



Servicio
Meteorológico
Nacional

Implementación del sistema de pronóstico numérico en el HPC: Calibración de temperaturas pronosticadas

Nota Técnica SMN 2020-81

**Federico Cutraro¹, Silvina Righetti¹, Yanina García Skabar^{1,2} y
Maximiliano Sacco¹**

¹*Dirección de Productos de Modelación Ambiental y Sensores Remotos, Dirección Nacional de Ciencia e Innovación en Productos y Servicios, Servicio Meteorológico Nacional.*

²*Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas de Argentina (CONICET).*

Noviembre 2020

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

Esta Nota Técnica forma parte de una serie que recopila informes realizados en el marco de la implementación del sistema de pronóstico numérico en el sistema de cómputo de alta performance HPC, Huayra Muyu (HM), adquirido a través del proyecto CyT Alerta. En la presente se aborda la problemática de corregir los errores sistemáticos en los pronósticos numéricos de la atmósfera que se utilizan en el Servicio Meteorológico Nacional (SMN). Para ello se aplica la metodología de Regresión Adaptada basada en el Filtro de Kalman (RAFK) a los modelos WRF y GFS, en sus versiones determinístico y ensamble, para los puntos de interés que poseen observaciones. Los resultados muestran que la metodología aplicada corrige los errores en los pronósticos de manera satisfactoria, mejorando así la calidad de los mismos.

Para los puntos de interés que no poseen observaciones se plantea realizar una interpolación de la calibración obtenida en puntos con observaciones, ya sea temporal o espacial dependiendo del caso. Los resultados obtenidos muestran que la interpolación temporal en conjunto con el método ID de interpolación espacial permiten calibrar de manera adecuada aquellos puntos sin observaciones.

Abstract

This Technical Note is part of a series that describes the work carried out to implement the numerical forecast system in the High Performance Computer Huayra Muyu (HM), which was financed as part of the CyT Alerta project. The purpose of this Technical Note is to describe the process to correct systematic errors in the numerical forecasts that are used at the National Meteorological Service. For this, an Adaptive Regression based on Kalman Filter is applied to WRF and GFS models, both deterministic and ensemble, for interest points with observations. The results show that the methodology applied correct systematic errors on forecasts in a satisfactory way, improving their quality.

For interest points without observations, spatial or temporal interpolation of calibration at points with observations are considered. The results show that a temporal interpolation in combination with ID methodology for spatial interpolation, allow a suitable calibration on points without observations.

Palabras clave: Kalman, calibración, pronóstico numérico, errores sistemáticos, WRF, GFS, HPC

Citar como:

Cutraro, F., S. Righetti, Y. García Skabar y M. Sacco, 2020: Implementación del sistema de pronóstico numérico en el HPC: Calibración de temperaturas pronosticadas. Nota Técnica SMN 2020-81.

PRÓLOGO

Esta Nota Técnica forma parte de una serie que recopila informes realizados en el marco de la implementación del sistema de pronóstico numérico en el sistema de cómputo de alta performance HPC, Huayra Muyu (HM), adquirido a través del proyecto CyT Alerta. Un mayor detalle del sistema de cómputo y del proyecto CyT Alerta se puede encontrar en de Elía y otros (2020). Con esta serie de Notas Técnicas se busca documentar el proceso de configuración del sistema de pronóstico numérico, en el cual se fueron tomando decisiones en función de los requisitos de usuarios, el desempeño de los modelos, la capacidad de cómputo y el almacenamiento disponible.

1. INTRODUCCIÓN

Es bien sabido que los modelos de pronóstico numérico presentan errores en sus predicciones de las variables meteorológicas. Dichos errores, especialmente en las variables cercanas a superficie, se deben principalmente a la inhabilidad de los modelos numéricos para resolver fenómenos de pequeña escala y a las limitaciones en la representación de procesos físicos por parte de las parametrizaciones.

Los errores poseen tanto una parte sistemática (también llamado bias) como una parte aleatoria. Mientras que la parte aleatoria suele ser difícil de estimar, debido a la complejidad en separar la inexactitud del modelo y el estado inicial del error (Jung y otros, 2005), la parte sistemática es comúnmente removida mediante métodos estadísticos (Kalnay, 2003). En este sentido, y como ya se explicó en detalle en Righetti y otros (2019), existen varias metodologías para realizar la calibración de los modelos numéricos. Entre las más utilizadas se pueden nombrar el Model Output Statistics (MOS) (Glahn y Lowry, 1972), el Perfect Prog Method (PPM) (Klein y Lewis, 1970) y la RAFK. Todas ellas consisten en una regresión lineal, donde los predictores son variables pronosticadas por el modelo numérico y el predictando es el valor observado de la variable a corregir. En este trabajo se aplicará la última de las metodologías citadas, la cual considera las ecuaciones del filtro de Kalman en forma secuencial para actualizar los coeficientes de la regresión lineal, ya que ha sido probada previamente en el SMN y ha demostrado resultados promisorios.

En aquellos puntos donde no se cuenta con observaciones no es posible la aplicación del método RAFK. En esos casos, la solución inmediata resulta ser la interpolación de los coeficientes obtenidos en las estaciones cercanas a dichos sitios. Con esta idea en mente, se exploran diversas metodologías para realizar interpolaciones, tanto espacial como temporal, de los coeficientes de calibración.

A continuación se describe la metodología RAFK, utilizada para realizar la calibración de las temperaturas horarias y de las mínimas y máximas diarias, junto con los primeros resultados de su

aplicación en los modelos numéricos Weather Research and Forecasting (WRF) y Global Forecast System (GFS) (determinístico y ensamble). Luego, se presentan las metodologías de interpolación analizadas y su evaluación para calibrar aquellos puntos sin observación. Por último, se brindan las conclusiones generales.

2. CALIBRACIÓN EN PUNTOS DE INTERÉS CON OBSERVACIONES

La metodología seleccionada es la denominada Regresión Adaptada basada en el Filtro de Kalman. La misma consiste en una regresión lineal múltiple, donde los predictores son variables pronosticadas por el modelo numérico y el predictando es el valor observado de la variable pronosticada. Este método aplica las ecuaciones del filtro de Kalman en forma secuencial a los coeficientes de la regresión lineal, lo que permite actualizar sus valores en cada paso de tiempo, en vez de mantenerlos constantes. Gracias a esta actualización secuencial, la metodología RAFK le brinda mayor peso a la información más reciente. Es importante destacar que este método requiere poco entrenamiento, con lo cual es capaz de adaptarse con bastante rapidez a cambios en el modelo y a regímenes meteorológicos duraderos y es particularmente buena corrigiendo el bias de los modelos (Kalnay, 2003).

2.1. Descripción de la técnica RAFK

En la metodología de RAFK se plantea una relación lineal múltiple entre J predictores h_{kj} para determinar el predictando y_k en un tiempo t_k :

$$y_k = \sum_{j=0}^J b_j(t_k) * h_{kj} = h_k^T * b_k \quad (1)$$

La ecuación (1) es muy similar a la que resulta de la formulación del filtro de Kalman donde: $y_k = H_k * b_k$ y H_k representa el “operador observacional” del método (Kalnay, 2003). Si se considera entonces que dicho operador es igual a los predictores de la regresión lineal, i.e. $H_k = h_k^T$, se puede aplicar de forma directa la metodología del filtro de Kalman para actualizar los coeficientes b_k en cada paso de tiempo t_k .

