

Medio siglo del Centro Europeo de Predicción a Plazo Medio (ECMWF)

Parte 2: Principales contribuciones al avance de la predicción numérica del tiempo

E. RODRÍGUEZ CAMINO, AME

Introducción

En su medio siglo de vida, el ECMWF ha contribuido sustancialmente al desarrollo de la predicción numérica del tiempo (PNT), especialmente desde su vertiente más operativa. Prácticamente desde el inicio de sus operaciones sus predicciones superaron en calidad a las de otros centros que desarrollaban tareas similares. Este éxito se puede atribuir al hecho de que el momento en el que surge el ECMWF se dieron una conjunción de circunstancias que ya hemos comentado en la Parte I¹. En primer lugar, había una gran voluntad y necesidad de cooperación europea. Además, en las décadas anteriores se había desarrollado una comprensión fundamental de la circulación atmosférica y su predictibilidad. También el Programa Global de Investigación Atmosférica (GARP), que se estaba desarrollando en esos años, contribuyó a crear y mejorar un sistema global de observación atmosférica para el tiempo y el clima. Finalmente, y no por ello menos importante, se avecinaba un gran avance en la supercomputación, incluyendo el desarrollo del ordenador Cray.

Dado el amplio campo de actividad que ha desarrollado el ECMWF en sus 50 años de historia, y para mantener esta contribución dentro de unos límites razonables, he optado por describir brevemente cuatro temas en los que el ECMWF ha estado en vanguardia de su desarrollo y que han constituido hitos y avances significativos en la PNT tanto desde el punto de vista teórico como de su aplicación práctica:

- Asimilación de datos mediante métodos variacionales, piedra angular para la mejora continua de las condiciones iniciales.
- Predicción por conjuntos basada en

vectores singulares, que ha transformado la forma de estimar la incertidumbre en las predicciones meteorológicas.

- Servicios operativos en apoyo a la mitigación y adaptación a los efectos del cambio climático y a la vigilancia de la composición atmosférica, a través del Programa Copernicus.

- Aplicación de técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático a los modelos de predicción.

En esta selección, necesariamente subjetiva, desgraciadamente se han tenido que quedar fuera muchos y muy reseñables desarrollos, como las contribuciones en la parte dinámica y física del modelo atmosférico, la predicción estacional –incluyendo el acoplamiento con otros componentes esenciales del sistema climático como el océano, hielo marino, superficie terrestre–, el desarrollo de infraestructura de cálculo y acceso a datos y otras muchas.

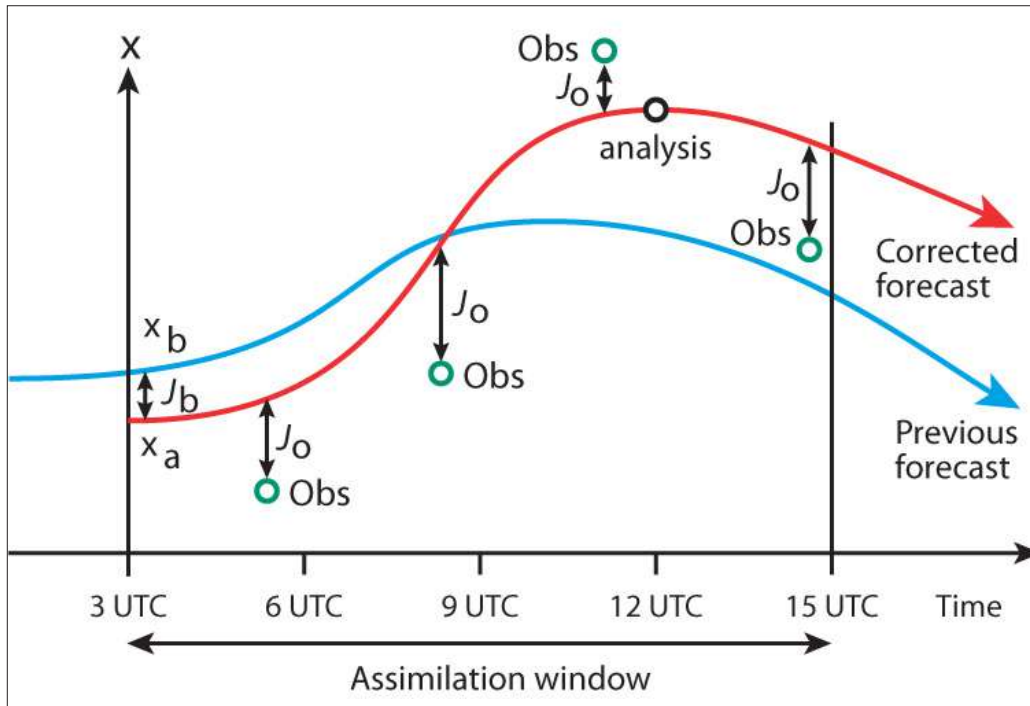
Asimilación variacional

Desde el principio quedó claro en el ECMWF que la calidad del sistema de análisis era fundamental para reducir los errores en las condiciones iniciales, y que estos errores crecían con el tiempo y afectaban a la calidad de las predicciones. Inicialmente, y por la presión de implementar rápidamente el sistema operativo de predicción, se desarrolló un sistema de interpolación óptima (OI) tridimensional que combinaba datos observacionales con una predicción a corto plazo. Este método funcionaba razonablemente bien aunque tenía limitaciones en la resolución, en la asignación de la hora real de las observaciones y en la consistencia entre las variables analizadas, por lo que a partir de los años 80, se comenzó a investigar la técnica de

