AfriClimate AI
AI for a Climate-Resilient Africa

L'IA pour la météo

École d'été CCAI

Shruti Nath | Rendani Mbuvha

Climate Change AI

UNIVERSITY OF THE WITWATERSRAND, JOHANNESBURG

1922 2022

UNIVERSITY OF OXFORD

À propos d’AfriClimate AI

Notre mission

Faire progresser la recherche sur le climat et l’IA en Afrique :

En développant les compétences locales

En formant chercheurs et praticiens sur tout le continent

Une R-D adaptée au contexte

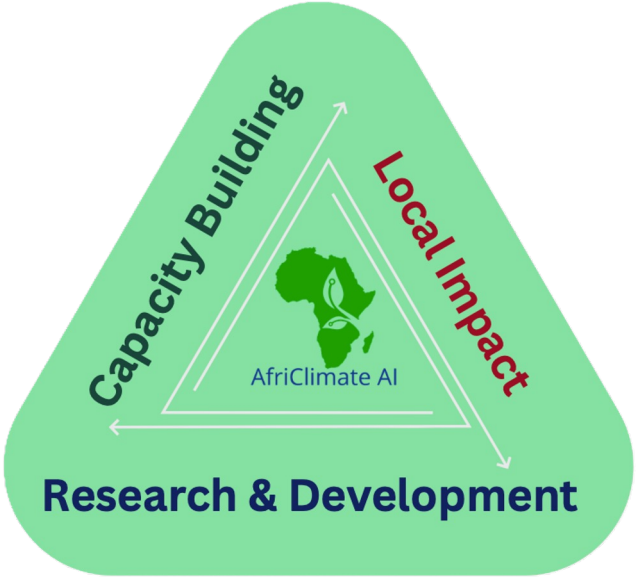
Une recherche ancrée dans les réalités climatiques et socio-économiques africaines

Le déploiement de solutions d’IA

Du prototype aux services climatologiques opérationnels

Des données locales

Un meilleur accès à des données d’observation africaines de qualité



Aux origines : le Deep Learning Indaba



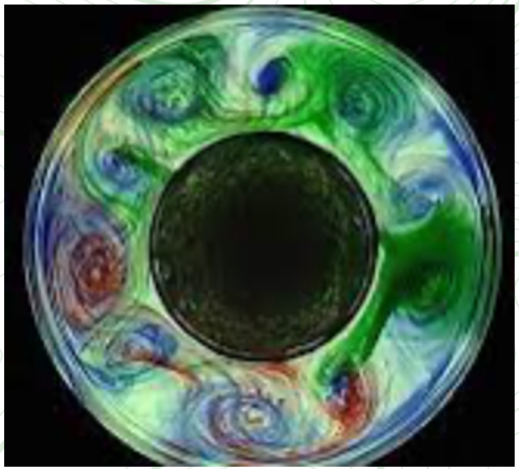
Deep Learning Indaba, Kigali 2025

Structure du cours

Partie A : la prévision à courte échéance (« la météo »)

Partie B : la prévision à longue échéance (« prévisions saisonnières »)

La météo, un problème aux valeurs initiales : au tournant du XXe siècle





Meteorologische Zeitschrift, Januar 1904.

Das Problem der Wettervorhersage, betrachtet vom Standpunkte der Mechanik und der Physik.

Von V. Bjerknes, Universität Stockholm.

Wenn es sich so verhält, wie jeder naturwissenschaftlich denkende Mann glaubt, daß sich die späteren atmosphärischen Zustände gesetzmäßig aus den vorhergehenden entwickeln, so erkennt man, daß die notwendigen und hinreichenden Bedingungen für eine rationelle Lösung des Prognoseproblems der Meteorologie die folgenden sind:

1. Man muß mit hinreichender Genauigkeit den Zustand der Atmosphäre zu einer gewissen Zeit kennen.

2. Man muß mit hinreichender Genauigkeit die Gesetze kennen, nach den sich der eine atmosphärische Zustand aus dem anderen entwickelt.

I.

Die Kenntnis des Zustandes der Atmosphäre zu passenden, übereingekommenen Zeiten zu schaffen, ist die Aufgabe der beobachtenden Meteorologie. In genügendem Umfange für eine rationelle Wettervorhersage ist diese

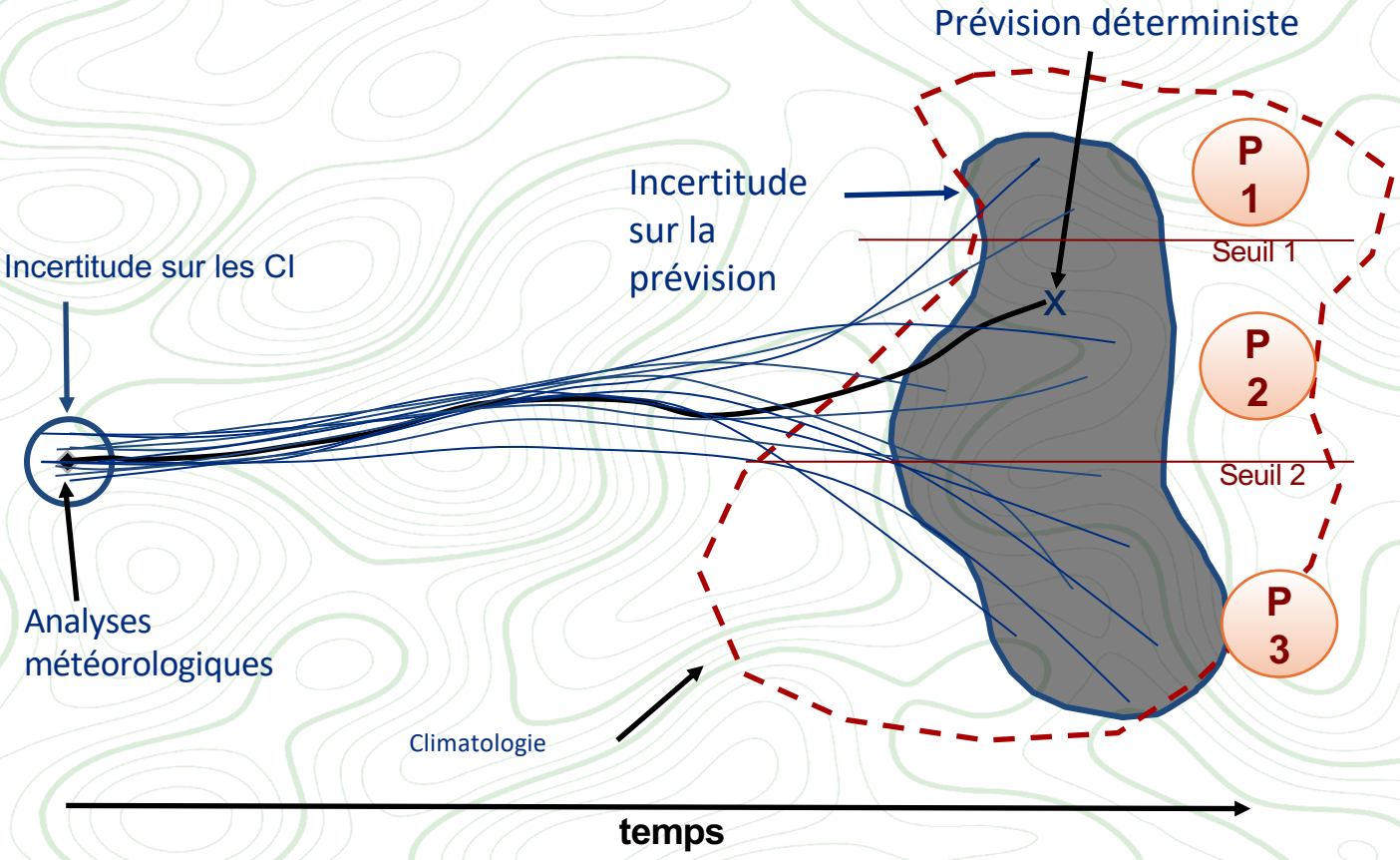
$$\frac{\delta \mathrm{v}}{\delta t} + (\mathrm{v} \cdot \nabla) \cdot \mathrm{v} = \frac{1}{\rho} \cdot \nabla p + v \cdot \Delta \mathrm{v} + \boldsymbol{f}$$

$$\Delta \mathrm{U} = \mathrm{Q} - \mathrm{W}$$

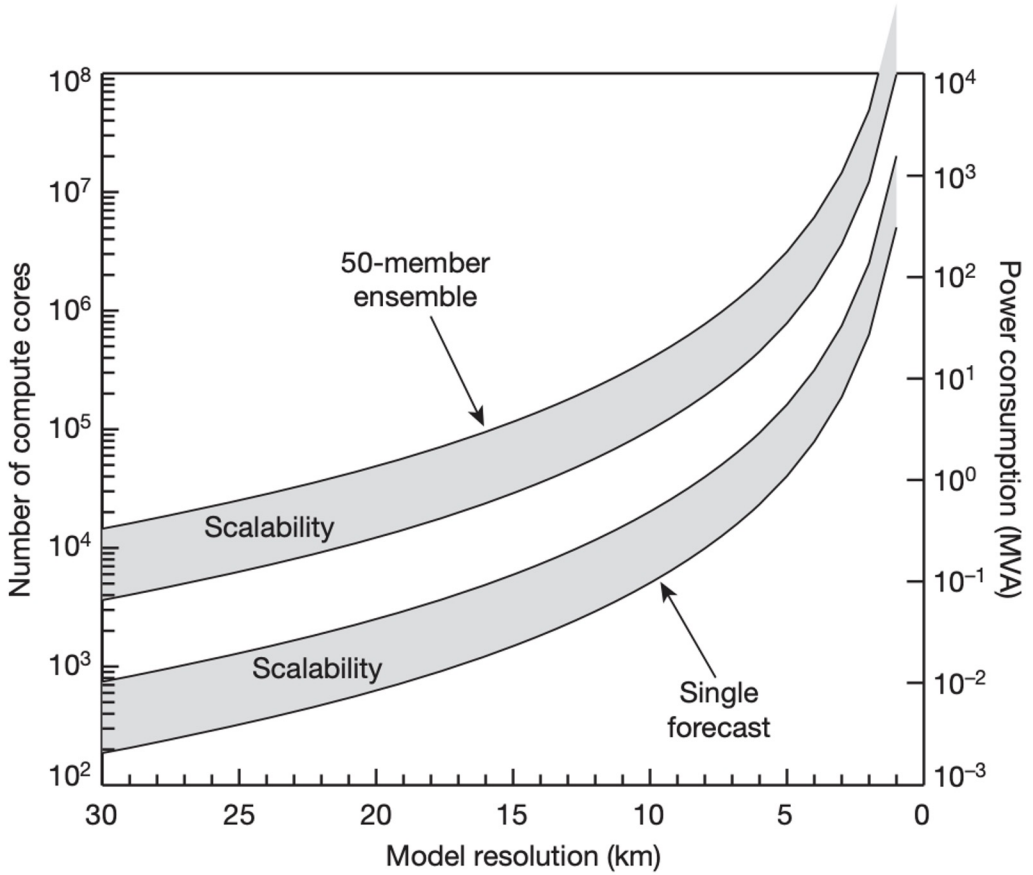
$$PV = nRT$$

À quoi ressemblent les prévisions actuelles ?

Prévisions probabilistes



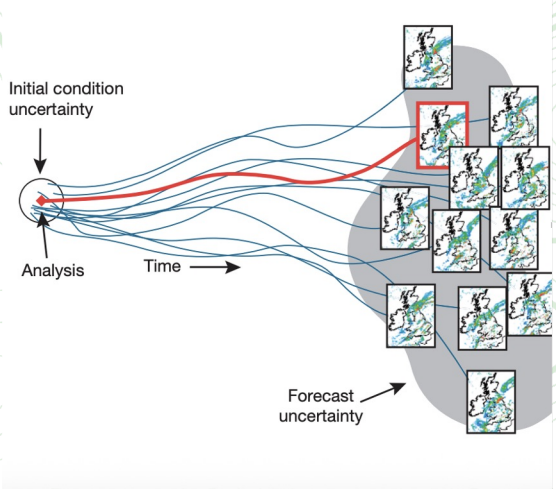
Capacité de calcul des supercalculateurs depuis 1970



REVIEW

The quiet revolution of numerical weather prediction

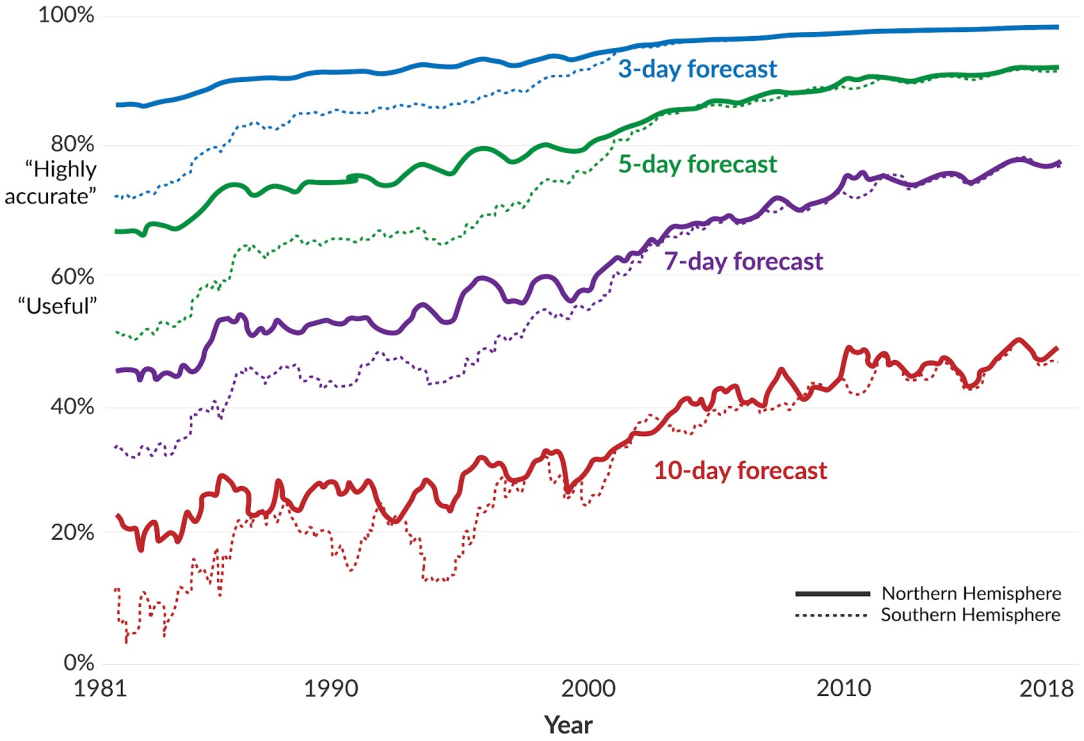
Peter Bauer[1], Alan Thorpe[1] & Gilbert Brunet[2]



The accuracy of weather forecasts has improved

Accuracy is measured as the difference between the forecast and subsequent weather. This is based on the '500 hPa geopotential height' which is a common meteorological metric used to measure air pressure.

