

PROJET DE FIN D'ETUDES

INGENIEURS DE L'ECOLE NATIONALE DE LA METEOROLOGIE

FICHE DE PROPOSITION DE SUJET

Titre du sujet proposé : Développement et évaluation d'une descente d'échelle statistique des prévisions Arome sur la Réunion avec des méthodes de deep learning

Organisme ou service proposant le sujet : CNRM/GMAP

Responsable principal du stage :

NOM : RAYNAUD

Prénom : Laure

téléphone : 05 61 07 96 48

Mél : laure.raynaud@meteo.fr

Le stage présente-t-il un caractère de confidentialité ? : Non

Le stage peut-il être effectué à distance ?: Oui

1) Description du sujet – livrables attendus

Les prévisions Arome déterministes opérationnelles sur les domaines Outre-Mer ont vu leur résolution spatiale augmenter de 2.5km à 1.3km à l'été 2022. Cette évolution a permis d'améliorer la performance des prévisions, en particulier pour les événements à enjeux tels que les cyclones tropicaux et les fortes pluies. Des résolutions hectométriques permettraient de gagner encore en réalisme, en particulier sur l'île de la Réunion dont le relief est complexe. Néanmoins, le coût des prévisions Arome à des résolutions de quelques centaines de mètres ne permet pas d'envisager leur utilisation opérationnelle avant plusieurs années.

Une alternative moins coûteuse à cette descente d'échelle dynamique est la descente d'échelle statistique. L'objectif est d'apprendre une relation statistique entre les prévisions basse résolution (par exemple 2.5km ou 1.3km) et les prévisions haute résolution (par exemple 500m). Les méthodes de descente d'échelle les plus classiques reposent sur des interpolations simples ou des approches de régression linéaire. Récemment, plusieurs études ont montré que des méthodes d'apprentissage profond tels que les réseaux de neurones convolutifs offrent des perspectives intéressantes pour la descente d'échelle (Vandal et al., 2018; Baño-Medina et al., 2019, Leinonen et al., 2020; Hähle et al. 2020, Sha et al., 2020).

L'objectif du travail proposé est de développer une descente d'échelle à 500m des prévisions Arome sur la Réunion, par apprentissage profond, et pour des variables de temps sensible telles que la température, le vent et les précipitations. Un premier stage en 2023 a permis de mettre en place les jeux de données et d'évaluer deux architectures : un réseau convolutif simple de type U-Net et un modèle de diffusion. Les premiers résultats sont encourageants et plusieurs pistes d'approfondissement et d'amélioration sont envisagées, qui feront l'objet du présent stage, parmi lesquelles :

1. l'intégration de contraintes physiques dans les réseaux
2. l'amélioration des modèles de diffusion et de leur coût d'inférence : des variantes telles que les modèles implicites (Song et al., 2021), la diffusion latente ou la distillation progressive (Salimans et Ho, 2022) pourront être implémentées
3. la descente d'échelle stochastique, au travers de la génération d'ensembles de prévisions

4. la descente d'échelle pour les précipitations.

Le stage requiert un réel intérêt pour la prévision numérique du temps. De bonnes compétences en statistiques également sont attendues. Le langage de programmation utilisé sera Python. Une connaissance préalable du fonctionnement des réseaux de neurones profonds (en particulier des réseaux convolutifs) est souhaitée. Une première expérience d'une bibliothèque de Deep Learning (PyTorch, TensorFlow, ...) serait un plus.

Livrables attendus : codes, rapport, support de soutenance.

2) lieu du stage, durée ou période

Ce stage de 6 mois se déroulera dans l'équipe Prévisibilité du Centre National de Recherche Météorologique (CNRM), à Toulouse. Des interactions régulières avec les équipes COOPE et Cyclones seront organisées.

3) Références bibliographiques

Vandal T., E. Kodra, S. Ganguly, A. Michaelis, R. Nemani and A.R. Ganguly, 2018 : Generating high resolution climate change projections through single image super-resolution: an abridged version. International Joint Conference on Artificial Intelligence Organization. Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, 7, 5389–5393. <https://doi.org/10.2496>.

Bano-Medina J., R. Manzanos and J. M. Gutierrez, 2019 : Configuration and intercomparison of deep learning neural models for statistical downscaling. *Geosci. Model Dev.*, 13, 2109–2124, 2020. <https://doi.org/10.5194/gmd-13-2109-2020>.

Leinonen J., D. nerini and A. Berne, 2020 : Stochastic Super-Resolution for Downscaling Time-Evolving Atmospheric Fields with a Generative Adversarial Network. *IEEE Transactions In Geoscience and Remote Sensing*, 2020. <https://arxiv.org/abs/2005.10374>.

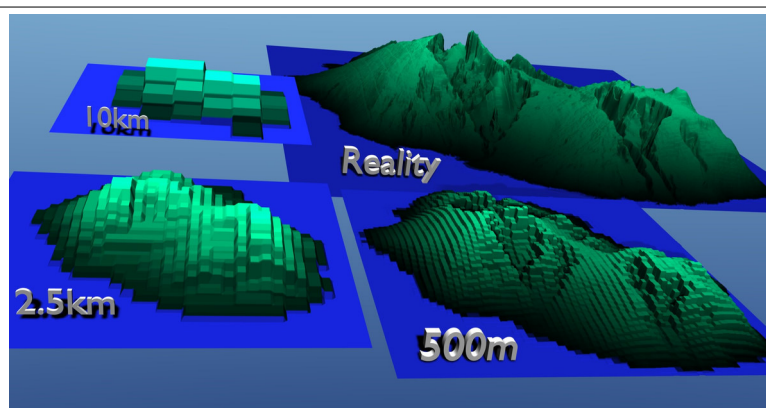
Höhlein K., M. Kern, T. Hewson and R. Westermann, 2020 : A comparative study of convolutional neural network models for wind field downscaling. *Meteorol. Appl.*, 27, <https://doi.org/10.1002/met.1961>.

Salimans T. and Ho J., 2022 : Progressive Distillation for Fast Sampling of Diffusion Models, ICLR 2022. <https://arxiv.org/abs/2202.00512>

Sha, Y., Gagne II, D. J., West, G., & Stull, R., 2020 : Deep-Learning-Based Gridded Downscaling of Surface Meteorological Variables in Complex Terrain. Part I : Daily Maximum and Minimum 2-m Temperature, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 59(12), 2075-2092. Retrieved Jul 27, 2021, from <https://journals.ametsoc.org/view/journals/apme/59/12/jamc-d-20-0058.1.xml>

Sha, Y., Gagne II, D. J., West, G., & Stull, R., 2020 : Deep-Learning-Based Gridded Downscaling of Surface Meteorological Variables in Complex Terrain. Part II: Daily Precipitation, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 59(12), 2075-2092. Retrieved Jul 27, 2021, from <https://journals.ametsoc.org/view/journals/apme/59/12/jamc-d-20-0058.1.xml>

Song J., Meng C. and Ermon S., 2021 : Denoising Diffusion Implicit Models, ICLR 2021, <https://arxiv.org/abs/2010.02502>



Relief de La Réunion selon la résolution horizontale du modèle