asimilación variacional en tres dimensiones (3D-Var) y posteriormente en cuatro dimensiones (4D-Var). La utilización de datos observacionales directamente asociados a su momento de medición, como sucede con 4D-Var, permitió optimizar el uso de datos satelitales y radiancias sin procesar y supuso un avance significativo en la calidad de los análisis y de las predicciones. De hecho, el desarrollo e implementación de la asimilación variacional en el ECMWF marcó un hito en el avance de la PNT, destacándose tanto su enfoque innovador como su temprana puesta en operaciones.

La técnica de asimilación variacional comenzó a investigarse en los años 80, basándose en el método adjunto desarrollado por Guri Marchuk en 1974 (Tagliand y Courtier 1987). Los primeros experimentos demostraron que esta técnica podría reducir el ruido generado por las ondas gravitatorias y que obligaba a introducir un módulo de inicialización que las filtraba tras el análisis basado en OI. En 1996, el ECMWF implementó operativamente el sistema 3D-Var que optimizaba el uso de datos observacionales en momentos específicos y que mejoraba la calidad de los análisis globales (Courtier *et al* 1998). El ECMWF fue el primer centro en implementar operativamente (en noviembre de 1997) el sistema 4D-Var, que al utilizar las observaciones en su tiempo real de medición, era capaz de representar con mayor precisión la evolución temporal de la atmósfera (Rabier *et al*. 1990). La implementación de 4D-Var permitió al ECMWF liderar internacionalmente la predicción numérica global, especialmente en el plazo medio, y facilitó el camino para el uso directo de las radiancias satelitales sin procesar. Météo France colaboró estrechamen-

¹ Medio siglo del Centro Europeo de Predicción a Plazo Medio (ECMWF) Parte 1: Del impulso político hasta el inicio de las operaciones
<https://doi.org/10.30859/ameTyCn88p19>



Esquema de asimilación 4D-VAR para un único parámetro x , en el que las observaciones se comparan con una predicción a corto plazo de un análisis previo durante una ventana de asimilación de doce horas. El estado inicial del modelo, x_b , se modifica para lograr un buen equilibrio, x_a , basado en la estadística y la dinámica, minimizando una función de penalización. Los términos de penalización más importantes son J_b , que representa el ajuste a la predicción previa x_b , y J_o que representa el ajuste a todas las observaciones dentro de la ventana de asimilación (fuente: ECMWF)

te con el ECMWF en el desarrollo de la asimilación variacional e implementó su propio sistema 4D-Var en junio de 2000. La Met Office adoptó el sistema 4D-Var en octubre de 2004, varios años después del ECMWF, debido a limitaciones en recursos computacionales y a prioridades diferentes. El NCEP de EE. UU. optó inicialmente por métodos alternativos, como el *Ensemble Kalman Filter*, por su menor demanda computacional si bien no alcanzaba la precisión del 4D-Var en el plazo medio.

La asimilación 4D-VAR ha ido mejorando desde el inicio de su implementación operativa con un mejor uso de los datos, especialmente con la asimilación directa de las radiancias medidas desde un número significativamente creciente de instrumentos a bordo de satélites, la introducción de los conjuntos en la asimilación y el uso de las técnicas de autoaprendizaje (*machine learning*, ML), tendiendo además a una asimilación totalmente acoplada de todos los componentes del sistema Tierra (ECMWF 2017, ECMWF 2022)

