

IMPLEMENTACIÓN DE METODOLOGÍA EFSO PARA EVALUAR EL IMPACTO DE OBSERVACIONES ASIMILADAS EN UN SISTEMA DE ASIMILACIÓN Y PRONÓSTICO REGIONAL.

Gimena Casaretto^{1,2,3}, Maria Eugenia Dillon^{1,2}, Yanina Garcia Skabar^{1,2,4}, Juan Ruiz^{3,5}, Maximiliano Sacco¹

gcasaretto@smn.gob.ar. Gimena Casaretto.

¹ Servicio Meteorológico Nacional (SMN)

² Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

³ Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos (FCEyN, UBA)

⁴ Instituto Franco-Argentino para el Estudio del Clima y sus Impactos (UMI IFAECI/CNRS-CONICET-UBA), Buenos Aires, Argentina

⁵ Centro de Investigaciones del Mar y la Atmósfera (CONICET-UBA)

Palabras clave: Modelado Numérico, Asimilación, Observaciones.

1) INTRODUCCIÓN

La red de observaciones utilizada en el sistema de asimilación de datos tiene un rol clave en el desempeño del pronóstico. Con el fin de mantener y actualizar un sistema de asimilación de datos, es esencial evaluar de una manera objetiva el impacto de cada observación utilizada. Langland y Baker (2004) propusieron un método conocido como Forecast Sensitivity to Observation Impact (FSOI) el cual cuantifica en qué medida cada observación mejora o desmejora un pronóstico a través del uso de modelos adjuntos, lo cual es muy costoso computacionalmente. Luego, Liu y Kalnay (2008) plantearon un Ensemble FSOI (EFSO) para el LETKF sin el uso de modelos adjuntos, que fue simplificado por Kalnay y otros (2012) logrando que pueda ser aplicado a cualquier EnKF.

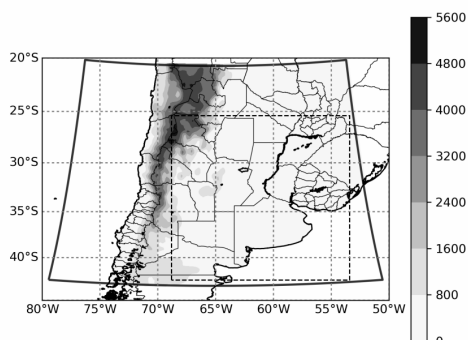
En particular, el EFSO estima el error de pronóstico en un tiempo dado, utilizando la norma de la energía total húmeda y considerando la diferencia entre el error de pronósticos inicializados a distintas horas. La formulación de EFSO incorpora la relación entre la matriz de ganancia de Kalman y la covarianza de los errores del análisis para construir incrementos observacionales. Estos pueden ser proyectados hacia adelante en el tiempo con un modelo de pronóstico, habilitando un estimador del impacto sobre el pronóstico debido a la asimilación de una observación en particular. 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 aumentando el error (Kotsuki y otros 2019).

A nivel mundial el método fue implementado y testeado en sistemas de asimilación con escalas globales y de mesoescala (Sommer y Weismann 2014, Otta y otros 2013, entre otros) obteniendo resultados prometedores en ambas resoluciones. A su vez se demostró que EFSO brinda información para poder detectar y rechazar observaciones perjudiciales para los errores de pronóstico y volver a ejecutar el análisis sin las mismas (Chen y otros 2018).

A nivel regional se han realizado diferentes evaluaciones de la mejora del pronóstico a partir del uso de sistemas de asimilación de datos mediante estadísticos convencionales. Algunos ejemplos que se pueden mencionar son: Maldonado y otros (2018) donde concluyen que la información de radar asimilada en la iniciación del modelo mejora la posición y la intensidad del fenómeno convectivo profundo; Dillon y otros (2019) donde evalúan el impacto en el pronóstico regional de utilizar diferentes configuraciones en el sistema de asimilación en escala sinóptica. Sin embargo no se han implementado metodologías que permitan cuantificar el impacto de cada observación individual en el pronóstico.

