **Appendix A. Statistical indices used for model selection**

692 **The Bayesian Information Criterion (BIC)** The BIC (Eq. A.1) is a par-
 693 ticular form of the Akaike Information Criterion (Sakamoto *et al.*,
 694 1986), developed by Schwarz (1978) and defined by:

$$BIC = -2 \times LL + P \times \log(n) \quad (\text{A.1})$$

695 where n corresponds to the number of BIOME 6000 data points ($n =$
 696 $1,223$), P is the number of parameters in the fitted model ($P = n \times$
 697 $(m - 1)$) and LL is the log-likelihood of the fitted model. This criterion
 698 measures the goodness-of-fit between the statistical model and the data,
 699 balancing the risk of over-fitting. The BIC includes a penalty term
 700 depending on the sample size (n) and on the dimension of the model
 701 (P). The smaller the BIC, the better the model.

702 **Pseudo- R^2** The R^2 is a classical statistical index in ordinary least squares
 703 regression that is often used as a goodness-of-fit measure. In logis-
 704 tic regression, an equivalent statistic to R^2 does not exist. However,
 705 to evaluate the goodness-of-fit of logistic models, several “pseudo- R^2 ”
 706 (ranging from 0 to 1) have been proposed. Among the different ap-
 707 proaches, the McFadden’s pseudo- R^2 is often used for its simplicity
 708 of calculation (Eq. A.2) and interpretation. It is defined by (Menard
 709 (2000); Shtatland *et al.* (2002)):

$$R^2 = 1 - \frac{LL}{LL_{null}} \quad (\text{A.2})$$

710 where LL is the log-likelihood of the selected model (i.e., with selected
 711 predictors) and LL_{null} the log-likelihood for the null-model (i.e., with
 712 intercept only). The ratio of log-likelihoods suggests the level of im-
 713 provement over the null-model offered by the involved predictors. A
 714 small ratio of likelihoods indicates that the full model is far better than
 715 the null-model. In terms of pseudo- R^2 , the closer the R^2 is to 1, the
 716 better the agreement with data is.

717 **The Kappa statistic** The κ coefficient measures the quality of the agree-
 718 ment (Cohen, 1960; Fleiss *et al.*, 1969) between the modelled PNV by
 719 MLR in each BIOME 6000 location (Fig. 1b) and the BIOME 6000
 720 data (Fig. 1a). This index can take values between 0 and 1 and is

721 based on a simple counting of matching and non-matching points in
 722 a matrix used to represent errors in assigning classes (see Appendix
 723 A of Levvasseur et al. (2011)). The closer the κ coefficient is to 1,
 724 the better the agreement with data is. The kappa statistic is often
 725 used for spatial comparison of categorical variables, such as vegetation
 726 (Monserud and Leemans, 1992).

727 **The Brier score** The Brier score was developed by Brier (1950) to assess
 728 the accuracy of probabilistic forecasts. As MLR provides probabilities
 729 of occurrence of different megabiomes, this score is well adapted here. It
 730 measures the average squared deviation between predicted probabilities
 731 for a set of events and their binary outcomes (0 if the event does not
 732 happen and 1 if it happens). For a multinomial variable, the Brier score
 733 is defined by:

$$BS = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (p_{i,j} - o_{i,j})^2 \in [0 ; m] \quad (\text{A.3})$$

734 where n is the number of BIOME 6000 data points and m is the number
 735 of megabiomes. $p_{i,j}$ corresponds to the predict probability of the
 736 j^{th} megabiomes at the i^{th} point/location and $o_{i,j}$ is the corresponding
 737 binary outcome for this point. The Brier score can take values between
 738 0 and m . A lower score represents higher accuracy of the prediction.
 739 The Brier score can also be declined in two other ways:

- 740 • Taking into account all m megabiomes by grid-cell/location, we
 741 obtain a map of Brier scores:

$$BS(i) = \sum_{j=1}^m (p_j - o_j)^2 \in [0 ; m] \quad (\text{A.4})$$

- 742 • Taking into account all n grid-cells/locations by megabiome, we
 743 obtain m Brier scores (i.e., for each j megabiome):

$$BS(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2 \in [0 ; 1] \quad (\text{A.5})$$

744 **Appendix B. The Wald test for logistic regression**

745 The following equation (Eq. B.1) details the calculation of the Wald statis-
746 tic:

$$W_v = C'_v \Sigma_v C_v \simeq \chi^2(m - 1) \quad (\text{B.1})$$

747 where C_v is the vector of regression coefficients of the v variable taking into
748 account m megabiomes. Σ_v is the variance-covariance matrix of the v vari-
749 able. The Wald statistic follows a chi-square statistic of $m - 1$ degrees of
750 freedom. Then, we compute the p-value with a significance level of 0.05 and
751 test the null hypothesis: “the m regression coefficients for the v predictor are
752 equal to 0”.

753 **Appendix C. The Likelihood Ratio Test (LRT) for logistic regres-**
754 **sion**

755 The following equation (Eq. C.1) details the calculation of the likelihood
756 ratio:

$$LR_v = 2 \times (LL_{full-v} - LL_{full}) \simeq \chi^2(m - 1) \quad (\text{C.1})$$

757 where LL_{full} is the log-likelihood of the statistical model taking into account
758 all predictors and m megabiomes, LL_{full-v} is the log-likelihood of the sta-
759 tistical model taking into account all predictors except the v variable to be
760 estimate. The LRT follows a chi-square statistic of $m - 1$ degrees of freedom.
761 Then, we compute the p-value with a significance level of 0.05 and test the
762 null hypothesis: “the m regression coefficients for the v predictor are equal
763 to 0”.

4.6 Végétation potentielle actuelle globale

Les résultats présentés dans l'article précédent (section 4.5) m'ont incité à pousser notre méthode plus loin afin de tenter de reconstruire la végétation potentielle actuelle de façon globale. MLR permet ainsi de produire une nouvelle base données de végétation potentielle actuelle sur l'ensemble du globe présentant tous les atouts décrits dans Levvasseur *et al.* (2012a) (section 4.5). Afin d'appliquer notre méthodologie au monde entier, nous avons dû opérer quelques changements dans la procédure afin de conserver la meilleure cohérence et objectivité de nos résultats.

4.6.1 La question des déserts

Par définition, un désert est une étendue stérile sans aucune végétation susceptible de produire des pollens. Par conséquent, aucune donnée BIOME 6000 ne couvre les régions désertiques froides (comme le Groenland) ou chaudes (comme le Sahara). Le biome nommé « déserts » dans la classification de BIOME 6000 fait donc davantage référence à une végétation éparse, désertique, dominée par la steppe et les herbacés plutôt qu'à une région véritablement déserte, c'est-à-dire sans végétation.

Ceci amène la question de la représentation des déserts par notre modèle statistique, puisque ce dernier s'appuie sur BIOME 6000 qui ne représente donc pas ce biome. Pour simuler les zones désertiques chaudes et froides, nous avons établi deux « pseudo-megabiomes » supplémentaires à partir des observations de Loveland et Belward (1997). Ces données déterminent la végétation par la mesure de différentes variables physiques comme l'albédo, la rugosité de surface ou la température de surface. Les propriétés homogènes et très réfléchissantes des déserts minimisent les incertitudes de ces mesures radiatives. On peut donc supposer que les déserts sont relativement bien représentés par les données de Loveland et Belward (1997). Cette répartition des déserts correspond cependant à des observations actuelles et non « potentielles » au sens d'une influence nulle de l'homme : nous supposons également que la désertification anthropique reste limitée à l'échelle globale.

Pour représenter les déserts froids nous avons sélectionné aléatoirement 100 points couvrant de façon homogène la calotte groenlandaise et les régions désertiques froides ou rocheuses de Loveland et Belward (1997). De même, nous avons sélectionné 500 points sur les zones désertiques chaudes de Loveland et Belward (1997) pour représenter les déserts chauds. Ce facteur cinq s'explique par une surface globale de l'ensemble des déserts chauds approximativement cinq fois plus grande que celle des déserts froids. Ces points sont localisés sur la carte 1b de l'article Levvasseur *et al.* (2012b) (section 4.7).

4.6.2 Conséquences sur la modélisation statistique de la végétation

L'ajout « manuel » de points de données supplémentaires pour les déserts nécessite de les modéliser séparément afin de conserver une certaine interprétabilité des résultats liés aux données BIOME 6000 et de ne pas interférer sur la sélection des variables prédictives. Les probabilités d'occurrence de chaque megabiome sont alors modélisées par trois régressions logistiques :

1. Les déserts froids sont modélisés par une première régression logistique binomiale. Un vecteur binaire indiquant les points de déserts froids ajoutés sert à la calibration.
2. Les déserts chauds sont ensuite modélisés par une seconde régression logistique binomiale. De même, un vecteur binaire indiquant les points de déserts chaud ajoutés manuellement sert à la calibration.
3. Enfin, les huit megabiomes restant sont simulés par une régression logistique multinomiale prenant les points BIOME 6000 comme données.

Pour chaque régression nous sélectionnons par l'intermédiaire du BIC (annexe A) l'ensemble de prédicteurs le plus représentatifs des données. Une fois cette procédure achevée, chaque régression logistique livre ses propres probabilités d'occurrences indépendamment les unes et des autres. Par conséquent, pour chaque point de grille, la somme des probabilités des 10 megabiomes est supérieure à 1 : il nous faut donc re-homogénéiser les probabilités à posteriori. Les deux régressions logistiques binaires donnent en chaque point de grille i , la probabilité d'occurrence d'obtenir un désert (chaud « WDes » ou froid « CDes ») ou non (respectivement \overline{WDes} ou \overline{CDes}) avec les conditions :

$$P(Y_i = CDes) + P(Y_i = \overline{CDes}) = 1 \quad (4.2)$$

$$P(Y_i = WDes) + P(Y_i = \overline{WDes}) = 1 \quad (4.3)$$

La troisième régression logistique multinomiale ne tient pas compte des points de déserts et n'est calibrée qu'à partir des points BIOME 6000. On obtient donc pour chaque point de grille i la probabilité d'occurrence du megabiome j sachant qu'il n'y a pas de déserts :

$$\sum_{j=1}^8 P(Y_i = j | Y = \overline{CDes} \& Y = \overline{WDes}) = 1 \quad (4.4)$$

On cherche donc à obtenir $P(Y_i = j)$. Pour simplifier, imaginons que les déserts sont modélisés sans distinction de leur caractère froid ou chaud par une régression logistique binomiale. Pour chaque point de grille i , on obtient $P(Y_i = Des)$ et son événement contraire $P(Y_i = \overline{Des})$ avec $P(Y_i = Des) + P(Y_i = \overline{Des}) = 1$. La régression logistique multinomiale nous donne, quant à elle, pour chaque point de grille la probabilité d'occurrence du biome j sachant qu'il n'y a pas de déserts, c'est-à-dire $P(Y_i = j | Y_i = \overline{Des})$. Pour calculer $P(Y_i = j)$, il suffit d'appliquer le théorème de Bayes (selon deux catégories A et B) :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)}, \quad (4.5)$$

en remplaçant A par l'occurrence du biome j et B par l'événement contraire des déserts. On obtient :

$$P(Y_i = j | Y_i = \overline{Des}) = \frac{P(Y_i = \overline{Des} | Y_i = j) \times P(Y_i = j)}{P(Y_i = \overline{Des})} \quad (4.6)$$

Comme on ne considère les megabiomes que lorsqu'il n'y a pas de déserts ($Y_i = \overline{Des}$), la probabilité de ne pas modéliser de déserts sachant que l'on modélise un megabiome est toujours

égale à 1 : $P(Y_i = \overline{Des} | Y_i = j) = 1$. Donc :

$$P(Y_i = j) = P(Y_i = j | Y_i = \overline{Des}) \times P(Y_i = \overline{Des}) \quad (4.7)$$

$$P(Y_i = j) = P(Y_i = j | Y_i = \overline{Des}) \times (1 - P(Y_i = Des)) \quad (4.8)$$

Ainsi :

$$\text{Si } P(Y_i = Des) \mapsto 0 \text{ alors } P(Y_i = j) \mapsto P(Y_i = j | Y_i = \overline{Des}) \quad (4.9)$$

$$\text{Si } P(Y_i = Des) \mapsto 1 \text{ alors } P(Y_i = j) \mapsto 0 \quad (4.10)$$

Par extension, on obtient :

$$P(Y_i = j) = (1 - P(Y_i = CDes)) \times (1 - P(Y_i = WDes)) \times P(Y_i = j | Y_i = \overline{Des}) \quad (4.11)$$

4.7 Article Levavasseur *et al.* (2012b)

Nous présentons notre nouvelle base de données de végétation potentielle actuelle sur l'ensemble du globe, sous la forme d'un article publié dans le journal *Environmental Research Letters*. Cette carte est à nouveau comparée à la base de données de Ramankutty et Foley (1999) et au modèle de végétation BIOME 4.

OPEN ACCESS

IOP PUBLISHING

ENVIRONMENTAL RESEARCH LETTERS

Environ. Res. Lett. 7 (2012) 044019 (11pp)

doi:10.1088/1748-9326/7/4/044019

Statistical modelling of a new global potential vegetation distribution

G Levasseur¹, M Vrac¹, D M Roche^{1,2} and D Paillard¹

¹ Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement (LSCE), UMR 8212, IPSL—CEA/CNRS-INSU/UVSQ, Centre d'étude de Saclay, Orme des Merisiers, F-91191 Gif-sur-Yvette, France

² Section Climate Change and Landscape Dynamics, Department of Earth Sciences, Faculty of Earth and Life Sciences, VU University Amsterdam, de Boelelaan 1085, NL-1081 HV Amsterdam, The Netherlands

E-mail: Guillaume.Levasseur@lsce.ipsl.fr

Received 30 May 2012


Accepted for publication 12 October 2012

Published 31 October 2012

Online at stacks.iop.org/ERL/7/044019**Abstract**

The potential natural vegetation (PNV) distribution is required for several studies in environmental sciences. Most of the available databases are quite subjective or depend on vegetation models. We have built a new high-resolution world-wide PNV map using a objective statistical methodology based on multinomial logistic models. Our method appears as a fast and robust alternative in vegetation modelling, independent of any vegetation model. In comparison with other databases, our method provides a realistic PNV distribution in agreement with respect to BIOME 6000 data. Among several advantages, the use of probabilities allows us to estimate the uncertainty, bringing some confidence in the modelled PNV, or to highlight the regions needing some data to improve the PNV modelling. Despite our PNV map being highly dependent on the distribution of data points, it is easily updatable as soon as additional data are available and provides very useful additional information for further applications.

Keywords: statistical model, potential vegetation, multinomial logistic regression, biomes, world, climate

 Online supplementary data available from stacks.iop.org/ERL/7/044019/mmedia

1. Introduction

The 'potential natural vegetation' (PNV) can be seen as the natural vegetation, i.e., in equilibrium with climate, that would exist at a given location non-impacted by human activities. A global PNV distribution is required for many purposes in environmental sciences. Examples include estimating historical changes of land-use (Ramankutty and Foley 1999), the impact of atmospheric CO₂ concentration on vegetation (Cha 1997, Notaro *et al* 2005), the response of

vegetation to climate changes (Ni *et al* 2006, Notaro 2008) or palaeovegetation distributions (Crucifix *et al* 2005, Woillez *et al* 2011).

Most of these studies refer to the global PNV map derived by Ramankutty and Foley (1999) (hereafter 'RF99') from remotely-sensed observations and corrected in human-impacted regions using the vegetation model BIOME3 (Haxeltine and Prentice 1996). Other applications (e.g., palaeovegetation modelling) directly use vegetation models to simulate a PNV distribution. These two methods include biases and uncertainties from vegetation models.

In this context, Levasseur *et al* (2012) (hereafter 'L12') described a new methodology to statistically model a high-resolution PNV distribution over Europe, entirely based on vegetation and climatological data. Their approach



Content from this work may be used under the terms of the [Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 3.0 licence](http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/). Any further distribution of this work must maintain attribution to the author(s) and the title of the work, journal citation and DOI.

consists in using a multinomial logistic regression (MLR). MLR builds statistical relationships between vegetation data and climatological variables independently from models and without any subjective corrections. These relationships allow one to model the occurrence probabilities of each PNV type. L12 show good results over Europe in comparison with the map from RF99 or the PNV simulated by the vegetation model BIOME4 (Kaplan *et al* 2003). Moreover, the use of occurrence probabilities provides useful additional information as PNV fractions or uncertainty index.

In the present work we extend the L12 method to model a high-resolution gridded world-wide PNV distribution. We summarize the L12 framework and highlight the adaptations and updates that we performed in section 2. Then, we compare the global PNV modelled by MLR to the RF99 map (section 3.3) and to the PNV distribution simulated by the vegetation model BIOME4 over the globe (section 3.2). Discussions and conclusions follow in section 4.

2. Method

2.1. The multinomial logistic regression (MLR)

To predict PNV types distribution, L12 used a multinomial logistic regression (MLR, Hosmer and Lemeshow 2000, Hilbe 2009). MLR builds statistical relationships between a nominal explained variable (called the predictand, the vegetation type in our case) and continuous explanatory variables (called the predictors, the climatic variables). Those relationships allow one to estimate the occurrence probability of the nominal explained variable (Y , the PNV types in our case), taking into account p numerical explanatory variables (X_k , the climatological variables):

$$\log \left(\frac{P(Y_i = j)}{P(Y_i = r)} \right) = \beta_{0,j} + \sum_{k=1}^p \beta_{k,j} X_{i,k}^*, \quad \forall j \neq r, \quad (1)$$

where $X_{i,k}^* = \frac{X_{i,k} - \mu_k}{\sigma_k}$ are the standardized predictors, with μ_k the mean of the k th predictor and σ_k its standard deviation. $P(Y_i = j)$ is the occurrence probability of the j th PNV type and i is the grid-cell. $\beta_{0,j}$ is the intercept for the j th PNV type and $\beta_{k,j}$ is the regression coefficient for the k th predictor and the j th PNV type. p is the number of predictors.

The predictors are standardized to obtain comparable regression coefficients ($\beta_{k,j}$) without units. According to their weights, the predictors will be ranked and selected in section 2.4.

Equation (1) is based on a reference category r : the desert vegetation in our case (defined in section 2.2.2). We obtain $j - 1$ relationships and the occurrence probabilities of the reference PNV type can be deduced in each grid-cell i with $\sum_{j=1}^m P(Y_i = j) = 1$ (considering m PNV types including r). MLR is performed with the R package 'VGAM' (Yee and Wild 1996, Yee 2010a, 2010b) and parameters are estimated through likelihood maximization.

2.2. Vegetation data

2.2.1. The BIOME 6000 database. As predictand for MLR, we use the BIOME 6000 database (Prentice and Jolly 2000, Harrison *et al* 2001, Bigelow *et al* 2003, Pickett *et al* 2004) from the Global Palaeovegetation Mapping Project³ for the modern period (i.e., 0 ka). BIOME 6000 compiles pollen and plant macrofossil data that are heterogeneously distributed over the world. Most data points are concentrated in the northern hemisphere between 30°N and 70°N, and no data point covers South America or India. Our region of interest is the globe without Antarctica, from 180°W to 180°E and from 60°S to 90°N, as shown in figure 1(a).

BIOME 6000 data points are expressed in biomes following a 'biomization' method described in Prentice *et al* (1996). A biome includes characteristic vegetation types deduced from pollen under similar climatic conditions. BIOME 6000 can be classified into eight 'megabiomes': boreal forest, desert, tundra, grassland and dry shrubland, savanna and dry woodland, temperate forest, tropical forest and warm-temperate forest.

According to the authors of the database, some BIOME 6000 data points appear inconsistent in mountain areas due to pollen transport (Guiot 2012). For instance, the Alps or Pyrenees are essentially dominated by temperate forest pollens, even at high altitude. To correct for such discrepancies, we reclassify some BIOME 6000 data points using the growing degree day at 5°C (GDD5) limits from Prentice *et al* (1992) (see figure 1(a)). Annual GDD5 corresponds to the sum of daily temperatures above 5°C during a year. As no gridded dataset of daily temperature covers the world with a fine enough spatial resolution, we first compute a global GDD5 climatology from the NCEP/NCAR⁴ air temperature at the surface reanalysis daily time-series (between 1961 and 1990) on a 2.5° grid (Kalnay *et al* 1996). Then, we apply a statistical downscaling method based on the use of a Generalized Additive Model (GAM, Vrac *et al* 2007) to obtain a global GDD5 (cf appendix A) at a resolution of 10' (i.e., 1/6° in longitude and latitude, the final resolution of our map). This procedure reclassified 221 BIOME 6000 data points (i.e., 3.6% of the 6091 points) essentially localized on mountains (Alps, Himalaya, Rocky Mountains) and in boreal regions (Alaska, the coast of Labrador and Siberia).

2.2.2. 'True' deserts. We define true deserts as sterile land areas without vegetation producing pollens. Consequently, no BIOME 6000 data point covers desert regions such as the Sahara or the Greenland ice-sheet. The desert megabiome from BIOME 6000 refers more specifically to desert vegetation dominated by sparse steppe forb and grass (Prentice *et al* 1996) instead of 'true' desert. Accordingly,

³ BIOME 6000 database version 4.2 available on www.bridge.bris.ac.uk/resources/Databases/BIOMES_data/.

⁴ The National Centers for Environmental Prediction (NCEP) and the National Center for Atmospheric Research (NCAR) reanalysis data are provided by the NOAA/OAR/ESRL PSD, Boulder, Colorado, USA, from their web site at www.esrl.noaa.gov/psd/.

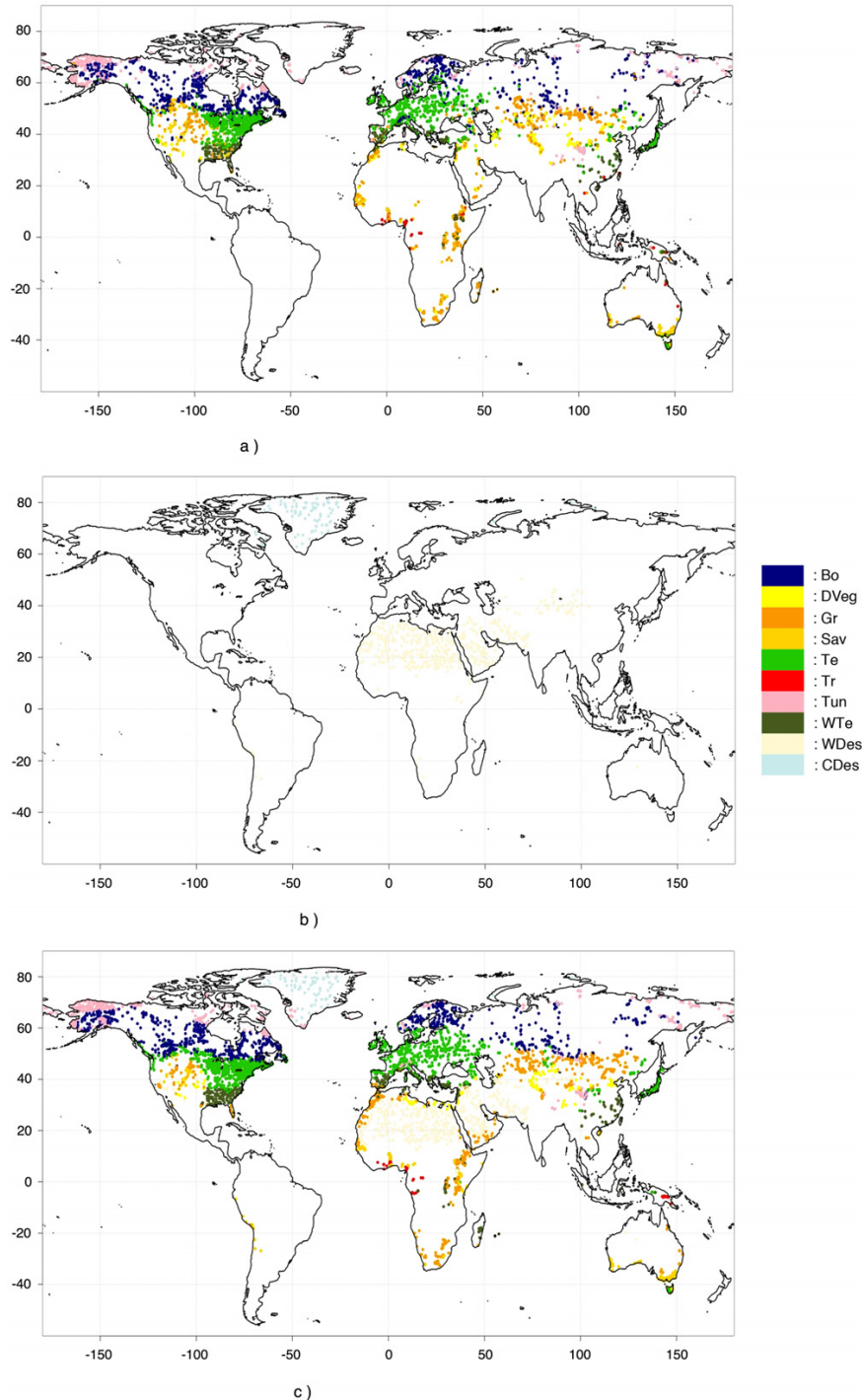


Figure 1. BIOME 6000 data (a), the added points for cold and warm deserts (b) (see section 2.2.1) and the PNV predicted by MLR in each training point (c). In legend, ‘Bo’ stands for boreal forests, ‘DVeg’ for desert vegetation, ‘Gr’ for grasslands and dry shrublands, ‘Sav’ for savannas and dry woodlands, ‘Te’ for temperate forests, ‘Tr’ for tropical forests, ‘Tun’ for tundra, ‘WTe’ for warm-temperate forests, ‘WDes’ for warm deserts and ‘CDes’ for cold deserts.

we rename the desert megabiome from BIOME 6000 into a separated desert vegetation megabiome.

In order to represent real deserts, we build two new ‘pseudo-megabiomes’ (warm and cold deserts) from the

Table 1. List of the 43 potential predictors. The predictors selected for logistic regressions in table 2 are in bold letters.

No	Name	Abbreviation	Unit	Sources/references
1	Winter air temperature at the surface	TEMP.DJF	°C	CRU—New <i>et al</i> (2002)
2	Spring air temperature at the surface	TEMP.MAM	—	—
3	Summer air temperature at the surface	TEMP.JJA	—	—
4	Fall air temperature at the surface	TEMP.SON	—	—
5	Winter diurnal cycle temperature range	DTEMP.DJF	°C	CRU—New <i>et al</i> (2002)
6	Spring diurnal cycle temperature range	DTEMP.MAM	—	—
7	Summer diurnal cycle temperature range	DTEMP.JJA	—	—
8	Fall diurnal cycle temperature range	DTEMP.SON	—	—
9	Winter total precipitation	PREC.DJF	mm	CRU—New <i>et al</i> (2002)
10	Spring total precipitation	PREC.MAM	—	—
11	Summer total precipitation	PREC.JJA	—	—
12	Fall total precipitation	PREC.SON	—	—
13	Winter wet days frequency	WET.DJF	days	CRU—New <i>et al</i> (2002)
14	Spring wet days frequency	WET.MAM	—	—
15	Summer wet days frequency	WET.JJA	—	—
16	Fall wet days frequency	WET.SON	—	—
17	Winter frost days frequency	FROST.DJF	days	CRU—New <i>et al</i> (2002)
18	Spring frost days frequency	FROST.MAM	—	—
19	Summer frost days frequency	FROST.JJA	—	—
20	Fall frost days frequency	FROST.SON	—	—
21	Winter sunshine duration	SUN.DJF	%	CRU—New <i>et al</i> (2002)
22	Spring sunshine duration	SUN.MAM	—	—
23	Summer sunshine duration	SUN.JJA	—	—
24	Fall sunshine duration	SUN.SON	—	—
25	Winter relative humidity	RH.DJF	%	CRU—New <i>et al</i> (2002)
26	Spring relative humidity	RH.MAM	—	—
27	Summer relative humidity	RH.JJA	—	—
28	Fall relative humidity	RH.SON	—	—
29	Winter wind speed/intensity at 10 m	WND.DJF	m s ⁻¹	CRU—New <i>et al</i> (2002)
30	Spring wind speed/intensity at 10 m	WND.MAM	—	—
31	Summer wind speed/intensity at 10 m	WND.JJA	—	—
32	Fall wind speed/intensity at 10 m	WND.SON	—	—
33	Winter total cloudiness	CLOUD.DJF	%	CRU—New <i>et al</i> (2002)
34	Spring total cloudiness	CLOUD.MAM	—	—
35	Summer total cloudiness	CLOUD.JJA	—	—
36	Fall total cloudiness	CLOUD.SON	—	—
37	Winter growing degree day at 5 °C	GDD.DJF	°C days	NCEP/NCAR—Kalnay <i>et al</i> (1996)
38	Spring growing degree day at 5 °C	GDD.MAM	—	—
39	Summer growing degree day at 5 °C	GDD.JJA	—	—
40	Fall growing degree day at 5 °C	GDD.SON	—	—
41	Topography	TOPO	m	NGDC—Amante and Eakins (2009)
42	East–west topographic gradient	GTEW	%	—
43	North–south topographic gradient	GTNS	—	—

IGBP-DIS land cover map⁵ (Loveland and Belward 1997). This dataset derived 17 land cover types from remotely-sensed observations between 1992 and 1993. Assuming a limited human-induced desertification, we manually add training data points as follows (see figure 1(b)):

- To reflect cold deserts, 100 points have been randomly evenly distributed over the Greenland ice-sheet and where Loveland and Belward (1997) shows polar, rock or ice deserts. 100 points are enough to homogeneously cover cold desert regions.

⁵ International Geosphere–Biosphere Programme Data and Information System, data set available on-line: <http://daac.ornl.gov/>.

- Over the globe, the total warm desert area is approximately five times larger than the total cold desert area. To be consistent and reflect warm deserts, 500 data points have been distributed in the same way as where Loveland and Belward (1997) shows warm deserts.

2.3. The explanatory variables

We deal with the same climatological and geographical variables as used in L12 but with the downscaled GDD5 described in section 2.2.1 and appendix A. Table 1 lists the 43 potential predictors divided into two groups, the ‘climatic’ predictors and the ‘geographical’ ones.

- Climatological variables are taken from the Climate Research Unit (CRU) database⁶ (New *et al* 2002) available at a regular spatial resolution of 10'. For each grid-point the dataset counts twelve monthly means (from 1961 to 1990) and each variable is divided into four 'seasonal' predictors by averaging data over the three corresponding months (e.g., 'TEMP.DJF' stands for winter temperature).
- Geographical variables are computed from the high-resolution gridded dataset ETOPO⁷ at 10' resolution (Amante and Eakins 2009) from the National Geophysical Data Center (NGDC).

2.4. Model selection

To avoid modelling any vegetation in a desert region and interfering with the model selection, we run three logistic regressions:

(i) Cold deserts are modelled by a first binary logistic regression. The explained variable is a binary vector indicating whether the data point is a cold desert or not.

(ii) Warm deserts are modelled by a second binary logistic regression in each grid-cell without cold deserts. The explained variable is a binary vector indicating whether the data point is a warm desert or not.

(iii) Finally, a multinomial logistic regression models the eight megabiomes for each grid-cell with no deserts. For this step, the explained variables are the BIOME 6000 data points.

Taking into account the 43 predictors (table 1) leads to an excessively complex statistical model, reducing its predictive performance by over-fitting. Moreover, a high correlation could exist between predictors, providing redundant information (Levvasseur *et al* 2012). To avert these issues, we select the model with the most appropriate combination of predictors. It would be too computationally intensive to test all possible combinations of predictors (i.e., 2⁴³) for each logistic regression. Therefore, we use the following procedure:

- We run a calibration with all 43 standardized predictors ($X_{i,k}^*$ in equation (1)) for each logistic regression. We select predictors carrying more than 5% of the overall information/variability for each megabiome (which could be different depending on the megabiome) according to their regression coefficients ($\beta_{k,j}$ in equation (1)): five predictors for warm deserts, four for cold deserts and 15 predictors for the eight megabiomes.
- Each possible combination among the pre-selected predictors has been tested, plus the 'null-model' corresponding to a model with only the intercepts ($\beta_{0,j}$ in equation (1), i.e., all regression coefficients $\beta_{k,j}$ are 0).
- For each logistic regression, we select the best predictors set according to the Bayesian Information Criterion

(BIC) described in appendix B. This index balances between the goodness-of-fit and the complexity (i.e., the number of parameters and predictors) of the tested model.

3. Results

3.1. Comparison MLR versus BIOME 6000

Table 2 summarizes the best model, i.e., with the smallest BIC, for each logistic regression. MLR models the occurrence probability of each vegetation type. For each grid-cell with no warm or cold desert modelled by the two binary logistic regressions, we take the megabiome with the maximum occurrence probability modelled by the third logistic regression as the dominant megabiome.

Figure 1(c) shows the predicted megabiomes by MLR in each training point location. In comparison with figures 1(a) and (b), the PNV modelled by MLR locally differs where BIOME 6000 shows several megabiomes at the same location or under-represents a megabiome in a region. For instance, MLR models grasslands and dry shrublands in the east of the Caspian Sea instead of desert vegetation in BIOME 6000; it replaces the boreal forests of the US Rocky Mountains by savanna or grasslands. The climatic signal provided by the predictors could be another cause of differences between both maps. Added desert points in the north and west of the Sahara are respectively replaced by desert vegetation and grasslands with MLR because of a fall relative humidity significantly lower in these regions (not shown).

Nevertheless, we note a good agreement between maps: 69.5% of BIOME 6000 data points (i.e., without the deserts) are correctly represented by MLR. Moreover, to quantify the quality of our modelling, we compute three other statistical indices excluding the added points for deserts: the kappa coefficient (κ), a pseudo- R^2 and the global Brier score (BS defined in appendix B). According to the classical scaling of the R^2 and the κ coefficient used in vegetation studies (e.g., Monserud and Leemans 1992), a pseudo- R^2 of 0.57 and a κ of 0.64 confirm a global good agreement with BIOME 6000 data. A BS of 0.41, far from 8 (the maximum value indicating bad agreement), attests the accuracy of the occurrence probabilities and of the PNV modelled by MLR.

3.2. Comparison MLR versus BIOME4

To ascertain our method, we directly confront the modelled PNV by MLR with the simulated vegetation from a vegetation model. The BIOME4 model (Haxeltine and Prentice 1996, Kaplan *et al* 2003) is driven by temperature, sunshine and precipitation monthly climatologies from the CRU database (described in section 2.3). To be consistent with the period represented by CRU climatologies (around 1980), the atmospheric CO₂ concentration is set for 360 ppm (Lüthi *et al* 2008). BIOME 4 has a biome scale easily translatable into our megabiomes following Harrison and Prentice (2003).

⁶ CRU databases CL 2.0 and CL 1.0 for cloudiness are available on www.cru.uea.ac.uk/cru/data/hrg/.

⁷ Computerized digital images and associated databases are available from the National Geophysical Data Center, National Oceanic and Atmospheric Administration, US Department of Commerce, www.ngdc.noaa.gov/.

Table 2. The selected predictors after all possible combinations for each logistic regression described in section 2.4: the binary logistic regression for cold deserts (column 'CDes'), the binary logistic regression for warm deserts (column 'WDes'), and the multinomial logistic regression for BIOME 6000 megabiomes (without the reference category 'DVeg'—last seven columns). For each megabiome, the predictors are ranked according to their regression coefficients with: their names (first line), their values (second line) and their weights in per cent (third line). The predictors and megabiomes abbreviations are respectively set from table 1 and the legend of figure 1.

Predictors ranking	Added deserts megabiomes		BIOME 6000 megabiomes						
	CDes	WDes	Bo	Gr	Sav	Te	Tr	Tun	WTe
1	TEMP.MAM 20.1 43.5%	TEMP.MAM 4.4 50.7%	GDD.MAM 6.9 16.2%	TEMP.SON 6.5 24.8%	GDD.JJA 9.2 17.5%	TEMP.MAM 9.7 18.5%	TEMP.DJF 74.0 32.3%	TEMP.SON 6.4 15.3%	TEMP.DJF 16.1 30.0%
2	TEMP.DJF 19.3 41.7%	RH.SON 1.8 21.0%	TEMP.MAM 5.1 12.1%	TEMP.DJF 4.0 15.5%	TEMP.DJF 8.6 16.2%	TEMP.JJA 9.6 18.2%	TEMP.MAM 51.3 22.4%	GDD.MAM 5.7 13.7%	TEMP.MAM 5.9 10.9%
3	FROST.MAM 4.9 10.7%	FROST.SON 1.3 15.4%	TEMP.JJA 5.1 11.9%	GDD.JJA 3.6 13.7%	TEMP.JJA 7.5 14.2%	GDD.JJA 8.7 16.5%	GDD.MAM 35.2 15.4%	FROST.SON 5.2 12.4%	TEMP.SON 5.6 10.4%
4	DTEMP.MAM 1.9 4.1%	GDD.DJF 1.1 12.9%	FROST.SON 5.0 11.8%	FROST.SON 2.1 8.1%	FROST.SON 6.9 13.1%	TEMP.DJF 5.5 10.5%	GDD.DJF 24.9 10.9%	GDD.DJF 4.1 9.8%	GDD.JJA 5.5 10.2%
5			SUN.SON 4.6 10.7%	GDD.DJF 1.9 7.3%	TEMP.SON 6.6 12.4%	GDD.MAM 5.2 9.9%	TEMP.SON 13.8 6.0%	SUN.SON 3.6 8.6%	GDD.DJF 4.6 8.6%
6			GDD.DJF 3.5 8.2%	SUN.SON 1.7 6.7%	TEMP.MAM 5.5 10.4%	SUN.SON 4.0 7.7%	FROST.SON 10.9 4.8%	TEMP.DJF 3.3 8.0%	GDD.MAM 4.3 8.0%
7			FROST.DJF 3.2 7.6%	PREC.DJF 1.7 6.4%	SUN.SON 3.0 5.6%	PREC.DJF 2.8 5.2%	TEMP.JJA 6.2 2.7%	GDD.JJA 3.2 7.7%	TEMP.JJA 3.5 6.5%
8			TEMP.SON 2.9 6.8%	FROST.DJF 1.4 5.4%	FROST.DJF 2.1 4.0%	FROST.DJF 1.9 3.6%	FROST.DJF 4.0 1.8%	TEMP.MAM 3.0 7.1%	SUN.SON 2.5 4.6%
9			PREC.DJF 2.4 5.6%	GDD.MAM 1.3 5.0%	GDD.MAM 1.5 2.8%	TEMP.SON 1.8 3.5%	SUN.SON 3.3 1.5%	FROST.DJF 2.5 6.1%	PREC.DJF 2.2 4.1%
10			GDD.JJA 2.3 5.4%	TEMP.MAM 0.8 3.2%	PREC.DJF 1.0 1.9%	FROST.SON 1.6 3.1%	GDD.JJA 3.0 1.3%	PREC.DJF 2.2 5.2%	FROST.SON 1.3 2.4%
11			TEMP.DJF 0.9 2.1%	TEMP.JJA 0.4 1.6%	WND.MAM 0.5 1.0%	GDD.DJF 1.1 2.1%	PREC.DJF 1.7 0.8%	TEMP.JJA 2.0 4.7%	FROST.DJF 1.1 2.1%
12			DTEMP.SON 0.5 1.1%	DTEMP.SON 0.4 1.5%	DTEMP.SON 0.4 0.7%	DTEMP.SON 0.4 0.8%	WND.MAM 0.7 0.3%	DTEMP.SON 0.5 1.2%	WND.MAM 0.9 1.7%
13			WND.MAM 0.2 0.5%	WND.MAM 0.2 0.8%	GDD.DJF 0.1 0.1%	WND.MAM 0.2 0.4%	DTEMP.SON 0.1 0.0%	WND.MAM 0.1 0.3%	DTEMP.SON 0.3 0.5%

Figures 2(a) and (b) respectively show the modelled PNV by MLR in each grid-cell of our map (at 10' resolution) and the simulated PNV distribution by BIOME4. Both maps show large similarities especially concerning the distribution of tundra, temperate and boreal forests at high latitudes. Note that our BIOME 4 simulation does not show warm-temperate forests around Mediterranean Sea, in southeastern China and USA and in eastern Australia. Modelling warm-temperate forests by MLR in these regions is in agreement with BIOME 6000 database (see figure 1(a) and Levasseur *et al* 2012) and with older published BIOME simulations (Prentice *et al* 1992, 1996, Harrison and Prentice 2003, Tang *et al* 2009).

Nevertheless, some mountain areas are not well defined (e.g., tundra and boreal forests of Tian Mountains are replaced by desert vegetation) or even disappear (e.g., the Andes or US Rockies) with MLR. Differences appears in the western US, where MLR models a drier vegetation than BIOME4. Moreover, MLR models larger warm deserts than BIOME4.

Although both methods are based on CRU climatologies, BIOME4 computes some mechanistic processes (i.e., physiology, competitiveness or productivity) which may induce some of the difference.

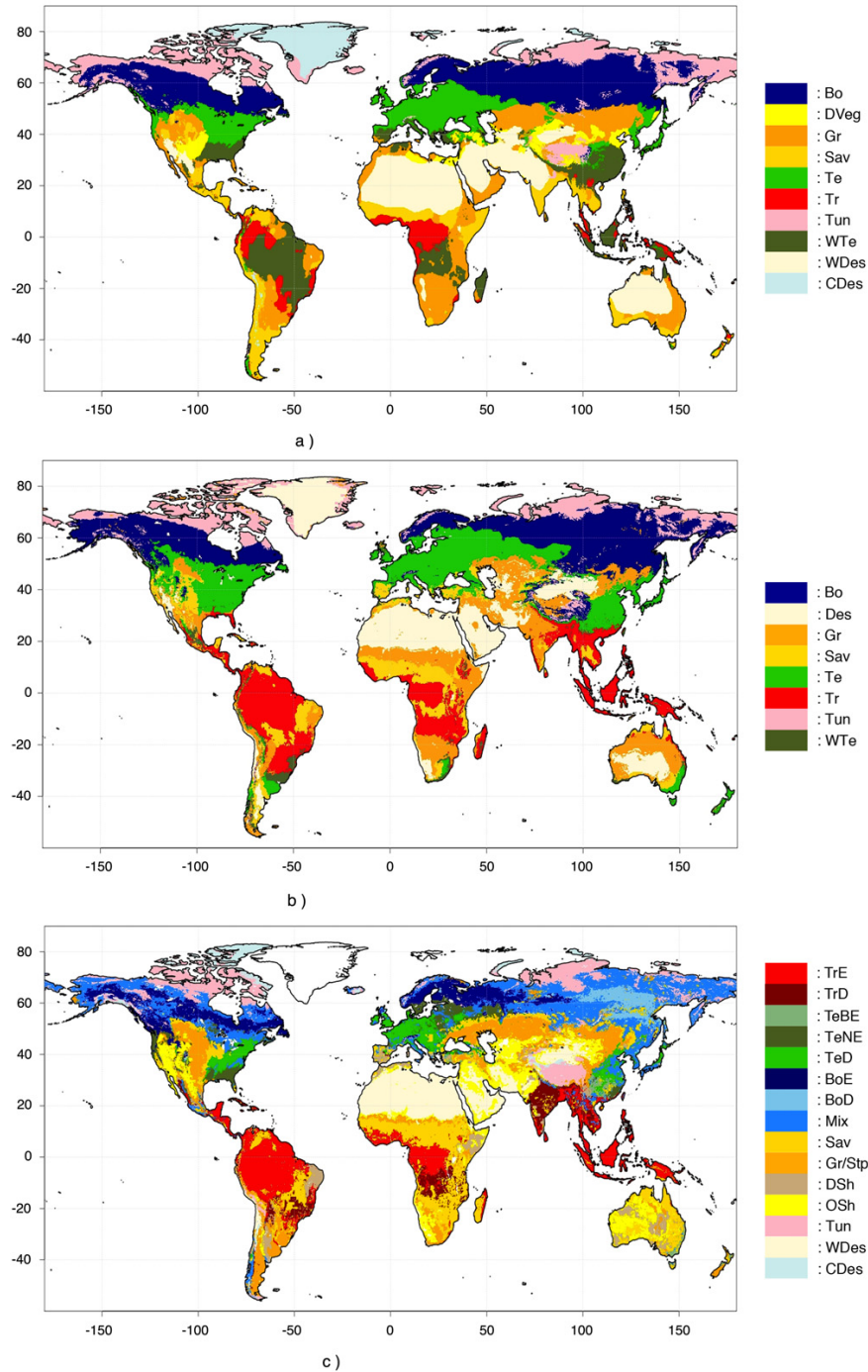


Figure 2. PNV distribution predicted by MLR (a) with the same biome scale as for figure 1(c). PNV distribution simulated by BIOME4 driven by CRU climatologies (b) with the same biome scale as for MLR grouping desert vegetation, warm desert and cold desert into the desert megabiome ('Des'). The RF99 database (c) with its own vegetation types, where 'TrE' is set for tropical evergreen forests/woodlands, 'TrD' for tropical deciduous forests/woodlands, 'TeBE' for temperate broadleaf evergreen forests/woodlands, 'TeNE' for temperate needleleaf evergreen forests/woodlands, 'TeD' for temperate deciduous forests/woodlands, 'BoE' for boreal evergreen forests/woodlands, 'BoD' for boreal deciduous forests/woodlands, 'Mix' for evergreen/deciduous mixed forests, 'Sav' for savannas, 'Gr/Stp' for grasslands/steppe, 'DSh' for dense shrublands, 'OSh' for open shrublands, 'Tun' for tundra, 'WDes' for warm deserts and 'CDes' for polar/rock/ice deserts.

