



Corrección del BIAS del pronóstico de temperatura mínima y máxima del modelo GFS

Nota Técnica SMN 2017-56

Silvina Andrea Righetti^{1,2}, María Paula Hobouchian¹ y Yanina García Skabar^{1,3}

¹*Departamento de Investigación y Desarrollo, Gerencia de Investigación, Desarrollo y Capacitación.
Servicio Meteorológico Nacional.*

²*Departamento de Ciencias de la Atmósfera y los Océanos, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales.
UBA.*

³*CONICET.*

Junio 2019

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 el presente trabajo se describe la metodología desarrollada por el Departamento de Investigación y Desarrollo del Servicio Meteorológico Nacional (SMN) para realizar la corrección del error sistemático en la predicción numérica de la temperatura del aire. La necesidad de un post procesamiento del pronóstico numérico motivó el estudio de esta línea de trabajo y la aplicación de un método estadístico adecuado para realizar dicha tarea. La metodología seleccionada es la denominada Regresión Adaptada basada en el filtro de Kalman (RAKF). El desafío comenzó con la corrección de los pronósticos de temperatura mínima, máxima y de las 21 HOA del modelo global de pronóstico GFS con datos desde mayo de 2016. Se realizaron sucesivas pruebas experimentales y comparaciones con la red de estaciones meteorológicas disponibles para Argentina hasta obtener la metodología que se encontró automatizada hasta marzo de 2018, cuando por problemas de conexión a la base de datos se vio interrumpida.

La validación de la metodología mostró resultados favorables en la corrección de los 3 pronósticos de temperatura analizados, siendo más notable y útil su aplicación en el caso del pronóstico de la temperatura mínima (mayor sesgo observado) y menos importante para el pronóstico de la temperatura de las 21 HOA. En los 3 casos, la metodología RAKF logra valores del BIAS en torno a cero, de RMSE entre 1,5 y 2°C, un porcentaje de aciertos entre 80 y 85 % y un valor cercano a cero en el porcentaje de desaciertos extremos.

A futuro, se debería continuar este estudio para seguir mejorando su aplicación, incorporar otras variables meteorológicas para corregir y estudiar la componente del error aleatorio en el post procesamiento estadístico. A su vez, se espera adecuar esta metodología para corregir los errores sistemáticos de los pronósticos numéricos del modelo regional WRF-4km disponible en el SMN.

Abstract

This paper describes the methodology developed by the Research and Development Department of the National Meteorological Service (SMN, for its initials in Spanish) to perform the correction of systematic error in the numerical prediction of air temperature. The study of this line of work and the application of an adequate statistical method to perform this task was motivated by the need for post-processing the numerical forecast. The selected methodology is called Adapted Regression based on the Kalman filter (RAKF, for its initials in Spanish). This challenge began with the correction of the minimum, maximum and 21 LT temperature forecasts of the global forecast model GFS with data from May 2016. Successive experimental tests and comparisons were made with the network of meteorological stations available for Argentina until obtaining the methodology that was automated until March 2018, when due to problems of connection to the database its performance was interrupted.

The validation of the methodology showed favorable results in the correction of the three temperature forecasts analyzed. Its application is more notable and useful in the case of the forecast of the minimum temperature (greater bias observed) and less important for the forecast of the 21 LT temperature. In the three cases, the RAKF methodology achieves BIAS values around zero, RMSE values between 1.5 and 2°C, a percentage of hits between 80 and 85% and a value close to zero in the percentage of large errors.

In the future, this study should be continued in order to improve its application, incorporate other meteorological variables to correct and study the component of the random error in the post-statistical processing. At the same time, it is expected to adapt this methodology to correct the systematic errors of the numerical forecasts of WRF-4km regional model available in SMN.

Palabras clave: Error sistemático, Pronóstico numérico, GFS, Temperatura, Kalman Filter.