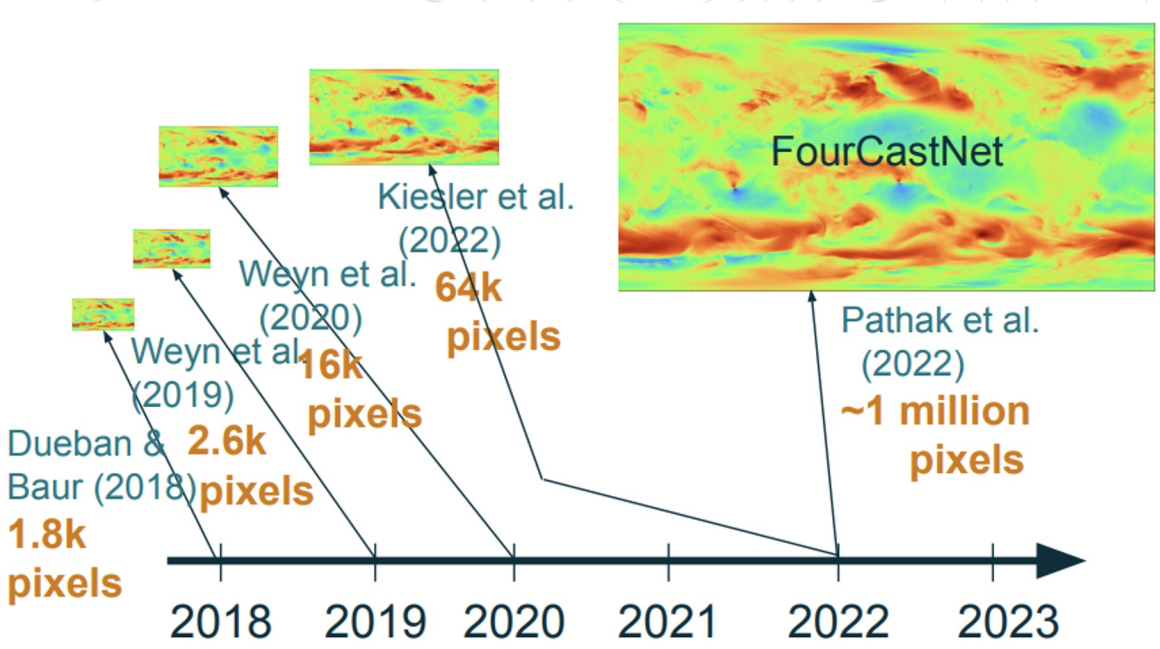
Our World in Data



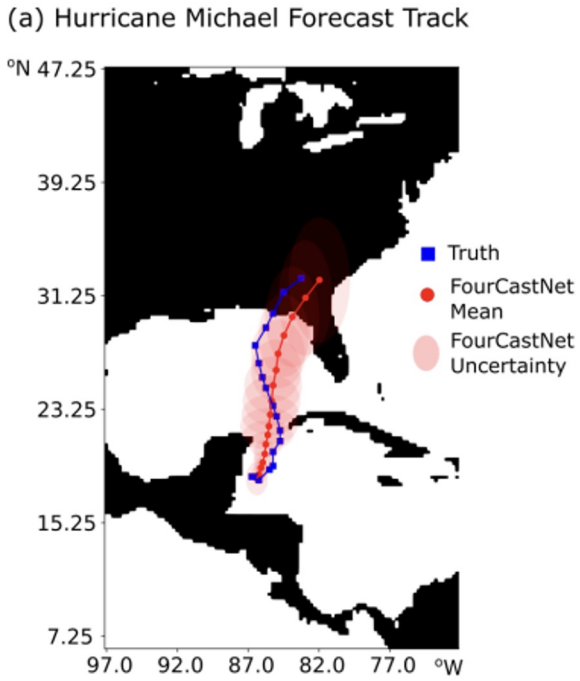
Source: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF).

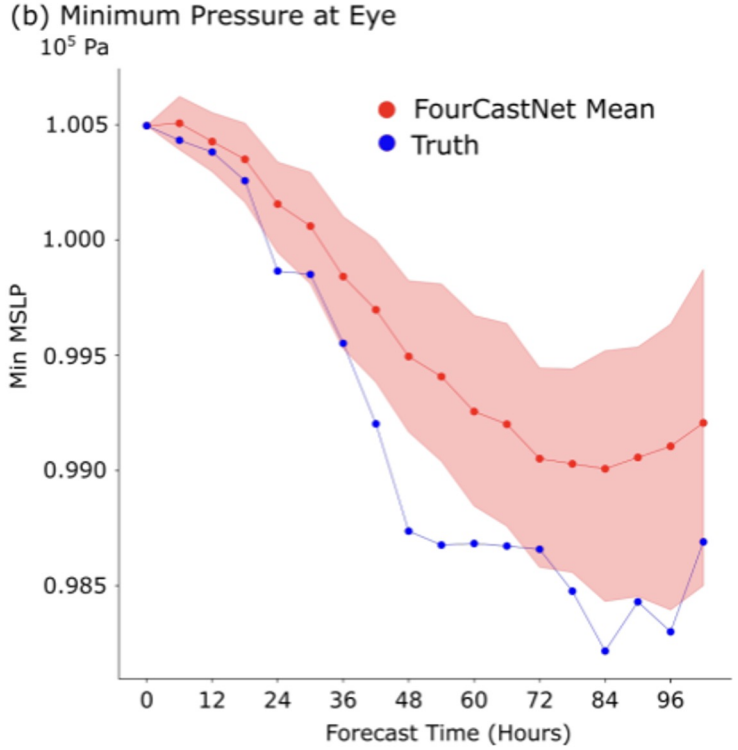
Licensed under CC-BY by the author Hannah Ritchie.

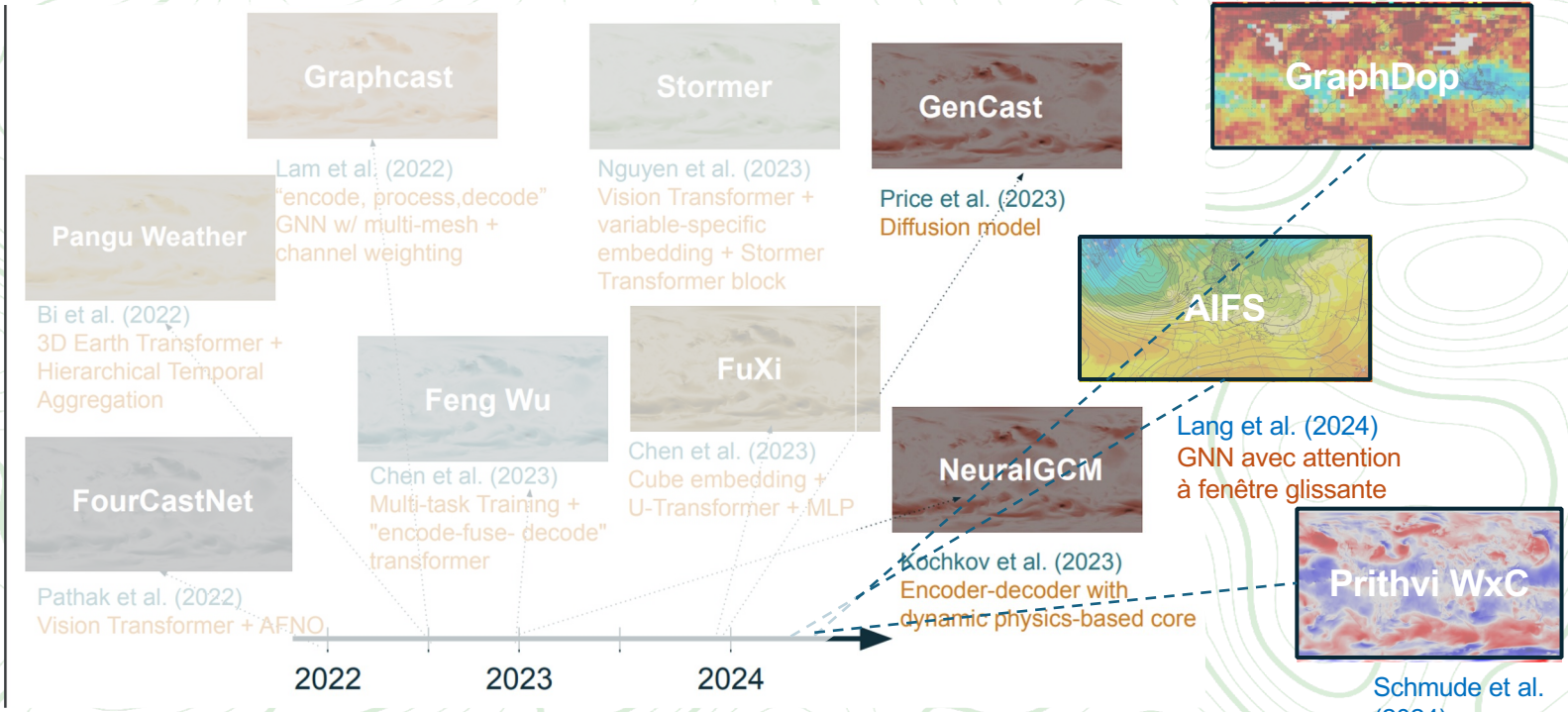
Apporter du bruit : les modèles d'IA



La première preuve de concept : prévisions de l'ouragan Michael

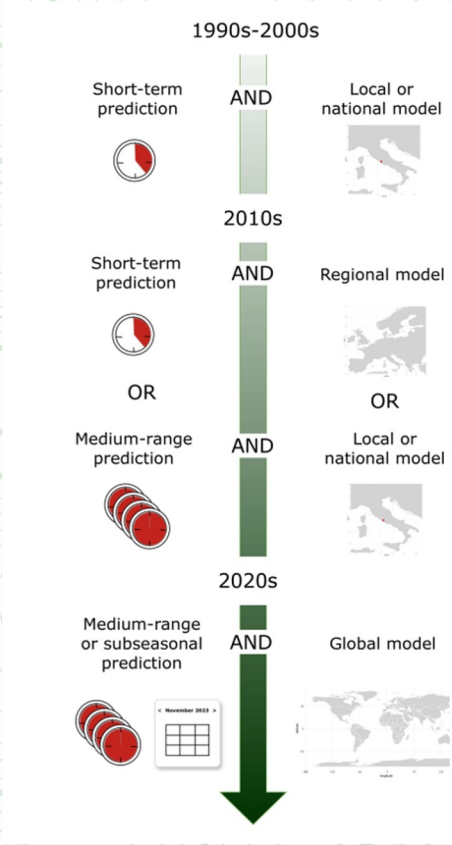


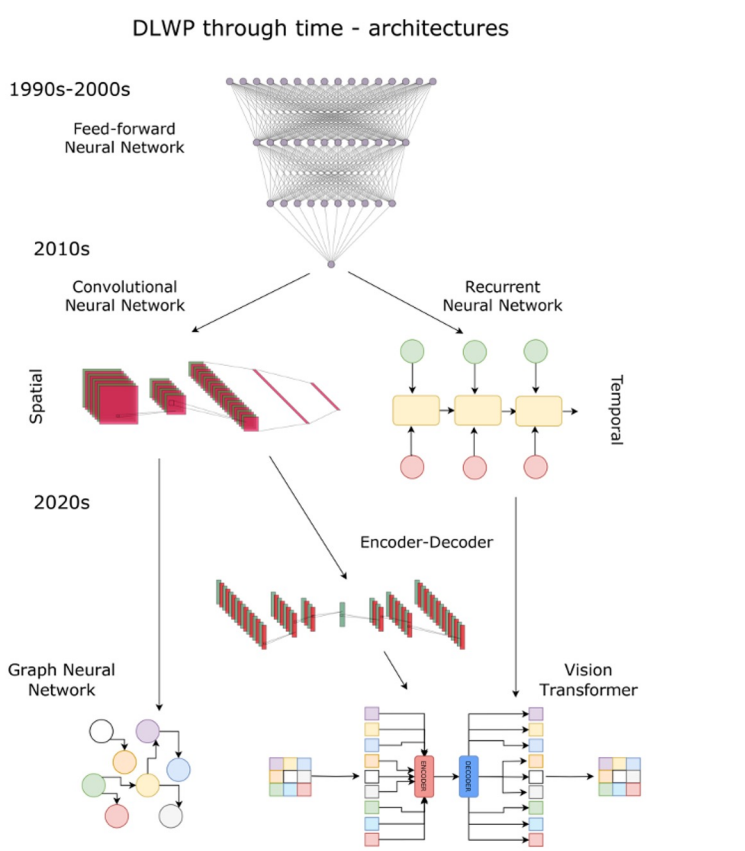




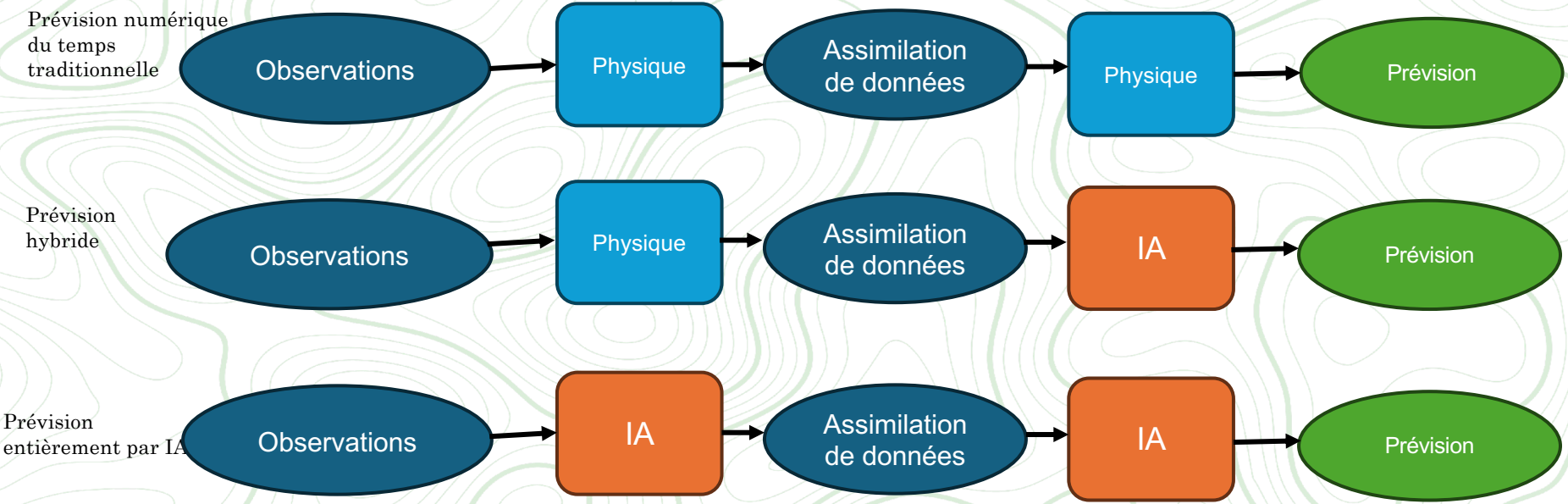
Le développement des modèles d'IA semble s'auto-entretenir et susciter toujours plus de développements !