3.3. Comparison MLR versus RF99

In this section, we compare the modelled PNV distribution by MLR (figure 2(a)) to the RF99 map (figure 2(c)). Defining a correspondence between vegetation types from both databases highly depends on the region, e.g., mixed forests from RF99 have to be considered in BIOME 6000 as temperate forests in Europe and as boreal forest in Siberia (Levasseur *et al* 2012). The PNV types from RF99 are deduced from real observed vegetation and are fundamentally different from a biome scale. Consequently, we choose to keep each map in its original scale (i.e., 9 megabiomes for MLR and 15 PNV types for RF99).

Both maps reveal a similar PNV distribution with tundra, temperate and boreal forests at high latitudes. In eastern Europe, the observed grasslands by RF99 are probably the result of deforestation (Kaplan *et al* 2009). Several global dynamical vegetation models simulate large areas of boreal forest in this region under preindustrial climatic conditions (Sitch *et al* 2003, Woillez *et al* 2011). The temperate forests modelled by MLR appear to be more likely in equilibrium with a warmer modern climate, as simulated by BIOME4 (figure 2(b)).

Nevertheless, MLR does not capture the impact of topography in the western US; RF99 shows a probably better distribution of shrublands, tundra and boreal forests in this mountain area. In equatorial regions, some tropical forests in RF99 are replaced by warm-temperate forests by MLR. The edges of warm deserts are also in disagreement depending on the region. RF99 sees tropical forests in India, while MLR modelled warm desert and savanna. In contrast, the Sahara does not reach the west and north African coast with MLR, which models grasslands and desert vegetation.

4. Conclusions and discussion

We compared in this paper several potential natural vegetation (PNV) distributions over the globe based on different methods:

- The PNV map from Ramankutty and Foley (1999) (RF99) built from remotely-sensed data (Loveland *et al* 2000) and from the vegetation model BIOME3 (Haxeltine and Prentice 1996).
- PNV simulated by the vegetation model BIOME4 (Kaplan *et al* 2003) driven by the CRU climatologies.
- A new high-resolution global PNV map built from multinomial logistic models.

Obvious similarities appear between reconstructions, especially with the establishment of tundra, temperate and boreal forests at high latitudes.

The vegetation model BIOME4 is partly calibrated to represent BIOME 6000 data (Kaplan *et al* 2003). The κ coefficient computed between BIOME4 and BIOME 6000 (appendix B) is of 0.43 over the world, while MLR obtains a κ of 0.64 (section 3.1). Despite including no physical or mechanistic processes, MLR obtains a realistic PNV

distribution closer to BIOME 6000 data. A κ coefficient computed between RF99 and BIOME 6000 is not possible given the different biomes vegetation types. The RF99 map appears more heterogeneous than MLR. Some of these local details are disputable and correspond more to current observed vegetation rather than potential vegetation. For example, RF99 sees the Landes forests (in the region of Landes in France) which have been mainly planted by humans. MLR sees also a dominance of forests, but with large uncertainty.

Indeed, MLR does not only provide a vegetation distribution, since we obtain an occurrence probability by megabiome. Occurrence probabilities allows us to estimate the uncertainty of the modelled PNV distribution, taking into account the megabiome with second highest occurrence probability. This second dominant megabiome often appears in agreement in regions where the first dominant megabiome is different from other databases. The percentage of agreement with BIOME 6000 increases from 69.5% (see section 3.1) to 89.9%, taking into account the second dominant megabiome. In agreement with RF99 or BIOME4, the map of the second dominant megabiome modelled by MLR (not shown) shows tundra and boreal forests in northeastern Europe (section 3.3), tropical forest in equatorial region and cold desert in Andes capturing the effect of local-scale topography through the high-resolution CRU climatologies. An uncertainty index UI can also be computed from the difference between the two highest occurrence probabilities (figure 3):

$$UI = \frac{1 - (p_1 - p_2)}{p_1} \quad (2)$$

where p_x is the occurrence probability and x the rank of the probability ranging from 1 (the highest probability) to m (the lowest probability) with m the number of megabiomes.

A first dominant megabiome with a probability close to the probability of the second dominant megabiome has an uncertainty close to 1 and vice versa. This index appears very useful in bringing some confidence in the PNV modelled by MLR and pointing out the limits of our method:

- This uncertainty index allows us to target the regions needing some data to improve the PNV distribution, such as in South America. Indeed, the main limit of the MLR method lies in the training data (BIOME 6000 in this case). The modelled PNV by MLR highly depends on the abundance and geographical distribution of data points. If a megabiome is absent or over/under-represented, this will have a significant impact on the modelled PNV by MLR. Nevertheless, a calibration of MLR over the globe provides a geographical robustness to the statistical model. The PNV predicted by MLR in regions with no or less BIOME 6000 data appears consistent with climatic patterns (e.g., MLR shows similarities with modern biome reconstructions from Marchant *et al* 2009 in several regions of South America).
- This index highlights the regions where the modelled vegetation is to be taken with caution (as in western US) because the climatic signal alone is not sufficient

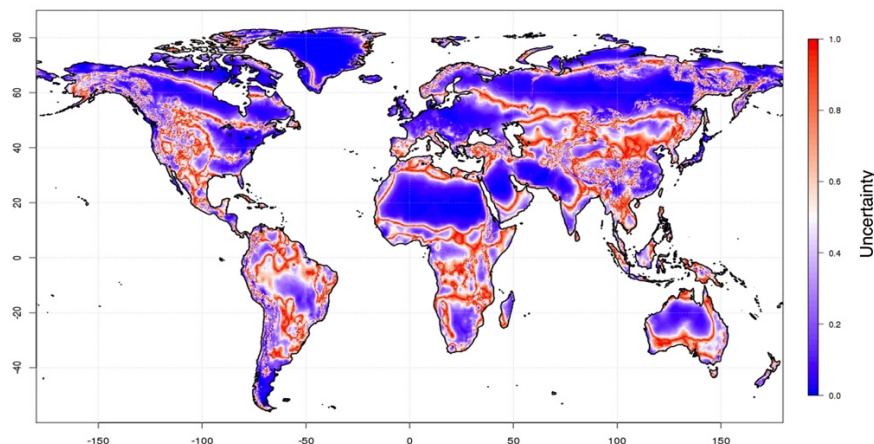


Figure 3. The uncertainty index of the maximum occurrence probability predicted by MLR: 1 means ‘high uncertainty’ and 0 means ‘no uncertainty’.

to distinguish a dominant megabiome. The role of fires, herbivory or soil properties has been clearly identified for vegetation (e.g., Sankaran *et al.* 2005 for savannas) and could be included as predictors in our statistical model.

Like any database, the disadvantages of our statistical approach should be discussed to better constrain its application. The ‘vegetation–climate’ relationship estimated by MLR from BIOME 6000 modern data is implicitly constrained by an atmospheric CO₂ concentration of about 360 ppm. As a prospect, exporting this relationship in different climatic conditions leads to a distribution ignoring the crucial effect of CO₂ on vegetation (Harrison and Prentice 2003, Woillez *et al.* 2011). Moreover, MLR do not simulate soil–vegetation–atmosphere interactions such as photosynthesis, growth and competitiveness of plants, which may be more constant at the biome level. Vegetation models allow us to provide characteristics of vegetation as leaf area index (LAI) or net primary productivity (NPP). Statistical modelling of vegetation is an interesting and complementary alternative to process-based vegetation models.

Finally, the PNV modelled by MLR cannot claim to be fully independent of human influences. MLR is mainly based on climatological data between 1961 and 1990, impacted by human activities through climate change. Moreover, BIOME 6000 data includes modern data referring to samples dated within the past thousand years (most of pollen samples falls within the past 500 years (Bigelow *et al.* 2003)). Man has intensively used lands for thousands of years (for example, in ancient Greece, during the Western agricultural revolution in the Middle Ages or more recently with the Green Revolution between 1960 and 1980). To warrant the ‘potential’ feature of the modelled vegetation by MLR, it could be relevant to calibrate MLR on BIOME 6000 data from the Holocene (–6 ka). At this period, the land-use was limited to a few scattered subtropical farm households (e.g., in China or South America).

For details about these last remarks, the method and the used data, we refer the reader to Levvasseur *et al.* (2012). All

final data (megabiomes and occurrence probabilities) are in an attached supplementary NetCDF file (available at stacks.iop.org/ERL/7/044019/mmedia).

To conclude, for the modern period, BIOME 6000 can be confidently considered as reference data collected in areas with less possible human activity, although ensuring data not impacted by humans is difficult. Accounting all our observations and statistical indices, MLR models the most realistic PNV on the regions covered by BIOME 6000. Over the rest of the world, MLR models a vegetation distribution consistent with climatic signal. The MLR method is a fast and robust alternative in vegetation modelling with several advantages. The modelled PNV map is (i) directly and only based on vegetation (BIOME 6000) and climatological (CRU) data; (ii) not subjective and independent of any vegetation model; (iii) easily updatable as soon as additional data is made available.

Acknowledgments

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://eca.knmi.nl>). G Levvasseur is supported by UVSQ, D M Roche and M Vrac by INSU/CNRS.

Appendix A. Growing degree day at 5 °C downscaling

As GDD5 is built from temperatures, we choose to apply the statistical downscaling method developed by Vrac *et al.* (2007) for temperature downscaling and based on the use of a Generalized Additive Model (GAM, Hastie and Tibshirani 1990). GAM models statistical relationships between local-scale observations over Europe: the high-resolution GDD5 climatology built from the ECA&D times-series (Haylock *et al.* 2008); and global variables: the topography from ETOPO2 (Amante and Eakins 2009), the temperature

from CRU (New *et al* 2002), and the GDD5 built from NCEP/NCAR (see section 2.2.1). GAM represents the expectation of an explained variable Y (the predictand, i.e., the GDD5 from ECA&D in our case) by a sum of nonlinear functions f_k , conditionally on explanatory variables (the predictors, i.e., the topography, the temperature and the GDD5 from NCEP/NCAR) X_k (Hastie and Tibshirani 1990):

$$E(Y_i|X_{k,k=1\dots n}) = \sum_{k=1}^n f_k(X_{i,k}) + \epsilon, \quad (\text{A.1})$$

where ϵ is the residual or error, n is the number of predictors and i is the grid-cell. To use GAM, we need to define the distribution family of the explained variable. For simplicity, Vrac *et al* (2007) assumed that temperature has a Gaussian distribution so we assume that GDD5 too, which implies a zero-mean Gaussian error ϵ (Hastie and Tibshirani 1990). Then, we define the nonlinear functions as cubic regression splines (piecewise by third-degree polynomials). Finally, any SDM needs a calibration/projection procedure. The calibration is the fitting process of the splines over Europe in our case. Afterwards, we project over the world to predict a high-resolution global GDD5 climatology.

Instead of a simple bilinear interpolation of the NCEP/NCAR GDD5, we use GAM to geographically extrapolate the characteristics of the ECA&D GDD5 over Europe to the world. For more details we refer the reader to Vrac *et al* (2007) and Martin *et al* (2012). We perform this analysis within the statistical programming environment R (R Development Core Team 2011) and its 'mgcv' package (Wood 2006).

Appendix B. Statistical indices used for model selection

The Bayesian Information Criterion (BIC). The BIC (equation (B.1)) is a particular form of the Akaike Information Criterion (Sakamoto *et al* 1986), developed by Schwarz (1978) and defined by:

$$\text{BIC} = -2 \times \text{LL} + P \times \log(n) \quad (\text{B.1})$$

where n corresponds to the number of BIOME 6000 data points ($n = 6091$), P is the number of parameters in the fitted model ($P = n \times (m - 1)$) and LL is the log-likelihood of the fitted model. This criterion measures the goodness-of-fit between the statistical model and the data, balancing the risk of over-fitting. The BIC includes a penalty term depending on the sample size (n) and on the dimension of the model (P). The smaller the BIC, the better the model.

Pseudo- R^2 . The R^2 is a classical statistical index in ordinary least squares regression that is often used as a goodness-of-fit measure. In logistic regression, an equivalent statistic to R^2 does not exist. However, to evaluate the goodness-of-fit of logistic models, several 'pseudo- R^2 ' (ranging from 0 to 1) have been proposed. Among the different approaches, the McFadden's pseudo- R^2 is often used for its simplicity of calculation (equation (B.2)) and interpretation. It is defined

by (Menard 2000, Shtatland *et al* 2002):

$$R^2 = 1 - \frac{\text{LL}}{\text{LL}_{\text{null}}} \quad (\text{B.2})$$

where LL is the log-likelihood of the selected model (i.e., with selected predictors) and LL_{null} the log-likelihood for the null-model (i.e., with intercept only). The ratio of log-likelihoods suggests the level of improvement over the null-model offered by the involved predictors. A small ratio of likelihoods indicates that the full model is far better than the null-model. In terms of pseudo- R^2 , the closer the R^2 is to 1, the better the agreement with data is.

The kappa statistic. The κ coefficient measures the quality of the agreement (Cohen 1960, Fleiss *et al* 1969) between the modelled PNV by MLR in each BIOME 6000 location (figure 1(b)) and the BIOME 6000 data (figure 1(a)). This index can take values between 0 and 1 and is based on a simple counting of matching and non-matching points in a matrix used to represent errors in assigning classes (see appendix A of Levvasseur *et al* (2011)). The closer the κ coefficient is to 1, the better the agreement with data is. The kappa statistic is often used for spatial comparison of categorical variables, such as vegetation (Monserud and Leemans 1992).

The Brier score. The Brier score was developed by Brier 1950 to assess the accuracy of probabilistic forecasts. As MLR provides probabilities of occurrence of different megabiomes, this score is well adapted here. It measures the average squared deviation between predicted probabilities for a set of events and their binary outcomes (0 if the event does not happen and 1 if it happens). For a multinomial variable, the Brier score is defined by:

$$\text{BS} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (p_{i,j} - o_{i,j})^2 \in [0; m] \quad (\text{B.3})$$

where n is the number of BIOME 6000 data points and m is the number of megabiomes. $p_{i,j}$ corresponds to the predict probability of the j th megabiomes at the i th point/location and $o_{i,j}$ is the corresponding binary outcome for this point. The Brier score can take values between 0 and m . A lower score represents higher accuracy of the prediction. The Brier score can also be reduced in two other ways:

- Taking into account all m megabiomes by grid-cell/location, we obtain a map of Brier scores:

$$\text{BS}(i) = \sum_{j=1}^m (p_j - o_j)^2 \in [0; m]. \quad (\text{B.4})$$

- Taking into account all n grid-cells/locations by megabiome, we obtain m Brier scores (i.e., for each j megabiome):

$$\text{BS}(j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2 \in [0; 1]. \quad (\text{B.5})$$

References

- Amante C and Eakins B 2009 ETOPO1 1 arc-minute global relief model: procedures, data sources and analysis NOAA Technical Memorandum NESDIS NGDC-24 (Boulder, CO: NGDC)
- Bigelow N H *et al* 2003 *J. Geophys. Res.* **108** 8170–95
- Brier G 1950 *Mon. Weather Rev.* **78** 1–3
- Cha G 1997 *J. For. Res.* **2** 147–52
- Cohen J 1960 *Educ. Psychol. Meas.* **20** 37–46
- Crucifix M, Betts R and Hewitt C 2005 *Glob. Planet. Change* **45** 295–312
- Fleiss J, Cohen J and Everitt B 1969 *Psychol. Bull.* **72** 323–7
- Guiot J 2012 personal communication
- Harrison S and Prentice C 2003 *Glob. Change Biol.* **9** 983–1004
- Harrison S, Yu G, Takahara H and Prentice I 2001 *Nature* **413** 129–30
- Hastie T and Tibshirani R 1990 *Generalized Additive Models* 1st edn (London: Chapman and Hall, CRC Press)
- Haxeltine A and Prentice I 1996 *Glob. Biogeochem. Cycles* **10** 693–709
- Haylock M, Hofstra N, Klein Tank A, Klok E, Jones P and New M 2008 *J. Geophys. Res.* **113** D20119
- Hilbe J 2009 *Logistic Regression Models* 1st edn (London: Chapman and Hall, CRC Press)
- Hosmer D and Lemeshow S 2000 *Applied Logistic Regression* 2nd edn (New York: Wiley)
- Kalnay E *et al* 1996 *Bull. Am. Meteorol. Soc.* **77** 437–71
- Kaplan J, Krumhardt K and Zimmermann N 2009 *Quat. Sci. Rev.* **28** 3016–34
- Kaplan J O *et al* 2003 *J. Geophys. Res.* **108** 8171–88
- Levavasseur G, Roche D, Vrac M, Paillard D and Guiot J 2012 *Glob. Planet. Change* in review
- Levavasseur G, Vrac M, Roche D M, Paillard D, Martin A and Vandenberghe J 2011 *Clim. Past* **7** 1647–92
- Loveland T and Belward A 1997 *Int. J. Remote Sens.* **18** 3289–95
- Loveland T, Reed B, Brown J, Ohlen D, Zhu Z, Yang L and Merchant J 2000 *Int. J. Remote Sens.* **21** 1303–30
- Lüthi D *et al* 2008 *Nature* **453** 379–82
- Marchant R *et al* 2009 *Clim. Past* **5** 369–461
- Martin A, Vrac M, Paillard D, Dumas C and Kageyama M 2012 *Clim. Dyn.* in review
- Menard S 2000 *Am. Stat.* **54** 17–24
- Monserud R and Leemans R 1992 *Ecol. Modelling* **62** 275–93
- New M, Lister D, Hulme M and Makin I 2002 *Clim. Res.* **21** 1–25
- Ni J, Harrison S, Prentice I, Kutzbach J and Sitch S 2006 *Ecol. Modelling* **191** 469–86
- Notaro M 2008 *J. Clim.* **30** 845–54
- Notaro M, Zhengyu L, Gallimore R, Vavrus S, Kutzbach J, Prentice I and Jacob R 2005 *J. Clim.* **18** 3650–71
- Pickett E *et al* 2004 *J. Biogeogr.* **31** 1381–444
- Prentice C, Guiot J, Huntley B, Jolly D and Cheddadi R 1996 *Clim. Dyn.* **12** 185–94
- Prentice I, Cramer W, Harrison S, Leemans R, Monserud R and Solomon A 1992 *J. Biogeogr.* **19** 117–34
- Prentice I and Jolly D 2000 *J. Biogeogr.* **27** 507–19
- Ramankutty N and Foley J 1999 *Glob. Biogeochem. Cycles* **13** 997–1027
- R Development Core Team 2011 *R: A Language and Environment for Statistical Computing* (Vienna: R Foundation for Statistical Computing) (www.R-project.org)
- Sakamoto Y, Ishiguro M and Kitagawa G 1986 *Akaike Information Criterion Statistics* illustrated edn (Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers)
- Sankaran M *et al* 2005 *Nature* **438** 846–9
- Schwarz G 1978 *Ann. Stat.* **6** 461–4
- Shtatland E, Kleinman K and Cain E 2002 One more time about R^2 measures of fit in logistic regression *Proc. 15th NESUG Statistics, Data Analysis and Econometrics* pp 222–6
- Sitch S *et al* 2003 *Glob. Change Biol.* **9** 161–85
- Tang G, Shafer S, Bartlein P and Holman J 2009 *Ecol. Modelling* **220** 1481–91
- Vrac M, Marbaix P, Paillard D and Naveau P 2007 *Clim. Past* **3** 669–82
- Wuillez M N, Kageyama M, Krinner G, de Noblet-Ducoudré N, Viovy N and Mancip M 2011 *Clim. Past* **7** 557–77
- Wood S 2006 *Generalized Additive Models: An Introduction with R* 1st edn (London: Chapman and Hall, CRC Press)
- Yee T 2010a *J. Stat. Softw.* **32** 1–34
- Yee T 2010b *R Package Version 0.8-1* (<http://CRAN.R-project.org/package=VGAM>)
- Yee T and Wild C 1996 *J. R. Stat. Soc.* **58** 481–93

4.8 Conclusions et perspectives

Aujourd'hui, la représentation globale de la végétation potentielle dépend drastiquement des modèles de végétation. Pour la comparaison modèles-données, les études sur la végétation ont clairement besoin d'une référence plus objective, c'est-à-dire indépendante de tout modèle de végétation ou de processus manuels supervisés par l'oeil humain, susceptibles d'y introduire biais et incertitudes. Sans avoir la prétention de produire la meilleure carte de végétation potentielle actuelle, nous avons montré à travers ce chapitre le fort potentiel des modèles logistiques dans la modélisation de la végétation.

En utilisant la modélisation logistique de la végétation, nous avons simulé une distribution de la végétation potentielle actuelle à haute résolution (10'), réaliste et similaire aux autres bases de données (BIOME 4, Ramankutty et Foley, 1999) notamment aux hautes latitudes avec l'établissement de la toundra et des forêts tempérées et boréales. En considérant les données BIOME 6000 comme témoins fiables de la végétation potentielle actuelle, nous obtenons la distribution spatiale la plus proche des données et avec le meilleur accord global, par rapport aux autres bases de données. Le point fort de la méthodologie mise en avant est de satisfaire cette condition d'objectivité. De plus, cette modélisation statistique de la végétation est directement établie à partir de données climatiques et de végétation, supprimant ainsi toute utilisation de modèles de végétation. La sélection des variables climatiques les plus aptes à représenter les données est automatisée, exempte de toute modification subjective et selon plusieurs critères statistiques (BIC, kappa, Brier score).

En chaque point de grille, MLR modélise une probabilité pour chaque megabiome. Afin d'obtenir une répartition de la végétation potentielle actuelle, nous avons sélectionné pour chaque cellule le megabiome présentant la plus forte probabilité d'occurrence. Il est également possible de considérer les megabiomes dans leur ensemble : à l'échelle du point de grille, ces probabilités peuvent s'interpréter comme des fractions de végétation, à l'image de modèles dynamiques. Une probabilité d'occurrence de 0,2 peut se traduire par une fraction de 20% du type de végétation considéré, et plusieurs types de végétation peuvent ainsi co-exister sur chaque point de grille.

L'utilisation de probabilités permet également de déduire des informations utiles telle qu'une incertitude. Ainsi nous avons établi un indice d'incertitude, compris en 0 et 1, traduisant respectivement la dominance forte ou faible du premier megabiome (carte 3 de l'article Levavasseur *et al.*, 2012b, en section 4.7). Une incertitude proche de 0 apporte donc une certaine confiance dans notre modèle statistique. A l'inverse une incertitude proche de 1 témoigne de la proximité des deux megabiomes dominants en terme de probabilité, reflétant un manque de données ou un signal climatique insuffisant pour déterminer une végétation dominante. Concrètement, on observe une forte incertitude à la transition géographique entre deux biomes. Ces zones de fortes incertitudes peuvent être spatialement étroites ou étendues faisant alors office d'« intervalle de confiance spatial ». Il devient alors possible de cibler les régions où l'emploi de variables plus géologiques ou géographiques peut s'avérer plus pertinent, et/ou qui nécessitent des données supplémentaires pour améliorer la représentation. Prendre en compte une telle information trouve donc toute son utilité en comparaison modèles-données. Enfin, notre méthode conserve l'avantage d'être rapide, entièrement automatisée et donc facilement actualisable en tenant compte de nouveaux points de données (Marchant *et al.*, 2009).

Cependant, comme toute base de données, notre méthode comporte ses limites qu'il convient de discuter afin de mieux contraindre son utilisation. L'inconvénient majeur de cette méthode est une forte dépendance aux données polliniques utilisées pour calibrer le modèle statistique. En effet, ce que BIOME 6000 ne représente pas, la régression logistique ne peut le créer. Ainsi, si un type de végétation est absent ou sur/sous-représenté, cela aura un impact non négligeable sur la distribution finale.

Ensuite, notre distribution de la végétation potentielle actuelle, ne peut prétendre être totalement indépendante de l'activité anthropique. D'une part, les données climatologiques du CRU sont représentative de la période 1961-1990. Notre végétation potentielle est donc à l'équilibre avec un climat subissant déjà le réchauffement climatique d'origine anthropique. D'autre part, il n'existe pas, par définition, de véritables données de végétation potentielle actuelle. Les niveaux de subsurface sélectionnés pour les relevés polliniques BIOME 6000 couvrent les derniers 500 ans. Or l'homme utilise et remanie les sols de façon intensive depuis des millénaires : comme par exemple en Grèce et Egypte antique, lors de la révolution agricole occidentale au Moyen-Âge ou plus récemment lors de la révolution « Verte » entre 1960 et 1980. Il apparaît donc difficile de garantir que ces données BIOME 6000 aient été prélevées dans les zones les moins « anthropisées » possibles et reflètent une végétation *strictement* potentielle. En effet, certains points de données témoignent d'une végétation incohérente avec les conditions climatiques et géographiques du milieu, comme des forêts tempérées dans les hautes altitudes des Alpes (Levavasseur *et al.*, 2012a).

Pour modéliser le lien entre un climat actuel et une végétation affranchie de l'impact anthropique, il serait peut-être plus pertinent de calibrer notre modèle logistique sur les données fournies par BIOME 6000 pour l'Holocène récent (-6000 ans, section 4.3.1). En effet, les données archéologiques révèlent qu'à cette période l'agriculture se limitait à quelques foyers subtropicaux éparés. L'influence de l'homme y est donc fortement réduite et nous serions en mesure de mieux justifier ce caractère *potentiel* de la végétation.

Afin d'améliorer encore ce lien entre climat et végétation, il serait important de prendre en compte divers processus biologiques comme la capacité de dispersion ou la compétitivité des différents megabiomes. Pour cela, nous pourrions nous inspirer des différentes contraintes que proposent les modèles de niches écologiques combinant statistique et dynamique (Guisan et Thuiller, 2005) : Iversen *et al.* (1999) estiment statistiquement la distribution de pollens à partir de la végétation simulée dynamiquement par les modèles climatiques ; de Knecht *et al.* (2010) utilisent des termes d'auto-corrélation spatiale entre les différents prédicteurs ; ou encore, Leathwick et Austin (2001) incluent les distributions géographiques des espèces compétitrices en tant que prédicteurs.

Enfin, contrairement aux modèles de végétation, notre méthode n'apporte aucune information sur les caractéristiques de la végétation comme la production primaire net (NPP) ou l'indice foliaire (LAI). Cependant, on peut imaginer que ces variables fassent l'objet d'un downscaling avec un modèle additif généralisé (par exemple) tenant compte de la répartition de la végétation potentielle modélisée par MLR en tant que prédicteur.

Cette étude montre que les modèles de régression logistique ont un fort potentiel dans la modélisation de la végétation. Bien qu'ils ne simulent pas l'ensemble des interactions sol-végétation-atmosphère, ces outils rapides et robustes confirment avec cette application à la végétation, leur

utilité dans la modélisation du climat, déjà mise en avant avec le pergélisol (section 3).

Chapitre 5

Conclusions et perspectives

Pour modéliser des variables environnementales sous contraintes climatiques, j'ai choisi tout au long de cette thèse des approches statistiques permettant de dépasser certaines limites de la modélisation dynamique classique du système climatique. Ce dernier chapitre me permettra tout d'abord de présenter quelques résultats complémentaires répondant à une interrogation soulevée au chapitre 2. Une synthèse générale reprendra les principaux apports de ce travail de thèse. Je terminerai en détaillant plusieurs études futures possibles visant à compléter et poursuivre mes travaux.

5.1 Résultats complémentaires sur l'interprétation des données de pergélisol et de température

Les enregistrements paléoclimatiques à haute résolution temporelle (EPICA, 2004; North-GRIP, 2004) révèlent des climats glaciaires très variables (figure 1.1). La dernière glaciation est ainsi ponctuée de changements climatiques abrupts froids (événements de Heinrich) et chauds (événements de Dansgaard-Oeschger). Au chapitre 2, les modèles climatiques du projet PMIP2 ont conduit à une extension du pergélisol au Dernier Maximum Glaciaire bien inférieure à celle des données de Vandenberghe *et al.* (2012), en raison d'une température trop élevée. Nous avons alors supposé que les données de Vandenberghe *et al.* (2012) ne correspondaient pas au maximum d'extension des calottes du Dernier Maximum Glaciaire. J'ai souhaité ici vérifier cette hypothèse en examinant les raisons de cette différence importante entre modèles et données.

Afin de démontrer l'existence d'une relation linéaire entre l'extension de la glace de mer hivernale dans l'Atlantique Nord et la limite sud eurasiatique de l'extension du pergélisol, Vandenberghe *et al.* (2012) (présenté en annexe D) se sont intéressés à cette relation dans un ensemble de conditions différentes : du Dernier Maximum Glaciaire, de l'Holocène et futures. J'ai eu l'occasion de participer à cette étude via les cinq simulations de sensibilité glaciaire que j'avais réalisées précédemment avec le modèle de complexité intermédiaire LOVECLIM (Roche *et al.*, 2007; Goosse *et al.*, 2010). Ces simulations décrivent un ensemble de conditions climatiques glaciaires « chaudes » à « froides ». Je reprends ici la simulation LOVECLIM la plus froide (correspondant à la simulation E3 dans l'article de Vandenberghe *et al.*, 2012). En appliquant un modèle additif généralisé (GAM) (section 2.4.1), j'ai réalisé un downscaling statistique des températures de cette

simulation LOVECLIM-E3. Pour en déduire les limites de pergélisol j'ai appliqué aux températures issues du downscaling par GAM les conditions de Renssen et Vandenberghe (2003). Cette simulation LOVECLIM-E3 présente une différence globale de $-12,5^{\circ}\text{C}$ par rapport à la simulation LOVECLIM de PMIP2.

En appliquant les conditions de Renssen et Vandenberghe (2003) aux températures issues du downscaling de LOVECLIM-E3, la figure 5.1a montre que les pergélisols continu et discontinu atteignent respectivement les Alpes et le nord des Pyrénées. Ces latitudes sont en bien meilleur accord avec les données, qu'en utilisant n'importe quelle simulation de PMIP2 (dont celle de LOVECLIM Levassieur *et al.*, 2011). La figure 5.1b compare alors les températures issues du downscaling statistique de LOVECLIM-E3 avec les données du Dernier Maximum Glaciaire de Wu *et al.* (2007) et Burke (2012). Le climat simulé par LOVECLIM-E3 apparaît bien trop froid par rapport aux données de température, contrairement à la simulation LOVECLIM de PMIP2, comparée aux mêmes données sur la figure 5.1c.

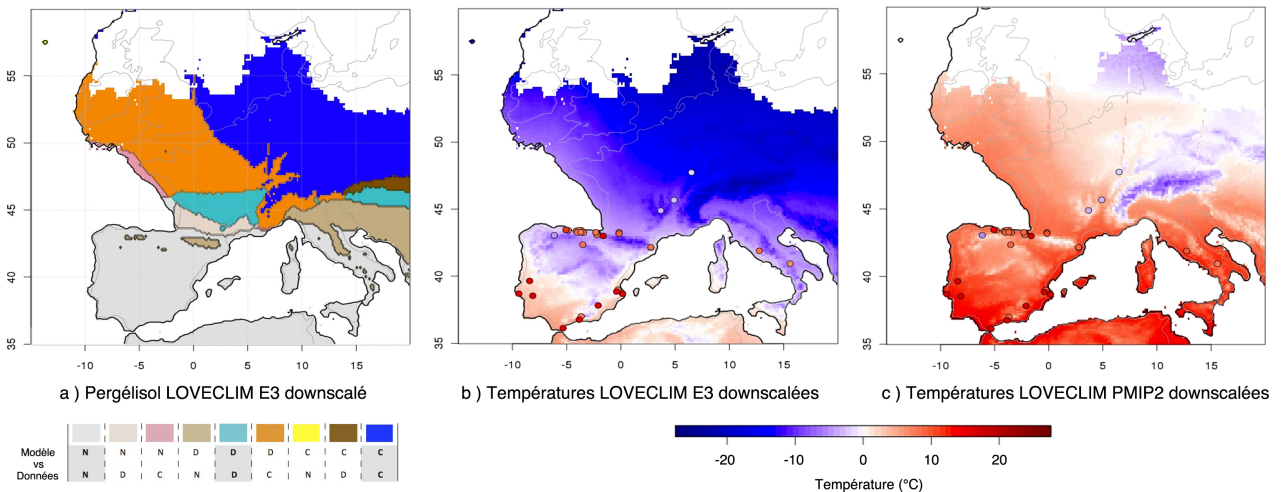


FIGURE 5.1 – (a) Pergélisol issu du downscaling statistique par des températures au Dernier Maximum Glaciaire de LOVECLIM-E3 en appliquant les conditions de Renssen et Vandenberghe (2003) et comparé aux données de Vandenberghe *et al.* (2012). (b) Températures downscalées par GAM de LOVECLIM-E3 au Dernier Maximum Glaciaire et comparées aux données de Wu *et al.* (2007) et Burke (2012). (c) Températures downscalées par GAM de la simulation LOVECLIM de PMIP2 au Dernier Maximum Glaciaire et comparées aux données de Wu *et al.* (2007) et Burke (2012).

Le Dernier Maximum Glaciaire est une période de plusieurs milliers d'années classiquement datée entre -22 et -17 ka et au climat très variable. Les données de Vandenberghe *et al.* (2012) reposent sur des observations géologiques de phénomènes géomorphologiques dus au gel. Ces phénomènes sont, par nature, sensibles aux basses températures et ne disparaissent pas lors du redoux. Par conséquent, les données Vandenberghe *et al.* (2012) témoigneraient du maximum d'extension du pergélisol et correspondraient donc à un maximum de froid au cours du Dernier Maximum Glaciaire. La végétation, elle, n'apprécie particulièrement pas les basses températures ou le gel, qui est une limite climatique souvent utilisée pour la modéliser. Les données polliniques utilisées par Wu *et al.* (2007), issues d'une végétation sensible à des températures plus clémentes, traduiraient

donc un signal climatique (maximum ?) plus chaud au cours du Dernier Maximum Glaciaire. Ces deux jeux de données ne représenteraient donc pas la même fenêtre temporelle au cours du Dernier Maximum Glaciaire.

Ce décalage temporel est accentué par les incertitudes dues aux nombreuses étapes de traduction entre les données « brutes » et les données de pergélisol et de température (chapitres 2 et 3). Les cartes de pergélisol compilées par Vandenberghe *et al.* (2012) comportent de nombreuses incertitudes spatiales (tracés à la main, catégories de pergélisol mal définie) et de datation (approximative) qui peuvent jouer en faveur d'une période plus froide. Les données de Wu *et al.* (2007) sont, quant à elles, dépendantes des performances du modèle de végétation BIOME 4 (Kaplan *et al.*, 2003), de la méthode utilisée pour convertir les assemblages de pollens en biomes, des analogues actuels ou encore du comptage des pollens eux-mêmes. Les données Burke (2012), elles, traduisent des taxons faunistiques en températures via des « zonobiomes » définis par une large gamme de températures. En fonction des espèces, les données Burke (2012) pourraient privilégier une période chaude.

En tenant compte de ces remarques, nous pourrions supposer que les données de Vandenberghe *et al.* (2012) traduisent davantage un événement (froid) de Heinrich. Ces changements abrupts, mis en évidence par Heinrich (1988), sont la conséquence de débâcles d'icebergs en Atlantique Nord provenant de la calotte Laurentide (calotte nord-américaine sur la figure 1.2) et qui surviennent tous les 7 à 10 ka environ. Deux événements de Heinrich (H1 et H2 sur la figure 1.1) encadrent justement la période du Dernier Maximum Glaciaire.

Plutôt que de trancher en faveur de l'une ou l'autre de ces données de différentes natures, la modélisation statistique permet de les comparer à une échelle spatiale pertinente pour une meilleure interprétation des résultats.

5.2 Synthèse générale

Le premier apport des méthodes statistiques décrites dans les différents chapitres de cette thèse concerne le changement d'échelle spatiale. Les différents éléments qui nous entourent et forment l'environnement sont intimement liés à une échelle locale. La modélisation de variables environnementales requiert alors la prise en compte de facteurs locaux aussi essentiels que l'influence du climat. Les modèles climatiques apportent une information à trop grande échelle pour pouvoir modéliser ces processus. Les statistiques permettent soit d'en déduire une information locale par des méthodes de downscaling (chapitres 2 et 3), soit de modéliser directement une variable environnementale à une échelle adaptée (chapitres 2 et 4). En reliant la petite et la grande échelle, ces méthodes statistiques offrent une comparaison modèles-données pertinente et facilitent par leur rapidité de calcul l'évaluation de plusieurs modèles climatiques (chapitres 2 et 3).

En contexte de downscaling, les méthodes statistiques sont dépendantes de la fiabilité des modèles climatiques et une grande divergence initiale avec les données atténue l'apport de ces méthodes (chapitre 2). Afin de mieux contraindre les modèles statistiques, il est nécessaire de répondre à certaines problématiques récurrentes. Au chapitre 3, nous avons étudié l'influence de la résolution des modèles climatiques sur le downscaling statistique et montré qu'il existe une résolution seuil

du modèle climatique IPSL-CM4 à partir de laquelle, tendre vers une résolution toujours plus fine dégrade les résultats d'un downscaling des températures ou des précipitations. Ceci a permis de renforcer les résultats de précédentes recherches (Vrac *et al.*, 2007a; Martin *et al.*, 2012) et d'obtenir des champs climatiques réalistes à haute résolution au Dernier Maximum Glaciaire.

Les variables environnementales répondent à des processus biologiques et des interactions avec un climat local qu'il est difficile de mettre en équations. La modélisation statistique offre cette opportunité de modéliser à la fois ce que l'on connaît et ce que l'on ignore encore, en d'autres termes, de prendre en compte toute la complexité d'une variable que l'on ne parvient pas à saisir. Cette souplesse des statistiques a été mise en avant aux chapitres 2 et 4 par l'utilisation des modèles logistiques. Ce type de modèle statistique a permis de modéliser des relations « pergélisol-climat » et « végétation-climat » plus adaptées et plus flexibles que certaines conditions utilisées pour la modélisation du pergélisol (Renssen et Vandenberghe, 2003) ou que les modèles de végétation.

Les facteurs dont dépendent les variables environnementales, notamment à l'échelle locale, sont généralement connus bien que leurs interactions soient encore mal identifiées. La maîtrise de cette « information » est un avantage certain pour la modélisation de variables environnementales. Alors que les modèles dynamiques ne répondent qu'à certains types de forçages, un modèle statistique s'établit à partir d'informations de différentes natures. Au chapitre 2, le pergélisol a été modélisé en tenant compte de la topographie locale, ce qui a considérablement amélioré sa répartition géographique. Pour le downscaling des températures, nous tenons compte au chapitre 3 des facteurs dominants tels que le climat à grande échelle ou la topographie, mais également de facteurs géographiques traduisant l'influence des vents et de l'océan. Avec un choix équilibré de variables prédictives physiques et géographiques (chapitre 3), la modélisation statistique permet de reformuler une certaine « physique environnementale » par des relations robustes dans le temps.

L'utilisation des statistiques apporte, par nature, tout un ensemble d'outils forts utiles à l'évaluation des modèles (statistiques ou climatiques) et à l'interprétation des résultats. Le lien statistique estimé entre une variable environnementale et le climat peut être évalué puis optimisé selon différents critères statistiques pour obtenir la meilleure représentation de la variable environnementale considérée. Cette procédure réalisée au chapitre 4 a permis de sélectionner la combinaison de variables climatiques la plus adaptée à la modélisation de la végétation et d'apporter une certaine robustesse spatiale à cette relation « végétation-climat ».

Dans ce même chapitre, le recours aux probabilités s'est avéré être un atout important pour la modélisation de variables environnementales nominales. En effet, les modèles logistiques ouvrent la porte au calcul d'incertitudes par différents indices qui peuvent être calculés pour relativiser et pondérer l'interprétation des résultats (chapitre 4).

Enfin la modélisation statistique permet un réel travail d'interprétation des données, nécessaire à l'échelle locale, en appréhendant mieux les incertitudes du signal climatique qu'elles enregistrent. Les étapes intermédiaires entre données « brutes » et données « environnementales », leurs natures, leurs sensibilités à différents signaux climatiques ou leurs dépendances aux modèles dynamiques sont autant d'impondérables qui peuvent être mis en évidence (section 5.1), évalués voire contournés (e.g., végétation potentielle actuelle indépendante des modèles au chapitre 4) par la modélisation statistique. Ceci confirme également que la comparaison modèles-données à l'échelle locale appelle une homogénéisation/mise en cohérence des données paléoclimatiques (e.g., pergélisol vs.

température).

5.3 Perspectives

5.3.1 Modélisation statistique du pergélisol contrainte par les données

L'utilisation des modèles logistiques au chapitre 2 a montré que les conditions de températures de Renssen et Vandenberghe (2003) n'étaient pas suffisantes à l'échelle locale. Cette conclusion amène de nombreuses perspectives dont une particulièrement intéressante est développée ici. Dans le but d'évaluer différents modèles climatiques, la modélisation statistique du pergélisol était contrainte dans ce chapitre 2 par l'utilisation de champs climatiques à grande échelle. L'objectif pourrait être de s'affranchir des modèles climatiques et de réaliser une modélisation statistique du pergélisol en se basant uniquement sur des données actuelles.

L'idée est de reprendre une procédure similaire à la modélisation statistique de la végétation du chapitre 4. Un modèle logistique serait utilisé pour relier les données de pergélisol de l'IPA¹ (section 2.2.3) à des données locales pertinentes. En se référant à la figure 2.2 et à la section 2.2, des variables telles que la température de l'air à la surface ou l'ensoleillement (fonction de la couverture nuageuse) sont des variables atmosphériques qui paraissent naturellement importantes pour le pergélisol. La couverture neigeuse par son pouvoir isolant ou la végétation régulant l'apport en eau sont des variables de surface qui peuvent avoir une grande influence sur le pergélisol. Aux vues des résultats du chapitre 2, il serait logique de reprendre la topographie comme prédicteur géographique, nous pourrions y ajouter les gradients orographiques calculés au chapitre 4, l'orientation du terrain jouant de façon étroite avec l'ensoleillement. Toutes ces variables sont disponibles à haute résolution dans les bases de données du CRU², du FGDC³ ou du NGDC⁴, à l'exception de la végétation. Plutôt que d'utiliser des données de végétation observées (Loveland *et al.*, 2000), une distribution de végétation potentielle actuelle telle que modélisée au chapitre 4 serait plus cohérente avec des données de l'IPA qui ne reflètent pas une extension de pergélisol soumise au réchauffement climatique (i.e., à l'impact anthropique). L'idéal serait également d'inclure dans notre modèle logistique les propriétés des sols (porosité, types de roches, etc.) mais de telles variables sont difficilement cartographiées sur de grandes régions.