La técnica de filtro de Kalman consta de dos pasos. En el paso de *Pronóstico* (ecuaciones 2 a 4), se parte del análisis en el tiempo t_{k-1} y se pronostica el valor de los coeficientes de la regresión (b_k^f) y de la covarianza del error para el tiempo $t_k(P_k^f)$. En el paso del *Análisis* (ecuaciones 5 a 9), se deriva la matriz de los pesos de Kalman (k_k) y, con las observaciones del tiempo $t_k(y_k^o)$, se actualizan los coeficientes (b_k^a) y la covarianza del error (P_k^a), dando lugar al análisis del tiempo t_k . A continuación, se detallan las ecuaciones resultantes del método para cada paso:

Paso de Pronóstico:

$$b_k^f = b_{k-1}^a \quad (2)$$

$$P_k^f = P_{k-1}^a + Q_{k-1} \quad (3)$$

$$y_k^f = h_k^T * b_{k-1}^a \quad (4)$$

donde Q_k es la matriz de covarianza de los errores del “modelo de regresión” y es diagonal si se considera que el error entre los coeficientes no está correlacionado.

Paso de Análisis:

$$e_k = y_k^o - y_k^f \quad (5)$$

$$w_k = h_k^T * P_k^f * h_k + r_k \quad (6)$$

$$k_k = P_k^f * h_k * w_k^{-1} \quad (7)$$

$$b_k^a = b_k^f + k_k * e_k \quad (8)$$

$$P_k^a = P_k^f - k_k * w_k * k_k^T \quad (9)$$

donde e_k es el error observado del pronóstico en el tiempo t_k (también llamado innovación o incremento observacional), r_k es la covarianza del error de las observaciones y w_k es un parámetro definido por conveniencia, pero sin ningún significado físico.

En el algoritmo definido existen dos parámetros que se pueden cambiar para ajustar el método: Q_k y r_k . A mayor Q_k , menos memoria se tiene de los datos más viejos. Se busca elegir un valor de Q_k que permita que el método logre una estabilidad intermedia para adaptarse adecuadamente a nuevas condiciones meteorológicas, estaciones del año y cambios en el modelo; y lo mismo aplica para r_k . En este sentido, se aplicó lo propuesto de Galanis y Anadrastakis (2002) quienes consideran una muestra de 7 días como se detalla a continuación:

$$Q_k = \frac{1}{6} \sum_{i=0}^6 \left((b_{i-1} - b_i) - \left(\frac{\sum_{i=0}^6 (b_{i-1} - b_i)}{7} \right) \right)^2 \quad (10)$$

$$r_k = \frac{1}{6} \sum_{i=0}^6 \left((y_i^f - y_i^o) - \left(\frac{\sum_{i=0}^6 (y_i^f - y_i^o)}{7} \right) \right)^2 \quad (11)$$

2.2 Aplicación del método RAFK

La metodología antes descrita se utilizó para corregir el error sistemático de la temperatura pronosticada por los modelos numéricos WRF, que se produce operativamente en el SMN (Dillon y otros, 2020 a y b), y GFS, producido por el National Center of Environmental Prediction (NCEP). Se aplicó la metodología tanto a los valores horarios de la temperatura a 2 m, como de los valores extremos diarios (mínima y máxima). En ambos modelos se aplicó el método RAFK para cada ciclo de pronóstico (00, 06, 12 y 18Z), tanto para su versión determinística como para el ensamble. Para ello se consideró como predictando el error en el pronóstico de temperatura, es decir, la diferencia entre el valor pronosticado (T_f) y el observado (T_o) en el tiempo t_k , y como predictor la temperatura pronosticada para el tiempo t_k . Bajo estas consideraciones la ecuación (1) que describe la relación lineal entre ambos quedaría expresada de la siguiente forma:

$$y_k = b_0 + (T_f)_k * b_1 \quad (12)$$

donde: $y_k = (T_f - T_o)_k$

De este modo, la temperatura pronosticada se corrige haciendo:

$$(T_{cal})_k = (T_f)_k - y_k \quad (13)$$

En el caso de los ensambles de pronósticos, el cálculo de los coeficientes se realiza para la media del ensamble y, luego, la corrección se aplica a cada miembro m de modo que:

$$(T_{cal,m})_k = (T_{f,m})_k - (h_m^T * b)_k \quad (14)$$

Para inicializar el método se exploraron dos opciones: por un lado, la utilizada por Libonati y otros al. (2008) donde consideran un set de datos de un mes (I1), previos al inicio de la metodología, y por otro lado, la propuesta por otros autores (Galanis y Anadranistakis (2002), Pelosi y otros (2017)), donde los coeficientes iniciales y las matrices de covarianzas se fijan en un valor determinado (I2). Para aplicar la primera opción, tal como se expresó previamente, se utilizó un mes de datos donde se realizó un ajuste lineal entre el error en el pronóstico de la temperatura y la temperatura pronosticada. De ese modo, se obtuvieron los coeficientes b_0 y b_1 iniciales. En la segunda opción se consideró cero como valor inicial para ambos coeficientes, lo cual implica que no existe error en el pronóstico de la temperatura. Al analizar los resultados de ambas formas de inicializar el método se observó que si bien las dos opciones funcionan bien con los modelos determinísticos (GFS y WRF), existían algunas diferencias en los ensambles. El principal problema se encontró en las estaciones del territorio antártico con I1, donde al corregir la temperatura luego de obtener los coeficientes, el spread del ensamble aumentaba mucho, comportamiento que no se observó con la opción I2. Debido a esto, se consideró aplicar la forma de inicializar I2 en todas las aplicaciones de la metodología RAFK.

2.3 Resultados preliminares

Los resultados que se muestran a continuación corresponden a la calibración realizada entre los días 1 de enero y 31 de julio de 2020 para todos los casos, excepto GFS determinístico donde el período comienza el 10 de junio y finaliza también el 31 de julio de 2020. Es importante mencionar que, para poder sacar conclusiones robustas a partir del análisis de estadísticos, sería recomendable utilizar un período más largo que el disponible actualmente. Es por esto que los resultados presentados a continuación brindan un primer acercamiento al desempeño general de la calibración.

2.3.1 Temperatura horaria

En las Figuras 1 y 2 se presentan, a modo de ejemplo, el pronóstico y la calibración realizada para los modelos WRF y GFS, junto con los valores de temperatura observados el día 10 de julio de 2020, para el ciclo de 00Z, en el Observatorio de Mendoza y la estación Santa Rosa, respectivamente. En la primera de las figuras se puede observar, en el caso del WRF, una buena correspondencia entre el valor observado de temperatura (puntos rojos) y el calibrado (línea negra) en prácticamente todos los plazos de pronóstico, tanto para el determinístico como para el ensamble, demostrando así el buen funcionamiento de la metodología propuesta. Cuando se observa el desempeño de la calibración en ambas versiones del modelo GFS se puede ver que las diferencias con los pronósticos sin calibrar (línea azul) no son muy grandes, pero aún así, el calibrado difiere menos respecto de las observaciones, sobre todo en los primeros días de predicción.