Citar como:

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 2019-56

1. INTRODUCCIÓN

En el verano de 2015, se notó un importante error en el pronóstico del modelo numérico GFS para la variable temperatura a 2 metros de distintas localidades de Argentina. Esta problemática era conocida de antemano, pero aún no se había expresado en tal magnitud. Desde el Departamento de Procesos Automatizados se ha implementado una metodología de corrección de los pronósticos de temperatura basada en una regresión lineal entre los pronósticos de temperatura y los valores observados con los datos de los últimos 30 días. A su vez, desde el Departamento de Investigación y Desarrollo se planteó el desarrollo de otro tipo de metodología, utilizada en otros centros meteorológicos mundiales, para realizar la corrección de los errores sistemáticos en la predicción de temperatura.

Los errores en los pronósticos de variables meteorológicas, especialmente las 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. Estos errores poseen tanto una parte sistemática (bias) como una parte aleatoria (random). 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 et al., 2005), la parte sistemática es comúnmente removida mediante métodos estadísticos (Kalnay, 2003). En este sentido, dos de los métodos estadísticos más populares son el Model Output Statistics (MOS) (Glahn y Lowry, 1972) y el Perfect Prog Method (PPM) (Klein y Lewis, 1970). La metodología MOS 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 a corregir. Dicho método suele ser el que presenta mejores resultados en la corrección del bias, pero requiere del cumplimiento de algunos requisitos como por ejemplo: a) Contar con un gran conjunto de datos de entrenamiento para determinar los coeficientes de la regresión lineal (como mínimo un par de años), b) que el sistema de pronóstico no tenga ninguna alteración o modificación durante el periodo de entrenamiento, y c) que una vez realizado el entrenamiento y obtenidos los coeficientes de la regresión, el sistema de pronóstico no realice ningún cambio. Cuando estas condiciones se satisfacen, la performance del MOS es muy buena. Sin embargo, tiene la gran desventaja de requerir un modelo estático (sin cambios en el tiempo), lo cual no es fácilmente adaptable a situaciones operacionales donde los modelos se actualizan frecuentemente. El método PPM es muy similar al MOS, con la única diferencia que los predictores de la regresión son observaciones o datos de análisis válidos para el tiempo de predicción (en vez de pronósticos), como si los pronósticos fueran perfectos. El problema de esta metodología es que si las observaciones de una estación se usan como predictores no es posible usar la misma variable como predictando. Sin embargo, si los análisis del modelo son considerados como pronósticos "perfectos" uno puede usar las variables como predictores. Otra característica que presenta el PPM es que funciona bastante bien para pronósticos a muy corto plazo, pero va perdiendo su habilidad (skill) a medida que aumenta el plazo de pronóstico.

Otra metodología ampliamente utilizada para procesar las salidas de los modelos numéricos es la RAKF. Este método utiliza 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 como en el caso de MOS. Otra característica muy conveniente que presenta RAKF frente a MOS es que al ser secuencial, le da mayor peso a la información más reciente. Es importante destacar que esta metodología 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).

En este trabajo, se detalla la metodología RAKF desarrollada y automatizada en el SMN para la corrección del pronóstico de la temperatura mínima, máxima y de las 21 HOA del modelo numérico GFS. Vale aclarar que actualmente el método no se encuentra en funcionamiento por problemas de consulta a la base de datos, pero el mismo funcionó sin interrupciones hasta marzo de 2018.

2. DATOS

Para implementar esta metodología se utilizaron los pronósticos de la temperatura del aire a 2 metros del modelo numérico GFS de los ciclos inicializados a las 00 y 12 UTC. El ciclo de las 00 UTC se utilizó para la corrección de la temperatura mínima (seleccionada como el mínimo valor de temperatura entre las 06 UTC y las 18 UTC de ese día) y de la temperatura máxima (seleccionada como el máximo valor de temperatura entre las 18 UTC de ese día y las 06 UTC del día siguiente), mientras que el ciclo de las 12 UTC se consideró para la corrección de la temperatura de las 21 HOA del día en curso.

A su vez, se utilizaron los datos observados de temperatura en 109 estaciones meteorológicas de Argentina (Figura 1).

Tanto los pronósticos como los datos observados se obtenían en forma remota, de la base de datos proporcionada por el Departamento de Procesos Automatizados del SMN que se actualiza dos veces al día, a las 02:15 y 14:15 HOA, aproximadamente.

