AfriClimate AI
AI for a Climate-Resilient Africa

IA para el tiempo

Escuela de verano CCAI

Shruti Nath | Rendani Mbuvha

Climate Change AI

UNIVERSITY OF THE WITWATERSRAND, JOHANNESBURG

1922 2022

UNIVERSITY OF OXFORD

Acerca de AfriClimate AI

Nuestra misión

Impulsar la investigación sobre clima e IA en África:

Desarrollando capacidades locales

Formando a investigadores y profesionales en todo el continente

I+D adaptada al contexto

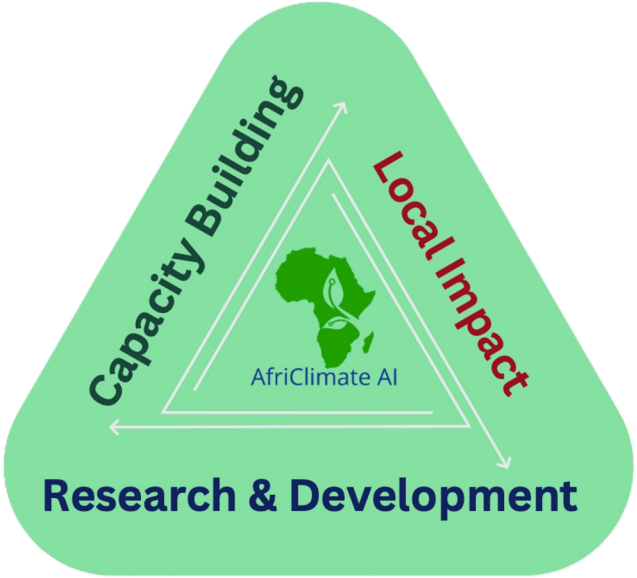
Investigación basada en las realidades climáticas y socioeconómicas africanas

Despliegue de soluciones de IA

Del prototipo a los servicios climáticos operativos

Datos locales

Mejorar el acceso a datos de observación africanos de calidad



Orígenes: el Deep Learning Indaba



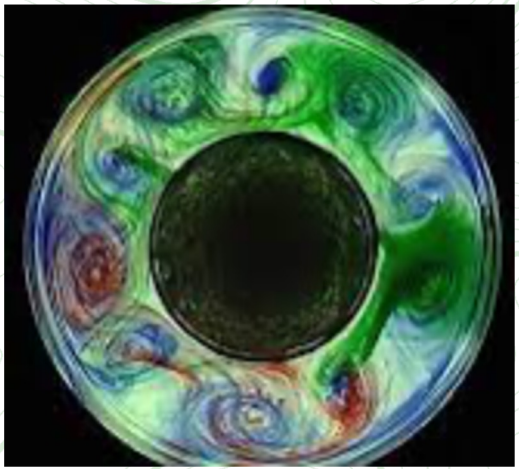
Deep Learning Indaba, Kigali 2025

Estructura de la clase

Parte A: predicción a corto plazo («el tiempo»)

Parte B: predicción a largo plazo («predicciones estacionales»)

El tiempo como problema de valores iniciales: a comienzos del siglo XX





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

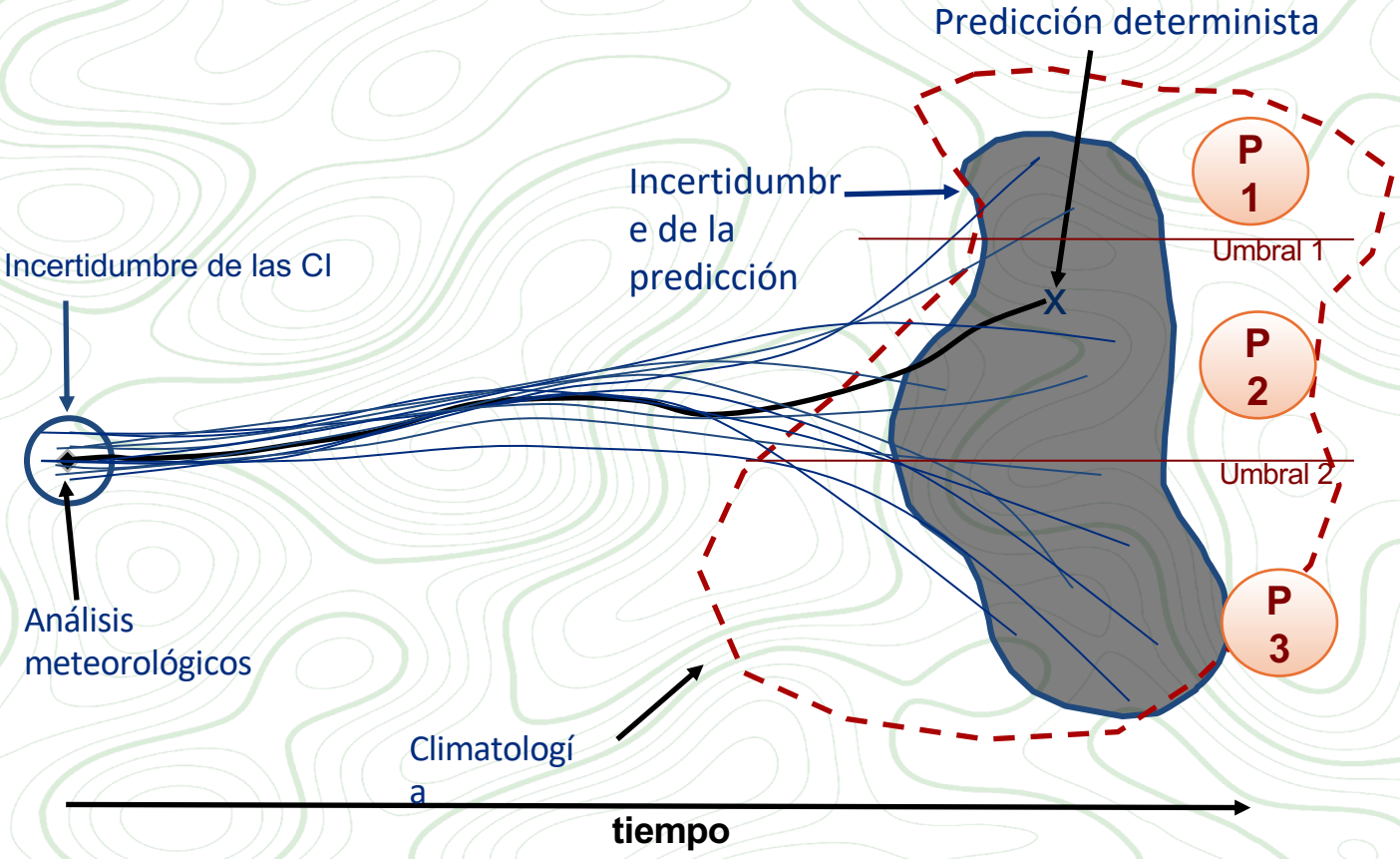
$$\frac{\delta \mathrm{v}}{\delta t} + (\mathrm{v} \cdot \nabla) \cdot \mathrm{v} = \frac{1}{\rho} \cdot \nabla p + v \cdot \Delta \mathrm{v} + \boldsymbol{f}$$

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

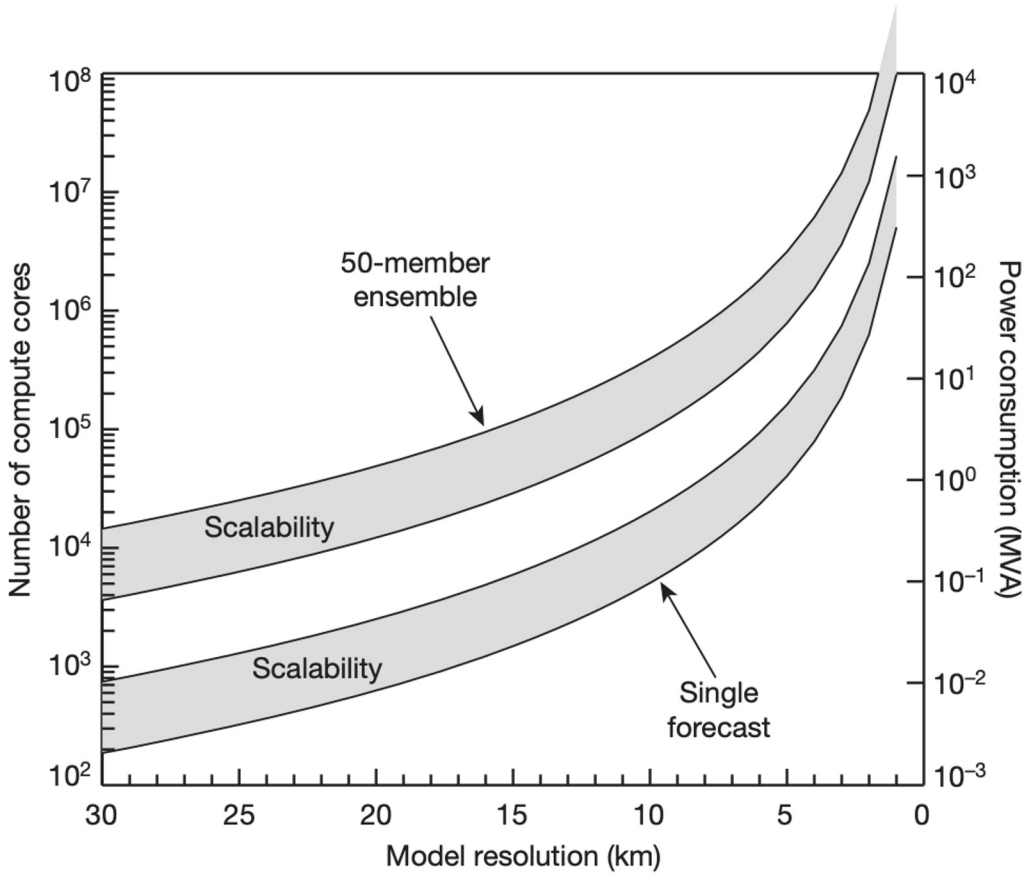
$$PV = nRT$$

¿Cómo son las predicciones actuales?

Predicciones probabilísticas



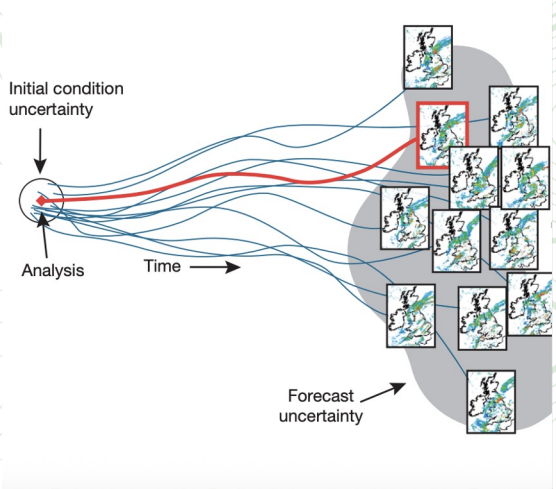
Capacidad de supercomputación desde 1970



REVIEW

The quiet revolution of numerical weather prediction

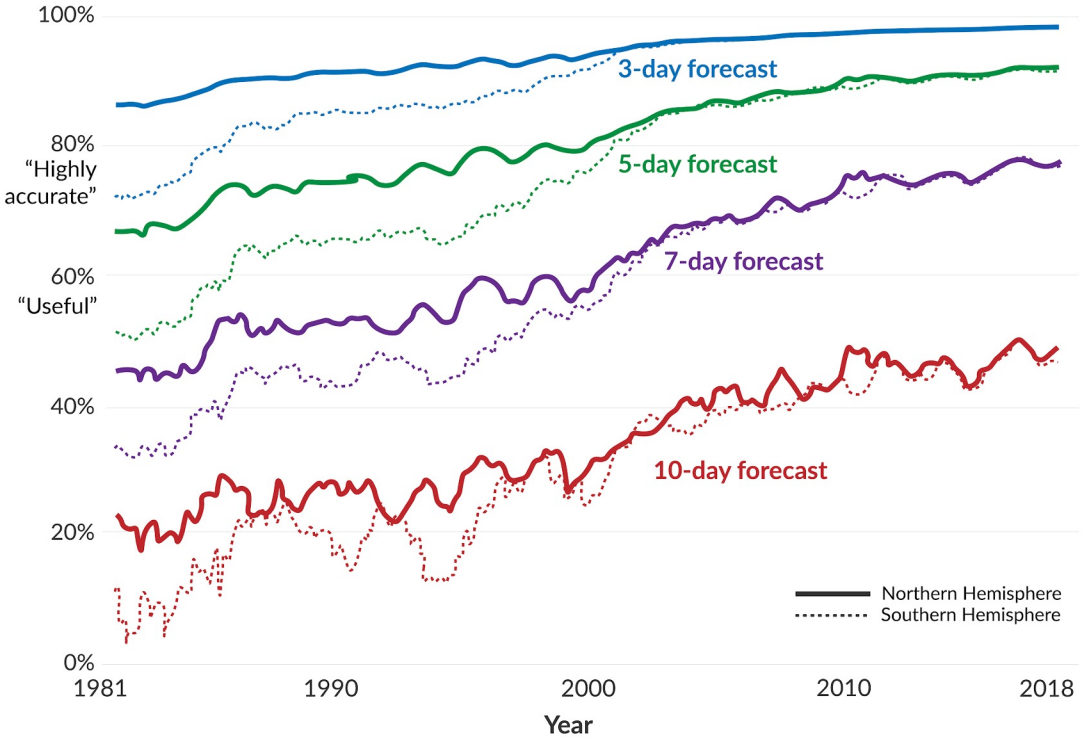
Peter Bauer[1], Alan Thorpe[1] & Gilbert Brunet[2]



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.