Al analizar el comportamiento de todos los pronósticos calibrados para el día 10 de julio en la estación Santa Rosa (Figura 2) se puede apreciar que no existen grandes diferencias con aquellos que no fueron corregidos y que ambos se acercan bastante a la temperatura finalmente registrada en dicho lugar. En este caso, la escasa diferencia entre los pronósticos calibrados y sin calibrar podría estar indicando la inexistencia de un error sistemático.

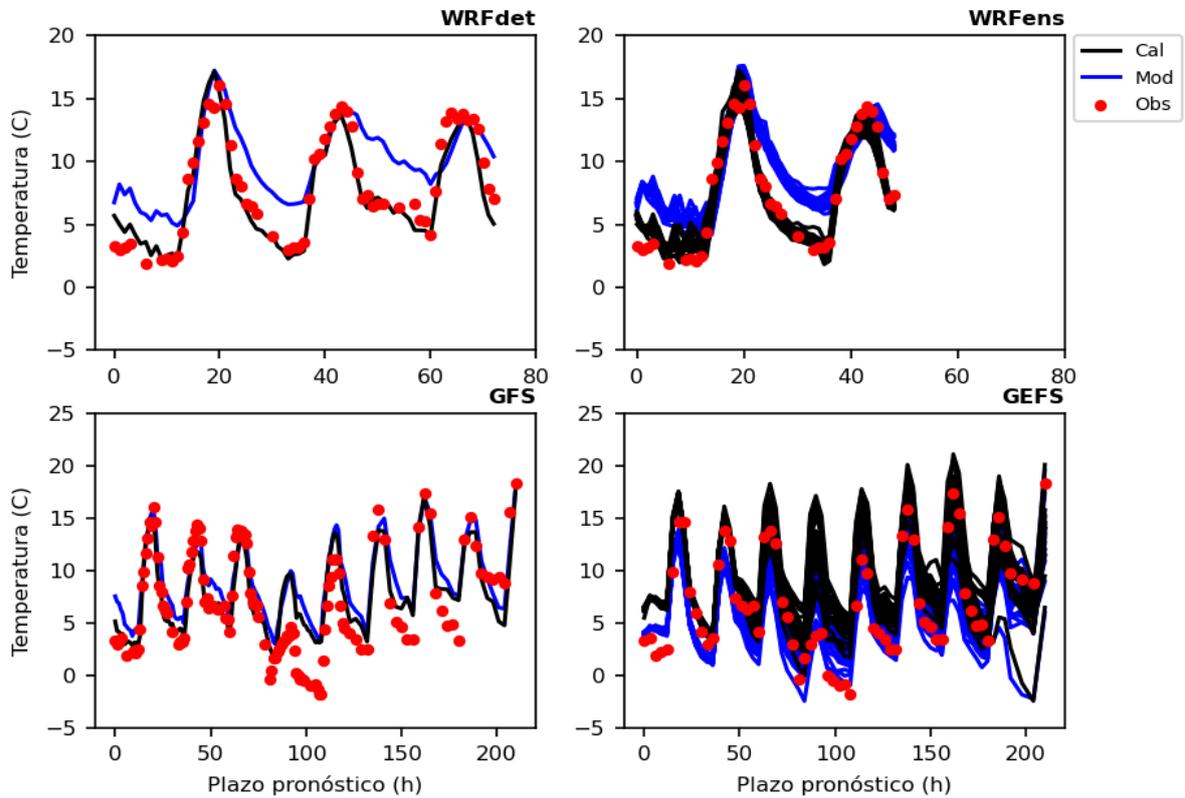


Figura 1: Pronósticos de temperatura a 2 metros sin calibrar (línea azul) y calibrados (línea negra), junto con los valores observados (puntos rojos) para los modelos WRF (panel superior: determinístico a la izquierda y ensamble a la derecha) y GFS (panel inferior: determinístico a la izquierda y ensamble a la derecha) para la estación Mendoza el día 10 de julio de 2020, para el ciclo de 00Z.

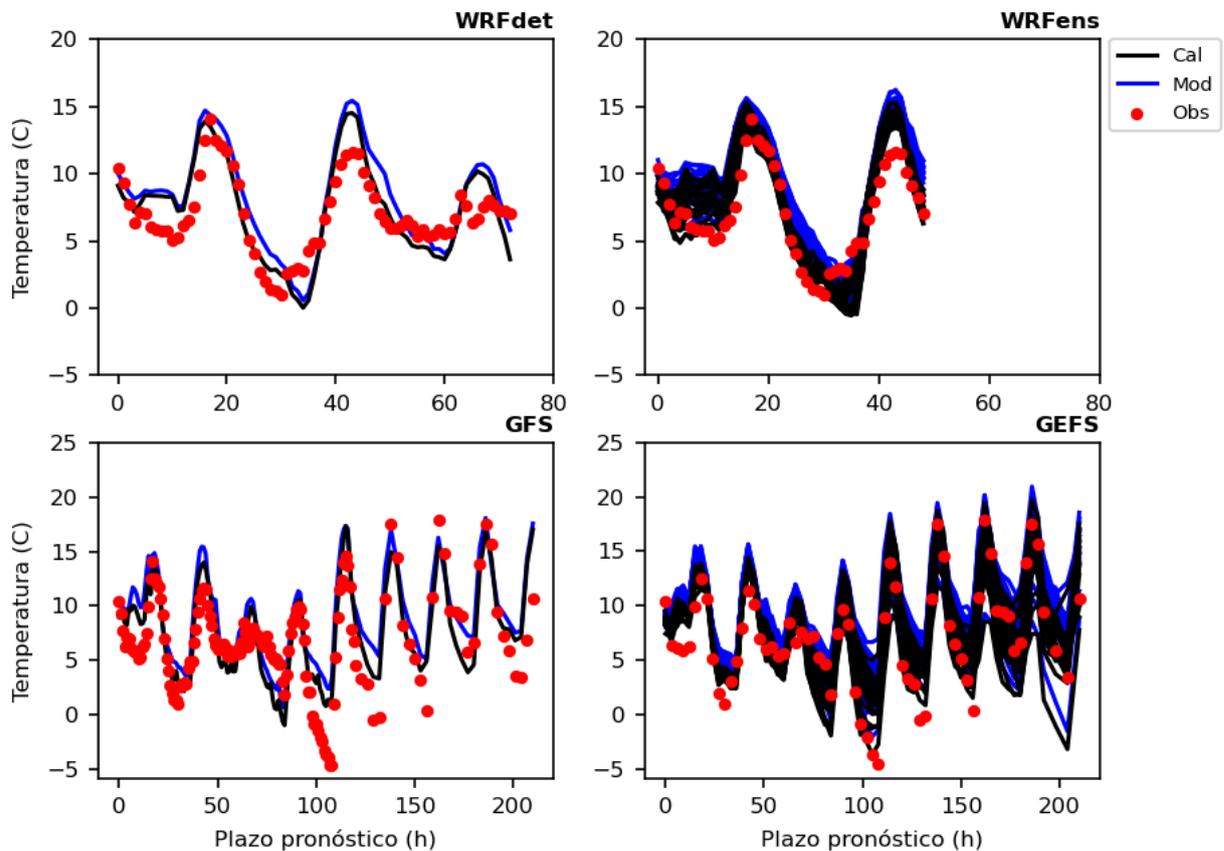


Figura 2: Idem Figura 1 pero para la estación Santa Rosa el día 10 de julio de 2020, para el ciclo de 00Z.