Predicción de la incertidumbre

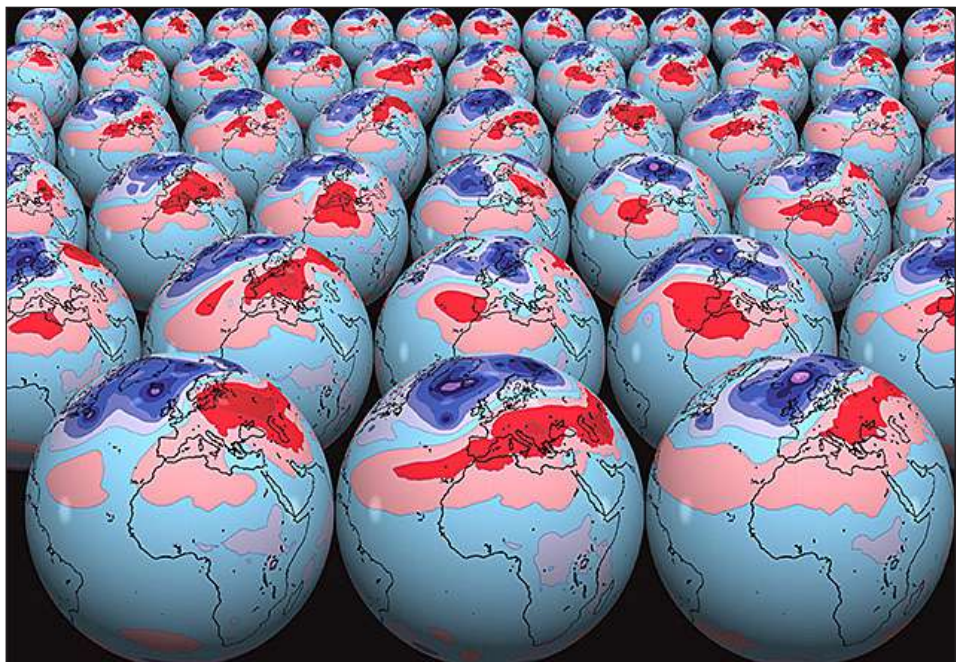
La naturaleza caótica de la atmósfera

Conjunto de simulaciones en las que se basa la predicción por conjuntos que permite explorar la incertidumbre de la predicción y realizar predicciones probabilísticas (fuente: ECMWF)

implica que ningún sistema de predicción meteorológica puede ser perfecto y siempre existirán incertidumbres. Una forma de estimar estas incertidumbres consiste en generar un conjunto de predicciones que proporciona una colección de posibles predicciones y la probabilidad de, por ejemplo, fenómenos meteorológicos extremos potencialmente peligrosos. Un sistema operativo de predicción por conjuntos fiable y preciso debe representar de la mejor manera posible las incertidumbres en las condiciones iniciales y el modelo de predicción.

Bajo el liderazgo de Tim Palmer, el ECMWF comenzó a desarrollar en los años ochenta una técnica que utiliza vectores singulares para calcular pequeñas perturbaciones de las condiciones iniciales, lo que ayudaba a maximizar la dispersión de los miembros del conjunto.

Las predicciones por conjuntos operativas comenzaron en el ECMWF en diciembre de 1992 (Molteni *et al.* 1996), aproximadamente al mismo tiempo que en el NCEP de EE. UU. si bien en este último caso se aplicaba la técnica alternativa de *breeding* para generar las perturba-



Medio siglo del Centro Europeo de Predicción a Plazo Medio (ECMWF)

Parte 2: Principales contribuciones al avance de la predicción numérica del tiempo

ciones de las condiciones iniciales. Posteriormente se introdujeron las predicciones por conjuntos en muchos otros centros de predicción de todo el mundo influidos por el ECMWF. Las primeras predicciones por conjuntos del ECMWF contaban con 33 miembros y una resolución horizontal de aproximadamente 210 km y se ejecutaban tres veces por semana, con un alcance de diez días. Como los modelos numéricos utilizados para simular la atmósfera, el océano y otros componentes del sistema terrestre también presentan incertidumbres, en 1998 se introdujo adicionalmente una técnica basada en la perturbación estocástica de las tendencias de las parametrizaciones que aplicaba perturbaciones durante la predicción en la representación de los procesos a escala subrejilla.

Desde principios de la década del 2000, también se han utilizado conjuntos para generar las predicciones mensuales y estacionales del ECMWF, ejecutados con una resolución menor que los conjuntos a plazo medio para limitar los costos de producción. Con el tiempo, los conjuntos de las predicciones en las diferentes escalas temporales se han ido acercando para tener un enfoque unificado (*seamless*). Además, en 2010 se introdujeron también los conjuntos en el sistema de asimilación de datos para representar las incertidumbres en las condiciones atmosféricas iniciales adicionalmente al uso de vectores singulares, lo que mejoró las predicciones. El ECMWF también utiliza conjuntos para los reanálisis, de hecho, el reanálisis ERA5 incluyó por primera vez en 2019 información sobre la incertidumbre, basada en el uso de conjuntos dentro del sistema de asimilación 4D-Var. Adicionalmente, en mayo de 2021, se introdujo la precisión simple (32 bits en lugar de 64 bits) lo que permitió aumentar de la resolución vertical de las predicciones por conjuntos de 91 niveles a 137 con la consiguiente mejora de las predicciones.