General timescales of developments

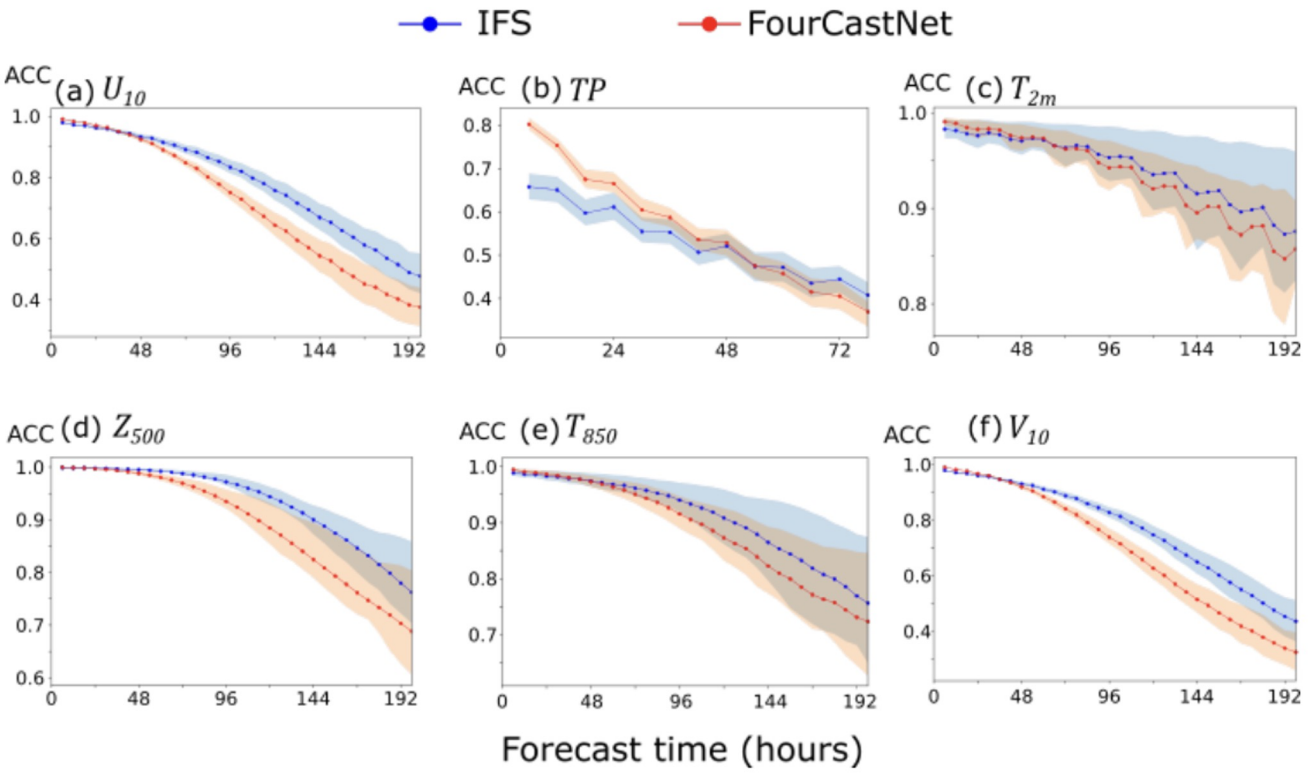




L’avenir de l’IA ?

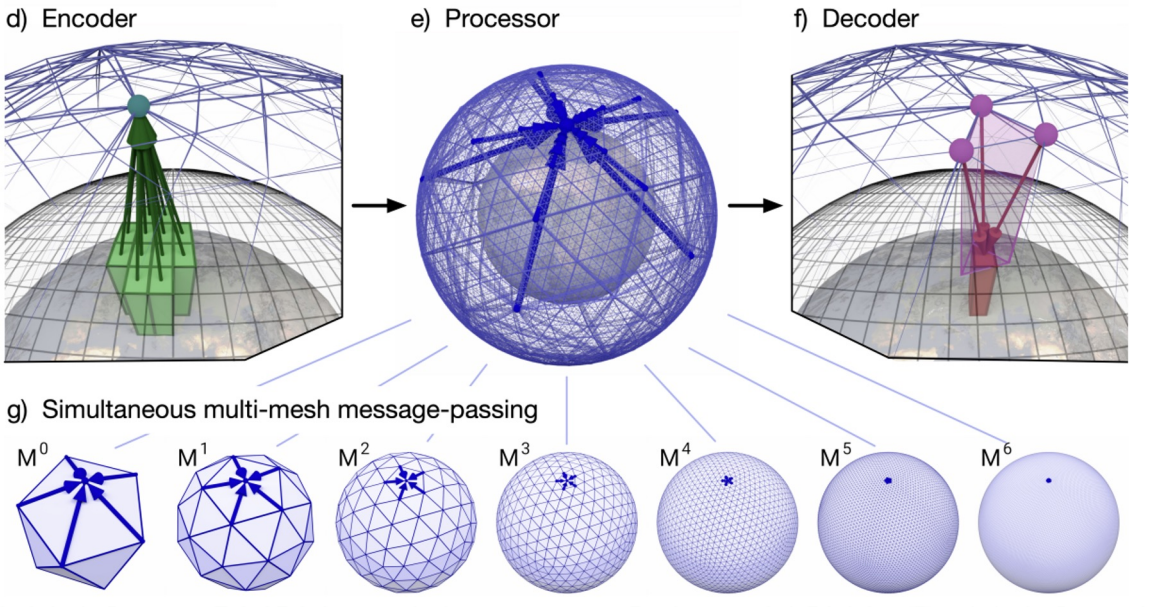


Une précision comparable, mais qui se dégradait avec l'échéance



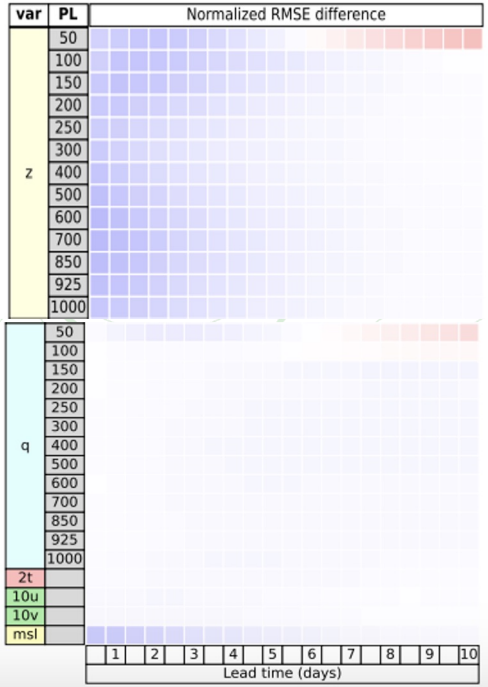
GraphCast

- L'encodeur apprend les attributs des nœuds transposés de la grille vers le multi-maillage
- Multi-maillage obtenu par raffinement itératif : un icosaèdre régulier (12 nœuds, 20 faces, 30 arêtes) raffiné six fois
- Le processeur effectue ensuite un passage de messages sur 16 couches GNN non partagées
- Déroulement similaire à FourCastNet

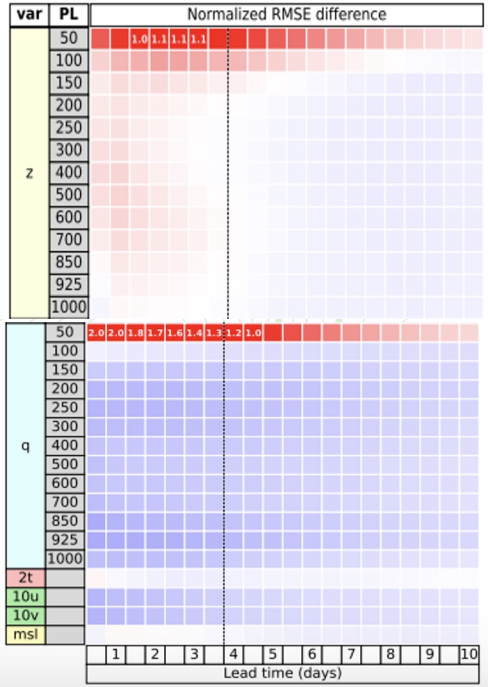


Études d'ablation du multi-maillage

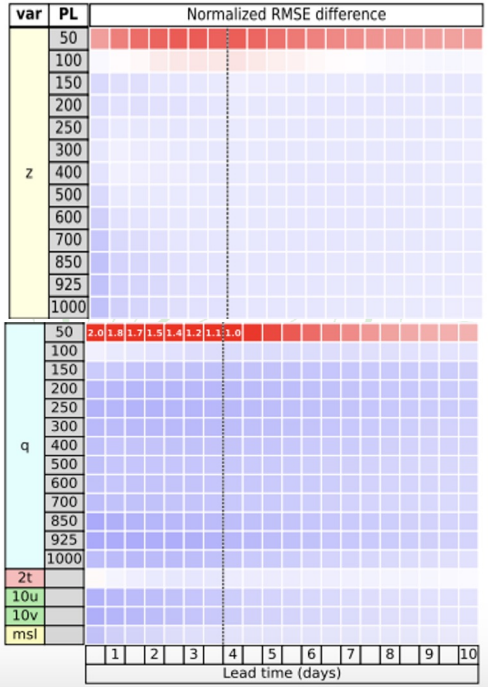
GraphCast – sans multi-maillage



Sans multi-maillage – HRES

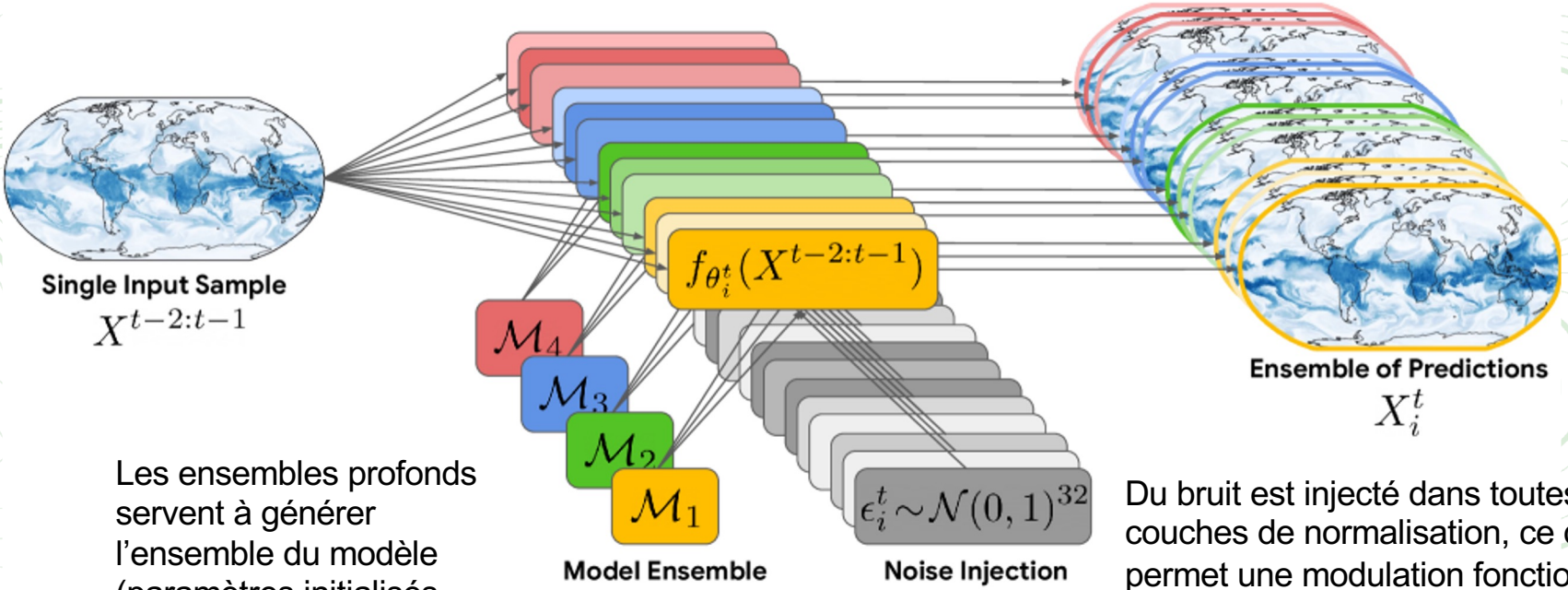


GraphCast – HRES



Le bleu est meilleur

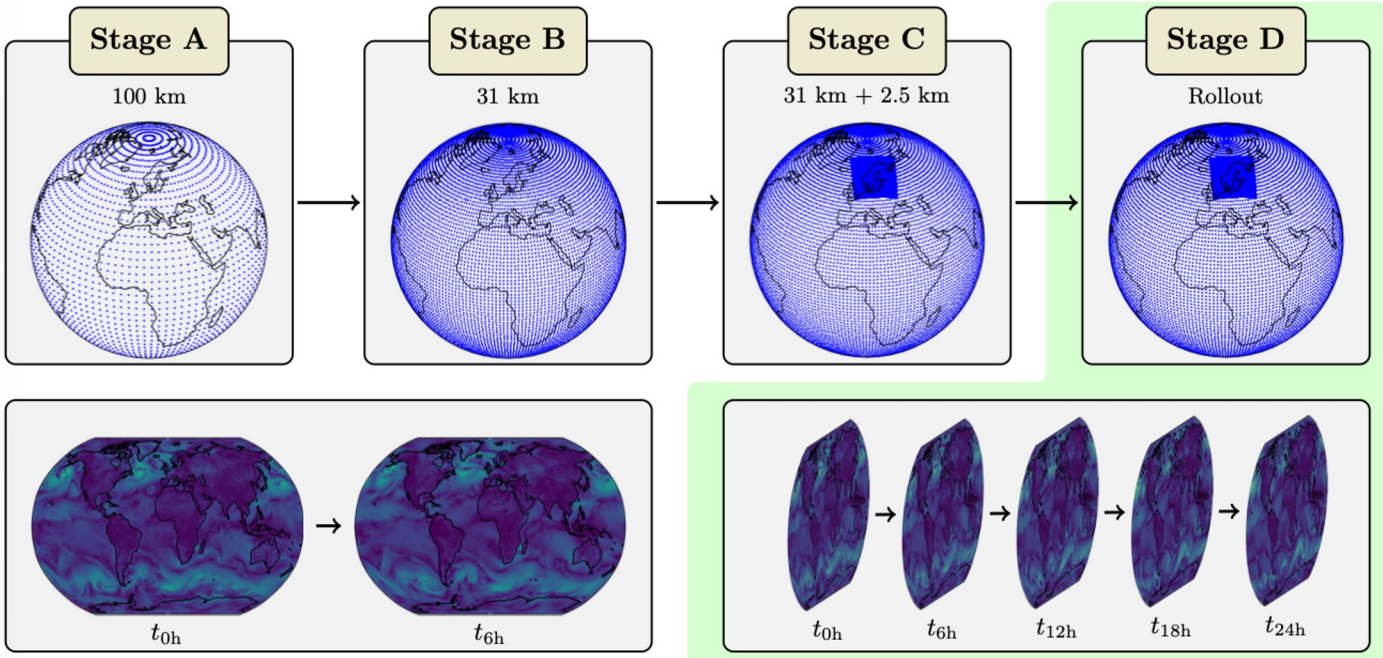
Par ensembles profonds et normalisation conditionnelle à paramètres partagés