Para analizar el desempeño de los pronósticos sin calibrar y calibrados se presentan las Figuras 3 y 4. En las mismas se observan, para ambos modelos, los siguientes estadísticos: el sesgo (BIAS), la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), el coeficiente de correlación de Pearson (r) y el acierto que representa el porcentaje de casos en que la temperatura pronosticada se aparta de la observación en menos de $\pm 2^\circ\text{C}$. Vale aclarar que los resultados que se muestran corresponden a la totalidad del país, es decir que se consideraron todas las estaciones de superficie a la hora de calcular dichos estadísticos. Además, en el caso de los pronósticos por ensamble, se consideró la media del mismo y no el comportamiento de cada miembro en particular.

En la Figura 3 se puede apreciar que, si bien tanto los pronósticos del WRF sin calibrar como los calibrados tienen un buen desempeño, estos últimos presentan mejores resultados. También se puede observar que los estadísticos calculados para el modelo determinístico y para el ensamble tienen comportamientos similares, siendo levemente mejores para este último. En este sentido, en ambos casos se presenta un bias aproximadamente nulo para todos los plazos y un marcado ciclo diurno para el RMSE, coeficiente de correlación y acierto que indica mayores errores durante las horas de la noche y la mañana y mínimos durante la tarde. Del análisis de los estadísticos mensuales (no se presenta) se puede apreciar que las horas en las que ocurren los máximos y

mínimos del ciclo diurno varían a lo largo del año, siendo mayores los errores en horas de la tarde para el verano y por la mañana en invierno.

Para el caso del modelo GFS (Figura 4) también se ve un claro ciclo diurno en los estadísticos, tanto de los pronósticos sin calibrar, como calibrados. Sin embargo, si se observa el BIAS, se puede ver que dicho ciclo es eliminado casi en su totalidad. En todos los estadísticos se puede apreciar que cuanto mayor es el plazo de pronóstico más parecidos se vuelven los resultados entre los casos calibrados y sin calibrar. Esto último se podría deber a que los errores no están relacionados a errores sistemáticos del modelo que son, finalmente, los que la metodología trata de corregir.

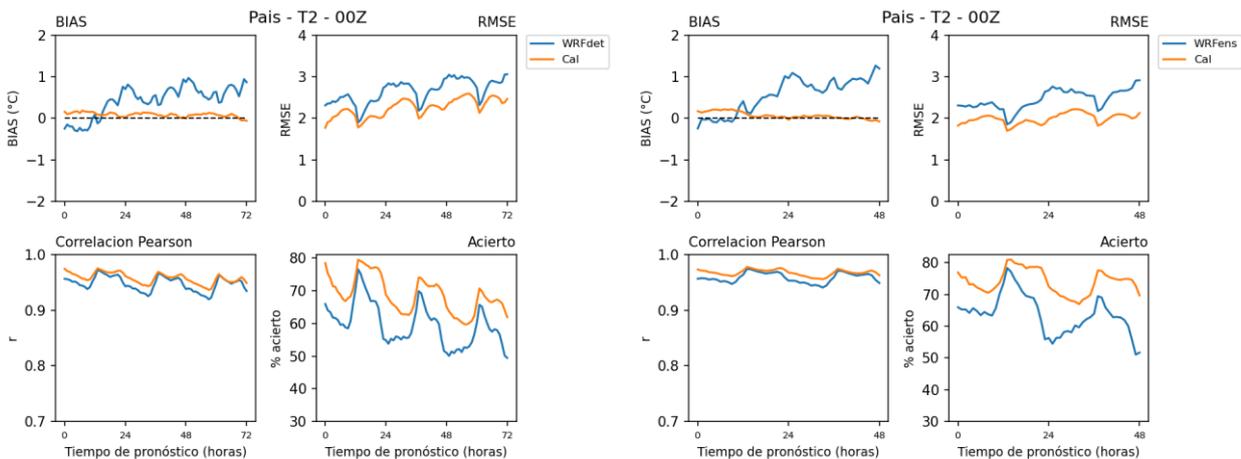


Figura 3: BIAS, RMSE, coeficiente de correlación r (Pearson) y porcentaje de acierto para el modelo calibrado (línea naranja) y sin calibrar (línea celeste) para WRF determinístico (izquierda) y ensamble (derecha). Los estadísticos fueron calculados para todo el período de estudio (solo ciclo 00Z) y considerando todas las estaciones de superficie.

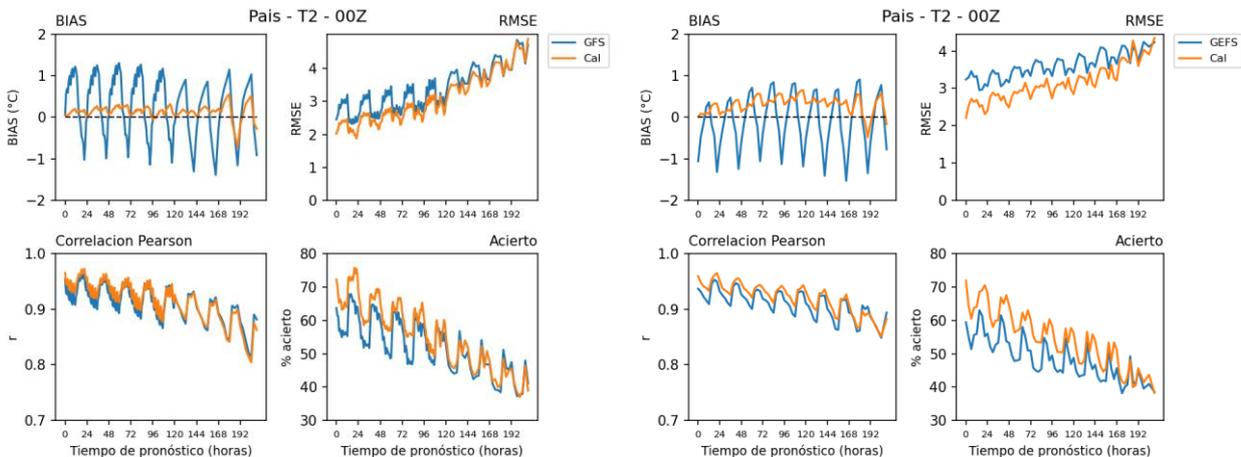


Figura 4: Idem Figura 3 pero para los modelos GFS (izquierda) y GEFS (derecha).

2.3.2 Temperatura mínima y máxima

Al igual que para los pronósticos horarios, los estadísticos del WRF, determinístico y ensamble, son similares tanto para las temperaturas mínimas como máximas a nivel país (Figura 5). En ambos casos el pronóstico calibrado representa una mejora, siendo ésta mayor en las temperaturas máximas donde el pronóstico sin calibrar tiene un mejor rendimiento.