Desde el inicio de la predicción operativa por conjuntos la resolución horizontal ha aumentado de 210 a 9 km, siendo actualmente la misma que la predicción determinista con lo que esta última denominación ya ha perdido su sentido. La información probabilística que proporcionan los conjuntos puede ser especialmente valiosa para las alertas tempranas

de condiciones meteorológicas adversas. La predicción por conjuntos ha supuesto una revolución en el uso de las predicciones, dando origen a las predicciones probabilísticas y a la toma de decisiones basada en riesgos. El ECMWF ha sido y es un referente en predicción por conjuntos, influenciando a otros centros internacionales (Buizza y Richardson 2017, ECMWF 2022)

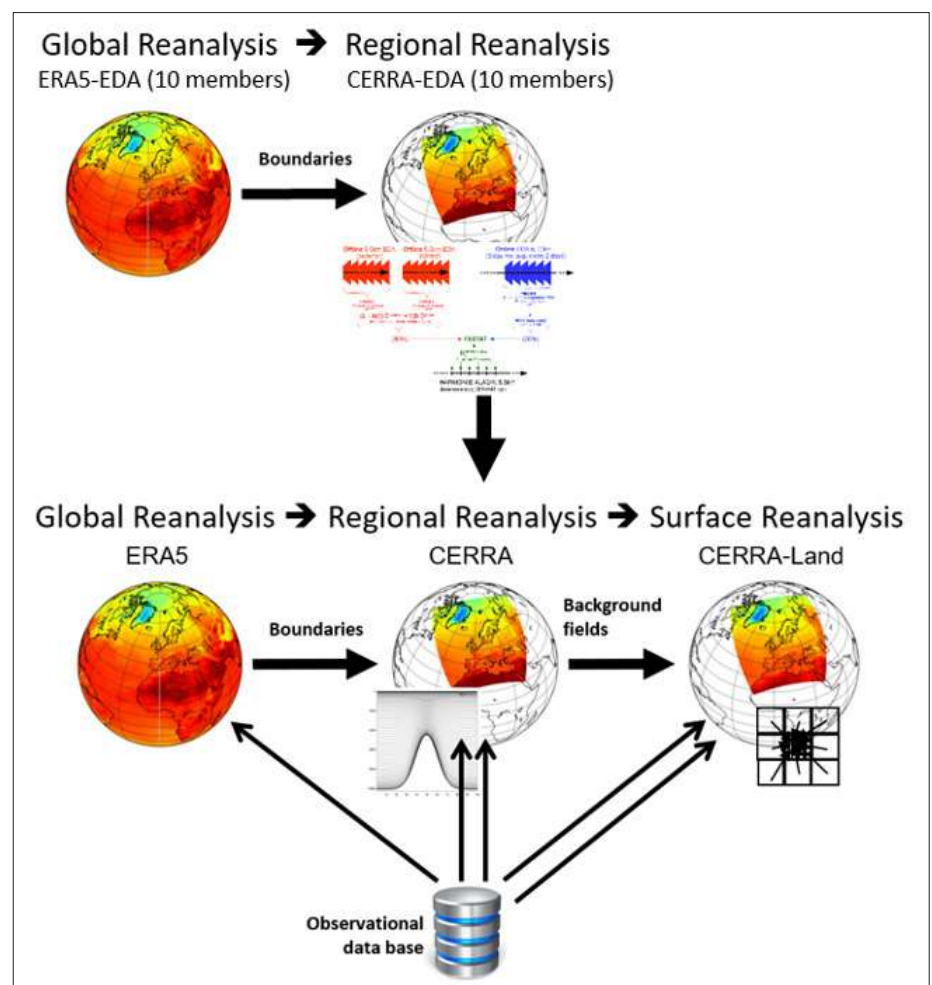
ECMWF como brazo operativo de Copernicus

El Programa Copernicus, la iniciativa insignia de la Unión Europea en materia de observación de la Tierra proporciona acceso libre y gratuito a datos ambientales de alta calidad, lo que facilita la toma de decisiones en materia de vigilancia del clima, calidad del aire, vigilancia de los océanos y superficie terrestre así como la gestión de emergencias, en beneficio de los sectores público y privado.

Desde su creación en 2014, parte del

Programa Copernicus ha sido implementado por el ECMWF en colaboración con otras instituciones europeas e internacionales. El ECMWF tiene encomendado el Servicio de Vigilancia de la Atmósfera de Copernicus (CAMS) (Peuch *et al.* 2022) y el Servicio de Cambio Climático de Copernicus (C3S) (Buontempo *et al.* 2022). Estos servicios proporcionan productos operativos esenciales que abarcan calidad del aire, reanálisis climático, predicciones estacionales, vigilancia de los gases de efecto invernadero y radiación solar. El CAMS y el C3S prestan servicio respectivamente a miles y decenas de miles de usuarios directos en todo el mundo y llegan a millones de usuarios indirectos. Los servicios apoyan a los responsables políticos, las empresas y los investigadores con información climática y ambiental fidedigna.