Les ensembles profonds servent à générer l'ensemble du modèle (paramètres initialisés indépendamment pour plusieurs modèles à l'entraînement)

Du bruit est injecté dans toutes les couches de normalisation, ce qui permet une modulation fonctionnelle plus structurée entre couches tout en préservant la cohérence spatiale

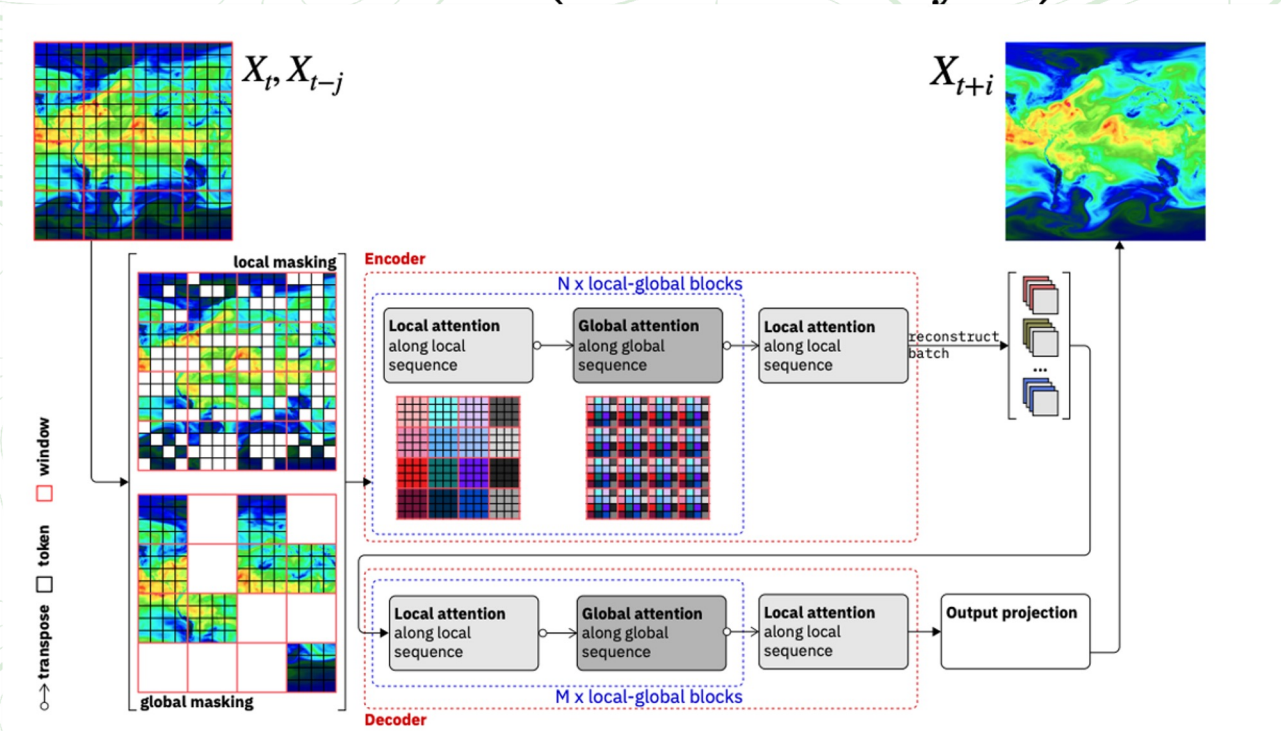
Les graph transformers s’adaptent facilement aux modèles à résolution variable



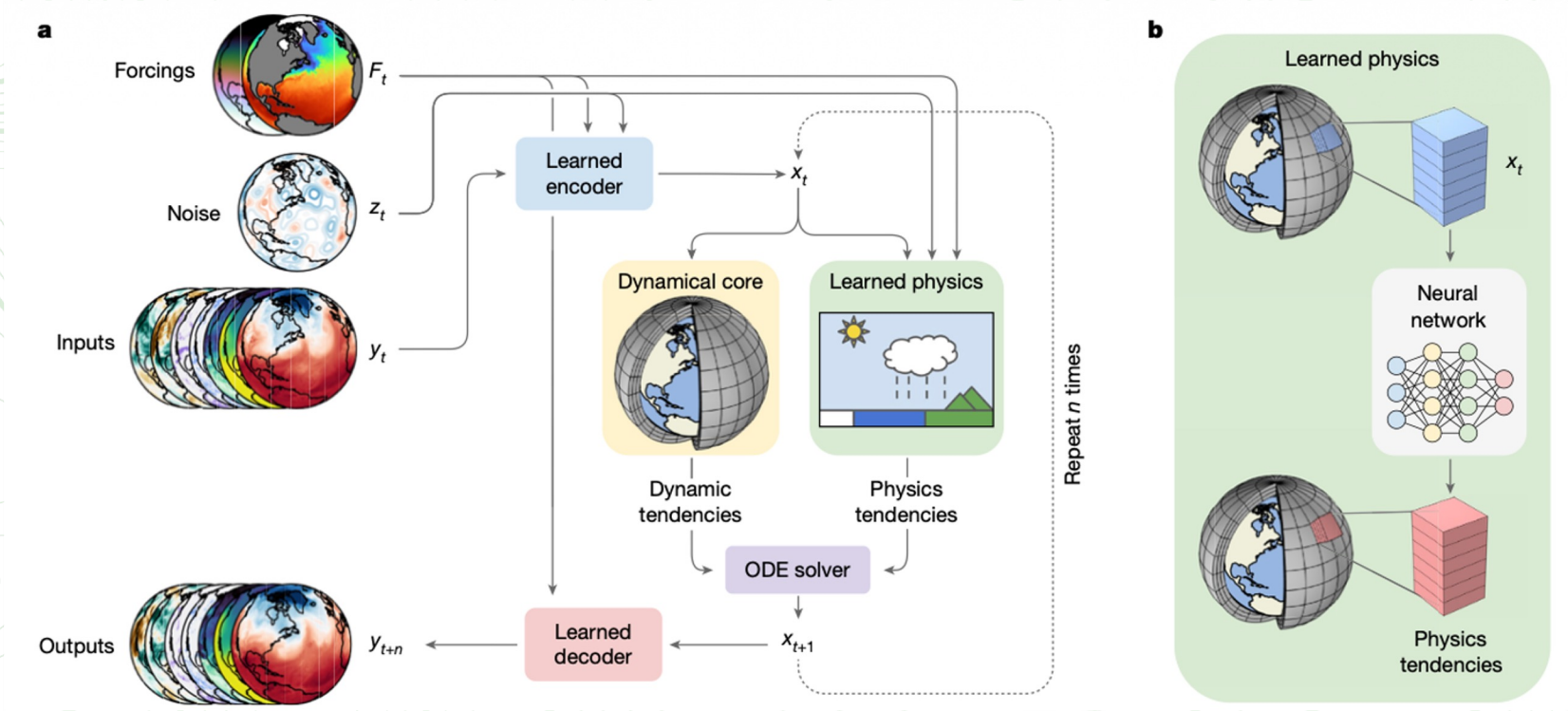
Prithvi WxC

https://arxiv.org/pdf/2409.13598

- Trained on MERRA-2 data (NASA reanalysis)



Hybrid approaches: fully learning all parameterizations



Ces modèles sont-ils utiles en opérationnel ?

Faire des comparaisons équitables

- Pour comparer équitablement, notons qu'il existe différents types de prévisions :
  - Déterministes (c.-à-d. un seul membre d'ensemble)
  - Probabilistes

- Les modèles d'IA sont entraînés sur ERA5 ; pour les précipitations, ce n'est pas toujours réaliste et il faut plutôt corriger vers les estimations satellitaires

- Les sorties de prévision numérique du temps fondée sur la physique doivent aussi être corrigées vers les estimations satellitaires

Comment définir l'utilité d'une prévision ?

- Any scoring rule $S(x, o)$ used to define the skill of a model's predicted outcomes $x \sim X$ against actual observations $o \sim Y$ is proper if

$$E[S(y, o)] \leq E[S(x, o)] \text{ for } y \sim Y$$

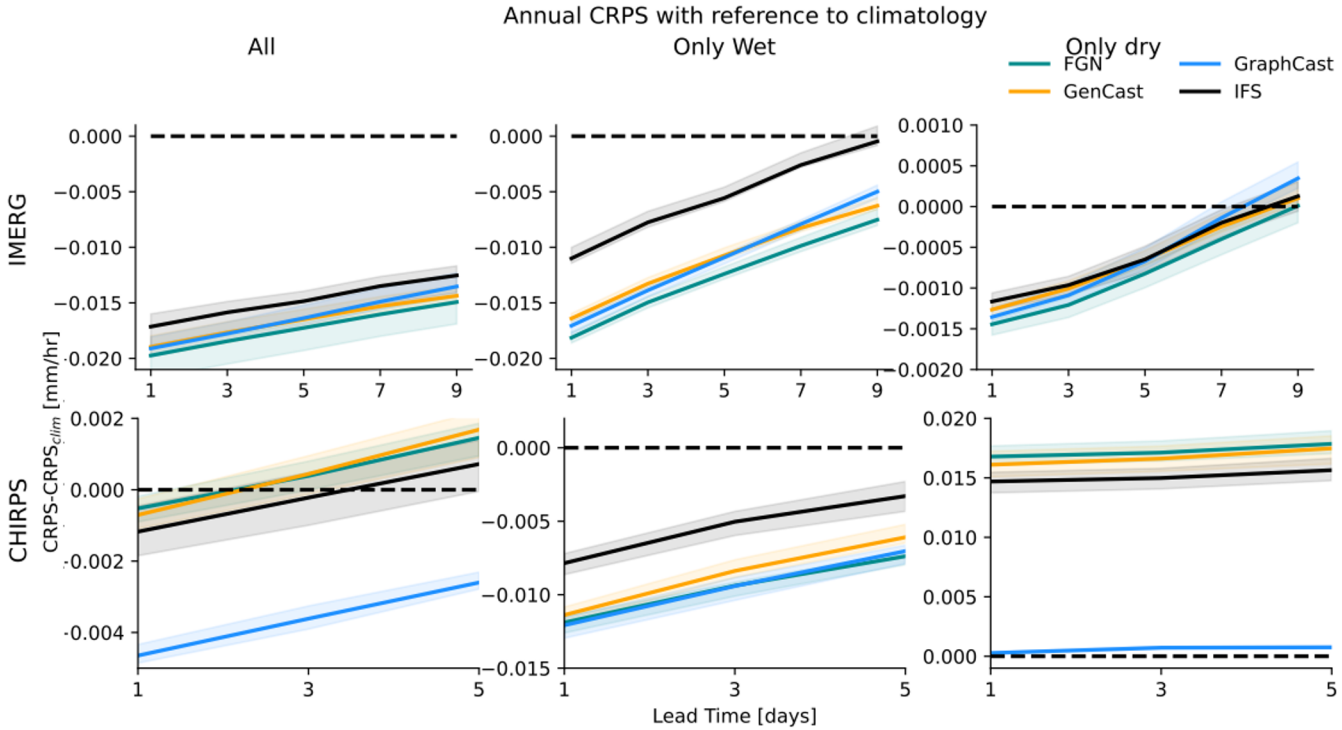
MAE, CRPS, Log-likelihood etc. are all proper scoring rules and can be broken down into

$$S_x = (S_x - S_{cal}) - (S_{ref} - S_{cal}) + S_{ref}$$

Mauvais étalonnage — Discrimination — Incertitude

[1]Gneiting et al. (2025). https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.03744

Échéances de 1 et 9 jours

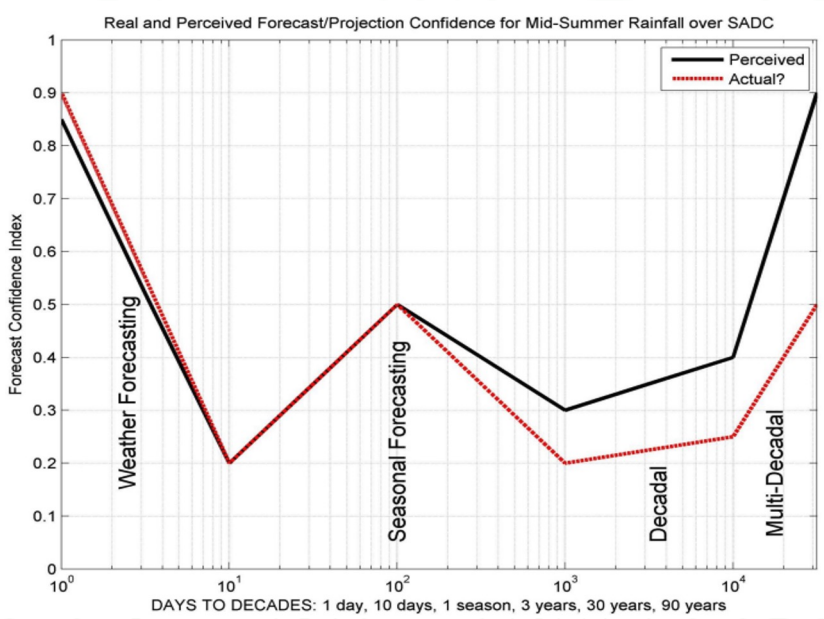


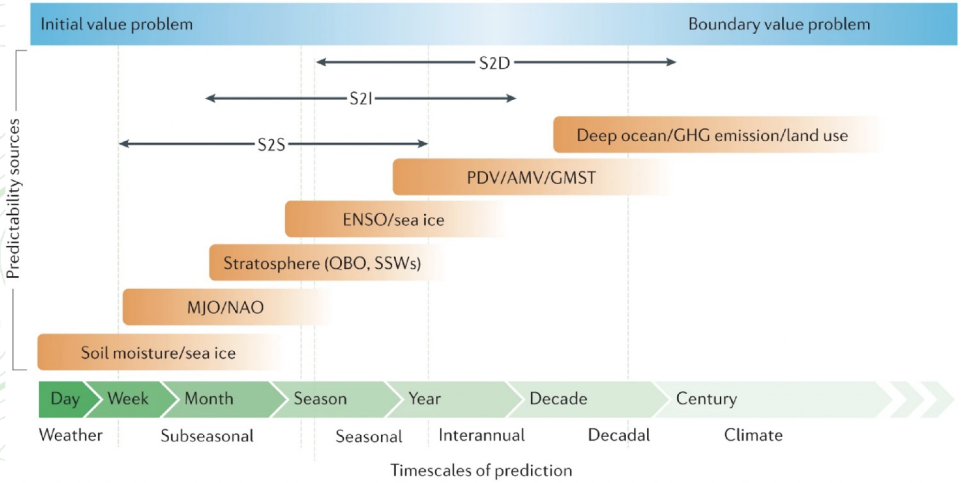
2024-2025 utilisées

Forecast 4Africa
by AfriClimate AI

Qu’est-ce que la prévision saisonnière ?