Une fois en possession de cette pré-sélection de variables à haute résolution, la première étape consisterait à évaluer le modèle statistique. Une sélection des variables conduisant à la meilleure représentation du pergélisol serait alors nécessaire et pourrait se baser sur des critères statistiques tels que le BIC (par exemple, annexe A). Une validation croisée permettrait ensuite de comparer la projection obtenue avec cette combinaison optimale de variables prédictives, à des données indépendantes de la calibration. Cette étape vise à réserver aléatoirement un certain nombre de points de grille pour la projection et à réitérer l'opération plusieurs fois (Levavasseur *et al.*, 2012a). En variant le nombre de point de grille retirés pour la calibration et en mesurant l'accord à chaque projection, on peut ainsi tester la robustesse spatiale du modèle statistique, comme au chapitre 4.

1. International Permafrost association

2. Climate Research Unit

3. Frozen Ground Data Center

4. National Geophysical Data Center

La relation « pergélisol-climat » estimée au final serait plus complexe que les conditions de Renssen et Vandenberghe (2003) mais aurait l'avantage d'être valable au moins à l'échelle locale. Il serait intéressant de voir dans quelle mesure celle-ci peut s'appliquer à d'autres échelles.

La seconde étape consisterait à comparer la répartition géographique du pergélisol obtenue à haute résolution à partir des données, avec les résultats de modèles de climats régionaux couplés à des modèles dynamiques de pergélisol (e.g., Stendel *et al.*, 2007). Cette modélisation statistique du pergélisol bénéficierait également des atouts des probabilités modélisées par le modèle logistique, comme le calcul d'incertitude que ne permettent pas les modèles dynamiques de pergélisol.

5.3.2 Végétation au Dernier Maximum Glaciaire

La qualité des résultats obtenus avec les modèles logistiques mis en avant au chapitre 4 pour représenter la végétation potentielle actuelle, encourage à appliquer cette méthode statistique pour modéliser la végétation du Dernier Maximum Glaciaire. L'objectif que nous pourrions fixer est d'obtenir, comme au chapitre 4, une carte de végétation glaciaire la plus proche possible des données BIOME 6000 (section 4.3.1) qui livrent également les reconstructions polliniques pour cette période. De façon similaire, il serait très intéressant de comparer et d'évaluer cette modélisation statistique de la végétation glaciaire par rapport aux performances des modèles de végétations.

Pour tenter de reconstruire cette végétation glaciaire, nous reprendrions le modèle logistique décrit dans le chapitre 4. Pour modéliser la végétation potentielle actuelle, nous avons eu recours à différentes variables climatiques à haute résolution provenant du CRU. Malheureusement, il n'existe pas de données équivalentes à haute résolution pour le Dernier Maximum Glaciaire, et le recours aux modèles climatiques est inévitable.

Pour obtenir un climat réaliste à haute résolution au Dernier Maximum Glaciaire, une première idée serait de reprendre la technique de downscaling statistique avec GAM utilisée aux chapitres 2 et 3. Si cette approche a fait ses preuves pour obtenir des températures et des précipitations à haute résolution, elle n'a jamais été appliquée pour des variables telles que le *growing degree days* et le nombre de jour de gel, que je souhaiterais conserver pour leur forte contribution à la modélisation de la végétation (Levvasseur *et al.*, 2012a). Les modèles de climats régionaux fournissent des sorties journalières qui permettraient de reconstruire ces indices à haute résolution. Mais les contraintes techniques de ces modèles (temps de calcul) ne permettent pas d'obtenir des champs climatiques pour l'ensemble du globe.

Par simplicité et pour conserver une certaine variabilité spatiale pertinente (tenant compte par exemple de la topographie), nous pourrions reconstruire un « équivalent-CRU » glaciaire de la manière suivante. Pour chaque variable climatique considérée, la différence entre une simulation du Dernier Maximum Glaciaire et actuelle du modèle IPSL-CM4 serait ajoutée en chaque point de grille CRU, pour chaque variable considérée. Le choix du modèle climatique IPSL-CM4 s'expliquerait par le meilleur accord obtenu avec les données de pergélisol (entre les différents modèles PMIP2, chapitre 2) et une bonne représentation des données de température et de précipitations (chapitre 3) au Dernier Maximum Glaciaire.

Un premier test simple serait alors de réaliser une projection avec le modèle logistique établi au

chapitre 4 en utilisant l'« équivalent-CRU » au Dernier Maximum Glaciaire.

Certaines améliorations ou précisions pourront ensuite être apportées à ces premiers résultats. Comme nous l'avons soulevé au chapitre 4, il serait intéressant d'évaluer s'il est pertinent ou non de calibrer notre modèle logistique préférentiellement sur des données de végétation représentative de l'Holocène non-anthropisées (et que fournisse BIOME 6000) plutôt que sur les données modernes. En effet, pour une projection au Dernier Maximum Glaciaire, la relation « végétation-climat » ne doit pas refléter d'impact anthropique, qui introduirait de fait un biais dans le modèle statistique.

Cette projection au Dernier Maximum Glaciaire est également fondée sur la sélection de variables climatiques établie au chapitre 4 pour la végétation potentielle actuelle. Recommencer cette sélection de variables en tenant compte par exemple de BIOME 6000 et de l'« équivalent-CRU » au Dernier Maximum Glaciaire serait plus rigoureux et pourrait modifier sensiblement les résultats.

Nous pourrions enfin imaginer une calibration qui tiendrait à la fois compte des données actuelles (i.e., BIOME 6000 actuelle ou Holocène + CRU) et des données du Dernier Maximum Glaciaire (BIOME 6000 Dernier Maximum Glaciaire + « équivalent-CRU » glaciaire). Cela permettrait de mieux contraindre le modèle logistique en élargissant potentiellement l'intervalle de calibration de chaque prédicteur.

5.3.3 Impact du CO₂ sur la végétation

Plusieurs auteurs ont montré que le CO₂ comporte un impact direct sur la photosynthèse et donc sur la répartition de la végétation indépendamment du climat (Harrison et Prentice, 2003; Woillez *et al.*, 2011). L'estimation de cet impact reste mal connue à l'heure actuelle et difficilement évaluée en partie à cause des contraintes dynamiques des modèles climatiques : la photosynthèse est un processus biogéochimique souvent paramétré de façon empirique dans les modèles. La modélisation statistique permettrait de capturer l'effet du CO₂ de façon plus quantitative en produisant une étude similaire à celle du pergélisol (chapitre 2), visant à évaluer cette fois-ci la capacité des modèles climatiques à représenter la végétation potentielle actuelle et du Dernier Maximum Glaciaire.

En conservant l'utilisation des modèles logistiques, nous ne partirions plus de variables à l'échelle locale comme au chapitre 4 mais de champs climatiques à grande échelle issus des modèles. Pour la calibration, nous pourrions utiliser soit les données BIOME 6000 modernes, soit la végétation potentielle qui en a été déduite au chapitre 4. Comme en section 5.3.2, la question se pose de savoir si les données représentative de l'Holocène sont plus pertinentes que les données BIOME 6000 modernes.

Contrairement au pergélisol pour lequel les prédicteurs étaient « imposés » pour pouvoir comparer les modèles logistiques avec une première méthode de downscaling, le choix des prédicteurs devrait reprendre ici, dans la mesure du possible, les variables définies au chapitre 4. Certaines ne sont pas calculées explicitement par les modèles climatiques mais peuvent soit se déduire d'autres variables (e.g., l'ensoleillement est fonction de la couverture nuageuse) soit se calculer à partir des sorties haute fréquence des modèles climatiques (e.g., journalières pour calculer le nombre de jours de pluie ou de gel). Pour rester cohérent avec la notion de végétation potentielle, ces prédicteurs seraient issus de simulations pré-industrielles (i.e., sans impact anthropique, issues par exemple du projet PMIP2). Dans ce contexte, l'étape de sélection de modèle, pour déterminer la combi-

raison de variables à grande échelle qui conduit à la meilleure représentation de la végétation, ne peut se réaliser indépendamment pour chaque modèle climatique. Cela conduirait potentiellement à des modèles statistiques ne tenant pas forcément compte des mêmes champs climatiques à grande échelle, et ce en fonction de la qualité de ces derniers (relative à chaque modèle climatique). Les différentes projections ne seraient pas comparables. Pour palier à cela, cette sélection de variable pourrait s'effectuer à partir de champs climatiques représentant la moyenne des modèles globaux étudiés. Les variables retenues seraient ensuite imposées pour le downscaling des différents modèles.

Dans un premier temps, il serait nécessaire d'évaluer les modèles climatiques sur leur capacité à représenter la végétation potentielle actuelle à l'échelle locale. En reprenant des indices quantitatifs tels que le coefficient κ (annexe C) nous pourrions comparer les projections pré-industrielles des différents modèles climatiques entre elles et avec les données de végétation BIOME 6000.

Capter l'impact du CO_2 avec un modèle statistique est complexe car cette variable ne présente aucune variabilité spatiale et ne peut donc être directement introduite comme prédicteur. Nous pourrions alors procéder de différentes façons.

La relation « végétation-climat » estimée à partir de données de végétation actuelle ou Holocène, est implicitement contrainte par une concentration en CO_2 atmosphérique d'environ 360 ppm ou 280 ppm (selon Lüthi *et al.*, 2008) en fonction du prédicteur choisi. Exporter cette relation au Dernier Maximum Glaciaire (avec des prédicteurs issus de simulations glaciaires des modèles étudiés) conduirait à une végétation ne tenant pas compte d'une concentration plus faible à cette période (d'environ 180 ppm selon Lüthi *et al.*, 2008). Les données BIOME 6000 datées du Dernier Maximum Glaciaire témoignent, quant à elle, d'une végétation tenant compte de cette concentration plus faible en CO_2 . En comparant notre projection aux données BIOME 6000 au Dernier Maximum Glaciaire, nous serions en mesure de quantifier des changements de végétation en partie dus à l'impact du CO_2 .

Une autre solution reprend l'idée d'une calibration tenant compte à la fois des données actuelles (ou Holocène) et du Dernier Maximum Glaciaire (section 5.3.2), pour inclure directement le CO_2 comme prédicteur. Il s'agirait de construire un vecteur qui, lors de la calibration, associerait à chaque point BIOME 6000 actuel (ou Holocène) une concentration de 360 (ou 180) ppm et une concentration de 180 ppm pour les points BIOME 6000 du Dernier Maximum Glaciaire. Jouer sur ces valeurs permettrait d'estimer uniquement l'impact du CO_2 sur la végétation (glaciaire ou potentielle actuelle) simulée par le modèle logistique.

5.3.4 Application à des simulations climatiques transitoires

L'évaluation des modèles climatiques ne se restreint pas exclusivement à l'analyse de simulations à l'équilibre (i.e., forcées par des conditions aux limites constantes). Simuler des périodes de temps comme les transitions glaciaires-interglaciaires sont très utiles pour tester la théorie dynamique qu'ils mettent en équations. Pour des raisons de coût de calcul, l'emploi de modèles de complexité intermédiaire est privilégié pour simuler de longues périodes de temps. Or, les méthodes de downscaling statistique ont d'ores et déjà montré leur apport pour ce type de modèles climatiques avec des variables comme la température ou les précipitations (Vrac *et al.*, 2007a; Martin *et al.*, 2012).

Il serait alors intéressant d'utiliser les méthodes statistiques décrites dans cette thèse pour modéliser une évolution à l'échelle locale de variables environnementales comme la végétation ou le pergélisol. Les modèles statistiques choisis, et calibrés sur les données actuelles, devraient être optimisés pour être le plus robuste possible dans le temps. Les données actuelles à l'échelle locale et les prédicteurs (physiques ou géographiques) utilisés pourraient s'inspirer des différentes études de cette thèse et des perspectives précédentes. Plusieurs tests sont alors envisageables pour répondre à différentes questions et dont voici deux exemples intéressants :

- Quelle période de temps (d'après les modèles climatiques) est représentée par les données de Vandenberghe *et al.* (2012) ? Un downscaling du pergélisol à partir d'une simulation climatique du dernier cycle glaciaire-interglaciaire permettrait de mieux cibler cette période (qui ne correspondrait pas au Dernier Maximum Glaciaire d'après les résultats en section 5.1).
- Comment appréhender la future fonte du pergélisol à l'échelle locale ? Le downscaling du pergélisol à partir d'une simulation climatique future (suivant l'un des scénarios d'émissions du GIEC⁵) permettrait des projections plus précises.

Le downscaling de la végétation à partir de simulations transitoires paraît plus complexe du fait de l'impact du CO₂ qui ne serait alors pas pris en compte (section 5.3.3).

5.4 Conclusion

Au terme de cette thèse, aborder le climat sous l'angle des statistiques apparaît comme une alternative pertinente et complémentaire de la modélisation dynamique de variables environnementales. Une grande partie de mon travail a reposé sur l'étude de variables environnementales nominales pour lesquelles la souplesse des modèles statistiques présente un grand potentiel. Cette modélisation statistique a également permis d'atteindre une échelle locale adaptée à la modélisation de ces variables environnementales ainsi qu'à l'évaluation des modèles climatiques dans leur capacité à les simuler. La maîtrise de l'information prise en compte dans les modèles statistiques ou la gestion des incertitudes, sont d'autres atouts, qui, j'en suis sûr, ouvrent de nouvelles possibilités pour la modélisation statistique en climatologie, comme l'a illustré cette thèse aux travers d'études sur le pergélisol et la végétation.

5. Groupe Intergouvernemental d'Expert sur l'évolution du Climat, en anglais « Intergovernmental Panel on Climate Change » - IPCC

Bibliographie

- ALFANO, M., BARRON, E., POLLARD, D., HUNTLEY, B. et ALLEN, J. (2003). Comparison of climate model results with european vegetation and permafrost during oxygen isotope stage three. *Quaternary Res.*, 59(1):97–107.
- ALLOUCHE, O., TSOAR, A. et KADMON, R. (2006). Assessing the accuracy of species distribution models : prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *J. Appl. Ecol.*, 43(6):1223–1232.
- ANISIMOV, O., VAUGHAN, D., CALLAGHAN, T., FURGAL, C., MARCHANT, H., PROWSE, T., VILHJÁLMSSON, H. et WALSH, J. (2007). Polar regions (Arctic and Antarctic). In PARRY, M., CANZIANI, O., PALUTIKOF, J., van der LINDEN, P. et HANSON, C., éditeurs : *Climate Change 2007 : The Physical Science Basis, Impacts, Adaptation and Vulnerability*. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, pages 653–685. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom.
- BANKS, W., RONCHITELLI, A., SIMA, A., KAGEYAMA, M., D'ERRICO, F. et ZILHÃO, J. (2009). Investigating links between ecology and bifacial tool types in western europe during the last glacial maximum. *J. Archaeol. Sci.*, 36(12):2853–2867.
- BAR-YOSEF, O. et BELFER-COHEN, A. (2001). From Africa to Eurasia – early dispersals. *Quatern. Int.*, 75(1):19–28.
- BARD, E., DUPUY, J.-P., CAZENAVE, A., LE ROY LADURIE, E., MICHELET, D., DELMAS-MARY, M., RAYNAUD, D., MÉNARD, J. et de NOBLET-DUCOUDRÉ, N. (2006). *L'Homme face au climat : Symposium annuel*. Odile Jacob, France, collège de france édition.
- BARD, E., HAMELIN, B., ARNOLD, M., MONTAGGIONI, L., CABIOCH, G., FAURE, G. et ROUGERIE, F. (1996). Deglacial sea-level record from Tahiti corals and the timing of global meltwater discharge. *Nature*, 382(6588):241–244.
- BARTLEIN, P., HARRISON, S., BREWER, S., CONNOR, S., DAVIS, B., GAJEWSKI, K., GUIOT, J., HARRISON-PRENTICE, T., HENDERSON, A., PEYRON, O., PRENTICE, I., SCHOLZE, M., SEPPÄ, H., SHUMAN, B., SUGITA, S., THOMPSON, R., VIAU, A., WILLIAMS, J. et WU, H. (2011). Pollen-based continental climate reconstructions at 6 and 21ka : a global synthesis. *Clim. Dynam.*, 37(3–4):775–802.
- BENNETT, E., ALPERT, R. et GOLDSTEIN, A. (1954). Communications through limited-response questioning. *Public. Opin. Quart.*, 18(3):303–308.

- BERGER, A. (1978). Long-term variations of daily insolation and quaternary climatic changes. *Journal of Atmospheric Sciences*, 35(12):2362–2367.
- BIAU, G., ZORITA, E., von STORCH, H. et WACKERNAGEL, H. (1999). Estimation of precipitation by kriging in the EOF space of the sea level pressure field. *J. Climate*, 12(4):1070–1085.
- BIGELOW, N. H., BRUBAKER, L. B., EDWARDS, M. E., HARRISON, S. P., PRENTICE, I. C., ANDERSON, P. M., ANDREEV, A. A., BARTLEIN, P. J., CHRISTENSEN, T. R., CRAMER, W., KAPLAN, J. O., LOZHKIN, A. V., MATVEYEVA, N. V., MURRAY, D. F., MCGUIRE, A. D., RAZZHIVIN, V. Y., RITCHIE, J. C., SMITH, B., WALKER, D. A., GAJEWSKI, K., WOLF, V., HOLMQUIST, B. H., IGARASHI, Y., KREMENETSKII, K., PAUS, A., PISARIC, M. F. J. et VOLKOVA, V. S. (2003). Climate change and Arctic ecosystems : 1. Vegetation changes north of 55°n between the Last Glacial Maximum, Mid-Holocene, and present. *J. Geophysical Res.*, 108(D19):8170–8195.
- BJERKNES, V. (1904). Das Problem der Wettervorhersage, betrachtet vom Standpunkte der Mechanik und der Physik. *Met. Zeit.*, 21(1–7):663–667.
- BOÉ, J., TERRAY, L., HABETS, F. et MARTIN, E. (2006). A simple statistical-dynamical downscaling scheme based on weather types and conditional resampling. *J. Geophys. Res.*, 111(D3):1–20.
- BOX, E. (1981). *Macroclimate and plant forms : an introduction to predictive modeling in phytogeography*. Junk, W., University of Michigan, USA, 1st édition.
- BOX, E. (1996). Plant functional types and climate at the global scale. *J. Veg. Sci.*, 7(3):309–320.
- BRACONNOT, P., OTTO-BLIESNER, B., HARRISON, S., JOUSSAUME, S., PETERCHMITT, J.-Y., ABE-OUCHI, A., CRUCIFIX, M., DRIESSCHAERT, E., FICHEFET, T., HEWITT, C. D., KAGEYAMA, M., KITO, A., LAÏNÉ, A., LOUTRE, M.-F., MARTI, O., MERKEL, U., RAMSTEIN, G., VALDES, P., WEBER, S. L., YU, Y. et ZHAO, Y. (2007a). Results of PMIP2 coupled simulations of the Mid-Holocene and Last Glacial Maximum – part 1 : Experiments and large-scale features. *Clim. Past*, 3(2):261–277.
- BRACONNOT, P., OTTO-BLIESNER, B., HARRISON, S., JOUSSAUME, S., PETERCHMITT, J.-Y., ABE-OUCHI, A., CRUCIFIX, M., DRIESSCHAERT, E., FICHEFET, T., HEWITT, C. D., KAGEYAMA, M., KITO, A., LOUTRE, M.-F., MARTI, O., MERKEL, U., RAMSTEIN, G., VALDES, P., WEBER, L., YU, Y. et ZHAO, Y. (2007b). Results of PMIP2 coupled simulations of the Mid-Holocene and Last Glacial Maximum – part 2 : Feedbacks with emphasis on the location of the ITCZ and mid- and high latitudes heat budget. *Clim. Past*, 3(2):279–296.
- BROWN, J., FERRIANS, O., HEGINBOTTOM, J. et MELNIKOV, E. (1997). Circum-Arctic map of permafrost and ground-ice condition, Circum-Pacific Map Series CP-45, scale 1 :10,000,000, 1 sheet. Geological Survey in Cooperation with the Circum-Pacific Council for Energy and Mineral Resources.
- BROWN, J. et ROMANOVSKY, V. (2008). Report from the International Permafrost Association : state of permafrost in the first decade of the 21st century. *Permafrost and Periglac. Process.*, 19:255–260.

- BURKE, A. (2012). Exploring the impact of climate variability during the Last Glacial Maximum on the pattern of human settlement in the Iberian Peninsula. *Submitted*.
- BURKE, A., MAÍLLO FERNÁNDEZ, J., FUERTES PRIETO, N., BISSON, M., JAMES, P. et LEVAVASSEUR, G. (2012). Archaeological survey in eastern Guadalajara province, Spain : initial results. *in prep*.
- BUSBY, J. (1991). BIOCLIM - A bioclimatic analysis and prediction system. In MARGULES, C. R. et AUSTIN, M. P., éditeurs : *Nature Conservation : cost effective biological surveys and data analysis*, pages 64–68. CSIRO.
- BYRT, T., BISHOP, J. et CARLIN, J. (1993). Bias, prevalence and kappa. *J. Clin. Epidemiol.*, 46(5):423–429.
- CANNON, A. (2011). Quantile regression neural networks : implementation in R and application to precipitation downscaling. *Computers and Geosciences*, 37(9):1277–1284.
- CANNON, A. et WHITFIELD, P. (2002). Downscaling recent streamflow conditions in British Columbia, Canada using ensemble neural network models. *J. Hydrol.*, 259(1–4):136–151.
- CARBONELL, E., MOSQUERA, M., RODRIGUEZ, X., SALA, R. et van der MADE, J. (1999). Out of Africa : the dispersal of the earliest technical systems reconsidered. *J. Anthropol. Archaeol.*, 18(2):119–136.
- CHAPPELL, J. (2002). Sea level changes forced ice breakouts in the Last Glacial cycle : new results from coral terraces. *Quaternary Sci. Rev.*, 21(10):1229–1240.
- CHARNEY, J., FJÖRTOFT, R. et von NEUMANN, J. (1950). Numerical integration of the barotropic vorticity equation. *Tellus*, 2(4):237–254.
- CHENG, M. et QI, Y. (2002). Frontal rainfall-rate distribution and some conclusions on the threshold method. *J. Appl. Meteorol.*, 41(11):1128–1139.
- CHRISTENSEN, J. et KUHRY, P. (2000). High-resolution regional climate model validation and permafrost simulation for the East European Russian Arctic. *J. Geophys. Res.*, 105(D24):29,647–29,658.
- CHU, J., XIA, J., XU, C.-Y. et SINGH, V. (2010). Statistical downscaling of daily mean temperature, pan evaporation and precipitation for climate change scenarios in Haihe River, China. *Theor. Appl. Climatol.*, 99(1–2):149–161.
- CICCHETTI, D. et FEINSTEIN, A. (1990). High agreement but low kappa : Ii. Resolving the paradoxes. *J. Clin. Epidemiol.*, 43(6):551–558.
- COHEN, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educ. Psychol. Meas.*, 20(1):37–46.
- CRUCIFIX, M., BETTS, R. et HEWITT, C. (2005). Pre-industrial-potential and Last Glacial Maximum global vegetation simulated with a coupled climate-biosphere model : diagnosis of bioclimatic relationships. *Global and Planet. Change*, 45(4):295–312.

- DÄLLENBACH, A., BLUNIER, T., FLÜCKIGER, J., STAUFFER, B., CHAPPELLAZ, J. et RAYNAUD, D. (2000). Changes in the atmospheric CH₄ gradient between Greenland and Antarctica during the Last Glacial and the transition to the Holocene. *Geophys. Res. Lett.*, 27(7):1005–1008.
- de KNEGT, H., van LANGEVELDE, F., COUGHENOUR, M., SKIDMORE, A., de BOER, W., HEITKÖNIG, I., KNOX, N., SLOTOW, R., van der WAAL, C. et PRINS, H. (2010). Spatial autocorrelation and the scaling of species–environment relationships. *Ecology*, 91(8):2455–2465.
- DELALOYE, R. (2004). *Contribution à l'étude du pergélisol de montagne en zone marginale*. Université de Fribourg, Suisse, geofocus édition.
- DELISLE, G. (1998). Numerical simulation of permafrost growth and decay. *J. Quaternary Sci.*, 13(4):325–333.
- DELISLE, G., CASPERS, G. et FREUND, H. (2003). Permafrost in North-Central Europe during the Weichselian : how deep ? In PHILIPS, M., SPRINGMAN, S. M. et ARENSON, L. U., éditeurs : *Proceedings of the Eighth International Conference on Permafrost*, pages 187–191, Zurich, Switzerland.
- DENMAN, K., BRASSEUR, G., CHIDTHAISONG, A., CIAIS, P., COX, P., DICKINSON, R., HAUGLUSTAINÉ, D., HEINZE, C., HOLLAND, E., JACOB, D., LOHMANN, U., RAMACHANDRAN, S., DA SILVA DIAS, P., WOFSY, S. et ZHANG, X. (2007). Couplings between changes in the climate system and biogeochemistry. In SOLOMON, S., QIN, D., MANNING, M., CHEN, Z., MARQUIS, M., AVERYT, K., TIGNOR, M. et MILLER, H., éditeurs : *Climate Change 2007 : The Physical Science Basis*, Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Changes. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New-York, NY, USA.
- DENNELL, R. et ROEBROEKS, W. (2005). An Asian perspective on early human dispersal from Africa. *Nature*, 438(7071):1099–1104.
- EPICA, c. m. (2004). Eight glacial cycles from an Antarctic ice core. *Nature*, 429(6992):623–628.
- ETHERIDGE, D., STEELE, L., FRANCEY, R. et LANGENFELDS, R. (1998). Atmospheric methane between 1000 A.D. and present : evidence of anthropogenic emissions and climatic variability. *J. Geophys. Res.*, 103(D13):15,979–15,993.
- ETHERIDGE, D., STEELE, L., LANGENFELDS, R., FRANCEY, R., BARNOLA, J.-M. et MORGAN, V. (1996). Natural and anthropogenic changes in atmospheric CO₂ over the last 1000 years from air in Antarctic ice and firn. *J. Geophys. Res.*, 101(D2):4115–4128.
- FEALY, R. et SWEENEY, J. (2007). Statistical downscaling of precipitation for a selection of sites in Ireland employing a generalised linear modelling approach. *Int. J. Climatol.*, 27(15):2083–2094.
- FEINSTEIN, A. et CICCHETTI, D. (1990). High agreement but low kappa : I. The problems of two paradoxes. *J. Clin. Epidemiol.*, 43(6):543–549.
- FLÜCKIGER, J., DÄLLENBACH, A., BLUNIER, T., STAUFFER, B., STOCKER, T., RAYNAUD, D. et BARNOLA, J.-M. (1999). Variations in atmospheric N₂O concentration during abrupt climatic changes. *Science*, 285(5425):227–230.

- FOWLER, H., BLENKINSOPA, S. et TEBALDIB, C. (2007). Linking climate change modelling to impacts studies : recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling. *Int. J. Climatol.*, 27(12):1547–1578–1139.
- FRENCH, H. (2007). *The periglacial environment*. Wiley, New-York, 3rd édition.
- FRIEDLINGSTEIN, P., BOPP, L., CIAIS, P., DUFRESNE, J.-L., FAIRHEAD, L., LETREUT, H., MONFRAY, P. et ORR, J. (2001). Positive feedback between future climate change and the carbon cycle. *Geophys. Res. Lett.*, 28(8):1543–1546.
- FRIEDMAN, J. et STUETZLE, W. (1981). Projection pursuit regression. *J. Am. Stat. Assoc.*, 76(376): 817–823.
- FRITTS, H. (2001). *Tree rings and climate*. The Blackburn Press, Caldwell, New Jersey, U.S.
- GALTON, F. (1886). Regression towards mediocrity in hereditary stature. *Journal of the Anthropological Institute of Great Britain and Ireland*, 15:246–263.
- GATES, W., BOYLE, J., COVEY, C., DEASE, C., DOUTRIAUX, C., DRACH, R., FIORINO, M., GLECKLER, P., HNILO, J., MARLAIS, S., PHILLIPS, T., POTTER, G., SANTER, B., SPERBER, K., TAYLOR, K. et WILLIAMS, D. (1999). An overview of the results of the Atmospheric Model Intercomparison Project (AMIP I). *B. Am. Meteorol. Soc.*, 80(1):29–55.
- GIORGI, F., MEARN, L., SHIELDS, C. et MCDANIEL, L. (1998). Regional nested model simulations of present day and 2 x CO₂ climate over the Central Plains of the U.S. *Climatic Change*, 40(3–4):457–493.
- GOOSSE, H., BROVKIN, V., FICHEFET, T., HAARSMA, R., HUYBRECHTS, P., JONGMA, J., MOUCHET, A., SELTEN, F., BARRIAT, P.-Y., CAMPIN, J.-M., DELEERSNIJDER, E., DRIESSCHAERT, E., GOELZER, H., JANSSENS, I., LOUTRE, M.-F., MORALES MAQUEDA, M. A., OPSTEEGH, T., MATHIEU, P.-P., MUNHOVEN, G., PETERSSON, E. J., RENSSSEN, H., ROCHE, D. M., SCHAEFFER, M., TARTINVILLE, B., TIMMERMANN, A. et WEBER, S. L. (2010). Description of the Earth System Model of Intermediate complexity LOVECLIM version 1.2. *Geosci. Model Dev.*, 3(1):309–390.
- GRENIER, C., RÉGNIER, D., MOUCHE, E., BENABDERRAHMANE, H. et DAVY, P. (2012). Impact of permafrost development on groundwater flow patterns : results from a numerical study considering freezing cycles on a 2D vertical cut through a generic river-plain system. *Hydrogeol. J.*, Special Issue Cold Regions Environment.
- GROSSE, G., ROMANOVSKY, V., JORGENSON, T., ANTHONY, K., BROWN, J. et OVERDUIN, P. (2011). Vulnerability and feedbacks of permafrost to climate change. *EOS Trans. AGU*, 92(9): 73–80.
- GUGGENMOOS-HOLZMANN, I. (1996). The meaning of kappa : probabilistic concepts of reliability and validity revisited. *J. Clin. Epidemiol.*, 49(7):775–782.
- GUGLIELMIN, M., ALDIGHIERI, B. et TESTA, B. (2003). PERMACLIM : a model for the distribution of mountain permafrost, based on climatic observations. *Geomorphology*, 51(4):245–257.

- GUIOT, J., CHEDDADI, R., PRENTICE, I. et JOLLY, D. (1996). A method of biome and land surface mapping from pollen data : application to Europe 6000 years ago. *Paleoclimates*, 1:311–324.
- GUIOT, J., TORRE, F., JOLLY, D., PEYRON, O., BOREUX, J. et CHEDDADI, R. (2000). Inverse vegetation modeling by monte carlo sampling to reconstruct palaeoclimates under changed precipitation seasonality and CO₂ conditions : application to glacial climate in Mediterranean region. *Ecol. Model.*, 127(2–3):119–140.
- GUISAN, A. et THUILLER, W. (2005). Predicting species distribution : offering more than simple habitat models. *Ecol. Lett.*, 8(9):993–1009.
- GUISAN, A. et ZIMMERMANN, N. (2000). Predictive habitat distribution models in ecology. *Ecol. Model.*, 135(2–3):147–186.
- HARRIS, C., ARENSON, L., CHRISTIANSEN, H., ETZELMÜLLER, B., FRAUENFELDER, R., GRUBER, S., HAEBERLI, W., HAUCK, C., HÖLZLE, M., HUMLUM, O., ISAKSEN, K., KÄÄB, A., KERN-LÜTSCHG, M., LEHNING, M., MATSUOKA, N., MURTON, J., NÖTZLI, J., PHILLIPS, M., ROSS, N., SEPPÄLÄ, M., SPRINGMAN, S. et MÜHLL, D. (2009). Permafrost and climate in Europe : monitoring and modelling thermal, geomorphological and geotechnical responses. *Earth-Sci. Rev.*, 92(3–4):117–171.
- HARRISON, S. et PRENTICE, C. (2003). Climate and CO₂ controls on global vegetation distribution at the last glacial maximum : analysis based on palaeovegetation data, biome modelling and palaeoclimate simulations. *Glob. Change Biol.*, 9(7):983–1004.
- HARRISON, S., YU, G., TAKAHARA, H. et PRENTICE, I. (2001). Diversity of temperate plants in East Asia. *Nature*, 413:129–130.
- HASTIE, T. et TIBSHIRANI, R. (1990). *Generalized Additive Models*. Chapman and Hall/CRC, London, 1st édition.
- HAXELTINE, A. et PRENTICE, I. (1996). BIOME3 : an equilibrium terrestrial biosphere model based on ecophysiological constraints, resource availability, and competition among plant functional types. *Global Biogeochem. Cy.*, 10(4):693–709.
- HEGINBOTTOM, J., BROWN, J., MELNIKOV, E. et FERRIANS, O. (1993). Circum-Arctic map of permafrost and ground-ice conditions. *In Proceedings of the Sixth International Conference on Permafrost*, pages 1132–1136, Beijing, China. National Snow and Ice Data Center/World Data Center for Glaciology, South China University of Technology Press.
- HEGINBOTTOM, J. et DUBREUIL, M.-A. (1993). A new permafrost and ground ice map for the National Atlas of Canada. *In Proceedings of the Sixth International Conference on Permafrost*, pages 255–260, Beijing, China. South China University of Technology Press.
- HEINRICH, H. (1988). Origin and consequences of cyclic ice rafting in the Northeast Atlantic Ocean during the past 130,000 years. *Quaternary Res.*, 29(2):142–52.
- HERNANDEZ FERNANDEZ, M. (2001). Bioclimate discriminant capacity of terrestrial mammal faunas. *Global Ecol. Biogeogr.*, 10(2):189–204.

- HERNANDEZ FERNANDEZ, M. et PELÁEZ-CAMPOMANES, P. (2003). The bioclimatic model : a method of palaeoclimatic qualitative inference based on mammal associations. *Global Ecol. Biogeogr.*, 12(6):507–517.
- HINZMAN, L., KANE, D., YOSHIKAWA, K., CARR, A., BOLTON, W. et FRAVER, M. (2003). Hydrological variations among watersheds with varying degrees of permafrost. In PHILIPS, M., SPRINGMAN, S. M. et ARENSON, L. U., éditeurs : *Proceedings of the Eighth International Conference on Permafrost*, pages 407–411, Zurich, Switzerland.
- HOLDRIDGE, L. (1947). Determination of world plant formations from simple climatic data. *Science*, 105(2727):367–368.
- HOUDIN, F., MUSAT, I., BONY, S., BRACONNOT, P., CODRON, F., DUFRESNE, J., FAIRHEAD, L., FILIBERTI, M., FRIEDLINGSTEIN, P., GRANDPEIX, J., KRINNER, G., LEVAN, P., LI, Z. et LOTT, F. (2006). The LMDZ4 general circulation model : climate performance and sensitivity to parametrized physics with emphasis on tropical convection. *Clim. Dynam.*, 27(7–8):787–813.
- HUIJZER, A. et ISARIN, R. (1997). The reconstruction of past climates using multi-proxy evidence : an example of the Weichselian Pleniglacial in Northwest and Central Europe. *Quaternary Sci. Rev.*, 16(6):513–533.
- HUNTLEY, B. et BIRKS, H. (1983). *An atlas of past and present pollen maps for Europe : 0-13000 years ago*. Cambridge University Press, UK, 1st édition.
- HUTH, R. (2001). Disaggregating climatic trends by classification of circulation patterns. *Int. J. Climatol.*, 21(2):135–153.
- HUTH, R. (2002). Statistical downscaling of daily temperature in central Europe. *J. Climate*, 15(13):1731–1742.
- IMBRIE, J., HAYS, J., MARTINSON, D., MCINTYRE, A., MIX, A., MORLEY, J., PISIAS, N., PRELL, W. et SHACKLETON, N. (1984). *The orbital theory of Pleistocene climate : support from a revised chronology of the marine $\delta^{18}O$ record*. Reidel Publishing Company, milankovitch and climate édition.
- IPCC (2007a). *Contribution of working group I to the fourth assessment report of the intergovernmental panel on climate change : The physical science basis*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New-York, NY, USA, solomon, s. and qin, d. and manning, m. and chen, z. and marquis, m. and averyt, k.b. and tignor, m. and miller, h.l. édition.
- IPCC (2007b). *Contribution of working group II to the fourth assessment report of the intergovernmental panel on climate change : Impacts, Adaptation and Vulnerability*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New-York, NY, USA, parry, m.l. and canziani, o.f. and palutikof, j.p. and van der linden, p.j. and hanson, c.e. édition.
- IPCC (2007c). *Contribution of working group III to the fourth assessment report of the intergovernmental panel on climate change : Mitigation of Climate Change*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New-York, NY, USA, metz, b. and davidson, o.r. and bosch, p.r. and dave, r. and meyer, l.a. édition.

- IVERSON, L., PRASAD, A. et SCHWARTZ, M. (1999). Modeling potential future individual tree-species distributions in the eastern United States under a climate change scenario : a case study with *Pinus Tirginiana*. *Ecol. Model.*, 115(1):77–93.
- JANSEN, E., OVERPECK, J., BRIFFA, K., DUPLESSY, J.-C., JOOS, F., MASSON-DELMOTTE, V., OLAGO, D., OTTO-BLIESNER, B., PELTIER, W., RAHMSTORF, S., RAMESH, R., RAYNAUD, D., RIND, D., SOLOMINA, O., VILLALBA, R. et ZHANG, D. (2007). Palaeoclimate. In SOLOMON, S., QIN, D., MANNING, M., CHEN, Z., MARQUIS, M., AVERYT, K., TIGNOR, M. et MILLER, H., éditeurs : *Climate Change 2007 : The Physical Science Basis*, Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Changes. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New-York, NY, USA.
- JOUSSAUME, S. et TAYLOR, K. (1995). Status of the Paleoclimate Modeling Intercomparison project (PMIP). In *Proceedings of the 1st international AMIP scientific conference*, pages 425–430, Monterey, USA. WCRP-92 Report.
- JOUSSAUME, S. et TAYLOR, K. (2000). The Paleoclimate Modeling Intercomparison Project (PMIP). In BRACONNOT, P., éditeur : *Proceedings of the 3rd PMIP workshop*, page 271, Canada. WCRP-111, WMO/TD-1007.
- KAGEYAMA, M., LAÉNÉ, A., ABE-OUCHI, A., BRACONNOT, P., CORTIJO, E., CRUCIFIX, M., de VERNAL, A., GUIOT, J., HEWITT, C., KITO, A., KUCERA, M., MARTI, O., OHGAI, R., OTTO-BLIESNER, B., PELTIER, W., ROSELL-MELÉ, A., VETTORETTI, G., WEBER, S. et YU, Y. (2006). Last Glacial Maximum temperatures over the North Atlantic, Europe and western Siberia : a comparison between PMIP models, MARGO sea-surface temperatures and pollen-based reconstructions. *Quaternary Sci. Rev.*, 25(17–18):2082–2102.
- KAGEYAMA, M., MIGNOT, J., SWINGEDOUW, D., MARZIN, C., ALKAMA, R. et MARTI, O. (2009). Glacial climate sensitivity to different states of the Atlantic Meridional Overturning Circulation : results from the IPSL model. *Clim. Past*, 5(3):551–570.
- KAGEYAMA, M., PEYRON, O., PINOT, S., TARASOV, P., GUIOT, J., JOUSSAUME, S. et RAMSTEIN, G. (2001). The Last Glacial Maximum climate over Europe and Western Siberia : a PMIP comparison between models and data. *Clim. Res.*, 17(1):23–43.
- KAPLAN, J. O., BIGELOW, N. H., PRENTICE, I. C., HARRISON, S. P., BARTLEIN, P. J., CHRISTENSEN, T. R., CRAMER, W., MATVEYEVA, N. V., MCGUIRE, A. D., MURRAY, D. F., RAZZHIVIN, V. Y., SMITH, B., WALKER, D. A., ANDERSON, P. M., ANDREEV, A. A., BRUBAKER, L. B., EDWARDS, M. E. et LOZHKIN, A. V. (2003). Climate change and Arctic ecosystems : 2. Modeling, paleodata-model comparisons, and future projections. *J. Geophysical Res.*, 108(D19):8171–8188.
- KLEIDON, A. (2006). The climate sensitivity to human appropriation of vegetation productivity and its thermodynamic characterization. *Glob. Planet. Change*, 54(1–2):109–127.
- KLEIN, R. (2000). Archeology and the evolution of human behavior. *Evol. Anthropol.*, 9(1):17–36.
- KÖPPEN, W. (1936). Das geographische system der klimate. In KÖPPEN, W. et GEIGER, G., éditeurs : *Handbuch der Klimatologie*, pages 1–44. Verlag von Gebrüder Borntraeger, Berlin.

- KOVEN, C., FRIEDLINGSTEIN, P., CIAIS, P., KHVOROSTYANOV, D., KRINNER, G. et TARNOCAI, C. (2009). On the formation of high-latitude soil carbon stocks : effects of cryoturbation and insulation by organic matter in a land surface model. *Geophys. Res. Lett.*, 36(21):L21501.
- KRINNER, G., VIOVY, N., de NOBLET-DUCOUDRÉ, N., OGÉE, G., POLCHER, J., FRIEDLINGSTEIN, P., CIAIS, P., SITCH, S. et PRENTICE, I. (2005). A dynamic global vegetation model for studies of the coupled atmosphere-biosphere system. *Global Biogeochem. Cy.*, 19(GB1015):1–33.
- KUCERA, M., ROSELL-MELÉ, A., SCHNEIDER, R., WAELBROECK, C. et WEINELT, M. (2005). Multiproxy approach for the reconstruction of the glacial ocean surface (MARGO). *Quaternary Sci. Rev.*, 24(7–9):813–819.
- LANDIS, J. et KOCH, G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1):159–174.
- LAPRISE, R. (2008). Regional climate modelling. *J. Compu. Phys.*, 227(7):3641–3666.
- LAWRENCE, D. et SLATER, A. (2005). A projection of severe near-surface permafrost degradation during the 21st century. *Geophys. Res. Lett.*, 41:L24401.
- LEATHWICK, J. et AUSTIN, M. (2001). Competitive interactions between tree species in New Zealand's old-growth indigenous forests. *Ecology*, 82(9):2560–2573.
- LEMKE, P., REN, J., ALLEY, R., ALLISON, I., CARRASCO, J., FLATO, G., FUJII, Y., KASER, G., MOTE, P., THOMAS, R. et ZHANG, T. (2007). Observations : changes in snow, ice and frozen ground. In SOLOMON, S., QIN, D., MANNING, M., CHEN, Z., MARQUIS, M., AVERYT, K., TIGNOR, M. et MILLER, H., éditeurs : *Climate Change 2007 : The Physical Science Basis*, Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Changes, pages 337–383. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New-York, NY, USA.
- LEVAVASSEUR, G., ROCHE, D., VRAC, M., PAILLARD, D. et GUIOT, J. (2012a). An objective methodology for potential vegetation reconstruction constrained by climate. *In review for Glob. Planet. Change*.
- LEVAVASSEUR, G., VRAC, M., ROCHE, D. et PAILLARD, D. (2012b). Statistical modelling of a new global potential vegetation distribution. *Environ. Res. Lett.*, 7(044019):11.
- LEVAVASSEUR, G., VRAC, M., ROCHE, D. M., PAILLARD, D., MARTIN, A. et VANDENBERGHE, J. (2011). Present and LGM permafrost from climate simulations : contribution of statistical downscaling. *Clim. Past*, 7(4):1647–1692.
- LOVELAND, T. et BELWARD, A. (1997). The IGBP-DIS global 1km land cover data set, DISCover : first results. *Int. J. Remote Sens.*, 18(15):3289–3295.
- LOVELAND, T., REED, B., BROWN, J., OHLEN, D., ZHU, Z., YANG, L. et MERCHANT, J. (2000). Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data. *Int. J. Remote Sens.*, 21(6–7):1303–1330.