Las actividades de reanálisis son una pieza clave dentro de C3S, ya que proporcionan una base coherente, com-



Cadena de producción de CERRA y CERRA-Land basada en ERA5-EDA (fuente: ECMWF)

pleta y consistente de datos climáticos históricos que permiten comprender el clima pasado, monitorear el clima actual y proyectar tendencias futuras. Los reanálisis garantizan una base objetiva, científica y reproducible sobre el estado del clima y permiten: **i)** evaluar tendencias de largo plazo del cambio climático; **ii)** alimentar estudios académicos y evaluaciones como los informes del IPCC; **iii)** desarrollar productos sectoriales (p.ej., agricultura, energía, salud); **iv)** mejorar la gestión del riesgo climático y de desastres. El ECMWF ha sido uno de los pioneros y líderes mundiales en la producción de reanálisis climáticos. Su serie de reanálisis ha evolucionado en precisión, resolución espacial, cobertura temporal y variables disponibles, y ha ido ganando en aceptación por parte de la comunidad climatológica que inicialmente lo consideraba como un producto numérico alejado de los datos observacionales y por lo tanto no muy adecuado para estudios de clima.

El primer reanálisis producido por el ECMWF en 1996 fue el ERA-15, con una resolución espacial de 125 km y una cobertura de aproximadamente 15 años. El siguiente análisis fue el ERA-40 manteniendo la resolución espacial, pero con una mejor asimilación de datos y una base observacional mucho más amplia. El ERA-Interim puede decirse que fue el primer reanálisis “moderno” basado en asimilación 4D-Var mejorando la resolución espacial hasta aproximadamente 80 km.

Actualmente el C3S genera el ERA5 en modo cuasi-operacional solo con un retraso de unas semanas (Balsamo *et al.* 2020). Posee una resolución espacial de ~31 km, 137 niveles verticales y cubre desde 1940 hasta la actualidad, con resolución horaria y global y está libremente disponible. ERA5 incluye además una estimación de la incertidumbre mediante un sistema de asimilación por conjuntos (ERA5-EDA). Es importante mencionar también la producción de reanálisis en alta resolución (9 km) sobre la superficie terrestre (ERA5-Land) y los reanálisis regionales sobre Europa (CERRA). También son muy relevantes el ECA4 (reanálisis global de composición atmosférica del ECMWF de cuarta generación) y el EGG4 (reanálisis global de

gases de efecto invernadero del ECMWF de cuarta generación).

El ECMWF también contribuye de forma clave al Servicio de Gestión de Emergencias de Copernicus (CEMS), bajo la dirección del Joint Research Centre (JRC), apoyando la predicción global de inundaciones e incendios. El ECMWF es el responsable del Sistema Europeo de Alerta de Inundaciones (EFAS, de sus siglas en inglés) y del Sistema Mundial de Alerta de Inundaciones, que proporciona predicciones de inundaciones con hasta 30 días de antelación y un pronóstico hidrológico con varios meses de antelación, lo que ayuda a los organismos nacionales e internacionales a anticipar y mitigar los riesgos de inundación.

Paralelamente, el ECMWF también se encarga de elaborar evaluaciones diarias del peligro de incendios. Estas evaluaciones, que incluyen pronósticos de alta resolución y conjuntos con una duración de hasta 15 días, se integran en el Sistema Europeo de Información sobre Incendios Forestales (EFFIS, de sus siglas en inglés) y el Sistema Mundial de Información sobre Incendios Forestales para apoyar a las autoridades nacionales en la gestión de incendios forestales en Europa y regiones vecinas, así como en todo el mundo. Esto complementa perfectamente el Sistema Mundial de Asimilación de Incendios (GFAS) del CAMS, que integra observaciones satelitales de la potencia radiativa de los incendios para estimar las emisiones globales de la quema de biomasa, alimentando así los modelos de composición atmosférica para evaluar el impacto de los incendios forestales en la calidad del aire y el clima.

Con la Fase 2 de Copernicus (2021-2028), el ECMWF amplía sus contribuciones, incluyendo la Capacidad de Apoyo a la Monitorización y Verificación de las Emisiones Antropogénicas de CO₂ de Copernicus (CO2MVS), que proporcionará evaluaciones independientes basadas en observaciones de las emisiones globales de gases de efecto invernadero. Estos servicios innovadores se basarán en el componente espacial del Programa Copernicus, incluyendo el lanzamiento de una nueva generación de satélites entre 2025 y 2028 (en particular, los satélites geoestacionarios Sentinel 4 y Sentinel 5, la constelación CO₂M y las misiones con-

tribuyentes a Copernicus). Las nuevas iniciativas también incluyen el primer reanálisis global acoplado del sistema Tierra y Programas Nacionales de Colaboración adaptados a las necesidades de los estados miembros de la UE para ampliar y apoyar los servicios y la captación de datos de Copernicus.