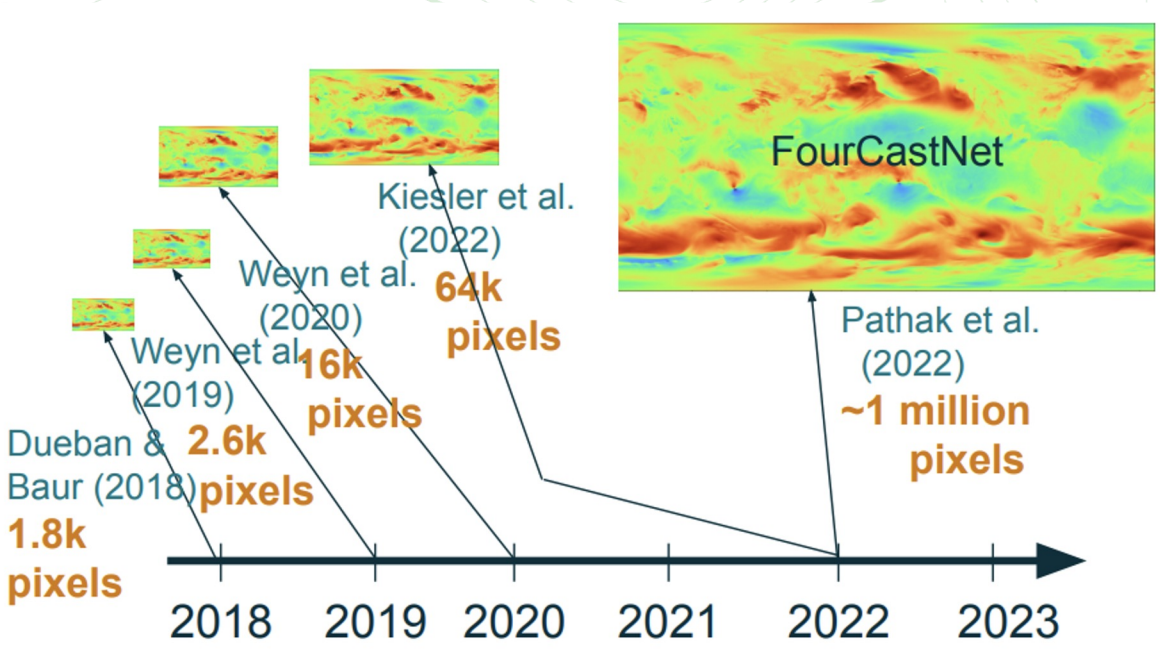
Our World in Data



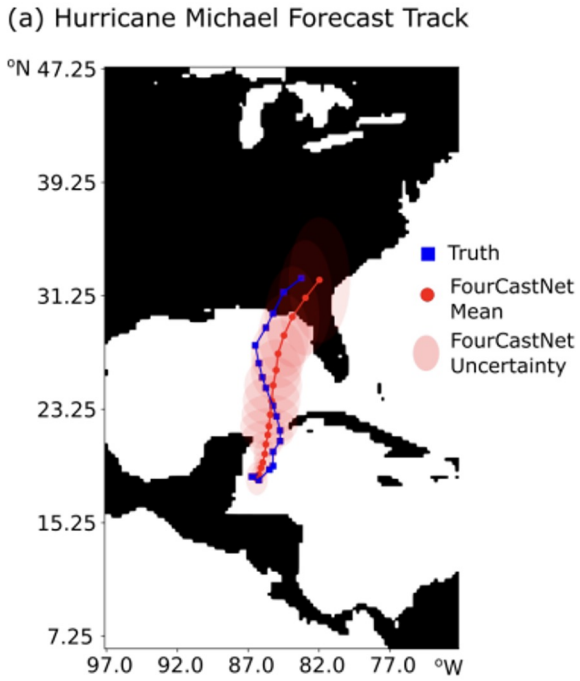
Source: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF).

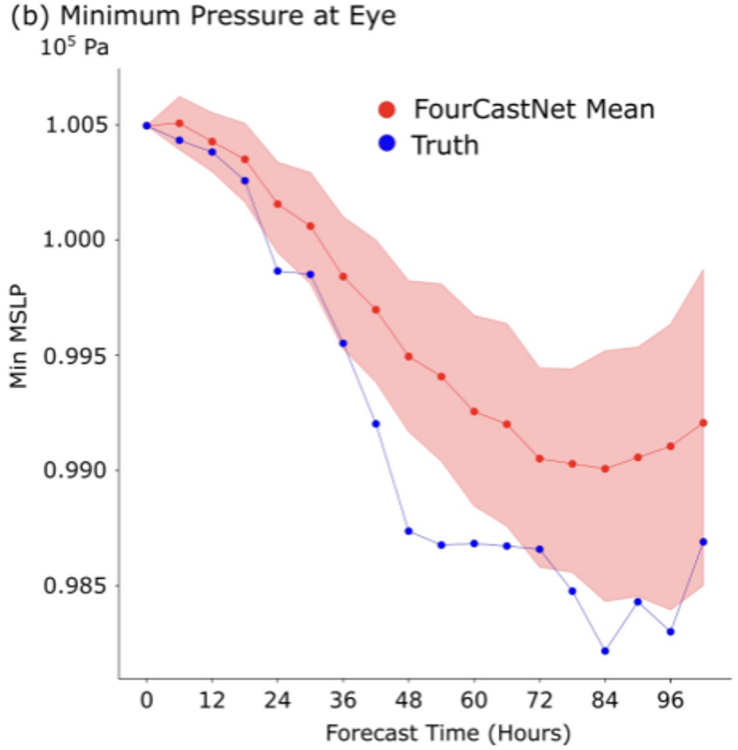
Licensed under CC-BY by the author Hannah Ritchie.