À quoi ressembleront les 90 prochains jours ?

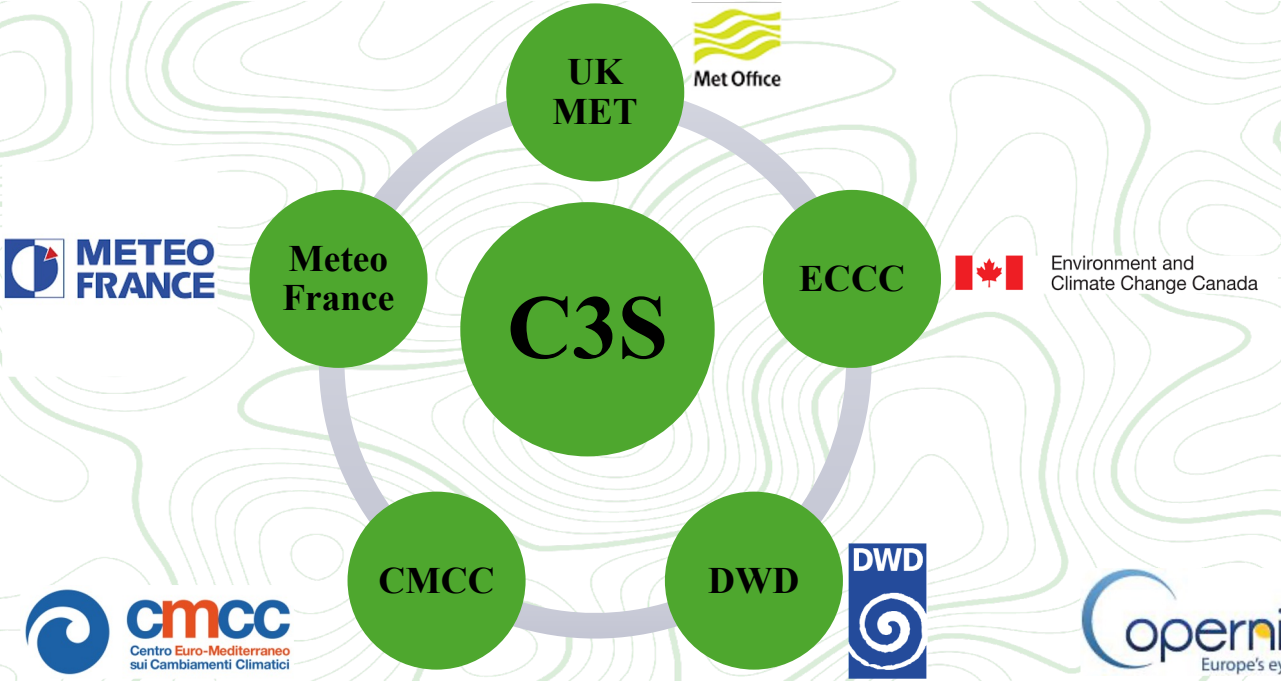




Source : Institut météorologique norvégien

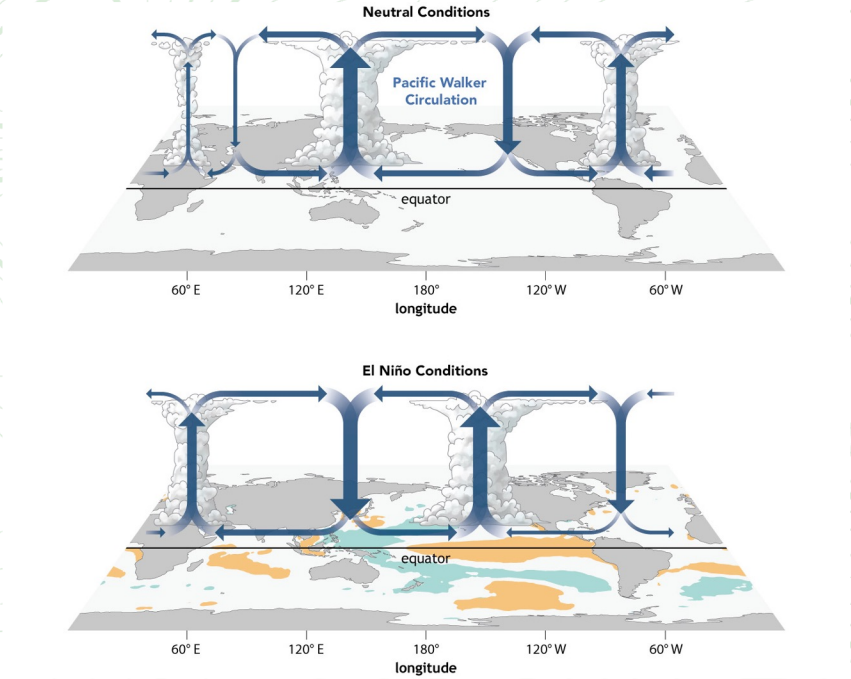
Modèles de prévision saisonnière

Service de prévisions saisonnières du service Copernicus concernant le changement climatique (C3S), par le CEPMMT

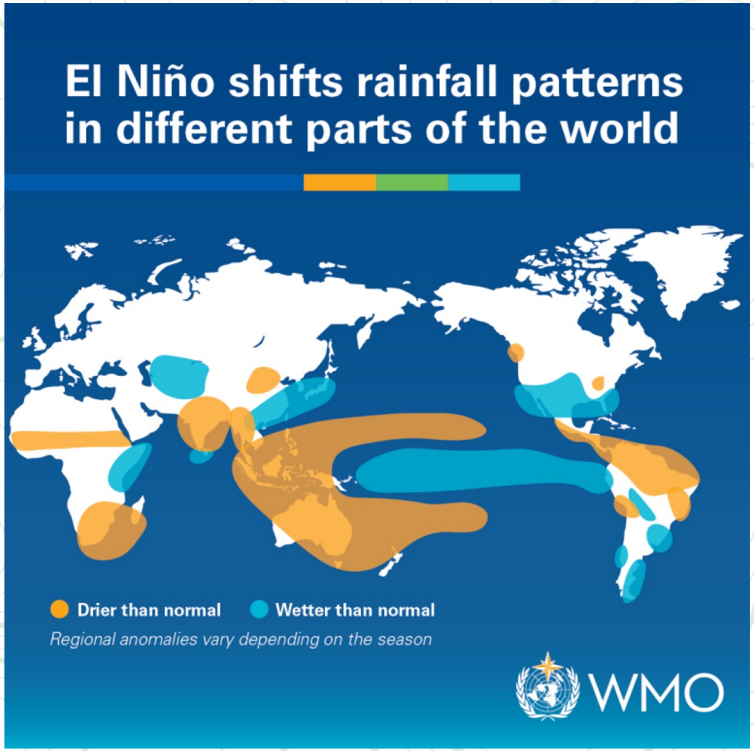




ENSO et sources de la qualité des prévisions saisonnières



L'arrivée d'El Niño. Illustration NOAA/Climate.gov



Source : OMM et Lenssen, N. J. L., L. Goddard, and S. Mason, 2020: Seasonal Forecast Skill of ENSO Teleconnection Maps. Wea. Forecasting, 35, 2387–2406

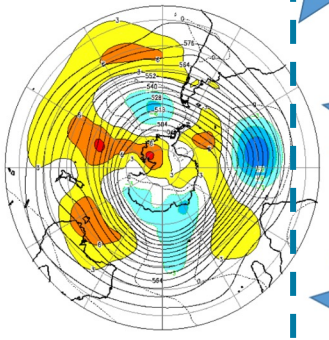
Importance de la prévision saisonnière

The prediction scheme

1. Phenomena to be predicted should contain a climate signal (e.g. ENSO) in the data; 2. Observed and model time series must be over sufficiently long enough periods so that robust statistical relationship can be developed; 3. and some form of quality control of the observed data had taken place.



ECHAM4.5-MOM3-DC2 ocean-atmosphere GCM



Geopotential heights/ rainfall, etc.



Riverflow



Malaria



Une fonction de transfert Dry-land crop yield

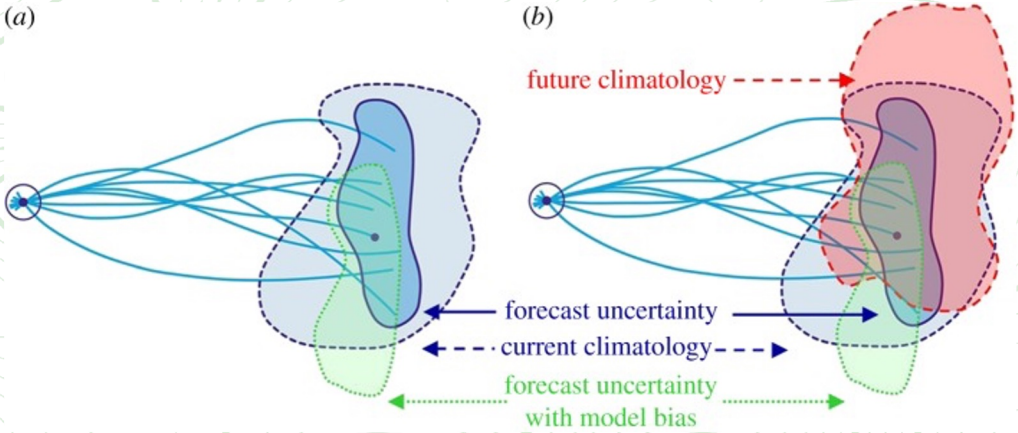


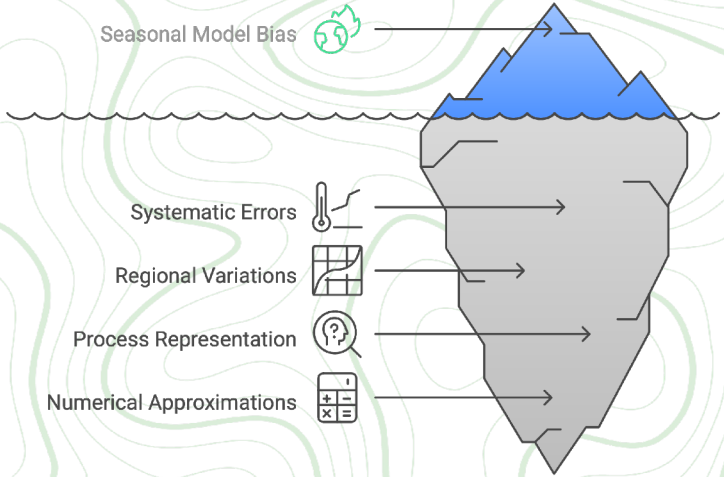






Biais des modèles saisonniers et leurs sources

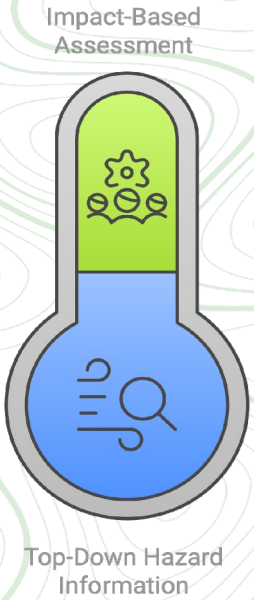




Biais des modèles saisonniers et leurs sources

Slingo J, Palmer T. Uncertainty in weather and climate prediction. Philos Trans A Math Phys Eng Sci. 2011 Dec 13;369(1956):4751-67. doi: 10.1098/rsta.2011.0161. PMID: 22042896; PMCID: PMC3270390.

Évaluation fondée sur les impacts vs évaluation classique



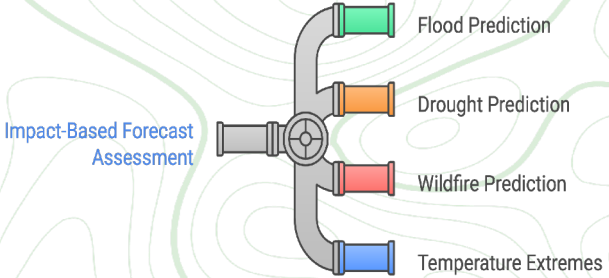
Impact-Based Assessment

Translates forecasts into meaningful information for decision-making

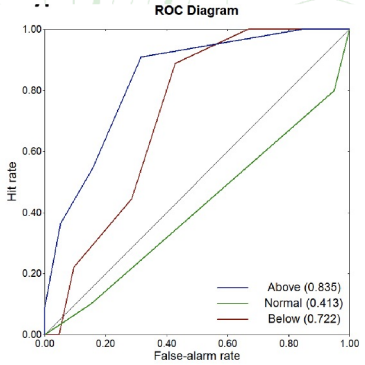
Traditional Assessment

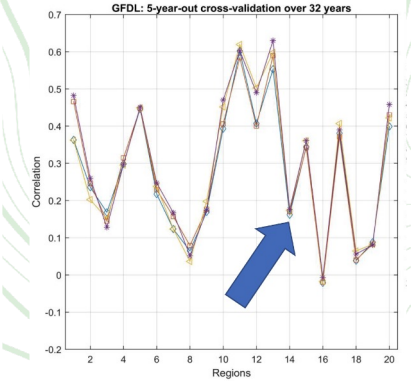
Captures weather patterns compared to reference data

Indicateurs fondés sur des indices



Corrélations, RMSE et mesures probabilistes





Quelle est la qualité des modèles saisonniers « bruts » au regard des impacts ?

AGU ADVANCING EARTH AND SPACE SCIENCES

Earth's Future

RESEARCH ARTICLE
10.1029/2024EF004936

Impact-Based Skill Evaluation of Seasonal Precipitation Forecasts

Zahir Nikraftar[1], Rendani Mbuvha[1,2], Mojtaba Sadegh[3,4], and Willem A. Landman[5]

[1]Machine Intelligence and Decision Systems (MInDS) Research Group, School of Electronic Engineering and Computer Science, Queen Mary University of London (QMUL), London, UK, [2]School of Statistics and Actuarial Science, University of Witwatersrand, Johannesburg, South Africa, [3]Department of Civil Engineering, Boise State University, Boise, ID, USA, [4]United Nations University Institute for Water, Environment and Health, Hamilton, ON, Canada, [5]Department of Geography, Geoinformatics and Meteorology, University of Pretoria, Pretoria, South Africa

Key Points:

- C3S models demonstrate notable skill in forecasting seasonal variability of precipitation, particularly in the tropical and sub-tropical regions
- UK-Met and Météo-France consistently outperform other models, demonstrating superior accuracy and reliability in various regions and seasons
- Our Impact-Based Framework offers valuable insights for targeted risk assessments, particularly in wildfire- and flood-prone regions using seasonal forecast models

Supporting Information:

Supporting Information may be found in the online version of this article.