- LUGON, R., DELALOYE, R., SERRANO, E., REYNARD, E., LAMBIEL, C. et GONZÁLEZ-TRUEBA, J. (2004). Permafrost and little ice age glacier relationships, posets massif, central pyrenees, spain. *Permafrost and Periglac. Process*, 15(3):207–220.
- LÜTHI, D., LE FLOCH, M., BEREITER, B., BLUNIER, T., BARNOLA, J.-M., SIEGENTHALER, U., RAYNAUD, D., JOUZEL, J., FISCHER, H., KAWAMURA, K. et STOCKER, T. (2008). High-resolution carbon dioxide concentration record 650,000 – 800,000 years before present. *Nature*, 453(7193):379–382.
- LYNCH, A., CHAPMAN, W., WALSH, J. et WELLER, G. (1995). Development of a regional climate model of the western Arctic. *J. Climate*, 8(6):1555–1570.
- MACHIDA, T., NAKAZAWA, T., FUJII, Y., AOKI, S. et WATANABE, O. (1995). Increase in the atmospheric nitrous oxide concentration during the last 250 years. *J. Geophys. Res.*, 22(21): 2921–2924.
- MALARDEL, S. (2009). *Fondamentaux de météorologie : à l'école du temps*. Cépaduès, France, 2nd édition.
- MANABE, S. (1969). Climate and the ocean circulation. I. the atmospheric circulation and the hydrology of the Earth's surface. *Mon. Weather Rev.*, 97(11):739–774.
- MARCHANT, R., HARRISON, S., HOOGHIEMSTRA, H., MARKGRAF, V., van BOXEL, J., AGER, T., ALMEIDA, L., ANDERSON, R., BAIED, C., BEHLING, H., BERRIO, J., BURBRIDGE, R., BJÖRCK, S., BYRNE, R., BUSH, M., CLEEF, A., DUIVENVOORDEN, J., FLENLEY, J., DE OLIVEIRA, P., van GEEL, B., GRAF, K., GOSLING, W., HARBELE, S., van der HAMMEN, T., HANSEN, B., HORN, S., ISLEBE, G., KUHR, P., LEDRU, M.-P., MAYLE, F., LEYDEN, B., LOZANO-GARCÍA, S., MELIEF, A., MORENO, P., MOAR, N., PRIETO, A., van REENEN, G., SALGADO-LABOURIAU, M., SCHÄBITZ, F., SCHREVE-BRINKMAN, E. et WILLE, M. (2009). Pollen-based biome reconstructions for Latin America at 0, 6,000 and 18,000 radiocarbon years. *Clim. Past*, 5(11):369–461.
- MARCHENKO, S., ROMANOVSKY, V. et TIPENKO, G. (2008). Numerical modeling of spatial permafrost dynamics in Alaska. In KANE, D. et HINKEL, K., éditeurs : *Proceedings of the Ninth International Conference on Permafrost*, pages 1125–1130, Fairbanks, Alaska, US.
- MARTI, O., BRACONNOT, P., BELLIER, J., BENSILHA, R., BONY, S., BROCKMANN, P., CADULLE, P., CAUBEL, A., DENVIL, S., DUFRESNE, J.-L., FAIRHEAD, L., FILIBERTI, M.-A., FICHEFET, T., FRIEDLINGSTEIN, P., GRANDPEIX, J.-Y., HOURDIN, F., KRINNER, G., LÉVY, C., MUSAT, I., et TALANDIER, C. (2005). The new IPSL climate system model : IPSL- CM4. *Note du Pôle Modélisation*, 26:1–86.
- MARTIN, A., VRAC, M., PAILLARD, D., DUMAS, C. et KAGEYAMA, M. (2012). Statistical-dynamical downscaling for Earth Models of Intermediate Complexity : methodology and application to climate change studys. *Submitted to Clim. Dynam.*
- MCCULLAGH, P. et NELDER, J. (1989). *Generalized Linear Models*. Chapman and Hall/CRC, London, 2nd édition.

- MCDERMOTT, F. (2004). Palaeo-climate reconstruction from stable isotope variations in speleothems : a review. *Quaternary Sc. Rev.*, 23(7–8):901–918.
- MEEHL, G., STOCKER, T., COLLINS, W., FRIEDLINGSTEIN, P., GAYE, A., GREGORY, J., KITO, A., KNUTTI, R., MURPHY, J., NODA, A., RAPER, S., WATTERSON, I., WEAVER, A. et ZHAO, Z.-C. (2007). Global climate projections. In SOLOMON, S., QIN, D., MANNING, M., CHEN, Z., MARQUIS, M., AVERYT, K., TIGNOR, M. et MILLER, H., éditeurs : *Climate Change 2007 : The Physical Science Basis*, Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Changes, pages 749–845. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New-York, NY, USA.
- MONNIN, E. and Indermuhle, A., DÄLLENBACH, A., FLÜCKIGER, J., STAUFFER, B., STOCKER, T. F. and Raynaud, D. et BARNOLA, J.-M. (2001). Atmospheric CO₂ concentrations over the last glacial termination. *Science*, 291(5501):112–114.
- MURPHY, J. (1999). An evaluation of statistical and dynamical techniques for downscaling local climate. *J. Climate*, 12(8):2256–2284.
- NECHAEV, V. (1981). On some relations between parameters of permafrost and their paleogeographic application. *Problems of Pleistocene paleogeography in glacial and periglacial regions*, pages 211–220.
- NELDER, J. et WEDDERBURN, R. (1972). Generalized Linear Models. *J. R. Stat. Soc.*, 135(Serie A):370–384.
- NELSON, F., ANISIMOV, O. et SHIKLOMANOV, N. (2001). Subsidence risk from thawing permafrost. *Nature*, 410(6831):889–890.
- NELSON, F. et OUTCALT, S. (1987). A computational method for prediction and regionalization of permafrost. *Arctic Alpine Res.*, 19(3):279–288.
- NEW, M., HULME, M. et JONES, P. (1999). Representing twentieth-century space–time climate variability. Part I : Development of a 1961–90 mean monthly terrestrial climatology. *J. Climate*, 12(3):829–856.
- NEW, M., HULME, M. et JONES, P. (2000). Representing twentieth-century space–time climate variability. Part II : Development of 1901–96 monthly grids of terrestrial surface climate. *J. Climate*, 13(13):2217–2238.
- NEW, M., LISTER, D., HULME, M. et MAKIN, I. (2002). A high-resolution data set of surface climate over global land areas. *Clim. Res.*, 21(1):1–25.
- NICOLSKY, D., ROMANOVSKY, V., ALEXEEV, V. et LAWRENCE, D. (2007). Improved modeling of permafrost dynamics in a GCM land-surface scheme. *Geophys. Res. Lett.*, 34:L08501.
- NORTH-GRIP, c. m. (2004). High-resolution record of Northern Hemisphere climate extending into the last interglacial period. *Nature*, 431(7005):147–151.

- NÖTZLI, J. et GRUBER, S. (2005). Alpiner permafrost – ein Überblick. In LINTZMEYER, K., éditeur : *Past Climate Variability through Europe and Africa*, volume 70 de *Jahrbuch des Vereins zum Schutz der Bergwelt*, pages 111–121. Selbstverlag, Munich.
- OLESON, K., DAI, Y., BONAN, G., BOSILOVICH, M., DICKINSON, R., DIRMEYER, P., HOFFMAN, F., LEVIS, S., NIU, G., THORNTON, P., VERTENSTEIN, M., YANG, Z. L. et ZENG, X. (2004). Description of the Community Land Model (CLM). Rapport technique, NCAR Technical Note, Boulder, Colorado, USA.
- OLSON, J. (1994a). Global Ecosystem Framework 1. Definition. Rapport technique, Global Patterns Compagny (GPC), Sioux Falls.
- OLSON, J. (1994b). Global Ecosystem Framework 1. Translation strategy. Rapport technique, Global Patterns Compagny (GPC), Sioux Falls.
- OSIPOV, E. (2004). Equilibrium-line altitudes on reconstructed lgm glaciers of the northwest barguzinsky ridge, northern baikal, russia. *Palaeogeogr. Palaeoclimatol.*, 209(1–4):219–226.
- PELTIER, W. (2004). Global glacial isostasy and the surface of the ice-age earth : the ICE-5G (VM2) Model and GRACE. *Annu. Rev. Earth Pl. Sc.*, 32:111–149.
- PENG, C. H., GUIOT, J., VAN CAMPO, E. et CHEDDADI, R. (1995). Temporal and spatial variations of terrestrial biomes and carbon storage since 13,000 yr BP in Europe : reconstruction from pollen data and statistical models. *Water Air Soil Poll.*, 82(1):375–390.
- PEYAUD, V., RITZ, C. et KRINNER, G. (2007). Modelling the Early Weichselian Eurasian ice sheets : role of ice shelves and influence of ice-dammed lakes. *Clim. Past*, 3(3):375–386.
- PHILIPS, N. (1956). The general circulation of the atmosphere : a numerical experiment. *Q. J. Roy. Meteor. Soc.*, 82(352):123–164.
- PHILLIPS, S., ANDERSON, R. et SCHAPIRE, R. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecol. Model.*, 190(3–4):231–259.
- PICKETT, E., HARRISON, S., HOPE, G., HARLE, K., DODSON, J., KERSHAW, P., PRENTICE, I., BACKHOUSE, J., COLHOUN, E., COSTA, D., FLENLEY, J., GRINDROD, J., HABERLE, S., HASSELL, C., KENYON, C., MACPHAIL, M., MARTIN, H., MARTIN, A., MCKENZIE, M., NEWSOME, J., PENNY, D., POWELL, J., RAINE, J., SOUTHERN, W., STEVENSON, J., SUTRA, J., THOMAS, I., van der KAARS, S. et WARD, J. (2004). Pollen-based reconstructions of biome distributions for Australia, Southeast Asia and the Pacific (SEAPAC region) at 0, 6000 and 18,000 14C yr BP. *J. Biogeogr.*, 31(9):1381–1444.
- POTTS, R. (1998). Variability selection in hominid evolution. *Evol. Anthropol.*, 7(3):81–96.
- PRENTICE, C., GUIOT, J., HUNTLEY, B., JOLLY, D. et CHEDDADI, R. (1996). Reconstructing biomes from palaeoecological data : a general method and its application to European pollen data at 0 and 6 ka. *Clim. Dynam.*, 12(3):185–194.
- PRENTICE, I. et JOLLY, D. (2000). Mid-Holocene and glacial maximum vegetation geography of the Northern continents and Africa. *J. Biogeogr.*, 27(3):507–519.

- RAMANKUTTY, N. et FOLEY, J. (1999). Estimating historical changes in global land cover : croplands from 1700 to 1992. *Global Biogeochem. Cy.*, 13(4):997–1027.
- RAMSTEIN, G., KAGEYAMA, M., GUIOT, J., WU, H., HÉLY, C., KRINNER, G. et BREWER, S. (2007). How cold was Europe at the Last Glacial Maximum ? A synthesis of the progress achieved since the first PMIP model-data comparison. *Clim. Past*, 3(2):331–339.
- RENSSEN, H. et VANDENBERGHE, J. (2003). Investigation of the relationship between permafrost distribution in NW Europe and extensive winter sea-ice cover in the North Atlantic ocean during the cold phases of the last glaciation. *Quaternary Sci. Rev.*, 22(2–4):209–223.
- RICHARDSON, C. (1981). Stochastic simulation of daily precipitation, temperature, and solar radiation. *Clim. Res.*, 17(1):182–190.
- RICHARDSON, L. (1922). *Weather prediction by numerical process*. Cambridge University Press, UK, 1st édition.
- ROCHE, D., RENSSEN, H., PAILLARD, D. et LEVAVASSEUR, G. (2011). Deciphering the spatio-temporal complexity of climate change of the last deglaciation : a model analysis. *Clim. Past*, 7(2):591–602.
- ROCHE, D. M., DOKKEN, T. M., GOOSSE, H., RENSSEN, H. et WEBER, S. L. (2007). Climate of the Last Glacial Maximum : sensitivity studies and model-data comparison with the LOVECLIM coupled model. *Clim. Past*, 3(2):205–224.
- ROMANOVSKY, V., OSTERKAMP, T. et DUXBURY, N. (1997). An evaluation of three numerical models used in simulations of the active layer and permafrost temperature regimes. *Cold Reg. Sci. Technol.*, 26(3):195–203.
- RUMMUKAINEN, M. (2010). State-of-the-art with regional climate models. *WIREs Climate Change*, 1(1):82–96.
- SAILOR, D. et XIANGSHANG, L. (1999). A semiempirical downscaling approach for predicting regional temperature impacts associated with climatic change. *J. Climate*, 12(1):103–114.
- SAKAMOTO, Y., ISHIGURO, M. et KITAGAWA, G. (1986). *Akaike information criterion statistics*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, USA, illustrated édition.
- SALAMEH, T., DROBINSKI, P., VRAC, M. et NAVEAU, P. (2008). Statistical downscaling of near-surface wind over complex terrain in Southern France. *Meteorol. Atmos. Phys.*, 103(1–4):253–265.
- SAZONOVA, T. et ROMANOVSKY, V. (2003). A model for regional-scale estimation of temporal and spatial variability of active layer thickness and mean annual ground temperatures. *Permafrost and Periglac. Process.*, 14(2):125–139.
- SCHUUR, E., VOGEL, J., CRUMMER, K., LEE, H., SICKMAN, J. et OSTERKAMP, T. (2009). The effect of permafrost thaw on old carbon release and net carbon exchange from tundra. *Nature*, 459:556–559.

- SCHWARZ, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Ann. Stat.*, 6(2):461–464.
- SEMENOV, M., BROOKS, R., BARROW, E. et RICHARDSON, C. (1998). Comparison of the WGEN and LARS-WG stochastic weather generators for diverse climates. *Clim. Res.*, 10(2):95–107.
- SHENNAN, S. (2001). Demography and cultural innovation : a model and its implications for the emergence of modern human culture. *Camb. Archaeol. J.*, 11(1):5–16.
- SIM, J. et WRIGHT, C. (2005). The kappa statistic in reliability studies : use, interpretation, and sample size requirements. *Phys. Ther.*, 85(3):257–268.
- SNELL, S., GOPAL, S. et KAUFMANN, R. (2000). Spatial interpolation of surface air temperatures using artificial neural networks : evaluating their use for downscaling GCMs. *J. Climate*, 13(5): 886–895.
- SOLANSKI, S. et KRIVOVA, N. (2003). Can solar variability explain global warming since 1970 ? *J. Geophys. Res.*, 108(A5):1–8.
- STENDEL, M., ROMANOVSKY, V., CHRISTENSE, J. et SAZONOVA, T. (2007). Using dynamical downscaling to close the gap between global change scenarios and local permafrost dynamics. *Global Planet. Change*, 56(1–2):203–214.
- STOCKWELL, D. et PETTERS, D. (1999). The GARP modelling system : problems and solutions to automated spatial prediction. *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, 13(2):143–158.
- SYKES, M., PRENTICE, I. et LAARIF, F. (1999). Quantifying the impact of global climate change on potential natural vegetation. *Climatic Change*, 41(1):37–52.
- TARNOCAI, C. (1999). The effect of climate warming on the carbon balance of cryosols in canada. *Permafrost and Periglac. Process.*, 10(3):251–263.
- TARNOCAI, C., CANADELL, J., SCHUUR, E., KUHR, P., MAZHITOVA, G., et ZIMOV, S. (2009). Soil organic carbon pools in the northern circumpolar permafrost region. *Global Biogeochem. Cy.*, 23:GB2023.
- TEMPELTON, A. (2002). Out of Africa again and again. *Nature*, 416(6876):45–51.
- TITOWI, J. (1960). Evidence of weather in the account rolls of the bishopric of Winchester 1209–1350. *Econ. Hist. Rev.*, 12(3):360–407.
- TZEDAKIS, P., HUGHEN, K., CACHO, I. et HARVATI, K. (2007). Placing late Neanderthals in a climatic context. *Nature*, 449(7159):206–208.
- VACH, W. (2005). The dependence of Cohen's kappa on the prevalence does not matter. *J. Clin. Epidemiol.*, 58(7):655–661.
- van VALEN, L. (1973). A new evolutionary law. *Evol. Theor.*, 1(1):1–30.
- van VLIET-LANOË, B. (1998). Frost and soils : implications for paleosols, paleoclimates and stratigraphy. *Catena*, 34(1–2):157–183.

- VANDENBERGHE, J., RENSSSEN, H., ROCHE, D., GOOSSE, H., VELICHKO, A., GORBUNOV, A. et LEVAVASSEUR, G. (2012). Eurasian permafrost instability constrained by reduced sea-ice cover. *Quaternary Sci. Rev.*, 34(0):16–23.
- VIERA, A. et GARRETT, J. (2005). Understanding interobserver agreement : the kappa statistic. *Fam. Med.*, 37(5):360–363.
- VITOUSEK, P., MOONEY, H., LUBCHENCO, J. et MELILLO, J. (1997). Human domination of Earth's ecosystems. *Science*, 277(5325):494–499.
- VITT, D., HALSEY, L. et ZOLTAI, S. (2000). The changing landscape of canada's western boreal forest : the current dynamics of permafrost. *Can. J. Forest Res.*, 30(2):283–237.
- von HANN, J. (1883). *Handbuch der Klimatologie*. Engelhorn, J., Germany, Stuttgart, bibliothek geographischer handbücher édition.
- VRAC, M., MARBAIX, P., PAILLARD, D. et NAVEAU, P. (2007a). Non-linear statistical downscaling of present and LGM precipitation and temperatures over Europe. *Clim. Past*, 3(4):669–682.
- VRAC, M. et NAVEAU, P. (2007). Stochastic downscaling of precipitation : from dry events to heavy rainfalls. *Water Resour. Res.*, 43:W07402.
- VRAC, M., STEIN, M. et HAYHOE, K. (2007b). Statistical downscaling of precipitation through nonhomogeneous stochastic weather typing. *Clim. Res.*, 34(3):169–184.
- VRBA, E. (1993a). The pulse that produced us. *Nat. Hist.*, 5(102):47–51.
- VRBA, E. (1993b). Turnover-pulses, the Red Qbeen, and related topics. *Am. J. Sci.*, A(293):418–452.
- WACKERNAGEL, H. (2003). *Multivariate Geostatistics*. Springer, New York, U.S., 3rd édition.
- WAELEBROECK, C., LABEYRIE, L., MICHEL, E., DUPLESSY, J.-C., MCMANUS, J., LAMBECK, K., BALBON, E. et LABRACHERIE, M. (2002). Sea-level and deep water temperature changes derived from benthic foraminifera isotopic records. *Quaternary Sc. Rev.*, 21(1–3):295–305.
- WALTER, H. et BRECKLE, S.-W. (2002). *Walter's vegetation of the Earth : ecological systems of the geo-biosphere*. Springer, Berlin, Germany, 4st édition.
- WALTER, H., BRECKLE, S.-W. et GRUBER, S. (1985). *Ecological systems of the geobiosphere. 1 : Ecological principles in global perspective*. Springer-Verlag, Berlin, Germany, 1st édition.
- WALTER, H., BRECKLE, S.-W. et GRUBER, S. (1986). *Ecological systems of the geobiosphere. 2 : Tropical and subtropical zonobiomes*. Springer-Verlag, Berlin, Germany, 1st édition.
- WALTER, H. et LIETH, H. (1961–1967). *Climate diagram world atlas*. Fischer Verlag, Jena, Germany.
- WALTER, K., SMITH, L. et CHAPIN, F. (2007). Methane bubbling from northern lakes : present and future contributions to the global methane budget. *Phil. Trans. R. Soc. A*, 365(1856):1657–1676.

- WHITTAKER, R. (1975). *Communities and Ecosystems*. Macmillan, USA, 2nd édition.
- WIGLEY, T., JONES, P., BRIFFA, K. et SMITH, G. (1990). Obtaining sub-grid-scale information from coarse-resolution general circulation model output. *J. Geophys. Res.*, 95(D2):1943–1953.
- WILBY, R. et WIGLEY, T. (1997). Downscaling general circulation model output : a review of methods and limitations. *Prog. Phys. Geog.*, 21(4):530–548.
- WILBY, R. et WIGLEY, T. (2000). Precipitation predictors for downscaling : observed and general circulation model relationships. *Int. J. Climatol.*, 20(6):641–661.
- WILBY, R., WIGLEY, T., CONWAY, D., JONES, P., HOWITSON, B., MAIN, J. et WILKS, D. (1998). Statistical downscaling of general circulation model output : a comparison of methods. *Water Resour. Res.*, 34(11):2995–3008.
- WILKS, D. (1999). Multisite downscaling of daily precipitation with a stochastic weather generator. *Clim. Res.*, 11(2):125–136.
- WILKS, D. et WILBY, R. (1999). The weather generation game : a review of stochastic weather models. *Prog. Phys. Geog.*, 23(3):329–357.
- WOILLEZ, M.-N., KAGEYAMA, M., KRINNER, G., de NOBLET-DUCOUDRÉ, N., VIOVY, N. et MANCIP, M. (2011). Impact of CO₂ and climate on the Last Glacial Maximum vegetation : results from the ORCHIDEE/IPSL models. *Clim. Past*, 7(2):557–577.
- WU, H., GUIOT, J. et BREWER, S. (2007). Climatic changes in Eurasia and Africa at the Last Glacial Maximum and Mid-Holocene : reconstruction from pollen data using inverse vegetation modelling. *Clim. Dynam.*, 29(2–3):211–229.
- ZECH, R., KULL, C., KUBIK, P. W. et VEIT, H. (2007). Exposure dating of Late Glacial and pre-LGM moraines in the Cordon de dona rosa, northern/central chile (31°S). *Clim. Past*, 3(1):1–14.
- ZHUANG, Q., MCGUIRE, A., MELILLO, J., CLEIN, J., DARGAVILLE, R., KICKLIGHTER, D., MYNENI, R., DONG, J., ROMANOVSKY, V. et HARDEN, J. ad Hobbie, J. (2003). Carbon cycling in extratropical terrestrial ecosystems of the Northern Hemisphere during the 20th century : a modeling analysis of the influences of soil. *Tellus*, 55(3):751–776.
- ZIMOV, S., SCHUUR, E. et CHAPIN, F. (2006). Permafrost and the global permafrost and the global carbon budget. *Science*, 312(5780):1612–1613.
- ZORITA, E., HUGHES, J., LETTEMAIER, D. et von STORCH, H. (1995). Stochastic characterization of regional circulation patterns for climate model diagnosis and estimation of local precipitation. *J. Climate*, 8(5):1023–1042.
- ZORITA, E. et von STORCH, H. (1999). The analog method as a simple statistical downscaling technique : comparison with more complicated methods. *J. Climate*, 12:2474–2489.

Table des figures

1.1	Aperçu des cycles glaciaires-interglaciaires	4
1.2	Calottes de l'hémisphère nord au Dernier Maximum Glaciaire	5
1.3	Différentes méthodes de downscaling	7
2.1	Structure et profil thermique du pergélisol	16
2.2	Composantes du bilan énergétique influençant la température du sous-sol	17
2.3	Répartition actuelle du pergélisol	18
2.4	Répartition du pergélisol au Dernier Maximum Glaciaire	19
2.5	Méthodes pour la modélisation statistique du pergélisol	23
2.6	Comparaison des relations « pergélisol-température »	27
3.1	Températures et précipitations pré-industrielles et du Dernier Maximum Glaciaire de IPSL-CM4	59
3.2	Schéma downscaling statistique avec GAM	60
3.3	Résolutions standard et « zoomée » de IPSL-CM4	62
3.4	Différences en températures moyennes annuelles entre IPSL-CM4 et CRU	63
3.5	Différences des précipitations moyennes annuelles entre IPSL-CM4 et CRU	64
3.6	Splines estimées par GAM pour le downscaling des températures	68
3.7	Splines estimées par GAM pour le downscaling des précipitations	70
3.8	Localisation des sites de Wu <i>et al.</i> (2007) et de Burke (2012)	72
3.9	Comparaison des températures au Dernier Maximum Glaciaire avec IPSL-CM4 et Wu <i>et al.</i> (2007)	73
3.10	Comparaison des précipitations au Dernier Maximum Glaciaire entre IPSL-CM4 et Wu <i>et al.</i> (2007)	74
3.11	Températures et précipitations au Dernier Maximum Glaciaire avec IPSL-CM4	76
4.1	Interactions entre la végétation et les différentes composantes atmosphériques	83
4.2	Végétation potentielle actuelle simulée par ORCHIDEE	86
4.3	Méthode de Ramankutty et Foley (1999) pour dériver la végétation potentielle	88
4.4	Procédure pour la modélisation statistique de la modélisation	90
5.1	Pergélisol et températures downscalés au Dernier Maximum Glaciaire avec LOVE-CLIM	144
C.1	Les différentes composantes du coefficient κ	179

E.1	Températures et précipitations sur la péninsule ibérique au Dernier Maximum Glaciaire pour ABMs	193
-----	---	-----

Annexe A

Le critère d'information bayésien (BIC)

Il existe plusieurs critères d'information dont le but est de faciliter la sélection du modèle statistique représentant le mieux les données. La capacité d'un modèle statistique à représenter les données est souvent représentée par la *vraisemblance*. La plupart des modèles statistiques sont donc fondés sur des algorithmes qui maximisent cette vraisemblance (ou son logarithme). Or, en augmentant le nombre de paramètres (ou degrés de liberté) du modèle statistique, en ajoutant par exemple des variables explicatives, il est toujours possible d'améliorer cette vraisemblance. On génère cependant un sur-apprentissage (en anglais « *overfitting* ») des données réduisant/limitant la qualité prédictive du modèle. Le critère d'information bayésien (en anglais « *Bayesian Information Criterion* », BIC) résout en partie ce problème en introduisant un paramètre pénalisant les modèles comportant un trop grand nombre de paramètres.

Le BIC est une forme particulière du critère d'information d'Akaike (AIC, Sakamoto *et al.*, 1986), développé par Schwarz (1978) et défini par l'équation :

$$BIC = -2 \times LL + P \times \log(n) \quad (A.1)$$

avec LL la log-vraisemblance (en anglais « *Log-Likelihood* ») du modèle testé et $P \times \log(n)$ le terme de pénalité dépendant du nombre de points de donnée n et du nombre de paramètres P du modèle testé.

La fonction pénalisante du BIC permet de relativiser l'accord avec les données et de sélectionner le modèle statistique comportant l'équilibre (et donc la prédiction) le (la) plus juste. Plus le BIC est petit, meilleur est le modèle statistique.

Annexe B

Calcul des continentalités advective et diffusive

Calcul et description adaptés de Vrac *et al.* (2007a) et Martin *et al.* (2012).

La continentalité diffusive

Définissons la continentalité C comme une quantité tenant compte de l'assèchement d'une masse d'air qui voyage de la mer vers le continent. Nous supposons que la continentalité d'une masse d'air le long d'un trajet p suit une simple loi de décroissance. Le changement de continentalité dC_p le long du trajet p pendant un temps dt dépend alors d'un temps de décroissance local τ tel que :

$$dC_p = [i_{co} - C_p] \frac{dt}{\tau}, \quad (\text{B.1})$$

$$(\text{B.2})$$

avec i_{co} valant 0 sur la mer et 100 sur les continents. Pour chaque point de grille continental, il ne reste plus qu'à calculer la continentalité en considérant un grand nombre de trajets radiaux régulièrement répartis, c'est-à-dire une masse d'air provenant de toutes les directions possibles et convergeant vers le point de grille considéré. Chaque trajet se voit affecté d'une probabilité w_p d'être emprunté par la masse d'air, pondérant ainsi la continentalité C :

$$C = \sum_p w_p \times C_p \quad (\text{B.3})$$

Pour la continentalité diffusive, le taux de décroissance τ prend la forme simple $\frac{dt}{\tau} = \ln 2 \times \frac{dl}{l_d}$ où dl est un déplacement élémentaire le long du trajet p et l_d est une distance caractéristique à la mer (fixée à 200 km sur l'Europe par Martin *et al.*, 2012). Cette continentalité ne dépend pas du vent, tous les trajets p sont considérés équiprobables. Cet indice est uniquement affecté par la répartition terre-mer issue des différentes topographies (actuelle et Dernier Maximum Glaciaire) et ne dépend pas du temps.

La continentalité advective

Pour la continentalité advective le taux de décroissance τ dépend de l'intensité locale du vent $U = |U|$ par $\frac{dt}{\tau} = \ln 2 \times \frac{dl}{l_a} \times \frac{U}{U_a}$, où $U_a = 10m.s^{-1}$ et l_a est une distance caractéristique (fixée à

200 km sur l'Europe par Martin *et al.*, 2012). Ainsi, le vent à grande échelle simulé par les modèles climatiques définit les directions potentielles de la masse d'air via la probabilité de chaque trajet suivant l'équation :

$$w_p = \frac{1_p}{\sum_p w_p} \int_p \frac{\max(l \times U, 0)}{|U|} \times dl \quad (\text{B.4})$$

(B.5)

où l représente un vecteur unitaire et $\frac{1}{\sum_p w_p}$ un facteur de normalisation. La continentalité advective dépend non seulement du changement de répartition terre-mer à l'actuel et au Dernier Maximum Glaciaire, mais également du champ de vent simulé par les modèles climatiques à ces deux périodes.

Annexe C

La statistique *kappa*

La statistique *kappa* permet de quantifier l'accord de variables nominales. Elle provient du domaine de la médecine. Dans ce domaine, il est nécessaire de quantifier « objectivement » l'accord de plusieurs médecins sur le diagnostic de plusieurs patients. Imaginons que deux médecins classent un nombre n de patients selon qu'ils présentent ou non une maladie, puis supposons que ces médecins soient d'accord à 90% sur la répartition des patients. Imaginons à présent que ces mêmes médecins réalisent la même expérience de façon totalement aléatoire. Il existe une probabilité non négligeable que l'accord obtenu sur la répartition des patients soit à nouveau de 90%, seulement cette fois-ci totalement « par hasard ». C'est sur cette observation que repose le coefficient κ créé par Cohen (1960). Ce coefficient représente tout simplement la proportion d'accord entre deux jugements, corrigée de l'accord qui pourrait être attendu simplement « par hasard ». On ajuste l'accord dit *observé* par la probabilité que les deux juges classent aléatoirement un sujet dans la même catégorie.

Dans notre cas, les deux juges correspondent aux données (de pergélisol ou de végétation) et les différentes répartitions géographiques obtenues à partir de la modélisation statistique. L'accord observé est le pourcentage de points de grille identiques entre les modèles et les données. Imaginons à présent une matrice aléatoire aboutissant au même accord avec les données : cet accord sera celui attendu « par hasard ». Par construction, un modèle climatique ne présente pas un caractère aussi aléatoire (e.g., il ne simulera en aucun cas un pergélisol ou de la toundra dans les régions tropicales). Cependant, compte-tenu de sa complexité, de ses non-linéarités et de sa sensibilité, un modèle climatique peut simuler « à tort » un type de pergélisol ou de végétation en accord avec les données.

Calcul du coefficient *kappa*

La statistique *kappa* est entièrement fondée sur le comptage de n points ou points de grille assignés aux m différentes catégories $C_i |_{i=1...m}$ de la variable étudiée selon deux observateurs différents. Pour les différentes études de cette thèse, ces observateurs correspondent aux données d'une part et au modèle d'autre part. Pour l'étude du pergélisol (chapitre 3), les catégories C_i correspondent aux trois catégories : *continu*, *discontinu* et *absence de pergélisol*. Pour l'étude de la végétation (chapitre 4), les catégories sont les différents megabiomes. Le comptage des points est résumé dans une matrice ou table de *contingence* :

		MODÈLE				Total
		C_1	C_2	\dots	C_m	
DONNÉES	C_1	$n_{1,1}$	$n_{1,2}$	\dots	$n_{1,m}$	$n_{1,\cdot}$
	C_2	$n_{2,1}$	$n_{2,2}$	\dots	$n_{2,m}$	$n_{2,\cdot}$
	\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots
	C_m	$n_{m,1}$	$n_{m,2}$	\dots	$n_{m,m}$	$n_{m,\cdot}$
Total		$n_{\cdot,1}$	$n_{\cdot,2}$	\dots	$n_{\cdot,m}$	n

avec $n_{i,j}$ le nombre de points assignés à la catégorie i par les données et j par le modèle. $n_{i\cdot}$ et $n_{\cdot j}$ représentent les effectifs marginaux, c'est-à-dire la somme des classements pour chaque catégorie pour les données et le modèle (respectivement), et m est le nombre de catégories.

Le pourcentage d'accord entre modèle et données, ou accord dit *observé* P_{obs} , correspond à la somme de la diagonale de la table de contingence divisée par le nombre total de points n :

$$P_{obs} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m n_{i,i} \quad (C.1)$$

Selon Cohen (1960), ce pourcentage P_{obs} comporte obligatoirement une fraction due « au hasard » de la classification entre modèle et données, et qu'il faut corriger. Une hypothèse sous-jacente forte est donc que les classifications faites par le modèle et les données sont indépendantes. Cette hypothèse n'est pas vérifiée ici, puisque les modèles climatiques sont en partie construits pour représenter les données (notamment à l'actuel). De plus, dans le cas du downscaling statistique, les répartitions de pergélisol (chapitre 3) ou de végétation (chapitre 4) obtenues sont directement calibrées à partir des données. Nous supposons malgré tout leur indépendance.

L'étape suivante consiste à estimer le pourcentage de classification du au « hasard » P_{chance} . La valeur P_{chance} étant « contenue » dans P_{obs} alors $P_{chance} < P_{obs}$. L'accord attendu par « hasard » correspond à la somme des produits des probabilités que le modèle ou les données assignent *aléatoirement* un point à une catégorie :

$$P_{chance} = \sum_{i=1}^m [P(i|Modèle) \times P(i|Données)] \quad (C.2)$$

Suivant différentes hypothèses, plusieurs façons ont été proposées dans la littérature pour calculer ces probabilités conditionnelles. Par exemple, Bennett *et al.* (1954) font l'hypothèse que si les classifications sont indépendantes toutes les catégories sont équiprobables selon une loi uniforme :

$$P(i|Modèle) = P(i|Données) = \frac{1}{m} \quad (C.3)$$

$$P_{chance} = \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{m} \times \frac{1}{m} \right) = \frac{m}{m^2} = \frac{1}{m} \quad (C.4)$$

Cohen (1960) fait l'hypothèse que chaque juge (modèle et données dans notre cas) comporte son propre biais conduisant à des distributions de classification différentes. On estime alors les probabilités conditionnelles par leurs proportions respectives de classement dans une catégorie :

$$P(i|Modèle) = \frac{n_{.,i}}{n} \quad P(Données|i) = \frac{n_{i,.}}{n} \quad (C.5)$$

$$P_{chance} = \sum_{i=1}^m \left(\frac{n_{.,i}}{n} \times \frac{n_{i,.}}{n} \right) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^m n_{.,i} \times n_{i,.} \quad (C.6)$$

Nous avons choisi l'hypothèse de Cohen (1960) pour calculer le coefficient κ :

$$\kappa = \frac{P_{obs} - P_{chance}}{1 - P_{chance}} \quad (C.7)$$

avec 1 représentant l'accord parfait (i.e., $P_{obs} = 1$)

Ainsi $P_{obs} - P_{chance}$ est la proportion d'accord atteint au-delà du « hasard » et $1 - P_{chance}$ est la proportion d'accord possible au delà du « hasard ». De ce fait, κ est compris dans l'intervalle $\left[\frac{-P_{chance}}{1 - P_{chance}}; 1 \right]$ et peut donc être négatif.

La kappa maximum

Le coefficient *kappa* est généralement utilisé avec l'échelle établie par Landis et Koch (1977) allant de 0 à 1. Un κ de 1 indique un accord parfait entre modèle et données. Un κ négatif ou nul traduit un accord « pauvre », c'est-à-dire équivalent à un accord obtenu totalement aléatoirement. Cependant, la graduation entre ces deux extrêmes dépend de nombreux paramètres. Sim et Wright (2005) montrent que plus le nombre de catégories augmente plus la valeur du κ diminue. Afin d'interpréter plus objectivement la valeur du κ , Sim et Wright (2005) proposent le calcul d'un *kappa* maximum κ_{max} , qui est la valeur maximale que peut atteindre κ tout en gardant des effectifs marginaux identiques. Pour calculer κ_{max} , on maximise la diagonale de notre table de contingence en prenant pour chaque catégorie l'effectif marginal le plus petit :

$$P_{obs,max} = \sum_{i=1}^m \min(n_{i,.}; n_{.,i}) \quad (C.8)$$

Les effectifs marginaux étant conservés cela n'affecte pas P_{chance} . On remplace ensuite P_{obs} par $P_{obs,max}$:

$$\kappa_{max} = \frac{P_{obs,max} - P_{chance}}{1 - P_{chance}} \quad (C.9)$$

Afin de faciliter la lecture, nous calculerons également le $\% \kappa_{max}$ correspondant au pourcentage du κ_{max} atteint par le κ .

Les paradoxes intrinsèques au *kappa*

L'impact du biais

Cohen (1960) définit le *biais* du κ lorsque les classifications diffèrent sur la fréquence d'occurrence d'une catégorie, autrement dit lorsqu'elles n'ont pas les mêmes distributions, affectant ainsi les effectifs marginaux. Ce *biais* est nul si les effectifs marginaux sont égaux, ce qui revient au coefficient de Bennett *et al.* (1954) (Eq. C.3). Dans le cas contraire, plus le déséquilibre est grand plus le *biais* est important et plus la valeur de κ augmente.

L'impact de la prévalence

La *prévalence* est un terme épidémiologique décrivant le nombre de cas d'une maladie dans une population donnée à un instant donné sans distinctions de nouveaux ou d'anciens cas. Exportée au calcul du coefficient κ , cela signifie qu'une catégorie prévaut (ou à l'avantage) sur l'autre. Dans notre table de contingence, cela se traduit par des effectifs marginaux déséquilibrés (comme le *biais*) de façon symétrique ou asymétrique. On parle alors de déséquilibre de la prévalence. Cicchetti et Feinstein (1990) et Feinstein et Cicchetti (1990) montrent qu'à P_{obs} fixée, un déséquilibre symétrique des effectifs marginaux augmente P_{chance} et diminue la valeur du κ et inversement. L'impact de cette prévalence sur le coefficient κ est aujourd'hui beaucoup discutée (Vach, 2005; Viera et Garrett, 2005).

Le kappa ajusté

Tant que la proportion d'accord attendu « par hasard » dépend des effectifs marginaux, il est nécessaire de corriger le κ ou de l'agrémenter d'autres indices pour juger l'influence des différents paradoxes (Guggenmoos-Holzmann, 1996; Byrt *et al.*, 1993). Sim et Wright (2005) proposent alors de calculer un *kappa* « ajusté » κ_{aju} , c'est-à-dire corrigé du *biais* et de la *prévalence* (Bias-Adjusted Prevalence-Adjusted Kappa : PABAK). Ajuster le coefficient κ équivaut à un κ calculé à partir d'une table de contingence dont les effectifs marginaux sont égaux, équilibrés et symétriques supprimant ainsi *biais* et *prévalence*. Corriger les effectifs marginaux revient à supposer que les classifications sont distribuées aléatoirement selon une loi uniforme : on retrouve à nouveau le coefficient de Bennett *et al.* (1954). Cette fois-ci P_{obs} reste inchangée par rapport au calcul standard du κ , $P_{chance,aju}$ est calculée en substituant tous les effectifs marginaux par le nombre de points divisé par le nombre de catégories :

$$P_{chance,aju} = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^m \left(\frac{n}{m}\right)^2 = \frac{1}{n^2} \times \frac{m \times n^2}{m^2} = \frac{1}{m} \quad (\text{C.10})$$

D'où :

$$\kappa_{aju} = \frac{P_{obs,aju} - P_{chance,aju}}{1 - P_{chance,aju}} \quad (\text{C.11})$$

Interprétation du *kappa* et alternatives

Le coefficient κ accompagné du κ_{max} et du κ_{aju} permet ainsi de juger objectivement l'accord modèle-données. Sim et Wright (2005) définissent la différence $\kappa_{max} - \kappa$ comme l'accord possible non atteint au delà du « hasard » et schématisé sur la figure C.1. Les différences $1 - \kappa_{max}$ et $\kappa_{aju} - \kappa$

permettent de quantifier l'effet sur l'accord de facteurs pré-existants tendant à créer des effectifs marginaux inégaux comme la non-linéarité du modèle climatique.

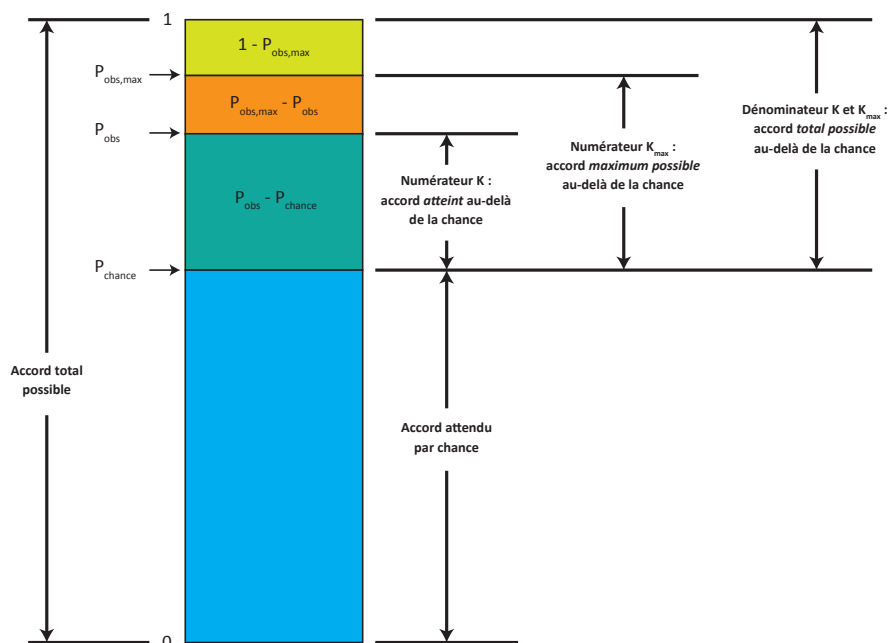


FIGURE C.1 – Schéma des différentes composantes du coefficient κ .

D'autres auteurs ont cherché des alternatives ou d'autres corrections au coefficient κ en fonction de la variable étudiée comme différentes espèces écologiques pour Allouche *et al.* (2006) ou des biomes pour Sykes *et al.* (1999).

Annexe D

**Article Vandenberghe *et al.* (2012) publié
dans *Quaternary Science Reviews***

Contents lists available at [SciVerse ScienceDirect](http://SciVerse.ScienceDirect.com)

Quaternary Science Reviews

journal homepage: www.elsevier.com/locate/quascirev

Eurasian permafrost instability constrained by reduced sea-ice cover

J. Vandenberghe^{a,*}, H. Renssen^a, D.M. Roche^{a,b}, H. Goosse^c, A.A. Velichko^d, A. Gorbunov^e, G. Levvasseur^b

^a Section of Climate Change and Landscape Dynamics, Faculty of Earth & Life Sciences, VU University Amsterdam, De Boelelaan 1085, NL-1081 HV Amsterdam, The Netherlands

^b Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement, LSCE/IPSL, Laboratoire CEA/CNRS/UVSQ, UMR 8212, CE Saclay, l'Orme des Merisiers, F-91191 Gif-sur-Yvette Cedex, France

^c Georges Lemaître Center for Earth and Climate Research, Earth and Life Institute, Université catholique de Louvain, 1348 Louvain-la-Neuve, Belgium

^d Laboratory of Evolutionary Geography, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

^e Russia Permafrost Institute, SD Russian Academy of Sciences, Almaty, Kazakhstan

ARTICLE INFO

Article history:

Received 13 July 2011
Received in revised form
29 November 2011
Accepted 1 December 2011
Available online 21 January 2012

Keywords:

Permafrost distribution
Arctic sea-ice
Permafrost instability
LGM permafrost extent
Permafrost modelling

ABSTRACT

In order to specify potentially causal relationships between climate, permafrost extent and sea-ice cover we apply a twofold research strategy: (1) we cover a large range of climate conditions varying from full glacial to the relatively warm climate projected for the end of the 21st Century, (2) we combine new proxy-based reconstructions of Eurasian permafrost extent during the LGM and climate model simulations. We find that there is a linear relationship between the winter sea-ice extent in the North Atlantic and Arctic Oceans and the latitude of the southernmost permafrost limit in Eurasia. During the LGM, extensive sea-ice cover caused a zonal permafrost distribution with the southern margin extending W–E and reaching 47°N, contrasting with the present-day NW–SE trending margin (66°–52°N). We infer that under global warming scenarios projected by climate models for the 21st Century the Arctic sea-ice cover decline will cause widespread instability of, mainly discontinuous, permafrost in Eurasian lowlands.

