

Monsieur Antoine DOURY

Mathématiques et Applications

Soutiendra publiquement ses travaux de thèse intitulés

Robust estimation of regional climate change: construction of an hybrid approach between deep neural networks and climate models.

dirigés par Monsieur Sébastien GADAT et Monsieur Samuel SOMOT

Soutenance prévue le **vendredi 16 décembre 2022** à 14h00

Lieu : 42 avenue Coriolis, 31100, Toulouse

Salle : CIC

Lien bluejeans : <https://bluejeans.com/476994036/2927>

Composition du jury proposé

M. Sébastien GADAT	Université Toulouse 1 Capitole	Directeur de thèse
M. Mathieu VRAC	Laboratoire des Sciences du Climat et de l'Environnement (LSCE/IPSL/CNRS)	Rapporteur
M. Patrick GALLINARI	Université de la Sorbonne	Rapporteur
M. Samuel SOMOT	Meteo-France	Co-directeur de thèse
M. Erwan LEPENNEC	Institut Polytechnique de Paris	Examineur
Mme Erika COPPOLA	The Abdus Salam International Centre for Theoretical Physics	Examinatrice
M. José Manuel GUTIÉRREZ	University of Cantabria Santander	Examineur

Mots-clés : Modelisation climatique, Apprentissage statistique, Changement climatique, Emulateur, Descente d'échelle, Réseaux de Neurones

Résumé (english version below) :

Un des grands défis pour la communauté scientifique du climat est de produire une information fiable concernant les impacts locaux du changement climatique global. Les modèles de climat sont les principaux outils pour étudier son évolution en fonction de scénarios liés aux activités humaines et émissions de gaz à effet de serre. Les modèles de climat globaux (GCM) produisent des simulations couvrant l'ensemble du globe à des résolutions trop faibles pour représenter correctement certains événements météorologiques extrêmes qui impactent fortement nos sociétés. Aujourd'hui, nous utilisons des modèles de climat régionaux (RCM) pour transformer une simulation globale à basse résolution en simulation à haute résolution sur une zone géographique d'intérêt. Cependant, la haute résolution de ces modèles implique des coûts de calcul très élevés limitant le nombre de simulations réalisables et donc l'exploration nécessaire des différentes sources d'incertitudes.

Le présent travail a pour objectif de proposer une stratégie pour créer à moindre coût, des simulations haute résolution à partir d'autres à basse résolution. Le RCM-émulateur, introduit ici, cherche à estimer la fonction de descente d'échelle incluse dans un RCM en utilisant notamment les récents développements concernant les réseaux de neurones. Cette étude introduit le concept de l'émulateur et présente un cadre pour le construire, l'entraîner et l'évaluer. Le résultat principal de cette étude est que l'émulateur est une approche crédible pour relever ce défi. En effet, il montre une excellente capacité à créer des champs de température et précipitation à haute résolution cohérent avec la simulation basse résolution d'origine. Nous étudions aussi son applicabilité à différentes simulations basse résolution. Ce travail met aussi en évidence l'avantage décisif d'utiliser des simulations RCM pour *apprendre* cette relation puisque cela permet d'explorer des climats futurs et des régions mal observées.

Les résultats de cette étude ouvrent la porte à de nouveaux développements mais aussi à diverses applications prometteuses. En effet, le RCM-émulateur rend possible la production de messages robustes concernant les impacts locaux du changement climatique. De plus, un autre résultat important de ce travail est l'importance du jeu de données d'apprentissage sur les performances de l'émulateur. Il est essentiel de définir le meilleur ensemble de simulation pour construire un émulateur robuste ce qui implique peut-être de revoir la manière de choisir quelle simulation faire avec un RCM.

Abstract :

An essential challenge for the climate science community is to provide trustful information about the local impacts of global warming. Climate models are the main tool to study climate evolution according to human activities and greenhouse gas emissions scenarios. They are a numerical representation of the Earth System. Global climate models (GCM) produce worldwide simulations at too low resolution to correctly represent extreme meteorological events that strongly impact our societies. Today we use dedicated regional climate models (RCM) that transform a global low-resolution simulation into a high-resolution one over an area of interest. Nevertheless, the high resolution of those models implies a (much) higher cost that strongly limits the number of those climate simulations and, thus, the necessary exploration of the different sources of uncertainties.

The present work aims to propose a strategy to recreate, at low-cost, high-resolution simulations from low-resolution ones. The RCM-emulator introduced here aims to estimate the downscaling function included in a RCM using the recent development of neural networks. This study introduces the concept of RCM-emulator and presents a framework to build, train, and evaluate it. The main result of this study is that the RCM emulator is a credible approach to take up this challenge. Indeed it shows an excellent ability to create realistic high-resolution temperature and precipitation fields, consistent with the low-resolution simulation it downscales. We also study the applicability of the tool the various low-resolution simulations. Moreover, this work also highlights the decisive advantage of using RCM simulations to *learn* this relationship as it allows to explore future climates and poorly known regions.

The conclusions of this study open the door to further development and various promising applications. Indeed, the RCM-Emulator makes possible the production of robust messages about the local impacts of climate change. Moreover, another significant result of this work is that the emulator performance relies strongly on the calibration set. It is then essential to design the best simulation set to have the most robust emulator implying maybe to revisit the way of choosing which simulation to make with a RCM.