Para el GFS y GEFS (Figura 6) se observa un comportamiento similar al del WRF, con mejores resultados en los estadísticos de la calibración, especialmente, en las temperaturas máximas. A diferencia de los pronósticos horarios, no se observa un degradamiento importante de la temperatura calibrada con el plazo de pronóstico, permaneciendo ésta última con mejores estadísticos durante prácticamente todo el período pronosticado.

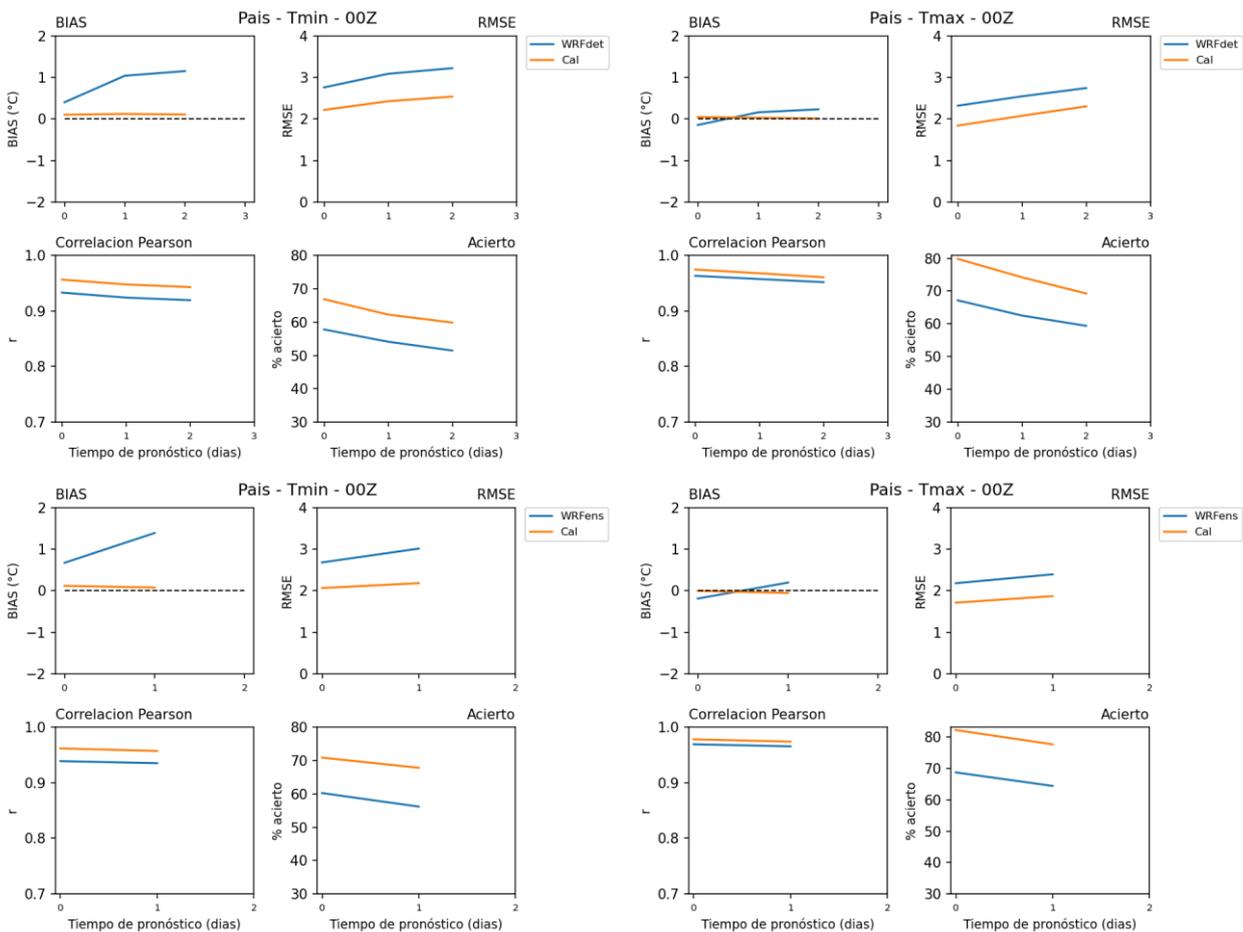


Figura 5: BIAS, RMSE, coeficiente de correlación r (Pearson) y porcentaje de acierto para el modelo calibrado (línea naranja) y sin calibrar (línea celeste) para temperatura mínima (paneles de la izquierda) y temperatura máxima (paneles de la derecha) del modelo WRF determinístico (paneles superiores) y ensamble (paneles inferiores). Los estadísticos fueron calculados para todo el período de estudio (solo ciclo 00Z) y considerando todas las estaciones de superficie.

