

# Características e implementación de la técnica EFSOI acoplada al sistema de asimilación de datos LETKF-WRF.

Nota Técnica SMN 2024-160.

**Casaretto Gimena<sup>1,2,3</sup>, Maria Eugenia Dillon<sup>1,2</sup>, Paula Maldonado<sup>1</sup>, Yanina Garcia Skabar<sup>1,5</sup>, Maximiliano Sacco<sup>1</sup>, Juan Ruiz<sup>2,3,4,5</sup>**

<sup>1</sup> Dirección nacional de Ciencia e Innovación en Productos y Servicios. SMN.

<sup>2</sup> Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas de Argentina (CONICET)

<sup>3</sup> Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos, FCEyN, Universidad de Buenos Aires

<sup>4</sup> Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera (CIMA/CONICET-UBA)

<sup>5</sup> Instituto Franco-Argentino para el estudio del clima y sus impactos (UMI-IFAECI/CNRS-CONICET-UBA)

Enero 2024

### *Información sobre Copyright*

*Este reporte ha sido producido por empleados del Servicio Meteorológico Nacional con el fin de documentar sus actividades de investigación y desarrollo. El presente trabajo ha tenido cierto nivel de revisión por otros miembros de la institución, pero ninguno de los resultados o juicios expresados aquí presuponen un aval implícito o explícito del Servicio Meteorológico Nacional.*

*La información aquí presentada puede ser reproducida a condición que la fuente sea adecuadamente citada.*

## Resumen

En esta Nota Técnica se describe la implementación de una metodología que cuantifica en qué medida cada observación mejora o empeora un pronóstico numérico, a través de la estimación EFSOI - Ensemble Forecast Sensitivity Observation Impact. En la presente se exponen las características principales del cálculo del EFSOI acoplado al sistema de asimilación de datos LETKF-WRF implementado en el SMN. Asimismo, se describen los recursos computacionales requeridos y las dificultades encontradas para implementar el sistema LETKF-WRF-EFSOI en el HPC del SMN y se muestran resultados preliminares acerca del impacto de diferentes fuentes de observación.

## Abstract

This Technical Note describes the implementation of a methodology that quantifies to what extent each observation improves or worsens a numerical forecast, through the EFSOI - Ensemble Forecast Sensitivity Observation Impact - estimation. The main characteristics of the EFSOI calculation coupled to the LETKF-WRF data assimilation system implemented at the NMS are presented. Likewise, the computational resources required to implement the LETKF-WRF-EFSOI system in the NMS HPC along with the difficulties encountered are described. Also, preliminary results about the impact of different observation sources are shown.

**Palabras clave:** EFSOI, asimilación, WRF, LETKF, impacto de observaciones.

## Citar como:

Casaretto, G., Dillon M.E., Maldonado P., Garcia Skabar Y., Sacco M., Ruiz J. 2024: Características e implementación de la técnica EFSOI acoplada al sistema de asimilación de datos LETKF-WRF. Nota Técnica SMN 2024-160.