Correspondence to:

R. Mbuvha,
r.mbuvha@qmul.ac.uk

Citation:

Nikraftar, Z., Mbuvha, R., Sadegh, M., & Landman, W. A. (2024). Impact-based skill evaluation of seasonal precipitation forecasts. *Earth's Future*, *12*, e2024EF004936. https://doi.org/10.1029/2024EF004936

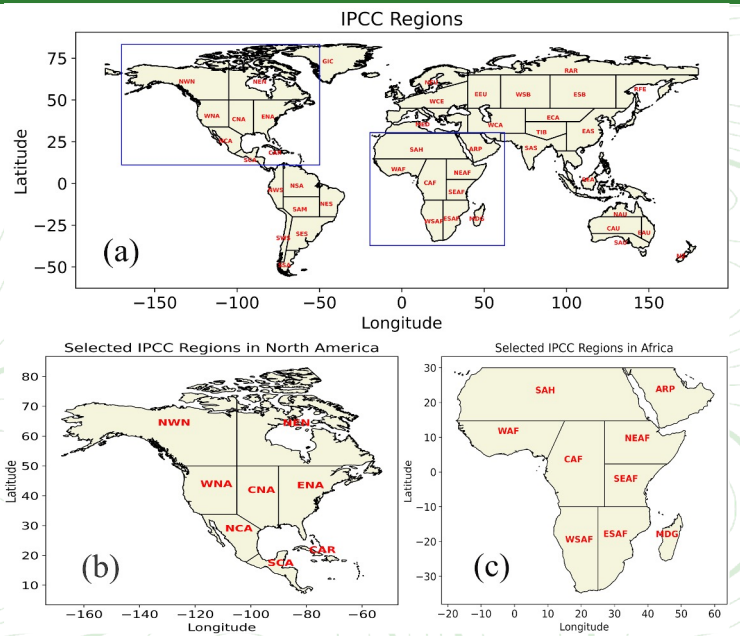
Received 3 JUN 2024
Accepted 16 OCT 2024

Author Contributions:

Conceptualization: Zahir Nikraftar, Rendani Mbuvha, Mojtaba Sadegh, Willem A. Landman
Data curation: Zahir Nikraftar
Formal analysis: Zahir Nikraftar
Investigation: Zahir Nikraftar

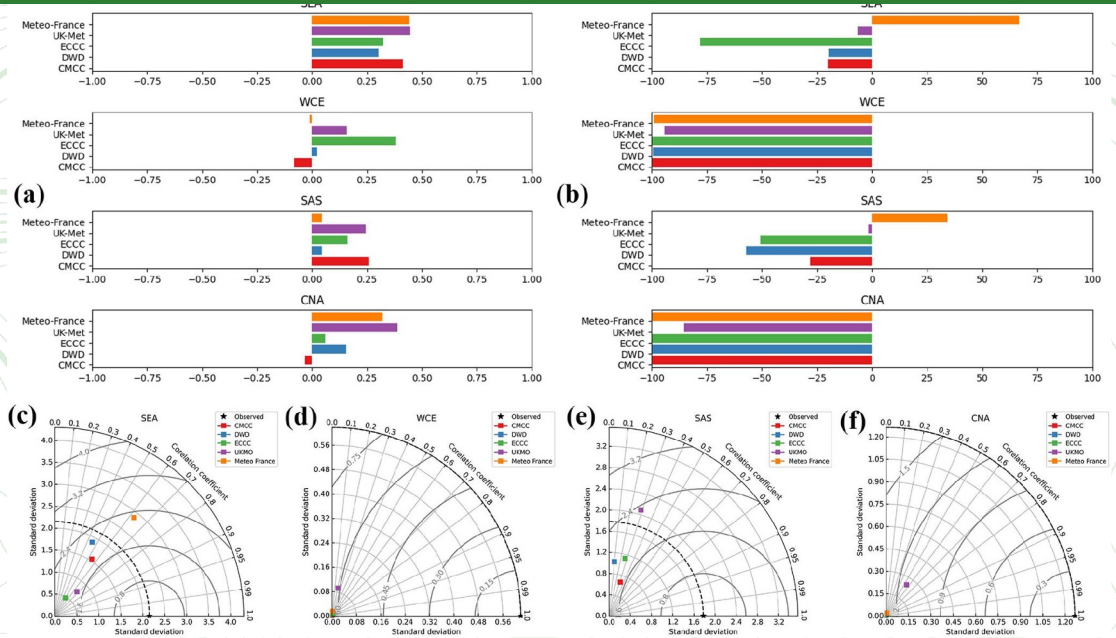
Abstract We introduce an impact-based framework to evaluate seasonal forecast model skill in capturing extreme weather and climate events over regions prone to natural disasters such as floods and wildfires. Forecasting hydroclimatic extremes holds significant importance in an era of increasing hazards such as wildfires, floods, and droughts. We evaluate the performance of five Copernicus Climate Change Service (C3S) seasonal forecast models (CMCC, DWD, ECCC, UK-Met, and Météo-France) in predicting extreme precipitation events from 1993 to 2016 using 14 indices reflecting timing and intensity (using absolute and locally defined thresholds) of precipitation at a seasonal timescale. Performance metrics, including Percent Bias, Kendall Tau Rank Correlation Score, and models' discrimination capacity, are used for skill evaluation. Our findings indicate that the performance of models varies markedly across regions and seasons. While models generally show good skill in the tropical regions, their skill in extra-tropical regions is markedly lower. Elevated precipitation thresholds (i.e., higher intensity indices) correlate with heightened model biases, indicating deficiencies in modeling severe precipitation events. Our analysis using an impact-based framework highlights the superior predictive capabilities of the UK-Met and Météo-France models in capturing the underlying processes that drive precipitation events, or lack thereof, across many regions and seasons. Other models exhibit strong performance in specific regions and/or seasons, but not globally. These results advance our understanding of an impact-based framework in capturing a broad spectrum of extreme weather and climatic events, and inform strategic amalgamation of diverse models across different regions and seasons, thereby offering valuable insights for disaster management and risk analysis.

Plain Language Summary We introduce a novel model assessment framework by investigating the impact of extreme events in areas prone to disasters such as floods and wildfires. We investigate how well five seasonal forecast models predict extreme precipitation, and related events such as floods and droughts. We assess the performance of models through 14 indices that assess the timing and intensity of precipitation during different seasons and in various regions globally. Our results show that some models outperform others in certain regions and seasons. We find that two models, UK-Met and Météo-France, are particularly skillful at predicting extreme events in various regions and seasons. This information is important for improved management and understanding of the risks of natural disasters.



Z., Mbuvha, R., Sadegh, M., & Landman, W. A. (2024). Impact-based skill evaluation of seasonal precipitation forecasts. *Earth's Future*, 12, e2024EF004936. https://doi.org/10.1029/2024EF004936

Évaluation fondée sur les impacts – jours de fortes pluies dans les régions inondables



Performances des modèles pour le nombre de jours de fortes précipitations dépassant 10 mm et le 75e centile des données de référence (nwd10q75) : a) coefficient tau de Kendall, b) biais en pourcentage, et diagramme de Taylor pour c) SEA, d) WCE, e) SAS et f) CNA respectivement.

Correction de biais des modèles de prévision saisonnière

Quantile mapping

$$F_{\text{obs}}(x_{\text{corrected}}) = F_{\text{model}}(x_{\text{model}})$$

- F_{obs}: Observed cumulative distribution.
- F_{model}: Model cumulative distribution.

Mise à l'échelle linéaire

$$x_{\text{corrected}} = a \cdot x_{\text{model}} + b$$

- $a = \frac{\sigma_{\text{obs}}}{\sigma_{\text{model}}}$: Scaling factor for variability (standard deviation).
- $b = \mu_{\text{obs}} - a \cdot \mu_{\text{model}}$: Bias adjustment for the mean.



L'IA dans la prévision saisonnière

JGR | Machine Learning and Computation

RESEARCH ARTICLE
10.1029/2025JH000957

Season-Net: A Deep Learning Framework for Bias Correction of Seasonal Forecasting Models

Zahir Nikraftar[1], Rendani Mbuvha[2,3], Mojtaba Sadegh[4,5], and Willem A. Landman[6]

[1]Machine Intelligence and Decision Systems (MInDS) Research Group, School of Electronic Engineering and Computer Science, Queen Mary University of London (QMUL), London, UK, [2]Department of Mathematics, Statistics and Probability Group, University of Manchester, Manchester, UK, [3]School of Statistics and Actuarial Science, University of Witwatersrand, Johannesburg, South Africa, [4]Department of Civil Engineering, Boise State University, Boise, ID, USA, [5]United Nations University Institute for Water, Environment and Health, Richmond Hill, ON, Canada, [6]Department of Geography, Geoinformatics and Meteorology, University of Pretoria, Pretoria, South Africa

Key Points:

- Season-Net combines U-Net and ConvLSTM to correct spatial and temporal biases in seasonal temperature forecasts
- A temporal sliding-window QM loss enforces window-local CDF calibration, boosting extreme accuracy while preserving temporal awareness
- Across regions, Season-Net outperforms QM and LS on MAE and Kendall's tau, with the most notable gains in CRPSS and the Brier skill score (BSS)

Supporting Information:

Supporting Information may be found in the online version of this article.

Correspondence to:

Z. Nikraftar,
z.nikraftar@qmul.ac.uk

Citation:

Nikraftar, Z., Mbuvha, R., Sadegh, M., & Landman, W. A. (2025). Season-net: A deep learning framework for bias correction of seasonal forecasting models. *Journal of Geophysical Research: Machine Learning and Computation*, *2*, e2025JH000957. https://doi.org/10.1029/2025JH000957

Abstract Seasonal climate forecasts play a crucial role in decision-making across sectors like agriculture, energy, and disaster management. However, these forecasts often exhibit spatially structured biases that undermine their reliability, but this structure also enables more effective bias correction, particularly improving performance in predicting temperature extremes. Traditional bias correction methods such as quantile mapping (QM) and linear scaling (LS) are limited by assumptions of stationarity and their inability to capture complex spatiotemporal patterns. To address these challenges, we introduce Season-Net, a hybrid deep learning framework combining U-Net and ConvLSTM architectures. Season-Net is used to perform bias correction on seasonal daily temperature forecasts from the Met Office (GloSea6) and Météo-France (System 8) by learning season-specific spatial and temporal dependencies in a unified architecture. The model is trained with a novel sliding-window quantile mapping loss function that introduces temporal awareness into the quantile mapping process, enhancing its ability to capture temperature distribution and evolution. Evaluations across North America and Africa show that Season-Net consistently outperforms QM and LS in both deterministic (e.g., RMSE and Kendall's Tau) and probabilistic (e.g., Brier skill score and CRPSS) metrics. Furthermore, Season-Net excels in impact-based evaluations, significantly improving the prediction of extreme temperature events. These results highlight the superior capability of deep learning methods in correcting spatially structured seasonal forecast biases and enhancing the utility of climate predictions for climate-sensitive applications. Season-Net offers a promising pathway for advancing seasonal forecast postprocessing with high accuracy and impact relevance.

Climate Dynamics (2026) 64:148
https://doi.org/10.1007/s00382-026-08077-4

ORIGINAL ARTICLE

Seasonal forecasting using the GenCast probabilistic machine learning model

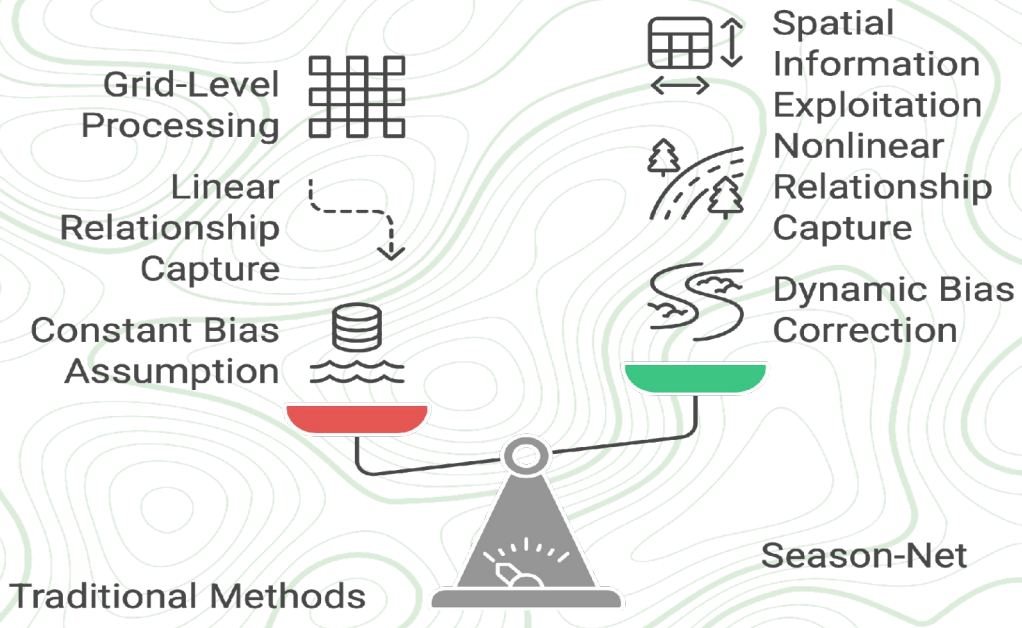
Bobby Antonio[1] · Kristian Strommen[1,2] · Hannah M. Christensen[1]

Received: 12 September 2025 / Accepted: 11 January 2026 / Published online: 16 March 2026
© The Author(s) 2026, modified publication 2026