El objetivo de este trabajo es evaluar el impacto de diferentes conjuntos de observaciones en el pronóstico utilizando la técnica EFSO, en un sistema acoplado del modelo Weather

Research and Forecasting (WRF) (Skamarock y otros 2008) y el método de asimilación Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF) (Hunt y otros 2007) en nuestro país.



2) DISEÑO DE LOS EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

Se llevaron a cabo dos experimentos con distinta red de observaciones entre sí, aplicándose en ambos casos la metodología EFSO en el área delimitada entre 43°-25°S y 69°-57°W (Figura 1). Los experimentos se realizaron desde el 05 de noviembre al 10 de diciembre de 2018, teniendo en cuenta un spin-up de 4 días, utilizando 30 días para el análisis de resultados.

Figura 1: Dominio del modelo (línea sólida) y dominio del EFSO (línea punteada). Altura sobre el nivel del mar (sombreado).

Se utilizó un ensamble de 20 miembros multifísica con condiciones de borde del GEFS obteniendo análisis cada 6 horas con una resolución horizontal de 20 km. El impacto de las observaciones fue medido a través de los cambios en el error del pronóstico a 6 horas.

En el primer experimento (EXP1) se asimilaron las observaciones de: temperatura (ts), humedad relativa (rhs), viento (us y vs) y presión de superficie (ps) de estaciones automáticas y de superficie; temperatura (t) y humedad relativa (rh) de sondeos; viento (u y v) de aviones; u y v estimados por el GOES-16; t y humedad específica (q) estimadas por el AIRS. En el segundo experimento (EXP2) no se asimió la variable ps de las estaciones automáticas y de superficie, basándose en los resultados del EFSO del EXP1.



Figura 2: Histogramas por tipo de variable asimilada de: a) promedio del estimador del impacto (MTE, mean total energy) b) frecuencia de las observaciones asimiladas y c) el porcentaje de impacto positivo.

En la Figura 2a) se muestra el promedio temporal y espacial del impacto de las observaciones estimado a partir de la técnica EFSO para cada fuente de observación y cada experimento. En el EXP1 se observa que ps es la única variable asociada a un incremento en el error del pronóstico. A su vez, en la Figura 2b) se ve la cantidad de observaciones asimiladas donde casi todas las variables, a excepción de rh, tienen el mismo orden de magnitud. Además, se calculó el porcentaje de impacto positivo (cantidad de observaciones con impacto positivo / cantidad de observaciones asimiladas), presentado

en la Figura 2c), donde ps es la única variable con valores de porcentaje de impacto menor a 50%, consistente con lo analizado previamente. Esto motiva la realización de un experimento donde las observaciones de ps no son asimiladas (EXP2). Comparando los resultados de impacto positivo de los experimentos para cada variable, se observa que al no asimilar ps el porcentaje de impacto positivo de rhs disminuye mientras el resto de las variables tiene un valor similar entre los experimentos. En cuanto al desempeño de los pronósticos a 6 horas, se calculó el error de la energía total húmeda utilizando los datos de sondeos de la campaña RELAMPAGO-CACTI, y se encontraron valores similares entre ambos experimentos (no mostrado).

La Figura 3 es análoga a la Figura 2, pero se clasifican los resultados según las fuentes de la

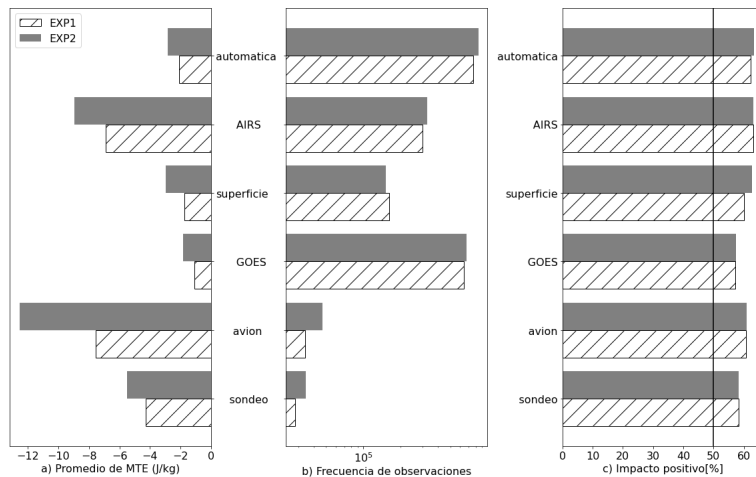


Figura 3: Histogramas por tipo de fuente de observación asimilada de : a) promedio del estimador del impacto (MTE, mean total energy) b) frecuencia de las observaciones asimiladas y c) el porcentaje de impacto positivo.