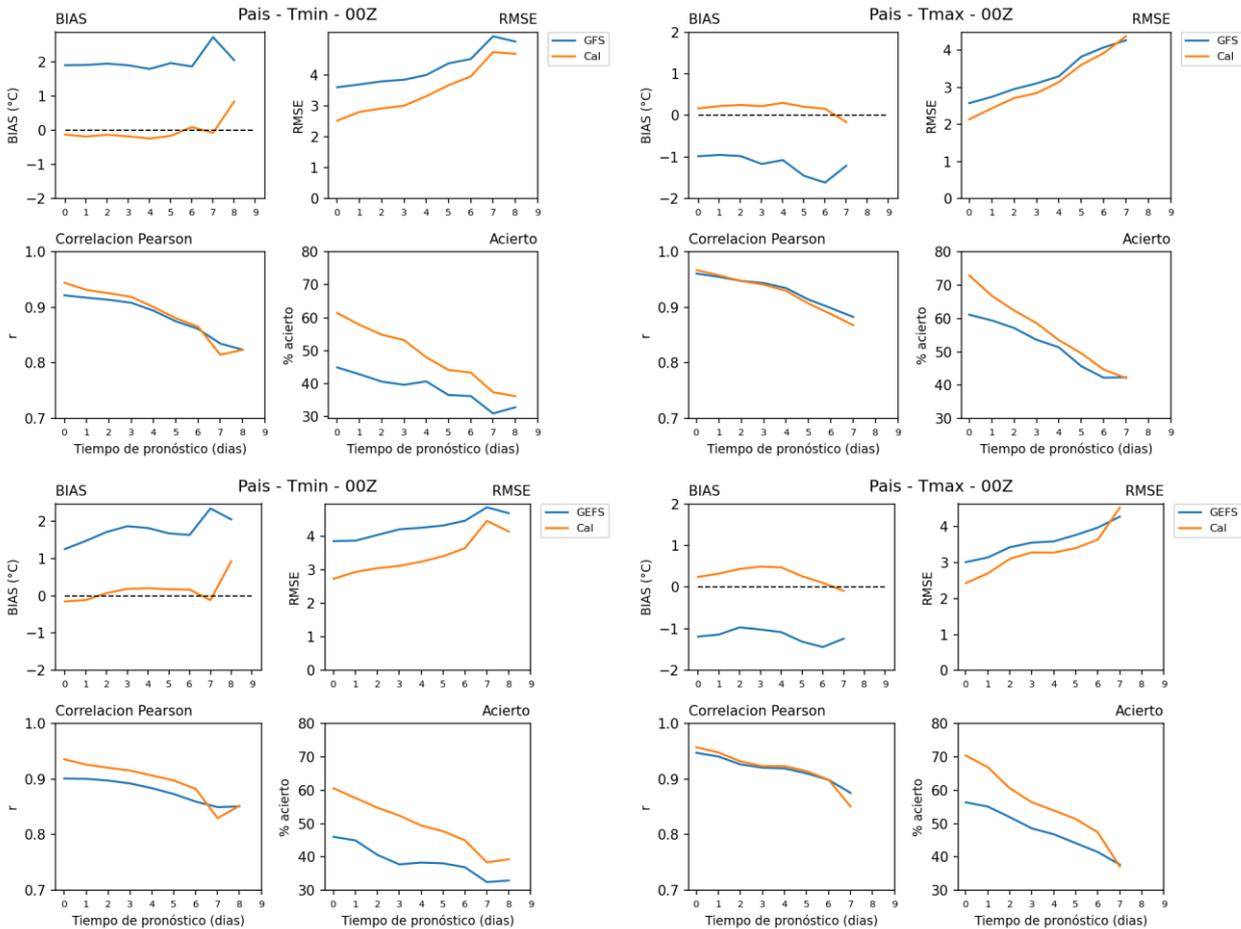


Figura 6: Idem Figura 5 pero para GFS (paneles superiores) y GEFS (paneles inferiores).

3. CALIBRACIÓN EN PUNTOS DE INTERÉS SIN OBSERVACIONES

Como se vio en la sección anterior, la metodología RAFK como ha sido aplicada demuestra resultados satisfactorios corrigiendo el bias de los modelos, pero presenta una limitante: requiere la existencia de observaciones. Esto reduce su aplicación a sólo aquellos puntos y horarios donde exista una observación. Debido a la necesidad de contar con pronósticos calibrados en sitios y horarios donde no se cuenta con mediciones de temperatura, es que se plantea la posibilidad de realizar una interpolación, tanto espacial como temporal, de los coeficientes de calibración calculados mediante RAKF. De este modo, se permitiría, en principio, la corrección del error sistemático para cualquier tiempo y punto de retícula del modelo.

A continuación se detallan los estudios realizados en pos de determinar la mejor metodología de interpolación de los coeficientes de calibración.

3.1 Interpolación espacial

Los coeficientes de calibración en un punto A donde no existe observación (b_{int}) se pueden calcular a partir de la interpolación de aquellos estimados en estaciones de superficie mediante RAKF (b_{RAFK}) (Figura 7).

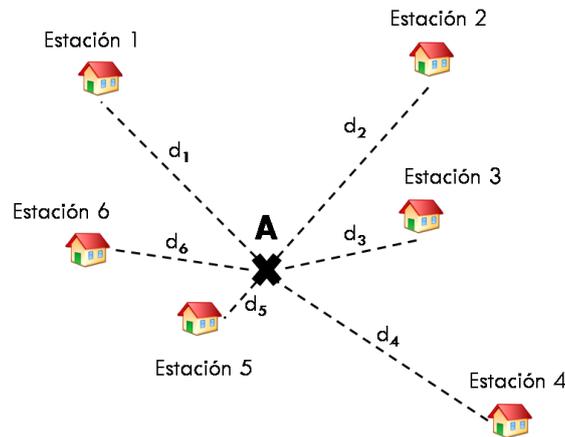


Figura 7: Representación de la interpolación espacial para calcular los coeficientes en el punto A.

Mediante la aplicación de alguna metodología de interpolación se calculan los pesos (w) que se le asignan a cada una de las estaciones. De este modo, los coeficientes interpolados se pueden estimar a partir de la siguiente expresión:

$$b_{int} = \frac{\sum w * b_{RAFK}}{\sum w} \quad (15)$$

Entre las distintas metodologías de interpolación espacial que existen se exploraron la inversa de la distancia (ID), una adaptación de la metodología de Shepard (Shepard, 1968) y, por último, una combinación de la adaptación de Shepard con un peso extra dado por diferencias de altura. A continuación se detallan los tres métodos:

3.1.1. Inversa de la Distancia (ID)

En esta metodología la estimación del valor en un punto dado se realiza otorgando pesos a los datos de su entorno de acuerdo a la inversa de la distancia (d) que los separa. Matemáticamente, dichos pesos se pueden expresar como:

$$w = \frac{1}{d^p} \quad (16)$$

donde p es un exponente de ponderación que determina la forma en que w disminuye con la distancia. En este trabajo, dicho valor p se fijó en 2. De este modo, se le otorga un peso más grande a las estaciones que se encuentran más cerca del punto a interpolar, mientras que para aquellas muy alejadas el peso es mucho más pequeño. Para no considerar la totalidad de las

estaciones en el cálculo, solo se tuvieron en cuenta aquellas ubicadas dentro de un radio de 500 km del punto a interpolar.

3.1.2. Adaptación de Shepard

En 1968, Donald Shepard planteó un algoritmo basado en la metodología ID a la cual le incorporó la idea de “barreras” o límites (permeables o absolutos) donde aplicar dicha interpolación. Según una adaptación de esta metodología, la expresión para el cálculo de los pesos resulta dada por:

$$w = \left(\frac{\max(0, R-d)}{R*d} \right)^2 \quad (17)$$

donde R representa la distancia límite que se considera para interpolar y en este estudio fue fijada en 500 km.

3.1.3. Adaptación de Shepard con peso extra por diferencias de altura

Por último, se probó una tercera metodología que se basa en lo planteado por Shepard, pero se le incorpora un peso extra basado en las diferencias de altura entre los puntos con observación (h_{est}) y el punto a interpolar (h_{int}). La idea es que aquellas estaciones que poseen alturas más similares a las del punto a interpolar tengan un mayor peso. En este caso, los pesos w_h dados por la altura se estimaron de acuerdo a la siguiente expresión:

$$w_h = \exp\left(\frac{-(|h_{int}-h_{est}|-200)}{H_2}\right) \quad (18)$$

donde H_2 es un parámetro que indica que importancia se le dará a las estaciones con diferencias de altura mayores. Finalmente, el peso total w se calculó multiplicando el estimado mediante la adaptación de Shepard con aquel obtenido para ponderar las diferencias de altura como lo demuestra la ecuación (19):

$$W = w_{Shepard} * w_h \quad (19)$$

Para comprender mejor cómo se comporta el peso w_h , la Figura 8 muestra un ejemplo de la variación de dicho peso en función de h_{int} y de H_2 , para un valor fijo de $h_{est}=1000$ m. Se observa que el peso es igual a 1 siempre que el valor absoluto de la diferencia entre h_{int} y h_{est} sea menor a 200 m y que para diferencias mayores, dependiendo de H_2 , dicho peso disminuye. En este estudio, H_2 fue fijado en 400 m.