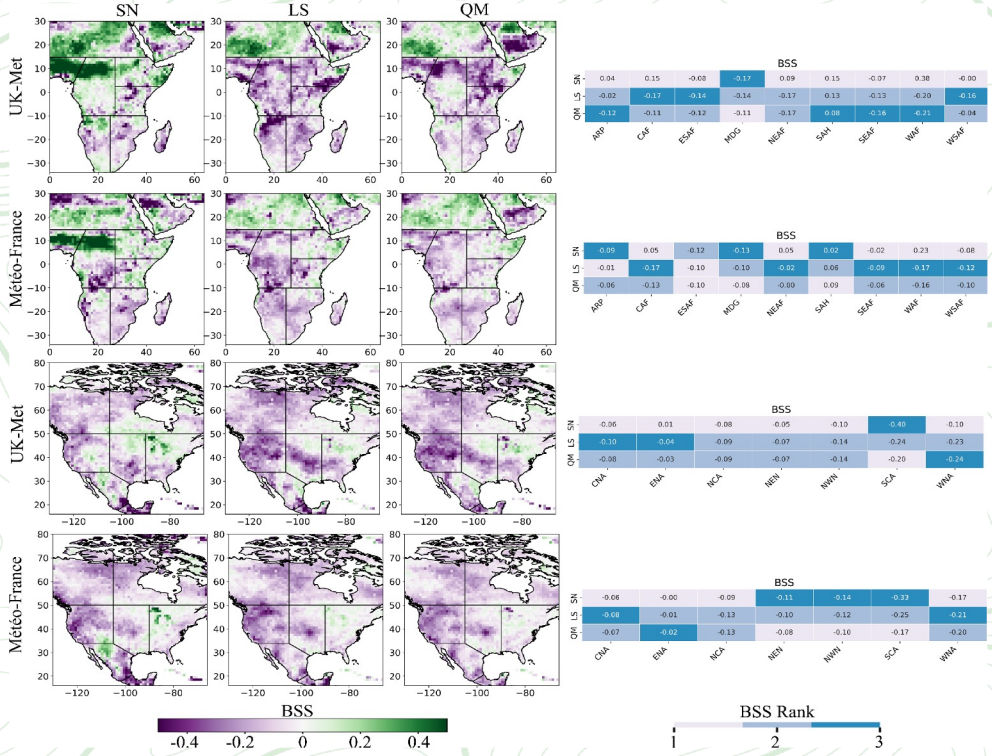
Abstract
Machine-learnt weather prediction (MLWP) models are now well established as being competitive with conventional numerical weather prediction (NWP) models in the medium range. However, there is still much uncertainty as to how this performance extends to longer timescales, where interactions with slower components of the earth system become important. We take GenCast, a state-of-the-art probabilistic MLWP model, and apply it to the task of seasonal forecasting with prescribed sea surface temperature (SST), by providing anomalies persisted over climatology (GenCast-Persisted) or forcing with observed SSTs (GenCast-Forced). The forecasts are compared to the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts seasonal forecasting system, SEAS5. Our results indicate that, despite being trained at short timescales, GenCast-Persisted produces much of the correct precipitation patterns in response to El Niño and La Niña events, with several erroneous patterns in GenCast-Persisted corrected with GenCast-Forced. The uncertainty in precipitation response, as represented by the ensemble, compares favourably to SEAS5. Whilst SEAS5 achieves superior skill in the tropics for 2-metre temperature and mean sea level pressure (MSLP), GenCast-Persisted achieves higher skill in some areas in higher latitudes, including mountainous areas, with notable improvements for MSLP in particular; this is reflected in a slightly higher correlation with the observed NAO index. Reliability diagrams indicate that GenCast-Persisted has little skill relative to climatology, whilst GenCast-Forced produces forecasts with reliability comparable to SEAS5. These results provide an indication of the potential of MLWP models similar to GenCast for the 'full' seasonal forecasting problem, where the atmospheric model is coupled to ocean, land and cryosphere models.

Keywords Seasonal forecasting · Machine learning · Numerical weather prediction

Pourquoi des méthodes d’IA

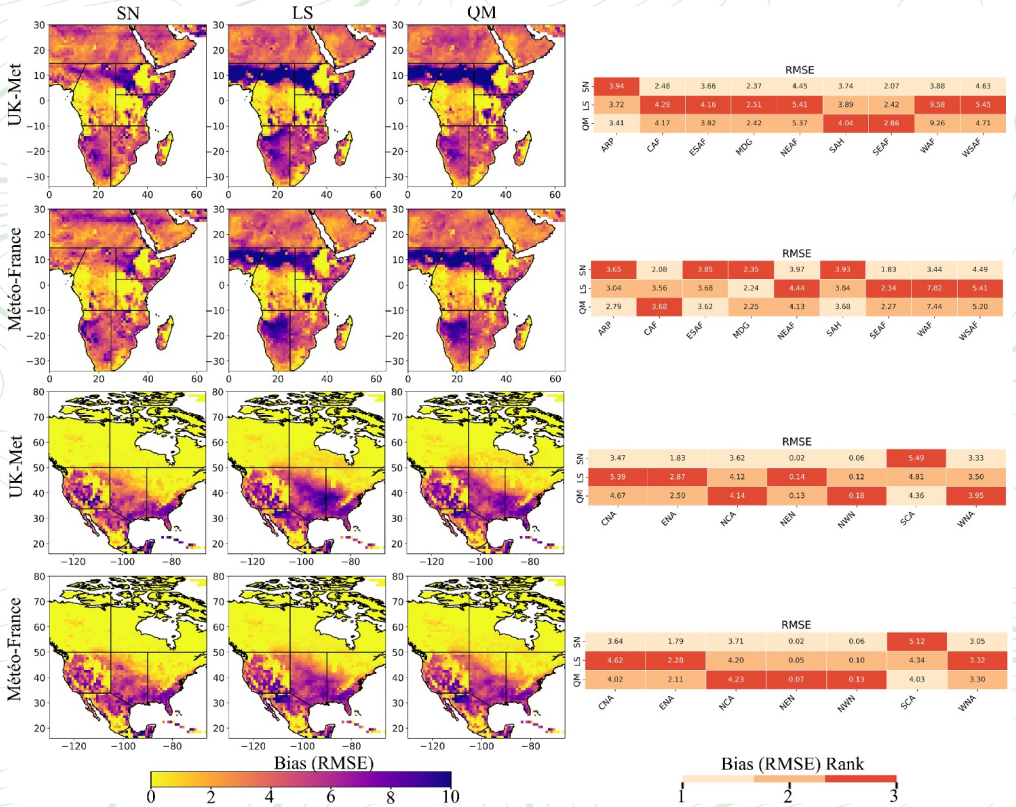


Résultats de la correction de biais – Brier Skill Score



Brier Skill Score (BSS) sur l'Afrique (lignes 1 et 2) en saison SON et sur l'Amérique du Nord (lignes 3 et 4) en saison JJA, pour Season-Net (colonne 1), LS (colonne 2) et QM (colonne 3). La moyenne par région du GIEC figure dans le tableau à droite de chaque ligne. L'échelle de couleur du biais est limitée à [-0,5, 0,5] pour une visualisation cohérente entre cartes.

Évaluation fondée sur les impacts – fréquence des jours chauds (WDF))



Fréquence des jours chauds (WDF) : nombre de jours dépassant 35 °C

Cartes de RMSE de l'indice WDF sur la période de test pour l'Afrique (lignes 1 et 2) en saison SON et l'Amérique du Nord (lignes 3 et 4) en saison JJA, pour Season-Net (colonne 1), LS (colonne 2) et QM (colonne 3). La moyenne par région du GIEC figure dans le tableau à droite de chaque ligne. L'échelle de couleur du biais est limitée à [0, 10] pour une visualisation cohérente entre cartes

Résultats des modèles météo d'IA prolongés

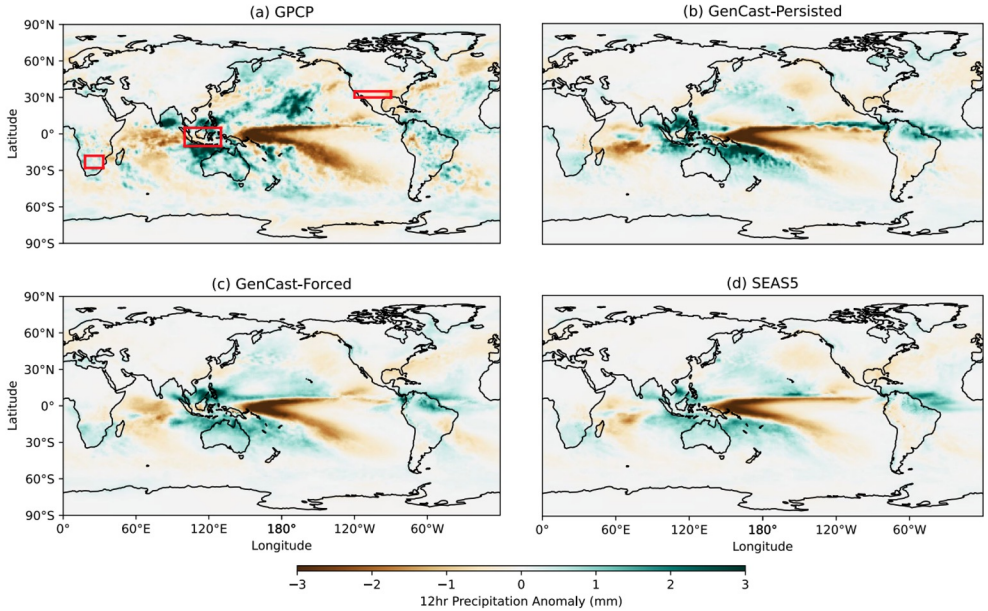


Fig. 1 Seasonal 12hr precipitation anomalies for December 2010–February 2011 (Strong La Niña). Red boxes indicate the subregions used in Fig. 3

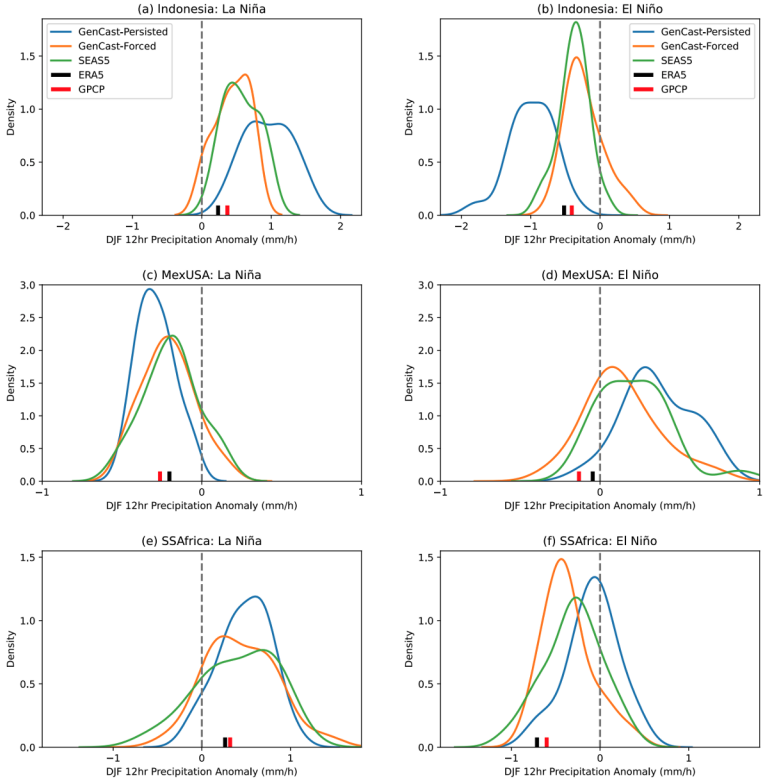


Fig. 3 Kernel density estimate for the distribution of DJF 12hr precipitation anomalies, averaged over each of the subregions shown in Figs. 1 and 2 (rows), and for each of the La Niña and El Niño case studies (columns). In each plot the ERA5 value is shown in black

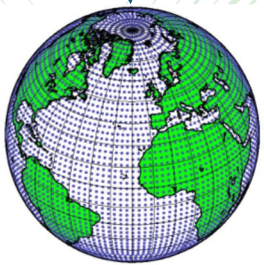
Antonio, B., Strommen, K. and Christensen, H.M., 2026. Seasonal forecasting using the GenCast probabilistic machine learning model. Climate Dynamics, 64(4), p.148.

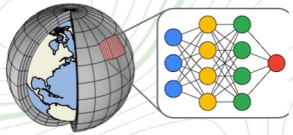
ImvulaNet : coproduction des prévisions pour un impact local

Pluviométrie et rendements locaux fournis par les agriculteurs









NeuralGCM



Outil intégré d'aide à la décision pour les agriculteurs

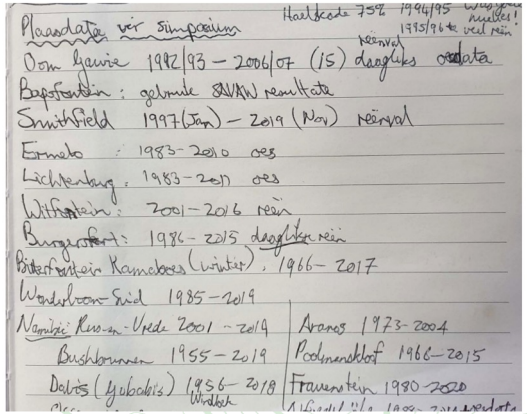
frontiers in Climate

ORIGINAL RESEARCH
published: 08 September 2020
doi: 10.3389/fclim.2020.00005

Citizen Science for the Prediction of Climate Extremes in South Africa and Namibia

Willem A. Landman[1,2], Emma R. M. Archer[1] and Mark A. Tadross[3]*

[1] Department of Geography, Geoinformatics and Meteorology, University of Pretoria, Pretoria, South Africa, [2] International Research Institute for Climate and Society, The Earth Institute of Columbia University, New York, NY, United States, [3] Climate Systems Analysis Group, University of Cape Town, Cape Town, South Africa



Source : Landman, W. A., Archer, E. R., & Tadross, M. A. (2020). Citizen science for the prediction of clima extremes in South Africa and Namibia. Frontiers in Climate, 2, 5.