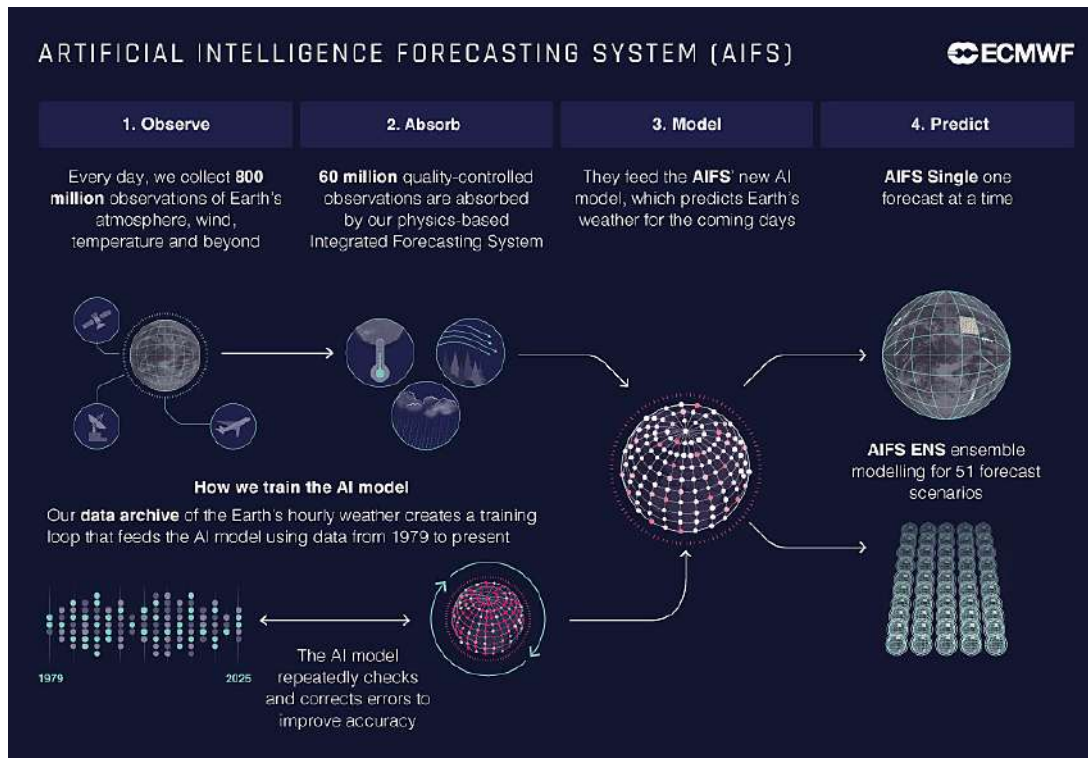
Emergencia de la inteligencia artificial

La resolución de las ecuaciones físicas que describen la evolución de la atmósfera y la computación de alto rendimiento han constituido el pilar básico desde los comienzos de la PNT en la década de 1950 y a la vez ha sido el principal factor limitante para realizar los cálculos que los modelos de predicción exigen con la suficiente rapidez como para generar resultados útiles. Las especificaciones clave de los modelos, como la resolución espacial, el paso de tiempo, la complejidad de los procesos del sistema terrestre y el volumen y la diversidad de datos observacionales utilizados en la asimilación de datos, se han multiplicado por un millón en los últimos 20 años proporcionalmente a la potencia computacional disponible. Esta progresión de la PNT en paralelo con la tecnología informática está llegando a su fin y la mejora de la capacidad de cómputo está ralentizándose porque el crecimiento exponencial de la Ley de Moore ya no se mantiene como antes y porque la velocidad de los procesadores se ha estabilizado por limitaciones térmicas y energéticas. Aunque aumentan los núcleos y el paralelismo, los algoritmos de predicción física no siempre escalan bien, especialmente en la comunicación entre nodos. Además, el aumento de la resolución de forma constante implica multiplicar el consumo energético y los costes, lo cual no es sostenible ni económica ni ecológicamente. Todo ello implica que la evolución futura de la PNT tendrá que experimentar una drástica revolución.

La situación cambió rápidamente en el año 2022 cuando algunas grandes empresas tecnológicas como NVIDIA, Huawei y Google DeepMind avanzaron en la calidad de las predicciones meteorológicas con sus respectivos modelos FourCastNet, Pangu-Weather y GraphCast basados exclusivamente en métodos de aprendizaje automático (ML por

Medio siglo del Centro Europeo de Predicción a Plazo Medio (ECMWF)

Parte 2: Principales contribuciones al avance de la predicción numérica del tiempo



Esquema de los modelos AIFS Single y AIFS ENS (fuente: ECMWF)

ración de las predicciones. El AIFS es el primer modelo abierto de predicción meteorológica totalmente operativo que utiliza aprendizaje automático con la más amplia gama de parámetros. Incluye campos esenciales para los usuarios, como el viento y la temperatura, y detalles sobre los diferentes tipos de precipitación, desde nieve hasta lluvia. El AIFS tiene un tamaño de rejilla de 28 km y un ciclo de 6 horas, mientras que el IFS basado en física posee un tamaño de rejilla de 9 km. La primera versión operativa, que se denomina AIFS Single, ejecuta una única

predicción determinista.