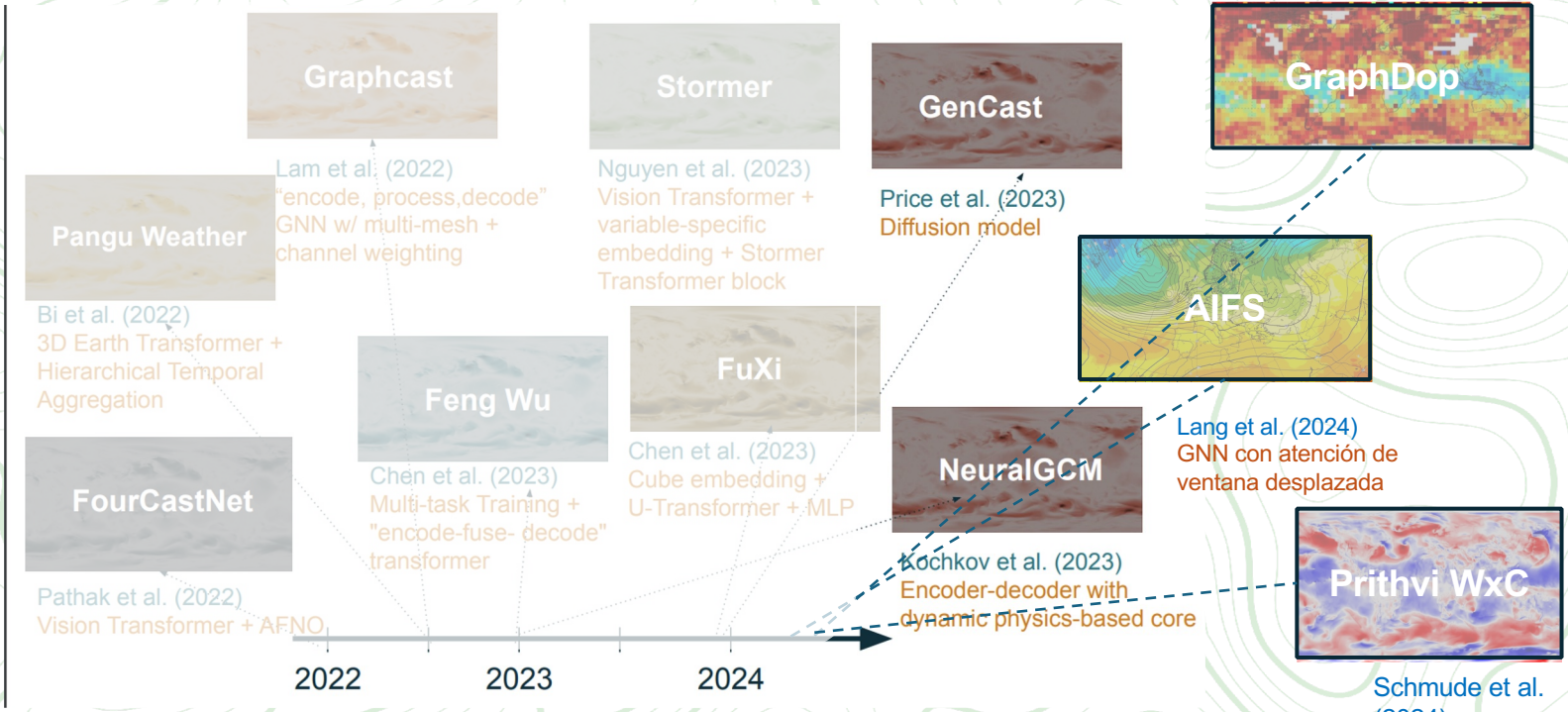
Aportar el ruido: modelos de IA



La primera prueba de concepto: previsiones del huracán Michael

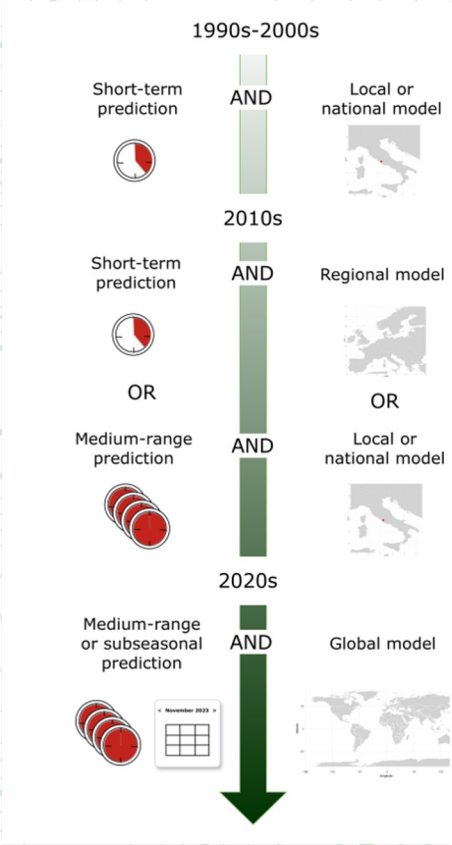


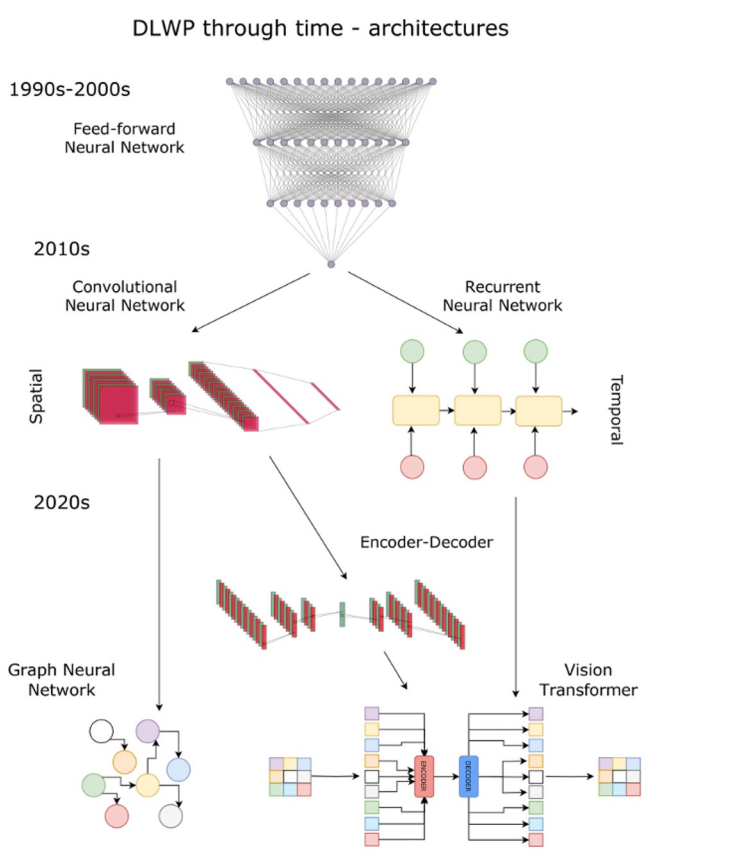




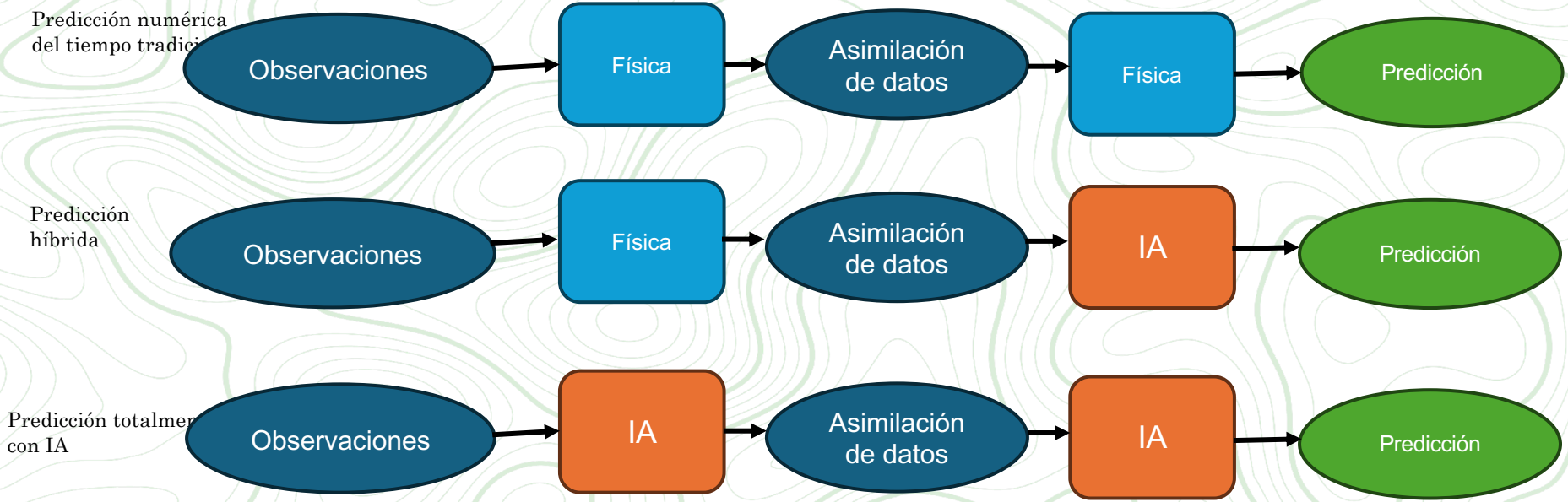
¡El desarrollo de modelos de IA parece retroalimentarse e impulsar cada vez más avances!

General timescales of developments

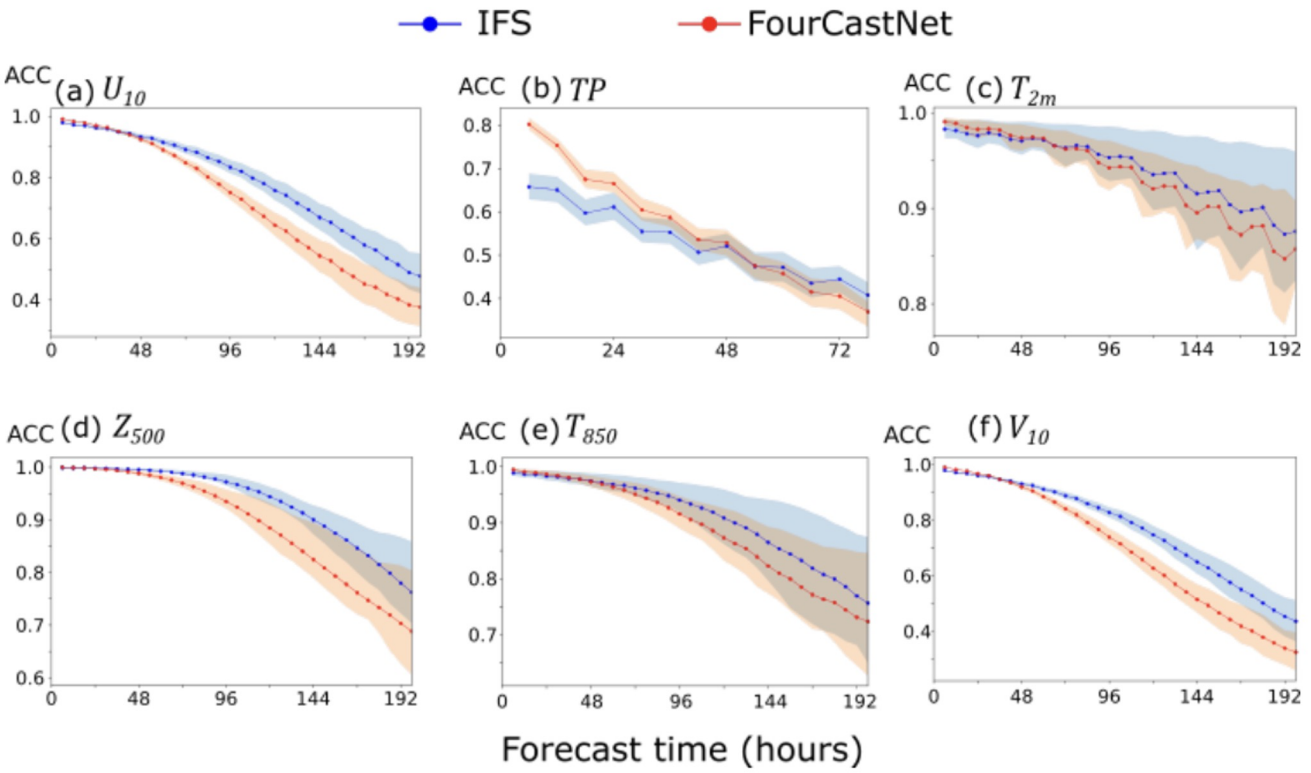




¿El futuro de la IA?

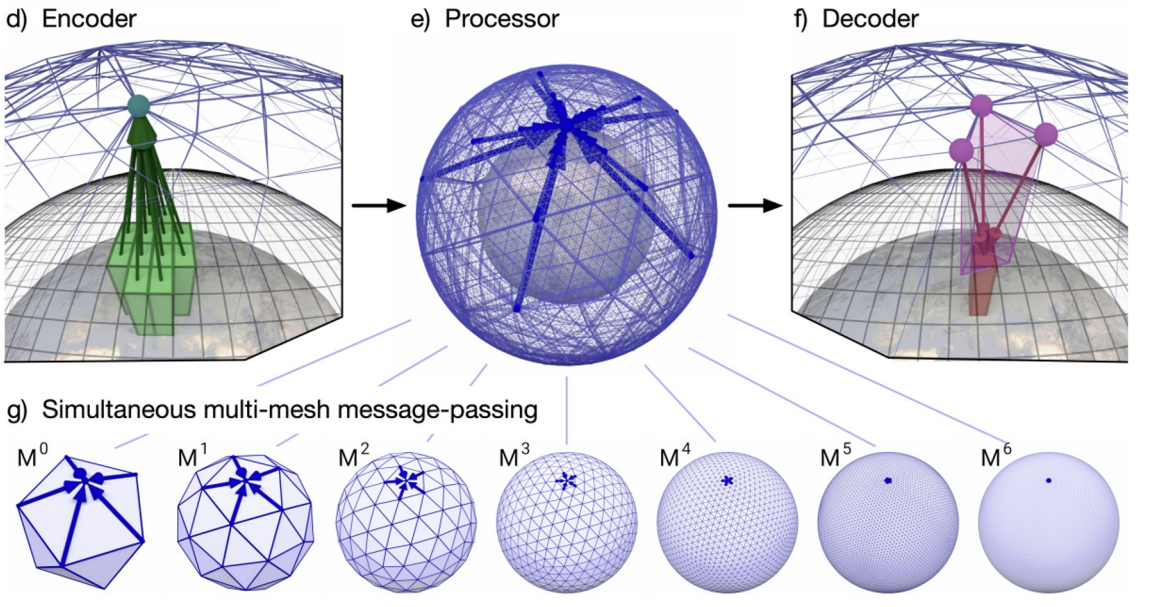


La precisión era comparable, pero se degradaba con el plazo



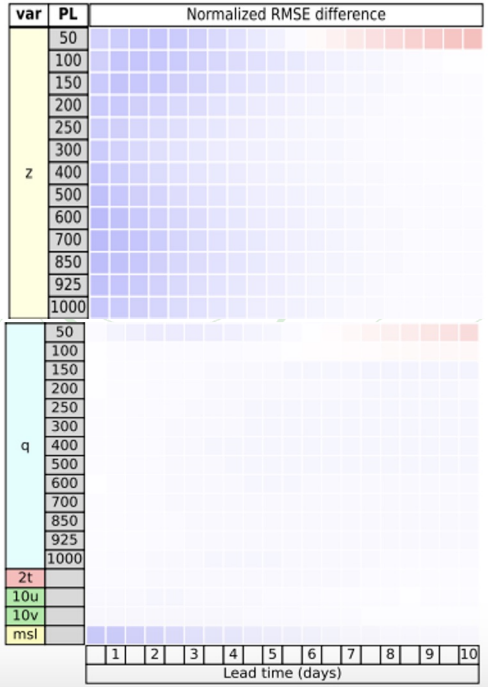
GraphCast

- El codificador aprende los atributos de los nodos trasladados de la malla regular a la multimalla
- Multimalla obtenida por refinamiento iterativo: un icosaedro regular (12 nodos, 20 caras, 30 aristas) refinado seis veces
- Después, el procesador realiza el paso de mensajes en 16 capas GNN no compartidas
- Despliegue similar al de FourCastNet