## 1. INTRODUCCIÓN

El modelado numérico es una herramienta utilizada en la meteorología para obtener una predicción del tiempo. El Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) es un método de asimilación de datos por ensambles que fue desarrollado por Hunt y otros (2007) y puede usarse para generar condiciones iniciales para un pronóstico numérico. En los últimos años se viene trabajando regionalmente con esta técnica obteniendo resultados alentadores, en particular acoplada con el modelo numérico regional Weather Research and Forecasting (WRF) (ej. Dillon y otros (2019, 2021); Maldonado (2023)). En la actualidad se encuentra implementado el sistema de asimilación LETKF-WRF en el Servicio Meteorológico Nacional (SMN) de manera experimental, con una resolución horizontal de 4 km en un dominio que incluye Argentina y los océanos adyacentes, utilizando observaciones convencionales, satelitales y de radar. El mismo es ejecutado diariamente en el sistema de cómputo de alto rendimiento Huayra Muyu (HM) del SMN. Las principales características del sistema LETKF-WRF junto con una validación de casos de estudio se encuentran documentadas en Dillon y otros (2020); Maldonado y otros (2022); Yañez y otros (2022). Resulta de interés evaluar periódicamente y de una manera objetiva el impacto de cada observación utilizada en un sistema de asimilación de datos, con el fin de detectar fallas y plantear posibles mejoras para mantener el sistema actualizado, y guiar el desarrollo de los sistemas de observación incrementando la frecuencia y cantidad de aquellas observaciones que muestran sistemáticamente un impacto positivo sobre la calidad de los pronósticos. Esto es una decisión estratégica para los servicios meteorológicos a nivel mundial que tienen que priorizar la distribución de recursos para el crecimiento y mantenimiento de las redes de observación. La técnica Forecast Sensitivity to Observation Impact (FSOI) propuesta por Langland y Baker (2004) surgió como una nueva forma objetiva de evaluar y cuantificar el impacto (positivo/negativo) de las observaciones asimiladas en los pronósticos numéricos utilizando modelos adjuntos. Posteriormente, Liu y Kalnay (2008) adaptaron la técnica para el método LETKF sin el uso de modelos adjuntos, dando lugar al Ensemble FSOI (EFSOI), el cual fue simplificado por Kalnay y otros (2012) generalizando su aplicación a los métodos de asimilación de datos basados en ensambles. La técnica EFSOI estima el impacto de cada observación asimilada en un tiempo  $t$  a partir de las diferencias entre los errores de pronósticos inicializados con análisis subsecuentes ( $t-1$  y  $t$ ). Dicho error se mide utilizando la norma de la energía total húmeda, habilitando un estimador del impacto sobre el pronóstico debido a la asimilación de cada observación individual. El sistema LETKF-WRF-EFSOI fue evaluado durante un período de 30 días en un dominio incluyendo el centro y norte de nuestro país con una resolución de 20 km, obteniendo resultados prometedores (Casaretto y otros, 2023) y desarrollando las herramientas necesarias para avanzar en la implementación operacional de la técnica en el SMN. En la presente nota técnica se describen las características más relevantes de la técnica EFSOI, su implementación y las dificultades encontradas, y se muestran resultados preliminares de su aplicación en nuestra región.

## 2. METODOLOGÍA

El EFSOI se estimó siguiendo a Kalnay y otros (2012) y su formulación se resume brevemente en la Figura 1 asumiendo una frecuencia de asimilación de 1-h, correspondiente al sistema LETKF-WRF del SMN (Dillon y otros, 2020).

Los errores medios del pronóstico inicializado a partir del análisis actual  $T=0$  y el análisis anterior  $T=-1$  pueden expresarse como:

$$e_{t|0} = X_{t|0} - X_t^v \quad (1)$$

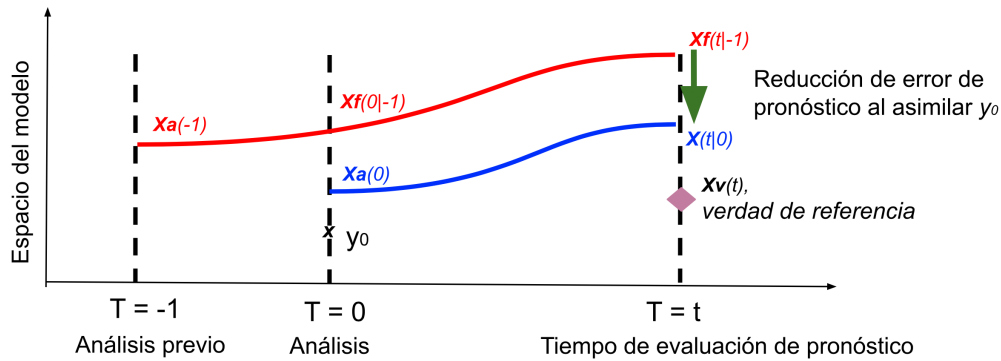


Figura 1: Esquema de implementación de la técnica EFSOI. Ver el texto para una descripción detallada.