3. METODOLOGÍA

3.1 Descripción de la técnica RAKF

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

$$y_k = \sum_{j=0}^J b_j(t_k) * h_{kj} = [1 h_{k1} h_{k2} \dots h_{kJ}] * \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_J \end{bmatrix}_k = h_k^T * b_k \quad (1)$$

La ecuación (1) es muy similar a la que resulta de la formulación del filtro de Kalman (KF, de sus siglas en inglés) 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 KF consta de dos pasos. En el primero, 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). A este paso se lo llama *Pronóstico*. En el segundo paso, 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 este paso se lo llama *Análisis*.

A continuación se detallan las ecuaciones resultantes del método:

Paso Pronóstico:

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

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

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

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 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. La idea es 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, estudios previos como Libonati et al. (2008) asumen estos valores como constantes, mientras que Galanis et al. (2006) proponen una selección alternativa de estos parámetros, realizando cálculos basados en una muestra de 7 días.

3.2 Aplicación de la metodología de RAKF

Como el objetivo del trabajo es corregir el sesgo de las temperaturas pronosticadas por el modelo numérico GFS, se consideró como *predictando* la diferencia entre el pronóstico y la observación en el tiempo t , i.e, el error del pronóstico, y como *predictor* la misma diferencia pero en el tiempo anterior. Teniendo esto en cuenta, la ecuación 1 se reescribe del siguiente modo:

$$y_t = h^T * b = \left[1(T_{gfs} - T_{obs})_{t-1} \right] * \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$y_t = b_0 + (T_{gfs} - T_{obs})_{t-1} * b_1 \quad (11)$$

donde $y_t = (T_{gfs} - T_{obs})_t$

La metodología se aplicó para corregir la temperatura mínima y máxima diaria y la temperatura de las 21 HOA de las 109 estaciones meteorológicas del SMN. Para los dos primeros casos se consideró el pronóstico inicializado a las 00 UTC, mientras que para el último caso se utilizó el de las 12 UTC.

Para inicializar el método se consideró el mes de mayo de 2016 y se realizó un ajuste lineal entre los errores del pronóstico en el tiempo t y en el tiempo $t-1$. Esto se realizó para cada temperatura y se obtuvo el valor inicial de los coeficientes b_0 y b_1 . Para inicializar r_k , que en nuestro caso es un escalar por contar con un solo predictor, se consideró el error cuadrático medio del ajuste de mayo. Para la matriz P_k^f se consideró la matriz de covarianza del error de los coeficientes. Por último, para inicializar la matriz Q_k , se tomó un valor empírico ajustado a partir del análisis de varios experimentos realizados y considerando el mejor rendimiento para cada ciudad.

3.3 Validación de los resultados

Para realizar una evaluación de la metodología RAKF, se calcularon estadísticos clásicos como el sesgo (BIAS, por su uso más frecuente en inglés) que representa el error sistemático del pronóstico y la raíz del error cuadrático medio (RMSE, por sus siglas en inglés), que proporciona una medida del valor medio de los errores del pronóstico. Las fórmulas que corresponden a estos estadísticos son las siguientes:

$$BIAS = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)}{N} \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{N}} \quad (13)$$

donde P y O son los datos de temperatura pronosticada y observada, respectivamente, y N es la cantidad total de pares de comparación que se consideran en la validación.

Además, se calculó el porcentaje de aciertos como la cantidad de casos en que la diferencia absoluta entre el pronóstico y la observación es menor o igual a 2°C ($|P-O| \leq 2^\circ\text{C}$) con respecto al total y el porcentaje de desaciertos extremos como la cantidad de casos en que la diferencia absoluta entre los mismos es mayor o igual a 5°C ($|P-O| \geq 5^\circ\text{C}$) con respecto al total.

4. RESULTADOS

4.1 Salidas de la metodología RAKF

En el período de mayo de 2016 a julio de 2017 se desarrolló el algoritmo con las sucesivas pruebas y actualizaciones correspondientes a la etapa inicial del proceso y se realizó la validación de los resultados obtenidos al aplicar la metodología. Como se mencionó anteriormente, en la actualidad esta herramienta no se encuentra funcionando por inconvenientes en la consulta a la base de datos, pero la misma se encontró funcionando en forma automatizada hasta el mes de marzo de 2018.