observación asimilada. Analizando el valor medio del estimador del impacto (MTE, mean total energy) podemos ver que todas presentan un valor negativo, lo que significa un impacto beneficioso en promedio de todas las fuentes para EXP1 y EXP2. La mayor cantidad de observaciones asimiladas corresponde a las de GOES y estaciones automáticas. A su vez la cantidad de observaciones varía entre EXP1 y EXP2. Luego en la Figura 3c), se ve que todas las fuentes están por encima del 50%, y en un rango entre 55% y 65% cómo se obtuvo también en trabajos

previos (ej. Lien y otros 2018).

En este trabajo se implementó exitosamente el EFSO en un sistema de asimilación y pronóstico regional WRF-LETKF en Argentina, durante un período de 30 días. Se demostró el potencial de dicha herramienta para evaluar el impacto de las observaciones en pronósticos regionales a corto plazo.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se realizó en el marco de la Beca de Doctorado Gimena Casaretto financiada por CONICET y fue parcialmente financiado por el PICT 2018-3202.

REFERENCIAS

- Chen, TC, 2018:** Applications of ensemble forecast sensitivity to observations for improving numerical weather prediction (Doctoral dissertation, University of Maryland). <https://doi.org/10.13016/M2CZ3281R>
- Dillon M.E., and coauthors, 2019:** Sensibilidad de un sistema de asimilación de datos por ensambles a diferentes configuraciones, implementado en el Sur de Sudamérica. Meteorologica, vol. 44, no.2, p. 15-34. ISSN 1850-468X
- Hunt, B. R., E. J. Kostelich, and I. Szunyogh, 2007:** Efficient data assimilation for spatiotemporal chaos: a local ensemble transform kalman filter. Physica D: Nonlinear Phenomena, 77, 437–471.
- Kalnay E., Ota Y., Miyoshi T., Liu J., 2012:** A simpler formulation of forecast sensitivity to observations: application to ensemble Kalman filters, Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography, 64:1, <https://doi.org/10.3402/tellusa.v64i0.18462>
- Kotsuki, S., K. Kurosawa, and T. Miyoshi, 2019:** On the properties of ensemble forecast sensitivity to observations. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 145, 1897–1914.
- Langland R.H., Baker N.L., 2004:** Estimation of observation impact using the NRL atmospheric variational data assimilation adjoint system, Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography, 56:3, 189-201, <https://doi.org/10.3402/tellusa.v56i3.14413>
- Liu, J. and E. Kalnay, 2008:** Estimating observation impact without adjoint model in an ensemble Kalman filter. Q. J. R. Meteorol. Soc., 134 (634), 1327–1335.
- Maldonado, P., J. Ruiz, C. Saulo, 2018:** Asimilación de datos de radar en un caso de convección profunda: experimentos con observaciones simuladas. CONGREGMET XIII, Rosario, Santa fe, Argentina; 16 al 19 de Octubre de 2018. Resumen publicado en <http://cenamet.org.ar/congregmet/edicionesanteriores/>
- Ota, Y., Derber, J., Kalnay, E. and Miyoshi, T., 2013:** Ensemble-Based Observation Impact Estimates Using the NCEP GFS. Tellus, 65A, 20038
- Skamarock, W. C., J. B. Klemp, J. Dudhia, D. O. Gill, D. M. Barker, M. G Duda, X.-Y. Huang, W. Wang, and J. G. Powers, 2008:** A Description of the Advanced Research WRF Version 3. NCAR Tech.
- Sommer, M. and M. Weissmann, 2016:** Ensemble-based approximation of observation impact using an observation-based verification metric, Tellus A, 68, 27885