$$e_{t|t-1} = X_{t|t-1} - X_t^v \quad (2)$$

donde  $X_t^v$  es el estado considerado como verdad en el tiempo de evaluación. En esta implementación se utiliza como verdad el análisis en el tiempo  $T = t$  obtenido con el mismo ciclo de asimilación de datos. A su vez en su implementación se utiliza un tiempo de evaluación de pronóstico de 1 hora ( $t$ ). Langland y Baker (2004) utilizan una norma cuadrática para los errores definida de la siguiente manera:

$$\Delta e^2 = e_{t|0} - e_{t|t-1} = e_{t|0}^T C e_{t|0} - e_{t|t-1}^T C e_{t|t-1} = (X_{t|0}^f - X_{t|t-1}^f)^T C (e_{t|0} + e_{t|t-1}) \quad (3)$$

donde  $C$  es una matriz definida positiva para medir el error del pronóstico, que es necesaria para la formulación pero no se calcula explícitamente. Esta matriz permite, por ejemplo, modificar la importancia relativa de los errores en diferentes variables de forma tal de que su contribución al error total sea similar.

Por último, siguiendo a Kalnay y otros (2012) y Kotsuki y otros (2019) la diferencia en los errores de pronóstico producida por la asimilación de las observaciones en  $T=0$  se aproxima como:

$$\Delta e^2 \cong \frac{1}{K-1} \delta y_0^T [\rho \circ R^{-1} Y^a X_{t|0}^{fT}] C (e_{t|0} + e_{t|t-1}) \quad (4)$$

$(X_{t|0}^f - X_{t|t-1}^f)^T$  se aproxima utilizando  $X_{t|0}^f$  y  $Y^a$  (ganancia de Kalman),  $K$  es el tamaño del ensamble,  $R$  es la matriz de covarianza del error de observación,  $Y^a = H X^a$  es la matriz de perturbaciones del ensamble de análisis en el espacio de observación válida en el tiempo  $T=0$ ,  $X_{t|0}^f$  es la perturbación del ensamble de pronósticos válida en el tiempo  $T=t$  inicializada en el tiempo  $T=0$ ,  $y_0$  es el vector de innovación en el tiempo  $T=0$  obtenido como la diferencia entre la observación y el campo preliminar o *background* (O-B). Para reducir el impacto de los errores de muestreo debido al uso de un ensamble de tamaño limitado, se aplica la misma localización del sistema de asimilación. La localización consiste en la multiplicación elemental de la matriz  $R^{-1} Y^a X_{t|0}^{fT}$  por una matriz de localización. Siguiendo a Lien y otros (2018), se supone que la ventana de pronóstico es lo suficientemente corta para que el impacto de la advección sobre la evolución de las covarianzas (y en consecuencia sobre la localización) pueda despreciarse. De esta forma, la ecuación 4 utiliza el ensamble de análisis en  $T = 0$  y su correspondiente ensamble de pronósticos y el ensamble de pronósticos del análisis previo ( $T=-1$ ) para estimar el impacto de cada observación individual en el error del pronóstico.

En esta implementación utilizamos la norma de energía total húmeda (EETH, Ehrendorfer y otros (1999)), dando lugar a la ecuación 5:

$$e^T C e = EETH = \frac{1}{2} \frac{1}{S} \int_S \left[ \int_0^1 (u'^2 + v'^2 + \frac{C_p}{T_r} T'^2 + \frac{L^2}{C_p T_r} q'^2) d\sigma + \frac{R_d T_r}{P_r^2} P_s'^2 \right] dS \quad (5)$$