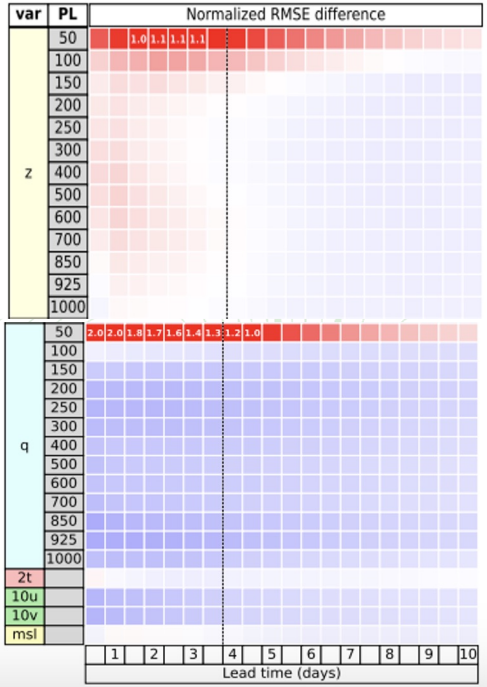


Estudios de ablación de la multimalla

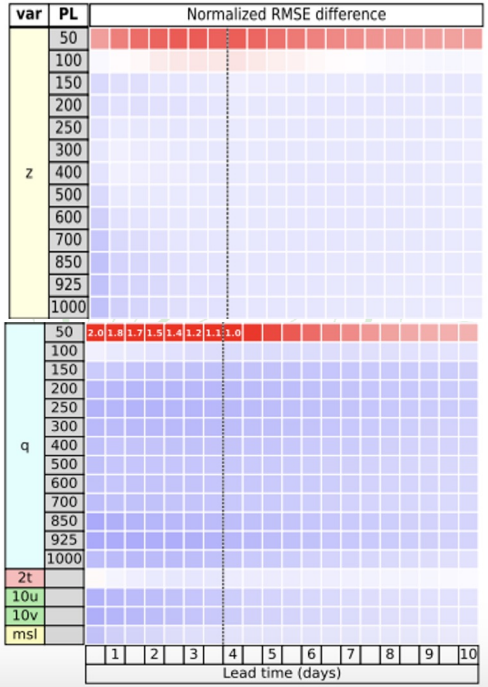
GraphCast – sin multimalla



Sin multimalla – HRES

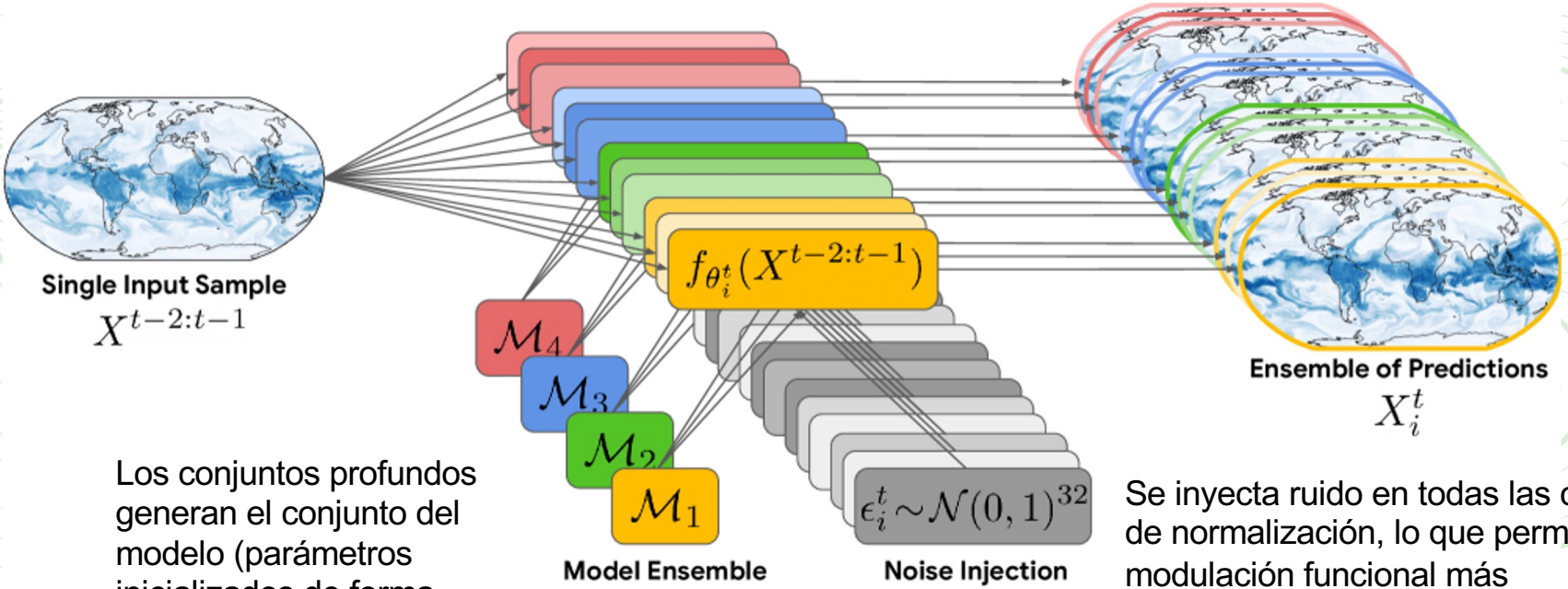


GraphCast – HRES



El azul es mejor

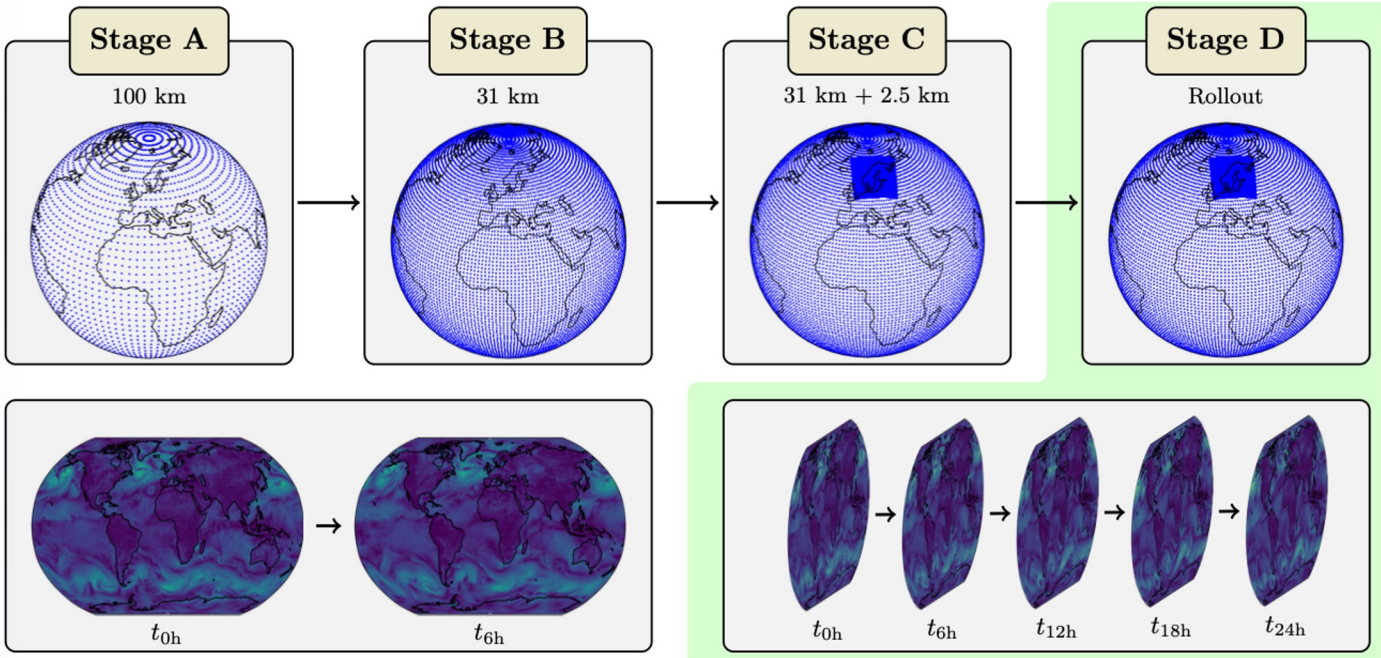
Mediante conjuntos profundos y normalización condicional con parámetros compartidos



Los conjuntos profundos generan el conjunto del modelo (parámetros inicializados de forma independiente para varios modelos en el entrenamiento)

Se inyecta ruido en todas las capas de normalización, lo que permite una modulación funcional más estructurada entre capas manteniendo la coherencia espacial

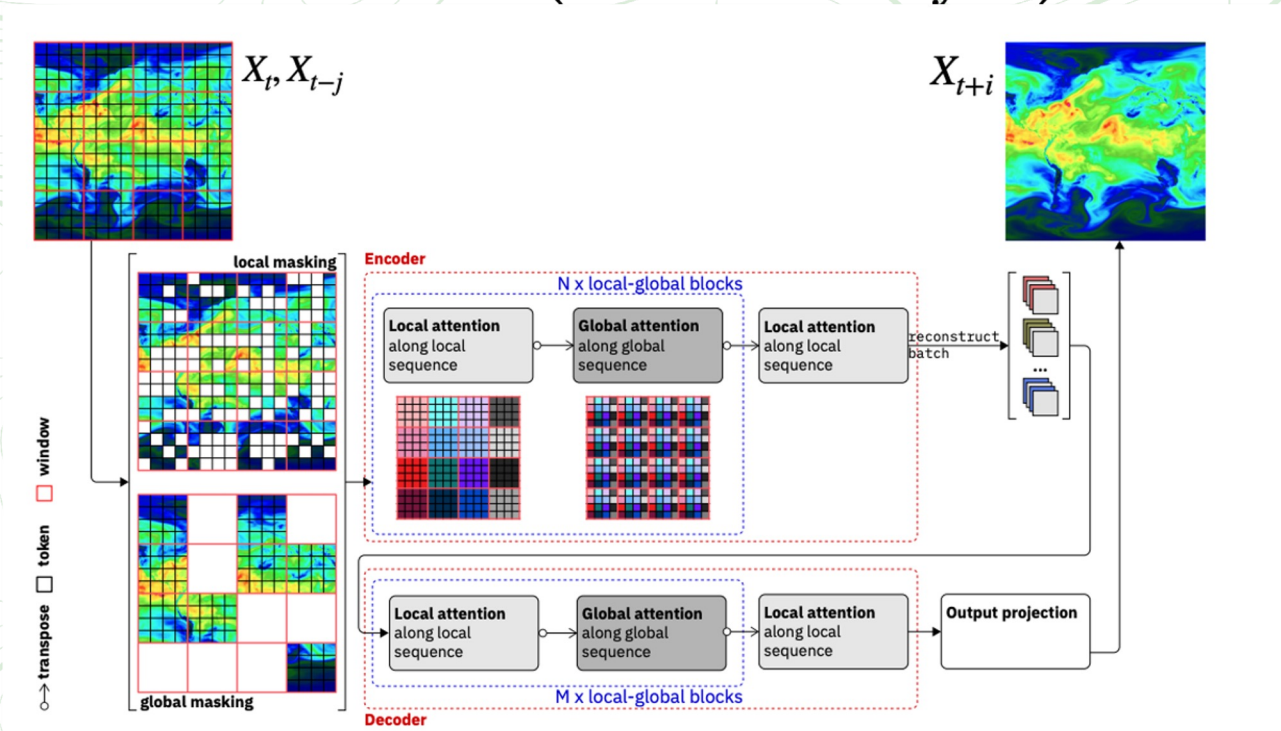
Los graph transformers se adaptan fácilmente a modelos de resolución variable



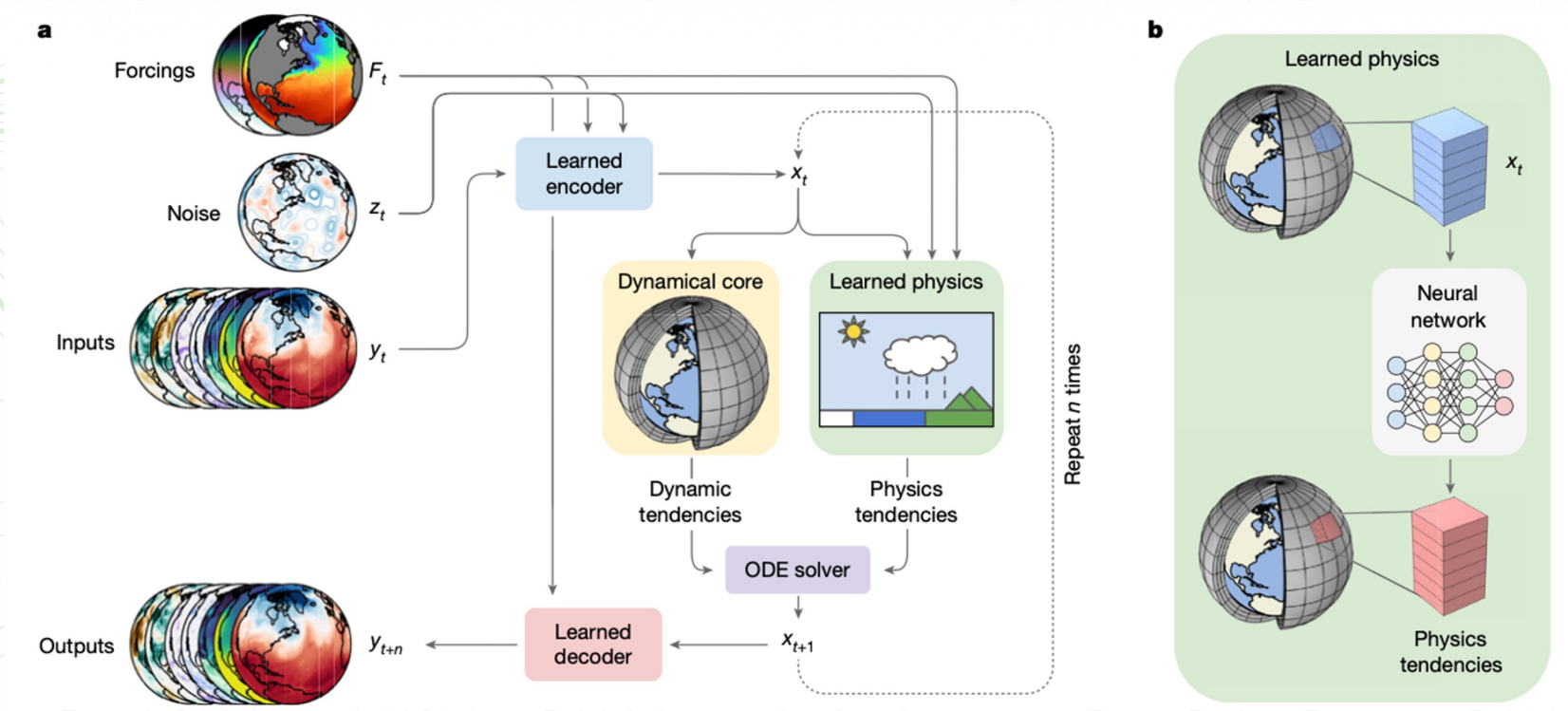
Prithvi WxC

https://arxiv.org/pdf/2409.13598

- Trained on MERRA-2 data (NASA reanalysis)



Hybrid approaches: fully learning all parameterizations



¿Son útiles estos modelos en operación?

Hacer comparaciones justas

- Para comparar con justicia, hay que tener en cuenta que existen distintos tipos de predicciones:
  - Deterministas (es decir, un solo miembro del conjunto)
  - Probabilísticas
- Los modelos de IA se entrenan con ERA5; para la lluvia esto no siempre es realista y hay que corregir hacia las estimaciones satelitales
- La salida de la predicción numérica basada en la física también debe corregirse hacia las estimaciones satelitales

¿Cómo definimos la utilidad de una predicción?