En primer lugar, al aplicar este método, se obtenían las tablas de temperatura mínima y máxima y de las 21 HOA como la que se muestra de ejemplo en la Tabla 1. Las mismas contienen el número de la estación correspondiente, el pronóstico del modelo GFS y el pronóstico corregido con RAKF. También se generaban mapas con las temperaturas corregidas como se ve en la Figura 1. Toda esta información se obtenía dos veces al día como se describió previamente.

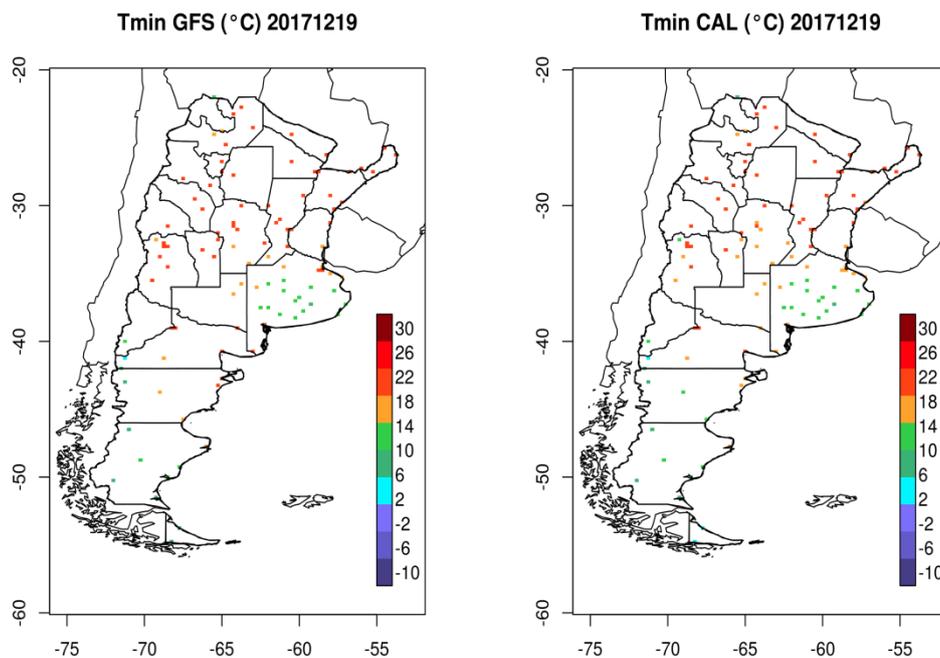


Fig. 1: Mapa generado al aplicar la metodología RAKF en las 109 estaciones de la red de datos disponible para el día 19 de diciembre de 2017, con el pronóstico de temperatura mínima del modelo (panel izquierdo) y el pronóstico corregido (panel derecho).

Por otro lado, se armaban las series de datos semanales y del período completo para cada estación de la red disponible. Las series semanales se realizaban con la información de la temperatura observada, la pronosticada por el modelo GFS y la corregida por el método RAKF de los 6 días previos y con el pronóstico y la corrección del día actual. En la Figura 2 se observa la serie para el pronóstico de la temperatura mínima de la ciudad de Bariloche con la misma información que la serie semanal pero desde mayo de 2016 en que se inició con esta metodología.

Tabla I: Información al aplicar la metodología RAKF para el pronóstico de la temperatura mínima del día 19 de diciembre de 2017 para 10 estaciones disponibles. Se indica el número de la estación, el valor pronosticado por el modelo (Tgfs) y el valor corregido (TgfsCal).