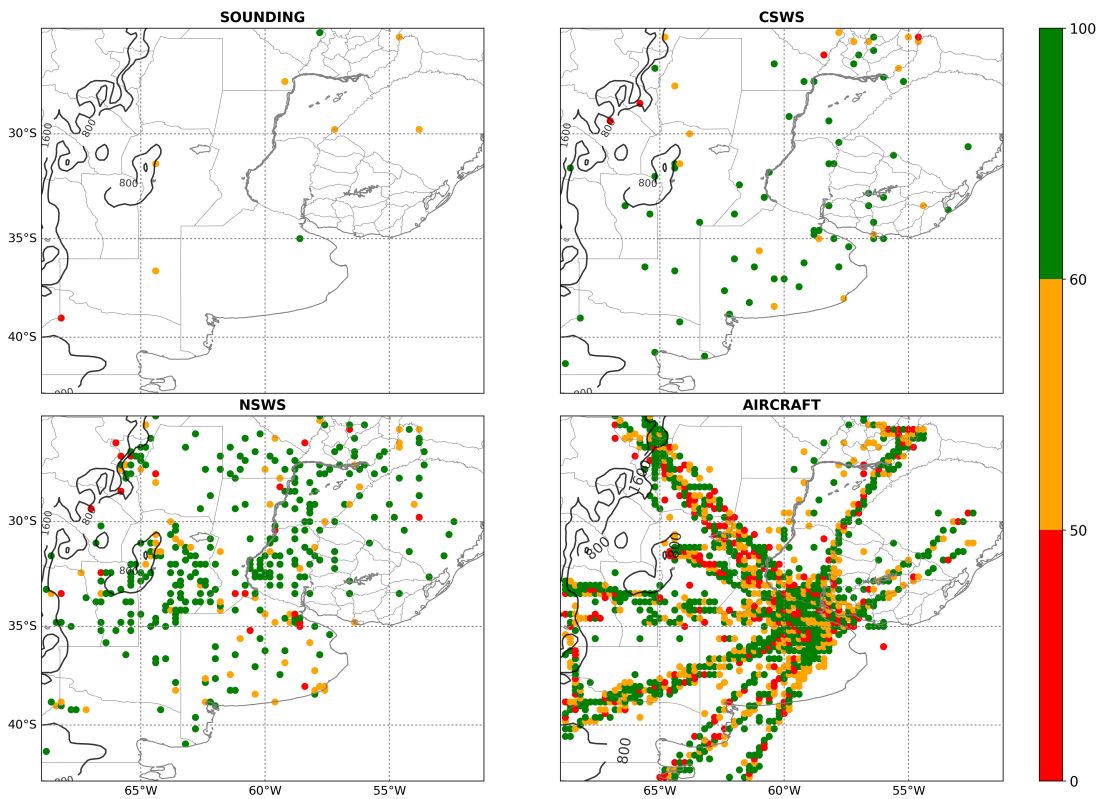
donde las variables primadas ( $u', v', T', q', P'$ ) de la ecuación resultan de la diferencia entre el estado del modelo y el verdadero (es decir, la verdad verificable). Se consideraron las siguientes constantes:  $T_r = 280$  K (temperatura de referencia),  $C_p = 1,012$  J g<sup>-1</sup>K<sup>-1</sup> (calor específico del aire a presión constante),  $L = 2510400$  J kg<sup>-1</sup> (calor latente de condensación por unidad de masa),  $R_d = 287$  J kg<sup>-1</sup> K<sup>-1</sup> (constante del aire seco) y  $P_r = 10^5$  Pa (presión de referencia). La integración se extiende en todo el dominio horizontal (S) y vertical (niveles del modelo). Así, la energía total húmeda resulta de la suma de los términos de energía cinética (KE), energía potencial (PE) y energía húmeda (ME) asociadas a  $u'$  y  $v'$ ,  $T'$  y  $P'$  y  $q'$ , respectivamente.

Dada una observación individual, un cambio negativo (positivo) en el error (ecuación 4) indica una reducción (aumento) del error del pronóstico por la asimilación de dicha observación. Es decir que cuando el valor es menor a cero la observación es beneficiosa ya que es menor el error, y si es mayor a cero implica que el dato empeora el pronóstico y aumenta el error Kotsuki y otros (2019). Una de las grandes ventajas de este método es que permite obtener el impacto para cada observación individual y para cada ciclo de asimilación de datos. A partir de esta información, se pueden calcular diferentes estadísticas sobre todo el conjunto de datos de observación o sobre diferentes subconjuntos, como una fuente de observación concreta (por ejemplo, estaciones meteorológicas de superficie convencionales), o una cantidad observada concreta (por ejemplo, presión, temperatura) o un lugar de observación concreto (por ejemplo, una estación de radiosondeo determinada). Asimismo, las magnitudes pueden agregarse sobre un periodo de tiempo o para cada ciclo.