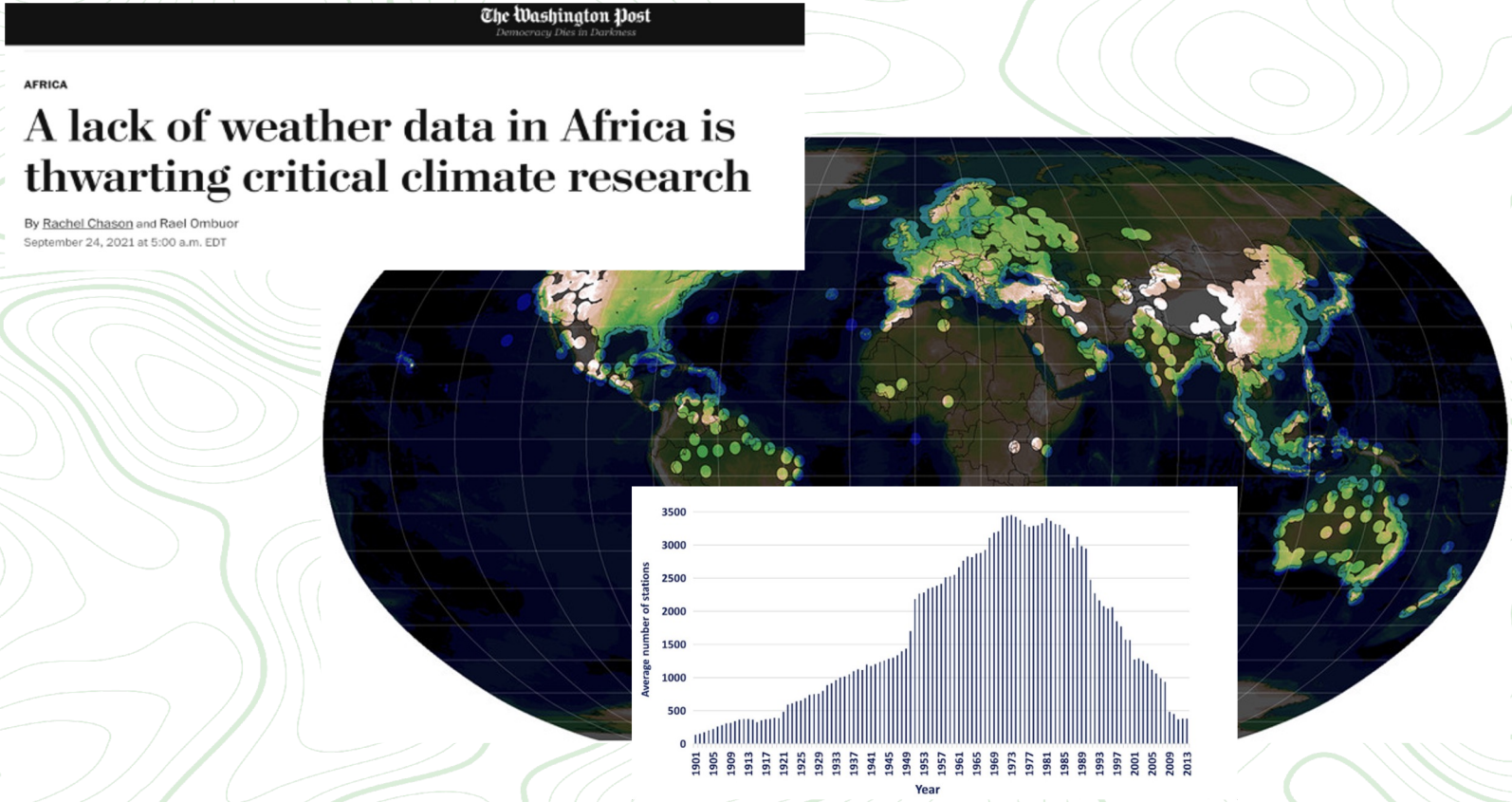
AfriClimate AI
AI for a Climate-Resilient Africa

IDRC · CRDI
Canada

ARC · LNR

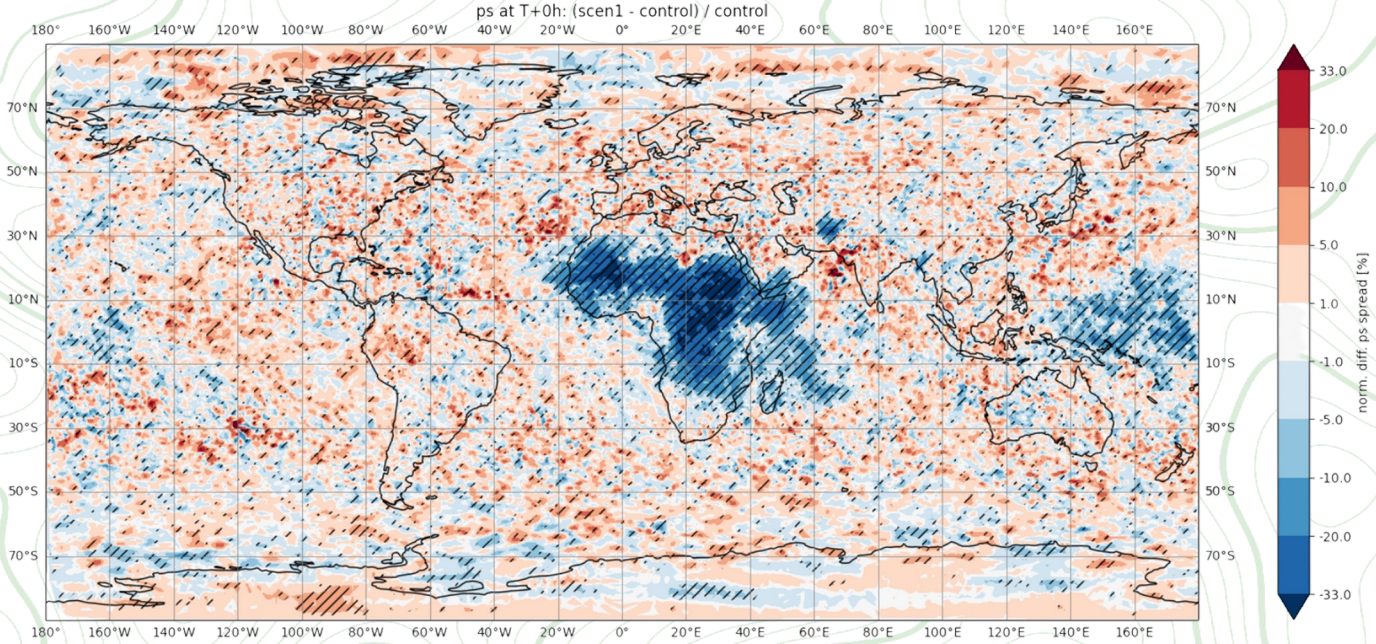
UK International Development
Partnership | Progress | Prosperity

Mise en garde : la rareté des données



Évolution du nombre de stations météo utilisées dans le produit GPCC complet sur l'Afrique (T. DINKU)

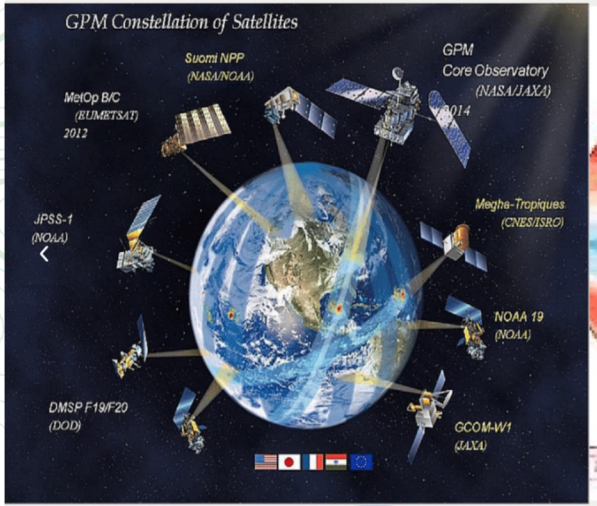
La rareté des données nuit à la prévision météorologique



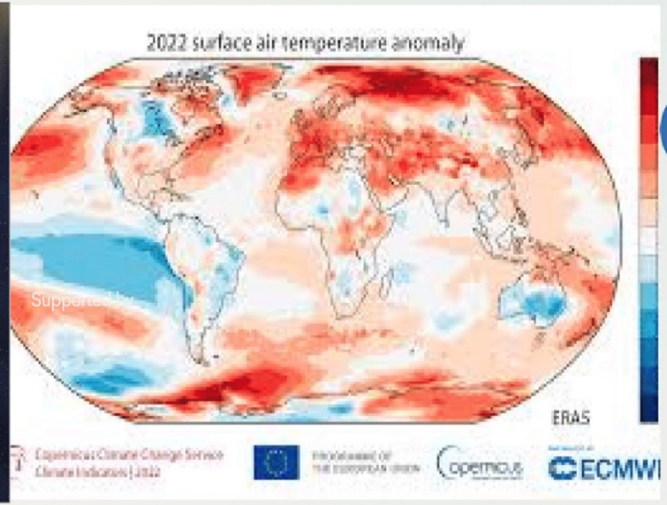
Réduction en pourcentage de l'incertitude de l'analyse de la pression en surface avec des observations de surface supplémentaires simulées sur l'Afrique (CEPMMT, 2025)

Se tourner vers des proxys mondiaux ?

Satellite Products



Renanalysis Products



Merged / Blended Products

MSWEP

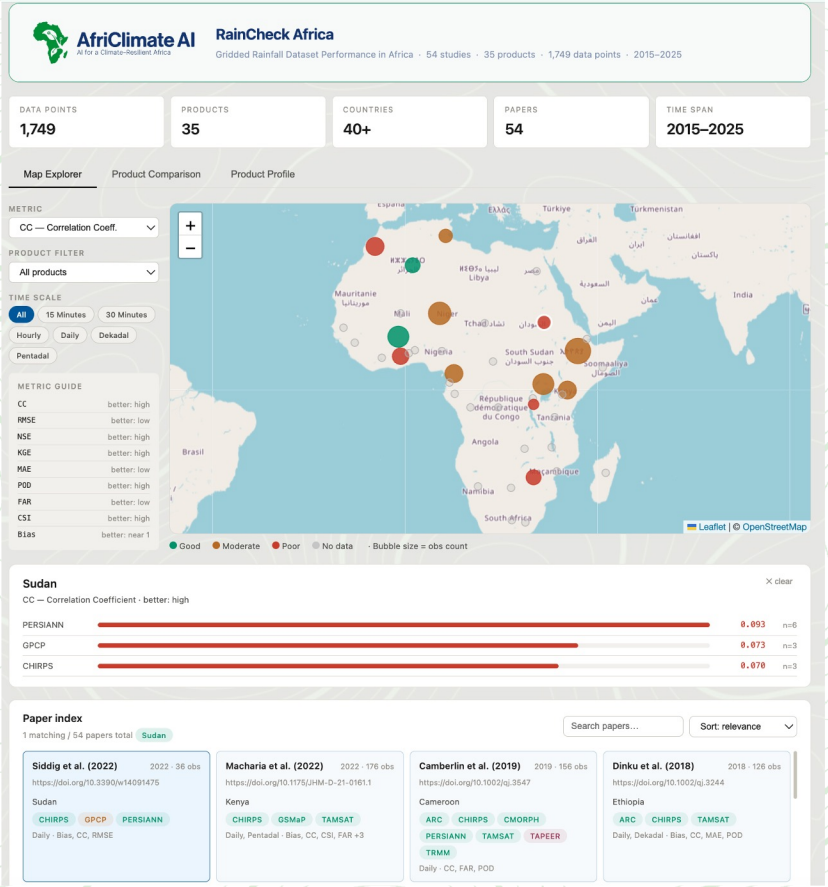
Climate Hazards Center
UC SANTA BAR

NASA

全球降水観測計画
GPM
GLOBAL PRECIPITATION MEASUREMENT

ECMWF

Mais quel proxy ? …RainCheck Africa



https://africlimate-research.github.io/RainCheckAfrica/

Messages clés

Partie A — prévision à courte échéance

- Les modèles d'IA (GraphCast, GenCast, AIFS, Prithvi WxC) rivalisent désormais avec la PNT physique, pour une fraction du calcul
- La qualité probabiliste (étalonnage, discrimination et incertitude, IDR) compte autant que la précision brute
- Les systèmes hybrides IA-physique sont la réalité opérationnelle à court terme

Partie B — prévision saisonnière

- Corrélation et RMSE peuvent masquer une faible qualité sur les impacts qui comptent : jours de fortes pluies, vagues de chaleur, sécheresse
- La correction de biais (mise à l'échelle linéaire, quantile mapping, Season-Net) est indispensable avant que les prévisions soient utilisables
- Émergence de modèles météo d'IA prolongés aux échelles saisonnière et infrasaisonnière
- L'IA réduit aussi l'écart ici, mais les gains restent inégaux selon les régions

De la recherche à l'impact

La qualité d'une prévision ne crée de la valeur qu'en atteignant ceux qui agissent. La coproduction avec les agriculteurs et les services météorologiques nationaux transforme les sorties de modèles en informations fiables et utiles à la décision.

Quiz : rejoignez-nous sur Slido



https://app.sli.do/event/nCP9ZbfHnNTq9N8scZjmjV

Lectures clés

1. **Bauer, P., Thorpe, A., & Brunet, G.** (2015). *The quiet revolution of numerical weather prediction.* Nature, 525(7567), 47-55.
2. **Lam, R., Sanchez-Gonzalez, A., Willson, M., Wirnsberger, P., Fortunato, M., Alet, F., ... & Battaglia, P. (2023).** Learning skillful medium-range global weather forecasting. Science, 382(6677), 1416-1421.
3. **Nikraftar, Z., Mbuvha, R., Sadegh, M., & Landman, W. A. (2024).** *Impact-based skill evaluation of seasonal precipitation forecasts.* Earth's Future, 12, e2024EF004936.
4. **Antonio, B., Strommen, K., & Christensen, H.M. (2026).** *Seasonal forecasting using the GenCast probabilistic machine learning model.* Climate Dynamics, 64(4), p.148.

Merci

shruti@afrilimate.ai

rendani@afrilimate.ai

https://africlimate.ai/



Diapositives de secours du quiz

Question 1 sur 4

CHOIX MULTIPLE

Quand on passe des échéances moyennes aux échéances plus longues (saisonnière, décennale), la source dominante de prévisibilité/d'incertitude passe d'un problème aux valeurs initiales à quoi ?

A) Des besoins croissants en puissance de calcul

B) Un problème aux conditions aux limites, piloté par des composantes à variation plus lente comme l'ENSO, le contenu thermique océanique et le forçage par les gaz à effet de serre

C) La disponibilité des données satellitaires

D) La seule résolution du modèle

RÉPONSE

Bonne réponse : B

Le diagramme des échelles de temps montre que la prévisibilité passe de sources liées aux conditions initiales (humidité du sol, MJO/NAO) à courte échéance vers des sources liées aux conditions aux limites (ENSO, PDV/AMV/GMST, océan profond/émissions de GES/usage des sols) à plus longue échéance.

Question 2 sur 4

VRAI / FAUX

La plupart des modèles de PNT par IA à ce jour (p. ex. FourCastNet, GraphCast, Pangu-Weather) reposent sur des architectures encodeur-processeur-décodeur et produisent des prévisions sur plusieurs jours par déroulement autorégressif, chaque prédiction étant réinjectée comme entrée du pas de temps suivant.

Vrai

Faux

RÉPONSE

Bonne réponse : Vrai

Cette ossature encodeur-processeur-décodeur avec déroulement autorégressif est l’architecture commune de FourCastNet, GraphCast, Pangu-Weather et des modèles de PNT par IA similaires.

Question 3 sur 4

CHOIX MULTIPLE

Laquelle des propositions suivantes décrit le mieux le rôle de l’ENSO comme source de qualité des prévisions saisonnières ?

A) L’ENSO n’a pas d’effet mesurable sur les régimes de précipitations régionaux

B) L’ENSO modifie différemment les régimes de précipitations selon les régions du monde, fournissant un signal climatique prévisible que les modèles saisonniers peuvent exploiter

C) L’ENSO n’influe sur la qualité des prévisions qu’à l’échelle météorologique (courte échéance), pas saisonnière

D) L’ENSO est une technique de correction de biais servant à ajuster les sorties des modèles saisonniers

RÉPONSE

Bonne réponse : B

El Niño modifie les régimes de précipitations (plus humides/plus secs que la normale) différemment selon les régions : c’est précisément cette téléconnexion qui fait de l’ENSO le signal climatique rendant la prévision saisonnière performante.

Question 4 sur 4

CHOIX MULTIPLE

Les méthodes de correction de biais comme la mise à l’échelle linéaire, le quantile mapping et Season-Net sont jugées indispensables pour que les prévisions saisonnières soient utilisables pour la prise de décision.

Vrai

Faux

RÉPONSE

Bonne réponse : Vrai