Estaciones	Tgfs	TgfsCal
87007	10.9	8.2
87016	21.9	22.5
87022	21.4	21.2
87046	17.9	17.7
87047	17.1	15.8
87050	20	19.5
87065	23.8	23
87078	24.2	23.6
87097	24.2	23.3
87121	20.8	20.4

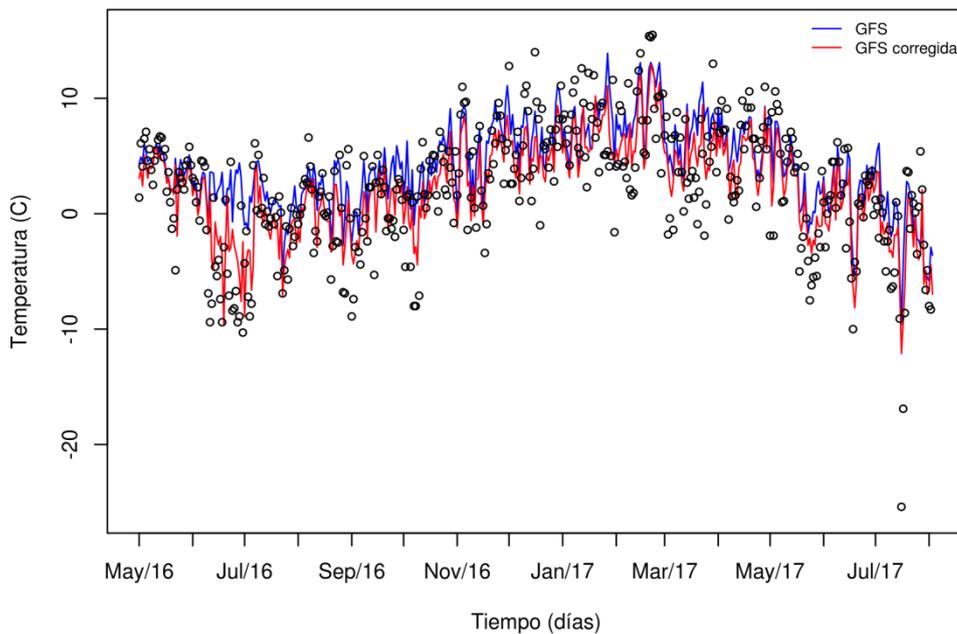


Fig. 2: Serie diaria de la temperatura mínima observada en la ciudad de Bariloche (círculos negros), la pronosticada por el modelo GFS (curva azul) y la corregida por el método RAKF (curva roja), desde mayo de 2016 hasta agosto de 2017.

4.2 Análisis de los resultados

Los estadísticos utilizados para la validación se calcularon desde el inicio de la aplicación de la metodología (mayo de 2016) hasta julio de 2017, considerando la red completa de datos disponibles y obteniendo un valor para cada día. En la Figura 3, se muestran los resultados para el pronóstico de la temperatura mínima, máxima y de las 21 HOA del BIAS y del RMSE. A su vez, en la Figura 4, se muestra el porcentaje de aciertos y de desaciertos extremos obtenido en esta comparación con las salidas del modelo. Para realizar un seguimiento del desempeño diario de la corrección implementada con RAKF se generaba, a su vez, una figura donde se presentaban los 4 estadísticos nombrados antes para cada mes y temperatura analizada (no se muestra en esta nota técnica).

Los resultados indican un peor rendimiento del modelo GFS en el pronóstico de la temperatura mínima y un mayor impacto favorable en la corrección de las salidas del modelo para esta variable en comparación con las otras temperaturas. Al observar el BIAS del GFS para la temperatura mínima, se puede apreciar un valor positivo en todo el período analizado, siendo mayor en las épocas más frías del año, lo que indica una sobreestimación por parte del pronóstico. Este mismo comportamiento también se refleja en el valor del RMSE para la temperatura mínima, siendo más importante con respecto a los otros pronósticos de temperatura y el cual también resulta mayor durante el otoño y el invierno. Asimismo, el resultado del porcentaje de aciertos y desaciertos extremos condice con este análisis. Al observar el desempeño de la metodología RAKF para el pronóstico de la temperatura mínima se observa de forma notoria la mejoría que genera la corrección ya que se presenta un valor del BIAS centrado en cero, una reducción del RMSE, un aumento de los aciertos y una clara disminución de los desaciertos extremos.