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

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

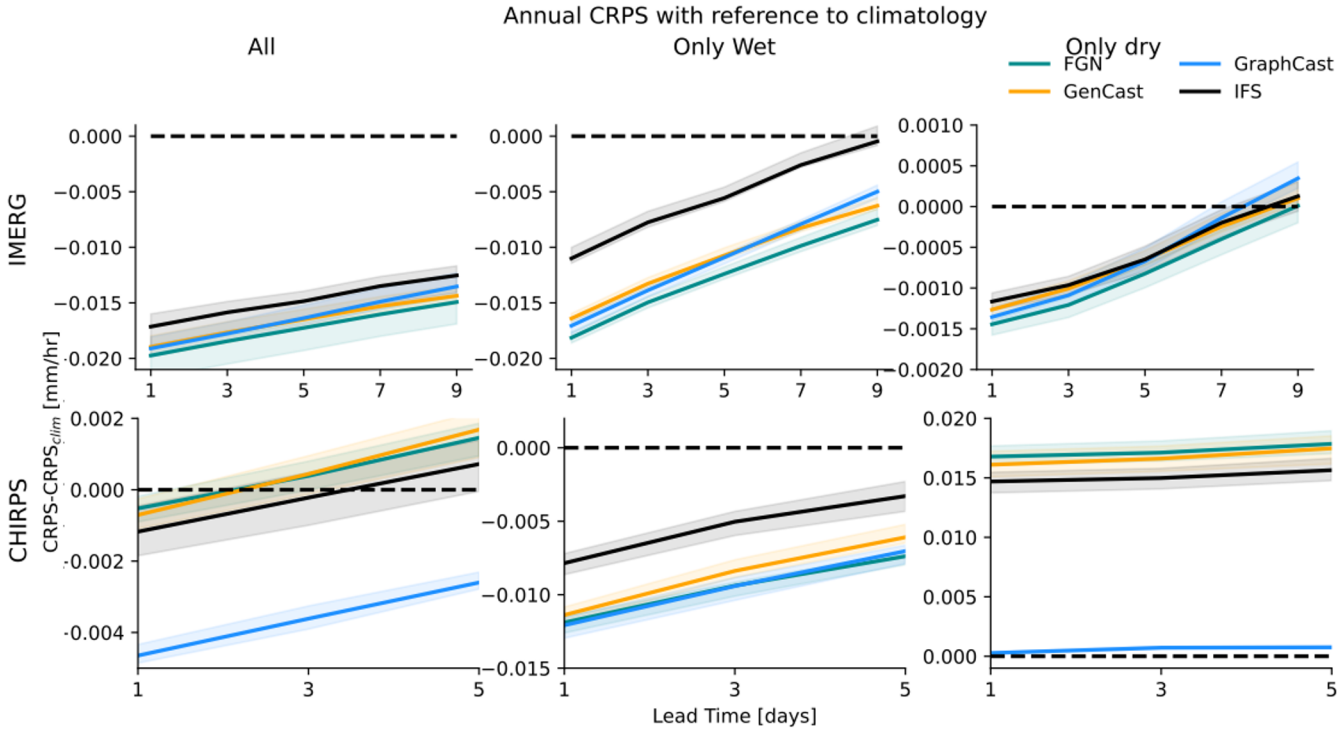
MAE, CRPS, Log-likelihood etc. are all proper scoring rules and can be broken down into

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

Mala calibración — Discriminación — Incertidumbre

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

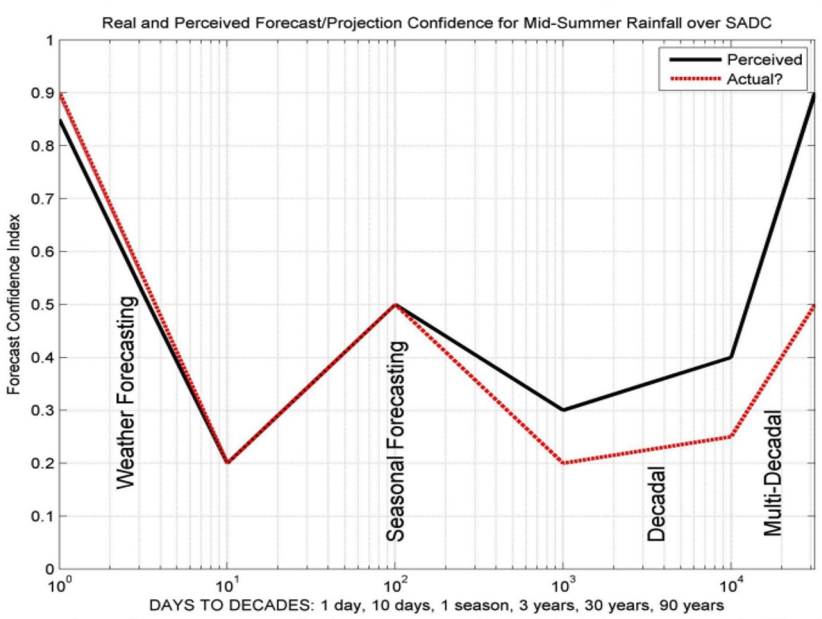
Plazos de 1 y 9 días

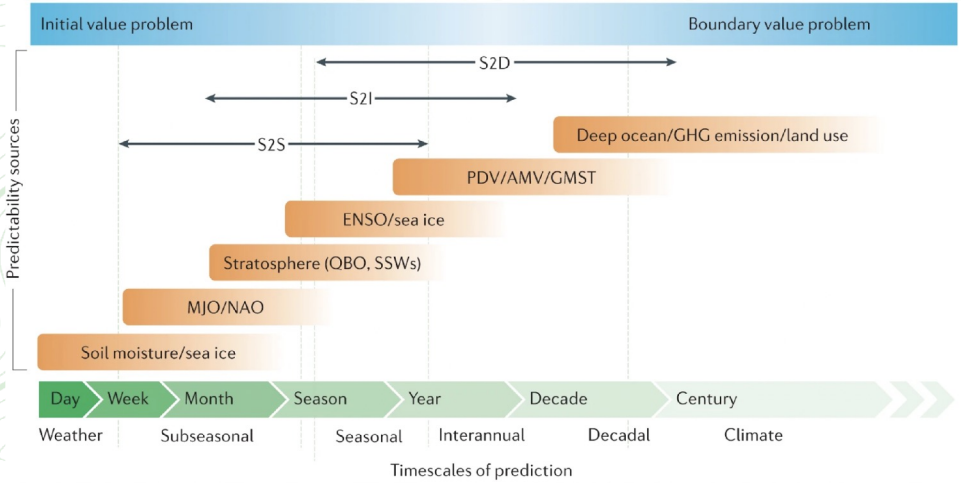


2024-2025 como años

¿Qué es la predicción estacional?

¿Cómo serán los próximos 90 días?

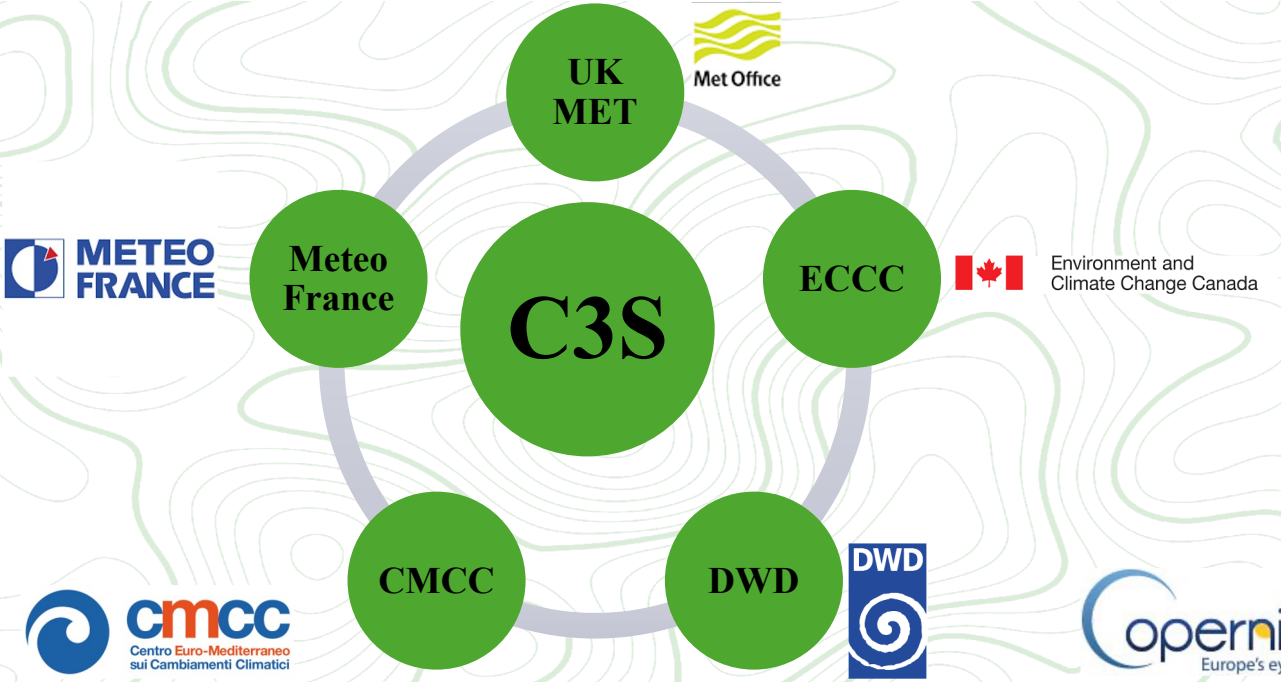




Fuente: Instituto Meteorológico Noruego

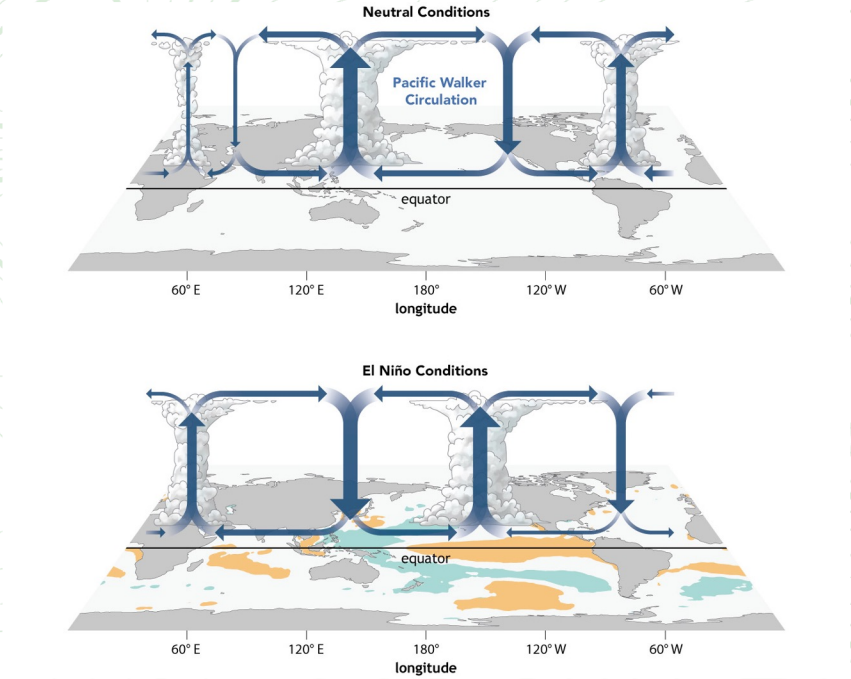
Modelos de predicción estacional

Servicio de predicciones estacionales del Servicio de Cambio Climático de Copernicus (C3S), a cargo del ECMWF

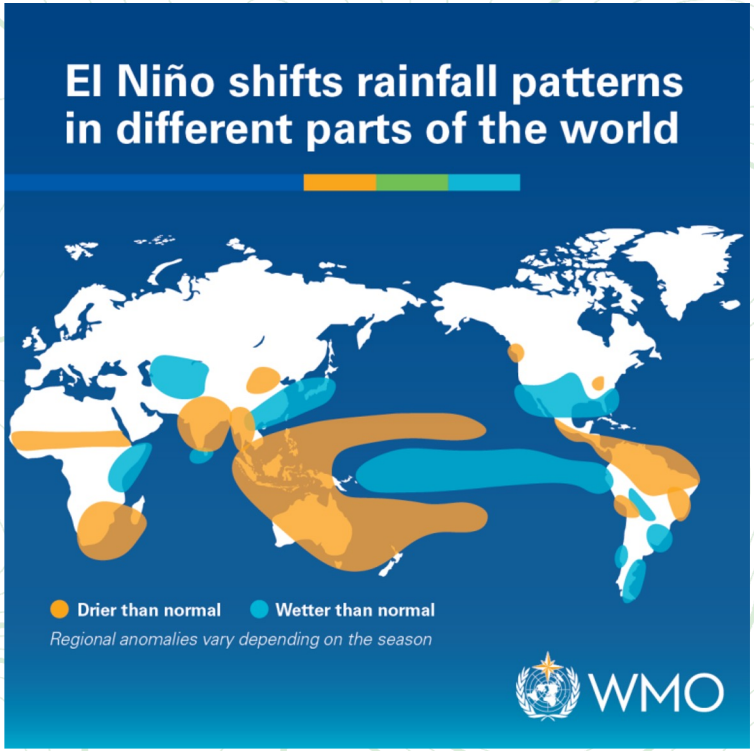




El ENSO y las fuentes de la habilidad de la predicción estacional



La llegada de El Niño. Ilustración de NOAA/Climate.gov



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

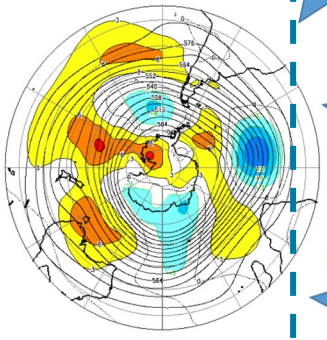
Importancia de la predicción estacional

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.