© 2011 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

The observed recent warming of climate has been particularly strong in the Arctic. Over the past 40 years, surface air temperatures have increased by about twice the global average (Lemke *et al.*, 2007). Important changes in different components of the earth system are associated with this strong warming. The observed reduction in summer sea-ice cover (e.g., Comiso, 2002; Serreze *et al.*, 2007) and the enhanced degradation of permafrost (e.g., Nelson, 2003; Frauenfeld *et al.*, 2004), for instance, constitute potentially powerful positive feedbacks on the climate warming. Shrinking and thinning of sea-ice cover amplify warming through the ice-albedo and ice-insulation feedbacks (e.g., Holland and Bitz, 2003), while permafrost decay leads to increased emissions of greenhouse gases CO₂ and CH₄, thus further enhancing the greenhouse effect (Walter *et al.*, 2006; Zimov *et al.*, 2006; Beer, 2008).

Model experiments suggest a strong link between the behaviour of Arctic sea ice and northern hemisphere permafrost (Lawrence *et al.*, 2008). Similarly, according to model-based future projections, both sea-ice cover reduction and permafrost decay will

accelerate in the course of the 21st Century under the influence of anthropogenic trace gas emissions (Meehl *et al.*, 2007; Stroeve *et al.*, 2007). However, different climate models show a wide spread in the response of sea ice and permafrost to future climate change, indicating large uncertainties (e.g., Stendel and Christensen, 2002; Lawrence and Slater, 2005; Arzel *et al.*, 2006; Meehl *et al.*, 2007; Stroeve *et al.*, 2007). It is therefore important to study the behaviour of sea ice and permafrost under different climatic conditions.

The sensitivity of permafrost to (Sub)arctic climatic shifts is, however, not well understood until now (Nelson, 2003; Lemke *et al.*, 2007; Serreze *et al.*, 2007). Paleoclimatic evidence is helpful in this respect, as it can put constraints on these responses to climate changes as obtained from climate modelling (e.g., Goosse *et al.*, 2007). For example, Renssen and Vandenberghe (2003) combined evidence for permafrost distribution with paleoclimate model results to show that during cold phases of the Last Glacial, the southern margin of permafrost in western Europe was probably controlled by the latitude of the winter sea-ice margin in the North Atlantic Ocean.

In this paper, it is our aim to specify potentially causal relationships between climate, permafrost extent and sea-ice cover. Therefore, we explore the extent of permafrost over the Eurasian continent as a function of Arctic sea-ice cover during three periods

* Corresponding author. Tel.: +31 205987368; fax: +31 205989941.
E-mail address: jef.vandenberghe@falw.vu.nl (J. Vandenberghe).

with different climatic conditions: the last glacial maximum (LGM), the recent past and the near future. While previously a link appeared between LGM permafrost and sea-ice in Eurasia (Velichko and Nechaev, 1992; Vandenberghe et al., 2008), we use here new proxy-based reconstructions of permafrost during the LGM obtained by individual investigations in the last decade (since the data-base compiled by Isarin et al. (1998) and the publications mentioned in 3.2), and link them to our model-based estimates, obtained with the LOVECLIM global coupled atmosphere-ocean-vegetation model (see below). But especially we use these results to establish modelled future projections of permafrost stability under global warming scenarios.

2. Methods and approach

2.1. General approach

Permafrost is defined as ground that remains at or below 0° for at least two consecutive years (French, 2007). The boundary between areas underlain by a perennially frozen ground and without permafrost is mostly gradual and often diffusive. Local heterogeneity (altitude, topography, vegetation, snow cover, soil and substratum, etc.) may be decisive in the occurrence or absence of permafrost in the marginal zones (e.g. Romanovskij, 1976). Therefore, a distinction is commonly made between zones with continuous, discontinuous, isolated and sporadic permafrost occurrence.

Although there are some attempts to link climate and permafrost modelling (Mottaghy and Rath, 2006; Delisle, 2007; Stendel et al., 2007), such comprehensive modelling is still limited by the high computational cost, especially in view of the long multi-centennial timescale considered here. Therefore, we utilize the relationship between mean annual air temperatures (MAAT) and permafrost occurrence, based on modern analogues, as an alternative for direct modelling of the long-term permafrost evolution as explained in Section 2.2.3.

Following this assumption, we use MAAT limits, calculated by the LOVECLIM model (see below in 2.2.1), to estimate permafrost stability in the model domain. We report here simulations of the climates of the LGM, and the period 1750–2100 AD, and have considered model uncertainties by using parameter sets representing different climate sensitivities (see below). We follow a three-step procedure with the next key objectives:

- 1/ evaluation of modelled present-day MAAT-values for the Eurasian continent using the existing present-day permafrost map and the associated MAAT-values.
- 2/ compilation of new LGM permafrost map from geological data, evaluation of corresponding modelled MAAT, and analysis of the impact of winter sea-ice cover and other factors.
- 3/ model simulation of 21st century winter sea-ice cover and its impact on MAAT-values and thus permafrost (in)stability.

2.2. Permafrost distribution

2.2.1. Mapping permafrost distribution

In general, mapping the southern limit of permafrost is not as simple as it may look like, even in present-day cold regions. Permafrost maps are not always distinctive in describing whether the permafrost is continuous, discontinuous or sporadic. Even when this distinction is made the definitions of those terms are not always the same so that uniform limits between the different kinds of permafrost have not been applied. In distinguishing different kinds of permafrost we use the criterion of >90% coverage of

perennially frozen ground surface for 'continuous permafrost', while a zone of 'discontinuous permafrost' includes also sporadic and isolated permafrost (<90% permanently frozen ground) extending over a zone of up to 4° MAAT.

The altitude plays a decisive role in permafrost distribution and the distinction between latitudinal and mountainous permafrost may be diffusive (French, 2007). For instance, latitudinal permafrost in easternmost Siberia is interfering with altitudinal permafrost. High altitudes may shift the latitudinal permafrost limit substantially southward, as is the case, for instance, in the Central Massif (France), the Carpathians and especially in southern Siberia and the Tibetan Plateau. At those high altitudes the boundary between continuous and discontinuous permafrost needs detailed investigation and is often rather speculative.

2.2.2. The reconstruction of former permafrost

Our reconstruction of the LGM permafrost distribution is based on published and unpublished proxy-indications in the sedimentary archive (references in Section 3.2). Especially sedimentary deformations of periglacial origin are used as evidence for the existence of former permafrost (Karte, 1981; Vandenberghe, 1983; Huijzer and Isarin, 1997). Relics of former networks of thermal contraction patterns (ice wedges and sand wedges) and large cryoturbations, even in most unfavourable conditions of lithology, vegetation cover and topography, point to spatially continuous permafrost. When those permafrost indicators only occur in more favourable conditions, discontinuous permafrost is assumed. For mountainous regions, the maximum extent of perennial (glacier) ice has been taken as a minimum extent of permafrost. Spatial inaccuracies due to the latter generalization would be minimal at the scale used in this paper.

Deriving permafrost conditions from selected proxy-data at individual sites dating from the LGM, and assembling them over the Eurasian continent resulted in the production of an LGM permafrost distribution map. In such reconstructions, care should be given to their age determination. In publications, often the age of permafrost indicators is indicated as 'LGM' without further precision. It is assumed that our reconstructions apply to the coldest phase of the last glacial between c. 22 and 17 thousand years ago, and are, for instance, independent of the timing of maximum ice sheet extension.

2.2.3. Relation between permafrost distribution and mean temperature conditions

According to present-day analogous conditions (e.g. Romanovskij (1985)) and reconstructions (e.g. Vandenberghe and Pissart (1993) and Huijzer and Isarin (1997)), we may assume that the southern limits of continuous and discontinuous permafrost stability coincide with MAAT values of $-8\text{ }^{\circ}\text{C}$ and $-4\text{ }^{\circ}\text{C}$, respectively. However, several kinds of environmental factors, as snow thickness and density of vegetation cover, and external forcing may also modify (extend) the presence of permafrost at a rather local scale (Murton and Kolstrup, 2003; French, 2007). To cope with these uncertainties in the MAAT-permafrost relationship an error bar of $\pm 2\text{ }^{\circ}\text{C}$ relative to the previously proposed MAAT limits has been estimated (Van Huissteden et al., 2003; Vandenberghe et al., 2004). Thus, it may be assumed that continuous permafrost is stable in areas with a MAAT of $-8\text{ }^{\circ}\text{C} \pm 2^{\circ}$ or lower. Likewise, a MAAT of $-4\text{ }^{\circ}\text{C} \pm 2^{\circ}$ can be used to define the southernmost limit of permafrost in general.

The response of permafrost growth or decay as a function of temperature change is not an immediate one. For instance, thawing of the top 10 m of ice-rich permafrost in Alaska as a result of present-day surface warming is estimated by Osterkamp and Romanovsky (1999) to take about one century. A similar

conclusion was reached by Froese *et al.* (2008) based on the study of the resilience of Middle Pleistocene permafrost in Canada. At a timescale of thousands of years, for instance at the LGM and during the Holocene, we may assume that equilibrium conditions were approximately reached. But in the case of rather rapidly changing sea-ice cover and temperature over the next century, we cannot assume equilibrium conditions in the permafrost extent. The quantitative calculation of reaction time of permafrost extent is depending on many factors (e.g. physical properties and thickness of the permafrost) and is not the aim of this study which is limited to signal the instability of permafrost irrespective of the rate of degradation.

2.3. Climate modelling

2.3.1. The LOVECLIM model

We have performed our simulations with the 3-dimensional, global earth system model of intermediate complexity LOVECLIM (Driesschaert *et al.*, 2007) that includes interactive components for the ocean, atmosphere, land-surface, ice sheets and carbon cycle. In this study, the version without interactive ice sheets and carbon cycle has been used, so these components are not discussed here.

The atmospheric component ECBilt (Opsteegh *et al.*, 1998) has a relatively low spatial resolution (3 layers and T21, or $5.6^\circ \times 5.6^\circ$ lat–lon) and is based on quasi-geostrophic equations. It includes additional parameterizations for the diabatic heating due to radiative fluxes, the release of latent heat, and the exchange of sensible heat with the surface. A full hydrological cycle is closed over land by a bucket model for soil moisture and river runoff. Snow accumulation and melt is explicitly accounted for. The oceanic component CLIO (Goosse and Fichefet, 1999) consists of an oceanic GCM (20 layers, $3^\circ \times 3^\circ$ lat–lon) coupled to a dynamic-thermodynamic sea-ice model. The terrestrial vegetation characteristics are simulated in VECODE (Brovkin *et al.*, 2002); a model that recognizes the two main vegetation types grassland and forest, and desert as a dummy type. Based on the climate conditions, the model calculates per land grid cell the surface fractions covered by these three vegetation types, thus allowing for mixtures between grassland, trees and bare soil. In the model, a tundra type of vegetation is therefore represented by a high fraction of grass cover, with minor covers of trees and bare soil.

In this study we have applied the same model version (LOVECLIM1.1) and the same parameters sets describing specific physical characteristics of ocean and atmosphere and referred to as sets E1, E2, E3, E4 and E5, as used and explained by Goosse *et al.* (2007). The goal of Goosse *et al.* (2007) in selecting those parameter sets was to obtain five contrasted model responses to perturbations while being able to reproduce reasonably well present-day conditions. For instance, the selection of the parameters in E1 to E5 leads to a range of climate sensitivities to radiative perturbation between 1.6°C and 3.8°C (climate sensitivity is defined here as the global surface temperature change at the end of a simulation that, starting from a pre-industrial CO_2 level, is first forced with an annual 1%-increase in atmospheric CO_2 concentration until it reaches after 70 year a value equal to two times the pre-industrial level, followed by 1000 year of integration with this $2 \times \text{CO}_2$ level kept constant). This is close to the range provided by the general circulation models included in the IPCC AR4 (Meehl *et al.*, 2007).

2.3.2. Experimental design of modelling

With LOVECLIM1.1, two types of experiments were performed. First, to study the response to full glacial boundary conditions, we have run the model with all five parameter sets forced by constant LGM forcings as described by Roche *et al.* (2007). Using initial conditions from this LGM experiment, simulations were run for an

additional 3000 years to equilibrate the model with the E1 and E3 parameter sets. We discuss only results obtained with those two parameter sets, as E1 produced results that are nearly identical to the one previously published by Roche *et al.* (2007) and E3 resulted in a much colder climate that is still reasonably consistent with LGM proxy records. Simulations performed with the other parameter sets (not shown) were either not much different from those obtained with E1 (i.e. in the case of E2) or unrealistically cold for the LGM (i.e. in the case of E4 and E5).

Second, to obtain results for the pre-industrial climate and the 21st Century, transient experiments were performed for the period 1750–2100 AD, again using the 5 different parameters sets E1 to E5. For the period 1750–2000 AD, forcings as described by Goosse *et al.* (2005) were prescribed, including changes in trace gas concentrations, changes in aerosol load, variations in total solar irradiance and the impact of large volcanic eruptions and land-cover changes. For the 21st Century, we prescribed the A2 scenario (Nakicenovic and Swart, 2000). This is a classical scenario roughly corresponding to a tripling of the CO_2 concentration compared to pre-industrial values in 2100. Initial conditions at 1750 AD were obtained from the transient experiment covering the last 8000 yrs discussed by Goosse *et al.* (2007). The PI CTRL state (Pre-Industrial control state corresponding to our reference for pre-industrial conditions) is averaged over the first 10 years of the simulation (= 1750–1760 AD) while the 21st century state is averaged over the last ten years (= 2091–2100).

3. Results

3.1. Present day climate

We based the present-day permafrost distribution, essentially on the Arctic Permafrost Map compiled by Brown *et al.* (1998). In the zone of continuous permafrost regions with mountainous permafrost are included (e.g. in the Ural Mountains and especially in eastern Siberia). Apart from regions with mountainous permafrost, the position of the southern limit of permafrost is remarkable by the clear southward shift from west to east: 69°N south of Nova Zembla to 66°N in west Siberia and 61°N in east Siberia.

The simulated -8°C and -4°C MAAT isotherms for the pre-industrial climate agree reasonably well with the observed southern modern permafrost boundary limits corresponding with those temperatures within the given error bar of $\pm 2^\circ\text{C}$ as due to local conditions (compare Fig. 1a and c). The latitudinal permafrost occurrence in easternmost Siberia is difficult to determine because of the interference with altitudinal permafrost. It must be noted that due to the relatively low spatial resolution of the LOVECLIM model, the impact of small and medium-scale mountain ranges are not well resolved.

The general agreement shows that our model is capable of capturing the main features of climate in equilibrium with modern permafrost distribution, suggesting that we may use the -8°C and -4°C MAAT isotherms as model proxies for permafrost stability under different climatic conditions. Fig. 1a and b also confirm that in the present-day climate the mean latitude of the sea-ice margin roughly coincides with that of the southern permafrost limit.

Our model produces an Arctic sea-ice cover for the present-day climate that is in reasonable agreement with observations (Fig. 1c), with some regional minor exceptions (Goosse *et al.*, 2007). In summer, parameter sets E1 to E4 result in slightly too extensive ice cover in the Barents Sea, whereas E5 produces underestimation of the total cover. In winter, the simulated ice cover is somewhat overestimated in the Greenland and Barents Sea with all parameter sets while it is underestimated in the Labrador Sea.

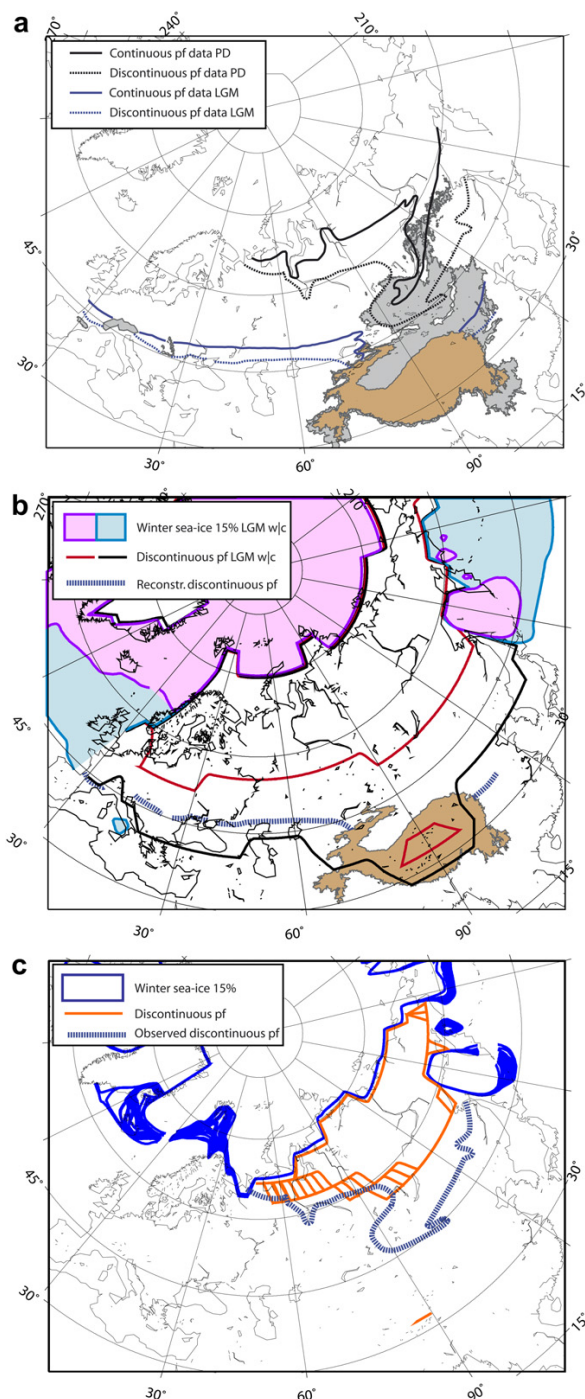


Fig. 1. Permafrost extension: data and models. Panel (a) shows data compilation for present-day continuous and discontinuous permafrost (PD) (after Brown et al., 1998) and LGM continuous and discontinuous permafrost (after Van Vliet-Lanoë (1996), Renssen and Vandenberghe (2003), Vandenberghe et al. (2004) for western and central Europe, Velichko (2002) for Russia, Aubekerov and Gorbunov (1999) for Kazakhstan, and data from different sources (e.g. Vandenberghe et al., 2004) for China). The brown (respectively grey) area limits zones higher than 4000 m (resp. 2000 m) in the area where the permafrost limits are at present and at LGM to facilitate discussion of the presence of mountainous permafrost. Panel (b) shows winter sea-ice limits (shaded) and discontinuous permafrost limits (lines) obtained in the LOVECLIM

3.2. LGM climate

The LGM reconstruction of permafrost limits is based on data for western and central Europe (Vandenberghe et al., 2004), a map for Kazakhstan by Aubekerov and Gorbunov (1999) and for China data compiled from different sources (e.g. Vandenberghe et al., 2004 and references in there). Especially in regions where the boundary between discontinuous and continuous permafrost is crossing mountainous areas the zone of discontinuous and sporadic permafrost may be very limited in extent and as such not exactly defined in the published literature. This is for instance the case in the southern Central Massif (France), the southern Carpathians and the southern margin of the Tibetan Plateau.

The reconstructed permafrost distributions (Fig. 1a) reveal a few striking differences between the LGM and present-day permafrost extension. We derive a general, extremely constant zonal W–E orientation of permafrost boundaries during the LGM at around 47°N in lowlands, apart from minor expansions to the south in upland regions (e.g. Central Massif, Carpathians) and a major southward extension due to the mountain permafrost of the Tibetan Plateau. This is in line with the zonal distribution of permafrost reported by Huijzer and Vandenberghe (1998) for west and central Europe and by Velichko (1973) for southern Russia, but significantly different from the NW–SE orientation of the present-day southern permafrost limit.

The relatively narrow zone of reconstructed discontinuous permafrost (a few hundred km) contrasts with the width of that zone in many modern permafrost regions. This might be an artefact of the geological data reconstruction method: permafrost indicating proxy data are less abundant when the region is only partially occupied by permafrost. In addition, it might be possible that favourable conditions for permafrost development of local extent were less present in the studied region during the LGM than in modern permafrost regions (e.g. occurrence of peat soils, reduced snow cover). This deserves further investigation.

Compared to the proxy-based reconstruction, the modelled LGM permafrost distribution shows a similar zonal pattern in Eurasia. We only consider here the results obtained with the E1 and E3 parameter sets (Fig. 1b), representing the ‘warm’ and ‘cold’ extremes for the LGM simulations, respectively. The simulated permafrost stability distribution obtained with the E1 parameter set (i.e. lowest climate sensitivity) is clearly located too far to the north relative to the reconstruction, with the simulated latitude of -4°C MAAT at about 52–55°N in Europe compared to 45 to 47°N according to proxy evidence. The modelled cold extreme obtained with the E3 parameter set (i.e. with climate sensitivity of 2.6 K) is closer to the reconstructions, although the simulated -4°C MAAT is situated a few degrees of latitude south of the reconstructed southern limit of discontinuous LGM permafrost. Still, in all cases the reconstructed permafrost is within the range of the two model simulations, and the overall zonal pattern in the E3 simulation is very similar to the reconstructed spatial LGM pattern. There is even excellent agreement with LGM reconstructions in western Europe, where extensive evidence for lowland continuous permafrost exists (e.g. Huijzer and Vandenberghe, 1998).

In summary, the comparison suggests that LGM climate conditions in equilibrium with the reconstructed permafrost distribution

LGM simulations. Pink shading and red line are from the E1 (i.e. « warm ») parameter set while the blue area and black line are from the E3 (i.e. « cold ») parameter set. The LGM data of panel (a) is the blue dashed line. Panel (c) shows present-day modelled winter sea-ice (shaded) and discontinuous permafrost limits (red lines) for all parameter sets. The dashed blue line is the discontinuous permafrost limit observed at present-day from panel (a). (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

were close to the results of E3 simulation, but generally slightly warmer except in westernmost Europe. This implies that the maximum LGM sea-ice cover over the Atlantic Ocean might have been similar to the simulated sea-ice extension presented in Fig. 1b for E3. There is, however, no compelling evidence about the winter extension of sea-ice during the LGM, with different proxies indicating very different extensions (Renssen and Vandenberghe, 2003; MARGO Project Members, 2009).

3.3. Future climate

The simulations for the future climate (Fig. 2) show large variations in sea-ice cover and permafrost stability. As expected, all these experiments indicate important loss of sea ice and a substantial area where permafrost will become unstable in the course of the 21st Century. These results are consistent with studies performed with comprehensive coupled general circulation models that are focused

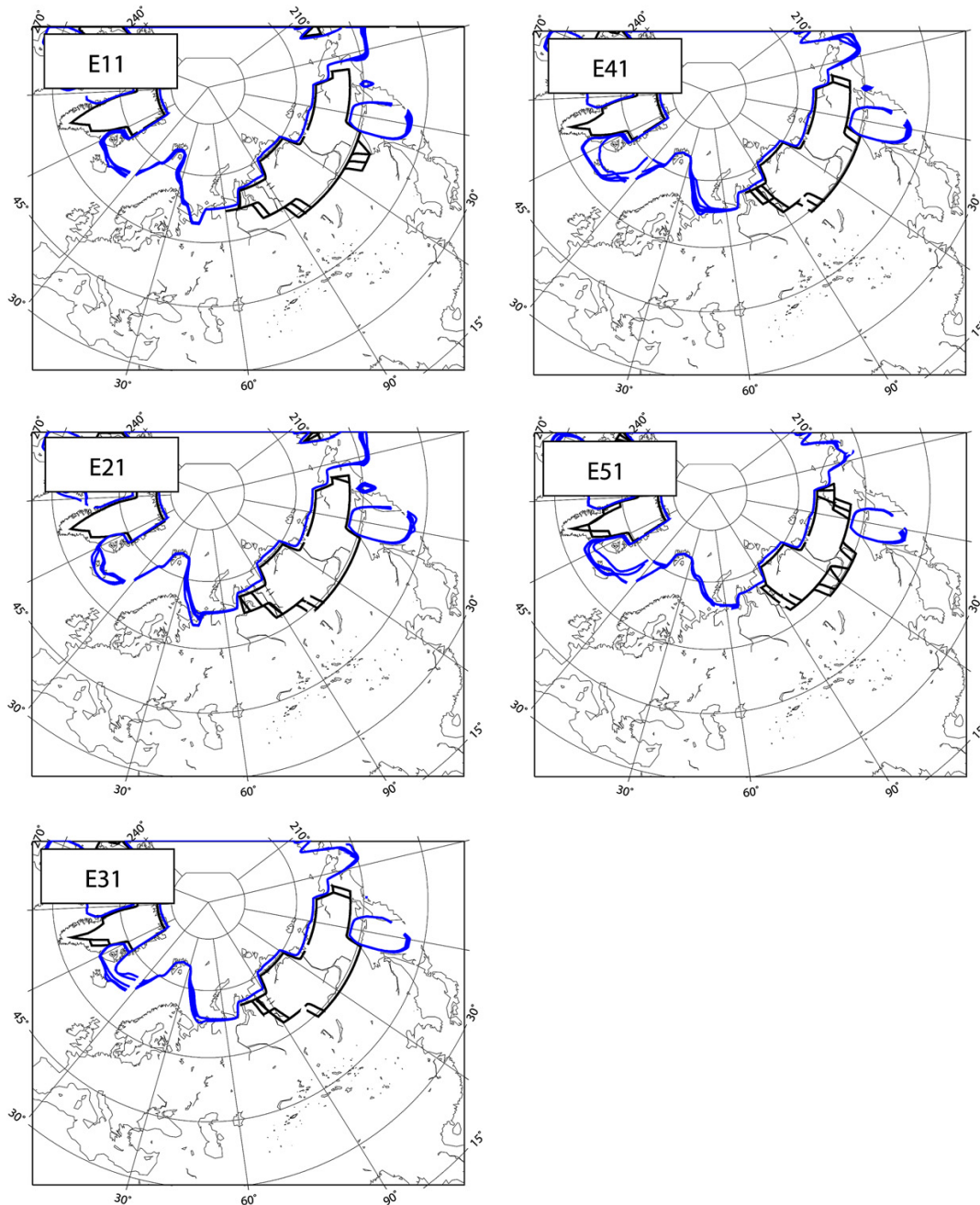


Fig. 2. Simulated future distribution of March sea-ice extent (blue line, defined as 15% or more ice cover), and limit of discontinuous permafrost (black line). Panels A to E represent runs with different parameter sets E11 to E51 to cover a range of climate sensitivities to radiative perturbation (from 1.6 K to 3.8 K, see Section 3.2.1). Shown is the average for the years 2091–2100 AD, with the A2 SRES scenario applied as forcing in all cases.

on the impact of 21st Century warming on permafrost (Stendel and Christensen, 2002; Lawrence and Slater, 2005). The most extreme case is E5, with no summer sea-ice left in the Arctic Ocean, and only $10.5 \times 10^6 \text{ km}^2$ remaining in winter (Fig. 3). Permafrost becomes then unstable everywhere, while only a small region in Northern Siberia north of 65°N persists (Fig. 2e). In E1 and E2, on the other hand, the Siberian sector of the Arctic Ocean remains covered by sea-ice in summer and the winter ice area is around $12 \times 10^6 \text{ km}^2$; the instability of permafrost is restricted to a relatively small zone to the west and south of the core region of present-day permafrost (i.e. in north-western and southern Siberia, Fig. 2a, b). E3 and E4 show an intermediate picture, with a winter sea-ice area in the Arctic Ocean between 11.0 and $11.5 \times 10^6 \text{ km}^2$, and conditions remaining favourable for permafrost in the present-day core region in Eastern Siberia. Our results confirm the link between summer sea-ice cover and the stability of permafrost as derived from experiments with the CCSM3 model by Lawrence et al. (2008).

3.4. Relationship between climate, sea-ice cover and permafrost

Our results for a range of climatic conditions, varying from full glacial to the relatively warm climate projected for the end of the 21st Century, suggest a linear relationship between the discontinuous permafrost area in Eurasia and the Arctic winter sea-ice cover (Fig. 3). This is consistent with the inferences from previous investigations for Europe under cold glacial conditions (Renssen and Vandenberghe, 2003) and from future climate simulations suggesting accelerated permafrost degradation associated with rapid sea-ice loss (Lemke et al., 2007; Lawrence et al., 2008). A tentative extrapolation of this linear relationship shown in Fig. 3 suggests that the total area with lowland discontinuous permafrost in Eurasia will become unstable when the Arctic winter sea-ice cover falls below about $7 \times 10^6 \text{ km}^2$. If we consider our simulation for the end of the 21st Century obtained with the E3 parameter set (Fig. 4) for the A2 SRES scenario, this suggests that, especially the vulnerable, permafrost in a large area in western and southeast Siberia becomes

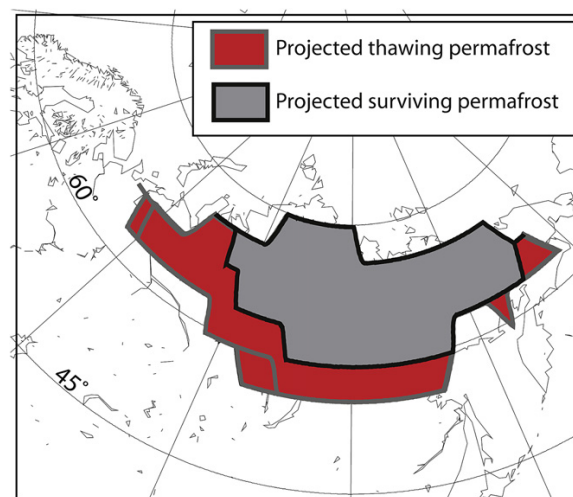


Fig. 4. Modelled permafrost evolution in the 21st century under the A2 SRES scenario. The grey shading represents the discontinuous permafrost area at the end of the 21st century as simulated with the parameter set E3. For comparison the red area is the area where discontinuous permafrost exists at the beginning of the simulation (PI CTRL). The red zone therefore represents the zone where permafrost will have disappeared or become highly unstable between now and 2100 AD.

unstable within the coming decades. This is caused by a northward shift of the -4°C MAAT isotherm by a few hundred kilometres under influence of the anthropogenic forcing associated with the A2 SRES scenario.

4. Discussion

A comparison with early Holocene conditions and recent sea-ice trends indicated that the parameter sets E4 and E3 lead to the most realistic results. E5 was discarded on the basis of too small sea-ice

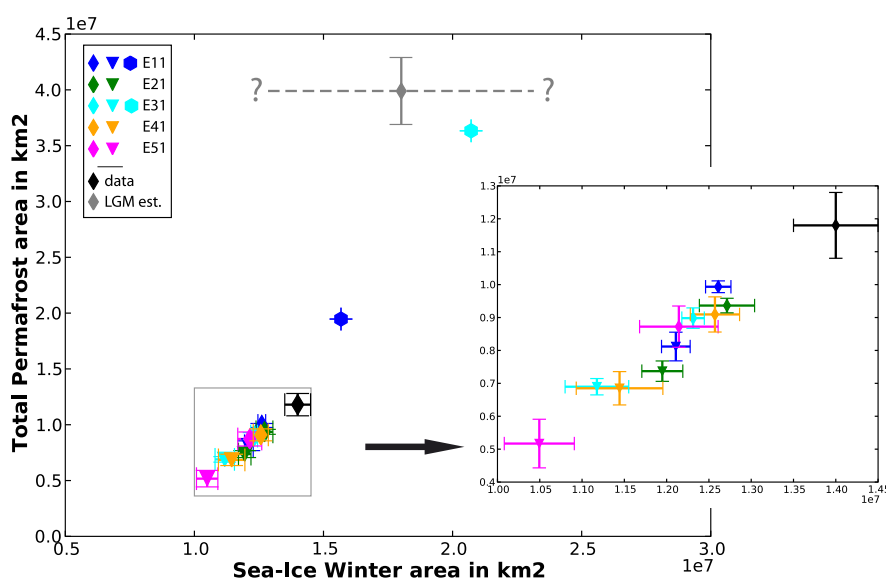


Fig. 3. Permafrost area versus winter sea-ice area relationship. On the y-axis is the area of Eurasian total permafrost as computed from the model/data while on the x-axis we present the winter sea-ice area in the eastern north Atlantic and Arctic Oceans. Each colour is a different parameter set, while black is data for the pre-industrial and grey evaluation for the LGM. There is no evaluation of the winter sea-ice area available for the LGM, as noted by the question marks. Diamonds are PI CTRL experiments, triangles end of 21st century under the A2 SRES scenario and hexagons LGM. The inset is a close-up of the PI CTRL and future experiments. (For interpretation of the references to colour in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

cover in the early Holocene, while the sea-ice cover produced by E1 and E2 was considered too extensive. The good correspondence between our simulated and reconstructed LGM permafrost limits supports the choice of the E3 parameter set as being the most feasible, corresponding to a climate sensitivity to radiative perturbation of 2.6 K (Goosse *et al.*, 2007).

Our reconstruction of the southern permafrost limit during the LGM shows a consistent picture of a zonal W-E permafrost distribution across most of Eurasia outside major mountain ranges. Climate model simulations of the zone where permafrost was stable during the LGM confirm this zonal southern limit, and suggest that this orientation of the permafrost distribution in Europe is primarily governed by the winter ice cover in the Atlantic Ocean (Fig. 3). This striking W–E trending southern permafrost limit during the LGM may be explained by the combined cold sources of sea ice in the North Atlantic Ocean and Arctic Ocean and ice sheets in northern Eurasia. Tracks of westerly winds were shifted towards the south and were not able to induce tempering maritime influences on the continent at the latitude of permafrost occurrence (Isarin and Renssen, 1999; Renssen and Vandenberghe, 2003).

The simulated zone with 21st Century permafrost instability in Siberia may be compared with simulation results obtained with models with a similar climate sensitivity to radiative perturbations as our model with parameter set E3 (2.6 K). Our projection for future permafrost instability in Siberia closely resembles the result obtained for the A2 scenario by Stendel and Christensen (2002) with the ECHAM4/OPYC coupled AOGCM that also has a climate sensitivity of 2.6 K. However, both the latter model and our LOVECLIM model do not specifically account for frozen-soil processes. A study with the CCSM3 model that dynamically includes such processes and has a climate sensitivity of 2.5 K (Lawrence and Slater, 2005; Kiehl *et al.*, 2006), suggests almost complete disappearance of permafrost in Siberia at the end of the 21st Century under the A2 scenario. However, it is unclear if the more extensive 21st Century permafrost degradation in Lawrence and Slater (2005) can be explained by the difference in representation of soil processes between the two models, since there are many other differences between the individual models that can have affected the results.

An important limitation of our modelling is that it did not treat thawing of the soil specifically, and did not consider the impact of permafrost thawing on the carbon cycle. This implies the inability to account for important feedbacks between permafrost and climate, for instance through enhanced emission of greenhouse gases from thawing soils, and the impact of permafrost decay on hydrology and vegetation. Despite these limitations, we are confident that our model results on the long-term relation between sea-ice cover and permafrost stability are sound, as they are fully consistent with independent data on permafrost for different climate conditions (LGM and recent past). Our results should be confirmed with similar simulations for the LGM, present and future performed with state-of-the-art models that include a dynamical representation of frozen-soil processes.

5. Conclusions

The present Eurasian permafrost extension is obviously directed by the cold Arctic Ocean while there is no steering at all by North Atlantic sea ice. On the contrary, warm equatorial waters are entering the North Atlantic Ocean at present by the Gulf Stream. Maritime influences, through westerlies that transport temperate air from the North Atlantic waters, are diminishing towards the east on the Eurasian continent. This explains the NW–SE trend of the present-day permafrost boundary in Europe.

This trend is consistent with simulations of future climate suggesting accelerated permafrost degradation associated with rapid sea-ice loss. The model results lead to the tentative prediction of substantial instability of the discontinuous permafrost in the lowlands of Eurasia.

References

- Azel, O., Fichet, T., Goosse, H., 2006. Sea ice evolution over the 20th and 21st centuries as simulated by current AOGCMs. *Ocean Modelling* 12, 401–415.
- Aubekerov, B., Gorbunov, A., 1999. Quaternary permafrost and mountain glaciation in Kazakhstan. *Permafrost and Periglacial Processes* 10, 65–80.
- Beer, C., 2008. The Arctic carbon count. *Nature Geosciences* 1, 569–570.
- Brovkin, V., Bentsen, J., Claussen, M., Ganopolski, A., Kubatzki, C., Petoukhov, V., Andreev, A., 2002. Carbon cycle, vegetation and climate dynamics in the Holocene: experiments with the CLIMBER-2 model. *Global Biogeochemical Cycles* 16, 1139. doi:10.1029/2001GB001662.
- Brown, J., Ferris Jr., O.J., Heginbottom, J.A., Melnikov, E.S., 1998. Circum-Arctic Map of Permafrost and Ground-ice Conditions. National Snow and Ice Data Center/World Data Center for Glaciology, Boulder, CO (Digital Media), revised February 2001.
- Comiso, J.C., 2002. A rapidly declining perennial sea ice cover in the Arctic. *Geophysical Research Letters* 29, 1956–1959.
- Delisle, G., 2007. Near-surface permafrost degradation: how severe during the 21st century? *Geophysical Research Letters* 34, L09503. doi:10.1029/2007GL029323.
- Driesschaert, E., Fichet, T., Goosse, H., Huybrechts, P., Janssens, I., Mouchet, A., Munhoven, G., Brovkin, V., Weber, S.L., 2007. Modeling the influence of Greenland ice sheet melting on the Atlantic meridional overturning circulation during the next millennia. *Geophysical Research Letters* 34, L10707. doi:10.1029/2007GL029516.
- Frauenfeld, O.W., Zhang, T., Barry, R.G., Gilichinsky, D., 2004. Interdecadal changes in seasonal freeze and thaw depths in Russia. *Journal of Geophysical Research* 109, D5101. doi:10.1029/2003JD004245.
- French, H.M., 2007. *The Periglacial Environment*, third ed. Wiley, Chichester.
- Froese, D.G., Westgate, J.A., Reuyes, A.V., Enkin, R.J., Preece, S.J., 2008. Ancient permafrost and a future, warmer Arctic. *Science* 321, 1648.
- Goosse, H., Fichet, T., 1999. Importance of ice-ocean interactions for the global ocean circulation: a model study. *Journal of Geophysical Research* 104 (23), 337–355.
- Goosse, H., Renssen, H., Timmermann, A., Bradley, R.S., 2005. Internal and forced climate variability during the last millennium: a model-data comparison using ensemble simulations. *Quaternary Science Reviews* 24, 1345–1360.
- Goosse, H., Driesschaert, E., Fichet, T., Loutre, M.F., 2007. Information on the early Holocene climate constrains the summer sea ice projections for the 21st century. *Climate of the Past* 3, 683–692.
- Holland, M.M., Bitz, C.M., 2003. Polar amplification of climate change in coupled models. *Climate Dynamics* 21, 221–232.
- Huijzer, A.S., Isarin, R.F.B., 1997. The reconstruction of past climates using multi-proxy evidence: an example of the Weichselian Pleniglacial in northwestern and central Europe. *Quaternary Science Reviews* 16, 513–533.
- Huijzer, A.S., Vandenberghe, J., 1998. Climatic reconstruction of the Weichselian Pleniglacial in northwestern and central Europe. *Journal of Quaternary Science* 13, 391–417.
- Isarin, R.F.B., Renssen, H., 1999. Reconstructing and modelling Late Weichselian climates: the Younger Dryas in Europe as a case study. *Earth-Science Reviews* 48, 1–38.
- Isarin, R.F.B., Huijzer, A.S., Van Huissteden, J., 1998. Time-slice oriented multi-proxy database (MPDB) for palaeoclimate reconstruction. In: CAPS (Circumpolar Active-Layer Permafrost System) CD-ROM, Version 1.0, National Snow and Ice Data Center. CIRES, University of Colorado.
- Karte, J., 1981. Zur Rekonstruktion des weichselhochglazialen Dauerfrostbodens im westlichen Mitteleuropa. *Bochumer Geografische Arbeiten* 40, 59–71.
- Kiehl, J.T., Shields, C.A., Hack, J.J., Collins, W.D., 2006. The climate sensitivity of the Community climate system model version 3 (CCSM3). *Journal of Climate* 19, 2584–2596.
- Lawrence, D.M., Slater, A.G., 2005. A projection of severe near-surface permafrost degradation during the 21st century. *Geophysical Research Letters* 32, L24401. doi:10.1029/2005GL025080.
- Lawrence, D.M., Slater, A.G., Tomas, R.A., Holland, M.M., Deser, C., 2008. Accelerated Arctic land warming and permafrost degradation during rapid sea ice loss. *Geophysical Research Letters* 35, L11506. doi:10.1029/2008GL033985.
- Lemke, P., Ren, J., Alley, R.B., Allison, I., Carrasco, J., Flato, G., Fujii, Y., Kaser, G., Mote, P., Thomas, R.H., Zhang, T., 2007. Observations: changes in snow, ice and frozen ground. In: Solomon, S., *et al.* (Eds.), *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of WG I to the 4th Assessment Report of the IPCC*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, pp. 337–383.
- MARGO Project Members, 2009. Constraints on the magnitude and patterns of ocean cooling at the Last Glacial Maximum. *Nature Geoscience* 2, 127–132.
- Meehl, G.A., Stocker, T.F., Collins, W.D., Friedlingstein, P., Gonyea, A.T., Gregory, J.M., Kitoh, A., Knutti, R., Murphy, J.M., Noda, A., Raper, S.C.B., Watterson, I.G., Weaver, A.J., Zhao, Z.-C., 2007. Global climate projections. In: Solomon, S., *et al.* (Eds.), *Climate Change 2007: The Physical Science Basis. Contribution of WG I to the 4th Assessment Report of the IPCC*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, pp. 747–845.