En el caso del pronóstico de la temperatura máxima, la diferencia entre la salida del modelo sin procesamiento estadístico y la corrección aplicada con la metodología RAKF resulta menor. Al analizar el BIAS, se observa una subestimación del pronóstico del modelo en los meses más fríos y una sobrestimación en los meses cálidos. En el RMSE, se ven los valores más grandes de error en el pronóstico de la temperatura máxima de los meses de primavera y verano, que también se relaciona con un menor porcentaje de aciertos y un mayor grado de desaciertos extremos. En todos los estadísticos, aparece una mejora al aplicar la metodología RAKF.

Por último, en el pronóstico de la temperatura de las 21 HOA, se reduce la corrección al aplicar la metodología RAKF. Esto está asociado con el resultado del BIAS para este caso y un menor error sistemático del modelo para esta hora. De todos modos, los estadísticos muestran valores favorables al realizar la corrección con RAKF por lo que las salidas del modelo GFS también mejoran, aunque en menor medida, para esta hora de interés.

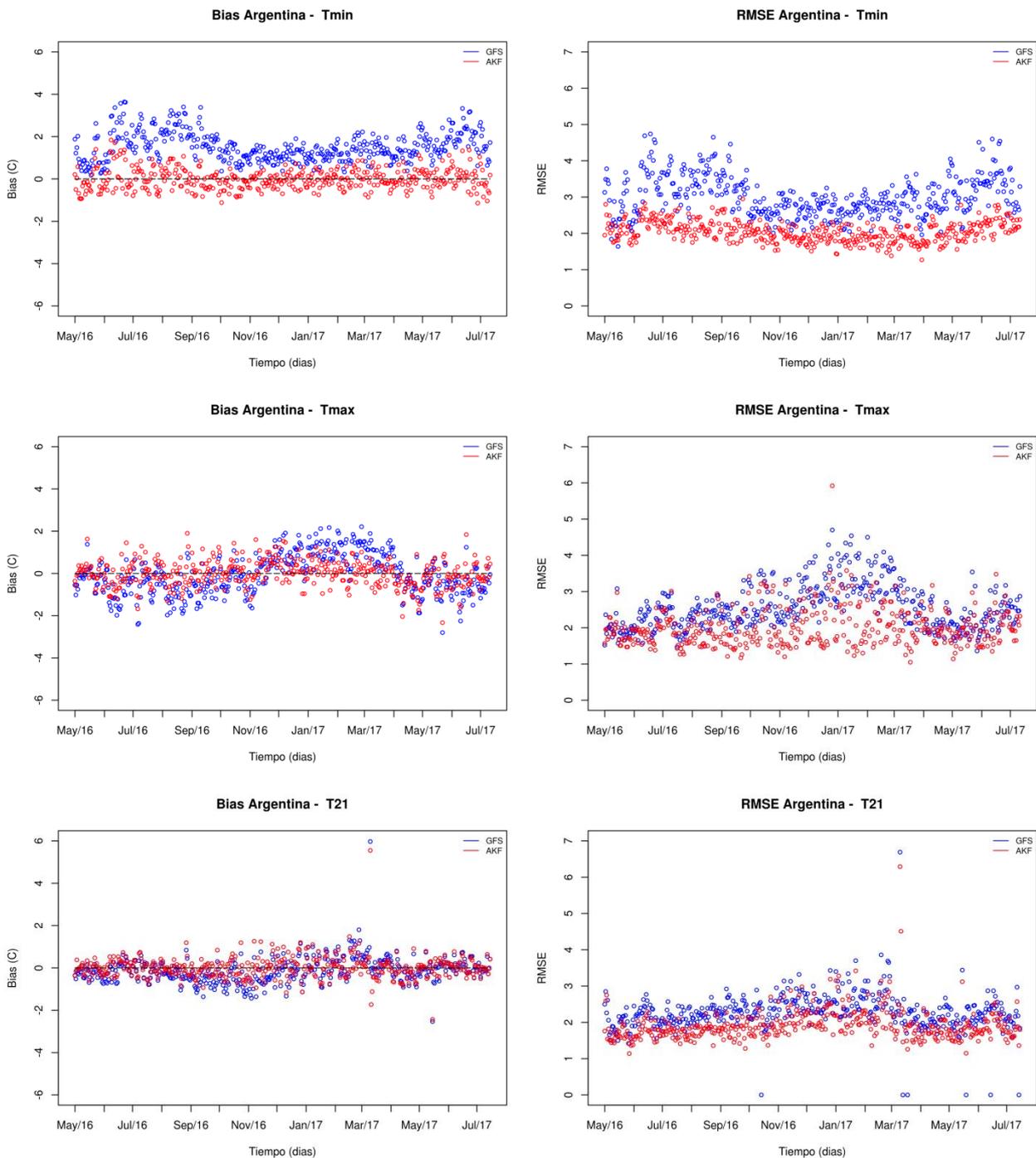


Fig. 3: Validación diaria de la metodología RAKF desde mayo de 2016 hasta julio de 2017 considerando la red completa de datos disponibles, con los resultados del BIAS (panel izquierdo) y del RMSE (panel derecho) para el pronóstico de la temperatura mínima (panel superior), máxima (panel central) y de las 21 HOA (panel inferior). Los círculos azules indican los valores obtenidos para el modelo GFS y los círculos rojos indican los valores corregidos.