### 3. DESARROLLO DEL SISTEMA LETKF-WRF-EFSOI

A partir del código de libre acceso del LETKF-GFS-EFSOI de Lien, disponible en <https://github.com/takemasa-miyoshi/letkf>, se realizó la adaptación necesaria para el modelo WRF, desarrollando así el código LETKF-WRF-EFSOI ([https://gitlab.smn.gov.ar/dmsr/letkf-efso\\_wrf\\_smn.git](https://gitlab.smn.gov.ar/dmsr/letkf-efso_wrf_smn.git)). El mismo fue en primera instancia implementado y evaluado en el cluster de investigación RAYO, y luego fue migrado a HM. Algunos de los resultados obtenidos en el estudio preliminar de la técnica aplicada en nuestra región, se muestran a modo de ejemplo en la Figura 2. En la misma, se puede distinguir la variación geográfica del porcentaje de impacto positivo (cantidad de observaciones con impacto beneficioso sobre el pronóstico dividido la cantidad de observaciones asimiladas) para distintas fuentes de datos. Se destaca que la mayoría de las observaciones tiene un impacto positivo más de la mitad de las veces, y en particular muchas superan el 60%, un resultado consistente con estudios previos que informaron de tasas de impacto beneficioso en el rango de 55% y 65% (Lien y otros, 2018; Necker y otros, 2018; Cardinali, 2009). Sin embargo, tanto las estaciones de superficie automáticas (NSWS) como las convencionales (CSWS) muestran zonas con impacto positivo inferior al 50% (una mayoría de observaciones perjudiciales) en el norte y centro de la región, en zonas cercanas a topografía compleja. Esto podría deberse a la menor calidad de los datos en esas regiones, a un peor desempeño del modelo de pronóstico y/o a una combinación entre ambas problemáticas.

Como se mencionó en la sección 2, para la configuración del EFSOI se propone un tiempo de evaluación de pronóstico de 1 hora, igual a la frecuencia de análisis del sistema de asimilación del SMN (ver configuración en Dillon y otros (2020) y Maldonado y otros (2022)). Para obtener los cálculos correspondientes se deben ejecutar 2 horas de pronóstico para comparar los errores (Figura 1). Esto implica duplicar el tiempo requerido para simplemente obtener el ensamble de análisis, para el cual sólo se necesita 1 hora de pronóstico (Tabla 1). Cabe destacar que



**Figura 2:** Distribución espacial del porcentaje de impacto positivo [%] de cada observación asimilada, considerando 120 ciclos de asimilación con un ensamble de 20 miembros y 20 km de resolución. Se muestran 4 fuentes de observaciones: radiosondeos (sounding), estaciones de superficie convencionales (CSWS), estaciones de superficie automáticas (NSWS), aviones (aircraft). Figura tomada de Casaretto y otros (2023).

el EFSOI se puede ejecutar a partir de almacenar los datos de 3 ciclos de asimilación continuos y sus pronósticos horarios.

Teniendo en cuenta estas características se realizaron pruebas de ejecución en HM para determinar una configuración óptima en términos de recursos computacionales empleados y tiempo de ejecución para realizar un ciclo completo de asimilación. Debido a la cantidad de puntos de retícula del modelo (1000x1250x45) el código de EFSOI debió ser modificado para optimizar el uso de memoria. Se modificó una rutina de distribución de memoria para poder llevar a cabo la lectura de los archivos necesarios en simultáneo sin colapsar ningún nodo. Se implementó el código con la modificación y se logró una ejecución satisfactoria. Sin embargo, el mayor costo computacional está representado por la necesidad de obtener 2 horas de pronóstico del ensamble en vez de 1 hora, proceso que en la actualidad no puede completarse en tiempo y forma para los 24 ciclos de asimilación diarios.

**Tabla 1:** Características de los archivos requeridos para el cálculo del EFSOI que se almacenan luego de cada ciclo del LETKF-WRF.

Archivo	Contenido	Variables	Tamaño	Almacenamiento
First guess y wrfout (pronóstico plazo a 1 y 2 horas respectivamente)	Todos los miembros de pronóstico	U, V, W, P, PH, QVAPOR, QCLOUD, QRAIN, QICE, QGRAUP, QSNOW, PSFC, T2, Q2, U10, V10	2*40*70Mb = 5.4 Gb	Temporal
Análisis medio	Media del ensamble del Análisis	U, V, W, P, PH, QVAPOR, QCLOUD, QRAIN, QICE, QGRAUP, QSNOW, PSFC, T2, Q2, U10, V10	70 Mb	Temporal
*.dat	Archivos de salida del LETKF y EFSOI	informacion de observaciones	240Mb	HIST