- Mottaghy, D., Rath, V., 2006. Latent heat effects in subsurface heat transport modeling and their impact on palaeotemperature reconstructions. *Geophysical Journal International* 164, 236–245.
- Murton, J., Kolstrup, E., 2003. Ice-wedge casts as indicators of palaeotemperatures: precise proxy or wishful thinking? *Progress in Physical Geography* 27, 155–170.
- Nakicenovic, N., Swart, R. (Eds.), 2000. IPCC Special Report on Emission Scenarios. Cambridge University Press, UK.
- Nelson, F.E., 2003. (Un)frozen in time. *Science* 299, 1673–1674.
- Opsteegh, J., Haarsma, R., Selten, F., Kattenberg, A., 1998. ECBILT: a dynamic alternative to mixed boundary conditions in ocean models. *Tellus* 50, 348–367.
- Osterkamp, T.E., Romanovsky, V.E., 1999. Evidence for warming and thawing of discontinuous permafrost in Alaska. *Permafrost and Periglacial Processes* 10, 17–37.
- Renssen, H., Vandenberghe, J., 2003. Investigation of the relationship between permafrost distribution in NW Europe and extensive winter sea-ice cover in the North Atlantic Ocean during the cold phases of the Last Glaciation. *Quaternary Science Reviews* 22, 209–223.
- Roche, D.M., Dokken, T., Goosse, H., Renssen, H., Weber, S.L., 2007. Climate of the Last Glacial Maximum: sensitivity studies and model-data comparison with the LOVECLIM coupled model. *Climate of the Past* 3, 205–224.
- Romanovskij, N.N., 1976. The scheme of correlation of polygonal wedge structures. *Biuletyn Periglacialny* 26, 287–294.
- Romanovskij, N.N., 1985. Distribution of recently active ice and soil wedges in the USSR. In: Church, M., Slaymaker, O. (Eds.), *Field and Theory: Lectures in Geocryology*. University of British Columbia Press, Vancouver, pp. 154–165.
- Serreze, M.C., Holland, M.M., Stroeve, J., 2007. Perspectives on the Arctic's shrinking sea-ice cover. *Science* 315, 1533–1536.
- Stendel, M., Christensen, J.H., 2002. Impact of global warming on permafrost conditions in a coupled GCM. *Geophysical Research Letters* 29, 1632. doi:10.1029/2001GL014345.
- Stendel, M., Romanovsky, V., Christensen, J.H., Saznova, T., 2007. Using dynamical downscaling to close the gap between global change scenarios and local permafrost dynamics. *Global and Planetary Change* 56, 203–214.
- Stroeve, J., Holland, M.M., Meier, W., Scambos, T., Serreze, M.C., 2007. Arctic Sea ice decline: faster than forecast. *Geophysical Research Letters* 34, L09501. doi:10.1029/2007GL029703.
- Van Huissteden, J., Vandenberghe, J., Pollard, D., 2003. Palaeotemperature reconstructions of the European permafrost zone during marine oxygen isotope stage 3 compared with climate model results. *Journal of Quaternary Science* 18, 453–464.
- Van Vliet-Lanoë, B., 1996. Relations entre la contraction thermique des sols en Europe du Nord-Ouest et la dynamique de l'inlandsis Weichsélien. *Comptes Rendus Académie des Sciences de Paris* 322 (série IIa), 461–468.
- Vandenberghe, J., Pissart, A., 1993. Permafrost changes in Europe during the Last Glacial. *Permafrost and Periglacial Processes* 4, 121–135.
- Vandenberghe, J., Lowe, J., Coope, G.R., Litt, T., Zöller, L., 2004. Climatic and environmental variability in the Mid-Latitude Europe sector during the last interglacial–glacial cycle. Battarbee, R., Gasse, F., Stickley, C. (eds.), *Past Climate Variability through Europe and Africa*. PEPIII Conference Proceedings, Kluwer, Dordrecht, pp. 393–416.
- Vandenberghe, J., Velichko, A., Gorbunov, A., 2008. Forcing factors of permafrost retreat: a comparison between LGM and present-day permafrost extent in Eurasia. D.L. Kane, D. L., Hinkel, K.M. (eds.), 9th Int. Conf. Permafrost Fairbanks, 29/7–3/8/2008, pp. 327–328.
- Vandenberghe, J., 1983. Some periglacial phenomena and their stratigraphical position in Weichselian deposits in the Netherlands. *Polarforschung* 53, 97–107.
- Velichko, A.A., Nechaev, V.P., 1992. Cryogenic regions during the Last Glacial Maximum (permafrost). In: Frenzel, B., Pecsí, M., Velichko, A.A. (Eds.), *Atlas of Paleoclimates and Paleoenvironments of the Northern Hemisphere. Late Pleistocene–Holocene*. Gustav Fisher Verlag, Budapest-Stuttgart, pp. 108–109. map page 49.
- Velichko, A.A., 1973. Paragenesis of a cryogenic (periglacial) zone. *Biuletyn Periglacialny* 7, 89–110.
- Velichko, A.A. (Ed.), 2002. *Dynamics of Terrestrial Landscape Components and Inner Marine Basins of Northern Eurasia during the Last 130 000 years*. GEOS Publishing House, Moscow, p. 231 (in Russian).
- Walter, K.M., Zimov, S.A., Chanton, J.P., Verbyla, D., Chapin III, F.S., 2006. Methane bubbling from Siberian thaw lakes as a positive feedback to climate warming. *Nature* 443, 71–75.
- Zimov, S.A., Schuur, E.A.G., Chapin III, F.S., 2006. Permafrost and the global carbon budget. *Science* 312, 1612–1613.

Annexe E

Présentation du projet franco-qubécois et article Burke *et al.* (2012) en préparation

Contexte et objectifs du projet

Le contexte de changement climatique actuel est un bon exemple de l'impact du climat sur le déplacement des populations avec l'apparition de « réfugiés climatiques ». Malgré sa capacité d'adaptation, son mode de vie et sa technologie, l'Homme se déplace principalement en fonction du climat : fuyant les déserts et privilégiant les régions aux climats moins rigoureux.

L'histoire de notre lignée humaine commence à la fin du Pliocène avec l'apparition des premiers membres du genre *Homo* il y a 2 Ma. Depuis, de nombreux flux migratoires ont permis d'aboutir, à la fin de cette période, à la répartition globale de notre espèce avec *Homo sapiens*, il y a environ 200 ka (Bar-Yosef et Belfer-Cohen, 2001; Tempelton, 2002; Dennell et Roebroeks, 2005). Cependant, les causes et les modes de dispersion et d'extinction des espèces, et en particulier des hominidés, restent toujours en partie inexplicables. D'après le registre archéologique, on assiste au Pléistocène récent (il y a environ 28 ka) au remplacement des Néandertaliens par les populations *Homo sapiens* moderne. Les diverses explications scientifiques de la dispersion des hominidés évoquent alors directement ou indirectement, l'un des deux mécanismes évolutifs suivants (Vrba, 1993b).

Le « **turnover pulse** » (Vrba, 1993a) rejoint le principe de sélection environnementale au profit des espèces dites généralistes, c'est-à-dire en mesure de prospérer dans un grand nombre de conditions environnementales et sachant faire usage d'une grande variété de ressources. Dans des écosystèmes naturels subissant périodiquement des changements environnementaux (comme le climat), l'hypothèse du « turnover pulse » suppose que les espèces généralistes survivent aux espèces spécialisées qui ne peuvent s'épanouir que dans une gamme restreinte de conditions environnementales, s'isolent puis s'éteignent. Pour Potts (1998) ou Tzedakis *et al.* (2007) la disparition des Néandertaliens est corrélée aux changements climatiques.

L'hypothèse de la **reine rouge** (van Valen, 1973) repose sur le principe de « biologie évolutive » : l'évolution permanente d'une espèce serait nécessaire pour maintenir sa survie parmi les espèces avec lesquelles elle co-évolue. Ici, les facteurs sélectifs de l'évolution seraient d'avantage d'origine biotique/biologique qu'environnementale. Dans le cas de Néandertal, Carbonell *et al.* (1999) et Klein (2000) mettent en cause la succession technologique, c'est-à-dire un remplacement

des populations locales néandertaliennes par des populations technologiquement plus moderne. La dispersion d'*Homo sapiens* serait alors corrélée à une évolution culturelle et cognitive entraînant une croissance démographique (Shennan, 2001).

La dispersion des hominidés constitue un axe de recherche central de l'équipe FQRSC¹, dirigée par Ariane Burke au laboratoire d'anthropologie de l'Université de Montréal, et du GEC3² de l'université McGill. Afin de tester le pouvoir explicatif des mécanismes évolutifs précédents, il convient de se demander sous quelles conditions (climatiques, écologiques, biologiques et/ou sociales) s'est déroulée la disparition des Néandertaliens au profit de la dispersion d'*Homo sapiens* au cours du Pléistocène récent. Ariane Burke et son équipe cherchent donc à identifier les facteurs qui ont généré la disparition des Néandertaliens et stimulé les dispersions d'*Homo sapiens*. Pour ce faire, cette étude s'appuie sur la convergence de plusieurs types de simulations numériques (écologiques, climatiques et basées sur agents) au Dernier Maximum Glaciaire (section 1.1.2), et en Europe. Ce choix géographique et temporel reflète la disponibilité de données archéologiques, fauniques et paléoclimatologiques ainsi que les aires de recherche des différents membres du projet. Cette étude permettra de généraliser des dynamiques des populations préhistoriques à travers le temps et l'espace, et à terme de cibler plus précisément l'emplacement des niches écologiques pour les fouilles à venir.

Simulations paléoanthropologiques

La modélisation écologique a connu un essor significatif au cours de la dernière décennie (Guisan et Zimmermann, 2000) notamment grâce aux modèles basés sur agents (ABM). Les ABMs sont une classe de modèles numériques simulant les actions et interactions d'« agents virtuels » autonomes en vue d'évaluer leurs effets sur l'ensemble d'un système écologique. Ces agents actifs et réactifs évoluent dans un contexte environnemental contrôlé issu de simulations numériques formant une « plateforme écologique ». Les différentes strates de cette plateforme définissent les conditions physiques, écologiques et biologiques du système : températures, précipitations, orographie, végétation (répartition des milieux ouverts et des forêts), faune (répartition des herbivores et carnivores), etc. Toutes ces composantes servent à la modélisation « biogéographique » des agents par l'ABM, simulant ainsi leur répartition. Il est ensuite possible de faire varier ces paramètres physiques, écologiques, biologiques ou comportementaux (alimentation carnée, prédation, complexité technologique) pour des périodes clés afin d'observer l'impact de ces facteurs sur la répartition des agents hominidés. La répartition des populations prédite est ensuite comparée à une base de données archéologiques compilées par l'INQUA³.

Pour obtenir les variables physiques/climatiques que requiert leur plateforme, l'équipe du FQRSC a sollicité le modèle de circulation générale IPSL-CM4 (Marti *et al.*, 2005) dont la résolution spatiale standard est de 3,75° en longitude par 2,5° en latitude. Afin de retracer le plus précisément possible les mouvements de populations néandertaliennes, la plateforme écologique du FQRSC comporte une résolution spatiale d'environ 10 km, soit bien inférieure à celle d'IPSL-CM4 qui ne rend pas compte de structures locales liées par exemple à la topographie. Pour réduire l'écart entre

1. Fonds de Recherche sur la Société et la Culture du Québec

2. Global Environmental and Climate Change Centre

3. International Union for Quaternary Research

ces deux échelles spatiales, Ariane Burke a fait appel à nos méthodes de downscaling statistique. En nous basant sur les éléments de réponses de la problématique traitée dans le chapitre 3, nous avons pu mieux contraindre le downscaling statistique des précipitations et des températures au Dernier Maximum Glaciaire pour fournir des champs à haute résolution réalistes pour cette période de temps.

Premiers résultats pour les modèles basés sur agents

La résolution de notre downscaling (défini par les données du CRU⁴) est d'environ 20 km. Pour atteindre les 10 km de résolution des ABMs du GEC3, les champs climatiques fournis ont ensuite été spatialement interpolés à l'aide de logiciels/systèmes d'information géographique. La figure E.1 montre un exemple de températures et précipitations (respectivement) au Dernier Maximum Glaciaire utilisées pour les ABMs du projet franco-québécois.

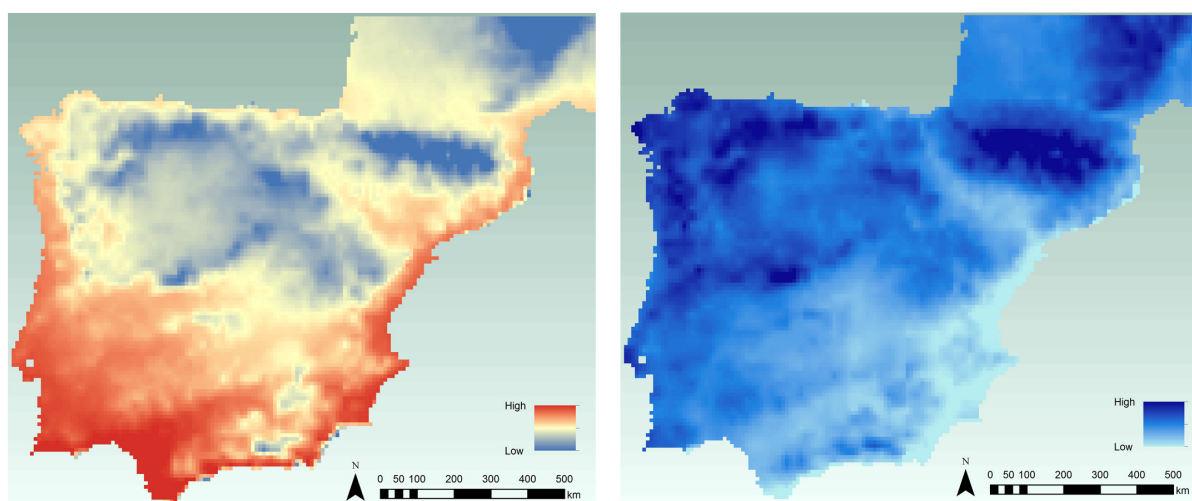


FIGURE E.1 – Températures (à gauche) et précipitations (à droite) moyennes annuelles au Dernier Maximum Glaciaire sur la péninsule ibérique issues du downscaling statistique puis interpolées à 10 km de résolution.

Les premiers résultats de ce projet font l'objet de l'article (ci-dessous) Burke *et al.* (2012), actuellement en préparation et dont je suis co-auteur.

Archaeological survey in eastern Guadalajara province, Spain: initial results

Burke, A.¹ and Maíllo Fernández, J.² and Fuertes Prieto, N.³ and Bisson, M.⁴ and James, P.⁵ and Levavasseur, G.⁶

Abstract:

The Palaeolithic record of the interior of the Iberian Peninsula, the central Meseta, is still relatively poorly documented. In this article we report the results of a preliminary, stratified survey conducted in the eastern part of the province of Guadalajara during 2009 and 2010. The survey enabled us to identify a series of Middle and Upper Palaeolithic sites in an area where no previously recorded Palaeolithic sites exist. These results, in turn, are used to propose a predictive model of archaeological potential that will guide further surveys in the target region.

Key words: Palaeolithic, Central Meseta, Guadalajara (Spain), survey, archaeological predictive model.

Résumé :

L'histoire de l'occupation paléolithique de l'intérieur de la Péninsule ibérique, la Meseta centrale, est encore méconnue. Une prospection archéologique menée de 2009 à 2010 dans la zone Est de la province de Guadalajara nous a permis d'identifier une série inédite de sites du Paléolithique moyen et supérieur dont nous présentons les plus significatifs ici. Ces résultats nous permettent également de formuler un modèle prédictif de potentiel archéologique qui guidera les prospections futures dans cette région.

Mots clés : Paléolithique, Meseta centrale, Guadalajara (Espagne), prospection, modèle prédictif.

¹ Université de Montréal, Anthropologie, C.P. 6128 Centre-Ville, Montréal, QC, Canada H3T 3J7.
a.burke@umontreal.ca (corresponding author)

² Departamento de Prehistoria y Arqueología de la Universidad Nacional de Educación a Distancia, C/Senda del Rey 7 28040 MADRID Madrid, Spain. jlmaillo@geo.uned.es

³ Área de Prehistoria, Facultad de Filosofía y Letras, Universidad de León, Campus de Vegazana, Spain.
mnfuep@unileon.es

⁴ McGill University, Dept. of Anthropology, Leacock Building, 855 Sherbrooke Street West Montreal, Quebec H3A 2T7. michael.bisson@mcgill.ca

⁵ Université de Montréal, Sciences biologiques, bureau F056, Pavillon Marie-Victorin, Montreal, QC, Canada.
patrick.ma.james@umontreal.ca

⁶ Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement, LSCE/IPSL - CEA-CNRS-UVSQ, CE Saclay, l'Orme des Merisiers, bâtiment 701 91191 Gif-sur-Yvette Cedex France. guillaume.levavasseur@lsce.ipsl.fr

Introduction:

Our knowledge of the Palaeolithic record of the central Meseta, the highland plateau located in the interior of the Iberian Peninsula (Figure 1), is uneven both in spatial and chronological terms. The contrast between the rich archaeological record of coastal Iberian and the much sparser record of the interior, has led to the suggestion that the central Meseta suffered periodic population declines during prehistory, particularly during the Middle and Upper Palaeolithic. The continentality of the region, its relative elevation and mountainous character (the Cantabrian Cordillera, Sierra Morena and Sistema Ibérico border it and the Sistema Central lies at its' heart) are sometimes evoked as factors affecting the distribution of human populations, particularly during colder periods of the Late Pleistocene.

Recent fieldwork has added significantly to the existing archaeological record of the central Meseta, however, altering our perception of population dynamics during the Palaeolithic period in the region. The distribution of research effort in the central Meseta remains somewhat uneven, however, with some regions – such as the province of Burgos – receiving more attention than others. This is due to significant discoveries made at Atapuerca (at Gran Dolina and Sima de los Huesos) during the late 20th Century, which provided a key to our current understanding of the initial Lower Palaeolithic occupation of the European continent, among other things (Aguirre 2001; Carbonell, et al. 1995; López-García, et al. 2010; Mosquera, et al. In Press). Other important discoveries in the Central Meseta include well-known sites such as Ambrona and Torralba, in Soría, Áridos, in Madrid, and Pinedo, in Toledo (Santonja and Pérez González 2000/2001, 2005) as well as recent discoveries in the Guadiana, Manzanares and Jarama River Basins (Panera Gallego 2010; Rubio 2011) as well as the Duero (Díez, et al. 2008).

The Middle Palaeolithic in the central Meseta is documented by surface collections and stratified sites, e.g., at Atapuerca (Rodríguez 2004), Prado Vargas (Navazo and Díez 2008; Navazo, et al. 2005), Cueva Millán and La Ermita (Moure and García-Soto 1983), Cueva Corazón (Sánchez, et al. 2011), El Cañaveral (Baena, et al. 2008), Navalmañillo, Pinilla del Valle, and Buena Pinta (Arsuaga, et al. 2011; Navazo and Díez 2008; Navazo, et al. 2005) as well as sites in the Manzanares and Jarama River Basins, in the province of Madrid (Panera Gallego 2010; Rubio 2011).

The Upper Palaeolithic is relatively poorly represented in the central Meseta. Known sites include the Early Upper Palaeolithic site of Valle de las Orquídeas (Mosquera, et al. 2007), El Palomar (Vega and Martín 2007), the Magdalenian site of Peña de Estebanvela, Vergara, El Monte, near Madrid (Cacho, et al. 2010; Vega, et al. 2010), Verdelpino and Buendia, in Cuenca (De la Torre, et al. 2007; Rasilla, et al. 1996), and placa de Villalba, Soria (Fernández, et al. 1990) . On the eastern border of the Meseta, evidence for Upper Palaeolithic occupations of the Systema Iberico has also recently been reported (Utrilla, et al. 2010).

Where research effort has been expended in the central Meseta, new discoveries have been made filling in the gaps in our knowledge of the Palaeolithic settlement of the region. It seems plausible, therefore, to suggest that biases in the archaeological record of the central Meseta exist

and should be corrected. In order to act on this suggestion, we developed a survey project focussing on the province of Guadalajara, within the central Meseta, which has a relatively poorly documented history of Palaeolithic occupation.

The study region: Guadalajara province.

The province of Guadalajara is located south of Madrid, in the very center of the Meseta (Figure 1). Archaeological sites dated to the Palaeolithic are relatively scarce and unevenly distributed in this region (Malla 1997) and research has mostly been focussed on the Jarama and Sorbe River Basins, where a series of sites with relatively short stratigraphic sequences have been discovered (R. E. Garcia, et al. 1991). Lower Palaeolithic sites are rare in Guadalajara (despite their relative abundance in the nearby province of Madrid). Sites such as Jarama I and VI (Alcolea, et al. 1998; García 1998; R. F. Garcia, et al. 1991), Peña Capón and Torrejones (Arribas, et al. 1995) and Cueva de los Casares (Barandiaran 1973; Beltrán and Barandiarán 1968) bear witness to the Middle Palaeolithic occupation of the province. Solutrean and Proto-Solutrean occupations at Peña Capón are the earliest known Upper Palaeolithic occupations, followed by later Upper Palaeolithic sites such as Jarama II, El Turismo, Cueva del Reno, and los Enebrales (de la Torre 2007). Examples of Upper Palaeolithic parietal art in Guadalajara occur at: Cueva de los Casares (Barandiaran 1973), Cueva de la Hoz (Balbín Berhmann, et al. 1995; Beltrán and Barandiarán 1968), El Reno, El Turismo and La Griega (Alcolea González and de Balbín Behrmann 2003; Balbín, et al. 1995; Chapa 2006) and mobiliary art is present at Jarama II, where a carved wolverine was discovered (Jordá and García 1989).

When we began this project in 2009, however, known Palaeolithic sites in the eastern half of Guadalajara Province, along the upper reaches of the Tagus River and its tributaries were almost unknown, the exception being a Palaeolithic site (referred to as a “necropolis”) at the place named “La Olmedilla”, on the slopes above the Entrepina reservoir (near Sacedon) (Mercado Blanco, et al. 2003). We therefore chose to concentrate our surveys in eastern Guadalajara.

Geographical context of the surveys:

The topography in the western part of the study region (around the Entrepina reservoir and the village of Sacedón) is relatively gentle; to the east the terrain is more rugged and mountainous (near Molina de Aragón). Rockshelters and caves are rare in the west due to the nature and composition of the local bedrock, though limestone formations occasionally outcrop sufficiently for small rockshelters and caves to form (e.g. more centrally, near Arbeteta and Trillo). Bedrock in the target region alternates between limestone and sandstone, both of which are deeply incised by river canyons, particularly in the east where the Tagus and Hoz Seca river valleys offer good potential for the formation of caves and rockshelters. Flint nodules outcrop fairly frequently in the western portion of the target region but are conspicuously rare in the east.

Results:

Surveys were carried out in 2009 and 2010 with the aid of funding from the Social Sciences and Humanities Research Council of Canada (grant #401-2009-2240) and the results, though preliminary, confirm the archaeological potential of the target region. Almost without exception, the archaeological finds are concentrated in the western portion of the study region (Figure 2).

The majority of these finds are situated either on gentle slopes above river valleys, along the Tagus or its tributaries, in valley-bottom locations or on ancient river terraces, at an average elevation of 769 +/- 91 meters above current sea level. Our efforts yielded a total of 1898 lithic artefacts from different localities, including sites, surface collections (designated as “loci”) and lithic scatters (Table 1).

Sites are designated on the basis of assemblage size and techno-typological homogeneity; locii represent relatively smaller but nevertheless homogeneous concentrations of lithics; surface scatters are small, relatively diffuse collections of lithics, often heterogeneous in composition. In areas where flint nodules outcrop we identified several lithic scatters that could represent knapping stations, but the chronology of the collections associated with these locations is difficult to establish, as a result, they are not designated as sites in this study. The archaeological sites identified during the 2009-2010 surveys, including two of the three presented in this paper (Figure 2), are located on or above ancient river terraces along the Tagus River, in sediments composed of cobbles, sandstones, clays and marls, or in detritic sediments composed of sandstone and clay resulting from the weathering of local bedrock.

Typologically, the lithic artefacts encountered span from the early Middle Palaeolithic (CARRA, see below) to the Middle and Upper Palaeolithic, including occupations dated to recent Prehistory (i.e., Neolithic or Chalcolithic). Our results, therefore, indicate a long history of occupation of the region (Fuertes, et al. 2009, 2010). Below, we present preliminary lithic analyses of the assemblages from three of the nine archaeological sites identified in the study region to date.

Lithic analyses:

Typological and technological analyses were done on the three largest surface collections, capturing the range of variation of archaeological materials encountered in this survey. The sites are: La Carrascosilla 1 (CARRA1) (Figure 3), Sacedón 6 (SAC6) (Figure 4) and Las Majadillas (CMAJ) (Figure 5). The raw material used is almost exclusively local, occurring as flint nodules commonly encountered near the sites. Pseudo-retouch is common and could result from either geological or agricultural action. Most of the pieces are dehydrated, which would have made them relatively fragile and more apt to suffer this kind of damage.

CARRA

The CARRA locality (“La Carrascosilla”) is located approximately 3 km West of Sacedon, on a set of alluvial terraces on the left bank of the Tagus River (more precisely, the Embalse de Bollarque) down-stream of the canyon where the Entrepeñas dam is located. The terraces are mapped on geological maps. Survey of an olive plantation on the second terrace located two typical MP Levallois flake cores and a few flakes including one Levallois, but the third terrace, a coarse sandy gravel, yielded over 95% of the 325 artifacts from this locality. The overall collection is primarily flakes and flake fragments, 63.7% (Figure 3-b), with a few blades and blade fragments (6.5%) and only a single bladelet (.3%). The 30 formal tools (9.2% of the total) include 23% notches, 16.7% denticulates, Levallois flakes and endscrapers on flake blanks, 13.3% sidescrapers, a borer and a Mousterian point fragment. The most unusual tool is a large flake with abrupt retouch on two parallel edges that may be a Mousterian cleaver (Figure 3-c). Among the 53 cores in this assemblage, informal types predominate, however this locality is

unique in having many (20.8%) cores on very large thick flakes in which the interior surface of the flake served as the core striking platform. These cores produced thin elongated flakes 4 to 7 cm in length, but not blades. It should be noted that from a purely typological perspective, some of these cores could also be classified as giant, atypical rabots (Figure 3-a).

Provisionally, given the location of the site on a tertiary terrace and the techno- typological composition of the assemblage, we suggest that it could represent an Early Middle Palaeolithic occupation.

SAC6

SAC 6 is located about 1.5 km North of the village of Sacedón, in a swale between two parallel sandstone ridges at the top of a hill overlooking the Entrepeñas reservoir. The site measures roughly 150 by 30 m and is in a recently planted vineyard with almost no weed-cover, affording excellent visibility of the sandy brown soil. Our total surface collection yielded 956 artefacts. Sixty percent of this collection are flakes and flake fragments, but blades also occur in appreciable numbers, c. 14%, many of which were obtained by hard percussion (Figure 4-a) and outnumber bladelets (3.3%) 4 to 1. Cores (6.4%) are relatively rare given that the site is close to an outcrop of good chert. Formal tools occur in moderate numbers (4.6%).

The most common tools are notched flakes and endscrapers on blades or blade-like flakes (20.5% each), followed by side scrapers on flake blanks (13.6%), denticulates and notches (11.4%) (Figure 4-c). The inventory also includes two truncated blades and a burin. There are also two centripetal Levallois flakes and two fragments of what appear to be Levallois points, in addition to an appreciable number of flakes that could have been produced by means of recurrent Levallois flaking. Cores are mainly single and double platform types producing elongated flakes, but blade and bladelet cores constitute c. 20% of the collection (Figure 4- d,e). There is only one Levallois flake core.

The SAC6 collection is clearly a palimpsest, including a Middle Palaeolithic component (presence of flakes, éclats débordants, and laminar flakes produced using hard hammer percussion) and a numerically more important, Upper Palaeolithic component with blades and bladelets produced by soft percussion (Figure 4-b). A post-Palaeolithic component may also be present (Bronze Age or Iron Age). The topography of the site indicates that it is a sediment trap; it is therefore possible that there are multiple buried components in SAC6 which warrant further investigation.

CMAJ

CMAJ (“Camino Majadillas”) is located just over 12 km E-NE of Sacedón on a low ridge between the Arroyo de la Fuente Gris and the Arroyo del Tejar, which drain into the Rio Garrigay. The ridge is bisected by a dirt road and is covered by woods and scrub vegetation on one side of the track and is cultivated on the other. A 25 m wide transect on either side of the road was surveyed for the full length (c. 500 m) of the ridge yielding N = 249 artifacts, mostly from the wooded side of the ridge despite the fact that visibility was more restricted in this area. Flakes and flake fragments constitute the majority (75.5%), and blades (4%) are rare. There are 20 retouched tools and 11 typical Levallois elements, 8 flakes and 3 points, bringing the total

of formal tools to 12.4% (Figure 5-b, d, e). Notches (35%) and denticulates (30%) dominate the retouched pieces (Figure 5-c), followed by two scrapers (one on the interior surface), a bifacially retouched piece and a borer. Among the 17 cores, preferential Levallois are the most common, followed by casual forms (Figure 5-a). There are only two discoid cores and one normal blade core.

The CMAJ collection is almost entirely Middle Palaeolithic. Not only are all of the diagnostic tools and most of the cores MP types, but technological attributes also point to the MP. For example the platform faceting index (18.6) is by far the highest of the three assemblages described here. Although chert nodules occur in the soil throughout the area, the MP presence does not appear to focus on lithic acquisition and tool manufacture. Flint nodules cleared from nearby farmer's fields, which we were able to test, appear to be of a more coarse-grained material than most of the formal tools and cores in the assemblage. Given the relatively high frequency of formal tools in this assemblage, it is possible that this locality represents a palimpsest of occupations on a ridge that offered a panoramic view of the surrounding countryside.

Spatial analysis:

Surveys were carried out in 198 distinct locations (Figure 1) that lend themselves to the construction of an archaeological predictive model using logistic regression for presence-absence data. The goal of this model is to identify the key geographical and/or climate variables that characterise locations with archaeological finds and use this information to identify areas within the study region that have good archaeological potential as a guide to developing further fieldwork in the target region. A total of 49 locations yielded lithic artefacts (Figure 1). The geographical predictor variables tested are: elevation (meters above current sea level), slope (in degrees), aspect (divided into four classes corresponding to cardinal points of the compass) and distance to water (using a cost-surface generated in ARCGIS 10) with the presence or absence of lithic artefacts as the dependent variable. Data preparation was done using ©ESRI ARCGIS 10; binomial logistical regressions were run using "R (R Development Core Team 2011). Models were compared and assessed for performance using Akaike's information Criterion (AIC; Burnham & Anderson 2002)

In addition to these variables we tested two climate variables obtained from a climate simulation produced by GL (Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement, Saclay-sur-Orme, France). The climate variables tested are: average annual temperature (°C) and annual average daily precipitation (mm/day). The climate variables were initially produced using a coupled atmosphere-ocean general circulation model (AOGCM), the IPSL_CM4. The spatial scale of the AOGCM is too coarse to enable us to simulate local climate conditions, however. Consequently, the climate variables of interest were spatially downscaled to increase the spatial resolution to 10" (10-15km) scale resolution. Previous studies (Vrac, et al. 2007; Wilby and Wigley 2000; Wilby, et al. 1998) show that statistical downscaling methods are a robust approach to generating climate variables at the local scale from climate models. The statistical downscaling was done following the method described by Vrac et al. (2007) using a Generalized Additive Model that generates expectations for the explained variable (i.e., temperature or precipitation, from the climatology provided by the Climate Research Unit (CRU)) as a function of geographical (e.g., topographical) or physical (i.e., simulated by IPSL-CM4) large-scale explanatory variables. GAM was performed within the statistical programming environment R (Wood 2006).The importance of the

LGM simulation is twofold: 1) the Late Glacial Maximum represents peak glacial conditions occurring between 19 and 22 thousand years ago (Kya) (Yokoyama, et al. 2000) that would potentially have affected the distribution of Upper Palaeolithic populations in the central Meseta; 2) it is also a good proxy for cold phases of MIS 3, i.e., the Heinrich events, for which downscaled climate models are not yet available. These events would hypothetically have affected population dynamics in the Iberian Peninsula during the Middle Palaeolithic.

Logistic Regression:

We found that aspect (angle relative to the sun) does not play a role in determining whether or not a prehistoric human presence could be detected on the ground based on our comparisons among logistic regression models (Table 2a). Slope (measured in degrees and derived from the digital elevation model) is also a weak predictor. Elevation above sea level (measured using a digital elevation model resulting from the NASA Shuttle Radar Topography Mission at a scale of 30m/pixel) and cost-distance to water (calculated using existing hydrology and a cost-surface layer generated from the DEM), however, are significant predictors for the presence/absence of lithic artefacts (Table 2a, Fig. 6). When visually comparing the distribution of localities with and without artefacts to the distribution of average annual temperature values for the LGM, archaeological finds appear occur in less elevated and thus, warmer regions of the map (Figure 7). Neither of the two climate variables tested (average annual temperature and average daily precipitation), however, proved useful in predicting the occurrence of lithics. In addition, the climate variables are strongly correlated with elevation. This is logical given that temperature gradients decrease with elevation and the GAM used in the downscaling incorporates topography into its calculations. Models were compared using AIC. Based on this metric, the best model was identified as one that includes elevation and distance to water (model 5; table 2a). Therefore, we propose using Model 5 as our predictive model. No interactions effects were detected. We then used this model to predict the probability of finding artefacts across the full extent of the target region (eastern Guadalajara province). The results from our chosen logistic model were applied to these other, hitherto unsampled areas, using the “predict” function in R.

Discussion:

Using AIC, we identified the best model as one that includes Elevation and Distance to water (Table 2b). Within this model, elevation appears to play the strongest role in describing artefact occurrence (Table 2a). The mean elevation of survey locations with artefacts is 747 meters asl (1 s.d. = 88 meters asl). Cost-distance to water was also significant (Table 2b) with an average value of 882 (+/- 595). Arguably, existing hydrology (used to calculate the distance to water variable) is not a good descriptor for Pleistocene conditions but the study region is characterised by a number of deeply incised rivers (including the Tagus) whose current course is probably representative of Late Pleistocene hydrology at least. If one considers the distribution of archaeological remains in relation to aspect, there is an apparent trend despite the fact that Aspect did not prove significant (Table 2b). Over 60% of the localities encountered are in the Southern quadrant (i.e., South, South-East or South-West aspects), while the North quadrant only accounts for 17% of the total number (the remainder of the localities face either East or West). This trend is stronger for archaeological sites (N = 6, or 66% of the sites are in the southern quadrant) and probably represents a human bias towards sunnier locations, however our data set and the statistical methods employed were unable to identify this pattern. The predictive model (Figure 6) suggests

regions of the map that are definitely worthy of further investigation and will be used to design future surveys. The paucity of results from the eastern portion of the study region could be attributable to the impact of climate conditions during cold phases of MIS 3 or during MIS 2 (Figure 7) on human populations. It could also be due to taphonomic effects (erosion, for example) linked to the distinctive topography of this part of the target region, however - a geomorphological model should be incorporated into the spatial models to test this hypothesis.

Conclusion:

The surveys undertaken for this project have yielded evidence of previously undocumented Middle and Upper Palaeolithic occupations in the eastern portion of Guadalajara province. The chrono-cultural attribution of the lithic remains encountered is difficult due to the fact that open-air deposits in the target region are frequently located in ploughed fields. Several of the loci and lithic scatters identified are probably palimpsests, spanning the entire Palaeolithic period, including more recent, proto-historic periods as well as historical flint knapping activities identified around Trillo. There is a clear Middle Palaeolithic signature in the lithic assemblages of the three archaeological sites presented above, however, based on the production of flakes using hard hammer percussion and the use of Discoid and Levallois technology, as well as the dominance of retouched pieces, notches and denticulates among the tools. It is possible that the CARRA assemblage corresponds to the Early Middle Palaeolithic, as indicated by the presence of a cleaver and cores on large flakes that can be classified typologically as atypical rabbits. An Upper Palaeolithic component is likely present at SAC 6 given the relatively high percentage of blades. Archaeological materials were only encountered in the western part of the target region, mostly in open-air contexts on river terraces or on slopes above river valleys. The predictive model derived from these results (developed above) suggests that elevation and distance to water (measured in terms of cost of travel) are the main parameters governing this pattern. It is quite possible that climate conditions, particularly average annual temperatures during peak cold periods of the Late Pleistocene, would also be good predictors of archaeological potential since they are affected by elevation however the current dataset is not designed to capture variability at either the inter or intra-annual scales. Other variables should be tested to complete this analysis, such as climate variability and the presence of raw material sources and the geological context. The initial results presented above clearly indicate, however, that the western portion of the study region has excellent archaeological potential and should be tested further. In addition, the eastern portion of the region should, in our opinion, be tested further once potential taphonomic processes affecting the preservation of archaeological remains have been identified with the help of a geomorphological model. A programme of archaeological test-pitting in the larger caves identified during our survey would also enable us to test the existing models.

Acknowledgements:

The authors would like to thank the following people without whose hard work and dedication the fieldwork upon which this article is based would not have been possible: Dr. Carlos Arteaga-Cardineau (Profesor Ayudante, Departamento de Geografía de la Universidad Autónoma de Madrid), D. Guiducci and Laurianne Bourgeon (Doctoral programme, Université de Montréal).

References:

Aguirre, E., Carbonell, E. 2001 Early human expansions into Eurasia: The Atapuerca

evidence. *Quaternary International* 75(1):11-18.

Alcolea González, J.J. and R. de Balbín Behrmann 2003 Témoins du froid. La faune dans l'art rupestre paléolithique de l'intérieur péninsulaire. *L'Anthropologie* 107(4):471-500.

Alcolea, J.J., R. Balbín, M. García, P. Jiménez, A. Aldecoa, A. Casado, B. de Andrés, S. Ruíz and N. Sáinz de Suárez 1998 Avance al estudio del poblamiento del Alto valle del Sorbe (Muriel, Guadalajara). *Proceedings of the 2 Congreso de Arqueología peninsular*:201- 218.

Arribas, A., J.C. Díez and F.J. Jordá 1995 El yacimiento cuaternario de la Cueva de Los Torrejones (Tamajón, Guadalajara, Castilla-La Mancha): resultados preliminares. In *Arqueología en Guadalajara*, edited by R. Balbín, Valiente, J. y Musat, M.T., pp. 97-110. vol. 12. *Patrimonio Histórico-Arqueología Castilla-La Mancha*,

Arsuaga, J. L., E. Baquedano and A. Pérez-González 2011 Neandertal and carnivore occupations in Pinilla del Valle (Community of Madrid, Spain). *British Archaeological Reports International* 47. Archaeopress, Oxford.

Baena, J., J. Polo, S. Báñez, F. Cuartero, M. Roca, A. Lázaro, A. Nebot, A. Pérez-González, T. Pérez, I. Rus, D. Rubio, D. Martín, C. Manzano, I. González and R. Márquez 2008 Tecnología musteriense en la región madrileña: un discurso enfrentado entre valles y páramos de la Meseta Sur. . *Treballs de Arqueología* 14:249-278.

Balbín Berhmann, R., J.J. Alcolea González, F. Moreno Sanz and L.A. Cruz Naimi 1995 Investigaciones arqueológicas en la cueva de La Hoz (Santa María del Espino, Guadalajara). Una visión de conjunto actualizada. In *Patrimonio Histórico-Arqueología Castilla-La Mancha*, edited by R. Balbín, J. Valiente and M. T. Musat, pp. 37-53. vol. 12.

Balbín, R., J. J. Alcolea, F. Moreno and L. A. Cruz 1995 Investigaciones arqueológicas en la cueva de la Hoz (Sta. Ma del Espino, Guadalajara). Una visión de conjunto actualizada. . In *Arqueología en Guadalajara. Patrimonio Histórico-Arqueología Castilla-La Mancha*, edited by R. Balbín, J. Y. Valiente and M. T. Mussta, pp. 37-53.

Barandiaran, Ignacio Maestro 1973 *La Cueva de los Casares*. Ministerio de Educacion y Ciencia, Direccion General de Bellas Artes.

Beltrán, A. and I. Barandiarán 1968 Avance al estudio de las cuevas paleolíticas de La Hoz y Los Casares. *Excavaciones Arqueológicas en España* 64:3-15.

Cacho, C, J. A. Martos, J. J. Jordá, J. Yravedra, B. Avezuela, J. Valdivia and I. Martín 2010 El Paleolítico superior en el interior de la Península Ibérica. Revisión crítica y perspectivas de futuro. In *El Paleolítico Superior Peninsular. Novedades del Siglo XXI*, pp. 115-136, Barcelona.

Carbonell, E., J. M. B. Decastro, J. L. Arsuaga, J. C. Díez, A. Rosas, G. Cuencabescos, R. Sala, M. Mosquera and X. P. Rodríguez 1995 Lower Pleistocene Hominids and Artifacts from Atapuerca-Td6 (Spain). *Science* 269(5225):826-830.

Chapa, T. 2006 Arte Paleolítico. In *Prehistoria y Protohistoria de la Meseta sur* (Castilla-

La Mancha), edited by J. S. Pereira, pp. 41-48. Ciudad Real: Almud. de la Torre, I. 2007 La ocupación paleolítica de la Meseta Sur. In Prehistoria y Protohistoria de la Meseta sur (Castilla-La Mancha), edited by J. S. Pereira, pp. 17-39. Ed. Almud, Ciudad Real.

De la Torre, I., J. Martínez-Moreno, E. López-Romero, J. Gowlett, N. Moran, J.M. Vincent and A. Benito 2007 Primeras intervenciones arqueológicas en el yacimiento paleolítico del abrigo de Buendía (Castejon, Cuenca). In Arqueología de Castilla-la Mancha, edited by J. M. M. Marínez and C. R. Ruza, pp. 531-543. Ediciones de la Universidad de Castilla-la Mancha, Cuenca.

Díez, F., P. Sánchez, J. A Gómez and D. Gómez 2008 Earlier palaeolithic Settlement Patterns: landscape Archaeology on the River Duero basin Plateau (Castilla y León, Spain). . *Journal of World Prehistory* 21(2):103-137.

Fernández, J.J., J.A. Gómez and L. Galindo 1990 Arte paleolítico en la provincia de Soria: la placa de Villalba. *Numantia* III:9-50.

Fuertes, N., A. Burke and J. M. Maíllo 2009 Cambio climático y dinámica de población durante la transición Paleolítico Medio-Superior de la Península Ibérica: el ejemplo del sur de la provincia de Guadalajara. 2010 Cambio climático y dinámica de población durante la Transición Paleolítico Medio-Superior de la Península Ibérica: el ejemplo del sur de la provincia de Guadalajara, fase II. campaña 2010.

García, M. A. 1998 Aproximación al Paleolítico Medio en la vertiente sur del Sistema Central: Guadalajara. *Proceedings of the Actas del II Congreso de Arqueología Peninsular* 1:85-103.

García, R. Estrada, J.F. Jorda Pardo and J. Pastor Muñoz 1991 El yacimiento prehistorico de Jarama I (Valdesotos, Guadalajara). *Campana de prospeccion de 1991. Espacio, Tiempo y Forma. Serie 1, Prehistorio y Arqueologia. V:153-164.*

García, R.F., J.F.J. Pardo and J.P. Muñoz 1991 El yacimiento prehistorico de Jarama I (Valdesotos, Guadalajara). *Campana de prospeccion de 1991. . Espacio, Tiempo y Forma, Serie 1, Prehistoria y Arqueologia V:153-164.*

Jordá, J. and M. A. García 1989 Las representaciones de glotón (*Gulo gulo* L.) en el arte paleolítico pirenaico y un nuevo hallazgo de arte mueble en el alto valle del Jarama (Guadalajara). . *Espacio, Tiempo y Forma, Serie 1, Prehistoria y Arqueologia* 2:89-107.

López-García, J. M., H. A. Blain, G. Cuenca-Bescós, M. B. Ruiz-Zapata, M. Dorado-Valiño, M. J. Gil-García, A. Valdeolillos, A. I. Ortega, J. M. Carretero and J. L. Arsuaga 2010 Palaeoenvironmental and palaeoclimatic reconstruction of the Latest Pleistocene of El Portalón Site, Sierra de Atapuerca, northwestern Spain. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology* 292(3-4):453-464.

Malla, J.V. 1997 *Guía de la arqueología en Guadalajara*. AACHE Ediciones, Guadalajara.

Mercado Blanco, J., M.J. Moya Benito and A. Herrera Casado 2003 *Historia de Sacedón. Patrimonio y costumbres.*, Guadalajara.

Mosquera, M., A. Ollé, A. Pérez González, X. P. Rodríguez, M. Vaquero, J. M. Vergès and E. Carbonell 2007 Valle de las Orquídeas: un yacimiento al aire libre del Pleistoceno Superior en la Sierra de Atapuerca (Burgos). *Trabajos de Prehistoria* 64(2):143- 155.

Mosquera, M., A. Ollé and X. P. Rodríguez In Press From Atapuerca to Europe: tracing back the earliest peopling of Europe. *Quaternary International*.

Moure, J. A. and E. García-Soto 1983 Cueva Millán y la Ermita. Dos yacimientos musterienses en el valle medio del Arlanza. *B.S.A.A.* 49:5-30.

Navazo, M. and C. Díez 2008 Prado vargas y la variabilidad tecnológica a finales del paleolítico Medio en la meseta norte. *Treballs de Arqueologia* 14:121-139.

Navazo, M., JC DÍEZ, T. Torres, A. Colina and JE Ortiz 2005 La cueva de Prado Vargas. Un yacimiento del Paleolítico Medio en el sur de la Cordillera Cantábrica. In *Neandertales cantábricos. Estado de la cuestión. Monografías Museo Nacional de Altamira*, edited by R. Montes Barquín and J. Lasheras Corruchaga, pp. 151-166. *Monografías, M.A.* vol. 20.