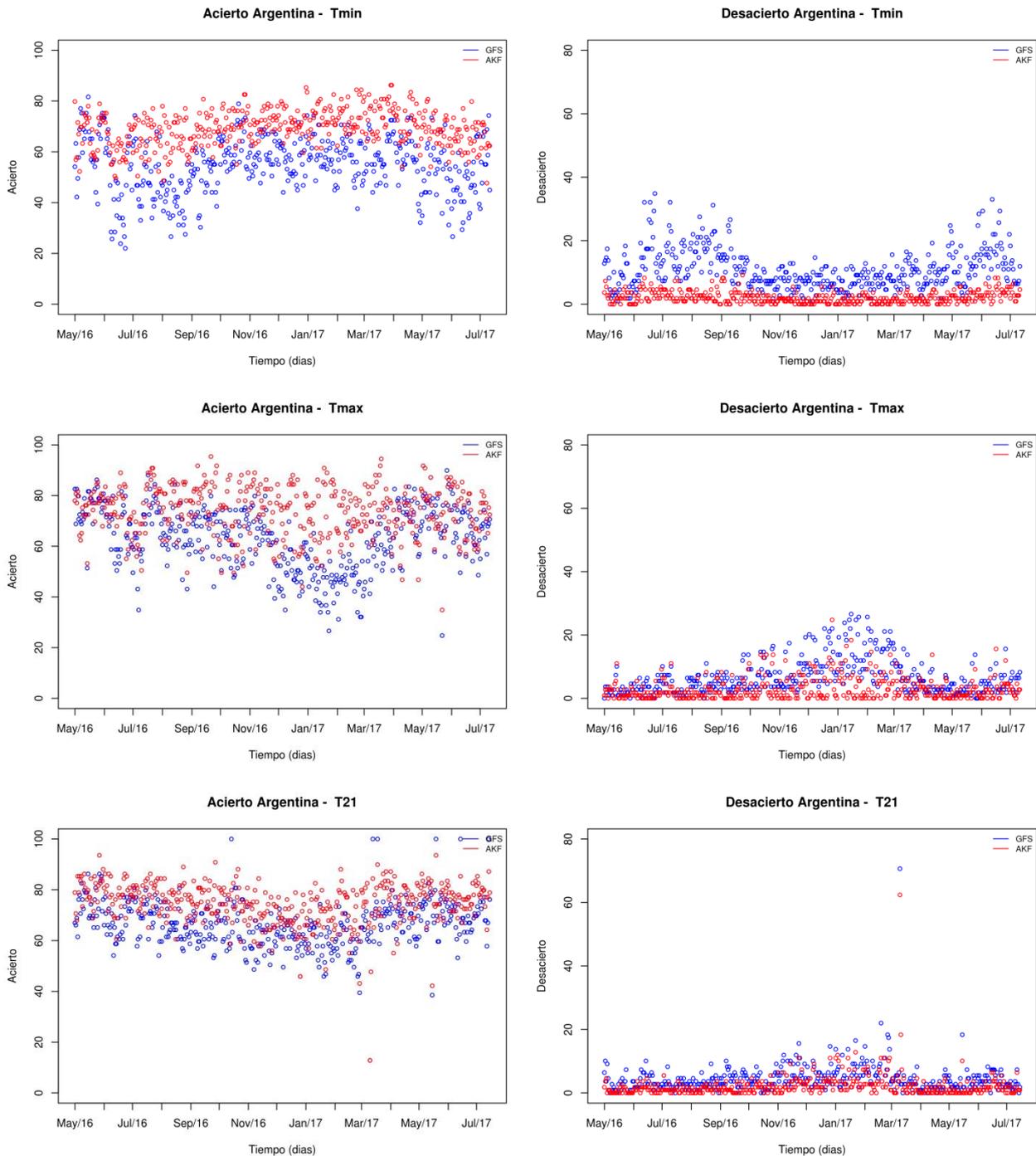


Fig. 4: Validación diaria de la metodología RAKF desde mayo de 2016 hasta julio de 2017 considerando la red completa de datos disponibles, con los resultados del % de aciertos (panel izquierdo) y del % de desaciertos extremos (panel derecho) para el pronóstico de la temperatura mínima (panel superior), máxima (panel central) y de las 21 HOA (panel inferior). Los círculos azules indican los valores obtenidos para el modelo GFS y los círculos rojos indican los valores corregidos.

5. CONCLUSIONES

La necesidad de implementar en el SMN un método estadístico para corregir el error sistemático de la salida de los pronósticos numéricos de temperatura, motivó el desarrollo del algoritmo RAKF. Esta metodología se encontró automatizada para los pronósticos de temperatura mínima, máxima y de las 21 HOA del modelo GFS hasta marzo de 2018, cuando por problemas de conexión a la base de datos se vio interrumpida.

Para obtener diariamente la información corregida del modelo, se realizaron numerosos experimentos y comparaciones con las observaciones de temperatura de la red de estaciones meteorológicas disponible en Argentina hasta llegar a la configuración actual de esta metodología.

La validación de los datos del pronóstico sin procesar y los datos del pronóstico corregidos con RAKF mostró resultados favorables para la salida del modelo que mejora en los 3 casos del pronóstico de temperatura analizados. De todos modos, debido al mayor sesgo en el pronóstico de la temperatura mínima por parte del modelo GFS, la corrección en este caso resulta más satisfactoria. Mientras que el pronóstico de temperatura de las 21 HOA es el que muestra menos diferencias entre la salida del modelo cruda y la corregida. El pronóstico de temperatura máxima muestra un ajuste intermedio que se relaciona con un resultado de los errores entre los más grandes obtenidos para la temperatura mínima y los menores obtenidos para la temperatura de las 21 HOA.

