

OFFRE D'EMPLOI – STAGE
ÉTUDE DE LA CAPACITE DE GENERALISATION D'UN MODELE DE DESCENTE D'ECHELLE
SPATIALE POUR LES PREVISIONS ET PROJECTIONS CLIMATIQUES

INFORMATIONS DE L'OFFRE

Référence : GlobC-2024-SV-2

Lieu : 42 Avenue Gaspard Coriolis – 31057 Toulouse

Equipe : GLOBC

Encadrants :

- Sébastien Villon
- Julien Boé
- Laurent Terray

Gratification : 700€ net par mois - niveau M2 ou dernière année école d'ingénieur

Période : 6 mois - à partir du : 03/02/2025

Mots-clés : Intelligence artificielle, projections climatiques à échelle spatiale fine, modélisation, descente d'échelle

LE CERFACS

Le Cerfacs est un centre privé de recherche, de développement, de transfert et de formation en modélisation, simulation et calcul haute performance. Le Cerfacs conçoit, développe et propose des méthodes et solutions logicielles innovantes répondant aux besoins de ses associés dans les domaines de l'aéronautique, du spatial, du climat, de l'environnement et de l'énergie. Le Cerfacs forme des étudiants, des chercheurs et des ingénieurs dans le domaine de la simulation et du calcul haute performance.

Le Cerfacs travaille en forte interaction avec ses sept associés : [Airbus](#), [Cnes](#), [EDF](#), [Météo France](#), [Onera](#), [Safran](#) et [TotalEnergies](#).



L'EQUIPE D'ACCUEIL - GLOBC

L'équipe GlobC du Cerfacs est composée de chercheur-e-s seniors et de chercheur-e-s en début de carrière, et bénéficie du soutien d'une équipe d'ingénieur-e-s de recherche hautement qualifié-e-s ayant une grande expertise des modèles climatiques et environnementaux, du calcul à haute performance (HPC), des workflows de simulation et de la gestion des données. Nous menons des recherches de pointe sur la variabilité du climat et les prévisions climatiques, l'océanographie et les sciences polaires, l'interaction air-mer, la détection et l'attribution du changement climatique et ses impacts, les événements extrêmes tel que les sécheresses, ainsi que les risques environnementaux. Nous utilisons un large éventail de modèles numériques, de la simulation aux grandes échelles aux modèles globaux du système terrestre, ainsi que les algorithmes associés (assimilation de données, quantification de l'incertitude, apprentissage automatique) pour relever nos défis scientifiques.

CONTEXTE

La résolution spatiale actuelle des modèles climatiques globaux (~150km) est souvent très supérieure à l'échelle des processus physiques (par exemple : hydrologiques) que l'on considère dans les études d'impact du changement climatique d'origine anthropique. Les modèles d'impact (par exemple les modèles hydrologiques) vont donc en général nécessiter des données de forçage (en entrée) à une résolution spatiale bien plus fine que celle des modèles globaux.

Classiquement, deux grandes familles de méthodes de descente d'échelle se distinguent : les méthodes dynamiques et les méthodes statistiques. L'approche dynamique consiste à utiliser des modèles climatiques similaires aux modèles globaux mais sur un domaine réduit (une région, par exemple l'Europe ou la France) et à une résolution spatiale beaucoup plus fine (~2–12 km). L'idée générale des méthodes de descente d'échelle statistiques est que le climat à l'échelle locale ou régionale peut être expliqué (en grande partie) par une ou plusieurs variables atmosphériques de grande échelle. Le but est d'alors de construire une fonction de transfert entre ces variables de grande échelle et les paramètres climatiques d'intérêt à l'échelle locale (l'hypothèse sous-jacente est que les modèles globaux ont une meilleure capacité à représenter l'évolution de ces variables de grande échelle que celle des paramètres locaux).

Ces dernières années ont vu l'émergence de nouvelles méthodes hybrides statistico-dynamiques basées sur l'intelligence artificielle.

Deux approches principales existent aujourd'hui pour raffiner spatialement des prévisions/projections climatiques avec des méthodes basées sur l'intelligence artificielle (IA):

- La première consiste à apprendre grâce à des réseaux de neurones à émuler directement le passage d'un modèle climatique global (**GCM**) à un modèle climatique régional (**RCM**) à maille plus fine que le modèle global. L'émulateur une fois construit peut donc être utilisé pour désagréger d'autres simulations avec le même **GCM**, sans avoir à re-simuler le futur avec le modèle régional (ce qui est souvent très coûteux car le **RCM** est à échelle spatiale fine, voire très fine).
- La seconde approche consiste à partir de simulations du modèle régional RCM et de réaliser un *upscaling* des données de ce RCM sur une grille typique de modèles globaux (on a donc créé un *pseudo-modèle global* simulé **RCMu**, ou "Regional Climatic Model Upscaled"). L'idée est d'ensuite d'émuler le passage des données du **RCMu** vers les données du **RCM** afin d'encapsuler dans l'émulateur la valeur ajoutée de la physique et de la dynamique à échelle fine. Une fois l'émulateur construit, on peut l'appliquer à d'autres simulations du modèle global qui a fourni les conditions aux limites pour forcer le **RCM** en premier lieu (par exemple pour créer des grands ensembles afin de pouvoir regarder les changements d'extrêmes), voire à d'autres modèles globaux afin de remplir les matrices **GCM/RCM** qui sont souvent très creuses (en général un modèle global est utilisé pour forcer un parfois deux modèles régionaux).

Dans les deux cas, l'apprentissage repose sur un couple de données *grille globale/grille régionale*, ce qui peut poser des problèmes de transférabilité lorsque l'on tente d'appliquer le modèle de descente d'échelle à un autre modèle global.

Références :

On the suitability of a convolutional neural network based RCM-emulator for fine spatio-temporal precipitation

RCM-emulator for fine spatio-temporal precipitation

Regional climate model emulator based on deep learning: concept and first evaluation of a novel hybrid downscaling approach

Deep Learning Regional Climate Model Emulators: A Comparison of Two Downscaling Training Frameworks

Spatio-Temporal Downscaling of Climate Data Using Convolutional and Error-Predicting Neural Networks

GraphCast: Learning skillful medium-range global weather forecasting

AIFS - ECMWF'S DATA-DRIVEN FORECASTING SYSTEM

MISSION

Ce stage visera à implémenter une architecture basée sur les réseaux de neurone pour la descente d'échelle climatique, puis de tester plusieurs stratégies d'apprentissage (*pre-training et fine-tuning, few-shot learning...*) et d'augmentation de données (données simulées, données hétérogènes...) pour évaluer la capacité de généralisation des modèles ainsi construits, tout en conservant la qualité des prévisions/projections à fine échelle.

CE QUE NOUS PROPOSONS AU CERFACS

- Un large accès aux technologies, un environnement relationnel riche, des compétences internes reconnues au niveau national et international.
- Un environnement de travail inclusif et équitable.
- Une structure accessible aux personnes en situation de handicap.
- Possibilité de bénéficier de 1,83 jours de réduction du temps de travail par mois liée à votre choix d'une semaine de travail de 39 heures au lieu de 35 heures.
- Remboursement à hauteur de 50% des frais de transport en commun.

COMMENT POSTULER ?

Pour postuler, veuillez envoyer votre CV et lettre de motivation à sebastien.villon@cerfacs.fr, les candidatures sont ouvertes jusqu'au 20/12/2024.

À bientôt au CERFACS !