Panera Gallego, J. 2010 La ocupación del medio fluvial en el paleolítico antiguo: caracterización geoarqueológica de depósitos pleistocenos del Valle del Río Jarama (Madrid) y estudio tecnoeconómico de la industria lítica. , U.N.E.D., Madrid.

Rasilla, M., M. Hoyos and J. C. Cañaveras 1996 El abrigo de Verdelpino (Cuenca). Revisión de su evolución sedimentaria y arqueológica. *Complutum extra* 6:75-82.

Rodríguez, J. 2004 Stability in Pleistocene Mediterranean mammalian communities. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology* 207(1-2):1-22.

Rubio, J. S. 2011 El Paleolítico en el valle del río Manzanares (Madrid): caracterización geoarqueológica de depósitos pleistocenos y estudio tecnoeconómico de la industria lítica. , U.N.E.D., Madrid.

Sánchez, P., F. Díez, I. M. Díaz, D. Gómez and J. A. Gómez 2011 Estrategias de talla en Cueva Corazón (Mave, Palencia). Un yacimiento del Musteriense Antiguo en las estribaciones meridionales de la Cordillera Cantábrica. . *Trabajos de Prehistoria* 68(1):51-63.

Santonja, M. and A. Pérez González 2000/2001 El Paleolítico Inferior en el interior de la Península Ibérica. Un punto de vista desde la geoarqueología. *Zephyrus* 53-54:27-77.

2005 Los yacimientos paleolíticos de Ambrona y Torralba (Soria). *Zona Arqueológica* 5. Alcalá de Henares.

Utrilla, P., L. Montes, C. Mazo, A. Alday, J. M. Rodanés, Ma. F. Blasco, R. Domingo and M. Bea 2010 El paleolítico superior en la cuenca del Ebro a principios del siglo XXI. Revisión y novedades. . In *El Paleolítico Superior Peninsular. Novedades del Siglo XXI*, pp. 23-62, Barcelona.

Vega, L. G. and P. Martín 2007 Análisis preliminar de la scadenas operativas en el

material lítico procedente del nivel IV del abrigo del Palomar (Yeste, Albacete). . Zona Arqueologica 7:396-405.

Vega, L. G., P. Sevilla, F. Colino, P. de la Peña, R. Rodríguez, F. Gutiérrez and S. Báez 2010 Nuevas investigaciones sobre los yacimientos paleolíticos de la Sierra Norte de la Comunidad de Madrid. In Actas de las Quintas Jornadas de Patrimonio Arqueológico de la Comunidad de Madrid. , pp. 115-132, Madrid.

Vrac, M., P. Marbaix, D. Paillard and P. Naveau 2007 Non-linear statistical downscaling of present and LGM precipitation and temperatures over Europe. *Clim. Past* 3(4):669-682.

Wilby, R.L. and T.M.L. Wigley 2000 Precipitation predictors for downscaling: observed and general circulation model relationships. *Int. J. Climatol.* 20(6):641-661.

Wilby, R.L., T.M.L. Wigley, D. Conway, P.D. Jones, B.C. Howitson, J. Main and D.S. Wilks 1998 Statistical downscaling of general circulation model output: a comparison of methods. *Water Resour. Res.*, 34(11):2995-3008.

Wood, S. 2006 *Generalized Additive Models: an introduction with "R"*. Chapman and Hall/CRC.

Yokoyama, Yusuke, Kurt Lambeck, Patrick De Deckker, Paul Johnston and L. Keith Fifield 2000 Timing of the Last Glacial Maximum from observed sea-level minima. *Nature* 406(6797):713-716

Tables and figures:

Site	Locus	Lithic scatters
9	31	42

Table 1: results of 2009-2010 survey seasons.

	Estimate	Std. Error	z value	p-value
(Intercept)	6.3917	1.5957	4.006	<0.001
Elevation	-0.0080	0.0020	-4.004	<0.001
DistToWater	-0.0007	0.0002	-2.578	0.009

Table 2a: Model 1.

Model	Variables	AIC	Δ AIC
1	Elevation	172.6	6.9
2	Slope	201.7	36
3	DistToWater	197.6	31.9
4	AspectClass	223.3	57.6
5	<i>Elevation + DistToWater</i>	165.7	0
6	Slope + DistWater + Elevation	166.6	0.9
7	AspectClass + Slope + DistToWater + Elevation	169.8	4.1

Table 2b: Summary of comparison among models that had significant predictors using Akaike's information criterion or AIC). The "best" model from among those containing significant predictors was selected based on the lowest AIC.

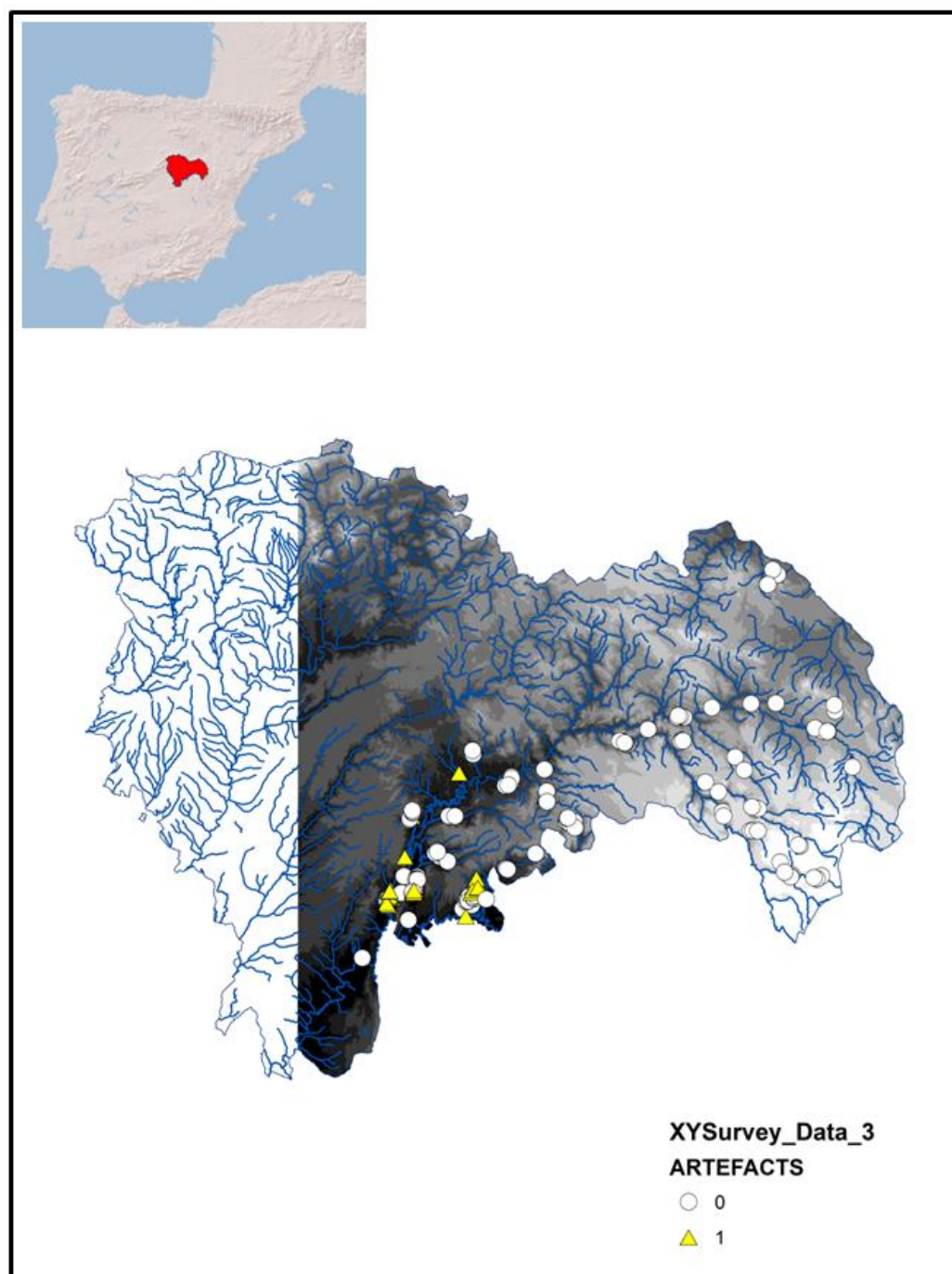


Figure 1 : The study region and survey locations (2009-2010).

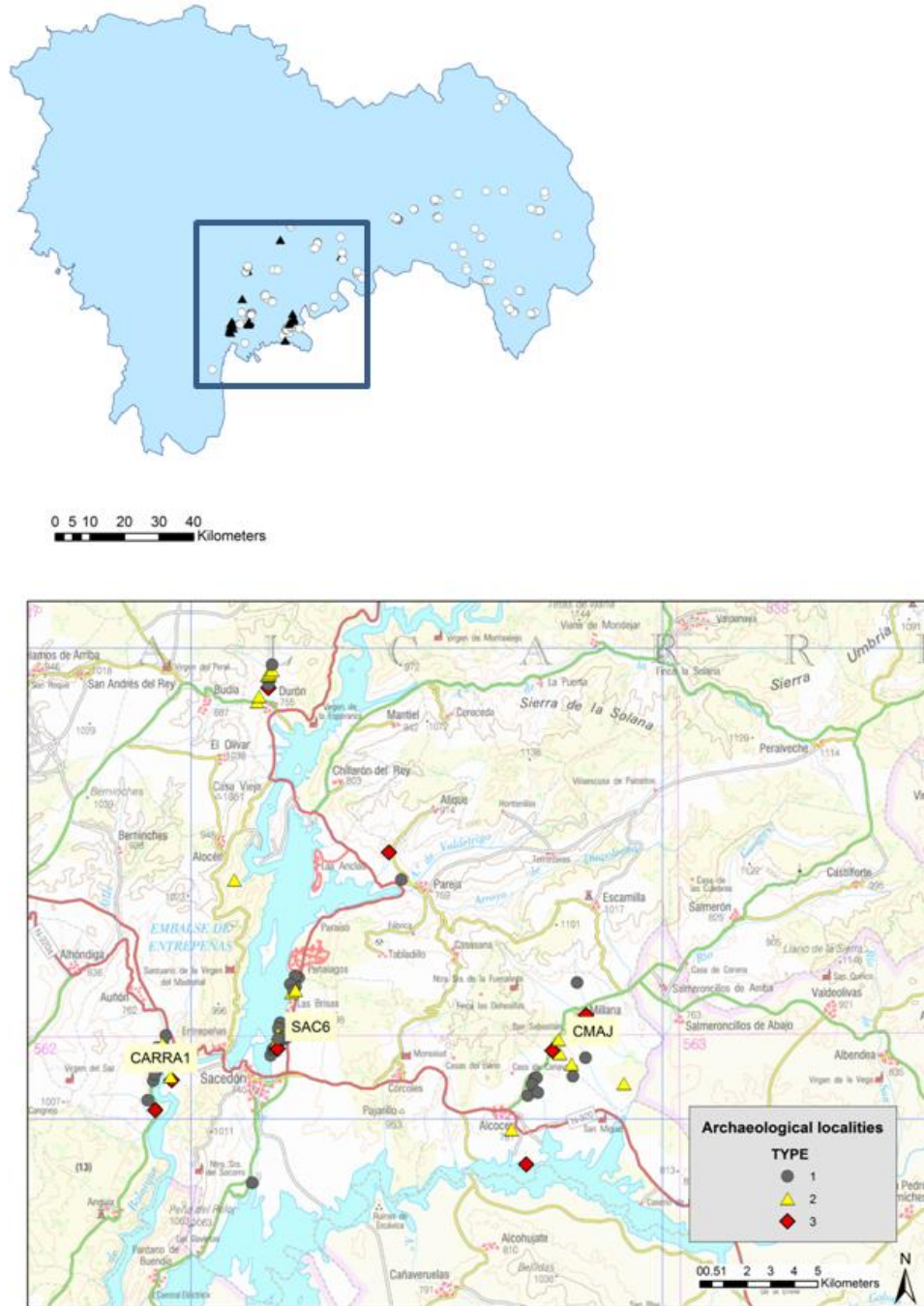


Figure 2 : Archaeological localities. Type 1 = isolated surface finds; Type 2 = locus; Type 3 = archaeological sites.

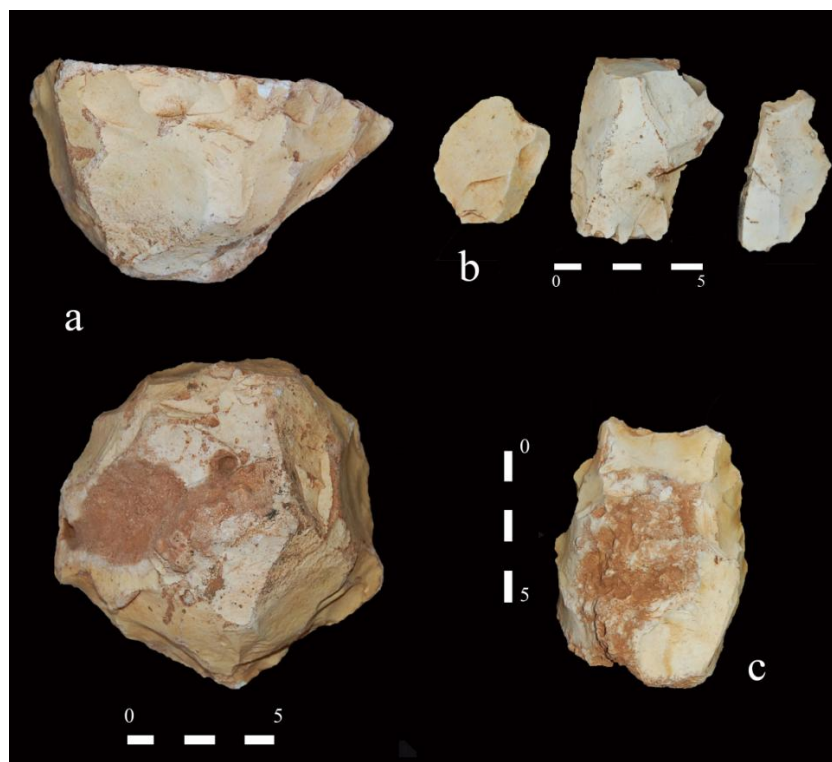


Figure 3 : CARRA lithics: a) atypical robot/core, b) flakes, c) cleaver.

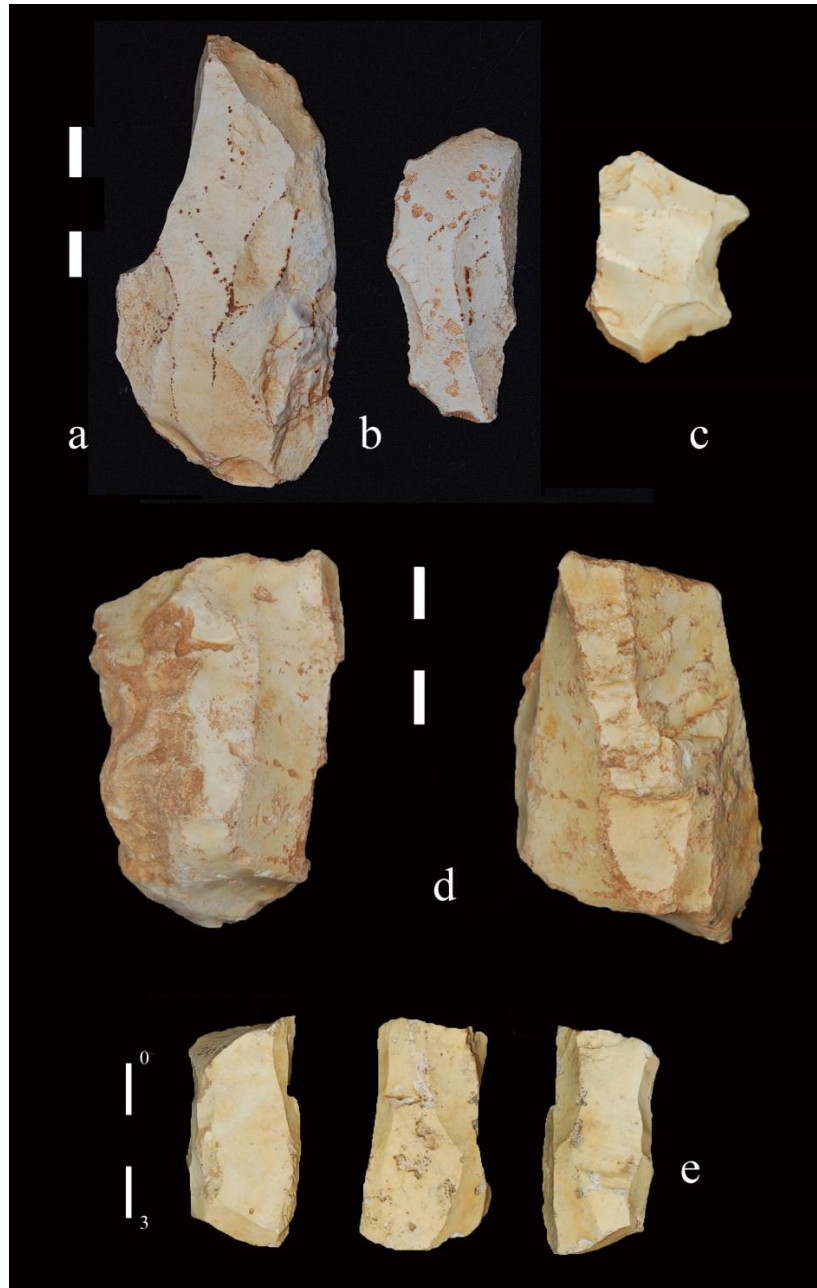


Figure 4 : SAC6 lithics: a) flake, b) blade, c) notch, d) prismatic blade, e) prismatic bladelet core.

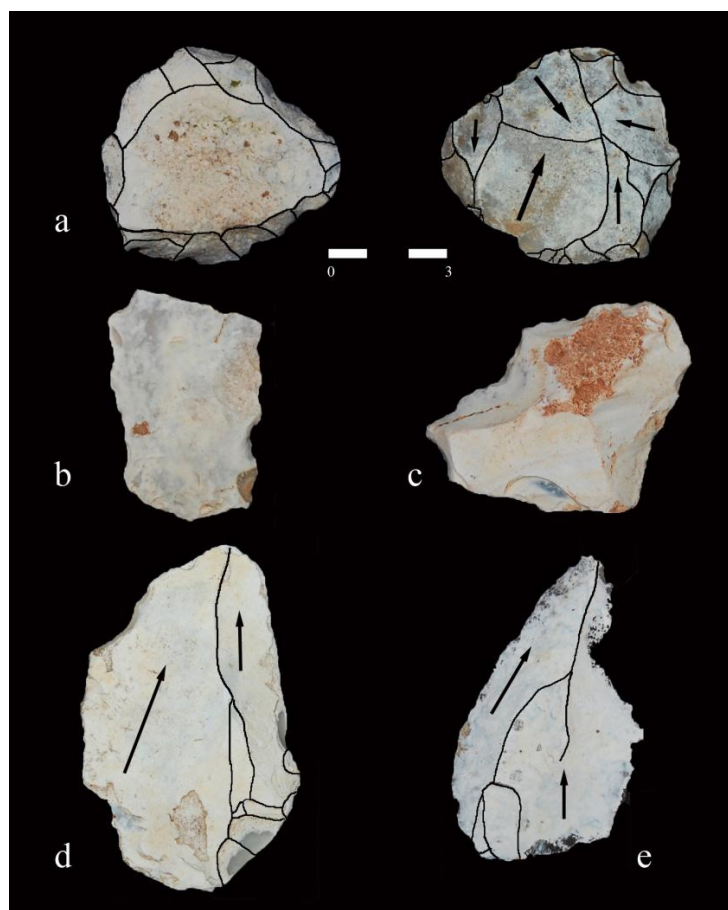


Figure 5 : CMAJ lithics: a) centripetal core, b) Levallois blade, c) Denticulate, d-e) Levallois flakes.

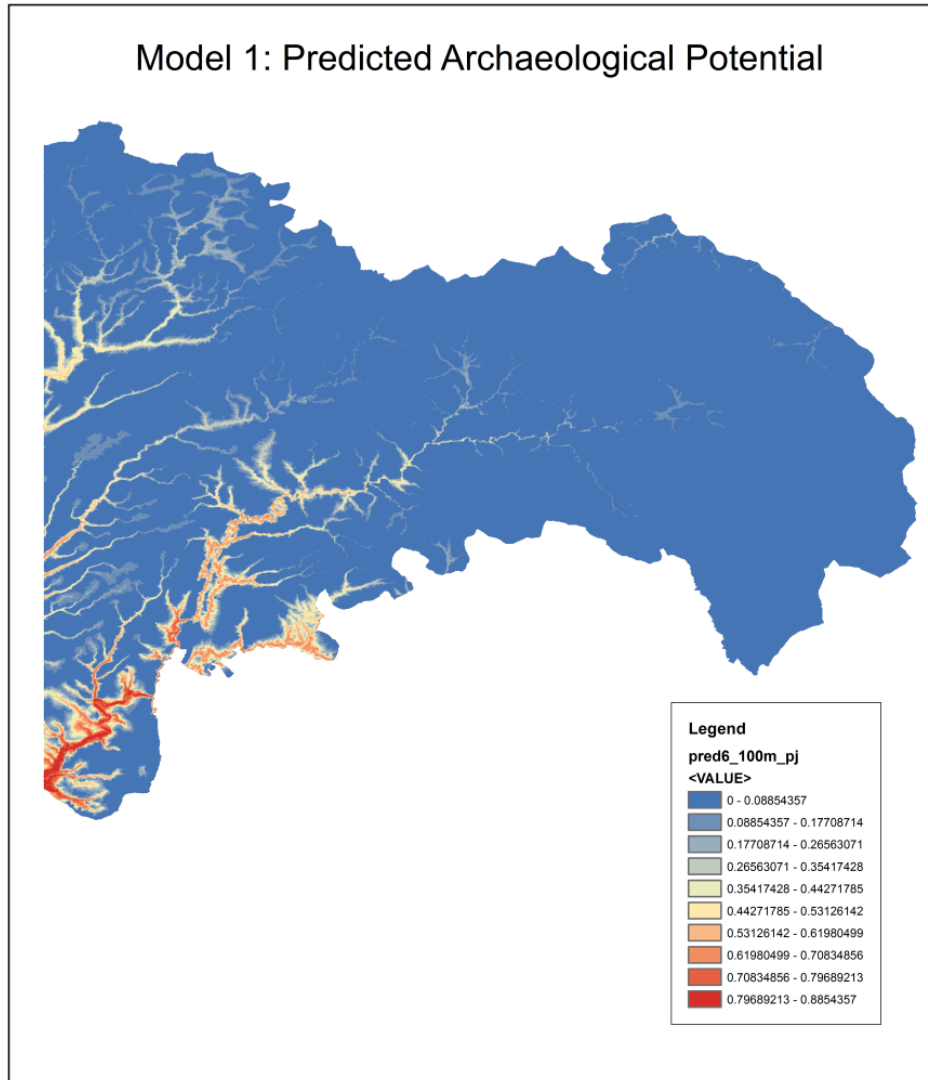


Figure 6 : Model 1: the archaeological predictive model for eastern Guadalajara province.

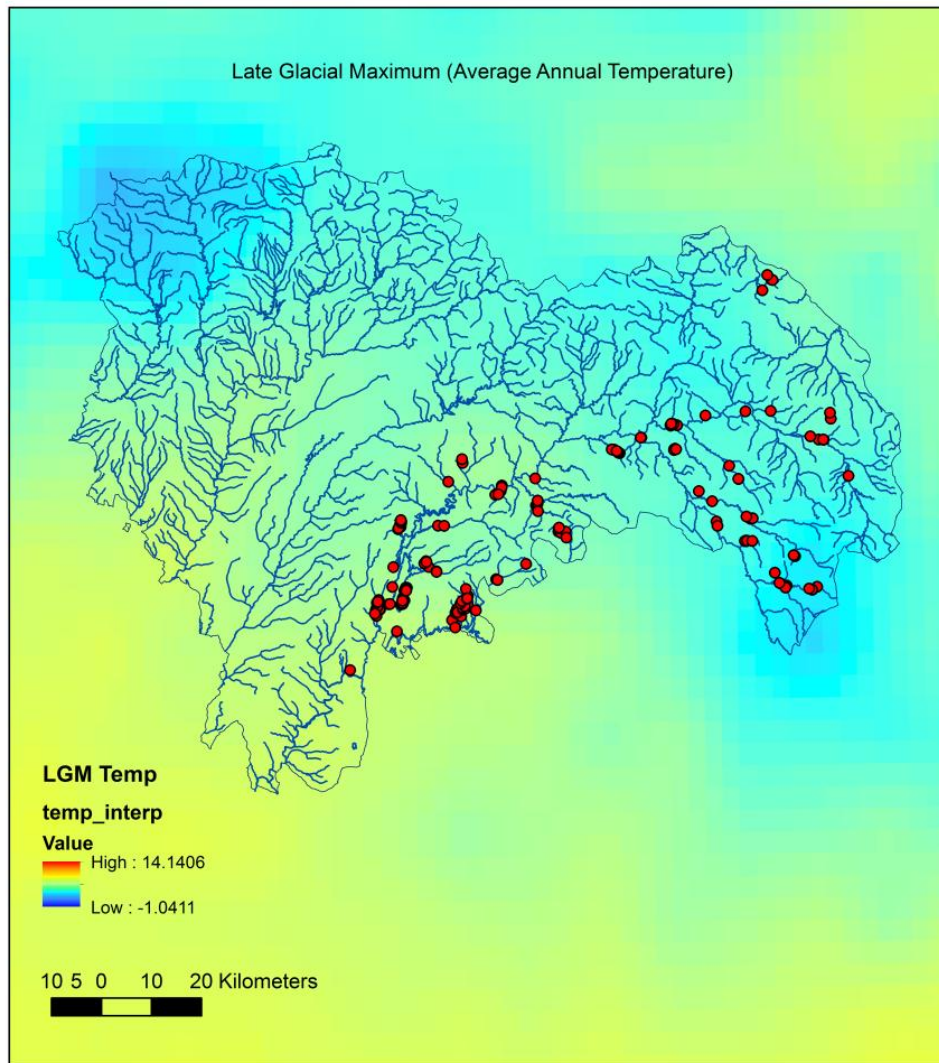
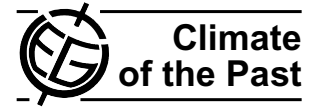


Figure 7 : Survey locations and LGM average annual temperature.

Annexe F

**Article Roche *et al.* (2011) publié dans
*Climate of the Past***

Clim. Past, 7, 591–602, 2011
 www.clim-past.net/7/591/2011/
 doi:10.5194/cp-7-591-2011
 © Author(s) 2011. CC Attribution 3.0 License.



Deciphering the spatio-temporal complexity of climate change of the last deglaciation: a model analysis

D. M. Roche^{1,2}, H. Renssen², D. Paillard¹, and G. Levavasseur¹

¹Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement (LSCE), UMR8212, CEA/INSU-CNRS/UVSQ – Centre d'Études de Saclay CEA-Orme des Merisiers, bat. 701 91191 Gif-sur-Yvette Cedex, France

²Section Climate Change and Landscape Dynamics, Department of Earth Sciences Faculty of Earth and Life Sciences, Vrije Universiteit Amsterdam De Boelelaan 1085, 1081 HV Amsterdam, The Netherlands

Received: 4 November 2010 – Published in *Clim. Past Discuss.*: 1 December 2010

Revised: 13 May 2011 – Accepted: 16 May 2011 – Published: 9 June 2011

Abstract. Understanding the sequence of events occurring during the last major glacial to interglacial transition (21 ka BP to 9 ka BP) is a challenging task that has the potential to unveil the mechanisms behind large scale climate changes. Though many studies have focused on the understanding of the complex sequence of rapid climatic change that accompanied or interrupted the deglaciation, few have analysed it in a more theoretical framework with simple forcings. In the following, we address when and where the first significant temperature anomalies appeared when using slow varying forcing of the last deglaciation. We used here coupled transient simulations of the last deglaciation, including ocean, atmosphere and vegetation components to analyse the spatial timing of the deglaciation. To keep the analysis in a simple framework, we did not include freshwater forcings that potentially cause rapid climate shifts during that time period. We aimed to disentangle the direct and subsequent response of the climate system to slow forcing and moreover, the location where those changes are more clearly expressed. In a data – modelling comparison perspective, this could help understand the physically plausible phasing between known forcings and recorded climatic changes. Our analysis of climate variability could also help to distinguish deglacial warming signals from internal climate variability. We thus are able to better pinpoint the onset of local deglaciation, as defined by the first significant local warming and further show that there is a large regional variability associated with it, even with the set of slow forcings used here. In our model, the first significant hemispheric warming occurred simultaneously in the North and in the South and is a direct response to the obliquity forcing.

1 Introduction

The last deglaciation – ≈ 21 to ≈ 9 kyrs Before Present (BP) – is Earth's most recent transition from a glacial-like climate to an interglacial-like climate, a type of transition that occurred repeatedly with a periodicity of ≈ 100 kyrs over the late Quaternary (Hays *et al.*, 1976; Waelbroeck *et al.*, 2002). Milutin Milankovitch was one of the first to propose that this low-frequency variability of the climate system is linked to the variations of the orbit of the Earth around the Sun, thereby modifying the energy received at the top of the atmosphere in summer. He proposed that summer insolation at high northern latitudes could be considered as the main driver of the ice-age cycles as it constrained the capacity of winter snow to survive the summer and hence contributed to the buildup of glacial ice-sheets. During peak glacial periods like the Last Glacial Maximum (LGM) most of North America was covered with a ≈ 4 km thick ice-sheet (Dyke *et al.*, 2002; Peltier, 2004) and a good part of northern Europe and western Siberia (Svendsen *et al.*, 2004) as well. The orbitally-forced changes in insolation received by the Earth are the only long-term forcing truly external to the Earth's climatic system, whereas ice-sheet waxing and waning and greenhouse gases that strongly affect the climate over similar time periods are only internal feedbacks to that one forcing. The response of the Earth's system is non-linear and the exact timing of the deglaciation may also be set by a threshold crossing, as is suggested by several authors (Paillard, 1998; Barker *et al.*, 2009; Lamy *et al.*, 2007; Wolff *et al.*, 2009).

Over the years, compelling evidence of how drastic climate changes have been through the last deglaciation have arisen from proxy data retrieved from geological records throughout the world (MARGO Project Members, 2009; North Greenland Ice Core Project members, 2004; EPICA community members, 2004). Although there is no doubt



Correspondence to: D. M. Roche
 (didier.roche@lsce.ipsl.fr)

that this last transition has affected the Earth as a whole, there is still some debate on how changes relate to each other at different geographical locations on Earth (Stott et al., 2007; Huybers and Denton, 2008; Timmermann et al., 2009). Though such debate could in principle be lifted by absolute dating of proxy records and perfect understanding of what is recorded in those proxies, the current science is not there yet.

We therefore propose to help with understanding the sequence of climatic changes of the last deglaciation by performing and analysing results from a model simulation to assess within the physical processes contained in our climate model, when, why and where the climate started to warm in an experiment forced by low-frequency variability arising from greenhouse gases, orbital and ice-sheet distribution changes. We also define a time-period in years needed to distinguish between a large local climate change (such as deglaciation) and local interannual or centennial variability.

2 Experimental setup

2.1 Model description

In the present study, we use the LOVECLIM earth system model of intermediate complexity in its version 1.0 (Driesschaert et al., 2007). In the version applied here, components for atmosphere (ECBilt), an ocean (CLIO) and vegetation (VECODE) are activated. It is a follow-up of the ECBilt-CLIO-VECODE coupled model that has been successful in simulating a wide range of different climates from the Last Glacial Maximum (Roche et al., 2007) to the future (Driesschaert et al., 2007) through the Holocene (Renssen et al., 2005, 2009) and the last millennium (Goosse et al., 2005). The atmospheric component (ECBilt) is a quasi-geostrophic model at T21 spectral resolution ($\simeq 5.6^\circ$ in latitude/longitude) with additional parametrizations for the non-geostrophic terms (Opsteegh et al., 1998). ECBilt has three vertical layers in which only the first contains humidity as a prognostic variable. Precipitation is computed from the precipitable water of the first layer and falls in the form of snow if the temperature falls below 0°C . The time step of integration of ECBilt is 4 h. The oceanic component (CLIO) is a 3-D Oceanic General Circulation Model (Goosse and Fichefet, 1999) run on a rotated B-grid at approximately $3^\circ \times 3^\circ$ (lat-lon) resolution. It has a free surface that allows the use of real freshwater fluxes, a parametrization of downwelling currents and a realistic bathymetry. CLIO also includes a dynamical-thermodynamical sea-ice component (Fichefet and Morales Maqueda, 1997, 1999) on the same grid. The interactive vegetation component used is VECODE (Brovkin et al., 1997), a simple dynamical model that computes two Plant Functional Types (PFT: trees and grass) and a dummy type (bare soil). The vegetation model is resolved on the atmospheric grid (hence at T21 resolution) and allows fractional allocation of PFTs in the same grid cell to account

for the small scale needed by vegetation. The different modules exchange heat, stress and water. It should be noted that there is a precipitation correction needed to avoid the large overestimation of precipitation over the Arctic and the North Atlantic that is present in ECBilt. This surplus of fresh water is removed from the latter regions and is added homogeneously to the North Pacific surface (cf. Goosse et al. (2010) on this aspect). The advantages of the LOVECLIM model when compared to other EMICs are the 3-D oceanic general circulation model and the dynamical atmosphere with actual moisture transport; other models are often energy-moisture balance models.

2.2 Deglacial forcings

Our goal is to perform a transient simulation of the last deglaciation, from the Last Glacial Maximum (LGM, around 21 kyr BP) to the early phase of the Holocene period (around 9 kyr BP). It shall be noted that there is still some ice present in North America over the Quebec region at this last date; the Northern Hemisphere ice-sheets reaching a near present-day extent around 7 kyrs BP (cf. Renssen et al., 2009, 2010 for an analysis of the impact of the remnants of the Laurentide ice-sheet on the climate evolution of the Holocene). We start our integration at the LGM from the climatic state described in Roche et al. (2007). From 21 kyrs BP onwards, we force the model with insolation changes arising from the long-term changes in orbital parameters (the so-called “Milankovitch forcing”), greenhouse gases changes and ice-sheet distribution, since our model version does not include an interactive ice-sheet component. The orbital parameters are taken from Berger (1978). For greenhouse gases, we prescribe changes in carbon dioxide, methane and nitrous oxide as recorded in air bubbles from ice cores (cf. Fig. 1). Ice-sheet evolution is taken from the ICE-5gV1.2 reconstruction (Peltier, 2004) for both northern and Southern Hemisphere ice-sheets, and interpolated on the T21 grid of the atmospheric component of our coupled climate model. Between the given ICE-5gV1.2 time slices reconstructions, we linearly interpolate in time with a time step of 50 yr. We both prescribe the orography and ice-mask so as to ensure their joint evolution during the deglaciation run, whereas the land-sea mask is kept fixed at LGM. Indeed, it is not obvious how changes in the land-sea mask should be taken into account from the oceanic perspective in order to properly conserve mass, momentum and salinity. Using this approach means that the Barents and Kara seas but also the Hudson bay remain as land throughout and that the Bering strait is kept closed at all times. This means that climatic anomalies in regions like the Bering Strait, the Barents Sea or the Argentinian shelf should be regarded with caution. Similarly, the bathymetry of the ocean was kept to LGM conditions, that is we reduced its depth by 120 m, with a cut-off to the closest vertical model level. This is known to have important implications for the sensitivity of the oceanic

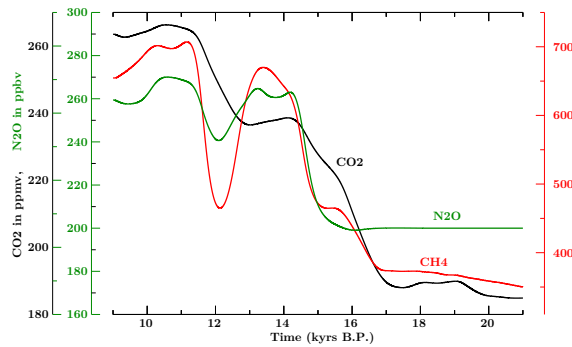


Fig. 1. Greenhouse gas evolution throughout the last deglaciation from air measurements on ice-core from both Greenland and Antarctica. CO₂ is taken from Neftel *et al.* (1988); Staffellbach *et al.* (1991); Indermühle *et al.* (1999); Petit *et al.* (1999); Monnin *et al.* (2004), CH₄ from Blunier and Brook (Science); Dällenbach *et al.* (2000); Blunier *et al.* (1995); Chappellaz *et al.* (1993); Brook *et al.* (2000); Blunier *et al.* (1998); Spahni *et al.* (2005) and N₂O from Flueckiger *et al.* (1999); Spahni *et al.* (2005). All series are on the EPICA EDC3 timescales and have been smoothed and interpolated on a yearly basis using a cubic spline interpolation scheme for easier use with the model.

circulation to freshwater fluxes (Shaffer and Bendtsen, 1994; Weijer *et al.*, 2001; Hasumi, 2002; Keigwin and Cook, 2007; Hu *et al.*, 2008). As we focus here on the long-term changes of climate forced by insolation (as shown on Fig. 2 for the annual mean), orography and greenhouse gases in the following, we should nevertheless capture the first-order changes, though detailed regional features might prove more difficult to interpret.

Finally, in contrast to previous modelling studies of the last deglaciation (Lunt *et al.*, 2006, for example), we do not make use of any acceleration techniques but run the model in real time from 21 kyrs BP to 9 kyrs BP, that is we perform a single run of 12 kyrs duration. This is required in order to properly analyse the phasing of climate change between different locations. Indeed, it has been shown that using accelerated techniques tends to bias temperature evolution in regions where the ocean plays a major role, especially in the Southern Ocean and in the Nordic Seas (Lunt *et al.*, 2006; Timm and Timmermann, 2007). Furthermore, as we analyse the relationships between the mean climate change and the interannual-to-centennial variability, we need to use a transient simulation to ensure consistency of timescales in the forcing and response in the climate system.

We would like to stress that while our external forcings are realistic in general, we do not include here freshwater addition to the oceans caused by melting ice sheets. We do not therefore have the forcing needed to reproduce any abrupt climate change during deglaciation. Figure 3 shows a comparison of our modelled temperature at the NorthGRIP ice core site. We have reproduced faithfully the temperature

trend at NorthGRIP until around 16 ka BP, when a sudden cooling in Greenland interrupted the warming trend. This cooling has been associated to the North Atlantic Heinrich Event 1 (cf. Hemming (2004) for a review) that modified the sea surface conditions by the addition of excess freshwater to that area. The subsequent sequence of events was likely responding or forced in the same manner. As we do not include the appropriate forcing for such events, we will focus in the following on the long-term trend in climate in a more abstract framework. A detailed data–model comparison will be the focus of further studies.

3 Analysis method

Analysing climate change throughout the last deglaciation is complex and could be based on different variables (temperature, precipitation, etc.). The most obvious change that comes to mind when thinking of deglaciation is warming. We thus chose to concentrate on the phasing of climate evolution throughout the last deglaciation, with a focus on the first significant warming occurring after the LGM at every location. The first significant warming is, a priori, an asynchronous event in each grid cell of the model, though some regional patterns are expected to emerge. In reality, this first significant warming would be the first detectable warming in the temperature recorded by any method. In the following, we will define the first significant warming using a statistical test. It requires the knowledge of the “internal” (modeled) variance of the LGM climate, computed here from the last 500 yr of an equilibrium run under constant LGM boundary conditions. Our 12 000 yr deglaciation run is first divided in 120 samples of 100 yr that we tested independently with respect to the control LGM climate. We also performed the analysis with samples of 25 and 200 yr to assess the robustness of the method. In the following, we first performed a standard Fischer test on the variances to assess whether they differed or not. When sample variances were equal, we tested the means with a standard Student t-test. When not, we made use of a t-test with two unequal variances defined as (Welsch’s test):

$$\text{test}_{\text{value}} = \frac{\chi_{\text{ref}} - \chi_{\text{sample}}}{\sqrt{\frac{\sigma_{\text{ref}}^2}{N_{\text{ref}}} + \frac{\sigma_{\text{sample}}^2}{N_{\text{sample}}}}}$$

where χ denotes the mean of the climatic variable over the considered period, N the size (in timesteps) of the period and σ^2 the variance of the climatic variable. “ref” denotes the reference period (LGM) while “sample” denotes the sample tested against the specified period. From a statistical point of view, the reference LGM period is thus the null hypothesis compared to the deglacial sample considered. In the following, we consider anomalies that are significant at a 5% level, that is when $t_{\text{value}} > 1.962$ for a sample of 100-year (two-sided t-test as we test directly if temperatures are above or

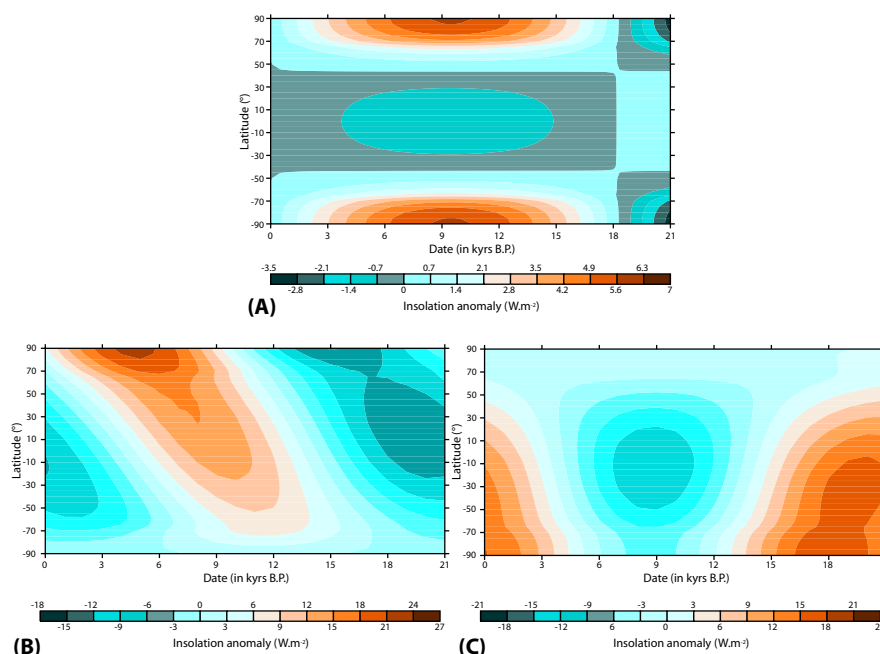


Fig. 2. Insolation anomaly to the 0–30 kyrs BP mean for the last deglaciation computed from Berger (1978) for (A) the annual mean, (B) the northern summer, (C) the northern winter. For (B) and (C) the summer (winter) is computed as the second (fourth) quarter of year after the spring equinox.

less than the mean). We will consider significant temperature anomalies at a given time or the timing of the first significant anomaly as a marker of the local start of the deglaciation period as modeled with the imposed slow forcings.

4 Results for Surface Air Temperature (SAT) evolution

4.1 Annual mean

In the following we concentrate on a 100-year sample for discussion. Figure 4 introduces the spatial distribution of the timing of first significant warming from 21 ka BP onwards.