Una función de transferencia



Riverflow



Malaria



Dry-land crop yield

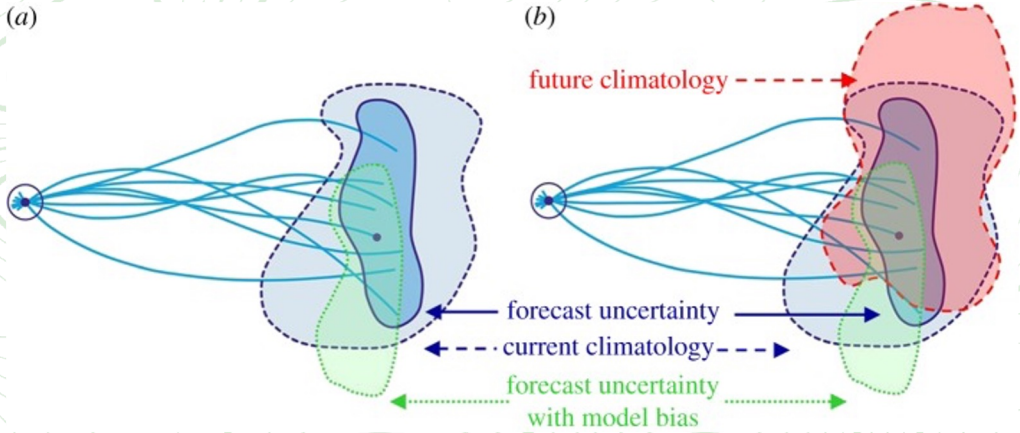
6 CLEAN WATER AND SANITATION

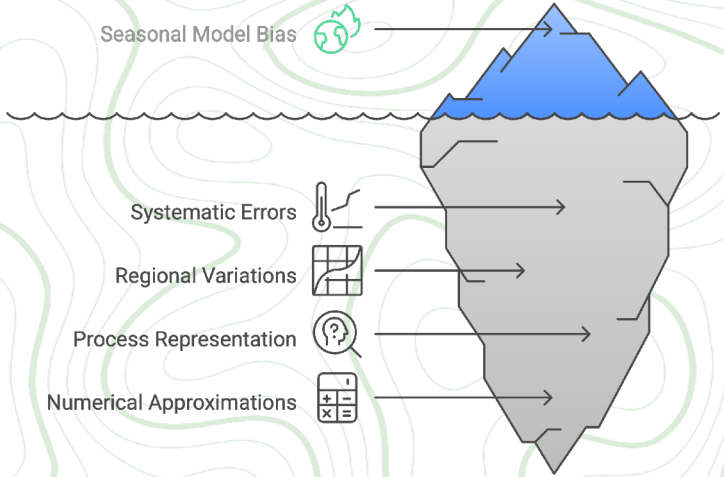
13 CLIMATE ACTION

3 GOOD HEALTH AND WELL-BEING

2 ZERO HUNGER

Sesgo de los modelos estacionales y sus fuentes

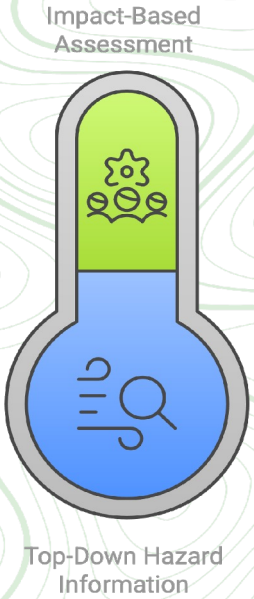




Sesgo de los modelos estacionales y sus fuentes

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.

Evaluación basada en impactos frente a la tradicional



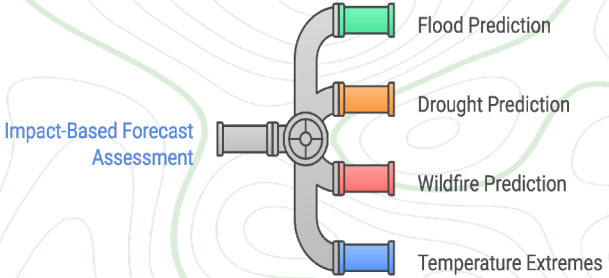
Impact-Based Assessment

Translates forecasts into meaningful information for decision-making

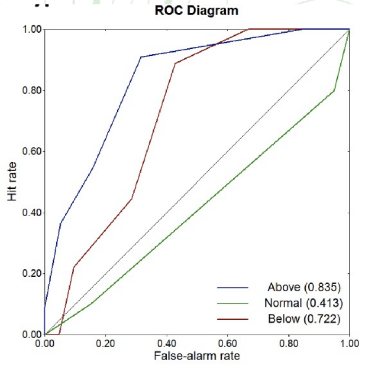
Traditional Assessment

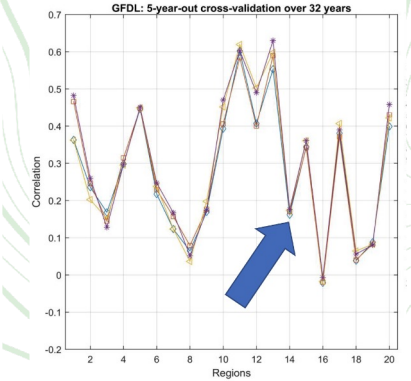
Captures weather patterns compared to reference data

Métricas basadas en índices



Correlaciones, RMSE y medidas probabilísticas





¿Qué tan buenos son los modelos estacionales «de serie» en términos de impacto?

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

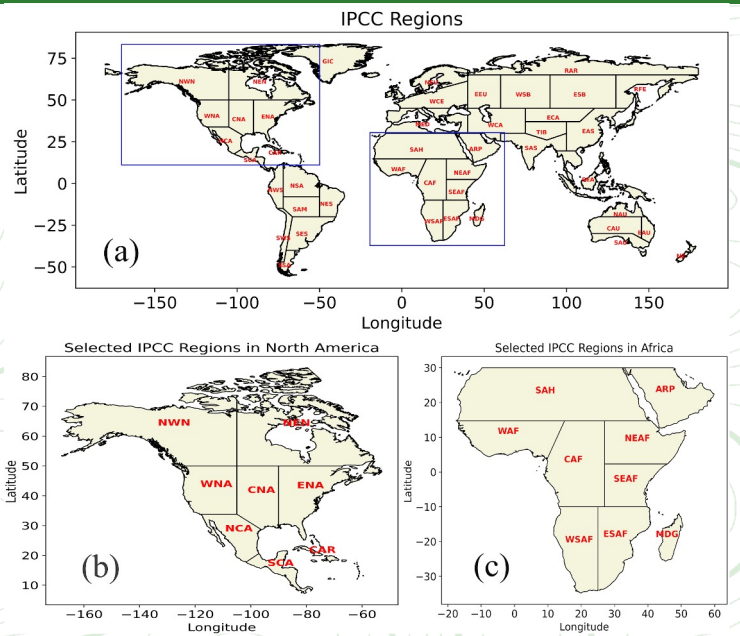
Received 3 JUN 2024
Accepted 16 OCT 2024

Author Contributions:

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

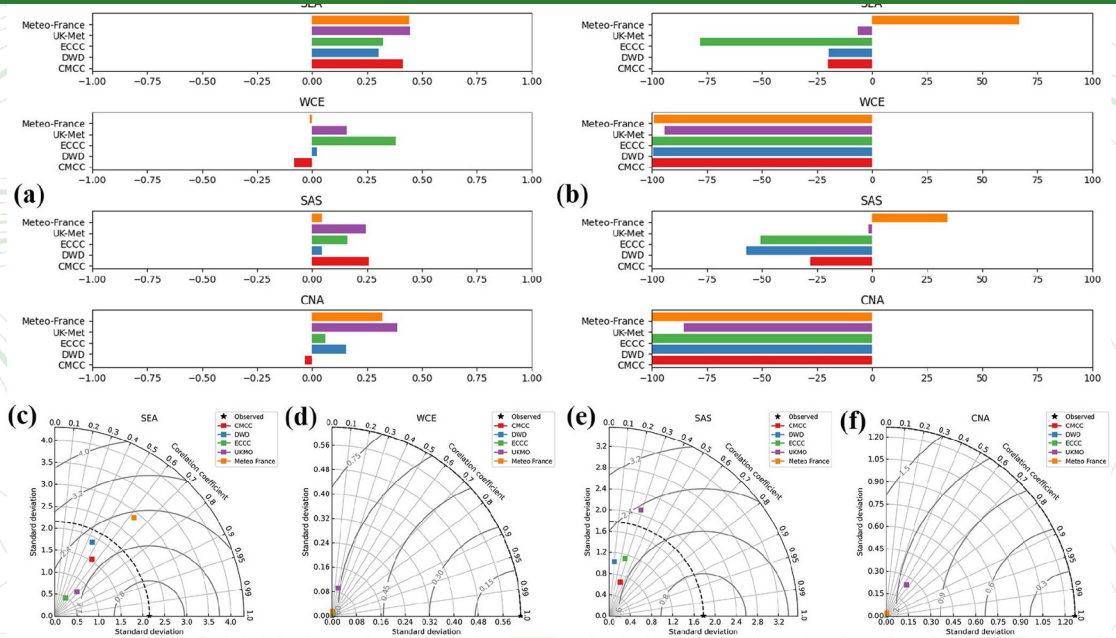
Abstract We introduce an impact-based framework to evaluate seasonal forecast model skill in capturing extreme weather and climate events over regions prone to natural disasters such as floods and wildfires. Forecasting hydroclimatic extremes holds significant importance in an era of increasing hazards 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

Evaluación basada en impactos – días de lluvia intensa en regiones propensas a inundaciones



Rendimiento de los modelos en el número de días de precipitación intensa que superan 10 mm y el percentil 75 de los datos de referencia (nwd10q75): a) coeficiente tau de Kendall, b) sesgo porcentual y diagrama de Taylor para c) SEA, d) WCE, e) SAS y f) CNA, respectivamente.

Corrección de sesgos de los modelos de predicción estacional

Quantile mapping

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

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

Escalado lineal

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

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



IA en la predicción estacional

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

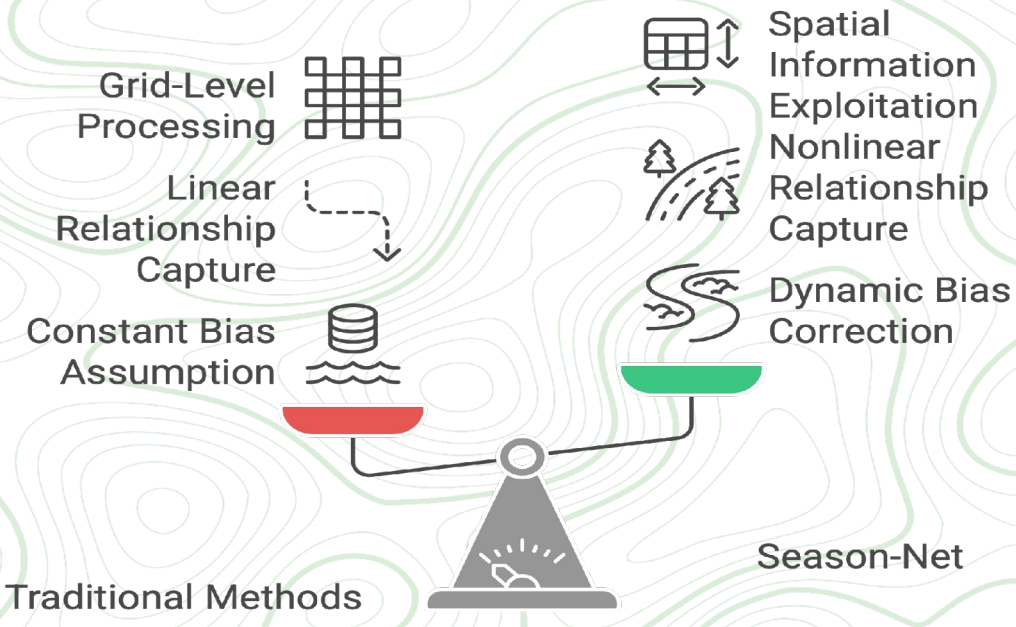
Bobby Antonio[1] · Kristian Strommen[1,2] · Hannah M. Christensen[1]