Casi solapándose con la aparición de este número de *TyC*, el 1 de julio de 2025, se ha puesto en operación la correspondiente versión AIFS basada en predicción por conjuntos denominada AIFS ENS. El sistema AIFS ENS genera múltiples miembros mediante el muestreo de una distribución aprendida, capturando la incertidumbre de las condiciones meteorológicas futuras (véanse las características de esta implementación en <https://confluence.ecmwf.int/display/FCST/Implementation+of+AIFS+ENS+v1>). El modelo se entrena utilizando una versión del índice *Continuous Ranked Probability Score* (CRPS) que garantiza que las predicciones sean a la vez precisas y estén bien calibradas. El sistema AIFS ENS supera al sistema tradicional de conjuntos basado en la física del ECMWF en pronósticos a medio plazo y presenta un rendimiento competitivo en pronósticos subestacionales cuando se evalúan como anomalías. La extensión del AIFS ENS a predicciones extendidas subestacionales y estacionales, así como el potencial de hibridar predicciones basadas en datos y en física también será un activo campo de investigación en los próximos años.

Las observaciones meteorológicas siempre han sido un ingrediente clave

machine learning, en inglés), en particular de aprendizaje profundo, hasta acercarse a la pericia del modelo del ECMWF (denominado *Integrated Forecasting System*, IFS) (véase, p.ej., Keisler 2022).

A la vista de este desafío, el mismo ECMWF reaccionó con rapidez y comenzó a desarrollar su propio modelo íntegramente basado en estas técnicas (denominado Artificial Intelligence/Integrated Forecasting System, AIFS) con código abierto para comparar con los modelos arriba mencionados y explorar vías alternativas de trabajo. Ha trascendido mucho en los medios de comunicación que estos modelos basados en ML requieren para generar su predicción de sólo un minuto en una única unidad de procesamiento gráfica y que por lo tanto consumen una ínfima cantidad de energía en comparación con el modelo IFS. Sin embargo, la lectura no es tan simple ya que todos estos modelos basados exclusivamente en ML actualmente dependen en gran medida del IFS ya que utilizan datos del reanálisis ERA5 (generados con el IFS) para su entrenamiento, validación y establecimiento de condiciones iniciales. La calidad de las predicciones se ha medido fundamentalmente utilizando el error cuadrático medio, siendo los modelos ML en su fase de en-

trenamiento diseñados para minimizar precisamente este mismo índice. La evaluación de la calidad de las predicciones es una tarea mucho más compleja que la simple comparación de un único índice de verificación, normalmente hay que considerar una batería de índices que miden diferentes aspectos de la predicción, también hay que considerar si se suavizan o no las predicciones de los eventos extremos (que es donde las predicciones tienen más valor), y sobre todo hay que verificar si las predicciones muestran o no una imagen físicamente consistente de todas las variables. El diseño de la fase de entrenamiento es esencial en las predicciones basadas exclusivamente en ML para optimizar uno u otro aspecto de las predicciones (Chantry *et al.* 2023).

En febrero de 2025 el ECMWF ha puesto en operación el modelo AIFS para que funcione en paralelo con el IFS tradicional, basado en la física (Lang *et al.* 2024). El AIFS supera a los modelos de física de vanguardia en numerosos indicadores, incluyendo las trayectorias de ciclones tropicales, con mejoras de hasta un 20 %. Además, el modelo AIFS aprovecha las oportunidades que ofrece el ML proporcionando una mayor velocidad de cálculo y una reducción de aproximadamente 1000 veces en el consumo de energía para la elabo-

en la predicción meteorológica. Se utilizan para determinar el punto de partida de cualquier predicción. En la PNT tradicional, se combinan en la asimilación de datos con una predicción previa a corto plazo para obtener un estado inicial completo de la atmósfera y los componentes relacionados del sistema terrestre. Recientemente, el ECMWF ha desarrollado un sistema basado en AIFS que no utiliza la asimilación de datos en absoluto, las predicciones se basan únicamente en observaciones, sin un paso separado para establecer un estado inicial completo ni recurrir a reanálisis para el entrenamiento. Este enfoque evita dos problemas asociados con la asimilación de datos: el primero es el conocimiento detallado que se requiere de la incertidumbre de las observaciones y del *first guess* (predicción previa); y el segundo es la necesidad de contar con una correspondencia muy precisa entre las observaciones, que puede ser la radiación medida por satélites, y los estados del modelo. Este método de predicción,

actualmente en desarrollo, denominado Inteligencia Artificial-Predicción Directa de la Observación (AI-DOP, por sus siglas en inglés)), evita estos problemas al operar directamente sobre las magnitudes físicas que realmente miden los sistemas de observación meteorológica (Alexe *et al.* 2024).

Como vemos, los desarrollos basados en AIFS y AI-DOP que están teniendo lugar en el ECMWF están cambiando la continua evolución de la PNT basada en las leyes de la física que fue calificada de *revolución silenciosa* (Bauer *et al.* 2015) para situarnos en un punto de bifurcación que implica una revisión de los métodos y principios que se han venido aplicando hasta ahora en el desarrollo de la PNT (Bauer 2024).