## 4. CONCLUSIONES

Al momento de escribir esta nota técnica, el sistema de asimilación de datos LETKF-WRF se encuentra implementado en el sistema HPC del SMN en una fase experimental. Los códigos de implementación de EFSOI fueron testeados acoplados a dicho sistema de asimilación, para corridas experimentales logrando un resultado exitoso. Sin embargo, debido a los costos computacionales de la ejecución de los plazos de pronósticos necesarios para calcular los errores para el EFSOI, hoy en día no es posible incluir la técnica en el sistema de asimilación experimental para todos los ciclos. En el caso de poder obtener los recursos computacionales necesarios, se espera implementar el sistema LETKF-WRF-EFSOI completo. A su vez, se destaca que se está desarrollando una nueva métrica de medición del error del pronóstico del EFSOI (en lugar de la energía total húmeda) para obtener cálculos más acertados relacionados a la convección, lo que resulta un punto de interés para evaluar el impacto de las observaciones de radar asimiladas. Igualmente, se está probando la posibilidad de calcular el EFSOI al menos para un ciclo diario de asimilación, de manera de poder comenzar a cuantificar el impacto de algunas observaciones de manera sistemática.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue realizado en el marco de la Beca Doctoral Gimena Casaretto financiada por el CONICET y parcialmente financiada por el PICT 2018-3202 y el Proyecto de Investigación Científica y Tecnológico de Aplicación Intensiva PICT-2021-CAT-I-00130. Finalmente, agradecemos al Dr. Guo-Yuan Lien por el código GFS-LETKF-EFSOI disponible en <https://github.com/takemasa-miyoshi/letkf>, del cual se utilizó una versión modificada.



## REFERENCIAS

- Cardinali, C., 2009: Monitoring the observation impact on the short-range forecast. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **135 (638)**, 239–250, doi:<https://doi.org/10.1002/qj.366>, URL <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.366>.
- Casaretto, G., M. E. Dillon, Y. García Skabar, J. J. Ruiz, y M. Sacco, 2023: Ensemble forecast sensitivity to observations impact (efsoi) applied to a regional data assimilation system over south-eastern south america. *Atmospheric Research*, **295**, 106 996, doi:<https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2023.106996>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169809523003939>.
- Dillon, M. E., P. Maldonado, F. Cutrarom, Y. García Skabar, y M. Sacco, 2020: Implementación del sistema de pronóstico numérico en el HPC: Características del sistema de asimilación de datos LETKF-WRF. *Nota Técnica SMN 2020-82*.
- Dillon, M. E., Y. Skabar García, E. Kalnay, y E. A. Collini, 2019: Sensibilidad de un sistema de asimilacion de datos por ensambles a diferentes configuraciones, implementado en el Sur de Sudamerica. *Meteorologica*, **44 (2)**, 14–34.
- Dillon, M. E., y coautores, 2021: A rapid refresh ensemble based data assimilation and forecast system for the relampago field campaign. *Atmospheric Research*, **in press**, doi:10.1016/j.atmosres.2021.105858.
- Ehrendorfer, M., R. M. Errico, y K. D. Raeder, 1999: Singular-vector perturbation growth in a primitive equation model with moist physics. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **56 (11)**, 1627 – 1648, doi:10.1175/1520-0469(1999)056<1627:SVPGIA>2.0.CO;2, URL [https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/56/11/1520-0469\\_1999\\_056\\_1627\\_svpgia\\_2.0.co\\_2.xml](https://journals.ametsoc.org/view/journals/atsc/56/11/1520-0469_1999_056_1627_svpgia_2.0.co_2.xml).
- Hunt, B. R., E. J. Kostelich, y I. Szunyogh, 2007: Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: A local ensemble transform kalman filter. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, **230 (1)**, 112–126, doi:<https://doi.org/10.1016/j.physd.2006.11.008>, URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167278906004647>, data Assimilation.
- Kalnay, E., Y. Ota, T. Miyoshi, y J. Liu, 2012: A simpler formulation of forecast sensitivity to observations: application to ensemble kalman filters. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, **64 (1)**, 18 462, doi:10.3402/tellusa.v64i0.18462.
- Kotsuki, S., K. Kurosawa, y T. Miyoshi, 2019: On the properties of ensemble forecast sensitivity to observations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **145 (722)**, 1897–1914, doi:<https://doi.org/10.1002/qj.3534>, URL <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.3534>, <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/qj.3534>.
- Langland, R. H., y N. L. Baker, 2004: Estimation of observation impact using the nrl atmospheric variational data assimilation adjoint system. *Tellus A*, **56 (3)**, 189–201, doi:<https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2004.00056.x>, URL <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1600-0870.2004.00056.x>.
- Lien, G.-Y., D. Hotta, E. Kalnay, T. Miyoshi, y T.-C. Chen, 2018: Accelerating assimilation development for new observing systems using efso. *Nonlinear Processes in Geophysics*, **25 (1)**, 129–143, doi:10.5194/npg-25-129-2018, URL <https://npg.copernicus.org/articles/25/129/2018/>.