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

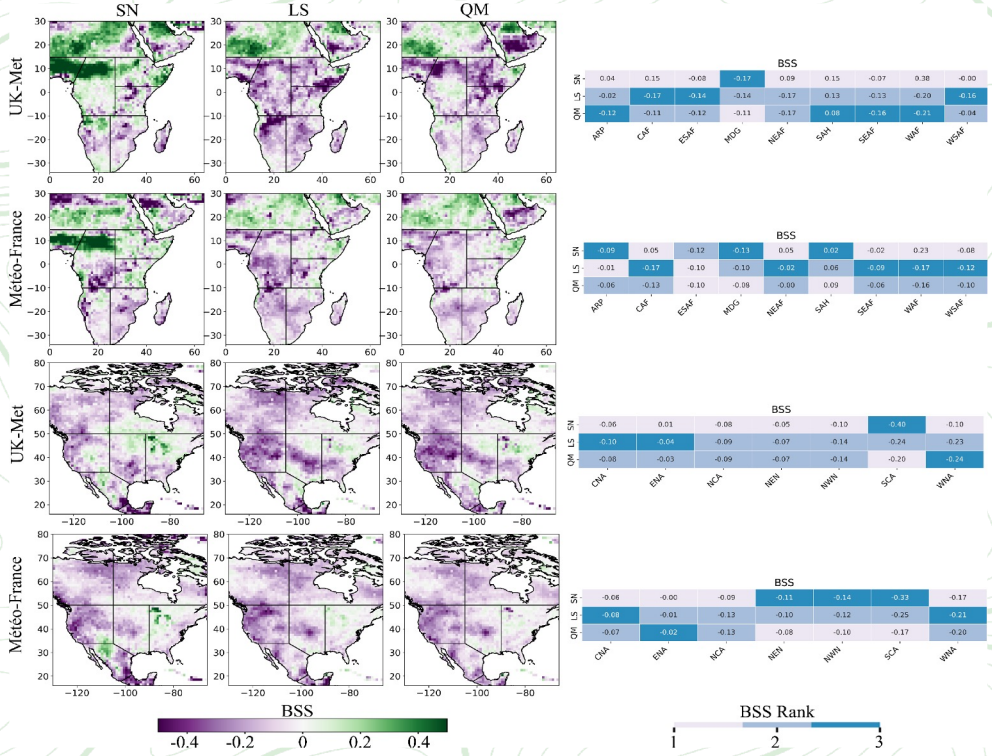
Abstract
Machine-learnt weather prediction (MLWP) models are now well established as being competitive with conventional numerical weather prediction (NWP) models in the medium range. However, there is still much uncertainty as to how this performance extends to longer timescales, where interactions 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

Por qué métodos de IA

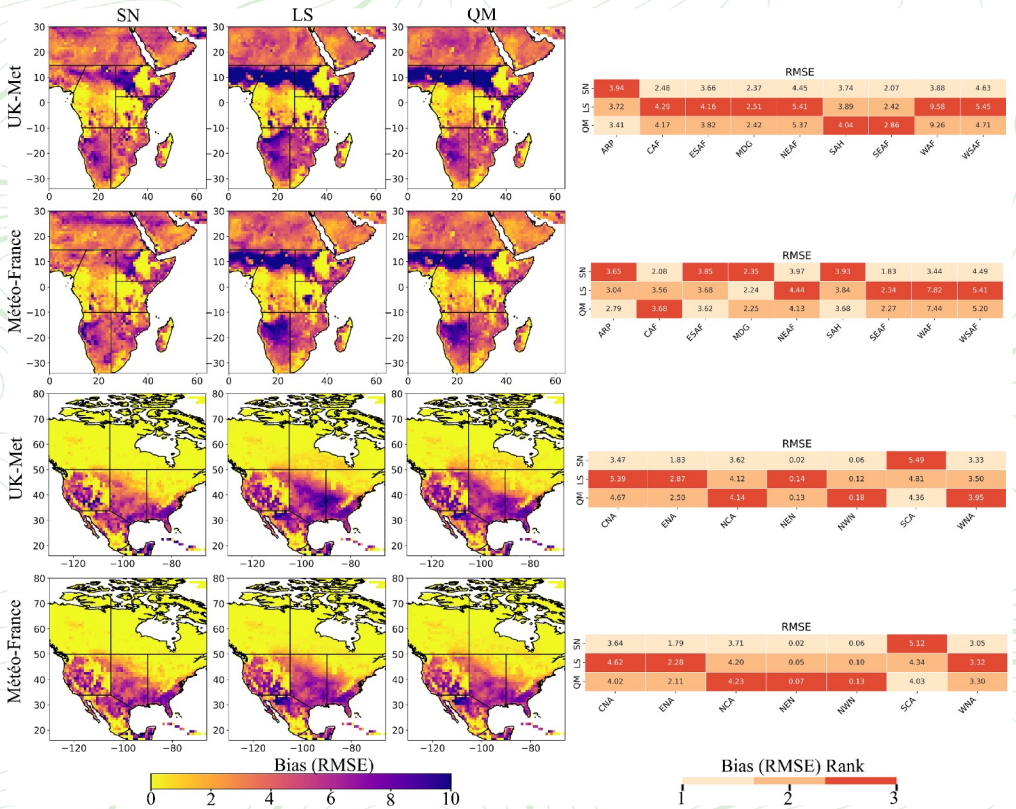


Resultados de la corrección de sesgos – Brier Skill Score



Brier Skill Score (BSS) sobre África (filas 1 y 2) en la estación SON y sobre Norteamérica (filas 3 y 4) en JJA, para Season-Net (columna 1), LS (columna 2) y QM (columna 3). La media por región del IPCC figura en la tabla a la derecha de cada fila. La escala de color del sesgo se limita a [-0,5, 0,5] para una visualización coherente entre mapas.

Evaluación basada en impactos – frecuencia de días cálidos (WDF))



Frecuencia de días cálidos (WDF): número de días que superan 35 °C

Mapas de RMSE del índice WDF en el periodo de prueba sobre África (filas 1 y 2) en SON y Norteamérica (filas 3 y 4) en JJA, para Season-Net (columna 1), LS (columna 2) y QM (columna 3). La media por región del IPCC figura en la tabla a la derecha de cada fila. La escala de color del sesgo se limita a [0, 10] para una visualización coherente entre mapas

Resultados de modelos meteorológicos de IA persistidos

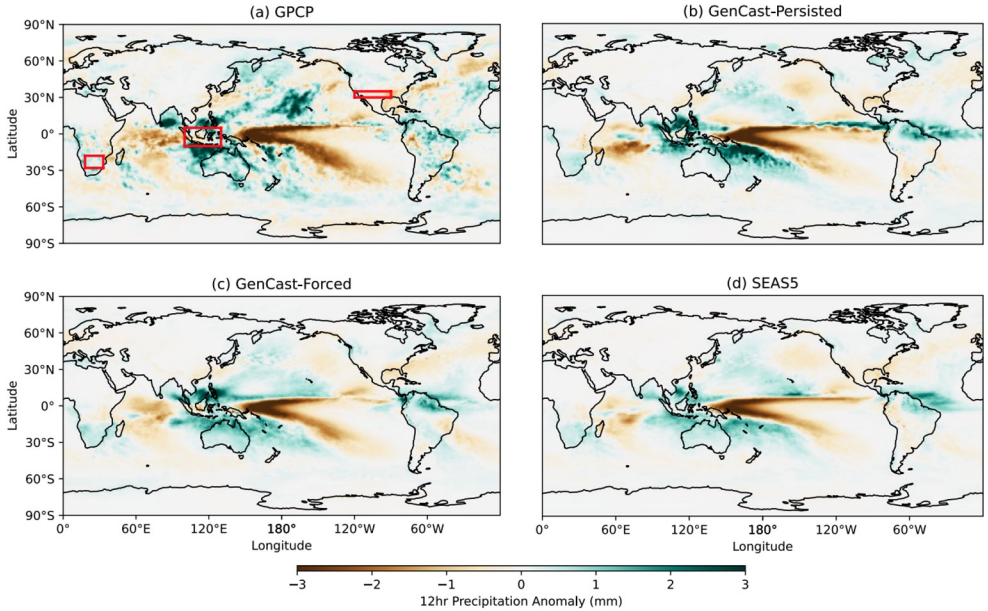


Fig. 1 Seasonal 12hr precipitation anomalies for December 2010–February 2011 (Strong La Niña). Red boxes indicate the subregions used in Fig. 3

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

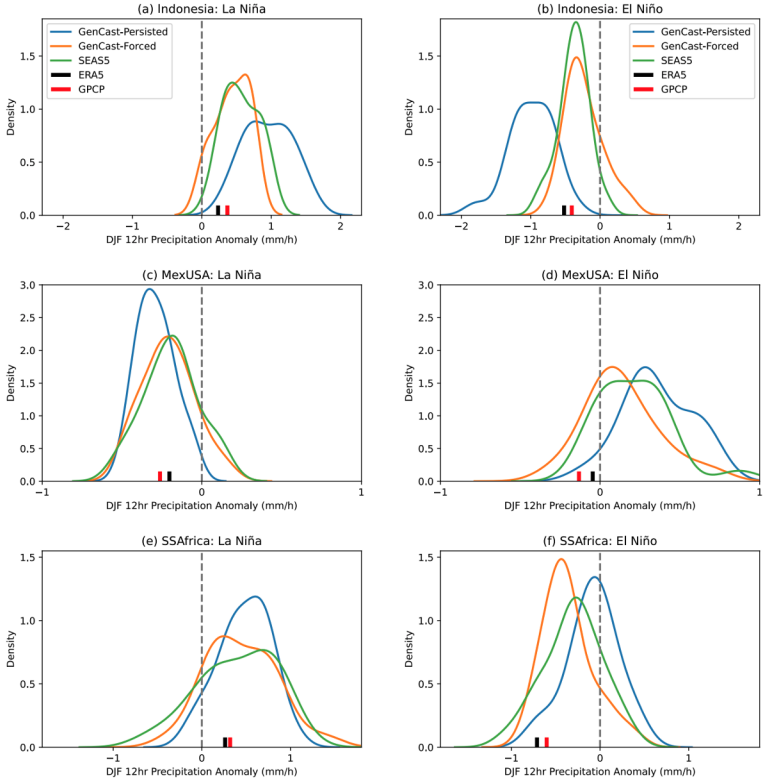


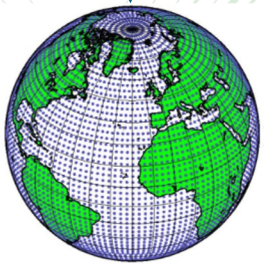
Fig. 3 Kernel density estimate for the distribution of DJF 12hr precipitation anomalies, averaged over each of the subregions shown in Figs. 1 and 2 (rows), and for each of the La Niña and El Niño case studies (columns). In each plot the ERA5 value is shown in black

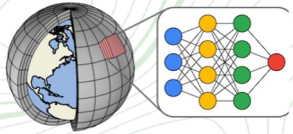
ImvulaNet: coproducción de predicciones para el impacto local

Lluvia y rendimientos locales aportados por los agricultores









NeuralGCM



Herramienta integrada de apoyo a la decisión para

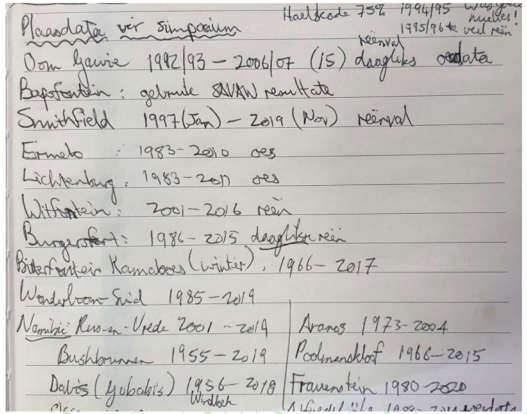
frontiers in Climate

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



Fuente: Landman, W. A., Archer, E. R., & Tadross, M. A. (2020). Citizen science for the prediction of climat 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

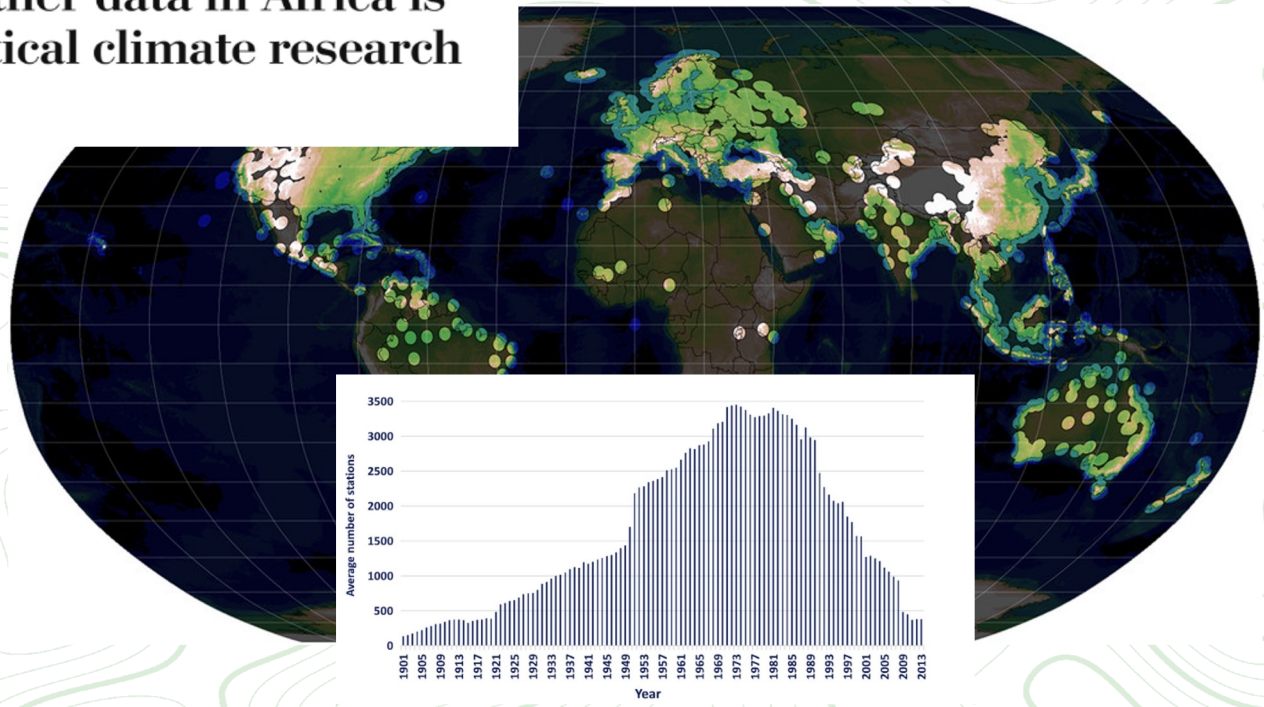
Advertencia: el obstáculo de la escasez de datos