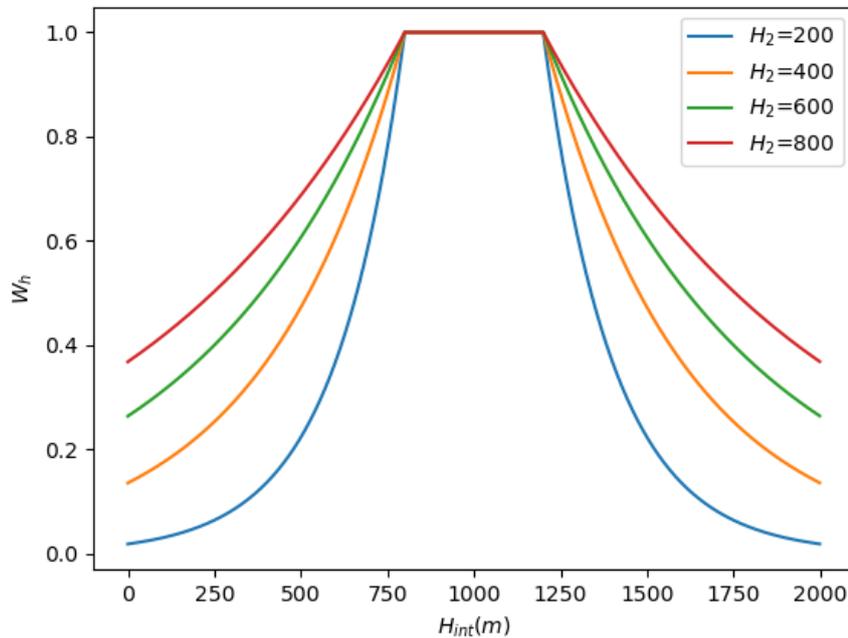


Figura 8: Comportamiento del peso w_h en función de h_{int} para distintos valores del parámetro H_2

3.2 Interpolación temporal

Para aquellos casos en los que la cantidad de horas consecutivas en que una estación no reporta observaciones es de 3 horas o menos se plantea realizar una interpolación temporal de los coeficientes propios de cada estación, intentando así conservar sus particularidades.

La metodología propuesta consistió en realizar un promedio de los coeficientes de las horas contiguas al intervalo sin observaciones y asignar este valor obtenido a cada uno de los horarios sin calibración. Es importante aclarar que, por la manera en que fue formulada esta interpolación, su aplicación solo es posible para la calibración de las temperaturas horarias y no de las mínimas y máximas.

3.3 Resultados

3.3.1 Interpolación espacial

Para determinar cuál de las metodologías propuestas es la más adecuada se tomaron 4 estaciones y se analizaron las diferencias entre los errores del pronóstico de temperatura calibrada mediante RAFK y los calculados mediante la aplicación de los 3 métodos de interpolación (sin tener en cuenta los coeficientes estimados para cada una de las estaciones). Las 4 estaciones seleccionadas fueron: Tinogasta, Córdoba Aero, Olavarría y Esquel (Tabla 1). En la Figura 9 se puede observar la ubicación de las estaciones seleccionadas en puntos rojos, junto con el resto de las estaciones

donde actualmente se realizan las calibraciones (puntos azules) y los puntos de interés para pronóstico donde se requerirá aplicar la interpolación espacial (puntos celestes).

Las pruebas realizadas se llevaron a cabo para ciclo de 00Z del modelo WRF, en su versión determinística, para el periodo del 1 de enero al 30 de junio de 2020.

Tabla 1: Datos de las estaciones sinópticas de superficie utilizadas para analizar la interpolación espacial.

Estación	Número	Coordenadas	Altitud (m)
Tinogasta	87211	28.07°S y 67.57°O	1200
Córdoba Aero	87344	31.30°S y 64.21°O	500
Olavarría	87643	36.89°S y 60.22°O	160
Esquel	87803	42.91°S y 71.14°O	800

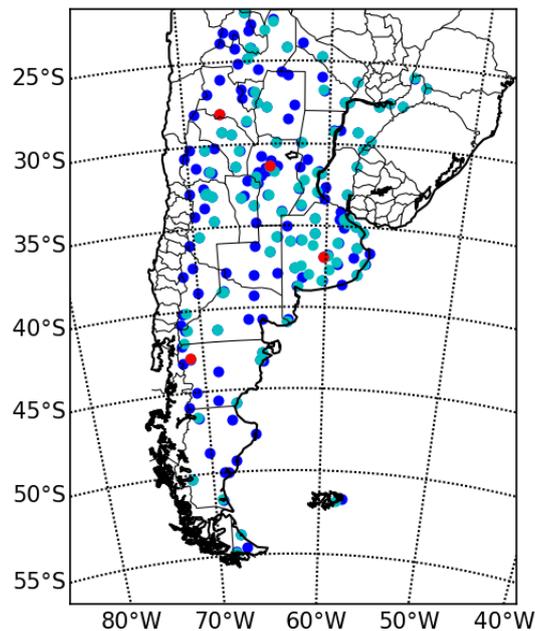


Figura 9: Ubicación de las estaciones sinópticas de superficie (ptos celestes) y los puntos de interés para pronóstico (ptos azules). En color rojo se presentan las estaciones que se utilizaron para comparar las metodologías de interpolación.

En la Tabla 2 se presentan los estadísticos RMSE y BIAS de los errores del pronóstico de temperatura horaria (llamado y_k en la sección 2.2) utilizando las 3 metodologías de interpolación espacial, junto con el error calibrado de la temperatura pronosticada mediante la aplicación de RAFK. Lo primero que se puede apreciar es que la calibración resulta en una mejor estimación del error pronosticado en prácticamente todos los casos y que, si comparamos las metodologías de

interpolación entre sí, los resultados suelen ser bastante parecidos. A pesar de ello, los valores más bajos de ambos estadísticos se alcanzan, en 3 de las cuatro ciudades, con la aplicación de ID.

Los resultados para las temperaturas mínimas y máximas diarias se presentan en las Tablas 3 y 4. En el caso de la temperatura mínima se observa que en la mitad de las estaciones funciona mejor la metodología ID, mientras que para la otra mitad Shepard+D parece ser la más adecuada. Para la temperatura máxima, tanto en el BIAS como en el RMSE, se observa que 3 de las 4 estaciones presentan mejores valores en los estadísticos utilizando la interpolación ID frente a las otras metodologías.

Tabla 2: RMSE y BIAS de los errores del pronóstico de temperatura a 2 m (horaria) calculados con la calibración y mediante la aplicación de las 3 metodologías de interpolación espacial. En color rojo se señala el mejor valor de RMSE para cada estación y en azul el mejor valor de BIAS de las tres interpolaciones consideradas.

Estación	Calibrado		ID		Shepard		Shepard + H	
	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS
87643	1.42	-0.39	1.42	-0.59	1.45	-0.61	1.45	-0.61
87344	2.21	-0.12	2.37	-0.61	2.38	-0.61	2.38	-0.61
87803	2.47	-0.12	2.59	-0.07	2.75	-0.13	2.67	-0.06
87211	0.50	0.09	0.50	0.18	0.50	0.19	0.49	0.19

Tabla 3: Idem Tabla 2, pero para temperatura mínima diaria.