A futuro, se debería volver a poner operativa la metodología y continuar el estudio de las posibles modificaciones que puedan mejorarla, como por ejemplo sumando otros predictores en la regresión, o considerando matrices de covarianza de los errores que varíen en forma óptima. A su vez, es importante incursionar en la corrección de otras variables meteorológicas ya estudiadas como el viento y la precipitación. En este último caso, los métodos pueden complejizarse notablemente y se vuelve fundamental considerar el error aleatorio del pronóstico numérico. Este paso tendría una gran utilidad y valor en un sistema caótico como la atmósfera. De todos modos, corregir rigurosamente el error sistemático de los pronósticos numéricos es una tarea necesaria en todo servicio meteorológico, y que se debería continuar investigando en el SMN. Finalmente, se espera poder aplicar esta metodología con los cambios correspondientes para corregir las salidas del pronóstico numérico del modelo regional WRF de 4km de resolución espacial, que se utiliza en el pronóstico del SMN como valor agregado al modelo global GFS.

6. REFERENCIAS

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

Galanis, G., P. Louka, P. Katsafados, I. Pytharoulis, and G. Kallos, 2006: Applications of Kalman filters based on non-linear functions to numerical weather predictions. *Annales Geophysicae*, 24, 2451–2460.

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

Libonati, R., I. Trigo, and C.C. DaCamara, 2008: Correction of 2 m-temperature forecasts using Kalman Filtering technique. *Atmospheric Research*, 87, 183–197.

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 Gerencia de Investigación, Desarrollo y Capacitación, 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).