The Washington Post
Democracy Dies in Darkness

AFRICA

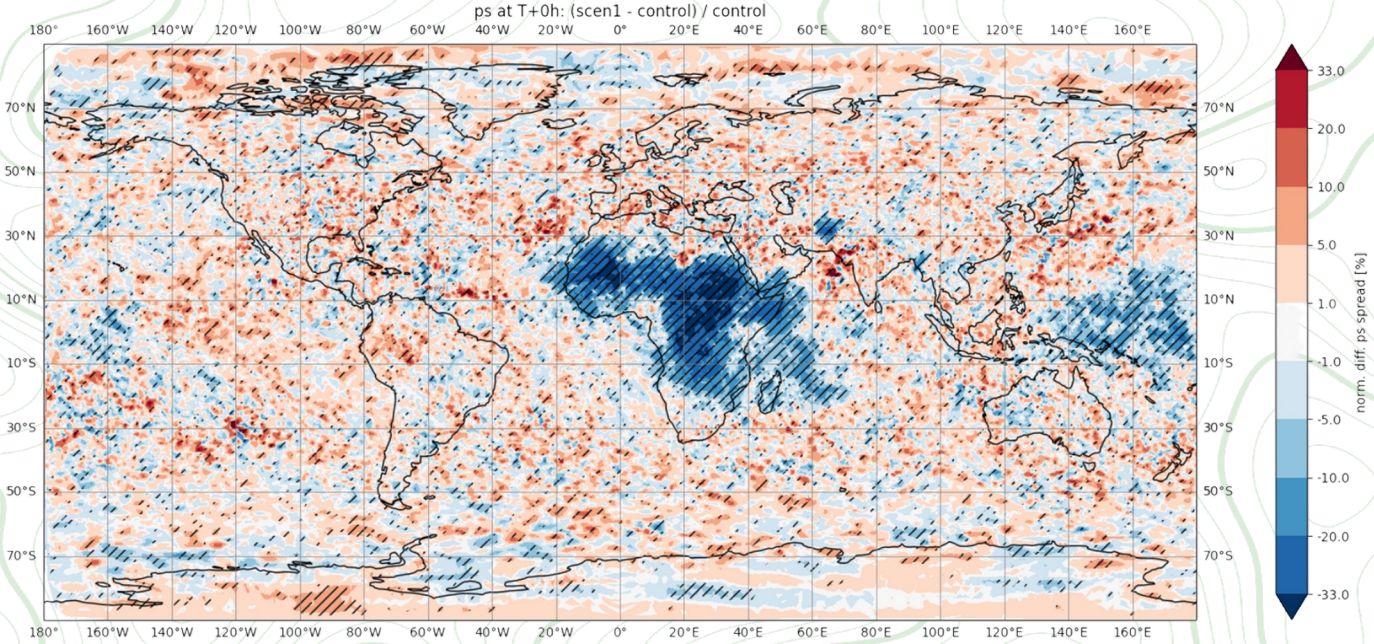
A lack of weather data in Africa is thwarting critical climate research

By Rachel Chason and Rael Ombuor
September 24, 2021 at 5:00 a.m. EDT



Evolución del número de estaciones meteorológicas usadas en el producto GPCC completo sobre África (T. DINKU)

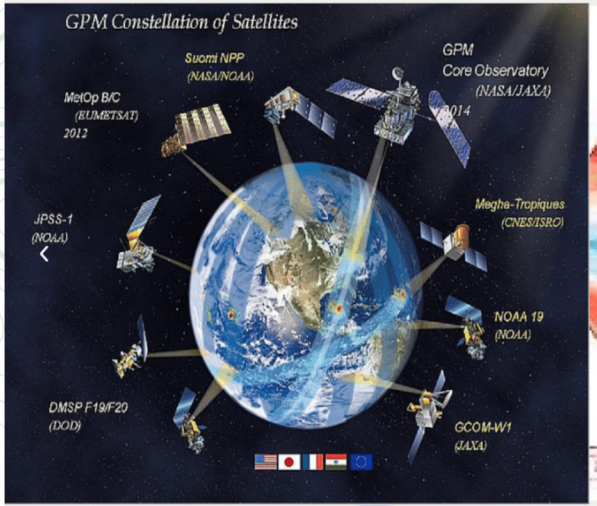
La escasez de datos perjudica a la predicción meteorológica



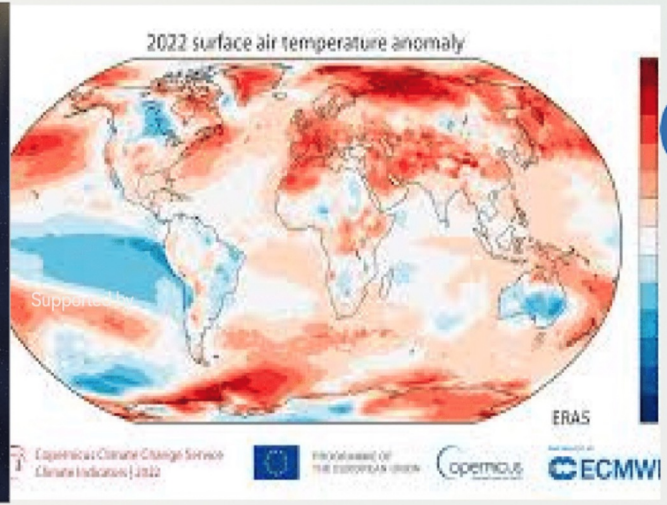
Reducción porcentual de la incertidumbre del análisis de presión en superficie con observaciones de superficie adicionales simuladas sobre África (ECMWF, 2025)

¿Recurrir a proxies globales?

Satellite Products



Renanalysis Products



Merged / Blended Products

MSWEP

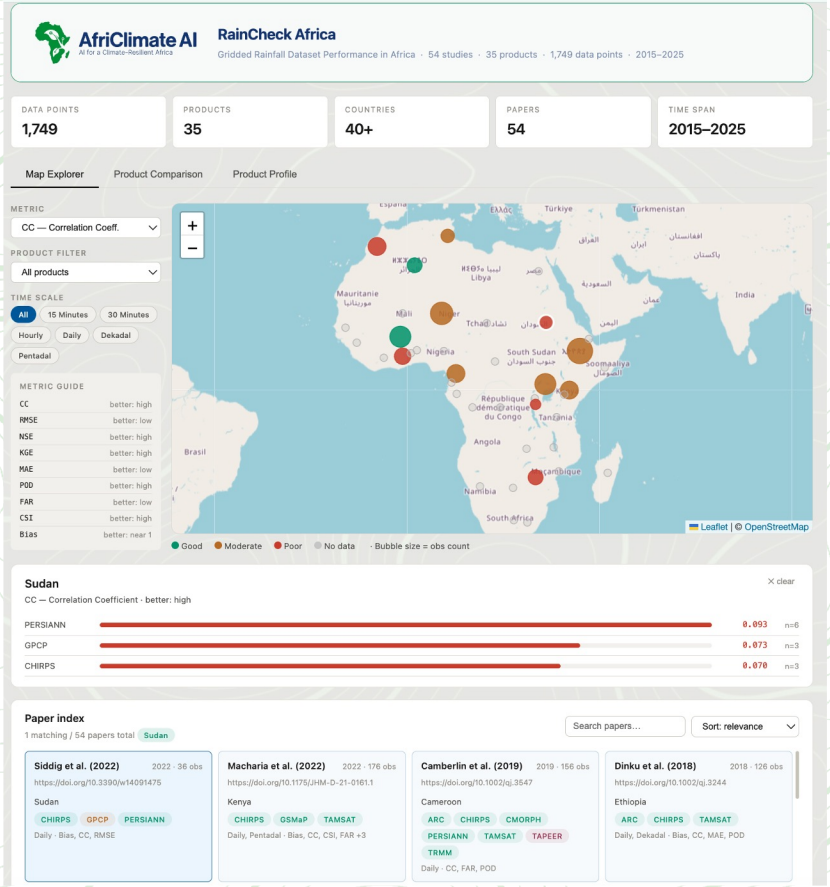
Climate Hazards Center
UC SANTA BAR

NASA

全球降水観測計画
GPM
GLOBAL PRECIPITATION MEASUREMENT

ECMWF

Pero ¿qué proxy? …RainCheck Africa



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

Mensajes clave

Parte A — predicción a corto plazo

- Los modelos de IA (GraphCast, GenCast, AIFS, Prithvi WxC) rivalizan ya con la PNT basada en la física, con una fracción del cómputo
- La habilidad probabilística (calibración, discriminación e incertidumbre, IDR) importa tanto como la precisión bruta
- Los sistemas híbridos IA-física son la realidad operativa a corto plazo

Parte B — predicción estacional

- La correlación y la RMSE pueden ocultar una baja habilidad en los impactos que importan: días de lluvia intensa, olas de calor, sequía
- La corrección de sesgos (escalado lineal, quantile mapping, Season-Net) es esencial para que las predicciones sean utilizables
- Aparición de modelos meteorológicos de IA persistidos para escalas estacionales y subestacionales
- La IA también reduce la brecha aquí, pero las mejoras siguen siendo desiguales por región

De la investigación al impacto

La habilidad de una predicción solo crea valor cuando llega a quienes actúan. La coproducción con agricultores y servicios meteorológicos nacionales convierte la salida de los modelos en información fiable y útil para decidir.

Hora del test: únete en Slido



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

Lecturas clave

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.

Gracias

shruti@afrilimate.ai

rendani@afrilimate.ai

https://africlimate.ai/



Diapositivas de reserva del test

Pregunta 1 de 4

OPCIÓN MÚLTIPLE

Al pasar de plazos medios a plazos más largos (estacionales, decenales), ¿hacia qué se desplaza la fuente dominante de predictibilidad/incertidumbre, desde un problema de valores iniciales?

A) Mayores requisitos de potencia de cálculo

B) Un problema de valores de contorno, impulsado por componentes de variación más lenta como el ENSO, el contenido de calor oceánico y el forzamiento por gases de efecto invernadero

C) La disponibilidad de datos satelitales

D) Solo la resolución del modelo

RESPUESTA

Respuesta correcta: B

El diagrama de escalas temporales muestra que la predictibilidad pasa de fuentes ligadas a las condiciones iniciales (humedad del suelo, MJO/NAO) a corto plazo a fuentes ligadas a las condiciones de contorno (ENSO, PDV/AMV/GMST, océano profundo/emisiones de GEI/uso del suelo) a plazos más largos.

Pregunta 2 de 4

VERDADERO / FALSO

La mayoría de los modelos de PNT con IA hasta la fecha (p. ej. FourCastNet, GraphCast, Pangu-Weather) se basan en arquitecturas codificador-procesador-decodificador y generan predicciones a varios días mediante despliegue autorregresivo, reinyectando cada predicción como entrada del siguiente paso de tiempo.

Verdadero

Falso

RESPUESTA

Respuesta correcta: Verdadero

Esta estructura codificador-procesador-decodificador con despliegue autorregresivo es la arquitectura común de FourCastNet, GraphCast, Pangu-Weather y modelos de PNT con IA similares.

Pregunta 3 de 4

OPCIÓN MÚLTIPLE

¿Cuál de las siguientes opciones describe mejor el papel del ENSO como fuente de habilidad de la predicción estacional?

A) El ENSO no tiene un efecto medible en los patrones regionales de lluvia

B) El ENSO modifica los patrones de lluvia de forma distinta en diferentes regiones del mundo, aportando una señal climática predecible que los modelos estacionales pueden aprovechar

C) El ENSO solo afecta a la habilidad de predicción a escala meteorológica (corto plazo), no estacional

D) El ENSO es una técnica de corrección de sesgos para ajustar la salida de los modelos estacionales

RESPUESTA

Respuesta correcta: B

El Niño modifica los patrones de lluvia (más húmedos/secos de lo normal) de forma distinta según la región: esta teleconexión es precisamente la razón por la que el ENSO aporta la señal climática que da habilidad a la predicción estacional.

Pregunta 4 de 4

OPCIÓN MÚLTIPLE

Los métodos de corrección de sesgos como el escalado lineal, el quantile mapping y Season-Net se consideran esenciales para que las predicciones estacionales sean utilizables en la toma de decisiones.

Verdadero

Falso

RESPUESTA

Respuesta correcta: Verdadero