The first regions to respond (between 21 and 20 ka BP) are the Arctic Ocean, the northernmost part of Siberia and patches in the Southern Ocean. These are regions affected by the presence of sea-ice, or neighbouring continental regions. The first response is immediately followed (20 to 19 ka BP) by a significant response of all latitudes poleward of 35° north and south. During that given period of time, the only forcing is the orbital forcing, greenhouse gases and ice-sheet forcing being quasi constant (CO_2 concentration changes are ≈ 5 ppm). Sea-ice being sensitive to the total amount of energy received throughout the year, increasing the energy received in any season will limit (or even reduce) the sea-ice extent and the buffering effect of the underlying ocean will extend (in time) the anomaly to a year-round

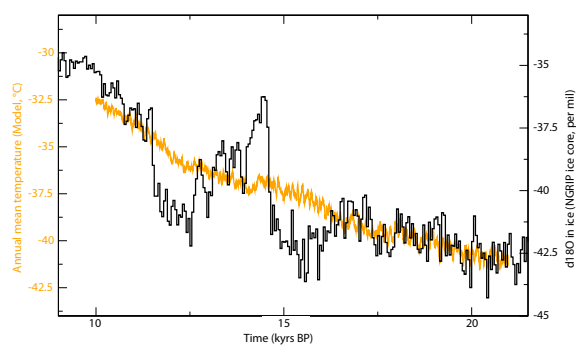


Fig. 3. General outline of the deglaciation simulation: comparison of the modelled annual temperature (yellow) at North Grip (North Greenland Ice Core Project members, 2004) to the North Grip $\delta^{18}\text{O}$ record (black). The $\delta^{18}\text{O}$ of the ice is scaled so as to have a 10 °C warming during the Bølling period.

effect. The early response seen in the northern North Atlantic and adjacent regions is therefore an effect of the obliquity increase during the early part of the deglaciation that increases the total amount of energy received by the Earth at high latitudes, as depicted in Fig. 2. The fact that the early significant warmings observed in the model are obliquity-driven is further reinforced by the in-phase changes of the Northern

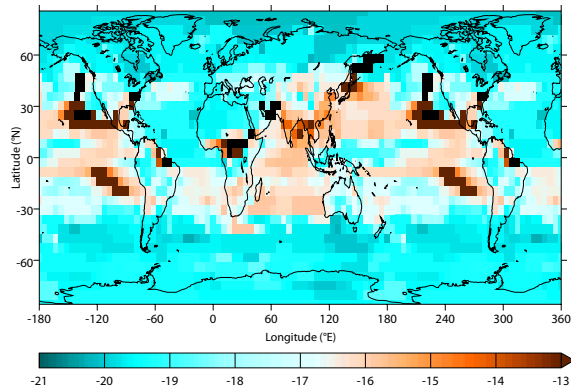


Fig. 4. Timing of first significant warming during the deglaciation from a 100 yr sample at 5 % significance. Color scale is the date in kyrs BP. Black denotes regions without significant warming over the deglaciation.

and Southern Hemispheres. This warming is accompanied by a reduction in the sea-ice extent around Antarctica, a result found in other simulations of the last deglaciation (Timmermann *et al.*, 2009). We do not find any delay between the Northern and Southern Hemisphere responses in our model. The sea-ice change in the South therefore responds primarily to the local orbital (obliquity) forcing and not to a delayed response to the North Atlantic warming through upwelled waters as found for other climatic periods (Duplessy *et al.*, 2007; Renssen *et al.*, 2010). By increasing the total energy received from the sun at high latitudes, the obliquity signal forces an in-phase response of both hemispheres at high latitudes regions (cf. Fig. 2).

A later response (17 to 15 ka BP) is then observed in most oceanic tropical regions. Given the simplified representation of the physical equations for motion in the atmospheric part of our model, caution is needed in interpreting this pattern. We observe some changes in the precipitation pattern at the same time (cf. Sect. 4.3) that may be linked to ITCZ changes in response to the changing Equator-to-pole gradient as well as change in ice-sheet topography. However, a precise assessment of what is occurring in the tropics would require a model with more complex atmospheric physics (Khodri *et al.*, 2009). The time period around 16 ka BP is also a period when the global greenhouse gas forcing starts to become significant (CO_2 at around 220 ppm, cf. Fig. 1) enough to counterbalance the obliquity-induced cooling of the tropics (cf. Fig. 2). The later response of the tropical regions are also due to the rather small absolute temperature changes from 21 to 9 ka BP (cf. Fig. 5). It is therefore difficult to discriminate between a small temperature change and year-to-year variability within the model in such areas. Two different types of regions are lagging the response of the rest of the planet.

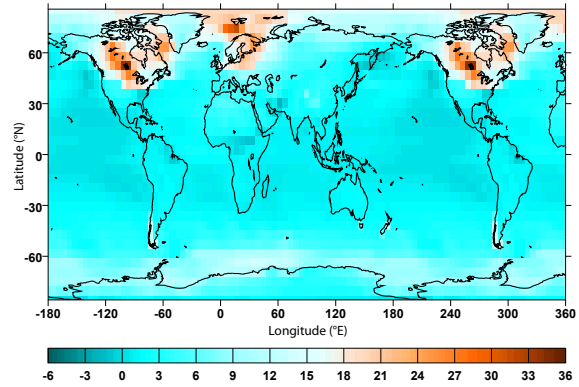


Fig. 5. Annual mean temperature difference (in $^{\circ}\text{C}$) between 9 ka BP wrt 21 ka BP for a 100-year sample. Color scale is in $^{\circ}\text{C}$.

The first type are areas where the year-to-year variability – as characterized by the sample variance – is higher during the deglaciation and the local temperature change over the deglaciation is not that large. Thus, the deglacial warming becomes significant only late in the deglaciation. Characteristic examples are the continental regions of India and China and the tropical Pacific ocean, becoming significant only after 15 ka BP (with the notable exception of the Himalayas). Figure 6 shows the temperature simulated for one location in the Pacific Ocean (15°N , 120°W) for the LGM and 9 ka BP. The two density distributions are relatively well separated, but not to a 5 % significance level. The deglacial sample has a larger variance (variability) than the glacial one, as characterized by the width of the density peak. Within the sample, some years cannot be statistically distinguished from one another as for example a series of 20 yr between years 20 and 40. Thus, one can argue that the climate depicted by those two samples is not very different at a 5 % confidence level, i.e. a relatively high confidence level.

The second type are regions where the deglacial warming from 21 ka to 9 ka is never significant (shown by black shading on Fig. 4). They are located in equatorial regions in Africa and south America, offshore California in the northern tropical Pacific Ocean and in the sea of Okhotsk. These regions are simulated to be colder on an annual mean at 9 ka BP than during the LGM (cf. Fig. 5) and thus never encounter lasting, significant deglacial warming.

4.2 Seasonal means

To pursue a more in-depth analysis on the complex seasonal timing of deglacial warming, Fig. 7 presents results for December-January-February (DJF, northern winter) and June-July-August (JJA, northern summer).

DJF shows the largest areas of non-significant warming over the deglaciation. The reason for this is similar to the late warming previously described, i.e. the local variability is too

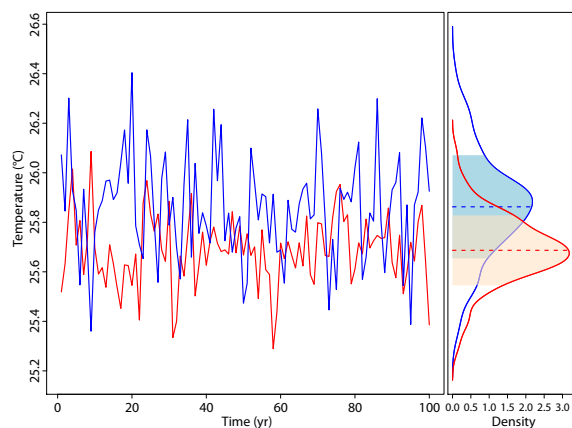


Fig. 6. Comparison of two temperature samples from the deglaciation in the Pacific Ocean, offshore Mexico (15° N, 120° W). The left panel shows the annual mean temperature evolution over a 100-year sample taken from the reference LGM run (in red) and from the deglaciation (at 12 ka BP, in blue). The right panel shows the density function associated to that sample on the same temperature axis. The dashed vertical lines in the right panel show the means of the series, the filled areas are the respective intervals corresponding to the standard deviations of each series ($\pm\sigma$).

high for the local warming to become statistically significant. This may be interpreted as regions where a 100-year mean is more representative of interannual to decadal variability than of climate in the sense of a 30-year mean. The time-length of the sample needed for the warming to become significant during the transition is discussed in Sect. 4.4. For a relatively large area centered on the Bering Strait as well as for the Gulf of Mexico, there is no significant warming in DJF at 9 ka BP relative to the LGM as the two regions are significantly cooling in our model. Other large areas of non-significant warming (part of the eastern Pacific, continental tropical regions and eastern Eurasia) are characterized by small temperature anomalies as a whole (below 1°C in DJF), a change that is hardly significant with respect to the model interannual variability in the same regions. We nonetheless note the early response of sea-ice regions, first in the northern North Atlantic (19 ka BP) and of the Southern Ocean sea-ice north of 60° S, better marked than in the yearly mean. Conversely, JJA shows the smallest non-significant warming from 21 k to 9 k. A striking feature is that most regions have a significant warming early in the deglaciation mostly before 18 ka BP. Three large areas are standing out as being earlier than that: the northern North Atlantic, the Southern Ocean around 60° S and the northern Equatorial regions. The first is due to sea-ice changes and circulation changes as was noted before, followed by the neighbouring Arctic. Accordingly, the Southern Ocean region is linked to shrinking sea-ice winter extent.

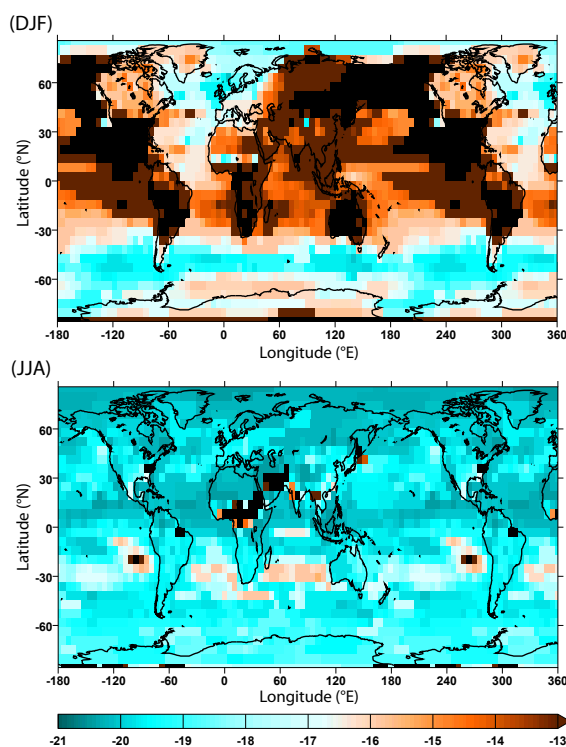


Fig. 7. Timing of first significant warming during the deglaciation from a 100 yr sample at 5% significance. DJF (top) and JJA (bottom). Color scale is the date in kyrs BP. Black denotes regions without significant warming over the deglaciation.

4.3 Precipitation evolution

Not all proxies for climate change are primarily sensitive to temperature changes during the last deglaciation. The same is true for specific regions, for instance the intertropical regions, where the main response to the last deglaciation is likely to be a change in annual precipitation, not annual warming (Roche et al., 2007). Performing the same kind of analysis, we obtain a geographical distribution of the significant increase (decrease) in precipitation. It should be noted that the precipitation distribution is not normally distributed, but that the logarithm of precipitation is (Vrac et al., 2007). The analysis performed in this section is thus comparable to the previous ones using the logarithm of precipitation as a variable. To simplify the interpretation, we also mask the regions where precipitation changes are significant for both an increase and a decrease. That is, we retain areas where there is only an increase (or decrease) in precipitation throughout the deglaciation. The complete sequence of events from the precipitation point of view would require a dedicated study involving an analysis of the Intertropical Convergence Zone (ITCZ) movements through time.

The annual mean precipitation (Fig. 8) shows a significant decrease in a zonal belt in the southern equatorial regions during 20 and 16 kyrs BP. This pattern is due to the northward shift of the ITCZ in response to the warmer climate conditions. Indeed, under LGM climate conditions, most models simulate a southward shift of the ITCZ in response to the imposed boundary conditions (Braconnot *et al.*, 2007), a shift consistent with data evidence (Leduc *et al.*, 2007). This shift was shown to respond primarily to global temperature changes (Khodri *et al.*, 2009). As the beginning of the deglaciation (21–16 kyrs BP) is marked by relatively low greenhouse gases changes, we observe an ITCZ shift mainly in response to the change in insolation forcing.

The annual mean figure for a significant increase in precipitation shows a more complex pattern. We can note that there are many more areas with increased precipitation than with decreased precipitation. Indeed, as the atmosphere warms during deglaciation, it can hold more moisture. The global LGM to early Holocene change in moisture content is thus towards an increase, thus leading to an increase in precipitation. We can distinguish four different areas. First is the very early change over the Arctic regions; during the LGM these regions are very dry. Thus, a small increase in precipitation at the start of deglaciation is immediately significant. Second, the northern equatorial regions show a relatively zonal pattern; the latter is a counterpart of the decrease seen in the southern equatorial regions and is likely responding to the same ITCZ shift. The timing of this increase is coherent with the decrease seen previously. Third, the southern mid-latitudes consistently show an increase in precipitation between 20 and 16 kyrs BP. This is coherent with the regions previously identified in the temperature fields as early warming (around 60° S) and bears a link to seasonal changes in the sea-ice field. Fourth, the desertic and semi-desertic regions (Sahara, Arabia, Pakistan *etc.*) display an increase in precipitation starting 17–16 kyrs BP. This pattern is generally consistent with an observed transition to more humid conditions in northern Africa (Gasse, 2000; deMenocal *et al.*, 2000; Tjallingii *et al.*, 2008; Timm *et al.*, 2010) in response to warmer conditions. However, the role of abrupt events of the last deglaciation (that we do not take into account) calls for caution on the exact timing of the increase.

4.4 Impact of interannual variability

As noted before, our results are sensitive to the sample size used in the study. Indeed, increasing the sample size comparatively reduces the effect of noise (variability) in the model on the definition of the mean temperature of the sample. A large sample is thus less affected by a series of years with temperature above the mean than a smaller sample. Using a small sample size (e.g. 25 yr), our results therefore emphasize the potential for interannual variability anomalies to be significant at a long-term scale (deglaciation scale). Using different sample size (25, 100, and 200 yr in the following),

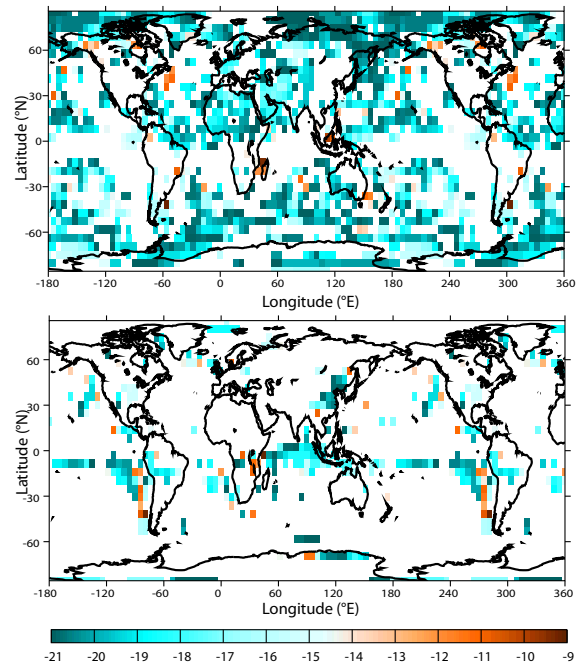


Fig. 8. Timing of the first significant annual mean precipitation increase (top) and decrease during deglaciation from a 100 yr sample at 5% significance. Color scale is the date in kyrs BP. White areas are locations where precipitations changes are either never significant or did change significantly in both increase and decrease.

we may truly assess what is the timing of climate change in the model and decipher regions where the interannual variability is too large to allow significant climatic anomalies on those longer timescales. Figure 9 compares the timing of first significant warming for four different samples of increasing size.

An evident feature arising from Fig. 9 is that a shorter sample yields generally a later significant warming. This results from the fact that the value of the Welch's test depends strongly on the sample size to determine the significance of the anomaly: If the sample is relatively small and the variability within the sample is large or larger than the reference period, then a larger temperature anomaly is needed to stand out compared to the local variability (*cf.* Welch's test equation). Increasing the sample size thus decreases the importance of the internal variability over the signal and enables a more accurate determination of the first significant, externally forced, warming. In simpler terms, this can be interpreted as looking at climate compared to looking at internal high-frequency variability: With a small sample having a large variability, one needs a very different sample mean to be significantly different from the reference.

Most interestingly, the size of the sample needed to discuss the climate anomaly versus the reference climate is variable

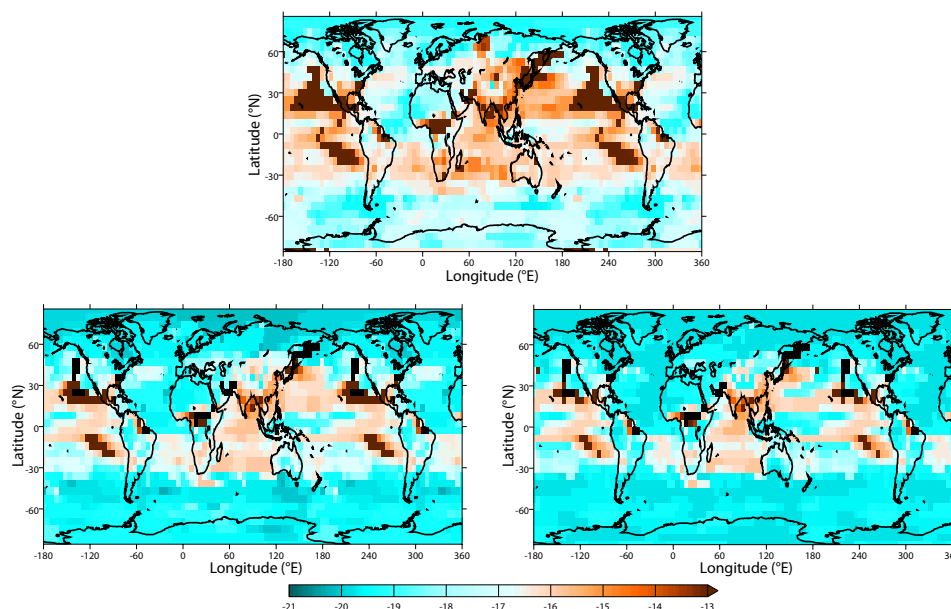


Fig. 9. Impact on sample size on the timing of the first significant temperature warming during deglaciation. From top left to bottom right the sample sizes are: 25 (top), 100 (bottom left) and 200 (bottom right) years. Color scale is the date in kyr BP. Black denotes regions without significant warming over the deglaciation.

spatially. Indeed, both the absolute temperature anomaly and local temperature variability vary in space. Two examples can be taken from Fig. 9 to highlight this feature.

1. In the northern tropical regions over the Pacific and southwestern North America, the total temperature anomalies from 21 ka BP to 9 ka BP (cf. Fig. 5) are relatively small in our model, below 2°C . Distinguishing those small anomalies from a larger interannual variability (that is in a sample with a large variance) is therefore difficult and requires a larger sample. One can note that even with a 200-year sample, not every location in those areas is significantly warmer at 9 ka BP than at LGM.
2. Most regions of central Asia become significantly warmer only late in deglaciation using a 25-year sample. In this case, this is not solely the effect of a small LGM to 9 ka BP temperature difference (some areas have a temperature anomaly of about 10°C) but because of very large variance within the sample, related to high interannual to centennial variability. In fact, the variance of the samples during deglaciation are systematically higher than those of the reference run, making it harder to decipher a climate change from internal high-frequency variability (noise). It should be noted also that the sample size strongly affects the date of first significant anomaly in this area: Central Asia is significant in the 25-year sample only at 14 ka BP, is significant

between 17 and 15 ka BP in the 100-year sample and around 18 ka BP in the 200-year sample.

The analysis of Fig. 9 confirms our previous inferences that there are three main areas with leading temperature changes: the northern North Atlantic, a north Equatorial band and the Southern Ocean between 45 and 60°S .

5 Discussion

Our study so far focusses on a single 12 000 yr run with slow forcings included. To reproduce the effects of millennial-scale climate variability, the modeling study would require the use of higher frequency forcings, such as freshwater fluxes from melting ice-sheets, or understanding how the response to slow forcings can act to produce abrupt events through the non-linearities of the climate system as is recorded in many different proxies (North Greenland Ice Core Project members, 2004; Shackleton et al., 2000; Wang et al., 2001; von Grafenstein et al., 1999, for example). How could we proceed to better determine the response of our climate model to the (imposed) slow forcings? One often-used method (Goosse et al., 2005, for example) is to perform ensemble simulations with identical forcings, varying only the initial conditions. The different expression of the internal variability of the model in the different ensemble members would then cancel out in the mean, leading to a more robust response of the forced response. However, changing our

approach of temporal samples to ensemble samples would require 100 simulations of the full deglaciation period. This is difficult to obtain due to computational constraints. We are thus limited to a single run for the time being.

Natural (observed) climate, on the other hand, is only one trajectory out of many possible solutions. Analysing a single simulation is therefore close to what is recorded by proxy data, albeit that we have a perfect recording of our simulated climate within our idealized “model world”, as opposed to the imperfect recording of the Earth’s climate in proxy data. We have shown that even with perfect recording of the simulated climate, there are regions where distinguishing between the deglaciation warming and local variability is problematic. Depending on the resolution of the signal recorded in the proxy, a similar issue may arise. What we show from our model simulations is that when the signal is very noisy, high temporal resolution is safer to determine variability and climate evolution. However, high resolution is practically limited by the type of proxy record chosen. For example, recording $\delta^{18}\text{O}$ in oceanic sediment cores from foraminifera have a maximal practical resolution of about ten years for glacial periods (depending on foraminifera abundance, sedimentation rates etc.). Furthermore, averaging the values of five specimens does not guarantee the consistence of five subsequent and equal periods of time within one sample of the core. Thus, analysing an oceanic sediment core at 100 yr resolution is not equivalent to obtaining the 100 yr mean of the signal. Similar examples could be taken from different compartments of the earth system, with e.g. pollens in terrestrial cores. The relationship between the mean of the recorded proxy and the local variability is complex. Our results are indicative of regions where the relationship between average climate change and variability is likely to be complicated by the amplitude of the latter.

Finally, the reader should not forget that the results presented have been obtained with one climate model and are only indicative of what is physically plausible within the framework of the given model. There is a need to repeat such approaches with different models to identify regions where it is likely that the high local variability will hamper our capability to record the mean climate changes and how such local climate variability is evolving through time. The regions (like the Pacific coast of Siberia) highlighted here are indicative with respect to the mechanisms occurring but are limited to the climate model used. Extension to the real climate system should be done with caution.

6 Conclusions

A number of conclusions arises from our analysis.

First, the first regions that are showing a significant temperature evolution during the deglaciation are sea-ice covered regions in both the Northern and Southern Hemispheres. This points to a crucial importance of sea-ice in setting

the timing for deglaciation, as well as in constraining feedbacks mechanisms that will lead to further warming and deglaciation. The understanding of sea-ice evolution is most likely crucial in that sense, though probably more via the annual production of sea-ice (Paillard and Parrenin, 2004; Bouttes *et al.*, 2010) than through the absolute sea-ice cover (Stephens and Keeling, 2000; Archer *et al.*, 2003). The symmetry of the response between the Northern and Southern Hemisphere points to the crucial role of obliquity in setting the deglacial timing.

Second, regions that are more “passively” responding to the deglaciation forcings and are remote to the ice-sheet locations are likely to respond with a time delay of ≈ 3000 yr, that is when a significant global forcing such as greenhouse gases sets in. This delay is to be understood within a slowly varying forcing framework. In a simulation with abrupt climate change, the delay would still exist but the pattern would be more complicated to decipher due to the more complex deglaciation signal. Moreover, there is a large spatial variability in the first significant change during the last deglaciation even without abrupt climate changes. Therefore, caution on the spatial structure or robustness is needed when trying to infer leads and lags from existing deglaciation records or model results in these regions before any physical interpretation can be drawn.

Third, regions displaying few glacial to interglacial changes in the considered climatic variable (temperature here) and remote from the “centers of action” of the coupled climate system will not easily record a precise timing for the first change in the deglaciation. The interannual variability, whether in the climate model or in reality, will tend to cloud the true signal as in any noisy record. We have detailed this mechanism here for regions in tropical Asia. There is therefore a high dependence of first warming timing to local variability. In that respect, using long averages of about 100 to 200 yr to describe climate change is a requirement in analysing model results if one wants to avoid biases due to (modeled) variability at shorter timescales. This brings us to the question of what is to be understood as “climate change”: We infer from our simulations that it has to be a time long enough to be detected against background noise. How much precisely will vary spatially and in time, making it harder to decipher long-term climate changes from different climate model simulations – and/or – data proxies? Ultimately, it will vary both with the resolution of the proxy used to record the climate change and with the time window considered.

These conclusions will need to be first substantiated by other model studies to ascertain that the main results are not model dependent. Once the common pattern between different coupled model is established, there will be a need for model – data comparison at the global scale (e.g. Shakun and Carlson, 2010).

Acknowledgements. This work is a contribution to the NWO-NERC RAPID project ORMEN. D. M. R. is funded by the NWO under project number 854.00.024 and by INSU-CNRS. The authors wish to thank M. Vrac for useful discussions on the statistical approach and A. Berger for comments on an earlier version of the manuscript. We are grateful to O. E. Timm, R. Gyllencreutz and a anonymous reviewer for comments that helped improved the manuscript.

Edited by: V. Rath



The publication of this article is financed by CNRS-INSU.

References

- Archer, D. E., Martin, P. A., Milovich, J., Brovkin, V., Plattner, G.-K., and Ashendel, C.: Model sensitivity in the effect of Antarctic sea ice and stratification on atmospheric pCO₂, *Paleoceanography*, 18, 1012, doi:10.1029/2002PA000760, 2003.
- Barker, S., Diz, P., Vautravers, M. J., Pike, J., Knorr, G., Hall, I. R., and Broecker, W. S.: Interhemispheric Atlantic seesaw response during the last deglaciation, *Nature*, 457, 1097–1102, doi:10.1038/nature07770, 2009.
- Berger, A. L.: Long-term variations of caloric insolation resulting from earths orbital elements, *Quaternary Res.*, 9, 139–167, 1978.
- Blunier, T. and Brook, E. J.: Timing of millennial-scale climate change in Antarctica and Greenland during the last glacial period, 2001, 291, 109–112, *Science*.
- Blunier, T., Chappellaz, J., Schwander, J., Stauffer, B., and Raynaud, D.: Variations in atmospheric methane concentration during the Holocene epoch, *Nature*, 374, 46–49, 1995.
- Blunier, T., Chappellaz, J., Schwander, J., Dällenbach, A., Stauffer, B., Stocker, T. F., Raynaud, D., Jouzel, J., Clausen, H. B., and Hammer, C. U.: Asynchrony of Antarctic and Greenland climate change during the last glacial period, *Nature*, 394, 739–743, 1998.
- Bouttes, N., Paillard, D., and Roche, D. M.: Impact of brine-induced stratification on the glacial carbon cycle, *Clim. Past*, 6, 575–589, doi:10.5194/cp-6-575-2010, 2010.
- Braconnot, P., Otto-Bliesner, B., Harrison, S., Joussaume, S., Peterchmitt, J.-Y., Abe-Ouchi, A., Crucifix, M., Driesschaert, E., Fichefet, Th., Hewitt, C. D., Kageyama, M., Kitoh, A., Loutre, M.-F., Marti, O., Merkel, U., Ramstein, G., Valdes, P., Weber, L., Yu, Y., and Zhao, Y.: Results of PMIP2 coupled simulations of the Mid-Holocene and Last Glacial Maximum – Part 2: feedbacks with emphasis on the location of the ITCZ and mid- and high latitudes heat budget, *Clim. Past*, 3, 279–296, doi:10.5194/cp-3-279-2007, 2007.
- D. M. Roche et al.: Climate change of the last deglaciation
- Brook, E. J., Harder, S., Severinghaus, J., Sterig, E. J., and Sucher, M.: On the origin and timing of rapid changes in atmospheric methane during the last glacial period, *Global Biogeochem. Cy.*, 14, 559–572, 2000.
- Brovkin, V., Ganopolski, A., and Svirezhev, Y.: A continuous climate-vegetation classification for use in climate-biosphere studies, *Ecol. Model.*, 101, 251–261, 1997.
- Chappellaz, J., Blunier, T., Raynaud, D., Barnola, J. M., Schwander, J., and Stauffer, B.: Synchronous changes in atmospheric CH₄ and Greenland climate between 40 and 8 kyr BP, *Nature*, 366, 443–445, 1993.
- Dällenbach, A., Blunier, T., Flückiger, J., Stauffer, B., Chappellaz, J., and Raynaud, D.: Changes in the atmospheric CH₄ gradient between Greenland and Antarctica during the Last Glacial and the transition to the Holocene, *Geophys. Res. Lett.*, 27, 1005–1008, 2000.
- deMenocal, P., Ortiz, J., Guilderson, T., Adkins, J., Sarnthein, M., Baker, L., and Yarusinsky, M.: Abrupt onset and termination of the African Humid Period: rapid climate responses to gradual insolation forcing, *Quaternary Sci. Rev.*, 19, 347–361, doi:10.1016/S0277-3791(99)00081-5, 2000.
- Driesschaert, E., Fichefet, T., Goosse, H., Huybrechts, P., Janssens, I., Mouchet, A., Munhoven, G., Brovkin, V., and Weber, S. L.: Modelling the influence of the Greenland ice sheet melting on the Atlantic meridional overturning circulation during the next millennia, *Geophys. Res. Lett.*, 34, L10707, doi:10.1029/2007GL029516, 2007.
- Duplessy, J.-C., Roche, D. M., and Kageyama, M.: The Deep Ocean During the Last Interglacial Period, *Science*, 316, 89–91, doi:10.1126/science.1138582, 2007.
- Dyke, A. S., Andrews, J. T., Clark, P. U., England, J. H., Miller, G. H., Shaw, J., and Veillette: The Laurentide and Innuitian ice sheets during the Last Glacial Maximum, *Quaternary Sci. Rev.*, 21, 9–31, doi:10.1016/S0277-3791(01)00095-6, 2002.
- EPICA community members: Eight glacial cycles from an Antarctic ice core, *Nature*, 429, 623–628, doi:10.1038/nature02599, 2004.
- Fichefet, T. and Morales Maqueda, M. A.: Sensitivity of a global sea ice model to the treatment of ice thermodynamics and dynamics, *J. Geophys. Res.*, 102, 12609–12646, 1997.
- Fichefet, T. and Morales Maqueda, M. A.: Modelling the influence of snow accumulation and snow-ice formation on the seasonal cycle of the Antarctic sea-ice cover, *Clim. Dynam.*, 15, 251–268, 1999.
- Flueckiger, J., Dällenbach, A., Blunier, T., Stauffer, B., Stocker, T. F., Raynaud, D., and Barnola, J.-M.: Variations in Atmospheric N₂O Concentration During Abrupt Climatic Changes, *Science*, 285, 227–230, doi:10.1126/science.285.5425.227, 1999.
- Gasse, F.: Hydrological changes in the African tropics since the Last Glacial Maximum, *Quaternary Sci. Rev.*, 19, 189–211, doi:10.1016/S0277-3791(99)00061-X, 2000.
- Goosse, H. and Fichefet, T.: Importance of ice-ocean interactions for the global ocean circulation: A model study, *J. Geophys. Res.*, 104, 23337–23355, doi:10.1029/1999JC900215, 1999.
- Goosse, H., Renssen, H., Timmermann, A., and Bradley, R. S.: Internal and forced climate variability during the last millennium: a model-data comparison using ensemble simulations, *Quaternary Sci. Rev.*, 24, 1345–1360, 2005.

- Goosse, H., Brovkin, V., Fichefet, T., Haarsma, R., Huybrechts, P., Jongma, J., Mouchet, A., Selten, F., Barriat, P.-Y., Campin, J.-M., Deleersnijder, E., Driesschaert, E., Goezler, H., Janssens, I., Loutre, M.-F., Maqueda, M., Opsteegh, T., Mathieu, P.-P., Munhoven, G., Pettersson, E., Renssen, H., Roche, D. M., Schaeffer, M., Tartinville, B., Timmermann, A., and Weber, S.: Description of the Earth system model of intermediate complexity LOVECLIM version 1.2, Geophysical Model Development Discussion, 2010.
- Hasumi, H.: Sensitivity of the global thermohaline circulation to interbasin freshwater transport by the atmosphere and the Bering Strait throughflow, *J. Climate*, 15, 2516–2526, 2002.
- Hays, J. D., Imbrie, J., and Shackleton, N. J.: Variations in the Earth's Orbit: Pacemaker of the Ice Ages, *Science*, 194, 1121–1132, doi:10.1126/science.194.4270.1121, 1976.
- Hemming, S. R.: Heinrich events: Massive late Pleistocene detritus layers of the North Atlantic and their global climate imprint, *Review of Geophysics*, 42, RG1005, doi:10.1029/2003RG000128, 2004.
- Hu, A. X., Otto-Bliesner, B. L., Meehl, G. A., Han, W. Q., Morrill, C., Brady, E. C., and Briegleb, B.: Response of thermohaline circulation to freshwater forcing under present-day and LGM conditions, *J. Climate*, 21, 2239–2258, doi:10.1175/2007JCLI1985.1, 2008.
- Huybers, P. and Denton, G.: Antarctic temperature at orbital timescales controlled by local summer duration, *Nat. Geosci.*, 1, 787–792, doi:10.1038/ngeo311, 2008.
- Indermühle, A., Monnin, E., Stauffer, B., Stocker, T. F., and Wahlen, M.: Atmospheric CO₂ concentration from 60 to 20 kyr BP from the Taylor Dome ice core, *Geophys. Res. Lett.*, 27, 735–738, 1999.
- Keigwin, L. D. and Cook, M. S.: A role for North Pacific salinity in stabilizing North Atlantic climate, *Paleoceanography*, 22, PA3102, doi:10.1029/2007PA001420, 2007.
- Khodri, M., Kageyama, M., and Roche, D. M.: Sensitivity of South American Tropical climate to Last Glacial Maximum boundary conditions: focus on teleconnections with Tropics and Extratropics, vol. 14 of *developments in paleoenvironmental research*, chap. 9, 213–238, Springer Science+Business Media B.V., doi:10.1007/978-90-481-2672-9, 2009.
- Lamy, F., Kaiser, J., Arz, H. W., Hebbeln, D., Ninnemann, U., Timm, O., Timmermann, A., and Toggweiler, J. R.: Modulation of the bipolar seesaw in the Southeast Pacific during Termination 1, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 259, 400–413, doi:10.1016/j.epsl.2007.04.040, 2007.
- Leduc, G., Vidal, L., Tachikawa, K., Rostek, F., Sonzogni, C., Beaufort, L., and Bard, E.: Moisture transport across Central America as a positive feedback on abrupt climatic changes, *Nature*, 445, 908–911, doi:10.1038/nature05578, 2007.
- Lunt, D. J., Williamson, M. S., Valdes, P. J., Lenton, T. M., and Marsh, R.: Comparing transient, accelerated, and equilibrium simulations of the last 30 000 years with the GENIE-1 model, *Clim. Past*, 2, 221–235, doi:10.5194/cp-2-221-2006, 2006.
- MARGO Project Members: Constraints on the magnitude and patterns of ocean cooling at the Last Glacial Maximum, *Nat. Geosci.*, 2, 127–132, doi:10.1038/ngeo411, 2009.
- Monnin, E., Steig, E., Siegenthaler, U., Kawamura, K., Schwander, J., Stauffer, B., Stocker, T. F., Morse, D. L., Barnola, J.-M., Bellier, B., Raynaud, D., and Fischer, H.: Evidence for substantial accumulation rate variability in Antarctica during the Holocene, through synchronization of CO₂ in the Taylor Dome, Dome C and DML ice cores, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 224, 45–54, doi:10.1016/j.epsl.2004.05.007, 2004.
- Neftel, A., Oeschger, H., Staffelbach, T., and Stauffer, B.: CO₂ record in the Byrd ice core 50000–5000 years BP., *Nature*, 331, 609–611, 1988.
- North Greenland Ice Core Project members: High-resolution record of Northern Hemisphere climate extending into the last interglacial period, *Nature*, 431, 147–151, doi:10.1038/nature02805, 2004.
- Opsteegh, J., Haarsma, R., Selten, F., and Kattenberg, A.: EC-BILT: A dynamic alternative to mixed boundary conditions in ocean models, *Tellus*, 50, 348–367, http://www.knmi.nl/~selten/tellus97.ps.Z, 1998.
- Paillard, D.: The timing of Pleistocene glaciations from a simple multiple-state climate model, *Nature*, 391, 378–381, 1998.
- Paillard, D. and Parrenin, F.: The Antarctic ice sheet and the triggering of deglaciations, *Earth Planet. Sci. Lett.*, 227, 263–271, doi:10.1016/j.epsl.2004.08.023, 2004.
- Peltier, W.: Global Glacial Isostasy and the Surface of the Ice-Age Earth: The ICE-5G (VM2) Model and GRACE, *Annu. Rev. Earth Pl. Sc.*, 32, 111–149, doi:10.1146/annurev.earth.32.082503.144359, 2004.
- Petit, J. R., Jouzel, J., Raynaud, D., Barkov, N. I., Barnola, J. M., Basile, I., Bender, M., Chappellaz, J., Davis, J., Delaygue, G., Delmotte, M., Kotlyakov, V. M., Legrand, M., Lipenkov, V., Lorius, C., Pépin, L., Ritz, C., Saltzman, E., and M., S.: Climate and Atmospheric History of the Past 420,000 years from the Vostok Ice Core, *Nature*, 399, 429–436, 1999.
- Renssen, H., Goosse, H., Fichefet, T., Brovkin, V., Driesschaert, E., and Wolk, F.: Simulating the Holocene climate evolution at northern high latitudes using a coupled atmosphere-sea ice-ocean-vegetation model, *Clim. Dynam.*, 24, 23–43, 2005.
- Renssen, H., Seppä, H., Heiri, O., Roche, D. M., Goosse, H., and Fichefet, T.: The spatial and temporal complexity of the Holocene thermal maximum, *Nature Geoscience*, 2, 411–414, doi:10.1038/ngeo513, 2009.
- Renssen, H., Goosse, H., Crosta, X., and Roche, D. M.: Early Holocene Laurentide Icesheet deglaciation causes cooling in the high-latitude Southern Hemisphere through oceanic teleconnection, *Paleoceanography*, 25, PA3204, doi:10.1029/2009PA001854, 2010.
- Roche, D. M., Dokken, T. M., Goosse, H., Renssen, H., and Weber, S. L.: Climate of the Last Glacial Maximum: sensitivity studies and model-data comparison with the LOVECLIM coupled model, *Clim. Past*, 3, 205–224, doi:10.5194/cp-3-205-2007, 2007.
- Shackleton, N. J., Hall, M. A., and Vincent, E.: Phase relationships between millennial-scale events 64,000–24,000 years ago, *Paleoceanography*, 15, 565–569, doi:10.1029/2000PA000513, 2000.
- Shaffer, G. and Bendtsen, J.: Role of the Bering Strait in controlling North Atlantic ocean circulation and climate, *Nature*, 367, 354–357, doi:10.1038/367354a0, 1994.
- Shakun, J. D. and Carlson, A. E.: A global perspective on Last Glacial Maximum to Holocene climate change, *Quaternary Sci. Rev.*, 29, 1801–1816, doi:10.1016/j.quascirev.2010.03.016, 2010.

- Spahni, R., Chappellaz, J., Stocker, T. F., Loulergue, L., Hausamann, G., Kawamura, K., Flückiger, J., Schwander, J., Raynaud, D., Masson-Delmotte, V., and Jouzel, J.: Atmospheric methane and nitrous oxide of the late Pleistocene from Antarctic ice cores, *Science*, 310, 1317–1321, 2005.
- Staffelbach, T., Stauffer, B., Sigg, A., and Oeschger, H.: CO₂ measurements from polar ice cores: more data from different sites, *Tellus*, 43B, 91–96, 1991.
- Stephens, B. B. and Keeling, R. F.: The influence of Antarctic sea ice on glacial-interglacial CO₂ variations, *Nature*, 404, 171–174, doi:10.1038/35004556, 2000.
- Stott, L., Timmermann, A., and Thunell, R.: Southern Hemisphere and Deep-Sea Warming Led Deglacial Atmospheric CO₂ Rise and Tropical Warming, *Science*, 318, 435–438, doi:10.1126/science.1143791, 2007.
- Svendsen, J., Alexanderson, H., Astakhov, V., Demidov, I., Dowdeswell, J., Funder, S., Gataullin, V., Henriksen, M., Hjort, C., Houmark-Nielsen, M., Hubberten, H., Ingólfsson, O., Jakobsson, M., Kjaer, K., Larsen, E., Lokrantz, H., Lunkka, J., Lysa, A., Mangerud, J., Matiouchkov, A., Murray, A., Möller, P., Niessen, F., Nikolskaya, O., Polyak, L., Saarnisto, M., Siegert, C., Siegert, M., Spielhagen, R., and Stein, R.: Late Quaternary ice sheet history of northern Eurasia, *Quaternary Sci. Rev.*, 23(11–13), 1229–1271, doi:10.1016/j.quascirev.2003.12.008, 2004.
- Timm, O. and Timmermann, A.: Simulation of the Last 21 000 Years Using Accelerated Transient Boundary Conditions, *J. Climate*, 20, 4377–4401, doi:10.1175/JCLI4237.1, 2007.
- Timm, O., Köhler, P., Timmermann, A., and Menviel, L.: Mechanisms for the Onset of the African Humid Period and Sahara Greening 14.5–11 ka BP, *J. Climate*, 23, 2612–2633, doi:10.1175/2010JCLI3217.1, 2010.
- Timmermann, A., Timm, O., Stoll, L., and Menviel, L.: The Roles of CO₂ and Orbital Forcing in Driving Southern Hemispheric Temperature Variations during the Last 21 000 Yr, *J. Climate*, 22, 1626–1640, doi:10.1175/2008JCLI2161.1, 2009.
- Tjallingii, R., Claussen, M., Stuut, J.-B. W., Fohlmeister, J., Jahn, A., Bickert, T., Lamy, F., and Rohl, U.: Coherent high- and low-latitude control of the northwest African hydrological balance, *Nat. Geosci.*, 1, 670–675, doi:10.1038/ngeo289, 2008.
- von Grafenstein, U., Erlenkeuser, H., Brauer, A., Jouzel, J., and Johnsen, S. J.: A Mid-European Decadal Isotope–Climate Record from 15,500 to 5000 Years B.P., *Science*, 284, 1654–1657, doi:10.1126/science.284.5420.1654, 1999.
- Vrac, M., Marbaix, P., Paillard, D., and Naveau, P.: Non-linear statistical downscaling of present and LGM precipitation and temperatures over Europe, *Clim. Past*, 3, 669–682, doi:10.5194/cp-3-669-2007, 2007.
- Waelbroeck, C., Labeyrie, L., Michel, E., Duplessy, J.-C., McManus, J. F., Lambeck, K., Balbon, E., and Labracherie, M.: Sea-level and deep water temperature changes derived from benthic foraminifera isotopic records, *Quaternary Sci. Rev.*, 21, 295–305, 2002.
- Wang, Y. J., Cheng, H., Edwards, R. L., An, Z. S., Wu, J. Y., Shen, C.-C., and Dorale, J. A.: A High-Resolution Absolute-Dated Late Pleistocene Monsoon Record from Hulu Cave, China, *Science*, 294, 2345–2348, doi:10.1126/science.1064618, 2001.
- Weijer, W., De Ruijter, W. P. M., and Dijkstra, H. A.: Stability of the Atlantic overturning circulation: Competition between Bering Strait freshwater flux and Agulhas heat and salt sources, *J. Phys. Oceanogr.*, 31, 2385–2402, 2001.
- Wolff, E. W., Fischer, H., and Rothlisberger, R.: Glacial terminations as southern warmings without northern control, *Nat. Geosci.*, 2, 206–209, doi:10.1038/ngeo442, 2009.