- Liu, J., y E. Kalnay, 2008: Estimating observation impact without adjoint model in an ensemble kalman filter. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **134 (634)**, 1327–1335, doi:<https://doi.org/10.1002/qj.280>, URL <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.280>.
- Maldonado, P., 2023: Implementación y evaluación de un sistema de asimilación de datos de radar meteorológico en escala convectiva para el desarrollo de un sistema de pronóstico por ensambles a muy corto plazo. *Tesis Doctoral, Departamento Ciencias de la Atmósfera y los Océanos, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires*.
- Maldonado, P., M. Dillon, Y. García Skabar, J. Guerrieri, M. Sacco, y J. Ruiz, 2022: Sistema de asimilación de datos y pronóstico numérico del servicio Meteorológico nacional: componente experimental. Características y ajustes. *CONGREGMET XIV, Buenos Aires Argentina. Poster*.
- Necker, T., M. Weissmann, y M. Sommer, 2018: The importance of appropriate verification metrics for the assessment of observation impact in a convection-permitting modelling system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, **144 (714)**, 1667–1680, doi:<https://doi.org/10.1002/qj.3390>, URL <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.3390>.
- Yañez, D., M. Dillon, P. Maldonado, y Y. García Skabar, 2022: Validación de Pronósticos Probabilísticos en Alta Resolución generados a partir del Sistema de Asimilación de Datos y Pronóstico Numérico del Servicio Meteorológico Nacional. *CONGREGMET XIV, Buenos Aires, Argentina*.

## Instrucciones para publicar Notas Técnicas

En el SMN existieron y existen una importante cantidad de publicaciones periódicas dedicadas a informar a usuarios distintos aspectos de las actividades del servicio, en general asociados con observaciones o pronósticos meteorológicos.

Existe no obstante abundante material escrito de carácter técnico que no tiene un vehículo de comunicación adecuado ya que no se acomoda a las publicaciones arriba mencionadas ni es apropiado para revistas científicas. Este material, sin embargo, es fundamental para plasmar las actividades y desarrollos de la institución y que esta dé cuenta de su producción técnica. Es importante que las actividades de la institución puedan ser comprendidas con solo acercarse a sus diferentes publicaciones y la longitud de los documentos no debe ser un limitante.

Los interesados en transformar sus trabajos en Notas Técnicas pueden comunicarse con Ramón de Elía (rde-[lia@smn.gob.ar](mailto:lia@smn.gob.ar)), Luciano Vidal ([lvidal@smn.gob.ar](mailto:lvidal@smn.gob.ar)) o Martín Rugna ([mrugna@smn.gob.ar](mailto:mrugna@smn.gob.ar)) de la Dirección Nacional de Ciencia e Innovación en Productos y Servicios, para obtener la plantilla WORD o los archivos Tex que sirven de modelo para la escritura de la Nota Técnica. Una vez armado el documento deben enviarlo en formato PDF a los correos antes mencionados. Antes del envío final los autores deben informarse del número de serie que le corresponde a su trabajo e incluirlo en la portada.

La versión digital de la Nota Técnica quedará publicada en el Repositorio Digital del Servicio Meteorológico Nacional. Cualquier consulta o duda al respecto, comunicarse con Melisa Acevedo ([macevedo@smn.gob.ar](mailto:macevedo@smn.gob.ar)).