Estación	Calibrado		ID		Shepard		Shepard + H	
	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS
87643	1.84	-0.10	1.83	-0.07	1.84	-0.09	1.84	-0.09
87344	2.24	-0.33	2.33	-0.70	2.33	-0.68	2.33	-0.68
87803	3.07	-0.26	3.15	0.41	3.42	1.14	3.28	0.84
87211	3.06	-0.66	3.40	-1.40	3.37	-1.35	3.32	-1.27

Tabla 4: Idem Tabla 2, pero para temperatura máxima diaria.

Estación	Calibrado		ID		Shepard		Shepard + H	
	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS
87643	1.70	0.04	1.76	-0.48	1.78	-0.46	1.78	-0.46
87344	1.82	0.16	1.82	-0.13	1.82	-0.16	1.83	-0.16
87803	1.94	0.10	2.49	-1.37	3.27	-2.35	2.83	-1.82
87211	2.22	-0.57	2.51	0.28	2.42	0.34	2.32	0.34

3.3.2 Interpolación temporal

Para evaluar el desempeño de la interpolación temporal se tomaron 5 estaciones, que reportan durante las 24 horas, y se comparó el error estimado por RAFK en el pronóstico de la temperatura con los interpolados temporal y espacialmente (metodología ID) para los plazos 1, 2, 7, 8, 13, 14, 19, 20. Las estaciones seleccionadas en este caso fueron: Santiago del Estero (87129), Córdoba Observatorio (87344), Ezeiza (87576), Santa Rosa (87623) y Ushuaia (87938).

Del mismo modo que para la interpolación espacial, las pruebas se realizaron para ciclo de 00Z del modelo WRF determinístico, pero para un período distinto. En este caso se consideró del 1 de diciembre de 2019 al 31 de agosto de 2020.

La Tabla 5 muestra el BIAS y el RMSE obtenidos utilizando la interpolación horaria y la espacial. A modo de comparación, se incluyen también los estadísticos obtenidos al calibrar en esas horas. Se puede ver como para todas las estaciones, en menor o mayor medida, tanto el BIAS como el RMSE de la interpolación horaria son mejores a los calculados al aplicar la interpolación espacial y son comparables a los obtenidos al haber realizado la calibración.

Tabla 5: RMSE y BIAS del error en el pronóstico de la temperatura para los casos en que se aplicó la calibración o se realizó una interpolación temporal o espacial.

Estación	Calibrado		Interpolación horaria		Interpolación espacial	
	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS	RMSE	BIAS
87129	2.49	-0.29	2.52	-0.24	2.57	-0.46
87344	2.17	-0.10	2.22	0.17	2.33	-0.77
87576	1.88	-0.05	1.92	0.05	2.15	0.97
87623	1.83	-0.13	1.82	-0.10	1.85	-0.23
87938	1.68	0.03	1.67	-0.01	2.28	1.36

4. CONCLUSIONES

Se evaluó la metodología RAFK en los modelos WRF y GFS, tanto determinístico como ensamble, para corregir los errores sistemáticos en los pronósticos de temperatura horaria y de máxima y mínima diaria. Los resultados obtenidos muestran que los pronósticos corregidos representan una mejora respecto a los sin calibrar, especialmente para los primeros plazos donde el error sistemático de los modelos es especialmente importante.

Como la metodología RAFK no es aplicable a puntos de interés que no poseen observaciones, se evaluó realizar una interpolación espacial y temporal de los coeficientes para así poder calibrar la temperatura en aquellos puntos. Para la interpolación espacial se evaluó el desempeño de 3 metodologías distintas, las cuales mostraron resultados similares. Sin embargo, ID presentó, en reglas generales, estadísticos levemente mejores que los de los otros métodos. Para aquellas estaciones que no presentan observaciones en un lapso de 3 horas o menos, se estudió la posibilidad de realizar una interpolación temporal y se encontraron mejores resultados que los obtenidos mediante la aplicación de la metodología de interpolación espacial ID. En las estaciones con intervalos de más de 3 horas sin observaciones, la interpolación temporal no demostró ser mejor que la espacial ya que los errores estimados por RAFK presentan un ciclo diurno. A partir de estos resultados, se considera aplicar la interpolación temporal cuando el faltante de datos observados sea menor o igual a 3 horas y la metodología ID cuando el intervalo sin observaciones sea mayor.

Esta metodología se estuvo aplicando en forma experimental y actualmente se encuentra en proceso de implementación operativa en el SMN.

5. REFERENCIAS

de Elía R., M. Gené, V. Sala, P. Loyber, Y. García Skabar y M. Arianna, 2020: Un salto en la potencia de cálculo en el SMN: cómo se adquirió el nuevo HPC. Nota Técnica SMN 2020-67.

<http://repositorio.smn.gov.ar/handle/20.500.12160/1296>

Dillon, M. E., C. Matsudo, Y. García Skabar y M. Sacco, 2020a: Implementación del sistema de pronóstico numérico en el HPC: Configuración de los pronósticos determinísticos. Nota Técnica SMN 2020-78.

Dillon, M.E., C. Matsudo, Y. García Skabar, M. Sacco y M. Alvarez Imaz, 2020b: Implementación del sistema de pronóstico numérico en el HPC: Configuración del ensamble. Nota Técnica SMN 2020-79.

Galanis, G. y M. Anadranistakis, 2002: A one dimensional Kalman filter for the correction of near surface temperature forecasts. *Meteorological Applications*, 9, 437–441.

Glahn, H.R. y D. A. Lowry, 1972: The use of Model Output Statistics (MOS) in objective weather forecasting techniques development laboratory. *Journal of Applied Meteorology*, 11, 1203–1211.

Jung, T., 2005: Systematic errors of the atmospheric circulation in the ECMWF forecasting system. *Quarterly Journal of Royal Meteorological Society*, 131, 1045–1073.

Klein, W. H. y F. Lewis, 1970: Computer forecasts of maximum and minimum temperatures. *Journal of Applied Meteorology*, 9, 350–359.

Kalnay, E., 2003: Atmospheric modeling, data assimilation and predictability. Cambridge University Press, 369 pp.

Pelosi, A., H. Medina, J. Van den Bergh, S. Vannitsem y G. B. Chirico, 2017: Adaptive Kalman Filtering for Postprocessing Ensemble Numerical Weather Predictions. *Monthly Weather Review*, 145, 4837–4854.

Righetti, S.A., M.P. Hobouchian y Y. García Skabar, 2019: Corrección del BIAS del pronóstico de temperatura mínima y máxima del modelo GFS. Nota Técnica SMN 2019-57. Recuperado de <http://repositorio.smn.gov.ar/handle/20.500.12160/1102>

Shepard, D., 1968: A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data. *Proceedings of the 1968 ACM National Conference*. 517–524.

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 (rdelia@smn.gov.ar), Luciano Vidal (lvidal@smn.gov.ar) o Martín Rugna (mrugna@smn.gov.ar) de la Dirección Nacional de Ciencia e Innovación en Productos y Servicios, para obtener la plantilla WORD que sirve 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.gov.ar).