Conclusión

A lo largo de sus cinco décadas de existencia, el ECMWF ha desempeñado un papel central en la evolución de la PNT, llegando a ser, casi desde sus inicios, un centro líder en predicción numérica a

medio plazo. Su capacidad para integrar teoría, observación, modelización y computación de alto rendimiento ha permitido avances fundamentales en la calidad de las predicciones y en la comprensión del sistema climático. El ECMWF no solo ha cumplido con las altas expectativas que motivaron su creación, sino que ha superado ampliamente su misión inicial centrada en la predicción numérica a medio plazo. En ese tiempo, ha logrado consolidarse como un centro de referencia internacional, manteniendo siempre el equilibrio entre excelencia científica y utilidad operativa.

El enfoque colaborativo entre el ECMWF y sus estados miembros, junto con una sobresaliente visión estratégica de los desarrollos en PNT, han sido clave para mantener una trayectoria sostenida de innovación. Desde la asimilación variacional hasta las nuevas fronteras de la inteligencia artificial aplicada a la predicción, el ECMWF ha sabido anticiparse a los desafíos y posicionarse en la vanguardia del conocimiento en el campo de la PNT.

Referencias

- Alexe, M. *et al.*, 2024. GraphDOP: Towards skilful data-driven medium-range weather forecasts learnt and initialised directly from observations. arXiv:2412.15687 [physics.ao-ph]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.15687>
- Balsamo, G. *et al.*, 2020: The ERA5 global reanalysis. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 146(730), 1999–2049. <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
- Bauer, P., Thorpe, A., Brunet, G., 2015. The quiet revolution of numerical weather prediction. Nature, 525(7567), 47–55. <https://doi.org/10.1038/nature14956>
- Bauer, P., 2024: What if? Numerical weather prediction at the crossroads. Journal of the European Meteorological Society, 1. <https://doi.org/10.1016/j.jemets.2024.100002>
- Buontempo, C. *et al.*, 2022: The Copernicus Climate Change Service: Climate Science in Action. Bull. Amer. Meteor. Soc., 103 (12), E2669–E2687. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-21-0315.1>
- Buizza, R. and Richardson, D., 2017: 25 years of ensemble forecasting at ECMWF, ECMWF newsletter No. number 153, pag 20–31, <https://doi.org/10.21957/bv4180>
- Chantry, M., Ben Bouallegue, Z., Magnusson, L., Maier-Gerber, M., Dramsch, J., 2023. The rise of machine learning in weather forecasting. ECMWF Science Blog, <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/science-blog/2023/rise-machine-learning-weather-forecasting>
- Courtier, P., E. Andersson, W. Heckley, J. Pailleux, D. Vasiljevic, M. Hamrud, A. Hollingsworth, F. Rabier and M. Fisher, 1998: The ECMWF implementation of three-dimensional variational assimilation (3D-Var). I: Formulation. Q. J. R. Meteorol. Soc., Vol 124, No. 550, pp 1783, <https://doi.org/10.1002/qj.49712455002>
- ECMWF, 2017: 20 years of 4D-Var: better forecasts through a better use of observations. Disponible en <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/news/2017/20-years-4d-var-better-forecasts-through-better-use-observations>
- ECMWF, 2022: 25 years of 4D-Var: how machine learning can improve the use of observations. Disponible en <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/news/2022/25-years-4d-var-how-machine-learning-can-improve-use-observations>
- ECMWF, 2022: 30 years of ensemble forecasting at ECMWF. Disponible en <https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/focus/2022/30-years-ensemble-forecasting-ecmwf#:~:text=ECMWF%20was%20one%20of%20the,a%20range%20of%20environmental%20services>
- Keisler, R., 2022: Forecasting Global Weather with Graph Neural Networks. arXiv:2202.07575 [physics.ao-ph]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.07575>
- Lang, S. *et al.* 2024. AIFS – ECMWF's data-driven forecasting system. arXiv:2406.01465 [physics.ao-ph]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.01465>
- Molteni, F., R. Buizza, T.N. Palmer, T. Petroliagis, 1996: The ECMWF ensemble prediction system: methodology and validation. Q. J. R. Meteorol. Soc., 122, pp. 73–119, <https://doi.org/10.1002/qj.49712252905>
- Peuch, V.-H. *et al.*, 2022: The Copernicus Atmosphere Monitoring Service: From Research to Operations. Bull. Amer. Meteor. Soc., 103 (12), E2650–E2668. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-21-0314.1>
- Rabier, F., H. Järvinen, E. Klinker, J.-F. Mahfouf, A. Simmons, 2000: The ECMWF operational implementation of four-dimensional variational assimilation. I: Experimental results with simplified physics. Q. J. R. Meteorol. Soc., 126, 1143–1170, <https://doi.org/10.1002/qj.49712656415>
- Talagrand, O. y Courtier, P., 1987: Variational assimilation of meteorological observations with the adjoint vorticity equation-Part I. Theory. Q. J. R. Meteorol. Soc. 113, 1311 – 1328, <https://doi.org/10.1002/qj.49711347812>